

2024 秋《机器学习概论》作业 1 解答

舒英特

2024 年 10 月 16 日

满分 100 分，每道题 25 分（尝试解答给 1 分，答案正确每小题给 8 分），中文或英文作答均可。手写答案建议下次用电子版，看不清的按错误处理。

第 1 题

(a)

$$\eta = \log \lambda$$

$$T(y) = y$$

$$a(\eta) = \lambda = e^\eta$$

$$b(y) = \frac{1}{y!}$$

(b)

由于 $E[T(y); \eta] = \lambda = e^\eta$ ，所以规范响应函数是 e^η 。

(c)

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log p(y^{(i)} | x^{(i)}; \theta) &= \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log \left(\frac{1}{y!} \exp(\eta y - e^\eta) \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log \left(\frac{1}{y!} \exp(y \theta^T x^{(i)} - e^{\theta^T x^{(i)}}) \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta_j} \left(\log \frac{1}{y!} + y \theta^T x^{(i)} - e^{\theta^T x^{(i)}} \right) \\ &= (y - e^{\theta^T x^{(i)}}) x_j \end{aligned}$$

因此梯度上升规则是： $\theta_j = \theta_j + \alpha(y - e^{\theta^T x^{(i)}})x_j$ 对于所有 j 。

第 2 题

(a)

引理：假如随机变量 $Y \sim p(y; \eta)$ 且 $l(\eta) = \log p(y; \eta)$ ，有 $E[l'(\eta)] = 0$ 。

证明：

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[\ell'(\eta)] &= \int_{\mathcal{D}} \frac{p'(y; \eta)}{p(y; \eta)} p(y; \eta) dy \\
 &= \int_{\mathcal{D}} \frac{\partial}{\partial \eta} p(y; \eta) dy \\
 &= \frac{\partial}{\partial \eta} \int_{\mathcal{D}} p(y; \eta) dy \\
 &= \frac{\partial}{\partial \eta} (1) = 0
 \end{aligned}$$

可以看出对于以上情况， $\ell'(\eta) = Y - a(\eta)$ ，因此 $E[Y - a(\eta)] = 0$ ，即可证原题。

(b)

引理： $\mathbb{E}[(\ell'(\eta))^2] = -\mathbb{E}[\ell''(\eta)]$

证明：

$$\begin{aligned}
 \text{LHS} &= \mathbb{E}[(\ell'(\eta))^2] \\
 &= \int_{\mathcal{D}} \left(\frac{p'(y; \eta)}{p(y; \eta)} \right)^2 p(y; \eta) dy \\
 &= \int_{\mathcal{D}} \frac{(p'(y; \eta))^2}{p(y; \eta)} dy \\
 \text{RHS} &= -\mathbb{E}[\ell''(\eta)] \\
 &= \int_{\mathcal{D}} \left(\frac{p''(y; \eta)}{p(y; \eta)} - \frac{(p'(y; \eta))^2}{(p(y; \eta))^2} \right) p(y; \eta) dy \\
 &= - \int_{\mathcal{D}} p''(y; \eta) dy + \int_{\mathcal{D}} \frac{(p'(y; \eta))^2}{p(y; \eta)} dy \\
 &= 0 + \int_{\mathcal{D}} \frac{(p'(y; \eta))^2}{p(y; \eta)} dy
 \end{aligned}$$

因此，

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[(\ell'(\eta))^2] &= -\mathbb{E}[\ell''(\eta)] \\
 \mathbb{E}[(Y - a'(\eta))^2] &= -\mathbb{E}[-a''(\eta)] \\
 \mathbb{E}[(Y - \mathbb{E}[Y])^2] &= a''(\eta) \\
 \text{Var}(Y) &= a''(\eta)
 \end{aligned}$$

(c)

负对数似然是：

$$\begin{aligned}
 J(\theta) &= -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log p(y^{(i)}; \eta) \\
 &= -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log b(y^{(i)}) + y^{(i)} \theta^T x^{(i)} - a(\theta^T x^{(i)}))
 \end{aligned}$$

因此梯度是：

$$\nabla_{\theta} J(\theta) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} x^{(i)} - a'(\eta) x^{(i)})$$

Hessian 矩阵是：

$$\begin{aligned}
 H(J)(\theta) &= -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n -a''(\eta) x^{(i)} x^{(i)T} \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Var}(y^{(i)} | x^{(i)}) x^{(i)} x^{(i)T}
 \end{aligned} \tag{1}$$

因此

$$u^T H(J)(\theta) u = 1/n \sum_{i=1}^n \text{Var}(y^{(i)} | x^{(i)}) (u^T x^{(i)})^2 \geq 0$$

所以是半正定的。

第 3 题

(a)

答案是：

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} \text{tr}((X\Theta - Y)^T (X\Theta - Y))$$

验证略。

(b)

可以验证：

$$\nabla J(\Theta) = X^T X \Theta - X^T Y$$

梯度为 0，求得：

$$\Theta = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

与一般的最小二乘法的闭式解相同。

(c)

相同：

解释 1：单变量的最小二乘法的闭式解为：

$$\theta_j = (X^T X)^{-1} X^T y_j$$

由于 $Y = [y_1, \dots, y_p]$ ，则多变量的闭式解为

$$\Theta = (X^T X)^{-1} X^T [y_1, \dots, y_p] = [\theta_1, \dots, \theta_p]$$

因此二者相同。

解释 2：由于多变量的最小二乘法可以将 Θ 拆成多个行：

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \left(\sum_{i=1}^m (\theta_j x^{(i)} - y_j^{(i)})^2 \right)$$

每一个 j 可以看作是一个独立的单变量最小二乘法，彼此之间没有联系，可以分开优化到最小值，则多变量的最小二乘法也会优化到最小值，二者的取值是相同的。

第 4 题

(a)

(必须用 Bayes 定理) 原式

$$= \frac{p(t^{(i)} = 1|x^{(i)})p(y^{(i)}|t^{(i)} = 1, x^{(i)})}{p(t^{(i)} = 1|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 1, x^{(i)}) + p(t^{(i)} = 0|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 0, x^{(i)})} = 1$$

(b)

由于

$$\begin{aligned} p(y^{(i)} = 1|x^{(i)}) &= p(t^{(i)} = 1|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 1, x^{(i)}) \\ &\quad + p(t^{(i)} = 0|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 0, x^{(i)}) \\ &= \alpha \cdot p(t^{(i)} = 1|x^{(i)}) \end{aligned}$$

可证。

(c)

由于:

$$\begin{aligned} h(x^{(i)}) &= p(t^{(i)} = 1|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 1, x^{(i)}) \\ &\quad + p(t^{(i)} = 0|x^{(i)})p(y^{(i)} = 1|t^{(i)} = 0, x^{(i)}) \\ &= p(t^{(i)} = 1|x^{(i)}) \cdot \alpha + p(t^{(i)} = 0|x^{(i)}) \cdot 0 \end{aligned}$$

而: $y^{(i)} = 1 \Rightarrow t^{(i)} = 1$, 因此原式子 $= \alpha$ 。