

机器学习

Machine learning

第三章 线性分类

Linear Classifier

授课人：周晓飞
zhouxiaofei@iie.ac.cn
2025-10-31

第三章 线性分类

3. 1 概述

3. 2 基础知识

3. 3 感知机

3. 4 线性鉴别分析

3. 5 logistic 模型

感知机

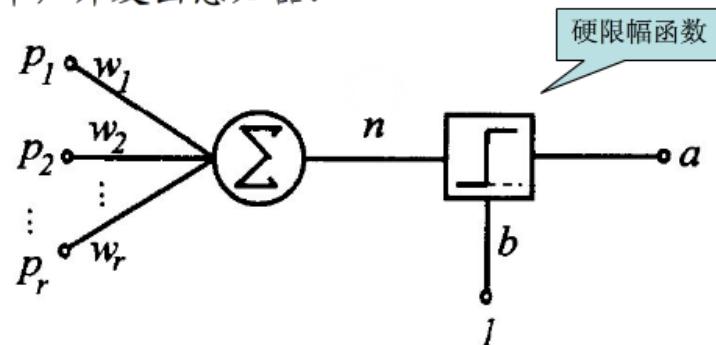
基础知识

1. 神经网络形成阶段 (1943-1958) , 开拓性的贡献:

- McCulluch & Pitts (1943) 引入神经网络的概念作为计算工具;

McCulloch 和 Pitts 1943年, 发表第一个系统的ANN研究——阈值加权和(M-P)数学模型.

1947年, 开发出感知器.



- Hebb (1949) 提出自组织学习的第一个规则;
- Rosenblatt (1957) 提出感知器作为有教师学习的一个模型。

基础知识

2. 线性分类

- 决策函数

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i x_i + w_0 = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$$

- 增广表示

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^m w_i x_i = \tilde{\mathbf{w}}^T \tilde{\mathbf{x}}$$

其中, $\tilde{\mathbf{w}} = \begin{pmatrix} \mathbf{w} \\ w_0 \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ 1 \end{pmatrix}$

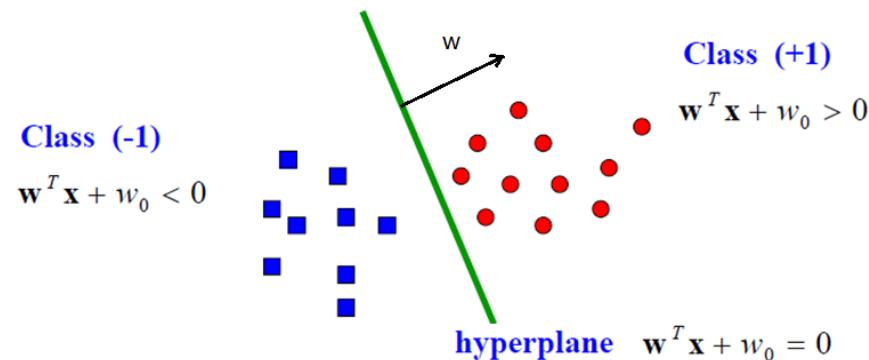
感知机

基础知识

- 决策超平面 $g(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 = 0$
- 分类判别

If $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 > 0$ assign \mathbf{x} to ω_1

If $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 < 0$ assign \mathbf{x} to ω_2



基础知识

- 决策函数几何含义

刻画了样本到超平面的距离 $g(\mathbf{x}) = \|\mathbf{w}\| \cdot z$

- 验证函数: $y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)$

$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0 \geq 0 \quad \text{For all } i, \text{such that} \quad y_i = +1$

$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0 \leq 0 \quad \text{For all } i, \text{such that} \quad y_i = -1$

Together: $y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0) \geq 0$

基础知识

3. 优化方法 — 梯度下降

$$\min_w J(w) = \sum_i J_i(w)$$

- 梯度下降 (GD)

$$w = w - \eta \frac{\partial J(w)}{\partial w} = w - \eta \nabla J(w)$$

基础知识

3. 优化方法 — 梯度下降

$$\min_w J(w) = \sum_i J_i(w)$$

- 梯度下降 (GD)

$$w = w - \eta \frac{\partial J(w)}{\partial w} = w - \eta \nabla J(w) = w - \eta \sum_i \frac{\partial J_i(w)}{\partial w} = w - \eta \sum_i \nabla J_i(w)$$

基础知识

3. 优化方法 — 梯度下降

$$\min_w J(w) = \sum_i J_i(w)$$

- 梯度下降 (GD)

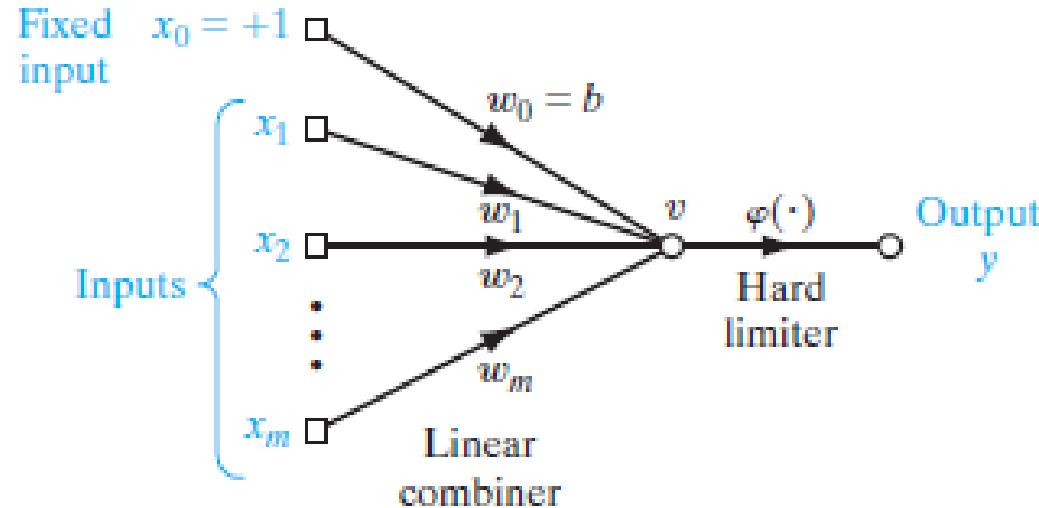
$$w = w - \eta \frac{\partial J(w)}{\partial w} = w - \eta \nabla J(w) = w - \eta \sum_i \frac{\partial J_i(w)}{\partial w} = w - \eta \sum_i \nabla J_i(w)$$

