Clustering and Classification

張家瑋 博士

副教授

國立臺中科技大學資訊工程系





概念

- 把許多事物按照某種標準歸為數個類別,其中較為相 近/類似的聚為一類,反之較不相近的則聚為不同類。
- 目的是企圖從一大堆雜亂無章的原始資料中,找出少 數幾個較小的群體,使得群體內的分子在某些變項的 測量值均很類似,而群體與群體間的分子在該測量值 上差異較大。
- 同一組樣本會因不同目的、資料輸入方式、所選擇分 群特徵或資料屬性,形成不同的分群結果。





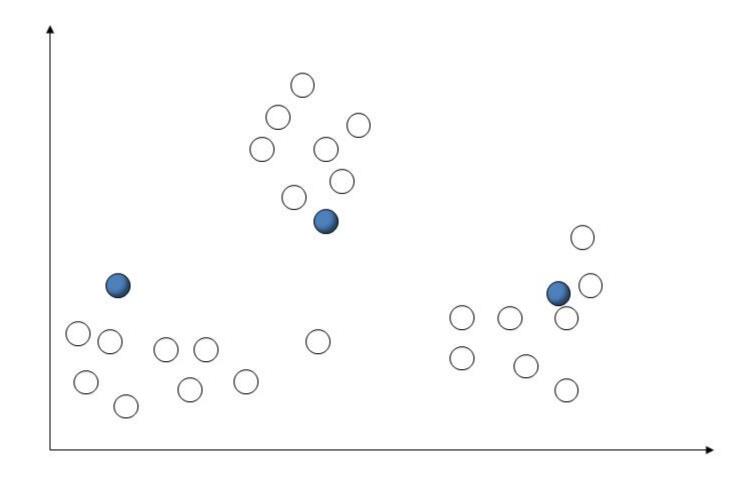
K-means

概念

隨機選取 k 個樣本作為起始中心點,將其餘樣本歸入相 似度最高中心點所在的群;再計算目前群內樣本座標的 平均值為新的中心點,依次循環反覆運算,直到所有樣 本所屬的群不再變動。

