



Markus Furseth og Andreas Cato B. Olsen

Avkastning og risiko i kryptovalutamarkedet

Kan inkludering av kryptovaluta øke den risikojusterte avkastningen til en
veldiversifisert portefølje?

Masteroppgave våren 2019

OsloMet – storbyuniversitetet

Handelshøyskolen (HHS)

Masterstudiet i økonomi og administrasjon

Forord

Denne oppgaven er skrevet som en avsluttende del av det toårige masterstudiet i økonomi og administrasjon ved OsloMet – Storbyuniversitetet, med hovedprofil i finans.

Valget av tema kom av interessen for kryptovaluta og nysgjerrigheten rundt et relativt nytt marked. Kryptovalutamarkedet er kjent for å være svært ustabil og har den siste tiden vært et investeringsobjekt for spekulanter som er villige til å ta høy risiko. Er det likevel mulig å oppnå meravkastning ved investering i kryptovaluta uten en markant økning i risiko? Det skal vi undersøke i denne masteravhandlingen.

Vi ønsker å takke veileder Ivar Bredesen for konstruktive tilbakemeldinger og motiverende samtaler.

Oslo, Mai 2019

Markus Furseth

Andreas Cato Bråthen Olsen

Sammendrag

I denne oppgaven har vi analysert kryptovaluta som et investeringsobjekt, og undersøkt om inkludering av kryptovaluta i en veldiversifisert portefølje kan øke den risikojusterte avkastningen. Vi benytter indeksen CCI30 til å representere kryptovalutamarkedet. Dette er en indeks bestående av de 30 største kryptovalutaene i markedet basert på markedsverdi.

I forkant av den kvantitative delen av oppgaven gjennomgår vi bakgrunnen til kryptovaluta, og utviklingen i markedet. Videre ser vi på egenskapene som bidrar til å øke interessen for kryptovaluta, samt tar for oss ulike risikofaktorer i markedet.

I påfølgende del av oppgaven analyserer vi sammenhengen mellom CCI30 og de aktuelle aktivaene senere benyttet i porteføljekonstruksjonen. Aktivaene består i hovedsak av aksje- og obligasjonsindekser. Deretter ser vi nærmere på deskriptiv statistikk som omhandler avkastning, risiko, kurtose, skjevhet og risikojustert avkastning. Videre har vi undersøkt potensielle diversifiseringsmuligheter ved hjelp av korrelasjonsmatriser og kointegrasjonsmodeller. Resultatene viser en god risikojustert avkastning for CCI30, til tross for en høy nedsiderisiko. Indeksen har en lav korrelasjon med de andre aktivaene og det er få indikasjoner på kointegrasjon.

I siste del av oppgaven implementerer vi CCI30 i fire veldiversifiserte porteføljer, også kalt referanseprofiler, med ulikt risikonivå. Optimal andel kryptovaluta finnes ved hjelp av målsøking i Excel. Deretter sammenligner vi resultatene fra porteføljeoptimeringen med referanseprofiler uten kryptovaluta.

Resultatene i analysen viser at inkluderingen av kryptovaluta i referanseprofilene gir en markant økning i de risikojusterte avkastningene, gitt at vi godtar en marginal økning i risiko fra opprinnelige nivåer. Den risikojusterte avkastningen øker med omtrent 40% for alle de fire profilene. Dette er forutsatt at standardavviket øker med henholdsvis 10% for profilene med lav og moderat risiko, og 5% for profilene med moderat/høy og høy risiko.

Innholdsfortegnelse

1. Innledning	8
2. Oppgavestruktur	9
3. Bakgrunn	10
3.1 Kryptovaluta	10
3.2 Blokkjedeteknologi	12
3.3 Digitale lommebøker og vekslingsplattformer	13
3.4 Kryptovaluta som investeringsobjekt.....	13
4. Moderne porteføljeteori	15
4.1 Kapitalverdimodellen	15
4.2 Sharpe-ratio.....	16
4.3 Skjevhet og kurtose	17
4.3.1 Justert Sharpe-ratio	19
4.4 Systematisk og usystematisk risiko.....	20
4.5 Diversifisering	20
4.6 Porteføljeforvaltning og optimering.....	22
4.7 Teorien om effisiente markeder	24
4.8 Aktiv og passiv forvaltning	26
5. Prisdrivere	27
5.1 Tilbud og etterspørsel.....	27
5.2 Egenskaper ved kryptovaluta.....	28
5.2.1 Kryptovaluta som betalingsmiddel	28
5.2.2 Anonymitet	30
5.2.3 Aksept	31
5.3 Risikofaktorer	31
5.3.1 Politikk og reguleringer	31
5.3.2 Hacking og tap.....	32
5.3.3 Kriminalitet	33
5.3.4 System.....	33

5.3.5 Miljømessige forhold	33
5.3.6 Makroøkonomiske forhold	34
5.3.7 Popularitet	34
5.4 Finansiell boble	35
6. Presentasjon av datamateriale	36
6.1 Frekvensjustert data	39
6.2 Risikofri rente	40
7. Metode.....	41
7.1 Avkastning	41
7.2 Volatilitetsmodeller	42
7.2.1 Standardavvik	42
7.2.2 MA	43
7.2.3 EWMA	44
7.2.4 GARCH	44
7.3 Nedsiderisiko	45
7.3.1 Value at Risk	45
7.3.2 Expected Shortfall	47
7.4 Kointegrasjon	47
7.4.1 Dickey-Fuller test	48
7.4.2 Augmented Dickey-Fuller test	48
7.4.3 Johansen test	49
7.4.4 Engle-Granger Test	50
8. Deskriptiv statistikk, korrelasjon og stasjonaritet	51
8.1 Deskriptiv statistikk	51
8.2 Risiko i kryptovalutamarkedet	52
8.3 Kurtose og skjevhet	57
8.4 Justert Sharpe	58
8.5 Korrelasjon	59
8.5.1 Multippel regresjon	61
8.5.2 Rullerende korrelasjon	63
8.6 Kointegrasjon og stasjonaritet	65
8.6.1 Augmented Dickey-Fuller test	65

8.6.2 Johansen kointegrasjonsanalyse	66
8.6.3 Engle-Granger kointegrasjonsanalyse	67
9. Konstruksjon av referanseprofiler.....	69
9.1 Forutsetninger	69
9.1.1 Egenkapitalfinansiering	69
9.1.2 Rebalansering	70
9.1.3 Transaksjonskostnader	70
9.2 Konstruert profil mot DNB Aktiv 30	71
9.3 Konstruert profil mot DNB Aktiv 50	73
9.4 Konstruert profil mot DNB Aktiv 100	75
9.5 Konstruert profil mot DNB Selektiv Norge	77
10. Resultater	79
10.1 Kryptoprofil mot konstruert profil – Lavt risikonivå	80
10.2 Kryptoprofil mot konstruert profil – Moderat risikonivå	82
10.3 Kryptoprofil mot konstruert profil – Moderat til høyt risikonivå	84
10.4 Kryptoprofil mot konstruert profil – Høyt risikonivå	86
10.5 Oppsummering av resultater	88
11. Diskusjon.....	91
11.1 Datagrunnlag	91
11.2 CCI30 som indeks	91
11.3 Transaksjonskostnader	92
11.4 Risikofaktorer	92
11.5 Finansiell boble og irrasjonell investeratferd	93
12. Konklusjon.....	95
Litteraturliste.....	97
Appendiks	102

Figuroversikt

Figur 3.1 – Markedsandeler i kryptovalutamarkedet.....	11
Figur 3.2 – Total markedsverdi kryptovalutamarkedet	12
Figur 4.1 – Kapitalverdimodellen.....	16
Figur 4.2 – Skjevhet.....	18
Figur 4.3 – Kurtose.....	19
Figur 4.4 – Diversifiseringeffekten	21
Figur 4.5 – Kapitalmarkedslinjen.....	23
Figur 8.1 – Volatilitet CCI30	53
Figur 8.2 – GARCH-effekter	54
Figur 8.3 – Plottet fordeling CCI30.....	58
Figur 8.4 – Rullerende korrelasjon CCI30 mot aksjeindekser	63
Figur 8.5 – Rullerende korrelasjon CCI30 mot obligasjonsmarkedet	64
Figur 9.1 – Kvartalsvise vekter for konstruert profil m/lav risiko	71
Figur 9.2 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 30).....	72
Figur 9.3 – Kvartalsvise vekter for konstruert profil m/moderat risiko	73
Figur 9.4 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 50).....	74
Figur 9.5 – Kvartalsvise vekter for konstruert profil m/moderat til høy risiko.....	75
Figur 9.6 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 100).....	76
Figur 9.7 – Kvartalsvise vekter for konstruert profil m/høy risiko	77
Figur 9.8 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Selektiv Norge)	78
Figur 10.1 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (lav risiko).....	80
Figur 10.2 – Kumulativ avkastning (profiler m/lav risiko).....	81
Figur 10.3 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (moderat risiko).....	82
Figur 10.4 – Kumulativ avkastning (profiler m/moderat risiko).....	83
Figur 10.5 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (moderat til høy risiko).....	84
Figur 10.6 – Kumulativ avkastning (profiler m/moderat til høy risiko).....	85
Figur 10.7 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (høy risiko).....	86
Figur 10.8 – Kumulativ avkastning (profiler m/høy risiko)	87

Tabelloversikt

Tabell 5.1 – Transaksjonstid for kryptovaluta og VISA	29
Tabell 6.1 – DNB-fond med ulike risikonivåer	37
Tabell 6.2 – Anvendt aktiva/indekser	38
Tabell 8.1 – Deskriptiv statistikk for utvalgte indekser	51
Tabell 8.2 – Predikert langsiktig volatilitet	55
Tabell 8.3 – Nedsiderisiko CCI30	56
Tabell 8.4 – Forventet haletap CCI30	56
Tabell 8.5 – Kurtose og skjevhet CCI30	57
Tabell 8.6 – Justert Sharpe-ratio	58
Tabell 8.7 – Korrelasjonsmatrise mellom ulike kryptovalutaer	59
Tabell 8.8 - Korrelasjonsmatrise mellom ulike markeder	60
Tabell 8.9 – Multippel regresjon CCI30 mot alle indekser	61
Tabell 8.10 - Multippel regresjon CCI30 mot aksjeindekser	62
Tabell 8.11 – Augmented Dickey-Fuller test	65
Tabell 8.12 – Johansen kointegrasjonstest	66
Tabell 8.13 – Engle-Granger test	67
Tabell 9.1 – Profildata konstruert profil (lav risiko)	72
Tabell 9.2 – Profildata konstruert profil (moderat risiko)	74
Tabell 9.3 – Profildata konstruert profil (moderat/høy risiko)	76
Tabell 9.4 – Profildata konstruert profil (høy risiko)	78
Tabell 10.1 – Oppsummering kryptoprofiler mot referanseprofiler	88
Tabell 10.2 – Justert Sharpe-ratio (lav og moderat risiko)	89
Tabell 10.3 – Justert Sharpe-ratio (moderat/høy og høy risiko)	90

1. Innledning

I 2008 publiserte en anonym person (eller gruppe) under kallenavnet Satoshi Nakamoto en forskningsartikkel med navn «Bitcoin: A Peer-To-Peer Electronic Cash System» (Nakamoto, 2018). Artikkelen annonserte det digitale betalingssystemet Bitcoin, som kunne benyttes mellom personer uten å gå gjennom en finansiell institusjon. Selve systemet baserer seg på såkalt blokkjedeteknologi, noe vi forklarer nærmere i et senere kapittel.

Bitcoin var i sin tid den eneste kryptovalutaen, men er nå en av over 2100 kryptovalutaer på verdensbasis. Likevel er Bitcoin fortsatt den største av sitt slag, og står alene for over halvparten av den totale markedsverdien på 249 milliarder dollar (Coinmarketcap, 22.05.2019). Kryptovalutamarkedet har med andre ord hatt en formidabel vekst de siste 10 årene. Interessen rundt fenomenet kryptovaluta har økt betraktelig i takt med veksten i markedet, og samtidig gjort det til et interessant finansielt investeringsobjekt.

Til tross for den rosenrøde historien om utviklingen i kryptovalutamarkedet er det flere faktorer som står i veien for en videre oppgang. Markedet står ovenfor politisk motstand fra flere kanter og har utfordringer knyttet til blant annet miljømessige forhold, systemsikkerhet og kriminalitet.

Kryptovaluta er kjent for en historisk høy avkastning, sammen med en tilhørende høy risiko. Å investere i kryptovaluta kan være en risikosport, og for risikoaverse investorer helt uaktuelt. Kan likevel inkludering av en andel kryptovaluta i en veldiversifisert portefølje føre til økt risikojustert avkastning, samt bidra til ytterligere diversifiseringseffekt? Dette undersøker vi nærmere i denne oppgaven.

2. Oppgavestruktur

I oppgaven skal vi undersøke kryptovalutamarkedet som et finansielt investeringsobjekt. Vi vil se på diversifiseringsmulighetene man kan oppnå ved å inkludere kryptovaluta i en veldiversifisert portefølje, og hvilken innvirkning det har på både avkastning og risiko. For å representere kryptovalutamarkedet har vi benyttet en indeks bestående av de 30 største kryptovalutaene i markedet, kalt CCI30. Basert på formålet med oppgaven kan vi formulere følgende problemstilling:

Kan inkludering av kryptovaluta øke den risikojusterte avkastningen til en veldiversifisert portefølje?

I første del av oppgaven vil vi gjennomgå bakgrunnen til kryptovaluta og forklare hvordan systemet er bygd opp. Deretter tar vi for oss selve markedet og kartlegger utviklingen over de siste årene. Videre i kapittel 5 gjør vi rede for noen sentrale egenskaper ved kryptovaluta, samt makroøkonomiske risikofaktorer av betydning for videre prisutvikling.

I kapittel 4 og 7 gjennomgår vi teori og kvantitative metoder relevante for analysen senere i oppgaven, mens kapittel 6 presenterer vi har benyttet.

Kapittel 8 er starten på den kvantitative delen av oppgaven, der vi analyserer sammenhengene mellom CCI30 og de andre aktivaene. Her undersøker vi kjente statistiske mål som avkastning og risiko, samt kurtose og skjevhet. Deretter undersøker vi korrelasjoner og eventuell kointegrasjon med CCI30 som avhengig variabel. Dette gir indikasjoner på om CCI30 kan bidra med diversifiseringseffekt i en sammensatt portefølje.

Kapittel 9 og 10 tar for seg hoveddelen av våre kvantitative analyser. I Kapittel 9 konstruerer vi fire veldiversifiserte referanseprofiler med ulikt risikonivå, senere benyttet som sammenligningsgrunnlag. I kapittel 10 inkluderes kryptovaluta i referanseprofilene og deretter undersøker vi om implementeringen av kryptovaluta gir meravkastning.

Avslutningsvis diskuterer vi de kvantitative resultatene opp mot de kvalitative funnene vi gjør underveis, og legger frem en endelig konklusjon.

3. Bakgrunn

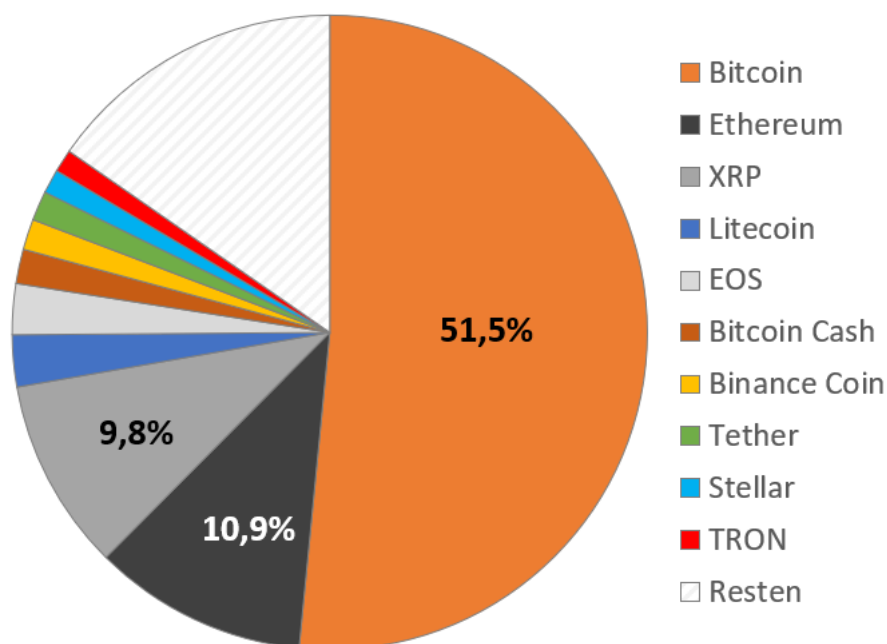
I dette kapitlet presenterer vi bakgrunnen for kryptovaluta og gjennomgår hvordan systemet er bygget opp. Vi vil samtidig ta for oss selve markedet og kartlegge utviklingen over de siste årene.

3.1 Kryptovaluta

En virtuell valuta består av digitale penger som ikke er utstedt eller gitt garanti for av en nasjonal sentralbank (Finanstilsynet, 2013). Valutaen er med andre ord et uregulert pengesystem hvor penger kan bytte hender mellom parter uavhengig av en tredjepart. Det finnes ulike virtuelle valutaer, og de eldste stammer fra spillforum på internett og andre sosiale plattformer.

Den typen virtuell valuta vi skal ta for oss i denne avhandlingen er det vi i dag kjenner som kryptovaluta. Som nevnt i innledningen hadde kryptovaluta sin ankomst med Bitcoin i 2008. Bitcoin var i likhet med de andre virtuelle valutaene et desentralisert digitalt betalingsmiddel, men skilte seg ut ved at den ble brukt på tvers av en rekke ulike plattformer. Uavhengigheten gjorde det mulig å gjennomføre transaksjoner billigere, ettersom at man slapp å betale vekslingsgebyrer til en tredjepart (Harwick, 2016). Transaksjonene var samtidig uregulerte og ble dermed ikke overvåket av myndigheter eller andre interessenter. Dette er noen av fordelene som har gjort kryptovaluta til et nyskapende konsept og populært investeringsaktiva. Flere typer kryptovaluta, først og fremst Bitcoin, aksepteres i økende grad som betalingsmiddel på internett, men også hos dagligdagse aktører innen detaljhandel, restauranter og tilsvarende.

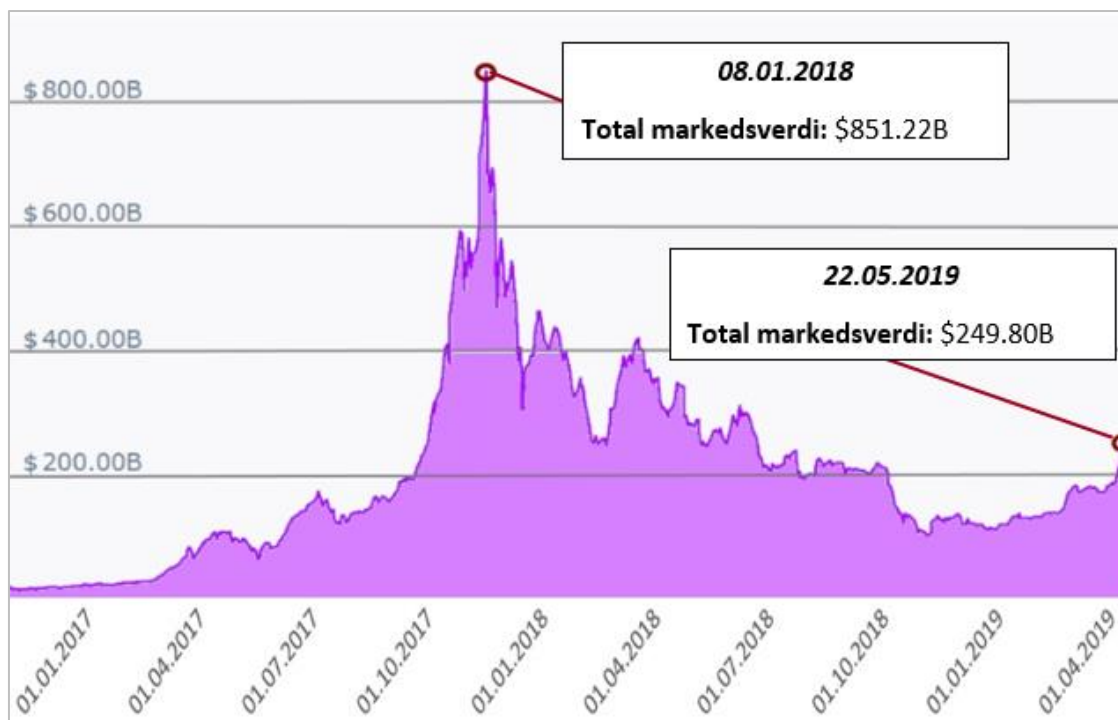
Bitcoin er i skrivende stund kun en av over 2100 kryptovalutaer på verdensmarkedet. Til tross for mangfoldet er majoriteten av markedsverdien representert av et fåtall kryptovalutaer. Hele 84,7% av den totale markedsverdien kommer fra de 10 største kryptovalutaene, der Bitcoin alene har markedsandeler på 51,5% og er dermed den klart største aktøren (Coinmarketcap, 07.04.2019). I fremstillingen under ser vi hvor stor andel av total markedsverdi de største kryptovalutaene representerer. Fra figur 3.1 kan vi spesielt bemerke oss Bitcoin, Ethereum og Ripple (XRP).



Figur 3.1 – Markedsandeler i kryptovalutamarkedet

Sektordiagrammet viser en oversikt av de største aktørene i kryptovalutamarkedet. Per 07.03.2019 hadde de 10 største aktørene 84,7% av de totale markedsandelene. Den ledende aktøren Bitcoin er svært dominerende med over 50% av markedsandelene.

Frem til 2017 dominerte Bitcoin markedet med over 80% markedsandel, og som et resultat av dette har det vært naturlig å gi Bitcoin mye oppmerksomhet. Store deler av publisert forskning er derfor rettet mot Bitcoin alene. Det er normalt å dele markedet opp i Bitcoin og *altcoins*, hvor altcoins er en samlebetegnelse på alle de alternative kryptovalutaene. De ulike valutaene er alle basert på moderne blokkjedeteknologi, noe vi tar for oss i neste delkapittel, og fungerer relativt likt. Videre er også kryptovalutaene uavhengige hverandre og derfor ikke kompatible.



Figur 3.2 – Total markedsverdi kryptovalutamarkedet

Diagrammet over viser utviklingen av den totale markedsverdien til kryptovalutamarkedet fra 01.01.2017 til 22.05.2019. I perioden har markedet tidvis opplevd en enorm utvikling og hadde sitt toppunkt 1. januar 2018 med en total markedsverdi på 851 milliarder dollar.

Den totale markedsverdien i hele kryptovalutamarkedet er på 186 milliarder dollar i skrivende stund (Coinmarketcap, 22.05.2019). På det meste, januar 2018, hadde markedet en verdi på hele 851 milliarder dollar. For å sette dette i perspektiv, er dette på størrelse med det norske oljefondet. Store summer har altså forsvunnet fra markedet det siste året, men det er likevel en betydelig mengde kapital som kretser verden rundt. Foruten den nevnte nedgangen har markedet hatt en eventyrlig utvikling de siste 5 årene, med en årlig verdistigning på hele 94,52%.

3.2 Blokkjedeteknologi

En blokkjede er i hovedsak en distribuert database med informasjon om alle transaksjoner eller digitale hendelser som er utført mellom deltagende parter (Crosby, Nachiappan, Pattanayak, Verma & Kalynaraman, 2016). I motsetning til tradisjonell lagring blir informasjon spredt på tvers av en rekke datamaskiner rundt om i verden. Hver individuell datamaskin kalles en *node*,

mens brukeren av denne noden kalles en *miner*. I den offentlige kjeden av databaser må hver transaksjon verifiseres av et flertall av disse nodene. Systemet er svært motstandsdyktig mot hackerangrep, da man må hacke alle nodene samtidig, noe som er bortimot umulig med dagens teknologi.

Blokkjedeteknologien kan brukes i flere sammenhenger og er forutsett til å bli en viktig ressurs i den teknologiske fremtiden. Det mest kjente eksempelet på bruken av blokkjedeteknologi er Bitcoin og følgelig kryptovaluta generelt. Den distribuerte databasen er nettopp det som gjør kryptovalutaen desentralisert, og gir muligheten til å overføre penger uavhengig av finansielle institusjoner eller andre tredjeparter.

Selve transaksjonene inneholder informasjon om hvem som sender og mottar pengene, sammen med beløpet som overføres. For å unngå at sensitiv personalia og transaksjonsdata blir offentlig tilgjengelig, krypteres avsenderen og mottakeren med det som kalles kryptografi (Crosby et al., 2016). En kryptert kode representerer brukeren slik at identiteten ikke gjenkjennes av andre. Brukeren selv vil ha en unik identifiserbar kode, kjent som «privat nøkkel», og kun denne samsvarer med den krypterte koden.

3.3 Digitale lommebøker og vekslingsplattformer

Kryptovaluta handles over internett på børs i likhet med vanlig valuta. Pengene oppbevares i det som kalles en digital lommebok og funksjonelt sett ligner dette på en bankkonto. Lommeboken er en programvare man laster ned på en ønsket enhet med internettilkobling. Ved overføringer benyttes den private nøkkelen. Dette kan sammenlignes med bankID'en som brukes i en vanlig nettbank. For å bekrefte mottakeren og overføringsbeløpet brukes en offentlig nøkkel, som kan sammenlignes med et bankkontonummer.

Til tross for at blokkjeden ikke er spesielt utsatt for hacking er det knyttet risiko til mulig tap av penger gjennom både vekslingsplattformene og de digitale lommebøkene (Finanstilsynet, 2013). Denne problematikken kommer vi tilbake til senere under risikofaktorer.

3.4 Kryptovaluta som investeringsobjekt

I likhet med tradisjonelle valutaer er kryptovaluta også brukt som et investeringsobjekt. Kryptovaluta har blitt særdeles attraktivt på bakgrunn av den høye avkastningen markedet har

opplevd de siste årene. Svingningene i kryptovalutamarkedet er samtidig svært volatile, noe som lett kan trigge et ønske om høy gevinst på kort tid. Likevel er det flere faktorer som truer verdien til aktørene i kryptovalutamarkedet, og markedet ansees av flere til å være en boble som sannsynligvis vil sprekke i fremtiden.

4. Moderne porteføljeteori

Den amerikanske økonomen Harry Markowitz er kjent for å ha lagt grunnlaget for moderne porteføljeteori i 1952 med lanseringen av artikkelen «Portfolio Selection» (Markowitz, 1952). Senere i 1959 kom utgivelsen av boken hans «Portfolio Selection: Efficient Diversification».

Markowitz var ikke den første til å påpeke at diversifisering fører til redusert risiko, men han var den første til å utforme en matematisk formalisering som viste at risikoen til en portefølje blir lavere når investeringen spres på flere verdipapirer. Det viktigste aspektet fra Markowitz sitt arbeid handler om at det ikke er risikoen knyttet til hvert individuelt verdipapir som er det viktigste for en investor. Han påpeker heller hvordan verdipapiret bidrar til å redusere porteføljens totale risiko. I artikkelen konkluderer han med at diversifisering kan redusere porteføljens totale risiko uten at går på bekostning av forventet avkastning, men at risikoen ikke kan elimineres til sin helhet.

4.1 Kapitalverdimodellen

Markowitz sitt arbeid var en stor inspirasjonskilde for en rekke prisvinnende økonomer, heriblant utviklerne av kapitalverdimodellen William Sharpe, John Lintner, Jack L. Treynor og Jan Mossin. De fire nevnte økonomene utledet kapitalverdimodellen basert på «Portfolio Selection» og publiserte flere anerkjente artikler på 1960-tallet. Kapitalverdimodellen fremstår som en av de mest sentrale og brukte finansmodellene i dagens lys. Kapitalverdimodellen viser til en lineær sammenheng mellom risiko og forventet avkastning, basert på hvor risikabel investeringen er i forhold til markedsporteføljen (Capm, 2016).

En investor antas å være risikoavers og vil derfor søke en kompensasjon for å ta på seg mer risiko, noe som fremkommer i modellen. Kapitalverdimodellen kan brukes til å gi et estimat for forventet avkastning på enten enkeltaksjer eller en sammensatt portefølje. Kapitalverdimodellen handler i hovedsak om at investor blir kompensert med hensyn til tidsverdien av penger (r_f) og risikoen knyttet til investeringen (β_p). Den matematiske utledningen av modellen ser slik ut:



Figur 4.1 – Kapitalverdimodellen

Over ser vi utledningen til kapitalverdimodellen, som viser den lineære sammenheng mellom risiko og forventet avkastning. Kapitalverdimodellen er en av de mest anerkjente og brukte modellene innen moderne porteføljeteori.

Første komponent, den risikofrie renten, kan defineres som avkastningen en investor kan oppnå uten å ta risiko. Det er normalt å bruke statsobligasjoner med lang løpetid som utgangspunkt ved kalkulasjon av den risikofrie renten. Videre er det normalt å legge til en risikopremie knyttet til markedet, siden en risikoavers investor krever en kompensasjon for å påta seg ekstra risiko. Risikopremien kan defineres som forskjellen mellom meravkastningen i markedet og den risikofrie renten. Beta til porteføljen eller enkeltaksjen er den siste komponenten som kreves for å beregne forventet avkastning. Betaverdi er en parameter som gir et mål på hvor mye en aksje svinger i forhold til markedet. Dersom betaverdien er lik 1, tilsier dette at verdien til verdipapiret eller porteføljen svinger i like stor grad som referansemarkedet.

4.2 Sharpe-ratio

I 1996 introduserte William Sharpe et prestasjonsmål som viser forholdet mellom risiko og avkastning. I senere tid er dette blitt et av de mest brukte målene i finansverden. Han tok høyde for at det finnes et risikofritt alternativ til enhver risikabel investering. Sharpe-ratioen brukes derfor til å måle avkastningen til en risikabel investering justert for at det finnes et risikofritt alternativ. Sharpe-ratioen betegnes ofte som risikojustert avkastning og kan uttrykkes matematisk på følgende måte (Lioudis, 2019):

$$(1) \quad S_r = \frac{E(R_p) - r_f}{\sigma(R_p)}$$

Fra likning (1) ser vi at den alternative risikofrie avkastningen trekkes fra forventet avkastning til en risikabel portefølje, og blir deretter dividert på standardavviket til den risikable

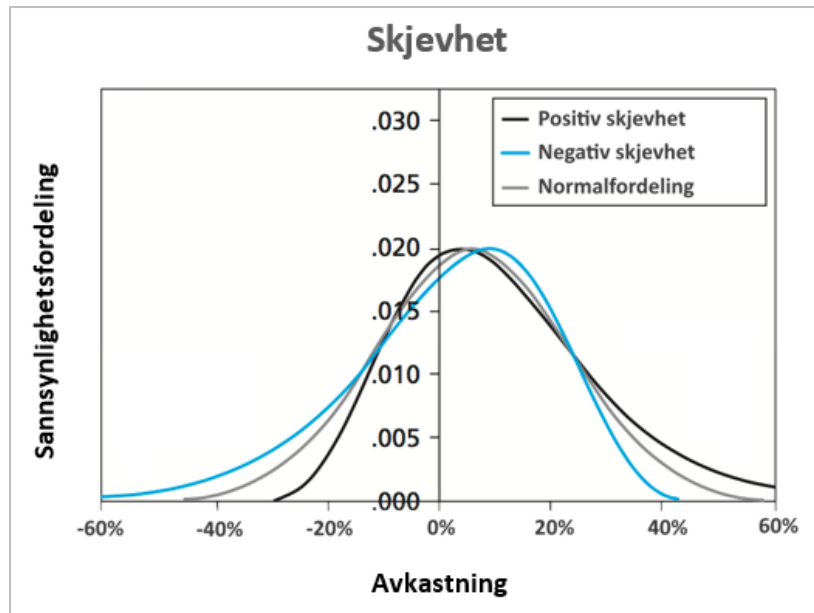
porteføljen. Sharpe-ratioen gir bedre grunnlag for å bedømme investeringsmuligheter basert på mantraet risiko kontra gevinst. En høy Sharpe-ratio antyder at investeringsobjektet gir en høy forventet avkastning i forhold til risiko.

4.3 Skjevhet og kurtose

I statistikken og sannsynlighetsteorien har vi to hovedmål for asymmetrien i en sannsynlighetsfordeling, nemlig skjevhet og kurtose. Disse målene sammenlignes ofte med en normalfordeling.

