Kmeans算法简单理论和实现

原创 马雪峰 开源拾椹 2019-08-24

本文算是开源拾椹第一篇关于机器学习的文章,笔者水平有限,所以文章深度会比较搁浅。那今天给大家捋一捋机器学习的简单算法理论和实现。

机器学习主要是用来设计和分析一些可以让机器自动学习的算法,这些算法是从数据中自动分析获取规律,并且利用已经学习的规律来对未知数据进行预测,产生预测结果。而机器学习又分为监督学习,半监督学习,无监督学习和强化学习。笔者今天介绍一种无监督学习的一种简单算法Kmeans。Kmeans的算法理论是聚类中最常见的,也易于理解,运算速度快。但是只能应用于连续型的数据,并且在聚类前一定要声明分为几类。Kmeans的算法思想是人以群分,物以类聚。具体步骤如下。

- 1 输入k的值(k代表种类数量),即我们希望把数据划分为几类。
- 2 从数据中随机选择k个数据作为质心(每一个数据当做一个种类数据的代表)。
- 3 对于集合中的每一个数据,计算与各个质心之间的距离,跟哪一个质心越近,就划分为指定质心的种类。
- 4 此时每一个质心下面聚集了很多数据,此时每个种类的数据重新计算质心,即计算新的质心。
- 5 如果新的质心和旧的质心之间的距离小于设定的阈值,表示重新计算得出的质心位置变化不大,趋于稳定(收敛)可以认为我们的聚类已经达到了我们所预期的效果,算法终止。
- 6 如果新质心和旧质心之间的距离大于设定的阈值,那么迭代3~5步骤。

注意:新的质心选举并不是从数据集中直接选择一个质心,而是聚类中数据集合的均值。如果数据是二维的,那么新的质心应该是x坐标的均值和y坐标的均值,以此类推。

我们先利用代码生成几组随机数据并且生成可视化散点图

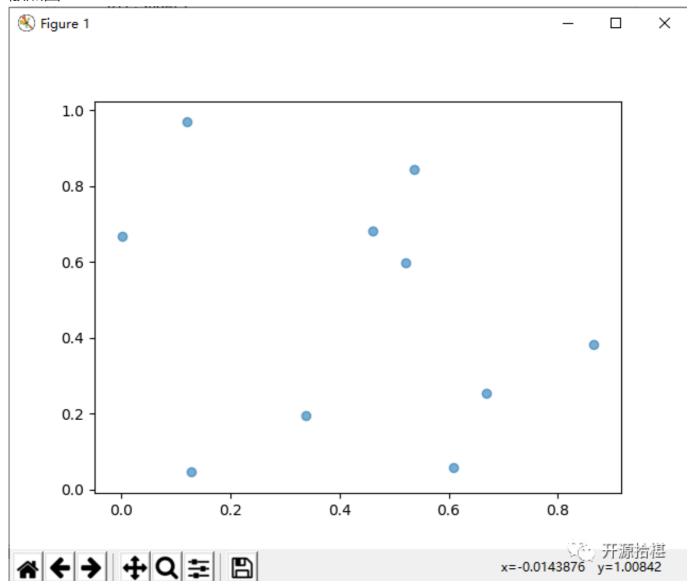
```
1 # -*- coding: utf-8 -*-
2 # @author:maxuefeng
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 def x_y():
    N = 10
    x = np.random.rand(N)
    y = np.random.rand(N)
```

```
9    print(x)
10    print(y)
11    plt.scatter(x, y, alpha=0.6)
12    plt.show()
13    if __name__ == '__main__':
14        x_y()
```

得出随机测试数据如下

```
1 [1.27247485e-01 5.21309118e-01 5.08923602e-04 8.66144258e-01
2 4.60536729e-01 1.20380895e-01 6.08852765e-01 6.69778492e-01
3 .37491693e-01 5.36524838e-01]
4 [0.04482642 0.5960499 0.66588187 0.38219811 0.68073081 0.96841576
5 0.05869255 0.25329887 0.19501486 0.84297165]
```

散点图



1 选举K个质心

```
1 # 从数据集中先选出K个数据返回 也就是K个质心
2 def init(data, k):
3    data = list(data)
4    return random.sample(data, k)
```

