信息检索与数据挖掘

第10章 文本分类

part1：文本分类及朴素贝叶斯方法

part2：基于向量空间的文本分类

part3：支持向量机及机器学习方法

引言：人工智能

人工智能

百度一下

百度首页 消息

网页 资讯 视频 图片 知道 文库 贴吧 采购 地图 更多»

百度为您找到相关结果约38,300,000个 搜索工具

人工智能_百度百科

人工智能（Artificial Intelligence），英文缩写为AI。它是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。人工智能是计算机科学的...

定义详解 研究价值 发展阶段 科学介绍 技术研究 更多>>

baike.baidu.com/

人工智能的最新相关信息

人工智能将在上海"坐诊",2分钟检查30余种慢性病 澎湃新闻 2小时前

给人工智能2分钟,它就能诊断你有没有糖尿病、高血压等30余种慢性病,诊断准确率在97%以上。 这项技术将在上海应用。4月13日,上海中医药大学附属曙光...

识别黑色素瘤图片 德国人工智能算法胜过医生 新华社 8小时前

牛市来了骗局多!千元人工智能炒股工具热卖,能捕10倍... 新华网客户端 9小时前

商汤集团将在三亚设国际业务总部,推进人工智能产业... 36氪 8小时前

FUS猎云网2019年度人工智能产业峰会:智能变革时代 .... 同花顺财经 3小时前

人类全面溃败!AI训练4.5万年,DOTA 2人机大战大结局_凤凰网科技

8小时前 - OpenAI向公众开放与AI对决,终极目标是实现通用人工智能 对于OpenAI来说,值得庆祝的不仅仅是这次胜利,还因为其证明了对强化学习的态度及其关于AI的普适...

tech.ifeng.com/c/7IrXM... - 百度快照

下一代人工智能在哪里?-中共中央网络安全和信息化委员会办公室

2019年3月31日 - 从1956年美国达特茅斯会议首次提出"人工智能"的概念,到如今新一轮科技革命和产业变革方兴未艾,算法、大数据、5G等为公众所熟知,"人工...

www.cac.gov.cn/2019-03... V3 - 百度快照

人工智能网|人工智能实验室|专注人工智能、机器人、无人驾驶、可...

人工智能实验室(AiLab)是人工智能领域的网上资讯门户,本站汇集了各类人工智能学科知识和学习资料,是各位人工智能爱好者学习和交流不可或缺的平台,人工智能实验室,一...

www.ailab.cn/ - 百度快照

云从科技成立于2015年，是一家专注于智能感知与人工智能的高科技企业，发布了国家人工智能基础资源公共平台项目。

- 云从科技-典型案例查看
- 云从科技-快速部署平台

品牌广告

人工智能个人助理

度秘

苹果Siri

Google Now

相关电影 展开

引言：人工智能

- TechNews科技新报 2016-08-09
- **据日本东京大学报导，近日 IBM 人工智能 Watson 利用 10 分钟时间诊断出一名 60 岁女病人患上罕见的急性骨髓性白血病，还找到最适合她的疗法。在此之前，该患者在东京大学医科学研究所进行了半年的治疗，而且病情改善很慢，医生对其病症迟迟不能确认，曾怀疑其患有败血症。**
- **报导称 Watson 将病人的基因变化与 2,000 万篇癌症研究论文数据库进行比较，提供准确的诊断并且提出先进且适合的治疗方案。**

黑天鹅？

AlphaGo

2016年3月AlphaGo与围棋世界冠军、职业九段选手李世石进行人机大战，并以4:1的总比分获胜。

2017年5月27日柯洁0：3 败于AlphaGo

罗辑思维|2016时间的朋友|五只黑天鹅

2019年04月13日OpenAI Five在Dota 2中以2:0击败了世界冠军团队OG

引言：数据挖掘

数据挖掘 百度一下 百度首页

网页 新闻 贴吧 知道 音乐 图片 视频 地图 文库 更多»

百度为您找到相关结果约36,700,000个 搜索工具

数据挖掘?想学习数据库开发 广告

Tedu.cn 达内教育

数据挖掘?通过达内培训熟悉数据库开发技能并找到好的工作,在线了解!达内集团,15年来,为5万多家大中型企业输送软件专业人才达40万名!

热门课程: 达内java培训 | 达内ui培训 | 达内web培训 | 更多»

课程简介: 14大业务领域 | 19大课程方向 | o2o教学模式 | 更多»

hefei.tedu.cn 2017-03 V3 - 3955条评价

SAP数据挖掘 SAP中国官网

SAP带您跳出数据洪海,实现支持实时业务,加快业务创新,最大程度提高业务绩效.免费获取 SAP大数据电子书,现在正是我们为您揭秘大数据价值的时候.

www.sap.com 2017-03 V3 - 评价

数据挖掘_百度百科

数据挖掘（英语：Data mining），又译为资料探勘、数据采矿。它是数据库知识发现（英语：Knowledge-Discovery in Databases，简称：KDD)中的一个步骤。数据挖掘一般是指从大量...

起源 发展阶段 使用 经验之谈 成功案例 经典算法 更多>>

baike.baidu.com/ -

数据挖掘 | 36大数据

数据挖掘是一种决策支持过程,它主要基于人工智能、机器学习、模式识别、统计学、数据库、可视化技术等,高度自动化地分析企业的数据,做出归纳性的推理,从中挖掘出潜在的

www.36dsj.com/archives... - 百度快照 - 271条评价

数据挖掘_最新招聘信息7742条_百度百聘

合肥 数据挖掘

选择学历 选择月薪 选择工作经验 搜工作

登录百度账户 交易更有保障

相关书籍 展开

数据挖掘概念与技术

一本可读性极佳的教材

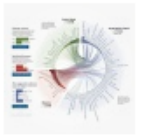
数据挖掘实用机器学...

