


# 2021 Synopsys ARC 盃 AIoT 設計應用競賽 決賽作品

作品標題-心律分類器

報告人- 謝佳丞、呂彥廷、易聖博

2021/7/28



# Agenda

- 作品概述
- 難點與創新
- 設計與實現
- 作品進度
- 測試結果
- 總結展望

# Agenda

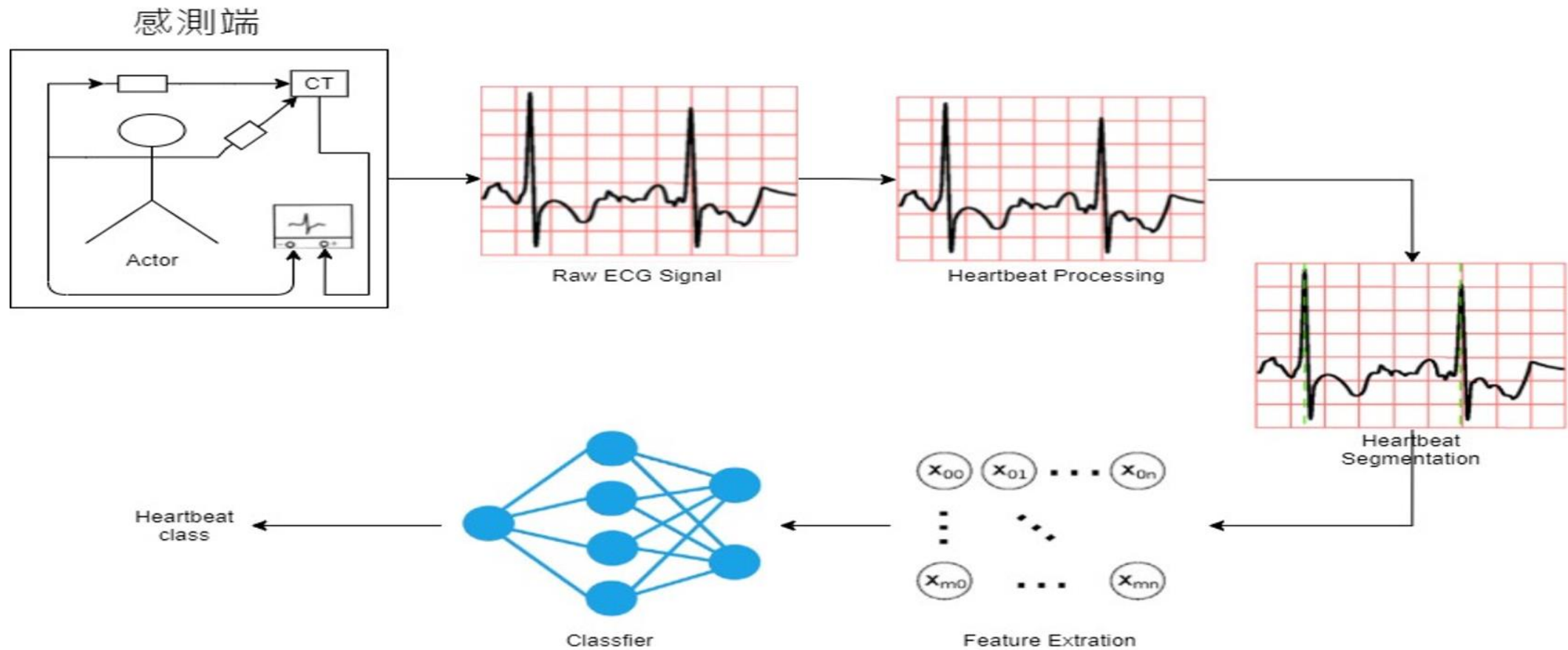
- 作品概述
- 難點與創新
- 設計與實現
- 作品進度
- 測試結果
- 總結展望

