

#### 贝叶斯决策

首先来看贝叶斯分类,我们都知道经典的贝叶斯公式:

$$P(w|x) = \frac{p(x|w)p(w)}{p(x)}$$

其中:p(w):为先验概率,表示每种类别分布的概率;  $p(x \mid w)$ :类条件概率,表示在某种类别前提下,某事发生的概率;而 后验概率,表示某事发生了,并且它属于某一类别的概率,有了这个后验概率,我们就可以对样本进行分类。后验概率越大,说明某事 类别的可能性越大,我们越有理由把它归到这个类别下。

我们来看一个直观的例子:**已知:**在夏季,某公园男性穿凉鞋的概率为1/2,女性穿凉鞋的概率为2/3,并且该公园中男女比例通 题:若你在公园中随机遇到一个穿凉鞋的人,请问他的性别为男性或女性的概率分别为多少?

从问题看,就是上面讲的,某事发生了,它属于某一类别的概率是多少?即后验概率。

$$w_1 =$$
男性, $w_2 =$ 女性, $x =$ 穿凉鞋。

由已知可得:

先验概率 
$$p(w_1) = 2/3$$
,  $p(w_2) = 1/3$ 

类条件概率 
$$p(x|w_1)=1/2$$
,  $p(x|w_2)=2/3$ 

男性和女性穿凉鞋相互独立 , 所以  $p(x) = p(x|w_1)p(w_1) + p(x|w_2)p(w_2) = 5/9$ 

(若只考虑分类问题,只需要比较后验概率的大小,的取值并不重要)。

$$P(w_1 | x) = \frac{p(x | w_1)p(w_1)}{p(x)} = \frac{1/2 \times 2/3}{5/9} = \frac{3}{5}$$

$$P(w_2 | x) = \frac{p(x | w_2)p(w_2)}{p(x)} = \frac{2/3 \times 1/3}{5/9} = \frac{2}{5}$$

#### 问题引出

但是在实际问题中并不都是这样幸运的,我们能获得的数据可能只有有限数目的样本数据,而先验概率  $p(w_i)$  和类条件概率  $p(w_i)$  $(x \mid w_i)$  都是未知的。根据仅有的样本数据进行分类时,一种可行的办法是我们需要先对先验概率和类条件概率进行估计,然后再 分类器,

告别知识焦虑,即刻启程

K歌声卡

周线选股法 macd怎么看

登录 注册

1/10

类条件概率的估计(非常难),原因包括:概率密度函数包含了一个随机变量的全部信息;样本数据可能不多;特征向量x的维息等。总之要直接估计类条件概率的密度函数很难。解决的办法就是,把估计完全未知的概率密度 $p(x|w_i)$ 转化为估计参数。这里就计问题转化为参数估计问题,极大似然估计就是一种参数估计方法。当然了,概率密度函数的选取很重要,模型正确,在样本区域无多得到较准确的估计值,如果模型都错了,那估计半天的参数,肯定也没啥意义了。

#### 重要前提

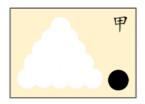
上面说到,参数估计问题只是实际问题求解过程中的一种简化方法(由于直接估计类条件概率密度函数很困难)。所以能够使F 计方法的样本必须需要满足一些前提假设。

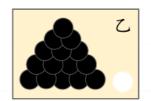
重要前提:训练样本的分布能代表样本的真实分布。每个样本集中的样本都是所谓独立同分布的随机变量(jid条件),且有充分的ì

# 极大似然估计

极大似然估计的原理,用一张图片来说明,如下图所示:

# ◆ 最大似然原理





- 例:有两个外形完全相同的箱子,甲箱中有99只白球, 1只黑球;乙箱中有99只黑球,1只白球。一次试验取出一球,结果取出的是黑球。
- 问: 黑球从哪个箱子中取出?
- 人们的第一印象就是: "此黑球最像是从乙箱中取出的",这个推断符合人们的经验事实。"最像"就是"最大似然"之意,这种想法常称为"最大似然原理"(maximum-likelihood)。

