



Vorlesung Maschinelles Lernen

SVM – Textkategorisierung

Katharina Morik, Claus Weihs

LS 8 Informatik
Computergestützte Statistik
Technische Universität Dortmund

24.5.2011



Gliederung

- 1 Web Mining
 - Information Retrieval
- 2 Textklassifikation
- 3 Verwendung des Modells zur Textklassifikation für zeitgestempelte Daten



World Wide Web

- Seit 1993 wächst die Anzahl der Dokumente – 12,9 Milliarden Seiten (geschätzt für 2005)
- Ständig wechselnder Inhalt ohne Kontrolle, Pflege
 - Neue URLs
 - Neue Inhalte
 - URLs verschwinden
 - Inhalte werden verschoben oder gelöscht
- Verweisstruktur der Seiten untereinander
- Verschiedene Sprachen
- Unstrukturierte Daten



Aufgaben

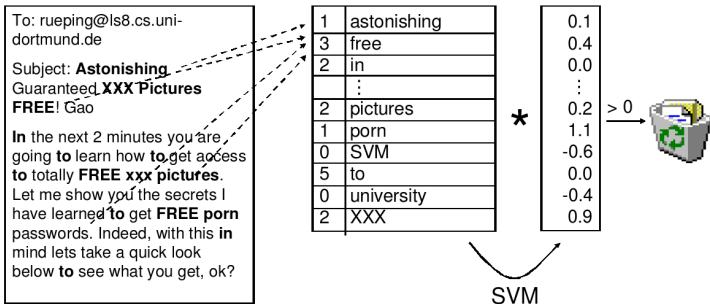
- Indexierung möglichst vieler Seiten (Google)
- Suche nach Dokumenten, ranking der Ergebnisse z.B. nach Häufigkeit der Verweise auf das Dokument (PageLink – Google)
- Kategorisierung (Klassifikation) der Seiten manuell (Yahoo), automatisch
- Strukturierung von Dokumentkollektionen (Clustering)
- Personalisierung:
 - Navigation durch das Web an Benutzer anpassen
 - Ranking der Suchergebnisse an Benutzer anpassen
- Extraktion von Fakten aus Texten



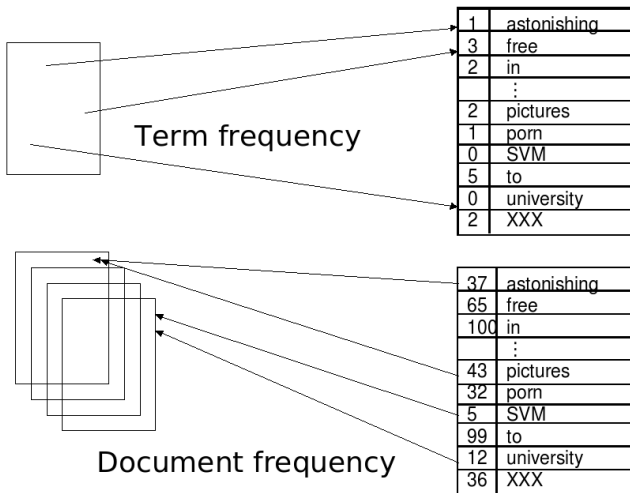
Information Retrieval

- Ein Dokument besteht aus einer Menge von Termen (Wörtern)
 - Bag of words: Vektor, dessen Komponenten die Häufigkeit eines Wortes im Dokument angeben.
- Für alle Dokumente gibt es eine Termliste mit Verweis auf die Dokumente.
 - Anzahl der Dokumente, in denen das Wort vorkommt.

Beispiel zur Klassifikation



Texte als Daten





TFIDF

- Term Frequenz: wie häufig kommt ein Wort w_i in einem Dokument d vor? $TF(w_i, d)$
- Dokumentenfrequenz: in wie vielen Dokumenten einer Kollektion D kommt ein Wort w_i vor? $DF(w_i)$
- Inverse Dokumentenfrequenz:

$$IDF(D, w_i) = \log \frac{|D|}{DF(w_i)}$$

- Bewährte Repräsentation:

$$TFIDF(w_i, D) = \frac{TF(w_i, d)IDF(w_i, D)}{\sqrt{\sum_j [TF(w_j, d)IDF(w_j, D)]^2}}$$



Textklassifikation

- Thorsten Joachims “The Maximum-Margin Approach to Learning Text Classifiers Kluwer”, 2001
- Modell der Textklassifikation TCat
- Verbindung zur SVM-Theorie

