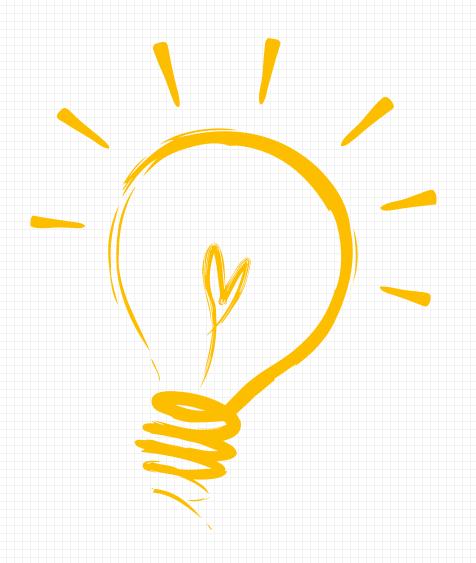


数据挖掘算法

K-Means聚类



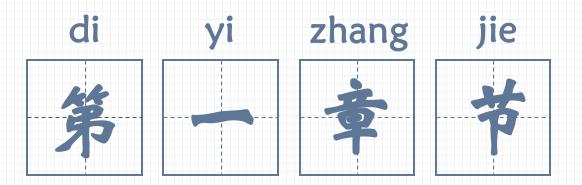
01 算法背景

02 算法原理

03 算法分析

04 算法拓展

05 案例实操



会は十月ら三里

1.1 前置知识

监督学习(英语:Supervised learning),又叫有监督学习,监督式学习,是机器学习的一种方法,可以由训练资料中学到或建立一个模式(函数 / learning model),并依此模式推测新的实例问。训练资料是由输入物件(通常是向量)和预期输出所组成。常见的有监督学习:分类,回归分析等.

无监督学习(英语: unsupervised learning)是机器学习的一种方法,没有给定事先标记过的训练示例,自动对输入的资料进行分类或分群。

最常见的无监督学习:聚类.

简单来看,有监督学习就是"对数据进行预先学习",然后再去解决任务.无监督学习就是没有预先的学习行为,直接解决任务.

1.2 什么是聚类

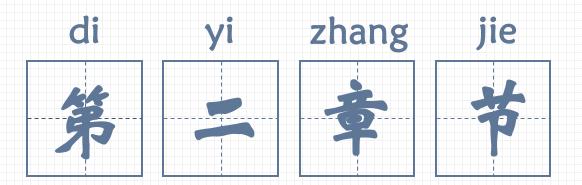
聚类是一种包括数据点分组的机器学习技术。

聚类是一种无监督学习的方法,是一种在许多领域常用的统计数据分析技术

给定一组数据点,我们可以用聚类算法将每个数据点分到特定的组中。理论上,属于同一组的数据点应该有相似的属性或特征,而属于不同组的数据点应该有非常不同的属性或特征。

聚类算法有很多种,比如层次聚类,划分聚类,密度聚类等等。

K-Means聚类是可能是我们最熟知的聚类算法之一。它在很多介绍性的数据科学和机器学习课程中出现过。因为很容易理解并且容易用代码实现,所以在这里我们首先对该算法进行学习。



