



Gevoelsanalyse in het Nederlands

Yannick Merckx

Bachelorproef

Rolnummer: 500294

Promotor: Yann-Michaël De Hauwere
Begeleiders: Maarten Deville
Peter Vrancx

Augustus 2015



Samenvatting

In de huidige “Age of Big Data” (Lohr, 2012) bestaat de grote uitdaging erin om bepaalde inzichten te krijgen door middel van analyse. Via tekstanalyse en computationele taalkunde of gevoelsanalyse, kan er subjectieve informatie uit een tekst gehaald worden. Bijna al het onderzoek dat tot op heden met betrekking tot gevoelsanalyse is uitgevoerd op Engelse teksten. Voor deze bachelorproef kijken we of de technieken op het Engels ook van toepassing zijn op de Nederlandse taal en wat de verschillen zijn tussen deze twee talen. Allereerst hebben we een literatuurstudie uitgevoerd op de Engelse gevoelsanalyse. Met behulp van de programmeertaal Python werden de experimentele analyses opgezet. De verzamelde data bestaat uit zowel een Engelstalige als een Nederlandstalige dataset die volgens de vector space methode werden voorgesteld. Voor de voorwerking van de data werden verschillende technieken, baserend op de literatuurstudie, toegepast. Voor de experimentele analyse werd er gebruikt gemaakt van zelflerende algoritmes uit de Machine learning namelijk de Naive Bayes Classifier en de Decision Tree. De analyses tonen aan dat technieken voor de Engelse gevoelsanalyse ook toepasbaar zijn voor Nederlandse gevoelsanalyse. Verschillende sub-analyses tonen aan dat er verschillen zijn eigen aan de taal.

Dankwoord

Het maken van een bachelorproef doe je nooit alleen, daarom ook een woord van dank aan enkele mensen waarop ik gedurende mijn eindwerkproces steeds kon terugvallen. Als eerste zou ik mijn ouders willen bedanken voor de onvoorwaardelijke steun die ze mij gegeven hebben gedurende het hele proces. Ook wil ik graag mijn begeleiders, Maarten Deville en Peter Vranckx, van harte willen bedanken voor hun grote steun en inzet gedurende het hele jaar. Ze waren gedurende het hele jaar altijd beschikbaar om op al mijn vragen een snel antwoord te geven. Als laatste wens ik ook mijn dank uit te drukken aan mijn promotor, Yann-Michaël De Hauwere, die mij altijd op het rechte pad wist te zetten. Bij de korte evaluaties was hij altijd aanwezig en stond hij mij altijd bij met raad en daad.

Inhoud

1	Introductie	2
2	Bouwstenen tekstanalyse	4
2.1	Overzicht	4
2.2	Voorstelling dataset volgens de Vector Space Methode	5
2.3	Technieken voor Voorverwerking	6
2.3.1	Bag of Words	6
2.3.2	Verwijderen van stopwoorden	6
2.3.3	Term weighting	6
2.3.4	Bigram Collocaties	8
2.3.5	Best feature selection	10
2.3.6	Latent Semantic Analysis	11
2.4	Leermethode	12
2.4.1	Naive Bayes Classifier	12
2.4.2	Decision Tree	13
3	Experimentele analyse	14
3.1	De Dataset	14
3.2	Engelse gevoelsanalyse versus Nederlandse Gevoelsanalyse	18
3.2.1	Algemene nauwkeurigheid	20
3.2.2	Impact van pre-processing technieken	22
3.2.3	Polariteit van de dataset	22
3.3	Classificatie op basis van geannoteerde woordenlijsten	23
3.4	Onderwerpgevoeligheid van Nederlandse Gevoelsanalyse	25
4	Conclusie	28
A	Uitgebreide weergave van sub-experiment Term weighting	30
B	Resultaten Engelse gevoelsanalyse versus Nederlandse gevoelsanalyse	32
C	Resultaten onderwerpgevoeligheid bij gevoelsanalyse	34
C.1	Uitgebreide experimentele resultaten	34
C.2	Controle Over- en onderfitting	35
C.3	Confusion matrixen	35

Hoofdstuk 1

Introductie

Vandaag de dag beschikken we over een enorme hoeveelheid aan digitale informatie. Ook wordt deze hoeveelheid aan informatie iedere dag groter en groter. In deze “*Age of Big Data*” (Lohr (2012)) bestaat de uitdaging erin om uit deze grote hoeveelheid data, door middel van analyse bepaalde inzichten te krijgen.

Velen hebben dit probleem proberen aan te pakken, waarbij men zich vooral bezig hield met het brengen van structuur in deze grote dataset en zich voornamelijk concentreerde op onderwerp-gebaseerde classificatie. Echter met de opkomst van sociale media, blogs, reviewsites is er een groeiende interesse ontstaan voor gevoelsanalyse. Het onderzoek dat hiernaar gebeurt, heeft ook de nodige aandacht van bedrijven voor commerciële toepassingen en ook zij spelen hierin een belangrijke rol.

Als we over gevoelsanalyse spreken dan refereren we naar het verwerken van natuurlijke taal om zo via tekstanalyse en computationele taalkunde subjectieve informatie uit te tekst te kunnen halen. Volgend voorbeeld illustreert een tweet waarop men bijvoorbeeld gevoelsanalyse kan uitvoeren.



Figuur 1.1: een voorbeeldtweet voor gevoelsanalyse

Verschillende technieken zijn hier mogelijk om de subjectiviteit of opinie uit deze tweet te bepalen. Men kan zich baseren op het woord *slecht* en zo vaststellen dat de tweet een negatieve emotie uitdrukt. Maar men kan zich ook baseren op eerder vastgestelde tweets en op basis hiervan een beslissing nemen. Maar niet alles kan via gevoelsanalyse gedetecteerd worden bijvoorbeeld: stel dat dezelfde persoon juist de lotto had gewonnen en zich sarcastisch uitdrukte en juist een fantastische dag had. Het probleem rond sarcasme kan men vandaag de dag nog altijd niet oplossen met gevoelsanalyse (Liebrecht et al. (2013)).

Bijna al het onderzoek dat de afgelopen jaren gebeurd met betrekking tot gevoelsanalyse werd

uitgevoerd op Engelse teksten. Voornamelijk omdat het Engels een wereldtaal is en veel data beschikbaar is in het Engels. Daarentegen op het Nederlands is er weinig onderzoek uitgevoerd en is er veel minder data beschikbaar. Daarenboven bedrijven die dergelijk onderzoek uitvoeren op het Nederlands houden hun onderzoek (resultaten) ook vaak binnenshuis.

Voor deze bachelorproef kijken we of de bevindingen over gevoelsanalyse op het Engels ook toepasbaar zijn op het Nederlands en/of er verschillen zijn tussen Nederlandse en Engelse gevoelsanalyse. We zijn gestart met de voorbereiding van de bachelorproef in het 1ste semester met een verdieping in de literatuur over Engelse gevoelsanalyse. Verder maakte we ons vertrouwd met de programmeertaal Python, een van de programmeertalen bij uitstek die ons toelaat om experimentele analyses op te zetten.

Vervolgens zijn we op zoek gegaan naar onze data. Om de gevoelsanalyse te kunnen vergelijken, moet men zowel over een Engelse dataset als een Nederlandse dataset beschikken. Door het vele onderzoek naar Engelse gevoelsanalyse zijn er voldoende dataset beschikbaar op het web. Echter Nederlandse datasets, gelabeld volgens gevoel, zijn heel moeilijk te vinden en dwingt ons om de data manueel te scrapen. Voor het scrapen moeten we zoals eerder vermeld opletten voor sarcasme. Dit sluit scrapingsbronnen zoals Twitter en andere sociale media volledig uit. De volgende belangrijke volgende stap is het voorverwerken van de dataset bijvoorbeeld het verwijderen van stopwoorden. Om daarna het concept aan te leren aan zelflerende algoritmes. De zelflerende algoritmes met hun theoretische achtergrond worden besproken in hoofdstuk 2.

Vervolgens gaan we in hoofdstuk 3 over naar de experimentele analyse. Gebaseerd op gevonden resultaten in de literatuur voldoen reviewsites als www.moviemeter.be of www.imdb.com aan de criteria die we hadden vooropgesteld voor de experimentele analyse. In sectie 3.1 gaan we verder in op de scraping en verzamelde datasets. Initieel om goed te doorgronden wat er juist gebeurt tijdens de voorverwerkingstechnieken, programmeren we deze technieken zelf voor de experimentele analyse. Later bij het dooranalyseren, optimaliseren we de code door gebruik te maken van de bibliotheek sklearn (<http://scikit-learn.org/>), die ons toelaat om sneller de analyses uit te voeren. Als eerste vergelijken de resultaten van de voorverwerkingstechnieken in combinatie met de leermethode op Nederlandse en Engelse filmrecensies.

Vervolgens concentreren we ons op de woordenschat en onderzoeken we de classificatie op basis van een Engels en Nederlands geannoteerde woordenlijst van gevoelens.

Afhankelijk van het positieve karakter van de resultaten gaan we nog iets dieper in op Nederlandse gevoelsanalyse.

Na het experimentele analyse vormen we een conclusie of de gevonden technieken voor gevoelsanalyse op het Engels al dan niet toepasbaar zijn op het Nederlands.

Hoofdstuk 2

Bouwstenen tekstanalyse

2.1 Overzicht

De drie grote bouwstenen voor dit onderzoek voor dat we aan een experimentele analyse kunnen beginnen, zijn: het verzamelen en structureren van de dataset, voorverwerking van de dataset en het aanleren van het concept.

Als eerste stap *de dataset* lijkt misschien triviaal, maar dit is zeker niet het geval. Om een gevoelsanalyse uit te voeren moet men eerst over data beschikken, die bovendien juist gelabeld zijn volgens de subjectiviteit die men wil afleiden met gevoelsanalyse. Voor dit onderzoek is het onderscheid kunnen maken tussen een negatieve en positieve opinie de subjectiviteit die we willen afleiden. Meer over hoe juist de data verzameling voor dit onderzoek is verlopen, vindt men in 3.1. Niet alleen het beschikken van de dataset is belangrijk, maar ook het juist en efficiënt voorstellen van de dataset is belangrijk om bij stil te staan.

De volgende stap *voorverwerken van data* is eveneens belangrijk in het proces van gevoelsanalyse met als doel de data zodanig voor te bereiden dat de prestatie van het zelflerende algoritme verbeterd. De voorverwerkingstechnieken die nodig zijn voor dit onderzoek, worden uitgebreid besproken in sectie 2.3.

Als laatste stap *concept aanleren* bepalen we de algoritmen die we gebruiken voor de experimentele analyses (zie 2.4). Voor dit onderzoek is er gekozen voor zelflerende algoritmes, afkomstig uit de Machine Learning, die een bepaald concept gaan aangeleerd krijgen. In het geval voor de experimentele analyse duidt dit op het onderscheiden van negatieve en positieve recensies.



Figuur 2.1: De drie bouwstenen voor tekstanalyse

2.2 Voorstelling dataset volgens de Vector Space Methode

De voorstelling van de data is een eerste element voor een experiment waarmee men rekening moet houden. We kunnen bijvoorbeeld rauwe data meegeven aan het zelflerende algoritme of we kunnen de tekst omvormen naar een vector die het aantal voorkomens van ieder woord in de tekst bevat. Voor het experiment kiezen we het tweede voorbeeld, waarbij we een document voorstellen als een vector met daarin de woordfrequentie. Dit wordt de vector space methode genoemd en wordt door Turney et al. (2010) beschouwd als onderdeel van de oplossing voor de problematiek rond semantische analyse. Verder is deze voorstelling een populaire methode binnen het onderzoek naar gevoelsanalyse op het Engels en heeft dit zijn werking al aangetoond. Bijvoorbeeld Pang et al. (2002) en Maas et al. (2011) hebben al onderzoek met de VSM uitgevoerd.

