

Hoe voetbalgeruchten op Twitter te onderscheiden zijn van bevestigde voetbaltransfers.

Een onderzoek naar de kenmerken van voetbaltransfers en voetbalgeruchten op Twitter en hoe machine learning een rol kan spelen in het onderscheiden hiervan.

Research into the characteristics of football transfers and football rumors on Twitter.

Keywords: voetbal, Twitter, machine learning, voetbaltransfers, nepnieuws

Master thesis

dr. F. Kunneman - prof. dr. W.P.M.S. Spooren

Remi Slotman

Samenvatting

Een steeds groter wordend fenomeen is (de bestrijding van) nepnieuws. Ook binnen de voetbalwereld blijkt het lastig om onderscheid te maken tussen nepnieuws, geruchten en bevestigde transfers op Twitter. Waar gevestigde media proberen om vooral bevestigd nieuws te publiceren, proberen knip-en-plak websites juist om zoveel mogelijk bezoekers naar hun website te lokken. Dit onderzoek zal handvaten bieden om beter onderscheid te kunnen maken tussen nepnieuws, geruchten en bevestigde transfers. Waar eerdere onderzoeken vooral gericht zijn op de inhoud van tweets, richt dit onderzoek zich zowel op kenmerken van de tweets (bron, headline, inhoud en afbeelding/video) als op voorspellende woorden binnen deze tweets. Multinomiale regressies worden gebruikt om te toetsen of tweets met geruchten, nepnieuws of bevestigd nieuws van elkaar verschillen op eerdergenoemde kenmerken. Daarnaast wordt gekeken naar het verschil tussen gevestigde media en websites die veel geruchten en nepnieuws verspreiden (knip-en-plak websites). Hiervoor werd een survey gehouden. Door middel van een corpusanalyse en de survey wordt antwoord gegeven op de onderzoeksvraag: *‘Op welke wijze zijn nepnieuws en transfergeruchten op Twitter te onderscheiden van bevestigd transfernieuws?’* Uit de corpusanalyse bleek dat ‘breaking’ en ‘verrassende’ naar voren kwamen als woorden die veel voorkomen in de categorie bevestigd transfernieuws. Daarnaast bleek dat gevestigde media significant meer bevestigd nieuws verspreiden dan knip-en-plak websites. De bron is dus een goede voorspeller voor de betrouwbaarheid van een bericht. Uit de survey kwam naar voren dat tweets van gevestigde media betrouwbaarder, deskundiger en aantrekkelijker werden beoordeeld dan tweets van knip-en-plak websites. Er blijken dus in tweets van gevestigde media (tekst)kenmerken aanwezig die de betrouwbaarheid, deskundigheid en aantrekkelijkheid vergroten.

Inleiding

In de aflevering (28-01-2018) van het Nederlandse satirische nieuwsprogramma Zondag Met Lubach (Gitsels & Engen, 2018) wordt aandacht besteed aan de ‘bestrijdingsmiddelen’ tegen nepnieuws. Arjen Lubach laat in zijn programma zien hoe de instantie euvdisinfo.eu handmatig nieuwsberichten controleert op feitelijkheden. Bij incorrecte feiten worden deze nieuwsberichten bestempeld als nepnieuws en komt de desbetreffende nieuwswebsite op een zwarte lijst. Ook laat Lubach zien dat zowel de Duitse als de Franse regering maatregelen heeft getroffen om nepnieuws op te sporen en te blokkeren voor de burger. De Braziliaanse krant Folha stopt zelfs met het publiceren van nieuwsberichten op Facebook om zo nepnieuws tegen te gaan (NOS.nl, 2018). Deze verschillende initiatieven tonen aan dat (de bestrijding

van) nepnieuws een steeds groter fenomeen wordt, waarbij de scheidingslijn tussen nepnieuws en iemand met een andere mening vervaagt. De verspreiding van nepnieuws is daardoor een groot probleem binnen de maatschappij.

Het ontstaan van nepnieuws en de invloed hiervan zijn populaire onderzoeksonderwerpen. Het onderzoek van Berkowitz en Schwartz (2016) bijvoorbeeld, waarin onderzocht werd op welke wijze recente gebeurtenissen (zoals de Amerikaanse verkiezingen) invloed hebben op de ontwikkeling en verspreiding van nepnieuws, toont aan dat nepnieuws veel invloed heeft op de maatschappij en het dagelijks leven. Zo kan nepnieuws foutieve informatie rondom verkiezingen verspreiden, maar ook impact hebben op de marktwerking en economie.

Een ander domein waarin nepnieuws prominent is, is de voetbalwereld (Pricen, Farrington & Hall, 2013). Aansluitend op het fenomeen nepnieuws zijn er dagelijks honderden voetbalnieuwsberichten die gebaseerd zijn op geruchten. Vooral rond januari en juli nemen deze voetbalgeruchten het internet over, zodra de transferperiode van start gaat. Het geruchtencircuit komt dan op gang (Ireson & Ciravegna, 2017). Deze geruchten worden veelal bewust door voetbalwebsites gepubliceerd. Zo plaatsen zogenaamde knip-en-plak websites bewust geruchten en nepnieuws om bezoekers naar hun website te lokken. Hier zien deze bezoekers vervolgens advertenties waaraan de knip-en-plak websites geld verdienen. Voetbalwebsites verdienen dus geld aan het plaatsen van geruchten en nepnieuws (Bright & Subedar, 2017).

Deze knip-en-plak websites maken veel gebruik van sociale media, zoals Twitter, om de bezoekers naar hun website te lokken. Aannemelijk is dat de tweets van knip-en-plak websites bepaalde kenmerken bevatten om bezoekers naar hun website te lokken (Shu, Sliva, Wang, Tang, & Liu, 2017). Het doel van dit onderzoek is om handvaten te bieden waarmee onderscheid te maken valt tussen transfergeruchten, nepnieuws en bevestigd transfernieuws, omdat het voor mensen steeds lastiger wordt om nepnieuws en geruchten te onderscheiden van bevestigd transfernieuws.

De kenmerken die voortkomen uit dit onderzoek kunnen gebruikt worden om een machine learning model te trainen. Machine learning is een vorm van kunstmatige intelligentie waarbij computers (machines) getraind worden om bepaalde handelingen uit te voeren (Salin & Winston, 1991). Door middel van machine learning is het mogelijk om tweets van knip-en-plak websites te analyseren en aan te geven in hoeverre het nieuws betrouwbaar is. Daarnaast is machine learning ook in staat om realtime tweets te analyseren. Direct na het plaatsen van tweets kunnen deze worden aangemerkt als mogelijk nepnieuws.

Het onderzoek van Del Vicario, Quattrociocchi, Scala en Zollo (2018) laat zien dat het met machine learning en kenmerken (zoals de inhoud van een bericht) mogelijk is om nepnieuws automatisch te herkennen. Ireson en Ciravegna (2017) deden een soortgelijk onderzoek om alle voetbalgeruchten op sociale media te analyseren. Hierbij gebruikten zij *'named entity linking'*. Deze machine-learningmethode herkent in berichten automatisch de naam van voetballers en met welke potentiële nieuwe voetbalclub zij in verband werden gebracht. Hierop zal dit onderzoek verschillen. In het huidige onderzoek is het doel om kenmerken te vinden die voorspellend zijn voor nepnieuws, geruchten en bevestigd transfernieuws. Het doel is niet om geruchten en nepnieuws op waarheid te controleren.

Doordat nepnieuws zo prominent is rondom voetbaltransfers, zal dit onderzoek zich richten op geruchten rondom voetbaltransfers. Transfergeruchten op Twitter worden onderzocht om onderscheid te kunnen maken tussen nepnieuws, geruchten en bevestigd transfernieuws. Er is in dit onderzoek gekozen voor Twitter omdat dit een sociaal medium is waarop zowel knip-en-plak websites als gevestigde media actief zijn (Kok, 2014). Het doel van dit onderzoek is om kenmerken van nepnieuws en geruchten binnen het voetbaldomein op Twitter in beeld te krijgen. Met deze kenmerken is het vervolgens mogelijk om een machine learning model te trainen die de basis biedt voor realtime monitoring van tweets.

Theoretisch kader

Nepnieuws en geruchten

Nepnieuws wordt door Allcott en Gentzkow (2017) gedefinieerd als nieuws dat volledig verzonnen is en met opzet wordt verspreid om lezers te misleiden. Een belangrijk verschil tussen nepnieuws en geruchten is dat geruchten niet volledig verzonnen zijn. Een gerucht is nieuws dat gepubliceerd is, maar waarvan de feiten niet te valideren of gevalideerd zijn (Crescimbeno & La Longa, 2012). Daarbij worden lezers dus niet opzettelijk misleid. In dit onderzoek is zowel sprake van voetbalgeruchten als nepnieuws.

Zubiaga, Aker, Bontcheva en Liakata (2018) concludeerden dat er twee types geruchten zijn. Enerzijds is er sprake van geruchten die een lange tijd circuleren en anderzijds zijn er geruchten die nieuw en vluchtig zijn. Deze laatste versie van geruchten kan volgens Zubiaga et al. (2018) ook beschreven worden als nepnieuws. Vaak wordt nepnieuws namelijk in korte tijd alweer ontkracht. Dit is een belangrijk gegeven voor het huidige onderzoek. Het is dus aannemelijk dat tweets met nepnieuws slecht vindbaar kunnen zijn op Twitter, omdat deze tweets verwijderd kunnen worden. Zodra een tweet ontkracht wordt, is de kans groot dat deze door de gebruiker verwijderd wordt om zo verdere afkeuring of ophef te voorkomen.

Nepnieuws en geruchten bestaan al zolang de mensheid bestaat, maar door de opkomst van de (sociale) media is de invloed van deze fenomenen toegenomen (Berkowitz & Schwartz, 2016). De invloed van media is goed te verklaren door de drie aspecten die ten grondslag liggen aan nepnieuws en geruchten (Allport & Postman, 1947). Deze aspecten zijn van belang voor dit onderzoek om een goed onderscheid te kunnen maken tussen geruchten, nepnieuws en bevestigd nieuws.

Het eerste aspect is ‘bekendmaking’, waarbij media dienen als een katalysator. Het openbaren en bekendmaken van nieuws, maar ook van nepnieuws en geruchten, gaat meestal via de media. Zodra nepnieuws of geruchten in de media zijn verschenen, wordt het overgenomen door de lezers en gaat de verspreiding snel. Kenmerkend voor nepnieuws is dat dit sneller verspreid wordt dan bevestigd nieuws. Dit komt doordat nepnieuws vaak emotionelere reacties oproepen dan bevestigd nieuws, wat leidt tot het sneller willen verspreiden van het bericht (Visoughi, Roy & Aral, 2018).

Het tweede aspect dat de basis vormt voor nepnieuws en geruchten is ‘luisteren’. De doelgroep luistert graag naar nieuws dat toegesneden is op zijn behoefte. De doelgroep heeft een behoefte om het nieuws als eerste te horen, waardoor nepnieuws en geruchten snel kunnen verspreiden. Zo is nepnieuws vaak ‘nieuwer’ en ‘onverwacht’ dan bevestigd nieuws. Hierdoor wordt nepnieuws sneller voor waarheid aangenomen (Visoughi et al., 2018).

Het derde en laatste aspect dat de basis vormt van geruchten en nepnieuws is ‘inhoud van het bericht’. De inhoud van het nepnieuws of het gerucht omvat meerdere waarneembare kenmerken zoals de bron en tekstuele inhoud van een bericht. De doelgroep zal een bron niet waarderen of verder verspreiden als deze niet betrouwbaar is (Allport & Postman, 1947).