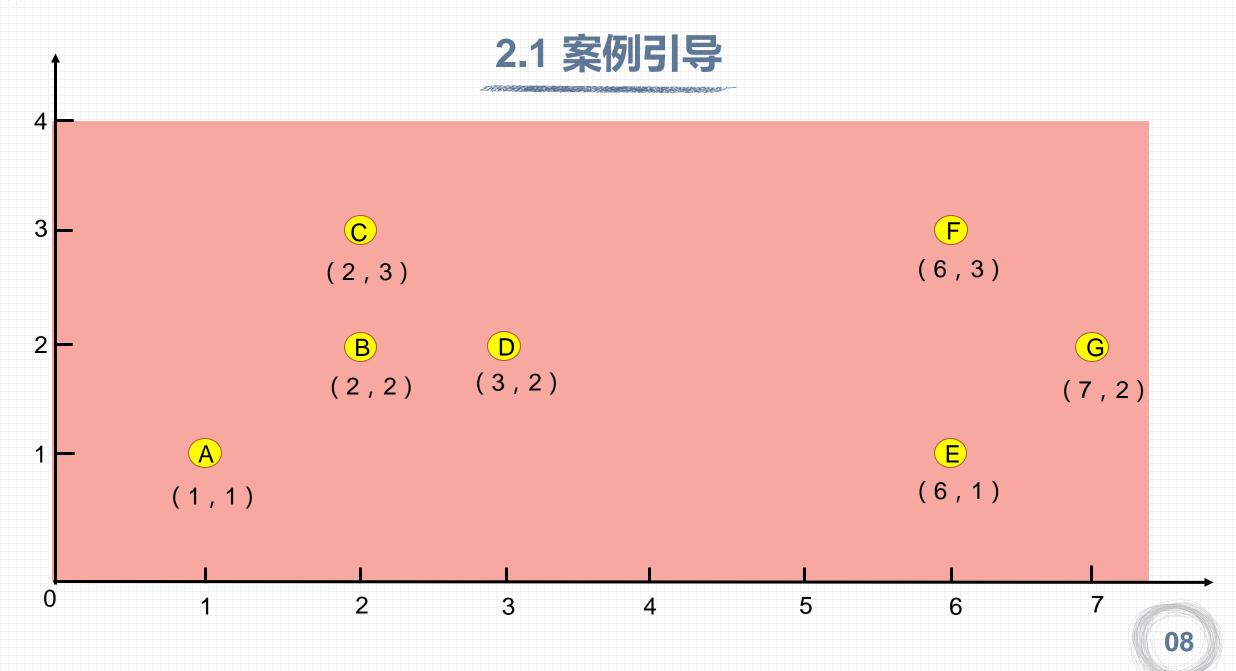
美法法法

2.1 案例引导

研究人员对某种植物抽检其各项生长指标部分结果如下,共7条记录:

标号	茎长 (cm)	叶宽 (cm)	
Α	1	1	
В	2	2	
С	2	3	
D	3	2	
E	6	1	
F	6	3	
G	7	2	

不失一般性,这里只研究两个属性,多个属性采用的算法逻辑一致。



2.2 必要知识

欧氏距离: 在欧几里得空间,点 $x = (x_1, x_2 \dots x_n)$ 与点 $y = (y_1, y_2 \dots y_n)$ 之间的欧

氏距离为

$$d(x,y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

它是一个纯数值。

显然在二维空间,点 $x = (x_1, x_2)$ 与点 $y = (y_1, y_2)$ 之间的欧式距离为

$$d(x,y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2}$$

2.2 必要知识

数据的标准化(normalization):是将数据按比例缩放,使之落入一个小的特定区间。在某些比较和评价的指标处理中经常会用到,去除数据的单位限制,将其转化为无量纲的纯数值,便于不同单位或量级的指标能够进行比较和加权。