De vector space methode (VSM) is een methode waarbij we een document als een vector voorstellen waarbij ieder element overeenkomt met een woord en zijn frequentie in het document. De elementen van de vector worden ook wel features genoemd. Als men concreet een document voorstelt kan men zeggen dat document j voorgesteld wordt door d_j met f_{ij} de frequentie van het woord w_i . Met de frequentie f_{ij} bedoelt men het totaal aantal voorkomens van het woord w_i in document j . Het aantal verschillende woorden in het document stelt men voor door n_w , wat eveneens de dimensie is van de vector. Het document j kan dus als volgt worden voorgesteld:

$$d_j = \begin{bmatrix} f_{1j} \\ f_{2j} \\ \vdots \\ f_{n_w j} \end{bmatrix}$$

Een belangrijk inzicht bij de vector space methode is dat een document voorgesteld wordt als een groep van woorden. Er wordt geen rekening gehouden met de volgorde waarin de woorden in het document voorkomen. Vaak ziet men ook dat de vector vaak ijl is en vanwege de grote hoeveelheid aan woorden in een document heel groot. Als we nu niet één document, maar meerdere documenten nemen en we zeggen dat het aantal documenten gelijk is aan n_d , resulteert dit in een matrix waarbij iedere kolom een document voorstelt.

$$D = \begin{matrix} & \text{Documenten} \\ \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n_d} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n_d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n_w 1} & f_{n_w 2} & \cdots & f_{n_w n_d} \end{bmatrix} & \text{Woorden} \end{matrix}$$

Deze matrix wordt een **terms-documents matrix (TDM)** genoemd. Wanneer men spreekt van een **documents-terms matrix (DTM)**, spreekt men een getransponeerde terms-documents matrix. Een rij van een DTM stelt dan een document voor. In het experiment stellen we onze data voor aan de hand van een documents-terms matrix. De voorstelling in een matrix geeft inzicht en biedt veel meer mogelijkheden om de data te analyseren. Bijvoorbeeld overeenkomstige woordfrequenties tussen twee documenten kan duiden dat documenten over hetzelfde onderwerp gaan of eenzelfde mening uitdrukken. In de praktijk is gebleken dat documenten vergelijken op basis van woordfrequentie niet altijd de gewenste resultaten oplevert. Pang et al. (2002) toont zelfs aan dat er ruimte is voor verbetering door middel van voorverwerkingstechnieken.

2.3 Technieken voor Voorverwerking

Zoals we in 2.2 al vermeldde kan voorverwerking voor verbetering van de prestatie van de classifiers zorgen. De voorverwerkingstechnieken die we gebruiken in deze bachelorproef zijn al eerder gebruikt door Pang et al. (2002) en Wang & Wan (2011) en gaven een verbeterde prestatie

2.3.1 Bag of Words

Bag of Words is niet echt een voorverwerkingstechniek, maar eerder een referentiepunt voor de andere pre-procestechnieken. Het steunt op het principe waarop de vector space methode zich baseert, waarbij ieder document wordt voorgesteld door zijn woordfrequenties. Het is de basistechniek die wordt uitgevoerd bij een gevoelsanalyse aan de hand van de VSM. Deze techniek zullen we als referentiepunt nemen in 3.2 tijdens de experimentele analyse, waarbij we de prestaties van de voorverwerkingstechnieken beoordelen.

2.3.2 Verwijderen van stopwoorden

Wat men vaak ziet in het Nederlands, maar ook in taal algemeen, is dat er veel stopwoorden worden gebruikt. Stopwoorden als “klopt” en “eigenlijk” zeggen niet veel over teksten of ze nu positief of negatief zijn. Als een bepaald woord niet bijdraagt voor het algoritme kunnen we stopwoorden beschouwen als ruis in de dataset. Ruis vertroebelt het beeld van het concept dat we het algoritme willen aanleren en proberen we te elimineren. Daarom beschouwt men het verwijderen van stopwoorden en leestekens ook als een manier van voorverwerking.

Onderstaande tabel, opgemaakt uit onze data, geeft het gemiddeld aantal features weer voor dertig Engelse en Nederlandse datasets met 6000 recensies, wanneer wel of geen stopwoorden zijn verwijderd. De tabel geeft een idee over hoeveel features er juist worden verwijderd bij het verwijderen van stopwoorden. Later in hoofdstuk 3.2 bekijken de invloed van deze techniek op de classificatieprestatie.

	Bag of Words	Verwijderen van Stopwoorden
Engels	39716	39593
Nederlands	32768	32668

Tabel 2.1: Gemiddeld aantal features bij Bag of Words en het Verwijderen van stopwoorden (op basis van 6000 samples/dataset en 30 datasets voor iedere taal)

2.3.3 Term weighting

Als we terugkijken naar de vector space methode, waarbij we enkel rekening houden met de woordfrequentie, kan men zeggen dat niet elk woord evenveel doorweegt. Een woord dat in alle documenten voorkomt biedt geen of minder waardevolle informatie, dan een woord dat zelden voorkomt. En hierop baseert term weighting zich. Het gaat een wegingsfactor introduceren. Ieder woord krijgt een gewicht toegewezen, dat weergeeft hoe belangrijk het woord is. Neem als voorbeeld een hoop recensies van de film “Pulp Fiction” en de woorden “Pulp” en “excellent”. “Pulp” is een woord dat voorkomt in de titel van de film en komt ongetwijfeld in elke recensie voor. “Excellent” daarentegen is een woord dat enkel maar voorkomt wanneer de recensent de film fantastisch vond, het zal niet in elk document voorkomen en is waardevolle informatie. Term weighting zal dus bij dit voorbeeld “excellent” een groter gewicht toewijzen dan “Pulp”. De

kwantiteit van dit gewicht wordt vaak de **inverse document frequency (idf)** genoemd en wordt bepaald aan de hand van volgende formule:

$$w_i : idf_i = -\log_2[P(w_i)]$$

met $P(w_i)$ de priori probability dat woord w_i voorkomt in het document.

De inverse document frequency geeft het algemeen belang van het woord w_i weer. Men kan dit benaderen door het logaritme te nemen van het aantal documenten waar w_i in voorkomt en het totaal aantal documenten. Een andere nuttige kwantiteit is de **term frequency** tf_{ij} . Deze geeft het belang weer van het woord w_i binnen in het document d_j en wordt als volgt genoteerd:

$$tf_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_w} f_{ij}}$$

tf_{ij} wordt berekend door de frequentie, het aantal voorkomens, van een woord w_i in document d_j te delen door de som van alle woordfrequenties in document d_j . Met deze twee kwantiteiten kan men een nieuwe begrip introduceren: de **tf-idf score**. Wat overeenkomt met het product van tf en idf.

$$tf-idf \text{ score} = tf \cdot idf_{ij} = idf_i \cdot tf_{ij}$$

De tf-idf matrix bekomt men dan door alle woordfrequenties van het terms-document matrix te vervangen door de tf-idf score. Er bestaan nog uitbreiding op term weighting (Paltoglou & Thelwall (2010)), maar voor de experimentele analyse houden we het bij de standaard tf-idf weighting.

Als aanloop naar de experimentele analyse bekijken we met een eenvoudige proef de kracht van tf-idf. Onderstaande tabel geeft enkele Nederlandse recensies weer uit onze dataset met het woord of feature met de hoogste tf-idf voor die recensie na term weighting. De volledige recensies kan je lezen in bijlage A.

Recensie	Woord met hoogste tf-idf score
in het begin dacht ik echt van.. wat is dit nou weer.. maar je wil hem PERSE afzien! kei mooie film!aanrader!	Kei
Geweldig verhaal! Aangrijpend. Ik heb deze film een stuk of 4 keer gezien, blijft indrukwekkend.***-sterren	Aangrijpend
Wat een geweldige film. De trilogy al 100 x gezien en het blijft goed. Ook vooral als je een de filosofie	Je
Coole film!	Coole
Voor mij een 5 sterren film. Ik had hem op dezelfde manier gemaakt. Inspirerende film	Inspirerende
Geweldige nagelbijtende oorlogsfilm,zo zie je ze jammer genoeg zelden,zien !!!!	nagelbijtende
Een prachtige en zeer meeslepende film. Het blijft ook erg boeiend, omdat ...	het
Ik vind dat dit een overgewaardeerde film is, net als een heleboel andere Nederlandse films op deze site.	overgewaardeerde

Tabel 2.2: Enkele recensies met het woord met de hoogste tf-idf score

We zien hier al mooi resultaten zoals *nagelbijtende* en *overgewaardeerde*, waar duidelijk de positieve aard van de recensie naar boven komt. Het is ook interessant om te zien, hoe schrijffouten boven komen. Dit laatste wordt verder besproken in hoofdstuk 3. Opvallend is dat bij vooral langere recensies veel stopwoorden zoals *je* of *het* de hoogste tf-idf-score krijgen toegewezen. Het nog eens verwijderen van de stopwoorden voor de term weighting gaat mogelijks dit probleem verhelpen. Dit onderzoeken we verder tijdens de experimentele analyse in 3.2.

2.3.4 Bigram Collocaties

Bigram Collocaties is een techniek waarbij men op zoek gaat naar paren van woorden die een hoge waarschijnlijkheid hebben om samen voor te komen en een extra bron van informatie kunnen vormen. In het onderzoek van Pang et al. (2002) bleken bigrams niet voor een verbeterde prestatie te zorgen, maar hij concludeerde zelf dat bigram features mogelijks evenwaardig zijn met unigram features. Pedersen (2001) toonde echter ook aan dat bigrams een nuttig kenmerk vormen voor het oplossen van woord zin ambiguïteit. Dit toont aan dat men de nuttigheid van bigrams niet mag onderschatten en nemen we bigrams als één van de technieken voor de experimentele analyse.

De bepaling van de informatieve waarde van de bigrams is gebaseerd op de frequentie van het bigram en de frequenties van de andere bigrams. Als men een overzicht krijgt over de frequenties introduceert men een metriek, die met behulp van de frequenties mogelijke verbanden kan blootleggen. Chi-kwadraat is zo'n metriek die er zich toe leent. De Chi-kwadraattoets is een statistische toets die het mogelijk maakt om de onafhankelijkheid tussen waarnemingen te onderzoeken. Bij Bigram Collocaties onderzoekt men via de Chi-kwadraattoets de afhankelijkheid tussen twee woorden. Hoe groter de afhankelijkheid, hoe hoger de score.

Om een idee te krijgen hoeveel features er juist worden toegevoegd wanneer we gebruik maken van bigrams, hebben we onderstaande tabel opgesteld uit onze dataset. De tabel geeft het aantal features weer wanneer men wel of geen bigrams gebruikt. De cijfers zijn gebaseerd op een gemiddelde van 30 datasets met 6000 recensies per dataset.

	Bag of Words	Bigrams
Engels	39716	493633
Nederlands	32727	270764

Tabel 2.3: Gemiddeld aantal features bij Bag of Words en Bigrams (Gemiddelde van 30 dataset met 6000 recensies/dataset)

In de tabel zien we duidelijk dat er een stevig aantal features wordt toegevoegd wanneer men bigrams mee in rekening brengt. Bij het Engels stijgt het aantal features met 1240% en bij het Nederlands met 820%, wat een enorme bron aan extra informatie voor het leeralgoritme kan betekenen. Of het een verbetering is voor gevoelsanalyse onderzoeken we verder tijdens de experimentele analyse in 3.2.

Chi-Kwadraattoets

De Chi-Kwadraattoets is een techniek uit de statistiek die gebruikt kan worden als een onafhankelijkheidstoets voor waarnemingen. De reden waarom we deze toets voor Bigram collocatie gebruiken is omdat de toets parameter vrij is. Wat wil zeggen dat er bij de start van de chi-kwadraattoets geen aanname over de populatie of het gemiddelde wordt verwacht. In deze sectie leggen we aan de hand van een voorbeeld uit hoe de chi-kwadraattoets juist deze afhankelijkheid bepaald.

Neem als voorbeeld het bigram (*heel* , *goed*). Zoals bij iedere statistische test neemt men eerst een nulhypothese aan. Voor de chi-kwadraattoets is dit ook het geval. De toets neemt als nulhypothese aan dat beide woorden onafhankelijk van elkaar zijn en elkaars voorkomen niet beïnvloeden. Men vergelijkt de waargenomen frequenties van de woorden met de verwachte frequenties wanneer de woorden onafhankelijk zouden zijn. Als deze waarden te veel verschillen kan men de nulhypothese verwerpen en de alternatieve hypothese aannemen, namelijk dat de woorden afhankelijk zijn van elkaar.

Om de afhankelijkheid van woorden te bepalen, kijken we naar volgende gegevens:

- het aantal voorkomens van het woord in een bigram
- het aantal voorkomens van het woord in een bigram met het ander woord waar we de afhankelijkheid van onderzoeken
- het totaal aantal bigrams
- het aantal voorkomens van het ander woord in een bigram.