总结起来,最大似然估计的目的就是:利用已知的样本结果,反推最有可能(最大概率)导致这样结果的参数值。

原理:极大似然估计是建立在极大似然原理的基础上的一个统计方法,是概率论在统计学中的应用。极大似然估计提供了一种给来评估模型参数的方法,即:"模型已定,参数未知"。通过若干次试验,观察其结果,利用试验结果得到某个参数值能够使样本出现大,则称为极大似然估计。

由于样本集中的样本都是独立同分布,可以只考虑一类样本集D,来估计参数向量 $\theta$ 。记已知的样本集为:

$$D = \left\{x_1, x_2, \cdots, x_N\right\}$$

似然函数(linkehood function ):联合概率密度函数  $p(D \mid \theta)$  称为相对于  $\left\{x_1, x_2, \cdots, x_N\right\}$  的 $\theta$ 的似然函数。

$$l(\theta) = p(D \mid \theta) = p(x_1, x_2, \dots, x_N \mid \theta) = \prod_{i=1}^{N} p(x_i \mid \theta)$$

如果 $\hat{\theta}$  是参数空间中能使似然函数  $l(\theta)$  最大的 $\theta$ 值,则 $\hat{\theta}$  应该是"最可能"的参数值,那么 $\hat{\theta}$  就是 $\theta$ 的极大似然估计量。它是样z记作:

$$\hat{\theta} = d\left(x_1, x_2, \dots, x_N\right) = d\left(D\right)$$

$$\hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_N)$$
称作极大似然函数估计值

# 求解极大似然函数

ML估计:求使得出现该组样本的概率最大的θ值。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} l(\theta) = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^{N} p(x_i \mid \theta)$$

实际中为了便于分析,定义了对数似然函数:

$$H(\theta) = \ln l(\theta)$$

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} H(\theta) = \arg \max_{\theta} \ln l(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{i=1}^{N} \ln p(x_i | \theta)$$

1. 未知参数只有一个 (θ为标量)

在似然函数满足连续、可微的正则条件下,极大似然估计量是下面微分方程的解:

$$\frac{dl(\theta)}{d\theta} = 0 \quad$$
或者等价于 
$$\frac{dH(\theta)}{d\theta} = \frac{d\ln l(\theta)}{d\theta} = 0$$

2.未知参数有多个(θ为向量)

则0可表示为具有S个分量的未知向量:

$$\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_S]^T$$

记梯度算子:

$$\nabla_{\theta} = \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1}, \frac{\partial}{\partial \theta_2}, \cdots, \frac{\partial}{\partial \theta_S}\right]^T$$

若似然函数满足连续可导的条件,则最大似然估计量就是如下方程的解。

$$\nabla_{\theta} H(\theta) = \nabla_{\theta} \ln l(\theta) = \sum_{i=1}^{N} \nabla_{\theta} \ln P(x_i \mid \theta) = 0$$

方程的解只是一个估计值,只有在样本数趋于无限多的时候,它才会接近于真实值。

# 极大似然估计的例子

例1:设样本服从正态分布 $N\left(\mu,\sigma^2\right)$  ,则似然函数为:

$$L(\mu,\sigma^{2}) = \prod_{i=1}^{N} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_{i}-\mu)^{2}}{2\sigma^{2}}} = (2\pi\sigma^{2})^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^{2}} \sum_{i=1}^{n} (x_{i}-\mu)^{2}}$$

它的对数:

$$\ln L(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu)^2$$

求导,得方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln L(\mu, \sigma^2)}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) &= 0\\ \frac{\partial \ln L(\mu, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = 0 \end{cases}$$

联合解得:

$$\begin{cases} \mu^* = \overline{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \sigma^{*2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2 \end{cases}$$

似然方程有唯一解 $\left(\mu^*,\sigma^{*2}\right)$ : ,而且它一定是最大值点,这是因为当 $\left|\mu\right|\to\infty$ 或 $\sigma^2\to\infty$ 或0时,非负函数 $L\left(\mu,\sigma^2\right)$ —和  $\sigma^2$  的极大似然估计为 $\left(\mu^*,\sigma^{*2}\right)$ 。