2 计算距离并且分类

```
# 计算距离并且进行分类,根据不同质心的最短距离分类,使用字典保存
def min_dis(data, centroid_list):
   cluster_dict = dict()
   # 对属于每个data集合的item 计算item与centroid list中k个质心的距离
   # 找出距离最小的,并将item加入响应的族类中
   k = len(centroid_list)
   for item in data:
       p1 = item
       flag = -1
       # 初始化为最大值
       min_dis = float("inf")
       for i in range(k):
          p2 = centroid_list[i]
          # 距离计算
          dis = calc_dis(p1, p2)
          if dis < min dis:
              min dis = dis
              # 循环结束 flag保存当前item最近的族标记
              flag = i
       if flag not in cluster_dict.keys():
           cluster dict.setdefault(flag, [])
       cluster_dict[flag].append(item) # append到对应的类别中
   return cluster dict
```

2.1 距离计算

```
1 # 计算p1于p2之间的距离
```

```
def calc_dis(data, centroid_list):
    # 对每个属于dataSet的item, 计算item与centroidList中k个质心的距离,找出距离最大
    clusterDict = dict() # dict保存簇类结果
    k = len(centroid_list)
   for item in data:
       p1 = item
       flag = -1
       minDis = float("inf") # 初始化为最大值
       for i in range(k):
           p2 = centroid_list[i]
           dis = calc_dis(p1, p2) # error
           if dis < minDis:</pre>
               minDis = dis
               flag = i # 循环结束时, flag保存与当前item最近的蔟标记
       if flag not in clusterDict.keys():
           clusterDict.setdefault(flag, [])
       clusterDict[flag].append(item) # 加入相应的类别中
    return clusterDict # 不同的类别
```

3 重新计算质心

```
1 # 重新计算K个质心
2 def get_centroids(cluster_dict):
3    import numpy as np
4    centroid_list = []
5    for key in cluster_dict.keys():
6         centroid = np.mean(cluster_dict[key])
7         centroid_list.append(centroid)
8    # 得到新的质心的集合
9    return centroid_list
```

4 计算各个族集合之间的均方误差

```
1 def get_var(centroid_list, cluster_dict):
2  # 将族类中各个向量与质心的距离累加求和
3  sum = 0
4 for k in centroid_list.keys():
```

5 进行迭代

```
def load_data():
    import numpy as np
    dataSet = np.loadtxt("data.csv")
   return dataSet
def test():
    data = []
    centroid_list = init(data, 100)
    cluster_dict = min_dis(data, centroid_list)
    new_var = get_var(centroid_list, cluster_dict)
    old var = 1 # 当两次聚类的误差小于某个值 说明质心基本确定
    time = 2
   while abs(new_var - old_var) >= 0.00001:
        centroid list = get centroids(cluster dict)
        cluster_dict = min(data, centroid_list)
       old_var = new_var
       new_var = get_var(centroid_list, cluster_dict)
       time += 1
        show_cluster(centroid_list, cluster_dict)
def show_cluster(centroid_list, cluster_dict):
    import matplotlib.pyplot as plt
   # 展示聚类结果
   # 不同簇类标记,o表示圆形,另一个表示颜色
```

```
colorMark = ['or', 'ob', 'og', 'ok', 'oy', 'ow']
centroidMark = ['dr', 'db', 'dg', 'dk', 'dy', 'dw']

for key in cluster_dict.keys():
    plt.plot(centroid_list[key][0], centroid_list[key][1], centroidMark[0]
    for item in cluster_dict[key]:
        plt.plot(item[0], item[1], colorMark[key])

plt.show()

if __name__ == '__main__':
    test()
```

