

The Design and Realization of Visualized Personal Physiological State Monitoring System

Yu-Wen Huang¹, Min-Chun Yeh¹, Meng Hsuan Tu¹, Yu Jou Nieh¹, Wei-Chiao Chang¹, Jen-Jee Chen², Jia-Ming Liang^{1*}

¹ Department of Electrical Engineering, National University of Tainan, Tainan, 70005, Taiwan

²College of Artificial Intelligence, National Yang Ming Chiao Tung University

*E-mail : jmliang@mail.nutn.edu.tw

Abstract

In recent year, the age of patients with heart disease has been decreasing year by year. Myocardial ischemia is the symptom of myocardial infarction, which has the highest mortality rate among heart diseases. Traditional methods can-not provide medical caregivers with a set of immediate and effective monitoring methods, which can hardly provide immediate medical measurement. As a result, we propose an instant AR visualization method to monitor the physiological condition of people in these field to develop the calculation of features and the interpretation of cardiac signals on wearable de-vice. Considering the controversy over the privacy of RGB cameras, we combine RPLiDAR to develop an inertial wearable device identity recognition system, which can identify and track the people in the field. Each person's physio-logical sensory information is instantly recorded and characterized, which makes medical care-givers monitor at any time clearly and quickly. Through using machine learning model to determine myocardial ischemia and sensor-based fusion of identity recognition technology, it will actively issue alerts when the care recipient's physiological condition is abnormal and to assist healthcare provider in preventing possible emergency situations. In the experimental evaluation, the algorithms developed in this system are more accurate and efficient than other algorithms.

Keywords: Myocardial ischemia, Optical radar, Inertial sensors, Internet of things, Data fusion.

* Corresponding author: jmliang@mail.nutn.edu.tw

DOI : 10.53106/222344892022101202005

視覺化場域內人員生理狀況監控系統之設計與實現

黃郁雯¹, 葉旻純¹, 杜孟軒¹, 聶羽柔¹, 張惟喬¹, 陳建志², 梁家銘^{1*}

¹ 國立臺南大學 電機工程學系

² 國立陽明交通大學 智慧計算與科技研究所

*通訊作者: jmliang@mail.nutn.edu.tw

摘要

近年來，心臟疾病的患者年齡逐年下降，而死亡率最高的心肌梗塞的前兆多為心肌缺血。傳統上的心臟疾病檢測方法無法提供醫療照護者一套即時且有效的監測方式，造成無法適時進行醫療措施。本論文提出一種可即時 AR 視覺化方式監測場域中人員生理狀況，在穿戴式裝置上直接進行特徵的計算與心電訊號判讀，考慮到 RGB 攝影機有隱私權的爭議，結合 RPLiDAR 與慣性穿戴裝置之身份辨識系統，可以對場域內人員進行身份辨識與追蹤，接著透過 AR 視覺化技術於監控畫面上即時顯示每位受照護人員的生理狀況，每位人員的生理感測資訊即時地被紀錄與執行特徵分析。透過機器學習模型判斷心肌缺血與基於感測融合之身份辨識技術，當受照護者的生理狀況異常的時，會即時呈現於監控視窗，協助醫療照護者預防緊急狀況。根據實驗結果，本系統所開發的演算法較其他演算法準確且具效率。

關鍵詞：心肌缺血、光學雷達、慣性感測器、物聯網、資料融合

1. 緒論

根據衛生福利部 109 年死因統計[1]，心臟病為國人主要死因的第二名，且心臟疾病的患者年齡逐年下降，平均每 26 分鐘就有 1 人死於心臟病，然而在心臟疾病之中最為熟悉的就是心肌梗塞，其發生的主因為冠狀動脈內壁上產生粥狀硬化斑塊而漸漸使血管阻塞，導致出現心肌缺血持續的發生。在心肌缺血的檢查中，主要是以心電圖上的 ST 段和 T 波變化為重點[3]，但傳統的心電圖檢查都會將受測者侷限於固定活動範圍，再透過電腦讀取心電訊號後分析，無法使醫療照護者隨時且即時地監控受測者的狀態並即時的做出醫療措施。

根據上述情況，本團隊開發兩項技術，分別為 (1) 大範圍場域下結合 RPLiDAR 與慣性穿戴裝置之身分辨識系統 (2) 基於心電訊號的心肌缺血感測技術。技術項目 (1) 已由本實驗團隊開發完成[2]，該技術利用光學雷達(LiDAR)來解決人臉辨識的隱私問題，並結合慣性感測穿戴裝置(如智慧型手機或智慧型手錶)，根據裝置上既有的身分資訊、慣性感測的移動資訊與 LiDAR 的點雲資訊，實現個人身份的辨識。技術項目 (2) 為本論文中所提出的心肌缺血感測的方法，用以結合技術項目 (1)，並利用穿戴式裝置獲取心電訊號及擷取多個特徵，將 KNN、SVM、Random Forest、Decision Tree、Naïve Bayes、Logistic Regression、Multilayer Perceptron 進行演算法的比較，得出 KNN 為建議的演算法後，將訓練好的模型載入穿戴式裝置，並完成攜帶式的心缺血感測系統，在受測者配戴本裝置且出現心肌缺血的情況下，可使醫療照護者即時的透過平台監控，且確認需要緊急照護的受測者。

本論文為實作具心肌缺血即時感測功能的攜帶式裝置，使用了 raspberry pi 作為開發版，搭配常見的心電感測器 AD8232。為完成心肌缺血感測系統，我們設計了三個步驟，分別為 (i) 數據獲取和預處理：用心電感測器擷取受測者的心電訊後進行預處理；(ii) 特徵提取：使用 Pan and Tompkins 演算法[3]檢測心電圖的 R 點後，提取 ST 段及 T 波相關特徵並進行正規化 (iii) 心肌缺血分類：根據所提取的特徵來進行演算法的比較後選取表現較好演算法作為模型。通過上述計算後所得出的精準度及各項評估指標，最後將建議的模型進行 10 倍交叉驗證，以提高可信任度。

總結來說，本論文的貢獻如下：

- 提出一個利用心電訊號進行心肌缺血感測的方法。
- 所使用的感測器簡單、易實現。
- 完成可攜式的心電訊號判讀裝置。
- 大範圍場域下結合 RPLiDAR 與慣性與慣性穿戴裝置之身分辨識系統，透過 AR 技術在場域之顯示裝置上隨時監控人員之健康狀況。

2. 參考文獻

本章節將說明本研究中所使用到的心電圖、心肌缺血及心電圖資料庫等等的相關的研究背景，將進一步了解本研究過程。

2.1 心電圖

心電圖(Electrocardiography, ECG)是通過接觸皮膚的電極捕捉並以時間單位紀錄下心臟電活動的診療技術。其工作原理為，在每次心肌細胞去極化時，皮膚表面會引起細微的電學變化，這個變化被心電圖感測器讀取之後並放大即可描繪為心電圖，主要是因

為心肌細胞處於休息狀態時，胞膜兩側存在正負離子濃度的電勢差，去極化後將電勢差迅速往 0 變化，並引起心肌細胞收縮的整個過程。

◆ 心電導程

心電圖訊號是兩個以上的電極，且兩兩一組進行測量的，這每組電極對的輸出訊號可稱為一組導程。十二導程心電圖為最常見的一種，將分為肢體導程(I、II、III、aVR、aVL 及 aVF)與胸前導程(V₁、V₂、V₃、V₄、V₅ 及 V₆)，如圖 2-1 及圖 2-2 所示。

- V₁：胸骨右方的第四肋間
- V₂：胸骨左方的第四肋間
- V₃：V₂和 V₄連線中間處
- V₄：左鎖骨中央對下來的第五肋間
- V₅：V₄和 V₆連線的中間處
- V₆：左腋窩下方的第五肋間

