

# 聚类

1. 在无监督学习 (unsupervised learning) 中，训练样本的标记信息是未知的。
2. 无监督学习的目标：通过对无标记训练样本的学习来揭露数据的内在性质以及规律。
3. 一个经典的无监督学习任务：寻找数据的最佳表达 (representation)。常见的有：
  - 低维表达：试图将数据（位于高维空间）中的信息尽可能压缩在一个较低维空间中。
  - 稀疏表达：将数据嵌入到大多数项为零的一个表达中。该策略通常需要进行维度扩张。
  - 独立表达：使数据的各个特征相互独立。
4. 无监督学习应用最广的是聚类 (clustering)。
  - 给定数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ ，聚类试图将数据集中的样本划分为  $K$  个不相交的子集  $\{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ ，每个子集称为一个簇 cluster。其中： $\mathbb{C}_k \cap_{k \neq l} \mathbb{C}_l = \emptyset$ ， $\mathbb{D} = \bigcup_{k=1}^K \mathbb{C}_k$ 。
  - 通过这样的划分，每个簇可能对应于一个潜在的概念。这些概念对于聚类算法而言，事先可能是未知的。
  - 聚类过程仅仅能自动形成簇结构，簇所对应的概念语义需要由使用者来提供。
5. 通常用  $\lambda_i \in \{1, 2, \dots, K\}$  表示样本  $\vec{x}_i$  的簇标记 cluster label，即  $\vec{x}_i \in \mathbb{C}_{\lambda_i}$ 。于是数据集  $\mathbb{D}$  的聚类结果可以用包含  $N$  个元素的簇标记向量  $\vec{\lambda} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)^T$  来表示。
6. 聚类的作用：
  - 可以作为一个单独的过程，用于寻找数据内在的分布结构。
  - 也可以作为其他学习任务的前驱过程。如对数据先进行聚类，然后对每个簇单独训练模型。
7. 聚类问题本身是病态的。即：没有某个标准来衡量聚类的效果。
  - 可以简单的度量聚类的性质，如每个聚类的元素到该类中心点的平均距离。  
但是实际上不知道这个平均距离对应于真实世界的物理意义。
  - 可能很多不同的聚类都很好地对应了现实世界的某些属性，它们都是合理的。  
如：在图片识别中包含的图片有：红色卡车、红色汽车、灰色卡车、灰色汽车。可以聚类成：红色一类、灰色一类；也可以聚类成：卡车一类、汽车一类。  
解决该问题的一个做法是：利用深度学习来进行分布式表达，可以对每个车辆赋予两个属性：一个表示颜色、一个表示型号。

## 一、性能度量

1. 聚类的性能度量也称作聚类的有效性指标 validity index。
2. 直观上看，希望同一簇的样本尽可能彼此相似，不同簇的样本之间尽可能不同。即：簇内相似度 intra-cluster similarity 高，且簇间相似度 inter-cluster similarity 低。
3. 聚类的性能度量分两类：
  - 聚类结果与某个参考模型 reference model 进行比较，称作外部指标 external index。
  - 直接考察聚类结果而不利用任何参考模型，称作内部指标 internal index。

### 1.1 外部指标

1. 对于数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ ，假定通过聚类给出的簇划分为  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。参考模型给出的簇划分为  $\mathcal{C}^* = \{\mathbb{C}_1^*, \mathbb{C}_2^*, \dots, \mathbb{C}_{K'}^*\}$ ，其中  $K$  和  $K'$  不一定相等。

令  $\vec{\lambda}, \vec{\lambda}^*$  分别表示  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的簇标记向量。定义：

$$\begin{aligned} a &= |SS|, SS = \{(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \mid \lambda_i = \lambda_j, \lambda_i^* = \lambda_j^*, i < j\} \\ b &= |SD|, SD = \{(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \mid \lambda_i = \lambda_j, \lambda_i^* \neq \lambda_j^*, i < j\} \\ c &= |DS|, DS = \{(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \mid \lambda_i \neq \lambda_j, \lambda_i^* = \lambda_j^*, i < j\} \\ d &= |DD|, DD = \{(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \mid \lambda_i \neq \lambda_j, \lambda_i^* \neq \lambda_j^*, i < j\} \end{aligned}$$

其中  $|\cdot|$  表示集合的元素的个数。各集合的意义为：

- $SS$ : 包含了同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对。
- $SD$ : 包含了隶属于  $\mathcal{C}$ ，但是不隶属于  $\mathcal{C}^*$  的样本对。
- $DS$ : 包含了不隶属于  $\mathcal{C}$ ，但是隶属于  $\mathcal{C}^*$  的样本对。
- $DD$ : 包含了既不隶属于  $\mathcal{C}$ ，又不隶属于  $\mathcal{C}^*$  的样本对。

由于每个样本对  $(\vec{x}_i, \vec{x}_j), i < j$  仅能出现在一个集合中，因此有  $a + b + c + d = \frac{N(N-1)}{2}$ 。

2. 下述性能度量的结果都在  $[0, 1]$  之间。这些值越大，说明聚类的性能越好。

### 1.1.1 Jaccard系数

1. **Jaccard 系数 Jaccard Coefficient:JC** :

$$JC = \frac{a}{a + b + c}$$

它刻画了：所有的同类的样本对（要么在  $\mathcal{C}$  中属于同类，要么在  $\mathcal{C}^*$  中属于同类）中，同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对的比例。

### 1.1.2 FM指数

1. **FM 指数 Fowlkes and Mallows Index:FMI** :

$$FMI = \sqrt{\frac{a}{a+b} \cdot \frac{a}{a+c}}$$

它刻画的是：

- 在  $\mathcal{C}$  中同类的样本对中，同时隶属于  $\mathcal{C}^*$  的样本对的比例为  $p1 = \frac{a}{a+b}$ 。
- 在  $\mathcal{C}^*$  中同类的样本对中，同时隶属于  $\mathcal{C}$  的样本对的比例为  $p2 = \frac{a}{a+c}$ 。
- **FMI** 就是  $p1$  和  $p2$  的几何平均。

### 1.1.3 Rand指数

1. **Rand 指数 Rand Index:RI** :

$$RI = \frac{a+d}{N(N-1)/2}$$

它刻画的是：

- 同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的同类样本对（这种样本对属于同一个簇的概率最大）与既不隶属于  $\mathcal{C}$ 、又不隶属于

$\mathcal{C}^*$  的非同类样本对（这种样本对不是同一个簇的概率最大）之和，占所有样本对的比例。

- 这个比例其实也是聚类的可靠程度的度量。

#### 1.1.4 ARI指数

1. 使用 RI 有个问题：对于随机聚类， RI 指数不保证接近0（可能还很大）。

ARI 指数就通过利用随机聚类来解决这个问题。

2. 定义一致性矩阵为：

	$\mathbb{C}_1^*$	$\mathbb{C}_2^*$	...	$\mathbb{C}_{K'}^*$	sums
$\mathbb{C}_1$	$n_{1,1}$	$n_{1,2}$	...	$n_{1,K'}$	$s_1$
$\mathbb{C}_2$	$n_{2,1}$	$n_{2,2}$	...	$n_{2,K'}$	$s_2$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$\mathbb{C}_K$	$n_{K,1}$	$n_{K,2}$	...	$n_{K,K'}$	$s_K$
sums	$t_1$	$t_2$	...	$t_K$	$N$

其中：

- $s_i$  为属于簇  $\mathbb{C}_i$  的样本的数量，  $t_i$  为属于簇  $\mathbb{C}_i^*$  的样本的数量。
- $n_{i,j}$  为同时属于簇  $\mathbb{C}_i$  和簇  $\mathbb{C}_j^*$  的样本的数量。

则根据定义有：  $a = \sum_i \sum_j C_{n_{i,j}}^2$ ， 其中  $C_n^2 = \frac{n(n-1)}{2}$  表示组合数。数字 2 是因为需要提取两个样本组成样本对。

3. 定义 ARI 指数 Adjusted Rand Index :

$$ARI = \frac{\sum_i \sum_j C_{n_{i,j}}^2 - [\sum_i C_{s_i}^2 \times \sum_j C_{t_j}^2] / C_N^2}{\frac{1}{2} [\sum_i C_{s_i}^2 + \sum_j C_{t_j}^2] - [\sum_i C_{s_i}^2 \times \sum_j C_{t_j}^2] / C_N^2}$$

其中：

- $\sum_i \sum_j C_{n_{i,j}}^2$  : 表示同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对。
- $\frac{1}{2} [\sum_i C_{s_i}^2 + \sum_j C_{t_j}^2]$  : 表示最大的样本对。

即：无论如何聚类，同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对不会超过该数值。

- $[\sum_i C_{s_i}^2 \times \sum_j C_{t_j}^2] / C_N^2$  : 表示在随机划分的情况下，同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对的期望。

- 随机挑选一对样本，一共有  $C_N^2$  种情形。
- 这对样本隶属于  $\mathcal{C}$  中的同一个簇，一共有  $\sum_i C_{s_i}^2$  种可能。
- 这对样本隶属于  $\mathcal{C}^*$  中的同一个簇，一共有  $\sum_j C_{t_j}^2$  种可能。
- 这对样本隶属于  $\mathcal{C}$  中的同一个簇、且属于  $\mathcal{C}^*$  中的同一个簇，一共有  $\sum_i C_{s_i}^2 \times \sum_j C_{t_j}^2$  种可能。
- 则在随机划分的情况下，同时隶属于  $\mathcal{C}, \mathcal{C}^*$  的样本对的期望（平均样本对）为：  

$$[\sum_i C_{s_i}^2 \times \sum_j C_{t_j}^2] / C_N^2$$
。

## 1.2 内部指标

1. 对于数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ ，假定通过聚类给出的簇划分为  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

定义：

$$\begin{aligned}\text{avg}(\mathbb{C}_k) &= \frac{2}{|\mathbb{C}_k|(|\mathbb{C}_k| - 1)} \sum_{\vec{x}_i, \vec{x}_j \in \mathbb{C}_k, i \neq j} \text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j), \quad k = 1, 2, \dots, K \\ \text{diam}(\mathbb{C}_k) &= \max_{\vec{x}_i, \vec{x}_j \in \mathbb{C}_k, i \neq j} \text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j), \quad k = 1, 2, \dots, K \\ d_{min}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l) &= \min_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_k, \vec{x}_j \in \mathbb{C}_l} \text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j), \quad k, l = 1, 2, \dots, K; k \neq l \\ d_{cen}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l) &= \text{distance}(\vec{\mu}_k, \vec{\mu}_l), \quad k, l = 1, 2, \dots, K; k \neq l\end{aligned}$$

其中： $\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$  表示两点  $\vec{x}_i, \vec{x}_j$  之间的距离； $\vec{\mu}_k$  表示簇  $\mathbb{C}_k$  的中心点， $\vec{\mu}_l$  表示簇  $\mathbb{C}_l$  的中心点， $\text{distance}(\vec{\mu}_k, \vec{\mu}_l)$  表示簇  $\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l$  的中心点之间的距离。

上述定义的意义为：

- $\text{avg}(\mathbb{C}_k)$ ：簇  $\mathbb{C}_k$  中每对样本之间的平均距离。
- $\text{diam}(\mathbb{C}_k)$ ：簇  $\mathbb{C}_k$  中距离最远的两个点的距离。
- $d_{min}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l)$ ：簇  $\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l$  之间最近的距离。
- $d_{cen}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l)$ ：簇  $\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l$  中心点之间的距离。

