

MASTEROPPGAVE

Emnekode: BE305E

Navn: Magnus Solem

Porteføljeoptimalisering med kryptovaluta

Dato: 17.05.2022

Totalt antall sider: 75

SAMMENDRAG

Denne masteroppgaven skal analysere effekten porteføljeoptimalisering ved bruk av kryptovalutaer på 3 konvensjonelle aksjeporteføljer. Det lages en indeks bestående av 7 kryptovalutaer, som skal brukes i porteføljeoptimaliseringen. Kryptovalutaene som brukes er Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, USD Coin, XRP og Cardano. Effekten analyseres på 3 aksjeporteføljer med konvensjonelle strategier: indeks, vekst og defensiv i tidsintervallet 2019-2022. De tre aksjeporteføljene representerer strategier med lav-, moderat og høy beta, og gir eksponering som skal representere ulike typer investorer med en variasjon i risikovilje og mål. Både univariat sGARCH(1,1) og multivariate DCC GARCH(1,1)-modeller benyttes for å avdekke dynamikken i volatiliteten til de ulike porteføljene, og har høy nytte med tanke på risikostyring. Videre brukes DCC GARCH for å se nærmere på den dynamisk betingede korrelasjonen mellom alle enkeltaktivaene i porteføljene. De ulike aksjeporteføljene vil bli optimalisert i tidsintervallet 2019-2022 med 100 iterasjoner og månedlig rebalansering, og det første steget av optimaliseringen vil analysere avkastningen i de tre aksjeporteføljene sammenlignet med en benchmark (SPY). Deretter vil effekten av kryptoindeksens inklusjon i de 3 porteføljene bli studert mot de tidligere individuelle optimaliserte porteføljene og se på ulike prestasjonsmål knyttet til porteføljene. Risikojustert avkastning gjennom Sharp-forholdet, informasjons-forholdet, tracking error, value-at-risk, drawdown og expected shortfall, også kjent som betinget VaR. For å unngå støy og feil i modellen er det brukt gjennomsnittlig ukentlig avkastning, ettersom kryptomarkedet handles på alle ukedager. Justerte stengningskurser er også brukt for å ikke inkludere tilbakekjøp av aksjer og utbytte betalt av selskapene.

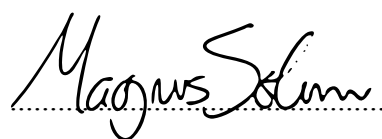
Analysen finner bevis for at risikojustert avkastning kan forbedres signifikant i flere av porteføljene, etter inklusjonen av krypto. Det er dog usikkert om disse resultatene skyldes beta eller alfa-effekter. Funnene videre i denne oppgaven foreslår at en strategisk krypto-vekting i en optimalisert aksjeportefølje kan gi investorer en redusert nedsiderisiko og meravkastning over en indeks med tilsvarende risikonivå. Funn fra GARCH-modellene til de ulike porteføljene antyder at det fremstår mer diversifisert å holde aksjer og krypto, i stedet for en ren aksjeportefølje. Modellene forklarer også i noe grad hvordan en investor potensielt kan sikre seg mot nedsiderisikoen av å ha en ren aksjeportefølje, med å inkludere enkelte kryptoer som i svært liten grad er korrelert med aksjemarkedet, uavhengig av de alternative aksjenes markedsverdi, beta eller multipler.

FORORD

Denne masteroppgaven markerer den avsluttende delen av siviløkonomutdanningen med spesialisering i finansiering og investering, ved Handelshøgskolen Nord. Motivasjonen bak oppgaven kommer fra å utforske et relativt nytt felt i skjæringspunktet mellom finans og teknologi. Oppgaven er skrevet over utdanningens siste semester, og utgjør 30 studiepoeng.

Arbeidet har til tider vært altoppslukende og utfordrende, men i høyeste grad interessant og givende, og læringskurven har vært eksponentiell. Oppgaven slik den har blitt i dag hadde ikke vært mulig uten støtte og veiledning. Jeg ønsker å rette en stor takk til Thomas Leirvik, førsteamanuensis ved Handelshøgskolen Nord, som har vært min veileder under dette arbeidet. Thomas har vært en enormt stor ressurs faglig, men også med tanke på diverse utfordringer knyttet til oppgaven, og har alltid vært tilgjengelig og bidratt med veiledning, tilbakemeldinger og kompetanse. Jeg vil også takke de andre eminente ansatte ved Nord Universitet som har undervist, vært tilgjengelig for spørsmål og samtaler gjennom studietiden, og har inspirert meg til å skrive denne oppgaven grunnet sitt faglige engasjement, kompetanse, tilstedeværelse og entusiasme. Til slutt vil jeg også takke mine nærmeste som alltid har vært et fundamental støttenettverk i gode og vonde dager, og særlig i de mest hektiske periodene med utallige lange dager og kvelder.

Bodø, 17. mai 2022.



ABSTRACT

This master thesis focuses on the analysis of the potential impact an index consisting of 7 cryptocurrencies can have in portfolio-optimization, in three conventional stock-portfolios. The cryptocurrencies that are being used is Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, USD Coin, XRP and Cardano. The impact of the crypto-index on the 3 portfolios will be analyzed in the interval 2019-2022. The portfolios are representing three conventional strategies: index, growth and defensive. The portfolios are supposed to represent different type of investors that have a varying level of risk-aversion, and hence offer three strategies of low- moderate to high beta. First, the three portfolios will be optimized in the interval, and compared to the cumulative returns of the SPY benchmark. Thereafter, the effect of the crypto-index will be studied and compared to the already optimized portfolios, with respective performance measures. Sharpe ratio, information ratio, tracking error, value-at-risk, drawdown and expected shortfall, also known as conditional VaR.

Univariate sGARCH(1,1) and multivariate DCC GARCH(1,1)-models will be applied to uncover the different volatility-dynamics across the portfolios, both before and after the inclusion of the crypto-assets. DCC models that provide a view of the dynamic conditional correlation between all the assets, gives the reader of the study and idea of how crypto-assets could be used in risk management. To avoid white noise and errors in the model, average weekly returns will be used to correct for the lack of data points in the stock market, compared to the crypto market. Adjusted prices are also being used to include companies' stock-repurchases and dividend payments.

The thesis provides evidence for using crypto-currencies for improving risk-adjusted returns in two of the three stock portfolios, although it's not easy to say what is due to alpha and what is due to beta in the given time-period. This thesis also suggests that an optimized stock portfolio with strategic allocations to certain cryptocurrencies, can provide the investor with a reduced downside-risk and improved returns, compared to an index with the same level of risk. Furthermore, the analysis of the DCC GARCH-models suggests that the portfolios are seemingly more diversified by holding both stocks and crypto, compared to only holding one asset class, since some cryptos seem to have a negative correlation with the stocks. The sGARCH(1,1)-models explains a big chunk of the volatility-dynamics of the optimized portfolios, and how an investor potentially can hedge the implied volatility that follow by holding crypto-assets.

INNHALDSFORTEGNELSE

SAMMENDRAG	I
FORORD	II
ABSTRACT	III
INNHALDSFORTEGNELSE	IV
FIGURER	VI
TABELLER	VI
LIGNINGER	VII
1. INNLEDNING	1
1.1 HVA ER KRYPTOVALUTA?	2
1.2 HVILKET VERDIFORSLAG HAR KRYPTOVALUTA I MODERNE FINANSMARKEDER?	4
1.3 PROBLEMSTILLING	6
2. LITTERATUR	7
2.1 UTGANGSPUNKT FOR VALG AV LITTERATUR	7
2.2 TIDLIGERE FORSKNING	8
2.3 PORTEFØLJEOPTIMALISERING MED KRYPTOVALUTA	9
2.4 DIVERSIFISERING VED BRUK AV FLERE KRYPTOVALUTAER	9
2.5 INVESTORERS ADFERD TIL KRYPTOVALUTA SOM AKTIVAKLASSE	10
2.6 EVALUERING AV KRYPTOVALUTAS POTENSIAL FOR ULIKE PORTEFØLJEALLOKERINGSSTRATEGIER	10
2.7 MODELLERING AV AVKASTNING OG VOLATILITET	11
2.8 LITTERATURANNERKJENNELSER	12
3. TEORETISK UTGANGSPUNKT	12
3.1 PORTEFØLJEOPTIMALISERING	13
3.2 BLOKK-KJEDETEKNOLOGI	13
3.3 MODERNE PORTEFØLJETEORI	14
3.4 KRYPTOVALUTA I PORTEFØLJEOPTIMALISERING	16
3.5 SHARPE RATIO OG VAR	17
3.6 INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR	18
3.7 VOLATILITET	18
3.8 ARCH/GARCH OG MODELLESTIMERING	19
3.9 TEORETISKE BEGRENSNINGER	20
4. DATA OG METODE	21
4.1 VITENSKAPSTEORETISK UTGANGSPUNKT OG VALG AV METODE	21
4.2 DATAKILDER OG TIDSSERIER	22
4.3 PRESENTASJON AV DATA	22

4.4 DESKRIPTIV STATISTIKK	24
4.5 STASJONÆRITET	26
4.6 NORMALITET	27
4.7 AUTOKORRELASJON	27
4.8 VARIABLER	28
4.9 HYPOTESER	28
4.10 PORTEFØLJEKONSTRUKSJON	30
4.11 BEGRENSNINGER	30
5.EMPIRISKE RESULTAT OG ANALYSE	31
5.1 FORUTSETNINGER, MÅL OG BEGRENSNINGER FOR PORTEFØLJEOPTIMALISERING.	31
5.2 FORUTSETNINGER OG SPESIFISERING AV GARCH-MODELLER	32
5.3 INDEKSPORTEFØLJEN	34
5.3.1 GARCH-VOLATILITET INDEKSPORTEFØLJEN	37
5.3.2 MULTIVARIAT GARCH-VOLATILITET INDEKSPORTEFØLJEN	40
5.4 VEKSTPORTEFØLJEN	42
5.4.1 GARCH-VOLATILITET VEKSTPORTEFØLJEN	45
5.4.2 MULTIVARIAT SGARCH VEKSTPORTEFØLJEN	48
5.5 DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN	49
5.5.1 GARCH-VOLATILITET DEFENSIV PORTEFØLJE	52
5.5.2 MULTIVARIAT SGARCH DEFENSIV PORTEFØLJE	55
5.6 MODELLENES VALIDITET	56
6.DISKUSJON	57
7.KONKLUSJON OG AVSLUTTENDE KOMMENTARER.....	60
REFERANSER	63

FIGURER

FIGUR 1: UTVIKLING I ANTALL KRYPTOVALUTA I PERIODEN OG MARKEDSVERDI MÅLT I USD I PERIODEN 2015-2021	3
FIGUR 2: INFLASJONSFORVENTNINGER OG ETHEREUM I INTERVALLET 2016-2021	5
FIGUR 3: INFLASJONSFORVENTNINGER OG ETHEREUM I INTERVALLET 2016-2021	5
FIGUR 4: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE INDEKSPORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY»	34
FIGUR 5: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE INDEKSPORTEFØLJEN VS. KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	35
FIGUR 6: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I INDEKSPORTEFØLJEN	39
FIGUR 7: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	40
FIGUR 8: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	41
FIGUR 9: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY»	42
FIGUR 10: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJEN VS. KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	43
FIGUR 11: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I VEKSTPORTEFØLJEN	47
FIGUR 12: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJEN	47
FIGUR 13: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJEN	49
FIGUR 14: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE DEFENSIVE PORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY»	49
FIGUR 15: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN	54
FIGUR 16: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN	54
FIGUR 17: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN	56

TABELLER

TABELL 1: SENTRAL VITENSKAPELIG LITTERATUR BRUKT I UTFORMINGEN AV OPPGAVEN	8
TABELL 2: ULIKE PRESTASJONSMÅL FRA ANALYSEN TIL LIU (2019)	10
TABELL 3: INDEKSPORTEFØLJEN	23
TABELL 4: VEKSTPORTEFØLJEN	23
TABELL 5: DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN	23
TABELL 6: KRYPTOPORTEFØLJEN	23
TABELL 7: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR INDEKSPORTEFØLJEN	24
TABELL 8: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR VEKSTPORTEFØLJEN	24
TABELL 9: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN	25
TABELL 10: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR KRYPTOPORTEFØLJEN	26
TABELL 11: SPESIFISERING AV SGARCH(1,1)	33
TABELL 12: SPESIFISERING AV MULTIVARIAT SGARCH OG DCC(1,1)-MODELL	33
TABELL 13: INDEKSPORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING	35
TABELL 14: KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING	36
TABELL 15: SHARPE FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I INDEKSPORTEFØLJEN, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR	36
TABELL 16: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR INDEKSPORTEFØLJEN	37
TABELL 17: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	40
TABELL 18: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN	41
TABELL 19: DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING	42
TABELL 20: DEN OPTIMALISERTE KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING	43
TABELL 21: SHARPE FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I VEKSTPORTEFØLJEN, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR	44
TABELL 22: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR VEKSTPORTEFØLJEN	45

TABELL 23: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS- PORTEFØLJEN.....	48
TABELL 24: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO- VEKST-PORTEFØLJEN.	48
TABELL 25: DEN OPTIMALISERTE DEFENSIVE PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.	50
TABELL 26: SHARPE FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I DEN DEFENSIVE, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR.	51
TABELL 27: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN.....	52
TABELL 28: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-DEFENSIV- PORTEFØLJEN.....	55
TABELL 29: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO- DEFENSIV-PORTEFØLJEN.....	55

LIGNINGER

LIGNING 1: MARKOWITZ MODELL.	15
LIGNING 2: MPT OG AVKASTNINGEN TIL EN PORTEFØLJE SAMMENSATT AV FLERE AKTIVA.	15
LIGNING 3: SHARPE RATIO.	17
LIGNING 4: INFORMATION RATIO.	18
LIGNING 5: GARCH VOLATILITETSLIGNING AV BOLLERSLEV (1986).....	19
LIGNING 6: JARQUE-BERA-TESTEN.....	27
LIGNING 7: LJUNG-BOX-TESTEN.....	28
LIGNING 8: PORTEFØLJENS AVKASTNING OG PORTEFØLJEAVKASTNINGENS VARIANS.	30
LIGNING 9: LIKEVEKTET PORTEFØLJE.	31

1. INNLEDNING

Begrepet 'penger' har endret seg over tid, som et resultat av at verdens økonomier og finansmarkeder er i konstant endring og utvikling. Eksempelvis, var overgangen fra bytteøkonomi til valutaøkonomi revolusjonerende, i den form at det eliminerte behovet for at to individer måtte besitte noe som den andre parten ønsket for å kunne gjennomføre transaksjonen, også kjent som 'The coincidence of wants' (Investopedia, 2022). Ettersom valutaøkonomien har blitt utviklet gjennom mange hundre år, har også mulige mangler, nedsider og forbedringspotensialer også blitt fremhevet. I 2008 ble Bitcoin som konsept utviklet av Nakamoto (2008) for å lage en ikke-sensurerbar og fleksibel internett-valuta, som den første av sitt slag. Derfra har det vært en eksponentiell vekst i antall mynter, markedsverdi og avkastning, som illustrert i figur 1. Sør-Korea, Japan og El-Salvador er noen av landene som har allerede har anerkjent Bitcoin som en lovlig betalingsmåte (Cointelegraph, 2017), og det er flere sentralbanker som utforsker muligheten for bruk av kryptovaluta i deres respektive økonomier. Selskaper som Square, Tesla og MicroStrategy har i senere år kjøpt Bitcoin og lagt dette til balansen til selskapet, i et forsøk på å diversifisere kontantbeholdningen, og som en metode for å unngå tap av kjøpekraft som et resultat av de inflatoriske egenskapene til tradisjonell fiat-valuta. Flere andre store virksomheter har entret verden av kryptovaluta i senere år, der blant annet Facebook i 2019 lanserte sin helt egne kryptovaluta kalt Libra (The Economist, 2019).

Fenomenet kryptovaluta er en teknologisk og finansiell innovasjon som i nyere tid har gjort et stort inntog i de internasjonale kapitalmarkedene, forskning og porteføljeforvaltning. Khraisha og Arthur (2018) definerer finansiell innovasjon som en prosess som er utført av en institusjon som involverer en opprettelse og en implementering av nye produkter og plattformer. Gjennom det siste tiåret, har kryptovaluta fått mye oppmerksomhet på grunn av dets innovative potensiale og nytenkning, og vært drivkraften bak det overordnede temaet 'desentralisert finans'. Mange nye innovative teknologier har sprunget frem gjennom 'den fjerde industrielle revolusjonen' som definert av Klaus Schwab (2017), der kunstig intelligens, blokk-kjedeteknologi, robotikk, 3D-printing, kvanteberegning, bioteknologi og 'internett av ting' blir identifisert som de sentrale faktorene. Kryptovaluta varierer i stor grad i teknisk arkitektur, design, overordnede formål og styresett (García-Monleón et al., 2021). Fra et finansielt perspektiv, er et av hovedmålene til kryptovaluta å forene brukerne av denne

infrastrukturen sine insentiv når det gjelder økonomisk koordineringsmekanisme (Rauchs et al., 2018). Fra 2012 til midten av 2021 har den totale markedsverdien på hele kryptomarkedet steget fra i underkant av 500M USD\$ til rundt 782B USD\$, som tilsvarer en årlig sammensatt vekstrate på mer en 150%, og prisveksten har vært stigende i majoriteten av de ulike kryptovalutaene selv om det fortsatt finnes lite data på en konsistent korrelasjon mellom 'myntene' (Sun et al., 2021).

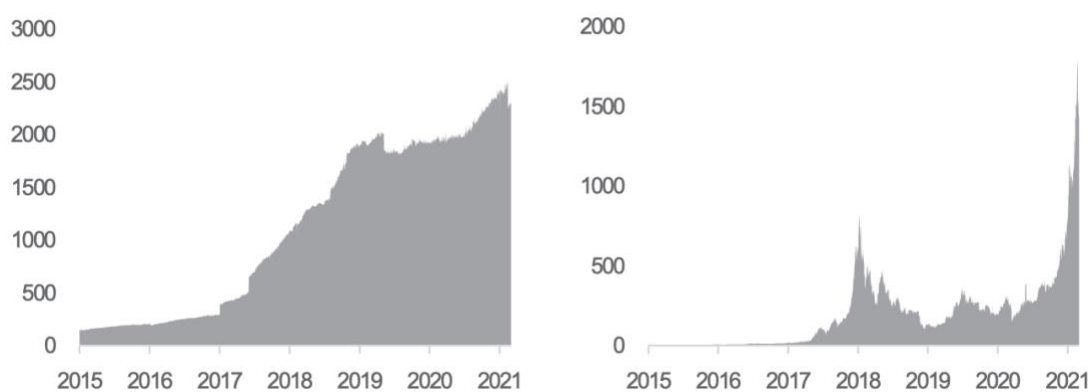
1.1 Hva er kryptovaluta?

Kryptovaluta kan beskrives som digitale aktiva som gjennom et blokk-kjedesystem kan tilfredsstillende en rekke ulike formål (Rauchs et al. 2018). I løpet av bare litt over et tiår siden Nakamoto (2008) dannet grunnleggelsen av Bitcoin, har kryptovaluta blitt en industri i ekstraordinær vekst, som på sikt kan ha potensiale til å bli en trussel mot stabiliteten til hele det monetære og finansielle systemet (Dyhrberg, 2016). I dagens marked eksisterer det en rekke ulike typer kryptovalutaer som har helt forskjellige funksjoner, som anonymitetsfremmende kryptografiske midler, høyere grad av beregningsfunksjonalitet eller overlegen transaksjonshastighet (Popov, 2018; Ben-Sasson et al. 2014; Buterin, 2014), og dette er også en av grunnene til at krypto ikke fungerer særlig godt som valuta per dags dato. De forskjellige digitale aktivaene har veldig forskjellige funksjoner og verdiforslag, og ikke alle er egnet som transaksjonsmiddel, kombinert med en relativt høy implisitt volatilitet som ikke tradisjonell fiat-valuta innehar.

Maese et al. (2016) definerer kryptovaluta som et transaksjonsmiddel som i motsetning til tradisjonell fiat-valuta er uavhengig av noen slags form for nasjonalstater, sentralbanker eller landegrensener som oftest ikke har noen form for overordnet sentral myndighet som overvåker infrastrukturen, verdiskapningen eller sikkerhetssystemene knyttet til transaksjonene, som i tillegg har en veldig begrenset motpartsrisiko.

Alle typer kryptovaluta er oppbygd av en rekke komplekse matematiske beregninger og blokk-kjeder, og algoritmen som blokk-kjeden er bygget på har potensiale til å eliminere tredjeparter og redusere transaksjonskostnader vesentlig for alle brukere (Ahluwalia et al., 2020). Samtlige kryptovalutaer er konstruert for å kunne inneha funksjoner som eksempelvis betalingsmåte eller utveksling av verdi. Selv om alle de ulike 'myntene' har et ganske variert verdiforslag, så har alle variasjonene av kryptovaluta det samme grunnleggende rammeverket og består av et protokollag, et data-lag og et nettverkslag (Rauchs et al., 2018). Kryptovaluta

og blokk-kjedeteknologien det bygger på, utfordrer og disrupterer konvensjonelle finansielle systemer på en rekke ulike måter. Fra konsumentens perspektiv bidrar dagens bank-og-finansinfrastruktur til å opprettholde høye kostnader på mellommennene i verdikjeden, samt transaksjonsforsinkelser (Ma et al., 2020). Kryptovaluta har potensiale til å kunne tilby teknologiske fremskritt som gjør at det ikke trengs en mellomliggende part for å kunne verifisere transaksjonene eller identiteten til et individ, og samtidig kan tilby et åpent system som registrerer all data og informasjon som utføres på blokk-kjeden. Peters & Panayi (2016) argumenterer for at blokk-kjedeteknologien kan forandre banksystemet ved å kunne tilrettelegge ‘smarte kontrakter’, pengeoverføringer og elektroniske bankreskonto på et globalt nivå. I tillegg til å være en finansiell innovasjon, har blokk-kjedeteknologien potensiale til å kunne øke finansiell inklusivitet. Finansiell inklusivitet er en prosess som garanterer tilgjengeligheten, bruk av formelle økonomisystemer, og gir enkel tilgang til alle individer i en bestemt økonomi (Allen et al., 2016). Dette er særlig aktuelt for deler av verden som har utfordringer knyttet til styresmakter, som ikke kan legge til rette for en økonomisk infrastruktur som har legitimitet for både nasjonale og internasjonale aktører. På sikt kan derfor inklusivitet til marginaliserte befolkninger i den globale økonomien økes, ved å bidra til at det effektivt kan gjennomføres mobiloverføringer direkte fra ‘peer-to-peer’ (Rodima-Taylor et al. 2018). Bouri et al. (2017) var noen av de første forskerne som oppdaget en negativ korrelasjon mellom VIX-indeksen og Bitcoins volatilitet. Figur 1 er hentet fra Zaremba et al. (2021)



FIGUR 1: UTVIKLING I ANTALL KRYPTOVALUTA I PERIODEN OG MARKEDSVERDI MÅLT I USD I PERIODEN 2015-2021

Selv om kryptovaluta beskrives i litteraturen som et innovativt teknologisk og finansielt fenomen, som i tillegg innehar egenskaper at det kan betraktes som en ny type valuta eller transaksjonsmiddel, er det akademiske miljøet uenig i hvordan denne nye aktivklassen skal kategoriseres. Flere forskere som Luther (2018), Carrick (2016) og Kim (2017) argumenterer

for at kryptovaluta har potensiale til å på sikt kunne bli kategorisert som et reelt alternativ til tradisjonell fiat-valuta. Andre forskere som Dyhrberg (2016) og Bouri et al. (2018) betrakter kryptovaluta mer som en råvare, på lik linje med olje eller gull. Det er også en del av den akademiske verden som anser kryptovaluta som et 'ikke-produktivt'-aktiva, og som et rent spekulativt fenomen som ikke har noen form for egenverdi eller framtidig prospekt, som beskrevet av Corbet et al. (2018).