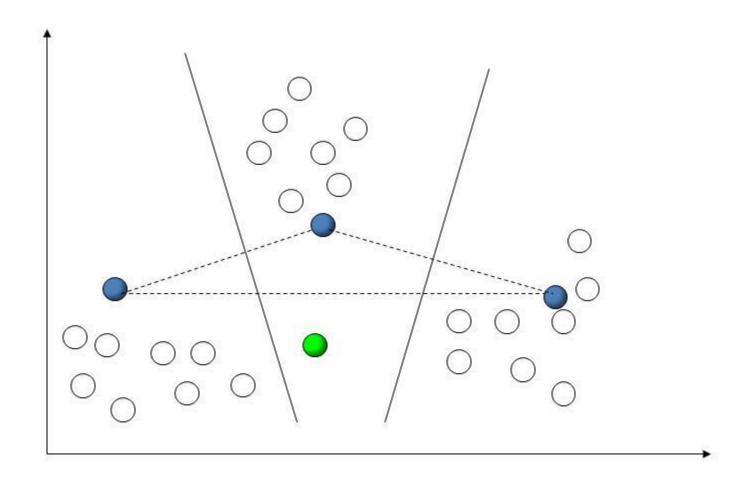


Step 1. 隨機指派群集中心



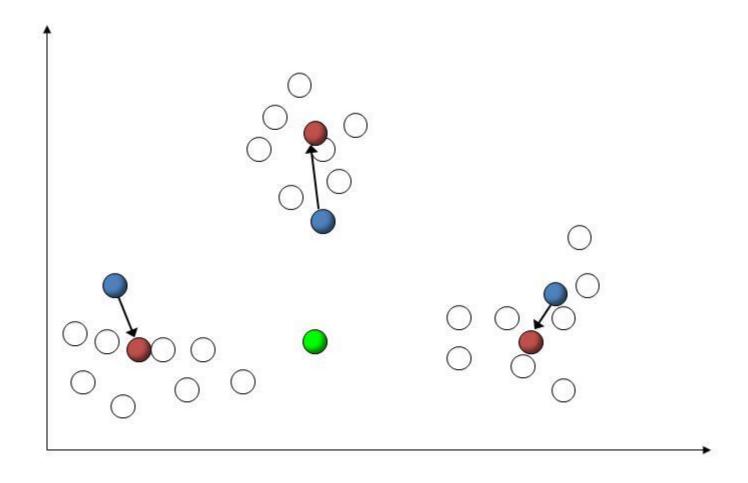


Step 2. 產生初始群集



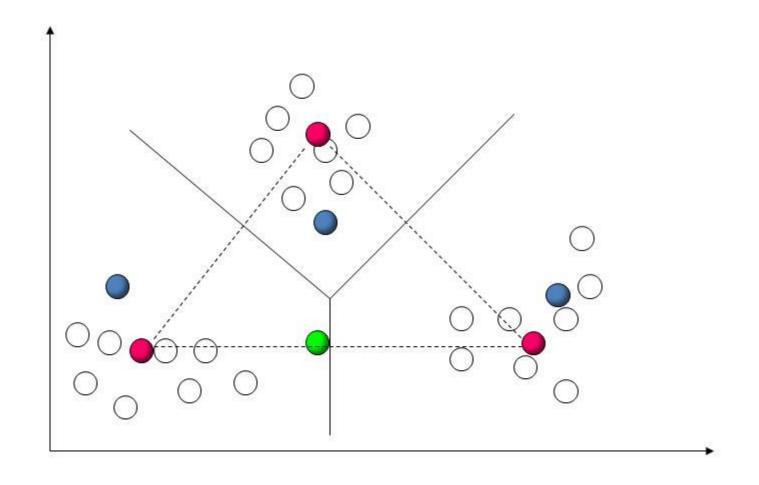


Step 3. 產生新的質量中心



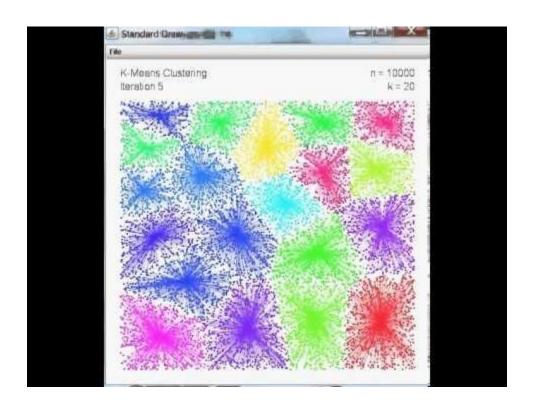


STEP 4. 變動群集邊界





Example



https://youtu.be/BVFG7fd1H30



參考來源

- https://rpubs.com/skydome20/R-Note9-Clustering
- https://jgpan.gitbooks.io/the-study-of-r/content/clustering.html
- 3. K-Means Clustering Example
- 4. http://ccckmit.wikidot.com/ai:kmeans





重點

- 1. K 如何決定?
- 2. 相似度的方法





階層式分群法 hierarchical clustering

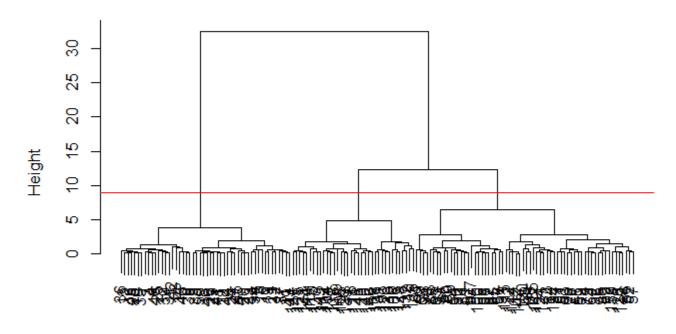
概念

- 不須事先設定群數 k,每次反覆運算過程僅將距離最 近的兩個樣本/群聚為一類,直到符合設定的群集數 條件
 - 由下往上聚合: 從樹狀結構底部開始,將資料或各分群逐 次合併,一開始將每個資料都視為一個獨立的分群,然後 依據分群間相似度計算公式,不斷合併兩個最相似的資料 /分群,直到所有資料/分群都合併成一個大的群集或達到 所訂定的停止條件(設定的數量)為止。



Processes

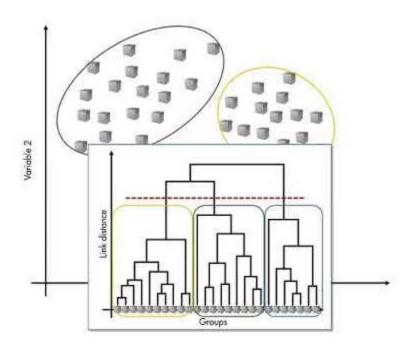
Cluster Dendrogram



E.dist hclust (*, "ward.D2")



Example



https://youtu.be/iy7-Q7Y1Klk



參考來源

- https://rpubs.com/skydome20/R-Note9-Clustering
- https://jgpan.gitbooks.io/the-study-of-r/content/clustering.html
- MATLAB skills, machine learning, sect 5: Hierarchical Clustering





重點

- 1. 由上往下分裂?
- 2. 與 K means 的差異?