### 1.2.1 DB指数

1. **DB 指数 Davies-Bouldin Index:DBI**：

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max_{k \neq l} \left( \frac{\text{avg}(\mathbb{C}_k) + \text{avg}(\mathbb{C}_l)}{d_{cen}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l)} \right)$$

其物理意义为：

- 给定两个簇，每个簇样本距离均值之和比上两个簇的中心点之间的距离作为度量。  
该度量越小越好。
- 给定一个簇  $k$ ，遍历其它的簇，寻找该度量的最大值。
- 对所有的簇，取其最大度量的均值。

2. 显然  $DBI$  越小越好。

- 如果每个簇样本距离均值越小（即簇内样本距离都很近），则  $DBI$  越小。
- 如果簇间中心点的距离越大（即簇间样本距离相互都很远），则  $DBI$  越小。

### 1.2.2 Dunn指数

1. **Dunn 指数 Dunn Index:DI**：

$$DI = \frac{\min_{k \neq l} d_{min}(\mathbb{C}_k, \mathbb{C}_l)}{\max_i \text{diam}(\mathbb{C}_i)}$$

其物理意义为：任意两个簇之间最近的距离的最小值，除以任意一个簇内距离最远的两个点的距离的最大值。

2. 显然  $DI$  越大越好。

- 如果任意两个簇之间最近的距离的最小值越大（即簇间样本距离相互都很远），则  $DI$  越大。
- 如果任意一个簇内距离最远的两个点的距离的最大值越小（即簇内样本距离都很近），则  $DI$  越大。

## 1.3 距离度量

1. 距离函数  $\text{distance}(\cdot, \cdot)$  常用的有以下距离：

- 闵可夫斯基距离 **Minkowski distance** :

给定样本  $\vec{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})^T$ ,  $\vec{x}_j = (x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,n})^T$ , 则闵可夫斯基距离定义为：

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \left( \sum_{d=1}^n |x_{i,d} - x_{j,d}|^p \right)^{1/p}$$

- 当  $p = 2$  时, 闵可夫斯基距离就是欧式距离 **Euclidean distance** :

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|_2 = \sqrt{\sum_{d=1}^n |x_{i,d} - x_{j,d}|^2}$$

- 当  $p = 1$  时, 闵可夫斯基距离就是曼哈顿距离 **Manhattan distance** :

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|_1 = \sum_{d=1}^n |x_{i,d} - x_{j,d}|$$

- **VDM 距离 Value Difference Metric** :

考虑非数值类属性 (如属性取值为: 中国, 印度, 美国, 英国), 令  $m_{d,a}$  表示  $x_d = a$  的样本数;  $m_{d,a,k}$  表示  $x_d = a$  且位于簇  $C_k$  中的样本的数量。则在属性  $d$  上的两个取值  $a, b$  之间的 **VDM** 距离为：

$$VDM_p(a, b) = \left( \sum_{k=1}^K \left| \frac{m_{d,a,k}}{m_{d,a}} - \frac{m_{d,b,k}}{m_{d,b}} \right|^p \right)^{1/p}$$

该距离刻画的是：属性取值在各簇上的频率分布之间的差异。

2. 当样本的属性为数值属性与非数值属性混合时, 可以将闵可夫斯基距离与 **VDM** 距离混合使用。

假设属性  $x_1, x_2, \dots, x_{n_c}$  为数值属性, 属性  $x_{n_c+1}, x_{n_c+2}, \dots, x_n$  为非数值属性。则：

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \left( \sum_{d=1}^{n_c} |x_{i,d} - x_{j,d}|^p + \sum_{d=n_c+1}^n VDM_p(x_{i,d}, x_{j,d})^p \right)^{1/p}$$

3. 当样本空间中不同属性的重要性不同时, 可以采用加权距离。

以加权闵可夫斯基距离为例：

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \left( \sum_{d=1}^n w_d \times |x_{i,d} - x_{j,d}|^p \right)^{1/p}$$
$$w_d \geq 0, d = 1, 2, \dots, n; \quad \sum_{d=1}^n w_d = 1$$

4. 这里的距离函数都是事先定义好的。在有些实际任务中, 有必要基于数据样本来确定合适的距离函数。这可以通过距离度量学习 **distance metric learning** 来实现。

5. 这里的距离度量满足三角不等式:  $\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \leq \text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_k) + \text{distance}(\vec{x}_k, \vec{x}_j)$ 。

在某些任务中, 根据数据的特点可能需要放松这一性质。如: 美人鱼 和 人 距离很近, 美人鱼 和 鱼 距离很近, 但是 人 和 鱼 的距离很远。这样的距离称作非度量距离 non-metric distance。

## 二、原型聚类

1. 原型聚类 prototype-based clustering 假设聚类结构能通过一组原型刻画。

常用的原型聚类有:

- k 均值算法 k-means 。
- 学习向量量化算法 Learning Vector Quantization: LVQ 。
- 高斯混合聚类 Mixture-of-Gaussian 。

### 2.1 k-means 算法

#### 2.1.1 k-means

1. 给定样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ , 假设一个划分为  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

定义该划分的平方误差为:

$$err = \sum_{k=1}^K \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_k} \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_k\|_2^2$$

其中  $\vec{\mu}_k = \frac{1}{|\mathbb{C}_k|} \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_k} \vec{x}_i$  是簇  $\mathbb{C}_k$  的均值向量。

- err 刻画了簇类样本围绕簇均值向量的紧密程度, 其值越小, 则簇内样本相似度越高。

◦ k-means 算法的优化目标为: 最小化 err。即:  $\min c \sum_{k=1}^K \sum_{\vec{x}_i \in C_k} \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_k\|_2^2$ 。

2. k-means 的优化目标需要考察  $\mathbb{D}$  的所有可能的划分, 这是一个 NP 难的问题。实际上 k-means 采用贪心策略, 通过迭代优化来近似求解。

- 首先假设一组均值向量。

- 然后根据假设的均值向量给出了  $\mathbb{D}$  的一个划分。

- 再根据这个划分来计算真实的均值向量:

- 如果真实的均值向量等于假设的均值向量, 则说明假设正确。根据假设均值向量给出的  $\mathbb{D}$  的一个划分确实是原问题的解。
- 如果真实的均值向量不等于假设的均值向量, 则可以将真实的均值向量作为新的假设均值向量, 继续迭代求解。

3. 这里的一个关键就是: 给定一组假设的均值向量, 如何计算出  $\mathbb{D}$  的一个簇划分?

k 均值算法的策略是: 样本离哪个簇的均值向量最近, 则该样本就划归到那个簇。

4. k-means 算法:

- 输入:

- 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ 。
- 聚类簇数  $K$ 。

- 输出: 簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

- 算法步骤:

- 从  $\mathbb{D}$  中随机选择  $K$  个样本作为初始均值向量  $\{\vec{\mu}_1, \vec{\mu}_2, \dots, \vec{\mu}_K\}$ 。
- 重复迭代直到算法收敛，迭代过程：
  - 初始化阶段：取  $\mathbb{C}_k = \phi, k = 1, 2, \dots, K$
  - 划分阶段：令  $i = 1, 2, \dots, N$ ：
    - 计算  $\vec{x}_i$  的簇标记： $\lambda_i = \arg \min_k \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_k\|_2, k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。  
即：将  $\vec{x}_i$  离哪个簇的均值向量最近，则该样本就标记为那个簇。
    - 然后将样本  $\vec{x}_i$  划入相应的簇： $\mathbb{C}_{\lambda_i} = \mathbb{C}_{\lambda_i} \cup \{\vec{x}_i\}$ 。
  - 重计算阶段：计算  $\hat{\vec{\mu}}_k$ ： $\hat{\vec{\mu}}_k = \frac{1}{|\mathbb{C}_k|} \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_k} \vec{x}_i$ 。
  - 终止条件判断：
    - 如果对所有的  $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ ，都有  $\hat{\vec{\mu}}_k = \vec{\mu}_k$ ，则算法收敛，终止迭代。
    - 否则重赋值  $\vec{\mu}_k = \hat{\vec{\mu}}_k$ 。

#### 5. **k-means** 优点：

- 计算复杂度低，为  $O(N \times K \times q)$ ，其中  $q$  为迭代次数。
- 通常  $K$  和  $q$  要远远小于  $N$ ，此时复杂度相当于  $O(N)$ 。
- 思想简单，容易实现。

#### 6. **k-means** 缺点：

- 需要首先确定聚类的数量  $K$ 。
- 分类结果严重依赖于分类中心的初始化。  
通常进行多次 **k-means**，然后选择最优的那次作为最终聚类结果。
- 结果不一定是全局最优的，只能保证局部最优。
- 对噪声敏感。因为簇的中心是取平均，因此聚类簇很远地方的噪音会导致簇的中心点偏移。
- 无法解决不规则形状的聚类。
- 无法处理离散特征，如：**国籍、性别** 等。

#### 7. **k-means** 性质：

- **k-means** 实际上假设数据是呈现球形分布，实际任务中很少有这种情况。  
与之相比，**GMM** 使用更加一般的数据表示，即高斯分布。
- **k-means** 假设各个簇的先验概率相同，但是各个簇的数据量可能不均匀。
- **k-means** 使用欧式距离来衡量样本与各个簇的相似度。这种距离实际上假设数据的各个维度对于相似度的作用是相同的。
- **k-means** 中，各个样本点只属于与其相似度最高的那个簇，这实际上是**硬** 分簇。
- **k-means** 算法的迭代过程实际上等价于**EM** 算法。具体参考**EM** 算法章节。

### 2.1.2 k-means++

1. **k-means++** 属于 **k-means** 的变种，它主要解决 **k-means** 严重依赖于分类中心初始化的问题。
2. **k-means++** 选择初始均值向量时，尽量安排这些初始均值向量之间的距离尽可能的远。

### 3. k-means++ 算法：

- 输入：

- 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ 。
- 聚类簇数  $K$ 。

- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

- 算法步骤：

- 从  $\mathbb{D}$  中随机选择1个样本作为初始均值向量组  $\{\vec{\mu}_1, \dots\}$ 。

- 迭代，直到初始均值向量组有  $K$  个向量。

假设初始均值向量组为  $\{\vec{\mu}_1, \dots, \vec{\mu}_m\}$ 。迭代过程如下：

- 对每个样本  $\vec{x}_i$ ，分别计算其距  $\vec{\mu}_1, \dots, \vec{\mu}_m$  的距离。这些距离的最小值记做  $d_i = \min_{\vec{\mu}_j} \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_j\|$ 。
- 对样本  $\vec{x}_i$ ，其设置为初始均值向量的概率正比于  $d_i$ 。即：离所有的初始均值向量越远，则越可能被选中为下一个初始均值向量。
- 以概率分布  $P = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ （未归一化的）随机挑选一个样本作为下一个初始均值向量  $\vec{\mu}_{m+1}$ 。

- 一旦挑选出初始均值向量组  $\{\vec{\mu}_1, \dots, \vec{\mu}_K\}$ ，剩下的迭代步骤与 k-means 相同。

## 2.1.3 k-modes

1. k-modes 属于 k-means 的变种，它主要解决 k-means 无法处理离散特征的问题。

2. k-modes 与 k-means 有两个不同点（假设所有特征都是离散特征）：

- 距离函数不同。在 k-modes 算法中，距离函数为：

$$\text{distance}(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \sum_{d=1}^n I(x_{i,d} = x_{j,d})$$

