

SINGLE LEAD MULTISESSION ECG IDENTIFICATION

VR6102033 財金產碩二 許珍霖

R16104184 會計所碩二 林予捷

摘要

本篇研究探討了 ECG-ID 心電圖分類模型的實驗結果與比較。研究使用了四種不同的模型，分別是 PlexNet、ResNet、SENet 和 DenseNet，並根據準確率、精確度、召回率和 F1 分數進行了比較。結果顯示 PlexNet、SENet 和 DenseNet 模型表現較好，準確率介於 0.7 到 0.8 之間，而 ResNet 模型的表現較差，只有 0.37 的準確率。此外，本文提出 PlexNet 和 ResNet 模型存在過度配適的問題，並提出了改進的方向，包括增加訓練樣本數量、簡化模型結構、調整超參數和改進資料前處理等。未來的研究可以在這些方面進一步探索，以提升心電圖分類模型預測績效。

完整程式碼網址為：

https://github.com/RenataLin880128/Final-Project_SINGLE-LEAD-MULTISESSION-ECG-IDENTIFICATION

1.心電圖簡介

1.1 心電圖 (Electrocardiogram)

心臟為人體各器官的重要中樞，將血液打至分佈在身體裡大大小小的血管，維持身體各器官間的運作。心臟肌肉是人體肌肉中唯一自主放電的肌肉，透過心臟的心肌細胞放電發出電波，刺激整個心臟肌肉而產生收縮，導致皮膚表面會產生電生理的變化，將心電圖記錄器的電極連接到身上不同部位，即可描繪出「心電圖」。

心臟的傳導系統(圖 1-1)是由自發性放電的竇房節(Sinoatrial Node, SA node)，傳至左、右心房引發心房收縮，抵達於左、右心室間的房室結(Atrioventricular Node, AV node)後，藉由心室進入分隔心室的組織為希氏束(Bundle of His)，沿著希氏束往下傳遞至心室的左、右支束(Left and Right Bundle Branches)與浦金氏纖維(Purkinje Fibers)，引發心室收縮，將血液擠出於心臟，心室接著恢復到原本的靜止電位，等待下一次的動作電位。此過程不停的循環，使得心臟產生電位變化描繪出心電圖訊號。

1.2 心電圖訊號

一個完整的心跳之心電圖的組成包含 P、Q、R、S、T 等波形，這些波形代表著心跳一次的收縮與舒張行為，橫軸時間刻度，每一小格(細線)為 0.04 秒，五小格組合一格(粗線)，每一大格為 0.2 秒；縱軸為電位刻度，每一小格為 0.1mV，每一大格為 0.5mV，上方為正值，下方為負值。以下將詳細介紹代表心電圖的各波 (Wave)、段 (Segment)、區間 (Interval)，它們所對應到的心臟活動：

P 波：代表心房收縮(Atrial Depolarization)的結果，由竇房結(SA node)自發性產生動作電位傳至房室結(AV node)，通常小於 0.12 秒。

P-R 期間：自 P 波開始到 QRS 波開始的時間間隔，電位由竇房結(SA node)發出，經房室結傳入心室引起心室除極所需的時間，一般介於 0.12 秒至 0.20 秒。

QRS 複合波：左、右心室收縮(Ventricular Depolarization)的過程，電位經由房室結往下傳至希氏束、左右支束(Left and Right Bundle Branches)與浦金氏(Purkinje Fibers)。通常介於 0.08 秒至 0.10 秒。

