

Mens vi venter på at Bitcoin skal ta over verden

Finnes det faktorer som kan forklare Bitcoins avkastning og handelsvolum?

Ole Martin Larssen

Magnus Blindheim Thrygg

Masteroppgave i økonomi og administrasjon – juni 2018

Forord

Masteroppgaven representerer våren og slutten på vår mastergrad i økonomi og administrasjon ved Handelshøgskolen i Tromsø. Prosessen med å skrive oppgaven har vært både givende og krevende. Heldigvis har vi fått muligheten til å utforske et tema vi synes er svært interessant. Bitcoin er et relativt nytt konsept og forskningen på området er således mangelfull, noe som har gjort rådene fra veilederne våre uvurderlig.

Førsteamanuensis Espen Sirnes og Førsteamanuensis Torun Fretheim har bidratt med konstruktive tilbakemeldinger, gode råd og interessante faglige diskusjoner.

Vi vil også benytte anledningen til å takke Helen Maria Sørensen Holt og Mikko Moilanen som gav oss mange forslag og hjelp til å utarbeide en god problemstilling i vår *master thesis proposal*.

Til slutt ønsker vi å takke venner, familie og medstudenter for god støtte og hjelp gjennom studietiden.

Erfaringene vi har tilegnet oss gjennom mastergraden tar vi med oss ut i arbeidslivet.

Tromsø, mai 2018

Ole Martin Larssen

Magnus Blindheim Thrygg

Sammendrag

Tidligere forskning på kryptovalutaen Bitcoin belyser viktigheten av interessens påvirkning på pris og handelsvolum. På bakgrunn av dette hevder enkelte at Bitcoin er en boble uten en underliggende fundamental verdi. Ciaian, Rajcaniova & Kancs (2016) viser at selv om Bitcoin ser ut til å være drevet av interesse, kan det i kortere tidsperioder være sammenhenger mellom realøkonomiske forhold og Bitcoins pris.

I denne studien undersøker vi om realøkonomiske variabler som børser, valutakurser og renter kan ha en sammenheng med Bitcoins avkastning og handelsvolum. Analysene gjøres over en periode på fem år og i årlige tidsintervaller. Et av formålene med oppgaven er å undersøke om vi kan redegjøre forklaringskraften i ulike sammenhenger med *Grangers kausalitetstest*. Vi forventer at interessen kan være med å predikere både Bitcoins avkastning og handelsvolum, mens realøkonomiens effekt er liten. Gjennom å undersøke disse forholdene ønsker vi å skape en forståelse for hvilke faktorer som kan være med å forklare Bitcoins avkastning og handelsvolum.

Valg av variabler og analyse er forankret i litteratur på området. Vi har utført all analyse og databehandling i programmeringsspråket RStudio, versjon 1.0.153 (RStudio, 2018). Datainnsamlingen resulterte i 1203 observasjoner av 10 variabler fra 2013 til 2018. Resultatene viser at Bitcoins avkastning ikke kan forklares med variablene i dette datasettet. De eneste tilfellene hvor vi kan forklare deler av variansen i Bitcoins avkastning er når analysen gjøres i årlige tidsintervaller. Videre viser også resultatene at interesse og handelsvolum har en sterk sammenheng. *Grangers kausalitetstest* indikerer at handelsvolum er det som kan være med å predikere interessen, i form av søk etter Bitcoin på Google. Vår studie kompletterer forskningen på området, og viser at Bitcoins avkastning ikke lar seg forklare av realøkonomiske variabler eller interesse, selv om handelsvolum ser ut til å kunne bygge opp en interesse for temaet.

Nøkkelord: Bitcoin, avkastning, handelsvolum, regresjonsanalyse, realøkonomi, interesse

Innholdsfortegnelse

1 Innledning	1
1.1 Problemstilling	3
2 Bakgrunn og tidligere forskning	5
2.1 Bitcoins inspirasjon og viktige personer	5
2.2 En teknisk gjennomgang av Bitcoin	6
2.2.1 Transaksjoner	6
2.3 Litteraturgjennomgang	7
3 Metode	10
3.1 Regresjonsanalyse	10
3.2 Heteroskedastisitet	14
3.3 Multikollinearitet	14
3.4 Seriekorrelasjon	15
3.5 Normalitet	15
3.6 Granger kausalitet	16
4. Data	18
4.1 Stasjonaritet	18
4.2 Bitcoins avkastning	19
4.3 Handelsvolum	20
4.4 S&P500, Vix og råvarebørs	20
4.5 Treasury bills	20
4.6 Vekselskurs	21
4.7 Interesse	21
4.8 Deskriptiv statistikk	21
5 Resultater	27
5.1 Bitcoins avkastning	27
5.1.1 Bitcoins avkastning år for år	31
5.2 Handelsvolum	36
5.2.1 Handelsvolum år for år	40
6. Konklusjon	47
6.1 Forslag til videre studier	48
7. Kilder	49
8. Vedlegg	54
8.1 Vedlegg 1: Stasjonaritetstester	54
8.2 Vedlegg 2: Grangers kausalitetstest	56
8.3 Vedlegg 3: Seriekorrelasjon	58
8.4 Vedlegg 4: Multikollinearitet	60

Figuroversikt

Figur 1: Hvordan en transaksjon med Bitcoin gjennomføres (Nakamoto, 2008).	7
Figur 2: Utviklingen i Bitcoins handelsvolum over tid.	9
Figur 3: Antall søk på Google etter Bitcoin.	19
Figur 4: Bitcoins prisutvikling over tid.	20
Figur 5: Rullerende korrelasjon mellom avkastning på Bitcoin og BitcoinGT.	24
Figur 6: Rullerende korrelasjon mellom avkastning på Bitcoin og råvareindeks.	25
Figur 7: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og BitcoinGT.	25
Figur 8: Heteroskedastisitet i residualene i modell (1).	28
Figur 9: Rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT.	33
Figur 10: Rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og Treasury Bills.	34
Figur 11: Heteroskedastisitet i residualene i modell (2).	37
Figur 12: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og BitcoinGT.	44
Figur 13: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og Treasury Bills.	46

Tabelloversikt

Tabell 1: Deskriptiv statistikk for studiens variabler.	22
Tabell 2: Korrelasjonsmatrise for alle variablene i datasettet.	23
Tabell 3: Seriekorrelasjon i modell (1).	27
Tabell 4: VIF-test for multikollinearitet i modell (1).	28
Tabell 5: Resultater fra modell (1).	29
Tabell 6: Resultater fra modellen (1), årlige tidsintervaller.	32
Tabell 7: Seriekorrelasjon i modell (2).	37
Tabell 8: VIF-test for multikollinearitet i modell (2).	38
Tabell 9: Resultater fra modell (2).	39
Tabell 10: Resultater fra modell (2), årlige tidsintervaller.	41
Tabell 11: Modell (2), oppbrutt forklart varians i 2017-2018, interesse.	42
Tabell 12: Modell (2), oppbrutt forklart varians i 2017-2018, realøkonomi.	43

1 Innledning

I kjølvannet av finanskrisen i 2007-2008 oppsto det mistillit til banknæringen i enkelte kretser. Det ble hevdet at betalingssystemene hadde en rekke svakheter, blant annet høye transaksjonskostnader og at alle transaksjoner i utgangspunktet er reversible og ikke anonymiserte (Nakamoto, 2008). Enkelte så kryptografiske valutaer som en løsning på denne utfordringen, og dermed oppstod en betalingsformidling uten sentralstyring, basert på anonyme transaksjoner.

I dag, nesten ti år etter lanseringen av Bitcoin, er dette den største og mest populære kryptovalutaen med en pris på rundt 7 500 amerikanske dollar (USD) (Coindesk, 2018). Det siste året har Bitcoin lignet en berg-og-dal-bane. Prisen har steget fra ca. 1 000 til 20 000 USD i 2017, for så å falle til under 10 000 etter årsskiftet 2017-2018 (Coindesk, 2018). De store prisendringene kombinert med økt interesse for fenomenet kryptovaluta, har ført til at Bitcoin samt flere andre kryptovaluta følges av mennesker verden over. Som et resultat av denne utviklingen har enkelte banker inngått samarbeid med kryptovalutaen *Ripple* (Browne, 2018), og i slutten av 2017 ble det lansert *fremtidige kontrakter* med Bitcoin som underliggende på CBOE Futures Exchange (CBOE, 2018).

Mange hevder Bitcoin er en boble som enten venter på å sprekke eller som allerede har sprukket. En boble kan forklares som forskjellen mellom investeringsobjektets fundamentale verdi og markedspris. Dersom prisen utelukkende skyldes et håp om høy salgspris i fremtiden eksisterer det en boble. Dette innebærer at den høye prisen ikke er rettferdiggjort av fundamentale faktorer (Stiglitz, 1990). En rekke teorier forsøker å redegjøre for slike fenomen. Teorien om rasjonelle bobler er en av de mer kjente. Denne teorien forutsetter rasjonalitet og lik informasjon blant investorer. Alle avvik mellom markedsverdi og den fundamentale verdien forklares som brudd på disse forutsetningene (Blanchard & Watson, 1982).

I enkelte tilfeller velger investorer å investere i et aktivum selv om de vet at den fundamentale verdien ikke er lik markedsverdi. Formålet er å kjøpe andeler, for så å selge disse med profitt til andre investorer i markedet innen boblen sprekker. Slike tilfeller er kjent som *The Greater Fool Theory*. Kort forklart dreier denne teorien seg om at mennesker investerer i f.eks. en aksje med antagelsen at det finnes andre som vil betale en høyere pris i fremtiden, uavhengig av den fundamentale verdien (Santoni, 1987).

Kryptovalutaer kjennetegnes av at de ikke er støttet eller regulert av sentralbanker eller myndigheter. En slik desentralisering skiller Bitcoin fra tradisjonelle valutaer som eksempelvis USD. Definisjonen av Bitcoin er et sentralt tema i forskningen. Siden Bitcoin verken er egnet som et middel for byttehandel, et mål for kjøpekraft, eller for å utstede lån, kan ikke Bitcoin klassifiseres som en valuta (Yermack 2014). Redegjørelsen støttes i litteraturen av flere som mener Bitcoins uvanlig høye volatilitet gjør den mer lik et spekulasjonsobjekt enn en valuta (Kristoufek, 2013). Baur, Hong & Lee, (2017) påpeker at de fleste benytter Bitcoin som investering fremfor kjøp av varer og tjenester. Tidligere hadde ikke *Commodity Futures Trading Commission* kontroll over handel med Bitcoin, men etter lanseringen av *fremtidige kontrakter* kan CFTC nå overvåke handelen. CFTC har imidlertid ikke myndighet til å overvåke den underliggende handelen. Det argumenteres for at Bitcoin har visse fellestrekk med typiske råvarer - eksempelvis gull, som gjør at enkelte hevder Bitcoin bedre kan karakteriseres som en råvare enn en valuta (Swartz, 2014).

Uavhengig av om Bitcoin kategoriseres som råvare eller en valuta, er det stor interesse i å undersøke hva som har ført til Bitcoins drastiske prisøkning. Mye av forskningen som forsøker å forklare prisøkningen fokuserer på korrelasjoner og statistiske sammenhenger mellom variablene (Kajtazi & Moro, 2017; Bouri, Molnár, Azzi, Roubaud & Hagfors, 2017; Dyrberg 2015a; Dyrberg 2015b). Det viser seg at forholdene omkring Bitcoin, blant annet pris og handelsvolum, i hovedsak har hatt sammenhenger med interesse fremfor realøkonomiske faktorer. Ciaian et al. (2016) finner imidlertid statistisk signifikante sammenhenger mellom Bitcoin og realøkonomiske faktorer på kort sikt, men konkluderer med at Bitcoin er sensitiv til trender, etterspørsel og tilbud i markedet i det lange løp.

En artikkel av *Albright Investment Group*, gjengitt i Hegnar (2018) redegjør for likheter mellom Bitcoin og gull, og forklarer Bitcoin som en mulig alternativ plassering for investorer i finansmarkedet. De hevder at Bitcoin kan være en bedre *nødhavn* enn gull, da det vil være

enklere å gjennomføre transaksjoner med Bitcoin (Hegnar, 2018). Finansco-sjef Espen Seidel har uttalt at en eventuell link mellom Bitcoin og realøkonomien kan føre til at Bitcoin potensielt vil være stor nok til å skape en finansiell krise (Parr, 2018). I deler av Asia har interessen for Bitcoin økt så mye at enkelte har valgt å investere alle sine sparepenger i kryptovalutaen. Dersom prisen på Bitcoin faller til null vil store verdier gå tapt (Funakoshi & Lee, 2017). Med bakgrunn i den økende interessen for Bitcoin, både i finanssektoren og blant folk flest, vil det være interessant å undersøke forholdet mellom Bitcoin og realøkonomien.

1.1 Problemstilling

Formålet med oppgaven er å undersøke om Bitcoins avkastning og handelsvolum har en sammenheng med realøkonomiske faktorer. Det vil følgelig være interessant å bygge videre på tidligere forskning ved å undersøke sammenhengene over tid, samt over kortere, avgrensede tidsperioder. Slik kan vi undersøke hvordan de statistiske forholdene utvikler seg. Et element som presenterer seg ved en slik analyse er årsak og virkning. Vil vi kunne si noe om forklaringskraften og hvilken retning den har for de signifikante variablene? Med dette som utgangspunkt har vi utformet følgende problemstilling:

Finnes det realøkonomiske faktorer som forklarer endringen i Bitcoins avkastning og handelsvolum over tid?

Vi vil undersøke om faktorer som børser, valutakurser og langsiktige renter har hatt en sammenheng med Bitcoins avkastning og handelsvolum. Videre fokuserer studien på hvordan Bitcoins avkastning og handelsvolum påvirkes av interesse over tid. Dette må vi ta høyde for i vår studie, da mange mener interessens påvirkning gjør Bitcoin til en boble (Kristoufek, 2013; Cheah & Fry, 2015). Metodisk skal oppgaven besvares med regresjonsanalyse. For å gi en dypere innsikt i sammenhengene ønsker vi også å undersøke årsak og virkning i form av *Granger-kausaltet*. Forhåpentligvis kan både *Grangers kausalitetstest* og regresjonsanalysen være et bidrag til forskningen på området og gi en bedre forståelse av Bitcoin.

Analysen er basert på tidsintervallet 2013-2018 i tillegg til tidsintervaller for hvert av årene. Datainnsamlingen og analysen utføres med utgangspunkt i tidligere forskning. I likhet med tidligere litteratur hentes historiske data for variablene fra ulike internettkilder.

Først presenterer vi bakgrunn og tidligere forskning. Videre kommer en teoretisk gjennomgang av metodene, statistiske tester og variabler. Datasettet og deskriptiv statistikk blir så presentert. Deretter diskuterer vi resultatene i lys av økonomisk teori og tidligere litteratur. Til slutt trekker vi frem studiens hovedpunkter, besvarer problemstillingen og gir forslag til videre studier.

2 Bakgrunn og tidligere forskning

På grunn av Bitcoins noe spesielle karakteristikk er det hensiktsmessig å forklare hvordan både oppbyggingen og handelen fungerer. I det følgende presenterer vi Bitcoins manual som er skrevet av grunnleggeren Satoshi Nakamoto (2008). Dette innebærer en detaljert gjennomgang av tanken bak Bitcoin, ideen bak å begrense tilbudet i markedet, samt kort om hvordan teknologien virker. Videre redegjør vi for tidligere litteratur som tar for seg ulike faktorer som kan påvirke pris, avkastning og handelsvolum for Bitcoin.

