



Validatie van de Sociale Spanningen Indicator

Piet Daas, Renske Verweij, Pieter Evenhuis, Karen Dijkstra en Sylvia Bleker

Versie: 24-01-2023

Inhoudsopgave

1.	Inleiding	3
1.1	Doel van het rapport	3
2.	Eerder onderzoek naar indicatoren voor sociale onrust	4
2.1	Voorbeelden van soortgelijk onderzoek	4
2.2	Samenvattend	5
3.	Definities en operationalisaties	7
3.1	Sociale onrust en gerelateerde begrippen	7
3.2	Operationalisaties	8
4.	Data kwaliteit	12
4.1	Mogelijke fouten in de SOI-gegevens	12
4.2	Subreeksen	16
4.3	Emotie reeksen	21
5.	Validatie	25
5.1	Overzicht validatie mogelijkheden	25
5.2	Inhoudsvaliditeit	26
5.3	Criterium validiteit	28
5.4	Interne validiteit	30
6.	Discussie	36
6.1	Conclusies	36
	Referenties	37
	Bijlage 1. Gebruikte woorden	40
	Bijlage 2. Overzicht correlaties SOI en bronnen	41

1. Inleiding

Binnen verschillende beleidsdirecties van een aantal organisaties in Nederland is er belangstelling voor het hoogfrequent monitoren van o.a. de percepties van burgers. Het Centraal Bureau voor de Statistiek (CBS) gebruikt enquêtes voor een groot deel van de door dit instituut uitgevoerde onderzoeken, maar dergelijk onderzoek is relatief tijdrovend en vindt vaak maar eenmaal per jaar, kwartaal of per maand plaats. Mede hierdoor worden, in toenemende mate, gegevens uit andere bronnen gebruikt als aanvulling of vervanging van met steekproeven verkregen gegevens (CBS 2022a). Het zou dan ook interessant zijn een instrument te ontwikkelen dat op dagelijkse basis zou kunnen rapporteren over de gevoelens van Nederlandse burgers. Dit speelt in op de behoefte om hoog frequent specifieke informatie beschikbaar te krijgen over de Nederlandse samenleving. Door die kennis zou ook sneller ingespeeld kunnen worden op maatschappelijke veranderingen.

Sociale media lenen zich voor het meten van het sentiment in Nederland. Mensen delen er hun mening over maatschappelijke kwesties, spreken hun gevoelens uit, en bespreken hoe het in hun ogen gaat met Nederland. Uiteraard zijn niet alle publiekelijk geposte berichten even relevant en is niet elke Nederlander actief op sociale media. Echter, uit eerder onderzoek is gebleken dat er een groot aantal toepassingen te bedenken zijn voor het gebruik van sociale media berichten (Madila et al. 2021). Zo wordt sociale media bijvoorbeeld gebruikt in de industrie, sport, lokale overheid, toerisme, politiek, sociale dienstverlening, rampen management, mode etc. Ook is er gekeken naar gebruik voor de officiële statistiek (Daas en Puts 2014a, van den Brakel et al. 2017, ISTAT 2018, ONS 2018, Conrad et al. 2019). Naast het gebruik van sociale media door personen en bedrijven (Eurostat 2022a,b), zijn er studies die de teksten in berichten analyseren. Deze worden vaak gecombineerd met sentiment analyse (Madila et al. 2021). Bij gebruik voor de officiële statistiek is vooral onderzoek van het sentiment van berichten over bepaalde geselecteerde onderwerpen, zogenaamde ‘public opinion mining’, een veel bestudeerde en genoemde toepassing (Daas en Puts 2014a, ONS 2018, ISTAT 2018, Conrad et al. 2019).

1.1 Doel van het rapport

In dit rapport wordt het onderzoek beschreven dat is verricht naar de validatie van de Sociale Onrust Indicator (CBS 2022b). Voor alle duidelijkheid, dit is de indicator gebaseerd op het sentiment van geselecteerde Nederlandstalige nieuws en sociale media berichten die woorden bevatten zoals vermeld onder SOI in Bijlage 1. In dit rapport wordt specifiek gekeken naar de vraag “Wat meet de Sociale Onrust Indicator precies?” Hoe duidelijker deze vraag beantwoord kan worden, hoe beter de bevindingen van de SOI kunnen worden geïnterpreteerd. Het gaat hierbij dus om het verkrijgen van inzicht in i) de kwaliteit van de SOI en ii) de interpretatie van het patroon dat de indicator weergeeft. Dit is een brede invulling van de term validiteit, maar omvat zeker ook een controle van het fenomeen dat door de SOI wordt gemeten.

Overigens worden naast de SOI, ook andere zaken gemeten en getoond in het bijbehorende dashboard (CBS 2019), namelijk de basis emotie reeksen. Ook deze reeksen worden kort in het rapport, aan het eind van hoofdstuk 4, besproken en gecontroleerd.

2. Eerder onderzoek naar indicatoren voor sociale onrust

Sociale media is een erg interessante bron die door een behoorlijk aantal onderzoekers is gebruikt voor het ontwikkelen van verschillende indicatoren. We beperken ons hier specifiek tot onderzoek naar indicatoren om sociale spanning en sociale onrust achtige zaken te meten. Een literatuuronderzoek laat zien dat er een aantal studies zijn uitgevoerd die dat op verschillende manieren proberen te bepalen.

2.1 Voorbeelden van soortgelijk onderzoek

In een onderzoek naar sociale media berichten over depressie en zelfmoord werd gezocht naar berichten waarin minstens één van die twee woorden voorkwam (McClellan et al. 2017). De pieken werden geïdentificeerd door te kijken naar afwijkingen in de normale hoeveelheden berichten met die woorden. De normale hoeveelheden werden bepaald aan de hand van een “autoregressive integrated moving average” model; feitelijk een voortschrijdende gemiddelde filter. In Zuid-Korea is een studie naar hetzelfde onderwerp verricht (Won et al. 2013) met als doel sociale media berichten als voorspeller te gebruiken. Interessante berichten werden geïdentificeerd m.b.v. zelfmoord en sombere stemming (dysforie) gerelateerde woorden. Beiden bleken als voorspeller geschikt te zijn, waarbij de eerste vooral de persoonlijke stemming en de laatste vooral de online sociale stemming leken weer te geven.

Onderzoek door Donchenko et al. (2017) probeert sociale onrust in Rusland te meten door sociale mediaberichten te selecteren die betrekking hebben op werkloosheid, corruptie en inflatie. Hierbij wordt gezocht naar de woorden zoals “werkloosheid, ontslag, corruptie, omkoperij, inflatie, stijgende prijzen”. Ruim de helft van de berichten bleek niet relevant voor de studie te zijn. Vervolgens worden de berichten onderverdeeld in positieve en negatieve berichten over het onderwerp en berichten die geen betrekking op het onderwerp. Hiervoor wordt Machine Learning gebruikt met de woorden als features. Voor de indicator wordt er alleen naar de negatieve berichten met betrekking tot het onderwerp gekeken. De indicator rapporteert het aantal negatieve berichten per maand.

In een ander onderzoek wordt het gebruik van de zogenaamde ‘tension engine’ van de Cardiff Online Social Media Observatory (COSMOS) beschreven (Williams et al. 2013). Deze is ontwikkeld om afwijkingen in de sociale spanning t.o.v. de norm te meten. Zij onderzochten de spanning specifiek bij één incident, namelijk racisme in het voetbal tussen Suarez en Evra en de rellen die daarop volgden. Daarbij keken ze ook of de tool de oplopende spanning voorafgaande aan deze rellen kon detecteren. Hiervoor gebruikten ze een specifieke set aan taal gerelateerde regels om woorden, zinnen en events te identificeren. Ten eerste controleerden ze of de woorden Suarez en Evra erin voorkwamen (anders was het irrelevant) en vervolgens ook of er iets van discriminatie en/of scheldwoorden/krachttermen in voorkwam. Als dat laatste niet het geval was werd het bericht als lichte spanning geclassificeerd anders als hoge spanning. Vervolgens werden de afzonderlijke berichten door zowel het computerprogramma als experts beoordeeld om de overeenstemming te bepalen.

In een andere studie werd hetzelfde event bestudeerd en werden verschillende methodes om de sociale spanning te meten met elkaar vergeleken (Burnap et al. 2015). In dit onderzoek werden eerst alle berichten uit de periode rondom het incident gescreeend, m.b.v. de woorden

Suarez en Evra, waarna die berichten vervolgens door menselijke codeurs werden geclassificeerd; van 0 (n.v.t.), 1 (beetje spanning), 2 (spanning) en 3 (veel spanning). De door Williams et al. (2013) ontwikkelde methode is vervolgens vergeleken met machine learning classificatie modellen en met sentiment gebaseerde modellen. Bij de machine learning aanpak werden de eerste 10% van de berichten handmatig gecodeerd waarna het algoritme de rest codeerde. Bij de sentiment gebaseerde aanpak wordt gekeken naar het sentiment van de woorden in de berichten waaraan een score van -5 (heel positief) tot +5 (heel negatief) aan het bericht werd toegekend. Beide methoden werkten goed en hadden ongeveer 75% overeenkomst met de handmatig gecodeerde uitkomsten.

In een onderzoek dat sociale media berichten bekijkt volgend op de presidentsverkiezingen in Iran, zijn verschillende zoekmethoden gebruikt (Elson et al. 2012). Berichten waarin scheldwoorden staan, berichten waarin mensen ik/mij/mijn gebruiken (omdat dit vaak samengaat met emoties) en berichten waarin er combinaties zijn met namen van politici of politieke partijen in combinatie met positieve emoties, negatieve emoties of scheldwoorden.

Door Bollen et al. (2011) is de relatie tussen bepaalde emoties op Twitter en de beurskoersen in de VS onderzocht. Voor het bepalen van de emoties, in zes dimensies, werden twee commerciële zogenaamde 'mood tracking tools' gebruikt. De combinatie van emoties bleek gebruikt te kunnen worden om de beurskoersen te voorspellen. Dit was mogelijk met een nauwkeurigheid van bijna 88%.

Tenslotte heeft ook het CBS onderzoek verricht naar het gebruik van sociale media voor de officiële statistiek. Hierbij werd gevonden dat het sentiment in publieke sociale media berichten heel sterk correleert (waarde van 0,9) met het Consumenten Vertrouwen. Vooral publieke Facebookberichten zijn hierbij belangrijk in combinatie met Twitter berichten die lidwoorden en/of persoonlijke voornaamwoorden bevatten (Daas en Puts 2014). Het toevoegen van het sociale media sentiment van die berichten aan de set van gegevens waarmee het Consumenten Vertrouwen wordt berekend leidde tot een (kleine) verbetering van de nauwkeurigheid van de schatter (Van den Brakel et al. 2017). Daarnaast is er ook een sentiment gebaseerde Corona indicator als bèta-product gepubliceerd (Daas 2020). Ten slotte dient vermeld te worden dat er ook een 'Sociale Spanningen Indicator' is ontwikkeld (CBS 2018, CBS 2019).

2.2 Samenvattend

Wat een groot deel van studies overeenkomstig hebben is dat ze selectiewoorden gebruiken om sociale mediaberichten te selecteren; uitzondering is de studie van Bollen et al. (2011). De bedoeling van die selectie is een subset te verkrijgen die uitsluitend berichten bevat die over het onderwerp van de studie gaan. De studie van Donchecko et al. (2017) laat echter zien dat een dergelijke aanpak zeker niet heel succesvol hoeft te zijn; hierbij bleek 50% van de geselecteerde berichten niet relevant. Uitzonderingen zijn uiteraard de studies waarbij redelijk beperkte aantallen handmatig gecontroleerde berichten zijn gebruikt; deze zijn allemaal relevant omdat de niet-relevante berichten tijdens de controle zijn verwijderd. Deze observatie geeft aan dat het zeker niet altijd zo hoeft te zijn dat de geselecteerde berichten uitsluitend informatie over het onderwerp van de studie bevatten. Dat is een belangrijke constatering. Veel studies kijken dan ook naar het sentiment van de geselecteerde berichten, wat ook een manier is om het effect van de niet-relevante berichten te verminderen. Daarnaast blijkt slechts een enkele studie ook rekening te houden met de totale populatie aan berichten. Dit laat bijvoorbeeld Elson et al. (2012) zien bij hun analyse van Iraanse tweets. Het is hierdoor mogelijk

rekening te houden met de enorme verschillen in het absolute aantallen berichten die (per dag) worden geschreven.

Wat verder opvalt, is dat de genoemde studies nauwelijks echte validatiecontroles uitvoeren. Ja, in sommige gevallen worden de uitkomsten van ontwikkelde modellen vergeleken met die van handmatige classificaties, wat valideren wordt genoemd (Williams et al. 2013, Burnap et al. 2015), maar dat is niet wat we in dit rapport onder validatie verstaan. De meest eenvoudige controle zien we bij o.a. McCellan et al. (2017). Hier worden de dagen met gevonden pieken handmatig gecontroleerd om te bepalen wat er precies wordt gemeten op die dagen. Soortgelijke controles zien we terug bij Elson et al. (2012), Daas (2020) en CBS (2019); bij dagen van verhoogde aantallen berichten wordt gekeken welke gebeurtenis toen plaats vond. In twee studies worden berichten ook gebruikt om het onderzochte fenomeen te voorspellen; dat zijn Won et al. (2013) en Bollen et al. (2011). Dit bleek te werken en geeft aan dat er zeker sprake is van een associatie tussen de berichten en het onderzochte fenomeen, maar biedt niet meer inzicht dan dat. Slechts in de studie van Van den Brakel et al. (2017) zien we een controle die daadwerkelijk inzicht oplevert over het concept dat met sociale media wordt gemeten. Dit werk laat namelijk zien dat toevoegen van het sentiment van de geselecteerde berichten aan de set van traditioneel gebruikte gegevens, de variantie van de schatting van het Consumenten Vertrouwen doet afnemen. Hieruit blijkt dat de sociale media reeks daadwerkelijk informatie bevat over het bestudeerde fenomeen.

3. Definities en operationalisaties

Uit het voorgaande overzicht blijkt dat er verschillende selectiemechanismes worden gebruikt om sociale media berichten te selecteren die informatie over het te onderzoeken onderwerp bevatten. De keuze van de woorden die gebruikt worden om berichten te selecteren, kunnen zowel vanuit de theorie als vanuit de data ontstaan (Wise en Shaffer 2015, Maass et al. 2018). Dit is een iteratief proces waarbij de onderzoeker probeert, uiteindelijk, een set van berichten te verkrijgen dat zo goed mogelijk het te meten concept representeert. Deze set wordt vervolgens gebruikt om een uitspraak te doen over het beoogde onderwerp; vaak iets in de trant van ‘neemt het toe of af?’ De wezenlijke vraag die de onderzoekers zich uiteindelijk moeten stellen is “welk concept meten we nu precies?” In de context van het onderwerp van deze nota is het dan ook logisch om met de vraag te beginnen: “meten we nu sociale onrust of sociale spanning?”

3.1 Sociale onrust en gerelateerde begrippen

Voordat we hier antwoord op kunnen geven is het essentieel om eerst duidelijk te krijgen wat met die begrippen wordt bedoeld. Naast sociale onrust en sociale spanning wordt in dit onderdeel overigens ook naar gerelateerde begrippen, zoals sociale en maatschappelijke onrust, gekeken. Tevens is er aandacht voor onrust/spanning in de context van sociale media. Belangrijk om te vermelden is dat we op zoek zijn naar sociale onrust/sociale spanning in algemene zin.

3.1.1 Verschillende definities

Er zijn veel verschillende omschrijvingen die worden gebruikt om sociale spanning en sociale onrust te definiëren. Ten eerste is er de volgende definitie van sociale spanning:

‘Sociale spanning is de verhouding tussen groeperingen die al bij een geringe aanleiding tot een uitbarsting kan leiden ten gevolge van gevoelens van wrok en van afwijzing van een als onrechtvaardig ervaren sociale orde door een der groeperingen’ (De Jager en Mok 1994).

Bij deze definitie is een belangrijk aspect dat er spanning tussen meerdere groeperingen bestaat, die bijvoorbeeld van elkaar verschillen in mening. Deze definitie impliceert ook dat de sociale spanningen zorgen voor een mogelijk incident.

Uit literatuuronderzoek bleek dat bij definities van maatschappelijke onrust vooral wordt gefocust op de onrust die ontstaat na een incident of een schokkende gebeurtenis. Dit kan echter ook als een combinatie worden beschreven, waarbij de onrust dus i) het gevolg is van een gebeurtenis en vervolgens ii) nog meer onrust veroorzaakt en zelfs kan escaleren. Dit zien we in de volgende definitie:

‘Maatschappelijke onrust is hevige ongerustheid en emotionele reacties bij (diverse) groepen mensen als gevolg van een schokkende gebeurtenis, waarbij het risico bestaat op escalatie, verstoring van openbare orde en veiligheid en een toename van de problematiek’ (Johannink et al. 2013)

Onrust/spanning op sociale media wijkt, in sommige gevallen, af van de andere vormen van onrust/spanning omdat hierbij niet altijd het risico bestaat op escalatie, verstoring van

openbare orde en veiligheid, en een toename van de besproken problematiek (Johannink et al. 2013). Er zijn namelijk genoeg incidenten/discussies die zich vooral op sociale media afspelen, en veel minder tot geen directe maatschappelijke gevolgen hebben. Voor deze vormen is de term sociale media onrust dan ook passender.

