

### 3.1

B

### 3.2

### 3.3

B

### 3.4

我们定义感知机的损失函数为

$$L(\hat{w}) = \max(0, -y_i \hat{y}_i) = - \sum_{i \in M} y_i \hat{w}^T x_i$$

梯度表示为

$$\nabla_w L = - \sum_{i \in M} y_i x_i$$

(a)

因为 $x(t)$ 被 $w(t)$ 误分类,所以 $w^T(t)x(t)$ 计算出来的 $y$ 和 $y(t)$ 符号相反,所以 $y(t)w^T(t)x(t) < 0$

(b)

由于 $-y(t)w^T(t)x(t)$ 表示被误分类时的损失函数,当遇到一个误分类的点时,通过沿着梯度相反方向调整 $w$ ,使损失函数变小。及

$$\begin{aligned} L(w(t)) &> L(w(t+1)) \\ -y(t)w^T(t)x(t) &> -y(t)w^T(t+1)x(t) \\ \Rightarrow y(t)w^T(t+1)x(t) &> y(t)w^T(t)x(t) \end{aligned}$$

(c)

因为 $w(t+1) = w(t) + y(t)x(t)$

且 $y(t)x(t)$ 表示梯度的相反方向,所以每次迭代都会导致损失函数 $L(\hat{w})$ 减小,从而使参数沿着能正确分类的方向前进。

### 3.5

令

$$e = \operatorname{argmin} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(x_i) - y_i)^2$$

$$\begin{cases} \frac{de}{dw_1} = 0 \\ \frac{de}{dw_2} = 0 \\ \frac{de}{db} = 0 \end{cases}$$

整理可得

$$w_1 = \frac{\sum x_{12}(x_{11} - \bar{x}_1) \sum (x_{11}(y_1 - \bar{y}) - \sum x_{11}(x_{12} - \bar{x}_2) \sum (x_{12}(y_i - \bar{y})))}{\sum (x_{11}^2 - x_{11} \bar{x}_1) \sum (x_{12}^2 - x_{12} \bar{x}_2) - \sum (x_{11} x_{12} - x_{12} \bar{x}_1) \sum (x_{11} x_{12} - x_{11} \bar{x}_2)}$$

$$w_2 = \frac{\sum x_{11}(x_{11} - \bar{x}_1) \sum (x_{12}(y_1 - \bar{y}) - \sum x_{12}(x_{11} - \bar{x}_1) \sum (x_{11}(y_i - \bar{y})))}{\sum (x_{12}^2 - x_{12} \bar{x}_2) \sum (x_{11}^2 - x_{11} \bar{x}_1) - \sum (x_{12} x_{11} - x_{11} \bar{x}_2) \sum (x_{12} x_{11} - x_{12} \bar{x}_1)}$$

$$b = \bar{y} - w_1 \bar{x}_1 - w_2 \bar{x}_2$$

### 3.6

构建最优化问题:

$$\min_{w,b} L(w,b) = - \sum_{x_i \in M} y_i (w \cdot x + b)$$

每次迭代

$$\begin{aligned} w &\leftarrow w + \eta y_i x_i \\ b &\leftarrow b + \eta y_i \end{aligned}$$

(1)取初值 $w_0 = 0, b_0 = 0$

(2)对 $x_1 = (2, 4)^T, y_1(w_0 \cdot x_1 + b_0) = 0$ , 未能被正确分类, 更新 $w, b$

$$w_1 = w_0 + \eta y_1 x_1 = (1, 2)^T, b_1 = b_0 + \eta y_1 = 1/2$$

得到线性模型

$$w_1 \cdot x + b_1 = 1x^{(1)} + 2x^{(2)} + 1/2$$

(3)对 $x_1, x_2$ , 显然 $wx + b > 0$ , 被正确分类, 不更新 $w, b$ 。但是对 $x_3$ ,  $xw + b > 0$ , 被错误分类, 更新 $w, b$ 。

$$w_2 = (1, 2)^T + 0.5 \cdot -1 \cdot (0, 1)^T = (1, 1.5)^T, b_2 = 0.5 + 0.5 \cdot -1 = 0$$

得到线性模型

$$w_2 x + b_2 = 1x^{(1)} + 1.5x^{(2)} + 0$$

(4)对 $x_1, x_2$ , 显然 $wx + b > 0$ , 被正确分类, 不更新w,b。但是对 $x_3$ ,  $xw + b > 0$ , 被错误分类, 更新w,b。

$$w_3 = (1, 1.5)^T + 0.5 \cdot -1 \cdot (0, 1)^T = (1, 1)^T, b_3 = 0 + 0.5 \cdot -1 = -0.5$$

得到线性模型

$$w_3x + b_3 = x^{(1)} + x^{(2)} - 0.5$$

(5)对 $x_1, x_2$ , 显然 $wx + b > 0$ , 被正确分类, 不更新w,b。但是对 $x_3$ ,  $xw + b > 0$ , 被错误分类, 更新w,b。

$$w_4 = (1, 1)^T + 0.5 \cdot -1 \cdot (0, 1)^T = (1, 0.5)^T, b_4 = -0.5 + 0.5 \cdot -1 = -1$$

得到线性模型

$$w_4x + b_4 = x^{(1)} + 0.5x^{(2)} - 1$$

到此 $x_1, x_2, x_3$ 都能被正确分类, 得到感知机模型为

$$f(x) = \text{sign}(x^{(1)} + 0.5x^{(2)} - 1)$$