# Web Mining: Übung 3 Lösungsvorschlag



## Aufgabe 1: Einteilung der Testdaten



- Verwendeter Testdatensatz: Co-training Experiments for COLT 98 http://www.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/project/theo-51/www/co-training/data/
- Testdaten sind in Unterordnern sortiert: Art/Kategorie/VolleURL
- Art kann "fulltext" oder "inlinks"
- "fulltext": HTML-Dateien
- "inlinks": Link-Text(e), die auf die Seiten verwiesen haben. Beispiel: <a href=VolleURL>Link-Text</a>
- Zur einfacheren Verarbeitung soll die Ordnerhierarchie entfallen und die Informationen in den Dateinamen übernommen werden.

#### Aufgabe 1:

# BASH: Neusortierung/Entfernung der Hierarchie Teil 1: Die dunklen Zeichen



- Mit einem Bash-Skript soll die Hierarchie flach gezogen werden
- Das Namensschema der Dateien soll lauten: fulltext|inlinks \_\_\_\_ Kategorie \_\_\_ VolleURL
- Die URL soll dabei außerdem angepasst werden:
  - Doppelpunkte werden entfernt, weil sich Windows daran stört
  - http://www. wird ersetzt, um die URLs zu verkürzen. Windows stört sich auch an langen Dateipfaden
- Am Ende sehen die Dateinamen so aus:
- Vorteil des Ersetzens gegenüber dem Wegwerfen einzelner Zeichen/Abschnitte: Es gehen keine Informationen verloren. Bei Bedarf kann der gesamte Link wiederhergestellt werden.

### Aufgabe 1:

# BASH: Neusortierung/Entfernung der Hierarchie Teil 2: Angriff der Kategorisierung



- ▶ Die Daten müssen nun noch in Test- und Trainingsdaten eingeteilt werden
- Das Skript wirft für jede Datei die Münze und dokumentiert das Ergebnis ebenfalls im Dateinamen
- Beispiel:

Das Ergebnis der Verteilung scheint zufällig und damit brauchbar:

	Training	Test	Summe
course	233	227	460
non-course	802	840	1642
Summe	1035	1067	2102

▶ Mit dem im weiteren Verlauf verwendeten libsvm lassen sich die Daten zwar einfacher und eleganter in Trainings- und Testdaten einteilen, aber da es nun mal in der Aufgabenstellung stand ...

### Aufgabe 2: Aufbereitung der Daten Dokument zu Wort-Liste Beispieldokument



# CSE 590D (Autumn 1995): Transcript-Based Education/WWW

#### Welcome to the CSE 590D Home Page!

This is the World Wide Web ("the Web" for short) hypermedia document for CSE 590D and contains information about the class. Keep in mind that this document is not static, and that new information will be added from time to time.

Copyright Notice: The material in this course web is subject to copyright. While it may be viewed by the public, it should not be installed at any web site other than the one at the University of Washington.

Reading for October 10 -- G. McCalla: "The Central Importance of Student Modelling in Intelligent Tutoring."

Reading for October 17 -- (presented by Sandi Youngquist)

Meeting of October 23 -- Discussion with Paul Barton-Davis about Internet services.

Reading for October 31 -- C. Laborde and J-M Laborde: "Problem Solving in Geometry: From Microworlds to Intelligent Computer Environments" (presented by Tessa Lau)

Reading for November 7 -- B. Bartels: "Promoting mathematics connections with concept mapping" (plus presentation by Gary Anderson)

No meeting November 14 --

Reading for November 21 --

The readings for this meeting are all online (on the WWW).

## Aufgabe 2: Aufbereitung der Daten Dokument zu Wort-Liste Reduzierung der Wörter



- ► Text aus dem html-Body wird in Kleinbuchstaben transformiert und an Leerstellen in einzelne Wörter unterteilt
- Emailadressen und URLs, die mit http[s]:// beginnen, werden entfernt
- Wörter, die auf Satzzeichen, Klammern, Anführungszeichen etc. enden, werden um dieses reduziert
- Ebenso Wörter, die mit Klammern, Anführungszeichen o.ä. beginnen

#### Beispiel:

(autumn wird zu autumn page! wird zu page public, wird zu public 1995): wird zu 1995

# **Aufgabe 2: Aufbereitung der Daten Stopwords und Stemming**



Die verbliebenen Wörter werden um Stopwords aus einer Liste reduziert

Vorher: 381 WörterNachher: 231 Wörter

► Anschließendes Stemming der Wörter mit dem Porter Stemmer https://tartarus.org/martin/PorterStemmer/

Von den 231 Wörtern verbleiben 160 verschiedene Wortstämme

#### Stemming-Beispiele:

 $\mathtt{welcome} \to \mathtt{welcom}$   $\mathtt{contains} \to \mathtt{contain}$   $\mathtt{information} \to \mathtt{inform}$   $\mathtt{added} \to \mathtt{ad}$ 

