Vrije Universiteit Brussel

Faculteit Wetenschappen
Departement Computerwetenschappen

# Machine Learning technieken voor text mining

Yannick Merckx

Voorbereiding op de bachelorproef

Rolnummer: 500294

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


Februari 2015

**Samenvatting**

In deze voorbereiding bespreken we het onderzoekdomein Machine Learning met technieken zoals supervised learning en unsupervised learning. Er wordt besproken welke technieken toepasbaar zijn en hoe deze juist werken. Daarnaast wordt er gefocust op text mining waarbij enkele specifieke technieken voor text mining zoals Latent Semantic Analysis worden toegelicht. Vervolgens zetten we een kleine proefopstelling op rond Latent Semantic Analysis. Dit experiment geeft interessante inzichten over de problemen die zich kunnen voordoen in het vooropgestelde project als de bachelorproef en hoe men deze kan oplossen. Als laatste koppelen we onze voorbereiding aan het onderwerp namelijk gevoelsanalyse op sociale media.

# Inhoud

# Hoofdstuk 1

# Introductie

Vandaag de dag is informatie nog nooit zo belangrijk geweest. Iedere dag komt er ook enorm veel informatie bij. Kijk maar naar social media, waar iedere dag duizende gebruikers hun mening uiten over alledaags dingen. Het is dan ook zeer interessant om die data te analyseren en daar een zekere kennis uit te vergaren. Vanwege de grote hoeveelheid aan data is het onmogelijk om een programma manueel te schrijven, dat enige kennis uit die data kan halen. Machine learning biedt hier de oplossing. Dit is een onderzoeksdomein binnen de Artificiele intellegentie dat zich toespitst op zelflerende algoritmes. Deze voorbereiding bespreekt de technieken binnen de machine learning die ons kunnen helpen voor data- en meer bepaald text mining. Er volgt eerst een algemene introductie over machine learning en de technieken. Vervolgens bespreken we specifiekere technieken, met de focus op text mining en als laatste koppelen we de technieken aan de eigelijke bachelorproef namelijk gevoelsanalyse op sociale media.

# Hoofdstuk 2

# Machine Learning

Machine learning is een welbekend begrip in de informatica wereld, maar wat het juist omvat, welke algemene technieken er bestaan en met welke factoren men dient rekening te houden, wordt besproken in dit hoofdstuk.

## 2.1 Wat is Machine Learning

Over Machine Learning bestaat nergens een eenduidige definitie. Velen hebben geprobeerd om een eenduidige definitie te definiëren. Samuel (2000) definieerde machine learning als:

*Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.*

Later stelde Mitchell (1997) een well-posed learning problem als

*A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E.*

We nemen een damspel als voorbeeld. De ervaring $E$ omschrijven we het best als de data die het computer programma als input krijgt. Met als toepassing het damspel stellen we de ervaring gelijk aan duizend spelletjes waarin alle data in zit zoals bijvoorbeeld welke stappen de speler en tegenspeler hebben gezet tijdens het spel. De taak $T$ van het computerprogramma is dammen. Het leren van het dammen wordt afgewogen tegenover de prestatie. Het doel van een damspel is het spel winnen dus de prestatie $P$ is het winnen of verliezen van het spel. De computer kan uit de data en aan de hand van de prestatie van ieder spel afleiden, wat goede zetten zijn en welke niet. Deze afleiding kan gebeuren aan de hand van kansvoorspelling en de score functie. De score functie is een functie die de nauwkeurigheid meet van een voorspelling. Het gaat aan iedere voorspelling een score toewijzen, hoe hoger de score, hoe hoger de nauwkeurigheid. We trachten altijd de voorspelling te nemen met de grootste score. Wat betekent dat die voorspelling het meest correct is. Door telkens bij iedere zet alle mogelijke zetten en hun overwinningskrans bij te stellen door de score functie en telkens de zet te selecteren met de grootste overwinningskansen, kan het programma zich telkens verbeteren in het dammen. Als we ons voorbeeld nu definiëren in de woorden van Tom Mitchell, kunnen we zeggen dat het computerprogramma leert dammen uit duizend spelletjes en zich per spel telkens gaat verbeteren op basis van winst en verlies.
Algemeen omschrijft men machine learning het best als een onderzoeksdomein dat zich bezighoudt

met het onderzoeken en de ontwikkeling van zelflerende algoritmes. Hoofdzakelijk bestaat machine learning uit drie stappen namelijk data verzamelen, verwerken en analyseren.
Binnen machine learning onderscheidt men verschillende groepen van lerende algoritmen. Zo heeft men supervised learning, unsupervised learning, reinforcement learning en recommender systems. In deze voorbereiding legt men zich enkel op supervised en unsupervised learning. Deze soorten algoritmen omvatten specifiekere technieken die zich lenen tot het gebruik bij text mining.

