第13讲 文本分类及朴素贝叶斯分类器

Text Classification & Na ïve Bayes

*节选自王斌老师《现代信息检索》课程的课件

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

统计语言建模IR模型(SLMIR)

- 马萨诸塞大学(University of Massachusetts, UMass)大学Ponte、Croft等人于1998年提出。随后又发展了出了一系列基于SLM的模型。代表系统Lemur。
  - **查询似然模型**：把相关度看成是每篇文档对应的语言下生成该查询的可能性
  - **翻译模型**：假设查询经过某个噪声信道变形成某篇文章，则由文档还原成该查询的概率(翻译模型)可以视为相关度
  - **KL距离模型**：查询对应某种语言，每篇文档对应某种语言，查询语言和文档语言的KL距离作为相关度度量
- 本讲义主要介绍查询似然模型

查询似然模型QLM

- QLM计算公式

$$RSV(Q,D) = P(Q|D) = P(Q|M_D)$$
$$= P(q_1 q_2 ... q_m | M_D)$$
$$= P(q_1|M_D)P(q_2|M_D)...P(q_m|M_D)$$
$$= \prod_{w \in Q} P(w|M_D)^{c(w,Q)}$$

- 于是检索问题转化为估计文档D的一元语言模型M_D，也即求所有词项 w的概率$P(w|M_D)$

QLM求解步骤

- 第一步：根据文档D(样本)，估计文档模型M_D(总体)，在一元模型下，即计算所有词项 w的概率 $P(w|M_D)$

- 第二步：计算在模型M_D下生成查询Q的似然(即概率)

- 第三步：按照得分对所有文档排序

几种QLM中常用的平滑方法

- Jelinek-Mercer(JM)，$0 \le \lambda \le 1$，文档模型和文档集模型的混合

$$p(w|D) = \lambda p_{ML}(w|D) + (1-\lambda)p(w|C)$$

  - 课堂提问，对于$w \in D$，折扣后的$P_{DML}(w|D)$是不是一定小于$P_{ML}(w|D)$？
- Dirichlet Priors(Dir)，$\mu \ge 0$，*DIR*和*JM*可以互相转化

$$p(w|D) = \frac{c(w,D) + \mu p(w|C)}{|D| + \mu}$$

- Absolute Discounting(Abs)，$0 \le \delta \le 1$，$|D|_u$表示D中不相同的词个数(u=unique)

$$p(w|D) = \frac{\max(c(w,D) - \delta, 0)}{|D|} + \frac{\delta |D|_u}{|D|} p(w|C)$$

本讲内容

- 文本分类的概念及其与IR的关系
- 朴素贝叶斯分类器(朴素贝叶斯)
- 文本分类的评价
- 文本特征选择

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

文本分类

- Text classification或者 Text Categorization：给定分类体系，将一篇文本分到其中一个或者多个类别中的过程。

- 按类别数目： binary vs. multi-class
- 按每篇文档赋予的标签数目： sing label vs. multi label

一个文本分类任务：垃圾邮件过滤

```
From: ‘’’’ <takworlld@hotmail.com>
Subject: real estate is the only way... gem oalvgkay
Anyone can buy real estate with no money down
Stop paying rent TODAY !
There is no need to spend hundreds or even thousands for
similar courses
I am 22 years old and I have already purchased 6 properties
using the
methods outlined in this truly INCREDIBLE ebook.
Change your life NOW !
=================================================
Click Below to order:
http://www.wholesaledaily.com/sales/nmd.htm
=================================================
```

如何编程实现对上类信息的识别和过滤？

文本分类的形式化定义： 训练

给定:

- 文档空间X
  - 文档都在该空间下表示—通常都是某种高维空间
- 固定的类别集合$C = \{c_1, c_2, \ldots, c_J\}$
  - 类别往往根据应用的需求来认为定义 (如, 相关类 vs. 不相关类)
- 训练集 D，文档d用c来标记，$\langle d, c \rangle \in X \times C$

