

2020 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 190006

參展科別 電腦科學與資訊工程

作品名稱 以深度學習及動脈壓力波頻譜諧波分析實驗為基礎開發脈搏訊號分析系統

得獎獎項 大會獎：四等獎

就讀學校 雲林縣私立揚子高級中學

指導教師 廖洺漢、洪哲倫

作者姓名 施竣皓

關鍵詞 深度學習神經網路(Deep Neural Network)、
血液共振理論(Blood Resonance Theory)、
Grafcet

作者簡介



我是施竣皓，目前就讀雲林縣私立揚子高中三年級，高中三年裡我投入的研究領域主要有三大領域：生醫工程、材料科學、人工智慧。

這是我參與科展的第六年，卻也是我第一次晉級到台灣國際科展。身為高三的學生，在這最後的盛事裡，我將竭盡所有我對於科學研究的熱情，發表我在高中科學研究的成果。我十分感謝曾經給予過我建議的每位前輩師長以及我的家人；特別是我的哥哥，願意和我討論很多研究上的細節，讓我得以站在這個舞台上發表。

賈伯斯前輩 17 歲時，曾經看到一句話：“If you live each day as if it was your last, someday you’ ll most certainly be right.”

現在的我和當時的他，擁有一樣的年紀。我想，我該問問我自己：

『如果今天是我生命的最後一天，我還會想去做我今天要去做的事嗎？』

我熱愛我正在做的事情，願我能不辜負未來的自己。

摘要

本研究提出一套創新的人體健康分析方式，透過全新的分析演算法架構深度解析脈搏訊號中的特徵，並結合深度神經網路進行預測，最後開發成監測人體健康的嵌入式系統。本研究基於血液共振理論，將光體積變化描計圖法擷取到的脈搏訊號進行訊號處理，從中擷取出共振峰值以及其變化量，檢測血液循環一週的微小變化，改善了當前分析方法著重在計算平均值，無法呈現即時狀態的缺失。本研究提出的系統和演算法所延伸的預警系統具有 77.3%的預測精準度，同時可以擴展至多種趨勢相關的臨床症狀。此外，本系統十分適合應用於低功耗、低成本的硬體，對於未來各種行動裝置、穿戴科技與居家照護的生理數據分析需求，可提供實質的貢獻。

Abstract

This study introduces an innovative method of analyzing human health. With a new analytically algorithmic framework, people can achieve a deep analysis of the characteristics of pulse signals. With the prediction of Deep Neural Network, we finally developed an embedded system to monitor human health. Based on Blood Resonance Theory, researchers perform a Fast Fourier Transform on the signal extracted by photoplethysmography, obtain the information of resonance, and detect the changes in the blood circulation spectrum of the while circle. The prediction accuracy of 77.3%, can be extended to a variety of multi-trend-related analyses, and it is very suitable for lower energy consumption and low-cost hardware for future applications. This technique can make a practical contribution to the need of mobile devices, wearable technology and the physical analyses of Home Health Care.

壹. 前言

一. 研究動機

古有云：「上醫醫未病，中醫醫欲病，下醫醫已病」。用現代醫學的觀點來看，「醫欲病」即是類似於近年興起的早覺醫療。絕大多數人的健康狀態處於健康與生病之間，日常感到的不適，往往認為忍耐個幾日就過去了，或是上網任意採取網路上流傳的各種未經證實的做法，幸運一點有些許緩解，反之可能造成更大的損害，傷財又害命。因此預防性檢查是有其必要性的。

不過傳統的檢查過程非常不舒服，例如大腸鏡或胃鏡，一不小心可能又再造成感染等併發症。特殊的檢查方式，如電腦斷層掃描、正子斷層掃描（PET1）或是核磁共振影像（MRI2）等則高風險、高價格、高傷害性，並不適合作為長期監測的解決方案。

隨著時代的推演，產生許多醫學結合穿戴式科技的研究及應用。大部分的穿戴式裝置目前在健康方面，僅設置了心率感測器的功能。感測器與穿戴式科技裝置的研發日益精良，此類裝置能否真正有效地為使用者帶來價值，關鍵取決於對所獲取的數據之應用能力。但目前來說，對於數據的應用還並未到位；在數據的使用分析上，很多仍停留在單純的數據蒐集上，無法真正做到分析與運用，談大數據更是遙遠。

而藉由中醫的脈診技術，我們思考到，若能將脈搏訊號分析整合在穿戴式裝置上，結合中西醫不同的醫療知識，不僅能擴充穿戴式裝置的健康數據維度，更能對人體健康達到預警之效。

因此吾人希望研究一個經由頻域之特徵發展之脈診工具，能夠初步透過脈診量化檢驗檢測者身體的狀況，並透過深度學習神經網路對數據進行建模，來預測未來經絡發展的趨勢並分類出病症類別，即時的建構出個人化的健康人工智慧。

二. 研究目的

傳統在預測預警人體需要的工程量非常大，因為我們並不能知曉該症狀與哪幾項生理數值相關。本研究提出了一個創新的想法，透過血液共振理論，將光體積變化描記圖法（Photoplethysmography, PPG）蒐集到的脈搏時域訊號轉換成共振頻譜，再利用深度學習神經網路技術進行共振頻譜變化的模型以預測未來發展趨勢。最後透過實際測量心率變異數數值與本研究提出的預測模型得出的結果進行比較與評估，並討論其效能及可行性。

此法將對於未來深度醫療、早覺醫療、與預防醫療之使用者健康需求，提供具體的貢獻。本作品主要有四點目的如下：

1. 研究脈搏與生理現象的文獻與提出其潛在之議題及改進之方法
2. 透過離散事件建模與 Grafcet 開發系統架構
 - (1) 開發數據測量模組，透過光學式心率感測器蒐集人體脈波訊號。
 - (2) 以快速傅立葉轉換方法分析即時的脈波訊號頻譜，以計算量測時的微小變化。
3. 整合與評估成自律神經失調的預警系統：以深度學習進行建模，建構神經網路進行數據分析與預測；
4. 透過心率變異數數值檢驗系統功效。

