

# 專題進度報告

## 使用卷積神經網路 輔助心電圖診斷系統開發

指導教授：湯松年

學生：洪以恩、蔡旻樺、陳守倫

# 摘要

近年來，由於許多人長期處在生活作息不規律和飲食習慣不正常的環境中，導致患有心臟方面疾病的人數與日俱增。如何在事前有效並且精確的發現心臟疾病是非常重要的工作。近年來，心臟病的監控與簡易檢測逐漸受到重視，藉著攜帶型心電圖量測儀器或居家型心電圖量測儀器，病患可以即時自行操作簡便儀器量測心電圖並即時收到結果，當出現異常訊號時，得以立即前往就近的醫院實施更深度的心電檢測及治療。但是傳統心電圖(Electrocardiography, ECG)的判斷與分類，表現出的效果並不理想，因此本專題使用 1Dimensional-Convolution Neural Network (1D-CNN)結合 2Dimensional-Convolution Neural Network(2D-CNN)作為研究方向。我們使用 Wavelet Transform 對原始資料進行轉換，透過此步驟可以使資料的特徵更容易被捕捉。將經過轉換後的資料透過 Convolution Neural Network 建構 1D 和 2D 的波型分類器，最後再藉由訓練好的波型分類器對資料進行分類。

關鍵字:1D 卷積神經網路、2D 卷積神經網路、心電圖分類、ECG 心電圖辨識

# 目錄

摘要 .....	ii
目錄 .....	iii
圖目錄 .....	iv
表目錄 .....	v
第一章 研究目的 .....	1
第二章 數據來源 .....	2
第三章 資料前處理 .....	3
第四章 訓練模型 .....	6
4-1 開發環境 .....	6
4-2 訓練資料 .....	6
4-3 卷積模型 .....	6
第五章 實驗結果 .....	8
5-1 效益評估方法 .....	8
5-2 實驗數據成果 .....	8
5-3 訓練中的資料改良 .....	10
第六章 結論 .....	11

## 圖目錄

圖 1-1、流程架構示意圖 .....	1
圖 3-1、APC .....	3
圖 3-2、APC (denoise) .....	3
圖 3-3、NOR .....	3
圖 3-4、NOR (denoise) .....	3
圖 3-5、VEB .....	4
圖 3-6、VEB (denoise) .....	4
圖 3-7、VFW .....	4
圖 3-8、VFW (denoise) .....	4
圖 3-9、LBB .....	4
圖 3-10、LBB (denoise) .....	4
圖 3-11、RBB .....	5
圖 3-12、RBB (denoise) .....	5
圖 3-13、PAB .....	5
圖 3-14、PAB (denoise) .....	5
圖 3-15、PVC .....	5
圖 3-16、PVC (denoise) .....	5

## 表目錄

表 2-1、心電圖類別數量一覽表 .....	2
表 4-1、訓練集資料量 .....	6
表 4-2、測試集資料量 .....	6
表 4-3、1D 二分法卷積模型架構 .....	6
表 4-4、1D 七分法卷積模型架構 .....	7
表 4-5、2D 二分法卷積模型架構 .....	7
表 4-6、2D 七分法卷積模型架構 .....	7
表 5-1、1D 第一階段模型分類結果-二分類 .....	8
表 5-2、1D 第二階段模型分類結果-七分類 .....	8
表 5-3、2D 第一階段模型分類結果-二分類 .....	9
表 5-4、2D 第二階段模型分類結果-七分類 .....	9
表 5-5、整合模型分類結果-二分類 .....	9
表 5-6、整合模型分類結果-八分類 .....	10

# 第一章 研究目的

我們將 1D、2D 各自的二分法模型和七分法模型進行整合，透過雙層檢測的流程架構，目的是希望將病徵誤判為 Normal 的機率降到最低。第一部分是將 1D 資料丟入 1D 二分法(1D 2CLASS)進行 Normal 和非 Normal 的分類，第二部分是將上層被判斷為 Normal 的資料轉為 2D 二分法(2D 2CLASS)的 Input 再將其進行 Normal 和非 Normal 的分類，最後將 1D 2class 和 2D 2class 得到的非 Normal 個別丟入七分法(1D 7CLASS、2D 7CLASS)進行各七類病徵的分類。