2.1 Bitcoins inspirasjon og viktige personer

En av de mest betydningsfulle årsakene til utviklingen av Bitcoin var den manglende muligheten til å gjøre irreversible transaksjoner. Tradisjonelt sett skaper banker sikkerhet i transaksjoner mellom parter ved å være en formidler av betalingen. Dette innebærer at transaksjonen ikke er anonym og banken har mulighet til å spore eller stoppe private betalinger. På bakgrunn av dette foreslo Nakamoto (2008) å endre betalingssystemer fra å basere seg på tillit til å basere seg på teknologiske bevis, og dermed fjerne behovet for en tredjepart.

En annen viktig årsak til utviklingen av Bitcoin er effektivisering av betaling over landegrenser. I dag tar det ca. to til fem virkedager før en ordinær utenlandsbetaling er gjennomført (Sparebank1, 2018; DNB, 2018; Sbanken, 2018). Med mindre transaksjonen er så stor at prisen på overføringen blir marginal, vil mange vegre seg fra å gjennomføre slike utenlandsbetalinger. I motsetning til tradisjonelle utenlandsbetalinger kan Bitcoin overføres på tvers av landegrenser på kort tid, og til lave transaksjonskostnader.

Under finanskrisen tillot bankene personer med svak likviditet og betalingsevne å få boliglån, til tross for at de ikke evnet å nedbetale disse. Som følge av lav etterspørsel og mange misligholdte lån slet bankene med å omsette boliger (Isachsen, 2008). For å unngå en lignende situasjon lanserte Satoshi Nakamoto sin versjon av kryptovaluta kalt "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System".

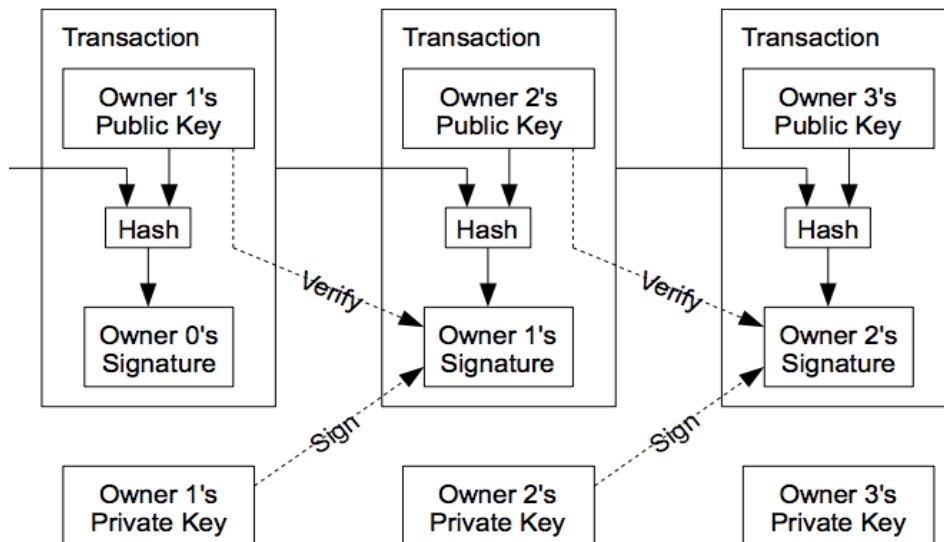
2.2 En teknisk gjennomgang av Bitcoin

Teknologien som muliggjør transaksjoner med Bitcoin kalles for blokkjede. Blokkjeden fungerer som en digital regnskapsbok tilgjengelig for alle (Hassel, 2016). Transaksjoner føres inn på *blokker* som holder oversikt over hvem som har sendt og mottatt Bitcoin. For at blokken hvor transaksjonen er ført skal godkjennes, kreves det maskinkraft som løser matematiske algoritmer. Maskinkraften administreres av brukere som kalles *minere*. Når algoritmen på blokken løses, vil transaksjonen gjennomføres og *minerne* vil bli belønnet med en viss sum Bitcoin (Blockchain, 2018).

For å forhindre inflasjon er den maksimale pengemengden satt til 21 millioner antall Bitcoin (Nakamoto, 2008). Til dags dato er ca. 17 millioner Bitcoin utvunnet. Den begrensede produksjonen av Bitcoin blir av noen beskrevet som en av Bitcoins akilleshæler. Dersom tilbudet av Bitcoin ikke øker i tråd med utviklingen i Bitcoins økonomi kan dette skape deflasjon (Yermack, 2014).

2.2.1 Transaksjoner

Med digital valuta er det i utgangspunktet mulig å sende de samme pengene til flere adresser, såkalt *double spending*. Ved en tradisjonell overføring ville en sentralisert myndighet overvåke transaksjonene slik at dette ikke er mulig (Iversen & Vindedal, 2017). Problemet løses ved at alle transaksjoner beskyttes med en tidsstempling som bygger videre på forrige transaksjon. Transaksjonene blir unik ved bruk av en hash. En hash er en kryptert kode som endrer en tallrekke eller kombinasjon av bokstaver til en ukjent tallkombinasjon (Faife, 2017). Dette brukes f.eks. til kryptering av brukernavn og passord. Transaksjonene blir så publisert på blokkjeden når maskinkraften til *minerne* har løst algoritmen (Iversen & Vindedal, 2017; Blockchain, 2018).



Figur 1: Hvordan en transaksjon med Bitcoin gjennomføres (Nakamoto, 2008).

Kort forklart innebærer prosessen i Figur 1 at senderen av Bitcoin oppretter en transaksjon og sender denne til nettverket. Informasjonen i en transaksjon inneholder mottakers adresse, beløpet på overføringen, et tidsstempel og avsenders kryptografiske signatur (Iversen & Vindedal, 2017). Når nettverket har bekreftet transaksjonen overføres beløpet til mottakers konto.

2.3 Litteraturgjennomgang

Bitcoin har isolert sett to bruksområder; handel av varer og tjenester, og handel på børser. Det viser seg at 90% av Bitcoin handles på børser (Kristoufek, 2014). Litteraturen på Bitcoin har sitt utspring allerede i 1998, hvor Wei Dai manifesterte et ønske om en kryptografisk valuta (Dai, 1998). Med tiden kom Satoshi Nakamotos manual på Bitcoin. De siste fem til seks årene har mange forsøkt å forklare fenomenet.

Ciaian et al. (2016) gjennomførte en av de første studiene som forsøkte å kombinere både tradisjonelle makroøkonomiske faktorer og interesse. De gjennomførte analysen ved hjelp av Barro (1979) sin prismodell for gull, og konkluderte med at etterspørselen etter Bitcoin i form av handelsvolum vil være en driver av prisutviklingen på både kort og lang sikt. I tillegg fant de at interesse, kvantifisert gjennom søk på Wikipedia, har en signifikant sammenheng med utviklingen i Bitcoins pris på kort og lang sikt. Deretter finner studien at makroøkonomiske faktorer kun har en signifikant sammenheng med prisutviklingen på kort sikt.

Gjennom en *wavelet-analyse* fant Kristoufek (2014) et sterkt forhold mellom Bitcoins prisutvikling og investorers interesse, men ingen sammenheng med kinesiske markeder. Funnene samsvarer med Ciaian et al. (2016) om at makroøkonomiske faktorer ikke påvirker prisen til Bitcoin i det lange løp. Prisen påvirkes derimot av interesse, kvantifisert gjennom Google Trends. I motsetning til Ciaian et al. (2016) finner Kristoufek (2014) at forholdet mellom Bitcoins pris og interesse er statistisk signifikant på lang sikt.

Enkelte forskere har forsøkt å si noe om retningen på forklaringskraften. Kristoufek (2013) har sett på sammenhengen mellom Bitcoins pris og antall søk på *Wikipedia* og *Google Trends*. Han viser at spekulasjon og *trendjaging* dominerer dynamikken i Bitcoins pris. Et interessant funn i studien er at forholdet mellom Bitcoins pris og interesse er bidireksjonalt. Dette betyr at det er et forhold mellom Bitcoins pris og interesse, men en kan ikke predikere hvilken retning forklaringskraften går (Kristoufek, 2013). Videre hevder Kristoufek (2013) at økende interesse kan drive prisen høyere når prisen er høy og lavere når prisen er lav. Dette forholdet gjør at effekten til påvirkningskraften er ulik avhengig av størrelsen på variablene (Kristoufek, 2013). En lignende studie ble gjort av Cheah & Fry (2015) som også konkluderer med at interesse driver prisen til et nivå som ikke harmonerer med den fundamentale verdien. Forfatterne hevder at dette gir Bitcoin en oppførsel i tråd med en spekulativ boble (Cheah & Fry, 2015). Dette elementet kommenterer også Kristoufek (2014) i sin konklusjon. Han mener interessen skaper en finansiell boble og anser det som bakdelen med Bitcoins økende popularitet (Kristoufek, 2014).

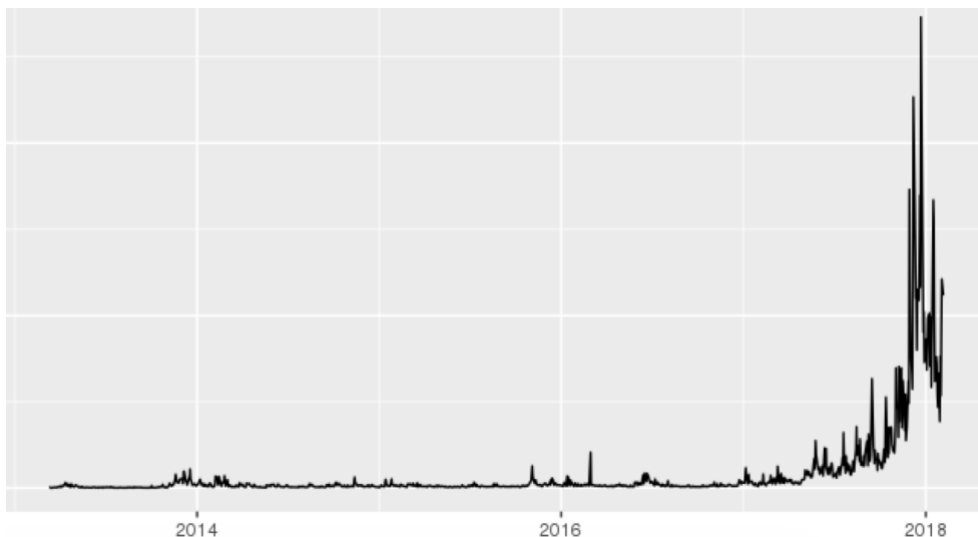
Bouoiyour & Selmi (2015) er i likhet med tidligere litteratur enig i at interesse er en viktig driver av prisutviklingen. Metodisk benytter de både *ARDL Bound-testing* metoden og *VEC Granger kausalitetstest*. For variablene *interesse*, *børs-varehandel-rate* og *Shanghai Market Index* forkastes nullhypotesen om ingen *Granger kausalitet*. Forfatterne konkluderer med at disse variablene kan være med å drive prisutviklingen på kort sikt, men at Bitcoin i hovedsak er korrelert med spekulativ atferd.

En nyere studie av De Vries & Aalborg (2017) tar for seg seks uavhengige variabler for å forklare endringen i handelsvolum. Den estimerte modellen forklarer 12% av variansen i handelsvolum. Det viser seg at interesse, kvantifisert gjennom søkeordet Bitcoin på *Google*,

er statistisk signifikant på et 1% nivå og forfatterne konkluderer med at det er en sammenheng mellom handelsvolum og interesse. De finner med dette at interessen er signifikant ved både forklaring og predikering av handelsvolum, med henholdsvis daglige og ukentlige data (De Vries & Aalborg, 2017).

Ciaian et al. (2016) fremmet kritikk mot deler av den tidligere litteraturen som analyserer forholdet mellom kun én eller få variabler, og prisen på Bitcoin. Kritikken går ut på at resultatene kan bli annerledes når flere variabler testes samtidig. Forhold som analyseres alene kan være statistisk signifikant i en enkel regresjon, men ikke nødvendigvis når flere variabler analyseres samtidig. En årsak til dette kan være at nye variabler ikke alltid forbedrer modellens egnethet. En multipl regressjonsanalyse stiller et helt annet spørsmål enn en enkel regresjonsanalyse og resultatene må analyseres deretter. Både distribusjonen av T-verdiene, frihetsgrader og tolkningen endrer seg (Wooldridge, 2012; Hill, Griffiths & Lim, 2012).

Mye av litteraturen på området er fra to til fem år gammel, og kan dermed oppfattes som utdatert grunnet store endringer i forhold som handelsvolum og pris de siste årene. Figur 2 illustrerer utviklingen i handelsvolumets mønster fra 2013 til begynnelsen av 2018. Fra slutten av 2017 og frem mot 2018 vises en drastisk økning i handelsvolum. I tidligere år kan vi se at det også har vært større økninger i handelsvolum, men ikke i nærheten av det siste året.



Figur 2: Utviklingen i Bitcoins handelsvolum over tid.

3 Metode

3.1 Regresjonsanalyse

Denne oppgaven spesifiserer to multiple regresjonsmodeller. En av modellene viser Bitcoins avkastning som avhengig variabel, og den andre har handelsvolum som avhengig variabel. Modellene estimeres basert på minste kvadraters metode. Analysen og databehandlingen gjøres med hjelp av RStudio (RStudio, 2018). Modell (1) med Bitcoins avkastning som avhengig variabel formuleres som følgende:

$$\begin{aligned} \text{Avkastning} = & \alpha + \beta_1 \text{Handelsvolum} + \beta_2 \text{S\&P 500} + \beta_3 \text{Vix} + \\ & \beta_4 \text{Råvare} + \beta_5 \text{Tbills} + \beta_6 \text{EURUSD} + \beta_7 \text{EURYEN} + \\ & \beta_8 \text{BitcoinGT} + \beta_9 \text{BlockchainGT} + \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

Modell (2) for å forklare endring i handelsvolum formuleres slik:

$$\begin{aligned} \text{Handelsvolum} = & \alpha + \beta_1 \text{Avkastning} + \beta_2 \text{S\&P 500} + \beta_3 \text{Vix} + \\ & \beta_4 \text{Råvare} + \beta_5 \text{Tbills} + \beta_6 \text{EURUSD} + \beta_7 \text{EURYEN} + \\ & \beta_8 \text{BitcoinGT} + \beta_9 \text{BlockchainGT} + \varepsilon \end{aligned} \quad (2)$$

Alle modeller som estimeres i denne oppgaven er log-log modeller. Forskjellen mellom log-log modeller og lineære regresjonsmodeller er at log-log modeller viser konstant relativt forandring, mens lineære regresjonsmodeller viser absolutt forandring. Estimaten til variablene forteller hvordan hver enkelt variabel påvirker variansen til den avhengige variabelen. Dette er relevant å tolke dersom forholdet mellom uavhengige variabler og den avhengige variabelen er signifikant. α er konstantleddet i modellen, mens beta er en endring i den avhengige variabelen ved én enhets endring i den uavhengige variabelen, gitt at alt annet holdes konstant. ε er elementer utenfor modellen som forklarer resten av variansen i den avhengige variabelen (Hill et al., 2012; Wooldridge, 2012).

Det finnes imidlertid enkelte metodiske begrensninger med multippel regresjonsanalyse. F.eks. vil en slik analyse presentere virkeligheten i en forenklet versjon. I tillegg kan det være en utfordring at det forutsettes et lineært forhold mellom variablene. Dette gjør analysen

sensitiv til ekstremverdier og hvordan de påvirker signifikansen i modellen. Vi har valgt å benytte multipl regresjonsanalyse fordi metoden egner seg bra til å illustrere forholdet mellom variablene. Med denne kan vi estimere den relative påvirkningen flere variabler har på den avhengige variabelen.