→ theoretisch begründete Performanzabschätzung



Eigenschaften der Textklassifikation 1

- Hochdimensionaler Merkmalsraum

- Reuters Datensatz mit 9603 Dokumenten: verschiedene Wörter

$$V = 27658$$

- Heapes Gesetz: Anzahl aller Wörter

$$({}_s)V = ks^\beta$$

- Beispiel:

- Konkatenieren von 10 000 Dokumenten mit je 50 Wörtern zu einem,
- $k = 15$ und $\beta = 0,5$
- ergibt $V = 35000 \rightarrow$ stimmt!



Eigenschaften der Textklassifikation 2

- Heterogener Wortgebrauch
 - Dokumente der selben Klasse haben manchmal nur Stoppwörter gemeinsam!
 - Es gibt keine relevanten Terme, die in allen positiven Beispielen vorkommen.
 - Familienähnlichkeit (Wittgenstein): A und B haben ähnliche Nasen, B und C haben ähnliche Ohren und Stirn, A und C haben ähnliche Augen.



Eigenschaften der Textklassifikation 3

- Redundanz der Merkmale
 - Ein Dokument enthält mehrere die Klasse anzeigende Wörter.
 - Experiment:
 - Ranking der Wörter nach ihrer Korrelation mit der Klasse.
 - Trainieren von Naive Bayes für Merkmale von Rang
 - 1 - 200 (90% precision/recall)
 - 201 - 500 (75%)
 - 601 - 1000 (63%)
 - 1001- 2000 (59%)
 - 2001- 4000 (57%)
 - 4001- 9947 (51%) – zufällige Klassifikation (22%)



Eigenschaften der Textklassifikation 4

- Dünn besetzte Vektoren
- Reuters Dokumente durchschnittlich 152 Wörter lang
 - mit 74 verschiedenen Wörtern
 - also meist bei etwa 78 Wörtern 0
- Euklidische Länge der Vektoren klein!



Eigenschaften der Textklassifikation 5

- Zipfs Gesetz: Verteilung von Wörtern in Dokumentkollektionen ist ziemlich stabil.
 - Ranking der Wörter nach Häufigkeit (r)
 - Häufigkeit des häufigsten Wortes (max)
 - $\frac{1}{r}max$ häufig kommt ein Wort des Rangs r vor.
- Generalisierte Verteilung von Häufigkeit nach Rang (Mandelbrot): v ist Größe der Dokumentkollektion in Wortvorkommen

$$\frac{v}{(k + r)^\phi}$$



Plausibilität guter Textklassifikation durch SVM

- R sei Radius des Balles, der die Daten enthält. Dokumente werden auf einheitliche Länge normiert, so dass $R = 1$
- Margin sei δ , so dass großes δ kleinem $\frac{R^2}{\delta^2}$ entspricht.

Reuters	$\frac{R^2}{\delta^2}$	$\sum_{i=1}^n \xi$	Reuters	$\frac{R^2}{\delta^2}$	$\sum_{i=1}^n \xi$
Earn	1143	0	trade	869	9
acquisition	1848	0	interest	2082	33
money-fx	1489	27	ship	458	0
grain	585	0	wheat	405	2
crude	810	4	corn	378	0



TCat Modell – Prototyp

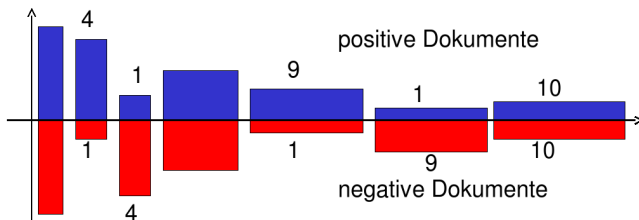
- Hochdimensionaler Raum: $V = 11100$ Wörter im Lexikon
- Dünn besetzt: Jedes Dokument hat nur 50 Wörter, also mindestens 11050 Nullen
- Redundanz: Es gibt 4 mittelhäufige und 9 seltene Wörter, die die Klasse anzeigen
- Verteilung der Worthäufigkeit nach Zipf/Mandelbrot.
- Linear separierbar mit $\beta_0 = 0, \sum_{i=1}^{11100} \beta_i x_i$

$$\beta_i = \begin{cases} 0,23 & \text{für mittelhäufige Wörter in } POS, \\ -0,23 & \text{für mittelhäufige Wörter in } NEG, \\ 0,04 & \text{für seltene Wörter in } POS, \\ -0,04 & \text{für seltene Wörter in } NEG, \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$