# 作品概述

- 潛在病患**對於自己的病情是沒有自覺的**，除非藉由醫院的儀器量測出**12**導程心電圖去判別心律是否正常，但是大多數人無法移植使用醫院的儀器做檢測，所以至少可以使用一些相對簡單的儀器可以去判別較容易檢測出且病患比較沒有感受的症狀。
- ECG量測產品繁多，從傳統**12**導程心電圖、**5**導程、**3**導程到**1**導程或掌上型心電儀都有，由於我們作品是著重在以下**2**點：
  - 1.大眾相對容易購買使用。
  - 2.針對不需多導程也能夠容易偵測的病情。
- 我們意圖使用MIT-BIH資料庫訓練出心律分類器。
- 預計將心律分為**8**類



# 作品概述



ECG分類器的執行流程圖

# Agenda

- 作品概述
- **難點與創新**
- 設計與實現
- 作品進度
- 測試結果
- 總結展望

# 難點與創新

- 難點

1. 量測ECG的信號處理。
2. 訓練資料集的資料處理。
3. 訓練出來的模型輸入可能不適合用於實際量測。

- 創新

1. 在量測完畢時給予使用者初步的症狀分析。
2. 訓練模型輕便並保持正確率

# Agenda

- 作品概述
- 難點與創新
- **設計與實現**
- 作品進度
- 測試結果
- 總結展望



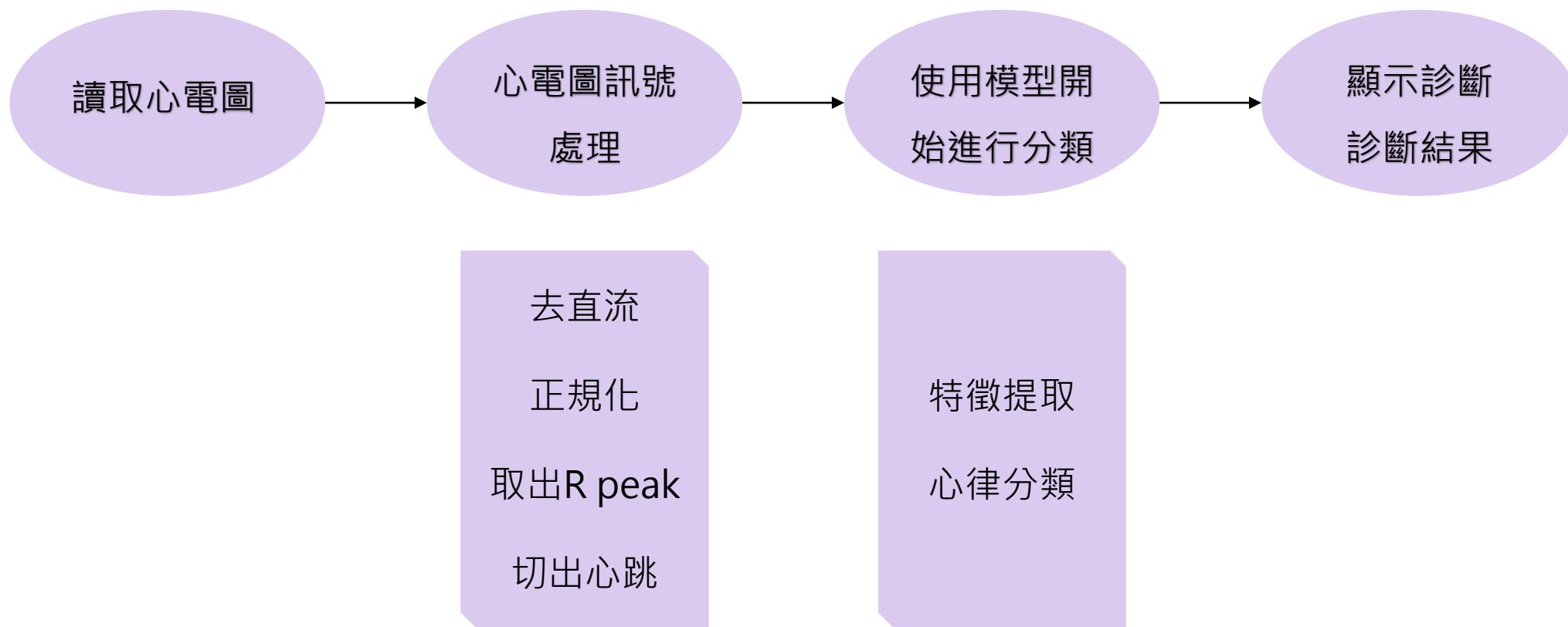
# 設計與實現

## 硬體架構



# 設計與實現

## 軟體架構



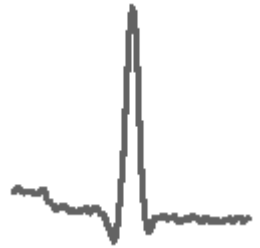
# MIT-BIH 心律不整資料庫

- MIT-BIH包含48個莫約30分鐘ECG訊號，取樣率360Hz、解析度11Bits；並且都來自48個不同的病人。
- 每一項紀錄包含兩個信號，MLII與V1~V5，我們取MLII 來做為訓練的資料集。