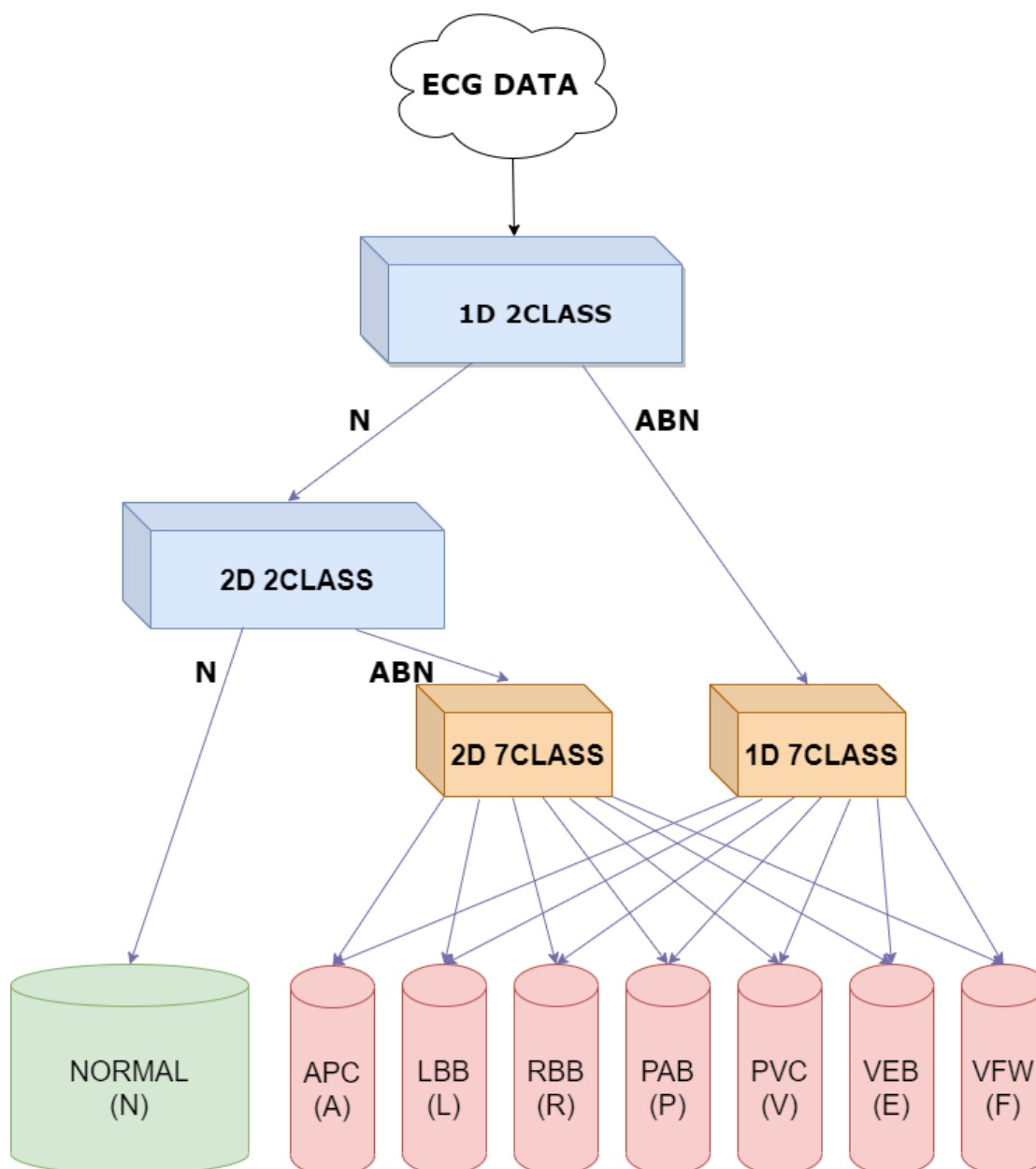


圖 1-1、流程架構示意圖

## 第二章 數據來源

我們使用麻省理工學院 MIT-BIH 心律不整資料庫做為訓練的資料來源，該資料庫內涵 48 位病患的心電資料，而 48 筆資料有 46 筆包含 MLII 導程，其分布最廣泛，所以我們使用 MLII 導程作為我們的訊號來源。資料庫中病癥較完整的類別有 15 類，而我們取其中 8 類包含 Normal(正常類)進行訓練，我們取的 8 類分別為 Normal beat(NOR)、Left bundle branch block beat(LBB)、Right bundle branch block beat(RBB)、Atrial premature beat(APC)、Premature ventricular contraction(PVC)、Ventricular flutter wave(VFW)、Ventricular escape beat(VEB)、Paced beat(PAB)。

記號	類別	心電圖類型	數量
N	Normal beat	正常波型	74727
A	Atrial premature beat	心房早期收縮	2544