TCat im Bild

- 20 aus 100 Stoppwörtern, 5 aus 600 mittelhäufigen und 10 aus seltenen Wörtern kommen in *POS*- und *NEG*-Dokumenten vor;
4 aus 200 mittelhäufigen Wörtern in *POS*, 1 in *NEG*, 9 aus 3000 seltenen Wörtern in *POS*, 1 in *NEG* (Es müssen nicht immer die selben Wörter sein!)





The TCat concept

$$TCat ([p_1 : n_1 : f_1], \dots, [p_s : n_s : f_s])$$

describes a binary classification task with s sets of disjoint features. The i -th set includes f_i features. Each positive example contains p_i occurrences of features from the respective set and each negative example contains n_i occurrences. The same feature can occur multiple times in one document. (Joachims 2002)



TCat zum Bild

7 disjunkte Wortmengen; bei einem zur Klasse gehörigen Dokument kommt 20 mal eines der 100 Wörter der ersten Wortmenge vor, 4 mal eines der 200 Wörter der zweiten Wortmenge, ...; bei einem nicht zur Klasse gehörigen Dokument gibt es 20 Auftreten von Wörtern aus der ersten Wortmenge, ... Es sind also nicht bestimmte Wörter, die die Klassenzugehörigkeit anzeigen!

$$TCat(\underbrace{[20 : 20 : 100]}_{\text{sehr häufig}} \\ \underbrace{[4 : 1 : 200][1 : 4 : 200][5 : 5 : 600]}_{\text{mittel häufig}} \\ \underbrace{[9 : 1 : 3000][1 : 9 : 3000][10 : 10 : 4000]}_{\text{selten}})$$



Lernbarkeit von TCat durch SVM

(Joachims 2002) Der erwartete Fehler einer SVM ist nach oben beschränkt durch:

$$\frac{R^2}{n+1} \frac{a+2b+c}{ac-b^2}$$

$$a = \sum_{i=1}^s \frac{p_i^2}{f_i}$$

$$b = \sum_{i=1}^s \frac{p_i^2 n_i}{f_i}$$

$$c = \sum_{i=1}^s \frac{n_i^2}{f_i}$$

$$R^2 = \sum_{r=1}^d \left(\frac{v}{(r+k)^\phi} \right)^2$$

Es gibt l Wörter, s Merkmalsmengen, für einige i : $p_i \neq n_i$ und die Termhäufigkeit befolgt Zipfs Gesetz. Wähle d so, dass:

$$\sum_{r=1}^d \frac{v}{(r+k)^\phi} = l$$



Was wissen Sie jetzt?

- Die automatische Klassifikation von Texten ist durch das WWW besonders wichtig geworden.
- Texte können als Wortvektoren mit TFIDF dargestellt werden. Die Formel für TFIDF können Sie auch!
- Textkollektionen haben bzgl. der Klassifikation die Eigenschaften: hochdimensional, dünn besetzt, heterogen, redundant, Zipfs Gesetz.
- Sie sind mit breitem margin linear trennbar.
- Das TCat-Modell kann zur Beschränkung des erwarteten Fehlers eingesetzt werden. Die Definition von TCat kennen Sie mindestens, besser wäre noch die Fehlerschranke zu kennen.



Verwendung des TCat Modells für zeitgestempelte Daten

Und jetzt wenden wir das Gelernte auf ein Gebiet fernab von Texten an!



Lokale Muster

- Lokale Muster beschreiben seltene Ereignisse.
- Gegeben ein Datensatz, für den ein globales Modell bestimmt wurde, weichen lokale Muster davon ab.
 - Lokale Muster beschreiben Daten mit einer internen Struktur, z.B. Redundanz, Heterogenität



Zeit-gestempelte Daten

- Zeit-gestempelte Daten können transformiert werden in:
 - Eine Menge von Ereignissen,
 - Zeitintervalle,
 - Zeitreihen.