例2:设样本服从均匀分布[a, b]。则X的概率密度函数:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \le x \le b \\ 0, & 其它 \end{cases}$$

对样本 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 

$$L(a,b) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)^n}, & a \le x_i \le b, i = 1, 2, \dots, n \\ 0, &$$
其它

很显然,L(a,b)作为a和b的二元函数是不连续的,这时不能用导数来求解。而必须从极大似然估计的定义出发,求L(a,b)的最大(a,b)的最大(a,b)的最大,(a,b)的最大,(a,b)的最大,(a,b)的极大似然估计:  $\min \left\{ x_1, x_2, \cdots, x_n \right\}$ ,否则,(a,b)=0。类似地a不能大过  $\min \left\{ x_1, x_2, \cdots, x_n \right\}$  b的极大似然估计:

$$a^* = \min\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

$$b^* = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

总结

求最大似然估计量  $\hat{ heta}$  的一般步骤:

- (1)写出似然函数;
- (2)对似然函数取对数,并整理;

- (3) 求导数;
- (4)解似然方程。

最大似然估计的特点:

- 1.比其他估计方法更加简单;
- 2.收敛性:无偏或者渐近无偏,当样本数目增加时,收敛性质会更好;
- 3.如果假设的类条件概率模型正确,则通常能获得较好的结果。但如果假设模型出现偏差,将导致非常差的估计结果。

#### 正态分布ML估计的Matlab实例:点击打开链接



# 免费OA 免费OA办公系统

oa系统

想对作者说点什么?

我来说一句

o f

fenglumi: 省去了很多时间,感谢博主分享,收获良多。 (09-27 09:55 #18楼)

**爱国者002**: 省去了很多时间,感谢博主分享,收获良多。 (09-25 13:51 #17楼)

Thinking\_calculus: 最大拟然估计量为什么要让方程等于零? (09-22 21:26 #16楼) 查看回复(1)

查看 24 条热评

# 贝叶斯估计和极大似然估计到底有何区别

在开始接触最大似然估计和贝叶斯估计时,大家都会有个疑问:最大似然估计和贝叶斯估计二者很相似,到底有何区别?本文便来说说二者的不同之处以...

# 极大似然估计与最小二乘法(转自知乎)

⊚ 1652

刚开始学机器学习,总是碰到这两个概念,每次看一遍解析,过几天忘一遍,觉得知乎上的大神讲的比较透彻,搬运过来,方便自己以后忘了重新看一看...



# 声卡什么牌子好

百度广告

# 极大似然估计思想的最简单解释

● 0 1315

极大似然估计法的理解可以从三个角度入手,一个是整体性的思想,然后两个分别是离散状态的极大似然估计和连续状态的极大似然估计的简单例子。一...

# 菜鸟学概率统计——最大似然估计 (MLE)

参考:https://www.zhihu.com/question/20447622/answer/23902715 说的通俗一点啊,最大似然估计,就是利用已知的样本结果,反推最有可能(最大...

# 机器学习数学原理(1)——极大似然估计法

**€** ⊚ 9299

机器学习数学原理(1)——极大似然估计法事实上机器学习的大部分算法都是以数理统计和概率论为理论基础构建的。笔者在学习机器学习的过程中,...

#### 参数估计(个人通俗理解)

问题背景: 我们知道了总体的分布,但不知道分布的参数,因此我们就要对未知的参数做出估计。两个类型的估计: 1.点估计2.区间估计1.点估计包...

# 这传奇你卸载算我输!爆率9.8,有充值入口我跪键盘!

贪玩游戏·顶新

# 详解最大似然估计(MLE)、最大后验概率估计(MAP),以及贝叶斯公式的理解

● 4.2万

声明:本文为原创文章,发表于nebulaf91的csdn博客。欢迎转载,但请务必保留本信息,注明文章出处。本文作者: nebulaf91 本文原始地址:最大似...

# 简单理解极大似然估计MLE

**◎** 603

简单理解极大似然估计(MLE) 基本思想 使数据集中数据出现的概率(似然)最大 举例描述 假设某一个新闻文档数据集下有体育、财经、游戏等分类...

