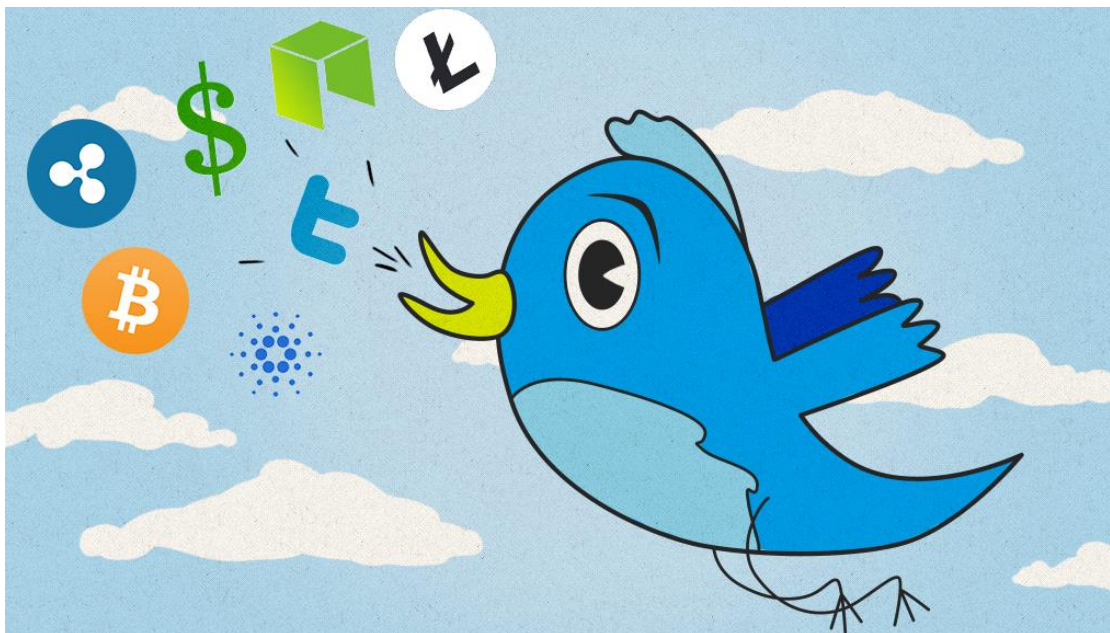


Het sentiment op Twitter als voorspeller van de prijs van cryptocurrencies

Bas de Goede

Erasmus School of Economics



Bachelorscriptie

Juli 2018

Economie en Bedrijfseconomie

Abstract

Twitterberichten blijken een goede voorspeller van de beurskoers op de reguliere aandelenmarkten. Uit literatuuronderzoek is gebleken dat wanneer via Twitter veel koopadviezen de ronde doen, de koers vaak stijgt. Wanneer er gemengde signalen weerklinken, neemt vooral het handelsvolume toe.

Voor Bitcoin is Twitter tevens een van de belangrijkste beïnvloeders van de prijs. Positieve tweets kunnen de beweging van de prijs van Bitcoin een aantal dagen vooraf voorspellen. Ook wordt een positieve correlatie tussen het Twitter sentiment en de prijs van Bitcoin aangetoond, hierbij is gebruikgemaakt van een interval van een dag.

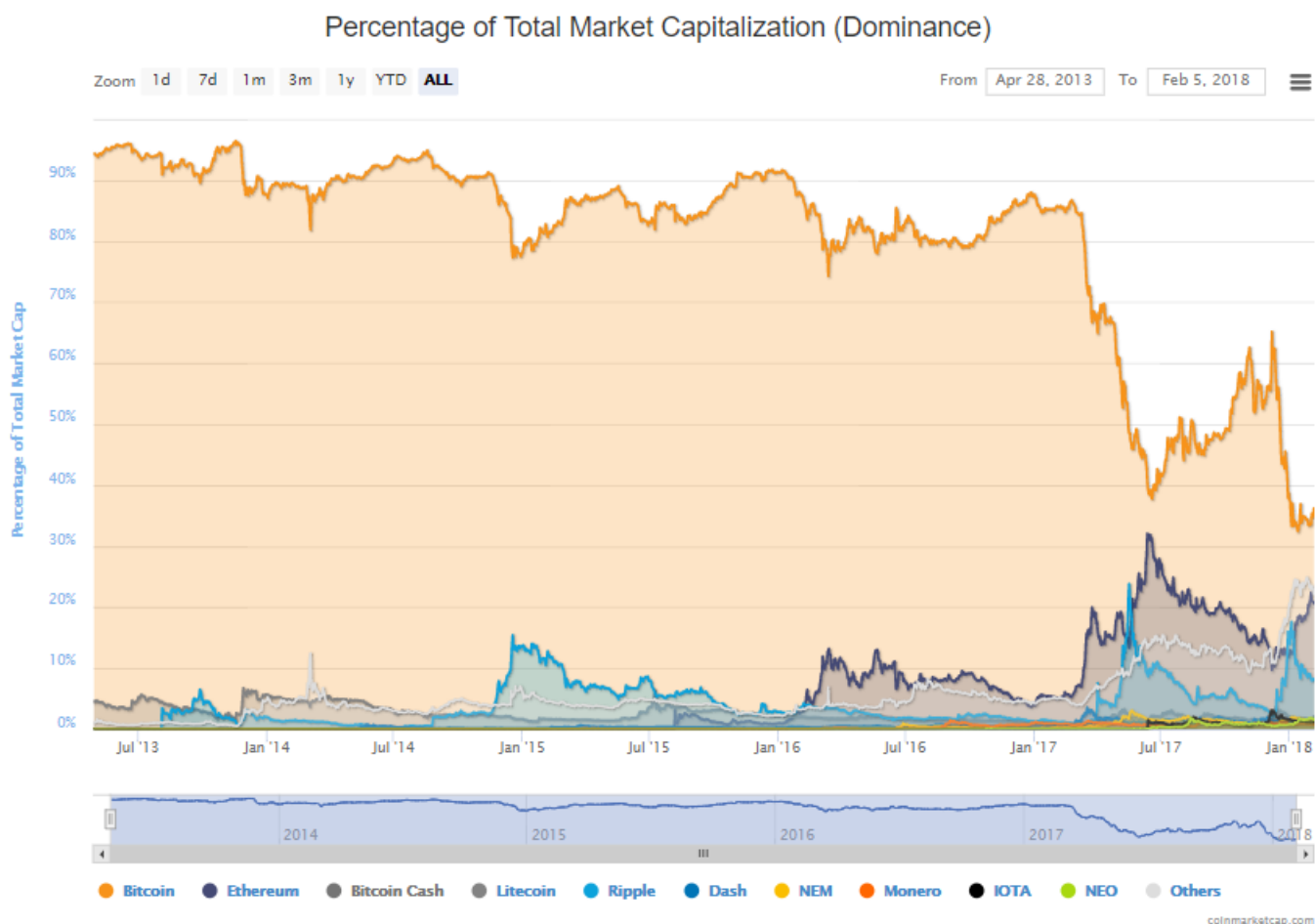
De markt van andere cryptocurrencies (altcoins) staat bekend als zeer volatiel. De hypothese van dit onderzoek is dat er bij altcoins sprake is van een snellere reactie van de prijs op het Twitter sentiment. De intervallen zijn daarom korter dan in de literatuur. In dit onderzoek wordt geanalyseerd in hoeverre het sentiment op Twitter de rendementen op aan- en verkoop van altcoins kan voorspellen. Hiervoor zijn in realtime Twitterberichten verzameld, het sentiment daarvan is beoordeeld door IBM Watson en de koersprijzen zijn verzameld. Er zijn zowel negatieve verbanden als positieve verbanden tussen het sentiment en de prijs gevonden. Het is daarom niet duidelijk of het effect van het sentiment op de prijs positief is en hoe lang het duurt voor het effect zichtbaar is in de marktprijs. In dit onderzoek is geen causaal verband aangetoond tussen het sentiment op Twitter en de rendementen die hierop behaald worden.

