首页 论坛 问答 经验 下载 学院 发现 工作 升级VIP 请输入搜索内容 发帖

16

|子发烧友论坛 > 小组 >> 技术 > 人工智能 / 非常通俗的朴素贝叶斯算法 (Naive Bayes ) ...

块 导

航

验] 非常通俗的朴素贝叶斯算法 (Naive Bayes)

zpwsmile 2018-10-8 10:14:31 💿 8160 贝叶斯分类器 朴素贝叶斯 贝叶斯公式

分享

# 简化多通道频率和相位同步

2020年1月7日 10:00AM

加速开发过程 - 简化无线系统 正线研讨会

免费报名

朴素贝叶斯算法 (Naive Bayes)

#### 阅读目录

- 一、病人分类的例子
- 二、朴素贝叶斯分类器的公式
- 三、账号分类的例子
- 四、性别分类的例子

生活中很多场合需要用到分类,比如新闻分类、病人分类等等。

本文介绍朴素贝叶斯分类器(Naive Bayes classIFier),它是一种简单有效的常用分类算法。

1病人分类的例子让我从一个例子开始讲起,你会看到贝叶斯分类器很好懂,一点都不难。

某个医院早上收了六个门诊病人,如下表截图。

职业 症状 疾病 打喷嚏 护士 感冒 打喷嚏 农夫 过敏

头痛 建筑工人 脑震荡 头痛 建筑工人 感冒

打喷嚏 教师 感冒 头痛 教师 脑震荡

现在又来了第七个病人,是一个打喷嚏的建筑工人。请问他患上感冒的概率有多大?

根据贝叶斯定理:

P(A|B) = P(B|A) P(A) / P(B)

可得:

P(感冒|打喷嚏×建筑工人) = P(打喷嚏×建筑工人|感冒) × P(感冒) / P(打喷嚏x建筑工人)

假定"打喷嚏"和"建筑工人"这两个特征是独立的,因此,上面的等式就变成了:



人工智能

145个成员聚集在这个小组

加入小组

#### 最新话题

【瑞芯微RK1808计算棒试用体验】2、RK1808 被动模式下mobilenet\_v1模型测试

【瑞芯微RK1808计算棒试用体验】如何获取识 别后的信息

【瑞芯微RK1808计算棒试用体验】TB-RK1808S0试用报告----来自底层驱动软件工程

【瑞芯微RK1808计算棒试用体验】--计算棒的 使用效果(1)环境搭建及设置

【瑞芯微RK1808计算棒试用体验】(1)-----开发环境搭建和mobilenet\_v1示例体验

#### 执门话题

初学AI人工智能需要哪些技术?这几本书为你解

1952浏览 18评论

Python人工智能学习工具包+入门与实践资料集

3148浏览 7评论

AI人工智能:零基础入门机器人开发教程

2804浏览 4评论

【Toybrick RK3399Pro AI开发板试用体验】 Toybrick RK3399Pro安装ROS系统

870浏览 4评论

人工智能语音芯片行业的发展趋势如何? 639浏览 4评论

## 创建小组步骤

站长推荐 4/6 )

关闭

【开发板活动第1期】电子发烧友"开发板交换 站"活动上线,一起来换积分!换板!换礼 ...

本次活动为各位热忠开发板研究设计的发烧友 量身打造,用你的闲置开发板来兑换成积分并 可置换你想要的开发板或礼品!

创建属于自己的小组



■ 版块

P(感冒|打喷嚏x建筑工人)

= P(打喷嚏|感冒) × P(建筑工人|感冒) × P(感冒) / P(打喷嚏) × P(建筑工人)

这是可以计算的:

## P(感冒|打喷嚏×建筑工人)

- $= 0.66 \times 0.33 \times 0.5 / 0.5 \times 0.33$
- = 0.66

因此,这个打喷嚏的建筑工人,有66%的概率是得了感冒。同理,可以计算这个病人患上过敏 或脑震荡的概率。

比较这几个概率,就可以知道他最可能得什么病。

这就是贝叶斯分类器的基本方法:在统计资料的基础上,依据某些特征,计算各个类别的概率,从而实现分类。

2 朴素贝叶斯分类器的公式

假设某个体有n项特征(Feature),分别为F1、F2、...、Fn。现有m个类别(Category),分别为C1、C2、...、Cm。

贝叶斯分类器就是计算出概率最大的那个分类,也就是求下面这个算式的最大值:

P(C|F1F2...Fn) = P(F1F2...Fn|C)P(C) / P(F1F2...Fn)

由于 P(F1F2...Fn) 对于所有的类别都是相同的,可以省略,问题就变成了求的最大值:

P(F1F2...Fn|C)P(C)

朴素贝叶斯分类器则是更进一步,假设所有特征都彼此独立,因此:

P(F1F2...Fn|C)P(C)= P(F1|C)P(F2|C) ... P(Fn|C)P(C)

上式等号右边的每一项,都可以从统计资料中得到,由此就可以计算出每个类别对应的概率, 从而找出最大概率的那个类。

虽然"所有特征彼此独立"这个假设,在现实中不太可能成立,但是它可以大大简化计算,而且有研究表明对分类结果的准确性影响不大。

下面再通过两个例子,来看如何使用朴素贝叶斯分类器。

站长推荐 4/6

关

【开发板活动第1期】电子发烧友"开发板交换站"活动上线,一起来换积分!换板!换礼…

本次活动为各位热忠开发板研究设计的发烧友量身打造,用你的闲置开发板来兑换成积分并可置换你想要的开发板或礼品!

版

块 导 航 3 账号分类的例子

本例摘自张洋的《算法杂货铺——分类算法之朴素贝叶斯分类》。

根据某社区网站的抽样统计,该站10000个账号中有89%为真实账号(设为C0),11%为虚假账 号(设为C1)。

C0 = 0.89

C1 = 0.11

接下来,就要用统计资料判断一个账号的真实性。假定某一个账号有以下三个特征:

F1: 日志数量/注册天数

F2: 好友数量/注册天数

F3: 是否使用真实头像 (真实头像为1, 非真实头像为0)

F1 = 0.1

F2 = 0.2

F3 = 0

请问该账号是真实账号还是虚假账号?

方法是使用朴素贝叶斯分类器,计算下面这个计算式的值。

## P(F1|C)P(F2|C)P(F3|C)P(C)

虽然上面这些值可以从统计资料得到,但是这里有一个问题:F1和F2是连续变量,不适宜按照 某个特定值计算概率。

一个技巧是将连续值变为离散值,计算区间的概率。

比如将F1分解成[0, 0.05]、(0.05, 0.2)、[0.2, +∞]三个区间, 然后计算每个区间的概率。在我们 这个例子中, F1等于0.1, 落在第二个区间, 所以计算的时候, 就使用第二个区间的发生概率。

根据统计资料,可得:

P(F1|C0) = 0.5, P(F1|C1) = 0.1

P(F2|C0) = 0.7, P(F2|C1) = 0.2

P(F3|C0) = 0.2, P(F3|C1) = 0.9

因此:

P(F1|C0) P(F2|C0) P(F3|C0) P(C0)

- $= 0.5 \times 0.7 \times 0.2 \times 0.89$
- = 0.0623

P(F1|C1) P(F2|C1) P(F3|C1) P(C1)

- $= 0.1 \times 0.2 \times 0.9 \times 0.11$
- = 0.00198

可以看到,虽然这个用户没有使用真实头像,但是他是真实账号的概率,比虚假账号高出30多 倍,因此判断这个账号为真。

站长推荐 4/6 ▶

【开发板活动第1期】电子发烧友"开发板交换 站"活动上线,一起来换积分!换板!换礼 ...

本次活动为各位热忠开发板研究设计的发烧友 量身打造,用你的闲置开发板来兑换成积分并 可置换你想要的开发板或礼品!

4 性别分类的例子

本例摘自维基百科,关于处理连续变量的另一种方法。下面是一组人类身体特征的统计资料。

性别	身高 (英尺)	体重 (磅)	脚掌 (英寸)
男	6	180	12
男	5.92	190	11
男	5.58	170	12
男	5.92	165	10
女	5	100	6
女	5.5	150	8
女	5.42	130	7
女	5.75	150	9

已知某人身高6英尺、体重130磅,脚掌8英寸,请问该人是男是女?根据朴素贝叶斯分类器, 计算下面这个式子的值。

P(身高|性别) x P(体重|性别) x P(脚掌|性别) x P(性别)

这里的困难在于,由于身高、体重、脚掌都是连续变量,不能采用离散变量的方法计算概率。 而且由于样本太少,所以也无法分成区间计算。怎么办?

