

## 2.2 Softmax分类器

CSDN学院  
2017年10月



## ► 大纲

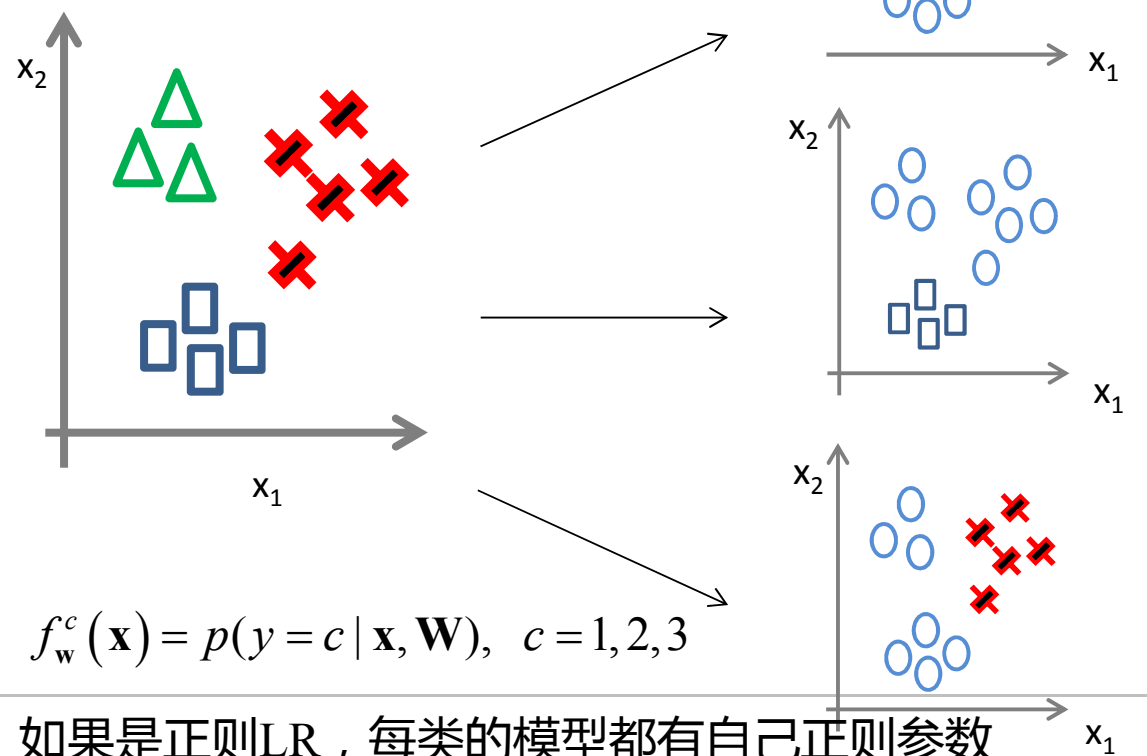


- Logistic回归基本原理
- **多类Logistic回归**
- Scikit learn 中的Logistic回归实现
- 分类模型的评价
- 模型选择与参数调优
- 案例分析



## ► 多类分类任务

一对所有(One-vs-all / One-vs-rest):



## One-vs-all

对每个类别 $c$ ，训练一个logistic回归分类器 $f_w^c(\mathbf{x})$ ，  
预测概率  $y = c$  .

对新的输入 $\mathbf{x}$ ，选择使得 $f_w^c(\mathbf{x})$ 最大的类别作为其  
预测：  $\max_c f_w^c(\mathbf{x})$

## ► Softmax分类器

- 从sigmoid（对应二项分布）扩展为softmax函数（对应多项分布 Cat）：

$$p(y = c | \mathbf{x}, \mathbf{W}) = \text{Cat}(y | \mathcal{S}(\mathbf{W}^T \mathbf{x}))$$

- Softmax 函数类似取最大函数： $\mathcal{S}(\boldsymbol{\eta})_c = \frac{\exp(\eta_c)}{\sum_{c'=1}^C \exp(\eta_{c'})}$

- 综合起来： $p(y = c | \mathbf{x}, \mathbf{W}) = \frac{\exp(\mathbf{w}_c^T \mathbf{x})}{\sum_{c'=1}^C \exp(\mathbf{w}_{c'}^T \mathbf{x})}$

## ► Softmax回归

$$p(y = c | \mathbf{x}, \mathbf{W}) = \frac{\exp(\mathbf{w}_c^T \mathbf{x})}{\sum_{c'=1}^C \exp(\mathbf{w}_{c'}^T \mathbf{x})}$$

- 引入记号:  $\mu_{ic} = p(y_i = c | \mathbf{x}_i, \mathbf{W}) = \mathcal{S}(\boldsymbol{\eta}_i)_c$

$$\boldsymbol{\eta}_i = \mathbf{W}^T \mathbf{x}_i \quad C \times 1 \text{ vector}$$

$$y_{ic} = \mathbb{I}(y_i = c)$$

- 则负似然函数为:  $J(\mathbf{W}) = NLL(\mathbf{W}) = -l(\mathbf{W}) = -\log \prod_{i=1}^N \prod_{c=1}^C \mu_{ic}^{y_{ic}} = -\sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C y_{ic} \log \mu_{ic}$

$$= -\sum_{i=1}^N \left[ \left( \sum_{c=1}^C y_{ic} \mathbf{w}_c^T \mathbf{x}_i \right) - \log \left( \sum_{c'=1}^C \exp(\mathbf{w}_{c'}^T \mathbf{x}_i) \right) \right]$$

– 梯度:  $\mathbf{g} = [\nabla J(\mathbf{w}_1), \dots, \nabla J(\mathbf{w}_C)] = [\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_C]$

$$\mathbf{g}_c = \sum_{i=1}^N (\mu_{ic} - y_{ic}) \mathbf{x}_i$$



– Hessian矩阵为正定:  $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^N (\text{diag}(\boldsymbol{\mu}_i) - \boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_i^T) \otimes \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$

## ► 小结：Softmax分类器Logistic回归

- Softmax分类器能实现多类分类，是对Logistic回归在两类分类任务上的扩展
- 优化算法和正则与两类分类Logistic回归类似。

# THANK YOU



AI100