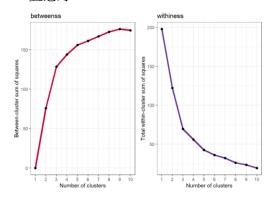
### Question 2

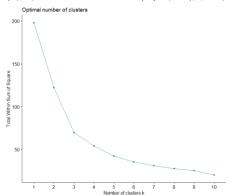
### (a)

演算法:

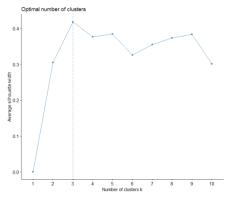
- 1. 首先生成兩個 bivariate normal distribution.
- 2. 利用第一題所推導出來的結果,生成 X1, X2, Z1, Z2.
- 3. Mixing probability 是 0.6,因此利用 runif 的函式生成在(0,1)之間的 100 個值,若取出的值小於 0.6, 則生成 X1, X2,反之,則生成 Z1, Z2.
- 4. 決定 Kmeans 的分群數:
  - A. 利用分群後的 within 值和 between 值,並使得 between 值愈大,within 值愈小。



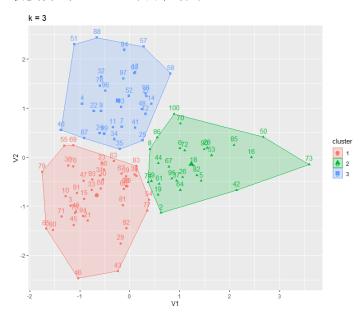
B. 利用 Elbow Method 找出一個 n 值使得群內總變異最小



C. 利用平均側影法(Average silhouette Method),並算出側影系數(Silhouette Coefficient),會根據每個資料點(i)的內聚力和分散力,衡量分群的效果 (quality),最終找出最適當的分群數。

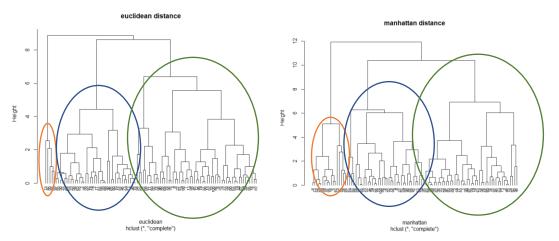


5. 利用以下三個方法,得出 Kmeans 的最佳群數為三。 最後得到 K-means 分群的圖



結論:三個群之間並沒有交錯的部分,因此設定群數為 3 使得分群的結果十分成功。

(b)



- 1. 利用歐式距離和曼哈頓距離建立出 Mixed Bivariate Normal distribution 的距離矩陣
- 2. 並利用套件畫出樹狀圖,根據資料間的距離,來進行階層式分群
- 3. 左邊的圖為歐式距離,右邊的是曼哈頓距離

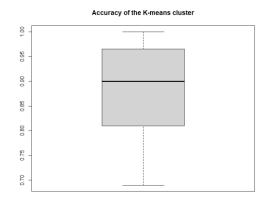
## 結論:

就距離結果來看,不論是歐式距離或曼哈頓距離,都可以很明確地看出分群結 果為三群。

# (a)

### 演算法:

- 1. 生成 200 個 n 為 100 的 bivariate normal distribution.
- 2. p1 為 0.6,因此利用 runif 的函式生成在(0,1)之間的 100 個值,若取出的值小於 0.6,則生成 X1,反之則生成 X2
- 3. 利用 for 迴圈,計算 200 個 random sample 各自的 K-means,設置分群數為 2,並計算準確率,算式為正確分群個數/總個數(100)
- 4. 總共會生成 200 個準確率值
- 5. 畫出這些值的 boxplot。



**結論:** 從準確度分布的 boxplot 可以看出,利用 K-means 做分群的準確度為大約 90%。

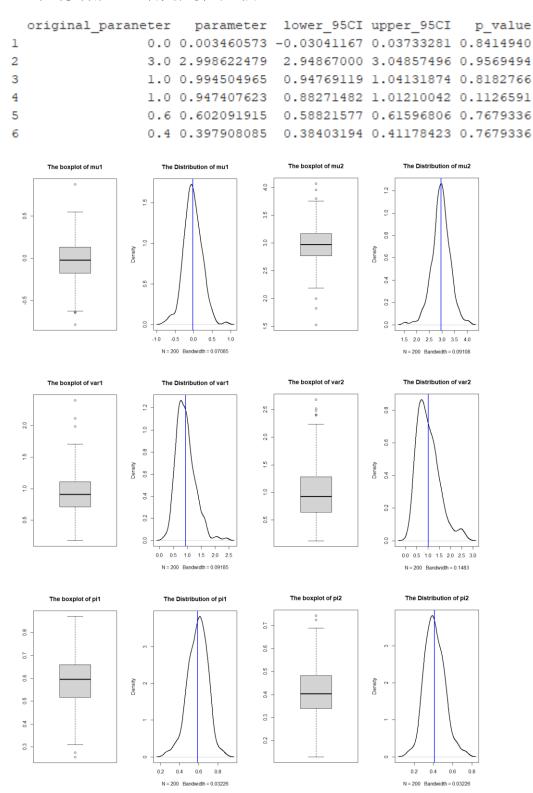
### (b)

#### 演算法:

- 1. 牛成 200 個 n 為 100 的 bivariate normal distribution.
- 2. 首先對每一個 random sample 進行 k-means,以獲得資料的硬標籤。有了 這些硬標籤,我們就可以用 MLE 來估計初始化的成分參數
- 3. 我們現在必須確定資料點(xi)屬於 cluster 的概率是多少,這是 MLE 的期望步驟(E-step),我們要計算每個數據點的軟標籤的期望值。並利用 Bayes' rule 算出後驗概率
- 4. 得出後驗概率之後,我們可以重新估計我們的成分參數。我們只需要對我們早期指定的 MLE 方程做一點調整。具體來說,在每個方程中,k 個成分的資料點的數量被替換為後驗概率 P(xi ∈ kj|xi)。
- 5. Log likelihood 越大=模型參數越適合資料
- 6. 為了測試收斂性,我們可以在每個 EM 步驟結束時計算對數 Log likelihood, 然後測試它是否比上一個 EM 步驟有 "顯著 "變化。如果有, 那麼我們就重複另一個 EM 步驟。如果沒有,那麼我們就認為 EM 已經

收斂了,那麼就會得到最終參數。

- 7. 得到 200 個參數組之後,我畫出了各個參數的 boxplot 和 distribution
- 8. 除此之外,我也計算出各參數的 95%信賴區間,p-value,平均值,和原本的參數值,並將其合併為一個 data frame.



結論:對於所有參數的估計,在 200 個 random sample 之中每個參數的平均

值都很接近原本設定的參數,並且各參數的平均值也都落在 95%信心區間之內,並且 p-value 也都大於 0.05,因此可以說明以 GMM 的方法做 clustering 得到的效果也很良好。