L	Left bundle branch block beat	左束支傳導阻滯	8069
R	Right bundle branch block beat	右束支傳導阻滯	7250
P	Paced beat	心跳節律器心跳	3616
V	Premature ventricular contraction	心室早期收縮	7122
E	Ventricular escape beat	心室性逃脫搏動	106
F	Ventricular flutter wave	心室顫動	472

表 2-1、心電圖類別數量一覽表

### 第三章 資料前處理

首先，我們將 ECG 訊號進行小波去噪處理，因為 ECG 訊號有低頻、微弱…等等特性，因此產生雜訊，而雜訊產生的原因有很多種，像是呼吸、肌肉顫抖，接觸不良而引起。因此，小波去噪的目的是降低訊號的雜訊，幫助資料在時將特徵更明顯的表示出來，也不讓雜訊與心電訊號的重合造成有用的心電訊號細微的變化被忽視。下圖為小波轉換前及小波轉換後的比對。

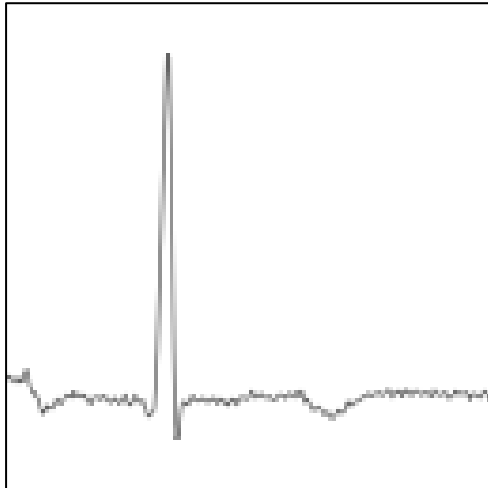


圖 3-1、APC

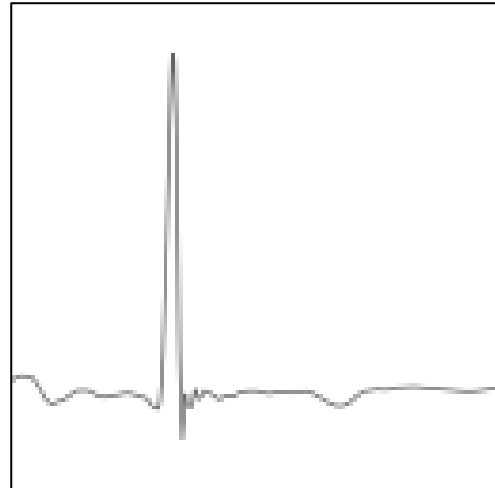


圖 3-2、APC (denoise)