Bitcoins avkastning

I et finansielt perspektiv vil det være relevant for en investor å kjenne til hva som kan påvirke endringen i avkastningen til Bitcoin. Bitcoins avkastning er beregnet ved hjelp av historiske priser fra Bitcoinity (Bitcoinity, 2018).

Som avhengig variabel i modell (1)

I modell (1) er Bitcoins avkastning avhengig variabel, mens den i modell (2) er en uavhengig variabel. Med utgangspunkt i tidligere forskning forventes det ikke en høy R^2 fra modell (1) siden tidligere litteratur i liten grad har vært i stand til å forklare endringen i Bitcoins avkastning.

Som uavhengig variabel i modell (2)

Basert på De Vries & Aalborg (2017) sin analyse forventes det ikke en signifikant sammenheng mellom Bitcoins avkastning og handelsvolum i modell (2). I tillegg forventes estimatet til Bitcoins avkastning å kunne være både positivt og negativt avhengig av tidsintervall i modell (2).

Handelsvolum

Bitcoin kan brukes både som middel for å kjøpe varer og tjenester i tillegg til handel på børs. I vår modell benytter vi det samlede handelsvolumet for handel på børs og varehandel. Det er estimert at over 90% av transaksjonene med Bitcoin er relatert til børs, mens det resterende brukes til kjøp av varer og tjenester (Kristoufek, 2014).

Som uavhengig variabel i modell (1)

Selv om Ciaian et al. (2016) konkluderer med at handelsvolum kan drive Bitcoins pris på både kort og lang sikt, forventer vi ikke å finne samme resultat. Dette kan begrunnes med at Ciaian et al. (2016) benytter en annen modell enn denne studien. De Vries & Aalborg (2017)

finner ingen signifikant sammenheng mellom handelsvolum og Bitcoins avkastning når handelsvolum er uavhengig variabel, noe vi heller ikke forventer å finne.

Som avhengig variabel i modell (2)

I modell (2) er handelsvolum avhengig variabel og vi forventer å finne høyere R^2 enn i modell (1). Bakgrunnen for dette er at handelsvolum tidligere har latt seg forklare i større grad enn Bitcoins avkastning (De Vries & Aalborg, 2017).

S&P 500, Vix og råvarebørs

Indekser benyttes ofte for å forklare makroøkonomiske forhold i definerte geografiske områder. Denne oppgaven benytter S&P 500, Vix og Bloomberg Commodity Index.

I finansiell analyse er det interessant å undersøke sammenhengen mellom ulike investeringsobjekter og markedsrisiko. Investeringsobjekter har en felles risiko knyttet til markedet. Dette kan eksempelvis vises gjennom en korrelasjonsanalyse. S&P 500 er en indeks basert på markedsverdien til 500 store amerikanske selskaper, og er etablert blant investorer. Dersom korrelasjonen mellom Bitcoin og S&P 500 er lav indikerer dette at de ikke er eksponert for samme markedsrisiko. Vi forventer ikke at S&P 500 skal ha en signifikant sammenheng med Bitcoin før eventuelt etter 2016 når Bitcoin blir mer utbredt. Dersom vi finner at endringer i S&P 500 har et forhold med Bitcoins avkastning, kan det tyde på at enkelte investorer benytter Bitcoin som en alternativ plassering. Dette gjelder også for Vix-indeksen fra Chicago Board Option Exchange Volatility Index (CBOE). Vix-indeksen redegjør for volatiliteten i S&P 500-indeksen, og kan være sentral for å undersøke hvordan varians i avkastningen til selskapene på S&P 500-indeksen påvirker Bitcoins avkastning og handelsvolum. Vix kan sees på som en proxy for markedsrisiko.

Bloomberg Commodity Index (BCOM) viser de største råvarene i verden. BCOM rebalanseres periodisk og er relevant for vår analyse ettersom vi legger til grunn at det er visse likheter mellom Bitcoin og råvarer (Swartz, 2014). Dette innebærer at prisen kan modelleres på samme måte, og det kan således tenkes at de tiltrekker de samme investorene.

Treasury Bills

Som risikofri rente benytter vi i denne studien US Treasury Bills. Ofte blir langsiktige statlige styringsrente brukt, men på grunn av noe større varians velger vi å benytte Treasury Bills. Treasury Bills kan fortelle noe om investorers forventning til rente og økonomi. Ettersom Treasury Bills opplever lav varians i avkastning forventes det at estimatet og standardfeilen til denne variabelen kan bli annerledes i størrelse enn de andre variablene. Dersom avkastningen i rentemarkeder er lav er det rimelig å anta at investorer leter etter alternative plasseringer med høyere avkastning. I slike situasjoner kan hendelser i Treasury Bills påvirke forhold rundt Bitcoin, som f.eks. pris og handelsvolum.

Vekslingskurs

Vekslingskursene Euro mot amerikanske dollar (EUR/USD) og Euro mot japanske yen (EUR/YEN) er uavhengige variabler i alle modellene. Prisen på Bitcoin oppgis vanligvis i USD, men Kajtazi & Moro (2017) finner i sin studie at mesteparten av handelen i Bitcoin foregår i Asia. På bakgrunn av dette inkluderes vekslingskursen mellom Euro og yen. Vekslingskursene skal forsøke å si noe om tilstanden til den generelle kjøpekraften i landet, dermed aksepteres det at vekslingskursene i denne oppgaven representerer landenes kjøpekraft (OECD, 2018). Endringer i forholdet mellom vekslingskursene skal forsøke si noe om hvordan Bitcoins avkastning og handelsvolum påvirkes. Det er rimelig å anta at kjøpekraften i de to landene kan ha endret seg i tidsperioden til oppgaven og dermed kan estimatene være både positive og negative.

Interesse

Tidligere forskning konkluderer med at interesse driver prisen (Kristoufek, 2013; Kristoufek, 2014; Cheah & Fry, 2015). Dersom dette stemmer kan Bitcoin, i henhold til bobleteori, ha likheter med en finansiell boble. Forskningen fremstår som svært enig i at interesse påvirker prisen på Bitcoin. Dermed anser vi det som viktig å inkludere interesse som et sentralt element i vår regresjonsanalyse, og slik unngå å ekskludere en relevant variabel (Wooldridge, 2012). En utfordring med å benytte variabler fra Google Trends er at det er vanskelig å skille menneskene som kun er interessert i Bitcoin og de som faktisk gjør transaksjoner. Videre er det vanskelig å fange opp hvem som handler på børs og hvem som kjøper varer og tjenester. Det forventes at interessen, gjennom søk på Google etter Bitcoin og Blockchain, har en

signifikant sammenheng med den avhengige variabelen i alle modellene og at estimatet er positivt.

Gauss-Markov teoremet

Testene, metodene og modellene i denne studien tar utgangspunkt i de kriteriene Gauss-Markov teoremet forutsetter. Teoremet tar for seg en rekke elementer, blant annet at modellen er lineær i parameterne. Videre forutsettes det at restleddet, ε , har en forventet verdi og gjennomsnitt lik 0. Den konstante variansen, $\sigma_\varepsilon^2 = \sigma_y^2$, betyr at restleddet er homoskedastisk. I tillegg forutsettes det også $cov(e_i, e_j) = cov(y_i, y_j) = 0$. Variansen til ε påvirkes ikke av de uavhengige variablene i modellene som gjør at feilleddene ikke er korrelert over tidsperioder. Normalfordelte feilledd er ikke en av forutsetningene i Gauss-Markov teoremet, men er ofte nødvendig for de statistiske testene.

3.2 Heteroskedastisitet

Dersom variansen i restleddene ikke er konstant, $Var(\varepsilon_t) \neq \sigma_t^2$, er det et brudd på en av forutsetningene i Gauss-Markov teoremet. I slike tilfeller beregner minste kvadraters metode variansen feil. Selv om estimatet fortsatt er lineært og forventningsrettet vil hypotesetestingen ikke bli korrekt. Dette betyr at en kan risikere å finne statistiske signifikante sammenhenger i modellen som ikke ville vært signifikante med korrekt beregnet varians av restleddet. Det finnes forskjellige metoder for å gjøre standardfeilene konsistente mot heteroskedastisitet. Denne studien benytter *White* standardfeil når kun heteroskedastisitet er et problem i modellene, som er valide i store utvalg (Hill et al., 2012).

3.3 Multikollinearitet

Multikollinearitet er et begrep som refererer til korrelasjonen mellom de uavhengige variablene i en multippel regresjonsmodell (Wooldridge, 2012). En konsekvens med multikollinearitet er stor varians i estimatene. Dette øker sannsynligheten for at variabler ikke blir signifikante. Dersom det er stor korrelasjon mellom variablene i datasettet kan dette føre til at variansen forklarer det samme fenomenet. Spesielt i finansielle tidsserier hvor korrelasjoner spiller en viktig rolle burde analysen ta høyde for multikollinearitet (Colonescu, 2016).

I denne oppgaven testes modellene for multikollinearitet med *variance inflation factor* (VIF) testen. Testen gir en indeks som måler hvor mye av variansen som endres på grunn av kollinearitet for hver variabel i modellen. Dersom noen av variablene får en $VIF > 10$ er multikollinearitet et problem, men når $VIF < 10$ er ikke dette problemet til stede. Dersom det oppdages multikollinearitet mellom to variabler kan dette løses ved å fjerne en av variablene.

3.4 Seriekorrelasjon

Seriekorrelasjon er når korrelasjonen mellom to observasjoner er separert av ulike tidsperioder. Siden seriekorrelasjon forekommer oftere i finansielle tidsserier enn i tverrsnittdata er det relevant å ta høyde for seriekorrelasjon (Colonescu, 2016). Denne oppgaven undersøker om residualene er seriekorrelerte ved å benytte *Ljung-Box* test og *Box-Pierce* test. Antall lags representerer antall tidsperioder testene undersøker residualene. Det kan argumenteres for ulikt antall lags avhengig av hva som testes, men det finnes ikke et fasitsvar. I denne studien gjennomføres testene 10 tidsperioder tilbake.

Hypotesen som testes er:

$$H_0: \rho = 0 \text{ eller } H_A: \rho \neq 0 \quad (3)$$

Seriekorrelasjon er et problem dersom H_0 blir forkastet på et 5% nivå (Wooldridge, 2012). Dersom testene gir utslag for seriekorrelasjon benyttes *Newey-West* standardfeil. Dette endrer ikke estimatene, men beregner blant annet nye standardfeil, t-verdier og p-verdier på en måte som er konsistent på tross av seriekorrelerte og heteroskedastiske feilledd. Siden dette kan endre statistiske forhold mellom variablene er robuste standardfeil viktig å ta høyde for.

3.5 Normalitet

Normalitet er ikke en forutsetning i Gauss-Markov teoremet, men er hensiktsmessig i beregning av statistiske tester. Analysene i denne oppgaven støtter seg på sentralgrenseteoremet. Wooldridge (2012) argumenterer for at det ikke er nødvendig å teste for normalitet i en modell med mer enn 1500 observasjoner. På bakgrunn av dette vil det være rimelig å si at denne oppgaven har nok observasjoner til å anta at standardfeilene er normalfordelte (Wooldridge, 2012).

3.6 Granger kausalitet

Som forklart i innledningen undersøkes retningen på påvirkningskraften i modellene ved hjelp av *Grangers kausalitetstest*. Testen benyttes i denne oppgaven for å si noe om årsak og virkning i forholdet mellom signifikante variabler. Det som testes er ikke kausalitet i normal forstand, men *Granger kausalitet* (Wooldridge, 2012). Med andre ord ønsker vi å undersøke om en spesifikk variabel observeres før en annen. F.eks. er det rimelig å anta at juletiden vil ha en påvirkning på salg av julekort fordi julen kommer til en fast tid. Derimot vil økt salg av julekort i seg selv ikke forklare at julen nærmer seg.

Granger kausalitetstest tar for seg én avhengig og én uavhengig variabel og undersøker om den uavhengige variabelen kan predikere fremtidige resultater for den avhengige variabelen. Testen gir en P-verdi som indikerer om forklaringskraften mellom variablene kan utdypes. Med to variabler, x og y , må det testes for *Granger kausalitet* først når y er avhengig av x og deretter når x er avhengig av y .

Grangers kausalitetstest formuleres vanligvis slik:

$$E(y_n | I_{t-1}) \neq E(y_n | J_{t-1}) \quad (4)$$

Informasjonsleddet I_{t-1} inneholder informasjon fra tidligere tidsperioder om både y og x , men J_{t-1} inneholder kun tidligere informasjon om y . Hvis begge sidene i ligning (4) er forskjellig vil tidligere verdier av x og y være nyttig til å predikere y_t (Wooldridge, 2012). Ettersom testen er sensitiv for lags benytter vi Akaike information criterion (AIC) og har satt en øvre grense på 10 lags. Når årlige data analyseres brukes én lag i testen (Wooldridge, 2012).

Hypotesen som testes er:

$$H_0 = \text{Det er ikke "Granger-kausaltet"} \text{ eller } H_A = \text{Det er "Granger-kausaltet"} \quad (5)$$

Dersom P-verdien fra testen er mindre enn valgt signifikansnivå forkastes nullhypotesen om ingen "Granger-kausaltet". Det betyr at informasjonen i den uavhengige variabelen, x , kan benyttes til å predikere fremtidige verdier av den avhengige variabelen, y . I enkelte tilfeller kan resultatene fra testen gi en signifikant P-verdi for begge variablene som testes. Dette er spesielle tilfeller hvor forholdet er bidireksjonalt. I slike tilfeller har variablene en sammenheng, men vi kan ikke tolke hvilken vei forklaringskraften går.

3.7 Stasjonaritet

Når gjennomsnittet og variansen i en tidsserie er konstant over tid er tidsserien stasjonær. I et slikt tilfelle må kovariansen kun avhenge av distansen i tid mellom verdiene i variabelen, og ikke av tiden da de faktisk ble observert (Hill et al., 2012). I tilfeller med tidsserier er det avgjørende at variablene blir gjort stasjonære ettersom ikke-stasjonære variabler fører til spuriøse resultater (Colonescu, 2016).

Det finnes mange tester for å avgjøre om en serie er stasjonær eller ikke. Denne oppgaven tester for *enhetsrøtter* med å ta utgangspunkt i en autoregressiv modell (Wooldridge, 2012):

$$y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + e_t, t = 1, 2, \dots, \quad (6)$$

Dersom $\{y_t\}$ følger (6) har den en *enhetsrot* hvis $\rho = 1$. α indikerer om tidsserien har drift eller ikke. En måte å gjennomføre testen for enhetsrøtter er å trekke fra y_{t-1} fra begge sider av (6) og definere $\theta = \rho - 1$:

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + e_t \quad (7)$$

Når $\rho=1$ indikerer dette at tidsserien følger en *random walk* og er ikke-stasjonær. Denne testen er kjent som Dickey-Fuller testen for enhetsrøtter (Wooldridge, 2012). Dickey-Fuller testen kan forlenges med den laggede endringen, Δy_{t-1} . I dette tilfellet kalles det en Augmented Dickey-Fuller test og formuleres slik:

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + e_t \quad (8)$$

Testen er utvidet for å fange opp og kontrollere for seriekorrelasjon i Δy_t (Wooldridge, 2012).

Hypotesene som testes i Augmented Dickey-Fuller testen formuleres:

H_0 : Tidsserien er ikke-stasjonær og H_A : Tidsserien er stasjonær.

Med en P-verdi høyere enn signifikansnivået forkastes ikke nullhypotesen om ikke-stasjonære tidsserier. Dersom P-verdien er lavere enn signifikansnivået forkastes nullhypotesen om ikke-stasjonære tidsserier.