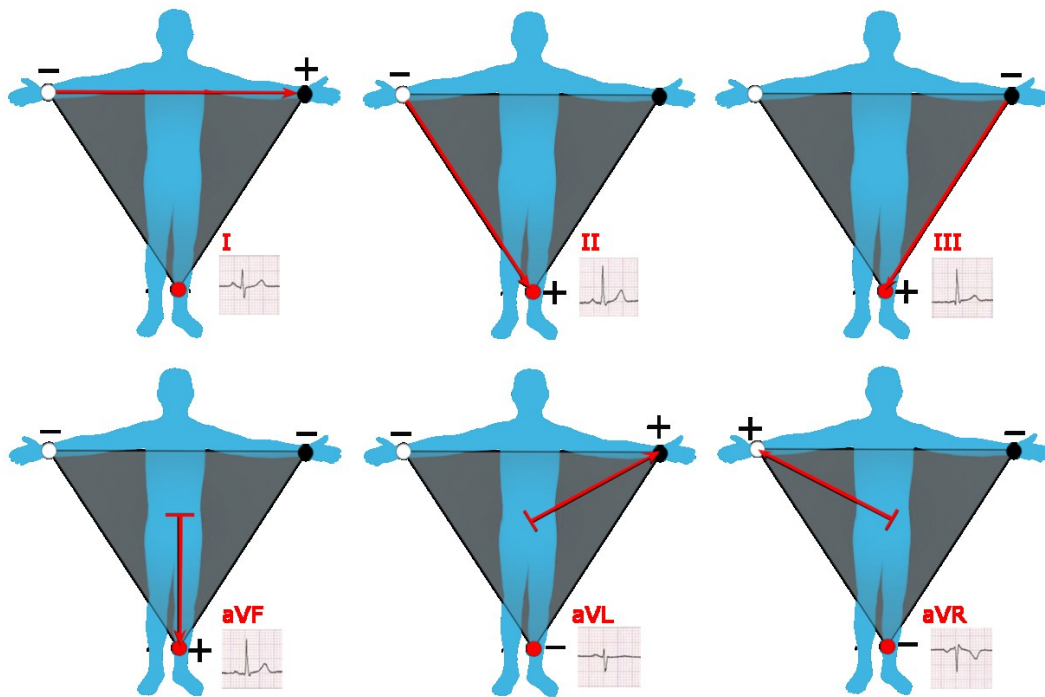


圖 2-1. 肢體導程
(圖片來源：維基百科，心電圖)

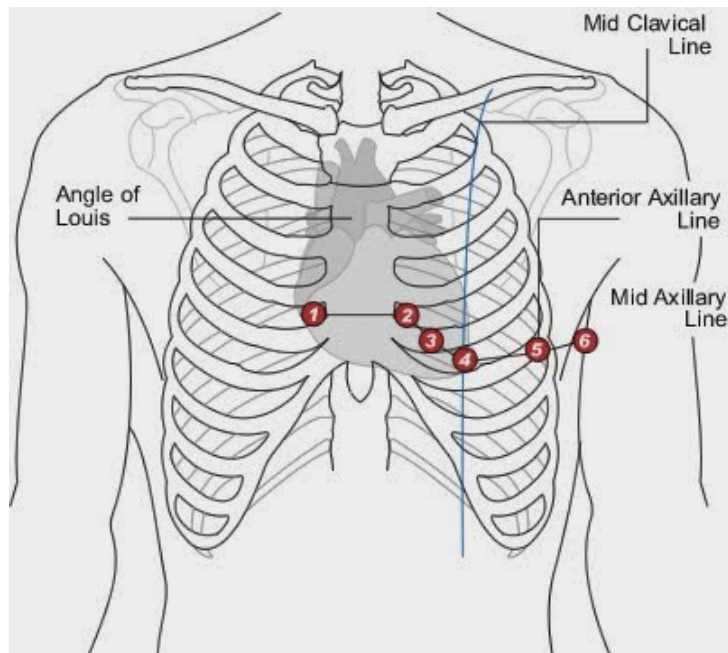


圖 2-2. 胸前導程

(圖片來源：Nottingham, Cardiology Teaching Package)

◆ 心電波型

在一個正常心跳週期中，是由五個波構成一個典型的心電圖波型(P波、Q波、R波、S波和T波)。在心房去極化的過程中，心電向量由竇房結指向了房室結而形成了P波，約需要80ms，再由左右心室快速去極化過程反映出了QRS複合波，約80~120ms，且左右心室的肌肉組織較發達於心房，所以QRS複合波的振幅將高於P波許多，最後進入心室快速恢復極化的過程而形成了T波，持續時間較長於P波，約160ms，圖2-3為一個完整心跳週期圖。

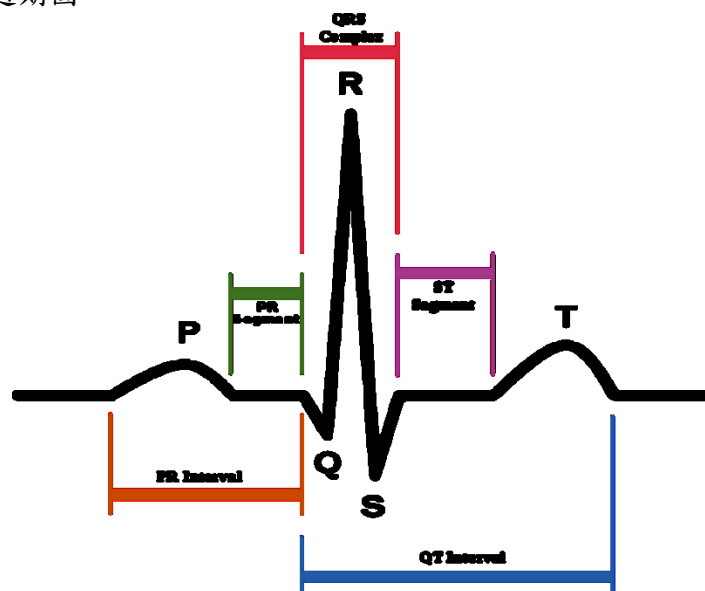


圖 2-3. 心電波型圖

(圖片來源：維基百科，心電圖)

根據心電圖的診療可以發現出許多潛在的心臟疾病，如：心肌缺血、心律不整等等，

在醫療手術中及藥物服用判斷上都具有極大的參考價值。但並非於心臟檢查的絕對處置，心電圖正常的情況下也不一定代表心臟正常，須配合其他檢查資料的分析，並做出綜合評比才是最為重要的。

2.2 心肌缺血

缺血性心臟病，又稱為冠狀動脈心臟病，是由於心臟的三條冠狀動脈內壁上，產生粥狀硬化斑塊而漸漸使血管阻塞，因此供給給心臟的血液減少而產生心絞痛。若心臟部分的血液完全停止供應，將會造成急性心肌梗塞，且併發心臟衰竭、肺水腫、心律不整甚至導致死亡。但此種疾病的檢測需要經由十二導程心電圖和運動心電圖診斷，運動心電圖需讓病人一邊走跑步機一邊紀錄心電圖，經由有經驗的醫生來觀察心臟缺氧時心電圖上產生的特異變化。

則心肌缺血的心電圖變化是以 ST 區間下降幅度大於 0.1mV ，且持續 80ms 以上的時間，如圖 2-4 所示。

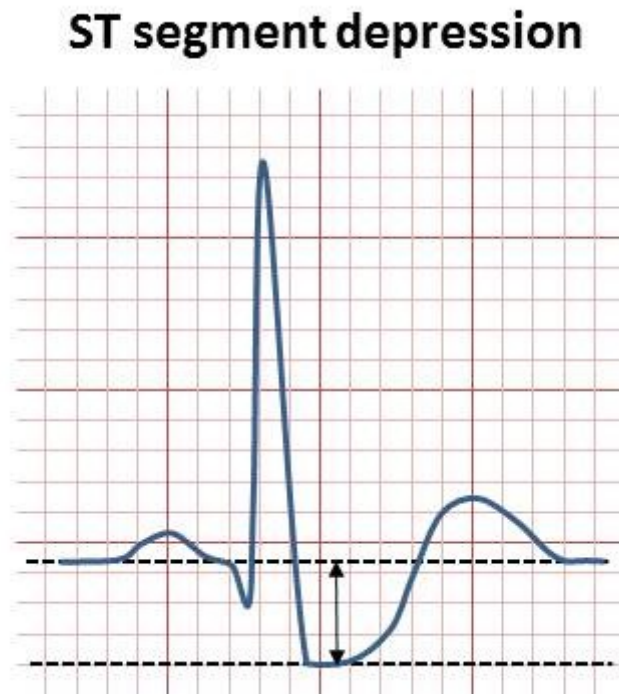


圖 2-4. ST 區間下降
(圖片來源：維基百科，ST depression)

2.3 European ST-T Database

本論文將分析使用的資料庫是“European ST-T Database”，主旨將用於評估分析 ST 區間和 T 波變化，此資料庫包含 78 位受試者(70 名 30 至 84 歲男性、8 名 55 至 71 歲女性)，且每一位受試者皆診斷或懷疑患有心肌缺血。將記錄每位受試者持續時間兩小時且取樣頻率為 250Hz 的心電圖數據。

3. 系統架構

在本節中，將先介紹整個系統的系統架構，接著將描述此系統的操作過程。本系統中，為了達成受測者在限制活動範圍的情況下，醫療照護者仍可即時的透過監控平台觀察場域內的人員，在一場域中，需先讓受測者配戴具有 ID 識別性的穿戴性裝置(如:智慧型手機、智能手錶、ID 識別證等等)以及生理感測器。系統由 RPLiDAR 和穿戴式 IoT 設備，經過融合伺服器計算與配對完成身分辨識與追蹤後，同時透過生理感測器取得原始生理資訊，並使用機器學習的方式進行生理狀態分類，最後將身份辨識結果與生理資料視覺化呈現於監控平台。在下文中，會將系統分為 RPLiDAR 在場域的身分辨識、心肌缺血感測兩大架構詳細介紹。

