Masterarbeit

Vortrag 27.11.2008



Thunderbird-Plugin zur Erkennung anhangverdächtiger E-Mails

Marco Ghiglieri

Prof. Dr. Johannes Fürnkranz

Agenda



- Motivation
- Algorithmen
 - Einfacher Algorithmus
 - Erweiterter Algorithmus
 - Naive Bayes
 - Paul Graham
- Evaluierung
- Fazit/Ausblick

Motivation



- 210.000.000.000 E-Mails pro Tag*
- 70.000.000.000 "saubere" E-Mails pro Tag
- 700.000.000 Attachments pro Tag
- 7.000.000 davon vergessen

*Quelle:http://email.about.com/od/emailtrivia/f/emails_per_day.htm

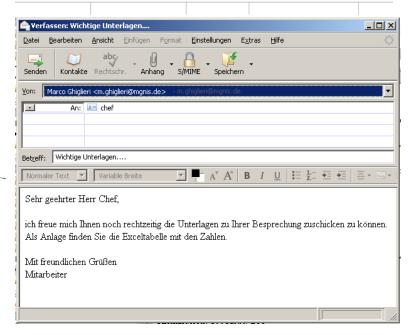
Situation 80mal/Sekunde





Gemalt von Jane Elsemüller

15033	57342	48	390	
15426	57620	50	393	
15533	57691	13	107	
16330	58317	99	797	
16541	58445	20	211	
16889	58670	32	348	
17485	59043	64	596	
17882	59302	43	397	
19615	60421	189	1733	



Situation 80mal/Sekunde





Problemstellung



- Mozilla Thunderbird-Plugin
- Erkennen von E-Mails, die womöglich ein Attachment haben sollten.
- Viele richtige Klassifikationen



Spam- und Attachment Erkennung



Spam

- Unerwünschte E-Mails
- Klassifikation einfacher
- Zweiklassenproblem
- Benutzerspezifische & allgemeine Merkmale
- Header und Text
- Böswillig

Attachments

- Erwünschte E-Mails
- Klassifikation schwierig
- Zweiklassenproblem
- Benutzerspezifische Merkmale
- Nur Text
- Vergesslichkeit

→ Ähnliches Klassifikationsproblem

Einfacher Algorithmus Einleitung



E-Mail 1:

... im Anhang sind die Urlaubsbilder...

E-Mail 2:

...im Anhang meine Bewerbungsunterlagen...

Klassifikation mit bestimmten Worten

E-Mail 3:

...als Anlage die neuesten Zahlen...

→ words=[anhang,anlage]

Einfacher Algorithmus



```
words = [anhang, anlage]
for each token in email:
    if (lowercase of token) in words:
        showAlert()
        return
```

- Gmail attachment reminder
- Umgesetzt in einigen Thunderbird-Plugins
 - Attachment Reminder (Mozilla-ID: 5759)
 - Check and Send (Mozilla-ID: 2281)

Zu finden unter: http://userscripts.org/scripts/review/2419 oder https://addons.mozilla.org/de/thunderbird/addon/xxxx (für xxxx die vierstellige Nummer einsetzen)

Einfacher Algorithmus Beispiel



E-Mail:

Als Anlage finden Sie die Exceltabelle mit den Zahlen.

- 1. Prüfen von "Als" ==> weiter
- 2. Prüfen von "Anlage" ==> Popup



```
words = [anhang,anlage]
for each token in email:
    if (lowercase of token) in words:
        showAlert()
        return
```

Einfacher Algorithmus Vor- und Nachteile



Vorteile

- Einfach
- Nachvollziehbar
- Schnell
- Platzsparend

Nachteile

- Sprachabhängig
- Benutzerpflege
- Lernt nicht
- Keine Wortabhängigkeiten
- Zuviele Fehlalarme

Erweiterter Algorithmus

Worthäufigkeiten



•Alle weiteren Algorithmen beachten nun die Worthäufigkeiten

Att		Noatt		
anlage bilder	4 2	hallo bild	40 11	Att = Menge aller Tupel (Wort, Anzahl) in E-Mails mit Attachments
				Noatt = Menge aller Tupel (Wort, Anzahl) in E-Mails ohne Attachments