Het tweede en derde aspect zijn aspecten die een rol spelen bij de ‘filter bubbel’ (Pariser, 2011). Het komt via sociale media regelmatig voor dat de doelgroep alleen nieuws ziet dat afgestemd is op de gebruiker. Daarmee zien gebruikers geen standpunten of meningen die hun eigen standpunt tegenspreken. Gebruikers raken dan geïsoleerd in hun zogenaamde ‘filter bubbel’. Dit is de reden dat sommigen nepnieuws niet kunnen onderscheiden van bevestigd nieuws, omdat er zich geen meningen bevinden in hun ‘filter bubbel’ die hun eigen mening tegenspreken.

De filter bubbel speelt een belangrijke rol binnen nepnieuws en geruchten, doordat de filter bubbel ervoor zorgt dat de sociale mediagebruiker enkel nieuws ziet dat afgestemd is op zijn

of haar gedrag (Pariser, 2011). Het nieuws dat gebruikers zien op bijvoorbeeld Facebook of Twitter is gepersonaliseerd, ofwel op het zoek- en gebruiksgedrag van de gebruiker afgestemd. De inhoud van de samenstelling van verschillende berichten (Allport & Postman, 1947) is dus voor elke gebruiker anders. Dit zorgt ervoor dat nepnieuws eenvoudig verspreid kan worden, doordat gebruikers geen nieuws zien dat conflicteert of de gebruiker op andere gedachten brengt. Gebruikers krijgen hierdoor nieuwsberichten te zien die allemaal dezelfde visie geven op onderwerpen, waardoor ze dat nieuws makkelijker voor waarheid aannemen (Pariser, 2011).

Uit onderzoek blijkt dat er twee vormen zijn van personalisatie binnen de filter bubbel (Borgesius, Trilling, Möller, Eskens, Bodó, Vreese & Helberger, 2016). Zo is er vooraf geselecteerde personalisatie en zelf-geselecteerde personalisatie. Vooraf geselecteerde personalisatie is vooral de advertenties die internetgebruikers zien zodra ze een website bezoeken. Door middel van zijn zoek- en gebruiksgedrag worden deze advertenties afgestemd op de internetgebruiker. Zelf-geselecteerde personalisatie is de personalisatie die relevant is voor dit onderzoek. Door zelf personen en organisaties op Twitter te volgen, worden de berichten binnen het Twitteraccount van de internetgebruiker gepersonaliseerd. Zodra iemand voetbalclub Feyenoord volgt op Twitter, is de kans klein dat er tweets worden weergegeven van Ajax. Hierdoor wordt er dus door de gebruiker zelf een filter bubbel gecreëerd (Borgesius et al., 2016). Voor dit onderzoek is het relevant om dit feit in het achterhoofd te houden. Twitteraars zien alleen tweets van de accounts die zij volgen. Zodra zij een knip-en-plak website volgen, zullen ze niet direct de tweets van gevestigde media zien. Hierdoor is de kans ook aanwezig dat de ene Twitteraar meer nepnieuws en geruchten ziet dan een andere Twitteraar.

Naast de filter bubbel zijn er ook andere oorzaken waardoor gebruikers relatief meer nepnieuws en geruchten zien (Shu, Sliva, Wang, Tang & Liu, 2017). Shu et al. (2017) geven in hun onderzoek aan dat naïef realisme een belangrijke rol speelt bij het geloven van nepnieuws. Gebruikers geloven enkel in hun eigen percepties van de realiteit. Deze perceptie is de enige waarheid en als anderen dit niet geloven zijn zij ongeïnformeerd, irrationeel of vooringenomen. Daarnaast blijkt de ‘voorkeur voor bevestiging’ een rol te spelen in het geloven van nepnieuws (Shu et al., 2017). Voorkeur voor bevestiging betekent dat gebruikers enkel informatie tot zich nemen die huidige standpunten bevestigen. Alle tegenargumenten voor deze standpunten worden daardoor door de gebruikers als onwaar beoordeeld. Deze theorieën uit het onderzoek van Shu et al. (2017) zijn belangrijk voor het huidige onderzoek,

omdat dit inzicht verschaft in de kenmerken van nepnieuws. Zo is het belangrijk om te weten waarom gebruikers nepnieuws en geruchten voor waar aannemen. De kans is aanwezig dat de kenmerken die de geloofwaardigheid vergroten bij nepnieuws, verschillen van dezelfde kenmerken bij bevestigd nieuws (Shu et al., 2017).

Two-step flow en viral

Dat gebruikers in de filter bubbel op sociale media enkel nieuws zien dat hun voorkeur heeft, komt ook doordat men zelf kan kiezen wie men ‘volgt’. Op sociale media is het mogelijk om in te stellen van welke personen je het nieuws in je nieuwsoverzicht wil zien. Dit zorgt ervoor dat gebruikers uit zichzelf al een selectie maken in nieuws, ofwel al een filter bubbel creëren (Pariser, 2011). Het onderzoek van Cha, Benevenuto, Haddadi en Gummadi (2012) toont aan op welke wijze gebruikers nepnieuws tot zich kunnen krijgen in de filter bubbel. Het onderzoek laat zien dat de two-step flow, een klassiek model voor massacommunicatie, ook aanwezig is op Twitter. Bij de two-step flow op Twitter komt door de massamedia gepubliceerd (nep)nieuws via zogenaamde opinieleiders bij de ontvangers terecht.

Opinieiders hebben in dit model twee functies: ze geven het nieuws door aan de ontvangers en ze beïnvloeden de ontvangers. Uit een aanvullend onderzoek van Choi (2015) blijkt dat berichten die gedeeld worden door opinieleiders, vaker gedeeld worden dan berichten van niet-opinieiders. Het is aannemelijk dat transfers via opinieleiders eerder voor waarheid aan worden genomen dan wanneer dit nieuws rechtstreeks bij de ontvangers komt. Omdat opinieleiders als deskundige bron fungeren is het van belang om de bron van de tweets in kaart te brengen. Dit is een belangrijk gegeven voor het huidige onderzoek.

In aanvulling op bovenstaande beweringen toont het onderzoek van Bakshy, Hofman, Mason en Watts (2011) aan dat niet enkel opinieleiders veel invloed hebben op Twitter, maar ook zogenaamde ‘influencers’. Waar opinieleiders zowel nieuws doorgeven aan ontvangers als de ontvangers beïnvloeden, draait het bij influencers enkel om het doorgeven van nieuws aan ontvangers om zo zelf meer bekendheid te creëren. Influencers hebben veel volgers op Twitter die de berichten van influencers weer verder verspreiden. Dit wordt ook wel het cascade-model genoemd (Goel, Munagala, Sharma & Zhang, 2015). Het cascade-model op sociale media wordt getypeerd als *viral*. Een bericht gaat *viral* wanneer veel mensen op sociale media het bericht leuk vinden (aantrekkelijk) of doorsturen (delen). Het is daarom belangrijk voor dit onderzoek om de kenmerken uit het onderzoek van Allport en Postman (1947) in het achterhoofd te houden. Zo spelen ‘bekendmaking’, ‘luisteren’ en ‘inhoud van het bericht’ een grote rol bij het *viral* gaan van een bericht. De verspreiding (bekendmaking)

van een *viral* gaat vaak heel snel omdat de ‘inhoud van het bericht’ goed past binnen de informatiebehoefte van de ontvangers. Deze kenmerken zijn de basis voor een *viral* waardoor veel mensen in korte tijd het bericht zien. Door deze kenmerken is het mogelijk om te begrijpen waarom bepaalde berichten op sociale media wel veel aandacht krijgen en anderen niet. Zo blijkt uit het onderzoek van Visoughi et al. (2018) dat nepnieuws vaak ‘onverwachter’ is dan bevestigd nieuws. Deze feiten bieden inzicht in de manier hoe informatie gedeeld wordt op Twitter en wat daar de gevolgen van zijn. Zo kunnen geruchten en nepnieuws onderscheiden worden van bevestigd nieuws doordat deze vaker gedeeld worden (Goel et al., 2015).

Voetbal en Twitter

Dit onderzoek richt zich op transfergeruchten op Twitter, omdat het bij Twitter mogelijk is om openbare berichten te analyseren. Daarbij zijn Twitter en voetbal onderwerpen die in die combinatie al vaak zijn onderzocht. Uit het onderzoek van Pricen, Farrington en Hall (2013) blijkt dat Twitter een populair communicatiemiddel is voor voetbalclubs richting supporters. Voetbalclubs kunnen op deze wijze nieuws publiceren dat direct bij de supporters terecht komt. Hiermee worden journalisten, opinieliders of influencers zoals beschreven in het onderzoek van Cha et al. (2012), buitenspel gezet. Het is daarom een uitdaging voor journalisten om binnen deze communicatiemethode een nieuwe rol aan te nemen.

De rol van voetbalclubs op Twitter begon vrij onwennig, zo blijkt uit het artikel van Bruns, Weller en Harrington (2014). Waar voetbalclubs rond 2010 vooral ad hoc op Twitter begonnen te posten, werd dit met de jaren beter. Voetbalclubs moesten wennen aan de manier waarop er nu met de fans gecommuniceerd werd en welke reacties zij hierop kregen. Aanvullend onderzoek van Atali en Güner (2015) laat zelfs zien dat de FIFA, ’s werelds grootste voetbalorganisatie, problemen had met het positioneren van de organisatie op Twitter. Het is dan ook niet gek dat journalisten op Twitter moeite hadden om een gepaste rol aan te nemen op dit sociale medium. Waar journalisten binnen traditionele media meestal de verbinding waren tussen voetbalclubs en fans, werden zij nu op Twitter door voetbalclubs overgeslagen. Voetbalclubs gingen rechtstreeks met de fans communiceren. Journalisten moesten zich dus anders gaan opstellen binnen een nieuw sociaal medium. In eerste instantie werd dit gedaan doordat journalisten een nieuwe kritische blik brachten tegenover het nieuws van voetbalclubs (Pricen, Farrington & Hall, 2013). Dit werd later aangevuld door ‘voetbaljournalisten’ die quotes, citaten of gekopieerde informatie van andere journalisten verspreidden als nieuws. Deze zogenaamde knip-en-plakwebsites als voetbalzone.nl en

soccernews.nl kopiëren nieuws zonder enige bronvermelding van de gevestigde media als vi.nl en telegraaf.nl. Het doel van de knip-en-plak websites is om bezoekers naar de website te lokken en daar geld te verdienen door advertenties te tonen. Hiermee kunnen knip-en-plak websites getypeerd worden als ‘influencers’ (Bakshy, Hofman, Mason & Watts, 2011), omdat hun doel is zoveel mogelijk bekendheid creëren voor zichzelf. De journalistieke kwaliteit en deskundigheid bij knip-en-plak websites is hiermee komen te vervallen. Kwantiteit blijkt de drijfveer om via zoveel mogelijke berichten, zoveel mogelijk bezoekers naar de website te lokken. De toename van voetbalgeruchten en nepnieuws is door deze ‘journalistieke’ en commerciële wijze ook toegenomen (Bright & Subedar, 2017). Voor het huidige onderzoek is het belangrijk om in acht te houden welke nieuwsbronnen voetbalnieuws verspreiden. De bron blijkt namelijk een sterk signaal voor de betrouwbaarheid, deskundigheid en aantrekkelijkheid van een bericht.

De manier waarop knip-en-plak websites proberen om bezoekers naar hun website te lokken wordt ook wel *clickbait* genoemd. *Clickbait*-berichten zijn berichten waarbij titels op een bepaalde wijze zijn geformuleerd waardoor de bezoeker nieuwsgierig wordt om het bijbehorende artikel te lezen (Chen, Conroy & Rubin, 2015). Op Afbeelding 1 is een voorbeeld te zien van zo’n *clickbait*-bericht. Door de uitdagende headline wordt de lezer nieuwsgierig gemaakt om op de link te klikken en het artikel te lezen. In het artikel staat echter geen concrete ‘volgende werkgever’ voor Vilhena. Op de website worden wel advertenties getoond waaraan de knip-en-plak website geld verdient.

