

我是8位的

I am 8 bits, what about you?

随笔 - 205, 文章 - 0, 评论 - 103, 阅读 - 101万

导航

博客园

首页

新随笔

联系

订阅

管理

<

2022年3月

>

| 日  | 一  | 二  | 三  | 四  | 五  | 六  |
|----|----|----|----|----|----|----|
| 27 | 28 | 1  | 2  | 3  | 4  | 5  |
| 6  | 7  | 8  | 9  | 10 | 11 | 12 |
| 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 |
| 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | 26 |
| 27 | 28 | 29 | 30 | 31 | 1  | 2  |
| 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  | 9  |

公告

你的支持是我的动力

欢迎关注微信公众号“我是8位的”



昵称：我是8位的

园龄：4年7个月

粉丝：288

关注：5

+加关注

盖楼抽奖

#她的梦想在发光#

HWD科技女性故事有奖征集

分享最打动的科技女性故事

活动时间：2022年3月8日-3月18日

马上参与



搜索

找找看

谷歌搜索

常用链接

我的随笔

我的评论

我的参与

最新评论

我的标签

积分与排名

积分 - 457097

排名 - 1198

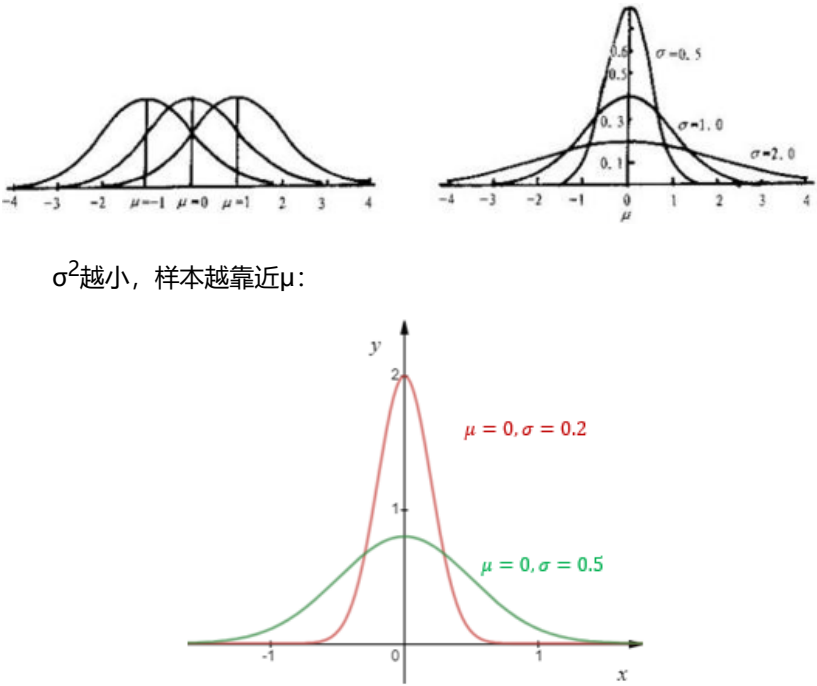
概率笔记11——一维正态分布的最大似然估计

正态分布密度函数是：

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

若随机变量X服从一个数学期望为 $\mu$ 、方差为 $\sigma^2$ 的正态分布，记为 $N(\mu, \sigma^2)$ 。当 $\mu=0, \sigma^2=1$ 是，称为标准正态分布。不需要记住这个复杂的公式，知道它的意义即可，在使用时可以随时查阅。

在研究正态分布时，我们认为每个样本都是等权的，因此 $\mu$ 是随机变量的均值，控制了曲线的位置， $\sigma^2$ 控制了曲线的陡峭程度：



$\sigma^2$ 越小，样本越靠近 $\mu$ ：

最大似然估计量

随机变量X服从正态分布：

$$X \sim N(\mu, \sigma^2), \quad \sigma \geq 0$$

如果有n个可观察样本，根据最大似然函数的公式：

$$L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$
$$= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中：

随笔分类 (211)

- ★★资源下载★★(1)
- Java并发编程(1)
- 程序员的数学(24)
- 单变量微积分(31)
- 多变量微积分(24)
- 概率(24)
- 机器学习(27)
- 软件设计(1)
- 数据分析(6)
- 数据结构与算法(27)
- 随笔(5)
- 线性代数(34)
- 项目管理(2)
- 转载(4)

随笔档案 (205)

- 2021年2月(1)
- 2020年3月(2)
- 2020年2月(6)
- 2020年1月(4)
- 2019年12月(7)
- 2019年11月(15)
- 2019年9月(3)
- 2019年8月(6)
- 2019年7月(1)
- 2019年6月(8)
- 2019年5月(3)
- 2019年4月(5)
- 2019年3月(7)
- 2019年2月(3)
- 2019年1月(7)
- 更多

