Ideologie en classificatie in de Handelingen van de Tweede Kamer

submitted in partial fulfillment for the degree of bachelor of science

Jasper van der Heide
10732721

Bachelor Informatiekunde
Faculteit der Natuurwetenschappen, Wiskunde en Informatica
Universiteit van Amsterdam

2018-06-28

	Begeleider	**Tweede lezer**
Titel, Naam	Dr Maarten Marx	
Affliatie	UvA, FNWI, IvI	
Email	maartenmarx@uva.nl	.

Universiteit van Amsterdam

Inhoudsopgave

Samenvatting

1 Introductie

Teksten van politieke partijen kunnen dienen als bron voor het bepalen van ideologische positie van andere teksten, aangezien zij zowel tekst hebben als ook een bekende ideologie in de vorm van een partij. Deze informatie kan vervolgens toegepast worden bij andere teksten die wellicht ideologisch van aard zijn. Bijvoorbeeld, aan de hand van deze informatie kan men teksten uit kranten classificeren op basis van ideologie [1, 2].

In diverse landen zijn al verschillende onderzoeken gedaan naar het classificeren van partij-affiliatie op basis van teksten van politici[3, 1]. Met deze tekstclassificatie naar partij-affiliatie proberen onderzoekers uit te vinden in hoeverre ideologie terug te vinden is in teksten van politici. De resultaten van de tekstclassificaties zijn in alle gevallen ruim boven de baseline. Maar diverse onderzoeken wijzen ook naar redenen dat dit niet alleen het gevolg is van ideologie. De resultaten van Hirst et al. [2] suggereren dat de partij-status (oppositie tegenover regering) van invloed is op de classificatie. Daarnaast laat dit onderzoek ook zien dat de partijnamen belangrijk zijn in de classificatie.

Een onderzoek gericht op het Nederlandse parlement is niet gevonden. Ook beperken veel onderzoeken zich vaak tot één classificatiemethode.

Dit onderzoek richt zich daarom op een breder scala aan mogelijke methoden en daarnaast specifiek op de Nederlandse politiek. De onderzoeksvraag luidt daarom dus ook: "In hoeverre is classificatie op basis van partij-affiliatie aan de hand van spreekbeurten in de Tweede Kamer het gevolg van ideologie?"

Deze vraag wordt beantwoord door de antwoorden te vinden op de volgende deelvragen:

1. Wat is het beste classificatiemodel voor classificatie van partij-affiliatie in de Tweede Kamer en wat is het resultaat van dit model?
2. In hoeverre is deze classificatie afhankelijk van partijnamen en namen van Kamerleden?
3. In hoeverre wordt deze classificatie bepaald door partij-status (d.w.z. oppositie of regering)?
4. In hoeverre wordt deze classificatie bepaalt door links/rechts verdeling?

Daarom zal eerst gekeken worden naar classificatiemethoden en resultaten in vergelijkbare onderzoeken. Van deze classificatiemethoden zullen een aantal toegepast worden op teksten van de Tweede Kamer. Vervolgens zal door middel van de overige deelvragen bepaald worden in hoeverre dit een reflectie is van ideologie.

Overzicht van scriptie Sectie 2 bevat gerelateerd werk, met name vergelijkbare onderzoeken in andere landen. Sectie 3 bevat de methodologie van de verschillende deelvragen. Sectie 4 bevat de resultaten. Sectie 5 bevat de evaluatie van zowel de resultaten als de gehanteerde methodologie. Sectie 6 bevat ten slotte het antwoord op de onderzoeksvraag.

2 Gerelateerd werk

Toespraken in parlementen worden veel gebruikt in tekstclassificatie, omdat deze veel nette tekst bevatten en vaak gelabeld zijn. Labels zijn bijvoorbeeld naam en partij van de spreker, maar ook daar uit afleidbare labels zoals geslacht, leeftijd en partij-status (oppositie of regering).

In dit hoofdstuk zullen verschillende onderzoeken behandeld worden die tekstclassificatie hebben toegepast op parlementaire teksten. Eerst zullen de onderzoeken algemeen besproken worden. Vervolgens zal uitgebreider gekeken worden naar de effecten van verschillende classificatiemethoden. In de latere secties zullen specifieke aspecten van onderzoeken verder besproken worden.

2.1 Tekstclassificatie van parlementaire teksten

Diermeier et al. deden onderzoek naar het classificeren op basis van ideologische positie in de Amerikaanse Senaat[4]. Ze trainden hun classificatie op de speeches van de 25 meest liberale en de 25 meest conservatieve senatoren van het 101e tot en met het 107e Congres en testten op dezelfde categorieën van het 108e Congres. Een document was in dit onderzoek de verzameling van alle speeches van een senator in een congres. Deze classificatie resulteerde uiteindelijk in een nauwkeurigheid van 94% (baseline van 50%). Van de 50 senatoren in de test set, kwamen er 44 al voor in de

Later in het onderzoek vergeleken ze ook de 25 gematigd conservatieve en de 25 gematigd liberale senatoren van dezelfde congressen. Het resultaat hiervan was 52% (baseline van 50%), dus nauwelijks beter dan gokken. Als verklaring voor dit verschil ten opzichte van de uitersten zeggen ze dat gematigden een minder duidelijke ideologie hebben.

Het onderzoek van Yu et al. [5] richtte zich vervolgens op zowel het Amerikaanse Huis van Afgevaardigden als de Senaat in 2005. Een document was in dit onderzoek de verzameling van alle speeches van een senator in een Congres en het label de partij. Voor het Huis van Afgevaardigden vonden ze een nauwkeurigheid van 80.1% (baseline van 51.5%) en voor de senaat 86.0 % (baseline van 55.0%). Ze testten hun classificaties ook op de andere kamer. Van Huis van Afgevaardigden naar senaat leverde dit een nauwkeurigheid op van 88.0% (baseline van 55.0%) en andersom 67.6% (baseline van 51.5%). Hun verklaring voor dit verschil is dat het Huis van Afgevaardigden meer partisan is.