Biyani, Tsioutsoulis en Blackmer (2016) onderzochten hoe *clickbait*-berichten herkend kunnen worden. Uit dit onderzoek bleek dat *clickbait*-berichten vaak een korte inhoud hebben. Vaak bestaan de berichten (of tweets) uit niet meer dan twee zinnen. Ook is volgens Biyani, Tsioutsoulis en Blackmer (2016) bij *clickbait*-



Volgende werkgever Vilhena al bekend
[#feyenoord](#)
[soccernews.nl/news/454895/vo...](https://www.soccernews.nl/news/454895/vo...)



Afbeelding 1. Voorbeeld clickbait SoccerNews.nl.

berichten de kans groot dat het bericht een gerucht of nepnieuws is. Daarnaast zijn *clickbait*-berichten vaak uitdagend. Hiermee wordt bedoeld dat de lezer van het bericht graag de website wil bezoeken om meer te weten te komen over het bericht. Daarbij wordt dus ingespeeld op de nieuwsgierigheid van de lezer. Voor het huidige onderzoek is het goed om te weten dat de lengte van tweets voorspellend kan zijn voor nepnieuws of geruchten. Ook kan een uitdagende headline een teken zijn voor nepnieuws of geruchten.

De actualiteit van de opkomst van knip-en-plak websites vormt de kern van het maatschappelijke belang van het huidige onderzoek. Uit artikelen blijkt dat nepnieuws en geruchten op sociale media steeds moeilijker te onderscheiden zijn van bevestigd nieuws. Zo wordt in het nieuwsartikel van Kok (2014) uitgelegd hoe de Nederlandse voetballer Nordin Amrabat dagenlang in het nieuws was. Hij werd dagelijks door verschillende knip-en-plak websites in verband gebracht met een andere club waar hij zijn carrière zou vervolgen. Uiteindelijk berichtte NOS dat Amrabat definitief naar Malaga zou gaan, een club die nog niet eerder was genoemd.

Bright en Subedar (2017) kwamen met een artikel over de Engelse superster Wayne Rooney. Hij zou in verband worden gebracht met een Chinese voetbalclub, waarna het bericht zich online snel verspreidde. Het bleek echter te gaan om nepnieuws. Bovenstaande voorbeelden tonen aan dat geruchten soms erg aannemelijk kunnen zijn. Het geruchtencircuit rondom de transferperiodes staat dan ook bol van nepnieuws en geruchten, mede door de knip-en-plak websites die enkel nieuws willen verspreiden om geld te verdienen. Daarom zal dit onderzoek handvaten bieden voor het onderscheiden van nepnieuws en geruchten.

Nepnieuws en geruchtendetectie

Ireson en Ciravegna (2017) probeerden in hun onderzoek onderscheid te maken tussen geruchten en bevestigde transfers op Twitter. Zij keken naar alle Engelse tweets waarin een voetballer in verband werd gebracht met een voetbalclub. Hiervoor gebruikten zij de machine learning methode '*named entity linking*'. Met deze methode werden tweets waarin voetballers werden genoemd automatisch beoordeeld op consensus (hoeveelheid bewijs), hoe recent het bericht is, autoriteit van de bron en samenhang met andere tweets. Deze variabelen stonden in een database die verder getraind werd op basis van elke nieuwe toegevoegde tweet.

Uiteindelijk werden de tweets die hoog scoorden op alle variabelen geplaatst op de website van FootballWhispers waarna bezoekers hun mening konden geven over het gerucht. Deze methode van het onderzoek van Ireson en Ciravegna (2017) zal enigszins overeenkomen met

het huidige onderzoek. Hoewel Ireson en Ciravegna (2017) puur keken naar de tekstuele inhoud van tweets, wordt er in dit onderzoek ook gekeken naar andere kenmerken van tweets die voorspellend kunnen zijn voor nepnieuws, geruchten en bevestigd transfernieuws, zoals afbeeldingen in een tweet. Daarnaast zal het huidige onderzoek zich richten op de losse woorden (tokens) die voorspellend kunnen zijn, daar waar Ireson en Ciravegna (2017) keken naar de tweets in het algemeen.

Mitra en Gilbert (2015) deden onderzoek naar geruchten en nepnieuws op internet. Hun corpus bestond uit online berichten die ze analyseerden om te achterhalen welke woorden voorspellend waren voor geruchten en voor nepnieuws. Dit deden zij door een taaltechnische analysemethode te gebruiken die tweets omzette in losse woorden (tokens). Het corpus bestond uit ongeveer 1 miljoen tweets over verschillende nieuwsfeiten. Deze tweets werden door 30 menselijke codeurs ingedeeld in de groep nepnieuws of bevestigd nieuws. De menselijke codeurs bepaalden in hoeverre de tweets geloofwaardig waren. Van de tweets werden, door middel van regels, losse woorden (tokens) gemaakt. Uit deze tokens werden alle leestekens, gebruikersnamen en hashtags gefilterd waarna enkel bruikbare tokens overbleven. Omdat deze methode ook losse woorden uit tweets kan filteren zal de analysemethode ook gebruikt worden in dit onderzoek om voorspellende woorden te vinden in de tweets uit het corpus.

In het onderzoek van Shu et al. (2017) is geprobeerd om kenmerken van nepnieuws en geruchten te identificeren op sociale media. De resultaten van het onderzoek van Shu et al. (2017) bieden enkele handvaten om nepnieuws te detecteren op sociale media. Deze kenmerken zijn relevant voor dit onderzoek omdat onderzocht wordt welke kenmerken voetbalgeruchten op Twitter bevat. Het onderzoek van Shu et al. (2017) kan als vertrekpunt gebruikt worden om andere kenmerken te identificeren.



PEC Zwolle bekijkt middenvelder van Chelsea #peczwolle #cfc soccernews.nl/news/436370/pe...



Afbeelding 2. Voorbeeld kenmerkende tweet stijl SoccerNews.nl.

Deze kenmerken worden overkoepeld door het aspect ‘inhoud van het bericht’ uit het onderzoek van Allport en Postman (1947).

Het eerste kenmerk uit het onderzoek van Shu et al. (2017) dat is de ‘bron’. Nepnieuws en geruchten worden vaak verspreid via niet-menselijke accounts zoals bots of cyborgs (Zubiaga, Liakata, Procter, Bontcheva & Tolmie, 2017). Twitter biedt zelf enigszins de oplossing voor dit probleem door accounts te verifiëren.

Shu et al. (2017) keken bij de bron naar het aantal volgers, het aantal tweets, de verificatie van het account en het jaar van registratie. In het huidige onderzoek wordt de bron niet onderscheiden op bovenstaande kenmerken. Er wordt namelijk gekeken naar het verschil tussen knip-en-plak websites en gevestigde media. Hierbij hebben gevestigde media wel allemaal een geverifieerd account, zoals dat in het onderzoek van Shu et al. (2017) ook een onderscheidend kenmerk was.

Het tweede kenmerk is ‘headline’. Tweets met nepnieuws of geruchten zijn vaak geschreven in een bepaalde stijl waardoor een grote groep ontvangers het lezen. Zo hebben bepaalde knip-en-plak websites een tweet stijl waarin enkel een headline staat en men daardoor geneigd is om op de link te klikken. Dit kenmerk komt overeen met resultaten uit het onderzoek van Biyani, Tsioutsoulouklis en Blackmer (2016) over *clickbait*. In dit onderzoek van Biyani et al.

(2016) noteerden zij dat de headline vaak uit maximaal twee zinnen bestaat en geschreven is op een uitdagende manier, *clickbait*-bericht. Deze definitie van een headline zal ook in het huidige onderzoek gehanteerd worden. Op Afbeelding 2 is bijvoorbeeld te zien dat de uitdagende (*clickbait*) manier van schrijven bestaat uit de headline en een link naar de website. Dit zet de bezoeker aan om te klikken op de link zodat de bezoeker weet



De transfervrije doelman Robbin Ruiters krijgt van Sunderland de kans om een contract af te dwingen.



Afbeelding 3. Voorbeeld kenmerkende tweet stijl VI.nl.

over wie deze tweet gaat. Op deze manier worden bezoekers van Twitter naar de website gelokt.

De headline sluit goed aan bij het derde kenmerk ‘inhoud’. Waar Afbeelding 2 enkel een headline heeft, is er bij Afbeelding 3 sprake van inhoud. De tekst boven de afbeelding in de tweet van @VI_nl beschrijft waar het nieuwsbericht over gaat en is niet op een uitdagende wijze geschreven. Daarbij geeft de tekst onder de afbeelding ook nog een korte introductie van het nieuwsartikel waarnaar gelinkt wordt. Shu et al. (2017) namen de tekst onder de afbeelding niet mee in hun onderzoek, maar dit zal in het huidige onderzoek wel meegenomen worden. Sinds eind 2017 is het namelijk pas mogelijk om een voorvertoning te geven van de inhoud van een link, in het onderzoek van Shu et al. (2017) was hier nog geen sprake van.

Het vierde en laatste kenmerk is de aan- of afwezigheid van een afbeelding/video. Een afbeelding of video in een tweet geeft vaak visuele cues die meer informatie blootgeven over de inhoud van het nieuwsbericht. Daarnaast verhogen een afbeelding/video de aantrekkelijkheid van een bericht. De afbeelding uit de tweet van Afbeelding 2 laat zien wie de trainer van PEC Zwolle (John van 't Schip) is, maar niet welke middenvelder hij ‘bekijkt’. Afbeelding 3 laat zien wie Robbin Ruiters is. Shu et al. (2017) keken bij dit kenmerk enkel naar de aan- of aanwezigheid ervan. Dit zal in het huidige onderzoek ook overgenomen worden om te kunnen toetsen of nepnieuws, geruchten of bevestigde transfers video's en afbeeldingen bevatten.

Samenvattend hebben Allcott en Gentzkow (2017) en Crescimbene en La Longa (2012) gedefinieerd dat nepnieuws volledig verzonden nieuws is en geruchten nieuws is waarvan de feiten niet te valideren of gevalideerd zijn. Deze definities bieden een belangrijke basis voor dit onderzoek omdat op basis van de definities tweets geannoteerd kunnen worden. Allport en Postman (1947) en Shu et al. (2017) onderzochten welke kenmerken ten grondslag liggen aan nepnieuws en geruchten. De kenmerken (bron, headline, inhoud en afbeelding/video) bieden een goede basis voor dit onderzoek waarop tweets onderzocht kunnen worden. Een ander kenmerk van geruchten en nepnieuws komt voort uit het onderzoek van Visoughi, Roy en Aral (2018). Zij toonden aan dat nepnieuws en geruchten vaak ‘nieuwer’ en ‘onverwachter’ zijn dan bevestigd nieuws. Daarnaast deden Pariser (2011), Cha, Benevenuto, Haddadi en Gummadi (2012) en Borgesius et al. (2016) onderzoek naar de two- step flow op Twitter, hoe een bericht viral gaat en welke typen personalisatie er precies zijn. Dit maakt voor het huidige onderzoek inzichtelijk waarom nepnieuws en geruchten vaak gedeeld worden door ontvangers en hoe deze ontvangers nepnieuws en geruchten tot zich krijgen. Biyani, Tsioutsoulouklis en

Blackmer (2016) en Chen, Conroy en Rubin (2015) gingen daarin een stapje verder en onderzochten hoe *clickbait*-berichten herkend konden worden. Deze manier van het formuleren van uitdagende teksten wordt veelal gebruikt bij knip-en-plak websites. Dit kenmerk kan dan ook onderscheidend zijn voor nepnieuws en bevestigd nieuws. Hoewel er naast onderzoeken over de combinatie van Twitter en nepnieuws en geruchten ook enkele onderzoeken zijn over de analyse van Twitter-berichten en voetbal (Mitra & Gilbert, 2015; Ireson & Ciravegna, 2017), is een combinatie van deze drie onderwerpen nog niet eerder onderzocht. Deze onderzoeken bieden de basis voor dit onderzoek.