机械工业出版社出版

数据挖掘原理与算法

邵峰晶所著教材

相关术语 展开



大数据分析

揭示数字间的奥秘

聚类分析

一种重要的人类行为

数据可视化

数据之视觉形式的研究

百度数据挖掘技术

百度大数据

分享数据中心计算

百度推荐

百度最懂你的心

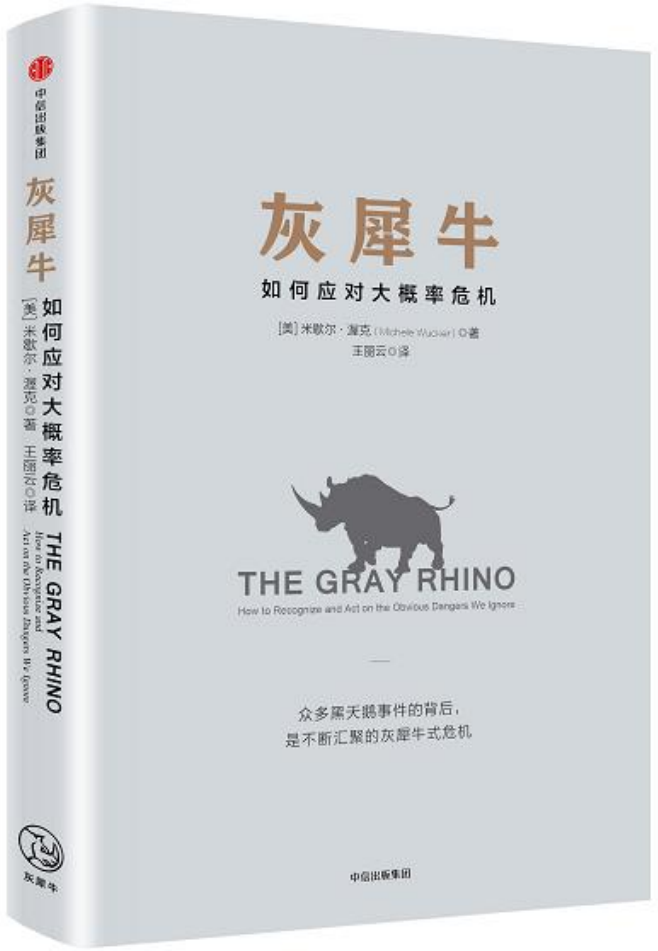
百度知识图谱

引言：数据挖掘

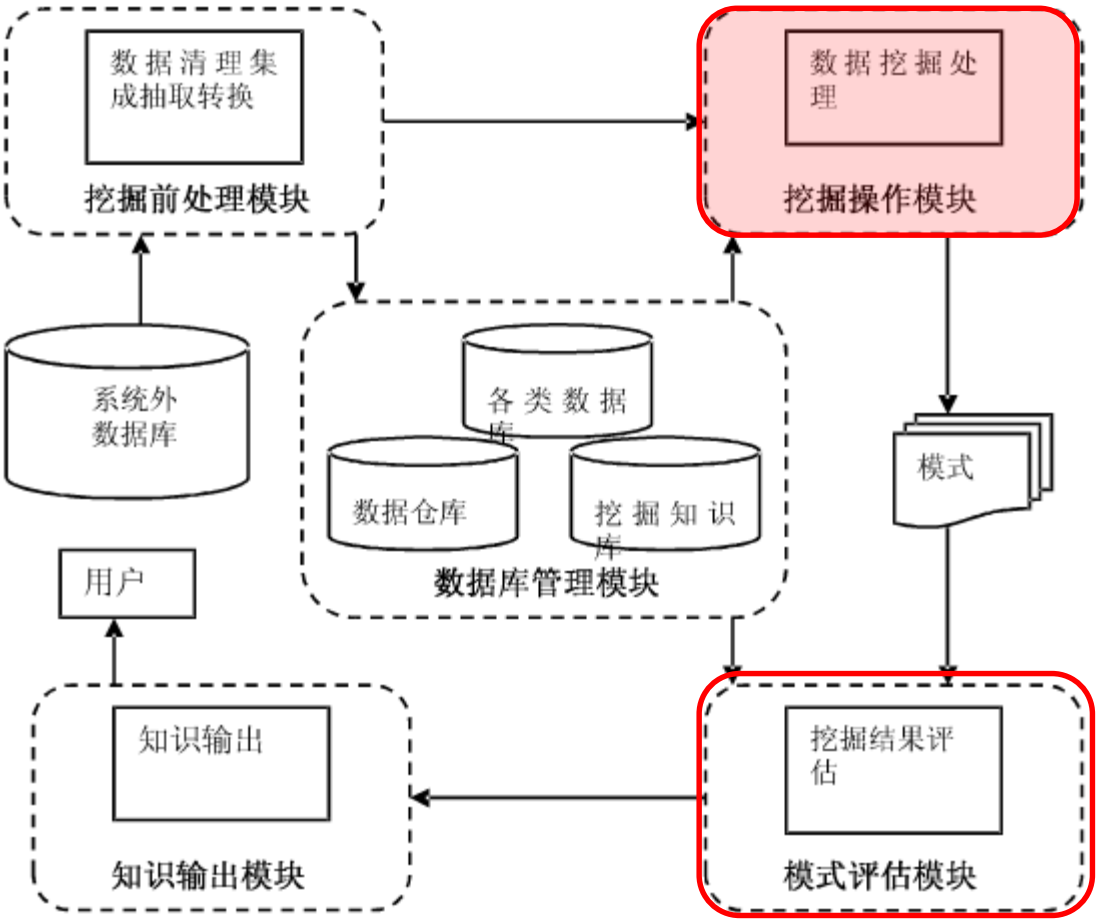
关键词	整体日均值	移动日均值	整体同比	整体环比	移动同比	移动环比
数据挖掘	945	275	-	-	-	-
大数据	2,835	1,345	-	-	-	-
云计算	2,478	1,161	-	-	-	-
人工智能	3,380	1,623	-	-	-	-

灰犀牛？云计算、大数据、数据挖掘……

它生长于非洲草原，体型笨重、反应迟缓，你能看见它在远处，却毫不在意， 一旦它向你狂奔而来，憨直的路线、爆发性的攻击力定会让你猝不及防，直接被扑倒在地！所以危险并不都来源于突如其来的灾难、或者太过微小的问题，更多只是因为我们长久地视而不见。重大危机发生之前的种种端倪其实都是一次次绝佳的机遇，意识到危机的存在并且能处理得当，这种与众不同的能力会给那些善于思考的人带去丰厚的利润。



引言：数据挖掘系统



数据挖掘系统的体系结构图

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

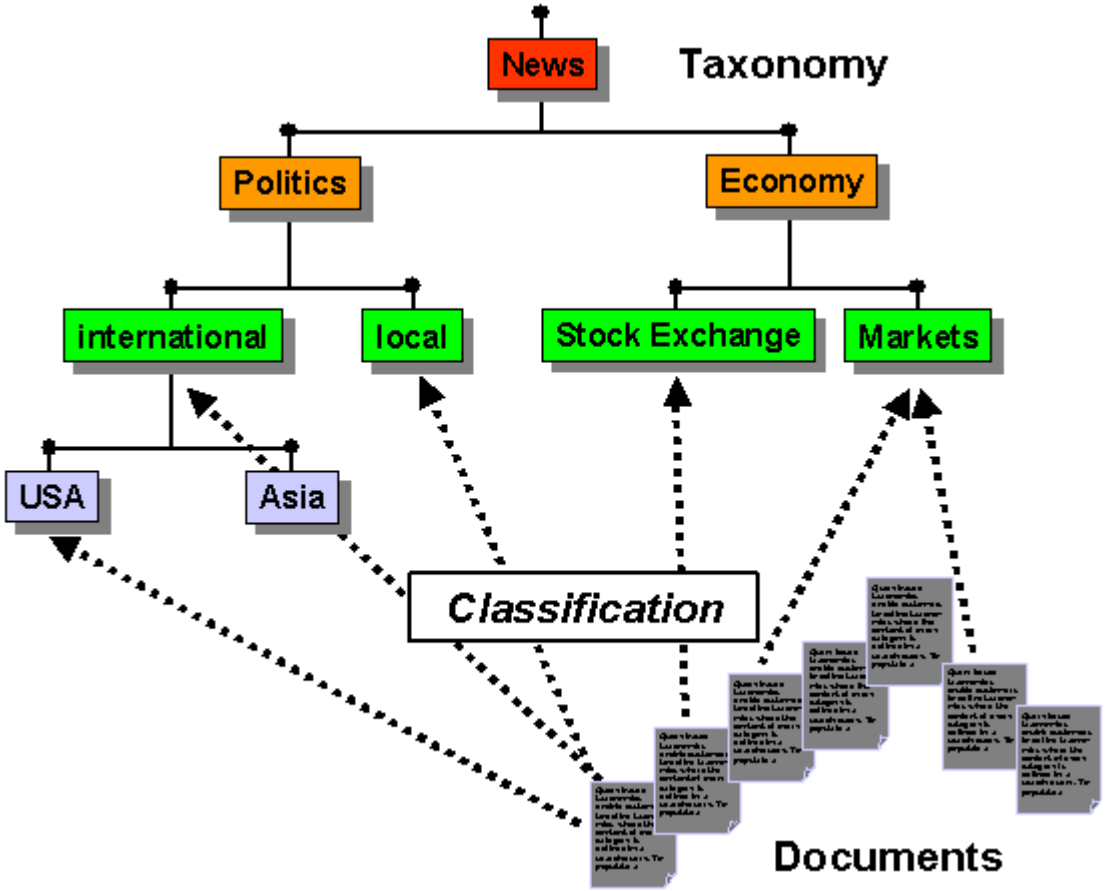
- 什么是文本分类？

- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质

- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

Taxonomies and Classification

Note that documents can be assigned to more than one category



A taxonomy depicts the hierarchical ordering of categories. Taxonomies allow you to structure a large number of documents that belong to a document set clearly. The classification procedure assigns documents to the categories according to topic.