Inhoud

Abstract.....	2
Introductie.....	4
Sectie 1: In hoeverre kan Twitter de rendementen voor Bitcoin voorspellen?.....	6
Sectie 2: In hoeverre kan het Twitter-sentiment de prijs van altcoins voorspellen?	8
Resultaten.....	13
Conclusie.....	23
Discussie	25
Verwijzingen.....	27
Appendix.....	28

Introductie

Cryptocurrencies zoals Bitcoin zijn overdraagbare digitale bezittingen, versleuteld door middel van cryptografie. De overdracht ervan kan geschieden zonder tussenkomst van banken. Bitcoin krijgt veruit de meeste media-aandacht, maar er zijn meer cryptomunten op de markt. De website CoinMarketCap.com houdt voor alle munten bij wat de prijs in Amerikaanse dollars en hun marktkapitalisatie (de prijs per eenheid vermenigvuldigd met het aantal munten in omloop) is (White, 2015). Bitcoin heeft op het moment van schrijven veruit de hoogste waarde en marktkapitalisatie, maar de andere cryptocurrencies (beter bekend als “altcoins”) veroveren terrein, zie Figuur 1.



Figuur 1: CoinMarketCap Market Dominance screenshot 5/2/2018

Omdat de berichtgeving over altcoins afkomstig van traditionele media traag en schaars is, maar de markt hiervan juist zeer volatiel, halen investeerders hun informatie massaal van

sociale media. Vooral Twitter en Reddit worden hiervoor veel gebruikt. Het format van Twitter leent zich uitstekend om betrouwbare informatie te vergaren omdat er gefilterd kan worden op experts die de gebruiker volgt. Twitter is een sociaal netwerk waarmee gebruikers korte berichten van maximaal 140 tekens, zogenaamde tweets, de wereld in kunnen sturen. Aan de volgers van de gebruikers worden de tweets vervolgens weergegeven. Ook kunnen gebruikers die de zender nog niet volgen de tweets vinden door middel van hashtags. Dit is een indicator van over welk onderwerp de tweet gaat. Op deze manier is Twitter's publieke tijdlijn een uitgebreide real-time informatiestroom geworden met vele berichten en strategieën over de handel in cryptomunten. In dit onderzoek zal het verband tussen de berichtgeving op Twitter en de prijs van cryptocurrencies onderzocht worden.

De onderzoeksvraag is **“In hoeverre kunnen berichten op Twitter de rendementen voor cryptocurrencies voorspellen?”**. In de eerste sectie zal door middel van literatuuronderzoek bewezen worden dat analyse van berichten op Twitter de prijs van bitcoin voor een groot deel kan voorspellen. Mijn hypothese is dat dit voor altcoins nog beter te voorspellen is. Dit neem ik aan omdat een kleinere groep geïnteresseerden deelneemt aan de handel in altcoins dan in Bitcoin, waardoor de berichtgeving (nog) minder via de mainstream media plaatsvindt. Dit is vooral zo omdat het niet algemeen bekend is welke munten er zijn, wat er uniek is aan de munt en het wat ingewikkelder is om deze munten aan te schaffen dan Bitcoin. Daarom bestaat de kleine groep die wel investeert in deze munten naar mijn idee meer uit een niche “tech junkies”, een jonge groep fanatiekelingen die zich veel op sociale media begeeft. Een uitstekend voorbeeld van de directe impact van Twitterberichtgeving op de prijs is de ‘Coin Of The Day’ die cryptogoeroe John McAfee dagelijks bekendmaakt. Na deze bekendmaking stijgt de prijs van de betreffende munt regelmatig tot wel 100%. Of de prijsfluctuaties van de altcoins inderdaad goed te voorspellen zijn door Twitter zal in het tweede deel van dit onderzoek empirisch onderzocht worden.

Sectie 1: In hoeverre kan Twitter de rendementen voor Bitcoin voorspellen?

Bijna alle financiële innovaties van de afgelopen decennia waren niet mogelijk zonder de ontwikkeling van informatietechnologie. Twitter bevat een groot deel van de marktdiscussie en het heeft een significante impact op de financiële markten. Al in 2009 voorspelde populair medium Time (geciteerd in Li, van Dalen & van Rees, 2018) dat er op Twitter gemeenschappen van actieve investeerders en 'day traders' meningen en onderzoek zouden delen over aandelen, obligaties en andere financiële instrumenten die evenveel kracht zouden hebben om de prijzen hiervan te doen bewegen als elke andere data over de positie. En Li et al. (2018) concludeerden dit jaar inderdaad dat Twitterberichten een goede voorspeller blijken van de beurskoers. Ze hebben ontdekt dat wanneer via Twitter veel koopadviezen de ronde doen, de koers vaak stijgt. Wanneer er gemengde signalen weerklinken, dus zowel kopen als verkopen, dan neemt vooral het handelsvolume toe.

Bitcoin is zelf een nieuw financieel instrument, ontstaan door de ontwikkeling van informatietechnologie. Bitcoin moet online aangeschaft worden, wat de drempel naar het gebruik van Twitter als informatiebron eventueel verkleint. We kunnen er daarom vanuit gaan dat de investeerders in Bitcoin relatief meer aanwezig zijn op Twitter dan klassieke beleggers. Het analyseren van de invloed van Twitter op de markt voor Bitcoin is erg interessant omdat de handel in Bitcoin wereldwijd en 24 uur per dag gedecentraliseerd plaatsvindt, en de berichtgeving onafhankelijk van kantoortijden en locaties plaatsvindt.

