

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

Master Thesis 17th October 2014

Author: M.M.J.W. Tax

Title: Practically useful "Social Media Reputation" index: Big Social Data Analysis exposes "Social Media Reputation" index method

First supervisor: Dr. S.A. de Vries

Second supervisor: Dr. E. Constantinides

Education: University of Twente

Study: Communication Studies

Track: New Media and Communication

Country: The Netherlands

Abstract

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index:

Big Social Data-analyse legt “Social Media Reputation” indexmethode bloot

Met de crisis nog vers in ons geheugen is het interessant om te onderzoeken welke invloed een gebeurtenis heeft op de reputatieontwikkeling van een organisatie. Deze masterthesis laat de ontwikkeling zien van een Social Media Reputation-indexmethode voor drie Nederlandse banken: ING Bank, Rabobank en ABN Amro. Veel organisaties spreken over Big Data en verzamelen grote hoeveelheden data, maar de wetenschappelijke inzichten over dit soort reputatiedata-analyses is nog beperkt.

In deze studie stond de volgende vraag centraal: *Wat is een valide, betrouwbare en praktisch bruikbare Social Media Reputation-indexmethode op basis van Big Social Data?* Het vaststellen van een reputatie-index op basis van Big Social Data is een nieuwe ontwikkeling. Deze studie onderzoekt welke factoren of constructen deel uit maken van de reputatie-index en hoe deze valide en betrouwbaar gemeten kunnen worden. Big Social Data wordt getypeerd als een diverse dataverzameling afkomstig uit verschillende sociale netwerken, waaronder ook social media.

De Social Media Reputation-indexmethode werd ontwikkeld met behulp van een kwalitatieve onderzoeksofzet. Deze methode werd gebaseerd op de reputatiefactoren van het Reputation Quotient-model (Fombrun, Gradberg & Sever, 2000). Deze reputatiefactoren, gebruikt als indicatoren, bepaalden de reputatie binnen het social media-domein. Door berichtgevingen te labelen met een indicator en sentimentbepaling werd het mogelijk om individuele SMR-indicator scores te berekenen over een bepaalde periode. Deze scores werden vervolgens gebruikt om de SMR-index vast te stellen.

De trendlijn- en voortschrijdend gemiddelde-grafiek werden gebruikt om de SMR-indexgrafieken te analyseren. Daarnaast wel er een viertal nieuwe SMR-patronen gedefinieerd, namelijk: Crossover-, Explosive SMR-, Increased of Decreased SMR- en SMR-Correlatiepatroon.

Gebaseerd op de resultaten van de SMR-index werd vastgesteld, op welke tijdsintervallen en door welke contexten de bankenreputatie beïnvloed werd. Met deze data was het mogelijk om een context- en media-analyse uit te voeren, waarna het met deze resultaten mogelijk werd om te filteren op de oorzaak van een bepaalde reputatietrend. Eén van de resultaten liet zien, dat een positieve uitschieter in het aantal social media-berichten gepaard ging met een daling van de SMR-index van de banken.

Het betreft hier een methodeontwikkeling, daarom is de praktische bruikbaarheid ervan zeer relevant. Om deze index sneller te kunnen vaststellen, is een nauwere samenwerking met informatici vereist, aangezien dit bijdraagt aan een snellere implementatie en toetsing van nieuwe social media-analyses. De SMR-index kan het beste op vaste intervallen worden waargenomen, zodat de index optimaal gebruikt kan worden. Het is mogelijk om de methode te gebruiken voor kleinere tijdsintervallen, echter is het verstandig om een continue meting uit te voeren. Het geven van verklaringen rondom ontwikkelingen kan eenvoudiger verricht worden als de index over een grotere tijdsperiode wordt vastgesteld.

Keywords: Qualitative research, Reputation, Social Media Reputation, Big Data, Big Social Data, Data Mining, Code book, Development study, Communication Studies

Management Summary

Practically useful "Social Media Reputation" index:

Big Social Data Analysis exposes "Social Media Reputation" index method

Introduction

This master thesis shows the development of a Social Media Reputation index method. Dutch banks like the ING Bank, Rabobank and ABN Amro were used as a case study wherein the new SMR-index was tested. In the recent years a lot of attention was paid to the banking industry. With the financial crisis still fresh in our memory, it is interesting to investigate what kind of events influences the reputation development of an organization. Reputation studies have been used for quite some time now, however the establishment of a reputation based on Big Social Data is a new development. Terms like Big Data, Business Intelligence or Big Social Data are mentioned a lot in businesses. But, there is a lack of scientific research which gives more insight in these materials. Furthermore, many organizations already collect huge amounts of data, but valuable insights about this kind of reputation data analysis is still limited.

Research

In this study we tried to answer the following question: *What is a valid, reliable and practicable Social Media Reputation index method based on Big Social Data?* To answer this question, six sub-questions were asked which gave different perspectives on the mentioned development of the SMR index. Big Social Data is characterized as data derived from a variety of various social networks. Social media is part of this. The study investigated which factors or constructs were part of the reputation index and in which way they could be measured on a valid and reliable way by using Big Social Data.

Development

The Social Media Reputation index method was developed by using a qualitative research design. This method was based on the reputation factors as mentioned in the Reputation Quotient model (Fombrun, Gradberg & Sever, 2000). The factors social and environmental responsibility (SER), emotional appeal (EA), products and services (PS) were defined as relevant SMR indicators of the SMR index. These indicators were then used to determine the reputation within the social media domain. By labeling messages with a sentiment and SMR indicator, it became possible to calculate the individual SMR indicator scores over a certain time and these scores were then used to determine the SMR index.

To provide some explanations for the possible patterns within the SMR index, knowledge from the economic sector was used. In the stock exchanges such patterns exist much longer and they can give insights in what happens with an index. The use of trend lines or the moving average graph initially display credited trends, which could also manifest in the SMR-index. In addition, four new SMR patterns were defined. These patterns are: Crossover pattern, Explosive SMR pattern, Increased or Decreased SMR pattern and SMR-Correlation pattern. The presence of these patterns were not extensively tested, but these new patterns might lead to further research.

Results

Based on the results of the SMR index it was determined on what time intervals and by which contexts the reputation of the Dutch banks was affected. With this information it was possible to perform a context and media analysis. With the results of the context and media analysis it was possible to filter

the cause of a certain reputation trend. One of the results showed that a peak in the number of social media messages about the financial banks was accompanied by a decrease in the SMR index.

Practical usefulness and recommendations

As this is a development study, the practical usefulness of this method is also relevant. To quickly determine this index, it is important to have closer collaborations with computer scientists. This contributes to faster implementation and testing of new social media analysis. Social scientific knowledge can serve as a basis for the development and assembly of social media analysis toolings. This is relevant because the method can only be performed manually at this stage. The software that could automatically determine the contexts and sentiments, is still in its early stage. Of course, the first steps can be put in place to automate this process. Therefore, the presence of noise and inaccuracies, due to the software-based analysis of text elements, must be taken into account.

The SMR-index can best be observed at fixed intervals, so that the index can be optimally used. It is possible to use the SMR index method for smaller time intervals. However, it is advisable to perform frequently and continuous measurements. Giving explanations surrounding the reputation developments, can be made easier, if the index is determined over a greater period of time.

Voorwoord

Hierbij presenteer ik mijn masterthesis ter afronding van mijn studie Communication Studies, mastertrack “*Media and Communication*”.

Van jongs af aan was ik al geïnteresseerd in hoe dingen werkten en in elkaar staken. Ik ben opgegroeid in een tijdperk waarin de ene na de andere game console uitkwam, waar lompe PC's met zwart-witmonitoren evalueerden tot snelle krachtige en compacte laptops en de computerchips zo klein zijn geworden, dat alle informatie via een Smart Watch kan worden opgezocht en gelezen. Mijn interessegebied is groot en het maakt daarbij niet uit of het bijvoorbeeld gaat om fysica, astronomie, maatschappelijke of wetenschappelijke vraagstukken.

Mijn passie voor media, ICT en sociaalwetenschappelijke ontwikkelingen heeft zich ook gedurende mijn studie aan de universiteit onverminderd voortgezet. Beginnend met een informaticastudie, vervolgde ik mijn opleiding in de richting van de gedragswetenschappen met de studie communicatiewetenschap en nu eindigt deze met de master Media and Communication.

Mijn masterthesis ligt in lijn van mijn interessegebieden. Ik hoop dat mijn onderzoek naar de Social Media Reputation-index, kan bijdragen aan een beter begrip van alle technische opvattingen over Big Data en daarnaast inzichten kan verschaffen in het verder ontwikkelen van snellere en accuratere reputatie- óf social media-indexen. Daarnaast kan mijn werk wellicht een nieuwe brug slaan tussen de ICT- en sociaalwetenschappelijke onderzoeksvelden.

Mijn masterthesis was niet mogelijk geweest zonder de steun van familie, vrienden en kennissen. In het bijzonder wil ik mijn vrouw Leonie bedanken, die voor mij een grote steun was gedurende het gehele traject en met wie ik van gedachten kon wisselen als ik even vastliep met mijn onderzoek.

Tot slot wil ik mijn supervisors Sjoerd de Vries en Efthymios Constantinides bedanken. Met geduld en goede aanwijzingen hebben ze mij door het afstudeertraject begeleid. Ik heb de goede samenwerking als zeer prettig en leerzaam mogen ervaren.

Michel Tax

Oktober 2014

Inhoudsopgave

Abstract.....	1
Management Summary.....	3
Voorwoord.....	5
1. Introductie.....	9
1.1. Probleemanalyse.....	9
1.1.1. Impact van de financiële crisis.....	9
1.1.2. Big Data als index-brondata voor reputatieonderzoek.....	10
1.1.3. Implementatie van Big Data.....	11
1.2. Onderzoeksvragen.....	12
1.3. Praktische relevantie.....	13
1.4. Wetenschappelijke relevantie.....	14
2. Theoretische achtergrond.....	16
2.1. Big Data, Business Intelligence en Big Social Data.....	16
2.1.1. Big Data.....	16
2.1.2. Business Intelligence.....	18
2.1.3. Big Social Data.....	19
2.1.4. Conclusie.....	23
2.2. Social Media Reputation-index (SMR).....	24
2.2.1. Reputatie.....	24
2.2.2. SMR vs. AEX.....	28
2.2.3. SMR-indicatoren.....	29
2.2.4. Conclusie.....	31
2.3. Invloedsfactoren op individuele SMR-indicatoren.....	31
2.3.1. Service- en productbeoordeling, klantbeleving en klanttevredenheid.....	31
2.3.2. Vertrouwen.....	32
2.3.3. Betrouwbaarheid.....	34
2.3.4. Maatschappelijke gebeurtenissen en crisissituaties.....	35
2.3.5. Conclusie.....	36
2.4. SMR-patronen.....	38
2.4.1. Beurspatronen.....	38
2.4.2. Mogelijke patronen in de SMR-index.....	41
2.4.3. Conclusie.....	42
2.5. Analysetechnieken.....	43

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

2.5.1.	Context	43
2.5.2.	Tone of Voice.....	44
2.5.3.	Google Similarity Distance	46
2.5.4.	Google Trends.....	46
2.5.5.	Conclusie.....	47
2.6.	Betrouwbaarheid en validiteit van de SMR-index	47
2.6.1.	Betrouwbaarheid.....	47
2.6.2.	Validiteit.....	48
2.6.3.	Conclusie.....	50
3.	Ontwikkeling van de SMR-indexmethode	52
3.1.	Vooronderzoek	52
3.1.1.	Vaststellen datasetsteekproef.....	52
3.1.2.	Opstellen codeboek	53
3.1.3.	Vaststellen woordwaardes en woordsentiment	54
3.1.4.	Vaststellen ijkmomenten.....	54
3.1.5.	Codeerproces	55
3.2.	Resultaten	56
3.2.1.	Datasetsteekproef.....	56
3.2.2.	Codeboek.....	58
3.2.3.	Woordwaardes en sentiment.....	60
3.2.4.	Ijkmomenten.....	65
3.2.5.	Validiteit en betrouwbaarheid	67
3.3.	SMR-indexmethode.....	68
3.3.1.	Vaststellen datasetsteekproef en tijdsinterval.....	68
3.3.2.	Verzamelen en samenstellen dataset.....	69
3.3.3.	Analyseren social media-berichten.....	69
3.3.4.	Berekenen SMR-scores en SMR-index	69
3.3.5.	Analyseren SMR-patronen.....	69
3.3.6.	Uitvoeren contextanalyse.....	70
3.4.	Conclusie	70
4.	Analyse SMR van de drie grootste banken.....	71
4.1.	Datasetsteekproef & tijdsinterval.....	71
4.2.	Dataset verzamelen & analyseren social media-berichten.....	74
4.3.	SMR-Index.....	75

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

4.3.1.	Vooronderzoek.....	75
4.3.2.	Hoofdonderzoek.....	76
4.4.	SMR-patronen.....	77
4.4.1.	Trends.....	77
4.5.	Contextanalyse	78
5.	Conclusie.....	82
5.1.	Deelvragen	82
5.2.	Analyse praktische bruikbaarheid.....	83
5.3.	Aangepaste methode	85
5.4.	Onderzoeksvraag	87
6.	Discussie en Aanbevelingen.....	88
6.1.	Limitaties.....	88
6.2.	Aanbevelingen.....	90
7.	Literatuurlijst.....	92
	Websites.....	101
Bijlagen		104
I.	Instructieformulier bij codeboek.....	105
II.	Atlas.ti layout.....	110
III.	Samenvatting instructieformulier codeboek + schematisch stappenplan	111
	Instructieformulier codeboek	111
	Hoe is het codeboek opgebouwd?.....	111
IV.	Wordclouds gegenereerd door algoritme Synoniemen.net.....	112
V.	Woordwaarde analyse.....	121
	Sentimentbepaling.....	121
	Woordwaarden	126
VI.	Coosto - Zoekopdrachten.....	128
VII.	RepTrak kwalitatief onderzoek.....	129
VIII.	Vaststellen ijkmomenten.....	130

1. Introductie

In dit eerste hoofdstuk zal de context van het onderzoeksgebied besproken worden. In dit onderzoek zullen twee aandachtspunten behandeld worden. Daarom is er een probleemanalyse uitgevoerd, die meer inzicht moet geven over de context van het probleem (§ 1.1). Aan de hand van deze context zullen de hoofd- en deelvragen geformuleerd worden (§ 1.2). In de laatste paragraaf van dit hoofdstuk zal er een discussie volgen over de praktische en wetenschappelijke relevantie van het onderzoek (§ 1.3 en § 1.4).

1.1. Probleemanalyse

1.1.1. Impact van de financiële crisis

September 2008 was een belangrijk moment in de ontwikkeling van de financiële crisis, die in de jaren erna van grote invloed zou zijn op de wereldwijde financiële stabiliteit en de opvattingen over de financiële sector door de overheid en samenleving. Het faillissement van de Lehman Brothers Bank was het grootste faillissement in de geschiedenis van de VS. De beelden van bankmedewerkers die het hoofdkwartier op 7th Avenue in New York verlieten met slechts een kartonnen doos in hun handen, vulden het avondnieuws en gingen de hele wereld over. De val van deze bank leidde tot een wereldwijde kettingreactie in de financiële sector, met een financiële crisis tot gevolg (Elliot & Treanor, 2013; Sorkin, 2013; Weyn, 2013). De precieze impact van die crisis werd pas in een veel later stadium duidelijk. Zelfs na vele jaren is de financiële crisis nog steeds merkbaar (Bijlo, 2013).

Met de crisis in ons achterhoofd is het interessant om te weten, welke invloed een dergelijke gebeurtenis heeft op de reputatieontwikkeling van bijvoorbeeld de bancaire sector. Iedere keer dat een bank negatief in de media komt, door een financiële crisis, betrokkenheid bij fraude of storingen bij online bankieren, vormt dit zowel een bedreiging voor de financiële situatie, alsmede de reputatie (Coomb, 2007; Coombs & Holladay, 2009). Bij meerdere herhalingen kan dit het negatieve effect tevens versterken (Zavvalova, Pfarrer, Reger & Shapiro, 2012). In 2013 werd de Rabobank geconfronteerd met de Liborfraude en had de ING Bank te maken met een aantal ernstige problemen omtrent hun internetbankieren (Computerworld, 2013). Ook ontstond er opspraak over de ING naar aanleiding van een uitspraak over het delen en verstrekken van de klant- en betalingsgegevens aan derden (Klompenhouwer, 2014). Verder zagen duizenden klanten van de ABN AMRO Bank dubbele afboekingen op hun bankafschrift staan, die werden veroorzaakt door een defect betalingsmechanisme (Computerworld, 2013).

Zo gaat de incidentenlijst omtrent de Nederlandse banken nog wel even verder. Het is tegenwoordig voor (financiële) instellingen en bedrijven een stuk moeilijker om de impact van dergelijke incidenten en berichtgevingen op hun merk te controleren en te beheersen (Winer, 2009). Immers ontstaat er in dit digitale tijdperk heel eenvoudig een snelle nieuwsverspreiding via Internet, new media of sociale netwerken (Van Dijk, 2012). Welke invloed heeft een dergelijk incident dan op de reputatie van een bank of op de bankensector als geheel?

1.1.2. Big Data als index-brondata voor reputatieonderzoek

Recent onderzoek van Sandelson, DiBari en O'Callaghan (2014) toont aan dat managers van grote bedrijven, in eerste instantie vrezen voor mogelijke reputatieschade indien ze in opspraak raken. De achtergrond omtrent de financiële crisis en de gevolgen ervan voor de banken hebben dan ook één ding gemeen, namelijk dat het behoud van een positieve reputatie belangrijk is. Om deze reputatiescores zichtbaar te maken worden er tegenwoordig nog vragenlijsten uitgestuurd om deze te meten, waarna er na verloop van tijd een reputatie-index kan worden vastgesteld op basis van verschillende reputatiescores en ijkmomenten. Echter, het kost tijd en geld om deze data uit te sturen, te verzamelen en te analyseren. Hierdoor blijft een actuele reputatiemeting altijd achter bij de realiteit. Het vaststellen van een reputatie-score die een index kan genereren op week-, dag-, of zelfs op minuten-basis, zou een interessante ontwikkeling kunnen zijn.

Het continue uitsturen en analyseren van (online) vragenlijsten om actuele reputatiemetingen uit te voeren, is in vergelijking tot een jaarlijkse meeting natuurlijk duurder en tijdrovender. Echter, is een reputatiemeting veel functioneler en waardevoller, als er met kortere intervallen een meting verricht wordt. De uiteindelijke index biedt daardoor een actuele weergave van de reputatie, waardoor bedrijven beter up-to-date zijn. Om dit te kunnen bereiken, dient er informatie of data vergaard te worden, die zelf ook continue geüpdatet wordt.

Het vastleggen van een reputatie-index, gebaseerd op Big Data, kan hierbij een interessante ontwikkeling zijn. Met een dergelijke index kan door gebruik van recente data een actuele reputatiemeting gedaan worden. Vervolgens kunnen daarmee voorspellingen of analyses worden uitgevoerd, zoals dit ook al reeds gebeurt op de financiële beurs. Het hebben van een indicator die deze actuele reputatie weergeeft, of een indexweergave die een patroonontwikkeling kan blootleggen, kan dan uitkomst bieden.

Bedrijven, organisaties en instellingen verzamelen reeds grote hoeveelheden gegevens. Zo verzamelen ze online klantgegevens met als doel marketinganalyses uit te voeren om vervolgens de marketingcommunicatie en -strategieën hierop aan te passen (Artz, 1999; Floor & Van Raaij, 2006). Welke data exact verzameld wordt, verschilt per onderneming en is afhankelijk van het uiteindelijke doel. Zo verzamelen verkeerscentrales of weerstations bijvoorbeeld dagelijks gegevens voor hun verkeersmeldingen of weersvoorspellingen. Universiteiten gebruiken datasets voor onderzoeksdoeleinden en bedrijven verzamelen gebruikersgegevens voor hun marketingdoeleinden.

In de business van marketing en online adverteren wordt de laatste jaren vaak naar de term "Big Data" gerefereerd, daarbij oriënteren of maken marketeers zelf ook al gebruik van Big Data (Oosterveer, 2013). In het theoretisch kader zal nader worden ingegaan wat er met Big Data bedoeld wordt en wat het exact inhoudt. Voor nu, wordt Big Data getypeerd als datasets die zo groot en complex zijn dat er geavanceerde en unieke opslag-, management-, analyse- en visualisatietechnologieën benodigd zijn. (Chen, Chiang, & Storey, 2012).

Exacte cijfers over de datahoeveelheid, die in dataservers worden opgeslagen, zijn moeilijk te krijgen. Echter, van een bedrijf zoals Facebook is bekend, dat het ongeveer 500 TB¹ per dag verzamelt (Tam, 2012). Google verwerkt zelfs nog meer gegevens, in 2008 was dit namelijk al 20 PB¹ per dag (Dean & Ghemawat, 2008). Deze hoeveelheid is terug te leiden tot alle (web)diensten die ze aanbieden, zoals Android, Google Maps of Gmail. Dagelijks maken miljoenen mensen gebruik van hun diensten. Ze mailen en sms'en met elkaar, maken bijvoorbeeld gebruik van GPS of WIFI op hun smartphone of

¹ 100 Tera byte [TB] ≈ 0,1 Petabyte [PB]. 1TB schijfruimte is vergelijkbaar met 200.000 foto's, 76 video-uren of 250.000 liedjes.

installeren allerlei applicaties op hun tablet. Al deze informatie gecreëerd door deze gebruikers, wordt verzameld en opgeslagen op grote servers, kortom Big Data. Facebook en Google zijn slechts enkele voorbeelden van grote internetbedrijven, die zich bezighouden met het verzamelen van al deze persoonlijke gegevens. Om enig perspectief te bieden aan de genoemde getallen, geven Das en Kumar (2013) het volgende aan: vanaf het begin van de menselijke beschaving tot 2003 werd 5 EXA bytes aan informatie gecreëerd, nu wordt ditzelfde volume in slechts twee dagen gecreëerd. In 2012 is het digitale gegevensuniversum gegroeid tot 2.72 zetta bytes (ZB), deze verdubbelt iedere twee jaar en zal in 2015 de 8 ZB bereiken. Ter vergelijking: 8 ZB is het equivalent van 18 miljoen Libraries of Congress² (Das & Kumar, 2013).

1.1.3. Implementatie van Big Data

Big Data zou als informatiebron voor de reputatiemetingen gebruikt kunnen worden, aangezien deze continue up-to-date gehouden wordt. Daarbij moet worden opgemerkt, dat mede door de sterke groei van Big Data het verzamelen en analyseren ervan nieuwe en complexe uitdagingen met zich meebrengt (Fotaki, Spruit, Brinkkemper en Meijer, 2013). Shacklett (2012b) en Boersma (2013) gaan in op enkele van deze nieuwe en complexe uitdagingen. Allereerst geeft Shacklett aan dat het budget een probleem kan vormen. Traditionele servers in datacenters zijn niet ontworpen voor het opslaan en verwerken van Big Data, daarvoor dienen op zijn minst analytische servers aangeschaft te worden. Kortom, daarvoor is een financiële investering nodig.

Het tweede aspect dat Shacklett noemt, is de benodigde IT-kennis. Big Data wordt op een andere manier opgeslagen en verwerkt dan traditionele data. Data kan van verschillende tijdsperiodes, van verschillende locaties afkomstig zijn of op verschillende tijdstippen verzameld worden (Parks, 2014). Hieraan voegt Broesma toe dat data veelal verspreid staat over verschillende systemen en dat de data veelal eerst gemigreerd moet worden naar een geïntegreerd systeem. Hiervoor is geavanceerdere kennis nodig, dan waarover huidige IT-afdelingen veelal beschikken (Shacklett, 2012a). Daarbij komt ook nog eens de dataficatie van informatie. Hierbij worden kwantitatieve datasets gecreëerd uit informatie, die in het verleden nog niet als data werden gezien, waarna deze systematisch worden vastgelegd en geanalyseerd (Mayer-Schönberger & Cukier 2013). Wat weer aanleiding geeft tot nieuwe onderzoeksvragen of een andere perceptie omtrent huidige onderzoeksvragen (Parks, 2014).

Zowel Shacklett (2012b) als Boersma (2013) duiden op het kennisgebrek dat ondernemingen vaak hebben als het gaat om de bevragingen op de datasets om zo de juiste antwoorden te verkrijgen. Broesma geeft ook aan dat als de vragenstelling niet scherp genoeg is, de antwoorden wellicht niet datgene weergeven waarnaar men op zoek is.

Een vierde aspect dat genoemd wordt door Shacklett, behelst het schoonmaken van de data (data clean-up). Big Data moet ontdaan worden van incomplete, inaccurate en dubbele data, aangezien de analyses slechts zo goed zijn als de data die verzameld wordt (Shacklett, 2012a). Daarbij is het belangrijk dat er een stappenplan bestaat die het sorteren van de gegevens, beslissingen over welke data relevant is, en ofwel archiveren of weggooien van data bespoedigt (Shacklett, 2012b). Vervolgens kan er uit de grote datavolumes bruikbare informatie en kennis gehaald worden voor toekomstige acties (Rajaraman, & Ullman, 2011).

Een laatste aspect is dataretentie. Enerzijds biedt de verzameling van gedetailleerde, aggregaerde en getrianguleerde persoonlijke informatie de mogelijkheid om krachtige

² De Library of Congress staat in Washington en behoort tot één van de grootste en belangrijkste bibliotheken van de wereld

sociaalwetenschappelijke tools te gebruiken, waarbij het hier tevens om een wettelijke bewaarplicht kan gaan (Oboler, Welsh, & Cruz, 2012). Anderzijds, zoals Oboler, et al. (2012) aangeven, bestaat er een potentieel misbruik door overheden, private bedrijven en organisaties. Het archiveren en elimineren van data staat vaak laag op een IT-to-do-lijst, terwijl datamanagement en de bijbehorende retentiehandhaving een belangrijke rol spelen bij het gebruik van Big Data (Shacklett, 2012b). Deze dataretentie bepaald uiteindelijk over welke termijn de data beschikbaar blijft, om (herhaal)onderzoeken of databevragingen te kunnen doen op de betreffende data.

Dit onderzoek betreft de ontwikkeling van een geschikte Social Media Reputation-indexmethode. Waarbij tevens wordt getracht inzicht te verschaffen in de problematiek omtrent de omvang en implementatie van Big Data voor sociaalwetenschappelijke onderzoeksdoeleinden. Met de komst van het internet is de hoeveelheid Big Data enorm toegenomen (Fotaki, et al., 2013). Iedereen kan immers zijn of haar data online publiceren of opslaan. Met de introductie van social media is er een nieuwe informatiebron beschikbaar gekomen, waarbij persoonsgegevens verzameld en geanalyseerd kunnen worden. De beschreven ontwikkeling maakt het voor financiële instellingen zeer interessant om gebruik te gaan maken van social media. Zo kunnen ze bijvoorbeeld op een eenvoudige wijze in contact komen met hun doelgroep om een betere klantbinding te krijgen (Constantinides & Fountain, 2008; Kaplan & Haenlein, 2010a). Het gewenste resultaat is natuurlijk, dat consumenten vertrouwen en een betere klantervaring ervaren met de bank, of beter nog, dat consumenten gebruik gaan maken van hun diensten of producten.

Social media heeft het medialandschap veranderd en heeft een significante invloed gehad op de marketingcommunicatie (Hutter, Dennhardt & Füller, 2012). Doordat consumenten vaak beslissingen maken op basis van emotie in plaats van rationaliteit (Simon, 1987, in: Miller, 2009), kan het teveel focussen op specifieke data een risico vormen (Boersma, 2013). Gegevens laten zien wat mensen doen, maar niet waarom ze het doen (Lee & Sobol, 2012). Het menselijk gedrag is complex, waarbij verlangen en motivatie worden beïnvloed door psychologische, sociale en culturele factoren, die de context en het gesprek nodig hebben om deze te kunnen decoderen (Heuvelman, Gutteling, & Drossaert, 2004). Waakzaamheid omtrent de betrouwbaarheid en validiteit van social media-data is daarom vereist.

1.2. Onderzoeksvragen

Deze masterthesis zal zich richten tot het ontwerpen van een Social Media Reputation-indexmethode. Dit onderzoek draagt daarmee bij aan de kennis waarop Big Social Data gebruikt kan worden bij het blootleggen van de “Social Media Reputation”. De ontwikkelde methode zal daarbij getest en uitgevoerd worden binnen het onderzoeksdomein van de bancaire sector. Voortkomend uit de beschreven probleemanalyse is de volgende hoofdvraag geformuleerd:

M-RQ: Wat is een valide, betrouwbare en praktisch bruikbare Social Media Reputation-indexmethode op basis van Big Social Data?

Om de hoofdvraag te beantwoorden zijn er zes deelvragen geformuleerd, die ondersteuning bieden aan de geformuleerde hoofdvraag. De eerste deelvragen gaan over het opstellen van een Social Media Reputation-index. Met deze vragen wordt getracht om vast te stellen welke factoren of constructen deel uit maken van de index en hoe deze gemeten kunnen worden. Deze deelvragen zijn als volgt gedefinieerd:

RQ 1: Wat is Big Social Data? (§ 2.1)

RQ 2: Wat is een Social Media Reputation-index? (§ 2.2)

RQ 3: Wat zijn relevante Social Media Reputation-indicatoren? (§ 2.3)

De volgende deelvragen hebben betrekking tot hoe de SMR-index ontwikkeld en getest is. Daarbij werd verder gekeken naar de praktische bruikbaarheid en de eventuele aanpassingen die nodig waren om deze bruikbaarheid te verhogen. Daarop werden de volgende deelvragen als volgt gedefinieerd:

RQ 4: Wat is de SMR-index van de drie grootste Nederlandse banken? (§ 4)

RQ 5: Wat is de praktische bruikbaarheid van de SMR-index? (§ 5.2)

RQ 6: Welke aanpassingen moeten bij de methode worden doorgevoerd? (§ 5.3)

1.3. Praktische relevantie

Deze studie geeft marketeers inzicht over het verkrijgen van de relevante informatie omtrent hun doelgroep door gebruik te maken van Big Social Data-analyses. Daarbij wordt aangeduid wat het nut en de implicaties zijn van het verzamelen en analyseren van Big Data.

In het financiële domein van de Nederlandse banken speelt het verzamelen van informatie een belangrijke en vertrouwelijke rol bij het verstrekken van diverse bankdiensten. Deze sector is daarom geschikt als casus waarin de SMR-index ontworpen wordt. In deze sector speelt vertrouwen en de reputatie die mensen hebben over een bank een belangrijke rol. Mensen, maar ook bedrijven en organisaties, moeten deze bancaire instellingen kunnen vertrouwen. Zij moeten ervan uit kunnen gaan dat hun geld veilig is, goed gewaarborgd wordt en dat het afsluiten van een verzekering correct én in het belang van hun als klant gedaan wordt.

Nu social media zo'n grote rol heeft gekregen binnen onze samenleving kan het belang ervan niet langer onderschat worden (Den Eelt, 2014). Berichtgevingen via social media over verkeerd of niet integer handelen, kunnen een negatieve impact hebben op de reputatie van de personen of de organisatie in kwestie. Gegeven de situatie is het daarom erg interessant om binnen dit domein onderzoek te doen naar de “Social Media Reputation”. Bancaire instellingen kunnen de verkregen informatie over hun gepercipieerde reputatie onder klanten, gebruiken bij een (crisis)reactie (na een gebeurtenis/incident). Daarnaast kunnen ze ondersteuning bieden aan hun klanten bij de besluitvorming omtrent een dienst of product. Verder kunnen banken bepaalde diensten onder de aandacht brengen, waarvan men denkt dat daarvoor wellicht behoeften bestaat bij de klant. In alle gevallen biedt de vergaarde informatie de banken mogelijkheden om hun reputatieontwikkeling in het social media-domein vast te stellen, waarna er gewerkt kan worden aan reputatieverbetering, wat uiteindelijk weer kan resulteren in meer tevreden klanten.

Een van de praktische voordelen van deze nieuwe analysemethode is dat het niet langer meer nodig is om mensen lastig te vallen met vragenlijsten of andere soorten dataverzameling. Daarbij kunnen de kosten voor het verzamelen van informatie lager uitvallen. Er bestaat niet langer de noodzaak om respondentenwervers in te zetten. Het verminderen van de kosten voor marketingonderzoek is immers van groot belang in een tijd van economische crisis en bezuinigingen.

Verder zijn er voordelen te behalen ten opzichte van eventuele concurrenten. Door het aggregeren van Big Data (tussen verschillende systemen), kan een bijdrage worden geleverd om het vermogen tot besluitvorming te verbeteren (Villanova University, 2013). Bijvoorbeeld als een organisatie een negatieve reputatietrend waarneemt, kan ze aan de hand van de juiste informatie bekijken wat eventuele interesses en belangen van hun doelgroep zijn. Daarmee kan men vervolgens

beter reageren of zelfs anticiperen op deze behoeften. Echter de kwaliteit van deze informatie moet goed worden vastgesteld. Immers kan een slechte datakwaliteit de organisaties geld kosten. Ten gevolge van slechte informatie is er alleen al in de VS sprake van een jaarlijks economisch verlies van 3,1 biljoen dollar (IBM, 2013).

Dit onderzoek gaat dus niet direct over hoe social media werkt of hoe het gebruikt dient te worden, maar gaat over hoe de gegevensbestanden, die via verschillende (social) media-kanalen verzameld worden, geanalyseerd en geïnterpreteerd kunnen worden. Met nieuwe kennis over social media data-analysemethoden kunnen er nieuwe praktische inzichten verworven worden voor toekomstig dataonderzoek. Door het opzetten van een analysemethode voor de sociale gegevens zullen niet alleen de financiële instellingen profiteren van deze kennis, maar kan deze kennis ook kan in zijn algemeenheid worden toegepast door bedrijven en organisaties.

1.4. Wetenschappelijke relevantie

Wat is de relevantie van dit onderzoek in wetenschappelijk opzicht? Waarom is het zo belangrijk om te kijken naar nieuwe analysetechnieken voor het analyseren van Big Data? Allereerst staat het onderzoek naar sociale data of Big Data nog in de kinderschoenen. Het gevolg is dat er op dit moment nog grote hoeveelheden data verzameld wordt, terwijl dit niet per definitie bijdraagt aan een beter begrip over hoe de consument denkt en wat hij nodig heeft (Lee & Sobol, 2012). Ook binnen het sociaal wetenschappelijk domein is er nog niet veel bekend.

Door de introductie van nieuwe technologische ontwikkelingen is het mogelijk geworden om deze hoeveelheid data eenvoudig op te slaan en er zijn krachtige (super)computers die in staat zijn om al deze gegevens te verzamelen en te analyseren. Het verkrijgen van de juiste informatie over een doelgroep, is echter erg lastig. Vanuit verschillende vakgebieden, bijvoorbeeld de ICT, wordt er getracht om toolings te ontwikkelen die kunnen analyseren wat er nu gezegd of geschreven wordt door mensen. Maar als deze toolings eenmaal bestaan, wat is dan de kwaliteit van vergaarde Big Data en welke determinanten specificeren deze kwaliteit? Hoe is het mogelijk om de juiste informatie te filteren uit de enorme hoeveelheid gegevens? Wat zijn de beste analytische methoden voor het analyseren van de data, of is het nodig om nieuwe methoden te ontwikkelen? Zelfs door het beantwoorden van deze vragen, ontstaan er nieuwe vragen ten gevolge van deze complexe materie. Zijn er bijvoorbeeld patronen te vinden door de gegevens te analyseren, zodat het op die manier mogelijk wordt om bepaalde gedragingen te bepalen of te voorspellen?

In dit onderzoek is gebruik gemaakt van een kwalitatieve onderzoeksopzet om een methode te ontwikkelen voor het vastleggen van een “Social Media Reputation”-index, die in dit onderzoek de reputatie van de drie grootste banken van Nederland blootlegt aan de hand van “Big Social Data”. Met deze nieuwe index wordt getracht bepaalde gegevens- of informatiepatronen te vinden, die inzage kunnen bieden op reputatieontwikkelingen. Daarbij wordt binnen deze reputatie-index tevens een onderverdeling gemaakt, zodat er inzicht ontstaat over welke aspecten van de reputatie een positieve of negatieve ontwikkeling doorgaan.

Bij het uitvoeren van “tone of voice”-analyses (sentiment) worden scores beperkt tot de maatstaven positief, negatief en neutraal. Aangezien deze maatstaven slechts beperkt een unieke sentiment score aan een bericht kunnen toekennen, zou een uitbreiding van de bestaande sentiment score-toekenning kunnen bijdragen aan een nauwkeurigere sentimentbepaling. Aan de hand van dit onderzoek kunnen

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

dan een aantal verbeterpunten worden aangedragen ten behoeve van toekomstig onderzoek omtrent emotiebepaling uit teksten. Indien er eenmaal een index is opgesteld, is het interessant om te kijken of er bepaalde patronen zichtbaar zijn over een bepaalde periode. Tot slot zal er daarom gekeken worden of het aan de hand van de gedefinieerde index mogelijk is om Social Media Reputation-patronen te ontdekken. Deze patronen kunnen niet alleen banken, maar ook andere organisaties helpen bij hun corporate- en marketing(communicatie)strategieën.

2. Theoretische achtergrond

In dit hoofdstuk wordt de theoretische achtergrond van deze studie beschreven. Allereerst zal besproken worden, waar Big Social Data vandaan komt en welke andere soorten databronnen er onderscheiden kunnen worden (§ 2.1). Daarbij zal een inzage gegeven worden op welke wijze Big Social Data voor onderzoekdoeleinden gebruikt kan worden. Vervolgens zal er worden ingegaan op de definities en theorieën over Social Media Reputation en de index-bepaling (§ 2.2 en § 2.3). Verder zal er besproken worden wat mogelijke waarneembare patronen zijn inzake Social Media Reputation (§ 2.4), waarna vervolgens aandacht zal worden besteed aan analysetechnieken, zoals context- en de Tone of Voice-analyse (§ 2.5). Tot slot wordt er gekeken naar de mogelijkheden om Big Social Data analyse op een valide en betrouwbare manier te meten (§ 2.6).

2.1. Big Data, Business Intelligence en Big Social Data

In deze paragraaf zal er in worden ingegaan op wat Big Data, Business Intelligence en Big Social data inhoudt. Door deze verschillende typen dataset te bespreken, wordt er inzicht verschaft in veel gebruikte ICT-termen en -begrippen. Met deze informatie zal getracht worden om een antwoord te formuleren op de volgende onderzoeksvraag:

RQ 1: Wat is Big Social Data?

2.1.1. Big Data

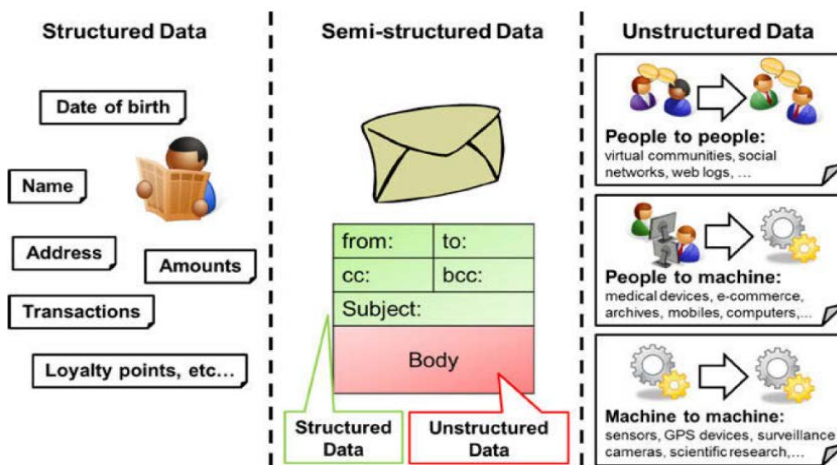
Wat is Big Data? Wat houdt het in? Hoewel er niet echt een wetenschappelijke definitie bestaat van Big Data, zijn er een aantal opvattingen van een niet-wetenschappelijke aard. Enorme hoeveelheden gegevens worden niet alleen verzameld door Internet- of commerciële bedrijven, maar ook door weerinstututen of onderzoeksinstellingen, zoals de NASA. In beide gevallen wordt er veel gestructureerde en ongestructureerde data verzameld. Maar wat definieert data nu precies als Big Data? IBM (2013) een bekend bedrijf in de IT-business spreekt over Big Data, als data aan vier dimensies voldoet. Zij spreken over de vier V's. In de allerlaatste ontwikkelingen wordt er zelfs gesproken over vijf V's. Figuur 2 geeft de vijf V's weer: Volume, Variety, Velocity, Veracity en Value (Demchenko, Ngo, De Laat, Membrey & Gordijenko, 2014). De drie eerst genoemde zijn gebaseerd op de drie V's van Beyer (2011).

Volume

Volume beschrijft de omvang van de gegevens. Het kan bijvoorbeeld de hoeveelheid mensen zijn die gebruik maken van smartphones, de dagelijkse creatie van foto- of nieuwsberichten of de opgeslagen gegevens door allerlei instellingen en organisaties. Zoals Beyer (2011) aangeeft, kan de informatiehoeveelheid managers in de verleiding brengen om zich enkel te concentreren op het volume. Hierdoor kunnen ze de controle verliezen over de datatoegang en –kwaliteitsaspecten van de verzamelde gegevens. Informatiemangers moeten op fundamentele wijze hun benadering omtrent data heroverwegen en daarbij rekening houden met de verschillende dimensies van informatiemanagement. IT-managers moeten hun zakelijke tegenhangers duiden op de mogelijkheden en uitdagingen van Big Data. Daarbij moet men tegelijkertijd gewezen worden op het feit, dat er een zekere mate van controle en coördinatie plaatsvindt, zodat deze Big Data-mogelijkheden geen Big Data chaos wordt. Dit voorkomt wellicht, dat er compliance risico's kunnen ontstaan of dat het leidt tot een onnodige verhoging van bedrijfskosten.

Variety

De Variety, of ook wel verscheidenheid van data, verwijst naar de verschillende vormen van gegevensuitwisseling. Bijvoorbeeld de stukken content gedeeld op Facebook, de globale omvang van de gegevens in de gezondheidszorg, alle uren van video op YouTube of de dagelijkse Tweets die op



Figuur 1- Structure of data (Klein, Tran-Gia & Hartmann, 2013)

Twitter worden geplaatst. Al deze gegevens kunnen op verschillende manieren worden opgeslagen zoals: in databases, documenten, e-mails, video, afbeeldingen en audio-bestanden (Fotaki, et al., 2013). Voornamelijk de sterke en diverse niet-gestructureerde gegevens vormen een probleem

voor traditionele databasesystemen en kunnen derhalve niet efficiënt worden verwerkt (Klein, Tran-Gia, en Hartmann, 2013). Dit maakt het ook moeilijk om gegevens voor onderzoekdoelinden te analyseren.

De eerste stap is om het gegevenstype te bepalen, zodat bekeken kan worden of de data gestructureerd, semigestructureerd of ongestructureerd is (Das & Kumar, 2013; Fotaki, et al., 2013). Deze verschillende gegevenstypes bepalen de mate waarin de gegevens al gestructureerd zijn en of deze nog gestructureerd moet worden alvorens de data-analyses uitgevoerd kunnen worden.

Velocity

Velocity is een indicator van hoe snel de gegevens real-time beschikbaar gemaakt kunnen worden voor analyses. Het geeft echter ook een evenwicht weer, tussen de snelheid waarmee gegevens worden geproduceerd en hoe snel deze verwerkt kunnen worden om aan de (markt)vraag te voldoen (Beyer, 2011). Snelle verwerking van gegevens is noodzakelijk om snel te kunnen reageren op nieuwe datagegevens (Klein et al., 2013). Bijvoorbeeld, het snel uploaden van een videoclip op YouTube heeft een zekere mate van prioriteit, omdat het anders te lang duurt voordat de video met andere mensen gedeeld kan worden.

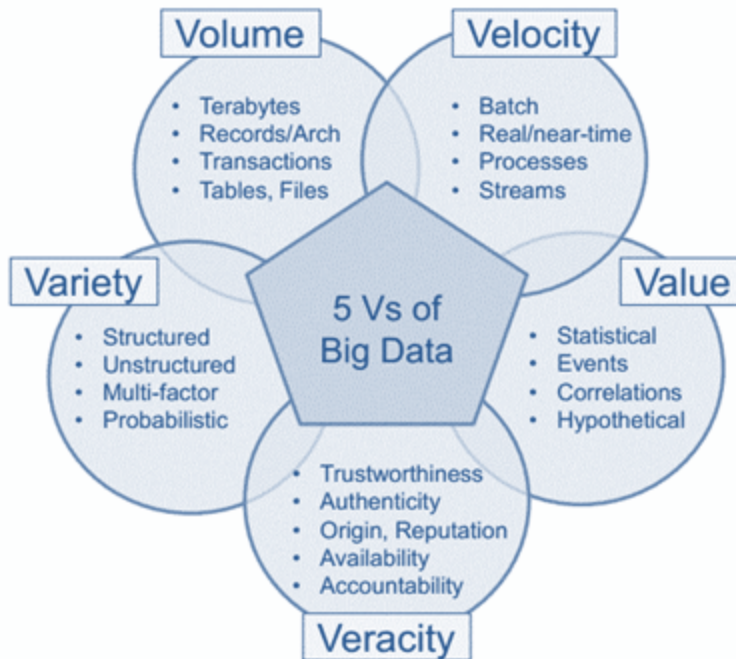
Veracity

De veracity, of ook wel de betrouwbaarheid van informatie genoemd, is een van de meest recente belangen van bedrijfsleiders (IBM, 2013). In hoeverre worden deze leiders beïnvloed door de informatie? Demchenko et al., 2014 duiden op de databetrouwbaarheid. In hoeverre kan men vertrouwen op de verzamelde informatie (statistische betrouwbaarheid)? Klein et al. (2013) geven aan dat de uitdaging in dit soort gevallen betrekking heeft tot de afkomst en de nauwkeurigheid van de informatie (dataconsistentie of -zekerheid). Deze betrouwbaarheid en geloofwaardigheid van data zijn mede afhankelijk van de dataherkomst, dataverzameling- en verwerkingsmethoden met de bijbehorende betrouwbare infrastructuur en faciliteiten (Demchenko et al., 2014). Vanwege de hoge eisen om een snelle beschikbaarheid van de data-analyses, kunnen gegevens niet altijd gevalideerd worden en ontdaan worden van rommelige informatie. Kortom bij het verzamelen van gegevens is er

altijd sprake van mate van onzekerheid of onnauwkeurigheid, daarom moeten analyses met een zekere voorzichtigheid benaderd worden (Boyd & Crawford, 2012).

Value

Tot slot is value wellicht een van de belangrijkste waarden bij het gebruik van Big Data. Het verzamelen van grote hoeveelheden data is leuk en aardig, maar indien deze niet door middel van (statistische) analyses kan worden omgezet naar bruikbare data, is die grote hoeveelheid opgeslagen data waardeloos en kost het zelfs geld om deze te blijven bewaren. De kosten en baten omtrent het verzamelen van Big Data is mede afhankelijk van de Value/waarde van de data.



Figuur 2 - 5 V's van Big Data (Demchenko et al., 2014)

Cultureel, technologisch en wetenschappelijk

De vooral technische benadering van Big Data is reeds besproken. Er kan echter ook nog gekeken worden naar een meer maatschappelijke benadering van Big Data. Boyd en Crawford (2012) definiëren Big Data als een culturele, technologisch en wetenschappelijk fenomeen dat berust op de wisselwerking van:

- (1) Technologie: het maximaliseren van rekenkracht en algoritmische nauwkeurigheid van het verzamelen, analyseren, linken, en vergelijken van grote datasets.
- (2) Analyses: het tekenen op grote datasets om patronen te identificeren om zo economische, sociale, technische en juridische voorspellingen te kunnen doen.
- (3) Mythologie: het wijdverbreide geloof dat grote datasets een hogere vorm van intelligentie en kennis bezitten, die inzichten kunnen genereren die voorheen onmogelijk waren, met het oog op waarheid, objectiviteit en nauwkeurigheid.

2.1.2. Business Intelligence

"Business intelligence (BI) bestaat uit een set van theorieën, methoden, architecturen en technologieën, die kunnen helpen om ruwe data om te zetten in zinvolle en nuttige informatie voor zakelijke doeleinden. BI kan omgaan met grote hoeveelheden informatie en kan daarbij helpen om nieuwe toepassingen te identificeren en te ontwikkelen. Door gebruik te maken van nieuwe mogelijkheden en

het implementeren van een effectieve strategie, kan een concurrerende markt voordeel en stabiliteit opleveren op de lange termijn " (Rud, 2009).

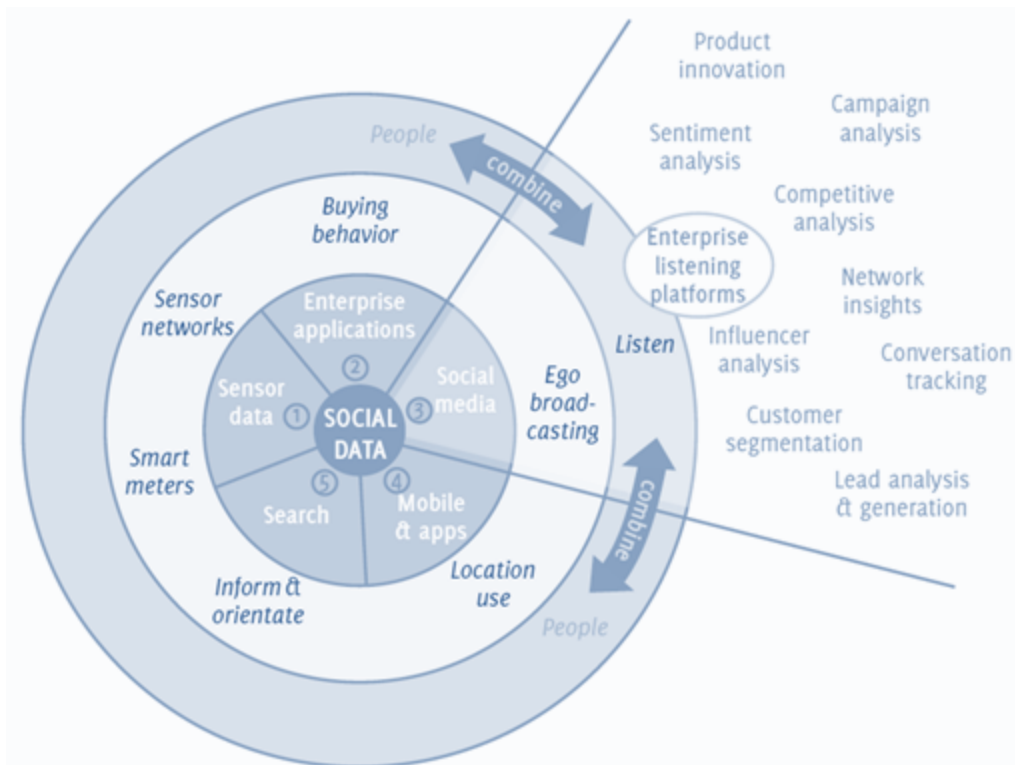
Business Intelligence (BI) moet niet worden verward met Big Data. BI wordt frequent aangezien als Big Data. De termen verschillen echter van elkaar. De term Business Intelligence werd al in 2009 bepaald door Grünwald en Taubner (2009). Het werd gebruikt als operationele ondersteuning van de besluitvorming door middel van een geïntegreerde, op zakelijke en IT- gebaseerde algemene aanpak (Klein et al., 2013). De data wordt gewonnen uit verschillende afdelingen, en getransformeerd en opgeslagen in een centraal datawarehouse (DW). Selecties uit de verzamelde gegevens, die worden bepaald door vooraf gestelde criteria, zijn zogenaamde "datamarts" (Klein et al., 2013). Business intelligence toepassingen kunnen deze bepaalde bestanden verwerken door gebruik te maken van bepaalde analyses.

Het belangrijkste onderscheidende kenmerk tussen Business Intelligence en Big Data is de focus op de verzamelde en verwerkte gegevens. Business Intelligence-oplossingen worden verondersteld gestructureerd, consistent te zijn en bestaan uit persistente data. Terwijl Big Data-oplossingen specifiek geoptimaliseerd zijn voor de meer ongestructureerde en niet- consistente gegevens (Arthur, 2013; Blumberg, & Atre, 2003). Het gebruik van bepaalde type gegevens behoeft andere vormen van dataopslag en andere type instrumenten om de gegevens te analyseren (Klein et al., 2013).

2.1.3. Big Social Data

Social Media Big Data, wat ook wel "Big Social Data" wordt genoemd (Bloem, Doorn, Duivestein, Manen & Ommeren, 2012; Cambria, Rajagopal, Olsher & Das, 2013), wordt gekenmerkt door informatie afkomstig uit diverse sociale netwerken. In deze studie refereert de term "Big Social Data" dan ook naar de data die verzameld wordt via deze sociale platforms op het internet, ook wel beter bekend als social media.