Als we voor het voorbeeld (*heel* , *goed*) bovenstaande gegevens in een kruistabel gieten krijgen we de volgende 2x2 tabel:

	w1= heel	w1 ≠ heel
w2 = goed	9 (heel goed)	7893 (bv. niet goed)
w2 ≠ goed	3632 (bv. heel slecht)	13498000 (bv. boeiende thesis)

We weten nu naar wat we moeten kijken bij het analyseren van de afhankelijkheid maar er mist nog een weging, een onderlinge verhouding tussen de kenmerken. De Chi-Kwadratoets biedt hier de oplossingen en geeft die weging. De toetsingsgrootte voor de Chi-kwadraattoets wordt gedefinieerd aan de hand van de volgende formule:

$$\chi^2 = \sum_{i,j} \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

Waarbij O_{ij} het aantal keer dat het paar (i, j) voorkomt. E_{ij} stelt de voorspelde waarden voor als de woorden onafhankelijk moesten voorkomen

E_{ij} wordt bepaald door volgende formule:

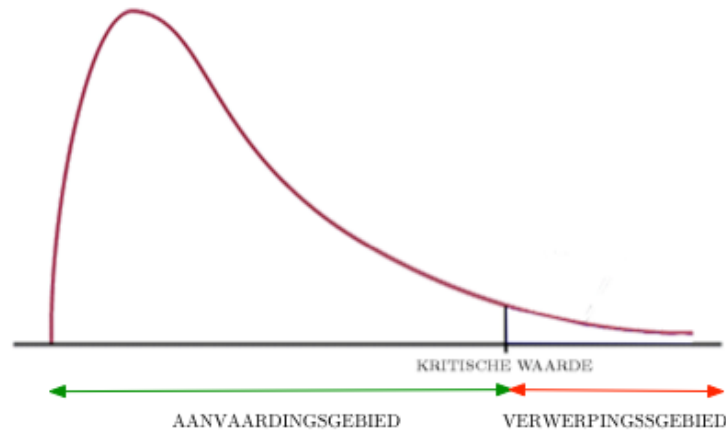
$$E_{ij} = \frac{O_{i*}}{N} + \frac{O_{*j}}{N} * N = \frac{O_{i*} * O_{*j}}{N}$$

met $\frac{O_{i*}}{N}$ de marginale probabieliteit dat i als eerste deel van het bigram voorkomt en $\frac{O_{*j}}{N}$ de marginale probabieliteit dat j als tweede deel van het bigram voorkomt. N stelt het totaal aantal bigrams voor. Toegepast op het voorbeeld geeft dit voor het bigram (*heel* , *goed*):

$$E_{11} = \frac{9 + 3632}{N} + \frac{9 + 7893}{N} * N \approx 0,0085$$

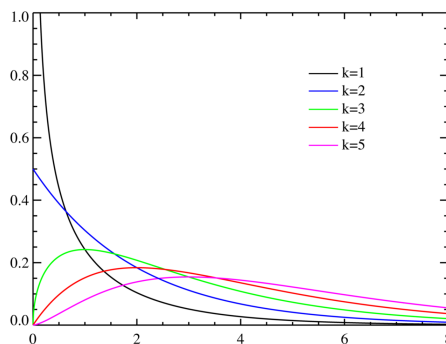
Als laatste onderdeel berekenen we de χ^2 -score, bepalen we het aantal vrijheidsgraden en zoeken we de χ^2 distributie op met de berekende vrijheidsgraad. Stel dat het vooropgestelde betrouwbaarheidsinterval 95% bedraagt dan kunnen we de kritische waarde bepalen voor significantielevel α

= 0,005. Als de berekende χ^2 -score in het verwerpingsgebied ligt, kan de nulhypothese verworpen worden en kan het bigram beschouwd worden als afhankelijk. Onderstaande afbeelding illustreert hoe de verwerping of aanvaarding van een nulhypothese juist in zijn werking gaat



Figuur 2.2: Illustratie eenzijdige-toets van een χ^2 -distributie (Originele afbeelding: <http://www.philender.com/courses/intro/notes3/xdist.gif>)

Kort samengevat baseert de Chi-kwadraattoets zich op de afwijking tussen de geobserveerde frequentie en de verwachte frequentie. Hoe groter het verschil, hoe waarschijnlijker men de nulhypothese kan verwerpen. En dit is waar men zich bij Bigram Collocatie op gaat baseren.



Figuur 2.3: Chi-square distributies met K vrijheidsgraden (Bron: http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/2/21/Chi-square_distributionPDF.png)

2.3.5 Best feature selection

Als we duizenden documenten verwerken, is het te voorspellen dat er enorm veel woorden algemeen voorkomen in de documenten, maar niet veel informatie bijdragen over het document zelf. Het is sterk vergelijkbaar met de voorgaande techniek in 2.3.2 bij het verwijderen van stopwoorden. Veel voorkomende features kunnen voor het document niet als iets identificerend dienen en zorgen voor

ruis in de dataset. Daarom kiezen we om deze low-information features te verwijderen zodanig dat men enkel de features overhoudt die echt iets zeggen over een document. Het bepalen van de informatiewinst gebeurt aan de hand van het aantal voorkomens in de verschillende klassen. Als een bepaalde feature voornamelijk in positieve documenten voorkomt en amper in negatieve documenten, leiden we af dat deze feature zeer informatief is omtrent positieve documenten. Als metriek om de informatiewinst te meten kan men wederom χ^2 gebruiken (zie 2.3.4). Chi-kwadraat laat ons namelijk toe om de correlatie tussen een bepaalde feature en de klassen te meten.

2.3.6 Latent Semantic Analysis

Latent Semantic Analysis is een wiskundige techniek gebaseerd op statistische berekeningen, waar van aangetoond dat deze zeer nuttig is bij het analyseren van grote collecties tekstdata (Furnas et al. (1988)). Met LSA proberen we een notie te krijgen van de semantische informatie en meer bepaald het semantisch verband tussen woorden. Bijvoorbeeld als we zoeken naar documenten met het woord “economie”, willen we ook documenten met “financiën” terugkrijgen. Voor LSA zijn twee woorden semantisch gerelateerd als ze gebruikt worden in dezelfde context. Met het concrete voorbeeld kunnen we zeggen dat er een semantisch verband is tussen twee woorden als ze vaak voorkomen in dezelfde documenten.

Merk op dat bij Latent Semantic Analysis het belangrijk is dat ieder woord naar één concept verwijst.

Analytisch wordt LSA toegepast door **Singular Value Decomposition (SVD)** toe te passen op de terms-documents matrix. SVD is een concept uit de lineaire algebra en zegt dat een matrix A opgesplitst kan worden als een product van matrixen namelijk

$$A = U\Sigma V^T$$

De reductie van de dimensie gebeurt aan de hand van volgend principe. Neem matrix A met rang r .

$$A = U\Sigma V^T = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_r \end{bmatrix}}_{\text{Kolommen } A} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{u}_{r+1} & \dots & \mathbf{u}_m \end{bmatrix}}_{\text{Nul } A^T} \left\{ \begin{array}{l} \left[\begin{array}{cccccc} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_r & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{array} \right] \left\{ \begin{array}{l} \left[\begin{array}{c} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \\ \dots \\ \mathbf{v}_r^T \\ \mathbf{v}_{r+1}^T \\ \dots \\ \mathbf{v}_n^T \end{array} \right] \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{Rijen } A \\ \\ \\ \text{Nul } A \end{array} \end{array} \right.$$

U is de unitaire matrix waarbij men u_1, u_2, \dots, u_r de linker singuliere vectors noemt. Deze stellen een document met zijn features voor. V^T is de geconjugeerde getransponeerde matrix van V . v_1, v_2, \dots, v_r noemt men de rechter singuliere vectors en stellen de woorden met hun features over alle documenten voor. Σ is een diagonaal matrix met singuliere waarden $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ op de diagonaal. De reductie van een terms-documents matrix naar een dimensie van K gebeurt door de hoogste K singuliere waarden te nemen in Σ met de overeenkomstige singuliere vectoren uit U en V . Doordat men de dimensionaliteit van de vectoren kan beperken door semantisch gelijkaardige woorden bijeen te voegen. Dit laat toe om een soort van context groepen te creëren en zo een zeker inzicht te krijgen in de dataset. Maas et al. (2011) beschrijft het toepassen van SVD als een zeer nuttige eerste stap bij text mining, omdat we nieuwe meer efficiënte features krijgen. De nieuwe features geven meer duidelijkheid en inzicht en kunnen dienen als input voor het zelflerende algoritme.

2.4 Leermethode

Voor de experimentele analyse moeten we ook het algoritme bepalen dat de data gaat analyseren en classificeren, ook wel classifier genoemd. Ye et al. (2009) heeft aangetoond dat supervised learning technieken een goede prestatie hebben bij gevoelsanalyse, terwijl dit niet het geval is bij unsupervised learning technieken (Rothfels & Tibshirani (2010)). Omwille van dit gaan we beroep doen op supervised learning technieken, uit de Machine Learning. Deze technieken vereisen dat men het algoritme eerst traint met een dataset die voorbeelden bevat over het concept dat men wil aanleren. De trainingsset bevat zowel de inputwaarden als de verwachte outputwaarde voor de input en we verwachten dat het algoritme hier verbanden in kan vinden zodanig dat het voor willekeurige inputwaarden de juiste outputwaarde kan bepalen.

Concreter kiezen we voor de Naive Bayes Classifier en de Decision Tree. De Naive Bayes Classifier is een heel praktische aanpak voor bepaalde leerproblemen (Mitchell (1997)). Onderzoekers Michie et al. (1994) tonen ook aan dat de prestatie van de Naive Bayes Classifier gelijkaardig of in sommige gevallen zelfs beter is dan andere leeralgoritmen, zoals beslissingsbomen en neurale netwerken. Decision Trees zijn eveneens een populaire methode en werd ondermeer gebruikt door Zhang et al. (2008) voor een gevoelsanalyse op productrecensies en klantenfeedback.

2.4.1 Naive Bayes Classifier

De Naive Bayes Classifier is gebaseerd op Bayesiaans redeneren. Bayesiaans redeneren is een aanpak die gevolgen trekt op basis van probabiliteit. Het is gebaseerd op de veronderstelling dat bepaalde hoeveelheden die ons interesseren probabilistisch verdeeld zijn. Door te redeneren over die probabiliteit samen met de trainingsdata kunnen er optimale beslissingen genomen worden.

De werking van de Naive Bayes Classifier is volledig gebaseerd op probabiliteit. Neem als inputwaarden $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ en als de te voorspellen outputwaarde y_{res} . Nu moet de classifier voor de inputwaarden $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ de correcte y_{res} voorspellen. Volgens het Bayesiaans redeneren is, gebaseerd op $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, y_{res}$ de outputwaarde met de grootste waarschijnlijkheid. We kunnen dit neerschrijven als:

$$y_{res} = \arg \max_{y_i \in Y} P(y_i | x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$$

Aan de hand van het Bayes theorema kunnen we dit herschrijven als

$$y_{res} = \arg \max_{y_i \in Y} \frac{P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n | y_i) P(y_i)}{P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)}$$

Merk op $P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ is gelijk aan 1, aangezien dit gegeven is dus

$$y_{res} = \arg \max_{y_i \in Y} P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n | y_i) P(y_i)$$

De twee componenten kunnen bepaald worden aan de hand van de trainingsset. $P(y_i)$ kunnen we bepalen door het aantal voorkomens van y_i in de trainingsset te tellen. $P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n | y_i)$ is moeilijker af te leiden aan de hand van de trainingsset aangezien we meerdere voorkomens van $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ naar y_i moeten hebben om een goede schatting te kunnen maken. Indien we een heel grote trainingsset hebben is dit mogelijk, anders niet. Om dit toch te kunnen afleiden, gaat de Naive Bayes Classifier er van uit dat elke x_i uit $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ onafhankelijk is ten opzichte van de outputwaarde y_i . Wat betekent dat we het product van iedere probabiliteit kunnen nemen

en $P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n | y_i)$ kunnen herschrijven als $\prod_i P(x_i | y_i)$.

Voor het maken van voorspelling maakt het gebruik van probabiliteit, gebaseerde op de trainingsset en waar het aanneemt dat ieder feature onafhankelijk is tot de outputwaarde. Samengevat kunnen we dit schrijven als

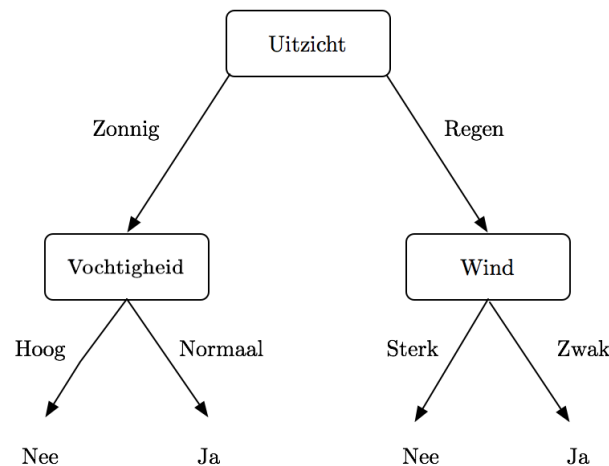
$$y_{NBres} = \arg \max_{y_i \in Y} P(y_i) \prod_i P(x_i | y_i)$$

Ten slotte stellen we de verzameling van al deze probabiliteiten samen als de hypothese van de Naive Bayes Classifier.

2.4.2 Decision Tree

Decision Trees of Beslissingsbomen zijn een van de meest gebruikte en praktische methode voor inductieve gevolgtrekking (Mitchell (1997)). De methode is robust met ruis op de data en houdt rekening met discrete klassen. De classifier gaat een beslissingsboom proberen op te stellen aan de hand van de trainingsdata. Na de training krijgt men een beslissingsboom die de hypothese moet voorstellen. Wanneer het getrainde algoritme onbekende data krijgt, gaat het inductief de output bepalen voor de inputwaarden. Men kan een beslissingsboom voorstellen als een disjuncte set van als-dan regels.