# Aufgabe 2: Aufbereitung der Daten TF-IDF-Vektor



- ▶ normalisierte TF des Terms t in Dokument d:  $tf(t, d) = \frac{f(t, d)}{\max\{f(w, d): w \in d\}}$
- ▶ inv. Document Frequency:  $idf_i = log \frac{N}{n_i}$
- ▶ Gewichtung der einzelnen Wörter:  $w_{i,j} = tf_{i,j} \cdot idf_i$

#### Werte der Beispieldatei im Trainingsset:

```
TF-IDF-Vektor:
```

```
{'cse': 0.7920241942426215, '590d': 1.2435691877385933, 'home': 0.04761829630391385, 'page': 0.029480629516760913, 'autumn': 0.502504280189381, '1995': 0.1530192780213716, ...}
```

# Aufgabe 2: Aufbereitung der Daten Sparse-Darstellung



- Die 10 häufigsten Wörter nach Dokumenthäufigkeit: [('page', 234), ('comput', 234), ('home', 198), ('scienc', 197), ('univers', 189), ('depart', 149), ('1996', 133), ('inform', 128), ('research', 128), ('system', 127)]
- Sparse-Format:
  - +1 1:0.029480629516760913 2:0.014740314758380457 3:0.04761829630391385 5:0.026334571412992794 8:0.1424731521859943
- Bedeutung:
  - page hat eine TF-IDF-Gewichtung von 0.029480629516760913
  - comput hat eine TF-IDF-Gewichtung von 0.014740314758380457
  - ▶ home hat eine TF-IDF-Gewichtung von 0.04761829630391385
  - scienc ist nicht im Dokument vorhanden
  - univers hat eine TF-IDF-Gewichtung von 0.026334571412992794
  - USW.

# Aufgabe 3: Analyse der erhobenen Daten Teil 1: Statistische Analyse – Konfusionsmatrix



Trainingsdaten: 151, Testdaten: 152

Konfusionsmatrix:

		Vorhersage		
		course	non-course	Summe
Kategorie	course (+1)	20	21	41
	non-course (-1)	8	103	111
	Summe	28	124	152

• Accuracy:  $A = \frac{TP + TN}{N} = \frac{20 + 103}{152} \approx 80,92\%$ 

Trainingszeit: 0,027884 Sekunden (-t 0 -c 50, 284 Iterationen) Testzeit: 0,02458 Sekunden

# Aufgabe 3: Analyse der erhobenen Daten Teil 1: Statistische Analyse – Baseline



- Baseline: Tippt immer auf die am häufigsten vorkommende Kategorie
- Insgesamt sind 231 von 303 Datensätzen non-course (-1) Ermittelt mit cat data.txt | grep '-1' | wc -1
- ▶ In den Trainingsdaten sind 231 111 = 120 von 152 Datensätzen non-course

Die Baseline Konfusionsmatrix sieht also so aus:

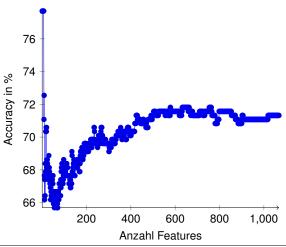
		Vorhersage		
		course	non-course	Summe
Kategorie	course (+1)	0	32	32
	non-course (-1)	0	120	120
	Summe	0	152	152

- Accuracy:  $A = \frac{TP + TN}{N} = \frac{120}{152} \approx 78,95\%$
- ▶ Das trainierte Modell ist mit 80,92% nur wenig besser, was am hohen Anteil von non-course Datensätzen liegt

# Aufgabe 3.3: Variation der Feature-Anzahl Genauigkeit



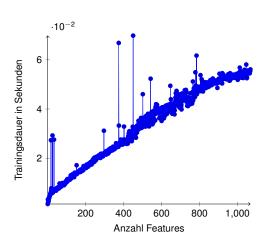
- ► Accuracy fällt zunächst stark ab, nähert sich dann ≈ 72% an
- Sinnvoll ist also entweder die Betrachtung von weniger als ≈ 50 Features (danach fällt Genauigkeit ab)
- ...oder ≈ 600, weil danach die Genauigkeit nicht wesentlich steigt



# Aufgabe 3.3: Variation der Feature-Anzahl Trainingsdauer



- Trainingsdauer steigt von Ausreißern abgesehen etwa linear an
- Selbst mit vielen Features beträgt die Dauer jedoch weniger als eine Sekunde
- → Trainingsdauer eher nicht maßgeblich für Wahl der Anzahl



### Aufgabe 3.3: Variation der Feature-Anzahl Testdauer



- Die Testdauer ist nicht linear
- Abnehmende Grenzrate
- Auch bei vielen Features weit unter einer Sekunde