- 以下是我們想要分類的症狀如下圖: (當然還可以判定更多症狀，但不是我們的目標範圍)

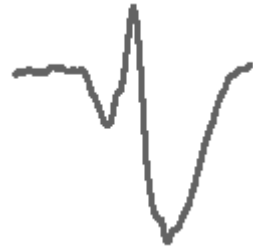
Table 1: MIT-BIH labeling and standard AAMI classes

AAMI	簡稱	MIT-BIH代碼
正常心跳 (Normal)	N	N
室性早搏(Premature ventricular contraction)	PVC	V
起搏心跳(Paced beat)	PAB	\
右束支傳導阻滯(Right bundle branch)	RBB	R
左束支傳導阻滯(Left bundle branch)	LBB	L
房性早搏(Atrial premature beat)	APB	A
心室撲動波(Ventricular flutter wave)	AFW	!
心室異位搏動(Ventricular Ectopic Beat)	VEB	E

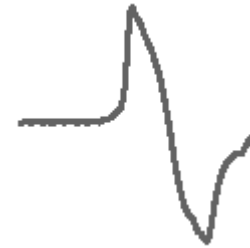
# MIT-BIH 心律不整資料庫



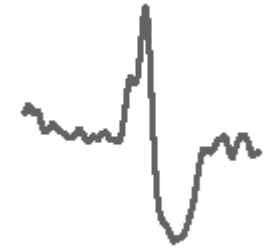
正常心跳  
(Normal, N)



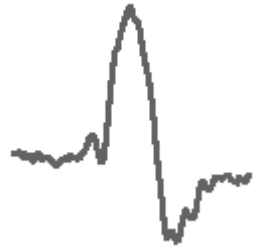
室性早搏  
(PVC, V)



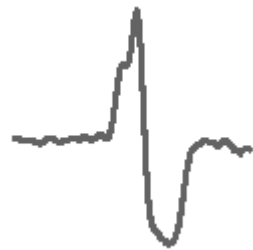
起搏心跳  
(PAB, I)



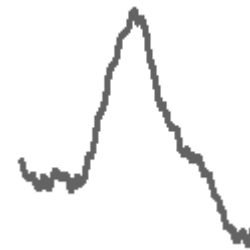
右束支傳導阻滯  
(RBB, R)



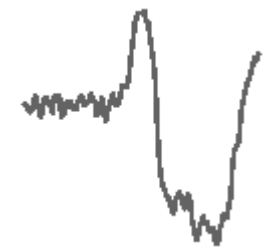
左束支傳導阻滯  
(LBB, L)



房性早搏  
(APB, A)



心室撲動波  
(AFW, !)