其中最典型的就是数据的归一化处理,即将数据统一映射到[0,1]区间上。这里只介绍一种归一化处理方法:min-max标准化。

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

经处理后,点x的坐标便会统一映射到[0,1]区间上。

2.3 算法流程

输入:聚类个数k

Step1: 随机选择k个样本作为初始聚类中心 $C = \{c_1, c_2 \dots c_k\}$

Step2:针对数据集中每个样本 x_i ,分别计算该样本到K个聚类中心的距离,并将其分到距离最小的

聚类中心所对应的类中

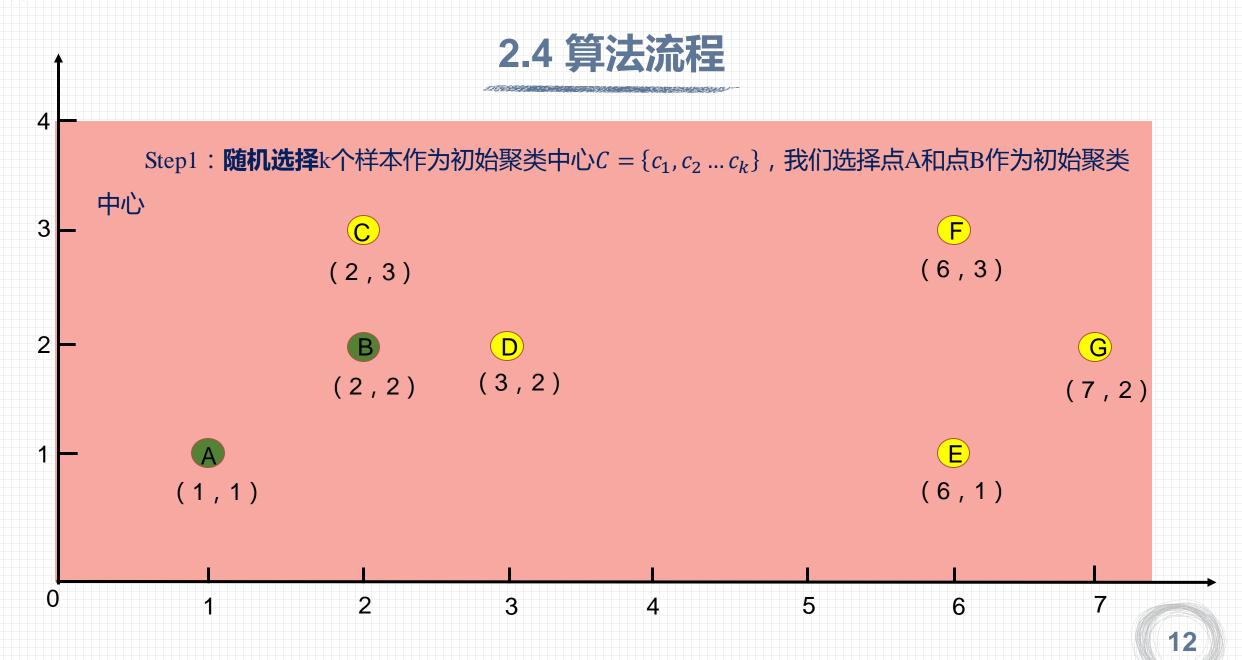
Step3:针对每个类别 c_i ,重新计算它的聚类中心

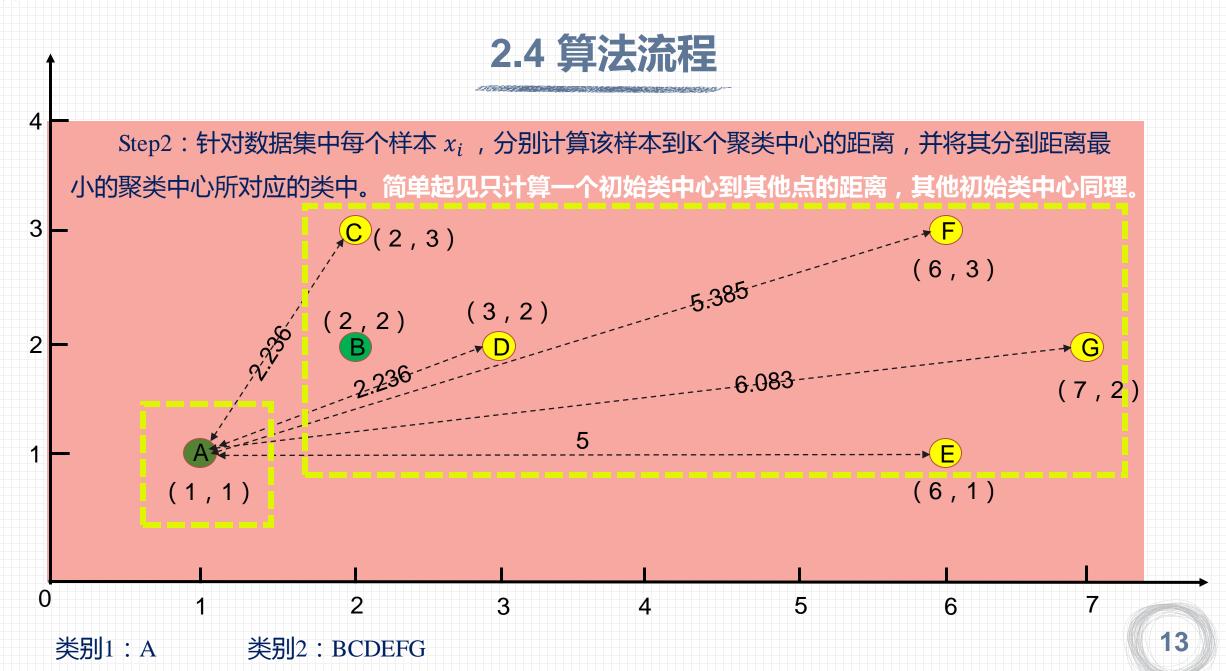
$$c_j' = \frac{1}{n} \sum_{x_i \in c_j} x_i$$