Bloem, et al. (2012) onderscheiden vijf verschillende Big Social Data- kenmerken, die als volgt genoemd worden: sensordata, applicatiegegevens van ondernemingen, social media data, mobiele data, zoekgegevens en externe internetdata (off-site). Sensorgegevens vormen meestal een netwerk. Een voorbeeld hiervan zijn de slimme energiemeters in huishoudens of de trackingcamera 's, die het (agressieve) gedrag van metro- en treinreizigers meten en analyseren. Applicatiegegevens van ondernemers zijn gebaseerd op business intelligence, HMR-toepassingen en productie-en commerciële processen. Ze worden gebruikt om sociale patronen, zoals koopgedrag, bezoekersaantallen en websiteclicks te analyseren (Bloem, et al., 2012). Social media data is meestal ongestructureerd en afkomstig van personen die hun ego broadcasten (Bloem, et. al, 2012). Veel apps die op smartphones en tablets geïnstalleerd staan, verzamelen gebruikers- en locatiegegevens. Deze data kan worden gezien als de mobiele data. De zoekgegevens zijn afkomstig van zoekmachines, logbestanden van webserver of van on-site tagging scripts, die door zogenaamde scrapers verzameld en gebruikt kunnen worden voor trendanalyses, zoekmachine optimalisaties (SEO) en zoekmachine advertenties (SEA).



Figuur 3 - The Big Five van social data, waarin de huidige praktische social media analyses worden uitgelicht (Bloem, et al., 2012)

Big Social Data maakt deel uit van Big Data. Zoals reeds eerder beschreven, vormt het gebruik van Big Data een probleem als het gaat om de omvang en het verwerken van de data. Door deze dataset te verkleinen, wat kan door de data te filteren op bepaalde criteria, ontstaat er een kleinere en daarmee toegankelijke dataset voor onderzoekdoeleinden. Door deze data bijvoorbeeld te filteren op basis van sociale data-input (zie figuur 3) ontstaat veelal een kleinere dataset. De dataset die daarmee ontstaat, kan gezien worden als Big Social Data (Bloem, et al., 2012). In dit onderzoek speelt het gebruik van Big Social Data een belangrijke rol. In hoofdstuk 3.1.1 zal de totstandkoming van de Big Social Dataset beschreven worden, die gebruikt werd voor dit onderzoek.

Datamining

Veelal is Big Social Data publiekelijk toegankelijk, denk hierbij aan Facebook- of Twitter-berichten, waardoor deze data relatief eenvoudig door middel van “datamining” verzameld kan worden voor onderzoekdoeleinden (Shuliang, Gangyi & Ming, 2013). Wat wordt er verstaan onder datamining? Als het gaat om het uitvoeren van marketingonderzoek bestaan er al geruime tijd de bekende traditionele onderzoeksmethoden, zoals telefonische of papieren enquêtes. Toen het internet zich verder ontwikkelde, werden daaraan modernere dataverzamelinstrumenten toegevoegd, zoals online vragenlijsten, cookie- en browserinformatie. Met de komst van social media heeft het echter ook mogelijk gemaakt om real-time meningen en opvattingen te analyseren via de verschillende platformen. Hoe deze informatie daarentegen gefilterd en geïnterpreteerd moet worden, vormt een nieuwe uitdaging. Dit proces wordt ook wel met datamining aangeduid. Zoals Maimon en Rokach (2010) het beschrijven, is datamining een proces waarbij er door gebruik van algoritmes data geanalyseerd wordt om modellen te vormen en nog onbekende patronen te ontdekken.

De nieuwe dataverzamelingstechnieken brengen echter ook nieuwe uitdagingen met zich mee. Het gaat hierbij voornamelijk om de bruikbaarheid van de verzamelde informatie. Vooral de recente

ontdekking dat nationale veiligheidsdiensten, zoals de *NSA en GCHQ*³, grote hoeveelheden persoonlijke gegevens verzamelen (Greenwald, MacAskill, & Poitras, 2013), leidde tot grote ophef. Een dergelijk voorval maakt duidelijk dat er bij het verzamelen van informatie in zijn algemeenheid, een zekere mate van voorzichtigheid omtrent privacy-issues op zijn plaats is (Breslin, et al., 2009). Bij het verzamelen en de omgang met Big Social Data zal daarom altijd rekening gehouden moeten worden met de eventuele privacy-gevoeligheid van de informatie.

Social media

Bloem, et al. (2012) geven aan dat social media deel uitmaakt van Big Social Data. Wat is social media precies en wat is de achterliggende gedachte achter dit medium? Kaplan en Haenlein (2010a; 2010b) definiëren sociale media als een groep internetapplicaties, die gebruik maken van de ideologie en de technologie van Web 2.0 en de creatieve uitwisseling van User Generated Content (UGC). Sinds de eerste vermelding van Web 2.0 is er een hoop veranderd op het internet. Een belangrijke verandering was de overgang van de statische webpagina's naar dynamische pagina's. Dit maakte de weg vrij om van het passief bezoeken van sites over te gaan naar actief interacteren met de betreffende websites. Gecombineerd met technologische ontwikkelingen, zoals sneller en mobiel internet via bijvoorbeeld laptop en mobiel, is het tegenwoordig mogelijk om overal én op elk gewenst moment te interacteren met de verschillende sociale netwerkplatformen, beter bekend als social media.

Toen social media eenmaal ingeburgerd raakte bij de burger, zagen ook bedrijven in wat de mogelijke potentie social media hen kon bieden. Mede door het interactieve karakter konden zij opeens op een laagdrempelige wijze in contact treden met hun klanten. Onderzoek toont aan dat het creëren van een klantennetwerk gebaseerd op sociale interacties, bijdraagt aan zaken als participatie, openheid, conversatie, sharing, co-create, discussie en connectiviteit met én tussen de deelnemers (Constantinides & Fountain, 2008; Kaplan & Haenlein, 2010a; Mayfiels, 2008; Zinck Stago, 2010; Kietzmann, Hermkens, McCarthy & Silvestre, 2011, McCarthy & Silvestre, 2011). Sinds de opkomst van de sociale media is het medialandschap behoorlijk veranderd. De focus van marketingcampagnes is niet langer gericht op de traditionele media, maar meer op de “New Media” en in het bijzonder de social media. In veel bedrijven is het gebruik van social media een veel voorkomend marketinginstrument geworden (Barnes & Lescault, 2013; Barnes & Mattson, 2009). Maakte in 2012 nog ongeveer 40 procent van de bedrijven gebruik van social media, in 2013 was dit bijna 60 procent (Centraal bureau voor de statistiek [CBS], 2012, 2013). Social Media biedt bedrijven een nieuw instrument om met klanten in contact te treden en geeft hen meer inzicht in de behoeften van hun doelgroep (Constantinides & Fountain, 2008).

Social media-sensoren

De marketingafdelingen van bedrijven willen weten of hun social media-campagnes efficiënt en effectief zijn, zodat ze kunnen beslissen of het nodig is om deze strategieën te wijzigen of zelfs hun marketingstrategieën te intensiveren. Winer (2009) duidt op de problemen met het identificeren van de juiste aspecten die een invloed uitoefenen op merkloyaliteit, websitebezoeken of koopintentie. Het is niet altijd duidelijk of een bepaalde (financiële) investering winst zal opleveren voor het bedrijf. Dit is dan ook de reden, dat bedrijven zeer onzeker zijn over het gebruik van social media in hun marketingtactiek (Van Alphen, 2008). Door zoveel mogelijk informatie te verzamelen en te analyseren

³ NSA = National Security Agency (Amerikaanse geheime dienst); GCHQ = Government Communications Headquarters (Britse inlichtingendienst)

over de consumentendoelgroep hopen bedrijven meer zekerheid te creëren omtrent hun marketing en productverkoop.

Onderzoek naar het gebruik van social media voor sociaalwetenschappelijk onderzoek is nog in volle gang en zal mede door softwarematige en technologische ontwikkelingen, ook de komende jaren nog aanleiding geven tot nieuwe onderzoeken omtrent dit fenomeen. Op welke wijze kan er nu echter het beste gekeken worden naar de social media-datamining? Hoe kan de benodigde data uit deze Big Social Data-bron gefilterd worden? Om dit meer inzichtelijk te maken wordt de term “social media sensor” geïntroduceerd.

Bloem, et al. (2012) spreken over een sensornetwerk binnen de social data. Zij interpreteren de sensoren als fysieke sensoren, die geassocieerd wordt met sensoren in apparaten. Deze worden steeds meer in het dagelijks leven geïntegreerd om zo het leven voor mensen te vereenvoudigen (Breslin, et al., 2009). Natuurlijk is het ook mogelijk om sociale sensoren te associëren met receptoren die binnen de social media bepaalde parameters vastleggen. Murdough (2009) presenteert dergelijke sensoren, waarbij hij een classificatie geeft voor in zijn bewoording social media-metrieken (zie figuur 4). Murdough presenteert drie hoofdklassen van social media-metrieken:

- (1) *Reach (bereik): Geeft kwantitatieve metingen over het aantal bezoekers of gegeven citaten, maar geeft ook een aantal kwalitatieve inzichten over de relevantie en betrouwbaarheid van de gebruiker die dit bijzondere social media platform bezoekt.*
- (2) *Discussions (discussies): duidt op een meer kwalitatieve meting (bv. wat klanten zeggen over de diensten of producten of wat hun algemene oordeel is over de bancaire instelling).*
- (3) *Outcomes (uitkomsten): Geeft de gedragsmatige intentie van bijvoorbeeld klanten om producten en diensten af te nemen bij een bancaire instelling.*



Figuur 4 - Voorbeeld social media analyseconstructen (Murdough, 2009)

Sinds Murdough voor het eerst melding maakt van metrieken om social media te analyseren, zijn er tal van andere en nieuwe sensoren ontworpen of beschikbaar gekomen voor social media-analyses. Om inzichtelijk te maken wat een social media-sensor is, geeft de onderstaande definitie allereerst een algemene definitie van wat er onder een sensor wordt verstaan.

“Een sensor of 'voeler' is een kunstmatige uitvoering van wat in de biologie een zintuig wordt genoemd. De meeste sensoren zijn elektrisch of mechanisch uitgevoerd, softwarematige en 'virtuele' sensoren zijn ook mogelijk. Met een sensor neemt een machine de omgeving waar of kan informatie verzameld worden waarmee in de industrie en informatica processen bestuurd kunnen worden” (Wikipedia, n.d.).

Met de definitie over een sensor in het achterhoofd wordt in de social media-context een social media-sensor als volgt gedefinieerd:

“Een social media-sensor neemt een vooraf ingestelde parameter waar. Deze parameter kan bestaan uit het waarnemen van bijvoorbeeld het sentiment, berichtenaantallen, invloedsscore of zoekwoordaantallen. Binnen het social media-domein, kan iedere social media-sensor gekoppeld worden aan een andere sensor, waardoor er net als in het menselijk brein een netwerk van sensoren ontstaat. Door de samenhang van specifieke sensoren en sensorwaardes kan worden vastgesteld, wat er speelt in het social media-domein.”

In het menselijk lichaam zijn verschillende type sensoren aanwezig. Zo zijn er sensoren die waarnemen of mensen het warm of koud hebben, ze transpireren, een langzaam of snel hartritme hebben of dat men wel of niet dorst heeft. De combinatie van deze sensoren en de sensorwaardes bepalen in welke fysieke toestand een persoon zich bevindt. De waarneming die plaatsvindt, is gebaseerd op de individuele en de samenhangende sensorwaardes en kunnen bijvoorbeeld aangeven of een persoon ziek is, net gesport heeft of het simpelweg warm heeft vanwege een warme zomerdag.

Door de komst van social media worden wetenschappers in staat gesteld om (nieuwe) sociaalwetenschappelijke onderzoeken te verrichten. Ook hier geldt dat het combineren van sensoren noodzakelijk is om een “ziektebeeld”, of beter gezegd een “mediabeeld”, te krijgen van wat er zich afspeelt in het social media-domein. Doordat deze sensoren telkens door nieuwe software- en hardware-matige ontwikkelingen kunnen worden geüpgraded of opnieuw ontworpen kunnen worden, komen er steeds weer nieuwe toepassingen of parameters beschikbaar voor social media-analyse.

2.1.4. Conclusie

De vraag “*Wat is Big Social Data?*” stond in paragraaf 2.1 centraal. Om deze te beantwoorden werd er ingegaan op de definities omtrent Big Data, Business Intelligence en Big Social Data. Het doel van deze uiteenzetting is om in de wirwar van opvattingen duidelijke en overzichtelijke definities te geven voor de datasettypes Big Data, Business Intelligence en Big Social Data.

Volume, Variety, Velocity, Veracity en Value komen naar voren als belangrijke kenmerken van Big Data. Big Data kan verder gezien worden als een culturele, technologisch en wetenschappelijk fenomeen, dat berust op de wisselwerking van technologie, analyses en mythologie. Business intelligence wordt gezien als een set van theorieën, methoden, architecturen en technologieën, die helpen om ruwe data om te zetten in zinvolle en nuttige informatie voor zakelijke doeleinden. Verder werd er ingegaan op het verschil in datastructuur tussen Big Data (ongestructureerd) en Business Intelligence (gestructureerd) en dat dit type data invloed uitoefent op het gebruik van analysemethoden en de wijze waarop deze data fysiek wordt opgeslagen.

Aan de hand van wat er in deze paragraaf beschreven werd, kan Big Social Data getypeerd worden als een diverse dataverzameling bestaande uit data van verschillende sociale netwerken, waarvan social media onder andere deel uitmaakt. Big Social Data kent een grote datadiversiteit. Om deze data te gebruiken is een zekere mate van filtering vereist. Binnen dit onderzoek is social media de meest toegankelijk dataset, aangezien deze data veelal publiekelijk toegankelijk is, waardoor het verzamelen van deze data relatief eenvoudig is. Vervolgens kan deze data door middel van social media-sensoren “bekeken” worden wat de eventuele specifieke aspecten zijn, die relevant kunnen zijn voor analyses. Zo kan er binnen de Big Social Data bijvoorbeeld gekeken worden naar het berichtsentiment, berichtenaantallen, invloedsscore of zoekwoordaantallen (Vollenbroek, Jägersberg, De Vries,

Constantinides, 2014). Dit zijn slechts enkele voorbeelden van social media-sensoren. De combinatie van één of meerdere sensoren zorgt ervoor dat het gebruikt kan worden om Big Social Data voor onderzoeksdoeleinden te analyseren.

2.2. Social Media Reputation-index (SMR)

Hoe kan Social Media Reputation omschreven worden? En welke rol speelt sociale media hierbij? Om te bepalen wat SMR betekent, is het nodig om terug te grijpen naar het basisconcept van reputatie. Vanuit de marketingwetenschap is hier al veel onderzoek naar verricht en het is daarom mogelijk om te bekijken hoe het concept in deze werkvelden geoperationaliseerd wordt. In de volgende paragrafen zal de SMR-index nader worden toegelicht, geanalyseerd en geoperationaliseerd. Daarbij staat de beantwoording van de volgende twee deelvragen centraal:

RQ 2: Wat is een Social Media Reputation-index?

RQ 3: Wat zijn relevante Social Media Reputation-indicatoren?

2.2.1. Reputatie

Doordat steeds meer mensen zich in het online leven begeven en men informatie over zichzelf, producten en bedrijven verspreidt, heeft er een wijziging plaatsgevonden omtrent het managen van reputatie. Waar in het verleden alleen de traditionele media een grote invloed hadden op de reputatie van bedrijven, bepalen tegenwoordig ook nieuwe media, zoals sociale media, de invloed op de corporate reputatie (Vollenbroek, Vries & Constantinides, 2012). Tevens heeft social media ook weer invloed op de traditionele media. Deze invloed wordt voornamelijk duidelijk als men vanuit de traditionele media aanhaakt bij een trend of hype die zich in de social media afspeelt.

Winer (2009) stelt dat het voor marketeers niet langer meer mogelijk is om volledig controle te hebben over wat consumenten zeggen over hun merk, doordat mensen voortdurend online informatie verspreiden en verzamelen. Natuurlijk zijn er veel online monitoring tools, maar zonder de juiste kennis over hoe deze gegevens geanalyseerd moeten worden, zal het zeer moeilijk zijn om te bepalen welke informatie nuttig is voor marketingdoeleinden.

Definitie

Wat is de definitie van reputatie? Reputatie wordt gedefinieerd als de beeldvorming over een onderneming door consumenten of andere stakeholders (Brown, Dacin, Pratt & Whetten, 2006; Van Riel, 2003). Deze beeldvorming wordt gebaseerd op de ervaring met het bedrijf, elke vorm van communicatie en de symboliek die informatie biedt over de verblijfplaats van de onderneming (Gotsi & Wilson, 2001). Barney (1999) stelt dat de cultuur van een bedrijf, economische rol, betrouwbaarheid en verantwoordelijkheid richting klanten en leveranciers én de werknemerstoewijding van invloed zijn op de vorming van een reputatie. Dit betekent dat mensen uit verschillende milieus of culturen totaal verschillende meningen over een product kunnen hebben. Zo kunnen potentiële kopers van een product, een meer positieve mening hebben over het product, terwijl de klantenkring van een concurrentproduct veel negatievere opvattingen kunnen hebben. Echter de som van al deze adviezen vormen een algemene reputatie. Daarnaast heeft de kwaliteit of de levenscyclus van een product ook een invloed op de algemene reputatie. Samen vormen zij de werkelijke reputatie van een product of dienst (Floor & Van Raaij, 2006). Deephouse (2010) noemt als een toevoeging op deze definitie de ontwikkeling van de reputatie gedurende de tijd. Hiermee doelt hij op het feit dat een reputatie op de lange termijn gevormd wordt (Van Rekom, 1998).

Constructen

Welke factoren of constructen beïnvloeden de reputatievorming van bedrijven? Vanuit de literatuur worden hierover meerdere uitspraken gedaan. Zo kwamen uit een studie van Gains-Ross (1997) vijf reputatiefactoren naar voren. Deze componenten zijn: awareness, vertrouwdheid, algemene indruk, (kwaliteits)percepties van producten of diensten en ondersteunend gedrag.

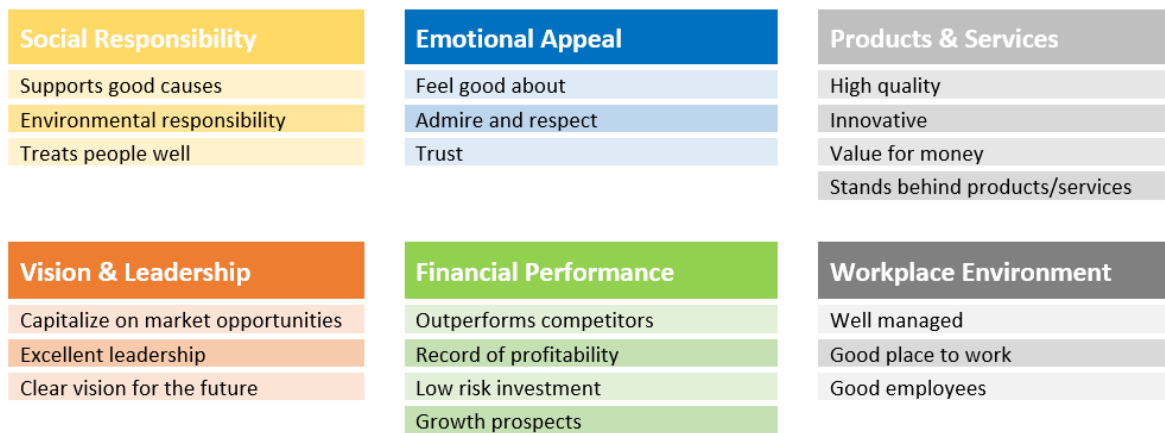
In een Fortune-studie (AMAC) (Van Riel, 2003) werden acht factoren voor reputatie vastgesteld. Dit werd gedaan op basis van vragenlijsten, die werden afgenomen onder vooraanstaande personen uit het bedrijfsleven. Hen werd gevraagd ondernemingen te beoordelen vanuit hun eigen industrie en aan de hand van deze acht factoren. De factoren die werden gemeten, waren: de kwaliteit van het management, de kwaliteit van de producten of diensten, financiële soliditeit, aantrekkingskracht, ontwikkelen en behouden van getalenteerde mensen, gebruik van bedrijfsmiddelen, waarde als lange-termijn-investeringen, innovativiteit en maatschappelijke en ecologische verantwoordelijkheid (Van Riel, 2003).

Uit een ander onderzoek kwamen twee factoren omtrent corporate reputatie naar voren. De meerderheid van de ondervraagde CEO's in dit onderzoek, vonden dat bedrijven hoogwaardige producten en diensten moet aanbieden en dat ze te vertrouwen moeten zijn (Winkleman, 1999).

Het Reputatie Quotiënt (RQ) (Fombrun, Gardberg & Sever, 2000) maakt het mogelijk om de reputatie van een organisatie te meten. Het Reputatie Quotiënt wordt vastgesteld aan de hand van twintig items, die zijn samengevat in zes clusters / hoofdfactoren van reputatie. In figuur 5 worden deze twintig items als geclusterde items per factor weergegeven. De zes factoren van reputatie bestaan uit:

- **Maatschappelijke verantwoordelijkheid:** Heeft een positieve invloed op de concurrentiepositie en de zichtbaarheid in de media (Nikolaeva & Bicho, 2010). Een organisatie wil negatieve publiciteit voorkomen, zodat ze niet geboycot worden door pressiegroepen die strijden tegen onverantwoord ondernemen (Orlitzky, Schmidt, & Rynes, 2003).
- **Emotionele aantrekkingskracht:** het gevoel van de consument ten opzichte van een organisatie en de mate van sympathie, bewondering, respect en vertrouwen in de organisatie (Schwaiger, 2004).
- **Producten en diensten:** Een hoge kwaliteit, innovativiteit, goede prijs-kwaliteit verhouding zijn aspecten die laten zien dat een organisatie achter haar producten/diensten staat (Fombrun & Van Riel, 2004).
- **Visie en leiderschap:** Door een goede visie en leiderschap kunnen werknemers de identiteit van het bedrijf ervaren en vervolgens doorgeven aan consumenten (Martin, 2009).
- **Financiële performance:** financiële prestaties zorgen voor het behoud van een goede reputatie (Roberts & Dowling, 2002). Financiële groei is een teken van sterke concurrentiepositie en daarmee ontstaat een positievere kijk op de toekomst (Fombrun & Van Riel, 2004).
- **Werkomgeving:** heeft betrekking op de werkomgeving van een organisatie. De kenmerken hierbij zijn prettige arbeidsomstandigheden, goede werknemers en goede beloningen (Fombrun & Van Riel, 2004).

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



Figuur 5 - Reputation Quotient-model (Fombrun, Gradberg & Sever, 2000)

Het model dat Fombrun, et al. (2000) ontwikkelden, is gebaseerd op literatuuronderzoek, enquêtes en focusgroepen in diverse industrieën. Het model probeert de reputatie van een organisatie te meten aan de hand van meerdere groepen en belanghebbenden (Fombrun, Gradberg & Sever, 2000). Ponzi, Fombrun en Gardberg (2011) geven aan dat de financiële constructen niet altijd relevant waren in landen of sectoren waar veelal overheidsbedrijven domineren. Daarnaast weerspiegelt het model voornamelijk de reputatieopvattingen van de bedrijven in de westerse wereld, namelijk de VS, Australië en Europa (Gardberg, 2006, zoals geciteerd in Kanto, Run, & Md Isa, 2013). Gardberg (2006) bespreekt verder dat de items van “emotional appeal” sterker naar voren komen dan de niet-emotionele items.

In het onderzoek van Ponzi, et al. (2011) naar de RepTrak Pulse, die gebaseerd werd op het RQ-model, werd zowel aan de hand van kwalitatief als kwantitatief onderzoek vastgesteld dat deze methode ook voor andere onderzoeksdoeleinden gebruikt kan worden. In het onderzoek werden afgeleiden bepaald uit diverse reputatiestatemets. Verschillende online geplaatste forumuitspraken omtrent reputatie werden verzameld en geaggregeerd tot een viertal beoordelingsuitspraken omtrent reputatie. In bijlage VII (p. 129) staat een overzicht van de statemets en de geaggregeerde, afgeleiden van de reputatie-uitspraken (Ponzi, et al., 2011).

Verder toonde het onderzoek aan dat de onderzoeksmethode cross-cultureel gestandaardiseerd is en het gebruikt kan worden om perceptuele data van grote en diverse participantensteekproeven te verzamelen. Tot slot kan de methode gebruikt worden voor zowel traditionele als online opinieonderzoek of om onderscheid te maken tussen het construct corporate reputatie en haar beïnvloeders.

Wat Fombrun, et al. (2000) laten zien, is dat het mogelijk is om de reputatie op een kwantitatieve manier te meten aan de hand van een zestal categorieën met bijbehorende items. Het onderzoek van Ponzi, et al. (2011) laat daarentegen zien, dat het ook mogelijk is om uitspraken over reputatie op een kwalitatieve wijze te meten en vast te leggen. De kwalitatieve insteek zou bijvoorbeeld gebruikt kunnen worden om een soortgelijke tactiek toe te passen op social media-berichten. Daarmee zou het mogelijk moeten zijn om uit dit medium de reputatie af te leiden.

Invloed van reputatie

Er zijn heel wat factoren die een invloed hebben op de reputatievorming. Echter heeft reputatie zelf ook de nodige invloed op andere factoren. Een goede reputatie heeft bijvoorbeeld een significante

invloed op het aantrekken van potentiële klanten of zelfs nieuwe medewerkers, het creëert interesse voor investeringen, verhoogt de motivatie en de tevredenheid met het werk van de medewerkers en kan leiden tot een positieve media-aandacht en betere financiële beoordelingen (Alsop, R.J., 2004; Davies, Chun, Silva & Roper, Dowling, 2002; Fombrun & van Riel, 2003; Fombrun & Shanley, 1990). Een positieve reputatie vergroot de kans op service- en productaankopen door consumenten, verhoogt de kans op positieve aanbevelingen en stimuleert beursaankopen en aanbevelingen bij andere investeerders (Alsop, R., 2004; Blackwell, Miniard & Engel, 2005). Het is daarom niet raar dat bedrijven waarde hechten aan een goede reputatie.

Social en online reputation

In het online domein wordt er door marketeers gerefereerd naar termen als social en online reputatie. Aangezien deze terminologie nauwe verwantschap lijkt te hebben met Social Media Reputation en er in andere werkvelden soortgelijke begrippen gehanteerd worden, wordt in deze paragraaf uiteengezet, wat er met social en online reputation bedoeld wordt en of ze raakvlakken hebben met Social Media Reputation.

Vanuit de psychologie en sociologie bestaat de term social reputation (sociale reputatie) al geruime tijd. Zo is het bekend dat mensen zich socialer gedragen in het bijzijn van anderen (Izuma, Kenji Matsumoto, Camerera & Adolphs, 2011). Door een sociale actie uit te voeren, probeert men het beeld dat anderen over deze persoon hebben positief te beïnvloeden. Als anderen een positiever beeld hebben verkregen, dan krijgt de persoon zelf hier ook een goed gevoel van. Ten grondslag hieraan ligt het onderliggende algemene beloning-verwerkingsmechanisme in bepaalde delen van de hersenen, die dit soort sociale informatie verwerkt (Izuma, Saito & Sadato, 2010a, 2010b). Het verbeteren van de social reputation werkt belonend. Als jij iemand bijvoorbeeld helpt, dan zijn anderen ook sneller bereid jou te helpen. Bewust of onbewust kan het gevoel voor een social reputation een krachtige stimulans vormen voor pro-sociaal gedrag (Benabou & Tirole, 2006).

Castro, López en Sáez (2006) definiëren “social reputation” meer in relatie tot de business reputatie, als onderdeel van de corporate reputation. Hierbij werd de social reputation gevormd door een combinatie van gemeenschappelijke en sociale verantwoordelijkheden en de financiële sterkte van een organisatie. Social reputation sluit in deze context beter aan op de criteria zoals vermeld in het Reputation Quotient model (Fombrun, et al., 2000).

“Een online reputatie is hetgeen op internet te lezen is over jezelf of je onderneming. Niet alleen de informatie die je zelf op internet plaatst, op bijvoorbeeld je website of social media, maar ook informatie die consumenten op internet zetten, bouwt deze vorm van reputatie op” (MKB Servicedesk, 2014).

Het “online” aspect van de online reputation wordt in het bedrijfsleven vaak gezien als de reputatie van een onderneming zoals die bestaat op het world wide web, oftewel het Internet. Daarmee vertoont online reputation nauwe overeenkomst met Social Media Reputation. In de context van dit onderzoek is de Social Media Reputation, de reputatie die ontstaat in én op de verschillende social media-platformen. Veelal kan hierbij gekeken worden naar de customer’s voice of wat de influencers zijn, die invloed uitoefenen op de beeldvorming en reputatievorming van deze onderneming. Echter, wordt er in tegenstelling tot de online reputation geen beoordeling gegeven over de website-informatie zelf. Er wordt enkel gekeken naar beoordelingen van anderen, die eventueel wel iets zeggen over deze online informatie.

2.2.2. SMR vs. AEX

Om te begrijpen hoe een index voor de Social Media Reputation gegeneerd kan worden, zal bekeken worden wat een index is. Een index is een cijfer dat een bepaalde grootte weergeeft, die afhankelijk is van een bepaalde verandering in een vooraf gestelde periode (Tjou Tam Sin, 2013; Wikipedia, n.d.). De index bestaat uit individuele SMR-scores, die door het middelen van de gegevens uiteindelijk de SMR-index vormen.

Het meten van reputatie via de social media is, evenals de wereldwijde economische indexen, sterk afhankelijk van menselijke invloeden en interactie. Economische of maatschappelijke onrust bij bedrijven vertaalt zich veelal ook in de economische cijfers van zo’n bedrijf. Om de SMR-index op te stellen kan er geanalyseerd worden op welke wijze de financiële sector dit soort indexen samenstelt en berekent. Daarom zal de “Amsterdam Exchange Index” (AEX) als uitgangspunt genomen worden voor het opstellen van de SMR-index.

AEX

De AEX-index wordt op dagelijkse basis vastgesteld. Aan het einde van iedere dag wordt er een slotbepaling gedaan. Aan de hand hiervan wordt vervolgens weer de volgende index berekend, de AEX-index. De berekening van de AEX-index is relatief eenvoudig. Elk fonds heeft een eigen wegingsfactor in de AEX. Voor de berekening wordt er gekeken naar 27 fondsen met de grootste free float marktkapitalisatie (*ffm*). De zeventwintig fondsen moeten vermenigvuldigd worden met hun wegingsfactor en actuele koers, bij elkaar opgeteld en ten slotte gedeeld worden door een divisor (bijvoorbeeld het getal 1000) om zo de AEX uit te kunnen rekenen (Behr, 2014). Welke fondsen aanwezig zijn in de AEX-Index, is afhankelijk van de omzet op de beurs. De weging die elk fonds krijgt, wordt bepaald op basis van de omvang ervan op de beurs, de “free float marktkapitalisatie” (*ffm*). De ff_{fonds_x} bestaat uit het totaal aantal beschikbare en verhandelbare aandelen per fonds, uitgedrukt in een percentage.

Verder is het fondspercentage gelimiteerd op 15%. Als het percentage groter wordt dan dit percentage, dan wordt hij gelimiteerd op 15%, om te voorkomen dat grote bedrijven een te grote invloed uitoefenen op de index. Doordat de som van “aandelen \times *ffm* \times actuele koers” een heel groot getal vormt, wordt het door een divisor gedeeld, zodat er een kleiner getal uitkomt. Het getal wordt zo gekozen dat de index in de nieuwe samenstelling aansluit op de slotwaarde van de index in de oude samenstelling (Behr, 2014). In figuur 6 staat een interpretatie van de AEX-formule weergegeven.

$$ff_{fonds_x} = \frac{\text{aandelen}_{beschikbaar}}{\text{aandelen}_{totaal} * 100\%}$$

$$ffm = \text{aandelen}_{totaal} * ff_{fonds_x}$$

$$AEX = \frac{\sum_{i=1}^{27} \text{aandelen} * ffm * \text{actuele koers}}{\text{divisor}}$$

Figuur 6 – AEX-formule gebaseerd op tekstuele uitleg van Behr (2014) en DFT (2011).

SMR-index

De wijze waarop de AEX wordt bepaald, kan ook gebruikt worden voor de bepaling van de SMR-index. In dit geval wordt er een Social Media Reputation-index vastgesteld op basis van de social mediagegevens van de bancaire instellingen. Een financiële of bancaire instelling is een organisatie die

als kernactiviteit het handelen, registreren of verhandelen van financiële contracten heeft (AFM, 2014; Wikipedia, n.d.). In het geval van bancaire instellingen kan hierbij gedacht worden aan taken zoals het afsluiten van bank - of spaarrekeningen of het verstrekken van een lening of hypotheek.

Doordat bedrijven zich steeds breder zijn gaan profileren in de afgelopen decennia, is daarmee het productaanbod van banken toegenomen. Banken zijn bijvoorbeeld naast hun kernactiviteit, ook overgegaan tot het aanbieden van bijvoorbeeld een zorgverzekering of mobiel telefoonabonnement. Veelal worden hierbij diensten ingekocht van andere partijen of wordt dit in samenwerking gedaan met deze partijen. Hierdoor kan een bank zijn klanten een ruim aanbod bieden van verschillende diensten en producten, die allemaal zijn ondergebracht bij één instantie. Deze diversiteit maakt het echter wel lastiger om te bepalen welke eventuele (concurrerende) producten of diensten mede van invloed zijn op de reputatie van de instantie, die deze producten of diensten aanbiedt.

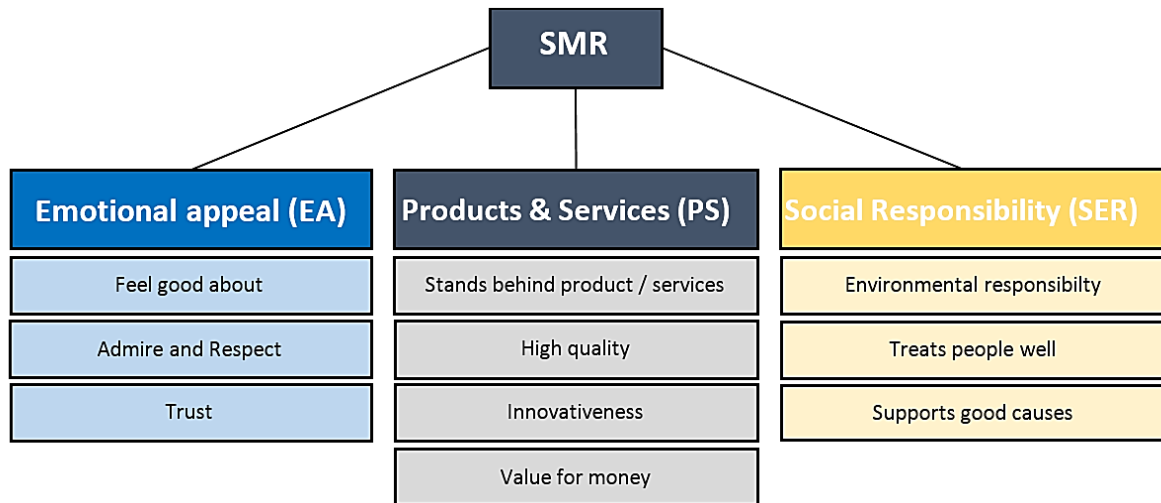
De SMR zal daarom zo ontworpen worden, dat deze op verschillende niveaus gemeten kan worden. Zo kan ervoor gekozen worden om alle SMR-indexen van alle individuele instellingen bij elkaar op te tellen, óf kan er gekozen worden om per individuele bank deze index op te stellen. Ook is het mogelijk om individuele producten of dienst met elkaar te vergelijken en uit te zetten in een SMR-index. In het eerste geval kom je op een algemene score voor alle financiële instellingen samen en hoe de SMR-index zich hier in de loop der tijd ontwikkelt. In het tweede geval kunnen de verschillende banken onderling met elkaar vergeleken worden. Hierbij kan er gekeken worden naar samenhang in gebeurtenissen en of deze wellicht invloed op elkaar of op de banken onderling uitoefenen. In het laatste geval kan er naar de individuele ontwikkelingen van diensten of producten gekeken worden en kunnen deze worden uitgezet tegen producten en diensten van de concurrent. In dit onderzoek ligt de focus op de SMR-index voor financiële instellingen. Daarbij moet worden opgemerkt dat deze methode ook toegepast zou kunnen worden op andere bedrijfssectoren.

2.2.3. SMR-indicatoren

Bij het berekenen van de SMR-index zal er gekeken worden naar individuele SMR-indicatoren. Uit het Reputation Quotiënt model (Fombrun, et al., 2000) zijn 3 van de 6 dimensies geselecteerd, waarmee de SMR-index zal worden berekend en vastgesteld. De gekozen dimensies zijn: sociale en maatschappelijke verantwoordelijkheid (SER), emotionele aantrekkingskracht (EA), producten en diensten (PS). Voor de duidelijkheid zal er vanaf dit punt naar de SER-, EA- en PS-categorieën gerefereerd worden met de term “SMR-indicatoren”.

Er zal geen aandacht worden besteed aan de andere beschreven dimensies zoals: visie en leiderschap, financiële prestaties en de werkomgeving. Dit vraagt namelijk om bedrijfsinterne beoordelingen, economisch inzicht en de kennis van de interne communicatie van een organisatie. Deze informatie was voor dit onderzoek niet beschikbaar. Daarnaast is dit soort informatie bedrijfs- en concurrentiegevoelig en zal daarom zelden tot nooit via de Big Social Data verspreid worden.

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



Figuur 7 - De Social Media Reputation-index

Door naar de specifieke dimensies te kijken, kan er een beeld gevormd worden over de meningen en ervaringen van klanten binnen de specifieke categorieën. Afleidend uit de literatuur over reputatieonderzoek is het bovenstaande model (zie figuur 7) opgesteld. Aan de hand van dit model zal de SMR-index worden vastgesteld. Binnen dit model vormen de drie SMR-indicatoren de categorieën aan de hand waarvan de berichtgevingen geanalyseerd kunnen worden. Ze dienen als de sensoren waarmee de context van een bericht bepaald kan worden. Aan de hand van dit model kan per bericht bekeken worden, tot welke indicator het bericht toebehoort. Indien een indicator kan worden toegewezen wordt hiervoor de score “1” gehanteerd. Uiteindelijk kan er per SMR-indicator een score berekend worden, die gecombineerd met de andere SMR-indicatoren, in combinatie met een sentiment score, de SMR-index vormen. Een berekening om de score te berekenen zou er dan uit kunnen komen te zien als onderstaande formule:

$$\begin{aligned}
 SMR_{score} &= (EA + PS + SER + overig) * sentiment \\
 &= EA * sentimentscore_a + PS * sentimentscore_b + SER \\
 &\quad * sentimentscore_c + overig * sentimentscore_d \\
 SMR_{index_{nieuw}} &= \frac{\sum_{i=1}^x SMR_{score_i}}{divisor_{interval}} + SMR_{index_{oud}}
 \end{aligned}$$

Deze formule wijkt af ten opzichte van de AEX-berekening. De reden hiervoor is dat de AEX-formule wiskundige limieten heeft, die ertoe kunnen leiden dat er geen index berekend kan worden. Voor het berekenen van de SMR-index wordt er uitgegaan van de verhoudingen tussen verschillende type berichtgevingen. Echter, bij het gebruik van verhoudingen in een formule wordt de formule nutteloos, als door welke reden dan ook één van de individuele factoren uitkomt op de waarde “0”. Hierbij wordt er een vermenigvuldiging of deling met “nul” gedaan wat in een error resulteert. Daarom is ervoor gekozen om de formule te herformuleren waardoor dit probleem zich niet kan voordoen.

Om de SMR-index van banken te berekenen kan er per bepaalde tijdseenheid een index berekend worden. Een eenheid kan bijvoorbeeld een uur, dag of per week zijn. Voor het berekenen van SMR-score worden per bericht en per SMR-indicator het aantal positieve of negatieve berichten

opgeteld. Al deze indicator-uitkomsten (EA, PS, SER en overig) worden vermenigvuldigd met de sentimentscore, die bij de individuele indicator worden gevonden. Aangezien er een kans bestaat dat berichten bij geen van de vooraf gedefinieerde categorieën passen, is er een overig-categorie toegevoegd. Tot slot wordt de index van de vorige indexberekening ($SMR_{index_{oud}}$) meegenomen om de nieuwe index mee te bepalen. Hierdoor heeft de reputatie van de vorige indexmeting een verzachtende werking op de daling of stijging van de nieuwe dag. Indien er geen vorige SMR-index beschikbaar is, blijft deze factor op nul staan. Tot slot werd er gedeeld door een divisor om een grafiek te genereren die een gestandaardiseerde waarde weergeeft binnen een goed afleesbaar bereik. Geheel geautomatiseerd kan deze formule met de onderzoeksmethodiek als een real-time indicator dienen.

2.2.4. Conclusie

In paragraaf 2.2 werd de vraag "Wat is een Social Media Reputation index? gepresenteerd. Om deze vraag te kunnen beantwoorden werd er gekeken naar wat er vanuit marketingonderzoeken al bekend is over reputatie. Daartoe werd besproken welke factoren de reputatie van een organisatie bepalen en waarop reputatie invloed kan hebben. Om vervolgens een reputatie-index te kunnen maken, werd er verdieping gezocht in de economische sector waar het vaststellen van indexen op dagelijkse basis reeds langere tijd wordt gedaan. De AEX vormde de basis voor de wijze waarop SMR-index vastgesteld zou kunnen worden.

Uit het Reputation Quotiënt-model van Fombrun, et al. (2000) werden de categorieën sociale en maatschappelijke verantwoordelijkheid (SER), emotionele aantrekkingskracht (EA), producten en diensten (PS) gekozen als SMR-indicatoren, aan de hand waarvan de SMR-score en uiteindelijk ook de SMR-index berekend en bepaald zal worden.

2.3. Invloedsfactoren op individuele SMR-indicatoren

De reputatie (§ 2.2.1) wordt beïnvloed door de besproken SMR-indicatoren (§ 2.2.3). Nu duidelijk is welke indicatoren gebruikt worden om de Social Media Reputation te berekenen, is het belangrijk om te kijken naar de onderliggende factoren die invloed uitoefenen op deze indicatoren. In deze paragraaf zal daarom aandacht besteed worden aan factoren die invloed uitoefenen op de SMR-indicatoren.

2.3.1. Service- en productbeoordeling, klantbeleving en klanttevredenheid

Binnen de PS-indicator wordt er gesproken over hoe klanten producten en services beoordelen. Daarbij wordt aangegeven hoe de kwaliteit, innovativiteit, prijs-kwaliteitverhouding en de ondersteuning van het bedrijf, bijdraagt aan de reputatievorming omtrent producten en services. Fombrun, et al. (2000) bespreken in hun model hoe zij de kwaliteit of innovativiteit van de services of producten van invloed achten op de totale beleving van de producten en services van een organisatie. Daarom zal besproken worden hoe een dergelijke klantenbeoordeling tot stand komt.

Definitie

Volgens Grönroos (2007) en zijn "Total Perceived Quality"-model wordt de subjectieve kwaliteit van een product of service bepaald door het verschil dat er bestaat tussen de verwachte kwaliteit en de daadwerkelijke waargenomen kwaliteit. Het SERVQUAL-model (Parasuraman, Zeithaml & Berry, 1985, 1988, 1991, 1994) is een bekend marketingmodel dat nauw aansluit bij het model van Grönroos. Het SERVQUAL-model meet de kwaliteit van een dienst op basis van het verschil tussen de ervaring en de verwachte kwaliteit van een dienst.

Kortom, de verwachting die een klant heeft van een bepaald bedrijf, dienst of product, afgezet tegen de daadwerkelijke ervaring of klantbeleving die een klant hiermee heeft, bepaald hoe tevreden klanten hierover zijn. Kortom het bepaalt de klanttevredenheid over het betreffende bedrijf, dienst of product.

Meyer en Schwager (2007) zien klantenervaring als een interne en subjectieve klantrespons die men krijgt bij elk direct of indirect contact met een bedrijf. Hierbij wordt een direct contact getypeerd als een geïnitieerd contact in de aanloop naar een aankoop en indirect contact als er sprake is van een ongeplande ontmoeting, zoals billboards op straat, advertenties of bij mond-tot-mondreclame.

Een klantervaring is een interactie tussen een organisatie en een klant, daarbij worden de verwachtingen van de klant bij elk contact afgezet tegen een mix van fysieke, mentale en emotionele ervaring die een klant heeft met een organisatie (Shaw, 2007).

Het bepalen van een goede en klantgerichte strategie en de aanname doen dat elke doelgroepsegment een eigen klantenervaring heeft, voorkomt teleurstellingen bij de klant of binnen de organisatie zelf (Meijer, 2010; Treacy en Wiersema, 1993). McCabe, Rosenbaum en Yurchisin (2007) geven aan dat consumenten verschillende shopmotivaties kunnen hebben, ook al bezoeken de verschillende consumenten dezelfde retailer, dan kan de wijze waarop consumenten de servicekwaliteit ervaren fluctueren.

Servicegemak van e-services heeft een belangrijke invloed op de ervaren kwaliteit van de dienstverlening evenals ook op de klanttevredenheid (Udo, Bagchi & Kirs, 2010). Daarentegen vonden Zhang en Prybutok (2005) hiervoor geen significante resultaten. Servicegemak bestaat uit termen als toegang, beschikbaarheid van informatie, gebrek aan tijds- of geografische barrières en anonimiteit (Udo, Bagchi & Kirs, 2010).

Constructen

Volgens Brons en Rietveld (2007) bestaan er verschillende dimensies, aan de hand waarvan de kwaliteit van de dienstverlening bij consumenten gemeten kan worden. Deze dimensies zijn:

- **Betrouwbaarheid:** beloften omtrent websitebeveiliging, privacy, beschikbaarheid van het netwerk, snelle behandeling
- **Responsiviteit:** beschikbaar zijn wanneer klanten zaken willen doen: de efficiëntie van navigatie en zoeken (snelle vervulling)
- **Zekerheid:** het hebben van een betrouwbare naam: klantenreviews en getuigenissen, tijdige en zinvolle feedback op acties, goed georganiseerde website, gebruiksgemak
- **Empathie:** het hebben van klantenkennis: personalisatie, avatars, signalen voor sociale aanwezigheid, menselijke bijstand voor (herstel) problemen.
- **Tastbare zaken:** signalen uit de omgeving: goed ontworpen website

2.3.2. Vertrouwen

De factoren vertrouwen, “een goed gevoel hebben” en “bewondering en respect hebben” voor een bedrijf, spelen binnen de EA-indicator een belangrijke rol. Hoe komen vertrouwen en betrouwbaarheid nu eigenlijk tot stand?

Definitie

Vertrouwen betekent dat de gebruiker in een bepaalde mate het idee moet hebben dat de organisatie betrouwbaar en integer is (Morgan & Hunt, 1994). Daarnaast moet een gebruiker kunnen accepteren

dat hij zich kwetsbaar op moet stellen tegenover een organisatie (Urban, Amyx & Lorenzon, 2009). Wat betekent dat een persoon in staat moet zijn om bepaalde persoonlijke informatie te delen met de bank.

Het voortbestaan van een organisatie is afhankelijk van de relatie die het heeft met haar klanten. Zonder klanten valt er immers niets te verdienen. Vertrouwen is een belangrijke variabele voor het realiseren van een klantenrelatie. Uit onderzoek blijkt dat het vertrouwen van invloed is op de loyaliteit van klanten, die op zijn beurt zorgt voor de continuïteit van een organisatie (Cyr, Hassanein, Head & Ivanov, 2006). Veelal wordt er gekeken naar hoe men de gebruikers zoveel mogelijk services kan verlenen of entertainen, maar is men vaak te weinig bezig met de bezorgdheid van gebruikers omtrent privacy en het waarborgen hiervan (Boyd, 2008; Krasnova, Kolesnikova & Guenther, 2010).

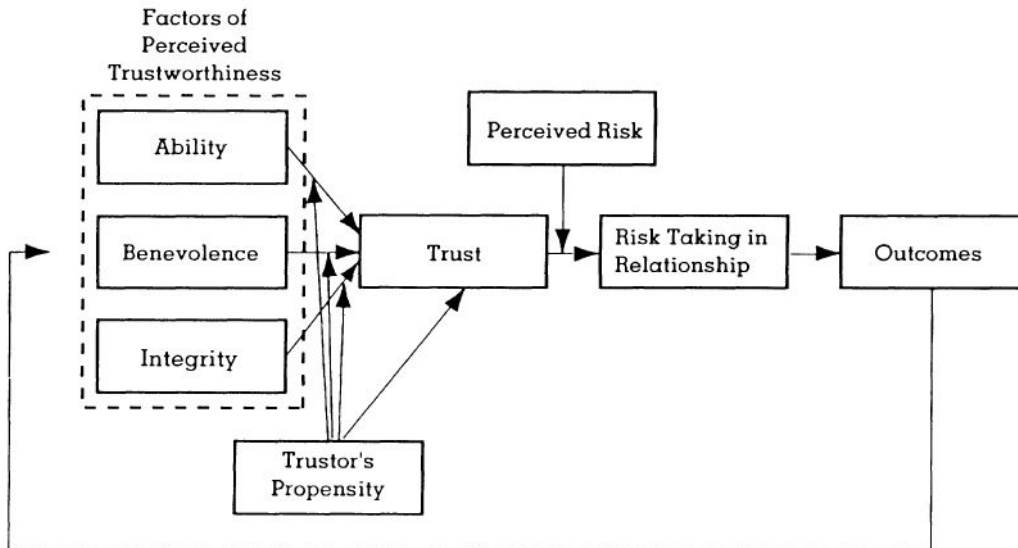
Constructen

Pirson en Malhotra (2008) spreken over vijf determinanten die invloed uitoefenen op vertrouwen, namelijk benevolentie, integriteit, competentie, transparantie en waardencongruentie. Van Raaij (2009) nam een aantal van deze determinanten over en voegde hieraan nog de aspecten stabiliteit en reputatie toe. Vervolgens paste hij de terminologie toe op de financiële instellingen in relatie tot hun zakelijke en particuliere klanten.

- **Competentie:** kennis van financiële producten en in staat zijn om deze kennis over te brengen op klanten. Om een goed en passend klantenadvies te kunnen geven is het belangrijk om te weten wat de klantbehoefte is en risicoprofielen (Loonen en Van Raaij, 2008)
- **Stabiliteit:** de continuïteit en solvabiliteit van een bank, verzekeraar of pensioenfonds. Het is in het belang van de klant als een financiële instelling ook nog na 30 of 40 jaar bestaat, aangezien het spaargeld, de koopsompolis, de beleggingspolis, de verzekering of het pensioen dan pas kan worden uitgekeerd. Daarbij kan het depositogarantiestelsel gezien worden als een belangrijk middel om deze stabiliteit te garanderen, waardoor tevens het vertrouwen vergroot wordt.
- **Integriteit:** de gelijke, eerlijke en zorgvuldige behandeling van klanten en het volgen van procedures, waarbij de afgesproken gedrags- of beroepscode in acht worden genomen. Hierbij kan gedacht worden aan de zelfregulering van de markt, maar ook aan de ethiek rondom het uitkeren van beloningen en bonussen of maatschappelijke verantwoordelijkheid.
- **Benevolentie** (goede intentie): het beoogde klantbelang of juist eigenbelang van een instelling. Dit komt tot uiting door de zorgzaamheid (zorgplicht) en empathie (meeleven) waarmee instellingen klanten benaderen. Het aangaan van lange-termijn relaties met klanten (trouw, loyaliteit) zijn daarmee belangrijker dan de korte-termijn winstgevende transacties (Poiesz & Van Raaij, 2007). Het aanbieden van andere producten naast hun eigen producten, die ten gunste zijn van de klant, versterkt het idee dat de klantbehoefte centraal staat.
- **Transparantie:** de openheid en begrijpelijk taalgebruik bij het adviseren en verstrekken van producten draagt bij aan meer transparantie. Of het geven van meer transparantie leidt tot meer vertrouwen is echter de vraag volgens Van Raaij (2009). Als het gaat om de duidelijkheid over aansprakelijkheid, regels en gevolgen bij economische veranderingen (rente, recessie) is dit wellicht wel het geval. Echter of dit ook geldt als het gaat om de openheid over het uitkeren van bonussen en provisie is nog maar de vraag. Indien klanten

precies weten wat een tussenpersoon aan een transactie verdient, is het de vraag of dit leidt tot meer vertrouwen.

- **Waardencongruentie:** de overeenstemming van belangrijke waarden en normen tussen een bedrijf en haar klanten, waar bij klanten een identificatie ontstaat met de dienstverlener.
- **Reputatie:** Van Raaij (2009) ziet als reputatie de waardering van een financiële dienstverlener op grond van het gedrag en de communicatie uit het verleden.



Figuur 8 - Vertrouwen & Betrouwbaarheid (Mayer, Davis, & Schoorman, 1998)

De door Van Raaij (2009) beschreven reputatie kan in het model (figuur 8) van Mayer, Davis en Schoorman (1998) gezien worden als de “Outcomes”. De outcomes wordt, net zoals de reputatie, beïnvloed door vertrouwen. Daarbij heeft het vervolgens zelf weer invloed op de vorming van vertrouwen. De factoren vermogen, integriteit en benevolentie (welwillendheid) bepalen het niveau van gepercipieerde betrouwbaarheid, die weer invloed uitoefent op het niveau van vertrouwen. In combinatie met het waargenomen risico, bepaalt het vertrouwen ook of een persoon gewillig is om eventuele risico's te nemen door een relatie aan te gaan met een persoon of organisatie (Mayer, Davis, & Schoorman, 1998).