心室異位搏動  
(VEB, E)

# 神經網路架構優化

由於舊的模型訓練參數過多，藉由減少輸入的維度，以及**kernel**的數量降低訓練的參數

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d (Conv1D)	(None, 296, 64)	384
activation (Activation)	(None, 296, 64)	0
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 292, 64)	20544
activation_1 (Activation)	(None, 292, 64)	0
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 146, 64)	0
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 144, 128)	24704
activation_2 (Activation)	(None, 144, 128)	0
conv1d_3 (Conv1D)	(None, 142, 128)	49280
activation_3 (Activation)	(None, 142, 128)	0
max_pooling1d_1 (MaxPooling1D)	(None, 71, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 9088)	0
dense (Dense)	(None, 256)	2326784
dense_1 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_2 (Dense)	(None, 5)	645
Total params: 2,455,237		
Trainable params: 2,455,237		
Non-trainable params: 0		

舊模型



模型優化

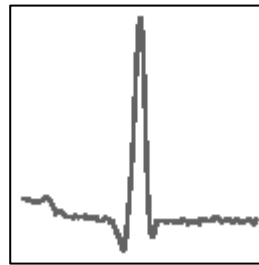
Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 126, 1, 8)	32
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 126, 1, 8)	32
activation (Activation)	(None, 126, 1, 8)	0
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 63, 1, 8)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 61, 1, 16)	400
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 61, 1, 16)	64
activation_1 (Activation)	(None, 61, 1, 16)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 30, 1, 16)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 1, 32)	1568
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 28, 1, 32)	128
activation_2 (Activation)	(None, 28, 1, 32)	0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 14, 1, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 1, 32)	3104
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 12, 1, 32)	128
activation_3 (Activation)	(None, 12, 1, 32)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 6, 1, 32)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 4, 1, 1)	97
flatten (Flatten)	(None, 4)	0
dense (Dense)	(None, 64)	320
batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 64)	256
activation_4 (Activation)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 16)	1040
batch_normalization_5 (Batch Normalization)	(None, 16)	64
activation_5 (Activation)	(None, 16)	0
dense_2 (Dense)	(None, 8)	136
Total params: 7,369		
Trainable params: 7,033		
Non-trainable params: 336		

新模型

# 神經網路架構(前)

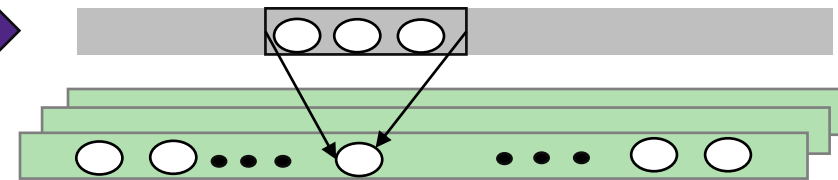
Inputs



1\*128

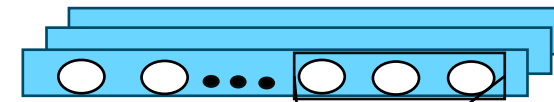


Conv2d



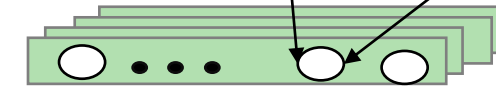
Input  
1\*128  
C1:Feature Maps  
8@1\*126