其中  $I(\cdot)$  为示性函数。

上式的意义为：样本之间的距离等于它们之间不同属性值的个数。

- 簇中心的更新规则不同。在 k-modes 算法中，簇中心每个属性的取值为：簇内该属性出现频率最大的那个值。

$$\hat{\mu}_{k,d} = \arg \max_v \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_k} I(x_{i,d} = v)$$

其中  $v$  的取值空间为所有样本在第  $d$  个属性上的取值。

## 2.1.4 k-medoids

1. k-medoids 属于 k-means 的变种，它主要解决 k-means 对噪声敏感的问题。

2. k-medoids 算法：

- 输入：

- 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ 。

- 聚类簇数  $K$ 。

- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

◦ 算法步骤：

- 从  $\mathbb{D}$  中随机选择  $K$  个样本作为初始均值向量  $\{\vec{\mu}_1, \vec{\mu}_2, \dots, \vec{\mu}_K\}$ 。
- 重复迭代直到算法收敛，迭代过程：
  - 初始化阶段：取  $\mathbb{C}_k = \phi, k = 1, 2, \dots, K$ 。
  - 遍历每个样本  $\vec{x}_i, i = 1, 2, \dots, N$ ，计算它的簇标记：  
 $\lambda_i = \arg \min_k \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_k\|_2, k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。即：将  $\vec{x}_i$  离哪个簇的均值向量最近，则该样本就标记为那个簇。
  - 然后将样本  $\vec{x}_i$  划入相应的簇： $\mathbb{C}_{\lambda_i} = \mathbb{C}_{\lambda_i} \cup \{\vec{x}_i\}$ 。
  - 重计算阶段：
    - 遍历每个簇  $\mathbb{C}_k, k = 1, 2, \dots, K$ ：
      - 计算簇心  $\vec{\mu}_k$  距离簇内其它点的距离  $d_{\mu}^{(k)} = \sum_{\vec{x}_j^{(k)} \in \mathbb{C}_k} \|\vec{\mu}_k - \vec{x}_j^{(k)}\|$ 。
      - 计算簇  $\mathbb{C}_k$  内每个点  $\vec{x}_i^{(k)}$  距离簇内其它点的距离  $d_i^{(k)} = \sum_{\vec{x}_j^{(k)} \in \mathbb{C}_k} \|\vec{x}_i^{(k)} - \vec{x}_j^{(k)}\|$ 。
      - 如果  $d_i^{(k)} < d_{\mu}^{(k)}$ ，则重新设置簇中心： $\vec{\mu}_k = \vec{x}_i^{(k)}, d_{\mu}^{(k)} = d_i^{(k)}$ 。
    - 终止条件判断：遍历一轮簇  $\mathbb{C}_1, \dots, \mathbb{C}_K$  之后，簇心保持不变。

3. **k-medoids** 算法在计算新的簇心时，不再通过簇内样本的均值来实现，而是挑选簇内距离其它所有点都最近的样本来实现。这就减少了孤立噪声带来的影响。
4. **k-medoids** 算法复杂度较高，为  $O(N^2)$ 。其中计算代价最高的是计算每个簇内每对样本之间的距离。  
通常会在算法开始时计算一次，然后将结果缓存起来，以便后续重复使用。

## 2.1.5 mini-batch k-means

1. **mini-batch k-means** 属于 **k-means** 的变种，它主要用于减少 **k-means** 的计算时间。
2. **mini-batch k-means** 算法每次训练时随机抽取小批量的数据，然后用这个小批量数据训练。这种做法减少了 **k-means** 的收敛时间，其效果略差于标准算法。
3. **mini-batch k-means** 算法：

- 输入：
  - 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ 。
  - 聚类簇数  $K$ 。
- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。
- 算法步骤：
  - 从  $\mathbb{D}$  中随机选择  $K$  个样本作为初始均值向量  $\{\vec{\mu}_1, \vec{\mu}_2, \dots, \vec{\mu}_K\}$ 。
  - 重复迭代直到算法收敛，迭代过程：
    - 初始化阶段：取  $\mathbb{C}_k = \phi, k = 1, 2, \dots, K$
    - 划分阶段：随机挑选一个 **Batch** 的样本集合  $\mathbb{B} = \vec{x}_{b_1}, \dots, \vec{x}_{b_M}$ ，其中  $M$  为批大小。
      - 计算  $\vec{x}_i, i = b_1, \dots, b_M$  的簇标记：  
 $\lambda_i = \arg \min_k \|\vec{x}_i - \vec{\mu}_k\|_2, k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。
      - 即：将  $\vec{x}_i$  离哪个簇的均值向量最近，则该样本就标记为那个簇。

- 然后将样本  $\vec{x}_i, i = b_1, \dots, b_M$  划入相应的簇:  $C_{\lambda_i} = C_{\lambda_i} \cup \{\vec{x}_i\}$ 。
- 重计算阶段: 计算  $\hat{\mu}_k : \hat{\mu}_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{\vec{x}_i \in C_k} \vec{x}_i$ 。
- 终止条件判断:
  - 如果对所有的  $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ , 都有  $\hat{\mu}_k = \vec{\mu}_k$ , 则算法收敛, 终止迭代。
  - 否则重赋值  $\vec{\mu}_k = \hat{\mu}_k$ 。

## 2.2 学习向量量化

- 与一般聚类算法不同, 学习向量量化 Learning Vector Quantization: LVQ 假设数据样本带有类别标记, 学习过程需要利用样本的这些监督信息来辅助聚类。
- 给定样本集  $\mathbb{D} = \{(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), \dots, (\vec{x}_N, y_N)\}, \vec{x} \in \mathcal{X}, y \in \mathcal{Y}$ , LVQ 的目标是从特征空间中挑选一组样本作为原型向量  $\{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_Q\}$ 。
  - 每个原型向量代表一个聚类簇, 簇标记  $y_{p_q} \in \mathcal{Y}, q = 1, 2, \dots, Q$ 。即: 簇标记从类别标记中选取。
  - 原型向量从特征空间中取得, 它们不一定就是  $\mathbb{D}$  中的某个样本。
- LVQ 的想法是: 通过从样本中挑选一组样本作为原型向量  $\{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_Q\}$ , 可以实现对样本空间  $\mathcal{X}$  的簇划分。
  - 对任意样本  $\vec{x}$ , 它被划入与距离最近的原型向量所代表的簇中。
  - 对于每个原型向量  $\vec{p}_q$ , 它定义了一个与之相关的一个区域  $R_q$ , 该区域中每个样本与  $\vec{p}_q$  的距离都不大于它与其他原型向量  $\vec{p}_{q'}$  的距离。

$$R_q = \{\vec{x} \in \mathcal{X} \mid \|\vec{x} - \vec{p}_q\|_2 \leq \min_{q' \neq q} \|\vec{x} - \vec{p}_{q'}\|_2\}$$

- 区域  $\{R_1, R_2, \dots, R_Q\}$  对样本空间  $\mathcal{X}$  形成了一个簇划分, 该划分通常称作 Voronoi 割分。
- 问题是如何从样本中挑选一组样本作为原型向量? LVQ 的思想是:
  - 首先挑选一组样本作为假设的原型向量。
  - 然后对于训练集中的每一个样本  $\vec{x}_i$ , 找出假设的原型向量中, 距离该样本最近的原型向量  $\vec{p}_{q_i}$ :
    - 如果  $\vec{x}_i$  的标记与  $\vec{p}_{q_i}$  的标记相同, 则更新  $\vec{p}_{q_i}$ , 将该原型向量更靠近  $\vec{x}_i$ 。
    - 如果  $\vec{x}_i$  的标记与  $\vec{p}_{q_i}$  的标记不相同, 则更新  $\vec{p}_{q_i}$ , 将该原型向量更远离  $\vec{x}_i$ 。
  - 不停进行这种更新, 直到迭代停止条件 (如以到达最大迭代次数, 或者原型向量的更新幅度很小)。

### 5. LVQ 算法:

- 输入:
  - 样本集  $\mathbb{D} = \{(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), \dots, (\vec{x}_N, y_N)\}$
  - 原型向量个数  $Q$
  - 各原型向量预设的类别标记  $\{y_{p_1}, y_{p_2}, \dots, y_{p_Q}\}$
  - 学习率  $\eta \in (0, 1)$
- 输出: 原型向量  $\{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_Q\}$
- 算法步骤:
  - 依次随机从类别  $\{y_{p_1}, y_{p_2}, \dots, y_{p_Q}\}$  中挑选一个样本, 初始化一组原型向量  $\{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_Q\}$ 。

■ 重复迭代，直到算法收敛。迭代过程如下：

- 从样本集  $\mathbb{D}$  中随机选取样本  $(\vec{x}_i, y_i)$ ，挑选出距离  $(\vec{x}_i, y_i)$  最近的原型向量  $\vec{p}_{q_i}$ ：  

$$q_i = \arg \min_q \|\vec{x}_i - \vec{p}_q\|.$$
- 如果  $\vec{p}_{q_i}$  的类别等于  $y_i$ ，则： $\vec{p}_{q_i} \leftarrow \vec{p}_{q_i} + \eta(\vec{x}_i - \vec{p}_{q_i})$ 。
- 如果  $\vec{p}_{q_i}$  的类别不等于  $y_i$ ，则： $\vec{p}_{q_i} \leftarrow \vec{p}_{q_i} - \eta(\vec{x}_i - \vec{p}_{q_i})$ 。

6. 在原型向量的更新过程中：

- 如果  $\vec{p}_{q_i}$  的类别等于  $y_i$ ，则更新后， $\vec{p}_{q_i}$  与  $\vec{x}_i$  距离为：

$$\|\vec{p}_{q_i} - \vec{x}_i\|_2 = \|\vec{p}_{q_i} + \eta(\vec{x}_i - \vec{p}_{q_i}) - \vec{x}_i\|_2 = (1 - \eta)\|\vec{p}_{q_i} - \vec{x}_i\|_2$$

则更新后的原型向量  $\vec{p}_{q_i}$  距离  $\vec{x}_i$  更近。

- 如果  $\vec{p}_{q_i}$  的类别不等于  $y_i$ ，则更新后， $\vec{p}_{q_i}$  与  $\vec{x}_i$  距离为：

$$\|\vec{p}_{q_i} - \vec{x}_i\|_2 = \|\vec{p}_{q_i} - \eta(\vec{x}_i - \vec{p}_{q_i}) - \vec{x}_i\|_2 = (1 + \eta)\|\vec{p}_{q_i} - \vec{x}_i\|_2$$

则更新后的原型向量  $\vec{p}_{q_i}$  距离  $\vec{x}_i$  更远。

7. 这里有一个隐含假设：即计算得到的样本  $\vec{p}_{q_i} \pm \eta(\vec{x}_i - \vec{p}_{q_i})$ （该样本可能不在样本集中）的标记就是更新之前  $\vec{p}_{q_i}$  的标记。

即：更新操作只改变原型向量的样本值，但是不改变该原型向量的标记。

## 2.3 高斯混合聚类

1. 高斯混合聚类采用概率模型来表达聚类原型。

2. 对于  $n$  维样本空间  $\mathcal{X}$  中的随机向量  $\vec{x}$ ，若  $\vec{x}$  服从高斯分布，则其概率密度函数为：

$$p(\vec{x} | \vec{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu})\right)$$