2.3.3. Betrouwbaarheid

In een online omgeving is het moeilijk te bepalen of iemand echt te vertrouwen of betrouwbaar is. Dat betekent dat er voor een klant wat vertrouwensbarrières te overbruggen zijn, alvorens hij contact legt met een financiële instelling. De mate waarin een persoon wordt ondersteund door anderen of zijn ervaringen uit de offline wereld, kunnen dan bepalend zijn voor de geloofwaardigheid en het vertrouwen (Beldad, De Jong & Steehouder, 2010).

Banken verspreiden informatie met betrekking tot hun diensten en producten via verschillende kanalen. Afhankelijk van het vertrouwen en de voorkeur van de klant, is het voor hem mogelijk om deze informatie te verzamelen via de informatiebalie, telefoon, e-mail, overleg met een deskundige, brochures en informatiepakketten, op internet zoals websites en fora, en natuurlijk via de sociale media (Pieterse, 2009). Daarbij is de kwaliteit, hoeveelheid en het type inhoud van invloed op de klantbeleving. Als een brochureontwerp bijvoorbeeld zeer slordig is of wanneer de gepresenteerde informatie onjuist is, dan komt dit minder bekwaam, minder professioneel en onbetrouwbaarder over, wat uiteindelijk kan resulteren in een slechtere gebruikerservaring (Brons & Rietveld, 2007). De

voorkeur voor een bepaald kanaal is afhankelijk van twee factoren, namelijk welk kanaal de klant het beste voorziet qua beveiliging en het aantal keren dat men reeds een specifiek kanaal gebruikt heeft (Pieterson, 2009).

Constructen

De factoren betrouwbaarheid en expertise maken deel uit van de onderliggende dimensies van geloofwaardigheid (Applebaum & Anatol, 1973; Falcione, 1974; Kasperson, Golding & Tuler, 1992; Kassin, Fein, & Markus, 2010; Blok, 2012). Door Kasperson, et al., (1992) worden aan betrouwbaarheid de volgende dimensies toebedeeld: eerlijk-oneerlijk, open-gesloten, gelijk-ongelijk, betrouwbaar-onbetrouwbaar en egoïstisch-sociaal.

Rousseau, Sitkin, Burt, & Camerer (1998) geven aan, dat expertise is gebaseerd op het gedrag van de ander in het verleden en eventuele problemen voor de toekomst. Deze dimensie van vertrouwen is gebaseerd op specifieke gedragingen en vaardigheden die de ander vertoont en bezit, en is daarom veel fragieler (Rousseau et al., 1998). Deze dimensie wordt door Earle (2010) als minder belangrijk gezien dan betrouwbaarheid. Expertise kan in de volgende dimensies worden uitgedrukt, ervaren-onervaren, getraind-ongetraind, opgeleid-geen opleiding, bekwaam-onbekwaam en intelligentie-geen intelligentie (O’Keefe, 2002; Sussman & Siegel, 2003).

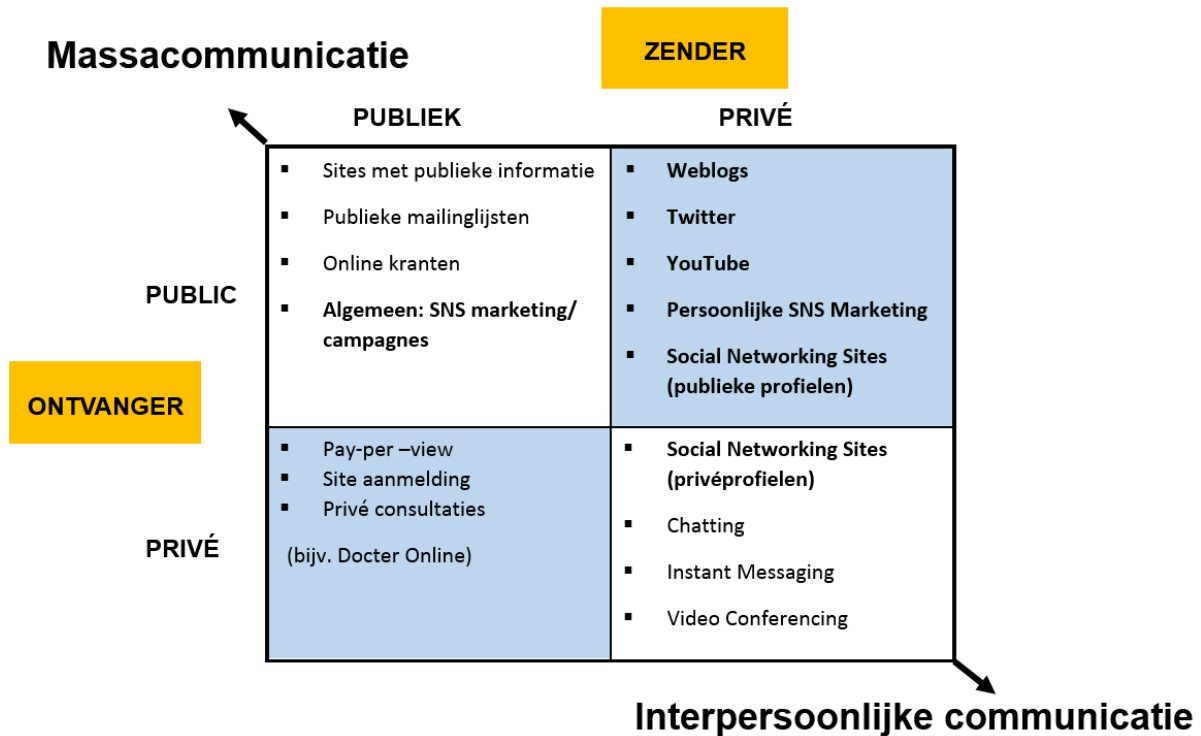
2.3.4. Maatschappelijke gebeurtenissen en crisissituaties

De SER-indicator heeft betrekking tot de sociale en maatschappelijke aspecten die de reputatie kunnen beïnvloeden. Als een bank op een maatschappelijk vlak positief of negatief betrokken is bij een gebeurtenis, dan is het aannemelijk te noemen dat dit invloed zal uitoefenen op de reputatie van deze bank. Afhankelijk van de gebeurtenis (crisis of non-crisis) zal dit een negatieve of positieve uitwerking hebben. Daarbij hoeft een positieve actie van een bank niet direct te leiden tot een positievere reputatie. Als een bank bijvoorbeeld een klant goed geholpen heeft en deze is tevreden over de aanpak, dan kan deze klant dit publiekelijk met iedereen delen (bijvoorbeeld via Twitter), maar men kan het ook privé houden en alleen delen met familie en vrienden. In dit laatste geval resulteert het niet direct tot een positievere online reputation.

Publiek vs. Privé

Binnen de traditionele opvattingen over verschillende mediatypes kan er een onderscheid gemaakt worden tussen het publieke of private domein. Daarnaast kan er sprake zijn van massacommunicatie of interpersoonlijke communicatie. Tegenwoordig vindt er echter steeds meer een vermenging plaats tussen de interpersoonlijke en massacommunicatie (Castells, 2007; Van Dijk, 2013). Ook het verschil tussen het publieke en private domein vervaagt steeds meer (Van Dijk, 2013). Dit is duidelijk zichtbaar bij het gebruik van social media (vetgedrukt in figuur 9). Deze vervaging kan soms ontstaan door een menselijke fout, waardoor privé bedoelde communicatie toch in het publieke domein terecht komt. Een voorbeeld hiervan is het Project X feestje in Haren, waarbij een onschuldige uitnodiging voor een verjaardagfeestje in het private domein per ongeluk in het publieke domein terecht kwam. Uiteindelijk leidde dit tot enorme ravage en vernielingen in de plaats Haren (Commissie Haren, 2013).

In dit onderzoek staat voornamelijk de informatie uit het publieke domein tot beschikking, waaruit de maatschappelijke gebeurtenissen en crisissituaties gefilterd kunnen worden en er een social online reputatie kan worden vastgesteld. Dat neemt niet weg dat ook informatie uit het private domein een impact kan hebben op de reputatievorming. Private uitingen kunnen net als mond-tot-mondreclame een negatieve of positieve invloed hebben op de reputatievorming.



Figuur 9 - Vervaging Interpersoonlijke en massacommunicatie op het Web (Castells, 2007; Van Dijk, 2013)

Crisis

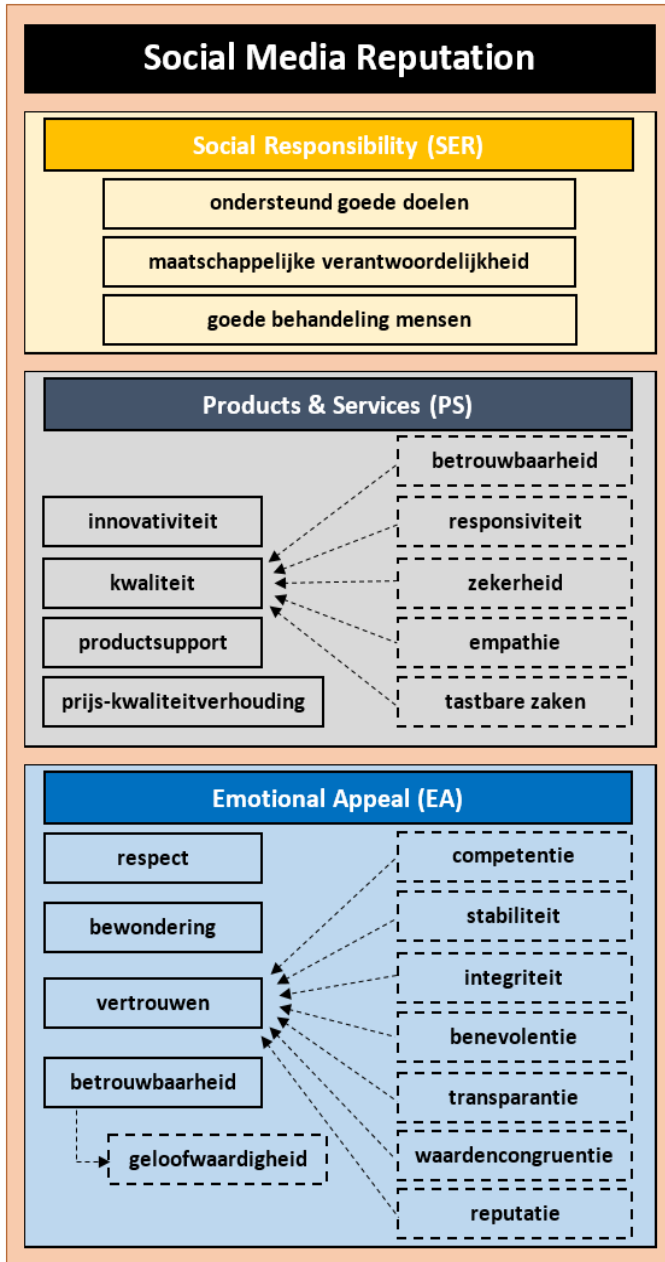
Naast een positief bericht over een sponsoring of het goed te woord staan van klanten definieert Coombs (2007) een crisis als een voorval dat zich opeens en onverwachts voordoet en dat het functioneren van een organisatie dreigt te ontwrichten, waarbij het zowel een financiële als een reputationele bedreiging kan vormen. Hoe erg de dreiging is, hangt volgens Coombs af van de mate van reputatieschade die een organisatie ondervindt als zij niets tegen deze dreiging zouden ondernemen. Hierbij typeert Coombs drie verschillende crisistypen: slachtoffer-, ongeluk- en vermijdbare crisissen.

Als er een crisis plaatsvindt, dan bepaalt het type crisis en wie erbij betrokkenen (stakeholders) zijn, wat de ernst van de crisissituatie is. Afhankelijk van de macht, legitimiteit en de urgentie van óf voor de stakeholder(s), zal er in meer of mindere mate gereageerd worden op de crisis (Mitchell, Agle, & Wood, 1997). Echter, zoals uit de Haren Project X-casestudie (Commissie Haren, 2013) is gebleken, kan een klein incident tot een grotere crisis leiden.

2.3.5. Conclusie

In deze paragraaf werden de invloedsfactoren op de SMR-indicatoren besproken. Belangrijke bevindingen waren dat vertrouwen en betrouwbaarheid veel invloed uitoefenen op de reputatie van een organisatie. Op de indicator vertrouwen hebben zaken als benevolentie, integriteit, competentie, transparantie en waardencongruentie een invloed en bij betrouwbaarheid zijn dit eerlijkheid,

openheid, sociaal en gelijkheid. Bij banken zijn deze aspecten van groot belang, aangezien er bij hun dienstverlening een hoge mate van vertrouwen van de klant nodig is, alvorens deze hun producten of diensten afneemt. Daarnaast worden respect en bewondering als invloedsfactoren geacht op reputatie.



Figuur 10- SMR-indicatoren

Evenals iedere andere onderneming heeft een bank ook te maken met service- en productbeoordeling, klantbeleving- en klanttevredenheid. Hoe producten en diensten beoordeeld worden is afhankelijk van innovativiteit, kwaliteit, productsupport en prijs-kwaliteitsverhouding. Daarbij wordt de kwaliteit van producten en diensten beïnvloed door betrouwbaarheid, responsiviteit, zekerheid, empathie en tastbare zaken (bijvoorbeeld het product zelf of de website).

Hoe een onderneming zich gedraagt in sociaal en maatschappelijk opzicht, speelt ook een rol bij de reputatievorming van een organisatie. Ook gebeurtenissen of crisissituaties kunnen een invloed hebben op hoe een onderneming zich uiteindelijk naar buiten toe profileert. Daarbij zijn er ook situaties die buiten het direct handelen van een organisatie om, ook een invloed kunnen uitoefenen op de Social Media Reputation-indicatoren. Pinstoringen, economische omstandigheden of rampen kunnen allemaal van invloed zijn op hoe mensen tegen een organisatie aankijken en kunnen daarom ook van invloed zijn op een eventuele reputatie-index. Bij het verklaren van bepaalde ontwikkelingen in de index is het daarom altijd van belang, om naar de context te kijken waarin deze ontwikkelingen zich voltrekken.

Om duidelijk te maken hoe deze factoren de SMR-index beïnvloeden is in figuur 10 een overzicht gemaakt. In het model zijn de individuele invloedsfactoren weergegeven per SMR-indicator. Hierbij is een onderscheid gemaakt tussen de hoofd- en subinvloedsfactoren. De hoofdindicatoren zijn gebaseerd op het RQ-model (Fombrun, et al., 2000) en RepTrak-onderzoek (Ponzi, et al., 2011), de subinvloedsfactoren op het aanvullend onderzoek over de invloedsfactoren op de SMR-indicatoren.

2.4. SMR-patronen

Renssen (2013) gebruikt in zijn onderzoek een aantal social media-marketingactiviteitpatronen. Een dergelijk patroon kan worden gebruikt om te bepalen of deze patronen ook van toepassing zijn op SMR-patronen. In deze paragraaf zal bekeken worden welke SMR-patronen vanuit de Social Media Reputation-index gedefinieerd kunnen worden.

Definitie

Schuller (2008) definieerde patronen als een oplossing voor problemen in een bepaalde context. Ze kunnen daarnaast gezien kunnen worden als acties, empirische bevindingen, hypothesen, theorieën, of de beste praktische uitvoering. Ze kunnen op verschillende niveaus, globaal, lokaal, theoretisch en praktisch niveau, gevonden worden. Ze kunnen. Daarbij kunnen patronen een aanleiding geven tot discussie, onderzoek en activisme. Renssen (2013) beschrijft een social media marketing patroon als volgt:

“Een marketing gebruiksproces, bestaande uit context, doel, touch points, interactie en interfaces, en in welke processen gekenmerkt wordt door context, doel, touch point en interface-elementen.”

Om de SMR-patronen te identificeren kunnen specifieke gebeurtenissen in de bancaire wereld geanalyseerd worden. Hierbij kan gedacht worden aan storingen met internetbankieren of het bekendmaken van een nieuwe sponsoring aan een sportclub.

2.4.1. Beurspatronen

In de financiële wereld van effecten- en beursaandelen bestaan al langer patronen, die inzage geven in wat er met een index gebeurt. Bij het analyseren van de gegevens kan begrip van dit soort patronen bijdragen bij de interpretatie van de SMR-index-gegevens. In deze paragraaf zullen daarom een aantal veel voorkomende patronen nader toegelicht worden.

Trendkanaal

Er is sprake van een trendkanaal “als de koers zich in een stijgende of dalende trend bevindt, dan ziet men vaak dat er een tweede lijn getrokken kan worden, parallel aan de trendlijn waartussen de koers zich heen en weer beweegt (zie figuur 11). In een stijgende trend gaat die tweede lijn (weerstandlijn) dan langs de toppen van de koers en in een dalende trend gaat die tweede lijn (steunlijn) langs de bodems van de koers” (Beurseffecten, 2014; Stockvisor, 2014). Bij een uitbraak door de weerstandslin heen is er sprake van een versterkend signaal van de trend, echter als het omgekeerde gebeurt dan betekent dit een afzwakking van de trend (Stockvisor, 2014).

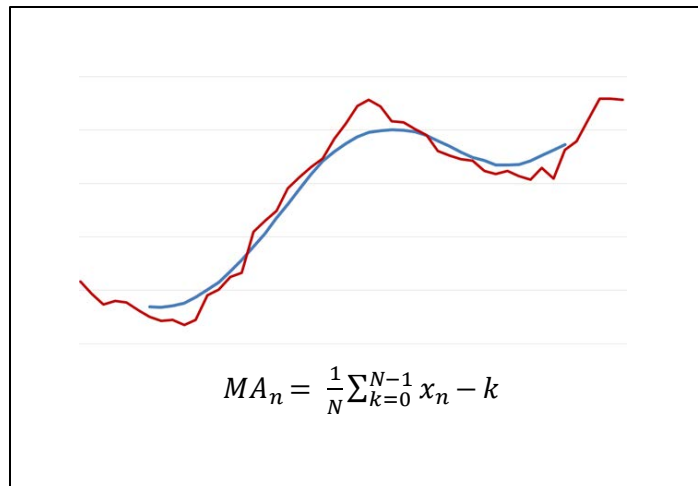


Figuur 11 – Stijgende, dalende en uitbrekende trendkanalen (Stockvisor, 2014)

Voortschrijdend gemiddelde

In de statistiek is een voortschrijdend gemiddelde, ook wel afgekort aangeduid met het Engelse MA (moving average), het gemiddelde van een vast aantal opeenvolgende elementen in een tijdreeks. Afhankelijk van het interval valt deze lijn in meer of mindere mate samen met de eigenlijke grafiekmeting (zie figuur 12).

Door een ruimer interval te nemen kan een bepaalde trend beter worden weergegeven. Door beurs- en effecthandelaren wordt deze indicator gebruikt om de koop- en verkoopmomenten te bepalen. De top in deze grafiek kan een verkoopmoment aanduiden en de dal een koopmoment.



Figuur 12 - Actuele index (rode lijn) met bijbehorende voortschrijdend gemiddelde (blauwe lijn).

Kop-schouderformatie

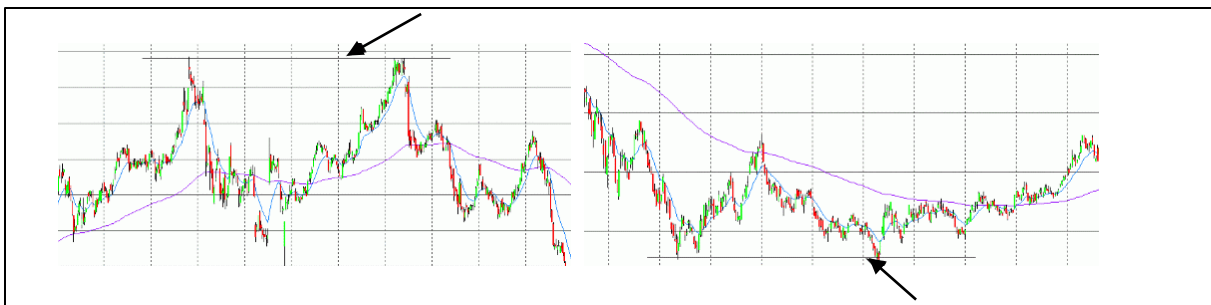
De positieve of negatieve kop-schouderformatie typeert een omkeerpatroon. Dat wil zeggen dat de richting van de koers wordt voorbereid om de andere kant op te gaan (BeursEffecten, 2014). Het kan dus een trendwijziging weergeven. In figuur 13 is deze formatie weergegeven, waarin het omslagpunt van deze trendwijziging duidelijk zichtbaar is.



Figuur 13 – Positief schouder-kop-schouderpatroon als indicatie van een (negatieve) trendwijziging.

Dubbele top en dubbele bodem

De dubbele bodem en dubbele top lijken voor wat betreft signalen veel op de kop-schouderformaties. Een dubbele top is een indicatie van het einde van een stijgende trend en een dubbele bodem het einde van een dalende trend.



Figuur 14 - Dubbele top (linker grafiek) en dubbele bodem (rechter grafiek) (StockVisor, 2014)

Gaps

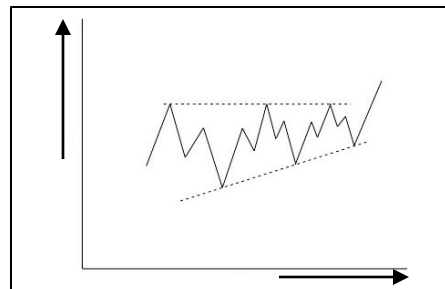
Zoals het woord het al aangeeft betreft het hier gaten in de koers. Voornaamste redenen voor een grafiekgat (gap) zijn de extreme wijzigingen van de index, waardoor deze extreem uitschiet en een gat veroorzaakt. Echter door de nog opvolgende indexnotaties kan deze extreme uitschieter ook weer genormaliseerd worden (BeursEffecten, 2014).

RSI

De Relatieve Sterkte Index (RSI) beschrijft de relatieve sterkte van de markt voor een bepaald product (BeursEffecten, 2014; StockVisor, 2014). Het beschrijft of er in een markt meer koper of verkopers zijn (BeursEffect, 2014). De RSI fluctueert tussen de 0 en de 100. Er zijn twee referentielijnen, die meestal zijn getrokken op 30 en op 70. Onder de 30 is er sprake van "over-verkocht", waarbij boven de 70 sprake is van "over-gekocht" (StockVisor, 2014).

Rising en falling triangle (stijgende en dalende driehoek)

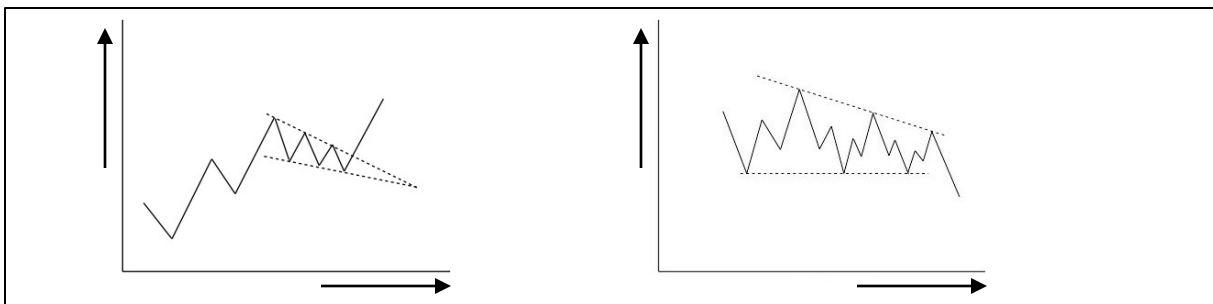
In dit stijgende patroon blijft de weerstandslijn (langs de grafiektoppen) constant als een rechte lijn, maar begeeft de steunlijn zich als een schuine lijn, langs de bodem van de koers, naar de weerstandslijn toe (BeursEffecten, 2014; StockVisor, 2014). Hierdoor wordt een stijgende driehoek zichtbaar (zie figuur 15). Bij een dalend patroon gebeurt hetzelfde, echter beweegt dan de weerstandslijn als een schuine lijn naar de steunlijn toe.



Figuur 15 - Rising triangle

Rising en falling wedge (stijgende en dalende weg wig)

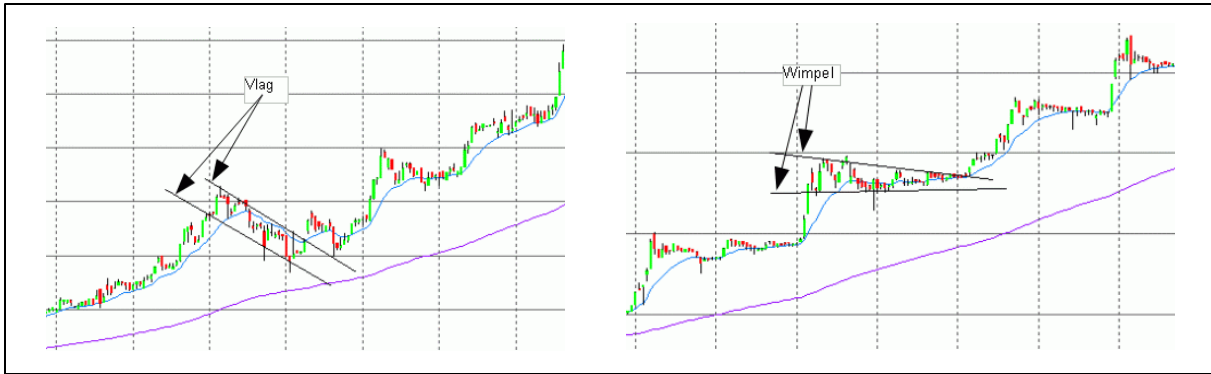
Deze stijgende en dalende patronen zijn te vergelijken met de rising en falling triangles, echter aan het eind van hun stijging of daling breken ze in tegengestelde richting uit (BeursEffecten, 2014). Dat wil zeggen dat deze een breuk maken met de trend die er op dat moment gaande was (zie figuur 16).



Figuur 16 - Rising wedge (linker grafiek) en Falling wedge (rechter grafiek)

Bull en Bear flag (vlag en wimpel patroon)

StockVisor (2014) geeft aan dat "vlaggen en wimpels vaak een 'pauze' aangeven in een stijgende of dalende trend. Dat ze optreden als de koersbeweging groot is geweest of ver is doorgesloten. Een wimpel is een klein, symmetrisch driehoekje in de koersgrafiek. Een vlag is een klein trendkanaal dat tegen de huidige trend in gaat". Uiteindelijk is bij een Bull flag de verwachting dat de koers uitbreekt naar boven en dat bij een Bear flag het omgekeerde gebeurt (BeursEffect, 2014). Vlaggen en wimpels zijn betrouwbare continueringspatronen, de kans is groot dat de huidige trend doorzet (StockVisor).



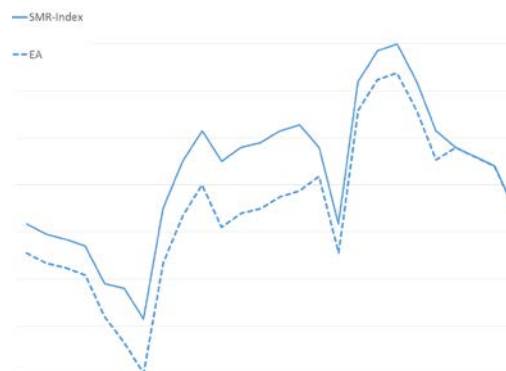
Figuur 17 - Een bullish vlag- en wimpelpatroon (StockVisor, 2014)

2.4.2. Mogelijke patronen in de SMR-index

Aangezien de patronen die tot nu toe beschreven zijn voortkomen uit de economische sector, bestaat er een kans dat deze niet toepasbaar zijn binnen een Big Social Data-analyse. De volgende patronen zouden zich kunnen voordoen bij het visualiseren van de SMR-patronen.

Crossover patroon

Dit crossover-patroon (zie figuur 18) is voornamelijk zichtbaar, als de SMR-index wordt uitgezet tegenover de individuele SMR-indicatoren. Dit patroon beschrijft een overgang waarbij de onderliggende SMR-indicator een dergelijk sterke invloed heeft dat de SMR-index als het ware de vorm overneemt van de onderliggende SMR-indicator. Anderzijds zegt dit dat de overige SMR-indicatoren erg zwak zijn, waardoor dit verschijnsel zich kan voordoen.



Figuur 18 - Crossover SMR-patroon

Explosive SMR-patroon

Wat kenmerkend is aan dit patroon is dat er een sterke, exponentiele toename ontstaat, waardoor de grafiek extreem uitschiet in de groeirichting waar het trendkanaal al naar op weg was. Door deze groei breekt de grafiek extreem uit de lopende trend. Een soortgelijke trend wordt ook wel waargenomen als er opeens een heel grote (social) media-aandacht is voor een bepaalde gebeurtenis. In het geval van de SMR-index kan een dergelijk uitschieter zich alleen voordoen als er opeens een heel sterke positieve of negatieve publieke opinie ontstaat binnen het social media-domein.



Figuur 19 - Explosive SMR-patroon

Increased en Decreased SMR patroon

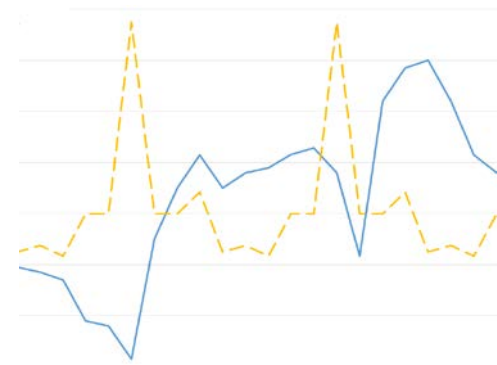
In vergelijking met het Explosive SMR-patroon, laten deze patronen ook een sterke stijging of daling zien, echter komt deze stijging of daling veel rechtlijner en veel abrupter tot stand. In figuur 20 is zichtbaar hoe een trapsgewijze daling opeens omslaat naar een sterke positieve stijging. Dit is een voorbeeld van een Increased SMR-patroon. Indien het omgekeerd had plaatsgevonden, dan was er logischerwijs sprake geweest van een Decreased SMR-patroon



Figuur 20 - Increased SMR-patroon

SMR-Correlatiepatroon

In de statistiek is het fenomeen correlatie een bekend begrip. De correlatie wordt hier gezien als (lineaire) samenhang tussen twee variabelen. Tussen de SMR-indicatoren onderling zou een dergelijk patroon zich kunnen voordoen, maar het kan ook zijn dat op het moment dat de SMR-index van twee bedrijven met elkaar vergeleken worden dat er ook een interessante samenhang ontstaat tussen beide grafieken. Eerder werd al gesproken over de versterkende kenmerken bij het Crossover-patroon, waar eigenlijk ook een soort samenhang kan worden gezien. In dit geval wordt het SMR-Correlatiepatroon echter alleen zo getypeerd als er sprake is van een negatieve correlatie. De toename van de ene index of SMR-indicator score leidt tot een afname bij de andere en vice versa. De unieke kenmerken van dit patroon zijn visueel zichtbaar gemaakt in figuur 21.



Figuur 21 - SMR-Correlatiepatroon

2.4.3. Conclusie

Welke SMR-patronen kunnen vanuit de Social Media Reputatie-index gedefinieerd worden? In paragraaf 2.4 zijn verschillende patronen besproken die zich voordoen in de beurs- en effectenwereld. In de AEX worden negen patronen genoemd. Twee ervan zijn relevant voor de SMR-index. Dat zijn het voortschrijdend gemiddelde en het trendkanaal. De overige patronen zijn specifiek voor detectie van (economische) vraag- en aanbodontwikkelingen op de beurs. Dit principe is van grote invloed op de prijsstijgingen en –dalingen van producten in combinatie met de aandelen(prijs). Dit maakt het niet zomaar mogelijk om deze patronen te gebruiken om iets te kunnen zeggen over een patroonontwikkeling in de reputatieontwikkeling.

Hoe kan dit vertaald worden naar een systeem waarbij er geen sprake is van vraag en aanbod, maar van positieve en negatieve reputatiewijzigingen? Het antwoord hierop is dat deze grafieken wellicht kunnen helpen bij het analyseren van de SMR-index. Als een bepaald patroon zich voordoet, dan kan een analyse uitwijzen waardoor deze patronen ontstaan, om zo een beter begrip te krijgen over hoe bijvoorbeeld een bankreputatie zich op die momenten ontwikkeld en gevormd heeft. Een vraag die daarbij naar voren kan komen: “zorgt een explosieve groei aan media-aandacht voor een betere of slechtere reputatie?” Immers als de verhouding tussen positieve en negatieve reputatievormingen gelijk blijft in de hype-momenten ten opzichte van een normale situatie, verandert er cijfermatig ook niet veel aan de reputatie van een organisatie.

Als deze patronen eenmaal zichtbaar zijn geworden, dan kan aan de hand daarvan verder onderzocht worden wat deze betekenen. Om toch een indicatie van typische patronen te definiëren zijn er een viertal SMR-patronen opgezet. Deze patronen zijn: Crossover-, Explosive SMR-, Increased of Decreased SMR-patroon en SMR-Correlatiepatroon. De verwachting bestaat dat dergelijke patronen zich kunnen manifesteren bij het vaststellen van een SMR-indexgrafiek. Een vervolgstap is dan om te context rondom deze grafiekpatronen te identificeren en te analyseren. Om vervolgens conclusies te trekken uit de samengestelde dataset over het hoe en waarom de reputatie zich zo gevormd heeft.

2.5. Analysetechnieken

In deze paragraaf worden verschillende analysemethoden besproken, die gebruikt kunnen worden bij het opstellen van de SMR-indexmethode. Bij het analyseren van Big Social Data is het nodig om te weten waarover mensen praten en in welke context. Door het uitvoeren van een context- en contentanalyse kan een antwoord op deze vraag gevonden worden. Door louter tekstobjecten te observeren is het echter moeilijk om de gedachte van mensen over bepaalde aspecten te vinden. Daarom kan het vaststellen van het tekstsentiment uitkomst bieden. Het gebruik van leestekens, de woordkeuze, emoticons of een bepaalde tekst lay-out, kan bepaalde gegevens over de gemoedstoestand van iemand weergeven (Wiebe, Wilson, & Cardie, 2005). Zo kan iemand een tekst typen met de Caps Lock-toets geactiveerd, waardoor het tekstsentiment versterkt wordt (Saloun, Hruzik, Zelinka, 2013).

2.5.1. Context

Zonder context is het voor een onderzoeker moeilijk om een zin of uitspraak goed te interpreteren. Zoals Habib (2014) aangeeft, “bestaat de context waarin een woord gebruikt wordt, uit een fundamenteel begrip van de syntaxis en logica, en een gevoel voor de intenties van de spreker, daardoor begrijpt men wat de ander zegt of wat men leest”. De wetenschap die zich bezighoudt met Natural Language Processing (NLP) probeert in deze wirwar aan informatie, data te verzamelen om computers de menselijke taal te laten begrijpen. Wat hierbij veelal een probleem vormt, is de vaagheid en de dubbelzinnigheid van teksten (Habib, 2014). Wat wordt er bijvoorbeeld met de volgende uitspraak bedoeld: “Ik vind die bank geweldig!”? Doordat dit onderzoek betrekking heeft tot de bancaire sector, bestaat er een kans dat deze zin in dit verband gebracht wordt met één van de financiële bankinstellingen. Echter, de optie dat het om een zitbank gaat, klinkt in tweede instantie ook aannemelijk. Geen van beide opties worden expliciet genoemd. In deze voorbeeldzin veroorzaakt enkel het woord “bank” al dubbelzinnigheid. Het woord “die” daarentegen zorgt voor een zekere vaagheid, want de gebuikte verwijzing is niet direct te achterhalen. Het is immers nog steeds niet duidelijk om welke financiële bank of zitbank het gaat. Daarvoor is aanvullende informatie nodig, oftewel de context.

Om op een automatische wijze een oplossing te bieden voor dubbelzinnigheid, wordt er meestal naar de grammaticale structuur van zinsdelen gekeken. Echter, binnen de social media vormt dit een grotere uitdaging voor de automatische analyse, aangezien binnen de social media veelal een informeel en ambigu taalgebruik gehanteerd wordt (Habib, 2014). Zoals Habib (2014) beschrijft, proberen onderzoekers deze semantische of syntactische dubbelzinnigheid op te lossen door te kijken naar de eigenschappen van de omliggende context. Hierbij geeft Habib ook aan dat er gedacht kan worden aan oplossingen zoals:

- **Part Of Speech-labeling (POS):** Zoals zelfstandige en bijvoeglijke naamwoorden
- **Morfologie:** Vormleer van de woordvorming, alsook de leer van de verbuigings- en vervoegingsvorm van een taal
- **Named Entity Recognition (NER):** Als deeltaak van informatie-extractie, wordt er gestreefd naar het vinden van namen en numerieke uitdrukkingen in de te analyseren tekst (Grishman & Sundheim, 1996)
- **Feiten- en relatie-extracties:** Het vastleggen van feitelijke gebeurtenissen en geeft inzage in relaties tussen berichtenstromen of online connecties.

Bij het kiezen van een onderzoekseenheid of corpus, moet er bepaald worden in welke context deze eenheden zich bevinden (Baarda, Goede & Teunissen, 2005). Baarda et al. betrekken deze eenheden tot personen, echter kunnen ze natuurlijk ook betrekking hebben tot objecten of gebeurtenissen. Hieruit valt af te leiden dat bij het onderzoeken en analyseren van bijvoorbeeld de “tone of voice” in het social media-medium, dat de context waarin het onderzoek plaatsvindt meegenomen dient te worden bij de analyse. Volgens Baarda, et al. (2005) vormt contextualiteit een belangrijk uitgangspunt bij kwalitatief onderzoek, aangezien daarmee het onderzoeksprobleem als een veelomvattend, samenhangend geheel benaderd wordt.

Een goed voorbeeld waarbij berichtgevingen en context van groot belang zijn is het project TEC4SE. Bij dit initiatief zetten overheidsorganisaties, bedrijven en onderwijsinstellingen in de regio Twente hun kennis in om mensen, hardware, informatie en diensten met elkaar te verbinden via een netwerk (Miltenburg, 2014). Het uiteindelijke doel hiervan is om de informatiestromen voor hulpdiensten te verbeteren. Door de juiste algoritmes te hanteren kan er op een heel nauwkeurige wijze, de juiste informatie gefilterd worden uit bijvoorbeeld Twitter-berichten (Habib, Van Keulen & Zhu, 2014). Bijvoorbeeld een Twitter-bericht kondigt een rel bij de Arena aan. In combinatie met gegevens over files, locatie, aantal personen, et cetera kan bepaald worden in welke mate de politie snel en adequaat op een rel bij het voetbalstadium Amsterdam Arena kan anticiperen en reageren. Als de context vervolgens bepaald dat het bericht vanuit Italië verzonden is, dan is dit soort contextinformatie weer bepalend in hoeverre deze zaak serieus genomen dient te worden.

Kort samengevat kan er gezegd worden dat de door Habib, et al. (2014) beschreven technieken en algoritmen op dit moment nog te ver gaan voor dit sociaal wetenschappelijk onderzoek. Echter indien er vanuit dit soort vakgebieden toolings ontwikkeld en verspreid worden, die kunnen helpen bij het filteren en extraheren van data uit de Big Social Data, dan zijn dit ontwikkelingen die wel in de gaten gehouden dienen te worden. De context bepaalt immers voor een groot deel wat de inhoud van een social media-berichten betekent.

2.5.2. Tone of Voice

Veelal is er sprake van geheime/gesloten algoritmen, waarmee de huidige sentimentanalyses bepaald worden. Deze sentimentbepaling, of “Tone of Voice” genoemd, kent echter de beperking dat de score slechts in drie niveaus wordt weergegeven, namelijk: negatief, neutraal en positief. Dit vormt een beperking in de analyse, aangezien de menselijke taal veel meer nuances kent als het gaat om het geven van een beoordeling. Bepaalde uitspraken in een bericht komen positiever over dan andere positieve uitspraken, hetzelfde geldt voor negatieve berichten. Iemand kan beschrijven dat hij zich goed voelt, maar kan ook aangeven uitzinnig vrolijk te zijn. In dit voorbeeld zouden beide situaties met positief bestempeld worden, terwijl de ene emotie heftiger is dan de andere.

Door te zoeken naar bepaalde zinnen, de combinatie van woorden of het gebruik van emoticons (Turney, 2002), wordt het mogelijk om iemands houding tegenover een merk of product te bepalen. Er kan in een bepaalde context bijvoorbeeld gekeken worden naar de bijvoeglijke naamwoorden of bijwoorden in een zin, om zo een beter inzicht te krijgen van de emotie die wordt uitgedrukt. Op deze manier wordt het mogelijk om het sentiment of ook wel de Tone of Voice te identificeren. Zhang, et al. (2011) definiëren voor het opzetten van een sentimentgraph een aantal elementen en relaties om daarmee zinnen te ontleden, zodat het mogelijk wordt om objecten, condities en in-regel-en-in-zin-relaties te bepalen. Hierbij kan gedacht worden aan beoordeling- of vergelijkingsrelaties, waar een object met een beoordeling óf objecten onderling met elkaar vergeleken worden.

In het onderzoek van O’Connor, Balasubramanyan, Routledge en Smith (2010) is geprobeerd de geaggregeerde mening van de bevolking over een presidentsverkiezing te beoordelen. Om dit te doen, gebruikte men tekstanalyse voor het ophalen en analyseren van bericht en standpunten. O’Connor et al. vonden dat enquêtes over het consumentenvertrouwen en politieke overtuiging in een aantal gevallen met 80% correleerde met het sentiment van de woordfrequenties in Twitter-berichten die in dezelfde periode werden afgenomen. Daarnaast werden ook belangrijke grootschalige trends vastgelegd.

Door positieve en negatieve berichten op basis van een dagelijkse interval te tellen, konden O’Connor et al. (2010) een formule formuleren om een sentimentscore te bepalen. De score werd gedefinieerd als de score x_t , als de verhouding van positieve versus negatieve berichten over het onderwerp, waarbij alle berichten van één dag worden geteld. De formule luidt als volgt:

$$x_t = \frac{\text{count}_t(\text{pos. word} \wedge \text{topic word})}{\text{count}_t(\text{neg. word} \wedge \text{topic word})} = \frac{p(\text{pos. word} \mid \text{topic word}, t)}{p(\text{neg. word} \mid \text{topic word}, t)}$$

Met het oog op een meer consistente output, die minder onder invloed staat van snel stijgende of dalende sentimentverhoudingen, werd er een aanvullende formule gedefinieerd, die een “gemiddelde geaggregeerd sentiment”-score oplevert. Door het middelen van de sentiment-ratio in een bepaald tijdsframe van k dagen, wordt ervoor gezorgd dat de sentimentverhouding langzamer reageert op recente al dan niet extreme wijzigingen. Op deze wijze ontstaat er een meer consistente score. Hierbij dient te worden opgemerkt, dat wanneer er te veel verfijning plaatsvindt, het moeilijker zal zijn om fijnkorrelige veranderingen in de geaggregeerde sentimentverhouding waar te nemen. De formule voor het gemiddelde geaggregeerd sentiment luidde als volgt:

$$MA_t = \frac{1}{k}(x_{t-k+1} + x_{t-k+2} + \dots + x_t)$$

Om te bepalen of een woord positief of negatief, gebruiken O’Connor et al. (2010) de subjectieve lexicon van OpinionFinder, die bestaat uit een lijst van 1600 positieve en 1200 negatieve woorden. Wilson, Wiebe en Hoffmann (2005) merken echter op, dat ondanks het gegeven dat een woord positief geassocieerd of gepolariseerd kan zijn, de woorden alsnog gebruikt kunnen worden om een non-positief sentiment uit te drukken. Een andere opmerking die bij het lexicon geplaatst dient te worden, is dat de lijst enkel bestaat uit goed geschreven Standaard Engels woorden en voor een onderzoek in het Nederlandse domein is een Nederlandse lexicon nodig. Van Dale-woordenboeken zijn in de Nederlandse taal het meest gangbaar voor het opzoeken en vergelijken van woordbetekenissen. Verder is de geschreven tekst op sociale netwerken bovendien niet altijd volledig en is de spelling niet

altijd correct toegepast. Dit maakt het noodzakelijk om verwante woorden of woorddelen van een bepaald onderwerp of sentimentexpressie te analyseren door gebruik te maken van een tekstanalyse.

2.5.3. Google Similarity Distance

Google Similarity Distance (GSD, beter bekend als NGD) is een semantische vergelijkingsmeting, die afgeleid wordt uit het aantal hits dat door de zoekmachine van Google geretourneerd wordt bij het invoeren van een bepaalde set van zoekwoorden (Cilibrasi & Vitanyi, 2007). Trefwoorden met dezelfde of soortgelijke betekenis in een zin met een natuurlijke taal, worden in eenheden van Google Distance⁴ als nauw verwant getypeerd, terwijl woorden met ongelijke betekenissen meestal verder uit elkaar liggen. De onderstaande formule (Cilibrasi & Vitanyi, 2007) geeft weer hoe deze afstand tussen woorden of woordgroepen berekend wordt:

$$NGD(x, y) = \frac{\max\{\log f(x), \log f(y)\} - \log f(x, y)}{\log M - \min\{\log f(x), \log f(y)\}}$$

Deze afstand kan gebruikt worden om het verband en synonimiteit tussen woorden weer te geven. Er worden voornamelijk waardes gegeneerd tussen “0” en “1”, echter zoals Cilibrasi en Vitanyi (2007) kunnen er ook grotere NGD-waarde gevonden worden. Kjos-Hanssen en Evangelista (2009) geven over deze waardes aan, dat bij een uitkomst “0” de woorden praktisch hetzelfde zijn en bij een waarde van “1” dat er sprake is van twee onafhankelijke woorden. Bij een aanduiding van “infinity” (oneindig of ∞) geven ze aan dat deze woorden nooit bij elkaar voorkomen. Voor het genereren van Wordclouds zullen waardes echter omgeschaald moeten worden. De reden hiervoor is dat Wordcloud-toolings er veelal vanuit gaan, dat hoe groter een waarde is, hoe sterker de connectie tussen betreffende nodes is.

De beschreven afstand is van belang bij de uitvoer van een contentanalyse. Het kan dan gebruikt worden om verschillende uitspraken of woordgebruiken tussen verschillende personen met elkaar te vergelijken door middel van een labelcodering. Waarbij er tevens een nauwkeurigere weging van het sentiment bepaald kan worden. Bij een contentanalyse kan bijvoorbeeld gezocht worden naar de begrippen “instemming” en “goed vinden”. In de Nederlandse taal betekenen deze begrippen nagenoeg hetzelfde. Google Distance kan dan een waarde geven hoe ver deze begrippen uit elkaar liggen. Met deze twee begrippen als input vinden we $NGD(\text{instemming}, \text{goed vinden}) \approx 0,181$. Hoe dichter de begrippen bij elkaar liggen, hoe kleiner de NGD-waarde zal zijn. Met behulp van Google Distance is het mogelijk om binnen een dataset meerdere zoekwoorden te vinden en te gebruiken voor data-analyse.

2.5.4. Google Trends

Met Google Trends (GT) beschikt de onderzoeker over een database die inzicht geeft wanneer en hoe vaak op een bepaald woord is gezocht met de Google zoekmachine. Daarnaast is het mogelijk om de zoekinstellingen zo in te stellen dat het mogelijk is om vergelijkingen te maken tussen steden, landen en talen. Voor het doel van dit onderzoek kan GT gebruikt worden om te kijken naar verwante onderwerpen in de bancaire sector, om zo bepaalde gebeurtenissen of tijdsintervallen te detecteren voor specifieke social media analyses. Anderzijds kan het ook gebruikt worden om resultaten uit andere analyses te verklaren of nader toe te lichten.

⁴ NGD of GSD refereren beide naar de eenheid van Google Distance, oftewel Normalized Google Distance

Bij het uitvoeren van een zoekopdracht naar trends analyseert GT een percentage van de Google-zoekopdrachten om te bepalen hoeveel zoekopdrachten er zijn uitgevoerd naar de termen die er zijn opgegeven, in vergelijking met het totale aantal Google-zoekopdrachten dat in die periode is uitgevoerd (Google, 2014).

2.5.5. Conclusie

Er is in paragraaf 2.5 gekeken naar wat de essentie is van de context van een bericht. Daarbij is er een visie beschreven hoe er vanuit het ICT-vakgebied getracht wordt om computers te leren om de gesproken of geschreven taal van de mens te interpreteren en te begrijpen. De contextanalyse zal in het stadium van de index-interpretatie gebruikt worden om mogelijke verklaringen te geven voor bepaalde verschijnselen. Door gebruik te maken van Coosto of Google Trends kunnen eventuele trendaanduidingen een context bieden aan de gevonden index-waarden.

Verder werd er ingegaan op de Tone of Voice. Hiermee wordt er naar de achterliggende emotie van een uitdrukking of uitspraak gekeken om te bepalen of een bericht positief, negatief of neutraal bedoeld werd en hoe dit eventueel overkomt op andere mensen. Om een reputatie te kunnen meten is het niet alleen van belang om te weten of er over je gepraat wordt, maar ook of dit al dan niet positief is.

De Google SimilarityDistance draagt in dit onderzoek bij, door een indicatie af te geven in welke mate woorden met elkaar verband houden. Op basis van de uitkomsten uit deze analyses zou bijvoorbeeld bekeken kunnen worden of woorden een zekere overeenkomst hebben met bepaalde sentimentwaarden (goed versus fout).

2.6. Betrouwbaarheid en validiteit van de SMR-index

In dit onderzoek naar de SMR-index is er sprake van een combinatie van kwantitatief en kwalitatief onderzoek. Kwalitatief onderzoek is gebaseerd op subjectieve, interpretatieve en contextuele data, daarentegen tracht kwantitatieve onderzoek dit soort elementen te controleren of uit te sluiten (Thomson, 2011). Voor datahoeveelheden, zoals het aantal berichten en reacties, kan er in principe gebruikt gemaakt worden van de normale dataverzameling en de daartoe behorende statistische analyses. Echter is dit voor kwalitatief onderzoek niet van toepassing, waardoor er andere vormen voor de validiteit- en betrouwbaarheidstests dienen te worden uitgevoerd. In deze paragraaf zal daarom een antwoord worden gegeven op de vraag:

RQ 6: Hoe kan een kwalitatief onderzoek op basis van Big Social Data op een betrouwbare en valide wijze worden uitgevoerd?

2.6.1. Betrouwbaarheid

Betrouwbaarheid wordt meestal afgemeten aan de precisie van de methoden van dataverzameling of de meetinstrumenten (Boeije, 2008; DeVellis, 2003). Als een herhaling met een dataverzameling- of meetinstrument steeds leidt tot dezelfde waarneming, dan is er sprake van een betrouwbaar instrument (Dooley, 2001).

Corbin (1986, p. 102) geeft aan dat analyseren van data met de grounded theory een ingewikkeld proces is, waarbij van ruwe data verminderd en omgezet wordt naar concepten, die zijn ontworpen voor het vertegenwoordigen van categorieën. Een manier om dit te doen, is het opstellen van een codeboek. In een codeboek staat een duidelijk uitleg over het labelen van de betreffende Big Social Data, waardoor het mogelijk wordt om een test uit te voeren omtrent de intersubjectiviteit of de interbeoordelaarsbetrouwbaarheid (IBB). Deze test genereert een Kappa-waarde (κ) die een

indicatie geeft in hoeverre een eerste en tweede beoordelaar de kwalitatieve onderzoeksgegevens hetzelfde beoordelen, aan de hand van de gegeven instructie en het codeboek (Boeije, 2008; Potter en Levine-Donnerstein, 1999). Bij een $\kappa > 0,7$ wordt verondersteld dat het gaat om een betrouwbaar meetinstrument (Ryan, 1999, geciteerd in Sanders & Cuneo, 2010). Landis en Koch (1977) gaven voor verschillende intervallen van de kappa-waarden een bepaalde overeenstemmingsterkte. Landis en Koch gaven bijvoorbeeld aan: waarde $\kappa \leq 0,00$ is armzalig, een waarde $0,41 \leq \kappa \leq 0,60$ is matig en een waarde $0,81 \leq \kappa \leq 1,00$ is bijna perfect. Daarmee wordt echter niets gezegd over de adequaatheid van het coderen, enkel over systematiek waarmee gecodeerd wordt (Boeije, 2008; Cohen, 1960). IBB wordt namelijk beïnvloed door verschillende factoren zoals de kwaliteit van de codeerinstruaties, opzet van het codeboek, codeertraining, codeermotivatie om hun codeerwerk uit te voeren (Sanders & Cuneo, 2010). Het doel is van IBB is om de onderzoekersbias zo veel mogelijk terug te dringen.

Gezien de kwalitatieve aard waarop Social Media Reputation wordt vastgesteld, zal het gebruik van een instructie en codeboek noodzakelijk zijn om het onderzoek betrouwbaar uit te kunnen voeren. Bij deze vorm van kwalitatief onderzoek kunnen zich echter wel verschillende betrouwbaarheidsbedreigingen voordoen. Potter en Levine-Donnerstein (1999) geven aan dat er voor het codeerwerk hoge levels van concentratie vereist zijn, waardoor er een bedreiging bestaat van coder-vermoeidheid. Daarnaast kan het proces bedreigd worden door inconsistente toepassing van de codeerregels. Tot slot geven Potter en Levine-Donnerstein aan dat er te grote algemene codeerschema's kunnen ontstaan, waardoor het lastig wordt iets concreets te zeggen over de content.