Skjevhet måler hvor mye fordelingen avviker fra gjennomsnittet. Finansielle instrumenter med høy skjevhet har en asymmetrisk fordeling sammenlignet med symmetrien vi finner i en normalfordeling. Dette betyr at halen, og dermed risikoen, vil være større på en av sidene. I figur 4.2 ser vi et eksempel på en normalfordeling som alltid har en skjevhetsverdi lik 0. Den røde grafen illustrerer en negativ skjevhet (venstreskjev fordeling) med en skjevhetsverdi på $-0,75$. Her er halen større på nedsiden, noe som indikerer en større sannsynlighet for ekstreme negative fluktasjoner. Dette er et klassisk eksempel på at standardavviket undervurderer nedsiderisikoen.

Det motsatte tilfellet fremstilles av den blå grafen med en positiv skjevhetsverdi på $0,75$ (høyreskjev fordeling). Her er halen større på oppsiden, og sannsynligheten vil altså være høyere for ekstreme positive fluktasjoner. Dette fører til at standardavviket overvurderer risikoen på bakgrunn av de store positive fluktasjonene. Investorer frykter som regel ikke dette, men det vil bidra til å dra opp standardavviket og risikoen fremstår høyere enn hva den i realiteten er. Positiv skjevhet er heller kjent for å være uvanlig i den finansielle verden.

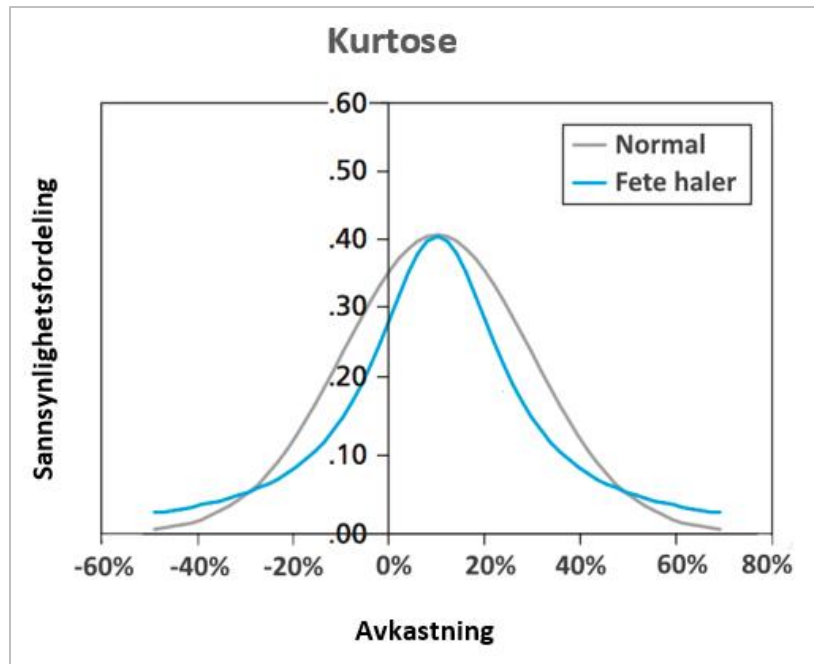


Figur 4.2 – Skjevhet

I figuren over ser vi hvordan en positiv og negativ skjevhet ser ut sammenlignet med en normalfordeling. En negativ skjevhet har større haler på nedsiden, mens en positiv skjevhet har større haler på oppsiden.

Kurtose er det andre målet på avvik og tar for seg sannsynligheten for ekstreme verdier på begge sider, både positivt og negativt. Kurtosen i en normalfordeling har en verdi lik 3. For å forenkle tolkningen benyttes gjerne «eksess kurtose» og kan kalkuleres ved å ta den opprinnelige kurtoseverdien til en dataserie minus 3. Dermed vil normalfordelte variabler ha en eksess kurtose med verdi lik 0.

Figur 4.3 viser eksempler på to forskjellige kurtosefordelinger. Den blå grafen representerer en positiv kurtose og her ser vi at halene er tykkere på begge sider av gjennomsnittet. Dette betyr at sannsynligheten er høyere for store fluktasjoner både på oppsiden og nedsiden sammenlignet med en normalfordeling. Volatiliteten vil med andre ord være høyere enn det standardavviket indikerer. I motsatt tilfelle, ved negativ kurtose, vil det være tynnere haler og mindre svingninger. Generelt er positiv kurtose mer utbredt i den finansielle verden, fordi markedet er kjent for å overreagere på nyheter og dette trigger ekstra store fluktasjoner.



Figur 4.3 – Kurtose

I figur 4.3 ser vi et eksempel på positiv kurtose sammenlignet med normalfordelingen, hvor halene er større på både oppsiden og nedsiden. Dette gir større sannsynlighet for både positive og negative fluktasjoner.

4.3.1 Justert Sharpe-ratio

En stor fordel med Sharpe-ratioen er at den er enkel å forstå og anvende, samtidig som at den gir et godt sammenligningsgrunnlag på tvers av ulike investeringsalternativer. Det er likevel knyttet noen utfordringer til bruken av forholdstallet og dette omhandler i hovedsak antagelsen om at avkastningen til finansielle instrumenter er normalfordelte. Dette er som regel ikke tilfellet og det er derfor blitt videreutviklet en matematisk beregning som tar hensyn til denne problematikken. Pezier og White (2006) introduserte derfor en justert Sharpe-ratio som tar hensyn til skjevhet og kurtose til et finansielt instrument. Begge disse fordelingsparameterne sammenlignes som nevnt med en normalfordeling. I likning (2) kan vi se den matematiske utledningen av justert Sharp-ratio, der S er skjevhet og K er kurtose.

$$(2) \text{ Justert } S_r = S_r * \left[1 + \left(\frac{S}{6} \right) * S_r - \left(\frac{K - 3}{24} \right) * S_r^2 \right]$$

4.4 Systematisk og usystematisk risiko

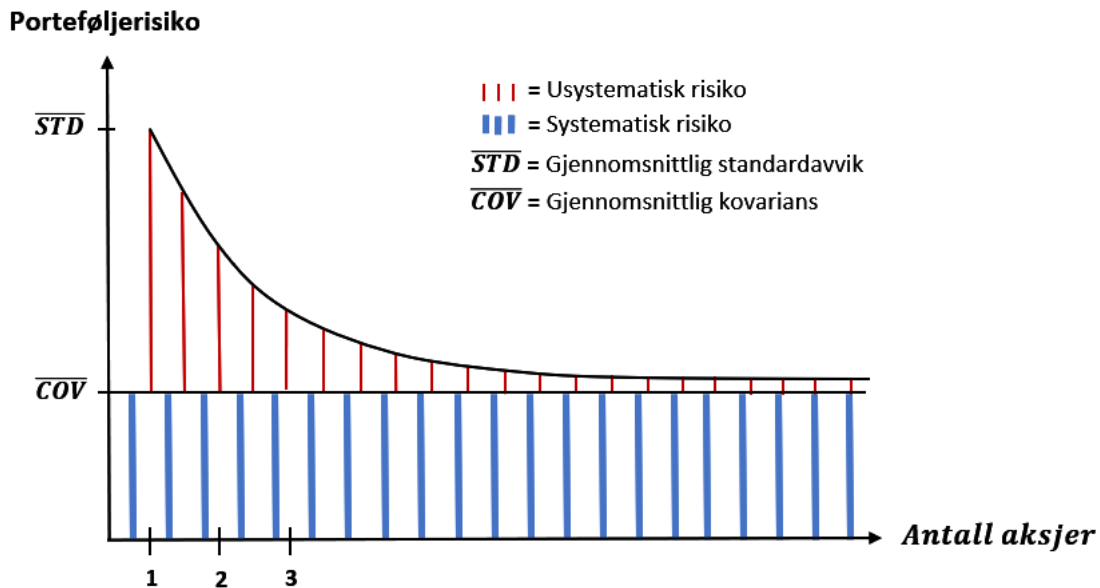
Når en investor skal investere i verdipapirer er det helt nødvendig å ta hensyn til risikoen knyttet til det finansielle instrumentet. Risiko kan forklares som usikkerheten til et finansielt instrument og brukes som et mål på hvor mye prisen varierer over en tidsperiode. Fra et mer statistisk perspektiv kan vi se på risiko som variansen til en forventet avkastning. Et finansielt instrument med høy risiko vil kunne oppleve store verdisvingninger over tid, og motsatt i tilfellet med lav risiko. Vi skiller som regel mellom usystematisk og systematisk risiko. Usystematisk risiko, også kalt selskapsspesifikk risiko, er usikkerheten knyttet til det spesifikke selskapet. Den usystematiske risikoen styres av mange faktorer og det er ikke mulig å påvirke risikoen til en enkeltaksje uten at man har stor innflytelse i det spesifikke selskapet. En investor kan imidlertid i større grad styre risikoen man blir eksponert for ved å velge selskaper som passer sin risikoprofil. Den usystematiske risikoen er diversifiserbar og risikoen i porteføljen kan reduseres ved å inkludere flere verdipapirer.

Systematisk risiko, også kalt markedsrisiko, er usikkerheten knyttet til markedet i sin helhet. Dette omhandler makroøkonomiske forhold som ikke kan kontrolleres. Noen eksempler på slike forhold er valutaendringer, råvarepriser og rentenivå. En portefølje vil alltid være eksponert for systematisk risiko, siden denne risikoen er umulig å diversifisere bort. En investor kan imidlertid forsikre seg mot diverse makroøkonomiske forhold ved bruk av derivater. Kort fortalt handler dette om å sikre sin økonomiske posisjon ved kjøp av fremtidige kontrakter, eksempelvis opsjoner. Dette er med på å redusere risikoen knyttet til aktiviteter der selskapet ikke søker å ta ekstra risiko, slik at selskapet kan fokusere på operasjonelle aktiviteter for å øke sin meravkastning.

4.5 Diversifisering

Diversifisering er i moderne tid blitt et sentralt begrep som ofte blir brukt innen finansverden og porteføljeforvaltning. Diversifisering går ut på å spre investeringskapitalen på ulike investeringer for å unngå risikoen tilhørende et enkelt aktivum. Konseptet kan enkelt forklares ved at det i mange tilfeller er lite økonomisk effektivt å plassere «alle eggene i samme kurv». Investorer som plasserer hele kapitalen sin på en enkeltaksje vil være svært sårbare for negative endringer i kursutviklingen. Porteføljer bestående av kun en enkeltaksje vil oppleve stor risiko bundet til det ene selskapet, samt makroøkonomiske forhold. En veldiversifisert investor vil derimot redusere risikoen for å tape hele sin investering. Utvides porteføljen til to verdipapirer

vil den makroøkonomiske risikoen være identisk, men den selskapsspesifikke risikoen reduseres. Det er derfor viktig å ha en balansert portefølje med verdipapirer fra ulike markeder. Negativt korrelerte verdipapirer vil bidra til at den samlede porteføljerisikoen blir lavere. Dette betyr at dersom et verdipapir faller i verdi, vil et negativt korrelert verdipapir oppleve en positiv kursutvikling.



Figur 4.4 – Diversifiseringseffekten

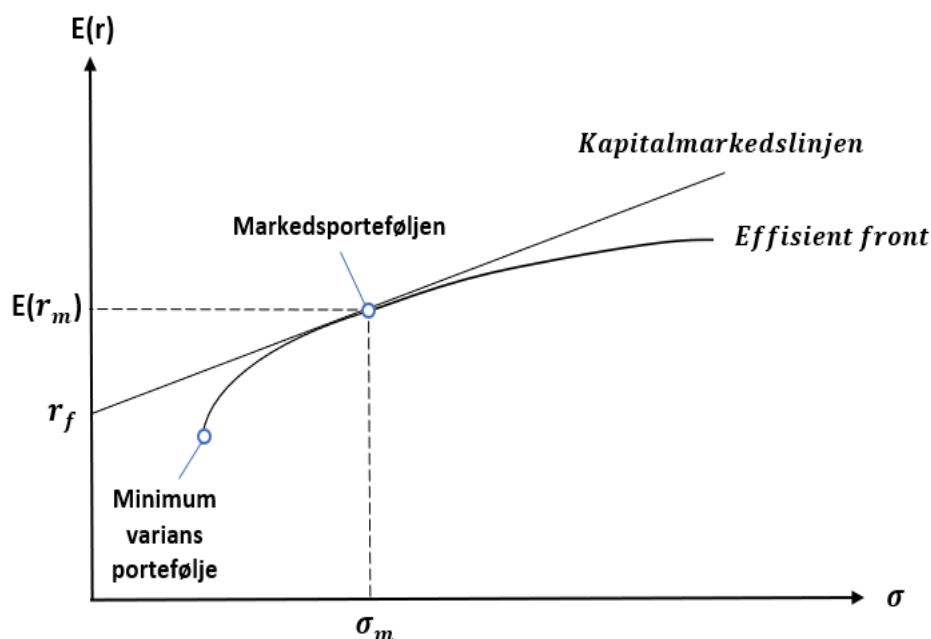
Figuren over viser sammenhengen mellom antall verdipapirer og risikoen til en portefølje. Diversifiseringseffekten, et resultat av økt antall verdipapirer, bidrar til at den usystematiske risikoen til en portefølje blir lavere. Den systematiske risikoen vil derimot ikke påvirkes, fordi dette styres av makroøkonomiske faktorer.

Diversifisering innen kryptovalutamarkedet kan derimot by på litt utfordringer. En portefølje kun bestående av ulike kryptovalutaer kan føre til enten store gevinster eller tilsvarende tap. Markedet er fortsatt lite, sammenlignet med veletablerte markeder som eksempelvis aksjemarkedet, og er relativt lite likvid. Dette innebærer at kryptovalutaene ikke omsettes like ofte som børsnoterte aksjer. I tillegg indikerer eksterne analyser at det er høy korrelasjon mellom kryptovalutaene og at kursene beveger seg i samme retning (Thompson, 2018). Det er tydelig at kryptovalutaene har en tendens til å følge kursutviklingen til Bitcoin, den ledende aktøren i markedet. Dette gjør det derfor vanskelig å diversifisere bort den usystematiske risikoen i en portefølje kun bestående av kryptovaluta.

4.6 Porteføljeforvaltning og optimering

I finansverden finnes det utallige investeringsstrategier, men en fellesnevner er at investorer må velge hvilke aktivaklasser og markeder de ønsker å investere i. Markowitz påpekte i sin studie at investorer er rasjonelle og risikoaverse (Markowitz, u.å.). Dette innebærer at investorer tar hensyn til risiko når man konstruerer en portefølje. Hvis dette ikke var tilfellet ville investorer valgt verdipapirer med høyest forventet avkastning uten å ta hensyn til den potensielle nedsiden ved investeringen. Markowitz viser til at seleksjonsprosessen består av to deler, der man starter ved observasjoner eller erfaringer og avslutter ved valg av verdipapirer man tror kan gi fremtidig avkastning. Seleksjonen baseres på å maksimere avkastningen til porteføljen i forhold til den risikoen som er knyttet til verdipapirene. Markowitz legger spesielt vekt på verdien av en veldiversifisert portefølje og hvordan verdipapirene varierer i forhold til hverandre.

I det opprinnelige optimeringsprinsippet til Markowitz (1952) kan en investor ha porteføljevækt som enten er negativ, null eller positiv. En negativ porteføljevækt innebærer at investoren har en «short»-posisjon i et eller flere verdipapirer. Det betyr at en investor selger et verdipapir uten å eie det. Ved bruk av Markowitz optimeringstilnærming er det vanlig å anta at investoren ønsker å konstruere en portefølje som genererer maksimal forventet avkastning til et gitt risikonivå. Risikonivået vil være individuelt for hver enkelt investor og det finnes uendelig mange forskjellige porteføljemikser. Ved bruk av optimeringsprinsippet er det blant annet mulig å konstruere porteføljer som minimerer risikoen eller maksimerer forventet avkastning. En rasjonell investor vil derimot forsøke å sette sammen en effisient portefølje bestående av verdipapirer som gir høyest avkastning per risikoenhet.



Figur 4.5 – Kapitalmarkedslinjen

Figuren illustrerer sammenhengen mellom kapitalmarkedslinjen og den effisiente fronten. Den effisiente fronten er optimale sammensetninger til et gitt risikonivå. I punktet der kapitalmarkedslinjen tangerer den effisiente fronten finner vi markedsporteføljen. Minimum-variens-porteføljen er punktet på den effisiente fronten der porteføljerisikoen er lavest.

Effisiensfronten i figur 4.5 illustrerer optimale porteføljesammensetninger gitt et risikonivå. Investorer med en markedsposisjon på denne linjen vil ha den høyeste avkastningen i forhold til et gitt risikonivå. Ved å ligge på den effisiente fronten er det umulig å oppnå en større avkastning uten å søke ytterligere risiko. Kapitalmarkedslinjen viser det lineære forholdet mellom markedsporteføljen og risikofri rente. Desto brattere kapitalmarkedslinjen er, desto større kompensasjon mottar en investor for å ta på seg mer risiko. Helningen på kapitalmarkedslinjen representerer Sharpe-ratioen, der forholdet mellom avkastning og risiko er maksimert. Den effisiente porteføljen med lavest risiko finner vi helt til venstre i diagrammet. Markedsporteføljen befinner seg der kapitalmarkedslinjen tangerer effisiensfronten.

Et av hovedaspektene fra kapitalverdimodellen er at alle investorer holder markedsporteføljen uansett risikoaversjon. Videre antar Markowitz i sin optimeringsteori at investorer ikke er homogene. Dette betyr at enhver investor har sine egne risikopreferanser og vil derfor plassere seg høyere eller lavere på kapitalmarkedslinjen. Det er forbundet fordeler og ulemper med optimeringstilpasningen til Markowitz. Richard Michaud (1989) trekker frem noen signifikante

fordeler med optimeringen. Tilpasningen gir investorer god kontroll på risikoeksponering og gir muligheter å rebalansere en portefølje på bakgrunn av effektiv informasjonsstrøm. I tillegg tar optimeringen hensyn til klientens mål og begrensninger, samt investeringsstil. Kritikken knyttet til modellen omhandler blant annet at de fleste investorer ligger innenfor den effisiente fronten. Det har en sammenheng med at en kvadratisk tilnærming ikke antas å gjelde alle investorer. Det kan også tenkes at modellen er noe begrenset med tanke på at den kun tar hensyn til forventet avkastning og risiko. Moderne forskning viser at nytten til en investor drives av flere faktorer og kan bedre beskrives med en multifaktormodell. Dette gir større fleksibilitet og tar hensyn til flere av investorens preferanser når en portefølje skal konstrueres.

4.7 Teorien om effisiente markeder

Markedseffisiens handler om at verdipapirer som blir omsatt i åpne markeder har priser som til enhver tid reflekterer all tilgjengelig og relevant informasjon. Teorien tilsier at vi har ulike styrker for hvor effisient et marked er (Fama, 1970). Disse styrkene for markedseffisiens forekommer som enten svak, semisterk eller sterk. Svak form for markedseffisiens er inkludert i semisterk form, som videre er inkludert i tilfellet av sterk form.

- Svak form av markedseffisiens forutsetter at kursene reflekterer all historisk informasjon og at prisene ikke følger noe bestemt mønster, noe som kalles «random walk». Dette betyr at dersom prisene går opp i dag, så indikerer ikke dette at prisene vil stige ytterligere i morgen. I et marked med svak form for markedseffisiens vil eksempelvis teknisk analyse være irrelevant på bakgrunn av dette fenomenet. Det er derfor ikke mulig å slå markedet ved å studere historiske priser.
- Semisterk form av markedseffisiens innebærer at prisene reflekterer all offentlig informasjon i tillegg til den historiske informasjonen. Nyheter om markedet blir priset inn like etter at de blir annonsert, noe som gjør det umulig å utnytte slik informasjon. Det vil derfor ikke være mulig å slå markedet ved å analysere offentlig informasjon.
- Sterk form av markedseffisiens innebærer at begge de foregående formene gjelder i tillegg til innsideinformasjon. Det vil si at ingen investorer i markedet har informasjonsfordeler og all relevant informasjon er derfor priset inn.

Teorien om markedseffisiens sier at det ikke er mulig å slå markedet systematisk gjennom smarte transaksjoner. Likevel kan en investor oppnå høyere forventet avkastning ved å ta ekstra risiko eller rett og slett ha flaks. Med teorien rundt markedseffisiens tatt i betraktning betyr dette at aktiv forvaltning av kapital er nytteløst, og investorer vil ikke tjene penger på å finne gode kjøp og salg. Teorien om markedseffisiens får mye empirisk støtte spesielt for svak og semistærk form. Analyser av historiske kurser viser i stor grad at daglige prisendringer er tilfeldige og støtter fenomenet «random walk». Det finnes også tilfeller av empirisk støtte for sterk form for markedseffisiens. Annonseringer og nyheter påvirker prisene, men innsideinformasjon kan være asymmetrisk i tilfeller der enkeltpersoner får tak i slik informasjon før andre.

Det finnes også mye litteratur som taler imot teorien om markedseffisiens, også kalt anomalier. Denne type forskning havner under kategorien atferdsfinans og gir understøtte for at aktiv forvaltning potensielt kan gi høyere avkastning enn selve markedet. Det har eksempelvis blitt observert kursendringer som viser korrelasjon mellom daglige prisendringer. Det vil si at dersom prisene går opp en dag vil kursen fortsette å stige påfølgende dag. Analysene har gitt grunnlag til å tro at dette ikke var enkelttilfeller, men reelle fenomener. Det skal bemerkes at slike anomalier forsvinner ettersom markedet utvikler seg. Årsaken til dette ligger i at når slike sammenhenger blir oppdaget, utnytter investor dette og effekten forsvinner over tid. Et mye brukt analyseverktøy som søker å identifisere slike fenomener kalles teknisk analyse. Teknisk analyse benyttes av en mengde investorer til å analysere indikatorer og trender i markedet, med hensikten om å predikere fremtidige priser. Det finnes studier som gir empirisk støtte for slike analyser, og dette taler imot teorien om markedseffisiens.

Et marked består av mange ulike investorer og dette innebærer at markedet vil bære preg av irrasjonell investeratferd. Tre vanlige eksempler på irrasjonell investeratferd er «herding», «disposition effect» og «overconfidence». «Herding» bygger på konseptet at man gjør som sin nabo, det vil si at investorer tenderer til å gjøre som hverandre fremfor å ta individuelle vurderinger. Selv om andre investorer foretar investeringer de anser som gode beslutninger, så er ikke dette alltid utfallet. «Disposition effect» går ut på at investorer har tendens til å beholde tapsposisjoner og selge gevinstposisjoner, noe som taler imot rasjonell investeratferd. Det siste fenomenet, «overconfidence», handler om å ha overdrevet tro på egne ferdigheter. Hovedregelen tilsier at det er liten sannsynlighet for å overprestere markedet og med overdrevet god selvtillit kan investorer gjøre irrasjonelle investeringsvalg.

4.8 Aktiv og passiv forvaltning

Innen porteføljeforvaltning skiller vi i hovedsak mellom aktiv og passiv forvaltning. Aktiv forvaltning innebærer at enkeltpersoner egenhendig gjør et utvalg av ulike verdipapirer som skal bidra til en høyere avkastning enn andre aktører i markedet. Fond eller andre sammensatte porteføljer som er aktivt forvaltet deler visjonen om at meravkastningen fra et utvalg av verdipapirer gir høyere total avkastning enn en investering i eksempelvis indekser. Investeringsbanker som tilbyr aktive fond krever ofte et forvaltningsgebyr, fordi fondet tidvis rebalanserer sine porteføljer og en gruppe personer aktivt forsøker å indentifisere gode investeringsalternativer. Rebalansering av porteføljer medfører transaksjonskostnader i form av kurtasje. Forvaltningsgebyren trekkes fra den årlige avkastningen til en investor.

Det motsatte alternativet til aktiv forvaltning er passiv forvaltning. Passiv forvaltning bygger på konseptet at investeringer som følger indekser eller børser vil på sikt være det mest lønnsomme. Teorien om markedseffiens gir støtte til denne formen for forvaltning, fordi teorien impliserer at det ikke er mulig å systematisk utkonkurrere markedet gjennom gode transaksjoner. Passiv forvaltning er også et billigere alternativ, siden investorer slipper å betale forvaltningsgebyr. Når det gjelder diskusjonen angående hvilket av investeringsalternativene som er mest lønnsomt, så er det stor uenighet blant investorer. Aktiv forvaltning kan i mange tilfeller bidra til en bedre avkastning enn indekser, men risikoen for å levere et dårligere resultat øker. Det er også vanskelig å avgjøre om suksessfulle aktivt forvaltede fond er resultatet av flaks eller dyktighet. En ulempe ved å investere i passive fond er at man frasier seg muligheten til å gjøre det bedre enn selve markedet.

5. Prisdrevne

I denne delen av oppgaven skal vi analysere kryptovalutamarkedet som et investeringsobjekt og følgelig undersøke de respektive avkastningene i markedet. Avkastningene er selvsagt et resultat av prisutviklingen. For å forstå hvordan prisen utvikler seg skal vi først se på forholdet mellom tilbud og etterspørsel som er et sentralt aspekt i denne sammenhengen. Videre skal vi ta for oss mer konkrete egenskaper som påvirker etterspørselen av kryptovaluta, og deretter se på de mest sentrale risikofaktorene i markedet.

5.1 Tilbud og etterspørsel

Buchholz, Delaney og Parker (2012) påpeker at tilbud og etterspørsel som en av de mest sentrale prisdriverne til Bitcoin. Studien kan i stor grad relateres til samtlige kryptovaluta i markedet. Tilbudet vil hovedsakelig være et resultat av den totale mengden Bitcoin i sirkulasjon (Ciaian, Rajcaniova & Parker, 2016). Etterspørselen bestemmes av størrelsen på markedet, sammen med omløpshastigheten (frekvensen) til sirkulasjonen.

Mange av de største kryptovalutaene har et fast tilbud. Bitcoin for eksempel, har et maksimalt tilbud på 21 millioner Bitcoins som alle vil være tilgjengelig rundt år 2140 (Coinmarketcap, 2019). Med andre ord vil tilbudet være fast på lang sikt. Vi kan altså si at tilbudet er eksogent og deterministisk bestemt (Ciaian et al., 2016). Dette innebærer at etterspørselen i all hovedsak styrer prisutviklingen i markedet.

Samtidig som at tilbudet er gitt for de fleste kryptovalutaene, vil det likevel være mulig å innføre nye kryptovalutaer. Antall kryptovalutaer i markedet har som tidligere nevnt økt til over 2 000 siden Bitcoin hadde sin ankomst i 2008. I teorien impliserer dette at det kan oppstå et nærmest uendelig tilbud av kryptovaluta. I praksis vil dette sannsynligvis ha mindre betydning tatt i betraktning at de største og mest aksepterte kryptovalutaene vil kontrollere majoriteten av markedsandelene, slik at tilbudet totalt sett fortsatt vil være tilsynelatende eksogent.

For å oppsummere vil det begrensede tilbudet av hver kryptovaluta bidra til å øke deres markedsverdi gitt at det samtidig foreligger en økt etterspørsel. Valutaene kan i et slikt tilfelle bli en knapp resurs i markedet. Økt etterspørsel kan med andre ord ikke møtes med økt tilbud.

5.2 Egenskaper ved kryptovaluta

Det begrensede tilbudet nevnt i forrige avsnitt er en av flere aspekter som bidrar til økt pris for kryptovaluta. I dette underkapittelet skal vi ta for oss flere konkrete egenskaper som gjør kryptovaluta til et attraktivt betalingsmiddel, noe som følgelig vil øke etterspørselen. Egenskapene varierer til noen grad mellom de enkelte kryptovalutaene, men ulikhetene er relativt små i denne sammenhengen.

5.2.1 Kryptovaluta som betalingsmiddel

Gjennom Harwick (2016) sin analyse av kryptovalutaens tjenesteyting påpeker han fire egenskaper som i utgangspunktet gjør de til et hensiktsmessig betalingsmiddel:

1. «*Portability*» (Portabilitet). Kryptovaluta opptar ingen fysisk plass og er derfor enkelt å utveksle mellom parter, selv på lange avstander.
2. «*Durability*» (Varighet). Pengene kan ikke fysisk forsvinne og verdien vil heller ikke minske på grunn av slitasje eller forringelse.
3. «*Divisibility*» (Delbarhet). Kryptovalutaene er delbare til flere desimaler, slik at man får svært presise mål på verdi. Det gir kun små avrundinger og gjør det svært enkelt å dele.
4. «*Security*» (Sikkerhet). Blokkjedeteknologien bidrar til en høy grad av sikkerhet, spesielt knyttet til vanlig tyveri og forfalskning. Sosial manipulering vil likevel være en risikofaktor. Det finnes også måter å hacke systemet på, noe vi kommer tilbake til under hacking.

For å bygge litt videre på Harwick sine utvalgte kvaliteter, er det ytterligere to egenskaper som utmerker seg som spesielt fordelaktige sammenlignet med tradisjonell valuta, nemlig transaksjonstid og kostnader.

Transaksjonstid

En av kryptovalutaenes sterkeste egenskaper er transaksjonstiden. Sammenlignet med tradisjonelle betalingssystemer er den svært god, men tiden varierer riktignok mye blant de enkelte valutaene. Bitcoin har for eksempel en forventet total transaksjonstid på omtrent 1 time. Dette er relativt lang tid sammenlignet med Ripple som på sin side har imponerende 4 sekunder på normalen (Buchko, 2017). Likevel er begge alternativene betraktelig raskere enn

tradisjonelle systemer som VISA, hvor transaksjonstiden kan være fra 1-5 dager. Forskjellen er spesielt stor knyttet til internasjonale overføringer, der det med dagens systemer ofte tar flere dager.

Et hyppigere brukt mål i denne sammenhengen er transaksjonshastigheten, som måles basert på antall transaksjoner per sekund (TPS). Bitcoin sitt system har en begrensning på maksimalt 7 transaksjoner per sekund og ligger normalt på omtrent 4 (Deval, Dwivedi, Dixit & Norta, 2019). Dette er relativt lite sammenlignet med Ripple og VISA som yter henholdsvis 1500 og 2000 gjennomsnittlige transaksjoner, og har en maksimal ytelse på rundt 50 000.

Problemet til flere av kryptovalutaene er skalerbarheten. På dager med mange transaksjoner har det vist seg at transaksjonstiden øker betraktelig som et resultat av at kapasiteten til systemet ikke er høy nok. I ekstreme tilfeller med svært stor handel av Bitcoin er det rapportert om en bekræftelsestid på opptil 16 timer (Buchko, 2017). Dersom hastigheten og kapasiteten til kryptovalutaene ikke økes er sannsynligheten liten for at det blir et ordinært betalingssystem i likhet med VISA. Heldigvis for markedet utbedres teknologi som vil kunne øke transaksjonshastigheten. Ethereum jobber på sin side med et desentralisert system som potensielt vil kunne støtte opp mot en million transaksjoner per sekund (Deval et al. 2019). Slike innovasjoner vil være helt avgjørende for at kryptovaluta skal nå visjonen om å bli et velbrukt betalingsmiddel i fremtiden.

	Transaksjonstid	TPS normal	TPS maks
Bitcoin	1 time	4	7
Ethereum	2 min	14	45
XRP	4 sek	1 500	50 000
VISA	1-5 dager	2 000	56 000

Tabell 5.1 – Transaksjonstid for kryptovaluta og VISA

Tabell 5.1 gir en oversikt over prestasjonene til de tre største kryptovalutaene sammen med det tradisjonelle betalingssystemet VISA. Tabellen viser gjennomsnittlig transaksjonstid, normalt antall transaksjoner per sekund (TPS normal) og maksimalt mulige transaksjoner per sekund (TPS maks).

Kostnader

I tillegg til transaksjonstiden er kostnadssiden en av kryptovalutaenes store fordeler sammenlignet med tradisjonell valuta. Det er i utgangspunktet ingen faste transaksjonskostnader for flere av de store kryptovalutaene, inkludert Bitcoin (Lee, Guo & Wang, 2018). For å motivere brukerne av blokkjeden (minere) til å raskere verifisere transaksjonene kan man betale et gebyr. Dette er valgfritt for blant annet Bitcoin, men obligatorisk for flere andre aktører (Harwick, 2016).

Ettersom at det finnes et maksimalt antall kryptovaluta vil utvinningen med tiden avta. Minere vil i større grad belage seg på inntekter fra gebyrer, fordi belønning knyttet til utvinning av nye mynter etter hvert forsvinner. Det vil med andre ord fortsatt være transaksjonskostnader ved overføringer av kryptovaluta, men likevel markant lavere enn med tradisjonelle systemer.

Videre er ikke transaksjonene lokasjonsspesifikke, noe som gjør det mulig å overføre penger mellom landegrenser helt problemfritt. Kostnadene vil her være betraktelig lavere på bakgrunn av at man unngår vekslingsgebyr mellom ulike valutaer.

5.2.2 Anonymitet

Et annet aspekt det er viet stor oppmerksomhet er anonymiteten som tilbys i kryptovalutamarkedet. Som tidligere nevnt er systemet desentralisert og transaksjonene går ikke via en tredjepart, foruten ved den kryptiske verifiseringen. På denne måten vil myndighetene og finansielle institusjoner ikke få tilgang til informasjonen rundt transaksjonene, og brukerne forblir dermed anonyme. Samtidig vil systemet være transparent i den forstand at transaksjonene blir distribuert til hele blokkjeden, et nettverk alle har tilgang til via internett (Lee et al., 2018). Teknologien sikrer dermed personlig anonymitet, men opprettholder samtidig sikkerheten ved at de krypterte transaksjonene er synlig for alle.

