

# SYNOPSYS® 2023 Synopsys ARC AIoT Design Contest

## 決賽作品

基於IOT的緊急救護檢傷系統

IOT-based emergency ambulance detection system

指導教授：林淵翔 教授  
組員：蔡博宇、何昀羲  
隊名：【我推的嵌入式】

# Agenda

- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

# Agenda

- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

# 作品概念

- 作品設計動機

- 當發生重大災變如美國九一一事件及台灣九二一地震，面對大量傷患，醫療資源有限時，災難現場檢傷分類，顯得更重要。
- 處理大量傷患事故，最常用的檢傷分類法為「START」(Simple Triage Rapid Treatment)。
- START會依照呼吸、脈搏、意識等狀況將傷患分成黑紅黃綠四個救助優先級別。
- 第一優先：紅色；
- 第二優先：黃色；
- 第三優先：綠色；
- 最不優先：黑色。



(圖片出處 美聯社：921事件歷史照片)

# 作品概念

## • 作品設計動機

### • 檢傷分類法「START」

- 第一步：將可自行移動或輕傷之傷患集中在指定地點並繫上綠色牌子(第三優先)。
- 第二步：評估呼吸，無呼吸而死亡者繫上黑色牌子(死亡)，呼吸道阻塞或呼吸每分鐘大於三十次者繫上紅色牌子(第一優先)。呼吸每分鐘小於三十次者，進入第三步評估。
- 第三步：評估循環，無脈搏或撓動脈微弱，末梢血流回充時間大於二秒者繫上紅色牌子(第一優先)。末梢血流回充時間小於二秒者，有脈搏者，進入第四步評估。
- 第四步：評估意識，不能聽指令繫上紅色牌子(第一優先)。反之可聽從簡單指令者繫上黃色牌子(第二優先)。
- 因此災難現場救治優先順序依**檢傷**分類分為四級以顏色區分：第一優先：紅色；第二優先：黃色；第三優先：綠色；最不優先：黑色。

# 作品概念

## • 作品設計動機

- 如右圖，這是一體兩面的紙製卡片，不同顏色之間，有可以輕易撕開的切割虛線，依**START**法分類並保留想要的顏色，左邊的彈力繩可以用來將“檢傷分類卡”套在患者手腕處。
- 白色區域，是要評估者快速的將患者基本資訊寫下，讓後援的救護人員可以快速瀏覽患者資訊，當然，第一位接觸的救護員並不要求填寫的非常詳盡，著重在病患身體受傷部位的標識，以及呼吸、心跳、血壓，其他較詳細的資訊可以交由後援人員處理填寫。
- 紅色的部份可以撕下，那是一張複寫紙，一方面可以提供資訊，另一方面這張紙可以集中到災害現場的指揮官那邊，用以提供指揮官、媒體、醫院能快速的了解受難者資訊。
- 每張“檢傷分類卡”都有編號，設計上是絕不重複的，另外，第一位檢傷者應該要簽名以示負責。



(圖片出處 隨意窩：大量傷病患之檢傷分類)

# 作品概念

## • 作品設計動機

### • 檢傷分類法「START」的缺陷

- 主觀判斷：依賴於醫療人員的主觀判斷，可能會出現個別醫療人員在評估傷患嚴重程度時的主觀差異，導致分類結果的不一致性。
- 欠缺準確性：只根據傷患的呼吸、脈搏和意識狀態等指標進行初步分類，這些指標雖然能提供一些簡單的線索，但並不足以完全反映傷患的嚴重程度。
- 不考慮長期後果：關注急性傷患的嚴重程度，忽略了一些可能在長期產生後果的潛在傷患。例如，某些傷患可能需要即時手術或特殊治療以防止長期後遺症，但在分類中可能被認為是較輕微的情況而延誤了治療。
- 不適用於大規模災難：START是為了應對小規模的災難事件而設計的，當災難規模過大時，這種簡單的分類方法可能無法應對龐大的傷患數量和醫療需求。



# 作品概念

## • 作品設計動機

我們希望以穿戴式生命徵象量測裝置結合藍牙無線通訊功能，完成一套基於IOT的緊急救護檢傷系統，改善傳統START的流程，讓緊急救護更精準、更便捷，提升緊急救護檢傷的效率。

