

第二章：线性分类器

1. 对二维线性判别函数, $g(x) = x_1 + 2x_2 - 2$

(1) 将判别函数写成 $g(x) = w^T x + w_0$, 并画出 $g(x) = 0$ 的图形

(2) 将判别函数写成 $g(x) = a^T y$

参考答案:

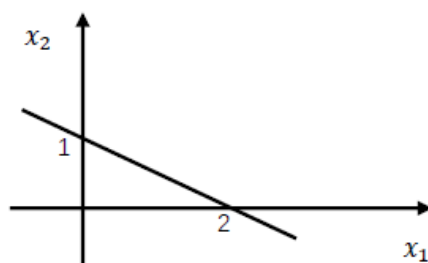
(1) 由 $g(x) = x_1 + 2x_2 - 2$ 可知:

$$w = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad w_0 = -2$$

所以:

$$g(x) = w^T x + w_0 = \begin{bmatrix} 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} - 2$$

$g(x) = 0$ 的图形如下:



(2) 由 $g(x) = x_1 + 2x_2 - 2$ 可知:

$$a = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ -2 \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_0 \end{bmatrix}, \quad \text{其中 } x_0 = 1, \quad \text{即 } y = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

所以:

$$g(x) = a^T y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

第三章：决策树学习

3.2 考虑下面的训练样例集合：

实例	分类	a_1	a_2
1	+	T	T
2	+	T	T
3	-	T	F
4	+	F	F
5	-	F	T
6	-	F	T

(a) 请计算这个训练样例集合关于目标函数分类的熵。

(b) 请计算属性 a_2 相对这些训练样例的信息增益。

参考答案：

(a) 熵的公式：

$$Entropy(S) = -p_+ \log_2 p_+ - p_- \log_2 p_-$$

根据训练样例集合，可知：

$$p_+ = \frac{1}{2}, p_- = \frac{1}{2}$$

代入公式：

$$Entropy(S) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} = 1$$

(b) 信息增益的公式：

$$Gain(S, A) \equiv Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

分析 a_2 属性可知：

$$a_2 = T, [2+, 2-]$$

$$a_2 = F, [1+, 1-]$$

进一步计算：

$$Entropy(S_T) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} = 1$$

$$Entropy(S_F) = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} = 1$$

代入公式：

$$Gain(S, A) \equiv Entropy(S) - \frac{1}{2} Entropy(S_T) - \frac{1}{2} Entropy(S_F)$$

$$\equiv 1 - \frac{1}{2} \times 1 - \frac{1}{2} \times 1$$

$$\equiv 0$$

第四章：

4.3 考虑使用阈值表达式 $w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 > 0$ 定义的两个感知器。感知器 A 的权值为：

$$w_0 = 1, w_1 = 2, w_2 = 1$$

感知器 B 的权值为：

$$w_0 = 0, w_1 = 2, w_2 = 1$$

请判断以下表达对或错。感知器 A 是 *more_general_than* 感知器 B 的 (*more_general_than* 在第 2 章中定义)。

参考答案：

表达正确。

根据书中的公式： $\sum_{i=0}^n w_i x_i = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n$

代入权值得：

$$A: w_0 = 1, w_1 = 2, w_2 = 1$$

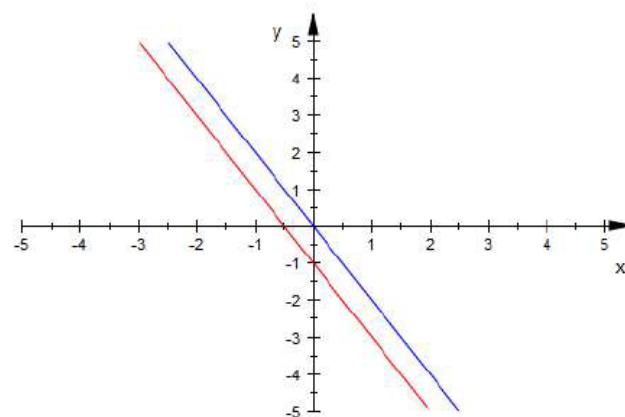
$$B: w_0 = 0, w_1 = 2, w_2 = 1$$

获得 A, B 的表达式：

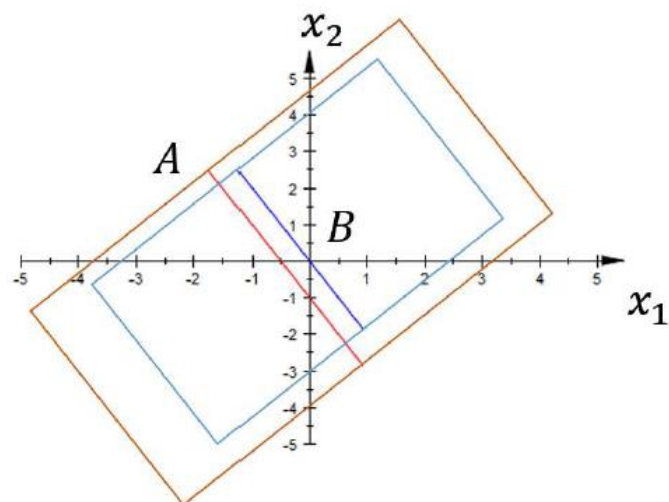
$$A: \sum_{i=0}^n w_i x_i = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n = 1 + 2x_1 + x_2$$

$$B: \sum_{i=0}^n w_i x_i = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_n x_n = 0 + 2x_1 + x_2$$

