

De invloed van Donald Trump op de aandelenindex S&P500

Een eventstudie naar de effecten van Donald Trump's uitspraken op de koers van de S&P500 Index.



Bachelorscriptie

Economie en Bedrijfseconomie, Erasmus University Rotterdam

Naam: Emily Naafs

Studentnummer: 414467

Supervisor: Suzanne Bijkerk

Second reader:

Datum eindversie: 08-06-2018

Abstract:

Als president van de Verenigde Staten, oefent Donald Trump dagelijks invloed uit op de economie. Het enige medium dat hij gebruikt om te communiceren met de buitenwereld, is Twitter. Door de toename van de populariteit van social media de afgelopen jaren en het feit dat Donald Trump alleen via deze nieuwsbron communiceert, zijn zijn uitspraken op dit medium de laatste tijd van groot belang voor onder andere het investeringsgedrag van handelaren. De uitspraken van Donald Trump staan bekend als zeer typisch; rigoureuus, bot en soms wat agressief. Voorafgaande onderzoeken laten zien dat uitspraken op Twitter invloed hebben op de beursindex. Dit onderzoek focust zich op het effect van tweets van Donald Trump, op de koers van de S&P500 Index. Er wordt in dit onderzoek een significant effect ondervonden dat Trump's tweets van invloed zijn op de koers van de S&P500 Index. Dit onderzoek draagt bij aan het algemene onderzoek betreffende de impact van social media op de economie van een land.

Contents

1) Introductie	4
2) Literatuurbeoordeling.....	6
2.1 Traditionele nieuwsbronnen en de aandelenbeurs.....	6
2.1.1) Negatieve media	6
2.2) Nieuwe nieuwsbronnen en de aandelenbeurs.....	8
2.2.1) Social Media.....	9
2.3) Economische factoren	10
2.3.1) TED spread	10
2.3.2) Olieprijs.....	11
3) Methodologie en Data-analyse.....	13
3.1) Soort onderzoek	13
3.1.1) Twitter.....	13
3.2) Data.....	15
3.2.1) Afhankelijke variabele	15
3.2.2) Onafhankelijke variabele	16
3.2.3) Controlevariabelen	18
3.3) Regressiemodel.....	21
4) Resultaten	22
5) Conclusie	25
5.1) Discussie.....	26
6) Appendix	28

1) Introductie

Meer dan een jaar geleden op 20 januari 2017, werd Donald Trump aangesteld als 45^{ste} president van de Verenigde Staten. Al jaren is hij een invloedrijk persoon. Voordat hij president werd, was hij ondernemer van beroep bij zijn bedrijf 'The Trump Organization'. Deze organisatie houdt zich hoofdzakelijk bezig met investeringen, projectontwikkeling en vastgoed¹. Daarbij hield Trump zich, ook in zijn jongere jaren, al bezig met de politiek aan de democratische en de republikeinse kant. Na een aantal pogingen om zich kandidaat te stellen voor het presidentschap, gebeurde dit in 2015 daadwerkelijk. Op 16 juni 2015 stelde hij zich, als Republikein, officieel kandidaat voor de presidentsverkiezingen van 2016. Op Twitter liet hij zich voor het eerst echt horen onder zijn persoonlijke motto: "Make America great again"².

Het enige medium dat Donald Trump gebruikt, is Twitter. In tegenstelling tot zijn voorgangers, is Trump een echte 'social mediamagnaat'. Al zijn communicatie loopt via dit medium. Zijn motivatie hiervoor is dat de rest van de media 'fake news' verspreiden. Twitter gebruikt hij om zijn stem te laten horen. Door elke dag een aantal tweets te plaatsen, weten miljoenen mensen hoe hij over bepaalde politieke zaken denkt. Op deze manier oefent hij invloed uit op o.a. de gedachtevorming van miljoenen mensen, internationale handelsrelaties en Amerikaanse markten.

Bij dat laatste onderdeel, de invloed van Donald Trump op Amerikaanse handelsmarkten, wordt verder ingegaan bij dit onderzoek. Onderwerpen waar Donald Trump graag over twittert, betreffen vooral de economie. Sinds president Trump zijn intrede heeft gedaan, heeft hij namelijk 68 tweets aan dit onderwerp gewijd³.

Het effect van gebeurtenissen (of media) op handelsgedrag, is onderwerp van onderzoek sinds lange tijd. Zhang, Fuehres & Gloor (2011) verrichten bijvoorbeeld onderzoek naar invloed van tweets, die gekoppeld zijn aan emotie en bekijken dan de reactie op verschillende effectenbeurzen. Zij vinden een positief verband tussen positieve tweets en de effectenbeurs en

¹ <https://www.bloomberg.com/research/stocks/private/snapshot.asp?privcapId=344985>

² <https://twitter.com/realdonaldtrump/status/610838591242137600?lang=nl>

³ <http://www.chicagotribune.com/news/nationworld/politics/ct-trump-twitter-stock-market-20180323-story.html>

concluderen vervolgens dat er bewijs is dat, door middel van Twitter te analyseren, kan worden voorspeld hoe de beurs de volgende dag gaat reageren. Rigobon & Sack (2005) onderzoeken de effecten van een terroristische aanslag op effectenbeurzen. Ook zij ondervinden een significante reactie op de effectenbeurs bij een aanslag, wel stellen zij dat de markt snel terugkeert naar het oorspronkelijke niveau.

Ook Donald Trump beïnvloedt het gedrag van investeerders, maar dan met zijn tweets. Zijn feitelijke beleidsmaatregelen die hij via dit medium naar buiten brengt, hebben ook een impact hierop. Wanneer hij in mei 2018 initieerde dat hij een importtarief wil gaan hanteren in de toekomst op Chinese producten, vertoonden de Dow Jones Industrial Average Index en de S&P500 Index de laagste waarden in tijden⁴. Dit effect ontstaat doordat de allereerst de prijzen van importproducten, voor bedrijven gevestigd in de US, hoger worden. Hierdoor ontstaat inflatie. Investeerders verwachten dat inflatie een negatief effect heeft op de beurs, wat vervolgens weer resulteert in een koersdaling van de S&P500 Index.

Donald Trump, als president van de Verenigde Staten en met ruim 51 miljoen volgers op twitter, is een persoon die dus veel invloed kan uitoefenen op mensen en het investeringsgedrag van mensen. Dit leidt tot de volgende onderzoeksvraag:

‘Hebben de tweets van Donald Trump een direct effect op de koers van de aandelenindex S&P500?’

Om de onderzoeksvraag te beantwoorden zal allereerst de gerelateerde literatuur worden geanalyseerd. Het kwantitatieve effect van economische factoren, gebeurtenissen, en social media op de koersen, wordt in sectie 2 besproken. Hoofdstuk 3 geeft een overzicht van de gebruikte data en methodologie en hoofdstuk 4 beschrijft de analyse en de resultaten. Als laatste bevat hoofdstuk 5 bevat de conclusie en de discussie.

⁴ https://www.washingtonpost.com/news/wonk/wp/2018/03/23/trump-stopped-tweeting-about-the-stock-market-right-when-it-stopped-making-him-look-good/?noredirect=on&utm_term=.771eaad38f5c

2) Literatuurbeoordeling

In dit onderzoek wordt gekeken naar de uitspraken van Trump en hoe deze invloed hebben op de emotie van handelaren. Eerst wordt de literatuur besproken ten aanzien van de invloed van nieuws op de koers van een effectenbeurs. In dit onderdeel van het onderzoek wordt uitgelicht hoe verschillende andere factoren dan beleidsmaatregelen ook van invloed kunnen zijn op het menselijk handelen op een effectenbeurs. Er wordt kritisch bekeken hoe de onderzoekers deze effecten hebben getest.

In deze sectie wordt onderscheid gemaakt in traditionele nieuwsbronnen, zoals kranten (sectie 2.1), nieuwe nieuwsbronnen, zoals Twitter (sectie 2.2) en economische factoren (sectie 2.3)

2.1 Traditionele nieuwsbronnen en de aandelenbeurs

In sectie 2.1 wordt de traditionele media en de invloed daarvan op de aandelenbeurs besproken. Om data en nieuws te beschouwen wordt er in deze sectie alleen gebruik gemaakt van traditionele media, van bijvoorbeeld kranten.