## • 應用場域範例

例如普悠瑪出軌事件，傷者範圍遍部廣大，涉及多節車廂，須送醫者較多，且救護車無法一次性運送所有傷者至醫院的情況。



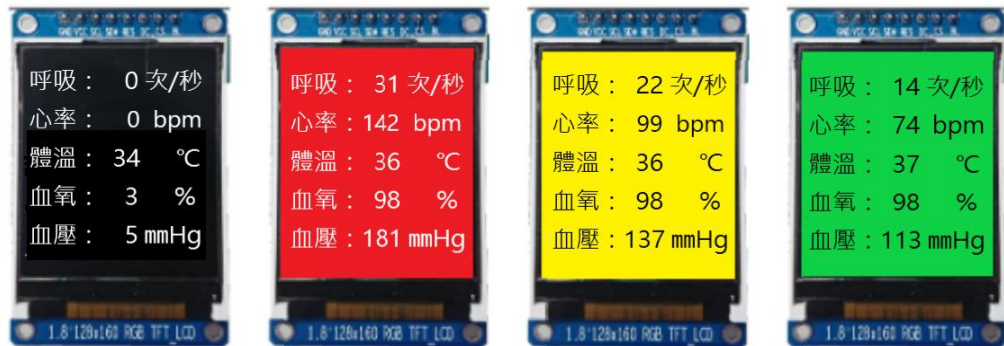
(出處YouTube：普悠瑪列車翻車事故急救紀錄20181021)



# 作品概念

## 功能預覽

- 以LCD全彩顯示器、按鈕、指撥開關重現紙本檢傷分級動作。
- 量測生命徵象，顯示在LCD上，輔助救災人員進行判斷。
- 監控生命徵象，有異常時，使用語音提醒周遭人員，做進一步處理。
- 使用藍牙無線通訊功能將使用者之生命徵象資訊與檢傷等級，傳送至現場指揮中心。



▲示意圖

# Agenda

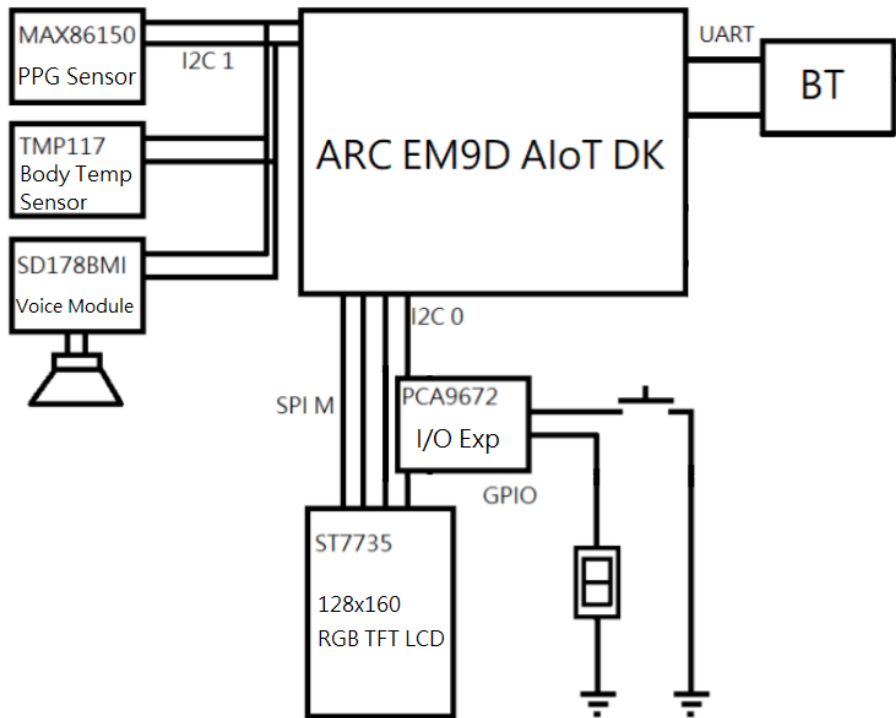
- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