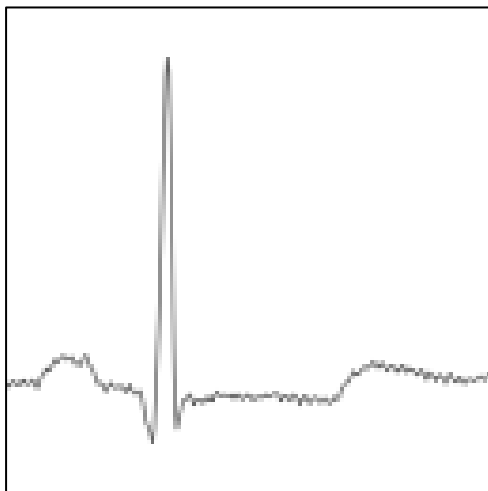


圖 3-3、NOR

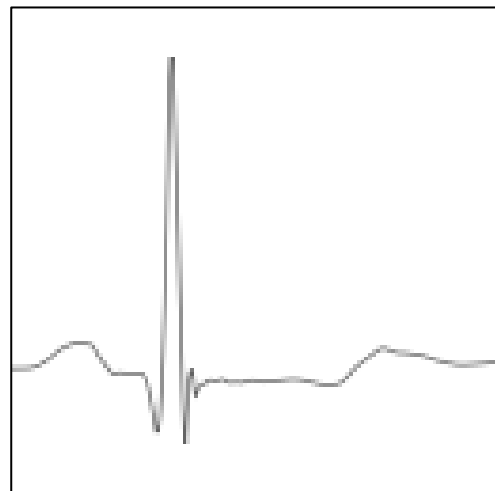


圖 3-4、NOR (denoise)



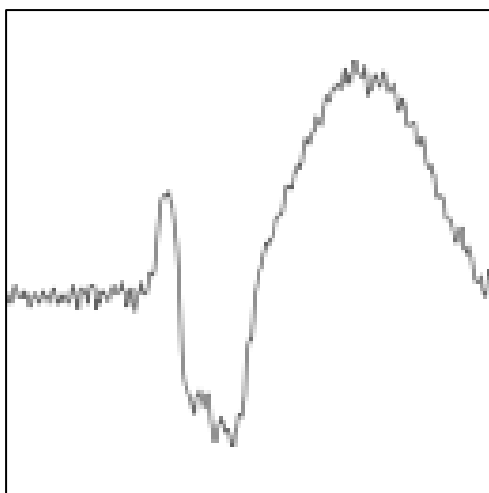


圖 3-5、VEB

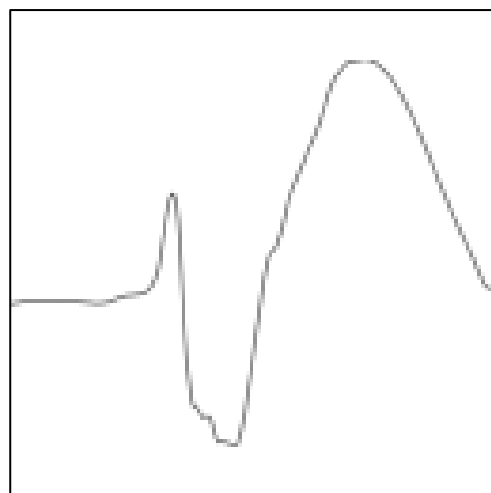


圖 3-6、VEB (denoise)

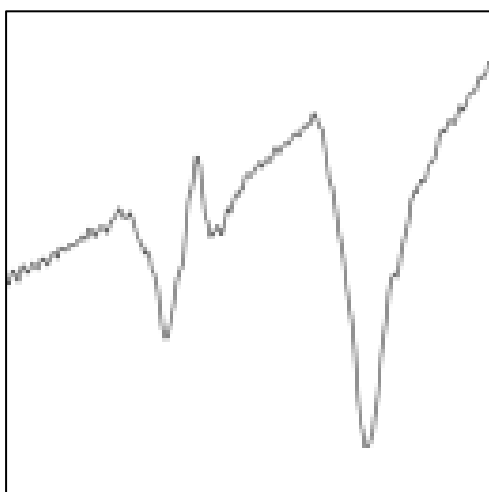


圖 3-7、VFW

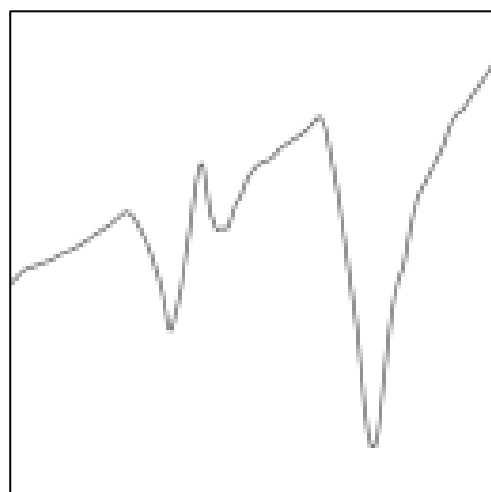


圖 3-8、VFW (denoise)