Beeinflussen die Klassifikation

Erweiterter Algorithmus - Idee



- Wortliste words automatisch füllen
 - Wenn Anzahl des Wortes in att größer ist als Anzahl des Wortes in noatt ==> Füge Wort hinzu
 - Wenn Anzahl des Wortes in noatt größer ist als Anzahl des Wortes in att ==> Lösche Wort
 - Eine Startliste ist möglich
- Die Erkennung verläuft wie beim einfachen Algorithmus

Erweiterter Algorithmus Lernalgorithmus



```
for each word in email:
      if email has_attachment then
             count word in email add to att list (word)
      else
             count word in email add to noatt list (word)
       for each token in att list:
             if 2*att list[token] > noatt list[token]
                    insert token in words
      for each token in words:
             if noatt list[token]>att_list[token]
                    remove token from words
```

Erweiterter Algorithmus Beispiel



Gegeben sind Noatt, Att, words

Att

anhang 50 anlage 70 bilder 3 unterlagen 5

Noatt

unterlagen	5
hallo	70
einkaufen	3
einkauten	3
party	5
P 3 1)	9

words=[anhang,anlage, unterlagen]

■ Neue E-Mail ohne Attachment: ... Unterlagen...

Noatt

unterlagen 6
hallo 70
einkaufen 3
party 5

Erweiterter Algorithmus Vor- und Nachteile



Vorteile

- Einfach
- Schnell

Nachteile

- Keine Wortabhängigkeiten
- Zuviele Fehlalarme
- Undurchsichtig für den Benutzer

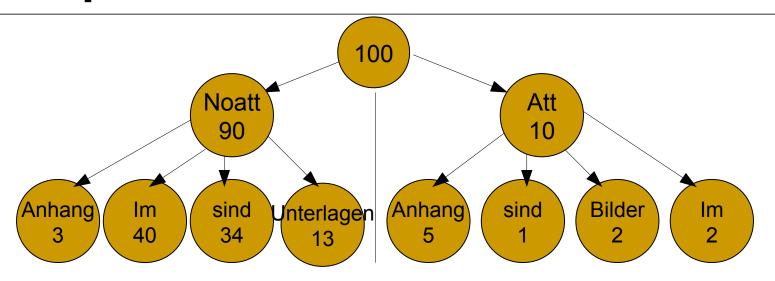
Naive Bayes



- Annahme: Auftreten von Wörtern ist in E-Mails unabhängig voneinander
 - Dies ist natürlich nicht der Fall
- Wahrscheinlichkeitsbasiert
- Erkennungsraten beim Spam-Problem hoch

Naive Bayes Beispiel





Neue E-Mail:

... Im Anhang sind Bilder...

$$p(E|c) = p(c) \cdot \prod_{i=0}^{W} p(w_i|c)$$

$$p(E|Noatt) = \frac{90}{100} \cdot \frac{40}{90} \cdot \frac{3}{90} \cdot \frac{34}{90} \cdot \frac{1}{100} = 0.00005 = 20\%$$

$$p(E|Att) = \frac{10}{100} \cdot \frac{2}{10} \cdot \frac{5}{10} \cdot \frac{1}{10} \cdot \frac{2}{10} = 0.0002 = 80\%$$

Naive Bayes Probleme



- Wahrscheinlichkeit für Wort, dass nicht vorkommt
- Sehr kleine Wahrscheinlichkeiten verursachen Unterlauf

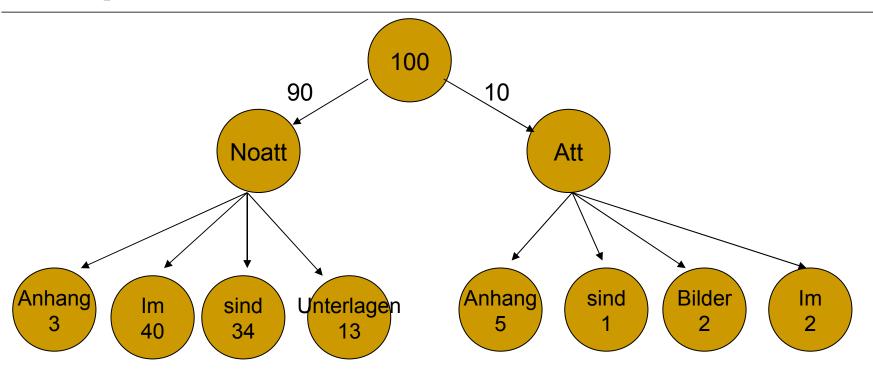
Paul Grahams Algorithmus



- Erkennung geschieht mit Pseudowahrscheinlichkeiten
- Sehr gute Erkennungsraten beim Spam-Problem
- Eingesetzt in Thunderbird als Spamfilter