# Agenda

- 作品概述
- **設計與實現**
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

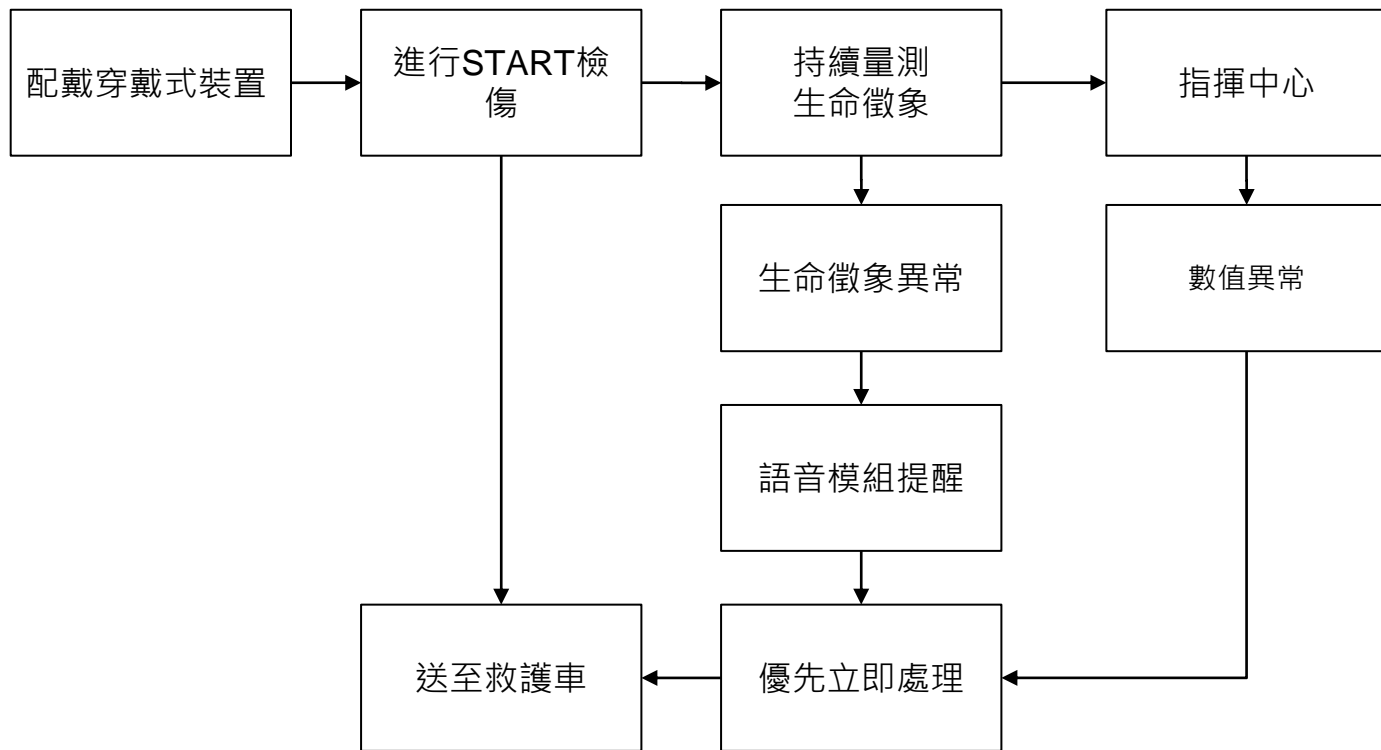
# 設計與實現

- 單一節點嵌入式硬體架構



# 設計與實現

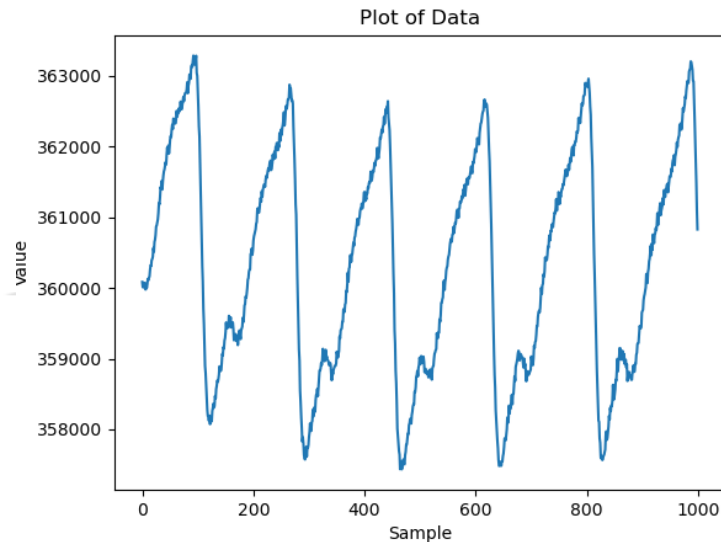
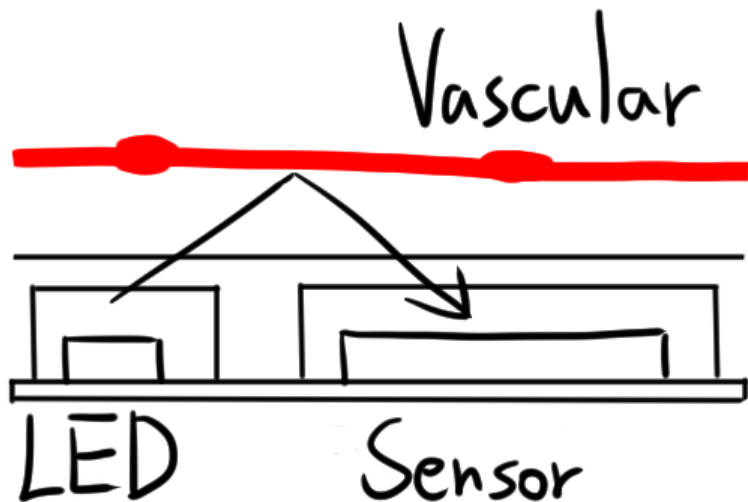
## • 穿戴式裝置檢傷流程