2.1.1) Negatieve media

De volgende twee secties, oorlog en terrorisme, laten zien hoe deze negatieve nieuwsberichten van invloed zijn op de koers van de aandelenbeurs en hoe de onderzoekers dit hebben gemeten. Dit om de reden dat Donald Trump ook vaak negatieve uitlatingen doet op Twitter.

2.1.1.1) Oorlog

Er is reeds al veel onderzoek gedaan naar het effect van oorlogen en internationale conflicten op de beursindex. Dit soort conflicten zorgen voor onzekerheid, iets waar investeerders niet van houden. Grote internationale conflicten en oorlogen hebben invloed op het gedrag van beurshandelaren, bij beleidsmaatregelen van Trump is dit ook het geval. Dit beide verandert het handelsgedrag van investeerders.

Rigobon & Sack (2005) ondervinden dat oorlog een significant negatief effect heeft op de financiële markten. Zij doen onderzoek naar het effect van media over de Irak-oorlog op verschillende financiële markten in de Verenigde Staten. Rigobon & Sack (2005) onderzoeken een aantal nieuwsberichten omtrent de Irak-oorlog en kijken dan vervolgens naar de verandering van gemiddelden en standaarddeviaties van verschillende beursindices. De overeenkomst tussen het

artikel en dit onderzoek is dat de onderzoekers ook kijken naar verschillende events in de media (nieuwsberichten), die zij beschouwen als 'war-related news'. Zij selecteren dit door middel van het lezen van kranten en het nieuws van de beurs. Als het onderwerp dan hoofdzakelijk de Irak-oorlog is, classificeren zij dit als de hoofdoorzaak van de verandering van de koers. In dit onderzoek wordt hetzelfde gedaan maar dan met 'trump-related news', op dagen dat Trump iets zegt wat invloed kan hebben op de beurskoers. Het verschil ten opzichte van dit onderzoek, is dat hier alleen wordt gekeken naar de verandering van de gemiddelde koers van de S&P500 Index, Rigobon & Sack (2005) doen ook nog onderzoek naar het effect op o.a. treasury bills, de olieprijs en de dollar. Ook kijken zij naar een negatieve gebeurtenis en wordt in dit onderzoek ook naar een positieve gebeurtenis (positieve tweets) gekeken. Daarbij benaderen zij andere externe factoren dan de Irak oorlog die invloed hebben op de beurs, als *linear equations*. Dit impliceert dat zij deze externe factoren als een constante beschouwen. Zij hanteren dus geen gebruik van controlevariabelen. Ook hebben oorlogen niet een direct effect op de bedrijven en dat hebben de maatregelen van Trump dat wel.

2.1.1.2) *Terrorisme*

Nieuws over terrorisme, heeft een negatief effect op de aandelenbeurzen. Terrorisme wekt namelijk onzekerheid en angst op bij investeerders. Zouden er nog meer aanslagen plaatsvinden de komende tijd? Wat heeft dit voor effect op de aandelenportefeuille? Terroristische aanslagen zijn gebeurtenissen die een keer in de zoveel jaar voorkomen en kunnen dus als event studie gezien worden. Ook dit onderzoek betreft een eventstudie met Trump gerelateerde nieuwsberichten.

Kollias, Papadamou & Arvanitis (2013) doen onderzoek naar het effect van terroristische aanslagen op de beurs. Zij doen onderzoek op basis van dagelijkse data van de effectenbeurs van vier Europese landen. Uit het artikel blijkt dat bij een terroristische aanslag, investeerders vaak de veilige weg kiezen en gaan investeren in obligaties. Dit leidt tot een daling van de koers van effectenbeurzen. Ze gebruiken geen controlevariabelen, omdat zij verwachten dat bij zo'n terroristische aanslag, het effect toonaangevend en groot genoeg zal zijn.

Kollias, Papadamou & Stagiannis (2011) doen onderzoek naar de aanslagen in Madrid en London. Zij stellen de impact van verschillende gebeurtenissen vast, door te kijken naar het effect hiervan op de koers van aandelen in verschillende sectoren. De onderzoekers concluderen dat deze heftige gebeurtenissen even zorgen voor een daling van de koers en stijging van het volume, maar dat dit effect niet voor een lange periode aanhield.

Alhoewel deze artikelen gebaseerd zijn op Europa, zijn de essenties van de artikelen en de bijbehorende effecten, zoals (het naar buiten brengen van) heftig nieuws en het effect hiervan op de beurs hetzelfde als voor de Verenigde Staten. Deze artikelen zijn relevant, omdat Trump vaak ook (heftige) uitspraken doet, welke een vergelijkbaar effect zouden kunnen hebben op de beurs, als het effect beschreven in de bovenstaande artikelen. Wel is de manier van onderzoek verschillend op het gebied van controlevariabelen. Beide onderzoeken in sectie 2.1.1.2, kijken alleen naar de events op zich en houden geen rekening met andere gebeurtenissen. Wellicht komt dit door het feit dat aanslagen op zichzelf al een groot effect hebben en dat op deze manier controlevariabelen niet nodig zijn. Daarbij is het verschil tussen deze artikelen en dit onderzoek ook dat terroristische aanslagen geen direct effect op de financiële gezondheid van bedrijven hebben, terwijl de aankondiging van Trump zijn beleidsmaatregelen dit wel kan hebben.

2.2) Nieuwe nieuwsbronnen en de aandelenbeurs

Tegenwoordig is social media niet meer weg te denken uit de dagelijkse routine. Wereldwijd hebben iets meer dan 3 miljard mensen toegang tot het internet en 2 miljard daarvan hebben een social media-account⁵. In Amerika ligt het percentage in 2017 van hoeveel mensen binnen Verenigde Staten een social media-account hebben, zelfs op 81%⁶. Trump gebruikt Twitter als zijn manier van communiceren met de inwoners. Bijna 70 miljoen mensen in de Verenigde Staten hebben een Twitter-account⁷, dat is ruim 1 op de 5. Enkele onderzoekers hebben gekeken naar het feit of social media in het algemeen een effect kan hebben op de beurskoers.

⁵ <https://www.frankwatching.com/archive/2015/08/07/hoeveel-mensen-zijn-er-wereldwijd-online-infographic/>

⁶ <https://www.statista.com/statistics/273476/percentage-of-us-population-with-a-social-network-profile/>

⁷ <https://www.statista.com/statistics/274564/monthly-active-twitter-users-in-the-united-states/>

2.2.1) Social Media

Ranco et al. (2015) beschrijven in hun artikel het volume van het aantal tweets omtrent dertig bedrijven in de Dow Jones Industrial Average index en kijken naar wat het voor effect heeft op deze index. Zij vonden een verband hiertussen. Als het aantal positieve tweets steeg, had dit een positief effect op de beurskoers, bij negatieve tweets resulteerde dit in een daling van de beurskoers. Dit artikel is relevant, omdat de onderzoekers uitgebreid uitleggen hoe de data van Twitter beoordeeld moet worden, iets wat in dit onderzoek ook zal plaatsvinden. Daarbij rangschikken zij ook tweets naar positief en negatief, op dezelfde wijze als in dit onderzoek, iets wat Bollen, Mao & Zeng (2011) ook doen. Het verschil tussen het artikel van Ranco et al. (2015) en dit onderzoek is dat dit artikel de tweets analyseert over 30 bedrijven. In dit onderzoek wordt gekeken naar de tweets van 1 persoon specifiek.

Bollen, Mao & Zeng (2011) onderzoeken of Twitter de koers van de effectenbeurs kan voorspellen. Zij ondervinden dat uitspraken op Twitter wel degelijk samenhangen met de effectenbeurs. Ze onderzoeken dit aan de hand van verschillende humeuren (verkregen vanuit Twitter) en hun samenhang met de Dow Jones Industrial Average Index. Zij vinden deze humeuren door middel van te kijken naar tweets die o.a. *"I feel"*, *"I am feeling"*, *"i'm feeling"* bevatten. Hieruit volgt dat de voorspellingen voor de koers van de Dow Jones Industrial Average Index significant kunnen worden verbeterd, door te kijken hoe het algemene humeur is op Twitter van een bepaalde dag. Zo is het wellicht mogelijk om de koers van de volgende dag voorspellen. Zij ondervinden dat bij een hoog aantal tweets betreffende goed humeur, de beurzen een positiever verloop toonden.