三. 文獻探討

（一）血液循環共振理論

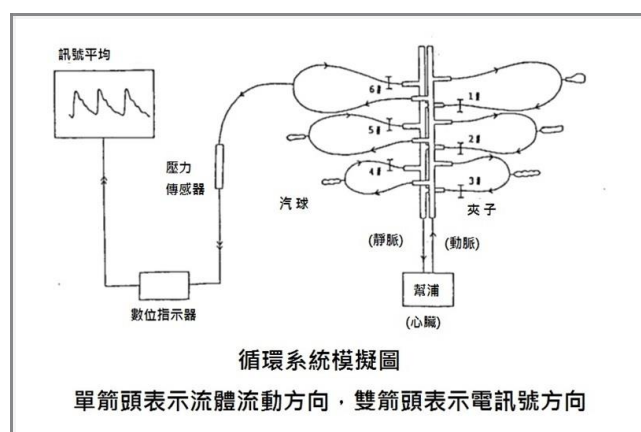
血液循環共振理論是一種關於人體血液循環的理論，該理論並非直接源於中醫脈診理論，而是王唯工教授藉由血流動力學來思考中醫脈象的一個成果。

對於器官是否影響血流這一問題亦是少人置喙，王維工教授在器官頻率特性的研究中發現臟腑與動脈之間的共振現象。王教授等教授合作致力於動脈系統波動方程式的推導，發展出 PR 波波動理論來解釋動脈中壓力波動形成的基礎，提出一個嶄新的血液動力學模型來解釋心室與動脈系統的互動行為，即是血液共振理論。

在動脈壓力波頻譜諧波分析實驗中顯示，個別器官可能有自己特定的頻率，由此，王唯工教授由傳統中醫獲取靈感，進一步研討器官對於血流的影

響，並進而提出器官隨著血管共振而獲得血流動力的新概念，這些特性意味著，簡單的周邊動脈壓力波諧波分析，可用於診斷五臟六腑的條件。

王唯工教授用了一個橡皮管與氣球的模型仿照了我們的身體。橡皮管代表著「血管」，氣球就像是我們的「內臟」。結果發現，擠壓通路中任何氣球（臟器），都可以在橡皮管（血管）中任何點偵測到變化。



圖一、血液循環模擬圖

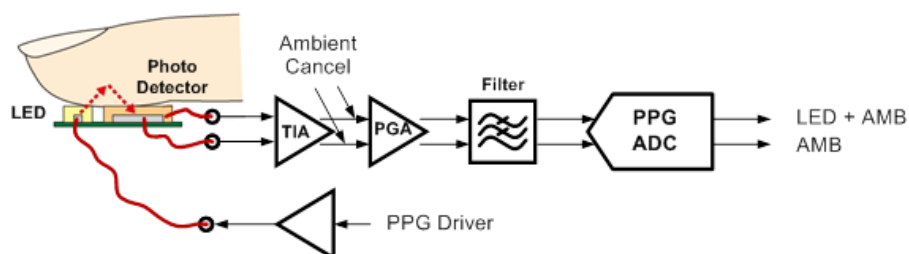
由此可以推斷：「脈」是一個複雜的結果，確實反應了全身血液循環的狀況，因為身上任何地方有血液循環的改變，都可以在脈相上發現到不同。

王教授利用傅立葉轉換將複雜的脈相變換成 11 個數據，分別對應到傳統中醫的十二經絡，透過排列組合的方式，可以看出該頻譜對應到的生理現象與病症。然而此方法需要經過大量實驗、古書文獻與人力來猜想該生理現象可能造成諧波怎樣的變化，若將其諧波能量大小分為三個層級，共有 $7.0880187e+38$ 種組合，以目前的方法來說實在不現實。本研究將提出新的方法來改進這項問題，能夠大大的加速我們尋找特徵及運用的時間。

(二) 脈搏量測技術

傳統的脈搏測量方法主要有兩種：一是從橈動脈透過壓力感測器提取；二是光體積變化描記圖法 (Photoplethysmography, PPG)。前種方法提取信號都會限制病人的活動，可能會增加病人生理和心理上的不適感。而使用光體積變化描記圖法測量脈搏為監護測量中最普遍的方法之一，其具有方法簡單，佩戴方便，可靠性高等特點。

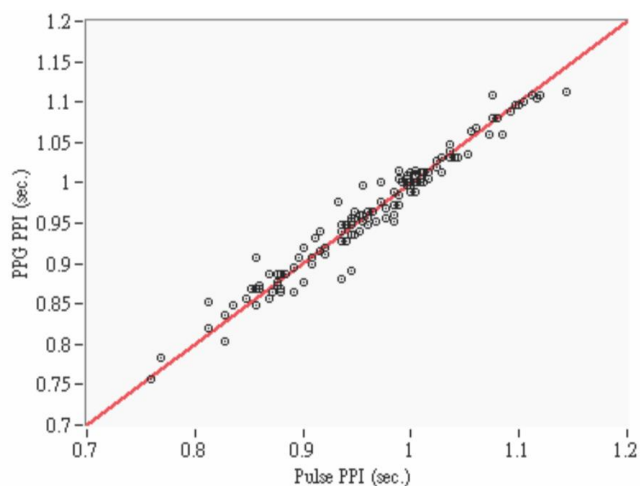
PPG 是藉由光學手段在活體組織中檢測血液容積變化的一種無創檢測方法。當一定波長的光束照射到指端皮膚表面，每次心跳時，血管的收縮和擴張都會影響光的透射或是反射。