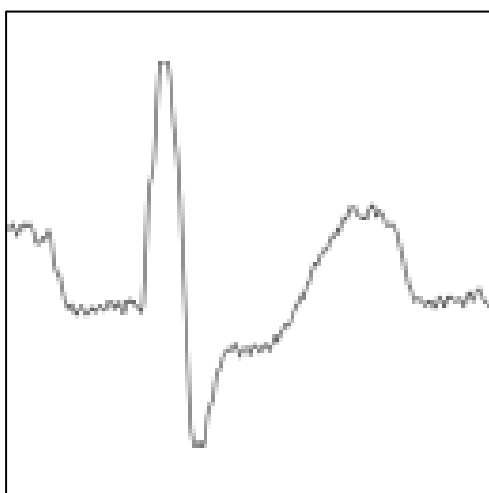


圖 3-9、LBB

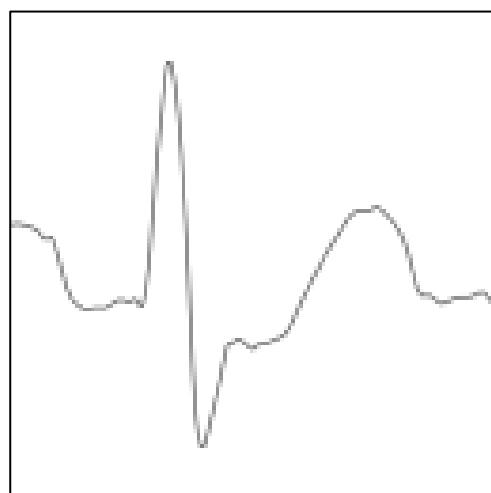


圖 3-10、LBB (denoise)

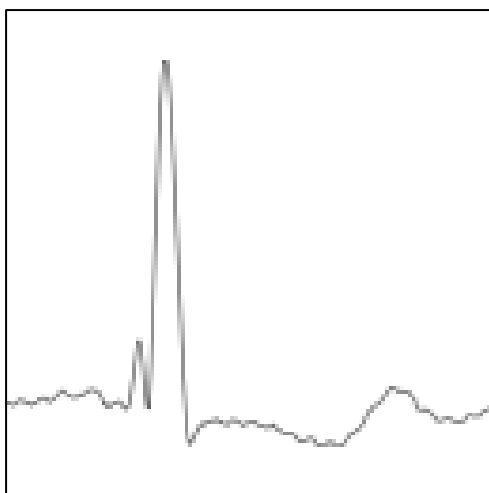


圖 3-11、RBB

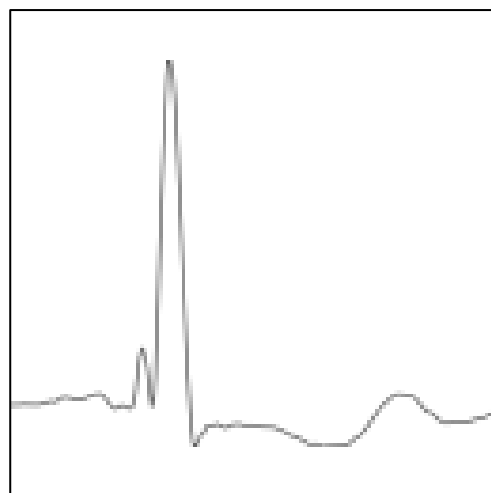


圖 3-12、RBB (denoise)