In een interview van Russ (2014) wordt aangegeven, dat de meest aanwezige social media-gebruikers niet de groep als geheel representeren. Dit zou betekenen dat wat in social media-data gevonden kan worden niet representatief zou zijn voor mensen in het algemeen. Echter, zoals reeds eerder beschreven werd in het onderzoek van O'Connor, et al. (2010) konden zij een accurate voorspelling doen aan de hand van Twitterberichten, die een nauwkeurige afspiegeling gaven van de peilingen bij de presidentsverkiezingen in de USA.

De Social Media Reputation-index geeft echter weer, in welke mate een bedrijf er wel of niet goed voorstaat qua reputatie. Of iemand online wel of niet de waarheid spreekt is daarbij niet relevant, dat is vergelijkbaar met het oneerlijk invullen van een kwantitatieve vragenlijst.

2.6.2. Validiteit

Bij validiteit wordt de vraag gesteld, of er wel gemeten wordt, wat er gemeten moet worden (Dooley, 2001). Om de validiteit bij een kwalitatief onderzoek te kunnen garanderen is het van belang dat de onderzoeker aangeeft hoe de structurering van de verzamelde gegevens tot stand is gekomen (Boeije, 2008). Potter en Levine-Donnerstein (1999) beschrijven twee stappen om de validiteit te garanderen. De eerste stap is het ontwikkelen van een codeerschema dat codeurs begeleidt bij de contentanalyse, waarbij het schema als betrouwbaar wordt geacht als het lieert aan de theorie. Een tweede stap genoemd door Potter en Levine-Donnerstein, is het vaststellen van de overeenkomst tussen codeurs. Bij een hoge mate van overeenkomst produceert het codeerschema valide data.

Bij het kwantitatieve onderzoek naar de RepTrak Pulse (Ponzi, et al., 2011) werd gebruik gemaakt van een forum waarbij mensen gevraagd werd naar een algemene reputatie met betrekking tot bedrijven en bedrijven in het algemeen. Vervolgens werden de karakteristieken en acties van bedrijven met een goede en slechte reputatie, alsmede de antecedenten en consequenties van zowel de goede als slechte corporate reputaties, gemeten. Uiteindelijk werden er vier verschillende afgeleiden bepaald door het toepassen van een filtering. Dit werd gedaan aan de hand van de

kwalitatieve data. Deze waarden werden vervolgens als valide en betrouwbaar getest (Ponzi, et al. , 2011).

Descriptieve validiteit

Maxwell (1992) definieerde vijf vormen van validiteit. Descriptieve validiteit refereert naar de nauwkeurigheid van de data. Big Social Data staat online opgeslagen. Normaal gesproken zou er een gevaar kunnen bestaan voor de validiteit, doordat data gedeletet of privé gezet kan worden door gebruikers. Echter, doordat Coosto⁵ zijn eigen database hanteert, blijven dit soort berichten gewaarborgd. Daarmee blijft de data intact en kan telkens onder dezelfde condities worden benaderd. Bij een transcript van een interview, wat een andere vorm is van een kwalitatief onderzoek, kan informatie zoals waargenomen stress of een stemverheffing van essentiële invloed zijn op de data-analyse (Maxwell, 1992). Echter, zal in deze studie deze informatievorm geen relevantie hebben. Thomson (2011) duidt aan, dat descriptieve validiteit de basis vormt waarop alle andere vormen van validiteit gebaseerd zijn. Zonder een accurate weergave van alle formatieve data is al het andere irrelevant (Glaser & Strauss, 1967).

Interpretatieve validiteit

Een onderzoeker moet ervoor waken dat de verzamelde data goed gerapporteerd wordt. De betekenis van gebeurtenissen, objecten of gedrag dient gebaseerd te zijn op het perspectief van de onderzochte en niet de onderzoeker (Maxwell, 1992). Bij een online uitspraak is het lastig om te zien welke emoties een schrijver had tijdens het schrijven van zijn (blog)bericht. Emoticons lijken vergelijkbaar ingezet te kunnen worden als gezichtsuitdrukkingen in een face-to-face-communicatie. Uit het onderzoek van Derk, Bos en Von Grumbkow (2008) blijkt dat emoticons veelal worden gebruikt om emoties te uiten zoals humor, maar ook om het verbale deel van een bericht te versterken. Daarnaast geven Derk, et al. (2008) aan dat mensen emoticons veelal meer gebruiken in de communicatie met vrienden, dan in de communicatie met vreemden. Bij de kwalitatieve analyse moet daarom goed op dit soort tekenen gelet worden.

Theoretische validiteit

Maxwell (1992) beschrijft dat de theoretische validiteit verder gaat dan de descriptieve en interpretatieve validiteit. Auerbach en Silverstein (2003) benoemen dat de theoretische concepten in elkaar moeten passen, wat ze benoemen als 'coherentie'. De patronen, concepten, categorieën, eigenschappen en afmetingen moeten in elkaar passen om zo de constructen te vormen, die het fenomeen weerspiegelt (Thomson, 2011). Door de uitgebreide literatuurstudie die voor dit onderzoek is uitgevoerd, wordt getracht om de theoretische validiteit van de methoden en instrumenten te waarborgen.

Generaliseerbaarheid

De door Auerbach en Silverman (2003) en Maxwell (1992) beschreven generaliseerbaarheid verwijst naar het vermogen om de verkregen theorie universeel toe te passen. Voor kwalitatief onderzoek is generaliseerbaarheid echter veelal problematisch (Baarda, et al., 2005; Boeije, 2008; Thomson, 2011). In dit onderzoek is het bijvoorbeeld van belang dat de dataset een representatieve weergave biedt van de daadwerkelijk vindbare online data.

⁵ Online tooling “Coosto” verzamelt Big Social Data voor analysedoeleinden.

Generaliseerbaarheid van de datagegevens kan verhoogd worden door gebruik te maken van datatriangulatie (Boeije, 2008). Dit betekent dat er vanuit verschillende invalshoeken metingen verricht worden (Straus & Corbin, 2008). Door meerdere toolings te gebruiken, die aangeven hetzelfde te meten, kan er bekeken worden of er soortgelijke data verworven wordt met dezelfde bevragingen of zoektermen.

Naast datatriangulatie bestaat er ook onderzoekerstriangulatie (Boeije, 2008). Een voorbeeld hiervan is het berekenen van de eerdergenoemde IBB-waarde, als er gebruik wordt gemaakt van een codeboek om de data te analyseren. Indien er een goede waarde gevonden wordt, betekent dit dat het instrument door verschillende onderzoekers op dezelfde wijze gehanteerd wordt.

Evaluatieve validiteit

Deze vorm van validiteit betreft de evaluaties die worden gedaan door de onderzoeker zelf. Hierbij bestaat er een risico dat er conclusies getrokken kunnen worden die niet direct af te leiden zijn uit de data (Thomson, 2011). Thomson geeft aan dat de context waarin het onderzoek plaatsvond, aanleiding kan geven dat een onderzoeker andere conclusies trekt. Daarentegen geeft Thomson ook aan dat er door andere onderzoekers altijd vragen gesteld kunnen, hoe goed de conclusie ook gefundeerd is en dat dit veelal aanleiding geeft tot vervolgonderzoek.

Transparantie

Tot slot bespreken Auerbach en Silverstein (2003) de categorie van 'transparantie', waarbij het van belang is dat de onderzoeker goed informeert. Het is belangrijk dat de onderzoeker duidelijk weergeeft hoe deze tot een bepaalde interpretatie komt van: de steekproefwijze, onderzoeksopzet, dataverzamelingsprotocollen, coderingsprocedure en de onderzoekers' epistemologische standpunten (Thomson, 2011). Door Walsh (2003) wordt dit getypeerd als 'betrouwbaarheid'. Doordat online dataverzamelingstools veelal gesloten software gebruiken, mede omdat dit vaak hun kern-business betreft, is het vanuit onderzoekersperspectief minder goed vast te stellen of alle data ook daadwerkelijk beschikbaar komt met de betreffende tool. Dit beïnvloedt de betrouwbaarheid en validiteit. Indien er voor onderzoeksdoeleinden gebruik gemaakt wordt van dit soort toolings, dan dient een onderzoeker bij voorkeur aan te geven in hoeverre hij beschikking had over de broncode of het achterliggende algoritme. Daarnaast kan er aangegeven worden in welke mate er gebruik is gemaakt van verschillende (online) toolings. Dit verhoogt tevens de generaliseerbaarheid van het onderzoek.

2.6.3. Conclusie

In dit onderzoek wordt de nieuwe methode geëvalueerd op validiteit en betrouwbaarheid. In paragraaf 2.6 werden een aantal methoden omtrent betrouwbaarheid en validiteit besproken, aan de hand waarvan een kwalitatief onderzoek op basis van Big Social Data uitgevoerd kan worden. Welke van deze methoden zijn toepasbaar binnen dit onderzoek?

In het kader van het vooronderzoek zal het vaststellen van de IBB, oftewel de kappa-waarde, bijdragen aan de betrouwbaarheid van het meetinstrument. Door het instrument te testen met twee codeurs kunnen eventuele onvolkomenheden of onduidelijkheden uit het codeboek gefilterd worden. Daarnaast kan er bekeken worden of de instructie leidt tot een betrouwbare uitkomst. De te meten constructen in het codeboek werden gebaseerd op basis van de literatuur over reputatie, waardoor er sprake was van hoge mate van theoretische validiteit.

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Om de betrouwbaarheid en validiteit van het hoofdonderzoek te handhaven, is het belangrijk om bij de uitvoer van de berichtenanalyse altijd een aantal stappen te doorlopen. Zo moet er gekeken worden naar het berichtperspectief, SMR-indicatie en berichtcontext. Bij het berichtperspectief wordt er bekeken vanuit welk perspectief het bericht geschreven werd. Wordt er een reputatie gerelateerde uitspraak gedaan over de onderzochte organisatie, of wordt er een uitspraak gedaan over een andere organisatie. Welk aspect van de reputatie wordt er beschreven en in welke context is dit bericht geplaatst? Om de validiteit van het onderzoek te handhaven werd iedere stap van het onderzoek nauwkeurig beschreven zodat daarmee transparantie en de generaliseerbaarheid gegarandeerd kon worden. Daarbij werd het codeboek gebaseerd op reeds eerder getoetste theorieën en onderzoeken.

Daarnaast is het belangrijk dat de steekproefgrootte voor de berichtenanalyse groot genoeg is, om met een zeker mate van statistische zekerheid te kunnen zeggen dat de gevonden waarden een representatieve weergave bieden van de werkelijkheid. In principe ontstaat er bij berichtenanalyse een heel nauwkeurig beeld als alle berichten automatisch geanalyseerd zouden kunnen worden. Echter, is dit vanwege de manuele verwerking niet altijd mogelijk. Daarbij komt dat de omvang van het aantal berichten afhankelijk is van het tijdsinterval, aantal casussen en gebeurtenissen. Bij een groter tijdsinterval worden in verhouding meer berichten meegenomen in de analyse. Afhankelijk of er een vergelijking moet plaatsvinden tussen meerdere organisaties neemt het berichtenaantal toe. Maar ook bij het plaatsvinden van een maatschappelijke gebeurtenis, kan het berichtenaantal explosief toenemen. Om bij een laag berichtenaantal een verantwoorde uitspraak over de analyse te kunnen doen en om bij een hoog berichtenaantal de analyse werkbaar te houden, dienen er om deze reden minstens 200 tot 400 berichten per 1000 berichten, per dag, per organisatie geanalyseerd te worden. Daarmee wordt getracht om de analyse valide en betrouwbaar te houden met tevens een werkdruk die binnen de grenzen blijft.

Onderstaand overzicht geeft weer wat het aantal te analyseren berichten zou zijn per situatie:

Tabel 1 - Overzicht berichtenaantallen voor berichtenanalyse

Berichtenaantal (N)	Aantal dagen	Aantal organisaties	Aantal berichtanalyses (n)
1000	1	1	200-400
2000	1	1	400-800
1000	2	1	400-800
1000	1	2	400-800
2000	2	2	1600-3200

3. Ontwikkeling van de SMR-indexmethode

In hoofdstuk 2 werd besproken wat de SMR-index was en welke relevante factoren invloed hadden op de SMR-index. Hoe de SMR-indexmethode daadwerkelijk ontwikkeld wordt, zal in dit hoofdstuk besproken worden. Om dit te bewerkstelligen werd er een vooronderzoek uitgevoerd. Het doel van het vooronderzoek was het definiëren en opzetten van een indexmethode, die gebruikt kan worden bij dit reputatieonderzoek. Tevens kan het ook gebruik worden voor toekomstige kwalitatieve Big Social Data analyseonderzoeksdoeleinden.

Verder zullen de resultaten van het vooronderzoek besproken worden en wat de implicaties hiervan zullen zijn op de validiteit en betrouwbaarheid van het vervolgonderzoek.

3.1. Vooronderzoek

Vanuit de literatuurstudie zijn er een aantal belangrijke aspecten naar voren gekomen rondom de opzet van de SMR-indexmethode. In de volgende paragrafen zal deze methode verder uitgewerkt worden. Allereerst zal er besproken worden welke dataset er gebruikt is in dit onderzoek (§ 3.1.1). Daarna komt het opstellen van het codeboek aan bod. Deze is gebruikt bij de berichtenanalyse gebaseerd op de SMR-indicatoren (§ 3.1.2). Daarnaast zal er aanvullende informatie verworven worden over het gebruik van de beoordelingswoorden in conversaties (§ 3.1.3). Daarbij zal besproken worden of het mogelijk is, om de daarvoor vastgestelde indicatiewoorden een sentimentscore mee te geven. Verder zal er gekeken worden naar de gebeurtenissen/events, die als casestudie voor het onderzoek gebruikt zijn (§ 3.1.4). En tot slot zal het codeerproces besproken worden (§ 3.1.5).

3.1.1. Vaststellen datasetsteekproef

In dit onderzoek zal er gekeken worden naar de SMR-indexbepaling van Nederlandse banken. Omdat niet alle banken even groot zijn en niet evenveel vertegenwoordigd zijn op de social media, is ervoor gekozen om een selectie te nemen uit het aanbod van Nederlandse banken. Op dit moment hebben de ING (40%), Rabobank (34%) en de ABN AMRO (19%) procentueel gezien het grootste marktaandeel binnen Nederland en vormen daarmee de grootste banken conform hun marktconcentratie binnen de Nederlandse bankensector (BLLiZ Consultancy [BLLiZ], 2014). De volgende bank die op de lijst staat, is de SNS Bank (4%). Samen vertegenwoordigen de banken een marktaandeel van 90 procent. Voor de uitvoer van dit gehele onderzoek is ervoor gekozen om enkel de drie grootste banken mee te nemen, wat resulteert in een lijst met banken die afzonderlijk een marktaandeel hebben groter dan 5 procent.

Naast het marktaandeel werd er ook gekeken naar het social media-aandeel, die aan de hand van de social media- berichtenstroom over banken genereerd wordt. Er werd een link gelegd tussen een banknaam en de begrippen “bank”, “banken” en “bank en banken”, waarna berekend werd wat het aantal berichten per combinatie was. Door te kijken naar social mediaberichtgevingen over “bank” of “banken”, worden natuurlijk ook berichten over de zitbank of sofa eruit gefilterd. Om ervoor te zorgen dat deze filtering specifieker of bancaire instellingen zou gaan, werd de zoekopdracht gecombineerd met de verschillende banknamen. Vervolgens werd daarmee het social media-aandeel bepaald. Voor de berekening werden de banken gebruikt uit de rankinglijst van BLIZZ (2014) en daarbij werden ook nog drie random gekozen Nederlandse banken opgenomen die niet voorkwamen in de rankinglijst. De brondata was afkomstig uit Coosto, waarbij de data verder gefilterd werd op het datuminterval van 1 januari 2009 t/m 9 juni 2014.

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

De resultaten van deze berekening zijn in Tabel 2 in een overzicht weergegeven. Het social media-aandeel van de SNS Bank (14.90%) is groter dan het aandeel van de ABN Amro (13.45%), terwijl het marktaandeel van de SNS Bank kleiner was dan dat van ABN Amro. De exacte oorzaak voor dit verschil is niet eenduidig vast te stellen. Hiervoor zou er meer bekend moeten zijn over het daadwerkelijk gebruik onder bankklanten. Een mogelijke verklaring kan zijn dat er extreem veel social media-aandacht kwam na de nationalisatie van de SNS Bank. Deze overname vond, in tegenstelling tot de vorige overnames, plaats in een tijdperk waar ook het algeheel social media-gebruik hoger ligt. Deze toename is ook af te leiden uit figuur 22, p. 57. De overige twee banken uit de top-3-ranking, de ING Bank en de Rabobank, zijn overduidelijk de koplopers op zowel markt- als social media-aandeel.

Tabel 2 - Overzicht social media-aandeel per bank bij link dus banknaam en begrip "bank", "banken" en "bank en banken".

Banken	Zoekwoorden			zoekwoord gemiddeld %	onderling gemiddelde
	bank (%)	bank banken (%)	banken (%)		
ING Bank	2,40	2,52	6,45	3,79	31,75
Rabobank	1,55	1,64	3,85	2,35	19,98
ABN Amro Bank	1,03	1,05	2,75	1,61	13,45
SNS Bank	1,24	1,23	2,66	1,71	14,90
NIBC Bank	0,11	0,11	0,45	0,22	1,68
Van Lanshot	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Achmea Bank	0,07	0,07	0,13	0,09	0,79
Delta Lloyd Bank	0,20	0,20	0,41	0,27	2,38
Kas Bank	0,18	0,16	0,26	0,20	1,85
Triodos Bank	0,26	0,24	0,40	0,30	2,76
Aegon Bank	0,50	0,52	1,67	0,90	7,15
ASN Bank	0,27	0,25	0,34	0,29	2,76
ASR Bank	0,04	0,05	0,12	0,07	0,57

Voor de uitvoer van het vooronderzoek is er gekozen om de casus van één bank te nemen. Verdere details omtrent deze casus zullen behandeld worden in paragraaf 3.2.1.

3.1.2. Opstellen codeboek

Aan de hand van een opgesteld codeboek konden de conversaties over banken gelabeld worden op basis van de SMR-hoofdindicatoren. Op basis van de vragenlijsten van het RQ-model (Fombrun, et al., 2000) en RepTrak-onderzoek (Ponzi, et al., 2011) zijn er werkwoorden en begrippen (SMR-begrippen) ontleed uit deze vragenlijsten. Vervolgens is er bij deze SMR-begrippen gezocht naar synoniemen en antoniemen, die gekoppeld zijn aan de bijbehorende SMR-indicatoren. Door deze synoniemen en antoniemen middels de semantische vergelijksmeting van Google Distance een waarde toe te kennen, kon bepaald worden welke woorden wel of niet werden meegenomen als categorielabel in het codeboek. Deze Google Distance, oftewel de NGD-score, geeft aan in hoeverre het gevonden synoniem en / of antoniem afweek van de uit het RQ-model ontleende begrip. Indien een synoniem te ver af lag van het hoofdbegrip, dan werd het aannemelijk geacht dat dit begrip uitgesloten moest worden van het codeboek. Voor het berekenen van deze NGD-waardes werd er gebruik gemaakt van de tooling Mechanical Cinderella. Hetzelfde proces werd toegepast voor het vaststellen van de constructlabels met bijbehorende NGD-waardes. De constructlabels zijn gebaseerd op de literatuur over de subinvloedsfactoren van de individuele SMR-indicatoren (zie paragraaf 2.3)

Bij het opstellen van het codeboek werd tevens een codeerinstructie vastgelegd, aan de hand waarvan het codeboek gedurende het gehele onderzoek op een consistente manier doorlopen kon worden. In bijlage III (p. 105) is een uitgebreide uitwerking van het codeboek en instructie te vinden, zoals deze gebruikt werden bij het vooronderzoek. In dit codeboek zijn ook de uitgebreide lijsten te vinden van de ontleedde SMR-begrippen (zie bijlage I, p. 107; genaamd contextcategorielabels) en de bijbehorende synoniemen en antoniemen (subcategoriewoorden). Daarnaast zijn er ook lijsten te vinden met constructlabels en de bijbehorende synoniemen (zie bijlage I, p. 108). Om de betrouwbaarheid van het instrument te bepalen werd door twee beoordelaars dezelfde berichtenstroom geanalyseerd. Hiervoor werd de berichtenstroom geanalyseerd met behulp van het kwalitatieve dataprogramma “Atlas.ti versie 7”. Dit programma maakt het mogelijk om tekst-, geluid- en videofragmenten te coderen aan de hand van een vooraf ingesteld codeboek. De vanuit Coosto geëxporteerde CSV-files konden in het programma Atlas.ti worden ingeladen. Aan de hand van de labelcoderingen kon de kwalitatieve data gekwantificeerd worden.

3.1.3. Vaststellen woordwaardes en woordsentiment

Veelal wordt er bij sentimentanalyses een indeling gemaakt van positieve, negatieve en neutrale berichtgevingen. Hoe positief of hoe negatief berichtgevingen daadwerkelijk zijn, wordt hierin echter niet meegenomen. Doordat er geen genuanceerdere waarde wordt gegeven aan een dergelijk bericht, kan ook de impact ervan en de reacties die hierop volgen, moeilijker op waarde worden geschat. Elk woord dat geuit wordt, heeft zijn eigen emotionele waarde. Het ene woord drukt veel meer emotie uit, terwijl het andere woord meer abstractie of juist een concrete indruk achterlaat (Altarriba, Bauer & Benvenuto, 1999; Coenen, Hedebouw & Semin, 2006).

Door de NGD-scores vast te stellen tussen bijvoorbeeld de synoniemen en beoordelingswoorden werd getracht, om de waarde van beoordelingswoorden (zoals “goed” of “slecht”) te koppelen aan de betreffende synoniemen. Deze van een waarde voorziene synoniemen konden dan in een later stadium gebruikt worden om een nauwkeurigere reputatie-aanduiding te verkrijgen. Wederom werd hier gebruik gemaakt van de tooling Mechanical Cinderella voor het vaststellen van de NGD-waardes.

3.1.4. Vaststellen ijkmomenten

In het vooronderzoek werden tevens de ijkmomenten voor het vervolgonderzoek vastgesteld. Dit gebeurde met behulp van data van Coosto. Coosto heeft vanaf 2009 een social media-database opgebouwd. Daarin zijn verschillende databronnen met online berichtgevingen vastgelegd, met als specifieke doel het uitvoeren van data-analyses. De tool levert een real-time monitoringtool, waarmee ongelimiteerd zoekopdrachten uitgevoerd kunnen worden. Bij het vaststellen van de ijkmomenten wordt er een analyse gedaan naar belangrijke gebeurtenissen bij banken, die van invloed kunnen zijn geweest op de SMR-index. Belangrijke gebeurtenissen kunnen in dit soort gevallen een pinstorage zijn, melding van fraude door medewerkers of de bekendmaking van het sponseren van een sportdub of event. Door deze gebeurtenissen vast te stellen kon er in een later stadium naast algehele invloeden op de index ook gekeken worden naar de ontwikkeling van deze index gedurende een bepaalde periode.

Om deze momenten te kunnen bepalen, werd er onder andere gekeken naar de pieken in de sentimentanalyse van Coosto of naar de waargenomen trending topics in Google Trends. Vaak ontstaat er na aanleiding van een spraakmakend topic veel aandacht, welke zichtbaar zijn in de hoeveelheid berichten of zoektermen die op zo’n moment gegenereerd worden. Zo kunnen de introductie op de beurs, een aandelenemissie, een belangrijke investering, het bekendmaken van kwartaal-, halfjaar- of

jaarcijfers, een fusie, overname of deelname, of een bedreiging van een vijandige overname, aanleiding vormen voor een verhoogde aandacht (Floor & Van Raaij, 2006). Door naar deze trends of extreme berichtengroei te zoeken, werd getracht bepaalde de gebeurtenissen eruit te filteren.

3.1.5. Codeerproces

De codeurs konden aan de hand van het codeboek en de meegeleverde instructie (zie bijlage III, p. 105) aan de slag gaan met het codeerwerk. De onderzoeker heeft enkel een uitleg gegeven omtrent het gebruik van het programma, gezien het feit dat niet beide codeurs bekend waren met het programma. De codeurs gingen na deze uitleg zelf aan de gang met het codeerproces.

Er werd aangegeven, dat er geen tijdslimiet was en dat ze in alle rust het codeerwerk konden uitvoeren. Indien men pauze wilde houden dan was dit geen probleem, zolang er maar geen conversatie met de onderzoeker over het betreffende codeerwerk plaatsvond. De codeurs doorliepen bij elk bericht de volgende stappen (zoals deze ook vermeld staan in het codeboek):

STAP 1: Label de bron

STAP 2: Lees bericht en **Label contextcategorie**

STAP 3: Label(en) woord(en)

3A: Label één of meerdere synoniemen en antoniemen

3B: Label één of meerdere synoniemen met een **constructlabel**

STAP 4: Label contextovereenstemming

STAP 5: Label bericht op positief, neutraal of negatief (sentiment)

STAP 6: Label bericht op emoticons

STAP 7: Label (indien van toepassing) de bankverwijzing die de berichtgever meldt

STAP 8: Label of berichtgever aangeeft klant te zijn bij genoemde bank

STAP 9: Label naam bank, die vanuit de filter-/zoekopdracht is meegegeven

STAP 10: Ga naar het volgende bericht, sla hiervoor x berichten over. Hoeveel x is, zal de onderzoeker van tevoren aangeven

Per stap zal worden aangegeven wat het beoogde doel was van deze stap binnen het codeerproces.

STAP 1: Hiermee werd vastgesteld van welke type social media-bron het bericht afkomstig was.

STAP 2: Deze stap legde de contextcategorie globaal vast op basis van de opgestelde woordenlijsten.

STAP 3: Bij STAP A werd de contextcategorie specifiek gelabeld op woord(groep)niveau. Kortom er werd gekeken of de woorden uit de woordenlijst letterlijk voorkwamen in de berichten. Anderzijds als dit niet het geval was, werd er gekeken of er woorden in de tekst aanwezig waren, die nauw verwant waren met de SMR-begrippen. Dit werd wederom vastgesteld op basis van de vooraf opgestelde woordenlijsten.

Bij STAP B werd er met constructlabels gelabeld om vast te stellen wat de invloed van het bericht was op andere lezers.

STAP 4: Aangenomen dat teksten toch tot aan een andere context kunnen toebehoren, ondanks het feit dat het woordgebruik overeenstemming was met een specifieke contextcategorie, werd deze controlevraag meegenomen. Hiermee kon worden vastgesteld of er significante afwijkingen waren tussen STAP 2 en 3A.

STAP 5: Per bericht- of berichtdeel werd vastgesteld wat het sentiment van het bericht was.

STAP 6: Gekeken werd of er emoticons in het bericht aanwezig waren, zodat aan de hand van deze uitslagen de berichten een sentimentscore kon worden meegegeven.

- STAP 7: Deze stap bekeek of een bericht, die vooraf op een bepaalde bank was gefilterd, daadwerkelijk over deze bank ging. Indien dit niet het geval was kon er worden aangegeven over welke andere bank het dan wel ging.
- STAP 8: Het is interessant om te weten of de blogger die het bericht heeft geplaatst, zelf bij deze bank is aangesloten. Dit zegt namelijk iets over eventuele bias omtrent de uitspraak die door deze persoon gedaan wordt over de betreffende bank.
- STAP 9: Deze stap diende als bevestiging van de zoekopdracht, die voorafgaand aan het downloaden (bij Coosto) en inladen (binnen Atlas.ti) was ingegeven.

Uiteindelijk werden een aantal van deze stappen geschrapt. Hierop zal nader worden ingegaan in het resultaatgedeelte van dit hoofdstuk.

3.2. Resultaten

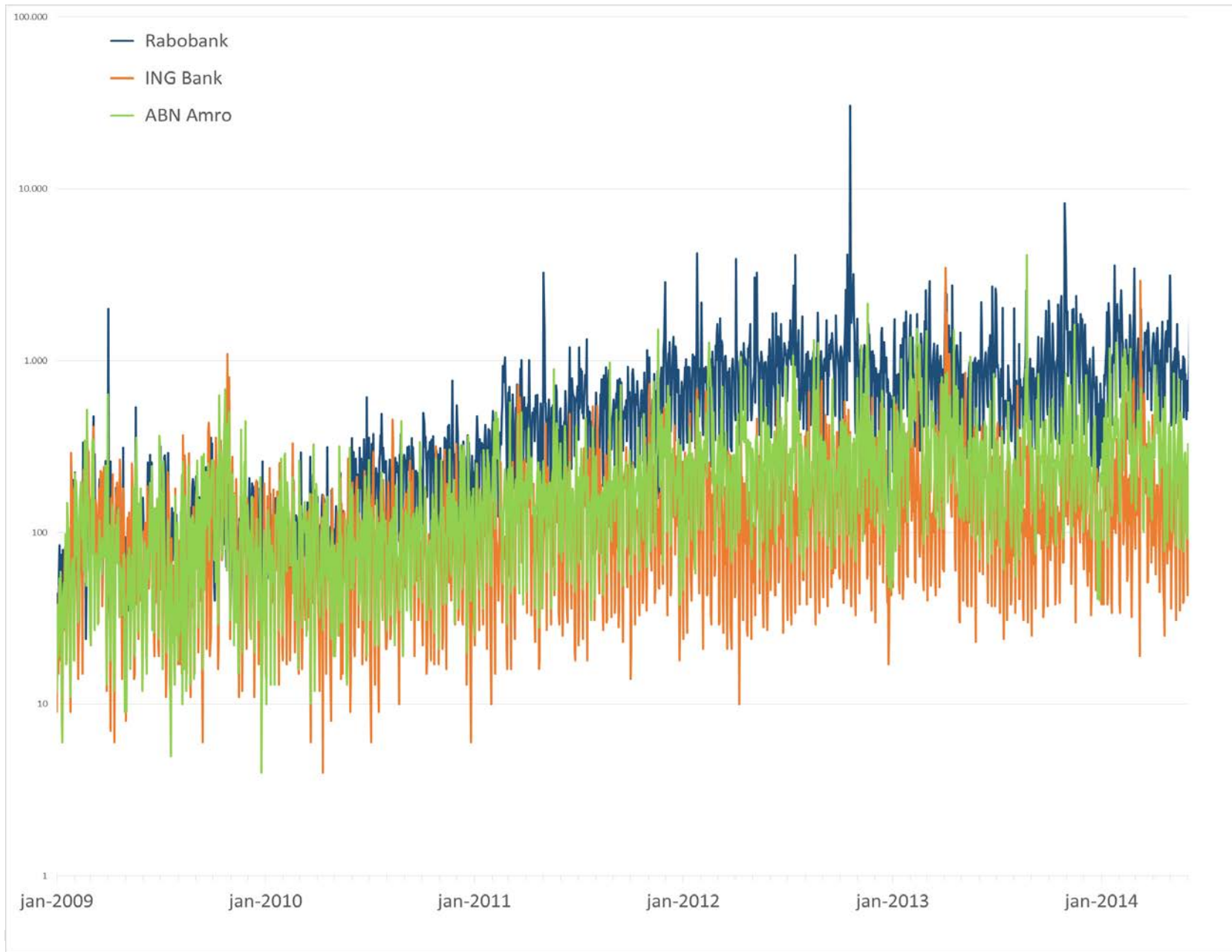
3.2.1. Datasetsteekproef

Voor het vooronderzoek is een casus gebruikt die betrekking heeft tot de Rabobank. Deze casus is gekozen op basis van het grote aantal social media-berichten, de grootste in de gehele periode van 2009 t/m 2014 (zie figuur 22). Vanaf 18 oktober 2012 om 00:00 uur 's nachts t/m 19 oktober 2012 om 22:36 uur werden er 10.000 berichten gegenereerd. Uit deze berichten werd een selectie gehaald om het vooronderzoek mee uit te voeren. Een recordaantal aan berichten op 19 oktober 2012 met N=30.445. Meer details rondom deze specifieke datum zijn te vinden in paragraaf 3.2.4.

Zoals reeds in hoofdstuk 2.1 beschreven staat, wordt er door bedrijven en marketeers tegenwoordig veelal gesproken over Big Data. Daarbinnen ligt de Big Social Data-dataset. In deze studie zal er binnen deze dataset een analyse worden uitgevoerd. Zoals besproken in hoofdstuk 2.1.3 beschikt deze Big Social Data over vijf verschillende kenmerken, overeenkomend met verschillende sub-datasets. Echter, niet elke sub-dataset is relevant of toepasbaar binnen de kaders van dit onderzoek. Daarom zal er in deze studie enkel gebruikt gemaakt worden van de “search- en social media”-dataset (Bloem, et al., 2012).

Bij de uitvoer van dit onderzoek werd de data verzameld met behulp van de tool Coosto. De dataset werd opgeslagen en gedownload in zogenoemde CSV-files⁶. De berichtgevingen over banken die daarbij verzameld werden, besloegen de tijdsperiode 01-01-2009 t/m 09-06-2014. Doordat Coosto beschikt over een eigen database, is het mogelijk om daarin data terug te vinden, die niet langer meer in het publieke domein voorkomt. De oorzaken die hieraan ten grondslag kunnen liggen, zijn bijvoorbeeld mensen of instanties die hun uitspraak verwijderd hebben of hun publiek bericht hebben omgezet naar een privé-bericht. De algemene implicatie daarvan is dat communicatie voor het private domein, alsnog kan zijn vastgelegd door een tool als Coosto. Hierdoor blijft deze beschikbaar voor analysedoeleinden.

⁶ CSV-formaat, voluit: Comma Separated Values, is een veelgebruikt en eenvoudig databaseformaat.



Coosto kent echter ook beperkingen. Zo bestaat er een beperking in de berichtlengte en het maximaal aantal te downloaden berichten (maximum $N = 10.000$ berichten). Door de berichtlengtebeperking kan het bijvoorbeeld voorkomen dat een bericht niet compleet (de volledige berichtlengte) beschikbaar is binnen Coosto. Erg lange berichten kunnen vanwege de datalimieten, daardoor niet altijd volledig worden opgeslagen. Indien een dergelijk bericht ook niet langer publiekelijk beschikbaar was, dan was in een dergelijk geval niet het volledige bericht beschikbaar en werd het daarom uitgesloten van de analyse. De maximumdownload kan er ervoor zorgen, dat datasets later met elkaar samengevoegd moeten te worden. Het migreren van data blijft foutgevoelig, dus dat vormt een punt van aandacht bij het samenvoegen van data.

3.2.2. Codeboek

Bij het uitvoeren van het vooronderzoek werd een instructie, stappenschema en programma-uitleg ter beschikking gesteld aan de hand waarvan de twee codeurs de berichtenstroom codeerden. Deze instructies zijn te vinden in bijlage I (p. 105). Bij het geven van de instructie werd ook aan de codeurs meegedeeld wat de waarde x was. De waarde x bepaalde de randomisatie in de selectie van de berichten. Deze waarde was op $x = 130$ vastgesteld, wat inhoudt dat elk honderddertigste bericht werd geanalyseerd. In totaal werden er $n = 75$ berichten geanalyseerd. Na het codeerwerk door beide codeurs kon de betrouwbaarheid van het codeerschema worden vastgesteld. Uit de test voor de interbetrouwbaarheid kwam $\kappa = 0,71$ naar voren. Deze uitkomst was voldoende om aannemelijk te maken dat het codeboek betrouwbaar genoeg was voor het vervolgonderzoek.

De contextcategorielabels zijn afgeleid van de hoofdinvoedsfactoren van de SMR-indicatoren. De subcategoriewoorden daarentegen zijn afgeleid van de subinvloedsfactoren van de SMR-indicatoren. Om een ruimer aanbod aan indicatiewoorden te hebben, was het van belang om woorden te vinden die “grenzen” aan de betekenis van de woorden uit het onderzoek van Fombrun, et al. (2000) en Ponzi, et al. (2011). Er is gekozen om gebruik te maken van een online woordenboek. Het voordeel om een online versus een papieren woordenboek (offline) te gebruiken heeft te maken met de beperkte omvang van het aantal woorden in de offline variant in vergelijking tot de digitale variant. Daarnaast is ook de opzoeksnelheid bepalend. Een online variant kan veel sneller benaderd worden, dan een offline variant.

Als online lexicon werd er gebruik gemaakt van “synoniemen.net”. Dit woorden- en synoniemenboek is opgebouwd uit oude en auteursrechtvrije synoniemen- en woordenboeken. Aan de hand van de drie categorieën van Fombrun, et al. (2000) werden er $N = 17$ woorden ontleed uit de door hen gestelde vraagstellingen. Eerst werd er bekeken of er van elk ontleed woord een antoniem bestond. Voor $n = 6$ bestond er een antoniem, deze woorden waren: sympathie, vertrouwen, waardering, respect en maatschappelijk verantwoord. Het woord “vertrouwen” beschikte over twee antoniemen. Alle 24 woorden werden onderworpen aan een zoekactie om zo in totaal $n=220$ synoniemen en antoniemen vast te stellen. Uit de zoekresultaten van synoniemen.net werden de woorden genomen, die als direct trefwoord werden gedefinieerd (zie in figuur 23 de omschrijving “...gevonden als trefwoord”) en de woorden, waarbij de zoekterm weer als synoniem van dat woord werd gedefinieerd (zie figuur 23 omschrijving “...gevonden als synoniem van een ander trefwoord”). De overige resultaten werden niet meegenomen voor het onderzoek.

De zojuist beschreven methode werd ook toegepast voor de constructlabels. Bij deze zoekactie werden aan de hand van $N = 14$ woorden in totaal $n = 70$ synoniemen afgeleid. Echter, werd er niet bij elk woord een synoniem gevonden. Er werden geen synoniemen of antoniemen gevonden voor de

woorden “waardencongruentie, responsiviteit en tastbare zaken. In Tabel 3 staan de resultaten omtrent dit synoniemen- en antoniemenonderzoek in een overzicht weergegeven.

Tabel 3 –Synoniemen en antoniemen-analyse op basis van “synoniemen.net”

Categorie	aantal begrippen	gevonden antoniemen	aantal synoniemen gebaseerd op begrippen en antoniemen
SMR	17	7	220
construct	12	2	70



Figuur 23 – Voorbeeld resultaatoverzicht van zoekwoord “sympathie” op synoniemen.net

Om de kwaliteit van dit resultaat te meten werden de resultaten vergeleken met een ander online woorden- en synoniemenwoordenboek, namelijk “mijnwoordenboek.nl”. Mijnwoordenboek heeft onder andere licenties bij Kdictionaries, Interglot en Van Dale. Voor dezelfde 24 woorden werden hier 224 synoniemen in combinatie met puzzelwoorden gevonden. Door de toevoeging van de puzzelwoorden- en zinnen werden er in verhouding veel resultaten gegeneerd, die niet allemaal uniek waren en in veel gevallen betrof het zelfs complete omschrijvingen. Daarom werden de complete omschrijvingen (>2 woorden) niet meegenomen in de resultaten, waardoor er van de N = 224 resultaten er n = 101 overbleven. In deze beide gevallen werd er een Cohen’s kappa berekend om vast te stellen in hoeverre de resultaten tussen “synoniemen.net” en

“mijnwoordenboek” overeenkwamen. Deze resultaten waren echter niet significant, met $\kappa_1 = -.47$ en $\kappa_2 = -.33$. Een negatieve waarde van κ geeft aan dat de datasets minder vaak met elkaar overeenstemmen dan op basis van toeval kan worden verwacht. Als er een κ van -1 was gevonden, dan was er een totaal gebrek aan overeenstemming tussen de datasets (Landis & Koch, 1977).

Er is gekozen om de tool “synoniemen.net” te gebruiken, aangezien deze tool de meest schone resultaten genereerde. Dit in tegenstelling tot mijnwoordenboek.nl, die allerlei puzzelwoordresultaten toonde. In bijlage IV (p. 112) zijn verschillende Wordclouds gegenereerd vanuit synoniemen.net, die een overzicht bieden op welke wijze de betreffende woordbetekenissen met elkaar samenhangen. Overigens worden beide online woordenboeken met regelmaat aangevuld en bijgehouden. Dus in beide gevallen bestaat er de kans om woordbetekenissen te “missen”. Vervolgens werden de gevonden indicatiewoorden onderworpen aan Google Similarity Distance-test.

3.2.3. Woordwaardes en sentiment

De Mechanical Cinderella tooling maakt gebruik van de API⁷ van Google om de NGD-waardes op te vragen. Deze API geeft echter geen inzage op het achterliggend algoritme of hoe de tooling verder geprogrammeerd is. De tooling kent echter ook zijn limitaties. Deze zijn dat er maximaal een matrix van 5 x 5 gegenereerd kan worden. Hierdoor wordt het bij grote vergelijkingen een tijdrovende klus om NGD-waardes te verzamelen. Daarbij maakte het voor het eindresultaat geen verschil of er 1 x 1 matrix of meerdere vergelijkingen tegelijk worden uitgevoerd. Er is geen gebruik gemaakt van de aanvullende functie om een filter in te stellen, waarmee op specifieke domeinen NGD-waardes gegenereerd worden. In dit onderzoek werden de NGD-waardes daarentegen aan de hand van de gehele Google-database gegenereerd.

Sentimentwoorden

In Tabel 4 staan de resultaten van een Google Similarity Distance-test. Deze tabel vormt de basis voor de emotiewaardebepaling van andere Tone of Voice-indicatiewoorden. Een lagere NGD-waarde betekent, dat er een hogere kans bestaat dat de trefwoorden gezamenlijk optreden en verband met elkaar houden. Deze woordscores werden gelinkt aan niet-emotionele woorden, oftewel de synoniemwoorden of antoniemen die zijn vastgesteld aan de hand van de oorspronkelijke tekstaanduidingen in het onderzoek van Fombrun, et al. (2000), om zo te bepalen wat de lading van een woord in een bepaalde context kon zijn.

Tabel 4- NGD-waarden voor de woordwaarde Tone of Voice (bron: Mechanical Cinderella)

	slechtst	slechter	slecht	goed	beter	best
slechtst	-	0.327	0.403	0.481	0.440	0.729
slechter		-	0.324	0.480	0.370	0.865
slecht			-	0.333	0.448	0.919
goed				-	0.505	0.826
beter					-	0.918
best						-

De afzonderlijke begrippen in Tabel 4 werden ook ten opzichte van alle andere samenhangende woorden vergeleken, zodat bepaald kon worden hoe de begrippen zich gemiddeld verhielden ten opzichte van de gehele groep. Daarbij werden de volgende waarden gevonden: slechtst (M = 0.476, SD = 0.136), slechter (M = 0.473, SD = 0.203), slecht (M = 0.485, SD = 0.221), goed (M = 0.525, SD = 0.162), beter (M = 0.536, SD = 0.195), best (M = 0.851, SD = 0.070). Hieruit valt op te maken dat het woord “best” lager scoort dan de overige woorden. Een mogelijk verklaring voor deze afwijking kan taal-gerelateerd zijn.

In een uitgebreider onderzoek (zie bijlage V, p. 121) werden ook de Engelse vertalingen meegenomen van de woorden “slecht”, “slechter”, “slechtst” en “goed”, “beter”, “best”. Deze woorden waren respectievelijk “bad”, “worse”, “worst” en “good”, “better”, “best”. Bij de onderlinge vergelijking van de Engelse woorden werden NGD-waardes tussen de 0.022 en 0.195 gevonden. Deze scores gaven een korte afstand weer tussen de woorden en duiden daarmee op een grote samenhang tussen de woorden. Bij de vergelijking met de Engelse woorden “worst” of “bad” in combinatie met de Nederlandse begrippen kwamen zwakke verbanden naar voren NGD > 0.705. Deze beide woorden

⁷ API: staat voor Application Programming Interface en is een verzameling definities op basis waarvan een computerprogramma kan communiceren met een ander programma of onderdeel

hebben in het Engels een andere betekenis dan in het Nederlands. Doordat er bij een NGD-meting door Google naar de gehele indexering wereldwijd gekeken wordt en niet alleen naar de Nederlandse indexering, kan dit leiden tot interferentie met de taal, waardoor dit het scoreverschil in afstand kan verklaren.

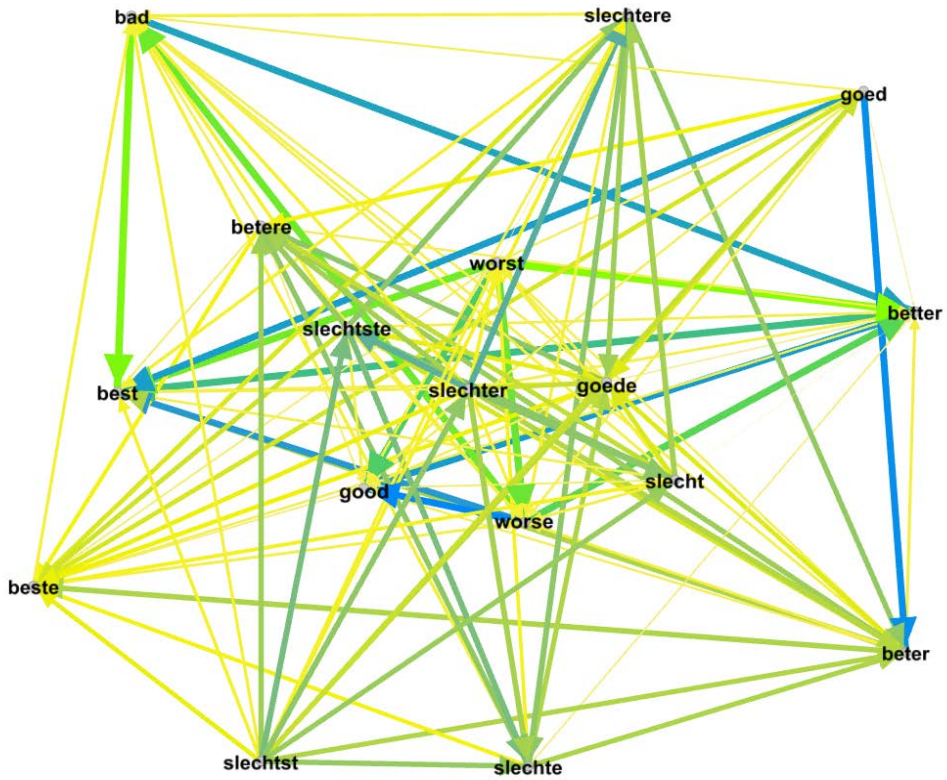
Bij het opnieuw vaststellen van eerder bepaalde NGD-waarden, traden er inconsistente waardes op. Deze inconsistenties werden veroorzaakt door het gebruik van Mechanical Cinderella in combinatie met de implementaties van de NGD-meting vanuit Google. Doordat Google continue nieuwe sites indexeert en daarop nieuwe gegevens analyseert, veranderen ook deze NGD-waardes. Om te bepalen in welke mate deze waarden verschilden van de oudere waarden, werd er een F-toets uitgevoerd om deze datasets te analyseren op verschillen. Er werden geen significante verschillen waargenomen $F(1, 16)=1.63$, $p > .05$. Volgens Kjos-Hanssen en Evangelista (2009) kunnen de NGD-waarden variëren afhankelijk van welke Google-server benaderd wordt en het aantal websites dat met het internet verbonden zijn. Hierbij kunnen resultaatverschillen tot 17% optreden.

Nadat de gegevens zijn gevisualiseerd in een Wordcloud, met behulp van de tooling Gephi, worden de sterke en zwakke bindingen duidelijk zichtbaar (zie figuur 24). Geel geeft de $NGD > 0.450$ weer, blauw $0.450 < NGD < 0.150$ en groen geeft de waarde weer van 0.150 en kleiner. Om de weergave te verkrijgen, zoals deze zichtbaar is in figuur 25, is er een filtering toegepast waarbij waarden groter dan 0.370 werden weggelaten. Aangezien de NGD-scores een mate van overeenkomst aangeven, konden de verbindingen met zwakkere verbindingen uitgesloten worden bij de weergave.

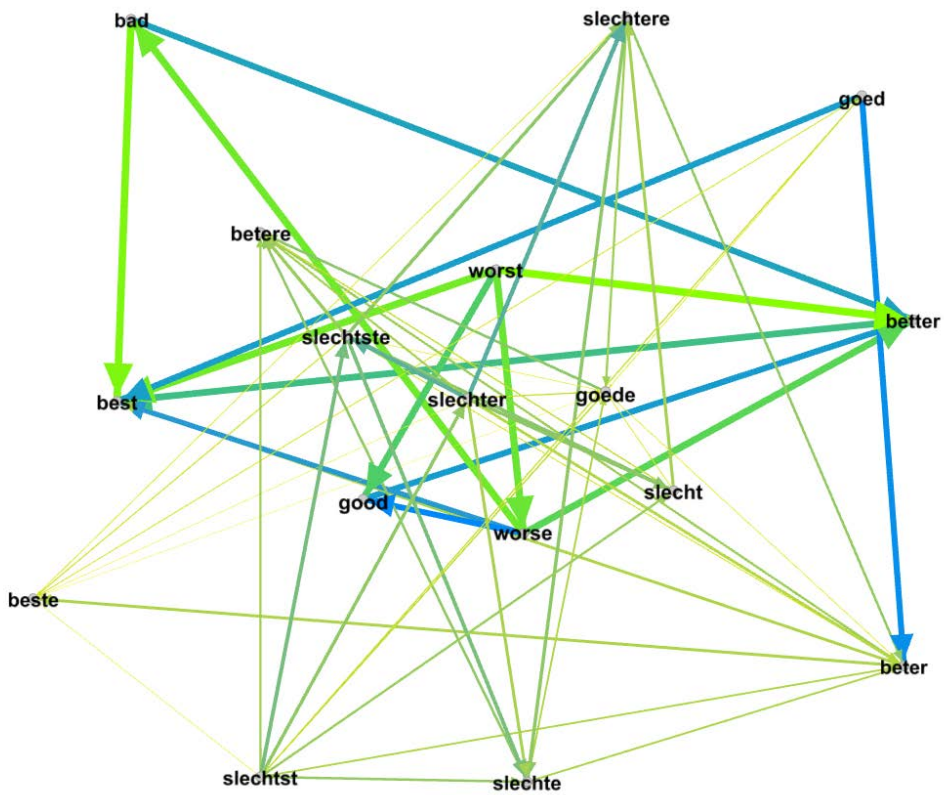
De volgende stap in het vooronderzoek was het genereren van NGD-waardes tussen de sentimentwoorden en de gevondensynoniemen en antoniemen, om te kijken in welke mate bepaalde woorden een positieve of negatieve associatie hadden. In Tabel 5 staat een voorbeeld weergegeven hoe deze gegevens tegen elkaar zijn uitgezet.

Het resultaat was anders dan verwacht. De vooraf gestelde verwachting was, dat woorden met een negatieve woordassociatie meer verwantschap zouden hebben met de negatieve sentimentwoorden en positieve woorden meer verwantschap zouden hebben met positieve sentimentwoorden. Echter, het resultaat met de NGD-waardes liet hierover geen eenduidig beeld zien. Zowel positieve als negatieve geassocieerde woordscores, lieten veelal nauwe banden zien met de negatieve sentimentwoorden. De intentie was om woorden in te schalen op positiviteit en negativiteit. Dit was op basis van deze gegevens echter niet mogelijk. Het koppelen van eventuele sentimentcores aan woorden kon daarom niet meegenomen worden in het vervolgonderzoek.

