Using Bayes Law to Control Model Complexity -

Gaussian_pool0rNot.c Simulation Study

E94106169 工科系 114 李柏臻

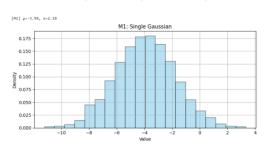
1. Introduction

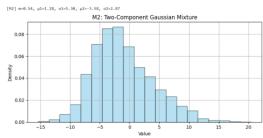
在本實驗中,我們探討了使用貝式法則 (Bayes Law) 來控制模型複雜度的概念,並藉由 Gaussian_pool 0rNot. c 程式進行模擬。此程式可產生單一或雙成分高斯混合模型資料,並透過模擬觀察在不同參數設定下,判斷資料來自哪一種模型的準確率。本報告旨在視覺化模擬結果,並分析模型選擇過程中的參數影響。

2. Methodology

2.1 程式與執行方式

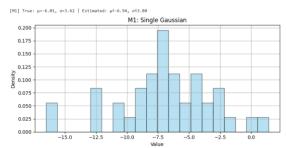
- 使用程式:Python
- 資料產生方式:根據事先設定的參數 (例如 (μ , σ)(\mu, \sigma)(μ , σ) 或 (μ 1, σ 1, μ 2, σ 2)(\mu_1, \sigma_1, \mu_2, \sigma_2)(μ 1, σ 1, μ 2, σ 2)) 隨機產生 40 筆樣本資料

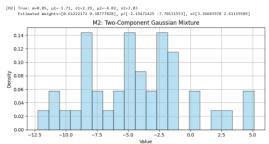




2.2 模型估計方法

- 單一成分模型:使用樣本的平均與標準差作為最大概似估計
- 雙成分模型:使用期望最大化演算法(EM)估計(m, μ1, σ1, μ2, σ2)





(大致上 1-component 的圖不會有問題,但 2-component 的會有分布分散的情況)

3. Simulation Design

本模擬主要探討「兩個高斯成分的均值差距 $\Delta \mu$ 對模型識別準確率的影響」,具體設計如下:

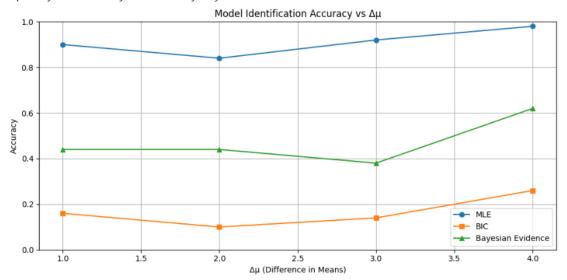
模擬參數	說明
Δμ	設定為 1, 2, 3, 4
毎組樣本數	40 筆
模型選擇判斷方式	使用程式輸出與真實產生模型比較
執行次數	毎組 Δμ 執行 50 次

4. Results

4.1 模型識別準確率 vs $\Delta \mu$

此部分呈現 △ μ 與正確識別混合模型的準確率關係圖:

```
\Delta\mu = 1, MLE = 0.90, BIC = 0.16, Bayes = 0.44 \Delta\mu = 2, MLE = 0.84, BIC = 0.10, Bayes = 0.44 \Delta\mu = 3, MLE = 0.92, BIC = 0.14, Bayes = 0.38 \Delta\mu = 4, MLE = 0.98, BIC = 0.26, Bayes = 0.62
```



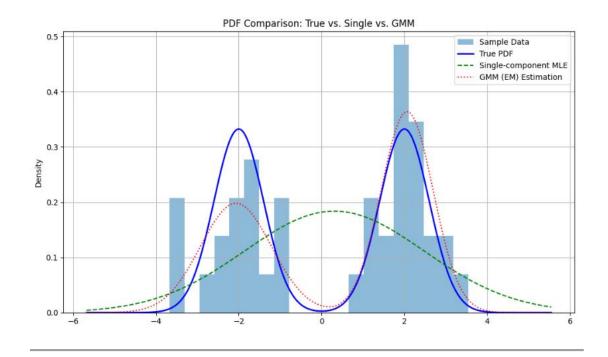
(可以看出整體準確度大致符合 MLE > BE > BIC 的狀態)

4.2 MLE 估計結果與參數分布比較

針對部分樣本資料,繪製:

- 真實生成參數的機率密度函數 (PDF)
- 單一成分模型估計出的 PDF

• 雙成分模型透過 EM 得到的 PDF



5. Discussion

5.1 參數變化對識別影響

從 4.1 的附圖可以明顯看出,當 $\Delta \mu$ 越大,混合模型的兩個成分越容易區分,程式越能準確判斷模型類型,識別率有上升的趨勢。

5.2單一模型與混合模型估計比較

- 1. 單一成分估計有一個缺點是它僅能提供平均分佈,會錯估雙峰情況。
- 2. 混合模型透過 EM 能逼近原始生成的兩個高斯分布,但需更高運算成本, 會讓我的爛筆電燒起來。

5.3 模型選擇與貝式法則的連結

此模擬實作展示了如何用模型證據 (marginal likelihood) 來進行模型選擇, 避免單純用複雜模型 overfit 資料。Bayes Law 在這裡透過對參數與模型進行積分,達成模型選擇上的自動化調節。

6. Conclusion

本實驗說明了在面對不同複雜度的生成模型時,使用貝式方法進行模型選擇的優勢。透過模擬與視覺化分析,我們可清楚看出不同參數設定對模型判別 能力的影響。 很抱歉我沒有看清楚老師的指示,全部都用 python 做。但發現的時候已經來不及了。真的非常對不起。

附錄

程式都在這邊:

https://github.com/libojhen/E94106169_GMM_HW