Zhang, Fuehres & Gloor (2011) proberen aan de hand van Twitter, effectenbeurzen zoals de Dow Jones Industrial Average, S&P500 Index en de NASDAQ te voorspellen. Zij doen dit door tweets te koppelen aan emoties zoals o.a. hoop en angst. Dit komt overeen met het onderzoek van Bollen, Mao & Zeng (2011), ook zij doen onderzoek naar gemoedstoestand van mensen op Twitter en het effect hiervan op de S&P500 Index. Zhang, Fuehres & Gloor (2011) koppelen deze emoties aan de beurskoersen van de dag waarop de bepaalde emotie getwitterd wordt en de koers van de dag erna en kijken zo of deze emoties effect hebben gehad op de koers. Zij zoeken op twitter naar bijvoorbeeld de hashtag #fear, en kijken hoeveel tweets per dag deze hashtag

bevatten. Ook schalen zij hun tweets door te kijken naar welk percentage van het totaal aantal 'emotionele' tweets per dag zogenoemde 'fear tweets' bevatten. Zhang, Fuehres & Gloor (2011) doen dit over een tijdsspan van een half jaar en concluderen dat negatieve tweets een negatieve invloed hebben op de Dow Jones Industrial Average, S&P500 Index en de NASDAQ. Dit artikel is bruikbaar voor dit onderzoek, aangezien het de werkwijze laat zien hoe tweets beoordeeld moeten worden op positief en negatief en hoe deze tweets geschaald kunnen worden naar relevantie.

De overeenkomst tussen deze artikelen en dit onderzoek zijn dat Ranco et al. (2015) ook bepaalde positieve en negatieve gebeurtenissen koppelen aan Twitterdata en deze op de beurs reflecteren. Zhang, Fuehres & Gloor (2011) hanteren dezelfde methode wat betreft het 'schalen' van de verschillende tweets en kijken naar een bepaalde positieve of negatieve emotie. Ook kijken zij naar een gebeurtenis op een dag ($t - 1$) en de koers op de dag erna (t). In dit onderzoek kunnen bepaalde positieve of negatieve tweets van Trump ook duiden op positieve invloed en negatieve invloed op de beurskoers. Het verschil tussen deze artikelen ten opzichte van dit onderzoek met het feit dat Zhang, Fuehres & Gloor (2011) en Bollen, Mao en Zeng (2011) kijken naar emoties gekoppeld aan Twitter en het resultaat hiervan op de beurs. In dit onderzoek wordt gekeken naar uitspraken van Trump, gekoppeld aan Twitter en het effect hiervan op de S&P500 Index. Daarbij proberen Zhang, Fuehres & Gloor (2011) en Bollen, Mao & Zeng (2011) de koers te voorspellen. In dit onderzoek wordt juist naar een causaal verband gezocht. Ranco et al. (2015) doen daarentegen wel onderzoek naar een oorzaak (tweets) en het effect op de effectenbeurs (gevolg), wat ook het geval is in dit onderzoek.

2.3) Economische factoren

Ook zijn er, naast verschillende vormen van media, nog een aantal economische factoren die van invloed zijn op de index van de effectenbeurs.

2.3.1) TED spread

De TED spread staat voor het verschil tussen de rente van de US Treasury Bill (T-Bill) en de Eurodollar future, tegenwoordig de LIBOR, beide op basis van 3 maanden. Wanneer de TED spread stijgt, duidt dit op instabiliteit op financiële markten, banken verhogen hun rente om het

zo aantrekkelijk te maken om bij hen te lenen en overheden kunnen door de toenemende vraag hun rentevergoeding verlagen. Mensen switchen dan dus van Eurodollar futures naar Treasury Bills. Treasury Bills worden gezien als veilig, omdat deze van de overheid zijn en zo minder risico met zich meebrengen. Dit effect ondervinden Kollias, Papadamou & Arvanitis (2013) ook. De TED spread zou dus invloed kunnen hebben op de aandelenindices; bij een stijgende TED spread, kan dit erop duiden dat wellicht economische instabiliteit zich voordoet. Dit zou kunnen leiden tot wantrouwen bij investeerders en zo zijn vruchten afwerpen op de effectenbeurs.

Lashgari (2000) doet onderzoek naar het effect van o.a. de TED spread op de S&P500 Index op wekelijkse basis en komt tot de conclusie dat een stijging van de TED spread een significant negatieve invloed heeft op de Index, dit effect doet zich ook voor bij een daling van de TED spread, welke resulteert in een positief effect op de koers van deze aandelenbeurs. Als de TED spread dus bijvoorbeeld een kleinere waarde genereert, duidt dit op een stijging van de aandelenprijzen, omdat dit vertrouwen opwekt bij investeerders. Alhoewel de onderzoeker in dit artikel een werkwijze hanteert op wekelijkse basis, is het toch bruikbaar. Lashgari (2000) gebruikt namelijk een indicator die wel op dagelijkse basis beschikbaar is; de TED spread. In dit onderzoek wordt gebruik gemaakt van variabelen op dagelijkse basis, omdat er naar het dagelijkse effect van de S&P500 Index wordt gekeken. Het verschil tussen dit artikel en dit onderzoek is dat Lashgari (2000) onderzoek doet naar het effect van een economische indicator op de beurs. In dit onderzoek wordt gekeken naar het effect van media op de aandelenbeurs.

2.3.2) Olieprijs

De olieprijs is een dagelijkse factor die invloed uitoefent op de koersen van verschillende effectenbeurzen. Ook de commotie eromheen, kan invloed hebben op het gedrag van investeerders. Bijvoorbeeld op 9 mei 2018, op deze dag besloot president Trump om niet mee te doen met het nucleaire akkoord met Iran, welke o.a. bedrijven als Exxon Mobil en Chevron wel goed hadden kunnen doen. Dit leidde binnen de Verenigde Staten tot een prijsstijging van 3% per vat.

Kilian en Park (2009) doen onderzoek naar de effecten van shocks van olieprijsen en de invloed hiervan op de aandelenmarkt. Kilian en Park (2009) ondervinden dat de olieprijs 1/5^{de} verklaart van de schommelingen van de aandelenindices op de lange termijn, maar dat dit op korte termijn

niet altijd het geval is. Zij ondervinden dat een stijging in de olieprijs over het algemeen een positief effect heeft op de S&P500 Index. Zij kijken daarnaast ook naar een andere factor die effect zou kunnen hebben op de S&P500 Index, namelijk de *Federal funds rate*, het officiële rentetarief van de Verenigde Staten. Zij ondervinden dat wanneer deze *rate* stijgt, dat dit dan resulteert in een negatief effect op de koers van de aandelenbeurzen. Dit kan verklaard worden doordat investeerders bij hogere rente liever hun geld investeren of wegzetten bij veilige instanties.

Het verschil tussen dit onderzoek en dit artikel, is dat in dit artikel gekeken wordt naar het effect van de olieprijs op de effectenbeurs. In dit onderzoek wordt gekeken naar de impact van social media, met in het bijzonder Twitter. De overeenkomst is dat zij de controlevariabele *Federal funds rate* gebruiken, die in dit onderzoek ook zal worden gebruikt als controlevariabele.

Aan de hand van de bovenstaande literatuur worden de volgende verbanden tussen de variabelen en de S&P500 Index verwacht.

