



Diversifisering med kryptovaluta

Kan bitcoin bidra til å forbedre risikojusterte avkastningsmål i norske institusjonelle
investorers porteføljer?

Stig Henrik Wickmann & Ole Urstad

Veileder: Svein-Arne Persson

Masterutredning innenfor hovedprofilen Finansiell Økonomi

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Dette selvstendige arbeidet er gjennomført som ledd i masterstudiet i økonomi- og administrasjon ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at Høyskolen eller sensorer inntar for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommet eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Sammendrag

I denne oppgaven undersøker vi i hvilken grad inkludering av Bitcoin i innskuddspensjonsfond fra DNB og Storebrand kan bidra til økt diversifisering og forbedring av risikojusterte avkastningsmål.

Vi bruker optimeringsrammeverket kjent fra Markowitz' moderne portefølje-teori til å finne aktiva-sammensetning i en optimal portefølje. Først konstruerer vi referanseporteføljer som gjenspeiler dagens sammensetning av aktiva i DNB og Storebrands innskuddspensjonsfond. Deretter sammenligner vi disse mot optimerte porteføljer som har utgangspunkt i referanseporteføljene, men hvor vi samtidig tillater investering i Bitcoin.

I første del av oppgaven beskriver vi kryptovalutas historie og bakgrunn med fokus på Bitcoin. Her ser vi blant annet på ulike egenskaper ved Bitcoin som et investeringsobjekt. Vi går også gjennom tidligere litteratur om temaet.

I andre del av oppgaven tester vi Bitcoins egenskaper til å diversifisere en portefølje. I denne sammenheng ser vi på Bitcoins korrelasjon med andre aktiva. Vi undersøker også Bitcoins skjevhet og kurtose, og tester for stasjonaritet. Vi finner at Bitcoins avkastning har hatt lav eller ingen korrelasjon med de andre aktivaene i pensjonsporteføljene.

Til slutt gjør vi en porteføljeoptimering i programvaren R, og sammenligner risikojusterte avkastningsmål i porteføljer med og uten Bitcoin. Vi optimerer først vår hovedperiode, som går fra 2010 til 2018. Deretter optimerer vi i to delperioder, hvor delperiode 1 går fra januar 2015 til januar 2016 og delperiode 2 går fra juni 2016 til juni 2017.

Resultatene fra porteføljeoptimeringen viser at samtlige porteføljer oppnår bedre Sharpe-rater og justerte Sharpe-rater ved inkludering av Bitcoin. Disse funnene er konsistente i alle periodene vi ser på. Innskuddspensjonsporteføljer som i utgangspunktet har en balansert risikoprofil, kan ved inkludering av Bitcoin forvente å øke sin årlige annualiserte avkastning med 0,5 prosentpoeng for et tilnærmet likt risikonivå. Dette med en andel bitcoin på mellom 0,6% og 0,9% av totalporteføljen. Tilsvarende vil innskuddspensjonsporteføljer med en høy risikoprofil kunne forvente å øke sin årlige annualiserte avkastning med 3 prosentpoeng, med en svak økning i risiko. I dette tilfellet er andelen bitcoin i porteføljen på mellom 1,9% og 2,1%.

I siste del av oppgaven diskuterer vi faktorer som bør vurderes før man eventuelt investerer i kryptovaluta. Her har vi spesielt fokus på risiko knyttet til investering i Bitcoin.

Forord

Denne utredningen er utarbeidet som en del av masterstudiet i økonomi og administrasjon ved Norges Handelshøyskole (NHH). Det selvstendige arbeidet inngår som en del av hovedprofilen Finansiell økonomi og ble gjennomført våren 2018.

“Risk comes from not knowing what you’re doing” - Warren Buffet (1997)

Høsten 2017 opplevde Bitcoin en kraftig vekst. Både målt i verdi og gjennom medieeksponering. Man så en økende interesse for Bitcoin som et investeringsobjekt, også blant etablerte aktører i finansverden. Eksempelvis ble det lansert terminkontrakter på to anerkjente amerikanske børser, og enkelte akademikere fremmet tanken om Bitcoin som et mulig investeringsobjekt også for institusjonelle investorer.

Vi opplevde at mange uttalte seg om Bitcoin og at synspunktene var svært ulike. Alt fra den mest optimistiske fanskaren som så for seg Bitcoin som en global verdensvaluta, til de mest skeptiske som kalte Bitcoin den største finansielle boblen siden Tulipankrakket i Nederland i 1637. Vi opplevde det som et paradoks at enkelte hyllet den underliggende teknologien samtidig som de spådde Bitcoins undergang. Mest av alt opplevde vi den generelle forståelsen for hva Bitcoin egentlig er som utilstrekkelig og dette inspirerte oss til å undersøke temaet nærmere.

Vi ønsker å takke vår veileder, Svein-Arne Persson, for god veiledning i form av konstruktive og raske tilbakemeldinger. Vi har satt pris på hans engasjement og interesse for temaet.

Bergen, juni 2018

Ole Urstad

Stig Henrik Wickmann

Innholdsfortegnelse

1. Introduksjon	11
2. Bakgrunn og litteraturgjennomgang	15
2.1 <i>Kryptovaluta og blokkjeden</i>	15
2.1.1 Blokkjeden	15
2.1.2 Utvinning	16
2.1.3 Digitale lommebøker	17
2.2 <i>Klassifisering av kryptovaluta</i>	19
2.2.1 Definisjon av penger	19
2.2.2 Verdioppbevaring	20
2.2.3 Verdimål	20
2.2.4 Bytemiddel	20
2.2.5 Pengers historie	21
2.2.6 Varepenger	21
2.2.7 Råvarebaserte penger	21
2.2.8 Fiat-penger	22
2.2.9 Debatten rundt kryptovaluta som penger	22
2.2.10 Prisdannelse i bitcoin	24
2.3 <i>Risikofaktorer som kan påvirke bitcoins etterspørsel</i>	24
2.3.1 Systemrisiko	24
2.3.2 Sikkerhetsbrudd og hacking	25
2.3.3 Attraktivitet	25
2.3.4 Makroøkonomiske forhold	25
2.3.5 Konkurranseforhold	26
2.3.6 Regulering	26
2.3.7 Energiforbruk	27
2.4 <i>Fordeler som kan påvirke bitcoins etterspørsel</i>	27
2.4.1 Begrenset tilbud	27
2.4.2 Transaksjonstid og kostnader	28
2.4.3 Internasjonale overføringer	29
2.4.4 Likheter til gull - Bitcoin som en trygg havn i en finanskrise	29
2.5 <i>Terminkontrakter på Bitcoin</i>	30
2.6 <i>Er bitcoin en boble?</i>	31

2.7	<i>Institusjonelle investorer</i>	32
2.7.1	Dagens forvaltning av innskuddspensjon	33
3.	Teori	35
3.1	<i>Moderne porteføljeteori</i>	35
3.1.1	Sharpe-raten	35
3.2	<i>Diversifisering i pensjonsprofilene</i>	37
3.3	<i>Skjevhet, kurtose, stasjonaritet og justert Sharpe-rate</i>	39
3.3.1	Skjevhet	39
3.3.2	Kurtose	40
3.3.3	Investors preferanser for skjevhet og kurtose	42
3.3.4	Stasjonaritet	42
3.3.5	Justert Sharpe-rate	42
4.	Data	44
4.1	<i>Presentasjon av data</i>	44
4.2	<i>Risikofri rente</i>	46
4.3	<i>Deskriptiv statistikk</i>	47
4.3.1	Korrelasjon	47
4.3.2	Korrelasjonen over tid	50
4.3.3	Bitcoins kurtose og skjevhet	51
4.3.4	Test av stasjonaritet i bitcoins tidsserie	54
5.	Metode	56
5.1	<i>Månedlig avkastning, log og geometrisk gjennomsnitt</i>	56
5.1.1	Aritmetisk og geometrisk gjennomsnitt	56
5.2	<i>Behandling av data med ulik frekvens</i>	57
5.3	<i>Konstruksjon av profiler</i>	58
5.3.1	Konstruksjon av DNB referanseprofiler	59
5.3.2	Konstruksjon av Storebrand referanseprofiler	60
5.4	<i>Likheten mellom de konstruerte referanseprofilene og virkeligheten</i>	60
5.5	<i>Konstruering av bitcoin-profiler</i>	63
5.6	<i>Øvrige forutsetninger i modellen</i>	64
5.6.1	Full egenkapitalinvestering	64

5.6.2	Rebalansering	64
5.6.3	Valutakursrisiko og transaksjonskostnader	64
5.6.4	Bid - Ask spread	65
5.6.5	Øvrige forbehold	65
6.	Resultater	66
6.1	<i>Resultater hovedperiode DNB-profiler</i>	67
6.1.1	Resultater DNB Pensjonsprofil 50	68
6.1.2	Resultater DNB Pensjonsprofil 80	69
6.1.3	Resultater DNB Pensjonsprofil 100	71
6.1.4	Trender i DNB-profilene	72
6.2	<i>Resultater hovedperiode Storebrand-profiler</i>	73
6.2.1	Resultater Storebrand Balansert	74
6.2.2	Resultater Storebrand Offensiv	75
6.2.3	Resultater Storebrand Ekstra Offensiv	77
6.2.4	Trender i Storebrand-profilene	78
6.2.5	Oppsummering av resultater	79
6.3	<i>Delperioder</i>	79
6.3.1	Delperiode 1: januar 2015 - januar 2017	79
6.3.2	Delperiode 2: juni 2016 – juni 2017	80
6.3.3	Konklusjon delperioder	81
6.4	<i>Minimum-varians portefølje</i>	82
6.5	<i>Profilenes justerte Sharpe-rate</i>	82
7.	Diskusjon	84
7.1	<i>Alternative mål på risiko</i>	84
7.2	<i>Datagrunnlag</i>	85
7.3	<i>Restriksjoner med tanke på likviditet og handelsvolum</i>	85
7.4	<i>Transaksjonskostnader</i>	86
7.4.1	Bid-ask spread	87
7.5	<i>Bobletendenser og etterspørsel</i>	88
7.6	<i>Regulering av kryptovalutamarkedet</i>	90
7.7	<i>Kryptovaluta-indeks</i>	92

8.	Konklusjon	93
9.	Appendiks	104
9.1	<i>Odin Eiendom vs MSCI Real Estate Index i Storebrand-profilene.....</i>	<i>104</i>
9.1.1	Storebrand Balansert med MSCI Real Estate Index	104
9.1.2	Storebrand Balansert med ODIN eiendom C	104
9.1.3	Storebrand Offensiv med MSCI real estate index	105
9.1.4	Storebrand Offensiv med ODIN eiendom C	105
9.2	<i>Resultater uten helger, helligdager etc.....</i>	<i>106</i>
9.2.1	Avkastning DNB-profiler	106
9.2.2	Korrelasjonsmatrise mellom aktivaene	106
9.3	<i>Regresjonsanalyse Storebrand Balansert og Storebrand Ekstra Offensiv</i>	<i>107</i>
9.3.1	Regresjonsanalyse Storebrand Balansert Pensjon	107
9.3.2	Regresjonsanalyse Storebrand Ekstra Offensiv	107
9.4	<i>Rullerende vektor DNB-profiler</i>	<i>108</i>
9.4.1	DNB Pensjonsprofil 50	108
9.4.2	DNB Pensjonsprofil 80	109
9.4.3	DNB Pensjonsprofil 100	110
9.5	<i>Rullerende vektor Storebrand-profiler.....</i>	<i>111</i>
9.5.1	Storebrand Balansert.....	111
9.5.2	Storebrand Offensiv	112
9.5.3	Storebrand Ekstra Offensiv.....	113
9.6	<i>Korrelasjonstest i delperiode 1:.....</i>	<i>114</i>
9.6.1	Korrelasjonstest BTC vs. S&P 500 i delperiode 1.....	114
	Korrelasjonstest BTC vs. DOW i delperiode 1	115
9.7	<i>Korrelasjonstest i delperiode 2.....</i>	<i>115</i>
9.7.1	Korrelasjonstest BTC vs. S&P 500 i delperiode 2.....	116
9.7.2	Korrelasjonstest BTC vs. DOW i delperiode 2.....	116
9.8	<i>8 - års handelsvolum bitcoin.....</i>	<i>117</i>
9.9	<i>Eksempel på kode brukt til optimering i R.....</i>	<i>118</i>

Figurliste

FIGUR 1.	BITCOINS KURSUTVIKLING JULI 2010- MARS 2018	12
FIGUR 2.	BITCOINS KURSUTVIKLING JULI 2010 – JULI 2015	13
FIGUR 3.	BITCOINS KURSUTVIKLING JULI 2015- MARS 2018	13
FIGUR 4.	ILLUSTRASJON AV HVORDAN BITCOIN-NETTVERKET FUNGERER..	19
FIGUR 5.	MEDIAN FOR TRANSAKSJONSTID I BITCOIN MÅLT I MINUTTER.....	28
FIGUR 6.	OVERSIKT OVER PROSENTVIS SAMMENSETNING AV AKTIVA I DNBs PENSJONSPROFILER 50, 80 & 100.	34
FIGUR 7.	ILLUSTRASJON AV HVORDAN DIVERSIFISERING PÅVIRKER USYSTEMATISK RISIKO.	38
FIGUR 8.	ILLUSTRASJON AV POSITIV OG NEGATIV SKJEVHET I EN FORDELING.	40
FIGUR 9.	ILLUSTRASJON AV FORDELINGER MED POSITIV, NEGATIV ELLER INGEN EXCESS KURTOSE	41
FIGUR 10.	ILLUSTRASJON OVER RULLERENDE KORRELASJON OVER TID, MELLOM BITCOIN OG AKSJEINDEKSER.....	50
FIGUR 11.	ILLUSTRASJON OVER RULLERENDE KORRELASJON OVER TID, MELLOM BITCOIN OG OBLIGASJONER.	51
FIGUR 12.	BITCOINS SKJEVHET OG KURTOSE.	52
FIGUR 13.	BITCOINS SKJEVHET OG KURTOSE.	53
FIGUR 14.	OSEBX SKJEVHET OG KURTOSE.	54
FIGUR 15.	RESULTATER AV AUGMENTED DICKEY-FULLER TEST FOR STASJONARITET I BITCOINS TIDSSERIE.....	54
FIGUR 16.	RESULTATER AV KWIATKOWSKI-PHILLIPS-SCHMIDT-SHIN(KPSS) TEST FOR STASJONARITET I BITCOINS TIDSSERIE.....	55
FIGUR 17.	ILLUSTRASJON OVER SAMMENSETNING AV AKTIVA I PROSENT, I REFERANSEPROFILERNE TIL DNB.	59
FIGUR 18.	ILLUSTRASJON OVER SAMMENSETNING AV AKTIVA I PROSENT, I REFERANSEPORTEFØLJENE TIL STOREBRAND.	60
FIGUR 19.	SAMMENLIGNING AV KUMULATIV AVKASTNING OG NEDSIDE I PERIODEN AUGUST 2010 – AUGUST 2017..	61
FIGUR 20.	SAMMENLIGNING AV TIDSSERIEN TIL VÅR KONSTRUERTE REFERANSEPROFIL OG TIDSSERIEN TIL DEN REELLE AVKASTNINGEN I STOREBRAND OFFENSIV.	62
FIGUR 21.	RESULTATET AV LINEÆR REGRESJONSANALYSE GJORT MELLOM VÅR KONSTRUERTE REFERANSEPORTEFØLJE OG DEN REELLE AVKASTNINGEN TIL STOREBRAND OFFENSIV..	63
FIGUR 22.	SAMMENLIGNING AV KUMULATIV AVKASTNING I DNB PROFILERNE	67
FIGUR 23.	DNB 50: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE- RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL.	68
FIGUR 24.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I DNB PENSJONSPROFIL 50.	69
FIGUR 25.	DNB 80: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE- RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL.	69
FIGUR 26.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I DNB PENSJONSPROFIL 80.	70
FIGUR 27.	DNB 100: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE-RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL	71
FIGUR 28.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I DNB PENSJONSPROFIL 100.	71
FIGUR 29.	SAMMENLIGNING AV KUMULATIV AVKASTNING I STOREBRAND PROFILERNE	73

FIGUR 30.	STOREBRAND BALANSERT: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE-RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL	74
FIGUR 31.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I STOREBRAND BALANSERT.....	75
FIGUR 32.	STOREBRAND OFFENSIV: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE-RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL	75
FIGUR 33.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I STOREBRAND OFFENSIV.....	76
FIGUR 34.	STOREBRAND EKSTRA OFFENSIV: SAMMENLIGNING AV ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE-RATE I REFERANSEPROFIL OG BITCOIN-PROFIL	77
FIGUR 35.	OVERSIKT OVER ANDEL I PROSENT SOM ALLOKERES TIL BITCOIN I STOREBRAND EKSTRA OFFENSIV.....	77
FIGUR 36.	BID-ASK SPREAD BTC	87
FIGUR 37.	SAMMENLIGNING AV ULIKE HISTORISKE AKTIVABOBLE OG BITCOIN.....	88

Tabell-liste

TABELL 1.	OVERSIKT OVER ANNUALISERT AVKASTNING, ANNUALISERT STANDARDVARIASJON OG ANNUALISERT SHARPE-RATE I ALLE AKTIVA	47
TABELL 2.	KORRELASJONSMATRISE OVER KORRELASJON MELLOM ALLE AKTIVA.....	47
TABELL 3.	RESULTATER AV MULTIPPEL REGRESJON MELLOM BITCOIN OG AKSJEINDEKSENE.	49
TABELL 4.	OVERSIKT OVER BITCOINS KURTOSE- OG SKJEVHETSVERDI.	52
TABELL 5.	DNB-PROFILER: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER.....	67
TABELL 6.	STOREBRAND-PROFILER: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER....	74
TABELL 7.	DNB-PROFILER, DELPERIODE 1: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER.	80
TABELL 8.	STOREBRAND-PROFILER, DELPERIODE 1: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER.	80
TABELL 9.	DNB-PROFILER, DELPERIODE 2: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER.	81
TABELL 10.	STOREBRAND-PROFILER, DELPERIODE 2: OVERSIKT OVER RESULTATENE TIL KONSTRUERTE REFERANSEPROFILER OG BITCOIN-PROFILER.	81
TABELL 11.	DNB-PROFILER: RESULTATER I MINIMUM-VARIANS RAMMEVERKET.....	82
TABELL 12.	STOREBRAND-PROFILER: RESULTATER I MINIMUM-VARIANS RAMMEVERKET.....	82
TABELL 13.	DNB-PROFILER: ANNUALISERT JUSTERT SHARPE-RATE VS. ANNUALISERT SHARPE-RATE	83
TABELL 14.	STOREBRAND-PROFILER: ANNUALISERT JUSTERT SHARPE-RATE VS ANNUALISERT SHARPE-RATE	83

1. Introduksjon

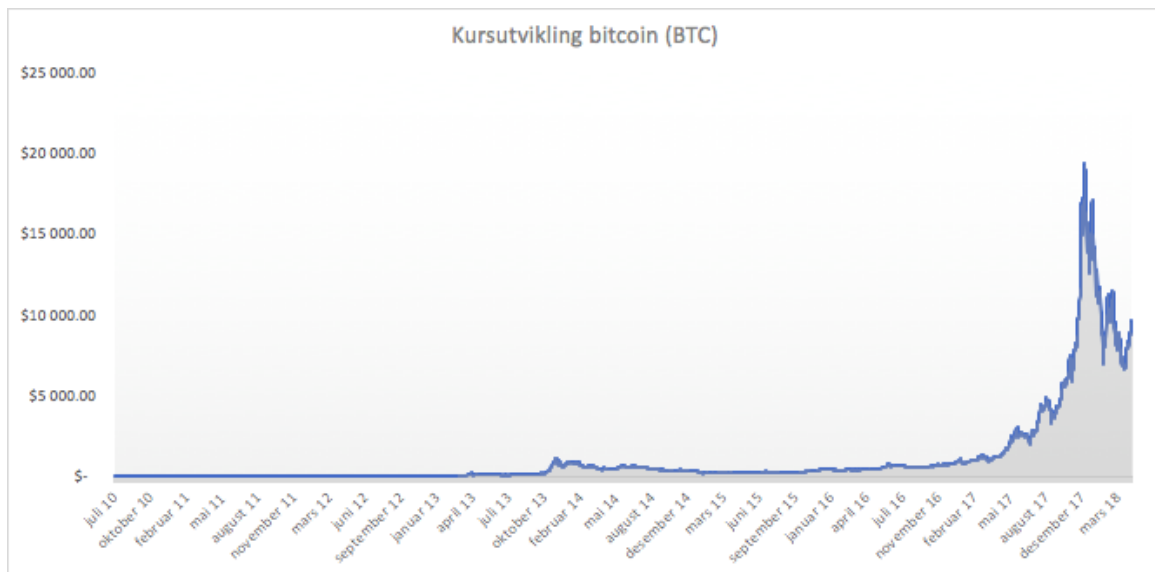
Helt siden 1998 har det vært flere forsøk på å lage digitale valutasystemer basert på kryptografi. Kryptografi er en teknikk for å sikre og skjule informasjon digitalt, slik at kun autoriserte personer har tilgang til dataene. To av de første forsøkene på kryptovalutaer var B-Money og Bit Gold. Ingen av disse kom seg imidlertid forbi utviklingsstadiet. Det var først da Bitcoin ble lansert av en ukjent person eller gruppe under pseudonymet Satoshi Nakamoto i 2008, at det virkelig ble gjort fremskritt. Nakamoto kunngjorde gjennom sitt dokument “Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System” en løsning på hvordan man kunne bygge et desentralisert digitalt pengesystem basert på blokkjedeteknologi (Nakamoto, 2008). Blokkjedeteknologien beskrives mer detaljert i kapittel 2. Kort forklart menes et betalingssystem som legger til rette for at transaksjoner kan gjennomføres direkte mellom parter uten at man trenger å involvere en tredjepart som en bank eller et kredittkortselskap. Et system som er uavhengig av det tradisjonelle pengesystemet, hvor transaksjonene gjennomføres med en valuta som ikke er under kontroll av en sentralbank. Nakamoto sto selv bak skapelsesblokken, også kalt *the genesis block*. Gjemt i koden til denne blokken hadde Nakamoto skrevet følgende tekst:

“The Times 03/Jan/2009 Chancellor on brink of second bailout for banks”.

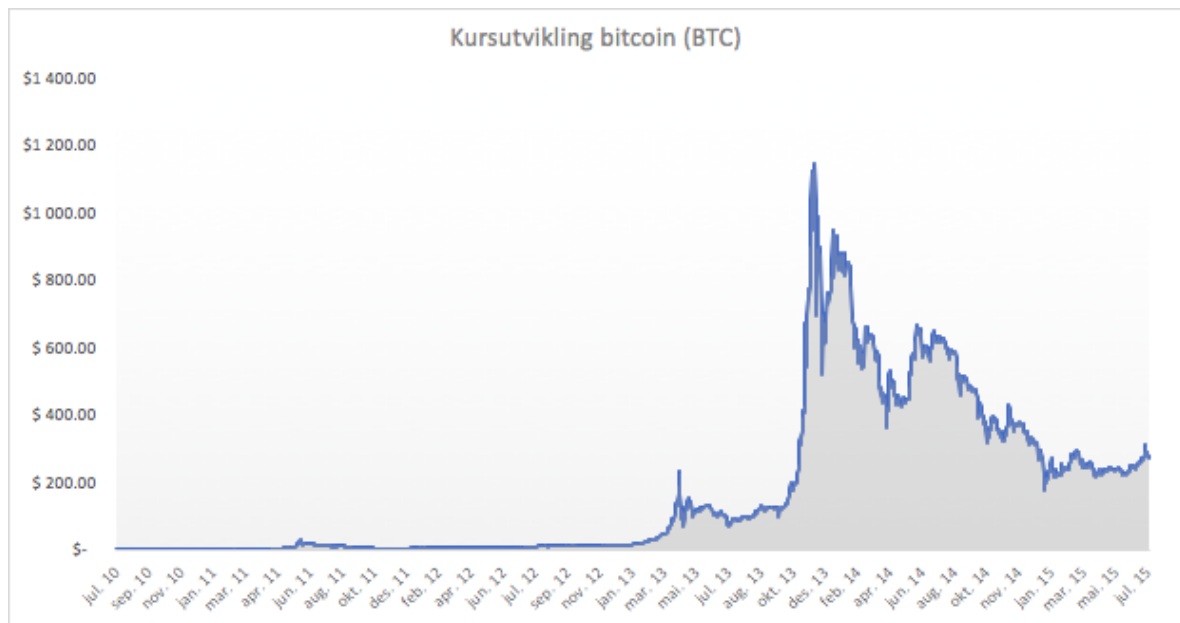
Med dette sitatet rettet han et stikk til de etablerte finansaktørene som på dette tidspunkt befant seg i en dyp resesjon. Finanskrisen i 2008-09 som spredde seg fra USA til hele verden, hadde skapt stor mistillit til pengesystemet, myndigheter og de etablerte finanshusene.

Når vi skriver om Bitcoin, skiller vi mellom nettverket som håndterer transaksjoner og selve valutaen bitcoin. For å skille de benyttes Bitcoin med stor B til å snakke om nettverket og teknologien, mens bitcoin med liten b benyttes til å snakke om valutaen (Jenssen, 2018). De første årene av Bitcoins historie var preget av liten utbredelse og lite omsetning. Verdien på en bitcoin lå mellom 0 og 100 amerikanske dollar helt frem til august 2013. Deretter fikk man en dramatisk vekst i prisen hvor kursen nesten nådde 1000 dollar per bitcoin i løpet av få måneder. Den store optimismen førte til stor vekst i antall nye og konkurrerende kryptovalutaer, som for eksempel Ripple og Litecoin. Utover 2014 skjedde det derimot stadig flere negative hendelser som førte til at kryptovalutaers omdømme falt kraftig, med påfølgende fall i kursene. Dette skyldtes blant annet myndighetenes økte interesse for bitcoin og

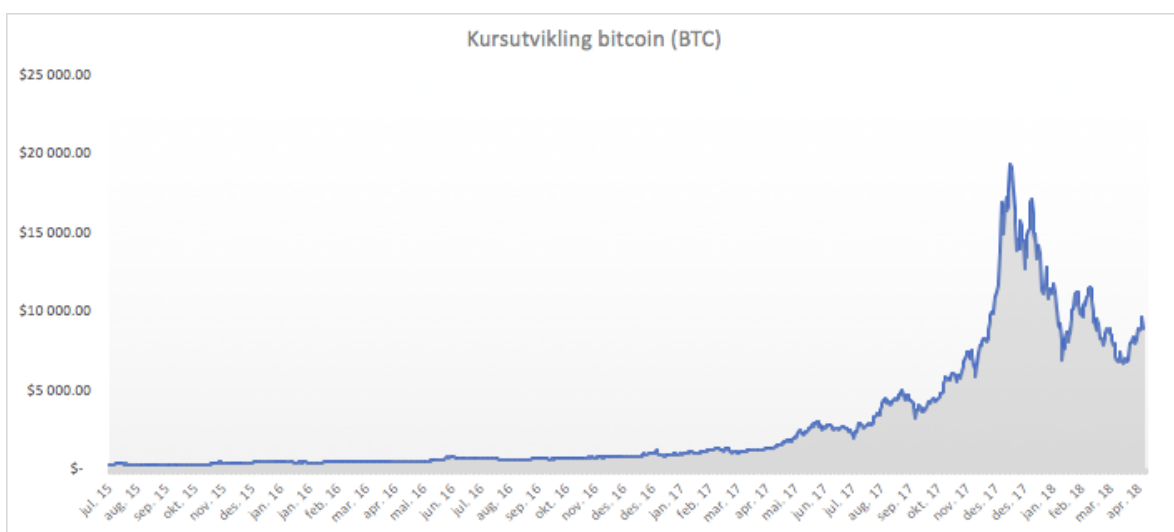
kryptovaluta. Myndighetene fryktet at kriminelle aktører kunne utnytte Bitcoins teknologi til kriminelle formål grunnet bitcoins mulighet for relativt anonyme transaksjoner. Samtidig skjedde det i denne perioden en annen svært alvorlig hendelse. Mt. Gox, som på denne tiden var den største børsen for handel i kryptovaluta, opplevde et hackerangrep hvor 850.000 bitcoins til en verdi av mer enn 450 millioner dollar ble stjålet fra børsens kunder.



Figur 1. Bitcoins kursutvikling juli 2010- mars 2018, målt i amerikanske dollar. Verdier på y-akse går fra 0-25.000\$. Verdier på x-akse viser tid.



Figur 2. Bitcoins kursutvikling juli 2010 – juli 2015, målt i amerikanske dollar. Verdier på y-akse går fra 0 til 1400\$. Verdier på x-akse viser tid.



Figur 3. Bitcoins kursutvikling juli 2015- mars 2018, målt i amerikanske dollar. Verdier på y-akse går fra 0-20.000\$. Verdier på x-akse viser tid.

Etter en toårsperiode med mindre svingninger i bitcoin-sammenheng passerte bitcoin 1000 dollar igjen i februar 2017, som vi ser av figur 3. Perioden etter dette preges av en ekstrem vekst i bitcoin kursen. Vi ser av figur 3 at kursen nådde en foreløpig topp den 17. desember,

hvor prisen var 19.783 dollar. Perioden etter at kursen nådde denne toppen og frem til dags dato har derimot vært preget av nedgang og ekstrem volatilitet. Man har blant annet sett bitcoin kursen nede på 6000\$-tallet i løpet av de første månedene i 2018.

Samtidig har det i denne perioden også blitt lansert terminkontrakter på bitcoin hos to av de største råvarebørsene i USA. Dette er noe som kan være med på å legitimere bitcoin, ved at det nå er blitt mulig å investere i bitcoin på mer anerkjente og myndighetsregulerte børser. Liew og Hewlett (2017) peker på dette som en av faktorene for at tiden nå er inne for at institusjonelle investorer virkelig bør vurdere å gjøre sin entré i kryptovalutamarkedet. De finner samtidig at bitcoin har unike diversifiseringsegenskaper i en portefølje, og at en optimal allokering i en portefølje bestående av amerikanske aksjer, obligasjoner og råvarer bør være på 1.3%.

Inspirert av artikkelen til Liew og Hewlett har vi i vår oppgave valgt å se på om norske institusjonelle investorer kan bruke kryptovaluta til å øke graden av diversifisering i sine porteføljer. Mens Liew og Hewlett undersøkte bitcoins posisjon i en optimal portefølje i et helt generelt investeringsunivers, vil vi se på bitcoins posisjon i konkrete norske innskuddspensjonsfond. På tross av høy volatilitet og usikkerhet i kryptovaluta markedet, mener vi at det er interessant å undersøke om kryptovaluta kan bidra til økt diversifisering.

I oppgaven gjør vi en porteføljeoptimering basert på rammeverket i moderne porteføljeteori. Vi analyserer 6 ulike pensjonsprofiler og tester om disse kunne hatt nytte av å inkludere kryptovaluta som en alternativ aktivaklasse i allerede diversifiserte porteføljer. En pensjonsprofil er i denne sammenheng et uttrykk for hvordan sammensetningen av aktiva er i en portefølje som er laget for innskuddspensjonsfond. For eksempel vil en pensjonsprofil med høy risikoprofil inneholde en større andel aksjer i sammensetningen. Tilsvarende vil en pensjonsprofil med lav risikoprofil ha en lavere andel aksjer i sin sammensetning.

I kapittelet som følger vil vi presentere en nøye gjennomgang av hva kryptovaluta er med et særskilt fokus på Bitcoin. Vi forklarer også hvordan dagens innskuddspensjonsfond forvaltes. Samtidig vil vi også beskrive og diskutere risikofaktorer som er vesentlige ved en investeringsbeslutning i kryptovaluta.

2. Bakgrunn og litteraturgjennomgang

2.1 Kryptovaluta og blokkjeden

Det norske Finanstilsynet definerer virtuelle valutaer på følgende måte: “En virtuell valuta er en type uregulerte, digitale penger som ikke er utstedt eller garantert av en nasjonal sentralbank, og som kan fungere som betalingsmiddel” (Finanstilsynet, 2013 a).

De fleste virtuelle valutaer er basert på kryptografi og klassifiseres derfor som kryptovalutaer. Det vi i dag kjenner som kryptovalutaer oppstod som et biprodukt av Bitcoin. Som nevnt i introduksjonen ble Bitcoin lansert av en eller flere skapere bak pseudonymet Satoshi Nakamoto. Bitcoin var en beskrivelse av hvordan man kunne bygge et desentralisert, digitalt pengesystem. Med dette menes et system som legger til rette for at pengetransaksjoner kan gjennomføres direkte mellom parter, hvor som helst, når som helst, og på tvers av landegrenser. Dette uten at man trenger å involvere en tredjepart i form av en bank eller et kredittkortselskap. Strukturen medfører også at transaksjoner gjennom Bitcoin systemet ikke er underlagt overvåking og/eller regulering av myndigheter eller andre sentrale aktører. Vi vil i delkapitlene under presentere hva en blokkjede er, hva som menes med digital utvinning og hvordan Bitcoin fungerer.

2.1.1 Blokkjeden

Bitcoin og andre kryptovaluta bygger på den underliggende blokkjedeteknologien. I dette avsnittet vil vi forsøke å gi en enkel forklaring på hva blokkjedeteknologi er og hvordan det fungerer. Vi vil bruke blokkjeden til Bitcoin som eksempel.

Bitcoin er et desentralisert nettverk. Det vil si at det ikke er en person, et selskap, en organisasjon eller lignende som er ansvarlig for driften av nettverket, slik det er i tradisjonelle betalingssystemer. Istedenfor er det brukere av Bitcoins programvare selv som sørger for at systemet fungerer. Dette gjøres ved at brukere stiller datamaskiner til disposisjon for nettverket. Disse datamaskinene kalles *noder* og er datamaskiner som har Bitcoins programvare installert og som kjører denne. En bruker som opererer en node kalles for en *miner*. På norsk kan vi bruke ordet utvinner.

Som navnet tilsier består Bitcoins blokkjede av en rekke blokker med transaksjoner som kobles sammen i en kjede. Hver blokk er en gruppering av transaksjoner som nettverkets noder har godkjent. Når en blokk er verifisert og godkjent av nettverket, legges den til i blokkjeden. På denne måten fungerer blokkjeden som en desentralisert distribuert database eller hovedbok, som holder oversikt over penger og kontoer. Alle nodene har tilgang til denne hovedboken.

Mer spesifikt inneholder en blokk detaljer om flere transaksjoner. For hver enkelt transaksjon finnes det informasjon om hvem som er mottaker, hvem som er avsender og hvilket beløp transaksjonen gjelder. I tillegg til transaksjonsinformasjonen inneholder hver blokk et individuelt fingeravtrykk i form av en unik identifiserbar kode, samt tilsvarende fingeravtrykk til den foregående blokken i kjeden. Ved hjelp av disse fingeravtrykkene kobles blokkene sammen slik at man oppnår en kjede av blokker.

2.1.2 Utvinning

Bitcoin-nettverket er bygget på prinsippet om at de aktørene som yter mest arbeid for å holde det i drift, også skal belønnes tilsvarende. I denne sammenheng er arbeid lik prosessorkraften (CPU-kraft) hos de ulike nodene. Belønningen kommer i form av nye bitcoins og en transaksjonsavgift. Derfor kalles aktørene bak nodene for utvinnere, og prosessen hvor nye blokker legges til blokkjeden kalles utvinning.

I utvinningen konkurrerer utvinnerene om å løse såkalte krypteringsoppgaver. Dette er matematiske problemer hvor vanskelighetsgraden på problemene øker jo høyere konkurranse det blir mellom nodene i nettverket. Det er kun én node som har mulighet til å legge til en ny blokk hver gang, og derfor oppstår det en konkurranse blant de ulike nodene om å være først til å løse krypteringsoppgaven. Hver node setter sammen en egen blokk av foreløpig ubekreftede transaksjoner og prøver å løse krypteringsoppgaven med sin prosessorkraft. Den første noden som løser problemet, kringkaster løsningen til resten av nettverket og får sin blokk lagt til i hovedboken dersom disse godkjenner blokkens innhold. I dette steget validerer de andre nodene løsningen på krypteringsproblemet, den nye blokkens fingeravtrykk og den foregående blokkens fingeravtrykk. Med dette sikres det at transaksjonene i blokken er valide, og at bitcoinsene det gjelder ikke er dobbeltbrukt. De andre noderes påbegynte blokker forkastes med en gang en ny blokk er godkjent i nettverket. Utvinneren bak noden som var

først, mottar nye bitcoins samt transaksjonsavgiftene som tilhører blokkens transaksjoner som en belønning for arbeidet.

Utvinningen er selve fundamentet som sørger for at blokkjeden fungerer som en måte å oppnå konsensus rundt transaksjoner uten behov for en sentral aktør. Dette i motsetning til de tradisjonelle betalingssystemene, hvor kontrollen er sentralisert hos en aktør. Dette er mulig fordi nettverket i seg selv er bygget slik at de utvinnerene som bidrar med mest arbeidskraft, automatisk mottar et økonomisk incentiv som kompensasjon. Man trenger derfor ikke en sentral aktør til å gi dette incentivet.

Utvinnings-prosessen kan oppsummeres på følgende måte

1. Nye transaksjoner kringkastes til nettverkets noder.
2. Hver node samler transaksjoner i en blokk.
3. Hver node konkurrerer om å være først til å løse et krypteringsproblem.
4. Når den første noden har funnet løsningen, kringkastes denne blokken til de andre nodene.
5. De andre nodene validerer blokken ved å sjekke løsningen på krypteringsproblemet, samt at fingeravtrykkene stemmer.
6. Når blokken er akseptert, forkastes alle de andre noderes påbegynte blokker, og prosessen gjentas fra steg 1 med nye transaksjoner.