Naast bovenstaande onderzoeken blijkt uit de praktijk dat er een toename is van voetbalgeruchten en nepnieuws op internet (Bright & Subedar, 2017). Vooral sociale media staan rond de transferperiode bol van geruchten en nepnieuws. Elke transferperiode is het voor veel voetbalfans lastig om geruchten en nepnieuws van definitief nieuws te onderscheiden (Kok, 2014). Een oplossing voor dit probleem is de kern van dit onderzoek.

Het hiaat in de literatuur dat opgevuld wordt door het huidige onderzoek heeft als onderzoeksvraag: *‘Op welke wijze zijn nepnieuws en transfergeruchten op Twitter te onderscheiden van bevestigd transfernieuws?’* Aan deze onderzoeksvraag zijn drie hypothesen gekoppeld: *‘Op basis van woordgebruik is het mogelijk om nepnieuws, geruchten en bevestigde transfers te onderscheiden’*, *‘Twitteraccounts van gevestigde media plaatsen meer bevestigd transfernieuws dan twitteraccounts van knip-en-plak websites’* en *‘Tweets van gevestigde media worden betrouwbaarder, deskundiger en aantrekkelijker bevonden dan tweets van knip-en-plak websites’*.

Methode

Corpusanalyse

Materiaal

Dit corpusonderzoek brengt kenmerken voort die voetbaltransfergeruchten en nepnieuws onderscheiden van bevestigd nieuws (echt nieuws). Deze kenmerken kunnen gebruikers ondersteunen bij het onderscheiden van nepnieuws, geruchten en bevestigd nieuws. Het onderscheid tussen deze categorieën wordt gemaakt op basis van Nederlandse tweets over voetballers. Er is gekozen voor Nederlandse tweets omdat een onderzoek naar nepnieuws, geruchten en bevestigde voetbaltransfers nog niet eerder in Nederland is uitgevoerd. Eerdere soortgelijke onderzoeken gebruikten Engelse tweets als corpus. Door Nederlandse tweets te gebruiken is dit een onderscheidende factor ten opzichte van eerdere onderzoeken.

De Nederlandse tweets in het corpus zijn allemaal geplaatst in de zomertransferperiode van 2017. Deze transferperiode liep van 1 juli 2017 tot 1 september 2017. In deze periode vinden veel voetbaltransfers plaats waarbij ook het geruchtencircuit op gang komt. Er is in die periode dus sprake van veel ‘voetbalnieuws’ op Twitter. De tweets uit het corpus bevatten bevestigd nieuws, geruchten of nepnieuws over voetballers die in verband worden gebracht met een (potentiële) nieuwe voetbalclub.

In dit corpusonderzoek zijn 579 tweets geanalyseerd. Om voldoende tweets te hebben om te annoteren werden er 20 tweets per voetballer geselecteerd. Tijdens het annoteren bleek echter dat er tweets waren verwijderd door het Twitteraccount of Twitter zelf. Hierdoor waren deze tweets vanuit de browser niet meer zichtbaar op Twitter, waardoor de tweetkenmerken van deze tweets niet geannoteerd konden worden. In de tweede codeerfase kwamen deze tweets pas aan het licht, omdat hier pas de tweetkenmerken werden geannoteerd. Daardoor was er geen mogelijkheid meer om andere tweets te selecteren. Hierdoor zijn er geen 600 tweets geanalyseerd, maar 579 tweets.

Dit onderzoek kent drie categorieën waarin tweets over voetballers zijn geselecteerd, namelijk bevestigd nieuws, geruchten en nepnieuws. De eerste categorie, bevestigde transfers (Tabel 1), bestond uit de tien duurste transfers van de zomer 2017. Dit zijn de bevestigde transfers met de meeste aandacht op Twitter. Deze voetballers zijn in dit onderzoek gebaseerd op de rangorde van duurste transfers in de database van Transfermarkt (2018). In deze database kunnen voetballers geselecteerd worden op verschillende kenmerken, waaronder transferbedrag.

De voetballers in de tweede categorie (Tabel 2) komen voort uit de eerdergenoemde website FootballWhispers en tevens de geruchtensectie van Transfermarkt (2018). Hierop staan de meest genoemde transfergeruchten en de geruchten die nergens op gebaseerd zijn (nepnieuws). Berichten op beide websites zijn in dit onderzoek aangemerkt als gerucht wanneer deze kenmerken een transfer aannemelijk maken op basis van contractlengte, leeftijd en de clubs waarmee spelers in verband gebracht worden. Voor jonge voetballers (± 25 jaar of jonger) die een kortlopend contract hebben, is het aannemelijk dat zij een transfer zullen maken. Dit is vooral gebaseerd op het feit dat deze voetballers nog beter kunnen worden en dus een aanwinst zijn voor de (potentiële) nieuwe voetbalclub.

De derde categorie, nepnieuws (Tabel 3), wordt door FootballWhispers en Transfermarkt (2018) gekenmerkt door leeftijd, de contractlengte en de eventuele

transfersom. Wanneer deze kenmerken een transfer juist niet aannemelijk maken is er sprake van nepnieuws. Door deze kenmerken is nepnieuws vaak nieuwer en onverwachter zoals beschreven in het onderzoek van Visoughi et al. (2018). Zoals in Tabel 3 te zien is zijn dit vooral oudere voetballers (\pm 30 jaar of ouder) met nog een langlopend contract. Oudere voetballers zullen niet zo snel meer een transfer maken omdat het einde van de carrière nadert. Daarbij is de transfersom (het bedrag dat betaald moet worden zodra een contract ontbonden wordt) vrij hoog voor een voetballer die relatief gezien niet lang meer mee gaat. Hierdoor is het niet aannemelijk dat deze voetballers een transfer zouden maken.

Op basis van data van Transfermarkt (2018) zijn de tien duurste voetbaltransfers uit de zomer 2017 samengesteld. De voetballers in Tabel 1 kregen de meeste aandacht op Twitter en vallen in de categorie ‘bevestigde transfers’.

Tabel 1. Bevestigde transfers met de meeste aandacht op Twitter.

Naam voetballer	Leeftijd op moment van transfer	Transfer-bedrag (in euro's)	Van voetbalclub	Naar voetbalclub
Neymar	25	220 miljoen	FC Barcelona	Paris Saint Germain
Ousmane Dembélé	20	150 miljoen	Borussia Dortmund	FC Barcelona
Romelu Lukaku	23	85 miljoen	Everton	Manchester United
Alvaro Morata	24	66 miljoen	Real Madrid	Chelsea FC
Benjamin Mendy	23	57 miljoen	AS Monaco	Manchester City
Alexandre Lacazette	26	53 miljoen	Olympique Lyon	Arsenal
Kyle Walker	27	51 miljoen	Tottenham Hotspur	Manchester City
Bernardo Silva	22	50 miljoen	AS Monaco	Manchester City
Gylfi Sigurdsson	27	49 miljoen	Swansea City	Everton FC
Leonardo Bonucci	29	42 miljoen	Juventus	AC Milan

Voetballers waar omheen volgens FootballWhispers en Transfermarkt (2018) veel (realistische) geruchten gedetecteerd zijn staan in Tabel 2. Deze geruchten zijn realistische geruchten omdat het aannemelijk is dat deze voetballers in de zomer van 2017 een transfer zouden kunnen maken. Dit is gebaseerd op de leeftijd van de speler, de contractlengte en de

eventuele transfersom. Deze kenmerken tonen aan dat een speler toe kan zijn aan een volgende stap in zijn carrière.

In Tabel 2 en Tabel 3 worden geen voetbalclubs genoemd waarmee de desbetreffende speler in verband wordt gebracht. Dit komt omdat spelers in de transferperiode met verschillende clubs in verband worden gebracht. Voor dit onderzoek is het niet relevant welke clubs dat zijn.

Tabel 2: Realistische geruchten met veel aandacht op Twitter.

Naam voetballer	Leeftijd op moment van gerucht	Geschatte transferwaarde (in euro's)	Resterende contractlengte	Onder contract bij (op moment van gerucht)
Philippe Coutinho	25	90 miljoen	2 jaar	Liverpool
Jack Wilshere	24	20 miljoen	1 jaar	Arsenal
Gareth Bale	27	100 miljoen	1 jaar	Real Madrid
Karim Benzema	29	35 miljoen	0,5 jaar	Real Madrid
Paulo Dybala	23	100 miljoen	1 jaar	Juventus
Stefan de Vrij	25	40 miljoen	1 jaar	Lazio Roma
David De Gea	27	25 miljoen	2 jaar	Manchester United
Kasper Dolberg	19	25 miljoen	2 jaar	Ajax
Pierre-Emerick Aubameyang	27	60 miljoen	3 jaar	Borussia Dortmund
Hakim Ziyech	23	25 miljoen	3 jaar	Ajax

Voetballers die in verband werden gebracht met een andere club, maar waarbij het niet aannemelijk was dat deze voetballers een transfer zouden maken staan in Tabel 3. Gezien de leeftijd, de contractlengte en de eventuele transfersom, is het niet gebruikelijk dat zij een transfer zouden maken. Zo heeft Robin van Persie een leeftijd bereikt waarop hij zou kunnen stoppen met voetballen en zijn de transferbedragen (of afkoopsommen) van Lionel Messi en Cristiano Ronaldo erg hoog.

Tabel 3: Niet realistische geruchten (nepnieuws) met veel aandacht op Twitter.

Naam voetballer	Leeftijd op moment van gerucht	Geschatte transferwaarde (in euro's)	Resterende contractlengte	Onder contract bij (op moment van gerucht)
Ángel Di María	29	60 miljoen	3 jaar	Paris Saint Germain
Alexis Sanchez	27	70 miljoen	2 jaar	Arsenal
Lionel Messi	29	180 miljoen	4 jaar	FC Barcelona
Eden Hazard	26	100 miljoen	3 jaar	Chelsea FC
Wesley Sneijder	32	10 miljoen	2 jaar	Galatasaray
Arjen Robben	33	10 miljoen	2 jaar	Bayern München
Zlatan Ibrahimovic	35	5 miljoen	1 jaar	Manchester United
Robin van Persie	34	4 miljoen	1 jaar	Fenerbahçe SK
Cristiano Ronaldo	32	120 miljoen	4 jaar	Real Madrid
Diego Costa	28	50 miljoen	1 jaar	Chelsea

Voor de collectie van de tweets is gebruik gemaakt van de database van TwiNL, een database met Nederlandse tweet ID's gepost vanaf december 2010 (Sang & van den Bosch, 2013). Met behulp van dit platform konden tweets uit het verleden worden gezocht, hetgeen met de reguliere Twitter API niet mogelijk is. Uit deze database zijn de tweets van 1 juli 2017 tot 1 september 2017 geselecteerd waarin de naam van de voetballer letterlijk genoemd werd (zie Appendix 1). Deze tweets zijn vervolgens, door twee codeurs, ingedeeld in een van de drie categorieën: bevestigde transfer, geruchten die serieus zijn met veel aandacht, geruchten die niet serieus zijn met veel aandacht (ook wel nepnieuws). Hierbij vielen alle tweets over bovenstaande voetballers niet direct in een van de drie categorieën. Zo waren er over Neymar 8 tweets met geruchten en 12 met bevestigd transfernieuws. Dit komt door het feit dat aan een transfer vaak geruchten voorafgaan. Hierdoor zijn er dus eerst tweets in de categorie 'geruchten', maar zodra de transfer definitief rond is komen er tweets die vallen in de categorie 'bevestigd nieuws'. In Appendix 2 worden het aantal tweets per speler per categorie vermeld.