利用学习算法，可以学习一个分类器 γ，它可以将文档映射成类别：

$$\gamma : X \rightarrow C$$

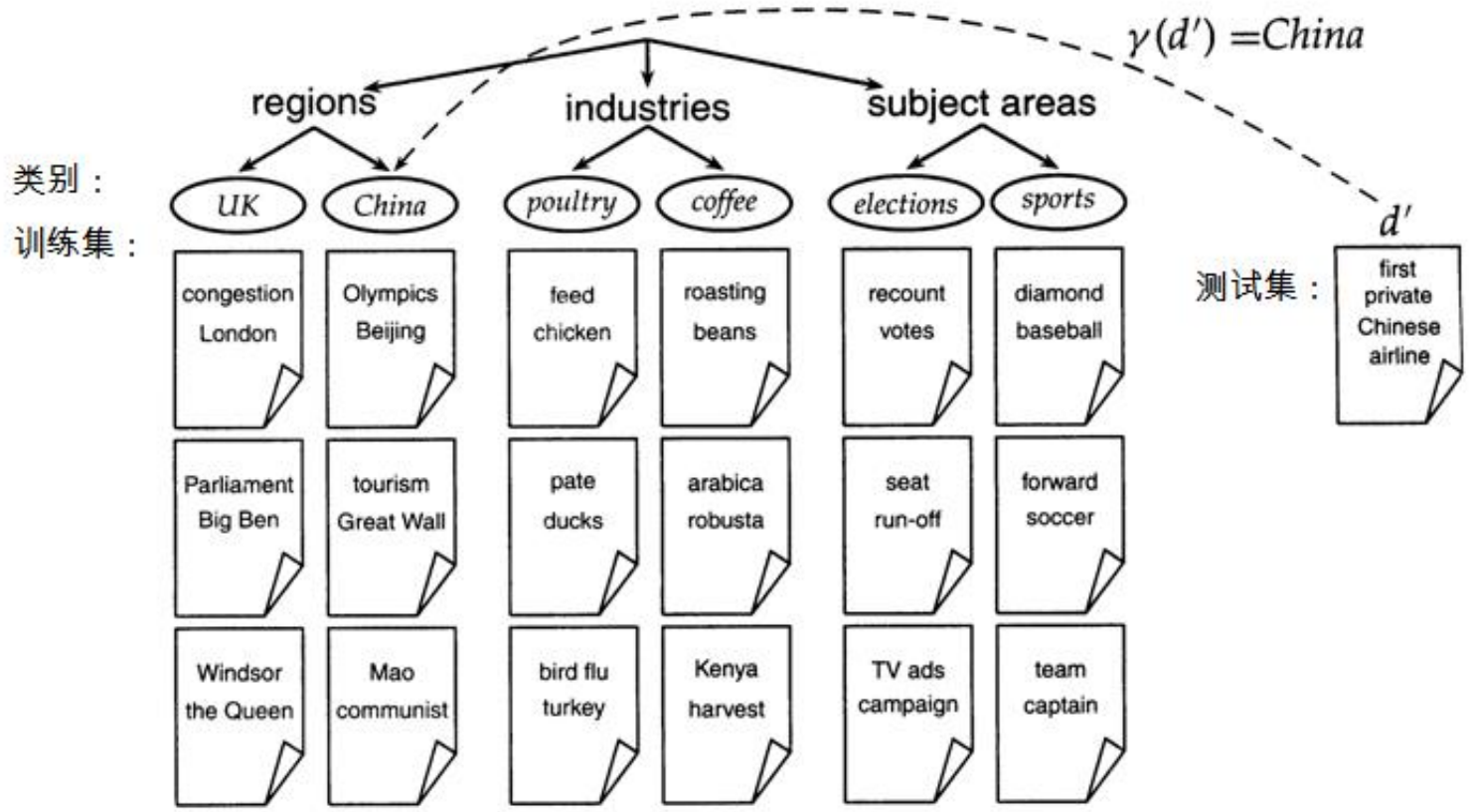
文本分类的形式化定义：应用/测试

给定： $d \in X$

确定： $\Upsilon(d) \in C$,

即确定d最可能属于的类别

主题分类


$\gamma(d') = China$
regions
industries
subject areas
类别：
UK
China
poultry
coffee
elections
sports
训练集：
congestion
London
Olympics
Beijing
feed
chicken
roasting
beans
recount
votes
diamond
baseball
Parliament
Big Ben
tourism
Great Wall
pate
ducks
arabica
robusta
seat
run-off
forward
soccer
Windsor
the Queen
Mao
communist
bird flu
turkey
Kenya
harvest
TV ads
campaign
team
captain
d'
测试集：
first
private
Chinese
airline

搜索引擎中的文本分类应用

- 语言识别 (类别: English vs. French等)
- 垃圾网页的识别 (垃圾网页 vs. 正常网页)
- 是否包含淫秽内容 (色情 vs. 非色情)
- 领域搜索或垂直搜索 – 搜索对象限制在某个垂直领域（如健康医疗） (属于该领域 vs. 不属于该领域)
- 情感识别: 影评或产品评论是贬还是褒 (褒评 vs. 贬评)

分类方法: 1. 手工方法

- Web发展的初期，Yahoo使用人工分类方法来组织Yahoo目录，类似工作还有： ODP, PubMed
- 如果是专家来分类精度会非常高
- 如果问题规模和分类团队规模都很小的时候，能否保持分类结果的一致性
- 但是对人工分类进行规模扩展将十分困难，代价昂贵

- → 因此，需要自动分类方法

分类方法: 2. 规则方法

- Google Alerts的例子是基于规则分类的
- 存在一些IDE开发环境来高效撰写非常复杂的规则 (如Verity)
- 通常情况下都是布尔表达式组合 (如Google Alerts)
- 如果规则经过专家长时间的精心调优，精度会非常高
- 建立和维护基于规则的分类系统非常繁琐，开销也大

一个Verity主题 (一条复杂的分类规则)

comment line
top-level topic
topic definition modifiers
subtopic topic
evidence topic
topic definition modifier
evidence topic
topic definition modifier
evidence topic
topic definition modifier
evidence topic
topic definition modifier
subtopic
subtopic
subtopic

```
# Beginning of art topic definition
art ACCRUE
    /author = "fsmith"
    /date   = "30-Dec-01"
    /annotation = "Topic created
                   by fsmith"
* 0.70 performing-arts ACCRUE
** 0.50 WORD
    /wordtext = ballet
** 0.50 STEM
    /wordtext = dance
** 0.50 WORD
    /wordtext = opera
** 0.30 WORD
    /wordtext = symphony
* 0.70 visual-arts ACCRUE
** 0.50 WORD
    /wordtext = painting
** 0.50 WORD
    /wordtext = sculpture
* 0.70 film ACCRUE
** 0.50 STEM
    /wordtext = film
** 0.50 motion-picture PHRASE
*** 1.00 WORD
    /wordtext = motion
*** 1.00 WORD
    /wordtext = picture
** 0.50 STEM
    /wordtext = movie
* 0.50 video ACCRUE
** 0.50 STEM
    /wordtext = video
** 0.50 STEM
    /wordtext = vcr
# End of art topic
```

分类方法: 3. 统计/概率方法

- 文本分类被定义为一个学习问题，这也是本书中的定义，包括：
- (i) 通过有监督的学习，得到分类函数γ，然后将其

  (ii) 应用于对新文档的分类
- 后面将介绍一系列分类方法: 朴素贝叶斯, Rocchio, kNN, SVM
- 当然，没有免费的午餐：需要手工构建训练集
- 但是，该手工工作一般人就可以完成，不需要专家。

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

朴素贝叶斯分类器

- 朴素贝叶斯是一个概率分类器
- 文档 d 属于类别 c 的概率计算如下：

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \le k \le n_d} P(t_k|c)$$

- n_d 是文档的长度(词条的个数)
- $P(t_k|c)$ 是词项t_k 出现在类别c中文档的概率
- $P(t_k|c)$ 度量的是当c是正确类别时t_k 的贡献
- $P(c)$ 是类别c的先验概率
- 如果文档的词项无法提供属于哪个类别的信息，那么我们直接选择$P(c)$最高的那个类别

具有最大后验概率的类别

- 朴素贝叶斯分类的目标是寻找“最佳”的类别
- 最佳类别是具有最大后验概率(maximum a posteriori -MAP)的类别 c_{map}:

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} \hat{P}(c|d) = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} \hat{P}(c) \prod_{1 \leq k \leq n_d} \hat{P}(t_k|c)$$

对数计算

- 很多小概率的乘积会导致浮点数下溢出
- 由于 log(*xy*) = log(*x*) + log(*y*), 可以通过取对数将原来的乘积计算变成求和计算
- 由于log是单调函数，因此得分最高的类别不会发生改变
- 因此，实际中常常使用的是：

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} [\log \hat{P}(c) + \sum_{1 \leq k \leq n_d} \log \hat{P}(t_k|c)]$$

朴素贝叶斯分类器

- 分类规则:

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} [\log \hat{P}(c) + \sum_{1 \le k \le n_d} \log \hat{P}(t_k|c)]$$

- 简单说明:
  - 每个条件参数 $\hat{P}(t_k|c)$ 是反映t_k 对c的贡献高低的一个权重
  - 先验概率 $\hat{P}(c)$ 是反映类别c的相对频率的一个权重
  - 因此，所有权重的求和反映的是文档属于类别的可能性
  - 选择最具可能性的类别

参数估计 1: 极大似然估计

- 如何从训练数据中估计 $\hat{P}(c)$ 和 $\hat{P}(t_k|c)$ ？
- 先验:

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N}$$

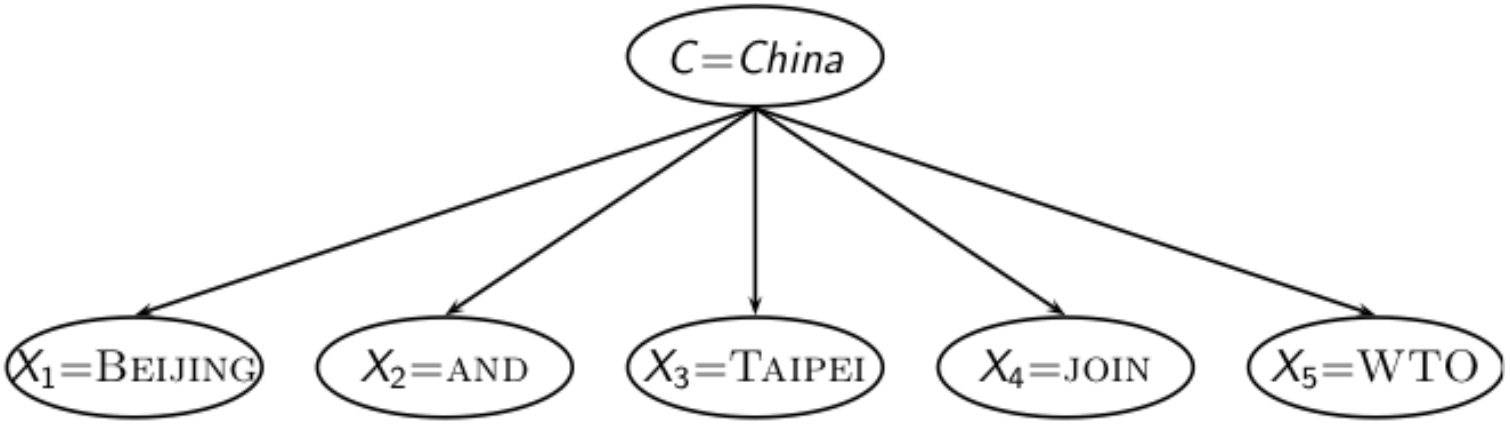
- N_c : 类c中的文档数目; N: 所有文档的总数
- 条件概率:

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}}$$

- T_{ct} 是训练集中类别c中的词条t的个数 (多次出现要计算多次)
- 给定如下的 位置独立性假设(positional independence assumption)（Tct是t在训练集某类文档中所有位置k上出现的次数之和）如果某词在一篇文档中出现过两次，分别在k_1和k_2 的位置上，

$$\hat{P}(t_{k_1}|c) = \hat{P}(t_{k_2}|c)$$

MLE估计中的问题：零概率问题



$P(China|d) \propto P(China) \cdot P(\text{BEIJING}|China) \cdot P(\text{AND}|China) \cdot P(\text{TAIPEI}|China) \cdot P(\text{JOIN}|China) \cdot P(\text{WTO}|China)$

$$\hat{P}(\text{WTO}|China) = \frac{T_{China,\text{WTO}}}{\sum_{t' \in V} T_{China,t'}} = \frac{0}{\sum_{t' \in V} T_{China,t'}} = 0$$

MLE估计中的问题：零概率问题（续）

- 如果 WTO 在训练集中没有出现在类别 China中，那么就会有如下的零概率估计：

$$\hat{P}(\mathrm{WTO}|China) = \frac{T_{China,\mathrm{WTO}}}{\sum_{t' \in V} T_{China,t'}} = 0$$

- → 那么，对于任意包含WTO的文档，P(China|d) = 0。
- 一旦发生零概率，将无法判断类别

避免零概率: 加一平滑

- 平滑前：

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}}$$

- 平滑后: 对每个量都加上1

$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct} + 1}{\sum_{t' \in V}(T_{ct'} + 1)} = \frac{T_{ct} + 1}{(\sum_{t' \in V} T_{ct'}) + B}$$

- B 是不同的词语个数 (这种情况下词汇表大小 $|V|$ = B)

避免零概率: 加一平滑（续）

- 利用加1平滑从训练集中估计参数
- 对于新文档，对于每个类别，计算 (i) 先验的对数值之和以及 (ii) 词项条件概率的对数之和
- 将文档归于得分最高的那个类

朴素贝叶斯: 训练过程

$\textsc{TrainMultinomialNB}(\mathbb{C}, \mathbb{D})$

1 $V \leftarrow \textsc{ExtractVocabulary}(\mathbb{D})$
2 $N \leftarrow \textsc{CountDocs}(\mathbb{D})$
3 **for each** $c \in \mathbb{C}$
4 **do** $N_c \leftarrow \textsc{CountDocsInClass}(\mathbb{D}, c)$
5 $prior[c] \leftarrow N_c/N$
6 $text_c \leftarrow \textsc{ConcatenateTextOfAllDocsInClass}(\mathbb{D}, c)$
7 **for each** $t \in V$
8 **do** $T_{ct} \leftarrow \textsc{CountTokensOfTerm}(text_c, t)$
9 **for each** $t \in V$
10 **do** $condprob[t][c] \leftarrow \frac{T_{ct}+1}{\sum_{t'}(T_{ct'}+1)}$
11 **return** $V, prior, condprob$

朴素贝叶斯: 测试

$\textsc{ApplyMultinomialNB}(\mathbb{C}, V, prior, condprob, d)$
1 $W \leftarrow \textsc{ExtractTokensFromDoc}(V, d)$
2 **for each** $c \in \mathbb{C}$
3 **do** $score[c] \leftarrow \log prior[c]$
4 **for each** $t \in W$
5 **do** $score[c] += \log condprob[t][c]$
6 **return** $\arg\max_{c \in \mathbb{C}} score[c]$

课堂练习

	docID	words in document	in $c = China$?
training set	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
test set	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

- 估计朴素贝叶斯分类器的参数
- 对测试文档进行分类

例子: 参数估计

Priors: $\hat{P}(c) = 3/4$ and $\hat{P}(\overline{c}) = 1/4$ Conditional probabilities:

$$\begin{aligned}
\hat{P}(\text{CHINESE}|c) &= (5+1)/(8+6) = 6/14 = 3/7 \\
\hat{P}(\text{TOKYO}|c) = \hat{P}(\text{JAPAN}|c) &= (0+1)/(8+6) = 1/14 \\
\hat{P}(\text{CHINESE}|\overline{c}) &= (1+1)/(3+6) = 2/9 \\
\hat{P}(\text{TOKYO}|\overline{c}) = \hat{P}(\text{JAPAN}|\overline{c}) &= (1+1)/(3+6) = 2/9
\end{aligned}$$

上述计算中的分母分别是 (8 + 6) 和 (3 + 6)，这是因为$text_c$ 和$text_{\overline{c}}$ 的大小分别是8和3，词汇表大小是6。

例子: 分类

$$\hat{P}(c|d_5) \propto 3/4 \cdot (3/7)^3 \cdot 1/14 \cdot 1/14 \approx 0.0003$$
$$\hat{P}(\overline{c}|d_5) \propto 1/4 \cdot (2/9)^3 \cdot 2/9 \cdot 2/9 \approx 0.0001$$

因此, 分类器将测试文档分到*c = China类，这是因为*d_5中起正向作用的CHINESE出现3次的权重高于起反向作用的 JAPAN和TOKYO的权重之和。

朴素贝叶斯的时间复杂度分析

mode	time complexity
training	$\Theta(\lvert\mathbb{D}\rvert L_{\text{ave}} + \lvert\mathbb{C}\rvert\lvert V\rvert)$
testing	$\Theta(L_a + \lvert\mathbb{C}\rvert M_a) = \Theta(\lvert\mathbb{C}\rvert M_a)$

- L_{ave}: 训练文档的平均长度, L_a: 测试文档的平均长度, M_a: 测试文档中不同的词项个数 $\mathbb{D}$: 训练文档， V: 词汇表 $\mathbb{C}$: 类别集合
- $\Theta(\lvert\mathbb{D}\rvert L_{\text{ave}})$是计算所有数字的时间
- $\Theta(\lvert\mathbb{C}\rvert\lvert V\rvert)$ 是从上述数字计算参数的时间
- 通常来说: $\lvert\mathbb{C}\rvert\lvert V\rvert < \lvert\mathbb{D}\rvert L_{\text{ave}}$
- 测试时间也是线性的 (相对于测试文档的长度而言).
- 因此： 朴素贝叶斯 对于训练集的大小和测试文档的大小而言是线性的。这是最优的