De definities die voor sociale onrust zijn gevonden focussen vooral op een gevoel van onvrede dat voor (sociale) onrust zorgt. Een voorbeeld hiervan is de volgende definitie:

‘Sociale onrust is een gevoel van onvrede binnen een bepaalde groep over hun huidige situatie, hun attitude over wat er gebeurt en hun houding richting andere groepen’ (Donchenko et al. 2017).

Uitgaand van deze definitie zou je sociale onrust kunnen meten door te bekijken in hoeverre mensen ontevreden zijn met verschillende aspecten van hun leven.

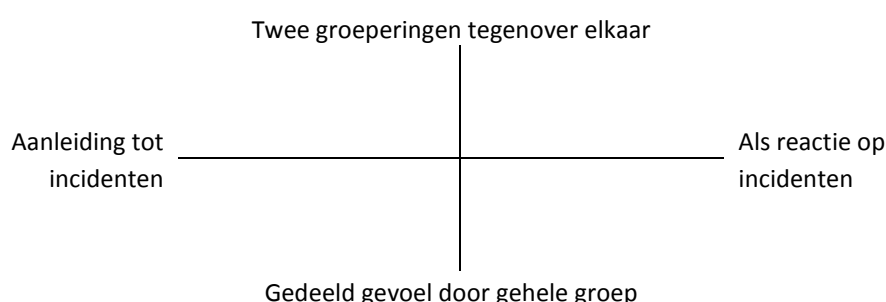
3.1.2 Samenvattend

Wanneer je naar de definities van sociale spanning en sociale onrust kijkt kan gesteld worden dat er twee aspecten zijn waarop deze van elkaar verschillen.

1. Het eerste aspect betreft het tegenover elkaar staan van twee groeperingen die, bijvoorbeeld, in hun mening verschillen. Anderzijds kan het ook zo zijn dat er een gevoel van onrust/onvrede/woede (of iets dergelijks) is dat heel breed wordt gedeeld in de maatschappij (of door een groot deel van de maatschappij) maar waarbij er niet duidelijk een andere groep is die een tegengestelde mening heeft.
2. Het tweede aspect betreft het verschil tussen de definitie waarbij er vanuit wordt gegaan dat een incident leidt tot een toename van de sociale onrust/spanning of dat een toename van sociale onrust/spanning juist kan zorgen voor een incident.

Deze belangrijke verschillen zijn in Figuur 1 weergegeven.

Figuur 1. *Verschillende aspecten van sociale onrust/spanning*



Deze inzichten zijn belangrijk voor de rest van het document. Vooruitlopend op de bevindingen die hoofdstuk 5 zijn beschreven, en geïnspireerd door de discussies in de projectgroep, wordt vanaf nu gesproken over de Sociale Onrust Indicator (SOI). Uit bovenstaande blijkt dat dit zeker ook een wat breder begrip is dan sociale spanning.

3.2 Operationalisaties

In dit deel van het rapport worden de keuzes besproken die gemaakt zijn bij het operationaliseren van het concept sociale onrust. Denk hierbij aan de gekozen databron, de

selectiewoorden, de werkwijze, de combinatie van die keuzes enzovoort. Het is belangrijk een duidelijk beeld hiervan te schetsen omdat dit uitermate relevant is bij een validatiestudie.

3.2.1 Berichten

De berichten die worden gebruikt zijn de door Nederlandse gebruikers geplaatste en openbaar beschikbare berichten die in de Coosto database te vinden zijn (Coosto 2022). Naast sociale media berichten, van onder andere Twitter, Facebook en Instagram, worden door Coosto ook andere ‘berichten’ verzameld zoals die van openbaar nieuws, reacties op websites, berichten op forums en de inhoud van blogs. Coosto zorgt ervoor dat de berichten, 24 uur per dag, worden verzameld en aan de database worden toegevoegd. Volgens Coosto zitten er slechts enkele minuten tussen het moment dat een bericht op een platform wordt geplaatst en de toevoeging aan hun database. Uiteraard maakt het gebruik van Coosto data voor de SOI ons afhankelijk van de gegevens die door Coosto worden verzameld. Echter, voor de SOI zijn heel veel gegevens nodig (zie sectie 4.1.3) en het is heel erg veel werk dat zelf te doen (Daas en Puts 2014). Ook zal, wanneer nieuwe sociale media platformen verschijnen en in populariteit toenemen, Coosto ervoor zorgen dat deze in hun database worden opgenomen.

Coosto is overigens niet de enige aanbieder van sociale media data in Nederland. Een korte vergelijkende voorstudie liet zien dat Coosto, op dat moment, de grootste verzameling aan openbare berichten voor Nederland beschikbaar had. Daarnaast gebruikt de communicatieafdeling van het CBS Coosto om de sociale media accounts van het CBS te beheren en de reacties daarop in de gaten te houden. Dit garandeert een goede dagelijkse beschikbaarheid. De afhankelijkheid van een commerciële partij heeft in dit geval dus meer voor- dan nadelen voor de SOI. Het is wel belangrijk de beschikbaarheid van de gegevens te monitoren mede omdat deze door allerlei wet- en regelgeving kunnen worden beïnvloed (AVG 2018).

3.2.2 Sentiment

Aan elk bericht wordt door Coosto een sentiment (positief, negatief en neutraal) toegekend. Dit wordt bepaald door de combinatie van de aantallen positieve en negatieve woorden in een bericht. Door grote hoeveelheden berichten te selecteren en hun sentiment te vergelijken is het mogelijk te bepalen of er, bijvoorbeeld op een bepaalde dag, veel positieve of veel negatieve berichten zijn geschreven.

3.2.3 Gebruikte selectiewoorden

De woorden die gebruikt worden om berichten te selecteren voor de oorspronkelijk indicator, de voorloper van de SOI, waren een combinatie van woorden in de CBS- en de WODC-woordenlijsten (CBS 2019). De CBS-woordenlijst is verkregen op basis van diepte-interviews naar gevoelens van veiligheid en onveiligheid. Hierbij is onderzocht welke woorden mensen gebruiken als zij die gevoelens beschrijven. Vervolgens is een ranking toebedeeld aan deze woorden (zoals 1=volledig oneens, 5=volledig eens) en zijn de woorden met de hoogste scores geselecteerd. Die woordenlijst is vervolgens met synoniemen aangevuld tot een paar honderd woorden die, vooral, gevoelens van onveiligheid beschrijven. Omdat deze woorden niet allemaal gebruikt worden in sociale media berichten en sommige woorden ook in verschillende contexten gebruikt kunnen worden, zijn vervolgens de meest frequent gebruikte woorden - op sociale media - met betrekking tot onveiligheid gebruikt voor het samenstellen van de uiteindelijke CBS-woordenlijst (Steffens 2016). Het WODC heeft op een soortgelijke manier ook een woordenlijst samengesteld (zie bijvoorbeeld Bakker et al. 2015). In deze lijst staan zowel woorden die gerelateerd zijn aan gevoelens van onveiligheid in de maatschappij, als woorden

die een relatie hebben met onderwerpen uit het werkveld van het ministerie van Justitie en Veiligheid. Uiteindelijk bleek het een goede keuze beide woordenlijsten te combineren (CBS 2019). Daarnaast zijn een aantal extra selectiecriteria aan de query toegevoegd. Deze hadden als doel het zoveel mogelijk uitsluiten van berichten over sport (in het bijzonder voetbal), politiek en berichten die niet uit Nederland afkomstig zijn.

Berichten waar minimaal één van de woorden in de gecombineerde woordenlijst voorkomen worden geselecteerd. Omdat het dashboard geüpdatet wordt (CBS 2022b) en de woordenlijsten al enige jaren niet zijn gecheckt is besloten om de set van woordenlijst nauwgezet te controleren. Hiertoe werden de gecombineerde lijsten gecontroleerd, waar nodig ontduddeld, en werd het resultaat van verschillende varianten vergeleken, door naar de trend en pieken te kijken (zie sectie 4.2). Dit leidde uiteindelijk tot nieuwe woordenlijsten voor vrijwel alle indicatoren; d.w.z. de SOI en emotielijnen. Om een indruk te krijgen van die woorden zijn voorbeelden hiervan te vinden in Bijlage 1.

3.2.4 Populatie SOI-berichten

Het is waarschijnlijk dat de gebruikers die de berichten sturen die voor de SOI gebruikt worden niet representatief zijn voor de totale Nederlandse bevolking (Buelens et al. 2014). Echter, het feit dat ouderen in toenemende mate aangeven sociale media te gebruiken, 92% van de groep van 45-65 jarige geeft dit in recent onderzoek aan (CBS 2020), is wat dat betreft gunstig. Daarbij komt dat we ook niet moeten vergeten dat de SOI wordt gebruikt om veranderingen in sociale onrust te meten. Dit maakt dat we voornamelijk geïnteresseerd zijn in de combinatie van 2 zaken: a) het meten van sociale onrust en de veranderingen daarin en b) het in kaart brengen van het deel van de bevolking dat over sociale onrust rapporteert en de veranderingen in de samenstelling van die populatie.

De populatiesamenstelling en dynamiek zijn erg belangrijk om te bekijken omdat deze de eindresultaten van een sociale media gebaseerde indicator erg zouden kunnen beïnvloeden (Korianen et al. 2020). Helaas, kunnen de populatieaspecten op dit moment niet direct, via de huidige gebruikte Coosto-interface, voldoende worden bestudeerd. Ze worden daarom op dit moment buiten beschouwing gelaten. Er zijn gesprekken met Coosto gaande waarin overlegd wordt over het gezamenlijk uitvoeren van een onderzoek naar de invloed van wisselingen in de samenstellingen van de populatie actief op sociale media en hun achtergrondkenmerken op de SOI. Op het moment van schrijven is nog niet duidelijk of dat op korte termijn gaat lukken. Als dit mogelijk is, zal dit werk worden uitgevoerd als onderdeel van het Big Data onderzoeksprogramma van CBS. Ook een gepland vragenlijstonderzoek van het CBS, namelijk het Smartphone First Experiment dat o.a. vragen over sociale media gebruik bevat (Giesen et al. 2022), kan hier geschikte informatie over opleveren.

3.2.5 Werkwijze Coosto en CBS

De SOI-indicator wordt elke dag geüpdatet door gedurende de nacht de bijbehorende selectie query's te runnen. Deze worden via de Coosto API benaderd en het resultaatbestand wordt, via een veilige verbinding, op het CBS-netwerk geïmporteerd. Het resultaatbestand bevat - voor elke indicator - uitsluitend de aantallen geselecteerde berichten, per sentiment, per dag. Er zijn dus géén individuele berichten terug te vinden in de geïmporteerde data, noch is op te maken wat er exact door een persoon is geschreven. Dit garandeert de privacy. Naast de geïmporteerde, geaggregeerde, gegevens worden ook de wordclouds van de nieuwe dag, voor de verschillende indicatoren, als bestanden binnen gehaald. In principe zijn er bij Coosto gegevens over een periode van 10 jaar beschikbaar (geteld vanaf de dag dat de query wordt

uitgevoerd) maar deze worden uiteraard niet allemaal dagelijks geüpdatet. Dit blijft beperkt tot een periode tussen de 1 en maximaal 30 dagen. Elke ochtend wordt gekeken of het importeren van nieuwe gegevens is gelukt. Mocht dat niet het geval zijn, dan wordt de update-query in de ochtend nogmaals uitgevoerd.

3.2.6 Gevolgen

We hebben het in dit rapport over Sociale Onrust, maar wat we daadwerkelijk meten is de dagelijkse verhouding tussen de aantallen berichten op sociale media en in nieuwberichten met een negatief en positief sentiment die bepaalde woorden (of groepen van woorden) bevatten. Dit rapport beschrijft de studie naar de relatie tussen die berichten en het concept Sociale Onrust. Hoewel het voor de hand lijkt te liggen dat de bevindingen iets zeggen over Sociale Onrust in Nederland, moet er rekening mee worden gehouden dat er verschillen kunnen optreden. Zo zijn de gebruikers van de geselecteerde berichten mogelijk geen afspiegeling van de Nederlandse samenleving. Het is namelijk te verwachten dat slechts een deel van de sociale media gebruikers berichten zullen sturen die met sociale onrust te maken hebben. Ook kan deze groep variëren over de tijd of beïnvloed worden door de gebeurtenis die met de onrust samenhangt. Daarnaast is de gebruikte lijst met zoekwoorden mogelijk niet volledig. Hierdoor kunnen er berichten die wijzen op sociale onrust niet worden meegenomen. Ook kunnen er berichten worden meegenomen die niet, of niet direct, met sociale onrust te maken hebben.

4. Data kwaliteit

Gegevens kunnen allerlei fouten bevatten (Groves et al. 2004), dit is ook belangrijk voor de SOI. Op het hoogste niveau kunnen fouten optreden bij i) het meten van een construct en bij ii) de representatie van de te meten populatie. Dit laatste punt is in het voorgaande hoofdstuk besproken en kan op dit moment nog niet worden uitgezocht. Dientengevolge richt het werk dat in deze nota is beschreven zich dan ook vooral op het meten van het construct ‘Sociale Onrust’.

4.1 Mogelijke fouten in de SOI-gegevens

Voor de SOI is het volgende van toepassing. Meetfouten zijn de fouten in de ruwe gegevens van Coosto (verkeerde datum van een bericht, verkeerd sentiment, etc.). Fouten die het gevolg zijn van de aan- of afwezigheid van bepaalde woorden en de gehanteerde reductiestappen zijn procesfouten. Deze kunnen de bevindingen sterk beïnvloeden doordat, afhankelijk van de query, er meer of minder (en andere) relevante en niet-relevante berichten aanwezig zullen zijn. In de volgende stap kunnen modelfouten optreden. Hierbij moet je denken aan verkeerde aggregatiestappen om aan dag-indicatoren te komen en fouten ten gevolge van de gehanteerde berekening om de SOI-waarde van een dag te bepalen. Deze stappen worden allemaal uitgevoerd voordat er überhaupt naar het construct kan worden gekeken. De validiteit van het construct kan dan ook pas bepaald na de eerste modelleerstep. De daarop volgende stap leidt, in het algemeen, tot een schatting, maar bij de huidige versie van de SOI wordt dit niet gedaan omdat er (nog) geen populatie-informatie wordt meegenomen. Als je kijkt naar de praktijk dan is er, zeker in de experimentele fase, eerder sprake van een cyclisch dan een lineair proces. Voorbeelden van fouten en controles die zijn uitgevoerd tijdens de SOI-werkzaamheden worden hieronder besproken. Naast dit alles is ook de variabiliteit van de data, d.w.z. verschillen in de resultaten van een identieke query, belangrijk om nader te bestuderen.

4.1.1 Meetfouten

Bij het controleren van de pieken in de SOI bleek dat er bepaalde dagen waren waarop duidelijk veel meer berichten met negatief sentiment optraden dan met positief sentiment. Dat is niet onverwacht. Echter, bij het bekijken van de wordclouds van sommige dagen viel op dat deze - in een aantal gevallen - heel veel reclameachtige woorden bevatten; zoals bijvoorbeeld op 22 juli 2016. Het was dan ook lastig te bepalen over welk gebeurtenis deze piek ging, wat wel opviel was dat het vooral Twitter-berichten waren. Bij het bekijken van de ruwe gegevens van een Twitter gebaseerde SOI-reeks, gebruik makend van Coosto data, die eind 2018 was verkregen, en dus vóór het eerste dashboard was gerund, bleek dat er in die reeks op die dag helemaal geen negatieve sentimentpiek in Twitter werd gevonden. Dit is dus een voorbeeld van een meetfout. Het laat zien dat er berichten (mogelijk van na 2018) aan verkeerde dagen zijn toegekend. Voor de hele periode vanaf 2011 zijn er 8 van dergelijke ‘pieken’ gevonden. De Coosto-gegevens zijn dus zeker niet helemaal foutloos. Ook aan het correct toekennen van het sentiment van bepaalde berichten kan worden getwijfeld, maar door de grote hoeveelheden berichten die worden geanalyseerd lijken de effecten daarvan wel mee te vallen (Daas en Puts 2014).

4.1.2 Procesfouten

Na het aanpassen van de woorden in de query worden standaard een aantal plots gemaakt van de gegevens in het geëxporteerde bestand. Tijdens één van deze checks viel op dat er in de periode eind 2020, qua absolute aantallen berichten, een duidelijke reeksbreuk optrad. Er was

een enorme toename in de aantallen geselecteerde berichten te zien tussen 20 september 2020 en 15 december 2020. Dat had de op de vorige query gebaseerde reeks helemaal niet, wat een indicatie is dat er ergens iets aan de hand is. Bij nadere bestudering van de wordcloud van die periode, bleek dat de top 20 woorden in de geselecteerde berichten vooral uit Engelstalige woorden bestond. Dat is een duidelijke fout want de voor de SOI geselecteerde berichten dienen Nederlandstalig te zijn. Dit moet door (een aanpassing van) de woorden in de nieuwe query veroorzaakt zijn. Dat bleek ook het geval. Door de aanwezigheid van het woordje 'hate*' in de nieuwe query werden heel veel berichten met varianten van 'hate', en dus ook veel Engelstalige berichten, geselecteerd. Door 'hate*' te vervangen door 'hatelijk*' en het uitsluitwoord '-the' in de nieuw(st)e query op te nemen is dit probleem opgelost. Dit zorgt ervoor dat er nauwelijks meer Engelstalige berichten geselecteerd worden. Dit bleek ook in de praktijk het geval te zijn. De reeksbreuk was weg en er waren geen Engelstalige woorden meer in de wordcloud te zien.