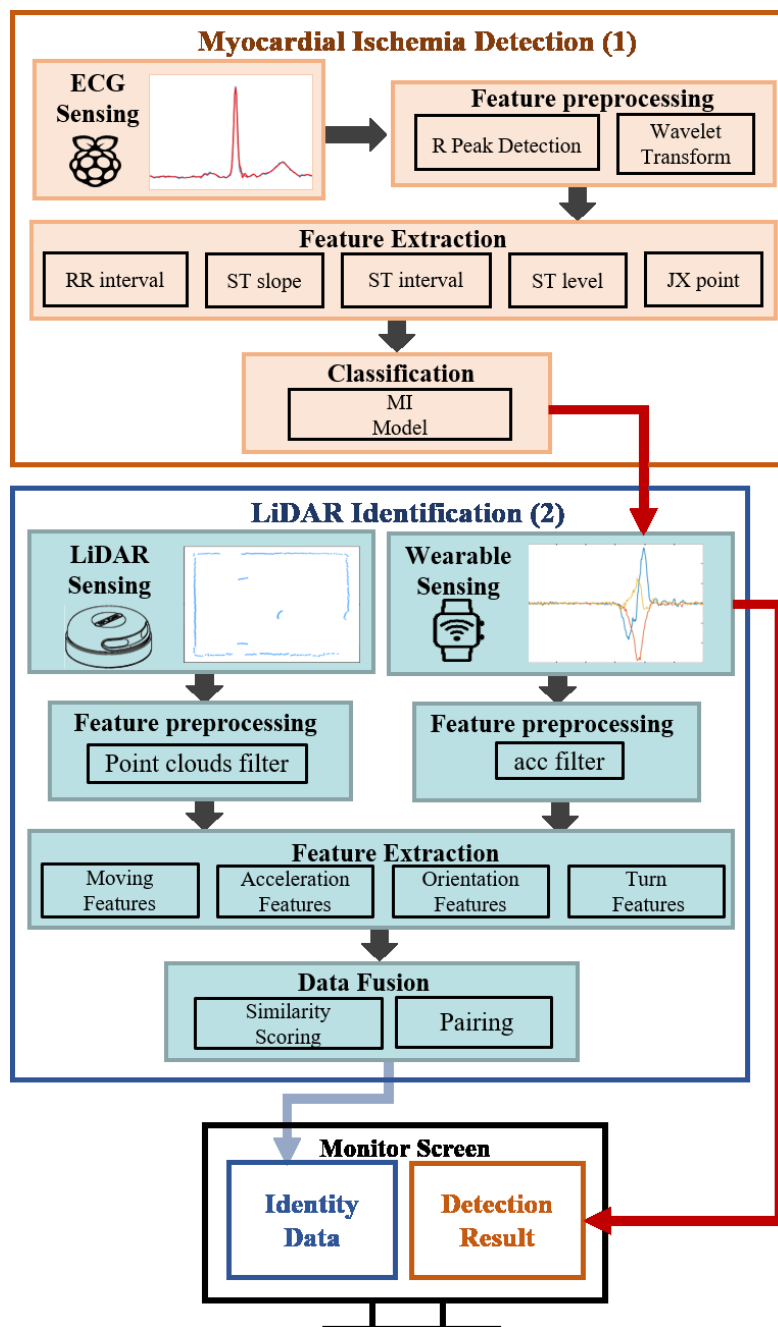


圖 3-1. 系統架構圖

3.1 RPLiDAR 與慣性穿戴裝置之身分辨識系統(圖 3-1(2))

本小節將進一步說明本團隊已完成開發的大範圍場域下結合 RPLiDAR 與慣性穿戴裝置之身分辨識系統，系統初步先蒐集使用者所配戴整合電子 ID 功能、慣性感測器、羅盤功能的穿戴式裝置中慣性感測器所收集的數據集，所使用到的感測器為加速度計 (Accelerometer、G-Sensor)、陀螺儀 (Gyroscope、GYRO-Sensor)、磁力計 (Magnetic、M-Sensor)。系統整合上述感測器，充分使用每一種感測器所收集的資訊，使得最後的運算結果更為精確，例如智慧型手機中，會使用磁力計與加速度計來計算方位角 (Orientation)，之後結合磁場方向以及運動方向後才能計算出方位資訊。收集完慣性感測器數據集，接著透過資料前處理與訊號處理後，穿戴設備可以取得兩種資料：(i) 裝置 ID 所綁定資料庫中的個人資料(例如身分、年齡、性別、購買紀錄等等)，及 (ii) 慣性感測器所收集與取樣的運動數據，如加速度計、陀螺儀、磁力計。RPLiDAR 經過掃描周圍環境並生成連續點雲，這些點雲代表了現場的狀態，圖 3-2 (a)顯示了一個三人場域，在此場域中使用 LiDAR 來進行掃描，通過預處理，可識別這些代表人類的點雲，如圖 3-2 (b)。經由資料的融合與配對過程，而找出這些人類點雲，然後如圖 3-2 (c)所示，透過結合慣性裝置提供的數據及識別出其 ID 及綁定的個人資料且進行追蹤，最後如圖 3-2 (d)將結果可視化。

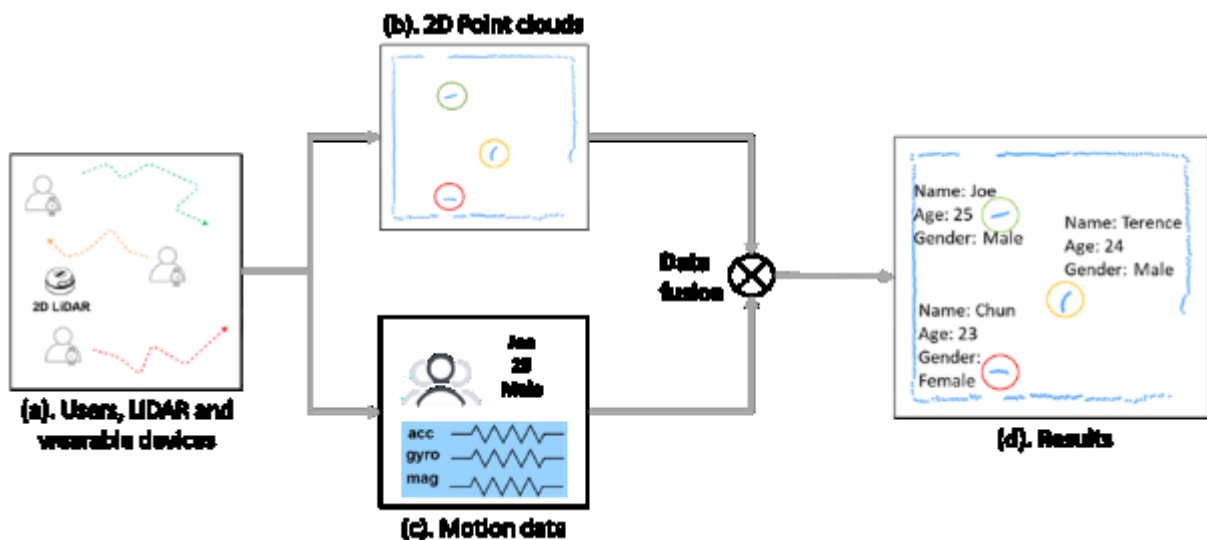


圖 3-2. 資料流程圖

3.2 心肌缺血感測系統(圖 3-1(1))

本系統建置在 Linux 核心的 Raspberry Pi 開發版上，受測者需穿戴心電及體溫感測器收集原始生理資訊，由 Raspberry Pi 將原始生理資訊做特徵擷取，再使用提取後的心電數據特徵進行演算法訓練以完成最後的分類。

演算法分為兩種流程五個階段如圖 3-3，紅色虛線箭頭為進行訓練的流程，黑色實線箭頭則是將訓練完成的模組匯入系統並進行分類。第一階段將分為兩個部分，本系統取用 European ST-T Database[4]作為訓練數據集，並使用生理感測器每 0.01 秒收集一次受測者的生理資訊；第二階段將生理資訊使用小波轉換去除基線飄移及雜訊後，進行 R 點檢測的資料預處理；第三階段把每段完整的心電波進行特徵擷取；第四、五階段，若為資料訓練部分，將會使用特徵進行機器學習並匯出成模組，若為偵測部分則匯入模組