Vervolgens herhaalden ze de classificaties op het huis uit 2015, maar testten ditmaal op de senaat elk jaar tussen 1989 en 2006 afzonderlijk. Hier zien zij een stijging in nauwkeurigheid van 60% (baseline van 55.0%) in 1989 naar 87.0% (baseline van 55.0%) in 2006, maar met twee duidelijke dalen. Ze presenteren twee mogelijke verklaringen voor de trend; het veranderen van de onderwerpen en het meer partisan worden van het congres.

Als een vervolg op deze onderzoeken deden Graeme Hirst et al. een vergelijkbaar onderzoek naar het Canadese Parlement [2]. Hierbij werd zowel gekeken naar de Engelse als Franse teksten. Een document werd hier gezien als de samenvoeging van alle spreekbeurten van een spreker. Afhankelijk van taal en dataset vinden zij in dit onderzoek nauwkeurigheden van 83.2% en hoger (baseline van 65.5%).

Het onderzoek bevat ook een classificatie van het Europees Parlement. Hierbij voegen ze alle teksten van een parlementslid bij elkaar en delen die op in

stukken van gelijke grootte. Zij vinden voor documentgrootte van 267 woorden een nauwkeurigheid van 44.0% oplopend tot 61.8% voor documentgrootte van 6666.

Het onderzoek van Bhand et al. richtte zich op het classificeren van leden van het Amerikaanse congres in 2005, op basis van affiliatie (Republikeins of Democratisch)[6]. Zij vonden hiervoor uiteindelijk een F_1 score van 0.68.

Ferreira probeerde interventies van politici te classificeren op basis van geslacht, leeftijdsgroep, partij-affiliatie en oriëntatie in het Portugese parlement [3]. In alle classificaties kon men een F_1 score van 0.87 of hoger bereiken.

In het onderzoek van Høyland et al. werd een classificatiemodel voor partij-affiliatie op basis van teksten getraind op het vijfde Europese Parlement (1999-2004) en getest op het zesde Europese Parlement[7]. Hier verkregen zij een *macro average* F_1 score van 0.464.

2.2 Classificatiemethoden

In het onderzoek van Diermeier et al. [4] werd gebruik gemaakt van Support Vector Machines. Verder maakten ze gebruik van *tf-idf* met een minimale woordfrequentie van 50 en een minimale documentfrequentie van 10 en *Part-Of-Speech tagging*.

Het onderzoek van Yu et al. [5] maakte gebruik van Support Vector Machines en Naive Bayes, waarvan de varianten multinomial en Bernoulli. De features waren unigrams, met minimale woordfrequentie van drie en de top 50 meest voorkomende woorden weggelaten. Voor de wegingen van de features bij Support Vector Machines werd geëxperimenteerd met *boolean*, *tf-norm* en *tf-idf*. Het beste resultaat was afhankelijk van welke kamer Voor het huis van afgevaardigden was het Support Vector Machines met als weging *tf-idf* en voor de senaat Bernouilli Naive Bayes.

In het onderzoek van Graeme Hirst et al. maakten ze gebruik van support vector machines[2]. Ze experimenteerden met verschillende vormen van preprocessing, inclusief stemmen en het verwijderen van woorden op basis van te hoge of te lage frequentie. Deze variaties maakten in hun onderzoek geen grote verschillen en uiteindelijk is gekozen voor het niet stemmen, het weglaten van woorden die in minder dan vijf documenten voorkomen en resultaten van zowel met als zonder de top 500 meest frequente woorden. Daarnaast werd geëxperimenteerd met vier wegingen voor woorden: *boolean*, *tf*, *tf-norm* en *tf-idf*, waarvan *tf-idf* het beste resultaat opleverde.

In het onderzoek van Bhand et al. gebruikten ze verschillende n-grams, inclusief verschillende manieren van *smoothing*[6]. Zij gebruikte als weging altijd de aanwezigheid van een woord. Als classificatiemodellen experimenteerden ze support vector machines en naive bayes classificatie. Voor het selecteren van *features* experimenteerden ze met een simpele minimale frequentie en het gebruik van een top aantal woorden op basis van mutual information. Uiteindelijk was het beste model bij hen een met support vector machine, met uni- en bigrams, gekozen op basis van mutual information.

In het onderzoek van Ferreira werd gebruik gemaakt van twee classificatiemethoden: Logistische regressie en MIRA[3]. Logistische regressie werd aangevuld met *group Lasso* regularisatie. Voor wegingen van woorden werd geëxperimenteerd met *tf*, *tf-idf*, Δ-*tf-idf* en Δ-*BM-25*. Daarnaast wordt er gebruik gemaakt van woordclustering, *Concise Semantic Analysis* en stylome-

trische eigenschappen. Op *Part-Of-Speech tagging* na hadden stylometrische eigenschappen een duidelijke negatieve invloed op de classificatie.

In het onderzoek van Høyland et al. werd gebruik gemaakt van een multi class support vector machine[7]. Als beste waarde voor de regularisatieterm, de C-parameter, vonden zij 0.8. Daarnaast gebruikten zij *dependency disambiguated stems* wat bij hen een F_1 score van twee procent hoger opleverden dan normale stemming.

2.3 Invloed van partijnamen of sprekersnamen

In het onderzoek van Diermeier et al. zijn de namen van de sprekers weggelaten en verwijzingen naar staten die de senatoren representeren, omdat deze volgens hen de classificatie te makkelijk zouden maken [4]. Hirst et al. vinden inderdaad dat partijnamen (en het weglaten daarvan) bij het Europees Parlement een grote invloed hebben op de classificatie [2]. Bij het Europees Parlement zien zij met name het gebruik van de eigen partijnaam door een spreker, terwijl zij in het Canadese parlement vooral zien dat de naam van de andere partij gebruikt wordt door een spreker.

2.4 Invloed van oppositie of regering

Graeme Hirst et al. vonden in hun onderzoek dat de classificatie van spreker in het Canadese parlement op basis van partij-affiliatie meer zegt over de status van de partij (regering of oppositie).[2] Zo vergeleken zij de top tien karakteristieke woorden van de liberalen en conservatieven in het 36e parlement (liberalen in de regering) en het 39e parlement (conservatieven in de regering. Hier vonden zij dat vier van de tien woorden van de liberalen (regering) in het 36e parlement bij het 39e parlement bij de conservatieven (regering) te vinden waren. Andersom gebeurde hetzelfde met één van de tien woorden van de conservatieven (oppositie) in het 36e parlement naar liberalen (oppositie) in het 39e parlement.