1.2 Hvilket verdiforslag har kryptovaluta i moderne finansmarkeder?

Det globale finansmarkedet har vært vitne til en rekke inntog av kryptorelaterte finansielle instrumenter som har blitt tilgjengelig for investorer på ulike handelsplattformer de siste årene. 'Grayscale Investment Trust' og 'Purpose Bitcoin ETF' er eksempler på nylige opprettede produkter som gir investorer eksponering til kryptovaluta, uten at investorene direkte må eie de underliggende aktivaene, som var en betydelig mer komplisert praksis tidligere i kryptovalutaenes livssyklus. Eksempelvis så kan man få direkte eksponering mot Bitcoin eller Ethereum gjennom et finansielt instrument som en ETF, ved at man indirekte eier 'mynten' gjennom en finansinstitusjon, sammenlignet med å måtte eie kryptovalutaen direkte på tradisjonelt vis. Det er fortsatt relativt teknisk komplekst å eie kryptovalutaer direkte, så derfor har disse nye instrumentene bidratt til at både volumet og likviditeten i den totale kurven av kryptoaktivaer har økt. Antallet utvekslinger har også økt drastisk, og det har gjort det vanskeligere for investorer å velge en børs for handel og hedging. Selv om handel, eller trading i kryptomarkedene har skjedd i mye høyere frekvens i senere tid, er det utfordrende å avgjøre det totale nivået på likviditeten i disse markedene (Brauneis et al. 2020). Kryptovalutaene mangler en regulert datainnsamling som på lik linje den konsoliderte 'datafeeden' for aksjemarkeder. Denne mangelen, i tillegg til et substansielt antall jurisdiksjoner og et stort antall kryptovaluta-børser, gjør det vanskelig å hente inn spredningen mellom 'bid-ask' i disse markedene. Summen av disse utfordringene gjør at det er lite nytte i å sammenligne likviditeten på tvers av kryptovaluta-børser. Bid-ask-spredningen er et nyttig mål for å vurdere hvorvidt en børs representerer den reelle kostnaden ved å umiddelbart kjøpe eller selge et aktiva. Spredningen er vanligvis kalkulert ved å anvende høy-frekvensdata fra intra-dag, men denne dataen er i praksis både kostbar og tidskrevende å prosessere (Brauneis et al. 2020).

Ettersom bruken av kryptovaluta har økt i investering, porteføljeallokering og forvaltning, har også legitimiteten og den sosiale aksepten til denne aktivaklassen hatt et kausalt forhold og tilsvarende utvikling (Sun et al., 2021). I porteføljeoptimalisering er dette interessant fordi det finnes data på at krypto som aktivaklasse har en lav korrelasjon med tradisjonelle aktiva, som også kan bety at det mulig kan forbedre risikojustert avkastning og oppnå en høyere Sharpe-ratio til en portefølje, samtidig som det kan ha innvirkning på måten finansielle institusjoner kan lage mer konkurransedyktige produkter for kundene sine på (Mattke et al., 2020). I motsetning til fiat-valuta, så har kryptovaluta det særegne trekket at de historisk sett har oppnådd en høyere grad av avkastning og volatilitet. Det skal dog sies at siden alle kryptoaktivaer har ulike funksjoner, som beskrevet av Popov (2018) Ben-Sasson et al. (2014) og Buterin (2014), vil ikke alle kunne anvendes som transaksjonsmiddel i fremtiden. Disse egenskapene som tradisjonell fiat-valuta ikke har, gjør at det er desto viktigere med en passende modellering av risikostyring, volatilitet, hedging, porteføljeallokering og kapitalkravsbegrensninger (Fung et al. 2021; Demir et al. 2018; Wu et al. 2019). Hvor lite eller stor korrelasjon kryptovaluta har med mer tradisjonelle aktiva, er et spørsmål som det trengs mer data over et lengre tidsperspektiv for å kunne besvare. Figuren under av Conlon et al. (2021) viser forholdet mellom Bitcoin, Ethereum og inflasjonsforventninger.



FIGUR 2: INFLASJONSFORVENTNINGER OG BITCOIN I INTERVALLET 2016-2021.



FIGUR 3: INFLASJONSFORVENTNINGER OG ETHEREUM I INTERVALLET 2016-2021.

Med tanke på fremtiden til finansiell infrastruktur, kapitalinnhenting og entreprenørskap, har blokk-kjedeteknologien også muligheten til å legge til rette for at selskaper av all størrelse

uanstrengt kan hente kapital ‘peer-to-peer’ gjennom globale emisjoner eller ‘Initial coin offerings’. ICO bidrar ikke bare til at investorer over hele verden har muligheten til å bli bragt sammen, men det fjerner også kravene til mellomledd i kapitalinnhenting ved å forbigå tradisjonelle ledd i en emisjonsprosess som investeringsbanker og revisorer, som har potensiale til å drastisk redusere kostnaden knyttet til kapitalinnhenting for det respektive selskapet (Ma et al., 2020). I 2018 ble det hentet ca. 550M USD\$ gjennom ‘Initial coin offerings’, noe som kan sammenlignes med beløp som ble hentet gjennom mer tradisjonelle kanaler (Perez et al., 2020). Kjærland et al. (2018) beskriver at under kriseperioder i finansmarkedene, er investorer mer tilbøyelig til å re-distribuere investeringene deres til aktivaklasser som er antatt å være en ‘trygg havn’, og dette inkluderer også valuta. En valuta er betraktet som en trygg havn gitt at internasjonale investorer investerer i det for å begrense sine tap under perioder med høy volatilitet og risiko.

1.3 Problemstilling

Busch (2021) definerer en god problemstilling som noe som kjennetegnes av god forankring i praksis, være diagnostiserende, ha god teoretisk forankring, åpne opp for problemløsning og innovasjonsevne, la seg løse av tilgjengelige ressurser og ha en entydig og klar formulering. På bakgrunn av dette ønsker denne oppgaven å besvare følgende problemstilling:

Hvordan påvirker diversifisering ved bruk av en konstruert indeks av 7 kryptovalutaer prestasjonen til 3 optimaliserte aksjeporteføljer?

Dette kan defineres som en forklarende problemstilling, ettersom det er årsak-virkningssammenhengen mellom to eller flere variabler som skal analyseres (Busch, 2021). En problemstilling påvirkes som oftest av en rekke ulike forhold, og det kan være utfordrende å finne hvor stor effekt spesifiserte variabler faktisk har på forklaringsvariabelen. Derfor er det essensielt med en slik type problemstilling er at modelleringen ikke blir for kompleks og at det er rimelig avgrensning, slik at man unngår over-tilpasning som sannsynligvis vil senke forklaringssevnen og påliteligheten til modellen. Oppgaven vil analysere hvordan innvirkning diversifisering ved bruk av de 7 kryptovalutaene har på 3 optimaliserte porteføljer. De 7 kryptovalutaene er Bitcoin, Ethereum, Tether, BNB, USD Coin, XRP og Cardano. Potensielle nye funn innenfor dette feltet kan ha stor teoretisk og empirisk nytte for interessenter, særlig innenfor kapitalforvaltning og forskning. Denne problemstillingen kan

også gi innspill til mulige interessenter, ved å tilby resultater og empiri som kan gi nytte og informasjon som kan brukes i fremtidig vitenskapelig arbeid. Problemstillingen vil derfor forsøke å avbilde et aktuelt problemfelt som er konkret nok til at det praktisk kan anvendes i videre forskning. På tross av den store veksten kryptovalutamarkedet har vært gjennom de siste årene, er det fortsatt per i dag en ganske begrenset mengde forskning på diversifisering med kryptovaluta, som eksempelvis fremheves av Liu, 2019.

2.LITTERATUR

Dette kapitlet skal gjennomgå litteraturen som skal brukes for å tilnærme seg problemstillingen. Litteraturen omhandler modellering av avkastning og volatilitet, investorers adferd rundt kryptovaluta som aktivaklasse, porteføljeoptimalisering med kryptovaluta, samt hvordan de respektive 'myntene' eller aktivaene som skal brukes i analysen er differensiert fra hverandre, samt hvordan de egner seg som investeringsobjekt.

2.1 Utgangspunkt for valg av litteratur

Litteraturen som er valgt i denne oppgaven belyser teoretiske nøkkelbegreper i detalj, og gir sentrale begreper en tydelig og presis definisjon (Busch, 2021). Bakgrunnen for valget av litteraturen har primært lagt i problemstillingens utfordringer, men seleksjonsprosessen har også blitt påvirket av hvilken empiri som er tilgjengelig, i hvilken tidsperiode, og hvordan metode som skal benyttes i oppgaven. Hovedkriteriene i valg av litteratur har vært den faglige utviklingen innenfor porteføljeoptimalisering med kryptovaluta. Hovedformålet med litteraturen er å formidle teoretisk innsikt og evnen til å utlede komplekse teorier på en oversiktlig måte (Busch, 2021). Rent praktisk består litteraturen av ulike tilnæringsvinkler som omhandler porteføljeoptimalisering med kryptovaluta, der de ulike forfatterne har brukt en rekke ulike metodeformer og analyseverktøy på krypto. Dette for å gi best mulig innsikt og reliabilitet, som gjør at oppgaven har en rekke resultater og empiri som det kan sammenligne mot. Samtidig, er det inkludert en rekke litteratur som ikke bygger opp under hypotesen om at kryptovaluta kan være fordelaktig i porteføljeoptimalisering, for å få en så nyansert og balansert analyse som mulig.

2.2 Tidligere forskning

TABELL 1: SENTRAL VITENSKAPELIG LITTERATUR BRUKT I UTFORMINGEN AV OPPGAVEN.

Forfattere	Variabler	Datarekkevidde	Resultater
(Ma et al. 2020)	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin Cash og Litecoin.	Daglig data. November 2015 – November 2019.	Diversifisering ved bruk av 5 kryptovalutaer økte avkastning i de fleste tilfeller, og reduserte volatiliteten i porteføljene.
(Briere et al. 2015)	Bitcoin, aksjer, obligasjoner, valuta, eiendom, hedgefond og råvarer.	Ukentlig data. Juli 2010 – Desember 2013.	Inkluderingen av Bitcoin, selv en liten proporsjon av en diversifisert portefølje, kan forbedre risikostjert avkastning.
(Sun et al. 2021)	253 multinasjonale private-equity porteføljeforvaltere som har kjøpt kryptovaluta.	Survey.	Kryptovalutas volatilitet senker ikke institusjonelle investorers tillit til aktivaklassen, så lenge markedet kan tilby nøyaktig informasjon om prisendringer for å møte investorers prisbevissthet.
(Platanakis et al. 2018)	Bitcoin, Litecoin, Ripple og Dash.	Ukentlig data. Februar 2014 – Januar 2018.	Naive diversifisering er bra, om ikke bedre en optimal 'mean-variance'-portefølje.
(Kajtazi & Moro, 2019)	Bitcoin, aksjer, obligasjoner, råvarer, valuta og alternative investeringer i USA, Europa og Kinesiske markeder.	Daglig data. Februar 2012 – Januar 2017.	Å inkludere Bitcoin i en diversifisert portefølje kan forbedre prestasjonen ved å øke avkastningen mer en reduksjonen i volatilitet.
(Brauneis & Mestel, 2019)	500 Kryptovalutaer.	Daglig data. Januar 2015 – Desember 2017.	Betydelig diversifiseringsfordeler ble observert i likevektede, optimaliserte 'mean-variance'-porteføljer. Kan forbedre Sharpe-ratio.
(Borri, 2019)	Bitcoin, Ethereum, Ripple og Litecoin.	Daglig data. Januar 2017 – April 2018.	En portefølje med kryptovalutaer gir en bedre risikostjert avkastning en individuelle kryptovalutaer.
(Petukhina et al. 2018)	55 kryptovalutaer, 5 aksjeindekser, 4 obligasjonsindekser, 4 valutaer og 2 råvarer.	Ukentlig data. Januar 2015 – Desember 2017.	Krypto kan forbedre risikostjert avkastning til en portefølje. Forfatterne understreker at observasjonen er mest nyttig for 'high-targeted return strategies'
(Liu, 2019)	10 Kryptovalutaer.	Alle handelsdager mellom August 2015 og August 2018.	Diversifisering av kryptovaluta kan forbedre nytte og Sharpe Ratio.

2.3 Porteføljeoptimalisering med kryptovaluta

Ma et al. (2020) har sett nærmere på hvordan diversifisering ved bruk av fem kryptovalutaer har på fire tradisjonelle porteføljer, som er holdt mellom perioden 2015-2019. Resultatene fra dette studiet foreslår at diversifisering ved bruk av kryptovaluta økte porteføljenes avkastning i majoriteten av tilfellene, reduserte volatiliteten til alle porteføljene og samtidig bidro til en økt avkastning sammenlignet med tradisjonelle porteføljer med tilsvarende risikonivå, men uten bruk av kryptovaluta. Studien konkluderer med at ved å bruke de 5 typene kryptovaluta i en portefølje, vil gi en bedre diversifikasjon målt for de nevnte parameterne. Denne artikkelen fremhever også at selv om tidligere studier har vist en lav korrelasjon mellom kryptovaluta og tradisjonelle aktiva, som foreslått av Mattke et al. (2020), så finnes det klare indikasjoner på at det ikke er alle typer kryptovaluta som kan øke den forventede avkastningen til en portefølje, grunnet deres grunnleggende høye volatilitet. Derfor vil en investors valg av kryptovaluta i porteføljeoptimalisering ikke bare være basert på navnet, tilliten og kjennskapet den respektive investoren har til kryptovaluta, men også hvor innovativ investoren er i seg selv kan være en nøkkelfaktor som avgjør hvordan kryptovaluta som brukes i porteføljen.

2.4 Diversifisering ved bruk av flere kryptovalutaer

Liu (2019) foreslår i sin artikkel at en diversifisering i en ren kryptoportefølje i seg selv viser potensial som en diversifisering for institusjonelle og private investorer, sammenlignet med å eie en enkelt krypto. I praksis betyr det at hvis det settes sammen en portefølje av flere kryptovalutaer, som har dette mulighet til å kunne øke Sharpe-ratio og nytten til investoren som et resultat, noe som er veldig relevant for denne oppgaven. Videre fremhever Liu at det eksisterer flere viktige faktorer som er vanlige ved kryptovalutaer, som er oppdaget i nyere tid. Disse tre faktorene består av leptokurtose (Chan et al. 2017) som den første faktoren, som er kategorisert ved at kurtosen er større en det av en normalfordeling, tilsvarende å ha et positivt overskudd av kurtose. Den andre faktoren er heteroskedastisitet (Gkillas et al. 2018), som oppstår når feilleddets varians varierer med størrelsen til x-verdiene. Den siste faktoren er langt minne (Phillip et al. 2018), som kjennetegnes ved at det eksisterer sterk korrelasjon eller betingning på tvers av tidsseriedata. Resultatene er basert på ulike porteføljeallokeringsmodeller som er brukt i studiet. Dette studiet er også interessant for å sammenligne mot empirien i denne avhandlingen, siden noen lignende metoder benyttes.

TABELL 2: ULIKE PRESTASJONSMÅL FRA ANALYSEN TIL LIU (2019).

#	Modell	Forkortelse	Funksjon	Type	Begrensninger
1	1/N	EW			
2	Min. Varians	MV	$w'\Sigma w$	Minimering	$w'1 = 1, w \geq 0$
3	Risikoparitet	RP	$\sum_{i=1}^N [w_i (\Sigma w)_i - \frac{w'\Sigma w}{N}]^2$	Minimering	$w'1 = 1, w \geq 0$
4	Markowitz	MW	$w''\Sigma w$	Minimering	$w'\mu \geq \mu_0,$ $w'1 = 1, w \geq 0$
5	Maks. Sharpe	MS	$w'\mu/\sqrt{w'\Sigma w}$	Maksimering	$w'1 = 1, w \geq 0$
6	Maks. Nytte	MU	$w'\mu - \frac{\gamma}{2} w'\Sigma w$	Maksimering	$w'1 = 1, w \geq 0$

2.5 Investorers adferd til kryptovaluta som aktivaklasse

For å kunne besvare problemstillingen i denne avhandlingen, er det essensielt å forstå den eksisterende empirien rundt hvorfor porteføljeforvaltere bruker kryptovaluta i investeringene sine, ettersom flere og flere forvaltere anvender krypto i deres optimale allokeringer (Sun et al. 2021). Hvordan ser investorer på krypto som en del av en diversifisert portefølje, og hvordan kan vi forvente at det blir brukt i den profesjonelle verden fremover? Sun et al. (2021) har gjort en omfattende studie for å kartlegge hvilke faktorer som gjør at porteføljeforvaltere kjøper kryptovaluta og bruker det i deres respektive porteføljer. Et sentralt funn fra dette studiet er at kryptovalutas prisvolatilitet ikke reduserer institusjonelle investorers tillit til aktivaklassen, så lenge markedet kan tilby en rettidig korrekt prisendringsinformasjon. Et ytterligere relevant funn er at kryptovalutaer med høy fortrolighet og tillit kan være velegnet i investorers porteføljer. Ettersom det i denne analysen skal brukes 3 porteføljer med ulik strategi, er det rimelig å anta at investorene som velger mellom de respektive porteføljene har ulik risikovilje.

2.6 Evaluering av kryptovalutas potensial for ulike porteføljeallokeringsstrategier

Petukhina et al. (2018) har gjennomført en omfattende studie som analyserer prestasjonen til ofte brukte statistiske porteføljeallokeringsmodeller med det de beskriver som et unikt datasett på historiske priser og volumer av 55 kryptovalutaer, kombinert med 16 tradisjonelle aktiva. Metodene dekker et bredt spekter av prestasjonsmål, og bruker klassiske modeller som

Markowitz (1952), men også nyere strategier for å maksimere porteføljediversifisering, der de også har sett på kombinerte strategier.

Porteføljene i dette studiet er evaluert med forskjellige mål som er tydelig definert, der pur investeringsgevinst, risikojustert avkastning og diversifisering er brukt. Petukhina et al (2018) beskriver i studiets funn at grunnet volatilitetsstrukturen til kryptovaluta, så er bruken av tradisjonelle metoder som minimum-varians, likt risikobidrag og minimum-CVaR bidro ikke til en økt prestasjon i porteføljene. De finner derimot evidens for at tilnærminger som makisums-avkastning-strategier gir høyere forventet avkastning som et resultat av en høyere eksponering mot kryptovaluta for investorer. Derfor konkluderer forfatterne med at de empiriske resultatene i dette studiet er mest hensiktsmessig for forvaltere med denne typen strategisk tilnærming.

2.7 Modellering av avkastning og volatilitet

Fung et al. (2021) har i sin studie gjennomført en stor analyse ved å bruke GARCH-modeller for å modellere heterogene kryptovalutaer. Med et datasett på 254 kryptovalutaer har de modellert avkastning og volatilitet, samtidig som de har funnet støttende bevis for en negative 'leverage-effekt', som tilsynelatende er et vanlig aspekt ved kryptovalutas avkastningsadferd. Ytterligere konklusjoner som er trukket ut fra dette studiet er at de gjentatte ganger har funnet at GARCH-modeller som tar hensyn til kryptospesifikke faktorer som langt minne, heteroskedastisitet, tunge haler og negativ 'leverage-effekt' gir de desidert beste resultatene, noe som er bakgrunnen for at GARCH skal benyttes i denne oppgaven. Noen av nøkkelementene i artikkelen til Fung et al. (2021) og nytteverdien det har for denne oppgaven, er at artikkelen omhandler volatilitet, GARCH og value-at-risk. Ettersom problemstillingen i denne oppgaven omhandler porteføljeoptimalisering, med volatilitet og risikojustert avkastning i fokus, så bidrar dette studiet til et solid teoretisk og empirisk utgangspunkt.

Aras (2021) fremhever i sitt arbeid hvordan man kan forbedre prognoser på GARCH-volatilitet med hensyn på Bitcoin ved bruk av en 'meta-learning-approach'. I dette studiet fremheves det samtidig at det per i dag ikke eksisterer en felles konsensus i litteraturen når det gjelder spesifisering som oppstår fra volatilitetsligningen i GARCH, og den antatte feildistribusjonen som er bedre i en 'out-of-sample-performance'. Resultatene fra studiet

indikerer at hvilke GARCH-modellene som presterer best i denne analysen, avhenger av hvordan 'loss-function' som er brukt. Ifølge Aras er metoden som har blitt benyttet i dette studiet det som mest nøyaktig predikerer volatilitet.

2.8 Litteraturannerkjennelser

Empiriske vitenskapelige artikler benyttes i større grad over fagbøker i denne oppgaven, fordi de presenterer den totale forskningen som er gjennomført på et spesifikt fagområde frem til en bestemt dato, på en konsentrert og konsis måte (Busch, 2021). Artiklene som er brukt gir en totaloversikt over ulike teoretiske innfallsvinkler og viser den generelle faglige utviklingen over flere år. Siden kryptovaluta er et relativt nytt fenomen, er verdiforslaget til nyere artikler som går i dybden stort for denne oppgaven, ettersom de presenterer konkrete resultater fra forskningen og gjør det direkte sammenlignbart med egne oppdagelser og resultater. En rekke studier som omhandler porteføljesammensetning med volatilitet og risikojustert avkastning som hovedfokus, tar kun for seg én eller få 'mynter' som gir en viss antakelse, men er av noe begrenset nytte for denne oppgaven som ikke bare skal se på volatiliteten til en ren kryptoportefølje, men 3 ulike aksjeporteføljer.

All litteratur er hentet fra fagfelleverderte kilder, i hovedsak fra Elsevier gjennom adgang og tillatelse fra Nord Universitet.

3. TEORETISK UTGANGSPUNKT

Dette kapittelet har som formål å presentere det teoretiske rammeverket som skal brukes for å tilnærme seg problemstillingen. Teoretiske perspektiv, modeller og ulike enheter for å måle en porteføljes prestasjon vil bli diskutert i denne delen av oppgaven. Busch (2021) argumenterer for at valget av teori representerer en ytterligere spissing av problemstillingen, i en bestemt teoretisk retning. Siden dette er en masteroppgave med hovedprofil i finansiering og investering, er det den finansielle teorien som er tungt vektet i teorikapittelet. Teorier, begreper og konsepter fra informatikk og datavitenskap er sentrale i kryptovaluta, og teorikapittelet vil forklare de mest sentrale emnene innenfor dette fagfeltet på grunn av nytten det kan gi mulige lesere av oppgaven, samt oppgavens helhet og fullstendighet. Det vil dog ikke dedikeres mye plass til teorier som går utenfor mandatet til denne oppgaven, ettersom det er det finansteorietiske som står i sentrum.