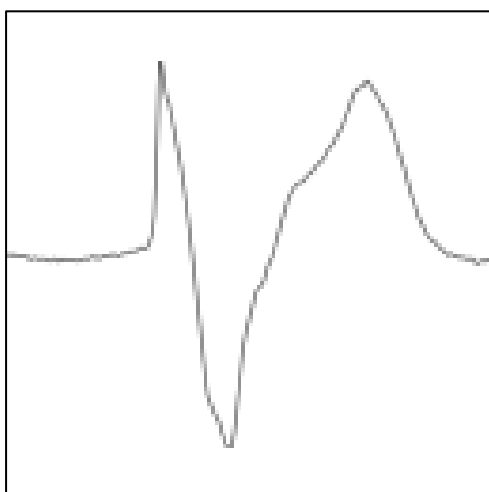


圖 3-13、PAB

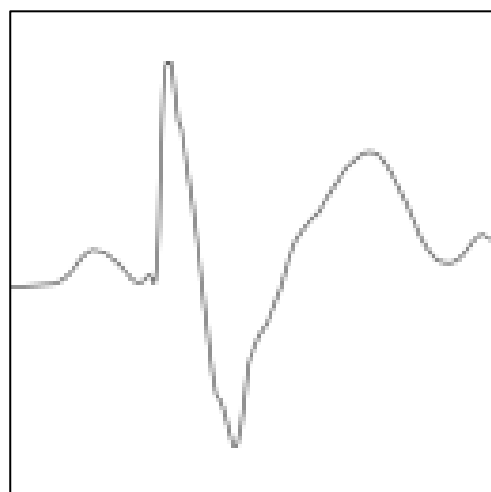


圖 3-14、PAB (denoise)

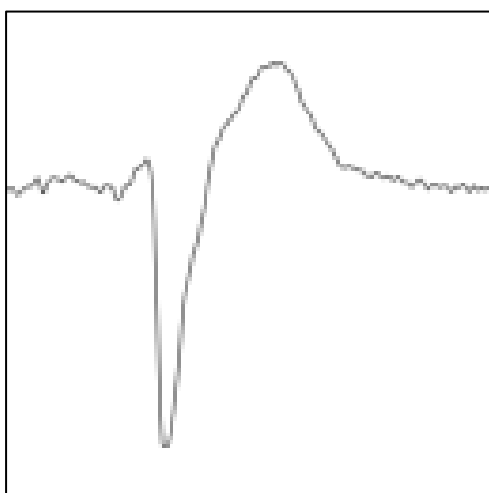


圖 3-15、PVC

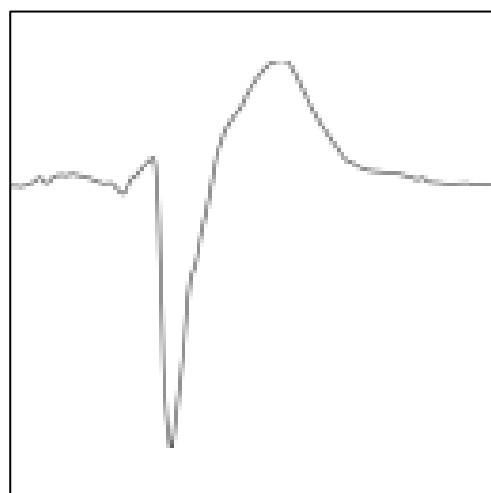


圖 3-16、PVC (denoise)

## 第四章 訓練模型

### 一、開發環境

我們使用 Python3.6 和 Anaconda 創建虛擬環境，使用 Keras 套件 base on Tensorflow，進行模組的設計、訓練與測試。

### 二、訓練資料

我們將總資料大約分成五成一部分當作訓練集另一部分當作測試集，經過多次實驗後對各類別資料進行比例調整。

病徵	資料數量	比例
NOR	33078	70.3%
APC	1515	3.2%
LBB	4047	8.6%
RBB	2720	5.7%
PAB	1818	3.9%
PVC	3583	7.6%
VEB	53	0.1%
VFW	236	0.5%
Total	47050	

表 4-1、訓練集資料量

病徵	資料數量	比例
NOR	35861	73.1%
APC	1026	2.0%
LBB	4017	8.2%
RBB	2524	5.1%
PAB	1796	3.7%
PVC	3537	7.2%
VEB	53	0.1%
VFW	236	0.5%
Total	49050	