Kmeans 算法Java实现。

```
package com.planet.data.basic.algorithm;
  import org.apache.http.util.Asserts;
  import java.util.ArrayList;
6 import java.util.Collections;
  import java.util.List;
  public abstract class KmeansTemplate<T> {
      // 待分类的原始值
      private List<T> originData;
      // 将要分成的类别个数
      private int K;
      // 最大迭代次数
      private int maxIterationTimes;
      // 聚类的结果
      private List<List<T>> clusterList;
      // 质心
```

```
private List<T> centroid;
public KmeansTemplate(List<T> originData, int maxIterationTimes, List<T)</pre>
    // 检查为空
    Asserts.check(originData == null || originData.size() == 0, "origin
    //
    Asserts.check(K >= maxIterationTimes | K < 2, "Please check you par
    this.originData = originData;
    this.maxIterationTimes = maxIterationTimes;
    this.centroid = centroid;
}
/**
 * @return
 * @Author: Lulei
 * @Description: 对数据进行聚类
 */
public List<List<T>> clustering() {
    if (originData == null) {
        return null;
    //初始K个点为数组中的前K个点
    int size = K > originData.size() ? originData.size() : K;
    List<T> centerT = new ArrayList<T>(size);
    //对数据进行打乱
    Collections.shuffle(originData);
    for (int i = 0; i < size; i++) {
        centerT.add(originData.get(i));
    clustering(centerT, ∅);
    return clusterList;
}
/**
 * @param preCenter
 * @param times
 * @Author: Lulei
```

```
* @Description: 一轮聚类
*/
private void clustering(List<T> preCenter, int times) {
   if (preCenter == null || preCenter.size() < 2) {</pre>
       return;
   }
   //打乱质心的顺序
   Collections.shuffle(preCenter);
   List<List<T>> clusterList = getListT(preCenter.size());
   for (T o1 : this.originData) {
       //寻找最相似的质心
       int max = 0;
       double maxScore = similarScore(o1, preCenter.get(∅));
       for (int i = 1; i < preCenter.size(); i++) {</pre>
           if (maxScore < similarScore(o1, preCenter.get(i))) {</pre>
               maxScore = similarScore(o1, preCenter.get(i));
               max = i;
           }
       }
       clusterList.get(max).add(o1);
   }
   //计算本次聚类结果每个类别的质心
   List<T> nowCenter = new ArrayList<T>();
   for (List<T> list : clusterList) {
       nowCenter.add(getCenterT(list));
   //是否达到最大迭代次数
   if (times >= this.maxIterationTimes || preCenter.size() < this.K) {</pre>
       this.clusterList = clusterList;
       return;
   }
   this.centroid = nowCenter;
   //判断质心是否发生移动,如果没有移动,结束本次聚类,否则进行下一轮
   if (isCenterChange(preCenter, nowCenter)) {
       clear(clusterList);
       clustering(nowCenter, times + 1);
   } else {
       this.clusterList = clusterList;
   }
```

```
/**
 * @param size
 * @return
 * @Author: Lulei
 * @Description: 初始化一个聚类结果
 */
private List<List<T>> getListT(int size) {
    List<List<T>> list = new ArrayList<List<T>>(size);
    for (int i = 0; i < size; i++) {</pre>
        list.add(new ArrayList<T>());
    }
    return list;
}
/**
 * @param lists
 * @Author: Lulei
 * @Description: 清空无用数组
 */
private void clear(List<List<T>> lists) {
    for (List<T> list : lists) {
        list.clear();
    lists.clear();
}
/**
 * @param value
 * @Author: Lulei
 * @Description: 向模型中添加记录
public void addRecord(T value) {
    if (originData == null) {
        originData = new ArrayList<T>();
    }
    originData.add(value);
}
/**
```

```
* @param preT
 * @param nowT
 * @return
 * @Author: Lulei
 * @Description: 判断质心是否发生移动
 */
private boolean isCenterChange(List<T> preT, List<T> nowT) {
    if (preT == null || nowT == null) {
        return false;
    }
    for (T t1 : preT) {
        boolean bol = true;
       for (T t2 : nowT) {
           if (equals(t1, t2)) {//t1在t2中有相等的,认为该质心未移动
               bol = false;
               break;
           }
        }
       //有一个质心发生移动,认为需要进行下一次计算
        if (bol) {
           return bol;
        }
    }
    return false;
}
/**
 * @param o1
 * @param o2
 * @return
 * @Author: Lulei
 * @Description: o1 o2之间的相似度
public abstract double similarScore(T o1, T o2);
/**
 * @param o1
 * @param o2
 * @return
 * @Author: Lulei
```

结语:机器学习算法我们平时尽量不要引用第三方包,当然第三方包给我们的工作带来了很多便利,但是使用numpy,panda等数学库推导公式可以增强我们对机器学习算法的理解。感谢各位读者用心阅读。

喜欢此内容的人还喜欢

云原生: 服务网格从何说起?

开源拾椹

风口浪尖的理想,真的很理想吗?

大飙车

想复出?没门

吃瓜有料