Onderstaande afbeelding is een voorbeeld van zo'n beslissingsboom die bepaald of het weer goed genoeg is om basketbal buiten te spelen. De bladeren van de boom stellen de verschillende outputwaarden voor. In dit geval zien we dat er een boom is opgesteld voor twee discrete klassen namelijk ja en nee. In de nodes staan testen beschreven die de het pad van de inputwaarden naar de outputwaarde bepalen. Merk op dat de bepaling altijd top-down gebeurt.



Figuur 2.4: Voorbeeld van een beslissingsboom

Hoofdstuk 3

Experimentele analyse

In hoofdstuk 2 hebben we de bouwstenen meer in detail bekeken om nu tot de experimentele analyse te komen. Voor de voorstelling van de dataset hebben we de Vector Space Methode gekozen (zie 2.2). In sectie 3.1 gaan we dieper in op het verzamelen van de data voor deze experimentele analyse. Uiteindelijk is het beschikken over een goede dataset even belangrijk als het beschikken over goede technieken en evengoed een onderdeel van de experimentele analyse. Deze analyse is opgedeeld in verschillende subanalyses om zo een optimaal beeld te krijgen over de verschillen tussen Nederlandse en Engelse Gevoelsanalyse.

Voor de gevoelsanalyse gebruiken we de voorverwerkingstechnieken uit sectie 2.3 zoals het verwijderen van stopwoorden, Term weighing en LSA. Ook gebruiken we de Naive Bayes Classifier en Decision tree uit sectie 2.4 als leermethoden en proberen we een onderscheid te maken tussen recensies met een negatieve of positieve opinie. De prestaties van de gevoelsanalyses beoordelen we in dit onderzoek op basis van de precisie waarmee negatieve en positieve recensies worden onderscheiden.

Als eerste analyse beginnen we in 3.2 met de verschillen te bekijken tussen Engelse en Nederlandse gevoelsanalyse op basis van de prestatie. Nadat we deze analyse hebben uitgevoerd, bekijken we in sectie 3.3 gevoelsanalyse met een andere eenvoudige en intuïtievare kijk en analyseren we de classificatie op basis van geannoteerde woordenlijsten met gevoelens.

Afhankelijk van het positief karakter van de voorgaande analyses gaan we nog iets dieper in op het Nederlands in sectie 3.4 en analyseren we de onderwerpgevoeligheid van Nederlandse gevoelsanalyse.

3.1 De Dataset

Het verzamelen van data lijkt misschien een triviaal onderdeel van heel de experimentele analyse, maar dit is zeker niet het geval. Er moet heel verstandig en kritisch omgegaan worden bij het verzamelen van data voor gevoelsanalyse. Een eerste punt is sarcasme. Sarcasme is vandaag de dag nog altijd een onopgelost probleem (Liebrecht et al. (2013)) en is iets waar we rekening mee moeten houden als we de bron voor de verzameling van onze data selecteren. Sociale media zoals Twitter en dergelijke kunnen we dus voor onze gevoelsanalyse niet gebruiken. Een andere probleem is het labelen van de data, omdat we voor deze experimentele analyse supervised learning technieken gebruiken, is het heel arbeidsintensief om de data manueel te labelen. Echter reviewsites bieden hier de oplossing. Deze sites laten gebruikers toe om omtrent een bepaald product een recensie te posten en hierbij ook een score mee te geven. Door die score kunnen we



Ik kocht deze rugzak omdat ik een praktische, maar geen lompe rugzak wilde hebben voor alledaags gebruik. De Dakine Womens Wonder Medallion voldoet hier zeker aan. Hij is elegant in vorm en het design is mooi en subtiel. Ook oogt de tas compact, maar is hij ruimer dan je in eerste instantie zou verwachten. Daarnaast is het comfort van bij het gebruiken van de rugzak ook goed. Hij is licht van gewicht, draagt fijn op de schouders en is praktisch.



nadat onze Samsung microgolfoven het ineens begeven had op zoek gegaan naar een even groot alternatief en bij deze uitgekomen, hebben alleen nog maar de microwave functie gebruikt maar dat doet ie goed.



Erg mooi en luxe tonende tablet met een geweldig AMOLED beeldscherm. Zoals gewend van Samsung ook weer volgehangen door een eigen skin. Ondanks het luxe gevoel voelt het dan ook vreemd dat in de eigen software soms wat irritante bugs zitten.

Figuur 3.1: Enkele voorbeelden van reviews met verschillende onderwerpen, afkomstig van <http://www.coolblue.be> en <http://www.tweakers.net>

tijdens het verzamelen van de data, de recensies ook automatisch labelen.

Uiteraard zijn er enorm veel reviewsites beschikbaar en stuiten we hier op enkele problemen. Men moet rekening houden met het aanbod. Om een zo goed mogelijk beeld te krijgen willen we in onze datasets een algemeen onderwerp inbrengen. Dit wil zeggen dat we niet in het wilde weg recensies kunnen scrapen van iedere reviewsite dat we tegenkomen, maar selectief te werk moeten gaan. Als eerste ingeving gingen we de oplossing zoeken bij webshops zoals Coolblue (<http://www.coolblue.be/>), Tweakers (<http://tweakers.net/>) en Amazon (<http://www.amazon.com/>). Op deze website kan men een enorme hoeveelheid aan productrecensies vinden, ideaal dus voor onze gevoelsanalyse. Het probleem bij deze websites is dat de reviews vaak te specifiek zijn en mogelijks de analyses kunnen beïnvloeden, door bijvoorbeeld een bepaald model van beamer meteen als doorweegfactor voor een positieve recensie te beschouwen.

Uiteindelijk hebben we de oplossing gevonden bij film-, muziek- en boekrecensies. Er is al veel onderzoek gedaan naar Engelse gevoelsanalyse en filmrecensies zijn hier een populaire dataset. Dit maakt het voor ons mogelijk om Engelse datasets over te nemen uit eerder onderzoek. De Engelse dataset die we gebruiken in dit onderzoek is afkomstig uit een eerder onderzoek door Maas et al. (2011). Al deze gebruikersrecensies zijn toen scraped geweest van de website imdb (<http://www.imdb.com/>) en zijn dus filmrecensies.

Voor de Nederlandse gevoelsanalyse waren er geen datasets beschikbaar en moeten we deze scrapen. De websites [moviemeter.nl](http://www.moviemeter.nl), [boekmeter.nl](http://www.boekmeter.nl) en [muziekmeter.nl](http://www.muziekmeter.nl) vormen de perfecte bron aan informatie om te scrapen. Ze bevatten allemaal toplijsten met films, boeken of muziekalbums waarop in grote aantallen gebruikers hun persoonlijke mening plaatsen.

Belangrijk om te vermelden is dat zowel bij het labelen van de Engelse als de Nederlandse

dataset dezelfde voorwaarden werden gerespecteerd. Enkel hoog gepolariseerde recensies worden beschouwd in de dataset. Onderzoek rond polarisatie classificatie (Maas et al. (2011)) ondersteund deze keuze. Een recensie wordt negatief gelabeld als het een score heeft van 4 op 10 of minder. Een positieve labeling wordt gegeven aan recensies met een score van 6 op 10 of meer. Een recensie die niet voldoet aan de vereisten voor een positieve of negatieve recensie, worden niet opgenomen in de dataset.

Later in 3.2 gaan we de grenskeuze nog beter analyseren, door de prestaties te vergelijken, wanneer er een hogere polarisatie wordt doorgevoerd.



Figuur 3.2: Een voorbeeld van een positieve commentaar met een score van 5 op 5 op <http://www.moviemeter.nl>

Alle Nederlandse recensies zijn afkomstig van de “All Time Top 250”-toplijst op de betreffende website.

Onderstaande linkertabel geeft het aantal verzamelde Nederlandse recensies van ieder onderwerp weer, waarbij een onderscheid wordt gemaakt tussen positief en negatief. Analoog wordt dit in de rechtertabel voor de Engelse recensies weergegeven.

MUSICMETER

De top 250 populairste albums. Deze lijst is samengesteld uit de persoonlijke top 100 lijsten van de actieve MusicMeter gebruikers, en dus niet via de algemene media. Het nummer één positie is een persoonlijke top 100 positie voor 10 punten, voor een nummer twee positie krijgt een album 7 punten voor deze lijst. Albums krijgen dan 2 jaar na het komen nog niet in aanmerking voor deze lijst.

f

t

s

h

u

s

u

s

u

s

De top 250 populairste albums. Deze lijst is samengesteld uit de persoonlijke top 100 lijsten van de actieve MusicMeter gebruikers, en dus niet via de algemene media. Het nummer één positie is een persoonlijke top 100 positie voor 10 punten, voor een nummer twee positie krijgt een album 7 punten voor deze lijst. Albums krijgen dan 2 jaar na het komen nog niet in aanmerking voor deze lijst.

ALBUMS

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP LIJST

TOP

Figuur 3.3: de “All Time Top 250”-toplijsten op de websites

	Positief	Negatief
Filmrecensies	197358	17978
Muziekrecensies	15197	3019
Boekrecensies	146	3719

Tabel 3.1: Aantal verzamelde Nederlandse recensies

	Positief	Negatief
Films	25000	25000

Tabel 3.2: Aantal verzamelde Engelse recensies

Wat meteen opvalt is dat het aantal verzamelde positieve boekrecensies heel klein is tegen over de andere recensies. Later bij het gebruik van deze dataset in 3.4 zullen we hier rekening mee moeten houden.

Om nog een beter inzicht te krijgen over de dataset geven onderstaande tabellen extra statistieken weer over de datasets.

Een belangrijke eigenschap van een tekst voor classificatie en analyse zijn het aantal woorden. Er moet immers voldoende informatie aanwezig zijn in elke tekst om hieruit te kunnen leren. Volgende tabel geeft het gemiddeld aantal woorden weer van een recensie in de dataset.

	Positief	negatief
Filmrecensies	60	75
Muziekrecensies	89	105
Boekrecensies	58	61

Tabel 3.3: Gemiddeld aantal woorden voor een Nederlandse recensie

	Positief	Negatief
Filmrecensie	229	228

Tabel 3.4: Gemiddeld aantal woorden voor een Engelse recensie

Uit de tabel kunnen we afleiden dat de verzamelde Engelse filmrecensies gemiddeld veel langer zijn. De mogelijke invloed op de prestatie van dit gegeven, onderzoeken we verder in 3.2.

Ook is het aantal unieke woorden in een dataset een belangrijke eigenschap. Ongeziene woorden vormen een belangrijke bron aan informatie voor het zelflerende algoritme.

We bekijken in de volgende tabel hoe het aantal unieke woorden zich verhouden tot het totaal aantal woorden in de dataset. Zo kunnen we een beeld krijgen hoe informatief de datasets zijn.

	Positief	Negatief
Filmrecensies	2,64%	7,41%
Muziekrecensies	7,44%	12,52%
Boekrecensies	10,29%	25,39%

Tabel 3.5: Percentage woorden van het totaal aantal woorden in de Nederlandse dataset dat uniek is.

	Positief	Negatief
Filmrecensies	4,39%	4,41%

Tabel 3.6: Percentage woorden van het totaal aantal woorden in de Engelse dataset dat uniek is.

In de tabel zien we Boekrecensies eruit springen met 25,39% voor negatieve boekrecensies. De mogelijke invloed op de prestatie van dit gegeven, onderzoeken we verder in 3.4.

In 3.2 voeren we ook een analyse uit zonder gebruik te maken van een dataset om uit te leren, maar classificeren we de gegeven recensies op basis geannoteerde woordenlijsten van gevoelens. Als bron voor deze woordenlijsten hebben we het *Opinion lexicon* gebruikt, dat voor het eerst

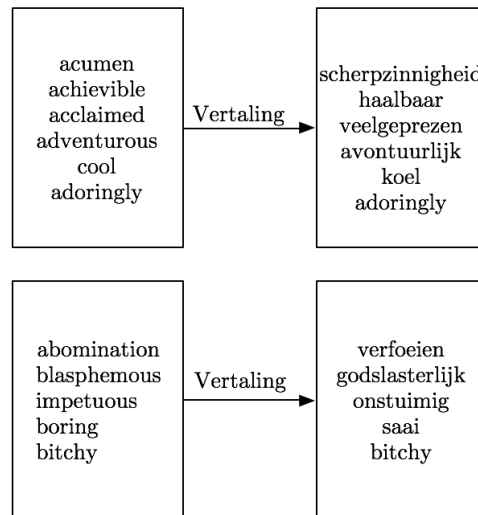
werd samengesteld door Hu & Liu (2004). Deze woordenlijsten bestaan uit een lijst met negatieve en een lijst met positieve woorden. De lijsten bevatten in totaal ongeveer 6800 woorden en zijn enkel in het Engels verkrijgbaar. De Nederlandse woordenlijsten hebben we verkregen door de Engelse lijsten te vertalen met behulp van Google vertalen.

Onderstaande tabel geeft weer hoe de woordenlijsten zich tegenover elkaar verhouden.

	Positief	Negatief
Engels Woordenlijsten	2006	4783
Nederlands Woordenlijsten	2006	4647

Tabel 3.7: Aantal woorden in iedere woordenlijst

We zien dat er een klein verlies van woorden is bij de negatieve Nederlandse woordenlijst. Dit komt door de vertaling van het Engels naar het Nederlands. Voor een aantal Engelse woorden geeft Google Vertalen geen Nederlands woord.



