Naive Bayes

Mia Feng

2018年4月19日

1 概述

Naive Bayes: 监督学习,生成式模型。用于分类,朴素指的是各特征条件独立 [2]。用于垃圾邮件分类等。

求解目标:分类,以后验概率最大时对应的类别作为预测分类结果。

$$y = \arg \max_{c_k} P(Y = c_k) \prod_{j=1}^{n} P(X_j = x_j | Y = c_k)$$
 (1)

求解思路:最大化后验概率,或者说省略分母不看后最大化似然,取后验概率最大或者似然值最大对应的类标作为预测类标。Concretely,分别计算各类别出现概率 $P(Y=c_k), k=1,2,\cdots,m$;分别计算各类别下对应特征出现的概率 $P(X=x_j|Y=c_k), j=1,2,\cdots,n, k=1,2,\cdots,m$;按公式(1)预测类标。求解方法:MAP或者最大化似然。

1.1 推导

推导 取 I 为示性函数。 a_l 表示 X 的第 l 个特征。样本有 n 个。类标 m 个,特征 s 个。

$$P(Y = c_k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} I(y_i = c_k)}{n}, k = 1, 2, \dots, m$$
 (2)

$$P(X_j = a_{jl}|Y = c_k) = \frac{\sum_{i=1}^n I(x_i^j = a_{jl}, y_i = c_k)}{\sum_{i=1}^n I(y_i = c_k)}$$
(3)

其中, $i = 1, 2, \dots, n, l = 1, 2, \dots, s, k = 1, 2, \dots, m$

2 算法实现 2

2 算法实现

见 CS229[1]

- 1. 随机初始化 cluster centroids $\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_k \in \mathbb{R}^n$
- 2. 迭代直至收敛 {

对于每一个样例 i, 计算类标

$$c^{(i)} := \arg\min_{j} \left\| x^{(i)} - \mu_{j} \right\|^{2} \tag{4}$$

对于每一个类 j,更新 cluster centroids:

$$\mu_{j} := \frac{\sum_{i=1}^{m} \mathbb{1}\left\{c^{(i)} = j\right\} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^{m} \mathbb{1}\left\{c^{(i)} = j\right\}}$$
(5)

}

3 Implementation

聚类测试:数据在 data.csv

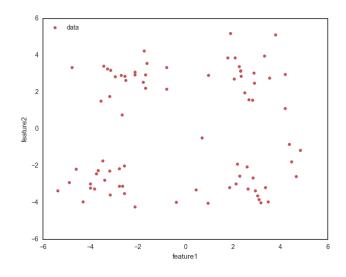


图 1: 训练数据

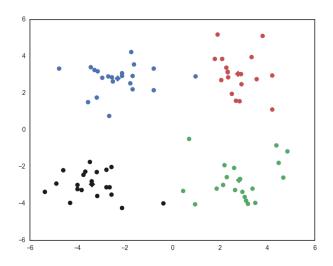


图 2: kmeans 运行结果,iter=1,k=4。菱形标记聚类中心,点标记数据

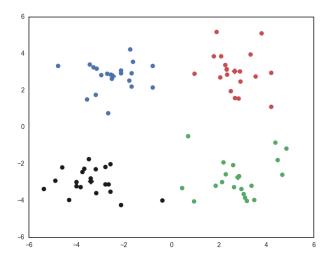


图 3: kmeans 运行结果,iter=2,k=4。菱形标记聚类中心,点标记数据

参考文献 4

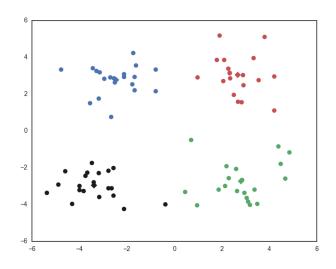


图 4: kmeans 运行结果,iter=3,k=4。菱形标记聚类中心,点标记数据

参考文献

- [1] Andrew Ng. cs229-notes2. http://cs229.stanford.edu/notes/cs229-notes2.pdf, 2012. Stanford-CS229, 2012.
- [2] 李航. 统计学习方法. 清华大学出版社, 2012.