极大似然估计,顾名思义是一种估计方法

&nbsp&nbsp最大似然估计是建立在最大似然原理的基础之上。最大似然原理的直观理解是:设一个随机试验有若干个可能的结果A1,A2,...,An,在一次...

相关热词 ng极大似然估计 极大似然估计特性 极大似然估计缺陷 极大似然估计算法 什么极大似然估计

#### 博主推荐





HFUT\_qianyang 关注 193篇文章



段智华

- 040

#### 基础数学系列(一)--似然函数与最大似然估计

⊚ 40

1.似然函数 (1)离散型 若总体X属离散型,其分布律P{X=}=p(),的形式为已知,为待估参数,是可能取值的范围,设是来自X的样本,则的联合分布律为:

# 最大似然估计 (like-hood)

原文地址:http://blog.csdn.net/sunanger\_wang/article/details/8852770 最大似然估计的原理 给定一个概率分布,假定其概率密度函数(连续分...

#### 机器学习知识点(二十七)先验概率和后验概率理解

对于统计学只是皮毛认识,在学校时根本不重视,如今机器学习几乎以统计学为基础发展起来的,头疼的紧,如今还得琢磨基础概念。1、我自己的理解...

# 云南女孩揭秘茶叶行业潜规则,常喝茶的人一定得知道!

讯酷·燨燚

#### 似然函数的详细分析----似然函数的本质意义

● ◎ 1.2万

在数理统计学中,似然函数是一种关于统计模型中的参数的函数,表示模型参数中的似然性。 似然函数在统计推断中有重大作用,如在最大似然估计和...

# 最大似然估计log likelihood

log likelihood——对数似然函数值在参数估计中有一类方法叫做"最大似然估计",因为涉及到的估计函数往往是是指数型族,取对数后不影响它的单调性但...

#### 伯努利分布、二项分布、泊松分布、指数分布简介

◎ 6212

伯努利分布: 首先说伯努利分布,这个是最简单的分布,就是0-1分布以抛硬币为例,为正面的概率为p,反面的概率为q是一种离散型概率分布,...

# Spark(一): 基本架构及原理

❷ ◎ 9.1万

Apache Spark是一个围绕速度、易用性和复杂分析构建的大数据处理框架,最初在2009年由加州大学伯克利分校的AMPLab开发,并于2010年成为Apac...

#### 利用最大似然估计方法估计参数

机器学习实验三,详情请参考《模式分类》第二版第三章课后上机练习3.2节实验环境:Matlab2016a实验内容:给定以下w1和w2的三维数据,考虑不同...

# 有哪些可以免费试用一年左右的云服务器

百度广告

# 似然函数及最大似然估计及似然比检验

统计学中,似然函数是一种关于统计模型参数的函数。给定输出x时,关于参数 $\theta$ 的似然函数L( $\theta$ |x)(在数值上)等于给定参数 $\theta$ 后变量X的概率:L( $\theta$ |x)=P(...

#### [(机器学习)概率统计]极大似然估计MLE原理+python实现

在数理统计学中,似然函数是一种关于统计模型中的参数的函数,表示模型参数中的似然性。"似然性"与"或然性"或"概率"意思相近,都是指某种事件发生...

#### PRML 02 Introduction: 贝叶斯概率

● 3638

主要讲解了贝叶斯概率与统计派概率的不同。 概率论,决策论,信息论(probability theory, decision theory, and information theory)是以后用到的三...

# 从最大似然估计开始,你需要打下的机器学习基石

选自Medium作者: Jonny Brooks-Bartlett机器之心编译概率论是机器学习与深度学习的基础知识,很多形式化的分析都是以概率的形式进行讨论。而这...

深入浅出最大似然估计

最大似然估计是利用已知的样本的结果,在使用某个模型的基础上,反推最有可能导致这样结果的模型参数值。 深入浅出最大似然估计 例子1:抽球 举...

# 《开国大典》一公斤纯银纪念币,限时抢藏价980元。

如音 · 顶新

机器学习之极大似然估计

⊚ 2532

极大似然估计基本思想极大似然估计是在总体类型已知的条件下使用的一种参数估计方法。 首先是德国数学家高斯在1821年提出的,然而这个方法常归...