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



Figuur 24 - Wordcloud sentimentwoorden gebaseerd op NGD-waardes tussen sentimentwoorden



Figuur 25 –Wordcloud sentimentwoorden na filtering zwakke bindingen

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

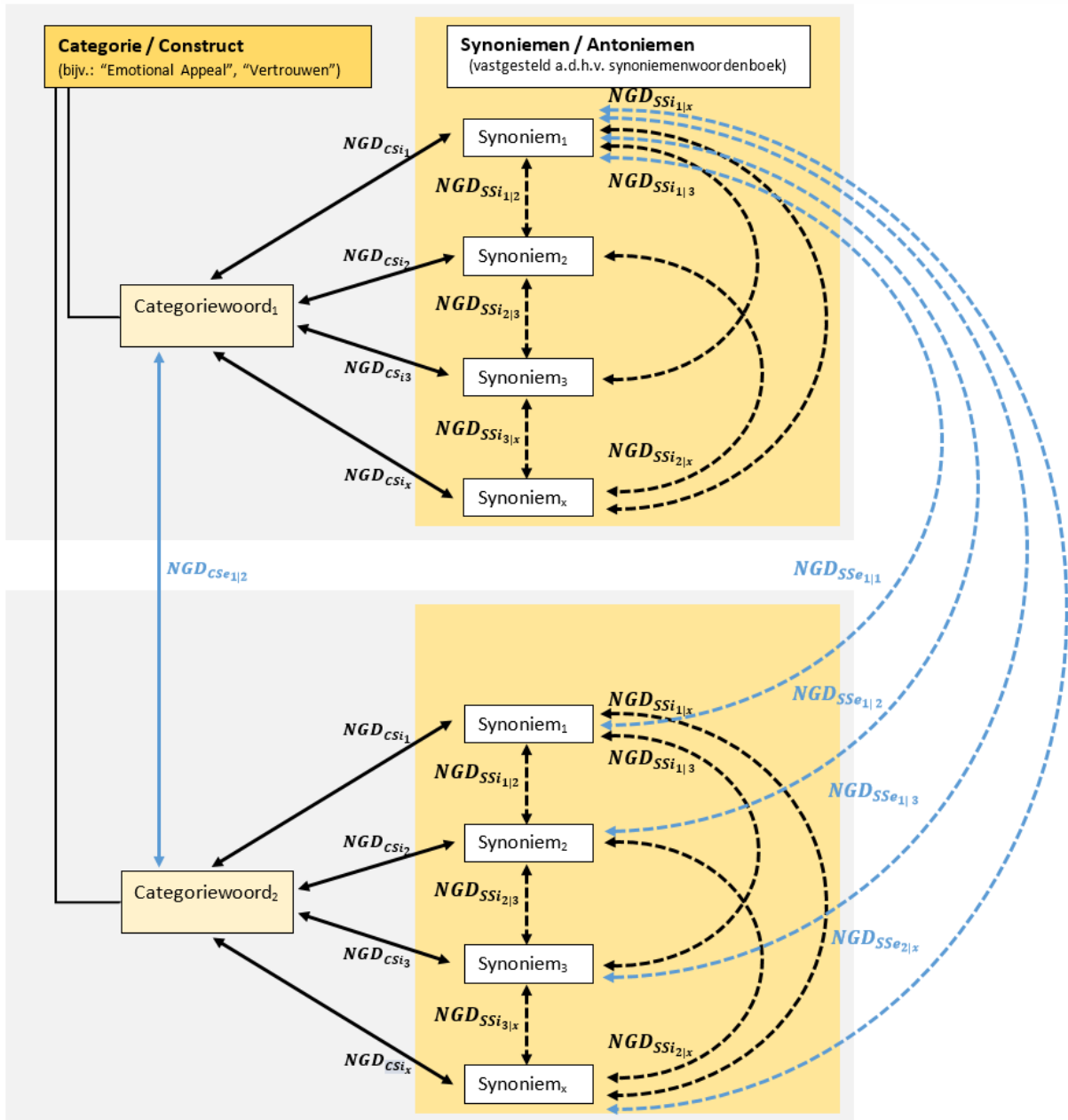
Tabel 5 - NGD-waardes sentimentwoorden versus synoniemen en antoniemen

Synoniemen		slechtst	slechter	slecht	goed	beter	best
sympathie		∞	∞	∞	∞	∞	1,007
	adhesie	0,477	0,795	0,533	0,513	0,818	0,818
	affectie	0,449	0,762	0,492	0,460	0,774	0,774
	bijval	0,410	0,388	0,467	0,437	0,761	0,761
	deelname	0,387	0,930	0,518	0,458	0,808	0,808
	genegenheid	0,419	0,780	0,467	0,441	0,765	0,765
	geschied	0,421	0,385	0,351	0,467	0,992	0,992
	goedkeuring	0,359	0,347	0,484	0,512	0,951	0,951
	goedvinden	0,403	0,824	0,490	0,508	0,844	0,844
	gunst	0,428	0,455	0,595	0,493	0,932	0,932
	instemming	0,393	0,363	0,515	0,558	0,782	0,782
	steun	0,482	0,432	0,549	0,498	1,011	1,011
	waardering	0,533	0,381	0,473	0,419	0,890	0,890
	warmte	0,363	0,327	0,472	0,436	0,958	0,958
Antoniemen		slechtst	slechter	slecht	goed	beter	best
antipathie		∞	∞	∞	∞	∞	∞
	afkeer	0,374	0,326	0,364	0,526	0,462	0,744
	aversie	0,436	0,377	0,421	0,487	0,449	0,761
	hekel	0,520	0,296	0,458	0,507	0,477	0,854
	afschuw	0,425	0,786	0,416	0,477	0,441	0,765
	weezin	0,432	0,779	0,425	0,491	0,456	0,768

Woordwaardes

De volgende stap in het vooronderzoek was het genereren van NGD-waardes tussen de categorielabels (afgeleid uit de SMR-begrippen; ook bekend als contextcategorie) en de gevonden synoniemen. In figuur 26 staat een overzicht van welke waardes er bij deze analyse werden vastgesteld. Zo werden de gemiddeldes en de standaarddeviaties berekend over de NGD_{CSi} , NGD_{SSi} en NGD_{SSE} . Dit had als doel om te kijken hoe de NGD-waardes van de synoniemen zich verhielden tussen de synoniemen binnen zijn eigen categoriewoord (NGD_{SSi}). Daarnaast kon er ook gekeken worden naar de samenhang met andere woorden binnen de gehele categorie, oftewel de NGD_{SSE} -waarde. In figuur 26 is slechts een selectie van deze NGD_{SSE} -waarde weergegeven. Een cijfermatig overzicht van deze uitkomsten is te vinden in de bijlage (zie bijlage V, p. 126). Welke synoniemen zouden worden opgenomen of uitgesloten van het codeboek, werd gebaseerd op deze NGD-analyse. Hetzelfde proces werd herhaald voor de constructlabels en de daarbij gevonden synoniemen en antoniemen.

De resultaten van deze NGD-analyse waren echter niet significant. Er werden op basis van de analyse geen significante aanwijzingen gevonden, waarop de keuze voor het opnemen of uitsluiten van synoniemen gerechtvaardigd kon worden. Net als bij het toekennen van een sentimentscore op basis van de NGD-waarde, gaven bepaalde NGD-scores > 0.600 aanleiding om bepaalde woorden uit te sluiten, terwijl deze juist opgenomen dienden te worden in het codeboek. Anderzijds zouden er synoniemen worden opgenomen, die niet gerelateerd waren aan het SMR-begrip.



Figuur 26- Overzicht NGD-waardes tussen categoriewoorden en synoniemen of antoniemen

Uiteindelijk werden de woorden voor het codeboek gekozen op basis van hun score ten opzichte van het categoriewoord, dus de NGD_{CSI} -waarde. Hierbij werden alle NGD-waarden < 0.400 automatisch meegenomen in het codeboek. Voor de woorden met NGD-waardes > 0.400 werd op basis van de woordbetekenis bekeken in hoeverre deze overeenkomstig waren met het categoriewoord en in relatie tot de bancaire sector. Hierna werden deze woorden alsnog opgenomen of uitgesloten van het codeboek. Concrete voorbeelden waarbij synoniemwoorden werden uitgesloten van codeboek, waren te vinden bij de categoriewoorden "prijs" en "service". Hierbij gaven bepaalde synoniemwoorden, zoals: beker, onderscheiding, lintje, bekroning, beloning, medaille, tol, lot of loterijprijs, een verkeerd beeld over de context van het begrip "prijs". Hetzelfde geldt voor de woorden als: fooi, bedieningsgeld, drinkgeld, opslag, slagbeurt, waarbij "service" als dienstverlening van een bank verward zou kunnen worden met "het geven van fooi in de bediening" of "de opslagbeurt bij een tenniswedstrijd". Om deze verwarring bij het coderen uit te sluiten, werden dit soort woorden niet opgenomen in het codeboek

(zie in bijlage I, p. 105⁸, de doorgestreepte woorden). Hierbij moet worden opgemerkt, dat het alsnog voorkwam dat er woorden werden opgenomen in het codeboek, die qua context minder sterk overeenkwamen met het SMR-begrip. Dit had te maken met het feit dat deze woorden al in een eerdere selectie, op basis van hun NGD_{CS}-waarden, automatisch waren meegenomen in het codeboek.

3.2.4. Ijkmomenten

Zoals reeds eerder besproken werd er gebruik gemaakt van de tooling Coosto. Waarvoor er eerst een aantal zoekopdrachten werden vastgelegd. In bijlage VI (p. 128) staat een overzicht van de gebruikte zoekwoorden in Coosto, het totaal aantal berichten per zoekactie en het gebruikte datumfilter. Voor het onderzoek is een ruime tijdsperiode gehanteerd, omdat Coosto voor een groot deel de kredietcrisisperiode heeft kunnen vastleggen in haar database. Door deze gegevens te combineren met andere zoekresultaten over de kredietcrisis, fraude of pinstorings, kan er een triangulatie gedaan worden voor specifieke gebeurtenissen.

Voor het vooronderzoek is er gebruik gemaakt van de gebeurtenis op 18 en 19 oktober 2012. De mededeling door de Rabobank om te stoppen met de Raboploeg was de aanleiding voor het hoge berichtenaantal op deze dag. In de loop naar 19 oktober liep het berichtenaantal op en daarna vlakke deze in zijn geheel weer af op 20 oktober 2012. De berichtenpiek is duidelijk zichtbaar in figuur 27. Deze grafiek geeft de uitschieters weer uit de gebeurtenissenreeks van 2009 t/m 2014 en is gegenereerd door een statistische filtering toe te passen op de uitschieters. Door deze filtering kwamen alleen de waardes naar voren die groter waren dan $Q3 + 1.5 * IKA$. De reden hiervoor is dat extreme uitschieters kunnen duiden op speciale gebeurtenissen. In bijlage VIII (p. 130) staat een overzicht van deze berichtenaantallen per bank per jaar met de bijbehorende standaardafwijkingen, gemiddeldes en uitschietwaardes.

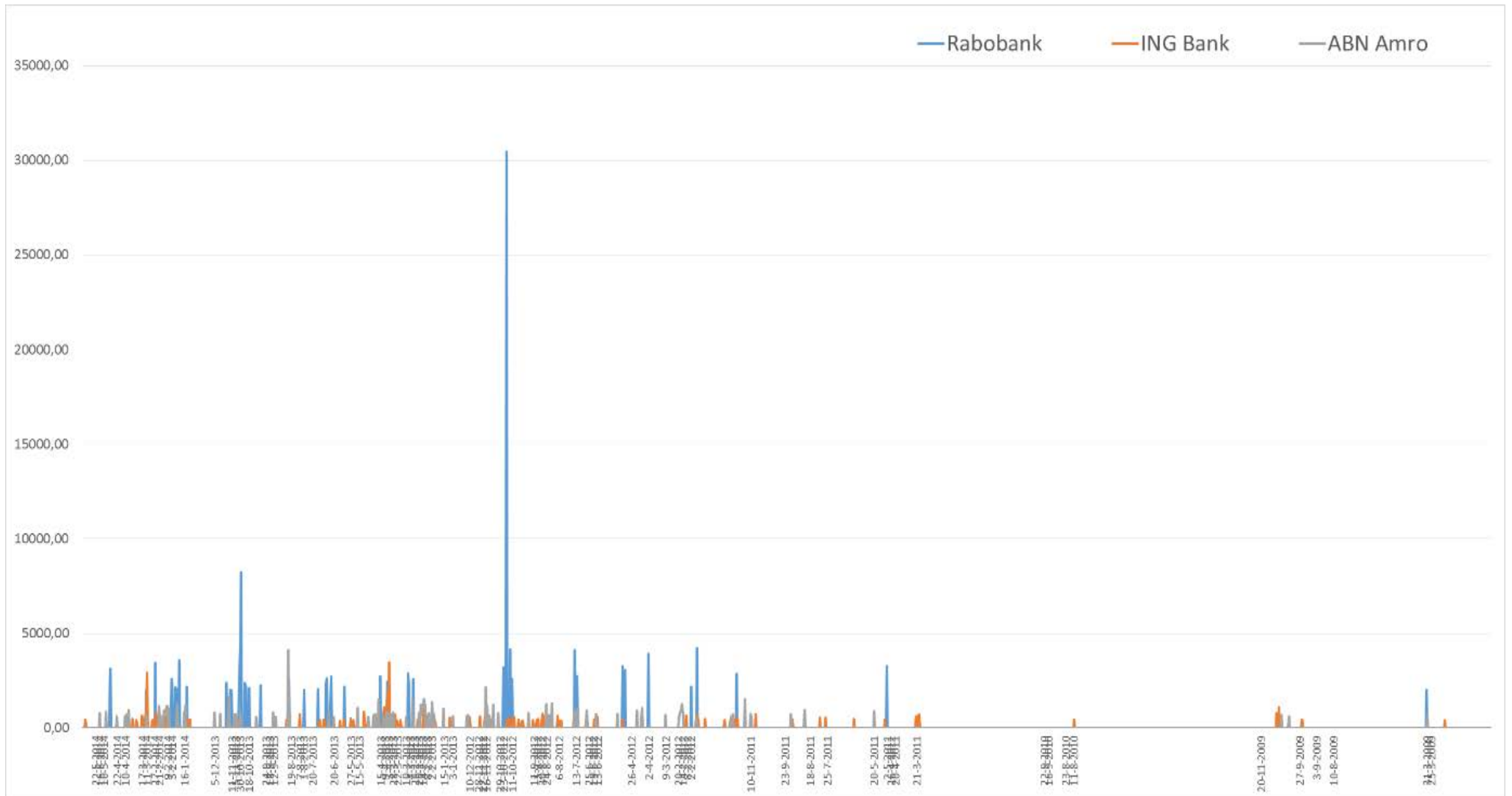
Vervolgens werd er gekeken bij welke momenten, minstens twee van de drie banken uitschieters vertoonden in hun social media-berichtenaantallen. Bij de verdere selectie werd er voor gezorgd, dat elke bank uit de voorselectie minstens één keer de grootste uitschieter vertoonde ten opzicht van de andere twee banken. Aan de hand van deze filteringstactiek ontstond de volgende ijkmomentenlijst.

Tabel 6 - Datumfilter voor datasetselectie (gebaseerd op gegevens Coosto)

Datum	Banken met uitschieters	Bank met grootste uitschieter
14-2-2013	ABN Amro, ING Bank en Rabobank	ABN Amro
3-4-2013	ABN Amro, ING Bank en Rabobank	Rabobank
10-3-2014	ABN Amro en ING Bank	ING Bank

Uit Tabel 6 werd in eerste instantie de eerste optie gekozen als datasetselectie. Zowel de ABN Amro, ING Bank en Rabobank vertoonden uitschieters in de berichtenaantallen, waardoor dit een interessante keuze maakte om hierop de analyse uit te voeren. In paragraaf 3.3.1 zal verder besproken worden, hoe deze dataset verder tot stand is gekomen.

⁸ De uitgesloten woorden staan doorgestreept weergegeven in het overzicht van het codeboek. Echter, werden deze woorden niet opgenomen in het codeboek voor de codeurs.



Figuur 27- Uitschieters berichtgevingen banken over de tijdsperiode 01-01-2009 t/m 09-06-2014 (gebaseerd op gegevens Coosto)

3.2.5. Validiteit en betrouwbaarheid

Globale codeurservaring

Nadat de codeurs het codeerwerk voor het vooronderzoek hadden verricht, werd er nog even kort geëvalueerd wat de verbeterpunten omtrent het codeboek waren. Zo werd er besproken welke onderdelen wellicht verbeterd of geschrapt moesten worden. Verder werd het proces in zijn algemeenheid doorgesproken. Zo werd besproken welke eventuele moeilijkheden bij het coderen waren opgetreden. Wat hierbij naar voren kwam, en wat vanuit de literatuur al bekend was, was het zogenaamde coder-vermoeidheid. Door de erg lange taak van het continue coderen, ondervonden de codeurs dat ze regelmatig zichzelf weer moesten resetten. Dit hield in dat ze weer even voor zichzelf duidelijk moesten maken hoe elk bericht geïnterpreteerd diende te worden.

Evaluatie codeboek

In onderling overleg met de onderzoeker werden er kleine tekstuele wijzigingen aangebracht, die de interpretatie van de instructie en het codeboek moesten verbeteren. Daarbij werd er naast het gewone stappenplan, ook een schematisch stappenplan toegevoegd (zie bijlage III, p.111). Deze schematisch weergave diende voor de duidelijkheid, zodat bepaalde handelingen omtrent een stap eenvoudiger terug te vinden waren en dat daarvoor niet de gehele instructietekst doorgenomen hoefde te worden.

STAP 3-B (het labelen van de constructlabels) werd uiteindelijk geschrapt uit de vragenlijst. Het bleek veelal lastig vast te stellen wat de vermeende invloed was op de lezer(s). Aangezien deze informatie niet eenvoudig aan de oppervlakte ligt, maar hiervoor dieper op de materie moest worden ingegaan, wat niet altijd mogelijk is bij korte berichtgevingen. Deze moeilijkheid kwam ook aan het licht bij de berekening van de kappa-waarde. Met een kappa-waarde van $\kappa = 0.347$ werd het aannemelijk gemaakt, dat deze STAP geschrapt moest worden.

STAPPEN 5 en 6 werden samengevoegd tot één stap. Voor de berekening van de SMR-score werd uiteindelijk uitgegaan van negatief-, neutraal- en positief-waardering, waardoor een verdere verfijning van de score door emoticons niet kon worden meegenomen en daarmee niet langer relevant was om te labelen. Wel werden de emoticons gebruikt om het sentiment globaal vast te stellen.

STAPPEN 1 en 9 werden reeds door Atlas.ti automatisch gelabeld door de met Coosto meegegeven meta data-labelingen. Hierdoor ontstond er een dubbel labeling. Deze stappen waren overbodig en werden daarom geschrapt.

Tot slot resulteerde STAP 8 ook vaak in het antwoord “onbekend”. Deze vraag had betrekking tot het vaststellen of de berichtgever ook klant was bij de betreffende bank. Ook hiervoor geldt dat bij korte berichten dit soort informatie veelal niet te achterhalen valt. Om deze reden werd ook STAP 8 uit het proces gehaald.

Procesbeschrijving

Om een indicatie te krijgen van de tijdsduur van de analyses werd er zonder medeweten van de codeurs bijgehouden hoe lang het coderen duurde. Het ging hierbij niet zo zeer om hoe snel ze het deden, maar diende ervoor om een indicatie te krijgen over hoe lang een dergelijke handmatige analyse duurt. De tijdsduur kan daarnaast van invloed zijn op het eerder genoemde coder-vermoeidheid. De invloed van de analysetijd op de analysekwaliteit is verder niet meegenomen in dit onderzoek. De codeerwerkzaamheden werden onafhankelijk van elkaar uitgevoerd. Voor codeur 1 was de netto tijdsduur 2 uur 25 minuten, met 3x 10 minuten pauze. Voor codeur 2 was de tijdsduur 2 uur en 37 minuten, met 3 x 10 minuten pauze. In de pauzes was er geen contact met de onderzoeker.

3.3. SMR-indexmethode

In het vooronderzoek werd getracht om een betrouwbare en valide SMR-indexmethode op te stellen. Deze methode werd vervolgens gebruikt om de SMR-index vast te stellen en uit te rekenen. Door een stappenplan op te zetten voor het vervolgtraject van de data-analyse, is het mogelijk om dit onderzoek op een betrouwbare en valide wijze uit te voeren. In deze paragraaf zal aandacht worden besteed aan de complexe benodigde procedurestappen.

3.3.1. Vaststellen datasetsteekproef en tijdsinterval

Datasetsteekproef

Bij het vaststellen van de datasteekproef dient allereerst te worden vastgesteld, welke organisaties, producten of services worden meegenomen in de Big Social Data-analyse. De context bepaald hoeveel en welke data er verzameld wordt. De context is dit geval gesitueerd in de bancaire sector, maar zoals reeds eerder werd aangegeven kan de SMR-indexmethode ook binnen andere sectoren worden toegepast. Wanneer in deze stap is vastgesteld wat de context is, is de volgende stap om vast te stellen over welke tijdsperiode de gegevens verzameld dienen te worden.

Tijdsinterval

Bij een index is er in principe sprake van een continue meting. Eenmaal gestart, is de index pas functioneel als de indexberekeningen op een vaste intervallen worden herhaald en vastgelegd. Echter kan de reputatiemeting ook op incidentele momenten worden berekend. Daarvoor is het van belang om te bepalen welke periode gemeten wordt. Daarbij moet ook de interval worden vastgesteld aan de hand waarvan het gemiddelde berekend wordt.

In het vooronderzoek werden reeds de uitschieters omtrent de berichtgevingen over banken bepaald (zie § 3.2.4). Deze ijkmomenten dienden als basis voor de event/gebeurtenisbepaling. In eerste instantie is ervoor gekozen om op de drie grootste events te filteren, waar de grootste uitschieters qua berichtgevingen zichtbaar waren. Echter, werd er in tweede instantie bekeken of er geen eerdere gebeurtenis was die aanleiding had gegeven tot de betreffende uitschieter. Hiervoor werd er enkel naar gebeurtenissen gekeken, die niet meer dan 7 dagen eerder gebeurd waren. Op deze wijze kon er over een periode van 7 dagen bekeken worden of er eventuele ontwikkelingen in de reputatiemeting zichtbaar waren.

In de volgende stap werd het interval bepaald waarbinnen de berichtgevingen geanalyseerd zouden worden. In dit stadium werden de toolings Coosto en Google Trends geraadpleegd om door middel van triangulatie te bepalen wat een redelijk en betrouwbaar tijdsinterval zou kunnen zijn. Hierbij werd gekeken naar de groei en afname van het berichtenaantal omtrent een event. In dit geval werd geanalyseerd waar de berichtengrafiek vanuit een bodempositie naar een eventmoment/toppositie bewoog en vice versa, óf waar de grafiek een uitbreekmoment vertoonde. Als de bodem-momenten (links en rechts van de top) zich binnen een interval van 7-dagen bevonden, dan werden ze meegenomen voor de analyse. De grootte van het interval werd daarmee vastgesteld op $1 \leq x \leq 7$ dagen. Indien de bodem-momenten zich niet binnen het maximale interval van 7 dagen bevonden, dan werd bekeken hoe dit event binnen een redelijk tijdsinterval het beste geanalyseerd kon worden.

3.3.2. Verzamelen en samenstellen dataset

Als het tijdsinterval en de steekproef gekozen en vastgesteld zijn, kan er worden overgegaan tot het daadwerkelijk verzamelen van de data. In dit onderzoek werd er gebruik gemaakt van de online tooling Coosto om de bepaalde dataset te downloaden. Aangezien het de bedoeling is dat berichten telkens onder dezelfde condities verzameld worden, is het van belang de data stap voor stap te verzamelen.

- **Zoeken op organisatiernaam:** berichten waarin de organisatiernaam worden genoemd komen naar voren.
- **Instellen datuminterval:** de gekozen of gevonden datumperiode als filter instellen.
- **Instellen datatype:** Afhankelijk van het datatype kan er een maximaal aantal berichten worden gedownload. CSV is een veelgebruikt databestand om (grote hoeveelheden) gegevens in op te slaan.
- **Samenvoegen databestanden:** Door de bestanden samen te voegen ontstaat er een groot bestand waarop de analyse relatief eenvoudig kan worden uitgevoerd. Het wel of niet samenvoegen van is ook afhankelijk van het uiteindelijke doel. Samenvoegen is wellicht niet altijd noodzakelijk.
- **Inladen databestand(en):** De (gecombineerde) bestanden inladen in het te gebruiken analyseprogramma.

3.3.3. Analyseren social media-berichten

In het vooronderzoek is er voor de berichtenanalyse een kwalitatieve onderzoeksmethode opgezet, die voor deze fase van het onderzoek is gebruikt om de berichten te analyseren. Met de doorgevoerde wijzigingen uit het evaluatiegedeelte werd dit instrument gebruikt om de berichtgevingen mee te analyseren.

Vanuit het Reputation Quotient model (Fombrun et al., 2000) zijn een drietal dimensies gekozen, waarmee de SMR-score door middel van kwalitatieve data-analyse vastgelegd kon worden. De vragen die gesteld werden om het reputatie quotiënt vast te stellen, zijn gebruikt om indicatoren te ontwikkelen waarmee de Big Social Dataset geanalyseerd kon worden.

3.3.4. Berekenen SMR-scores en SMR-index

Meerdere individuen kunnen op social media een uitspraak plaatsen over banken, die betrekking kunnen hebben tot één of meerdere SMR-indicatoren. De kans dat echter één persoon iets zegt over meerdere SMR-indicatoren, is in vergelijking tot de oorspronkelijke AMAC-studie erg klein. Om daarentegen toch representatieve data te vergaren, zal er in het collectieve geheel van de Big Social Data gekeken moeten worden naar deze indicatoren. Dat wil zeggen dat uit een bericht wellicht slechts één indicator gefilterd kan worden, maar dat de hoeveelheid aan berichten eraan bijdraagt dat alle indicatoren gemeten kunnen worden.

Er werd een formule opgesteld op basis van AEX-index, zoals deze in de paragraaf 2.2. werd besproken, waarin alle indicatoren worden meegenomen voor de score- en indexberekening.

3.3.5. Analyseren SMR-patronen

Zoals reeds eerder beschreven werd, werden Google Trends en Coosto gebruikt om bepaalde ijkmomenten vast te stellen. Vervolgens werd er gekeken of er in de verschillende ijkmomenten overeenkomstige patronen te vinden waren, die toe te schrijven waren aan bepaalde ontwikkelingen

in de vorming van de SMR-index. Waarbij als vervolgstap geanalyseerd werd of bepaalde factoren in meer of mindere mate invloed uitoefenen op de index en wat hieraan ten grondslag ligt.

3.3.6. Uitvoeren contextanalyse

Uit de literatuur kwam al duidelijk naar voren wat de relevantie is van een contextbepaling. Om verder toelichting te vinden bij de gevonden patronen, is er een contextanalyse uitgevoerd om extra informatie te genereren zodat er een verklaring gegeven kan worden bij de gevonden SMR-index.

Door de SMR-grafiek uit elkaar te trekken waarbij de individuele SMR-indicatoren zichtbaar worden, kan een eerste indruk ontstaan over een bepaalde SMR-ontwikkeling. Afhankelijk van de SMR-indicator die deze wijziging veroorzaakt, bepaalt de context (PS, EA, SER) de ontwikkeling die ontstaan is.

Vervolgens kan met deze aanwijzing in verschillende media gekeken worden naar mogelijke verklarende aanleidingen. Door het gebruik van Google Trends was het bijvoorbeeld mogelijk om te filteren op een bepaalde bank en eventperiode, waardoor er in de ontstane resultaten en grafieken meteen suggesties gegeven werden voor bepaalde nieuwsupdates in die periode. Met Coosto kon eenzelfde soort filtering worden toegepast. Bij een bepaald zoekresultaat genereert Coosto ook zogenaamde Trending Topics, die verband houden met wat er in de gefilterde periode belangrijke gespreksonderwerpen waren. Hierdoor kon een context bepaald worden omtrent het gekozen event.

Deze trending topics of woordsuggesties konden vervolgens gebruikt worden om in de media op zoek te gaan naar gebeurtenissen of omstandigheden, die een verklaring konden bieden voor de patronen en SMR-ontwikkelingen.

3.4. Conclusie

In paragraaf 3.1 werd uitvoerig besproken op welke wijze de methode voor SMR-index ontwikkeld werd. Er werd beschreven welke criteria van belang waren bij de bankkeuze in dit onderzoek. Daarnaast werd beschreven op welke wijze de dataset werd samengesteld voor de uitvoer van de indexmethode. De dataselectie is van een aantal factoren afhankelijk. Deze factoren worden door de onderzoeker of de opdrachtgever bepaald. Het is namelijk van belang vast te stellen welke organisaties, producten of services dienen te worden meegenomen in de Big Social Data-analyse. Daarnaast kan er een keuze gemaakt worden tussen een tijdsinterval of een continue meting. Een meting met een tijdsinterval kan praktisch zijn bij het analyseren van specifieke marketing- of communicatie-uitingen. De continue-meting laat in zijn algemeenheid de globale ontwikkelingen zien en is bedoeld om bijvoorbeeld maand-na-maand of jaar-na-jaar de SMR-index waar te nemen en te vergelijken.

Nadat de opzet en validatie van het instrument was uitgevoerd, werd er in de vorige paragraaf 3.3. besproken, wat de methode-uitvoer zal zijn voor het hoofdonderzoek. Hiermee werd een antwoord gegeven op de vraag “*Welke methode kan gebruikt worden om Social Media Reputation-index te meten?*” De stappen die daarbij uitgevoerd dienen te worden zijn hieronder kort samengevat.

- 1) Vaststellen datasetsteekproef en tijdsinterval
- 2) Verzamelen en samenstellen dataset
- 3) Analyseren social media-berichten
- 4) Berekenen SMR-scores en SMR-index
- 5) Analyseren SMR-patronen
- 6) Uitvoeren contextanalyse

4. Analyse SMR van de drie grootste banken

Het vorige hoofdstuk beschreef de ontwikkeling van de SMR-indexmethode. In dit hoofdstuk zal besproken worden hoe de methode, zoals besproken in het vorige hoofdstuk, in de praktijk werd gebracht. Het doel van dit SMR-onderzoek was ten eerste om een formatieve evaluatie uit te voeren op de ontwikkelde methode. In hoofdstuk 5 zal hier dieper op worden ingegaan. Ten tweede kon de SMR-index daadwerkelijk toegepast worden in de praktijk. Daartoe werd de methode uitgevoerd op de drie grootste banken van Nederland. Deze banken waren de ING Bank, Rabobank en ABN Amro. De vraag die hiermee centraal stond, was:

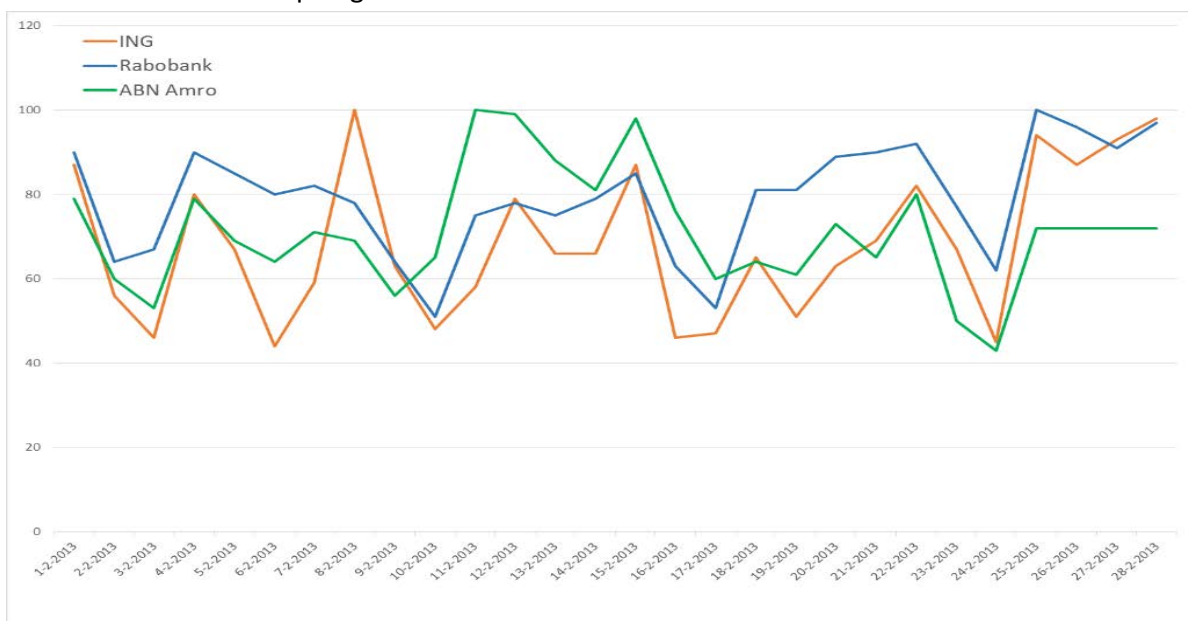
RQ 4: Wat is de SMR-index van de drie grootste Nederlandse banken?

Dit hoofdstuk is opgedeeld in de methodestappen zoals beschreven in het vorige hoofdstuk. In de paragraaf over de datasteekproef (§ 4.1) zal worden ingegaan op de bepaling van de datasteekproef en het gekozen tijdsinterval. Om dit te kunnen vaststellen, wordt er gebruik gemaakt van gegevenstriangulatie. Vervolgens zullen de resultaten van de SMR-index gepresenteerd worden (§ 4.3). Nadat deze resultaten besproken zijn, zullen de resultaten omtrent de analyse van de SMR-patronen (§ 4.4) aan bod komen. Hierbij zal een contextanalyse inzicht en aanvulling geven op de gevonden patronen in de SMR-index.

4.1. Datasetsteekproef & tijdsinterval

Evenals in het vooronderzoek werd het hoofdonderzoek in het publieke online domein (zie § 3.1.1) uitgevoerd. Daarbij werd er geen directe toenadering gezocht tot klanten of potentiële klandizie. De berichten werden verzameld via de online tool Coosto. Het analyseren van de data werd ook voor dit hoofdonderzoek gedaan met behulp van de tool Atlas.ti versie 7.

De datasetsteekproef bestond uit de berichtgevingen van drie Nederlandse banken: ABN Amro Bank, ING Bank en de Rabobank. Deze banken werden gekozen op basis van de selectieprocedure zoals deze beschreven is in de paragrafen 3.1.1 en 3.2.1. Daarnaast moest er voor de dataselectie een bepaald tijdsinterval worden vastgesteld. Dit werd gedaan op basis van de selectieprocedure zoals deze beschreven is in de paragrafen 3.1.4 en 3.2.4.

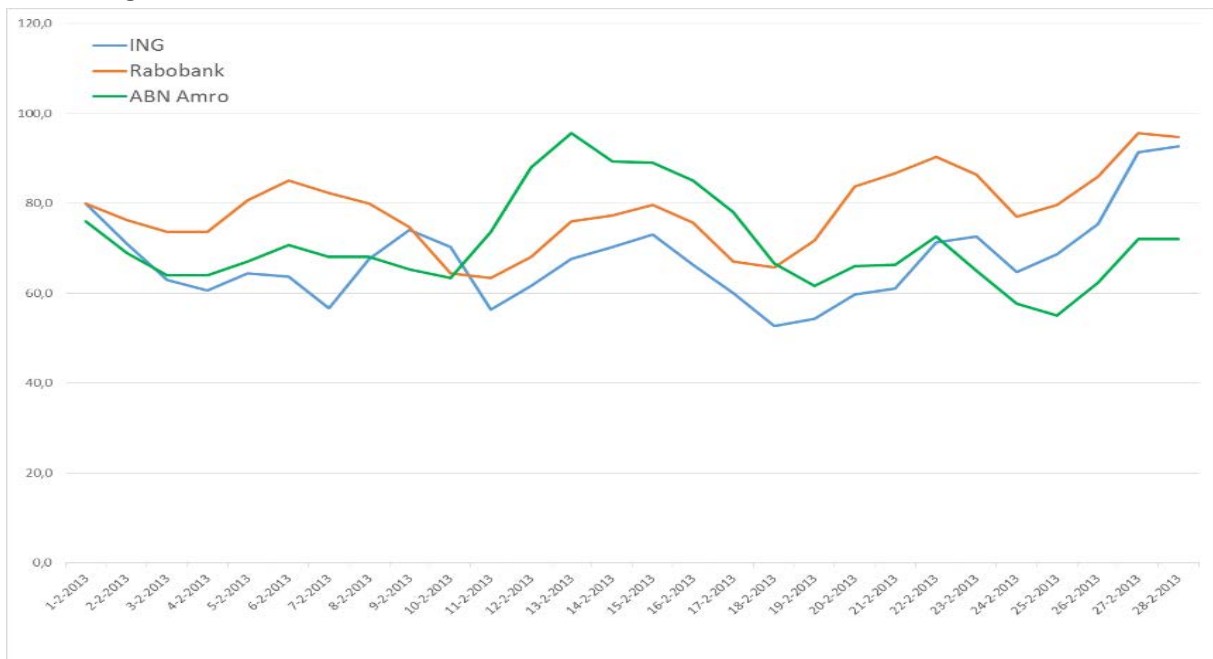


Figuur 28 - Aantal Google Trends-zoekresultaten ING, ABN Amro en Rabobank over de maand februari 2013

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Allereerst werd Google Trends (GT) gebruikt om een globale inschatting te krijgen van een mogelijk te kiezen tijdsinterval. Aangezien GT als minimale datumselectie enkel maanden kan weergeven, werd de maand februari 2013 geselecteerd. Vervolgens werden voor de drie Nederlandse banken de GT-gegevens opgehaald en samengevoegd tot de grafiek, zoals deze te zien is in figuur 28. De zoektermen die gebruikt werden om de gegevens met behulp van GT op te halen, waren “rabobank”, “ing bank” en “abn amro”.

Gezien het feit dat dit een grillig patroon opleverde, werd het voortschrijdend gemiddelde berekend over een aantal dagen als vast aantal opeenvolgende elementen. Zoals zichtbaar is in figuur 29, geven deze gegevens een stabielere grafiek weer. In deze grafiek is ook het ijkmoment duidelijk zichtbaar. Op 10 februari 2013 en 19 februari 2013 zijn duidelijke bodems zichtbaar, wat betekent dat er vóór en ná deze datuminterval een trendwijziging gaande was. Uit deze gegevens kan alleen worden afgeleid dat er van 10 t/m 19 februari een verhoogd gebruik was van de eerdergenoemde zoektermen in de Google zoekmachine.

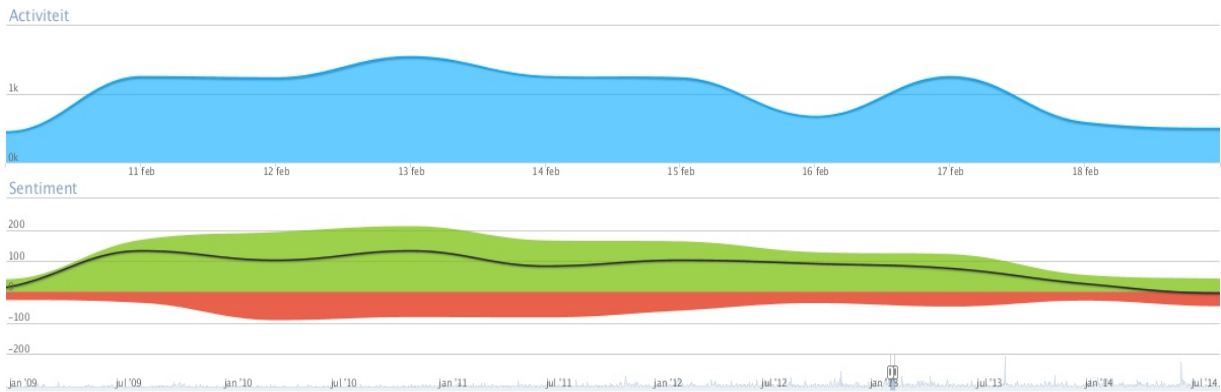


Figuur 29 – Google Trends-zoekresultaten ING, ABN Amro en Rabobank over de maand februari 2013, met voortschrijdend gemiddelde $k = 3$ dagen

Uit figuur 29 is verder af te lezen wat de trendgrafieken zijn gedurende deze maand. Bij de ING Bank is een licht stijgende trend waar te nemen, evenals bij de Rabobank. Daarentegen laat de ABN Amro een licht daling zien in de trend. Om meer duiding te geven aan deze trends genereert Google er nog een aantal extra gegevens bij. Zo kan er per streek/provincie bekeken worden wat de trend daar was gedurende een bepaalde periode. Echter wat wellicht nog interessanter is, zijn de suggesties voor andere zoektermen, die in combinatie met de hoofdzoekterm, in dezelfde periode werden ingevoerd.

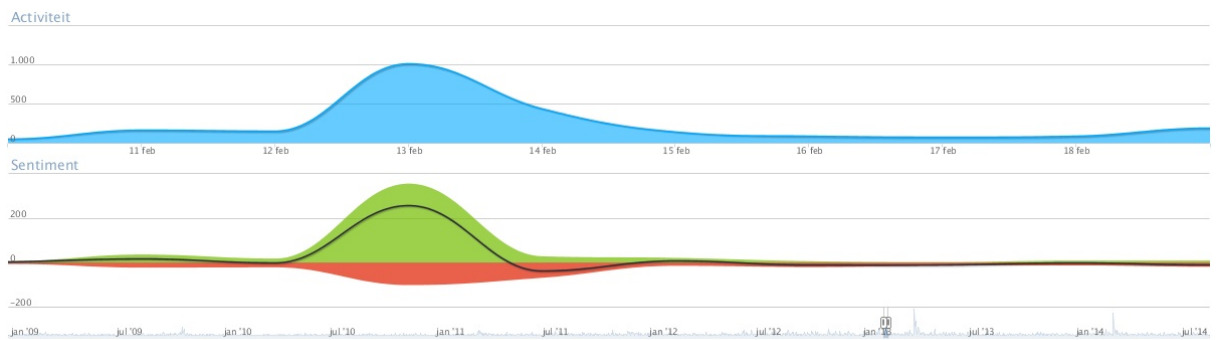
Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

Nu het globale tijdsinterval via GT was vastgesteld, werd er een terugkoppeling gemaakt naar de gegevens van Coosto. In Coosto werd dezelfde tijdsperiode ingevoerd, dat als resultaat uit Google

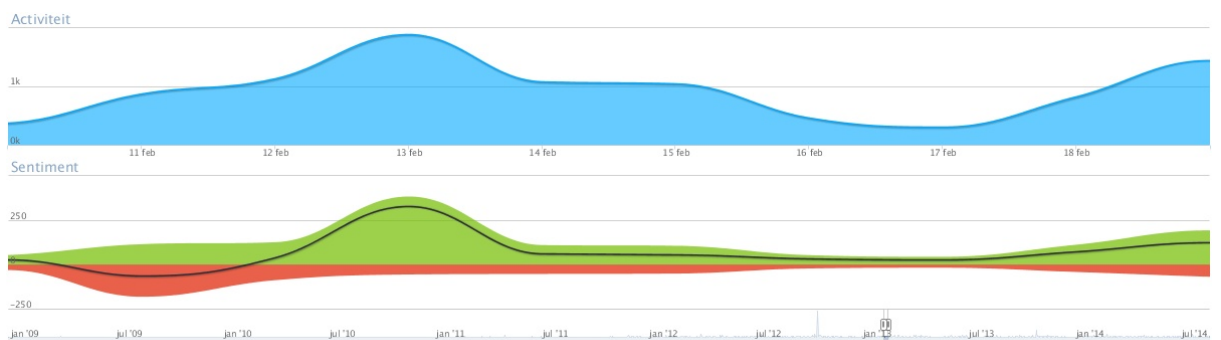


Figuur 30 – Bron Coosto - Berichten- en sentimentanalyse op basis van zoekterm ABN Amro met als tijdsperiode 10 t/m 19 februari 2013

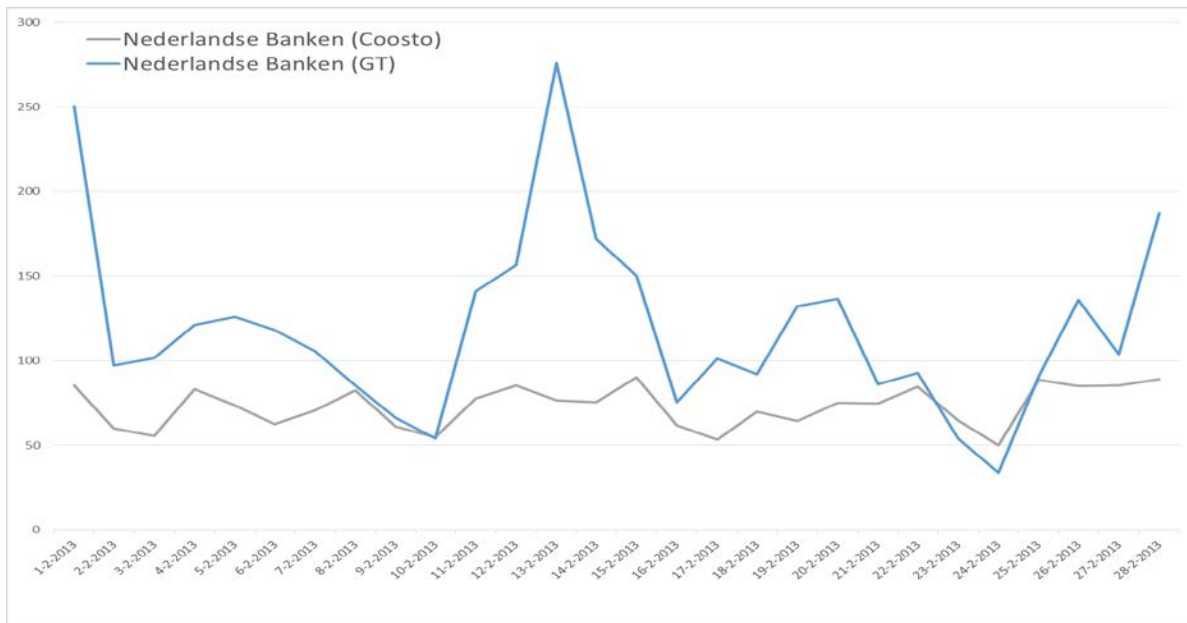
Trends was voortgekomen. Het resultaat was een analyse zoals weergegeven in figuur 30. Vervolgens werd deze stap herhaald voor de ING en Rabobank. Dit leverde een analyse op zoals te zien is in figuur 31 en figuur 32. Zoals is af te leiden uit de afbeeldingen vertoont iedere grafiekafbeelding rondom dezelfde datum, namelijk op 13 februari 2013, een piek in de grafiek. Daarnaast valt er ook al enigszins af te leiden wat een eventueel accuraat tijdsinterval voor de berichtenanalyse zou kunnen zijn.



Figuur 31 - Bron Coosto - Berichten- en sentimentanalyse op basis van zoekterm ING Bank met als tijdsperiode 10 t/m 19 februari 2013



Figuur 32 - Bron Coosto - Berichten- en sentimentanalyse op basis van zoekterm Rabobank met als tijdsperiode 10 t/m 19 februari 2013



Figuur 33 – Triangulatie grafiekgegevens Coosto en GT van de drie Nederlandse banken.

Om de precieze bepaling te doen werd de triangulatie van datasets toegepast. Daarvoor werden de grafiekgegevens uit Coosto samengevoegd met de gegevens vanuit Google Trends. Deze gegevens hadden betrekking tot de drie geselecteerde banken met als de maand februari 2013 als tijdsinterval. In figuur 33 is het resultaat van deze triangulatie weergegeven. Per gegevensbron zijn de gegevens van alle drie de banken met elkaar gemiddeld zodat er uiteindelijk geen 6 aparte (2x3) maar slechts twee grafieklijnen zichtbaar zijn. Vervolgens is er bepaald op welke momenten de grafieken op hetzelfde moment een knik in de grafiek lieten zien, oftewel dat er een wijziging in het trendkanaal zichtbaar was.

Vanuit de procedure om de ijkmomenten te bepalen was de datum 14 februari 2013 als steekproefkandidaat naar voren gekomen. Uit figuur 33 is af te leiden dat rondom de geselecteerde datum van 14 februari 2013 er op 10 en op 16 februari 2013 een wijziging in het trendkanaal zichtbaar is. Gebaseerd op de eerder gestelde selectieprocedure omtrent de eventbepaling valt dit binnen de gestelde criteria $1 \leq x \leq 7$ dagen. Daarom werd er als tijdsinterval voor de berichtenanalyse gekozen om de data over de periode van 10 t/m 16 februari 2013 te analyseren.

4.2. Dataset verzamelen & analyseren social media-berichten

De eerste stap was het instellen van de filters, waarbij de drie banken, het vastgesteld datuminterval, het zoekcriterium en de downloadopties werden ingesteld. Als filter werd er per keer één banknaam ingevoerd als zoekterm. Het datuminterval werd afgeleid aan de hand van voorafgaande bepaling van het tijdsinterval. De zoektermen werden voor de generaliseerbaarheid van het onderzoek vastgelegd en zijn terug te vinden in bijlage VI (p. 128).

Het instellen van de juiste downloadopties waren van belang voor de vervolgstappen. Daarnaast bepaalde het downloadbestandstype het maximaal aantal berichten dat per keer gedownload kon worden. Er werd gekozen om dit in CSV-files op te slaan aangezien het een toegankelijk formaat is voor diverse toolings en analyseprogramma's zoals het geval is bij Atlas.ti.

Toen alle bestanden eenmaal gedownload waren, werden de verschillende CSV-downloads van de verschillende banken in één groot bestand samengevoegd. Dit CSV-bestand kon vervolgens worden ingeladen in het analyseprogramma Atlas.ti, waarna de analyse van de berichten kon beginnen.

4.3. SMR-Index

In deze paragraaf staat de analyse beschreven, die werd uitgevoerd over de berekende SMR-index. Daartoe zullen de resultaten besproken worden aan de hand van de gegevens uit het voor- én hoofdonderzoek.

4.3.1. Vooronderzoek

Aangezien er uit het vooronderzoek de benodigde gegevens waren verzameld voor de berekening van een SMR-score, is er ook over deze data een SMR-index bepaald. Bij deze SMR-index waren echter alleen de gegevens beschikbaar van de Rabobank, de gekozen bank voor het vooronderzoek. Op basis van de gegevens kon er een index berekend worden met een divisor van gemiddeld 8.33 berichten per 2 uur. De totale dataset bestond uit $N = 10.000$ berichten, waarbij $n = 75$ berichten werden geanalyseerd. De resultaten van de berekeningen staan weergegeven in figuur 34. In het overzicht staat de SMR-index weergegeven, met de bijhorende SMR-indicatoren waaruit de SMR-index bestaat. Op deze wijze is visueel zichtbaar gemaakt waar de ontwikkeling van de individuele reputatiewaarnemingen plaatsvindt.

Wat uit de index naar voren kwam, was dat voornamelijk berichtgevingen op het gebied van SER bijdroegen aan de snelle daling van de SMR-index. Veel berichtgevingen gingen dan ook om het omstreden besluit om de Raboploeg te blijven steunen in de wetenschap van het dopingschandaal. De SER-indicator gecombineerd met wat mensen vinden van dit besluit en hoe men denkt over de Rabobank (EA-indicator), zorgde in eerste instantie voor een sterke daling in de SMR-index. De daling van de PS-indicator had niet zozeer te doen met een storing bij het internetbankieren, maar had betrekking tot een uitspraak “dat de Rabobank na het dopingschandaal en het stoppen van de sponsoring, nu ook wel zou stoppen als bank”. Deze uitspraak had een grote invloed op de PS-indicator. Het eerste herstel van de index kwam voort uit positieve berichtgevingen in de EA-indicator. Dit waren berichtgevingen waarin mensen hun sympathie en begrip uitspraken over het besluit om te stoppen met de Raboploeg. Hierna trokken ook de andere indicatoren bij, waardoor de SMR-index weer steeg.

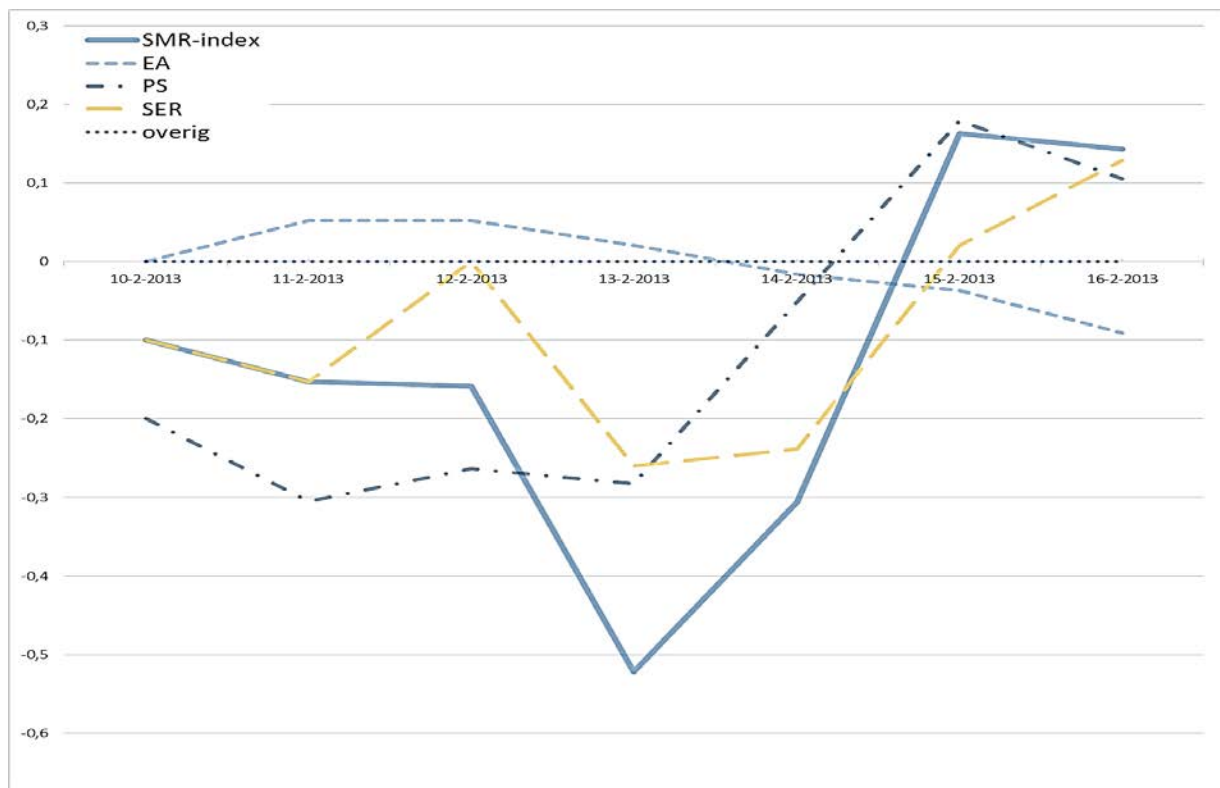


Figuur 34 – Gebaseerd op dataset vooronderzoek; SMR-index van Rabobank met 2-uren-eenheid als tijdsinterval.

4.3.2. Hoofdonderzoek

In figuur 35 zijn dezelfde berekeningen uitgevoerd als met de gegevens uit het vooronderzoek. Hiervoor werden de berichtgegevens gebruikt van alle drie geselecteerde banken, dus ING Bank (N = 2001, n = 50), Rabobank (N = 6782, n = 50) en ABN Amro (N = 7595, n = 50). De totale dataset bestond uit N = 16.378 berichten, waarbij n = 150 berichten werden geanalyseerd.