其中  $\vec{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)^T$  为  $n$  维均值向量， $\Sigma$  是  $n \times n$  的协方差矩阵。 $\vec{x}$  的概率密度函数由参数  $\vec{\mu}, \Sigma$  决定。

3. 定义高斯混合分布： $p_{\mathcal{M}} = \sum_{k=1}^K \alpha_k p(\vec{x} | \vec{\mu}_k, \Sigma_k)$ 。该分布由  $K$  个混合成分组成，每个混合成分对应一个高斯分布。其中：

- $\vec{\mu}_k, \Sigma_k$  是第  $k$  个高斯混合成分的参数。
- $\alpha_k > 0$  是相应的混合系数，满足  $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$ 。

4. 假设训练集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$  的生成过程是由高斯混合分布给出。

令随机变量  $Z \in \{1, 2, \dots, K\}$  表示生成样本  $\vec{x}$  的高斯混合成分序号， $Z$  的先验概率  $P(Z = k) = \alpha_k$ 。

生成样本的过程分为两步：

- 首先根据概率分布  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K$  生成随机变量  $Z$ 。
- 再根据  $Z$  的结果，比如  $Z = k$ ，根据概率  $p(\vec{x} | \vec{\mu}_k, \Sigma_k)$  生成样本。

5. 根据贝叶斯定理，若已知输出为  $\vec{x}_i$ ，则  $Z$  的后验分布为：

$$p_{\mathcal{M}}(Z = k | \vec{x}_i) = \frac{P(Z = k)p_{\mathcal{M}}(\vec{x}_i | Z = k)}{p_{\mathcal{M}}(\vec{x}_i)} = \frac{\alpha_k p(\vec{x}_i | \vec{\mu}_k, \Sigma_k)}{\sum_{l=1}^K \alpha_l p(\vec{x}_i | \vec{\mu}_l, \Sigma_l)}$$

其物理意义为：所有导致输出为  $\vec{x}_i$  的情况下， $Z = k$  发生的概率。

6. 当高斯混合分布已知时，高斯混合聚类将样本集  $\mathbb{D}$  划分成  $K$  个簇  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$ 。

对于每个样本  $\vec{x}_i$ ，给出它的簇标记  $\lambda_i$  为：

$$\lambda_i = \arg \max_k p_{\mathcal{M}}(Z = k | \vec{x}_i)$$

即：如果  $\vec{x}_i$  最有可能是  $Z = k$  产生的，则将该样本划归到簇  $\mathbb{C}_k$ 。

这就是通过最大后验概率确定样本所属的聚类。

7. 现在的问题是，如何学习高斯混合分布的参数。由于涉及到隐变量  $Z$ ，可以采用 EM 算法求解。

具体求解参考 EM 算法的章节部分。

## 三、密度聚类

1. 密度聚类 density-based clustering 假设聚类结构能够通过样本分布的紧密程度确定。
2. 密度聚类算法从样本的密度的角度来考察样本之间的可连接性，并基于可连接样本的不断扩张聚类簇，从而获得最终的聚类结果。

### 3.1 DBSCAN 算法

1. DBSCAN 是一种著名的密度聚类算法，它基于一组邻域参数  $(\epsilon, MinPts)$  来刻画样本分布的紧密程度。

2. 给定数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$ ，定义：

◦  $\epsilon$ -邻域： $N_{\epsilon}(\vec{x}_i) = \{\vec{x}_j \in \mathbb{D} \mid distance(\vec{x}_i, \vec{x}_j) \leq \epsilon\}$ 。

即： $N_{\epsilon}(\vec{x}_i)$  包含了样本集  $\mathbb{D}$  中与  $\vec{x}_i$  距离不大于  $\epsilon$  的所有的样本。

◦ 核心对象 core object：若  $|N_{\epsilon}(\vec{x}_i)| \geq MinPts$ ，则称  $\vec{x}_i$  是一个核心对象。

即：若  $\vec{x}_i$  的  $\epsilon$ -邻域中至少包含  $MinPts$  个样本，则  $\vec{x}_i$  是一个核心对象。

◦ 密度直达 directyl density-reachable：若  $\vec{x}_i$  是一个核心对象，且  $\vec{x}_j \in N_{\epsilon}(\vec{x}_i)$ ，则称  $\vec{x}_j$  由  $\vec{x}_i$  密度直达，记作  $\vec{x}_i \rightarrow \vec{x}_j$ 。

◦ 密度可达 density-reachable：对于  $\vec{x}_i$  和  $\vec{x}_j$ ，若存在样本序列  $(\vec{p}_0, \vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_m, \vec{p}_{m+1})$ ，其中  $\vec{p}_0 = \vec{x}_i, \vec{p}_{m+1} = \vec{x}_j, \vec{p}_s \in \mathbb{D}$ ，如果  $\vec{p}_{s+1}$  由  $\vec{p}_s$  密度直达，则称  $\vec{x}_j$  由  $\vec{x}_i$  密度可达，记作  $\vec{x}_i \rightsquigarrow \vec{x}_j$ 。

◦ 密度相连 density-connected：对于  $\vec{x}_i$  和  $\vec{x}_j$ ，若存在  $\vec{x}_k$ ，使得  $\vec{x}_i$  与  $\vec{x}_j$  均由  $\vec{x}_k$  密度可达，则称  $\vec{x}_i$  与  $\vec{x}_j$  密度相连，记作  $\vec{x}_i \sim \vec{x}_j$ 。

3. DBSCAN 算法的簇定义：给定邻域参数  $(\epsilon, MinPts)$ ，一个簇  $\mathbb{C} \subseteq \mathbb{D}$  是满足下列性质的非空样本子集：

◦ 连接性 connectivity：若  $\vec{x}_i \in \mathbb{C}, \vec{x}_j \in \mathbb{C}$ ，则  $\vec{x}_i \sim \vec{x}_j$ 。

◦ 最大性 maximality：若  $\vec{x}_i \in \mathbb{C}$ ，且  $\vec{x}_i \rightsquigarrow \vec{x}_j$ ，则  $\vec{x}_j \in \mathbb{C}$ 。

即一个簇是由密度可达关系导出的最大的密度相连样本集合。

4. DBSCAN 算法的思想：若  $\vec{x}$  为核心对象，则  $\vec{x}$  密度可达的所有样本组成的集合记作  $\mathbb{X} = \{\vec{x}' \in \mathbb{D} \mid \vec{x} \rightsquigarrow \vec{x}'\}$ 。可以证明： $\mathbb{X}$  就是满足连接性与最大性的簇。

于是 DBSCAN 算法首先任选数据集中的一个核心对象作为种子 seed，再由此出发确定相应的聚类簇。

5. DBSCAN 算法：

- 输入：
  - 数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$
  - 邻域参数  $(\epsilon, MinPts)$
- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$

- 算法步骤：
  - 初始化核心对象集合为空集： $\Omega = \phi$
  - 寻找核心对象：
    - 遍历所有的样本点  $\vec{x}_i, i = 1, 2, \dots, N$ , 计算  $N_\epsilon(\vec{x}_i)$
    - 如果  $|N_\epsilon(\vec{x}_i)| \geq MinPts$ , 则  $\Omega = \Omega \cup \{\vec{x}_i\}$
  - 迭代：以任一未访问过的核心对象为出发点，找出有其密度可达的样本生成的聚类簇，直到所有核心对象都被访问为止。

#### 6. 注意：

- 若在核心对象  $\vec{o}_1$  的寻找密度可达的样本的过程中，发现核心对象  $\vec{o}_2$  是由  $\vec{o}_1$  密度可达的，且  $\vec{o}_2$  尚未被访问，则将  $\vec{o}_2$  加入  $\vec{o}_1$  所属的簇，并且标记  $\vec{o}_2$  为已访问。
- 对于  $\mathbb{D}$  中的样本点，它只可能属于某一个聚类簇。因此在核心对象  $\vec{o}_i$  的寻找密度可达的样本的过程中，它只能在标记为未访问的样本中寻找（标记为已访问的样本已经属于某个聚类簇了）。

#### 7. DBSCAN 算法的优点：

- 簇的数量由算法自动确定，无需人工指定。
- 基于密度定义，能够对抗噪音。
- 可以处理任意形状和大小的簇。

#### 8. DBSCAN 算法的缺点：

- 若样本集的密度不均匀，聚类间距差相差很大时，聚类质量较差。因为此时参数  $\epsilon$  和  $MinPts$  的选择比较困难。
- 无法应用于密度不断变化的数据集中。

## 3.2 Mean-Shift 算法

1. Mean-Shift 是基于核密度估计的爬山算法，可以用于聚类、图像分割、跟踪等领域。

2. 给定  $n$  维空间的  $N$  个样本组成的数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$ ，给定一个中心为  $\vec{x}$ 、半径为  $h$  的球形区域  $\mathbb{S}$ （称作“兴趣域”），定义其 mean shift 向量为： $\vec{M}(\vec{x}) = \frac{1}{|\mathbb{S}|} \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} (\vec{x}_i - \vec{x})$ 。

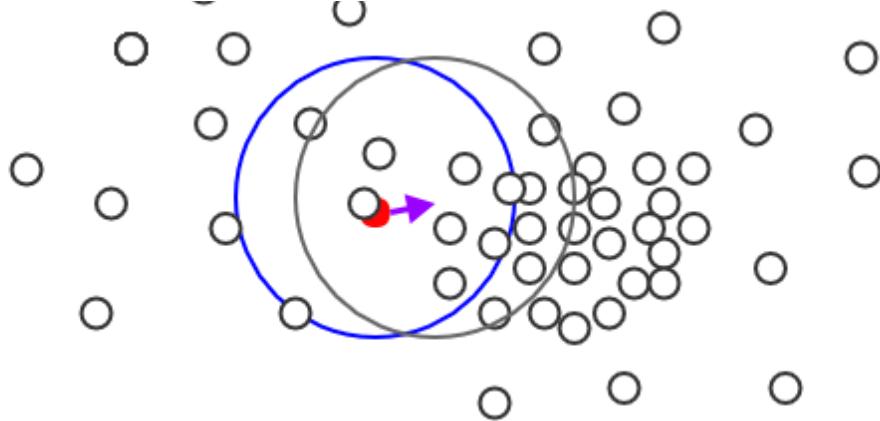
3. Mean-Shift 算法的基本思路是：

- 首先任选一个点作为聚类的中心来构造“兴趣域”。
- 然后计算当前的 mean shift 向量，“兴趣域”的中心移动为： $\vec{x} \leftarrow \vec{x} + \vec{M}(\vec{x})$ 。  
移动过程中，“兴趣域”范围内的所有样本都标记为同一个簇。
- 如果 mean shift 向量为 0，则停止移动，说明“兴趣域”已到达数据点最密集的区域。

因此 Mean-Shift 会向着密度最大的区域移动。

下图中：蓝色为当前的“兴趣域”，红色为当前的中心点  $\vec{x}$ ；紫色向量为 mean shift 向量  $\vec{M}(\vec{x})$ ，灰色为移动之后的“兴趣域”。





4. 在计算 `mean shift` 向量的过程中假设每个样本的作用都是相等的。实际上随着样本与中心点的距离不同，样本对于 `mean shift` 向量的贡献不同。