4. Data

Denne studien er basert på data fra 11. mars 2013 til 5. februar 2018 og består av daglige observasjoner. Enkelte kilder opererer med observasjoner syv dager i uken, der andre kun hensyntar en arbeidsuke bestående av fem dager. Vi har ekskludert observasjoner fra helger og helligdager gjennom hele datasettet for å sørge for samstemte observasjoner. I årlige analyser deles datasettet inn i følgende deler; del 1: 2017-2018, del 2: 2016, del 3: 2015, del 4: 2014 og del 5: 2013. Tidshorisonten 2017-2018 gjelder for perioden 01.01.2017-05.02.2018 da det vil være lite hensiktsmessig å ha en egen tidshorisont for én måned i 2018.

Vi har valgt å ikke undersøke hele Bitcoins levetid grunnet lav handel og fragmenterte markeder før 2013 (Coindesk, 2018). Avkastninger benyttes fremfor nominelle verdier, da endringer i variabler er mer interessant enn nivået. Ved bruk av avkastninger unngår vi spuriøse resultater som følge av at priser typisk er ikke-stasjonære. Datasettet slutter i begynnelsen av februar 2018. I denne tidsperioden er prisen på Bitcoin i fritt fall, noe som kan illustrere hvor raskt omgivelsene rundt Bitcoin endres.

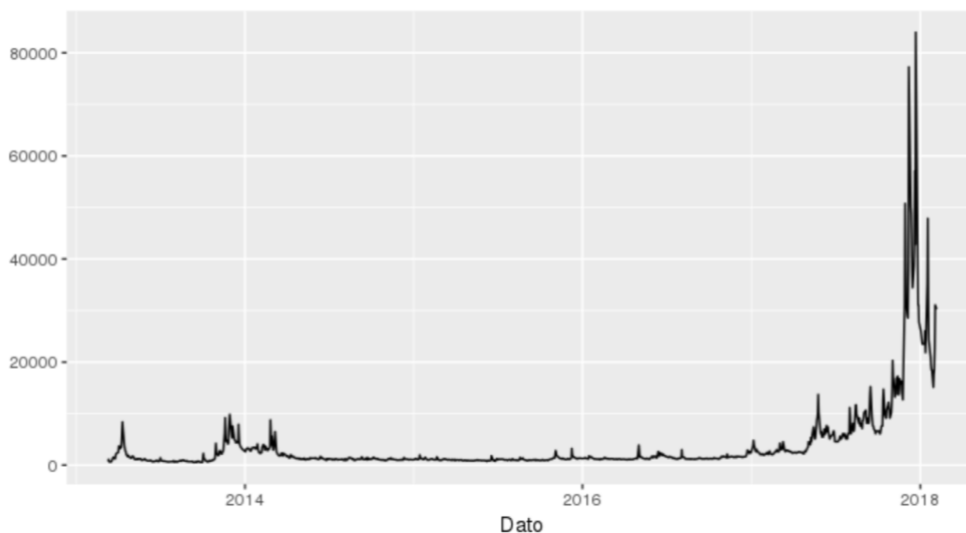
4.1 Stasjonaritet

Det forventes at de nominelle verdiene for *Bitcoins pris*, *handelsvolum*, *BitcoinGT* og *BlockchainGT* er ikke-stasjonære ettersom det er store endringer i Bitcoins pris og handelsvolum i årene som analyseres. For *BitcoinGT* og *BlockchainGT* er det rimelig å anta ikke-stasjonaritet siden antall søk på Google ser ut til å øke eller synke i takt med prisen på Bitcoin. Videre forventes det at *EURUSD*, *EURYEN* og *Vix* er stasjonære fordi variablene allerede er rater.

Resultatet fra Augmentet Dickey-Fuller testen viser at variablene *Bitcoins pris*, *Tbills*, *S&P 500*, *VIX*, *Råvare*, *EURUSD*, *EURYEN* og *BlockchainGT* hadde en P-verdi høyere enn signifikansnivået uavhengig av antall lags. Nullhypotesen forkastes derfor ikke, og vi kan fastslå at variablene er ikke-stasjonære. Dette forholdet gjelder ikke for handelsvolum og *BitcoinGT*. For disse to variablene var P-verdien lik signifikansnivået når testen ble gjennomført med null lags. Når antall lags øker blir P-verdien høyere enn signifikansnivået og nullhypotesen kan ikke forkastes, som betyr at variablene er ikke-stasjonære. Funnet støttes

opp av utviklingen i henholdsvis Figur 3 og Figur 4. Siden P-verdien endrer seg når antall lags øker mistenkes også seriekorrelasjon for handelsvolum og BitcoinGT.

Vedlegg 1 inneholder alle resultatene fra Augmented Dickey-Fuller testen og viser at de nominelle verdiene for alle variablene er ikke-stasjonære. Problemet med ikke-stasjonaritet i variablene løses når de gjøres om til avkastninger på logaritmisk form.

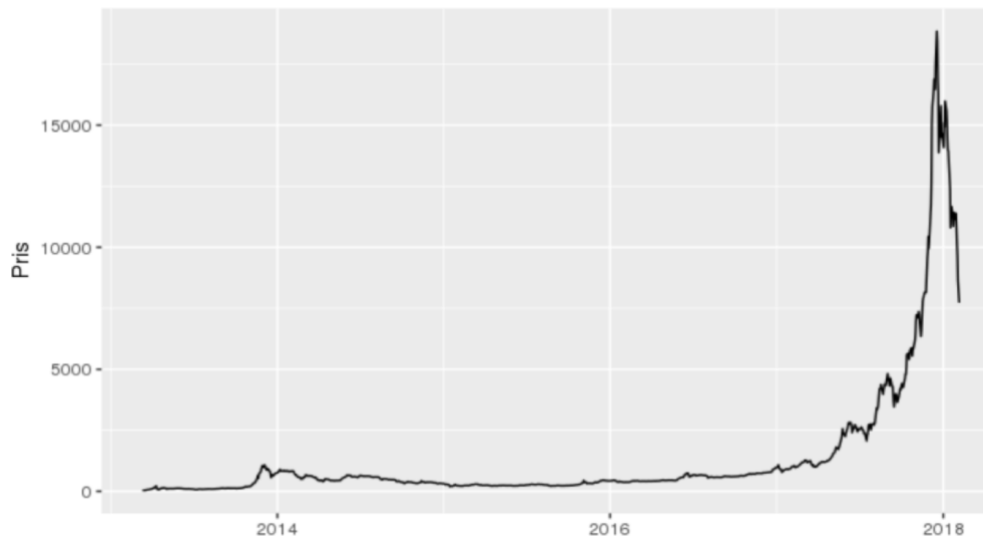


Figur 3: Antall søk på Google etter Bitcoin

4.2 Bitcoins avkastning

Prisen er målt som vekslingskursen BTC/USD. Figur 4 viser at forutsetningene for stasjonaritet ikke er oppfylt for denne variabelen. Både gjennomsnitt og variansen endrer seg avhengig av hvilken tidsperiode som undersøkes. Denne studien velger derfor Bitcoins avkastning på logaritmisk form fremfor pris. Historiske data for Bitcoins pris er hentet fra Bitcoinity.org (Bitcoinity, 2018).

$$\text{Avkastning} = \text{Log}(\text{Avkastning}_t) - \text{Log}(\text{Avkastning}_{t-1}) \quad (9)$$



Figur 4: Bitcoins prisutvikling over tid.

4.3 Handelsvolum

Handelsvolum beregnes som logaritmisk endring i handelsvolum fra dag til dag, og er det samlede handelsvolumet av handel på børs og kjøp av varer og tjenester. Historiske data for variabelen er hentet fra Bitcoinity.org (Bitcoinity, 2018).

$$\text{Handelsvolum} = \text{Log}(\text{Handelsvolum}_t) - \text{Log}(\text{Handelsvolum}_{t-1}) \quad (10)$$

4.4 S&P500, Vix og råvarebørs

Data for S&P 500, Råvareindeksen og VIX-indeksen er hentet fra investing.com og er gjort om til logaritmiske avkastninger (Investing, 2018).

$$\text{S\&P 500} = \text{Log}(\text{S\&P500}_t) - \text{Log}(\text{S\&P500}_{t-1}) \quad (11)$$

$$\text{Råvare} = \text{Log}(\text{Råvare}_t) - \text{Log}(\text{Råvare}_{t-1}) \quad (12)$$

$$\text{Vix} = \text{Log}(\text{Vix}_t) - \text{Log}(\text{Vix}_{t-1}) \quad (13)$$

4.5 Treasury bills

Historiske data for Treasury Bills er hentet fra investing.com, hvor dataene var oppgitt i priser (Investing, 2018). På grunn av dette forventes det ekstremverdier for estimer og

standardfeil. Det vil i det videre refereres til Treasury Bills som *Tbills* eller *Treasury Bills*. Prisene for Treasury Bills blir omgjort til avkastninger på logaritmisk form:

$$Tbills = \text{Log}(Tbills_t) - \text{Log}(Tbills_{t-1}) \quad (14)$$

4.6 Vekslingskurser

Vekslingskursene Euro mot amerikanske dollar og Euro mot japanske yen, er hentet fra investing.com, og blir definert som henholdsvis EURUSD og EURYEN (Investing, 2018). Kursene var allerede rater, men disse var imidlertid ikke-stasjonære (Vedlegg 1). I oppgaven vil de derfor behandles som logaritmisk endring i ratene.

$$\begin{aligned} EURUSD &= \text{Log}(EURUSD_t) - \text{Log}(EURUSD_{t-1}) & (15) \\ EURYEN &= \text{Log}(EURYEN_t) - \text{Log}(EURYEN_{t-1}) & (16) \end{aligned}$$

4.7 Interesse

Variablene “*Bitcoin*” og “*Blockchain*” er hentet fra Google Trends (Google Trends, 2018). Ved hjelp av Python har vi fått tilgang til daglige data for variablene (Python, 2018). Data fra Google Trends kan ikke hentes for mer enn seks måneder av gangen. For å løse dette problemet må datasettene sys sammen med overlapp på 10 dager for å skape målinger som kan benyttes i analysen. Selv om dette fører til en annen skala enn Google Trends standardskala på 0-100, er dette uproblematisk siden logaritmiske avkastninger benyttes i denne oppgaven.

Variablene Bitcoin og Blockchain blir videre definert som henholdsvis BitcoinGT og BlockchainGT gjennom resten av oppgaven.

$$BitcoinGT = \text{Log}(BitcoinGT_t) - \text{Log}(BitcoinGT_{t-1}) \quad (17)$$

$$BlockchainGT = \text{Log}(BlockchainGT_t) - \text{Log}(BlockchainGT_{t-1}) \quad (18)$$

4.8 Deskriptiv statistikk

Tabell 1 og Tabell 2 presenterer deskriptiv statistikk og korrelasjonsmatrisen for datasettet. Den deskriptive statistikken er basert på daglige observasjoner. Vi har annualisert

gjennomsnittet og standardavviket i kolonnene “Årlig gj. snitt” og “Årlig Std.avvik”. Antall dager i året er 252.

Tabell 1

Deskriptiv statistikk for studiens variabler, daglige observasjoner fra 11. mars 2013 til 5. februar 2018.

Variabel	Gjennomsnitt	Årlig gj.snitt	Standardavvik	Årlig Std.*Avvik	Minimum	Maksimum	Når'er minimum	Når'er maksimum	Skewness	Kurtose
Bitcoins(avkastning)	0.00	1.07	0.05	0.82	(0.50)	0.30	10/04/2013	14/11/2013	(1.08)	17.13
Volum	0.01	1.43	0.51	8.10	(2.46)	2.61	09/06/2016	25/02/2016	0.40	1.61
S&P(500)	0.00	0.11	0.01	0.13	(0.05)	0.03	22/06/2016	24/08/2015	(0.78)	4.93
Vix	0.00	0.25	0.08	1.25	(0.30)	0.77	20/04/2017	01/02/2018	1.39	10.03
Råvare	(0.00)	(0.10)	0.01	0.13	(0.04)	0.03	25/11/2014	25/08/2015	(0.12)	1.25
Tbills	0.00	(0.00)	0.00	0.00	(0.00)	0.00	29/01/2018	01/07/2014	0.53	70.73
EURUSD	0.00	(0.01)	0.01	0.09	(0.03)	0.03	22/06/2016	01/12/2015	0.01	2.73
EURYEN	0.00	0.01	0.01	0.10	(0.07)	0.04	22/06/2016	02/04/2013	(0.91)	13.99
BitcoinGT	0.00	0.78	0.17	2.71	(0.99)	1.14	21/12/2017	28/04/2016	0.63	7.77
BlockchainGT	0.00	0.99	0.26	4.06	(1.79)	1.79	25/07/2013	26/07/2013	0.20	8.69

$$\text{Årlig gj. snitt} = (\bar{X}_i) \times 252$$

$$\text{Årlig std. avvik} = (\sigma_i) \times \sqrt{252}$$

Tabell 1 viser at avkastningen på Bitcoin var størst i november 2013, selv om prisen på Bitcoin var høyest i desember 2017 (Bitcoinity, 2018). Kolonnen “årlig gj. snitt” viser at Bitcoins avkastning har vært suveren kontra de andre investeringsobjektene. Avkastningen på Bitcoin har vært nesten ti ganger så høy som avkastningen en investor ville fått ved å investere i S&P 500 i samme tidsperiode. Både børsene og vekslingskursene har et årlig gjennomsnitt som varierer rundt null. Det årlige standardavviket, skjevfordelingen og kurtosen for Bitcoins avkastning er mye større enn for de andre investeringsobjektene. Dette indikerer at den årlige avkastningen for Bitcoin kommer på bekostning av en betraktelig høyere risiko. Siden kurtosen for Bitcoins avkastning er høy, vil det være flere ekstremverdier i halene for denne variabelen. Handelsvolum er moderat skjevfordelt og er den variabelen som har størst avstand fra minimum til maksimum fra henholdsvis -2.46 til 2.61. Begge ytterpunktene var i 2016.

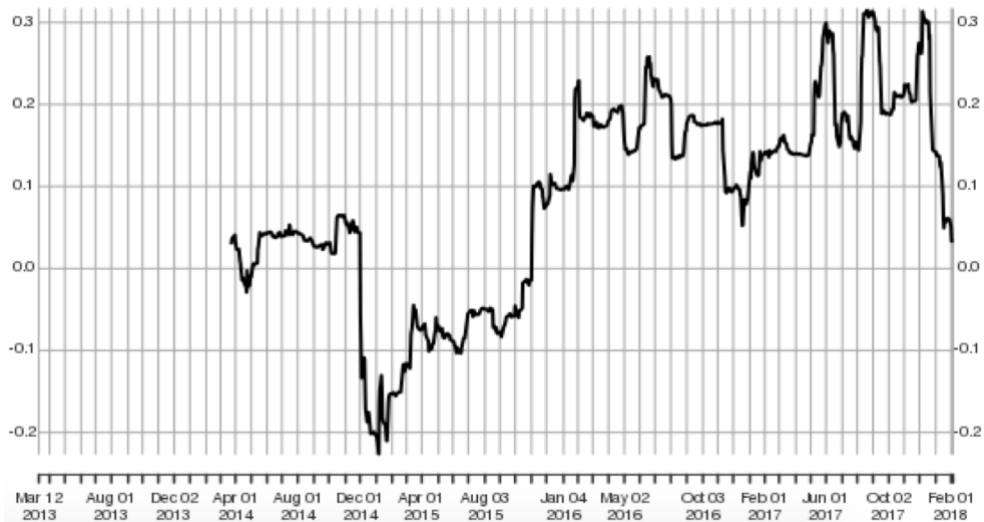
Tabell 2

Korrelasjonsmatrise over alle variablene i datasettet.