並偵測受測者的生理資訊特徵狀態。

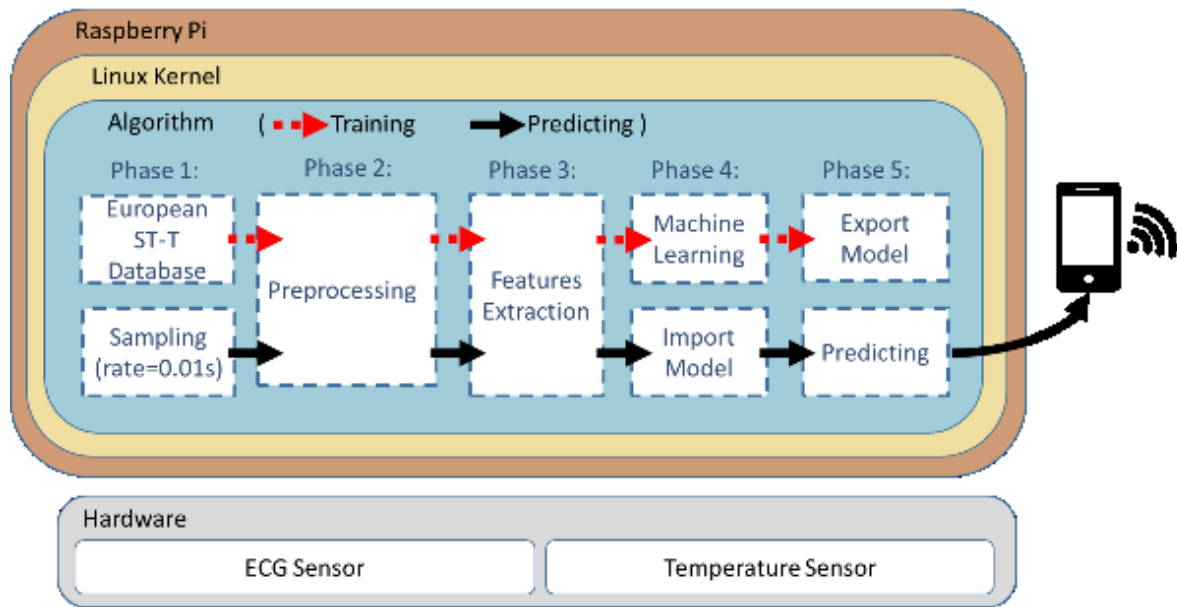


圖 3-3. 心肌缺血感測系統流程圖

4. 系統與演算法設計

4.1 系統設計

RPLiDAR 身份辨識系統使用的融合伺服器具有 intel i7-8700(3.4GHz)，16GB DDR4 SDRAM 和 512GB SSD，使用的智慧型手機型號有 HTC Desire10、Samsung A7，LiDAR 則選用 RPLiDAR A2。心肌缺血辨識系統則是建構在 Linux 核心的 Raspberry Pi 開發版，使用心電感測器 AD8232，為了能夠執行即時的心肌缺血感測，本系統需要足夠的記憶體空間儲存資料來進行運算，由表 4-1 可看出，在記憶體空間上 Raspberry Pi3 擁有較大的優勢，但卻無法直接處理類比訊號，雖然 Arduino Yún 可直接讀取類比訊號，但在記憶體空間上不足以支持即時的心肌缺血感測，因此本系統選擇使用 Raspberry Pi3 來作為開發板來使用，並搭配了 MCP3008 晶片解決了無法讀取類比訊號的問題。

	Arduino Yún	Arduino Yún(linux)	Raspberry Pi 3B
Microcontroller	ATmega32u4	AR9331	Broadcom BCM2837
Clock Speed	16MHz	400MHz	1.2GHz
Digital Pins	14		40
Analog Pins	6		0
RAM	2.5KB	32MB	1GB

表 4-1. 開發板規格表

本系統的實作雛型上，一開始為取得場域內人員的資料，先在空間中心部屬了 RPLiDAR 如圖 4-1，並讓用戶配戴具有 ID 識別性且具有加速度計、陀螺儀和磁力計的智慧型手機，智慧型手機將慣性數據和身分 ID 提供給我們的融合伺服器如圖 4-2。在

測量心電圖的部分，使用 Raspberry Pi3 作為開發板，並使用感測器 AD8232(圖 4-3)讀取心電圖的類比訊號，開發板會提供心電圖資料給融合伺服器，伺服器蒐集這些經由穿戴式裝置中慣性感測器與心電感測器的數據集後，在 Ubuntu 系統上由 Python 進行演算法開發，最終將資料呈現於監控視窗。以下將會根據整個系統架構、運行流程、演算法詳細說明。



圖 4-1. LiDAR 與智慧型手機部屬



圖 4-2. Fusion Server 配置



圖 4-3. AD8232

4.2 RPLiDAR 身份辨識系統

RPLiDAR 身分辨識系統的演算法由三個階段組成，分別為資料預處理、特徵提取和相似度配對，在預處理階段會進行一些適當的訊號處理，如雜訊過濾與數據純化以利于第二階段的特徵提取。提取特徵部分，會考慮上階段所得到的用戶點雲數據與慣性感測資料進行特徵提取，也試著取得這些數據的時間狀態和空間特徵，以利最後的相似度配對。經過前面兩個步驟，在最後會計算各組合的相似性得分，來評估共有特徵的相似性，最後根據相似程度來得出最後的身分配對結果。下文會詳細說明每個步驟的實作方法。

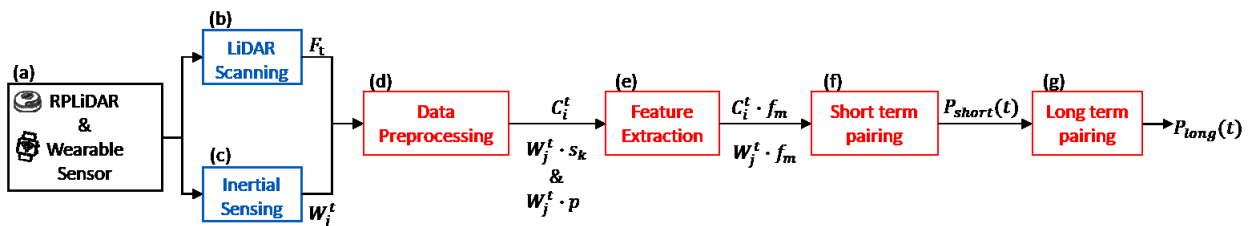


圖 4-4. 資料融合與配對流程

◆ 資料預處理

假設大場域內 2D LiDAR 的覆蓋範圍內有很多人，這些人中有些可能有戴上穿戴設備，有些則沒有。如圖 4-4(b)，LiDAR 重複掃描環境並生成一個個由點雲所構成的框架 (frame)。在時間索引 t 處的 frame 以 F_t 表示。經過背景去除後生成 F_t' 下，過濾背景靜態物件後會留多個被判定為具移動性的點雲集合，每個點雲集合就代表一個物件，接著透過曲線擬合比對該物件的點雲幾何形狀來識別該物件是否屬於人類。如圖 4-4(d)，我們用 C_i^t 來表示在 F_t' 中被判定屬於人類 i 的點雲。同時，在時間 t ，還可以得到來自許多慣性穿戴設備的取樣，如圖 4-4(c) 用 W_j^t 表示時間 t 處時第 j 個穿戴裝置，從每個穿戴設備 W_j^t 收集其用戶的個人資訊(profile) $W_j^t \cdot p$ 以及慣性傳感器所取樣的數據 $W_j^t \cdot s_k$ ，其中 k 是傳感器索引值。圖 4-5 顯示了一個房間的背景去除結果的案例，如圖 4-5(a)，該房間有 4 面牆壁和兩個人在裡面，從原始數據中，可能會錯誤的找到八個非靜態的點雲集合，如圖 4-5(b) 所示。除去背景後，僅剩下兩個點雲集合，如圖 4-5(c)。

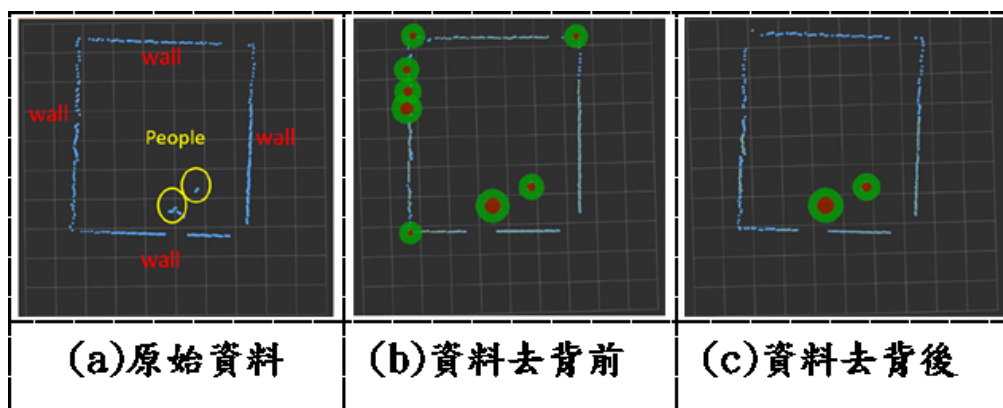


圖 4-5. 背景去除案例

◆ 特徵擷取

資料做完預處理後，如圖 4-4(e) 透過融合伺服器進行特徵計算將每個由 LiADR 和慣性穿戴裝置獲取的「人體運動」特徵數據，分別由 $C_i^t \cdot f_m$ 和 $W_j^t \cdot f_m$ 表示其對於第 i 個人員和第 j 個慣性穿戴設備所獲取的 f_m 特徵，其中 m 是特徵索引值。