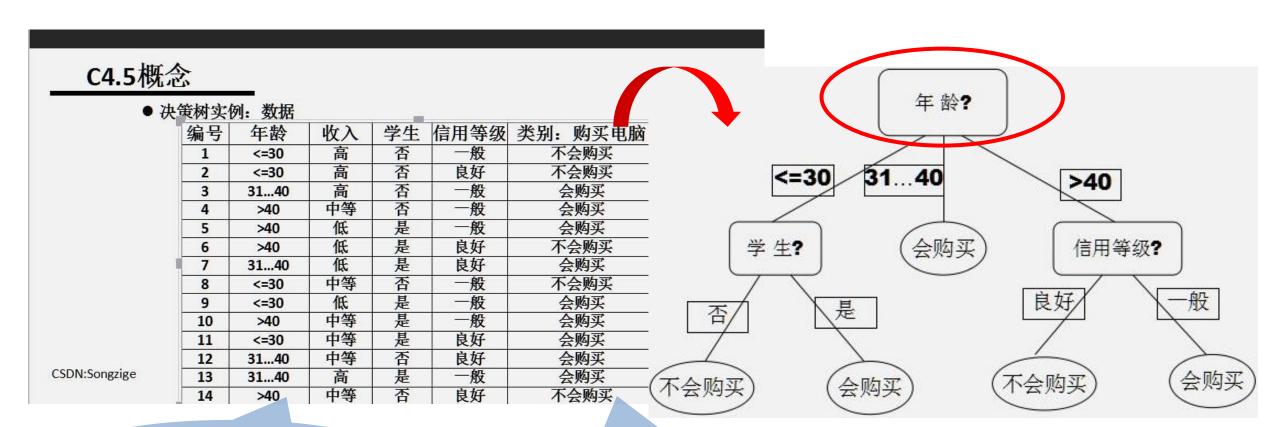
決策樹 Decision Tree

概念

該決策樹方法先根據訓練集數據形成決策樹,如果該樹不能 對所有對象給出正確的分類,那麼選擇一些例外加入到訓練 集數據中,重複該過程一直到形成正確的決策集。



ID3 EXAMPLE



三個年紀區間

9個買,5個不買



資訊熵 & 資訊量增益

$$H(D) = -\frac{5}{14} \log_2 \frac{5}{14} - \frac{9}{14} \log_2 \frac{9}{14} = 0.94$$
 買與不買的資訊熵

$$H_{age}(D_{yuzh}) = -\frac{3}{5}\log\frac{3}{5} - \frac{2}{5}\log\frac{2}{5} = 0.971$$
 年輕人、買與不買的資訊熵

$$H_{age}(D) = \frac{5}{14}*0.971 + \frac{4}{14}*0 + \frac{5}{14}*0.971 = 0.694$$
年紀、買與不買的總資訊熵

Gain(age) = 0.94 - 0.694 = 0.246Gain(student) = 0.94 - 0.789 = 0.151 $Gain(credit_rating) = 0.94 - 0.892 = 0.048$ Gain(income) = 0.94 - 0.911 = 0.029



參考來源

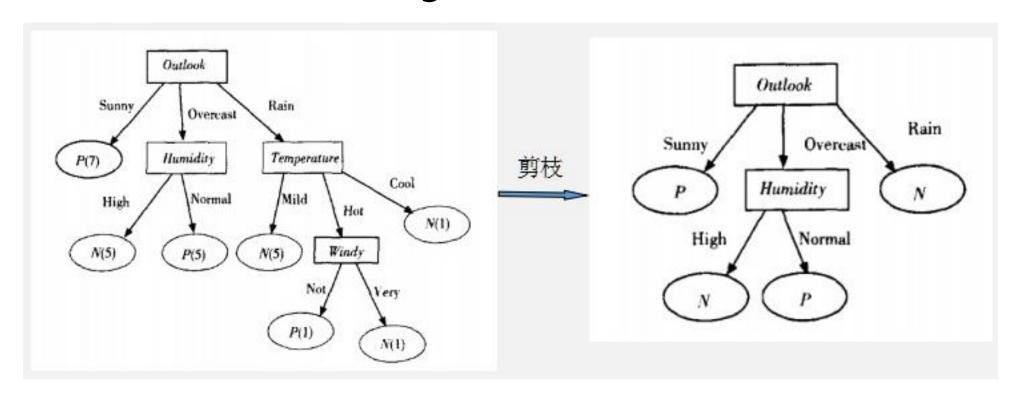
- 1. Visualizing a Decision Tree Machine Learning Recipes #2
- 2. Decision Analysis 3: Decision Trees
- 3. C4.5決策樹算法





重點

- Overfitting 過度擬合
- Pruning 剪枝





延伸閱讀

- 1. C4.5 決策樹 (GainRatio)
- 隨機森林 Random Forest
- 3. K Nearest Neighbor (KNN)