In hetzelfde onderzoek trainden ze ook hun classifiers op het ene parlement en testten deze op het andere parlement. Hierbij vonden zij in beide gevallen een nauwkeurigheid ver onder de baseline. Daarnaast deden ze ook nog een classificatie op de sprekers die in beide parlementen zaten en een andere classificatie op sprekers die niet in beide parlementen zaten. Bij de eerste classificatie vonden ze nauwkeurigheden rond de baseline, terwijl in de tweede situatie nauwkeurigheden gevonden werden ver boven de baseline.

Deze resultaten leidden de onderzoekers tot de conclusie dat de classificatie voornamelijk het gevolg is van de status van de partij en minder van ideologie.

3 Methodologie

3.1 De data

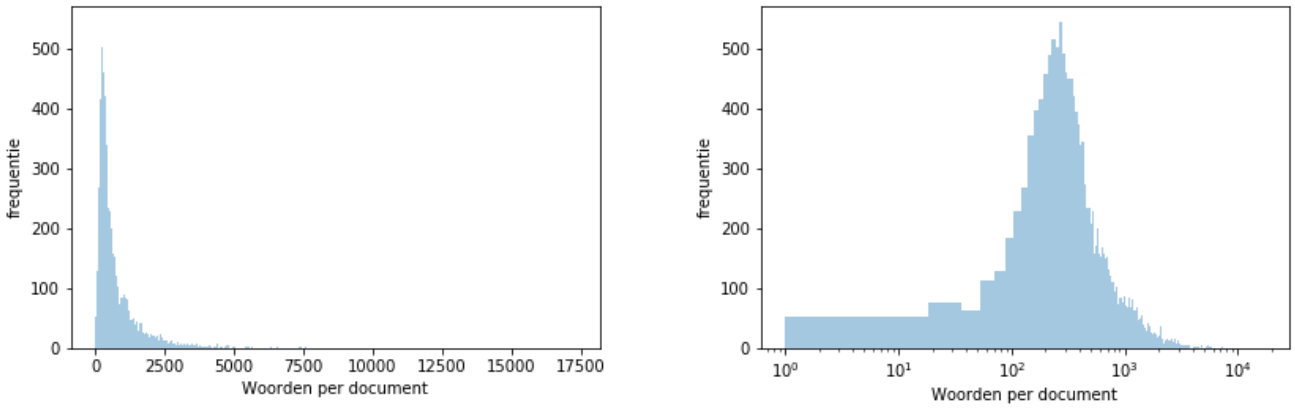
De data die gebruikt worden, zijn de Handelingen van de Tweede Kamer gedurende het missionaire kabinet-Rutte II (5 november 2012 tot 22 maart 2017). Er is gekozen voor dit kabinet, omdat de data hiervoor makkelijk verkrijgbaar was, het kabinet lang zat, waardoor er veel data is, en het recent is waardoor het makkelijker te interpreteren is. Deze data zijn in xml-formaat van de website

officielebekendmakingen.nl gehaald samen met corresponderende metadata xml-bestanden. De bestanden van de Handelingen bevatten voornamelijk informatie over spreekbeurten tijdens een debat, waaronder naam van een spreker, partij-affiliatie, inhoud van de spreekbeurt en het soort spreekbeurt. Deze gegevens zijn samengevoegd tot één tabel.

Deze dataset bestaat uit een aantal soorten spreekbeurten; debat bijdragen, interrupties en antwoorden. Debat bijdrage is de eerste onafgebroken spreekbeurt die een spreker geeft achter het spreekgestoelte, aangeduid in de xml-file met het attribuut *nieuw="ja"*. Dit kan een bijdrage in een debat zijn of een vraag tijdens een vragenuur. Interrupties zijn de vragen die andere politici stellen vanachter de interruptiemicrofoon aan de spreker. De antwoorden zijn vervolgens de reactie van een spreker achter het spreekgestoelte op een interruptie. Aangezien een debat bijdrage geïnterrumpeerd kan worden, kan deze inhoudelijk doorlopen in een antwoord van een spreker. Er is in dit onderzoek ervoor gekozen om gebruik te maken van een debat bijdrage samengevoegd tot één document met alle bijbehorende antwoorden van die spreker. Daarnaast zijn er verschillende soorten sprekers; de voorzitter, Tweede Kamerleden, leden van het kabinet en gastsprekers. Daarnaast is alleen gekozen voor sprekers waarvan er een partij-affiliatie vermeld staat, dit is niet het geval voor leden van het kabinet, de voorzitter en gastsprekers (met uitzondering van Nederlandse leden van het Europees Parlement).

Deze dataset bevat vervolgens naast de verkozen partijen van de 2012 Tweede Kamerverkiezingen, ook afsplitsingen van die partijen (tien in totaal) en bezoeken van vertegenwoordigingen van Nederlandse partijen uit het Europees Parlement (tien in totaal). Omdat van beide categorieën relatief weinig data is en er overlap zit met hun oorspronkelijke partij, zijn deze er uit gehaald.

De documenten verschillen vervolgens in grootte. De distributie lijkt op een lognormale verdeling, maar met een Kolmogorov-Smirnov test is hier geen bewijs voor gevonden [8].



(a) Normale x-as

(b) Logaritmische x-as

Figuur 1: Aantal woorden per document

Om toch de uitschieters er uit te halen, is aangenomen dat het wel lognor-

maal verdeeld is en zijn daarmee de documenten buiten het betrouwbaarheidsinterval van 95% eruit gehaald. De documenten met een lengte van minimaal 28 en maximaal 1492 woorden bleven daarmee over. Het gemiddelde is daarna 498 woorden en de mediaan is 386 woorden. Een totaal aantal documenten van 14899 blijven vervolgens over.

Tabel 1: Aantal documenten per partij gedurende het missionaire kabinet-Rutte II.