## 2.2 Supervised Learning

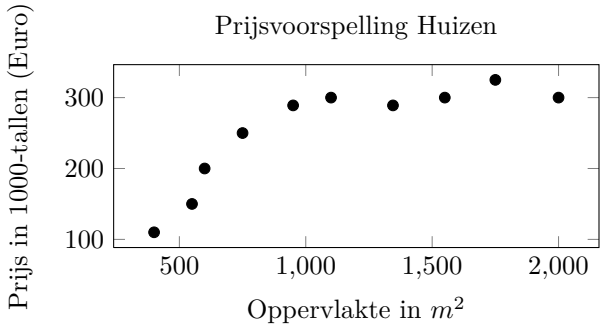
In machine learning beschikken we vaak over een dataset, ook wel trainingsset genoemd, met voorbeelden over het concept dat we willen aanleren. Bij supervised learning bevat de trainingsset input-output waarden $(x_1, x_2, ..., x_d, y)$. De $x_i$ stelt alle inputwaarden of features voor en $y$ de outputwaarde. Bij supervised training is de mapping van bepaalde inputwaarden op een bepaalde output waarde aanwezig in de dataset. In de Machine Learning hebben algoritmes als doel een hypothese of model te vormen over deze mapping. Dit is ook het geval bij supervised learning.Met de hypothese, bijvoorbeeld de functie $y = f(x_1, x_2, ..., x_d$, kan men nieuwe input-output waarden voorspellen. Als de inputwaarden $x_i$ gekend zijn kan men de outputwaarde $y$ van het nieuwe paar voorspellen aan de hand van de hypothese.
Als voorbeeld een trainingsset met positieve en negatieve artikels nemen. Van ieder artikel in de dataset weten we of het positief of negatief is. De mapping van een het artikel ofwel een hoop woorden naar het concept *positief* of *negatief* wordt gebruikt door het algoritme om een hypothese te bepalen. De vele woorden zijn de inputwaarden $x_i$ en positief en negatief zijn de mogelijkheden voor de outputwaarde $y$. Uiteindelijk zal het algoritme zelfstandig kunnen beslissen of een gegeven willekeurig artikel positief of negatief is aan de hand van zijn hypothese.
In ons voorbeeld hebben we enkel positief en negatief als keuze voor onze outputwaarde $y$. Een ander voorbeeld is een spamfilter waarbij we classificeren tussen spam en geen spam. Wanneer we een hypothese opstellen voor een kleine set aan mogelijkheden voor de outputwaarde $y$, zoals onze spamfilter of onze artikels, spreekt men van een ***classificatie probleem***. Wanneer $y$ tot een hele grote of zelfs oneindige groep behoord en we daar een hypothese voor opstellen, spreekt men van een ***regressie probleem*** bijvoorbeeld het bepalen van de huisprijs aan de hand van de bewoonbare oppervlakte.

### 2.2.1 Regressie Probleem

Zoals eerder vermeld is het doel van supervised learning om een hypothese op te stellen zodanig dat men voor inputwaarden $x_i$ outputwaarde $y$ kan bepalen. Een regressie probleem doet zich voor wanneer de outputwaarde $y$ continue, oneindig of een heel groot bereik aan mogelijkheden kan zijn. We illustreren het probleem met een voorbeeld, neem de prijsvoorspelling van een huis. In dit voorbeeld is onze ervaring $E$ de dataset $v$. De dataset $v$ bevat een mapping van de oppervlakte $x_i$ van het huis naar de prijs van het huis $y_i$. De taak T van het algoritme is de prijzen van huizen voorspellen op basis van hun oppervlakte. De prestatie $P$ wordt bepaald door een gegeven gemiddelde afwijking $\Theta$ van de echte prijs. Het algoritme stelt een hypothese op met de gegeven gemiddelde afwijking. Men kan de hypothese als volgt voorstellen:

$$f(x_i, \theta) = y_i$$

We plotten nu de input-output waarden $(x_i, yi)$ op een grafiek.

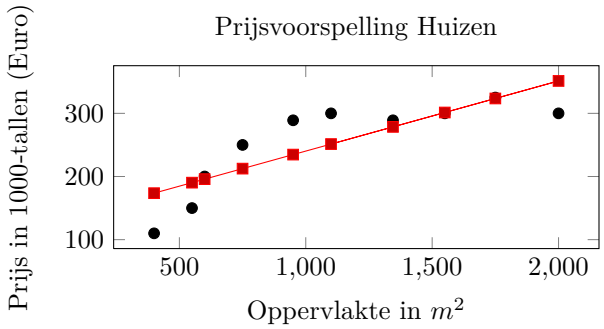



We kunnen aan de hand van de grafische weergave al een idee krijgen hoe onze hypothese of model er gaat uit zien. We kunnen zowel een lineair model als een polynomisch model opstellen. Bij een lineair model spreekt men van een verband tussen een scalaire afhankelijke variable $Y$ en onafhankelijke variable(n) $x$. Wanneer men dit plot krijgt men een rechte. Een lineair model heeft volgend functievoorschrift.

$$Y = \theta_n x_n + \theta_n x_{n-1} + ... + \theta_1 x_1 + \theta_0$$

In ons voorbeeld hebben we maar één inputwaarde namelijk de oppervlakte, dus ons voorschrift van onze hypothese heeft maar één onafhankelijk variable x.

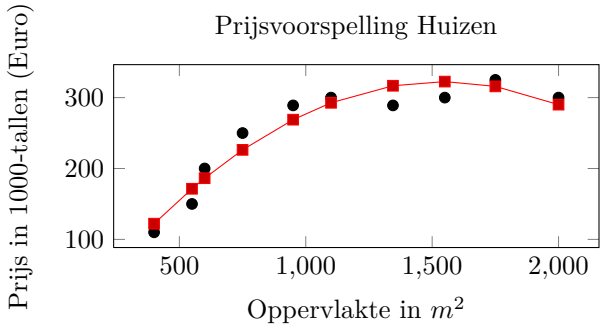
$$Y = \theta_1 x_1 + \theta_0$$




De $\theta's$ zijn zo bepaald dat de hypothese of het model voldoet aan de vooropgelegde gemiddelde afwijking van de echte prijs. Andere waarden van $\theta's$ zorgen voor een andere hypothese, maar alle hypotheses blijven lineair. De techniek waarbij we een hypothese proberen op te stellen gebaseerd op een lineaire verband, noemt men ***lineaire regressie***. Als we terugkijken naar onze grafiek met gekende datawaarden, zien we ook dat we onze hypothese als een 2de graads veelterm kunnen zien. Als we dit plotten krijgen we een parabool. Bij een 2de graads of in het algemeen n-de graads veelterm model bestaat er een relatie tussen de afhankelijke variable $Y$ en de onafhankelijke variable(n) $x$ waarbij deze gemodelleerd worden als een n-de graad veelterm.

$$Y = \theta_n x_n^n + \theta_{n-1} x_{n-1}^{n-1} + .... + \theta_1 x_1 + \theta_0$$

Zoals bij het lineaire model, we hebben maar één inputwaarde dus we stellen een 2de graads veelterm Onderstaande afbeelding toont hoe onze hypothese eruit kan zien als een 2de graads veelterm.