# 設計與實現

- 數位訊號處理：Photoplethysmography光體積變化描記圖

使用傳感器通過皮膚表面，被組織內的血液吸收，導致光的強度發生變化，測量微小的血液體積變化，透過記錄到之光體積變化描記圖進行演算，間接得到心率、呼吸、血壓、血氧。



# 設計與實現

- 指揮中心顯示介面

預計使用Python編寫，  
會接收穿戴式裝置的編號(例如：  
01)、檢傷等級、呼吸、體溫、  
心率、血壓、血氧、生命徵象是  
否有特殊變化之以上8個資訊指  
標，並能將複數傷患的這些資訊  
並列顯示於螢幕上。



編號：01	心率：74 bpm	血氧：98 %		
呼吸：14 次/秒	體溫：37 °C	血壓：113 mmHg		
編號：03	心率：68 bpm	血氧：96 %		
呼吸：16 次/秒	體溫：36 °C	血壓：132 mmHg		
編號：02	心率：104 bpm	血氧：97 %		
呼吸：27 次/秒	體溫：36 °C	血壓：166 mmHg		
編號：04	心率：99 bpm	血氧：97 %		
呼吸：22 次/秒	體溫：37 °C	血壓：141 mmHg		

▲ 示意圖



# 設計與實現

- 生理資訊是否有特殊變化

原則上主要對應 生命徵象突然發生異常：例如血壓、血氧值驟變，心跳突然停止等...，在消防醫護人手不足，難以追蹤每個傷患的突發狀況時，使用語音對周遭進行提醒。

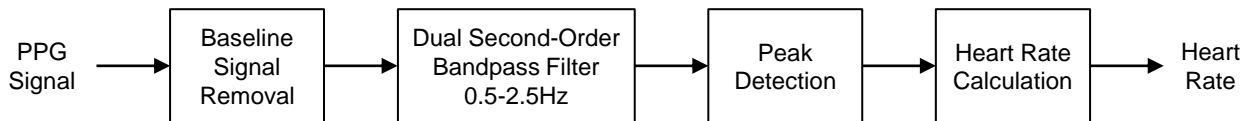
# Agenda

- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

# 演算法介紹

## •生命徵象：心率( 1 / 2 )

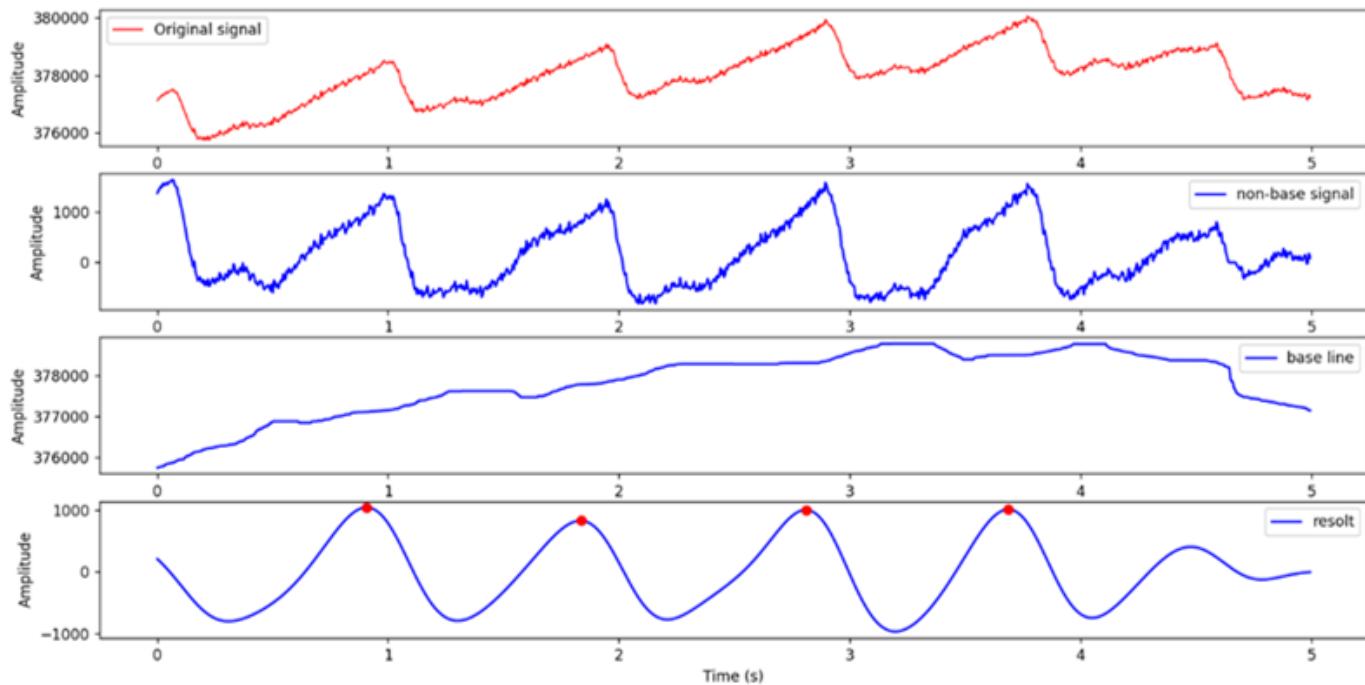
我們將PPG信號依序經過基線消除、濾波、波峰檢測、心率計算的步驟以得出心率數值。並且在訊號中若有心率值與同一檢測週期之其他值相差過大，便會被當作錯誤訊號排除。