Kristoufek (2015) bevestigt dat Twitter een van de belangrijkste beïnvloeders is van de prijs van Bitcoin. Dit effect is ook gemeten door Matta, Lunesu & Marchesi (2015), welke concludeerden dat positieve tweets de beweging van de prijs van Bitcoin een aantal dagen vooraf kon voorspellen. Toch is dit maar bewezen met een maximale kruiscorrelatie van -0.35 en lijkt het onwaarschijnlijk dat de snelle handel in cryptomunten tot vier dagen erover doet om te reageren op het gevoel op Twitter. Kaminski (2014) concludeert dat Twitter kan

worden gezien als een “virtual trading floor that emotionally reflects Bitcoin’s market movement”, maar dit is vooral gebaseerd op het volume, Kaminski kan niet bewijzen dat Twittersignalen de prijs van Bitcoin kunnen voorspellen. Echter gebruikte Kaminski ook alleen een dagelijkse interval. Hier valt dus nog uitgebreider onderzoek te verrichten, met kortere frequenties, wat ook wordt genoemd in de beperkingen van dit onderzoek. Hetzelfde geldt voor het onderzoek van Georgoula et al. (2015), hierbij wordt een positieve correlatie tussen het Twitter sentiment en de prijs van Bitcoin aangetoond, maar is alleen gebruik gemaakt van een interval van een dag.

Deze artikelen kunnen gebruikt worden om conclusies te trekken wat betreft de voorspellende kracht van Twitter voor Bitcoin. Het heeft bewezen invloed op het volume en prijs, maar er is meer onderzoek nodig, gebruikmakend van kortere intervallen en gedurende een langere periode om een beter beeld te krijgen van Twitter als prijsvormer van de Bitcoin. Hier is in dit onderzoek niet de capaciteit voor omdat de berichtgeving omtrent Bitcoin sinds 2015 is geëxplodeerd. Om al deze berichtgeving op te vangen, op te slaan en te analyseren is meer geld en ruimte nodig. Voor de bekendste munt na Bitcoin, Ethereum, geldt hetzelfde. Waar beter onderzoek naar gedaan kan worden is de overige cryptomunten. De berichtgeving hierover op Twitter is nog goed te onderzoeken, met kortere intervallen dan in de genoemde onderzoeken. Hoopgevend is ook dat deze coins nog veel volatieler zijn dan de Bitcoin, waardoor hopelijk met statistische significantie conclusies kunnen worden getrokken.

Sectie 2: In hoeverre kan het Twitter-sentiment de prijs van altcoins voorspellen?

Data en methodologie

Datacollectie

Dit onderzoek focust zich, zoals eerder genoemd, op kleinere munten dan Bitcoin en Ethereum omdat hier minder over getwitterd wordt, wat betekent dat de data beter te vergaren en analyseren is op een consumentencomputer. Tevens is de hypothese dat de correlatie tussen het Twitter-sentiment en de prijs van deze munten beter is aan te tonen dan bij de grotere munten. Ik heb ervoor gekozen ook de afsplitsing van Bitcoin, Bitcoin Cash, ook achterwege te laten en voor unieke munten te kiezen om verwarring in het gebruik van hashtags te voorkomen. Daarom heb ik ervoor gekozen data te verzamelen voor de overige vier grootste cryptocurrencies qua marktvolume (via CoinMarketCap.com, op het moment van schrijven). Dit zijn de munten Ripple, Cardano, Litecoin en NEO geworden. Twitter is gebruikt als databron voor het sentiment in de investeerdersgemeenschap omdat het platform het breedst geaccepteerd is en de berichten vrij toegankelijk zijn via de Twitter application programming interface (API). Twitterberichten bestaan van oorsprong uit maximaal 140 karakters, gemaakt voor korte teksten die via SMS gedeeld konden worden. Gebruikers hebben een duidelijke vocabulaire in gebruik genomen om tweets naar andere gebruikers te sturen ('@gebruikersnaam') en om onderwerpen aan te geven ('#trefwoord'). Hetzelfde doen investeerders in cryptocurrencies, wanneer zij willen aangeven dat hun tweets berichten over een cryptocurrency gebruiken ze een dollarteken gevolgd door de korte benaming (ticker) van de munt, bijvoorbeeld \$BTC wanneer zij over Bitcoin tweeten (Li et al., 2017). In dit onderzoek wordt gefocust op het laatstgenoemde om zo de meest relevante verzameling tweets te verzamelen en te zorgen dat er zo min mogelijk ruis is. Hierbij wordt gebruikgemaakt van de tickers \$LTC, \$NEO, \$XRP en \$XEM.

Voor dit onderzoek is in de periode van 25 januari 2018 tot en met 10 februari 2018 ieder uur voor elk van deze munten de tweets van het laatste uur verzameld via de Twitter API. In totaal zijn ruim 70.000 tweets verzameld.

Sentiment analyse

Deze tweets werden via een zelfgeschreven stukje code doorgezet naar IBM Watson Natural Language Understanding, een online dienst van IBM gespecialiseerd in tekstanalyse in verschillende talen die het gevoel en de emotie uit de tekst van de tweet kan halen. IBM Watson NLU filtert ook tweets die spam bevatten en meerdere tags hebben meegekregen. Naar voorbeeld van Samuel Couch (2017) heb ik hierna een programma geschreven in JavaScript om de tweets stuk voor stuk te laten analyseren door IBM Watson NLU, waarna er een score aan wordt gegeven van tussen de -1 (zeer negatief bericht) en 1 (zeer positief bericht). Een score van 0 geeft aan dat het bericht neutraal van aard is, dit komt regelmatig voor wanneer een bericht puur informatief is of bijvoorbeeld een link bevat.

Automatisering en opslag

Dit proces kon op de cloudomgeving van IBM Bluemix geautomatiseerd worden en zo voor alle tweets herhaald worden met de gewenste interval. Nadat een uur verstreken was werd de totale score van de tweets bij elkaar opgeteld en gedeeld door het aantal tweets waardoor er een gemiddelde sentimentscore van dat tijdframe uit kwam rollen. Deze score werd gepaard met de marktprijs van de betreffende munt op dit moment van de dag, verkregen via de API van CoinMarketCap. Gezamenlijk werden deze score en marktprijs door de implementatie van de beschikbaar gestelde code van Samuel Couch (2017) automatisch opgeslagen in IBM Cloudant, een NoSQL-database gehost door IBM. Voor 377 tijdstippen met een interval van een uur werd het exacte tijdstip, de prijs en gemiddelde sentimentscore opgeslagen. Dit is

voor vier munten gedaan. Deze data is geëxporteerd uit Cloudant en geopend in STATA.