Uit de SMR-index kwam naar voren dat ondanks de positieve berichtgevingen omtrent de ABN Amro dat de SMR-index voor de banken als geheel in een neerwaartse lijn lag. Wat hiervan de oorzaak was, kan zonder extra context niet zomaar verklaard worden. Wel is duidelijk dat een bepaalde berichtgeving in de SER-indicator aanleiding geeft tot deze daling. Een gebeurtenis op maatschappelijk vlak rond 12 februari 2013 gaf aanleiding tot negatieve social media-berichtgevingen. Daarentegen zorgde een gebeurtenis in de PS-indicator, berichtgevingen over diensten en producten, weer voor een herstel in de SMR-index.



Figuur 35 – Gebaseerd op dataset hoofdonderzoek; SMR-index van ING Bank, Rabobank en ABN Amro weergegeven met eenheid: 24-uurs-tijdsinterval.

4.4. SMR-patronen

4.4.1. Trends

Indien het lastig is om een bepaalde trend vast te stellen uit de gevonden gegevens of grafieken, dan kan het helpen om een trendlijn te berekenen. Daarmee wordt de reputatietrend gevisualiseerd. In de volgende figuren is de trendlijn toegevoegd aan de SMR-indexen om de trendaanduiding weer te geven.

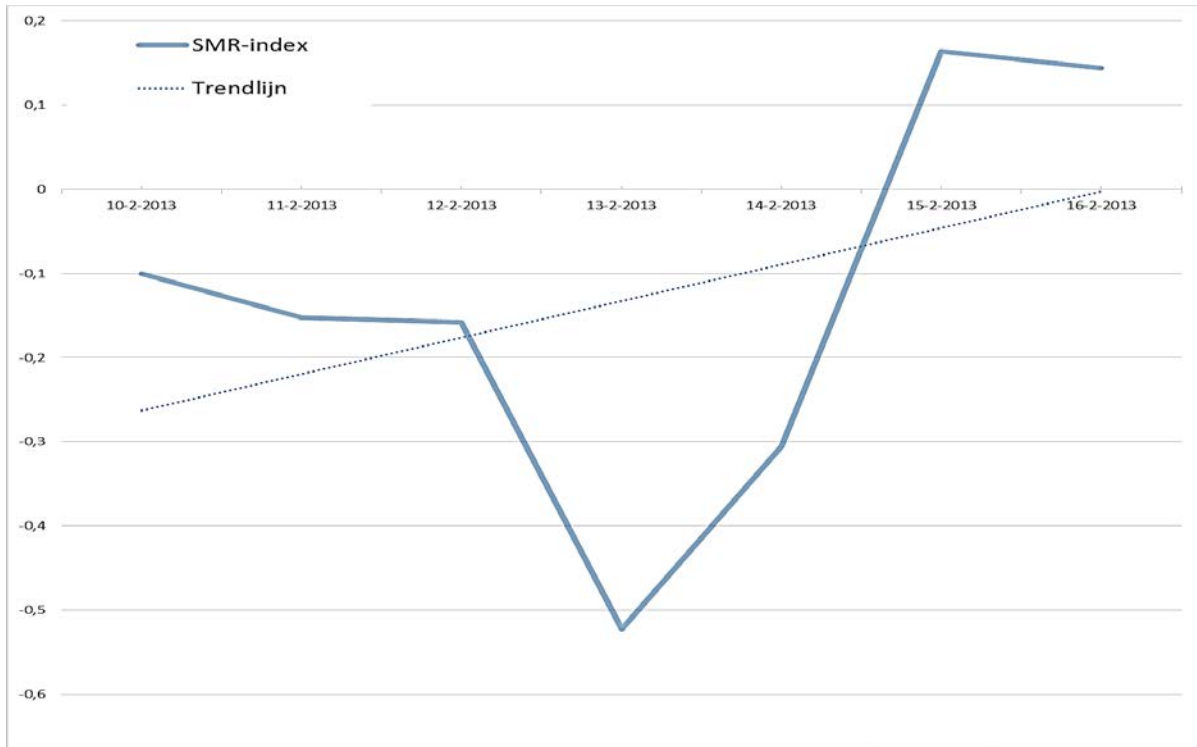
Bij de gebeurtenis uit het vooronderzoek was er een sterke daling in de SMR-index waar te nemen vanaf het moment dat op 18 oktober 2012 bekend werd gemaakt dat de Rabobank de sponsoring voor de Raboploeg zou stoppen, naar aanleiding van de tegenvallende resultaten. In de media werd daarbij ook de dopingaffaire als reden genoemd. Gedurende de dag (19 oktober 2012), waarop er veel (social) media-uitingen gedaan werden, herstelde de SMR-index zich weer na de snelle val van de dag ervoor.

Bij de gebeurtenis uit het hoofdonderzoek was er ondanks een snelle daling, toch een stijgende trend zichtbaar in de SMR-index. Op 13 februari 2013 bereikte de SMR-index een zeer negatieve score ten opzichte van de dagen ervoor, waar de SMR-score toen ook al in een negatieve richting schoof. Uiteindelijk komt de index door omstandigheden uit op een positieve SMR-score. De oorzaken van de snelle daling en sterke stijging, kunnen wellicht achterhaald worden aan de hand van de contextanalyse.



Figuur 36 – Trendindicatie van de SMR-Rabobankindex na gebeurtenis op 18 oktober 2012

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



Figuur 37 – Trendindicatie van SMR-bankenindex na gebeurtenis op 11 februari 2013

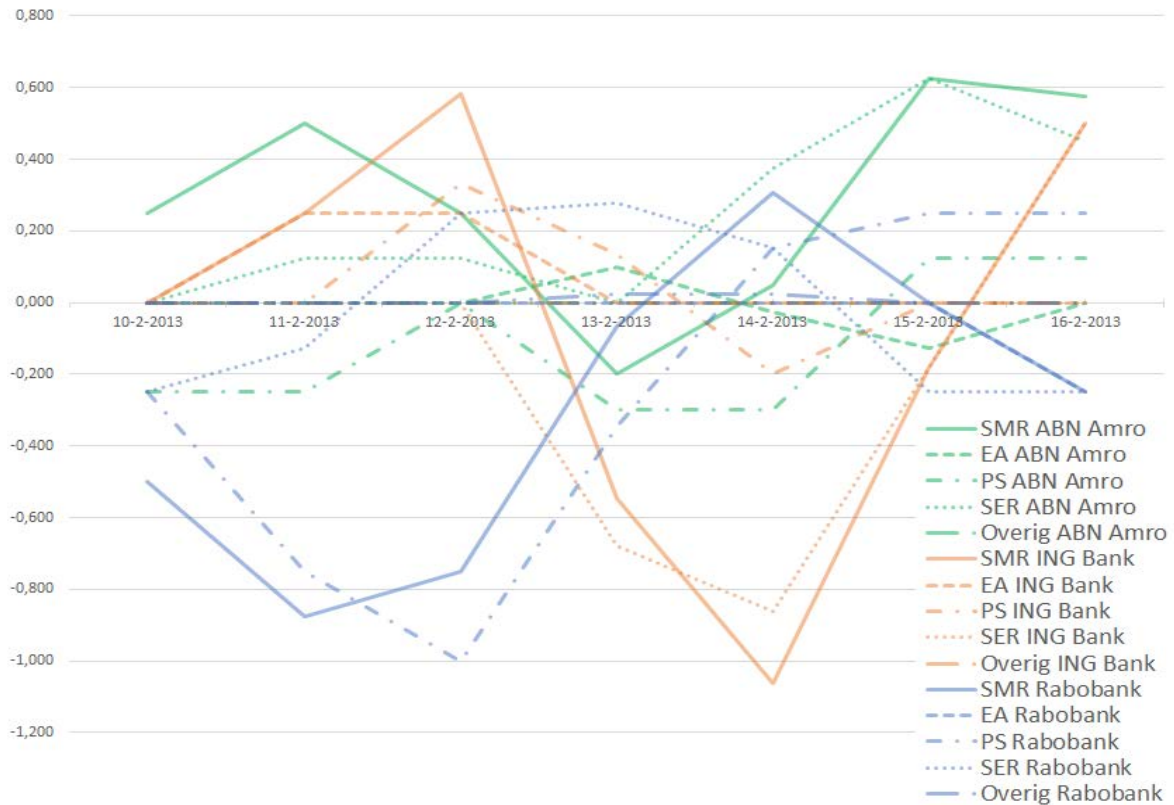
4.5. Contextanalyse

Correlaties

Wanneer de SMR-index gefilterd wordt naar individuele SMR-indices van de betrokken banken, ontstaat een overzicht zoals deze gepresenteerd is in figuur 38. Door de toepassing van deze gegevensfiltering werd het mogelijk om mogelijke trendverbanden waar te nemen tussen de banken onderling. Zo kan er bekeken worden of bepaalde gebeurtenissen in de bankensector, naast de eigen bank, ook invloed heeft op andere banken. Hoe gedetailleerder de contextbepaling is, hoe eenvoudiger het wordt om deze gegevens met elkaar te vergelijken op samenhang. Er moet wel worden opgemerkt dat de analyses gebaseerd zijn op een relatief kleine steekproef, waardoor de mate van toevalligheid een grotere rol kan spelen op de gevonden resultaten.

Om te kijken of er enige samenhang bestond tussen verschillende banken en hun SMR-indices, werd er een correlatieberekening uitgevoerd. De resultaten staan weergegeven in Tabel 7. Uit deze tabel komen meerdere correlaties naar voren, echter bestaat er alleen een hoge correlatiewaarde tussen ING Bank en Rabobank, deze was negatief gecorreleerd op het niveau van de SMR-index met $r = -.790$. Een toename van de SMR-score bij de Rabobank leidde tot een SMR-afname bij de ING Bank. In de SMR-grafiek is zichtbaar waar deze correlatie tot stand komt, daarbij tonen de overige tabelwaarden aan door welk onderliggend contextniveau de correlatie daadwerkelijk veroorzaakt wordt. Door een gebeurtenis werden er veel berichtgevingen in het kader van producten en services gepost. Een verdergaande contextanalyse zou kunnen verklaren wat de achterliggende oorzaak hiervan is.

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



Figuur 38 – SMR-indices met contextcategorieën per bank weergegeven met als eenheid een 24-uurs-tijdsinterval.

Tabel 7 – Correlatieberekeningen tussen de SMR-indices van de individuele banken

	SMR-Index	EA	PS	SER	overig
ABN Amro – ING Bank	.547	.024	.468	.263	-
ABN Amro – Rabobank	-.417	-.024	-.014	-.222	-
ING Bank – Rabobank	-.790	.167	-.636	-.304	-

Een ander correlatieonderzoek dat werd uitgevoerd, had betrekking tot de samenhang tussen bericht aantallen en de SMR-index en de samenhang tussen de zoekterm score en de SMR-index. De resultaten van dit onderzoek staan uitgewerkt in Tabel 8. De belangrijkste resultaten die uit dit correlatieonderzoek naar voren kwamen, zijn dat een hoger aantal social media-berichten over de ING Bank resulteerde in een lagere SMR-index ($r = -.909$), terwijl in eenzelfde situatie de SMR-index voor de Rabobank juist toenam ($r = .812$). Ook bij een toename van het aantal social media-berichten over de banken in het algemeen, nam de SMR-index af ($r = -.626$). Bij de samenhang tussen Google Trends en de Rabobank werd een zwakke samenhang aangetroffen ($r = .542$). Hierbij correspondeerde een toename in de zoekterm score met een hogere SMR-index. Dit betekent dat wanneer er meer gezocht werd op zoekterm “Rabobank”, daarmee de SMR-index ook toenam.

Wat betekent dit resultaat? Het laat in deze situatie zien dat een toename van het berichtenaantal of de zoekterm score bij de Rabobank leidde tot een SMR-stijging en daarentegen bij de ING Bank en de ABN Amro leidde tot een sterkere respectievelijk zwakkere SMR-daling. Aanvullend onderzoek zou moeten uitwijzen of deze trend vaker zichtbaar is, of dat het zich enkel beperkt tot deze situatie. Een mogelijke verklaring voor dit SMR-Correlatiepatroon is, dat deze verschijning op toeval berust. De keuze voor het datuminterval is tot stand gekomen door de procedure zoals beschreven in paragraaf 3.2.4, waarbij er gekozen is voor een periode waarbij alle drie de banken uitschieters

hadden. Bij toeval kunnen de banken op hetzelfde moment positief of juist negatief in de media komen. Anderzijds kan er ook sprake zijn van een bewuste actie, waarbij de Rabobank getracht heeft met een positief bericht naar buiten te komen op het moment dat de ING Bank met negatieve berichtgeving kwam. Een dergelijke actie valt echter niet uit de resultaten af te leiden, mede vanwege het feit dat de geanalyseerde berichtgevingen erg divers waren.

Tabel 8 – Correlatieberekeningen tussen zoekwoordscore (Google Trends) en SMR-index, en aantal social media-berichtgevingen (Coosto) en SMR-index. Gebaseerd op de dataset van het hoofdonderzoek.

Banken	Gegevensbronnen										CG*
	Coosto					Google Trends					
	SMR	EA	PS	SER	Overig	SMR	EA	PS	SER	Overig	
Alle banken	-.626	.402	.071	-.612	-	-.028	.393	.379	-.110	-	.586
ING Bank	-.909	-.172	-.587	-.871	-	-.185	-.183	.319	-.336	-	.149
Rabobank	.812	.453	.342	.536	.799	.542	.356	.226	.304	.104	.644
ABN Amro	-.449	-.121	.513	.539	-.299	-.109	.161	.522	.017	-	.762

* = Correlatieberekening tussen berichtenaantal (Coosto) en zoekterm scores (Google Trends)

De CG-correlatie is niet uitgezet tegenover SMR-score, maar is uitgezet tegenover de berichtenaantallen en zoektermresultaten van alle banken samen en de individuele banken. De CG-correlatie geeft aan of bijvoorbeeld een toename van de berichtenaantallen leidt tot een toename van het gebruik van de zoektermen in Google. Dat al deze scores een zwakkere of sterkere positieve samenhang laten zien, is wellicht als volgt te verklaren: meer berichtenaantallen leidt tot meer (media)aandacht, wat vervolgens leidt tot meer nieuwsgierigheid omtrent deze (media)aandacht, hierdoor gaan meer mensen op zoek naar (aanvullende) informatie omtrent de gebeurtenis. Andersom zou een afname van de berichtenaantallen, leiden tot een afname van de zoektermen. Het is echter niet eenduidig vast te stellen of de zoekopdrachten de berichtenaantallen beïnvloeden of andersom. Figuur 33 (p. 74) liet een triangulatie zien tussen de berichtenaantallen en zoektermen. Ook hier is echter niet eenduidig vast te stellen welke factor de andere factor in meer of minder mate beïnvloedt.

Contextanalyse in de Media

Indien uit de data niet direct afgeleid kan worden waarom de SMR-index een bepaalde trend laat zien, dan moet hierover meer informatie worden ingewonnen. Zoals reeds eerder beschreven werd, genereren Coosto en Google Trends bij een ingevoerde zoekterm zogenaamde “Trending topics” of “Gerelateerde zoekopdrachten”. Deze gegenereerde topics zijn vaak voorkomende zoektermen in combinatie met het oorspronkelijke zoekwoord. Met betrekking tot de casus uit het hoofdonderzoek, waar de ABN Amro een uitschieter genereerde in het social media-landschap, is een dergelijke lijst vastgesteld. In Tabel 9 zijn de resultaten van deze analyse weergegeven. Door deze woorden te combineren met het bekende tijdsinterval kon via verschillende mediasites (Google, NU.nl of NOS.nl) vastgesteld worden wat in de casus van de ABN Amro voor zoveel social media-aandacht zorgde. Uit de media kon worden afgeleid dat er in deze week sprake was van een ABN Amro evenement, genaamd ABN Amro World Tennis Tournament in Ahoy Rotterdam. Heel veel berichten hadden dan ook betrekking tot dit evenement. Zo waren er veel tweets waarin mensen aankondigden een bezoek te brengen aan dit evenement. Veel begrippen in de social media hadden betrekking tot de aanwezige internationale tennisspelers, die op het toernooi zouden spelen.

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Tabel 9 – Gebaseerd op dataset ABN Amro uit het hoofdonderzoek: “Trending Topics” en “Gerelateerde zoekopdrachten”

Google Trends		Coosto	
abn amro tennis	abn inloggen	abn amro world tennis	bakker
abn amro bank	ing inloggen	amro world tennis tournament	eerste ronde
abn amro toernooi	inloggen abn amro	ahoy	tweede ronde
abn amro internet		roger federer	nummer
ing bank		thiemo	juan martin del potro

Echter alle berichtgevingen over het toernooi werden overschaduwd door ander nieuws, aangezien de SMR-index toch in een negatievere score schoot. Figuur 38 laat zien dat dit berichtgevingen in de SER-categorie moeten zijn geweest, waardoor er veel negatieve berichten op maatschappelijk vlak zijn ontstaan met betrekking tot de ING Bank. In eerste instantie gaven Google Trends en Coosto op het ingestelde tijdsinterval geen resultaten. Aangezien bij GT niet exacter gefilterd kon worden, werd er naar Coosto gekeken en werden met het tijdsinterval op 13 februari 2013 wel degelijk aanleidingen aangetroffen omtrent de daling. In Tabel 10 zijn de resultaten van de analyse weergegeven. Ook hier werden de resultaten vergeleken met het tijdsinterval en diverse mediasites. Aanleiding voor de sterke daling was een berichtgeving dat de ING Bank opnieuw mensen moest ontslaan, ten gevolge van de digitalisering en het meer online gaan van de financiële dienstverlening.

Tabel 10 - Gebaseerd op dataset ING Bank uit het hoofdonderzoek: “Trending Topics” en “Gerelateerde zoekopdrachten”

Google Trends	Coosto	
ing inloggen	natuurlijke afvloeiingen	langetermijnvoordeel
inloggen ing bank	lbc	nederlandookin de retailbankingpoot
	succes online bankieren	gesabeld in het personeelsbestand
	retailbankingpoot in nederland	spaarboekjes digitaal
	inbegrip van de saneringen	vorig jaar circuleert

5. Conclusie

In deze studie werd er een Social Media Reputation-index ontwikkeld. Daarnaast werd er bijgedragen aan een beter inzicht omtrent het begrip én gebruik van Big Social Data. De ontwikkelde methode werd getest in de bancaire sector. Daarbij werd de SMR-index bij de drie grootste banken van Nederland vastgesteld. De ontwikkelde en gebruikte onderzoeksmethode is echter niet specifiek voor deze sector en kan dus ook binnen andere sectoren worden toegepast. In dit hoofdstuk zullen de belangrijkste resultaten worden samengevat. Allereerst zullen de deelvragen kort beantwoord en toegelicht worden (§ 5.1). Vervolgens wordt er gekeken naar de praktische haalbaarheid van de methode (§ 5.2). Daarna zullen eventuele wijzigingen aan de methode worden besproken (§ 5.3). Tot slot wordt er een antwoord gegeven op de onderzoeksvraag (§ 5.4).

5.1. Deelvragen

Om een antwoord te kunnen geven op de hoofdvragen, zal er eerst antwoord gegeven worden op de zes deelvragen, waarna vervolgens toegewerkt zal worden naar de beantwoording van de hoofdvragen. Gedurende dit rapport werden verschillende deelvragen reeds beantwoord en besproken. De antwoorden op deze vragen zullen hier opnieuw kort worden toegelicht.

De eerste deelvraag die werd gesteld, was *“Wat is Big Social Data?”* De begrippen Big Data, Business Intelligence en Big Social Data worden in het bedrijfsleven veelvuldig gebruikt. Deze begrippen werden op een overzichtelijke wijze uiteengezet, om daarmee de wirwar van opvattingen op een duidelijke te presenteren. Uiteindelijk was Big Social Data, in het bijzonder de social media data, het meest geschikt voor het type onderzoek dat in deze thesis werd uitgevoerd. Big Social Data kan getypeerd worden als een diverse dataverzameling, bestaande uit data van verschillende sociale netwerken, waarvan social media deel uitmaakt. Door grote datadiversiteit van Big Social Data, is een zekere mate van filtering vereist om deze data te kunnen gebruiken. Binnen dit onderzoek werd social media als de meest toegankelijke dataset geacht. Social media is veelal publiekelijk toegankelijk, waardoor het verzamelen van deze data relatief eenvoudig is.

De tweede deelvraag was *“Wat is een Social Media Reputation-index?”* De SMR-index werd afgeleid uit het Reputation Quotiënt-model van Fombrun, et al. (2000). De categorieën sociale en maatschappelijke verantwoordelijkheid (SER), emotionele aantrekkingskracht (EA), producten en diensten (PS) dienen als SMR-indicatoren voor het berekenen van de SMR-score en uiteindelijk daarmee ook de SMR-index. Deze reputatie-index werd vastgesteld aan de hand van een social media-analyse.

De index werd gebaseerd op de kennis vanuit de economische sector, waar indexen al geruime tijd worden opgesteld om bepaalde analyses te kunnen uitvoeren. Veelal wordt er getracht om binnen deze analyses patronen te typeren, om een verklaring te kunnen geven voor een bepaalde ontwikkeling. Voor het analyseren van de SMR-index zijn zulke patronen ook relevant. Welke patronen kunnen vanuit de Social Media Reputation-index eigenlijk gedefinieerd worden? Op basis van de economische analyses werden een aantal mogelijke patronen aangedragen. In dit onderzoek zijn voornamelijk de trendlijn en het voortschrijdend gemiddelde duidelijk naar voren gekomen. Daarbij konden de overige besproken grafiekformaties wel gebruikt worden om te analyseren wanneer een bepaalde gebeurtenis inzette en weer ophield. Daarmee kon het tijdsinterval voor de datasetsteekproef worden vastgesteld. Tot slot werden er een viertal nieuwe patronen gedefinieerd,

die zich wellicht kunnen voordoen bij de SMR-grafiekanalyse. Deze patronen zijn: Crossover-, Explosive SMR-, Increased of Decreased SMR- en SMR-Correlatiepatroon.

De derde deelvraag die is beantwoord: *“Wat zijn relevante Social Media Reputation-indicatoren?”* Social Media Reputation kan het beste aan de hand van de definitie van reputatie worden uitgelegd. Factoren zoals vertrouwen, klantbeleving en klanttevredenheid die invloed uitoefenen op de reputatie, worden van invloed geacht op de Social Media Reputation-index. Hierbij werd een onderscheid gemaakt tussen de hoofd- en subinvloedsfactoren. Belangrijke bevindingen waren dat vertrouwen en betrouwbaarheid veel invloed uitoefenen op de reputatie van een organisatie. Op de indicator vertrouwen hebben zaken als benevolentie, integriteit, competentie, transparantie en waardencongruentie een invloed. Verder wordt de kwaliteit van producten en diensten beïnvloed door betrouwbaarheid, responsiviteit, zekerheid, empathie en tastbare zaken.

De exacte uitkomst van de vierde deelvraag *“Wat is de SMR-index van de drie grootste Nederlandse banken?”* werd reeds beantwoord in hoofdstuk 4. Het doel van deze vraag was tweeledig. Enerzijds konden hiermee inzichten verschaft worden over de wijze waarop dit reputatieonderzoek in de praktijk gebracht kon worden. Anderzijds werd er met behulp van Big Social Data gekeken naar welke SMR-ontwikkelingen er zichtbaar waren bij de drie grootste Nederlandse banken. Dit werd gedaan voor banken: ING Bank, Rabobank en de ABN Amro.

Gezien de exploratieve aard van dit onderzoek, werd er gebruik gemaakt van een kwalitatieve onderzoeksmethode. Op basis van de literatuur over reputatieonderzoek werd er een codeermechanisme ontworpen. Daarmee konden vervolgens berichten in het social media-domein geanalyseerd worden en waardoor er vervolgens een SMR-index gegenereerd kon worden.

Alvorens de SMR-index vastgesteld kon worden, was een geschikte samenstelling van de data van belang. Daartoe werd er een instructie opgesteld aan de hand waarvan de datasetselectie plaatsvond. De datasetselectie is van een aantal factoren afhankelijk. De onderzoeker of de opdrachtgever bepaal daarbij wat ze wel of niet willen meenemen in de dataset. Wat belangrijk is om vast te stellen is, welke organisaties, producten of services dienen te worden meegenomen in de Big Social Data-analyse. Een andere keuze die gemaakt dient te worden is of de SMR-index op tijdsinterval of een continue meting gebaseerd moet worden. Voor de uitvoer van dit onderzoek stond een Big Social Data-set ter beschikking, die gebaseerd was op de database van Coosto waarin social media-berichtgevingen van diverse bronnen zijn opgeslagen.

De overgebleven deelvragen zullen in de volgende paragrafen behandeld worden.

5.2. Analyse praktische bruikbaarheid

Met de ontwikkeling van een nieuwe methode, is het belangrijk om te kijken of deze methode eenvoudig kan worden toegepast in het werkveld of dat er nog specifieke aandachtspunten zijn bij de implementatie ervan. Vanwege deze reden werd de vijfde deelvraag gesteld *“Wat is de praktische bruikbaarheid van de SMR-index?”*. Bij het beantwoorden van deze vraag werd er ingegaan op mogelijke aandachtspunten, besommeringen en concessies die gedaan moesten worden om de index in de praktijk te kunnen brengen.

Vaststellen datasetsteekproef en tijdsinterval

Bij het vaststellen van de datasetsteekproef is de keuze voor de data geen moeilijke opgave. De onderzoeker of de opdrachtgever bepalen bijvoorbeeld wat ze wel of niet willen meenemen in de

dataset. Echter, de keuze voor een tijdsinterval speelt wel een belangrijke rol. Dit tijdsinterval moet zo gekozen worden dat de resultaten uiteindelijk wel iets significant kunnen zeggen over de geanalyseerde data. In principe zeggen de analyses over een ruimere periode meer dan over een klein tijdsinterval, aangezien de gegevens met een kleiner tijdsinterval meer beïnvloed kunnen worden door uitschieters. De gegevens worden betrouwbaarder naar mate er meer berichten geanalyseerd worden over een groter tijdsbestek. Het analyseren van een groter berichtenaantal, brengt echter beperkingen met zich mee, zoals zal blijken uit het punt “analyseren social media berichten”, wat verderop in dit hoofdstuk besproken wordt.

Verzamelen en samenstellen dataset

Een praktische aanbeveling is de bestandsgrootte van de dataset. Bij een klein databestand kan de dataset binnen een redelijke tijd in een programma zoals Atlas.ti ingeladen worden. Dit neemt behoorlijk meer tijd in beslag bij een berichtenaantal van bijvoorbeeld $N=10.000$. Ervaring leert dat het 35 minuten duurt om deze met een krachtige PC⁹ in te laden. Bij een groter berichtenaantal is, zoals Shacklett (2012a) ook al aangaf, een krachtiger analysesysteem nodig om de analyses nog binnen een redelijke termijn te kunnen uitvoeren.

Kleinere bericht aantallen maken de analyses eenvoudig bij de manuele afhandeling van deze methode, maar indien deze te klein is het de vraag hoe valide en betrouwbaar eventuele uitkomsten zullen zijn. Als het uitvoeren van dit onderzoek geautomatiseerd zou kunnen worden, kunnen weliswaar alle berichten geanalyseerd worden, maar dan dient er wel rekening gehouden te worden met eventuele hardware-beperkingen van de benodigde analyseapparatuur. Voor de toekomst hoeft dit niet direct tot een probleem te leiden, gezien de constante vernieuwingen op het gebied van ICT-hardware.

Analyseren social media-berichten

Zoals al bleek uit het codeerproces is het labelen van berichten een tijdrovende klus. De voorgeschreven te analyseren bericht aantallen werden daarom uiteindelijk ook niet behaald. Dit heeft voornamelijk te maken met het feit, dat de SMR-index gebaseerd wordt op individuele berichten. Het is namelijk alleen op deze wijze mogelijk om het verkregen sentiment te koppelen aan de bijbehorende SMR-indicator. Dat brengt het voordeel met zich mee dat er op berichtniveau bepaald kan worden welke invloed een bericht heeft. Echter, de complicaties die het met zich meebrengt, is dat alle berichten gelezen en gelabeld moeten worden, wat veel tijd kost. Indien dit proces geautomatiseerd zou kunnen worden, dan zou dit de analysesnelheid kunnen bevorderen.

Berekenen SMR-scores en SMR-index

Er is een formule opgesteld om de SMR-index te kunnen berekenen. Hierbij moet allereerst worden opgemerkt, dat er in de formule geen onderscheid is gemaakt in de weging van de verschillende SMR-indicatoren. Dit betekent dat alle indicatoren hierdoor even zwaar meewegen. Of dit ook daadwerkelijk het geval is, zal uit aanvullend onderzoek moeten uitwijzen. Wellicht dat er inderdaad een verschil in weging moet worden aangebracht.

Daarbij is er een categorie “overig” toegevoegd om daaraan berichten te koppelen die buiten de SMR-indicatoren vallen. Het zou kunnen voorkomen, dat een deel van deze berichten aan de andere dimensies van Fombrun, et al. (2000) gekoppeld kunnen worden. Het is natuurlijk ook mogelijk dat er

⁹Gebruikt systeem: Intel Core i7-3820 Sandy Bridge-E Quad-Core 3.6GHz, 16GB DDR3.

nog andere (niet-onderzochte) factoren zijn, die nog niet als SMR-indicator benoemd zijn in dit onderzoek.

Andere factoren die aan de SMR-score zouden kunnen worden toegevoegd, zijn het bereik dat een bericht heeft, het aantal volgers dat de betreffende berichtschrijver heeft of het aantal reacties dat er op een dergelijk bericht was (Vollenbroek, Vries & Constantinides, 2012). Dit zorgt voor een rijkere SMR-score per bericht, wat uiteindelijk ten goede komt aan de nauwkeurigheid van de SMR-index.

Verder kan er bij het labelen van berichten een zekere mate van ruis optreden. Dit is bijvoorbeeld toe te schrijven aan korte, dubbelzinnige of onduidelijke berichten, die zeer lastig tot niet te coderen waren. Indien er veel van dit soort berichten aanwezig zijn, dient hiermee wel rekening gehouden te worden, aangezien de huidige formule nog niet rekening houdt met dit soort foutmarges. Dit alles heeft tot gevolg dat de formule om de SMR-index te berekenen nog aan ontwikkeling onderhevig is. Hiermee dient rekening gehouden te worden bij de praktische toepassing van deze methode.

Analyseren SMR-patronen

Een praktische aanbeveling is dat bij het berekenen van de SMR-patronen de gegevens in eerste instantie in het kleinste detail worden uitgewerkt. Wat wordt hiermee bedoeld? Als bij een analyse blijkt dat er zich bepaalde ontwikkelingen voordoen, waarvan men graag op een dieper niveau wil bekijken waar dit vandaan komt, dan is het praktisch dat dit niveau ook bestaat. Daartoe is het belangrijk dat de SMR-indicatoren per organisatie of dienst worden uitgewerkt en daarna pas worden samengevoegd. Als er enkel op SMR-indicator niveau wordt geanalyseerd en niet ook nog per organisatie of dienst, dan is het later niet eenvoudig om de lagere niveaus te analyseren. Hierin dient een overwogen keuze gemaakt te worden, aangezien het bij een manuele verwerking van gegevens aanzienlijk langer duurt om dit soort details naar voren te brengen.

Uitvoeren contextanalyse

De uitvoer van de contextanalyse vraagt wederom om veel handmatig werk. Immers moeten eerst gegevens, zoals Trending Topics of andere zoekwoordsuggesties worden geanalyseerd om daarmee vervolgens iets zinnigs te kunnen zeggen over het feit waarom een bepaald verschijnsel zich voordoet in de SMR-index. De analyse is daarentegen wel noodzakelijk, aangezien deze informatie inzichten kan geven die in zijn geheel niet of veel lastiger terug te leiden zijn uit de social media-berichten.

5.3. Aangepaste methode

Met een vraag over de bruikbaarheid van een methode, is de volgende vraag die gesteld kan worden: “*Welke aanpassingen moeten bij de methode worden doorgevoerd?*”. In de vorige paragraaf werd besproken wat de praktische bruikbaarheid van de methode is. Aan de hand daarvan kunnen aanpassingen worden aangebracht ten behoeve van de optimalisatie van de indexmethode. Naast de bruikbaarheid van de methode is het ook belangrijk om de betrouwbaarheid en validiteit in de gaten te houden.

Zoals reeds eerder vermeld, zou het manueel labelen deels geautomatiseerd kunnen worden, zodat er minder muisklikhandelingen nodig zijn om de berichten te labelen. Een mogelijke oplossing zou kunnen zijn, dat een berichtenanalyse niet gebeurt via de Atlas.ti-interface, zoals het in dit onderzoek gedaan is. Er moeten namelijk relatief veel muishandelingen gedaan worden om de berichten te labelen. Als dit proces vereenvoudigd kan worden door een groep codeurs automatisch berichten voor

te schotelen, waarbij men bijvoorbeeld binnen 10 seconden na het lezen van het bericht een sentiment en/of een SMR-indicator moeten labelen en waarna automatisch het volgende bericht verschijnt, dan zou dit het labelproces kunnen versnellen.

Op dit punt kan de methode zonder concessies voor de betrouwbaarheid en validiteit worden aangepast. Deze automatisering zou gedaan kunnen worden zonder dat dit invloed heeft op de einduitslag van de SMR-score of SMR-index, aangezien in deze voorgestelde situatie de gehanteerde formule gebruikt kan blijven worden.

Anderzijds zou er een aanpassing gedaan kunnen worden aan de SMR-formule, waarmee de SMR-score van een bericht wordt vastgesteld. Hier zouden factoren aan toegevoegd kunnen worden, zonder dat daarbij de rest van de procedure gewijzigd hoeft te worden. Echter, dient met een aanpassing van de formule wel opnieuw gekeken te worden naar de betrouwbaarheid en de validiteit van de te meten factoren. Een volgende aanpassing aan de formule zou kunnen worden doorgevoerd:

$$SMR_{score} = EA * sentimentscore_a + PS * sentimentscore_b + SER * sentimentscore_c + overig * sentimentscore_d + \dots + berichtbereik_{aantal} + volgers_{aantal} + berichtreactie_{aantal} + bias_{score}$$

Zoals eerder vermeld kunnen er meerdere factoren en aspecten aan de berekening worden toegevoegd om de SMR-score rijker te maken en daarmee indirect ook de SMR-index. Zo kan het bereik dat een bericht heeft, het aantal volgers dat de betreffende berichtschrijver heeft of het aantal reacties dat er op een dergelijk bericht komt, meewegen in de uiteindelijke beoordeling. Ook de toevoeging van de bias is relevant, aangezien hiermee bijvoorbeeld de mate van ruis en foutgevoeligheid kan worden aangeduid. Echter, dient bij elke formuletoevoeging bekeken te worden wat de weging van deze factoren is binnen de gehele formule. Het is namelijk onwaarschijnlijk dat alle factoren een even grote weging hebben binnen de SMR-index. Hiervoor dient aanvullend onderzoek te worden verricht.

In dit onderzoek werden de SMR-begrippen gebruikt om berichten of berichtdelen te labelen met een contextcategorie, waarna in combinatie met de sentimentscore de SMR-score berekend kon worden. Andersom zou er ook gezocht kunnen worden met SMR-begrippen, waarbij de SMR-begrippen dienen als zoekwoorden. Door berichten per categorie te verzamelen, is het daarna alleen nog noodzakelijk om de sentimentscore vast te leggen, waarna vervolgens weer per tijdseenheid de SMR-index kan worden vastgesteld.

Hierbij moeten echter wel een aantal kanttekeningen geplaatst worden. Zodra in een bericht dus géén SMR-begrip wordt, valt hij buiten de filtering. Het is dan echter niet eenvoudig een dergelijk bericht alsnog terug te vinden, om deze vervolgens te schalen onder de categorie “overig”. En andere aspect is de woordenlijst. Deze lijst dient zo uitgebreid te zijn, dat zoveel mogelijk berichten binnen het betreffende zoekdomein gevangen worden. Afwijkende schrijfwijze, typ- of taalfouten zorgen dan al voor het wegvallen van wellicht essentiële berichten. Kortom deze andere benadering van de methode zou wellicht kunnen worden toegepast, echter dient dan opnieuw bekeken te worden wat de bruikbaarheid, validiteit en betrouwbaarheid is van deze methode.

Dit zouden concrete methode-aanpassingen kunnen zijn op basis van dit onderzoek. Concrete suggesties en aanbevelingen omtrent vervolgonderzoeken zullen besproken worden in hoofdstuk 6.2.

5.4. Onderzoeksvraag

In deze paragraaf zal een antwoord gegeven worden op de onderzoeksvraag, zoals deze in het begin van dit rapport zijn gepresenteerd. Om Big Social Data te kunnen gebruiken voor onderzoeksdoeleinden is het van belang om te weten welke aspecten gefilterd moeten worden uit deze grote, soms wel oneindig grote dataset. Aangezien het doel van dit onderzoek was om een Social Media Reputation-index te ontwikkelen, was het van belang om te weten uit welke onderdelen deze index zou moeten bestaan en hoe valide, betrouwbaar en praktisch bruikbaar de index was. Daarom werd de volgende onderzoeksvraag gesteld *“Wat is een valide, betrouwbaar en praktisch bruikbare Social Media Reputation-indexmethode op basis van Big Social Data?”*

Op basis van de onderzoeken van Fombrun, et al (2000) en Ponzi, et al. (2011) werd een belangrijke aanwijzing gevonden voor het opzetten en bepalen van de reputatie met behulp van kwalitatief onderzoek. Met behulp van deze literatuur werd een methodiek opgesteld die het mogelijk moest maken om de Social Media Reputation-index te berekenen. Verder werd er gekeken naar de factoren die invloed konden uitoefenen op de ontwikkeling van deze index. Factoren die hierop van invloed worden geacht, zijn service- en productbeoordelingen (Brons & Rietveld, 2007; Parasuraman, et al., 1985), klantbeleving- en klanttevredenheid (Meijer, 2010; Udo, et al., 2010), vertrouwen (Pirson & Malhotra, 2008), betrouwbaarheid (Beldad, et al., 2010) en tot slot maatschappelijke gebeurtenissen of crisissituaties.

Een ander aspect dat van belang was bij de uitvoer van dit onderzoek was de wijze waarop Big Social data op een valide en betrouwbare manier gemeten kon worden. Een belangrijke stap bij de uitvoer van kwalitatief onderzoek is een goede beschrijving om de transparantie en de generaliseerbaarheid omtrent het onderzoek te vergroten (Boeije, 2008; DeVellis, 2003). Daarom is het bijvoorbeeld relevant om te weten met welk type data er gewerkt wordt, wanneer er gebruik gemaakt wordt van Big Data of Big Social Data. Door tijdens het ontwikkelingsproces van Social Media Reputation-index alle stappen op een goede en gedetailleerde wijze te beschrijven, droeg dit bij aan de betrouwbaarheid en validiteit van het onderzoek.

De onderzoeksmethode werd tot slot beoordeeld op de praktische bruikbaarheid. Het is een methode die direct in de praktijk kan worden toegepast, maar in zijn huidige vorm nog erg arbeidsintensief kan zijn, vooral als factoren, zoals het aantal organisaties of de grootte van het tijdsinterval, toenemen. Daarom werden hiervoor aanpassingen voorgesteld, zoals de automatisering van het proces, waardoor de methode eenvoudiger en versneld kan worden uitgevoerd.

Anderzijds werden er een aantal voorstellen gedaan ter bevordering van de nauwkeurigheid van de SMR-index. Met dit onderzoek is er een basis gelegd voor Social Media Reputation-onderzoek. Wellicht dat social media-sensoren zoals, het berichtbereik, het aantal volgers of het aantal berichtreacties specifieke ook invloeden kunnen hebben op de SMR-index. Dit zal nader onderzocht moeten worden.

6. Discussie en Aanbevelingen

In deze paragraaf zal een discussie plaatsvinden over het uitgevoerde onderzoek. Allereerst zal daarom worden ingegaan op de limitaties van het onderzoek (§ 6.1). Daarna zullen naar aanleiding van de opgedane kennis omtrent dit onderzoek concrete suggesties en aanbevelingen gedaan worden voor vervolgonderzoeken (§ 6.2).

6.1. Limitaties

Datasetselectie

De ING Bank, Rabobank en ABN Amro werden op basis van het markt- en social media-aandeel gekozen als belangrijkste Nederlandse banken voor het Big Social Data-onderzoek. Deze keuze werd voornamelijk gemaakt om een dataset te verkrijgen die voorzag in voldoende respons. Bepaalde kleine banken hebben namelijk zo'n klein social media-aandeel, dat eventuele reputatieresultaten niet significant en representatief zouden zijn geweest voor het gehele klantenbestand van die bank.

Echter, zou het beter zijn om uiteindelijk ook te kijken naar de kleinere banken, om te bepalen of de SMR-index ook voor de kleine banken met minder social media-berichten te gebruiken is. En indien dit niet direct mogelijk is, kan er bekeken worden welke maatregelen er dan genomen moeten worden om het ook hier toepasbaar te maken. Indien de kleinere banken in de toekomst wel worden meegenomen in de SMR-index, zouden wellicht aanvullende referentieonderzoeken omtrent de reputatie nodig kunnen zijn.

Contentanalyse

Door de grote dataset is er veel informatie beschikbaar. Om deze informatie te kunnen gebruiken, diende er een selectie gemaakt te worden in het grote aantal berichten. Hiervoor werd een selectieprocedure toegepast, zodat deze social media-berichten random en aselect geselecteerd werden. Deze selectie was nodig aangezien bij de manuele afhandeling, waarbij berichten gelezen en onderzocht werden, het niet mogelijk was om alle berichten mee te nemen in het onderzoek. Eventuele beschikbare toolings om het analyzewerk te versimpelen en om het analyzewerk op een betrouwbare en valide wijze uit te voeren, werden in dit onderzoek toegepast. Dit voorkwam echter niet, dat er door de selectieve inperking van het aantal berichten, wellicht relevante berichten niet werden meegenomen in het onderzoek. Een geautomatiseerd proces waarbij alle berichten automatisch geanalyseerd zouden worden, had daarbij uitkomst kunnen bieden.

In hoofdstuk 2.5.1 werd al gesproken over NLP, het proces waarbij de menselijke taal door machines geïnterpreteerd moet worden. De ontwikkeling om taalbegrip van machines te verbeteren is nog volop bezig, maar is nog niet zover ontwikkeld dat het de mens kan vervangen. Hierdoor moeten veel analyses nog steeds handmatig verricht worden. Waar de sentimentanalyse reeds enige jaren in de markt ligt, is de contextbepaling nog volop in ontwikkeling. Echter geldt de NLP-ontwikkeling voornamelijk binnen het informaticawerkveld en is hier nog weinig sprake van binnen het sociaal wetenschappelijk onderzoeksveld.

Voor een betere uitvoer van dit onderzoek had er een zoek- en beoordelingsalgoritmesoftware ontworpen moeten worden, gebaseerd op de woordanalyses, zoals deze in het onderzoek werden uitgevoerd. Daarmee was het wellicht wel mogelijk geweest om alle berichten te analyseren, zodat er een snellere en nauwkeurigere Social Media Reputation-meting gedaan had kunnen worden.

Het gebruik van een softwarematig algoritme brengt echter wel het nadeel met zich mee, dat het lastiger wordt om analyses uit te voeren buiten het databereik. In dit onderzoek was er immers de mogelijkheid voor de codeur om een manuele contextbepaling te doen aan de hand van een externe bron (via hyperlink, welke dus buitende dataset lag). Dit kon noodzakelijk zijn bij bijvoorbeeld ambigue teksten of berichten. Met het gebruik van een algoritme zou deze codeurmogelijkheid wegvallen, waardoor dit soort berichten wegvallen voor een data-analyse.

Mogelijkheden en beperkingen NGD-waarde

Google Similarity Distance biedt goede mogelijkheden om de samenhang tussen woorden te vergelijken. Echter wat deze samenhang voorstelt, is niet altijd duidelijk. Zoals uit de resultaten van het vooronderzoek al is gebleken, vormde het vaststellen van een woordwaarde op basis van een NGD-waardes een probleem. Gedurende het onderzoek kwam naar voren dat er in sommige gevallen een NGD-score kan ontstaan, die niet voldoet aan de verwachting. Een duidelijk voorbeeld hiervan was de score van beoordelingswoorden goed-beter-best. Het begrip “best” leverde duidelijk een afwijkende score op ten opzichte van de andere woordverbanden. Een mogelijke verklaring hiervoor kan zijn dat woorden met meerdere betekenissen in verschillende contexten en/of talen een lagere score krijgen toebedeeld door het GSD-algoritme, dat deze score berekent op basis van de Google-database. Door de meerdere betekenissen kan dit algoritme wellicht niet een eenduidige relatie zien, waardoor er een hogere score gegenereerd werd, met als resultaat een minder sterke score voor het woordverband.

Een belangrijke beperking bij het gebruik van Google Similarity Distance is daarom ook de werking van het algoritme. Weliswaar is er een formule beschikbaar die een beschrijving geeft van het algoritme, echter zoals Hanssen en Evangelista (2009) al hebben aangeven, kan de score al met 17% verschillen door de keuze van een bepaalde Google-server of het aantal websites dat met het internet verbonden is. Het aantal websites dat met het internet verbonden is, verandert continue en daarmee verandert dus ook de NGD-score. In de controlemeting, zoals besproken in paragraaf 3.2.3, werd berekend of er significante verschillen waren opgetreden tussen de twee NGD-metingen. Dit was niet het geval. Echter over een grotere tijdsperiode zouden deze niet significante verschillen groter kunnen worden, waardoor ze wel significant worden.

Verder zijn de mogelijkheden van de Google Similarity Distance-berekening met behulp van de Mechanical Cinderella tooling niet ten volle benut. Zo beschikte de tooling over domeinrestrictie waarmee de NGD-scoreberekeningen beperkt konden worden tot een bepaald domein. Wat de implicaties zijn van het niet toepassen van deze filtering is echter niet bekend. Daarvoor zal er eerst meer onderzoek gedaan moeten worden naar de resultaten met én zonder gebruik van de domeinfiltering.

Codeerwerk

Om de validiteit en betrouwbaarheid van het meetinstrument vast te kunnen stellen, werd er een toetsing voor de interbeoordelaarsbetrouwbaarheid uitgevoerd. Het vaststellen van de kappa-waarde is nu gebaseerd op de overeenkomst tussen twee codeurs. Bij het coderen door meerdere codeurs kan er wellicht een betere betrouwbaarheid worden vastgesteld. Daarnaast hadden beide codeurs weinig tot geen ervaring met codeerwerk. Om vast te kunnen stellen of dit invloed heeft op het codeerwerk, had het codeerwerk ook uitgezet moeten worden bij een even groot aantal ervaren codeurs.

Continuïteitsmeting

Het is relevant om te noemen dat de SMR-index beter continue gemeten kan worden, zodat bepaalde opstapwaardes niet telkens worden meegenomen. Bij het berekenen van een nieuwe SMR-index (per tijdseenheid) wordt de score van de vorige/laatst berekende SMR-indexscore meegenomen in de nieuwe berekening. Op deze wijze werden eventuele extreme impactsituaties afgezwakt. Echter, bij een eerste geheel nieuwe berekening ontbreekt de eerste score. Dit hoeft niet direct een probleem te zijn, echter is het wel belangrijk om te realiseren dat er in die situatie dan dus data mist. Continu meten is daarom beter dan bijvoorbeeld twee maanden wel en dan twee maanden niet meten, aangezien alle kleine opstartstapjes uiteindelijk een grotere invloed kunnen hebben op de vaststelling van de index.

Onderzoeksbronnen

In dit onderzoek werd gebruik gemaakt Coosto, wat diende als bron voor de onderzoeksgegevens voor het onderzoek naar Social Media Reputation onder de Nederlandse banken. Voor een bepaald gedeelte van het onderzoek werden er twee databronnen gehanteerd, waarop vervolgens triangulatie van de data werd toegepast om een exactere contextbepaling te kunnen doen. Er bestond echter geen triangulatie van de berichtgegevens. Het zou bijvoorbeeld beter zijn geweest om een soortgelijke tool als Coosto te nemen, om hiermee dezelfde onderzoeksprocedure te doorlopen en te kijken of er significante verschillen in de onderzoeksresultaten aanwezig zijn. Daarnaast zou het gebruik van twee of meerdere databronnen kunnen bijdragen aan de dekkinggraad van alle social media-berichten. Bij het gebruik van één tool is immers niet duidelijk of alle relevante social media-bronnen zijn geïndexeerd.

Toolings

Wanneer online toolings gebruikt worden om wetenschappelijke berekeningen mee te verrichten, is het veelal ook handig om te weten wat het achterliggende algoritme met de gegevens doet. Helaas, is het veelal niet mogelijk om toegang te krijgen tot dit soort gegevens, aangezien er vaak een commercieel belanggepaard gaat met het gebruik van deze toolings. Indien het niet mogelijk is om de broncode in te zien, dan is het in ieder geval van belang om aan te geven of de achterliggende werking bij de onderzoeker bekend is en met welke versie er gewerkt is. Bij het berekenen van de NGD-waardes kwamen al de beperkingen naar voren van de zogenaamde online toolings. Deze gegevens waren door de input vanuit Google niet constant. Op zich is er niets mis met het gebruik van toolings, zolang maar bekend is of er recentelijk wijzigingen zijn aangebracht in de tooling. Dit komt ten goede aan de betrouwbaarheid en validiteit van het onderzoek. In dit onderzoek werd er gebruik gemaakt van de toolings Coosto, Google Trends en Mechanical Cinderella. Van geen van de toolings was het achterliggende algoritme bekend, noch enig versienummer.

6.2. Aanbevelingen

Deze studie is ingegaan op de ontwikkeling en uitvoering van een Social Media Reputation-index, die gebaseerd werd op Big Social Data. Op basis van de resultaten van dit onderzoek worden de volgende aanbevelingen gedaan voor vervolgonderzoek.

Verrijking sentimentanalyse

De mogelijkheden van Google Similarity Distance zijn groot. Helaas, is het in dit onderzoek echter niet mogelijk gebleken om met behulp van de NGD-waarden woordsentimenten te koppelen aan woordwaardes, zodat berichtgevingen een rijkere sentimentcodering of -label konden meekrijgen. Wellicht dat er op basis van het onderzoek van Altarriba, et al. (1999) een woordenlijst kan worden

opgesteld waarin de emotionele woordwaardes kunnen worden vastgelegd, zoals Altarriba, et al. (1999) dit deden voor concreetheid (concreteness), contextbeschikbaarheid (context availability) en inbeeldingsvermogen (imageability) van woorden. Aan de hand van een dergelijke woordenlijstdatabase moet het voor toekomstige contentanalyses mogelijk worden, om een betere indicatie te krijgen van de emotionele waarde van een uitspraak.

Uitbreiding SMR-indicatoren

In dit onderzoek is getracht om een basis te leggen voor een reputatieonderzoek op basis voor social media, waarbij er aan de hand van bepaalde contexten naar de reputatie gekeken werd. In dit onderzoek werden niet alle aspecten van Fombrun, et al (2000) meegenomen, vanwege het ontbreken van de benodigde data voor deze betreffende categorieën. Wellicht dat dit onderzoek wel kan worden uitgevoerd in een bedrijfsomgeving. In deze setting zijn de ontbrekende interne gegevens wellicht wel bekend, zodat de index met deze aspecten kan worden uitgebreid.

Wellicht dat er daarnaast nog gekeken kan worden naar de invloed van andere social media-sensoren. Er zou dan bijvoorbeeld gekeken kunnen worden in welke mate het aantal volgers, aantal berichtreacties, of soortgelijke aspecten meewegen in de uiteindelijke reputatiebeoordeling.

Verbreiding wetenschapsveld

Verder zou een samenwerking tussen een informatica en sociaalwetenschappelijke vakgroep kunnen bijdragen aan de ontwikkeling van de contextanalyse. Sociaalwetenschappelijk onderzoek naar hoe mensen de context uit social media-berichten filteren, zou inzichten kunnen verschaffen over hoe computers deze context ook waar kunnen nemen. Vervolgens kan deze kennis worden omgezet in toolings, waardoor het eenvoudiger wordt om theorieën omtrent dit thema te toetsen op de beschikbare datasets.

Kwalificatie onderzoeksbronnen

Een laatste suggestie voor een vervolgonderzoek betreft het toetsen van de databases, zoals deze gebruikt worden bij analyses van Big Social Data. Zoals in de discussie al naar voren kwam, is het ook belangrijk dat de onderzoeksdata valide en betrouwbaar is. Door te kijken naar soortgelijke databases als Coosto en door deze met elkaar te vergelijken, kan enerzijds de dekkinggraad van de individuele database worden vastgesteld en anderzijds kan er gekeken worden hoe groot de algehele dekkinggraad van de social media-berichten is.

