



ТЕХНОСФЕРА

Лекция 5 Классификация текстов и Naive Bayes

Николай Анохин

22 октября 2014 г.

План занятия

Обработка текстов

Naive Bayes

Обработка текстов

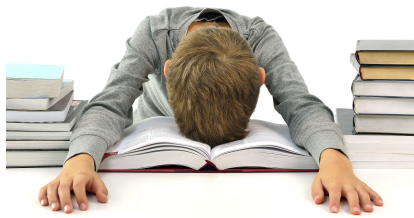
Data Mining vs Text Mining

Data Mining:
извлечение *неочевидной*
информации

Text Mining:
извлечение *очевидной*
информации

Трудности

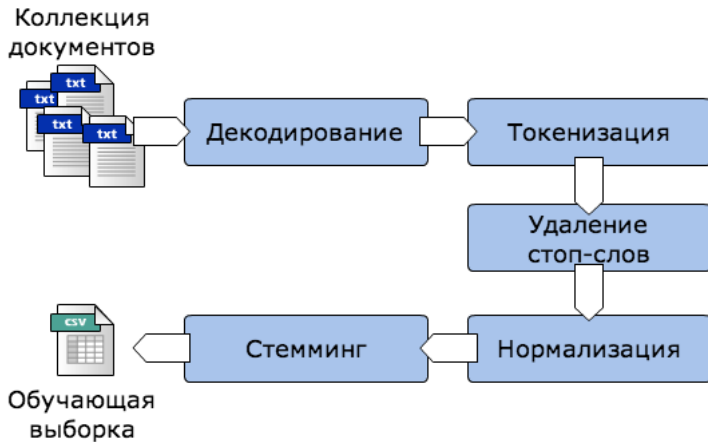
- ▶ Огромные объемы
- ▶ Отсутствие структуры



Задачи Text Mining

- ▶ Суммаризация текста
агрегация новостей
- ▶ Классификация и кластеризация документов
категоризация, фильтрация спама, эмоции
- ▶ Извлечение метаданных
определение языка, автора, тегирование
- ▶ Выделение сущностей
места, люди, компании, почтовые адреса

Этапы обработки текста



Декодирование

Def.

перевод последовательности байт в последовательность символов

- ▶ Распаковка
plain/.zip/.gz/...
- ▶ Кодировка
ASCII/utf-8/Windows-1251/...
- ▶ Формат
csv/xml/json/doc...

Кроме того: что такое документ?

Разбиение на токены

Def.

разбиение последовательности символов на части (токены), возможно, исключая из рассмотрения некоторые символы

Наивный подход: разделить строку пробелами и выкинуть знаки препинания

*Трисия любила **Нью-Йорк**, поскольку любовь к Нью-Йорку могла положительно повлиять на ее карьеру.*

Проблемы:

- ▶ n.anokhin@corp.mail.ru, 127.0.0.1
- ▶ C++, C#
- ▶ York University vs New York University
- ▶ Зависимость от языка
("Lebensversicherungsgesellschaftsangestellter", "l'amour")

Альтернатива: n-граммы

Разбиение на токены

```
>>> from nltk.tokenize import RegexpTokenizer
>>> tokenizer = RegexpTokenizer('\w+|[\^\w\s]+' )
>>> s = u'Трисия любила Нью-Йорк, поскольку любовь \
... к Нью-Йорку могла положительно повлиять на ее карьеру.'
>>> for t in tokenizer.tokenize(s)[:7]: print t + " ::",
...
Трисия :: любила :: Нью :: - :: Йорк :: , :: поскольку ::
```

Стоп-слова

Def.

Наиболее частые слова в языке, не содержащие никакой информации о содержании текста

```
>>> from nltk.corpus import stopwords
>>> for sw in stopwords.words('russian')[1:20]: print sw,
...
в во не что он на я с со как а то все она так его но да ты
```

Проблема: "To be or not to be"

Нормализация

Def.

Приведение токенов к единому виду для того, чтобы избавиться от поверхностной разницы в написании

Подходы

- ▶ сформулировать набор правил, по которым преобразуется токен

Нью-Йорк → *ню-йорк* → *ньюйорк* → *ньюиорк*

- ▶ явно хранить связи между токенами

машина → *автомобиль*, *Windows* ↗ *window*

Нормализация

```
>>> s = u'Нью-Йорк'
>>> s1 = s.lower()
>>> print s1
нью-йорк
>>> s2 = re.sub(ur"\W", "", s1, flags=re.U)
>>> print s2
ньюйорк
>>> s3 = re.sub(ur"й", u"и", s2, flags=re.U)
>>> print s3
ньюиорк
```

Стемминг и Лемматизация

Def.