#### 机器学习之从极大似然估计到最大熵原理以及EM算法详解

机器学习之从极大似然估计到最大熵原理以及EM算法详解

下载 极大似然估计法仿真程序

10-25

极大似然估计的实现,极大似然估计的实仿真程序,锚的坐标计算。

R语言: 极大似然估计实例

● ◎ 1.4万

同济 习题 7.2 某厂晶体管寿命服从 E(lamda) 指数分布, Lamda未知, 且Lamda>0, 随机抽取样本寿命如下(小时) 518,612,713,388,434 用极大似然估计其...

回退N帧协议与选择重传协议

**№ ©** 7341



# 创新声卡怎么样

百度广告

#### 极大似然估计原理详细说明

这个整理相信您会明白极大似然估计的实质的

#### 极大似然估计和最大似然估计定义

● ● 1058

最近看朴素贝叶斯法,发现有关于极大似然估计部分,网上找了好久,感觉也都说不清。然后还有个最大似然估计,最要命的是我发现还有人专门对两者...

### DeepLearning学习笔记——极大似然估计

**№** ⊚ 2332

简介 条件对数似然和均方误差 最大似然的性质一般提到估计,我们首先想到的是通过输入,估计输出。这时,有很多准则,比如偏差和方差来帮我们估...

什么是 agent

**a a** 4937

agent 是任何通过sensor感知其环境并通过actuators在此环境中作出行动的东西。 比如人agent: sensor 是眼睛,耳朵,以及其他器官,actuators 是手...

#### 机器学习小组知识点7:伯努利分布(Bernouli Distribution)

伯努利分布是较为简单的一种分布,应用于两种实验结果。要么成功,要么失败,一定程度上是二元的性质。这里,我们假设成功的概率为pp,显然失...

# 陈小春:我在这游戏挂机一晚,打赢了古天乐,挂机赢笑了!

贪玩游戏·顶新

条件概率 -- P(A|B) P(B|A)

question:早餐P(A) = 0.6 午餐P(B) = 0.5P(A|B) = 0.7 - 意味着:A B 有依赖; 求P(B|A)求解P(A and B) = P(A|B)P(B) = ...

#### 似然函数 (Likelihood function) 是什么

上次在寻找线性回归最小化函数时,又引出一个新的地雷,一个新的不知道,我们继续上路,开足马车继续寻找"似然函数",它到底是什么呢?先来到WI...

# 矩估计与最大似然估计

一、为什么要估计(estimate) 在概率,统计学中,我们所要观测的数据往往是很大的,(比如统计全国身高情况)我们几乎不可能去统计如此之多的值...

# 【简析】极大似然估计与最小二乘

极大似然估计: 在已知样本和给定概率分布模型的基础上,估计概率分布模型的参数,并使得在该参数下,生成这个已知样本的可能性最大的方法。 最...

#### 换个角度看回归——极大似然估计

**₹ ◎** 1082

极大似然估计与回归 极大似然估计 先简单说下似然(likelihood)和概率(probability)的区别,两者都是对可能性的表示。概率是在给定了一定参数值后,表…



#### 有哪些可以免费试用一年左右的云服务器

百度广告

# 极大似然估计——为什么对于离散属性,极大似然估计法得到的类条件概率等于频率?

极大似然估计就是最大化对数似然。假设第c类有K个样本。属性取值为N种,表示为集合X,且取第i个属性值的样本共有kikik\_i个,显然有 $\Sigma$ i=1Nki=K. $\Sigma$ i...

### 下载 EM算法及相关的一些论文

04-10

EM算法,极大似然估计,贝叶斯估计相关比较强的一些论文及混合正态分布参数极大似然估计的EM算法

#### 琴生Jensen不等式,条件期望

1. Jensen 不等式Jensen 不等式的意义是:函数的期望大于等于期望的函数,即 E(f(x))≥f(E(x))E(f(x)))geq f(E(x))或者写成凸函数条件表达式的形式,在...

机器学习:极大似然估计

୭ 86

模式分类课后题 上机题3.2 考虑不同维度下的高斯概率密度模型。 a. 编写程序,对表格中的类w1中的3个特征xi,分别求解最大似然估计均6

σ...