文本分类的定义

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

- **文本分类中，给定文档$d \in X$和一个固定的类别集合$C= \{c_1, c_2, \ldots, c_J\}$，其中X表示文档空间 （document space），类别（class）也通常称为类（category） 或类标签（ label）。**
  - 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

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**

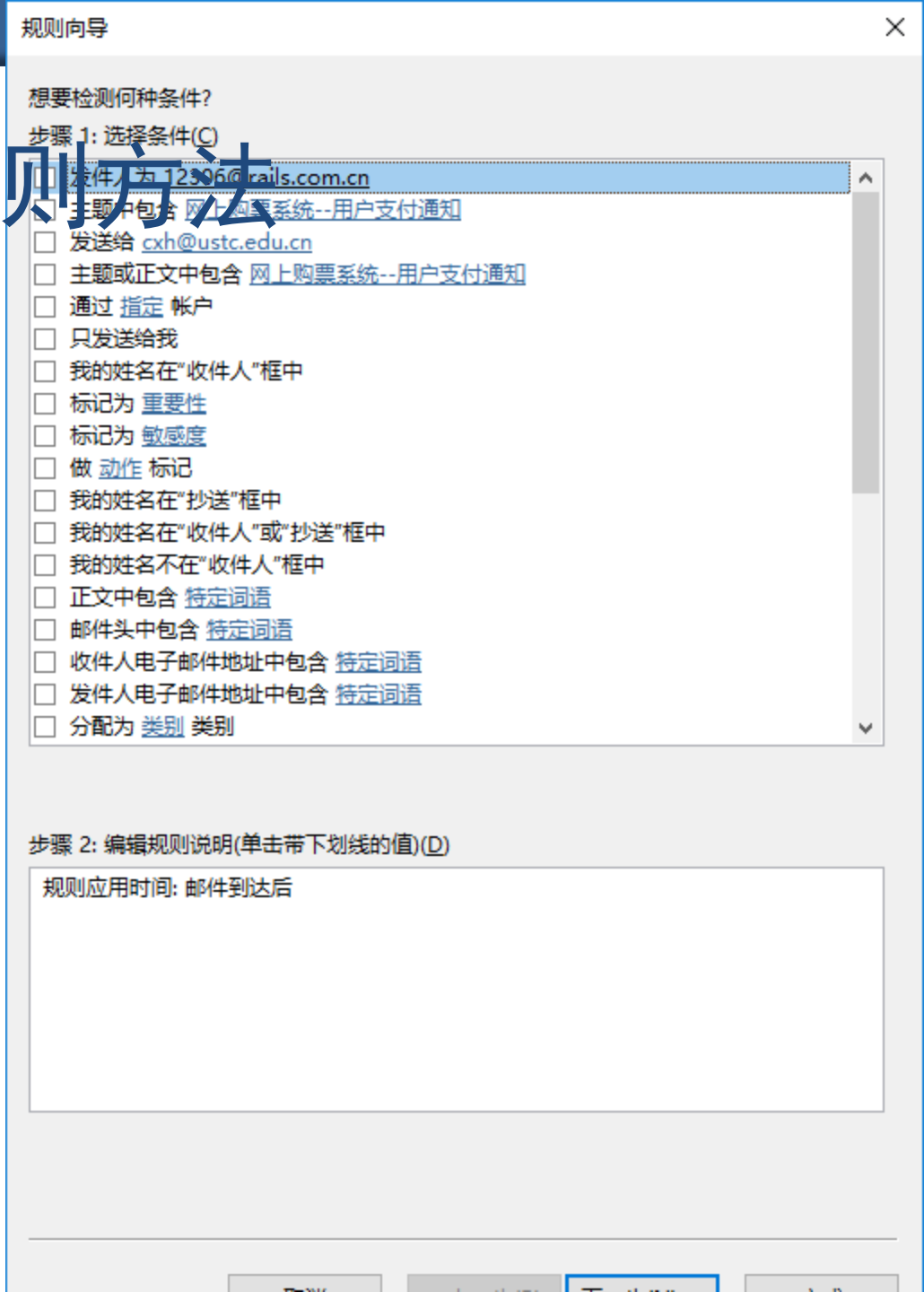
- **→ 因此，需要自动分类方法**

分类方法：2. 规则方法

只要进入Google 快讯主页，输入您的搜索字词、您要的搜索结果类型（新闻，网页或新闻与网页及论坛）、希望我们检查搜索结果的频率，以及您的电子邮件地址。然后，单击“创建快讯”按钮。我们将向您发送确认电子邮件。在您单击确认电子邮件中的链接后，快讯即可启动您还可以通过访问我们的“管理快讯”页面一次完成快讯的创建和确认。

分类方法：2. 规则方法

Outlook Express使用邮件规则：
按照发件人分类；
按照主题中的关键词分类；
正文中包含关键词…
收件人邮件低秩包含关键词…
发件人邮件低秩包含关键词…



分类方法: 2. 规则方法

- 规则：如含有“多媒体”的书籍归入“TP37”

http://ztflh.jourserv.com/

中图分类号查询 > 工业技术 > 自动化技术、计算机技术 > 计算技术、计算机技术 > 多媒体技术与多媒体计算机

检索词： 检索

TP37 多媒体技术与多媒体计算机

- 对于p234提到的multicore computer chips 的例子，一个可能的规则是(multicore OR multi-core) AND (chip OR processor OR microprocessor)。
- 有时规则即等价于布尔表达式。
- 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

分类方法: 3.机器学习的方法

- **机器学习**
  - 除了手工分类和人工编写规则之外，还存在第3 种文本分类的方法，即基于机器学习的方法。我们主要关注这种方法。在机器学习中，**规则集（更通用的说法是分类决策准则）是从训练数据中自动学习得到的。**
- **统计文本分类**

后面将介绍一系列分类方法: 朴素贝叶斯, Rocchio, kNN, SVM

  - 当学习方法基于统计时，这种方法也称为统计文本分类（statistical text classification）。在统计文本分类中，对于每个类别我们需要一些好的文档样例（或者称为训练文档）。由于需要人来标注训练文档，所以对人工分类的需求仍然存在。这里的**标注（labeling）**指的是对每篇文档赋予类别标签的过程。

基于学习的文本分类

- **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, . . . , c_J }**
  - 类别往往根据应用的需求来认为定义
- **训练集 D,文档d的类别用c标记，$\langle d, c\rangle \in X \times C$**
  - 利用学习算法，根据给定的$\langle d, c\rangle$可以学习一个分类器 Υ ，它可以将文档映射成类别： $\Upsilon : X \rightarrow C$
- **文档分类的实现**
  - 对于文档空间中文档， $d \in X$ ， 可确定$\Upsilon(d) \in C$, 即确定d最可能属于的类别$c_i = \Upsilon(d)$， $c_i \in C$

文本分类

- **给定训练集**
  - <d, c> = <Beijing joins the World Trade Organization, China>
  - 表示的是单句文档Beijing joins the World Trade Organization 被标记为China 类。