3.1 Porteføljeoptimalisering

Porteføljeoptimalisering er et verktøy som anvendes for å maksimere avkastningen på en investeringsportefølje, men også for å minimere porteføljens risiko. Riktig valg av metode for en optimal portefølje er ikke bare en indikasjon på at investoren har forståelse for hvilket stadiet i investeringsprosessen investoren befinner seg i, men også at vedkommende kjenner til hele investeringsprosessens natur (Michailkova et al. 2015). Skal investoren minimere sin risiko for en gitt forventet avkastning, eller skal investoren maksimere forventet avkastning for en gitt risiko? Optimalisering er en måte å oppnå målet til enhver rasjonell investor, nemlig å oppnå en høyest mulig gjennomsnittlig avkastning for et lavest mulig risikonivå (Boyd, 2021). Risikohåndtering omhandler også psykologiske og logiske faktorer, ettersom det er noe som utspiller seg forskjellig fra person til person, men som har en stor innvirkning på porteføljesammensetningen til et hvert individ. Dilemmaet til enhver investor er at historiske data og realisert avkastning er tilgjengelig, mens fremtiden alltid vil forbli usikker. Et annet sentralt element med porteføljeoptimalisering er å sikre riktig bruk av statistiske forhold og sannsynlighet. Derfor er en sentral del av optimalisering å avgjøre hvordan vekt de ulike vektorene « ω » skal fordeles i porteføljen. Historiske data er ofte med i prosessen på å avgjøre vektene, ettersom mange investorer ser på det som en pålitelig ressurs for å gjøre antakelser om fremtidig avkastning. Porteføljeoptimalisering er et verktøy for å kunne besvare hvilken allokering som hadde vært den mest gunstige, hvis en investor hadde kjent til den fremtidige avkastningen. En stor antakelse ved porteføljeoptimalisering er at fremtidig avkastning vil være noe lik historisk avkastning, som igjen indikerer at en god vektor for historisk avkastning også burde være god for fremtidig avkastning (Boyd, 2021).

3.2 Blokk-kjedeteknologi

I en konvensjonell transaksjon benyttes det en tredjepart som de involverte i transaksjoner har tillit til, for å verifisere transaksjonen. Blokkjedens verdiforslag er fundamentalt å verifisere og lagre data rundt alle transaksjoner trygt, unngå å måtte lite på eventuelle involveringer fra tredjeparter, og å skape tillitt til brukerne av infrastrukturen (Deloitte, 2022). Blokk-kjeden er en unik teknologi som ble utviklet av Bitcoin-grunnleggeren Satoshi Nakamoto i 2009. Blokk-kjedeteknologien består av en rekke «blokker» med en stadig økende liste med informasjon, som linkes sammen ved å bruke kryptografi for å unngå forvrenging av dataene (Rajasekaran et al. 2022). Hver eneste «blokk» i blokk-kjeden inneholder en kryptografisk «hash value» fra en tidligere «blokk», som tar en helt vilkårlig lengde av en senders beskjed,

og omformulerer det til en gitt lengde siden resultatet av en slik melding er gjennomført ved hjelp av en matematisk likning, kjent som en «hash message».

I tillegg inneholder hver «blokk» et nøyaktig tidsstempel og nyttig transaksjonsdata. Siden hver eneste blokk i blokk-kjeden opererer på en desentralisert og i et distribuert system, kan ingen blokker modifiseres retroaktivt uten at man påvirker alle de foregående blokkene.

Blokkjedens verdiforslag bygger på nøkkelegenskapene som åpenhet, transparens, uforanderlighet, sikkerhet, desentralisering og programmerbarhet (Rajasekaran et al. 2022).

En av de sentrale kjennetegnene ved blokk-kjedesystemet som har en tydelig praktisk applikasjon, er at i motsetning til et sentralisert system der all informasjonen er konsentrert i en sentral enhet, eller må distribueres til og fra alle aktører som er involvert, så har alle deltakerne i blokk-kjedesystemet tilgang til all informasjon og blir varslet når endringer gjennomføres eller at nye elementer blir lagt til. Det forekommer en demokratisk prosess i systemet, der mulige forandringer må godkjennes av alle parter for at prosessen kan fortsette. I et tradisjonelt system utføres disse oppgavene ofte av banker, offentlige instanser eller jurister (Deloitte, 2022).

3.3 Moderne porteføljeteori

Den grunnleggende optimaliseringsmodellen som er brukt i denne masteroppgaven er basert på ‘Modern Portfolio Theory’ av Markowitz (1952). Moderne porteføljeteori bygger på hvordan en investor skal avveie risikonivå og avkastning under en rekke forskjellige forhold (Peng et al., 2008). Markowitz etablerte i sin tid et teoretisk rammeverk som har spilt en kritisk rolle i ulike forhold knyttet til bedriftsøkonomi og global finansiell økonomi (Ma et al. 2020). MPT beskriver hvordan risikoaverse investorer kan sette sammen porteføljer av flere aktiva for å maksimere den forventede avkastningen for et gitt nivå av markedsrisiko, eller å minimere risiko for et gitt nivå forventet avkastning. Dette konseptuelle rammeverket bidrar til å finne de optimale vektene til aktivaene i en investeringsportefølje, og modellen er en teoretisk representasjon over hvordan en portefølje bestående av optimale vekter gir maksimal forventet avkastning for et gitt nivå av risiko, eller minimering av risiko. Modellen løser problemet med å finne de optimale vektene av aktivaene som gir et minimum nivå av risiko for en gitt forventet avkastning til porteføljen (Ma et al. 2020). Den originale ligningen til Markowitz kan ved bruk av lineær algebra uttrykkes på følgende måte:

LIGNING 1: MARKOWITZ MODELL.

$$\frac{\min}{w} \sigma_p^2(w) = w^T \Sigma^{\wedge} \quad \text{s.t. } 1_N^T w = 1, x^T w \geq \mu, w_i \geq 0$$

Der:

σ_p^2 = Porteføljens varians

ω = De individuelle aktivaenes vekt i den totale porteføljen

Σ^{\wedge} = Den estimerte kovarians-matrisen av aktivaene N og deres respektive avkastning T

LIGNING 2: MPT OG AVKASTNINGEN TIL EN PORTEFØLJE SAMMENSATT AV FLERE AKTIVA.

$$E(r_p) = \sum_{i=0}^n \omega_i E(r_i)$$

Der:

$E(r_p)$ = Porteføljens forventede avkastning.

ω_i = Porteføljens andel i aktiva i .

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

Markowitz modell har også tre ytterligere begrensninger:

I_N = Alle vektorens elementer representerer porteføljens totale vektninger, der summen av de totale vektene må være lik 1, også definert som full investeringsbegrensning.

X = Utrykt som en vektor som forklarer den forventede avkastningen til porteføljen, der den totale summen, med hensyn på må være større eller lik den totale porteføljeavkastningen μ

$w_i > 0$ = uttrykker at det foreligger en begrensning på short-salg, ettersom ligningen tilsier at summen på den totale porteføljebeholdningen må være positiv, også uttrykt som > 0 .

Mean-variens-modellen ble utviklet for å få investorer til å oppnå den lavest mulige risikoen for et gitt nivå med avkastning. Modellen sin funksjon i praksis er at den tar den forventede avkastningen til en portefølje eller aktiva som avkastning på investeringen, og variansen til den forventede avkastningen som porteføljens risikonivå. Resultatet tilsier hva som er den maksimale avkastningen på investeringen for et gitt risikonivå, og deretter utlede den minimerte risikoen ved å minimere variansen til porteføljen for en gitt avkastning (Peng et al. 2008)

Når det gjelder investorers adferd, legger Markowitz noen bestemte antakelser til grunn for sin teori. Den første antakelsen er at alle investorer ønsker å maksimere avkastning og minimere risiko. Den andre antakelsen er at investorer utelukkende tar sine beslutninger basert på forventet avkastning og risiko. Til slutt er den tredje antakelsen at en hver investor

ønsker å maksimere sin diskonterte verdi. Ytterligere antakelser ved teorien er at det ikke eksisterer skatt og avgifter, samtidig som det forutsettes en normalfordelt avkastning der alle investorer har ubegrenset lånekapasitet til en gitt risikofri rente (Markowitz, 1952).

3.4 Kryptovaluta i porteføljeoptimalisering

Kryptovaluta sin økende popularitet og fasinende finansielle og økonometriske egenskaper, har bidratt til at det har tiltrukket seg oppmerksomhet fra investorer, teknisk kunnskapsrike gründere, politikere, regulatoriske autoriteter og akademikere (Corbet et al., 2019; Leonardos et al., 2020). Flere studier indikerer at kryptovaluta har 'store of value' og hedging-egenskaper som en iboende egenverdi, og dette har vært særlig relevant i perioder med høyt volatile aksjemarkeder og inflatorisk press i fiat-valuta. Disse egenskapene bidrar til at kryptovaluta i økende grad har blitt viktig i porteføljeoptimalisering og risiko-håndtering (Platanakis & Urquhart, 2020; Kalyvas et al., 2020). For å kunne gjøre informerte avgjørelser for porteføljeoptimalisering i kapitalforvaltning, trengs det modellering med god forklaringssevne (Chen et al., 2020; Detzel et al., 2021). Teknologiske og innovative finansielle instrumenter er en måte for investorer å utforske et bredere spekter av investeringer, og gir derav et større grunnlag for å kunne gjøre treffsikre intervensjoner for å diversifisere deres respektive porteføljer.

En økende bruk av kryptovaluta i porteføljeallokering, kan tyde på at en av nøklene til langsiktig suksess i kapitalforvaltning er å gå forbi definisjonen av konvensjonelle porteføljesammensetninger og derav utvikle nye strategier som overholder de stadig skiftende økonomiske og teknologiske fremskrittene som eksponentielt har utfoldet seg i det globale finansmarkedet. For å kunne imøtekomme behovene til alle typer investorer, er det derfor essensielt å konstruere porteføljer som gir eksponering til digitale og teknologiske finansielle innovasjoner (Ma et al., 2020). Majoriteten av de største kryptovalutaene målt i markedsverdi kan handles som verdipapirer i finansmarkedet, og kryptovaluta anvendes i dag blant investorer som en investering på lik linje med andre aktiva som aksjer og obligasjoner, som en 'store of value' eller som et transaksjonsmiddel. Chang et al. (2020) argumenterer med at på bakgrunn i blokk-kjedeteknologiens åpenhet og omfattende prosesser, har kryptovalutas underliggende teknologi potensiale til å forandre sosiale og finansielle transaksjoner. Særlig siden Bitcoin sin store verdiøkning i 2017 har investeringer i kryptovaluta økt drastisk. Flere studier har studert effekten av diversifisering ved bruk av kryptovaluta i porteføljeallokering, men det er fortsatt i en tidlig fase ettersom dette er en relativt ny

aktivaklasse. Eksempelvis har Brière et al. (2015) undersøkt Bitcoins potensiale som aktiva for å diversifisere en portefølje av tradisjonelle aktiva, der de konkluderer med at en inklusjon av Bitcoin i en portefølje, selv om det er en relativ liten posisjon, kan signifikant øke risiko og avkastningsprofilen til en diversifisert portefølje. Platanakis et al. (2018) har gjennomført en komparativ analyse av 'Markowitz optimale portefølje' for fire kryptovalutaer med en Naïve 1/N-portefølje, og konkludert med at denne porteføljen presterte vel så bra, om ikke bedre en Markowitz-porteføljen.

3.5 Sharpe Ratio og VaR

Sharpe ratio er et mål på hvor mye meravkastning en portefølje får over den risikofrie renten, med å påta seg én ekstra enhet med risiko (Sharpe, 1966). Gjennom mange år med forskning er det særlig tre typer prestasjonsmål som brukes for å måle risiko og avkastning til porteføljer, og blant de mest brukte er Sharpe ratio, Treynor ratio og Jensens' Alpha. Sharpe ratio er den definitivt mest brukte mål-enheten blant disse (Lu & Li, 2021). En av grunnene til at Sharpe ratio ofte er benyttet i kapitalforvaltning, er at den utfører kalkulasjonene 'ex post', som betyr at resultatet er basert på faktiske tall og ikke prognoser.

LIGNING 3: SHARPE RATIO.

$$SR = \frac{E(R) - R_f}{\sigma^2}$$

Der:

$E(R)$ = Porteføljens avkastning.

R_f = Den annualiserte risikofrie renten.

σ^2 = Standardavviket, eller kvadratrotten av variansen.

Formelen er fundamentalt sett et mål på risikojustert avkastning, og er ofte brukt for å kunne analysere en portefølje komparativt til en tilsvarende eller lignende portefølje, selv om den dog også kan brukes til å analysere et individuelt aktiva (Ma et al. 2020). I de fleste normale tilstander er en Sharpe ratio som har en verdi > 0 , ansett som tilfredsstillende. Modellen impliserer at en høyere tallverdi betyr en større meravkastning på porteføljen i forhold til den risikofrie renten.

Value at Risk er et mål som brukes for å måle omfanget av mulige økonomiske tap for en bestemt posisjon, portefølje eller selskap i et gitt tidsintervall, og antar ofte at avkastningen er normalfordelt. For å regne ut VaR brukes faktorer som porteføljesammensetning, tidshorisont, gjennomsnittlig vekstrate, standardavvik og korrelasjoner (Wilmot, 2009). Eksempelvis, hvis

et aktivas VaR er 50\$ m i løpet av en uke til et 95% konfidensintervall, er det bare en 5% sjanse for at aktivaets verdi kan mer en 50\$ m i verdi. VaR anvendes ofte for å måle nivået på risikoeksponeringen (Investopedia, 2022). Å ha en formening om et aktiva eller en porteføljes eksponering til ulike nedsiderisikoer, samt sannsynligheten og størrelsen på det mulige tapet, er en viktig faktor i kapitalforvaltning. Gupta og Liang (2005) argumenterer for at VaR er et bedre mål på risiko i forhold til mean-varians rammeverket, ettersom det tar negativ skjevhet og kurtose til etterretning. Bali et al. (2007) finner en positiv korrelasjon mellom VaR og forventet avkastning fra ulike hedgefond, og antyder at nedsiderisikoen systematisk bestemmer den forventede avkastningen til investeringene.

3.6 Information Ratio og Tracking Error

Information ratio måler en porteføljes meravkastning i forhold til en benchmark, som oftest er representert med en indeks. Investopedia (2022) beskriver IR som å i praksis gi en idé av ferdighetsnivået til en forvalter, ved å måle forvalterens evne til å skape meravkastning i forhold til en indeks.

LIGNING 4: INFORMATION RATIO.

$$IR = \frac{\text{Porteføljens avkastning} - \text{Avkastning til benchmark}}{\text{Tracking Error}}$$

Tracking error viser den statistiske divergensen mellom en portefølje eller individuell posisjon og en benchmark. Den utledes matematisk som en prosentvis differanse av standardavviket mellom aktiva eller porteføljen sammenlignet mot indeksen, og gir et resultat som sier noe om forskjellen mellom avkastningen til forvalteren og avkastningen til benchmark. I praksis gir TE en idé om den nominelle prestasjonen til en portefølje eller et aktiva, og den korresponderende indeksen det skal måles mot. TE gir også en idé om hvor aktivt et fond eksempelvis er forvaltet, og hvordan det reelle risikonivået til porteføljen er (Investopedia, 2022).

3.7 Volatilitet

Volatilitet kan forklares som det annualiserte standardavviket til avkastningen, men begrepet består av en hel rekke flere parametere. I praksis er volatilitet et mål på mengden tilfeldighet i en finansiell kvantitet på et gitt tidspunkt, og det er eksempelvis et av hovedelementene i opsjonsprising. Volatilitet er vanskelig å estimere presist ettersom det er utledet matematisk fra standardavvik, som er avhengig av historiske datapunkter, mens den faktiske volatiliteten er en øyeblikkelig kvantitet og ikke historisk (Wilmot, 2009).

Den faktiske volatiliteten kan da beskrives som den øyeblikkelige mengden støy i avkastningen til et finansielt aktiva. Det kan modelleres på flere måter, eksempelvis som tidsavhengig, stokastisk eller som en enkelt konstant. Det er i praksis umulig å måle en helt nøyaktig faktisk volatilitet, ettersom metoden med høyest treffsikkerhet er å estimere volatiliteten basert på historisk data (Wilmot, 2009). På bakgrunn av at den faktiske volatiliteten i praksis er umulig å beregne nøyaktig, belager interessenter seg ofte på historisk eller realisert volatilitet. På lik linje med annen type finansielle prognoser, belager denne modelleringen seg på antakelsen om at historisk volatilitet har en forklaringsverdi for å estimere fremtidig volatilitet (Wilmot, 2009).

3.8 ARCH/GARCH og modellestimering

Engle (2001) forklarer utdypende hvordan ARCH/GARCH-modeller brukes i anvendt økonometri. GARCH (Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity) har blitt et veldig nyttig verktøy i økonometri, særlig med tanke på finansiell bruk, analyser og prognoser på tidsseriedata. De fremste egenskapene til disse modellene kommer særlig frem når formålet med en studie er å lage en prognose eller en analyse av volatilitet (Engle, 2001). GARCH har noen fundamentale funksjoner som er hensiktsmessig for å bruke i måling av volatilitet.

LIGNING 5: GARCH VOLATILITETESLIGNING AV BOLLERSLEV (1986)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Der:

σ_t^2 = Forklarer tidsseriens verdi *i dag*.

ω = Støyfaktoren.

$\alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$ = Standardavviket til tidsserien, også beskrevet som volatiliteten til tidsserien på et gitt tidspunkt.

GARCH er ‘generalisert’ i motsetning til ARCH, og dette betyr i praksis at ligningen er utvidet med det siste leddet, ‘ $\beta \sigma_{t-1}^2$ ’. Dette indikerer at i ARCH, forklares volatiliteten ved:

$\alpha \varepsilon_{t-1}^2$ = Utrykk for at volatiliteten i dag er et resultat av verdien til tidsserien i går.

Komparativt, er ‘ σ_t ’ forklart av to variabler i GARCH. Verdien på tidsserien i dag, er forklart av verdien på tidsserien i går, men også verdien på volatiliteten i går, som er kjennetegnet ved GARCH og der modellen differensierer seg fra ARCH. Intuitivt betyr dette at hvis tidsserien

var høyt volatil i går, er det en høy sannsynlighet for at den vil være volatil i dag også. Grunnen til at GARCH har en større grad av moderate svingninger og mindre ‘burstiness’, altså voldsomme hopp opp- og ned i volatilitet, er fordi en av forutsetningene i modellen er at vi bruker både gårsdagens verdi og volatilitet, som resulterer i noe mer balanserte svingninger i modellen.

Et sentralt begrep i økonometri er ‘minste kvadraters metode’, ettersom det i finansielle prognoser, analyser og statistikk generelt handler om å avgjøre hvor mye en variabel endrer seg i forhold til en endring i en annen variabel. ‘Minste kvadraters metode’ antar at den forventede verdien av alle standardfeil opphøyd i andre, vil resultere i det samme på et uansett gitt punkt, og dette er avgjørende når man skal lage en prognose eller en analyse av størrelsene på feilene i modellen. Denne antakelsen beskrives som homoskedastisitet, og er en fundamental antakelse som legges til grunn i utformingen av ARCH/GARCH-modellene. På den andre siden, hvis det i en statistisk modell der den forventede verdien av alle feil opphøyd i andre ikke tilsvarer det samme, men er større eller mindre for noen verdier, betegnes dette som heteroskedastisitet. Hovedproblemet med heteroskedastisitet er at selv om regresjonskoeffisientene i en ordinær ‘minste kvadrats-regresjon’ fortsatt vil være upartisk, vil det oppstå en unøyaktig presisjon i estimatene fordi standardfeilene og konfidensintervallene vil bli for små. ARCH/GARCH-modellene behandler heteroskedastisitet som varians som skal modelleres, isteden for å behandle dette som et problem som trenger å bli rettet opp i. Dette resulterer i en beregnet prediksjon av variansen av hver feil i modellen, og det er særlig dette som er av interesse i finansiell modellering (Engle, 2001).

En rekke studier som (Osterrieder et al., 2017; Bariviera, 2017; Hu et al., 2019; Colon et al., 2021) har funnet konsistente data på at det eksisterer ‘non-zero’-skjevhet og overflødig volatilitet i kryptovaluta sammenlignet med andre aktiva som USD og gull, og at det eksisterer ‘tunge haler’ blant det største kryptovalutaene målt i markedsverdi.

3.9 Teoretiske begrensninger

Mean-variens-porteføljeoptimalisering, som er et resultat av Markowitz (1952) moderne porteføljeteori, krever spesifisering knyttet til en aktivas forventede avkastning og kovariansmatrise. Disse to parameterne vil alltid måtte estimeres i praksis, fordi de er ukjente og må baseres på historisk data. Som et biprodukt av dette dilemmaet, vil modellen alltid være utsatt

for risiko knyttet til parameterestimering, og vil alltid være en stor utfordring knyttet til den praktiske applikasjonen av mean-varians-porteføljoptimalisering (Kircher & Rösch, 2021). Broadie (1993) har analysert hvorvidt optimaliserte porteføljer basert på standardiserte eksempelestimatorer av forventet avkastning og kovarianser er en pålitelig metode, og finner i sine resultat at disse metodene generelt er upålitelige og presterer lite tilfredsstillende i praksis. DeMiguel et al. (2009) har i sitt arbeid fremhevet at optimaliserte porteføljer har en tendens til å prestere svakere en naive diversifisering-strategier, som i praksis vil si en likevektet portefølje med typiske utvalgsstørrelser.

Sharpe Ratio har visse nedsider som også må tas i betraktning. Den har blant annet blitt kritisert for å tilegne lik vekt til både oppside- og nedsiderisiko, siden standardavviket inkorporerer begge to (Wilmot, 2009). Sharpe ratio behandler begge disse svingningene som å inneha like stor risiko. I praksis betyr dette at det ofte oppstår stor skjevfordeling i finansiell data, siden datapunktene beveger seg langt unna snittet grunnet plutselig volatilitet, og disse egenskapene vil bli analysert ved bruk av GARCH-modeller. Nedsider ved GARCH-modellene vil bli diskutert i metodekritikken.

4.DATA OG METODE

Metode er en fundamental del av et vitenskapelig arbeid, og er hele utgangspunktet for hvordan man henter inn- og bearbeider data, i forhold til emnet eller problemstillingen det forskes på. Som forsker, eller forfatter av et vitenskapelig verk, er det viktig å ha tilstrekkelig kunnskap og innblikk i de ulike metodene som brukes (Mehmetoglu, 2004). Dette kapitlet kommer overordnet til å være dedikert til valg av metode, datainnhenting, forskningsdesign og fremgangsmåte. Videre tar kapitlet for seg viktige egenskaper ved tidsseriedata og finansiell data, og begrunnelsen for hvorfor metodevalget er brukt i denne oppgaven er hensiktsmessig i forsøket på å besvare problemstillingen.

4.1 Vitenskapsteoretisk utgangspunkt og valg av metode

Det vitenskapsteoretiske utgangspunktet har betydning for alle videre metodevalg, og hele veien til dataanalysen og diskusjonen rundt resultatene man finner (Busch, 2021). Det vitenskapsteoretiske utgangspunktet i denne oppgaven vil være basert på ontologi og positivisme. Ontologi er knyttet direkte til hvordan forestillinger vi som mennesker har til

hvordan verden rundt oss ser ut, og formålet er å avdekke om det finnes en objektiv sannhet utenfor oss selv (Busch, 2021). I motsetning til ontologi, er alternativet at verden kun kan forstås gjennom personlige tolkninger, som vil resultere i at sannheten vil variere basert på hvem som observerer et fenomen. Ontologi og positivisme er knyttet tett sammen, gjennom at positivismens utgangspunkt bygger på at det nettopp er vitenskapelige metoder som gjør det mulig å avdekke den objektive sannheten (Busch, 2021). I praksis vil analysen bære preg av en mer pragmatisk tilnærming gjennom at den vil svinge noe mellom empiri og teori, som kan beskrives som en abduktiv tilnærming. Denne problemstillingen kommer tydeligere frem, og blir diskutert mer i detalj i diskusjon- og konklusjonskapittelet.