定义高斯核函数为： $g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{x^2}{2})$ ，则重新 `mean shift` 向量定义为：

$$\vec{M}(\vec{x}) = \vec{m}(\vec{x}) - \vec{x}, \quad \vec{m}(\vec{x}) = \frac{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} \vec{x}_i g\left(\left|\frac{\vec{x}_i - \vec{x}}{h}\right|^2\right)}{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} g\left(\left|\frac{\vec{x}_i - \vec{x}}{h}\right|^2\right)}$$

其中  $h$  称做带宽。 $\left|\frac{\vec{x}_i - \vec{x}}{h}\right|$  刻画了样本  $\vec{x}_i$  距离中心点  $\vec{x}$  相对于半径  $h$  的相对距离。

5. `Mean_Shift` 算法：

- 输入：

- 数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$
- 带宽参数  $h$
- 迭代阈值  $\epsilon_1$ ，簇阈值  $\epsilon_2$
- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots\}$

- 算法步骤：

迭代，直到所有的样本都被访问过。迭代过程为（设已有的簇为  $1, 2, \dots, L-1$ ）：

- 在未访问过的样本中随机选择一个点作为中心点  $\vec{x}$ ，找出距它半径为  $h$  的兴趣域，记做  $\mathbb{S}$ 。
- 将  $\mathbb{S}$  中的样本的簇标记设置为  $L$ （一个新的簇）。
- 计算当前的 `mean shift` 向量，兴趣域中心的移动为：

$$\vec{x} \leftarrow \vec{x} + \vec{M}(\vec{x}) = \vec{m}(\vec{x}) = \frac{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} \vec{x}_i g\left(\left|\frac{\vec{x}_i - \vec{x}}{h}\right|^2\right)}{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} g\left(\left|\frac{\vec{x}_i - \vec{x}}{h}\right|^2\right)}$$

在移动过程中，兴趣域内的所有点标记为 `访问过`，并且将它们的簇标记设置为  $L$ 。

- 如果  $\|\vec{M}(\vec{x})\| \leq \epsilon_1$ ，则本次结束本次迭代。
- 设已有簇中，簇  $l$  的中心点  $\vec{x}^{(l)}$  与  $\vec{x}$  距离最近，如果  $\|\vec{x}^{(l)} - \vec{x}\| \leq \epsilon_2$ ，则将当前簇和簇  $l$  合并。

合并时，当前簇中的样本的簇标记重新修改为  $l$ 。

当所有的样本都被访问过时，重新分配样本的簇标记（因为可能有的样本被多个簇标记过）：若样本被多个簇标记过，则选择最大的那个簇作为该样本的簇标记。即：尽可能保留大的簇。

6. 可以证明：`Mean_Shift` 算法每次移动都是向着概率密度函数增加的方向移动。

在  $n$  维欧式空间中，对空间中的点  $\vec{x}$  的概率密度估计为：

$$\hat{f}(\vec{x}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K_H(\vec{x} - \vec{x}_i), \quad K_H(\vec{x}) = |\mathbf{H}|^{-\frac{1}{2}} K(\mathbf{H}^{-\frac{1}{2}} \vec{x})$$

其中：

- $K(\vec{x})$  表示空间中的核函数， $\mathbf{H}$  为带宽矩阵。
- 通常  $K(\cdot)$  采用放射状对称核函数  $K(\vec{x}) = c_k \times k(||\vec{x}||^2)$ ， $k(\cdot)$  为  $K(\cdot)$  的轮廓函数， $c_k$ （一个正数）为标准化常数从而保证  $K(\vec{x})$  的积分为 1。
- 通常带宽矩阵采用  $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$ ， $h$  为带宽参数。

因此有： $\hat{f}(\vec{x}) = \frac{c_k}{Nh^n} \sum_{k=1}^N k\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)$ 。则有梯度：

$$\nabla_{\vec{x}} \hat{f}(\vec{x}) = \frac{2c_k}{Nh^{n+2}} \sum_{k=1}^N (\vec{x} - \vec{x}_i) k'\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)$$

记  $k(\cdot)$  的导数为  $g(\cdot) = k'(\cdot)$ 。取  $g(\cdot)$  为新的轮廓函数， $c_g$ （一个正数）为新的标准化常数， $G(\vec{x}) = c_g \times g(||\vec{x}||^2)$ 。

则有：

$$\begin{aligned} \nabla_{\vec{x}} \hat{f}(\vec{x}) &= \frac{2c_k}{Nh^{n+2}} \sum_{i=1}^N (\vec{x} - \vec{x}_i) g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right) \\ &= \frac{2c_k}{h^2 c_g} \left[ \frac{c_g}{Nh^n} \sum_{i=1}^N g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right) \right] \left[ \frac{\sum_{i=1}^N \vec{x}_i g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)}{\sum_{i=1}^N g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)} - \vec{x} \right] \end{aligned}$$

定义  $\hat{f}_g(\vec{x}) = \frac{c_g}{Nh^n} \sum_{i=1}^N g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)$ ，则它表示基于核函数  $G(\cdot)$  的概率密度估计，始终为非负数。

根据前面定义： $\vec{M}(\vec{x}) = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{x}_i g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)}{\sum_{i=1}^N g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right|\right|^2\right)} - \vec{x}$ ，则有： $\nabla_{\vec{x}} \hat{f}(\vec{x}) = \frac{2c_k}{h^2 c_g} \times \hat{f}_g(\vec{x}) \times \vec{M}(\vec{x})$ 。

因此  $\vec{M}(\vec{x})$  正比于  $\nabla_{\vec{x}} \hat{f}(\vec{x})$ ，因此 `mean shift` 向量的方向始终指向概率密度增加最大的方向。

上式计算  $\sum_{i=1}^N$  时需要考虑所有的样本，计算复杂度太大。作为一个替代，可以考虑使用  $\vec{x}$  距离  $h$  内的样本，即 `兴趣域` 内的样本。即可得到： $\vec{M}(\vec{x}) = \frac{\sum_{\vec{x}_i \in S} \vec{x}_i g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}_i-\vec{x}}{h}\right|\right|^2\right)}{\sum_{\vec{x}_i \in S} g\left(\left|\left|\frac{\vec{x}_i-\vec{x}}{h}\right|\right|^2\right)} - \vec{x}$ 。

7. `Mean-Shift` 算法优点：

- 簇的数量由算法自动确定，无需人工指定。
- 基于密度定义，能够对抗噪音。
- 可以处理任意形状和大小的簇。
- 没有局部极小值点，因此当给定带宽参数  $h$  时，其聚类结果就是唯一的。

8. `Mean_Shift` 算法缺点：

- 无法控制簇的数量。
- 无法区分有意义的簇和无意义的簇。如：在 `Mean_Shift` 算法中，异常点也会形成它们自己的簇。

## 四、层次聚类

1. 层次聚类 **hierarchical clustering** 试图在不同层次上对数据集进行划分，从而形成树形的聚类结构。

### 4.1 AGNES 算法

1. **AGglomerative NESting: AGNES** 是一种常用的采用自底向上聚合策略的层次聚类算法。

2. **AGNES** 首先将数据集中的每个样本看作一个初始的聚类簇，然后在算法运行的每一步中，找出距离最近的两个聚类簇进行合并。

合并过程不断重复，直到达到预设的聚类簇的个数。

3. 这里的关键在于：如何计算聚类簇之间的距离？

由于每个簇就是一个集合，因此只需要采用关于集合的某个距离即可。给定聚类簇  $\mathbb{C}_i, \mathbb{C}_j$ ，有三种距离：

- 最小距离： $d_{min}(\mathbb{C}_i, \mathbb{C}_j) = \min_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_i, \vec{x}_j \in \mathbb{C}_j} distance(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$ 。

最小距离由两个簇的最近样本决定。

- 最大距离： $d_{max}(\mathbb{C}_i, \mathbb{C}_j) = \max_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_i, \vec{x}_j \in \mathbb{C}_j} distance(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$ 。

最大距离由两个簇的最远样本决定。

- 平均距离： $d_{avg}(\mathbb{C}_i, \mathbb{C}_j) = \frac{1}{|\mathbb{C}_i||\mathbb{C}_j|} \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{C}_i} \sum_{\vec{x}_j \in \mathbb{C}_j} distance(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$ 。

平均距离由两个簇的所有样本决定。

4. **AGNES** 算法可以采取上述任意一种距离：

- 当 **AGNES** 算法的聚类簇距离采用  $d_{min}$  时，称作单链接 **single-linkage** 算法。

- 当 **AGNES** 算法的聚类簇距离采用  $d_{max}$  时，称作全链接 **complete-linkage** 算法。

- 当 **AGNES** 算法的聚类簇距离采用  $d_{avg}$  时，称作均链接 **average-linkage** 算法。

5. **AGNES** 算法：

- 输入：

- 数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\}$

- 聚类簇距离度量函数  $d(\cdot, \cdot)$

- 聚类簇数量  $K$

- 输出：簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \dots, \mathbb{C}_K\}$

- 算法步骤：

- 初始化：将每个样本都作为一个簇

$$\mathbb{C}_i = \{\vec{x}_i\}, i = 1, 2, \dots, N$$

- 迭代，终止条件为聚类簇的数量为  $K$ 。迭代过程为：

- 计算聚类簇之间的距离，找出距离最近的两个簇，将这两个簇合并。

- 每进行一次迭代，聚类簇的数量就减少一些。

6. **AGNES** 算法的优点：

- 距离容易定义，使用限制较少。

- 可以发现聚类的层次关系。

7. **AGNES** 算法的缺点：

- 计算复杂度较高。
- 算法容易聚成链状。

## 4.2 BIRCH 算法

1. BIRCH: Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies 算法通过聚类特征树 CF Tree: Clustering Feature True 来执行层次聚类，适合于样本量较大、聚类类别数较大的场景。

### 4.2.1 聚类特征

1. 聚类特征 CF：每个 CF 都是刻画一个簇的特征的三元组： $CF = (\text{num}, \vec{\Sigma}_l, \Sigma_s)$ 。其中：

- num：表示簇内样本数量的数量。
- $\vec{\Sigma}_l$ ：表示簇内样本的线性求和： $\vec{\Sigma}_l = \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} \vec{x}_i$ ，其中  $\mathbb{S}$  为该 CF 对应的簇。
- $\Sigma_s$ ：表示簇内样本的长度的平方和。 $\Sigma_s = \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} \|\vec{x}_i\|^2 = \sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}} \vec{x}_i^T \vec{x}_i$ ，其中  $\mathbb{S}$  为该 CF 对应的簇。

2. 根据 CF 的定义可知：如果 CF1 和 CF2 分别表示两个不相交的簇的特征，如果将这两个簇合并成一个大簇，则大簇的特征为： $CF_{merge} = CF_1 + CF_2$ 。

即：CF 满足可加性。

3. 给定聚类特征 CF，则可以统计出簇的一些统计量：

- 簇心： $\bar{\vec{x}} = \frac{\vec{\Sigma}_l}{\text{num}}$ 。
- 簇内数据点到簇心的平均距离（也称作簇的半径）： $\rho = \sqrt{\frac{\text{num} \times \Sigma_s - \|\vec{\Sigma}_l\|^2}{\text{num}}}$ 。
- 簇内两两数据点之间的平均距离（也称作簇的直径）： $\delta = \sqrt{\frac{2 \times \text{num} \times \Sigma_s - 2 \|\vec{\Sigma}_l\|^2}{\text{num} \times \text{num} - 1}}$ 。