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. **朴素贝叶斯理论**
5. 文本分类评价
6. 特征选择

朴素贝叶斯: 分析

- 接下来对朴素贝叶斯的性质进行更深层次的理解
- 包括形式化地推导出分类规则. . .
- . . . 然后介绍在推导中的假设

朴素贝叶斯规则

给定文档的条件下，我们希望得到最可能的类别

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} P(c|d)$$

应用贝叶斯定律 $P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$:

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} \frac{P(d|c)P(c)}{P(d)}$$

由于分母P(d)对所有类别都一样，因此可以去掉:

$$c_{\text{map}} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} P(d|c)P(c)$$

过多参数/稀疏性问题

$$
\begin{aligned}
c_{\text{map}} &= \arg\max_{c \in \mathbb{C}} P(d|c)P(c) \\
&= \arg\max_{c \in \mathbb{C}} P(\langle t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_{n_d} \rangle | c) P(c)
\end{aligned}
$$

- 上式中存在过多的参数 $P(\langle t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_{n_d} \rangle | c)$，每个参数都是一个类别和一个词语序列的组合
- 要估计这么多参数，必须需要大量的训练样例。但是，训练集的规模总是有限的
- 于是出现数据稀疏性（ data sparseness ）问题

朴素贝叶斯条件独立性假设

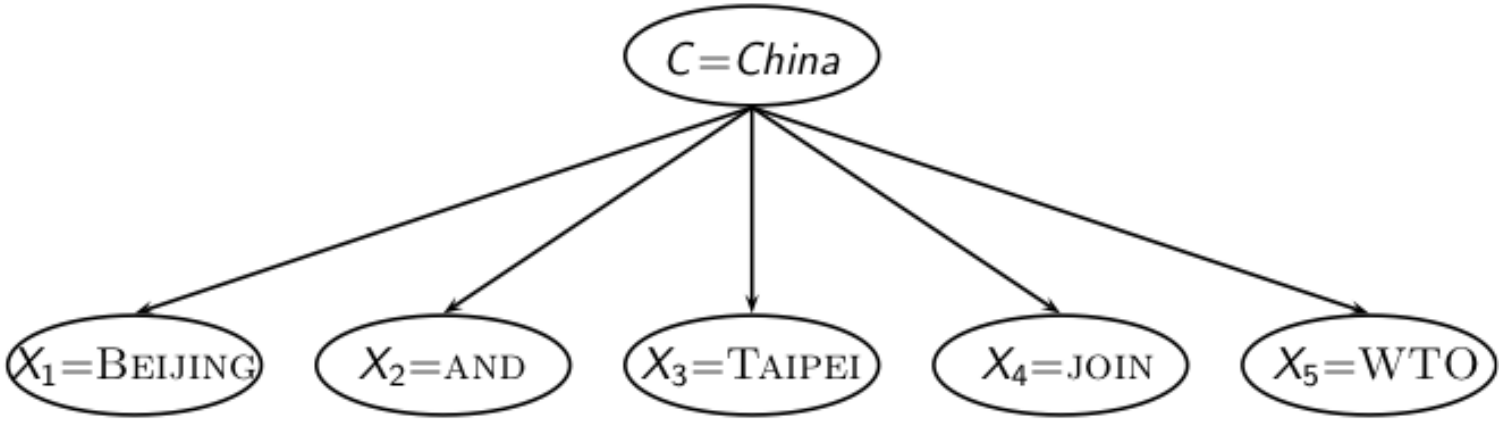
为减少参数数目，给出朴素贝叶斯条件独立性假设：

$$P(d|c) = P(\langle t_1, \ldots, t_{n_d} \rangle | c) = \prod_{1 \leq k \leq n_d} P(X_k = t_k | c)$$

假定上述联合概率等于某个独立概率P($X_k = t_k | c$)的乘积。前面我们提到可以通过如下方法来估计这些先验概率和条件概率：

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N} \text{ and } \hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}+1}{(\sum_{t' \in V} T_{ct'})+B}$$

生成式(Generative)模型



$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \le k \le n_d} P(t_k|c)$$

- 利用概率$P(c)$产生一个类
- 以该类为条件，（在各自位置上）基于概率$P(t_k|c)$产生每个词语，这些词语之间相互独立
- 对文档分类时，找出最有可能生成该文档的类别

第二个独立性假设

- $\hat{P}(t_{k_1}|c) = \hat{P}(t_{k_2}|c)$
- 例如，对于*UK*类别中的一篇文档，在第一个位置上生成QUEEN的概率和在最后一个位置上生成它的概率一样
- 上述两个独立性假设实际上是词袋模型(bag of words model)

另一个朴素贝叶斯模型： 贝努利模型

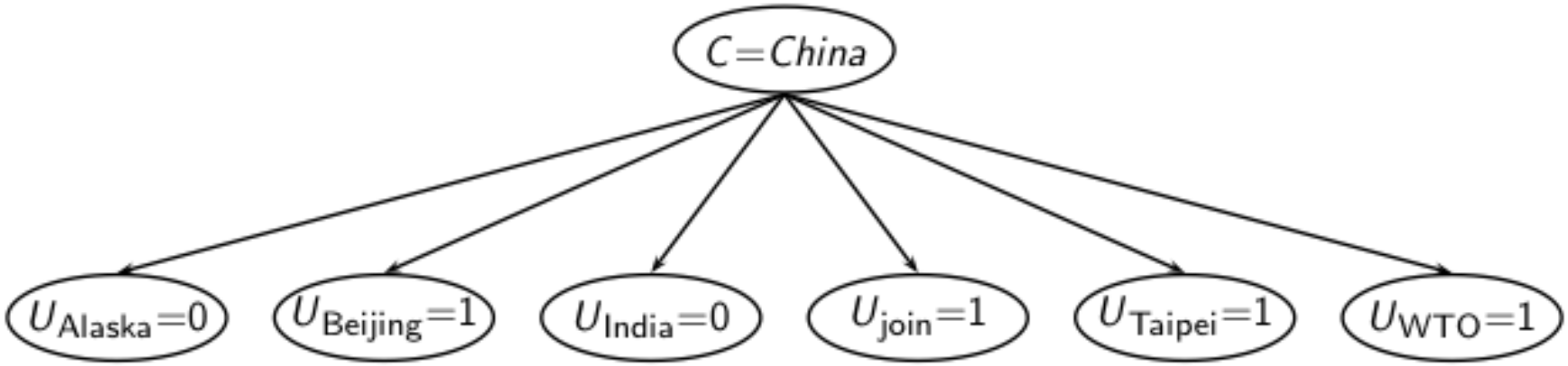


表13-3　多项式模型和贝努利模型的比较

	多项式模型	贝努利模型
事件模型	词条生成模型	文档生成模型
随机变量	$X=t$，当且仅当 t 出现在给定位置	$U_t=1$，当且仅当 t 出现在文档中
文档表示	$d=<t_1,\ldots,t_k,\ldots,t_{nd}>, t_k \in V$	$d=<e_1,\ldots,e_i,\ldots,e_M>, e_i \in \{0,1\}$
参数估计	$\hat{P}(X=t\mid c)$	$\hat{P}(U_i=e\mid c)$
决策规则：最大化	$\hat{P}(c)\prod_{1\le k\le n_d}\hat{P}(X=t_k\mid c)$	$\hat{P}(c)\prod_{t_i\in V}\hat{P}(U_i=e_i\mid c)$
词项多次出现	考虑	不考虑
文档长度	能处理更长文档	最好处理短文档
特征数目	能够处理更多特征	特征数目较少效果更好
词项the的估计	$\hat{P}(X=\text{the}\mid c)\approx 0.05$	$\hat{P}(U_{\text{the}}\mid c)\approx 1.0$