- 随机梯度下降 (SGD)

$$w = w - \eta \frac{\partial J_i(w)}{\partial w}$$

感知机

感知机结构



信号流

- 输入

$$x(n) = [+1, x_1(n), x_2(n), \dots, x_m(n)]^T$$

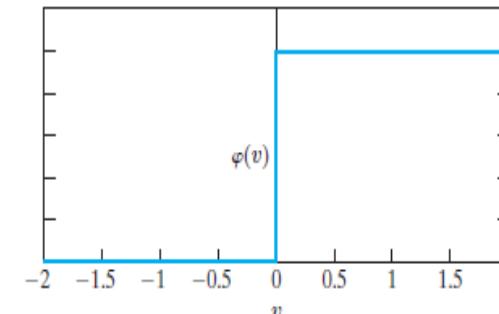
- 神经元连接权

$$w(n) = [b, w_1(n), w_2(n), \dots, w_m(n)]^T$$

- 神经元局部感受域

$$\begin{aligned} v(n) &= \sum_{i=0}^m w_i(n)x_i(n) \\ &= w^T(n)x(n) \end{aligned}$$

- 硬激活函数



感知机学习准则

1. 目标：最小化 错分样本的 误差代价

- 代价函数（错分样本的误差函数）：

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{x(n) \in E} -\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) d(n) \quad (1.1)$$

或者

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{x(n)} -\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) (d(n) - y(n)) \quad (1.2)$$

其中， E 为错误分类样本集； $d(n) \in \{-1, +1\}$ 为 $x(n)$ 的已知类别标签； $y(n) \in \{-1, +1\}$ 为感知器的输出类别

感知机学习准则

问题： $(d(n)-y(n))$ 能否替代“错误分类样本集筛选”、 $(d(n)-y(n))$ 能否替代 $d(n)$ ？

答 1：当样本被正确分类时 $(d(n)-y(n))=0$ ，正确分类样本被忽略，

$(d(n)-y(n))$ 可替代“错误分类样本集筛选”；

答 2：当样本被错误分类时， $(d(n)-y(n))\neq0$ ，两种情况

$d(n)=+1, y(n)=-1$ 时， $(d(n)-y(n))=+2$,

$(d(n)-y(n))$ 与 $d(n)$ 符号相同

$d(n)=-1, y(n)=+1$ 时， $(d(n)-y(n))=-2$,

$(d(n)-y(n))$ 与 $d(n)$ 符号相同

$(d(n)-y(n))$ 能替代 $d(n)$ ；

感知机

感知机学习准则

2. $J(w)$ 的含义：错分样本到分类超平面误差距离的总和

$$|z| = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}|}{\|\mathbf{w}\|}$$

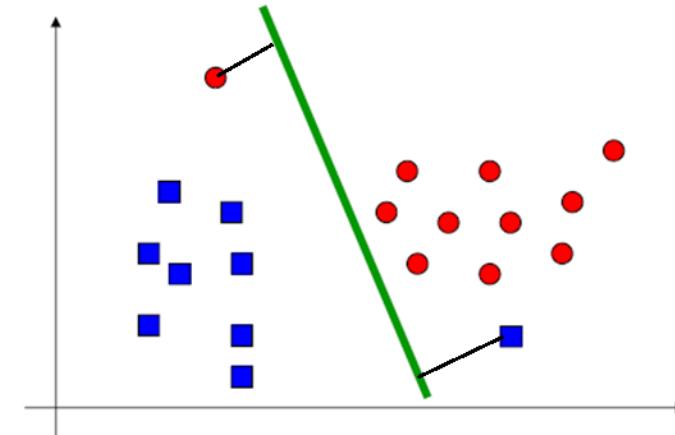
样本到超平面的距离：

正确分类样本：

$$|z| = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}|}{\|\mathbf{w}\|} = \frac{d\mathbf{w}^T \mathbf{x}}{\|\mathbf{w}\|}$$

错误分类样本：

$$|z| = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}|}{\|\mathbf{w}\|} = \frac{-d\mathbf{w}^T \mathbf{x}}{\|\mathbf{w}\|}$$



感知机优化

Batch Perception

$$\nabla J(\mathbf{w}) = \sum_x -(d(n) - y(n))\mathbf{x}(n)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \eta(n) \sum_x -(d(n) - y(n))\mathbf{x}(n)$$

$$\nabla J(\mathbf{w}) = \sum_{\mathbf{x}(n) \in E} -\mathbf{x}(n)d(n)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \eta(n) \sum_{\mathbf{x}(n) \in E} -\mathbf{x}(n)d(n)$$

感知机优化

Online Perception

$$\nabla J(\boldsymbol{w}) = -(d(n) - y(n))\boldsymbol{x}(n)$$

$$\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) - \eta(n)[-(d(n) - y(n))] \boldsymbol{x}(n)$$

$$\nabla J(\boldsymbol{w}) = -\boldsymbol{x}(n)d(n)_{|\boldsymbol{x}(n) \in E}$$

$$\boldsymbol{w}(n+1) = \boldsymbol{w}(n) - \eta(n)(-\boldsymbol{x}(n)d(n))_{|\boldsymbol{x}(n) \in E}$$

感知机

感知器算法流程

Variables and Parameters:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(n) &= (m+1)\text{-by-1 input vector} \\ &= [+1, x_1(n), x_2(n), \dots, x_m(n)]^T\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n) &= (m+1)\text{-by-1 weight vector} \\ &= [b, w_1(n), w_2(n), \dots, w_m(n)]^T \\ b &= \text{bias}\end{aligned}$$

$y(n)$ = actual response (quantized)

$d(n)$ = desired response

η = learning-rate parameter, a positive constant less than unity

1. *Initialization.* Set $\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}$. Then perform the following computations for time-step $n = 1, 2, \dots$
2. *Activation.* At time-step n , activate the perceptron by applying continuous-valued input vector $\mathbf{x}(n)$ and desired response $d(n)$.
3. *Computation of Actual Response.* Compute the actual response of the perceptron as

$$y(n) = \text{sgn}[\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)]$$

where $\text{sgn}(\cdot)$ is the signum function.

4. *Adaptation of Weight Vector.* Update the weight vector of the perceptron to obtain

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \eta[d(n) - y(n)]\mathbf{x}(n)$$

where

$$d(n) = \begin{cases} +1 & \text{if } \mathbf{x}(n) \text{ belongs to class } \mathcal{C}_1 \\ -1 & \text{if } \mathbf{x}(n) \text{ belongs to class } \mathcal{C}_2 \end{cases}$$

5. *Continuation.* Increment time step n by one and go back to step 2.