4. 给定两个不相交的簇，其特征分别为  $CF_1 = (\text{num}_1, \vec{\Sigma}_{l,1}, \Sigma_{s,1})$  和  $CF_2 = (\text{num}_2, \vec{\Sigma}_{l,2}, \Sigma_{s,2})$ 。

假设合并之后的簇为  $CF_3 = (\text{num}_3, \vec{\Sigma}_{l,3}, \Sigma_{s,3})$ ，其中  $\text{num}_3 = \text{num}_1 + \text{num}_2$ ，  
 $\vec{\Sigma}_{l,3} = \vec{\Sigma}_{l,1} + \vec{\Sigma}_{l,2}$ ， $\Sigma_{s,3} = \Sigma_{s,1} + \Sigma_{s,2}$ 。

可以通过下列的距离来度量 CF1 和 CF2 的相异性：

- 簇心欧氏距离 centroid Euclidian distance： $d_0 = \sqrt{\|\bar{\vec{x}}_1 - \bar{\vec{x}}_2\|_2^2}$ ，其中  $\bar{\vec{x}}_1, \bar{\vec{x}}_2$  分别为各自的簇心。
- 簇心曼哈顿距离 centroid Manhattan distance： $d_1 = \|\bar{\vec{x}}_1 - \bar{\vec{x}}_2\|_1$ 。
- 簇连通平均距离 average inter-cluster distance：

$$d_2 = \sqrt{\frac{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}_1} \sum_{\vec{x}_j \in \mathbb{S}_2} \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|_2^2}{\text{num}_1 \times \text{num}_2}} = \sqrt{\frac{\Sigma_{s,1}}{\text{num}_1} + \frac{\Sigma_{s,2}}{\text{num}_2} - 2 \frac{\vec{\Sigma}_{l,1}^T \vec{\Sigma}_{l,2}}{\text{num}_1 \times \text{num}_2}}$$

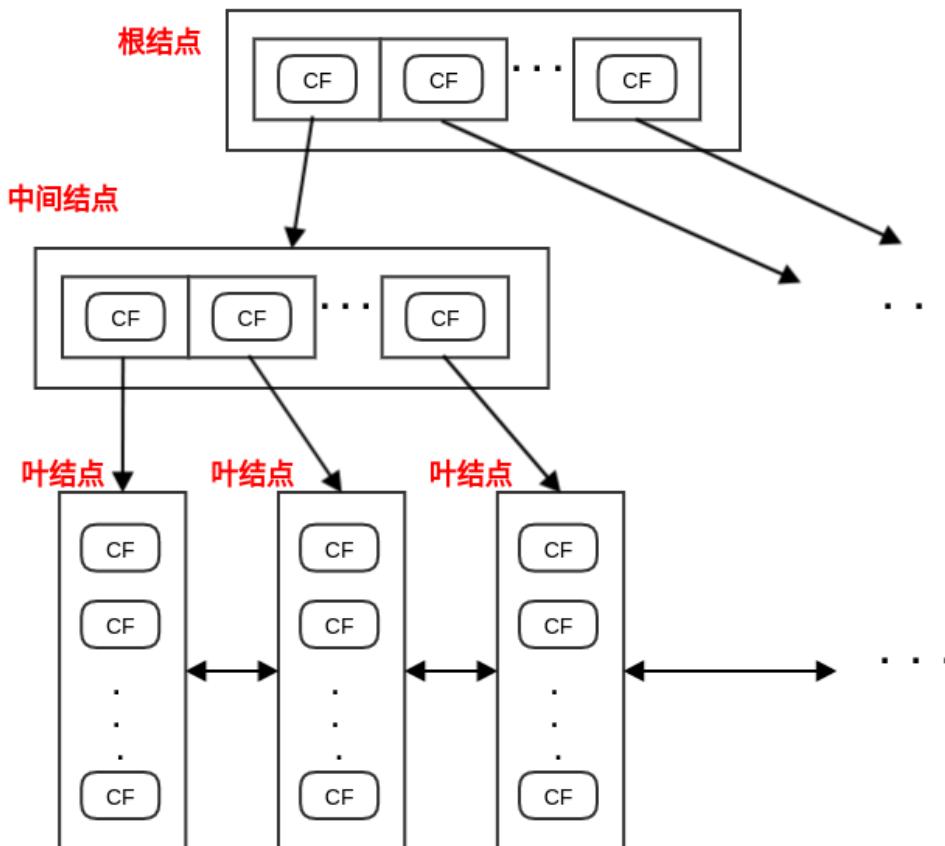
- 全连通平均距离 average intra-cluster distance：

$$\begin{aligned} d_3 &= \sqrt{\frac{\sum_{\vec{x}_i \in \mathbb{S}_3} \sum_{\vec{x}_j \in \mathbb{S}_3} \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|_2^2}{(\text{num}_1 + \text{num}_2) \times (\text{num}_1 + \text{num}_2 - 1)}} \\ &= \sqrt{\frac{2(\text{num}_1 + \text{num}_2)(\Sigma_{s,1} + \Sigma_{s,2}) - 2 \|\vec{\Sigma}_{l,1} - \vec{\Sigma}_{l,2}\|_2^2}{(\text{num}_1 + \text{num}_2) \times (\text{num}_1 + \text{num}_2 - 1)}} \end{aligned}$$

- 方差恶化距离 variance increas distance:  $d_4 = \rho_3 - \rho_1 - \rho_2$ 。

## 4.2.2 CF 树

- CF 树的结构类似于平衡 B+ 树。树由三种结点构成：根结点、中间结点、叶结点。
  - 根结点、中间结点：由若干个聚类特征 CF，以及这些 CF 指向子结点的指针组成。
  - 叶结点：由若干个聚类特征 CF 组成。
    - 叶结点没有子结点，因此 CF 没有指向子结点的指针。
    - 所有的叶结点通过双向链表连接起来。
    - 在 BIRCH 算法结束时，叶结点的每个 CF 对应的样本集就对应了一个簇。



- CF 树有三个关键参数：
  - 枝平衡因子  $\beta$ ：非叶结点中，最多不能包含超过  $\beta$  个 CF。
  - 叶平衡因子  $\lambda$ ：叶结点中，最多不能包含超过  $\lambda$  个 CF。
  - 空间阈值  $\tau$ ：叶结点中，每个 CF 对应的子簇的大小（通过簇半径  $\rho$  来描述）不能超过  $\tau$ 。
- 由于 CF 的可加性，所以 CF 树中，每个父结点的 CF 等于它所有子结点的所有 CF 之和。
- CF 树的生成算法：
  - 输入：
    - 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$
    - 枝平衡因子  $\beta$
    - 叶平衡因子  $\lambda$
    - 空间阈值  $\tau$
  - 输出：CF 树

◦ 算法步骤：

- 初始化： $\text{CF}$  树的根结点为空。
- 随机从样本集  $\mathbb{D}$  中选出一个样本，放入一个新的  $\text{CF}$  中，并将该  $\text{CF}$  放入到根结点中。
- 遍历  $\mathbb{D}$  中的样本，并向  $\text{CF}$  树中插入。迭代停止条件为：样本集  $\mathbb{D}$  中所有样本都插入到  $\text{CF}$  树中。

迭代过程如下：

- 随机从样本集  $\mathbb{D}$  中选出一个样本  $\vec{x}_i$ ，从根结点向下寻找与  $\vec{x}_i$  距离最近的叶结点  $\text{leaf}_j$ ，和  $\text{leaf}_j$  里与  $\vec{x}_i$  最近的  $\text{CF}_k$ 。
- 如果  $\vec{x}_i$  加入到  $\text{CF}_k$  对应的簇中之后，该簇的簇半径  $\rho \leq \tau$ ，则将  $\vec{x}_i$  加入到  $\text{CF}_k$  对应的簇中，并更新路径上的所有  $\text{CF}$ 。本次插入结束。
- 否则，创建一个新的  $\text{CF}$ ，将  $\vec{x}_i$  放入该  $\text{CF}$  中，并将该  $\text{CF}$  添加到叶结点  $\text{leaf}_j$  中。  
如果  $\text{leaf}_j$  的  $\text{CF}$  数量小于  $\lambda$ ，则更新路径上的所有  $\text{CF}$ 。本次插入结束。
- 否则，将叶结点  $\text{leaf}_j$  分裂为两个新的叶结点  $\text{leaf}_{j,1}, \text{leaf}_{j,2}$ 。分裂方式为：
  - 选择叶结点  $\text{leaf}_j$  中距离最远的两个  $\text{CF}$ ，分别作为  $\text{leaf}_{j,1}, \text{leaf}_{j,2}$  中的首个  $\text{CF}$ 。
  - 将叶结点  $\text{leaf}_j$  中剩下的  $\text{CF}$  按照距离这两个  $\text{CF}$  的远近，分别放置到  $\text{leaf}_{j,1}, \text{leaf}_{j,2}$  中。
- 依次向上检查父结点是否也需要分裂。如果需要，则按照和叶子结点分裂方式相同。

### 4.2.3 BIRCH 算法

1. BIRCH 算法的主要步骤是建立  $\text{CF}$  树，除此之外还涉及到  $\text{CF}$  树的瘦身、离群点的处理。
2. BIRCH 需要对  $\text{CF}$  树瘦身，有两个原因：
  - 将数据点插入到  $\text{CF}$  树的过程中，用于存储  $\text{CF}$  树结点及其相关信息的内存有限，导致部分数据点生长形成的  $\text{CF}$  树占满了内存。因此需要对  $\text{CF}$  树瘦身，从而使得剩下的数据点也能插入到  $\text{CF}$  树中。
  - $\text{CF}$  树生长完毕后，如果叶结点中的  $\text{CF}$  对应的簇太小，则会影响后续聚类的速度和质量。
3. BIRCH 瘦身是在将  $\tau$  增加的过程。算法会在内存中同时存放旧树  $\mathcal{T}$  和新树  $\mathcal{T}'$ ，初始时刻  $\mathcal{T}'$  为空。
  - 算法同时处理  $\mathcal{T}$  和  $\mathcal{T}'$ ，将  $\mathcal{T}$  中的  $\text{CF}$  迁移到  $\mathcal{T}'$  中。
  - 在完成所有的  $\text{CF}$  迁移之后， $\mathcal{T}$  为空， $\mathcal{T}'$  就是瘦身后的  $\text{CF}$  树。
4. BIRCH 离群点的处理：
  - 在对  $\text{CF}$  瘦身之后，搜索所有叶结点中的所有子簇，寻找那些稀疏子簇，并将稀疏子簇放入待定区。  
稀疏子簇：簇内数据点的数量远远少于所有子簇的平均数据点的那些子簇。
    - | 将稀疏子簇放入待定区时，需要同步更新  $\text{CF}$  树上相关路径及结点。
  - 当  $\mathbb{D}$  中所有数据点都被插入之后，扫描待定区中的所有数据点（这些数据点就是候选的离群点），并尝试将其插入到  $\text{CF}$  树中。  
如果数据点无法插入到  $\text{CF}$  树中，则可以确定为真正的离群点。
5. BIRCH 算法：
  - 输入：
    - 样本集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$
    - 枝平衡因子  $\beta$

- 叶平衡因子  $\lambda$
- 空间阈值  $\tau$
- 输出：CF 树
- 算法步骤：
  - 建立 CF 树。
  - （可选）对 CF 树瘦身、去除离群点，以及合并距离非常近的 CF。
  - （可选）利用其它的一些聚类算法（如：k-means）对 CF 树的所有叶结点中的 CF 进行聚类，得到新的 CF 树。