Figuur 3.4: Enkele voorbeelden uit de woordenlijsten. Links bevinden zich positieve en negatieve woorden uit de Engelse woordenlijsten. Rechts bevinden zich de vertalingen naar het Nederlands.

3.2 Engelse gevoelsanalyse versus Nederlandse Gevoelsanalyse

Als eerste analyse vergelijken we de Engelse gevoelsanalyse met de Nederlandse gevoelsanalyse. Als datasets gebruiken we de Nederlandse en Engelse filmrecensies, besproken in sectie 3.1. De filmrecensies stellen we voor aan de hand van de Vector Space Methode uit 2.2, waarbij iedere filmrecensie wordt voorgesteld als een vector met zijn woordfrequenties. Als classifiers gebruiken we de Naive Bayes Classifier en de Decision Tree, beide werden besproken in sectie 2.4. Bij de analyse vergelijken we ook alle voorverwerkingstechnieken uit 2.3 en zelfs combinaties hier van.

Deze analyse is zodanig opgesteld dat we al de resultaten van de verschillende classifiers met een specifieke voorverwerkingstechniek naast elkaar kunnen leggen en de prestaties kunnen vergelijken voor wanneer men een Engelse of Nederlandse dataset gebruikt.

Concreter is de gevoelsanalyse die we in dit onderzoek uitvoeren, het correct kunnen onderscheiden van positieve en negatieve filmrecensies. De vergelijking wordt dan telkens gemaakt op basis van de prestaties van de analyses. De prestatie wordt beoordeeld op basis van de precisie waarmee de classifier de recensies classificeert. De precisie die we opnemen in onze resultaten voor een classifier wordt bepaald door het gemiddelde te nemen van 30 runs. Bij iedere run wordt er een ongetrainde classifier getraind met een trainingsset en wordt de precisie getest door het classificeren van de testset. In dit experiment bestaat iedere trainingsset uit 6000 filmrecensies en testset uit 2000 filmrecensies. Ook zorgen we er telkens voor dat zowel de trainingsset als de testset willekeurig en gebalanceerd samengesteld worden. Dit wil zeggen dat de datasets telkens voor de helft uit positieve en de andere helft uit negatieve recensies bestaan en wanneer men deze willekeurig zou classificeren, men een precisie baseline van 50% krijgt.

Naast de verschillende voorverwerkingstechnieken uit 2.3, hebben we ook verschillende voorverwerkingstechnieken gecombineerd.

Onderstaande tabellen geeft de belangrijkste resultaten weer van de gevoelsanalyses. In bijlage B vindt men de volledig tabel met de resultaten.

Bag of words (zie rij 1) gebruiken we in deze tabel als baseline om de invloed van de andere technieken te vergelijken. Om een overzicht te krijgen hebben we in de tabellen de resultaten die beter presteren dan Bag of Word vet gedrukt.

Nr	Title	Precisie Naive Bayes Classifier	Precisie Decision Tree
1	Bag of Words	85,74%	69,06%
2	Best Feature selection + Bag of Words	67,79%	69,43%
3	Best Feature selection + Term Weighting	74,90%	69,79%
4	Bigrams	89,23%	69,41%
5	LSA + Bag of Words (max features)	63,11%	62,07%
6	LSA + Term Weighting	78,98%	71,54%
7	Term Weighting	86,75%	69,76%
8	Term Weighting + Bigrams	89,00%	69,28%
9	Verwijderen van stopwoorden	86,62%	69,45%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best Feature selection + Bag of Words	74,43%	69,36%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best Feature selection + Term Weighting	74,94%	69,47%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	89,23%	69,51%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	89,29%	69,44%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words (max features)	54,88%	68,66%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	73,58%	75,50%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	87,41%	69,60%

Tabel 3.8: Resultaten experiment op Engelse recensies

Nr	Title	Precisie Naive Bayes Classifier	Precisie Decision Tree
1	Bag of Words	70,51%	59,34%
2	Best Feature selection + Bag of Words	58,86%	59,45%
3	Best Feature selection + Term Weighting	59,53%	59,35%
4	Bigrams	70,20%	59,35%
5	LSA + Bag of Words	54,84%	57,53%
6	LSA + Term Weighting	63,15%	58,58%
7	Term Weighting	69,40%	58,83%
8	Term Weighting + Bigrams	67,96%	59,06%
9	Verwijderen van stopwoorden	70,35%	56,82%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best Feature selection + Bag of Words	60,76%	56,74%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best Feature selection + Term Weighting	59,18%	56,44%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	70,63%	56,80%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	70,66%	56,58%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	53,74%	57,23%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	60,15%	59,24%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	70,54%	56,55%

Tabel 3.9: Resultaten experiment op Nederlandse recensies

3.2.1 Algemene nauwkeurigheid

Wat meteen opvalt als we de resultaten bekijken in tabel 3.8 en 3.9 is het algemeen beter presteren van de technieken op de Engelse dataset. Tabel 3.10 geeft het verschil in prestatie aan tussen het Engels en het Nederlands. We zien dat de prestatie op de Engelse dataset gemiddeld 14,71% beter presteert bij de Naive Bayes Classifier en 11,46% beter bij de Decision Tree.

Nr	Title	Verskil in Precisie Naive Bayes	Verskil in Precisie Decision Tree
1	Bag of Words	15,24%	9,72%
2	Best Feature selection + Bag of Words	15,36%	10,08%
3	Best Feature selection + Term Weighting	8,92%	10,34%
4	Bigrams	19,03%	10,06%
5	LSA + Bag of Words	8,27%	4,53%
6	LSA + Term Weighting	15,83%	12,96%
7	Term Weighting	17,35%	10,93%
8	Term weighting + Bigrams	21,04%	10,22%
9	Verwijderen van stopwoorden	16,27%	12,63%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection (30 beste) + Bag of Words	15,25%	12,61%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection (30 beste) + Term Weighting	14,18%	13,04%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	18,60%	12,71%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	18,64%	12,86%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	1,14%	11,44%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	13,43%	16,27%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	16,87%	13,05%
	Gemiddeld	14,71%	11,46%

Tabel 3.10: Verschil in precisie tussen het Engelse en het Nederlands (Eng - NL)

In tabel 3.4 uit 3.1 zien we dat de Engelse dataset gemiddeld meer woorden heeft dan de Nederlandse dataset. Dit kan mogelijk een positieve invloed hebben op de classificatie, aangezien hoe meer woorden, hoe meer informatie betekent en mogelijk zo de classifier beter kan classificeren. Om dergelijke stelling te kunnen onderbouwen voeren we een extra analyse uit. We voeren opnieuw een gevoelsanalyse uit op beide datasets, enkel beperken we het aantal woorden per recensie voor zowel de Engelse als de Nederlandse dataset tot de eerste 60 woorden. Als referentie gebruiken we de best presterende combinatie van voorverwerkingstechniek en classifier. Dit is de Naive Bayes Classifier met als voorverwerkingstechniek *Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting* (zie rij 13).

	Precisie Testset
Engelse recensies	82,21%
Nederlandse recensies	69,96%

Tabel 3.11: classificatieprecisie van Naive Bayes Classifier met Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting, waarbij iedere recensie werd beperkt tot de eerste 60 woorden

Uit tabel 3.11 kunnen we afleiden dat er door de reductie een daling is van de prestatie voor Engelse recensies. Maar het is niet zo dat door de beperking van 60 woorden per recensie de prestaties voor Engelse en Nederlandse gevoelsanalyse gelijk zijn. Er is nog altijd een verschil van ongeveer 12%. We zien wel een invloed van de beperking tot 60 woorden met een daling van 7%, maar dit is slechts een deel van de oorzaak waarom de Engelse gevoelsanalyse beter presteert.

Ook is het interessant om te zien naar het verschil in de prestatie van de classifiers voor een bepaalde voorverwerkingstechniek. Bij rij 13 in tabel 3.8 zien we bijvoorbeeld een verschil van bijna 20 %. We onderzoeken dit nader door te kijken naar de recensies waarbij de ene classifier de recensie juist classificeert en de andere fout.

	NB heeft	DT heeft	Opinie
Best een goede thriller.Maar echt super vind ik hem niet.Vond hem soms te langdradig en saai.	Positief	Negatief	Positief
Onvoorstelbaar dat deze in de top 250 staat. Het is geen verhaal, geen begin, geen einde, geen doel, echt waardeloos. 0,5 ster voor Sandra Bullocks.	Negatief	Positief	Negatief
Naar mijn smaak te veel een bewegende graphic novel.Aan de ene kant is het indrukwekkend hoe dit wordt vormgegeven (kleurgebruik, shots), aan de andere kant voegt het medium film naar mijn idee weinig toe aan het verhaal.Ik kreeg tijdens het kijken als het ware het gevoel een graphic novel te lezen ipv een film te kijken. Het visuele aspect overheerste naar mijn idee teveel.Dit is dan ook de reden dat ik op een lage score uitkom: 2* voor verbluffend vormgegeven bewegende stripplaatjes.	Negatief	Positief	Negatief

Tabel 3.12: Enkele voorbeelden van recensies uit de dataset die verschillend zijn geclassificeerd door de Naive Bayes Classifier en de Decision Tree

Aan de hand van voorbeelden in tabel 3.12 kunnen we een idee vormen, waardoor er juist verwarring kan ontstaan bij de verschillende classifiers. Neem de recensie op de eerste rij. De recensie begint positief met woorden als *Best* en *goed* en bigram *echt super*, wat duidt op een positieve opinie. Maar daarna gaat het over naar een eerder negatieve opinie met woorden als *te langdradig* en *saai*. Zo'n genuanceerde recensies zorgen in het algemeen voor de meeste verdeeldheid tussen de classifiers. Wat we ook zien is dat de Naive Bayes Classifier hier het best mee om kan ten opzichte van de Decision tree. Als we terugkoppelen naar de theorie is dit gemakkelijk te begrijpen, aangezien de Naive Bayes Classifier zijn keuzes baseert op probabiliteit en de Decision tree deductief te werk gaat.

Verder zien we ook in tabel 3.8 en 3.9 dat de prestatie voor beide talen een grotere spreiding heeft bij de Naive Bayes Classifier dan bij de Decision tree. Als we telkens naar de beste en de slechtste prestatie van de classifiers kijken, vallen voor het Engels de resultaten van de Naive Bayes Classifier binnen een interval van 36% en bij de Decision Tree heeft een interval van

14%. Voor het Nederlandse zien we hetzelfde verschijnsel. De resultaten van de Naive Bayes classifier vallen binnen een interval van 18% en bij de Decision tree is dit 2%. Dit kan opnieuw teruggekoppeld worden aan de theorie. De Naive Bayes Classifier baseert zich op basis van probabiliteit. Hier zit veel meer vrijheid in en kan beter om met afwijkingen. Dit hebben we met de Decision tree niet. Er wordt een beslissingsboom opgesteld op basis van de trainingsset en het is dan veel moeilijker om iets ongezien, wat helemaal niet het deductief patroon volgt, te classificeren.

3.2.2 Impact van pre-processing technieken

Vervolgens bekijken we de prestaties van de voorverwerkingstechnieken per classifier en nemen we Bag of Words (zie rij 1) als referentietechniek om de prestatie van de andere technieken te vergelijken.

Bij de Naive Bayes Classifier komen de pre-processing technieken: Bigrams, Term Weighting en het verwijderen van stopwoorden positief naar voren. Alleen of in combinatie hebben ze een positieve invloed op de prestatie. Dit is het geval voor beide talen, al is deze bevinding bij het Engels overtuigend aanwezig en bij het Nederlands eerder minimaal. Opmerkelijk is dat de combinatie van de drie pre-processing technieken bij beide talen als best presterende techniek naar boven komt. Opnieuw is bij het Nederlands dit verschil minimaal ten opzichte van de andere combinaties.

Voor de Decision tree springt de prestatie van *Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term weighting* in het oog met 75% als beste resultaat. Bij het Nederlands springt deze techniek er niet uit en is de prestatie zelfs minder goed als Bag of Words, al is het verschil miniem en hoort het nog steeds bij de betere resultaten van de Decision Tree.

Voor het verwijderen van stopwoorden zagen we in tabel 2.1 dat het verschil tussen het aantal originele features en het aantal aangepast features eerder klein is en het totale aantal nog niet reduceert met 0,5%. Echter bij het Engels zien we een kleine verbetering bij de Naive Bayes Classifier door het verwijderen van stopwoorden (zie rij 9). Bij het Nederlands is dit niet zo zichtbaar. Maar wat we wel zien is dat bijna alle technieken samen met de Naive Bayes Classifier een positieve invloed hebben op de prestatie als ze in combinatie zijn met het verwijderen van stopwoorden.

