1

(1) 
$$P(\bar{E}\bar{S}\bar{M}\bar{B}) = P(\bar{E})P(\bar{M})P(\bar{B}|\bar{M})P(\bar{S}|\bar{E}\bar{M}) = \dots = 0.4374.$$

(2) 
$$P(B) = P(B|M)P(M) + P(B|\bar{M})P(\bar{M}) = 1.0 \times 0.1 + 0.1 \times 0.9 = 0.19.$$

(3) 
$$P(M|B) = \frac{P(B|M)P(M)}{P(B)} = \frac{1.0 \times 0.1}{0.19} \approx 0.53.$$

(4) 
$$P(M|SBE) = \frac{P(E)P(M)P(S|EM)P(B|M)}{P(E)P(B)(P(S|EM)P(M|B) + P(S|E\bar{M})P(\bar{M}|B))} = \dots \approx 0.58.$$

(5) 由独立性知 P(E|M) = P(E) = 0.4.

### 2

首先计算整体熵:

$$\mathrm{Entropy}(S) = -\frac{2}{5} \cdot \log_2 \left(\frac{2}{5}\right) - -\frac{3}{5} \cdot \log_2 \left(\frac{3}{5}\right) \approx 0.97094.$$

之后分别计算每个属性的信息增益:

$$\begin{split} \operatorname{Entropy}(\mathfrak{F}\,\tilde{\mathbb{T}}) &= \frac{2}{5} \cdot 0 + \frac{1}{5} \cdot 0 + \frac{2}{5} \cdot 0 = 0, \\ \operatorname{Gain}(\mathfrak{F}\,\tilde{\mathbb{T}}) &= \operatorname{Entropy}(S) - \operatorname{Entropy}(\mathfrak{F}\,\tilde{\mathbb{T}}) \approx 0.97. \\ \operatorname{Entropy}(\hat{\mathbb{G}}) &= -\frac{2}{3} \cdot \log_2\left(\frac{2}{3}\right) - \frac{1}{3} \cdot \log_2\left(\frac{1}{3}\right) \approx 0.918, \\ \operatorname{Entropy}(\mathbb{Z}\,\mathfrak{E}) &\approx \frac{3}{5} \cdot 0.918 + \frac{2}{5} \cdot 0 \approx 0.5508, \\ \operatorname{Gain}(\mathbb{Z}\,\mathfrak{E}) &= \operatorname{Entropy}(S) - \operatorname{Entropy}(\mathbb{Z}\,\mathfrak{E}) \approx 0.42 \end{split}$$

故属性"天气"更适合作为根节点。

## 3

假设损失函数定义为:

$$L = \frac{1}{2}(y-t)^2,$$

则算法流程可用如下伪代码表示:

```
// 前向传播
// 隐藏层神经元 h1
z1 = x1*w1 + x2*w2 = 1*0.5 + 0.5*1.5 = 1.25
h1 = ReLU(z1) = 1.25 // 因为 1.25 > 0
```

```
// 隐藏层神经元 h2
z2 = x1*w3 + x2*w4 = 1*2.3 + 0.5*3 = 3.8
h2 = ReLU(z2) = 3.8
// 输出层
net y = h1*w5 + h2*w6 = 1.25*1 + 3.8*1 = 5.05
y = ReLU(net_y) = 5.05
// 计算损失 L = 1/2*(y - t)^2, 其中 t = 4
// 反向传播
// 输出节点梯度
delta_output = (y - t)*dReLU(net_y) = (5.05 - 4)*1 = 1.05
// 更新隐藏层到输出层的权重
dL/dw5 = delta_output * h1 = 1.05 * 1.25 = 1.3125
w5_{new} = w5 - 0.1*(1.3125) = 1 - 0.13125 = 0.86875
// 对隐藏层节点 h1 的梯度(只对 h1 求导)
delta_h1 = dReLU(z1) * (w5 * delta_output) = 1 * (1 * 1.05) = 1.05
// 对输入到 h1 的权重 w1 的梯度
dL/dw1 = delta_h1 * x1 = 1.05 * 1 = 1.05
w1_new = w1 - 0.1*(1.05) = 0.5 - 0.105 = 0.395
即经过一轮反向传播后,新权重为:
                                  w_5^+ \approx 0.86875,
                                  w_1^+ \approx 0.395.
4
(1)
```

采用步长 S=1,填充 P=1,对每个通道先填充 0 得到  $5\times 5$  矩阵。

• 卷积核 1 得到特征图  $Y_1$ :

2 6 6 2

6 9 6 7

6 6 12 4

2 7 4 3

• 卷积核 2 得到特征图 Y<sub>2</sub>:

1 -3 -3 1

3 0 3 2

1 3 3 1

3 8 5 4

输出尺寸验证:

因此卷积结果均为 4 × 4。

# (2)

假设采用 2 × 2 池化窗口、步长 2。

## 对 $Y_1$ 进行池化:

- 平均池化:
  - 5.75 5.25
  - 5.25 5.75
- 最大池化:
  - 9 7
  - 7 12

## 对 $Y_2$ 进行池化:

- 平均池化:
  - 0.25 0.75
  - 3.75 3.25
- 最大池化:
  - 3 3
  - 8 5