Methoden voor het voorspellen van partij-affiliatie in de Tweede Kamer

submitted in partial fulfillment for the degree of
bachelor of science

Jasper van der Heide
10732721

bachelor informatiekunde
faculty of science
university of amsterdam

Your Date of defence in the format YYYY-MM-DD

	Internal Supervisor	Second Supervisor
Title, Name	Dr Maarten Marx	
Affiliation	UvA, FNWI, IvI	
Email	maartenmarx@uva.nl	.

Universiteit van Amsterdam

Inhoudsopgave

Samenvatting

1 Introductie

Teksten van politieke partijen kunnen bruikbaar zijn voor het bepalen van ideologische positie van andere teksten, aangezien zij zowel een tekst leveren als ook een bekende ideologie. 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]. Mede omdat elk land een andere politiek stelsel en cultuur heeft, verschillen de resultaten. Daarnaast gebruikt elk onderzoek ook een andere methode voor het classificeren.

Een onderzoek gericht op het Nederlandse parlement ontbreekt hierbij nog.

Dit onderzoek richt zich daarom op een breder scala aan mogelijke methoden en daarnaast ook 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 is deze classificatie afhankelijk van of een partij rechts of links is?

Overzicht van scriptie In sectie 2 zal gerelateerd werk besproken worden, met name vergelijkbare onderzoeken uit andere landen. In sectie 3 zal de methodologie van de verschillende deelvragen behandeld worden. In sectie 4 zullen vervolgens de resultaten weergegeven worden. In sectie 5 zal een evaluatie plaatsvinden van zowel de resultaten als de gehanteerde methodologie. In sectie 6 wordt ten slotte de onderzoeksvraag beantwoord.

2 Gerelateerd werk

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 de 25 meest liberale en de 25 meest conservatieve senatoren van het 108e congres. Later in het onderzoek vergeleken ze ook de 25 gematigd conservatieve en de 25 gematigd liberale senatoren. Dit onderzoek wist de ideologie van de senatoren te voorspellen met een 94 procent nauwkeurigheid voor de classificatie van de extremen, maar slechts een 52 procent nauwkeurigheid voor de classificatie van de gematigde senatoren.

Als een vervolg op dit onderzoek deden Graeme Hirst et al. een vergelijkbaar onderzoek naar zowel het Canadese Parlement [2]. Hierbij werd zowel gekeken naar de Engelse als Franse teksten. Afhankelijk van taal en dataset, vinden zij in dit onderzoek nauwkeurigheden van 83.2 procent en hoger. In tegenstelling tot het onderzoek van Diermeier et al., vinden zij minder dat de woorden van de sprekers een uiting zijn van ideologie.

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 F1-score van 0.87 of hoger bereiken.

2.1 Classificatiemethoden in gerelateerde werken

In het onderzoek van Diermeier et al. werd gebruik gemaakt van support vector machines. Verder maakten ze gebruik van *tf-idf* met een minimale woordfrequentie van 50 en een documentfrequentie van 10, *Part-Of-Speech tagging* en werden alle eigennamen verwijderd.

In het onderzoek van Graeme Hirst et al. maakten ze gebruik van support vector [2]. Ze experimenteerden met verschillende vormen van pre-processing, 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 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 stylometrische eigenschappen. Op *Part-Of-Speech tagging* na hadden stylometrische eigenschappen een duidelijke negatieve invloed op de classificatie.

2.2 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). Deze data is 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 een tabel en opgeslagen als csv-bestand.

UITLEGGEN WELKE SPREEKBEURTEN EXACT GEKOZEN ZIJN en WAT EEN DOCUMENT IS

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

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

50PLUS	413
CDA	2216
ChristenUnie	1223
D66	2211
GroenLinks	1193
PVV	1880
PvdA	2269
PvdD	480
SGP	770
SP	2573
VVD	2157

3.2 Methoden

3.2.1 Deelvraag 1

Om deze deelvraag te beantwoorden zullen een aantal classificatiemethoden vergeleken worden. Aangezien het onmogelijk om alle classificatiemethoden te vergeleken, beperkt dit onderzoek zich tot classificatiemethoden die goede resultaten hebben opgeleverd in andere onderzoeken, genoemd in 2.1. Hieronder worden de verschillende onderdelen besproken.

Pre-processing Voor pre-processing is gebruik gemaakt van tokenisation, lowercasing en stemming. Voor tokenisation is de reguliere expressie
$w+$ gebruikt, die daarmee alleen de letters van het alfabet overhoudt. Deze woorden zijn vervolgens allemaal omgezet in kleine letters. 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* [2] Daarnaast wordt in dit onderzoek geexperimenteerd met een minimale of maximale woord- of documentfrequentie.