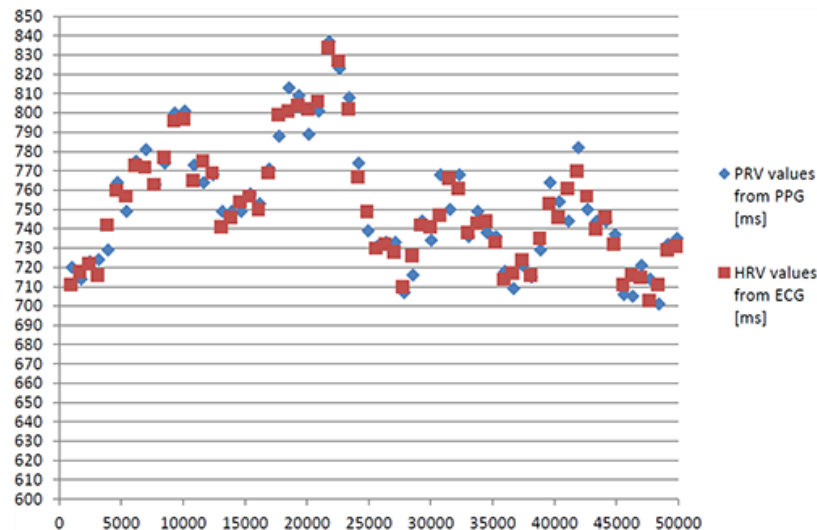
圖二、PPG 量測電路。

當光照透過皮膚組織然後再反射到光敏感測器時，光照會有一定的衰減。像肌肉、骨骼、靜脈和其他連接組織在測量部位沒有大幅度的運動的前提下，對光的吸收是基本不變的；但是血液不同，由於動脈裡有血液的流動，那麼對光的吸收自然也有所變化。

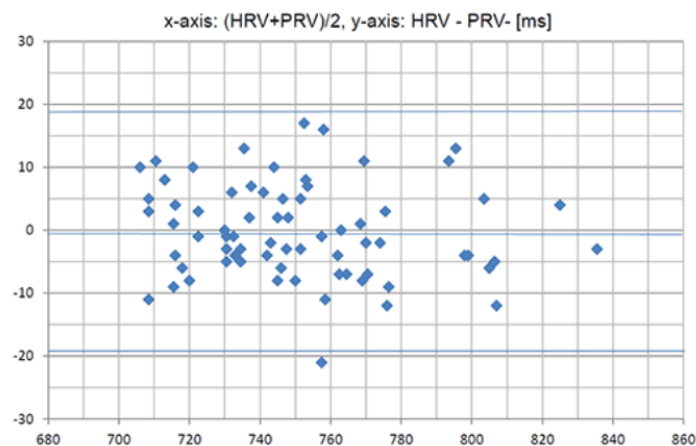
當我們把光轉換成電信號時，正是由於動脈對光的吸收有變化而其他組織對光的吸收基本不變，得到的信號就可以分為直流 DC 信號和交流 AC 信號。提取其中的 AC 信號，就能反應出血液流動的特點。而在中醫藥年報的一篇文獻^[22]中，針對橈動脈搏訊號與 PPG 訊號之相關性研究中，得出二者相關性達 0.93。在另一篇醫學研究則顯示，HRV 和 PRV（由 PPG 量測到的心率變異數）具有非常密切的關聯性($\rho > 0.97$)。綜合上述研究，可以得到 PPG 與心臟、橈動脈脈搏跳動具有相關性；換句話說，我們可以從 PPG 訊號去了解心臟與橈動脈脈搏的跳動情形，這將大大降低研究的成本。



圖三、PPG 與 pulse 信號相關係數示意圖。其相關程度達 93% 以上。



圖四、HRV 和 PRV 測量的匹配程度極高($\rho I>0.97$)。



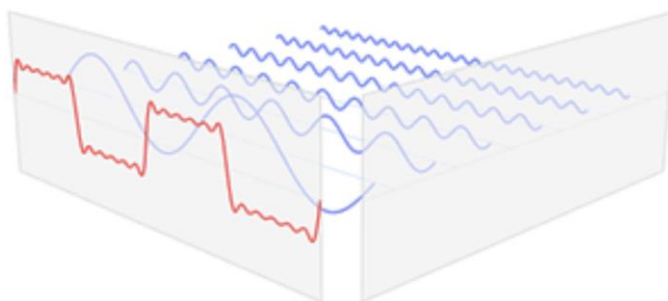
圖五、PRV 測量與參考測量結果的 Bland-Altman 圖顯示，數據點幾乎都落在平均值的 ± 1.96 標準偏差內。取自：<https://www.2cm.com.tw/2cm/zh-tw/magazine/-Technology/5EC9A7917C094D12BD5037959BCAAC4>。

(三) 傅立葉變換 (Fourier Transform)

傅立葉變換是數學的一個分支領域。它是研究如何將一個函數或者信號表達為基本波形的疊加，而基本波形稱為調和函數，因此傅立葉變換又稱為調和分析。

傅立葉原理表明：任何連續測量的時序或訊號，都可以表示為不同頻率的餘弦（或正弦）波訊號的無限疊加。FFT 是離散傅立葉變換的快速演算法，可以將一個訊號變換到頻域。

假設取樣頻率 F_s ，訊號頻率 F ，訊號長度 L ，取樣點數 N 。那麼 FFT 之後結果就是一個為 N 點的複數，每一個點就對應著一個頻率點。這個點的模值，就是該頻率值下的幅度特性。