误差修正基本规则

1. 固定增量的感知机修正

- 固定增量感知器收敛定理 (Rosenblatt, 1962)

若训练样本是线性可分，则感知器训练算法在有限次迭代后
可以收敛到正确的解向量 w 。

误差修正基本规则

2. 误差修正自适应规则

- 增量自适应调整

设 $\eta(n)$ 满足下式: $\eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \geq |\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)|$

对于错误分类样本来说, 上式等价于:

$$\eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \geq -d(n)\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$$

if $d(n)=+1$, $\eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \geq -\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$, $0 \geq -\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)$

if $d(n)=-1$, $\eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \geq \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$, $0 \geq \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)$

感知机

误差修正基本规则

- 增量自适应调整的证明：

修正准则: $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \eta(n) \mathbf{x}(n) d(n)_{|\mathbf{x}(n) \in E}$

两边同乘 $-\mathbf{x}^T(n)d(n)$, 计算损失函数 (错分代价): $-\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)d(n)$

$$-d(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n+1) = -d(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) - \eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)_{|\mathbf{x} \in E}$$

当错分样本的正确标签为 $d=+1$, 损失函数 (错分代价):

$$-\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n+1) = -\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) - \eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)_{|\mathbf{x} \in E} \leq 0$$
$$\begin{array}{ll} > 0 & < 0 \end{array}$$

当错分样本的正确标签为 $d=-1$, 损失函数 (错分代价):

$$\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) - \eta(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)_{|\mathbf{x} \in E} \leq 0$$
$$\begin{array}{ll} > 0 & < 0 \end{array}$$

- 基本规则可以保证误差变小,
- 自适应规则保证误差为 0。

误差修正基本规则

- 自适应修正的几何过程：

Online Perception 为例

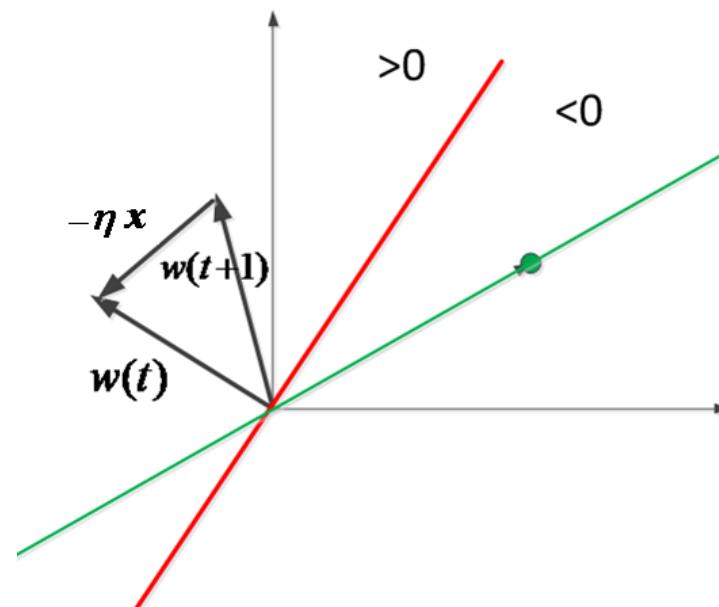
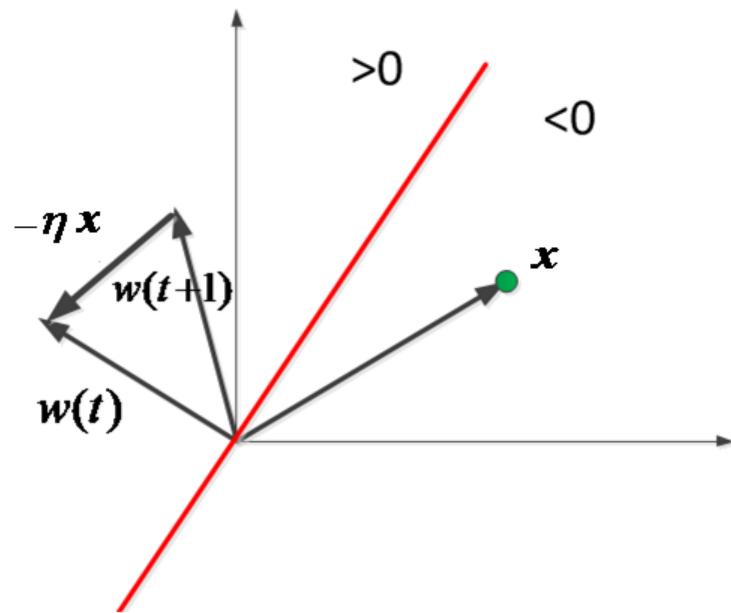
$$d=+1, \quad w(n+1) = w(n) + \eta(n)x(n)_{|x \in E}$$

$$d=-1, \quad w(n+1) = w(n) - \eta(n)x(n)_{|x \in E}$$

感知机

误差修正基本规则

当 $d=+1$, $w(n+1)=w(n)-(-\eta(n)x(n))_{|x \in E}$

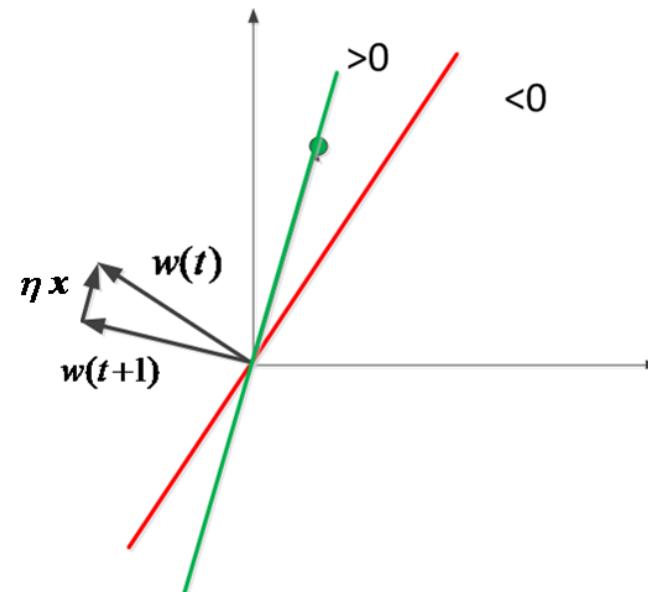
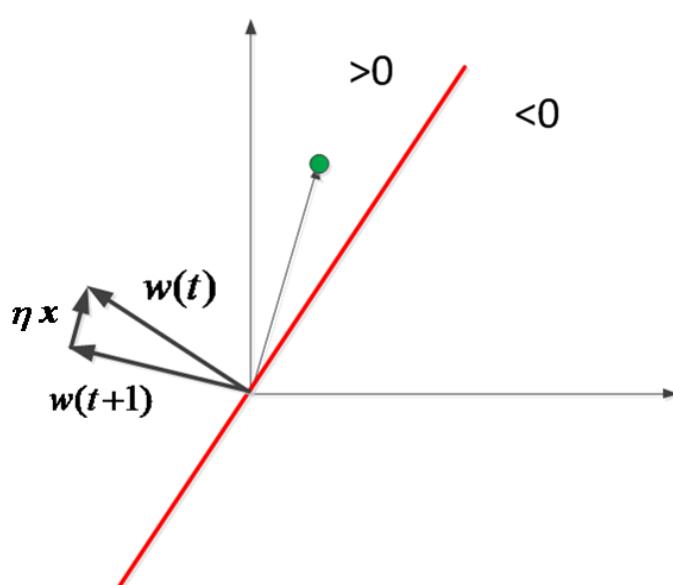


