

模式识别 第一次作业

2022 年 9 月 13 日

说明

- 作业用中文撰写，务必注明题号，鼓励使用 L^AT_EX；
- 编程题需要提交源码，并指出运行环境以及环境依赖以方便查看。编程语言建议使用 Python，源码中提供简单注释；
- 文档按“学号 _ 姓名.pdf”命名，“.pdf”和代码文件全部打包成“学号 _ 姓名.zip”提交；
- 编程题要在“.pdf”中简要说清思路和方法；
- 本次作业截止时间为 2022 年 9 月 28 日，请到课程网站及时提交。

题目 1. 设 ω_{\max} 为类别状态，此时对所有的 $i(i = 1, \dots, c)$ ，有 $P(\omega_{\max}|\mathbf{x}) \geq P(\omega_i|\mathbf{x})$ 。

- (1) 证明 $P(\omega_{\max}|\mathbf{x}) \geq 1/c$ 。
- (2) 证明对于最小错误率判定规则，平均错误概率为

$$P(error) = 1 - \int P(\omega_{\max}|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

- (3) 利用这两个结论证明 $P(error) \leq (c - 1)/c$ 。

(4) 描述一种情况, 在此情况下有 $P(\text{error}) = (c - 1) / c$ 。

题目 2. 对于一个 c 类分类问题, 假设各类先验概率为 $P(\omega_i), i = 1, \dots, c$; 条件概率密度为 $P(\mathbf{x}|\omega_i), i = 1, \dots, c$, (\mathbf{x} 表示特征向量); 将第 j 类样本判别为第 i 类的损失为 λ_{ij} 。

(1) 请写出贝叶斯风险最小决策和最小错误率决策的决策规则;

(2) 引入拒识 (表示为第 $c + 1$ 类), 假设决策损失为

$$\lambda(\alpha_i|\omega_j) = \begin{cases} 0, & i = j \quad i, j = 1, \dots, c \\ \lambda_r, & i = c + 1 \\ \lambda_s, & otherwise \end{cases}$$

请写出最小风险决策的决策规则 (包括分类规则和拒识规则)。

题目 3. 考虑三维正态分布 $p(\mathbf{x}|\omega) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$, 其中

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 2 \\ 0 & 2 & 5 \end{pmatrix}$$

(1) 构造白化变换 $\mathbf{A}_\omega = \Phi\Lambda^{-1/2}$, 计算分别表示本征向量和本征值的矩阵 Φ 和 Λ ; 接下来, 将此分布转换为以原点为中心、协方差矩阵为单位阵的分布, 即 $p(\mathbf{x}|\omega) \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 。

(2) 将 (1) 中的白化变换应用于点 $\mathbf{x}_0 = (0.5, 0, 1)^t$, 求其经过白化变换后的点 \mathbf{x}_ω 。

(3) 通过详细计算, 证明原分布中从 \mathbf{x}_0 到均值 $\boldsymbol{\mu}$ 的 Mahalanobis 距离与变换后的分布中从 \mathbf{x}_ω 到 $\mathbf{0}$ 的 Mahalanobis 距离相等。

(4) 概率密度在一个一般的线性变换下是否保持不变? 换句话说, 对于某线性变换 T , 是否有 $p(\mathbf{x}_0|N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)) = p(T^t\mathbf{x}_0|N(T^t\boldsymbol{\mu}, T^t\Sigma T))$? 解释原因。

题目 4. 对一个 c 类分类问题, 特征向量 $\mathbf{x} \in \mathcal{R}^d$, 假设各类先验概率相等, 每一类条件概率密度为高斯分布。

- (1) 请写出类条件概率密度函数的数学形式;
- (2) 请写出在下面两种情况下的最小错误率决策判别函数: (a) 类协方差矩阵不等; (b) 所有类协方差矩阵相等.
- (3) 在基于高斯概率密度的二次判别函数中, 当协方差矩阵为奇异时, 判别函数变得不可计算。请说出两种克服协方差奇异的方法。

题目 5. 编程题

- (1) 写一个程序产生 d 维空间的样本点, 服从均值为 $\boldsymbol{\mu}$ 和协方差矩阵 Σ 的正态分布。
- (2) 考虑正态分布

$$p(\mathbf{x}|\omega_1) \sim N\left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{I}\right), p(\mathbf{x}|\omega_2) \sim N\left(\begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{I}\right)$$

其中, \mathbf{I} 为单位矩阵, 且 $P(\omega_1) = P(\omega_2) = 0.5$ 。说明贝叶斯判决边界。

- (3) 产生 $n = 100$ 个点 (50 个 ω_1 类的点, 50 个 ω_2 类的点), 并计算经验误差。
- (4) 对于不断增加的 n 值重复以上步骤, $100 \leq n \leq 1000$, 步长为 100, 并绘出所得的经验误差。