Variabel	Bitcoins avkastning	Volum	S&P 500	Vix	Råvare	Tbills	EURUSD	EURYEN	BitcoinGT	BlockchainGT
Bitcoins avkastning	1	0.02	0.01	0.00	-0.01	0.00	-0.03	-0.02	0.04	0.07
Volum		1	-0.05	0.04	-0.03	-0.00	0.05	-0.02	0.41	0.11
S&P 500			1	-0.82	0.26	0.04	-0.06	0.34	0.01	-0.00
Vix				1	-0.27	-0.02	0.06	-0.29	-0.01	0.01
Råvare					1	0.03	0.20	0.17	-0.03	-0.02
Tbills						1	-0.01	0.00	0.01	0.03
EURUSD							1	0.46	0.06	0.03
EURYEN								1	0.05	0.04
BitcoinGT									1	0.19
BlockchainGT										1

Korrelasjonsmatrisen viser at det er både sterke og svake statiske korrelasjoner blant variablene. Blant annet er det en sterk korrelasjon mellom handelsvolum og BitcoinGT. I tillegg er det en negativ korrelasjon mellom S&P 500 og Vix-indeksen, siden Vix er basert på implisitt volatilitet fra opsjoner på S&P 500. Videre vil det også være naturlig at S&P 500 og råvareindeksen har en positiv korrelasjon fordi det kan tenkes at de tiltrekker de samme investorene. Vekslingkursene EURUSD og EURYEN er positivt korrelert med 0.46.

Korrelasjoner kan være nyttig for å beskrive forholdet mellom to variabler og rullerende vinduer lar oss undersøke utviklingen i korrelasjonene over tid. Kritikken mot forskning som i stor grad fokuserer på korrelasjoner har vært at korrelasjoner normalt sett stiger når det er finansielle kriser. Dette innebærer at det vil være vanskelig å si hvordan korrelasjonen mellom Bitcoin og andre investeringsobjekter vil utvikle seg i fremtiden. Korrelasjonen forteller ikke hvilke variabler som har påvirkningskraft på hverandre eller hvilken vei dette forholdet går (Wooldridge, 2012).



Figur 5: Rullende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og BitcoinGT. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Figur 5 viser at korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og BitcoinGT ved årsskiftet 2013/2014 var relativt nærme null. Det var med andre ord ingen lineær sammenheng mellom de to variablene i denne perioden. I løpet av 2014 utviklet korrelasjonen seg negativt - en trend som var vedvarende frem til begynnelsen av 2016. Frem mot 2018 har korrelasjonen vært positiv, til tross for relativt store variasjoner. Da prisen for Bitcoin var på sitt høyeste i desember 2017 var korrelasjonen mellom variablene på sitt maksimum, 0.3. For 2018 observerer vi at korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og BitcoinGT har falt drastisk i takt med prisen på Bitcoin.



Figur 6: Rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og Bloomberg råvareindeks. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Figur 6 viser at korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og råvareindeksen har variert relativt mye i perioden, men at korrelasjonen generelt sett har ligget på verdier rundt null. Dette tyder på fravær av et lineært forhold. I tillegg er det verdt å merke seg at korrelasjonen falt dramatisk i 2017 da Bitcoin ble et kjent fenomen. Etter prisfallet i 2018 observerer vi en positiv korrelasjon, altså motsatt av utviklingen i korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og BitcoinGT i 2018 (Figur 5).



Figur 7: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og BitcoinGT. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Det viser seg at handelsvolum og BitcoinGT alltid har vært positivt korrelert, men det siste året har korrelasjonen økt betraktelig. Utviklingen i forholdet er interessant og forklarer hvorfor den statiske korrelasjonen i korrelasjonsmatrisen også er relativt høy. Fra 2014 og fram mot 2017 har korrelasjonen mellom de to variablene i hovedsak vært målt i intervallet mellom 0.3 og 0.4. Etter at Bitcoin ble kjent for de fleste i 2017 har derimot korrelasjonen utviklet seg til å bli sterkt positiv. Selv om prisen på Bitcoin har falt i 2018 er korrelasjonen mellom handelsvolum og interesse fortsatt høy og i en stigende trend. Om vi ser den sterke korrelasjonen i sammenheng med De Vries & Aalborg (2017) sitt funn om at handelsvolum har en signifikant sammenheng med interesse tyder dette på at forholdet er verdt å undersøke videre.

5 Resultater

Formålet med studien var å undersøke om Bitcoins avkastning og handelsvolum kan forklares av realøkonomi. I tillegg undersøkes det hvordan interesse, i form av søkeordene Bitcoin og Blockchain på Google, påvirker avkastning og handelsvolum over tid. I det følgende presenterer vi resultater fra de statistiske testene og modellene. Resultatene fra *Ljung-Box* og *Box-Pierce* (seriekorrelasjon) og VIF-testen (multikollinearitet) finnes i vedlegg 3 og 4. Vedlegg 2 viser P-verdiene og tolkningen av alle *Granger-kausaltetstestene*.

Først estimeres modellene for hele datasettet, så for hvert av årene. Dette gjøres for både Bitcoins avkastning og handelsvolum. Videre diskuteres resultatene. Vi er klar over at enkelte anbefaler å redusere signifikansnivået når analysen gjøres for årlige tidsintervaller. Signifikansnivået som velges bør være lavere enn når hele perioden analyseres i én regresjon. Grunnen til dette er at modellen estimeres fem ganger med ulike observasjoner, som gir fem ulike forsøk på å finne signifikante sammenhenger. En tommelfingerregel er at valgt signifikansnivå burde være $\frac{\alpha}{n}$ hvor n er antall regresjoner. Samtidig synes vi de årlige resultatene i denne oppgaven er interessante og ber leseren være oppmerksom på signifikansnivåene.

5.1 Bitcoins avkastning

Den første modellen benytter Bitcoins avkastning som avhengig variabel for å undersøke hvor mye av varians som kan forklares av de uavhengige variablene. Før modellen estimeres presenterer vi statistiske tester for seriekorrelasjon, heteroskedastisitet og multikollinearitet.

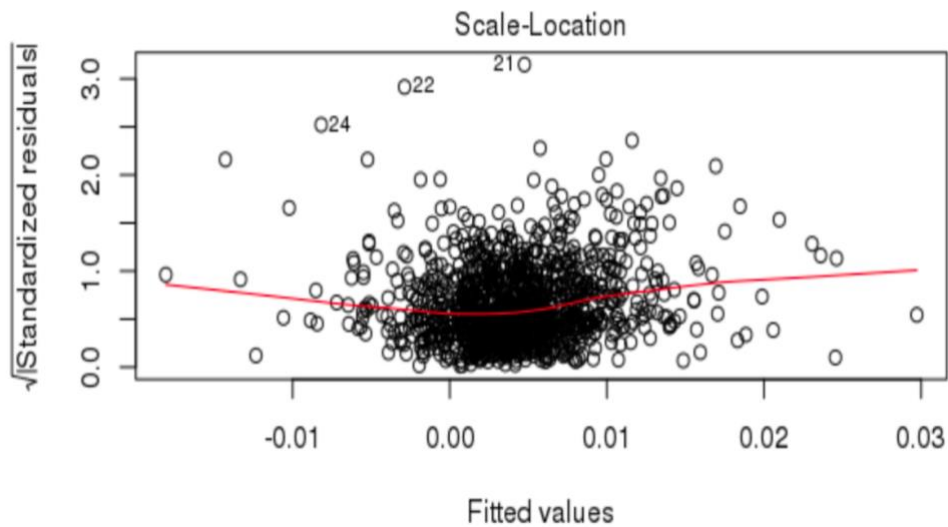
Tabell 3

Seriekorrelasjon i modell (1) med Bitcoins avkastning som avhengig variabel.

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	1.88e-11	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	2.112e-11	Seriekorrelasjon

Når vi tester seriekorrelasjon i modell (1) viser Tabell 3 lavere P-verdier enn signifikansnivået, $\alpha = 0.05$, for begge testene. Med dette forkastes nullhypotesen og det eksisterer seriekorrelasjon i residualene i modell (1). *Newey-West* standardfeil benyttes mot

seriekorrelasjon. Teststatistikkene i modell (1) endrer seg som følge av dette, men estimatet til variablene forblir de samme.



Figur 8: Heteroskedastisitet i restleddet i modell (1). De standardiserte residualene er på Y-aksen.

Figur 8 viser at linjen som går gjennom diagrammet ikke er rett. Dette kan tyde på at feilledet ikke er homoskedastisk og dermed er heteroskedastisitet et problem i modell (1). Siden vi benytter *Newey-West* standardfeil er standardfeilene i modell (1) også robuste mot heteroskedastisitet. Modell (1) blir så testet for multikollinearitet med VIF-testen.

Tabell 4

VIF-test for multikollinearitet med i modell (1).

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.209
S&P 500	3.348
Vix	3.093
Råvare	1.132
Tbills	1.003
EURUSD	1.415
EURYEN	1.526
BitcoinGT	1.236
BlockchainGT	1.041

Hvis VIF > 10 er multikollinearitet et problem

S&P 500 er variabelen med høyest testresultat på 3.348, mens Treasury Bills har lavest resultat på 1.003. Ingen av variablene utviser testresultater høyere enn 10. Resultatene fra VIF-testen indikerer at multikollinearitet ikke er et problem i modell (1).

De uavhengige variablene benyttet i modell (1) er handelsvolum, S&P 500, Vix, Råvare, Tbills, EURUSD, EURYEN, BitcoinGT og BlockchainGT. Alle observasjonene i datasettet fra 2013 til 2018 brukes i denne regresjonen. Det forventes ikke at realøkonomiske variabler skal ha en statistisk signifikant sammenheng med Bitcoins avkastning i modell (1).

Bakgrunnen for dette er at realøkonomien i beste fall har sammenhenger med Bitcoins pris på kort sikt (Bouoiyour & Selmi, 2015; Ciaian et al., 2016). Videre viser litteraturen at interesse for Bitcoin kan ha en sammenheng med Bitcoins avkastning, og det forventes positive estimater fra variablene BitcoinGT og BlockchainGT.

Tabell 5

Resultater fra modellen med Bitcoins avkastning som avhengig variabel.

	Estimater (Standardfeil)
<i>(Intercept)</i>	0.004 * (0.002)
Volum	0.001 (0.003)
S&P 500	0.309 (0.327)
Vix	0.0239 (0.054)
Råvare	-0.022 (0.154)
Tbills	0.461 (34.302)
EURUSD	-0.245 (0.373)
EURYEN	-0.093 (0.326)
BitcoinGT	0.009 (0.018)
BlockchainGT	0.013 (0.008)
Adjusted R ²	0.000

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

. $p < 0.1$

* $p < 0.05$

** $p < 0.01$

*** $p < 0.001$

De uavhengige variablene i modellen har en P-verdi høyere enn alle signifikansnivå, som betyr at ingen variabler er statistisk signifikante. Det er derfor ikke hensiktsmessig å utdype forholdene i modell (1) ved hjelp av *Grangers kausalitetstest*.

Som følge av modellens R² på 0.000 forklarer ikke variablene i modell (1) variansen i Bitcoins avkastning. All varians er forklart av faktorer utenfor modellen vår, representert av ε . Slike faktorer kan for eksempel være regulering fra myndigheter. Siden det ikke er signifikante sammenhenger mellom variablene i modellen kan det indikere at

kurssvingningene har lite med realøkonomien å gjøre over tidsperioden 2013-2018. Standardfeilen til variabelen Tbills er relativt høy sammenlignet med de andre variablene. Dette kan skyldes at Treasury Bills har lavere varians fra dag til dag i motsetning til de andre variablene. Det faktum at realøkonomiske variabler ikke har en sammenheng med Bitcoins avkastning i modell (1) er i tråd med funnene til blant annet Bouoiyour & Selmi (2015) og Ciaian et al. (2016) som ikke finner bevis for sammenhenger mellom realøkonomiske variabler og forhold rundt Bitcoin over lengre perioder. Dette er i tråd med våre forventninger.

I tillegg har BitcoinGT og BlockchainGT estimater med positive fortegn, som forventet. Resultatene er imidlertid ikke i tråd med funn fra tidligere litteratur om at interesse har en sammenheng med Bitcoins avkastning. Forskjellen kan skyldes elementer som f.eks. ulike tidsperioder i datasettene.

5.1.1 Bitcoins avkastning år for år

Modell (1) estimeres videre for hvert av årene med hensikt å undersøke hvordan sammenhengene i modellen endrer seg over tid. For hver årlige analyse gjøres statistiske tester for seriekorrelasjon, heteroskedastisitet og multikollinearitet (Vedlegg 3 og 4).

I perioden 2017-2018 viser *Ljung-Box* og *Box-Pierce* testene at P-verdien er høyere enn signifikansnivået og nullhypotesen forkastes ikke. Dette betyr at seriekorrelasjon ikke er problem i denne perioden. Derfor benyttes *White* standardfeil fremfor *Newey-West* standardfeil siden kun heteroskedastisitet er et problem i 2017-2018. I de øvrige tidsperiodene er imidlertid både seriekorrelasjon og heteroskedastisitet et problem i modellene, som gjør at *Newey-West* standardfeil benyttes i disse tilfellene. Derimot er multikollinearitet ikke et problem i noen av tidsperiodene. Modellene blir estimert med utgangspunkt i modell (1). Estimaten, standardfeilene og statistisk signifikans presenteres i en samlet tabell.

Tabell 6

Resultater fra modellen med Bitcoins avkastning som avhengig variabel, årlige tidsintervaller.

	2017-2018	2016	2015	2014	2013
<i>(Intercept)</i>	0.010 ** (0.003)	0.003 . (0.002)	0.001 (0.003)	-0.005 (0.003)	0.024 ** (0.007)
Volum	0.001 (0.010)	0.003 (0.003)	0.010 (0.010)	-0.005 (0.005)	0.000 (0.007)
S&P 500	0.456 (0.877)	0.520 (0.466)	0.756 . (0.434)	-0.004 (0.714)	1.270 (1.206)
Vix	-0.115 * (0.057)	0.110 * (0.053)	0.057 (0.058)	-0.027 (0.054)	0.428 * (0.202)
Råvare	-0.565 (0.492)	0.292 . (0.172)	-0.054 (0.221)	-0.526 (0.379)	0.738 (0.914)
Tbills	79.980 * (37.247)	3.396 (36.839)	-20.179 (59.967)	13.831 (23.737)	-323.76 . (191.35)
EURUSD	0.405 (0.650)	-0.336 (0.217)	-0.930 . (0.533)	-0.572 (0.492)	-0.484 (1.796)
EURYEN	-1.265 . (0.662)	-0.463 (0.344)	0.978 * (0.488)	-0.629 (0.435)	1.664 (1.059)
BitcoinGT	-0.017 (0.039)	0.012 (0.029)	0.021 (0.035)	-0.020 (0.016)	0.006 (0.007)
BlockchainGT	0.109 ** (0.034)	0.008 (0.009)	0.001 (0.010)	0.012 (0.012)	0.010 (0.019)
Adjusted R ²	0.076	0.060	0.013	0.007	0.022

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

. $p < 0.1$

** $p < 0.05$*

*** $p < 0.01$*

**** $p < 0.001$*

Tabell 6 viser den årlige analysen av modell (1). Det viser seg at Bitcoins avkastning tidvis har hatt sammenhenger med realøkonomiske variabler og interesse. Fra modellen i 2017-2018 finner vi et forhold mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT som er statistisk signifikant på et 1% nivå. Denne sammenhengen har utviklet seg gjennom datasettet og blir sterkere med tiden. Figur 9 viser korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT som også antyder at forholdet har blitt forsterket.