Bovenstaande categorisatie is gemaakt omdat verwacht wordt dat tweets met nepnieuws en geruchten bepaalde kenmerken bevatten, die tweets met bevestigd nieuws niet hebben. Door deze categorisatie is het eenvoudig om kenmerken en verschillen hierin aan te wijzen.

Analysemodel

Twee onafhankelijke codeurs hebben tijdens de codeerprocedure de tweets gecodeerd. De tweets werden gecodeerd in twee codeerfases. Het codeerschema staat weergegeven in Appendix 3.

Het analysemodel voor het coderen van het corpus komt voort uit het onderzoek van Mitra en Gilbert (2015) waarin zij onderzoek doen naar geruchten en nepnieuws op internet. De analysemethode van Mitra en Gilbert (2015) resulteert in losse woorden (tokens) waarmee zij verschillende statistische toetsen doen. Deze output van het analysemodel is ook wenselijk in dit onderzoek.

In dit onderzoek werd gekeken welke tweets geruchten, nepnieuws of transfernieuws bevatten. Daarom werd er in codeerfase 1 gekeken of dat bij de (per voetballer) geselecteerde tweets daadwerkelijk zo was. In codeerfase 1 werd met ja of nee aangegeven of de tweets geruchten, nepnieuws of transfernieuws bevatten. Dit gebeurde omdat tussen de verzamelde tweets ook reacties op tweets zaten. Deze reacties moesten gefilterd worden. Daarom werd er in codeerfase 1 het onderscheid gemaakt tussen de relevante tweets voor dit onderzoek (bevestigd nieuws, gerucht of nepnieuws) of niet relevante tweets. In totaal waren er 107.514 tweets bij het begin van het codeerproces en hiervan waren er 56.031 tweets relevant voor dit onderzoek. De relevante tweets werden daarbij direct gecodeerd in één van de drie categorieën. Hierbij kon het voorkomen dat er tweets met geruchten voor kwamen bij een speler in de categorie bevestigd nieuws. Zo waren er eerst veel geruchten over de transfer van Neymar, waarna later pas bekend werd bij welke club hij zich definitief aan zou sluiten. Deze verschillen binnen de categorieën werden door de eerste en tweede codeur besproken. Vervolgens werden de verschillen gereviseerd en de definitieve codering vastgesteld. De interbeoordelaarsbetrouwbaarheid voor het onderscheiden van de tweets was adequaat: $k = .83$, $p < .001$. Hoewel deze interbeoordelaarsbetrouwbaarheid hoog is, gaf de tweede codeur aan dat het lastig was om geruchten en nepnieuws te onderscheiden. Hiervoor heeft de tweede codeur enkele keren de URL in de tweet moeten openen om na te gaan in hoeverre het een gerucht of nepnieuws was. Soms moest er zelfs informatie op internet opgezocht worden om de tweet juist te kunnen annoteren. De tweede codeur wist op basis van de tweet niet het verschil te maken tussen nepnieuws of geruchten. Enkel met informatie die verkregen werd door deze actief op te zoeken, kon de tweede codeur het onderscheid maken. Dit gegeven is meegenomen in de aanvullende survey.

Om op 20 tweets per voetballer uit te komen werden in de tweede codeerfase per voetballer 20 willekeurige tweets geannoteerd. Uit de 56.031 relevante tweets werden 600

tweets geselecteerd (20 per voetballer) en vervolgens geannoteerd. De kenmerken waarop de tweets werden geannoteerd komen voort uit het onderzoek van Shu et al. (2017) en worden ook wel tweetkenmerken genoemd. In het onderzoek van Shu et al. (2017) annoteerden zij berichten op bron (knip-en-plak website of gevestigde nieuwssite), headline (wel of niet), de aan- of afwezigheid van een afbeelding/video en de inhoud. In dit onderzoek werden bij de bron accounts die geverifieerd zijn door Twitter geannoteerd als gevestigde media.

Voorbeelden van dit type bron zijn @VI_nl, @televoetbal en @NUsport. Voorbeelden van niet-geverifieerde accounts en dus knip-en-plak websites zijn @Soccernews_NL, @Voetbalnieuws.nl en @Voetbalprimeur. De inhoud werd beoordeeld op de hoeveelheid tekst die deze bevat. Zo werden de tweets met een enkele zin gemarkeerd als headline en werden de tweets met meer zinnen gemarkeerd als inhoud.

De tweede codeur keek bij het annoteren alleen naar de bron en de inhoud. De andere tweetkenmerken werden door de tweede codeur niet geannoteerd omdat vrijwel alle tweets een headline en afbeelding bevatten. Daarbij zijn deze kenmerken nauwelijks aan interpretatieverschillen onderhevig. Er is wel een afbeelding of er is geen afbeelding. Op deze kenmerken waren geen verschillen tussen de codeurs. De interbeoordelaarsbetrouwbaarheid voor annoteren van de bron was adequaat: $k = .88$, $p < .001$. De interbeoordelaarsbetrouwbaarheid voor annoteren van de inhoud was adequaat: $k = .91$, $p < .001$.

Om meer duiding te kunnen geven aan de inhoud van de tweets en aan te tonen welke woorden voorspellend zijn voor nepnieuws, geruchten of bevestigd nieuws werd er een script geschreven in de programmeertaal Python. Hierdoor was het niet nodig om handmatig de tweets in losse woorden te knippen. Het Python-script koppelde alle leestekens los van de woorden en filterde alle interpunctie en spaties uit de losse tweets. Vervolgens werden de overgebleven woorden omgezet in zogenaamde 'tokens'. Deze tokens waren alle overgebleven losse woorden van de tweets. Voor dit tokenizeren werd gebruik gemaakt van de Python library NLTK (2018). Op basis van de lijst met losse woorden (tokens) werden statistische toetsen uitgevoerd.

Voorbeeld analyse

Afbeelding 4 laat een tweet zien die is geannoteerd tijdens het codeerproces van dit onderzoek. Deze tweet zal als voorbeeld dienen voor de voorbeeld analyse. Het codeerschema is terug te vinden in Appendix 3.

Lacazette is een voetballer die een transfer maakte in de zomer van 2017. Hij is daarmee terug te vinden in de categorie met voetballers die een (bevestigde) transfers maakten.

In codeerfase 1 werd gekeken in welke categorie de tweet viel. De overgang van Lacazette naar Arsenal heeft daadwerkelijk plaatsgevonden waardoor deze tweet in de categorie ‘bevestigd transfernieuws’ viel. Vervolgens werd in codeerfase 2 geannoteerd welke kenmerken de tweet bevat. Deze kenmerken kwamen voort uit het onderzoek van Shu et al. (2017). Hierbij werd als eerste de bron van de tweet beoordeeld.



Arsenal neemt Lacazette voor recordbedrag over van Lyon nu.nl/sport/4818405/...



Afbeelding 4. Voorbeeld tweet ter analyse.

@NUsport is een geverifieerd Twitteraccount en daarbij ook een gevestigde media. Deze tweet is dus geplaatst door een bron die geannoteerd wordt in de categorie gevestigde media. Daarna werd er gekeken naar aan- of afwezigheid van een afbeelding/video. Deze tweet bevat een afbeelding, maar geen verdere visuele kenmerken. Daarom werd deze tweet geannoteerd als ‘afbeelding’. Als laatste werd er tijdens het coderen in codeerfase 2 gekeken naar de headline of inhoud. Afbeelding 4 laat zien dat de tweet maar één zin bevat, waardoor deze tweet geannoteerd werd als headline. Zouden er meer zinnen te zien zijn, dan zou de tweet ook als ‘inhoud’ geannoteerd worden.

Bovenstaande tweet werd ook meegenomen tijdens het tokenizeren. De woorden die bij deze tweet overbleven waren: ‘Arsenal’, ‘neemt’, ‘Lacazette’, ‘voor’, ‘recordbedrag’, ‘over’, ‘van’ en ‘Lyon’. Deze woorden boden de basis voor verschillende statistische toetsen.

Statistische toetsing

De eerdergenoemde tweetkenmerken waarop tweets werden geanalyseerd, waren de onafhankelijke variabelen van dit onderzoek. Daarbij kent het onderzoek een afhankelijke variabele (Soort nieuws). Soort nieuws is hierbij de te voorspellen variabele op grond van de tweetkenmerken. Er werd een multinomiale regressie uitgevoerd waarbij de te voorspellen

variabele het Soort nieuws (bevestigd nieuws, gerucht, nepnieuws) was. Hieruit kwam de sterkte van de koppeling tussen de tweetkenmerken en Soort nieuws.

Daarnaast werd er een multinomiale regressie uitgevoerd om inzichtelijk te krijgen welke losse woorden (tokens) voorspellend waren voor de variabele Soort nieuws. Hierbij zijn de losse woorden ingevoerd als factoren en is het Soort nieuws de onafhankelijke variabele. Waar in de eerste regressie gekeken werd naar de tweetkenmerken, wordt in deze regressie gekeken naar de tokens. Voorafgaand aan deze multinomiale regressie werden correlatieanalyses uitgevoerd om de tokens als data te reduceren. In eerste instantie kwamen er 261 tokens. Hierbij werden in de regressie geen resultaten gevonden, waarna de woorden die meer dan 0.1 met bevestigd nieuws, geruchten of nepnieuws correleerden werden gefilterd. Uiteindelijk leverde dit 12 woorden op die de basis boden voor een nieuwe multinomiale regressie.

Survey

Materiaal

De survey dient als aanvulling op de corpusanalyse. Voor deze aanvulling is gekozen omdat blijkt uit onderzoeken van Bright en Subedar (2017) en Ireson en Ciravegna (2017) dat de bron een sterk signaal kan zijn voor de betrouwbaarheid van een bericht. Om na te gaan in hoeverre dit ook geldt op Twitter, werd de survey toegevoegd aan dit corpusonderzoek. In de survey stonden 20 tweets vermeld zonder bron van het bericht (auteur van de tweet) of aanwijzingen voor een bron. De participanten werden gevraagd om deze tweets te beoordelen op betrouwbaarheid, deskundigheid en aantrekkelijkheid.

Voor de survey is gekozen voor tweets in de categorieën: nepnieuws en bevestigd transfornieuws. Deze twee categorieën zijn gekozen op basis van het feit dat tijdens het annoteren bleek dat codeur 2 het verschil tussen geruchten en nepnieuws slecht op kon merken. Het verschil tussen nepnieuws en bevestigd transfornieuws was duidelijker te herkennen en daarom is er voor deze twee categorieën gekozen.

De tweets kwamen voort uit de geannoteerde tweets die bij de corpusanalyse geselecteerd werden. Deze tweets werden willekeurig geselecteerd. In de survey werden de tweets uit de categorieën nepnieuws (10 tweets) en bevestigde transfers (10 tweets) getoond. Een voorbeeldvraag over de bron van de tweet is in Appendix 4 te zien.

Participanten

Dit onderzoek werd online afgenomen, waardoor participanten voor dit onderzoek online werden gezocht en persoonlijk benaderd. Er deden 31 participanten mee aan deze survey. De gemiddelde leeftijd van de participanten was 29 jaar met een standaardafwijking van 12,1 en een spreiding van 18 – 62 jaar. Onder de participanten bevonden zich 18 mannen en 13 vrouwen. 22 van de 31 participanten waren actief op Twitter en 9 participanten niet.