	Totaal	Vragenuur	Debat
SP	2284	107	2177
CDA	1901	88	1813
D66	1889	133	1756
PvdA	1821	112	1709
PVV	1700	49	1651
VVD	1694	76	1618
ChristenUnie	1068	32	1036
GroenLinks	1068	47	1021
SGP	655	10	645
PvdD	432	14	418
50PLUS	387	12	375

Deze 14899 documenten zijn verdeeld over 2984 debatten, waarbij elke vraag tijdens het vragenuur als één debat gezien wordt. Op basis van de aantallen is er voor classificatie een baseline *accuracy* van 0.15 (door altijd grootste partij te kiezen) en baseline F_1 score van 0.11 (door willekeurig te voorspellen gewogen bij aantal spreekbeurten in klasse).

3.2 Methoden

3.2.1 Deelvraag 1

Om deze deelvraag te beantwoorden zullen een aantal classificatiemethoden vergeleken worden. Aangezien het onmogelijk is om alle classificatiemethoden te vergelijken, beperkt dit onderzoek zich tot classificatiemethoden die gebruikt zijn in vergelijkbare onderzoeken, zoals besproken in 2.2. Er is ervoor gekozen om alleen gebruik te maken van methoden waarvan reeds implementaties beschikbaar waren in Python. Voor alle methoden wordt gezocht naar de beste parameters; een grid search. Deze grid search wordt gedaan door middel van 5-fold cross-validation, waarbij de trainings set steeds 80% is en de test set 20% van de totale dataset.

Pre-processing Voor pre-processing is gebruik gemaakt van tokenisation en lowercasing. Voor tokenisation is de reguliere expressie
$w+$ gebruikt, waardoor allesbehalve letters en cijfers weggehaald wordt. Vervolgens is er gevarieerd tussen wel of geen gebruik maken van stemming. In het geval van stemming is gebruik gemaakt van de Snowball Stemmer via de Python NLTK module.

Bag-of-words model Bag-of-words model is de meest gebruikte representatie van data in vergelijkbare onderzoeken. Bij het bag-of-words model wordt elk document gerepresenteerd door een vector, waarbij elke kolom een woord voorstelt met een bijbehorende waarde. Voornaamste beperking van dit model is dat het geen rekening houdt met de volgorde van woorden, wat een groot effect kan hebben op de betekenis van een document.

Voor dit onderzoek zijn de volgende wegingen voor woorden getest: *boolean* (wel of niet aanwezig), *tf* (woordfrequentie), *tf-norm* (woordfrequentie genormaliseerd door documentlengte) en *tf-idf* Daarnaast wordt in dit onderzoek geëxperimenteerd met een minimale of maximale woord- of documentfrequentie. Ook is gekeken naar het effect van combinaties van n-grams; unigrams, bigrams en trigrams. N-grams zijn combinaties van N aantal opeenvolgende woorden. Bij een unigram is elke feature gewoon één woord, terwijl bij een bigram dit twee opvolgende woorden zijn. Dit kan nuttig zijn, want als bijvoorbeeld het woord *asfalt* er in voorkomt, dan maakt het voor ideologie waarschijnlijk meer uit of er *minder asfalt* of *meer asfalt* staat.

Support Vector Machines en Logistische Regressie De meest voorkomende techniek in vergelijkbaar onderzoek is Support Vector Machine (SVM). Een andere techniek die gebruikt wordt is logistische regressie. Beide kennen een eigen implementatie in sklearn, maar deze implentaties zijn niet efficiënt met grote datasets. Om deze reden is er in beide gevallen voor gekozen om gebruik te maken van de functie SGDClassifier, die beide technieken leert met *stochastic gradient descent learning*. Er is hiervoor gevarieerd met de regularisatie, learning rate en maximum aantal iteraties. Voor regularisatie is hier geëxperimenteerd met Lasso en Ridge regularisatie, en een combinatie van beide genaamd Elastic-net. De andere parameters zijn gelaten op de standaardwaarden van scikit-learn [9].

Naive Bayes Een simpelere techniek die gebruikt wordt voor politieke tekstclassificatie is Naive Bayes. Dit algoritme neemt aan dat elke *feature* onafhankelijk is ten op zichte van de rest. Dit is bij tekstclassificatie vaak niet het geval omdat het gebruik van sommige woorden gepaard kan gaan met het gebruik van andere woorden. Daarnaast is het gebruik van meerdere n-grams in een classificatie schending van de aanname, want als bijvoorbeeld een bigram er in voorkomt dan komen ook beide unigrams er sowieso in voor. Desalniettemin blijkt Naive Bayes effectief te zijn voor tekstclassificatie[9, 6]. Hiervoor zijn de functies van scikit-learn MultinomialNB en BernoulliNB gebruikt.[9, 6]

Beoordelen van kwaliteit De meest gebruikte methoden om kwaliteit van politieke tekstclassificatie te beoordelen zijn *accuracy* en F_1 score, die opgebouwd is uit recall en precision. Deze scores zijn opgebouwd uit vier variabelen. Deze variabelen geven weer hoeveel documenten wel of niet bij een klasse horen, en of deze wel of niet als dusdanig zijn geclassificeerd.

	Behorend tot partij	Niet behorend tot partij
Geclassificeerd als partij	*true positive (tp)*	*false positive (fp)*
Niet geclassificeerd als partij	*false negative (fn)*	*true negative (tn)*

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{tp}{tp + tn} \tag{2}$$

$$accuracy = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn} \tag{3}$$

$$F_1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \tag{4}$$

Accuracy is het percentage van documenten dat correct geclassificeerd is. Precision is het percentage van documenten geclassificeerd als klasse, dat ook bij die klasse hoort. Recall is het percentage documenten van documenten behorende tot een klasse, dat ook als dusdanig geclassificeerd is. F_1 is het harmonisch gemiddelde van recall en precision. Precision, recall en dus ook F_1 worden per klasse berekend. Er zijn drie varianten om deze scores voor de hele classificatie te berekenen.

Allereerst is er *micro*, daarbij worden alle waarden bij elkaar opgeteld en dan berekend. Dit leidt ertoe dat resultaten van klassen met veel documenten belangrijker zijn. Als een classificatie kleine klassen grotendeels fout classificeert, kan deze score alsnog hoog zijn. In het geval van meer dan twee klassen is dit hetzelfde als *accuracy*.