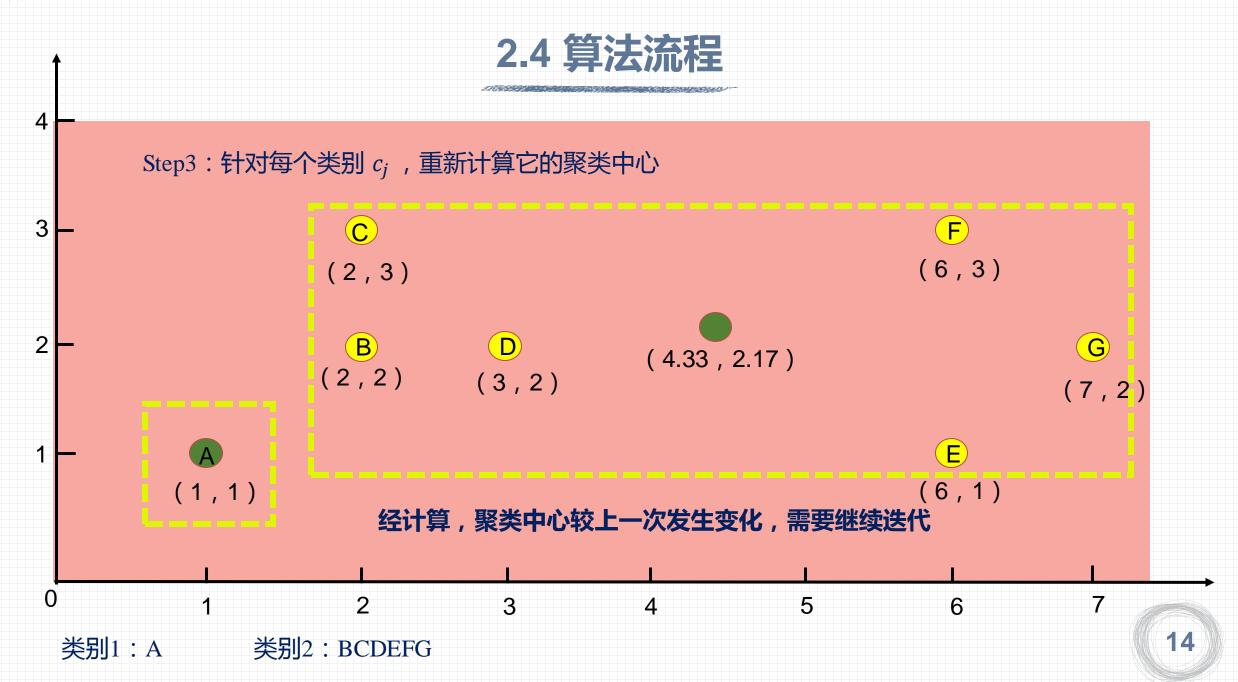
其中n为类别 c_i 中所包含数据点的个数

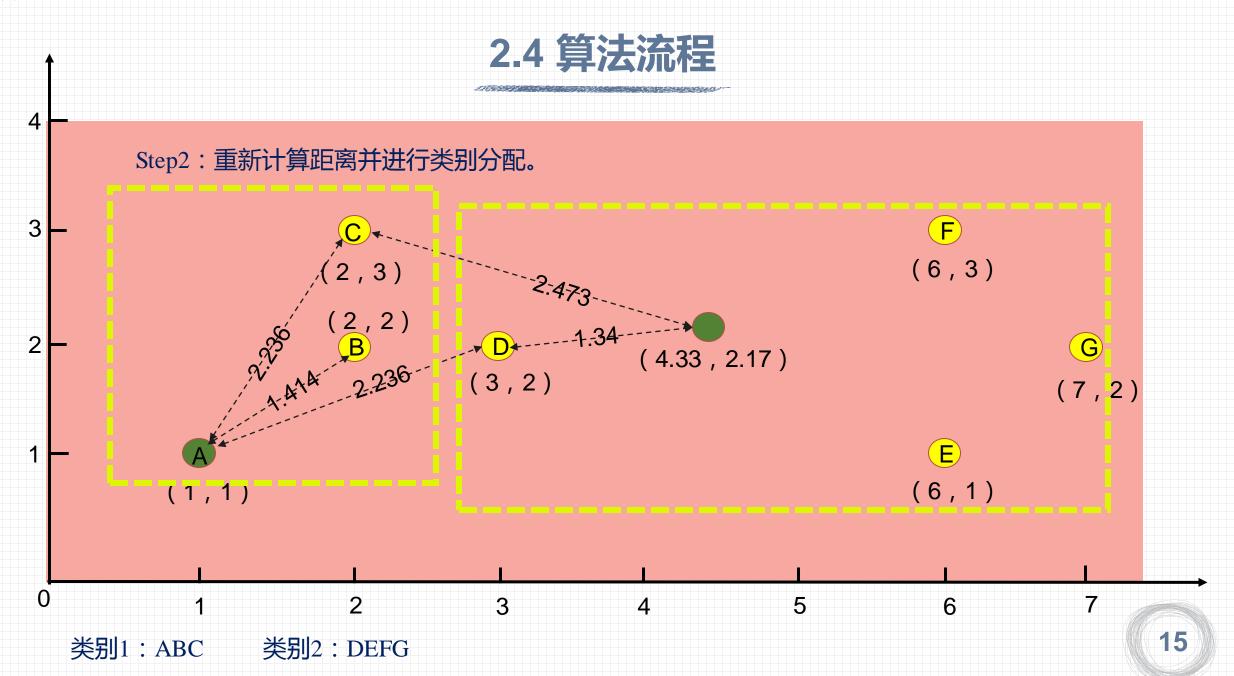
Step4: 重复上述2,3两步操作,直到达到某个中止条件(迭代次数、聚类中心不再变化等等)