Onderzoeksdesign

Alle participanten werden blootgesteld aan zowel tweets over nepnieuws als tweets over bevestigd nieuws. Van de 20 tweets die de participanten ter beoordeling kregen waren er 10 tweets over nepnieuws en 10 tweets over bevestigd nieuws. De variabele Soort nieuws werd door participanten beoordeeld op betrouwbaarheid, deskundigheid en aantrekkelijkheid.

Instrumentatie

De participanten werd gevraagd om de tweets te beoordelen aan de hand van de stellingen van Hoeken, Hustinx en Hornikx (2012). Participanten beoordeelden de tweets op betrouwbaarheid, deskundigheid en aantrekkelijkheid. Per tweet moesten de participanten zes vragen in deze drie categorieën beantwoorden. De antwoorden werden gegeven op een zevenpunts Likert-schaal. Enkele voorbeelden van deze stellingen zijn:

- ‘Ik vind deze tweet: oprecht – gemaakt
- ‘Ik vind deze tweet: slecht geïnformeerd – goed geïnformeerd’
- ‘Ik vind deze tweet: onaangenaam – aangenaam’

De betrouwbaarheid van de vragen over de ‘betrouwbaarheid’ van tweets bestaande uit zes items was betrouwbaar: $\alpha = .70$. De betrouwbaarheid van de vragen over de ‘deskundigheid’ tweets bestaande uit zes items was adequaat: $\alpha = .80$. De betrouwbaarheid van de vragen over de ‘aantrekkelijkheid’ tweets bestaande uit zes items was adequaat: $\alpha = .84$.

Om een eventueel leereffect te voorkomen waarbij patronen binnen de survey werden herkend, zijn in de survey de tweets met nepnieuws en bevestigd transfernieuws willekeurig na elkaar geplaatst. Daarnaast werd er gebruik gemaakt van counterbalancing. Willekeurig werden de antwoordmogelijkheden voor de beoordeling van tweets omgewisseld. Waar het merendeel van de antwoordmogelijkheden de positieve beoordeling van de tweet aan de rechterzijde had, hadden sommige vragen waarbij counterbalancing was toegepast, de positieve beoordeling van de tweet aan de linkerzijde.

Procedure

Participanten die meededen aan de survey werden via een toegezonden link naar een online enquête doorgestuurd. Hier kregen de participanten een instructie te lezen, waarin stond beschreven dat de participanten bij voorkeur in een rustige omgeving moesten plaatsnemen. Dit zorgde ervoor dat de participanten zich ongestoord konden concentreren. In de instructie werd ook aangegeven dat participanten te allen tijde konden stoppen met de survey. Ook werd aangegeven dat de survey geen commerciële doelstellingen had en wie de contactpersoon was voor eventuele vragen of opmerkingen. Na de instructie begonnen de participanten met de survey.

De dataverzameling werd online geheel via een beveiligde verbinding tot stand gebracht. Hierdoor kwamen de ingevulde gegevens van de participanten niet in gevaar.

Statistische toetsing

Voor de survey werden drie t-testen uitgevoerd voor de ‘betrouwbaarheid’, ‘aantrekkelijkheid’ en ‘deskundigheid’. Binnen deze t-testen werden de antwoorden op de vragen over nepnieuws afgezet tegen de vragen over bevestigd nieuws. De drie variabelen waren de afhankelijke variabelen waarbij Soort nieuws (nepnieuws en bevestigd nieuws) de onafhankelijke variabele was.

Resultaten

Uit een multinomiale logistische regressie bleek dat de Soorten nieuws ten opzichte van de tweetkenmerken voor 15% te verklaren was door de ingebrachte variabelen ($F(1, 12) = 74.14, p < .001$). De referentiecategorie betrof Echt nieuws. Geruchten ten opzichte van Echt nieuws bleek een significante voorspeller voor Bron ($\text{Exp}(b) = 8.46, p = .001$). Geruchten ten opzichte van Echt nieuws bleek geen significante voorspeller voor Headline ($\text{Exp}(b) = 2.79, p = .588$), Inhoud ($\text{Exp}(b) = 2.88, p = .730$) en Afbeelding/Video ($\text{Exp}(b) = 6.71, p = .253$). Echt nieuws ten opzichte van Nepnieuws en Nepnieuws ten opzichte van Echt nieuws bleek geen significante voorspellers te bevatten.

Tabel 4 laat zien welke woorden tijdens de multinomiale logistische regressie het (meest) voorspellend zijn.

Uit een multinomiale logistische regressie bleek dat de Soorten nieuws ten opzichte van de tokens voor 34% te verklaren was door de ingebrachte variabelen ($F(2, 32) = 193.80, p < .001$). De referentiecategorie betrof Echt nieuws. Nepnieuws ten opzichte van Echt nieuws bleek een significante voorspeller voor ‘Verrassende’ ($\text{Exp}(b) = .33, p = .001$). Geruchten ten opzichte van Echt nieuws bleek ook een significante voorspeller voor ‘Breaking’ ($\text{Exp}(b) = .25, p < .001$).

Tabel 4: (Meest) voorspellende woorden multinomiale logistische regressie.

Voorspellende woorden	Voorspellend voor	Sig.
Verrassende	Nepnieuws (t.o.v. echt nieuws)	$p = .001$
Breaking	Geruchten (t.o.v. echt nieuws)	$p < .001$
Tekent	Echt nieuws (t.o.v. geruchten)	$p = .139$
Naar	Geruchten (t.o.v. echt nieuws)	$p = .261$
League	Geruchten (t.o.v. nepnieuws)	$p = .482$
Jaar	Geruchten (t.o.v. nepnieuws)	$p = .490$

In Tabel 5 staan de resultaten van de survey schematisch weergegeven.

Uit een t -toets van Soort nieuws op Betrouwbaarheid bleek er een significant verschil te zijn tussen bevestigd nieuws en nepnieuws wat betreft hun betrouwbaarheid ($t(30) = 2.05, p < .001$). Bevestigd nieuws ($M = 4.49, SD = 0.88$) bleek een hogere betrouwbaarheid te hebben dan nepnieuws ($M = 3.90, SD = 0.89$).

Uit een t -toets van Soort nieuws op Deskundigheid bleek er een significant verschil te zijn tussen bevestigd nieuws en nepnieuws wat betreft hun deskundigheid ($t(30) = 3.06, p < .001$). Bevestigd nieuws ($M = 4.82, SD = .77$) bleek een hogere deskundigheid te hebben dan nepnieuws ($M = 2.98, SD = 0.83$).

Uit een t -toets van Soort nieuws op Aantrekkelijkheid bleek er een significant verschil te zijn tussen bevestigd nieuws en nepnieuws wat betreft hun aantrekkelijkheid ($t(30) = 2.63, p < .001$). Bevestigd nieuws ($M = 4.66, SD = 0.74$) bleek een hogere aantrekkelijkheid te hebben dan nepnieuws ($M = 3.44, SD = 0.86$).

Tabel 5: Gemiddelden en standaardafwijkingen survey.

	Bevestigd nieuws		Nepnieuws	
	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
Betrouwbaarheid	4.49	.88	3.90	.89
Deskundigheid	4.82	.77	2.98	.83
Aantrekkelijkheid	4.66	.74	3.44	.86

Conclusie

De onderzoeksvraag voor dit onderzoek luidde: *Op welke wijze zijn nepnieuws en transfergeruchten op Twitter te onderscheiden van bevestigd transfernieuws?* en de hypothesen van dit onderzoek waren: *‘Op basis van woordgebruik is het mogelijk om nepnieuws, geruchten en bevestigde transfers te onderscheiden’*, *‘Twitteraccounts van gevestigde media plaatsen meer bevestigd transfernieuws dan twitteraccounts van knip-en-plak websites’* en *‘Tweets van gevestigde media worden betrouwbaarder, deskundiger en aantrekkelijker bevonden dan tweets van knip-en-plak websites’*.

Het onderzochte woordgebruik in tweets leidde niet tot een duidelijk onderscheid tussen transfergeruchten en bevestigd transfernieuws. Hoewel woorden als ‘breaking’ en ‘verrassende’ naar voren kwamen in de multinomiale regressie, zijn deze woorden niet veelzeggend over de categorieën. Het woordgebruik (tokens) verklaarde in de regressie 34%. Bij een regressie is het gewenst dat de ingebrachte variabelen zoveel mogelijk de afhankelijke variabele verklaren. Voor dit onderzoek betekent dat met de huidige verklaring van 34% hypothese 1 niet wordt aangenomen.

Ook werd niet aangetoond dat tweets met nepnieuws, geruchten of bevestigd nieuws verklaard kunnen worden door tweetkenmerken zoals afbeeldingen, video’s of een headline. Wel bleek dat gevestigde media significant meer bevestigd nieuws dan knip-en-plak websites verspreiden. Daarmee wordt hypothese 2 aangenomen. Met deze conclusie komen echter geen tekstuele elementen naar voren die de basis kunnen bieden voor machine learning.

Aanvullend onderzoek door middel van de survey laat zien dat de participanten het verschil zien tussen een knip-en-plak website en gevestigde media. Hoewel de bron bij de tweets weg was gelaten, beoordeelden participanten de tweets van gevestigde media toch significant betrouwbaarder, deskundiger en aantrekkelijker dan de tweets van knip-en-plak websites. Hiermee is hypothese 3 aangenomen. Naast de bron zitten er dus meer kenmerken in tweets met nepnieuws of bevestigd transfernieuws, die de betrouwbaarheid,

aantrekkelijkheid en deskundigheid kunnen verhogen. In het huidige onderzoek zijn deze kenmerken echter niet aangetoond.

Discussie

De resultaten van dit onderzoek sluiten niet aan bij de uitkomsten van Ireson en Ciravegna (2017). Het onderzoek van Ireson en Ciravegna (2017) liet zien dat het mogelijk is om geruchten in tweets te herkennen door middel van machine learning. Ireson en Ciravegna (2017) onderzochten hierbij de tekstuele kenmerken in de berichten. Een oorzaak voor de betere resultaten van Ireson en Ciravegna (2017) kan zijn dat er een beperkt aantal tweets is geanalyseerd. Ireson en Ciravegna (2017) analyseerden tweets real-time. Dit betekent dat elke tweet die geplaatst werd over een voetballer, direct werd geanalyseerd en in de categorie nepnieuws of gerucht werd geplaatst. Hierdoor kunnen eenvoudig kenmerken worden opgemerkt, omdat er grotere aantallen tweets worden geanalyseerd. Dit was in dit onderzoek niet mogelijk. Voor vervolgonderzoek is het daarom nodig om met een groter corpus te werken. Dit wordt later in de discussie verder besproken.

Hoewel het onderzoek van Shu et al. (2017) enkele handvaten bood om tweets te annoteren op tweetkenmerken, blijven soortgelijke resultaten in het huidige onderzoek uit. In het onderzoek van Shu et al. (2017) kwamen duidelijke kenmerken van berichten naar voren zoals de headline en afbeeldingen. Deze kenmerken bleken in het huidige onderzoek niet significant te duiden op verschillen tussen nepnieuws, bevestigd nieuws en geruchten. Een mogelijke verklaring voor het feit dat er geen duidelijke kenmerken van de tweets naar voren kwamen is de manier waarop voorbeelden van bevestigd nieuws, nepnieuws en geruchten verzameld zijn. Voor het huidige onderzoek is gebruik gemaakt van de geruchtensecties op Transfermarkt (2018) en FootballWhispers. Hierop stonden de belangrijkste en populairste Nederlandse geruchten vermeld, waaronder geruchten over enkele Nederlandse voetballers. In vergelijking tot internationale voetballers zijn Nederlandse voetballers minder populair. Hierdoor zijn er minder tweets over Nederlandse voetballers op Twitter verschenen. Daardoor zijn er relatief minder geruchten en nepnieuws over deze Nederlandse voetballers. Doordat dit onderzoek zich focust op Nederlandse tweets, heeft het beperkte aantal invloed gehad op de niet gevonden resultaten. Binnen een corpus met veel tweets worden over het algemeen betere verschillen gevonden dan binnen een corpus met een beperkt aantal tweets. Daarbij is de focus op Nederlandse tweets en keuze die in vervolgonderzoek opnieuw moet worden afgewogen.