Analyse

Omdat het niet zo zeer interessant is wat de verhouding is tussen de variabelen sentiment en prijs, maar wat er met de ontwikkeling van de prijs gebeurt als gevolg van het sentiment gebruiken wij time series. Het is goed denkbaar dat het even duurt voor het sentiment zijn doorwerking in de prijs heeft.

Om dit grafisch te bekijken zal de sentimentscore en de prijs in dollars aan beide kanten van de y-as weergegeven worden, met op de x-as de tijd op chronologische volgorde. Hiermee is wellicht al voor een deel te zien of een uitschieter in de sentimentscore zorgt voor een beweging van de prijs en zo ja, hoe lang dit duurt. Om de verschillende munten te kunnen vergelijken is het voor de verdere analyse noodzakelijk de absolute prijs om te zetten naar rendementen.

Om de time series data op de juiste manier te analyseren is het belangrijk om na te gaan of er sprake is van of de variabelen stationair zijn of niet. Een niet-stationaire time serie is ‘integrated of order d’ als $(1 - L)^d y_t = z_t$ waarbij stationariteit volgt uit het d maal nemen van het verschil. L de ‘lag operator’ en $1 - L$ is het eerste verschil (Hansen, 2014).

Als we een niet-stationaire time serie gebruiken in een regressiemodel, zijn de ‘ordinary least squares’ (OLS) estimators niet consistent en zijn de standaard statistische toetsen niet valide (Georgoula et al., 2015). Er zou dan een significant causaal verband afgeleid kunnen worden uit de variabelen, hoewel een dergelijke relatie niet bestaat. Om dit probleem te voorkomen gebruiken we de Augmented Dickey Fuller test voor elke time serie. Wij gebruiken STATA

om de test uit te voeren en de hypothese van het bestaan van een unit root test te toetsen.

Deze test of het model past in de vorm van

$$\Delta y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \delta t + \zeta_1 \Delta y_{t-1} + \zeta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \zeta_k \Delta y_{t-k} + \varepsilon_t$$

waarin k het aantal lags is en we testen of $H_0: \beta = 0$ of $H_a: \beta < 0$.

Omdat het onvermijdelijk is dat de data te maken heeft met autocorrelatie gebruiken we geen normale regressie, maar de regressie met Newey – West standard errors. De Newey – West standard errors kunnen gebruikt worden om de ordinary least squares (OLS) regressie te verbeteren wanneer de residuals heteroskedastisch en/of autocorrelated zijn. Er wordt bij de regressie niet gebruik gemaakt van de prijzen, maar van rendementen. Zo kunnen de verschillende munten met elkaar vergeleken worden. Er wordt zowel van de absolute waarde van de sentiment scores als de groei gebruikt gemaakt. Hiermee kunnen wij concluderen of er sprake is van een verband tussen de mate van positief sentiment op het rendement en of sprake is van een verband tussen groei van de sentiment score en groei van het rendement.

Daarnaast is te verwachten dat er sprake is van een vertraging in de reactie van het rendement op het Twitter sentiment. Na het lezen van de berichtgeving op Twitter zal men wellicht pas na een tijdje tot koop of verkoop overgaan, waarna het ook even kan duren voor dit invloed heeft op de prijs. Hoewel wij een interval van een uur hebben genomen is het niet te verwachten dat het sentiment score direct een grote invloed op de prijs heeft. Waarschijnlijk zul je de munt even moeten vasthouden om het rendement te behalen. De onderzoeken naar Bitcoin maakten gebruik van de interval van een dag. Voor dit onderzoek is het interessant om gebruik te maken van het rendement over meerdere periodes, zodat zichtbaar is hoe het verband is tussen de sentiment scores en het rendement op periodes van 1, 3 en 6 uur na de sentiment score. We gebruiken deze periodes om na te gaan of en hoe lang de gevolgen op het

rendement zichtbaar zijn. We gebruiken de sentimentscore aan het begin van de periode en berekenen daarna het rendement voor de gekozen periode. Er wordt geen gebruikgemaakt van een constante factor, want het is niet aan te nemen dat er een constante groei in het rendement is. Voor de calculatie van de Granger-causaliteit moet de time serie stationair zijn. Daarom testen we alleen voor de munten waarbij de H_0 van niet-stationairiteit in de Dickey-Fuller test is verworpen bij een 0.05 betrouwbaarheidsinterval. Daarna maken wij gebruik van een regressie-analyse met Newey-West standaardafwijkingen en het rendement op de periodes van verschillende lengtes.

Het is mogelijk dat de ene munt meer reageert op het Twittersentiment dan de andere munt. Omdat de metingen voor alle munten op dezelfde tijdstippen hebben plaatsgevonden kunnen we een regressie met behulp van panel analyse draaien met de tijd als vaste factor en de verschillende munten als panelgroep. Met de resultaten hiervan kunnen we een algemene conclusie voor alle munten trekken. Een voordeel van random effects ten opzichte van fixed effects is dat de variatie tussen de panels wordt aangenomen willekeurig te zijn. Omdat er reden is om te geloven dat verschillen tussen de panels enige invloed hebben op de afhankelijke variabele (de prijs) gebruiken we random effects. Om dit te ondersteunen hebben we een Hausman test uitgevoerd om na te gaan of random effects of fixed effects gebruikt moeten worden. De Hausman tests ondersteunen de aanname gebruik te moeten maken van de random effect estimators. De H_0 is niet verworpen voor alle metingen. De tests zijn bijgevoegd in de Appendix.

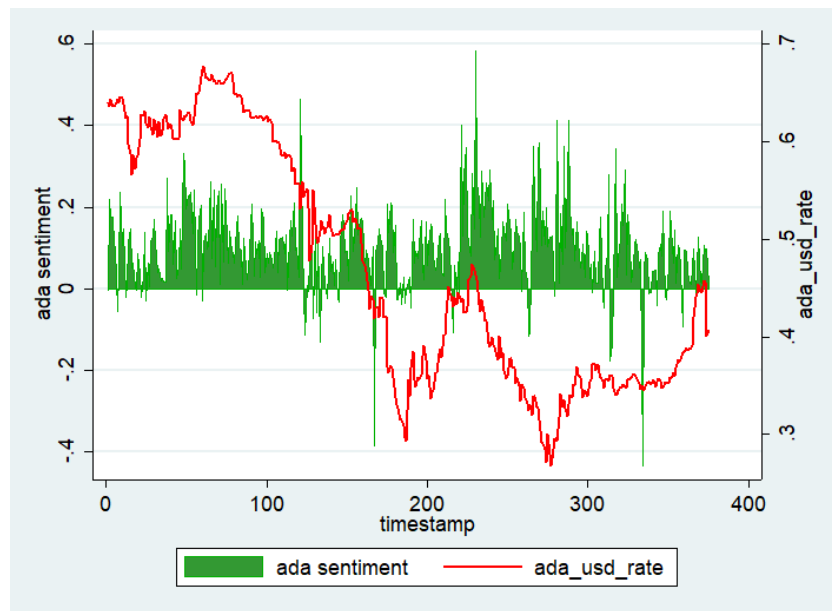
Het random effects panel model is als volgt:

$$Y_{it} = \beta X_{it} + A_{it} + u_{it} + \varepsilon_{it}$$

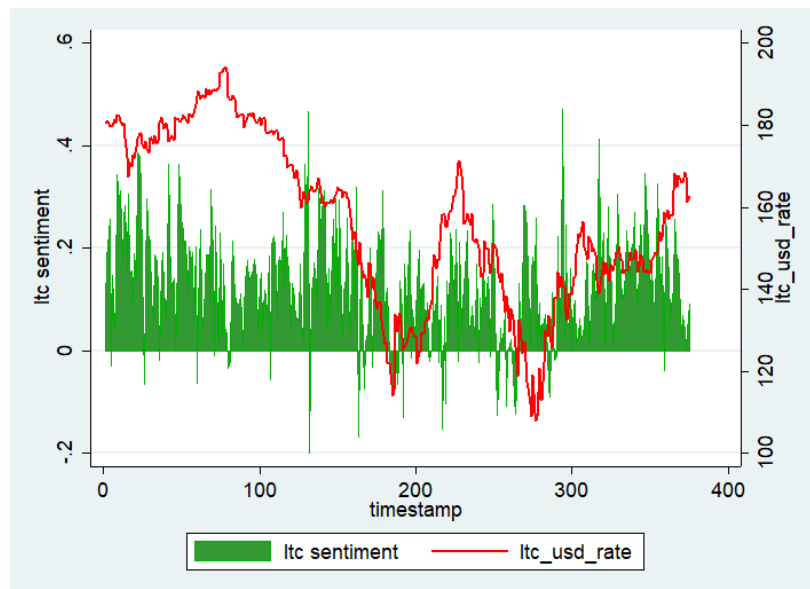
Hierin is u_{it} de error tussen panels en ε_{it} de error binnen de panels. Hierbij duidt i de munt (het panel) aan en t de tijd. A_{it} is de regressor, de sentimentscore en Y_{it} is de prijs.

Resultaten

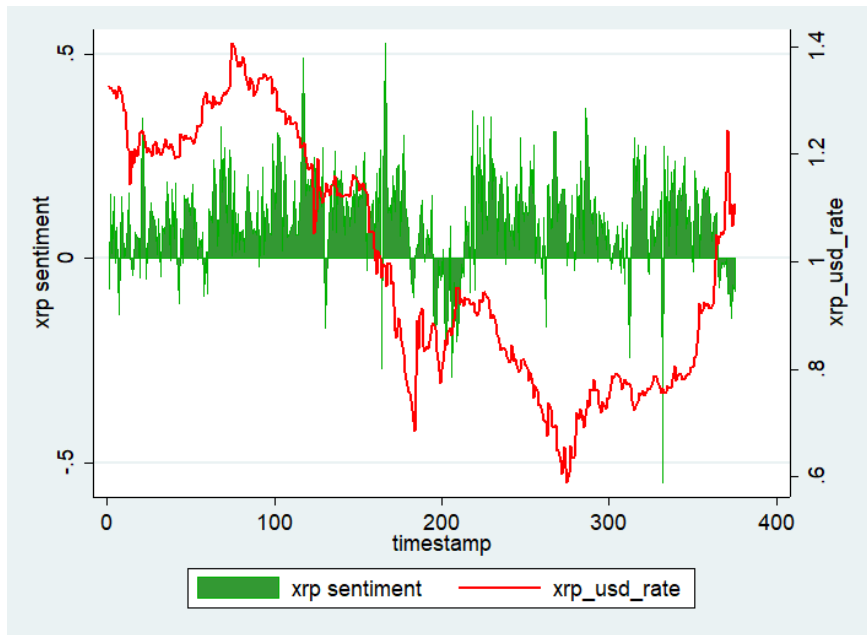
In de samenvatting van de data en op de grafieken waarop de prijs van de cryptocurrencies geplot is, met daaroverheen het Twitter sentiment gelegd, is een beeld te krijgen van hoe de schommelingen van het sentiment invloed hebben op de prijs. Zie de volgende figuren, op de x-as is het tijdframe gespecificeerd. Op de y-as zijn de koersen van de munten in dollar geplot met de rode lijn en het gemiddeld sentiment met de groene array.



Figuur 2: De sentimentscores van Cardano (ADA) in het groen en de prijs in dollars in rood



Figuur 3: De sentimentscores van LiteCoin (LTC) in het groen en de prijs in dollars in rood



Figuur 4: De sentimentscores van Ripple (XRP) in het groen en de prijs in dollars in rood



Figuur 5: De sentimentscores van NEO (XEM) in het groen en de prijs in dollars in rood

Variable	Obs	Mean	Std.Dev.	Min	Max
LTC/USD rate	375	156.962	20.501	107.923	194.194
LTC sentiment	375	.12	.108	-.198	.472
XRP/USD rate	375	1.001	.226	.588	1.405
XRP sentiment	375	.093	.12	-.549	.525
XEM/USD rate	375	.699	.183	.399	1.065
XEM sentiment	375	.088	.086	-.327	.424
ADA/USD rate	375	.468	.122	.267	.677
ADA sentiment	375	.1	.105	-.435	.585

Tabel 3: samenvatting van de metingen van de koers en het sentiment in de periode van 25 januari 2018 tot en met 10 februari 2018 met een interval van een uur

Om de stationariteit van elke time series na te gaan maken wij gebruik van de unit-root test Augmented Dickey-Fuller. In de meting is het significant dat er geen sprake is van stationariteit. In de eerste meting is dit niet voor alle munten met zekerheid te stellen binnen het betrouwbaarheidsinterval van 95%. De tabellen met de ADF-test zijn bijgevoegd in de Appendix. We kunnen voor alle Dickey Fuller tests de alternatieve hypothese aannemen, wat betekent dat zij stationair zijn, de estimators consistent en de standaard statistische toetsen valide zijn.

Regressie-analyse

Alle regressies die voor deze sectie onderzocht zijn maken gebruik van de Newey-West standaardafwijkingen die consistent zijn in de aanwezigheid van zowel heteroskedasticiteit als autocorrelatie. We onderzoeken het effect van de sentimentscore op het rendement wat hierop volgt. Het kan mogelijk even duren voor het gevoel wordt omgezet naar actie en dit ook te zien is in de prijs. Daarom maken wij gebruik van het rendement van een periode van één, drie of zes uren om een beeld te krijgen. We splitsen de resultaten per munt.