▲市售心率血氧機，為此心率的設計參考

# 演算法介紹

## •生命徵象：心率( 2 / 2 )



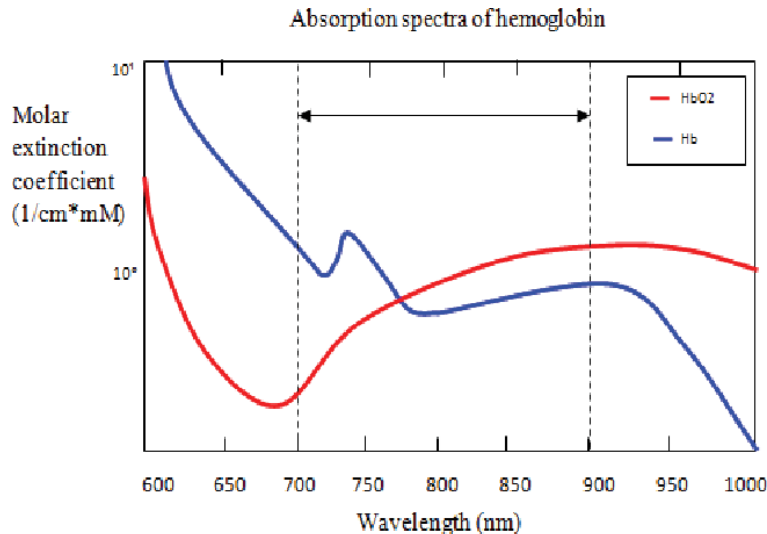
heart rate: 64.75

### 心率演算法範例

# 演算法介紹

## •生命徵象：血氧

透過PPG紅光與紅外光，對於血液中有含氧與不含氧的血紅素擁有不同的光的吸收率之特性，以推算血氧的數值。



## •生命徵象(呼吸)：

我們將PPG訊號以呼吸的頻率範圍作為濾波條件進行低通濾波(約0.66Hz，即最大每分鐘40次)，以推測出呼吸頻率。

# 演算法介紹

- 生命徵象(血壓)：

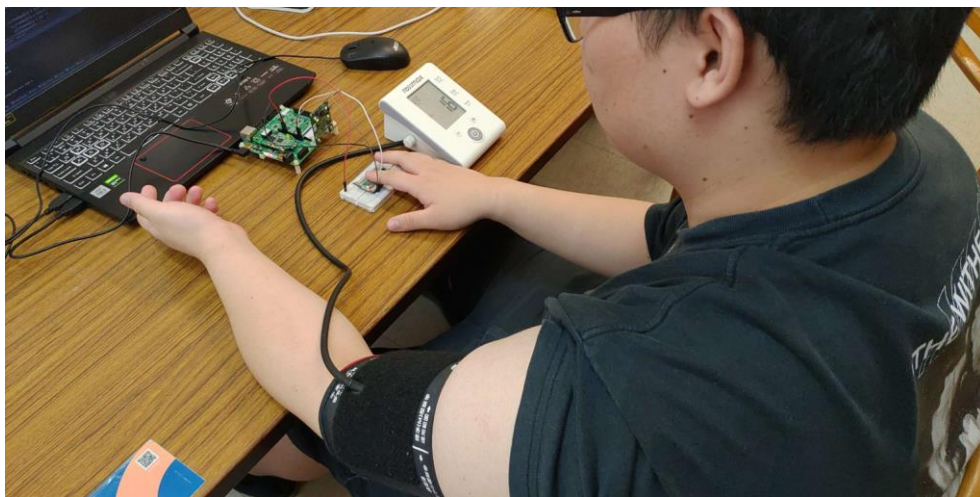
機器學習訓練資料來源：自行錄製

取樣人數：4人

取樣數量：45筆

演算法參考論文：

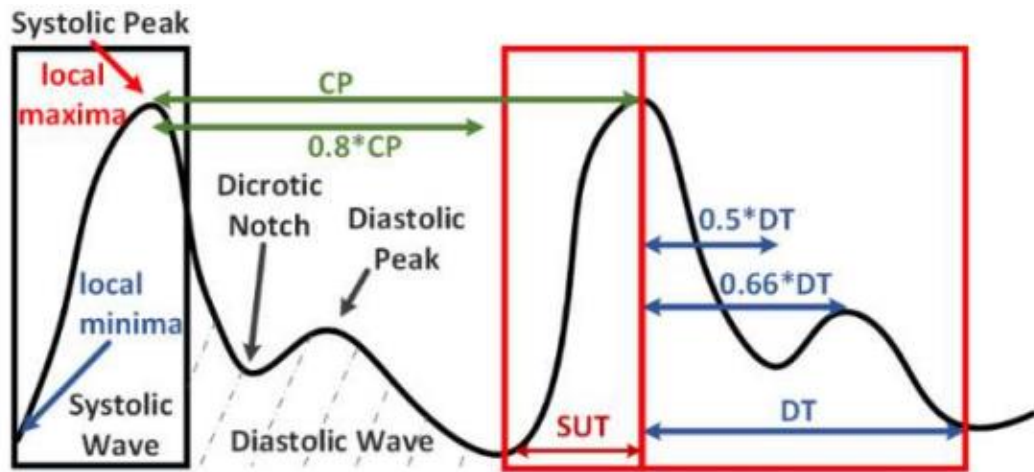
A 73 $\mu$ W single channel  
Photoplethysmographybased  
Blood Pressure Estimation  
Processor



# 演算法介紹

## • 生命徵象(血壓)：

對於血壓估計的目標就是使用越簡單的架構、越少的特徵去得到準確的結果。我們從PPG訊號中提取了與心臟相關的3個數值：收縮上升時間（SUT）、舒張時間（DT）和心臟周期（CP）。並將其整理成6個特徵。收縮上升時間是從心跳開始到收縮峰值之間的間隔。舒張時間是當前心跳的收縮峰值到下一個心跳開始之間的間隔。心臟周期是當前心跳的收縮峰值到上一個心跳的收縮峰值之間的間隔。