这时,可以假设男性和女性的身高、体重、脚掌都是正态分布,通过样本计算出均值和方差, 也就是得到正态分布的密度函数。

有了密度函数,就可以把值代入,算出某一点的密度函数的值。

比如,男性的身高是均值5.855、方差0.035的正态分布。

所以,男性的身高为6英尺的概率的相对值等于1.5789(大于1并没有关系,因为这里是密度函 数的值,只用来反映各个值的相对可能性)。

$$p(\text{height}|\text{male}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(\frac{-(6-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \approx 1.5789$$

有了这些数据以后,就可以计算性别的分类了。

P(身高=6|男) x P(体重=130|男) x P(脚掌=8|男) x P(男)

 $= 6.1984 \times e^{-9}$ 

P(身高=6|女) x P(体重=130|女) x P(脚掌=8|女) x P(女)

 $= 5.3778 \times e^{-4}$ 

可以看到,女性的概率比男性要高出将近10000倍,所以判断该人为女性。

只看该作者 淘帖 举报

经验

全部

贝叶斯分类器 朴素贝叶斯 贝叶斯公式

站长推荐 4/6 🕨

用的分类方法: 朴素贝叶斯法 🥏 47

【开发板活动第1期】电子发烧友"开发板交换 站"活动上线,一起来换积分!换板!换礼 ... 本次活动为各位热忠开发板研究设计的发烧友

量身打造,用你的闲置开发板来兑换成积分并 可置换你想要的开发板或礼品!

查看»

关闭

0

版 块

导 航

工业控制

只有小组成员才能发言,加入小组>>

华秋(原"华强聚丰"): 电子发烧友 华秋开发 华秋电路(原"华强PCB") 华秋商城(原"华强芯城") 华秋智造

My ElecFans APP

<u>추ル</u>	技术	特色栏目	社群	供应链服务	华秋	联系我们	
物联网	可编程逻辑	专栏	问答	项目外包	关于我们	大中华区广告合作	供应链服
机器人	电源/新能源	电子说	论坛	BOM配单	投资关系	Ben Tseng	江良华
人工智能	MEMS/传感技术	发烧友学院	小组	PCB打板	新闻动态	hezuo@elecfans.com	lanhu@h
vr ar 虚拟现实	测量仪表	资料下载	博客	SMT加工	媒体报道	Mike Zhang	
可穿戴设备	嵌入式技术	技术专题	华秋众筹	元器件商城	加入我们	mikezhang@elecfans.com	投资合作
音视频及家电	制造/封装	39°	评测试用	定制开发	联系我们	_	曾海银
LEDs	模拟技术	Datasheet	VIP会员		侵权投诉	内容合作	zenghaiy
汽车电子	连接器	电路图		媒体服务		陆楠	
通信网络	EMC/EMI设计	电子百科			社交网络	lunan@elecfans.com	原厂入驻
医疗电子	光电显示	元器件知识		网站广告			杜女士:
智能电网	存储技术	在线工具		在线研讨会	微博	内容合作(海外)	
安全设备/系统	EDA/IC设计	常用软件		活动策划	767-L	Brandon Smith	
军用/航空电子	处理器/DSP	电子书		新闻发布	移动	brandon.smith@elecfans.com	
移动通信	接口/总线/驱动	03 1-		新品发布	电子发烧友 APP		
便携设备	控制/MCU			资源中心	电子发烧友 WAP	关注我们的微信	下载发烧
触控感测	RF/无线			小测验	- J ZMIX WAI		回纸纸
丁业控制	/ / 0-20			设计大赛			200

eDM

关于本站 | 欢迎投稿 | 用户建议 | 版权申明 | 友情链接 | 联系我们 | 网站地图 版权所有 © 深圳华秋电子有限公司 电子发烧友粤ICP备14022951号

站长推荐 4/6 🕨

关闭

【开发板活动第1期】电子发烧友"开发板交换 站"活动上线,一起来换积分!换板!换礼...

本次活动为各位热忠开发板研究设计的发烧友 量身打造,用你的闲置开发板来兑换成积分并 可置换你想要的开发板或礼品!