Klassische Methoden

- Zeitreihenanalyse für Vorhersage, Trend und Zyklus Erkennung
- Indexing und clustering von Zeitreihen (time warping)
- Segmentierung (motif detection)
- Entdeckung von Episoden
 - frequent sets,
 - chain logic programs (grammars)
- Regression



Beispielrepräsentation

- Die Beispielrepräsentation X bestimmt die Anwendbarkeit der Methoden: welche Variablen, was sind Beispiele?
- Bedeutung der Repräsentation lange unterschätzt.
- Suche nach guter Repräsentation ist aufwändig.
- Transformieren der Rohdaten in die Repräsentation auch.



Einige Repräsentationen für zeitgestempelte Daten

- Schnappschuss: ignoriere Zeit, nimm nur den aktuellen Zustand. (So war es bei der Intensivmedizin-Anwendung.)
- Ereignisse mit Zeitintervallen: aggregiere Zeitpunkte zu Intervallen, wende frequent set mining an. (Das machen wir in dieser Vorlesung nicht.)
- Generierte Merkmale: hier: transformiere Zeitinformation in Häufigkeitsmerkmale!



Häufigkeitsmerkmale für Zeitaspekte

- Term frequency: wie oft änderte Attribut A seinen Wert a_i für ein Objekt c_j .

$$tf(a_i, c_j) = \| \{x \in \text{timepoints} \mid a_i \text{ of } c_j \text{ changed} \} \|$$

- Document frequency: in wie vielen Objekten c_j änderte Attribut A seinen Wert a_i .

$$df(a_i) = \| \{c_j \in C \mid a_i \text{ of } c_j \text{ changed} \} \|$$

- TF/IDF:

$$tfidf(a_i) = tf(a_i, c_j) \log \frac{\|C\|}{df(a_i)}$$



Fallstudie SwissLife

- Lokale Muster
 - Seltenes Ereignis der Kündigung
 - Lokales Muster weicht ab vom generellen Modell
 - Interne Struktur in lokalen Mustern
- Zeit-gestempelte Daten
 - Schnappschuss
 - Zeitintervall
 - Generierte Merkmale: *TFIDF*



Lokale Muster in Versicherungsdaten

- Nur 7.7% der Verträge enden vorzeitig (customer churn).
- Für einige Attribute weicht die likelihood in der churn-Klasse von der globalen ab.
- Interne Struktur:
 - Überlappung: häufige Mengen in churn Verträgen sind auch häufig in fortgesetzten Verträgen.
 - Redundanz: in jedem Vertrag gibt es mehrere Attribute, die auf Fortsetzung oder Kündigung hinweisen.
 - Heterogenität: Es gibt gekündigte Verträge, die nicht ein einziges Attribut gemeinsam haben.



Contract Table

VVID	VVAENDNR	VVWIVON	VVWIBIS	VVAENDAT	VVAENDART	...
16423	1	1946	1998	1946	1000	
16423	2	1998	1998	1998	27	
16423	3	1998	1998	1998	4	
16423	4	1998	1998	1998	54	
16423	5	1998	1998	1998	4	
16423	6	1998	9999	1998	61	
5016	1	1997	1999	1997	33	
5016	2	1999	2001	1999	33	
5016	3	2001	2001	2001	33	
5016	4	2001	2001	2001	33	
5016	5	2001	2002	2001	81	
5016	6	2002	9999	2001	94	
...



Datensatz

- Tabellen enthalten Informationen über
 - 217586 Komponenten and
 - 163745 Kunden
- Attribute:
 - 14 Attributes ausgewählt
 - Eines der Attribute gibt den Grund an für einen Wechsel.
Es gibt 121 Gründe. Daraus werden 121 Boolean Attribute.
 - 134 Attribute mit *TFIDF* Werten.



Erste Experimente

- Bei SwissLife wurde die Abweichung der Wahrscheinlichkeit bestimmter Attributwerte in gekündigten und fortgesetzten Verträgen festgestellt anhand der Schnappschussrepräsentation → keine operationale Vorhersage.

Calculating Term Frequency

VVID	...	VVSTACD	VVPRFIN	VVPRZA	VVINKZWEI	VVBEG	VVEND	VVINKPRL	...
16423		4	1	2	2	1946	1998	295.29	
16423		4	1	2	2	1946	1998	295.29	
16423		4	5	2	0	1946	2028	0	
16423		5	3	2	0	1946	2028	0	
16423		4	1	2	2	1946	1998	295.29	
16423		5	3	2	0	1946	1998	0	

3	VVSTACD
4	VVPRFIN
0	VVPRZA
3	VVINKZWEI
0	VVBEG
2	VVEND
3	VVINKPRL



Experimente mit der TFIDF Repräsentation

- Vergleich der originalen Repräsentation und der TFIDF
 - 10fold cross validation
 - Apriori mit Konklusion 'churn'
 - Entscheidungsbaumlerner J4.8
 - Naive Bayes
 - mySVM mit linearem Kern
 - F-measure balanciert precision und recall gleich.