2.1.3 Digitale lommebøker

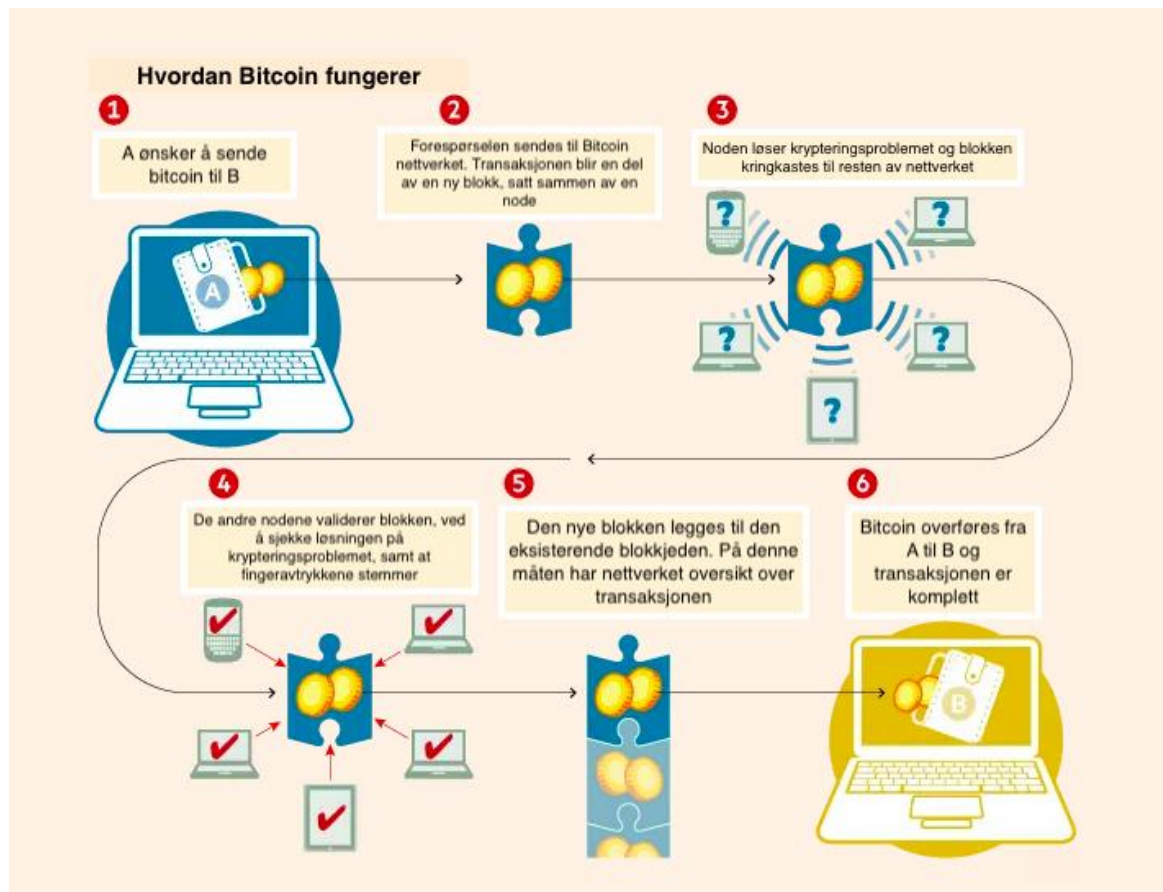
Mens vi i delkapittelet over forklarte hvordan transaksjoner prosesseres i Bitcoin-nettverket, vil vi i dette delkapittelet forklare hvordan bitcoin overføres mellom brukere.

For å bruke bitcoin behøver man en digital lommebok. En digital lommebok er i praksis en programvare man kan installere på en datamaskin eller mobiltelefon hvor man oppbevarer bitcoin. Helt enkelt forklart kan man sammenligne en digital lommebok med en tradisjonell nettbank.

For å utføre en transaksjon med den digitale lommeboken brukes det en privat nøkkel og en offentlig nøkkel. Den offentlige nøkkelen kan sammenlignes med et bankkontonummer og er adressen som bitcoin sendes til og fra. Den offentlige nøkkelen er en del av transaksjonsdetaljene som legges til en blokk som beskrevet i delkapittelet over. Den private nøkkelen kan sammenlignes med passordet man bruker for å logge inn i nettbanken og er en kryptert signatur man benytter for å utføre og legitimere transaksjoner.

I Bitcoin-nettverket utføres alle transaksjoner mellom digitale lommebøker, og disse transaksjonene lagres kronologisk i blokkjeden. En transaksjon av bitcoin mellom to digitale lommebøker gjennomføres ved at en part sender en forespørsel til Bitcoin-nettverket med ønske om å gjennomføre en transaksjon. Forespørselen inneholder motpartens offentlige nøkkel som fungerer som adresse for transaksjonen. Denne forespørselen legitimeres ved at førsteparten signerer forespørselen med sin private nøkkel. Sammen med forespørselen vedlegges en referanse til opphavet av bitcoinsene transaksjonen gjelder. Dette fungerer som et bevis på at personen som ønsker å gjøre transaksjonen er den rettmessige eier av dem. På denne måten sikres det at man unngår urettmessig dobbeltbruk av samme bitcoin.

En illustrasjon over hvordan Bitcoin-nettverket fungerer vises i figur 4 under.



Figur 4. Illustrasjon av hvordan Bitcoin-nettverket fungerer. Oversatt illustrasjon av Wild og Stafford (2015).

2.2 Klassifisering av kryptovaluta

Den store oppmerksomheten rundt kryptovalutaer har aktualisert spørsmålet om hva kryptovalutaer egentlig er og kan klassifiseres som. Det finnes ingen global enighet rundt hvilken klassifisering kryptovalutaer skal gis. Til tross for at bitcoin kalles kryptovaluta, har det så langt vært vanskelig å argumentere for at de fungerer som substitutter for tradisjonelle nasjonale valutaer.

2.2.1 Definisjon av penger

For å kunne diskutere hvorvidt kryptovalutaer kan likestilles med de tradisjonelle nasjonale valutaene er det viktig å forstå hva penger og valuta egentlig er. I denne oppgaven vil

begrepene penger og valuta brukes om hverandre. Tradisjonelt sett har penger hatt tre definerende funksjoner (Asmundson og Ceyda, 2012).

1. Verdioppbevaring
2. Verdimål
3. Byttemiddel

2.2.2 Verdioppbevaring

Med funksjonen verdioppbevaring menes det at pengenes verdi over tid er stabil slik at de kan opptjenes og spares for bruk i fremtiden. Man må kunne forvente å opprettholde tilnærmet den samme kjøpekraften fra tidspunktet pengene erverves til tidspunktet de benyttes. For å tilfredsstille denne funksjonen må pengene altså ikke være utsatt for drastiske verdifall. Verdifall kan for eksempel utløses av store økninger i den totale pengemengden i økonomien slik at hver enkelt pengeenhet reduseres i verdi. Globalt har man sett flere eksempler på hyperinflasjon som følge av valutaers verdifall. Det seneste eksempelet på dette er Venezuelas valuta Bolivar som i desember 2017 falt så kraftig i verdi at det utløste en inflasjon på over 4000% (Smith, 2017).

2.2.3 Verdimål

Funksjonen verdimål innebærer at penger muliggjør relativ sammenligning av verdi på ulike produkter og tjenester. Penger brukes derfor til å fastsette en felles verdi på disse. På denne måten unngår man å måtte finne egnede vekslingskurser mellom disse produktene og tjenestene.

2.2.4 Byttemiddel

Den tredje funksjonen penger må ha er at de må kunne fungere som et allment godkjent byttemiddel for varer og tjenester. I tillegg må penger kunne brukes for å gjøre opp gjeldsforpliktelser. For at penger skal kunne fungere som et byttemiddel bør de oppfylle visse betingelser. De bør være forbundet med tillit slik at folk tror på at de vil ha en verdi også i fremtiden. De bør være lette å flytte, og de bør ikke være enkle å forfalske eller kopiere. I tillegg bør de være enkle å dele opp i mindre enheter.

2.2.5 Pengers historie

Gjennom historien har man i hovedsak hatt tre ulike kategorier av penger (Davies og Glynn, 2002).

1. Varepenger
2. Råvarebaserte penger
3. Fiat penger

2.2.6 Varepenger

Gjennom en stor del av menneskets historie har varepenger fungert som den primære form for penger. Eksempler på varepenger er prosesserte metaller som eksempelvis gull og sølv. Denne formen for penger har altså en egenverdi som er uavhengig av dens verdi som pengeenhet. Fordelen med varepenger er at de historisk sett har en verdi som er stabil over tid og med det oppfyller funksjonen for verdioppbevaring. Ulempen er derimot at varepenger ofte er vanskelige å flytte og transportere. Dessuten er det ofte problematisk å gjennomføre transaksjoner med små beløp, ettersom varepenger ofte ikke er like enkle å dele opp i mindre enheter.

2.2.7 Råvarebaserte penger

For å løse problemene med varepenger gikk man etterhvert over til et pengesystem med råvarebaserte penger. Dette var det første steget på vei mot det pengesystemet vi kjenner i dag. Man introduserte sedler og mynt hvor verdien var forankret i råvarer som gull og sølv. Systemet innebar altså at man var garantert å kunne bytte pengene mot råvaren de var forankret i. Systemet var altså basert på tillit. Pengeenhetene i seg selv hadde ingen egenverdi, men var støttet av en underliggende råvare. Fordelen med dette systemet var at pengeenhetene nå var enkle å transportere og flytte, samt at man kunne dele opp pengene i mindre enheter og dermed enklere kunne gjennomføre mindre transaksjoner. Det knyttet seg likevel problemer også til denne formen for penger. Det var for eksempel periodevis vanskelig å opprettholde et ønsket inflasjonsnivå. Et eksempel på dette skjedde midt på 1800-tallet. På denne tiden var den amerikanske dollaren forankret i gull. Samtidig ble det oppdaget store gullforekomster, noe

som førte til en unormalt høy inflasjon. Dette fordi økt tilbud av gull førte til at verdien på gull gikk ned i forhold til andre varer, med den konsekvens at også dollaren ble mindre verdt (SSB, 2014).

2.2.8 Fiat-penger

Pengene vi kjenner i dag kalles fiat-penger. Ordet *fiat* kommer av det latinske uttrykket for "la det bli" og er brukt fordi myndigheter har bestemt at pengene skal ha verdi (Norges Bank, 2017). Dette er altså penger som utstedes av en sentralbank som garanterer for pengenes verdi. Pengene kan ikke innløses i bytte mot råvarer og er således verdiløse i seg selv. Systemet bygger på tillit og pengenes verdi er basert på garantien fra sentralbanken som utsteder pengene. Dessuten er fiat-penger ofte tvungne betalingsmidler i samfunnet. Det vil si at bedrifter og organisasjoner er juridisk forpliktet til å akseptere dem som betalingsmiddel. Fiat-penger kan eksistere både som fysiske mynter og sedler, men også som elektroniske penger. Elektroniske penger er en elektronisk lagret pengeverdi som utsteder er ansvarlig for at overføres til der pengene skal benyttes (Finanstilsynet, 2017 b).

2.2.9 Debatten rundt kryptovaluta som penger

Som nevnt tidligere finnes det ingen global enighet rundt hvorvidt kryptovaluta kan klassifiseres som en valuta eller ikke. Det har likevel ikke vært mangel på hverken debatt eller meninger rundt dette. En av de nyeste rapportene på emnet, gjort av den svenske Riksbanken, konkluderer med at kryptovaluta ikke er å regne som penger (Sveriges Riksbank, 2018). Rapporten peker på problemet med at kryptovaluta hverken er knyttet til en råvare slik som råvarebaserte penger er, eller at den er utstedt av en sentralbank som kan garantere for dens verdi. Videre konkluderer rapporten med at kryptovaluta ikke oppfyller alle de tre funksjonene nevnt i delkapittel 2.2.1, som definerer hva penger er. Spesielt knyttes det bekymring til at kryptovaluta så langt har blitt brukt mer som et investeringsobjekt enn som et betalingsmiddel.

Den norske sentralbanksjefen, Øystein Olsen, har også har uttalt seg kritisk. I desember 2017 uttalte han: "bitcoin har noen alvorlige mangler" (Halvorsen, 2017). Han uttalte seg samtidig positivt rundt potensialet til den underliggende blokkjedeteknologien, men advarte mot bruk av bitcoin som et investeringsobjekt og som et betalingsmiddel.

Flere studier har også blitt gjort på emnet med varierende konklusjoner. Hovedsakelig har studiene undersøkt bitcoin. Yermack (2013) stiller seg for eksempel kritisk til bitcoins egnethet som valuta. Studien argumenterer for det første med at bitcoin ikke fungerer som et egnet verdioppbevaringsmiddel grunnet den store prisvolatiliteten og den potensielle risikoen for tyveri og hacking. For det andre påpekes det at bitcoin egner seg dårlig som et verdimål grunnet visuelle skaleringsproblemer. Ettersom Bitcoin har et maksimalt tak på 21 millioner bitcoins, skaper dette en utfordring når man skal benytte bitcoin i transaksjoner av mindre beløp. En bitcoin kan riktignok helt problemfritt deles opp helt ned til åtte desimaler dersom man ønsker å bruke mindre enn en hel enhet. Likevel vil det av praktiske årsaker potensielt være forvirrende og problematisk for forbrukere å bedrive prissammenligning. For eksempel vil det å skulle ha en intuitiv forståelse av hva den egentlige verdien på 0,00000001 bitcoin er, være litt av en utfordring. På bakgrunn av dette argumenterer rapporten for at bitcoin egner seg best som et investeringsobjekt og ikke som en valuta.

Andre studier har likevel vært mer positive. Folkinstheyn et al. (2015) ser store muligheter for at Bitcoin etterhvert kan bli et internasjonalt betalingssystem og fungere som en disruptiv innovasjon i dagens betalingsmarked. Studien påpeker spesielt det store potensialet Bitcoin kan ha for innbyggere i geografiske områder hvor tilgangen på banktjenester som vi i vesten tar for gitt, er dårlige.

Ciaian et al. (2016) har kanskje utarbeidet den mest omfattende studien på området. Denne undersøker hvorvidt bitcoin kan sies å oppfylle pengers tre funksjoner. Studien finner at bitcoin har flere karakteristikk som skiller seg fra tradisjonelle valutaer under alle de tre funksjonene med både positive og negative effekter. Det konkluderes med at bitcoins store prisvolatilitet sammenlignet med tradisjonell valuta gjør den uegnet som en substitutt for de fleste valutaer. I likhet med Folkinshteyn et al. påpeker den likevel Bitcoins store potensial som et internasjonalt betalingssystem, spesielt i utviklingsland med ustabile finansielle systemer.

I lys av de ovennevnte argumenter gis det ingen klar konklusjon på om bitcoin er penger eller ei. Argumentene heller likevel mest i retning av at bitcoin minner mer om et investeringsobjekt enn penger. På bakgrunn av dette, samt det faktum at i det norske skattesystemet behandles

bitcoin som et formuesobjekt (Skatteetaten, 2017), kommer vi derfor til å behandle bitcoin på samme måte som et tradisjonelt aktivum i vår oppgave.

2.2.10 Prisdannelse i bitcoin

Ettersom vi velger å se på bitcoin som et investeringsobjekt, er det relevant å undersøke hvilke faktorer som kan påvirke prisen og dermed også avkastningen.

Bitcoin-prisen vil i stor grad være avhengig av samspillet mellom tilbud og etterspørsel (Ciaian et al., 2016). Med utgangspunkt i kvantitetsteori vil tilbudet av bitcoin bestemmes av det totale antallet bitcoins som er i sirkulasjon i økonomien. Etterspørselen representeres av transaksjonsvolum og omløpshastighet. I følge teorien vil prisen stige dersom transaksjonsvolumet av bitcoins stiger, eller dersom det generelle prisnivået i økonomien stiger. I motsatt tilfelle vil prisen falle dersom omløpshastigheten faller, eller dersom tilbudet faller.

Ciaian et al. finner også at bitcoin ikke har en underliggende fundamental verdi. Verdien er derfor i stor grad styrt av framtidsforventninger. Prisen utvikler seg dermed i takt med forventningene til hvilken pris den vil ha i fremtiden.

Tilbudet er på lang sikt fast og allment kjent. I 2040 vil den siste bitcoin utvinnes og etter dette vil det ikke skapes nye bitcoins. Tilbudet kan derfor sies å være eksogent. Med et eksogent tilbud er det derfor rimelig å anta at prisutviklingen vil drives av endringer i etterspørsel. Større endringer i forventninger om fremtidig prisutvikling kan derfor føre til endring i etterspørsel som igjen vil drive den videre prisutviklingen (Ciaian et al., 2016).

2.3 Risikofaktorer som kan påvirke bitcoins etterspørsel

2.3.1 Systemrisiko

Som nevnt ovenfor vil bitcoins prisutvikling i stor grad drives av forventningsendringer omkring pris. Flere faktorer kan bidra til å endre slike forventninger. En av disse kan være usikkerhet og frykt rundt selve Bitcoin systemet. Ettersom bitcoin ikke har en underliggende fundamental verdi kan bitcoins verdi i teorien gå helt ned til null dersom tilliten til systemet forsvinner.

2.3.2 Sikkerhetsbrudd og hacking

En annen faktor er risikoen for sikkerhetsbrudd og hackerangrep. Selv om selve Bitcoin-nettverket aldri har vært utsatt for slike sikkerhetsbrudd, har flere av børsene hvor man kan kjøpe og selge bitcoins vært utsatt for angrep. Eksempelvis falt bitcoin kursen med nesten 50% i februar 2014 etter et hackerangrep som resulterte i kollaps for kryptovalutabørsen Mt. Gox.

2.3.3 Attraktivitet

En tredje faktor er omdømme, attraktivitet og publisitet. Ciaian et al. (2016) måler dette ved både antall besøk på Bitcoins Wikipedia-side, samt antall nye brukere på det største sosiale mediet som omhandler Bitcoin. Studien finner at en positiv endring i begge disse variablene har en signifikant positiv påvirkning på bitcoins pris.

Urquhart (2018) forsøker å finne hvilke faktorer som bidrar til å øke oppmerksomheten rundt Bitcoin. Studien undersøker hvilke variabler som bidrar til å øke frekvensen av søk på ordet *Bitcoin* i søkemotoren Google. Studien finner at bitcoins volatilitet i seg selv gir økt frekvens. Resultatene viser at dersom gårdsdagen var forbundet med høyere volatilitet, så vil interessen rundt Bitcoin målt i antall søk øke påfølgende dag.

2.3.4 Makroøkonomiske forhold

I likhet med andre investeringsobjekter er det også rimelig å forvente at bitcoin-kursen vil variere med den generelle finansielle og makroøkonomiske utviklingen. Dette kan for eksempel måles ved utviklingen i pris på større aksjeindekser, råvarepriser eller valutakurser. Man kan tenke seg eksempler på både positiv og negativ samvariasjon i disse tilfellene. En positiv makroøkonomisk utvikling, målt ved for eksempel en økende aksjeindeks, kan tenkes å vise en økning i den generelle etterspørselen i økonomien og dermed også gi en positiv prisutvikling for bitcoin. Samtidig kan man også tenke seg eksempler på det motsatte. Det kan tenkes at i tider med finansiell uro eller mistillit i markedene, for eksempel målt ved en kraftig nedgang i en aksjeindeks, at det oppstår økt etterspørsel etter alternative investeringer i form av såkalte “trygge havner”. Om Bitcoin kan sies å være en slik trygg havn eller ikke, er noe vi kommer til å beskrive mer om i delkapittel 2.4.4.

2.3.5 Konkurransforhold

Per dags dato er bitcoin den største aktøren i kryptovalutamarkedet. Per 1. mai 2018 er bitcoins markedsandel 36,93% (Coinmarketcap, 2018). Til tross for at det stadig lanseres nye kryptovalutaer og det totale markedet har økt i størrelse, har bitcoins markedsandel vært stabil i 2018.

Samtidig er kryptovalutamarkedet preget av stor usikkerhet og høy innovativ utvikling, og det er derfor i praksis umulig å vite hvilken kryptovaluta som blir den neste store. Det kan derfor ikke utelukkes at bitcoins posisjon i markedet på lang sikt kan svekkes kraftig. På kort sikt er det derimot lite som tilsier at bitcoins posisjon er truet. En av grunnene til dette er at handel av nye kryptovaluta stort sett krever at man har bitcoin i utgangspunktet. Kun et fåtall av de mange hundre kryptovalutaene som eksisterer, er listet på børs. Kjøp av nye kryptovalutaer innebærer derfor som regel at man må kjøpe dem med bitcoin. Dette vil derfor trolig drive fremtidig etterspørsel også etter bitcoin.

2.3.6 Regulering

Selv om intensjonen bak Bitcoin og de fleste andre kryptovaluta var å skape et betalingssystem fritt for regulering og statlige inngrep, er det naivt å tro at kryptomarkedet vil kunne fortsette å operere uten at myndigheter involveres i større grad. I mars 2018 ble det avholdt møte blant G20-landene hvor kryptovaluta var en av tingene som sto på dagsorden. Konsensus etter møtet var at regulering etterhvert vil være uunngåelig ettersom kryptomarkedet stadig vokser seg større og på sikt kan true finansiell stabilitet i verdensøkonomien. Samtidig var man enig om at man ikke ønsker å forby kryptovaluta, og at det finnes flere positive ting ved kryptovaluta som det må støttes opp om (Johnson, 2018).

Det er vanskelig å si hvilke konsekvenser eventuell regulering vil ha for prisutviklingen i kryptomarkedet. Man kan forestille seg både utfall med positiv og negativ innvirkning på prisen. Positiv i form av at regulering trolig vil gjøre det mer stuerent for blant annet institusjonelle investorer å gå inn i markedet, noe som vil øke etterspørselen etter bitcoin. Samtidig kan man se for seg en situasjon hvor overregulering kan skape usikkerhet og negativ utvikling i pris. For eksempel kan man tenke seg en situasjon hvor bitcoin reguleres slik at det

blir til hinder for innovativ utvikling. Dette kan bidra til at etterspørselen i stedet flyttes over til en ny kryptovaluta som ikke er regulert på samme måte.

2.3.7 Energiforbruk

Ett av problemene som har oppstått parallelt med Bitcoins økende popularitet, er det økte energiforbruket som kreves for å opprettholde nettverket. Slik nettverket er designet per dags dato, vil energiforbruket vokse eksponentielt sammen med økt bruk. Større tilstrømning til nettverket fører til at vanskelighetsgraden på krypteringsproblemene som brukes i utvinningsprosessen øker. Dette med den konsekvens at det stadig trengs mer prosessorkraft i nodene for at utvinnerene skal kunne opprettholde sin konkurranseevne. På denne måten øker derfor energiforbruket.

I 2017 brukte en transaksjon i Bitcoin-nettverket 5000 ganger så mye energi som en VISA transaksjon (Conti, 2017). Det er derfor ikke vanskelig å argumentere for at dette er et problem som potensielt kan være ødeleggende for Bitcoins fremtid. Det jobbes likevel med løsninger som i fremtiden kan bidra til å redusere dette problemet. Vi vil beskrive en av disse i delkapittel 2.4.2.

2.4 Fordeler som kan påvirke bitcoins etterspørsel

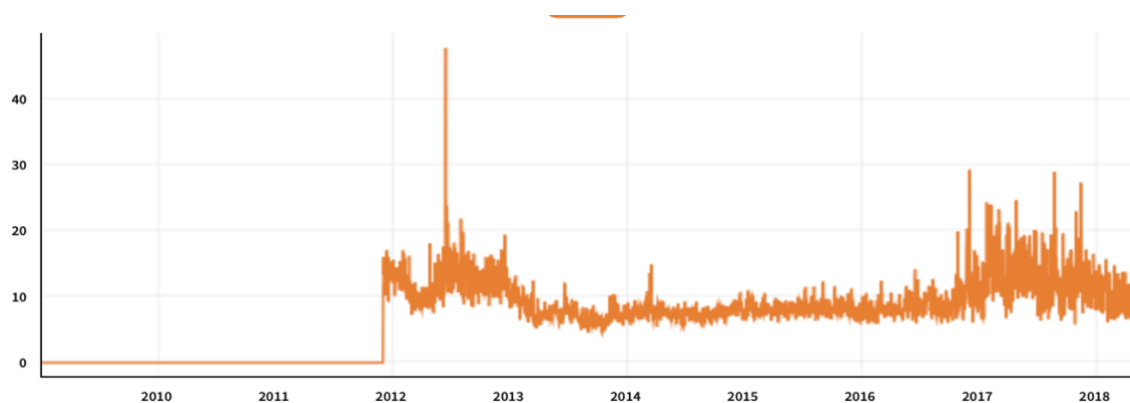
Som vi har beskrevet i delkapitlene ovenfor, drives bitcoin-prisen hovedsakelig av etterspørsel. Etterspørselen drives hovedsakelig av forventninger omkring fremtidig prisvekst. Likevel er det interessant å undersøke om det finnes aspekter og fordeler ved selve produktet Bitcoin som også eventuelt kan bidra til økt prisvekst.

2.4.1 Begrenset tilbud

Bitcoin er programmert slik at det maksimalt kan utvinnes 21 millioner bitcoins. Tilbudet er altså begrenset og vil aldri overstige dette antallet. Nye bitcoins introduseres gradvis ved hjelp av digital utvinning slik vi har beskrevet tidligere, og den siste bitcoin vil utvinnes i 2040. Det begrensede tilbudet kan bidra til at verdien på hver bitcoin øker dersom man samtidig har en økende etterspørsel. Dette fordi det da vil oppstå en situasjon hvor bitcoin blir en knapp ressurs.

2.4.2 Transaksjonstid og kostnader

Lav transaksjonstid og lave transaksjonsavgifter har siden lanseringen av Bitcoin vært sett på som systemets største komparative fordel sett i forhold til tradisjonelle betalingssystem. Figur 5 illustrerer medianen for transaksjonstid målt i minutter siden introduksjonen av Bitcoin i 2010.



Figur 5. Median for transaksjonstid i Bitcoin målt i minutter (Quandl, u.d.).

Som vi ser av figuren har transaksjonstiden hatt en median på 10 minutter de fleste årene i nettverkets eksistens. Vi ser likevel at enkelte perioder kjennetegnes av langt høyere transaksjonstid. Disse periodene samsvarer med periodene hvor populariteten og bruken av bitcoin har vært størst. Dette har naturligvis resultert i kritikk om at Bitcoin ikke er skalert til å håndtere stort nok volum av transaksjoner. Bitcoins kjernekode er programmert slik at blokkjeden kan håndtere opptil 7 transaksjoner per sekund. Til sammenligning utfører VISA-nettverket mellom 2-4000 transaksjoner per sekund. En mulig løsning på dette kan være “*The lightning network*” som ble foreslått av Joseph Poon og Thaddeus Dryja i 2015. Denne innovasjonen som er tiltenkt å fungere side om side med dagens blokkjede, skal i fremtiden kunne sørge for at man skal kunne gjennomføre millioner av transaksjoner per sekund (Lightning Network, u.d.).

2.4.3 Internasjonale overføringer

I dagens tradisjonelle betalingssystemer tar en overføring over landegrenser ofte flere dager før den er fullført. I tillegg betaler man gjerne en betydelig sum i transaksjonsavgift til en eller begge bankene som er involvert i transaksjonen. Ved overføring gjennom Bitcoin systemet vil transaksjonen gå mye raskere og til en langt lavere kostnad. En annen fordel med internasjonal overføring gjennom Bitcoin systemet er at man slipper vekslingsgebyr mellom valutaer.

2.4.4 Likheter til gull - Bitcoin som en trygg havn i en finanskrise

Det finnes flere ulike teorier og sammenligninger av bitcoin og gull, når det kommer til deres egenskap til å fungere som en *trygg havn* ved et større aksjekursfall. Baur and Lucey (2010) definerer en *trygg havn* som et aktivum som er ukorrelet eller negativt korrelert med et annet aktivum i tider med stor finansiell uro og prisfall.

Bourie et al. (2017) viser at bitcoin i noen få tilfeller har egenskaper overfor andre aktiva som gjør den egnet til å operere som en trygg havn ved kortere nedturer. Spesielt overfor obligasjoner, aksjer og olje. De poengterer likevel at bitcoin i de fleste tilfeller ikke vil virke spesielt godt som en trygg havn.

Stavroyiannis og Babalos (2017) kommer til samme konklusjon og finner ingen tegn til at bitcoin er en såkalt trygg havn. De finner også at bitcoin heller ikke fungerer som en hedge ovenfor S&P500.

Wong et al. (2018) kommer derimot frem til at bitcoin er sterkt negativt korrelert med S&P500. Videre finner de også negativ korrelasjon i forhold til obligasjoner og gull, men denne korrelasjonen er ikke statistisk signifikant. På bakgrunn av dette argumenterer de for at bitcoin er egnet til bruk som en sikring overfor aksjer og obligasjoner.

Også utenfor akademia har det blitt diskutert hvorvidt en kan bruke bitcoin som en trygg havn. En gruppe analytikere fra investeringsbanken Goldman Sachs skrev i en rapport publisert til sine kunder i januar 2018, at kryptovalutaer som bitcoin på sikt kan ha lignende egenskaper som gull (Delventhal, 2018). Det er likevel mye som tyder på at bitcoin ikke er helt der enda. Da aksjemarkedene i verden falt i slutten av januar 2018 og i begynnelsen av februar 2018,

falt bitcoin betydelig raskere. Prisen på gull terminkontrakter holdt seg imidlertid relativt stabilt i perioden (Cheng, 2018 a).

Sylvestre (2018) har sett på korrelasjonen mellom markedssentiment i aksjemarkedene, målt ved den såkalte VIX indeksen, og bitcoin prisen. VIX indeksen viser markedets 30 dagers forventning om volatilitet, basert på implisitt volatilitet i ulike S&P500 opsjoner (Investopedia, 2018). Funnene viser et moderat negativt forhold mellom VIX indexen og bitcoin-kursen. Dette vil si at dersom frykten for et markeds-fall synker, vil prisen på bitcoin stige. Det motsatte skjer dersom forventningene til markedet stiger, da vil prisen på bitcoin øke. Funnene i denne undersøkelsen viser at beskrivelsen av bitcoin som et digitalt gull kan være feil.

2.5 Terminkontrakter på Bitcoin

I desember 2017 kom de første terminkontraktene på bitcoin. Først ut med å tilby slike kontrakter var Chicago Board Options Exchange (CBOE), tett etter fulgt av Chicago Mercantile Exchange (CME) (Bajpai, 2017). En terminkontrakt gjør det mulig for investorer å kjøpe aktiva til den fremtidige kursen de tror de underliggende aktivaene vil ha. Med andre ord fungerer en bitcoin terminkontrakt ved at en investor avtaler å kjøpe bitcoin i fremtiden til en gitt pris. Går prisen på bitcoin opp og over den avtalte prisen i terminkontrakten tjener kjøperen på veddemålet. Utfallet er motsatt dersom prisen på bitcoin faller. Det er også mulig å selge (shorte) terminkontrakter på bitcoin. Investoren vil da sitte på “motsatt” side av veddemålet. Han har da avtalt å selge bitcoin til en viss pris i fremtiden. Stiger kursen over den avtalte prisen i veddemålet, taper selgeren penger på handelen.

Både CBOE og CME tilbyr terminkontrakter hvor oppgjøret er i amerikanske dollar, såkalt kontantoppgjør. Det vil si at en ikke mottar kryptovaluta ved terminkontraktens slutt, men kun dens underliggende verdi målt i dollar. Dermed vil investorene være eksponert for svingningene i kryptomarkedet uten at de nødvendigvis trenger å kjøpe kryptovaluta. Samtidig tilbyr begge børsene også såkalte klareringstjenester som sikrer at termin-kontraktenes vilkår overholdes.

Før lanseringen av bitcoin terminkontrakter var det ventet at disse ville åpne opp for etablerte “wall-street” investorer, og dermed også institusjonelle investorer (Chaparro, 2017b). For det første fikk man en regulert markedsplass hvor man kunne handle i kryptovalutaer. Samtidig ble det pekt på at terminkontrakter er det første steget på vei mot “ETF-fond” med kryptovaluta (Browne, 2018). Et “ETF-fond” er et *exchange traded fund*, som helt enkelt forklart er et fond som kan handles på børsen på samme måte som en aksje (Nordnet, 2013).

CBOE har uttalt at de ønsker å tilby flere terminkontrakter på andre kryptovalutaer. De jobber også med å få tillatelse fra det amerikanske finanstilsynet SEC til å lansere sin første bitcoin ETF (Chaparro, 2018). Den andre børsen som tilbyr bitcoin terminkontrakter, CME, ønsker derimot å ha en litt mer forsiktig tilnærming og har ingen planer om å tilby flere kontrakter på nåværende tidspunkt (Baker, 2018). Videre har sjefen for en av verdens største børser, NASDAQ børsen i New York, uttalt at de ser på muligheten for å lansere bitcoin terminkontrakter i løpet av 2018 (Massa og Schatzker, 2018).

2.6 Er bitcoin en boble?

Charles Kindleberger (2000) beskriver aktivabobler som en hurtig verdiøkning i aktivapriser, hvor kursoppgang stimulerer til økt prisforventning fremover, noe som igjen tiltrekker seg nye kjøpere.

Flere fremtredende økonomer har i tur og orden advart mot at bitcoin er en stor boble. Robert Shiller, nobelprisvinner i økonomi, har blant annet uttalt at bitcoin er det beste eksempelet på en boble akkurat nå, og har dratt en sammenlikning til tulipankrakket i Nederland på 1600-tallet (Hartwig, 2017). Shiller begrunner i stor grad sitt syn med at han ikke kan finne en fundamental verdi for bitcoin, og at prisen derfor i stor grad er gitt av markedets sentiment (Shiller, 2017). Den kjente investoren Warren Buffet, samt sjefen for JP.Morgan, Jamie Dimond, har også advart om at bitcoin er en boble som vil sprekke (Kharpal og Ellyat, 2018).

Stokke og Størksen (2014) konkluderte allerede i 2014 at bitcoin var en aktivaboble. Oppgaven konkluderte med at bitcoin prisen i stor grad var drevet av spekulasjon, uten noen fundamental verdi i bunn.

Chung et al. (2015) viser ved hjelp av Phillips et al. (2015)-metoden at det har vært flere kortere bobler og tre store bobler i bitcoin i perioden 2011 til 2013. Disse varte i snitt fra 66 til 106 dager. Videre forklarer de at disse boblene sprakk som følge av større nyheter om bitcoin, som for eksempel ved hackingen av den japanske Mt. Gox børsen.

Su et al. (2018) viser at det har vært fire eksplosive bobler i bitcoin frem til nå. Boblene har alle oppstått etter volatile hendelser i internasjonale markeder. Dette fordi at kjøpere har trukket til kryptomarkedet ved usikkerhet i andre markeder.

Videre tester Chea og Fry (2015) for om det finnes bevis for spekulative bobler i avkastningen til bitcoin, ved å se på to antagelser for bitcoin prisens fundamentale verdi og dens fundamentale risiko. De finner bevis som peker på at bitcoins pris er utsatt for store bobler. I tillegg finner de et empirisk estimat på at bitcoins fundamentale verdi er lik null.

Corbet et al. (2017) finner ved bruk av Phillips et al. (2011) -metodologien at bitcoin for øyeblikket er inne i en boble for alle prisnivåer over \$1000.

2.7 Institusjonelle investorer

En institusjonell investor er en organisasjon som har som formål å drive investeringsvirksomhet, ofte på vegne av klienter. En institusjonell investor forvalter ofte store diversifiserte porteføljer bestående av flere aktivaklasser, samt aktiva i forskjellige geografiske markeder og i ulike sektorer. Institusjonelle investorer er for eksempel banker, forsikringsselskaper, statlige investeringsfond eller pensjonsfond. (Finansleksikon, 2018). I oppgaven har vi valgt å se på hvorvidt norske livsforsikringsselskapers ulike innskuddspensjons-profiler kunne hatt en fordel av å inkludere kryptovalutaer i sine porteføljer. Vi velger å se på innskuddspensjon ettersom forvaltningen av disse er friere med tanke på sammensetning av aktiva, enn hva den er i kollektivporteføljene. I innskuddspensjon er også den enkelte pensjonsmottageren selv ansvarlig for valg av risikoprofil i forvaltningen av avtalen. Dette beskriver vi nærmere i delkapitlene under.

2.7.1 Dagens forvaltning av innskuddspensjon

I 2006 trådte “Lov om obligatorisk tjenestepensjon (OTP)” i kraft i Norge. Loven stadfester at alle norske foretak skal ha en tjenestepensjonsordning til sine ansatte. Ordningen kan være enten en ytelsespensjon eller innskuddspensjon. (Finans Norge, u.d.). Selskapene som forvalter pensjonsordningene i privat sektor, er livsforsikringsselskaper, som for eksempel Storebrand Livsforsikring, KLP eller DNB Livsforsikring.

Vi har valgt å se nærmere på forvaltningen av innskuddspensjoner og pensjonskapitalbevis. I en innskuddspensjon betaler arbeidsgiver en gitt prosentsats av arbeidstakerens lønn til pensjonssparing. Det minste beløpet en bedrift eller organisasjon kan spare er 2% av lønn mellom 1 og 12 G, og det maksimale en bedrift kan spare i en innskuddspensjonsordning er 7% av lønn mellom 0 og 7,1 G, og fra 8% til 25,1% av lønn mellom 7,1 og 12 G. Pengene som spares settes inn på en pensjonskonto hos livsforsikringsselskapene og investeres deretter i pensjonsfond som ofte kalles pensjonsprofiler. Etter at pengene er satt inn på pensjonskontoen har den enkelte arbeidstakeren mulighet til å påvirke investeringsvalgene i avtalen ved å velge risikoprofil.