Als tweede is er *macro*, daarbij worden alle scores per klasse berekend en wordt daarvan het gemiddelde genomen. Dit leidt er dan weer toe dat resultaten van klassen met weinig documenten net zo belangrijk zijn. Hierdoor kan een classificatie met een laag aantal correct geclassificeerde documenten hoog scoren door vooral kleine klassen goed te classificeren.

Als laatste is er dan nog *gewogen*, deze berekent net als *macro* de scores per klasse, maar neemt hiervan het gemiddelde gewogen bij het aantal documenten behorend tot een klasse. Deze wijkt weinig af van de *micro* variant, tenzij er uitschieters zijn bij klassen.

Aangezien *micro* al terugkomt in *accuracy* en het nadeel van *macro* te groot is omdat de klassen nogal variëren in grootte, is gekozen voor *gewogen* F_1 scoring naast *accuracy*.

3.2.2 Deelvraag 2

In Diermeier et al. [4] wordt aangenomen dat namen een groot effect hebben op de classificatie en Hirst et al. [2] bevestigen dit voor het Europees Parlement. Aangezien hier bij deelvraag 1 niet voor is gekozen, wordt bij deze deelvraag gekeken hoe groot het effect hiervan is, specifiek gericht op partijnamen en achternamen van Kamerleden. Voor deze deelvraag wordt wederom een classificatie gedaan met de classificatiemethode die resulteerde uit deelvraag 1. In deze classificatie worden alle partijnamen vervangen door de tag PARTIJNAAM en alle namen van Kamerleden vervangen door de KAMERLIDNAAM. Deze namen zijn uit de Handelingen gehaald. Voor partijnamen zijn ook lidwoorden toegevoegd, voor achternamen van Kamerleden zijn ook verkortingen meegenomen. Dit laatste omdat bijvoorbeeld *Van Haersma Buma* vaak aangesproken wordt als *Buma*. Voornamen van Kamerleden worden zelden tot nooit gebruikt, dus

die zijn er niet uitgehaald. Een nadeel van deze aanpak is dat ook namen van niet-Kamerleden of andere woorden weggehaald kunnen worden als deze hetzelfde zijn als naam van een Kamerlid. Door gebruik van gevoeligheid voor hoofdletters is geprobeerd dit te voorkomen. Een opvallend voorbeeld hiervan is de naam Rutte, die zowel behoort tot het Kamerlid Arno Rutte als de premier Mark Rutte. Steekproefgewijs is gekeken of er nog namen achter zijn gebleven, maar die zijn niet gevonden.

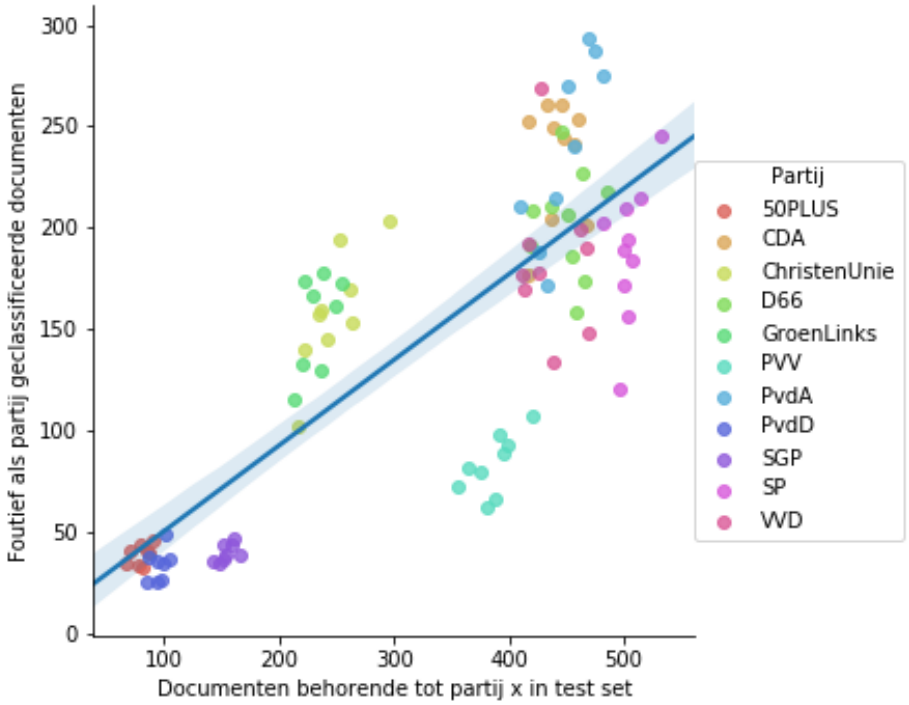
Ook wordt gekeken naar classificatie met alleen partijnamen en namen van Kamerleden. Alle andere woorden worden weggehaald. Namen van Kamerleden en partijen die niet aan elkaar geschreven worden, zoals *Partij van de Arbeid*, worden aan elkaar geschreven zodat het één feature wordt. Doordat alle andere woorden weggehaald zijn, worden de bi- en trigrams combinaties van namen die zinnen uit elkaar kunnen staan, dus die niet meer informatie geven dan unigrams. Daarom wordt er gebruikt van de classificatiemethode uit deelvraag 1, maar dan met alleen unigrams. Hoge scores voor deze classificatie geven aan dat met alleen namen classificatie goed te doen is, en dat dit dus waarschijnlijk ruim bijdraagt aan de originele classificatie.

De nauwkeurigheden en F_1 scores worden vervolgens vergeleken met de resultaten uit deelvraag 1. Ook wordt gekeken naar verschillen tussen de meest veelzeggende woorden uit deelvraag 1 en uit deze deelvraag.

3.2.3 Deelvraag 3

Om deze deelvraag te beantwoorden zal een analyse gedaan worden van de confusion matrix en zullen twee experimenten die Graeme Hirst et al. uitvoerden voor dezelfde vraag gereproduceerd worden op de dataset van de Tweede Kamer. Bij deze deelvraag zal de beste classifier uit deelvraag 1 en 2 gebruikt worden.