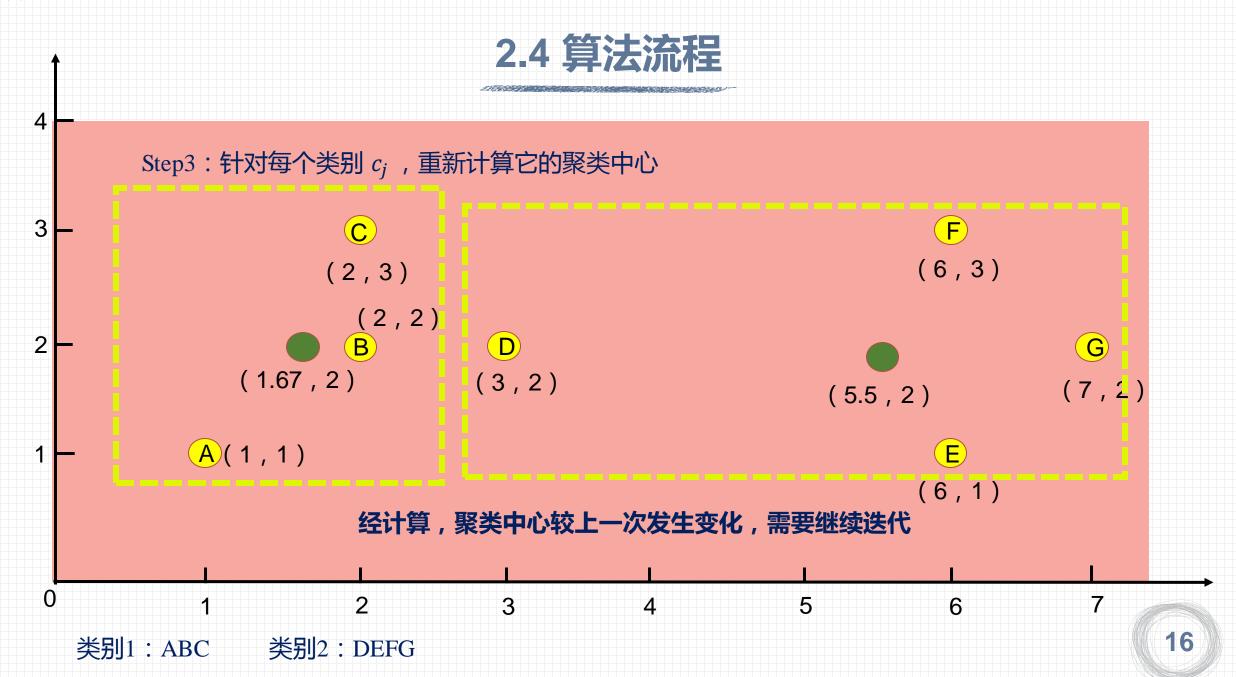
输出:聚类结果

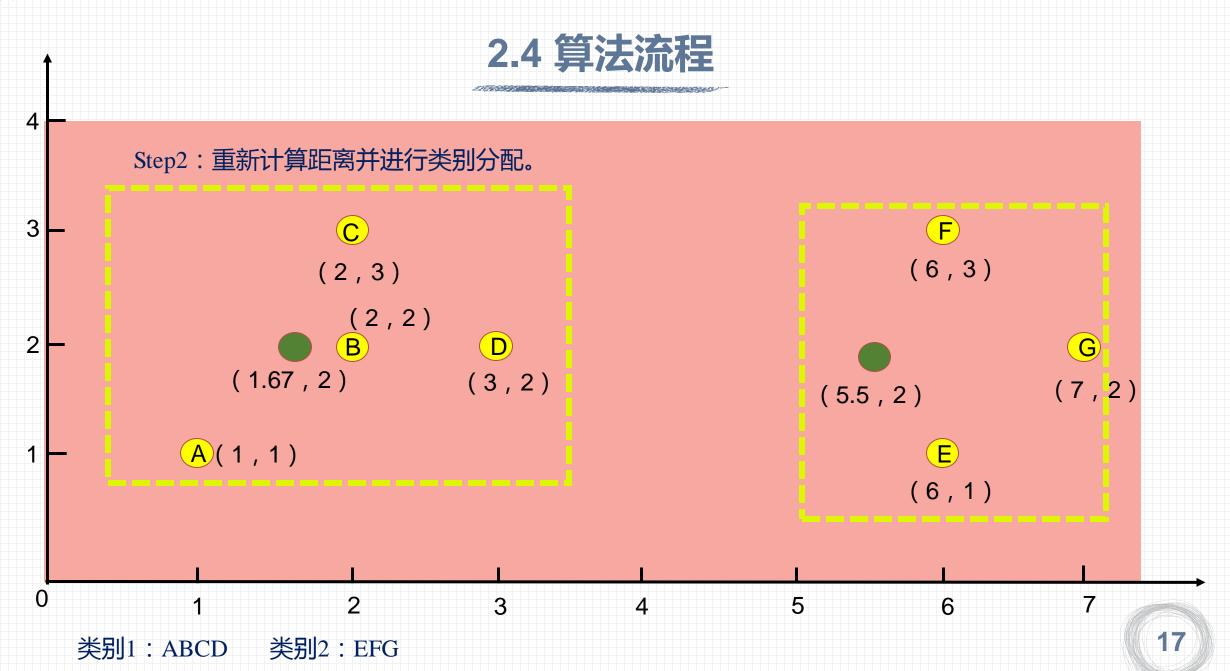


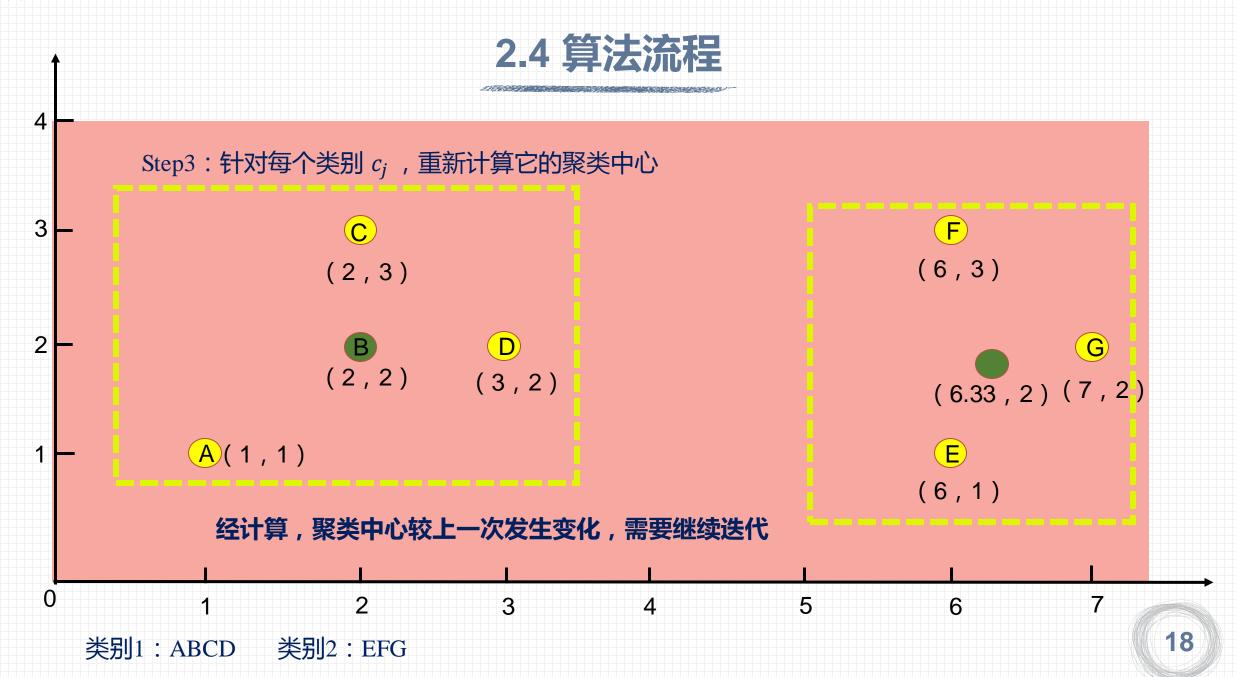


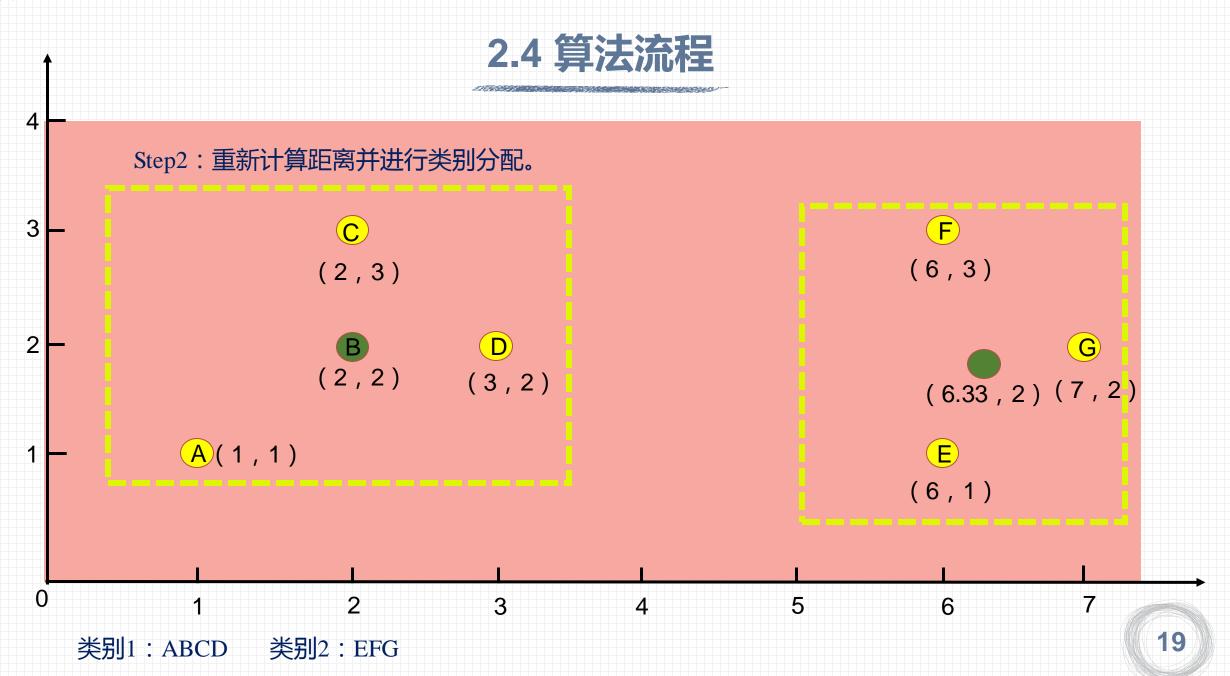


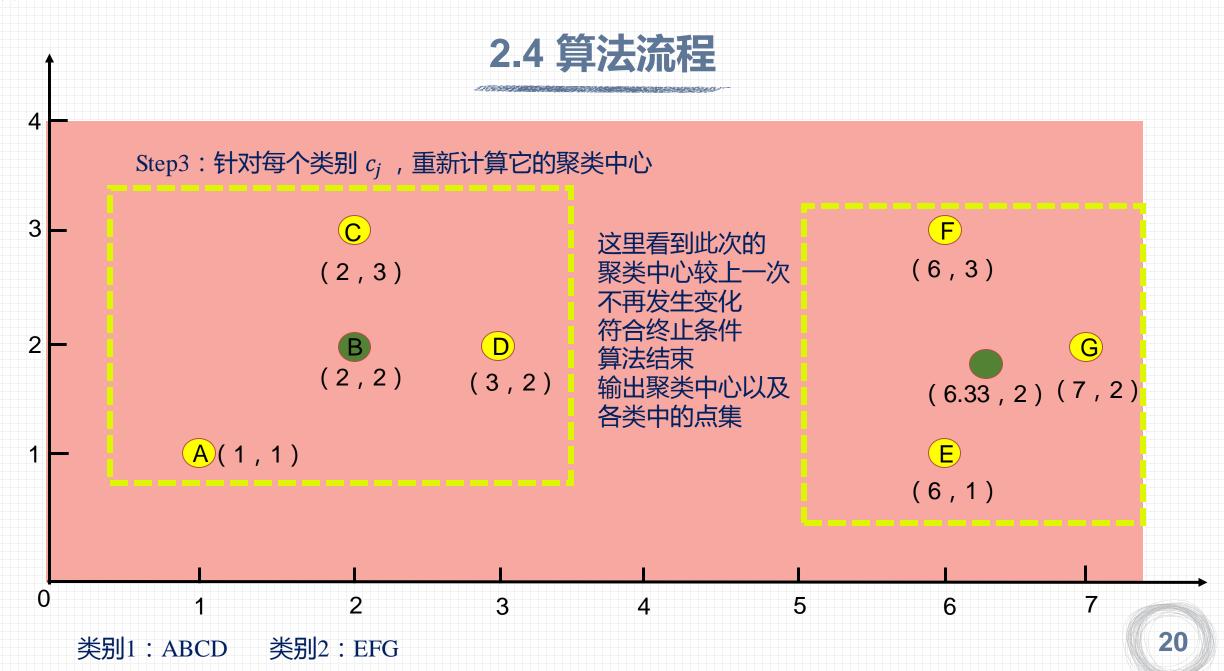


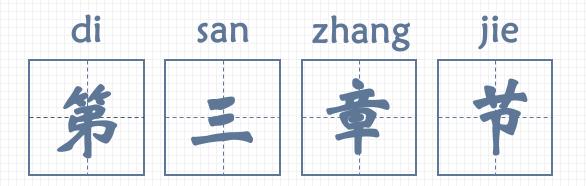












算法分析

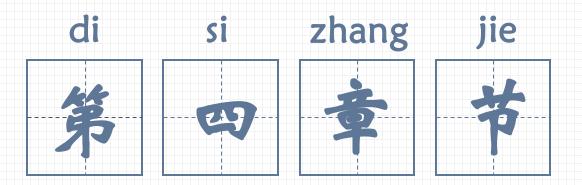
3.1 算法分析

优点:

- 1)原理比较简单,实现也是很容易,收敛速度快。