修正后的分类面（绿线）

感知机

误差修正基本规则

当 $d = -1$, $w(n+1) = w(n) - \eta(n)x(n)|_{x \in E}$

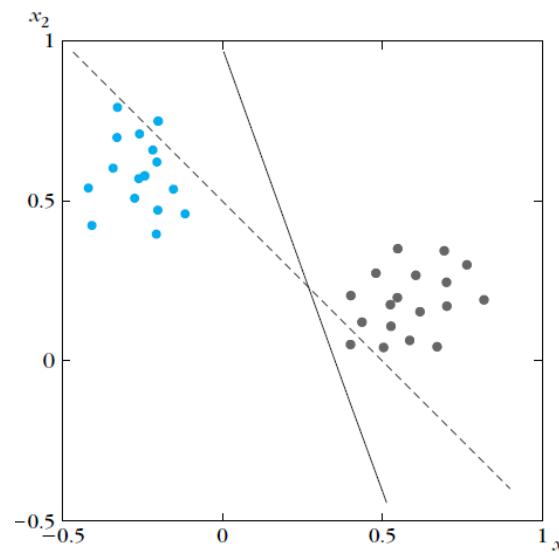


修正后的分类面（绿线）

感知机

例子--1

Initial: the dashed line $x_1 + x_2 - 0.5 = 0$



corresponding to the weight vector $[1, 1, -0.5]^T$, $\rho_t = \rho = 0.7$

感知机

例子--1

$$\text{Optimization (GD): } \mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \eta(n) \sum_{x \in E} -d(n)x(n)$$

all the vectors except $[0.4, 0.05]^T$ and $[-0.20, 0.75]^T$.

$$\mathbf{w}(t+1) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -0.5 \end{bmatrix} - 0.7(-1) \begin{bmatrix} 0.4 \\ 0.05 \\ 1 \end{bmatrix} - 0.7(+1) \begin{bmatrix} -0.2 \\ 0.75 \\ 1 \end{bmatrix}$$

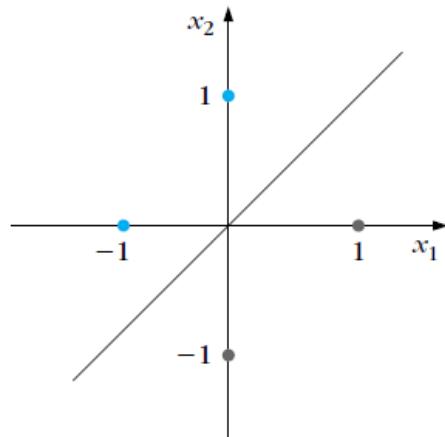
or

$$\mathbf{w}(t+1) = \begin{bmatrix} 1.42 \\ 0.51 \\ -0.5 \end{bmatrix}$$

The resulting new (solid) line $1.42x_1 + 0.51x_2 - 0.5 = 0$ classifies all vectors correctly, and the algorithm is terminated.

感知机

例子--2



$(-1, 0), (0, 1)$ belong to C1
 $(0, -1), (1, 0)$ belong to C2

Initial: $\mathbf{w}(0) = (0, 0, 0)^T$

The parameter η is set equal to one.

Data:

$(-1, 0, 1), (0, 1, 1) \in C1, d = +1, \mathbf{w}^T \mathbf{x} > 0$

$(0, -1, 1), (1, 0, 1) \in C2, d = -1, \mathbf{w}^T \mathbf{x} \leq 0$

例子--2

Optimization (SGD) :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \eta(n)(-\mathbf{d}(n)\mathbf{x}(n))_{|x \in E} = \mathbf{w}(n) + \eta(n)(\mathbf{d}(n)\mathbf{x}(n))_{|x \in E}$$

Step 1.

$$\mathbf{w}^T(0) \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0, \quad \mathbf{w}(1) = \mathbf{w}(0) + \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Step 2.

$$\mathbf{w}^T(1) \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 > 0, \quad \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1)$$

Step 3.

$$\mathbf{w}^T(2) \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 > 0, \quad \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) - \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

感知机

例子--2

Step 4.

$$\mathbf{w}^T(3) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = -1 < 0, \quad \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3)$$

Step 5.

$$\mathbf{w}^T(4) \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 > 0, \quad \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4)$$

Step 6.

$$\mathbf{w}^T(5) \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 > 0, \quad \mathbf{w}(6) = \mathbf{w}(5)$$

Step 7.

$$\mathbf{w}^T(6) \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = -1 < 0, \quad \mathbf{w}(7) = \mathbf{w}(6)$$

Have a break !

第三章 线性分类

3. 1 概述

3. 2 基础知识

3. 3 感知机

3. 4 线性鉴别分析

3. 5 logistic 模型

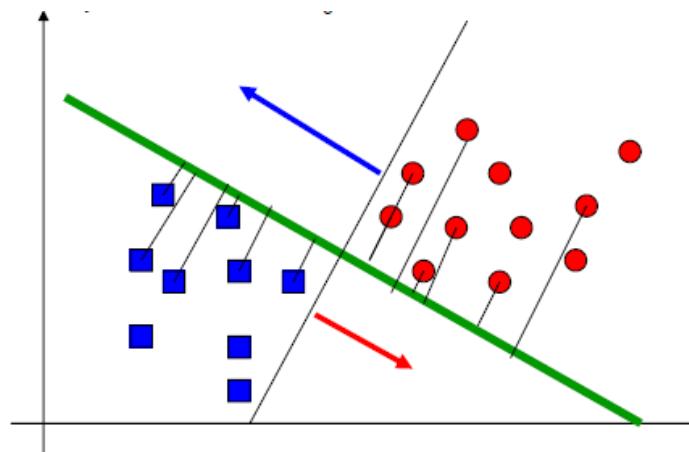
线性鉴别分析

基本思想

求线性变换

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$$

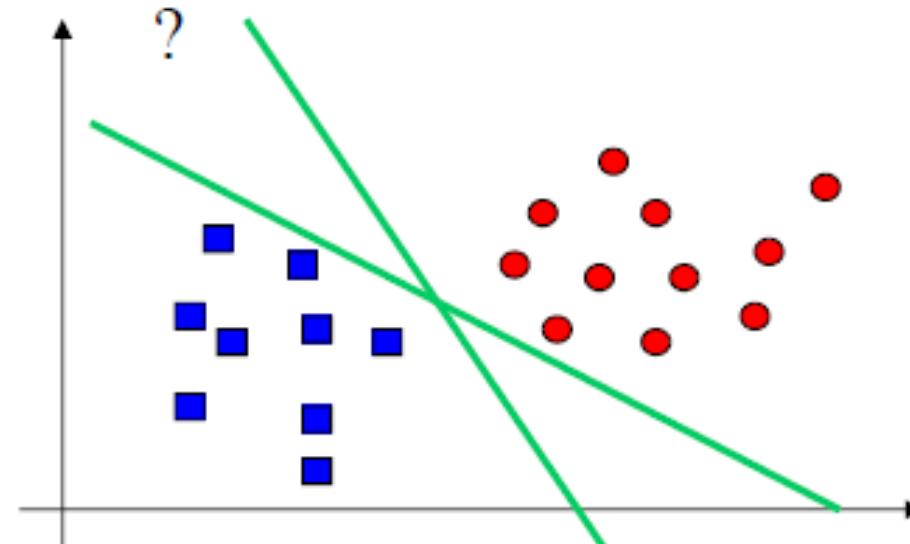
使得样本集 $\{\mathbf{x}_i\}$ 线性变换成一维变量 $\{y_i\}$ 后，类别间距大，类内间距小。



线性鉴别分析

基本思想

怎么找到这个方向?