De resultaten van dit onderzoek zijn wel een aanvulling op de bevindingen van Bright en Subedar (2017), die aantoonde dat de bron (onbewust) een belangrijke voorspeller blijkt te zijn voor de betrouwbaarheid van een bericht. In het huidige onderzoek worden de tweets van bevestigde media betrouwbaarder beoordeeld door participanten dan berichten van knip-en-plak websites. Dit bevestigt de resultaten uit het onderzoek van Bright en Subedar (2017).

Ook zijn de resultaten van dit onderzoek een aanvulling op het onderzoek van Biyani, Tsioutsoulouklis en Blackmer (2016). Hierin toonden zij aan dat *clickbait*-berichten (nepnieuws) vaak korte berichten zijn. Tijdens het annoteren bleek dat 76% van de berichten in de categorie nepnieuws, een *clickbait*-bericht was. Een implicatie voor vervolgonderzoek is dan ook om de kenmerken van *clickbait*-berichten (uitdagende teksten) verder te onderzoeken. Zo kan er bijvoorbeeld, net als in de survey, gekeken worden of *clickbait*-berichten aantrekkelijker gevonden worden dan transfergeruchten. Dit zal vervolgens ook aansluiten op het onderzoek van Visoughi, Roy en Aral (2018) waaruit blijkt dat nepnieuws berichten vaak emotionelere reacties oproepen.

Een beperking uit dit onderzoek is het kleine corpus. Waar in het onderzoek van Ireson en Ciravegna (2017) tweets realtime werden geannoteerd, zijn er in het huidige onderzoek in totaal 579 tweets geannoteerd van 30 spelers. Ook in het onderzoek van Shu et al. (2017) werden enkele duizenden tweets geanalyseerd om tweetkenmerken aan te kunnen tonen. Een aanbeveling voor vervolgonderzoek is om dit onderzoek uit te voeren met meer tweets. De kans is groot dat daardoor de kenmerken uit het onderzoek van Shu et al. (2017) bevestigd kunnen worden. Daarnaast wordt het mogelijk om met een groter corpus woorden aan te tonen die voortkomen uit nepnieuws, geruchten of bevestigd transfernieuws.

Een oorzaak voor het kleine corpus is de taal die gekozen is. Nederlands was de taal voor de tweets binnen het corpus. Zoals eerder beschreven waren er over Nederlandse voetballers maar een beperkt aantal bruikbare tweets beschikbaar. Naast een verklaring voor de resultaten, kan dit ook worden gezien als beperking van dit onderzoek. Zodra er gekozen wordt voor een corpus met Nederlandse tweets, is het corpus vaak kleiner dan wanneer de taal Engels is. Voor vervolgonderzoek is het een aanbeveling om een corpus te kiezen met Engelse tweets. Hierdoor wordt het corpus groter en kunnen er eventueel betere resultaten gevonden worden.

Daarnaast kunnen de tweets ook als beperking worden gezien. De tweets van de voetballers sloten niet goed genoeg aan bij de drie categorieën (bevestigd nieuws, geruchten, nepnieuws) waardoor er minder sterke correlaties werden gevonden. Zo zijn er bij een transfer

eerst vaak veel geruchten, waarna er tweets komen die de transfer bevestigen. Doordat de categorieën niet evenveel tweets bevatten, werden er maar een beperkt voorspellende woorden gevonden. Voor vervolgonderzoek is het daarom belangrijk om enkel tweets te selecteren die goed passen binnen de drie categorieën. Zo zullen er in elke categorie evenveel tweets moeten zitten om goede vergelijkingen te kunnen maken.

Een andere beperking uit dit onderzoek is de gebruikte data voor de statistische toetsen. De resultaten laten geen kenmerken zien die de basis kunnen bieden voor machine learning. In eerste instantie was het niet mogelijk om met alle tokens (261) een multinomiale regressie uit te voeren. Door het uitvoeren van correlaties met de tokens uit de tweets, is er gekeken welke woorden correleerden met een bepaalde categorie. Deze woorden zijn vervolgens opgenomen in de multinomiale regressie. Niet-correlerende woorden waren dus geen onderdeel van deze regressie. Voor deze manier van datareductie is gekozen omdat er een groot aantal woorden (261) voort zijn gekomen uit de losse tweets. Wanneer er geen datareductie zou zijn toegepast, zouden er geen interpreteerbare resultaten gevonden kunnen worden. Deze datareductie kan als beperking worden gezien omdat bij het uitvoeren van een corpusonderzoek voorkeur is voor resultaten waarbij alle mogelijke data tot resultaten leiden.

Een belangrijk gegeven dat voortkomt uit het annoteren van de tweets is dat veel knip-en-plak websites tweets (en nieuwsberichten) van elkaar kopiëren. Vaak komt een knip-en-plak website met een gerucht of nepnieuws, dat vervolgens door andere knip-en-plak websites overgenomen wordt, zonder de bron te controleren. Op deze manier worden er enkele honderden tweets en nieuwsberichten verspreid die exact dezelfde inhoud bevatten. Dit fenomeen zorgde er in dit onderzoek voor dat veel tweets niet gebruikt konden worden omdat deze tweets door Twitter opgeschort waren. Voor vervolgonderzoek is het dan aan te raden om in codeerfase 1 direct alle duplicate tweets weg te filteren, om op deze manier betere resultaten te verkrijgen.

Bovendien is het opmerkelijk dat er een groot aantal accounts die tweets verspreiden met nepnieuws, door Twitter zijn opgeschort. Dit betekent dat de accounts en berichten door Twitter zijn verwijderd. Hierdoor konden opgeschorte tweets niet opgenomen worden in het onderzoek. Voor de 19095 tweets over Neymar, waren er 1320 tweets waarbij het account opgeschort was. Gemiddeld waren er 122 tweets per speler waarbij het account is opgeschort. De tweets van deze accounts blijven wel beschikbaar in de database van TwiNL, maar worden door Twitter verwijderd zodat ze niet vanuit de browser zichtbaar zijn. Hierdoor kan niet onderzocht worden welke inhoud (afbeelding, video, headline) het bericht had. Dit is een

nadeel van corpusonderzoek op Twitter, met tweets over nepnieuws uit het verleden. Twitter neemt namelijk zelf maatregelen om, net als de euvsdisinfo.eu en andere voorbeelden uit Zondag Met Lubach (Gitsels, & Engen, 2018), nepnieuws op internet te bestrijden. Een implicatie voor vervolgonderzoek is dat tweets die een jaar oud zijn, minder goed gebruikt kunnen worden voor onderzoek waarbij de weergave van tweets belangrijk is. Voor een vervolgonderzoek met tweets over transfers is het dan ook aan te raden om tweets te gebruiken uit de meest recente transferperiode. Een andere mogelijkheid is het onderzoek uitvoeren aan het einde van een transferperiode. Hierdoor wordt het aantal opgeschorte tweets beperkt.

Wat opvalt bij de geselecteerde voetballers die veel aandacht op Twitter genereerden is dat deze voetballers vooral aanvallers (20x) en middenvelders (5x) zijn. Verdedigers (4x) en keepers (1x) komen aanzienlijk minder voor. Dit is waarschijnlijk te verklaren door het feit dat aanvallers en middenvelders voor grotere transferbedragen weggaan dan verdedigers en keepers. Dit staat weer in verhouding tot de aandacht die ze krijgen: grote transferbedragen krijgen veel aandacht in de media. Daarom is het relevant om in vervolgonderzoek de positie van de voetballer ook mee te nemen als kenmerk bij het verzamelen van data. Hierdoor kan nepnieuws rondom een voetballer eerder herkend worden. Aannemelijk is dat hoe meer aandacht een speler krijgt, hoe groter de kans op nepnieuws is. Door de positie van de voetballer mee nemen bij het verzamelen van data kunnen dit soort kenmerken aangetoond worden.

Aansluitend op bovenstaande is het opmerkelijk dat voetballers zoals Benjamin Mendy en Gylfi Sigurdsson relatief weinig aandacht kregen op Twitter. Het geruchtencircuit rondom deze voetballers was relatief stil. Enkel de bevestiging dat de transfer rond was, werd als nieuws op Twitter vermeld. Dit kan voortkomen uit het feit dat deze voetballers relatief onbekend waren tot het moment dat zij een grote (en dure) transfer maakten. Zodra deze spelers in de toekomst eventueel weer een transfer maken, is de verwachting dat er bij deze spelers meer geruchten te vinden zijn. Dit betekent dat de selectie van spelers invloed heeft gehad op de resultaten. Hoewel deze twee voetballers in de top 10 duurste transfers van de zomer 2017 stonden, kregen ze niet de verwachte aandacht op Twitter. Voor vervolgonderzoek is het dan belangrijk om, naast de positie, ook de populariteit van spelers mee te nemen in het selecteren van voetballers. Op deze manier zullen er voldoende tweets beschikbaar zijn om mee te nemen in de resultaten. Met meer tweets in het corpus is het aannemelijk dat er betere resultaten gevonden worden.

In dit onderzoek is gekozen om een onderscheid te maken tussen nepnieuws, bevestigd nieuws en geruchten. Hoewel uit de corpusanalyse twee voorspellende woorden en een tweetkenmerk naar voren kwamen, kon het onderscheid tussen de drie categorieën niet aangetoond worden. Uit de survey kwam wel een duidelijk verschil tussen de bron van bevestigd nieuws en de bron van nepnieuws. De keuze voor de categorieën nepnieuws, bevestigd nieuws en geruchten moet dus in vervolgonderzoek, op basis van huidige resultaten, opnieuw afgewogen worden. Het is aannemelijk op basis van de survey dat er meer tweetkenmerken en betere resultaten gevonden worden wanneer er enkel twee categorieën (bevestigd nieuws – geruchten, bevestigd nieuws – nepnieuws of geruchten – nepnieuws) worden onderzocht. Voor vervolgonderzoek kan het bijvoorbeeld interessant zijn om na te gaan of er een verschil zit in andere tweetkenmerken (naast bron) bij tweets met bevestigd nieuws en tweets met nepnieuws.

Voor vervolgonderzoek is het belangrijk om te onderzoeken of geruchten- en nepnieuwsdetectie een functie is die door machine learning kan worden ingevuld. Voor de classificatie van berichten binnen machine learning is het gebruikelijk om met zoveel mogelijk kenmerken een model te trainen, dit bleek in het huidige onderzoek niet mogelijk. Hierdoor kwamen er geen heldere resultaten uit de regressie. Het is dan ook goed om in vervolgonderzoek af te wegen in hoeverre machine learning geschikt is om deze geruchten- en nepnieuwsdetectie uit te kunnen voeren. Een logische manier om in vervolgonderzoek te testen of machine learning geschikt is voor geruchten- en nepnieuwsdetectie, is om machine learning toe te passen.

Gemiddeld deden participanten 24 minuten over het invullen van de survey. Enkele participanten vonden dit erg lang. Dit kan invloed gehad hebben op de resultaten. Participanten kunnen bijvoorbeeld de laatste vragen niet goed gelezen hebben met als doel de survey snel af te ronden. Voor vervolgonderzoek is het daarom belangrijk om de tijd die het invullen van de survey inneemt, in de gaten te houden. Om toch voldoende participanten te vinden kunnen er bijvoorbeeld kleine geldprijzen verloot worden onder de ingevulde vragenlijsten.

