

# 机器学习复习2

2022年7月6日 星期三 12:11

## 判别模型, 生成模型 & 朴素贝叶斯方法

• 贝叶斯公式:  $P(y|x) = \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)}$  [根据特征值求结果]

$$\Rightarrow \arg \max_y P(y|x) = \arg \max_y \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)}$$

$$= \arg \max_x P(x|y)P(y)$$

$\arg \max f(x,y)$ : 当  $f(x,y)$  取 max 时,  $x, y$  的取值.

• 高斯判别分析

1) 多值正态分布: 将  $\mu$  化为向量,  $\Sigma$  变成矩阵  $\Sigma$   
记为:  $N(\mu, \Sigma)$

$$\Sigma_{ii} = \text{Var}(X_i) \quad \Sigma_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j)$$

$$\text{概率密度函数: } P(X; \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp(-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu))$$

$|\Sigma|$  为  $\Sigma$  的行列式,  $\Sigma$  为 cov 矩阵, 且为对称半正定的!

2) model analysis & application.

$y \sim \text{Bernoulli}(\phi)$

$X|y=0 \sim N(\mu_0, \Sigma)$

$X|y=1 \sim N(\mu_1, \Sigma)$

$$P(y) = \phi^y (1-\phi)^{1-y}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \phi = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=1\} & \phi \text{ 为训练样本中 } y=1 \text{ 占有比例} \\ \mu_0 = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=0\} X^{(i)}}{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=0\}} & \mu_0 \text{ 为 } y=0 \text{ 的样本中特征均值} \\ \mu_1 = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=1\} X^{(i)}}{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=1\}} & \mu_1 \text{ 为 } y=1 \text{ 的样本中特征均值} \\ \Sigma = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X^{(i)} - \mu_{y^{(i)}})(X^{(i)} - \mu_{y^{(i)}})^T & \Sigma \text{ 为样本特征方差均值} \end{cases}$$

3) Gauss 判别 versus Logistic Regression

$\Rightarrow$  若  $P(x|y)$  符合多元 Gauss, 则  $P(x|y)$  符合 Logistic 回归

• 朴素贝叶斯模型

example: classify the letters and tell whether it's spam or not spam.

如果邮件中有 "a", "buy", 没有出现 "aardvark", "aardwolf" 和 "zygmurgy"

$$\text{则有: } X = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} a \\ \text{aardvark} \\ \text{aardwolf} \\ \vdots \\ \text{buy} \\ \text{zygmurgy} \end{matrix}$$

$\Rightarrow$  若 dictionary 中有 5000 词, 则  $X$  为 5000 dimension.  
建立 = 项分布模型, 则  $P_i$  有  $2^{5000}$  个情况, 不便于建模...

// 贝叶斯假设: 任何字典中的词 (attribute) 相互独立...

$$\text{最大似然估计: } \mathcal{L}(\phi_y, \phi_i | y=0, \phi_i | y=1) = \prod_{i=1}^m P(X^{(i)}, y^{(i)})$$

$$P(X_1 \dots X_{5000} | y) = \prod_{i=1}^m P(X_i | y)$$

$$\phi_i | y=1 = P(X_i=1 | y=1), \phi_i | y=0 = P(X_i=0 | y=1), \phi_y = P(y=1)$$

• 拉普拉斯平滑

$$\phi_{35000} | y=1 = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{X_{35000}^{(i)}=1 \wedge y^{(i)}=1\}}{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=1\}} = 0$$

$$\phi_{35000} | y=0 = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{X_{35000}^{(i)}=1 \wedge y^{(i)}=0\}}{\sum_{i=1}^m 1\{y^{(i)}=0\}} = 0$$

$$\phi_j = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{z^{(i)}=j\} + 1}{m+K}$$

• 文本分类的事件概率

一个词是否出现:  $P(X_i | y)$

$P(y) \prod_{i=1}^n P(X_i | y)$ : whether the mail should be spam?