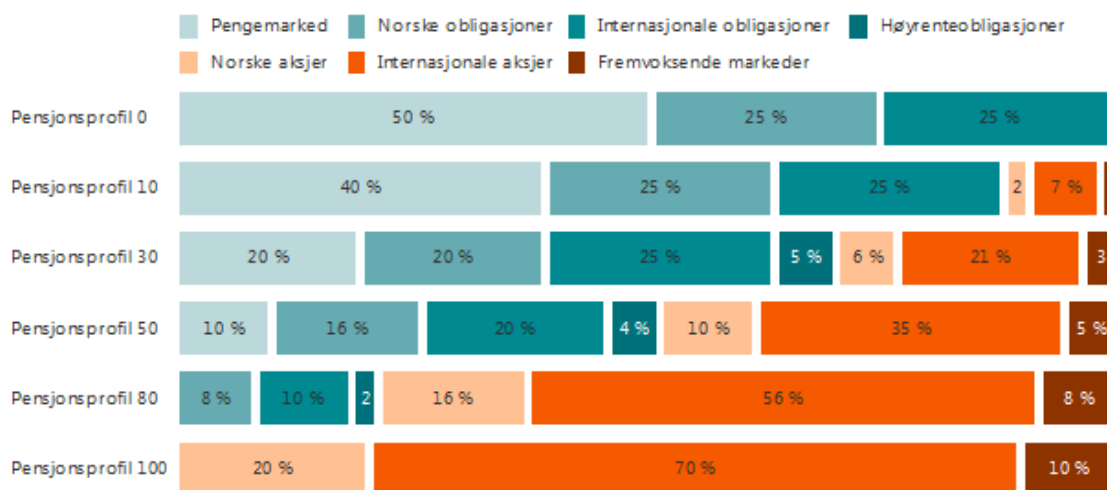
Når en arbeidstaker slutter hos sin arbeidsgiver får han med seg oppspart pensjonskapital i et pensjonskapitalbevis. Dette forvaltes i praksis tilnærmet likt som en innskuddspensjon, men forskjellen mellom avtalene er at den ansatte selv må betale forvaltningshonorarene i et pensjonskapitalbevis.

Som oftest vil arbeidstakeren ha mulighet til å plassere pensjonsmidlene i ulike pensjonsprofiler. Disse kan være lav-risikofond, høy-risikofond eller mer balanserte fond. Risiko måles ved profilens aksjeandel. Eksempler på slike pensjonsprofiler er DNBs Pensjonsprofiler 50, 80 og 100, eller Storebrands Balansert, Offensiv og Ekstra Offensiv. Enkelte innskuddspensjonsavtaler tillater også investeringer i ordinære aksje- og rentefond.

I en innskuddspensjon avhenger arbeidstakerens fremtidige pensjonsutbetaling av størrelsen på innbetalt beløp, avkastning som er oppnådd på pensjonskapitalen og utbetalingstiden som er avtalt. I motsetning til i en ytelsespensjonsordning er det den enkelte arbeidstakeren som står ansvarlig for investeringsvalgene man tar for pensjonskapitalen, og dermed også risikoen. Dette vil si at hver enkelt arbeidstaker selv kan tilpasse sparingen etter sine risikopreferanser

og behov. En høyere aksjeandel tilsier normalt sett en høyere avkastning, men samtidig også en høyere risiko. Pensjonsselskapene råder ofte yngre arbeidstakere med lang sparehorisont til å ta en høyere risiko. Samtidig anbefales det at man gradvis reduserer risikoen etterhvert som man nærmer seg pensjonsalder.

I en pensjonsprofil investeres midlene hovedsakelig i aksjemarkedet, pengemarkedet og obligasjonsmarkedet. Figur 6 illustrerer sammensetningen av aktiva i DNBs Pensjonsprofiler 50, 80 og 100. Som vi ser, har for eksempel Pensjonsprofil 80, 80% av midlene investert i norske og internasjonale aksjer, 8% i norske obligasjoner, 2% i høyrenteobligasjoner og 10% i internasjonale obligasjoner.



Figur 6. Oversikt over prosentvis sammensetning av aktiva i DNBs Pensjonsprofiler 50, 80 og 100.

Tilsvarende består Storebrand Livsforsikrings “Balansert Pensjon” av 50% norske og internasjonale aksjer, 40% rentepapirer, 5% næringseiendom og 5% private equity (Morningstar, u.d).

3. Teori

3.1 Moderne porteføljeteori

Moderne porteføljeteori (heretter MPT), har sitt utspring fra flere anerkjente økonomer. Harry Markowitz regnes som pioneren innenfor dette emnet etter lanseringen av artikkelen ”Portfolio Selection” i 1952 samt boken “Portfolio Selection: Efficient Diversification” i 1959. Videre har flere prisvinnende økonomer som James Tobin, Jan Mossin og Wiliam Sharpe bidratt til å videreutvikle teorien.

MPT baseres på ideen om at man ved god diversifisering kan redusere en porteføljes totalrisiko uten å redusere forventet avkastning. En rasjonell og optimal portefølje vil ifølge MPT være basert på avveining mellom risiko og avkastning, ved effisient diversifisering. Det antas at investorer er risikoaverse og at rasjonelle investorer vil kreve kompensasjon i form av økt forventet avkastning for å ta på seg høyere risiko. En rasjonell investor vil derfor velge den kombinasjon av aktiva som gir høyest forventet avkastning for et definert nivå av risiko, eller en kombinasjon som gir lavest mulig risiko for et definert nivå av forventet avkastning (Bodie, Kane og Marcus, 2018)

3.1.1 Sharpe-raten

MPT ble senere videreutviklet til å ta høyde for at det også finnes et risikofritt alternativ. En optimal risikabel portefølje i MPT vil i praksis være den porteføljen som maksimerer Sharpe-raten. Sharpe-raten til en risikabel portefølje defineres som forventet avkastning på den risikable porteføljen fratrasket den alternative risikofrie avkastningen, delt på standardavviket til den risikable porteføljen. Sharpe-raten uttrykkes matematisk som

$$Sr = \frac{E(Rp) - Rf}{\sigma(Rp)}.$$

Teorien kan illustreres ved å analysere en gitt portefølje bestående av to aktivaklasser: aksjer og obligasjoner.

Den forventede avkastningen av en slik portefølje skrives som

$$(1) E(R_p) = W_A E(R_A) + E(R_B) W_B.$$

Den forventede risikoen tilhørende porteføljen skrives som

$$(2) E(\sigma_p^2) = W_A^2 \sigma_A^2 + W_B^2 \sigma_B^2 + 2W_A W_B \sigma_A \sigma_B \rho_{AB}.$$

Ligning (1) uttrykker ved $E(R_p)$ porteføljens totalavkastning. Denne uttrykker et vektet snitt av forventet avkastning på aksjer og obligasjoner uttrykt ved R_A og R_B . Gitt at man ikke tillater short-posisjoner, skal vektene representert ved W_A og W_B , summere seg til 1 slik at man er fullt investert. På denne måten kan man uttrykke andel aksjer som en funksjon av andel obligasjoner illustrert ved ligning 3.

$$(3) W_A = 1 - W_B.$$

Ligning (2) uttrykker porteføljens totalrisiko hvor σ_A og σ_B representerer standardavviket til porteføljens aksjer og obligasjoner. Korrelasjonskoeffisienten ρ_{AB} viser samvariasjonen mellom aksjer og obligasjoner. Denne koeffisienten varierer mellom 1 og -1. En korrelasjonskoeffisient på 1 viser en perfekt korrelert sammenheng. I denne sammenheng ville dette bety at aksjer og obligasjoner utvikler seg helt likt. I motsatt tilfelle vil en korrelasjonskoeffisient på -1 uttrykke perfekt negativ korrelasjon. Dette ville bety at aksjer og obligasjoner beveger seg helt motsatt av hverandre. En korrelasjonskoeffisient på 0 vil si at det ikke finnes noen korrelasjon. Det vil i dette tilfellet bety at det ikke er noen sammenheng mellom aksjer og obligasjoner (Døskeland, 2014). Med dette kan vi forstå at for å oppnå en best mulig diversifiseringseffekt, er det mest ønskelig med ingen eller negativ korrelasjon.

Introduserer vi et tredje aktivum i form av et risikofritt alternativ, kan vi finne kapitalallokeringslinjen og bestemme tangeringsporteføljen. Tangeringsporteføljen finnes i

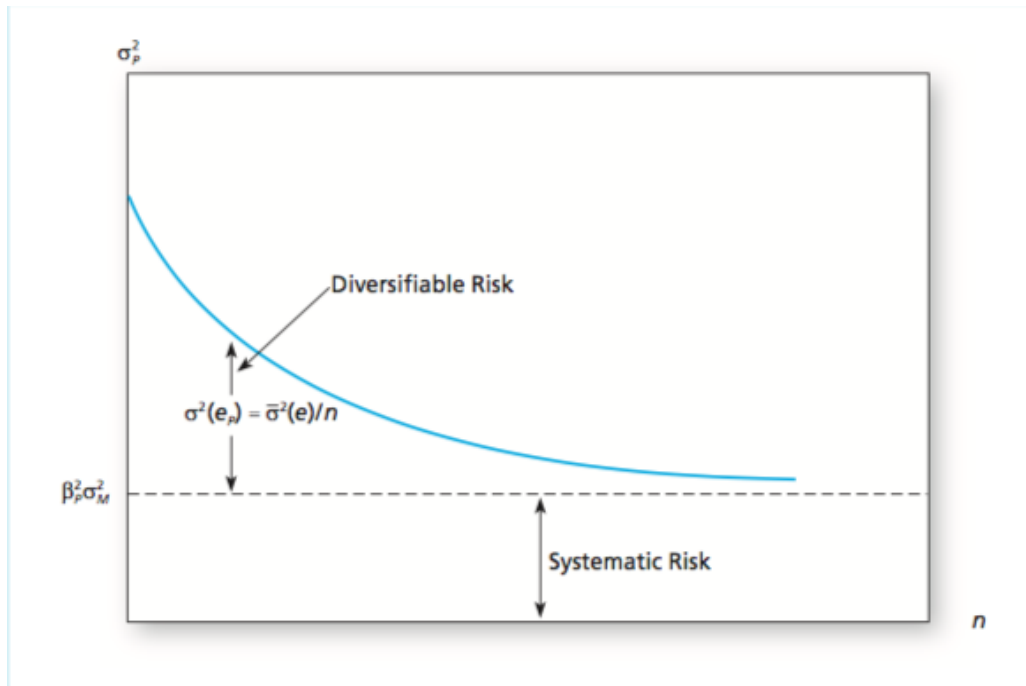
punktet hvor kapitalallokeringslinjen tangerer den effisiente fronten. Denne porteføljen er også porteføljen som har den høyest mulige Sharpe-raten uttrykt ved ligning (4).

$$(4) \text{ } Sr = \frac{E(Rp) - Rf}{\sigma(Rp)}.$$

Den matematiske prosessen for å finne tangeringsporteføljen innebærer derfor å benytte seg av ligning (1-3) til å maksimere ligning (4). På denne måten finner man den porteføljen som gir den høyest mulige Sharpe-raten og som derfor er den optimale porteføljen.

3.2 Diversifisering i pensjonsprofilene

Som nevnt i delkapittelet over vil porteføljens forventede avkastning være et veid gjennomsnitt av forventet avkastning til hvert enkelt aktivum i porteføljen. Å diversifisere vil si at man sprer investeringskapital over flere ulike investeringer for å unngå risiko knyttet til et enkelt aktivum (Bodie, Kane og Marcus, 2018). Dersom man har en portefølje bestående av kun en enkelt aksje, vil risikoen bestå av selskapsspesifikke (usystematisk risiko) og makroøkonomiske (systematisk risiko) forhold. Utvider man porteføljen til to aksjer, vil den makroøkonomiske risikoen (systematisk risiko) fortsatt være like stor, mens den selskapsspesifikke risikoen vil reduseres. Forutsetningen for at dette skal holde er at den underliggende selskapsspesifikke risikoen i de to aksjene er forskjellig.



Figur 7. Illustrasjon av hvordan diversifisering påvirker usystematisk risiko, (Bodie, Kane og Marcus, 2018).

Dersom man har en veldiversifisert portefølje, har man som oftest kvittet seg med den selskapsspesifikke risikoen, og man vil i teorien kun sitte igjen med den makroøkonomiske risikoen. Den makroøkonomiske risikoen vil man imidlertid aldri klare å diversifisere vekk, da denne er en ekstern faktor som vil påvirke alle aktiva man kan investere i. En porteføljes varians, som er porteføljes standardavvik opphøyd i annen, er gitt ved følgende likning

$$(1) \sigma_p^2 = W_A^2 \sigma_A^2 + W_B^2 \sigma_B^2 + 2W_A W_B \sigma_A \sigma_B \rho_{AB},$$

som er det samme som

$$(2) \sigma_p^2 = W_A^2 \sigma_A^2 + W_B^2 \sigma_B^2 + 2W_A W_B * cov(R_A, R_B),$$

hvor w er et aktivums vekt i porteføljen, σ^2 er variansen og $cov(R_A, R_B)$ er kovariansen mellom aktivaene.

I motsetning til porteføljes forventede avkastning, vil porteføljes varians ikke være et vektet gjennomsnitt av hvert aktivums varians (Bodie, Kane og Marcus, 2018). Dermed vil

porteføljens varians reduseres så lenge man legger til aktiva som ikke er perfekt korrelert ($\rho < 1$) med porteføljen for øvrig. Dette kan illustreres ved følgende likninger

$$(3) \sigma_p^2 = (W_A\sigma_A + W_B\sigma_B)^2, \text{ hvis } \rho = 1,$$

$$(4) \sigma_p^2 < (W_A\sigma_A + W_B\sigma_B)^2, \text{ hvis } \rho < 1.$$

Vi ser av ligning 3 at dersom de to aksjene hadde vært perfekt korrelert ($\rho = 1$), ville summen av standardavvikene til de to enkeltaksjene være lik summen av standardavviket til porteføljen. Vi kan også se at dersom de to enkeltaksjene ikke er perfekt korrelert ($\rho < 1$), så vil porteføljevariansen (ligning 1) alltid være mindre enn variansen ved perfekt korrelasjon (ligning 3), som vist i ligning 4. Dermed vil man ved diversifisering oppnå en reduksjon av selskapsspesifikk (usystematisk) risiko, som igjen vil redusere porteføljevariansen.

Desto lavere korrelasjon mellom aktivaene, desto bedre potensiale for diversifisering. I ekstreme tilfeller med perfekt negativ korrelasjon ($\rho = -1$), kan man også finne en perfekt sikring mot fall og ha mulighet til å lage en null-variens portefølje (Bodie, Kane og Marcus, 2018).

3.3 Skjevhet, kurtose, stasjonaritet og justert Sharpe-rate

3.3.1 Skjevhet

For å kunne gi en mer presis og riktig analyse av risikoen forbundet med historisk avkastning, er det viktig å se på kurtose og skjevhet i tillegg til risikomål som standardavvik og varians. Dette gjøres fordi standardavvik og varians antar at avkastningen er normalfordelt.

Skjevhet er et statistisk mål som brukes for å beskrive et datasetts asymmetri i forhold til en normalfordeling. Skjevhet brukes gjerne for å analysere ekstreme utfall. En distribusjon kan ha enten en negativ, positiv eller normal skjevhet. Dersom verdiene i distribusjonen er helt symmetrisk fordelt vil skjevhetsverdien være 0.

Matematisk kalkuleres skjevhetsverdien til en distribusjon som

$$\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^3 / N}{\sigma^3},$$

hvor $\bar{Y}$ er gjennomsnitt, σ er standardavvik og N er antall observasjoner.

I en investerings-kontekst kan skjevhet ses på som et risikoparameter. Fordelinger med positiv skjevhet har lavere sannsynlighet for negative utfall og større sannsynlighet for ekstreme positive utfall. I motsatt tilfelle vil fordelinger med negativ skjevhet ha større sannsynlighet for negative ekstreme utfall.



Figur 8. Illustrasjon av positiv og negativ skjevhet i en fordeling (Investopedia, u.d. a).

3.3.2 Kurtose

Kurtose er også et statistisk mål brukt for å beskrive asymmetri i en fordeling. Mens skjevhet måler om det er høyere forekomst av ekstreme utfall i den ene eller andre halen i fordelingen, måler kurtose om det eksisterer ekstreme utfall i begge halene (Investopedia, u.d. b) I en normalfordeling er kurtoseverdien lik 3. Det er derfor vanlig å trekke fra 3 i kalkuleringen av en tidsseries kurtoseverdi, slik at man lettere kan identifisere en asymmetrisk fordeling. Da benytter man det som kalles *Excess kurtosis*, på norsk "excess kurtose". Matematisk kalkuleres excess kurtose som

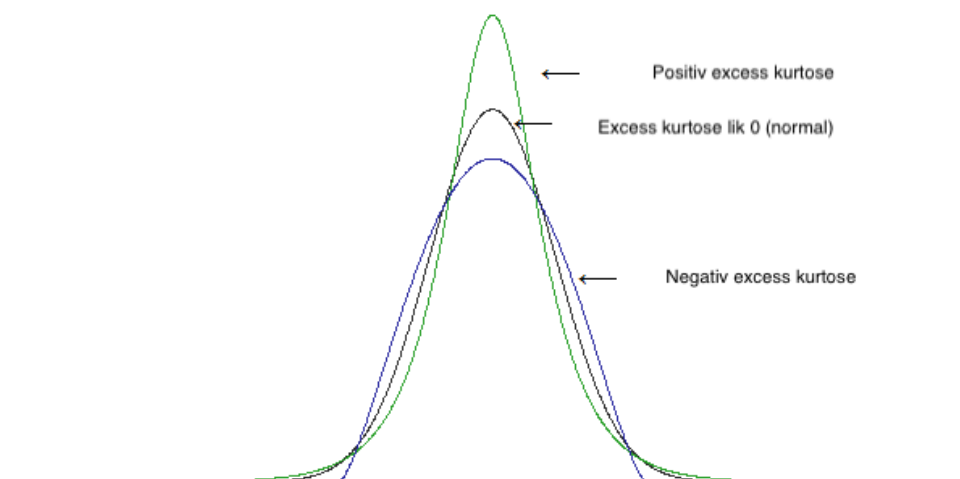
$$\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^4 / N}{\sigma^4} - 3,$$

hvor $\bar{Y}$ er gjennomsnitt, σ er standardavvik og N er antall observasjoner.

I en normalfordeling vil halene være helt symmetriske. Dette vil si at de fleste observasjonene befinner seg innenfor 0-3 standardavvik fra snittet.

En fordeling som har positiv excess kurtoseverdi vil derimot ha feitere haler enn i en normalfordeling. I en slik fordeling er de fleste observasjonene lokalisert i nærheten av gjennomsnittet, men samtidig har man også forekomster av ekstreme utfall, det vil si observasjoner som er lokalisert langt fra gjennomsnittet. Disse ekstreme utfallene bidrar til at halene i fordelingen strekkes horisontalt, og man kaller derfor halene feite. De fleste verdiene fordeler seg altså rundt gjennomsnittet, men man har også forekomster av observasjoner som ligger utenfor 3 standardavvik fra gjennomsnittet. Det vil derfor i en slik fordeling være høyere risiko for å oppleve ekstreme utfall.

I motsatt tilfelle vil et datasett med negativ excess kurtoseverdi ha tynnere haler i forhold til en normalfordeling. I en slik fordeling vil observasjonene fordele seg mer spredt fra gjennomsnittet, men ikke mer enn at disse observasjonene samtidig befinner seg innenfor 3 standardavvik fra gjennomsnittet. Det vil derfor i en slik fordeling være mindre risiko for å oppleve ekstreme utfall. Figur 9 viser hvordan en fordeling kan se ut med enten positiv excess kurtose, normal kurtose og negativ excess kurtose.



Figur 9. Illustrasjon av fordelinger med positiv, negativ eller ingen excess kurtose i fordelinger hvor variansen er lik. (Stackexchange, u.d.)

3.3.3 Investors preferanser for skjevhet og kurtose

Kvåle og Simonsen (2010) undersøker tidligere litteratur omkring investors preferanser for skjevhet og kurtose. Disse finner at investorer som har en konkav nyttefunksjon og derfor kan kalles risikoaverse investorer, på generell basis foretrekker positiv skjevhet og negativ excess kurtose. Kurtosen omtales ofte som volatilitetens volatilitet og i en investerings-kontekst innebærer negative excess kurtoseverdier at sannsynligheten for ekstreme tap er lavere enn i hva det ville vært dersom aktivumet hadde vært normalfordelt. En risikoavers investor foretrekker også positiv skjevhet fordi det innebærer lavere sannsynlighet for ekstreme negative utfall.

3.3.4 Stasjonaritet

En stasjonær tidsserie er en serie hvor sannsynlighetsfordelingen er stabil over tid på følgende måte: dersom man tar hvilket som helst utdrag med tilfeldige variabler i serien, for deretter å skifte serien frem h tidsperioder, skal den samlede sannsynlighetsfordelingen være uendret. (Wooldridge, 2016). Dersom man bruker ikke-stasjonære tidsserier i finansielle modeller, kan man ende opp med upålitelige og feilaktige resultater når man skal lage prognoser.

Løsningen på problemet med ikke-stasjonaritet er å transformere tidsserien slik at dataene blir stasjonær.

3.3.5 Justert Sharpe-rate

Den tradisjonelle Sharpe-raten har i finanslitteraturen vært et av de mest kjente og brukte målene på risikojustert avkastning. Sharpe-raten har den fordel at den er enkel å beregne og lett å forstå, samt at den enkelt muliggjør sammenligning av porteføljer og aktiva. Det finnes likevel enkelte utfordringer knyttet til bruk av Sharpe-raten dersom man vurderer aktiva hvor avkastningen ikke er normalfordelt. Sharpe-raten benytter som kjent avkastningens standardavvik som mål på risiko. Standardavviket beregnes som forskjellen mellom avkastning i en gitt periode målt mot den gjennomsnittlige avkastningen til aktivumet. Det problematiske med dette er at det ikke skilles mellom positiv volatilitet og negativ volatilitet. Aktiva med en fordeling som for eksempel har positiv skjevhet, vil dermed straffes på lik linje med aktiva som har en fordeling med negativ skjevhet.

Bednarek og Patel (2015) finner at aktiva med positiv skjevhet konsekvent oppnår lavere Sharpe-rate enn aktiva som er normalfordelt eller som har negativ skjevhet. De foreslår bruk av andre alternativ til den tradisjonelle Sharpe-raten som også tar hensyn til aktivumets skjevhet og kurtose. Pezier og White (2006) står bak et slikt alternativ. De lanserte *Adjusted Sharpe-ratio* som et slikt alternativ. Videre i oppgaven bruker vi justert Sharpe-rate som oversettelse og navn på dette målet.

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

hvor SR er den tradisjonelle Sharpe-raten med annualiserte data, S er skjevhetsverdien og K er kurtoseverdien.

I motsetning til den tradisjonelle Sharpe-raten (SR), innebærer justert Sharpe-rate (JSR) en straffefaktor dersom man har negativ skjevhet og/eller kurtoseverdier større enn 3. Sammenligner man med SR , vil JSR være høyere for aktiva med lav kurtose og positiv skjevhet. Har man i motsatt tilfelle høy kurtose og negativ skjevhet blir JSR lavere enn SR . Dersom man har en normalfordelt serie, hvor kurtoseverdien er 3 og skjevhet er 0, vil verdien av JSR og SR være like.

4. Data

4.1 Presentasjon av data

For å konstruere pensjonsprofilene har vi tatt utgangspunkt i profilenes sammensetning ut fra offentlig tilgjengelig informasjon. Vi har for eksempel hatt tilgang til profilenes referanseindekser, som er indekser profilene bruker for å måle hvorvidt de oppnår meravkastning ved aktiv forvaltning. Informasjon om referanseindeksene har vi funnet på Morningstar og i fondenes publiserte informasjon om investeringsmandat (Morningstar, u.d.). Dette har gitt oss nøyaktig informasjon om prosentvis aksjeandel, obligasjonsandel og eventuell andel av alternative aktiva brukt i profilene. Et eksempel på informasjonen vi har brukt ser man i figur 6. i kapittel 2, som viser prosentvis sammensetning av aktiva i DNB pensjonsprofiler.

Fra informasjonen vi har hatt tilgjengelig har vi funnet ut hvor mye som prosentvis skal investeres i internasjonale aksjer, norske aksjer, internasjonale obligasjoner, norske obligasjoner, private equity og næringseiendom. Vi har imidlertid ikke hatt informasjon om spesifikke posisjoner i enkeltaksjer eller andre aktiva. For eksempel vet vi at i DNBs Pensjonsprofil 50, skal det investeres 10% i norske aksjer, men vi vet ikke hvordan disse 10% fordeles i enkeltaksjer.

I hovedsak består DNB Livsforsikrings pensjonsprofiler av norske- og internasjonale aksjer, obligasjoner og høyrenteobligasjoner (pengemarked). Storebrands innskuddspensjoner inneholder mye av det samme, men har også investert en andel i næringseiendom og private equity (PE).

Ettersom vi ikke har hatt tilgang til spesifikk informasjon om enkeltposisjoner benytter vi indekser som proxy for de ulike aktivaklassene. Vi vil videre gå gjennom hvilke proxyer som benyttes i detalj.

Som proxy for norske aksjer har vi brukt daglige sluttkurser fra Oslo Børs sin hovedindeks, OSEBX. Dataene er i hovedsak hentet fra Yahoo Finance og går fra 04.01.2010 til 01.05.2018. Vi oppdaget under arbeidet at Yahoo Finance manglet data for Oslo Børs enkelte dager i mars 2018. Der Yahoo Finance av ukjente årsaker har manglet data, har vi fylt inn med data direkte

fra Oslo Børs sine nettsider. Årsaken til at vi ikke benytter data fra Oslo Børs sine nettsider på hele perioden, er at nettsiden kun har data for de siste 5 år tilgjengelig for nedlastning.

Som en proxy på internasjonale aksjer bruker vi en likevektet kombinasjon av daglige sluttkurser på Dow Jones Industrial Average (USA), S&P 500(USA), FTSE 100 (UK), Nikkei (JPN) og DAX (GER). Alle kursene er hentet fra Yahoo Finance. For å få et mål på aksjeavkastning i fremvoksende markeder, har vi brukt aksjeindeksen MSCI Emerging Markets Index som består av aksjer i fremvoksende markeder, blant annet i Kina, Brasil, Sør-Afrika og Taiwan.

Som proxy for norske obligasjoner har vi brukt sluttkurser på norske statsobligasjoner med ulik løpetid, samt sluttkurs på rentefondet Storebrand+. For norske statsobligasjoner bruker vi sluttkurser for obligasjonsindeksene ST1X (0,25år) , ST3X (1år), ST4X (3år) og ST5X (5år). Dataene er i hovedsak hentet ut fra NHHs Børsprosjekt sin database, men ettersom dataene oppdateres halvårlig, har vi hentet siste års kurser fra Oslo Børs sin nettside. Sluttkurser på rentefondet Storebrand+ er hentet ut fra en Bloomberg Terminal.

Som proxy for internasjonale obligasjoner har vi brukt sluttkurser på Bloomberg Barclays Global Aggregate Bond Index fra Yahoo Finance. Dette er en indeks som viser avkastningen på *investment grade* obligasjoner fra 24 ulike markeder. Indeksen inkluderer statsobligasjoner, andre stats-relaterte obligasjoner, samt selskapsobligasjoner fra både etablerte markeder og fremvoksende markeder.

Sluttkurs på bitcoin (BTC) er hentet fra Yahoo Finance, men reflekterer en indeks laget av cryptocompare.com ettersom bitcoin-prisen varierer noe på ulike børser. Indeksen viser en volumvektet gjennomsnittspris, hvor prisen fra børsene med størst volum i den siste handelen tillegges størst vekt.

Som en proxy for investeringer i næringseiendom har vi vurdert to alternativer. Det første er ODIN Eiendom C, som er et aksjefond som investerer i næringseiendom i Norden. Det andre er MSCI Europe Real Estate Indeks, som er en aksjeindeks bestående av selskaper som driver innenfor eiendomssektoren i Europa. Etter å ha testet ved hjelp av en regresjonsanalyse, hvilken av de to eiendoms alternativene som ga vår modell best samsvar med de originale

Storebrandprofilene, bestemte vi oss for å bruke ODIN Eiendom C. Mer om testen finner du i appendiks 9.1.

Som en proxy for private equity (PE) har vi valgt å øke andelen norske og internasjonale aksjer i profiler dette gjelder. Dette fordi det er vanskelig å finne en representativ indeks for avkastning i PE i det norske markedet.

Alle dataene vi har brukt i oppgaven er sluttpriser eller *closing price*, som er den rapporterte kursen ved børsstenging. For kryptovaluta, som kan handles hele døgnet, rapporteres *closing price* daglig på et gitt tidspunkt, kl 00:00 UTC.

Våre data går fra 16.07.2010 - 01.05.2018. Dette fordi det før 16.07.2010 var lite handel i bitcoin.

4.2 Risikofri rente

I det norske markedet er det to syn som dominerer i diskusjonen på hvordan man skal fastsette risikofri rente (PwC, 2017). Det ene er 10-årig norsk statsobligasjon, og det andre er normalisert langsiktig risikofri rente. Flertallet i det norske markedet ser imidlertid på 10-årige norske statsobligasjoner som det beste målet. Dette støttes også av Dahl et al. (2010). Ettersom rentenivået i Norge er historisk lavt, har vi valgt å bruke et gjennomsnitt av de siste 8 års rentenivå på 10-årige statsobligasjoner. Dette gir oss en risikofri rente på 2.29%.

4.3 Deskriptiv statistikk

Aktiva	Annualisert avkastning	Annualisert standardavvik	Annualisert Sharp-rate (RF=2%)
Invesco World Bond A	2.35 %	6.63 %	0.0494
ST1X	1.26 %	0.22 %	-3.4055
ST3X	1.43 %	0.51 %	-1.1212
ST5X	3.12 %	3.20 %	0.3363
SP500	11.61 %	11.36 %	0.8288
DOW	11.19 %	11.16 %	0.8067
FTSE	3.83 %	11.10 %	0.1601
NIKKEI	9.69 %	17.01 %	0.4425
DAX	8.03 %	16.77 %	0.3515
Emerging Markets	3.17 %	17.95 %	0.0628
OSEBX	10.84 %	12.83 %	0.6753
BTC	134.32 %	129.06 %	1.0056
Storebrand +	2.14 %	1.77 %	0.0681

Tabell 1. Oversikt over annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i alle aktiva som benyttes i oppgaven, målt i perioden 04.1.2010-01.05. 2018.

Tabellen over viser den gjennomsnittlige annualiserte avkastningen, standardavviket og Sharpe-raten på de forskjellige aktiva som benyttes i vår analyse.

Vi ser at bitcoin (BTC) er det eneste aktivum som oppnår en Sharpe-rate større enn 1 ($Sr > 1$). Bitcoin har den klart høyeste annualiserte avkastningen, men har samtidig også det klart høyeste standardavviket.

4.3.1 Korrelasjon

	IBONDS	ST1X	ST3X	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	Storebrand +
IBONDS	1.0000	-0.0113	-0.0959	0.1426	0.2384	0.1884	0.2742	-0.2464	0.0082	0.5259	0.1358	0.0995	-0.0041
ST1X	-0.0113	1.0000	0.7119	0.3424	-0.1177	-0.1222	-0.1131	-0.1145	-0.1354	-0.2441	-0.1850	0.1435	0.0618
ST3X	-0.0959	0.7119	1.0000	0.7416	-0.3099	-0.2642	-0.2508	-0.2101	-0.2540	-0.4123	-0.3315	0.0919	-0.1783
ST5X	0.1426	0.3424	0.7416	1.0000	-0.3466	-0.3334	-0.2097	-0.2521	-0.2042	-0.3013	-0.3456	0.1121	-0.2063
SP500	0.2384	-0.1177	-0.3099	-0.3466	1.0000	0.9657	0.7186	0.6009	0.7179	0.7407	0.7217	0.2110	0.3588
DOW	0.1884	-0.1222	-0.2642	-0.3334	0.9657	1.0000	0.6767	0.5843	0.6591	0.6943	0.6607	0.2334	0.3079
FTSE	0.2742	-0.1131	-0.2508	-0.2097	0.7186	0.6767	1.0000	0.4223	0.6804	0.6413	0.7639	0.2101	0.2778
NIKKEI	-0.2464	-0.1145	-0.2101	-0.2521	0.6009	0.5843	0.4223	1.0000	0.6491	0.3930	0.4958	0.1873	0.3052
DAX	0.0082	-0.1354	-0.2540	-0.2042	0.7179	0.6591	0.6804	0.6491	1.0000	0.5636	0.7085	0.2139	0.4059
EM	0.5259	-0.2441	-0.4123	-0.3013	0.7407	0.6943	0.6413	0.3930	0.5636	1.0000	0.6467	0.0895	0.3206
OSEBX	0.1358	-0.1850	-0.3315	-0.3456	0.7217	0.6607	0.7639	0.4958	0.7085	0.6467	1.0000	0.1882	0.3858
BTC	0.0995	0.1435	0.0919	0.1121	0.2110	0.2334	0.2101	0.1873	0.2139	0.0895	0.1882	1.0000	0.1874
Storebrand +	-0.0041	0.0618	-0.1783	-0.2063	0.3588	0.3079	0.2778	0.3052	0.4059	0.3206	0.3858	0.1874	1.0000
$\rho = -0.5 \text{ -- } -1$ $\rho = -0.30 \text{ -- } -0.49$ $\rho = 0 \text{ -- } -0.29$ $\rho = 0 \text{ -- } 0.29$ $\rho = 0.30 \text{ -- } 0.49$ $\rho = 0.50 \text{ -- } 1$ $\rho = 1$													
sterk negativ moderat negativ svak negativ svak positiv moderat positiv sterk positiv perfekt positiv													

Tabell 2. Korrelasjonsmatrise over korrelasjon mellom alle aktiva som benyttes i oppgaven målt i perioden 01.04.2010-01.05.2018.

Som beskrevet i delkapittel 3.2 vil man i en portefølje hvor målet er å diversifisere vekk usystematisk risiko dra fordel av å inkludere nye aktiva som har negativ, svak eller ingen korrelasjon med eksisterende aktiva. En perfekt negativ korrelasjonskoeffisient (ρ) mellom to aktiva vil være $\rho = -1$, mens en perfekt positiv korrelasjon vil være $\rho = 1$. Videre defineres moderat korrelasjon som $\rho = \pm 0,30-0,49$. Sterk korrelasjon defineres som $\rho = \pm 0,50-1$ og svak korrelasjon defineres som $\rho = \pm 0-0,29$ (Statistic Solutions, 2018).

Av tabell 2 kan vi se at bitcoin korrelerer svakt ($\rho < 0,29$) med samtlige av de andre aktivaene i analysen. Som nevnt i kapittel 3.2 vil ikke en porteføljes varians være et vektet gjennomsnitt av hvert aktivums varians. Dermed vil porteføljens varians reduseres så lenge man legger til aktiva som ikke er perfekt korrelert med porteføljen for øvrig. På denne måten reduserer man den usystematiske risikoen. Korrelasjonsmatrisen forteller oss derfor at det kan være diversifiseringsfordeler ved å inkludere bitcoin i pensjonsprofilene.

Av tabell 2 ser vi at de aktiva som korrelerer mest med bitcoin, er aksjeindeksene Dow Jones, FTSE, Nikkei, DAX og OSEBX. Vi tester derfor om disse sammen kan forklare variasjonen i bitcoins avkastning ved hjelp av lineær regresjonsanalyse. Med dette undersøker vi hvorvidt det finnes lineære sammenhenger mellom bitcoins avkastning og de aksjeindeksene bitcoin korrelerer sterkest med.

Dersom disse heller ikke samlet kan forklare noe av variasjonen i avkastningen til bitcoin i en regresjonsanalyse, vil man tryggere kunne argumentere for at det ikke finnes en sammenheng mellom bitcoin og disse. Dette vil i så fall bety at bitcoin kan brukes til å diversifisere vekk systematisk risiko i pensjonsprofilene.

Modellen vi bruker kan skrives på følgende måte:

$$\Delta BTC = \beta_1 DOW + \beta_2 * FTSE + \beta_3 * NIKKEI + \beta_4 * DAX + \beta_5 SP500 + \beta_6 * OSEBX + \varepsilon,$$

	mBTC		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	0.11	0.03 – 0.19	.009
mDOW	6.14	-3.50 – 15.78	.209
mFTSE	1.16	-3.01 – 5.32	.583
mNIKKEI	0.44	-1.75 – 2.63	.690
mDAX	0.78	-2.03 – 3.59	.583
mSP500	-5.61	-16.24 – 5.02	.297
mOSEBX	0.17	-3.48 – 3.82	.926
Observations	94		
R^2 / adj. R^2	.076 / .012		

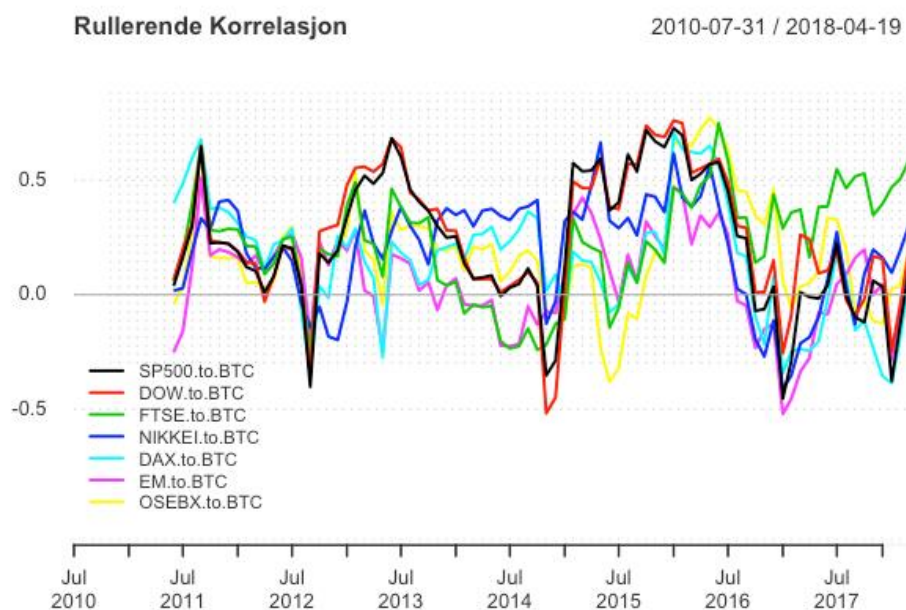
Tabell 3. Resultater av multippel regresjon. Regresjonen tester om det er en lineær sammenheng mellom avkastningen til bitcoin (mBTC) og aksjeindeksene DOW, FTSE, NIKKEI, DAX, S&P500 og OSEBX. Resultatet er $R^2 = 0,076$ som er en lav forklaringskraft og ingen av variablene er statistisk signifikante. $B = \beta$ -koeffisient, $CI = 95\%$ konfidensintervall og $p = p$ -verdier.