7. Literatuurlijst

- Alphen, R. van (2008). Research into the development of social media strategies in corporate communication. Verkregen op 22 januari 2013 via <http://iab-belgium.be>
- Alsop, R. (2004). A good corporate reputation draws consumers and investors. Wall Street Journal Books.
- Alsop, R.J. (2004). The 18 Immutable Laws of Corporate Reputation: Creating, Protecting, and Repairing your Most Valuable Asset. The Free Press, New York, NY.
- Altarriba, J., Bauer, L. M., Benvenuto, C. (1999). Concreteness, context availability, and imageability ratings and word associations for abstract, concrete, and emotion words. *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, 31(4), 578-602. doi: 10.3758/BF03200738
- Applebaum, R.F., & Anatol, K.W. (1973). Dimensions of Source Credibility: A Test for Reproducibility. *Speech Monographs*, 40, 231-238.
- Auberbach, C. F., & Silverstein, L. B., 2003, *Qualitative data: An introduction to coding and analysis*. New York: New York University Press.
- Baarda, D. B., Goede, M. P. M. de, & Teunissen, J. (2005). *Basisboek kwalitatief onderzoek* (2^e druk). Groningen/Houten: Wolters-Noordhoff B.V.
- Barnes, N.G., & Lescault, A.M. (2013). LinkedIn Rules But Sales Potential May Lie with Twitter: The 2013 Inc. 500 and Social Media. Verkregen via <http://www.umassd.edu/>.
- Barnes, N., & Mattson, E. (2009). Social Media in the 2009 Inc. 500: New Tools and New Trends. *Journal of New Communications Research*, 4(2), 70-79. Retrieved from EBSCOhost.
- Barney, J.B. (1999). How a Firm's capabilities affect boundary decisions. *Sloan management Review*, 137-145.
- Beldad, A., De Jong, M., & Steehouder, M. (2010). How shall I trust the faceless and the intangible? A literature review on the antecedents of online trust. *Computers in Human Behavior*, 26(5), 857-869. doi: 10.1016/j.chb.2010.03.013
- Benabou, R., Tirole, J. (2006). Incentives and prosocial behavior. *American Economic Review*, 96(5), 1652-1678. doi: 10.1257/aer.96.5.1652
- Beukeboom, C.J. & Semin, G.R. (2006). How mood turns on language. *Journal of Experimental Social Psychology*, 42(5), 553-566. doi: 10.1016/j.jesp.2005.09.005
- Blackwell, R.D., Miniard, P.W., & Engel, J.F. (2005). *Consumer Behavior* (10th ed.). Southwestern College Publishing.
- Bloem, J., Doorn, M. van, Duivesteyn, S., Manen, T. van, Ommeren, E. van (2012). *Big Social: Gedrag voorspellen met Big Data* (onderzoeksnotitie 2 van 4). Verkregen via Sogeti Verkenningeninstituut

Nieuwe Technologie VINT website: <http://vint.sogeti.com/wp-content/uploads/2012/11/Big-Social-Gedrag-voorspellen-met-Big-Data.pdf>

- Blok, D.C. (2012). *Sociale media: De sleutel tot succesvolle crisiscommunicatie? Een onderzoek naar de rol van medium- en zenderkenmerken bij de beoordeling van een crisiscommunicatie bericht* (Masterthesis, Universiteit Twente, Nederland). Verkregen via <http://purl.utwente.nl/essays/61591>
- Blumberg, R., & Atre, S. (2003). The Problem with Unstructured Data. *DM Review*, 42–46. Verkregen via http://soquelgroup.com/Articles/dmreview_0203_problem.pdf
- Boeije, H. (2008). *Analyseren in kwalitatief onderzoek. Denken en doen*. Den Haag: Boom onderwijs, 2008.
- Boyd, D. (2008). Facebook's Privacy Trainwreck: Exposure, Invasion, and Social Convergence. *Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies*, 14(1), 13-20. doi: 10.1177/1354856507084416
- Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for Big Data. *Information, Communication & Society*, 15(5), 662-679. doi: 10.1080/1369118X.2012.678878
- Breslin, J. G., Decker, S., Hauswirth, M., Hynes, G., Le Phuoc, D., Passant, A., ... Reynolds, R. (2009). Integrating Social Networks and Sensor Networks. W3C Workshop on the Future of Social Networking, 15-16 January 2009, Barcelona.
- Brown, T. J., Dacin, P. A., Pratt, M. G., & Whetten, D. A. (2006). Identity, intended image, constructed image, and reputation: An interdisciplinary framework and suggested terminology. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 34, 99-106.
- Cambria, E., Rajagopal, D., Olsher, D., & Das, D. (2013). Big social data analysis. In: R. Akerkar (ed.) *Big Data Computing*, ch. 13, 401-414, Taylor & Francis (2013).
- Castells, M. (2007). Communication, Power and Counter-power in the Network Society. *International Journal of Communication*, 1 (1), 238-266. Verkregen via <http://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/46>
- Castro, G.M. de, López, J.E.N., & Sáez, P.L. (2006). Business and social reputation: exploring the concept and main dimensions of corporate reputation. *Journal of Business Ethics*, 63, 361-370. doi: 10.1007/s10551-005-3244-z
- Chen, H., Chiang, R., H., L., & Storey, V., C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
- Cilibrasi, R. L., & Vitanyi, P. M. B. (2007). Clustering by Compression, ArXiv.org or Clustering by Compression, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, 19(3), 370–383. doi:10.1109/TIT.2005.844059
- Cohen, Jacob (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46. doi:10.1177/001316446002000104

- Commissie Haren (2013). Hoofdrapport commissie Project-X Haren. Verkregen via http://www.tweedekamer.nl/kamerstukken/dossiers/commissie_haren.jsp
- Constantinides, E., & Fountain, S. J. (2008). Web 2.0: Conceptual foundations and marketing issues. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, 9 (3), 231-244. doi:10.1057/palgrave.ddmp.4350098
- Coombs, W. T. (2007). Protecting organization reputations during a crisis: The development and Application of situational crisis communication theory. *Corporate Reputation Review*, 10(3), 163-176. doi:10.1057/palgrave.crr.1550049
- Coombs, W.T. & Holladay, S.J. (2009). Further explorations of post-crisis communication: Effects of media and response strategies on perceptions and intentions. *Public Relations Review*, 35 (1), 1-6. doi:10.1016/j.pubrev.2008.09.011
- Corbin, J. (1986). Coding, writing memos and diagramming. In Chenitz, W.C., & Swanson J.M., (eds). *From practice to grounded theory: qualitative research in nursing*. 102-120. Menlo Park, Addison-Wesley.
- Corbin, J., & Strauss, A. (2008). *Basics of Qualitative Research: Techniques and Procedures for Developing Grounded Theory* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Cyr, R. Hassanein, K. Head, M., Ivanov, A. (2006). The role of social presence in establishing loyalty in e-service environments. *Interacting with Computers*, 19, 43-56. doi: 10.1016/j.intcom.2006.07.010
- Das, T. K., & Kumar, P. M. (2013) BIG Data Analytics: A Framework for Unstructured Data Analysis. *International Journal of Engineering Science & Technology*, 5(1), 153-156. doi: 10.1007%2F978-3-642-40855-7_6
- Davies, G., Chun, R., da Silva, R. V., & Roper, S. (2003). *Corporate Reputation and Competitiveness*. Routledge, New York, NY.
- Dean, J., & Ghemawat, S. (2008). Mapreduce: simplified data processing on large clusters. *Communications of the ACM*, 51(1), 107-113. doi:10.1145/1327452.1327492
- Deephouse, D. L. (2000) Media Reputation as a Strategic Resource: An Integration of Mass Communication and Resource-based Theories. *Journal of Management*, 26(6), 1091–1112. doi: 10.1177/014920630002600602
- Demchenko, Y., Ngo, C., Laat, C. de, Membrey, P., & Gordijenko, D. (2014). Big Security for Big Data: Addressing Security Challenges for the Big Data Infrastructure. In: *Jonker, W., Petković, M. (ed), Secure Data Management. 1st ed.: Springer International Publishing. 76-94.* doi: 10.1007/978-3-319-06811-4_13
- Derk, D., Bos, A. E. R., Grumbkow, J. von (2008). Emoticons in Computer-Mediated Communication: Social Motives and Social Context. *Cyberpsychology & Behavior*, 11(1), 99-101. doi: 10.1089/cpb.2007.9926

- DeVellis, R. F. (2003). *Scale development: Theory and applications*. Thousand Oaks, Calif: Sage Publications.
- Dijk, J. A. G. M. van (2012). *The Network Society, Third Edition*. London, Thousand Oaks CA, New Delhi: Sage Publications.
- Dooley, D. (2001). *Social Research Methods* (4^e druk). New Jersey: Pearson Education.
- Dowling, G. (2002). *Creating Corporate Reputations: Identity, Image, and Performance*. Oxford University Press, New York, NY.
- Earle, T. C. (2010). Trust in Risk Management: A Model-Based Review of Empirical Research. *Risk Analysis*, 30(4), 541-574. doi:0.1111/j.1539-6924.2010.01398.x
- Falciione, R. L. (1974). Credibility: Qualifier of subordinate participation. *The Journal of Business Communication*, 11, 43-54.
- Floor, J. M. G., & Raaij, W.F. van. (2006). *Marketingcommunicatiestrategie* (5e druk). Houten: Stenfert Kroese.
- Fombrun, C. J., Gradberg, N. A., & Sever, J. M. (2000). The reputation quotient: a multi-stakeholder measure of corporate reputation. *The Journal of Brand Management*, 7(4), 241-255. doi: 10.1057/bm.2000.10
- Fombrun, C. J., & Riel, C. B. M. van (2003). *Fame & Fortune: How Successful Companies Build Winning Reputations*. Prentice-Hall Financial Times, New York, NY.
- Fombrun, C. J., & Shanley, M. (1990). What's in a name? Reputation building and corporate strategy. *Academy of Management Journal*, 33(2), 233-258. doi: 10.2307/256324
- Fombrun, C. J., & Van Riel, C. B. M. (2004). *Reputatiemanagement: hoe succesvolle ondernemingen bouwen aan sterke reputaties*. Amsterdam: Pearson Education Benelux.
- Fotaki, G., Spruit, M., Brinkkemper, S., & Meijer, D. (2013). Exploring big data opportunities for Online Customer Segmentation. Verkregen op 26 mei, 2014, via Universiteit Utrecht, Faculty of Science Theses: <http://www.cs.uu.nl/research/techreps/repo/CS-2013/2013-021.pdf>
- Gains-Ross, L. (1997). Leveraging corporate equity. *Corporate Reputation Review*, 1(1/2), 1-14.
- Gardberg, N. A. (2006). Reputatie, Reputation, Réputation, Reputazione, Ruf: A cross-cultural Qualitative Analysis of Construct and Instrument Equivalence. *Corporate Reputation Review*, 9(1), 39-61. doi:10.1057/palgrave.crr.1550009
- Glaser, B. G., & Strauss, A. (1967). *The discovery of grounded theory: strategies for qualitative research*. Chicago, Ill: Aldine Pub. Co.
- Gotsi, M., & Wilson, A. M. (2001). Corporate reputation: seeking a definition. *Corporate Communications: An International Journal*, 6(1), 24-30. doi: 10.1108/13563280110381189

- Grishman, R., & Sundheim, B. (1996). Message understanding conference - 6: A brief history. Proceedings of the 16th conference on Computational linguistics - Volume 1(pp. 466–471). doi:10.3115/992628.992709
- Groenland, E. A. G. (2002). Qualitative research to validate the RQ-dimensions. *Corporate Reputation Review*, 4(4): 309-315. doi: 10.1057/palgrave.crr.1540152
- Grönroos, C. (2007). Service Management and Marketing. Customer Management in Service Competition, Third Edition. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Grünwald, M., & Taubner, D. (2009). Business Intelligence. Informatik Spektrum: Aktuelles Schlagwort. <http://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2Fs00287-009-0374-1>
- Habib, M. B. (2014). Named entity extraction and disambiguation for informal text: the missing link (PhD, Universiteit Twente, Nederland). doi:10.3990/1.9789036536479
- Habib, M.B., Keulen, M. van, & Zhu, Z. (2014). *Named Entity Extraction and Linking Challenge: University of Twente at #Microposts2014*. Proceedings of the the 4th Workshop on Making Sense of Microposts co-located with the 23rd International World Wide Web Conference (WWW 2014), 07 Apr 2014, Seoul, South Korea (pp. 64-65). CEUR Workshop Proceedings Vol-1141. CEUR-WS.org. ISSN 1613-0073
- Heuvelman, A., Gutteling, J. & Drossaert, S. (2004). *Psychologie*. Amsterdam: Boom.
- Hutter, K., Hautz, J., Dennhardt, S. & Füller, J. (2012). The impact of user interactions in social media on brand awareness and purchase intention: the case of MINI on Facebook. *Journal of Product & Brand Management*, 22 (5/6), 342-351. doi: 10.1108/JPBM-05-2013-0299
- Izuma, K., Matsumoto, K., Camerera, C. F., & Adolphs, R. (2011). Insensitivity to social reputation in autism. *The National Academy Of Sciences Of The United States Of America*, 108 (42), 17302-17307. doi: 10.1073/pnas.1107038108
- Izuma, K., Saito, D. N., Sadato, N. (2010a). Processing of the incentive for social approval in the ventral striatum during charitable donation. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 22 (4), 621–631. doi:10.1162/jocn.2009.21228
- Izuma, K., Saito, D. N., Sadato, N. (2010b). The roles of the medial prefrontal cortex and striatum in reputation processing. *Social Neuroscience*, 5 (2), 133–147. doi:10.1080/17470910903202559
- Kanto, D. S., Run, E. C. de, & Md Isa, A. H. bin (2013). Developing an Alternative Measurement of Corporate Reputation within the Malaysian Context. *Interdisciplinary journal of contemporary research in business*, 5(1), 730-738.
- Kaplan, A.M. & Haenlein, M. (2010a). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media. *Business Horizons*, 53 (1), 59–68. doi: 10.1016/j.bushor.2009.09.003
- Kaplan, A.M. & Haenlein, M. (2010b). Uitdagingen en kansen rond social media. *Management Executive*, 8(3), 18-19.

- Kasperson, R. E., Golding, D., & Tuler, S. (1992). Social Distrust as a Factor in Siting Hazardous Facilities and Communicating Risks. *Journal of Social Issues*, 48(4), 161-187. doi: 10.1111/j.1540-4560.1992.tb01950.x
- Kassin, S. M., Fein, S., & Markus, H.R. (2010). *Social Psychology* (8th ed.). Boston, MA: Houghton Mifflin.
- Kietzmann, J. H., Hermkens K., McCarthy, i. P., Silvestre, B. S. (2011). Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media. *Business Horizons*, 54(3), 241-251. doi: 10.1016/j.bushor.2011.01.005
- Kjos-hanssen, B., Evangelista, A. J. (2009). Google distance between words. *Computing Research Repository*, abs/0901.4.
- Klein, D., Tran-Gia, P., Hartmann, M. (2013). Aktuelles Schlagwort: Big Data. *Datenschutz und Datensicherheit*, 37(5), 273-273. doi: 10.1007/s11623-013-0105-2
- Krasnova, H., Kolesnikova, E., Guenther, O. (2010). Leveraging Trust and Privacy Concerns in Online Social Networks: An Empirical Study. Paper presented at the 18th European Conference on Information Systems (ECIS).
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. doi:10.2307/2529310.
- Maimon, O., & Rokack, L. (2010). *Data mining and knowledge discovery handbook* (2nd). doi: 10.1007/978-0-387-09823-4
- Martin, G. (2009). Driving corporate reputations from the inside: A strategic role and strategic dilemmas for HR? *Asla Pacific Journal of Human Resources*, 47, 219-235.
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organization trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709–734.
- Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big data: A revolution that will transform how we live, work and think*. London: John Murray.
- Mayfield, A. (2008, september 24). *What is social media?* Verkregen 3 maart 2014, van iCrossing: <http://www.icrossing.com/sites/default/files/what-is-social-media-uk.pdf>
- Maxwell, J. A. (1992). Understanding and validity in qualitative research. In A. M. Huberman & M. B. Miles (Eds.), *The qualitative researcher's companion*, 37-64. Thousands Oaks, CA: Sage Publications (Reprinted from Harvard Educational Review. 1992, 62(3), 279-300).
- McCabe, D. B., Rosenbaum, M.S., & Yurchisin, J. (2007). Perceived Service Quality and Shopping Motivations. *Services Marketing Quarterly*, 29(1), 1-21. doi: 10.1300/J396v29n01_01
- Meijer, P. (2010). *Klantbelevingmanagement* (Masterthesis, Universiteit Twente, Nederland).. Verkregen via <http://essay.utwente.nl/60080/>

- Meyer, C., & Schwager, A. (2007). Understanding Customer Experience. *Harvard Business Review*, February 2007, 1-11.
- Miller, K. (2009). *Organizational Communication: Approaches and Processes*. Boston: Wadsworth Cengage Learning.
- Mitchell, R. K., Agle, B. R., & Wood, D. J. (1997). Toward a Theory of Stakeholder Identification and Saliency: Defining the Principle of Who and What Really Counts. *The Academy of Management Review*, 22(4), 853-886. doi: 10.5465/AMR.1997.9711022105
- Morgan, R., & Hunt, S. D., (1994). The commitment–trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing*, 58 (3), 20-38.
- Murdough, C. (2009). Social Media Measurement: It's Not Impossible [elektronische versie]. *Journal of Interactive Advertising*, 10 (1), 94-99. doi:10.1080/15252019.2009.10722165
- Nikolaeva, N., & Bicho, M. (2011). The role of institutional and reputational factors in the voluntary adoption of corporate social responsibility reporting standards. *Academy of Market Science*, 39, 136-157. doi: 10.1007/s11747-010-0214-5
- O'Connor, B, Balasubramanian, R, Routledge, B. R, & Smith, N. A. (2010). From Tweets to Polls: Linking Text Sentiment to Public Opinion Time Series. *Tepper School of Business*, Paper 559.
- O'Keefe, D.J. (2002). *Persuasion, theory & research*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Oboler, A., Welsh, K., & Cruz, L. (2012). The danger of big data: Social media as computational social science. *First Monday*, 17(7). doi:10.5210/fm.v17i7.3993
- Orlitzky, M., Schmidt, F. L., & Rynes, S. L. (2003). Corporate social and financial performance: A meta-analysis. *Organization Studies*, 24, 403-441.
- Parasuraman, A, Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1985). A conceptual model of service quality and its implications for future research. *Journal of Marketing*, 49(4), 41-50.
- Parasuraman, A, Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). SERVQUAL: a multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12-40.
- Parasuraman, A, Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1991). Refinement and Reassessment of the SERVQUAL scale. *Journal of Retailing*, 67(4), 420-450.
- Parasuraman, A, Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1994). Reassessment of expectations as a comparison standard in measuring service quality: implications for further research. *Journal of Marketing*, 58(1), 111-124.
- Parks, M. R. (2014). Big Data in Communication Research: Its Contents and Discontents. *Journal of Communication*, 64(2), 355-360. doi: 10.1111/jcom.12090
- Pieterse, W. (2009). Channel choice: Citizens' channel behavior and public service channel strategy. Gildeprint B.V., Enschede

- Pirson, M., & Malhotra, D. (2008). Unconventional insights for managing stakeholder trust. *MIT Sloan Management Review*, 49(4), 43-50.
- Ponzi, L. J., Fombrun C.J. & Gardberg, N. A. (2011). RepTrak™ Pulse: Conceptualizing and Validating a Short-Form Measure of Corporate Reputation. *Corporate Reputation Review*, 14(1), 15-35. doi: 10.1057/crr.2011.5
- Potter, W.J. & Levine-Donnerstein, D.(1999). Rethinking validity and reliability in content analysis. *Journal of Applied Communication Research*, 27(3), 258-184. doi: 10.1080/00909889909365539
- Rajaraman, A., & Ullman, J. (2011). Mining of Massive Data Sets. Cambridge Univ. Press, 2011.
- Rekom, J. van, (1998). *Corporate identity: Development of the concept and measurement instrument*. Rotterdam: Erasmus Universiteit.
- Renssen, J. (2013). Social Media Marketing Activity Pattern Language: An explorative study to develop a social media marketing activity pattern language.
- Riel, C. B. M. van (2003). Identiteit en Imago: Recente inzichten in corporate communication – theorie & praktijk. 3e geheel herziene druk, Academic Service, Schoonhoven.
- Roberts, P. W., & Dowling, G. R. (2002). Corporate reputation and sustained superior financial performance. *Strategic Management Journal*, 23, 1077–1093.
- Rousseau, D. M., Sitkin, S. B., Burt, R. rousS., & Camerer, C. (1998). Not so different after all: A cross-discipline view of trust. *Academy of Management Review*, 23, 393–404. doi: 10.5465/AMR.1998.926617
- Rud, O. (2009). Business Intelligence Success Factors: Tools for Aligning Your Business in the Global Economy. Hoboken, N.J: Wiley & Sons.
- Ryan, G. W. (1999). Measuring the typicality of text: Using multiple coders for more than just reliability and validity checks. *Human Organization*, 58(3), 313-22.
- Saloun, P., Hruzik, M., Zelinka, I. (2013, oktober 24-25). *Sentiment analysis - e-bussines and e-learning common issue*. Paper gepresenteerd op IEEE 11th International Conference: Emerging eLearning Technologies and Applications (ICETA), Slovakia. doi: 10.1109/ICETA.2013.6674455
- Sanders, C. B., & Cuneo, C. J. (2010). Social Reliability in Qualitative Team Research. *Sociology*, 44(2), 325-343. doi: 10.1177/0038038509357194
- Schuler, D. (2008). *Liberating Voices: A Pattern Language for Communication Revolution*. USA: MIT Press. ISBN 978-0-262-69366-0.
- Schwaiger, M., (2004). Components and parameters of corporate reputation: An empirical study. *Schmalenbach Business Review*, 56, 46–71.
- Shaw, C. (2007). *The DNA of Customer Experience. How emotions drive value*. New York, N.Y.: Palgrave Macmillan.

- Shuliang, W., Gangyi, D., & Ming, Z. (2013, oktober 6-9). *Big spatial data mining*. Paper gepresenteerd op Big Data, 2013 IEEE International Conference, Silicon Valley, CA. doi: 10.1109/BigData.2013.6691764
- Simon, H. A. (1987). Making management decisions: The role of intuition and emotion. *Academy of Management Executive*, 1, 57-64.
- Thomson, S. B. (2011). Qualitative Research: Validity. *Journal of Administration & Governance*, 6(1), 77-82.
- Townsend, J. D. (2003). Understanding alliances: a review of international aspects in strategic marketing. *Marketing Intelligence & Planning*, 21 (3), 143 – 155. doi:10.1108/02634500310474966
- Treacy, M. & Wiersema, F. (1993). Three paths to market leadership. Customer intimacy and other value disciplines. *Harvard Business Review*, 84-93.
- Turney, P. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. In ACL, 417–424.
- Udo, G. J., Bagchi, K.K., Kirs, P. J. (2010). An assessment of customers' e-service quality perception, satisfaction and intention. *International Journal of Information Management*, 30 (6) 481-492. doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2010.03.005
- Urban, G. L., Amyx, C., Lorenzon, A. (2009). Online Trust: State of the Art, New frontiers, and Research Potential. *Journal of Interactive Marketing*, 23, 179-190. doi: 10.1016/j.intmar.2009.03.001
- Vollenbroek, W., Vries, de S.A., Constantinides, E. (2012). Social Media Invloed en Reputatie. Somere Study Paper, v1.0. Enschede: Universiteit Twente.
- Vollenbroek, W., Jägersberg, K., Vries, S.A. de, Constantinides, E. (2014). *Learning Education: An 'Educational Big Data' approach for monitoring, steering and assessment of the process of continuous improvement of education*. Manuscript verzonden voor publicatie.
- Wiebe, J., Wilson, T., & Cardie, C. (2005). Annotating expressions of opinions and emotions in language. language resources and evaluation. *Language Resources and Evaluation*, 39(2-3), 165-210. doi: 10.1007/s10579-005-7880-9
- Wijngaert, L. van de, Bouwman, H., Contractor, N. (2012). A network approach toward literature review. *Quality and Quantity*, 1-21. doi: 10.1007/s11135-012-9791-3
- Wilson, T., Wiebe, J., & Hoffmann, P. (2005). Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis. *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing (pp. 347-354)*, Vancouver, British Columbia, Canada. doi: 10.3115/1220575.1220619
- Winer, R. S. (2009). New Communications Approaches in Marketing: Issues and Research Directions. *Journal of Interactive Marketing*, 23 (2), 108-117. doi:10.1016/j.intmar.2009.02.004

Winkleman, M. (1999). The fickle finger of reputation. *The Chief Executive*, 21, 79–81.

Zavyalova, A., Pfarrer, M. D., Reger, R. K., & Shapiro, D. L. (2012). Managing the message: The effects of firm actions and industry spillovers on media coverage following wrongdoing. *Academy Of Management Journal*, 55(5), 1079-1101. doi:10.5465/amj.2010.0608

Zhang, Q., Wu, Yuanbin, Wu, Yan., & Huang, X. (2011). Opinion Mining with Sentiment Graph. *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT), 2011 IEEE/WIC/ACM International Conference on*, 1, 249-252, Lyon. doi: 10.1109/WI-IAT.2011.12

Zhang, X., & Prybutok, V. (2005). A Consumer Perspective of E-service Quality. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 52(4), 461-477. doi: 10.1109/TEM.2005.856568

Websites

Arthur, L. (2013). What is Big Data?. Forbes, 15 augustus Verkregen op 26 april 2014 via <http://www.forbes.com/>

Artz, M. (1999). Koning Klant, het gebruik van klantgegevens voor marketingdoeleinden. Registratiekamer, mei 1999. Achtergrondstudies en Verkenningen 14.

Autoriteit Financiële Markten [AFM] (2014). Wat doet de AFM? Verkregen op 22 mei 2014 via <http://www.afm.nl/nl/over-afm/werkzaamheden.aspx>

Behr (2014). Samenstelling en berekening van de AEX-index. Verkregen op 3 april 2014, via http://www.behr.nl/koersen/indices#AEX_Index

BeursEffecten (2014). Technische analyse. Verkregen via <http://www.beurseffecten.nl/technische-analyse>

Beyer, M. (2011). Gartner Says Solving Big Data Challenge Involves More Than Just Managing Volumes of Data. Verkregen via <http://www.gartner.com/it/page.jsp?id=1731916>

Bijlo, E. (2013). Nederland bezuinigt miljarden, maar overheid blijft even groot. *Trouw*, 11 december. Verkregen via <http://www.trouw.nl/>

BLiZ Consultancy (2014). Nederlandse bankensector. Verkregen op 29 april 2014, via <http://www.banken.nl/>

Boersma, V. (2013). 5 problemen van big data. Verkregen op 16 mei 2014 via <http://www.marketingonline.nl/>

Canatan, B. (2013). Technische analyse cursus Deel 9– Gaps. Verkregen via <http://www.bcinvestments.net/site.php?file=ta-curs9>

Centraal Bureau voor de Statistiek (2012). Vier op de tien bedrijven gebruiken sociale media. Danny Pronk en Bas de Groot.

Centraal Bureau voor de Statistiek (2013). ICT-gebruik bij bedrijven naar bedrijfsgrootte, 2013. Den Haag/Heerlen. Verkregen via <http://statline.cbs.nl/StatWeb/>

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

- Computerworld (2013, april 3). 7 historische storingen bij banken. Verkregen via <http://computerworld.nl/>
- DFT (2011). Hoe wordt de AEX-Index berekend? *De Financiële Telegraaf*, 3 juni. Verkregen op 3 april 2014, via <http://www.telegraaf.nl/dft/beleggingsinstituut/article20163740.ece/>
- Eelt, G. den, (2014). Impact van sociale media onderschatten kan écht niet meer. *NU.nl*, 15 augustus 2014. Verkregen via <http://www.nu.nl/>
- Elliot, L., & Treanor, J. (2013). Lehman Brothers collapse, five years on: 'We had almost no control'. *The Guardian*, 13 september. Verkregen via <http://www.theguardian.com/>
- Google (2014). Waar de Google Trends-gegevens vandaan komen? Verkregen op 6 mei 2014, via <https://support.google.com/trends/>
- Greenwald, G., MacAskill, E., & Poitras, L. (2013). Edward Snowden: the whistleblower behind the NSA surveillance revelations. *The Guardian*, 13 juni. Verkregen via <http://www.theguardian.com/>
- Groot, C. de (2012). 4 KPI's om social media succes te meten. Verkregen op 17 november 2013, via <http://www.frankwatching.com/>
- IBM (2013). IBM What is big data? — Bringing big data to the enterprise. Verkregen op 20 november 2013, via <http://www.ibm.com/>
- Klompenhouwer, L. (2014). ING start proef met delen betalingsgedrag klanten. *NRC Handelsblad*. Verkregen via <http://www.nrc.nl/>
- Kusnetzky, D. (2010). What is Big Data?. Verkregen op 13 november 2013, via <http://www.zdnet.com/>
- Lee, L., & Sobol, D. (2012). What Data Can't Tell You About Customers. *Harvard Business Review*, 27 augustus. Verkregen op 26 mei 2014, via <http://blogs.hbr.org/2012/08/what-data-cant-tell-you-about/>
- Miltenburg, O. van (2014). UT laat politiecomputers tweets 'begrijpen' voor veiligheid bij evenementen. Verkregen op 14 mei 2014 via <http://tweakers.net/nieuws/96005/ut-laat-politiecomputers-tweets-begrijpen-voor-veiligheid-bij-evenementen.html>
- MKB Servicedesk (2014). Wat is een online reputatie. Verkregen op 9 september 2014, via <http://www.mkb servicedesk.nl/6069/wat-online-reputatie.htm>
- NOS (2011). Hoger onderwijs moet meer specialiseren. Verkregen op 15 november 2013, via <http://www.nos.nl/>
- Oosterveer, D. (2013). Big Data: toekomst of realiteit: Een onderzoek naar het gebruik van data onder Nederlandse marketeers. Verkregen op 6 mei 2014 via <http://www.marketingfacts.nl/>
- Raaij, F. van (2009). Hoe krijgt de financiële sector het vertrouwen weer terug?. MeJustice economie in debat. Verkregen op 20 april 2014, via <http://www.mejudice.nl/>

- Russ, M. (2014). SXSW: What social data can't tell you. *Marketing magazine*, 7 maart. Verkregen 16 mei op via <http://www.marketingmag.ca/>
- Sandelson, J., DiBari, D., & O'Callaghan, E. (2014). Board-level concern about reputation and legal risk driving changes in companies' focus, behavior. Verkregen op 3 juni 2014, via <http://www.cliffordchance.com/>
- Shacklett, M., (2012a). Big Data, big problems?. Verkregen op 16 mei 2014 via <http://www.techrepublic.com/>
- Shacklett, M., (2012b). 10 roadblocks to implementing Big Data analytics. Verkregen op 16 mei 2014 via <http://www.techrepublic.com/>
- Sorkin, A. R. (2013). What Might Have Been, and the Fall of Lehman. *The New York Times*, 9 september. <http://dealbook.nytimes.com/>
- StockVisor (2014). Technische analyse. Verkregen via http://www.stockvisor.nl/technische_analyse
- Tam, D. (2012). Facebook processes more than 500 TB of data daily. Verkregen via <http://news.cnet.com/>
- Tjou Tam Sin, R. (2013). Hoe bereken je Indexcijfers? Verkregen op 9 september 2014, via <http://economietrainer.nl/>
- Villanova University (2013). What is Big Data? Verkregen op 12 september 2013, via <http://www.villanovau.com/>
- Walsh, K., (2003). Qualitative research: Advancing the science and practice of hospitality. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 44(2), 66-74. doi: 10.1177/0010880403442006
- Weyn, L. (2013). Vijf jaar na de val van Lehman Brothers, nood aan politici die bankmodel durven wijzigen. *DeWereldMorgen.be*. Verkregen via <http://www.dewereldmorgen.be/>
- Wikipedia (n.d). Financiële instelling. Verkregen op 11 juni 2014, via <http://nl.wikipedia.org/>
- Wikipedia (n.d). AEX. Verkregen op 9 september 2014, via <http://nl.wikipedia.org/>

Bijlagen

- I. Instructieformulier bij codeboek
- II. Atlas.ti layout
- III. Samenvatting instructieformulier codeboek + schematisch stappenplan
 - Instructieformulier codeboek
 - Hoe is het codeboek opgebouwd?
- IV. Wordclouds gegenereerd door algoritme Synoniemen.net
- V. Woordwaarde analyse
 - Sentimentbepaling
 - Woordwaarden
- VI. Coosto - Zoekopdrachten
- VII. RepTrak kwalitatief onderzoek
- VIII. Vaststellen ijkmomenten

I. **Instructieformulier bij codeboek**

Voor je ligt het instructieformulier voor het coderen van Big Social Data. In dit onderzoek is Coosto als bron gebruikt voor het vergaren van de data. Het doel van deze codering is om vast te stellen wat de Social Media Reputation is van een bank.

In het programma Atlas.ti is een case over een Nederlandse bank ingeladen, die aan de hand van het aanwezige codeboek gelabeld zal gaan worden. De onderzoeker zal de werking van het programma kort toelichten.

Aangezien het om de reputatie van de banken gaat, is het belangrijk om voor ogen te houden dat het om de reputatie van de betreffende bank gaat. Houdt bij het labelen daarom altijd in de gaten of een uiting/ uitspraak echt over een bank of haar activiteiten gaat, alleen deze moeten gelabeld worden en zijn relevant voor het onderzoek. Er kunnen bijvoorbeeld statusupdates zijn van Twitter, waarbij iemand aangeeft “ik ga nu naar de [BANK]”, of er kunnen nieuwsberichten zijn waarin een bank kort genoemd wordt, maar verder niet relevant is voor het artikel. In dit soort gevallen moet er goed opgelet worden hoe en welke labels hierop van toepassing zijn.

Er zit geen tijdslimiet op het uitvoeren van dit codeerwerk. Je kunt de werkzaamheden in alle rust uitvoeren. Als je even wilt pauzeren, dan is dit geen probleem. Het is echter niet de bedoeling dat er met de onderzoeker gesproken wordt over de inhoud van het codeerwerk.

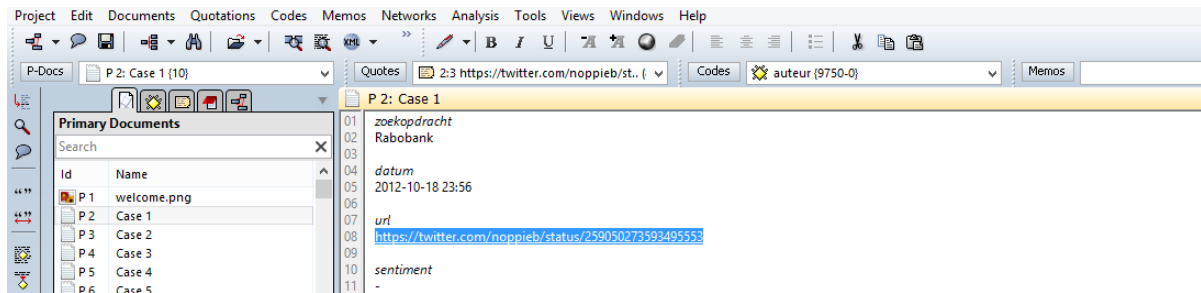
Als je klaar bent met coderen, geef dit dan door aan de onderzoeker

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

STAP 1

Label de bron van het bericht (zie voorbeeld). Bepaal de bron aan de hand van de URL-aanduiding. Label de URL die bij het bericht staat met één van de volgende labels:

Google+	LinkedIn	SBS	Twitter
Facebook	Myspace	andere nieuwssite... maak nieuw label aan	andere blogsite... maak nieuw labelaan
Flickr	NU.nl	lokaal nieuws... maak nieuw label aan	Vimeo
Foursquare	NOS		YouTube
Hyves	ANP	Pinterest	andere website... maak nieuw label aan
Instagram	RTL Nieuws	Schoolbank	



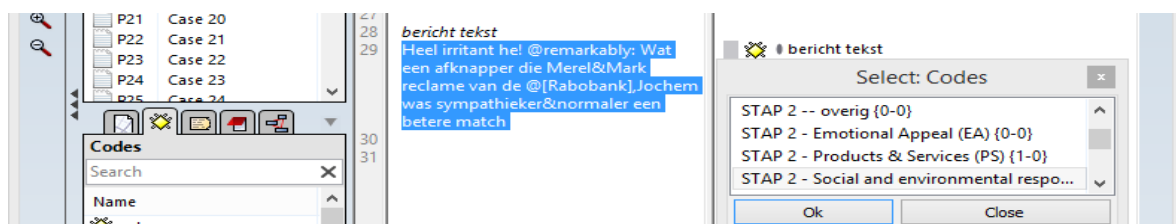
STAP 2

Lees het bericht en bepaal of het bericht betrekking heeft tot de **contextcategorie** EA, PS, SER of overig (zie: labels). Om te bepalen bij welke contextcategorie een bericht hoort, zijn er voorbeeldzinnen, synoniemen en antoniemen om je op weg te helpen.

Indien de context niet direct valt op te maken uit het tekstbericht, kijk dan of er een URL in het bericht staat. Bekijk deze URL en bepaal vervolgens of het alsnog mogelijk is om de context van het bericht te labelen. Als een bericht een URL-verwijzing heeft naar een eerder bericht, bekijk en bepaal of de context aan de hand hiervan bepaald kan worden. Probeer categorie “overig” alleen te kiezen als het **absoluut niet** gaat over een van de andere categorieën.

Label het bericht(deel)¹⁰ dan met een van de onderstaande **contextcategorieën**. Mocht het bericht bij meerdere categorieën aansluiten **label** dan ook deze categorieën:

Emotional Appeal (EA)	Products & Services (PS)	Social and environmental responsibility (SER)	overig
-----------------------	--------------------------	---	--------



¹⁰ Maximaal 3 labels per bericht, indien berichten 3 zinnen of langer zijn, anders maximaal 1 label per bericht.

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

STAP 3-A

Bepaal of er in het bericht gebruik is gemaakt van één of meerdere van de synoniemen en antoniemen. Deze woorden zijn ook terug te vinden in Atlas.ti in het labeloverzicht (zie **Atlas.ti layout “codes”**). **Label¹¹** ieder woord of meerdere woorden apart van elkaar, bij het labelen kan er een keuze gemaakt worden uit de **vetgedrukte** synoniemen en antoniemen, zoals deze vermeld staan in het onderstaande schema.

categorie	Voorbeeldzinnen	(Sub)categoriewoorden	
		Synoniemen	Antoniemen
Emotional Appeal (EA)	<p><i>“Ik heb een goed gevoel over het bedrijf”</i></p> <p><i>“Ik vertrouw dit bedrijf”</i></p> <p><i>“ik heb waardering en respect voor dit bedrijf”</i></p> <p><i>“ik heb waardering en respect voor dit bedrijf”</i></p>	<p>sympathie adhesie, affectie, bijval, deelneming, genegenheid, geschikt, goedkeuring, goedvinden, gunst, instemming, steun, waardering, warmte</p> <p>vertrouwen accrediteren, afgaan, afgaan op, betrouwen, bouwen, confidentie, ervan uitgaan, fiducia, geloof, geloven, hoop, hopen, krediet, leunen, moed, overtuiging, rekenen, steunen, steunen op, verlaten, zich verlaten op, vertrouwen hebben in, vertrouwen op, zekerheid</p>	<p>antipathie afkeer, aversie, hekel, afschuw, weerzin</p> <p>achterdocht argwaan, verdenking, wantrouwen</p> <p>wantrouwen argwaan, niet vertrouwen, twijfel, verdenking, zich afvragen, verdenken, koesteren, mistrouwen, achterdocht</p>
		<p>waardering aanzien, achting, appreciatie, beoordeling, begrip, bevattingsvermogen, bijval, consideratie, dunk, erkenning, evaluatie, hoogachting, instemming, rating, respect, schatting, succes, sympathie, taxatie, waardebeoordeling, waarderingcijfer</p> <p>respect achting, betrekking, bewondering, consideratie, eerbied, eerbiediging, hoogachting, ontzag, opzicht, vrees, waardering</p>	<p>miskennen verlochenen, onderschatten, onderwaarderen, ontkennen</p> <p>minachting dedain, depreciatie, geringschatting, misprijzen</p>
		<p>garant borg, borgstelling, borgtocht, cautie, onderpand</p> <p>innovatief baanbrekend, grensverleggend, vernieuwend, innoverend</p> <p>kwaliteit alloom, deugdelijkheid, gehalte, goedheid, kaliber, klasse, niveau, soort, superioriteit, functie, hoedanigheid, waardigheid, kenmerk, capaciteit, eigenschap, talent</p> <p>prijs koopprijs, koopsom, kosten, prijsje, prijskaartje, tarief, verkoopprijs, waarde, beloning, premie, tegemoetkoming, bedrag, bekroning, onderscheiding, beker, lintje, lot, loterijprijs, buit, poel, tol, medaille, bijdrage, koers, kosten, pot</p> <p>kwaliteit -</p> <p>service (services) bediening, dienst, dienstbetoon, dienstverlening, nadienst, naverkooptendienst, onderhoud, bedieningsgeld, tip, drinkgeld, fooi, opslag, serve, slagbeurt</p> <p>producten creatuur, figuur, mens, nummer, persoon, brouwsel, maaksel, opbrengst, resultaat, schepping, schepsel, uitkomst, voortbrengsel, vrucht, creatie, artikel, fabricaat</p> <p>hoogwaardig</p>	
Products & Services (PS)	<p><i>“Het bedrijf staat achter zijn producten en services”</i></p> <p><i>“Ontwikkelt innovatieve producten en services”</i></p> <p><i>“biedt producten en services met een hoge kwaliteit”</i></p> <p><i>“biedt waardige producten en services voor de prijs die betaald moet worden”</i></p>		

¹¹ Indien er geen gebruik wordt gemaakt van de vastgestelde woorden, volg dan het stappenplan (vanaf **STAP3**) zoals deze beschreven staat in het schematische stappenplan

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

	eersteklas, superieur		
Social and environmental responsibility (SER)	<i>“Het bedrijf ondersteunt goede doelen”</i>	maatschappelijk sociaal	onmaatschappelijk asociaal
	<i>“Het bedrijf is een milieuverantwoord bedrijf”</i>	verantwoordelijkheid Aansprakelijkheid, pakket , plicht, responsabiliteit, taak, toerekeningsvatbaarheid, verantwoording, zorg, schuld	
	<i>“Hanteert een hoge standaard in de manier waarop ze met mensen omgaan”</i>	milieu midden, contrein , onderwereld, ambiance, entourage, kring , omgeving, wereld, biotoop , leefklimaat, leefmilieu, leefomgeving, leefwereld	
		verantwoord rationeel, weloverwogen, gezond, aanvaardbaar, doordacht, veilig, gefundeerd, verstandig, weldoordacht	onverantwoord ongerechtvaardigd, dol
		omgaan met hanteren, behandelen, bejegenen	
	moraliteit zedelijkheid, zedenles, moraal		

STAP 3-B

Kijk welke constructwoorden het meest aansluiten bij de invloed die het bericht heeft op anderen. **Label^{7 12}** ieder woord of alle woorden apart met het bijbehorende **constructlabel**.

Constructlabel	Voorbeeldzinnen	Synoniemen
Vertrouwen		
competentie	“Ik vind dat het bedrijf daar goed mee is omgegaan.”	bedrevenheid, bekwaamheid, bevoegdheid, capaciteiten, deskundigheid, jurisdictie, kennis, kunde, kundigheid, meesterschap, rechtsbevoegdheid, rechtsmacht, ressort , slagvaardigheid, vakbekwaamheid, vakkundigheid, vakmanschap, weten
stabiliteit	“Dit bedrijf investeert in goede zaken.”	bestendigheid, duurzaamheid, evenwicht, evenwichtigheid, gelijkmatigheid, standvastigheid, stevigheid, vastheid
integriteit	“Het is goed dat ze het probleem zo hebben aangepakt.”	onkreukbaarheid, onomkoopbaarheid, oprechtheid, rechtschapenheid
benevolentie	“Dit bedrijf heeft het beste met me voor.”	welwillendheid
transparant		controleerbaar, doorschijnbeeld, doorschijnend, doorzichtig, helder, klaar, toetsbaar
waardencongruentie reputatie	“Normen en waarden”	- Bekendheid, beroemdheid, eer, faam, gezag, goede naam, naam, prestige, renomme, roep vermaardheid
Service en productbeoordeling, klantbeleving- en -tevredenheid		
betrouwbaarheid	“Ik vind dit bedrijf betrouwbaar.”	eerlijkheid
onbetrouwbaarheid	“Ik vind dit bedrijf onbetrouwbaar.”	valsheid
responsiviteit	“Ik vind dat het bedrijf snel reageert.”	-
zekerheid	“Dat bedrijf heeft een betrouwbare naam/ goede klantenreviews.”	beslistheid, borg, garantie, gerustheid, gewisheid, onderpand, securiteit, stelligheid, vastheid, vastigheid, veiligheid, vertrouwen, verzekering, waarborg, zelfbewustheid, zelfvertrouwen, zelfverzekerdheid
empathie	“Het bedrijf heeft klantenkennis en weet wat ik wil.”	inlevingsvermogen, medeleven
tastbare zaken	“Die app werkt uitstekend!” “Ze hebben een duidelijke website.”	-

¹² Indien er geen gebruik wordt gemaakt van de vastgestelde woorden, volg dan het stappenplan (vanaf **STAP3**) zoals deze beschreven staat in het schematische stappenplan

STAP 4

Het kan voorkomen dat er synoniemen of antoniemen gebruikt zijn in een bericht, terwijl dit bericht niet ging over de categorie (**STAP 3-A**) waarin deze staat ingedeeld. Hiervoor kun je aangeven of het woord wel of niet overeenkomstig was met de context, zoals vastgesteld in **STAP 2. Label⁷** (indien van toepassing) per woord of het wel of niet overeenkomstig was met de categorie; Label anders het gehele bericht éénmaal met één van de volgende labels:

Context overeenkomstig	Andere context
------------------------	----------------

STAP 5

De synoniemen en antoniemen zijn positief of negatief geschaald, echter kan het voorkomen dat het woordgebruik in een bepaalde context toch een ander sentiment draagt. Bepaal en **Label⁷** of het bericht(deel) positief, neutraal of negatief was. Indien er sprake is van een bericht met slechts twee of drie zinnen, label het bericht dan met één sentimentlabel. Als het bericht niet eenduidig positief of negatief bestempeld kan worden, label dan met "**neutraal**":

positief	neutraal	negatief
----------	----------	----------

STAP 6

Kijk in het bericht of er gebruik is gemaakt van emoticons. Geef het/de nummer(s) aan van de aanwezige emoticon(s).

NR	Voorbeelden Weergave emotie	Tekstuele afkorting	Betekenis	NR	Voorbeelden Weergave emotie	Tekstuele afkorting	Betekenis
1		:-) of :)	Glimlach	7		:- of :	Teleurgesteld
2		;-) of ;)	Knipoog	8		:'(Huilen
3		:-(of :(Frons, grimas	9		:-S of :S	Verward
4		:-D of :D	Brede glimlach	10		:-@ of :@	Boos
5		:-P of :P	Tong uit de mond steken	11			Overig, maak nieuw label aan
6		:-O of :O	Verrast				

STAP 7

Kijk in het bericht of er een vermelding gedaan wordt van de bankinstelling waarover ze berichten. Ook het gebruik van een #hashtag volstaat.

Wordt er in het bericht een directe verwijzing gedaan, label dan het gehele bericht en geef aan om welke bank het gaat:

ING	Rabobank	ABN Amro	Andere bank? Maak nieuw label aan	Geen vermelding van een bankinstelling
-----	----------	----------	-----------------------------------	--

STAP 8

Kijk in het bericht of diegene die het bericht post, een verwijzing geeft omtrent het klant zijn bij de in **STAP 7** genoemde bank:

Is WEL klant bij de bank uit STAP 7	Is GEEN klant bij de bank uit STAP 7	Onbekend / Niet van toepassing	Was WEL een klant, nu niet meer	Is GEEN klant, wil klant worden
--	---	--------------------------------	--	--

STAP 9

Deze stap verschilt van **STAP 7**. Om de berichten te filteren is er een zoekopdracht aangemaakt. Label de "zoekopdracht" met de bank die als filter- of zoekopdracht vermeld staat:

ING	Rabobank	ABN Amro	Andere bank? Maak nieuw label aan	Geen vermelding van een bankinstelling
-----	----------	----------	-----------------------------------	--

STAP 10

Ga naar het volgende bericht, sla hiervoor x berichten over. Hoeveel x is, zal de onderzoeker van tevoren aangeven. Als er geen berichten meer zijn, is het coderen afgerond.

II. Atlas.ti layout

The screenshot displays the Atlas.ti software interface with several key components and annotations:

- Primary Documents Panel:** A list of documents (P100 to P106) is shown. A red box highlights this list with the text: "Hier kan het bericht geselecteerd en geopend worden".
- Codes Panel:** A list of codes is shown, including 'auteur', 'bereik', 'bericht tekst', 'datum', 'discussielengte', 'https://twitter.com/Nielsjesld..', 'invloed', 'sentiment', and several 'STAP 1' codes. A red box highlights this list with the text: "Het programma zelf heeft ook een aantal labels aangemaakt a.d.h.v. de importgegevens. Deze labels (auteur t/m sentiment) zullen NIET gebruikt worden tijdens het labelproces".
- Document Content Panel:** The main text area shows a document snippet starting with "zoekopdracht Rabobank" and "datum 2012-10-18 21:38". A red box highlights the text "zoekopdracht Rabobank" with the text: "Te labelengebied bij STAP 9". Another red box highlights the text "url" with the text: "Te labelengebied bij STAP 1".
- Right Panel:** A list of labels is shown, including 'zoekopdracht', 'datum', 'url', 'type', 'bereik', 'auteur', 'volgers', 'invloed', and 'bericht tekst'. A red box highlights this list with the text: "De labels waarmee bericht(delen) geselecteerd en gelabeld zijn, worden hier ter hoogte van de labeling weergegeven".
- Bottom Panel:** A list of codes is shown, including 'STAP 1 - MySpace', 'STAP 1 - NOS', 'STAP 1 - Nu.nl', 'STAP 1 - Pinterest', 'STAP 1 - RTL Nieuws', 'STAP 1 - SBS', 'STAP 1 - Schoolbank', 'STAP 1 - Twitter', 'STAP 1 - Vimeo', 'STAP 1 - YouTube', 'STAP 2 -- overig', 'STAP 2 - Emotional Appeal (EA)', 'STAP 2 - Products & Services (PS)', 'STAP 2 - Social and environmental responsibility (SER)', 'STAP 3 -- overig', 'STAP 3 - AA - achterdocht', 'STAP 3 - BB - antipathie', 'STAP 3 - CC - garant', 'STAP 3 - DD - hoogwaardig', 'STAP 3 - EE - innovatief', 'STAP 3 - FF - kwaliteit', and 'STAP 3 - GG - maatschappelijk'. A red box highlights this list with the text: "De betreffende labels uit de bijbehorende instructie staan hier per STAP weergegeven".
- Text Area:** A red box highlights the text "Bericht(delen) kunnen hier geselecteerd en gelabeld worden a.d.h.v. instructie bij de betreffende STAPPEN 3 t/m 8 uit het stappenplan".

III. Samenvatting instructieformulier codeboek + schematisch stappenplan

Instructieformulier codeboek

Indien je de instructie en het (schematische) stappenplan hebt doornomen, kun je beginnen met het labelen van de berichten. Gebruik de uitgebreide instructie om te begrijpen **wat** en **hoe** er gelabeld dient te worden. Het schematische stappenplan geeft een samenvatting van wat er in deze uitgebreide instructie over codeboek staat uitgelegd.

Het codeboek is opgebouwd uit verschillende onderdelen. Elk onderdeel zal bij het labelen van ieder nieuw bericht doorgenomen worden.

Hoe is het codeboek opgebouwd?