◆ 相似度配對

完成特徵提取後，接著透過人類點雲 C_i^t 和穿戴設備 W_j^t 兩兩計算彼此之間的時間序列數據特徵的相關程度(相似性)，然後再依整體的相似性進行短期配對，若發現相似性分數高的配對組合，則產生一對 (C_i^t, W_j^t) 添加到短期配對結果列表中，反覆進行後將短期配對結果表示為 $P_{short}(t)$ ，如圖 4-4(f) 所示。這些短期配對結果的紀錄隨時間被累積，並且在長期配對模組中利用這些短期配對的歷史結果進行校正並生成最終配對結果，表示為 $P_{long}(t)$ ，如圖 4-4(g)。

4.3 心肌缺血感測系統

本系統的實作雛型為方便攜帶所以使用 Raspberry Pi3 開發板進行開發，系統進行偵測時需要讀取心電感測器的類比訊號，使用簡易能實現的感測器 AD8232。

心肌缺血感測系統由三個階段組成，分別為資料預處理、特徵擷取及機器學習訓練模組訓練，在預處理階段會進行小波轉換來去除基線飄移和 R 點檢測演算法，以利於第二

階段的特徵擷取。特徵擷取的部分，會將上個部分所得的生理資訊提取心肌缺血的重要特徵點，並計算出各特徵值。在最後一個步驟，使用多個機器學習演算法進行模組訓練及比較，以獲得最優演算法。

◆ 資料預處理

一般擷取原始心電圖訊號時，常會有許多原因導致產生雜訊，如：外來雜訊、儀器操作不當、受測者激烈運動等等，這些未經處理的原始訊號會嚴重影響後續的分析，也為了更順利進行下一步，一般會先進行去除雜訊，並預先區分每段心電訊號。在心電圖訊號中常使用小波轉換來去除基線飄移及冗餘的雜訊，且不使原始心電圖失真，因此本論文將使用小波轉換來進行第一步預處理。小波轉換公式如式子(4.1)所示：

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{b}} \int_{-\infty}^{\infty} w(t) \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (4.1)$$

其中 $\psi_{a,b}(t)$ 為母小波， $\psi_{a,b}(t)$ 縮放 b 倍後並平移 a ，得到如式子(4.2)所示：

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{b}} \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) \quad (4.2)$$

經由適當的訊號處理後，如圖 4-6 所示，有利於在特徵擷取階段作業。

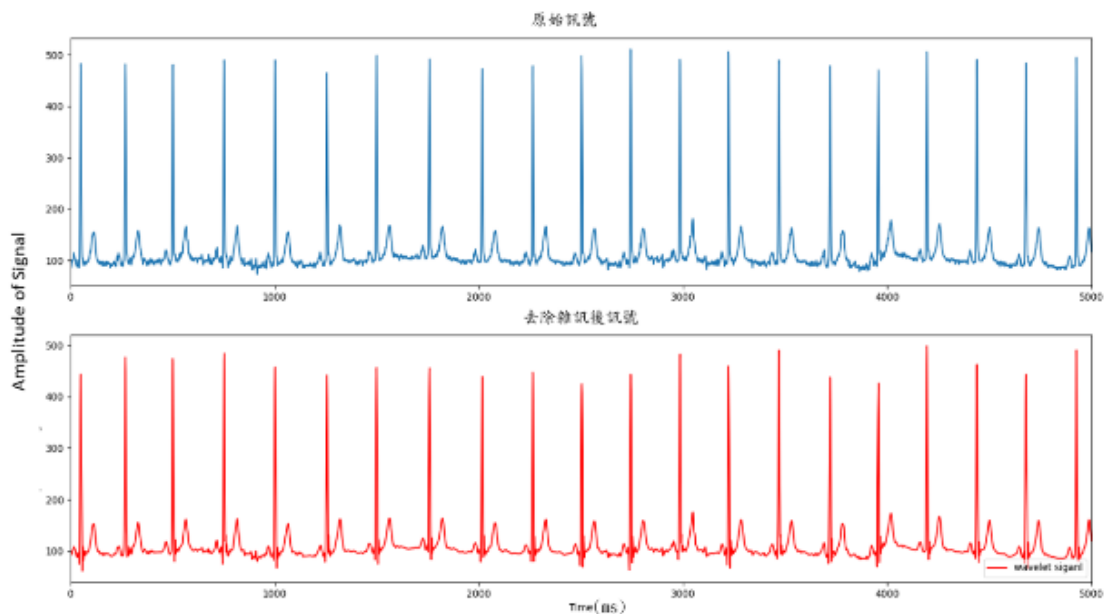


圖 4-6. 小波轉換後訊號

為了能在心電圖中感測心肌缺血，必須取得 ST 區間特徵，因此要先取得較明顯的 R 點，再利用 R 點定義 SR 區間。我們將參考 Pan and Tompkin 提出的 R 點檢測演算法 [4]，將可適性的動態閾值演算法更改為較簡單的靜態閾值運用在即時感測系統上，架構如圖 4-7。

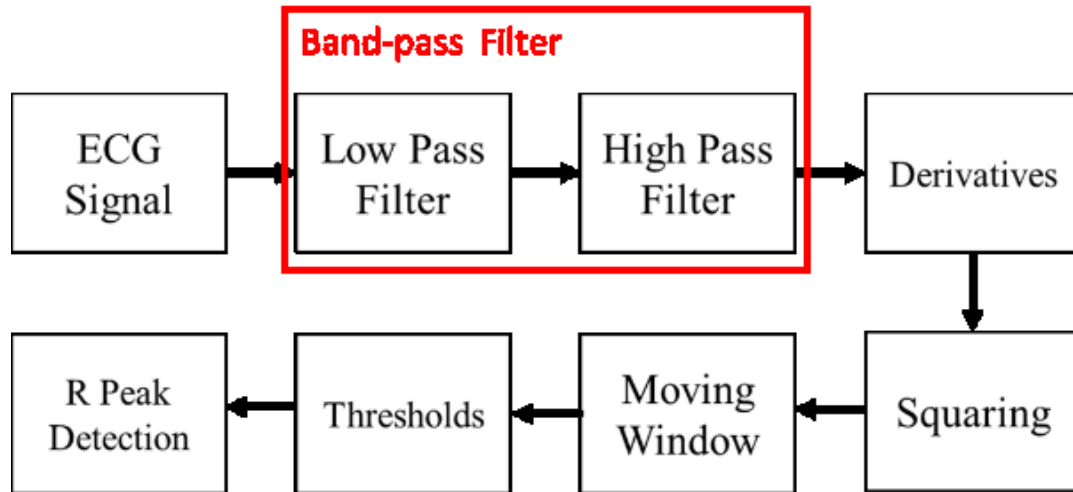


圖 4-7. Pan and Tompkin 演算法架構圖

帶通濾波器(Band-pass Filter)

低通濾波器的差分方程式如式子(4.3)所示：

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (4.3)$$

其中截止頻率為 11Hz，增益為 36。

高通濾波器的差分方程式如式子(4.4)所示：

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (4.4)$$

其中截止頻率為 5Hz，增益為 32，T 為取樣週期。

微分(Derivatives)

經由帶通濾波器之後，訊號將通過微分器取得 QRS 複合波的斜率資訊，用以分辨 R 波，其差分方程式如式子(4.5)所示：

$$y(nT) = \left(\frac{1}{8}T\right) [-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (4.5)$$

平方(Squaring)

微分過後，將訊號平方是為了讓每個數據點為正並進行非線性放大，強調 R 波的部分更為明顯，其使用的方程式為式子(4.6)：

$$y(nT) = [x(nT)] \quad (4.6)$$

移動視窗積分(Moving Window Integration)

採用移動視窗積分的目的為獲得 R 波斜率之外波型特徵，因為有許多 QRS 複合波擁有部正常的週期以及振幅，無法單獨經由 R 波斜率辨別，其計算方程式為式子(4.7)所示：

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (4.7)$$

N：移動視窗寬度取樣數

在此移動窗口中的樣本數 N 相當重要，通常窗口的寬度會最接近 QRS 複合波的寬度，若 N 值過大，會造成 QRS 複合波會與 T 波合併；若 N 值過小，則會在 QRS 複合