Vi ser at modellens forklaringskraft i tabell 3 er 7,6%, gitt ved R^2 . Dette vil si at 7,6 % av endringer i bitcoin-avkastning kan forklares av endringer i de andre variablene. Selv om alle variablene, med unntak av avkastningen til S&P500, har positive β -koeffisienter som indikerer en positiv sammenheng, ser vi at samtlige av β -koeffisientene har ikke-signifikante p -verdier, noe som tilsier at vi ikke kan forkaste nullhypotesen om at β -koeffisientene er lik 0. Med dette kan vi konkludere med at bitcoin ikke har en statistisk signifikant sammenheng med de andre variablene i modellen.

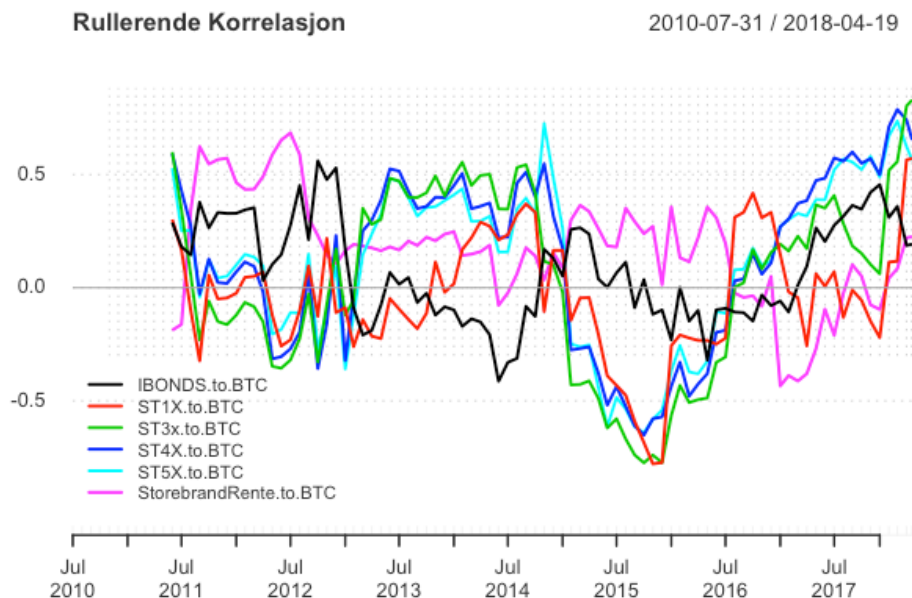
Resultatene i regresjonsanalysen (tabell 3) sammen med resultatene i korrelasjonsmatrisen (tabell 2), gir oss et godt grunnlag for å kunne si at bitcoin kan brukes til å diversifisere pensjonsprofilene.

4.3.2 Korrelasjonen over tid

Et interessant spørsmål for videre analyse av forholdet mellom bitcoin og de andre aktivaene er hvorvidt korrelasjonen er stabil over tid. For å undersøke dette plotter vi en graf med bitcoins rullerende korrelasjon over tid i forhold til våre andre aktiva. Med andre ord undersøker vi hvorvidt korrelasjonen endres over tid eller om den er stabil.



Figur 10. Illustrasjon over rullerende korrelasjon over tid, mellom bitcoin og aksjeindekser. X-aksen viser viser tid. Y-aksen viser korrelasjonskoeffisient.



Figur 11. Illustrasjon over rullerende korrelasjon over tid, mellom bitcoin og obligasjoner. X-aksen viser viser tid. Y-aksen viser korrelasjonskoeffisient.

Figur 10 viser korrelasjon mellom bitcoin og aksjeindekser over tid og figur 11 viser korrelasjon mellom bitcoin og obligasjoner over tid. Over 8-års perioden vi undersøker varierer korrelasjonen i forhold til aksjer mellom en maksverdi på +0,6 og en minste verdi på -0,5. Vi ser at forholdet over tid stort sett holder seg innenfor spennet som tilsier svak korrelasjon ($\rho = \pm 0,29$). Vi ser også noen perioder hvor korrelasjonen er sterkere. Et eksempel på dette er i midten/slutten av 2014 hvor vi ser et kraftig fall i korrelasjonsverdi som tilsier at korrelasjonen i denne perioden var negativ. Dette kan vi sette i sammenheng med krakket i bitcoin-prisen som oppstod i forbindelse med Mt. Gox børsens fall som vi har beskrevet tidligere i oppgaven. I denne perioden var utviklingen i det globale aksjemarkedet stabil mens bitcoin fikk en kraftig nedtur, noe som kan forklare hvorfor vi i denne perioden ser negativ korrelasjon.

4.3.3 Bitcoins kurtose og skjevhet

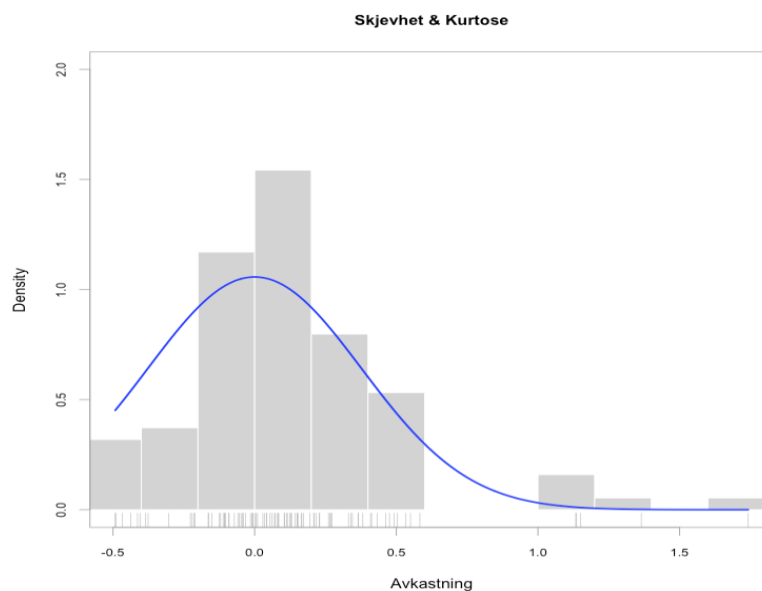
Våre data viser at den logaritmiske måneds-avkastningen til bitcoin har en excess kurtoseverdi på 4,253051 (tabell 4). Denne verdien er beregnet ut fra formelen i delkapittel 3.3.2, og som nevnt vil en serie som er normalfordelt ha en excess kurtoseverdi på 0. Vår kalkulerter verdi på 4,253 indikerer at det finnes observasjoner som ligger langt fra gjennomsnittet og som dermed

gjør at halene til fordelingen er feite. Dette illustreres i figur 12 og figur 13 under. Som vi beskriver i delkapittel 3.3.2 innebærer dette at sannsynligheten for ekstrem avkastning i både positiv og negativ forstand er høyere.

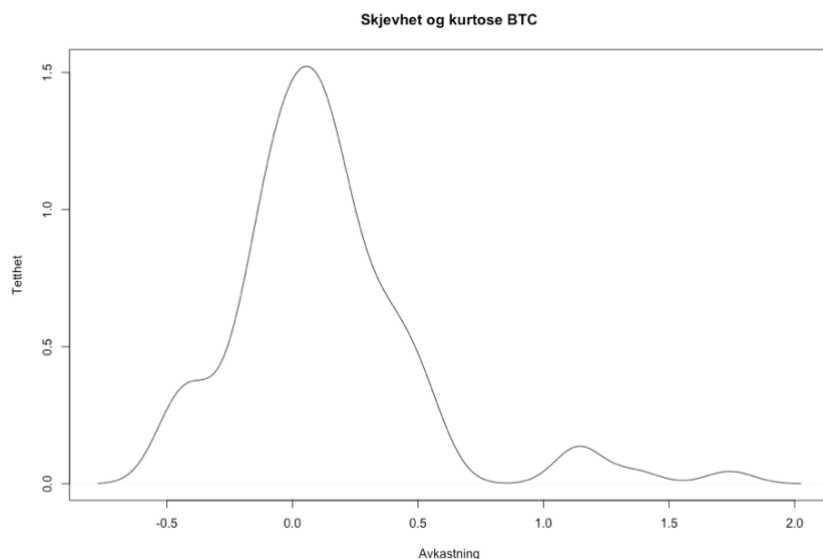
Den logaritmiske måneds-avkastningen til bitcoin har en skjevhetsverdi lik 1,599162 (Tabell 4). Som beskrevet i delkapittel 3.3.1 vil en normalfordelt serie ha en skjevhetsverdi lik 0. Den positive skjevhetsverdien til bitcoin indikerer derfor at den høyre halen er feit, sammenlignet med den venstre halen. Dette kan vi også se tydelig i figur 12 og 13. Dette innebærer en lavere sannsynlighet for at de ekstreme utfallene i fordelingen er negative. Med andre ord betyr dette at bitcoin har hatt en større sannsynlighet for å oppnå en avkastning som er høyere enn sitt eget gjennomsnitt.

	Kurtose	Skjevhet
BTC	4.253051	1.599162

Tabell 4. Oversikt over bitcoins kurtose- og skjevhetsverdi.



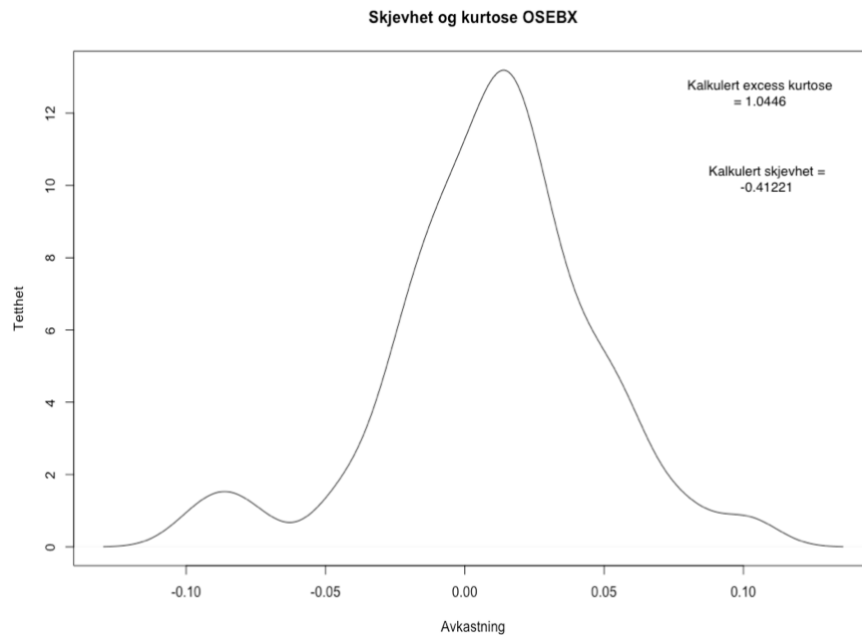
Figur 12. Bitcoins skjevhet og kurtose. X-aksen viser avkastning og Y-aksen viser density, på norsk "tetthet". Den blå linjen er en glattet trendlinje. Vi ser at fordelings høyre hale er feit, noe som indikerer positiv skjevhetsverdi.



Figur 13. Bitcoins skjevhet og kurtose. X-aksen viser avkastning og Y-aksen viser tetthet. Grafen viser samme resultat som i figur 12. Vi ser enda tydeligere en positiv skjevhet og at avkastningsdistribusjonen har observasjoner som strekker den høyre halen.

Bitcoins skjevhet og kurtose indikerer at det er større sannsynlighet for ekstreme utfall i bitcoin-avkastningen, sammenlignet med aktiva som har en normalfordelt distribusjon. Dette forteller oss at det er en større risiko å investere i bitcoin sammenlignet med aktiva med en normalfordelt distribusjon, fordi avkastningen til bitcoin historisk sett har hatt flere tilfeller av ekstreme utfall. Samtidig vil den forventede avkastningen være høyere ettersom fordelingen er positivt skjevfordelt.

Vi har også plottet og kalkulert kurtosen og skjevheten til OSEBX for å kunne sammenligne bitcoin med et mer vanlig aktivum. Vi ser av figur 14 at OSEBX har en avkastningsdistribusjon som ser mer normalfordelt ut. De kalkulerte verdiene viser at OSEBX har en svakt positiv kurtoseverdi og en svakt negativ skjevhets-verdi. Sammenlignet med bitcoin tolker vi dette som at det er mindre risikofyllt å investere i OSEBX, men at den forventede avkastningen også vil være lavere.



Figur 14. OSEBX skjevhet og kurtose. X-aksen viser avkastning og Y-aksen viser tetthet. Her ser vi en tilnærmet normalfordelt distribusjon, med en svak negativ skjevhet og svak positiv kurtose.

4.3.4 Test av stasjonaritet i bitcoins tidsserie

For å undersøke hvorvidt avkastningen til bitcoin er stasjonær, har vi utført en Augmented-Dickey Fuller (ADF)- og en Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin(KPSS) test på tidsserien til log-avkastningen. I ADF testen er nullhypotesen at avkastningen *ikke* er stasjonær. Resultatet av testen gir oss en lav p-verdi noe som tyder på at dataene er stasjonære. Samme resultat får vi fra KPSS testen, hvor nullhypotesen er at serien *er* stasjonær, og her er konklusjonen at vi ikke kan forkaste nullhypotesen.

Augmented Dickey-Fuller Test	
Data	BTC
Dickey-Fuller	-5.005
Lag	4
p-verdi	0.01
Alternativ hypotese	Stasjonær

Figur 15. Resultater av Augmented Dickey-Fuller test for stasjonaritet i bitcoins tidsserie. En lav p-verdi gjør at vi forkaster nullhypotesen om at avkastningen til bitcoin ikke er stasjonær.

KPSS test for stasjonaritet	
Data	BTC
KPSS verdi	0.23855
Truncation lag parameter	2
p-verdi	0.1
Alternativ hypotese	Ikke-stasjonær

Figur 16. Resultater av Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin(KPSS) test for stasjonaritet i bitcoins tidsserie. En høy p-verdi gjør at vi ikke kan forkaste nullhypotesen om at tidsserien er stasjonær.

Vi finner ingen tegn til ikke-stasjonaritet i bitcoins log-avkastning, og vi kan dermed bruke dataene i analysen uten å risikere å få statistisk upålitelige resultater som beskrevet i delkapittel 3.3.4.

5. Metode

5.1 Månedlig avkastning, log og geometrisk gjennomsnitt

Kryptovaluta er et relativt nytt fenomen, derfor finnes det begrensede mengder med data. Vi har derfor benyttet daglige sluttkurser på alle våre data.

For å måle avkastning er det to vanlige metoder å bruke. Enten kan man måle ved enkel avkastning, eller ved kontinuerlig (logaritmisk) avkastning,

$$\text{enkel avkastning: } r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}},$$

$$\text{kontinuerlig avkastning: } = \text{LN}\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right),$$

hvor P_t er prisen i tidspunkt t og P_{t-1} er prisen på tidspunkt $t - 1$.

Sannsynligheten for å tilfredsstille kravene til normalitet er større når man anvender kontinuerlig avkastning (Kritzman, 1992). Døskeland (2014) forklarer også at log-avkastningen (kontinuerlig avkastning) er best for å beskrive historisk avkastning. På bakgrunn av argumentasjonen over har vi derfor valgt å benytte oss av kontinuerlig avkastning i vår oppgave.

5.1.1 Aritmetisk og geometrisk gjennomsnitt

Det *aritmetiske gjennomsnittet* er definert som summen av avkastningen i n -antall perioder dividert på n -perioder:

$$\bar{r}_a = \frac{r_1 + r_2 + \dots + r_n}{n},$$

mens det *geometriske gjennomsnittet* er definert som n -te roten av produktet til avkastningen fra de n -antall periodene:

$$\bar{r}_g = [1 + r_1 * (1 + r_2 * \dots (1 + r_n))]^{\left(\frac{1}{n}\right)} - 1$$

Vi ser at det mens det aritmetiske gjennomsnittet ser på hver periode som uavhengig, har det geometriske gjennomsnittet en relativ vekting i forhold til verdien på starttidspunktet. Det geometriske gjennomsnittet vil også alltid gi et lavere gjennomsnitt, ettersom perioder med negativ avkastning vil veie tyngre.

I denne oppgaven har vi valgt å benytte oss av det geometriske gjennomsnittet som tidsvektet avkastning. Dette fordi det er geometrisk avkastning flest bruker når formålet er å sammenligne historisk avkastning (Berk og DeMarzo, 2013). Videre vil den geometriske metoden ta høyde for rentes rente effekten, ved at den tar med forrentningen av investeringen fra tidligere perioder (Berk og DeMarzo, 2013).

5.2 Behandling av data med ulik frekvens

Aktivaene i utvalget vårt kan handles på ulike tidspunkter. For eksempel er Oslo Børs stengt i helger og ved norske helligdager, mens bitcoin kan handles hele døgnet, året rundt. Børsene som har aksjeindeksene vi benytter, har også forskjellig praksis når det kommer til åpningstider ved høytider og røde dager. For å sammenligne data med forskjellig frekvens har vi derfor valgt å beholde prisene fra dagen før på dager der børsene av ulike grunner holder stengt. Ettersom bitcoin også kan handles på lørdager og søndager vil vi holde sluttkursene til aksje- og obligasjonsindeksene vi benytter konstant i helgene. Med dette vil for eksempel OSEBX på en lørdag hvor Oslo Børs holder stengt, ha en observasjon i vårt datasett som tilsvarer fredagens sluttkurs. Fredagens sluttkurs vil da også gjelde den påfølgende søndagen.

Begrunnelsen for at vi velger å gjøre det slik, er at en investor i virkeligheten ikke vil kunne selge og kjøpe aksjer og obligasjoner på dager hvor børsene holdes stengt. Derfor vil verdien av aktivaene, og dermed også avkastningen og risikoen målt ved standardavviket, være konstant gjennom disse dagene. Ettersom bitcoin kan handles 24 timer i døgnet og 7 dager i uken vil verdien og standardavviket på bitcoin imidlertid svinge også gjennom helligdager og helger. For å få resultatene på både avkastning og risiko i vår optimering så like de som en reell investor hadde hatt, velger vi derfor å gjøre det på denne måten.

Vi gjør også en analyse hvor vi ikke følger denne metoden og dermed utelukker dager der en eller flere av aktivaene mangler observasjoner i datasettet. Som for eksempel på dager hvor en

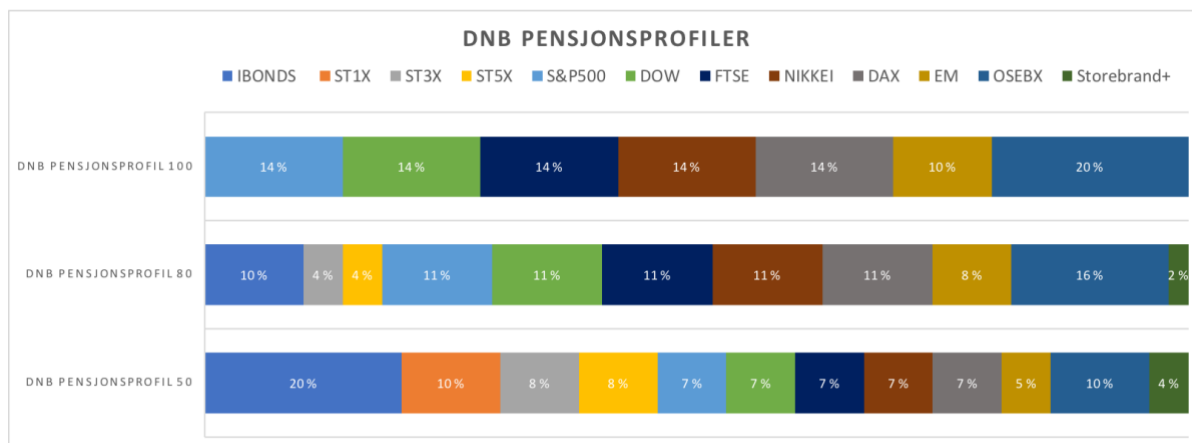
av børsene holdt stengt grunnet en lokal helligdag eller at det var en helgedag. I denne analysen vil for eksempel bitcoin mangle alle observasjoner i alle helger, selv om det i virkeligheten har vært registrert handel og endringer i kursen. Resultatene fra denne analysen kan man se i appendiks 9.2 og vi ser at resultatene blir tilnærmet identiske med resultatene vi får ved å følge den opprinnelige metoden slik vi gjør i vår hovedanalyse som presenteres i kapittel 6.

5.3 Konstruksjon av profiler

Utgangspunktet for vår metode er å konstruere referanseprofiler basert på informasjon beskrevet i kapittel 4.1. Disse gjenspeiler dagens sammensetning av aktiva i ulike pensjonsprofiler. Konstruksjonen av disse beskrives nærmere i delkapittel 5.3.1 og 5.3.2. Vi sammenligner deretter avkastning, standardavvik og Sharpe-rate i disse referanseprofilene mot egenkonstruerte pensjonsprofiler som også kan inneholde bitcoin. Profilene som kan inneholde bitcoin kaller vi heretter bitcoin-profiler. Bitcoin-profilene har i utgangspunktet samme aktivasammensetning som referanseprofilene, men forskjellen er at vekten av hvert aktivum kan fluktuere $\pm 10\%$ slik at man også kan inkludere en andel av bitcoin.

For å konstruere bitcoin-profilene, bruker vi MPT rammeverket for å optimere porteføljevokter. Som beskrevet i kapittel 3.1 om MPT, benytter vi oss av historiske mål på avkastning og standardavvik for å finne optimale vakter av hvert aktivum i en portefølje. Vår metode skiller seg noe fra det klassiske MPT rammeverket. I MPT er de optimale vektene de som gir porteføljen den høyest mulige Sharpe-raten, mens i vår metode må vektene *samtidig* tilfredsstillе begrensninger vi setter. Begrensningene er satt slik at den optimale porteføljen kun tillater små avvik fra referanseporteføljen. Vi bruker programvaren R for å løse denne optimeringen. Konstruksjonen av bitcoin-profilene beskrives nærmere i delkapittel 5.5.

5.3.1 Konstruksjon av DNB referanseprofiler



Figur 17. Illustrasjon over sammensetning av aktiva i prosent, i referanseprofilene vi har konstruert basert på DNB Pensjonsprofil 50,80 og 100.

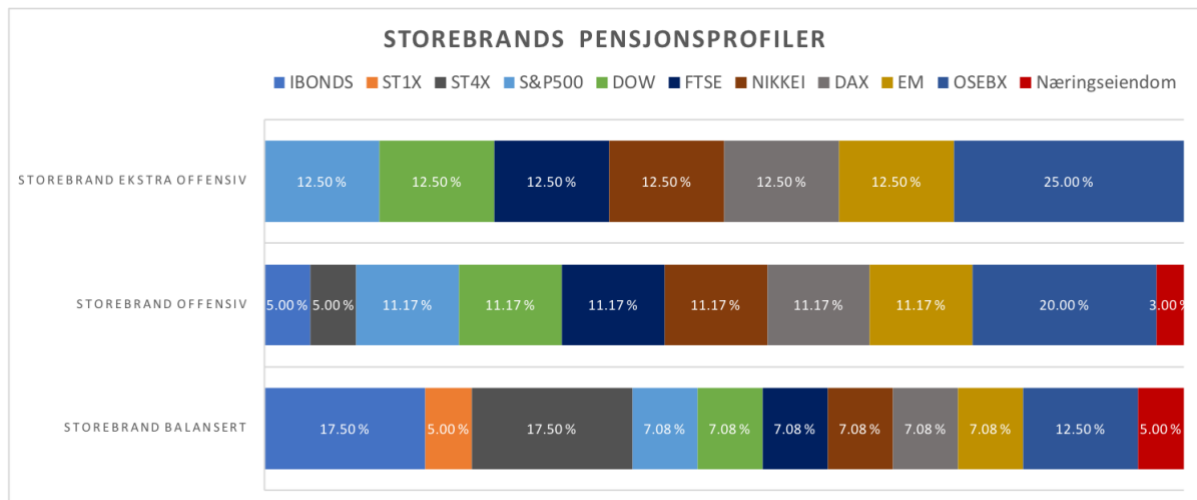
Som illustrert i figur 6 i delkapittel 2.7.1, har “Pensjonsprofil 80” i DNB Livsforsikring 80% av midlene investert i norske og internasjonale aksjer, 8% i norske obligasjoner, 2% i høyrenteobligasjoner og 10% i internasjonale obligasjoner.

I konstrueringen av referanseprofil for DNB Pensjonsprofil 80 fordeler vi de 8% av profilens midler som skal investeres i norske obligasjoner, likt mellom ST1X og ST5X. Av en total aksjeandel på 80%, skal 56% av denne andelen investeres i internasjonale aksjer i etablerte markeder. Vi fordeler derfor dette likt over de internasjonale aksjeindeksene vi har med i datasettet. Hver av disse indeksene får da en vekt på 11,2% av hele profilen.

Andelen av midlene som skal investeres i fremvoksende markeder (EM) er på 8% av hele profilen, mens andelen norske aksjer (OSEBX) er på 16%. Videre skal 2% av midlene investeres i høyrenteobligasjoner (Storebrand +).

Tilsvarende viser vi i figur 17 en oversikt over hvordan vi har konstruert referanseprofilene til DNB Pensjonsprofil 50 og DNB Pensjonsprofil 100, uten å forklare disse nærmere i teksten.

5.3.2 Konstruksjon av Storebrand referanseprofiler



Figur 18. Illustrasjon over sammensetning av aktiva i prosent, i referanseporteføljene vi har konstruert basert på Storebrand Balansert, Offensiv og Ekstra Offensiv.

Storebrands profiler består i hovedsak av aksjer, obligasjoner og næringseiendom. I konstrueringen av Storebrand Offensiv-referanseprofilen skal 5% av fondets midler investeres i internasjonale obligasjoner (IBONDS) og 5% skal investeres i norske statsobligasjoner med 3 års løpetid (ST4X). Videre skal 67% av fondets midler investeres i internasjonale aksjer i etablerte markeder og i fremvoksende markeder (EM). Her har vi gjort tilsvarende som med DNB-profilene og laget en fordeling på 11,7% på hver av de 5 internasjonale aksjeindeksene og 11,7% i EM. Videre skal 20% av pensjonsprofilens midler investeres i norske aksjer (OSEBX) og 3 % i næringseiendom.

Tilsvarende viser vi i figur 18 en oversikt over hvordan vi har konstruert referanseprofilene til Storebrand Ekstra Offensiv og Storebrand Balansert, uten å forklare disse nærmere i teksten.

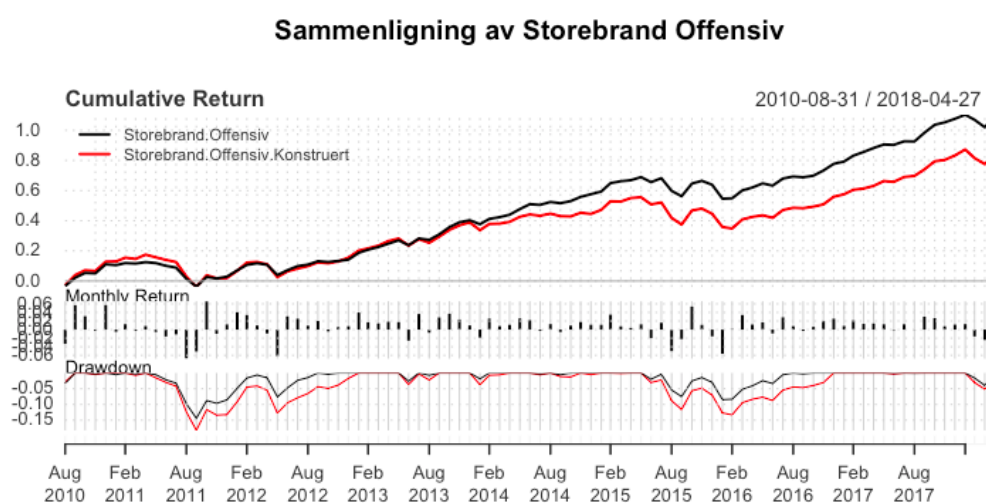
5.4 Likheten mellom de konstruerte referanseprofilene og virkeligheten

Som beskrevet i delkapittel 4.1 har vi ikke hatt eksakt informasjon om enkeltaktiva som er benyttet i de reelle profilene. Vi har derfor sammenlignet avkastningen til våre konstruerte Storebrand referanseprofiler og de reelle profilenes historiske avkastning for å sjekke om

avkastningen blir tilnærmet lik. Data over profilenes faktiske avkastning er hentet ut fra en Bloomberg Terminal.

Vi har også utført en lineær regresjonsanalyse for å teste likheten mellom våre konstruerte Storebrand referanseprofiler og de reelle profilene. For DNB-profilene har vi ikke hatt tilgang til samme informasjon om historisk avkastning, og vi har derfor ikke kunnet teste disse.

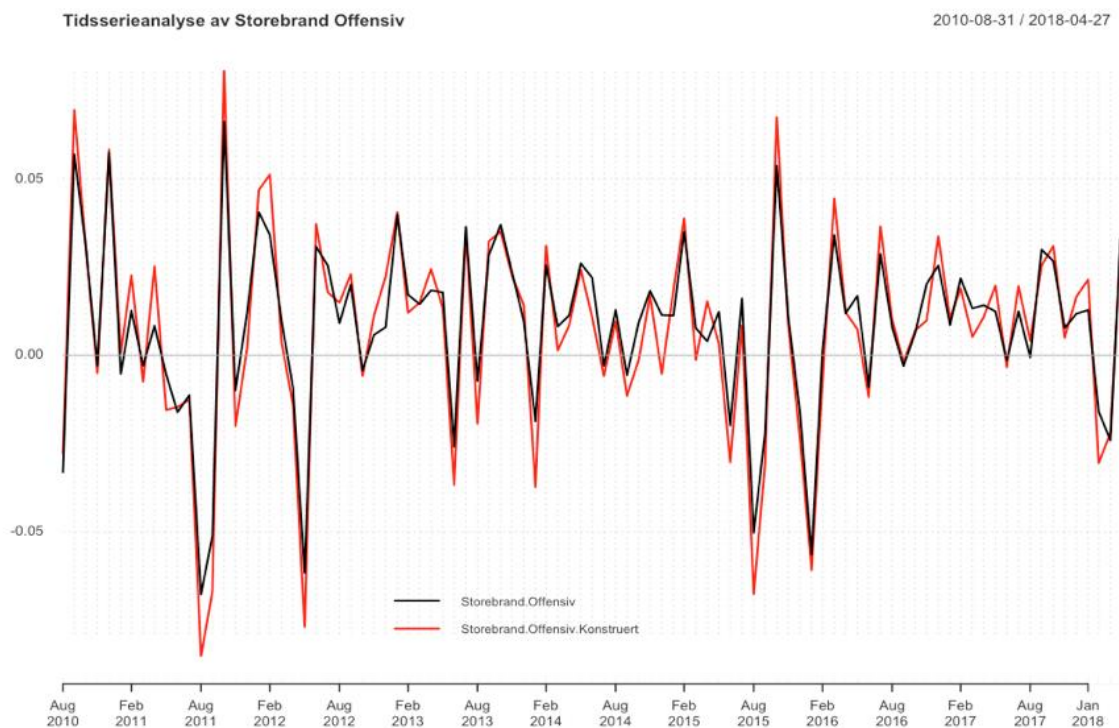
Vi vil nå bruke testen av Storebrand Offensiv som eksempel. En sammenligning av de øvrige Storebrand-profilene finnes i appendiks 9.3



Figur 19. Sammenligning av kumulativ avkastning og nedside i perioden august 2010 – august 2017. Den røde grafen viser utviklingen til vår konstruerte referanseportefølje mens den sorte grafen viser den reelle utviklingen til Storebrand Offensiv.

Som vi ser av figur 19 er det en liten forskjell i kumulativ avkastning på ca. 2% over hele tidsperioden. Dette kan skyldes at Storebrand Offensiv i virkeligheten forvaltes aktivt, mens vår konstruerte referanseprofil baseres på indekser med faste vekter. Vi ser likevel at grafene er svært like og at de utvikler seg tilnærmet likt.

Ser vi nærmere på tidsserien som viser den månedlige avkastningen i figur 20 (under) og variasjonen i denne, ser vi at vår konstruerte profil og den reelle profilen beveger seg svært likt.



Figur 20. Sammenligning av tidsserien til vår konstruerte referanseprofil og tidsserien til den reelle avkastningen i Storebrand Offensiv. Den røde grafen viser utviklingen i den konstruerte referanseprofilen mens den sorte grafen viser den reelle utviklingen til Storebrand Offensiv.

Resultatet av den lineære regresjonsanalysen, presentert i figur 21, viser at vår konstruerte referanseprofil forklarer 94,6% av variasjonen i den reelle profilen. Dette, sammen med analysen av tidsseriene over, forteller oss at vår konstruerte referanseprofil er svært lik den reelle. Tilsvarende resultat får vi for de andre Storebrand-profilene. Resultater for disse finnes i appendiks 9.3.

	Storebrand.Offensiv.Pensjon.Konstruert		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	-0.00	-0.00 – -0.00	<.001
Storebrand.Offensiv.Pensjon	1.19	1.13 – 1.25	<.001
Observations		91	
R ² / adj. R ²		.946 / .945	

Figur 21. Resultatet av lineær regresjonsanalyse gjort mellom vår konstruerte referanseportefølje og den reelle avkastningen til Storebrand Offensiv. Som vi ser av R², forklarer vår konstruerte profil 94,6% av variasjonen i den reelle profilen.

5.5 Konstruering av bitcoin-profiler

Med referanseprofilene som utgangspunkt konstruerer vi videre profiler som åpner for investering i bitcoin. I motsetning til i referanseprofilene hvor vektene av aktiva er låst, åpner bitcoin-profilene for at vektene til hvert aktivum kan fluktuere. De ulike aktiva gis både en minste- og en maksvekt, og optimeringen av det enkelte aktivums vekt skjer dermed innenfor dette intervallet. Vi har valgt å sette minste- og maksvekt slik at vekten på hvert aktivum i den bitcoin-profilen kan fluktuere $\pm 10\%$ i forhold til vekten gitt i referanseprofilen. Dette har vi gjort for å sørge for at bitcoin-profilene ikke blir urealistiske ved at de avviker for mye fra referanseprofilene.

For å illustrere dette bruker vi et eksempel fra referanseprofilen DNB Pensjonsprofil 80. I denne profilen skal norske aksjer utgjøre 16% av porteføljen. Når vi konstruerer den tilsvarende bitcoin-profilen, lar vi OSEBX sin vekt i profilen fluktuere 10% sett i forhold til vekten i referanseprofilen. Det vil si at optimeringen vil utføres slik at vekten til OSEBX i den nye profilen må ligge et sted i intervallet 14,4-17,6%. Optimeringen gjøres med et objektiv om å finne den kombinasjon av aktivavekter som maksimerer forventet avkastning samtidig som de minimerer forventet standardavvik. Etter optimeringen må aktivavektene summere til 100% slik at man er fullt investert.

Vi har også valgt å sette en egen minste- og maksvekt på andel bitcoin. Her har vi valgt å sette minstevekt lik 0% mens maksvekten er satt til å være lik 5%. Den optimale andelen av bitcoin i profilen må dermed ligge i intervallet 0-5%. Denne begrensningen, samt begrensningen av de andre aktivavektene nevnt ovenfor, er satt fordi vi ønsker veldiversifiserte porteføljer som opprettholder tilnærmet samme risikoprofil som i dag. Vi ser det også som usannsynlig at man ville vurdert en investering i et enkelt aktivum på mer enn 5%.

Et eksempel på koden som benyttes til optimeringen kan ses i appendiks 9.9

5.6 Øvrige forutsetninger i modellen

5.6.1 Full egenkapitalinvestering

Vår modell baseres på egenkapitalfinansiering. Det vil si at det ikke er mulig å ta short-posisjoner i noen av aktivaene, og at ingen lånefinansiering er mulig.

5.6.2 Rebalansering

Ulik utvikling i avkastning på aktiva fører til at den prosentvise sammensetningen av aktiva i profilen vil endre seg over tid i forhold til sammensetningen man har som utgangspunkt. For å ta høyde for dette benytter vi kvartalsvis rebalansering. Dette vil si at vi hvert kvartal vil aktiva kjøpes/selges slik at sammensetningen i profilen justeres tilbake til den optimale andelen. Dette gjør vi i tråd med hvordan pensjonsprofilene opererer i virkeligheten (DNB, 2015). For enkelhets skyld antar vi at det er ingen kostnader forbundet med rebalansering.

5.6.3 Valutakursrisiko og transaksjonskostnader

Selv om vi benytter oss av aktiva som handles i forskjellig lokalvaluta, tar vi ikke hensyn til eventuell valutakursrisiko eller transaksjonskostnader forbundet med veksling av valuta. I virkeligheten vil man være utsatt for valutakursrisiko og de nevnte transaksjonskostnadene.