圖六、傅立葉變換將函數的時域（紅色）與頻域（藍色）相關聯。

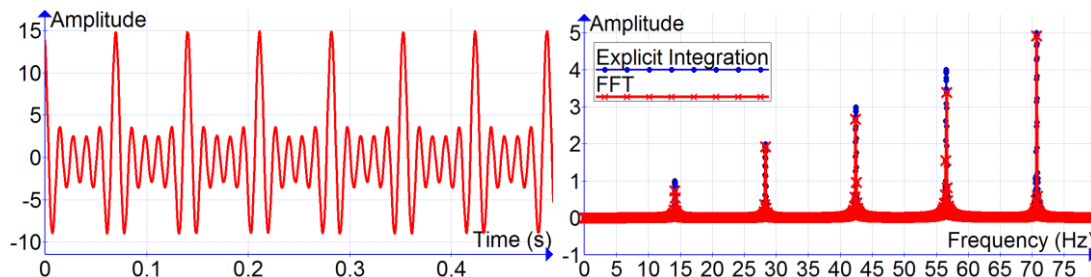
頻譜中的不同成分頻率在頻域中以峰值形式表示。

1. 離散傅立葉變換（Discrete Fourier Transform, DFT）

離散傅立葉變換（以下簡稱為 DFT），是傅立葉變換在時域和頻域上都呈離散的形式，將信號的時域採樣變換為其 DFT 的頻域採樣。在形式上，時域和頻域上的序列是有限長的，而實際上這兩組序列都應當被認為是離散周期信號的主值序列。即使對有限長的離散信號作 DFT，也應當將其看作其周期延拓的變換。

2. 快速傅立葉變換（Fast Fourier Transform, FFT）

快速傅立葉變換（以下簡稱為 FFT）是快速計算序列的 DFT 或其逆轉換的方法。傅立葉分析將訊號從原始域（通常是時間或空間）轉換到頻域的表示或者逆過來轉換。

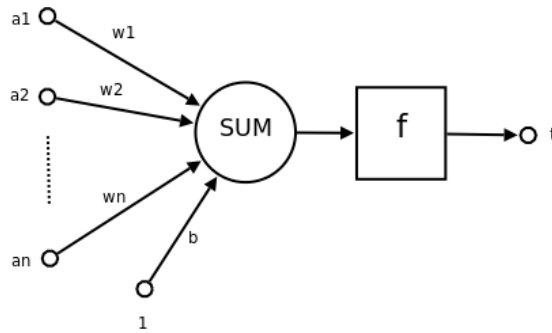


圖七、FFT 訊號分析：

一個五項餘弦級數的時域訊號，用 FFT（~40,000 次運算）五項餘弦級數及用顯式積分（~1 億次運算）得出的 DFT。時間窗口是 10 秒。

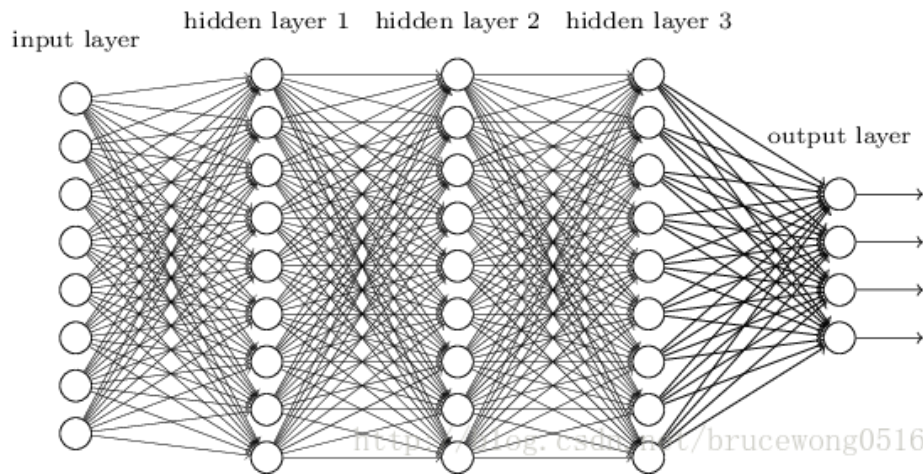
(四) 深度學習神經網路 (Deep Learning Neural Network, DNN)

神經網路是基於感知機的擴展，而 DNN 可以理解為有很多隱藏層的神經網路。從 DNN 按不同層的位置劃分，DNN 內部的神經網路層可以分為三類，輸入層，隱藏層和輸出層，如下圖示例，一般來說第一層是輸入層，最後一層是輸出層，而中間的層數都是隱藏層。



圖八、感知器示意圖：

$a_1 \sim a_n$ 為輸入向量的各個分量、 $w_1 \sim w_n$ 為神經元各個突觸的權重、 b 為偏置 (Bias)、 f 為激勵函式、 o_t 為神經元輸出



圖九、上下層神經元全部相連的深度神經網路。取自：

<https://blog.csdn.net/brucewong0516/article/details/78760320>。

最左邊的一層稱作輸入層，為一個神經元集合 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 代表輸入的特徵向量。每個神經元在隱藏層會根據前一層的輸出的結果，做為此層的輸入在將總和使用非線性的活化函數做轉換，例如：Hyperbolic tan function、Sigmoid function、ReLU 等。最右邊的一層為輸出層，會接收最後的隱藏層的輸出在轉換一次成輸出值。

2006 年，Hinton 利用預先訓練方法緩解了局部最佳解的問題，將隱藏層推

展到了 7 層，神經網路真正意義上有了「深度」，由此揭開了深度學習的熱潮。在語音辨識中，4 層網路就能夠被認為是「深度」；而圖像辨識中，20 層以上的網路架構屢見不鮮。為了克服梯度消失，ReLU、maxout 等激勵函數代替了 sigmoid，形成了如今 DNN 的基本形式。