Paul Graham Beispiel





- 10 E-Mails wurden erfasst:
- 9 ohne Attachment
- 1 mit Attachment

Paul Graham Beispiel Berechnung des Gewichts



Berechnung des Gewichts des Wortes "anhang":

$$n_{anhang, att} = 5$$

$$n_{anhang, noatt} = 3$$

$$|E_{att}| = 1$$

$$|E_{noatt}| = 9$$

$$m_{att} = min(1.0, \frac{AF \cdot n_{anhang, att}}{|E_{att}|}) => 1.0$$

$$m_{noatt} = min(1.0, \frac{NF \cdot n_{anhang, noatt}}{|E_{noatt}|}) => 0.33$$

AF,NF sind Gewichte für Wörter in den Klassen noatt, att (hier AF=1, NF=1)

$$m_{total} = max(NP, min(AP, \frac{m_{att}}{m_{att} + m_{noatt}}))$$
 => 0.75

NP=Wert für Noattachment Wort AP = Wert für ein Attachment Wort (hier AP=0.99, AP=0.01) *m*_{total} gibt die
 Wahrscheinlichkeit an, dass eine E-Mail ein
 Attachment enthält

Paul Graham Beispiel Ergebnis



Vorberechnetes Verhältnis

Anhang	0.75
Im	0.776
sind	0.209
Unterlagen	0.01
Bilder	0.99

Neues Beispiel: Im Anhang sind Bilder

Bilder	0.99
Diluei	0.99
Im	0.776
Anhang	0.75
sind	0.209

$$p = 0.99 \cdot 0.776 \cdot 0.75 \cdot 0.209 = 0.12$$
 => 99.63 % $ip = (1 - 0.99) \cdot (1 - 0.776) \cdot (1 - 0.75) \cdot (1 - 0.209) = 0.00044$

Paul Graham versus Naive Bayes



- Beide Verfahren gute Erkennungsraten
- Naive Bayes hat beim Klassifizieren mehr zu berechnen
- Paul Graham bezieht nur die ersten 15 Wörter ein
- Paul Graham setzt Anzahl der Wörter und Anzahl der E-Mails in Relation

Evaluierung



- Mit welchem Algorithmus lässt sich das Problem gut lösen ?
- ■Wie groß muss die zu lernende Menge an E-Mails sein ?
- Wieviele Fehler macht der Algorithmus ?

Testmengen

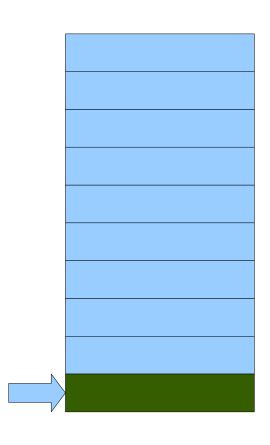


- Vier Testmengen
 - ■1. 2180 deutsche E-Mails (21,33% Att.)
 - ■2. 1406 deutsche E-Mails (11,81% Att.)
 - ■3. 690 deutsche E-Mails (21,30% Att.)
 - ■4. 420 deutsche E-Mails (11,81% Att.)

Cross-Validation



- Kein einzelnes Testset verfügbar
- Teilen der bestehenden E-Mails
- 9 Teile zum Lernen und 1 Teil zum Test
- ■10 Durchgänge



Einige Definitionen



	Vorhergesagtes Attachment	Vorhergesagtes Noattachment	
Attachment	true positive	false negative	
Noattachment	false positive	true negative	

$$accuracy = \frac{true \; positive + true \, negative}{true \; positive + true \, negative + false \; positive + false \, negative}$$