4.1.3 Model fouten

In de oorspronkelijke ontwikkelde indicator (CBS 2018) werd de dagelijkse 'sociale spanning' als volgt berekend:

$$Sociale\ spanning_{dag} = \frac{\sum Geselecteerde\ berichten\ met\ negatief\ sentiment_{dag}}{\sum Geselecteerde\ berichten_{dag}} \quad (1)$$

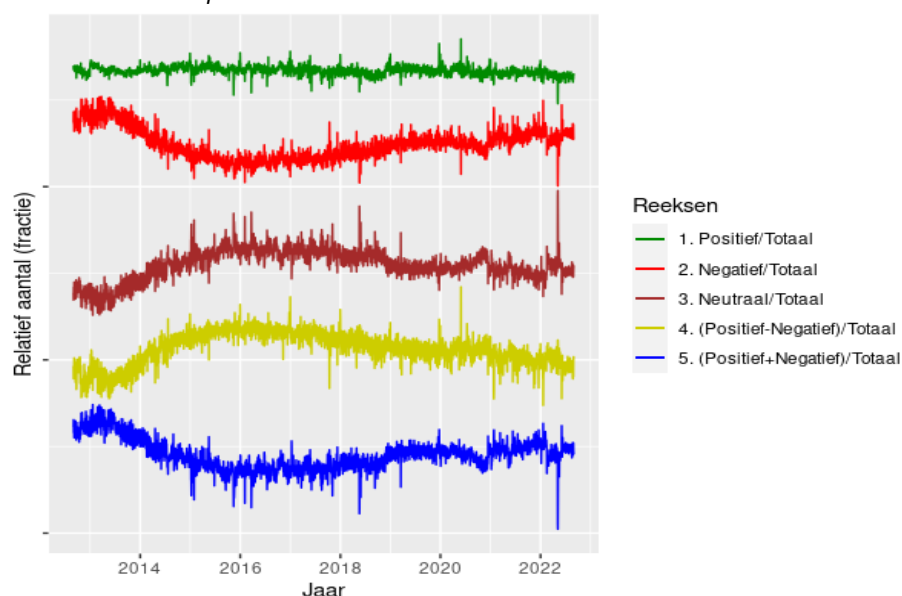
In het toen opgestelde dashboard was er een optie toegevoegd om berichten met verschillende sentimenten te selecteren; hierdoor verandert de variabele in de noemer (CBS 2019, blz. 6). Omdat de nieuwe indicator nu met behulp van een nieuwe query en over een veel langere periode wordt berekend, rijst de vraag wat - gezien die situatie - de beste manier is om de indicator uit te rekenen. Uitgaande van de drie sentimenten (positief, negatief, neutraal) en de realisatie dat het totaal gebruikt kan worden om voor de variabiliteit in het aantal (geselecteerde) berichten per dag te corrigeren¹, zijn alle mogelijke opties vergeleken.

De nieuwe query levert over de periode 1 september 2012 t/m 31 augustus 2022 in totaal iets meer dan 202 miljoen berichten op; ruim 55.000 per dag. De oude query selecteerde voor dezelfde periode ruim 308 miljoen berichten; ruim 84.000 per dag. Dit maakt duidelijk dat de woorden in de nieuwe query een veel beperktere, en hopelijk meer op het concept gefocuste, set van berichten opleveren. Vervolgens kan de indicator worden berekend. De meest bruikbare opties om dat te doen zijn in Figuur 2 weergegeven. Bij alle opties worden de geselecteerde berichten per dag gecorrigeerd voor het totaal aantal berichten van die dag.

Uit Figuur 2 blijkt dat alle reeksen een trend vertonen en pieken bevatten. Wat als eerste opvalt, is het enorme verschil in de aantallen negatieve- en neutrale-sentimentberichten over de tijd; voor 2015 zijn de aantallen negatieve sentimentberichten veel hoger dan daarna en voor de neutrale is dat net andersom. Mogelijk heeft Coosto voor die twee perioden verschillende sentiment classificatie algoritmen gebruikt. Daarnaast valt de stijging van het aantal neutrale berichten in de eerste helft van 2020 op. Deze stijging blijkt de andere reeksen in die periode duidelijk te beïnvloeden, wat meestal leidt tot een erg zichtbare verandering van de trend in die periode. Dit wekt de indruk dat de sociale onrust begin 2020 erg veranderde. Dat is op zich niet onverwacht omdat juist in die periode Nederland zich in een gedeeltelijke Corona lockdown bevond. In de periode voor 2015 was dat uiteraard niet het geval.

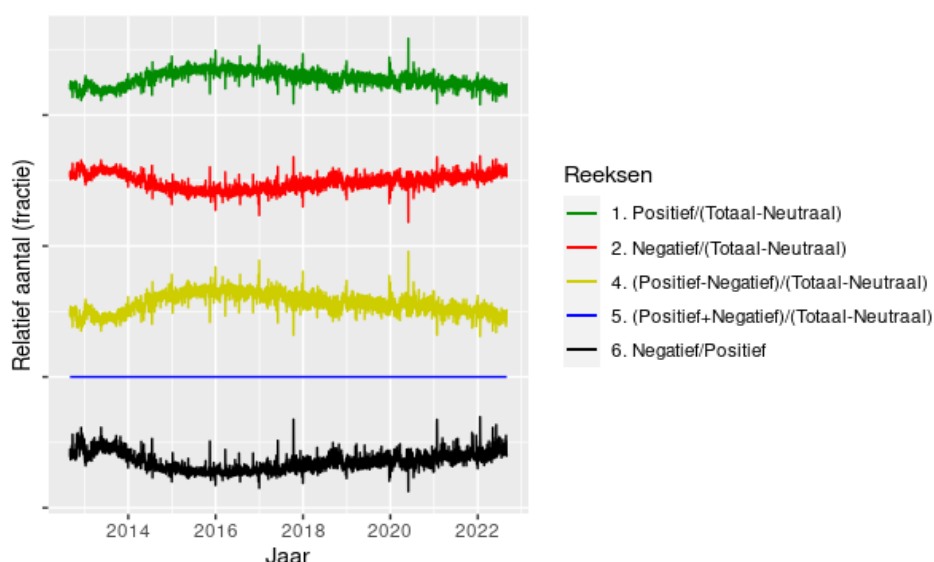
¹ Voor de Coosto data geldt het volgende: het totaal aantal berichten = berichten met positief sentiment + berichten met negatief sentiment + berichten met neutraal sentiment.

Figuur 2. *Verschillende opties voor het berekenen van de Sociale Onrust Indicator*



Beide observaties zouden het gevolg kunnen zijn van een verandering in de relatieve aantallen van een bepaalde klasse, negatieve of neutrale, berichten. Daarom is besloten te kijken wat berekeningswijzen doen die hiervoor (beter) corrigeren. Hierbij worden de verschillende sentimentreeksen, in Figuur 2, dus ofwel gecorrigeerd voor het totaal aantal berichten min het aantal neutrale berichten² ofwel wordt een relatieve maat berekend; zoals negatief gedeeld door positief. Deze reeksen zijn in Figuur 3 weergegeven; waarbij reeks 3 in Figuur 2 - met alleen neutrale berichten - niet is getoond omdat die reeks, logischerwijs, na correctie geen informatie meer bevat. De negatieve gedeeld door positieve reeks is reeks 6 in Figuur 3.

Figuur 3. *Verschillende opties om voor het effect van neutrale sentimentberichten te corrigeren bij het berekenen van de SOI*



Wat opvalt in Figuur 3 is dat reeks 5 een rechte lijn is. Dit is het gevolg van het feit dat het dagelijkse aantal negatieve en positieve berichten altijd exact gelijk is aan het totaal aantal

² Het totaal aantal berichten - aantal neutrale berichten = aantal positieve berichten + aantal neutrale berichten

berichten min de neutrale berichten op die dag (zie voetnoot 2). Verder valt op dat de reeksen 1 en 4 exacte omgekeerde kopieën zijn van reeks 2; ze hebben dan ook een Pearsons correlatie coëfficiënt van -1. Hierdoor blijven er twee interessante reeksen over, namelijk: i) de aantallen berichten met negatief sentiment gedeeld door het totaal aantal berichten min het aantal neutrale berichten (reeks 2 in Figuur 3) of ii) het aantal berichten met negatief sentiment gedeeld door het aantal berichten met positief sentiment (reeks 6 in Figuur 3). Beiden correleren 0,989. Nadeel van reeks 2 is dat deze minder hoge (positieve) pieken vertoont t.o.v. reeks 6 en dat deze van drie variabelen afhankelijk is. Aangezien we bij de sociale onrust vooral geïnteresseerd zijn in de positieve pieken, d.w.z. in dagen met *meer* negatief sentiment, is het beter om reeks 6 te gebruiken. Verder bleek bij nadere analyse, en specifiek bij het vergelijken van verschillende reeksen gerund op verschillende momenten in de tijd, dat het sentiment berekend volgens reeks 6 de minste verschillen tussen die reeksen liet zien. Het is daarom dan ook gunstig om het sentiment van reeks 6 te gebruiken. De berekeningswijze van het sentiment van reeks 6 is in (2) weergegeven.

$$Sociale\ onrust_{dag} = \frac{\sum Geselecteerde\ berichten\ met\ negatief\ sentiment_{dag}}{\sum Geselecteerde\ berichten\ met\ positief\ sentiment_{dag}} \quad (2)$$

Ten opzichte van de op dezelfde wijze berekende reeks van de oorspronkelijke query correleren deze 0,379. Dat is niet heel hoog. Het is overigens maar de vraag of de Pearsons correlatie coëfficiënt wel een goede manier is om reeksen met veel pieken te vergelijken; voor dat soort patronen is een correlatie coëfficiënt niet echt ontwikkeld (Stigler 1989).

De bijdrage van de verschillende bronnen, die door Coosto worden gebruikt, op de SOI is in Tabel 1 weergegeven. In de tabel worden de percentages t.o.v. het totaal aantal berichten vermeld over de periode 1 september 2012 t/m 31 augustus 2022. Bronnen met een bijdrage onder 0,05% zijn niet getoond.

Tabel 1. Procentuele bijdrage van de berichten per bron voor de Sociale Onrust Indicator

Bron*	Bijdrage (%)
Twitter	57,2
Nieuws	18,3
Fora	8,6
Facebook	5,9
Blogs	5,2
YouTube	1,7
Websites	2,1
Review	0,3
Pinterest	0,3
Reddit	0,3
Blendle	0,1

* zie Coosto (2022) voor een meer precieze omschrijving van de bronnen

4.1.4 Variabiliteit

Voor de SOI is het, naast alle hierboven besproken punten, uitermate belangrijk om een indruk te krijgen van de factoren die de reproduceerbaarheid en vergelijkbaarheid van de resultaten kunnen beïnvloeden; anders dan het aanpassen van de inhoud van de query. Dit gaat dan vooral over het deel van het proces waarbij de query met selectiewoorden wordt gerund in de Coosto omgeving waarna de resultaten worden geëxporteerd (naar het CBS) en de feitelijke

berekening plaatsvindt. Om dit te bepalen zijn de SOI-resultaten - over exact dezelfde periode - vergeleken van (identieke) query's die op verschillende dagen en tijdstippen zijn gerund. Hierbij viel vooral op dat er op dagen in het verleden soms berichten bijkwamen en soms ook berichten verdwenen. Dit was vaker het geval bij meer recente berichten, maar ging altijd over relatief kleine aantallen; maximaal zo'n 10 berichten per dag. Berichten verdwijnen vooral doordat gebruikers zelf (oude) berichten verwijderen (en Coosto dat gedrag kopieert in hun interne database) en omdat Coosto berichten van accounts die worden opgeheven of op inactief zijn gezet uit hun database verwijderd. 'Nieuwe' berichten verschijnen vooral (op oude datums) doordat inactieve accounts weer geactiveerd worden. De indicator die door deze veranderingen het minst wordt beïnvloed is die vermeld in (2); deze bevat ook maar 2 variabelen, de andere opties zijn van meer variabelen afhankelijk (zie de legenda van Figuur 3).

Daarnaast is het zo dat er steeds over maximaal 10 jaar gegevens beschikbaar zijn t.o.v. de maand waarin de query werd gerund. Hierdoor zijn berichten die meer dan 10 jaar geleden zijn geplaatst, t.o.v. de maand waarin de query wordt gerund, niet meer beschikbaar. Dit heeft met de maximale periode te maken waarover Coosto berichten beschikbaar stelt. Dientengevolge kan de SOI, bijvoorbeeld bij het starten van een nieuwe reeks (met nieuwe zoekwoorden), slechts over een periode van maximaal 10 jaar worden bepaald. Uiteraard zullen nieuwe, daarna gerunde, query's hier weer nieuwe dagelijkse SOI-meetpunten aan toevoegen. Echter, voor sommige bronnen is de maximale toegestane bewaartermijn van berichten veel strikter. Voor Facebook en Instagram bijvoorbeeld zijn de openbare berichten die geplaatst zijn vóór januari van het jaar voorafgaand aan het jaar waarin de query wordt gerund, niet meer beschikbaar. Dit houdt in de praktijk in dat, voor een grote eenmalige query, vooral Facebookberichten (en veel minder Instagram) een groter aandeel zullen hebben op de meest recente periode dan in de jaren daarvoor. Doordat het merendeel van de berichten waarop de SOI is gebaseerd, van bronnen afkomstig zijn die gedurende de hele periode beschikbaar zijn (d.w.z. 10 jaar; ruim 71%) en de sentimentreeksen van Facebook en Instagram sterk op het totaal lijken (correlatie 77%) lijkt dat effect wel mee te vallen.

Uiteraard kunnen technische storingen de resultaten van de SOI beïnvloeden maar dit zal meestal resulteren in het niet verkrijgen van resultaten waardoor de SOI gewoon niet kan worden berekend. Wat het sentiment betreft, is duidelijk geworden dat het sentiment van sommige berichten door Coosto soms wordt aangepast. Het gaat hier echter om zulke kleine aantallen dat dit de SOI in de praktijk niet beïnvloedt. Aanpassingen in het door Coosto gebruikte sentimentclassificatie algoritme zullen uiteraard wel een effect op de SOI hebben, maar dat zal leiden tot een breuk, die duidelijk zichtbaar is³, waarna hiervoor gecorrigeerd kan worden. Doordat het herberekenen van het sentiment van de grote hoeveelheden berichten heel erg bewerkelijk is, zal zo iets zeker niet over een lange periode met terugwerkende kracht worden toegepast. Mocht er op dit terrein een verandering gaan plaatsvinden, wat niet erg waarschijnlijk is, dan zal Coosto het CBS hier tijdig over informeren.

4.2 Subreeksen

De gekozen reeks (onderste lijn in Figuur 3) laat een duidelijke trend en pieken zien. Met trend wordt hier de algemene richting waarin de reeks zich ontwikkelt bedoeld en met pieken de dagen met een duidelijk verhoogd of verlaagd aantal berichten met negatief sentiment. Omdat dit uitermate belangrijk is voor de bevindingen die in de rest van dit rapport worden beschreven zal er dan ook specifiek gekeken worden naar i) de subreeksen, de componenten, in de SOI, ii)

³ Dit fenomeen is waargenomen tijdens een studie die in 2014 werd uitgevoerd en is door Coosto bevestigd.

de meest geschikte methoden om deze subreeksen te vergelijken en iii) de vergelijkbaarheid en reproduceerbaarheid van de reeksen geproduceerd door de gebruikte query's. Dit werk is uitsluitend voor de validatiestudie gedaan. De SOI-lijn die in het dashboard wordt getoond is gebaseerd op de gehele reeks (zoals getoond in Figuur 3).