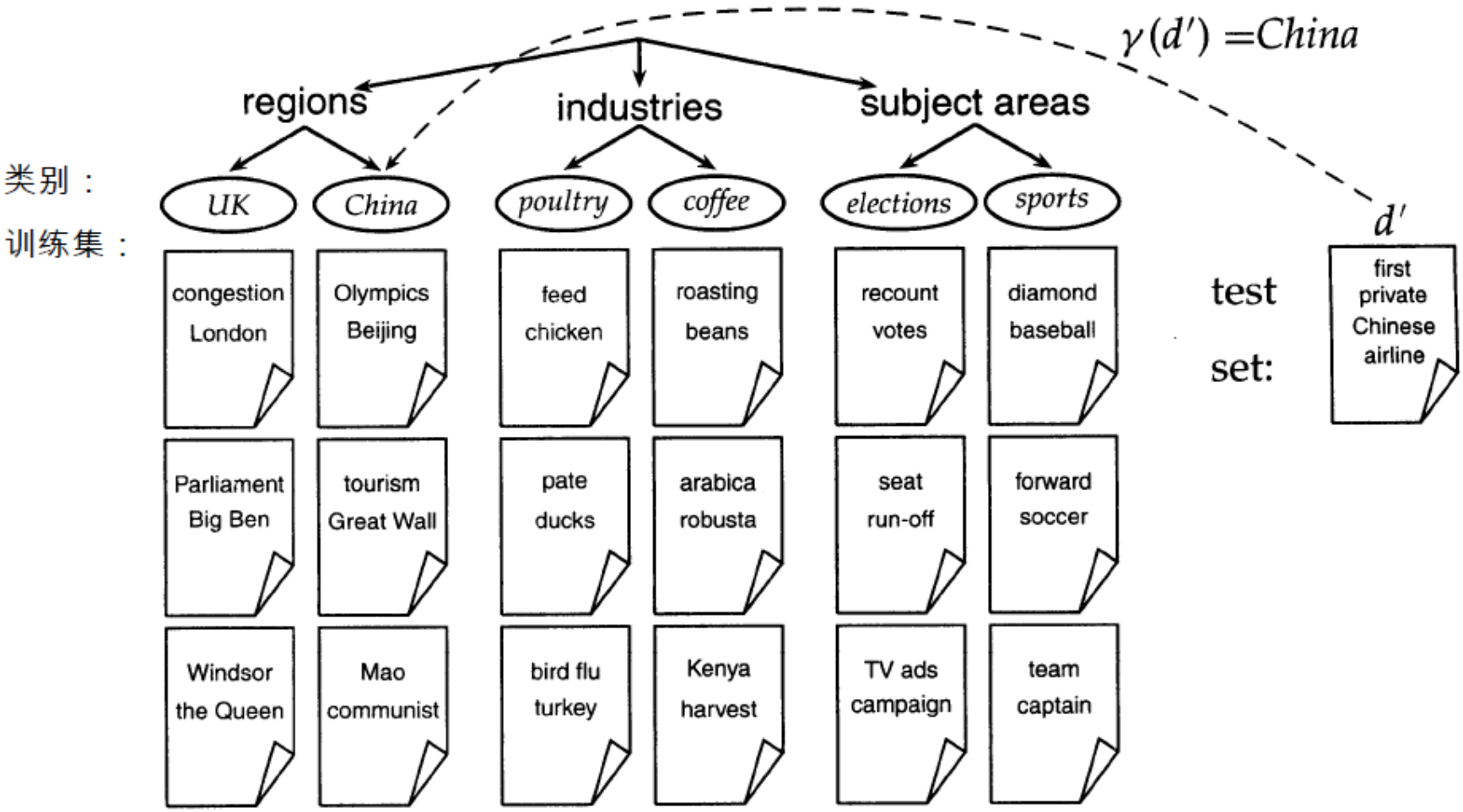
- 利用某种学习方法（learning method）或学习算法（learning algorithm），我们希望学到某个分类函数（classification function）γ，它可以将文档映射到类别

$$\Upsilon : X \rightarrow C$$

- 判断文档d'最可能属于的类别$c_i = \Upsilon(d')$， $c_i \in C$

文本分类中的类别、训练集及测试集

Classes, **training** set, and **test** set in text classification

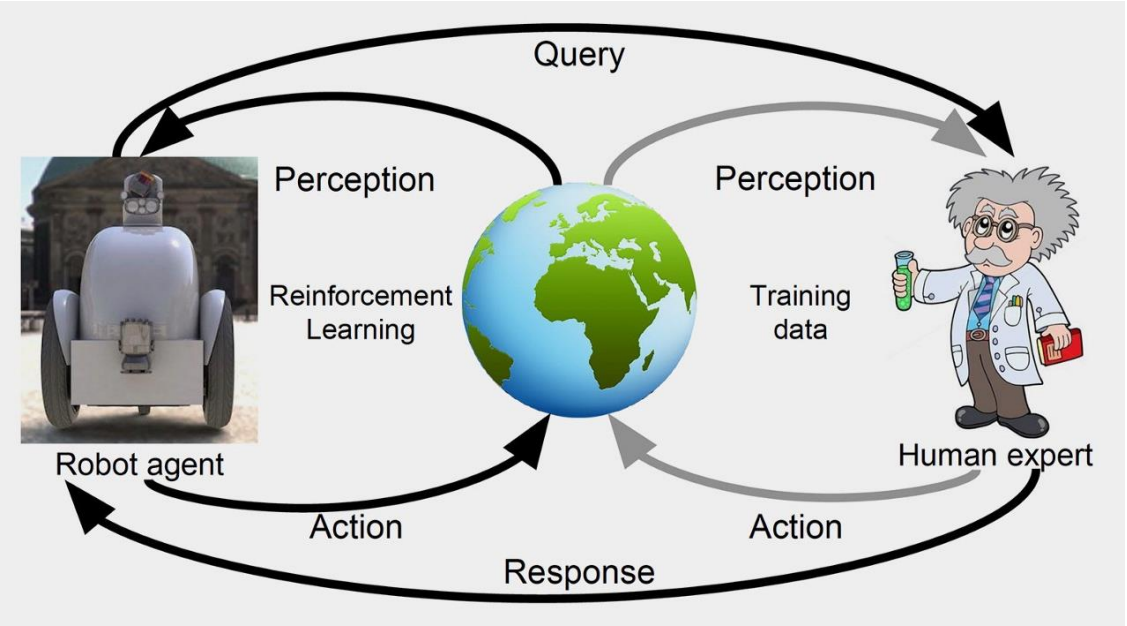


无监督/有监督的学习

- **supervised learning 监督学习**
  - 利用一组已知类别的样本调整分类器的参数，使其达到所要求性能的过程，也称为监督训练或有教师学习。正如人们通过已知病例学习诊断技术那样，计算机要通过学习才能具有识别各种事物和现象的能力。用来进行学习的材料就是与被识别对象属于同类的有限数量样本。监督学习中在给予计算机学习样本的同时，还告诉计算各个样本所属的类别。
- **无监督学习**
  - 若所给的学习样本不带有类别信息,就是无监督学习。

增强学习/强化学习
reinforcement learning

在传统的机器学习分类中没有提到过强化学习，而在连接主义学习中，把学习算法分为三种类型，即非监督学习(unsupervised learning)、监督学习(supervised leaning)和强化学习。



强化学习是从动物学习、参数扰动自适应控制等理论发展而来，其基本原理是：如果**Agent**的某个行为策略导致**环境**正的奖赏(强化信号)，那么Agent以后产生这个**行为**策略的趋势便会加强。Agent的目标是在每个离散**状态**发现最优策略以使期望的折扣**奖赏**和最大。

IR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)
- 静态查询 (如，Google Alerts)
- 情感识别: 影评或产品评论是贬还是褒 (褒评 vs. 贬评)

小结：什么是文本分类

- **Taxonomies and Classification**
- **文本分类中，给定文档$d \in X$和一个固定的类别集合$C= \{c_1, c_2, \ldots, c_J\}$，其中X表示文档空间（document space），类别（class）也通常称为类（category）或类标签（label）。**
- **分类方法**
  - 手工方法→规则方法→基于学习的文本分类
- **文本分类中的类别、训练集及测试集**
- **无监督/有监督的学习**
- **IR中的文本分类应用**

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

- 什么是文本分类？
- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质
- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

朴素贝叶斯分类器
Naive Bayes text classification

独立性的假设

- 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：

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

Bayes公式：P(c|d) → P(d|c)

