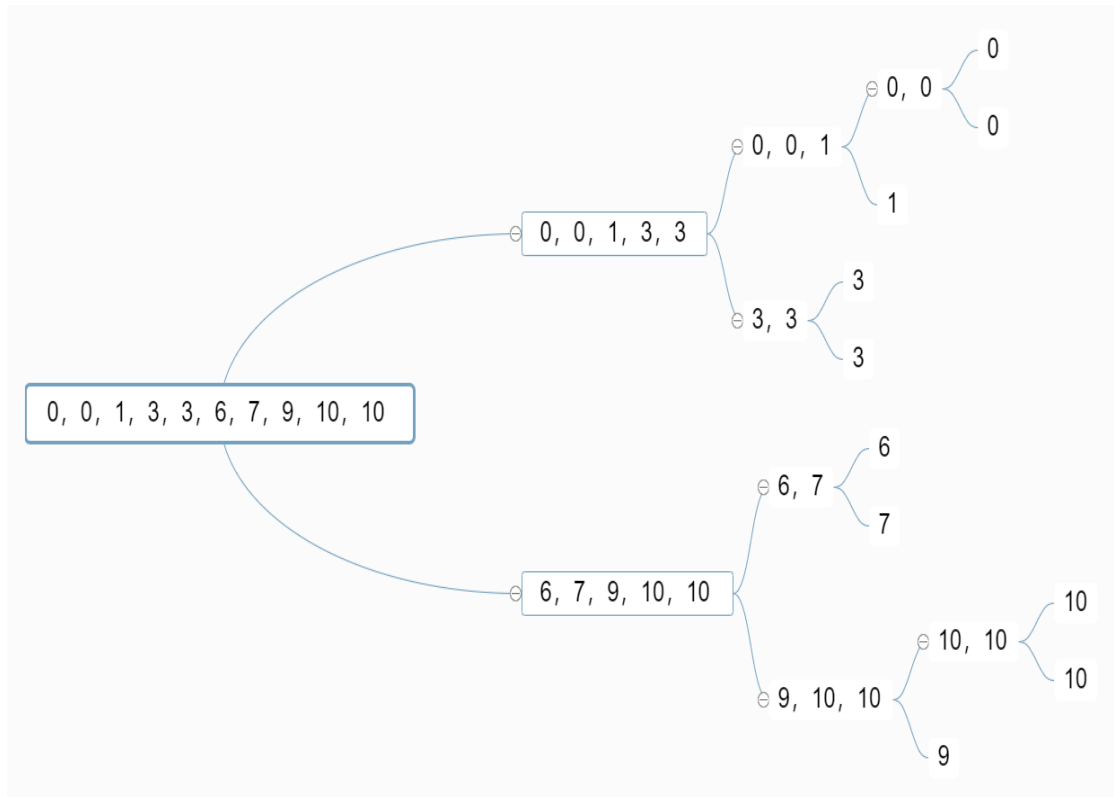
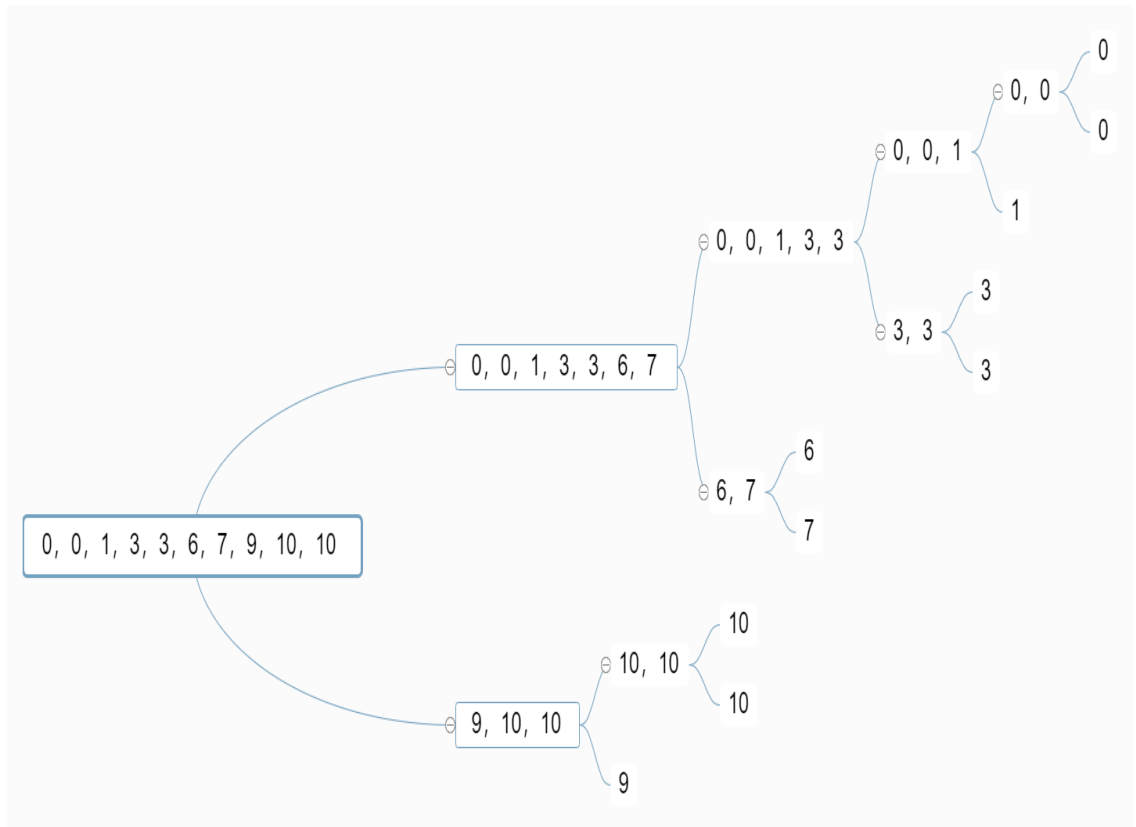