4.2.1 Trend bepalen

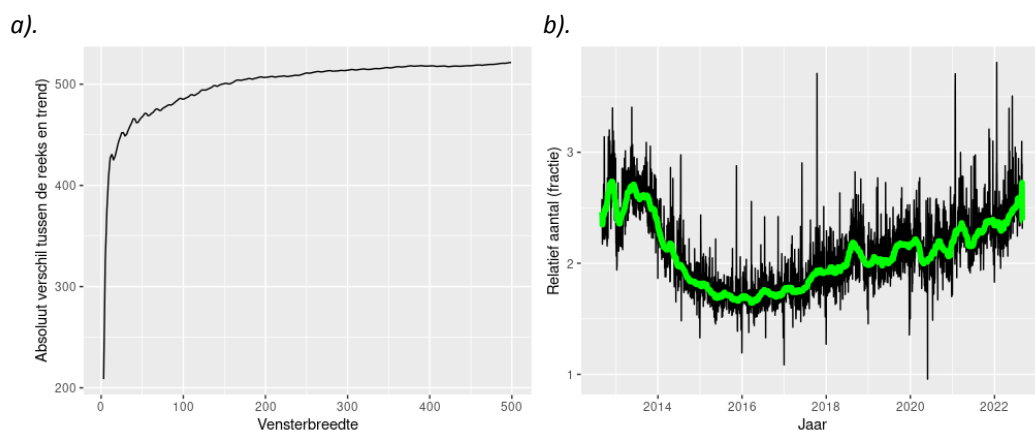
Omdat de SOI-reeks heel veel pieken bevat is te verwachten dat deze extreme waarden het bepalen van de trend sterk zullen beïnvloeden. Het is daarom essentieel om hiervoor een filtermethode te gebruiken die (veel) minder door dergelijke uitbijters wordt beïnvloed. Een mediaan filter is hier uitermate geschikt voor (Chatfield en Xing 2019, pag. 360). Een dergelijk filter berekent, voor de datapunten in een venster van een bepaalde breedte, de mediaan van de waarden in dat venster en vervangt de waarde van het middelste datapunt met die mediaan. Voor een venster met een oneven aantal datapunten klopt dit exact. In het werk beschreven in dit rapport worden dan ook alleen vensters met oneven aantal datapunten gebruikt. Omdat een dergelijke berekening voor de hele reeks gebeurt, wordt een dergelijk filter een voortschrijdende mediaan filter genoemd. Voor de SOI zitten er twee nadelen aan het gebruik van een dergelijk filter. De eerste is dat, afhankelijk van de breedte van het venster, er een aanzienlijk deel van de eerste en laatste waarden in de reeks, d.w.z. de helft van de breedte van het venster - 1, niet goed kunnen worden berekend. Dit is op te lossen door deze gegevens i) te verwijderen, ii) niet te filteren, iii) door een constante te vervangen of vi) met een steeds smaller wordend venster te berekenen⁴. Na wat uitproberen is voor de laatste optie gekozen.

Het tweede issue heeft te maken met de vele pieken en dalen die in de SOI voorkomen. Wanneer de breedte van het venster toeneemt, zullen er steeds meer 'kunstmatige' pieken en dalen in het resterende gedeelte, de reeks min de trend, ontstaan. Dit zal vooral het geval zijn als de gehele SOI-reeks een golvend patroon vertoont; in Figuur 3 is te zien dat dit bij de nieuwe reeks duidelijk het geval is. De oplossing om dit - zoveel mogelijk - te voorkomen is een relatief smal venster te kiezen. Dit is een duidelijke andere keuze dan bij een standaard tijdreeksanalyse wordt gemaakt; hierbij wordt vaak een nogal breed venster gebruikt (Chatfield en Xing 2019).

Afhankelijk van de breedte van het gekozen venster wordt een reeks meer of minder 'glad gestreken'; dit levert een reeks met een stabiele basislijn op. Een manier om de optimale breedte van het venster te bepalen is de totale som van de absolute verschillen tussen het originele signaal (de reeks) en de trend (het gefilterde signaal) voor verschillende vensterbreedtes te bepalen en dit grafisch weer te geven. In Figuur 4 is dit voor vensters met breedtes van 3 tot 499 dagen voor de SOI-reeks weergegeven. Als de 'optimale' vensterbreedte kan de waarde worden gekozen die zich in de 'knie' (of 'elleboog') bevindt (Kiokemeister 1949, Bruce en Bruce 2017, p 263). Dat is de plek waarbij het verschil begint af te vlakken; dit geeft de minimale vensterbreedte weer. Het alternatief is de breedte te kiezen waarbij het verschil constant begint te worden is, d.w.z. waar de 'lijn' begint af te vlakken. Figuur 4 laat zien dat de 'knie' zich rond de waarde 50 bevindt en dat de reeks echt gaat afvlakken vanaf 200. Dat is een behoorlijk breed gebied om uit te kiezen. Na wat proberen, waarbij vooral naar het effect op de positieve pieken in de resterende reeks is gekeken, is als compromis 91 dagen als vensterbreedte gekozen. Met deze waarde als vensterbreedte wordt voorkomen dat er veel nuance in de basislijn verloren gaat en worden er geen extra pieken en dalen gecreëerd. De reeks met de verkregen trendlijn is te zien in Figuur 4b.

⁴ Zie de toelichting bij de 'runmed' methode in het rstat-package op CRAN.

Figuur 4. a) De som van de absolute verschillen tussen de eerste reeks en de trendlijn bij verschillende venstergroottes. b) de originele reeks (zwart) en trend (groen) bij toepassen van een mediaanfilter met een venstergrootte van 91.

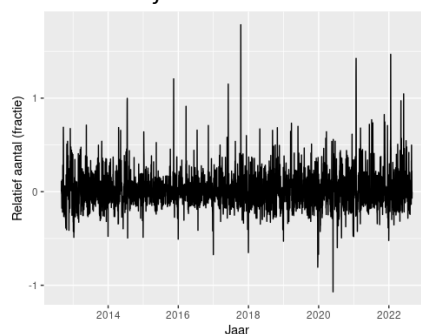


De groene trendlijn laat duidelijk zien dat de gekozen vensterbreedte niet tot een erg gladde trendlijn leidt⁵. Wanneer voor de oorspronkelijke SOI-reeks op dezelfde wijze een trend wordt bepaald blijkt dat beide trends 0,32 correleren.

4.2.2 Seizoenscomponenten

Na het verwijderen van de trend van de reeks, blijft een reeks met veel pieken en dalen over (Figuur 5). Deze reeks kan één of meerdere zich herhalende patronen bevatten, dit kan o.a. veroorzaakt worden door de aanwezigheid van één of meerdere seizoenspatronen, maar uiteraard ook door zich herhalende patronen in de SOI-pieken. Welke seizoenspatronen zouden er te verwachten zijn? We staan hier niet met lege handen. Er zijn namelijk duidelijke aanwijzingen dat op sociale media gebaseerde indicatoren één of meerdere seizoenscomponenten bevatten. Dit blijkt ten eerst uit CBS-werk dat aan een andere sociale media gebaseerde indicator is verricht; namelijk degene die hoog correleert met het Consumenten Vertrouwen (Daas en Puts 2014, blz. 8). In dat werk wordt een weekpatroon genoemd. Daarnaast is ook bij de voorloper van de SOI een dergelijk weekpatroon gevonden (CBS 2019). Bij beide onderzoeken bleek dat het sentiment van berichten die gedurende het weekend worden verstuurd duidelijk afwijkt van het sentiment van berichten op de werkdagen. Daarnaast is het ook mogelijk dat de overblijvende reeks zoets als een jaarpatroon bevat; d.w.z. een patroon van 365 dagen. Bij de oude reeks uitte zich dat in een jaarlijks dal rond de kerstdagen en rond oud en nieuw (CBS 2019).

Figuur 5. De resterende reeks na het verwijderen van de trend.



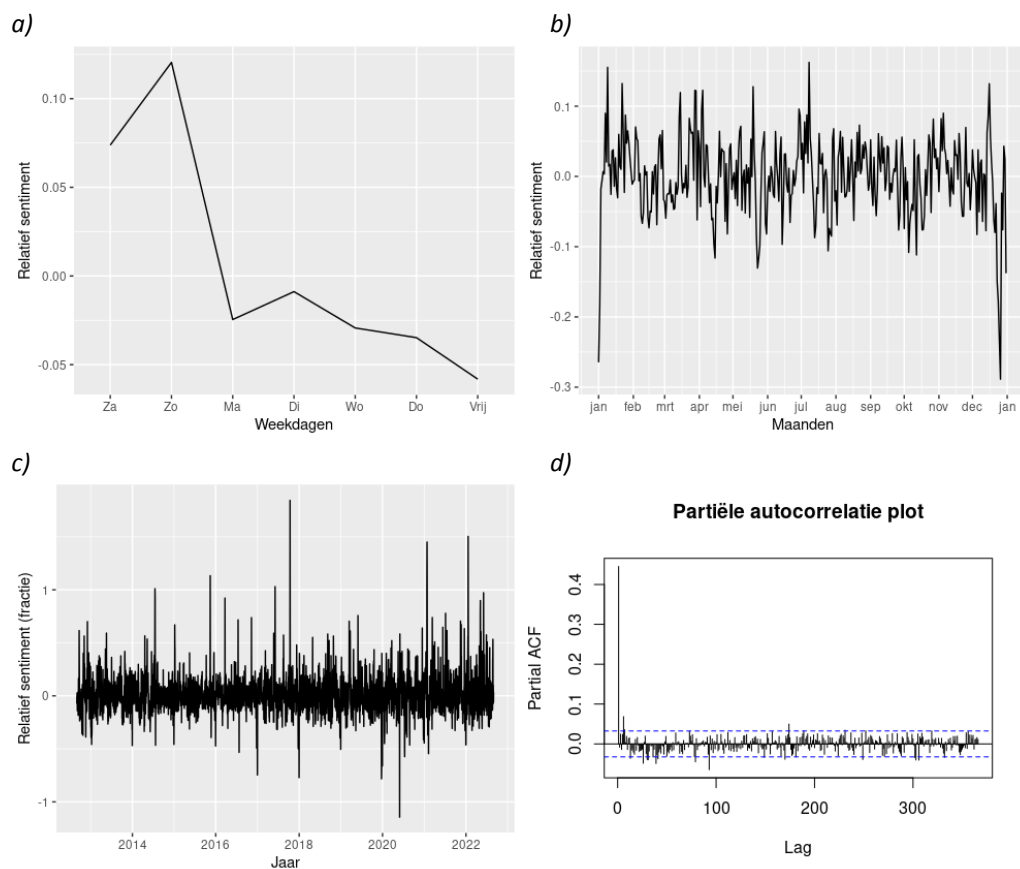
⁵ Ter illustratie, bij gebruik van het standaard tijdreeksanalyse package tseries wordt bij het bepalen van de trend een venster van 123 gebruikt (en een gemiddelde berekend).

Seizoenspatronen zijn zich herhalende patronen. Wanneer een reeks met (in de tijd) verschoven versies van zichzelf wordt vergeleken kunnen eventuele aanwezige herhalende patronen worden gedetecteerd. De tijdsverschuivingen worden 'lags' genoemd en de analyse kijkt naar zogenaamde autocorrelaties (Chatfield en Xing 2019). Zich herhalende patronen kunnen veroorzaakt worden door de aanwezigheid van één of meerdere seizoenspatronen, maar kan uiteraard ook het gevolg zijn van zich herhalende patronen in de SOI-pieken

Bij deze analyses is ook naar het effect van een mediaan filter te gekeken omdat ook hier te verwachten is dat deze door de vele pieken zou kunnen worden verstoord. Er is daarnaast ook een gewoon gemiddelde filter gebruikt om te kijken wat het verschil is.

Wanneer naar 7-daagse patronen wordt gekeken, waarbij de mediaan of het gemiddelde wordt berekend voor alle dagen over de ruim 10-jarige periode in de resterende reeks, blijkt dat - na correctie - er een effect te zien is in de autocorrelatie (acf) en partiële autocorrelatie (pacf) analyses van de hiervoor gecorrigeerde reeks. Daarbij laten zowel de mediaan als de gemiddelde filter van de verschillende dagen van de week een patroon zien waarbij het sentiment in de weekenden duidelijk afwijkend is (zie Figuur 6a).

Figuur 6. a) Mediaan gefilterde wekelijks en b) mediaan gefilterd jaarlijks patroon van de voor de trend gecorrigeerde reeks. Het jaarpatroon is na correctie voor het weekpatroon bepaald. De resterende reeks, na correctie voor het mediaan gefilterde weekpatroon maar niet voor het jaarpatroon, is in c) weergegeven. d) geeft het pacf-patroon van de reeks in c) weer.



Vergelijking van de acf- en pacf-resultaten van de resterende reeks na verwijderen van de mediaan of de gemiddelde gefilterde weekpatronen geven aan dat de mediaanfilter een

duidelijker effect heeft. Hierna is de resterende reeks, na het verwijderen van het mediaan gefilterde weekpatroon, vervolgens nader bestudeerd voor de mogelijke aanwezigheid van seizoenspatronen met langere lags; zoals een jaarpatroon.

Voor het jaarpatroon zijn perioden van 365 dagen bestudeerd in de week gecorrigeerde resterende reeks. De mediaan gefilterde reeks van 365 dagen blijkt, t.o.v. de gemiddeld gefilterd reeks, het minst 'ruizig' (volatiel) te zijn. In Figuur 6b is het jaarlijkse patroon van de mediaan gefilterde reeks te zien. Deze reeks bevat een duidelijk dal op de eerste dag van het nieuwe jaar en rond kerst. Daarnaast zijn er een aantal kleinere dalen rond vakantieperioden te zien; in februari, april, mei en juli. Pieken vinden we meestal voor die dalen. Wat opvalt, is dat het jaarpatroon veel volatieler is vergeleken met het weekpatroon. Dat is jammer want, als de resterende reeks met dit jaarpatroon wordt gecorrigeerd blijkt dat een duidelijk negatief effect te hebben op de kwaliteit van het resterende patroon. Door deze 'correctie' ontstaan er namelijk extra het pieken en dalen die het oorspronkelijke patroon negatief beïnvloeden; dit is ook in de acf- en pacf-patronen te zien. Daarom is dan ook besloten de reeks niet voor het jaarpatroon te corrigeren. De uiteindelijke reeks, na correctie voor het weekpatroon, is in Figuur 6c weergegeven.

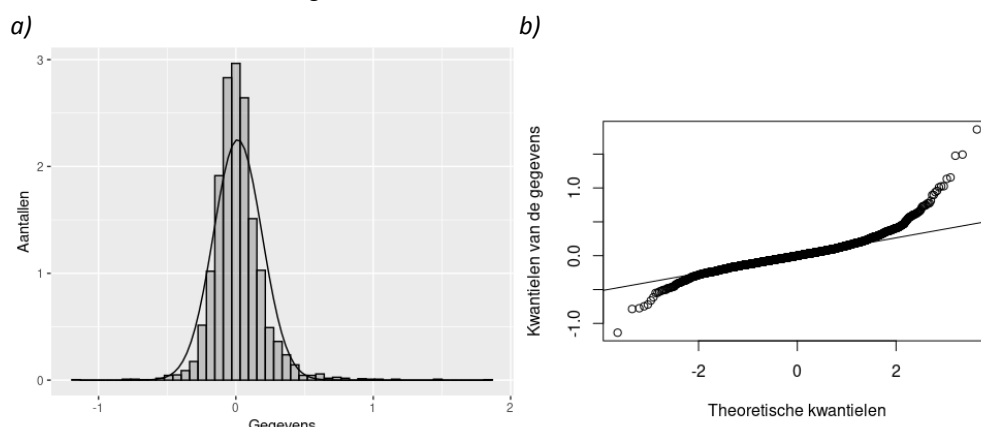
Hoewel het in eerste instantie lijkt dat de reeksen in Figuur 6c en Figuur 5 vrijwel identiek zijn is dat zeker niet het geval. Zo zijn de pacf-plots van deze reeksen duidelijk verschillend. De reeks van Figuur 6d bevat duidelijk veel minder en minder hoge autocorrelatie pieken; dit valt vooral op in het gebied met kleine lags. Ondanks dit verschil is de Pearson correlatie tussen beiden resterende reeksen (die in Figuur 5 en in Figuur 6c) nog best hoog; deze is 0,918. Maar we zullen later zien dat de spectra van beide reeksen (zie volgende paragraaf) een aantal heel duidelijk verschillen vertonen. Dit illustreert nogmaals dat de correlatie niet echt een geschikte manier is om SOI-reeksen te vergelijken (Stigler 1989).

4.2.3 Pieken en ruis

Wat na correctie van de reeks voor de trend en het wekelijkse seizoenspatroon overblijft (zie Figuur 6c) bevat zowel pieken als dalen en een mogelijke ruiscomponent. Bij tijdreeksanalyse wordt met ruis de resterende term bedoeld die overblijft na alle mogelijke correcties (Chatfield en Xing 2019). Echter, de uiteindelijk verkregen SOI-reeks bevat meer. Deze reeks bevat in ieder geval pieken en dalen die door SOI-gebeurtenissen worden veroorzaakt; pieken en dalen zijn een eigenschap die ruis ook heeft. Het is te verwachten dat deze bij ruis een zeer onregelmatig patroon vertonen. Maar dat zou ook wel eens bij de SOI-gebeurtenissen het geval kunnen zijn. Als die namelijk wel regelmatig zouden zijn, zou het voorspellen van de SOI-gebeurtenissen, die daaraan ten grondslag liggen, een stuk eenvoudiger zijn (Proyas 2009). Regelmatige patronen kunnen we op 2 manieren aantreffen. De eerste zijn gebeurtenissen die zich herhalen gedurende een bepaalde periode; zoals kerst en nieuwjaar. Een andere te verwachten regelmatige patroon is dat er soms SOI-gebeurtenissen plaatsvinden die een dusdanig groot effect hebben, denk aan de MH17 ramp, de aanslag op Peter R. de Vries en de massale Corona demonstratie begin 2021, dat ze gedurende een bepaalde periode, vaak enkele dagen, tot onrust leiden. Dergelijke patronen zullen tot grotere pieken (of dalen) in de acf- en pacf-patronen leiden. Ruis zal dit niet hebben, maar deze heeft, zeer waarschijnlijk, wel een bepaalde verdeling, bijv. een normale verdeling zoals dat bij z.g. 'witte ruis' het geval is (Donadio 2011). Dit laatste zou een aanknopingspunt kunnen zijn om beide 'patronen', SOI-sigitaal en ruis, uit elkaar te halen. Hierbij zijn we uiteraard meer in de pieken dan in de dalen geïnteresseerd.