Figur 9: Rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Når forholdet mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT blir signifikant i 2017, kan vi observere at korrelasjonen endres. Etter en betydelig økning i 2017 har korrelasjonen mellom variablene gått fra å være ca. 0 til 0.2. I Tabell 6 kan vi videre se en økning i parameterestimatet til variabelen fra 0 til 0.109. Endringen kan forklares av at Bitcoin har blitt et relativt kjent fenomen med tiden. Som følge av dette kan interessen og Bitcoins avkastning ha blitt mer sammenknyttet. Resultatene er i tråd med funnene til Bouoiyour & Selmi (2015) om at interesse har en sammenheng med avkastning. I motsetning til Kristoufek (2014) gir ikke denne studien bevis for at forholdet er signifikant over lengre tid.

Sammenhengen mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT utdypes i denne oppgaven ved å se på *Granger-kausaltet*. Med Bitcoins avkastning som uavhengig variabel mot BlockchainGT er forholdet signifikant på et 10% nivå. Nullhypotesen om ingen *Granger-kausaltet* forkastes. Resultatet fra regresjonsanalysen og *Grangers kausalitetstest* viser at søk etter Blockchain på Google kan predikeres av svingninger i Bitcoins avkastning. Funnet er ikke i tråd med Bouoiyour & Selmi (2015) som viser at forklaringskraften mellom disse variablene går motsatt retning. Funnet er heller ikke i tråd med det bidireksjonale forholdet som Kristoufek (2013) finner. Basert på tidligere forskning var våre forventninger at BlockchainGT kunne *Granger-forårsake* Bitcoins avkastning, ikke omvendt.

Treasury Bills er statistisk signifikant i 2017-2018 ved $\alpha = 0.05$. Tidligere har variabelen kun vært signifikant i 2013 hvor sammenhengen var signifikant på et 10% nivå. Det signifikante forholdet mellom Treasury Bills og Bitcoins avkastning er i tråd med funnene til Ciaian et al. (2016) om at makroøkonomiske faktorer kan ha en sammenheng med Bitcoins pris på kort sikt. En mulig forklaring kan være at USA i 2016 gjennomførte en renteendring. Renteendringer kan påvirke korrelasjonen mellom langsiktige renter som Treasury Bills og mer risikable investeringer. For å illustrere dette presenterer vi nedenfor en rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og Treasury Bills.



Figur 10: Rullerende korrelasjon mellom Bitcoins avkastning og Treasury Bills. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Figur 10 viser at korrelasjonen mellom Bitcoins avkastning og T-bills blir sterkere mot slutten av 2017. Korrelasjonen går fra å være negativ til å bli marginalt positiv. Dette støtter opp under funnene om at Bitcoin kan få en tettere sammenknytning med realøkonomien i visse perioder. *Grangers kausalitetstest* benyttes for å undersøke det signifikante forholdet mellom T-bills og Bitcoins avkastning de årene forholdet er statistisk signifikant. Resultater fra testen indikerer at vi ikke kan si noe om retningen til forklaringskraften, og vi har dermed ikke grunnlag for å si om variablene kan *Granger-forårsake* hverandre.

Vix-indeksen har alltid en signifikant sammenheng med Bitcoins avkastning, bortsett fra i 2014 og 2015. Forholdet ble tydelig når vi benyttet *Grangers kausalitetstest*. Med en P-verdi

mindre enn signifikansnivået på 5% indikerer testen at Vix-indeksen kan være med på å *Granger-forårsake* utviklingen i Bitcoins avkastning i 2013. Rent intuitivt gir resultatet mening fordi Vix-indeksen kan si noe om investorers tro på verdensøkonomien. Når det er større frykt i markedet vil investorer lete etter alternative plasseringer. Dette forholdet endrer seg til å bli bidireksjonalt i 2017-2018, og følgelig kan vi ikke si noe om variablene påvirker hverandre som i 2013. Dette kan likevel være bevis for en sammenheng mellom variablene.

Vekslingskursen EURYEN er signifikant på et 10% nivå i 2017-2018. Dette forholdet var også signifikant i 2015, men da på et 5% nivå. Sammenhengen kan skyldes at Bitcoin i større grad omsettes på børser i Asia enn resten av verden. Dette er i tråd med Kajtazi og Moro (2017). I tillegg kan det argumenteres for at signifikansnivåene 10% og 5% er for høye siden analysen er gjort i årlige tidsintervaller. Videre viser det seg at EURYEN og Bitcoins avkastning ikke *Granger-forårsaker* hverandre i noen av årene. På bakgrunn av dette har vi ikke grunnlag for å si noe om forklaringskraften eller hvilken retning den har. Grunnet økt interesse i Asia (Bouoiyour & Selmi, 2015) kan det være rimelig at det er en sammenheng mellom Bitcoins avkastning og kjøpekraft i Japan, selv om vi ikke kan si noe ut i fra *Grangers kausalitetstest*.

I 2015 var det et statistisk signifikant forhold mellom Bitcoins avkastning og EURUSD. Forholdet var signifikant ved et 10% nivå og kan ikke utdypes ved bruk av *Grangers kausalitetstest*. Med utgangspunkt i Swartz (2014) og Yermack (2014) sin redegjørelse om at Bitcoin ikke burde klassifiseres som en valuta, gir modellens resultater og *Grangers kausalitetstest* for vekslingskursene mening. Dersom Bitcoin var en valuta, ville det vært mer rimelig å forvente en sterkere sammenheng med vekslingskursene i modellen.

Bitcoins avkastning og råvareindeksen hadde et forhold som var statistisk signifikant på et 10% nivå i 2016. Dette var året større hedgefond og investorer fikk øynene opp for Bitcoin, som intuitivt kan forklare sammenhengen (Rooney, 2018). *Granger-kausalteten* mellom Bitcoins avkastning og råvarebørsen er tydelig, men går motsatt retning enn hva vi forventet. Bitcoins avkastning som uavhengig variabel mot råvareindeksen har en P-verdi som er signifikant på et 10% nivå. Nullhypotesen om ingen *Granger-kausaltet* forkastes, og testen kan tolkes dithen at Bitcoins avkastning kan være nyttig for å predikere avkastninger på råvarebørsen i 2016. Bitcoins lave handelsvolum i 2016 gjør det urealistisk å tolke resultatet

på måten *Grangers kausalitetstest* foreslår. Det er urimelig å anta at Bitcoins avkastning kan predikere avkastninger på råvarebørsen. Vi forventet at forklaringskraften i et eventuelt forhold mellom Bitcoins avkastning og råvarebørsen skal gå motsatt vei. Siden Bitcoin er mer lik en råvare enn valuta (Swartz 2014; Yermack 2014) forventet vi å oftere se en statistisk signifikans mellom råvarebørsen og avkastning på Bitcoin.

I 2015 var det en signifikant sammenheng mellom Bitcoins avkastning og S&P 500 på et 10% nivå. Vi finner interessante resultater når vi undersøker *Granger-kausaltitet* mellom Bitcoins avkastning og S&P 500 i 2015. I likhet med forholdet mellom Bitcoins avkastning og råvarebørsen i 2016 viser det seg at Bitcoins avkastning i følge testen kan være med å predikere endring i S&P 500 i 2015. Resultatet var ikke forventet og er upålitelig med bakgrunn i tidligere forskning. Videre er det viktig å merke seg at S&P 500, råvarebørsen og Bitcoin er risikable investeringer. På bakgrunn av dette kan det tenkes at de tiltrekker noen av de samme investorene. Siden forholdet mellom S&P 500 og råvarebørsen mot Bitcoins avkastning i henholdsvis 2015 og 2016 kun var signifikant på et 10% nivå, kan det argumenteres for at resultatet bør tolkes med et lavere signifikansnivå. Resultatene fra regresjonsanalysen og *Grangers kausalitetstest* tyder på at det gjennom Bitcoins levetid har vært visse sammenhenger mellom Bitcoins avkastning og realøkonomien som er verdt å nevne, men de vannes ut over tid.

5.2 Handelsvolum

Modell (2) har handelsvolum som avhengig variabel. På grunn av sterke korrelasjoner mellom handelsvolum BitcoinGT ønsker vi å utdype dette forholdet. Før vi estimerer modellen og diskuterer resultatene, skal vi presentere de statistiske testene.

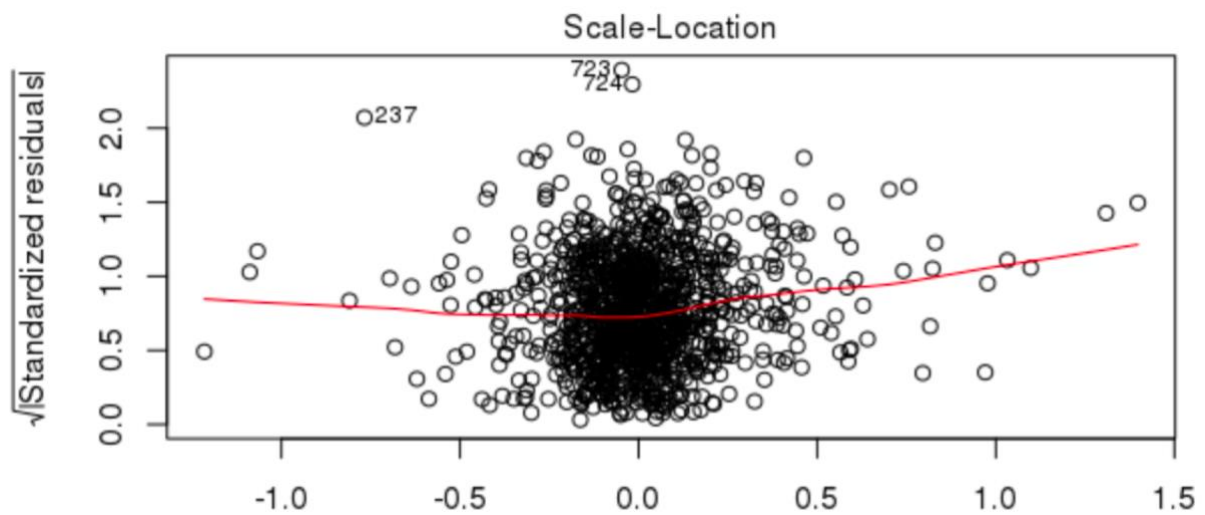
Modell (2) testes for seriekorrelasjon, multikollinearitet og heteroskedastisitet. Når det gjelder seriekorrelasjon viser det seg at P-verdiene fra både *Ljung-Box* og *Box-Pierce* testen går mot null. Nullhypotesen om ingen seriekorrelasjon forkastes derfor, og vi konstaterer at seriekorrelasjon er et problem i modell (2).

Tabell 7

Seriekorrelasjon i modell (2).

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	2.2e-16	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	2.2e-16	Seriekorrelasjon

Siden seriekorrelasjon er til stede når endringen i handelsvolum er den avhengige variabelen, benytter vi *Newey-West* standardfeil.



Figur 11: Heteroskedastisitet i restleddet i modell (2). De standardiserte residualene er på Y-aksen.

Figur 11 viser at linjen i grafen er skjev, dermed er heteroskedastisitet et problem i modell (2). Med *Newey-West* standardfeil gjøres standardfeilene robuste mot både seriekorrelasjon og heteroskedastisitet. Videre testes variablene i modellen for multikollinearitet med VIF-testen.

Tabell 8

VIF-test for multikollinearitet i modell (2).

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.007
S&P 500	3.349
Vix	3.095
Råvare	1.132
Tbills	1.003
EURUSD	1.412
EURYEN	1.523
BitcoinGT	1.042
BlockchainGT	1.043

VIF-testen for denne modellen viser relativt like resultater som modell (1). Vi konkluderer med at multikollinearitet ikke er et problem i modell (2).

De uavhengige variablene som benyttes i modell (2) er Bitcoins avkastning, S&P 500, Vix, Råvare, Tbills, EURUSD, EURYEN, BitcoinGT og BlockchainGT. Alle observasjonene i datasettet fra 2013 til 2018 brukes i denne regresjonen. Forventningene våre strekker seg til at handelsvolum i hovedsak har sammenhenger med BlockchainGT og BitcoinGT som følge av at Bitcoin blir definert som en boble som påvirkes av interesse (Kristoufek 2013; Cheah & Fry, 2015).

Tabell 9

Resultater fra modellen med handelsvolum som avhengig variabel i tidsperioden 2013-2018.

	Estimater (Standardfeil)
<i>(Intercept)</i>	0.002 (0.006)
Bitcoins avkastning	0.052 (0.267)
S&P 500	-1.991 (3.876)
Vix	-0.0168 (0.292)
Råvare	-0.638 (1.826)
Tbills	-57.149 (204.656)
EURUSD	4.762 . (2.750)
EURYEN	-3.861 (2.721)
BitcoinGT	1.199 *** (0.122)
BlockchainGT	0.070 (0.081)
Adjusted R ²	0.167

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

. $p < 0.1$

* $p < 0.05$

** $p < 0.01$

*** $p < 0.001$

Tabell 9 viser at modell (2) har to statistisk signifikante sammenhenger. Både vekslingskursen EURUSD og BitcoinGT har en sammenheng med handelsvolum ved et signifikansnivå på henholdsvis 10% og 1%. R² viser at modellen forklarer 16.7% av variansen i handelsvolum. Dette betyr at variablene i datasettet i større grad er i stand til å forklare variansen i handelsvolum enn Bitcoins avkastning.

Sammenhengen mellom handelsvolum og BitcoinGT er sterk og forventet. Forholdet i seg selv tyder på at interessen kan påvirke sannsynlighet for å handle Bitcoin. Når det er sagt, indikerer resultatene fra *Grangers kausalitetstest* at forholdet er bidireksjonalt ved et 5% signifikansnivå i testen. Det vil dermed være vanskelig å fastslå hvilken retning forklaringskraften går kun ved å se på disse resultatene. Den sterke signifikante sammenhengen tyder på at det kan være et forhold mellom variablene som er verdt å undersøke nærmere. Funnet er i tråd med blant annet De Vries & Aalborg (2017) som finner en statistisk signifikant sammenheng mellom handelsvolum og interesse.

I tillegg er det en signifikant sammenheng mellom kjøpekraften i USA, og Bitcoins handelsvolum. Fra funn i tidligere litteratur forventet vi ikke en signifikant sammenheng mellom handelsvolum og EURUSD da det viser seg at handelsvolum ikke har en sammenheng med realøkonomien (De Vries & Aalborg, 2017). Fra *Grangers kausalitetstest* gir testen høyere P-verdier for alle signifikansnivå. Dette betyr at vi ikke har grunnlag for å si noe om hvorvidt disse to variablene kan *Granger-forårsake* hverandre på noen måte.

5.2.1 Handelsvolum år for år

Siden vi ikke kan si noe om verken realøkonomiens påvirkning eller forklaringskraften mellom interesse og handelsvolum, ønsker vi å undersøke forholdene over tid. På bakgrunn av dette gjøres årlige analyser med utgangspunkt i modell (2). De statistiske testene antyder seriekorrelasjon og heteroskedastisitet for alle årene. Dermed benyttes *Newey-West* standardfeil. Multikollinearitet er ikke et problem i noen av modellene.

I likhet med analysen som gjøres med utgangspunkt i hele datasettet forventes det at interesse skal ha en signifikant sammenheng med handelsvolum også i de avgrensede tidshorisontene. Imidlertid anser vi det som sannsynlig at handelsvolum i noen avgrensede tidsperioder kan ha signifikante sammenhenger med realøkonomiske variabler. Estimer, standardfeil og statistisk signifikans for alle årene er presentert i tabell 10.

Tabell 10

Resultater fra modellen med handelsvolum som avhengig variabel, årlige tidsintervaller.