最大似然估计理解

: Maximum Likelihood Estimation,简称MLE; 要理解此概念首先要看下什么叫贝叶斯公式,如下: P(θ|D)=P(D|θ)P(θ)P(D)P(\theta |D)=\text{lf...}

# 这传奇你卸载算我输!爆率9.8,有充值入口我跪键盘!

贪玩游戏·顶新

#### 菜鸟学概率统计——最大后验概率 (MAP)

( ) ◎ 1.1万

最大似然估计:把待估计的参数看作是确定性的量(只是其取值未知),其最佳估计就是使得产生已观察到的样本(即训练样本)的概率为最大的那个值...

#### TensorFlow 完整的TensorFlow入门教程

● 5.6万

1:你想要学习TensorFlow,首先你得安装Tensorflow,在你学习的时候你最好懂以下的知识:a:怎么用python编程;b:了解一些关于数组的知识;c...

# EM算法原理详解

▲ ◎ 1.7万

http://blog.csdn.net/pipisorry/article/details/42550815EM算法有很多的应用,最广泛的就是GMM混合高斯模型、聚类、HMM、基于概率的PLSA模型...

# 最大似然函数及其求解

转自:http://www.cnblogs.com/hapjin/p/6623795.html 使用最大似然法来求解线性模型(1)在Coursera机器学习课程中,第一篇...

#### 伯努利分布(Bernoulli distribution)

伯努利分布是一种离散分布,有两种可能的结果。1表示成功,出现的概率为p(其中0概率分布有两种类型:离散(discrete)概率分布和连续(continuous...



#### 数据分析师

百度广告

# 协方差的意义和解释(目前为止我看到的最为通俗易懂的文章)

● ● 6391

十分感谢原作者的贡献,讲解通俗易懂,感觉有必要让更多人学习到,故转载了这篇博客,附上原文地址 http://blog.sina.com.cn/s/blog\_672c5a470100...

#### 最大似然估计MLE与贝叶斯估计

● ◎ 1.5万

上大学学习数理统计这门课程的时候,没有特别用心。说实话统计学还是挺枯燥的,而且当时也没有太多的学习意识,不知道为什么要学这些貌似八竿子...

没有更多推荐了,返回首页



积分: 5104 排名: 7857

勋章: 睻 📵



#### 博主专栏



#### 最新文章

数据结构之树(基本概念与二叉树的遍历)

展开

Comparable接口和Comparator接口的比较

java.util.Collections

java.lang.String

Java多线程编程---java5阻塞队列

# 个人分类

Java	35篇
Java多线程	12篇
Java集合类	4篇
Java类库	23篇
Python	34篇

展开

ļ	Э	ŧ	š	

2018年6月	1篇
2018年5月	3篇
2018年4月	12篇
2018年3月	5篇
2017年12月	2篇

展开

#### 热门文章

极大似然估计详解

#### 2018/9/29

阅读量:92992

Python绘图Turtle库详解

阅读量:78924

MATLAB实现最小二乘法

阅读量:47896

Python程序打包成exe可执行文件

阅读量:16800

MATLAB插值函数interp1

阅读量:14595

#### 最新评论

#### 极大似然估计详解

fenglumi: 省去了很多时间,感谢博主分享,收获

良多。

#### 极大似然估计详解

qq\_23660243: 省去了很多时间,感谢博主分享, 收获良多。

#### 极大似然估计详解

cto\_fanhuandong : [reply]Thinking\_calculus[/repl y] 光滑函数的极值处, 其导数肯定是0

#### 极大似然估计详解

Thinking\_calculus:最大拟然估计量为什么要让方

程等于零?

# 极大似然估计详解

qq\_37717661:写得非常好,秒懂~



#### 联系我们



# 扫码联载客服

关于 招聘 广告服务 网站地图

京ICP证09002463号\*\* 百度提供站内搜索

©2018 CSDN版权所有



经营性网站备案信息 网络110报警服务

中国互联网举报中心 北京互联网违法和不良信息举 报中心

**宮披链众奉**营