波中產生一些不必要的波峰，而導致後續的檢測過程出現困難。

調整閾值

經由上一部分的計算後將取得 R 波訊號之後，需根據 ECG 訊號的變化來建構適合的訊號峰值參數 SPK 和雜訊峰值參數 NPK，再經由這兩個參數取得調整後的閾值 THRESHOLD。

在取用訊號時，會擷取前兩組 QRS 複合波並取其最大值定義為 SPKI 的初始值，則 NPKI 為零，將第一個閾值的計算結果定義為 THRESHOLDI，其表示的式子如(4.8)：

$$THRESHOLDI = NPKI + 0.25(SPKI - NPKI) \quad (4.8)$$

之後接著進行第二個閾值的計算，若下一個訊號小於第一個閾值將 SPKI 和 NPKI 保持不變；反之，則調整 SPKI 為新的參數 SPKF，NPKI 調整為 NPKF，而調整過後的參數如式子(4.9)(4.10)所示：

$$SPKF = 0.125PEAK + 0.875SPKF \quad (4.9)$$

$$NPKF = 0.125PEAK + 0.875NPKF \quad (4.10)$$

最後再調整新閾值的為 THRESHOLDF，就可以確認訊號中 R 點的位置，如式子(4.11)所示：

$$THRESHOLDF = NPKF + 0.25(SPKF - NPKF) \quad (4.11)$$

經由上述的過程可以從圖 4-8 中看到 R 點實際被抓取的情形。

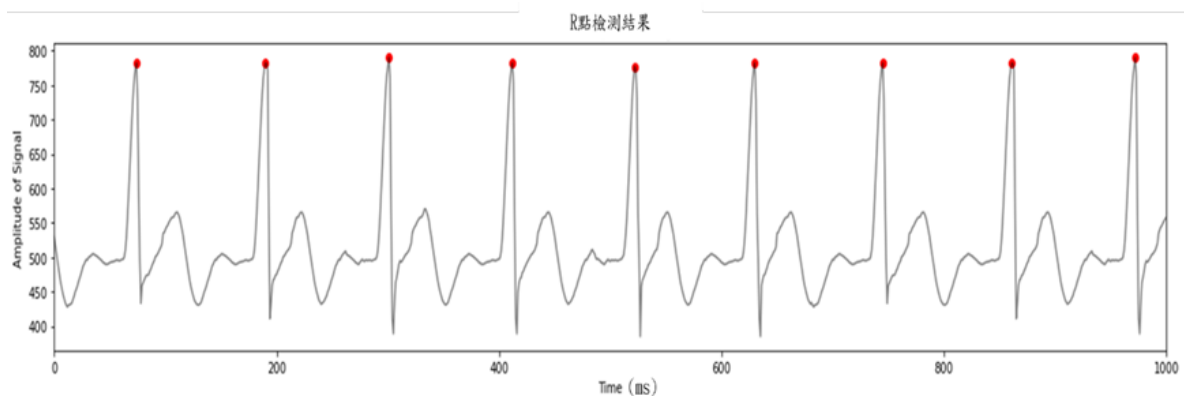


圖 4-8. R 點檢測結果圖

◆ 特徵擷取

在取得後 R 點後，接下來要根據 R 點推算其他特徵重要點，本論文將採用[4]的方法，依據不同的心率來定義這些重要特徵點的位置之後，就能取取得最重要 ST 段的位置，對於後續的特徵擷取具有很大的影響，如表 4-2 和圖 4-9 所示。

◆ 表 4-2. 定義重要特徵點

HeartRate(HR)	J	JX	ISO
HR>120bpm	R+40ms	J+60ms	R-40ms
100bpm ≤ HR ≤ 120bpm	R+40ms	J+80ms	R-40ms
HR ≤ 100bpm	R+60ms	J+80ms	R-40ms

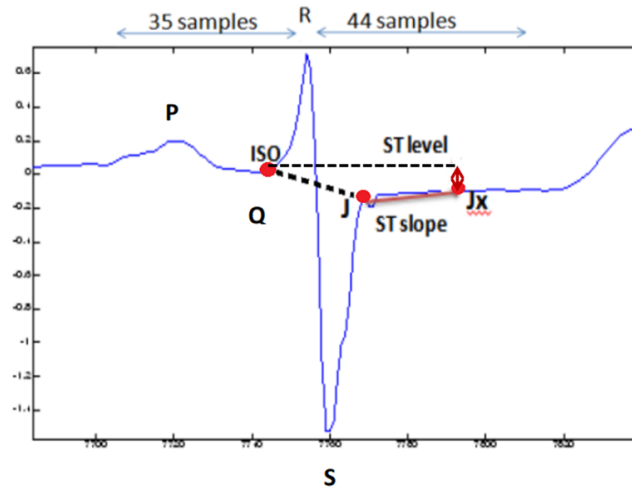


圖 4-9. 特徵點位置圖

為了辨識心肌缺血，且在系統要求上須具備預測的即時性，也就是能夠每 5 秒進行一次心肌缺血感測，本論文將針對系統進行兩個部分的討論，(i)開發板 Raspberry Pi 以及 Arduino 進行比較，從中選擇計算能力、記憶體空間上更適合於進行心肌缺血感測的開發板(ii)本論文將參考[4]的方法擷取重要的資料特徵，如表 4-3 所示，並透過圖 4-10 特徵重要性分析來表示其重要性。

表 4-3. 特徵表

NO.	Feature	Feature Description
1	RR interval	計算 Rn 到 Rn+1 的時間長度
2	ST slope	計算 J 點到 JX 點之間的斜率
3	ST interval	當前 J 點到 JX 點之間的時間長度
4	ST level	計算 ISO 點與 JX 點的電位差
5	JX point	當前 JX 的點電位

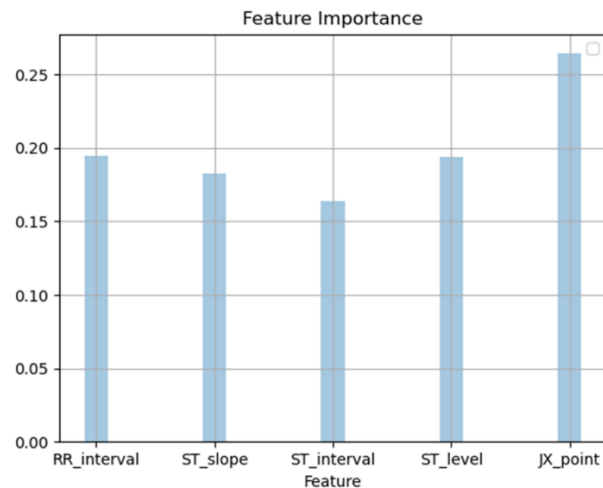


圖 4-10. 特徵重要性分析

◆ 機器學習演算法

本論文因使用的實作系統為嵌入式系統且須具有即時性的預測功能，所以在演算法中不考慮深度學習的方法，因此我們取用了常見的機器學習演算法來進行比較並篩選出最適合的演算法在本系統中使用，常見的演算法中我們取用的有 K-nearest Neighbors(KNN)、Support Vector Machine(SVM)、Random Forest、Decision Tree、Naïve Bayes、Logistic Regression、Multi-layer Perceptron(MLP)。

4.4 結果呈現

圖 4-11 為本研究結果之呈現，由監控視窗能看出場域內人員的身分資料和即時更新的位置資料與生理數值如心律、體溫、與心肌缺血情形，使用者可在不侵犯隱私權的情況下，達成即時對場域內人員的生理監控。

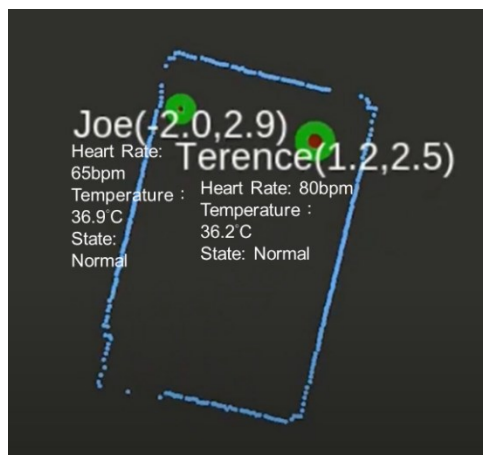


圖 4-11. 結果呈現

5. 實驗與評估

5.1 身分辨識演算法

為了評估融合算法在不同方面的性能，本團隊進行許多實驗來驗證不同因素對結果的影響。

◆ 不同行走模式

受試者被要求依據設計過的路徑做不同的時間變化，如圖 5-1 所示，本論文模擬了 10 條步行路徑，包含 8 條設計過的軌跡(case1 到 case8)和 2 條隨機路徑軌跡(case9 和 case10，其中 case9 為兩人，case10 為三人)，分別進行實驗來比較不同演算法之效能。將本文方法的結果 TS-DTW 與 Stop and Move[5]、LCS[6]、ED[7]、DTW[8]等四種演算法做比較，基於圖 5-1 的 10 種行走路徑做三種不同情境的測試，以此作為系統的壓力測試，也更貼近生活中實況。情境分別有行走中皆不停留的「連續行走」，行走中皆有停留的「間歇行走」，以及行走中有連續也有停留的「間歇與連續行走」。實驗結果分別為圖 5-2、圖 5-3 及圖 5-4。

