

# hw2

## 第一题

(1) 错误。L1 正则化的限定区域为矩形，更可能得到更为稀疏的参数向量。而 L2 正则化的限定区域为圆形，不易产生零解。

(2) 错误。交叉验证只能减缓过拟合，而不能防止。如果数据集中特征和分类的分布不均匀，或者所选取的模型偏差较重，都会导致模型的过拟合。

(3) 正确。样本量越大，越能避免少量样本分布不均匀导致分类错误的概率。

(4) 错误。与用于分类的决策树相比，用于回归的决策树的差别在于：1. 设计算法找到连续变量的最佳切分点；2. 输出空间为单元内均值。

(5) 正确。Bootstrap 只能降低方差。从数据中随机取样并不能改变数据的分布。

## 第二题

(1)

$$V^{\pi}(s) = \mathbb{E}_{\pi}[G_t | S_t = s]$$

(2)

$$V^{\pi}(s) = \mathbb{E}_{\pi}[R_{t+1} + \gamma V^{\pi}(S_{t+1}) | S_t = s]$$

(3)

$$\begin{aligned} V_1^{\pi}(A) &= \mathbb{E}_{\pi_0}[R_1 + \gamma V_0^{\pi_0}(S_1) | S_0 = A] \\ &= R_{ab} + \gamma V_0^{\pi_0}(B) \\ &= -4 + 0.5 \times 0 \\ &= -4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_1^{\pi}(B) &= \mathbb{E}_{\pi_0}[R_1 + \gamma V_0^{\pi_0}(S_1) | S_0 = B] \\ &= 0.5 \times (R_{ba} + \gamma V_0^{\pi_0}(A)) + 0.5 \times (R_{bc} + \gamma V_0^{\pi_0}(C)) \\ &= 0.5 \times (1 + 0.5 \times 0) + 0.5 \times (2 + 0.5 \times 0) \\ &= 1.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_1^{\pi}(C) &= \mathbb{E}_{\pi_0}[R_1 + \gamma V_0^{\pi_0}(S_1) | S_0 = C] \\ &= 0.5 \times (R_{cb} + \gamma V_0^{\pi_0}(B)) + 0.5 \times (R_{ca} + \gamma(0.25V_0^{\pi_0}(C) + 0.75V_0^{\pi_0}(A))) \\ &= 0.5 \times (0 + 0.5 \times 0) + 0.5 \times (8 + 0.5 \times (0.25 \times 0 + 0.75 \times 0)) \\ &= 4 \end{aligned}$$

## 第三题

利用 hinge 损失，即：

$$l(f(\mathbf{x}, y)) = \max\{0, 1 - yf(\mathbf{x})\}$$

对于给定的点  $(x_i, y_i)$ ，优化目标等价于：

$$f(\mathbf{w}; i) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C\gamma_i(\max\{0, 1 - y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b)\})$$

其次梯度为：

$$\nabla_i = \mathbf{w} - I[y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) < 1]C\gamma_i y_i \mathbf{x}_i$$

其中, 当  $y_i \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle < 1$  时  $I = 1$ , 否则  $I = 0$ 。

因此算法采用迭代式算法, 在第  $t$  轮迭代时选取  $\mathbf{x}_{it}$ , 并对  $\mathbf{w}$  进行更新:

$$\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow (1 - \eta_t)\mathbf{w}_t + \eta_t I[y_{it}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_{it} + b) < 1]C\gamma_{it} y_{it} \mathbf{x}_{it}$$

其中  $\eta_t$  为第  $t$  次迭代的步长。

伪代码:

```
Input:  $X, Y, T, \eta$ 
Initialize: Set  $\mathbf{w}_1 = 0$ 
For t=1 to T
    Choose  $\mathbf{x}_{it}$  randomly from  $X$  randomly
    Select  $y_{it}$  from  $Y$ 
    If  $y_i \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle < 1$ 
         $\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow (1 - \eta_t)\mathbf{w}_t + \eta_t C\gamma_{it} y_{it} \mathbf{x}_{it}$ 
    Else
         $\mathbf{w}_{t+1} \leftarrow (1 - \eta_t)\mathbf{w}_t$ 
Output:  $\mathbf{w}_{t+1}$ 
```