4.2 Datakilder og tidsserier

Tidsseriene som brukes i denne oppgaven er hentet fra Yahoo Finance, mens data på kryptovaluta er hentet fra CoinMarketCap.

Økonomer verden over vil ofte møte problemer knyttet til metodevalg når det benyttes tidsserie-data (Shrestha et al. 2017). Begrunnelsen for dette er at tidsseriedata innehar spesifikke egenskaper som trender og strukturelle brudd, og det resulterer i at mer konvensjonelle metoder for dataanalyse ikke nødvendigvis egner seg for analyse av tidsseriedata. I tidsseriedata er det essensielt å forstå adferden til de ulike variablene, interaksjonen og integrasjonen over tid, og hvis hoved-karakteristikken til tidsseriedata er adressert og forstått på en hensiktsmessig måte, kan en forholdsvis enkel regresjonsanalyse fortelle forskeren om forholdet eller mønsteret til variablene som skal analyseres (Shrestha et al. 2017).

4.3 Presentasjon av data

Data består av tre aksjeporteføljer som skal representere forholdsvis konvensjonelle strategier brukt av investorer og kapitalforvaltere, og en konstruert kryptoindeks av sju kryptovaluta. Tidsperioden strekker seg fra 2019-2022. De tre aksjeporteføljene skal representere en vekststrategi, en indeksstrategi og en defensiv strategi, kjennetegnet av høy- moderat og lav beta, i tillegg til markedsverdi og multipler.

TABELL 3: INDEKSPORTEFØLJEN.

Variabler	Aktiva	Avkastning	Kilde
Apple	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Microsoft	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Amazon	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Google	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Home Depot	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Berkshire Hathaway	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Visa	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
UNH	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance

TABELL 4: VEKSTPORTEFØLJEN.

Variabler	Aktiva	Avkastning	Kilde
Apple	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Microsoft	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Amazon	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Tesla	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Google	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Nvidia	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Meta	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Netflix	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance

TABELL 5: DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN.

Variabler	Aktiva	Avkastning	Kilde
Procter&Gamble	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Coca-Cola	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Costco	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Pepsi	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Walmart	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Phillip Morris Int.	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Altria Group	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance
Estee Lauder Inc.	Aksje	Ukentlig	Yahoo Finance

TABELL 6: KRYPTOPORTEFØLJEN.

Variabler	Aktiva	Avkastning	Kilde
Bitcoin	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
Ethereum	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
Tether	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
BNB	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
USD Coin	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
XRP	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap
Cardano	Krypto	Ukentlig	CoinMarketCap

Analysen vil bli gjort basert på ukentlige gjennomsnitt av de justerte stengningskursene til porteføljenes aktiva, dette for at alle datasettene med ulike variabler skal ha like observasjoner, ettersom krypto kan handles hver dag i motsetning til aksjemarkedet. De justerte kursene justerer for tilbakekjøp av aksjer og utbytte. Valg av data er tatt på bakgrunn av historisk tilgjengelighet av kryptopriser, samt å sette sammen relativt konsentrerte porteføljer ettersom det mest nøyaktig representerer porteføljen til en retail-investor, i motsetning til et stort fond med betydelig flere posisjoner. En retail-investor er kjennetegnet

ved proprietær handel, altså at man som en relativt uprofesjonell aktør i markedet handler med egne midler.

4.4 Deskriptiv statistikk

TABELL 7: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR INDEKSPORTEFØLJEN.

	Apple	Microsoft	Amazon	Google	Home Depot	Berkshire Hathaway	Visa	UNH
Observasjoner	143	143	143	143	143	143	143	143
Nullverdier	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Minimum	-0,1753	-0,1352	-0,1202	-0,1209	-0,2602	-0,1095	-0,1649	-0,2406
Kvartil 1	-0,0147	-0,0159	-0,0212	-0,0173	-0,0189	-0,0076	-0,0165	-0,0170
Median	0,0087	0,006	0,0023	0,0065	0,0096	0,0030	0,0011	0,0089
Aritmetisk gj.snitt	0,0090	0,0055	0,0043	0,0059	0,0037	0,0040	0,0019	0,0064
Geometrisk gj.snitt	0,0082	0,0049	0,0035	0,0052	0,0025	0,0036	0,0011	0,0053
Kvartil 3	0,0331	0,0245	0,0303	0,0285	0,0275	0,0163	0,0222	0,0263
Maksimum	0,1473	0,105	0,1626	0,1429	0,2524	0,0888	0,1438	0,1736
Standardfeil gj.snitt	0,0035	0,003	0,0034	0,0031	0,0041	0,0025	0,0034	0,0040
LCL gj.snitt (0.95)	0,0022	-0,0003	-0,0025	-0,0002	-0,0044	-0,0010	-0,0048	-0,0014
UCL gj.snitt(0.95)	0,0159	0,0114	0,0110	0,0120	0,0117	0,0090	0,0087	0,0143
Varians	0,0017	0,0013	0,0017	0,0014	0,0024	0,0009	0,0017	0,0022
Standardavvik	0,0413	0,0354	0,0408	0,0370	0,0486	0,0300	0,0408	0,0474
Skjevhet	-0,3674	-0,2725	0,3197	0,1267	-0,3207	-0,4790	-0,1459	-0,6382
Kurtose	3,1997	1,5554	1,5876	1,6632	9,5378	2,9113	3,092	6,4147

Utvidet Dickey-Fuller

DF	-15,197
Lag-rekkefølge	2
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær

Phillips-Perron enhetsrot-test

Dickey-Fuller Z(alpha)	-517,14
Trunkerings-lag-parameter	5
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær

KPSS-test

KPSS nivå	0,33697
Trunkerings-lag-parameter	5
p-verdi	0,01

TABELL 8: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR VEKSTPORTEFØLJEN.

	Apple	Microsoft	Amazon	Tesla	Google	Nvidia	Meta	Netflix
Observasjoner	143	143	143	143	143	143	143	143
Nullverdier	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Minimum	-0,1753	-0,1352	-0,1202	-0,2586	-0,1209	-0,1457	-0,2142	-0,2439
Kvartil 1	-0,0147	-0,0159	-0,0212	-0,0425	-0,0173	-0,0212	-0,0266	-0,0247
Median	0,0087	0,006	0,0023	0,0190	0,0065	0,0091	0,0028	-0,0002
Aritmetisk gj.snitt	0,0090	0,0055	0,0043	0,0267	0,0059	0,0133	0,0019	0,0016
Geometrisk gj.snitt	0,0082	0,0049	0,0035	0,0221	0,0052	0,0114	0,0006	0,0003
Kvartil 3	0,0331	0,0245	0,0303	0,0750	0,0285	0,0497	0,0255	0,0306
Maksimum	0,1473	0,1050	0,1626	0,3157	0,1429	0,2283	0,1539	0,1506
Standardfeil gj.snitt	0,0035	0,0030	0,0034	0,0082	0,0031	0,0052	0,0043	0,0043
LCL gj.snitt (0.95)	0,0022	-0,0003	-0,0025	0,0104	-0,0002	0,0031	-0,0065	-0,0069
UCL gj.snitt(0.95)	0,0159	0,0114	0,0110	0,0429	0,0120	0,0235	0,0103	0,0100
Varians	0,0017	0,0013	0,0017	0,0097	0,0014	0,0038	0,0026	0,0026
Standardavvik	0,0413	0,0354	0,0408	0,0983	0,0370	0,0619	0,0508	0,0511
Skjevhet	-0,3674	-0,2725	0,3197	0,3490	0,1267	0,3482	-0,1797	-0,3226
Kurtose	3,1997	1,5554	1,5876	0,7712	1,6632	0,9813	2,0086	3,5189

Utvidet Dickey-Fuller	
DF	-13,238
Lag-rekkefølge	2
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær
Phillips-Perron enhetsrot-test	
Dickey-Fuller Z(alpha)	-512,11
Trunkerings-lag-paramete:	5
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær
KPSS-test	
KPSS nivå	0,53657
Trunkerings-lag-paramete:	5
p-verdi	0,01

TABELL 9: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN.

	Procter & Gamble	Coca Cola	Costco	Pepsi	Walmart	Phillip Morris Int.	Altria Group	Estee Lauder Inc.
Observasjoner	143	143	143	143	143	143	143	143
Nullverdier	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Minimum	-0,1063	-0,2098	-0,1268	-0,1845	-0,0919	-0,2316	-0,1493	-0,1232
Kvartil 1	-0,0095	-0,0107	-0,0140	-0,0103	-0,0128	-0,0138	-0,0150	-0,0211
Median	0,0044	0,0068	0,0057	0,0042	0,0012	0,0067	0,0050	0,0030
Aritmetisk gj.snitt	0,0027	0,0020	0,0057	0,0024	0,0027	0,0021	0,0017	0,0035
Geometrisk gj.snitt	0,0023	0,0013	0,0053	0,0019	0,0023	0,0012	0,0012	0,0025
Kvartil 3	0,0174	0,0190	0,0231	0,0140	0,0172	0,0253	0,0180	0,0291
Maksimum	0,0875	0,1180	0,1074	0,1590	0,0962	0,1319	0,1055	0,1528
Standardfeil gj.snitt	0,0023	0,0030	0,0026	0,0026	0,0023	0,0034	0,0025	0,0037
LCL gj.snitt (0.95)	-0,0018	-0,0041	0,0006	-0,0028	-0,0019	-0,0047	-0,0033	-0,0037
UCL gj.snitt(0.95)	0,0072	0,0080	0,0109	0,0077	0,0074	0,0088	0,0067	0,0107
Varians	0,0007	0,0013	0,0010	0,0010	0,0008	0,0017	0,0009	0,0019
Standardavvik	0,0272	0,0365	0,0311	0,0317	0,0281	0,0407	0,0302	0,0437
Skjevhet	-0,5800	-1,5406	-0,2046	-0,8014	0,4780	-1,5105	-1,0665	-0,0147
Kurtose	3,3225	9,0483	2,1491	11,6498	2,0621	7,4542	5,1165	0,9296

Utvidet Dickey-Fuller	
DF	-12,937
Lag-rekkefølge	2
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær
Phillips-Perron enhetsrot-test	
Dickey-Fuller Z(alpha)	-535,51
Trunkerings-lag-paramete:	5
p-verdi	0,01
h1	Stasjonær
KPSS-test	
KPSS nivå	0,052676
Trunkerings-lag-paramete:	5
p-verdi	0,01

TABELL 10: DESKRIPTIV STATISTIKK FOR KRYPTOPORTEFØLJEN.

	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD Coin	XRP	Cardano
Observasjoner	143	143	143	143	143	143	143
Nullverdier	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Minimum	-0,3349	-0,4120	-0,0148	-0,5328	-0,0180	-0,4910	-0,4260
Kvartil 1	-0,0284	-0,0363	-0,0009	-0,0452	-0,0095	-0,0589	-0,0626
Median	0,0157	0,0270	0,0000	0,0136	0,0000	0,0004	0,0032
Aritmetisk gj.snitt	0,0152	0,0270	0,0000	0,0335	0,0000	0,0213	0,0322
Geometrisk gj.snitt	0,0104	0,0191	0,0000	0,0193	0,0000	0,0063	0,0197
Kvartil 3	0,0752	0,0984	0,0007	0,0781	0,0006	0,0648	0,0869
Maksimum	0,2523	0,4290	0,0093	1,1544	0,0240	1,1037	0,9230
Standardfeil gj.snitt	0,0081	0,0104	0,0002	0,0155	0,0004	0,0158	0,0140
LCL gj.snitt (0.95)	-0,0008	0,0064	-0,0005	0,0029	-0,0007	-0,0100	0,0045
UCL gj.snitt(0.95)	0,0311	0,0476	0,0005	0,0641	0,0007	0,0525	0,0600
Varians	0,0093	0,0156	0,0000	0,0342	0,0000	0,0358	0,0282
Standardavvik	0,0966	0,1249	0,0028	0,1849	0,0043	0,1891	0,1679
Skjevhet	-0,3923	-0,1879	-0,7353	2,4810	0,7167	2,2654	1,4187
Kurtose	0,9419	1,6011	6,7239	13,611	10,6517	9,9883	5,4164
Utvidet Dickey-Fuller							
DF	-12,155						
Lag-rekkefølge	2						
p-verdi	0,01						
h1	Stasjonær						
Phillips-Perron enhetsrot-test							
Dickey-Fuller Z(alpha)	-1166,1						
Trunkerings-lag-parameter	5						
p-verdi	0,01						
h1	Stasjonær						
KPSS-test							
KPSS nivå	0,39119						
Trunkerings-lag-parameter	5						
p-verdi	0,08095						

4.5 Stasjonærhet

De fleste modelleringsmetoder som benyttes på tidsseriedata er primært opptatt av stasjonærheten til datasettet, der metoden avgjørelsen ofte er et resultat av å undersøke tidsserien grafisk for å se etter trender eller sykluser, for så å bekrefte dette statistisk. Ikke-stasjonære variabler kan gi i noen tilfeller gi uheldige sammenhenger, ettersom to variabler kan vise en årsaks-sammenheng uten at det reelt eksisterer, noe som potensielt kan gi en falsk sammenheng. Siden tidsseriene som skal benyttes i denne oppgaven er i høyeste grad standardisert i sin natur, er det relativt liten sannsynlighet for at det vil oppstå spuriøse korrelasjoner mellom variablene. Stasjonærheten testes ved å bruke en utvidet Dickey-Fuller test, Phillips-Perron test og Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)-test. Grunnen til at flere tester er brukt, er for å kvalitetssikre resultatene. Alle testene har sine svakheter og mulig kan oppnå feilaktige resultater, og derfor vil det gi verdi og nytte til oppgaven å kunne sammenligne resultatene fra de forskjellige testene.

Antakelsene i den ordinære Dickey-Fuller-testen er at variabelen ikke har autokorrelasjon, og har et konstant gjennomsnitt og varians. Hvis autokorrelasjon eksisterer, vil testen opptre

overdimensjonert og testens reelle størrelse vil være høyere enn den nominelle størrelsen. Den utvidede versjonen av Dickey-Fuller-testen sørger for at støyleddet μ_t ikke er autokorrelert, som oppnås ved å tillegge tidsforskyvede verdier for å fange opp autokorrelasjonen til en variabel. Phillips-Perron-testen er en mer generalisert enhetsrot-test, og trenger ikke å spesifiseres på antall 'lags', som eksempelvis DF må. KPSS skiller seg fra de andre testene ved at det er en stasjonærhets-test, og ikke en enhetsrot-test. KPSS spesifiserer at nullhypotesen er at tidsserien er stasjonær, og at den alternative hypotesen er ikke-stasjonærhet. Fundamentalt sett tester de ulike metodene det samme, men de har forskjellig tilnærming.

4.6 Normalitet

For å analysere om variablene og residualene er normalfordelte, testes det for normalitet. Dette oppnås ved å bruke en Jarque-Bera-test, som er en test som kombinerer både kurtose og skjevhet. Normalfordeling forklares ved et Jarque-Bera-testresultat som er så nærme 0 som mulig. Nullhypotesen i denne testen er normalfordeling, og den alternative hypotesen er ingen normalfordeling.

LIGNING 6: JARQUE-BERA-TESTEN.

$$JB = \frac{T-k}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right) \sim \chi^2_{(2)}$$

Der:

T = Antall observasjoner.

k = Det totale antallet estimerte parametere.

S = Skjevhet.

K = Modellens kurtose.

4.7 Autokorrelasjon

Autokorrelasjon beskriver statistisk samvariasjon mellom de ulike feilleddene i modellen. Å teste for tilfeldigheter i en tidsserie er en av de grunnleggende slutningene som behøves i tidsserieanalyse (Hassani & Yeganegi, 2019). Feilleddene er avhengige av hverandre hvis autokorrelasjon eksisterer, og derfor er det viktig at den respektive modellen som brukes spesifiseres slik at korrelasjonen fjernes. I GARCH vil det praktisk bety at det er ønskelig at tidsserien på tidspunkt t er uavhengig av feilleddet i tidspunktet $t-1$. Testen for autokorrelasjon som blir brukt i modellen er Ljung-Box-testen, utviklet av Ljung & Box (1978). Ljung-Box

testen tester nullhypotesen for ingen eksisterende autokorrelasjon, der den alternative hypotesen tester for autokorrelasjon.

LIGNING 7: LJUNG-BOX-TESTEN.

$$Q_k = T(T + 2) \sum_{i=1}^k \frac{r_k^2}{T-k} \sim \chi_k^2$$

Der:

Q_k = Testobservatoren.

T = Det totale utvalget.

k = Antall 'lags' i modellen.

rk = Autokorrelasjonen i tidspunktet k .

χ_k^2 = Den kjikvadratfordelte testobservatoren.

Hvis testobservatoren Q_k er \geq den kritiske verdien fra χ^2 , forkastes nullhypotesen fordi autokorrelasjon eksisterer i restleddene.

4.8 Variabler

Når det gjelder finansiell tidsseriedata, så er det ikke alltid like lett å forstå om de tilfeldige variablene er diskret eller kontinuerlig. På tross av at finansiell data som oftest har en diskret natur, er det mange økonometriske modeller som behandler denne typen data som kontinuerlige observasjoner (Jin, 2008). NASDAQ.com (2022) beskriver aksjepriser som diskrete variabler, ettersom de er begrenset av å kun kunne oppnå bestemte priser, som for eksempel \$12.00, \$12.01 og \$12.02. Samtidig, så impliserer denne observasjonen at avkastningen og volatiliteten til en portefølje kan kategoriseres som en tilfeldig kontinuerlig variabel, ettersom både avkastning og volatilitet i teorien kan oppnå hvilken som helst verdi.

4.9 Hypoteser

H₁: *Det er mulig å oppnå en høyere Sharpe-ratio i porteføljene ved bruk av kryptovaluta.*

Antakelsen er basert på at historiske data gir en indikasjon på en risiko- og avkastningsprofil som ikke ligner den av tradisjonelle aktiva, noe som kan være fordelaktig i porteføljeoptimalisering. Siden Sharpe-ratio er et mål på risikojustert avkastning, sier dette noe om meravkastningen i forhold til porteføljens volatilitet. Aksjer er i utgangspunktet på den høyere enden av risikospekteret når det kommer til finansielle aktiva, så derfor kan det være rimelig å anta at man kan forbedre avkastningen uten å øke standardavviket dramatisk.

H₂: *Høyere avkastning i porteføljene vil gå på bekostning av VaR (Value-at-risk), og hver portefølje kan oppnå et potensielt større tap.*

Value at risk er et mål på tapsmengden som kan oppstå fra en posisjon eller portefølje, og er generelt sett på som det maksimale tapet en investering kan oppnå i et gitt konfidensintervall i en spesifisert tidshorisont. Hypotesen er basert på kryptovalutas egenskaper som skiller seg fra aksjer som aktivaklasse. I og med at porteføljene antakeligvis vil få et økt standardavvik og en større risikoeksponering, er det rimelig å anta at VaR vil øke.

H₃: *Inklusjonen av kryptoindeksen i optimalisering vil forbedre IR (Information Ratio) og TE (Tracking Error) i alle porteføljene.*

Kryptovaluta har historisk sett hatt en høyere avkastning enn andre aktiva, men derav også en høyere grad av volatilitet. Enhver investor ønsker maksimal avkastning på sin investering. Denne hypotesen er basert på historiske kryptovalutapriser og utviklingen i markedsverdi over tid.

H₄: *Kryptovaluta har en liten grad av dynamisk betinget korrelasjon med tradisjonelle aktivaklasser.*

Tidligere studier som Mattke et al. (2020) har pekt på at det i praksis er lav korrelasjon mellom kryptovaluta og tradisjonelle aktiva, men det er akademisk uenighet rundt dette. I denne oppgaven brukes det flere typer kryptovaluta der korrelasjonsdynamikken ikke har blitt studert tidligere, og en lav grad av korrelasjon vil være positivt med tanke på risiko og konstruksjon av optimale porteføljer.

H₅: *Den periodiske GARCH-volatiliteten vil økes i tidsseriene, og dynamikken i volatiliteten vil endres.*

Kryptovalutaer forbindes ofte med en antakelse om en høy implisitt volatilitet. Fra et risikostyringsperspektiv, kan det potensielt gi høy nytte ved å forstå volatilitets-dynamikken i forbindelse med kryptovalutaenes inklusjon i porteføljene. Antakelsen er at koeffisientene fra GARCH-modellene vil antyde en høyere grad av periodisk volatilitet, grunnet antakelser om kryptovalutaenes natur. Denne hypotesen er viktig, siden aktiva-allokering og risikostyring i høyeste grad avhenger av å forstå volatiliteten til de respektive aktivaene (Engle, 2002).

4.10 Porteføljekonstruksjon

For de tre ulike porteføljene er den forventede avkastningen kalkulert på følgende måte:

LIGNING 8: PORTEFØLJENS AVKASTNING OG PORTEFØLJEAVKASTNINGENS VARIANS.

$$\bar{r}_p = \omega_1 \bar{r}_1 + \omega_2 \bar{r}_2 + \omega_3 \bar{r}_3$$

$$\begin{aligned}\sigma_p^2 = \text{Var}[\bar{r}_p] &= E[(\tilde{r}_p - \bar{r}_p)^2] \\ &= \omega_1^2 \sigma_1^2 + \omega_2^2 \sigma_2^2 + \omega_3^2 \sigma_3^2 + 2\omega_1 \omega_2 \sigma_{12} + 2\omega_1 \omega_3 \sigma_{13} + 2\omega_2 \omega_3 \sigma_{23}\end{aligned}$$

Der:

ω_1 = Vekten i aktiva 1.

\bar{r}_1 = Forventet avkastning for aktiva 1.

Ett av formålene med porteføljekonstruksjonen er å minimere den ikke-systematiske risikoen. Ikke-systematisk risiko er risiko som kan knyttes til det enkelte verdipapiret, og er derfor ikke mulig- eller veldig vanskelig å diversifisere. Ved å konstruere en portefølje av ulike aktiva eller verdipapir er det mulig å redusere den ikke-systematiske risikoen, og det er rasjonale bak hvorfor porteføljene er sammensatt på den måten de er i denne oppgaven.

4.11 Begrensninger

All data er samlet inn på ett tidspunkt og ser bakover basert på historiske data, som indikerer et tverrsnitt. Et lengre tidsintervall kunne gitt flere forslag til forhold mellom variablene, men dette vil bli forbeholdt fremtidig forskning på området. McAleer (2019) er en av forskerne som har presentert advarsler og begrensninger i forhold til bruk av DCC-GARCH(1,1)-modellen. McAleer kritiserer DCC-modellens vilkår for algebraisk eksistens, matematiske regularitetsbetingelser og de konsistente asymptotiske egenskapene, og en annen modell kunne i retrospekt blitt brukt i denne avhandlingen, og argumenterer for at modellen må brukes med varsomhet i empiriske sammenhenger. Store deler av det akademiske miljøet legitimerer bruken av DCC-GARCH(1,1), og derfor står jeg som forfatter ved resultatene i denne avhandlingen selv om modellen har åpenbare nedsider, ettersom søken etter en modell uten nedsider er en utopisk ide'.