阅读排行榜

- 1. 使用Apriori进行关联分析 (一) (29768)
- 2. 线性代数笔记12——列空间和零空间 (28772)
- 3. FP-growth算法发现频繁项集 (一)——构建FP树(24430)
- 4. 寻找“最好” (2) ——欧拉-拉格朗日方程(23099)
- 5. 多变量微积分笔记3——二元函数的极值(22772)

评论排行榜

- 1. 隐马尔可夫模型 (一) (8)
- 2. 线性代数笔记12——列空间和零空间 (7)
- 3. 线性代数笔记3——向量2 (点积) (7)
- 4. FP-growth算法发现频繁项集 (一)——构建FP树(5)
- 5. 寻找“最好” (2) ——欧拉-拉格朗日方程(4)

推荐排行榜

- 1. 寻找“最好” (2) ——欧拉-拉格朗日方程(7)
- 2. FP-growth算法发现频繁项集 (一)——构建FP树(7)
- 3. 线性代数笔记3——向量2 (点积) (6)
- 4. FP-growth算法发现频繁项集 (二)——发现频繁项集(5)
- 5. 隐马尔可夫模型 (一) (5)

最新评论

- 1. Re:线性代数笔记3——向量2 (点积)  
如果点积小于0，即夹角小于90°，这个写错了吧。应该是夹角大于90°  
--猫猫猫猫大人

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \Rightarrow \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}\right)^n = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}}$$
$$L(\mu, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

取对数似然函数，并根据对数计算公式继续化简：

$$\log_a MN = \log_a M + \log_a N, \quad \log_a \frac{M}{N} = \log_a M - \log_a N$$
$$\log_a M^n = n \log_a M$$

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

$$= \ln(2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} + \ln \exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

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

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

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

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

由①可以得知：

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x}$$

现在可以得出最终结论：

$$\mu = \bar{x}, \quad \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

作者：我是8位的

出处：<http://www.cnblogs.com/bigmonkey>

本文以学习、研究和分享为主，如需转载，请联系本人，标明作者和出处，非商业用途！

扫描二维码关注公作者众号“我是8位的”



2. Re:线性代数笔记10——矩阵的LU分解写的很好，不过LU分解的前提是错的，LU分解只需要第三个条件，如果允许行置换就是下面写到的PLU，可以分解所有矩阵  
--wiki3D

3. Re:单变量微积分笔记20——三角替换1 (sin和cos) 很nice  
--尹保棕

4. Re:线性代数笔记24——微分方程和exp(At) 有些图片挂了呢  
--ccchendada

5. Re:寻找“最好” (2) ——欧拉-拉格朗日方程 提个issue，最速降线中  $v = \{2gh\}^{1/2}$  与配图不一致，建议以起点为原点，向右伸出x轴，向下伸出y轴建立坐标系  
--trustInU

随笔

分类: 概率

标签: 正态分布, 最大似然估计

好文要顶

关注我

收藏该文

我是8位的  
关注 - 5  
粉丝 - 288  
[+加关注](#)

1

0

推荐

反对

« 上一篇: [最小二乘法 \(2\) ——多项式函数能够拟合非线性问题原理](#)

» 下一篇: [概率笔记12——多维正态分布的最大似然估计](#)

posted on 2019-08-14 17:52 我是8位的 阅读(17494) 评论(0) 编辑 收藏 举报

[刷新评论](#) [刷新页面](#) [返回顶部](#)

登录后才能查看或发表评论，立即 [登录](#) 或者 [逛逛](#) 博客园首页

【推荐】华为 HWD 2022 故事征集，分享最打动你的科技女性故事  
【推荐】华为开发者专区，与开发者一起构建万物互联的智能世界

专业WebUI控件库，快速开发企业管理软件

miniui.com [打开 >](#)

编辑推荐:

- 革命性创新，动画杀手铜 @scroll-timeline
- 戏说领域驱动设计（十二）—— 服务
- ASP.NET Core 6框架揭秘实例演示[16]：内存缓存与分布式缓存的使用
- .Net Core 中无处不在的 Async/Await 是如何提升性能的？
- 分布式系统改造方案 —— 老旧系统改造篇

#她的梦想在发光#  
HWD科技女性故事有奖征集  
活动时间: 2022年3月8日-3月18日

最新新闻:

- 乔布斯的创业搭档：他缺乏工程师才能，不得不锻炼营销能力来弥补
  - 美国大厂码农薪资曝光：年薪18万美元，够养家，不够买海景房
  - 两张照片就能转视频！Google提出FLIM帧插值模型
  - Android 再推“杀手级”功能，可回收 60% 存储空间
  - 溺在理财暴雷潮的投资人：本金63万，月兑25元不够卖菜
- » 更多新闻...

历史上的今天:

2017-08-14 图像识别的前期工作——使用pillow进行图像处理

Powered by:  
博客园

Copyright © 2022 我是8位的  
Powered by .NET 6 on Kubernetes