表 4-2、測試集資料量

### 三、卷積模型

經過多次實驗，我們針對 1D 與 2D 的資料建構出二分法與七分法的卷積模型架構，二分法是針對 NOR 與其他病徵進行分類，而七分法是對非 NOR 的資料進行個別病徵的分類。其中 2D 卷積模型是引用參考專題[1]的模型架構進行訓練，以下卷積神經網路中，我們激活函數使用 Relu 函數。

	Type	Kernel(Pool) Size	Stride	Kernel	Input Size
Layer1	Conv1D	9	1	64	300x1
Layer2	Conv1D	9	1	32	300x64
Layer3	Max Pool	4	4		300x32
Layer4	Conv1D	9	1	32	75x32
Layer5	Max Pool	4	4		75x32
Layer6	Flatten				18x32
Layer7	Dense			24	576
Layer8	Dense			1	24

表 4-3、1D 二分法卷積模型架構

	Type	Kernel(Pool) Size	Stride	Kernel	Input Size
Layer1	Conv1D	21	1	4	300x1
Layer2	Max Pool	3	2		300x4
Layer3	Conv1D	23	1	16	150x4
Layer4	Max Pool	3	2		150x16
Layer5	Conv1D	25	1	32	75x16
Layer6	Avg Pool	3	2		75x32
Layer7	Conv1D	27	1	64	38x32
Layer8	Max Pool	3	2		38x64
Layer9	Flatten				19x64
Layer10	Dense			128	1216
Layer11	Dense			7	128

表 4-4、1D 七分法卷積模型架構

	Type	Kernel(Pool) Size	Stride	Kernel	Input Size
Layer1	Conv2D	5x5	1	16	128x128x1
Layer2	Max Pool	2x2	1		128x128x16
Layer3	Conv2D	5x5	1	36	64x64x16
Layer4	Max Pool	2x2	1		64x64x36
Layer5	Flatten				32x32x36
Layer6	Dense			128	36864
Layer7	Dense			1	128

表 4-5、2D 二分法卷積模型架構

	Type	Kernel(Pool) Size	Stride	Kernel	Input Size
Layer1	Conv2D	5x5	1	16	128x128x1
Layer2	Max Pool	2x2	1		128x128x16
Layer3	Conv2D	5x5	1	36	64x64x16
Layer4	Max Pool	2x2	1		64x64x36
Layer5	Flatten				32x32x36
Layer6	Dense			128	36864
Layer7	Dense			7	128

表 4-6、2D 七分法卷積模型架構

## 第五章 實驗結果

### 一、效益評估方法

在這實驗中，我們有兩個重要的評估指標，一個是精密度 (precision)，用在更精準的計算當我們考慮只有 NOR 丟入模型時 NOR 被判斷正確的機率，而不被 NOR 與 ABN 資料量有差距之原因所影響，因為我們的流程架構設計是為了希望將病徵誤判為 Normal 的機率降到最低，而 ABN 亦是如此。

另一個是準確度 (accuracy)，用來計算所有資料中，我們預測對的機率，因為雖然有些病徵我們的 precision 較低，但那是因為我們那個病徵的樣本數沒有那麼多的關係，因此計算準確度證明我們的模型整體準確度並不低註:ABN 為 Abnormal。

### 二、實驗數據成果

	Predicted		precision
	NOR	ABN	
NOR	35648	213	99.4%
ABN	79	13110	99.4%
總體準確率(Accuracy) = 99.4%			

表 5-1、1D 第一階段模型分類結果-二分類

	Predicted							precision
	A	E	F	L	P	R	V	
A	995	0	0	9	0	2	20	97.0%
E	0	48	0	0	0	1	4	90.1%
F	0	0	231	1	0	0	4	97.9%
L	2	2	0	4004	0	0	9	99.7%
P	0	0	0	0	1795	0	1	99.9%
R	22	0	0	1	0	2497	4	98.9%
V	3	2	5	13	0	3	3511	99.3%
總體準確率(Accuracy) = 99.2%								

表 5-2、1D 第二階段模型分類結果-七分類

	Predicted		precision
	NOR	ABN	
NOR	35314	547	98.5%
ABN	287	12902	97.8%
總體準確率(Accuracy) = 98.2%			