根据上述线性表达式，可绘制图形，如下所示：



当拥有相同的 x_1, x_2 时，我们能获得结果：



当 A, B 有相同的值时，A 的范围覆盖 B 的范围，因此，感知器 A more-general-than 感知器 B。

4.5 推导输出为 o 的单个单元的梯度下降训练法则,其中:

$$o = w_0 + w_1 x_1 + w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n + w_n x_n^2$$

参考答案:

$$\begin{aligned} o &= w_0 + w_1 x_1 + w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n + w_n x_n^2 \\ \Rightarrow o &= w_0 + (w_1 x_1 + \cdots + w_n x_n) + (w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n^2) \end{aligned}$$

为了推导出单个单元的梯度下降训练规则,我们可以假设训练误差为:

$$E(\vec{w}) \equiv \frac{1}{2} \sum_{d \in D} (t_d - o_d)^2$$

因此:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_i} &= \frac{\partial}{\partial w_i} \left(\frac{1}{2} \sum_{d \in D} (t_d - o_d)^2 \right) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \frac{\partial}{\partial w_i} (t_d - o_d)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{d \in D} 2(t_d - o_d) \frac{\partial}{\partial w_i} (t_d - o_d) \\ &= \sum_{d \in D} (t_d - o_d) \frac{\partial}{\partial w_i} (t_d - o_d) \end{aligned}$$

对于 $o = w_0 + w_1 x_1 + \cdots + w_n x_n$, 结果为: $\sum_{d \in D} (t_d - o_d) (-x_{id})$

对于 $o = w_0 + w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n^2$, 结果为: $\sum_{d \in D} (t_d - o_d) (-x_{id}^2)$

因为:

$$\begin{aligned} o &= w_0 + w_1 x_1 + w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n + w_n x_n^2 \\ \Rightarrow o &= w_0 + (w_1 x_1 + \cdots + w_n x_n) + (w_1 x_1^2 + \cdots + w_n x_n^2) \end{aligned}$$

所以最终结果为:

$$\sum_{d \in D} (t_d - o_d) (-x_{id} - x_{id}^2)$$

因此, 输出为 o 的单个单元的梯度下降训练法则为:

$$w_i = w_i + \Delta w_i$$

其中, $\Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} = -\eta \sum_{d \in D} (t_d - o_d) (-x_{id} - x_{id}^2)$

第六章：贝叶斯学习

6.1 再次考虑 6.2.1 节中应用贝叶斯规则的例子。假定医生决定对该病人做第二次化验测试,而且化验结果也为正。根据这两次测试, $cancer$ 和 $\neg cancer$ 的后验概率是多少? 假定两个测试是相互独立的。

参考答案:

书中 6.2 的例子,我们能够得到:

$$P(cancer) = 0.008$$

$$P(\neg cancer) = 0.992$$

$$P(+|cancer) = 0.98$$

$$P(-|cancer) = 0.02$$

$$P(+|\neg cancer) = 0.03$$

$$P(-|\neg cancer) = 0.97$$

所以:

$$\begin{aligned} P(cancer|++) &= \frac{P(++|cancer)P(cancer)}{P(++)} \\ &= P(++|cancer)P(cancer) \\ &= P(+|cancer)P(+|cancer)P(cancer) \\ &= 0.98 \times 0.98 \times 0.008 \\ &= 0.0076832 \\ P(\neg cancer|++) &= \frac{P(++|\neg cancer)P(\neg cancer)}{P(++)} \\ &= P(++|\neg cancer)P(\neg cancer) \\ &= P(+|\neg cancer)P(+|\neg cancer)P(\neg cancer) \\ &= 0.03 \times 0.03 \times 0.992 \\ &= 0.0008928 \end{aligned}$$

归一化结果:

$$\begin{aligned} P(cancer|++) &= \frac{P(cancer|++)}{P(cancer|++) + P(\neg cancer|++)} \\ &= 0.8959 \\ P(\neg cancer|++) &= \frac{P(\neg cancer|++)}{P(cancer|++) + P(\neg cancer|++)} \\ &= 0.1041 \end{aligned}$$

无监督学习：

聚类——作业

假设挖掘任务是将如下的八个点（用 (x, y) 代表位置）：

$A_1(2, 10)$, $A_2(2, 5)$, $A_3(8, 4)$, $B_1(5, 8)$, $B_2(7, 5)$, $B_3(6, 4)$,
 $C_1(1, 2)$, $C_2(4, 9)$

1、要求聚类为三个簇，假设初始我们选择分别 $A_1B_1C_1$ 为每个簇的中心，用K-均值算法给出：

- 1) 第一轮执行后的三个簇中心
- 2) 最后的三个簇

2、要求聚类为两个簇，采用层次聚类中的合并聚类方法完成聚类。

参考答案： 计算过程省略。

1.

1)第一轮执行后的三个簇中心：

$(2, 10)$, $(6, 6)$, $(1.5, 3.5)$

2) 最后的三个簇：

$\{A_1, B_1, C_2\}, \{A_3, B_2, B_3\}, \{A_2, C_1\}$

2. 聚类为两个簇：

$\{A_1, B_1, C_2\}, \{A_3, B_2, B_3, A_2, C_1\}$