Et helt enkelt eksempel er dersom DNB handler amerikanske aksjer betalt med dollar i periode 1. Først veksler de norske kroner (NOK) med amerikanske dollar (USD) og betaler et vekslingsgebyr. Deretter sitter de på aksjen i et år og selger i periode 2. Gitt at aksjekursen er den samme som i periode 1, vil likevel DNB ha en risiko for at valutakursen NOK/USD er

forskjellig fra periode 1. Samtidig vil de også ha betalt vekslingsgebyrer. På denne måten kan de likevel oppnå negativ eller positiv avkastning, til tross for at aksjekursen har vært uendret.

5.6.4 Bid - Ask spread

I oppgaven tar vi en forutsetning om at den oppgitte sluttkursen er prisen mellom bid-ask spreaden. Derfor har vi ikke tatt høyde for risiko knyttet til en eventuell forskjell mellom bid og ask.

Når man skal kjøpe aktiva vil det være en forskjell i bid-ask prisene. Det vil si at det vil være en forskjell i prisen markedet er villig til å selge aktiva for (ask), og prisen markedet vil kjøpe aktiva for (bid). Det vil si at det finnes en risiko forbundet med at det kan være en forskjell mellom bid og ask prisene. For eksempel dersom Storebrand i dag kjøper en aksje til ask prisen, for deretter å selge den med en gang til bid prisen, vil Storebrand ha tapt eller tjent mellomlegget mellom bid og ask prisen, gitt at bid og ask prisene holdes konstant.

5.6.5 Øvrige forbehold

Oppgaven tar ikke hensyn til eventuelle transaksjonskostnader ved kjøp og salg av fondsandeler, og heller ikke forvaltningskostnader tilknyttet fond.

6. Resultater

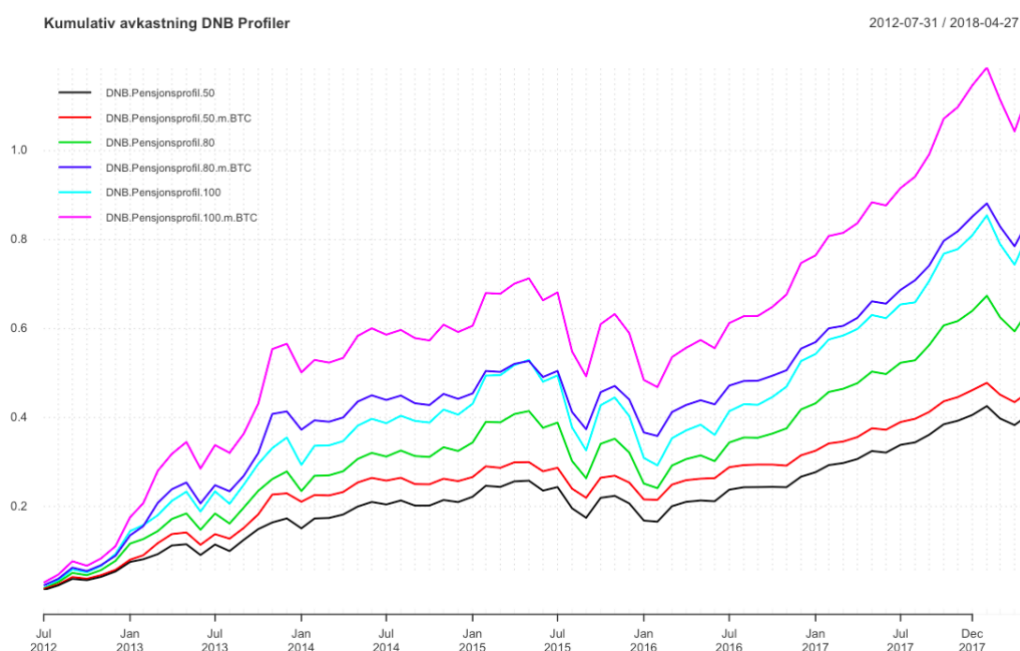
I dette kapitlet presenterer vi resultater fra optimeringen. I delkapittel 6.1 går vi først igjennom DNB-profilene samlet. Deretter går vi mer i dybden og ser på utviklingen til hver enkelt profil, for eksempel utviklingen i andel av bitcoin som inkluderes over tid. I delkapittel 6.2 presenterer vi de samme resultatene for Storebrand-profilene. Datasettets to første år brukes som treningsperiode for å optimere startvektene. Det vil si at våre resultater presenteres fra juli 2012 og utover, selv om datasettet inneholder observasjoner fra juli 2010.

Vi har også undersøkt to delperioder for å se om resultatene er konsistente i ulike tidsperioder. Første delperiode går fra januar 2015 til januar 2016. Denne perioden har vi valgt ut for å unngå den ekstraordinære volatiliteten i bitcoin-kursen i 2014. Med dette forsøker vi å unngå ettervirkningene av Mt.Gox fallet, som beskrevet i kapittel 1.

Delperiode 2 går fra juni 2016 til juni 2017. Denne perioden har vi valgt ut for å ekskludere den enorme prisveksten bitcoin opplevde fra sommeren 2017 og utover.

Avslutningsvis undersøker vi hvorvidt våre funn er konsistente, dersom vi bruker et annet mål på risikojustert avkastning enn den tradisjonelle Sharpe-raten. Vi beregner derfor profilenes justerte Sharpe-rate basert på metoden til Pezier og White presentert i delkapittel 3.3.5. Denne utvider risikobegrepet slik at det også tas hensyn til risiko knyttet til avkastningens kurtose og skjevhet.

6.1 Resultater hovedperiode DNB-profiler



Figur 22. Sammenligning av kumulativ avkastning. Grafen viser utviklingen i kumulativ avkastning for konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2.29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
DNB50	5.98 %	4.75 %	0.7768	
DNB50BTC	6.47 %	4.84 %	0.8636	0.6519 %
DNB80	8.81 %	7.41 %	0.8799	
DNB80BTC	10.67 %	7.95 %	1.0541	1.4863 %
DNB100	10.66 %	9.22 %	0.9078	
DNB100BTC	13.45 %	10.22 %	1.0920	1.9672 %

Tabell 5. DNB-profiler: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

Resultatene presentert i tabell 5, og grafen i figur 22, viser at samtlige av bitcoin-profilene oppnår en bedre avkastning og Sharpe-rate i forhold til sine referanseprofiler. Den største økningen i avkastning og Sharpe-rate ser vi mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen til DNB Pensjonsprofil 100 som øker fra 0,9078 til 1,0920. Risikoen i profilene, målt ved standardavvik, øker litt i bitcoin-profilene sammenlignet med referanseprofilene. Denne

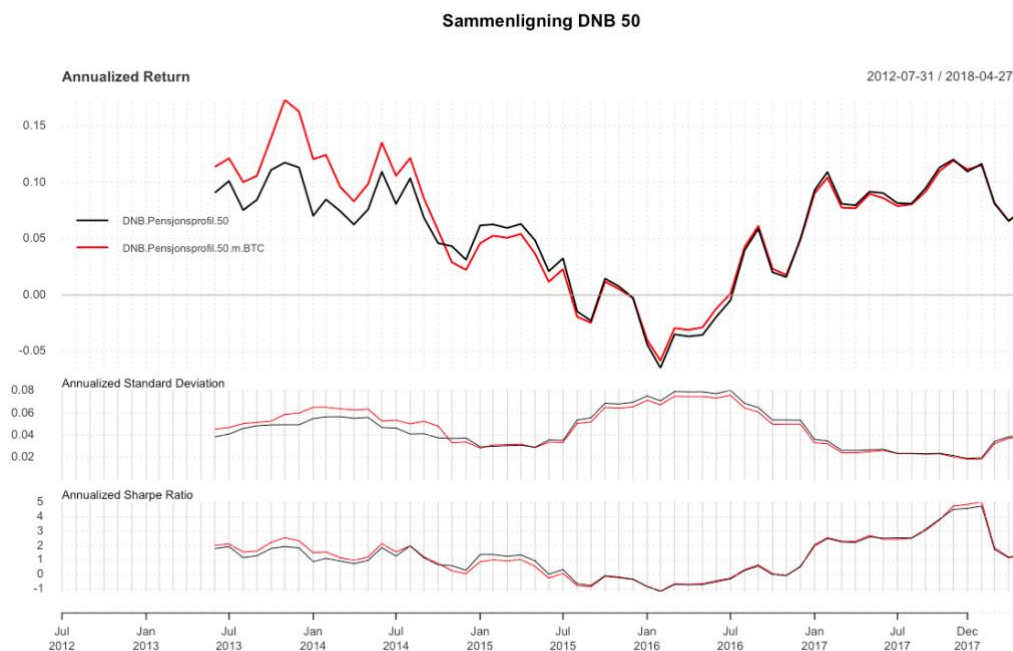
økningen er også størst mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen til DNB Pensjonsprofil 100.

6.1.1 Resultater DNB Pensjonsprofil 50

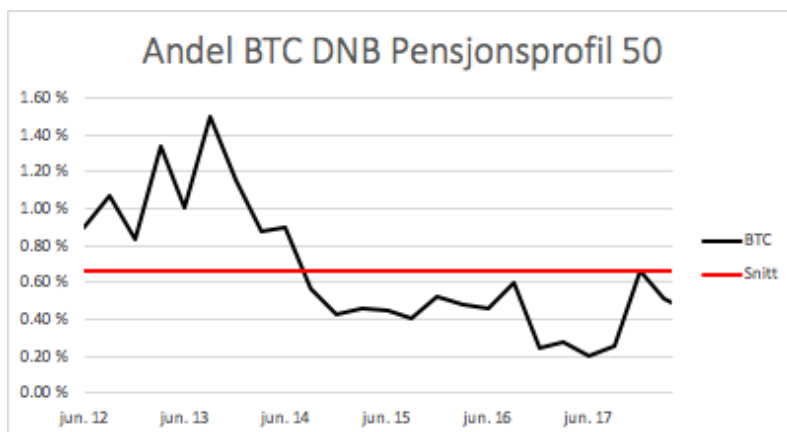
Ser vi nærmere på DNB Pensjonsprofil 50, øker Sharpe-raten fra 0,7768 til 0,8636 mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen. Annualisert avkastning øker fra 5,98% til 6,47%, samtidig som annualisert standardavvik øker fra 4,75% til 4,84%. Dette betyr at ifølge vår modell kunne man altså ha oppnådd en bedre årlig avkastning uten å øke risikoen tilsvarende.

Ser man på allokeringen av vekt til bitcoin i denne profilen er denne svært lav. Gjennomsnittsvekten gjennom perioden er på kun 0,6519%. Dette kan settes i sammenheng med at DNB Pensjonsprofil 50 i utgangspunktet er en lav-risiko profil og det er derfor ikke et uforventet resultat.

DNB Pensjonsprofil 50 forvalter per 30.04.2018 i overkant av 26 milliarder kroner (Morningstar. u.d.). Dette ville ifølge våre resultat tilsvart en investering i bitcoin på ca. 170 millioner kroner.



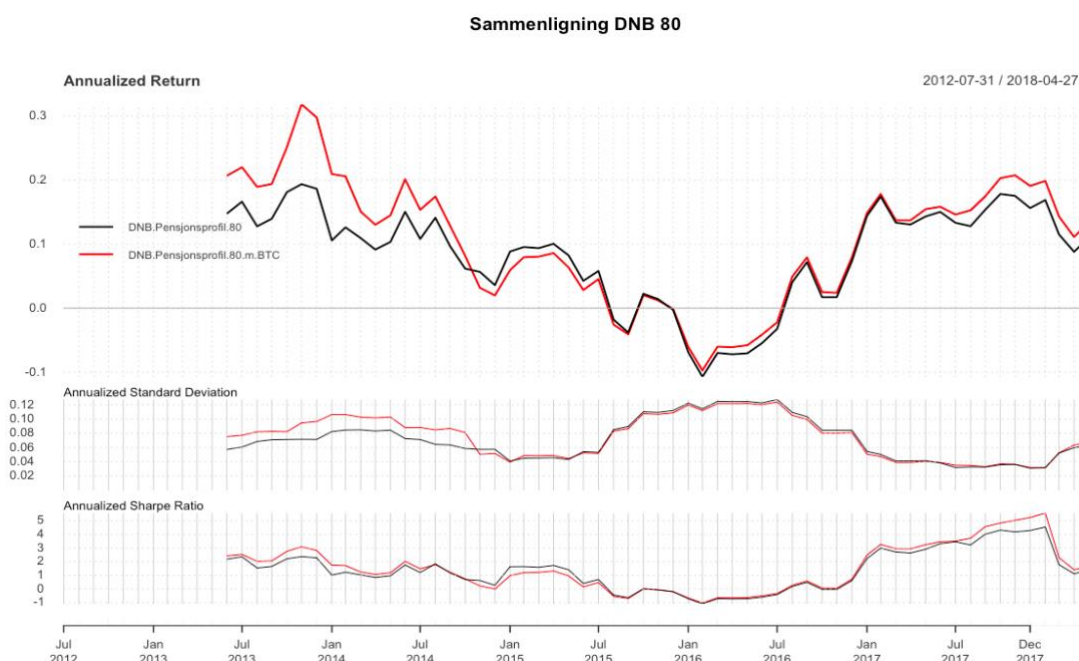
Figur 23. DNB 50: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.



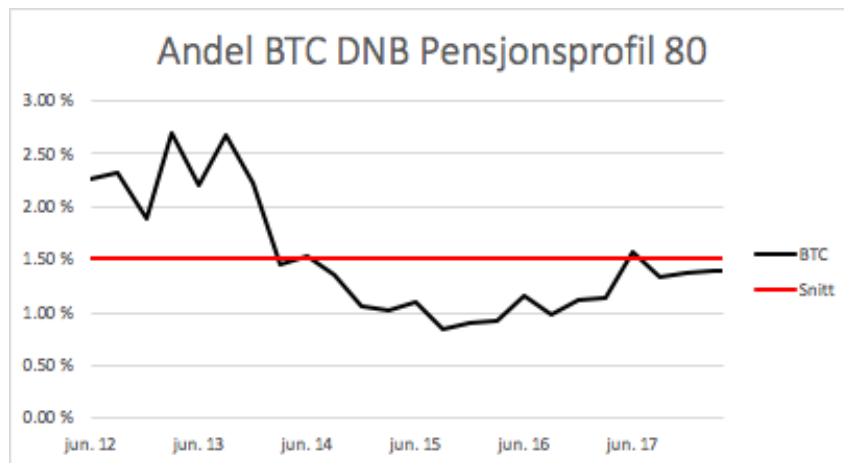
Figur 24. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i DNB Pensjonsprofil 50.

Figur 23 viser at for DNB Pensjonsprofil 50 er forskjellen i annualisert avkastning mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen størst mellom juli 2013 og juli 2014. I denne perioden allokeres det i snitt en vekt på 1,08% til bitcoin (figur 24 og appendiks 9.4).

6.1.2 Resultater DNB Pensjonsprofil 80



Figur 25. DNB 80: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.



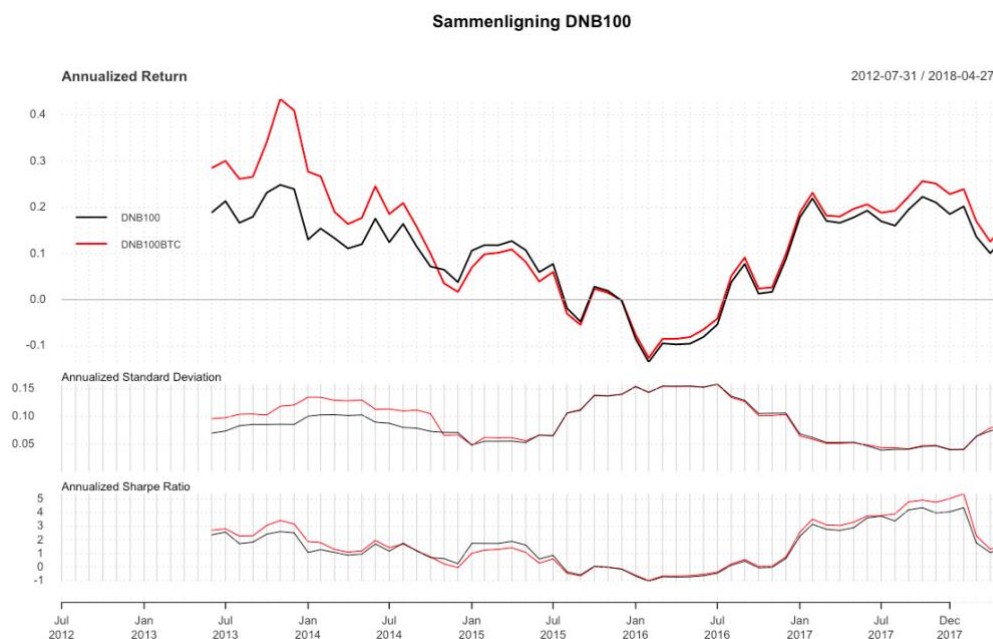
Figur 26. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i DNB Pensjonsprofil 80.

Tilsvarende resultater som vi presenterte for DNB Pensjonsprofil 50 ser man også i resultatene for DNB Pensjonsprofil 80. Sharpe-raten øker fra 0,8799 til 1,0541. Annualisert avkastning øker fra 8,81% til 10,67%, samtidig som annualisert standardavvik øker fra 7,41% til 7,95%.

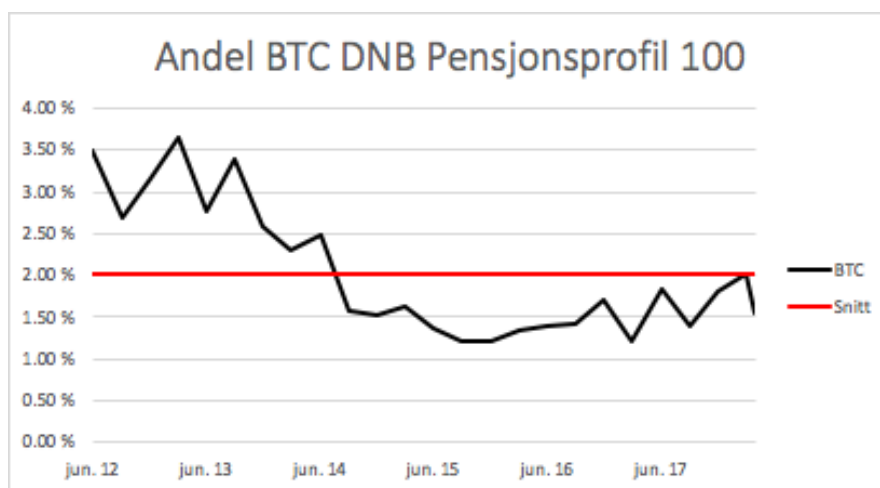
Ser man på vekten som gis bitcoin i denne profilen, er denne høyere enn hva vi så i DNB Pensjonsprofil 50. Gjennomsnittsvekten er i DNB Pensjonsprofil 80 på 1,48%.

Figur 25 viser at for DNB Pensjonsprofil 80 er forskjellen i annualisert avkastning mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen størst mellom juli 2013 og juli 2014. I denne perioden allokeres det i snitt 2,1% til bitcoin i profilen (figur 26 og appendiks 9.4).

6.1.3 Resultater DNB Pensjonsprofil 100



Figur 27. DNB 100: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.



Figur 28. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i DNB Pensjonsprofil 100.

DNB Pensjonsprofil 100 viser samme tendenser som de foregående profilene. Sharpe-raten øker fra 0,9078 til 1,0920. Annualisert avkastning øker fra 10,66% til 13,45%, samtidig som annualisert standardavvik øker fra 9,22% til 10,22 %. DNB Pensjonsprofil 100 er likevel den

profilen som har størst forskjell mellom sin bitcoin-profil og referanseprofil. Vi ser for eksempel at annualisert avkastning øker med nesten 3 prosentpoeng ved inkludering av bitcoin. Vekten som allokeres til bitcoin i DNB 100 er i gjennomsnitt på 1,96%, noe som er høyest av alle DNB-profilene. Dette er ikke uforventet ettersom DNB Pensjonsprofil 100 i utgangspunktet er en høyrisiko-profil.

6.1.4 Trender i DNB-profilene

Vi vil i dette delkapittelet presentere trendene vi observerer i DNB-profilene.

I perioden juli 2012 til juli 2014 ser vi av figur 23, 25 og 27 samme tendens i alle DNB-profilene. Bitcoin-profilene oppnår klart høyere annualisert avkastning, men også et høyere annualisert standardavvik. Det høyere standardavviket er likevel ikke nok til å gi de en lavere Sharpe-rate. Av figur 24, 26 og 28 ser vi også at denne perioden er den perioden hvor andelen bitcoin er på sitt høyeste i profilene. Vi ser vekter på henholdsvis 1,50% i DNB Pensjonsprofil 50, 2,69% i DNB Pensjonsprofil 80 og 3,40% i DNB Pensjonsprofil 100.

Perioden hvor bitcoin-profilene gjør det dårligere enn referanseprofilene er den samme i alle profilene. Dette er perioden som går fra juli 2014 til juli 2015, og er perioden hvor bitcoin-kursen var utsatt for stor volatilitet som følge av Mt.Gox børsens undergang. I figur 23, 25 og 27 ser vi tydelig at annualisert avkastning faller mer i bitcoin-profilene enn i referanseprofilene. Volatiliteten sees også i profilenes standardavvik tegnet i samme figurer. I denne perioden har alle de tre DNB bitcoin-profilene et høyere standardavvik enn sine referanseprofiler.

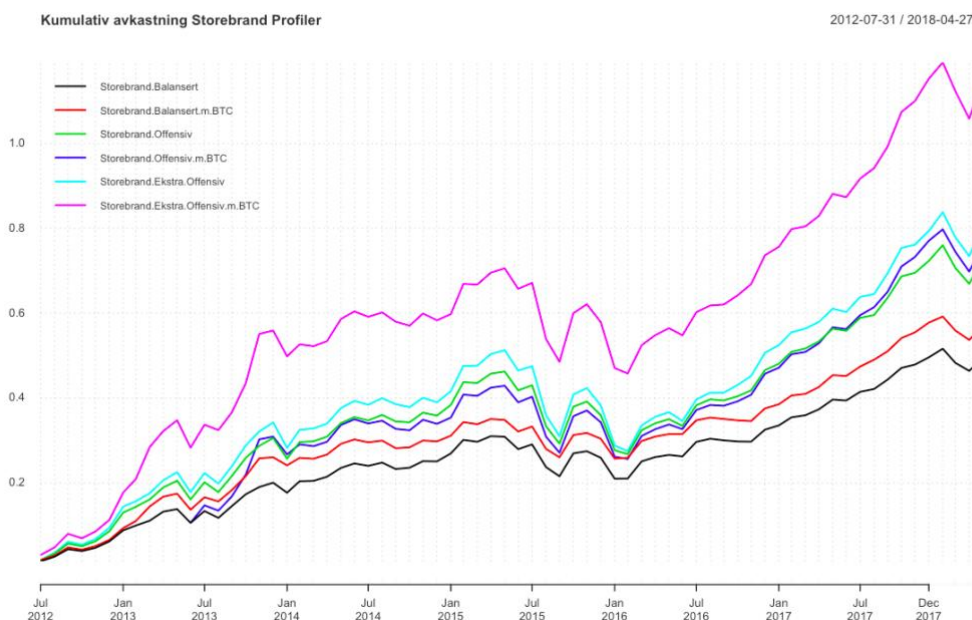
Fra juli 2015 til januar 2017 gjør alle de tre bitcoin-profilene det marginalt bedre sammenlignet med sine referanseprofiler. Annualisert avkastning er tilnærmet lik mellom bitcoin-profilene og referanseprofilene, men bitcoin-profilene har et noe lavere standardavvik. Dette gjør at Sharpe-ratene til bitcoin-profilene er marginalt bedre.

Fra januar 2017 til mai 2018 er det større forskjeller mellom bitcoin-profilene. Bitcoin-profilen til DNB Pensjonsprofil 50 har tilnærmet lik avkastning som sin referanseprofil, men oppnår et litt lavere standardavvik, noe som gir den en marginalt forbedret Sharpe-rate. De to andre bitcoin-profilene presterer i denne perioden klart bedre enn sine referanseprofiler, hvor man

oppnår en klart bedre avkastning samtidig som standardavviket er tilnærmet likt. Dette gir de høyere Sharpe-rater.

Som vi illustrerte i figur 1 i kapittel 1, fikk bitcoin sin foreløpige kurstopp i desember 2017. Perioden etter kurstoppen gav et kursfall på nærmere 40% frem mot mars 2018. Vi ser av figur 24, 26 og 28 at andelen bitcoin reduseres i bitcoin-profilene til DNB Pensjonprofil- 50 og 100 etter desember 2017. Dette er imidlertid ikke gjeldene for bitcoin-profilen til DNB Pensjonsprofil 80, hvor vekten er stabil selv i denne perioden.

6.2 Resultater hovedperiode Storebrand-profiler



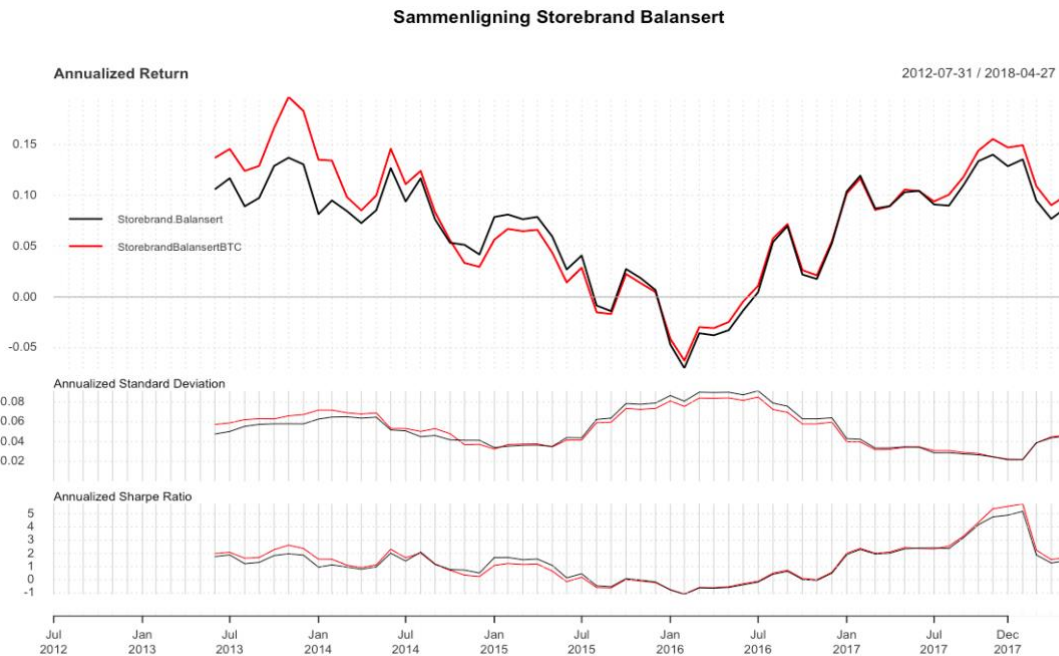
Figur 29. Sammenligning av kumulativ avkastning. Grafen viser utviklingen i kumulativ avkastning for konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

	Annualisert avkastning	Annualized Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
Storebrand Balansert	7.10 %	5.47 %	0.8793	
Storebrand Balansert BTC	7.69 %	5.51 %	0.9800	0.9044 %
Storebrand Offensiv	9.76 %	8.16 %	0.9154	
Storebrand Offensiv BTC	12.12 %	8.89 %	1.1057	1.7257 %
Storebrand Ekstra Offensiv	10.58 %	9.13 %	0.9080	
Storebrand Ekstra Offensiv BTC	13.55 %	10.15 %	1.1094	2.1043 %

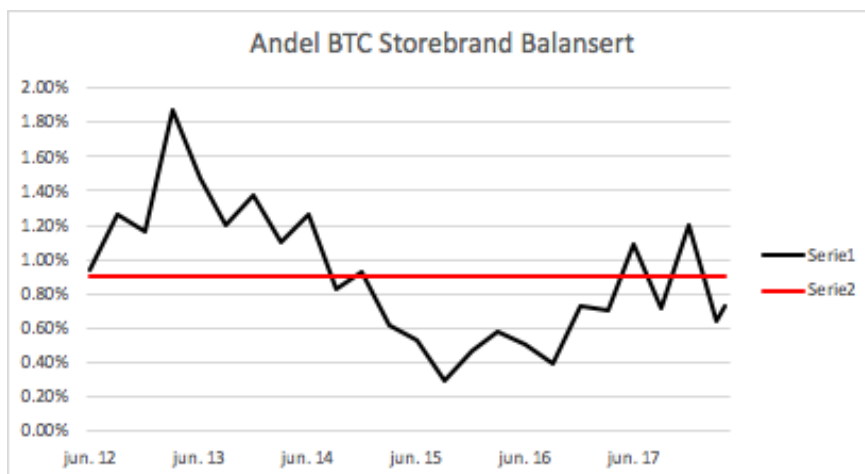
Tabell 6. Storebrand-profiler: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

Resultatene presentert i tabell 6 og grafene i figur 29, viser at samtlige av bitcoin-profilene oppnår en bedre avkastning og Sharpe-rate i forhold til sin referanseprofil. Den største økningen i avkastning og Sharpe-rate ser vi mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen til Storebrand Ekstra Offensiv som øker fra 0,9080 til 1,1094. Risikoen i profilene, målt ved standardavvik, øker litt i bitcoin-profilene sammenlignet med referanseprofilene. Denne økningen er også størst mellom referanseprofilen og bitcoin-profilen til Storebrand Ekstra Offensiv.

6.2.1 Resultater Storebrand Balansert



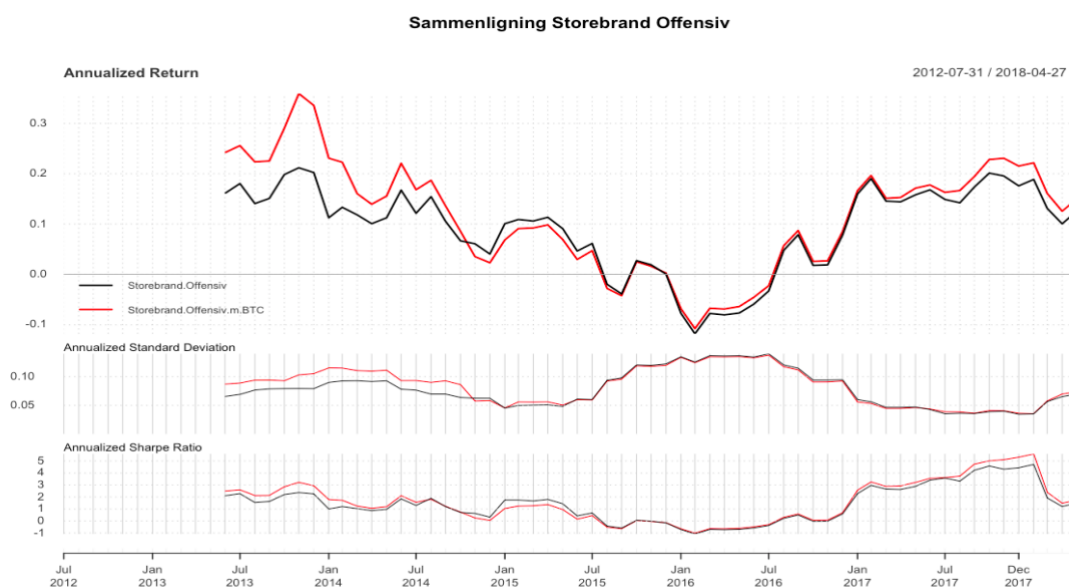
Figur 30. Storebrand Balansert: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.



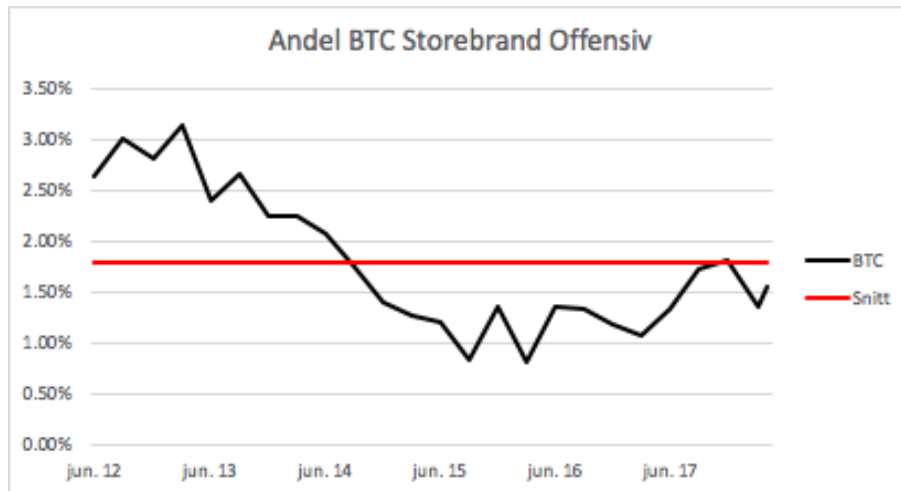
Figur 31. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i Storebrand Balansert.

Storebrand Balansert øker sin Sharpe rate fra 0,8793 i profilen uten bitcoin til 0,9800 i profilen med bitcoin. Annualisert avkastning øker fra 7,10% til 7,69% og annualisert standardavvik øker fra 5,47% til 5,51%. Gjennom hele perioden er gjennomsnittsvekten av bitcoin i bitcoin-profilen 0,9044%. Sammenligner man dette med DNB Pensjonsprofil 50, som har tilnærmet samme risikoprofil, er dette nærmere 0,30 prosentpoeng høyere.

6.2.2 Resultater Storebrand Offensiv



Figur 32. Storebrand Offensiv: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.

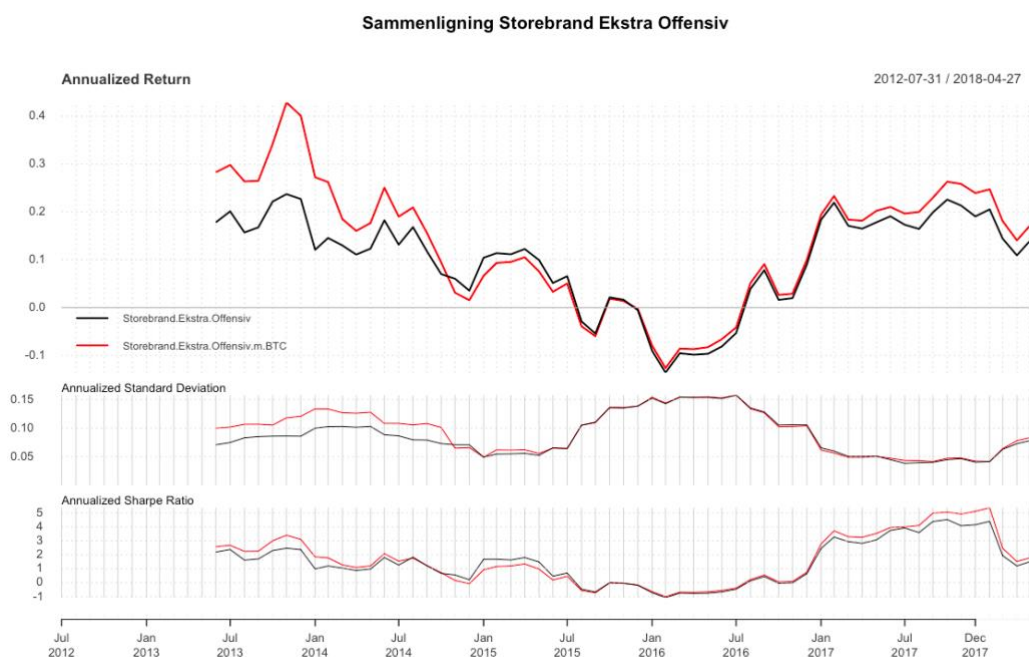


Figur 33. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i Storebrand Offensiv.

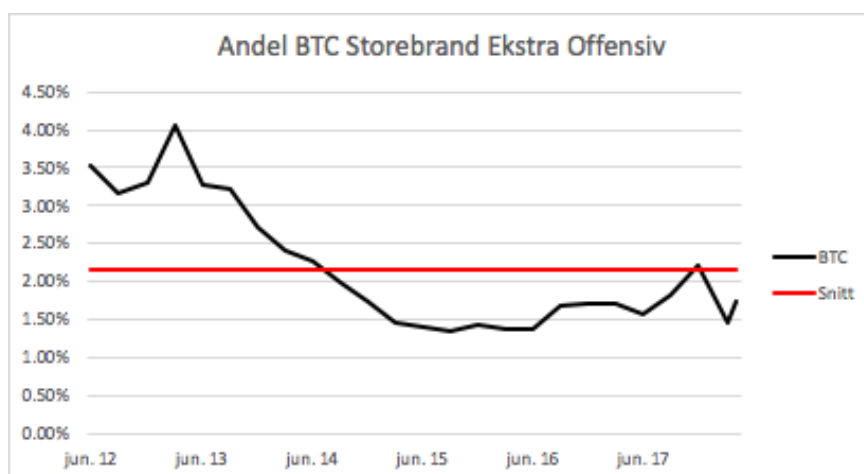
For Storebrand Offensiv ser vi de samme tendensene som i de øvrige profilene. Over hele perioden gir bitcoin-profilen en annualisert avkastning på 12,12%, noe som er 2,36% prosentpoeng bedre enn referanseprofilen som gir en annualisert avkastning på 9,76%. Samtidig øker standardavviket med kun 0,73% prosentpoeng fra 8,16% til 8,89%. Samlet gir dette en økning i annualisert Sharpe rate fra 0,9154 til 1,1057.

I bitcoin-profilen til Storebrand Offensiv får vi gjennomsnittsvekt på 1,72% av bitcoin. Dette er også høyere sammenlignet med DNB Pensjonsprofil 80.