Cardano (ADA):**Regression with Newey-West standard errors**

ADA returns (1 period)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
ADA sentiment	-0.655	0.911	-0.72	0.473	
Mean dependent var	-0.080	SD dependent var			3.049
Number of obs	373.000	F-test			0.517

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 4: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Cardano van het rendement over een periode van één uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

ADA returns (3 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
ADA sentiment	-0.042	1.847	-0.02	0.982	
Mean dependent var	-0.170	SD dependent var			4.856
Number of obs	369.000	F-test			0.001

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 5: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Cardano van het rendement over een periode van drie uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

ADA returns (6 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
ADA sentiment	2.671	2.370	1.13	0.261	
Mean dependent var	-0.443	SD dependent var			6.930
Number of obs	363.000	F-test			1.270

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 6: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Cardano van het rendement over een periode van zes uur na een sentimentscore

LiteCoin (LTC):**Regression with Newey-West standard errors**

LTC returns (1 period)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
LTC sentiment	-0.232	0.669	-0.35	0.729	
Mean dependent var	-0.002	SD dependent var			2.429
Number of obs	373.000	F-test			0.120

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 7: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Litecoin van het rendement over een periode van één uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

LTC returns (3 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
LTC sentiment	-0.129	1.089	-0.12	0.906	
Mean dependent var	0.004	SD dependent var			3.738
Number of obs	369.000	F-test			0.014

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 8: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Litecoin van het rendement over een periode van drie uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

LTC returns (6 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
LTC sentiment	1.508	1.497	1.01	0.315	
Mean dependent var	-0.012	SD dependent var			5.224
Number of obs	363.000	F-test			1.014

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 9: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Litecoin van het rendement over een periode van zes uur na een sentimentscore

Ripple (XRP):**Regression with Newey-West standard errors**

XRP returns (1 period)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XRP sentiment	-1.121	0.817	-1.37	0.171	
Mean dependent var	-0.014	SD dependent var			3.037
Number of obs	373.000	F-test			1.882

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 10: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Ripple van het rendement over een periode van één uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

XRP returns (3 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XRP sentiment	-2.092	1.231	-1.70	0.090	*
Mean dependent var	-0.001	SD dependent var			4.625
Number of obs	369.000	F-test			2.889

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 11: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Ripple van het rendement over een periode van drie uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

XRP returns (6 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XRP sentiment	-2.757	2.041	-1.35	0.178	
Mean dependent var	-0.186	SD dependent var			6.258
Number of obs	363.000	F-test			1.824

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 12: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt Ripple van het rendement over een periode van zes uur na een sentimentscore

NEO (XEM):**Regression with Newey-West standard errors**

XEM returns (1 period)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XEM sentiment	-0.586	1.287	-0.46	0.649	
Mean dependent var	-0.096	SD dependent var			2.943
Number of obs	373.000	F-test			0.207

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 13: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt NEO van het rendement over een periode van één uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

XEM returns (3 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XEM sentiment	-1.393	2.059	-0.68	0.499	
Mean dependent var	-0.216	SD dependent var			5.125
Number of obs	369.000	F-test			0.458

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 14: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt NEO van het rendement over een periode van drie uur na een sentimentscore

Regression with Newey-West standard errors

XEM returns (6 periods)	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
XEM sentiment	-5.714	2.757	-2.07	0.039	**
Mean dependent var	-0.465	SD dependent var			7.300
Number of obs	363.000	F-test			4.296

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 15: regressie met Newey-West standaardafwijkingen voor de munt NEO van het rendement over een periode van zes uur na een sentimentscore

In de regressieanalyses is duidelijk te zien dat er voor veel metingen een negatief effect is van het sentiment op Twitter op de rendementen van de munt in de er opvolgende periode. Dit effect is veelal steeds significanter naarmate de periode langer wordt. Een reden hiervoor kan zijn dat de prijs in de meetperiode over het algemeen daalde en wij maar voor één variabele een regressie hebben uitgevoerd. Het kan zijn dat er sprake is van andere variabelen die zorgen voor de daling, en dat er wel positieve berichten op Twitter verschenen, maar ook dit de daling van de koersen niet meer tegen kon gaan. Verder is het denkbaar dat er sprake is van een ‘negativity bias’. Dit wil zeggen dat er niet zo sterk wordt gereageerd op positieve berichtgeving, maar dat mensen meer en sterker reageren op negatieve berichtgeving. Het is aannemelijk dat mensen sneller overgaan tot verkopen van een munt wanneer zij negatief nieuws lezen dan het kopen wanneer zij positief nieuws lezen. Maar er zijn verschillende coëfficiënten gevonden voor de verschillende metingen, ook positieve. Daarom zal een panel data analyse uitsluitsel moeten geven over het algehele effect gedurende verschillende perioden met de munt en tijd als vaste factor.

Panel data analyse

Om een meer algemene conclusie te kunnen trekken over het effect van het sentiment op Twitter op de rendementen van cryptocurrencies, en omdat de resultaten van de munten behoorlijk afwijkend zijn, maken we gebruik van een panel data analyse. Het idee hierachter is dat er puur naar het effect wordt gekeken over tijd en de munten hierin als panel worden gebruikt. Dit kan omdat op de metingen op zelfde tijdstippen zijn gedaan. De conclusie die hieruit kan worden getrokken is dat er op de termijn van een klein aantal uren nog niet veel te zeggen is over het Twittersentiment als regressor. Het komt zowel voor dat het effect van een positiever sentiment de prijs doet stijgen en dat het de prijs doet dalen, en bij geen van allen is dit sentiment significant. Binnen de 95% betrouwbaarheidsinterval kan het zowel een sterk

negatief effect als een sterk positief effect hebben. Daarom kan niet met enige zekerheid gezegd worden dat het sentiment op Twitter een positief effect heeft op de rendementen, geen van alle metingen is significant. Hiervoor zouden wij langer of voor meer munten moeten meten. Nogmaals, het is mogelijk dat dit wordt veroorzaakt door de ‘negativity bias’, waardoor mensen sterker reageren op negatieve berichtgeving dan op positieve.

Regression results

Random-effects GLS regression with the coins as group variable.

Returns in 1 period	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
Sentiment score	-29.007	63.791	-0.46	0.649	
Constant	8.803	24.581	0.36	0.720	
Mean dependent var	1.438	SD dependent var		711.618	
Overall r-squared	0.000	Number of obs		1482.000	
Chi-square	0.207	Prob > chi2		0.649	
R-squared within	0.001	R-squared between		0.999	

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 16: panel data regressie van het rendement over een periode van één uur na een sentimentscore

Regression results

Random-effects GLS regression with the coins as group variable.