Subsampling



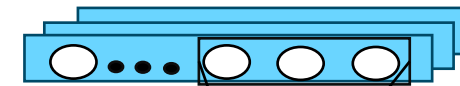
S1:Featue Maps  
8@1\*63

Conv2d



C2:Feature Maps  
16@1\*61

Subsampling



S2:Featue Maps  
16@1\*30

Conv2d



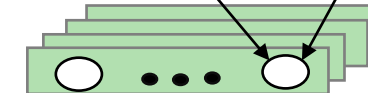
C3:Feature Maps  
32@1\*28

Subsampling



S3:Featue Maps  
32@1\*14

Conv2d



C4:Feature Maps  
32@1\*12

Subsampling



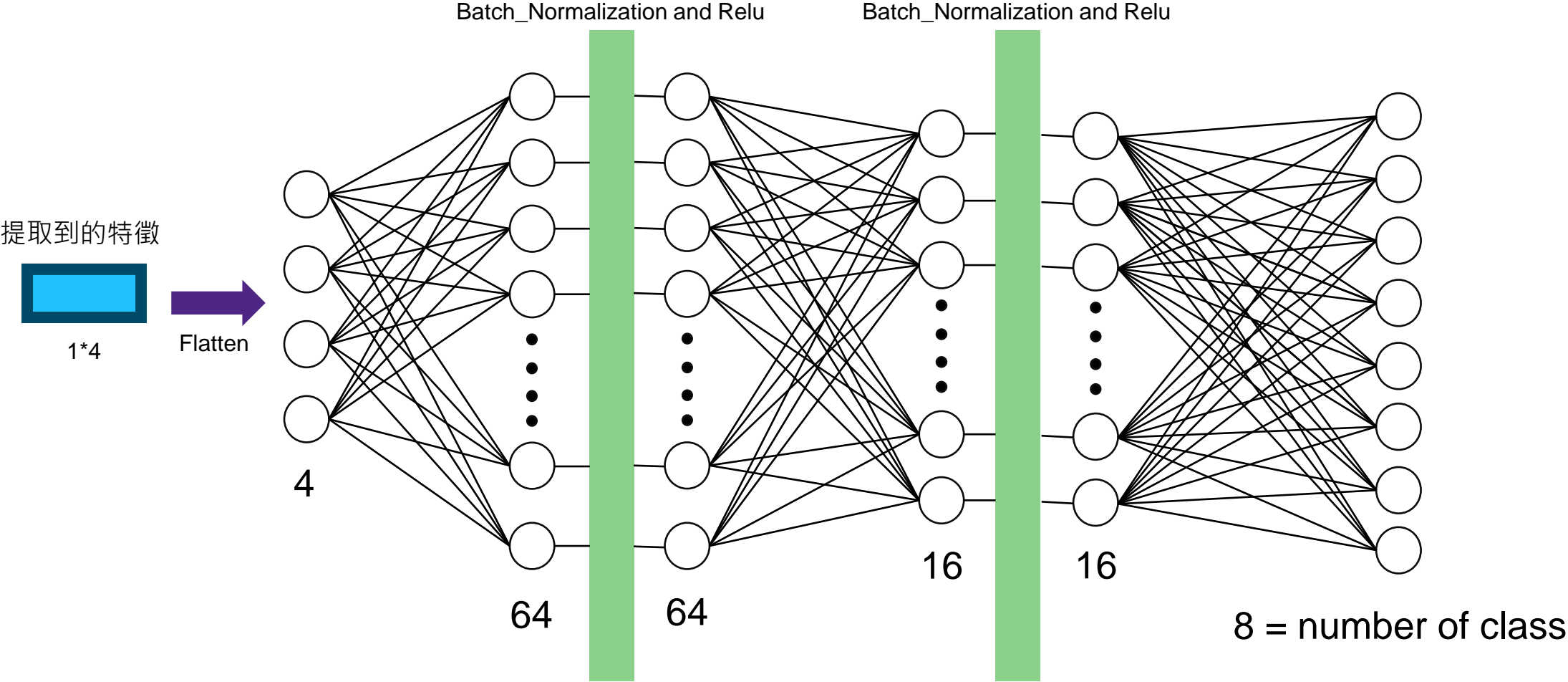
S4:Featue Maps  
32@1\*6

Conv2d



C5:Feature Maps  
1@ 1\*4

# 神經網路架構(後)



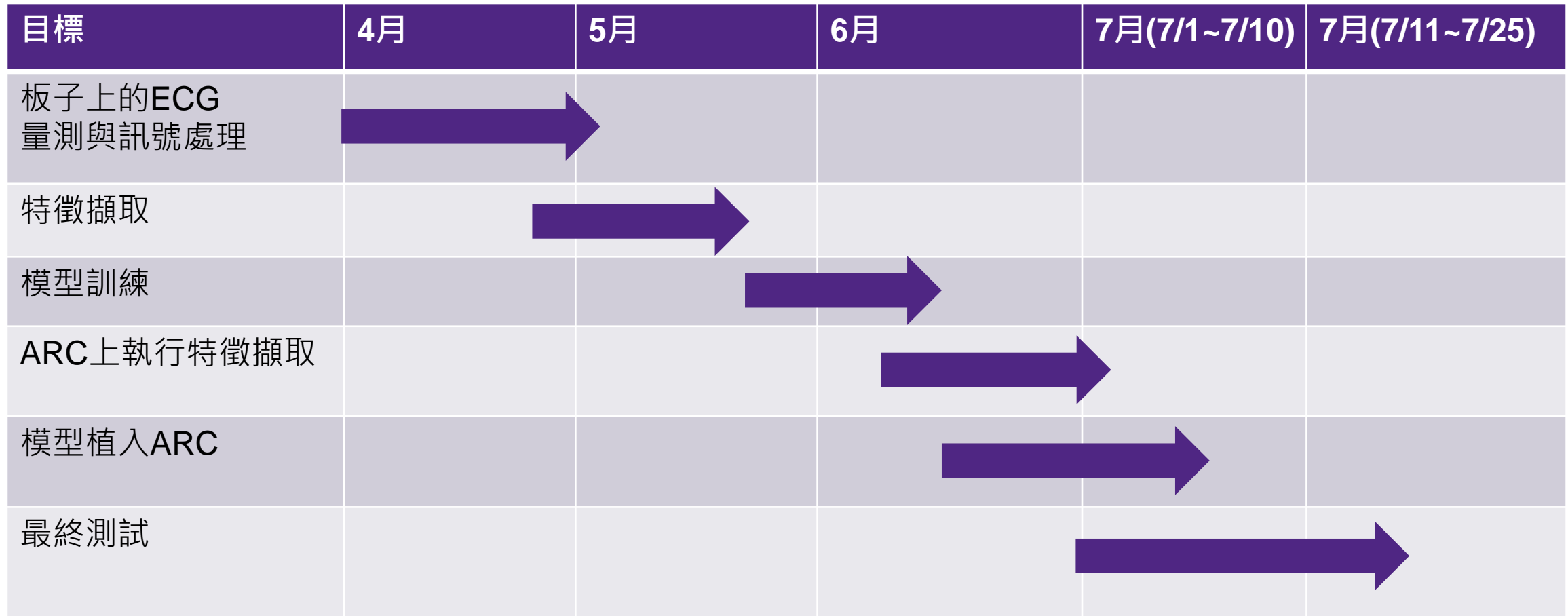
# Agenda

- 作品概述
- 難點與創新
- 設計與實現
- **作品進度**
- 測試結果
- 總結展望



# 作品計畫進度

## ●甘特圖:



# Agenda

- 作品概述
- 難點與創新
- 設計與實現
- 作品進度