3.2.3 Polariteit van de dataset

Een punt van kritiek dat we gaven in sectie 3.1 bij het verzamelen van de dataset is de drempel wanneer de recensie als positief of als negatief wordt beschouwd. Bovenstaande resultaten zijn allemaal bereikt door de drempel voor een positieve recensie op een score van 6 op 10 of meer te zetten en voor een negatieve recensie deze op 4 op 10 of minder te zetten. Nu eerder was aangetoond dat de polarisatie van de dataset een rol speelt bij de classificatie (Maas et al. (2011)). Daarom voeren nog een extra analyse uit met de best presterende techniek namelijk de techniek op rij 13 met de Naive Bayes Classifier en bekijken we hoe de polarisatie van de dataset de prestatie van de classifier beïnvloed. De trainingsset bestaat telkens uit 6000 Nederlandse filmrecensies en de testset uit 2000 Nederlandse filmrecensies.

pos. score - neg. score	Precisie
6-3	70,40%
7-3	76,02%
8-2	77,83%
9-1	79,61%

Tabel 3.13: Prestaties bij een hogere polariteit op Nederlandse Filmrecensies. Telkens wordt de kritische score voor een positieve en negatieve recensie in de eerste kolom gegeven door pos - neg

Algemeen kunnen we zeggen dat de trends die we zien bij het Engels zich ook voor doen bij het Nederlands. De technieken werken ook op het Nederlands, als men weet dat eerder onderzoek Pang et al. (2002) aantoont dat een human-based classifier resultaten haalt van ongeveer 58% tot 64% op Engelse filmreviews, kunnen we stellen dat de technieken goede prestaties halen op Nederlandse reviews, met als de Naive Bayes Classifier de best presterende van de twee leermethoden.

3.3 Classificatie op basis van geannoteerde woordenlijsten

Om meer inzicht te krijgen over de verschillen in de gevoelsanalyse bij de twee talen, voeren we nog een tweede analyse uit. Bij dit experiment gaan we heel eenvoudig en intuïtief te werk. We kijken hoe de classificatie verloopt, wanneer we enkel geannoteerde woordenlijsten met gevoelens in beschouwing nemen. Er wordt voor iedere recensie bekeken, hoeveel woorden van de recensie voorkomen in de positieve lijst en hoeveel in de negatieve. De lijst met de meest overeenkomstige woorden geeft aan of de recensie positief of negatief moet worden geclassificeerd.

Voor de woordenlijsten gebruiken we de eerder vermelde woordenlijsten uit 3.1. De classificatie zelf testen we op de Engelse en Nederlandse filmrecensies.

Onderstaande tabel geeft de resultaten van de classificatie weer met als precisie het gemiddelde van 30 runs en een testset van 2000 samples willekeurig en gebalanceerd samengesteld. Merk op dat de classifier ook onbeslist kan blijven over een recensie wanneer het totaal aantal voorkomens in de positieve woordenlijst even groot is als het aantal voorkomens in de negatieve woordenlijst. Voor deze analyse beschouwen we een onbesliste recensie meteen als fout geclassificeerd.

	Precisie
Engels recensies	67,43%
Nederlands recensies	36,82%

Tabel 3.14: Classificatieprecisie aan de hand van woordenlijsten

Het resultaat voor Engelse recensies met 67,43% is goed. Voor het Nederlands met 36,82% kunnen we zeggen dat de classificatie methode slecht werkt, aangezien onze dataset altijd gebalanceerd was en dus bij een randomclassificatie een baseline van 50% haalt. Echter omdat we elke onbesliste recensie meteen als fout beschouwen, is het mogelijk om een veel slechter percentage dan 50% te halen.

Omwille van de slechte resultaten voor het Nederlands, zijn we de woordenlijst iets meer in detail gaan bekijken. Een eerste bevinding is dat de leenwoorden niet correct worden omgezet door Google translate. De woorden uit de Engelse woordenlijst kunnen juist vertaald zijn door Google translate, maar kunnen onnatuurlijk overkomen in het Nederlands. Bijvoorbeeld in figuur 3.4 zien we dat het positieve woord *cool* wordt vertaald door Google translate als *koel*, wat in het

Nederlands helemaal niet wordt gebruikt als positief woord.

Het is daarom interessant om te kijken, wat de prestatie is voor het Nederlandse gevoelsanalyse wanneer men enkel de Engelse woordenlijst gebruikt. Of wanneer we de Engelse en Nederlandse woordenlijsten samenvoegen.

	Precisie	Positief	Negatief	Totaal Gemiddeld
Eng + Ned WL	38,27%	3,49	3,00	3,25
Eng WL	26,18%	0,35	1,34	0,84

Tabel 3.15: Classificatieprecisie van Nederlandse filmrecensies bij het gebruik van alternatieve woordenlijsten. De tabel geeft ook het gemiddeld aantal overeenkomsten met de woordenlijsten weer voor een Nederlandse recensie

We zien dat onze vaststelling, zich weerspiegelt in de resultaten. We zien een lichte stijging van 2% van de classificatieprecisie, wanneer we de Engelse en Nederlandse woordenlijsten combineren. Al is de prestatie met 38,27% nog altijd onder die baseline van 50% bij willekeurige classificatie. Verder is de oorsprong van de woordenlijsten ook iets waar we rekening mee moeten houden. De woordenlijsten zijn samengesteld op basis van Engelse recensies en het verlies in de vertaling naar het Nederlands kan een mogelijk effect hebben op de Nederlandse classificatie. Al zien we in tabel 3.7 dat dit verlies beperkt wordt tot 2,5%. Ook is de gebruikte woordenschat in het Engels niet hetzelfde als in het Nederlands om zich positief of negatief uit te drukken. Om hier een volledig beeld over te krijgen, wat hier de invloed van is hebben we een extra analyse uitgevoerd. Bij deze analyse zijn we gaan kijken hoeveel aantal woorden worden er nu effectief gemiddeld uit de woordenlijsten teruggevonden bij een recensie.

	Positief	Negatief	Totaal Gemiddeld
Engelse woordenlijst met Engelse dataset	6,32	6,32	6,32
Nederlands woordenlijst met Nederlandse dataset	3,40	1,79	2,59

Tabel 3.16: Gemiddeld aantal overeenkomsten met de woordenlijsten voor een recensie uit de gegeven dataset

In de tabel zien we duidelijk dat de Engelse woordenlijst veel beter aansluit bij de Engelse dataset dan de Nederlandse woordenlijsten bij de Nederlandse dataset. Interessant om te zien is dat een Nederlandse recensie voornamelijk overeenkomsten heeft met de positieve Nederlandse woordenlijst. Wat we ook zien in tabel 3.15, is dat de gemiddelde overeenkomst van een Nederlandse recensie bij een negatieve Engelse woordenlijst bijna even groot als bij een negatieve Nederlandse woordenlijst. En als men al de woordenlijsten combineert voor de classificatie van Nederlandse recensies, de gemiddelde overeenkomst het grootst is. We zien ook dat hoe hoger de classificatieprecisie, hoe hoger de gemiddelde overeenkomst van een recensie met de woordenlijsten dus we kunnen zeggen voor deze classificatietechniek dat de gemiddelde overeenkomst van een recensie een evenredig verband heeft met de classificatieprecisie.

Als laatste moet en we ook opmerken dat internetslang, typefouten en uitgesmeerde woorden zoals *sssaaiiii* niet in rekening worden gebracht bij woordenlijsten en is een probleem dat moeilijk te vermijden is.

Doordat we weten dat de gemiddelde overeenkomst met een recensie een direct verband heeft met de classificatieprecisie, kunnen we dergelijke invloeden zoals de verkeerde vertaling van

leenwoorden of andere woordenschat vermijden door eigenhandig een Nederlandse geannoteerde woordenlijst met gevoelens samen te stellen op basis van filmrecensies. Dit gaat voor een hoger gemiddelde overeenkomst van een recensie met de woordenlijsten zorgen, en de precisie verhogen. In verder onderzoek kan men aan de hand van deze informatie, onderzoeken hoe goed men juist deze classificatieprecisie kan krijgen en of deze al dan niet kan concurreren met de technieken uit 3.2.

3.4 Onderwerpgevoeligheid van Nederlandse Gevoelsanalyse

Nu we weten welke methoden goed presteren op het Nederlands en welke niet, kunnen we ons nog iets specifieker toeleggen op taalvarianten binnen het Nederlands. De voorgaande analyses in 3.2 en 3.3 zijn altijd uitgevoerd op filmrecensies en hadden goede prestaties. Het is interessant om te bekijken of er een onderwerpgevoeligheid is binnen het Nederlands. Voor een bepaald onderwerp kan men een bepaalde taal of jargon hebben. Het is ook interessant dit te onderzoeken.

Concreet voor deze analyse gebruiken we enkel één van de beste presterende technieken uit 3.2, namelijk de Naive Bayes Classifier in combinatie met Term weighting en het verwijderen van stopwoorden. We kijken hoe deze techniek presteert wanneer we het trainen en testen met recensies over hetzelfde onderwerp en hoe het presteert met een verschillend onderwerp. Als datasets nemen we film-, muziek en boekrecensies. De prestatie van de classifiers is telkens de gemiddelde classificatieprecisie van 30 runs, waarbij de trainingsset uit 6000 recensies bestaat en de testset uit 2000 recensies. Met uitzondering de boekrecensies, daarbij wordt de classifier telkens getraind met 266 boekrecensies en werd er getest met 144 boekrecensies. De reden is het extreem laag aantal aan verzamelde positieve boekrecensies (zie tabel 3.1).

Onderstaande kruistabel met classificatieprecisies vat de belangrijkste resultaten van het experiment samen. De volledige resultaten vindt men in bijlage C. Merk op dat men hier ook de controle op over- of onderfitting vindt. Over- en onderfitting zijn symptomen bij machine learning waarbij men de classifier over- of ondertrained. Voor de volledigheid hebben we deze grafieken in de bijlage toegevoegd.

	Films	Muziek	Boeken
Films	70,66%	61,00%	56,25%
Muziek	62,07%	82,62%	56,47%
Boeken	65,87%	61,46%	71,76%

Tabel 3.17: Kruistabel van alle classificatieresultaten met de kolommen het onderwerp van de trainingsset en de rijen het onderwerp van de testset.

Als laatste hebben nog de confusion matrixen van het experiment. Een confusion matrix geeft weer hoeveel recensies er juist en fout geclassificeerd zijn.

Op basis van de tabel kunnen we zeggen dat het trainen en testen met het zelfde onderwerp het beste resultaat geeft. We kunnen deze observatie terugkoppelen naar de theorie. Aangezien men de classifier traint op een bepaald onderwerp, krijgt de classifier een bepaalde idee over het concept. In dit geval gaat het bijvoorbeeld wat nu juist positieve en negatieve recensies zijn binnen filmrecensies. Wanneer de classifier als testset een dataset krijgt dat in lijn is met het aangeleerde concept gaat de precisie altijd hoger liggen dan wanneer de testset half of helemaal

	P	N
P'	43%	6%
N'	18%	31%

Tabel 3.18: Gemiddelde confusion matrix in percent voor een Naive Bayes Classifier, waar trainings- en testset over hetzelfde onderwerp gaan

	P	N
P'	32%	18%
N'	21%	29%

Tabel 3.19: Gemiddelde confusion matrix in percent voor een Naive Bayes Classifier, waar trainings- en testset over een verschillend onderwerp gaan

		voorspelde waarde	
		p	n
eigelijke P' waarde		Waar Positief	Vals Negatief
	n'	Vals Positief	Waar Negatief

Tabel 3.20: Illustratie van de confusion matrix

niet in lijn ligt met het aangeleerde concept. En dit is ook hier geval wanneer men een classifier traint op filmrecensies en test met filmrecensies of muziekrecensies. De precisie met als testset filmrecensies ligt hoger. Er is wel een overlap tussen de concepten, aangezien we nog degelijke resultaten hebben bijvoorbeeld bij het trainen op films en testen op muziek. Bij een getrainde classifier op boekrecensies is de prestatie minder met een vreemde testset. Merk op dat we in 3.1 hadden vermeld dat het verzameld aantal positieve boekrecensies heel laag is en dat dit mogelijke de oorzaak kan zijn van de slechte prestatie. De dataset is groot genoeg om het concept over boekrecensies aan te leren, maar te klein om een overlappend concept aan te leren over wat in een algemeen een positieve en negatieve recensies is.

Verder springt de prestatie van trainen en testen met muziekrecensies in het oog. Ten opzichte van de andere onderwerpen, waarbij trainingsset en testset met hetzelfde onderwerp werd gebruikt, is er een verschil van ongeveer 10%. Een mogelijk oorzaak kan bij de lengte van de muziekrecensie liggen. Als we terugkijken naar tabel 3.3, zien we dat de muziekrecensies gemiddeld langer zijn dan de andere recensies. Om dergelijke invloed te onderzoeken, voeren we een extra analyse uit, waarbij we de lengte van de recensies beperken tot 63 woorden. 63 is de gemiddelde lengte van al de andere recensies.

	Precisie
Muziek (63 woorden)	81,44%
Muziek (10 woorden)	74,53%

Tabel 3.21: Classificatieprecisie van muziekrecensies, bij het beperken van woorden.

