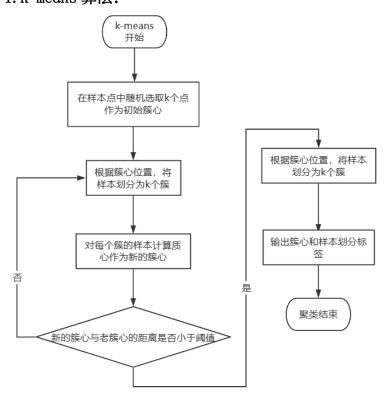
### 一、实验要求

- 1、每人完成聚类算法 K-Means 的代码编写,并在数据集上测试,聚类结果需要采用不少于 1 种可视化方法表示;
- 2、完成最基本的 K-Means 算法及 1 种可视化表示成绩为 70-85 分,完成二分 K-Means 算法并进行分步骤过程可视化成绩最高可以到 95 分,对已有的 K-Means 算法(或可视化方法)自行做改进或优化成绩最高可以到 100 分;
  - 3、完成算法所用的语言不限;
  - 4、测试数据集可以自行构造,也可以采用 UCI 上的公开数据集;
- 5、 提交作业包括: 1)源代码, 2)可执行文件, 3)测试样例; 4)实验报告: 说明采用的算法,主要的函数、测试说明、改进之处(如有)、心得体会等。

## 二、实验原理

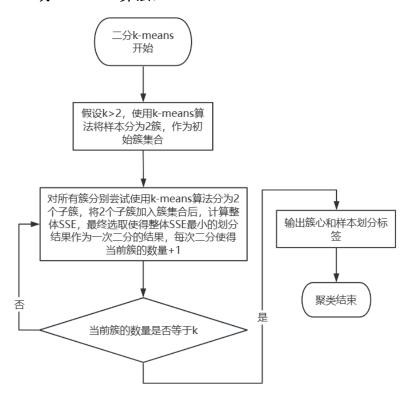
#### 1. K-means 算法:



在本次实验的程序中,除了收敛阈值外,还限制了迭代次数(限制为 200),用于演示

聚类过程的 K-means 算法只会尝试一次聚类,用于二分 K-means 算法的 K-means 算法会尝试 5 次聚类,选取其中 SSE 最小的作为最终结果。

#### 2. 二分 K-means 算法:



本次实验程序采用的是使整体 SSE 最优的二分,有的算法会直接选取当前 SSE 最大的簇来进行划分。

#### 3. 可视化相关算法:

使用 PCA 算法将高维数据降维到 2 维,在平面坐标系中展示聚类过程和结果,值得注意的是 PCA 会使得簇心位置发生偏移,使用原簇心降维后得到的簇心不利于展示,因此绘图时需要再次计算降维后每个簇的簇心。

# 三、主要函数、文件说明

程序使用 Python 开发, IDE 为 Pycharm, OS 为 Win10 项目文件夹为:

K-means

K-means 文件夹下的文件有

idea .idea	2024-04-19 12:57	文件夹	
.venv	2024-04-15 15:04	文件夹	
pycache	2024-04-19 12:18	文件夹	
📊 build	2024-04-19 12:05	文件夹	
dataset	2024-04-19 12:29	文件夹	
bi_k_means.py	2024-04-19 11:31	PY 文件	5 KB
data_process.py	2024-04-19 12:57	PY 文件	1 KB
🗠 k_means.py	2024-04-19 12:18	PY 文件	6 KB
log.txt	2024-04-18 12:17	文本文档	1 KB
Main.exe	2024-04-19 12:24	应用程序	69,722 KB
🗠 main.py	2024-04-19 12:15	PY 文件	5 KB
main.spec	2024-04-19 12:23	SPEC 文件	1 KB
🗠 test.py	2024-04-19 8:46	PY 文件	1 KB
cools.py	2024-04-18 10:09	PY 文件	2 KB

其中可忽略文件夹与文件为:

文件夹: .idea, .venv, \_\_pycache\_\_, build

文件: log.txt, main.spec

#### 文件说明:

1. 文件夹 dataset:

dataset 文件夹用于存放默认数据集,可供测试的数据集有(格式已统一):

iris.data	2023-05-22 22:20	DATA 文件	5 KB
iris_top1.data	2024-04-19 11:17	DATA 文件	1 KB
iris_top2.data	2024-04-19 11:17	DATA 文件	1 KB
iris_top3.data	2024-04-19 11:17	DATA 文件	1 KB
wine.data	2023-05-22 22:22	DATA 文件	11 KB
wq.data	2024-04-19 11:53	DATA 文件	341 KB

程序会提供更改数据集路径的选项:

2. 可执行文件 main. exe:

需要注意的是,运行后将出现控制台,需要等待数秒后按回车出现用户交互提示

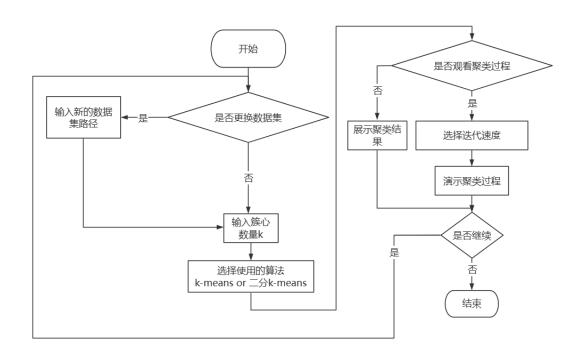
#### 源代码说明:

#### 1. main. py:

主函数所在文件,包含如迭代次数限制等基本参数,提供用户交互 主要函数:main(),负责用户交互逻辑管理

```
def main():
   plt.ion()
   print(note)
   sys.stdout.flush()
   data_dir = default_data_dir
   while True:
        # 数据集选择
        input_str = "当前数据集为:" + data_dir
        print(input_str)
        input_str = "是否更换数据集?输入1是,输入0否: \n"
```

本程序用户交互逻辑为:



#### 2. data\_process.py:

包含数据处理函数,用于导入数据集为 np. array 类型数据 主要函数: get data feature (datadir)

```
# 读取数据集,返回属性数据矩阵(去掉最后一列label)

1 usage

def get_data_feature(datadir):
    f = open(datadir)
    datastr = f.read()
    f.close()
    dataraw = datastr.strip('\n').split('\n')
    row = len(dataraw)
    col = len(dataraw[0].strip('\n').split(','))
    datafeature = np.zeros(shape:(row, col-1), dtype=float)
    count = 0
    for line in dataraw:
        tmp = line.strip('\n').split(',')
        datafeature[count:] = list(map(float, tmp[0:col-1]))
        count += 1
    return datafeature
```

#### 3. tools.py:

包含用户输入规范函数以及调试相关函数 主要函数: 暂停函数 pause(),整数输入函数 int get(low, up, input str)

#### 4. k\_means.py:

包含 k-means 算法相关函数 主要函数:

#### (1) get\_sse(data, label, center)

计算 SSE 的函数

输入:

data: 样本

label: 样本划分标签,同一簇的样本具有相同的标签

cener: 聚类簇心

输出:该聚类的 SSE

```
# 计算sse函数
8 usages

def get_sse(data, label, center):
    k = center.shape[0]
    sse = 0
    for i in range(k):
        data_i = data[i == label]
        dst = np.linalg.norm(data_i - center[i, :], axis=1)
        sse += np.sum(dst, axis=0)

    sse = round(sse, 2)
    return sse
```

#### (2) k\_means\_init\_center(data, k)

簇心初始化函数

输入:

data: 样本

k: 需要初始化的簇心数

输出:

初始化的簇心 center

```
# 从数据集中随机选择k个点作为初始簇心

2 usages

def k_means_init_center(data, k):
    n = data.shape[0]
    if k > n:
        center = data[np.random.choice(data.shape[0], n, replace=False)]
    else:
        center = data[np.random.choice(data.shape[0], k, replace=False)]
    return center
```

#### (3) k\_means\_get\_label(data, center)

根据簇心位置,获取样本划分标签函数输入:

data: 样本 center: 簇心

输出:

样本划分标签 center

```
# 计算数据与各个簇心的距离,并且返回每个样本离得最近簇序号(从0开始)
5 usages

def k_means_get_label(data, center):
    dst = np.linalg.norm(data[:, np.newaxis] - center, axis=2)
    label = np.argmin(dst, axis=1)
    return label
```

#### (4) k\_means\_get\_center(data, label, k)

根据样本划分, 计算新的簇心

输入:

data: 样本

label: 样本划分标签

k: 簇心个数

输出:

新的簇心 center

```
# 根据当前的簇划分,计算新的簇心
3 usages

def k_means_get_center(data, label, k):
    center = np.array([data[label == i].mean(axis=0) for i in range(k)])
    return center
```

#### (5) k\_means (data, k, T, E)

k-means 算法函数

输入:

data: 样本

k: 簇心个数

T: 最大迭代次数

E: 收敛误差

输出:

聚类结果的簇心 center, 样本划分标签 label, 以及迭代次数 t

```
# k-means算法, 迭代直到收敛, T为最大迭代次数, E为收敛误差
def k_means(data, k, T, E):
    n = data.shape[0]
    if n == 1:...
    center = k_means_init_center(data, k)
    t = 0
    while t < T:...
    label = k_means_get_label(data, center)
    return center, label, t</pre>
```