Anonymiteten rundt bruken av kryptovaluta medbringer også negative konsekvenser med tanke på individer med kriminelle intensjoner. Dette kommer vi tilbake til under risikofaktorer, nærmere bestemt kriminalitet.

5.2.3 Aksept

En viktig faktor for at etterspørselen av kryptovaluta skal øke er at det i større grad blir godtatt som et betalingsmiddel. De siste årene har flere butikker, banker og større selskaper åpnet for dette. Kryptovaluta har generelt blitt et mer anerkjent og respektert aktiva på det globale markedet. Store indekser sin implementering av futureskontrakter med Bitcoin som underliggende instrument har sendt sterke signaler om et fremvoksende marked. Likevel har kryptovaluta en lang vei å gå før de kan sidestilles med de tradisjonelle betalingsmidlene.

5.3 Risikofaktorer

I følgende delkapittel gjennomgår vi de viktigste makroøkonomiske risikofaktorene av betydning for prisutviklingen i kryptovalutamarkedet. Faktorene omhandler blant annet usikkerheten rundt politiske, miljømessige og teknologiske forhold. I tillegg skal vi drøfte mulighetene for å utnytte kryptovaluta med dårlige hensikter, eksempelvis i form av hacking og kriminalitet.

5.3.1 Politikk og reguleringer

En helt avgjørende faktor for hvordan kryptovalutaen utvikler seg i fremtiden er de statlige reguleringene. Til tross for den desentraliserte kontrollen, er det likevel vanskelig å tro at markedet vil utvikle seg uten støtte og reguleringer fra statlig hold. Staten vil sannsynligvis ikke gi fra seg kontrollen slik at betalingsformidlingen i samfunnet blir skadet. Samtidig har staten kontroll over flere finansielle institusjoner og uten støtte fra disse vil ikke kryptovalutaen kunne utvikle seg i særlig grad (Harwick, 2016). Dette er et av de største hindrene for kryptovalutamarkedet, og understreker dermed at politisk støtte er helt essensielt for å oppnå en markant vekst i verdensmarkedet.

Det er allment kjent at reguleringsmyndighetenes holdninger til kryptovaluta er viktig for dens utvikling. Dette reflekteres godt i de historiske markedsprisene. Det finnes flere eksempler på hvordan statlige uttalelser og reguleringer har påvirket prisene i kryptovalutamarkedet. I starten av januar 2018 annonserte kinesiske myndigheter nyheten om at de ønsket å forby handel med kryptovaluta (Bjerknes, 2018). Dette skapte stor uro og det resulterte i en nedgang på omtrent 20 prosent for hele markedet i løpet av et døgn. Dette tilsvarte et fall fra omtrent 700 til 560 millioner dollar. Over 1 000 milliarder norske kroner forsvant dermed fra markedet. Dette gir

klare indikasjoner på at markedsprisen er sensitiv for lovreguleringer og informasjonsstrømmen knyttet til dette.

For å beskytte sine posisjoner i et marked med stadig utvikling av digitale betalingsløsninger har flere land sett på muligheten til å skape sin egen digitale valuta. I januar 2019 publiserte den internasjonale oppgjørsbanken BIS (Bank for International Settlements) en rapport som undersøker sentralbanker sin interesse av å utstede egne digitale valutaer (Barontini, 2019). BIS er et aksjeselskap eid av 50 sentralbanker, inkludert Norges Bank, og fungerer som et overordnet organ for de enkelte sentralbankene. I rapporten kommer det frem at et økende antall sentralbanker ser på muligheten til å utstede digitale valutaer, kjent som CBDCs (Central Bank Digital Currencies).

Omtrent 70 prosent av sentralbankene sier at de på nåværende tidspunkt er, eller snart vil være, engasjerte i arbeidet med å skape sine egne digitale valutaer. I spissen av utviklingen finner vi Sverige og Uruguay. Sverige begynte tidlig i 2017 sitt arbeid med «e-Krona» som skal fungere som et komplement til fysiske penger. Til tross for den økte interessen rundt CBDCs er det kun få land som har intensjoner om å utgi en egen digital valuta på kort sikt (1-3 år). Dette skyldes at kostnadene er betydelig større enn fordelene slik som situasjonen er i dag. Dersom det blir opprettet konkurransedyktige digitale valutaer fra statlig hold, vil det ha en negativ innvirkning på prisen til aktørene i kryptovalutamarkedet.

Politikken og reguleringene vil ha stor innvirkning på prisene i kryptovalutamarkedet, men det kan være vanskelig å forutse utfallet. Det kan tenkes at store reguleringer i markedet påvirker prisene negativt og at det bygges opp en større usikkerhet knyttet til markedet. På en annen side kan reguleringene sende positive signaler til investorer og legitimere kryptovaluta som et betalingsmiddel.

5.3.2 Hacking og tap

En av de store risikofaktorene en forbruker av kryptovaluta er eksponert for er muligheten til å tape kapital grunnet hacking. Blokkjedeteknologien er svært resistent mot hackerangrep, men det er fortsatt en reell risiko for at det inntreffer. Problemet ligger i vekslingsplattformene og de digitale lommebøkene. Vekslingsplattformene er i dag stort sett uregulerte og det har oppstått flere tilfeller der de har gått konkurs som et resultat av hackerangrep (Finanstilsynet, 2013). Ved innskudd i slike vekslingsplattformer har forbrukerne ingen rettslig beskyttelse,

eksempelvis i form av innskuddsgaranti. Dersom pengene forsvinner, så er de tapt. De digitale lommebøkene har også vært utsatt for hackerangrep og ingen juridiske lovbestemmelser tilbyr noen sikkerhet for dette.

Det er flere eksempler på hackerangrep som har rammet markedet hardt. Moore og Christin (2013) undersøkte 40 av vekslingsplattformene til Bitcoin og fant ut at 18 av dem ble stengt etter hackerangrep. I 2014 ble verdens største handelsplattform lagt ned av samme grunn, noe som resulterte i at prisen for Bitcoin falt med nesten 50 prosent (Ciaian et al., 2016). Tilfellene av hackerangrep påvirker markedsprisen direkte, men også indirekte i form av en økt frykt for å entre markedet. Sikkerheten til vekslingsplattformene vil være viktig for å skape ytterligere aksept i markedet og kan i tillegg støttes opp av reguleringsmyndighetene.

5.3.3 Kriminalitet

Anonymiteten i kryptovalutamarkedet har gjort det til et attraktivt utpresningsmiddel i kriminelle sammenhenger. Anonymiteten kan også føre til ulovligheter som skatteunndragelse, hvitvasking og finansiering av terror. Slike hendelser kan resultere i at reguleringsmyndighetene velger å stenge vekslingsplattformer og dermed frata forbrukerne tilgang til pengene sine (Finanstilsynet, 2013). Desentraliseringen og anonymiteten kan på denne måten påvirke prisene i kryptovalutamarkedet enten positivt eller negativt.

5.3.4 System

Det er også knyttet usikkerhet til selve teknologien og systemet som ligger til grunn for kryptovalutamarkedet (Ciaian et al., 2016). Kryptovalutaene har i seg selv ingen fundamental verdi og er avhengig av at systemet er bærekraftig i fremtiden. Dersom dette ikke blir tilfellet, kan i teorien kryptovalutaene bli verdiløse. Verdien baseres på tillitt og en samlet positivitet om at valutaene i kommende tid kan benyttes som et betalingsmiddel.

5.3.5 Miljømessige forhold

En mye diskutert faktor knyttet til teknologien benyttet i blokkjede-nettverket er energiforbruket. Enorme mengder strøm og datakraft brukes for å holde systemene i gang, og hver transaksjon krever betraktelig mer strøm enn teknologien bak VISA. Bitcoin hadde ved

inngangen av 2018 et estimert forbruk på minimum 2,55 gigawatttime (GWh), og potensielt 7,67 GWh senere samme år (Vries, 2018). Til sammenligning hadde land som Irland og Østerrike et forbruk på henholdsvis 3,1 og 8,2 GWh. Statistikk viser at energiforbruket til Bitcoin har femdoblet seg de over de siste to årene som et resultat av flere transaksjoner. Dagens nivåer representerer derfor hele 0,27% av verdens totale strømforbruk (Digiconomist, 2019). Et strømforbruk på slike nivåer er neppe bærekraftig i fremtiden og gir ytterligere grunn til at myndigheter ønsker å regulere markedet.

Til tross det høye energiforbruket til flere kryptovalutaer, deriblant Bitcoin, er det likevel store forskjeller mellom de ulike aktørene. Ripple (XRP) benytter en brøkdel av strømmen sammenlignet med Bitcoin, noe som henger sammen med effektiviteten i systemet i form av transaksjonstid. Det arbeides derfor med løsninger slik at Bitcoin utnytter nettverket sitt mer effektivt. Videreutvikling av teknologien kan altså lindre energiproblemet. Dette er forutsatt at kvaliteten på systemene opprettholder et tilfredsstillende nivå.

5.3.6 Makroøkonomiske forhold

Som et investeringsobjekt er det naturlig å tro at bevegelsene i kryptovalutamarkedet vil variere med svingningene i andre markeder, heriblant aktiva som aksjer, råvarer eller tradisjonell valuta. Dersom verdensøkonomien går bra er det forventet at det påvirker etterspørselen av kryptovaluta på en positiv måte. Senere i oppgaven skal vi se at korrelasjonen mellom kryptovalutaindeksen CCI30 og de andre aktivaene er relativt liten. Dette gir indikasjoner på at kryptovaluta kan være et attraktivt investeringsobjekt i perioder der det er en negativ prisutvikling for annen aktiva. Dersom verdensøkonomien svekkes kan det føre til økt etterspørsel av kryptovaluta.

5.3.7 Popularitet

De siste årene har uttrykkene kryptovaluta, blokkchainteknologi og Bitcoin hatt stor publisitet i ulike medier. Populariteten rundt kryptovaluta kommer som et naturlig resultat av en ekstrem verdiøkning i markedet. Samtidig er det mye som tyder på at sammenhengen også kan være motsatt. Ciaian et al. (2016) finner i sin studie av Bitcoin at økt publisitet på ulike medier påvirker etterspørselen. Dette innebærer at oppmerksomhetsdrevet investeringsadferd kan påvirke prisnivået til kryptovaluta i begge retninger. Studien viser også en signifikant

sammenheng mellom besøkstall knyttet til Bitcoin på Wikipedia og prisutviklingen til Bitcoin. Slik investeringsadferd er en faktor som kan forårsake bobletendenser.

5.4 Finansiell boble

Et stort usikkerhetsmoment i kryptovalutamarkedet er muligheten for at den store prisoppgangen er en finansiell boble. Det finnes ulike definisjoner på hva en finansiell boble er. Generelt kan det karakteriseres som en prisstigning til nivåer som ikke reflekterer den reelle verdien til den aktuelle aktiva. Nasdaq (u.å.) definerer økonomisk boble til å være «et markedsfenomen karakterisert av bevegelser i aktiva-priser til nivåer vesentlig høyere enn den fundamentale verdien». Det kan samtidig være vanskelig å identifisere bobler i tilfeller der det er stor uenighet angående den fundamentale verdien.

Som tidligere nevnt er det liten fundamental verdi knyttet til kryptovaluta. Verdien er i stor grad basert på forventninger om at kryptovaluta i fremtiden vil benyttes som et betalingsmiddel. Det å fastslå en pris basert på forventninger er naturligvis vanskeligere enn verdsettelse av fysiske gjenstander med forankring i reelle verdier, eksempelvis som anleggsmidler og fast eiendom.

Det er selvsagt umulig å konkludere med at markedsprisene er en boble. Dersom oppgangen i markedet ikke er en boble betyr dette at prisen reflekterer den fremtidige verdien. Det er likevel flere indikasjoner på bobletendenser i markedet. Den kraftige prisstigningen frem til slutten av 2017, ble etterfulgt av et tilsvarende kraftig fall og kan vurderes til å ha vært et tilfelle av en sprekt boble. Ciaian et al. (2016) diskuterte hvordan populariteten rundt kryptovaluta førte til at folk investerte i det. Mekanismen kan knyttes til det man ofte omtaler som «The even bigger fool theory». Teorien impliserer at dersom man investerer i markedet, vil man kun oppnå positiv avkastning dersom en større idiot kjøper seg inn etter deg til en høyere pris. Populariteten og publisiteten rundt kryptovaluta kan enkelt føre til irrasjonell investeringsadferd blant erfarne investorer som baserer beslutningene sine på andre faktorer enn fundamentale verdier. Slik investeringsadferd forsterker bobletendensene i markedet.

6. Presentasjon av datamateriale

I den kvantitative delen av oppgaven har vi valgt å ta utgangspunkt i kryptovalutaindeksen CCI30 for gjennomførelsen av videre analyser. Indeksene består av de 30 største kryptovalutaene i markedet, basert på markedsverdi. Indeksen er relativt nyetablert og ble lansert 1. januar 2017. De 30 største aktørene utgjør om lag 90% av den totale markedsverdien til alle eksisterende kryptovalutaer. Bitcoin er lite overraskende den største aktøren på indeksen og utgjør over 50% av den totale markedsverdien i kryptovalutamarkedet. For å kunne undersøke om det foreligger samvariasjon mellom ulike kryptovalutaer er historiske priser til CCI30, Bitcoin, Binance, Ethereum, XRP, LiteCoin og BitCoin Cash hentet ut. De fem andre aktørene er også blant de største i kryptovalutamarkedet.

En sentral del av oppgaven omhandler å konstruere referanseprofiler som skal brukes til å undersøke effekten på avkastning og risiko når kryptovaluta inkluderes i porteføljen. Vi har valgt å ta utgangspunkt i fire ulike fond fra DNB. Alle fondene er aktivt forvaltede og representerer forskjellige risikonivåer. De utvalgte fondene er DNB Aktiv 30, DNB aktiv 50, DNB Aktiv 100 og DNB Selektiv Norge. Første steg i konstrueringsprosessen av referanseprofilene innebærer å skaffe en oversikt over hvilke markeder fondene investerer i. Her har vi brukt informasjon fra DNB sin hjemmeside og rapporter fra Morningstar. Rapportene fra Morningstar gir en detaljert beskrivelse av hvordan DNB forvalter investert kapital. Dette gir muligheten til å kartlegge prosentvise investeringer fordelt på de ulike aktivaklassene, og hvor store andeler som investeres i forskjellige land. Alle fond er risikoklassifisert og skalaen går fra 1-7. Klassifiseringen av risikoen til fondet baseres på historisk volatilitet over de 5 siste årene.

DNB Selektiv Norge er et aktivt forvaltet fond og investerer i hovedsak i norske selskaper som er notert på Oslo Børs (DNB, 2019). Fondet er klassifisert som et høyrisikofond (6 av 7) og har de siste tre årene hatt et gjennomsnittlig standardavvik på 13,5%. Kapitalen til fondet er i sin helhet investert i aksjer, der 94% av investert kapital er allokert til selskaper i det norske markedet. De gjenværende 6% er forvaltet på det amerikanske (2,9%) og britiske markedet (3,1%).

DNB Aktiv 100 har et betydelig større fokus på globale investeringer og fondet representerer moderat til høy risiko (5 av 7) med et gjennomsnittlig standardavvik på 10% over de tre siste årene (DNB, 2019). Fondet investerer i mange internasjonale markeder, men majoriteten av

kapitalen er plassert i amerikanske (32,6%) og norske (24,5%) børsnoterte selskaper. En oversikt av de 10 største plasseringene til fondet kan vise til at en større andel er investert i fremvoksende markeder (12,2%) og teknologiaksjer (14,8%).

DNB Aktiv 50 er klassifisert som et moderat risikoutsatt fond og har hatt et gjennomsnittlig standardavvik på 5,3% over de tre siste årene (DNB, 2019). Fondet er sammensatt av flere typer aktiva sammenlignet med de foregående fondene. I tillegg til investeringer i det globale aksjemarkedet, så inneholder porteføljen en stor andel rentebærende verdipapirer som eksempelvis obligasjoner. Investeringene er fordelt på både norske og globale rentebærende verdipapirer. Fondet investerer totalt 45,5% i rentebærende verdipapirer og 55,5% i aksjer.

Det siste fondet vi bruker som referanse i konstruksjonsprosessen av profiler er DNB Aktiv 30 (DNB, 2019). Risikoen til fondet er klassifisert som lav (3 av 7) og det har hatt et gjennomsnittlig standardavvik på 3,4% de siste 3 årene. Porteføljemiksen til fondet er i hovedsak basert på verdipapirer med lav risiko, der 66,2% av kapitalen er investert i rentebærende verdipapirer. De gjenværende 33,8% er allokert til aksjer, hvor majoriteten av kapitalen er knyttet opp til det globale markedet (25,3%).

	DNB Selektiv Norge	DNB Aktiv 100	DNB Aktiv 50	DNB Aktiv 30
Risikomål (1-7)	6 (Høy)	5 (Moderat til høy)	4 (Moderat)	3 (Lav)
Allokering	- Aksjer (100%)	- Aksjer (100%)	- Aksjer (54,5%) - Renter (45,5%)	- Aksjer (33,8%) - Renter (66,2%)

Tabell 6.1 – DNB-fond med ulike risikonivåer

Ovenfor ser vi nøkkelinformasjon til de fire aktivt forvaltede DNB-fondene vi har brukt som referanse i konstruksjonsprosessen. Fondene har sammensetninger av forskjellige aktivaklasser og representerer ulike risikonivåer.

For å konstruere veldiversifiserte porteføljer med en tilnærmet lik historisk avkastning og samme risikoprofil som de nevnte fondene, har vi benyttet ulike indekser til å representere globale aksjer og obligasjoner. Tabell 6.2 viser en oversikt over hvilke indekser vi har benyttet til porteføljekonstruksjonen og videre finansielle analyser. Fargekodene brukt til å skille indeksene vil være gjennomgående i kommende analyser.

Ticker	Land	Aktivaklasse
S&P500	USA	Aksjeindeks
NASDAQ	USA	Aksjeindeks
Dow Tech.	USA	Aksjeindeks
FTSE100	Storbritannia	Aksjeindeks
OSEBX	Norge	Aksjeindeks
DAX	Tyskland	Aksjeindeks
MSCI (EM)	Globalt	Fremvoksende markeder
Gold	USA	Råvareindeks (gull)
ST1X	Norge	Statsobligasjoner (0.25Y)
ST3X	Norge	Statsobligasjoner (1Y)
ST5X	Norge	Statsobligasjoner (5Y)
VTIBX	Globalt	Obligasjonsindeks

Tabell 6.2 – Anvendt aktiva/indekser

Tabellen viser de ulike aktivaklassene vi har brukt i videre analyser. Fargekodene til aktivaene vil være gjennomgående i oppgaven. Utvalget består av syv aksjeindekser, fire obligasjonsmarkeder og den amerikanske råvareindeksen for gull. Disse representerer et bredt spekter av norske og internasjonale markeder.

Referanseindeksene vi har brukt til å representere de amerikanske aksjemarkedene er S&P500, NASDAQ og DOW Jones Technology Index. Dette er tre veletablerte indekser som gir en god indikasjon på hvordan utviklingen i de amerikanske markedene har vært over tid. Dow Technology brukes til å representere teknologiaksjer, fordi DNB-fondene investerer en god andel i tilsvarende verdipapirer. Videre har vi brukt FTSE100 og DAX som referanseindekser for henholdsvis det britiske og tyske markedet. For å representere det norske markedet har vi naturligvis anvendt historiske sluttkurser fra Oslo børs. Den siste aksjeindeksen vi har anvendt er MSCI Emerging Markets Index. Denne indeksen representerer selskaper med stor markedsverdi i fremvoksende markeder. Indeksen består av markeder fra 24 forskjellige land, noe som innebærer verdipapirer fra blant annet Kina, Sør-Korea, Taiwan, India og Brasil.

Allokeringene til våre utvalgte fond viser at porteføljene hovedsakelig består av aksjer og rentebærende verdipapir i form av obligasjoner. ST1X, ST3X og ST5X representerer norske statsobligasjoner med henholdsvis 3 måneder, 1 års og 5 års løpetid. Videre anvender vi VITBX, et fond som investerer i høyrente obligasjoner i USA, som referanseindeks for globale

obligasjoner. Løpetiden til de amerikanske obligasjonene er primært basert på et langsiktig perspektiv og har en høyere potensiell avkastning sammenlignet med norske statsobligasjoner.

Vi har også valgt å ta med amerikanske fremtidspriser for gull. Råvareindeksen vil ikke bli brukt i selve konstruksjonsprosessen, men til andre komparative analyser. Det har forekommet spekulasjoner om at det er store likheter mellom prisutviklingen til gull og kryptovaluta. Vi vil derfor utover i oppgaven undersøke om det er noen indikasjoner på forsinkelseeffekter mellom de to aktivaene.

Vi har anvendt daglige historiske sluttkurs for alle indeksene og dette er hentet fra Yahoo Finance i perioden fra 03.01.2017 til 02.04.2019. Årsaken bak valget av en relativt kort tidsperiode er at vi ønsker å bruke kryptovalutaindeksen CCI30, fremfor enkeltaktører, og denne ble lansert 01.01.2017.

6.1 Frekvensjustert data

Frekvensjustering er en helt nødvendig forutsetning for å kunne gjennomføre avanserte komparative analyser på tvers av markedene. Årsaken henger sammen med at kryptovalutamarkedet er åpent 24 timer i døgnet, syv dager i uken. Kryptovalutamarkedet holder heller ikke stengt i helger eller på helligdager slik som de andre markedene gjør, og kryptovalutaer kan derfor omsettes til enhver tid. Vi har derfor valgt å justere frekvensen til de utvalgte indeksene fra aksje- og obligasjonsmarkedene slik at det er «åpent» 365 dager i året. Dette innebærer at man holder sluttkursen fra fredag konstant gjennom helgen. Dette løser også problematikken med ulik frekvens mellom indeksene.

Helligdager og røde datoer er forskjellige på tvers av landegrensene, som i utgangspunktet gjør det utfordrende å gjøre komparative analyser. Sluttkursen fra dagen før en helligdag brukes derfor til å fylle tomrommene. Frekvensjusteringen er viktig for å kunne konstruere referanseprofilene som skal brukes i optimeringsprosessen der vi inkluderer kryptovaluta. Oppjusteringen av frekvensen påvirker standardavviket og avkastningen til de gjeldende indeksene marginalt, men utviklingen kan oppfattes flatere enn faktisk observert når kursene holdes konstant i de manglende dagene. I analysene der frekvensjustert data ikke er nødvendig bruker vi de reelle sluttkursene.

6.2 Risikofri rente

Til videre analyser trenger vi å kalkulere en risikofri rente. Risikofri rente kan defineres som avkastningen man kan få på en investering uten å ta risiko. PwC har de siste årene publisert en rapport der selskapet gjennomfører en undersøkelse i det norske markedet (PwC, 2018). Rapporten gir gode indikasjoner på ulike sentrale finansielle størrelser i Norge og undersøker blant annet hvilke mål norske aktører bruker for å kalkulere den risikofrie renten. I rapporten fra 2018 kommer det frem at den største andelen (34%) benytter 10-årig statsobligasjoner. Et annet godt alternativ er å anvende en normalisert langsiktig risikofri rente (28%). Vi har valgt å bruke effektiv rente for en norsk 10-årig statsobligasjon med løpetid fra 2019-2029, til tross for mange internasjonale finansielle instrumenter. Dette gjenspeiler ikke den globale risikofrie renten, men når vi tar renteforskjellene på tvers av landegrensene i betraktning vil dette ha liten effekt på resultatene. På Oslo Børs ble statsobligasjonen sist omsatt med en effektiv rente på 1,66% (16.05.2019).

7. Metode

I denne delen av oppgaven skal vi systematisk gjennomgå ulike modeller vi har anvendt til å analysere de forskjellige finansielle instrumentene. Et flertall av modellene faller under fagterminologien finansiell økonometri og er mye anvendt i finansverden. Vi skal se nærmere på ulike modeller for å beregne avkastning og risiko til et finansielt instrument, samt metoder for å identifisere stasjonære og kointegrerte variabler.

7.1 Avkastning

Det finnes to tradisjonelle måter å beregne avkastninger til finansielle instrumenter, enkel aritmetisk avkastning og logaritmisk avkastning. Den logaritmiske avkastningen, også kjent som kontinuerlig avkastning, er mest brukt i empirisk finans hvor man bruker tidsseriedata. Kalkuleringen kan utledes på følgende måte:

$$(3) \text{ Aritmetisk avkastning} = \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}}$$

$$(4) \text{ Logaritmisk avkastning} = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

P_t = Pris på tidspunkt t

P_{t-1} = Pris på tidspunkt $t - 1$

Logaritmisk avkastning beregner kontinuerlig forrentet avkastning, som innebærer at rentes renteeffekt blir tatt med i betraktning. Det er normalt å anta at log-avkastninger er normalfordelte for finansielle instrumenter. Den logaritmiske tilnærming er i tillegg mindre utsatt for problemer med autokorrelasjon. I vår analyse vil logaritmisk avkastning benyttes. Videre skiller vi også mellom aritmetisk og geometrisk gjennomsnitt, som tar utgangspunkt i de to foregående utledningene. Matematisk ser beregningene slik ut:

$$(5) \text{ Aritmetisk gjennomsnitt} = \frac{r_1 + r_2 + \dots + r_n}{n}$$

$$(6) \text{ Geometrisk gjennomsnitt} = [(1 + r_1) * (1 + r_2) * \dots * (1 + r_n)]^{\frac{1}{n}} - 1$$

r_i = Avkastning tidspunkt i

n = Antall observasjoner

Det aritmetiske gjennomsnittet gir et godt estimat på fremtidig forventet avkastning, gitt at tidsserien med historiske avkastninger representerer den underliggende sannsynlighetsfordelingen i perioden (Bodie, Kane & Marcus, 10th, s. 131). I undersøkelsen av historisk prestasjon vil derimot det geometriske gjennomsnittet gi den beste indikasjonen på den reelle avkastningen. På bakgrunn av dette benytter vi oss av logaritmisk avkastning og geometrisk gjennomsnitt i sammenligningen av historiske avkastninger.

I analysen vil vi også benytte oss av kumulativ avkastning. Dette er praktisk når vi sammenligner våre egnede porteføljer med referanseprofilene. Den kumulative avkastningen er den ekspanderende summen av historiske avkastninger, som i vårt tilfelle er logaritmiske avkastninger. Matematisk kan den utledes slik:

$$(7) \text{ *Kumulativ avkastning* } = r_1 + r_2 + \dots + r_n$$

$r_i = \text{Avkastning tidspunkt } i$

7.2 Volatilitetsmodeller

For å kunne vurdere volatiliteten til et finansielt instrument finnes det et bredt spekter av ulike modeller. Vi skal ta en nærmere titt på de fire volatilitetsmodellene standardavvik, MA, EWMA og GARCH. Alle modellene kalkuleres på basis av historiske avkastninger. Standardavvik er en statisk modell som ikke tar hensyn til hvordan volatiliteten har endret seg over tid. Dette gjør derimot de tre andre modellene, men valg av enkelte parametere kan medbringe usikkerhet i forhold til estimatene.

7.2.1 Standardavvik

Standardavvik er et mye brukt statistisk mål for å vurdere risikoen til et finansielt instrument og kalkuleres basert på historiske avkastninger. Før man kan beregne standardavviket må man finne variansen i datasettet. Variansen finnes ved å kvadrere differansen mellom observert og gjennomsnittlig dataverdi. Variansen øker dersom spredningen mellom disse parameterne er stor. I likning (8) ser vi den matematiske utledningen for å kalkulere standardavvik over en gitt periode.

$$(8) \quad \hat{\sigma}_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}{n - 1}}$$

$\hat{\sigma}_t =$ Standardavvik

$r_i =$ Observert avkastning på tidpunkt i

$\bar{r} =$ Gjennomsnittlig avkastning

$n =$ Antall observasjoner

Det er normalt å se på gjennomsnittlig standardavvik over en lengre periode, ofte månedlig eller årlig, for å gi en bedre illustrasjon av risikoen til finansielt instrument. Standardavvik er et statistisk mål på volatilitet og gir en indikator på hva risikoen til et investeringsobjekt har vært i en tidsperiode. Intuitivt sett har volatile finansielle instrumenter et høyt standardavvik. En stor begrensning ved bruk av standardavvik er at risikomålet gir lite informasjon om hvordan volatiliteten til et verdipapir har variert over tid. Dette målet for risiko kan i liten grad brukes til å predikere, men kan være nyttig i tidspresede situasjoner eller ved investering i finansielle instrumenter med et langsiktig tidsperspektiv.

7.2.2 MA

MA-modellen (Moving Average) er et alternativ til statistisk volatilitet og modellen tar høyde for at volatiliteten varierer over tid (Grant, 2019). Fremgangsmåten innebærer anvendelse av rullerende vinduer bestående av et utvalg observasjoner. Her ser vi på gjennomsnittlig standardavvik over en bestemt tidsperiode. Tidsperioden kan eksempelvis variere fra ukentlig til månedlig vindu.

Et rullerende vindu bidrar til større fleksibilitet sammenlignet med statistisk volatilitet og gir en bedre indikasjon for hvordan risikoen i markedet fluktuerer. En begrensning med modellen er at ekstreme observasjoner forårsaket av markedssjokk vil påvirke hele det utvalgte vinduet. Et slik fenomen kalles «ghost effect» og medfører at volatiliteten estimeres til å være høyere enn faktisk observert.

7.2.3 EWMA

EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) er en volatilitetsmodell som blir mye anvendt i finansielle analyser (Grant, 2019). Fremgangsmåten brukes til å beregne volatilitet over tid og er mer fleksibel enn MA-modellen. Denne modellen vektet i større grad observasjoner gjort i nyere tid og i mindre grad observasjoner gjort på tidligere tidspunkt. Dette forhindrer at ekstremverdier gir store utslag på hele estimatet og man unngår tilfeller av «ghost effect». EWMA tar altså hensyn til prinsippet om at volatiliteten ikke er konstant over en gitt periode. I likning (9) ser vi den matematiske utledningen av modellen.

$$(9) \quad \sigma_t (EWMA) = \sqrt{(1 - \lambda)r_{t-1}^2 + \lambda\sigma_{t-1}^2}$$

λ = Utjevningsparameter

r_{t-1}^2 = Kvadrert avkastning foregående dag

σ_{t-1}^2 = Kalkulert varians foregående dag

En viktig parameter i modellen er λ . Eventuelle sjokk som oppstår i markedet vil omsider dø ut, og parameteren λ er et mål på hvor raskt dette forekommer. Dette betyr med andre ord hvor raskt volatiliteten reverterer mot en likevekt. Normalt sett er denne parameteren et sted mellom 0,94-0,99 (Grant, 2019). Desto høyere parameteren er, desto raskere vil sjokket dø ut. For daglige observasjoner blir ofte λ satt til å være 0,94. Det er ingen fasit på hvilken verdi λ skal være og endringer i parameteren fører til store utslag på estimatene. EWMA-modellen gir en bedre dynamikk i datasettet, men ansees som et dårlig verktøy for prediksjoner på bakgrunn av usikkerheten knyttet til valget av λ .

7.2.4 GARCH

GARCH-modellen brukes til å fange opp volatilitetseffekter over en lengre tidsperiode og estimerer den langsiktige volatiliteten til et finansielt instrument. GARCH-modellen er basert på en rekke parametere og bruker en ikke-lineær tilnærming for å maksimere log-likelihood funksjonen. Estimert varians kalkuleres ved at modellen finner de parameterne som med høyest sannsynlighet er i overenstemmelse med observerte avkastninger i datasettet. Likning (10) viser hvilke parametere log-likelihood funksjonen endrer for å estimere variansen for hver observasjon.

$$(10) \hat{\sigma}_t^2(\text{GARCH}) = \hat{\omega} + \hat{\alpha}\varepsilon_{t-1}^2 + \hat{\beta}\sigma_{t-1}^2$$

$\sigma_{t-1}^2 =$ Kalkulert varians foregående dag

$\varepsilon_{t-1}^2 = (r_{t-1} - \bar{r})^2$, der $r =$ avkastning

Parameteren $\hat{\alpha}$ er et mål på hvor sensitiv volatiliteten er for sjokk. Verdier over 0,1 ansees som høyt og indikerer at volatiliteten er sensitiv for eventuelle sjokk i markedet. Parameteren $\hat{\beta}$ er derimot et mål på hvor lang tid det tar før volatiliteten dør ut etter et slikt markedssjokk. En betaverdi over 0,9 innebærer at det tar lang tid før sjokket dør ut. Summen av disse to parameterne ($\hat{\alpha} + \hat{\beta}$) gir videre en indikasjon på hvor raskt volatiliteten reverterer mot likevekten. Dersom denne er over 0,99 tyder det på at strukturen til volatiliteten er relativt flat. Den siste parameteren $\hat{\omega}$ estimerer vektet, langsiktig varians i datasettet. Modellen blir ofte brukt til å predikere langsiktig volatilitet og kan kalkuleres ved å kombinere de nevnte parameterne. Likningen under viser beregningen av langsiktig volatilitet.

$$(11) \hat{\sigma}_t(\text{GARCH}) = \sqrt{\frac{\hat{\omega}}{1 - (\hat{\alpha} + \hat{\beta})}}$$

Det må nevnes at modellen ikke tar hensyn til «leverage» effekter. Dette fenomenet handler om at avkastningen til enkelte finansielle instrumenter kan være negativt korrelert med volatiliteten. Dersom eiendelen prises høyere, blir volatiliteten lavere og motsatt effekt i det andre tilfellet. E-GARCH og GJR-GARCH er to varianter av modellen som tar hensyn til dette.