We zien in tabel 3.21 geen aanzienlijke vermindering van de prestatie bij het beperken van de muziekrecensies tot 63 woorden. Om te kijken hoe drastisch we muziekrecensies moeten beperken

om tot de classificatieprecisie van de andere recensies te komen hebben, hebben we ook eens beperking opgesteld tot 10 woorden. Daar zien we wel een vermindering van de prestatie, maar nog altijd een betere prestatie dan film- en boekrecensies. We kunnen dus zeggen dat hier het gemiddeld aantal woorden een beperkte rol speelt, wanneer we kijken naar de classificatieprestatie bij verschillende onderwerpen.

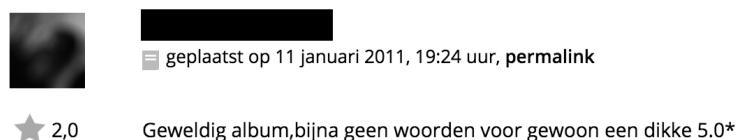
Een andere mogelijke oorzaak voor het beter presteren bij muziekrecensies, kan het percentage unieke woorden in de totale dataset zijn. Echter als we in tabel 3.5 kijken, zien we een hoger percentage voor muziekrecensies ten opzichte van filmrecensies. Maar een lager percentage ten opzichte van boekrecensies. Boekrecensies hebben niet een aanzienlijke betere prestatie dan filmrecensies en presteert slechter dan muziekrecensies. Dus we kunnen het percentage van unieke woorden voor de dataset niet aannemen als oorzaak voor het beter presteren van muziekrecensies.

Voor beide matrixen in 3.18 en 3.19, ziet men duidelijk dat positieve recensies beter geïdentificeerd worden. We kijken in meer detail naar de valse positieve en zien dat meer genuanceerde antwoorden voornamelijk voor de valse positieve zorgen. Onderstaande tabel geeft enkele voorbeelden van zo'n genuanceerde voorbeelden die vals positief zijn bevonden door de classifier.

blablablaVier sterren maar liefst.Vier sterren, m'n neus. Ik had een ontzettend slecht album verwacht, en het viel best mee de eerste luisterbeurt. Maar vier sterren is schromelijk overdreven voor een album met een paar goede nummers, maar minstens zo veel irritante (Fluorescent... 167 stemmen).En dan zou ik dit bijvoorbeeld even goed moeten vinden als Pink Floyds Meddle, om maar eens wat te
Deze plaat maar weer eens aandachtig beluisterd. Prijsnummers voor mij Exit Music en Karma Police maar in zijn geheel vind ik het een toch wel heel erg matige plaat. Ik kan er niets meesterlijks en briljants in ontdekken terwijl ik hem toch vaak genoeg heb gedraaid. Geen groeibriljantje dus, gewoon een zeer matige plaat.
3 sterke nummers, niet meer niet minder *2*

Tabel 3.22: Enkele vals positieven uit de muziekdataset

Een interessante bevinding bij het bekijken van de vals positieven is volgende recensie:



Figuur 3.5: een interessante bevinding in verband met valse positieve. De recensie is afkomstig van <http://www.moviemeter.net> en heeft een rating van 5 op 5.

Voor ons is deze recensie overduidelijk een positieve opinie al zegt de score iets anders. Het feit dat onze classifier een positieve opinie kan bepalen voor een recensie die naar onze mening een foute score heeft meegekregen, duidt op de goede werking van onze Nederlandse gevoelsanalyse.

Hoofdstuk 4

Conclusie

Voor deze bachelorproef gingen we onderzoeken of de werkwijzen voor engelstalige gevoelsanalyse ook toepasbaar zijn voor nederlandstalige gevoelsanalyse en proberen we deze verschillen beter te specificeren. We hebben getracht om aan de hand van een experimentele analyse hier een antwoord op te vinden. In de experimentele analyse hebben we een algemeen beeld proberen te vormen over Nederlandse gevoelsanalyse. We hebben in 3.2 een directe vergelijking gemaakt met Engelse gevoelsanalyse. In deze vergelijking zagen we dat Engelse gevoelsanalyse in het algemeen beter presteerde dan Nederlandse gevoelsanalyse, maar dat voor beide gevoelsanalyses er goede resultaten werden behaald. En de technieken voor Engelse gevoelsanalyse wel degelijk overdraagbaar zijn naar Nederlandse gevoelsanalyse. We zijn mogelijke oorzaken van die betere prestatie voor het Engels gaan onderzoeken. Hieruit konden we besluiten dat de impact van de hoeveelheid woorden (data) in een tekst een rol spelen in de prestatie. We zagen een duidelijk prestatie voordeel bij de Engelse dataset met langere woorden. Dit bevestigt nogmaals dat een goed presterende gevoelsanalyse met de huidige technieken enkel mogelijk is voor meer substantiële teksten, en moeilijk tot onmogelijk voor kortere stukken tekst.

Ook zagen we in beide analyseresultaten dezelfde trends. Zo zagen we voor beide talen de Naive Bayes Classifier in combinatie met het verwijderen van stopwoorden, Term weighting en Bigrams als beste techniek en zagen we dezelfde prestatieverschillen tussen de algoritmen mee overgaan van het Engels naar het Nederlands.

Vervolgens hebben we classificatie onderzocht op basis van geannoteerde woordenlijsten van gevoelens. Hier hadden we voor de Nederlandse woordenlijsten, een vertaling gebruikt van de Engelse woordenlijsten. Hier konden we besluiten dat Engels woordenlijsten niet transparant vertaald kunnen worden naar het Nederlands en de classificatie onvoldoende presteert. We zagen dat hier deels de oorzaak lag bij een andere woordenschat, leenwoorden, schrijffouten, internetslang en uitgesmeerde woorden. In verder onderzoek kan men deels deze invloeden wegnemen door de woordenlijsten zelf samen te stellen op basis van een Nederlandse dataset en hier de prestatie van te onderzoeken. Een andere opvallende bevinding uit dit experiment is de opvallende overeenkomst van negatieve engelstalige woorden in onze Nederlandse dataset. Dit kan ook een gevolg zijn van de herkomst van onze Nederlandse dataset (een “internetpubliek” dat onder andere veel gebruik maakt van anglicismen).

Als laatste hebben we de invloed van jargon onderzocht bij Nederlandse gevoelsanalyse. Hier zagen we dat wanneer men een classifier traint voor een bepaald jargon deze ook het beste presteert voor dat jargon. Ook zagen we dat een algemeen concept, het onderscheiden van een

positieve en negatieve opinie, kan aangenomen worden door de classifier, desondanks het jargon in de datasets.

We hebben aangetoond dat technieken voor gevoelsanalyse grotendeels overdraagbaar zijn, al is het belangrijk om rekening te houden met het feit dat technieken die afhangen van uitgebreid geannoteerde woordenlijsten vaak niet rechtstreeks te vertalen zijn. Voor deze aanpakken is het dus nodig om per taal aangepaste woordenlijsten op te stellen. Maar gezien de goede prestaties van technieken die zonder deze lijsten kunnen werken, kunnen we stellen dat het vaak interessanter is om te investeren in de ontwikkeling van een goede herbruikbare leertechniek in plaats van een uitgebreide geannoteerde woordenlijst per taal.

Bijlage A

Uitgebreide weergave van sub-experiment Term weighting

Recensie	Woord met hoogste tf-idf score
in het begin dacht ik echt van.. wat is dit nou weer.. maar je wil hem PERSE afzien! kei mooie film!aanrader!	Kei
Geweldig verhaal! Aangrijpend. Ik heb deze film een stuk of 4 keer gezien, blijft indrukwekkend.****-sterren	Aangrijpend
Wat een geweldige film. De trilogy al 100 x gezien en het blijft goed. Ook vooral als je een de filosofie erachter zoekt zit er zoooooo veel meer achter dan mensen denken.Als je denkt dat dit zomaar een actiefilm scy fi met een paar moeilijke zinnen is zit je grandioos verkeerd. Dat is geen mening maar een simpel feit.Als je wat onderzoek ernaar doet zul je zien waar de personen hun namen aan te danken hebben en dat zelfs het kamernummer van Mr.Anderson (neo) een anagram/puzzel is. Dit gaat 10x zo diep als bijvoorbeeld The Da Vinci code ooit maar geprobeerd heeft te halen.	Je
Coole film!	Coole
Voor mij een 5 sterren film. Ik had hem op dezelfde manier gemaakt. Inspirerende film	Inspirerende
Geweldige nagelbijtende oorlogsfilm,zo zie je ze jammer genoeg zelden,zien !!!!	nagelbijtende
Een prachtige en zeer meeslepende film. Het blijft ook erg boeiend, omdat je veel verschillende dingen te zien krijgt. De beelden van de oorlog waren soms echt verschrikkelijk om te zien, maar zo ging het er wel aan toe en dus kwam het zeer geloofwaardig over. Omdat de afwisseling best groot is gaat het nergens echt vervelen. Je hebt momenten waar er volop actie is en het ook best spannend is wat er gaat gebeuren, maar er zijn ook de nodige rustige momenten waar goed de tijd wordt genomen om de personages beter te leren kennen.Leonardo DiCaprio zet wel echt een hele sterke rol neer. We wisten allemaal al dat het een goede acteur is, maar soms vind ik hem wat te wisselvallig. Daar is in deze film geen sprake van. Erg sterk gedaan. Ook Djimon Hounsou doet het heel goed als vader die er alles aan doet om zijn zoon te redden. Jennifer Connelly is een prettige verschijning, maar door haar komst werd er toch weer een beetje een liefdesverhaaltje in het verhaal gepropt. Dat had van mij niet gehoeven, al begrijp ik het wel.Wat misschien nog wel het beste aan deze film is zijn de waanzinnig mooie locaties. Ik heb genoten van bijna ieder shot. Vooral toen er uitgezoomd werd en je het hele landschap kon zien. Daar is veel aandacht aan besteed en de uitwerking is wat mij betreft fenomenaal. Het einde had ook nog best iets verrassends en dat maakt het een heel mooi geheel. 4,5* voor nu, wellicht na een herziening de volle score.	het
Ik vind dat dit een overgewaardeerde film is, net als een heleboel andere Nederlandse films op deze site.	overgewaardeerde

Bijlage B

Resultaten Engelse gevoelsanalyse versus Nederlandse gevoelsanalyse

Tabel B.1: Resultaten Engelse gevoelsanalyse met de Decision Tree

Nr	Title	Precisie trainingsset	Precisie testset	OG BI($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
1	Bag of Words	70,96%	69,06%	68,56%	69,56%	1,31%
2	Best Feature selection + Bag of Words	69,84%	69,43%	69,05%	69,80%	0,98%
3	Best Feature selection + Term Weighting	71,09%	69,79%	69,39%	70,19%	1,06%
4	Bigrams	70,89%	69,41%	69,02%	69,80%	1,02%
5	LSA + Bag of Words	67,71%	62,07%	61,42%	62,71%	1,70%
6	LSA + Term Weighting	75,52%	71,54%	71,12%	71,95%	1,09%
7	Term Weighting	71,53%	69,76%	69,34%	70,18%	1,11%
8	Term weighting + Bigrams	71,74%	69,28%	68,92%	69,64%	0,94%
9	Verwijderen van stopwoorden	70,80%	69,45%	69,10%	69,80%	0,92%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Bag of Words	70,45%	69,36%	68,85%	69,86%	1,33%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Term Weighting	71,14%	69,47%	68,97%	69,97%	1,30%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	70,85%	69,51%	69,15%	69,87%	0,95%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	71,37%	69,44%	69,08%	69,80%	0,94%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	72,96%	68,66%	68,07%	69,25%	1,55%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	79,21%	75,50%	75,05%	75,95%	1,18%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	71,40%	69,60%	69,20%	70,00%	1,06%

Tabel B.2: Resultaten Engelse gevoelsanalyse met de Naive Bayes Classifier

Nr	Title	Precisie trainingsset	Precisie testset	OG BI($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
1	Bag of Words	94,25%	85,74%	85,39%	86,10%	0,93%
2	Best Feature selection + Bag of Words	75,21%	74,90%	74,55%	75,24%	0,90%
3	Best Feature selection + Term Weighting	67,98%	67,79%	67,31%	68,26%	1,25%
4	Bigrams	99,82%	89,23%	88,94%	89,52%	0,76%
5	LSA + Bag of Words	63,97%	63,11%	61,08%	65,14%	0,53%
6	LSA + Term Weighting	80,45%	78,98%	78,20%	79,77%	2,06%
7	Term Weighting	94,42%	86,75%	86,44%	87,06%	0,82%
8	Term weighting + Bigrams	99,14%	89,00%	88,71%	89,28%	0,75%
9	Verwijderen van stopwoorden	95,39%	86,62%	86,33%	86,92%	0,78%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Bag of Words	74,98%	74,43%	74,13%	74,73%	0,80%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Term Weighting	75,18%	74,94%	74,59%	75,29%	0,92%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	99,96%	89,23%	88,94%	89,52%	0,76%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	99,23%	89,29%	88,95%	89,63%	0,90%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	55,16%	54,88%	54,33%	55,43%	1,45%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	76,87%	73,58%	71,31%	75,85%	5,97%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	95,35%	87,41%	87,14%	87,68%	0,70%