Eveneens zijn de $\theta's$ hier zo bepaald dat de hypothese of het model voldoet aan de vooropgelegde gemiddelde afwijking van de echte prijs. Andere waarden van $\theta's$ zorgen voor een andere hypothese, maar alle hypotheses blijven polynomisch. De techniek waarbij we een hypothese proberen op te stellen gebaseerd op een polynomisch verband, noemt men ***polynoom regressie***.
In deze voorbereiding gaan we ons enkel verder toespitsen op lineaire regressie.

### Lineaire regressie

We hebben tot zo ver gezien dat een hypothese opstellen waarbij voor output $Y$ een hele reeks aan mogelijkheden voor een regressie probleem zorgt. Verder zeggen we dat men dit probleem kan oplossen door lineaire regressie. Dit houdt in dat men een hypothese opstelt op basis van een lineair verband. Ter illustratie van een mogelijk lineair verband kijken we terug naar ons voorbeeld over de prijsvoorspelling van een huis op basis van de oppervlakte waarbij de hypothese wordt bepaald door lineaire regressie als:

$$H_\theta(x) = \theta_1 x + \theta_0$$

Het laatste wat nog bepaald moet worden zijn de $\theta's$. Door verschillende waarden te nemen voor de $\theta's$, kan men verschillende hypotheses opstellen. Merk op dat de verschillende hypotheses steeds lineair blijven. Het bepalen van de waarden voor de $\theta's$, introduceert het minimalisatie probleem. Men wil de $\theta's$ zodanig bepalen dat de hypothese de kleinste gemiddelde afwijking van de resultaten geeft. Om dit minimalisatie probleem op te lossen gaat men gebruik maken van een kost functie waarbij men het minimum van deze functie berekent door gradiënt afdaling. De kost functie is een functie die voor bepaalde theta's de gemiddelde afwijking van de echte waarden, ook wel kost genoemd, gaat berekenen.

### Kost Functie en Gradiënt afdaling

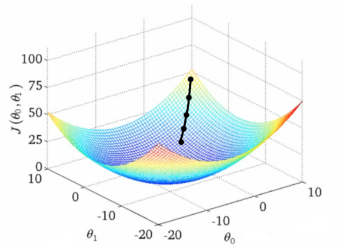
We willen een zo goed mogelijke hypothese opstellen. Men heeft een goede hypothese wanneer de gemiddelde afwijking van de outputwaarden ten opzichte van de echte waarden, zo laag mogelijk is. Die gemiddelde afwijking van een hypothese noemen we ook de kost. Verder zien we dat we voor andere waarden van de $\theta's$ een andere hypothese krijgen en dus ook telkens een andere kost. Door een kost functie op te stellen waarbij de parameters de $\theta's$ zijn en de output de kost, kan men bepalen voor welke $\theta's$ de kost het laagste is. Deze $\theta$-waarden gebruikt men dan voor het uiteindelijke functievoorschrift van de hypothese.
Als we ons voorbeeld van de prijsvoorspelling van huizen er terug bij nemen, waarbij we de hypothese gaan opstellen aan de hand van lineaire regressie stellen we de kost functie als volgt op

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (H_\theta(x_i) - Y_i)^2$$

met als model

$$H_\theta(x) = \theta_1 x + \theta_0$$

Deze kost functie noemt men ook wel de ***squared error cost function***. Merk op dat we niet zomaar telkens de som van het verschil tussen het resultaat van de hypothese nemen en de eigenlijke waarden. Het kwadraat van het verschil wordt genomen vanwege de negatieve verschillen die ook moeten worden opgenomen als afwijking. Verder vereenvoudigt men het rekenwerk door te delen door twee (deling door 2 zorgt ervoor dat factor 2 wegvalt in de gradient).
Zoals eerder gezegd is het de bedoeling om de waarden van de $\theta's$ te bepalen zodanig dat onze kost zo klein mogelijk is. Om het minimum van de kost functie te vinden, gebruiken we de techniek ***gradiënt afdaling***. Omwille van verschillende redenen is gradiënt afdaling een populaire techniek binnen machine learning voor minimalisatie. Algemeen werkt de techniek voor een algemene kost functie met n parameters $J(\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3, ..., \theta_n)$. Gradiënt afdeling heeft altijd een oplossing aangezien lineaire regressie met kwadratische kost altijd één globaal minimum heeft en gradiënt afdaling altijd een minimum kan vinden. Op onderstaande afbeelding ziet men een grafische weergave van de kost functie $J(\theta_0, \theta_1)$ van de huisprijsvoorspelling.