Variabelen	Hypothese verwacht verband S&P500 Index	Onderzoek
Onafhankelijke variabelen		
<i>Tweets Trump</i>	+	Bollen, Mao & Zeng (2011) en Ranco et al. (2015)
<i>Positieve tweets Trump</i>	+	Ranco et al. (2015)
<i>Negatieve tweets Trump</i>	-	Ranco et al. (2015) en Zhang et al. (2011)
Controlevariabelen		
<i>Olieprijs</i>	+	Kilian & Park (2009)
<i>Federal reserve rate</i>	-	Kilian & Park (2009)
<i>Ted spread</i>	-	Lashgari (2000)

Tabel 1: Verwachte verbanden tussen de variabelen en de S&P500 Index

3) Methodologie en Data-analyse

3.1) Soort onderzoek

In dit onderzoek zal een eventstudie worden uitgevoerd om het effect te meten van tweets van Trump (events) op de S&P500 Index. De nieuwsberichten omtrent Trump en zijn uitspraken op Twitter worden op chronologische volgorde behandeld, deze data wordt verkregen van realclearpolitics.com en aol.com. Op de eerstgenoemde site, worden al zijn uitspraken verkondigd en op de daaropvolgende site worden alleen de noemenswaardige uitspraken naar buiten gebracht, deze worden dan gelinkt aan de bijbehorende tweets. Vervolgens wordt er zelf beoordeeld of deze uitspraken een negatief of een positief effect hebben op de S&P500 Index (Ranco et al, 2015).

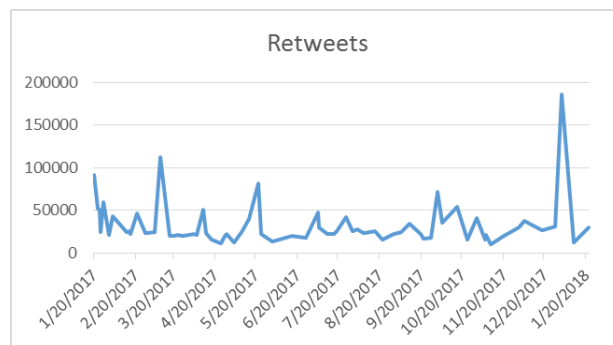
De tijdspanne betreffende dit onderzoek zal van 20 januari 2017 tot en met 20 januari 2018 zijn (365 dagen). Echter is het effect van tweets van Trump op de S&P500 Index over 254 dagen gemeten, dit is namelijk het aantal dagen dat er op de beurs gehandeld wordt in deze periode. Er wordt dus gekeken naar tweets van Trump over deze 254 dagen. Er is gekozen voor een periode van een jaar, omdat dit het eerste jaar presidentschap van Donald Trump betreft. De nieuwsberichten die naar buiten worden gebracht, worden direct gelinkt aan Donald Trump zijn Twitteraccount. Wanneer Trump een tweet plaatst, wordt deze gekoppeld aan de koers van de S&P500 Index op de dag van de tweet zelf en de koers van de dag erna (Zhang, Fuehres & Gloor, 2011). Tweets op vrijdagen en zaterdag worden niet meegenomen in de regressies, aangezien op de dagen na deze dagen de S&P500 Index inactief is (Zhang, Fuehres & Gloor, 2011).

3.1.1) Twitter

Allereerst wordt er gekeken naar de nieuwsberichten op de nieuwssite aol.com. Deze site geeft de belangrijkste uitspraken en beleidsmaatregelen weer. Nieuwsberichten die betrekking hebben op de beurskoers, of daar eventueel invloed op zouden kunnen uitoefenen, worden door de auteur handmatig van deze site geselecteerd. Vervolgens wordt de bijbehorende tweet opgezocht en gekeken hoeveel retweets dit twitterbericht naar aanleiding van dit nieuwsbericht genereert. Volgens Bollen, Mao & Zeng (2011) is Twitter een significant goede voorspeller van hoe de markt zich zal bewegen in de toekomst. Dit omdat het nieuws van belangrijke

gebeurtenissen via dit medium snel wordt verspreid en zo dus een groot bereik genereert. Om vast te stellen hoe groot de impact van uitspraken van Trump zijn, wordt elk nieuwsbericht aan een bijbehorende tweet gelinkt. Vervolgens wordt gekeken naar het aantal retweets op deze tweet, zo kan worden vastgesteld hoe belangrijk dit nieuws is voor investeerders. Daarbij wordt er in dit onderzoek ook gekeken naar hoe positieve en negatieve tweets van invloed zijn op de beursindex. In figuur 1 is het aantal retweets (die meegenomen zijn in dit onderzoek) op Donald Trump zijn tweets over de periode 20-01-2017 – 20-01-2018 te zien. De tweet die de meeste retweets genereerde is als volgt: *“North Korean Leader Kim Jong Un just stated that the “Nuclear Button is on his desk at all times.” Will someone from his depleted and food starved regime please inform him that I too have a Nuclear Button, but it is a much bigger & more powerful one than his, and my Button works!”*, op 2 januari 2017.

Om het nieuws in verhouding te brengen, aangezien het ene twitterbericht meer impact zou kunnen hebben dan het andere op de S&P500 Index, wordt er een bepaalde mate van relevantie toegevoegd aan de retweets. Om deze relevantie per tweet te bepalen, wordt het aantal retweets steeds vergeleken met het hoogst aantal retweets, op deze manier worden de retweets genormaliseerd. Zhang, Fuehres & Gloor (2011) doen dit ook, maar dan door het aantal hashtags te bekijken in plaats van retweets. Hashtags zijn bedoeld om nieuws te koppelen aan een onderwerp, retweets zijn bedoeld om de invloed van een tweet te meten over een bepaald onderwerp.



Figuur 1: Aantal retweets van Donald Trump op Twitter 20-01-2017 – 20-01-2018.

3.2) Data

De data wordt gebruikt om de analyse uit te voeren is verkregen van verschillende bronnen. De data van de S&P500 Index, is verkregen via Yahoo Finance. De data van de controlevariabelen, wordt verkregen via de database Federal Reserve Economic Data (FRED). De data van het aantal retweets op Trump's Twitterbericht, is verkregen via het officiële Twitteraccount van Donald Trump⁸. De indeling van positieve en negatieve tweets is door de auteur handmatig verricht.

3.2.1) Afhankelijke variabele

De uitspraken van Trump, met bijbehorende tweets, zullen gekoppeld worden aan $S\&P500(t - 1)$ (de koers van de S&P 500 op de dag dat hij twittert) en vervolgens aan de koers van de $S\&P500(t)$ (de koers van de S&P500 Index op de dag na de tweet). Dit om te kijken naar de koers op de dag ($S\&P500(t - 1)$) van de tweet, voordat het effect optreedt (de oorzaak) en wat voor effect dit heeft op (de verandering van) de koers van de S&P500 Index de dag erna ($S\&P500(t)$), het gevolg. Hetzelfde doen Zhang, Fuehres & Gloor (2011) en Rigobon & Sack (2005) en Kollias, Papadamou & Arvanitis (2013) en Ranco et al. (2015) voor het toetsen van de koers op basis van *daily returns*. Zij meten het effect van gebeurtenissen op de koers op basis van respectievelijk emotie, oorlog, terrorisme en tweets op basis van *daily returns*.

In de analyse, in sectie 4 in dit onderzoek, worden allereerst de uitkomsten van de *level* regressie besproken. Bij deze vorm van regressie wordt gekeken naar het feit of de tweets van Trump op $S\&P500(t - 1)$ invloed hebben op de koers van de S&P500 Index de dag erna ($S\&P500(t)$). Daarnaast zullen in sectie 4 ook de uitkomsten worden besproken van de *first differences* regressie; het verschil tussen $S\&P500(t)$ en $S\&P500(t - 1)$ om de te kijken of de tweets invloed uitoefenen op de verandering van de koers van de S&P500 Index.

In de appendix tabel 2 is te zien dat de S&P500 Index een minimumwaarde van 2264 en een maximum van 2833 heeft en een gemiddelde van 2474. Daarbij is deze met een standaarddeviatie van 124 niet heel fluctuerend over tijd. In tabel 2.2 is, wat betreft de statistieken op basis van de *first differences*, te zien dat de gemiddelde verandering 2.24 is. De

⁸ <https://twitter.com/realdonaldtrump>

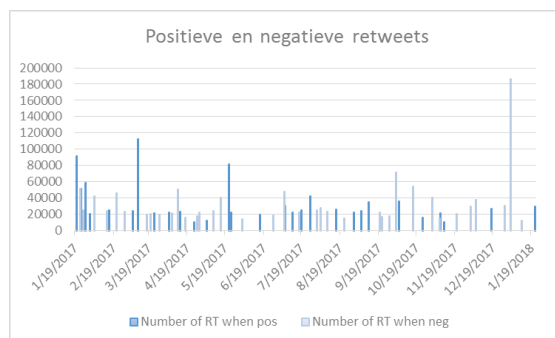
hoogste verandering is een negatieve waarde van 44 en op positief gebied is dit 32, de kleinste verandering is 0.