- 2)聚类效果较优。
- 3)算法的可解释度比较强。
- 4)主要需要调参的参数仅仅是簇数k。

缺点:

- 1) K值的选取不好把握。
- 2)初始聚类中心的选择
- 3)采用迭代方法,得到的结果不一定是全局最优解。
- 4)对噪音和异常点比较的敏感等

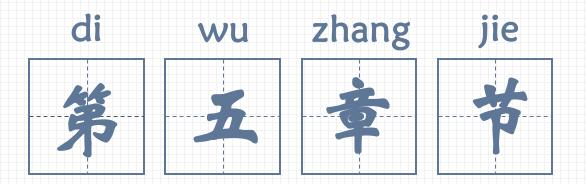


4.1 算法拓展

针对经典K-Means算法的缺点,很多前辈提出或者改进出了更加高效的聚类算法,如在K-Means基础上的K-Means++,K-Medoids。基于密度聚类的DBSCAN算法,DPC算法。基于图论的Single-link,complete-link等等。

以下是几篇这方面的文章,大家感兴趣可以看看。

- [1] https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.07.010
- [2] https://doi.org/10.1016/j.fss.2009.06.012
- [3] https://blog.csdn.net/tyh70537/article/details/76768802
- [4] https://wenku.baidu.com/view/3396bb4d6294dd88d0d26bee.html



5.1 案例实操

这一部分在下次视频中讲解,我们使用Python中经典机器学习第三方库scikit-learn,来操作一下。

需要做的准备是:

首先要有Python环境,最好可以安装上pycharm。

然后安装一下必要的库(以后也需要的):如numpy, pandas, xlrd, scikit-learn库等

如果你现在没有Python环境以及pycharm,或者不清楚第三方库如何安装,以及pip文件如何设置, pycharm的一些设置等,可以看一下我之前的基于Python实现网络爬虫的视频的第一课:

https://www.bilibili.com/video/BV1WV411U7LQ

同时如果有一些其他问题,可以联系我

QQ: 1366420642,Q群: 1019030249

欢迎大佬萌新加入

参 考 资 料

- 【1】https://zh.wikipedia.org/wiki/监督学习
- 【2】https://zh.wikipedia.org/wiki/欧几里得距离

道射游双观看