Om te kijken hoe de verdeling van de piekhoogten (en dalen) in de resterende reeks eruit ziet, is een histogram gemaakt. Deze is in Figuur 7a te zien. Vervolgens is bekeken in hoeverre de verdeling van de piekhoogten in de resterende reeks lijkt op of afwijkt van een normale verdeling. Dit is met een z.g. Q-Q plot gedaan. Een dergelijke plot vergelijkt de verdeling van de waarden in een reeks met die van de normale verdeling (zie Figuur 7b). Zowel uit Figuur 7a als uit Figuur 7b blijkt dat de verdeling van de resterende gegevens niet aan een normale verdeling voldoet. De Q-Q plot laat zien dat vooral bij hoge positieve en negatieve waarden de aantallen afwijken van de normale verdeling. Dit is aan de kant met de positieve waarden (de pieken) duidelijk meer het geval dan aan de kant met de negatieve waarden (de dalen). De combinatie van het histogram en de Q-Q plot zouden erop kunnen wijzen dat de resterende gegevens bestaan uit een combinatie van niet-normaal verdeelde piekwaarden en normaal verdeelde ruis; maar dat is echter niet zeker.

Figuur 7. a) Histogram van de gegeven in de trend en seizoenspatroon gecorrigeerde reeks inclusief een normale verdeling en b) een Q-Q plot van deze gegevens. In een Q-Q plot wordt de verdeling van de gegevens vergeleken met die van een normale verdeling. De lijn geeft de standaard normale verdeling aan.



In de uiteindelijk verkregen reeks, dus na correctie voor de trend en het wekelijkse seizoenspatroon, bevinden zich in totaal 1815 positieve pieken. Dat zijn behoorlijk veel SOI-gebeurtenissen met een hoog negatief sentiment.

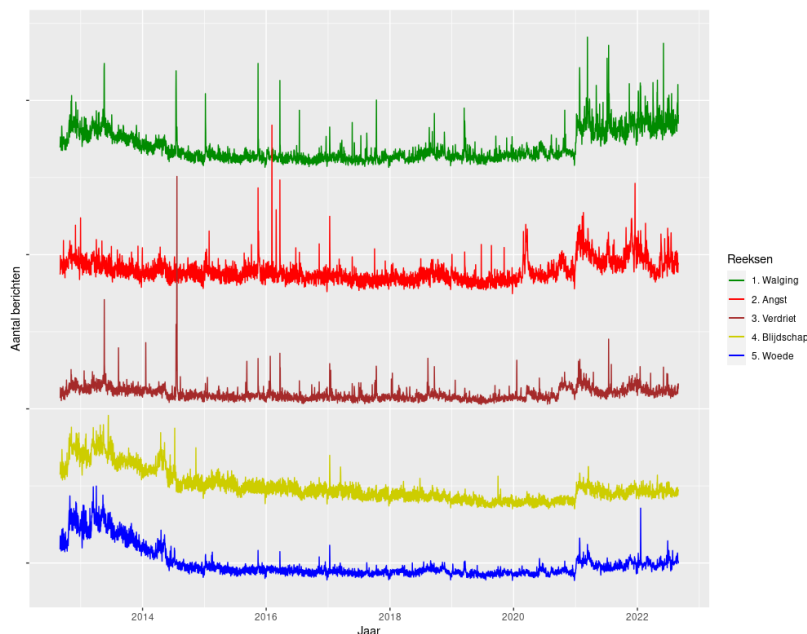
4.3 Emotie reeksen

Naast de Sociale Spanningen reeks werden er in het oude dashboard nog een aantal extra reeksen dagelijks gemeten. Dat waren een algemene sentimentquery, die uitsluitend berichten meeneemt die één of meerdere Nederlands lidwoorden bevatten, en een set van vijf zogenaamde emotiereeksen (CBS 2019). Dit zijn de emoties 'Walging', 'Angst', 'Verdriet', 'Blijdschap' en 'Woede'. Deze reeksen geven de aantallen gevonden berichten per dag (absoluut of als percentage) weer die één of meerdere woorden bevatten in de voor die emotie geconstrueerde query (CBS 2019, zie ook Bijlage 1).

Uit gesprekken die met vertegenwoordigers van de Politie zijn gevoerd bleek dat de emotiereeksen een belangrijke rol spelen bij het interpreteren van de SOI-pieken. De gebruikte query's zijn daarom uitvoerig gecontroleerd, geüpdatet en, waar nodig, aangepast om te zorgen dat ze i) zo goed mogelijk de betreffende emotie meten, ii) geen overlappende woorden bevatten en iii) dezelfde algemene uitsluitcriteria voor berichten gebruiken (zie sectie 3.2.3). Met dit laatste wordt bedoeld dat de emotie-indicatoren berichten met dezelfde algemene woorden en eigenschappen uitsluiten als die voor de SOI worden gebruikt. Dit is gecontroleerd

door berichten en wordclouds van dagen met grote aantallen van een bepaalde emotie te bekijken en, indien nodig, de bijbehorende query aan te passen. Voorbeelden van de gebruikte woorden zijn in Bijlage 1 te vinden. Deze zijn gebruikt om de lijnen in Figuur 8 te maken. De algemene sentimentquery wordt in de nieuwe versie van het dashboard niet meer gebruikt.

Figuur 8. Emotielijnen voor de bestudeerde periode. De lijnen geven de genormaliseerde absolute aantallen berichten per dag weer. Door de normalisatie zijn de reeksen beter te vergelijken.



De piek voor de emotie ‘Verdriet’ laat een hele grote toename op de dag van de MH17 ramp zien (de bruine lijn in Figuur 8). Voor alle duidelijkheid, de piek in de emotie ‘Blijdschap’ (gele lijn in Figuur 8) rond die tijd vond plaats op 10 juli 2014 en heeft dus niets met de MH17 ramp te maken. Daarnaast is te zien dat begin 2021 een periode was waarin er heel veel berichten met woorden die in de verschillende emotie query’s voorkomen zijn geschreven. Deze periode valt samen het invoeren van de avondklok en het begin van de (Corona) vaccinatiecampagne. Dat is een periode waarin veel ‘emotionele berichten’ zijn te verwachten. Daarnaast valt de grote toename van Angst berichten rond maart 2020 op (rode lijn in Figuur 8). Dit is de periode waarin de eerste Corona besmettingen in Nederland werden geconstateerd.

Voor een meer specifieke controle zijn voor elke emotielijn de top 15 pieken geselecteerd en is gekeken of er op die dagen, in de door de query geselecteerde berichten, inderdaad sprake is van de emotie waar naar gezocht wordt. Een behoorlijk aantal van de top 15 pieken vallen op datums in 2012 en 2013 (m.n. bij de emoties Woede en Blijdschap). Dat was de periode waarin Twitter, de bron met de meeste berichten in Coosto (zie Tabel 1), nog een veelgebruikt sociaal medium was, en dan vooral door jongeren. In de aantallen geselecteerde berichten is dit duidelijk te zien (Figuur 8). Ook valt op dat, t.o.v. meer recente berichten, het gebruik (van Twitter) veranderd is in de afgelopen tien jaar; dit kan overigens ook het gevolg zijn van een verandering van de populatiesamenstelling van de sociale media gebruikers. Voor het werk dat in deze paragraaf is beschreven, is zo goed mogelijk naar de relatie tussen de emotie van de query en de emoties die uit de inhoud van de berichten volgen gekeken.

Voor de emoties Angst, Verdriet en Walging zijn de dagen met de meeste activiteit terug te voeren naar één of enkele gebeurtenissen waarbij de gezochte emotie ook duidelijk in de berichten is terug te vinden. Voor de emoties Woede en Blijdschap blijkt dit wat lastiger. Wel zijn de aantallen negatieve berichten bij Woede en de aantallen positieve berichten bij Blijdschap duidelijk hoger op de dagen met grote activiteit.

Meer specifiek valt bij Angst-berichten op dat deze, in tegenstelling tot een aantal andere emoties, op veel recente gebeurtenissen betrekking hebben. Dit heeft vooral met Corona te maken, denk aan persconferenties, aankondiging van de (gedeeltelijke) 'lockdown', vaccinaties etc. Veel van de geselecteerde berichten zijn geschreven door personen die angst ervaren rondom Corona en reageren op berichten van personen die praten over 'angst zaaien' door de overheid en de wetenschap. De datums van de pieken komen in het algemeen goed overeen met gebeurtenissen die angst oproepen.

Bij Verdriet is te zien dat ook hier de gevonden datums en berichten goed overeenkomen met gebeurtenissen die verdriet oproepen. De dag van de MH17 ramp is hier het meest typisch voorbeeld van.

Bij Blijdschap, de enige positieve emotie, zien we twee dagen in de periode 2012-2014, waarop de eindexamenuitslagen van de middelbare school bekend worden, eruit springen. Verder zijn er een aantal sport/voetbal-gebeurtenissen die tot veel Blijdschap-berichten leiden. Echter, in een aantal gevallen is er wel een toename in het aantal berichten te zien, maar is er geen duidelijke gebeurtenis aan toe te wijzen. Het is wel zo dat op die dagen het aandeel positieve sentimentberichten procentueel duidelijk een stuk hoger is dan bij de andere dagen. Dit geeft aan dat er inderdaad een positief sentiment wordt gemeten. Veel van de Blijdschap berichten vinden we in de periode 2012-2014. Deze lijken vooral door jongeren te zijn geschreven.

Bij Walging zien we dat dagen met veel berichten goed corresponderen met datums waarop gebeurtenissen plaatsvinden die deze emotie oproepen. De gebeurtenissen zijn vrij divers, maar bij aanslagen/rampen (MH17, Brussel, Parijs) en moorden wordt er vrijwel altijd een dergelijke piek gevonden. In de meer recente jaren vinden we, t.o.v. van de jaren daarvoor, veel vaker pieken met deze emotie.

Bij Woede vinden we in de top 15 veel datums in 2012 en 2013, toen veel jongeren Twitter gebruikten. Hierbij vallen in positieve zin dagen met sneeuwval op en ook de dag waarop er twee kinderen vermist werden (5 december 2013). De hoogste piek vinden we op 20 januari 2022, dat is de dag dat BOOS de uitzending over de Voice en vermeend seksueel misbruik online plaatste. Boos is ook één van de zoekwoorden in de Woede query (zie Bijlage 1). Daarnaast valt op dat er veel dagen gevonden worden met pieken waaraan geen specifieke gebeurtenis is toe te wijzen. Degene waarbij dat wel kan zijn in een aantal gevallen voetbal gerelateerd, bijvoorbeeld als Ajax - Feyenoord gespeeld wordt. In veel gevallen kan dus niet geconcludeerd worden dat er echt sprake is van Woede in de berichten die zijn geselecteerd.

Al met al kan geconcludeerd worden dat voor de emoties Walging, Angst en Verdriet de dagen met de meeste activiteit terug te voeren naar één of enkele gebeurtenissen waarbij de gezochte emotie ook duidelijk is terug te vinden in de berichten. Voor de emoties Blijdschap en Woede is dit wat lastiger, vermoedelijk doordat met name jongeren in 2012-2014 veel berichten schreven met deze woorden. Echter, bij Blijdschap hangt een toename van berichten samen met een

toename van de aantallen positieve berichten. Bij Woede is dit veel onduidelijker, waardoor deze reeks dus voorzichtig moet worden geïnterpreteerd.

5. Validatie

In de meest strikte zin betreft validatie van de SOI het controleren van de hiervoor gebruikte methode op geldigheid of juistheid. Om dit mogelijk te maken is het belangrijk een definitie van het concept Sociale Onrust (of Sociale Spanning) te hebben (zie sectie 3.1), een definitieve SOI-reeks te hebben (met de verschillende deelcomponenten; zie sectie 4.2) en een overzicht van de verschillende manieren waarop dit concept kan worden gevalideerd. De laatste, inclusief de hierbij gevonden resultaten, worden in dit hoofdstuk besproken.

5.1 Overzicht validatie mogelijkheden

Het objectief meten van bepaalde fenomenen kan een moeilijke taak zijn, zeker wanneer het een fenomeen betreft dat niet direct door een reeds bestaande statistiek wordt gemeten. Dit maakt direct vergelijken lastig. Binnen de sociale wetenschappen zijn hiervoor aanpakken ontwikkeld die het mogelijk maken in - meer of mindere mate - te controleren in hoeverre een fenomeen daadwerkelijk wordt gemeten (Dorst 2011). Een dergelijke controle wordt validatie genoemd en kan op verschillende manieren worden uitgevoerd. In het algemeen zijn er 6 validatie-categorieën te onderscheiden⁶ (zie o.a. Drost 2011). Deze worden hieronder genoemd en kort omschreven, het zijn:

1. Indruksvaliditeit ('face validity'). Dit betreft de mate waarin een meetmethode de indruk wekt iets relevant te meten. Hiervoor wordt meestal een logische redenering gebruikt.
2. Inhoudsvaliditeit ('content validity'). Dit betreft de mate waarin de verschillende aspecten van het te meten begrip volledig kunnen worden bepaald met de gebruikte meetmethode. Het streven is hierbij alle aspecten volledig af te dekken.
3. Begripsvaliditeit ('construct validity'). Dit betreft de mate waarin de meetmethode meet wat de onderzoeker van plan was te meten. Hierbij is dus naast de volledigheid van het te meten begrip ook specifiek aandacht voor het feit dat de methode ook nog iets anders kan meten.
4. Criteriumvaliditeit ('criterion validity'). Dit betreft de mate van overeenkomst tussen de bevindingen van twee verschillende meetmethoden (en dus metingen). Er worden twee subcategorieën onderscheiden, namelijk:
 - a. Predictieve validiteit. Dit gaat over de mate waarin de éne methode kan voorspellen wat er door de andere methode wordt gemeten (in relatie tot de hiervoor geldende theorie).
 - b. Concurrentie validiteit. Dit gaat over de samenhang tussen de resultaten van beide metingen wanneer die op hetzelfde moment worden uitgevoerd.
5. Interne validiteit ('internal validity'). Dit betreft de mate waarin de conclusies voor waar kunnen worden aangenomen. Dit wordt ook wel methodologische validiteit genoemd omdat het iets zegt over de kwaliteit van de methode, de verzamelde data en de analyse.
6. Externe en/of ecologische validiteit ('external and/or ecological validity'). Deze categorieën worden soms samengevoegd en soms niet. Beiden hebben betrekking op de mate waarin de bevindingen van de meetmethode kunnen worden gegeneraliseerd. Bij externe validiteit betreft dit generalisatie in generieke zin, m.a.w. kunnen de

⁶ Het exacte aantal categorieën wordt sterk door de academische achtergrond van de onderzoeker beïnvloed. Voor dit rapport zijn de 6 genoemde categorieën het meest relevant.

bevindingen ook voor een grotere groep of algemenere situatie gelden. Bij ecologische validiteit betreft dit de mate waarin de meetresultaten representatief zijn voor de alledaagse praktijk en dus niet alleen gelden binnen een gebruikte kunstmatige testomgeving (zoals een laboratorium).

Wanneer naar de SOI wordt gekeken speelt in het bijzonder de vraag “welk concept wordt door de indicator gemeten?”. Om die vraag te kunnen beantwoorden zijn vooral de inhouds-, begrips-, criterium- en interne-validiteit belangrijk; nr. 2, 3, 4 en 5 in bovenstaande lijst. Omdat bleek dat de analyse die voor begripsvaliditeit bedacht was overeenkwam met die van de controle van de interne-validiteit was het niet nodig de eerste uit te voeren. Hierdoor worden de inhouds-, criterium- en interne-validiteit in dit hoofdstuk nader besproken en, zo goed mogelijk, bepaald. Controles die zijn uitgevoerd en niets inzichtelijks opleverden worden in dit document niet besproken om de omvang van het document te beperken.

Het is belangrijk hier kort te reflecteren op de aanpak die tijdens de validatiestudies is gevolgd. Deze moeten namelijk allemaal even goed en zuiver worden uitgevoerd. Om ervoor te zorgen dat dit ook daadwerkelijk gebeurde, zijn de studies van te voren met alle betrokken onderzoekers besproken en is vastgelegd wat de bedoeling van de afzonderlijke studie was en wat er exact gedaan moest worden. Dit om te voorkomen dat het resultaat van de ene validatiestudie die van de ander zou kunnen beïnvloeden. Dit is belangrijk omdat niet alle studies tegelijkertijd uitgevoerd konden worden en omdat er ook sprake was van een iteratief proces. Kleine aanpassingen aan de woorden in de SOI-query maakte het, bijvoorbeeld, noodzakelijk sommige validatiecontroles meermaals uit te voeren. De hierboven beschreven aanpak heeft geholpen dit zo consequent en onafhankelijk mogelijk te doen. Een dergelijke aanpak is zowel voor theoretisch als data-gedreven werkzaamheden een goed uitgangspunt.