Tabel B.3: Resultaten Nederlandse gevoelsanalyse met de Decision Tree

Nr	Title	Precisie trainingsset	Precisie testset	OG BI($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
1	Bag of Words	61,00%	59,34%	58,86%	59,82%	1,26%
2	Best Feature selection + Term Weighting	61,16%	59,35%	58,87%	59,82%	1,25%
3	Best Feature selection Bag of Words	60,88%	59,45%	58,96%	59,94%	1,30%
4	Bigrams	61,54%	59,35%	58,85%	59,86%	1,32%
5	LSA + Bag of Words	63,03%	57,53%	57,01%	58,05%	1,37%
6	LSA + Term Weighting	64,48%	58,58%	58,09%	59,07%	1,28%
7	Term Weighting	61,68%	58,83%	58,30%	59,35%	1,38%
8	Term weighting + Bigrams	61,72%	59,06%	58,56%	59,56%	1,31%
9	Verwijderen van stopwoorden	58,45%	56,82%	56,21%	57,43%	1,62%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Bag of Words	57,88%	56,74%	56,25%	57,24%	1,30%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Term Weighting	57,84%	56,44%	55,90%	56,97%	1,41%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	58,44%	56,80%	56,20%	57,12%	1,60%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	58,68%	56,58%	55,95%	57,21%	1,65%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	62,89%	57,23%	56,74%	57,71%	1,27%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	64,59%	59,24%	58,75%	59,72%	1,18%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	58,68%	56,55%	55,91%	57,19%	1,68%

Tabel B.4: Resultaten Nederlandse gevoelsanalyse met de Naive Bayes Classifier

Nr	Title	Precisie trainingsset	Precisie testset	OG BI($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
1	Bag of Words	88,83%	70,51%	70,09%	70,92%	1,09%
2	Best Feature selection + Bag of Words	60,41%	59,53%	58,85%	60,21%	1,78%
3	Best Feature selection + Term Weighting	59,02%	58,86%	58,14%	59,59%	1,90%
4	Bigrams	97,96%	70,20%	69,77%	70,63%	1,13%
5	LSA + Bag of Words	54,86%	54,84%	54,51%	55,16%	0,87%
6	LSA + Term Weighting	65,07%	63,15%	62,49%	63,81%	1,74%
7	Term Weighting	87,93%	69,40%	69,04%	69,76%	0,94%
8	Term weighting + Bigrams	95,41%	67,96%	67,54%	68,38%	
9	Verwijderen van stopwoorden	89,88%	70,35%	69,96%	70,74%	1,03%
10	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Bag of Words	60,32%	59,18%	58,62%	59,73%	1,46%
11	Verwijderen van stopwoorden + Best feature selection + Term Weighting	61,61%	60,76%	59,88%	61,63%	2,30%
12	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams	98,47%	70,63%	70,26%	71,00%	0,98%
13	Verwijderen van stopwoorden + Bigrams + Term Weighting	98,71%	70,66%	70,30%	71,01%	0,93%
14	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Bag of Words	54,35%	53,74%	53,41%	54,07%	0,87%
15	Verwijderen van stopwoorden + LSA + Term Weighting	61,59%	60,15%	59,64%	60,65%	1,34%
16	Verwijderen van stopwoorden + Term Weighting	90,77%	70,54%	70,20%	70,89%	0,90%

Bijlage C

Resultaten onderwerpgevoeligheid bij gevoelsanalyse

C.1 Uitgebreide experimentele resultaten

	Precisie trainingset	Precisie testset	OG BI ($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
Filmrecensies	/	56,25%	55,56%	56,93%	1,812%
Boekrecensies	99,43%	71,76%	69,32%	74,19%	6,40%
Muziekrecensies	/	56,47%	55,92%	57,02%	1,448%

Tabel C.1: Resultaten van getrainde Naive Bayes Classifier op boekrecensies

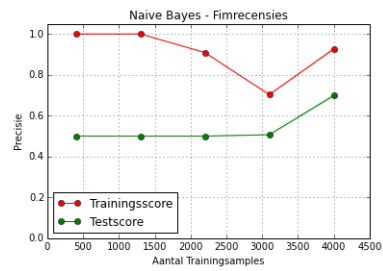
	Precisie trainingset	Precisie testset	OG BI ($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha = 0,05$)	σ
Filmrecensies	/	61,07%	60,63%	61,50%	1,146%
Boekrecensies	/	61,46%	60,12%	62,80%	3,519%
Muziekrecensies	93,44%	82,62%	82,26%	82,99%	0,96%

Tabel C.2: Resultaten van getrainde Naive Bayes Classifier op muziekrecensies

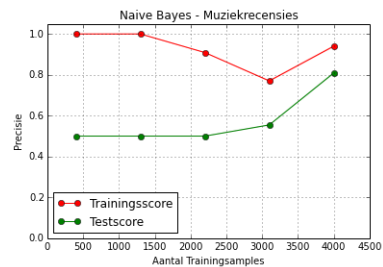
	Precisie trainingset	Precisie testset	OG BI ($\alpha = 0,05$)	BG BI ($\alpha=0,05$)	σ
Filmrecensies	90,52%	70,66%	70,30%	71,01%	0,94%
Boekrecensies	/	65,87%	64,46%	67,28%	3,714%
Muziekrecensies	/	62,07%	61,52%	62,63%	1,467%

Tabel C.3: Resultaten van getrainde Naive Bayes Classifier op filmrecensies

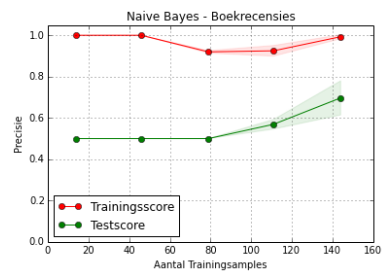
C.2 Controle Over- en onderfitting



Figuur C.1: Learning curve van de training van de Naive Bayes Classifier op filmrecensies



Figuur C.2: Learning curve van de training van de Naive Bayes Classifier op muziekrecensies



Figuur C.3: Learning curve van de training van de Naive Bayes Classifier op boekrecensies

C.3 Confusion matrixen

	P	N
P'	824	175
N'	410	589

Tabel C.4: Confusion matrix van de testset met filmrecensies door de Naive Bayes Classifier, getraind op filmrecensies

	P	N
P'	879	120
N'	227	772

Tabel C.5: Confusion matrix van de testset met muziekrecensies door de Naive Bayes Classifier, getraind op muziekrecensies

	P	N
P'	31	5
N'	15	21

Tabel C.6: Confusion matrix van de testset met boekrecensies door de Naive Bayes Classifier, getraind op boekrecensies

	P	N
P'	655	345
N'	413	586

Tabel C.7: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit muziekrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op filmrecensies

	P	N
P'	54	18
N'	31	41

Tabel C.8: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit boekrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op filmrecensies

	P	N
P'	43	29
N'	26	46

Tabel C.9: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit boekrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op muziekrecensies

	P	N
P'	691	308
N'	469	530

Tabel C.10: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit filmrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op muziekrecensies

	P	N
P'	604	395
N'	475	524

Tabel C.11: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit muziekrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op boekrecensies

	P	N
P'	539	460
N'	414	585

Tabel C.12: Confusion matrix van de testset ,bestaande uit filmrecensies, door de Naive Bayes Classifier, getraind op boekrecensies

Literatuur

- Bullinaria, J. A. (2004). *Bias and variance, under-fitting and over-fitting*. <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/NN/19.pdf>. (Accessed: 2014-27-05)
- Furnas, G. W., Deerwester, S., Dumais, S. T., Landauer, T. K., Harshman, R. A., Streeter, L. A. & Lochbaum, K. E. (1988). Information retrieval using a singular value decomposition model of latent semantic structure. In *Proceedings of the 11th annual international acm sigir conference on research and development in information retrieval* (pp. 465–480).
- Goodness-of fit test, a nonparametric test*. (z. j.). <http://www2.cedarcrest.edu/academic/bio/hale/biostat/session22links/basics.html>. (Accessed: 2015-05-23)
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., Hastie, T., Friedman, J. & Tibshirani, R. (2009). *The elements of statistical learning* (Dl. 2) (nr. 1). Springer.
- Hu, M. & Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. In *Proceedings of the tenth acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 168–177).
- Landauer, T. K., Foltz, P. W. & Laham, D. (1998). An introduction to latent semantic analysis. *Discourse Processes*, 25(2-3), 259-284. Verkregen van <http://dx.doi.org/10.1080/01638539809545028> doi: 10.1080/01638539809545028
- Latent semantic analysis (lsa) tutorial*. (z. j.). <http://www.puffinwarellc.com/index.php/news-and-articles/articles/33-latent-semantic-analysis-tutorial.html?showall=1>. (Accessed: 2014-15-11)
- Liebrecht, C., Kunneman, F. & van den Bosch, A. (2013). The perfect solution for detecting sarcasm in tweets# not.
- Liu, M. & Yang, J. (2012). An improvement of tfidf weighting in text categorization. *International Proceedings of Computer Science and Information Technology*, 44–47.
- Lohr, S. (2012). The age of big data. *New York Times*, 11.
- Maas, A. L., Daly, R. E., Pham, P. T., Huang, D., Ng, A. Y. & Potts, C. (2011, June). Learning word vectors for sentiment analysis. In *Proceedings of the 49th annual meeting of the association for computational linguistics: Human language technologies* (pp. 142–150). Portland, Oregon, USA: Association for Computational Linguistics. Verkregen van <http://www.aclweb.org/anthology/P11-1015>
- Manning, C. D., Raghavan, P. & Schütze, H. (2008). *Introduction to information retrieval* (Dl. 1). Cambridge university press Cambridge.

- Manning, C. D. & Schütze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing*. MIT press.
- Mantrach Amin, H. B. M. S., Nicolas Vanzeebroek. (z. j.). *Machine learning course ulb: Text mining*. <https://ai.vub.ac.be/sites/default/files/textmining2011.pdf>. (Accessed: 2014-15-11)
- Martineau, J. & Finin, T. (2009). Delta tfidf: An improved feature space for sentiment analysis..
- McKinney, W. (2012). *Python for data analysis: Data wrangling with pandas, numpy, and ipython*. "O'Reilly Media, Inc.
- Michie, D., Spiegelhalter, D. J. & Taylor, C. (1994). *Machine learning, neural and statistical classification*.
- Mitchell, T. M. (1997). Machine learning. 1997. *Burr Ridge, IL: McGraw Hill*, 45.
- Ng, A. (z. j.). *Machine learning course*. <https://class.coursera.org/ml-005/lecture/preview>. (Accessed: 2014-15-11)
- Paltoglou, G. & Thelwall, M. (2010). A study of information retrieval weighting schemes for sentiment analysis. In *Proceedings of the 48th annual meeting of the association for computational linguistics* (pp. 1386–1395).
- Pang, B. & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and trends in information retrieval*, 2(1-2), 1–135.
- Pang, B., Lee, L. & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques. In *Proceedings of the acl-02 conference on empirical methods in natural language processing-volume 10* (pp. 79–86).
- Pedersen, T. (2001). A decision tree of bigrams is an accurate predictor of word sense. In *Proceedings of the second meeting of the north american chapter of the association for computational linguistics on language technologies* (pp. 1–8).
- Petitpierre, D. & Russell, G. (1995). Mmorph-the multext morphology program. *Multext deliverable report for the task*, 2(1).
- Rothfels, J. & Tibshirani, J. (2010). Unsupervised sentiment classification of english movie reviews using automatic selection of positive and negative sentiment items. *CS224N-Final Project*.
- Samuel, A. L. (2000). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of research and development*, 44(1.2), 206–226.
- Turney, P. D., Pantel, P. et al. (2010). From frequency to meaning: Vector space models of semantics. *Journal of artificial intelligence research*, 37(1), 141–188.
- A tutorial on clustering algorithms*. (z. j.). http://home.deib.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/index.html. (Accessed: 2015-01-11)
- Wakade, S., Shekar, C., Liszka, K. J. & Chan, C.-C. (2012). Text mining for sentiment analysis of twitter data. In *International conference on information and knowledge engineering (ikeÖ12)* (pp. 109–114).

- Wang, L. & Wan, Y. (2011). Sentiment classification of documents based on latent semantic analysis. In *Advanced research on computer education, simulation and modeling* (pp. 356–361). Springer.
- Ye, Q., Zhang, Z. & Law, R. (2009). Sentiment classification of online reviews to travel destinations by supervised machine learning approaches. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6527–6535.
- Zhang, C., Zuo, W., Peng, T. & He, F. (2008). Sentiment classification for chinese reviews using machine learning methods based on string kernel. In *Convergence and hybrid information technology, 2008. iccit'08. third international conference on* (Dl. 2, pp. 909–914).