一、Introduction

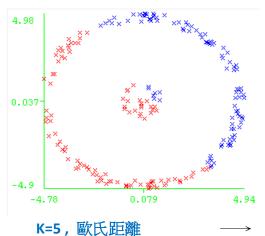
- 1. 使用 Data set:Concentric circles
- 2. 資料維度: 205 * 2 (205 在 X-Y 平面上的點,資料均為數字)
- 3. 資料視覺化:兩個同心圓
- 4. 實驗目的:使用分群演算法,並透過調整 K 值和距離計算方式,嘗 試將兩同心圓分成兩群或使小圓與大圓分屬不同群。

\equiv \setminus Methods

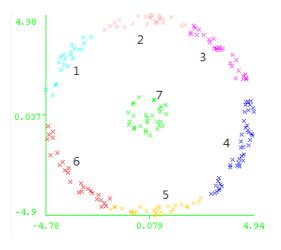
使用演算法: K-Means, Hierarchical Clustering

\equiv \ Experiments

1. K-Means (K=? , 歐氏距離 / 曼哈頓距離):



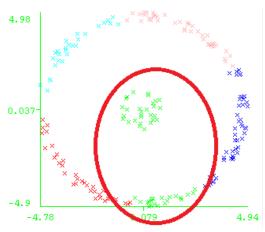
分群失敗,中間與外圍分成同一群。 正確率 = (205-21)/205 = 89.7% (判定下方綠色為分錯的資料)



K=5,曼哈頓距離 分群成功,中間部分不予外圍重疊。 正確率 100%

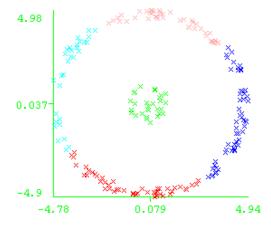
← K=2,歐氏距離

分群失敗,中間與外圍分成同一群。 正確率 = (205-30)/205=85.3% (判定中間部分均為分錯的資料)

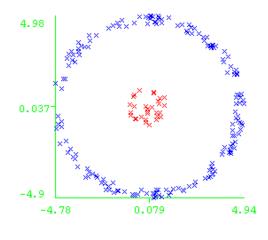


— K=7,歐氏距離

分群成功,中間部分不與外圍部分重疊。 正確率 = 100%



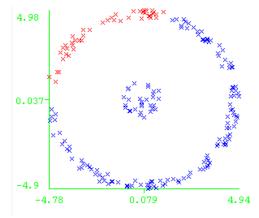
2. Hierarchical Clustering (cluster = ?, single / average linkage):



cluster = 2 , single linkage

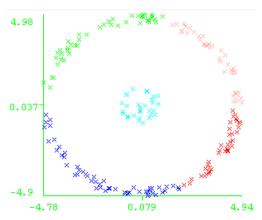
已可以分群成功。

正確率 100%



cluster = 2 , average linkage →

分群失敗,中間與外圍分為一群 正確率 = (205 - 75)/205 = 63.4% (中心與外圍紅色區域視為錯誤)



cluster = 5 , average linkage

已可以分群成功。

正確率 100%

四、Discussion

1. K-means:

(K=5, 曼哈頓距離), (K=7, 歐氏距離)

Hierarchical Clustering:

(cluster=2, single linkage), (cluster=5, average linkage)

以上四種組合皆可將資料分為內圈與外圈,不會有內圈與外圈分為 同一群的情況。

2. 經由以上的實驗過程,從2開始嘗試,分群失敗則增加 K 值,其他參數不變,直到找到能正確分群的 K 值為止,而由於分群的結果與對距離的定義有很大的關聯,若是兩同心圓的間距變小的時候,勢必會讓 K 值增加,來降低每個群的半徑,讓中間的圓不會被外圍的群分在一起,反之若同心圓間距變大,則 K 值將會降低,外圍群的半徑將會變大。

3. 所有實驗過程中,最理想的結果是 Hierarchical Clustering (cluster=2, single linkage)這個組合,可以完美的將同心圓分為兩群(內圓與外圓),原因為 Hierarchical 會將所有資料中最相鄰的兩點(群)變為一群,直到剩下 2 群為止,又因為 single linkage 找兩群之間最相近的點,而此時內圓與外圓中間有間距,且內圓的點相對密集,會先被分為一群,這樣的條件之下顯然內外圓就不可能合併為一群。

Ξ \cdot References

- 1. hierarchical clustering (Wikipedia)
 https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical clustering
- 2. k-means clustering https://en.wikipedia.org/wiki/K-means clustering