## k-means算法原理

## 杨航锋

## 1 k-means算法的损失函数

假设输入空间  $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^n$  为 n 维向量的集合,  $\mathcal{X} = \{x^{(1)}, x^{(2)}, \cdots, x^{(m)}\}$  ,  $\mathcal{C}$  为输入空间  $\mathcal{X}$  的一个划分,不妨令  $\mathcal{C} = \{\mathbb{C}_1, \mathbb{C}_2, \cdots, \mathbb{C}_K\}$  ,因此可以定义 k-means 算法的损失函数为

$$J(\mathcal{C}) = \sum_{k=1}^K \sum_{x^{(i)} \in \mathbb{C}_k} \|x^{(i)} - \mu^{(k)}\|_2^2$$

其中  $\mu^{(k)}=rac{1}{|\mathbb{C}_k|}\sum_{x^{(i)}\in\mathbb{C}_k}x^{(i)}$  是簇  $\mathbb{C}_k$  的聚类中心。

## 2 优化损失函数

k-means 算法的损失函数  $J(\mathcal{C})$  描述了簇类样本围绕簇聚类中心的紧密程度,其值越小,则簇内样本的相似度越高。故 k-means 算法的优化目标为最小化损失函数

$$\mathop{rg\min}_{\mathcal{C}} \ J(\mathcal{C}) = \sum_{k=1}^K \sum_{x^{(i)} \in \mathbb{C}_k} \|x^{(i)} - \mu^{(k)}\|_2^2$$

如果要优化该损失函数就需要考虑输入空间  $\mathcal X$  的所有划分,这是一个 NP-hard 问题,实际上是采取贪心的策略通过迭代优化来近似求解,该过程等价于 EM 算法。

- 1. 首先随机初始化 K 个聚类中心, $\mu^{(1)}, \mu^{(2)}, \cdots, \mu^{(K)}$ ;
- 2. 然后根据这 K 个聚类中心给出输入空间  $\mathcal X$  的一个划分,  $\mathbb C_1,\mathbb C_2,\cdots,\mathbb C_K$  ;
  - 样本离哪个簇的聚类中心最近,则该样本就划归到那个簇

$$rg \min_{k} \ \|x^{(i)} - \mu^{(k)}\|_2^2$$

3. 再根据这个划分来更新这 K 个聚类中心

$$\mu^{(k)} = rac{1}{|\mathbb{C}_k|} \sum_{x^{(i)} \in \mathbb{C}_k} x^{(i)}$$

- 4. 重复2、3步骤直至收敛
  - 即 K 个聚类中心不再变化