这是为了消除由于样本读入顺序不同导致产生不合理的树结构。

- 这一步是对 CF 结构进行聚类。由于每个 CF 对应一组样本，因此对 CF 聚类就是对  $\mathbb{D}$  进行聚类。
- （可选）将上一步得到的、新的 CF 树的叶结点中每个簇的中心点作为簇心，对所有样本按照它距这些中心点的距离远近进行聚类。
  - 这是对上一步的结果进行精修。

#### 6. BIRCH 算法优点：

- 节省内存。所有样本都存放在磁盘上，内存中仅仅存放 CF 结构。
- 计算速度快。只需要扫描一遍就可以建立 CF 树。
- 可以识别噪声点。

#### 7. BIRCH 算法缺点：

- 结果依赖于数据点的插入顺序。原本属于同一个簇的两个点可能由于插入顺序相差很远，从而导致分配到不同的簇中。  
甚至同一个点在不同时刻插入，也会被分配到不同的簇中。
- 对非球状的簇聚类效果不好。这是因为簇直径  $\delta$  和簇间距离的计算方法导致。
- 每个结点只能包含规定数目的子结点，最后聚类的簇可能和真实的簇差距很大。

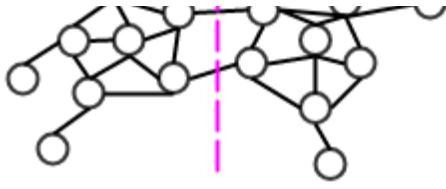
#### 8. BIRCH 可以不用指定聚类的类别数 $K$ 。

- 如果不指定  $K$ ，则最终叶结点中 CF 的数量就是  $K$ 。
- 如果指定  $K$ ，则需要将叶结点按照距离远近进行合并，直到叶结点中 CF 数量等于  $K$ 。

## 五、谱聚类

1. 谱聚类 spectral clustering 是一种基于图论的聚类方法。
  2. 谱聚类的主要思想是：基于数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$  来构建图  $\mathcal{G} = (\mathbb{V}, \mathbb{E})$ ，其中：
    - 顶点  $\mathbb{V}$ ：由数据集中的数据点组成： $\mathbb{V} = \{1, 2, \dots, N\}$ 。
    - 边  $\mathbb{E}$ ：任意一对顶点之间存在边。  
距离越近的一对顶点，边的权重越高；距离越远的一对顶点，边的权重越低。
- 通过对图  $\mathcal{G}$  进行切割，使得切割之后：不同子图之间的边的权重尽可能的低、各子图内的边的权重尽可能的高。这样就完成了聚类。





## 5.1 邻接矩阵

1. 在图  $\mathcal{G} = (\mathbb{V}, \mathbb{E})$  中，定义权重  $w_{i,j}$  为顶点  $i$  和  $j$  之间的权重，其中  $i, j \in \mathbb{V}$ 。

定义  $\mathbf{W} = (w_{i,j})_{N \times N}$  为邻接矩阵：

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,N} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N,1} & w_{N,2} & \cdots & w_{N,N} \end{bmatrix}$$

由于  $\mathcal{G}$  为无向图，因此  $w_{i,j} = w_{j,i}$ 。即： $\mathbf{W} = \mathbf{W}^T$ 。

- 对图中顶点  $i$ ，定义它的度  $d_i$  为：所有与顶点  $i$  相连的边的权重之和： $d_i = \sum_{j=1}^N w_{i,j}$ 。

定义度矩阵  $\mathbf{D}$  为一个对角矩阵，其中对角线分别为各顶点的度：

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & d_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & d_N \end{bmatrix}$$

- 对于顶点集合  $\mathbb{V}$  的一个子集  $\mathbb{A} \subset \mathbb{V}$ ，定义  $|\mathbb{A}|$  为子集  $\mathbb{A}$  中点的个数；定义  $vol(\mathbb{A}) = \sum_{i \in \mathbb{A}} d_i$ ，为子集  $\mathbb{A}$  中所有点的度之和。

2. 事实上在谱聚类中，通常只给定数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$ ，因此需要计算出邻接矩阵  $\mathbf{W}$ 。

- 基本思想是：距离较近的一对点（即相似度较高），边的权重较高；距离较远的一对点（即相似度较低），边的权重较低。
- 基本方法是：首先构建相似度矩阵  $\mathbf{S} = (s_{i,j})_{N \times N}$ ，然后使用  $\epsilon$ -近邻法、 $K$  近邻法、或者全连接法。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \cdots & s_{1,N} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \cdots & s_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{N,1} & s_{N,2} & \cdots & s_{N,N} \end{bmatrix}$$

- 通常相似度采用高斯核： $s_{i,j} = \exp\left(-\frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|_2^2}{2\sigma^2}\right)$ 。此时有  $s_{i,j} = s_{j,i}$ 。即： $\mathbf{S} = \mathbf{S}^T$ 。
- 也可以选择不同的核函数，如：多项式核函数、高斯核函数、sigmoid 核函数。

3.  $\epsilon$ -近邻法：设置一个距离阈值  $\epsilon$ ，定义邻接矩阵  $\mathbf{W}$  为：

$$w_{i,j} = \begin{cases} 0, & s_{i,j} > \epsilon \\ \epsilon, & s_{i,j} \leq \epsilon \end{cases}$$

即：一对相似度小于  $\epsilon$  的点，边的权重为  $\epsilon$ ；否则边的权重为 0。

$\epsilon$ -近邻法得到的权重要么是 0，要么是  $\epsilon$ ，权重量很不精确，因此实际应用较少。

4.  $K$  近邻法：利用 **KNN** 算法选择每个样本最近的  $K$  个点作为近邻，其它点与当前点之间的边的权重为 0。

这种做法会导致邻接矩阵  $\mathbf{W}$  非对称，因为当  $\vec{x}_j$  是  $\vec{x}_i$  的  $K$  近邻时， $\vec{x}_i$  不一定是  $\vec{x}_j$  的  $K$  近邻。

为了解决对称性问题，有两种做法：

- 只要一个点在另一个点的  $K$  近邻中，则认为是近邻。即：取并集。

$$w_{i,j} = w_{j,i} = \begin{cases} 0, & \vec{x}_i \notin KNN(\vec{x}_j) \text{ and } \vec{x}_j \notin KNN(\vec{x}_i) \\ s_{i,j}, & \vec{x}_i \in KNN(\vec{x}_j) \text{ or } \vec{x}_j \in KNN(\vec{x}_i) \end{cases}$$

- 只有两个点互为对方的  $K$  近邻中，则认为是近邻。即：取交集。

$$w_{i,j} = w_{j,i} = \begin{cases} 0, & \vec{x}_i \notin KNN(\vec{x}_j) \text{ or } \vec{x}_j \notin KNN(\vec{x}_i) \\ s_{i,j}, & \vec{x}_i \in KNN(\vec{x}_j) \text{ and } \vec{x}_j \in KNN(\vec{x}_i) \end{cases}$$

5. 全连接法：所有点之间的权重都大于 0： $w_{i,j} = s_{i,j}$ 。

## 5.2 拉普拉斯矩阵

1. 定义拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ ，其中  $\mathbf{D}$  为度矩阵、 $\mathbf{W}$  为邻接矩阵。

2. 拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L}$  的性质：

- $\mathbf{L}$  是对称矩阵，即  $\mathbf{L} = \mathbf{L}^T$ 。这是因为  $\mathbf{D}, \mathbf{W}$  都是对称矩阵。
- 因为  $\mathbf{L}$  是实对称矩阵，因此它的特征值都是实数。
- 对任意向量  $\vec{f} = (f_1, f_2, \dots, f_N)^T$ ，有： $\vec{f}^T \mathbf{L} \vec{f} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{i,j} (f_i - f_j)^2$ 。
- $\mathbf{L}$  是半正定的，且对应的  $N$  个特征值都大于等于 0，且最小的特征值为 0。

设其  $N$  个实特征值从小到大为  $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ ，即： $0 = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_N$ 。

## 5.3 谱聚类算法

1. 给定无向图  $\mathcal{G} = (\mathbb{V}, \mathbb{E})$ ，设子图的点的集合  $\mathbb{A}$  和子图的点的集合  $\mathbb{B}$  都是  $\mathbb{V}$  的子集，且  $\mathbb{A} \cap \mathbb{B} = \emptyset$ 。

定义  $\mathbb{A}$  和  $\mathbb{B}$  之间的切图权重为： $W(\mathbb{A}, \mathbb{B}) = \sum_{i \in \mathbb{A}, j \in \mathbb{B}} w_{i,j}$ 。

即：所有连接  $\mathbb{A}$  和  $\mathbb{B}$  之间的边的权重。

2. 对于无向图  $\mathcal{G} = (\mathbb{V}, \mathbb{E})$ ，假设将它切分为  $k$  个子图：每个子图的点的集合为  $\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k$ ，满足  $\mathbb{A}_i \cap \mathbb{A}_j = \emptyset, i \neq j$  且  $\mathbb{A}_1 \cup \dots \cup \mathbb{A}_k = \mathbb{V}$ 。

定义切图 **cut** 为： $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{i=1}^k W(\mathbb{A}_i, \bar{\mathbb{A}}_i)$ ，其中  $\bar{\mathbb{A}}_i$  为  $\mathbb{A}_i$  的补集。

### 5.3.1 最小切图

1. 引入指示向量  $\vec{q}_j = (q_{j,1}, \dots, q_{j,N})^T, j = 1, 2, \dots, k$ ，定义：

$$q_{j,i} = \begin{cases} 0, & i \notin \mathbb{A}_j \\ 1, & i \in \mathbb{A}_j \end{cases}$$

则有：

$$\begin{aligned}
\vec{\mathbf{q}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{q}}_j &= \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N w_{m,n} (q_{j,m} - q_{j,n})^2 \\
&= \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} w_{m,n} (1-1)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} w_{m,n} (0-0)^2 + \\
&\quad \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} w_{m,n} (1-0)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} w_{m,n} (0-1)^2 \\
&= \frac{1}{2} \left( \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} w_{m,n} + \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} w_{m,n} \right) \\
&= \frac{1}{2} (cut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j) + cut(\bar{\mathbb{A}}_j, \mathbb{A}_j)) = cut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j)
\end{aligned}$$

因此  $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{j=1}^k \vec{\mathbf{q}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{q}}_j = tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{L} \mathbf{Q})$ 。其中  $\mathbf{Q} = (\vec{\mathbf{q}}_1, \dots, \vec{\mathbf{q}}_k)$ ,  $tr(\cdot)$  为矩阵的迹。

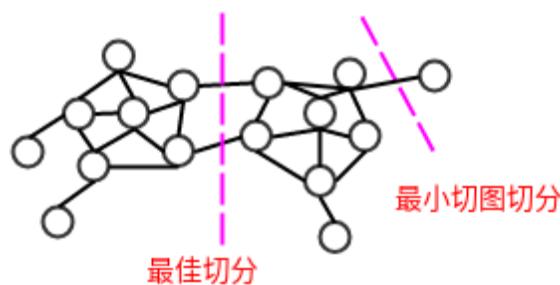
考虑到顶点  $i$  有且仅位于一个子图中，则有约束条件：

$$q_{j,m} \in \{0, 1\}, \quad \vec{\mathbf{q}}_i \cdot \vec{\mathbf{q}}_j = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ |\mathbb{A}|_j, & i = j \end{cases}$$