- $<t_1, t_2, \ldots, t_{nd}>$是d 中的词条，它们是分类所用词汇表的一部分，$n_d$ 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
- $P(c)$ 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

- 在文本分类中，我们的目标是找出文档最可能属于的类别。对于NB 分类来说，最可能的类是具有MAP（maximum a posteriori，最大后验概率）估计值的结果c_{map}：

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

- 由于我们不知道参数的真实值，所以上述公式中采用了从训练集中得到的估计值^P 来代替P。为避免浮点数下界溢出，可引入对数：

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

如何估计参数P^(c)及P^(t_k|c)？

- **MLE估计**

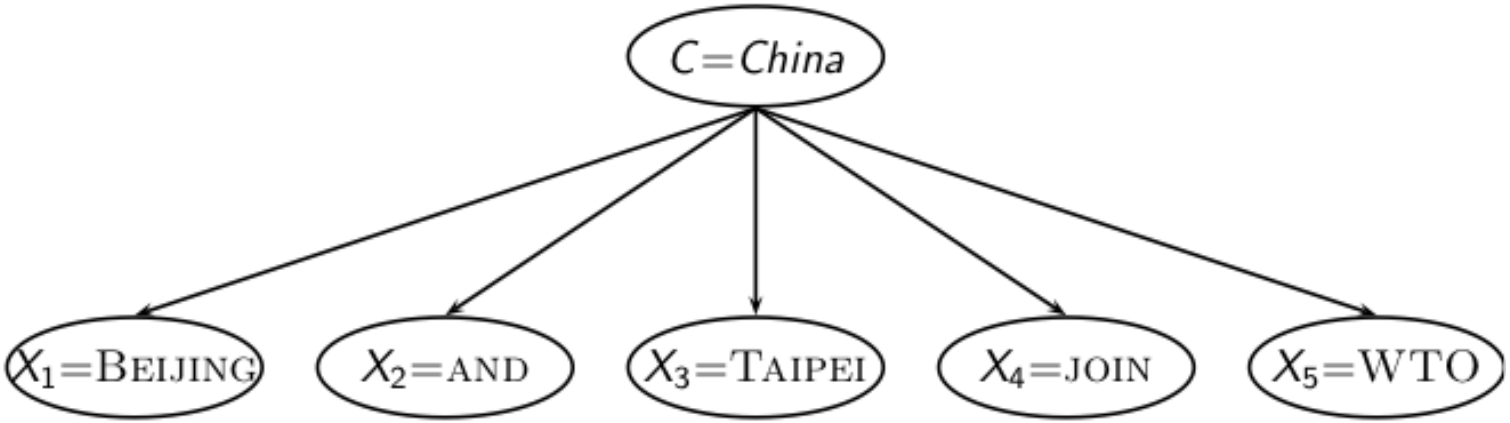
$$c_{map} = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} \hat{P}(c|d) = \arg\max_{c \in \mathbb{C}} \hat{P}(c) \prod_{1 \le k \le n_d} \hat{P}(t_k|c)$$

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N} \qquad \hat{P}(t \mid c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}}$$

  - N_c 是训练集合中c 类包含的文档数目，N 是训练集合中的文档总数
  - T_{ct} 是t 在训练集合c 类文档中出现的次数，在对每篇文档计算时用的是其在文档中多次出现的词频。

- **位置独立性假设**
  - 引入了位置独立性假设（positional independence assumption），在该假设下，T_{ct} 是t 在训练集某类文档中所有位置k 上的出现次数之和。这样，对于不同位置上的概率值都采用相同的估计办法，比如，如果某词在一篇文档中出现过两次，分别在k1 和k2 的位置上，那么我们假定^P(t_{k1}|c)=^P(t_{k2}|c)

MLE估计中的问题：零概率问题



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

- 如果 WTO 在训练集中没有出现在类别 China中:

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

一旦发生零概率，将无法判断类别

32

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

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

- 其中，B = |V| 是词汇表中所有词项的数目。加一平滑可以认为是采用均匀分布作为先验分布（每个词项在每个类中出现一次）然后根据训练数据进行更新得到的结果。

朴素贝叶斯：训练过程

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

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

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

TRAINMULTINOMIALNB($\mathbb{C}, \mathbb{D}$)

1 $V \leftarrow$ EXTRACTVOCABULARY($\mathbb{D}$)
2 $N \leftarrow$ COUNTDOCS($\mathbb{D}$)
3 **for each** $c \in \mathbb{C}$
4 **do** $N_c \leftarrow$ COUNTDOCSINCLASS($\mathbb{D}, c$)
5 $prior[c] \leftarrow N_c/N$
6 $text_c \leftarrow$ CONCATENATETEXTOFALLDOCSINCLASS($\mathbb{D}, c$)
7 **for each** $t \in V$
8 **do** $T_{ct} \leftarrow$ 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** $V, prior, condprob$

运算量：

计算|C| 个 ^P(c)

计算|C| • |V|个 P^(t_k |c)

朴素贝叶斯：测试过程

- 训练过程已得到了估计参数P^(c)及P^(t_k |c)

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

- 测试过程根据P^(c)及P^(t_k |c)计算文档d的 c_{map}

ApplyMultinomialNB($\mathbb{C}$, V, *prior*, *condprob*, d)
1 $W \leftarrow$ 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]

运算量：

计算|C| 个 ^P(c)

计算|C| • |V|个 P^(t_k |c)

朴素贝叶斯分

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

表13-1 用于参数估计的数据

	文档ID	文档中的词	属于c=China类?
训练集	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
测试集	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

p241

- 估计朴素贝叶斯分类器的参数，并对测试文档进行分类

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

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

Why?

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

朴素贝叶斯的时间复杂度分析

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

- 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, $\mathbb{D}$: 训练文档个数， V : 词汇表， $\mathbb{C}$: 类别集合 $\Theta(|\mathbb{D}|L_{ave})$

- 通常来说: What is the time complexity of NB? The complexity of computing the parameters is $\Theta(|\mathbb{C}||V|)$ because the set of parameters consists of $|\mathbb{C}||V|$ conditional probabilities and $|\mathbb{C}|$ priors.
- 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

NB与多项式LM的关系

- 上述NB 模型形式上等价于多项式一元LM

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

$$P(d \mid q) \propto P(d) \prod_{t \in q} P(t \mid M_d)$$

- 这种NB分类器使用的是基于多项式的方法
- 稍后我们还介绍另外一种建立NB分类器的方法

小结：Naive Bayes text classification

- 在文本分类中，我们的目标是找出文档最可能属于的类别。对于NB 分类来说，最可能的类是具有MAP估计值的结果c_{map}：

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

- 如何估计参数P^(c)及P^(t_k |c)？

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N} \qquad \hat{P}(t \mid c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}}$$