6.2.3 Resultater Storebrand Ekstra Offensiv



Figur 34. Storebrand Ekstra Offensiv: Sammenligning av annualisert avkastning, annualisert standardavvik og annualisert Sharpe-rate i referanseprofil og bitcoin-profil.



Figur 35. Oversikt over andel i prosent som allokeres til bitcoin i Storebrand Ekstra Offensiv.

Tendensene vi har sett i de andre profilene er også gjeldene for Storebrand Ekstra Offensiv. Bitcoin-profilen oppnår en annualisert avkastning på 13,55%, mens referanse-profilen oppnår en annualisert avkastning på 10,58%. Standardavviket til de to er over perioden på henholdsvis 10,15% for bitcoin-profilen, og 9,13% for referanseprofilen. Dette gir en Sharpe-rate på 1,1094 for bitcoin-profilen og 0,9080 for referanseprofilen.

Over hele perioden allokeres det i snitt 2,10% til bitcoin i bitcoin-profilen.

6.2.4 Trender i Storebrand-profilene

Trendene i Storebrand-profilene er nesten identiske med trendene observert i DNB-profilene. I perioden juli 2012 til juli 2014 ser vi av figur 30, 32 og 34 samme tendens i alle Storebrand-profilene. Bitcoin-profilene oppnår klart høyere annualisert avkastning, men også et høyere annualisert standardavvik. Det høyere standardavviket er likevel ikke nok til å gi de en lavere Sharpe-rate. Denne perioden er også da alle bitcoin-profilene har sin høyeste andel bitcoin allokert, med henholdsvis 1,87% som maksimal vekt i Storebrand Balansert, 3,14% i Storebrand Offensiv og 4,04% i Storebrand Ekstra Offensiv (figur 30, 32 og 34).

For perioden mellom juli 2014 og juli 2015 ser vi at de annualiserte avkastningene i bitcoin-profilene faller mer enn i referanseprofilene. Som nevnt under trender i DNB-profilene i delkapittel 6.1.4, kan dette skyldes den negative utviklingen i bitcoins pris etter Mt.Gox børsen ble hacket. Vi ser også i figur 31, 33 og 35 at andelen bitcoin faller i denne perioden.

Fra juli 2015 til januar 2017 gjør alle de tre bitcoin-profilene det marginalt bedre sammenlignet med sine referanseprofiler, målt ved Sharpe-raten. Annualisert avkastning er tilnærmet likt mellom bitcoin-profilene og referanseprofilene, mens bitcoin-profilene har et noe lavere standardavvik.

Til slutt ser vi på perioden fra januar 2017 til mai 2018. Her ser vi tydelig at den annualiserte avkastningen i bitcoin-profilene er klart høyere enn i referanseprofilene. Samtidig er standardavvikene kun marginalt høyere. Fra januar 2018 til april 2018 falt bitcoin med nærmere 40%.

6.2.5 Oppsummering av resultater

Våre funn er relativt like for både pensjonsprofilene til DNB og pensjonsprofilene til Storebrand. Vi ser en økning i Sharpe-raten til alle profilene som inkluderer bitcoin sammenlignet med deres referanseprofiler. DNB- og Storebrandprofilene utvikler seg tilnærmet likt også over tid.

Av vår optimering ser vi også at vi jevnt over får en høyere andel bitcoin inkludert i bitcoin-profilene til Storebrand, i forhold til i bitcoin-profilene til DNB.

6.3 Delperioder

6.3.1 Delperiode 1: januar 2015 - januar 2017

Som vi ser av tabell 7 og tabell 8 er resultatet i denne perioden lav annualisert avkastning og høy volatilitet i alle profilene. Dette resulterer videre i svært lave Sharpe-rater. Mulige årsaker til dette kan for eksempel være Brexit, fallende oljepriser eller uroen før valget av Donald Trump som president i USA. Disse hendelsene preger utviklingen i aksjeindeksene sterkt i denne perioden og gir periodevis lav og/eller negativ avkastning. Fra starten av 2015 til midten av 2016 befant aksjemarkedet seg i en nedgangsfase, mens perioden etter dette er preget av mer vekst.

Av resultatene ser vi at bitcoin-profilene også i denne perioden gjør det bedre enn referanseprofilene. I alle tilfeller oppnår bitcoin-profilene høyere eller lik avkastning. Vi ser også at samtlige bitcoin-profiler samtidig oppnår *lavere* standardavvik enn sine referanseprofiler. Dette resulterer naturligvis også i at samtlige bitcoin-profiler oppnår en høyere Sharpe-rate.

Vi ser at den gjennomsnittlige andelen som allokeres bitcoin i denne perioden er lavere enn gjennomsnittsvekten i hovedperioden (appendiks 9.4). For eksempel er vekten i DNB 50 profilen nesten halvert i denne delperioden.

Jan 2015 - Jan 2017	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
DNB50	2.33 %	6.11 %	0.0065	
DNB50BTC	2.35 %	5.78 %	0.0104	0.2818 %
DNB80	3.47 %	9.75 %	0.1210	
DNB80BTC	3.77 %	9.42 %	0.1571	1.0139 %
DNB100	4.19 %	12.23 %	0.1554	
DNB100BTC	4.68 %	12.12 %	0.1972	1.4236 %

Tabell 7. DNB-profiler, delperiode 1: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

Jan 2015 - Jan 2017	Annualisert avkastning	Annualized Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
Storebrand Balansert	2.95 %	7.06 %	0.0935	
Storebrand Balansert BTC	2.95 %	6.58 %	0.1003	0.9057 %
Storebrand Offensiv	3.87 %	10.76 %	0.1468	
Storebrand Offensiv BTC	4.31 %	10.54 %	0.1917	1.7623 %
Storebrand Ekstra Offensiv	4.11 %	12.11 %	0.1503	
Storebrand Ekstra Offensiv BTC	4.73 %	12.06 %	0.2023	2.1615 %

Tabell 8. Storebrand-profiler, delperiode 1: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

6.3.2 Delperiode 2: juni 2016 – juni 2017

Som vi ser av tabell 8 og 9, er perioden fra juni 2016 til juni 2017 preget av høy annualisert avkastning og lav volatilitet, målt ved standardavvik, i samtlige profiler. Vekstfasen etter midten av 2016, som nevnes i delkapittel 6.3.1, fortsatte også i denne perioden.

Vi ser også at samtlige av bitcoin-profilene oppnår et likt eller lavere standardavvik enn sine referanseprofiler. Samtidig får alle bitcoin-profilene en høyere annualisert avkastning.

Alle bitcoin-profilene oppnår i denne perioden en klart bedre Sharpe-rate. Sammenlignet med hovedperioden er vektene i bitcoin generelt litt lavere i denne delperioden.

Jun 2016 - Jun 2017	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
DNB50	9.17 %	2.69 %	2.5576	
DNB50BTC	8.98 %	2.52 %	2.6548	0.3941 %
DNB80	14.33 %	4.15 %	2.9012	
DNB80BTC	15.47 %	4.06 %	3.2463	1.0996 %
DNB100	17.83 %	5.35 %	2.9047	
DNB100BTC	19.68 %	5.25 %	3.3124	1.4372 %

Tabell 9. DNB-profiler, delperiode 2: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

Jun 2016 - Jun 2017	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
Storebrand Balansert	10.31 %	3.48 %	2.3046	
Storebrand Balansert BTC	10.56 %	3.43 %	2.4111	0.5829 %
Storebrand Offensiv	15.80 %	4.69 %	2.8806	
Storebrand Offensiv BTC	17.13 %	4.61 %	3.2191	1.2304 %
Storebrand Ekstra Offensiv	17.84 %	5.06 %	3.0731	
Storebrand Ekstra Offensiv BTC	20.24 %	5.06 %	3.5474	1.6192 %

Tabell 10. Storebrand-profiler, delperiode 2: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler.

6.3.3 Konklusjon delperioder

Resultatene fra delperiodene er konsistente med resultatene fra hovedperioden. Målet var å undersøke om resultatene ville endres dersom vi ekskluderte perioder hvor bitcoin-prisen viste en ekstraordinær avkastning og volatilitet.

Vi har i delperiodene også utført korrelasjonstester for å undersøke om korrelasjonen mellom bitcoin og de andre aktiva er endret i disse periodene. I delperiode 1 finner vi en moderat grad av korrelasjon med både S&P500 og Dow Jones, på 0,43 og 0,49 (appendiks, 9.6 og 9.7). Korrelasjonene er signifikante på 5% nivå. Når vi utfører den samme korrelasjonstesten for delperiode 2 finner vi ingen signifikant korrelasjon med hverken S&P500 eller Dow Jones. Samlet sett er resultatene fra korrelasjonstestene i delperiode 1 og delperiode 2 på linje med resultatene fra korrelasjonstesten for hele perioden. Ettersom delperiode 1 og delperiode 2 gir oss motstridende resultater, kan vi ut fra vår analyse ikke konkludere med at det finnes en lineær sammenheng mellom avkastningen til bitcoin og avkastningen til de andre aktiva benyttet i analysen.

6.4 Minimum-variants portefølje

For å teste hvorvidt inkludering av bitcoin i pensjonsprofilene kan brukes til å bare redusere risiko, har vi også utført en optimering hvor det eneste formålet er å minimere forventet standardavvik. Vi ser av tabell 11 og 12 at ved bruk av minimum-variants som formål i optimeringen, reduseres bitcoin andelen i bitcoin-profilene til tilnærmet 0. Basert på resultatene fra minimum-variants optimeringen, kan vi derfor konkludere med at bitcoin ikke bidrar til ren risikoreduksjon i pensjonsprofilene.

	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
DNB50	5.98 %	4.75 %	0.7768	
DNB50BTC	5.62 %	4.55 %	0.7319	0.0024 %
DNB80	8.10 %	7.41 %	0.7841	
DNB80BTC	8.57 %	7.14 %	0.8796	0.0230 %
DNB100	10.66 %	9.22 %	0.9078	
DNB100BTC	10.57 %	9.09 %	0.9109	0.0364 %

Tabell 11. DNB-profiler: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler i minimum-variants rammeverket.

	Annualisert avkastning	Annualisert Std. Avvik	Annualisert Sharpe (Rf=2,29%)	Gjennomsnittlig vekt BTC
Storebrand Balansert	7.10 %	5.47 %	0.8793	
Storebrand Balansert BTC	6.74 %	5.14 %	0.8658	0.0240 %
Storebrand Offensiv	9.76 %	8.16 %	0.9154	
Storebrand Offensiv BTC	9.68 %	7.97 %	0.9272	0.0230 %
Storebrand Ekstra Offensiv	10.58 %	9.13 %	0.9080	
Storebrand Ekstra Offensiv BTC	10.62 %	9.02 %	0.9235	0.0364 %

Tabell 12. Storebrand-profiler: Oversikt over resultatene til konstruerte referanseprofiler og bitcoin-profiler i minimum-variants rammeverket.

6.5 Profilenes justerte Sharpe-rate

Som beskrevet i delkapittel 4.3.3 finner vi at bitcoins logaritmiske månedsavkastning har både positiv skjevhetsverdi og en høy excess kurtoseverdi. For å ta høyde for dette benyttes også justert Sharpe-rate som et alternativt mål på risikojustert avkastning. Som beskrevet i delkapittel 3.3.5 er justert Sharpe-rate et alternativ som også tar hensyn til skjevhet og kurtose

i vurderingen av risikojustert avkastning. Av tabell 13 og tabell 14 ser vi at våre funn er konsistente også ved bruk av justert Sharpe-rate som prestasjonsmål. Samtlige bitcoin-profiler oppnår bedre justerte Sharpe-rater enn hva referanseprofilene oppnår.

	Annualisert Justert Sharpe (RF=2.29%)	Annualisert Sharpe (RF = 2.29%)
DNB50	0.6679	0.7768
DNB50BTC	0.7930	0.8636
DNB80	0.7227	0.8799
DNB80BTC	0.8949	1.0541
DNB100	0.7348	0.9078
DNB100BTC	0.9279	1.0920

Tabell 13. DNB-profiler: Annualisert justert Sharpe-rate vs. annualisert Sharpe-rate

	Annualisert Justert Sharpe (RF=2.29%)	Annualisert Sharpe (RF = 2.29%)
Storebrand Balansert	0.7423	0.8793
Storebrand Balansert BTC	0.8296	0.9800
Storebrand Offensiv	0.7416	0.9154
Storebrand Offensiv BTC	0.9229	1.1057
Storebrand Ekstra Offensiv	0.7248	0.9080
Storebrand Ekstra Offensiv BTC	0.9199	1.1094

Tabell 14. Storebrand-profiler: Annualisert justert Sharpe-rate vs annualisert Sharpe-rate

7. Diskusjon

Av våre resultater ser vi at alle pensjonsprofilene kunne ha oppnådd en bedre risikojustert avkastning, målt ved Sharpe-raten, dersom de hadde inkludert bitcoin. Vi ser også at risikoen målt ved profilenes standardavvik ikke øker så mye som man kanskje skulle forvente. Det finnes likevel momenter i oppgavens metode, samt risikofaktorer i bitcoin, som vi mener er viktige å diskutere før man kan fatte en klar konklusjon. Vi vil i dette kapittelet diskutere de faktorene vi mener er mest vesentlige.

7.1 Alternative mål på risiko

Oppgaven har i hovedsak benyttet Sharpe-raten som sammenlignings-parameter mellom de ulike profilene. Som vi har diskutert tidligere, finnes det enkelte utfordringer knyttet til dette dersom man bruker et aktivum hvor avkastningen ikke er normalfordelt. For å øke validiteten til våre resultater, undersøker vi derfor også profilenes prestasjon ved bruk av justert Sharpe-rate som mål.

Våre resultat er konsistente med funnene til Elling og Schuhmacher (2007). De finner at bruk av Sharpe-rate som mål i rangering av en porteføljes prestasjon, gir tilnærmet identisk vurdering som andre prestasjonsmål, selv i porteføljer hvor avkastningen ikke er normalfordelt.

Vi oppfordrer likevel andre til å undersøke problemstillingen ved bruk av andre mål på prestasjon og risiko, som for eksempel Sortino, Omega eller Information-ratio. Dette for å undersøke hvorvidt bruk av mål som benytter andre risikoparameter enn målene vi har benyttet, kunne ha utgjort en forskjell i resultatene. For eksempel fungerer Sortino-raten som et mål på risikojustert avkastning som kun straffer volatilitet som oppstår av negative avvik fra et avkastningskrav. I en sammenligning med Sharpe-raten, vil Sortino-raten være lik dersom avkastningsfordelingen er normalfordelt. Den vil derimot potensielt kunne gi andre resultater i avkastningsdistribusjoner som er skjevfordelte.

7.2 Datagrunnlag

En faktor som kan være problematisk ved datagrunnlaget vi har benyttet er usikkerheten som eksisterer i kryptovalutamarkedet. Markedet er fortsatt i en relativt tidlig fase, og utfordringen med dette er at vi enda ikke har sett hvordan kryptovaluta fungerer som et aktivum på lang sikt. Vil for eksempel bitcoin fortsatt være den ledende kryptovalutaen om 10 år? Og vil korrelasjonen med andre aktiva endres over tid? Dette er spørsmål som er tilnærmet umulig å svare på i dag.

En annen faktor med datagrunnlaget som vil gjelde alle aktiva vi benytter, er intradagvolatiliteten vi potensielt går glipp av ved å benytte månedlige avkastningsgjennomsnitt basert på daglige sluttkurser.

7.3 Restriksjoner med tanke på likviditet og handelsvolum

Vi har i oppgaven ikke tatt høyde for restriksjoner i forhold til likviditet og handelsvolum i bitcoin. Med dette tenker vi på muligheten for at det på ulike tidspunkt kan ha vært begrensede handelsmuligheter i bitcoin, noe som i så tilfelle kunne ha vært til hinder for at en investor faktisk hadde hatt mulighet til å kjøpe og selge det kvantum han ønsket på det tidspunkt han ønsket. I tillegg til dette er bitcoins tilbud begrenset slik vi beskriver i delkapittel 2.4.1. Bitcoin er programmert slik at tilbudet (antall bitcoin) maksimalt kan bli 21 millioner. Ettersom tilbudet på lang sikt er gitt, kan man i ytterste konsekvens oppleve at det rett og slett ikke finnes nok bitcoin til alle som ønsker å kjøpe.

Likevel har vi ikke valgt å ta disse potensielle utfordringene i betraktning. Dette av to grunner, den første er fordi vi har sett at handelsvolumet har hatt en sterk og kontinuerlig vekst helt siden lanseringen av bitcoin (appendiks 9.8). Det ser med andre ord ikke ut til å være stunder hvor det har vært store begrensninger i handelsvolumet.

For det andre vil introduksjonen av terminkontrakter på bitcoin, som ikke er avhengig av tilbudet av faktiske bitcoins, åpne opp for et tilnærmet ubegrenset marked av eksponering mot kursen. Vi antar at det er slike kontrakter med kontantoppgjør som vil være mest interessant for institusjonelle investorer, og at det derfor ikke vil være et begrenset tilbud. Som følge av

disse to faktorene mener vi derfor at vi ikke trenger å ta hensyn til fremtidige begrensninger i likviditet og handelsvolum.

7.4 Transaksjonskostnader

Vi har i oppgaven ikke tatt hensyn til ulike transaksjonskostnader ved kjøp av bitcoin og andre aktiva. Det er likevel interessant å se på ulike transaksjonskostnader man vil oppleve ved handel av kryptovaluta. I vår modell rebalanseres alle pensjonsprofilene kvartalsvis på samme måte som praksis er i virkeligheten. Ved hver rebalansering vil det påløpe transaksjonskostnader som er direkte knyttet opp mot handelsvolumet. Transaksjonskostnadene vil gjelde for alle aktiva, men vi vil illustrere hvordan disse kunne gitt et utslag ved bruk av bitcoin som eksempel.

Dersom man skal handle direkte i kryptovaluta, og ikke via en av de to børsene som tilbyr terminkontrakter på bitcoin, vil det første steget være å veksle fra din lokale valuta til dollar. Vanligvis vil banken ta seg betalt for å gjøre denne vekslingen. Det neste steget er å sette inn penger på en kryptovaluta-børs. Deretter må man overføre dollar inn på den aktuelle børsens konto, og her kan enten din egen bank eller den aktuelle børsen ta seg betalt i form av en liten avgift.

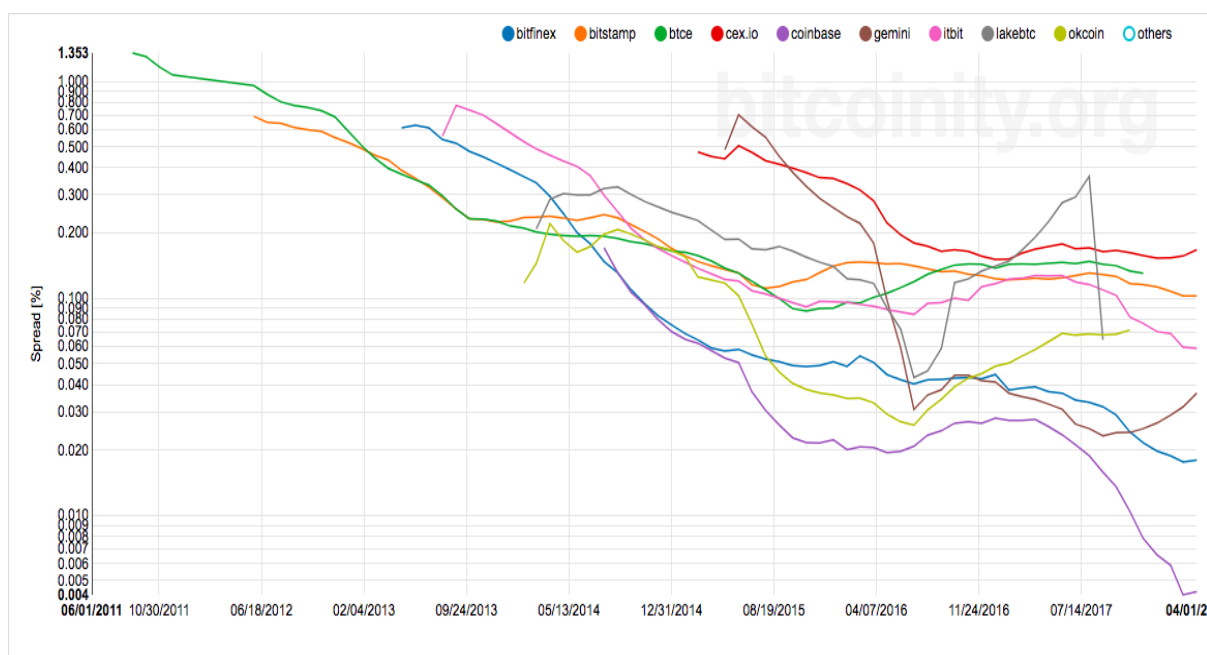
Videre vil det også være en liten transaksjonskostnad ved kjøp av bitcoins på den aktuelle børsen. Den største børsen, målt i 24 timers handelsvolum, er per dags dato Binance. Denne har en transaksjonsavgift for handel i bitcoin på 0,1% av den totale kjøpesummen. De har ingen kostnader ved innskudd av dollar på børsen.

Dersom man skal handle bitcoin terminkontrakter vil det også påløpe transaksjonskostnader. Disse kostnadene varierer etter hvilket medlemskap du har hos den aktuelle børsen. Hos CME koster det for eksempel 1,25\$ i avgift for å kjøpe en terminkontrakt på bitcoin (CME, u.d.) dersom man er et individuelt medlem. Dette er litt dyrere i forhold til terminkontrakter på andre aktiva hos CME. Andre avgifter ved handel av terminkontrakter vil også påløpe, for eksempel kostnader ved å overføre penger og kapitalkostnad for å opprettholde marginen, men dette vil gjelde for flere aktivaklasser.

Hadde vi inkludert transaksjonskostnader kunne resultatene våre muligens blitt endret. Vi mener derfor at det kunne ha vært interessant å se hvorvidt man ville ha fått en endret konklusjon dersom man hadde tatt høyde for transaksjonskostnader i optimeringen, herunder vekslingskurs fra lokal valuta til dollar, forvaltningskostnader samt kurtasje.

7.4.1 Bid-ask spread

Som nevnt i delkapittel 5.6.4 tar vi ikke høyde for en eventuell forskjell mellom bid og ask prisen til bitcoin. Dette kunne gitt utslag i oppgaven dersom bitcoin har en unormalt høy bid-ask spread. Hvis man for eksempel skulle kjøpt bitcoin til “ask” prisen, for deretter å skulle selge igjen til “bid” prisen like etterpå og spreaden er stor, ville man sannsynligvis ha tapt penger på transaksjonen, gitt at bitcoin prisen har vært konstant i perioden. Figur 36 viser historisk spread mellom bid og ask på ulike kryptovaluta-børser. Vi ser av figuren at spreaden varierer på de ulike børsene, og at den på samtlige børser har vært større enn 0 i hele perioden.



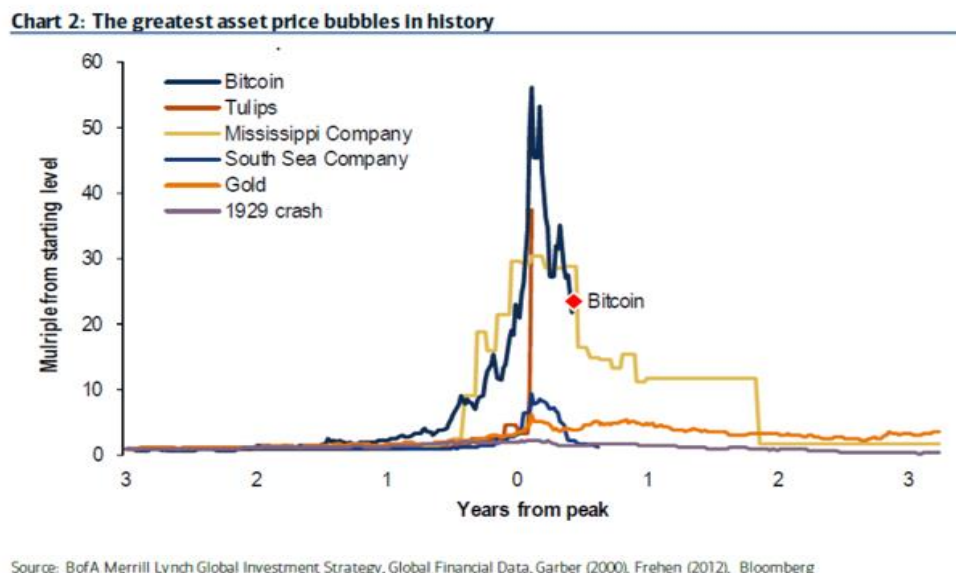
Figur 36. Bid-Ask spread BTC. X-aksen viser datoer og y-aksen viser spread i prosent.

De ulike grafene viser spreaden i bitcoin på ulike børser over tid. Grafene viser at spreaden aldri har vært lik 0. (Bitcoinity, u.d.)

7.5 Bobletendenser og etterspørsel

“I’m interested in bitcoin as a sort of bubble. It doesn’t mean that it will disappear, that it’ll burst forever. It may be with us for a while” - Robert Shiller (Lahiff, 2018)

Som nevnt i delkapittel 2.6 er det flere fremtredende økonomer og næringslivstopper som har pekt på bitcoin som en stor aktivaboble. Listen over personer som har uttalt seg om hvorvidt bitcoin er en boble eller ikke, inkluderer noen av verdens mest kjente investorer som Warren Buffet og Jamie Dimon, men også nobelprisvinnere i økonomi som Robert Shiller og Joseph Stiglitz (Kottasova, 2017).



Figur 37. Sammenligning av ulike historiske aktivabobler og bitcoin. Viser bitcoin (i blått) og andre kjente historiske aktivabobler. X-aksen viser antall år før og etter aktivaenes topp. Dette vil si at hvert aktivum har sitt topp-punkt i 0 på x-aksen. Derfor er desember 2017 plassert i år 0 for bitcoin. Y-aksen viser multipleringen fra startprisen. For eksempel var bitcoin i desember priset til nærmere 60 ganger sin opprinnelige pris (Wolf, 2018).

Parallellene mellom utviklingen i bitcoins pris og andre historiske aktiva-krakk er slående like, som vi ser av figur 37. Bitcoin overgikk alle tidligere topper målt ved multipleringen fra startprisen, og har siden falt en god del fra toppen. Spørsmålet om vi har sett en boble som sprakk i bitcoin eller ikke, er imidlertid vanskelig å svare på. Det er også usikkert om vi kan sammenligne bitcoin direkte med disse aktivaene. Da må vi for det første klassifisere bitcoin som et rent aktivum som ikke kan brukes til noe annet enn spekulasjon, som for eksempel et betalingsmiddel.

Ved alle de historiske boblene vist i figur 37 ble prisene drevet av spekulasjon til nivåer langt over fundamental verdi, mye likt hvordan prisen på bitcoin ble drevet opp i slutten av 2017. For bitcoin kan investors tro på den underliggende blokkjedeteknologien være en forklaring på den enorme prisveksten. Vi mener at en mer sannsynlig forklaring er at mange ble redd for å gå glipp av prisveksten. Med dette mener vi at investorer sannsynligvis kjøpte bitcoin med et håp og forventning om å selge til en høyere pris senere, og ikke basert på dens fundamentale verdi. Dette er i så fall et eksempel på *the greater fool theory*, som sier at den som selger sist er den største idioten. Bill Gates er den siste av mange som mener at dette er tilfelle for bitcoin (Cheng, 2018 b).

Etter desember 2017 har imidlertid deler av luften forsvunnet ut av en eventuell bitcoin-boble. Én bitcoin kunne handles for 9032 dollar den 10.mai 2018 (Yahoo Finance, 10.05.18), noe som er kraftig ned fra de over 19.000 dollarene den kostet i slutten av desember 2017. Hale et al. (2018) knytter fallet i bitcoins kurs opp mot introduksjonen av bitcoin terminkontrakter på CME børsen i desember 2017. Dette fordi Bitcoin nådde sin foreløpige topp samme dagen som CME lanserte sine bitcoin terminkontrakter. Hale et al. argumenter for at sammenhengen mellom terminkontrakten og bitcoin-kursens fall, er at man før lanseringen av terminkontrakter ikke hadde noen god måte å vedde mot bitcoin-kursen. Før lanseringen var det bare de optimistiske investorene med tro på vekst i kursen som kunne investere, mens de som ikke hadde tro på bitcoin måtte sitte på sidelinjen å vente på et fall. Etter lanseringen av terminkontrakter har derimot investorer fått anledning til å vedde mot bitcoin-kursen. Dette har bidratt til økt usikkerhet i markedet fordi en stor frekvens av veddemål på at kursen skal falle, skaper frykt for at det faktisk skal falle, selv hos investorer som i utgangspunktet var optimistiske.

I motsetning til mer vanlige aktiva, som aksjer, obligasjoner og eiendom, mener vi at det er vanskelig å finne en fundamental verdi på bitcoin. Prisen er i stor grad drevet av etterspørselen, som igjen er drevet av frykten for å gå glipp av en mulig gevinst. Samtidig gir bitcoin ikke noe utbytte, på samme måte som tulipaner ikke ga noe utbytte, før og under tulipankrakket i 1637. Obligasjoner gir kupongrente, aksjer gir utbytte, og eiendom gir leieinntekter, mens bitcoin ikke gir noe ut over en eventuell prisstigning

Det bitcoin derimot kan ha, er en forventning om at markedet vil ta i bruk teknologien og den digitale myntenheten i fremtiden, slik at etterspørselen og dermed også verdien øker. Som nevnt i delkapittel 2.4.2 vil introduksjonen av det såkalte “Lightning Network” potensielt øke hastigheten og redusere kostnadene ved transaksjoner i Bitcoin. Dette mener vi at kan være en faktor som vil føre til at flere tar i bruk bitcoin som betalingsmiddel, og at etterspørselen på sikt kan øke som en følge av dette.

Samtidig er det en risiko for at det blir en annen kryptovaluta enn bitcoin som vil ende opp som den foretrukne i fremtiden, for eksempel dersom det kommer en ny kryptovaluta som løser problemene og utfordringene som finnes i Bitcoin per dags dato. Hale et al. (2018) beskriver kryptovaluta-markedet som et typisk “vinneren tar alt” marked, og peker på at etterspørselen etter bitcoin vil falle drastisk dersom den ikke lenger er størst. Ettersom vi har vanskelig for å se en underliggende fundamentalverdi, annet enn fremtidsforventninger, vil et slikt scenario i ytterste konsekvens kunne føre til at bitcoins verdi går helt ned til null.

7.6 Regulering av kryptovalutamarkedet

Som vi har diskutert tidligere i oppgaven, knyttes det enda stor usikkerhet til hvordan myndigheter skal forholde seg til regulering av kryptovaluta. Dersom bitcoin og andre kryptovaluta fortsetter sin vekst i markedskapital, vil det nok ikke gå lang tid før myndigheter blir nødt til å samles om hvilke grep som må tas for å regulere markedene knyttet til omsetning av kryptovaluta, men også selve regulering rundt selve bruken av kryptovaluta.

Når det gjelder markedene er det særlig to grunner som gjør økt regulering mer aktuelt. Den ene er dersom den totale markedskapitalen til kryptovaluta markedet fortsetter å øke og på sikt truer global finansiell stabilitet. Den andre er knyttet til forbrukerens sikkerhet og rettigheter

ved kjøp og salg på de ulike børsene som opererer i markedet. Ved bruken av kryptovaluta er det faren for skatteunndragelse, terrorfinansiering og hvitvasking som er det store problemet. Ettersom en god del av kryptovalutaene har blokkjeder hvor transaksjonene er tilnærmet anonyme, innebærer dette risiko for at kriminelle kan bruke valutaene til slike formål.

Den store utfordringen med eventuell regulering, blir hvordan man skal sørge for å løse disse problemene samtidig som man ikke skader de positive aspektene ved kryptovaluta. Dersom markedsaktørene i kryptovaluta-markedet opplever over-regulering, kan dette eliminere insentivet for å bli værende i markedet. Dette kan i tur skade innovasjon, vekst og utvikling for dagens finansielle systemer. Kryptovaluta kan på sikt for eksempel bidra til innovasjon og videreutvikling av de tradisjonelle betalingsløsningene med lavere transaksjonskostnader og lavere transaksjonstid.

Rent teknisk vil det også være problematisk å skulle innføre reguleringer som endrer for eksempel grad av anonymitet i transaksjonene til blokkjeden. For å ta bitcoin som et eksempel, kan man ikke endre dette uten å endre selve kildekoden til Bitcoin-systemet. En slik endring vil kreve konsensus blant nettverkets brukere og vil i praksis derfor være tilnærmet umulig å oppnå. Økt regulering av markedene er derimot mer oppnåelig. De ulike børsene for kryptovaluta bør ikke kunne operere på andre vilkår enn andre finansielle institusjoner, og man må sørge for å redusere risikoen for hendelser som for eksempel Mt.Gox krakket som vi har diskutert tidligere i oppgaven.

Vi tror at regulering gjort på riktig måte vil bidra til positive utslag i kryptovalutamarkedet. For eksempel kan regulering av børsene som bidrar til økt sikkerhet for forbrukeren gjøre det mer attraktivt og legitimt å investere i kryptovaluta. For institusjonelle investorer som vi har fokusert på i denne oppgaven, vil vi påstå at økt regulering vil være en fordel og en forutsetning for å kunne gå inn i markedet.

Oppsummert kan derfor økt regulering, gjort på riktig måte, bidra til å legitimere investeringer i kryptomarkedet, noe vi tror vil øke etterspørselen og dermed også prisen.

7.7 Kryptovaluta-indeks

Som diskutert i delkapittel 7.5 er kryptovaluta et typisk ”vinneren tar alt” marked. Det vil derfor til enhver tid eksistere en risiko for å ”vedde på feil hest” ved å investere i feil kryptovaluta til feil tid. Dersom man investerer i dagens ledende kryptovaluta og denne ikke lenger er den ledende om for eksempel 5 år, vil man sannsynligvis oppleve negativ avkastning fordi etterspørselen etter denne kan ha falt kraftig.

For å redusere risikoen for dette og samtidig få maksimal diversifiseringseffekt, mener vi at institusjonelle investorer fremfor å bare investere i en enkelt kryptovaluta bør vurdere et kryptovalutafond eller følge en kryptovalutaindeks ved en eventuell investering. Så vidt vi vet finnes ikke et slikt fond per dags dato, men Bloomberg har nylig lansert en kryptovaluta-indeks som består av opptil 12 ulike kryptovaluta (Shobhit, 2018). Denne indeksen er vektet basert på markedskapital, slik at kryptovalutaer med større markedsandel utgjør en større andel av indeksen. Indeksen rebalanseres månedlig og maksimal- og minimumsandel ligger mellom 1% og 30%. Per dags dato utgjør for eksempel bitcoin 30% av indeksen. Ved å investere basert på sammensetningen i en slik indeks fremfor å kun investere i én enkelt kryptovaluta, tror vi institusjonelle investorer kan redusere risikoen for å ”vedde på feil hest”.

8. Konklusjon

I denne oppgaven har vi undersøkt i hvilken grad inkludering av bitcoin i innskuddspensjonsfond kan bidra til økt diversifisering og forbedring av risikojusterte avkastningsmål. Vi har testet 6 ulike pensjonsprofiler fra DNB Livsforsikring og Storebrand Livsforsikring, med ulik aktivasammensetning og ulike risikoprofiler. Vi har brukt MPT-rammeverket for å teste hvorvidt risikojustert avkastning bedres ved inkludering av bitcoin.

I første del av oppgaven beskriver vi egenskaper og bakgrunn for kryptovaluta og bitcoin. Her ser vi også på tidligere litteratur som beskriver farenheter og risikofaktorer ved investering i bitcoin.

I andre del av oppgaven tester vi bitcoins egenskaper til å diversifisere en portefølje. I denne sammenheng ser vi på bitcoins korrelasjon med andre aktiva. Vi undersøker også bitcoins skjevhet, kurtose, og tester for stasjonaritet. Vi finner at bitcoins avkastning har hatt lav eller ingen signifikant korrelasjon med de andre aktivaene i pensjonsporteføljene. I undersøkelsen av bitcoin avkastningens skjevhet og kurtose, finner vi at bitcoin har hatt en høyere sannsynlighet for ekstraordinær høy avkastning i forhold til et tradisjonelt aktivum.

Vi finner at bitcoins avkastning har hatt lav eller ingen korrelasjon med de andre aktivaene i pensjonsporteføljene. Funnene er konsistente både for hele perioden og i delperiodene vi tester. I delperiode 2 finner vi en moderat korrelasjon mellom avkastningen til bitcoin og avkastningen til aksjemarkedene i USA. Denne korrelasjonen er imidlertid ikke tilstede i delperiode 2 eller i perioden som en helhet. Funnene kan tyde på at bitcoin har egenskaper som gjør den velegnet for diversifisering i pensjonsporteføljene vi har testet.

Resultatene fra porteføljeoptimeringen viser at pensjonsprofiler som i utgangspunktet har en balansert risikoprofil, kan ved inkludering av Bitcoin forvente å øke sin annualiserte avkastning med 0.5 prosentpoeng for et tilnærmet likt risikonivå. Dette med en bitcoin andel på mellom 0,6% og 0,9% av totalporteføljen. Tilsvarende vil innskuddspensjonsporteføljer med en høy risikoprofil kunne forvente å øke sin annualiserte avkastning med 3 prosentpoeng, med en svak økning i risiko. Dette med en bitcoin andel på mellom 1,9 og 2.1% av totalporteføljen.

Videre viser resultatene at samtlige pensjonsprofiler oppnår en bedre risikojustert avkastning målt ved Sharpe-rate og justert Sharpe-rate. Disse funnene er konsistente gjennom alle periodene vi tester. Samtidig finner vi at risiko målt ved standardavvik øker i samtlige pensjonsprofiler, noe som sammen med resultatene fra minimum-varians optimeringen, forteller oss at bitcoin ikke kan brukes til ren risikoreduksjon i pensjonsporteføljene.