#### (6) k\_means\_with\_try(data, k, T, E, try\_num)

在 k-means 函数的基础上,尝试多次聚类,选取 SSE 最小的聚类结果输入:

data: 样本

k: 簇心个数

T: 最大迭代次数

E: 收敛误差

try\_num: 尝试次数 (默认设置为 5)

#### 输出:

聚类结果的簇心 center, 样本划分标签 label, 以及迭代次数 t

# 会尝试不同初始随机点的k-means算法,选取SSE最小的结果返回 4 usages

> def k\_means\_with\_try(data, k, T, E, try\_num):...

#### (7) draw(data, k, label, p\_time, title)

绘图函数,将聚类结果通过 PCA 降维到 2 维后,通过平面坐标系展示输入:

data: 样本

k: 簇心个数 label: 样本划分标签

p\_time: 绘图时间(用于控制迭代间隔时间)

title: 图像标题

输出:

绘制图形

# 绘图函数,给出当前的簇标签和簇心,绘制相应图像 6 usages

def draw(data, k, label, p\_time, title):....

#### 4. bi\_k\_means. py:

包含二分 k-means 算法相关函数

主要函数:

bi\_k\_means(data, k, T, E, try\_num)

二分 k-means 算法函数

输入:

data: 样本

k: 簇心个数

T: 最大迭代次数

E: 收敛误差

try\_num: k-means 算法尝试聚类次数

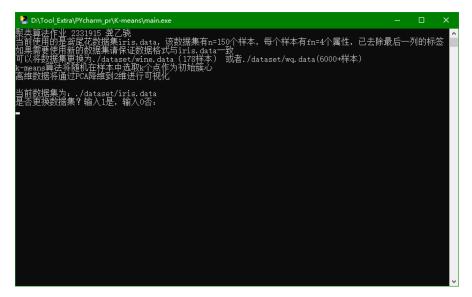
输出:

簇心 center, 划分标签 label, 重排后的样本 data

## 四、测试说明

此处以二分 k-means 算法对鸢尾花数据集进行聚类为例,簇心数设置为 6:

- 1. 确保 main. exe 和 dataset 文件夹在同一目录中
- 2. 运行 main. exe, 出现控制台后等待数秒, 按下回车出现用户交互提示:



3. 输入 0, 选择不更换数据集

当前数据集为:./dataset/iris.data 是否更换数据集?输入1是,输入0否: 0 请输入簇心数k(1<k<16):

4. 输入簇心数 6

请输入簇心数k(1<k<16): 6 算法选择,输入1是k-means,输入0是二分k-means:

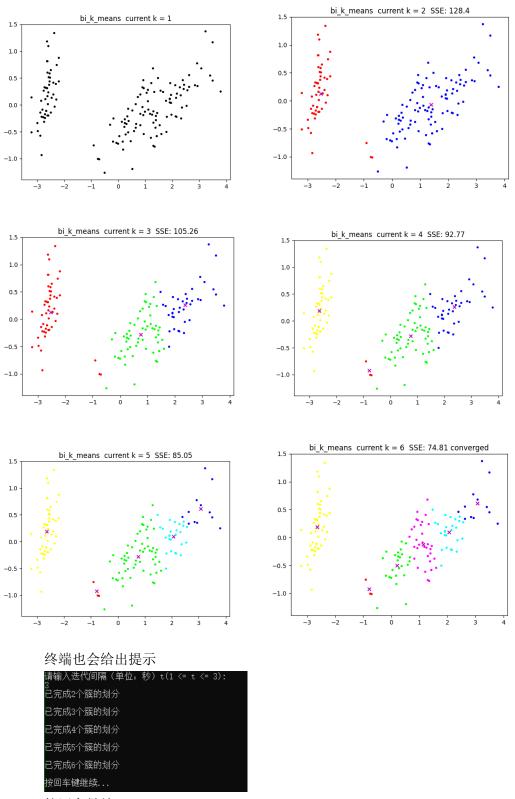
5. 输入 0, 选择二分 k-means 算法

算法选择,输入1是k-means,输入0是二分k-means: 0 是否观看算法过程?输入1是,输入0否:

6. 输入1,表示需要观看算法过程

#### 。 是否观看算法过程?输入1是,输入0否: 1 请输入迭代间隔(单位: 秒)t(1 <= t <= 3):

#### 7. 输入3,表示每次二分的间隔为3秒(方便截图),之后将弹出聚类图像:



按回车继续

# 是否退出程序?输入1退出,输入0继续:

8. 输入1,退出程序