Deze afhankelijke variabele wordt weergegeven in de levelregressies als Y_t , welke staat voor $S\&P500(t)$. In de *first differences* regressies neemt deze de waarde aan van ΔY_t . ΔY_t impliceert het verschil tussen de koers op de dag nadat Trump iets heeft getwitterd; $S\&P500(t)$ en de dag ervoor (wanneer hij iets twittert); $S\&P500(t - 1)$.

3.2.2) Onafhankelijke variabele

De tweets van Donald Trump worden beschouwd als de onafhankelijke variabele. In tabel 1 in de appendix zijn de beschrijvende statistieken te zien van deze variabele. De tweets van Trump worden bekeken over 365 dagen, 20 januari 2017 tot en met 20 januari 2018. De S&P500 Index genereert in deze periode 254 datapunten (tabel 2 appendix), deze tweets worden dus gekoppeld aan 254 verschillende dagen. Binnen deze periode heeft Trump 83 tweets geplaatst die van invloed kunnen zijn op de koers van de S&P500 Index. Van deze tweets waren er naar verwachting 37 positief voor de beurskoers en 46 negatief. Een voorbeeld van een positieve tweet is: *"Things will work out fine between the U.S.A. and Russia. At the right time everyone will come to their senses & there will be lasting peace!"*. Deze tweet creëert namelijk vertrouwen bij beleggers. Een voorbeeld van een negatieve tweet is: *"North Korea just stated that it is in the final stages of developing a nuclear weapon capable of reaching parts of the U.S. It won't happen!"* Een tweet als deze zorgt voor onzekerheid op de aandelenmarkt, en wantrouwen bij handelaren. Deze onafhankelijke variabele zal verschillende waarden aannemen in de regressies.

Wat de retweets betreft, is in de appendix in tabel 1.1 te zien dat het gemiddeld aantal retweets bij alle onderdelen heel dicht ligt bij de standaarddeviatie en dat er grote uitschieters zijn, bij retweets in het algemeen en positieve en negatieve tweets. In onderstaand figuur 2 is te zien hoe de positieve en negatieve tweets, met bijbehorend aantal retweets, zich verhouden over de tijd.



Figuur 2: Aantal positieve en negatieve retweets op tweets van Donald Trump op Twitter 20-01-2017 – 20-01-2018.

In tabel 1.1.1 in de appendix zijn de beschrijvende statistieken van de positieve en negatieve retweets op schaal te zien. Nadat de positieve en negatieve tweets gesplitst zijn, zijn de retweets op deze tweets als volgt genormaliseerd: $\frac{\#retweets\ per\ positieve\ tweet}{maximaal\ aantal\ positieve\ retweets}$. Voor de negatieve tweets, is de werkwijze hetzelfde, alleen gaat het dan om de negatieve retweets ten opzichte van maximaal aantal negatieve retweets. Het gemiddelde van de schaal van de positieve retweets (0.295), ligt hoger dan bij de negatieve retweets (0.176). Wel is de standaarddeviatie lager bij negatieve retweets dan bij positieve retweets.

Allereerst zal worden getest of de tweets van Trump überhaupt effect hebben op de koers S&P500 Index een dag na de tweet, door middel van de *level* regressie. Daarnaast zal worden gekeken of de tweets van Trump invloed uitoefenen op het verschil van de koers van de S&P500 Index, door middel van een *first differences* regressie. Dit zal getest worden met de variabele X_{t-1} . In de *level* regressie wordt gekeken of bijvoorbeeld een tweet die op dinsdag geplaatst wordt, effect uitoefent op de beurskoers van woensdag. De *first differences* regressie laat zien of een tweet effect uitoefent de verandering van de beurskoers op woensdag ten opzichte van dinsdag. De verklarende variabele X_{t-1} zal worden vervangen met een dummy TT in zowel de *level* regressie als de *first differences* regressie. Deze zal dan een waarde van 1 aannemen of 0 aannemen; 1 waarbij hij wel tweet en 0 op dagen dat hij niet tweet.

Daarnaast zal worden getest of positieve en negatieve tweets apart invloed hebben op de S&P500 Index (*level* regressie), of op de verandering van de S&P500 Index tussen twee dagen (*first differences*). In zowel de *level* regressie als de *first differences* regressie zal de verklarende variabele X_{t-1} worden gesplitst in 2 dummy's; TT_{pos} en TT_{neg} . De dummy TT_{pos} neemt een

waarde van 1 aan wanneer de dummy een positieve invloed heeft op de beurskoers de dag na de tweet en 0 wanneer de tweet niet positief is. Wanneer er wordt getest of negatief nieuws invloed heeft op de beurskoers, neemt de dummy TTR_{neg} een waarde van 1 aan en wanneer hij niet negatief nieuws tweet, neemt deze dummy een waarde van 0 aan.

Ook zal er nog gekeken naar relevantie per positieve of negatieve tweet door een gewicht aan de tweets te hangen, in deze regressie zijn de retweets dus genormaliseerd. In dit onderdeel wordt dus gekeken of als bepaalde retweets zwaarder wegen dan andere, dit een representatiever effect uitoefent op (de verandering van) de beurskoers van de S&P500 Index. Er zal worden gekeken welke tweet het hoogst aantal retweets genereert en vervolgens zullen alle retweets door deze hoogste waarde worden gedeeld, om ze continue te maken. Een voorbeeld van het schalen is als volgt: Bijvoorbeeld bij een positieve tweet op 24 januari 2017, zijn het aantal retweets 51.077. Het hoogst aantal retweets op een positieve tweets gemeten over deze periode is 112.896. Het gewicht dat dan vervolgens aan deze tweet op 24-01-2017 wordt gehangen is $51.077/112.896=0.61$. Voor negatieve tweets is de werkwijze hetzelfde alleen wordt dan een andere waarde toegekend aan hoogst aantal retweets per tweet, omdat het hoogst aantal retweets op een negatieve tweet een andere waarde genereert. Op deze manier wordt de dummyvariabele dus continue gemaakt. X_{t-1} zal in zowel de *level* regressie als de *first differences* regressie dus waarden aannemen van TTR_{pos} en TTR_{neg} , op een interval tussen 0 en 1. Hierbij zal TTR_{pos} de waarde 0 aannemen op dagen dat hij niet twittert en een continue waarde van aantal retweets op een dag wanneer hij wel tweet. Hetzelfde geldt voor TTR_{neg} , maar dan in negatieve vorm.

Samenvattend komt dit dus neer op 6 regressies; 3 *level* regressies en 3 *first differences* regressies, waarbij elke keer de onafhankelijke variabele verschilt.

3.2.3) Controlevariabelen

Om rekening te houden met andere externe factoren, die ook van invloed zullen zijn op de koers van de S&P500 Index, zal er gebruik moeten worden gemaakt van controlevariabelen. De controlevariabelen die zullen worden gebruikt, betreffen de olieprijs, Federal funds rate en de TED spread, mede omdat deze variabelen op dagelijkse basis beschikbaar zijn.

Om het effect van de tweets van Trump op de beurskoers van de S&P500 Index te onderzoeken, wordt er allereerst een *level* regressie uitgevoerd. In deze regressie worden de controlevariabelen als normale waardes in de regressie meegenomen. Er wordt hierbij ook gekeken of de controlevariabelen invloed uitoefenen op de beurskoers van de S&P500 Index. Daarnaast is de S&P500 Index is autoregressief, wat betekent dat de waarde van de beurskoers van de S&P500 Index van gister, invloed heeft op de beurskoers van de S&P500 Index van vandaag. Het bewijs hiervan is te zien in tabel 4 in de appendix, bij alle uitkomsten van Y_{t-1} is deze variabele significant.