7.3 Nedsiderisiko

Det er svært hensiktsmessig for en investor å kunne måle hvor mye kapital en potensielt kan tape dersom man opplever nedgang i markedet. Det anvendes mange forskjellige metoder for å måle negative ekstremverdier dersom et markedssjokk forekommer, men vi har valgt å basere våre analyser på de to anerkjente risikomålene «Value at Risk» og «Expected Shortfall».

7.3.1 Value at Risk

«Value at Risk» (VaR) er et statistisk mål som ofte blir brukt til å måle nedsiderisikoen til et finansielt instrument. Mer presist brukes VaR til å vurdere risikoen for et potensielt tap, innen et tidspunkt gitt en sannsynlighet (GoStudy, u.å.). De tre mest brukte metodene til å beregne

VaR er normal lineær, historisk og Monte Carlo-simuleringer. Alle de tre metodene kalkuleres under forutsetningen av at en investor holder sin posisjon i markedet over en periode, også kalt investeringshorisont.

Normal lineær VaR blir mye brukt til å kalkulere potensielt tap på bakgrunn av at metoden er enkel å anvende og forstå. Modellen antar at observasjonene i datasettet er normalfordelte, noe som ofte ikke er tilfellet for finansielle instrumenter. Siden modellen antar normalfordeling vil gjennomsnittet μ være tilnærmet lik null ved bruk av daglige data. Videre forutsetter modellen en lineær sammenheng og kalkulerer potensielt tap til et gitt signifikansnivå. For daglige observasjoner er som regel VaR-kvantilen på 5%, mens 1%-kvantilen ofte blir brukt for observasjoner med lavere frekvens.

$$(12) \quad \mathbf{VaR}_\alpha(\mathbf{Normal\ Lineær}) = \mu + \phi^{-1}(\alpha)\sigma$$

μ = Gjennomsnittlig historisk avkastning

ϕ^{-1} = Invers tetthetsfunksjon til normalfordelingen

α = Signifikansnivå / VaR – nivå

σ = Standardvviket i dataserien

Historisk VaR tar utgangspunkt i forutsetningen om at fremtiden vil være representert av fortiden. Metoden antar dermed at den historiske fordelingen også gjelder i påfølgende periode. Dette kan ansees som en svakhet ved modellen, men metoden forutsetter dermed ikke at fordelingen er normalfordelt. Det er i tillegg lite avansert å kalkulere historisk VaR og fremgangsmåten kan deles opp i tre trinn. Først sorteres avkastningene i datasettet fra lavest til høyest. Deretter bestemmes det hvilken VaR-kvantil som er best egnet for datamaterialet. Til slutt beregnes potensielt tap ved å ta gjennomsnittet av observasjonene som er i kvantilen. I et datasett med daglige observasjoner innebærer det at man tar gjennomsnittet av de 5% laveste avkastningene.

$$(13) \quad \mathbf{VaR}_\alpha(\mathbf{Historisk}) = Z_\alpha\sigma\sqrt{h}$$

Z_α = Alfa – persentil for ensidig konfidensintervall

σ = Standardvviket i dataserien

h = Investeringshorisont

Det tredje alternativet for å kalkulere VaR er Monte Carlo-simulering. Dette er en stokastisk prosess som generer tilfeldige avkastninger basert på risikoparametere fra et datasett. Metoden forutsetter ikke at fordelingen er normalfordelt og simulerer ulike scenarioer som fører til at resultatet blir mer fleksibelt og robust. I likhet med de andre metodene anvender den et ensidig konfidensintervall. En utfordring ved modellen er å bestemme hvor mange tilfeldige avkastninger man skal generere, men det anbefales å gjøre omtrent 10 000 simuleringer for å få et troverdig resultat.

7.3.2 Expected Shortfall

«Expected Shortfall» (ES) er et risikomål som ofte brukes i kombinasjon med VaR i undersøkelsen av nedsiderisiko. VaR tilsier ikke noe om potensielt tap dersom kvantilen overskrides. ES tar derimot hensyn til dette og vurderer potensielt haletap gitt et valgt signifikansnivå (Chen, 2019). Fremgangsmåten innebærer at man først sorterer historiske avkastninger fra lavest til høyest verdi. Deretter kalkuleres en kvantil basert på VaR-nivået. Eksempelvis vil en dataserie med 1 000 observasjoner og et VaR-nivå på 5% gi en kvantil på 50 observasjoner. Til slutt beregner man forventet haletap ved å ta gjennomsnittet av de 50 laveste observasjonene.

$$(11) \quad ES_{1-p} = \mu + \frac{f(z_{1-p})}{p} \sigma$$

μ = Gjennomsnittlig historisk avkastning

$f(z_{1-p})$ = Sannsynlighet tetthetsfunksjon

p = Sannsynlighet

σ = Standardviket i dataserien

7.4 Kointegrasjon

Kointegrerte variabler reverterer mot en likevekt over tid under forutsetningen at feilleddene er stasjonære. To eller flere dataserier kan avvike fra likevekten på kort sikt, men vil alltid revertere mot likevekten på lang sikt dersom de er stasjonære. Dette betyr med andre ord at variablene ikke følger fenomenet «random walk». «Random walk» er en ikke-stasjonær prosess som innebærer at kursendringer er tilfeldig, og det er derfor ikke mulig å predikere fremtidige priser basert på historisk data. Dataserier som ikke er kointegrerte følger ikke samme trend og

vil ikke nødvendigvis revertere mot en likevekt i det lange løp. Finansielle instrumenter kan i enkelte tilfeller dele samme trend uten å være stasjonære, men likevel ha stasjonære feilledd. Dersom feilleddene er ikke-stasjonære kan det medføre spuriøse sammenhenger og føre til feilpredikeringer. Spuriøse sammenhenger oppstår når dataserier gir tegn til korrelasjon uten at de i realiteten samvarierer. Årsaken til korrelasjonen skyldes derfor en ukjent, bakenforliggende variabel.

7.4.1 Dickey-Fuller test

$$(12) \quad \Delta y_t = \mu + \psi y_{t-1} + u_t$$

$$H_0: \psi = 0$$

$$H_1: \psi < 0$$

Dickey-Fuller test brukes til å undersøke om to avhengige variabler er kointegrerte (Zaiontz, u.å.). Nullhypotesen i testen tilsier at feilleddene er ikke-stasjonære, noe som betyr at dataseriene har et systematisk mønster som ikke er predikerbart. Testen bruker ikke normal t-fordeling for å avgjøre om resultatene er statistisk signifikante, men vi forkaster nullhypotesene dersom $\psi < 0$ og overskrider testobservatoren.

7.4.2 Augmented Dickey-Fuller test

$$(13) \quad \Delta y_t = \psi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha \Delta y_{t-i} + u_t$$

$$H_0: \psi = 0$$

$$H_1: \psi < 0$$

Augmented Dickey-Fuller test er en annen måte å undersøke om dataseriene er kointegrerte (Zaiontz, u.å.). I den opprinnelige testen antar vi at feilleddene er «white noise», som betyr at et feilleddene ikke korrelerer med noe informasjon på et gitt tidspunkt. I disse tilfellene vil ikke gårsdagens verdier har noe betydning for dagens verdi og det er derfor ikke mulig å lage prognoser basert på feilleddene. I enkelte tilfeller kan det også hende at det er en sammenheng mellom residualer og laggede residualer. Dette kalles autokorrelasjon og innebærer at variabelen reverterer mot en likevekt. For å unngå dette problemet integrerer man endringene i laggede residualer når vi tester for stasjonaritet. Nullhypotesen er lik som for den opprinnelige testen og vi forkaster den dersom $\psi < 0$, samt overskrider testobservatoren. Det kan være vanskelig å avgjøre hvor mange lag som skal inkluderes i analysen, men for å finne ut dette kan

man bruke et informasjonskriterie. Fra likningene under ser vi to av de mest brukte informasjonskriteriene, Bayes Information Criterion (BIC) og Akaikes Information Criterion (AIC).

$$(14) \quad AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2k}{T}$$

$$(15) \quad BIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{k}{T} \ln(T)$$

$\hat{\sigma}^2 =$ Variansen til residualene

$k =$ Antall estimerte parametere

$T =$ Antall observasjoner

7.4.3 Johansen test

Johansen test for kointegrasjon brukes ofte til å finne kointegrerte sammenhenger mellom flere tidsserier, men kan også benyttes mellom kun to variabler. Det skilles mellom to typer Johansen tester, nemlig «maximum eigenvalue test» og «trace test» (Dwyer. 2015). Begge tar utgangspunkt i maksimering av likelihood funksjonen, men har litt forskjellige fremgangsmåter. En grundigere utledning av funksjonene vil bli gjort rede for, da det nødvendigvis ikke er essensielt for denne delen av oppgaven. Nærmere utledninger kan finnes ved å studere Johansen og Juselius (1990) sin anerkjente forskningsartikkel. Testene kan uttrykkes på følgende måter:

Maksimum Eigenvalue Test

$$(16) \quad LR(\mathbf{r}_0, \mathbf{r}_0 + \mathbf{1}) = -T \ln(1 - \lambda_{r_0+1})$$

Trace Test

$$(17) \quad LR(\mathbf{r}_0, \mathbf{n}) = -T \sum_{i=r_0+1}^n \ln(1 - \lambda_i)$$

H₀: Ingen kointegrasjon

H₁: Kointegrasjon

$LR =$ Likelihood ratio test statistikk

$r_i =$ Antall kointegrerte sammenhenger

$\lambda_i =$ Estimert eigenverdi av ordre fra matrise

$T =$ Antall observasjoner

Nullhypotesen forkastes dersom testobservatoren overskrider kritisk verdi og gir grunn til å anta kointegrasjon. I slike tilfeller kan det være hensiktsmessig å modellere en vektor feilkorreksjonsmodell (VECM) for å estimere effektene mellom to tidsserier.

7.4.4 Engle-Granger Test

Engle-Granger test for kointegrasjon er ikke like anvendelig som Johansen testen. Testen tar kun for seg to variabler, men til vårt formål er det en like velegnet test for kointegrasjon. Der Johansen testen baserer seg på likelihood funksjonen, benytter Engle-Granger seg av OLS for å undersøke om det finnes langsiktige sammenhenger av kointegrasjon (Engle, 1987). Metoden bygger på ADF-testen og forutsetter at variablene er førsteordens stasjonære. Residualene (u_t) hentes ut fra regresjonsanalysen, før man gjennomfører en ADF-test på disse. Ved hypotesetesting finner man ut om det er tilfeller av kointegrasjon eller ikke.

$$(18) \quad y_t = \beta x_t + u_t$$

H_0 : Ingen stasjonaritet

H_1 : Stasjonaritet

Dersom teststobservatoren overskrider kritisk verdi forkastes nullhypotesen om ikke-stasjonære feilledd, og vi antar kointegrasjon.

8. Deskriptiv statistikk, korrelasjon og stasjonaritet

I dette delkapittelet skal vi få et bedre innblikk i avkastning og risiko i kryptovalutamarkedet. Funnene vil bli sammenlignet med de andre aktivaene presentert tidligere i oppgaven. Videre skal vi undersøke korrelasjonseffekter i selve kryptovalutamarkedet og mellom de ulike aktivaene. Analysene vil også avdekke hvilke finansielle instrumenter som er stasjonære, samt om CCI30 er kointegrert med andre variabler.

8.1 Deskriptiv statistikk

Ticker	Avkastning	Standardavvik	Sharpe-ratio	Minimum	Maksimum
CCI30	102.11 %	95.77 %	1.05	-26.43 %	17.83 %
BitCoin	72.57 %	87.01 %	0.82	-18.92 %	22.76 %
S&P 500	10.95 %	13.02 %	0.71	-4.18 %	4.84 %
Nasdaq	19.16 %	17.67 %	0.99	-4.74 %	5.98 %
Dow Tech.	21.26 %	18.98 %	1.03	-4.89 %	6.11 %
FTSE100	1.50 %	10.99 %	-0.01	-3.20 %	2.33 %
OSEBX	11.11 %	12.86 %	0.74	-3.82 %	2.62 %
DAX	1.03 %	13.41 %	-0.05	-3.54 %	3.32 %
MSCI (EM)	9.24 %	12.55 %	0.60	-3.20 %	2.63 %
Gold	5.30 %	17.45 %	0.21	-3.68 %	4.39 %
ST1X	0.54 %	0.06 %	9.27	-0.03 %	0.03 %
ST3X	0.52 %	0.16 %	3.25	-0.09 %	0.05 %
ST5X	1.45 %	1.60 %	0.91	-0.32 %	0.53 %
VTIBX	1.21 %	2.53 %	0.48	-2.10 %	0.37 %

Tabell 8.1 – Deskriptiv statistikk for utvalgte indekser

Tabell 8.1 viser en oversikt over de viktigste nøkkeltallene knyttet til aktivaenes prestasjoner og risiko i perioden 04.01.2017-02.04.2019. Tallene for avkastning, standardavvik og følgelig Sharpe-ratioen er årlige. Til høyre ser vi den minimale og maksimale daglige avkastningen i perioden. I beregningen av Sharpe-ratioen er det benyttet en risikofri rente på 1,66% i likhet med resten av oppgaven.

I tabell 8.1 ser vi oversikten over noen sentrale nøkkeltall. Vi merker oss en høy gjennomsnittlig årlig avkastning for Bitcoin og kryptovalutaindeksen CCI30, riktignok med et tilhørende høyt standardavvik. Samtidig ser vi hvor store svingningene kan være i løpet av en enkelt dag under minimum og maksimum daglig avkastning. De nevnte tallene er åpenbart høye sammenlignet med de andre aktivaene. Likevel merker vi oss Sharpe-ratioen som det viktigste forholdstallet, ettersom at dette er et mål på risikojustert avkastning. Her har CCI30 prestert relativt godt siden

januar 2017 med en Sharpe-ratio på 1.05. Dette impliserer at en investering i CCI30 gir en bedre risikojustert avkastning sammenlignet med de andre aktivaene.

I beregningen av Sharpe-ratioen for obligasjonene er ikke risikofri rente tatt i betraktning. Dette skyldes at obligasjonene i seg selv er tilnærmet risikofrie. Verdiene blir følgelig høye, men avkastningene er isolert sett svært lave sammenlignet med de andre aktivaene.

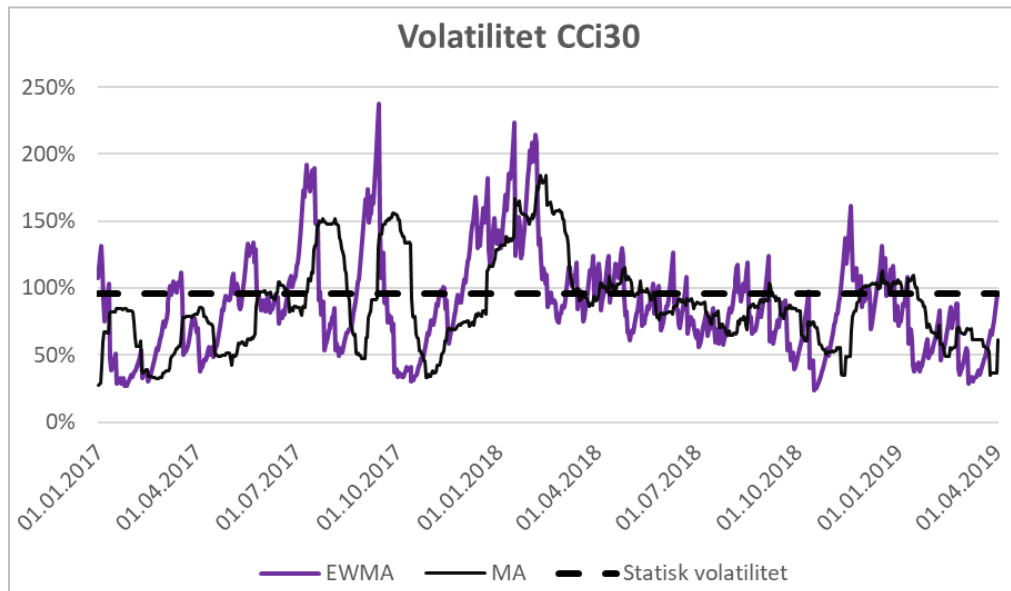
8.2 Risiko i kryptovalutamarkedet

De siste årene har vi vært vitne til ekstreme svingninger i kryptovalutamarkedet. De store daglige kurssvingningene indikerer at den underliggende risikoen i markedet er høy. Det gjennomsnittlige standardavviket for CCI30 i perioden 04.01.2017-02.04.2019 har vært på 95,77%. Det høye standardavviket underbygger påstandene om at det er stor risiko knyttet til en investering i kryptovalutamarkedet. Den ledende aktøren i markedet, Bitcoin, har på sin side hatt et standardavvik på 87,01%. Det finnes selvfølgelig ulike risikoprofiler blant de forskjellige aktørene, men fellesnevneren til alle er at volatiliteten er betydelig høyere sammenlignet med veletablerte aksjeindekser. Til sammenligning har standardavviket for S&P500 i tilsvarende periode vært 13,02%.

Figur 8.1 viser hvordan volatiliteten har variert i tidsperioden, og det fremkommer tydelig at volatiliteten fluktuerer rundt det gjennomsnittlige standardavviket. Det rullerende vinduet består av gjennomsnittlig månedlig standardavvik, altså 30 observasjoner. Volatilitetsstrukturen ved estimering i form av rullerende vindu (MA) er betydelig flatere enn strukturen til estimatet fra eksponentielt vektet gjennomsnitt (EWMA). I perioden fra sommeren 2017 til andre kvartal 2018 var den historiske volatiliteten svært høy. Det var for øvrig i denne tidsperioden vi var vitne til en ekstrem vekst i markedet. Fra plottet til rullerende gjennomsnitt (MA) kan det observeres at fenomenet «ghost effect» påvirker estimeringen. Forekomsten av sjokk i markedet påvirker hele vinduet, noe som fører til at grafen tenderer til å ha mer firkantet struktur. I disse tilfellene overestimerer modellen risikoen i påfølgende periode.

EWMA-modellen viser også en tendens til at volatiliteten var svært høy i perioden fra sommer 2017 til andre kvartal 2018. I den påfølgende perioden kan det se ut som volatiliteten stabiliserte seg til en viss grad frem til fjerde kvartal 2018, og fluktuerte mellom et intervall på 55-130%. De prosentvise endringene er uansett meget store sammenlignet med andre aktivaklasser. Vi

har brukt en lambdaverdi på 0,85 som utjevningsparameter, noe som er lavere enn normalt. Eksterne analyser av kryptovalutamarkedet viser til at det tar lenger tid før eventuelle sjokk dør ut og vi benyttet dermed en lavere lambdaverdi. Begge volatilitetsmodellene gir et godt historisk grunnlag for å konkludere med at det er knyttet stor risiko til en investering i kryptovaluta.



Figur 8.1 – Volatilitet CCI30

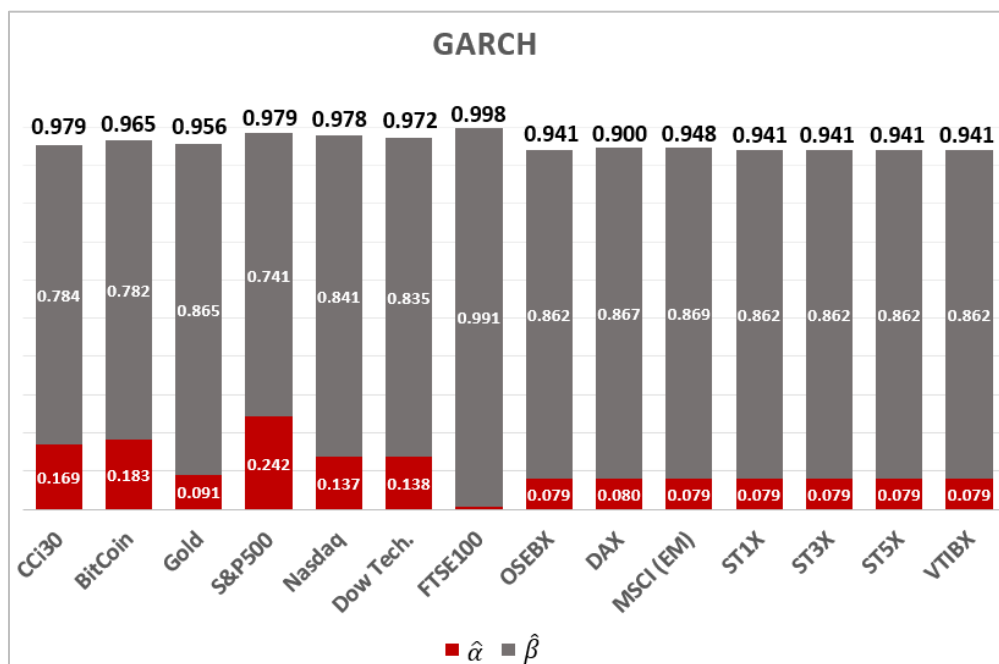
Diagrammet ovenfor fremviser volatilitetsmodellene standardavvik, rullerende gjennomsnitt (MA) og eksponentielt vektet rullerende gjennomsnitt (EWMA). I perioden har volatiliteten til CCI30 vært svært høy og utsatt for store svingninger. EWMA og MA viser en tendens til å revertere mot en likevekt og fluktuerer rundt den statiske volatiliteten.

I analysen anvender vi statisk volatilitet, MA-modellen og EWMA-modellen til å analysere den historiske volatiliteten i kryptovalutamarkedet, da de ikke egner seg noe særlig til å gjøre prediksjoner. For å predikere fremtidige utsikter i kryptovalutamarkedet har vi valgt å undersøke GARCH-effekter og sammenligne dette med andre veletablerte markeder. Figur 8.2 viser en oversikt over de ulike parameterverdiene til 12 sammenlignbare indekser, samt Bitcoin og CCI30.

Det første vi kan legge merke til er at CCI30, Bitcoin, S&P500, Nasdaq og Dow Jones Technology Index alle har en $\hat{\alpha}$ over 0,1. Dette indikerer at volatiliteten til aktørene i kryptovalutamarkedet og det amerikanske markedet er sensitive for sjokk. Litt overraskende har S&P500 en høyere parameter enn både CCI30 og Bitcoin. S&P500 er en indeks bestående

av de 500 amerikanske selskapene med størst markedsverdi. Hovedsakelig er dette veletablerte selskaper og når eventuelle sjokk oppstår i markedet vil det antagelig påvirke markedsverdien i stor grad. Vi observerer også at de resterende referanseindeksene er lite sensitive for markedssjokk.

Videre kan vi se at CCI30, Bitcoin og S&P500 har en betydelig lavere $\hat{\beta}$ sammenlignet med de andre indeksene. Dette tyder på at det tar lenger tid før volatiliteten reverterer mot en likevekt når et eventuelt markedssjokk treffer markedet. De andre indeksene, med unntak av FTSE100, ligger innenfor intervallet 0,841-869 og det tar derfor kortere tid før et markedssjokk dør ut. FTSE100 har en veldig høy $\hat{\beta}$ og lav $\hat{\alpha}$, som innebærer at den langsiktige volatilitetsstrukturen i markedet er svært flat. Kombinasjonen av parameterne indikerer at volatilitetsstrukturene til indeksene er relativt flate, men fluktuerer i noen grad. Her er det viktig å ta prosentvise endringer med i betraktningen. En prosentvis endring i volatiliteten i kryptovalutamarkedet gir relativt sett store utslag sammenlignet med de andre indeksene. Basert på estimater fra GARCH-modellen vil eksempelvis 1% økning medføre 15% høyere volatilitet i kryptovalutamarkedet, sammenlignet med 1,6% høyere volatilitet for S&P500.



Figur 8.2 – GARCH-effekter

Søylediagrammet ovenfor er en oversikt over estimerte GARCH-parametere for ulike aktiva. Resultatene viser at kryptovalutamarkedet og de amerikanske markedene er spesielt sensitive for sjokk. Estimaten indikerer også at det tar lengre tid før eventuelle sjokk dør ut i kryptovalutamarkedet og for S&P500 sammenlignet med de andre indeksene.

Tabell 8.2 viser prediksjoner av langsiktig volatilitet til de ulike aktivaklassene. Det kommer tydelig frem at risikoen knyttet til kryptovaluta er ekstremt høy sammenlignet med de andre indeksene. Vi observerer at predikert volatilitet for Bitcoin er omtrent 50 prosentpoeng lavere enn CCI30, noe som viser til at andre kryptovalutaer har høyere risiko enn den ledende aktøren. Isolert sett indikerer også analysene og prediksjonene at det er knyttet størst risiko til det amerikanske markedet, dersom vi sammenligner de ulike aksjeindeksene.

CCI30	BitCoin	Gold	S&P500	Nasdaq	Dow Tech.	FTSE100
158.05 %	103.34 %	15.76 %	16.13 %	18.30 %	19.21 %	6.39 %
OSEBX	DAX	MSCI (EM)	ST1X	ST3X	ST5X	VTIBX
12.63 %	10.24 %	11.89 %	0.00 %	0.00 %	0.00 %	3.22 %

Tabell 8.2 – Predikert langsiktig volatilitet

Tabellen viser predikert langsiktig volatilitet for kryptovalutamarkedet og de utvalgte indeksene. Resultatene antyder at det er knyttet ekstremt høy risiko til kryptovalutamarkedet sammenlignet med annen aktiva. Av aksjeindeksene kan vi se at de amerikanske markedene er mest risikofylt, mens det norske obligasjonsmarkedet kan ansees som tilnærmet risikofritt.

På bakgrunn av volatilitetsanalysene er det fornuftig å se nærmere på hva en investor potensielt kan tape ved en investering i kryptovalutamarkedet. Her har vi valgt å se på ulike modeller av VaR og komplementert med ES for å vurdere forventet haletap dersom kvantilen overskrides. Vi har brukt daglige data fra tilsvarende tidsperiode som i volatilitetsmodellene til å kalkulere normal lineær og historisk VaR. Resultatet fra Monte Carlo-metoden er et gjennomsnitt av ti ulike scenarioer som alle er generert av 10 000 tilfeldige simuleringer.

Tabell 8.3 viser resultatene fra de ulike VaR-kalkulasjonene med et VaR-nivå på 5%, og vi kan se at resultatene er tilnærmet like. Resultatene antyder at en investor med 95% sikkerhet ikke vil tape mer enn om lag 78% av investert kapital, noe som er svært høyt sammenlignet med annen aktiva. Investeringshorisonten er kvartalsvis og en investor risikerer altså å kunne tape store deler av kapitalen sin i løpet av kort tid. Dette forsterker inntrykket av at investorer i kryptovalutamarkedet er eksponert for høy risiko. Årsaken til valget av en kvartalsvis horisont er at vi senere i oppgaven konstruerer veldiversifiserte referanseprofiler der kryptovaluta blir inkludert, og profilene blir rebalansert kvartalsvis.

CCi30		
VaR (5%)	%	NOK
Normal lineær	-78.76%	-\$787.6
Historisk	-78.55%	-\$785.5
Monte Carlo	-78.32%	-\$783.2

Tabell 8.3 – Nedsiderisiko CCI30

Tabellen ovenfor viser resultatene fra de tre VaR-modellene estimert med metodene normal lineær, historisk og Monte Carlo-simulering. Resultatene er tilnærmet like og indikerer at en investor med 95% sikkerhet ikke risikerer å tape mer enn om lag 78% av investert kapital ved nedgang i markedet.

Videre har vi brukt ES for å vurdere potensielt haletap dersom VaR overskrides. Datasettet består av totalt 822 daglige avkastninger, og 5% av dette tilsvarer 41 observasjoner. Gjennomsnittet av de 41 laveste avkastningene gir et forventet haletap på 12,69%. Dette betyr at en investor kan forvente et potensielt tap på 12,69% dersom VaR med 5%-kvantil overskrides.

CCi30	
ES	%
Forventet haletap	-12.69%

Tabell 8.4 – Forventet haletap CCI30

En komplementær analyse som ofte blir brukt i kombinasjonen med VaR er «Expected Shortfall». Modellen måler forventet haletap dersom VaR-kvantilen overskrides og fra tabellen ovenfor ser vi at forventet haletap for CCI30 er 12,69%.

8.3 Kurtose og skjevhet

For å si noe mer om risikoen til CCI30 er det vesentlig å se på kurtose og skjevhet.

	CCI30	
	Vanlig	Eksl./uteliggere
Kurtose	2.920	1.615
Skjevhet	-0.643	-0.353

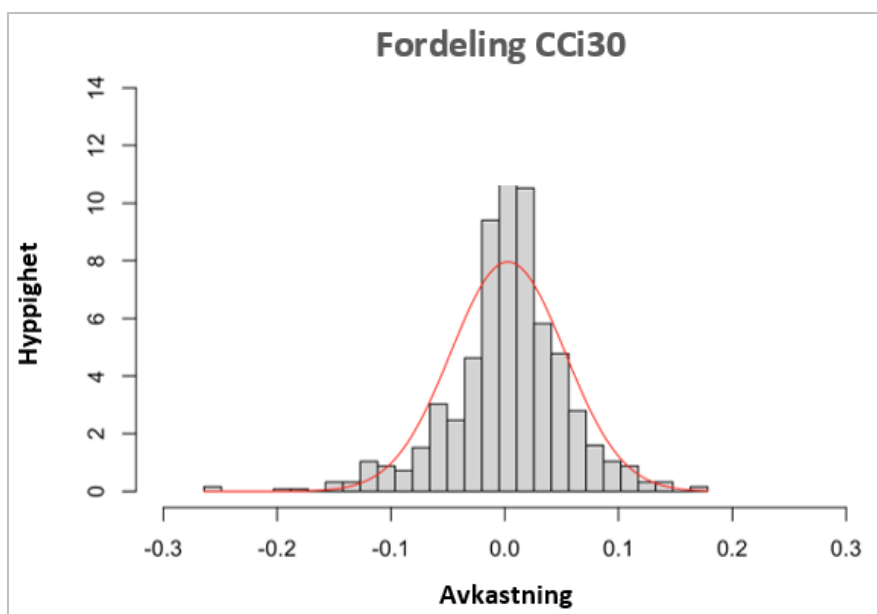
Tabell 8.5 – Kurtose og skjevhet CCI30

Tabellen over viser CCI30 sin eksess kurtose og skjevhet i dataperioden. Til høyre vises verdiene uten de negative uteliggerne, som gir en fordeling nærmere normalfordelingen.

CCI30 har i perioden en eksess kurtose på 2,92 som vi ser i tabell 8.5. Dette indikerer at det er flere ekstreme avkastninger, både negative og positive, sammenlignet med en normalfordeling hvor eksess kurtose er 0. Det vil med andre ord være større sannsynlighet for at det vil forekomme ekstreme verdier enn hva man ved en normalfordeling. Kurtoseverdien er ikke urovekkende stor, men absolutt merkbar. Det kommer heller ikke som noen overraskelse at den er positiv, da dette er relativt vanlig, spesielt i et risikofylt marked.

Videre har fordelingen til avkastningene i CCI30 en skjevhet på -0,643. Med en negativ skjevhet er det overvekt av ekstreme fluktasjoner på nedsiden av fordelingen. Det vil si at sannsynligheten for store negative avkastninger er høyere enn ved normalfordeling. En slik skjevhetsverdi er nokså beskjeden, men vil fortsatt påvirke risikoen i noen grad. Negativ skjevhet er også relativt vanlig for de fleste typer aktiva. Dette henger sammen med at markedet ofte overreagerer på dårlige nyheter.

En faktor som naturligvis drar opp både kurtosen og skjevheten er ekstreme verdier, også kjent som uteliggere. Dersom vi ser bort fra de mest ekstreme verdiene, som kan være et resultat av ekstraordinære hendelser, blir resultatet noe annerledes. I figur 8.3 ser vi plottet av fordelingen til CCI30 med to uteliggere på omtrent -26% avkastning. Hvis vi fjerner disse får vi en markant lavere kurtose og skjevhet som fremkommer i tabell 8.2.