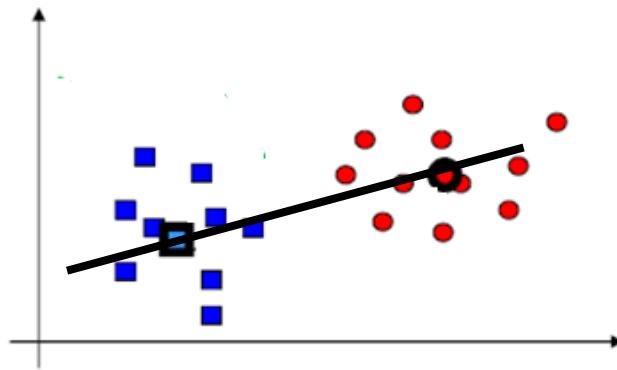


线性鉴别分析

基本思想

假设：如果用各类的均值代表类别，**类别间最大的方向**

$$\boldsymbol{u}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in C_1} \boldsymbol{x}_i, \quad \boldsymbol{u}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{i \in C_2} \boldsymbol{x}_i$$

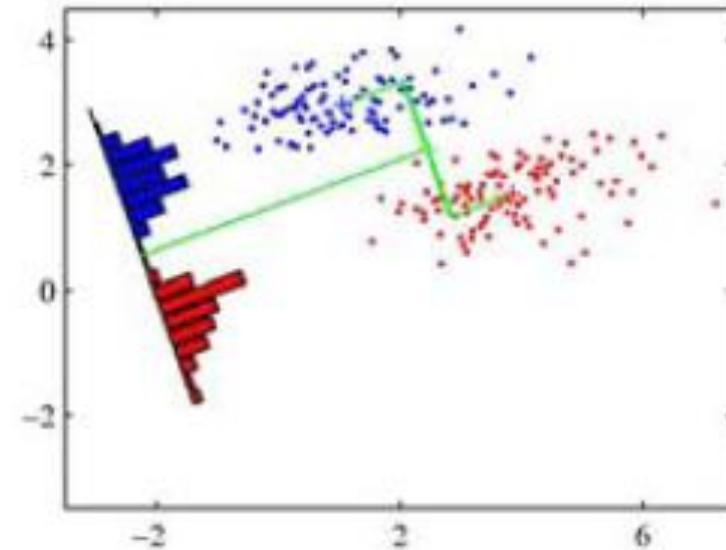
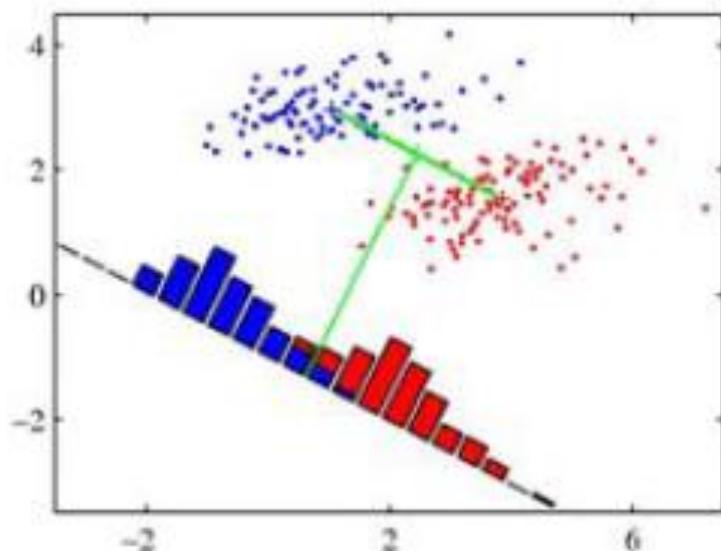


类间最大方向

线性鉴别分析

基本思想

问题：只考虑类间，有可能线性不可分



目标函数 (Fisher Criterion)

$$\max J(w) = \frac{(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^2}{S_1^2 + S_2^2}$$

$$J = \frac{\text{类别间距}}{\text{类内的平均距离}}$$

线性鉴别分析

类别间距离

样本投影后的类别间距离： $(m_1 - m_2)^2$ ； 其中， m_i 表示第 i 类样本投影后的均值。

第 k 类样本平均值（类心）：

$$u_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i$$

线性鉴别分析

类别间距离

样本投影后的类别间距离： $(m_1 - m_2)^2$ ； 其中， m_i 表示第 i 类样本投影后的均值。

第 k 类样本平均值（类心）：

$$u_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i$$

两个类别的类心：

$$u_1 = \frac{1}{|C_1|} \sum_{x_i \in C_1} x_i , \quad u_2 = \frac{1}{|C_2|} \sum_{x_i \in C_2} x_i$$

线性鉴别分析

类别间距离

样本投影后的类别间距离： $(m_1 - m_2)^2$ ； 其中， m_i 表示第 i 类样本投影后的均值。

样本 x_i 投影到 w 方向后，为 y_i ： $y_i = w^T x_i$

投影后的类心：

$$\begin{aligned} m_k &= \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} y_i \\ &= \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} w^T x_i \\ &= w^T \left(\frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i \right) \\ &= w^T u_k \end{aligned}$$

线性鉴别分析

类别间距离

样本投影后的类别间距离： $(m_1 - m_2)^2$ ； 其中， m_i 表示第 i 类样本投影后的均值。

投影后两类的类心：

$$m_1 = \mathbf{w}^T \mathbf{u}_1 \quad , \quad m_2 = \mathbf{w}^T \mathbf{u}_2$$

\mathbf{w} 方向投影后，类间距： $m_1 - m_2 = \mathbf{w}^T (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)$

$$\begin{aligned} (m_1 - m_2)^2 &= (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \\ &= \mathbf{w}^T (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)^T \mathbf{w} \\ &= \mathbf{w}^T S_b \mathbf{w} \end{aligned}$$

其中，类间散度矩阵： $S_b = (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)^T$

若考虑先验可以定义： $S_b = p(\omega_1)p(\omega_2)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)^T$

线性鉴别分析

类别内的距离

样本投影后的类别内距离：投影后的各类样本方差 $S_1^2 + S_2^2$

样本均方差（类别内松散程度）

$$\sigma_k^2 = \sum_{x_i \in C_k} (x_i - u_k)^2 = \sum_{x_i \in C_k} \tilde{x}_i^2$$

两类的均方差：

$$\sigma_1^2 = \sum_{x_i \in C_1} (x_i - u_1)^2 = \sum_{x_i \in C_1} \tilde{x}_i^2 ,$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{x_i \in C_2} (x_i - u_2)^2 = \sum_{x_i \in C_2} \tilde{x}_i^2$$