STAP 1: Label de bron

STAP 2: Lees bericht en Label *contextcategorie*

STAP 3: Label(en) woord(en)

3A: Label één of meerdere synoniemen en antoniemen

3B: Label één of meerdere synoniemen met een **constructlabel**

STAP 4: Label contextovereenstemming

STAP 5: Label bericht op positief, neutraal of negatief (sentiment)

STAP 6: Label bericht op emoticons

STAP 7: Label (indien van toepassing) de bankverwijzing die de berichtgever meldt

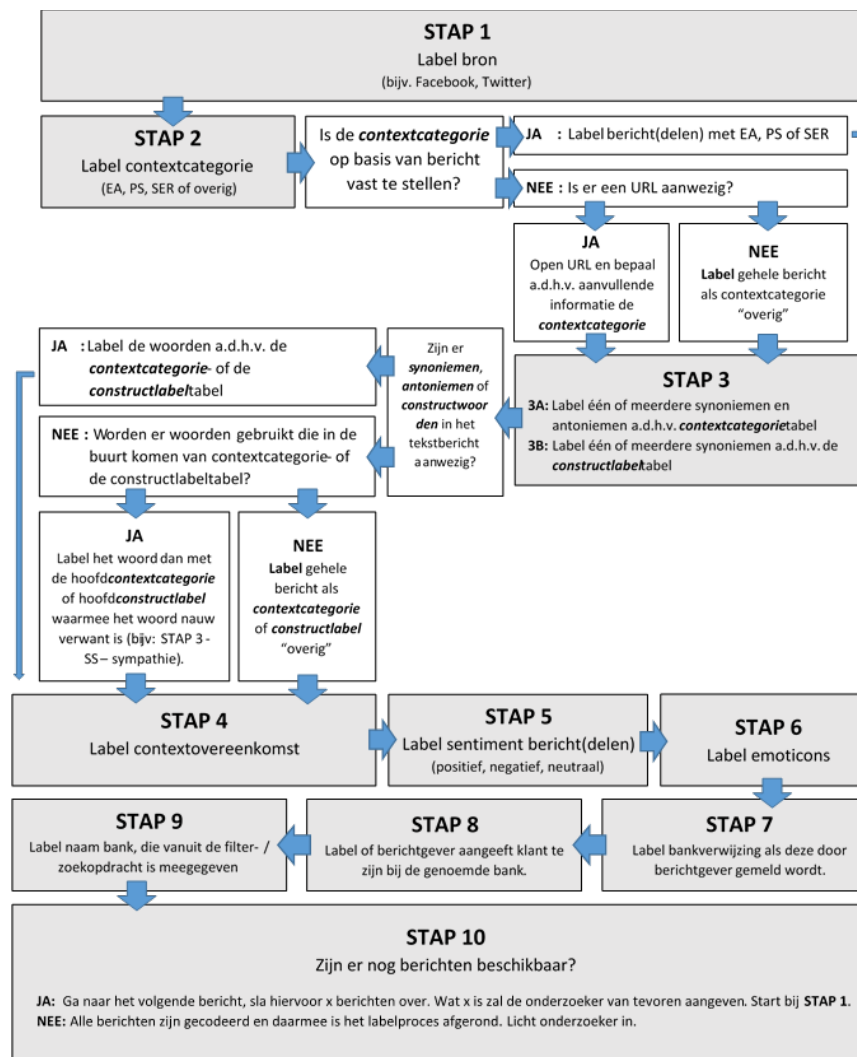
STAP 8: Label of berichtgever aangeeft klant te zijn bij genoemde bank

STAP 9: Label naam bank, die vanuit de filter-/zoekopdracht is meegegeven

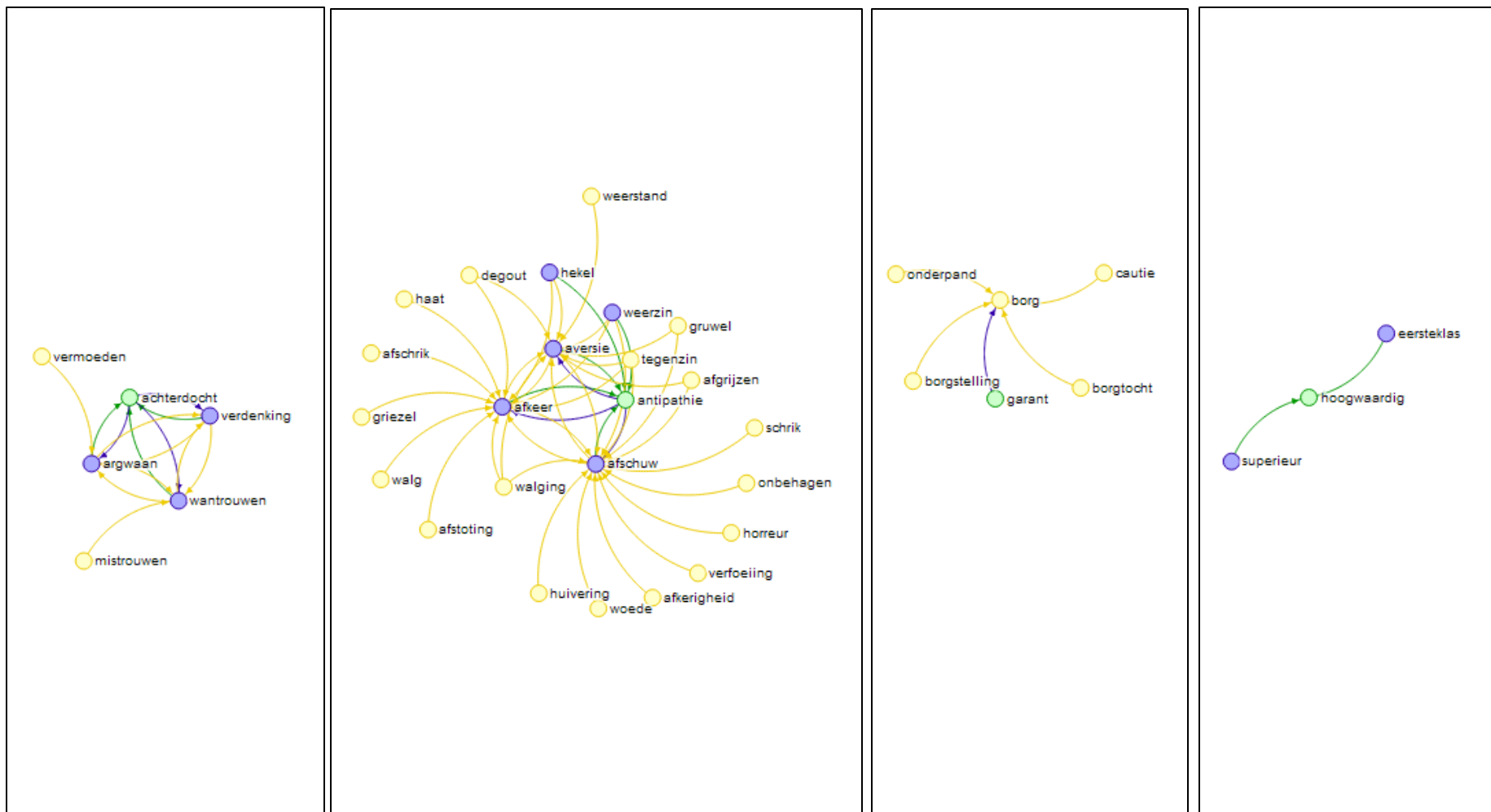
STAP 10: Ga naar het volgende bericht, sla hiervoor x berichten over.

Hoeveel x is, zal de onderzoeker van tevoren aangeven

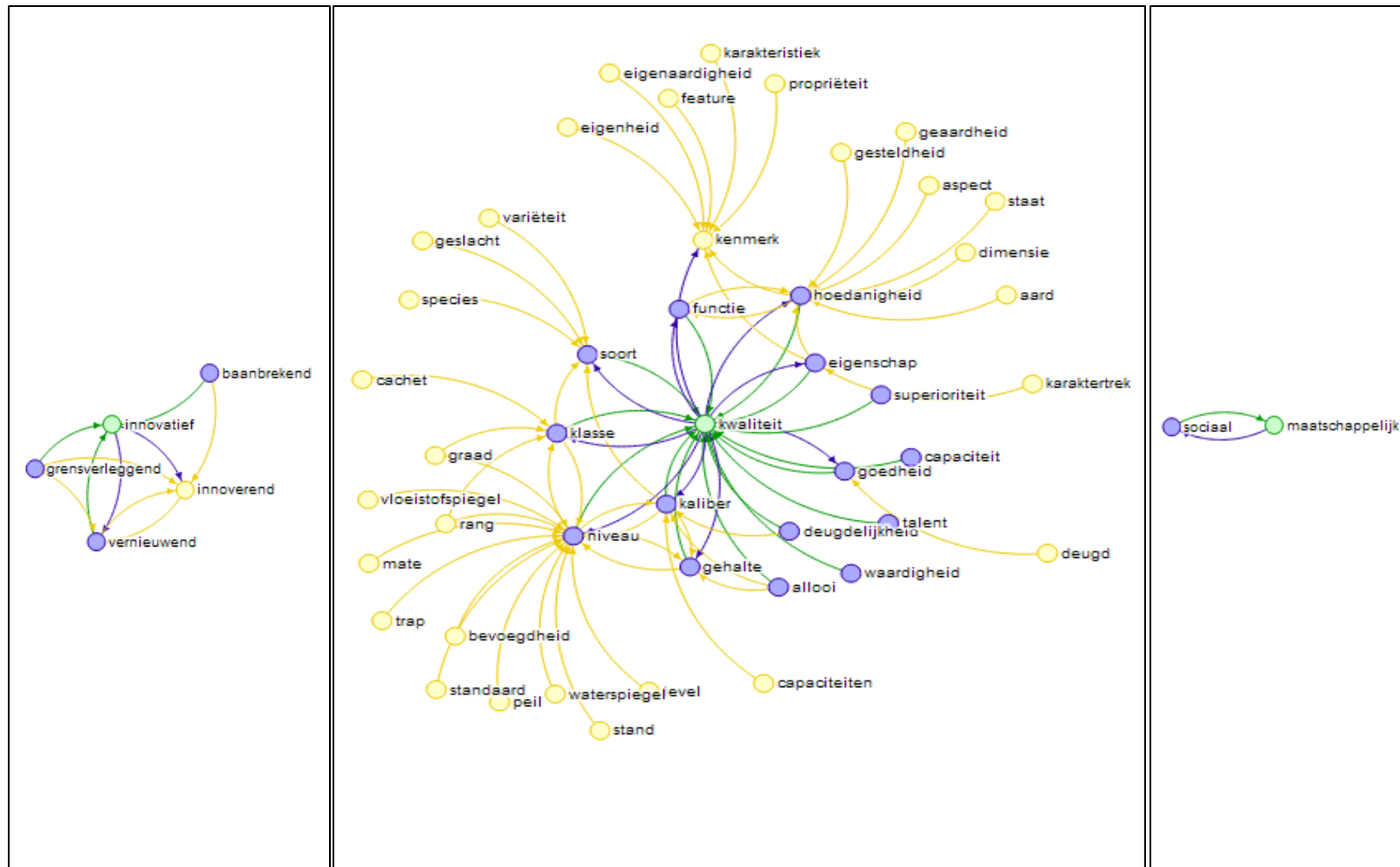
Als alle berichten gecodeerd zijn is het labelproces afgerond.



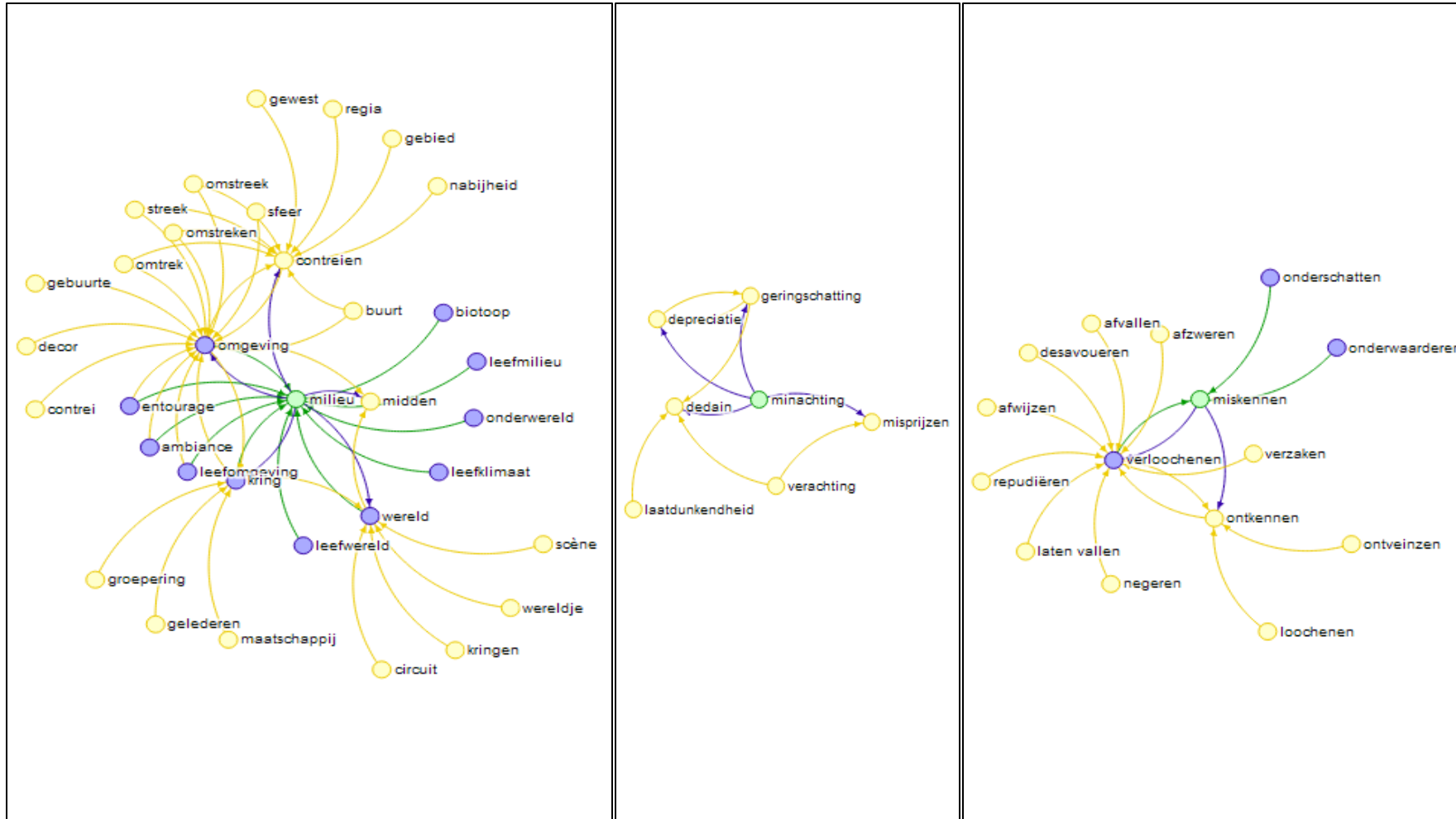
IV. Wordclouds gegenereerd door algoritme Synoniemen.net



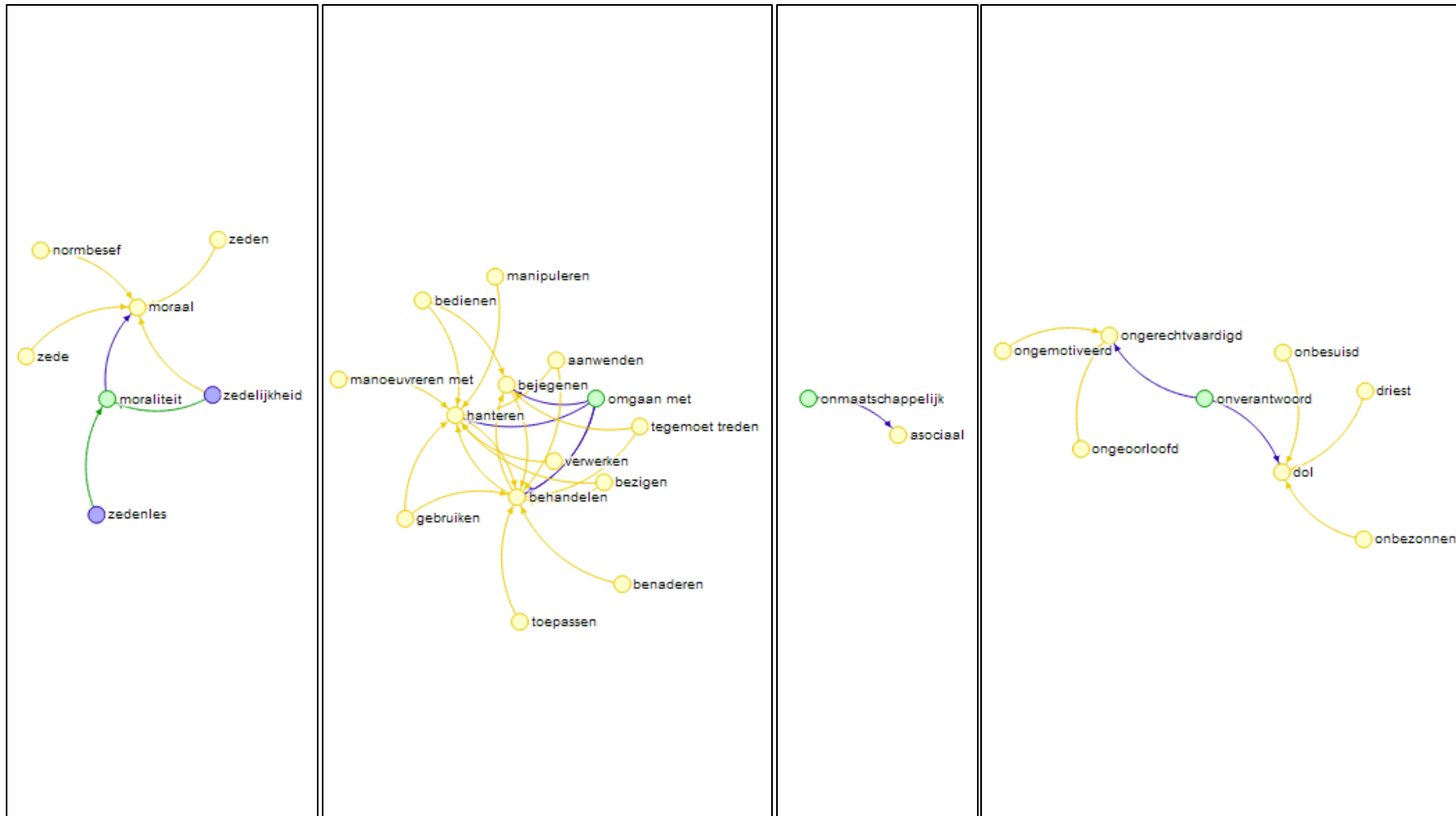
Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



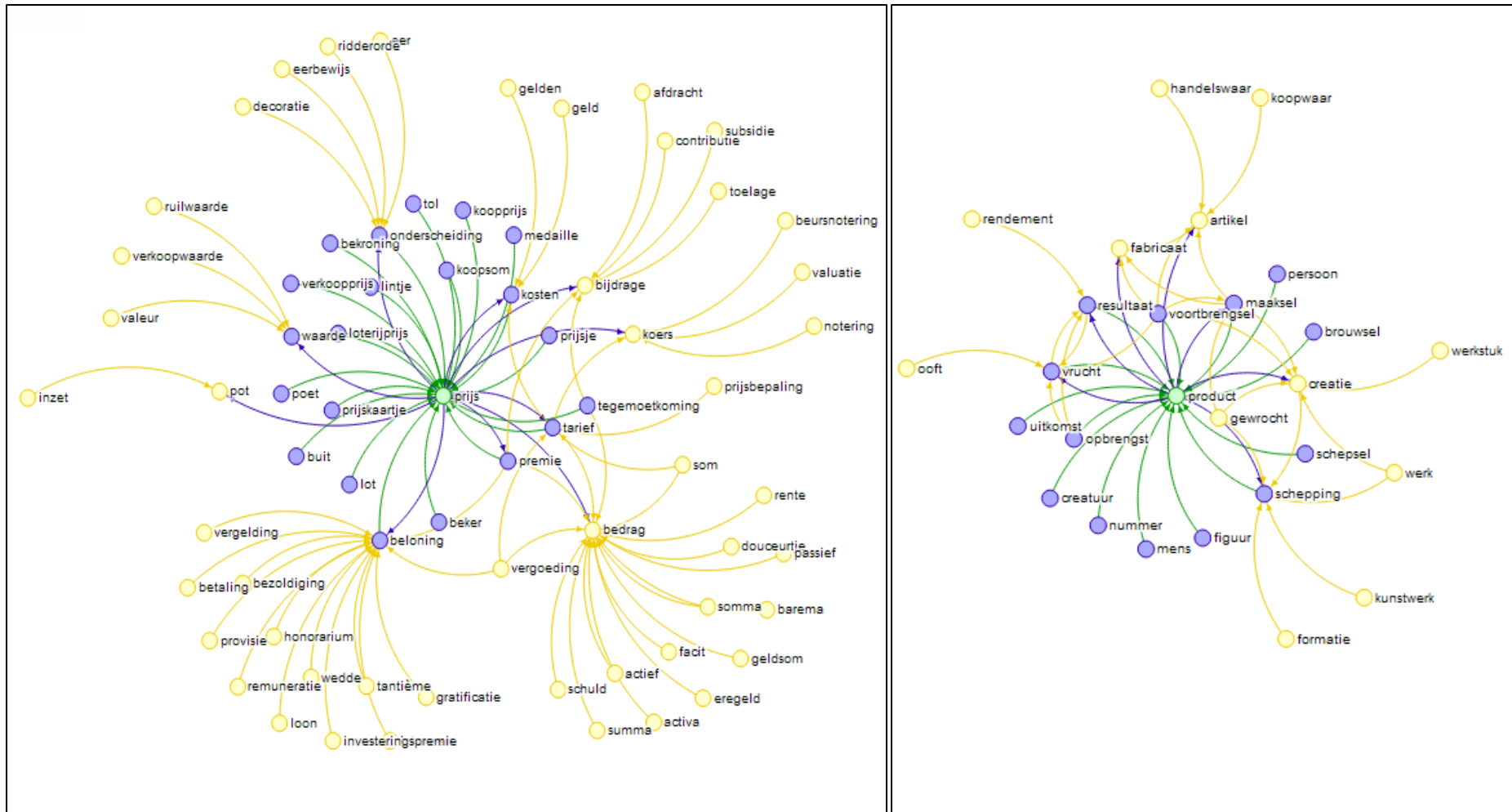
Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



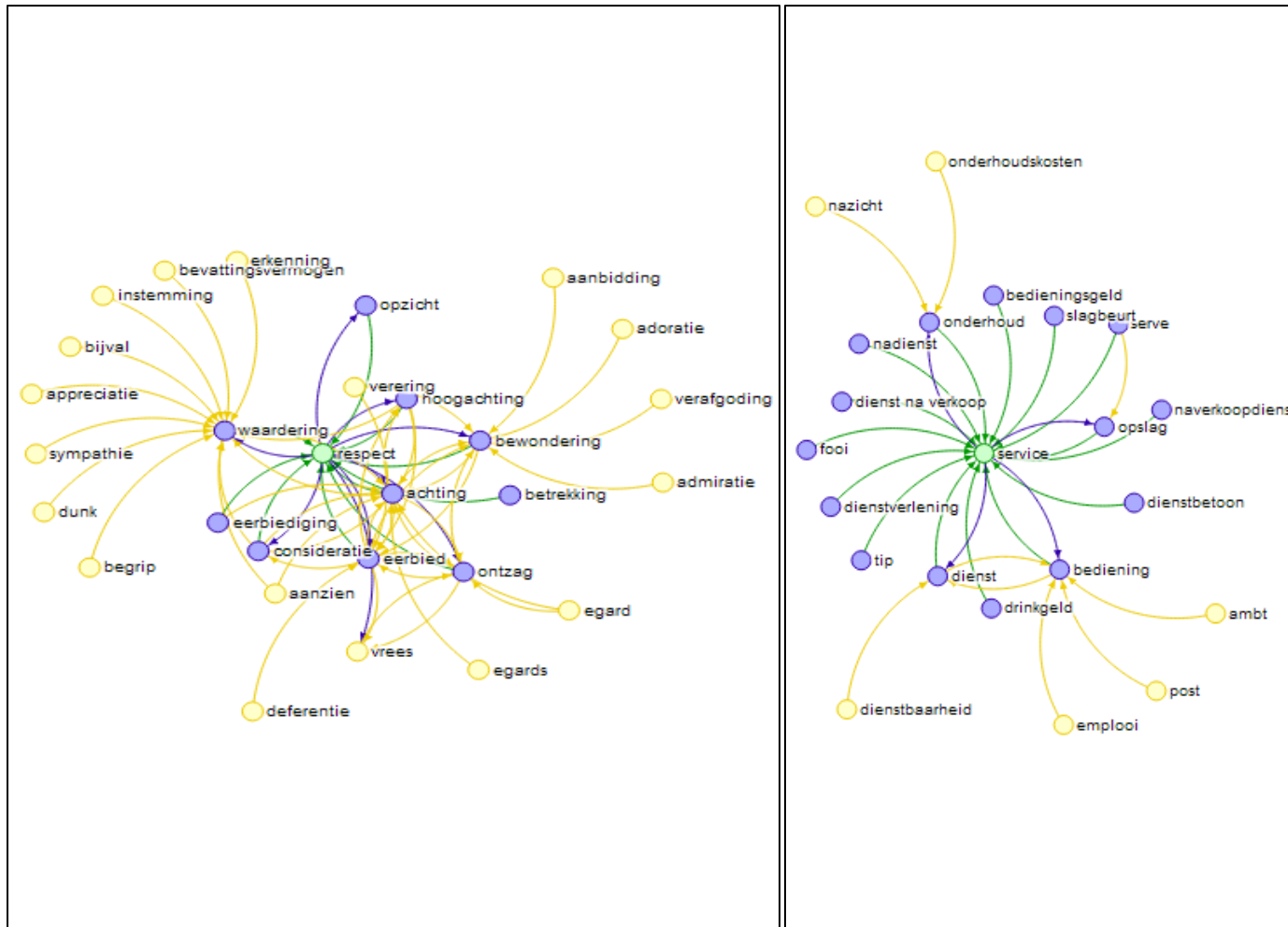
Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index



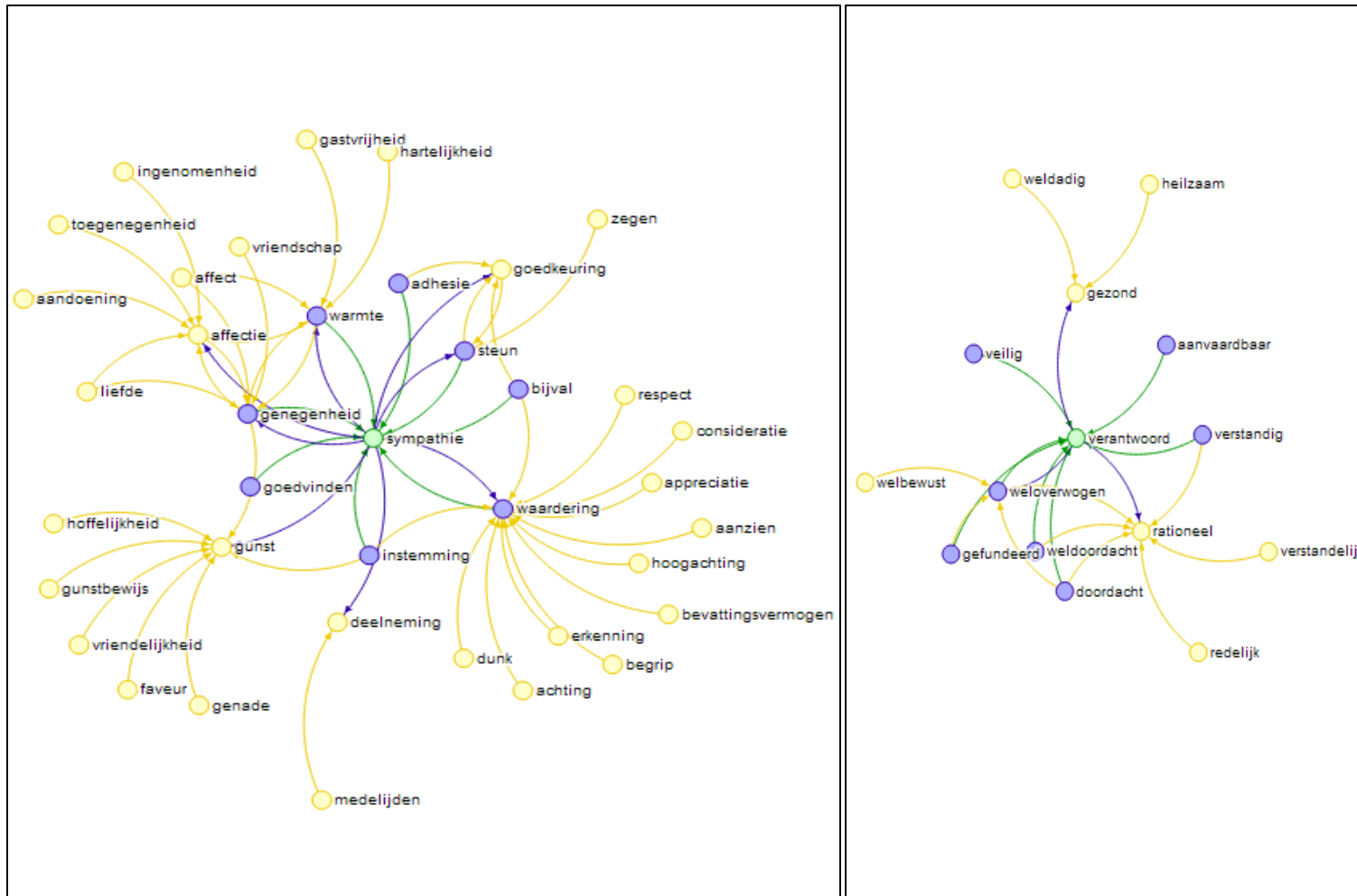
Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



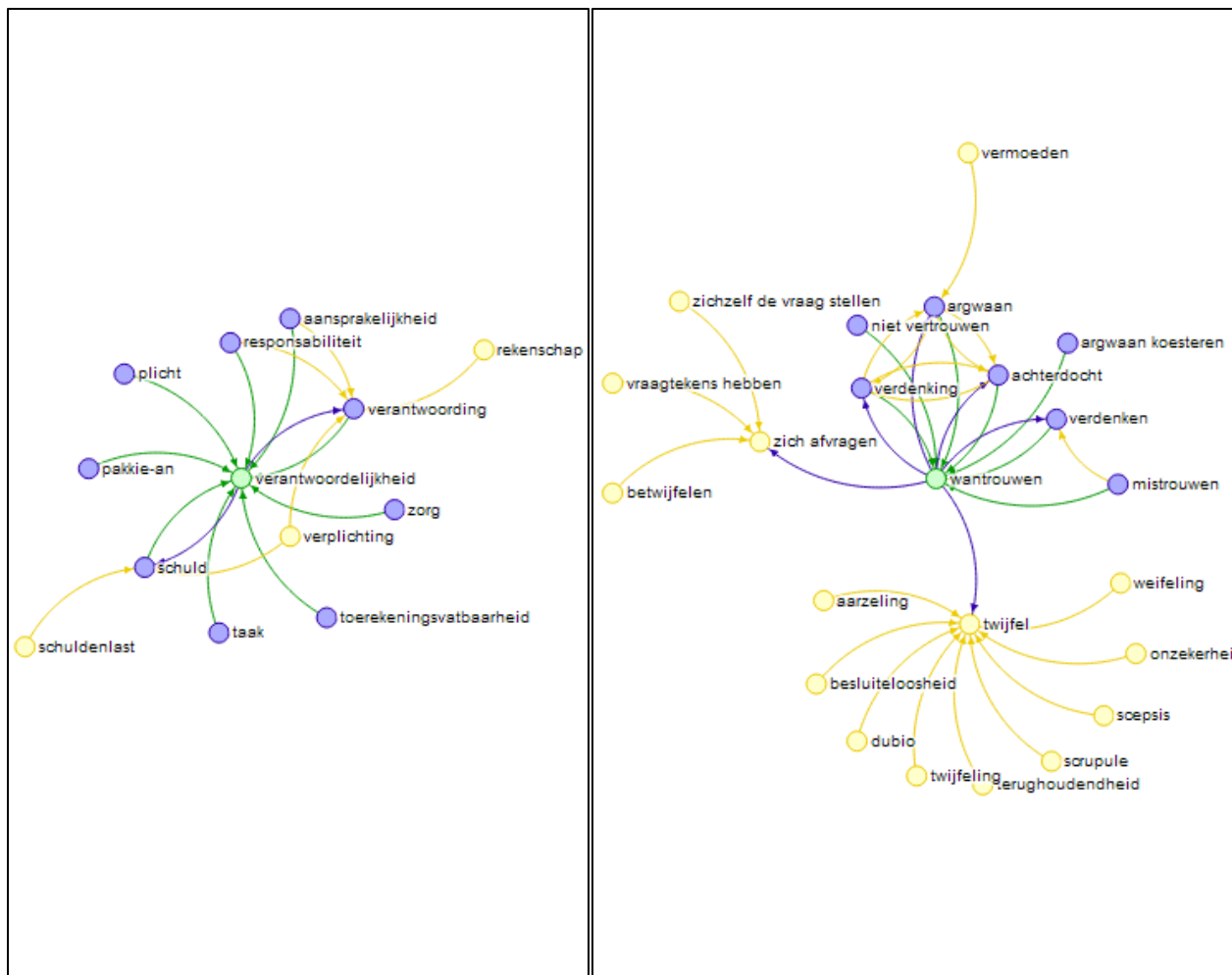
Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index



Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

V. **Woordwaarde analyse**

Sentimentbepaling

Tabel 11 - Uitgebreid overzicht sentimentele NGD-waarden (geregistreerd op 21 mei 2014)

	slechtst	slechter	slecht	slechtste	slechtere	slechte	goed	beter	best	goede	betere	beste	worst	worse	bad	good	better	best
slechtst	-	0.328	0.404	0.296	0.697	0.396	0.481	0.440	0.730	0.469	0.413	0.538	0.753	∞	0.785	1.310	1.244	0.729
slechter		-	0.324	0.264	0.256	0.356	0.481	0.371	0.902	0.481	0.422	0.542	0.719	0.781	0.742	0.831	0.846	0.865
slecht			-	0.320	0.353	0.376	NRd	0.471	0.864	0.512	0.474	0.667	0.793	0.821	0.833	0.996	1.079	0.864
slechtste				-	0.325	0.300	NRd	0.504	0.817	0.532	0.339	0.492	0.705	0.823	0.730	0.840	0.860	0.817
slechtere					-	0.325	NRd	0.393	0.740	0.414	0.335	0.514	1.207	0.799	0.779	0.849	1.309	0.740
slechte						-	NRd	0.435	0.991	0.439	0.388	0.618	0.702	0.793	0.763	0.999	1.038	0.991
goed							-	0.139	0.122	0.520	0.579	0.506	0.929	0.881	0.932	0.916	1.154	0.122
beter								-	0.364	0.522	0.409	0.364	0.900	0.822	0.850	0.913	0.813	0.364
best									-	0.550	0.984	0.645	0.041	0.195	0.031	0.165	0.088	-
goede										-	0.382	0.550	0.850	0.854	0.881	0.910	1.087	0.832
betere											-	0.607	0.728	0.845	0.888	1.010	0.914	0.984
beste												-	0.997	0.833	0.782	1.022	0.890	0.645
worst													-	0.049	0.047	0.074	0.022	0.041
worse														-	0.044	0.146	0.065	0.195
bad															-	0.083	0.117	0.031
good																-	0.125	0.165
better																	-	0.088
best																		-

NRd = no relevant data

- = no result

∞ = infinity

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Tabel 12 - Uitgebreid overzicht sentimentele NGD-waarden (geregistreerd op 16 juni 2014)

	slechtst	slechter	slecht	slechtste	slechtere	slechte	goed	beter	best	goede	betere	beste	worst	worse	bad	good	better	best	
slechtst		0,326	0,405	0,314	0,689	0,395	0,481	0,445	0,744	0,473	0,413	0,536	0,745	1,153	0,784	1,296	1,232	0,744	
slechter			0,319	0,265	0,259	0,353	0,537	0,367	0,853	0,538	0,413	0,542	0,727	0,787	0,739	0,834	0,845	0,853	
slecht				0,376	0,353	0,346	0,522	0,443	0,862	0,477	0,421	0,635	0,786	0,825	0,778	0,989	1,088	0,862	
slechtste					0,331	0,354	0,555	0,480	0,822	0,493	0,352	0,497	0,708	0,831	0,749	0,840	0,865	0,822	
slechtere						0,326	0,501	0,452	0,744	0,458	0,337	0,512	1,175	0,800	0,775	0,845	1,287	0,744	
slechte							0,501	0,467	0,904	0,446	0,391	0,654	0,700	0,792	0,754	1,006	1,036	0,904	
goed								0,488	0,802	0,520	0,408	0,439	0,923	0,891	0,959	0,929	1,157	0,802	
beter									0,750	0,480	0,463	0,403	0,886	0,838	0,865	0,907	0,815	0,750	
best										0,887	0,978	0,723	0,380	0,512	0,233	0,102	0,179	0,002	
goede											0,461	0,394	0,843	0,852	0,981	0,914	1,076	0,887	
betere												0,644	0,720	0,843	1,074	0,995	0,905	0,978	
beste													0,968	1,189	0,798	0,978	1,108	0,723	
worst														0,079	0,206	0,330	0,308	0,380	
worse															0,253	0,393	0,299	0,512	
bad																0,173	0,072	0,233	
good																	0,111	0,102	
better																		0,179	
best																			-

- = no result

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

Tabel 13 – NGD-waardes voor contextcategorie Emotional Appeal*

Context	maatschappelijk verantwoordelijkheidsverantwoordelijkheid	emotional appeal	... (and other categories)
... (many rows)

Tabel 14 – NGD-waardes voor contextcategorie Maatschappelijk verantwoordelijkheid*

Context	maatschappelijk verantwoordelijkheid	emotional appeal	... (and other categories)
... (many rows)

*(let op! tabellen enkel via digitaal PDF te lezen, middels zoomfunctie)

Praktisch bruikbare ‘‘Social Media Reputation’’ index

Tabel 15 – NGD-waardes voor contextcategorie Products & Services*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50					
beveiliging																																																							
beveiliging	0,461	0,258	0,253	0,401	0,392	0,276	0,257	0,355	0,268	0,276																																													
beveiliging	0,254	0,277	0,359	0,359	0,278	0,406	0,262	0,302	0,415	0,459	1,003	0,277	0,227	0,348	0,351	0,258																																							
beveiliging	0,316	0,266	0,234	0,289	0,405	0,277	0,460	0,323	0,246	0,292	0,270	0,230	0,440	0,226	0,214	0,207	0,267	0,265	0,282	0,219	0,252																																		
beveiliging	0,384	0,485	0,293	0,409	0,389	0,359	0,461	0,311	0,287	0,256	0,432	0,432	0,249	0,384	0,298	0,276	0,296	0,272	0,255	0,256	0,255																																		
beveiliging	0,450																																																						
beveiliging																																																							

Tabel 16 – NGD-waardes voor constructcategorie Vertrouwen*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50					
beveiliging																																																							
beveiliging	0,264	0,277	0,359	0,359	0,278	0,406	0,262	0,302	0,415	0,459	1,003	0,277	0,227	0,348	0,351	0,258																																							
beveiliging	0,316	0,266	0,234	0,289	0,405	0,277	0,460	0,323	0,246	0,292	0,270	0,230	0,440	0,226	0,214	0,207	0,267	0,265	0,282	0,219	0,252																																		
beveiliging	0,384	0,485	0,293	0,409	0,389	0,359	0,461	0,311	0,287	0,256	0,432	0,432	0,249	0,384	0,298	0,276	0,296	0,272	0,255	0,256	0,255																																		
beveiliging	0,450																																																						
beveiliging																																																							

*(let op! ta bellen enkel via digitaal PDF te lezen, middels zoomfunctie)

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Tabel 17 – NGD-waardes voor constructcategorie Service- en productbeoordeling, klantbeleving en –tevredenheid*

	eerlijkheid	valsheid	beslistheid	borg	garantie	gerustheid	gewisheid	onderpand	securiteit	stelligheid	vastheid/vastigheid	veiligheid	vertrouwen	verzekering	waarborg	zelfbewustheid	zelfvertrouwen	fverzekerdheid	inlevingsvermogen	medeleven
eerlijkheid	-		0,662	0,595	0,626	0,712	INF	INF	INF	0,732	INF	0,422	0,312	0,425	1,048	0,652	0,300	0,666	0,315	0,352
valsheid		-	INF	1,023	1,085	INF	INF	INF	INF	INF	INF	0,447	0,395	0,419	0,948	INF	INF	INF	INF	INF
beslistheid			-	0,818	0,722	0,428	0,179	0,524	0,260	0,247	0,287	0,785	0,785	0,467	0,729	0,545	0,375	0,446	0,295	INF
borg				-	0,647	0,838	0,697	0,497	0,588	0,636	0,624	0,578	0,578	0,487	0,472	0,448	INF	0,574	INF	1,058
garantie					-	0,961	0,723	0,580	0,704	0,682	0,708	0,617	0,560	0,498	0,581	INF	0,635	1,035	0,687	1,265
gerustheid						-	INF	0,589	0,446	INF	0,468	0,521	0,521	0,482	0,526	0,770	0,445	0,701	0,517	INF
gewisheid							-	0,455	0,240	0,251	0,257	0,595	0,595	INF	0,653	0,571	0,328	0,480	0,294	INF
onderpand								-	0,320	0,399	0,393	0,502	0,502	0,395	0,370	0,459	INF	0,809	0,608	INF
securiteit									-	0,432	0,309	0,590	0,590	INF	0,582	0,533	0,403	0,706	0,475	INF
stelligheid										-	0,287	0,513	0,513	0,424	0,512	0,562	0,430	0,413	0,292	0,630
vastheid											-	0,512	0,508	0,444	0,803	0,510	0,427	0,451	0,318	INF
vastigheid												-	0,436	0,830	0,558	0,506	0,422	0,336	0,336	INF
veiligheid												-	0,353	0,398	0,435	INF	0,445	0,522	0,449	0,415
vertrouwen													-	0,409	0,380	0,485	0,284	0,416	0,371	0,335
verzekering														-	0,341	INF	0,410	0,835	0,479	0,452
waarborg															-	INF	INF	INF	0,903	1,078
zelfbewustheid																-	0,411	0,256	0,600	INF
zelfvertrouwen																	-	0,315	0,311	0,365
zelfverzekerdheid																		-	0,369	INF
inlevingsvermogen																			-	0,378
medeleven																				-

* (Let op! tabellen enkel via digitaal PDF te lezen, middels zoomfunctie)

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Woordwaarden

Tabel 18 - Overzicht NGD-waarden van de contextcategorie “Product and Service”

Categorie	Categoriewoord	M (NGD _{CSI})	% M (NGD _{CSE})	M (NGD _{SSI})	M (NGD _{SSE})	SD (NGD _{CSI})	% SD (NGD _{CSE})	SD (NGD _{SSI})	SD (NGD _{SSE})
PS	garantstelling (garant)	0,529	1,361	0,277	0,290	0,046	0,732	0,094	0,277
	innovatief	0,313	0,806	0,237	0,210	0,036	0,115	0,015	0,237
	kwaliteit	0,491	1,263	0,483	0,350	0,091	0,714	0,144	0,507
	prijs	0,544	1,399	0,278	0,272	0,132	1,035	0,163	0,278
	service (services)	0,797	2,050	0,402	0,259	0,214	1,673	0,186	0,402
	producten	0,606	1,558	0,429	0,287	0,166	0,512	0,138	0,429
	hoogwaardig	0,407	1,047	0,492	0,239	0,066	0,000	0,000	0,369

Tabel 19 - Overzicht NGD-waarden van de contextcategorie “Social and Environmental Responsibility”

Categorie	Categoriewoord	M (NGD _{CSI})	% M (NGD _{CSE})	M (NGD _{SSI})	M (NGD _{SSE})	SD (NGD _{CSI})	% SD (NGD _{CSE})	SD (NGD _{SSI})	SD (NGD _{SSE})
SER	maatschappelijk	0,269	0,000	0,000	0,424	0,000	0,000	0,000	0,118
	onmaatschappelijk	0,342	0,000	0,000	0,346	0,000	1,000	0,000	0,218
	verantwoordelijkheid	0,375	0,329	0,375	0,366	0,128	0,529	0,375	0,178
	milieu	0,555	0,174	0,498	0,429	0,068	0,392	0,498	0,192
	verantwoord	0,358	0,129	0,369	0,352	0,050	1,514	0,369	0,180
	onverantwoord	0,785	0,498	0,000	0,410	0,194	0,312	0,000	0,197
	omgaan met	0,166	0,103	0,408	0,352	0,040	0,304	0,408	0,140
	moraliteit	0,275	0,100	0,330	0,248	0,039	0,000	0,330	0,195

Praktisch bruikbare “Social Media Reputation” index

Tabel 20 - Overzicht NGD-waarden van de de contextcategorie “Emotional Appeal”

Categorie	Categoriewoord	M (NGD _{Csi})	% M (NGD _{Cse})	M (NGD _{Ssi})	M (NGD _{Sse})	SD (NGD _{Csi})	% SD (NGD _{Cse})	SD (NGD _{Ssi})	SD (NGD _{Sse})
EA	sympathie	0,467	1,201	0,367	0,322	0,109	0,851	0,128	0,206
	antipathie	0,377	0,971	0,228	0,242	0,035	0,270	0,033	0,208
	vertrouwen	0,412	1,059	0,316	0,217	0,099	0,775	0,278	0,162
	achterdocht wantrouwen	0,292	0,750	0,951	0,248	0,056	0,440	0,096	0,212
	waardering	0,553	1,424	0,133	0,154	0,154	1,206	0,103	0,136
	miskennen	0,354	0,911	0,080	0,171	0,051	0,399	0,009	0,213
	respect	0,661	1,702	0,239	0,248	0,054	0,426	0,092	0,207
	minachting	0,377	0,971	0,135	0,161	0,126	0,981	0,033	0,228

Tabel 21 – Overzicht NGD-waarden van de constructen “vertrouwen” en “Service- en productbeoordeling, klantbeleving- en –tevredenheid”.

Categorie	Categoriewoord	M (NGD _{Csi})	% M (NGD _{Cse})	M (NGD _{Ssi})	M (NGD _{Sse})	SD (NGD _{Csi})	% SD (NGD _{Cse})	SD (NGD _{Ssi})	SD (NGD _{Sse})
Vertrouwen	competentie	0,399	1,025	0,418	0,326	0,141	1,100	0,161	0,189
	stabiliteit	0,341	0,878	0,369	0,263	0,066	0,513	0,096	0,188
	integriteit	0,358	0,921	0,172	0,126	0,025	0,197	0,107	0,175
	benevolentie	0,425	1,093	2,829	0,314	0,000	0,000	0,000	0,217
	transparant	0,403	1,037	0,350	0,227	0,080	0,627	0,134	0,190
	waardencongruentie ¹	-	-	-	-	-	-	-	-
	reputatie	0,406	1,044	0,425	0,276	0,174	1,362	0,144	0,176
Service- en product- beoordeling, klantbeleving- en - tevredenheid	betrouwbaarheid	0,321	0,827	0,360	0,400	0,000	0,000	-	0,201
	onbetrouwbaarheid	0,608	1,563	0,360	0,244	0,000	0,000	0,000	0,296
	responsiviteit ¹	-	-	-	-	-	-	-	-
	zekerheid	0,409	1,054	0,419	0,419	0,073	0,570	0,138	0,156
	empathie	0,396	1,019	0,032	0,310	0,041	0,318	0,000	0,293
	tastbare zaken ¹	-	-	-	-	-	-	-	-

¹ = voor deze woorden waren geen synoniemen beschikbaar

VI. Coosto - Zoekopdrachten

Tabel 22 - Zoekresultaten gebaseerd op output Coosto

Datumdomein	Zoekwoorden	Aantal berichten
01-01-2009 t/m 09-06-2014	Rabobank	Totaal: 1.193.350 Positief: 151.825 Negatief: 106.711
01-01-2009 t/m 09-06-2014	ING	Totaal: 1.767.113 Positief: 242.057 Negatief: 225.409
01-01-2009 t/m 09-06-2014	ABN Amro	Totaal: 1.767.113 Positief: 242.057 Negatief: 225.409
01-01-2009 t/m 09-06-2014	SNS Bank	Totaal: 147.944 Positief: 17.375 Negatief: 23.006
01-01-2009 t/m 09-06-2014	ASN Bank	Totaal: 32.410 Positief: 6.426 Negatief: 1.687
01-01-2009 t/m 09-06-2014	ASR Bank	Totaal: 5.109 Positief: 709 Negatief: 556

VII. **RepTrak kwalitatief onderzoek**

Tabel 23 – Afgeleiden uit reputatiestements: studie 1 van Ponzi, et al. (2011).

<i>Verbatim statements by bulletin board participants</i>	<i>RepTrak™ Pulse statement</i>
<p>‘... the way the consuming public views a company, its practices, its contributions to communities, its benefits to stockholders, and its image as a business leader’.</p> <p>‘A good reputation implies that over the course of time people have continued using it. It can definitely mean that people RECOMMEND using it to others.</p> <p>A bad reputation is quite simply people having lousy experiences with it and warning others away as a result’.</p> <p>‘It means there is quality and reliability within the company and its employees’.</p> <p>‘If people talk highly of the company, buy & use product / service over and over again, and also refer others, I would say the company has a good reputation’.</p> <p>‘A company with a good reputation is seen as taking care of its employees, being relatively good to the environment, and generally honest and accountable’.</p>	1. Has a good overall reputation
<p>‘A good reputation means people think positively about you and your services’.</p> <p>‘To me, the word “reputation” means distinction, notoriety, honor and ranking’.</p> <p>‘Companies I have a good feeling about because they offer top quality products and services and demonstrate genuine interest in their customers and their local communities’.</p> <p>‘... companies that have always given me a good feeling about utilizing their services’.</p> <p>‘A good reputation means you are doing things right and people think highly of you and your services’.</p>	2. Is a company I have a good feeling about
<p>‘It means to that any products that you produce you will stand by it and what it does 100percent and it’s a product that you yourself trust ...’</p> <p>‘I would be more likely to buy a product from a company with a better reputation because I feel a certain trust initially ...’</p> <p>‘I trust them because over the years, they’ve proven to be outstanding and never had any problems which led me to distrust of them’.</p> <p>‘I trust them because they stand behind their products’.</p> <p>‘... past history past track record, experience, trustworthy ...’</p>	3. Is a company that I trust
<p>‘I definitely admire a company that can offer so much and still maintain quality of products and service at the same time’.</p> <p>‘A company with a good reputation would be looked up to by competitors and people would want to work there. Their executives would be top notch and very involved with the community as well as their company’s direction’.</p> <p>‘I admire and respect companies with good records at producing high quality products and services’.</p> <p>‘I admire the owners of the companies’.</p> <p>‘A company with high or outstanding moral character’.</p> <p>‘I definitely admire a company that can offer so much and still maintain quality of products and service at the same time’</p>	4. Is a company that I admire and respect

Praktisch bruikbare "Social Media Reputation" index

VIII. Vaststellen ijkmomenten

Tabel 24 - Overzicht berichtenaantallen per bank per jaar

	Rabobank	ING Bank	ABN Amro	SNS Bank	ASN Bank	ASR Bank	Gemiddeld
2009-2014							
M	600,29	144,61	218,77	74,40	16,29	2,57	176,16
SD	887,16	169,96	227,15	210,11	26,52	10,13	439,93
Q1	150	52	81	17	3	0	7
Q3	877,5	182,25	279,25	79,25	20	2	181
IKA	727,5	130,25	198,25	62,25	17	2	174
Q1-1.5IKA	-941,25	-143,375	-216,375	-76,375	-22,5	-3	-254
Q3+1.5IKA	1968,75	377,625	576,625	172,625	45,5	5	442
2009							
GEM	115,72	108,09	103,66	38,96	8,68	3,25	63,06
SD	123,90	108,49	102,49	54,40	30,20	13,24	95,95
Q1	62,5	35	36	8	1	0	3
Q3	138	154,5	132,5	44,5	4	3	92
IKA	75,5	119,5	96,5	36,5	3	3	89
Q1-1.5IKA	-50,75	-144,25	-108,75	-46,75	-3,5	-4,5	-130,5
Q3+1.5IKA	251,25	333,75	277,25	99,25	8,5	7,5	225,5
2010							
GEM	177,06	85,16	98,10	34,48	5,91	1,66	67,06
SD	105,75	67,35	67,12	36,57	8,57	5,08	85,76
Q1	94,5	32	50	9	1	0	4
Q3	245	116	126	44	7	2	100
IKA	150,5	84	76	35	6	2	96
Q1-1.5IKA	-131,25	-94	-64	-43,5	-8	-3	-140
Q3+1.5IKA	470,75	242	240	96,5	16	5	244
2011							
GEM	508,83	144,48	198,88	56,70	15,56	2,70	154,53
SD	321,50	116,01	153,78	57,68	15,75	4,85	232,24
Q1	64,25	35,25	38	8,25	1	0	10
Q3	634	199	238	74,5	21	3	202,25
IKA	569,75	163,75	200	66,25	20	3	192,25
Q1-1.5IKA	-790,375	-210,375	-262	-91,125	-29	-4,5	-278,375
Q3+1.5IKA	1488,625	444,625	538	173,875	51	7,5	490,625
2012							
GEM	1044,74	169,05	296,54	86,61	28,93	1,67	271,26
SD	1644,98	146,27	235,13	99,67	32,47	2,34	771,20
Q1	609,5	59,75	145	27	13	0	17
Q3	1124,25	215,25	352	103	37	2	298
IKA	514,75	155,5	207	76	24	2	281
Q1-1.5IKA	-162,625	-173,5	-165,5	-87	-23	-3	-404,5
Q3+1.5IKA	1896,375	448,5	662,5	217	73	5	719,5
2013							
GEM	943,68	192,08	336,13	156,38	22,28	3,47	275,67
SD	675,27	255,81	323,21	458,93	27,06	17,10	491,08
Q1	552,5	80	166,5	35	8	0	14
Q3	1122,5	219,5	407	139,5	25	3	321,25
IKA	570	139,5	240,5	104,5	17	3	307,25
Q1-1.5IKA	-302,5	-129,25	-194,25	-121,75	-17,5	-4,5	-446,875
Q3+1.5IKA	1977,5	428,75	767,75	296,25	50,5	7,5	782,125
2014*							
GEM	1079,86	199,66	356,35	71,76	16,36	2,76	287,79
SD	573,24	267,92	242,80	66,98	31,78	8,65	466,61
Q1	672	80,25	199,25	28,5	5,25	0	10
Q3	1348,75	215	434	87	18	2	346,25
IKA	676,75	134,75	234,75	58,5	12,75	2	336,25
Q1-1.5IKA	-343,125	-121,875	-152,875	-59,25	-13,875	-3	-494,375
Q3+1.5IKA	2363,875	417,125	786,125	174,75	37,125	5	850,625