- **測試結果**
- 總結展望

# 測試結果-模型評估

實際類別

N	7452	4	1	3	10	6	2	0
L	17	779	0	1	10	0	0	0
\	3	0	358	0	1	0	0	0
R	7	0	0	707	3	9	0	0
V	41	3	0	5	660	0	3	0
A	98	0	0	13	3	141	0	0
!	8	0	3	0	12	0	23	1
E	2	0	0	0	9	0	0	0
	N	L	\	R	V	A	!	E

預測類別

Accuracy: 0.973

Recall : 0.973

Precision Score : 0.973

F1\_Score : 0.7693

# Agenda

- 作品概述
- 難點與創新
- 設計與實現
- 作品進度
- 測試結果
- 總結展望

# 總結展望

- 模型的錯誤評估心律種類，依上面的**Confusion Matrix**顯示來看，‘A’、‘I’、‘E’的預測錯誤率較高，訓練資料集的不足為主要原因外，可以自己產生或向其他機構合作已取得更多訓練資料。
- 未來可以使用**LSTM**去嘗試進行分類，因為在實際上心律的評估還需要考慮前後的心律情況，例如：在評估是否為”房性早搏(APB)” ，是需要看心跳間的間隔。
- 由於實際量測資料和訓練資料的落差，例如：採樣頻率的不同，準確率無法達到理論值，未來可能透過降採樣等技術克服此難題

# Thank You

