实验 KMeans

姓名: ___李昀哲___ 学号: __20123101__

1 题目和数据:

题目: K-means

通过对给定数据进行聚类分析来了解 K-means 算法。对 K-means 算法原理,K-means 算法流程,K-means 算法应用有更深的了解

数据描述:

本数据是随机生成的符合高斯分布的二维样本点。通过查看数据的 shape, 观察到其为 80 行 2 列, 即 80 组样本, 每组样本有两个特征。数据点的分布如图 1 所示

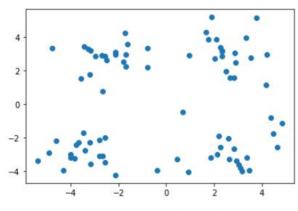


图 1 K-means 实验数据

2 算法:

KMeans 聚类是最基础常用的聚类算法,聚类属于非监督学习。它的基本思想是,通过迭代寻找 K 个簇(Cluster)的一种划分方案,使得聚类结果对应的损失函数最小。其中,损失函数可以定义为各个样本距离所属簇中心点的误差平方和 J.

与分类、序列标注等任务不同,聚类是在事先并不知道任何样本标签的情况下,通 过数据之间的内在关系把样本划分为若干类别,使得同类别样本之间的相似度高,不同 类别之间的样本相似度低(即增大类内聚,减少类间距)。 KMeans 最核心的部分就是先固定中心点,调整每个样本所属的类别来减少J;再固定每个样本的类别,调整中心点继续减小J。两个过程交替循环,J单调递减直到最(极)小值,中心点和样本划分的类别同时收敛。

其**优点**是算法思想简单,便于实现;但**缺点**也较为明显:K 值难以确定,复杂程度与样本呈线性关系,很难发现任意形状的 cluster,如图 2 所示。因此往往也会通过 DBSCAN 算法处理。

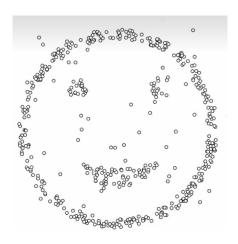


图 2 K-means 难以处理的形状

3 代码及结果

首先加载数据集,得到 DataMat 并进行展示;

```
import pandas as pd
def loadDataSet(fileName):
    """
    函数说明:加载数据集
    parameters:
        fileName - 文件名
    return:
        DataMat - 数据集

"""

data = pd.read_table("./KmeansData.txt", sep="\t", header=None)
    data = np.array(data)
    return data

DataMat = loadDataSet("./KmeansData.txt")
plt.scatter(DataMat[:, 0], DataMat[:, 1])
```

再根据算法流程, 找到初始的随机簇中心;

得到初始簇中心后需要计算每个点到每个中心的距离,以进行迭代,因此需要用到计算两个点之间的欧几里得距离;

所有算法工具函数准备齐全后,进行整体的迭代,其中需要注意的是,在得到最近簇中心的过程中,要记录的并非到簇中心的对短距离,而是记录这个簇中心的索引值,此处在测试是发生错误,多次调试后才发现。

另外,对于 numpy.array 而言,用一个数去 == numpy.array,会得到一个该索引处是 否存在的 bool 数组,可以用于作为另一个 numpy.array 的索引。

```
def kMeans(dataSet, k, distMeas=distEclud, createCent=randCent):
    函数说明: K-均值算法
    parameters:
          dataSet -数据集
          k - 簇个数
         distMeas -距离计算函数
          createCent -创建初始质心函数
    return:
          centroids - 质心列表
         clusterAssment -簇分配结果矩阵
    centroids = createCent(dataSet, k)
    num_samples = dataSet.shape[0]
num_features = dataSet.shape[1]
    max_iterations = 20
    for _ in range(max_iterations):
# 这一步很关键,要得到的是索引,也就是哪个点最近,而不想得到距离的值
         closest_dist_id = np.zeros((num_samples, 1))
         for sample_id in range(num_samples):
             distance_to_centroid = np.zeros((k, 1))
             for centroid_id in range(k):
             distance_to_centroid_id] = distEclud(dataSet[sample_id], centroids[centroid_id]) # 注意,这里得到的是索引,所以要argmin!!!!!!不是min!!!!!!
             closest_dist_id[sample_id] = np.argmin(distance_to_centroid)
         clusterAssment = closest dist id
          # 更新中心点
         for centroid_id in range(k):
             closest_id = centroid_id == closest_dist_id
             print("Before update :", centroids[centroid_id])
print("Updated :", np.mean(dataSet[closest_id.flatten()], axis=0))
centroids[centroid_id] = np.mean(dataSet[closest_id.flatten()], axis=0)
           print("Results :\n", centroids)
    return centroids, clusterAssment
```

最后展示结果

```
def drawDataSet(DataMat,centroids,clusterAssment,k):
   函数说明: 将聚类结果可视化
   parameters:
        centList - 质心列表
        clusterAssment - 簇列表
        dataMat -数据集
        k - 簇个数
   return:
        A picture
   plt.scatter(centroids[:, 0], centroids[:, 1], marker='x')
   points_0 = DataMat[(clusterAssment == 0).flatten()]
   points 1 = DataMat[(clusterAssment == 1).flatten()]
   points_2 = DataMat[(clusterAssment == 2).flatten()]
   points_3 = DataMat[(clusterAssment == 3).flatten()]
   plt.scatter(points_0[:, 0], points_0[:, 1])
   plt.scatter(points_1[:, 0], points_1[:, 1])
   plt.scatter(points_2[:, 0], points_2[:, 1])
   plt.scatter(points_3[:, 0], points_3[:, 1])
   plt.show()
```

主函数如下:

由初始数据点可以观察到,大概是会分为 4 簇,因此指定 k 为 4,但对于迭代得到的结果,并不如预先所想那样分配,多组实验结果都以斜向划分,猜测可能与初始点的选择有关,且原数据并非十分规整,导致从人的角度观察,也并不能完美划分各个簇,因此认为这些结果是合理的。

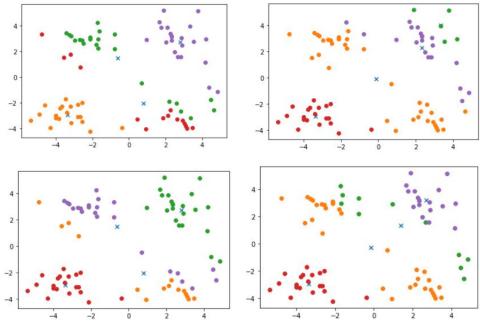


图 3 实验结果