Videre, så har porteføljene enkelte begrensninger i denne analysen. Det vil benyttes en 'long-only'-portefølje, der avkastning og volatilitet analyseres ved å kjøpe aktiva i en aksjeportefølje. Det vil ikke være noen form for hedging, shortsalg eller andre tilsvarende mer sofistikerte finansielle derivater som opsjoner og syntetiske posisjoner, og det er noe som

fremtidig forskning kan bygge videre på. Det impliserer videre at ingen vekter i porteføljekonstruksjonen kan være negative, ergo at summen av alle aktiva i en portefølje må være lik 1. En negativ vektning indikerer at shorting er tillat. Begrunnelsen for dette valget er en konsekvens av benyttelsen av Markowitz og moderne porteføljeteori, der modellen eksplisitt legger til grunn at:

$w_i > 0$, derav en begrensning på shortsalg.

Long-only er tilsynelatende den foretrukne preferansen til de fleste investorer, siden det finnes data på at det definitivt eksisterer flest long-porteføljer i virkeligheten (Olsen, 2014). Det kan være rimelig å anta at dette er tilfellet siden short-posisjoner i teorien er eksponert for ubegrenset nedsiderisiko, og der ofte utsteder krever sikring i form av pant for short-posisjonen. Ressursene som må stilles som sikring for short-posisjonen, kunne ellers vært brukt til å skape avkastning, og derfor oppstår det en alternativkostnad som man kan anta er forbeholdt mindretallet av porteføljeforvaltere. Konsentrerte porteføljer kan også gi veldig store kontraster i sine resultat, ettersom både nedside og oppside-utfall kan økes grunnet en mindre grad av diversifisering.

LIGNING 9: LIKEVEKTET PORTEFØLJE.

$$\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1.$$

Der:

ω_1, ω_2 og ω_3 = De individuelle vektene i porteføljen.

5. EMPIRISKE RESULTAT OG ANALYSE

Dette kapittelet vil se nærmere på de empiriske resultatene fra analysen av porteføljene, der resultatene fra både porteføljeoptimaliseringen og GARCH-analysen vil bli presentert med kommentarer.

5.1 Forutsetninger, mål og begrensninger for porteføljeoptimalisering.

Alle justerte stengningskurser fra porteføljene hentes ut og lagres i en dataramme for hver respektive portefølje i R studio, med tilleggspakkene Performance analytics, Portfolio analytics, Quantmod og ROI. Avkastningen for hver respektive aktiva blir avrundet og begrenset til 4 desimaler for ordens skyld. ROC, eller Rate of change/Momentum brukes også

for å kalkulere avkastningen, og sammensetningen settes til diskret. Hvis det eksisterer manglende verdier i noen av tidsseriene, vil disse bli erstattet med 0. Målet for optimaliseringen vil være å maksimere gjennomsnittlig avkastning per risikoenhet. Som mål på risiko benyttes standardavvik, og det vil være månedlig rebalansering i porteføljene. Første begrensning for optimaliseringen er at risikomålet for porteføljene skal være så nært 0 som mulig. Andre begrensning er at det er en «long-only»-portefølje, som samsvarer med moderne porteføljeteori, og at maksimalt antall aktiva ikke overstiger 15. Tredje begrensning er at det eksisterer et vekt mål på 100%, som i praksis betyr at alle midler er investert og at det ikke eksisterer kontantbeholdning. Modellens vektingsnivå er da spesifisert for å ligge i intervallet $[0.97, 1.01]$ for å oppnå et tilnærmet nivå nært 100% «long-only». Den siste begrensningen er at vektene til de individuelle aktivaene skal ligge mellom $[0.05, 0.5]$. Simuleringen vil gjennomføre 100 iterasjoner, som repeterer prosessen 100 ganger for at algoritmen skal finne den best mulige kombinasjonen av de individuelle vektene i hver respektive portefølje. «Training period» og «rolling window» er begge satt til 125, som er tilnærmet 6 måneder.

Sharpe Ratio estimeres i dette tilfellet med en risikofri rente på null, ettersom den nominelle risikofrie renten har vært negativ i tidsintervallet, grunnet lave styringsrenter, stimulerende pengepolitikk og inflasjon. Information Ratio estimeres ved å bruke den optimaliserte kryptoindeks-porteføljene som benchmark, for så å se på hvorvidt det eksisterer en meravkastning i porteføljene.

Drawdown vil også bli brukt som en del av analysen, og er definert av Investopedia (2022) som den prosentvise representasjonen av topp-til-bunn nedgangen i en investering. Den tidsmessige perioden det tar for en investering å nå sitt gamle toppnivå burde også tas med i betraktningen, særlig med tanke på alternativkostnad for investeringen i kapitalallokering. I praksis brukes drawdown som et mål på nedsiderisiko, og er høyst relevant i en studie av kryptovaluta, som har relativt høy implisitt volatilitet. Både drawdown og VaR brukes for å se på den mulige nedsiderisikoen inkluderingen av kryptovalutaene gir til porteføljene.

5.2 Forutsetninger og spesifisering av GARCH-modeller

I analysen benyttes det en univariat sGARCH (1,1) der hver variabel er den justerte avkastningen til hver individuelle portefølje, og en multivariat DCC-modell(1,1) som

estimerer den dynamisk betingede korrelasjonen der variablene er avkastningen til hver aktiva i de respektive porteføljene i tillegg til kryptoindeksen. Modellene vil bli konstruert i R ved hjelp av tilleggspakkene rugarch og rmgarch. De univariate GARCH-modellene vil bruke den sammenslåtte avkastningen av tidsseriene i hver respektive portefølje som variabel. Den multivariate DCC-modellen vil ha samme spesifisering som sGARCH(1,1), men den replikeres 15 ganger, siden dette er antallet aktiva i modellen. Distribusjonen for standardfeil settes til multivariatnormal.

Korrelasjoner er kritiske komponenter i mange av problemene som skal løses i kapitalallokering, risikovurdering og finansiell styring. Hedging krever eksempelvis estimater av korrelasjonen mellom avkastningen i den bestemte hedgen (Engle, 2002). Fordelen med en dynamisk korrelasjonsmodell er at siden korrelasjonen er tidsvarierende, vil estimatet av DCC-modellen være et resultat av det eksisterer en daglig endring i korrelasjonsmatrisen, noe som vil gi en mer representativ korrelasjon for hele perioden, og ikke bare på ett gitt tidspunkt i tidsintervallet. Når en optimal portefølje med gitte begrensninger skal konstrueres, kreves det en prognose av korrelasjonsmatrisen mellom de respektive avkastningene (Engle, 2002).

TABELL 11: SPESIFISERING AV SGARCH(1,1)

GARCH-modell-spesifisering	
<i>Betinget variansdynamikk</i>	
Modell	sGARCH(1,1)
Variansmålrkning	NEI
<i>Betinget gjennomsnittsdynamikk</i>	
Mean model	ARFIMA(1,0,1)
Inkluderer gjennomsnitt	JA
GARCH-in-mean	NEI
<i>Betinget fordeling</i>	
Fordeling	Normal
Inkluderer skjevhet	NEI
Inkluderer form	NEI
Inkluderer lambda	NEI

TABELL 12: SPESIFISERING AV MULTIVARIAT SGARCH OG DCC(1,1)-MODELL

Antall aktiva	15
GARCH multi-spec-type	Lik
Modell	sGARCH
Eksogene regressorer i varianslikningen	Ingen
Inneholder gjennomsnitt	1
AR(FI)MA-modell	(1,d,0)
GARCH-in-mean	Nei
Betinget fordeling	Normal

I en GARCH(1,1)-modell, vises avkastningens varians i tidspunkt n . Der variansen kan betraktes som den vektete gjennomsnittet til den siste observerte variansen, minste kvadrats avkastning og det langsiktige gjennomsnittet (Wilmot, 2009). Koeffisientene er representert ved:

$\alpha + \beta = \text{positive parametere} < 1$.

$\alpha_1 =$ Koeffisienten som kvadrerer residualene, og viser den kortsiktige volatiliteten.

$\beta_1 =$ Koeffisienten som kvadrerer de forsinkede residualene og den forsinkede variansen, og viser den dvelende effekten av strukturelle brudd. Jo nærmere β_1 er 1, jo saktere avtar volatiliteten. Den svarte linjen i den univariate GARCH-modellen representerer de kvadrerte residualene, mens den grønne linjen viser den betingede variansen. Konfidensintervallet er satt til 95%.

5.3 Indeksporteføljen

Figur 8 illustrerer den kumulative avkastningen til den optimaliserte indeksporteføljen sammenlignet med benchmark SPY, og figur 9 viser den kumulative avkastningen for den optimaliserte krypto-indeks-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte indeksporteføljen. Den nederste grafen viser porteføljens drawdown, som er definert i kapittel 5.1.



FIGUR 4: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE INDEKSPORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY».

I den gitte tidsperioden hadde den optimaliserte indeksporføljen meravkastning i forhold til benchmark «SPY», med et relativt likt nivå nedsiderisiko, representert av drawdown. Som det kommer frem i vektene i tabell 11, var porteføljens vekting høyt konsentrert i United Healthcare og i Microsoft. Ved en høyere konsentrasjon i enkeltaktiva, kan avkastningens oppside bli større, men det oppstår også en større nedside som en direkte konsekvens, ettersom man er eksponert mot usystematisk risiko som er knyttet til hvert enkeltaktivum i porteføljen.

TABELL 13: DEN OPTIMALISERTE INDEKSPORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.

Ticker	HD	AAPL	GOOG	AMZN	MSFT	UNH	V
Vekt	0,050	0,080	0,050	0,054	0,230	0,472	0,058



FIGUR 5: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE INDEKSPORTEFØLJEN VS. KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

Krypto-indeks-porteføljen har etter ca. 30% fullførelse av det totale tidsintervallet, gitt en betydelig meravkastning i forhold til indeks, men med en stor økning i nedsiderisiko som også bekreftes i tabell 13. I motsetning til den optimaliserte indeksporføljen i figur 8, så fremstår krypto-indeks-porteføljen som mer diversifisert, ettersom vektningen er mer jevnt spredt ut over alle aktivaene i porteføljen. Det betyr ikke i praksis at porteføljen har mindre risiko enn den optimaliserte indeksporføljen, siden de enkelte aktivaene har et høyere

standardavvik, noe som kommer frem i grafen for drawdown, i tillegg til standardavvik og value at risk.

TABELL 14: DEN OPTIMALISERTE KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING

Ticker	HD	XRP	USDT	AAPL	BNB	ETH	USDC	GOOG	AMZN	ADA	MSFT	UNH	BTC	V
Vekt	0,050	0,050	0,050	0,054	0,050	0,066	0,050	0,050	0,050	0,050	0,050	0,330	0,54	0,052

TABELL 15: SHARPE-FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I INDEKSPORTEFØLJEN, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR.

<i>SR Indeksporteføljen</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	1,3972
VaR Sharpe	8,1772
ES Sharpe	5,8438
<i>SR Krypto-indeks-porteføljen</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	1,7614
VaR Sharpe	7,9928
ES Sharpe	7,9928
<i>TE og IR, Krypto-indeks-porteføljen</i>	
Tracking Error	0,1215
Annualisert Tracking Error	0,4208
Information Ratio	0,4730

Krypto-indeks-porteføljen har oppnådd en høyere Sharpe ratio en den optimaliserte indeksporteføljen. Både Sharpe målt ved standardavvik og ES, betinget VaR, har blitt forbedret i krypto-indeks-porteføljen. Sharpe med VaR i nevneren har ikke blitt forbedret i krypto-indeks-porteføljen, som det kan antas skyldes at VaR har økt betydelig mer en meravkastningen i forhold til den risikofrie renten, som er representert i brøkens teller. Meravkastningen er representert ved porteføljens information ratio, som i denne modellen er målt til 0,1215 som illustrert i tabell 13.

5.3.1 GARCH-volatilitet indeksporføljen

TABELL 16: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR INDEKSPORTEFØLJEN.

<i>Optimale Parametre</i>					
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)	
mu	0,001984	0,000862	2,30191	0,021340	
ar1	-0,789035	0,257978	-3,05853	0,002224	
ma1	0,769851	0,266856	2,88490	0,003915	
omega	0,000016	0,000016	0,98401	0,325110	
alpha1	0,070149	0,022313	3,14382	0,001668	
beta1	0,908499	0,025047	36,27131	0,000000	
<i>Robuste standardfeil</i>					
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)	
mu	0,001984	0,001473	1,34618	0,178246	
ar1	-0,789035	0,242870	-3,2488	0,001159	
ma1	0,769851	0,204648	3,76184	0,000169	
omega	0,000016	0,000099	0,15734	0,87498	
alpha1	0,070149	0,121078	0,57937	0,56341	
beta1	0,908499	0,130502	6,96159	0,000000	
<i>Log-sannsynlighet</i>	1667,186				
<i>Informasjonskriterier</i>					
Akaike	-4,5512				
Bayes	-4,5134				
Shibata	-4,5513				
Hannan-Quinn	-4,5366				

Det kommer frem i GARCH-analysen at alle optimale parametere med unntak av omega er statistisk signifikant, gitt de absolutte p-verdiene i et 95% konfidensintervall. En høy log-likelihood representerer at datapunktene passer bra til modellen. Informasjonskriteriene er også negative, som indikerer en bra passform. Det må dog fremheves at informasjonskriteriene er mest relevant for å sammenligne modeller mot hverandre.

*Vektet Ljung-Box-test på standardiserte residualer**Frihetsgrader = 2*

	Statistikk	p-verdi
Lag [1]	0,2332	0,6292
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	2,6594	0,6877
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	4,4779	0,5766

*Vektet Ljung-Box-test på standardiserte kvadrerte residualer**Frihetsgrader = 2*

	Statistikk	p-verdi
Lag [1]	0,00376	0,9511
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	3,43699	0,3330
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	6,02791	0,2950

Vektete ARCH LM-tester

	Statistikk	Form	Skala	p-verdi	
ARCH Lag [3]	1,768		0,500	2,000	1,1836
ARCH Lag [5]	2,404		1,440	1,667	0,3887
ARCH Lag [7]	4,604		2,315	1,543	0,2677

Nyblom stabilitetstest

Felles statistikk	2,8637			
Individuell:				
mu	0,4614			
arl	0,1451			
ma1	0,1607			
omega	0,6301			
alpha1	0,1355			
beta1	0,1458			
<i>Asymptotiske kritiske verdier</i>	10 %	5 %	1 %	
Felles	1,49	1,68	2,12	
Individuell	0,35	0,47	0,75	

Tegntest (Sign Bias Test)

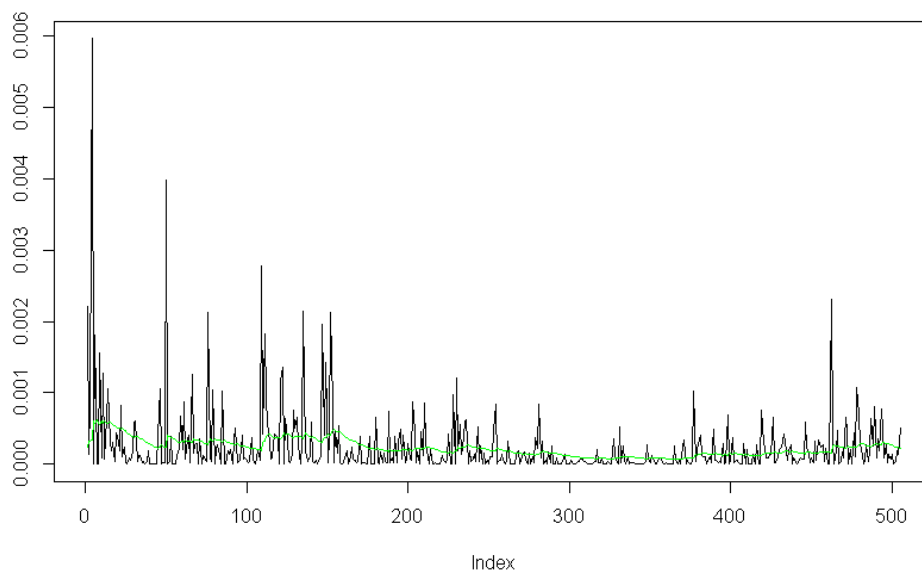
	t-verdi	Prob sig
Sign bias	0,33604	0,7369
Negativ sign bias	0,02843	0,9773
Positiv sign bias	0,08497	0,9323
Felles effekt	0,31914	0,9564

Tilpasset Pearson Goodness-Of-Fit test:

Gruppe	Statistikk	p-verdi (g-1)
1	20	41,07 0,002363
2	30	49,59 0,009997
3	40	59,04 0,020689
4	50	55,07 0,25587

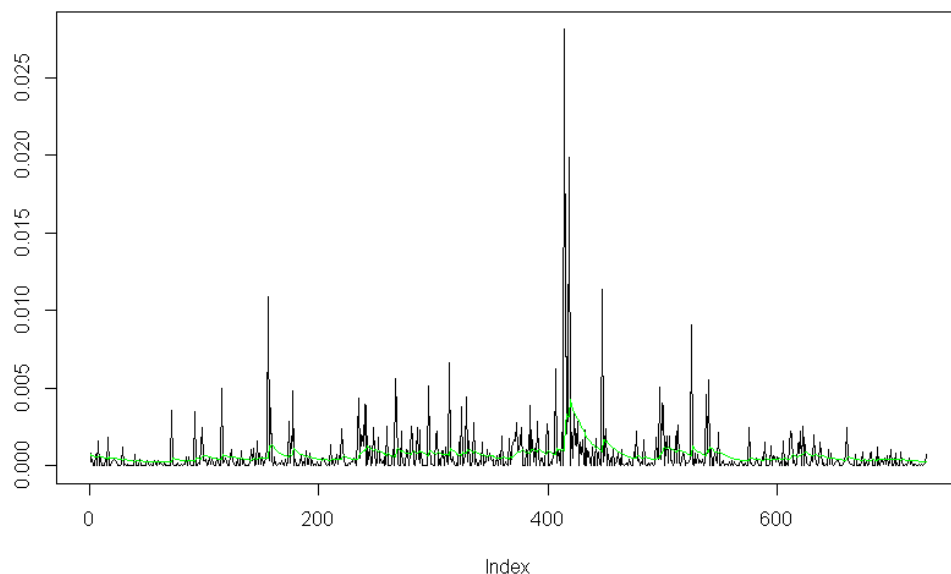
Det kommer tydelig frem gjennom Ljung-Box-testen at p-verdien ikke er signifikant, noe som betyr at nullhypotesen om ingen autokorrelasjon forkastes. GARCH-modellene gir pålitelige resultater dersom det meste av ARCH-effektene fanges opp. Med p-verdier på respektive 0,3887 og 0,2677, kan det antas at det eksisterer lite ARCH-effekter. Testen gjennomføres på lik linje med Ljung-Box for autokorrelasjon grunnet en betinget varians-prosess, og testen utføres på de kvadrerte residualene. Nullhypotesen om ingen autokorrelasjon forkastes. Nybloms stabilitetstest tester hvorvidt det eksisterer strukturelle brudd i en tidsserie, som

indikerer at forholdet mellom variablene endres over tid. Nullhypotesen er at parameterens verdi er konstant, som impliserer null varians, mens den alternative hypotesen er at variansen > 0 . Her forkastes også nullhypotesen. Sign bias-testen tester hvorvidt det eksisterer en miss-spesifikasjon av de betingede volatilitets-modellene. Konkret testes det hvorvidt de standardiserte kvadrerte residualene er forutsigbar ved bruk av dummy-variabler. Sign bias testen har en dummy-variabel som tester innvirkningen positive og negative sjokk på volatiliteten som ikke kan predikeres av modellen har. Den negative testen fokuserer på effekten av store og små negative sjokk. Den positive testen fokuserer på effekten små og store positive sjokk har. Nullhypotesen for disse testene er at ytterligere parametere i modellen korresponderer med ytterligere dummy-variabler er lik 0. Alternativhypotesen er at ytterligere parametere ikke er lik 0, noe som indikerer miss-spesifisering av modellen. Resultatene fra denne testen indikerer at innvirkningen positive og negative sjokk kan bare delvis forklares av modellen. Det skal dog understrekes at både den negative og den positive sign bias testen har en tilfredsstillende t-verdi. Den tilpassede Pearson Goodness-Of-Fit testen sammenligner den empiriske fordelingen til de standardiserte residualene med den valgte teoretiske fordelingen. Nullhypotesen er at empirisk og teoretisk fordeling fremstår identisk. For gruppe 20,30 og 40 er p-verdien signifikant.



mu	arl	mal	omega	alpha1	beta1
0,001395	-0,783431	0,733513	0,000018	0,04611	0,94522

FIGUR 6: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I INDEKSPORTEFØLJEN.