# 演算法介紹

- 生命徵象(血壓)：

我們原先參照論文建立了3個隱藏層並各自具有10個神經元的DNN深度神經網路進行學習以獲得舒張壓與收縮壓之預測。但因訓練資料過少導致模型成效不佳。因此我們減少了隱藏層層數並減少神經元數，以獲得誤差較小之模型。

```
import tensorflow as tf

model = Sequential()
model.add(Dense(4, input_shape=(6,), activation='relu'))
model.add(Dense(2, activation='linear'))
model.compile(loss='mse', optimizer=Adam(learning_rate=0.25),
              metrics=['mean_absolute_error'])

model.fit(x_train, y_train, batch_size=35, epochs=50)
```

```
model.summary()
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
dense (Dense)	(None, 4)	28
=====		
dense_1 (Dense)	(None, 2)	10
=====		
Total params: 38		
Trainable params: 38		
Non-trainable params: 0		

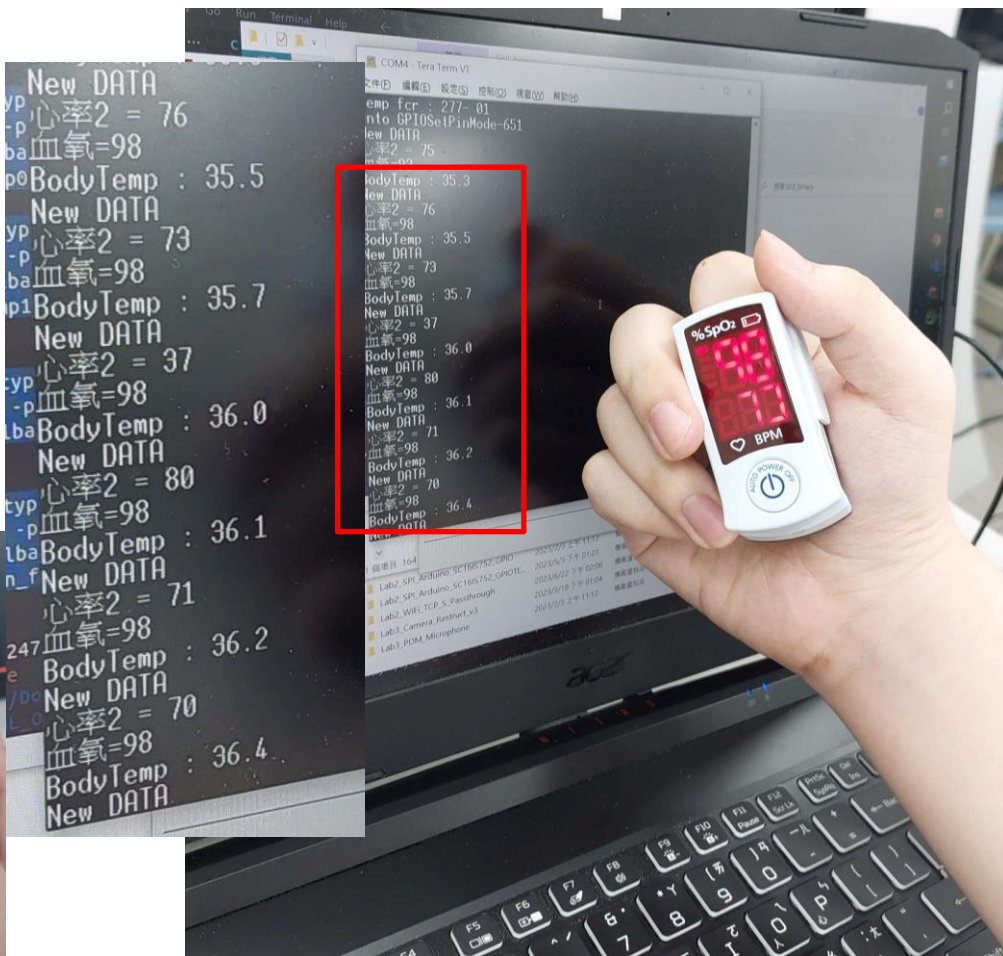
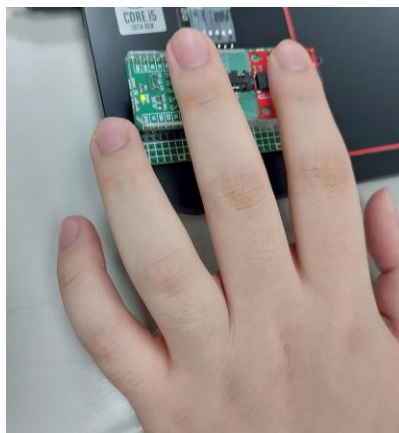
# Agenda

- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- **測試結果**
- 總結展望

# 測試結果

- 穿戴式裝置(心跳):

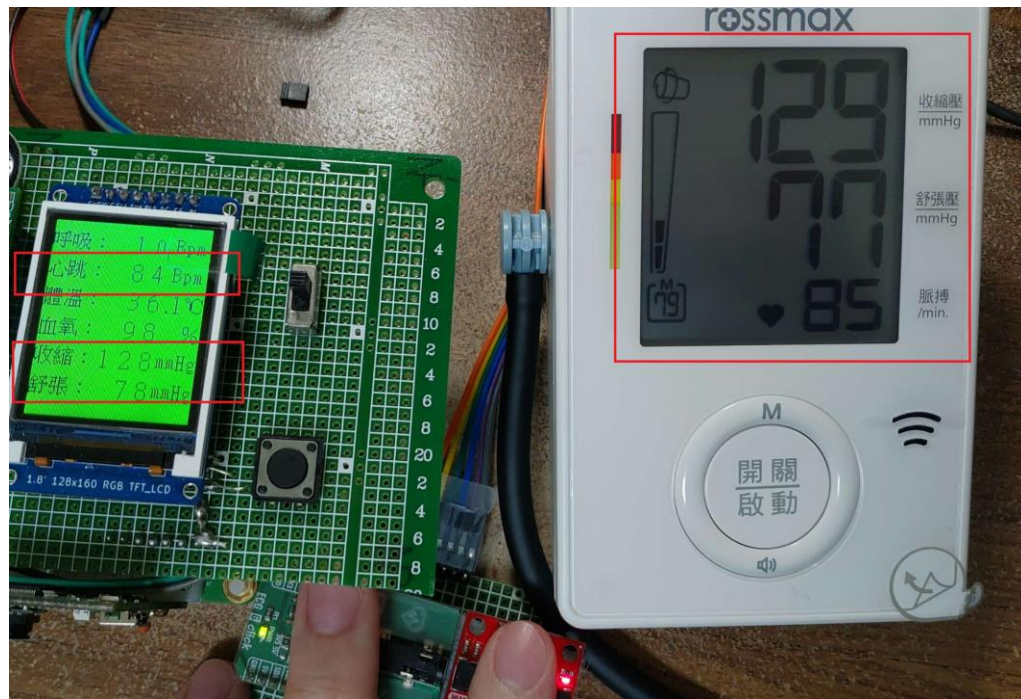
只要沒有過為嚴重的訊號干擾，  
我們的心跳值普遍非常準確，  
誤差皆在每分鐘5次以內。



# 測試結果

- 穿戴式裝置(血壓)：