2. 最小切图算法： $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$  最小的切分。即求解：

$$\begin{aligned}
&\min_{\mathbf{Q}} tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{L} \mathbf{Q}) \\
s.t. \quad &q_{j,m} \in \{0, 1\}, \quad \vec{\mathbf{q}}_i \cdot \vec{\mathbf{q}}_j = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ |\mathbb{A}|_j, & i = j \end{cases}
\end{aligned}$$

3. 最小切图切分使得不同子图之间的边的权重尽可能的低，但是容易产生分割出只包含几个顶点的较小子图的歪斜分割现象。



### 5.3.2 RatioCut 算法

1. **RatioCut** 切图不仅考虑最小化  $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$ ，它还考虑最大化每个子图的点的个数。即：

$$RatioCut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{i=1}^k \frac{W(\mathbb{A}_i, \bar{\mathbb{A}}_i)}{|\mathbb{A}_i|}$$

- 最小化  $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$ : 使得不同子图之间的边的权重尽可能的低。
- 最大化每个子图的点的个数: 使得各子图尽可能的大。

2. 引入指示向量  $\vec{\mathbf{h}}_i = (h_{i,1}, \dots, h_{i,N})^T, i = 1, 2, \dots, k$ , 定义：

$$h_{j,i} = \begin{cases} 0, & i \notin \mathbb{A}_j \\ \frac{1}{\sqrt{|\mathbb{A}_j|}}, & i \in \mathbb{A}_j \end{cases}$$

则有：

$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{h}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{h}}_j &= \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N w_{m,n} (h_{j,m} - h_{j,n})^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} w_{m,n} \left( \frac{1}{\sqrt{|\mathbb{A}_j|}} - 0 \right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} w_{m,n} \left( 0 - \frac{1}{\sqrt{|\mathbb{A}_j|}} \right)^2 \\ &= \frac{1}{2} \left( \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} \frac{w_{m,n}}{|\mathbb{A}_j|} + \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} \frac{w_{m,n}}{|\mathbb{A}_j|} \right) \\ &= \frac{1}{2} \times \frac{1}{|\mathbb{A}_j|} (cut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j) + cut(\bar{\mathbb{A}}_j, \mathbb{A}_j)) = RatioCut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j) \end{aligned}$$

因此  $RatioCut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{j=1}^k \vec{\mathbf{h}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{h}}_j = tr(\mathbf{H}^T \mathbf{L} \mathbf{H})$ 。其中  $\mathbf{H} = (\vec{\mathbf{h}}_1, \dots, \vec{\mathbf{h}}_k)$ ,  $tr(\cdot)$  为矩阵的迹。

考虑到顶点  $i$  有且仅位于一个子图中，则有约束条件：

$$\vec{\mathbf{h}}_i \cdot \vec{\mathbf{h}}_j = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases}$$

3. **RatioCut 算法：**  $RatioCut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$  最小的切分。即求解：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{H}} & tr(\mathbf{H}^T \mathbf{L} \mathbf{H}) \\ s.t. & \mathbf{H}^T \mathbf{H} = \mathbf{I} \end{aligned}$$

因此只需要求解  $\mathbf{L}$  最小的  $k$  个特征值，求得对应的  $k$  个特征向量组成  $\mathbf{H}$ 。

通常在求解得到  $\mathbf{H}$  之后，还需要对行进行标准化： $h_{i,j}^* = \frac{h_{i,j}}{\sqrt{\sum_{t=1}^k h_{i,t}^2}}$

4. 事实上这样解得的  $\mathbf{H}$  不能完全满足指示向量的定义。因此在得到  $\mathbf{H}$  之后，还需要对每一行进行一次传统的聚类（如：**k-means** 聚类）。

5. **RatioCut 算法：**

◦ 输入：

- 数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{\mathbf{x}}_1, \dots, \vec{\mathbf{x}}_N\}$
- 降维的维度  $k_1$
- 二次聚类算法
- 二次聚类的维度  $k_2$

◦ 输出：聚类簇  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \dots, \mathbb{C}_{k_2}\}$

◦ 算法步骤：

- 根据  $\mathbb{D}$  构建相似度矩阵  $\mathbf{S}$ 。
- 根据相似度矩阵构建邻接矩阵  $\mathbf{W}$ 、度矩阵  $\mathbf{D}$ ，计算拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ 。
- 计算  $\mathbf{L}$  最小的  $k_1$  个特征值，以及对应的特征向量  $\vec{\mathbf{v}}_1, \dots, \vec{\mathbf{v}}_{k_1}$ ，构建矩阵  $\mathbf{H} = (\vec{\mathbf{v}}_1, \dots, \vec{\mathbf{v}}_{k_1})$

◦

- 对  $\mathbf{H}$  按照行进行标准化:  $h_{i,j}^* = \frac{h_{i,j}}{\sqrt{\sum_{t=1}^k h_{i,t}^2}}$ , 得到  $\mathbf{H}^*$ 。
- 将  $\mathbf{H}^*$  中每一行作为一个  $k_1$  维的样本, 一共  $N$  个样本, 利用二次聚类算法来聚类, 二次聚类的维度为  $k_2$ 。

最终得到簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \dots, \mathbb{C}_{k_2}\}$ 。

### 5.3.3 Ncut 算法

1. **Ncut** 切图不仅考虑最小化  $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$ , 它还考虑最大化每个子图的边的权重。即:

$$Ncut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{i=1}^k \frac{W(\mathbb{A}_i, \bar{\mathbb{A}}_i)}{vol(\mathbb{A}_i)}$$

- 最小化  $cut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$ : 使得不同子图之间的边的权重尽可能的低。
- 最大化每个子图的边的权重: 使得各子图内的边的权重尽可能的高。

2. 引入指示向量  $\vec{\mathbf{h}}_j = (h_{j,1}, \dots, h_{j,N})^T, j = 1, 2, \dots, k$ , 定义:

$$h_{j,i} = \begin{cases} 0, & i \notin \mathbb{A}_j \\ \frac{1}{\sqrt{vol(\mathbb{A}_j)}}, & i \in \mathbb{A}_j \end{cases}$$

则有:

$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{h}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{h}}_j &= \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N w_{m,n} (h_{j,m} - h_{j,n})^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} w_{m,n} \left( \frac{1}{\sqrt{vol(\mathbb{A}_j)}} - 0 \right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} w_{m,n} \left( 0 - \frac{1}{\sqrt{vol(\mathbb{A}_j)}} \right)^2 \\ &= \frac{1}{2} \left( \sum_{m \in \mathbb{A}_j} \sum_{n \notin \mathbb{A}_j} \frac{w_{m,n}}{vol(\mathbb{A}_j)} + \sum_{m \notin \mathbb{A}_j} \sum_{n \in \mathbb{A}_j} \frac{w_{m,n}}{vol(\mathbb{A}_j)} \right) \\ &= \frac{1}{2} \times \frac{1}{vol(\mathbb{A}_j)} (cut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j) + cut(\bar{\mathbb{A}}_j, \mathbb{A}_j)) = Ncut(\mathbb{A}_j, \bar{\mathbb{A}}_j) \end{aligned}$$

因此  $Ncut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k) = \sum_{j=1}^k \vec{\mathbf{h}}_j^T \mathbf{L} \vec{\mathbf{h}}_j = tr(\mathbf{H}^T \mathbf{L} \mathbf{H})$ 。其中  $\mathbf{H} = (\vec{\mathbf{h}}_1, \dots, \vec{\mathbf{h}}_k)$ ,  $tr(\cdot)$  为矩阵的迹。

考虑到顶点  $i$  有且仅位于一个子图中, 则有约束条件:

$$\vec{\mathbf{h}}_i \cdot \vec{\mathbf{h}}_j = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ \frac{1}{\sqrt{vol(\mathbb{A}_j)}}, & i = j \end{cases}$$

3. **Ncut** 算法:  $Ncut(\mathbb{A}_1, \dots, \mathbb{A}_k)$  最小的切分。即求解

$$\begin{aligned} &\min_{\mathbf{H}} tr(\mathbf{H}^T \mathbf{L} \mathbf{H}) \\ &s.t. \mathbf{H}^T \mathbf{D} \mathbf{H} = \mathbf{I} \end{aligned}$$

4. 令  $\mathbf{H} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{F}$ , 则有:

$$\begin{aligned}\mathbf{H}^T \mathbf{L} \mathbf{H} &= \mathbf{F}^T \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{F} \\ \mathbf{H}^T \mathbf{D} \mathbf{H} &= \mathbf{F}^T \mathbf{F} = \mathbf{I}\end{aligned}$$

令  $\mathbf{L}' = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2}$ ，则最优化目标变成：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{H}} \text{tr}(\mathbf{F}^T \mathbf{L}' \mathbf{F}) \\ s.t. \mathbf{F}^T \mathbf{F} = \mathbf{I}\end{aligned}$$

因此只需要求解  $\mathbf{L}'$  最小的  $k$  个特征值，求得对应的  $k$  个特征向量组成  $\mathbf{F}$ 。然后对行进行标准化：

$$f_{i,j}^* = \frac{f_{i,j}}{\sqrt{\sum_{t=1}^k f_{i,t}^2}}。$$

与 **RatioCut** 类似，**Ncut** 也需要对  $\mathbf{F}$  的每一行进行一次传统的聚类（如：**k-means** 聚类）。

5. 事实上  $\mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2}$  相当于对拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L}$  进行了一次标准化： $l_{i,j}' = \frac{l_{i,j}}{d_i \times d_j}$ 。

6. **Ncut** 算法：

○ 输入：

- 数据集  $\mathbb{D} = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\}$
  - 降维的维度  $k_1$
  - 二次聚类算法
  - 二次聚类的维度  $k_2$
- 输出：聚类簇  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \dots, \mathbb{C}_{k_2}\}$

○ 算法步骤：

- 根据  $\mathbb{D}$  构建相似度矩阵  $\mathbf{S}$ 。
- 根据相似度矩阵构建邻接矩阵  $\mathbf{W}$ 、度矩阵  $\mathbf{D}$ ，计算拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ 。
- 构建标准化之后的拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L}' = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2}$ 。
- 计算  $\mathbf{L}'$  最小的  $k_1$  个特征值，以及对应的特征向量  $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_{k_1}$ ，构建矩阵  $\mathbf{F} = (\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_{k_1})$ 。
- 对  $\mathbf{F}$  按照行进行标准化： $f_{i,j}^* = \frac{f_{i,j}}{\sqrt{\sum_{t=1}^k f_{i,t}^2}}$ ，得到  $\mathbf{F}^*$ 。

- 将  $\mathbf{F}^*$  中每一行作为一个  $k_1$  维的样本，一共  $N$  个样本，利用二次聚类算法来聚类，二次聚类的维度为  $k_2$ 。

最终得到簇划分  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \dots, \mathbb{C}_{k_2}\}$ 。

## 5.4 性质

1. 谱聚类算法优点：

- 只需要数据之间的相似度矩阵，因此处理稀疏数据时很有效。
- 由于使用了降维，因此在处理高维数据聚类时效果较好。

2. 谱聚类算法缺点：

- 如果最终聚类的维度非常高，则由于降维的幅度不够，则谱聚类的运行速度和最后聚类的效果均不好。
- 聚类效果依赖于相似度矩阵，不同相似度矩阵得到的最终聚类效果可能不同。