In de *level* regressie, worden deze weergegeven als $\beta_2 Z_{t-1}$. De controlevariabelen nemen de waardes aan op $(t - 1)$. Aan de hand hiervan wordt gekeken of deze controlevariabelen effect hebben op de koers van de S&P500 Index een dag later (t) . In de levelregressie worden de variabelen olieprijs, Federal reserve rate en TED spread meegenomen als $\beta_2 olie_{t-1}$; $\beta_2 frr_{t-1}$ en $\beta_2 TED_{t-1}$.

Daarnaast wordt een regressie op basis van *first differences* uitgevoerd. In deze regressieanalyse worden deze controlevariabelen meegenomen op basis van *first differences*. Dit omdat de afhankelijke variabele in de regressie ook in *first differences* is uitgedrukt. Lashgari (2000) heeft in zijn onderzoek ook de *first differences* van zijn controlevariabelen genomen in zijn onderzoek, omdat de afhankelijke variabele in zijn onderzoek ook op basis van *first differences* is gebaseerd.

In de *first differences* regressie worden deze weergegeven als $\beta_2 \Delta Z_{t-1}$. De controlevariabelen zijn op basis van *first differences*, omdat de afhankelijke variabele, ook op basis hiervan wordt vastgesteld. Dit houdt in dat als er bijvoorbeeld op dinsdag $(t - 1)$ nieuws naar buiten komt dat de olieprijs flink is gedaald ten opzichte van maandag $(t - 2)$ (een verandering in de controlevariabele), of dit dan een effect heeft op de verandering van de koers van de S&P500 Index op woensdag (t) ten opzichte van dinsdag $(t - 1)$. Olieprijs, Federal reserve rate en TED spread worden dan ook meegenomen als $\beta_2 \Delta olie_{t-1}$; $\beta_3 \Delta frr_{t-1}$ en $\beta_4 \Delta TED_{t-1}$ in het regressiemodel. Waarbij de delta staat voor het verschil tussen de waarden van de variabelen op moment $(t - 2)$, de dag voor de tweet (een maandag) en $(t - 1)$, het moment van de tweet zelf (een dinsdag) en vervolgens wordt gekeken of deze verandering dan invloed heeft op koers de

dag na de tweet (t), een woensdag. $\beta_2 \Delta \text{olie}_{t-1}$ staat voor $\beta_2 \text{olie}(t-1) - \text{olie}(t-2)$. $\beta_3 \Delta \text{frr}$ staat voor $\beta_3 \text{frr}(t-1) - \text{frr}(t-2)$ en $\beta_4 \Delta \text{TED}_{t-1}$ voor $\beta_4 \text{TED}(t-1) - \text{TED}(t-2)$.

In tabel 2 in de appendix is informatie wat betreft beschrijvende statistieken van de controlevariabelen te zien. Over de periode 20 januari 2017 tot en met 20 januari 2018 (254 *trading days*), is te zien dat de Federal reserve rate grote afwijkingen in het minimum en maximum ten opzichte van het gemiddelde. De olieprijs genereert over deze periode een waarde van gemiddeld 51.36, met een vrij laag bijbehorende standaarddeviatie. De TED spread heeft een redelijk gelijkmatig verloop over de periode 20 januari 2017 tot en met 20 januari 2018. Uit de *Jarque Bera test*, te vinden in tabel 2 in de appendix, blijkt dat alle variabelen normaal zijn verdeeld. Allen genereren namelijk een waarde kleiner dan het significantieniveau 0.05.

Wat betreft de statistieken op basis van de controlevariabelen op basis van *first differences* (tabel 2.2 appendix), is te zien dat alle drie de controlevariabelen veel lagere gemiddelden genereren dan hun bijbehorende standaarddeviaties. De grootste verandering bij olieprijs is 3.02 negatief, bij Federal reserve rate is dit 0.010 negatief en bij TED spread is dit 0.07, ook negatief. Alle genereren een minimale waarde van verandering van 0. Daarbij is te zien dat volgens de *Jarque Bera test* alle variabelen, behalve de TED spread, een normale verdeling genereren.

Wat betreft multicollineariteit, zijn de gegevens hierover te vinden in tabel 3. In deze tabel is te zien dat alleen de variabelen olieprijs en Federal reserve rate zwak met elkaar zijn gecorreleerd en TED spread en Federal reserve rate zeer sterk met elkaar zijn gecorreleerd, hier zal rekening mee worden gehouden bij de analyse. Zij vertonen waarden van respectievelijk 0.283 en -0.698. De andere variabelen zijn niet met elkaar gecorreleerd, de laagste waarde van correlatie is 0.022, tussen de variabelen TED spread en olieprijs. Als gevolg hiervan zal maar een van de twee controlevariabelen worden meegenomen in de regressies.

Om te bepalen welke van deze twee verklarende variabelen mee zal worden genomen, zal van elke regressie een versie worden gemodelleerd zonder de TED spread of zonder de Federal reserve rate. Hierna zullen deze twee regressies worden vergeleken aan de hand van de verkregen R-squared waardes en vervolgens kan worden bepaald welke van de twee regressies gebruikt zal worden voor de analyse.

3.3) Regressiemodel

Allereerst zullen *level* regressies worden uitgevoerd, met de bijbehorende controlevariabelen, om te kijken of tweets van Donald Trump (in het algemeen, of negatief of positief) invloed hebben op de koers van de S&P500 Index de dag erna. Deze levelregressie is als volgt:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 Z_{t-1} + \beta_3 Y_{t-1} + \varepsilon_{it}$$

Waarbij $\beta_1 X_{t-1}$ de tweets van Trump betreffen, $\beta_2 Z_{t-1}$ de controlevariabelen zijn en $\beta_3 Y_{t-1}$ de koers van de S&P500 de dag ervoor.

Om het effect van Trump zijn tweets (in het algemeen, positief of negatief) te meten op de verandering in de koers van S&P500 Index, wordt vervolgens nog een regressieanalyse uitgevoerd op basis van *first differences*.

Het regressiemodel om het effect van de tweets van Trump op de verandering van de koers van de S&P500 Index te meten is als volgt:

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 \Delta \text{olie}_{t-1} + \beta_3 \Delta \text{frr}_{t-1} + \beta_4 \Delta \text{TED}_{t-1} + \varepsilon_{it}$$

Waarbij ΔY_t de *first difference* van afhankelijke variabele is (koers S&P500 Index), $\beta_1 X_{t-1}$ de onafhankelijke variabele (tweets Trump) en $\beta_2 \Delta \text{olie}_{t-1}$; $\beta_3 \Delta \text{frr}_{t-1}$ en $\beta_4 \Delta \text{TED}_{t-1}$, de *first differences* van de controlevariabelen.

Zoals in sectie 3.2.2 besproken, wordt voor X_{t-1} telkens een andere waarde aangenomen. In de eerste regressies een dummy *TT*, voor het feit dat hij wel of niet twittert en dan het effect hiervan op (de verandering van) de S&P500 Index. Ook wordt deze dummy in positief en negatief gesplitst en dan apart gekeken per deze tweets of zij apart invloed hebben op (de verandering van) de S&P500 Index. Als laatste zijn deze negatieve en positieve tweets ook nog geschaald naar aantal retweets en wordt gekeken of geschaalde negatieve retweets, of geschaalde positieve retweets invloed hebben op (de verandering van) de koers van de S&P500 Index.

Daarnaast wordt er per elke van deze regressies apart bepaald of de controlevariabele TED spread of Federal reserve rate wordt meegenomen aan de hand van de verkregen adjusted R-squared waarde.

4) Resultaten

In tabel 4 en 5 in de appendix zijn de uitkomsten van de *level* regressies en de *first differences* regressies te vinden. Voor elke regressie wordt apart gekeken naar de waarde van de adjusted R-squared, wanneer of de TED-spread of de Federal reserve rate wordt meegenomen als controlevariabele. Dit omdat deze sterk gecorreleerd zijn met elkaar.

Trump tweets

In het eerste onderdeel van de regressies te zien in tabel 4 (1) in de appendix, is te zien dat de onafhankelijke variabele TT geen significant effect op de afhankelijke variabele Y_t . Dit impliceert dat Donald Trump met zijn tweets geen invloed uitoefent op de beurskoers van de S&P500 Index de dag erna. Dit in tegenstelling tot de onderzoeken van Bollen, Mao & Zeng (2011) en Ranco et al. (2015), zij ondervinden dat Tweets een significant verband houden met de beurskoers. In tabel 5 (1) in de appendix is te zien dat wanneer er wordt gekeken of de tweets van Trump invloed hebben de verandering van de koers van de S&P500 Index, dit wel leidt tot een significant effect, op een significantieniveau van 5%.