吾人之所以選用 DNN，是因為其有能力建立非線性的模型：非線性的模型能夠模擬本作品頻譜特徵交互影響的可能性現象，進而預測出更加全面的結果。

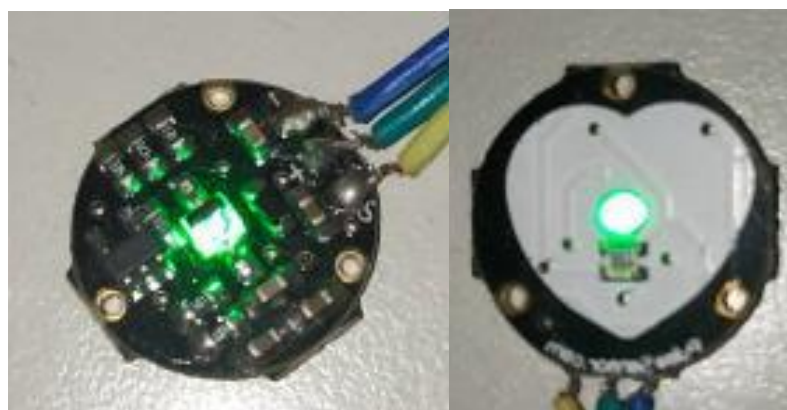
貳. 研究方法與過程

一. 研究過程

(一) 樣本採集方法

首先，我們必須為脈衝檢測系統建立一套標準化機制並觀察其測量結果。使用不同的脈搏感測器和採樣方法，將產生不同的測量結果。在這項研究中，我們使用了 XD-58C 傳感器並添加了 2 mm 的透明壓克力片，以防止採樣時皮膚接觸電路並產生雜訊。在正常情況下，加裝壓克力後的脈搏峰值更加明顯，波谷趨於固定，因此我們檢測閾值是否漂移以確定測量的數據是否可用。

在施加壓力的部分，壓力可分為輕度、中度和重度。重度壓力可能會導致阻塞血液，無法測量脈搏。如果壓力太小，可能無法檢測到血管搏動，並且可能會感測到呼吸頻率而造成脈搏擷取失敗。



圖十一、XD-58C 光學式脈搏感測器：其集成了放大電路和噪聲消除電路

對於此問題，我們可以通過上一段中提到的方法進行初步消除噪聲和警告：對於過大的壓力，可以檢測到數據的脈衝幅度過小。如果振幅極低（小於 4.88

mV)，則判斷壓力過大；否則，壓力過大。如果壓力太輕，我們的解決方案是檢測長期閾值漂移情況，如果漂移太大（大於 48.83mV），則判斷為太輕。

（二）訊號前處理

搜集一筆脈搏訊號，通常會依據所需功能不同、運算的效能不同，而採樣頻率的時間亦會有所不同，所以一筆數據會包含數個心跳週期。對於訊號品質是否適合用於後續特徵截取或生理及病症的分析，在結果可信度上是十分重要的，故需要對原始數據進行預處理。其中包含截取適當數據、濾除雜訊以便後續數值特徵計算與分類。

DC Removal 即是將訊號的直流部份消除，消除訊號之平移值，並進行初步降噪。我們透過以下公式來進行 DC Removal：

$$w(t) = x(t) + \alpha \cdot w(t-1) \quad (1)$$

其中， $w(t)$ 是過濾器的輸出； $x(t)$ 是當前輸入值； α 是濾波器的響應常數。如果 $\alpha = 1$ ，則一切頻率的波都會通過；如果 $\alpha = 0$ 則沒有任何頻率的波會通過。對於 DC Removal，我們取的 α 相當接近 1： $\alpha = 0.75$ 。

（三）血液共振理論與病灶分析演算法

病灶分析算法主要是計算能量振幅比例，這些參考標準值可以用一個向量 S 來表示，令表示人體狀態的這組值為另一組向量 M 。要得到 M ，則必須從傅立葉變換後的數據集中取值。

本研究將脈搏訊號進行傅立葉轉換後，發現與血液共振理論相符的共振頻譜。心臟諧波（ $C0$ ）的能量輸出是頻譜峰值中的最大值。因此在去除極值之後，只要將心臟諧波頻率設置成各個峰值最大值相對應的頻率，即可獲得心臟諧波能量振幅比。

根據中醫理論和血液共振理論，由於心諧波生肝諧波，肝諧波生腎諧波，腎諧波生脾諧波，依次類推，憑藉著諧波頻率倍數的關係，很容易就能將所有比例值找到。

傳統的方法會限定該共振頻率對應的經絡名稱再透過古書文獻去分析身體狀況。本研究將透過深度學習神經網路來改進這種想法，讓模型自己找出對應到生理狀況的特徵，加快中醫科學數據化的速度。

(四) 即時動態頻譜分析方法

目前，市場上主流的 PPG 穿戴式裝置在測量期間僅會計算用戶的平均狀態。該方法假設人體的狀態是恆定的，因此以這個方法測量的結果不能完整地傳達出人體的健康狀況。有鑑於此問題，本研究將通過動態頻譜分析來分析使用者動態的身體狀況。

為了實現動態頻譜分析，我們以 20Hz 的採樣率和 50mS 的分辨率對脈衝信號進行採樣，並進行 512 次採樣，總體採樣時間約為 25.6 秒。血液離心循環一週大約 20 秒，因此上述配置可以監視到整個血液循環。

(五) 使用快速傅立葉變換 (FFT) 的 PPG 信號變換

在這項研究中，以 ADC 對脈搏以 20Hz 的採樣率和 50mS 的分辨率採樣 512 個點，透過快速傅立葉分析進行頻譜分析進行初步特徵擷取，再輸入至深度神經網路。