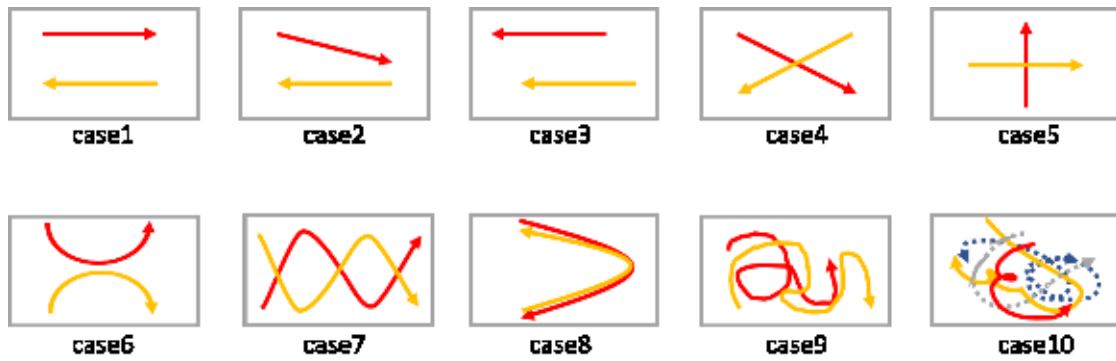


圖 5-1. 路線設定圖

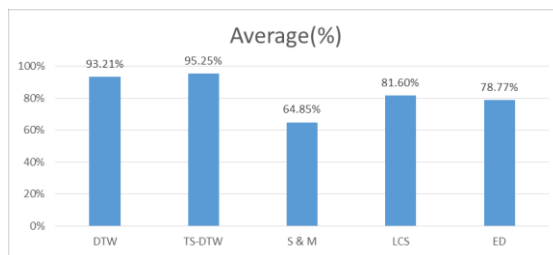


圖 5-2. 連續行走平均精度

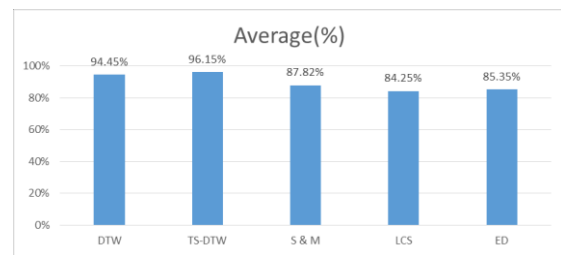


圖 5-3. 間歇行走平均精度

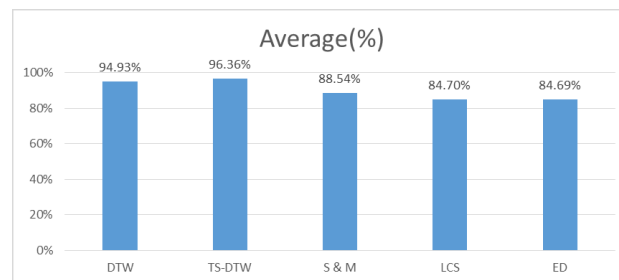


圖 5-4. 間歇與連續行走平均精度

如圖 5-2, TS-DTW 基於 DTW 的算法增添時間特徵, 因此平均精度高於原始的 DTW 演算法。如圖 5-3, 間歇行走的平均精度表現上, 雖然 S&M 在移動與停止明顯的實驗中提升不少, TS-DTW 的表現還是高出許多, 也較 DTW 有些許提升, 驗證其演算法的穩定性。在圖 5-4 中也明顯看出 TS-DTW 對於增加了時間特徵的優勢, 在壓力測試中, TS-DTW 的平均精度仍維持在 95% 以上, 驗證了其優勢。

◆ 人數與裝置

此實驗項目, 目的在於實施更嚴格的情況模擬來評估本系統在實際情況下的可行性, 在現實中, 人員與裝置數目不一定會相同, 因此我們針對 case9、case10 的兩人及三人模擬真實情況的隨機路徑下, 調整不同數量的穿戴裝置, 情況一, 如圖 5-5, 分別為以下三種: (1) LiDAR 偵測到兩個人員但只有一位配有穿戴裝置; (2) LiDAR 偵測到兩個人員且有兩位都具有穿戴裝置; (3) LiDAR 一樣偵測到兩位人員且有三個穿戴裝置, 但是只有兩位人員配戴。針對以上三種人數與裝置數目不相等之情況下, 可以看出 TS-DTW 在準確度上還是優於其餘演算法, 而 TS-DTW 在人員與裝置數量不匹配的情況下其結果也較 DTW 略有提升。

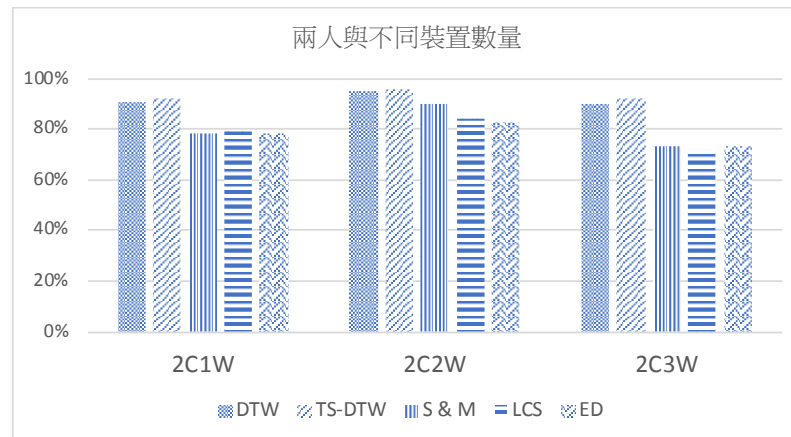


圖 5-5. 兩人下各演算法與不同裝置數量準確度

情況二，如圖 5-6 所示，在三位受試者配有不同數量的穿戴裝置下，其數量分配情形為以下三種：(1) LiDAR 偵測到三位人員但只有一位配戴穿戴裝置；(2) LiDAR 偵測到三位人員，其中兩位配戴穿戴裝置，一位沒有；(3) LiDAR 偵測到三位人員且三位皆配有穿戴裝置。

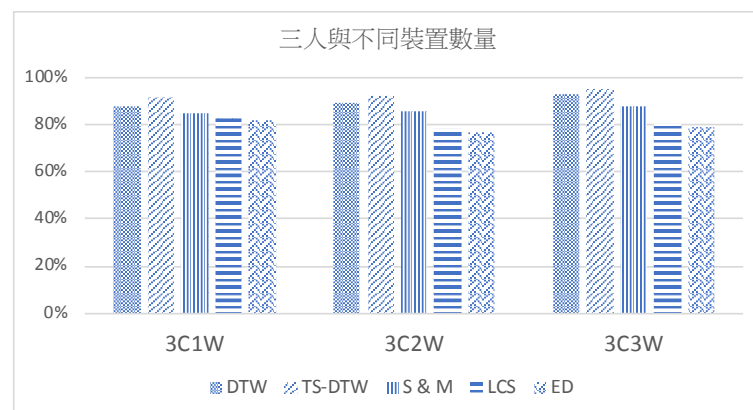


圖 5-6. 三人下各演算法與不同裝置數量準確度

經實驗觀察，在空間中即使 LiDAR 掃描到的人員數量與人員配戴穿戴裝置數量不相等，本研究使用的 TS-DTW 也有較突出的表現，因 TS-DTW 加入了時間特徵的計算與配對，碰到人員與裝置數量不相同的問題時，也有較穩定的表現。

5.2 機器學習演算法

本章節將使用 European ST-T Database 此資料庫[4]內的心電圖數據來進行演算法之間的比較，所使用到的常見演算法為 KNN、SVM、Random Forest、Decision Tree、Naïve Bayes、Logistic Regression，以及類神經網路的 Multi-layer Perceptron(MLP)，使用的系統取樣頻率為 0.01 秒，而演算法的驗證為 k-fold cross validation。Multi-layer Perceptron(MLP)的訓練中，我們測試使用了 10 種層數不同的模型，在總層數為 3~14 層之間進行比較，並發現在層數為 12 層時表現最優，如圖 5-7、圖 5-8 所示。