μ	α_1	α_2	ω	α_1	β_1
0,001983	-0,78903	0,76985	0,000015	0,07014	0,90849

FIGUR 7: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

5.3.2 Multivariat GARCH-volatilitet indeksporføljen

TABELL 17: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

Optimale Parametre

	Apple	Microsoft	Amazon	Google	Home Depot	Berkshire Hathaway	Visa	UNH
μ	0,01428	0,00756	0,00438	0,00806	0,00322	0,00416	0,00251	0,00501
α_1	0,15267	-0,01366	0,00850	0,05989	-0,05481	0,05063	-0,17567	-0,08566
ω	0,00033	0,00011	0,00000	0,00030	0,00054	0,00015	0,00026	0,00026
α_1	0,49974	0,27497	0,00000	0,32869	0,29620	0,16092	0,17841	0,17841
β_1	0,39215	0,67065	0,99856	0,48206	0,42265	0,66181	0,67379	0,67379
Log-Lik	265,04557	284,57871	255,22478	276,47958	256,83166	308,93786	265,087	253,73655

	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano
μ	0,01542	0,02683	0,00000	0,02216	-0,00001	0,00970	0,03171
α_1	0,16067	0,11156	-0,40750	0,11740	-0,30372	0,21989	0,20348
ω	0,00025	0,00033	0,00000	0,01491	0,00000	0,00133	0,00055
α_1	0,00000	0,00000	0,07785	0,38072	0,31676	0,11798	0,00000
β_1	0,97294	0,97981	0,88678	0,00000	0,67178	0,85409	0,98182
Log-Lik	133,74544	96,05935	732,75117	74,9368	725,75204	55,99844	56,04434

TABELL 18: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

Dynamisk korrelasjon krypto-indeks-portefølje

	Apple	Microsoft	Amazon	Google	Home Depot	Berkshire Hathaway	Visa	UNH
Apple	1,00000000	0,65866058	0,55026955	0,58178165	0,49397132	0,32225990	0,46232794	0,38880386
Microsoft	0,65866058	1,00000000	0,57145269	0,66391642	0,49321686	0,31749507	0,47975185	0,42544264
Amazon	0,55026955	0,57145257	1,00000000	0,563737214	0,30270423	0,18029871	0,33543860	0,162413659
Google	0,58178165	0,66391642	0,56373721	1,00000000	0,43288286	0,40654660	0,51223435	0,41210718
Home Depot	0,49397132	0,49321686	0,30270423	0,43288286	1,00000000	0,39179586	0,41918006	0,45172800
Berkshire Hathaway	0,32225990	0,31749507	0,18029871	0,40654660	0,39179586	1,00000000	0,58639266	0,53045518
Visa	0,46232794	0,47975185	0,33543860	0,51223435	0,41918006	0,58639266	1,00000000	0,45749460
UNH	0,38880386	0,42544264	0,16241366	0,41210718	0,45172800	0,53045518	0,45749460	1,00000000
Bitcoin	0,13271581	0,22225887	0,25770454	0,29460692	0,19108041	0,25796932	0,19398164	0,13377143
Ethereum	0,20088283	0,28824157	0,33008800	0,37868755	0,28819588	0,35282176	0,22574515	0,20868861
Tether	0,11672457	0,06500124	0,04389194	0,08798612	-0,08241374	0,02050241	0,06482471	0,06835771
BNB	0,01339024	0,25671121	0,27821200	0,28510918	0,19771599	0,23316352	0,15665060	0,09003341
USD Coin	0,01339024	-0,0223884	0,00696506	-0,03809981	-0,08505391	0,03962701	-0,01269794	-0,09264565
XRP	0,21088628	0,17515042	0,21524062	0,21102397	0,10385319	0,17887276	0,06324419	0,05957470
Cardano	0,07630431	0,19608307	0,27335619	0,29809019	0,15730698	0,27865940	0,16661479	0,08200648

	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano
Apple	0,13271581	0,20088283	0,11672457	0,01339024	0,01339024	0,21088628	0,07630431
Microsoft	0,22225887	0,28824157	0,06500124	0,25671121	-0,0223884	0,17515042	0,19608307
Amazon	0,25770454	0,33008800	0,04389194	0,27821200	0,00696506	0,215240618	0,273356186
Google	0,29460692	0,37868755	0,08798612	0,28510918	-0,03809981	0,21102397	0,29809019
Home Depot	0,19108041	0,28819588	-0,08241374	0,19771599	-0,08505391	0,10385319	0,15730698
Berkshire Hathaway	0,25796932	0,35282176	0,02050241	0,23316352	0,03962701	0,17887276	0,27865940
Visa	0,19398164	0,22574515	0,06482471	0,15665060	-0,01269794	0,06324419	0,16661479
UNH	0,13377143	0,20868861	0,06835771	0,09003341	-0,09264565	0,05957470	0,08200648
Bitcoin	1,00000000	0,77062126	-0,17544412	0,68447266	-0,09178576	0,48040601	0,53457381
Ethereum	0,77062126	1,00000000	-0,15364920	0,70452160	-0,10851490	0,48408300	0,62876290
Tether	-0,17544412	-0,15364920	1,00000000	-0,12048997	0,62402915	-0,08519017	-0,09442086
BNB	0,68447266	0,70452160	-0,12048997	1,00000000	0,01711797	0,46673682	0,63483265
USD Coin	-0,09178576	-0,10851490	0,62402915	0,01711797	1,00000000	-0,02052841	-0,01621193
XRP	0,48040601	0,48408300	-0,08519017	0,46673682	-0,02052841	1,00000000	0,43082749
Cardano	0,53457381	0,62876290	-0,09442086	0,63483265	-0,01621193	0,43082749	1,00000000

DCC GARCH	
Distribusjon	Mvnorm
Modell	DCC(1,1)
Antall parametre	182
[VAR GARCH DCC UncQ]	[0+75+2+105]
Antall serier	15
Antall observasjoner	143
Log-likelihood	4564,159
Gjennomsnittlig Log-likelihood	31,92
	[Joint]dcca1
	[Joint]dccb1
	Estimat
	Standardfeil
	t-verdi
	Pr(> t)
	0,000000
	0,000000
	0,079169
	0,936899
	0,914934
	0,023739
	38,541067
	0,000000

For å avgjøre om DCC-modellen passer til datasettet, må koeffisientene α_1 og β_1 analyseres for hver portefølje for å sjekke antakelsen til DCC(1,1) sin 'joint significance'. P-verdien for β_1 -estimatet er signifikant under 5%, men ikke α_1 . Vi antar at den kortsiktige volatiliteten α_1 ikke kan forklares med høy sannsynlighet i denne modellen.

Jarque-Bera-test	
χ^2	107,89
frihetsgrader	2
p-verdi	2,20E-16

FIGUR 8: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

Jarque-Bera-testen til krypto-indeks-porteføljen indikerer at avkastningen ikke er normalfordelt, ettersom nullhypotesen forkastes. Med en signifikant p-verdi kan dette fastslås med en høy grad av sannsynlighet.

5.4 Vekstporteføljen

Figur 13 illustrerer den kumulative avkastningen til den optimaliserte vekstporteføljen sammenlignet med SPY, og figur 14 viser den kumulative avkastningen for den optimaliserte krypto-vekst-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte vekstporteføljen. Den nederste grafen viser porteføljens drawdown.



FIGUR 9: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY».

Vekstporteføljen har i tidsintervallet en veldig høy meravkastning i tidsintervallet sammenlignet med benchmark «SPY». Dette kan forklares ved at majoriteten av tidsperioden har vært preget av stimulative tiltak i form av pengepolitikk og rentepolitikk, noe som har vært veldig fordelaktig for aktivaer med høy beta. Disse tiltakene reduserer diskonteringsfaktoren, som øker nåverdien til aktivaer som typisk har inntjeningen sin langt frem i tid, noe som aksjene i vekstporteføljen er overrepresentert av. Porteføljen er høyt konsentrert, med en vektning i Tesla som utgjør 48,2%. Porteføljens andre og tredje største vekter er på 13,8 og 13,6%, noe som samsvarer med et typisk mandat til en institusjonell porteføljeforvalter, der grensa ofte ligger rundt 10% per enkeltaktivum i porteføljen.

TABELL 19: DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.

Ticker	TSLA	AAPL	GOOG	NFLX	NVDA	AMZN	MSFT	FB
Vekt	0,482	0,050	0,054	0,050	0,136	0,138	0,050	0,050



FIGUR 10: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE VEKSTPORTEFØLJEN VS. KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

Den optimaliserte vekstporteføljen har en høyere meravkastning en krypto-vekst-porteføljen i tidsintervallet, som også bekrefte kvantitativt i tabell 18 i form av information ratio. For å forstå avkastningsprofilen, må vektingen i tabell 16 tas i betraktning. Den optimaliserte vekstporteføljen har en vekting på 0,482 i Tesla i tidsperioden, som hadde en eksepsjonell avkastning. Selv med en høyt konsentrert optimalisert vekstportefølje, hadde krypto-vekst-porteføljen en potensielt større nedside representert av grafen for drawdown, som også bekrefte av VaR i tabell 18.

Selve vektingen i krypto-vekst-porteføljen fremstår mer diversifisert, men de faktiske resultatene viser at selv om den optimaliserte vekstporteføljen har en høyere grad av konsentrasjon, har den oppnådd en høyere risikojustert avkastning i perioden, som også fremheves i tabell 18.

TABELL 20: DEN OPTIMALISERTE KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.

Ticker	XRP	TSLA	USDT	AAPL	BNB	ETH	USDC	GOOG	NFLX	NVDA	AMZN	ADA	MSFT	BTC	FB
Vekt	0,050	0,050	0,054	0,050	0,050	0,050	0,050	0,050	0,050	0,318	0,66	0,050	0,050	0,050	0,00

TABELL 21: SHARPE-FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I VEKSTPORTEFØLJEN, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR.

<i>SR Vekstporteføljen</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	2,8631
VaR Sharpe	17,4506
ES Sharpe	12,6618
<i>SR Krypto-vekst-porteføljen</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	1,6721
VaR Sharpe	5,9365
ES Sharpe	5,9365
<i>TE og IR, Krypto-vekst-porteføljen</i>	
Tracking Error	0,1240
Annualisert Tracking Error	0,4296
Information Ratio	-1,3998

Den optimaliserte krypto-vekst-porteføljen underpresterte den optimaliserte vekstporteføljen på alle prestasjonsmål, som sannsynligvis kan begrunnes med mange av de samme resonnementene som under kommentarene til den kumulative avkastningen til porteføljene i figur 14. Den optimaliserte vekstporteføljen hadde en høyere kumulativ avkastning, men med et lavere standardavvik, noe som gjenspeiles i Sharpe ratioene.

5.4.1 GARCH-volatilitet vekstporteføljen

TABELL 22: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR VEKSTPORTEFØLJEN.

<i>Optimale Parametre</i>					
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)	
mu	0,001923	0,000634	3,03410	0,002412	
ar1	-0,819245	0,154812	-5,29190	0,000000	
ma1	0,786953	0,167352	4,70240	0,000003	
omega	0,000009	0,000003	2,70270	0,006878	
alpha1	0,073733	0,006725	10,96420	0,000000	
beta1	0,907765	0,012133	74,8167	0,000000	
<i>Robuste standardfeil</i>					
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)	
mu	0,001923	0,000779	2,46876	0,013558	
ar1	-0,819245	0,153893	-5,32347	0,000000	
ma1	0,786953	0,146042	5,38855	0,000000	
omega	0,000009	0,000001	0,89135	0,372741	
alpha1	0,073733	0,025137	2,93318	0,003355	
beta1	0,907765	0,01928	47,08211	0,000000	
<i>Log-sannsynlighet</i>	1831,014				
<i>Informasjonskriterier</i>					
Akaike	-5,0000				
Bayes	-4,9623				
Shibata	5,0002				
Hannan-Quinn	-4,9855				
<i>Vektet Ljung-Box-test på standardiserte residualer</i>					
	Statistikk		p-verdi		
Lag [1]	0,1576		0,6914		
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	2,5951		0,7259		
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	3,9897		0,6934		
	<i>Frihetsgrader = 2</i>				
<i>Vektet Ljung-Box-test på standardiserte kvadrerte residualer</i>					
	Statistikk		p-verdi		
Lag [1]	0,01752		0,8947		
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	4,9647		0,1559		
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	8,0363		0,1268		

Alle optimale parametre er statistisk signifikant gitt et konfidensintervall på 95% for den absolutte t-verdien, med unntak av omega. Ljung-Box-testen indikerer at p-verdien ikke er signifikant, noe som betyr at nullhypotesen om ingen autokorrelasjon forkastes. En Ljung-Box p-verdi på under 5% indikerer ofte at den brukte modellen ikke er valid (Wilmot, 2009). Resultatene antyder en modell med høy validitet.

Vektede ARCHLM-tester

	Statistikk	Form	Skala	p-verdi	
ARCH Lag [3]	2,981		0,500	2,000	0,08427
ARCH Lag [5]	3,615		1,440	1,667	0,21215
ARCH Lag [7]	5,837		2,315	1,543	0,15255

Nyblom stabilitetstest

Felles statistikk	3,4271
Individuell:	
mu	0,1611
arl	0,2141
mal	0,2687
omega	0,4838
alpha1	0,1707
beta1	0,1023

<i>Asymptotiske krit.</i>	10 %	5 %	1 %
Felles	1,49	1,68	2,12
Individuell	0,35	0,47	0,75

Tegntest (Sign Bias Test)

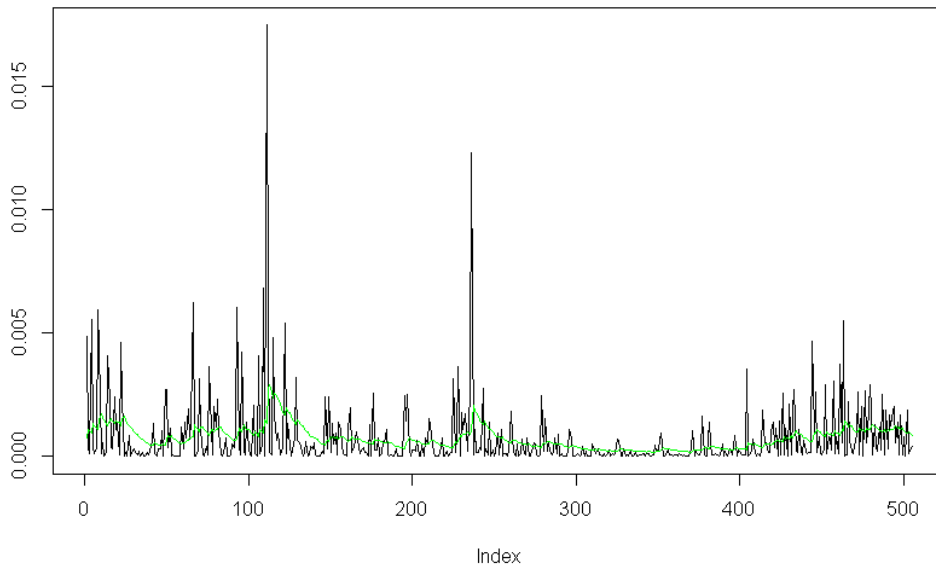
	t-verdi	Prob sig
Sign bias	0,09592	0,9236
Negativ sign bias	0,13794	0,8903
Positiv sign bias	0,10114	0,9195
Felles effekt	0,05288	0,9968

Tilpasset Pearson Goodness-Of-Fit test:

Gruppe	Statistikk	p-verdi (g-1)
1	20	72,96
2	30	81,23
3	40	90,38
4	50	100

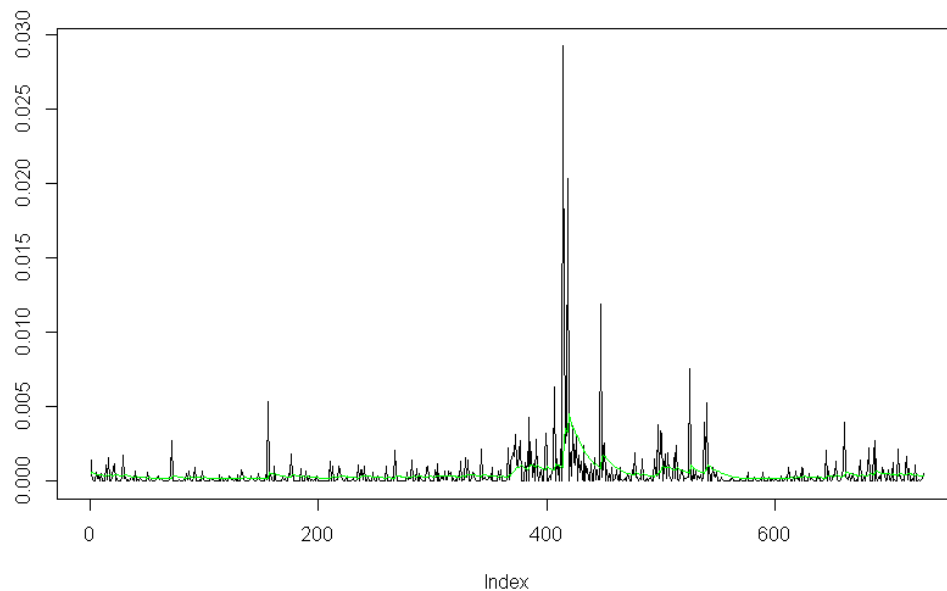
ARCH-LM-testens nullhypotese om ingen autokorrelasjon forkastes, men antyder samtidig en sterkere og pålitelig modell enn for indeksporføljen. I Nybloms stabilitetstest forkastes også nullhypotesen. Sign bias-testen tester hvorvidt det eksisterer en miss-spesifikasjon av de betingede volatilitets-modellene. Konkret testes det hvorvidt de standardiserte kvadrerte residualene er forutsigbar ved bruk av dummy-variabler. I sign bias-testen er nullhypotesen for disse testene er at ytterlige parametere i modellen korresponderer med ytterligere dummy-variabler er lik 0. Alternativhypotesen er at ytterligere parametere ikke er lik 0, noe som indikerer miss-spesifisering av modellen. Resultatene fra denne testen indikerer at den har mindre forklaringsverdi en indeksporføljes modell. Den tilpassede Pearson Goodness-Of-Fit testen sammenligner den empiriske fordelingen til de standardiserte residualene med den

valgte teoretiske fordelingen. Nullhypotesen er at empirisk og teoretisk fordeling fremstår identisk. P-verdien signifikant for alle grupper som antyder en god modell.



mu	ar1	ma1	omega	alpha1	beta1
0,003215	0,544072	-0,56106	0,000097	0,08838	0,90073

FIGUR 11: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I VEKSTPORTEFØLJEN.



mu	ar1	ma1	omega	alpha1	beta1
0,001923	-0,819245	0,786952	0,000089	0,07373	0,90776

FIGUR 12: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJEN.

5.4.2 Multivariat GARCH-volatilitet vekstporteføljen

TABELL 23: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-INDEKS-PORTEFØLJEN.

<i>Optimale Parametre</i>									
	Apple	Microsoft	Amazon	Google	Tesla	Nvidia	Meta	Netflix	
mu	0,01428	0,00756	0,00438	0,00806	0,02382	0,01712	0,00466	0,00180	
arl	0,15267	-0,01366	0,00850	0,05989	0,05566	0,07706	-0,18055	-0,02349	
omega	0,00033	0,00011	0,00000	0,00030	0,00390	0,00126	0,00030	0,00001	
alpha1	0,49974	0,27497	0,00000	0,32869	0,37844	0,30060	0,16563	0,00000	
beta1	0,39215	0,67065	0,99856	0,48206	0,25507	0,38306	0,73469	0,97294	
Log-Lik	265,04557	284,57871	255,22478	276,47958	135,68619	201,27453	228,14672	223,0932	

	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano		
mu	0,01542	0,02683	0,00000	0,02216	-0,00001	0,00970	0,03171		
arl	0,16067	0,11156	-0,40750	0,11740	-0,30372	0,21989	-0,20348		
omega	0,00025	0,00033	0,00000	0,01491	0,00000	0,00133	0,00055		
alpha1	0,00000	0,00000	0,07785	0,38072	0,31676	0,11798	0,00000		
beta1	0,97294	0,97981	0,88678	0,00000	0,67178	0,85409	0,98182		
Log-Lik	133,74544	96,05935	732,75117	74,9368	725,75204	55,99844	56,04434		

TABELL 24: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJEN.

<i>Dynamisk korrelasjon krypto-vekst-portefølje</i>										
	Apple	Microsoft	Amazon	Tesla	Google	Nvidia	Meta	Netflix		
Apple	1,00000000	0,65866058	0,55026955	0,428206935	0,58178165	0,54885339	0,50931283	0,44964325		
Microsoft	0,65866058	1,00000000	0,57145269	0,480640836	0,66391642	0,61396149	0,50304760	0,53407208		
Amazon	0,55026956	0,57145257	1,00000000	0,488505979	0,56373721	0,62917828	0,41314369	0,65888575		
Tesla	0,42820694	0,48064084	0,48850598	1,00000000	0,48955502	0,55843907	0,27990972	0,45632054		
Google	0,58178166	0,66391644	0,56373723	0,489555019	1,00000000	0,61025549	0,54671228	0,43296852		
Nvidia	0,54885339	0,61396149	0,62917827	0,558439071	0,61025549	1,00000000	0,49268537	0,60836031		
Meta	0,50931283	0,50304760	0,41314369	0,279909721	0,54671228	0,49268537	1,00000000	0,42247665		
Netflix	0,44964325	0,53407208	0,65888575	0,456320535	0,43296852	0,60836031	0,42247665	1,00000000		
Bitcoin	0,13271581	0,22225887	0,25770454	0,337491671	0,29460692	0,21586972	0,19051083	0,23961919		
Ethereum	0,20088283	0,28824157	0,33008800	0,335442720	0,37868755	0,28959687	0,26433020	0,26762522		
Tether	0,11672457	0,06500124	0,04389194	0,005519451	0,08798612	0,13549375	0,02714439	0,09368667		
BNB	0,01339024	0,25671121	0,27821200	0,206861158	0,28510918	0,21207070	0,20463503	0,24318519		
USD Coin	0,01339024	-0,02238840	0,00696506	-0,096909138	-0,03809981	-0,04968934	-0,01374373	-0,02499961		
XRP	0,21088628	0,17515042	0,21524062	0,246879675	0,21102397	0,14314071	0,19506621	0,15152165		
Cardano	0,07630431	0,19608307	0,27335619	0,272091991	0,29809019	0,18087335	0,15933962	0,22663526		

	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano		
Apple	0,13271581	0,20088283	0,11672457	0,01339024	0,01339024	0,21088628	0,07630431		
Microsoft	0,22225887	0,28824157	0,06500124	0,25671121	-0,0223884	0,17515042	0,19608307		
Amazon	0,25770454	0,33008800	0,04389194	0,27821200	0,006965056	0,215240618	0,273356186		
Tesla	0,29460692	0,37868755	0,08798612	0,28510918	-0,03809981	0,21102397	0,29809019		
Google	0,19108041	0,28819588	-0,08241374	0,19771599	-0,08505391	0,10385319	0,15730698		
Nvidia	0,25796932	0,35282176	0,02050241	0,23316352	0,03962701	0,17887276	0,27865940		
Meta	0,19398164	0,22574515	0,06482471	0,15665060	-0,01269794	0,06324419	0,16661479		
Netflix	0,13377143	0,20868861	0,06835771	0,09003341	-0,09264565	0,05957470	0,08200648		
Bitcoin	1,00000000	0,77062126	-0,17544412	0,68447266	-0,09178576	0,48040601	0,53457381		
Ethereum	0,77062126	1,00000000	-0,15364920	0,70452160	-0,10851490	0,48408300	0,62876290		
Tether	-0,17544412	-0,15364920	1,00000000	-0,12048997	0,62402915	-0,08519017	-0,09442086		
BNB	0,68447266	0,70452160	-0,12048997	1,00000000	0,01711797	0,46673682	0,63483265		
USD Coin	-0,09178576	-0,10851490	0,62402915	0,01711797	1,00000000	-0,02052841	-0,01621193		
XRP	0,48040601	0,48408300	-0,08519017	0,46673682	-0,02052841	1,00000000	0,43082749		
Cardano	0,53457381	0,62876290	-0,09442086	0,63483265	-0,01621193	0,43082749	1,00000000		

DCC GARCH						
Distribusjon	Mvnorm					
Modell	DCC(1,1)					
Antall parametre	182					
[VAR GARCH DCC UncQ]	[0+75+2+105]					
Antall serier	15					
Antall observasjoner	143					
Log-likelihood	4311,465	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)	
Gjennomsnittlig Log-likelihood	30,15	[Joint]dcca1	0,000000	0,000000	0,079169	0,936899
		[Joint]dcccb1	0,880615	0,047994	18,348379	0,000000

DCC-resultatene fra vekstporteføljen viser samme trend som for indeksporteføljen. Den kortsiktige volatiliteten forklares ikke med veldig høy konfidens, mens de dvelende effektene forklares med en høy grad av sannsynlighet, og er signifikant under 5%. Jo nærmere β_i er 1, jo saktere avtar volatiliteten. Det praktiske resultatet av dette vil være at volatiliteten vil ha lengre innvirkning etter strukturelle brudd.

<i>Jarque-Bera-test</i>	
x^2	66,975
frihetsgrader	2
p-verdi	2,89E-15

FIGUR 13: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-VEKST-PORTEFØLJEN.

Jarque-Bera-testen til krypto-vekst-porteføljen indikerer at avkastningen ikke er normalfordelt, ettersom nullhypotesen forkastes. Selv om fordelingen er nærmere normalfordelt en modellen til krypto-indeks-porteføljen. Med en signifikant p-verdi kan dette fastslås med en høy grad av sannsynlighet.

5.5 Den defensive porteføljen

Figur 18 illustrerer den kumulative avkastningen til den optimaliserte defensive porteføljen sammenlignet med SPY, og figur 19 viser den kumulative avkastningen for den optimaliserte krypto-defensive-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte defensive porteføljen. De defensive aksjene er kjennetegnet ved lav pris relativt til bokført verdi.



FIGUR 14: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE DEFENSIVE PORTEFØLJEN VS. BENCHMARK «SPY».