线性鉴别分析

类别内的距离

样本投影后的类别内距离：投影后的各类样本方差 $S_1^2 + S_2^2$

样本 x_i 投影到 w 方向后为 y_i : $y_i = w^T x_i$

在投影方向 w 上，第 k 类别内，样本距离

$$\begin{aligned} S_k^2 &= \sum_{x_i \in C_k} (y_i - m_k)^2 = \sum_{x_i \in C_k} (w^T (x_i - u_k))^2 = \sum_{x_i \in C_k} (w^T \tilde{x}_i)^2 \\ &= \sum_{x_i \in C_k} (w^T \tilde{x}_i) (w^T \tilde{x}_i)^T = \sum_{x_i \in C_k} w^T \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T w = w^T \left(\sum_{x_i \in C_k} \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T \right) w \\ &= w^T (X_k X_k^T) w \end{aligned}$$

其中， $X_k = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_i, \dots]_{C_k}$ 第 k 类样本矩阵 (\tilde{x}_i 是列向量)

线性鉴别分析

类别内的距离

样本投影后的类别内距离：投影后的各类样本方差 $S_1^2 + S_2^2$

在投影方向 w 上，类别内距离

$$\begin{aligned}S_1^2 + S_2^2 &= w^T (X_1 X_1^T) w + w^T (X_2 X_2^T) w \\&= w^T (X_1 X_1^T + X_2 X_2^T) w \\&= w^T S_w w\end{aligned}$$

其中，类内散度矩阵：

$$S_w = X_1 X_1^T + X_2 X_2^T$$

若考虑先验可以定义： $S_w = p(\omega_1) X_1 X_1^T + p(\omega_2) X_2 X_2^T$

线性鉴别分析

求解过程

$$\max J(\mathbf{w}) = \frac{(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^2}{S_1^2 + S_2^2} = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w}}$$

- 广义的 Rayleigh 商，可用 Lagrange 乘子求解，假设： $\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w} = c$

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = \mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w} - \lambda (\mathbf{w}^T \mathbf{S}_w \mathbf{w} - c)$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = 2 \mathbf{S}_b \mathbf{w} - 2 \lambda \mathbf{S}_w \mathbf{w} = 0$$

$$\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_b \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w}$$

- 最优解 \mathbf{w} 是 $\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_b$ 的特征向量

线性鉴别分析

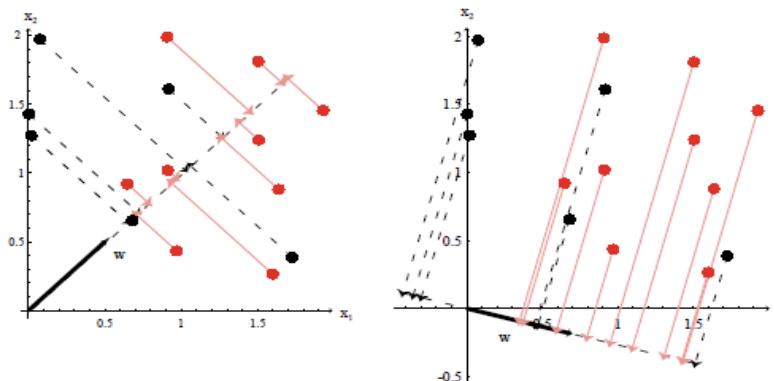
求解过程

实际并没有求特征值，因为 $S_b w$ 在 $u_1 - u_2$ 方向上

$$S_b w = (u_1 - u_2)(u_1 - u_2)^T w = \beta(u_1 - u_2)$$

$$S_w^{-1} S_b w = \lambda w \quad \Rightarrow \quad S_w^{-1} \beta(u_1 - u_2) = \lambda w$$

$$w = S_w^{-1}(u_1 - u_2)$$



Have a break!

第三章 线性分类

3. 1 概述

3. 2 基础知识

3. 3 感知机

3. 4 线性鉴别分析

3. 5 logistic 模型

Logistic 模型

基本思想

假设 likelihood ratio 的对数为线性判别函数

$$\log\left(\frac{p(\mathbf{x}|\omega_i)}{p(\mathbf{x}|\omega_M)}\right) = \beta_{i,0} + \boldsymbol{\beta}_i^T \mathbf{x}, \quad i=1,2,\dots,M-1$$



$$\log\left(\frac{p(\omega_i|\mathbf{x})}{p(\omega_M|\mathbf{x})}\right) = w_{i,0} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}, \quad i=1,2,\dots,M-1$$

logistic 模型

基本思想

多类问题

$$\ln\left(\frac{p(\omega_i | \mathbf{x})}{p(\omega_M | \mathbf{x})}\right) = w_{i,0} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}, \quad i=1, \dots, M-1$$

$$\sum_{i=1}^M p(\omega_i | \mathbf{x}) = 1$$

$$\rightarrow \begin{cases} p(\omega_M | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^{M-1} \exp(w_{i,0} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{x})} & (1) \\ p(\omega_i | \mathbf{x}) = \frac{\exp(w_{i,0} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{x})}{1 + \sum_{i=1}^{M-1} \exp(w_{i,0} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{x})}, i = 1, \dots, M-1 & (2) \end{cases}$$

logistic 模型

基本思想

两类问题：

$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{\exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} = \frac{1}{1 + \exp(-(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x}))} \end{cases}$$

令 $v = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$ ，则

$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(v)} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \end{cases}$$

logistic 模型

基本思想

两类问题：

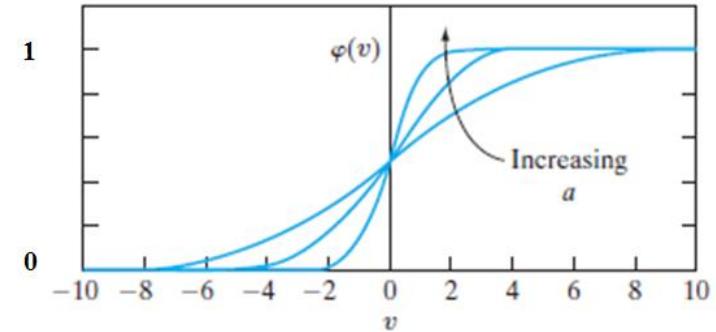
$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{\exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} = \frac{1}{1 + \exp(-(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x}))} \end{cases}$$

令 $v = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$ ，则

$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(v)} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \end{cases}$$

Logistic 函数 (Sigmoid 函数)

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$$



logistic 模型

基本思想

两类问题：

$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{\exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})}{1 + \exp(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x})} = \frac{1}{1 + \exp(-(w_0 + \mathbf{w}^T \mathbf{x}))} \end{cases}$$