Als er een confounding bias is op basis van partij-status, dan is te verwachten dat het aantal misclassificaties minus verwachte waarde binnen regeringspartijen en binnen oppositiepartijen hoger ligt dan tussen oppositiepartijen en regeringspartijen. Uit de voorverkenning (op basis van resultaten uit deelvraag 1 en 2) blijkt verder dat er een correlatie is tussen het aantal *false positives* van een partij en het aantal documenten behorend tot die partij.



Figuur 2: Het aantal foutief als bepaalde partij geclassificeerde documenten ten opzichte van het aantal documenten behorend tot die partij. Dit is op basis van 50 classificaties met verschillende test en train set. De pearson correlatie is 0.78.

Op basis van dit verband is het verwachte aantal documenten

$$V_{i,j} = fn_i * \frac{tp_j + fn_j}{tn_i + fp_i} \tag{5}$$

waar $i \neq j$ met i de voorspelde partij en j de echte partij waar een document bijhoort.

De error is dan het verschil van de verwachte waarde en het daadwerkelijk aantal documenten

$$e_{i,j} = D_{i,j} - V_{i,j} \tag{6}$$

met opnieuw $i \neq j$ en i de voorspelde partij en j de echte partij waar een document bijhoort.

Als dit een goede benadering is van de error, dan is het te verwachten dat deze normaal verdeeld is [10]. Om te kijken of er een confounding bias is, worden de distributies binnen regeringspartijen, binnen oppositiepartijen en tussen beide groepen met elkaar vergeleken. Om de invloed van variantie door de willekeurige splitsing documenten voor trainen en testen te beperken, wordt de classificatie 50 keer gedaan en worden deze errors bij elkaar in distributie genomen. De nulhypothese is dat er geen verschil is tussen de verdelingen. De alternatieve hypothese is dan dus dat er wel een verschil is tussen de verdelingen. Als de nulhypothese wordt verworpen, kan dus aangenomen worden dat er een verschil is op basis van partij-status.

In het eerste experiment uit Graeme Hirst et al. zullen de tien meest karakteristieke woorden per partij van de ene zittingsperiode vergeleken worden met de tien meest karakteristieke woorden per partij van de andere zittingsperiode. Als de classificatie op basis van ideologie is in plaats van partij-status, is het te verwachten dat de woorden bij een partij blijven en niet gekoppeld zijn aan in oppositie of regering zitten.

In het tweede experiment uit Graeme Hirst et al. worden classifiers getraind op de ene zittingsperiode en getest op de andere zittingsperiode. Als de classificatie op basis van ideologie is in plaats van partij-status, is de verwachting dat er nog steeds aanzienlijke voorspellingen gedaan worden, aangezien de ideologie naar verwachting redelijk stabiel is binnen tien jaar (hoewel woordgebruik varieert). Als de scores aanzienlijk lager zijn, kan dit het gevolg zijn van het veranderen van partij-status van partijen.

Als vergelijkingsmateriaal is voor deze experimenten een tweede dataset nodig uit een ander kabinet. Hiervoor is het wenselijk dat dit kabinet bestaat uit andere partijen dan kabinet-Rutte II. Daarnaast is het ook wenselijk als het niet te ver terug is, zodat onderwerpen en taalgebruik enigszins overeenkomstig zijn. Omdat kabinet-Rutte I een minderheidskabinet was met een bijzondere partij-status voor de PVV, is ervoor gekozen om de Handelingen van de Tweede Kamer tijdens het missionaire kabinet-Balkenende IV (22 februari 2007 tot 20 februari 2010) te gebruiken.

De partij 50PLUS bestond nog niet gedurende kabinet-Balkenende IV, dus documenten van deze partij zijn weggelaten. Verder heeft dezelfde verwerking van data plaatsgevonden, zoals beschreven in 3.1. Alleen de minimum- en maximumlengte is overgenomen van de dataset van kabinet-Rutte II.

3.2.4 Deelvraag 4

Voor deze deelvraag vergelijken we de resultaten van de eerdere classificatie per partij met een binaire classificatie op basis van rechts en links. Hiervoor wordt wederom de dataset van kabinet-Rutte 2 gebruikt, met het beste model wat resulteerde uit deelvraag 1.

Voor deze vraag moet vastgesteld worden welke partijen links en rechts zijn. Omdat dit lastig te bepalen is en er meerdere indelingen zijn, wordt hier gebruik gemaakt van twee verschillende indelingen. De indeling op basis van het Kieskompas van Andre Krouwel voor de Kamerverkiezing 2012 en de indeling volgens het Manifesto Project[11] gebaseerd op verkiezingsprogramma's voor de Kamerverkiezing van 2012. In beide gevallen is de nullijn van het politieke spectrum gebruikt om te bepalen of een partij links of rechts is.

Tabel 2: Rechts (R) of link (L) indeling per partij op basis van het Kieskompas en het Manifesto Project.

Partij	Kieskompas	Manifesto Project
SP	L	L
PvdA	L	L
GroenLinks	L	L
PvdD	L	L
50PLUS	L	L
D66	R	L
PVV	-	R
ChristenUnie	R	R
SGP	R	R
VVD	R	R
CDA	R	R