朴素贝叶斯独立性假设不成立的情况

- 自然语言文本中，上述独立性假设并不成立
- 条件独立性假设:

$$P(\langle t_1, \ldots, t_{n_d} \rangle | c) = \prod_{1 \leq k \leq n_d} P(X_k = t_k | c)$$

- 位置独立性假设:

$$\hat{P}(t_{k_1} | c) = \hat{P}(t_{k_2} | c)$$

- 课堂练习
  - 给出条件独立性假设不成立的例子
  - 给出位置独立性假设不成立的例子
- 在这些假设都不成立的情况下，为什么朴素贝叶斯方法有用？

朴素贝叶斯方法起作用的原因

- 即使在条件独立性假设严重不成立的情况下，朴素贝叶斯方法能够高效地工作
- 例子

	c_1	c_2	class selected
true probability $P(c\|d)$	0.6	0.4	c_1
$\hat{P}(c)\prod_{1\leq k\leq n_d}\hat{P}(t_k\|c)$	0.00099	0.00001	
NB estimate $\hat{P}(c\|d)$	0.99	0.01	c_1

- 概率P($c_2|d$)被过低估计(0.01)，而概率P($c_1|d$)被过高估计(0.99)。
- 分类的目标是预测正确的类别，并不是准确地估计概率
- 准确估计 ⇒ 精确预测
- 反之并不成立!

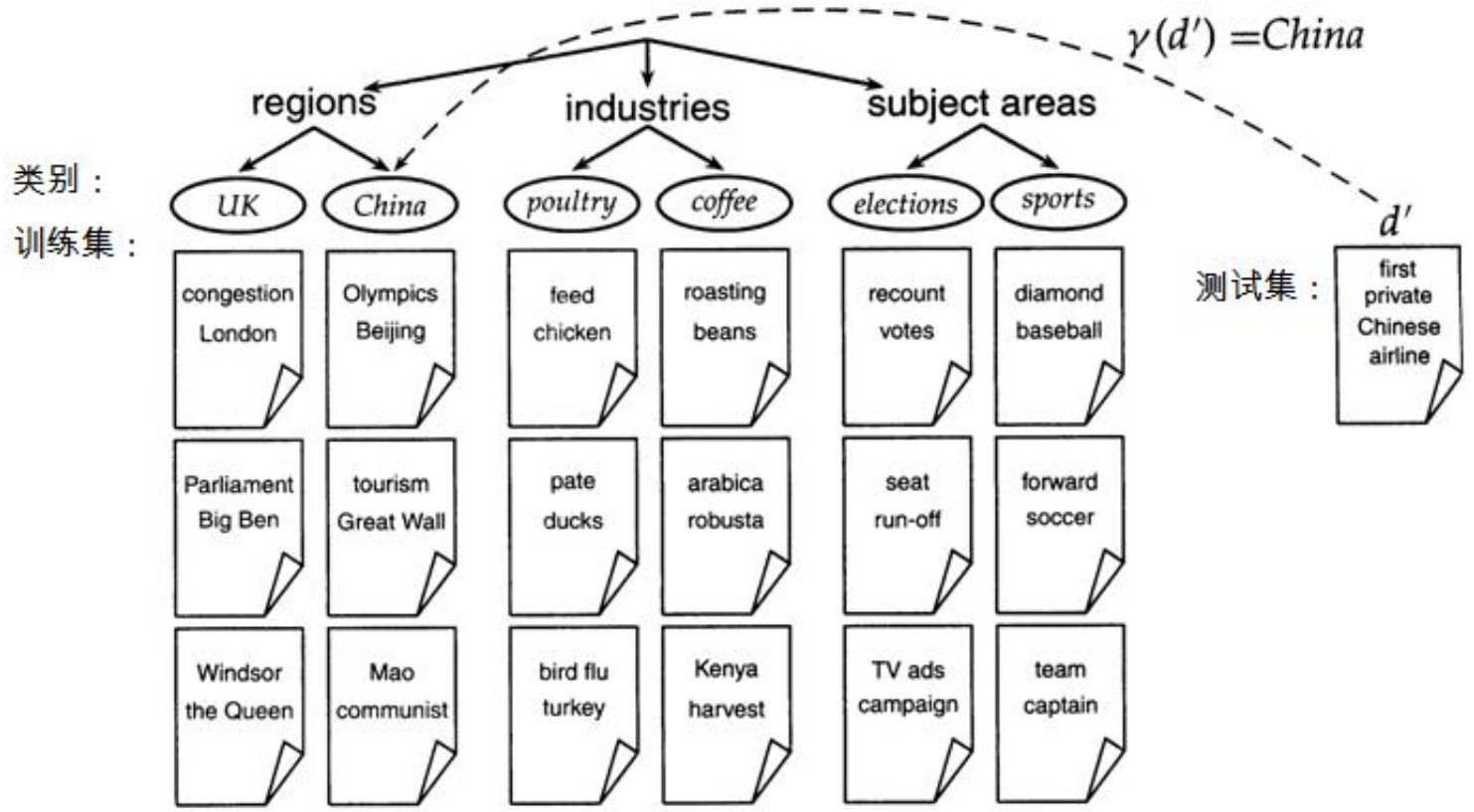
朴素贝叶斯 并不朴素

- 朴素贝叶斯在多次竞赛中胜出 (比如 KDD-CUP 97)
- 相对于其他很多更复杂的学习方法，朴素贝叶斯对非相关特征更具鲁棒性
- 相对于其他很多更复杂的学习方法，朴素贝叶斯对概念漂移(concept drift)更鲁棒(概念漂移是指类别的定义随时间变化
- 当有很多同等重要的特征时，该方法由于类似于决策树的方法
- 一个很好的文本分类基准方法 (当然，不是最优的方法)
- 如果满足独立性假设，那么朴素贝叶斯是最优的 (文本当中用于成立，但是对某些领域可能成立)
- 非常快
- 存储开销少

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

Reuters语料上的评价



例子：Reuters语料

symbol	statistic	value
N	documents	800,000
L	avg. # word tokens per document	200
M	word types	400,000
	avg. # bytes per word token (incl. spaces/punct.)	6
	avg. # bytes per word token (without spaces/punct.)	4.5
	avg. # bytes per word type	7.5
	non-positional postings	100,000,000

type of class	number	examples
region	366	UK, China
industry	870	poultry, coffee
subject area	126	elections, sports

一篇Reuters文档

REUTERS

You are here: Home > News > Science > Article

Go to a Section: U.S. International Business Markets Politics Entertainment Technology Sports Oddly Enou

Extreme conditions create rare Antarctic clouds

Tue Aug 1, 2006 3:20am ET

Email This Article | Print This Article | Reprints

[-] Text [+]

SYDNEY (Reuters) - Rare, mother-of-pearl colored clouds caused by extreme weather conditions above Antarctica are a possible indication of global warming, Australian scientists said on Tuesday.