Returns in 2 periods	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
Sentiment score	25.092	76.486	0.33	0.743	
Constant	7.011	29.423	0.24	0.812	
Mean dependent var	13.373	SD dependent var		849.318	
Overall r-squared	0.000	Number of obs		1474.000	
Chi-square	0.108	Prob > chi2		0.743	
R-squared within	0.001	R-squared between		0.999	

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 17: panel data regressie van het rendement over een periode van twee uur na een sentimentscore

Regression results

Random-effects GLS regression with the coins as group variable.

Returns in 3 periods	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
Sentiment score	-69.892	73.399	-0.95	0.341	
Constant	14.693	28.192	0.52	0.602	
Mean dependent var	-3.020	SD dependent var			811.076
Overall r-squared	0.001	Number of obs			1466.000
Chi-square	0.907	Prob > chi2			0.341
R-squared within	0.002	R-squared between			0.998

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 18: panel data regressie van het rendement over een periode van drie uur na een sentiment score

Regression results

Random-effects GLS regression with the coins as group variable.

Returns in 6 periods	Coef.	St.Err	t-value	p-value	Sig.
Sentiment score	73.211	73.007	1.00	0.316	
Constant	0.014	27.893	0.00	1.000	
Mean dependent var	18.506	SD dependent var			794.675
Overall r-squared	0.001	Number of obs			1442.000
Chi-square	1.006	Prob > chi2			0.316
R-squared within	0.000	R-squared between			0.999

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabel 19: panel data regressie van het rendement over een periode van zes uur na een sentiment score

Er is geen eenduidige conclusie te trekken over deze panel data analyses, het effect van het sentiment op het rendement is wisselend positief en negatief maar nooit significant. Dit sluit aan bij de wetenschap dat de markt voor crypto's een volatiele handelsplaats is waar eigenlijk zelden een stabiele positie hanteerbaar is. De prijzen schoten in de gemeten periode op en neer en reageerden op van alles, en vast ook op Twitter, maar dit kunnen wij niet met zekerheid zeggen. Hiervoor is meer vervolgonderzoek nodig.

Conclusie

In de eerste sectie van dit onderzoek hebben wij gevonden dat Twitter een voorspeller kan zijn voor verschillende financiële instrumenten. Twitterberichten blijken een goede voorspeller van de beurskoers op de reguliere aandelenmarkten. In de onderzoeken in de eerste sectie is geconcludeerd dat wanneer via Twitter veel koopadviezen de ronde doen, de koers vaak stijgt. Wanneer er gemengde signalen weerklinken, dus zowel kopen als verkopen, dan neemt vooral het handelsvolume toe. Hierbij is dus het effect van de hoeveelheid tweets op de prijs onderzocht, en van de soort tweets op het volume.

Voor Bitcoin is Twitter tevens een van de belangrijkste beïnvloeders van de prijs. Positieve tweets kunnen de beweging van de prijs van Bitcoin een aantal dagen vooraf voorspellen. Ook wordt een positieve correlatie tussen het Twitter sentiment en de prijs van Bitcoin aangetoond, ook hierbij is gebruikgemaakt van een interval van een dag.

De hoofdvraag van dit onderzoek is “In hoeverre kan Twitter de prijs de rendementen voor cryptocurrencies voorspellen?”. De hypothese van dit onderzoek is dat er bij altcoins sprake is van een snellere reactie van de prijs op het Twitter sentiment. Daarom zijn in het data onderzoek naar het effect op de altcoins substantieel kortere intervallen gebruikt dan gebruikelijk is bij andere onderzoeken. Het is voor de metingen onduidelijk wat het effect is van het sentiment op Twitter op het rendement van altcoins. Dit effect verschilt per meetperiode en er is niet altijd sprake van een positief effect. Er zijn zowel negatieve verbanden als positieve verbanden tussen het sentiment en de rendementen gevonden. Het is daarom niet duidelijk of het effect van het sentiment op de rendementen positief is en hoe lang het duurt voor het effect zichtbaar is in de marktprijs. De markt van cryptocurrencies is zeer volatiel en geen waardevaste belegging, wij hebben geen causaal verband kunnen aantonen tussen het sentiment op Twitter en de rendementen die hierop behaald worden.

De hoofdvraag kan hierdoor niet volledig worden beantwoord. Om na te gaan in hoeverre Twitter de prijs van cryptocurrencies kan voorspellen is meer onderzoek vereist. Wel is zeker dat het sentiment op Twitter een instrument is om rekening mee te houden wanneer je de prijs van cryptocurrencies en overige financiële instrumenten wil voorspellen. In dit onderzoek concluderen wij dat er geen oorzakelijk verband is tussen het sentiment op Twitter en de prijs van cryptocurrencies.

Discussie

Er zijn een aantal zaken die uitvoeriger onderzocht moeten worden om de conclusies van dit onderzoek harder te kunnen maken. Ten eerste zou het gezien de resultaten erg interessant zijn data-onderzoek te doen naar wat stabielere munten dan de altcoins die op en neer schieten. Ethereum is een belangrijke cryptocurrency die iets stabiel is en een groot deel van de markt beheerst. Echter was het niet mogelijk hier alle Twitterberichten voor te analyseren door technische beperkingen.

Daarnaast is het de vraag of de conclusies standhouden wanneer meerdere meetperiodes worden gebruikt. In dit onderzoek is maar één meetperiode gebruikt van een beperkte duur. De reden hiervoor was dat de gratis versie van IBM Watson niet meer toeliet. Tijdens deze periode zaten veel cryptocurrencies al niet meer zo in de lift als ervoor, maar na de meetperiode is de koers pas echt onderuit gegaan. Het is voorstelbaar dat de analyse gedurende deze drie periodes er heel anders uit zou hebben gezien.

Ten derde zou het voor deze casus uitermate interessant zijn om niet zozeer het statistisch verband en de significantie daarvan te onderzoeken, maar juist hoe het effect economisch gezien is. Het is bij een financieel instrument interessant hoeveel rendement er te behalen is door het onderzoeken van het Twittersentiment, en het percentage te bepalen van de prijsschommelingen die door onderzoek op Twitter voorspeld kunnen worden. We kunnen aan de hand van dit onderzoek een portefeuille samenstellen van munten die goed reageren op het sentiment, het is denkbaar dat dit niet voor alle munten geldt, en kijken hoeveel rendement we met deze portefeuille kunnen behalen.

Verder is het interessant het effect van een hogere prijs op het sentiment te onderzoeken. Het is goed mogelijk dat dit het sentiment ook verhoogt en dit de prijs weer. Deze positieve cyclus zorgt voor het vormen van een bubbel, een bekend fenomeen in de wereld van cryptocurrencies. De bubbel knapt vaak wanneer er slecht nieuws naar buiten komt.

Tot slot is het mogelijk interessant om het effect op de volatiliteit mee te nemen. Dit zou mogelijk voor inzichten kunnen zorgen. Vooral het moment waarop de handel op gang komt na berichtgeving en wat er op dit moment met de prijs gebeurt kan tot interessante conclusies leiden.