De variabelen *olie* en *frr* zijn meegenomen als controlevariabelen in deze regressies, omdat wanneer de controlevariabele *TED* werd meegenomen, dit een lagere waarde van adjusted R-squared genereerde. Het positieve effect van de controlevariabele *olie*, te vinden in tabel 4 (1) appendix, komt overeen met de uitkomst van het onderzoek van Kilian & Park (2009). Dit betekent dus dat de olieprijs invloed uitoefent op de koers van de S&P500 Index. Een positief effect wordt ook ondervonden bij de regressie op basis van *first differences*, tabel 5 (1) in de appendix, alleen is deze niet significant. Dit impliceert dat de verandering in de olieprijs geen invloed heeft op de verandering van de koers van de S&P500 Index. Het negatieve effect van de controlevariabele *frr* is bij zowel de *level* regressie, als bij de *first differences* regressie, niet significant. Dit betekent dat de verandering in de Federal reserve rate en de Federal reserve rate in het algemeen geen invloed uitoefent op de verandering van de S&P500 Index en ook dat deze geen invloed heeft op de koers van de S&P500 Index. Dit in tegenstelling tot het onderzoek van Lashgari (2000), welke wel een significant verband vond tussen de Federal reserve rate en de koers van de S&P500 Index.

Trump tweets positief en negatief apart

In de tweede regressie wordt apart gekeken naar het aantal positieve tweets en het aantal negatieve tweets en de invloed hiervan op (de verandering van) de beurskoers van de S&P500 Index. In tabel 4 (appendix) is in onderdeel (2) ondervonden dat zowel positieve tweets als negatieve tweets geen invloed hebben op de beurskoers van de S&P500 Index. Dit in tegenstelling tot de onderzoeken van Ranco et al. (2015) en Zhang et al. (2011). Ranco et al. (2015) ondervinden dat wanneer tweets positief zijn, deze wel significant positieve invloed uitoefenen op de verandering van de beurskoers. Zhang et al. (2011) ondervinden daarnaast ook dat negatieve tweets significant negatieve invloed uitoefenen op de beurskoers. Wel is in tabel 5 (2) in de appendix te zien dat zowel positieve als negatieve tweets invloed hebben op de verandering van de beurskoers van de S&P500 Index, beide op een significantieniveau van 10%.

Met betrekking tot het gebruik van de controlevariabelen, zijn opnieuw de variabelen *olie* en *frr* gebruikt in het model, omdat zij de hoogste adjusted R-squared waarde genereerden. Het significant positieve effect van de controlevariabele *olie*, op basis van een significantieniveau van 5%, ondervonden in tabel 4 (1) appendix, komt net zoals bij de eerste *level* regressie overeen met de uitkomst van het onderzoek van Kilian & Park (2009). Dit impliceert dat de olieprijs invloed uitoefent op de koers van de S&P500 Index. Ook bij de regressie op basis van *first differences*, tabel 5 (1), appendix, wordt een positief effect ondervonden, alleen is deze opnieuw niet significant. Dit impliceert dat de verandering in de olieprijs geen invloed heeft op de verandering van de koers van de S&P500 Index. Het negatieve effect van de controlevariabele *frr* op de S&P500 Index is bij zowel de *level* regressie, als bij de *first differences* regressie, opnieuw niet significant. Dit betekent dat een verandering in de Federal reserve rate geen invloed uitoefent op de verandering van de S&P500 Index en ook dat deze in het algemeen geen invloed heeft op de koers van de S&P500 Index.

Trump tweets positief en negatief apart (genormaliseerd)

De derde regressies betreffen hetzelfde onderzoek als de tweede regressies, alleen zijn in deze regressies de retweets genormaliseerd. Tabel 4 onderdeel (3) in de appendix is te zien dat zowel positieve als negatieve retweets gecorrigeerd naar relevantie geen invloed uitoefenen op de

beurskoers van de S&P500 Index. Dit is niet in overeenkomst met de bevinding van Ranco et al. (2015) en Zhang et al. (2011). Zhang et al. (2011) ondervinden dat bij negatieve tweets, de beurs daarop wel significant anticipeert, door middel van een koersdaling. Ook het positieve effect op de verandering van de S&P500 Index komt niet overeen het onderzoek van Ranco et al. (2015). Zij ondervinden dat wanneer er positieve tweets naar buiten komen, dit een significant effect heeft op de beurskoers. Wel wordt er ondervonden in tabel 5 (3) in de appendix dat zowel positieve tweets als negatieve tweets invloed hebben op de verandering van de koers van de S&P500 Index, op respectievelijk een significantieniveau van 5% en 10%.

Wat betreft het gebruik van de controlevariabelen, zijn opnieuw de variabelen *olie* en *frr* gebruikt in het model, omdat zij de hoogste adjusted R-squared waarde genereerden. Het significant positieve effect van de controlevariabele *olie*, op basis van een significantieniveau van 5%, ondervonden in tabel 4 (1) appendix, komt net zoals bij de eerste en tweede *level* regressies overeen met de uitkomst van het onderzoek van Kilian & Park (2009). Dit impliceert dat de olieprijs invloed uitoefent op de koers van de S&P500 Index. Ook bij de regressies op basis van *first differences*, tabel 5 (1), appendix, wordt een positief effect ondervonden, alleen is deze niet significant. Een verandering in de olieprijs heeft dus geen invloed op een verandering van de koers van de S&P500 Index. Het negatieve verband tussen de controlevariabele *frr* en de S&P500 Index is bij zowel de *level* regressie, als bij de *first differences* regressie, opnieuw niet significant. Dit betekent dat een verandering in de Federal reserve rate geen invloed uitoefent op de verandering van de S&P500 Index en dat deze in het algemeen ook geen invloed heeft op de koers van de S&P500 Index. Dit in tegenstelling tot het onderzoek van Lashgari (2000), welke wel een significant negatief verband vond tussen de Federal reserve rate en de S&P500 Index.

5) Conclusie

In dit onderzoek is gekeken naar het effect van de uitspraken van Trump op Twitter en het effect hiervan op S&P500 Index en naar het effect hiervan op de verandering van de S&P500 Index. Er is gekeken naar het effect van zijn uitspraken in het algemeen en daarnaast naar het effect van deze uitspraken, opgesplitst in positief en negatief. Deze positieve en negatieve tweets zijn daarnaast ook nog specifiek beoordeeld op relevantie, door middel van het aantal retweets per tweet te normaliseren. Per dag dat Trump iets plaatst op zijn twitteraccount, waarvan vermoed wordt dat dit invloed heeft op deze beursindex, is er met behulp van controlevariabelen gekeken naar het effect hiervan op de koers van de S&P500 Index.

In onderstaande tabel 1.1 zijn de bevindingen van dit onderzoek te zien ten opzichte van de verwachte effecten (hypotheses), verkregen vanuit eerdere onderzoeken.

Tabel 1.1: Gevonden resultaten		
Variabelen	Hypothese	Resultaat
Onafhankelijke variabelen		
Tweets Trump	+	***
Positieve tweets Trump	+	+
Negatieve tweets Trump	-	***
Controlevariabelen		
Olieprijs	+	***
Federal reserve rate	-	-
TED spread	-	/
*/**/**	Significant op respectievelijk 1%, 5% en 10% significantieniveau	

Tabel 1.1: Gevonden resultaten naar aanleiding van tabel 1

Concluderend kan worden gesteld dat, met behulp van de resultaten besproken in sectie 4, op dagen wanneer Trump iets twittert, er een significante invloed is van zijn tweets op de verandering van koers van de S&P500 Index. Er kan niet gesteld worden dat de tweets effect hebben op de beurskoers van de S&P500 Index in het algemeen.

