K-means Clustering

K-means 描述

已知觀測集 $(x1\cdot x2\cdot ...\cdot xn)$,其中每個觀測都是一個 d-維實向量,k-means 分類要把這 n 個觀測劃分到 k 個集合中 $(k\le n)$,使得組內平方和(WCSS within-cluster sum of squares) 最小。

换句話說,它的目標是滿足下列函式:

$$\underset{\mathbf{S}}{\text{arg min }} \sum_{i=1}^{k} \sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2$$

其中 μi 是 Si 中所有點的群中心。

已知初始的 k 個群中心 $m_1^{(1)}$ · ... · $m_k^{(1)}$ · k-means 演算法會按照下面兩個步驟來交替進行:

1. 分配(Assignment): 將每個觀測值分配到 K 個群集中,使組內平方和

(WCSS) 達最小。

因為這一平方和就是平方後的歐氏距離,所以很直觀地把觀測值分配到離 它最近的群中心即可:

$$S_i^{(t)} = \left\{ x_p : \left\| x_p - m_i^{(t)} \right\|^2 \le \left\| x_p - m_j^{(t)} \right\|^2 \forall j, 1 \le j \le k \right\}$$

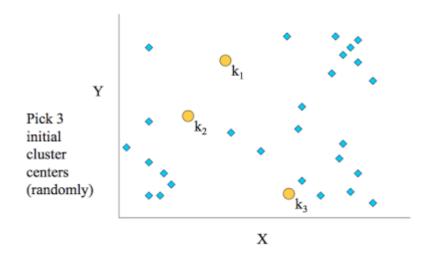
其中每個 xp 都只被分配到一個確定的群集 St 中,儘管在理論上它可能被分配到 2 個或者更多的群集。

2. 更新(Update):計算上步得到的群集中每一群集的群中心,作為新群中心

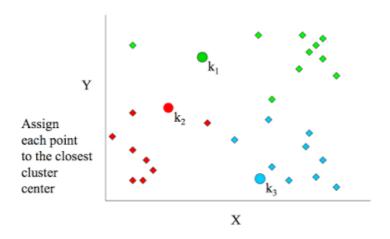
$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{\left|S_i^{(t)}\right|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j$$

因為算術平均是最小平方估計,所以這一步同樣減小了目標函式組內平方 和(WCSS)的值。

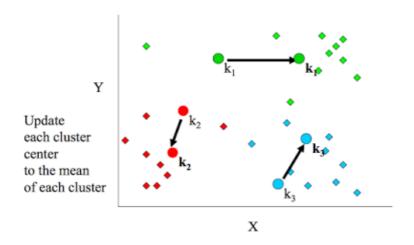
- ▶ 這一演算法將在對於觀測的分配不再變化時收斂。由於交替進行的兩個步驟都會減小目標函式 WCSS 的值,並且分配方案只有有限種,所以演算法一定會收斂於某一(局部)最優解。
- ◆ 下面我們用散點圖來表示 K-means 演算法:
 - 1. 假設欲分為 3 群 · 隨機選取 3 筆資料當作初始群中心 $(k_1 \sim k_3)$



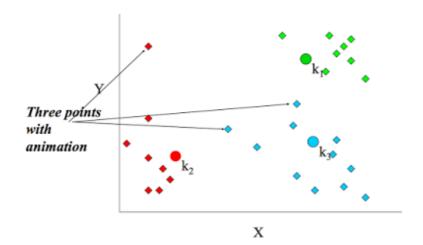
2. 計算每個資料 x_i 對應到最短距離的群中心(分配)



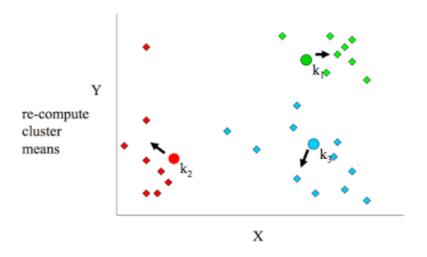
3. 利用目前得到的分類重新計算群中心(更新)



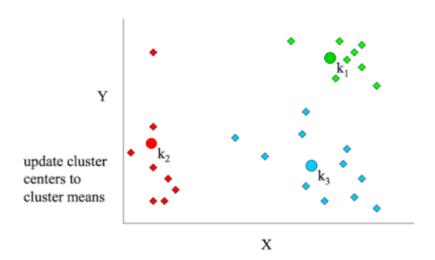
4. 再次計算每個資料 x_i 對應到最短距離的群中心(分配)



5. 再次重新計算群中心(更新)