5.2 Inhoudsvaliditeit

Het begrip inhoudsvaliditeit richt zich op datgene dat door de SOI-reeks wordt gemeten. Een manier om die vraag te beantwoorden is te bepalen door welke gebeurtenissen de pieken in de SOI-reeks worden veroorzaakt. Dit kan handmatig of met tekst-clustering worden gedaan. Beide aanpakken zijn bekeken maar alleen de resultaten van de handmatige clustering leverden extra inzichten op.

5.2.1 Handmatige verificatie

Om inzicht te krijgen in de SOI is van 430 (positieve) pieken bepaald door welke gebeurtenis (of gebeurtenissen) deze worden veroorzaakt⁷. In totaal zijn er 1815 pieken in de SOI-reeks te zien (sectie 4.2.3) wat inhoudt dat bijna een kwart van de pieken handmatig is bekeken. Bij de controle worden altijd als eerste de meest voorkomende woorden in de berichten met negatief sentiment van die dag bekeken; hiervoor wordt een wordcloud⁸ gebruikt. Daarna wordt, indien meer duidelijkheid nodig is, een random selectie van berichten bekeken. Dat kan allemaal m.b.v. de Coosto-interface worden uitgevoerd. Wat hierbij opviel is dat, met name bij de wat kleinere pieken, het lastig kan zijn één of meerdere van de gebeurtenissen die de piek veroorzaken te bepalen.

⁷ Hierin zijn de 100 grootste pieken integraal opgenomen.

⁸ Een ‘wordcloud’ (woordenwolk) is een visuele weergave van de woorden in de geselecteerde berichten. Woorden die vaker voorkomen, worden groter afgebeeld.

Dat is dan ook de reden dat bij de toekenning en controle van de bijbehorende gebeurtenissen in totaal 4 verschillende personen betrokken zijn geweest. Eén persoon heeft eerst alle pieken bekeken en aangegeven wat (volgens die persoon) de gebeurtenis(sen) is/zijn die de piek veroorzaakt. Daarna zijn die resultaten door 3 personen gecontroleerd. Dit is vooral bij de wat kleinere pieken belangrijk. Soms zijn er meerdere gebeurtenissen, vaak 2, die op dezelfde dag plaatsvinden en soms is het heel lastig om een gebeurtenis uit de wordcloud en berichten af te leiden. Er zijn in totaal 14 dagen gevonden waarbij meerdere gebeurtenissen op 1 dag plaatsvonden; dat is 3,3% van alle bestudeerde pieken. In deze gevallen is steeds besloten de belangrijkste gebeurtenis, degene met de woorden met meest hoogste woordfrequentie in de wordcloud, aan de piek toe te kennen. Pieken met niet toe te kennen (onduidelijke) gebeurtenissen zijn op 10 dagen gevonden. Hierbij was in de meeste gevallen (8) duidelijk sprake van een fout in de Coosto-database; die dagen zijn uitgesloten in de verdere analyses.

Vervolgens is bekeken in welke categorieën, d.w.z. hoog geaggregeerde groepen, de 422 gebeurtenissen het best zijn in te delen. Dit laatste was een lastige klus, maar na enkele iteraties en overleggen resulteerde dit uiteindelijk in een totaal van 18 categorieën. In de vervolgens uitgevoerde analyse vormen alle niet-handmatig bekeken pieken de 19^e groep. Het overzicht van de bevindingen is in Tabel 2 te zien. Naast de absolute aantallen is ook de totale piekhoogte en de gemiddelde piekhoogte per gebeurtenis weergegeven.

Tabel 2. *Overzicht van de groepen en hun karakteristieken voor de gebeurtenissen in de SOI*

Groep	Categorieën	Aantal	Gem. piekhoogte	Totale piekhoogte (%)
1	Oorlog	6	0,431	2,6 (1,1%)
2	Aanslag	40	0,401	16,1 (6,6%)
3	Ramp	17	0,356	6,1 (2,5%)
4	Rellen/demonstraties	38	0,320	12,2 (5%)
5	Discriminatie	5	0,314	1,6 (0,6%)
6	Corona	26	0,307	8 (3,3%)
7	Moord	26	0,305	7,9 (3,2%)
8	Milieu	3	0,301	0,9 (0,4%)
9	Sport	12	0,296	3,5 (1,5%)
10	Mishandeling	39	0,266	10,4 (4,2%)
11	Politiek	81	0,226	18,3 (7,5%)
12	Dood	18	0,225	4,1 (1,7%)
13	Weer	6	0,195	1,2 (0,5%)
14	Racisme	11	0,195	2,1 (0,9%)
15	Terrorisme	5	0,173	0,9 (0,4%)
16	Overig	68	0,159	10,8 (4,4%)
17	Migranten	22	0,133	2,9 (1,2%)
18	Economie	7	0,117	0,8 (0,3%)
19	'Niet bekeken'	1394	0,096	134 (54,9%)

De thema's die in de tabel zijn weergegeven hebben allemaal een negatieve connotatie. Dit is ook te verwachten omdat de berichten die de SOI-pieken vormen immers allemaal een duidelijk negatief sentiment zullen hebben. Voorbeelden daarvan zien we terug in de thema's Sport en Weer. Deze bevatten allemaal pieken met berichten waarin geklaagd wordt over voetballers/trainers en over het slechte weer (denk aan sneeuw, ijs e.d.). Sommige thema's

bevatten erg weinig gebeurtenissen, zoals Oorlog en Milieu. We hebben ze vooral gecreëerd om te bepalen wat de relatieve piekhoogte van dergelijke gebeurtenissen zijn. Hoewel er in de query geprobeerd wordt een aantal type berichten zoveel mogelijk uit te sluiten, o.a. voetbal en politiek, zien we dat dit - vooral voor politieke berichten - niet altijd goed lukt; vandaar een aparte categorie. De categorie Overig komt veel voor en bevat onderwerpen die niet aan één van de andere categorieën konden worden toegekend. Het bevat vooral veel (populaire) sociale media fenomenen, zoals het songfestival, belastingdienstschandalen, bepaalde regionale nieuwsberichten en ook internet specifieke ophef. Die laatste groep bevat online gebeurtenissen die veel minder direct met gebeurtenissen in de samenleving samenhangen. Deze bevindingen illustreren het belang van de gebruikt selectie- en uitsluitwoorden. Streven is een zodanige set van woorden te gebruiken dat de Overige categorie, zeker wat betreft specifieke online fenomenen, een minimale omvang heeft. Uit de gecreëerde categorieën en hun aantallen volgt dat de SOI een combinatie van vele verschillende gebeurtenissen detecteert die qua 'maatschappelijk' belang heel erg verschillen.

In Tabel 2 valt daarnaast op dat er 3 thema's zijn die, per gebeurtenis, gemiddeld de grootste pieken veroorzaken, namelijk Oorlog, Aanslag en Ramp. De andere thema's zijn in de tabel geordend naar afnemende gemiddelde piekhoogte (kolom 4), waarbij blijkt dat dit geleidelijk afneemt per thema. Bij de laatste categorie, die van de 'niet-bekeken' pieken, valt op dat deze gemiddeld tot de laagste gemiddelde piekhoogte leidt per gebeurtenis. Dit wijst erop dat de 430 pieken die zijn bekeken ook de belangrijkste zijn. Echter, de totale gecombineerde piekhoogte van de 430 pieken t.o.v. de totale hoogte van alle pieken laat zien dat dit slechts 45,1% is; minder dan de helft dus. Dit geeft aan dat er zich veel kleine pieken in de SOI bevinden. Er zijn een aantal van die kleine pieken bestudeerd, maar het blijkt erg lastig de (te verwachten) bijbehorende gebeurtenissen uit de berichten en de woorden in de wordcloud af te leiden. Vaak lijken deze vooral door een combinatie van gebeurtenissen (en toeval?) te ontstaan. Ook is de grens van wat een kleine piek definieert lastig te bepalen. De resultaten en ervaringen tot nu toe wijzen erop dat pieken van 1 sd of hoger, in ieder geval, voor de SOI de meest relevante informatie bevatten.

5.3 Criterium validiteit

Zoals eerder vermeld, wordt bij criterium validiteit gekeken naar de mate van overeenkomst tussen de bevindingen van twee verschillende meetmethoden (en dus metingen). Omdat het CBS in principe niet voorspelt, betreft dit dus vooral de mate waarin de SOI en de deelreeksen samenhang vertonen met andere reeksen; dit wordt Concurrentie validiteit genoemd. Hierbij zijn vooral de hoogfrequente reeksen van het CBS interessant (d.w.z. maandcijfers beschikbaar over een lange periode), zoals consumenten- en producentenvertrouwen, maar ook cijfers die iets over veiligheid en veiligheidsgevoelens zeggen, zoals geweldsdelicten. Inzet van (bepaalde) politieonderdelen zou hiervoor ook een interessante bron zijn. Bij de politie is gevraagd of er dergelijke cijfers beschikbaar zijn om in deze studie te gebruiken maar dit bleek helaas niet het geval.

5.3.1 Vergelijken met andere reeksen

Voor de beschikbare hoogfrequente reeksen is naar de Pearson correlatie tussen de cijfers van die reeksen en de onderdelen van de SOI gekeken. Hierbij zijn met name het consumenten- en producentenvertrouwen interessant omdat deze reeksen iets over de, vooral economische, opvattingen bevatten en daarmee mogelijk aangeven hoe positief of negatief beide groepen tegen de situatie in Nederland aankijken. De SOI-onderdelen, d.w.z. de volledige reeks, de trend en de positieve pieken (met ruis), zijn daarbij naar maandcijfers geaggregeerd zoals beschreven

in Daas en Puts (2014). Voor elk onderdeel van de SOI is de Pearson correlatie bepaald. De reeksen zijn over de periode januari 2012 t/m juni 2022 vergeleken, wat de hieronder vermelde resultaten oplevert.

Economische factoren

De SOI correleert met enkele economische factoren, echter niet met allemaal. Vooral economische factoren die samenhangen met het prijsniveau en (ervaren) koopkracht correleren negatief met de trendlijn van de SOI (Tabel 3 en 4). Met de factoren producentenvertrouwen (Tabel 5) en werkloosheid (Tabel 6) zijn geen sterke correlaties gevonden.

De (negatieve) correlatie van het consumentenvertrouwen met de trend van de SOI is weergegeven in Figuur 9. Beide lijnen zijn genormaliseerd zodat ze op dezelfde schaal staan en makkelijker te vergelijken zijn. Het verband tussen economische verwachtingen over de toekomst is sterker dan het verband met de economische situatie de afgelopen 12 maanden. Er is hierbij geen sprake van coïntegratie⁹. Daarnaast blijkt de trendlijn van de SOI (in mindere mate) met de consumentenprijsindex jaarmutatie te correleren (Tabel 4).

Tabel 3. *Correlatie met Consumentenvertrouwen (per maand)*

Consumentenvertrouwen	Gehele SOI	Trend SOI	Pieken SOI
Consumentenvertrouwen	-0,77	-0,78	-0,11
Economisch klimaat	-0,75	-0,76	-0,11
Koopbereidheid	-0,74	-0,74	-0,09
Economische situatie afgelopen 12 maanden	-0,59	-0,60	-0,08
Economische situatie komende 12 maanden	-0,77	-0,78	-0,12

Tabel 4. *Correlatie met consumentenprijsindex (per maand)*

Werkloosheid	Gehele SOI	Trend SOI	Pieken SOI
Consumentenprijsindex	0,26	0,25	0,13
Consumentenprijsindex jaarmutatie	0,58	0,59	0,11

Tabel 5. *Correlatie met Producentenvertrouwen SBI (per maand)*

Producentenvertrouwen	Gehele SOI	Trend SOI	Pieken SOI
Producentenvertrouwen	-0,21	-0,24	0,07
Verwachte bedrijvigheid	-0,18	-0,19	0,05
Oordeel orderpositie	-0,2	-0,22	0,06
Oordeel voorraden	-0,12	-0,14	0,07

Tabel 6. *Correlatie met werkloosheid (per maand)*

Werkloosheid	Gehele SOI	Trend SOI	Pieken SOI
Werkloosheid	-0,15	-0,14	-0,07
Werkloosheid seizoen gecorrigeerd	-0,15	-0,14	-0,08

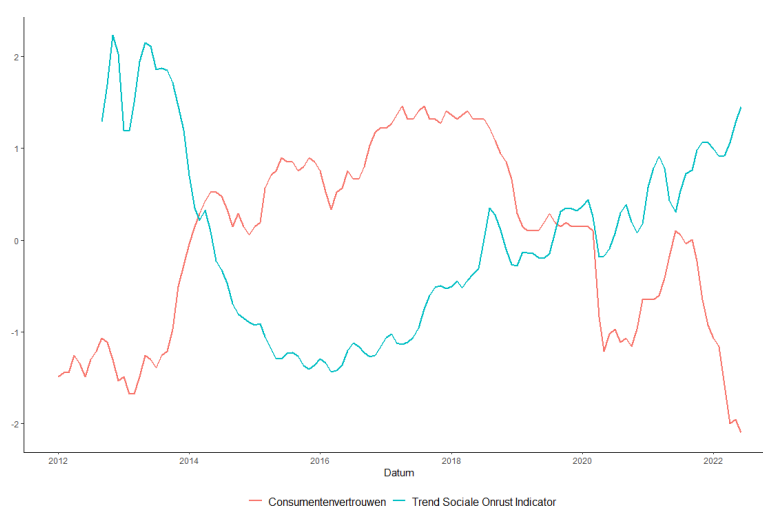
⁹ Met cointegratie wordt de vergelijkbaarheid van de ontwikkeling (de beweging) van reeksen over de tijd bedoeld (Houweling en Ouwehand 2018). Hiervoor is de ca.jo functie in het URCA-package gebruikt (Pfaff et al. 2016).

Vermeldingswaardig is dat, in een eerdere CBS-studie, eveneens een sterke correlatie is gevonden tussen het sentiment op sociale media en het consumentenvertrouwen (Daas en Puts 2014, Van den Brakel et al. 2017).

Overige factoren

Er is naast economische factoren ook gekeken naar andere potentieel correlerende CBS-reeksen. Denk hierbij aan criminaliteitscijfers, het weer, en vertrouwen in de overheid en andere organisaties. De volledige lijst aan geanalyseerde correlaties en gebruikte bronnen is te vinden in Bijlage 2. Dit leverde niet heel veel op. Met het vertrouwen in grote bedrijven werd een sterke positieve correlatie gevonden. Echter, van deze laatste indicator is alleen jaardata beschikbaar, dus het aantal datapunten (en daarmee de betrouwbaarheid) is beperkt. Daarnaast valt de, niet heel hoge, correlatie van 0,49 met het aantal slachtoffers op. Voor toekomstig onderzoek zou het nog interessant zijn te kijken naar een mogelijke samenhang met andere reeksen zoals de inhoud van krantenartikelen en regionale cijfers.

Figuur 9. Relatie SOI-trend en Consumentenvertrouwen (genormaliseerd)



5.3.2 Data uit Survey onderzoek gebruiken

Naast het gebruiken van reeds verzamelde gegevens is een andere manier om criterium validiteit te bepalen, namelijk door de SOI met zelf-verzamelde gegevens te vergelijken. Helaas bleek het niet mogelijk dit op korte termijn te doen; d.w.z. voor het eind van het afronden van deze validatiestudie. Er zijn echter mogelijkheden dit te doen met een CBS enquête die begin 2023 wordt uitgevoerd. In deze enquête, die wordt uitgezet onder een steekproef van de Nederlandse bevolking van 16 jaar en ouder (Giesen et al. 2022), zijn een aantal vragen opgenomen die gaan over het gebruik van sociale media. Hierbij wordt o.a. gevraagd naar activiteiten op sociale media en typen onderwerpen waarover men berichten plaatst en wordt de username gevraagd inclusief toestemming om deze gegevens te mogen analyseren. Ook wordt gevraagd naar wat men de belangrijkste problemen in Nederland ziet. Dit kan inzicht geven in aanleiding tot incidenten of gebeurtenissen. De hierbij verzamelde data is zeker belangrijke input voor een, in de nabije toekomst, uit te voeren additionele validatie analyse.

5.4 Interne validiteit

Wanneer naar interne validiteit wordt gekeken dan gaat de aandacht vooral uit naar de mate waarin conclusies voor waar kunnen worden aangenomen. Dit wordt ook wel methodologische

validiteit genoemd. Deze kan vanuit de theorie beginnen maar ook data-gedreven worden uitgevoerd. Beide aanpakken zijn bekeken en worden besproken.