與實際血壓計比對後，我們的收縮壓結果普遍較實際值稍微低一點，多次反覆測量後能成功預測出與實際相近的結果。



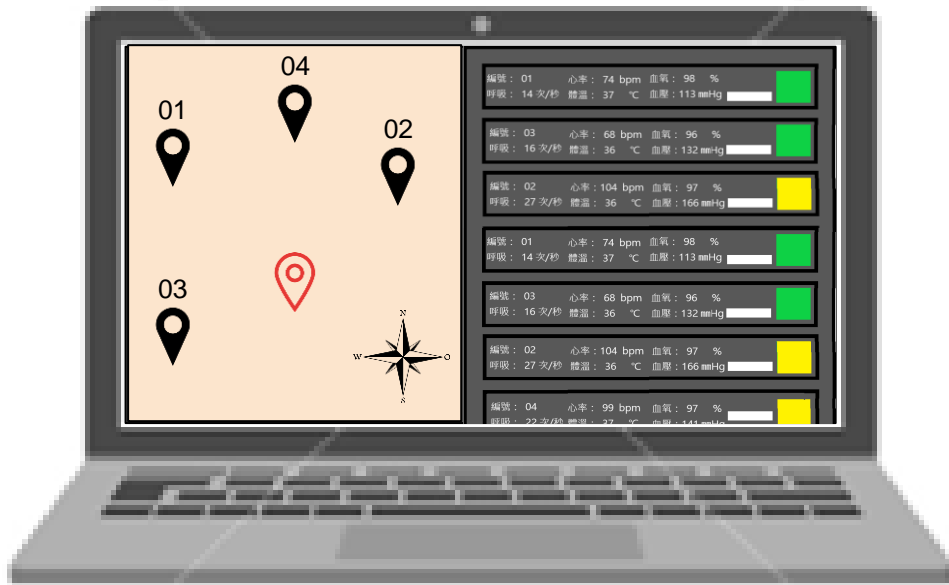
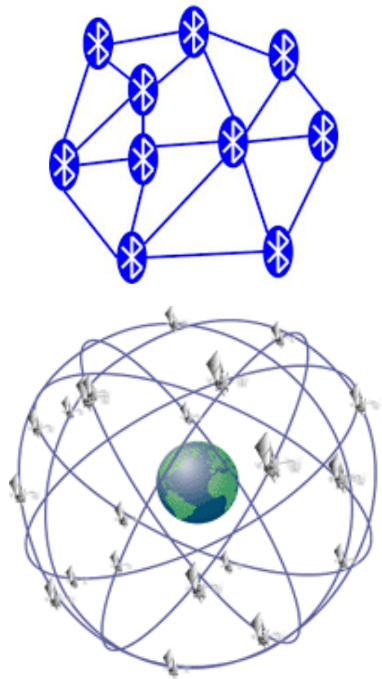
# Agenda

- 作品概述
- 設計與實現
- 作品介紹
- 測試結果
- 總結展望

# 總結展望

- 顯示傷患位置：

使用GPS或是藍牙Mesh Network以顯示多個裝置與指揮中心的相對位置，幫助救災人員釐清傷患所在地點分布。



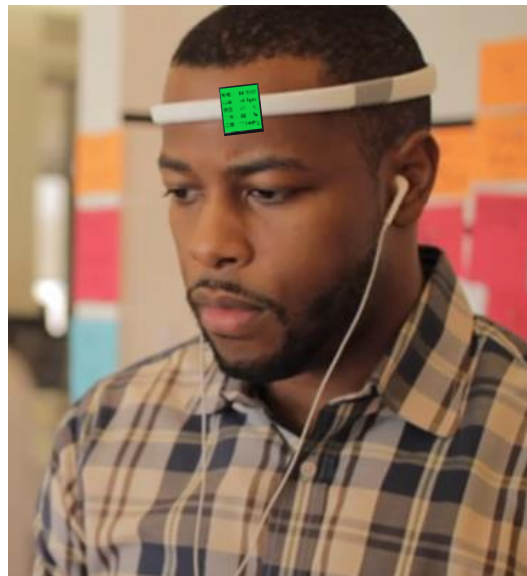
# 總結展望

- 因為時間因素，我們對於血壓的訓練資料過少導致預測成果稱不上理想，未來可以將公開的資料庫做為訓練資料或蒐集更多不同身體狀況的人之資料已獲得更加理想的預測成果。



# 總結展望

- 我們對於這個系統的未來展望是作為一個頭戴式的裝置，以應付傷患手部受傷或斷肢以致不能從手指獲得PPG訊號及體溫的情形。



▲ 示意圖



SYNOPSYS®