Приведение грамматических форм слова и однокоренных слов к единой основе (lemma):

- ▶ Stemming – с помощью простых эвристических правил
 - ▶ Porter (1980)
5 этапов, на каждом применяется набор правил, таких как

$sses \rightarrow ss$ (caresses \rightarrow caress)

$ies \rightarrow i$ (ponies \rightarrow poni)

- ▶ Lovins (1968)
 - ▶ Paice (1990)
 - ▶ еще 100500
- ▶ Lemmatization – с использованием словарей и морфологического анализа

Стемминг

```
>>> from nltk.stem.snowball import PorterStemmer
>>> s = PorterStemmer()
>>> print s.stem('tokenization'); print s.stem('stemming')
token
stem
>>> from nltk.stem.snowball import RussianStemmer
>>> r = RussianStemmer()
>>> print r.stem(u'Авиация'); print r.stem(u'национальный')
авиац
национальн
```

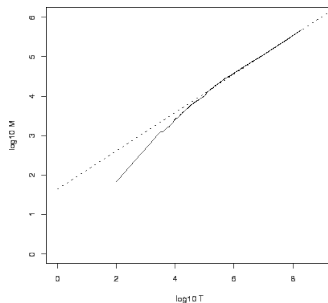
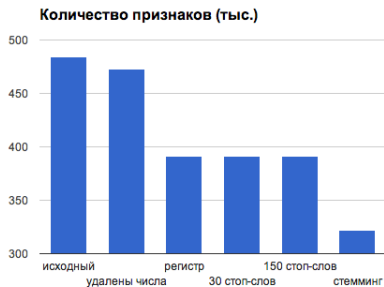
Наблюдение

для сложных языков лучше подходит лемматизация

Heap's law

$M = kT^b$, M – размер словаря, T – количество слов в корпусе

$$30 \leq k \leq 100, b \approx 0.5$$



Представление документов

Boolean Model. Присутствие или отсутствие слова в документе

Bag of Words. Порядок токенов не важен

*Погода была ужасная, принцесса была прекрасная.
Или все было наоборот?*

Координаты

- ▶ Мультиномиальные: количество токенов в документе
- ▶ Числовые: взвешенное количество токенов в документе

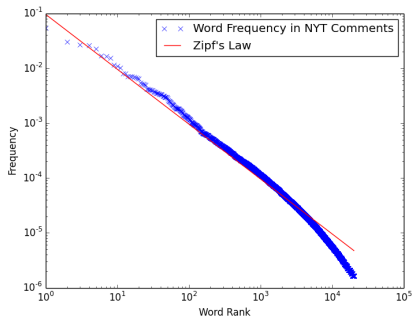
Zipf's law

t_1, \dots, t_N – токены,
отранжированные по убыванию
частоты
 f_1, \dots, f_N – соответствующие
частоты

Закон Ципфа

$$f_i = \frac{c}{i^k}$$

Что еще? Посещаемость сайтов,
количество друзей, население
городов...



Задача

Дана коллекция, содержащая 10^6 (не уникальных) токенов.
Предполагая, что частоты слов распределены по закону

$$f_i = \frac{c}{(i + 10)^2},$$

оцените

- ▶ количество вхождений наиболее часто встречающегося слова
- ▶ количество слов, которые встречаются минимум дважды

Подсказка: $\sum_{i=11}^{\infty} \frac{1}{i^2} \approx 0.095$

BoW & TF-IDF

Количество вхождений слова t в документе d

$$TF_{t,d} = \text{term-frequency}(t, d)$$

Количество документов из N возможных, где встречается t

$$DF_t = \text{document-frequency}(t)$$

$$IDF_t = \text{inverse-document-frequency}(t) = \log \frac{N}{DF_t}$$

TF-IDF

$$TF\text{-}IDF_{t,d} = TF_{t,d} \times IDF_t$$

Пример

Коллекция документов: Cersei Lannister, Tyrion Lannister

$$d_1 = \{\text{cersei:1, tyrion:0, lannister:0}\}$$

$$d_2 = \{\text{cersei:0, tyrion:1, lannister:0}\}$$

Naive Bayes

Байесовский классификатор

Дано

$\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ – описание документа d из коллекции D

$C_k \in C$, $k = 1, \dots, K$ – целевая переменная

Теорема Байеса

$$P(C_k|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|C_k)p(C_k)}{p(\mathbf{x})} \propto p(\mathbf{x}|C_k)p(C_k)$$

Принцип Maximum A-Posteriori

$$C_{MAP} = \arg \max_k p(C_k|\mathbf{x})$$

Naive Bayes

x_j – слово на j -м месте в документе \mathbf{x} , $w^i \in V$ – слово из словаря V

Предположения

1. conditional independence

$$p(x_i = w^s, x_j = w^r | C_k) = p(x_i = w^s | C_k) p(x_j = w^r | C_k)$$

2. positional independence

$$P(x_i = w^s | C_k) = P(x_j = w^s | C_k) = P(x = w^s | C_k)$$

Получаем

$$p(\mathbf{x} | C_k) = p(x_1 = w^{s_1}, \dots, x_{|\mathbf{x}|} = w^{s_{|\mathbf{x}|}} | C_k) = \prod_{i=1}^{|\mathbf{x}|} p(x_i = w^{s_i} | C_k)$$

Почему NB хорошо работает?