表 5-3、2D 第一階段模型分類結果-二分類

	Predicted							precision
	A	E	F	L	P	R	V	
A	979	0	0	7	0	24	16	95.4%
E	0	49	0	1	0	0	3	92.5%
F	1	0	218	0	0	0	17	92.4%
L	7	0	0	3959	0	4	47	98.6%
P	0	0	0	2	1793	0	1	99.8%
R	39	0	0	3	0	2468	14	97.8%
V	11	0	7	22	2	6	3489	98.6%
總體準確率(Accuracy) = 98.2%								

表 5-4、2D 第二階段模型分類結果-七分類

	Predicted		precision
	NOR	ABN	
NOR	35079	782	97.8%
ABN	55	13134	99.4%
總體準確率(Accuracy) = 98.3%			

表 5-5、整合模型分類結果-二分類

	Predicted								precision
	A	E	F	L	P	R	V	N	
A	971	0	0	2	0	1	5	47	94.6%
E	0	50	1	1	0	0	1	0	94.3%
F	0	0	230	0	0	0	6	0	97.5%
L	4	1	0	4008	0	0	3	1	99.7%
P	0	0	0	1	1795	0	0	0	99.9%
R	11	0	0	0	0	2510	2	1	99.4%
V	9	0	4	11	0	1	3506	6	99.1%
N	182	0	41	163	5	45	346	35079	97.8%
總體準確率(Accuracy) = 98.2%									

表 5-6、整合模型分類結果-八分類

### 三、訓練中的資料改良

實驗的最一開始我們有測試過沒有小波去噪的準確率及有經過小波去噪後的準確率，發現有經過小波去噪後的準確率較高，所以決定使用小波去噪。

	Predicted								precision
	A	E	F	L	P	R	V	N	
A	963	0	0	2	0	3	2	63	93.8%
E	0	50	1	0	0	0	1	1	94.3%
F	0	0	228	0	0	0	7	1	96.6%
L	1	1	0	4004	0	0	9	2	99.6%
P	0	0	0	1	1795	0	0	0	99.9%
R	14	0	0	1	0	2507	1	1	99.3%
V	6	0	3	11	1	1	3504	11	99.0%
N	100	0	36	121	6	60	334	35204	98.1%
總體準確率(Accuracy) = 98.2%									

表 5-7、整合模型分類結果-八分類(沒經過小波)

## 第六章 結論

### 一、未來展望

這次實驗結果我們認為有許多可以改善之處，雖然這次我們所設計的流程架構成功降低漏診率(ABN 被判斷成 NOR)，但是卻拉高了不少誤診率(NOR 被判斷成 ABN)。亦即 1D 二分法模型對 NOR 的精確度(precision)已經擁有 99.4%，但加入 2D 二分法模型後降低到 97.8%。因此希望在未來可以做出同時擁有低漏診率與低誤診率的模型。

希望在未來可以結合居家簡易型裝置落實心電圖的即時檢測，但目前的實驗結果對於硬體設備要求較高，所以需要搭配硬體加速的技術來降低執行時間。我們也希望未來能夠與更多的醫療團隊合作，取得更完整的心電資料，進行更完整的驗證與校正，提高系統的完整。



## 參考資料

- [1]使用卷積神經網路輔助心電圖診斷系統開發，作者：鍾佳男、柯宏諭、陳衍碩 指導教授：湯松年
- [2] Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks Serkan Kiranyaz\*, Turker Ince, and Moncef Gabbouj, Fellow, IEEE
- [3] 利用一維卷積神經網及切割法可即時適應病患的心電圖分類，國立台灣大學電機資訊學院電子研究所碩士論文，作者：李哲瑋
- [4] Mitbih 的每個病人的病徵數細節  
[https://archive.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/table\\_s.htm](https://archive.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/table_s.htm)
- [5] <https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/> Mitbih ECG 心電圖資料來源
- [6] 小波轉換對 ECG 之影響  
<http://portal.lib.ntnu.edu.tw/bitstream/20.500.12235/99027/1/n069470026401.pdf>
- [7]使用卷積神經網路輔助心電圖診斷系統開發，作者：鍾佳男、柯宏諭、陳衍碩 指導教授：湯松年