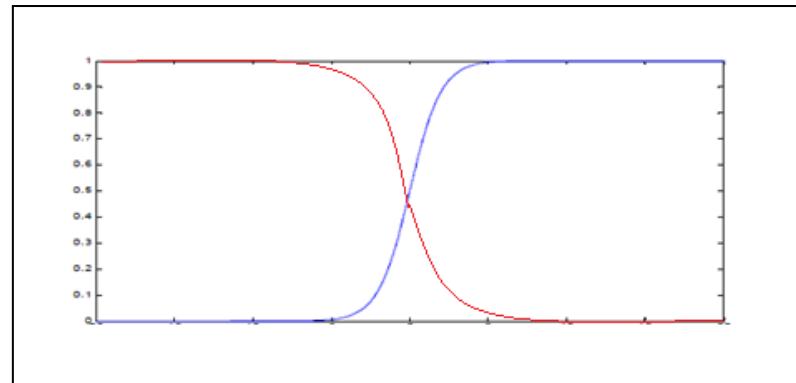
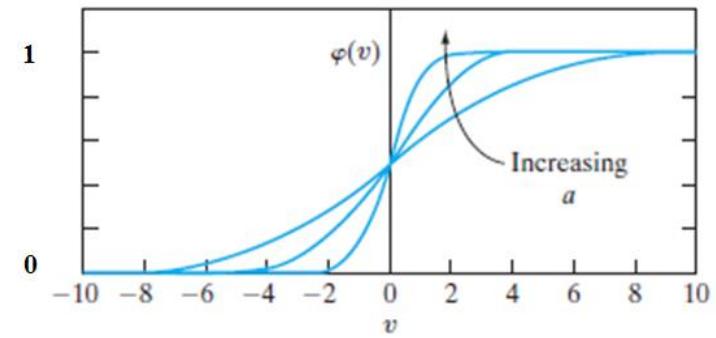
令 $v = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$ ，则

$$\begin{cases} p(\omega_2 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(v)} \\ p(\omega_1 | \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \end{cases}$$

是两个对称函数

Logistic 函数 (Sigmoid 函数)

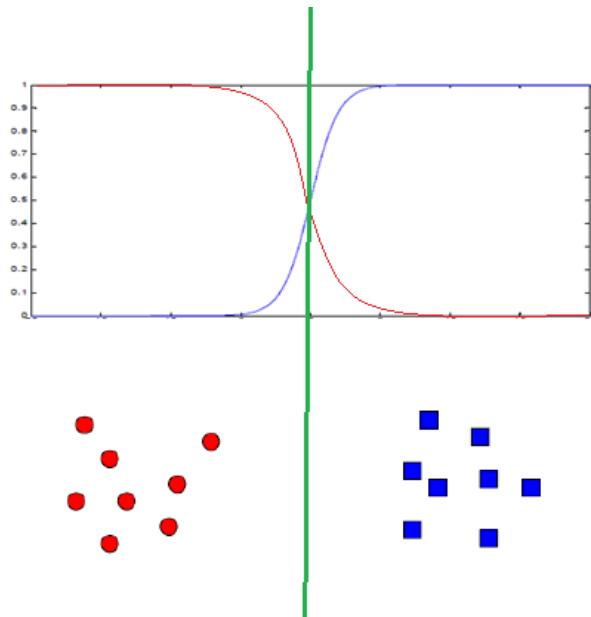
$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$$



logistic 模型

基本思想

求参数 w 和 w_0 , 相当于确定了一个线性判别函数 $g(x) = w^T x + w_0$



$$\begin{cases} p(\omega_2 | x) = \frac{1}{1 + \exp(w_0 + w^T x)} \\ p(\omega_1 | x) = \frac{\exp(w_0 + w^T x)}{1 + \exp(w_0 + w^T x)} = \frac{1}{1 + \exp(-(w_0 + w^T x))} \end{cases}$$

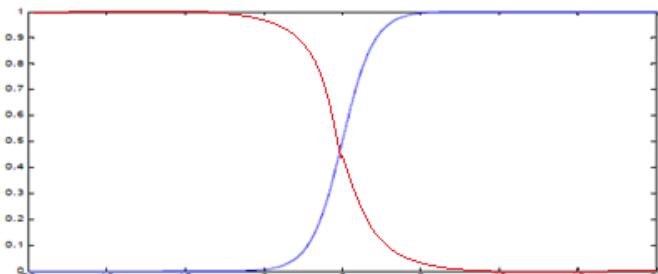
logistic 模型

学习过程

学习目标：

标签 ω_1 类, $p(\omega_1|x)$ 越大, $p(\omega_2|x)$ 越小,

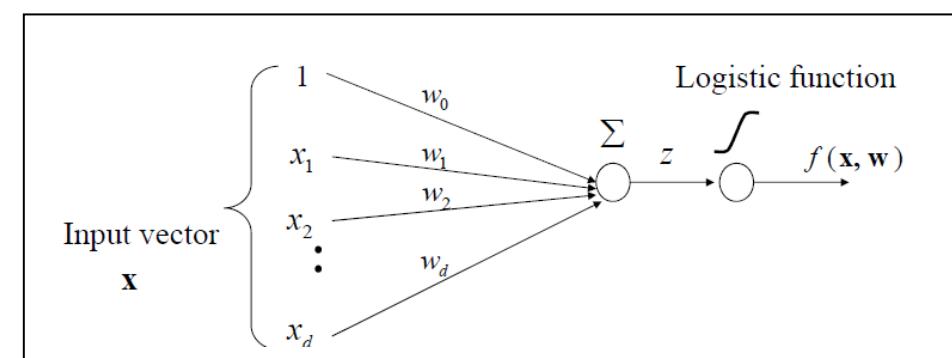
标签 ω_2 类, $p(\omega_2|x)$ 越大, $p(\omega_1|x)$ 越小,