Корректная оценка дает правильное предсказание, но правильное предсказание *не требует* корректной оценки

Варианты NB

MAP

$$\begin{aligned} C_{MAP} &= \arg \max_k \prod_{i=1}^{|\mathbf{x}|} p(x = w^{s_i} | C_k) p(C_k) = \\ &= \arg \max_k \left[\log p(C_k) + \sum_{i=1}^{|\mathbf{x}|} \log p(x = w^{s_i} | C_k) \right] \end{aligned}$$

Априорные вероятности

$$p(C_k) = N_{C_k} / N$$

Likelihood $p(x = w^{s_i} | C_k)$

- ▶ BernoulliNB $p(x = w^{s_i} | C_k) = D_{w^{s_i}, C_k} / D_{C_k}$, D – кол-во документов
- ▶ MultinomialNB $p(x = w^{s_i} | C_k) = T_{w^{s_i}, C_k} / T_{C_k}$, T – кол-во токенов
- ▶ GaussianNB $p(x = w^{s_i} | C_k) = \mathcal{N}(\mu_k, \sigma_k^2)$, параметры из MLE

Обучение NB

```
1 function nb_train(D,C):  
2     V = dictionary of tokens  
3     N = number of documents  
4     for Ck in C: # iterate over all classes  
5         N_Ck = number of documents in class Ck  
6         p(Ck) = N_Ck / N # Class prior  
7         D_Ck = Documents in class Ck  
8         for w_i in V:  
9             # multinomial, bernoulli, gaussian  
10            p(w_i|Ck) = count_likelihood(...)  
11    return V, p(Ck), p(w_i|Ck)
```

Алгоритмическая сложность: $O(|D| \langle |\mathbf{x}| \rangle + |C||V|)$

Применение MultinomialNB

```
1 function nb_apply(d, C, V, p(Ck), p(w_i|Ck)):  
2     x = tokenize(d) # somehow  
3     for Ck in C: # iterate over all classes  
4         score(Ck|x) = log p(Ck) # use class prior  
5         # use likelihoods  
6         for i in 1..|x|:  
7             score(Ck|x) += log p(x_i|Ck)  
8     return arg max score(Ck|x)
```

Алгоритмическая сложность: $O(|C||x|)$

Задача

| d | Текст | Класс |
|---|------------------------------|-----------|
| 1 | котики такие мокрые | мимими |
| 2 | котики котики няшки | мимими |
| 3 | пушистые котики | мимими |
| 4 | мокрые морские свинки | не мимими |
| 5 | котики мокрые морские котики | ??? |

С помощью алгоритма MultinomialNB вычислить $p(\text{мимими} | d_5)$

Сглаживание

Проблема: $p(\text{пушистые}|\text{не мимими}) = 0$

Решение:

$$p(x = w_{s_i} | C_k) = \frac{T_{w_{s_i}, C_k} + \alpha}{T_{C_k} + \alpha |V|}$$

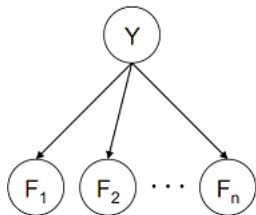
если $\alpha \geq 1$ – сглаживание Лапласа, если $0 \leq \alpha \leq 1$ – Лидстоуна

Упражнение

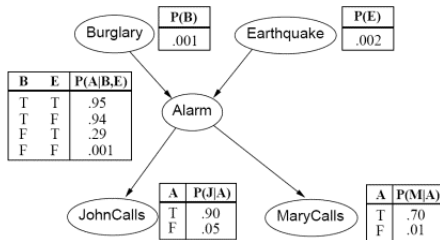
С учетом сглаживания вычислить

$$p(\text{пушистые}|\text{не мимими}), p(\text{пушистые}|\text{мимими}).$$

Байесовские сети



Naive Bayes



Bayes Network

Итоги

- + Генеративная модель
- + (Удивительно) неплохо работает
- + Стабилен при смещении выборки (aka concept drift)
- + Оптимальный по производительности
- Наивные предположения
- Требуется отбора признаков

Определение языка текста

Определение языка на основании n -грамм

Скачать: данные, код

T Нормализация

Нижний регистр, заменяем акценты на обычные буквы

T Токенизация

Разбиваем документы на n -граммы

D Выбор признаков

Берем топ- k признаков из каждого языка

D Инициализация модели

Используем один из вариантов NB из `sklearn`

T Качество

Построить ROC для одного из классов

T Анализ

Как зависит точность предсказания от n и k ?

Вопросы