Accuracy



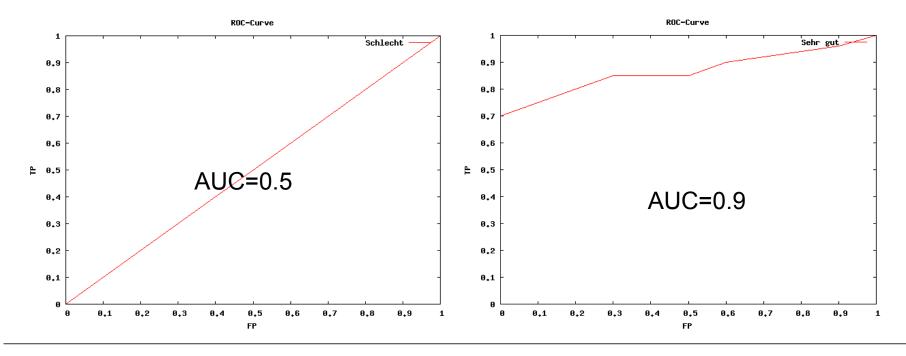
Accuracy	Testset 1	Testset 2	Testset 3	Testset 4
Einfacher Alg.*	76.01%	-	77,25%	81,43%
Erweiterter Alg.	73,72% (15 - 78,44%)	36,56% (15 - 70,06%)	75,94% (15 - 83,19%)	84,76% (15 - 88,33%)
Naive Bayes 0.55	78.81%	56,05% (0.60 - 92.60%)	73,67%	88,10%
Paul Graham 0.01	81,97%	91,96%	77,00% (0.4 - 82.17%)	89,52%
Immer Att.	21,33%	11,81%	21,30%	11,43
Nie Att.	78,67%	88,19%	78,70%	88,57%

^{*}words=['anhang','anhänge','datei','dateien','fotos','version','versionen','entwurf','entwürfe','anbei']

ROC-Kurve

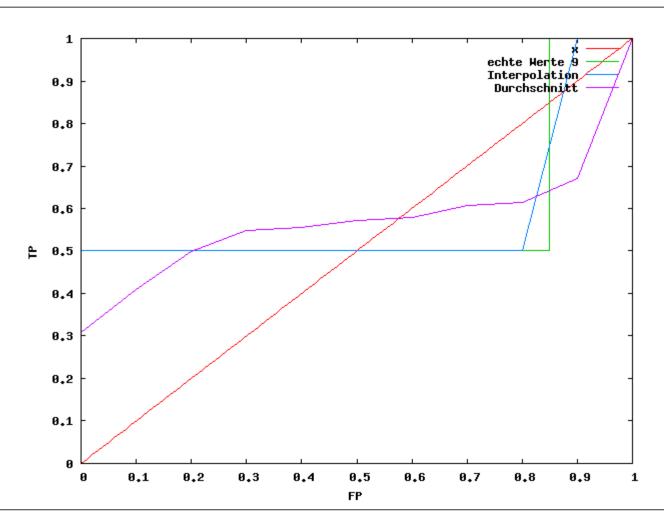


- ROC-Kurve stellt Trennbarkeit der Klassen dar
- Schwellwert wird nicht betrachtet
- E-Mails absteigend nach Wert/Wahrscheinlichkeit sortiert (0.99, 0.98...)



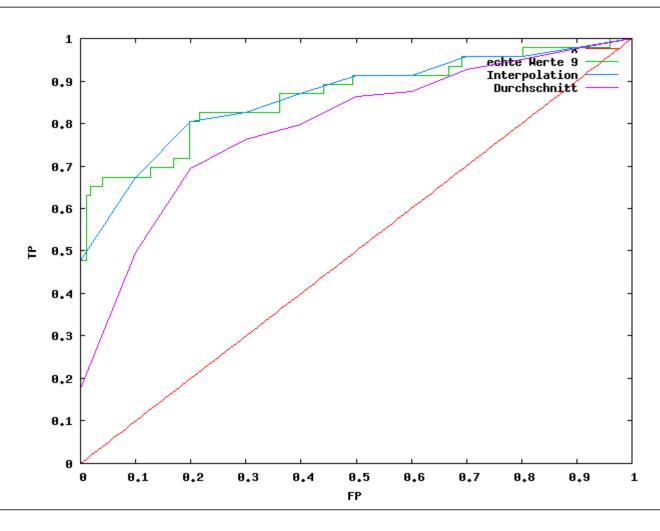
ROC-Kurve kleiner Datensatz





ROC-Kurve großer Datensatz





Area under curve



	Testset 1	Testset 2	Testset 3	Testset 4
Einfacher Alg.	0.58	-	0.67	0.65
Erweiterter Alg.	0.52	0.45	0.69	0.50
Naive Bayes	0.65	0.70	0.60	0.76
Paul Graham	0.80	0.86	0.74	0.79

AUC = 1.0 alle positiven Beispiele liegen über den negativen

AUC = 0.5 zufällig gewählt

AUC = 0.0 alle negativen Beispiele liegen über den positiven

Fazit



- ■Es funktioniert...
- Noch viele Fehlalarme
- Spam-Problem ist besser lösbar

Ausblick



- Forschungskorpus
- E-Mails besser zerlegen
- Plugin öffentlichkeitstauglich machen (0.32)
- Verfügbarmachen für andere Plattformen

Fragen?



Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

Anhang



- Worttrennung
- Implementierung
- ROC Erklärung

Worttrennung



- •Trennung nach [äÄüÜöÖa-zA-Z0-9'_-]+
- Möglicher Optimierungspunkt
- Jeder Algorithmus benutzt diese Trennung
- Wortlängenbegrenzung sinnvoll

Implementierung Einleitung

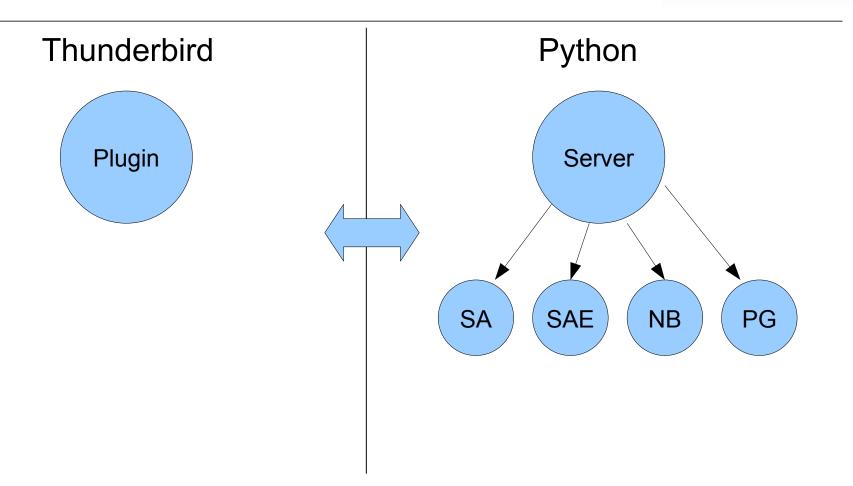


- Kurze informelle Erklärung
- Thunderbird-Plugin als Client
- Python als Server
 - Testbarkeit
 - Standardbibliotheken



Aufbau Plugin





Ablauf E-Mail-Versand



Thunderbird

- 1. Nachricht verfassen
- 2. Nachricht an Server
- 4. Antwort verarbeiten
 Ja und Att => Senden
 Ja und Noatt => Popup
 Nein und Att => Senden
 Nein und Noatt => Senden
- 5. Endgültige Nachricht schicken

Python

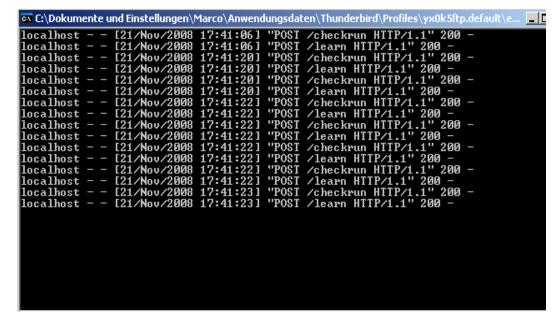
3. Nachricht prüfen und abhängig vom Algorithmus Ergebnis schicken (Ja/Nein)

6. Nachricht verarbeiten und ggfls. Lernen

Screenshots









ROC Erklärung



1. T 0.99 2. F 0.98 3. T 0.97 4. T 0.97 5. T 0.97 6. F 0.50 7. T 0.49 8. T 0.30 9. T 0.29	11.T 0.10 12.F 0.09 13.F 0.09 14.F 0.09 15.F 0.09 16.F 0.03 17.F 0.01 18.F 0.01 19.F 0.01
9. T 0.29 10.T 0.28	19.F 0.01 20.T 0.01
10.1 0.20	20.1 0.01

P = 10
$$AUC = \frac{S - N\frac{(N+1)}{2}}{N \cdot P} = \frac{132 - 10 \cdot 5.5}{100} = 0.77$$

N = 10