第 19 章

3:



4:



7:

算法每次执行时，都依据最小欧式距离的准则进行簇划分，并寻找新的簇质心，通过不断更新簇质心的位置与分簇，在这个过程中，使得簇内差异不断减小，簇间差异不断增大。

给定 n 个训练样本 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$

算法过程描述如下所示：

1. 创建 k 个点作为起始质心点， c_1, c_2, \dots, c_k

2. 重复以下过程直到收敛

遍历所有样本 x_i

遍历所有质心 c_j

记录质心与样本间的距离

将样本分配到距离其最近的质心

对每一个类，计算所有样本的均值并将其作为新的质心

闵可夫斯基距离(Minkowski Distance): 计算距离的通用的公式:

$$d(i, j) = \sqrt[h]{|x_{i1} - x_{j1}|^h + |x_{i2} - x_{j2}|^h + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^h}$$

$i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ 和 $j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp})$ 是 p 维数据对象

曼哈顿距离(或城市块距离 Manhattan distance): $h=1$

$$d(i, j) = |x_{i1} - x_{j1}| + |x_{i2} - x_{j2}| + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|$$

欧几里德距离(用的最多的): $h=2$

$$d(i, j) = \sqrt{|x_{i1} - x_{j1}|^2 + |x_{i2} - x_{j2}|^2 + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^2}$$

11:

第 2 遍:

$$\begin{aligned}
 SSB &= \sum_i^k n_i \cdot d(m_i, M)^2 \\
 &= 4 \cdot d((1.25, 1.75), (2.6525, 2.25))^2 + 4 \cdot d((4, 2.75), (2.6525, 2.25))^2 \\
 &= 17.125
 \end{aligned}$$

$$MSB = \frac{SSB}{k-1} = 17.131$$

$$\begin{aligned}
 SSE &= \sum_i^k \sum_{p \in C_i} d(p, m_i)^2 \\
 &= 1^2 + 0.85^2 + 0.72^2 + 1.52^2 + 0^2 + 0.57^2 + 1^2 + 1.41^2 \\
 &= 7.8643
 \end{aligned}$$

$$MSE = \frac{SSE}{N-k} = \frac{7.8643}{6} = 1.3107$$

$$F = \frac{MSB}{MSE} = 13.07$$

第 3 遍

$$\begin{aligned}
 SSB &= \sum_i^k n_i \cdot d(m_i, M)^2 \\
 &= 4 \cdot d((1.25, 1.75), (2.6525, 2.25))^2 + 4 \cdot d((4, 2.75), (2.6525, 2.25))^2 \\
 &= 17.131
 \end{aligned}$$

$$MSB = \frac{SSB}{k-1} = 17.131$$

$$\begin{aligned}
 SSE &= \sum_i^k \sum_{p \in C_i} d(p, m_i)^2 \\
 &= 1.27^2 + 1.03^2 + 0.25^2 + 1.03^2 + 0.35^2 + 0.75^2 + 0.79^2 + 1.06^2 \\
 &= 6.2299
 \end{aligned}$$

$$MSE = \frac{SSE}{N-k} = \frac{6.2299}{6} = 1.0383$$

$$F = \frac{MSB}{MSE} = 16.499$$