

# 大数据分析

# 实验二

# (2019 年度春季学期)

姓	名_	朱明彦
学	号_	1160300314
学	院 _	计算机学院
教	师 _	杨东华、王金宝

计算机科学与技术学院

# 目录

第	1章	实验目的	3
第	2 章	实验环境	3
第	3 章	实验过程及结果	3
	3.1	聚类分析	3
		3.1.1 KMeans 聚类分析	3
		3.1.2 GMM (混合高斯模型) 聚类分析	4
	3.2	分类分析	4
		3.2.1 朴素贝叶斯	4
		3.2.2 逻辑回归	6
第	4 章	实验心得	6
A	参考	· 文献:	6

# 实验二 聚类与分类

### 第1章 实验目的

掌握对数据使用聚类分析和分类分析,并理解其在大数据环境下的实现方式。

## 第2章 实验环境

- Ubuntu 16.04
- Hadoop 2.7.1

### 第3章 实验过程及结果

#### 3.1 聚类分析

#### 3.1.1 KMeans 聚类分析

主要思想 利用两类 Mapper 和 Reducer, 其中第一对 Mapper-Reducer 主要用于中心点的选择,即初始化等工作;第二对 Mapper-Reducer 主要用于中心点的选择,即初始化等工作;第二对 Mapper-Reducer 主要用作迭代过程。

对于 K 值的选择,参考 CMU 在 2014 年春季的 10-605 [1],使用 8 或者 12 作为聚类中心数。

#### 第一类 Mapper

- 输入: 原始数据
- 输出: (1, 原始数据中的一条), 共 K 个。
- 随机选择 K 个元素作为初始化的聚簇中心点, 利用 run 函数实现。

由于此处仅仅需要 K 个元素作为初始化的聚簇中心点, 所以只能使用 1 个第一类 Mapper 处理原始数据。

#### 第一类 Reducer

- 输入:  $(1, [c_0, c_1, \ldots, c_{k-1}])$ , 其中  $c_i, i \in \{0, 1, k-1\}$  为原始数据中的一条。
- 输出:  $(i, c_i + \text{t} + \text{t} 1\text{t})$ ,其中 i 为聚簇编号,t 为制表符,加法为定义在 String 上的加法,即字符串的连接。

对于第一类 Reducer 而言, 其输入的元组 Key 均为 1, 所以仅有 1 个第一类 Reducer。

#### 第二类 Mapper

• 输入: 原始数据

• 输出: (clusterCenterID, v; minDis), 其中 Key 为 clusterCenterID, 即该元组距离 最近的聚类中心的编号; Value 为 v; minDis, 其中 v 为该条原始数据, minDis 为该原始数据与最近的聚类中心的欧式距离, 二者以英文分号 ";" 分割。

#### 第二类 Reducer

- 输入: (clusterCenterID,  $[v_0; minDis_0, v_1; minDis_1, ...]$ )
- 输出: (clusterCenterID,  $new_c$  + \t + disSum), 其中  $new_c$  为属于该聚簇的计算出的新的聚类中心,disSum 为所有属于该聚簇的元素到该中心的距离和,用于判断 Kmeans 迭代收敛。

#### 最终的 Kmeans 实现步骤如下,相关结果如图3.1所示。

- 1. 使用 1 个第一类 Mapper 随机取 K 个聚类中心,利用 Reducer 将结果存入 HDFS。
- 2. 读入上一轮(或者随机取的 K 个元素)中心点,并利用 Configuration 保存中心点。
- 3. 利用第二类 Mapper 计算每个元素所属的聚簇。
- 4. 利用第二类 Reducer 重新计算聚簇中心。
- 5. 如果收敛, 算法结束; 否则重新返回第2步。

#### 3.1.2 GMM (混合高斯模型) 聚类分析

#### 3.2 分类分析

#### 3.2.1 朴素贝叶斯

**原理** 由于使用的数据每一维特征都是连续型的数据,所以其处理与离散型的朴素贝叶斯处理有所不同。**因此,假设数据的每一维都符合高斯分布,而高斯分布的均值和方差均通过训练数据中的均值和方差来代替**。数据第 i 维取值为  $x_i$  的类条件概率为:

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}}$$

其中  $y_j$  为第 j 类, $\sigma_{ij}$ ,  $\mu_{ij}$  分别为第 j 类第 i 维样本数据的均值和方差。具体实现时,利用了两类不同的 Mapper 和 Reducer,其中第一对 Mapper 和 Reducer 主要用来计算训练数据中类别的先验;而第二对 Mapper 和 Reducer 用于处理计算后验并确定每一个样本所属的类别。

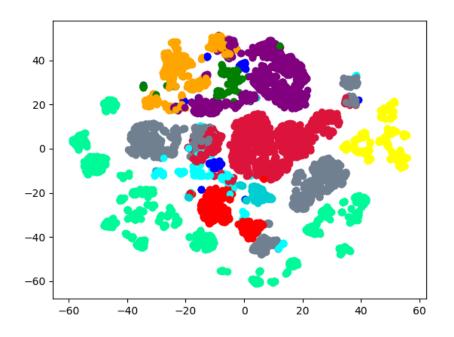


图 3.1: KMeans 聚类结果

#### 第一类 Mapper

- 输入: 训练数据
- 输出: (label\_k,  $v_k$ ), 其中 label 为该样本中标记的类别编号, k 为属性的第 k 维,  $v_k$  为该样本第 k 维属性的取值。

#### 第一类 Reducer

- $\hat{\mathbf{m}}$  \( \) (label\_k, [ $v_{k0}, v_{k1}, \dots$ ])
- 输出: (label\_k,  $mean_k$  +  $\$  +  $var_k$ ), 即计算出属于 label 类的第 k 维训练数据的均值和方差,另加法为字符串的连接。

#### 第二类 Mapper

- 输入: 测试数据
- 输出: (compute\_label), 其中 compute\_label 为朴素贝叶斯得到的类别编号, 而 label 为数据中原本标注的类别编号。

#### 第二类 Reducer

• 输入: (compute\_label, [label<sub>0</sub>, label<sub>1</sub>, ...])

大数据分析实验报告 实验二

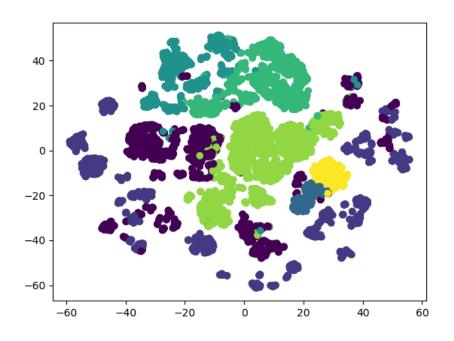


图 3.2: GMM 聚类结果

• 输出: (compute\_label, correct +  $\$  + wrong), 其中 correct 为正确分类样本数目, wrong 为错误分类数目。

# 3.2.2 逻辑回归

# 第4章 实验心得

可以分享您在实验环境搭建、程序编写和调试以及结果分析过程中遇到的问题和解决方法。

# A 参考文献

# 参考文献

[1] K-Means Clustering on MapReduce, CMU 10-605 2014 Spring.