Den optimaliserte defensive porteføljen underpresterte benchmark SPY i tidsintervallet. Noen av forklaringene til dette kan være at markedsklimaet i tidsintervallet ikke var fordelaktig for verdi-aksjer, definert som aksjer med lavere fremtidige vekstegenskaper og med lavere multipler, i noen nevneverdig grad. Investorer som hadde satt sammen en portefølje tilnærmet lik den defensive porteføljen, er typisk investorer som søker kapitalbevaring med avkastning på kapitalen over inflasjon, fremfor en portefølje som gir kapitalvekst, dog med et høyere standardavvik og beta. Dette er også en høyt konsentrert portefølje, og her er den største vekten i Phillip Morris Int. Det kan også fremheves at en høy vektning i en defensiv aksje, kan også anses som en sikringsstrategi, i motsetning til en risikostrategi som det eksempelvis kan anses som i den optimaliserte vekstporteføljen, ettersom aktivumet i den defensive porteføljen er priset på helt andre multipler og har helt andre karakteristikk, som sensitiviteten til markedet som helhet sin volatilitet. Gamma drar i begge retninger, og i dette markedsklimaet har den defensive porteføljen ikke skapt den høyeste kumulative avkastningen, men kan fortsatt være en attraktiv portefølje for en investor som ønsker den typen eksponering.

TABELL 25: DEN OPTIMALISERTE DEFENSIVE PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.

Ticker	PEP	KO	MO	COST	WMT	PG	EL	PM
Vekt	0,058	0,056	0,128	0,076	0,080	0,054	0,050	0,478



FIGUR 19: KUMULATIV AVKASTNING OG DRAWDOWN, DEN OPTIMALISERTE DEFENSIVE PORTEFØLJEN OG KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN.

Den optimaliserte defensive porteføljen har en betydelig lavere meravkastning en krypto-defensiv-porteføljen i tidsintervallet. Dette kan med ganske høy sannsynlighet forklares ved

det inverse forholdet til den optimale vekstporteføljens kumulative avkastning i figur 14. I kurven av totale aktivum som kunne bli vektet opp eller ned i denne optimaliseringen, har det utelukkende blitt lagt til aktivum med høy beta, noe som har vært fordelaktig i markedsklimaet i dette tidsintervallet. Forskjellene blir veldig store ved å sammenligne en portefølje med veldig lav relativ beta, til en krypto-defensiv-portefølje med betydelig høyere beta og standardavvik. Dette kan tydelig illustreres i tabell 23, der porteføljens største posisjon er Ethereum som utgjør 32% av porteføljen.

TABELL 23: DEN OPTIMALISERTE KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJENS VEKTER VED FØRSTE REBALANSERING.

Ticker	PEP	XRP	KO	USDT	MO	COST	BNB	ETH	WMT	USDC	PG	EL	ADA	PM	BTC
Vekt	0,054	0,000	0,050	0,054	0,050	0,050	0,064	0,320	0,052	0,050	0,050	0,050	0,050	0,050	0,060

TABELL 26: SHARPE-FORHOLDET FØR OG ETTER INKLUSJONEN AV KRYPTO I DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN, SAMT INFORMATION RATIO OG TRACKING ERROR.

<i>SR Defensiv portefølje</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	1,6521
VaR Sharpe	9,3213
ES Sharpe	7,5954
<i>SR Krypto-defensiv-porteføljen</i>	
rf = 0%	p=99%
Std.avvik Sharpe	2,2132
VaR Sharpe	10,6055
ES Sharpe	10,6055
<i>TE og IR, Krypto-defensiv-porteføljen</i>	
Tracking Error	0,1176
Annualisert Tracking Error	0,4074
Information Ratio	1,4364

Den optimaliserte krypto-defensiv-porteføljen overpresterte i forhold til den optimaliserte defensive porteføljen på alle prestasjonsmål, som kan begrunnes med mange av de samme resonnementene som under kommentarene til den kumulative avkastningen til porteføljene i figur 19. Den optimaliserte krypto-defensiv-porteføljen presterte kun marginalt bedre enn den optimaliserte defensive porteføljen med tanke på VaR-Sharpe, noe som indikerer at selv om avkastningen var høyere, var også den potensielle nedsiden også økt progressivt.

5.5.1 GARCH-volatilitet defensiv portefølje

TABELL 27: RESULTAT FRA UNIVARIAT SGARCH(1,1) FOR DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN.

<i>Optimale Parametre</i>				
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)
mu	0,002047	0,000811	2,52590	0,011540
arl	-0,777126	0,248062	-3,13280	0,001732
mal	0,748162	0,261297	2,86330	0,004193
omega	0,00001	0,000005	2,16520	0,030370
alphal	0,064725	0,012349	5,24130	0,000000
betal	0,920796	0,012234	75,2662	0,000000

<i>Robuste standardfeil</i>				
	Estimat	Standardfeil	t-verdi	Pr(> t)
mu	0,002047	0,000842	2,4313	0,178246
arl	-0,777126	0,171212	-4,539	0,001159
mal	0,748162	0,17954	4,1671	0,000169
omega	0,00001	0,000009	1,0772	0,87498
alphal	0,064725	0,015559	4,16	0,56341
betal	0,920796	0,021156	43,5236	0,000000

Log-sannsynlighe 1689,164

Informasjonskriterier

Akaike	-4,6114
Bayes	-4,5737
Shibata	-4,6115
Hannan-Quinn	-4,5968

Alle t-verdiene til de optimale parameterne er over 2 i modellen, som indikerer statistisk signifikans. En høy log-likelihood er også en indikasjon på at datapunktene passer bra til modellen.

<i>Vektet Ljung-Box-test på standardiserte residualer</i>			<i>Frihetsgrader = 2</i>
	Statistikk	p-verdi	
Lag [1]	0,06912	0,7926	
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	3,01433	0,4630	
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	4,63361	0,5392	

<i>Vektet Ljung-Box-test på standardiserte kvadrerte residualer</i>			<i>Frihetsgrader = 2</i>
	Statistikk	p-verdi	
Lag [1]	0,002572	0,9596	
Lag [2*(p+q)+(p+q)-1] [5]	3,277759	0,3587	
Lag [4*(p+q)+(p+q)-1] [9]	4,730485	0,4700	

<i>Vektete ARCH LM-tester</i>					
	Statistikk	Form	Skala	p-verdi	
ARCH Lag [3]		1,247	0,500	2,000	0,2641
ARCH Lag [5]		1,302	1,440	1,667	0,6459
ARCH Lag [7]		2,371	2,315	1,543	0,6391

Resultatene indikerer en valid modell, men dog at det eksisterer autokorrelasjon. ARCH-LM-testens nullhypotese om ingen autokorrelasjon forkastes også, men indikerer noen periodiske hopp i volatilitet mellom lag 3 og 7. P-verdiene indikerer en modell med høy validitet.

Nybloms stabilitetstest forkaster også nullhypotesen.

Nyblom stabilitetstest

Felles statistikk	4,3764		
Individuell:			
mu	0,478		
arl	0,19		
ma1	0,2222		
omega	1,0549		
alpha1	0,16		
beta1	0,2221		
<i>Asymptotiske kritiske verdier</i>	10 %	5 %	1 %
Felles	1,49	1,68	2,12
Individuell	0,35	0,47	0,75

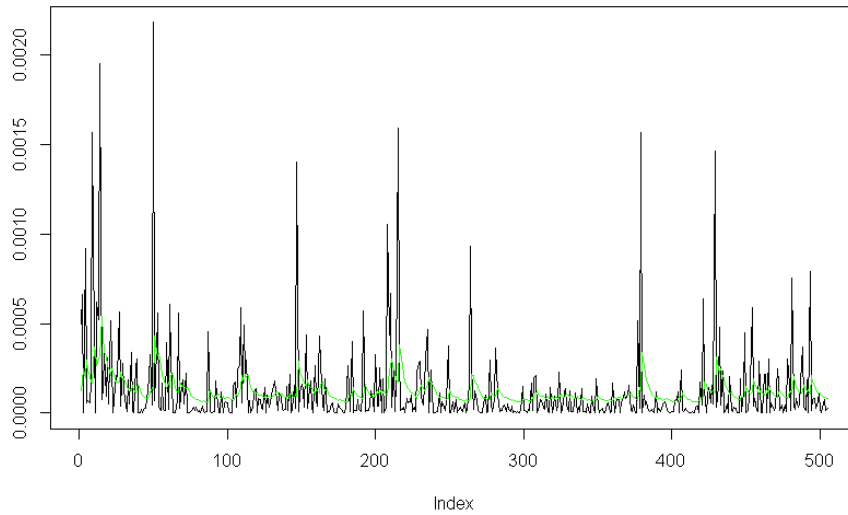
Tegntest (Sign Bias Test)

	t-verdi	Prob sig
Sign bias	1,7101	0,08767
Negativ sign bias	0,9591	0,33783
Positiv sign bias	0,4911	0,62354
Felles effekt	3,0799	0,37947

Tilpasset Pearson Goodness-Of-Fit test:

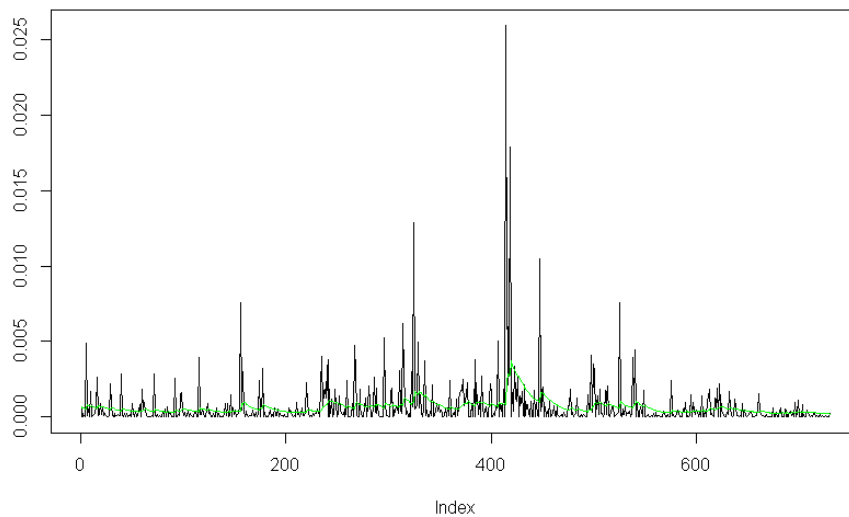
Gruppe	Statistikk	p-verdi (g-1)
1	20 44,41	0,0008282
2	30 66,77	0,00008284
3	40 67,59	0,00303
4	50 81,64	0,002357

Nybloms stabilitetstest forkastes også nullhypotesen. Sign bias-testen tester hvorvidt det eksisterer en miss-spesifikasjon av de betingede volatilitets-modellene. Den tilpassede Pearson Goodness-Of-Fit testen sammenligner den empiriske fordelingen til de standardiserte residualene, og hvorvidt observerte forskjeller oppstår ved tilfeldighet. Nullhypotesen er at empirisk og teoretisk fordeling fremstår identisk. P-verdien signifikant for alle grupper. Det kommer visuelt frem i figur 20 og 21 at det eksisterer en 'klumping' av volatiliteten i enkelte tidsperioder.



mu	ar1	ma1	omega	alpha1	beta1
	0,0012249	-0,593998	0,542786	0,0000144	0,1483712

FIGUR 15: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I DEN DEFENSIVE PORTEFØLJEN.



mu	ar1	ma1	omega	alpha1	beta1
	0,0020474	-0,777125	0,7481624	0,00000981	0,0647251

FIGUR 16: DE KVADRERTE RESIDUALENE OG DEN BETINGEDE VARIANSEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN.

5.5.2 Multivariat GARCH-volatilitet defensiv portefølje

TABELL 28: RESULTATET FRA DEN MULTIVARIATE SGARCH(1,1)-MODELLEN TIL AKTIVAENE I KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN.

<i>Optimale Parametre</i>										
	Procter&Gamble	Coca Cola	Costco	Pepsi	Walmart	Phillip Morris Int.	Altria Group	Estee Lauder Inc.		
mu	0,00262	0,00193	0,00579	0,00339	0,00275	0,00477	0,00257	0,00734		
arl	-0,06665	0,00547	-0,11132	0,06467	-0,13668	0,03494	0,08008	-0,09287		
omega	0,0002	0,00027	0,00000	0,00034	0,00000	0,0001	0,00041	0,00072		
alpha1	0,14633	0,24961	0,00000	0,50408	0,00000	0,42354	0,41682	0,58766		
beta1	0,54268	0,48606	0,999	0,10454	0,999	0,57159	0,04794	0,14221		
Log-Lik	325,54183	299,10661	294,61993	323,47127	310,22854	282,87194	320,55608	253,6237		
	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano			
mu	0,01542	0,02683	0,00000	0,02216	-0,00001	0,00970	0,03171			
arl	0,16067	0,11156	-0,40750	0,11740	-0,30372	0,21989	0,20348			
omega	0,00025	0,00033	0,00000	0,01491	0,00000	0,00133	0,00055			
alpha1	0,00000	0,00000	0,07785	0,38072	0,31676	0,11798	0,00000			
beta1	0,97294	0,97981	0,88678	0,00000	0,67178	0,85409	0,98182			
Log-Lik	133,74544	96,05935	732,75117	74,9368	725,75204	55,99844	56,04434			

TABELL 29: DEN DYNAMISK BETINGEDE KORRELASJONSMATRISEN FRA DCC-GARCH MED HENSYN PÅ KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN.

<i>Dynamisk korrelasjon krypto-defensiv-portefølje</i>										
	Procter&Gamble	Coca Cola	Costco	Pepsi	Walmart	Phillip Morris Int.	Altria Group	Estee Lauder Inc.		
Procter&Gamble	1,00000000	0,61987739	0,53714563	0,743716592	0,45058078	0,47247945	0,65052329	0,50621121		
Coca Cola	0,61987739	1,00000000	0,41032840	0,713281899	0,3744004	0,56848578	0,69180547	0,54557682		
Costco	0,53714563	0,41032840	1,00000000	0,51194804	0,64363004	0,20337429	0,40820344	0,41393413		
Pepsi	0,74371659	0,7132819	0,51194804	1,00000000	0,43728598	0,41975250	0,67871966	0,49760312		
Walmart	0,45058078	0,3744004	0,64363004	0,43728598	1,00000000	0,29829902	0,37199239	0,24828855		
Phillip Morris Int.	0,47247945	0,56848578	0,20337429	0,41975250	0,29829902	1,00000000	0,49356334	0,32511715		
Altria Group	0,65052329	0,69180547	0,40820344	0,67871966	0,37199239	0,49356334	1,00000000	0,48869528		
Estee Lauder Inc.	0,50621121	0,54557682	0,41393413	0,497603119	0,24828855	0,32511715	0,48869528	1,00000000		
Bitcoin	0,14758125	0,13302498	0,10656968	0,073563339	0,09523235	0,09414796	0,13816437	0,24439632		
Ethereum	0,1484718	0,20781778	0,22240068	0,181938874	0,18746878	0,21306922	0,18490757	0,24642928		
Tether	0,10575714	0,05446755	0,09443557	0,13630296	0,06322394	-0,09062271	0,08071546	0,09935396		
BNB	0,11548813	0,19473139	0,17412886	0,141186382	0,15282517	0,23850629	0,13694639	0,26285779		
USD Coin	-0,02145868	-0,02898546	0,03685364	-0,000535773	0,06485400	-0,05637201	0,05265478	-0,04029205		
XRP	0,06635699	0,11242671	0,10416858	0,081621402	0,12258024	0,17433740	0,12392426	0,09055793		
Cardano	0,11139475	0,1236414	0,16034254	0,154716674	0,12539639	0,22472259	0,15002417	0,21303052		
	Bitcoin	Ethereum	Tether	BNB	USD-Coin	XRP	Cardano			
Procter&Gamble	0,14758125	0,1484718	0,10575714	0,11548813	-0,021458679	0,06635699	0,11139475			
Coca Cola	0,13302498	0,2078178	0,05446755	0,19473139	-0,028985459	0,11252671	0,12363414			
Costco	0,10656968	0,22240070	0,09553557	0,17412886	0,036853642	0,10416858	0,16034254			
Pepsi	0,07356334	0,1819389	0,13630296	0,14118638	-0,00053577	0,0816214	0,15471667			
Walmart	0,09523235	0,1874688	0,06322394	0,15282517	0,06485400	0,12258024	0,12539639			
Phillip Morris Int.	0,09414796	0,21306920	-0,0906227	0,23850629	-0,056372008	0,17433740	0,22472259			
Altria Group	0,13716437	0,1849076	0,08071546	0,13694639	0,05265478	0,12392426	0,15002417			
Estee Lauder Inc.	0,24439632	0,24632930	0,09935396	0,26285779	-0,04029205	0,09055793	0,21303052			
Bitcoin	1,00000000	0,7706213	-0,17544412	0,68447266	-0,09178576	0,48040601	0,53457482			
Ethereum	0,77062126	1,00000000	-0,15364923	0,70452164	-0,10851494	0,48408299	0,62876290			
Tether	-0,17544412	-0,15364920	1,00000000	-0,12048996	0,62402915	-0,08519017	-0,09442086			
BNB	0,68447266	0,70452160	-0,12048996	1,00000000	0,01711797	0,46673683	0,63483265			
USD Coin	-0,09178576	-0,10855149	0,62402915	0,01711797	1,00000000	-0,02052841	-0,01621192			
XRP	0,48040601	0,48408300	-0,08519017	0,46673683	-0,02052841	1,00000000	0,43082749			
Cardano	0,53457482	0,62876290	-0,09442086	0,63483265	-0,01621192	0,43082749	1,00000000			

DCC GARCH	
Distribusjon	Mvnorm
Modell	DCC(1,1)
Antall parametre	182
[VAR GARCH DCC UncQ]	[0+75+2+105]
Antall serier	15
Antall observasjoner	143
Log-likelihood	4857,956
Gjennomsnittlig Log-likelihood	33,97
	Estimat
	Standardfeil
	t-verdi
	Pr(> t)
	[Joint]dcca1
	0,000000
	0,000000
	0,079169
	0,936899
	[Joint]dccb1
	0,914934
	0,023739
	38,541067
	0,000000

	<i>Jarque-Bera-test</i>
x^2	80,256
frihetsgrader	2
p-verdi	2,20E-16

FIGUR 17: JARQUE-BERA-TESTEN TIL KRYPTO-DEFENSIV-PORTEFØLJEN.

Jarque-Bera-testen til krypto-defensiv-porteføljen indikerer at avkastningen ikke er normalfordelt, ettersom nullhypotesen forkastes. Med en signifikant p-verdi kan dette fastslås med en høy grad av sannsynlighet.

5.6 Modellenes validitet

sGARCH(1,1) og DCC-GARCH(1,1) med datasettene som er blitt brukt i denne analysen, har i hovedsak hatt god forklaringsevne med høy konfidens, men med noen forbehold. Generelt sett har alle de sentrale estimatene hatt høye t-verdier, som antyder høy konfidens for de predikerende koeffisientene i modellene. I de univariate modellene er den store majoriteten av de optimale parameterne signifikant under 5%, som gjør at de har vist at de kan forklare porteføljes volatilitetsdynamikk med en relativt høy grad av sannsynlighet. De multivariate modellene forklarer den dvelende volatiliteten best, slik det kommer frem gjennom at alle β -koeffisientene er signifikant under 5%. Den betingede korrelasjonen kan dermed ikke fastslås med veldig høy sannsynlighet i disse modellene.

Alle justerte Dickey-Fuller-testene antyder at tidsseriene ikke er normalfordelt, med signifikante p-verdier i 99% konfidensintervall. I utgangspunkt i alle Ljung-Box-testene tyder det på at det eksisterer autokorrelasjon og betinget heteroskedastisitet i restleddene. Jarque-Bera-testene indikerer også at tidsseriene ikke er normalfordelt. Siden Fama (1965) sitt banebrytende arbeid, har litteraturen som omhandler finansiell data vært preget av kurtose, skjevhet og 'fat-tails' i fordelingen av finansiell data. (Jondeau&Rockinger, 2003). Det er rimelig å anta at det er generell konsensus rundt oppfatningen om at finansiell data ikke er normalfordelt.

6. DISKUSJON

I dette kapittelet vil resultatene fra analysen presenteres, og funnene vil bli diskutert opp mot de formulerte hypotesene i kapittel 4. Empirien vil deretter sammenlignes mot tidligere funn, forskning og teori som er blitt gjennomført i dette fagfeltet. Når det gjelder forskning på kryptovaluta, så er dette et relativt nytt fagfelt som er i kontinuerlig vekst og utvikling. Derfor er det primært nyere litteratur og artikler som kommer til å bli brukt for å sammenligne empirien med resultatene som allerede er funnet av andre forskere i tidligere studier.

H1: Det er mulig å oppnå en høyere Sharpe-ratio i alle porteføljene ved bruk av kryptovaluta

Indeksporteføljen og den defensive porteføljen oppnådde begge en høyere SR som et resultat av inklusjonen av kryptoindeksen i porteføljeoptimaliseringen. Dette kan muligens begrunnes med at det har blitt lagt til en kurv med aktiva som har betydelig høyere beta enn det som allerede eksisterer i de to porteføljene, og selv om den risikjusterte avkastningen har økt i begge porteføljene, kan ikke dette nødvendigvis begrunnes med at porteføljen har oppnådd høyere alfa. Beta går begge veier, og i et markedsklima som har vært høyt stimulerende med kvantitative lettelsener og lav-rente-klima, er det vanskelig å si om det faktisk er kryptovalutaenes alfa som har bidratt til den nominelle økningen, eller om det er markedets beta som helhet.

Vekstporteføljen oppnådde ikke en høyere SR, og dette kan forklares med at det i utgangspunktet allerede var en konsentrert portefølje med aktiva som allerede hadde en relativt høy beta, inneholder selskaper med høy P/E, P/S og bokverdi. Derfor ville ikke nødvendigvis optimaliseringsalgoritmen foretrekke en høyere vektning i kryptoaktivaene som ble lagt til i porteføljen. Blant annet så hadde vekstporteføljen en høy vektning i Tesla, som i perioden 2019-2021 har hatt en helt eksepsjonell avkastning i aksjemarkedet. Selv uten å justere avkastningen for risikonivået, hadde vekstporteføljen en høyere avkastning uten kryptoaktivaene enn med. Hvis man dekomponerer Sharpe ratio så gir dette mening intuitivt, i form av at meravkastningen i telleren ikke nødvendigvis blir noe særlig forbedret ettersom vekstaksjene i denne perioden hadde en eksepsjonell avkastning, men risikonivået representert av standardavviket i brøkens nevner, ble betydelig økt ved å inkludere kryptoaktivaene.

H₂: Kryptovaluta har en liten grad av dynamisk betinget korrelasjon med tradisjonelle aktivaklasser.

Resultatene fra analysen finner en klart større dynamisk korrelasjon internt blant kryptovalutaene, en det gjør mellom kryptovalutaene og aksjeporteføljene. Det skal dog understrekes at det i denne analysen finnes resultater som indikerer en negativ korrelasjon mellom enkelte kryptovalutaer, eksempelvis gjennom at Bitcoin og Ethereum har en negativ korrelasjon med Tether og USD Coin. USD Coin er også den kryptovalutaen som fremstår som minst korrelert med aksjene i alle porteføljene, da den kun viser lav- til moderat korrelasjon med enkelte teknologiaksjer som Microsoft og Google, og har ellers en lav korrelasjon med aksjene med lavere beta. Den sterkeste krypto/aksje-korrelasjonen ble observert mellom Ethereum og Google, til et nivå på 0.3786.

