# 非監督式學習(Unsupervised Learning)

非監督式學習的訓練資料沒有標準答案,機器只能自行摸索、找出潛在的規則進行分類,因此這種學習方式通常用來處理「分群(Clustering)」問題。利用現有的資料特徵分成不同群體,每個群體之間的特徵相似。為了讓資料間的關聯性更加接近,會將特徵值數值化計算資料間的相近程度。

K-平均演算法(K-means Clustering)是先設定要分群的數量,將相近資料彼此分在同一群體,其概念就像是國中數學裡的「重心」,透過公式求得群體間的距離關係,再將資料逐漸分群。

#### K-means 執行步驟

步驟一: 設定 K 值,代表接下來要將資料分 K 群

步驟二: 任意指定座標平面上的 K 個點,作為初始分群中心點

步驟三:用「歐幾里得距離」計算座標上各點與初始分群中心點距離

步驟四:經由距離關係決定座標點歸屬於哪一個群體中

步驟五:根據分群結果以「算術平均」來求得新的分群中心點

步驟六: 重複步驟三到步驟五,直到分群結果與分群中心點不再變動

座標上16點分別(1,3)、(1,4)、(2,2)、(2,5)、(2,6)、(3,2)、(3,3)、(3,8)、(4,4)、(4,6)、(5,0)、(5,5)、(6,2)、(6,6)、(7,2)、(7,4)。

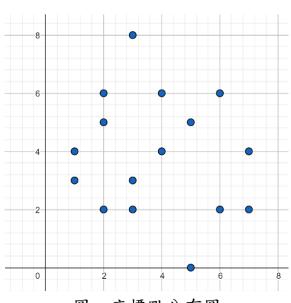


圖:座標點分布圖

## 步驟一與步驟二:

設定K值為2,初始分群中心點為(2,2)和(6,6)。

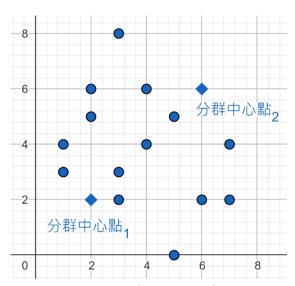


圖:分群中心點分布圖

## 步驟三:

計算座標上各點與初始分群中心點(2,2)和(6,6)距離。

| \ \ \ \ \ \ \ \ \ | 1. (2. 2) | 1. (0.0) | \                |
|-------------------|-----------|----------|------------------|
| 座標(x,y)           | 與(2,2)距離  | 與(6,6)距離 | 座標所在歸屬           |
| (1, 3)            | 1.14      | 5. 83    | (2, 2)           |
| (1,4)             | 2. 24     | 5. 39    | (2,2)            |
| (2,5)             | 3         | 4. 12    | (2,2)            |
| (2, 6)            | 4         | 4        | (2,2) or $(6,6)$ |
| (3, 2)            | 1         | 5        | (2,2)            |
| (3,3)             | 1.41      | 4. 24    | (2,2)            |
| (3,8)             | 6.08      | 3. 61    | (6,6)            |
| (4, 4)            | 2.83      | 2.83     | (2,2) or $(6,6)$ |
| (4, 6)            | 4. 47     | 2        | (6,6)            |
| (5, 0)            | 3. 61     | 6. 08    | (2,2)            |
| (5,5)             | 4. 24     | 1.41     | (6,6)            |
| (6, 2)            | 4         | 4        | (2,2) or $(6,6)$ |
| (7, 2)            | 5         | 4. 12    | (6, 6)           |
| (7, 4)            | 5. 39     | 2. 24    | (6, 6)           |

### 步驟四:

經由距離關係決定座標點歸屬於哪一個群體中,分為藍綠兩群。

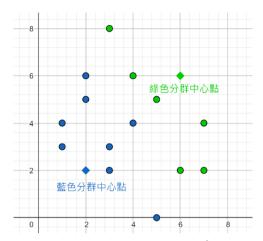


圖:步驟四座標點分布圖

#### 步驟五:

根據分群結果以「算術平均」來求得新的分群中心點(2.56, 3.22)和(5.43, 4, 71)。

|        | $(1,3) \cdot (1,4) \cdot (2,2) \cdot (2,5) \cdot (2,6) \cdot (3,2) \cdot$ | $(3,8) \cdot (4,6) \cdot (5,5) \cdot (6,2) \cdot (6,6) \cdot (7,2) \cdot$ |
|--------|---|---|
|        | $(3,3) \cdot (4,4) \cdot (5,0)$   | (7,4)   |
| 新分群中心X | 2.56  | 5. 43   |
| 新分群中心Y | 3. 22   | 4.71  |

### 步驟六:

重複步驟三到步驟五,直到分群結果與分群中心點不再變動。

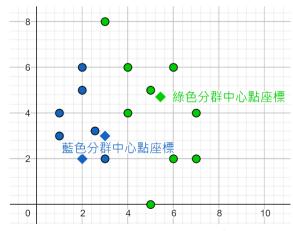


圖:步驟六座標點分布圖

階層分群法(Hierarchical Clustering)可以動態決定要分群的數量,這這裡的「階層」代表分群數量階層,其又有分為兩種方法「聚合法Bottom-up Clustering)」和「分裂法((Top-down Clustering)」。

「聚合法」概念如同「異中求同」,將所有資料先視作為不同的群,再找 最相似的兩群,將其結合為一個新群。重複上述行為,直到聚合後的群數 為目標群數。

「分裂法」概念如同「同中求異」,將所有資料先視作為相同的群,再依據群內的相異性,將其拆分為兩個群。重複上述行為,直到分裂後的群數為目標群數。

由於資料數值化的關係,資料會在座標上呈現不均勻分布。如果想要得知點和點、點和群、群和群間的距離關係,就要用到不同的計算距離方式。

中心連結(Centroid-linkage)

$$d\left(G_{1},G_{2}\right) = d(\bar{a},\bar{b})$$

$$\bullet \quad G_{1} \in a, G_{2} \in b$$

在不同的雨群中,選擇各群的中心點,即為雨群距離

單一連結(Single-linkage)
$$d(G_1, G_2) = \min(a, b)$$

$$G_1 \in a, G_2 \in b$$

在不同的兩群中,選擇最短距離兩點,即為兩群距離

平均連結(Average-linkage)

$$d\left(G_{1}, G_{2}\right) = \frac{\sum d(a, b)}{\left|G_{1}\right| \left|G_{2}\right|}$$

$$\bullet \quad G_{1} \in a, \ G_{2} \in b$$

在不同的兩群中,各點之距離的平均,即為兩群距離