- 零概率问题→平滑

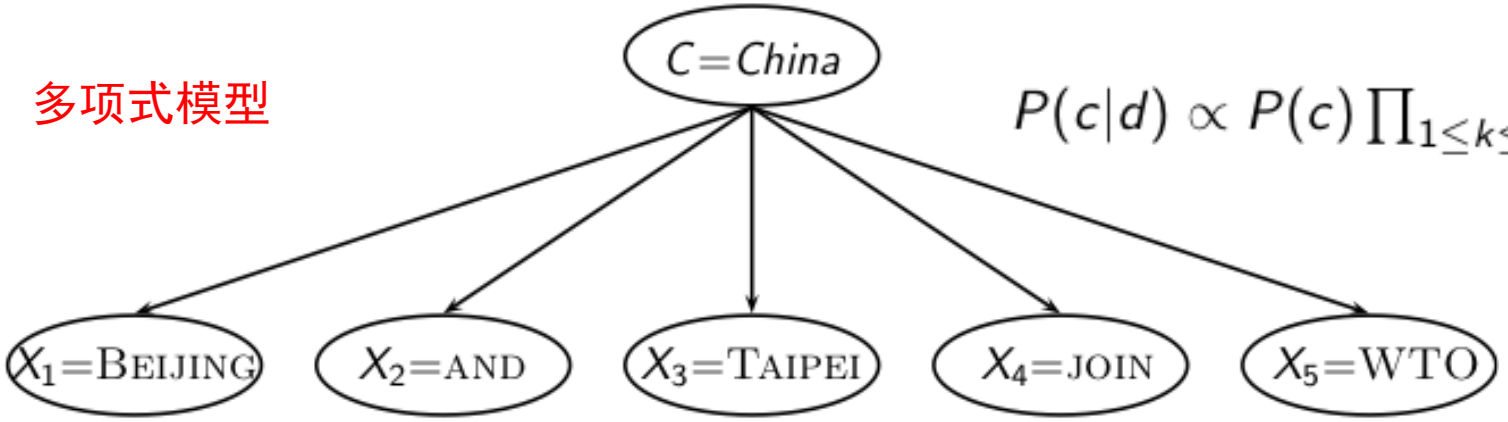
$$\hat{P}(t|c) = \frac{T_{ct}+1}{\sum_{t' \in V}(T_{ct'}+1)} = \frac{T_{ct}+1}{(\sum_{t' \in V} T_{ct'}) + B}$$

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

- 什么是文本分类？
- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质
- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

NB分类器的生成(Generative)模型

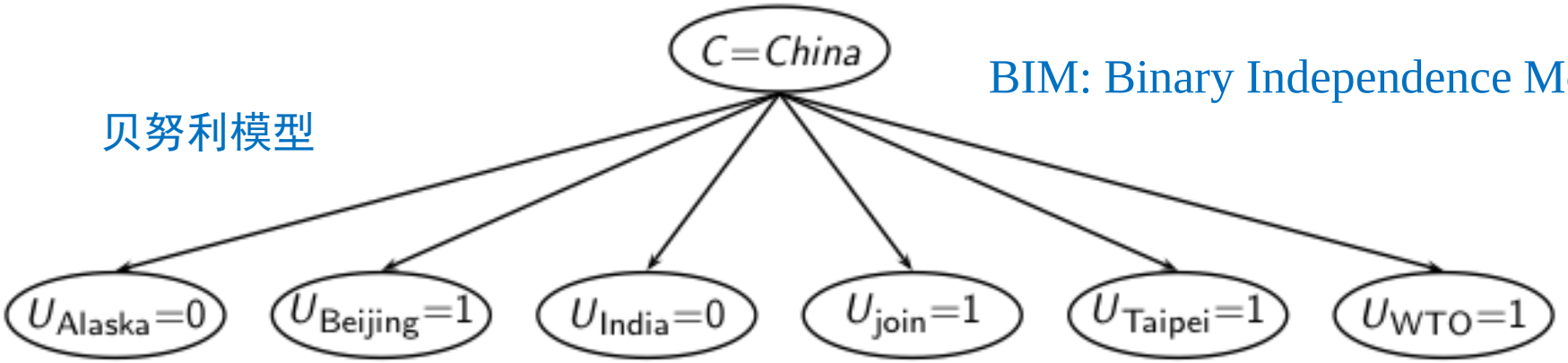
多项式模型



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

LM: Language Model

贝努利模型



BIM: Binary Independence Model

Naive Bayes algorithm

^ P (*t* | *c*)的估计策略不同

未出现词项在分类中的使用不同

TRAINMULTINOMIALNB(C, D)
1 $V \leftarrow$ EXTRACTVOCABULARY(D)
2 $N \leftarrow$ COUNTDOCS(D)
3 **for each** $c \in C$
4 **do** $N_c \leftarrow$ COUNTDOCSINCLASS(D, c)
5 $prior[c] \leftarrow N_c/N$
6 $text_c \leftarrow$ CONCATENATETEXTOFALLDOCSINCLASS(D, c)
7 **for each** $t \in V$
8 **do** $T_{ct} \leftarrow$ 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** $V, prior, condprob$

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

multinomial model

TRAINBERNOULLINB(C, D)
1 $V \leftarrow$ EXTRACTVOCABULARY(D)
2 $N \leftarrow$ COUNTDOCS(D)
3 **for each** $c \in C$
4 **do** $N_c \leftarrow$ COUNTDOCSINCLASS(D, c)
5 $prior[c] \leftarrow N_c/N$
6 **for each** $t \in V$
7 **do** $N_{ct} \leftarrow$ COUNTDOCSINCLASSCONTAININGTERM(D, c, t)
8 $condprob[t][c] \leftarrow (N_{ct}+1)/(N_c+2)$
9 **return** V, $prior$, $condprob$

APPLYBERNOULLINB(C, V, $prior$, $condprob$, d)
1 $V_d \leftarrow$ EXTRACTTERMSFROMDOC(V, d)
2 **for each** $c \in C$
3 **do** $score[c] \leftarrow \log prior[c]$
4 **for each** $t \in V$
5 **do if** $t \in V_d$
6 **then** $score[c] \mathrel{+}= \log condprob[t][c]$
7 **else** $score[c] \mathrel{+}= \log(1 - condprob[t][c])$
8 **return** $\arg\max_{c \in C} score[c]$

Bernoulli model

基于贝努利模型的NB示例：参数的计算（$\hat{P}(c)$ 和 $\hat{P}(t|c)$的估计）

do $N_{ct} \leftarrow \text{CountDocsInClassContainingTerm}(\mathbb{D}, c, t)$
$condprob[t][c] \leftarrow (N_{ct}+1)/(N_c+2)$

表13-1 用于参数估计的数据

	文档ID	文档中的词	属于c=China类?
训练集	1	Chinese Beijing Chinese	yes
	2	Chinese Chinese Shanghai	yes
	3	Chinese Macao	yes
	4	Tokyo Japan Chinese	no
测试集	5	Chinese Chinese Chinese Tokyo Japan	?

$\hat{P}(c)=3/4$，$\hat{P}(\overline{c})=1/4$。条件概率为：

$$\hat{P}(\text{Chinese}|c)=(3+1)/(3+2)=4/5$$

$$\hat{P}(\text{Japan}|c)=\hat{P}(\text{Tokyo}|c)=(0+1)/(3+2)=1/5$$

$$\hat{P}(\text{Beijing}|c)=\hat{P}(\text{Macao}|c)=\hat{P}(\text{Shanghai}|c)=(1+1)(3+2)=2/5$$

$$\hat{P}(\text{Chinese}|\overline{c})=(1+1)/(1+2)=2/3$$

$$\hat{P}(\text{Japan}|\overline{c})=\hat{P}(\text{Tokyo}|\overline{c})=(1+1)/(1+2)=2/3$$

$$\hat{P}(\text{Beijing}|\overline{c})=\hat{P}(\text{Macao}|\overline{c})=\hat{P}(\text{Shanghai}|\overline{c})=(0+1)/(1+2)=1/3$$

基于贝努利模型的NB示例：测试文档的分类结果

因此，测试文档分别属于两个类别的得分为

$$\begin{aligned}\hat{P}(c\mid d_5) &\propto \hat{P}(c)\cdot\hat{P}(\text{Chinese}\mid c)\cdot\hat{P}(\text{Japan}\mid c)\cdot\hat{P}(\text{Tokyo}\mid c)\\ &\cdot\left(1-\hat{P}(\text{Beijing}\mid c)\right)\cdot\left(1-\hat{P}(\text{Shanghai}\mid c)\right)\cdot\left(1-\hat{P}(\text{Macao}\mid c)\right)\\ &= 3/4\cdot 4/5\cdot 1/5\cdot 1/5\cdot(1-2/5)\cdot(1-2/5)\cdot(1-2/5)\\ &\approx 0.005\end{aligned}$$

类似地，有

$$\begin{aligned}\hat{P}(\bar{c}\mid d_5) &\propto 1/4\cdot 2/3\cdot 2/3\cdot 2/3\cdot(1-1/3)\cdot(1-1/3)\cdot(1-1/3)\\ &\approx 0.022\end{aligned}$$