Figur 8.3 – Plottet fordeling CCI30

Histogrammet over viser fordelingen av avkastningene til CCI30, og hvor hyppig de forekommer. Sammenlignet med normalfordelingen i rødt kan man merke seg en svak negativ skjevhet og positiv kurtose.

8.4 Justert Sharpe

Den positive kurtosen til CCI30 gjør at standardavviket, og dermed den ordinære Sharpe-ratioen vi beregnet tidligere, underestimerer risikoen for ekstreme verdier. Dette gjelder spesielt de negative verdiene da vi har et tilfelle med negativ skjevhet. For å ta hensyn til dette kan vi bruke den justerte Sharpe-ratioen vi introduserte i teoridelen. Vi ser fra tabell 8.6 at Sharpe-ratioen vil være noe mindre om vi justerer for kurtose og skjevhet. Verdien er likevel relativt høy og konkurransedyktig.

CCI30	
Sharpe-ratio	1.05
Justert Sharpe-ratio	0.93

Tabell 8.6 – Justert Sharpe-ratio

CCI30 kan vise til en veldig god risikojustert avkastning, til tross for den ekstreme volatiliteten som er knyttet til markedet. Når vi justerer prestasjonsmålet for skjevhet og kurtose kan vi se at resultatet blir noe lavere, men fortsatt høyt sammenlignet med andre indekser.

8.5 Korrelasjon

For å oppnå diversifisering og minimering av usystematisk risiko er det ønskelig å inkludere aktiva som korrelerer lite eller negativt med andre typer aktiva. Korrelasjonsmatrisen under gir et raskt overblikk over korrelasjonene mellom de ulike aktivaene. Verdiene i matrisen er de såkalte korrelasjonskoeffisientene. Ved perfekt positiv korrelasjon er denne koeffisienten 1, og motsatt -1 ved perfekt negativ korrelasjon. Er verdien 0 tilsier dette ingen korrelasjon. I vårt tilfelle definerer vi verdier på under 0,30 som lav korrelasjon, verdier mellom 0,30 og 0,49 som moderat korrelasjon, og verdier over 0,50 som høy korrelasjon. Dette gjelder for både de positive og negative verdiene.

	CCi30	BitCoin	Binance	Ethereum	XRP	LiteCoin	BitCoin Cash
CCi30	1						
BitCoin	0.92	1					
Binance	0.60	0.60	1				
Ethereum	0.91	0.83	0.54	1			
XRP	0.85	0.73	0.51	0.77	1		
LiteCoin	0.87	0.85	0.58	0.85	0.74	1	
BitCoin Cash	0.84	0.81	0.49	0.79	0.68	0.79	1

	Lav	Moderat	Høy
Positiv:	0 – 0,29	0,30 – 0,49	0,50 – 1
Negativ:	0 – -0,29	-0,29 – -0,49	-0,50 – -1

Tabell 8.7 – Korrelasjonsmatrise mellom ulike kryptovalutaer

Matrisen viser korrelasjonskoeffisienten mellom noen av de største kryptovalutaene i markedet fra 01.01.2018–02.04.2019. Fargene representerer graden av korrelasjon. Vi merker oss at alle ligger innenfor intervallet for høy korrelasjon.

Først kan vi se på tabell 8.7 som tar for seg korrelasjoner mellom CCi30 og noen av de største kryptovalutaene. Dataperioden er fra 01.01.2018 til 02.04.2019, et år mindre enn resten av analysen, fordi noen av valutaene kom på markedet i slutten av 2017. Matrisen viser at alle korrelerer sterkt med hverandre. CCi30 er en indeks bestående av kryptovalutaene i matrisen, samt 24 andre aktører. Det er derfor ikke overraskende at korrelasjonen er høyest her. Binance skiller seg noe ut fra de andre, men verdiene er fortsatt høye. Matrisen forteller oss først og fremst at det er høy korrelasjon i kryptovalutamarkedet, som vi tidligere har nevnt. Dette gjør at CCi30 representerer markedet på tilfredsstillende måte, ettersom at ingen av de største enkeltvalutaene i stor grad skiller seg ut.

	CCi30	BitCoin	S&P500	Nasdaq	Dow T.	OSEBX	FTSE100	DAX	MSCI	Gold	ST1X	ST3X	ST5X	VTIBX
CCi30	1													
BitCoin	0.83	1												
S&P500	0.09	0.08	1											
Nasdaq	0.09	0.09	0.93	1										
Dow Tech.	0.09	0.09	0.91	0.98	1									
OSEBX	0.09	0.05	0.30	0.21	0.20	1								
FTSE100	0.08	0.04	0.37	0.28	0.27	0.64	1							
DAX	0.08	0.05	0.44	0.37	0.37	0.61	0.72	1						
MSCI (EM)	0.08	0.03	0.41	0.40	0.38	0.47	0.48	0.48	1					
Gold	0.09	0.03	-0.06	-0.05	-0.05	-0.06	-0.06	-0.10	0.03	1				
ST1X	-0.04	-0.07	0.05	0.01	0.01	0.02	0.01	0.03	-0.03	-0.08	1			
ST3X	-0.05	-0.07	-0.01	-0.01	-0.02	0.00	0.01	0.01	-0.03	-0.07	0.61	1		
ST5X	-0.03	-0.05	-0.10	-0.08	-0.08	0.00	0.03	-0.06	-0.06	0.00	0.04	0.49	1	
VTIBX	-0.11	0.10	-0.04	0.02	0.02	-0.09	-0.03	-0.07	-0.05	0.13	-0.04	-0.02	0.12	1

	Lav	Moderat	Høy
Positiv:	0 – 0,29	0,30 – 0,49	0,50 – 1
Negativ:	0 – -0,29	-0,29 – -0,49	-0,50 – -1

Tabell 8.8 - Korrelasjonsmatrise mellom ulike markeder

Matrisen viser korrelasjonskoeffisienten mellom de aktuelle aktivaene fra 04.01.2018–02.04.2019. Fargene representerer graden av korrelasjon. Majoriteten av verdiene tilsier lav korrelasjon. Aksjeindeksene viser tilfeller av moderat til høy positiv korrelasjon. Det samme gjør noen av obligasjonsindeksene, samt CCI30 og Bitcoin.

For å få et helhetsbilde av hvordan CCI30 og våre utvalgte aktiva korrelerer har vi valgt å konstruere en korrelasjonsmatrise med de respektive aktivaene. Vi merker oss først og fremst at CCI30 korrelerer svært lite med alle aktivaene foruten Bitcoin. For aksjeindeksene er korrelasjonskoeffisienten svakt positiv. Endringer i aksjemarkedet har altså liten betydning for endringene i kryptovalutamarkedet, og motsatt. Dette tilsier at CCI30 kan bidra til diversifisering i en portefølje bestående av aksjer. Det samme gjelder obligasjonene som også samvarierer svakt negativt med CCI30.

Det er ellers få overraskelser i matrisen, og vi ser ingen moderate eller høye negative korrelasjoner. Aksjeindeksene samvarierer i moderat til høy grad med hverandre. Spesielt høy korrelasjon er det naturligvis mellom de tre aksjeindeksene fra USA (S&P500, Nasdaq og Dow Tech). Resultatet er tilsvarende for de europeiske aksjeindeksene (OSEBX, FTSE100, DAX).

8.5.1 Multippel regresjon

En annen måte å undersøke om det foreligger samvariasjon er å benytte multippel regresjon, hvor CCI30 benyttes som avhengig variabel og de andre aktivaene som uavhengige. I denne sammenhengen har vi sett vekk ifra Bitcoin og gull ettersom disse ikke blir benyttet i porteføljekonstruksjonen senere.

En lineær regresjon vil fortelle oss om aksjeindeksene og obligasjonene kan forklare noe av variasjonen til avkastningene i CCI30, og om det foreligger noen lineær sammenheng. På bakgrunn av korrelasjonsmatrisen er det ikke forventet å finne noen betydelige sammenhenger.

I figur 8.9 ser vi følgende resultat:

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.031
Justert R-kvadrat	0.017
Observasjoner	819

Regresjonsanalyse med CCI30 som avhengig variabel				
	Koeffisienter	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	0.003	0.002	1.519	0.129
S&P500	0.578	0.743	0.779	0.436
Nasdaq	-1.095	1.229	-0.891	0.373
Dow Tech.	0.939	1.002	0.937	0.349
OSEBX	0.483	0.358	1.347	0.178
FTSE100	0.057	0.476	0.121	0.904
DAX	0.037	0.386	0.096	0.924
MSCI (EM)	0.214	0.324	0.662	0.508
ST1X	-39.124	75.153	-0.521	0.603
ST3X	-9.010	32.335	-0.279	0.781
ST5X	-1.573	2.632	-0.598	0.550
VTIBX	4.508	1.348	3.344	0.001 ***

Tabell 8.9 – Multippel regresjon CCI30 mot alle indekser

Tabell 8.9 viser resultatene fra multippel regresjon med CCI30 som avhengig variabel, mot de andre aktivaene som uavhengig variabel. Bitcoin og gull er ikke med i denne analysen. R-kvadrert og justert R-kvadrert viser forklaringskraften til modellen. Vi merker oss kun en signifikant sammenheng med VTIBX.

Det første vi merker oss er R-kvadrert og justert R-kvadrert, på henholdsvis 3,1% og 1,7%. Verdiene representerer forklaringskraften til modellen, som tilsier at aksjeindeksene og obligasjonene til sammen forklarer 1,7% av variasjonen i CCI30, justert for antall uavhengige variabler. Det er med andre ord ingen god modell til forklaringen av endringer i CCI30.

Som antatt ser vi heller ingen signifikante sammenhenger i modellen, med unntak av VTIBX som på sin side er signifikant med en koeffisient på 4,5. Dette forteller oss at det muligens finnes en positiv lineær sammenheng mellom CCI30 og VTIBX, hvor 1% avkastning for VTIBX i snitt fører til 4,5% avkastning for CCI30. Til tross for denne sammenhengen vil vi ikke vektlegge dette da forklaringskraften er svært liten. Det er også vanskelig å avgjøre om resultatet skyldes tilfeldigheter eller reelle årsaksvirkninger. For de andre aktivaene beholder vi nullhypotesen om ingen sammenheng med CCI30.

På bakgrunn av at aksjeindeksene brukes som hovedgrunnlag til sammenligning i analysen, vil det være naturlig å gjennomføre regresjonsanalysen også uten obligasjonene. Ikke overraskende blir forklaringskraften desto lavere og i tabell 8.10 finner vi ingen signifikante sammenhenger. Vi antar derfor ingen lineær sammenheng mellom aksjeindeksene og CCI30 og konkluderer med at det er lav samvariasjon.

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.015
Justert R-kvadrat	0.006
Observasjoner	819

Regresjonsanalyse med CCI30 som avhengig variabel				
	Koeffisienter	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	0.002	0.002	1.343	0.180
S&P500	0.223	0.735	0.303	0.762
Nasdaq	-0.762	1.229	-0.620	0.535
Dow Tech.	0.886	1.005	0.881	0.378
OSEBX	0.401	0.359	1.116	0.265
FTSE100	0.139	0.474	0.292	0.770
DAX	0.005	0.386	0.013	0.989
MSCI (EM)	0.202	0.325	0.622	0.534

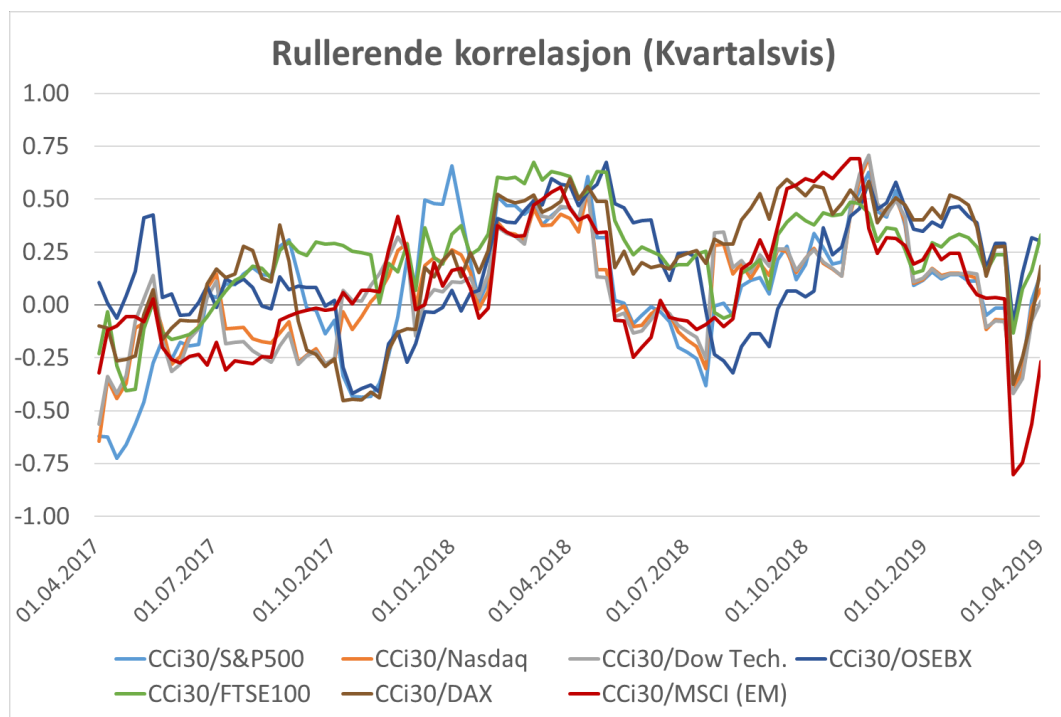
Tabell 8.10 - Multipl regressjon CCI30 mot aksjeindekser

Tabellen over viser resultatene fra multipl regressjon med CCI30 som avhengig variabel, mot de aktuelle aksjeindeksene. R-kvadrert og justert R-kvadrert viser forklaringskraften til modellen. Vi har ingen signifikante sammenhenger i dette tilfellet.

Samlet sett kan vi med trygghet fastslå at kryptovalutaindeksen CCI30 korrelerer svakt med de ulike aksjeindeksene og obligasjonene, og det er lite tegn til samvariasjon mellom dem. Dette tilsier at CCI30 vil bidra med diversifiseringseffekt til en portefølje bestående av nettopp disse aktivaene.

8.5.2 Rullerende korrelasjon

Til tross for at CCI30 korrelerer lite med de andre aktivaene varierer naturligvis graden av korrelasjon over tid. For å få et bilde av hvordan samvariasjonen beveger seg benytter vi en grafisk fremstilling av rullerende korrelasjon. Plottene tar utgangspunkt i kvartalsvis rullerende vinduer som baserer seg på ukentlige avkastninger for å unngå støy. Aktivaene er delt opp i aksjeindekser og obligasjoner for å forenkle tolkningen.

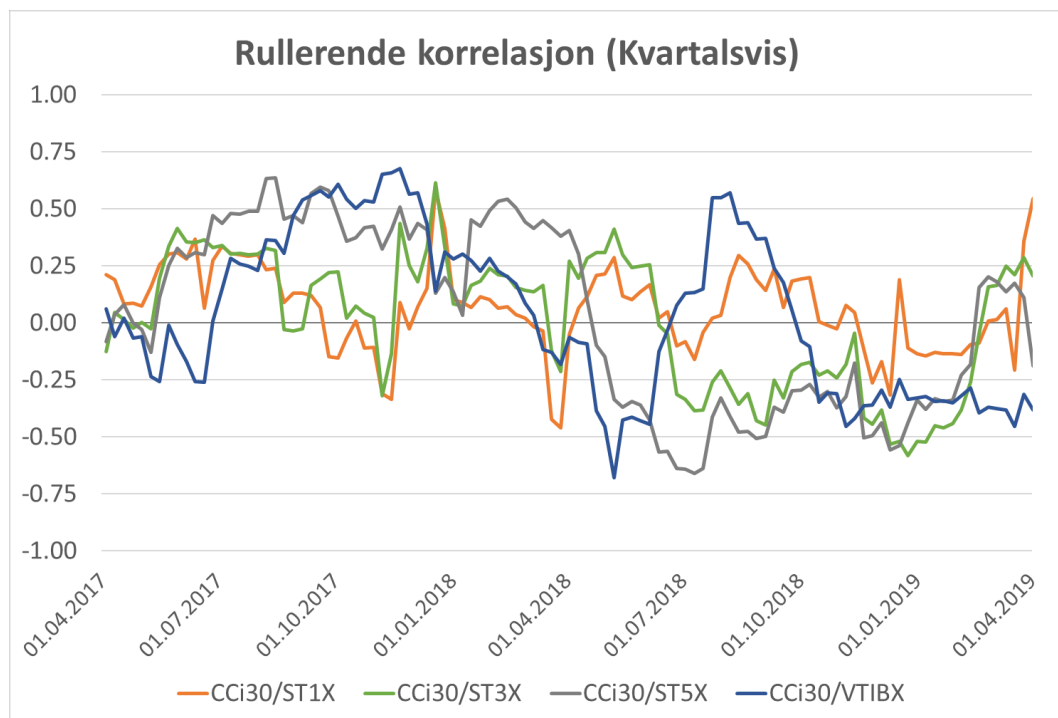


Figur 8.4 – Rullerende korrelasjon CCI30 mot aksjeindekser

Diagrammet viser 90-dagers rullerende korrelasjon mellom CCI30 og aksjeindeksene, basert på ukentlig gjennomsnittlig avkastning.

Mellom CCI30 og aksjeindeksene ser vi store variasjoner, både positive og negative, til tross for at korrelasjonen lå nær null i matrisen vi så tidligere. Det har tidvis vært negativ samvariasjon, og flere perioder verdier ned mot -30%. Likevel ser vi relativt få tilfeller av

moderat eller høy negativ korrelasjon. På den positive siden ser vi til sammenligning oftere korrelasjoner over 0,30. Det er også flere tilfeller med verdier over og rundt 0,50 som er grensen til høy korrelasjon. Dette tyder på at diversifiseringseffekten til CCI30 i perioder ikke alltid er like bra som først antatt. Samtidig har vi få perioder med høy korrelasjon samlet sett, slik at effekten som oftest vil være god.



Figur 8.5 – Rullerende korrelasjon CCI30 mot obligasjonsmarkedet

Diagrammet over viser 90-dagers rullerende korrelasjon mellom CCI30 og obligasjonsindeksene, basert på ukentlig gjennomsnittlig avkastning.

For obligasjonene ser vi av figur 8.5 en større grad av variasjon. Over lengre perioder ser vi både positiv og negativ moderat korrelasjon over 0,30, men også flere tilfeller av høy korrelasjon ($\pm 0,50$) med begge fortegn. Med andre ord vil CCI30 ha en svært variert diversifiseringseffekt knyttet til obligasjonene over tid. En annen ting verdt å merke seg er den negative trenden. I 2017 er det en overvekt av positive korrelasjoner, hvorimot en overvekt av negative korrelasjoner utover i 2018. Dette kan tyde på at korrelasjonen er på vei ned, men det er vanskelig å fastslå noe ut ifra et to-årig perspektiv.

8.6 Kointegrasjon og stasjonaritet

I følgende delkapittel vil vi undersøke om det foreligger kointegrasjon mellom CCI30 og de andre finansielle instrumentene. Kointegrasjon benyttes til å avdekke langsiktige sammenhenger mellom variabler. Til tross for den lave korrelasjonen kan slike sammenhenger fortsatt være tenkelige. For å teste for kointegrasjon vil vi benytte oss av både Johansen og Engle-Granger kointegrasjonsanalyse for robusthetens skyld. Testene er gjort i programmeringsystemet R.

8.6.1 Augmented Dickey-Fuller test

Vi vil først undersøke om tidsseriene er stasjonære i form av at de har stasjonære feilledd. Dette er en forutsetning for å gjennomføre de nevnte kointegrasjonstestene. Prisutviklingen til CCI30 er ikke-stasjonær på nivåform og prisene ser ut til å følge en «random walk» prosess. Dette er kjent for å være normalt for de aller fleste finansielle instrumenter og vil derfor ikke gå nærmere inn på dette i analysen. Det som derimot oftere er stasjonært er prisutviklingen i logaritmisk førstedifferanse, noe vi vil undersøke ved hjelp av en Augmented Dickey-Fuller test. Antall lag er bestemt ved hjelp av informasjonskriteriet «Akaike Information Criterion» (AIC), som ble gjennomgått i metodedelen.

Augmented Dickey-Fuller Test			
Aktiva	Lag (AIC)	t-verdi	p-verdi
CCI30	9	-7.60	0.000 ***
BitCoin	9	-7.69	0.000 ***
S&P 500	8	-8.44	0.000 ***
Nasdaq	8	-9.35	0.000 ***
Dow Tech.	8	-9.20	0.000 ***
FTSE100	8	-7.55	0.000 ***
OSEBX	8	-8.07	0.000 ***
DAX	8	-8.55	0.000 ***
MSCI (EM)	8	-8.84	0.000 ***
Gold	8	-8.48	0.000 ***
ST1X	8	-8.09	0.000 ***
ST3X	8	-7.31	0.000 ***
ST5X	8	-8.85	0.000 ***
VTIBX	8	-8.23	0.000 ***

Signifikansnivå	Kritisk t-verdi
1 %	-3.43
5 %	-2.86
10 %	-2.57

Tabell 8.11 – Augmented Dickey-Fuller test

I tabellen over ser vi resultatene av Augmented Dickey-Fuller test (ADF). Alle verdiene er signifikante, noe som tilsier stasjonaritet.

Av tabell 8.11 ser vi at alle t-verdiene overskrider kritisk verdi på 1% signifikansnivå. Vi forkaster dermed nullhypotesen om ikke-stasjonaritet og antar stasjonaritet i alle tidsseriene. Aktivaene er altså integrerte for førsteordens endringer og kan brukes i videre undersøkelse av kointegrasjon.

8.6.2 Johansen kointegrasjonsanalyse

Den første testen av kointegrasjon gjøres ved å benytte Johansen kointegrasjonstest. Dette gjøres ved en parvis test mellom CCI30 og de andre aktivaene. Testen undersøker om de parvise residualene er stasjonære ved hjelp av likelihood funksjonen og signifikante koeffisienter innebærer tilfeller av kointegrasjon. Optimal antall lag er igjen valgt på bakgrunn av AIC.

Aktiva	Lag (AIC)	t-verdi	
		Eigen	Trace
BitCoin	7	3.24	4.01
S&P 500	2	14.42	17.03
Nasdaq	8	9.35	12.89
Dow Tech.	4	8.81	12.15
FTSE100	2	8.27	10.48
OSEBX	2	12.49	14.52
DAX	2	12.88	13.97
MSCI (EM)	2	9.44	12.59
Gold	4	8.02	9.52
ST1X	3	106.41 ***	112.94 ***
ST3X	2	22.56 **	27.20 **
ST5X	2	12.41	13.03
VTIBX	3	22.99 **	23.83 *

Eigen	
Signifikansnivå	Kritisk t-verdi
1 %	20.20
5 %	15.67
10 %	13.75

Trace	
Signifikansnivå	Kritisk t-verdi
1 %	24.60
5 %	19.96
10 %	17.85

Tabell 8.12 – Johansen kointegrasjonstest

Tabellen over viser de parvise resultatene av Johansen kointegrasjonstest mellom CCI30 og de andre aktivaene, både med Eigen og Trace metoden. Vi observerer signifikante verdier for tre av obligasjonsindeksene, som tilsier kointegrasjon.

Som vi ser av tabell 8.12 er både Eigen og Trace testen signifikant på 1% nivå for sammenhengene CCI30 mot obligasjonsindeksene ST1X, ST3X og VTIBX. Vi antar dermed kointegrasjon, noe som tyder på at det kan være langsiktige sammenhenger mellom CCI30 og de tre obligasjonsindeksene. Vi merker oss i tillegg en mulig sammenheng med S&P 500, men dette er kun på et 10% nivå og vi velger derfor å ikke legge vekt på dette resultatet.

8.6.3 Engle-Granger kointegrasjonsanalyse

I et forsøk på å gjøre analysen mer robust gjennomfører vi også en Engle-Granger test for kointegrasjon. Denne tar også for seg parvise sammenhenger, men bruker som tidligere nevnt regresjon og ADF-testen til å undersøke om residualene er stasjonære. AIC er også her brukt til å velge antall lag ved hjelp av standardinnstillingene i R.

Aktiva	Lag (AIC)	t-verdi	p-verdi
BitCoin	1	-1.18	0.237
S&P 500	1	-1.75	0.081 .
Nasdaq	1	-1.60	0.111
Dow Tech.	1	1.65	0.099 .
FTSE100	1	-0.10	0.919
OSEBX	1	-0.73	0.464
DAX	1	-0.37	0.711
MSCI (EM)	1	-2.60	0.009 **
Gold	1	-2.01	0.045 *
ST1X	1	-0.14	0.893
ST3X	1	-0.43	0.665
ST5X	1	-0.04	0.970
VTIBX	1	-0.76	0.449

Signifikansnivå	Kritisk t-verdi
1 %	-2.58
5 %	-1.95
10 %	-1.62

Tabell 8.13 – Engle-Granger test

Tabell 8.13 viser de parvise resultatene av Engle-Granger kointegrasjonstest mellom CCI30 og de andre aktivaene. Vi ser signifikante verdier for MSCI indeksen og gull, som tilsier kointegrasjon

Litt overraskende er det tydelige forskjeller i resultatene ved bruk av Engle-Granger testen som vi ser av tabell 8.13. Til forskjell fra Johansen testen har vi ingen signifikante verdier knyttet til obligasjonene. Til gjengjeld finner vi her signifikante sammenhenger mellom CCI30 og MSCI på 1% nivå, samt Gull på 5% nivå. Vi får altså støtte for kointegrasjon mellom CCI30 mot MSCI og gull, som tilsier at de deler en langsiktig trend.

Samlet sett er det ingen klare tegn på at CCI30 er kointegrert med noen av de andre variablene. Vi ser likevel noen indikasjoner på at det kan foreligge kointegrasjon. I sammensetningen av en portefølje er det ønskelig å kombinere aktiva som ikke er kointegrerte, da kointegrasjon vil redusere diversifiseringseffekten. Resultatene kan i dette tilfellet tyde på at en inkludering av MSCI, gull, ST1X, ST3X eller VTIBX i en portefølje med CCI30 ikke vil gi optimal diversifiseringseffekt. Sammenhengene gjelder likevel få variabler og er ikke overbevisende.

Vi kan dermed konkludere med at den samlede diversifiseringseffekten ved å ha med CCI30 i en portefølje er god basert på kointegrasjonsanalysen.

Ved funn av kointegrerte variabler kan modellen utvides til en vektor feilkorrigeringsmodell (VECM), men dette vil ikke bli gjort i denne oppgaven på bakgrunn av de nevnte funnene.

9. Konstruksjon av referanseprofiler

Før vi kan se på effekten av å inkludere kryptovaluta i en veldiversifisert portefølje er det nødvendig å konstruere referanseprofiler. Her har vi tatt utgangspunkt i fire aktivt forvaltede fond fra DNB. DNB-fondene består av ulike aktivaklasser og representerer forskjellige risikonivåer. Allokeringen til de aktivt forvaltede DNB-fondene er brukt som utgangspunkt i selve konstruksjonsprosessen, og setter rammene for hvor stor andel de ulike aktivaene har i profilene. Her har vi brukt rapporter fra Morningstar for å få et innblikk i hvor store andeler som er allokert til de ulike markedene. Morningstar er en anerkjent leverandør av objektiv og strukturert informasjon om norske og internasjonale fond.

Vi har brukt geometrisk gjennomsnittlig tilnærming for å gi en indikasjon på forventet avkastning. Dette gir et godt sammenligningsgrunnlag mellom de konstruerte profilene og reelle fondene. Geometrisk gjennomsnittlig avkastning viser seg best egnet for predikering av finansielle instrumenter, spesielt når det er korrelasjon mellom laggede verdier i en variabel. En annen fordel ved bruk av geometrisk gjennomsnitt er at metoden tar hensyn til forventede avkastninger fra tidligere perioder. Den risikofrie renten brukt til å kalkulere Sharpe-ratio er satt til å være 1,66%. I målsøkingsprosessen har vi forsøkt å konstruere profiler med kvartalsvis forventet avkastning og standardavvik tilnærmet lik de reelle fondene.

9.1 Forutsetninger

Før vi gjennomgår selve konstruksjonsprosessen av referanseprofilene skal vi se nærmere på forutsetningene som ligger til grunn. Når vi konstruerer referanseprofilene med ulike risikonivåer vil det nødvendigvis oppstå noen begrensninger til selve prosessen. Vektene til aktivaene fra målsøkingsprosessen vil kun være positive, eller med andre ord egenkapitalfinansiert. Vi rebalanserer hver aktiva i referanseprofilene innen gitte intervaller og ser vekk fra transaksjonskostnadene bundet opp til dette.

9.1.1 Egenkapitalfinansiering

Norske fond må handle etter Verdipapirfondloven og DNB-fondene kan derfor ikke ha negative porteføljevokter. Det innebærer at fondet ikke kan selge eiendeler i en aktivaklasse uten å eie det. Dette er entydig med at alle posisjoner i markedet må være egenkapitalfinansiert.

9.1.2 Rebalansering

Vi har valgt å endre vektene i de forskjellige aktivaklassene kvartalsvis for å konstruere profiler med tilnærmet lik forventet avkastning og risikonivå. Rebalanseringen er et nødvendig element i forsøket på å øke forklaringskraften til konstruerte profiler sett opp mot de reelle fondene. Dette er forøvrig hvordan mange aktive fond praktiserer forvaltningen. Det er fastsatt begrensninger på hvor mye vektene kan endres hvert kvartal, slik at konstruert profil ikke avviker mye fra de opprinnelige vektene til fondene. Intervallene som er brukt med henhold til rebalanseringen og målsøkingsprosessen ligger under appendiks 1-4.

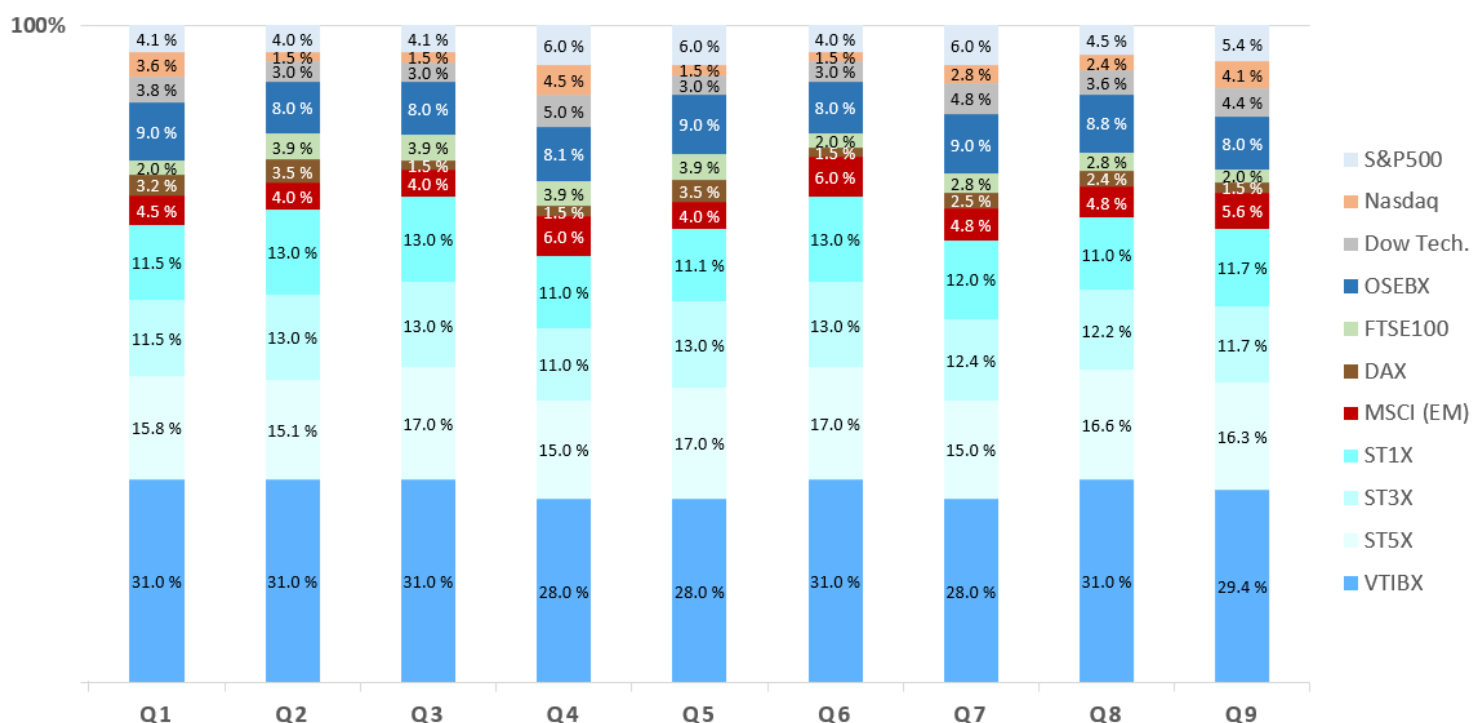
9.1.3 Transaksjonskostnader

En grunnleggende forutsetning i analysen er at det ikke er tatt hensyn til noen transaksjonskostnader. Ved kjøp og salg i verdipapirer i aksje- og obligasjonsmarkedet må man normalt sett betale kurtasje, som er en avgift til utøvende institusjon. Kurtasjen betales ved enhver endring i porteføljen, altså i form av kjøp eller salg. Slike transaksjonskostnader vil påvirke avkastningen negativt. Isolert sett vil det derfor være negativt å rebalansere porteføljen ofte.