I siste del av oppgaven ser vi på momenter ved oppgavens metode samt risikofaktorer ved investering i Bitcoin som må vurderes før man kan fatte en konklusjon. Dette inkluderer transaksjonskostnader samt likviditets- og handelsvolums- begrensninger. Risikofaktorer i bitcoin som nøye må vurderes før en eventuell investering er blant annet risikoen for at bitcoin er en aktivaboble, hvordan eventuell regulering vil påvirke markedet, og risikoen for at bitcoin ikke vil være den foretrukne kryptovalutaen i fremtiden.

Vi konkluderer med at bitcoin bør vurderes som et mulig investeringsobjekt dersom målet er å øke risikojustert avkastning. Dersom målet er risikoreduksjon viser vår analyse at bitcoin ikke egner seg til dette. Konklusjonen må sees i lys av bitcoins unge alder og dermed også den begrensede datamengden som finnes.

Vi oppfordrer til lignende undersøkelser i fremtiden hvor man også inkluderer flere kryptovalutaer eller kryptovalutafond. Samtidig oppfordrer vi til undersøkelser som også forsøker å ta høyde for faktorene vi har nevnt i diskusjonen ovenfor.

Litteraturliste

- Asmundson, Irena og Oner Ceyda. 2012. "Back to Basics: What Is Money?". *IMF*. (Hentet 21. mars, 2018). <https://www.investopedia.com/articles/investing/012215/how-invest-bitcoin-exchange-futures.asp>
- Bajpai, Prableen. 2018. "How To Invest In Bitcoin Exchange Futures". *Investopedia*. 12. desember, 2017 (Hentet 22.mars, 2018) <https://www.investopedia.com/articles/investing/012215/how-invest-bitcoin-exchange-futures.asp>
- Baker, Nick. 2018. "The Crypto-Futures Revolution Is Just Starting". *Bloomberg*. 27. Februar, 2018. (Hentet 23. mars, 2018) <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-02-27/crypto-futures-revolution-just-starting-as-cboe-clears-a-hurdle>.
- Baur, Dirk G. og Brian M. Lucey. 2010. "Is Gold a Hedge or a Safe Haven? An Analysis of Stocks, Bonds and Gold." *Financial Review* 45, no. 2 (2010): 217-29. doi:10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x.
- Bednarek, Ziemowit og Pratish Patel. 2015. "Effect of Booms and Busts on the Sharpe Ratio." *The Journal of Portfolio Management* 43, no. 2 (2015). doi:10.3905/jpm.2017.43.2.105.
- Berk, J og P. M. DeMarzo. 2013. "Corporate finance". Boston: *Pearson/Addison Wesley*.
- Bitcoinity. u.d. "Bid - ask spread". *Bitcoinity* (Hentet 30.mai, 2018). <http://data.bitcoinity.org/markets/spread/all/USD?c=e&f=m10&st=log&t=l>

- Bouri, Elie, Peter Molnár, Georges Azzi, David Roubaud, og Lars Ivar Hagfors. 2017. "On the Hedge and Safe Haven Properties of Bitcoin: Is It Really More than a Diversifier?" *Finance Research Letters* 20. Februar 2017. doi:10.1016/j.frl.2016.09.025.
- Bodie, Zvi, Alex Kane, og Alan J. Marcus. "Investments". 11th ed. New York: *McGraw-Hill*, 2018.
- Browne, Ryan. 2017. "Bitcoin Price Jumps \$2,000 after Cboe Futures Launch." *CNBC*. 11. desember, 2017. (Hentet 23. mars, 2018). <https://www.cnbc.com/2017/12/11/bitcoin-price-jumps-2000-after-cboe-futures-launch.html>
- Chaparro, Frank. 2017. "Bitcoin Futures Are about to Go Live, and They Could Change the Game for Cryptocurrencies." *Business Insider*. 10. desember, 2017. (Hentet 23. mars, 2018) <http://nordic.businessinsider.com/what-is-a-bitcoin-future-2017-12>
- Chaparro, Frank. B. 2018. "An Exchange Giant Lays out Its Defense of a Bitcoin Product That Could Transform the Cryptocurrency." *Business Insider*, 26. mars, 2018. (Hentet 4. april, 2018) <http://nordic.businessinsider.com/bitcoin-futures-exchange-puts-out-big-defense-of-the-cryptocurrency-to-push-for-an-etf-2018-3?r=US&IR=T>.
- Cheah, E.T. og J. Fry. 2015. "Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of bitcoin". *Econ. Lett.* 130, 32–36. [http://dx. Doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029](http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029).
- Cheng, Evelyn. 2018a. "Bitcoin Dropping alongside Global Stock Markets, Discrediting Theory It Would Be a Safe Haven." *CNBC*. 6. februar, 2018. (Hentet 22. mars, 2018) <https://www.cnbc.com/2018/02/06/bitcoin-plunges-below-6000-alongside-global-stock-markets.html>.
- Cheng, Evelyn. 2018b. "Bill Gates: I Would Short Bitcoin If I Could.". *CNBC*. 8. mai, 2018. (Hentet 11. mai, 2018). <https://www.cnbc.com/2018/05/07/bill-gates-i-would-short-bitcoin-if-i-could.html>.

- Ciaian, Pavel. Rajcaniova, Miroslava og Kancs D'Artis. 2016. "The Digital Agenda of Virtual Currencies: Can BitCoin Become a Global Currency?" *Information Systems and E-Business Management* 14, no. 4 : 883-919. doi:10.1007/s10257-016-0304-0.
- CME, u.d. "Exchange Fees for Clearing and Trading". *Chicago Mercantile Exchange*. (Hentet 05.05.18). <http://www.cmegroup.com/company/clearing-fees.html>
- Conti, Mauro. Sandeep, Kumar. E. Lal, Chahagan og Sushmita Ruj. 2018. "A Survey on Security and Privacy Issues of Bitcoin". *Cornell University*
<https://arxiv.org/abs/1706.00916>
- Corbet, Shaen, Brian Lucey og Larisa Yarovaya. 2017. "Datestamping the Bitcoin and Ethereum Bubbles." *Finance Research Letters*, 19. desember 2017. (Hentet 5. april, 2018) doi:10.1016/j.frl.2017.12.006.
- Dahl, Gunnar A, Terje Hansen, Roar Hoff og Arne Kinserdal. 2010. "Verdsettelse i teori og praksis". Oslo: *Cappelen Akademisk Forlag AS*
- Davies, Glyn og Duncan Connors. 2012 "A History of Money". Cardiff: *University of Wales Press*, 2002.
- Delventhal, Shoshanna. 2018. "Bitcoin Is the New Gold: Goldman Sachs." *Investopedia*. 11. januar, 2018. (Hentet 22. mars, 2018) <https://www.investopedia.com/news/bitcoin-new-gold-goldman-sachs/>.
- DNB. 2015. "Innskuddspensjon - Investeringsvalg". *DNB*. 22. juni, 2015. (Hentet 23. april, 2018). <https://m.dnb.no/bedrift/pensjon/innskuddspensjon/investeringsvalg.html>

- Eling, Martin og Frank Schuhmacher. 2007. "Does the Choice of Performance Measure Influence the Evaluation of Hedge Funds?" *Journal of Banking and Finance*. 31. januar, 2007.
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.320.8037&rep=rep1&type=pdf>
- Finanstilsynet A. "Advarsel Til Forbrukere - Informasjon Om Virtuelle Valutaer.". 2013. *Finanstilsynet*. 13.12.2013. (Hentet 20. mars, 2018).
<https://www.finanstilsynet.no/nyhetsarkiv/nyheter/2013/advarsel-til-forbrukere---informasjon-om-virtuelle-valutaer/>
- Finanstilsynet B. "E-penger.". 2017. *Finanstilsynet*, 27. oktober, 2017. (Hentet 22. mars, 2018). <https://www.finanstilsynet.no/tema/fintech/fintech--informasjon-om-konsesjonskrav-og-soknadsprosess/e-penger/>
- Finansleksikon. "Institusjonell Investor." *Finansleksikon*. (Hentet 20. mars, 2018)
http://www.finansleksikon.no/Finansleksikon/I/Institusjonell_investor.html.
- Finans Norge. "Obligatorisk Tjenestepensjon". *Finans Norge*. (Hentet 20. mars, 2018).
<https://www.finansnorge.no/tema/liv-og-pensjon/Obligatorisk-tjenestepensjon-OTP/>
- Folkinstheyn, Daniel. Lennon, Mark og Tim Reily. 2015. "The Bitcoin Mirage: An Oasis of Financial Remittance". *Journal of Strategic and International Studies*.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2601621
- Hale, Galina, Arvind Krishnamurthy, Marianna Kudlyak og Patrick Shultz. 2018. "How Futures Trading Changed Bitcoin Prices." *Federal Reserve Bank of San Francisco*. 7. mai, 2018. (Hentet 11. mai, 2018) <https://www.frbsf.org/economic-research/publications/economic-letter/2018/may/how-futures-trading-changed-bitcoin-prices/>.

-
- Halvorsen, Marit Tronier. 2017. "Sentralbanksjefen: – Bitcoin Har Noen Alvorlige Mangler." *Dagens Næringsliv*. 14. desember 2017. (Hentet 22.mars, 2018) <https://www.dn.no/nyheter/2017/12/14/1148/Makroekonomi/sentralbanksjefen-bitcoin-har-noen-alvorlige-mangler>.
- Hartwig, Katinka. 2017. "Nobelpris-professor: – Bitcoin er det beste eksempelet på en boble akkurat nå." *Dagens Næringsliv*. 6. september, 2017. (Hentet 4. april, 2018) <https://www.dn.no/nyheter/2017/09/06/0840/Teknologi/nobelpris-professor-bitcoin-er-det-beste-eksempelet-pa-en-boble-akkurat-na>.
- Investopedia. 2018. "VIX - CBOE Volatility Index." *Investopedia*. 12. mars, 2018. (Hentet 23. mars, 2018). <https://www.investopedia.com/terms/v/vix.asp>.
- Investopedia, u.d. a "Skew and Kurtosis". *Investopedia*. (30. mai, 2018) <https://www.investopedia.com/exam-guide/cfa-level-1/quantitative-methods/statistical-skew-kurtosis.asp>
- Investopedia. u.d. b "Kurtosis". *Investopedia* (Hentet 30. mai, 2018). <https://www.investopedia.com/terms/k/kurtosis.asp>
- Johnson, Uma. 2018. "A Cryptocurrency Summary from the G20 Meeting." *Smartereum*. 3.april, 2018. (Hentet 5. april, 2018) <https://smartereum.com/7378/a-cryptocurrency-summary-from-the-g20-meeting>
- Kessler, Andy. 2005. "Running Money". *HarperBusiness*. New York
- Kharpal, Arjun og Holly Ellyatt. 2018. "Bitcoin could be here for 100 years but it's more likely to 'totally collapse,' Nobel Laureate Says." *CNBC*. 19. januar, 2018. (Hentet 4. april, 2018) <https://www.cnn.com/2018/01/19/bitcoin-likely-to-totally-collapse-nobel-laureate-robert-shiller-says.html>.

- Kindleberger, Charles. 2000. "Manias, panics, and crashes: a history of financial crises". *Scribnerian Kit-Cats*, 32 (2) (2000), s. 379
- Kottasová, Ivana. 2017. "Bitcoin: Nobel Winner Says Digital Currency Should Be 'outlawed'." *CNNMoney*. 1. desember, 2017. (Hentet 11. Mai, 2018)
<http://money.cnn.com/2017/12/01/investing/bitcoin-criticism-outlawed/index.html>
- Kritzman, Mark. 1994. "What Practitioners Need to Know . . . About Time Diversification (corrected)." *Financial Analysts Journal* 50, no. 1 (1994): 14-18.
doi:10.2469/faj.v50.n1.14.
- Kritzman, Mark. 1992 "What Practitioners Need to Know...About Lognormality." *Financial Analysts Journal* 48, no. 4 (1992): 10-12. doi:10.2469/faj.v48.n4.10.
- Kvåle, Skadal Rut og Morten Simonsen. 2010. "Nytten av å sikre delvis diversifiserte aksjeporteføljer med putopsjoner omsatt på Oslo børs". *NMBU*.
- Lahiff, Keris. 2018. "Nobel-winning Economist Rails against Bitcoin, Says It's a Perfect Example of 'faddish Human Behavior.'" *CNBC*. 13. april, 2018. (Hentet 11. mai, 2018)
<https://www.cnbc.com/2018/04/13/the-bitcoin-bubble-is-an-example-of-faddish-human-behavior-shiller.html>
- Massa, Annie og Erik Schatzker. 2018. "Nasdaq CEO Says Exchange Is Still Evaluating Bitcoin Futures." *Bloomberg*. 24. januar, 2018. (Hentet 23. mars, 2018)
<https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-01-24/nasdaq-ceo-says-exchange-is-still-evaluating-bitcoin-futures>.
- Morningstar. u.d. "Pensjonsprofil 80 – juridiske dokumenter". *Morningstar*. (Hentet 23. Mars, 2018)
- Nakamoto, Satoshi. 2008. "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. *Bitcoin.org*. (Hentet 15.01.2018)

-
- Nordnet. "Den Store ETF-guiden." *Nordnetbloggen*. 14. november, 2013. (Hentet 26. april, 2018). <https://blogg.nordnet.no/den-store-etf-guiden/>.
- Norges Bank. 2017. "Hva skal penger være - tale ved visesentralbanksjef Jon Nicolaysen". *Norges Bank*. (Hentet 2. april, 2018). <https://www.norges-bank.no/Publisert/Foredrag-og-taler/2017/2017-04-25-dnva/>.
- Pezier, Jacques og Anthony White. 2006. "The Relative Merits of Investable Hedge Fund Indices and of Funds of Hedge Funds in Optimal Passive Portfolios" *ICMA Centre, University of Reading*.
- Phillips, Peter C. B og Yu Jun. 2011. "Dating the Timeline of Financial Bubbles during the Subprime Crisis." *Quantitative Economics*2, no. 3 (2011): 455-91. doi:10.3982/qe82.
- Radcliffe, Brent. 2018. "Leptokurtic." *Investopedia*. 19. april, 2018. (Hentet 20. mai, 2018) <https://www.investopedia.com/terms/l/leptokurtic.asp>.
- Shiller, Robert J. 2017. "What Is Bitcoin Really Worth? Don't Even Ask." *The New York Times*. 15. desember, 2017. (Hentet 4. april, 2018) <https://www.nytimes.com/2017/12/15/business/bitcoin-investing.html>.
- Shobhit, Seth. 2018. "Bloomberg to Launch Cryptocurrency Index". *Bloomberg*. 10. Mai, 2018. (Hentet 3. mai, 2018) <https://www.investopedia.com/news/bloomberg-launch-cryptocurrency-index/>
- Skatteetaten. 2017. "4.5.4 Annen Skattepliktig Formue." *Skatteetaten*. (Hentet 21. mars, 2018) <https://www.skatteetaten.no/person/skatt/skattemelding/finn-post/4/5/4/>
- Smith, Noah. "Venezuela Is Living a Hyperinflation Nightmare." *Bloomberg*, 19. desember, 2017. (Hentet 21. mars, 2018) <https://www.bloomberg.com/view/articles/2017-12-19/venezuela-is-living-a-hyperinflation-nightmare>.

- Söderberg, Gabriel. 2018. "Är Bitcoin Och Andra Kryptotillgångar Pengar?". *Sveriges Riksbank*. <https://www.riksbank.se/globalassets/media/rapporter/ekonomiska-kommentarer/svenska/2018/ar-bitcoin-och-andra-kryptotillgangar-pengar>
- Stackexchange. u.d. "How is the kurtosis of a distribution related to the geometry of the density function?" *Stackexchange*. (Hentet 30. mai, 2018) <https://stats.stackexchange.com/questions/84158/how-is-the-kurtosis-of-a-distribution-related-to-the-geometry-of-the-density-fun>
- Statistic Solutions. "Pearson's Correlation Coefficient." *Statistics Solutions*. (Hentet 19. april, 2018). <https://www.statisticssolutions.com/pearsons-correlation-coefficient/>
- Stavroyiannis, Stavros og Vassilios Babalos. 2017. Dynamic Properties of the Bitcoin and the US Market. *SSRN Electronic Journal*, 2017. doi:10.2139/ssrn.2966998.
- Stokke, Eirik og Tarje Størksen. 2014. "Bitcoin - En Aktivaboble?". Masteravhandling. *Handelshøyskolen i Trondheim*. Desember 2014. https://brage.bibsys.no/xmlui/bitstream/handle/11250/283802/Stokke_Otre.pdf?sequence=1&isAllowed=y.
- Storebrand. u.d. "Spareprofiler". *Storebrand*. (Hentet 21. mars, 2018). <https://www.storebrand.no/privat/pensjon/sjekk-spareprofilen-din/detaljer>.
- Jenssen, Bull Torbjørn. 2018. "Bitcoin". *Store Norske Leksikon* (Hentet 25. Mai, 2018) <https://www.snl.no/Bitcoin>
- Su, Chi-Wei, Zheng-Zheng Li, Ran Tao og Deng-Kui Si. 2018. "Testing for Multiple Bubbles in Bitcoin Markets: A Generalized Sup ADF Test." *Japan and the World Economy*, Mars 2018. doi:10.1016/j.japwor.2018.03.004.
- Sylvestre, Jake. 2018. "How Today's Stock Markets Crash Will Affect Cryptocurrency Markets." *CCN*. 6. februar, 2018. (Hentet 23. mars, 2018) <https://www.ccn.com/todays-stock-markets-crash-will-affect-cryptocurrency-markets/>

- Urquhart, Andrew. 2018. "What Causes the Attention of Bitcoin?" *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.3097153.
- Wong, Wee Seng, Dennis Saerbeck og Dante Delgado Silva. 2018. "Cryptocurrency: A New Investment Opportunity?". 2018. "An Investigation of the Hedging Capability of Cryptocurrencies and Their Influence on Stock, Bond and Gold Portfolios." *SSRN Electronic Journal*, 29. januar, 2018. doi:10.2139/ssrn.3125737.
- Yermack, David. 2013. "Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal." *National Bureau of Economic Research*. doi:10.3386/w19747.
- Wild, J., Arnold, M. og Stafford, P. 2015. Technology: Banks seek the key to blockchain. *Financial Times*. (Hentet 28. mai, 2018). <https://www.ft.com/content/eb1f8256-7b4b-11e5-a1fe-567b37f80b64>
- Wolf, Janine. 2018. "Bitcoin, the Biggest Bubble in History, Is Popping". 9. april, 2018. *Bloomberg*. (Hentet 30. Mai, 2018) <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-04-09/bitcoin-seen-popping-like-the-greatest-bubbles-by-bofa>
- Wooldrige, Jeffery M. 2016. "Introductory Econometrics: A Modern Approach", 2016, *Cengage Learning*, Boston
- Quandl. u.d. "Bitcoin Median Transaction Confirmation Time", *Quandl.com*. (Hentet 14. april, 2018) <https://www.quandl.com/data/BCHAIN/ATRCT-Bitcoin-Median-Transaction-Confirmation-Time>

9. Appendiks

9.1 Odin Eiendom vs MSCI Real Estate Index i Storebrand-profilene

9.1.1 Storebrand Balansert med MSCI Real Estate Index

	Reell_Storebrand_BAL		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	0.00	0.00 – 0.00	<.001
Konstruert_med_MSCI_BAL	0.72	0.67 – 0.77	<.001
Observations	91		
R ² / adj. R ²	.909 / .908		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Balansert profil hvor MSCI Real Estate Index er brukt som proxy for eiendom, og avkastningen til Storebrand Balansert i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,909$.

9.1.2 Storebrand Balansert med ODIN eiendom C

	Reell_Storebrand_BAL		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	0.00	0.00 – 0.00	<.001
Konstruert_med_ODIN_BAL	0.77	0.72 – 0.81	<.001
Observations	91		
R ² / adj. R ²	.934 / .933		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Balansert profil hvor Odin eiendom C er brukt som proxy for eiendom, og avkastningen til Storebrand Balansert i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,934$.

9.1.3 Storebrand Offensiv med MSCI real estate index

	Reell_Storebrand_Off		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	0.00	0.00 – 0.00	<.001
Konstruert_med_MSCI	0.78	0.74 – 0.82	<.001
Observations	91		
R ² / adj. R ²	.937 / .937		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Offensiv profil hvor MSCI Real Estate Index er brukt som proxy for eiendom, og avkastningen til Storebrand Offensiv i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,937$.

9.1.4 Storebrand Offensiv med ODIN eiendom C

	Reell_Storebrand_Off		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	0.00	0.00 – 0.00	<.001
Konstruert_med_ODIN	0.80	0.76 – 0.84	<.001
Observations	91		
R ² / adj. R ²	.946 / .945		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Offensiv profil hvor Odin eiendom C er brukt som proxy for eiendom, og avkastningen til Storebrand Offensiv i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,946$.

9.2 Resultater uten helger, helligdager etc.

9.2.1 Avkastning DNB-profiler

	Annualized Return	Annualized Std Dev	Annualized Sharpe (Rf=2%)
DNB50	5.300 %	4.930 %	0.654
DNB50BTC	5.570 %	4.810 %	0.7255
DNB80	7.540 %	7.740 %	0.7006
DNB80BTC	8.950 %	8.100 %	0.8404
DNB100	8.940 %	9.650 %	0.7047
DNB100BTC	10.890 %	10.300 %	0.8454

Avkastning for konstruerte DNB-profiler med og uten bitcoin, hvor helger er ekskludert som beskrevet i kapittel 5.2. Konklusjonen forblir den samme som i vår hovedanalyse.

9.2.2 Korrelasjonsmatrise mellom aktivaene

	IBONDS	ST1X	ST3X	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente
IBONDS	1	-0.00185	-0.08345	0.153625	0.215191	0.164854	0.253172	-0.25323	-0.0040519	0.514073	0.09522396	0.118125	0.01765038
ST1X	-0.00185	1	0.713343	0.350968	-0.11397	-0.11981	-0.11779	-0.11376	-0.1362928	-0.24462	-0.18597528	0.142847	0.07424054
ST3X	-0.08345	0.713343	1	0.749602	-0.31255	-0.26915	-0.26264	-0.20808	-0.2562768	-0.4176	-0.33511476	0.095244	-0.10611538
ST5X	0.153625	0.350968	0.749602	1	-0.3695	-0.35462	-0.23959	-0.26292	-0.2184663	-0.32331	-0.35932916	0.125378	-0.1048839
SP500	0.215191	-0.11397	-0.31255	-0.3695	1	0.967686	0.708438	0.595932	0.69836098	0.716968	0.71541158	0.236849	0.28594119
DOW	0.164854	-0.11981	-0.26915	-0.35462	0.967686	1	0.662876	0.580179	0.64637594	0.674786	0.65319692	0.25584	0.23097413
FTSE	0.253172	-0.11779	-0.26264	-0.23959	0.708438	0.662876	1	0.424371	0.6803281	0.65099	0.76372936	0.215304	0.21037408
NIKKEI	-0.25323	-0.11376	-0.20808	-0.26292	0.595932	0.580179	0.424371	1	0.64957145	0.384118	0.49476903	0.212419	0.33854123
DAX	-0.00405	-0.13629	-0.25628	-0.21847	0.698361	0.646376	0.680328	0.649571	1	0.569285	0.71366989	0.235405	0.4190358
EM	0.514073	-0.24462	-0.4176	-0.32331	0.716968	0.674786	0.65099	0.384118	0.5692848	1	0.6390607	0.109258	0.35819833
OSEBX	0.095224	-0.18598	-0.33511	-0.35933	0.715412	0.653197	0.763729	0.494769	0.71366989	0.639061	1	0.198517	0.34433596
BTC	0.118125	0.142847	0.095244	0.125378	0.236849	0.25584	0.215304	0.212419	0.23540495	0.109258	0.19851665	1	0.15390104
Storebrand	0.01765	0.074241	-0.10612	-0.10488	0.285941	0.230974	0.210374	0.338541	0.4190358	0.358198	0.34433596	0.153901	1

Korrelasjonsmatrise over aktiva i våre konstruerte DNB-profiler med og uten bitcoin, hvor helger er ekskludert som beskrevet i kapittel 5.2. Konklusjonen forblir den samme som i vår hovedanalyse.

9.3 Regresjonsanalyse Storebrand Balansert og Storebrand Ekstra Offensiv

9.3.1 Regresjonsanalyse Storebrand Balansert Pensjon

	Storebrand.Balansert.Pensjon.Konstruert		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	-0.00	-0.00 – -0.00	<.001
Storebrand.Balansert.Pensjon	1.21	1.14 – 1.28	<.001
Observations	93		
R ² / adj. R ²	.933 / .932		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Balansert, og avkastningen til Storebrand Balansert i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,933$.

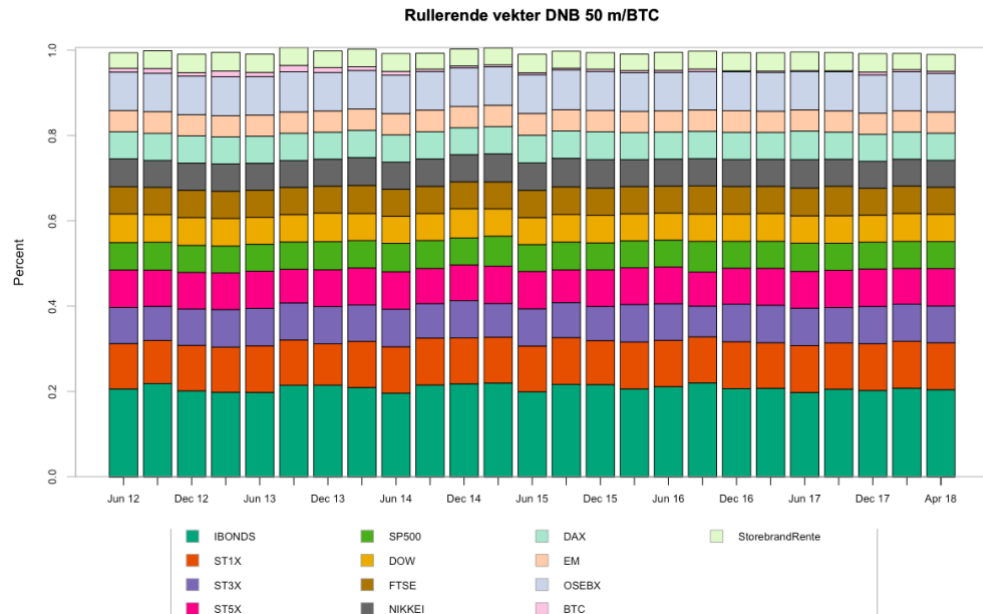
9.3.2 Regresjonsanalyse Storebrand Ekstra Offensiv

	Storebrand.Ekstra.Offensiv.Pensjon.Konstruert		
	<i>B</i>	<i>CI</i>	<i>p</i>
(Intercept)	-0.00	-0.00 – -0.00	.006
Storebrand.Ekstra.Offensiv.Pensjon	1.10	1.03 – 1.17	<.001
Observations	73		
R ² / adj. R ²	.933 / .933		

Regresjonsanalyse av avkastningen til vår konstruerte Storebrand Ekstra Offensiv, og avkastningen til Storebrand Ekstra Offensiv i virkeligheten. Analysen viser en lineær sammenheng med $R^2 = 0,933$.

9.4 Rullerende vektor DNB-profiler

9.4.1 DNB Pensjonsprofil 50

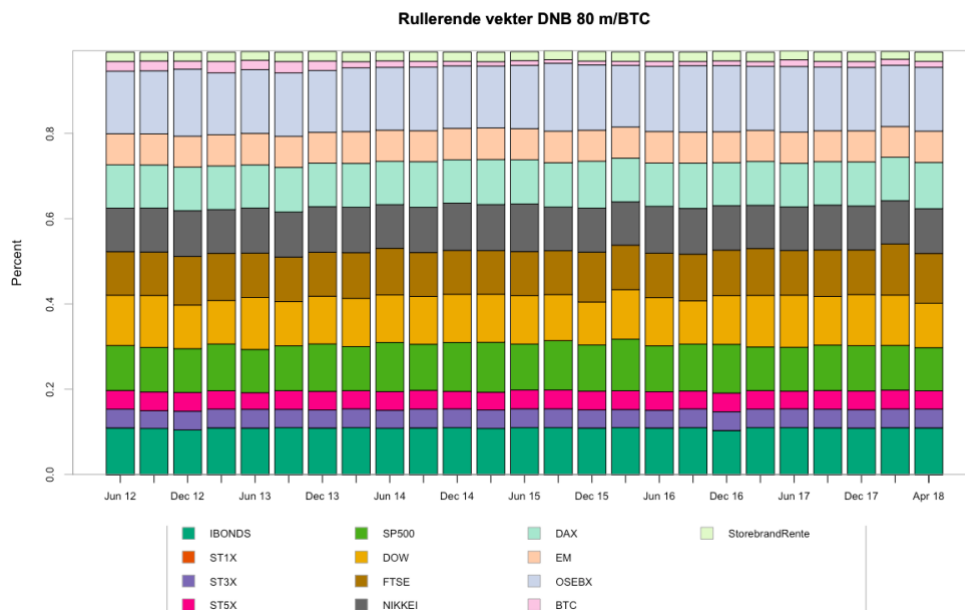


Rullerende vektor i prosent, DNB Pensjonsprofil 50. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%

	IBONDS	ST1X	ST3X	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente
30.06.2012	0.2058	0.1063	0.0847	0.0880	0.0640	0.0673	0.0638	0.0656	0.0634	0.0498	0.0901	0.0090	0.0364
30.09.2012	0.2184	0.1012	0.0799	0.0850	0.0653	0.0645	0.0642	0.0630	0.0636	0.0509	0.0903	0.0107	0.0418
31.12.2012	0.2014	0.1067	0.0853	0.0857	0.0633	0.0653	0.0639	0.0636	0.0639	0.0498	0.0903	0.0083	0.0431
31.03.2013	0.1980	0.1060	0.0880	0.0858	0.0631	0.0648	0.0638	0.0641	0.0634	0.0496	0.0912	0.0134	0.0440
30.06.2013	0.1977	0.1093	0.0879	0.0870	0.0632	0.0632	0.0635	0.0632	0.0634	0.0496	0.0902	0.0100	0.0427
30.09.2013	0.2144	0.1063	0.0870	0.0787	0.0640	0.0640	0.0640	0.0630	0.0640	0.0500	0.0940	0.0149	0.0420
31.12.2013	0.2147	0.0958	0.0874	0.0862	0.0658	0.0671	0.0632	0.0634	0.0633	0.0497	0.0903	0.0115	0.0390
31.03.2014	0.2093	0.1080	0.0854	0.0867	0.0643	0.0634	0.0659	0.0654	0.0637	0.0499	0.0905	0.0087	0.0412
30.06.2014	0.1959	0.1088	0.0880	0.0880	0.0664	0.0634	0.0633	0.0637	0.0640	0.0498	0.0901	0.0089	0.0418
30.09.2014	0.2152	0.1099	0.0809	0.0824	0.0656	0.0631	0.0639	0.0643	0.0638	0.0507	0.0904	0.0057	0.0372
31.12.2014	0.2178	0.1076	0.0872	0.0841	0.0632	0.0683	0.0632	0.0637	0.0632	0.0500	0.0906	0.0042	0.0398
31.03.2015	0.2197	0.1073	0.0791	0.0875	0.0703	0.0640	0.0631	0.0660	0.0640	0.0500	0.0900	0.0046	0.0395
30.06.2015	0.1992	0.1073	0.0872	0.0875	0.0631	0.0632	0.0639	0.0644	0.0645	0.0512	0.0910	0.0045	0.0434
30.09.2015	0.2165	0.1097	0.0820	0.0769	0.0651	0.0644	0.0649	0.0672	0.0640	0.0499	0.0934	0.0040	0.0400
31.12.2015	0.2160	0.1031	0.0802	0.0858	0.0631	0.0645	0.0640	0.0669	0.0651	0.0502	0.0913	0.0053	0.0388
31.03.2016	0.2059	0.1100	0.0880	0.0860	0.0631	0.0632	0.0641	0.0632	0.0635	0.0497	0.0907	0.0048	0.0387
30.06.2016	0.2112	0.1087	0.0857	0.0860	0.0630	0.0634	0.0633	0.0633	0.0634	0.0497	0.0901	0.0046	0.0425
30.09.2016	0.2200	0.1080	0.0720	0.0800	0.0720	0.0640	0.0660	0.0640	0.0640	0.0500	0.0900	0.0060	0.0420
31.12.2016	0.2066	0.1100	0.0880	0.0844	0.0631	0.0638	0.0648	0.0634	0.0636	0.0506	0.0911	0.0025	0.0426
31.03.2017	0.2075	0.1067	0.0879	0.0867	0.0634	0.0652	0.0638	0.0633	0.0631	0.0497	0.0910	0.0027	0.0433
30.06.2017	0.1975	0.1100	0.0877	0.0862	0.0661	0.0640	0.0652	0.0668	0.0667	0.0496	0.0902	0.0020	0.0438
30.09.2017	0.2054	0.1082	0.0830	0.0875	0.0633	0.0644	0.0694	0.0633	0.0637	0.0498	0.0915	0.0026	0.0426
31.12.2017	0.2022	0.1098	0.0874	0.0877	0.0630	0.0632	0.0631	0.0632	0.0631	0.0495	0.0900	0.0066	0.0433
31.03.2018	0.2076	0.1100	0.0870	0.0838	0.0633	0.0656	0.0642	0.0630	0.0637	0.0496	0.0913	0.0051	0.0380
27.04.2018	0.2083	0.1093	0.0843	0.0880	0.0633	0.0638	0.0643	0.0642	0.0631	0.0506	0.0912	0.0048	0.0381

Tabell over månedlige vektor i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.4.2 DNB Pensjonsprofil 80

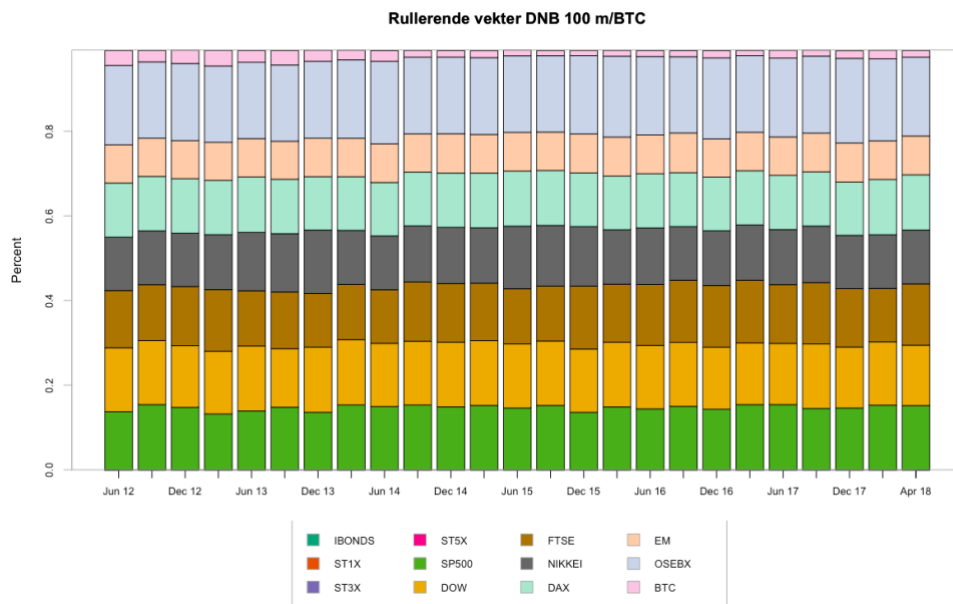


Rullerende vektor i prosent, DNB Pensjonsprofil 80. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%