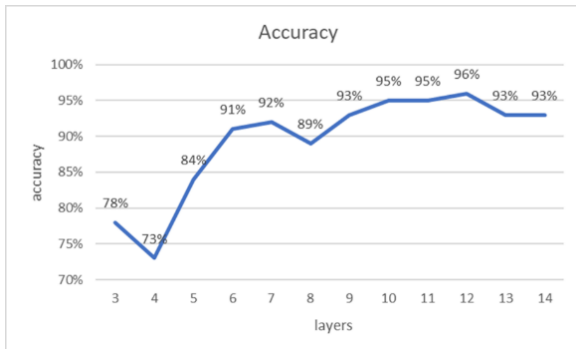


圖 5-7. MLP 訓練模型層數比較

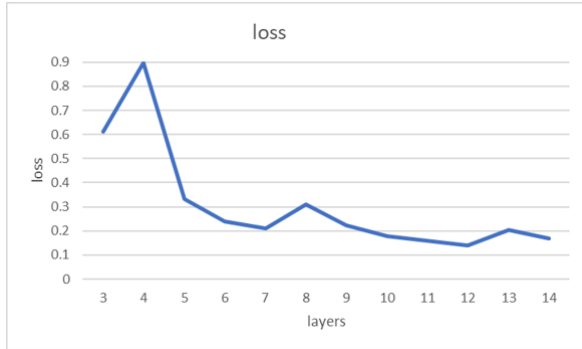


圖 5-8. MLP Loss Function

圖 5-9 及圖 5-10 為上述機器學習模型訓練結果，將此結果分析評估成表 5-1，由表 5-1 看出，Logistic Regression、SVM 及 Naïve Bayes 不擅於分類本實驗所使用的數據，在精準度與靈敏度上表現都較低，甚至靈敏度低於 40% 以下，而 Random Forest 和 Decision Tree 雖然精準度的部分高達 90% 及 83%，但在靈敏度上卻不足 80%，最後 KNN 和 MLP 兩者在各個指標中都擁有着高於其他演算法的數值，KNN 則在本系統所重視的精準度與靈敏度上高於 MLP，故本系統最終採用 KNN 演算法。

Logistic Regression		SVM	
True label			
Decision Tree		Naïve Bayes	
True label			
KNN		Multilayer Perceptron	

圖 5-10. 機器學習模型訓練結果

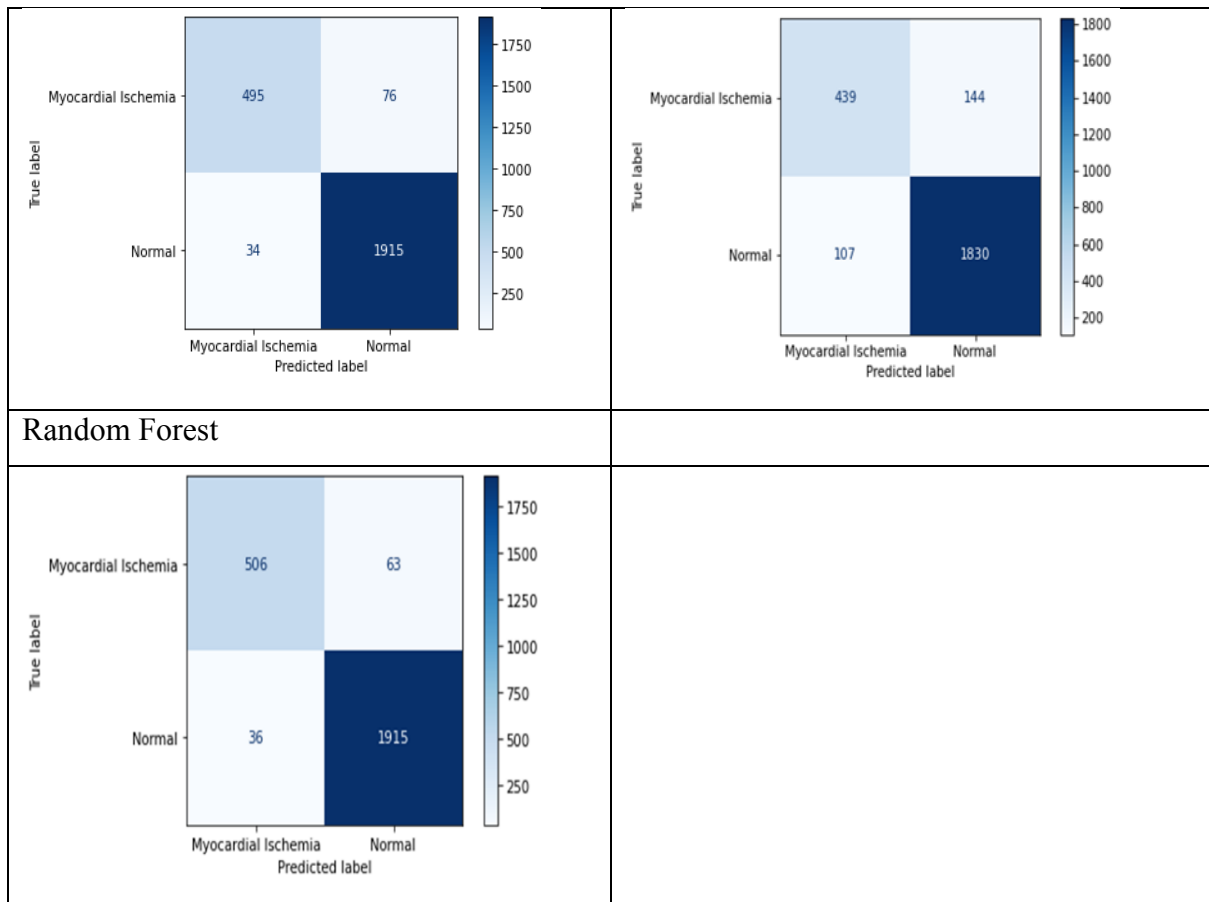


圖 5-9. 機器學習模型訓練結果

	精準度	靈敏度	特異度
KNN	97%	90%	99%
MLP	96%	89%	98%
Random Forest	90%	75%	94%
Decision Tree	83%	41%	95%
Naïve Bayes	78%	30%	93%
SVM	77%	0%	100%
Logistic Regression	76%	14%	94%

表 5-1. 演算法比較評估表

6. 結論與未來展望

本研究結合 RPLiDAR 身分辨識系統與心肌缺血感測系統，協助醫療人員可即時的監控心肌缺血情況，藉由 2D LiDAR 來取代攝影機，在盡可能解決隱私權問題的前提下，完成在大範圍場域下的身分識別。儘管 LiDAR 已應用於許多領域和應用，但是由 LiDAR 並沒有 RGB 信息，其身分識別能力很弱，因此我們提出的系統中融合了 LiDAR 和慣性穿戴裝置，解決了沒有 RGB 信息的缺點，而本研究所完成的心肌缺血感測系統，經過多種不同演算法的測試比較，相對於傳統耗費時間人力的心電圖判讀方法，

增加了即時性與便利性。未來預計結合其他技術擴展到更多 LiDAR 的相關應用以及需要心電圖的判讀的場所，幫助更多有需要的醫護及現場人員，提升醫療照護品質。

7. 參考文獻

- [1] 衛福部 109 年死因統計結果分析。取自 <https://www.mohw.gov.tw/cp-5017-61533-1.html>
- [2] 張惟喬 (2020)。大範圍場域下結合 RPLiDAR 與慣性穿戴裝置之身分辨識系統。國立臺南大學電機工程學系碩博士班碩士論文，台南市。取自 <https://hdl.handle.net/11296/8832g7>
- [3] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," IEEE Transactions On Biomedical Engineering, vol. 32, pp. 230-236, 1985
- [4] Taddei A, Distanto G, Emdin M, Pisani P, Moody GB, Zeelenberg C, Marchesi C, "The European ST-T database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography," 1992 The European Society of Cardiology, pp. 1164-1172, 1992
- [5] W. Chang, C. Wu, R. Y. Tsai, K. C. Lin and Y. Tseng, "Eye on You: Fusing Gesture Data from Depth Camera and Inertial Sensors for Person Identification," 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Brisbane, QLD, 2018, pp. 2021-2026, doi: 10.1109/ICRA.2018.8462924.
- [6] P. Lawitzki and J. Charzinski, "Application of dynamic binaural signals in acoustic games," Master's thesis, Media University Stuttgart, Dec. 2011.
- [7] H. Stanislaw and N. Todorov, "Calculation of signal detection theory measures," Behavior Research Methods, Instruments, Computers, vol. 31, no. 1, pp. 137-149, 1999.
- [8] K. Shoemake, "Animating rotation with quater-nion curves," in Proc. ACM SIGGRAPH, 1985, pp. 245-254.
- [9] C. H. Fan, Y. Hsu, and S. N. Yu, "Detection Of Myocardial Ischemia Episode Using Morpho-logical Features," Conference of the IEEE EMBC, July 3-7, 20