Dersom noen andre enn deg selv skal forvalte porteføljen vil de normalt kreve lønn for arbeidet i form av en forvaltningskostnad. Slike kostnader er heller ikke hensyntatt i analysen. Til slutt er heller ikke valutarisiko tatt med i beregningen, sammen med vekslingsgebyrer. Investeringer i utenlandsk aktiva krever ofte betaling i lokal valuta og man betaler derfor gebyrer for å veksle penger, samtidig som at man står overfor risiko knyttet til endringer i valutakurser. Endringene i valutakurser kan påvirke totalavkastningen enten positivt eller negativt, alt etter hvilken retning kursendringen beveger seg.

9.2 Konstruert profil mot DNB Aktiv 30

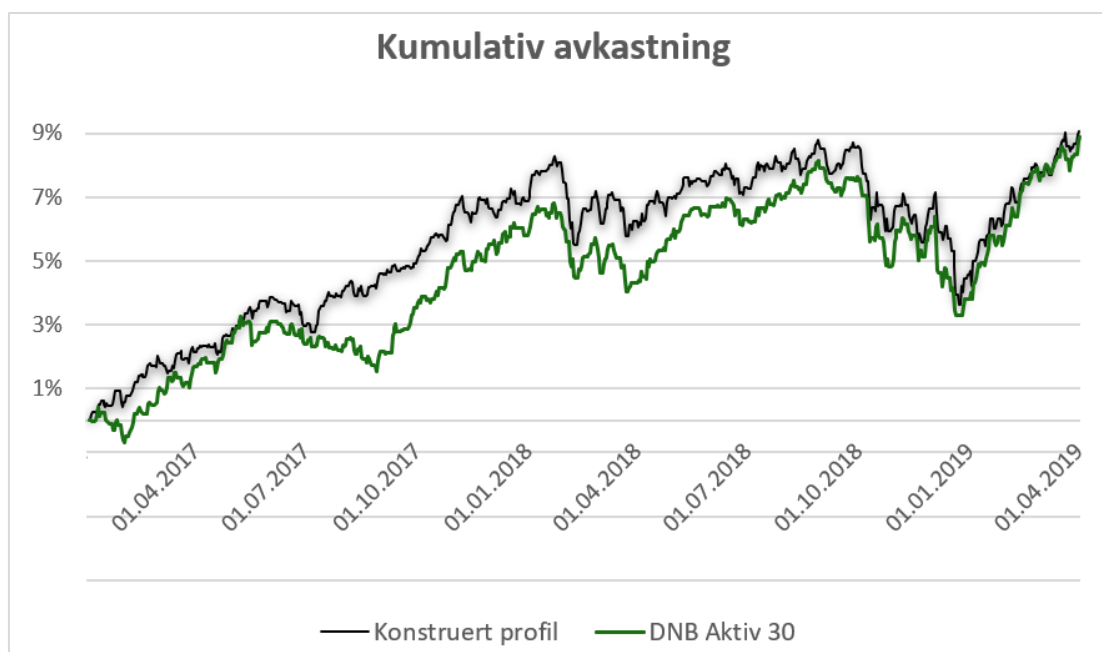
Til konstruksjon av profilen med lavt risikonivå har vi brukt DNB Aktiv 30 som referanse. Rapporten fra Morningstar viser at fondet investerer majoriteten av kapitalen i obligasjonsmarkedet (66,2%), mens resten fordeles på globale aksjer (32,8%). Porteføljen består av 27,7% norske obligasjoner og om lag 8,5% norske aksjer. Dette er tatt med i betraktningen når profilene blir konstruert, noe som fører til at vektene ikke er like store. Rapporten fra Morningstar gir derimot ingen klar indikasjon på hvor lang løpetid de ulike obligasjonene har. I utgangspunktet har vi brukt tilnærmet like store vektet, for å deretter bruke målsøkingsfunksjon for å finne optimale vektet. Figur 9.1 viser kvartalsvise vektet av de ulike aktivaene i perioden 04.01.2017-02.04.2019.



Figur 9.1 – Kvartalsvise vektet for konstruert profil m/ lav risiko

Søylediagrammet viser de kvartalsvise vektetene for profilen som er konstruert med DNB Aktiv 30 som referanse. Allokeringen består av andeler til både aksje- og obligasjonsmarkedet.

Figur 9.2 viser kumulativ avkastning til konstruert profil og DNB Aktiv 30. Utviklingen til grafene viser at avkastningen i stor grad følger hverandre. I vår utvalgte periode har den kumulative avkastningen til DNB aktiv 30 vært på 8,88%, mens den konstruerte profilen kan vise til en kumulativ avkastning på 8,86%. Ved bruk av regresjonsanalyse kan vi slå fast at vår konstruerte portefølje forklarer 94,7% av den totale variansen i det reelle fondet (appendiks 5).



Figur 9.2 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 30)

Diagrammet ovenfor viser utviklingen til den kumulative avkastningen for konstruert profil og DNB Aktiv 30. I utgangen av perioden var disse på henholdsvis 8,86% og 8,88%.

Videre har vi kalkulert forventet årlig avkastning ved bruk av geometriske tilnærming. Fra tabell 9.1 kan vi se at forventet avkastning for konstruert profil og det reelle fondet er på 3,9%. Det er en liten forskjell i det historiske standardavviket til profilene, men den konstruerte profilen vil i sin helhet være en god referanse med henhold til risikonivået til det reelle fondet. Vi observerer også at Sharpe-ratioen er tilnærmet lik for begge i tilsvarende tidsperiode.

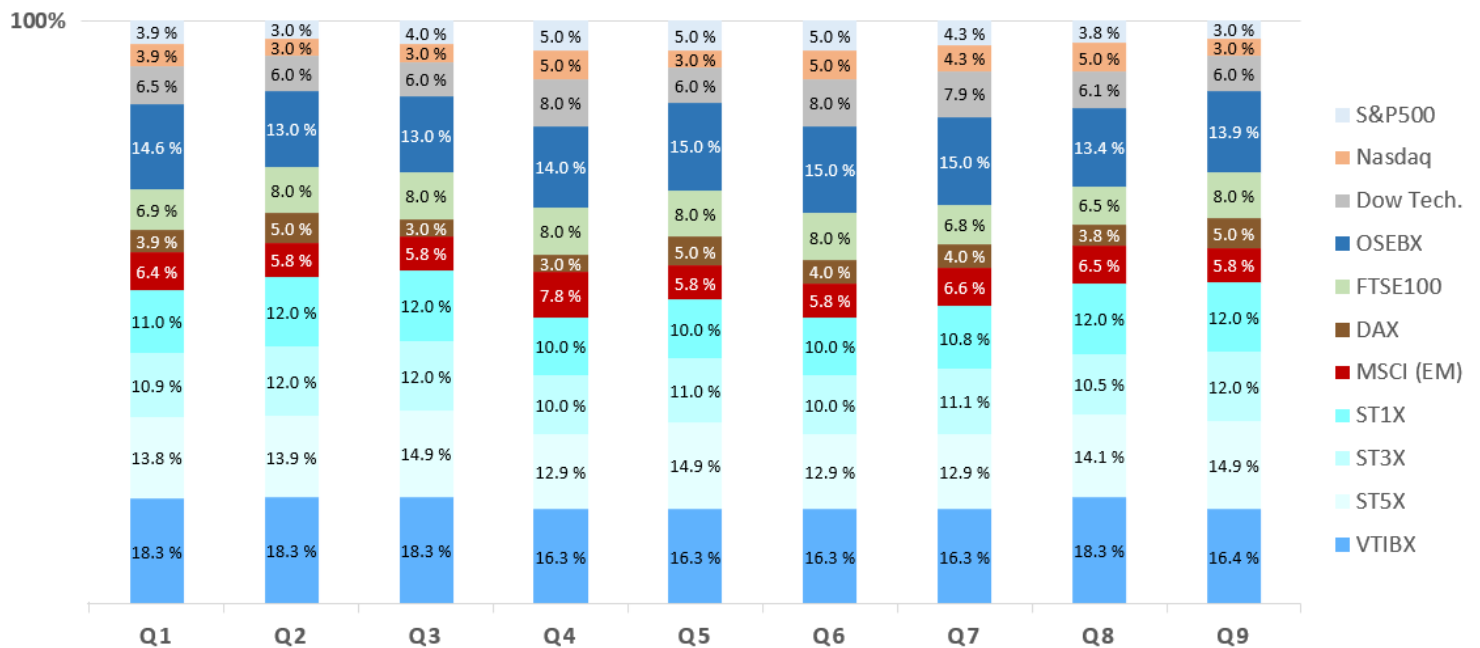
	Konstruert profil	DNB Aktiv 30	Differanse
Forventet avkastning	3.90 %	3.92 %	-0.02 %
Standardavvik	3.13 %	2.95 %	0.18 %
Forventet Sharpe-ratio	0.72	0.76	-0.04

Tabell 9.1 – Profildata konstruert profil (lav risiko)

Tabellen over viser forventet avkastning, standardavvik og Sharpe-ratio for konstruert profil og DNB Aktiv 30. Historiske avkastninger fra perioden 04.01.2017-02.04.2019 er datagrunnlaget for prediksjonene.

9.3 Konstruert profil mot DNB Aktiv 50

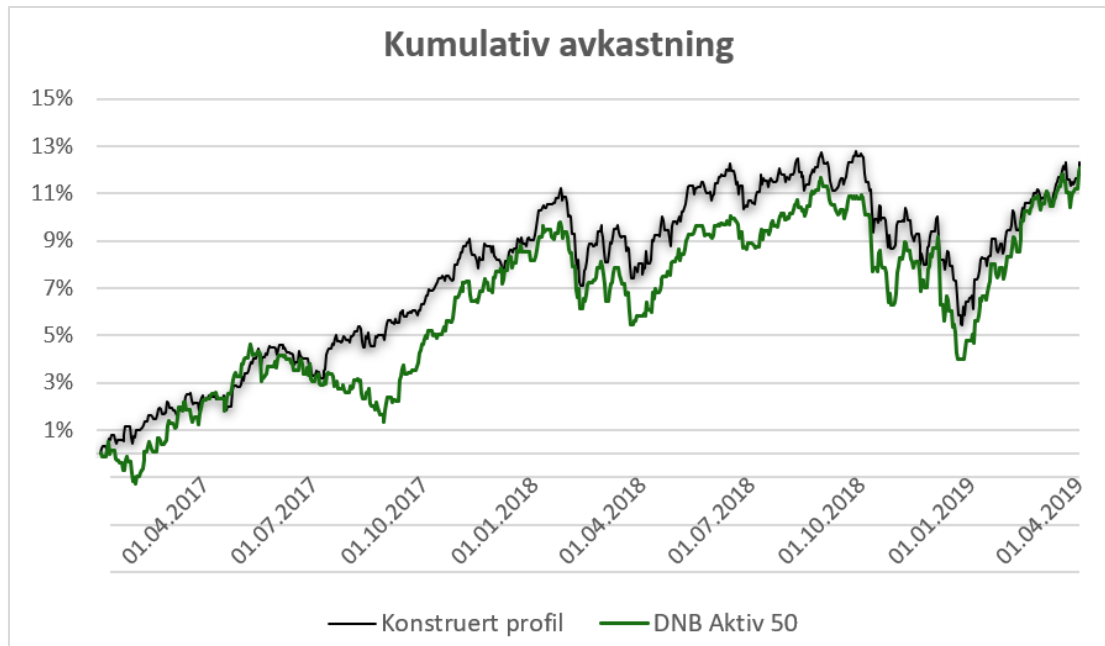
Referanseprofilen vi har brukt for å konstruere en profil med moderat risikonivå er DNB Aktiv 50. Morningstarrapporten viser at fondet investerer omtrent halvparten av kapitalen i henholdsvis penge- (45,5%) og aksjemarkedet (54,5%). Fondet forvaltes dermed litt mer offensivt sammenlignet med DNB Aktiv 30. Vi har tatt hensyn til vektene fra rapporten til Morningstar, men her har vi i litt større grad måtte moderere vektningen av de ulike indeksene for å øke forklaringskraften til den konstruerte profilen. Fra figur 9.3 kan vi se de kvartalsvise vektene fordelt på de 11 ulike indeksene.



Figur 9.3 – Kvartalsvise vekter for konstruert profil m/moderat risiko

Søylediagrammet viser de kvartalsvise vektene for profilen som er konstruert med DNB Aktiv 50 som referanse. Allokeringen består av andeler til både aksje- og obligasjonsmarkedet.

Figur 9.4 viser kumulativ avkastning til konstruert profil og DNB Aktiv 50. Grafene viser at de kumulative avkastningene samvarierer i stor grad. DNB aktiv 50 hadde en total avkastning på 12,08% i avendt dataperiode. Til sammenligning var den totale avkastningen til den konstruerte profilen på 11,96%. Regresjonsanalysen, der DNB Aktiv 50 er satt som avhengig variabel, viser at den konstruerte profilen forklarer 94% av den totale variansen i det reelle fondet (appendiks 6).



Figur 9.4 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 50)

Diagrammet ovenfor viser utviklingen til den kumulative avkastningen for konstruert profil og DNB Aktiv 50. I utgangen av perioden var disse på henholdsvis 11,96% og 12,08%.

Tabell 9.2 viser forventet avkastning for konstruert profil og DNB Aktiv 50. Det geometriske gjennomsnittet er noe lavere for konstruert profil sammenlignet med det reelle fondet. Vi observerer også at det historiske standardavviket i tidsperioden er minimalt forskjellige fra hverandre. Dette gir til gjengjeld en identisk Sharpe-ratio for profilene.

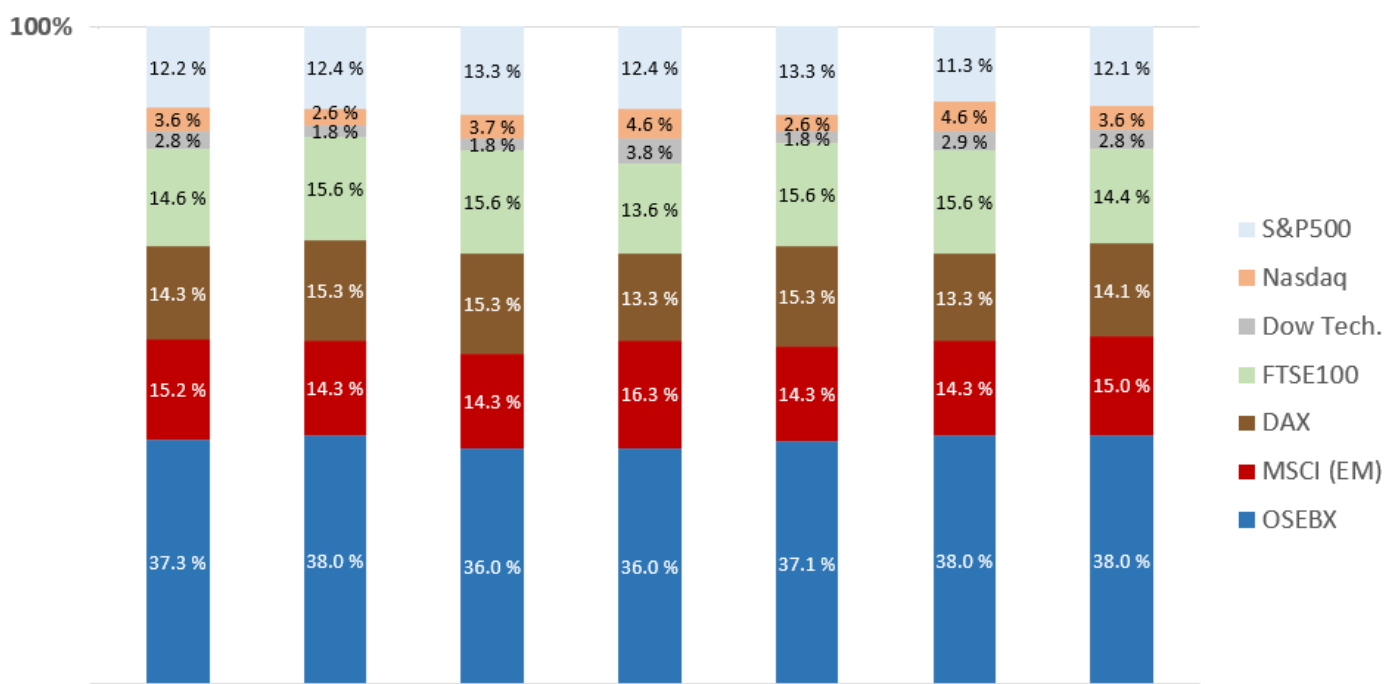
	Konstruert profil	DNB Aktiv 50	Differanse
Forventet avkastning	5.22 %	5.27 %	-0.05 %
Standardavvik	4.78 %	4.85 %	-0.06 %
Forventet Sharpe-ratio	0.74	0.74	0.00

Tabell 9.2 – Profildata konstruert profil (moderat risiko)

Tabellen over viser forventet avkastning, standardavvik og Sharpe-ratio for konstruert profil og DNB Aktiv 50. Prediksjonene er basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019.

9.4 Konstruert profil mot DNB Aktiv 100

Vi har valgt å bruke DNB Aktiv 100 som referanse for konstruksjon av en profil med moderat til høy risiko. Fondet forvalter kapitalen i sin helhet til norske og globale aksjer. Det vil alltid medføre utfordringer når man skal replikere reelle fond ved bruk av indekser, fordi fondet er aktiv forvaltet. Den konstruerte profilen bærer preg av vektene fra Morningstarrapporten, men andelene vil avvike mer når risikonivået øker. Den konstruerte profilen er sammensatt av andeler fra syv ulike aksjeindekser og allokeringen varierer innen gitte intervaller. Figur 9.5 viser oversikten over de kvartalsvise andelene til den konstruerte profilen.

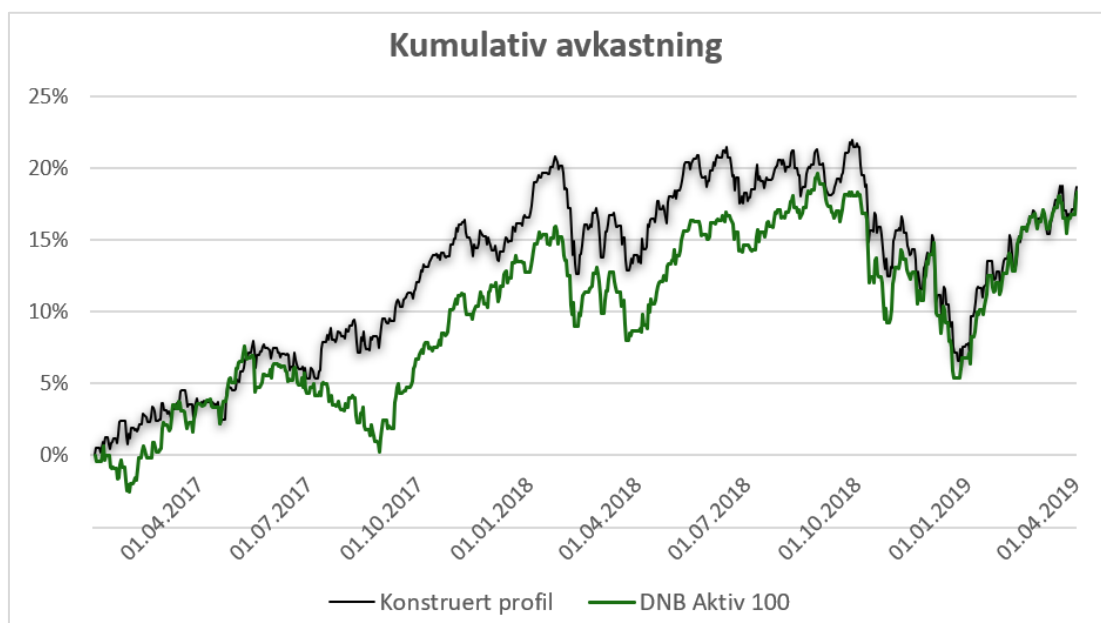


Figur 9.5 – Kvartalsvise vekt for konstruert profil m/moderat til høy risiko

Søylediagrammet viser de kvartalsvise vektene for profilen som er konstruert med DNB Aktiv 100 som referanse. Allokeringen består kun av andeler fordelt på ulike aksjeindekser.

De kumulative avkastningene til konstruert profil og DNB Aktiv 100 vises figur 9.6. Her er avvikene relativt store fra 3. kvartal 2017 til 4. kvartal 2018. Allikevel observerer vi at grafene viser tilnærmet lik utvikling i hele dataperioden. Den kumulative avkastningen til DNB Aktiv 100 i perioden var 18,33%, sammenlignet med 18,74% for den konstruerte profilen. Konstruert profil forklarer totalt 88,8% av den totale variansen til DNB Aktiv 100 (appendiks 7). Denne kunne til formodning blitt høyere dersom vi hadde ignorert intervallene i

rebalanseringsprosessen, men det resulterer i at kapitalen fordeles på færre indekser og noe av diversifiseringseffekten forsvinner.



Figur 9.6 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Aktiv 100)

Diagrammet ovenfor viser utviklingen til den kumulative avkastningen for konstruert profil og DNB Aktiv 100. I utgangen av perioden var disse på henholdsvis 18,74% og 18,33%.

Fra tabell 9.3 ser vi at differensen mellom forventet avkastning til konstruert profil og DNB Aktiv 100 er 0,12 prosentpoeng. Det fremkommer også at det historiske standardavviket avviker 0,61 prosentpoeng. Som tidligere nevnt skyldes de se små forskjellene at fondet aktivt velger ut selskaper på tvers av ulike markeder, mens vi bruker hele indekser til å konstruere en tilsvarende profil. Rapporten til Morningstar viser til at det gjennomsnittlige standardavviket har vært 10% de tre siste årene, slik at vår konstruerte portefølje representerer det risikonivået på en tilfredsstillende måte. Kombinasjonen av høyere forventet avkastning og standardavvik resulterer derimot i en Sharpe-ratio som er tilnærmet lik for begge profiler.

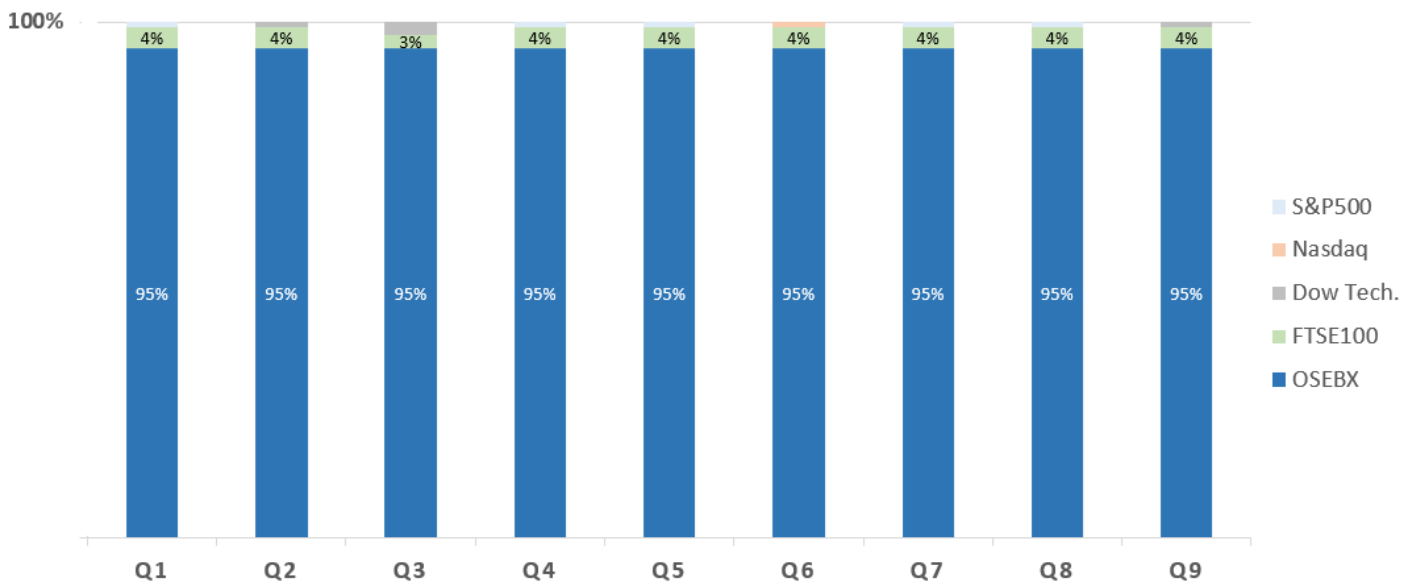
	Konstruert profil	DNB Aktiv 100	Differanse
Forventet avkastning	7.85 %	7.73 %	0.12 %
Standardavvik	10.00 %	9.39 %	0.61 %
Forventet Sharpe-ratio	0.62	0.65	-0.03

Tabell 9.3 – Profildata konstruert profil (moderat/høy risiko)

Tabellen over viser forventet avkastning, standardavvik og Sharpe-ratio for konstruert profil og DNB Aktiv 100. Prediksjonene er basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019.

9.5 Konstruert profil mot DNB Selektiv Norge

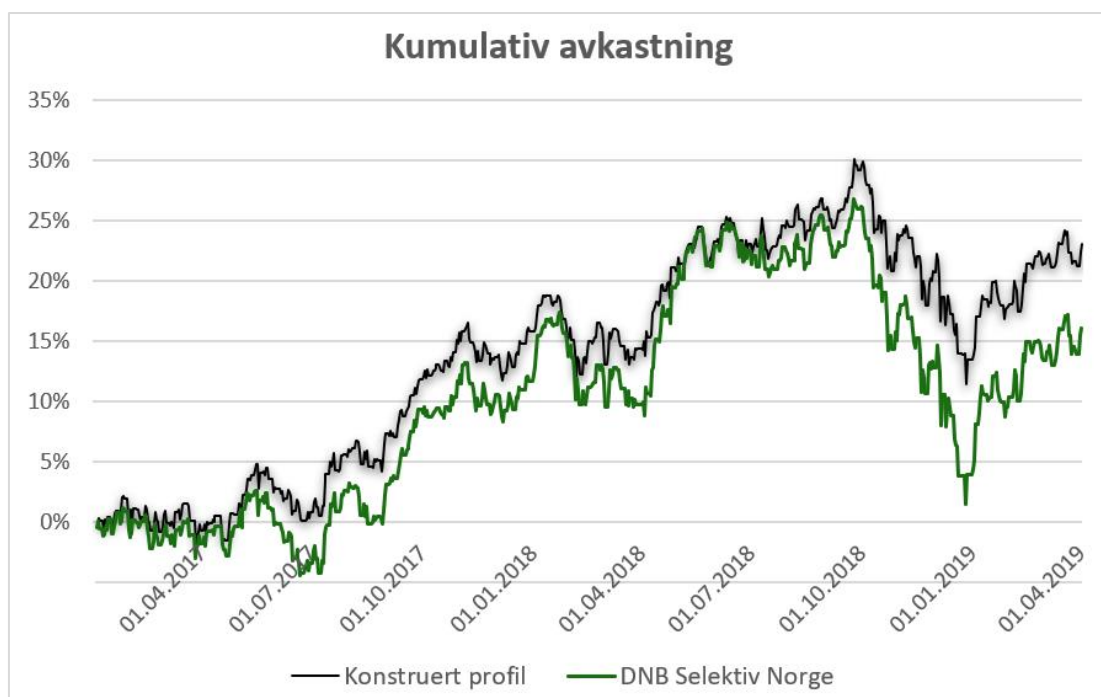
DNB Selektiv Norge er det siste fondet vi har brukt som referanse i konstruksjonsprosessen. Det reelle fondet representerer et høyt risikonivå og består i hovedsak av et utvalg volatile norske selskaper. Rapporten fra Morningstar viser at omtrent 94% av kapitalen plasseres i det norske aksjemarkedet, mens resten fordeles på amerikanske og britiske selskaper. Fordelen ved å konstruere en profil med store andeler i det norske markedet er at det belyser hvilken potensiell meravkastning investorer kan oppnå ved å kombinere norske selskaper med andeler av kryptovaluta. Figur 9.7 viser de kvartalsvise andelene til den konstruerte profilen. I motsetning til de 3 foregående profilene varierer andelene langt mindre, fordi majoriteten av selskapene er notert på Oslo Børs.



Figur 9.7 – Kvartalsvise vekt for konstruert profil m/høy risiko

Søylediagrammet viser de kvartalsvise vektene for profilen som er konstruert med DNB Selektiv Norge som referanse. Majoriteten av andelene er tildelt det norske markedet, mens resterende andel er fordelt på det amerikanske og britiske markedet.

Figur 9.8 viser kumulativ avkastning for konstruert profil og DNB Selektiv Norge. Grafene har en svært lik trend, men vi observerer at avkastningen til det reelle fondet er betydelig mindre bortimot gjennom hele dataperioden. De utvalgte selskapene i fondet viser til en høy korrelasjon med utviklingen til Oslo Børs, men har generert en lavere avkastning enn selve indeksen. Det vil være svært vanskelig å replikere fondets kumulative avkastning ved å bruke indekser, men regresjonsanalysen viser til gjengjeld at den konstruerte profilen forklarer 92,6% av den totale variansen til DNB Selektiv Norge (appendiks 8).



Figur 9.8 – Kumulativ avkastning (Konstruert profil mot DNB Selektiv Norge)

Diagrammet ovenfor viser utviklingen til den kumulative avkastningen for konstruert profil og DNB Selektiv Norge. I utgangen av perioden var disse på henholdsvis 23,05% og 16,13%.

Utfordringene gir også utslag på forventet avkastning og standardavviket til profilene. I tabell 9.4 ser vi at det skiller 3,29 prosentpoeng i forventet avkastning til den konstruerte profilen og DNB Selektiv Norge. Forskjellene er også relativt store når det gjelder risikoen til profilene med en differanse på 1,55 prosentpoeng. Den konstruerte profilen drar i tillegg fordeler av diversifiseringseffekten, noe som bidrar til at standardavviket blir lavere enn risikoen til selve fondet i dataperioden. De store forskjellene resulterer også i at Sharpe-ratioen til konstruert profil blir betydelig høyere. Det skal derimot nevnes at det gjennomsnittlige standardavviket til fondet de tre siste årene har vært 13%, og den konstruerte profilen vil derfor representere risikonivået på en tilfredsstillende måte.

	Konstruert profil	DNB Selektiv Norge	Differanse
Forventet avkastning	9.48 %	6.19 %	3.29 %
Standardavvik	12.56 %	14.11 %	-1.55 %
Forventet Sharpe-ratio	0.62	0.32	0.30

Tabell 9.4 – Profildata konstruert profil (høy risiko)

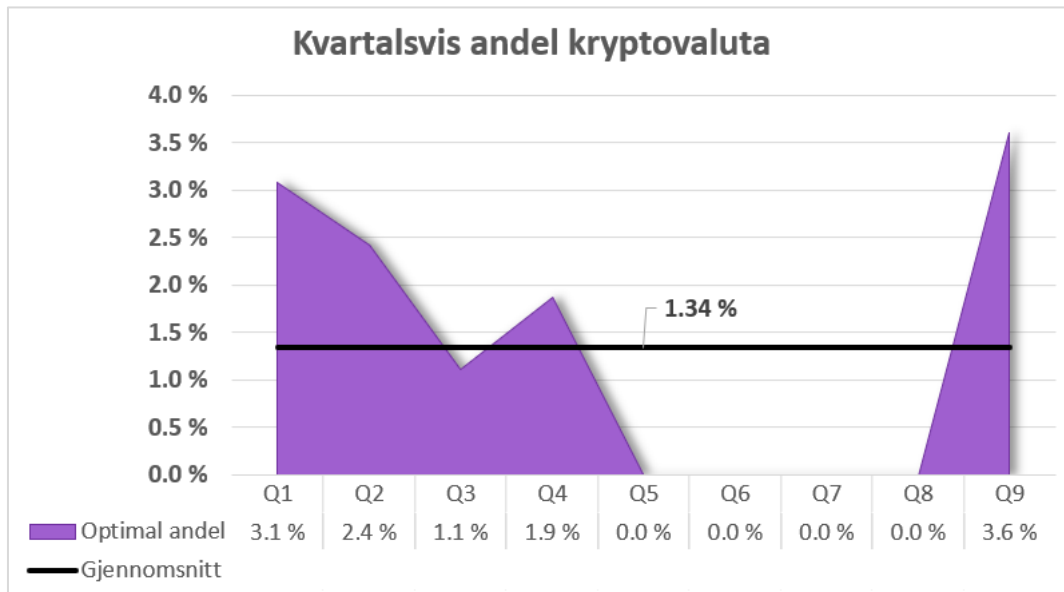
Tabellen over viser forventet avkastning, standardavvik og Sharpe-ratio for konstruert profil og DNB Selektiv Norge. Prediksjonene er basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019.