4 Evaluatie

4.1 Resultaten

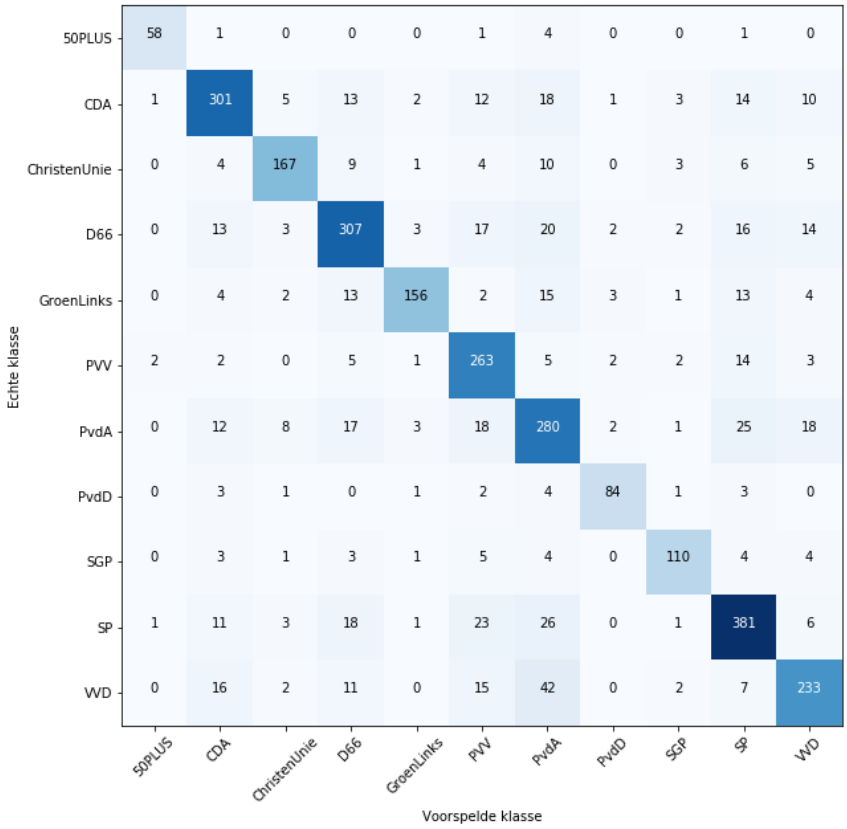
4.1.1 Deelvraag 1

Het beste resultaat werd bereikt met SVM gebruikmakend van *stochastic gradient descent learning* en Ridge regularisatie.

Figuur 3 laat de classificatiescores zien per partij met hoe vaak een partij voorkwam in de test set. Figuur 3 laat zien waar de fouten in deze classificatie zitten. De meest karakteristieke features per partij zijn te zien in figuur 4. Alle resultaten zijn op basis van één classificatie, dus zonder cross validation.

Tabel 3: Classificatierapport van beste classificatie.

Partij	Precision	Recall	F1_score	Documenten
50PLUS	0.94	0.89	0.91	65
CDA	0.81	0.79	0.80	380
ChristenUnie	0.87	0.80	0.83	209
D66	0.78	0.77	0.77	397
GroenLinks	0.92	0.73	0.82	213
PVV	0.73	0.88	0.80	299
PvdA	0.65	0.73	0.69	384
PvdD	0.89	0.85	0.87	99
SGP	0.87	0.81	0.84	135
SP	0.79	0.81	0.80	471
VVD	0.78	0.71	0.75	328



Figuur 3: Confusion matrix van beste classificatie.

Tabel 4: Meest relevante woorden per partij op basis van beste classificatie gedurende kabinet-Rutte II.

50PLUS	CDA	ChristenUnie	D66	GroenLinks
50plus	cda	de christenunie	d66	groenlink
lid krol	het cda	christenunie	led van veldhov	lid van tonger
lid krol nar	cda fractie	het lid dik	lid van veldhov	het lid voortman
het lid krol	de cda fractie	lid dik faber	lid van men	lid voortman nar
krol nar mij	de cda	lid dik	van veldhov	lid voortman
krol nar	het lid omtzigt	de led voordewind	veldhov	led van tonger
van 50plus	lid omtzigt	led voordewind	d66 is	de led voortman
50plus is	lid omtzigt nar	led dik	d66 wil	led voortman
krol	led geurt	de led dik	led van men	voortman
lid klein nar	de led geurt	led dik faber	led van weyenberg	tonger nar mij

Tabel 4: Meest relevante woorden per partij op basis van beste classificatie gedurende kabinet-Rutte II. *(Vervolg)*

PVV	PvdA	PvdD	SGP	SP	VVD
pvv	de pvda	lid ouwehand nar	sgp	sp	de vvd
de pvv	pvda	lid ouwehand	de sgp	de sp	vvd
islamitisch	van de arbeid	het lid ouwehand	sgp fractie	sp fractie	de vvd is
klever	de arbeid	ouwehand nar mij	de sgp fractie	de sp fractie	vvd is
miljard	de partij van	ouwehand nar	led dijkgraf	lid van gerv	de vvd fractie
klever nar mij	pvda fractie	vor de dier	de led dijkgraf	lid smaling	vvd fractie
klever nar	partij van de	lid thiem nar	led van der	het lid smaling	vor de vvd
graf	de pvda fractie	lid thiem	de led bisschop	leijt nar mij	wat de vvd
madlener nar mij	partij van	het lid thiem	led bisschop	leijt nar	de vvd wil
madlener nar	arbeid	thiem	mevrouw de voorzitter	lid smaling nar	vvd wil

4.1.2 Deelvraag 2

In figuur 4 was al te zien dat de meest karakteristieke woorden voornamelijk bestaan uit partijnamen en namen van Kamerleden.

In figuur 5 is vervolgens te zien welke woorden het meest karakteristiek zijn per partij, als partijnamen namen van Kamerleden vervangen zijn door een generieke placeholder.

Tabel 5: Meest relevante woorden per partij op basis van classificatie uit deelvraag 1 zonder partijnamen of namen van Kamerleden gedurende kabinet-Rutte II.

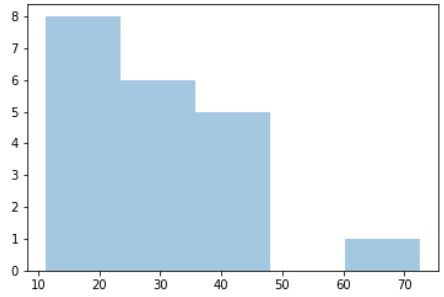
50PLUS	CDA	ChristenUnie	D66	GroenLinks
gepensioneerd	inwoner	voedselverspill	mijn fractie	schon energie
50 plusser	partijnam fractie	gezinn	hervorm	schon
koopkrachtontwikkel	nederland spoorweg	inderdad	buitengewon	belastingontwijk
plusser	spoorweg	rookvrij	natur	zou
de koopkrachtontwikkel	de nederland spoorweg	dementie	daarom	kamer hierover te
ouder	net	koerd	kans	banenplan
vor gepensioneerd	reger	prostitutie	vandag	kinderpardon
exact	hier	publiek belang	belastinghervorm	in elk geval
50	onz inwoner	rechtsstat	belangrijk dat	werkgeleg
werkend	zorginstell	pluriformiteit	vind	elk geval