在獲得品質高的原始 PPG 信號後，我們使用病灶分析演算法和快速傅立葉變換 (FFT)，將 PPG 時域信號轉換為共振頻譜。經過快速傅立葉轉換後，可將時域訊號轉換為頻譜，因此我們可以通過一種簡單的方法獲得共振頻率和共振振幅，然後將其轉換為能量和其他有用數據，輸入到 DNN 中進行訓練。

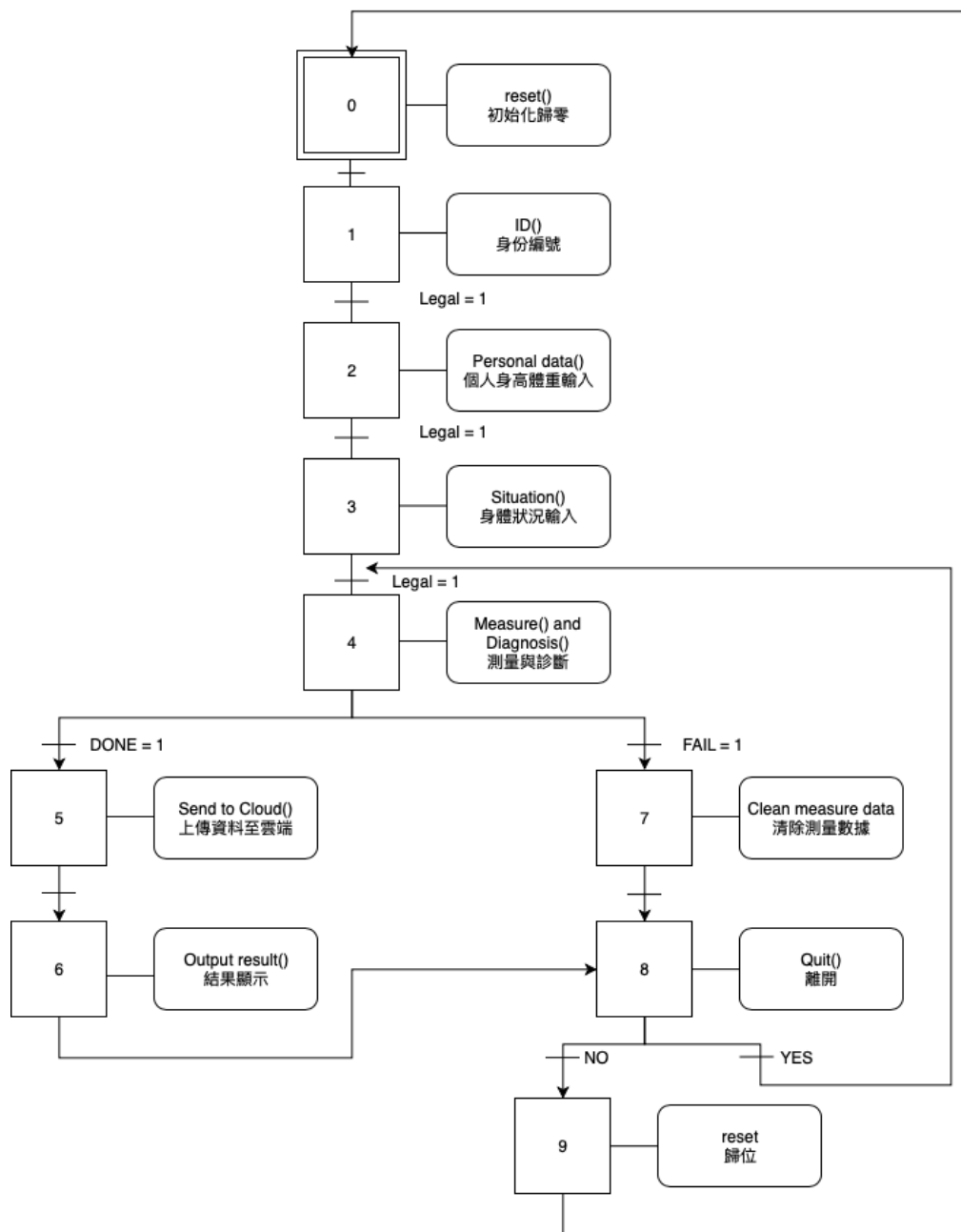
(六) 深度學習神經網路 (DNN)

本研究使用 Keras 實現了深度神經網路模型。該模型的網路使用具有對數損失函數的高效 Nadam 梯度下降優化算法，以及計算速度快捷的 Relu 作為激勵函數。

無論是預測能量的未來趨勢、病灶分類或是建立模糊推理系統規則庫，深度神經網路模型的使用都將大大增強本研究的診斷功能。

這幾種諧波能量的變化都與人體健康相對應，藉由它們相互影響的性質，本研究在深度神經網絡建模中未單獨建模。這項研究將建立一個諧波能量趨勢模型，並且該趨勢可以通過深度神經網路模型保留其相關程度。