S-T 期間：自 QRS 綜合波的 S 波的結束到 T 波的開始。此區段對於心肌缺血或心肌梗塞症狀是相當重要評估的指標。

T 波：通常代表心室舒張(Ventricular Repolarization)，通常時間小於 0.16 秒。

QT 期間：從 QRS 複合波的 Q 波開始到 T 波結束，代表左、右心室收縮到舒張的時間，時間約為 0.35 秒至 0.43 秒。

RR 期間：相鄰兩個 R 波的間隔時間可以表示心跳，時間約 0.6 秒至 1.2 秒。

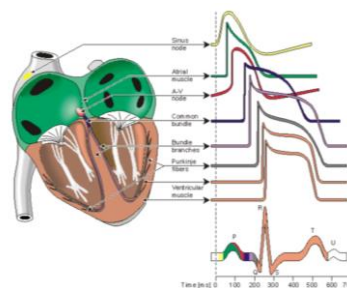


圖 1-1

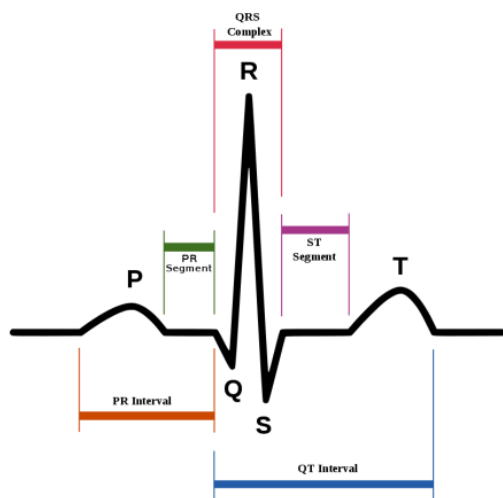


圖 1-2

2.研究方法

本研究所使用的方法之流程如圖 3-1 所示，在訊號前處理的部分會對原始訊號進行歸一化和濾波，並且尋找 R 波切割。



圖 2-1 研究流程圖

3. 資料庫與資料前處理

3.1 資料庫介紹-- ECG-ID 資料庫

ECG-ID 心電圖資料庫擁有 44 位男性與 46 位女性共 90 名受試者的心電圖紀錄，年齡自 13 歲至 75 歲共 310 筆人體外心電圖紀錄組成。每筆紀錄之時長為 20 秒至 5 分鐘，取樣頻率為 500 Hz。根據原始數據，除了第 74 名受試者僅有一筆心電圖資料外，每位受試者皆擁有 2 至 20 筆紀錄。總共有 2832 筆觀察值

3.2 訊號前處理

受測者端收集到的原始訊號中，不只包含了我們所要的 ECG 訊號，還包含著一些電器雜訊，以及人體本身的微震動而產生的運動偽影等各式雜訊，故須先對原始訊號進行一連串的訊號前處理。

3.2.1 歸一化

在機器學習中進行資料歸一化（Normalization）的主要原因是它使分類器性能變得更好，使特定的神經網路的訓練過程變得更容易，加快收斂速度。在本研究中，會將每個 ECG 週

期歸一化在 1~-1 之間(y 軸)，時間序列(x 軸)則為 2000 毫秒(即 20 秒)。

3.2.2 巴特沃斯濾波器

巴特沃斯濾波器是一種通頻帶之頻率響應曲線平坦無漣波的訊號處理濾波器。它也被稱作最大平坦濾波器。巴特沃斯濾波器的特點是通頻帶內的頻率響應曲線最大限度平坦，沒有漣波，而在阻頻帶則逐漸下降為零。在對數鮑圖上，從某一邊界角頻率開始，振幅隨著角頻率的增加而線性減少至負無窮。本研究採用截止頻率（Cutoff frequency）為 0.5 Hz 到 40 Hz 的 IIR 巴特沃斯濾波器（Butterworth filter）。

首先，經過下取樣與歸一化的心電圖，都通過截止頻率為 0.5 Hz 到 40 Hz 的濾波器對原始心電圖訊號進行濾波。詳細設計如下所述，本實驗先使用截止頻率為 40 Hz 的 8 階低通巴特沃斯濾波器，以去除電力線的雜訊。之後串聯第二個濾波器，則使用截止頻率為 0.5 Hz 到 40 Hz 的 4 階帶通巴特沃斯濾波器，以減少基線漂移與動作假影對訊號的影響。在該帶通濾波器前再串聯低通濾波器，目的在於將頻率約在 50 Hz ~ 60 Hz 電力線雜訊的干擾抑制到最低。