因此，根据上述结果，分类器最终会将测试文档归为非 c 类。当只关注词项出现与否而不考虑词项频率时，Japan 和 Tokyo 对于 $\bar{c}$ 来说是正向标志特征（2/3 > 1/5），而 Chinese 属于 c 类和非 c 类的条件概率的差异还不足以影响分类的结果。

小结：朴素贝叶斯分类器的生成模型

- **文本分类的步骤**
  - 训练
  - 测试
- **建立 NB 分类器有两种不同的方法**
  - Multinomial NB model
  - Bernoulli model
- **Naive Bayes algorithm**
  - ˆ P (t | c)的估计策略不同
  - 未出现词项在分类中的使用不同

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

- 什么是文本分类？

- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质

- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

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

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

- 应用贝叶斯定律

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}:$$

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

- 由于分母**P(*d*)**对所有类别都一样，因此可以去掉：

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

两种模型的文本生成过程

- 给定类别的时文档生成的条件概率计算有所不同：
- 多项式模型$P(d|c) = P(<t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_{nd}>|c)$
- 贝努利模型$P(d|c) = P(<e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_M>|c)$
- 其中，$< t_1, \ldots, t_{nd} >$是在d 中出现的词项序列（当然要去掉那些从词汇表中去掉的词，如停用词），$<e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_M>$是一个M维的布尔向量，表示每个词项在文档d 中存在与否。
- $< t_1, \ldots, t_{nd} >$和$<e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_M>$正好是两种不同的文档表示方法。第一种表示方法中，文档空间X是所有词项序列的集合；在第二种表示方法中，文档空间X是$\{0,1\}^M$。

两种生成模型需要估计的参数

- **多项式模型$P(d|c) = P(<t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_{nd}>|c)$**
  - n_d 是文档的长度(词条的个数)
  - ˆ $P(c)$：$|C|$个
  - ˆ $P(t|c)$：$M^{nd} \bullet |C|$个
- **贝努利模型$P(d|c) = P(<e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_M>|c)$**
  - M是词项的个数
  - ˆ $P(c)$：$|C|$个
  - ˆ $P(e|c)$：$2^M \bullet |C|$个不同的参数，每个参数都是M个e_i取值和一个类别取值的组合

多项式模型和贝努利模型具有相同数量级的参数个数。由于参数空间巨大，对这些参数进行可靠估计是不可行的。

朴素贝叶斯的条件独立性假设

- 为了减少参数的数目，我们引入了朴素贝叶斯的条件独立性假设（**conditional independence assumption**），即给定类别时，假设属性值之间是相互独立的：

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

$$\text{Bernoulli} \quad P(d|c) = P(\langle e_1, \ldots, e_M \rangle | c) = \prod_{1 \le i \le M} P(U_i = e_i | c).$$

- 上面公式中引入了两类随机变量X_k 和U_i，这样的话两个不同的文本生成模型就更清晰。X_k 是文档在位置k 上的随机变量，$P(X_k = t \mid c)$表示的是一篇c 类文档中词项t 出现在位置k 上的概率。随机变量U_i 对应词项i，当词项在文档中不出现时取0，出现时取1。$P(U_i = 1|c)$ 表示的是t_i出现在c 类文档中的概率，这时可以是在任意位置上出现任意多次。

朴素贝叶斯的位置独立性假设

- 如果假设在不同位置**k** 上的词项分布不一样的话，那么就要估计针对每个**k** 的一系列参数。比如，**bean** 出现在**coffee** 类文档的第一个位置和出现在其第二个位置的概率是不同的，其他位置可以依次类推。这会再次导致数据估计中的稀疏性问题。故我们在多项式模型中引入第二个独立性假设—位置独立性假设（**positional independence**），即词项在文档中每个位置的出现概率是一样的，也就是对于任意位置k_1、k_2、词项t 和类别c，有

$$P(X_{k_1} = t \mid c) = P(X_{k_2} = t \mid c)$$

$M^{nd} \bullet |C|$

$2^M \bullet |C|$

基于条件独立性和位置独立性假设，我们只需要估计$\Theta(M \bullet |C|)$个多项式模型下的参数$P(t_k|c)$或贝努利模型下的参数$P(e_i|c)$，其中每个参数对应一个词项和类别的组合。

两个模型的比较

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”

- 条件独立性假设声称在给定类别的情况下特征之间相互独立，这对于实际文档中的词项来说几乎不可能成立。多项式模型中还给出了位置独立性假设。而由于贝努利模型中只考虑词项出现或不出现，所以它忽略了所有的位置信息。
- 这种词袋模型忽略了自然语言句子中词序相关的信息，所以NB 对自然语言的建模做了非常大的简化，从这个意义上讲，如何能保证NB 方法的分类效果？

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。例如

表13-4 正确的参数估计意味着精确的预测，但是精确的预测不一定意味着正确的参数估计

	c_1	c_2	选择的类别
真实概率$P(c \mid d)$	0.6	0.4	c_1
$\hat{P}(c)\prod_{1\le k\le n_d}\hat{P}(t_k \mid c)$（公式（13-13））	0.000 99	0.00 001	
NB估计 $\hat{P}(c \mid d)$	0.99	0.01	c_1

- 概率$P(c_2|d)$被过低估计(0.01)，而$P(c_1|d)$被过高估计 (0.99)。然而，分类决策取决于哪个类别得分最高，它并不关注得分本身的精确性。尽管概率估计效果很差，但是NB 会给c1 一个很高的分数，因此最后会将d 归到正确的类别中

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！

小结：朴素贝叶斯分类器的的性质

- 多项式模型$P(d|c) = P(<t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_{nd}>|c)$
- 贝努利模型$P(d|c) = P(<e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_M>|c)$

- 朴素贝叶斯的条件独立性假设
- 朴素贝叶斯的位置独立性假设

- 准确估计概率 ⇒ 精确预测， 反之并不成立!

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

- 什么是文本分类？
- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质
- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

特征选择（feature selection）

- 特征选择是从训练集合出现的词项中选出一部分子集的过程。在文本分类过程也仅仅使用这个子集作为特征。特征选择有两个主要目的：第一，通过减少有效的词汇空间来提高分类器训练和应用的效率。这对于除NB 之外其他的训练开销较大的分类器来说尤为重要。第二，特征选择能够去除噪音特征，从而提高分类的精度。噪音特征（noise feature）指的是那些加入文本表示之后反而会增加新数据上的分类错误率的特征。假定某个罕见词项（如arachnocentric ）对某个类别（如China）不提供任何信息，但训练集中所有的arachnocentric恰好都出现在China 类，那么学习后产生的分类器会将包含arachnocentric的测试文档误分到China 类中去。这种由于训练集的偶然性导出的不正确的泛化结果称为过学习（overfitting）。

特征选择算法

- 给定类别c，对词汇表中的每个词项t，我们计算效用指标A(t,c)，然后从中选择k 个具有最高值的词项作为最后的特征，其他的词项则在分类中都被忽略。

```
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)
```

图 13-6　选择 k 个最佳特征的基本特征选择算法

在两种NB 模型当中，贝努利模型对噪音特征特别敏感。
对于贝努利NB 分类器，必须进行某种形式的特征选择，否则它的精度会很低。

不同的效用指标

$$I(X;Y)=\sum_{y\in Y}\sum_{x\in X}p(x,y)\log\left(\frac{p(x,y)}{p(x)\,p(y)}\right)$$

- **互信息 $A(t, c) = I(U_t ; C_c)$**

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

  - 其中，U 是一个二值随机变量，当文档包含词项t 时，它取值为e_t=1，否则取值为e_t=0。而C也是个二值随机变量，当文档属于类别c 时，它取值为e_c=1，否则取值为e_c=0。

