

模式识别 第二次作业

2021 年 10 月 7 日

说明

- 作业用中文撰写，务必注明题号，鼓励使用 LaTeX。
- 文档按“学号 _ 姓名.pdf”命名提交。
- 本次作业截止时间为 2021 年 10 月 20 日，请到课程网站及时提交。

1. 设 x 的概率密度为均匀分布：

$$p(x|\theta) \sim U(0, \theta) = \begin{cases} 1/\theta & 0 \leq x \leq \theta \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

- (1) 假设 n 个样本 $\mathcal{D} = \{x_1, \dots, x_n\}$ 都独立地服从分布 $p(x|\theta)$ 。证明对于 θ 的最大似然估计就是 \mathcal{D} 中的最大值 $\max [\mathcal{D}]$ 。
- (2) 假设从该分布中采样 5 个样本 ($n = 5$)，且有 $\max_k x_k = 0.6$ ，画出在区间 $0 \leq \theta \leq 1$ 上的似然函数 $p(\mathcal{D}|\theta)$ ，并解释为什么此时不需要知道其余四个点的值。

2. 设一组样本服从高斯分布，其协方差矩阵 Σ 已知，但均值 μ 未知。假设该均值 μ 的先验分布为 $\mathcal{N}(\mathbf{m}_0, \Sigma_0)$ 。

(1) 均值 μ 的 MAP 估计是什么。

(2) 若使用线性变换对样本进行变换: $\mathbf{x}' = \mathbf{A}\mathbf{x}$, 其中 \mathbf{A} 为非奇异矩阵。
请问 MAP 能否正确地对变换之后的 μ' 进行估计? 为什么?

3. 数据 $\mathcal{D} = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 3 \\ 3 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ * \end{pmatrix} \right\}$ 中的样本独立地服从二维的分布 $p(x_1, x_2) = p(x_1)p(x_2)$ 。其中 $*$ 代表丢失的数据, 且有

$$p(x_1) \sim \begin{cases} \frac{1}{\theta_1} e^{-x_1/\theta_1} & x_1 \geq 0 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

和

$$p(x_2) \sim U(0, \theta_2) = \begin{cases} \frac{1}{\theta_2} & 0 \leq x_2 \leq \theta_2 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

(1) 假设初始估计为 $\theta^0 = \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \end{pmatrix}$, 计算 $Q(\theta; \theta^0)$ (EM 算法中的 E 步)。注意要对分布进行归一化。

(2) 求使得 $Q(\theta; \theta^0)$ 最大的那个 θ (EM 算法中的 M 步)。

4. 用前向-后向算法训练一个 HMM, 已知训练序列长为 T , 其中每一时刻都可能取 c 个符号中的一个。那么全部更新一次 \hat{a}_{ij} 和 \hat{b}_{jk} 的计算复杂度是多少?

5. 假设有正态分布 $p(x) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ 和 Parzen 函数 $\varphi(x) \sim \mathcal{N}(0, 1)$ 。证明 Parzen 窗估计

$$p_n(x) = \frac{1}{nh_n} \sum_{i=1}^n \varphi\left(\frac{x - x_i}{h_n}\right)$$

有如下性质:

$$(1) \quad \bar{p}_n(x) \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2 + h_n^2) \circ$$

$$(2) \quad \text{Var}[p_n(x)] \approx \frac{1}{2nh_n\sqrt{\pi}}p(x) \circ$$