(七) 裝入嵌入式系統



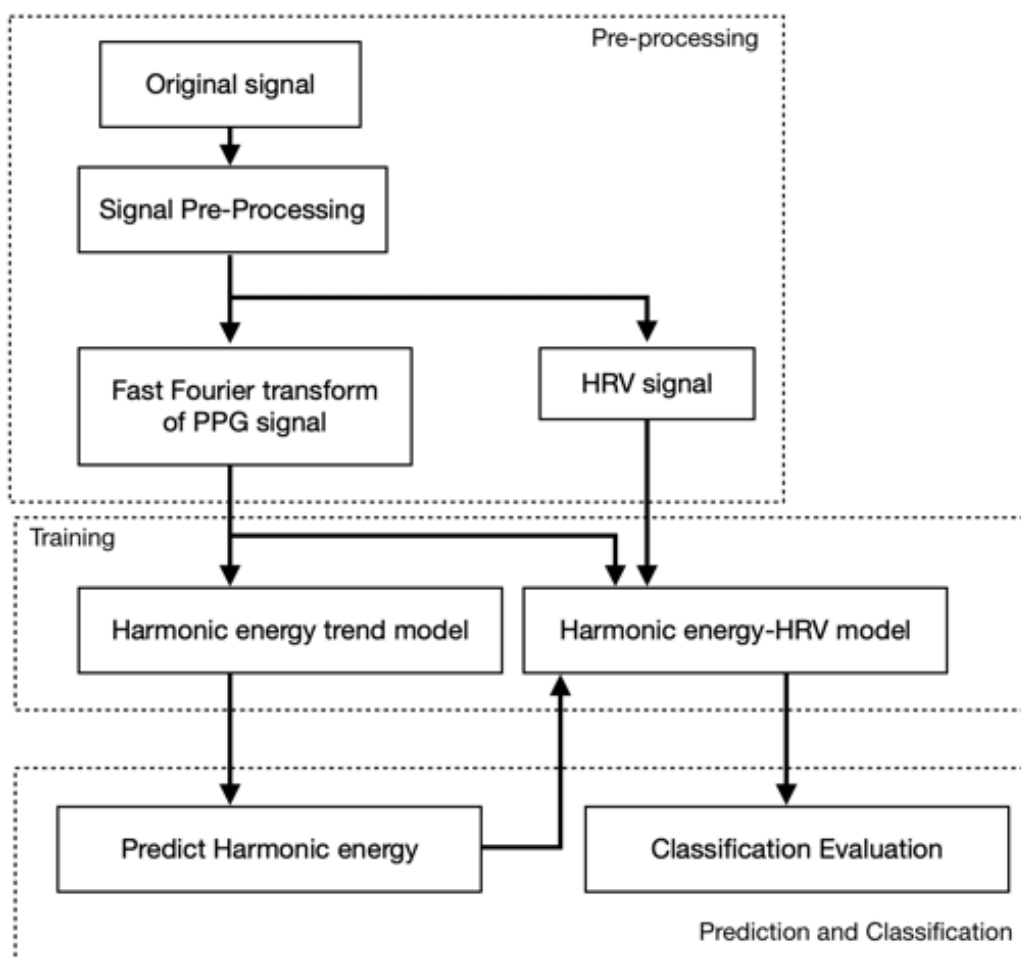
圖十二、使用Grafcet開發嵌入式系統流程圖，本架構為分析功能的架構

我們將上述研究成果整合到嵌入式系統之中，來呈現我們這套系統的功能以及其可移植性。目前搭載在 ATmega2560 的單晶片，結合 Taojingchi 公司的 2.4 寸 TFT 觸控螢幕做為人機介面。

由於本研究所使用的 Keras 沒有直接轉成 C++ 的 API，因此目前是 Keras 模型轉換為 TensorFlow 模型，然後再使用 TensorFlow 的 C++ API 進行調用，最後開發出一套帶有神經網路的嵌入式系統。

(八) 深度神經網路架構設計

本研究透過兩個神經網路達到身體狀況預測以及對應到臨床症狀的目的。



圖十三、預警系統流程圖

首先第一套是諧波能量趨勢模型 (Harmonic Energy Trend model, HET model)。該模型為全連接的神經網路，輸入層 (Input Layer) 定為 16 項，分別是初始測量到的八個脈搏訊號特徵和下一次測量到的八個脈搏訊號特徵。中間的隱藏層 (Hidden Layer) 則為 7 層 x40 個神經元。最後則輸出八個結果，即預測的脈搏頻譜趨勢。

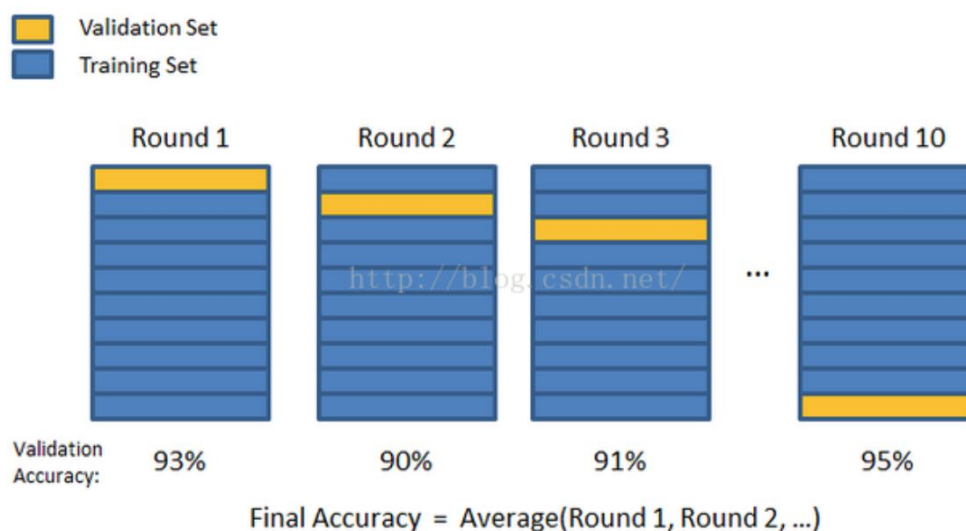
其次第二套是諧波能量-臨床症狀模型 (Harmonic Energy - HRV model, Clinical model)。該模型亦為全連接的神經網路，輸入層定為 8 項，即擷取到的 8 個脈搏訊號特徵。中間的隱藏層為 7 層 x40 個神經元。最後輸出層輸出 1 個結果，即對應到的臨床症狀數值。