Tabel 5: Meest relevante woorden per partij op basis van classificatie uit deelvraag 1 zonder partijnamen of namen van Kamerleden gedurende kabinet-Rutte II. *(Vervolg)*

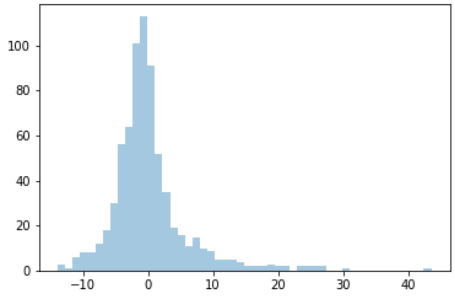
PVV	PvdA	PvdD	SGP	SP	VVD
islamitisch	circulair	bio industrie	dank zer	segregatie	volgen mij
miljard	ieder kind	de bio	eenverdiener	tenderned	liberal
de islam	gezamen	de bio industrie	punt	huurder	ondernemer
islam	mijn partij	bio	mevrouw de voorzitter	bureaucratie	essentieel
nederland	jonger	aan de bio	mevrouw de	zegt	aruba
brussel	lager over	industrie	allerlei	voorstell	aangegev
belastingbetaler	tevred	ganz	woord	armoed	daadwerk
grenz	overigen	moet kom aan	wel	groeiend	partijnam
asielzoeker	leerkracht	eind moet kom	vanuit	de bevolk	kader
de verzorgingshuiz	daarbij	de natur	overtu	bezuin	speelveld

4.1.3 Deelvraag 3

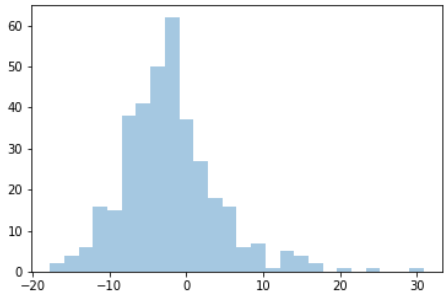
In figuur 4 zijn de distributies van de errors te zijn van combinaties tussen regerings- en oppositiepartijen.



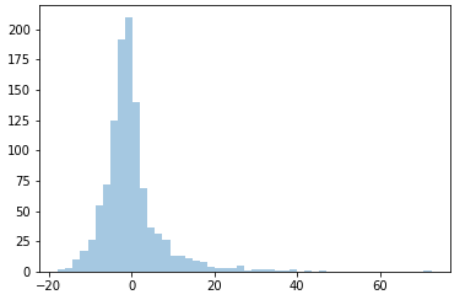
(a) Tussen twee regeringspartijen



(b) Tussen twee oppositiepartijen



(c) Tussen een regeringspartij en een oppositiepartij



(d) Totaal

Figuur 4: Distributie van de error uit 6 voor de verschillende combinaties.

4.2 Discussie

4.2.1 Deelvraag 1

Dit onderzoek heeft zich beperkt tot methoden genoemd in vergelijkbare onderzoeken en waarvan de implementatie beschikbaar is in Python. Een aantal methoden die in gerelateerde literatuur leidden tot goede classificaties zijn daarom niet getest. Ook nieuwe methoden die nog niet gebruikt zijn in een vergelijkbaar onderzoek voor politieke tekst classificatie zijn daarom niet getest. Omdat dus niet alle opties getest zijn, kan geen uitsluitsel gegeven worden dat dit daadwerkelijk het classificatiemodel is. Voor vervolgonderzoek kan daarom gekeken worden naar meer verschillende methoden.

Het onderzoek van Hirst et al. vond dat resultaten afhankelijk kunnen zijn van documentgrootte. Alle documenten in dit onderzoek zijn kleiner dan de grootste documentgrootte uit het onderzoek van Hirst et al. en ook de minimumfrequentie lager ligt dan de kleinste documentgrootte uit het onderzoek van Hirst et al. Het effect wat zij vinden tussen documentgrootte van 267 en 6666 is een verschil in nauwkeurigheid van 19,8%. Voor een vervolgonderzoek kan gekeken worden naar of dit effect er is en wat dit betekent voor de resultaten.

4.2.2 Deelvraag 2

4.2.3 Deelvraag 4

Er zijn verschillende visies op links en rechts, en de indeling van de partijen, ook buiten de twee methoden gekozen in dit onderzoek.

5 Conclusies

Referenties

[1] Felix Bießmann. Automating political bias prediction. *CoRR*, abs/1608.02195, 2016.

[2] Graeme Hirst, Yaroslav Riabinin, Jory Graham, and Magali Boizot-roche. Text to ideology or text to party status? *.

[3] Vasco Ferreira. Using textual transcripts of parliamentary interventions for profiling portuguese politicians. 2016.

[4] Daniel Diermeier, Jean-François Godbout, Bei Yu, and Stefan Kaufmann. Language and ideology in congress. *British Journal of Political Science*, 42(1):31–55, 2012.

[5] Bei Yu, Stefan Kaufmann, and Daniel Diermeier. Classifying party affiliation from political speech. *Journal of Information Technology & Politics*, 5(1):33–48, 2008.

[6] Conal Sathi Maneesh Bhand, Dan Robinson. Text classifiers for political ideologies, 2009.

[7] Bjørn Høyland, Jean-François Godbout, Emanuele Lapponi, and Erik Velldal. Predicting party affiliations from european parliament debates. In *Proceedings of the ACL 2014 Workshop on Language Technologies and Computational Social Science*, pages 56–60. Association for Computational Linguistics, 2014.

[8] Eric Jones, Travis Oliphant, Pearu Peterson, et al. SciPy: Open source scientific tools for Python, 2001–. [Online; accessed ¡today¿].

[9] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12:2825–2830, 2011.

[10] *NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods*. NIST/SEMATECH, April 2012.

[11] Andrea Volkens, Pola Lehmann, Theres Matthieß, Nicolas Merz, Sven Regel, and Bernhard Weßels. The manifesto data collection. manifesto project (mrg/cmp/marpor). version 2017b, 2017.

A Slides