- **$\chi 2$ 统计量 $A(t, c) = X^2(t,c)$**

$$X^2(\mathrm{D},t,c)=\sum_{e_t\in\{0,1\}}\sum_{e_c\in\{0,1\}}\frac{(N_{e_te_c}-E_{e_te_c})^2}{E_{e_te_c}}$$

  - 字母N 表示的是D中观察到的频率，而E 则是期望频率

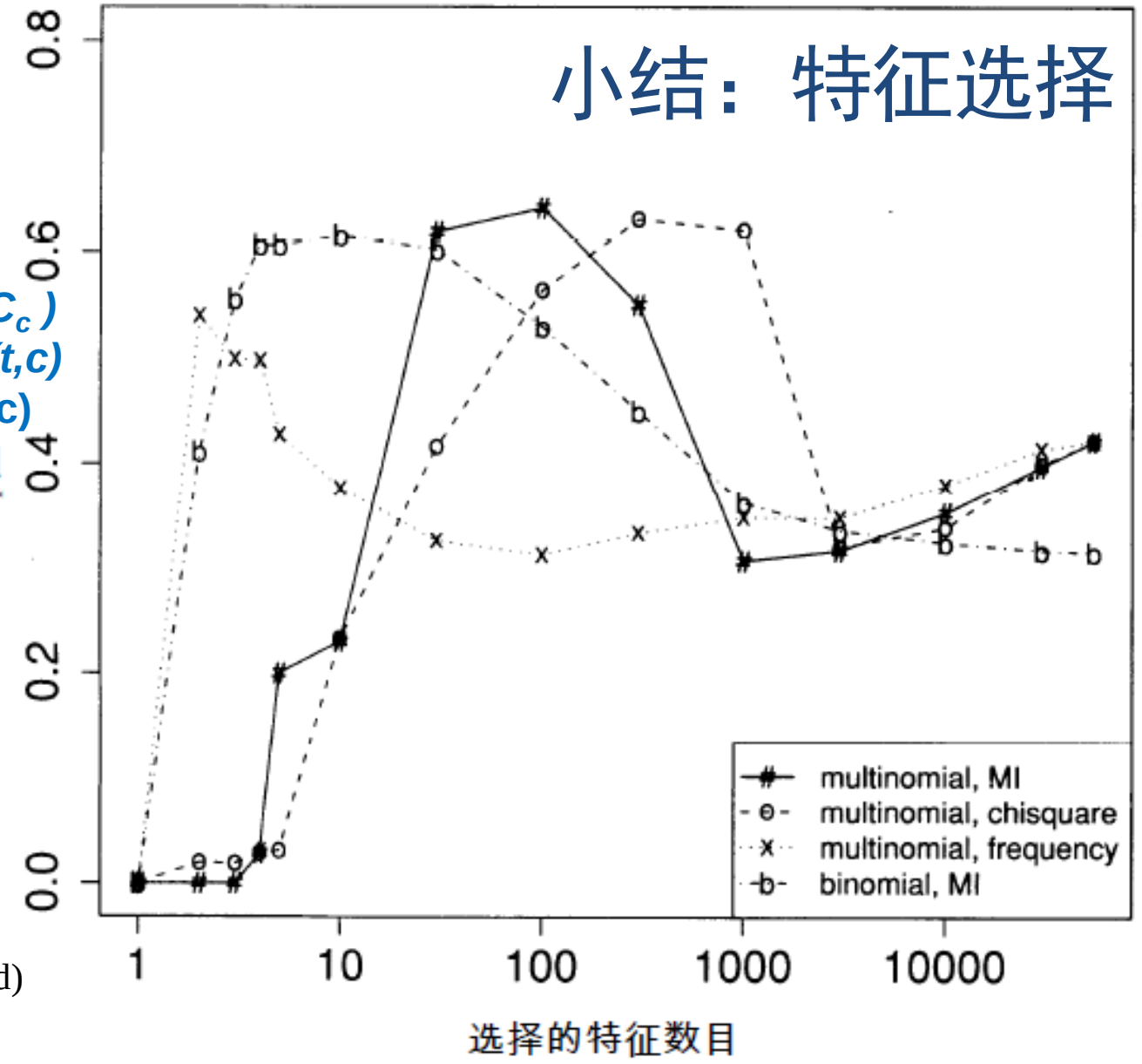
- **词项频率A(t, c) = N(t, c)**
  - 即选择那些在类别中频率较高的词项作为特征。频率可以定义为文档频率或文档集频率。

小结：特征选择

互信息 $A(t, c) = I(U_t; C_c)$

χ2 统计量 $A(t, c) = X^2(t,c)$

词项频率A(t, c) = N(t, c)



$$F_{\beta=1} = \frac{2PR}{P+R}$$

Precision=P(relevant|retrieved)

Recall =P(retrieved|relevant)

图 13-8 不同特征数目下多项式模型和贝努利模型的分类效果

本讲内容：文本分类及朴素贝叶斯方法

- 什么是文本分类？

- 什么是朴素贝叶斯分类器？
- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
- 朴素贝叶斯分类器的的性质

- 提高分类器效率的方法：特征选择
- 文本分类的评价

文本分类的评价

- 分类的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)。常用的指标: 正确率、召回率、 F1值、分类精确率等。
- 当对具有多个分类器的文档集进行处理时，往往需要计算出一个融合了每个分类器指标的综合指标。为实现这个目的，通常有宏平均和微平均两种做法： 其中**宏平均**（macroaveraging ） 是在类别之间求平均值， 而**微平均**（microaveraging）则是将每篇文档在每个类别上的判定放入一个缓冲池，然后基于这个缓冲池计算效果指标。

微平均 vs. 宏平均

- **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 中的每个文档都计算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

表13-8 宏平均和微平均的计算

	类别1			类别2			缓冲表	
	实际 yes	实际 no		实际 yes	实际 no		实际 yes	实际 no
判定yes	10	10	判定 yes	90	10	判定yes	100	20
判定 no	10	970	判定 no	10	890	判定 no	20	1860

注：“实际”表示实际上属于该类；“判定”表示的是分类器的判定情况。下例中，宏平均正确率为[10/(10 + 10) + 90/(10 + 90)]/2 = (0.5 + 0.9)/2 = 0.7，而微平均正确率为 100/(100 + 20) ≈ 0.83。

宏平均和微平均的适用范围

- 宏平均和微平均的计算结果可能会相差很大。宏平均对每个类别同等对待，而微平均则对每篇文档的判定结果同等对待。
- 由于F1 值忽略判断正确的负例，所以它的大小主要由判断正确的正例数目所决定，所以在**微平均计算中大类起支配作用**。上例中，系统的微平均正确率(0.83)更接近c_2 类的正确率(0.9)，而与c_1 类的正确率(0.5)相差较大，这是因为c_2 的大小是c_1 的5 倍。因此，微平均实际上是文档集中大类上的一个效果度量指标。如果要**度量小类上的效果，往往需要计算宏平均指标**。

小结：文本分类的评价

- **文本分类的目标**
  - 使得测试数据上的分类错误率最小
- **常用的指标**
  - 正确率、召回率、 F1值、分类精确率等
- **多个分类器的文档集**
  - 当对具有多个分类器的文档集进行处理时，往往需要计算出一个融合了每个分类器指标的综合指标
- **宏平均和微平均**
  - 微平均计算中大类起支配作用
  - 度量小类上的效果，往往需要计算宏平均指标

本讲要点

- 什么是文本分类？**Taxonomies and Classification**
- 什么是朴素贝叶斯分类器？

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

- 朴素贝叶斯分类器的生成模型
  - Multinomial NB model & Bernoulli model
- 朴素贝叶斯分类器的的性质
  - 条件独立性假设&位置独立性假设
- 特征选择：互信息、 $\chi 2$ 统计量 、词项频率
- 文本分类的评价：宏平均和微平均


谢谢大家！