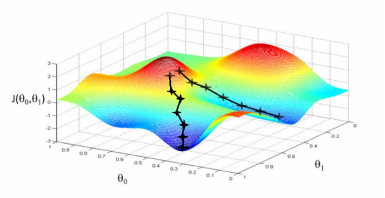

Figuur 2.1: Weergave van de kost functie (Bron:`https://class.coursera.org/ml-005/lecture/preview`)

Het principe van gradiënt afdaling is vrij intuïtief en staat ook aangeduid op bovenstaande tekening door de zwarte lijn. Het start met een random start punt, vervolgens gaat men stapsgewijs proberen te dalen tot het convergeert naar een lokaal minimum. Men kijkt bij iedere stap of de huidige kost kleiner is als de vorige. Zo ja, dan wil dit zeggen dat de kost nog altijd daalt en nog geen minimum gevonden is. Indien de huidige kost groter is, dan weet het algoritme dat het niet meer daalt en er een minimum gevonden is.
De werking van gradiënt afdaling kunnen we formeel neerschrijven. Met onze eerder opgestelde hypothese $H_\theta(x)$ en kostfunctie $J(\theta_0, \theta_1)$ noteren we het stapsgewijs dalen als

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{d}{d\theta_j} J(\theta_0, \theta_1) \text{ (voor j = 0 en j = 1)}$$

$\alpha$ noemt men de learning rate. Dit is de grootte van de stappen die men neemt bij het afdalen. De learning rate is een belangrijk element in het gradiënt afdalingsalgoritme. Als men deze te groot neemt kan men lokale minima overslagen en convergeert het algoritme niet. Als men $\alpha$ te klein neemt, zal het algoritme heel lang duren.
Een belangrijk detail bij de formule en het algoritme is het simultaan updaten van de twee parameters (zowel $\theta_0$ als $\theta_1$). Als men dit niet doet, spreekt men niet van gradiënt afdaling.
Soms kan het zijn dat men gradiënt afdaling moet toepassen op een kostfunctie met meerdere lokale minima bijvoorbeeld bij neurale netwerken. Dit kan voor problemen zorgen. Het algoritme zal stoppen in deze lokale minima en men wil het absolute minimum als eindresultaat. Meerdere

keren het algoritme uitvoeren met een andere startpunt, verkleint de kans dat het uiteindelijke resultaat van de gradiënt afdaling een lokaal minimum is. Onderstaande afbeelding illustreert dit.



Figuur 2.2: kost functie met meerdere lokale minima. (Bron:`https://class.coursera.org/ml-005/lecture/preview`)

Nu dat we het regressie probleem bij supervised learning hebben afgehandeld, gaan over naar het classificatie probleem. Zoals eerder vermeld is het classificatie probleem verschillend van het regressie probleem door dat men inputwaarden moet mappen op een outputwaarde die behoort tot een kleine set van mogelijkheden. Bij het regressie probleem kan de outputwaarde behoren tot een oneindige of grote reeks van mogelijkheden.

### 2.2.2 Classificatie Probleem

Een classificatie probleem is een ander probleem dat zich voordoet bij supervised learning. Men spreekt van een classificatie probleem wanneer men een hypothese moet opstellen waarbij de output van de hypothese behoort tot een kleine discrete set van mogelijkheden. Neem als voorbeeld een spamfilter, waarbij spam en geen spam de enigste mogelijke outputwaarde zijn. De experience $E$ is een dataset $v$ met mails. We hebben te maken met supervised learning, dus de dataset bevat voorbeelden met welke mails spam zijn en welke niet. De taak $T$ van de spamfilter is bepalen welke mails behoren tot spammail en welke niet. De prestatie $P$ wordt beoordeeld op basis van de kost bijvoorbeeld hoeveel mails er fout zijn gesorteerd.
Een reëel gevaar bij classificatie aan de hand van voorbeelden is overfitting en underfitting. Mitchell (1997) definieert overfitting als volgt:

*Given a hypothesis space H , a hypothesis h E H is said to overfit the training data if there exists some alternative hypothesis h' E H, such that h has smaller error than h' over the training examples, but h' has a smaller error than h over the entire distribution of instances.*

Wat eigenlijk wil zeggen dat hypothese H te goed werkt op zijn eigen trainingsset, maar vanaf het andere waarden begint te classificeren is de prestatie veel minder. Bij underfitting is het juist omgekeerd. De prestatie is lager op de trainingsset dan op een grote nieuwe dataset. Een populaire methode om een classificatie probleem op te lossen is ***logistische regressie***

#### Logistische Regressie

Het classificatie probleem is verschillend van het regressie probleem door dat de output behoort tot een kleine discrete set van outputmogelijkheden. Logistische regressie gaat in principe outputwaarden omvormen zodanig dat met het classificatie probleem kan oplossen met lineaire regressie. We zagen dat de hypothese volgens een lineaire regressie er als volgend uit zag:

$$H_\theta(x_n, x_{n-1}, ..., x_1) = \theta_n x_n + \theta_{n-1} x_{n-1} + ... + \theta_1 x_1 + \theta_0$$

Verkort kunnen we dit schrijven als een matrixvermenigvuldiging van de coëfficiënten $(\theta_n, \theta_{n-1}, ..., \theta_1)$ en de inputwaarden $(x_n, x_{n-1}, ..., x_1)$

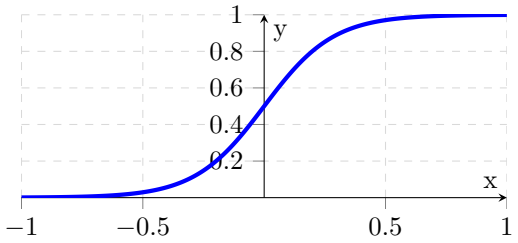
$$H_\theta(x) = (\theta^T x)$$

De hypothese bij logistische regressie ziet er hetzelfde uit, enkel wordt de **sigmoïde functie** of logistische functie toegepast.

$$H_\theta(x) = g((\theta^T x))$$

met als sigmoïde functie

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \text{ (z is een reeël getal)}$$

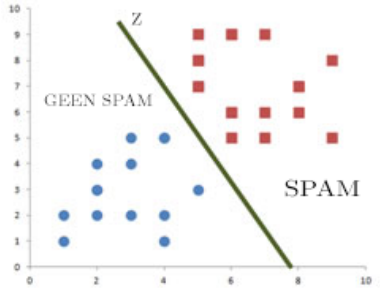



Figuur 2.3: illustratie van een sigmoïde functie.