	2017-2018	2016	2015	2014	2013
<i>(Intercept)</i>	0.015 (0.015)	-0.051* (0.0253)	0.016 (0.021)	-0.011 (0.022)	0.020 (0.059)
Bitcoins avkastning	0.067 (0.389)	1.005 (1.180)	1.093 (1.003)	-0.977 (0.997)	0.020 (0.338)
S&P 500	-5.177 (5.544)	-2.352 (10.028)	-8.934 (4.828)	3.562 (8.285)	8.839 (13.152)
Vix	-0.274 (0.320)	0.074 (0.701)	-0.465 (0.636)	0.838 (0.660)	0.200 (1.386)
Råvare	2.843 (3.349)	1.442 (3.942)	1.275 (2.571)	-6.770 (4.686)	-5.490 (6.845)
Tbills	371.137 (261.962)	-1947.10 * (837.840)	1265.45 (686.853)	-175.960 (264.071)	-649.782 (1336.788)
EURUSD	3.261 (4.409)	5.809 (6.150)	5.293 (5.903)	-9.850 (8.449)	6.727 (10.520)
EURYEN	0.774 (5.171)	-6.086 (5.154)	-5.282 (7.028)	-8.470 (8.563)	-2.675 (6.280)
BitcoinGT	1.735 *** (0.163)	1.261 *** (0.372)	0.915 *** (0.254)	1.094 *** (0.287)	0.943 *** (0.206)
BlockchainGT	-0.356 (0.258)	0.087 (0.238)	0.177 (0.110)	0.274 (0.153)	0.066 (0.111)
Adjusted R ²	0.456	0.149	0.140	0.116	0.075

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

. $p < 0.1$

* $p < 0.05$

** $p < 0.01$

*** $p < 0.001$

Tabell 10 viser at det har vært en signifikant sammenheng mellom BitcoinGT og handelsvolum i alle tidsperiodene. Forholdet er alltid statistisk signifikant ved alle nivåer, i likhet med når vi analyserer hele tidsperioden (se tabell 9). Handelsvolum har i enkelte tilfeller hatt en signifikant sammenheng med de realøkonomiske variablene Treasury Bills og S&P 500, på henholdsvis 10% og 5% nivå. Modellens R² øker med tiden. Faktisk ender studien opp med en modell som har R² tilsvarende 45.6% for tidsserien 2017-2018. En forklaring på dette kan være at estimatene til variabelen BitcoinGT øker. Siden variabelen er

statistisk signifikant hele tiden betyr det at modellen forklarer mer av variansen til handelsvolum i takt med økningen i estimatet. Vi bryter opp modellen for 2017-2018 i to modeller for å vise hvor viktig interessen i form av BitcoinGT er.

Tabell 11

Modell for oppbrutt forklart varians i 2017-2018 med handelsvolum som avhengig variabel

	Estimater (Standardfeil)
<i>(Intercept)</i>	0.001 (0.010)
BitcoinGT	1.735 *** (0.161)
BlockchainGT	-0.370 (0.237)
<hr/>	
Adjusted R ²	0.464

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

. $p < 0.1$

* $p < 0.05$

** $p < 0.01$

*** $p < 0.001$

Tabell 11 viser at når modellen for 2017-2018 estimeres med kun interessevariablene, forklares fremdeles 46.4% av variansen i handelsvolum. I likhet med tabell 10 er det kun søkeordet BitcoinGT som er statistisk signifikant. Vi forventet at også BlockchainGT burde hatt en signifikant sammenheng med handelsvolum.

Tabell 12

Modell for nedbrutt forklart varians i 2017-2018 med handelsvolum som avhengig variabel.

	Estimater (Standardfeil)
<i>(Intercept)</i>	0.033 (0.027)
Bitcoins avkastning	0.101 (0.817)
S&P 500	-10.700 (6.628)
Vix	-0.727 (0.452)
Råvare	-0.975 (4.805)
Tbills	391.582 (349.423)
EURUSD	0.381 (6.362)
EURYEN	5.599 (6.133)
Adjusted R ²	-0.013

Estimatene fra modellen er presentert øverst og standardfeilene er presentert under i en parentes.

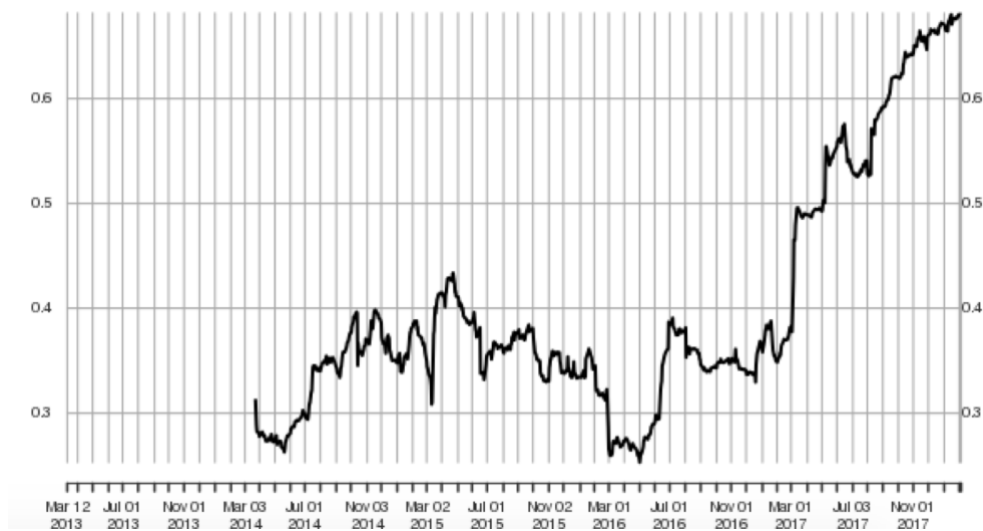
. $p < 0.1$

* $p < 0.05$

** $p < 0.01$

*** $p < 0.001$

Tabell 12 viser tydelig at realøkonomiske variabler ikke kan forklare variasjon i handelsvolum for 2017-2018. Å bryte opp modellen for 2017-2018 har latt oss se hvor sterk tilknytningen mellom handelsvolum og interesse er. Etter Bitcoins sterke prisvekst i 2017 har korrelasjonen mellom handelsvolum og BitcoinGT økt betraktelig. Figur 12 illustrerer denne sammenhengen.



Figur 12: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og BitcoinGT. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Figur 12 viser at korrelasjonen har vært relativt ustabil i perioden 2014-2016, før den økte drastisk i 2017. Dette støtter opp under funnet om at både estimatet til BitcoinGT og modellens R^2 øker utover i datasettet. For å supplere resultatene fra modellene har denne studien også undersøkt forklaringskraften mellom variablene med *Grangers kausalitetstest*. 2015 er det eneste året hvor nullhypotesen om ingen *Granger-kausaltitet* forkastes. Dette betyr at handelsvolum kan ha en forklaringskraft på BitcoinGT i 2015 og dermed bidra til å predikere endringer i søk etter Bitcoin på *Google*.

Vi forventet en sammenheng mellom handelsvolum og BlockchainGT i alle tidsperiodene. Resultatene viser at denne sammenhengen kun var til stede i 2014. Forholdet var signifikant på et 10% nivå og utdypes med *Grangers kausalitetstest*. Med BlockchainGT som den avhengige variabelen i testen viser det seg at nullhypotesen om ingen *Granger-kausaltitet* forkastes. Fra testen tolkes det at handelsvolum kan *Granger-forårsake* BlockchainGT. Vi forventet at *Granger-kausaltiteten* mellom interessevariablene og handelsvolum skulle gå motsatt vei, slik at interessen ville hatt en forklaringskraft på handelsvolum. For øvrige år i datasettet er ikke resultatene fra Grangers kausalitetstest signifikante. Dette innebærer at vi ikke har et statistisk grunnlag for å si om interesse og handelsvolum kan *Granger-forårsake* hverandre bortsett fra i 2014 og 2015.

Tidligere forskning på området er ganske tydelig på at interesse har en signifikant sammenheng med handelsvolum, men tidligere har ingen diskutert *Granger kausaliteten* for dette forholdet.

I 2015 var det samtidig en statistisk signifikant sammenheng mellom handelsvolum og S&P 500 på et 10% nivå. Dette er et interessant funn fordi det også var et signifikant forhold mellom Bitcoins avkastning og S&P 500 i 2015. I motsetning til forholdet mellom Bitcoins avkastning og S&P 500 kan vi ikke her si noe om forklaringskraften mellom handelsvolum og S&P 500 på grunn av ikke-signifikante resultater fra *Grangers kausalitetstest*. Vi hadde ikke forventninger knyttet til dette resultatet fra modellen, bortsett fra en mulig sammenheng mellom realøkonomi og handelsvolum etter 2016 som følge av økt interesse fra investorer (Rooney, 2018).

I 2016 er det en statistisk signifikant sammenheng mellom Treasury Bills og handelsvolum ved et 5 % signifikansnivå. Når vi benytter *Grangers kausalitetstest* for å undersøke forholdet nærmere finner vi ikke signifikante resultater og kan følgelig ikke si om variablene påvirker hverandre. I følge Rooney (2018) har det vært en økning i krypto-baserte fond fra 19 i 2016 til over 200 i 2018. Dersom vi ser på korrelasjonen mellom handelsvolum og Treasury Bills ser vi at variablene blir sterkere sammenknyttet etter 2016. Dette kan skyldes at T-bills og Bitcoin i større grad tiltrekker seg de samme investorene som følge av en økt *profesjonell interesse*. *Den profesjonelle interessen* kan også tenkes å ha en påvirkning på estimatet til BitcoinGT. Selv om resultatet fra modellen ikke alltid er statistisk signifikant, går korrelasjonen fra negativ til positiv.



Figur 13: Rullerende korrelasjon mellom handelsvolum og Treasury Bills. Daglige observasjoner, mars 2013-feb 2018, vindu = 252.

Som vi kan se fra figur 13 har korrelasjonen mellom T-bills og handelsvolum beveget seg en del gjennom årene vi inkluderer i datasettet. Korrelasjonen var negativ i 2014 og deler av 2015, før den steg relativt raskt til 0.15 ved begynnelsen av 2016. I løpet av dette året falt den til -0.10 før den steg og ble positiv i 2018. Samtidig kan det argumenteres for at korrelasjonen uansett har vært relativt lav og at det ikke er et lineært forhold mellom handelsvolum og Treasury Bills.

Kort oppsummert gjør vi funn i den årlige analysen med handelsvolum som avhengig variabel som er i tråd med tidligere forskning på området. Selv om handelsvolum ved noen tilfeller har hatt en signifikant sammenheng med realøkonomien tyder mye på at det først og fremst er interesse, i form av søk på *Google* for Bitcoin, som har en sammenheng med handelsvolumet. Dette samsvarer med De Vries & Aalborg (2017). Videre gir funnene klare indikasjoner på at Bitcoin kan være en boble. Siden ingen fundamentale faktorer forklarer handelsvolumet kan resultatet være i samsvar med bobleteorien innledningsvis i oppgaven (Stiglitz, 1990).

6. Konklusjon

Denne studien undersøker om Bitcoins avkastning og handelsvolum kan forklares av realøkonomiske faktorer. For å besvare problemstillingen *Finnes det realøkonomiske faktorer som forklarer endringen i Bitcoins avkastning og handelsvolum over tid?* har vi i denne oppgaven utført en multippel regresjonsanalyse bestående av realøkonomiske variabler og interessevariabler. Regresjonsanalysen er analysert for hele datasettet og i årlige tidsintervaller. I tillegg har studien gitt en innsikt i årsak og virkning for de signifikante forholdene i modellene ved hjelp av *Grangers kausalitetstest*.

Resultatene fra oppgaven antyder at Bitcoins avkastning ikke har en sammenheng med realøkonomiske variabler eller interesse når perioden 2013-2018 analyseres i én regresjonsanalyse. Endringen i avkastningene forklares av faktorer utenfor vår modell. Det signifikante forholdet mellom Bitcoins avkastning og BlockchainGT i 2017-2018 er interessant. Funnet underbygges av tidligere forskning som finner sammenhenger mellom Bitcoins avkastning og interesse. Oppgaven har i tillegg utdypet dette forholdet, og det viser seg at Bitcoins avkastning kan *Granger-forårsake* søk etter ordet Blockchain på Google i perioden 2017-2018. Signifikansnivået som velges for å tolke de årlige regresjonene burde hensynta antall regresjoner for å gi et mer realistisk og sannsynlig bilde av sammenhenger i modellen.

Videre viser oppgaven at handelsvolum alltid har en statistisk signifikant sammenheng med interessen, kvantifisert gjennom søkeordet Bitcoin på Google. Forholdet er tydelig signifikant over hele perioden, samt for hvert av årene. Et interessant mønster fra analysene om årlige data er at modellens forklaringsgrad øker jo nærmere 2018 vi kommer. Når forklaringsgraden er høyest er det kun interesse i form av søkeordet *Bitcoin* som er statistisk signifikant. Dette kan bety at handelsvolum og interesse har fått en sterkere sammenknytning med tiden. Det viser seg at forholdet mellom variablene er bidireksjonalt over tid. I en økonomisk kontekst antyder dette at vi har å gjøre med en boble hvor handelsvolum ikke har en sammenheng med realøkonomiske variabler, men interesse for fenomenet. Denne oppgaven er den første i sitt slag som undersøker *Granger-kausalteten* mellom handelsvolum og interesse.

Disse resultatene tyder det på at interesse kan påvirke sannsynligheten for å handle Bitcoin, men ikke endring i avkastningen.

6.1 Forslag til videre studier

I denne studien har vi bitt oss merke i manglende fokus på utdyping av statistisk signifikante forhold når en undersøker hva som påvirker faktorer rundt Bitcoin i en regresjonsanalyse. Vi har ikke hensyntatt endogene eller eksogene variabler i analysen. Ved å gjøre dette kan man få en bedre forståelse av resultatene fra *Grangers kausalitetstest*.

For variablene som skal fange interessen, søkeordene Bitcoin og Blockchain, kan det være spennende å dele opp denne interessen i avgrensede geografiske områder. Dette er en reell mulighet på Google Trends. Ved å sette dette i sammenheng med hvor i verden Bitcoin handles mest, vil det være mulig å utføre mer spesifikke geografisk avgrensede studier på dette området. I tillegg vil det være interessant å undersøke hvordan Bitcoin vil reagere på reguleringer fra offentlige myndigheter.

Denne studien har ikke hatt som formål å undersøke eller analysere andre kryptovaluta. Det finnes en rekke kryptovalutaer som benytter ulike metoder for å verifisere transaksjoner. I tillegg finnes det mange såkalte ICOs. ICO er en prosess for å finansiere nye kryptovalutaer lik IPO for vanlige oppstartsbedrifter. Slike prosesser kan være interessante for investorer, og kan således være verdt å undersøke nærmere.