Verwijzingen

- Antweiler, W., & Frank, M. Z. (2004). Is all that talk just noise? The information content of internet stock message boards. *The Journal of finance*, 59(3), 1259-1294.
- CoinMarketCap. (2018). Percentage of Total Market Capitalization (Dominance).
- Couch, S. (2017). Understanding Cryptocurrencies with Sentiment Analysis. Retrieved from <https://medium.com/@SamuelCouch/understanding-cryptocurrencies-with-sentiment-analysis-5fc4cf66ec28>
- Georgoula, I., Pournarakis, D., Bilanakos, C., Sotiropoulos, D. N., & Giaglis, G. M. (2015). Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of bitcoin prices.
- Hansen, B. (2014). Lecture 22. ECON 390: Economic Forecasting: Department of Economics University of Wisconsin Madison.
- Kaminski, J. (2014). Nowcasting the bitcoin market with twitter signals. arXiv preprint arXiv:1406.7577.
- Kristoufek, L. (2015). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PloS one*, 10(4), e0123923.
- Li, T., van Dalen, J., & van Rees, P. J. (2018). More than just noise? Examining the information content of stock microblogs on financial markets. *Journal of Information Technology*, 33(1), 50-69. doi:10.1057/s41265-016-0034-2
- Matta, M., Lunesu, I., & Marchesi, M. (2015). Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media. Paper presented at the UMAP Workshops.
- White, L. H. (2015). The market for cryptocurrencies. *Cato J.*, 35, 383.

Appendix

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 371

	----- Interpolated Dickey-Fuller -----			
Test	1% Critical	5% Critical	10% Critical	
Statistic	Value	Value	Value	
Z(t)	-7.487	-3.985	-3.425	-3.130

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

LTC sentiment	Coef.	Std.Err.	t	P>t	[95% Conf.	Interval]
<hr/>						
LTC sentiment						
L1.	-.5882715	.0785677	-7.49	0.000	-.7427737	-.4337694
LD.	-.2389039	.0752528	-3.17	0.002	-.3868874	-.0909204
L2D.	-.0843516	.067726	-1.25	0.214	-.2175337	.0488305
L3D.	-.0106033	.0522694	-0.20	0.839	-.1133904	.0921837
trend	-.0000769	.0000512	-1.50	0.134	-.0001777	.0000238
constant	.0842096	.0158004	5.33	0.000	.0531384	.1152808

Appendix 1: Augmented Dickey-Fuller test met een lag van drie periodes voor Litecoin.

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 371

	----- Interpolated Dickey-Fuller -----			
Test	1% Critical	5% Critical	10% Critical	
Statistic	Value	Value	Value	
Z(t)	-5.478	-3.985	-3.425	-3.130

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

XRP sentiment	Coef.	Std.Err.	t	P>t	[95% Conf.	Interval]
<hr/>						
XRP sentiment						
L1.	-.4040488	.0737562	-5.48	0.000	-.5490892	-.2590083
LD.	-.4365933	.0733908	-5.95	0.000	-.5809152	-.2922714
L2D.	-.3127258	.0666064	-4.70	0.000	-.4437061	-.1817454
L3D.	-.1867966	.0515612	-3.62	0.000	-.2881908	-.0854024
trend	-.0000342	.000054	-0.63	0.527	-.0001403	.000072
constant	.0434072	.0138587	3.13	0.002	.0161543	.0706602

Appendix 2: Augmented Dickey-Fuller test met een lag van drie periodes voor Ripple.

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 371

Test Statistic	----- Interpolated Dickey-Fuller -----		
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-6.616	-3.985	-3.425

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

ADA sentiment	Coef.	Std.Err.	t	P>t	[95% Conf.	Interval]
ADA sentiment						
L1.	-.5160193	.0779924	-6.62	0.000	-.6693901	-.3626485
LD.	-.3111839	.0741155	-4.20	0.000	-.4569309	-.1654369
L2D.	-.1775546	.0666806	-2.66	0.008	-.3086809	-.0464283
L3D.	-.1548888	.0515049	-3.01	0.003	-.2561724	-.0536051
_trend	-.000018	.0000486	-0.37	0.711	-.0001135	.0000775
constant	.0545088	.0134716	4.05	0.000	.0280171	.0810006

Appendix 3: Augmented Dickey-Fuller test met een lag van drie periodes voor Cardano.

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 371

Test Statistic	----- Interpolated Dickey-Fuller -----		
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-6.305	-3.985	-3.425

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

XEM sentiment	Coef.	Std.Err.	t	P>t	[95% Conf.	Interval]
XEM sentiment						
L1.	-.4445851	.070512	-6.31	0.000	-.5832458	-.3059244
LD.	-.3099265	.0714108	-4.34	0.000	-.4503547	-.1694984
L2D.	-.2031783	.0647222	-3.14	0.002	-.3304535	-.0759032
L3D.	-.0770404	.0522795	-1.47	0.141	-.1798472	.0257664
_trend	9.09e-06	.0000386	0.24	0.814	-.0000669	.000085
constant	.0366182	.0102933	3.56	0.000	.0163766	.0568597

Appendix 4: Augmented Dickey-Fuller tests met een lag van drie periodes voor NEO.

	—— Coefficients ——			
	(b) fe	(B) re	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
sentiment	-175.6056	-29.00744	-146.5982	124.0634

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(1) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
 = 1.40
 Prob>chi2 = 0.2373

Appendix 5: Hausman test voor gebruik fixed/random estimators in de panel data-analyse

voor een periode van 1 uur.

	—— Coefficients ——			
	(b) fe	(B) re	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
sentiment	-218.9644	25.09214	-244.0566	148.4342

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(1) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
 = 2.70
 Prob>chi2 = 0.1001

Appendix 6: Hausman test voor gebruik fixed/random estimators in de panel data-analyse

voor een periode van 2 uur.

	—— Coefficients ——			
	(b) fe	(B) re	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
sentiment	-256.8422	-69.89213	-186.95	142.1926

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2(1)} &= (b-B)' [(V_b-V_B)^{-1}] (b-B) \\ &= 1.73 \\ \text{Prob>chi2} &= 0.1886 \end{aligned}$$

Appendix 7: Hausman test voor gebruik fixed/random estimators in de panel data-analyse

voor een periode van 3 uur.

	—— Coefficients ——			
	(b) fe	(B) re	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
sentiment	-124.1821	73.21135	-197.3935	140.9741

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2(1)} &= (b-B)' [(V_b-V_B)^{-1}] (b-B) \\ &= 1.96 \\ \text{Prob>chi2} &= 0.1614 \end{aligned}$$

Appendix 7: Hausman test voor gebruik fixed/random estimators in de panel data-analyse

voor een periode van 6 uur