De sigmoïde functie is een S-vormige functie en zorgt er voor dat iedere inputwaarden $(x_1, x_2, ..., x_n)$ gemapt worden op één van de outputwaarde $y$ uit de discrete set van mogelijkheden. Neem even terug het voorbeeld van de spamfilter. Elke mail moet ofwel spam zijn ofwel geen spam. De hypothese voor logistische regressie kan men uiteindelijk uitgeschrijven als

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

Als we de functie $Z(= \theta^T x)$ plotten samen met de resultaten van de hypothese, komt $Z$ overeen met een beslissingslijn. Een beslissingslijn geeft de grens weer tussen twee verschillende klassen. Bijvoorbeeld in onderstaand voorbeeld is een dataset van mails weergegeven met de beslissingslijn $Z$. Alles onder de beslissingslijn is geen spam, alles erboven wel.

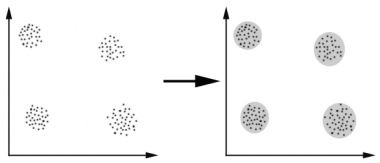



Figuur 2.4: illustratie van een mogelijke beslissingslijn.

Doordat de hypothese buiten de sigmoïde functie overeenkomt met lineaire regressie, gelden dezelfde principes. We zoeken naar een model waarbij de kost zo laag mogelijk is. Andere waarden voor van $\theta's$ geven andere hypotheses maar het lineair verband blijft. De uiteindelijke hypothese dat we moeten hebben, is diegene waarbij de kost het laagst is. Bij ons voorbeeld over spamfilters is dit de hoeveelheid mails die fout gesorteerd zijn. Dit minimalisatie probleem kunnen we wederom oplossen door de kost functie en gradiënt afdaling.

## 2.3 Unsupervised Learning

Unsupervised learning is een techniek waarbij het algoritme zelfstandig moet leren hoe de mapping verloopt tussen de inputwaarden en de outputwaarde. Bij supervised learning bevat de trainingsset voorbeelden van input-output waarden $(x_1, x_2, ..., x_d, y)$, en gebruikt het algoritme deze voorbeelden om een hypothese op te stellen zodat het nieuwe input-output waarden kan voorspellen. Dit is niet het geval bij unsupervised learning, de gegeven dataset bevat deze voorbeelden niet en het algoritme moet op een andere manier een hypothese opstellen. De trainingsset bevat niet de antwoorden.
Men probeert structuren en patronen te herkennen in de dataset en aan de hand hiervan een hypothese op te stellen. Het herkennen van structuren en patronen en dan juist identificeren doet men aan de hand van cluster algoritmes. Concreet gaat een cluster algoritme de data groeperen of ***clusteren*** in groepen en zo de data concreet identificeren. Onderstaand voorbeeld illustreert hoe deze identificatie kan verlopen.



Figuur 2.5: Identificatie bij clustering (Bron:`http://home.deib.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/index.html`

We gaan niet verder in op unsupervised learning. Het is minder toepasselijk in verband met text mining.

# Hoofdstuk 3

# Text Mining

Nu we een algemeen begrip hebben van wat machine learning juist is en welke algemene technieken het omvat, kunnen we overgaan naar text mining en zijn geschikte technieken. Dit hoofdstuk bespreekt welke technieken we kunnen gebruiken voor text mining en wat deze juist inhouden. Als laatste gaan we de theorie toepassen op een proefopstelling en gaan we de resultaten van dit experiment bespreken.
Text mining of text data mining is een techniek waarbij men aan tekstanalyse doet om zo trends en patronen te kunnen vaststellen. Neem opnieuw als voorbeeld onze artikels. Met text mining wil men de artikels zodanig analyseren dat men kan uitmaken welke artikels positief en welk negatief zijn. Een probleem dat zich onmiddelijk bij text mining voordoet is het ontbreken van een één-op-één relatie van woorden en een concept. Woorden verwijzen zelden eenduidig naar één concept. Zo kan het voorkomen van het woord "bankïn een tekst zowel verwijzen naar de financiële instelling als naar een doodgewone zitbank in het park. Dergelijke dubbele betekenis van woorden maakt het moeilijk om de woorden, met als gevolg ook de tekst, te mappen op een bepaald concept. Verder heeft men ook woorden in een tekst die weinig bijdragen tot de bepaling van het concept van de tekst bijvoorbeeld: ik,en,want... Deze woorden kan men uit de tekst filteren door een database aan te leggen met woorden die men moet negeren. Deze techniek en nog soortgelijke alternatieven vereisen dat er al een voorverwerking plaatsvindt voordat men de dataset echt gaat analyseren op patronen en trends. Dit noemt men ***document pre-processing***.