Daarbij blijkt uit de resultaten dat positieve tweets een significant positief effect hebben op de verandering van de koers van de S&P500 Index. Dit impliceert dat als Trump iets twittert over positief nieuws, dat dit dan een positief effect uitoefent op de verandering van de koers van de S&P500 Index. Daarnaast is er met de gemodelleerde regressie een significant negatief verband gevonden wat betreft de invloed van negatieve tweets op de verandering van de S&P500 Index.

Wanneer Trump meer twittert over negatief nieuws, wordt er ondervonden dat dit een negatief effect heeft op verandering van de beurskoers. Er is echter geen bewijs gevonden dat positieve en negatieve tweets een effect uitoefenen op de koers van de S&P500 Index.

Wanneer de tweets genormaliseerd zijn, wordt er opnieuw geen verband ondervonden tussen de positieve en negatieve tweets en het effect hiervan op de beurskoers van de S&P500 Index. Wel wordt er ondervonden dat positieve en negatieve tweets van invloed zijn op de verandering van de koers van de S&P500 Index. Hierbij is het negatieve effect zelfs groter dan het positieve effect. Wellicht heeft dit te maken met het feit dat investeerders vaak nog risico-avers handelen en zo dus sterker reageren op negatieve tweets dan op positieve tweets.

5.1) Discussie

De effecten van Trump op de S&P500 Index zijn op basis van *daily returns* bekeken. Om wellicht een representatiever effect te vinden, zou er in vervolgonderzoek gekeken moeten worden naar *intraday returns*. Zo kan het effect van tweets op de koers van de S&P500 Index namelijk per uur worden gemeten.

Daarbij zijn er alleen controlevariabelen gebruikt op dagelijkse basis. Naast de olieprijs, de Federal reserve rate en de TED spread, hebben o.a. GDP, werkloosheid en inflatie ook nog effect op de S&P500 Index. Deze konden niet worden meegenomen als controlevariabelen omdat deze vaak alleen op kwartaalbasis bekend zijn. Het kleine aantal controlevariabelen kan dus een tekortkoming zijn van dit onderzoek. Dit verklaart ook mede de lage waarde van de adjusted R-squared in de modellen in tabel 5 in de appendix.

In tabel 3 in de appendix te zien dat de variabelen TED spread en olieprijs zwak met elkaar zijn gecorreleerd. Om deze reden zijn deze beide controlevariabelen wel samen in het model meegenomen. De twee controlevariabelen Federal reserve rate en olieprijs, zijn wel voor elke regressie apart meegenomen in het model aangezien deze zeer sterk met elkaar zijn gecorreleerd.

Opmerkelijk is dat de controlevariabele *olie* bij de *level* regressies overal significant is, maar bij de *first differences* regressies niet. Dit kan worden verklaard worden door het feit dat de

verandering van in de olieprijs niet samenhangt met de verandering van de S&P500 Index, maar dat deze over het algemeen wel van invloed is op de S&P500 Index; als deze stijgt, heeft dit een positief effect op de koers van de S&P500 Index.

6) Appendix

Descriptive statistics Trump tweets	Totaal
Observatiedagen	365
Tweets totaal	83
Tweets Positief	37
Tweets Negatief	46

Tabel 1: beschrijvende statistieken van de independent variable (tweets Trump)

Descriptive statistics Retweets	Retweets	Positieve retweets	Negatieve retweets
Gemiddelde	32932	33342	32888
Standaarddeviatie	26895	24304	29388
Minimum	10699	10699	11927
Maximum	186536	112896	186536
Aantal observaties	83	37	46
Jarque Bera test significance	0	0.0002	0

Tabel 1.1: beschrijvende statistieken van de independent variable (retweets Trump)

Descriptive statistics Retweets (geschaald)	Positieve retweets	Negatieve retweets
Gemiddelde	0.295	0.176
Standaarddeviatie	0.219	0.158
Minimum	0.095	0.064
Maximum	1	1
Aantal observaties	37	46

Tabel 1.1.1: beschrijvende statistieken van de independent variable (Trump's retweets geschaald naar maximaal per sectie)

Descriptive statistics	Close S&P500	Olieprijs	Federal reserve rate	TED spread
Gemiddelde	2474	51.36	1.04	0.32
Standaarddeviatie	124	4.80	0.23	0.090
Minimum	2264	42.48	0.02	0.16
Maximum	2833	64.22	1.42	0.55
Aantal observaties	254	254	254	254
Jarque Bera test significance	0.0003	0.0005	0.0004	0

Tabel 2: beschrijvende statistieken van de variabelen

Descriptive statistics Firstdiff variabelen	Delta_Close S&P500	Delta_Olieprijs	Delta_Federal reserve rate	Delta_TED spread
Gemiddelde	2,24	0,048	0,003	-0,001
Standaarddeviatie	10,6	0,784	0,039	0,020
Minimum	-44	-3,02	-0,10	-0,07
Maximum	32	2,11	0,25	0,06
Aantal observaties	254	254	254	254
Jarque Bera test significance	0.0129	0.0000	0.0000	0.4293

Tabel 2.2 beschrijvende statistieken van de variabelen op basis van first differences

Pearson Correlatie	Olieprijs	Federal reserve rate	TED spread
Olieprijs	x	0.283*	0.022
Federal reserve rate	0.283*	x	-0.698**
TED spread	0.022	-0.698**	x

Tabel 3: Testen multicollineariteit

Afhankelijke variabele: Y_t			
	(1)	(2)	(3)
Constant	17.20 (0.516)	16.49 (0.573)	13.8 (0.601)
TT	1.97 (0.200)		
TT_pos		0.689 (0.750)	2.844 (0.623)
TT_neg		-2.997 (0.117)	-3.706 (0.636)
TTR_pos			
TTR_neg			
olie(-1)	0.507** (0.020)	0.576** (0.019)	0.554** (0.025)
FRR(-1)	8.93 (0.240)	9 (0.237)	8.444 (0.269)
TED(-1)			
Y(-1)	0.979*** (0.000)	0.978*** (0.000)	0.980*** (0.000)
Number of obs.	253	253	253
Adj. R-squared	0.9928	0.9927	0.9927
* significant op een 10% niveau ** significant op een 5% niveau *** significant op een 1% niveau			

Tabel 4: Level regressie S&P500 Index

Afhankelijke variabele: ΔY_t			
	(1)	(2)	(3)
Constant	1.47* (0.058)	1.45* (0.061)	1.58** (0.030)
TT	3.369** (0.026)		
TT_pos		4.01* (0.059)	
TT_neg		-3.098* (0.098)	
TTR_pos			10.66* (0.058)
TTR_neg			-15.64** (0.045)
delta_olie(-1)	-1.27 (0.135)	-1.29 (0.129)	-1.25 (0.139)
delta_FRR(-1)	-17.41 (0.311)	-18.15 (0.294)	-12.23 (0.479)
delta_TED(-1)			
Number of obs.	254	254	254
Adj. R-squared	0.0173	0.0152	0.0215
* significant op een 10% niveau ** significant op een 5% niveau *** significant op een 1% niveau			

Tabel 5: first differences regressies

Literatuurlijst

- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of computational science*, 2(1), 1-8.
- Kilian, L., & Park, C. (2009). The impact of oil price shocks on the US stock market. *International Economic Review*, 50(4), 1267-1287.
- Kollias, C., Papadamou, S., & Arvanitis, V. (2013). Does Terrorism Affect the Stock-Bond Covariance? Evidence from European Countries. *Southern Economic Journal*, 79(4), 832-848.
- Kollias, C., Papadamou, S., & Stagiannis, A. (2011). Terrorism and capital markets: The effects of the Madrid and London bomb attacks. *International Review of Economics & Finance*, 20(4), 532-541.
- Lashgari, M. (2000). The role of TED spread and confidence index in explaining the behavior of stock prices. *American Business Review*, 18(2), 9.
- Ranco, G., Aleksovski, D., Caldarelli, G., Grčar, M., & Mozetič, I. (2015). The effects of Twitter sentiment on stock price returns. *PloS one*, 10(9), e0138441.
- Rigobon, R., & Sack, B. (2005). The effects of war risk on US financial markets. *Journal of banking & finance*, 29(7), 1769-1789.
- Zhang, X., Fuehres, H., & Gloor, P. A. (2011). Predicting stock market indicators through twitter "I hope it is not as bad as I fear". *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 26, 55-62.