10. Resultater

I denne delen av oppgaven vil vi presentere hvordan risiko og avkastning til en veldiversifisert portefølje påvirkes når vi inkluderer kryptovaluta (CCi30) i porteføljemiksen. Vi kommer til å bruke de fire konstruerte profilene fra forrige kapittel til å måle effektene, og disse vil heretter bli omtalt som referanseprofiler. De fire profilene representerer et lavt, moderat, moderat til høyt og høyt risikonivå. På bakgrunn av de ulike risikonivåene vil andelen kryptovaluta variere fra profil til profil.

I første omgang har vi undersøkt hva som historisk sett var optimal andel kryptovaluta i perioden 04.01.2017 til 02.04.2019. Andelen kryptovaluta rebalanseres kvartalsvis og vil gå på bekostning av aksjeandelene som opprinnelig er i profilene. De optimale andelene vil ikke gi et realistisk bilde på effektene med tanke på at det er umulig å «time» markedet på tilsvarende måte. I tillegg resulterer optimeringsprosessen i at andelen kryptovaluta er lik null i de periodene kryptovalutamarkedet har hatt en svak utvikling. Derfor har vi valgt å ta gjennomsnittet av de optimale andelene og holde andelen kryptovaluta konstant gjennom hele dataperioden. I oppsummeringen av resultatene vil vi fokusere på effekten av de gjennomsnittlige andelene og legge mindre vekt på optimal allokering. Det er også naturlig at standardavviket til profilene øker i noen grad, men her har vi satt prosentvise begrensinger for hver individuell profil. Grunnen til dette er at vi ønsker at kryptoprofilene skal opprettholde risikonivået til referanseprofilene. Profilene som har kryptovaluta i porteføljemiksen vil bli referert til som kryptoprofiler.

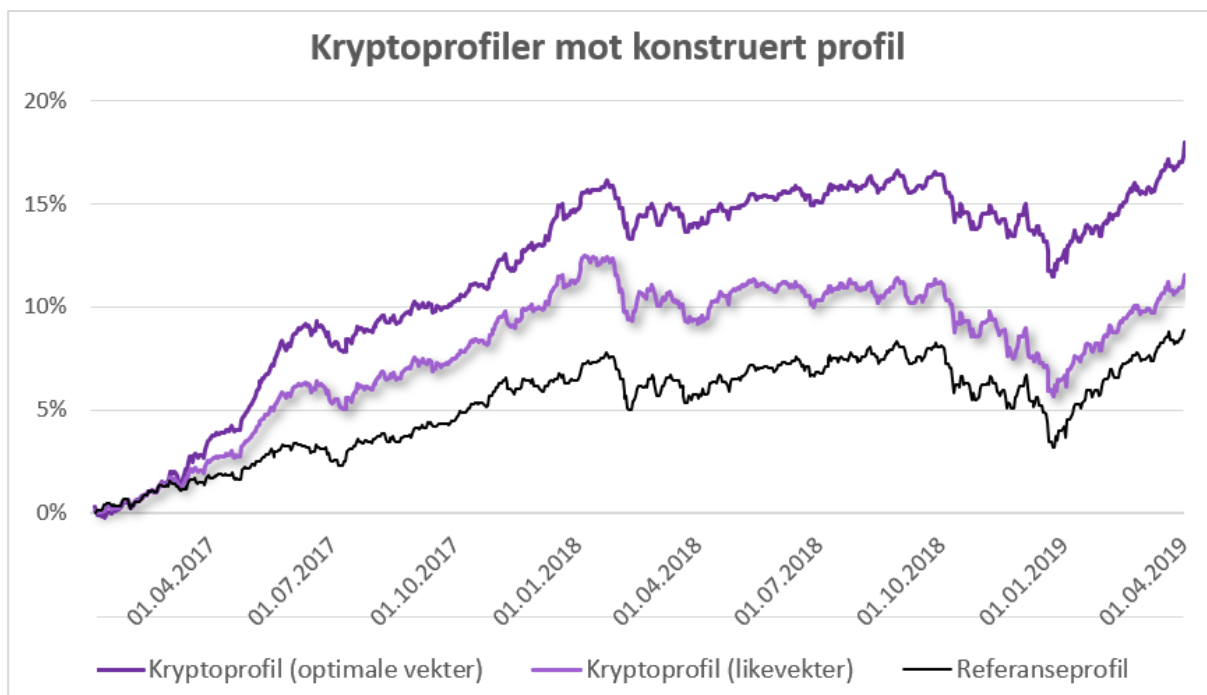
10.1 Kryptoprofil mot konstruert profil – Lavt risikonivå



Figur 10.1 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (lav risiko)

Arealdiagrammet viser de kvartalsvise optimale andelene kryptovaluta for referanseprofilen med lav risiko. Basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019 er den gjennomsnittlige optimale andelen kryptovaluta 1,34%.

Referanseprofilen med et standardavvik på 3,13%, som representerer et lavt risikonivå, består både av aksjer og verdipapirer fra pengemarkedet. Andelen kryptovaluta vil kun påvirke andelene i aksjemarkedene og vektene i obligasjonsmarkedet vil derfor være identiske som i referanseprofilene. Ikke overraskende er andelen kryptovaluta relativt begrenset i en lavrisikoprofil og vi kan fra figur 10.1 se at optimal andel er lik null i tre perioder. Gjennomsnittet av de optimale andelene tilsvarer en prosentandel på 1,34%. Allokeringen til kryptoprofilen med likevekter ligger under appendiks 9.

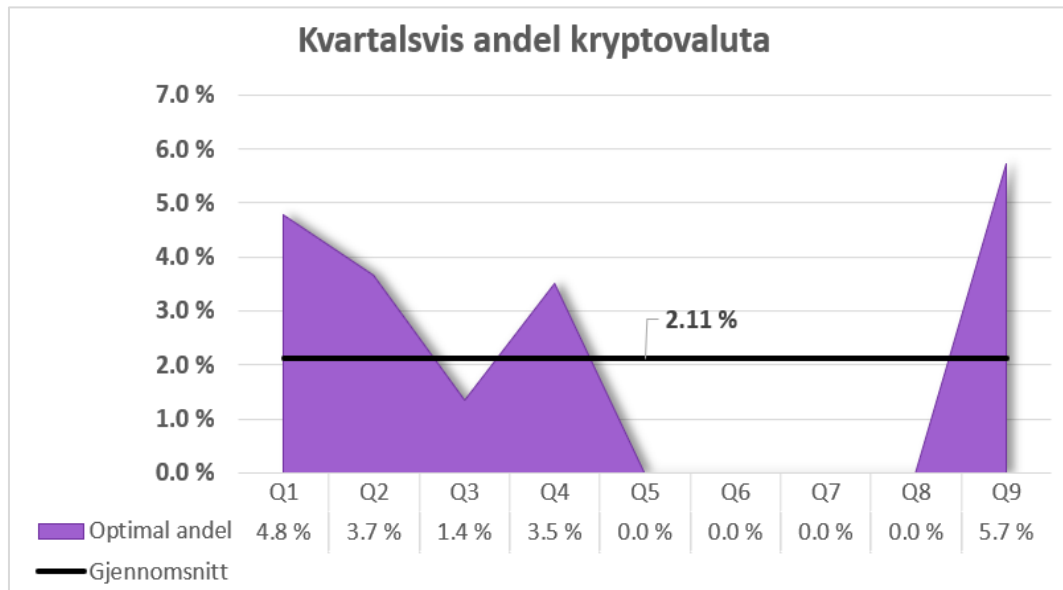


Figur 10.2 – Kumulativ avkastning (profiler m/lav risiko)

Fra diagrammet ovenfor kan vi se at begge kryptoprofilene presterer betydelig bedre sammenlignet med referanseprofilen i utvalgt periode. Inkludering av en gjennomsnittlig andel kryptovaluta øker den kumulative avkastningen fra 8,86% til 11,53%.

Fra figur 10.2 ser vi at den kumulative avkastningen har økt dramatisk. De optimale andelene genererer en kumulativ avkastning på 17,96%. Til sammenligning har referanseprofilen en kumulativ avkastning på 8,86%. Når vi inkluderer den gjennomsnittlige andelen i alle kvartalene øker den kumulative avkastningen til 11,53%, samtidig som forventet årlig avkastning øker fra 3,9% til 5,08%. Resultatene er gitt at standardavviket maksimalt kan øke 10% fra opprinnelig nivå. Kryptoprofilen med likevekter har et standardavvik på 3,42%, noe som tilsvarer en økning på 0,29 prosentpoeng sammenlignet med referanseprofilen, og oppfyller dermed dette kriteriet.

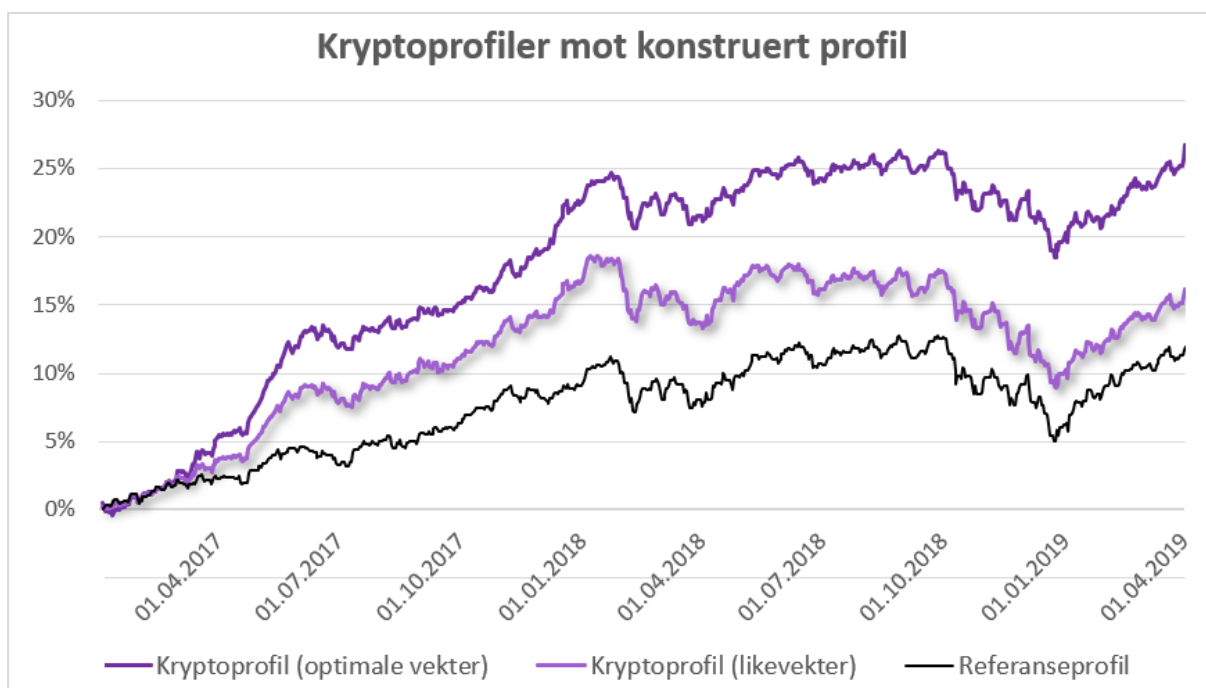
10.2 Kryptoprofil mot konstruert profil – Moderat risikonivå



Figur 10.3 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (moderat risiko)

Arealdiagrammet viser de kvartalsvise optimale andelene kryptovaluta for referanseprofilen med moderat risiko. Basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019 er den gjennomsnittlige optimale andelen kryptovaluta 2,11%.

Referanseprofilen med et moderat risikonivå kan vise til et årlig standardavvik på 4,78% i dataperioden. I likhet med referanseprofilen med et lavt risikonivå vil ikke andelen kryptovaluta påvirke de opprinnelige vektene allokert til obligasjonsmarkedet. Mønsteret for optimale kvartalsvise andeler, som vi ser i figur 10.3, er gjennomgående for alle referanseprofilene. Andelen kryptovaluta er lik null i de tre periodene markedet hadde negativ avkastning og er relativt høye i periodene der markedet leverte godt. Gjennomsnittet av de optimale andelene er 2,11% og de resterende vektene i kryptoprofilen ligger under appendiks 10.

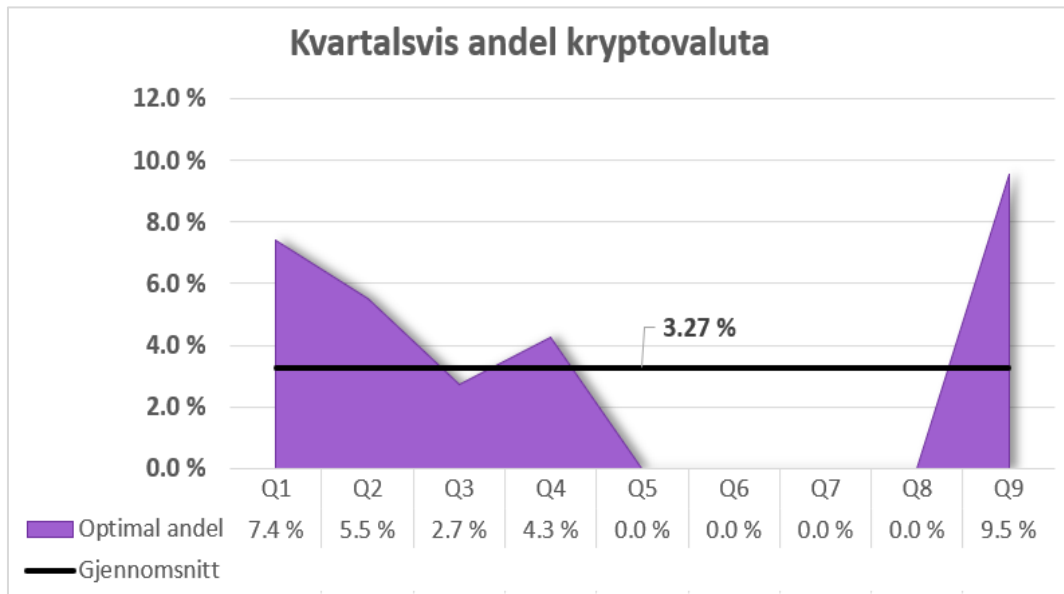


Figur 10.4 – Kumulativ avkastning (profiler m/moderat risiko)

Fra diagrammet ovenfor kan vi se at begge kryptoprofilene presterer betydelig bedre sammenlignet med referanseprofilen i utvalgt periode. Inkludering av en gjennomsnittlig andel kryptovaluta øker den kumulative avkastningen fra 11,96% til 16,17%.

I figur 10.4 ser vi hvordan den kumulative avkastningen har utviklet seg gjennom dataperioden. De optimale vektene gir en kumulativ avkastning på 26,94%, om lag 15 prosentpoeng høyere enn hva den opprinnelige referanseprofilen har generert. Likevektene av kryptovaluta resulterer i en kumulativ avkastning på 16,17%. Optimaliseringsprosessen er forutsatt at standardavviket maksimalt kan øke 10% fra det opprinnelige nivået på 4,78%. Ved inkludering av likevektet, så øker standardavviket til 5,22% og oppfylder dermed dette kriteriet. Når det gjelder forventet årlig avkastning går denne fra 5,22% til 7,07%, noe som tilsvarer en økning på 1,75 prosentpoeng.

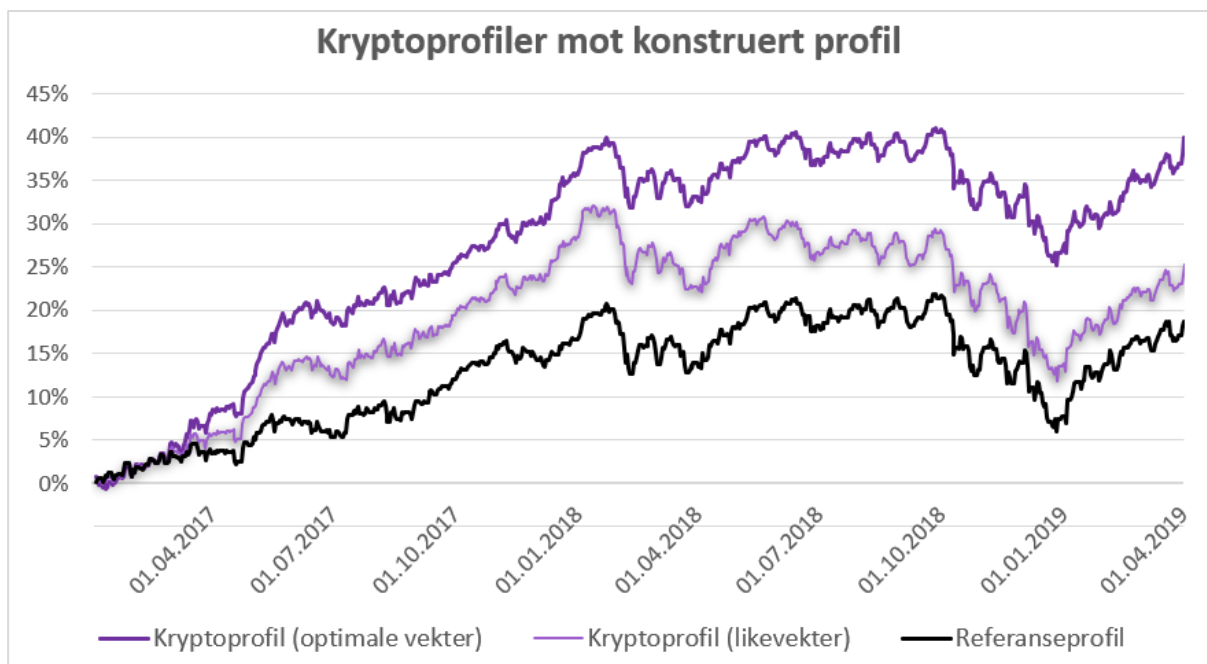
10.3 Kryptoprofil mot konstruert profil – Moderat til høyt risikonivå



Figur 10.5 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (moderat til høy risiko)

Arealdiagrammet viser de kvartalsvise optimale andelene kryptovaluta for referanseprofilen med moderat til høy risiko. Basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019 er den gjennomsnittlige optimale andelen kryptovaluta 3,27%.

Referanseprofilen som representerer et moderat til høyt risikonivå har et årlig standardavvik tilnærmet lik 10%. Dersom vi ser vekk fra de tre periodene der andelen kryptovaluta er lik null, så varierer optimal andel fra 2,7%-9,5% i de resterende kvartalene. Dette gir en gjennomsnittlig andel lik 3,27%. Referanseprofilen består i dette tilfellet kun av aksjeindekser og andelen kryptovaluta vil påvirke alle de ulike vektene i like stor grad. Rebalanseringsprosessen til kryptoprofilen med et moderat til høy risiko ligger i appendiks 11.

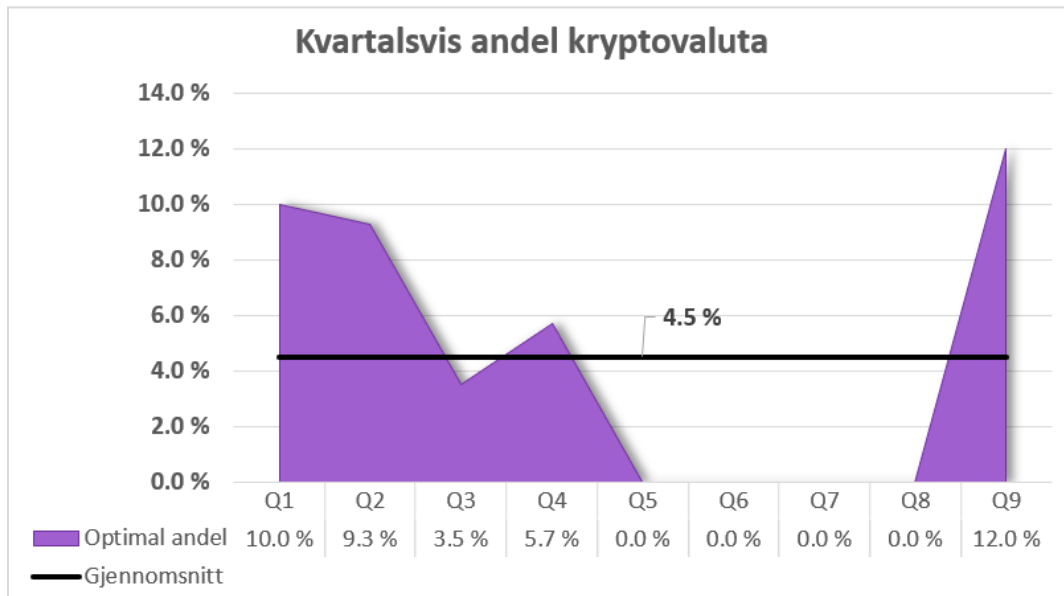


Figur 10.6 – Kumulativ avkastning (profiler m/moderat til høy risiko)

Fra diagrammet ovenfor kan vi se at begge kryptoprofilene presterer betydelig bedre sammenlignet med referanseprofilen i utvalgt periode. Inkludering av en gjennomsnittlig andel kryptovaluta øker den kumulative avkastningen fra 18,33% til 25,25%.

Ved å inkludere optimale andeler i referanseprofilen resulterer det i en 100% økning i den kumulative avkastningen. Kryptoprofilen med likevekter har hatt en kumulativ avkastning på 25,25% i den utvalgte perioden, noe som tilsvarer en meravkastning på 6,5% sammenlignet med referanseprofilen. Standardavviket kan i dette tilfellet maksimalt øke 5% fra det opprinnelige nivået på 10%. Kryptoprofilen med likevekter har et årlig standardavvik på 10,5% og en forventet årlig avkastning på 10,7%. Dette er signifikant høyere sammenlignet med referanseprofilen som har en forventet årlig avkastning på 7,85%.

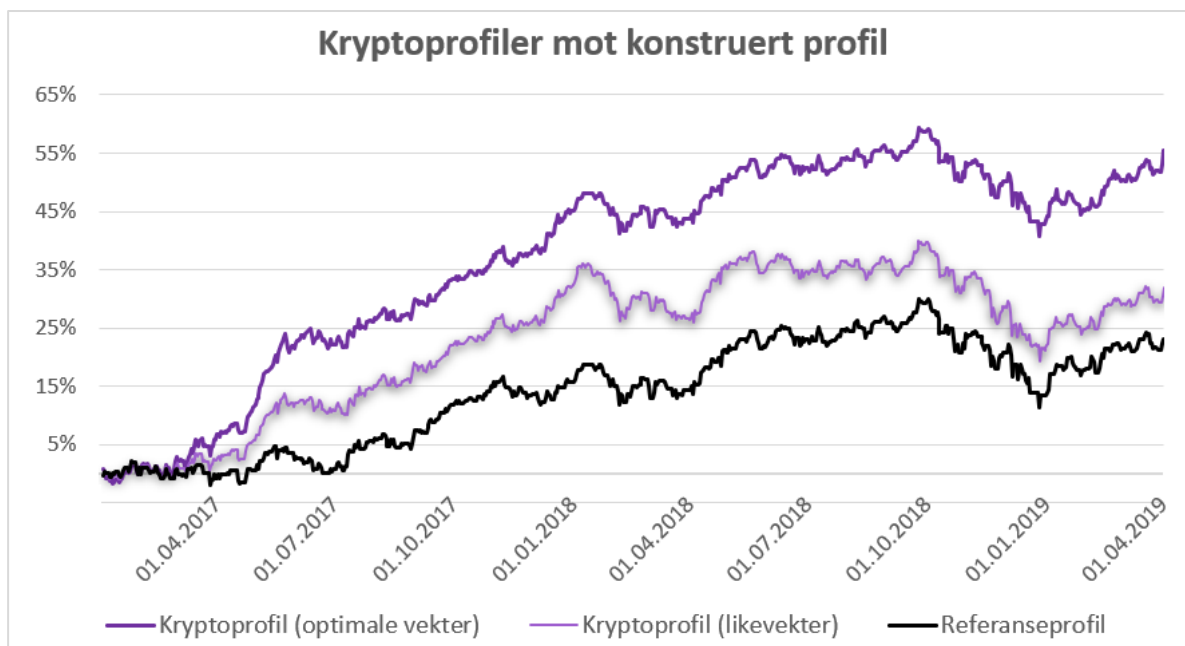
10.4 Kryptoprofil mot konstruert profil – Høyt risikonivå



Figur 10.7 – Kvartalsvis andel kryptovaluta (høyt risiko)

Arealdiagrammet viser de kvartalsvise optimale andelene kryptovaluta for referanseprofilen med høy risiko. Basert på data fra perioden 04.01.2017-02.04.2019 er den gjennomsnittlige optimale andelen kryptovaluta 4,5%.

Det er naturlig at de optimale andelene kryptovaluta øker i takt med standardavviket. Vi kan se at referanseprofilen med et høyt risikonivå, et årlig standardavvik på 12,56%, tildeles betydelig større andeler i optimeringsprosessen sammenlignet med de andre profilene. På bakgrunn av at majoriteten av andelene er allokert til Oslo børs, så vil andelen kryptovaluta som inkluderes gå på bekostning av denne indeksen. Vi velger derfor å holde andelene til de britiske og amerikanske markedene i kryptoprofilen identiske som andelene i referanseprofilen. De kvartalsvise optimale andelene vises i figur 10.7 og tilsvarer et gjennomsnitt lik 4,5%. Kvartalsvise vekter fordelt på de ulike indeksene kan nærmere observeres i appendiks 12.



Figur 10.8 – Kumulativ avkastning (profiler m/høy risiko)

Fra diagrammet ovenfor kan vi se at begge kryptoprofilene presterer betydelig bedre sammenlignet med referanseprofilen i utvalgt periode. Inkludering av en gjennomsnittlig andel kryptovaluta øker den kumulative avkastningen fra 23,05% til 31,98%.

Kryptoprofilen med optimale vektorer gir en kumulativ avkastning på 55,47% i dataperioden. Til sammenligning kan referanseprofilen vise til en kumulativ avkastning på 23,05%, mens kryptoprofilen med likevektet genererer en kumulativ avkastning på 31,98%. Dersom vi sammenligner forventet årlig avkastning for de to sistnevnte profilene er resultatet henholdsvis 9,48% og 13,39%. Dette tilsvarer en forventet meravkastning på 3,96%. Resultatet er gitt at det årlige standardavviket maksimalt kan øke 5% fra opprinnelig nivå på 12,56%. Kryptoprofilen med likevektet har et årlig standardavvik på 13,11%, noe som tilsvarer en økning på 4,32%, og oppfyller dermed dette kravet.

10.5 Oppsummering av resultater

Vi ser fra tabell 10.1 at forventet avkastning for samtlige kryptoprofiler utkonkurrerer referanseprofilene. Markedsverdien til aktørene i kryptovalutamarkedet har fluktuert mye i perioden, men det helhetlige bildet kan vise til en god vekst. De store svingninger medfører derfor høy volatilitet, noe som ble understreket i analysene av risikoen til markedet. Når vi inkluderer kryptovaluta i en portefølje er det derfor umulig at standardavviket ikke øker marginalt. Standardavviket til de to referanseprofilene med lavest risikonivå øker med 10% fra sine opprinnelige nivå. Når det gjelder de to andre referanseprofilene har standardavvikene økt med 5%.

For å avgjøre om meravkastningen er verdt den marginale endringen i risikoen er det hensiktsmessig å se på den risikojusterte avkastningen. Resultatene viser at alle de risikojusterte avkastningene har økt betraktelig. Profilene med lav og moderat risiko øker sin risikojusterte avkastning med om lag 40% fra opprinnelige nivåer når vi inkluderer kryptovaluta i porteføljen. Kryptoprofilene kan vise til en svært god Sharpe-ratio, henholdsvis på 1,00 og 1,04. Resultatene for profilene med moderat til høy og høy risiko følger også det samme mønsteret. De risikojusterte avkastningene øker med henholdsvis 38,9% og 43,8% fra opprinnelige nivåer. For de to kryptoprofilene med høyere risiko resulterer dette i en Sharpe-ratio på 0.86 og 0.90.

Risikonivå	Profiltype	Forventet avkastning	Standardavvik	Sharpe-ratio	Andel kryptovaluta
Lav	Referanseprofil	3.90 %	3.13 %	0.72	
	Kryptoprofil	5.08 %	3.42 %	1.00	1.34 %
Moderat	Referanseprofil	5.22 %	4.78 %	0.74	
	Kryptoprofil	7.07 %	5.22 %	1.04	2.11 %
Moderat/høy	Referanseprofil	7.85 %	10.00 %	0.62	
	Kryptoprofil	10.70 %	10.50 %	0.86	3.27 %
Høy	Referanseprofil	9.48 %	12.56 %	0.62	
	Kryptoprofil	13.39 %	13.11 %	0.90	4.50 %

Tabell 10.1 – Oppsummering kryptoprofiler mot referanseprofiler

Tabellen ovenfor viser forventet årlig avkastning, standardavvik og Sharpe-ratio for krypto- og referanseprofilene til gitte risikonivåer. Både forventet og risikojustert avkastning har økt i alle kryptoprofilene. Dette er gitt at standardavviket til de ulike profilene kan ha en gitt prosentvis økning. Forventet avkastning er beregnet med en geometrisk tilnærming.

Til slutt har vi sett på justert Sharpe-ratio for de forskjellige profilene. Tidligere i oppgaven kunne vi fastslå at CCI30 hadde positiv kurtose og negativ skjevhet. Fra tabell 10.2 ser vi at skjevhetsverdien til kryptoprofilene med og moderat risiko er mer negativ enn referanseprofilene. Dette innebærer at risikoen for ekstremverdier på nedsiden øker når vi inkluderer kryptovaluta i porteføljen. Kurtosen blir derimot marginalt mindre i kryptoprofilene og halene til fordelingene er noe smalere sammenlignet med referanseprofilene. Det at kurtosen blir lavere når vi inkluderer kryptovaluta er noe overraskende med tanke på de ekstreme svingningene vi har vært vitne til i markedet. Intuitivt sett vil man anta at inkludering av kryptovaluta øker sannsynligheten for store haler både på oppside og nedside. Vi skal uansett ikke glemme at kurtosene til alle profilene er markant positive samlet sett. Dette resulterer i at justert Sharpe-ratio for kryptoprofilene blir noe lavere, men de er fortsatt betydelig høyere enn referanseprofilene og svært konkurransedyktige. Kryptoprofilene med lav og moderat risiko har en justert Sharpe-ratio på henholdsvis 0,85 og 0,94.

	Lav risiko		Moderat risiko	
	Kryptoprofil	Referanseprofil	Kryptoprofil	Referanseprofil
Skjevhet	-0.62	-0.48	-0.45	-0.35
Kurtose	4.21	4.40	3.31	3.42
Sharpe-ratio	1.00	0.72	1.04	0.74
Justert SR	0.85	0.65	0.94	0.70

Tabell 10.2 – Justert Sharpe-ratio (lav og moderat risiko)

Resultatet i tabell 10.2 viser at Sharpe-ratioen for kryptoprofilene med likevekter og referanseprofilene blir noe lavere når vi tar hensyn til kurtose og skjevhet. Den justerte Sharpe-ratioen til kryptoprofilen med lav risiko blir hardest påvirket og synker med 0,15. Vi kan likevel konkludere med at de justerte Sharpe-ratioene er høye for begge kryptoprofilene.

Resultatene for de to profilene med høyere risiko, tabell 10.3, følger i stor grad det samme mønsteret. Den negative skjevheten øker, noe som ikke er overraskende gitt den høye nedsiderisikoen vi finner i kryptovalutamarkedet. Kurtosen til kryptoprofilen med høy risiko blir også i dette tilfellet lavere, mens kurtosen til kryptoprofilen med moderat til høy risiko derimot blir høyere. De justerte Sharpe-ratioene blir også i dette tilfellet lavere, men holder fortsatt et høyt nivå.