Known as nacreous clouds, the spectacular formations showing delicate wisps of colors were photographed in the sky over an Australian

分类评价

- 评价必须基于测试数据进行，而且该测试数据是与训练数据完全独立的 (通常两者样本之间无交集)
- 很容易通过训练可以在训练集上达到很高的性能 (比如记忆所有的测试集合)
- 指标: 正确率、召回率、 F_1值、分类精确率(classification accuracy)等等

正确率*P* 及召回率 *R*

	in the class	not in the class
predicted to be in the class	true positives (TP)	false positives (FP)
predicted to not be in the class	false negatives (FN)	true negatives (TN)

$$P = TP / (TP + FP)$$

$$R = TP / (TP + FN)$$

F值

- F_1 允许在正确率和召回率之间达到某种均衡
- $$F_1 = \frac{1}{\frac{1}{2}\frac{1}{P} + \frac{1}{2}\frac{1}{R}} = \frac{2PR}{P+R}$$
- 也就是P和R的调和平均值：$$\frac{1}{F} = \frac{1}{2}\left(\frac{1}{P} + \frac{1}{R}\right)$$

微平均 vs. 宏平均

- 对于一个类我们得到评价指标F_1
- 但是我们希望得到在所有类别上的综合性能
- 宏平均(Macroaveraging)
  - 对类别集合C 中的每个类都计算一个F_1 值
  - 对C个结果求平均Average these C numbers
- 微平均(Microaveraging)
  - 对类别集合C 中的每个类都计算TP、FP和FN
  - 将C中的这些数字累加
  - 基于累加的TP, FP, FN计算P、R和F_1

朴素贝叶斯 vs. 其他方法

(a)

	NB	Rocchio	kNN	SVM
micro-avg-L (90 classes)	80	85	86	89
macro-avg (90 classes)	47	59	60	60

(b)

	NB	Rocchio	kNN	trees	SVM
earn	96	93	97	98	98
acq	88	65	92	90	94
money-fx	57	47	78	66	75
grain	79	68	82	85	95
crude	80	70	86	85	89
trade	64	65	77	73	76
interest	65	63	74	67	78
ship	85	49	79	74	86
wheat	70	69	77	93	92
corn	65	48	78	92	90
micro-avg (top 10)	82	65	82	88	92
micro-avg-D (118 classes)	75	62	n/a	n/a	87

Evaluation measure: F_1 Naive Bayes does pretty well, but some methods beat it consistently (e.g., SVM).

提纲

1. 上一讲回顾
2. 文本分类
3. 朴素贝叶斯
4. 朴素贝叶斯理论
5. 文本分类评价
6. 特征选择

特征选择

- 文本分类中，通常要将文本表示在一个高维空间下，每一维对应一个词项
- 本讲义中，我们不特意区分不同的概念: 每个坐标轴 = 维 = 词语 = 词项 = 特征
- 许多维上对应是罕见词
- 罕见词可能会误导分类器
- 这些会误导分类器的罕见词被称为噪音特征（noise feature）
- 去掉这些噪音特征会同时提高文本分类的效率和效果
- 上述过程称为特征选择（feature selection）

噪音特征的例子

- 比如我们将对文本是否属于China类进行判断
- 假定某个罕见词项，比如 ARACHNOCENTRIC，没有任何关于 China 类的信息
- . . . 但是在训练集中，ARACHNOCENTRIC的所有出现正好都在 China这个类别中
- 这种情况下，我们就可能训练得到一个分类器，它认为ARACHNOCENTRIC标志着类别 China的出现
- 这种从训练集中的偶然现象学习得到的一般化结果称为过学习(overfitting)
- 特征选择能减少过学习可能，并提高分类器的精度

基本的特征选择算法

```
SELECTFEATURES(𝔻, c, k)
 1  V ← EXTRACTVOCABULARY(𝔻)
 2  L ← []
 3  for each t ∈ V
 4  do A(t, c) ← COMPUTEFEATUREUTILITY(𝔻, t, c)
 5     APPEND(L, ⟨A(t, c), t⟩)
 6  return FEATURESWITHLARGESTVALUES(L, k)
```

How do we compute A, the feature utility?

不同的特征选择方法

- 特征选择方法主要基于其所使用特征效用指标来定义。
- 特征效用指标：
  - 频率法 – 选择高频词项
  - 互信息(Mutual information) – 选择具有最高互信息的那些词项
  - 这里的互信息也叫做信息增益（information gain）
  - 卡方(Chi-square)

互信息(Mutual information)

- 特征效用 $A(t, c)$ 采用词项t 和类别 c的期望互信息 *(Expected Mutual Information)*来计算
- MI给出的是词项所包含的有关类别的信息及类别包含的有关词项的信息量
- 比如，如果词项的出现与否与类别独立(不同类别中包含和不包含词项的文档比例完全一样)
- 定义：

$$I(U;C) = \sum_{e_t \in \{1,0\}} \sum_{e_c \in \{1,0\}} P(U = e_t, C = e_c) \log_2 \frac{P(U = e_t, C = e_c)}{P(U = e_t)P(C = e_c)}$$

(期望)互信息的另一种定义

- 信息增益(Information Gain, *IG*)：该term为整个分类所能提供的信息量(不考虑任何特征的熵和考虑该特征后的熵的差值)

$$\mathrm{IG(t)} = \mathrm{Entropy}(S) - \mathrm{Expected\ Entropy}(S_t) = -\sum_{i=1}^{M} P(c_i)\log P(c_i)$$

$$-[P(t)(-\sum_{i=1}^{M} P(c_i \mid t)\log P(c_i \mid t)) + P(\bar{t})(-\sum_{i=1}^{M} P(c_i \mid \bar{t})\log P(c_i \mid \bar{t}))]$$

如何计算互信息ＭＩ

- 基于MLE估计，实际使用的计算公式为：

$$I(U;C) = \frac{N_{11}}{N}\log_2\frac{NN_{11}}{N_{1.}N_{.1}} + \frac{N_{01}}{N}\log_2\frac{NN_{01}}{N_{0.}N_{.1}} + \frac{N_{10}}{N}\log_2\frac{NN_{10}}{N_{1.}N_{.0}} + \frac{N_{00}}{N}\log_2\frac{NN_{00}}{N_{0.}N_{.0}}$$

- N_{10}: 包含 t ($e_t = 1$)但是不属于c($e_c = 0$)的文档数目;
- N_{11}:包含 t ($e_t = 1$)同时属于c($e_c = 1$)的文档数目;
- N_{01}: 不包含 t ($e_t = 0$)但是属于c($e_c = 1$)的文档数目;
- N_{00}:不包含 t ($e_t = 0$)也不属于c($e_c = 0$)的文档数目;
- $N = N_{00} + N_{01} + N_{10} + N_{11}$