3.2.3 尋找 R 波位置

本次研究需要把一連串的 ECG 訊號進行 R 波標記，如下圖：

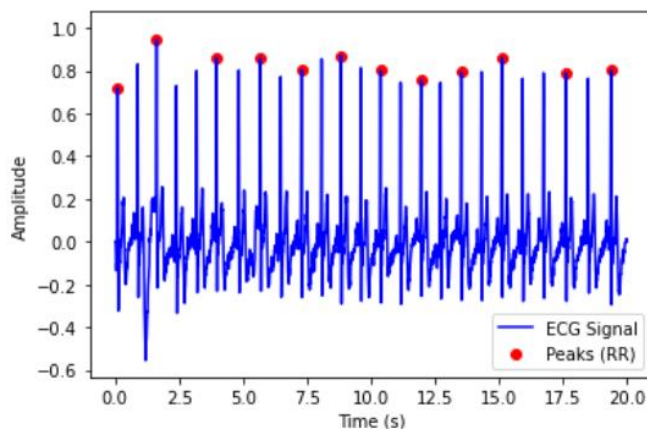


圖 2-1 R 波標記圖

4. 使用模型

4.1 PlexNet:

PlexNet 充分融合了遷移學習及集成學習的優勢，能夠捕捉心電圖數據中的複雜特徵，完成識別和分類的任務

4.2 ResNet:

ResNet 通過導入 skip connection 來解決梯度消失問題，可以幫助神經網路捕捉心電圖中的微小變化和異常值

4.3 SENet:

SENet 引入了 Squeeze-and-Excitation 模組，通過學習特徵通道之間的關係，調整特徵的權重。其注意力機制可以幫助神經網路自動學習並突出重要的心電圖特徵，提高識別和分類的準確度

4.4 DenseNet:

DenseNet 通過每個層將其輸入與之前的所有層連接起來，形成密集的连接模式。這種連接方式促進了特徵的傳遞，也減輕了梯度消失的問題。

5. 模型實證結果與比較

模型超參數:

batch_size=32, epochs=10, validation_split=0.2
loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam'

最終四種模型預測分類結果如下表所示:

	PlexNet	ResNet	SENet	DenseNet
Accuracy	0.8	0.37	0.72	0.78
Precision	0.61	0.42	0.7	0.72
Recall	0.72	0.32	0.63	0.71
F1-Score	0.65	0.26	0.62	0.7

表 5-1 模型預測績效

四種模型訓練之準確率曲線如圖 5-1、圖 5-2、圖 5-3、圖 5-4 所示:

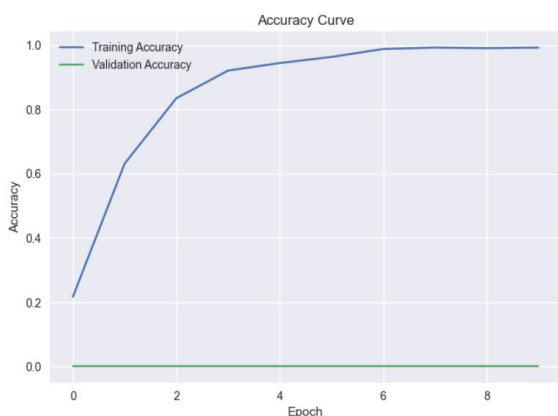


圖 5-1 PlexNet 模型訓練準確率曲線

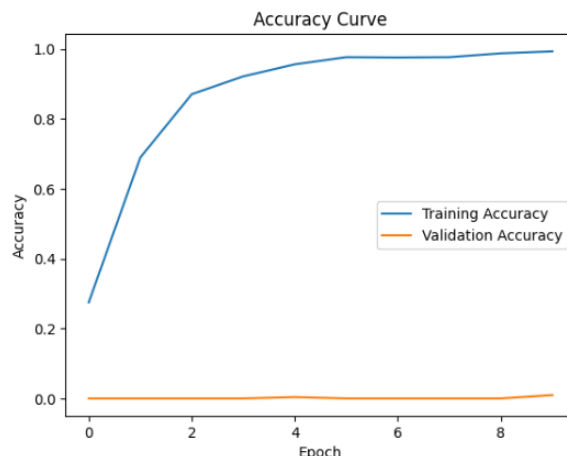


圖 5-2 ResNet 模型訓練準確率曲線

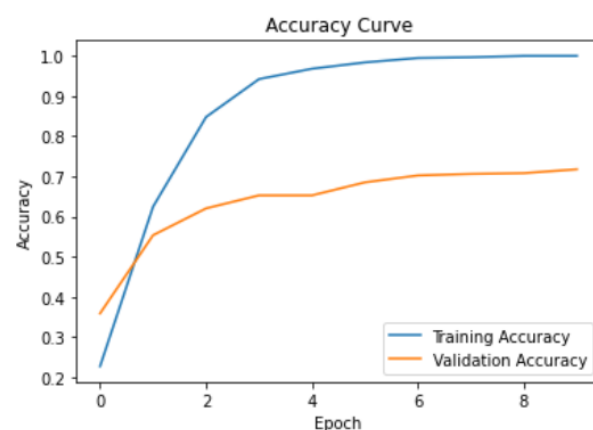


圖 5-3 SENet 模型訓練準確率曲線

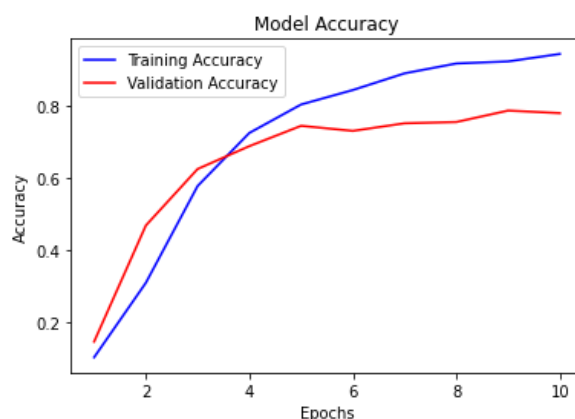


圖 5-4 DenseNet 模型訓練準確率曲線

6. 結論與未來可改進方向

我們發現 PlexNet、SENet、DenseNet 三模型的實證結果較好，準確率皆介於 0.7~0.8，而 ResNet 的模型績效遠低於其他，只有 0.37

此外，我們也發現 PlexNet 和 ResNet 的訓練過程存在 overfitting，可能是由於以下幾種原因:

1.訓練資料量:本次訓練資料共有 2832 筆觀察值，未來可再添加更多的樣本來避免過度配適。

2.複雜的模型結構：上面使用的 ResNet 模型可能對於給定的資料集來說過於複雜。簡化模型結構，如減少層數、濾波器的數量，或使用正則化技術（如 dropout）可以幫助減少過擬合。

3.波形切割方式: 可新增其他資料前處理(如除了 RR 波間隔以外更多層的波段切割方法)以汰除資料雜訊

7.參考文獻

- [1] Srivastva, R., Singh, A., & Singh, Y. N. (2021). PlexNet: A fast and robust ECG biometric system for human recognition. *Information Sciences*, 558, 208-228.
- [2] Hammad, M., Plawiak, P., Wang, K., & Acharya, U. R. (2021). ResNet-Attention model for human authentication using ECG signals. *Expert Systems*, 38(6), e12547.
- [3] Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4700-4708).
- [4] Hu, J., Shen, L., & Sun, G. (2018). Squeeze-and-excitation networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 7132-7141).