5.4.1 Inductieve aanpak

Bij de inductieve aanpak wordt de data als uitgangspunt gebruikt. Qua data zijn er 8 reeksen beschikbaar, namelijk de SOI-reeks, de SOI-trendlijn, de SOI-pieken en de 5 emotielijnen. Een grafische weergave van deze reeksen zijn in Figuur 4b en 8 te vinden. Aangezien er al vergelijkingen zijn uitgevoerd (zie sectie 5.3.1) en er andere zaken verderop in dit document worden besproken, worden in dit onderdeel van het rapport uitsluitend de nog ontbrekende mogelijkheden besproken. Dat werk richt zich dan ook op: i) kijken naar de lange termijn ontwikkelingen van de SOI-reeksen, ii) hun relatie met de emotielijnen en iii) de ontwikkeling in de tijd bij een aantal grote SOI-pieken.

De SOI-trend en veranderingen daarin

De trendlijn in de SOI toont een opvallend verloop (zie de groene lijn in Figuur 4b). Deze laat een ‘hobbel’ tussen 2012 en 2015 zien en een geleidelijke toename van 2017 t/m 2022. Die laatste toename blijkt vooral het gevolg is van een toenemend negatief sentiment in de reacties op sociale media en nieuwsberichten. Met andere woorden, de reacties op originele berichten bevatten in toenemende mate berichten met negatief sentiment. De ‘hobbel’ in de trend zou met een eerder besproken fenomeen kunnen samenhangen; namelijk de toe- en afname van de populariteit van Twitter bij jongeren gedurende die periode (sectie 4.3).

Beide bevindingen lijken erop te wijzen dat veranderingen in de samenstelling van de populatie en/of van het gedrag van berichtenschrijvers de SOI-trend beïnvloeden. Echter, als dat inderdaad zo zou zijn, dan is het opvallend dat de trend zo goed correleert met (onderdelen van) het consumentenvertrouwen (sectie 5.3.1). Het lijkt daarom niet logisch dat de 2 eerder genoemde mogelijkheden volledig het gevolg zijn van die veranderingen. Er zou iets meer aan de hand kunnen zijn. Mede hierdoor, zou het inderdaad weleens zo kunnen zijn dat de SOI-trend informatie bevat over sentimenten in de samenleving die ook het consumentenvertrouwen beïnvloeden. Deze enquête vraagt naar subjectieve belevingen van financiële en economische onzekerheid die in zekere zin gevoelens van sociale onrust en spanning kunnen voeden (zie ook Daas en Puts 2014).

Verschillende perioden in de SOI-reeksen

Bij het bekijken van de verschillende onderdelen van de SOI-reeksen (Figuur 4b) zien we perioden waarin de onderdelen heel erg veranderen. Wanneer we de beginjaren even niet meenemen (zie boven) vallen vooral de piek in september 2018 (in de trend en de pieken te zien) en een daling begin 2020 op (deze is vooral in de trend te zien). Nadere analyse van de SOI-data laat zien dat de periode in september 2018, vooral bestaat uit sociale media berichten met negatief sentiment over kinderen. Dit zijn vooral berichten over kinderen van migranten die mogelijk werden uitgezet en berichten over en reacties op een heftig ongeluk waarbij kinderen betrokken waren. De daling in 2020 vond plaats toen we in Nederland voor het eerst met het coronavirus werden geconfronteerd. Deze gebeurtenissen duiden op sociale onrust. Dit alles illustreert dat de indicator, en de daar van afgeleide reeksen, inderdaad tijdens perioden waarin je sociale onrust verwacht veranderen.

Dagen waarop de SOI piekt, maar de emoties niet (of andersom)

Andere opvallende vraag is of er dagen zijn waarop de SOI piekt en de emoties niet. Als je naar Figuur 6c kijkt, waarin de week gecorrigeerde piekenreeks is afgebeeld, is te zien dat dit een

lastige vraag is om te beantwoorden. Er zijn niet echt perioden te zien waarin er duidelijk minder hoge pieken zijn; het is nooit echt rustig online. De Pearson correlaties tussen de SOI-onderdelen en de emotiereeksen, inclusief het vergelijken van de overlap tussen dagen met pieken in beide reeksen, bieden mogelijk inzicht. De correlaties tussen de SOI-onderdelen en de aantallen geselecteerde berichten per dag voor de 5 emoties zijn in Tabel 7 weergegeven.

Tabel 7. *Correlaties tussen de onderdelen van de SOI en de 5 emotiereeksen*

SOI	Walging	Angst	Verdriet	Blijdschap	Woede
Geheel	0,72	0,37	0,39	0,35	0,63
Trend	0,71	0,42	0,40	0,44	0,69
Pieken	0,32	0,16	0,18	0,38	0,14

Wat in Tabel 7 opvalt, is dat de correlatie tussen de gehele reeks en de trend van de SOI-reeks met die van de emoties Walging en Woede best hoog is; rond de 0,7. Dit is niet geheel onverwacht, maar de correlatie met de andere negatieve emoties, Angst en Verdriet, en ook met Blijdschap is duidelijk een stuk lager. Dit geeft aan dat wat de SOI-trend meet meer verwant is aan de berichten die door de query's Walging en Woede geselecteerd worden. Dit zou kunnen komen doordat de SOI-query meer woorden uit de query's van die emoties bevat dan die van de andere emoties (zie verder). Bij het vergelijken van de SOI-pieken met de pieken in de 5 emotiereeksen valt op dat deze in het algemeen erg weinig overeenkomen. Voor Angst Verdriet en Blijdschap is dat zo'n 10%. Bij de reeksen Walging en Woede ligt dat rond de 20%. Dit laat zien dat er niet heel veel dagen zijn waarop er zowel SOI-pieken én emotiepieken zijn. Dit komt vooral omdat er veel minder dagen met emotiepieken zijn dan met SOI-pieken.

Uit de feedback van de politie volgt dat de emotiepieken erg nuttig zijn bij de interpretatie van de SOI-pieken. Dit geeft het belang van beide reeksen aan. Om dit nauwkeurig te controleren is een SOI-query uitgevoerd met en zonder emotiewoorden. Deze bleken heel erg op elkaar te lijken; ze hadden een correlatie van $> 0,999$. Ook de aantallen en dagen waarop er positieve pieken waren in beide reeksen kwamen meer dan 99% overeen. De correlaties tussen de componenten van de SOI-query zonder emotiewoorden en de 5 emotiereeksen, komen zeer goed overeen met die getoond in Tabel 7. Dit laat zien dat de hoge correlatie niet door overeenkomstige woorden wordt veroorzaakt, maar dat er inderdaad een ietwat sterkere relatie tussen de trend in de SOI-query en de trend in die van de emoties Walging en Woede is.

Ontwikkelingen in de tijd van afzonderlijke gebeurtenissen

Bij het bekijken van de pieken komt vanzelf de vraag naar boven hoe een dergelijke piek tot stand komt. In dat kader is de tijdlijn van een aantal grote gebeurtenissen, zoals de MH17-ramp, de tramaanslag in Utrecht en de aanslag op Peter R. de Vries, nader bekeken. Hierbij zien we dat er in het begin, kort nadat de gebeurtenis heeft plaatsgevonden, eerst één of enkele nieuwsberichten verschijnen over dat onderwerp. In de uren daarna wordt hier via Sociale media, met name Twitter, op gereageerd en wordt er massaal gedeeld. Dit laatste veroorzaakt de piek. Het zou interessant kunnen zijn - in een vervolg studie - naar het effect van zogenaamde 'influencers', d.w.z. sociale media gebruikers met veel volgers, te kijken.

Bij het merendeel van de SOI-pieken, zien we na één dag de aantallen berichten zodanig afnemen dat er - de volgende dag - geen duidelijk piek meer optreedt. Het is bijzonder als dit niet gebeurt. Gebeurtenissen waarbij er vervolgpieken ontstaan zijn bijzonder; deze houden vaak 2 tot 3 dagen aan. Het meest extreme was de MH17 ramp, deze gaf op ruim 7 dagen achterelkaar een piek en kwam daarna nog gedurende een aantal jaren, met minder hoge

pieken, jaarlijks terug. Iets dergelijks gebeurde ook bij de aanslag op Peter R. de Vries. Dit leidde gedurende een aantal dagen tot pieken; maar wel minder hoog dan die van de MH17 ramp.

Interessant is vervolgens de vraag of “Ook de SOI-trendlijn door bepaalde gebeurtenissen kan worden beïnvloed?” Wanneer we naar de trendlijn kijken (Figuur 4b) zien we veel kortdurende fluctuaties van de trend. Dit suggereert dat ook de trend snel door de veranderende omstandigheden zou kunnen worden beïnvloed; het zou interessant zijn het effect van filters met verschillende vensterbreedtes hierop te bepalen. Ook zijn er een paar langdurige veranderingen van de trend te zien. Deze hebben we eerder als onder *Verschillende perioden in de SOI-reeksen* in deze sectie besproken. Opvallend is verder dat de emotielijnen heel duidelijk een aantal perioden van verandering laten zien (Figuur 8). Ook deze zijn hierboven reeds besproken, maar ze laten duidelijk zien dat er (online) iets aan de hand is. Een voorbeeld is begin 2021; de corona vaccinatie en lockdown periode in Nederland. Dit laat het voordeel van de combinatie van SOI en emotielijnen zien.

5.4.2 Deductieve aanpak

Bij de deductieve aanpak wordt vanuit een theorie gewerkt en de bevindingen worden hieraan gestaafd. Startpunt is hierbij, uiteraard, de definitie van sociale onrust gegeven in Hoofdstuk 3 (zie ook Figuur 1, sectie 3.1.2). Vervolgens is het de vraag of je hierbij i) eerst naar de SOI-pieken gaat kijken en dan gaat bepalen in hoeverre deze met die definitie overeenkomen of dat je ii) eerst sociale onrust gebeurtenissen identificeert en dan gaat kijken wat hun effect is op de SOI.

De eerste optie wordt hieronder besproken, maar de tweede aanpak is zeker ook relevant. Echter, bij het bespreken van de tweede optie bleek dat we, o.a. door het voorgaande werk (CBS 2019) en de voorbeelden die gebruikt worden om de SOI uit te leggen, al wisten dat belangrijke sociale onrust incidenten SOI-pieken veroorzaken. We hebben toen ook besloten dat de tweede aanpak niet meer behoefde te worden uitgevoerd. Het is dus zo dat belangrijke sociale onrust incidenten, zoals de tramsaanslag in Utrecht, de aanslag op Peter R. de Vries, Corona demonstraties, MH17-ramp, en de Zwarte Piet demonstraties, als pieken in de SOI zijn te vinden. Bij gebeurtenissen met weinig media-aandacht, zoals regionale gebeurtenissen, is dit echter vaak niet het geval. Uitgaande van de eerder vermelde definitie van sociale onrust (Figuur 1, hoofdstuk 3.1.2) zijn vervolgens de 100 grootste pieken waaraan een onderwerp is toegekend bestudeerd¹⁰. Voor al deze pieken is bekeken op welke van de assen van sociale onrust deze het beste passen. De eerste dimensie is die van één of twee groepen en de tweede is aanleiding of reactie op een incident. We beginnen met de laatste.

Incidenten

Pieken als reactie op incidenten:

Bijna alle bestudeerde pieken (99 van de 100) zijn een reactie op een incident, uitspraak of nieuwsitem. Dit hoeft niet noodzakelijkerwijs het geval te zijn voor dagen waarop er geen of kleinere pieken zijn. De dagen met hoge pieken zijn dan ook, tot op zekere hoogte, anders omdat er op die dagen een specifieke gebeurtenis plaatsvond waar mensen in grote mate over berichten of op reageerden. Dit is een logische relatie. De bestudeerde berichten zijn een reactie op verschillende typen gebeurtenissen, zoals een aanslag, een ramp, een uitspraak, zoals die van een politicus op televisie of op Twitter, of een nieuwsbericht. Slechts bij 1 piek kan

¹⁰ Bij een vorige versie van de SOI-query zijn 700 pieken in de analyse meegenomen. Die bevindingen komen zeer goed overeen met die gebaseerd zijn op de 100 pieken van de meest recente query.

niet duidelijk worden gezegd of dit een reactie is op een incident of iets dergelijks. Het gaat hierbij om berichten van scholieren die twitteren wat ze haten.

Mogelijke aanleiding tot incidenten:

Van de 100 pieken bestaan er 33 uit berichten over onderwerpen die mogelijk tot incidenten kunnen leiden. Dit zijn voor een groot deel berichten die over corona gaan. Terugkijkend op de afgelopen jaren is gebleken dat op momenten dat mensen heftig reageerden op updates rondom corona, over bijvoorbeeld vaccinatieregels of nieuwe lockdown maatregelen, dat er dan ook een grote(re) kans was op protesten en onrust op straat. Een ander veelvoorkomend thema is discriminatie, racisme, migranten en asielzoekers. Voorbeelden hiervan zijn protesten tegen de komst van asielzoekers, protesten rondom zwarte piet en demonstraties rondom 'black lives matter'. Daarnaast gaan veel berichten over rellen die op dat moment gaande zijn. Daarbij is het de vraag of de berichten over de rellen tot meer onrust zouden kunnen leiden. Er is hierbij vanuit gegaan dat dit bij rellen en demonstraties in Nederland *wel* het geval kan zijn, en dat dit bij rellen in het buitenland *niet* waarschijnlijk is. Het is te verwachten dat bijvoorbeeld rellen in Hamas (in de Gazastrook), meestal niet tot rellen in Nederland zullen leiden.

Groepen

Twee groepen tegenover elkaar:

Niet van alle onderwerpen in de pieken is met zekerheid te zeggen of er sprake is van meerdere groepen die tegenover elkaar staan. Door middel van logisch redeneren is een inschatting gemaakt of er sprake is van één groep of van meerdere groepen. Bij alle berichten over en door politici of politieke partijen, berichten over corona, berichten over moslims, berichten over immigranten en berichten over boerenprotesten is er vanuit gegaan dat het gaat om meerdere groepen die tegenover elkaar staan. Hierdoor komen we in totaal op 69 (van de 100) berichten waarbij er sprake is van twee groepen die tegenover elkaar staan.

Één groep:

In een deel van de piekonderwerpen kan er vanuit worden gegaan dat er over het besproken onderwerp consensus heerst. Dit is bijvoorbeeld het geval na aanslagen, na een moord/overlijden van een persoon, berichten over mishandeling of bij rampen. Bij 45 van de 100 pieken was te concluderen dat er (waarschijnlijk) sprake is van één groep in de samenleving die hetzelfde denkt over het onderwerp en zich uit via sociale media.

Zowel één als twee groepen:

Bij een klein deel van de berichten is er mogelijk sprake van zowel één als van meerdere groepen. Zo kunnen, bijvoorbeeld, berichten over aanslagen zowel bestaan uit berichten van één groep als van meerdere groepen (die tegenover elkaar staan). Het zou één groep kunnen zijn aangezien iedereen doden na een aanslag betreurt. Anderzijds kan er bij terroristische aanslagen, zoals door bijvoorbeeld moslimextremisten, een groep zijn die daar erg negatief op reageert (en daarbij tegen alle moslims is) en een groep ontstaan die dat tegensprekt. Bij 14 pieken zou hier sprake van kunnen zijn.

In Tabel 8 is een overzicht weergegeven van bovenstaande bevindingen.

Samenhang tussen beide aspecten

Het zijn vaak de onderwerpen waar veel polarisatie over bestaat die logischerwijs kunnen leiden tot incidenten en niet de onderwerpen waar veel consensus over heerst, zoals een gedeeld gevoel van rouw of verdriet. Denk bij de eerste aan onderwerpen zoals corona, politiek en

racisme. Van de 33 pieken waarbij er mogelijk aanleiding was tot een incident, is er bij 28 pieken sprake van twee groepen tegenover elkaar. Er zijn ook een groot aantal pieken gevonden waarbij er duidelijk sprake is van twee groepen die tegenover elkaar staan, maar waarbij (te verwachten is dat) dit niet zal leiden tot een incident. Van de 69 pieken waarbij twee groepen tegenover elkaar staan zijn er bij 41 geen mogelijke aanleiding tot incidenten. Dit zijn veelal politieke onderwerpen waarbij er duidelijk sprake is van verschillende tegenover elkaar staande meningen, maar deze roepen geen hele sterke gevoelens op. Denk hierbij aan niet al te extreme uitspraken van politici. De resultaten van die bevindingen zijn in Tabel 9 weergegeven.

Tabel 9. Samenhang tussen de aspecten

		Twee groepen tegenover elkaar		
		Wel	Niet	Totaal
Mogelijke aanleiding tot incident	Wel	28	5	33
	Niet	41	26	67
	Totaal	69	31	100

Uit bovenstaande volgt dat de positieve pieken die de SOI detecteert vooral reacties zijn op gebeurtenissen die, bijvoorbeeld, in het nieuws waren. In ongeveer twee derde van de gevallen stonden hierin meerdere groepen tegenover elkaar die duidelijk van mening verschilden. In ongeveer één derde van de gevallen zou deze onrust op sociale media aanleiding kunnen zijn tot incidenten.