6. 不斷重複以上的動作(分配->更新->分配->更新),直到收斂至最佳解



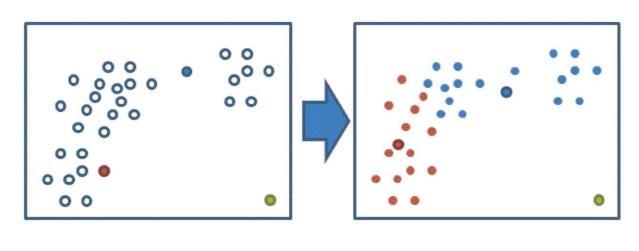
決定初始群中心 - Kmeans++

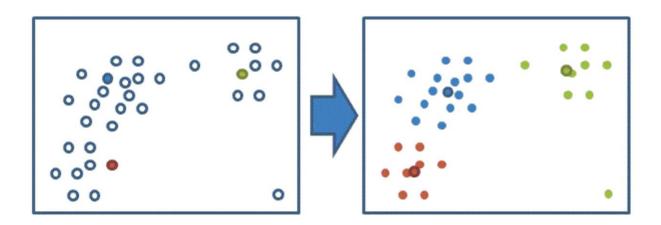
大概了解了「K means」的流程之後

我們可以發現一開始的群中心是隨機的

也就是說同一筆資料用「K means」跑 10 次, 10 次的結果可能都不同

讓我們來看一個極端點的例子:





由上圖可以發現,如果初始群中心設定的不好可能導致不會的結果。

為了解決上述問題,改進的 K-menas 算法,即 K-means++算法被提出

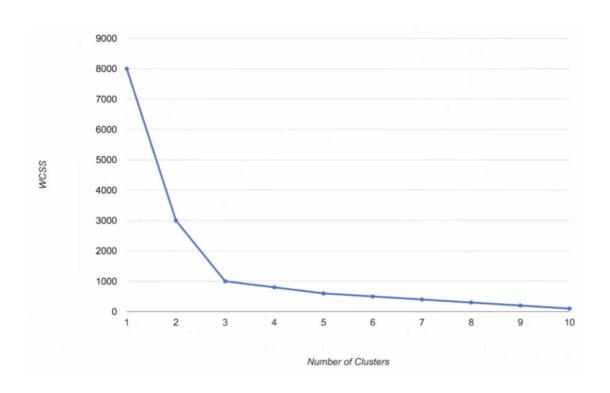
K-means++算法主要是為了能夠在初始決定群中心時選擇較優的群中心

- ▶ K-means++算法的基本原則是使得初始群中心之間的相互距離盡可能遠
- ◆ K-means++算法的初始化過程如下:
- 1. 從觀測值中隨機選擇一個點作為第一個群中心
- 2. 計算每個觀測值與已選擇的群中心距離 D
- 3. 選擇一個新的觀測值作為新的群中心,選擇的原則是:**D**較大的點,被選取作為群中心的機率較大
- 4. 重複2和3直到k個群中心被選出來
- 5. 利用這 k 個初始的群中心來運行標準的 k-means 計算

選擇分類群數 K - Elbow Method(肘部法)

如何決定分類群數 K 非常重要,使用 Elbow Method 來估計最佳分類群數 K

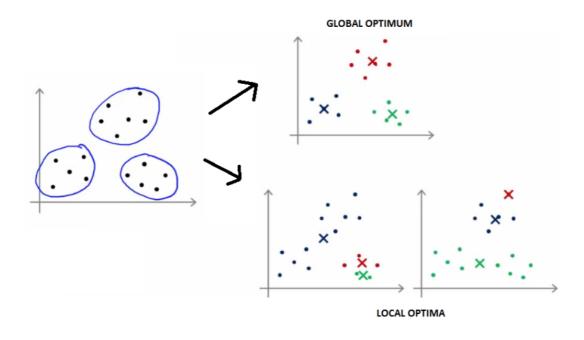
Elbow Method 是將 K 分別設置為 2、3、4...,讓組內平方和(WCSS)逐漸收斂,如下圖所示:



▶ 從圖中可以看出,K值從1到3時,平均畸變程度變化最大。超過3以 後,平均畸變程度變化顯著降低,因此肘部就是3,選擇K=3作為分類群 數來進行 K-means 運算

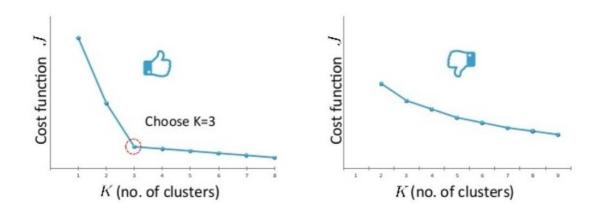
需注意的問題

1. 局部最佳解(LOCAL OPTIMA)



▶ 解決方法:重新選擇初始群中心

2. 肘部不明顯



▶ 解決方法:可根據 K-means 算法後續的目標進行選擇