	IBONDS	ST1X	ST3x	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente
30.06.2012	0.1093	0.0000	0.0438	0.0439	0.1055	0.1179	0.1020	0.1023	0.1017	0.0729	0.1467	0.0227	0.0216
30.09.2012	0.1081	0.0000	0.0416	0.0440	0.1044	0.1217	0.1018	0.1032	0.1010	0.0730	0.1479	0.0232	0.0202
31.12.2012	0.1045	0.0000	0.0440	0.0440	0.1026	0.1021	0.1140	0.1073	0.1023	0.0725	0.1572	0.0189	0.0212
31.03.2013	0.1094	0.0000	0.0440	0.0429	0.1097	0.1020	0.1107	0.1027	0.1022	0.0732	0.1450	0.0269	0.0214
30.06.2013	0.1090	0.0000	0.0438	0.0391	0.1014	0.1220	0.1040	0.1057	0.1011	0.0739	0.1497	0.0220	0.0200
30.09.2013	0.1100	0.0000	0.0427	0.0439	0.1050	0.1037	0.1045	0.1057	0.1046	0.0729	0.1487	0.0268	0.0216
31.12.2013	0.1091	0.0000	0.0420	0.0440	0.1111	0.1117	0.1032	0.1068	0.1021	0.0722	0.1452	0.0223	0.0220
31.03.2014	0.1100	0.0000	0.0440	0.0427	0.1032	0.1131	0.1072	0.1064	0.1030	0.0744	0.1496	0.0145	0.0220
30.06.2014	0.1086	0.0000	0.0419	0.0439	0.1152	0.1115	0.1094	0.1026	0.1013	0.0732	0.1472	0.0153	0.0209
30.09.2014	0.1093	0.0000	0.0440	0.0440	0.1080	0.1120	0.1031	0.1060	0.1071	0.0726	0.1492	0.0135	0.0220
31.12.2014	0.1100	0.0000	0.0439	0.0411	0.1145	0.1130	0.1030	0.1107	0.1017	0.0737	0.1466	0.0106	0.0216
31.03.2015	0.1080	0.0000	0.0431	0.0420	0.1170	0.1126	0.1023	0.1081	0.1056	0.0738	0.1454	0.0101	0.0220
30.06.2015	0.1100	0.0000	0.0440	0.0440	0.1078	0.1136	0.1031	0.1119	0.1036	0.0730	0.1485	0.0109	0.0208
30.09.2015	0.1100	0.0000	0.0440	0.0440	0.1160	0.1080	0.1027	0.1025	0.1040	0.0740	0.1592	0.0085	0.0210
31.12.2015	0.1091	0.0000	0.0424	0.0440	0.1081	0.1009	0.1170	0.1032	0.1099	0.0728	0.1532	0.0090	0.0219
31.03.2016	0.1100	0.0000	0.0423	0.0440	0.1211	0.1160	0.1045	0.1016	0.1023	0.0731	0.1448	0.0093	0.0220
30.06.2016	0.1091	0.0000	0.0414	0.0436	0.1075	0.1133	0.1042	0.1098	0.1015	0.0738	0.1529	0.0116	0.0217
30.09.2016	0.1099	0.0000	0.0440	0.0418	0.1100	0.1014	0.1095	0.1074	0.1060	0.0727	0.1560	0.0098	0.0220
31.12.2016	0.1032	0.0000	0.0439	0.0440	0.1141	0.1142	0.1067	0.1042	0.1009	0.0725	0.1552	0.0112	0.0220
31.03.2017	0.1100	0.0000	0.0432	0.0435	0.1024	0.1209	0.1100	0.1013	0.1026	0.0731	0.1500	0.0113	0.0217
30.06.2017	0.1100	0.0000	0.0440	0.0415	0.1030	0.1220	0.1048	0.1021	0.1023	0.0730	0.1540	0.0158	0.0208
30.09.2017	0.1095	0.0000	0.0435	0.0440	0.1064	0.1140	0.1091	0.1054	0.1018	0.0725	0.1493	0.0133	0.0220
31.12.2017	0.1089	0.0000	0.0430	0.0438	0.1063	0.1199	0.1045	0.1033	0.1034	0.0729	0.1487	0.0138	0.0217
31.03.2018	0.1097	0.0000	0.0440	0.0440	0.1049	0.1180	0.1200	0.1013	0.1019	0.0720	0.1440	0.0140	0.0180
27.04.2018	0.1100	0.0000	0.0440	0.0429	0.1194	0.1122	0.1065	0.1062	0.1012	0.0744	0.1495	0.0091	0.0180

Tabell over månedlige vektorer i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.4.3 DNB Pensjonsprofil 100



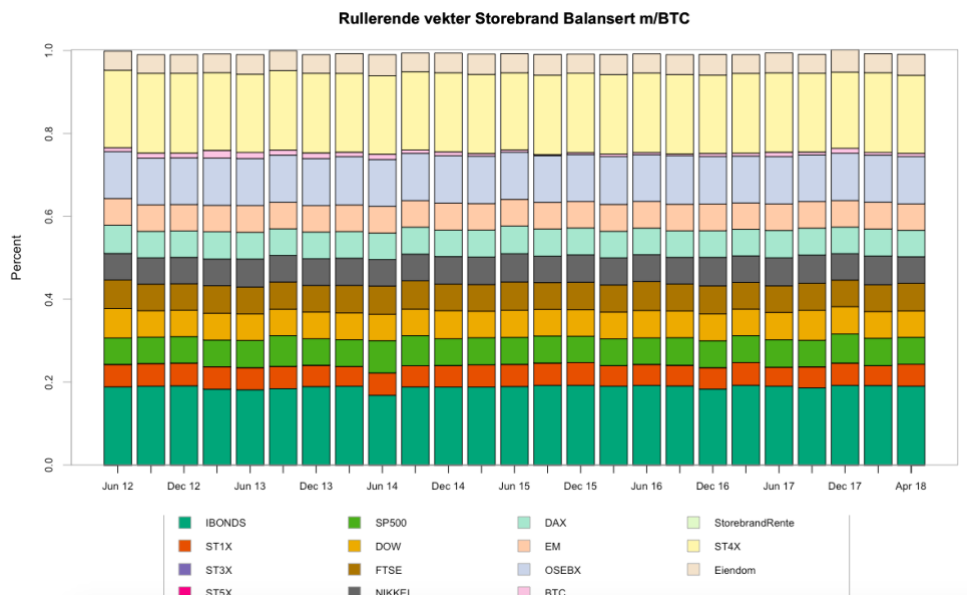
Rullerende vektor i prosent, DNB Pensjonsprofil 100. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%

	IBONDS	ST1X	ST3x	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente
30.06.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1373	0.1509	0.1353	0.1262	0.1278	0.0905	0.1875	0.0350	0.0000
30.09.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1540	0.1512	0.1321	0.1272	0.1285	0.0904	0.1804	0.0268	0.0000
31.12.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1476	0.1456	0.1398	0.1260	0.1288	0.0900	0.1820	0.0317	0.0000
31.03.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1320	0.1481	0.1456	0.1300	0.1280	0.0900	0.1805	0.0366	0.0000
30.06.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1389	0.1537	0.1303	0.1380	0.1310	0.0905	0.1805	0.0276	0.0000
30.09.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1480	0.1380	0.1340	0.1380	0.1284	0.0900	0.1800	0.0340	0.0000
31.12.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1360	0.1538	0.1266	0.1501	0.1261	0.0909	0.1818	0.0258	0.0000
31.03.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1533	0.1540	0.1306	0.1279	0.1266	0.0908	0.1853	0.0229	0.0000
30.06.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1496	0.1492	0.1267	0.1271	0.1263	0.0912	0.1952	0.0249	0.0000
30.09.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1531	0.1506	0.1400	0.1326	0.1268	0.0905	0.1812	0.0156	0.0000
31.12.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1487	0.1528	0.1384	0.1330	0.1281	0.0928	0.1811	0.0153	0.0000
31.03.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1520	0.1530	0.1360	0.1308	0.1293	0.0912	0.1815	0.0164	0.0000
30.06.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1460	0.1513	0.1304	0.1480	0.1300	0.0915	0.1809	0.0136	0.0000
30.09.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1520	0.1522	0.1298	0.1434	0.1296	0.0910	0.1803	0.0121	0.0000
31.12.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1359	0.1493	0.1488	0.1407	0.1268	0.0920	0.1850	0.0120	0.0000
31.03.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1486	0.1530	0.1370	0.1288	0.1266	0.0923	0.1911	0.0134	0.0000
30.06.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1440	0.1498	0.1440	0.1337	0.1282	0.0914	0.1853	0.0140	0.0000
30.09.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1500	0.1511	0.1469	0.1268	0.1273	0.0938	0.1800	0.0143	0.0000
31.12.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1431	0.1465	0.1459	0.1293	0.1267	0.0901	0.1914	0.0171	0.0000
31.03.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1540	0.1460	0.1480	0.1307	0.1278	0.0910	0.1810	0.0121	0.0000
30.06.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1540	0.1446	0.1388	0.1304	0.1279	0.0907	0.1862	0.0183	0.0000
30.09.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1448	0.1525	0.1449	0.1337	0.1280	0.0916	0.1820	0.0140	0.0000
31.12.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1460	0.1440	0.1380	0.1260	0.1260	0.0920	0.2000	0.0180	0.0000
31.03.2018	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1526	0.1498	0.1261	0.1271	0.1304	0.0913	0.1937	0.0201	0.0000
27.04.2018	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1380	0.1540	0.1323	0.1300	0.1279	0.0912	0.1998	0.0171	0.0000

Tabell over månedlige vektor i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.5 Rullerende vektor Storebrand-profiler

9.5.1 Storebrand Balansert

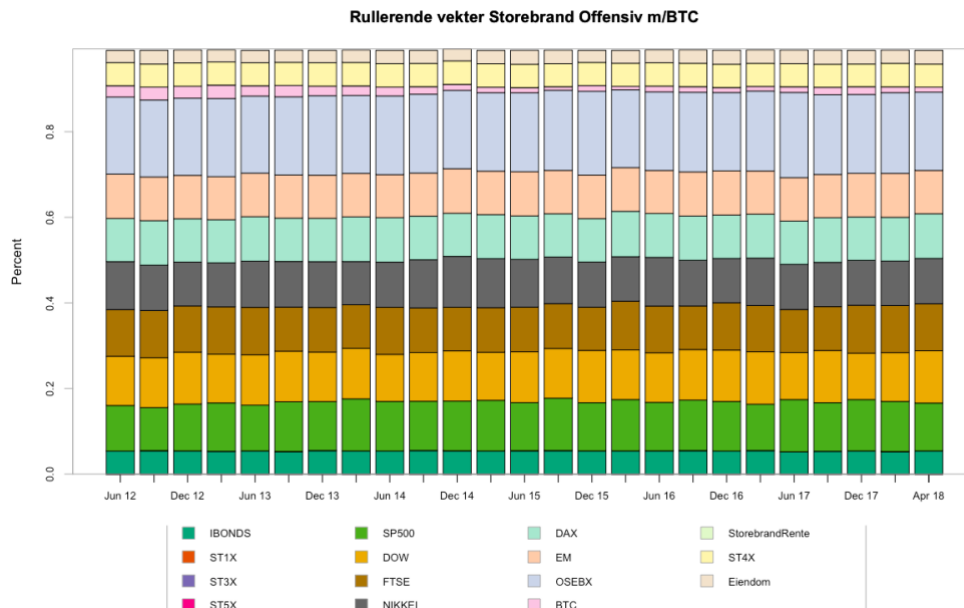


Rullerende vektor i prosent, Storebrand Balansert. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%

	IBONDS	ST1X	ST3x	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente	ST4X	Eiendom
30.06.2012	0.1885	0.0541	0.0000	0.0000	0.0638	0.0709	0.0691	0.0640	0.0682	0.0643	0.1133	0.0094	0.0000	0.1869	0.0464
30.09.2012	0.1900	0.0548	0.0000	0.0000	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.1125	0.0126	0.0000	0.1923	0.0451
31.12.2012	0.1910	0.0550	0.0000	0.0000	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.0638	0.1125	0.0116	0.0000	0.1925	0.0450
31.03.2013	0.1830	0.0540	0.0000	0.0000	0.0645	0.0647	0.0662	0.0645	0.0659	0.0638	0.1140	0.0187	0.0000	0.1874	0.0453
30.06.2013	0.1814	0.0535	0.0000	0.0000	0.0659	0.0640	0.0647	0.0674	0.0646	0.0644	0.1134	0.0148	0.0000	0.1887	0.0474
30.09.2013	0.1840	0.0540	0.0000	0.0000	0.0740	0.0640	0.0654	0.0640	0.0643	0.0640	0.1140	0.0120	0.0000	0.1920	0.0480
31.12.2013	0.1891	0.0515	0.0000	0.0000	0.0640	0.0643	0.0642	0.0645	0.0644	0.0638	0.1135	0.0138	0.0000	0.1920	0.0451
31.03.2014	0.1899	0.0479	0.0000	0.0000	0.0643	0.0648	0.0663	0.0657	0.0643	0.0641	0.1166	0.0110	0.0000	0.1900	0.0478
30.06.2014	0.1680	0.0541	0.0000	0.0000	0.0779	0.0639	0.0679	0.0639	0.0641	0.0644	0.1132	0.0126	0.0000	0.1896	0.0508
30.09.2014	0.1882	0.0511	0.0000	0.0000	0.0727	0.0642	0.0682	0.0643	0.0651	0.0640	0.1139	0.0083	0.0000	0.1889	0.0452
31.12.2014	0.1879	0.0521	0.0000	0.0000	0.0645	0.0678	0.0639	0.0666	0.0640	0.0650	0.1144	0.0093	0.0000	0.1908	0.0475
31.03.2015	0.1879	0.0538	0.0000	0.0000	0.0654	0.0639	0.0644	0.0665	0.0651	0.0638	0.1145	0.0062	0.0000	0.1908	0.0494
30.06.2015	0.1893	0.0535	0.0000	0.0000	0.0650	0.0655	0.0681	0.0684	0.0668	0.0643	0.1139	0.0053	0.0000	0.1861	0.0463
30.09.2015	0.1921	0.0540	0.0000	0.0000	0.0653	0.0643	0.0644	0.0640	0.0654	0.0641	0.1126	0.0030	0.0000	0.1916	0.0500
31.12.2015	0.1921	0.0549	0.0000	0.0000	0.0638	0.0640	0.0660	0.0660	0.0649	0.0638	0.1135	0.0046	0.0000	0.1916	0.0463
31.03.2016	0.1900	0.0497	0.0000	0.0000	0.0645	0.0646	0.0653	0.0657	0.0640	0.0649	0.1155	0.0058	0.0000	0.1918	0.0486
30.06.2016	0.1919	0.0508	0.0000	0.0000	0.0640	0.0661	0.0697	0.0647	0.0642	0.0645	0.1128	0.0050	0.0000	0.1920	0.0464
30.09.2016	0.1907	0.0499	0.0000	0.0000	0.0666	0.0644	0.0651	0.0643	0.0641	0.0640	0.1174	0.0040	0.0000	0.1915	0.0481
31.12.2016	0.1832	0.0516	0.0000	0.0000	0.0649	0.0651	0.0672	0.0690	0.0642	0.0644	0.1147	0.0073	0.0000	0.1891	0.0499
31.03.2017	0.1923	0.0548	0.0000	0.0000	0.0648	0.0643	0.0643	0.0641	0.0639	0.0638	0.1131	0.0070	0.0000	0.1925	0.0453
30.06.2017	0.1900	0.0460	0.0000	0.0000	0.0660	0.0660	0.0640	0.0680	0.0660	0.0640	0.1140	0.0109	0.0000	0.1913	0.0480
30.09.2017	0.1858	0.0510	0.0000	0.0000	0.0642	0.0722	0.0652	0.0680	0.0650	0.0640	0.1125	0.0071	0.0000	0.1900	0.0457
31.12.2017	0.1920	0.0540	0.0000	0.0000	0.0700	0.0660	0.0640	0.0640	0.0640	0.0640	0.1140	0.0120	0.0000	0.1840	0.0540
31.03.2018	0.1916	0.0482	0.0000	0.0000	0.0660	0.0644	0.0647	0.0695	0.0650	0.0647	0.1137	0.0064	0.0000	0.1924	0.0460
27.04.2018	0.1920	0.0485	0.0000	0.0000	0.0643	0.0667	0.0638	0.0671	0.0653	0.0639	0.1143	0.0073	0.0000	0.1899	0.0484

Tabell over månedlige vektorer i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.5.2 Storebrand Offensiv

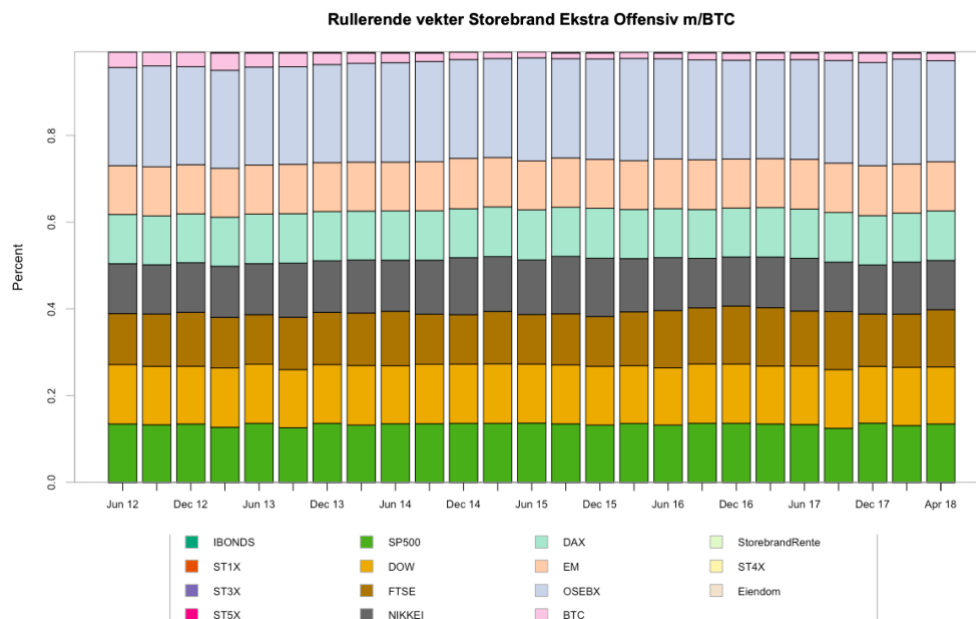


Rullerende vektor i prosent, Storebrand Offensiv. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%

	IBONDS	ST1X	ST3X	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente	ST4X	Eiendom
30.06.2012	0.0535	0.0000	0.0000	0.0000	0.1066	0.1152	0.1091	0.1121	0.1008	0.1036	0.1802	0.0264	0.0000	0.0540	0.0286
30.09.2012	0.0546	0.0000	0.0000	0.0000	0.1008	0.1164	0.1103	0.1060	0.1040	0.1020	0.1800	0.0300	0.0000	0.0540	0.0320
31.12.2012	0.0540	0.0000	0.0000	0.0000	0.1096	0.1212	0.1080	0.1025	0.1012	0.1016	0.1802	0.0280	0.0000	0.0543	0.0304
31.03.2013	0.0530	0.0000	0.0000	0.0000	0.1132	0.1138	0.1107	0.1028	0.1007	0.1006	0.1827	0.0314	0.0000	0.0540	0.0283
30.06.2013	0.0540	0.0000	0.0000	0.0000	0.1069	0.1177	0.1109	0.1081	0.1040	0.1016	0.1802	0.0240	0.0000	0.0538	0.0289
30.09.2013	0.0527	0.0000	0.0000	0.0000	0.1162	0.1182	0.1030	0.1068	0.1012	0.1009	0.1826	0.0265	0.0000	0.0539	0.0286
31.12.2013	0.0549	0.0000	0.0000	0.0000	0.1146	0.1157	0.1041	0.1072	0.1013	0.1006	0.1858	0.0225	0.0000	0.0547	0.0290
31.03.2014	0.0539	0.0000	0.0000	0.0000	0.1218	0.1181	0.1019	0.1009	0.1045	0.1014	0.1823	0.0223	0.0000	0.0547	0.0293
30.06.2014	0.0537	0.0000	0.0000	0.0000	0.1160	0.1099	0.1100	0.1056	0.1040	0.1005	0.1840	0.0206	0.0000	0.0548	0.0310
30.09.2014	0.0550	0.0000	0.0000	0.0000	0.1151	0.1140	0.1042	0.1125	0.1019	0.1007	0.1844	0.0175	0.0000	0.0544	0.0306
31.12.2014	0.0543	0.0000	0.0000	0.0000	0.1160	0.1174	0.1020	0.1189	0.1008	0.1040	0.1834	0.0140	0.0000	0.0548	0.0280
31.03.2015	0.0538	0.0000	0.0000	0.0000	0.1184	0.1124	0.1042	0.1146	0.1027	0.1017	0.1833	0.0127	0.0000	0.0549	0.0312
30.06.2015	0.0545	0.0000	0.0000	0.0000	0.1125	0.1188	0.1042	0.1117	0.1016	0.1031	0.1846	0.0119	0.0000	0.0547	0.0326
30.09.2015	0.0548	0.0000	0.0000	0.0000	0.1226	0.1160	0.1049	0.1090	0.1009	0.1015	0.1873	0.0082	0.0000	0.0537	0.0318
31.12.2015	0.0541	0.0000	0.0000	0.0000	0.1126	0.1222	0.1011	0.1056	0.1013	0.1019	0.1958	0.0134	0.0000	0.0540	0.0283
31.03.2016	0.0540	0.0000	0.0000	0.0000	0.1200	0.1160	0.1140	0.1040	0.1060	0.1020	0.1820	0.0080	0.0000	0.0540	0.0300
30.06.2016	0.0542	0.0000	0.0000	0.0000	0.1135	0.1159	0.1091	0.1137	0.1026	0.1007	0.1835	0.0136	0.0000	0.0545	0.0303
30.09.2016	0.0548	0.0000	0.0000	0.0000	0.1180	0.1182	0.1018	0.1070	0.1033	0.1030	0.1860	0.0133	0.0000	0.0546	0.0314
31.12.2016	0.0536	0.0000	0.0000	0.0000	0.1160	0.1200	0.1107	0.1036	0.1015	0.1031	0.1830	0.0117	0.0000	0.0546	0.0326
31.03.2017	0.0549	0.0000	0.0000	0.0000	0.1084	0.1226	0.1080	0.1108	0.1029	0.1007	0.1870	0.0106	0.0000	0.0540	0.0314
30.06.2017	0.0520	0.0000	0.0000	0.0000	0.1220	0.1100	0.1005	0.1056	0.1012	0.1012	0.1991	0.0134	0.0000	0.0540	0.0318
30.09.2017	0.0531	0.0000	0.0000	0.0000	0.1135	0.1220	0.1026	0.1035	0.1044	0.1010	0.1866	0.0172	0.0000	0.0540	0.0328
31.12.2017	0.0540	0.0000	0.0000	0.0000	0.1200	0.1085	0.1120	0.1051	0.1011	0.1020	0.1845	0.0180	0.0000	0.0530	0.0320
31.03.2018	0.0525	0.0000	0.0000	0.0000	0.1172	0.1141	0.1099	0.1041	0.1021	0.1024	0.1889	0.0135	0.0000	0.0550	0.0310
27.04.2018	0.0527	0.0000	0.0000	0.0000	0.1170	0.1160	0.1133	0.1027	0.1006	0.1010	0.1877	0.0156	0.0000	0.0540	0.0296

Tabell over månedlige vektor i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.5.3 Storebrand Ekstra Offensiv



Rullende vektor i prosent, Storebrand Offensiv. X-aksen viser prosentandel. Totalt 100%.

	IBONDS	ST1X	ST3X	ST5X	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	BTC	StorebrandRente	ST4X	Elendom
30.06.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1345	0.1370	0.1175	0.1150	0.1135	0.1126	0.2265	0.0353	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1325	0.1348	0.1207	0.1136	0.1126	0.1132	0.2324	0.0317	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1344	0.1331	0.1244	0.1144	0.1126	0.1134	0.2260	0.0331	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1268	0.1370	0.1164	0.1179	0.1131	0.1127	0.2259	0.0404	0.0000	0.0000	0.0000
30.06.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1360	0.1362	0.1143	0.1177	0.1144	0.1127	0.2262	0.0327	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1259	0.1340	0.1206	0.1249	0.1139	0.1137	0.2251	0.0321	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2013	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1360	0.1354	0.1204	0.1190	0.1135	0.1127	0.2262	0.0271	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1320	0.1373	0.1210	0.1224	0.1125	0.1131	0.2279	0.0240	0.0000	0.0000	0.0000
30.06.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1349	0.1338	0.1255	0.1179	0.1136	0.1126	0.2292	0.0226	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1350	0.1372	0.1155	0.1245	0.1139	0.1131	0.2312	0.0200	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2014	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1360	0.1365	0.1140	0.1314	0.1128	0.1160	0.2280	0.0175	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1360	0.1373	0.1206	0.1266	0.1145	0.1137	0.2284	0.0146	0.0000	0.0000	0.0000
30.06.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1365	0.1360	0.1143	0.1260	0.1156	0.1127	0.2377	0.0140	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1347	0.1360	0.1179	0.1325	0.1132	0.1137	0.2289	0.0134	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2015	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1320	0.1354	0.1148	0.1345	0.1149	0.1129	0.2316	0.0143	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1357	0.1332	0.1240	0.1230	0.1132	0.1127	0.2355	0.0139	0.0000	0.0000	0.0000
30.06.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1320	0.1320	0.1320	0.1220	0.1129	0.1146	0.2312	0.0138	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1362	0.1368	0.1294	0.1140	0.1126	0.1148	0.2300	0.0170	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2016	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1361	0.1365	0.1336	0.1132	0.1128	0.1130	0.2278	0.0170	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1345	0.1334	0.1347	0.1168	0.1139	0.1129	0.2274	0.0170	0.0000	0.0000	0.0000
30.06.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1330	0.1350	0.1267	0.1219	0.1135	0.1145	0.2299	0.0157	0.0000	0.0000	0.0000
30.09.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1246	0.1352	0.1337	0.1140	0.1144	0.1140	0.2365	0.0182	0.0000	0.0000	0.0000
31.12.2017	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1364	0.1308	0.1209	0.1132	0.1136	0.1152	0.2379	0.0221	0.0000	0.0000	0.0000
31.03.2018	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1307	0.1346	0.1226	0.1198	0.1129	0.1131	0.2418	0.0146	0.0000	0.0000	0.0000
27.04.2018	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1369	0.1351	0.1300	0.1130	0.1129	0.1132	0.2323	0.0175	0.0000	0.0000	0.0000

Tabell over månedlige vektorer i tall. Tabellen viser de månedlige vektene for de ulike aktivaene i den optimerte porteføljen.

9.6 Korrelasjonstest i delperiode 1:

	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	IBONDS	ST1X	ST3X	ST4X	ST5X	StorebrandRente	BTC
SP500	1.0000	0.9730	0.6237	0.6969	0.6699	0.6338	0.6496	0.0085	-0.2714	-0.3213	-0.1966	-0.1652	0.4554	0.4379
DOW	0.9730	1.0000	0.5886	0.6524	0.6235	0.6326	0.6468	-0.0342	-0.3014	-0.3254	-0.2272	-0.2201	0.4113	0.4989
FTSE	0.6237	0.5886	1.0000	0.4338	0.6278	0.6140	0.6657	0.2328	-0.1464	0.0146	0.0973	0.1974	0.3635	0.2539
NIKKEI	0.6969	0.6524	0.4338	1.0000	0.8208	0.3699	0.7093	-0.5220	-0.1806	-0.3057	-0.2620	-0.2908	0.7588	0.1346
DAX	0.6699	0.6235	0.6278	0.8208	1.0000	0.4463	0.7913	-0.2283	-0.0457	-0.1125	-0.1348	-0.0784	0.6024	0.1392
EM	0.6338	0.6326	0.6140	0.3699	0.4463	1.0000	0.4859	0.4311	-0.1750	-0.1839	-0.1872	-0.1401	0.3595	0.0940
OSEBX	0.6496	0.6468	0.6657	0.7093	0.7913	0.4859	1.0000	-0.2145	-0.1206	-0.1898	-0.2347	-0.2273	0.6332	0.2811
IBONDS	0.0085	-0.0342	0.2328	-0.5220	-0.2283	0.4311	-0.2145	1.0000	0.0919	0.1877	0.2111	0.3282	-0.4076	-0.0532
ST1X	-0.2714	-0.3014	-0.1464	-0.1806	-0.0457	-0.1750	-0.1206	0.0919	1.0000	0.7471	0.5728	0.5370	-0.1516	-0.3725
ST3X	-0.3213	-0.3254	0.0146	-0.3057	-0.1125	-0.1839	-0.1898	0.1877	0.7471	1.0000	0.9102	0.8723	-0.2730	-0.4742
ST4X	-0.1966	-0.2272	0.0973	-0.2620	-0.1348	-0.1872	-0.2347	0.2111	0.5728	0.9102	1.0000	0.9694	-0.3211	-0.2950
ST5X	-0.1652	-0.2201	0.1974	-0.2908	-0.0784	-0.1401	-0.2273	0.3282	0.5370	0.8723	0.9694	1.0000	-0.3467	-0.2627
Storebrandl	0.4554	0.4113	0.3635	0.7588	0.6024	0.3595	0.6332	-0.4076	-0.1516	-0.2730	-0.3211	-0.3467	1.0000	0.0372
BTC	0.4379	0.4989	0.2539	0.1346	0.1392	0.0940	0.2811	-0.0532	-0.3725	-0.4742	-0.2950	-0.2627	0.0372	1.0000

Korrelasjonsmatrise over aktiva i våre konstruerte profiler i delperiode 1.

9.6.1 Korrelasjonstest BTC vs. S&P 500 i delperiode 1

Pearson's product-moment correlation

```
data: subsample1$BTC and subsample1$SP500
t = 2.2849, df = 22, p-value = 0.03232
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.04195605 0.71501931
sample estimates:
cor
0.4379406
```

Korrelasjonstest av avkastningen til bitcoin og avkastningen til S&P500 i delperiode 1. Gir en korrelasjonskoeffisient på 0,43 som er moderat korrelasjon.

Korrelasjonstest BTC vs. DOW i delperiode 1

```
Pearson's product-moment correlation

data: subsample1$BTC and subsample1$DOW
t = 2.7003, df = 22, p-value = 0.01307
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.1196009 0.7511438
sample estimates:
cor
0.4989261
```

Korrelasjonstest av avkastningen til bitcoin og avkastningen til DOW i delperiode 1. Gir en korrelasjonskoeffisient på 0,49 som er moderat korrelasjon.

9.7 Korrelasjonstest i delperiode 2

	SP500	DOW	FTSE	NIKKEI	DAX	EM	OSEBX	IBONDS	ST1X	ST3X	ST4X	ST5X	StorebrandRente	BTC
SP500	1.0000	0.9044	-0.0526	0.3356	0.3930	-0.1813	0.3091	-0.0944	-0.1588	-0.0044	0.1229	0.0440	-0.1171	-0.2889
DOW	0.9044	1.0000	-0.1613	0.3563	0.2994	-0.5011	0.4485	-0.3322	-0.3001	0.0693	0.2007	0.0138	-0.1787	0.0238
FTSE	-0.0526	-0.1613	1.0000	-0.3424	0.2333	0.6823	-0.2218	0.7809	0.9438	0.6239	0.5873	0.7460	-0.3622	0.4045
NIKKEI	0.3356	0.3563	-0.3424	1.0000	0.7947	-0.3284	0.8857	-0.7244	-0.4393	-0.5828	-0.4429	-0.5781	0.6312	-0.4000
DAX	0.3930	0.2994	0.2333	0.7947	1.0000	0.0771	0.7769	-0.2257	0.0690	-0.3634	-0.2425	-0.2454	0.5635	-0.2677
EM	-0.1813	-0.5011	0.6823	-0.3284	0.0771	1.0000	-0.5447	0.8245	0.7056	0.3532	0.3257	0.5664	-0.1498	-0.2592
OSEBX	0.3091	0.4485	-0.2218	0.8857	0.7769	-0.5447	1.0000	-0.7300	-0.3467	-0.5215	-0.4177	-0.5702	0.5745	-0.0170
IBONDS	-0.0944	-0.3322	0.7809	-0.7244	-0.2257	0.8245	-0.7300	1.0000	0.8157	0.5885	0.5051	0.7453	-0.4774	0.1128
ST1X	-0.1588	-0.3001	0.9438	-0.4393	0.0690	0.7056	-0.3467	0.8157	1.0000	0.6237	0.5372	0.7261	-0.4656	0.3918
ST3X	-0.0044	0.0693	0.6239	-0.5828	-0.3634	0.3532	-0.5215	0.5885	0.6237	1.0000	0.9780	0.9634	-0.8974	0.5832
ST4X	0.1229	0.2007	0.5873	-0.4429	-0.2425	0.3257	-0.4177	0.5051	0.5372	0.9780	1.0000	0.9500	-0.8442	0.5039
ST5X	0.0440	0.0138	0.7460	-0.5781	-0.2454	0.5664	-0.5702	0.7453	0.7261	0.9634	0.9500	1.0000	-0.8145	0.4230
Storebrandi	-0.1171	-0.1787	-0.3622	0.6312	0.5635	-0.1498	0.5745	-0.4774	-0.4656	-0.8974	-0.8442	-0.8145	1.0000	-0.5063
BTC	-0.2889	0.0238	0.4045	-0.4000	-0.2677	-0.2592	-0.0170	0.1128	0.3918	0.5832	0.5039	0.4230	-0.5063	1.0000

Korrelasjonsmatrise over aktiva i våre konstruerte profiler i delperiode 2.

9.7.1 Korrelasjonstest BTC vs. S&P 500 i delperiode 2

```
Pearson's product-moment correlation

data: subsample2$BTC and subsample2$SP500
t = -0.67488, df = 5, p-value = 0.5297
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.8557889  0.5931879
sample estimates:
      cor
-0.2889421
```

Korrelasjonstest av avkastningen til bitcoin og avkastningen til S&P500 i delperiode 2. Gir en korrelasjonskoeffisient på -0,28 som er en svak negativ korrelasjon. Korrelasjonskoeffisienten er ikke statistisk signifikant.

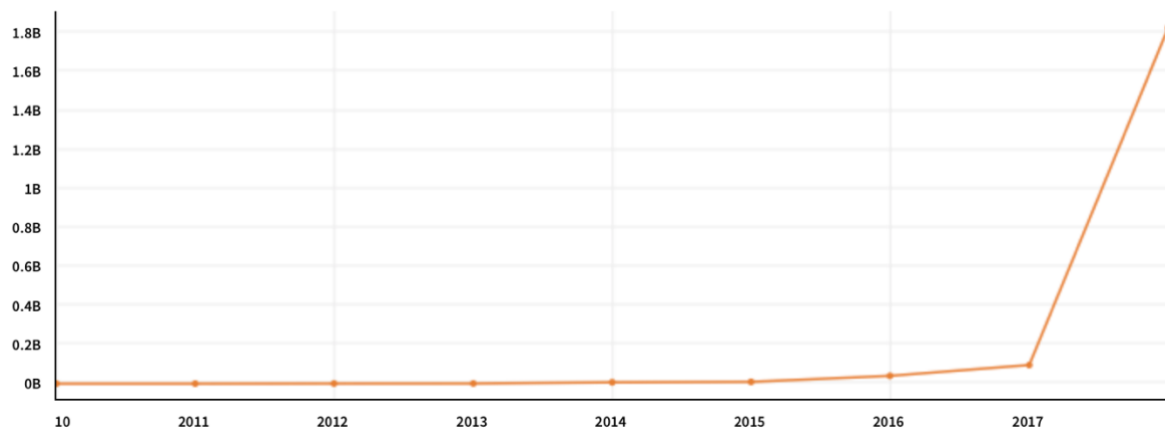
9.7.2 Korrelasjonstest BTC vs. DOW i delperiode 2

```
Pearson's product-moment correlation

data: subsample2$BTC and subsample2$DOW
t = 0.053205, df = 5, p-value = 0.9596
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.7425727  0.7631745
sample estimates:
      cor
0.02378723
```

Korrelasjonstest av avkastningen til bitcoin og avkastningen til S&P500 i delperiode 2. Gir en korrelasjonskoeffisient på -0,02 som er en svak korrelasjon. Korrelasjonskoeffisienten er ikke statistisk signifikant.

9.8 8 - års handelsvolum bitcoin



Handelsvolum av bitcoin i amerikanske dollar (USD) de siste 8 årene. X-aksen viser tid fra 2010 til 2018. Y-aksen viser handelsvolum i milliarder dollar.

9.9 Eksempel på kode brukt til optimering i R

```
#4.2.5 DNB Pensjonsprofil 50
DNB50H <- as.numeric(t(c(0.2,0.1,0.08,0.08,0.07,0.07,0.07,0.07,0.05,0.10,0.0,0.04)))
names(DNB50H) <- colnames(allcomp2)
mDNB50H <- Return.portfolio(R=allcomp2,weights=DNB50H, geometric = T, rebalance_on = "months")
colnames(mDNB50H) <- "DNB50"

# Portefølje spesifikasjoner

DNB50BTCH <- portfolio.spec(assets=colnames(allcomp2))

# Portefølje begrensninger
DNB50BTCH <- add.constraint(DNB50BTCH,type="weight_sum",min_sum=0.99,max_sum=1.01)
DNB50BTCH <- add.constraint(DNB50BTCH,type="long_only")
DNB50BTCH <- add.constraint(portfolio=DNB50BTCH,
                             type="group",
                             groups=list(groupA=c(1, 2, 3, 4, 13),
                                           groupB=c(5, 6, 7, 8, 9, 10, 11)),
                             group_min=c(0.45, 0.45),
                             group_max=c(0.55, 0.55))

# Gruppe begrensing
DNB50BTCH <- add.constraint(DNB50BTCH, type="box", min=c(0.18, 0.09, 0.072, 0.072, 0.063, 0.063, 0.063, 0.063, 0.063,0.0495, 0.09, 0.0,0.036),
                             max=c(0.22, 0.11, 0.088, 0.088, 0.077, 0.077, 0.077, 0.077, 0.077, 0.055, 0.11, 0.05,0.044))

# Portefølje objektiv
DNB50BTCH <- add.objective(DNB50BTCH,type="return",name="mean")
DNB50BTCH <- add.objective(DNB50BTCH,type="risk",name="StdDev")

# Portefølje optimering
set.seed(2)
DNB50BTCoptH <- optimize.portfolio.rebalancing(R=allcomp2,portfolio=DNB50BTCH,optimize_method="DEoptim",search_size=4000,trace=T, rebalance_on = "months")

mycolors = c(brewer.pal(name="Dark2", n = 8), brewer.pal(name="Pastel2", n = 7))
chart.Weights(DNB50BTCoptH, colorset= mycolors, ylab="Percent", legend.loc="under", cex.legend=0.4, main="DNB50 BTC")
DNB50W <- extractWeights(DNB50BTCoptH)

# Portefølje Backtesting (Kvartalsvis rebalansering)
DNB50BTCbH <- Return.portfolio(R=allcomp2["2012-07-31:."],weights=extractWeights(DNB50BTCoptH),geometric=T,rebalance_on="quarters")
colnames(DNB50BTCbH) <- "DNB50BTCH"

table.AnnualizedReturns(cbind(DNB50BTCbH,mDNB50H), Rf=0.02/12)
charts.PerformanceSummary(DNB50BTCbH, mDNB50H)

table.AnnualizedReturns(cbind(DNB50BTCbH["2012-07-31:."],mDNB50H["2012-07-31:."]), Rf=0.02)

DNB50profiler <- cbind(mDNB50H["2012-07-31:."], DNB50BTCbH)
charts.RollingPerformance(DNB50profiler, Rf=0.02/12, legend.loc = "left", main="Sammenligning DNB 50")

#BTC weight
BTC50 <- DNB50W$BTC["2012-07-31:."]
barplot(BTC50)
```