	Moderat/høy risiko		Høy risiko	
	Kryptoprofil	Referanseprofil	Kryptoprofil	Referanseprofil
Skjevhet	-0.48	-0.43	-0.44	-0.40
Kurtose	3.94	3.91	3.71	3.74
Sharpe-ratio	0.86	0.62	0.90	0.62
Justert SR	0.78	0.58	0.82	0.59

Tabell 10.3 – Justert Sharpe-ratio (moderat/høy og høy risiko)

Tabell 10.3 viser en oversikt over skjevhet, kurtose og justert Sharpe-ratio for krypto- og referanseprofilene med høyere risiko. Sharpe-ratioen blir noe lavere for begge kryptoprofilene når vi tar hensyn til fordelingsparameterne, men overgår fortsatt referanseprofilene i stor grad.

Basert på resultatene fra denne analysen kan vi konkludere med at den risikjusterte avkastningen til alle de fire referanseprofilene øker betraktelig når vi inkluderer kryptovaluta i porteføljen. Resultatene antyder at en fast andel kryptovaluta i gjeldende dataperiode ville bidratt til en signifikant meravkastning, men vi kan ikke med sikkerhet anta at dette gjelder for fremtidige perioder.

11. Diskusjon

I dette kapitlet vil vi diskutere noen av begrensningene i analysen blant annet knyttet til transaksjonskostnader, valget av datagrunnlag og bruken av CCI30 for å representere kryptovalutamarkedet. Vi diskuterer også risikofaktorene som vi gikk gjennom tidligere i oppgaven, samt bobletendensene i markedet.

11.1 Datagrunnlag

Datagrunnlaget for analysene har et relativt kort tidsperspektiv. Her kunne vi eventuelt sett på en lengre periode, men på bakgrunn av de store svingningene er det ikke sikkert at dette ville gitt et mer realistisk bilde på utviklingen i markedet. Prisene enda lenger bak i tid vil trolig være mindre relevant for prisen i dag. Det skal nevnes at dataperioden har vært preget av store svingninger, men at vi ser tendenser til at utviklingen i markedet er blitt noe mer stabil etter korreksjonen i årsskiftet til 2018.

En annen utfordring var å velge hvilken frekvens vi skulle bruke i dataseriene, og valget falt på daglige observasjoner. De finansielle instrumentene vi har anvendt i analysene har stort sett et ulikt antall årlige observasjoner og vi ble dermed nødt til å frekvensjustere dataseriene. Når vi tester effekten frekvensjusteringen har på standardavvik og avkastning for aktivaene, kan vi se at resultatene påvirkes marginalt. Dette kunne vi eventuelt løst ved å bruke ukentlig data, men fordelene med daglige avkastninger er at vi får med de kortsiktige svingningene.

I selve konstruksjonsprosessen tok vi utgangspunkt i fire av DNB sine aktivt forvaltede fond. Det er svært tidskrevende å gjenskape den virkelige porteføljemiksen, så våre utvalgte indekser vil ikke representere fondene til sitt fulle. Indeksene representerer uansett en stor del av verdensmarkedet og fanger opp utviklingen til de reelle fondene på en tilfredsstillende måte. Her er det også viktig å ta med i betraktningen at hovedformålet er å skape veldiversifiserte porteføljer med ulike risikonivåer.

11.2 CCI30 som indeks

I oppgaven har vi benyttet indeksen CCI30 for å representere kryptovalutamarkedet. Et sentralt spørsmål i denne sammenhengen vil derfor være om det er mulig å investere i denne indeksen direkte. På vanlige handelsplattformer hvor man ellers handler aksjer, råvarer og tradisjonelle valutaer er det ingen mulighet å investere i CCI30 (Investitin, 2018). Nærmere undersøkelse

viser at det finnes fond i markedet som har til hensikt å replikere CCI30 (Investitin. 2018). Fondene er likevel ikke lett tilgjengelig. Om man til motsetning skal gjenskape indeksen på egenhånd vil dette være lite hensiktsmessig, da dette medfører økte transaksjonskostnader og eventuelle forvaltningskostnader. Dette skyldes at indeksen endres jevnlig, hvilket betyr at man må rebalansere porteføljen ofte.

Grunnlaget for valget av CCI30 er først og fremst for å dekke store deler av kryptovalutamarkedet. I overkant av 90% av den totale markedsverdien kommer fra kryptovalutaene i CCI30. Indeksen er med andre ord svært representativ for markedet. Ved å investere i flere kryptovalutaer vil man oppnå en form for diversifisering i selve kryptovalutamarkedet. Dette er relevant da valutaene er i stor konkurranse med hverandre. Dersom en eller flere av valutaene virkelig slår igjennom, vil de «stjele» markedsandelene fra av de andre aktørene i markedet.

11.3 Transaksjonskostnader

Som nevnt under forutsetningene er det ikke tatt hensyn til noen transaksjonskostnader eller valutarisiko i analysen. Ved kjøp og salg, blant annet under rebalanseringen av porteføljene, vil slike kostnader påløpe. Transaksjonskostnadene vil åpenbart redusere avkastningen til porteføljene til en viss grad. Kostnadene vil variere ut ifra hvor stor andel som rebalanseres, antall rebalanseringer, samt kurtasjeprisene man betaler. I dette tilfelle rebalanseres porteføljene kvartalsvis, altså fire ganger i året. Med eksempelvis 12 ulike aktiva i porteføljen vil man måtte gjennomføre 48 transaksjoner i løpet av et år. Dette vil i flere tilfeller være merkbart for resultatet.

Dersom man hadde tatt høyde for transaksjonskostnadene i analysen ville dette gjelde referanseprofilene i like stor grad. Påvirkningen av resultatet ville derfor blitt relativt likt for kryptoprofilene og referanseprofilene, og vi ville mest sannsynlig kommet frem til de samme konklusjonene.

11.4 Risikofaktorer

I kapittel 5 gikk vi gjennom en rekke egenskaper og makroøkonomiske risikofaktorer knyttet til kryptovalutamarkedet. Disse faktorene er viktige å legge til grunn før man gjør investeringsbeslutninger med kryptovaluta. Resultatene fra kapittel 10 er kun basert på

historiske priser og prestasjoner i perioden 04.01.2017 til 04.02.2019. I følge teorien om svak form for markedseffisiens kan man ikke predikere fremtidige verdier basert på historisk data. Dette gir støtte for å undersøke andre makroøkonomiske faktorer.

Kryptovaluta har slått gjennom av en grunn, og det er flere gode egenskaper knyttet til de digitale valutaene. Redusert transaksjonstid og lavere kostnader er to av nøkkelegenskapene. Videre argumenteres det for desentralisering, da flere forbrukere ønsker personlig anonymitet slik at myndigheter ikke kan overvåke pengebruken deres.

Til tross for de gode egenskapene bærer kryptovaluta med seg flere negative faktorer. Markedet sin største konkurrent er myndighetene. Det er store bekymringer knyttet til reguleringsmyndighetene, som i flere tilfeller vil begrense fremveksten av kryptovaluta og i verste fall sette en stopper for dens eksistens.

Som nevnt tidligere er det flere forhold som bidrar til at myndighetene ønsker å ha en finger med i spillet. Desentraliseringen og anonymiseringen av transaksjonene har gjort det til et attraktivt betalingsmiddel for kriminelle. Systemene er også i flere tilfeller lite bærekraftige i form av et særs stort strømforbruk. Dette vil begrense mulighetene til vekst dersom videreutvikling av teknologien ikke begrenser forbruket. Videre er det også knyttet usikkerhet til systemene og risikoen for hacking.

De nevnte faktorene gjør det svært aktuelt for myndighetene å gripe inn i markedet. Begrensninger og lovreguleringer er to av virkemidlene som kan brukes. Reguleringer av markedet kan som sagt påvirke prisene negativt, men også positivt da det kan gi et signal til forbrukere om at myndighetene legitimerer kryptovaluta som et betalingsmiddel. Et annet virkemiddel er statlig utstedelse av egne digitale valutaer. Det faktum at flere land allerede undersøker mulighetene for dette er dårlig nytt for kryptovalutamarkedet. Fra en forbruker sitt perspektiv vil det trolig være mer attraktivt å benytte en digital valuta utstedt av en sentralbank, da denne vil være beskyttet fra statlig hold og dermed medføre mindre risiko.

11.5 Finansiell boble og irrasjonell investeratferd

I delkapittel 5.4 gjennomgikk vi problematikken rundt at prisutviklingen til kryptovalutamarkedet kan minne om en finansiell boble. Boblekonseptet innebærer at markedsprisen ligger langt over den fundamentale verdien, noe som per dags dato gjelder for kryptovalutamarkedet. Slik situasjonen er i dag kan det tyde på at kryptovaluta er langt unna

industrielt bruk og nåværende prisnivåer drives hovedsakelig av økt optimisme. Det betyr at kryptovalutamarkedet fortsatt er en plattform preget av spekulasjon og det kan virke som at markedet er noe utsatt for irrasjonell investatferd.

De siste årene har markedet vært preget av investorer som er ute etter stor gevinst på kort tid. Dette kan føre til bobletendenser slik vi var vitne til i 2017. Under den mest ekstreme prisutviklingen i denne perioden var det mange som kastet seg på bølgen i håp om at veksten aldri skulle ta slutt. Dette ble til formodning aldri tilfellet og mange «lykkejegere» trakk seg derfor ut da markedet falt drastisk. Slike bobletendenser gjør en investering i kryptovalutamarkedet spesielt risikofyllt, på bakgrunn av det store nedsidepotensiale.

Dette bygger på konseptet av at enkelte blir fristet til å gjøre investeringer basert på hva man hører fra andre, selv uten kunnskap om teknologien eller finans generelt. Følgelig vil dette være med på å drive prisen ytterligere opp. Slik investatferd har imidlertid avtatt ifølge en av Norges fremste kryptoeksperter Torbjørn Bull Jensen (Jordheim, 2019). I skrivende stund kan vi se at institusjoner i større grad anerkjenner teknologien og at den implementeres til andre bruksområder i fremtiden.

12. Konklusjon

I denne oppgaven har vi analysert kryptovaluta som et investeringsobjekt og undersøkt om inkluderingen av kryptovaluta kan øke den risikojusterte avkastningen til en veldiversifisert portefølje.

I første del av oppgaven har vi gjennomgått egenskaper som gjør kryptovaluta til et interessant betalingsmiddel, deriblant lav transaksjonstid og reduserte transaksjonskostnader. Videre har vi gjort rede for en rekke makroøkonomiske risikofaktorer av betydning for markedet. Kryptovalutaenes største fiende er reguleringsmyndighetene, da eventuelle lovreguleringer kan straffe markedet hardt. Faktorer som kriminalitet, miljømessige forhold og hacking er noen av forholdene som gir reguleringsmyndighetene grunn til å regulere markedet. Videre har vi også diskutert hvordan digitale valutaer utstedt av sentralbanker vil være store konkurrenter for kryptovaluta.

Vi har også undersøkt bobletendensene i markedet og diskutert hvordan irrasjonell investatferd bygger opp om dette. Det faktum at kryptovaluta har liten forankring i reelle verdier gir grunn til bekymring da verdien kan falle mye på kort tid.

I neste del av oppgaven analyserte vi sammenhengen mellom CCI30 og de andre finansielle instrumentene. Ikke overaskende viser statistikken at CCI30 har en avkastning og risiko på nivåer høyt over de andre aktivaene. Det positive for markedet er at avkastningene relativt sett er svært høye til tross for den høye risikoen. Dette gir en svært konkurransedyktig Sharpe-ratio på 1,05 i perioden. Likevel har vi observert en høy nedsiderisiko, noe som er bekymringsverdig for en investor.

Videre har vi undersøkt diversifiseringsmulighetene ved hjelp av korrelasjonsmatriser og kointegrasjonsmodeller. Resultatene viser lav korrelasjon mellom CCI30 og de andre aktivaene, og få tegn til kointegrasjon. Dermed kan vi konkludere med at inkluderingen av CCI30 i en portefølje bidrar med en diversifiseringseffekt.

I siste del av oppgaven implementerte vi CCI30 i fire veldiversifiserte porteføljer med ulikt risikonivå, kalt kryptoprofiler. Ved å sammenligne resultatene fra kryptoprofilene med referanseprofiler uten CCI30 finner vi at inkluderingen av en gjennomsnittlig andel kryptovaluta øker den risikojusterte avkastningen i samtlige porteføljer. Mer presist øker Sharpe-ratioen med omtrent 40%, gitt en beskjeden økning i standardavvik på henholdsvis 10% for profilene med lav og moderat risiko, og 5% for profilene med moderat/høy og høy risiko.

Ut fra analysen konkluderer vi med at inkluderingen av kryptovaluta kan øke den risikjusterte avkastningen til en veldiversifisert portefølje.

Den økte risikjusterte avkastningen er først og fremst et resultat av den solide prisoppgangen til kryptovalutamarkedet i utvalgsperioden, men også et resultat av et relativt lavere standardavvik i tidsperioden. Resultatet av analysen ville selvsagt vært annerledes dersom markedet hadde opplevd en prisnedgang. Ved inkludering av kryptovaluta er det likevel interessant å merke seg at en liten økning i standardavvik kan føre til en markant høyere avkastning for en portefølje.

Fra en investor sitt perspektiv viser resultatene fra den kvantitative analysen gode investeringsmuligheter i kryptovalutamarkedet, både med tanke på diversifisering og økt risikjustert avkastning. Likevel er det funnet stor nedsiderisiko knyttet til en investering i kryptovaluta, noe som underbygges av risikofaktorene og bobletendensene i markedet.

Avslutningsvis kan vi dermed konkludere med at kryptovalutamarkedet gir en investor gode muligheter til å oppnå meravkastning, men med bekymringsverdig nedsiderisiko.

Litteraturliste

Barontini, C. & Holden, H. (2019). *Proceeding with caution – a survey on central bank digital currency*. (BIS Papers 101). Hentet fra <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap101.pdf>

Bjerknes, C. (2018, 16. januar). Krypto-markedet har falt med over 1100 milliarder. *Dagens Næringsliv*. Hentet fra <https://www.dn.no/market/sor-korea/coinmarketcap/bitcoin/krypto-markedet-har-falt-med-over-1100-milliarder/2-1-252463>

Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A. J. (2014). *Investments* (10th). 2 Penn Plaza, New York: McGraw-Hill Education.

Buchholz, M., Delaney, J. & Parker, J. W. J. (2012). Information, Price Volatility, and Demand for Bitcoin. *Economics* (312). Hentet fra <https://www.reed.edu/economics/parker/s12/312/finalproj/Bitcoin.pdf>

Buchko, S. (2017). How Long do Bitcoin Transactions Take?. Hentet fra <https://coincentral.com/how-long-do-bitcoin-transfers-take/>

Capm. (2016). Kapitalverdimodellen (CAPM). Hentet fra <http://capm.no/capm-kapitalverdimodellen/>

Chen, J. (2019, 3. april). Conditional Value At Risk (CVaR). Hentet fra https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp

Ciaian, P., Rajcaniova, M. & Kancs, A. (2016). The digital agenda of virtual currencies: Can BitCoin become a global currency? *Inf Syst E-Bus Manage*, (14), 883-919. Hentet fra <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2Fs10257-016-0304-0.pdf>

Coinmarketcap. (2019). Top 100 Cryptocurrencies by Market Capitalization. Hentet fra <https://coinmarketcap.com>

Crosby, M., Nachiappan, Pattanayak, P., Verma, S. & Kalynaraman, V. (2016). BlockChain Technology: Beyond Bitcoin. *Applied Innovation Review*, (2), 6-19. Hentet fra <https://j2-capital.com/wp-content/uploads/2017/11/AIR-2016-Blockchain.pdf>

Crypto Broker. (2019). *Crypto Broker Weekly Rotation Report*. Hentet fra https://www.cryptofinance.ch/wp-content/uploads/2019/04/final_rotation_report_20190425-Crypto-Broker-AG.pdf

Deval, V., Dwivedi, V., Dixit A. & Norta, A. (2019). Consensus Mechanism and Scalability Issues for Mobile Smart Contracts: A Systematic Literature Review. *Tallin University of Technology, Tallin*. Hentet fra https://www.researchgate.net/profile/Vipin_Deval2/publication/331177468_Consensus_Mechanism_and_Scalability_Issues_for_Mobile_Smart_Contracts_A_Systematic_Literature_Review/links/5c6ae944a6fdcc404ebaca74/Consensus-Mechanism-and-Scalability-Issues-for-Mobile-Smart-Contracts-A-Systematic-Literature-Review.pdf

Digiconomist. (2019). Bitcoin Energy Consumption Index. Hentet fra <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>

DNB. (2019). DNB Norge Selektiv Månedrappport april 2019. Hentet fra <http://doc.morningstar.com/LatestDoc.aspx?clientid=dnbfactsheets&key=b2af25afc4b22965&documenttype=52&language=467&investmentid=F0GBR04NGC>

DNB. (2019). DNB Aktiv 100 Månedrappport mars 2019. Hentet fra <http://doc.morningstar.com/Document/9f6db81bb12f757dc342f65d2313bc6d.msdoc/?clientid=dnbfactsheets&key=b2af25afc4b22965>

DNB. (2019). DNB Aktiv 50 Månedrappport april 2019. Hentet fra <http://doc.morningstar.com/Document/be1994a6d95fbdfe35c8e300fb94bc31.msdoc/?key=a1a954b17c72465095a3e24301c773808fac6898b2762efa2f8ceb5526db1>

DNB. (2019). DNB Aktiv 30 Månedrappport mars 2019. Hentet fra <http://doc.morningstar.com/Document/0d724d65b158f36948af22e57b70a504.msdoc/?clientid=dnbfactsheets&key=b2af25afc4b22965>

Dwyer, G. P. (2015). The Johansen Tests for Cointegration. Hentet fra <http://jerrydwyer.com/pdf/Clemson/Cointegration.pdf>

Engle, R. F. & Granger, C. W. J. (1987). Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276. Hentet fra

http://www.ntuzov.com/Nik_Site/Niks_files/Research/papers/stat_arb/EG_1987.pdf

Fama, E. F. (1970). Efficient Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417. Hentet fra <http://e-m-h.org/Fama70.pdf>

Finanstilsynet. (2013). Advarsel til forbrukere – informasjon om virtuelle valutaer. Hentet fra <https://www.finanstilsynet.no/nyhetsarkiv/nyheter/2013/advarsel-til-forbrukere---informasjon-om-virtuelle-valutaer/>

GoStudy. (u.å.). Calculating Value at Risk (VaR) - Historical, Analytical, and MCS Methods. Hentet 03. mai 2019 fra <https://gostudy.io/blog/calculating-var-for-cfa-13>

Grant, M. & Harper, D. R. (2019, 21. mai). Exploring the Exponentially Weighted Moving Average. Hentet fra <https://www.investopedia.com/articles/07/ewma.asp>

Harwick, C. (2016). Cryptocurrency and the Problem of Intermediation. *The Independent Review*, 20(4), 569-588. Hentet fra

http://www.independent.org/pdf/tir/tir_20_04_05_harwick.pdf

Investitin. (2018). The Cryptos Fund: Invest In The Cci30 Cryptocurrencies Index. Hentet fra <https://www.investitin.com/thecryptofund/>

Johansen, S. & Juselius, K. (1990). Maximum likelihood estimation and inference on cointegration – With applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 52(2), 169-210. Hentet fra

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1468-0084.1990.mp52002003.x>

Jordheim, H. (2019). Bitcoin-prisen mer enn doblet i år: Ekspert mener det er færre lykkejegere. *E24*. Hentet 15. mai 2019 fra

<https://e24.no/boers-og-finans/bitcoin/bitcoin-prisen-mer-enn-doblet-i-aar-ekspert-mener-det-er-faerre-lykkejegere/24622295>

Lee, D. K. C., Guo, L. & Wang, Y. (2018). Cryptocurrency: A new investment opportunity?. *Journal of Alternative Investments*, 20(3), 16-40. Hentet fra

https://ink.library.smu.edu.sg/cgi/viewcontent.cgi?article=6783&context=lkcsb_research

Lioudis, N. K. (2019, 12. april). Understanding the Sharpe Ratio. Hentet fra

https://www.investopedia.com/articles/07/sharpe_ratio.asp

Nasdaq. (u.å.). Economic bubble. Hentet 03. mai 2019 fra

<https://www.nasdaq.com/investing/glossary/e/economic-bubble>

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 2(1), 77-91. Hentet fra

http://icmspecialist.com/wp-content/uploads/2014/02/Portfolio-Selection_Markowitz_1952.pdf

Markovitz, H. (u.å.). Markowitz Mean-Variance Portfolio Theory. Hentet 20. mars 2019 fra

<https://sites.math.washington.edu/~burke/crs/408/fin-proj/mark1.pdf>

Michaud, R. O. (1989). The Markowitz Optimization Enigma: Is 'Optimized' Optimal?.

Financial Analysts Journal, (32). Hentet fra

<https://www.newfrontieradvisors.com/media/1178/markowitz-optimization-enigma-010189.pdf>

Moore, T. & Christin, N. (2013). Beware the Middleman: Empirical Analysis of Bitcoin-Exchange Risk. Hentet fra <https://fc13.ifca.ai/proc/1-2.pdf>

Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. *Cryptovest*. Hentet fra

https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/54517945/Bitcoin_paper_Original_2.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A&Expires=1559047696&Signature=eF6sBG86LmKbpZ%2BBHj8lunpFBGk%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DBitcoin_A_Peer-to-Peer_Electronic_Cash_S.pdf

PwC. (2018). Risikopremien i det norske markedet. Hentet fra

<https://www.pwc.no/no/publikasjoner/PwC-risikopremie-2018.pdf>

Pézier, J. & White, A. (2006). The Relative Metrics of Investable Hedge Fund Indices and of Funds of Hedge Funds in Optimal Passive Portfolios. *ICMA Centre Discussion Papers in Finance DP2006-10*. Hentet fra <https://www.icmacentre.ac.uk/pdf/discussion/DP2006-10.pdf>

Thompson, P. (2018). How to Diversify Away Risk In A Crypto Portfolio: Correlation And Variance. Hentet fra <https://cointelegraph.com/news/how-to-diversify-away-risk-in-a-crypto-portfolio-correlation-and-variance>

Vries, A. (2018). Bitcoin's Growing Energy Problem. *Joule*, (2), 801-809. Hentet fra <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S2542435118301776?token=5857EBD6F28257AEC2E82541B1FA2D0A999E75A6B89DF42EE47FB9AFDE3F1FA8C64B8D9AB7A3F79979837EBD17F7B5C0>

Zaiontz, P. (u.å.). Dickey-Fuller Test. Hentet 28. april 2019 fra <http://www.real-statistics.com/time-series-analysis/stochastic-processes/dickey-fuller-test/>

Zaiontz, P. (u.å.). Augmented Dickey-Fuller Test. Hentet 28. april 2019 fra <http://www.real-statistics.com/time-series-analysis/autoregressive-processes/augmented-dickey-fuller-test/>

Appendiks

Appendiks 1 – Allokeringintervaller ved konstruksjon av DNB Aktiv 30

DNB Aktiv 30	
Aktiva	Målsøkingsintervall
S&P500	$4\% \leq x \leq 6\%$
NASDAQ	$1,5\% \leq x \leq 4,5\%$
Dow Jones Tech.	$3\% \leq x \leq 5\%$
OSEBX	$8\% \leq x \leq 9\%$
FTSE100	$2\% \leq x \leq 3,9\%$
DAX	$1,5\% \leq x \leq 3,5\%$
MSCI (EM)	$4\% \leq x \leq 6\%$
ST1X	$11\% \leq x \leq 13\%$
ST3X	$11\% \leq x \leq 13\%$
ST5X	$15\% \leq x \leq 17\%$
VITBX	$28\% \leq x \leq 31\%$

Appendiks 2 – Allokeringintervaller ved konstruksjon av DNB Aktiv 50

DNB Aktiv 50	
Aktiva	Målsøkingsintervall
S&P500	$3\% \leq x \leq 5\%$
NASDAQ	$3\% \leq x \leq 5\%$
Dow Jones Tech.	$6\% \leq x \leq 8\%$
OSEBX	$13\% \leq x \leq 15\%$
FTSE100	$6\% \leq x \leq 8\%$
DAX	$3\% \leq x \leq 5\%$
MSCI (EM)	$5,8\% \leq x \leq 7,8\%$
ST1X	$10\% \leq x \leq 12\%$
ST3X	$10\% \leq x \leq 12\%$
ST5X	$12,9\% \leq x \leq 14,9\%$
VITBX	$16,3\% \leq x \leq 18,3\%$

Appendiks 3 – Allokeringintervaller ved konstruksjon av DNB Aktiv 100

DNB Aktiv 100	
Aktiva	Målsøkingsintervall
S&P500	$11,3\% \leq x \leq 13,3\%$
NASDAQ	$2,6\% \leq x \leq 4,6\%$
Dow Jones Tech.	$1,8\% \leq x \leq 3,8\%$
OSEBX	$36\% \leq x \leq 38\%$
FTSE100	$13,6\% \leq x \leq 15,6\%$
DAX	$13,3\% \leq x \leq 15,3\%$
MSCI (EM)	$14,3\% \leq x \leq 16,3\%$

Appendiks 4 – Allokeringintervaller ved konstruksjon av DNB Selektiv Norge

DNB Selektiv Norge	
Aktiva	Målsøkingsintervall
S&P500	$1\% \leq x \leq 3\%$
NASDAQ	$1\% \leq x \leq 3\%$
Dow Jones Tech.	$1\% \leq x \leq 3\%$
OSEBX	$90\% \leq x \leq 95\%$
FTSE100	$2,5\% \leq x \leq 4\%$

Appendiks 5 – Regresjon kumulativ avkastning DNB Aktiv 30/konstruert profil

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.947
Justert R-kvadrat	0.947
Observasjoner	819

DNB Aktiv 30/Konstruert profil				
	Beta	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	-0.006	0.000	-12.261	0.000
Konstruert profil	0.995	0.008	120.953	0.000

Appendiks 6 – Regresjon kumulativ avkastning DNB Aktiv 50/konstruert profil

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.940
Justert R-kvadrat	0.940
Observasjoner	819

DNB Aktiv 50/Konstruert profil				
	Beta	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	-0.008	0.001	-11.832	0.000
Konstruert profil	0.945	0.008	113.112	0.000

Appendiks 7 – Regresjon kumulativ avkastning DNB Aktiv 100/konstruert profil

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.888
Justert R-kvadrat	0.888
Observasjoner	819

DNB Aktiv 100/Konstruert profil				
	Beta	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	-0.015	0.002	-9.687	0.000
Konstruert profil	0.894	0.011	80.472	0.000

Appendiks 8 – Regresjon kumulativ avkastning DNB Selektiv Norge/konstruert profil

Regresjonsstatistikk	
R-kvadrat	0.926
Justert R-kvadrat	0.926
Observasjoner	819

DNB Selektiv Norge/Konstruert profil				
	Beta	Standardfeil	t-Stat	P-verdi
Skjæringspunkt	-0.025	0.002	-16.434	0.000
Konstruert profil	0.928	0.009	101.030	0.000

Appendiks 9 – Kryptoprofil med lavt risikonivå (Rebalansering)

Kvartal	Vekter												Sum
	S&P500	Nasdaq	Dow Tech.	OSEBX	FTSE100	DAX	MSCI (EM)	ST1X	ST3X	ST5X	VTIBX	CCI30	
Q9	5.2 %	3.9 %	4.2 %	7.81 %	1.81 %	1.3 %	5.4 %	11.7 %	11.7 %	16.3 %	29.4 %	1.3 %	100 %
Q8	4.3 %	2.2 %	3.4 %	8.7 %	2.6 %	2.2 %	4.6 %	11.0 %	12.2 %	16.6 %	31.0 %	1.3 %	100 %
Q7	5.8 %	2.6 %	4.6 %	8.8 %	2.6 %	2.3 %	4.6 %	12.0 %	12.4 %	15.0 %	28.0 %	1.3 %	100 %
Q6	3.8 %	1.3 %	2.8 %	7.8 %	1.8 %	1.3 %	5.8 %	13.0 %	13.0 %	17.0 %	31.0 %	1.3 %	100 %
Q5	5.8 %	1.3 %	2.8 %	8.8 %	3.7 %	3.3 %	3.8 %	11.1 %	13.0 %	17.0 %	28.0 %	1.3 %	100 %
Q4	5.8 %	4.3 %	4.8 %	7.9 %	3.7 %	1.3 %	5.8 %	11.0 %	11.0 %	15.0 %	28.0 %	1.3 %	100 %
Q3	3.9 %	1.3 %	2.8 %	7.8 %	3.7 %	1.3 %	3.8 %	13.0 %	13.0 %	17.0 %	31.0 %	1.3 %	100 %
Q2	3.8 %	1.3 %	2.8 %	7.8 %	3.7 %	3.3 %	3.8 %	13.0 %	13.0 %	15.1 %	31.0 %	1.3 %	100 %
Q1	3.9 %	3.4 %	3.7 %	8.8 %	1.8 %	3.0 %	4.3 %	11.5 %	11.5 %	15.8 %	31.0 %	1.3 %	100 %

Appendiks 10 – Kryptoprofil med moderat risikonivå (Rebalansering)

Kvartal	Vekter												Sum
	S&P500	Nasdaq	Dow Tech.	OSEBX	FTSE100	DAX	MSCI (EM)	ST1X	ST3X	ST5X	VTIBX	CCI30	
Q9	2.7 %	2.7 %	5.7 %	13.6 %	7.7 %	4.7 %	5.5 %	12.0 %	12.0 %	14.9 %	16.4 %	2.1 %	100 %
Q8	3.5 %	4.7 %	5.8 %	13.1 %	6.2 %	3.5 %	6.2 %	12.0 %	10.5 %	14.1 %	18.3 %	2.1 %	100 %
Q7	4.0 %	4.0 %	7.6 %	14.7 %	6.5 %	3.7 %	6.3 %	10.8 %	11.1 %	12.9 %	16.3 %	2.1 %	100 %
Q6	4.7 %	4.7 %	7.7 %	14.7 %	7.7 %	3.7 %	5.5 %	10.0 %	10.0 %	12.9 %	16.3 %	2.1 %	100 %
Q5	4.7 %	2.7 %	5.7 %	14.7 %	7.7 %	4.7 %	5.5 %	10.0 %	11.0 %	14.9 %	16.3 %	2.1 %	100 %
Q4	4.7 %	4.7 %	7.7 %	13.7 %	7.7 %	2.7 %	7.5 %	10.0 %	10.0 %	12.9 %	16.3 %	2.1 %	100 %
Q3	3.7 %	2.7 %	5.7 %	12.7 %	7.7 %	2.7 %	5.5 %	12.0 %	12.0 %	14.9 %	18.3 %	2.1 %	100 %
Q2	2.7 %	2.7 %	5.7 %	12.7 %	7.7 %	4.7 %	5.5 %	12.0 %	12.0 %	13.9 %	18.3 %	2.1 %	100 %
Q1	3.6 %	3.6 %	6.2 %	14.3 %	6.6 %	3.6 %	6.1 %	11.0 %	10.9 %	13.8 %	18.3 %	2.1 %	100 %

Appendiks 11 – Kryptoprofil med moderat/høyt risikonivå (Rebalansering)

Kvartal	Vekter									Sum
	S&P500	Nasdaq	Dow Tech.	OSEBX	FTSE100	DAX	MSCI (EM)	CCI30		
Q9	12.8 %	4.1 %	3.3 %	35.5 %	13.1 %	12.8 %	14.9 %	3.3 %	100 %	
Q8	11.9 %	2.1 %	1.3 %	35.5 %	15.1 %	14.8 %	15.8 %	3.3 %	100 %	
Q7	11.6 %	3.1 %	2.3 %	37.5 %	14.0 %	13.6 %	14.6 %	3.3 %	100 %	
Q6	10.8 %	4.1 %	2.4 %	37.5 %	15.1 %	12.8 %	13.8 %	3.3 %	100 %	
Q5	12.8 %	2.1 %	1.3 %	36.6 %	15.1 %	14.8 %	13.8 %	3.3 %	100 %	
Q4	11.9 %	4.1 %	3.3 %	35.5 %	13.1 %	12.8 %	15.8 %	3.3 %	100 %	
Q3	12.8 %	3.2 %	1.3 %	35.5 %	15.1 %	14.8 %	13.8 %	3.3 %	100 %	
Q2	11.9 %	2.1 %	1.3 %	37.5 %	15.1 %	14.8 %	13.8 %	3.3 %	100 %	
Q1	11.8 %	3.2 %	2.3 %	36.8 %	14.2 %	13.8 %	14.8 %	3.3 %	100 %	

Appendiks 12 – Kryptoprofil med høyt risikonivå (Rebalansering)

Kvartal	Vekter						Sum
	S&P500	Nasdaq	Dow Tech.	OSEBX	FTSE100	CCI30	
Q9	0.0 %	0.0 %	1.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q8	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q7	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q6	0.0 %	1.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q5	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q4	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q3	0.0 %	0.0 %	2.5 %	90.5 %	2.5 %	4.5 %	100 %
Q2	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %
Q1	1.0 %	0.0 %	0.0 %	90.5 %	4.0 %	4.5 %	100 %