Linear Regression 數值型輸出

概念

某次實驗得到了四個數據點 (x,y):(1,6)、(2,5)、(3,7)、(4,10)(右圖中紅色的點)。我們希望找出一條和這四個點最匹配的直線 $y=eta_1+eta_2x$,即找出在某種「最佳情况」下能夠大致符合如下超定 線性方程組的 β_1 和 β_2 :

$$\beta_1 + 1\beta_2 = 6$$

$$\beta_1 + 2\beta_2 = 5$$

$$\beta_1 + 3\beta_2 = 7$$

$$\beta_1 + 4\beta_2 = 10$$

最小平方法採用的手段是儘量使得等號兩邊的方差最小,也就是找出這個函數的最小值:

$$S(eta_1,eta_2) = \!\! [6-(eta_1+1eta_2)]^2 + \!\! [5-(eta_1+2eta_2)]^2 \ + [7-(eta_1+3eta_2)]^2 + [10-(eta_1+4eta_2)]^2.$$

最小值可以通過對 $S(eta_1,eta_2)$ 分別求 eta_1 和 eta_2 的偏導數,然後使它們等於零得到。

$$rac{\partial S}{\partial eta_1} = 0 = 8eta_1 + 20eta_2 - 56$$

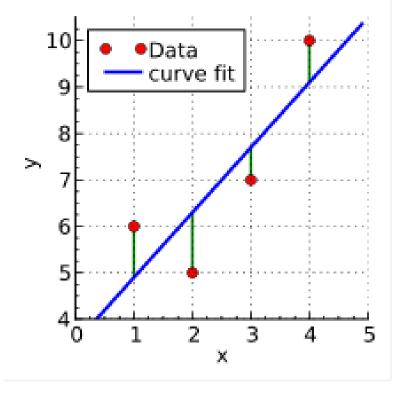
$$rac{\partial S}{\partial eta_2} = 0 = 20eta_1 + 60eta_2 - 154.$$

如此就得到了一個只有兩個未知數的方程組,很容易就可以解出:

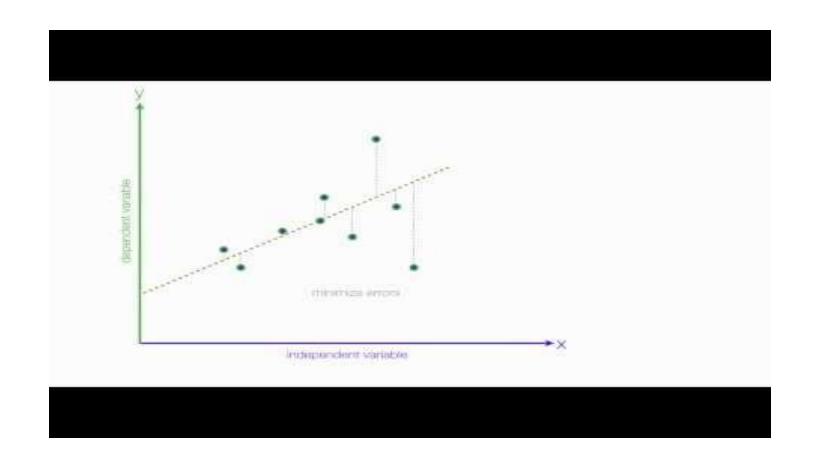
$$\beta_1 = 3.5$$

$$\beta_2 = 1.4$$

也就是說直線 y = 3.5 + 1.4x 是最佳的。



EXAMPLE





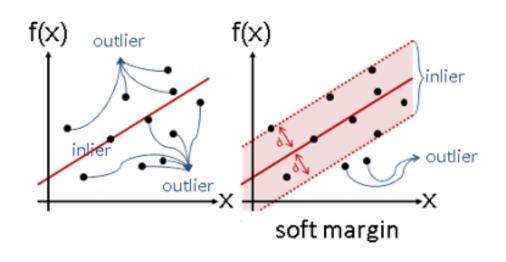
參考來源

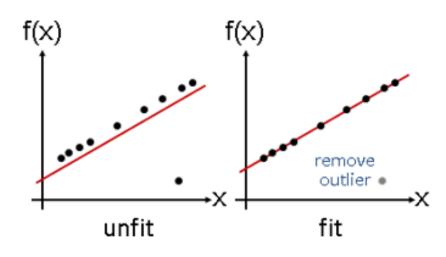
- 1. An Introduction to Linear Regression Analysis
- 2. 最小平方法
- 3. http://www.csie.ntnu.edu.tw/~u91029/Regression.html





重點







延伸閱讀

- 1. Logistic Regression
- 2. Support Vector Regression





實作參考

Weka

- 1. Tutorial on K Means Clustering using Weka
- 2. algoritma c4 5 in weka
- 3. Linear Regression Example in Weka: Weka Tutorias # 4



Python

- 1. 莫煩- sklearn常用屬性與功能 (Linear Regression 範例)
- 2. Scikit-Learn 教學: Python 與機器學習



