

1. (1)

$$W = (XX^T)^{-1}XY^T = [1, 0, 1]^T$$

(2)

$$XX^T = \begin{bmatrix} 13 & 16 & 5 & 32 \\ 16 & 21 & 7 & 42 \\ 5 & 7 & 3 & 14 \\ 32 & 42 & 14 & 84 \end{bmatrix}, \text{rank}(XX^T) = 3 < 4. \text{ 该矩阵退化, 因此解不唯一。}$$

(3)

$$W = (XX^T + \lambda I)^{-1}XY^T = [0.37798, 0.13988, 0.27976, 0.30357]^T$$

Note: 本题（以及下一题）应当注意 X （以及 Y, W 等）的shape。本参考答案中的 $X \in \mathbb{R}^{d \times n}$ ，课上讲解中 $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$ （默认情况），若没有特殊注明，会扣除一小部分分数。

2. (1)

$$L = (W^T X - Y)R(W^T X - Y)^T + \lambda W^T W$$

$$\frac{\partial L}{\partial W} = 2\lambda W + 2XR(W^T X - Y)^T$$

$$\text{令 } \frac{\partial L}{\partial W} = 0 \rightarrow W = (XRX^T + \lambda I)^{-1}XRY^T$$

(2)

具有更高频率的数据点应当在加权回归中被赋予更高的权重。

这两种情况是等价的。

3. (1)

$$L = -\sum t_i \log f(x_i) + (1 - t_i) \log(1 - f(x_i))$$

(2)

t_i 可以被看作是 $(x_i, 1)$ 出现的次数， $1 - t_i$ 可以被看作是 $(x_i, 0)$ 出现的次数。

在这种情况下，likelihood是： $Likelihood = \prod_i^n P(y = 1 | x)^{t_i} \prod_i^n P(y = 0 | x)^{1-t_i}$ 。

因此可以验证， $\log Likelihood = L$ 。

Note: 第2问应当从最大似然框架出发，写出并解释soft label所对应的Likelihood，进而也就解释了为什么 L 具有这样的形式。

4. (1)

$$\text{令 } f'(x) = \text{sigmoid}(f(x)) = \text{sigmoid}(w^T x + b) = P(y = 1 | x) = 1 - P(y = 0 | x)$$

$$Likelihood = \prod_i P(y = y_i | x_i)$$

因为 $w^T x + b = 0$ 是一个分割面, 因此对于任意 i :

$$1. y_i = 1 \Rightarrow f(x_i) > 0$$

$$2. y_i = 0 \Rightarrow f(x_i) < 0$$

当scale w 与 b 使得 $\|kw\| \rightarrow +\infty$ 时, 有:

$$1. y_i = 1 \Rightarrow f(x_i) \rightarrow +\infty \Rightarrow f'(x) \rightarrow 1$$

$$2. y_i = 0 \Rightarrow f(x_i) \rightarrow -\infty \Rightarrow f'(x) \rightarrow 0$$

因此 $P(y = y_i | x_i) \rightarrow 1$

即 $Likelihood \rightarrow 1$

Note: 最大似然解要求似然概率likelihood取到最大值。部分同学仅仅解释了 $(kw^T x + kb)$ 是一个分割面, 因此不正确。

(2)

$$L' = -\sum_i y_i \log f(x_i) + (1 - y_i) \log(1 - f(x_i)) + \lambda w^T w$$

◦ 非无穷

当 $\|w\| \rightarrow \infty$, L' 同样趋近于无穷 ($\lambda w^T w$ 增长速度比 $-\sum_i y_i \log f(x_i) + (1 - y_i) \log(1 - f(x_i))$ 快).

◦ 唯一性

$$\frac{\partial L'}{\partial w} = -\sum_i (y_i - P(y = 1 | x_i)) x_i + 2\lambda w$$

$$\frac{\partial^2 L'}{\partial w \partial w^T} = \sum_i P(y = 1 | x_i) P(y = 0 | x_i) x_i x_i^T + 2\lambda I$$

由于 $\frac{\partial^2 L'}{\partial w \partial w^T}$ 处处正定, 因此 L' 是一个严格凸函数, 即 L' 具有不大于1个全局最小值。同时由于当 $\|w\| \rightarrow \infty$ 时 $L' \rightarrow \infty$, 因此 L' 具有唯一的全局最小值。

Note: 应当分别解释“不再无穷”和“具有唯一解”; 应当分析出“严格凸函数”; 同时注意, “严格凸函数”可能不存在全局最小值, 例如 e^x 。因此, 最完整的解释是: 首先指出无穷远处 L 会爆炸, 进一步分析严格凸函数, 排除类似于 e^x 的情况。