Reuters 语料中*poultry*/EXPORT的MI计算

	$e_c = e_{\text{poultry}} = 1$	$e_c = e_{\text{poultry}} = 0$
$e_t = e_{\text{export}} = 1$	$N_{11} = 49$	$N_{10} = 27\,652$
$e_t = e_{\text{export}} = 0$	$N_{01} = 141$	$N_{00} = 774\,106$

$$I(U;C) = \frac{49}{801\,948}\log_2\frac{801\,948\times 49}{(49+27\,652)(49+141)} + \frac{141}{801\,948}\log_2\frac{801\,948\times 141}{(141+774\,106)(49+141)} + \frac{27\,652}{801\,948}\log_2\frac{801\,948\times 27\,652}{(49+27\,652)(27\,652+774\,106)} + \frac{774\,106}{801\,948}\log_2\frac{801\,948\times 774\,106}{(141+774\,106)(27\,652+774\,106)}$$

$$\approx 0.000\,110\,5$$

MI 特征选择的结果

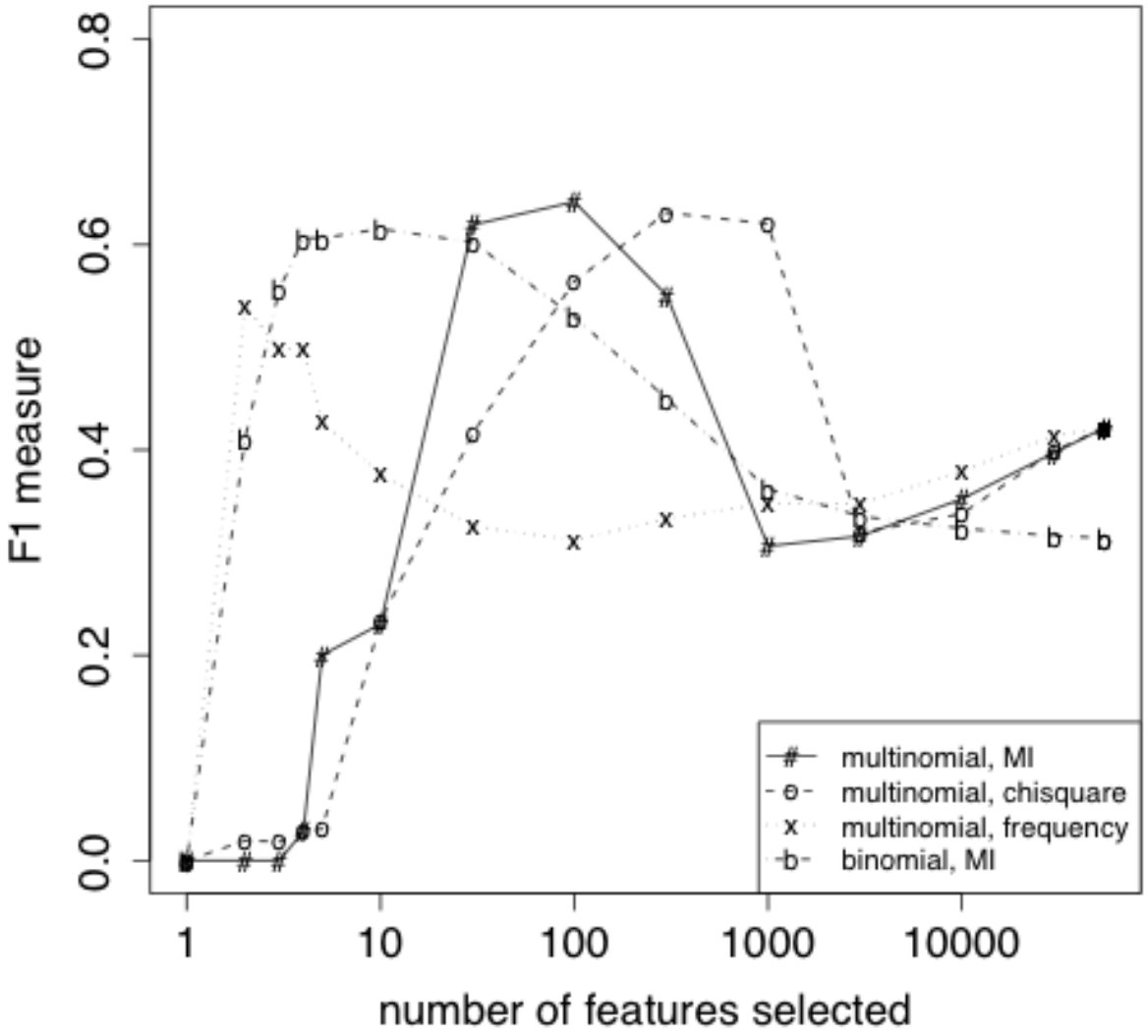
Class: *coffee*

term	MI
COFFEE	0.0111
BAGS	0.0042
GROWERS	0.0025
KG	0.0019
COLOMBIA	0.0018
BRAZIL	0.0016
EXPORT	0.0014
EXPORTERS	0.0013
EXPORTS	0.0013
CROP	0.0012

Class: *sports*

term	MI
SOCCER	0.0681
CUP	0.0515
MATCH	0.0441
MATCHES	0.0408
PLAYED	0.0388
LEAGUE	0.0386
BEAT	0.0301
GAME	0.0299
GAMES	0.0284
TEAM	0.0264

朴素贝叶斯: 特征选择的效果



(multinomial =
多项式朴素贝叶斯）
binomial=
贝努利朴素贝叶斯)

朴素贝叶斯中的特征选择

- 一般来说，为了获得较好的结果，朴素贝叶斯有必要进行特征选择
- 对于一些其他文本分类器方法来说，特征选择也是获得好结果的必要手段

其它特征选择方法

- 基于*DF*的选择方法 (DF Thresholding)
  - Term的*DF*小于某个阈值去掉(太少，没有代表性)

其它特征选择方法(续)

- χ^2 统计量(念xi, chi，卡方法)：度量两者(term和类别)独立性的缺乏程度， χ^2 越大，独立性越小，相关性越大($N=A+B+C+D$)