Support-Vector Machines Machine Learning Algorithms

1. Support-Vector Machines
2. Logistische Regressie
3. Naive Bayes

Voor de classificatiemethoden wordt waar mogelijk gebruik gemaakt van functies van de Python module scikit-learn[5], aangevuld met zelf geschreven code als dit niet reeds beschikbaar is. Bij al deze classificatiemethoden wordt gevarieerd met meerdere parameters door middel van een gridsearch. Hierbij wordt gebruikt gemaakt van 5-fold cross-validation. De uitslagen worden beoordeeld op basis van gewogen f1-scores.

3.2.2 Deelvraag 2

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 resultaten worden vervolgens vergeleken met de resultaten uit deelvraag 1.

3.2.3 Deelvraag 3

Om deze deelvraag te beantwoorden zullen de drie 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 gebruikt worden.

Als vergelijkingsmateriaal is voor deze experiment een tweede dataset nodig uit een ander kabinet. Hiervoor is het wenselijk dat dit kabinet bestaat uit andere partijen dan kabinet-Rutte II. Er moet voor het derde experiment variatie zijn in de Kamerleden tussen de twee kabinetten, maar ook voldoende Kamerleden die in beide perioden in de kamer zaten. 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 Tweede Kamer tijdens het missionaire kabinet-Balkenende IV (22 februari 2007 tot 20 februari 2010) te gebruiken.

In het eerste experiment zullen de tien meest karakteristieke woorden per partij van het ene parlement vergeleken worden met de tien meest karakteristieke woorden per partij van het andere parlement. 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 worden classifiers getraind op het ene parlement en getest op het andere parlement. 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.

In het derde experiment zullen twee classificaties vergeleken worden. De eerste op Kamerleden die in beide parlementen zaten en een classificatie op Kamerleden die maar in één van de twee parlementen hebben gezeten.

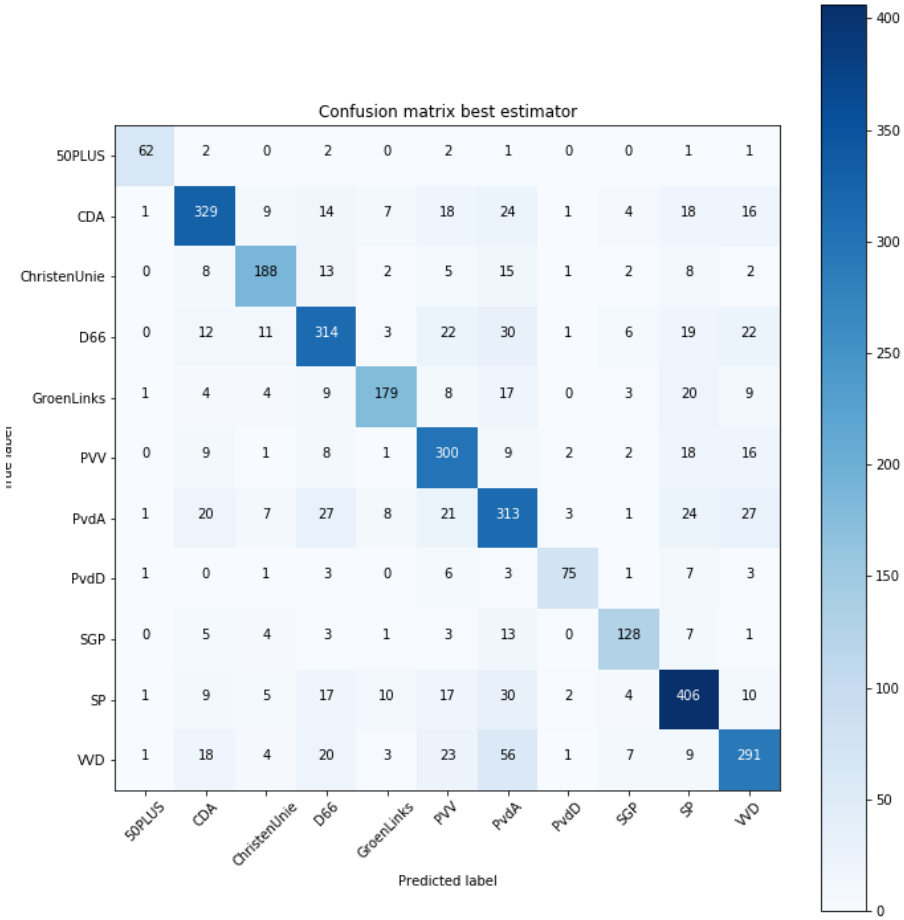
4 Evaluatie

Met een subsectie voor elke deelvraag.

In hoeverre is je vraag beantwoord?

Een mooie graphic/visualisatie is hier heel gewenst.

Hou het kort maar krachtig.



5 Conclusies

Hierin beantwoord je jouw hoofdvraag op basis van het eerder vergaarde bewijs.

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] 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.

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

A Slides