Hoewel de survey volgens enkele participanten erg lang was is het advies voor vervolgonderzoek om het aantal tweets gelijk te houden of meer tweets toe te voegen. Verschillen die nu gevonden zijn tussen de bron van de tweet kunnen de basis bieden voor

andere tweetkenmerken. Zo kan het huidige onderzoek worden gerepliceerd waarbij andere kenmerken uit het onderzoek van Shu et al. (2017) het onderzoeksonderwerp zijn. Aansluitend op het verschil tussen gevestigde media en knip-en-plak websites kan bijvoorbeeld onderzocht worden of tweets met een afbeelding beter worden gewaardeerd dan tweets zonder afbeelding.

Dit onderzoek bevestigt de resultaten uit het onderzoek van Bright en Subedar (2017). De bron blijkt een belangrijke voorspeller voor de betrouwbaarheid van het bericht. Ook zijn de resultaten een bevestiging van het onderzoek van Biyani, Tsioutsoulouklis en Blackmer (2016). Hierin toonden zij aan dat *clickbait*-berichten vaak duiden op nepnieuws.

Het advies voor voetbalfans en andere lezers van voetbaltweets is om de bron van Twitter-berichten goed in ogenschouw te nemen. De bron kan een goede indicator zijn voor de betrouwbaarheid van een bericht. De kans is groot dat nieuws via gevestigde media betrouwbaarder is dan nieuws van knip-en-plak websites. Vooral *clickbait*-berichten moeten door de lezers niet direct voor waarheid worden aangenomen. Geadviseerd wordt om deze berichten eerst op feiten te controleren.

Literatuurlijst

- Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017). Social media and fake news in the 2016 election. *Journal of economic perspectives*, 31(2), 211-236.
- Allport, G., & Postman, L. (1947). *The psychology of rumor*. New York: Henry Holt.
- Atali, L., & Gürer, B. (2015). Content analysis of official Twitter account of under-20 football World Cup. *Advances in physical education*, 5, 103-106.
- Bakshy, E., Hofman, J., Mason, W., & Watts, D. (2011). Everyone's an influencer: Quantifying influence on Twitter. *Web search and data mining*. 9(11), 65-74. doi: 10.1145/1935826.1935845.
- Berkowitz, D., & Schwartz, D. (2016). When fake news becomes realer than real. *Journalism practice*, 10(1), 1-17. doi: 10.1080/17512786.2015.1006933.
- Biyani, P., Tsioutsoulis, K., & Blackmer, J. (2016). 8 amazing secrets for getting more clicks: detecting clickbaits in news streams using article informality. *Artificial intelligence labs*, 12(17), 94-100.
- Borgesius, J., Trilling, D., Möller, J., Eskens, S., Bodó, B., Vreese, C., de. & Helberger, N. (2016). Algoritmische verzuiling en filter bubbles: een bedreiging voor de democratie. *Computerrecht*, 173(5), 255-262.
- Bright, S. & Subedar, A. (2017, 14 juli). 'Rooney to China'?: The real impact of fake football news. *BBC*. Geraadpleegd van <http://www.bbc.com/news/blogs-trending-40574049>
- Bruns, A., Weller, K., & Harrington, S. (2014). Twitter and sports: football fandom in emerging and established markets. In S. Jones (Red.), *Twitter and society* (1e ed., pp. 263-280). New York: Peter Lang Publishing, Inc.
- Cha, M., Benevenuto, F., Haddadi, H., & Gummadi, K. (2012). The world of connections and information flow in Twitter. *Systems and humans*, 42(4), 991-998.
- Chen, Y., Conroy, N., & Rubin, L. (2015). Misleading online content: recognizing clickbait as false news. *Multimodal deception detection*, 12(1), 15-19. doi: 10.1145/2823465.2823467.
- Choi, S. (2015). The two-step flow of communication in Twitter-based public forums. *Social Science computer review*, 33(6), 696-711. doi: 10.1177/0894439314556599.
- Crescimbeno, M., & La Longa, F. (2012). The science of rumours. *Annals of Geophysics*, 55(3), 421-425. doi: 10.4401/ag-5538.
- Del Vicario, M., Quattrociocchi, W., Scala, A., & Zollo, F. (2018). *Polarization and fake news: Early warning of potential misinformation targets*. Geraadpleegd via: <https://arxiv.org/pdf/1802.01400.pdf>.

- Goel, A., Munagala, K., Sharma, A., & Zhang, H. (2015). A note on modeling retweet cascades on Twitter. *Algorithms and models for the web graph*, 94(7), 119-131.
- Gitsels, J., & Engen, H. van. (2018, 28 januari). Censuur. In NPO, *Zondag met Lubach*. Hilversum: VPRO/NPO.
- Hoeken, H., Hornikx, J. & Hustinx, L. (2012). *Overtuigende teksten*. Onderzoek en ontwerp. Bussum: Uitgeverij Coutinho.
- Ireson, N., & Ciravegna, F. (2017). FootballWhispers: transfer rumour detection. Geraadpleegd via: ceur-ws.org/Vol-1963/paper495.pdf.
- Kok, A. (2014, 31 januari). Voetbalnieuws wordt met één klik gemaakt. *NRC*. Geraadpleegd van <https://www.nrc.nl/nieuws/2014/01/31/voetbalnieuws-wordt-met-een-klik-gemaakt-1340511-a177783>.
- NLTK. (2018). Natural language toolkit. Geraadpleegd via: <https://www.nltk.org>.
- NOS.nl. (2018). Braziliaanse krant stopt met Facebook en hoopt op navolging. Geraadpleegd via: <https://nos.nl/artikel/2218299-braziliaanse-krant-stopt-met-facebook-en-hoopt-op-navolging.html>.
- Mitra, T., & Gilbert, E. (2015). A large-scale social media corpus with associated credibility annotations. *International AAAI Conference on web and social Media*. Geraadpleegd via: <https://www.semanticscholar.org/paper/CREDBANK%3A-A-Large-Scale-Social-Media-Corpus-With-Mitra-Gilbert>.
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble*. New York: The Penguin Press.
- Pricen J., Farrington, N., & Hall, L. (2013). Changing the game? The impact of Twitter on relationships between football clubs, supporters and the sports media. *Soccer & society*, 14(4), 446-461. doi: 10.1080/14660970.2013.810431.
- Salin, E. & Winston, P. (1991). Machine learning and artificial intelligence. *Analytical Chemistry*, 46(1), 49-60.
- Sang, E., & van den Bosch, A. (2013). Dealing with big data: the case of Twitter. *Computational linguistics in the Netherlands journal*, 3, 121-134.
- Shu, K., Sliva, A., Wang, S., Tang, J., & Liu H. (2017). Fake news detection on social media: a data mining perspective. *SIGKDD Explorations*, 19(1), 22-36.
- Transfermarkt (2018). *Recordtransfers 2017 zomer*. Geraadpleegd via: https://www.transfermarkt.nl/transfers/transferrekorde/statistik/top/plus/0/galerie/0?seizoen_id=2017&land_id=&ausrichtung=&spielerposition_id=&altersklasse=&leihe=&w_s=s.

- Visoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*, 359(6380), 1146–1151. doi: 10.1126/science.aap9559.
- Zubiaga, A., Aker, A., Bontcheva, K., & Liakata, M. (2018). Detection and resolution of rumours in social media. *ACM Computing Surveys*, 51(2), 32-63.
- Zubiaga, A., Liakata, M., Procter, R., Bontcheva, K., & Tolmie, P. (2015). Towards detecting rumours in social media. *PLoS ONE*, 11(3), 121-128.

Appendix 1: Query-termen voor tweets over voetballers

Neymar, Dembele, Lukaku, Morata, Benjamin Mendy, Lacazette, Kyle Walker, Silva, Sigurdsson, Bonucci, Coutinho, Wilshere, Bale, Benzema, Dybala, de Vrij, De Gea, Dolberg, Aubameyang, Ziyech, Di María, Alexis, Messi, Hazard, Sneijder, Robben, Ibrahimovic, van Persie, Cristiano Ronaldo, Diego Costa.

Appendix 2. Aantal tweets per voetballer per categorie.

Naam voetballer	Aantal tweets in bevestigde transfers	Aantal tweets in geruchten	Aantal tweets in nepnieuws	Totaal aantal tweets
<i>Bevestigde transfers</i>	x	x	x	x
Neymar	10	8	2	20
Ousmane Dembélé	11	8	0	19
Romelu Lukaku	8	12	0	20
Alvaro Morata	10	7	3	20
Benjamin Mendy	9	11	0	20
Alexandre Lacazette	11	8	1	20
Kyle Walker	6	12	2	20
Bernardo Silva	12	2	0	14
Gylfi Sigurdsson	12	1	0	13
Leonardo Bonucci	17	2	1	20
<i>Geruchten</i>	x	x	x	x
Philippe Coutinho	0	15	4	19
Jack Wilshere	0	18	2	20
Gareth Bale	0	17	2	19
Karim Benzema	0	19	1	20
Paulo Dybala	0	19	1	20
Stefan de Vrij	0	18	2	20
David De Gea	0	15	3	18
Kasper Dolberg	0	15	5	20
Aubameyang	0	15	5	20
Hakim Ziyech	0	19	1	20
<i>Nepnieuws</i>	x	x	x	x
Ángel Di María	0	9	11	20
Alexis Sanchez	0	6	14	20
Lionel Messi	0	10	10	20
Eden Hazard	0	3	17	20
Wesley Sneijder	0	9	10	19
Arjen Robben	0	3	17	20

Zlatan Ibrahimovic	0	4	15	19
Robin van Persie	0	8	12	20
Cristiano Ronaldo	0	2	18	20
Diego Costa	0	5	14	19

Appendix 3. Codeerschema corpusanalyse

Codeerfase 1:

De tweet bevat bevestigd nieuws, geruchten of nepnieuws:

0: Ja

1: Nee

De tweet is:

0: Nepnieuws

1: Gerucht

2: Bevestigd nieuws

Codeerfase 2:

Bron:

0: Knip-en-plak website (bv. Voetbalzone, Soccernews)

1: Gevestigde media (bv. Vi.nl, Telesport, NUsport)

Afbeelding/video:

0: Geen afbeelding

1: Wel afbeelding

2: Geen video

3: Wel video

Headline of inhoud:

0: Geen headline

1: Wel headline (1 zin)

2: Inhoud (meerdere zinnen)

Appendix 4. Voorbeeldvraag survey.

Beoordeel onderstaande tweet.



De bron van de tweet lijkt mij:

Oneerlijk	0 0 0 0 0 0	Eerlijk
Oprecht	0 0 0 0 0 0	Gemaakt
Niet te vertrouwen	0 0 0 0 0 0	Te vertrouwen
Immoreel	0 0 0 0 0 0	Rechtschapen
Integer	0 0 0 0 0 0	Malafide
Corrupt	0 0 0 0 0 0	Onkreukbaar

De bron van de tweet lijkt mij:

Onintelligent	0 0 0 0 0 0	Intelligent
Ervaren	0 0 0 0 0 0	Ervaren
Incompetent	0 0 0 0 0 0	Competent
Slecht geïnformeerd	0 0 0 0 0 0	Goed geïnformeerd
Dom	0 0 0 0 0 0	Slim
Capabel	0 0 0 0 0 0	Incapabel

De bron van de tweet lijkt mij:

Onsympathiek	0 0 0 0 0 0	Sympathiek
Onaardig	0 0 0 0 0 0	Aardig
Vervelend	0 0 0 0 0 0	Beminnelijk
Onvriendelijk	0 0 0 0 0 0	Vriendelijk
Afstotend	0 0 0 0 0 0	Innemend
Onaangenaam	0 0 0 0 0 0	Aangenaam