等价于

标签 ω_1 类, $p(\omega_1|x)$ 越大, $1-p(\omega_1|x)$ 越小,

标签 ω_2 类, $1-p(\omega_1|x)$ 越大, $p(\omega_1|x)$ 越小,



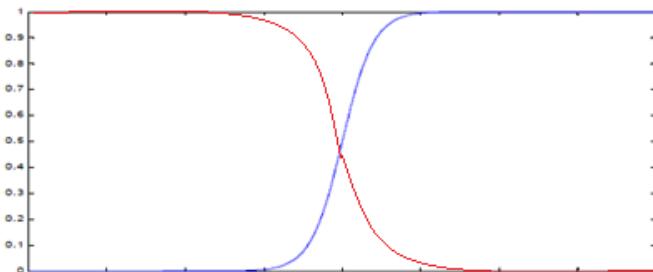
logistic 模型

学习过程

优化准则：

标签 ω_1 类, $p(\omega_1|x)$ 越大

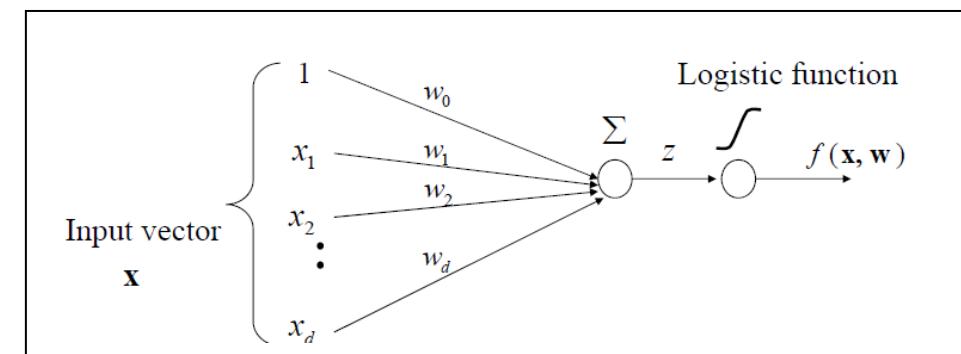
标签 ω_2 类, $p(\omega_2|x)$ 越大



等价于

标签 ω_1 类, $p(\omega_1|x)$ 越大

标签 ω_2 类, $1-p(\omega_1|x)$ 越大



logistic 模型

学习过程

最大似然求取参数 $\theta = \{w_i, w_{i,0}\}_{i=1, \dots, M-1}$

$$L(\theta) = \ln \left\{ \prod_{k=1}^{N_1} p(x_k^{(1)} | \omega_1; \theta) \prod_{k=1}^{N_2} p(x_k^{(2)} | \omega_2; \theta) \dots \prod_{k=1}^{N_M} p(x_k^{(M)} | \omega_M; \theta) \right\}$$

$$p(x_k^{(m)} | \omega_m; \theta) = \frac{p(x_k^{(m)}) P(\omega_m | x_k^{(m)}; \theta)}{P(\omega_m)}$$

将(1)(2)带入后

$$L(\theta) = \sum_{k=1}^{N_1} \ln P(\omega_1 | x_k^{(1)}) + \sum_{k=1}^{N_2} \ln P(\omega_2 | x_k^{(2)}) + \dots + \sum_{k=1}^{N_M} \ln P(\omega_M | x_k^{(M)}) + C$$

$$C = \ln \frac{\prod_{k=1}^N p(x_k)}{\prod_{m=1}^M P(\omega_m)^{N_m}}$$

忽略先验的最大后验估计，就是最大似然估计

logistic 模型

学习过程

最大 $L(\theta)$ 问题转化为最小 $-L(\theta)$

求得 $\nabla L(\theta) = \frac{-\partial L(\theta)}{\partial \theta}$, 采用梯度下降方法,

求解 $\theta = \{w_i, w_{i,0}\}_{i=1,\dots,M-1}$; m 类与其他 $m-1$ 类别的线性决策函数。

Have a break!

logistic 模型

模型理解

两类问题，

Discriminant functions:

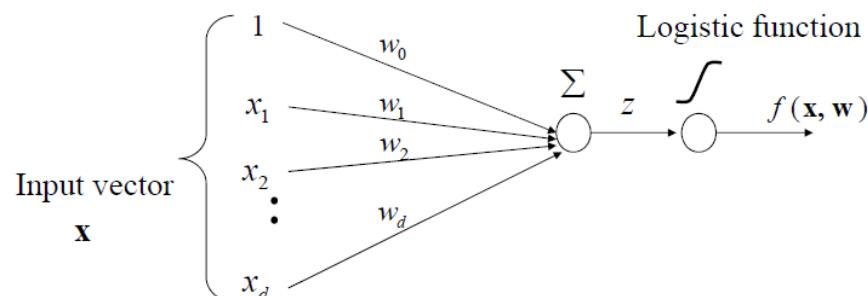
$$g_1(\mathbf{x}) = g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})$$

$$g_0(\mathbf{x}) = 1 - g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})$$

Sigmoid function:

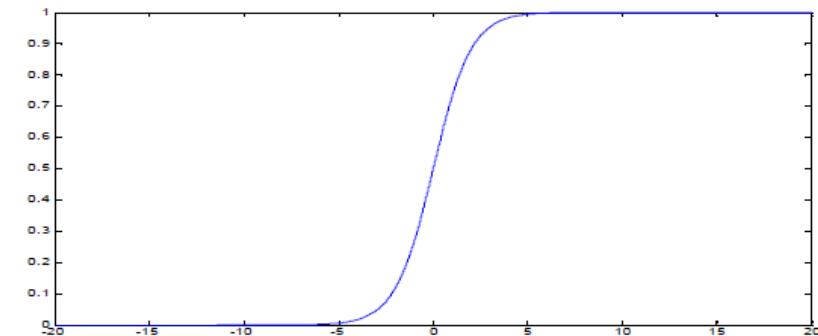
$$g(z) = 1 / (1 + e^{-z})$$

单层神经元、Logistic 激活函数



function
$$g(z) = \frac{1}{(1 + e^{-z})}$$

- Is also referred to as a **sigmoid function**
- Replaces the threshold function with smooth switching
- takes a real number and outputs the number in the interval [0,1]



logistic 模型

模型理解

– Probabilistic interpretation

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = p(y = 1 | \mathbf{w}, \mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) = g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})$$

$$p(y = 0 | \mathbf{x}, \mathbf{w}) = 1 - p(y = 1 | \mathbf{x}, \mathbf{w})$$

Decision boundary: $g_1(\mathbf{x}) = g_0(\mathbf{x})$

the boundary it must hold:

$$\log \frac{g_o(\mathbf{x})}{g_1(\mathbf{x})} = \log \frac{1 - g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})}{g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})} = 0$$

logistic 模型

模型理解

线性决策界：

$$\log \frac{g_0(\mathbf{x})}{g_1(\mathbf{x})} = \log \frac{\exp - (\mathbf{w}^T \mathbf{x})}{1 + \exp - (\mathbf{w}^T \mathbf{x})} = \log \exp - (\mathbf{w}^T \mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = 0$$

logistic 模型

模型优化

$$p(y = 1 \mid \mathbf{x}) = \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b}} = \frac{1}{1 + e^{-(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b)}}$$

$$p(y = 0 \mid \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b}} = 1 - p(y = 1 \mid \mathbf{x})$$

$$p(y_i \mid \mathbf{x}_i; \mathbf{w}, b) = y_i p_1(\hat{\mathbf{x}}_i; \boldsymbol{\beta}) + (1 - y_i) p_0(\hat{\mathbf{x}}_i; \boldsymbol{\beta})$$

或者 $p(y_i \mid \mathbf{x}_i; \mathbf{w}, b) = y_i p_1(\hat{\mathbf{x}}_i; \boldsymbol{\beta}) + (1 - y_i)(1 - p_1(\hat{\mathbf{x}}_i; \boldsymbol{\beta}))$

最大化的似然估计：

$$\ell(\mathbf{w}, b) = \sum_{i=1}^m \ln p(y_i \mid \mathbf{x}_i; \mathbf{w}, b)$$

小结

1. 掌握基础知识：

线性模型的基本表达、向量相似计算、常用的统计量；

2. 重点掌握线性分类模型：感知器、线性鉴别；

了解logistic鉴别；

3. 掌握随机梯度下降优化方法.

参考文献

1. Pattern Recognition 2nd. 《模式识别》(第二版), 边肇祺, 张学工等, 清华大学出版社, 2000.1。
2. Pattern Classification, 2nd. 模式分类, 第二版。
3. 周志华, 机器学习, 清华大学出版社, 2016.