7. Kilder

Barro, R. J. (1979). Money and the Price Level Under the Gold Standard. *The Economic Journal*, 89(353), 13-33. <http://doi.org/10.2307/2231404>

Baur, D., Hong, K., & Lee, A. (2017). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>

Bitcoinity. (2018, 28. mai). Bitcoin price and volume. Hentet 6. februar 2018 fra http://data.bitcoinity.org/markets/price_volume/all/USD?r=day&t=lb&vu=curr

Blanchard, O.J., & Watson, M. W. (1982). Bubbles, Rational Expectations and Financial Markets. *National Bureau of Economic Research*. Hentet fra <http://www.nber.org/papers/w0945.pdf>

Blockchain. (2018, 2. mai). What is Bitcoin? Hentet 4. mars 2018 fra <https://support.blockchain.com/hc/en-us/articles/211122603-What-is-Bitcoin->

Bouoiyour, J. & Selmi, R. (2015). What Does Bitcoin Look Like? *Annals of Economics and Finance*, 16(2), 449-492. Hentet fra https://www.researchgate.net/publication/283676718_What_Does_Bitcoin_Look_Like

Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*, 20, 192-198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>

Browne, R. (2018, 7. Mars). Ripple develops blockchain-powered payment app with 61 banks to speed up transactions in Japan. Hentet 29. mars 2018 fra <https://www.cNBC.com/2018/03/07/ripple-develops-blockchain-payment-app-with-japanese-bank-consortium.html>

- CBOE. (2018, 28. mai). XBT-Cboe Bitcoin Futures. Hentet 9. april 2018 fra <http://cfe.cboe.com/cfe-products/xbt-cboe-bitcoin-futures>
- Cheah, E. & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M. & Kancs, D. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799-1815. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Coindesk. (2018, 28. mai). Bitcoin (USD) Price. Hentet 3. mai 2018 fra <https://www.coindesk.com/price/>
- Colonescu, C. (2016). Principles of Econometrics with R. Hentet fra <https://bookdown.org/ccolonescu/RPoE4/>
- Dai, W. (1998). B-money. Hentet 18. februar 2018 fra <http://www.weidai.com/bmoney.txt>
- De Vries, J. E., & Aalborg, H. A. (2017). What can explain the price, volatility and traded handelsvolumen of Bitcoin? (Masteroppgave). Hentet fra <https://brage.bibsys.no>
- DNB. (2018, 28. mai). Spørsmål om betaling til og fra utlandet. Hentet 11. april 2018 fra <https://www.dnb.no/privat/kundeservice/betaling-til-og-fra-utland.html>
- Dyhrberg, A. H. (2015a). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Dyhrberg, A. H. (2015b). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139-144. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>
- Faife, C. (2017, 19. februar). Bitcoin Hash Functions Explained. Hentet 3. mars 2018 fra

<https://www.coindex.com/bitcoin-hash-functions-explained/>

Funakoshi, M., & Lee, J. (2017, 13. desember). Corrected: Fretting over savings, Mrs Watanabe turns to bitcoin. Hentet 20. mai 2018 fra <https://www.reuters.com/article/us-bitcoin-asia/corrected-fretting-over-savings-mrs-watanabe-turns-to-bitcoin-idUSKBN1E729L>

Google Trends. (2018). Explore what the world is searching. Hentet 20. februar 2018 fra <https://trends.google.com/trends/>

Hassel, J. (2016, 14. april). What is blockchain and how does it work? Hentet 27. april 2018 fra <https://www.cio.com/article/3055847/security/what-is-blockchain-and-how-does-it-work.html>

Hegnar. (2018, 12. mars). - Bitcoin bedre nødhavn enn gull. Hentet 10. mai 2018 fra <https://www.hegner.no/Nyheter/Boers-finans/2018/03/Bitcoin-bedre-noedhavn-enn-gull>

Hill, R., Griffiths, W., & Lim, G. (2012). Principles of Econometrics. International Student Version (4. utg.). Asia: Wiley

Investing. (2018, 30. mai). Markets. Hentet 16. februar fra <https://www.investing.com/markets/>

Isachsen, A. J. (2008). Bolig- og finanskrisen i Amerika. Hentet 19. mars 2018 fra <https://www.magma.no/bolig-og-finanskrisen-i-amerika>

Iversen, M. A., & Vintedal, Kjetil. (2017). Bitcoins verdi i diversifiserte porteføljer: en out-of-sample studie. (Masteroppgave). Hentet fra <https://brage.bibsys.no>

Kajtazi, A., & Moro, A. (2017). Bitcoin, Portfolio Diversification and Chinese Financial Markets. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3062064>

Kristoufek, L. (2013). *BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era.*

<https://doi.org/10.1038/srep03415>

Kristoufek, L. (2014). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. <https://arxiv.org/abs/1406.0268v1>

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

Hentet 19. januar 2018 fra <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

OECD. (2018, 28. mai). Purchasing power parities (PPP). Hentet 29. mars 2018 fra

<https://data.oecd.org/conversion/purchasing-power-parities-ppp.htm>

Parr, O. S. (2018, 25. januar). Investeringsrådgivernes beste tips for 2018. Hentet 14. mars 2018 fra

<https://www.hegner.no/Nyheter/Personlig-oekonomi/2018/01/Investeringsraadgivernes-beste-tips-for-2018>

Python. (2018). Version 3.6.5. Python Software Foundation

Rooney, K. (2018, 10. april). Another Goldman exec dumps Wall Street for crypto world.

Hentet 12. april 2018 fra

<https://www.cnbc.com/2018/04/09/another-goldman-exec-dumps-wall-street-for-crypto-world.html>

RStudio. (2018). Version 1.0.153. RStudio, inc.

Santoni, G. (1987). The Great Bull Markets 1924-29 And 1982-87: Speculative Bubbles or Economic Fundamentals? *Review* /, 69(9), 16.

https://files.stlouisfed.org/files/htdocs/publications/review/87/11/Bull_Nov1987.pdf

Sbanken. (2018, 28. mai). Utenlandsbetaling. Hentet 20. mai 2018 fra

<https://sbanken.no/bruke/betaling/utenlandsbetaling/>

SpareBank1. (2018, 28. mai). Betaling til og fra utlandet. Hentet 19. mai 2018 fra

<https://www.sparebank1.no/nb/bank/privat/daglig-bruk/konto-og-betaling/utland.html>

Stiglitz, J. (1990). Symposium on Bubbles. *The Journal of Economic Perspectives*,

4(2), 13-18. Hentet fra <http://www.jstor.org/stable/1942887>

Swartz, N. D. (2014). Bursting the Bitcoin Bubble: The Case to Regulate Digital Currency as Security or Commodity. *Tulane Journal of Technology and Intellectual Property* 17, 319-336. Hentet fra

http://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals%2Ftuljtip17&div=11&g_sent=1&casa_token=&collection=journals#

Yermack, D. (2014). Is Bitcoin a Real Currency? *An Economic Appraisal*.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.2361599>

Wooldridge, J. (2012). *Introductory Econometrics. A modern approach* (5. utg.). USA: Cengage Learning.

8. Vedlegg

8.1 Vedlegg 1: Augmented Dickey-Fuller test

I dette kapittelet er alle Augmented Dickey-Fuller testene som blir gjennomført for alle variablene i datasettet før de gjøres om til avkastninger. Testene er estimert først uten lags for så å vise hvordan forholdene utvikler seg når testen gjennomføres med 6 lags.

Tabell 8.1.1: Resultatet fra Augmented Dickey-Fuller test med Bitcoins pris.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.7286	0.0948
Type 2	0.930	0.305
Type 3	0.922	0.271

Tabell 8.1.2: Resultatet fra Augmented Dickey-Fuller test for handelsvolum.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.01	0.3191
Type 2	0.01	0.5743
Type 3	0.01	0.5093

Tabell 8.1.3: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for S&P 500

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.985	0.99
Type 2	0.784	0.845
Type 3	0.309	0.441

Tabell 8.1.4: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for Vix.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.392	0.462
Type 2	0.01	0.01
Type 3	0.01	0.01

Tabell 8.1.5: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for Råvare.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.0394	0.0347
Type 2	0.494	0.482
Type 3	0.959	0.966

Tabell 8.1.6: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for Tbills

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.0173	0.2812
Type 2	0.99	0.99
Type 3	0.0753	0.1315

Tabell 8.1.7: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for EURUSD.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.525	0.547
Type 2	0.623	0.655
Type 3	0.980	0.982

Tabell 8.1.8: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for EURYEN.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.702	0.738
Type 2	0.406	0.386
Type 3	0.546	0.468

Tabell 8.1.9: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for BitcoinGT.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.01	0.1907
Type 2	0.01	0.3724
Type 3	0.01	0.3332

Tabell 8.1.10: Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for BlockchainGT.

P-verdi	Lag 0	Lag 6
Type 1	0.268	0.854
Type 2	0.390	0.956
Type 3	0.0688	0.8384

8.2 Vedlegg 2: Grangers kausalitetstest

Her presenteres alle testresultatene fra Grangers kausalitetstest. Testen er kun gjort for variabler med statistisk signifikante sammenhenger. I modell (1) for hele tidsperioden var det ingen statistisk signifikante sammenhenger og det er ikke hensiktsmessig å gjennomføre *Grangers kausalitetstest*.

Tabell 8.2.1: Grangers kausalitetstest for modell (1) i 2017-2018.

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BlockchainGT	Bitcoins Avkastning	0.657
Bitcoins Avkastning	BlockchainGT	0.05036
Tbills	Bitcoins Avkastning	0.3178
Bitcoins Avkastning	Tbills	0.9284
Vix	Bitcoins Avkastning	0.09067
Bitcoins Avkastning	Vix	0.0117
EURYEN	Bitcoins Avkastning	0.4866
Bitcoins Avkastning	EURYEN	0.3337

Tabell 8.2.2: Grangers kausalitetstest for modell (1) i 2016

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
Vix	Bitcoins Avkastning	0.2944
Bitcoins Avkastning	Vix	0.2114
Råvare	Bitcoins Avkastning	0.9028
Bitcoins Avkastning	Råvare	0.06754

Tabell 8.2.3: Grangers kausalitetstest for modell (1) i 2015

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
EURYEN	Bitcoins Avkastning	0.5
Bitcoins Avkastning	EURYEN	0.2653
EURUSD	Bitcoins Avkastning	0.3571
Bitcoins Avkastning	EURUSD	0.9109
SP500	Bitcoins Avkastning	0.5283
Bitcoins Avkastning	SP500	0.08272

I 2014 var ingen forhold statistisk signifikante og det ble følgelig heller ikke gjennomført test for *Granger-kausaltet*.

Tabell 8.2.4: Grangers kausalitetstest for modell (1) i 2013

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
Tbills	Bitcoins Avkastning	0.4839
Bitcoins Avkastning	Tbills	0.4352
Vix	Bitcoins Avkastning	0.01347
Bitcoins Avkastning	Vix	0.1392

Tabell 8.2.5: Grangers kausalitetstest for modell (2) 2013-2018.

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
EURUSD	Volum	0.2397
Volum	EURUSD	0.5042
BitcoinGT	Volum	0.04425
Volum	BitcoinGT	0.02248

Tabell 8.2.6: Grangers kausalitetstest for modell (2) i 2017-2018

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BitcoinGT	Volum	0.6107
Volum	BitcoinGT	0.5991

Tabell 8.2.7: Grangers kausalitetstest for modell (2) i 2016

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BitcoinGT	Volum	0.2412
Volum	BitcoinGT	0.2081
Tbills	Volum	0.3005
Volum	Tbills	0.1649

Tabell 8.2.8: Grangers kausalitetstest for modell (2) i 2015

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BitcoinGT	Volum	0.5694
Volum	BitcoinGT	0.001659
Tbills	Volum	0.4626
Volum	Tbills	0.4939
SP500	Volum	0.4302
Volum	SP500	0.7098

Tabell 8.2.9: Grangers kausalitetstest for modell (2) i 2014

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BitcoinGT	Volum	0.2213
Volum	BitcoinGT	0.9858
BlockchainGT	Volum	0.8954
Volum	BlockchainGT	0.0276

Tabell 8.2.10: Grangers kausalitetstest for modell (2) i 2013

Uavhengig variabel	Avhengig variabel	P-verdi
BitcoinGT	Volum	0.336
Volum	BitcoinGT	0.6749

8.3 Vedlegg 3: Seriekorrelasjon

Alle modellene testes for seriekorrelasjon med *Ljung-Box* og *Box-Pierce* testen.

Tabell 8.3.1: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* for modell (1) i 2017-2018.

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.2929	Ingen seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.3092	Ingen seriekorrelasjon

Tabell 8.3.2: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* for modell (1) i 2016

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.000305	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.000646	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.3: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* for modell (1) i 2015

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.02426	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.03006	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.4: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (1) i 2014

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.01841	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.0211	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.5: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (1) i 2013

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.007381	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.00957	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.6: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (2) i 2017-2018

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	1.566e-06	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	2.047e-06	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.7: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (2) i 2016

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	7.665e-06	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	9.741e-06	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.8: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (2) i 2015

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.0004816	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.0006005	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.9: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (2) i 2014

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.0004816	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.0006005	Seriekorrelasjon

Tabell 8.3.10: *Ljung-Box* og *Box-Pierce* fra modell (2) i 2013

Test	P-verdi	Tolkning
Ljung-Box	0.0002022	Seriekorrelasjon
Box-Pierce	0.0002537	Seriekorrelasjon

8.4 Vedlegg 4: Variance Inflation Factor

Alle modellene testes for multikollinearitet med Variance Inflation Factor (VIF) testen.

Tabell 8.4.1: VIF test fra modell (1) i 2017-2018

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.903
S&P 500	2.973
Vix	2.912
Råvare	1.073
Tbills	1.022
EURUSD	1.314
EURYEN	1.433
BitcoinGT	2.133
BlockchainGT	1.173

Tabell 8.4.2: VIF test fra modell (1) i 2016

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.216
S&P 500	3.881
Vix	3.360
Råvare	1.265
Tbills	1.093
EURUSD	1.250
EURYEN	1.467
BitcoinGT	1.225
BlockchainGT	1.061

Tabell 8.4.3: VIF test fra modell (1) i 2015

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.195
S&P 500	4.863
Vix	4.605
Råvare	1.212
Tbills	1.061
EURUSD	3.465
EURYEN	3.148
BitcoinGT	1.177
BlockchainGT	1.045

Tabell 8.4.4: VIF test fra modell (1) i 2014

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.170
S&P 500	4.156
Vix	3.826
Råvare	1.033
Tbills	1.021
EURUSD	1.340
EURYEN	3.826
BitcoinGT	1.157
BlockchainGT	1.076

Tabell 8.4.5: VIF test fra modell (1) i 2013

Variabel	Test-statistikk
Handelsvolum	1.133
S&P 500	3.073
Vix	3.194
Råvare	1.194
Tbills	1.032
EURUSD	1.174
EURYEN	1.397
BitcoinGT	1.219
BlockchainGT	1.088

Tabell 8.4.6: VIF test fra modell (2) i 2017-2018

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.120
S&P 500	2.970
Vix	2.950
Råvare	1.075
Tbills	1.028
EURUSD	1.313
EURYEN	1.453
BitcoinGT	1.174
BlockchainGT	1.225

Tabell 8.4.7: VIF test fra modell (2) i 2016

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.100
S&P 500	3.915
Vix	3.485
Råvare	1.280
Tbills	1.064
EURUSD	1.250
EURYEN	1.480
BitcoinGT	1.060
BlockchainGT	1.062

Tabell 8.4.8: VIF test fra modell (2) i 2015

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.041
S&P 500	4.852
Vix	4.611
Råvare	1.211
Tbills	1.041
EURUSD	3.493
EURYEN	3.171
BitcoinGT	1.078
BlockchainGT	1.035

Tabell 8.4.9: VIF test fra modell (2) i 2014

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.040
S&P 500	4.153
Vix	3.812
Råvare	1.034
Tbills	1.021
EURUSD	1.335
EURYEN	1.535
BitcoinGT	1.035
BlockchainGT	1.066

Tabell 8.4.10: VIF test fra modell (2) i 2013

Variabel	Test-statistikk
Bitcoins avkastning	1.071
S&P 500	3.073
Vix	3.296
Råvare	1.193
Tbills	1.050
EURUSD	1.172
EURYEN	1.416
BitcoinGT	1.109
BlockchainGT	1.088