## 3.1 Document Pre-processing

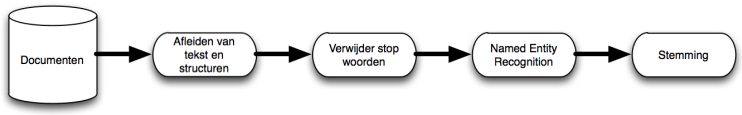
Document pre-processing is een optionele, maar zeker nuttig stap in het text mining proces. Document pre-processing bestaat eruit om de dataset al eens gaat verwerken voor het te laten analyseren door het algoritme, zodanig dat men extra informatie heeft die men kan gebruiken bij de eigelijke analyse van de dataset. Zo kan men bijvoorbeeld alle stopwoorden verwijderen uit de dataset. Wanneer men dan op deze gewijzigde dataset een analyse uitvoert, geeft men indirect de informatie mee dat stopwoorden er niet toe doen. Uiteraard is het verwijderen van stopwoorden één van de technieken. Er bestaan nog andere technieken die nuttig zijn als voorverwerking van een dataset. Zo kan men tekst en structuren afleiden. Bijvoorbeeld het omzetten van Microsoft Word of Latex documenten naar XML maakt het parsen en analyseren van de documenten voor het algoritme veel gemakkelijker.Verder kan men ook ***stemming*** toepassen. Stemming is een techniek waarbij men tracht om de stam van het woord te achterhalen. Bijvoorbeeld uit het woord *katachtig* kan men het woord *kat* afleiden. De techniek kan gebaseerd zijn op een woordenboek bijvoorbeeld *Mmorph* Petitpierre & Russell (1995) is zo'n stemmingswoordenboek. Verder kan

men de stemming ook baseren op een set van regels, bepaald door taalkundige. Het onderstaande voorbeeld illustreert een set van stemming regels voor het Frans:

$$
\begin{aligned}
&(m > 0)\ aux \rightarrow al \\
&(m > 0)\ ouse \rightarrow ou \\
&(m > 0)\ eille \rightarrow eil \\
&(m > 0)\ nne \rightarrow n \\
&(m > 0)\ fs \rightarrow v
\end{aligned}
$$

Figuur 3.1: Voorbeeld van stemming regels in het Frans

Tenslotte is ***named entity recognition*** (NER) ook een techniek die men gebruikt bij document pre-processing. Hierbij gaat men entiteiten proberen te detecteren in de tekst en deze labelen. Neem bijvoorbeeld de zin *Yannick heeft zich ingeschreven in de richting Computerwetenschappen aan de Vrije Universiteit Brussel in 2012.* Men kan met NER de entiteiten eruit halen, labelen en volgend resultaat verkrijgen:
$[\textit{Yannick}]_{persoon}$ *heeft zich ingeschreven in de richting Computerwetenschappen aan de* $[\textit{Vrije Universiteit Brussel}]_{organi}$
*in* $[2012]_{tijdsaanduiding}$
Algemeen kan men stellen dat een combinatie van deze technieken alleen maar de uiteindelijke resultaten ten goede komt. Hoe deze gecombineerd kunnen worden, wordt in het onderstaande voorbeeld geïllustreerd.




Figuur 3.2: Combinatie van technieken bij document pre-processing

## 3.2 Methoden

Na de document pre-proccesing kunnen we beginnen aan de eigelijke analyse van de dataset. Voor de text mining kunnen we de vector space methode gebruiken.

### 3.2.1 Vector Space Methode

De vector space methode 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 $\mathbf{d}_j$ 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 het 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 $n_d$. Dit resulteert in een matrix waarbij iedere kolom een document voorstelt.

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

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. De voorstelling brengt ons dichter bij het vinden van een verband tussen documenten. We kunnen aan de hand van de euclidische afstand bepalen of documenten gelijkaardig zijn of niet. Stel men heeft twee documenten met een kleine euclidische afstand. Dit wil eigelijk zeggen dat de vectorvoorstelling van de documenten gelijkaardig is. Wat wil zeggen dat de woordfrequenties ongeveer overeen komen en dus bijvoorbeeld de 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. Vaak is het nog altijd moeilijk om verschillend groepen tussen de documenten te onderscheiden. Daarom kan men nog extra verfijningen toepassen aan de hand van ***term weighting*** en ***Latent Semantic Models (LSM)***.

### Term weighting

Als men even stil staat bij onze TDM met woordfrequenties, 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 Fictionën de woorden "Pulpën ëxcellent". "Pulpïs 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 recensist de film fantastisch vond, het zal niet in elk document voorkomen en is waardevolle informatie. Term weighting zal dus bij dit voorbeeld ëxcellentëen grotere gewicht toewijzen als "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.

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

De tf-idf matrix bekomt men dan door alle woordfrequenties van het terms-document matrix te vervangen door de tf-idf score. Deze matrix wordt bijvoorbeeld vaak gebruikt om de gelijkenissen tussen twee documenten te bepalen op basis van cosinusgelijkenis.

### Latent Semantic Models

Als tweede verfijning van het vector space model, hebben we latent semantic models (LSM). Met LSM probeert men 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 ëconomie", willen we ook documenten met "financiën"terugkrijgen. Voor LSM 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 2 woorden als ze vaak voorkomen in dezelfde documenten.
Merk op dat bij Latent Semantic Models het wederom belangrijk is dat ieder woord naar één concept verwijst.
Analytisch wordt LSM toegepast door **Singular Value Decomposition (SVD)** toe te passen op de terms-document 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

$$A = U\Sigma V^T = \underbrace{\begin{bmatrix}\mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_r\end{bmatrix}}_{\text{Kolommen } A} \quad \underbrace{\begin{bmatrix}\mathbf{u}_{r+1} & \dots & \mathbf{u}_m\end{bmatrix}}_{\text{Nul } A^T} \begin{bmatrix}\sigma_1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_k & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0\end{bmatrix} \begin{bmatrix}\mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \\ \dots \\ \mathbf{v}_r^T \\ \mathbf{v}_{r+1}^T \\ \dots \\ \mathbf{v}_n^T\end{bmatrix} \begin{matrix}\left.\vphantom{\begin{matrix}a\\a\\a\\a\end{matrix}}\right\} \text{Rijen } A \\ \left.\vphantom{\begin{matrix}a\\a\\a\\a\end{matrix}}\right\} \text{Nul } A\end{matrix}$$