6. Discussie

In dit hoofdstuk worden de bevindingen van de SOI-analyse samengevat, onderling vergeleken en worden conclusies getrokken. Belangrijkste vragen die beantwoord dienen te worden zijn: ‘Wat meet de SOI precies?’ en “Wat meten de afzonderlijke componenten van de SOI?”. Omdat de SOI een hele nieuwe indicator is en op een ‘niet voor de officiële statistiek gebruikelijke bron’ is gebaseerd, is dat een zeer uitdagende vraag om te beantwoorden. Door verschillende analyses en zienswijzen te hanteren, zowel theorie als data-gedreven, wordt geprobeerd deze vraag zo goed mogelijk te beantwoorden.

6.1 Conclusies

De SOI is gebaseerd op de verhouding tussen berichten met negatieve en positieve sentiment die één of meerdere geselecteerde woorden bevatten. De indicator wordt elke dag opnieuw berekend. De gehanteerde selectiewoorden en resultaten geven aan dat vooral wordt gezocht naar berichten over onderwerpen die zich op het terrein van veiligheid, schade en economie bevinden. Daarnaast zijn 5 emotie-indicatoren ontwikkeld. Deze geven de relatieve aantallen dagelijkse berichten weer voor de emoties Walging, Angst, Verdriet, Blijdschap en Woede.

Uit de uitgevoerde analyses van de SOI volgt dat:

- De SOI uit een trend- en een pieken-component bestaat.
- De SOI-trend:
 - heeft een associatie met een concept dat met economische factoren samenhangt, zoals het prijsniveau en de (ervaren) koopkracht.
 - lijkt niet heel sterk door veranderingen in de activiteit en samenstelling van de sociale media populatie beïnvloed te worden.
 - komt enigszins overeen met de aantallen berichten die door de emotie-indicatoren Walging en Woede worden geselecteerd.
- De positieve SOI-pieken:
 - detecteren een diversiteit aan onderwerpen die vooral negatief van aard zijn.
 - zijn vooral een gevolg van reacties op gebeurtenissen die in het nieuws zijn of recentelijk waren.
 - bestaan in ongeveer twee derde van de gevallen uit onderwerpen waarin meerdere groepen van mening verschillen (dus tegenover elkaar staan). Dit is sociale onrust.
 - bestaan in ongeveer één derde van de gevallen, wanneer er sprake is van sociale media onrust, uit onderwerpen die tot incidenten kunnen leiden in de maatschappij.

Al met al, is duidelijk dat de SOI een aantal maatschappelijke fenomenen meet en dus niet één enkel concept. Echter, uit de piekenanalyse blijkt dat het allerbelangrijkste concept dat door de positieve SOI-pieken wordt gedetecteerd inderdaad ‘sociale media onrust’ is. Een deel van die berichten kunnen aanleiding geven tot incidenten in de werkelijke (niet-online) wereld.

Bij controle van de emotie-indicatoren bleek dat voor de emoties Walging, Angst, Verdriet en Blijdschap er inderdaad berichten geselecteerd worden die met de betreffende emotie te maken hebben. Bij de indicator Woede is dit duidelijk minder het geval.

Referenties

- AVG (2018). Introductie AVG. Website Autoriteit Persoonsgegevens. Link: <https://autoriteitpersoonsgegevens.nl/nl/onderwerpen/algemene-informatie-avg/algemene-informatie-avg>
- Bakker, J., Tops, H., Nonahal, D., Willemsen, F. (2015). Onderzoek Toepassing Social Media Data-Analytics voor het Ministerie van Veiligheid en Justitie: Toelichting, beschrijving en aanbevelingen. WODC Rapport 2559, Eindhoven. Link: <https://repository.wodc.nl/handle/20.500.12832/2178>
- Bollen J, Mao H, Zeng X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *J. Comput. Sci.* 2(1), pp. 1–8. Doi: 10.1016/j.jocs.2010.12.007
- Bruce, P., Bruce, A. (2017). *Practical Statistics for Data Scientist: 50 essential concepts*. O'Reilly, Sebastopol, USA.
- Buelens, B., Daas, P., Burger, J., Puts, M., van den Brakel, J. (2014). Selectivity of Big Data. Discussion paper 201411, Statistics Netherlands, The Hague/Heerlen, The Netherlands.
- Burnap, P. Rana, O.F., Avis, N., Williams, M., Housley, W., Edwards, A., Morgan, J., Sloan, L. (2015). Detecting tension in online communities with computational Twitter analysis. *Technological Forecasting and Social Change* 95 (June), pp. 96-108. Doi: 10.1016/j.techfore.2013.04.013
- CBS (2018). Sociale spanningen indicator peilstok samenleving. CBS beta product. Link: <https://www.cbs.nl/nl-nl/over-ons/innovatie/project/sociale-spanningen-indicator-peilstok-samenleving>
- CBS (2019). Dashboard sociale spanningen. Extern rapport, versie 13 sept, CBS, Nederland. Link: <https://repository.wodc.nl/handle/20.500.12832/2427>
- CBS (2020). Wie gebruikt het vaakst sociale media? CBS website. Link: <https://longreads.cbs.nl/nederland-in-cijfers-2020/wie-gebruikt-het-vaakst-sociale-media/>
- CBS (2022a). Statistisch proces. CBS website. Link: <https://www.cbs.nl/nl-nl/over-ons/organisatie/statistisch-proces>
- CBS (2022b). Projectvoorstel sociale spanningen indicator. Intern CBS rapport, versie 18 jan., CBS, Nederland
- Chatfield, C., Xing, H. (2019). *The Analysis of Time Series: An Introduction with R*. 7th ed., CRC Press, Boca Raton, FL. USA.
- Conrad, F., Gagnon-Bartsch, J.A., Freg, R.A., Schober, M.F., Pasek, J. (2019). Social Media as an Alternative to Surveys of Opinions About the Economy. *Social Science Computer Review* 39(4). Doi: 10.1177/0894439319875692
- Coosto (2022). Website van Coosto. Link: <https://www.coosto.com/nl>.
- Daas, P.J.H. (2020). Ontwikkeling van een Corona sentiment indicator: Methodologische verantwoording. CBS-rapport. Versie 11 mei. Link: https://www.cbs.nl/-/media/innovatie/methodologische_verantwoording_corona_sentimentindicator_v5.pdf

- Daas, P.J.H., Puts, M.J.H. (2014). Social Media Sentiment and Consumer Confidence. European Central Bank Statistics Paper Series No. 5, Frankfurt, Germany. Link: <https://data.europa.eu/doi/10.2866/11606>
- De Jager, H., Mok, H.L. (1994). Grondbeginselen der sociologie, definitie sociale spanningen. Stenfert Kroeze. Link: <https://www.ensie.nl/betekenis/sociale-spanning>
- Donadio, M. (2011). How to Generate White Gaussian Noise. Link: https://qualityassignmenthelp.com/wp-content/uploads/2017/03/Gaussian-noise_How-to-Generate-.pdf
- Donchenko, D., Ovchara, N., Sadovnikovaa, N., Parygina, D., Shabalinaa, O., Ather, D. (2017). Analysis of Comments of Users of Social Networks to Assess the Level of Social Tension. *Procedia Computer Science* 119, pp. 359-367. Doi: 10.1016/j.procs.2017.11.195
- Drost, E.A. (2011). Validity and Reliability in Social Science Research. *Education Research and Perspectives* 38(1), pp. 105-123. Link: <https://www3.nd.edu/~ggoertz/sgameth/Drost2011.pdf>
- Elson, S. B., Yeung, D., Roshan, P., Bohandy, S. R., Nader, A. (2012). Using Social Media to Gauge Iranian Public Opinion and Mood After the 2009 Election. RAND Corporation. Link: <http://www.jstor.org/stable/10.7249/tr1161rc>.
- Eurostat (2022a). Digital economy and society statistics – households and individual. Link: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Digital_economy_and_society_statistics_-_households_and_individuals#Internet_usage
- Eurostat (2022b). Social media – statistics on the use by enterprises. Link: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Social_media_-_statistics_on_the_use_by_enterprises#Social_media.2C_a_business_paradigm_shift
- Giesen, D., Cremers, M., Meertens, V. (2022) Vragenlijstontwerp Smartphone First Experiment. CBS interne nota.
- Groves, R., Fowler, F., Couper, M., Singer, E., Tourangeau, R. (2004). *Survey methodology*. Wiley, New York, USA.
- Houweling, S., Ouwehand, P. (2018). Inflation indicators: co-integration in Structural Time Series models. CBS Discussion paper, The Hague/Heerlen, The Netherlands. Link: https://www.cbs.nl/-/media/_pdf/2018/11/inflation-indicators-paper-part-2-final.pdf
- ISTAT (2018). Social Mood on Economy Index: experimental statistics. Link: <https://www.istat.it/en/archive/219600>
- Johannink, R.H, Gorissen, I., van As, N.K. (2013). Sociale media: factor van invloed op onrustsituaties? *Het Tijdschrift voor de Politie* 75(7), pp. 6-9. Link: <https://www.politieenwetenschap.nl/publicatie/politiekunde/2013/sociale-media-factor-van-invloed-op-onrustsituaties-14>
- Kiokemeister, F.L. (1949). An Analysis of Functions Describing Experimental Data. *Psychophysical Research* 5.
- Koiranen, I., Keipi, T., Koivula, A., Räsänen, P. (2020) Changing patterns of social media use? A population-level study of Finland. *Universal Access in the Information Society* 19, pp. 603–617. <https://doi.org/10.1007/s10209-019-00654-1>.

- Maass, W., Parsons, J., Purao, S., Storey, V.C., Woo, C. (2018). Data-Driven meets Theory-Driven Research in the Era of Big Data: Opportunities and Challenges for information System Research. *Journal of the Association for Information Systems* 19(12).
Doi:10.17705/1jais.00526
- Madila, S.S., Dida, M.A., Kaijaga, S. (2021). A Review of Usage and Applications of Social Media Analytics. *Journal of Information Systems Engineering and Management* 6(3), em0141. Doi: 10.21601/jisem/10958
- McClellan, C., Ali, M. M., Mutter, R., Kroutil, L., & Landwehr, J. (2017). Using social media to monitor mental health discussions - evidence from Twitter. *J. Am. Med. Inform. Assoc.* 24(3), pp. 496-502. Doi: 10.1093/jamia/ocw133
- ONS (2018). Collecting and using social media for statistics and statistical research policy. Link: <https://www.ons.gov.uk/aboutus/transparencyandgovernance/datastrategy/datapolicies/collectingandusingsocialmediaforstatisticsandstatisticalresearchpolicy>
- Pfaff, B., Zivot, E., Stigler, M. (2016). Unit Root and Cointegration Tests for Time Series Data. Documentation for the URCA package. Link: <https://cran.r-project.org/web/packages/urca/urca.pdf>
- Proyas, A. (2009). *Knowing*. Movie produced by Escape Artists & DMG Entertainment.
- Steffens, P. (2016). Measuring Safety using Social Media: An Applied Sentiment Analysis through the Use of Text Mining. Thesis Maastricht University & CBS, the Netherlands.
- Stigler, S. M. (1989). Francis Galton's Account of the Invention of Correlation. *Statist. Sci.* 4(2), pp. 73-79. Doi: 10.1214/ss/1177012580
- Van den Brakel, J., Sohler, E., Daas, P., Buelens, B. (2017). Social media as a data source for official statistics; the Dutch Consumer Confidence Index. *Survey Methodology* 43(2), pp. 183-210. Link: <https://www150.statcan.gc.ca/n1/en/pub/12-001-x/2017002/article/54871-eng.pdf>
- Williams, M.L., Edwards, A., Housley, W., Burnap, P., Rana, O., Avis, N., Morgan, J., Sloan, L. (2013). Policing cyber-neighbourhoods: tension monitoring and social media networks. *Policing and Society* 23(4), pp. 461-481. Doi:10.1080/10439463.2013.780225
- Wise, A.F., Shaffer, D.W. (2015). Why Theory Matters More than Ever in the Age of Big Data. *Journal of Learning Analytics* 2(2), pp. 5-13. Doi:10.18608/jla.2015.22.2
- Won H-H, Myung W, Song G-Y, Lee W-H, Kim J-W, et al. (2013). Predicting National Suicide Numbers with Social Media Data. *PLoS ONE* 8(4), e61809.
Doi:10.1371/journal.pone.0061809

Bijlage 1. Gebruikte woorden

Sociale Onrust (SOI):

Woorden zoals: geweld, haat, misbruik, angst, slachtoffer, respectloos, vreselijk, lastiggevalen, wraak. Inclusief alle woorden van de emoties Walging, Angst en Woede.

Emotie – Angst:

Woorden zoals: angst, bang, geschrokken.

Emotie – Blijdschap:

Woorden zoals: blij, enthousiast, trots, vrolijk.

Emotie – Verdriet:

Woorden zoals: bedroefd, verdrietig, terneergeslagen.

Emotie – Walging:

Woorden zoals: verachtelijk, afschuwelijk, afkeer.

Emotie – Woede:

Woorden zoals: boos, woedend, kwaad.

Bijlage 2. Overzicht correlaties SOI en bronnen

	SOI	SOI-trend	SOI-piek	Frequentie data	Periode	Bron
Economie						
Consumenten-vertrouwen	-0,77	-0,78	-0,11	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Consumentenvertrouwen, economisch klimaat en koopbereidheid; gecorrigeerd (cbs.nl)
Economisch klimaat	-0,75	-0,76	-0,11	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Consumentenvertrouwen, economisch klimaat en koopbereidheid; gecorrigeerd (cbs.nl)
Koopbereidheid	-0,74	-0,74	-0,09	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Consumentenvertrouwen, economisch klimaat en koopbereidheid; gecorrigeerd (cbs.nl)
Economische situatie afgelopen 12 maanden	-0,59	-0,6	-0,08	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Consumentenvertrouwen, economisch klimaat en koopbereidheid; gecorrigeerd (cbs.nl)
Economische siutatie komende 12 maanden	-0,77	-0,78	-0,12	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Consumentenvertrouwen, economisch klimaat en koopbereidheid; gecorrigeerd (cbs.nl)
Producenten-vertrouwen (industrie)	-0,21	-0,24	0,07	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Producentenvertrouwen; stemmingsindicator van de industrie, bedrijfstak (cbs.nl)
Verwachte bedrijvigheid (industrie)	-0,18	-0,19	0,05	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Producentenvertrouwen; stemmingsindicator van de industrie, bedrijfstak (cbs.nl)
Oordeel orderpositie (industrie)	-0,2	-0,22	0,06	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Producentenvertrouwen; stemmingsindicator van de industrie, bedrijfstak (cbs.nl)
Oordeel voorraden (industrie)	-0,12	-0,14	0,07	Maand	01-2012 - 06-2022	StatLine - Producentenvertrouwen; stemmingsindicator van de industrie, bedrijfstak (cbs.nl)
Werkloosheid	-0,15	-0,14	-0,07	Maand	01-2012 - 06-2022	Arbeidsdeelname en werkloosheid per maand (cbs.nl)
Werkloosheid seizoen gecorrigeerd	-0,15	-0,14	-0,08	Maand	01-2012 - 06-2022	Arbeidsdeelname en werkloosheid per maand (cbs.nl)
Consumentenprijsindex	0,26	0,25	0,13	Maand	01-2012 - 07-2022	StatLine - Consumentenprijzen; prijsindex 2015=100 (cbs.nl)
Consumentenprijsindex (jaarmutatie)	0,58	0,59	0,11	Maand	01-2012 - 07-2022	StatLine - Consumentenprijzen; prijsindex 2015=100 (cbs.nl)
Het weer (meetstation De Bilt)						
Gemiddelde temperatuur	-0,05 < p < 0,05			Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Maximum temperatuur				Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Zonneschijnduur				Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Duur van neerslag				Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Etmaalsom neerslag				Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Gemiddelde bewolking				Dag	1-1-2012-20-6-2022	https://www.knmi.nl/nederland-nu/klimatologie/daggegevens
Overheid						
Vertrouwen in andere mensen	-0,09	-0,10	0,25	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Kerken	-0,22	-0,24	0,26	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Leger	-0,20	-0,21	0,02	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Rechters	0,00	-0,01	0,21	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in				Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties;

organisaties Pers	0,22	0,21	0,31			persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Politie	-0,11	-0,11	0,11	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Tweede Kamer	-0,09	-0,10	0,05	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Ambtenaren	0,01	0,01	0,17	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Banken	0,25	0,24	0,50	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Grote bedrijven	0,69	0,67	0,64	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Vertrouwen in organisaties Europese Unie	0,11	0,10	0,36	Jaar	2012 - 2021	Vertrouwen in mensen en in organisaties; persoonskenmerken (cbs.nl)
Eenvandaag peiling: vertrouwen minister president	-0,11	-0,12	0,05	Maand (niet elke maand)	03-2012 - 06-2022	Vertrouwen in kabinet - EenVandaag (avrotros.nl)
Criminaliteit						
Aantal slachtoffers	-0,49	-0,49	-0,15	Maand	01-2016 - 06-2022	https://www.cbs.nl/nl-nl/maatwerk/2021/05/kenmerken-van-verdachten-en-slachtoffers-2016-2017 https://www.cbs.nl/nl-nl/maatwerk/2022/06/kenmerken-van-verdachten-en-slachtoffers-2018 https://www.cbs.nl/nl-nl/maatwerk/2022/31/kenmerken-van-verdachten-en-slachtoffers-2019-juni-2022