Det fremstår også generelt en tydelig korrelasjonstrend mellom aksjer med høy beta og kryptoaktivaene, men med et par unntak. Eksempelvis har Ethereum sin nest høyeste korrelasjon med Berkshire Hathaway i aksjeporteføljen, som anses for å være en verdiaksje med relativt lav beta. Bitcoin har sin høyeste korrelasjon med Google og Tesla, der begge aksjene er kjennetegnet ved å ha en høyere beta og standardavvik en markedet som gjennomsnitt. Generelt er det mulig å trekke konklusjonen om at det eksisterer en moderat korrelasjon mellom de mest kjente kryptoaktivaene Bitcoin og Ethereum, og teknologiaksjene med høyere beta som typisk handles på NASDAQ-børsen. Når det gjelder aksjer med lavere beta, som eksempelvis Pepsi, Walmart og Visa, er korrelasjonen mye svakere. En stor understrekelse i analysen er at det er β_1 -koeffisienten som er signifikant i konfidensintervallet.

H₃: Høyere avkastning i porteføljene vil også bidra til en økt Value-at-Risk, og hver portefølje kan oppnå et mulig større tap.

Sharpe ratioen med VaR i nevneren isteden for standardavviket ble kun forbedret i den defensive porteføljen, sannsynligvis som et resultat av at den defensive porteføljen hadde en lav meravkastning og standardavvik grunnet overvekt i verdi- og defensive aksjer. Derfor vil ikke telleren bli så høyt at det hadde en negativ innvirkning på resultatet, ettersom den store økningen i meravkastning i brøkens teller ble proporsjonalt større. Det er vanskelig å argumentere for at porteføljens alfa har blitt forbedret, ettersom det mer intuitivt ser ut som økningen av porteføljens risikoeksponering i et marked med høy beta som har forbedret avkastningen.

Både indeksporteføljen og vekstporteføljen opplevde en svakere VaR som et resultat av inklusjonen av kryptoaktivaene, og dette er sannsynligvis et direkte resultat av risikoprofilen

har blitt økt i begge tilfellene, uten at avkastningen har vært noe nevneverdig forbedret. Hvis man dekomponerer VaR, gir den et uttrykk for hvor høyt standardavviket til porteføljen er. Intuitivt gir dette mening ettersom kryptoaktivaer befinner seg lang ut på kurven av aktiva med høy risiko, og derfor kan det mulige tapet som VaR representerer øke i takt med det høyere standardavviket.

Det fremstår gjennom både VaR og drawdown for alle kryptoporteføljene at den mulige nedsiderisikoen har økt som et resultat av inklusjonen av kryptovalutaene, som illustrert i figurer 8,9,13,14,18 og 19.

H4: Inklusjonen av kryptoindeksen i optimalisering vil forbedre IR (Information Ratio) og TE (Tracking Error) i alle porteføljene.

Både den optimaliserte krypto-indeks-porteføljen og den optimaliserte krypto-defensiv-porteføljen fikk økt sin Information ratio, sammenlignet mot benchmark. I dette tilfellet var den porteføljene sammenlignet mot sin tidligere optimaliserte portefølje, før inklusjonen av kryptovalutaene. Vekstporteføljen fikk ingen økt Information ratio som et resultat av krypto-inkluderingen, og argumentene for dette kan samsvares med de for Sharpe ratio, i den form av at den besto av aksjer med høy beta, og allerede hadde en høyere kumulativ avkastning enn den optimaliserte krypto-vekst-porteføljen, med en tilsvarende Tracking Error som blant annet krypto-indeks-porteføljen.

H5: Den periodiske GARCH-volatiliteten vil økes i tidsseriene, og dynamikken i volatiliteten vil endres.

Estimering av volatilitetseffekter på tvers av aktiva og markeder kan ha store innvirkninger når det gjelder optimal porteføljeallokering (Kroner & Ng, 1998), samt dynamisk hedging (Haigh & Holt, 2002) og risikostyring (Christoffersen, 2009). GARCH-modellene indikerer at det er flere tilfeller av periodisk volatilitet i de ulike porteføljene, men det eksisterer en stor variasjon i dynamikken på tvers av porteføljene. I alle porteføljene kan man se et typisk GARCH-lignende mønster med større periodisk volatilitet der den grønne linjen, de kvadrerte residualene, opplever en økning. Særlig med tanke på porteføljevaltning og kapitalallokering er det viktig å forstå hvordan volatiliteten til aktiva som forvaltes oppfører seg under forskjellige markedsklima, og de univariate GARCH-modellene viser at det kan kapitaliseres på å forstå kryptovalutas volatilitet, ettersom porteføljens strategi kan tilpasses deretter.

Ingen av porteføljene viser en radikal endring i volatilitetens dynamikk og mønster etter inklusjonen av krypto, sammenlignet med et typisk GARCH-mønster for avkastningen til en ren aksjeportefølje. Unntaket for alle porteføljene er perioden med veldig høy volatilitet rundt observasjon 400 som illustrert i figur 11, 16 og 21. Volatilitetene som helhet har økt i alle porteføljene, men selve dynamikken følger fortsatt et typisk GARCH-mønster. Beta1 koeffisienten, som forklarer den vedvarende volatiliteten, er lavere i den optimaliserte krypto-indeks-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte indeksporteføljen, marginalt høyere i krypto-vekst-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte vekstporteføljen, og betydelig høyere i krypto-defensiv-porteføljen sammenlignet med den optimaliserte defensive porteføljen. Alfa1-verdien som viser ARCH-effektene og representerer hvordan volatiliteten reagerer på ny informasjon, er høyere i krypto-indeks-porteføljen, men lavere i både krypto-vekst-porteføljen og krypto-defensiv-porteføljen sammenlignet med utgangspunktet. Samtlige GARCH-modeller hadde bra passform, og en høy grad av statistisk signifikans på de optimale parameterne. De empiriske resultatene kan presenteres med en relativt høy grad av sannsynlighet, selv om det i hovedsak er den dvelende effekten av strukturelle brudd som kunne forklares best av de utvalgte modellene.

7.KONKLUSJON OG AVSLUTTENDE KOMMENTARER

Når det diskuteres hvorvidt inkludering av kryptovaluta i en portefølje kan forbedre volatilitet og risikojustert avkastning, så er det fortsatt mange retninger videre forskning kan gå. Ma et al. (2020) en av de sentrale studiene som har sett på hvordan innvirkning diversifisering ved bruk av fem kryptovalutaer på fire tradisjonelle porteføljer har hatt på porteføljenes prestasjon. Resultatene fra studien viser at både avkastning og volatilitet ble forbedret i alle porteføljene, sammenlignet med mer tradisjonelle porteføljer med et tilsvarende risikonivå uten bruk av kryptovaluta. Noen av de samme konklusjonene kan trekkes fra denne analysen, ved at lignende funn er oppdaget empirisk i en eller flere av porteføljene. De empiriske resultatene bekrefter at den risikojusterte avkastningen kan forbedres i aksjeporteføljer med kryptovaluta, men empirien bygger samtidig opp under at effekten er størst i porteføljer med en lavere beta i utgangspunktet, og da ikke en like stor effekt i vekst-strategier, i det gitte tidsintervallet. Disse funnene samsvarer ikke med funnene til eksempelvis Petukhina et al. (2018), som illustrert i tabell 1.

Funnene fra GARCH-modellene kan gi nytte til interessenter som for eksempel skal løse aktiva-allokeringsproblemer, siden volatilitet er en nødvendig innsatsfaktor i mange finansrelaterte utfordringer, også inkludert alle klassiske opsjonsprisinde modeller som nevnt av Wilmot (2009).

Empirien fra denne masteravhandlingen understreker også rent praktisk at kryptovaluta kan forbedre prestasjonen til konvensjonelle aksjeporteføljer, og empirien har også forklart noen av forutsetningene som må tas med i betraktning for å konstruere en portefølje bestående av krypto og mer tradisjonelle aktivaklasser. Analysen av volatilitetsdynamikken til kryptoaktivaene kan også brukes i porteføljeforvaltning, hvis porteføljen har et mandat som tillater forvalteren å gå både long og short, og derav kunne kapitalisere på den høye implisitte volatiliteten. Korrelasjonsmatrisene til de univariate GARCH-modellene kan gi interessenter en ide om hvordan porteføljer som inkluderer krypto kan vektas, i prosessen ved å maksimere avkastning eller å minimere risiko.

Per dags dato vil det alltid være utfordringer og nedsider knyttet til datasett som inneholder kryptovaluta, ettersom det i hovedsak er de eldste og mest kjente kryptoene som Bitcoin og Ethereum som har en historikk som løper lengre enn et par år. Analysen er gjennomført i et tidsintervall som har vært preget av stimulative tiltak i form av kvantitative lettelser, lavrentepolitikk utført av verdens sentralbanker, og et investorsentiment som har vridd mye av investeringene over på aktiva med høyere risiko, ettersom avkastningen på den risikofrie renten nominelt har vært under inflasjonsnivået. Porteføljene i denne analysen har også vært relativt konsentrerte, for å representere en porteføljesammensetning som ligner på den gjennomsnittlige investor. Dette har også enkelte nedsider, som en veldig høy vektning i enkelte aksjer som kan ha stor innvirkning på porteføljens prestasjon, men bidrar samtidig til en høy risikoprofil, standardavvik og nedsiderisiko. En kurv av flere aktiva ville i større grad representert en porteføljesammensetning som ligner mer på et institusjonelt fond, der graden av diversifisering og konsentrasjon ville vært helt annerledes. I det gitte tidsintervallet hvor denne analysen er gjennomført, er det veldig vanskelig å nøyaktig kunne predikere hva som er alfa, den direkte avkastningen til det enkelte aktivumet, eller hva som er beta, altså markedets appresiering for høy-risiko-aktivaer som helhet.

Det skal dog sies, at selv om perioden i stor grad har vært preget av lavrenteklima, har den gitte tidsperioden også inneholdt en rekke makroøkonomiske forhold som har påvirket

aktivapriser i begge retninger. Selv om majoriteten av tidsperioden har vært preget av stimulative tiltak, har tiden i den siste delen av datasettet vært preget av negative makroøkonomiske forhold som inflasjonsfrykt, rentepress, globale forsyningskjedeproblemer, kvantitative innstramminger og multippelkontraksjoner.

De empiriske resultatene fra analysen i denne oppgaven viser at en diversifisert portefølje bestående av aksjer med lav til moderat risikoprofil, kan oppnå en forbedret risikojustert avkastning ved bruk av kryptovaluta, og gir en annen volatilitetsdynamikk og dynamisk korrelasjon enn en portefølje bestående utelukkende av aksjer. Det kan gi forslag til porteføljesammensetninger med aktiva som er korrelert i mindre grad enn en ren aksjeforfølje, men som samtidig kan gi en høyere avkastning enn eksempelvis obligasjoner eller valuta kunne gi. Samtidig må det understrekes at resultatene også indikerer at selv om den risikojusterte avkastningen kan forbedres, vil det sannsynligvis også øke porteføljens volatilitet en god del, noe hver respektive investor må være komfortabel med, og som kommer tydelig frem i alle empiriske resultater fra porteføljenes prestasjonsmål. Denne intervensjonen vil sannsynligvis ikke være aktuell for en investor som i utgangspunktet har investert midlene sine i en portefølje lik den defensive porteføljen, rett og slett fordi denne investoren sannsynligvis i utgangspunktet er betydelig mer risikoavers enn en investor som eier en portefølje med høyere beta. En investor med høy risikovilje ville nok i utgangspunktet valgt en portefølje lengre ut på risikospekteret enn den defensive eller indeksporteføljen. Videre forskning kan utføre studier med større og mer diversifiserte datasett, flere kryptovalutaer, lengre tidsintervall og ulike porteføljesammensetning.

Videre forskning kan også utforske videre den dynamiske betingede korrelasjonen med andre aktivaklasser, som rentepapirer og råvarer, og hvorvidt dette kan øke avkastningen eller redusere risikoen til en optimal portefølje. Basert på den økende basen av relevant litteratur, er det rimelig å anta at det kommer til å anvendes mer og mer kryptovaluta i porteføljeoptimalisering i tiden fremover. For investorer, forvaltere, banker, finansinstitusjoner og akademikere er dette et fagfelt som kan gi stor nytteverdi. Hvis det gjennomføres fremtidig forskning rundt kryptovaluta med høy reliabilitet, samt hvordan det kan anvendes i porteføljeoptimalisering, kan det resultere i at investorer mulig kan sette sammen bedre porteføljer i fremtiden.

REFERANSER

- Ahluwalia, S., Mahto, R. v., & Guerrero, M. (2020). Blockchain technology and startup financing: A transaction cost economics perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 151. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119854>
- Allen, F., Demirguc-Kunt, A., Klapper, L., & Martinez Peria, M. S. (2016). The foundations of financial inclusion: Understanding ownership and use of formal accounts. *Journal of Financial Intermediation*, 27. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2015.12.003>
- A. M. Antonopoulos. (2016). Mastering Bitcoin. In *Journal of World Trade* (Vol. 50, Issue 4).
- Bali, T. G., Gokcan, S., & Liang, B. (2007). Value at risk and the cross-section of hedge fund returns. *Journal of Banking and Finance*, 31(4). <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.10.005>
- Berglund, K.A., Le, V.T.N. (2018) *Volatility modeling of cryptocurrencies – A comparison using different GARCH models*
- Bollerslev, T. (1986) *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*.
- Borri, N. (2019). Conditional tail-risk in cryptocurrency markets. *Journal of Empirical Finance*, 50. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.11.002>
- Bouri, E., Das, M., Gupta, R., & Roubaud, D. (2018). Spillovers between Bitcoin and other assets during bear and bull markets. *Applied Economics*, 50(55). <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1488075>
- Boyd, S. (2021) *Portfolio Optimization*
- Broadie, M. (1993). Computing efficient frontiers using estimated parameters. *Annals of Operations Research*, 45(1). <https://doi.org/10.1007/BF02282040>
- Brauneis, A., Mestel, R., Riordan, R., & Theissen, E. (2021). How to measure the liquidity of cryptocurrency markets? *Journal of Banking and Finance*, 124. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2020.106041>
- Busch, T. (2021) *Akademisk skrivning for bachelor- og masterstudenter*.
- Carrick, J. (2016). Bitcoin as a Complement to Emerging Market Currencies. *Emerging Markets Finance and Trade*, 52(10). <https://doi.org/10.1080/1540496X.2016.1193002>
- Chan, S., Chu, J., Nadarajah, S., & Osterrieder, J. (2017). A Statistical Analysis of Cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/jrfm10020012>
- Chang, V., Baudier, P., Zhang, H., Xu, Q., Zhang, J., & Arami, M. (2020). How Blockchain can impact financial services – The overview, challenges, and recommendations from expert

interviewees. *Technological Forecasting and Social Change*, 158.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120166>

Chen, Z., Li, C., & Sun, W. (2020). Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 365. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2019.112395>

Christoffersen, P. (2009). Value-at-risk models. *Handbook of Financial Time Series*, 753–766. https://doi.org/10.1007/978-3-540-71297-8_33

Conlon, T., Corbet, S., & McGee, R. J. (2021). Inflation and cryptocurrencies revisited: A time-scale analysis. *Economics Letters*, 206. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2021.109996>

Corbet, S., Lucey, B., Peat, M., & Vigne, S. (2018). Bitcoin Futures—What use are they? *Economics Letters*, 172. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.031>

Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>

Deloitte (2022) *Hva er blokk-kjeder og hva kan det brukes til?*

DeMiguel, V., Garlappi, L., & Uppal, R. (2009). Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/N portfolio strategy? *Review of Financial Studies*, 22(5). <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm075>

Dyhrberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>

Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4). <https://doi.org/10.1257/jep.15.4.157>

Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3). <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>

Fama, E. F. (1965). The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business*, 38(1). <https://doi.org/10.1086/294743>

García-Monleón, F., Danvila-del-Valle, I., & Lara, F. J. (2021). Intrinsic value in crypto currencies. *Technological Forecasting and Social Change*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120393>

Gkillas, K., & Katsiampa, P. (2018). An application of extreme value theory to cryptocurrencies. *Economics Letters*, 164. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.020>

Guizani, S., & Nafti, I. K. (2019). The Determinants of Bitcoin Price Volatility: An Investigation with ARDL Model. *Procedia Computer Science*, 164. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.177>

- Gupta, A., & Liang, B. (2005). Do hedge funds have enough capital? A value-at-risk approach. *Journal of Financial Economics*, 77(1). <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.005>
- Hassani, H., & Yeganegi, M. R. (2020). Selecting optimal lag order in Ljung–Box test. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 541. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123700>
- Haigh, M. S., & Holt, M. T. (2002). Crack spread hedging: Accounting for time-varying volatility spillovers in the energy futures markets. *Journal of Applied Econometrics*, 17(3). <https://doi.org/10.1002/jae.628>
- Haug, A. A. (2002). Temporal aggregation and the power of cointegration tests: A Monte Carlo study. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 64(4). <https://doi.org/10.1111/1468-0084.00025>
- Im, Kyung So, M. Hashem Pesaran, Youngcheol Shin. (2003) *Testing for unit roots in heterogeneous panels*.
- Jin, L. (2008) *Financial Time Series: Discrete or Continuous?*
- Jordan, S., & Philips, A. Q. (2018). Cointegration testing and dynamic simulations of autoregressive distributed lag models. *Stata Journal*, 18(4). <https://doi.org/10.1177/1536867x1801800409>
- Jondeau, E., & Rockinger, M. (2003). Conditional volatility, skewness, and kurtosis: Existence, persistence, and comovements. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 27(10). [https://doi.org/10.1016/S0165-1889\(02\)00079-9](https://doi.org/10.1016/S0165-1889(02)00079-9)
- Kalyvas, A. N., Papakyriakou, P., Sakkas, A., & Urquhart, A. (2019). What Drives Bitcoin's Price Crash Risk? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3474550>
- Khan, M. I., Teng, J. Z., Khan, M. K., Jadoon, A. U., & Khan, M. F. (2021). The impact of oil prices on stock market development in Pakistan: Evidence with a novel dynamic simulated ARDL approach. *Resources Policy*, 70. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101899>
- Kharisha, T., Arthur, K. (2018) *Can we have a general theory of financial innovation processes? A conceptual review*.
- Kikani, R. J., Verma, K., Navalakhe, R., Shrivastava, G., & Shrivastava, V. (2022). Cryptography: Recent research trends of encrypting mathematics. *Materials Today: Proceedings*, 56. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.09.378>
- Kim, T. (2017). On the transaction cost of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.07.014>
- Kircher, F., & Rösch, D. (2021). A shrinkage approach for Sharpe ratio optimal portfolios with estimation risks. *Journal of Banking and Finance*, 133. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106281>

- Kjærland, F., Khazal, A., Krogstad, E., Nordstrøm, F., & Oust, A. (2018). An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(4). <https://doi.org/10.3390/jrfm11040063>
- Kripfganz, S., & Schneider, D. C. (2018). ARDL : Estimating autoregressive distributed lag and equilibrium correction models. *London Stata Conference September 7, 2018*.
- Kroner, K. F., & Ng, V. K. (1998). Modeling asymmetric comovements of asset returns. *Review of Financial Studies*, 11(4). <https://doi.org/10.1093/rfs/11.4.817>
- Leonardos, S., Reijnsbergen, D., & Piliouras, G. (2020). PREStO: A Systematic Framework for Blockchain Consensus Protocols. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 67(4). <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2981286>
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2). <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>
- Luther, W. J. (2018). Is bitcoin intrinsically worthless? *Journal of Private Enterprise*, 33(1). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3000068>
- McAleer, M. (2019). What They Did Not Tell You about Algebraic (Non-) Existence, Mathematical (IR-)Regularity, and (Non-) Asymptotic Properties of the Dynamic Conditional Correlation (DCC) Model. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2). <https://doi.org/10.3390/jrfm12020061>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection Harry Markowitz. *The Journal of Finance*, 7(1).
- Mattke, J., Maier, C., Reis, L., & Weitzel, T. (2019). Bitcoin investment: a mixed methods study of investment motivations. *European Journal of Information Systems*. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2020.1787109>
- Mehmetoglu, M. (2004) *Kvalitativ metode for merkantile fag*.
- Michalikova, K., Spuchľakova, E., & Misankova, M. (2015). ScienceDirect Portfolio Optimization. *Procedia Economics and Finance*, 26(15).
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System | Satoshi Nakamoto Institute. *Bitcoin.Org*.
- Olsen, T. (2014) *A Comparison of Four Different Diversification Strategies in the Norwegian Market with Portfolios Consisting of Stocks and Bonds*.
- Peng, H., Gan, M., & Chen, X. (2008). A Mean-Variance Model for Optimal Portfolio Selection with Transaction Costs. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2). <https://doi.org/10.3182/20080706-5-kr-1001.00277>
- Peters, G. W., & Panayi, E. (2016). Understanding modern banking ledgers through blockchain technologies: Future of transaction processing and smart contracts on the internet of money. *New Economic Windows*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-42448-4_13

- Phillip, A., Chan, J., & Peiris, S. (2019). On long memory effects in the volatility measure of Cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 28. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.003>
- Platanakis, E., & Urquhart, A. (2020). Should investors include Bitcoin in their portfolios? A portfolio theory approach. *British Accounting Review*, 52(4). <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.100837>
- Rauchs, M., Glidden, A., Gordon, B., Pieters, G. C., Recanatini, M., Rostand, F., Vagneur, K., Zhang, B. Z. (2018). *Distributed ledger technology systems: A conceptual framework*. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3230013
- Rajasekaran, A. S., Azees, M., & Al-Turjman, F. (2022). A comprehensive survey on blockchain technology. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 52. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102039>
- Rodima-Taylor, D., & Grimes, W. W. (2017). Cryptocurrencies and digital payment rails in networked global governance: Perspectives on inclusion and innovation. In *Bitcoin and Beyond: Cryptocurrencies, Blockchains, and Global Governance*. <https://doi.org/10.4324/9781315211909>
- Sarkodie, S. A., Strezov, V., Weldekidan, H., Asamoah, E. F., Owusu, P. A., & Doyi, I. N. Y. (2019). Environmental sustainability assessment using dynamic Autoregressive-Distributed Lag simulations—Nexus between greenhouse gas emissions, biomass energy, food, and economic growth. *Science of the Total Environment*, 668. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.432>
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39(S1). <https://doi.org/10.1086/294846>
- Shrestha, M. B., & Bhatta, G. R. (2018). Selecting appropriate methodological framework for time series data analysis. *Journal of Finance and Data Science*, 4(2). <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2017.11.001>
- Sun, W., Dedahanov, A. T., Shin, H. Y., & Li, W. P. (2021). Factors affecting institutional investors to add crypto-currency to asset portfolios. *North American Journal of Economics and Finance*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101499>
- Trimborn, S., & Härdle, W. K. (2018). CRIX an Index for cryptocurrencies. *Journal of Empirical Finance*, 49. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.08.004>
- Vivian Maese, st A., Avery, A. W., Naftalis, B. A., Wink, S. P., Maese, V. A., & Valdez, Y. D. (2016). Cryptocurrency: A Primer. *Banking Law Journal*, 133(8).
- Wilmott, P. (2009). *Frequently asked questions in quantitative finance*, Second Edition.
- Xiao, H., & Sun, Y. (2020). Forecasting the Returns of Cryptocurrency: A Model Averaging Approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(11). <https://doi.org/10.3390/jrfm13110278>