U is de unitaire matrix waarbij men $u_1, u_2, ..., u_n$ de linker singuliere vectors noemt. Deze stellen een document met zijn features voor. $V^T$ is de geconjugeerde getransponeerde matrix van V. $v_1, v_2, ..., v_n$ noemt men de rechter singuliere vectors en stellen de woorden met hun features over alle documenten voor. $\Sigma$ is diagonaal matrix met singuliere waarden $\sigma_1, \sigma_2, .., \sigma_n$' op de diagonaal. De reductie van een term-document matrix naar een dimensie van $K$ gebeurt door de hoogste $K$ singuliere waarden te nemen in $\Sigma$ 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. Laat dit het toe om een soort van context groepen te creëren en zo een zeker inzicht te krijgen in de dataset. Het is dan ook gebleken dat SVD toepassen een zeer nuttige eerste stap is bij text mining Maas et al. (2011) omdat men nieuwe meer efficiënte features krijgt. De nieuwe features geven meer duidelijkheid en inzicht en kunnen dienen als input voor een machine learning algoritme dat probeert text te analyseren bijvoorbeeld bij classificatie of sentiment prediction.

## 3.3 Latent Semantic Analysis (LSA) Experiment

We stellen nu een proefopstelling op en we gaan het de vector space methode bij text mining toepassen op een echt voorbeeld.

### 3.3.1 Proefopstelling

Als eerste verkrijgen we onze trainingsset door de polarity v2 dataset (website: http://www.cs.cornell.edu/People/pabo/r
review-data) te downloaden. Deze dataset bevat positieve en negatieve recensies van imdb. We hebben te maken met supervised learning, want we weten welke recensies positief en welke negatief zijn. Het doel van het experiment is door middel van de geziene technieken zoals de vector space methode met latent semantic analysis en term weighting een inzicht te krijgen in de dataset en we proberen gelijkaardige recensies te groeperen. Tenslotte onderzoeken we de hypothese, waarbij we zeggen hoe meer features we hebben voor een document, hoe groter de nauwkeurigheid bij de classificatie.

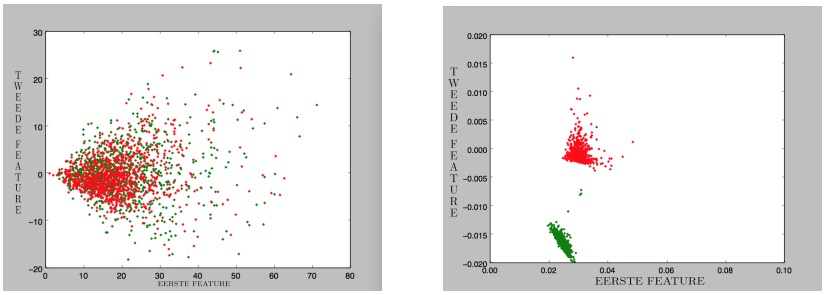
### 3.3.2 Werkwijze

De werkwijze verloopt als volgt: Eerst passen we document pre-processing toe. We halen alle stopwoorden en leestekens uit de dataset. Vervolgens stellen we een document-term matrix op. Dan optimaliseren we deze matrix voor classificatie door de matrix om te vormen naar een tf-idf matrix. Dit is de techniek waarbij we iedere frequentie $f_{ij}$ van een woord $w_i$ vervangen door de tf-idf score van het woord. Daaropvolgend reduceren we de dimensie van onze tf-idf matrix naar twee door de latent semantic methode toe te passen. Iedere recensie wordt na de reductie voorgesteld door middel van twee features. De recensies plotten we dan met elke recensie als een punt met een andere kleur voor positieve en negatieve recensies. Ten slotte nemen we terug onze tf-idf matrix en reduceren het naar door een bepaald aantal features bijvoorbeeld 10, 50, 100, 500. En we kijken of onze hypothese geld waarbij we betere classificatie resultaten krijgen bij meer features.

### 3.3.3 Resultaten

Als resultaat zien we dat het invoeren van term weighting zoals de tf-idf matrix echt wel nut heeft voor dat we de latent semantic methode toepassen. Als we de twee plots vergelijken, de ene zonder term weighting dan andere met term weighting, zien we duidelijk dat we bij diegene met term weighting duidelijk twee groepen kunnen onderscheiden.

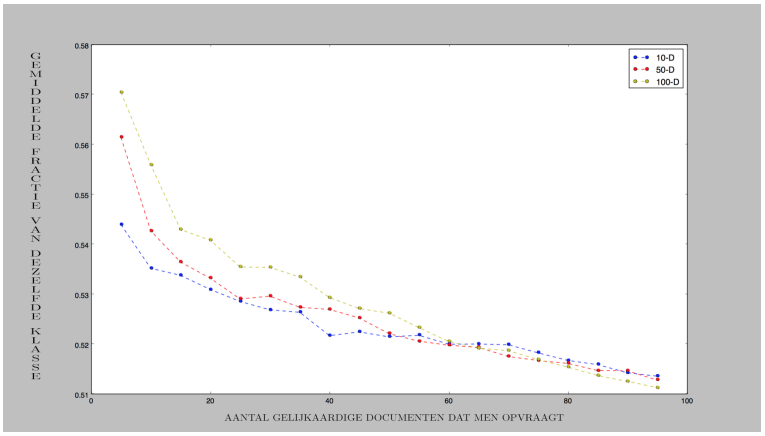
Tenslotte kunnen we ook onze hypothese bevestigen. We zien dat de hoeveelheid aan features, de nauwkeurigheid van de classificatie beïnvloed. Onderstaande afbeelding geeft deze relatie weer. De x-waarde stelt het aantal gelijkaardige recensies dat men opvraagt voor. De y-waarde geeft aan hoeveel er gemiddeld effectief juist geclassificeerd zijn. Belangrijk om te weten is dat de dataset voor de helft uit positieve recensies bestaat en voor de helft uit negatieve. We trachten dus bij de