$$\chi^2(t,c)=\frac{N(AD-CB)^2}{(A+C)(B+D)(A+B)(C+D)}$$

	c	~c
t	A	B
~t	C	D

$$\chi^2_{AVG}(t)=\sum_{i=1}^{m}P(c_i)\chi^2(t,c_i)$$

$$\chi^2_{MAX}(t)=\max_{i=1}^{m}\{\chi^2(t,c_i)\}$$

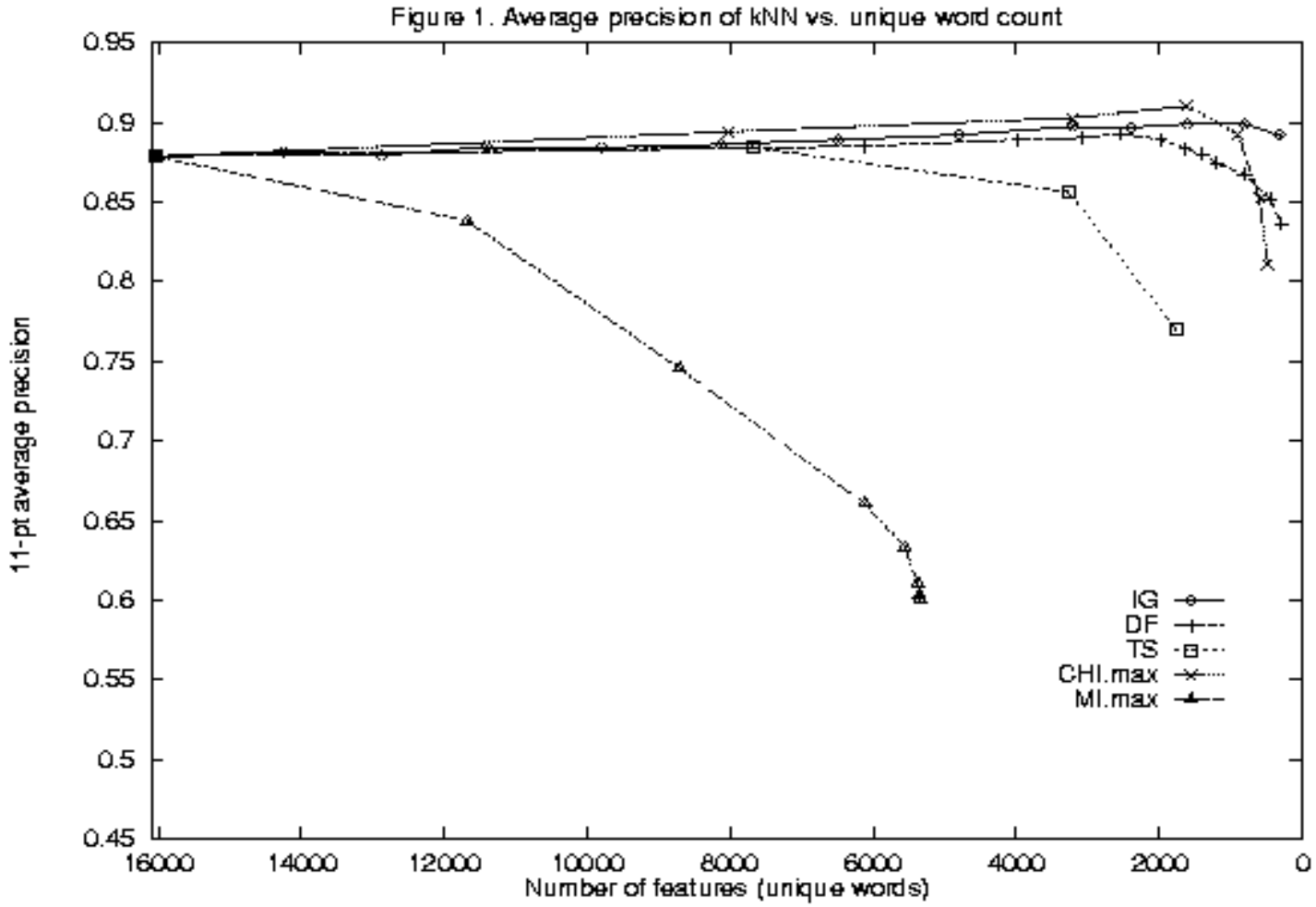
- (点)互信息(Pointwise Mutual Information， *PMI*)：*MI*越大*t*和*c*共现

$$I(t,c)=\log\frac{P(t\wedge c)}{P(t)P(c)}=\log\frac{P(t\mid c)}{P(t)}=\log\frac{A\times N}{(A+C)(A+B)}$$

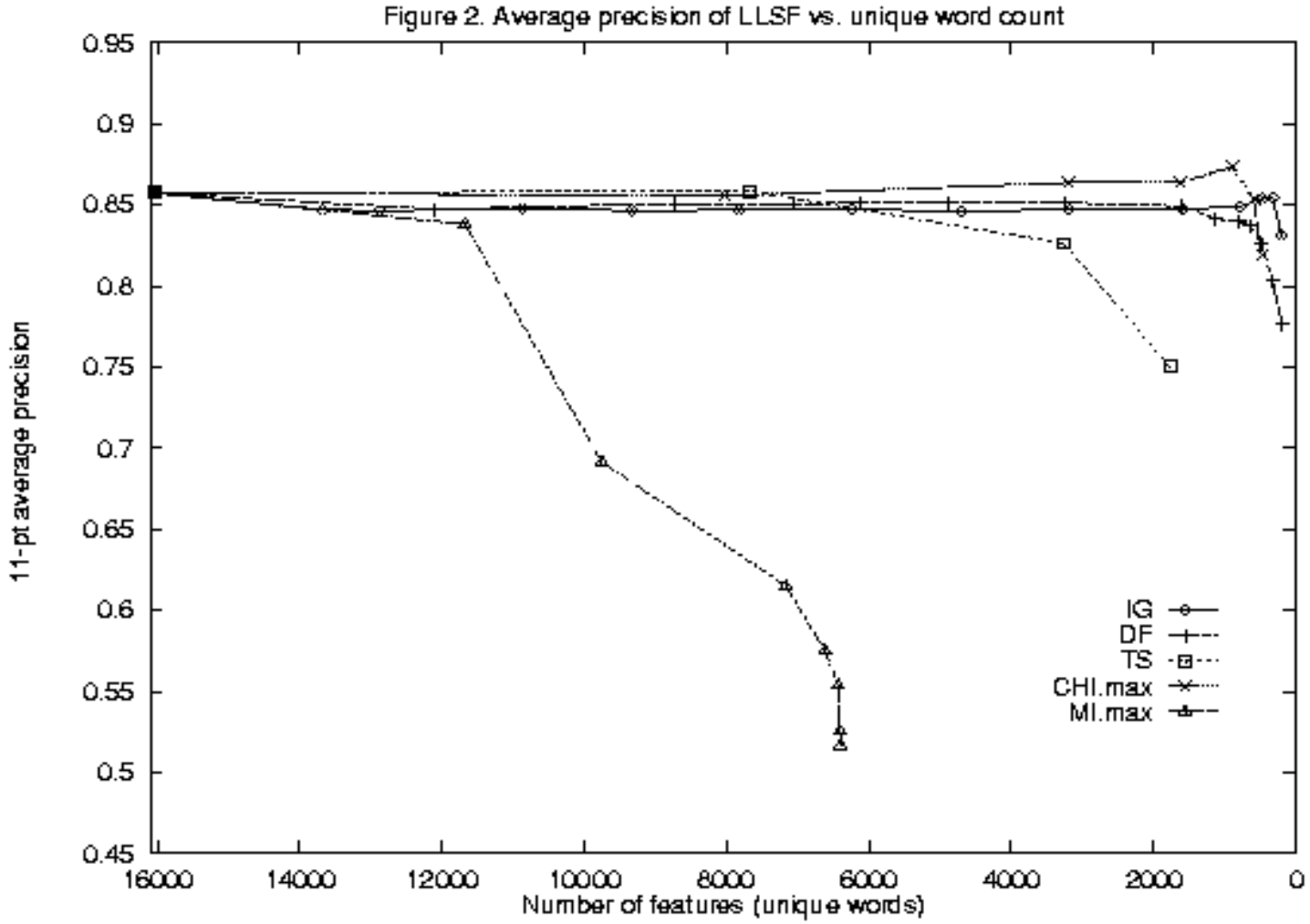
$$I_{AVG}(t)=\sum_{i=1}^{m}P(c_i)I(t,c_i)$$

$$I_{MAX}(t)=\max_{i=1}^{m}P(c_i)I(t,c_i)$$

特征选择方法的性能比较(1)



特征选择方法的性能比较(2)



特征选择方法的性能比较(3)

Yang Yi-ming 的实验结论

Method	DF	IG	CHI	MI	TS
favoring common terms	Y	Y	Y	N	Y/N
using categories	N	Y	Y	Y	N
using term absence	N	Y	Y	N	N
performance in kNN/LLSF	excellent	excellent	excellent	poor	ok

本讲小结

- 文本分类的概念及其与IR的关系
- 朴素贝叶斯分类器(朴素贝叶斯)
- 文本分类的评价
- 特征选择

参考资料

- Weka: 一个包含了 朴素贝叶斯在内的数据挖掘工具包
- Reuters-21578 – 最著名的文本分类语料 (当然，当前已经显得规模太小)