Alle Lernalgorithmen werden besser mit der *TFIDF*-Repräsentation.



Resultate (F-measure)

Lerner	TF/IDF repr.	Original repr.
Apriori	63.35	30.24
J4.8	99.22	81.21
Naive Bayes	51.8	45.41
mySVM	97.95	16.06



Erklärung?

- TF/IDF stammt aus Lernen über Texten.
- Dazu gibt es eine Theorie – TCat.
- Können wir die auch hier einsetzen??



Datenbeschreibung im TCat Modell

$$TCat(\underbrace{[2 : 0 : 2], [1 : 4 : 3]}_{\text{high frequency}}, \underbrace{[3 : 1 : 3], [0 : 1 : 4]}_{\text{medium frequency}}, \underbrace{[1 : 0 : 19], [0 : 1 : 64]}_{\text{low frequency}}, \underbrace{[1 : 1 : 39]}_{\text{rest}})$$

$[1 : 4 : 3]$: Aus der Menge von 3 Merkmale finden wir ein Auftreten in positiven und 4 in negativen Beispielen.



Learnability of TCat

Error bound (Joachims 2002)

$$\frac{R^2}{n+1} \frac{a+2b+c}{ac-b^2}$$

$$a = \sum_{i=1}^s \frac{p_i^2}{f_i} = 5.41$$

$$b = \sum_{i=1}^s \frac{p_i^2 n_i}{f_i} = 2.326$$

$$c = \sum_{i=1}^s \frac{n_i^2}{f_i} = 5.952$$

$$R^2 = \sum_{r=1}^d \left(\frac{c}{(r+k)^\phi} \right)^2 \leq 37$$

Nach 1000 Beispielen erwarteter Fehler $\leq 2.2\%$

Tatsächlicher Fehler 2.05%



Experimente zu lokalen Mustern

- Durch TCat-Konzepte Daten künstlich generieren.
- Lokale Muster als seltene Ereignisse mit interner Struktur.



Lokale Muster: Verzernte Verteilung

- 10 000 Beispiele mit 100 Attributen
- SVM runs mit 10 fold cross validation

<i>Repr.</i>	<i>Targetconcept :</i>	<i>Verzerrung:</i>
TF/IDF	1. change of a particular attribute	50%, 25%,
Boolean	2. frequency of changes	12.5%, 6.25%



Lokale Muster: Strukturen

- 10 000 Beispiele mit 100 Attributen
- 20 Attribute wechseln pro Beispiel (dünn besetzt)
- Variieren:
 - Heterogenität: $\frac{f_i}{p_i}$ Beispiele der selben Klasse haben kein gemeinsames Attribut 4, 5, 10, 20
 - Redundanz: $\frac{p_i}{f_i}$ oder $\frac{n_i}{f_i}$ für die Redundanz innerhalb einer Klasse 0.5, 0.2, 0.1
 - Überlappung: einige Attribute sind häufig in beiden Klassen 0.25, 0.66



Resultate

- Für alle Kombinationen ohne Überlappung sind die Lernergebnisse 100% in Boolean und im TF/IDF- Format.
- Mehr Überlappung verschlechtert das Lernen bei Boolean auf 68.57% F-measure.
- Für alle Kombinationen (auch mit großer Überlappung) erreicht das Lernen mit TF/IDF Daten 100% precision und recall.



Navigation im Raum der Beispiele

- Zunehmende Größe des Datensatzes zeitgestempelter Daten: Schnappschuss < Intervalle < Boolean < TF/IDF
- TF/IDF ist günstig für lokale Muster, wenn diese Redundanz, Heterogenität als Eigenschaft aufweisen.
- Berechnung des TCat Modells für gegebene Daten implementiert → Fehlerschranke angebbar.



Was wissen Sie jetzt?

- Lokale Muster haben manchmal die typische TCat-Struktur.
- Sie haben gesehen, wie manche zeitgestempelte Datenbanken in TCat-Modelle transformiert werden können.
- Die Lernbarkeit mit linearer SVM der so transformierten Daten können Sie ausrechnen.