(a) LSA zonder term weighting (b) LSA met term weighting

Figuur 3.3: Effect van term weighting voor LSA

classificatie een gemiddeld percentage van 50 percent te halen en we zien dat op onderstaand voorbeeld de lijn van 500 features hier het beste in slaagt.




Figuur 3.4: Nauwkeurigheid van de classificatie bij een verschillend aantal features

# Hoofdstuk 4

# Conclusie

In deze voorbereiding hebben we omschreven wat Machine Learning juist omvat. Namelijk het onderzoeken en ontwikkeling van zelflerende algoritmes, die hoofdzakelijk uit drie stappen bestaan, namelijk data verzamelen, verwerken en analyseren. Naargelang het soort data en wat deze weergeeft bestaan er binnen het domein van Machine Learning verschillende technieken met hun specifieke eigenschappen en voorbeelden. Voor situaties waarin we op voorhand over voldoende data beschikken en we duidelijk weten wat deze data betekend, bespraken we in sectie 2.2 verschillende supervised learning technieken die in staat zijn om een hypothese te formuleren op basis van de gegeven data. We maakte een duidelijk onderscheid welke problemen er zich kunnen voordoen zoals een classificatie probleem versus een regressie probleem en hoe men deze moet oplossen.
We hebben gezien dat een classificatie probleem zich onderscheidt van een regressie probleem door dat de output van de hypothese zich beperkt tot een kleine set van mogelijkheden, wat bij een regressie probleem een hele reeks van mogelijkheden is. Vervolgens hebben we een specifieke techniek besproken, namelijk de vector space methode. Een methode die van toepassing is bij text mining. Deze methode kan men op verschillende manieren verfijnen. Zo raadde we aan in sectie 3.1 om document pre-processing toe te passen op de dataset voor de verwerking van de data. Verder werd er ook aangeraden in sectie 3.2.1 om de standaard vector space methode te optimaliseren met technieken zoals Latent Semantic Analysis (LSA) en Term weighting. Ten slotte hebben we een proefopstelling opgesteld waarbij de techniek LSA wordt toepast en de efficiëntie en werking van Latent Semantic Analysis nogmaals wordt bevestigd.

# Hoofdstuk 5

# Beschrijving Bachelorproef

In de bachelorproef gaan we meerdere technieken voor gevoelsanalyse trainen en evalueren specifiek voor de Nederlandse taal. Deze technieken gaan van het gebruik maken van bestaande woordenlijsten tot het trainen van een classificatiealgoritme met nieuwe verzamelde data zoals bijvoorbeeld recensies van Nederlandse magazines en websites. De prestatie van deze technieken wordt geëvalueerd door het te testen op dataset zoals het NMBS experiment waarbij men gaat onderzoeken of bepaalde waarden van de gevoelsanalyse verschillende twittergebruikers kunnen onderscheiden bijvoorbeeld diegene die klagen versus diegene die informeren. Meer concreet bestaat de proef uit meerdere taken. Eerst verzamelt men trainingsdata van Twitter en labelt men manueel de data voor een classifier. Door de trainingsset te labelen, hebben we te maken met supervised learning. Uit de voorbereiding weten we welke problemen er zich kunnen voordoen en hoe deze op te lossen. Vervolgens moet men trainingsdata van verschillende Nederlandse websites verzamelen voor een meer geavanceerde training. Bij die geavanceerde trainingen, weten we dankzij ons experiment dat we zeker beroep moeten doen op technieken van text mining zoals Latent Semantic Analysis of term weighting. Indien we dit niet doen, zullen de prestaties veel minder zijn. Om te kijken of de prestaties wel voldoen moet men daaropeenvolgend de prestaties vergelijken met algemene (Engels geoptimaliseerde) technieken. Als laatste test men de invloed van de gevoelsanalyse bij andere projecten.

# Literatuur


*Intro to data science.* (z. j.). https://www.udacity.com/course/ud359. (Accessed: 2014-12-11)

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)

Maas, A. L., Daly, R. E., Pham, P. T., Huang, D., Ng, A. Y. & Potts, C. (2011). Learning word vectors for sentiment analysis. In *Proceedings of the 49th annual meeting of the association for computational linguistics: Human language technologies-volume 1* (pp. 142–150).

Manning, C. D., Raghavan, P. & Schütze, H. (2008). *Introduction to information retrieval* (Dl. 1). Cambridge university press Cambridge.

Mantrach Amin, H. B. M. S., Nicolas Vanzeebroeck. (z. j.). *Machine learning course ulb: Text mining.* https://ai.vub.ac.be/sites/default/files/textmining2011.pdf. (Accessed: 2014-15-11)

McKinney, W. (2012). *Python for data analysis: Data wrangling with pandas, numpy, and ipython.* "O'Reilly Media, Inc.
.

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)

Petitpierre, D. & Russell, G. (1995). Mmorph-the multext morphology program. *Multext deliverable report for the task*, *2*(1).

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.

*A tutorial on clustering algorithms.* (z. j.). http://home.deib.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/index.html. (Accessed: 2015-01-11)