最後，本研究將結合脈搏訊號分析、深度神經網路模型以及螢幕 UI 於嵌入式系統之中。這套系統框架稱為預警系統，藉由兩套深度學習模型的協助下，預測出人體未來的生理訊息。

(九) 系統效能評估與交叉驗證方法

為了驗證本分析系統的可行性與效能，本研究特別設計了一套驗證方法來探討以上分析系統是否能正確對應到臨床症狀。在進行 PRV 驗證的研究時，最簡單的時域分析之一即是計算 SDNN 數值。SDNN 是計算兩峰值間隔的標準差，它顯示了整體 PPI 的變異度。本研究臨床模型將對應到的目標特徵定為 SDNN，以諧波能量訓練一套有關 SDNN 數值的深度神經網路模型。

為了避免依賴某一特定的訓練和測試資料產生偏差，交叉驗證(cross validation)一般被用於評估一個機器學習模型的表現。一般來說我們會將數據分為兩個部分，一部分用來訓練，一部分用來測試，交叉驗證是一種統計學上將樣本切割成多個小子集做測試與訓練的方法。本研究使用 K-folder cross-vailation 架構進行交叉驗證。



圖十四、K-folder cross-vailation 概念架構圖。取自：<https://medium.com/交叉驗證-cross-validation-cv-3b2c714b18db>。

K-fold cross-validation 的步驟：將原始數據集劃分為相等的 K 部分後，先將第 1 部分做為測試集 (Validation set)，其餘作為訓練集 (Training set)。之後訓練模型，計算下模型的準確率後，重複以上步驟，用不同的部分做為測試集，最後的結果 (Prediction results) 在和真實答案 (Ground truth) 進行成效比對 (Performance Comparison)。

此種方法適合用在當數據集比較小的時候，因此非常適合本研究進行通用深度神經網路模型的效能測試。交叉驗證可以充分利用有限的數據，找到合適的模型參數，防止過度擬合 (OverFitting) 的情況產生。

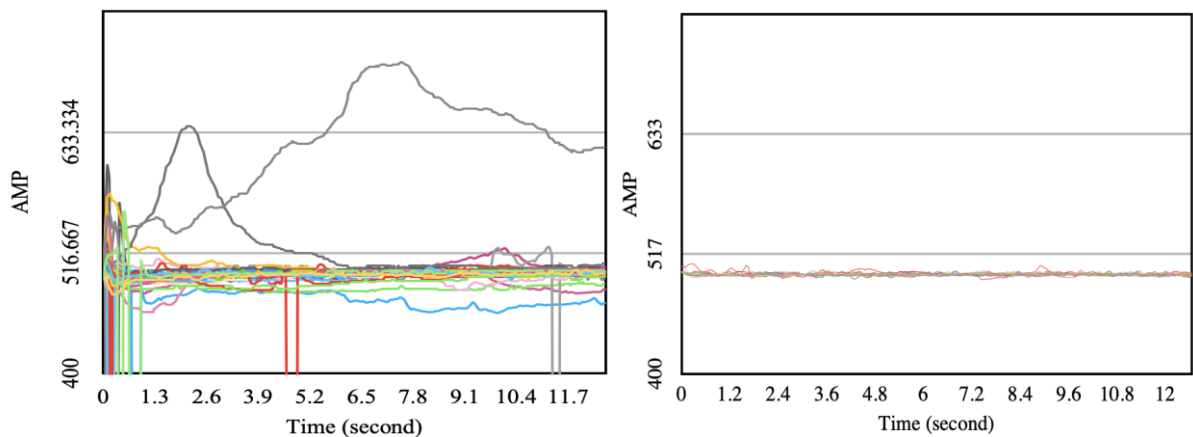
透過諧波能量趨勢模型和諧波能量-PRV 模型，我們可以建立一套基於血液共振理論的預警系統，這將可讓此系統擴展至其他應用層面。像是與 PRV 相關的自律神經失調、睡眠呼吸中止症等，皆可藉由預警系統架構來實現，以此達到早覺醫療的效果。

參. 研究結果與討論

一. 研究結果

(一) 樣本採集方法

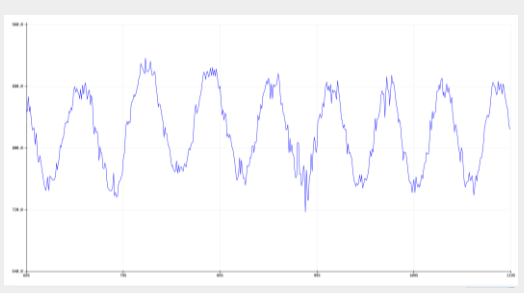
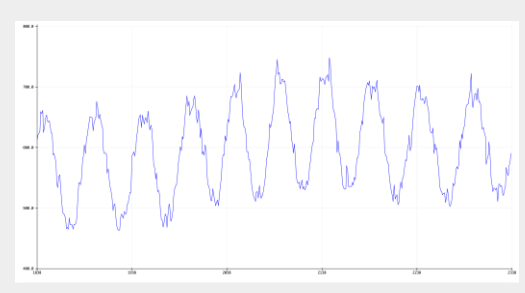
XD-58C 光學脈搏感測器是一個易受外界干擾的感測器模組。在自檢技術的開發中，我們改善硬件配置和軟體檢查來最大程度地減少對該問題造成的不便。本部分研究將原先只有 13.3% 的數據可用率大大提升到了 96% 以上。在同一批受試者的情況下，我們將數據可用率從圖改良至圖，優化了數據採集系統，並完美地擷取到了數據。



圖十五、原始數據採樣。左圖為人體皮膚直接接觸感測器採樣數據。

右圖為在添加自檢技術後對進行數據採樣。

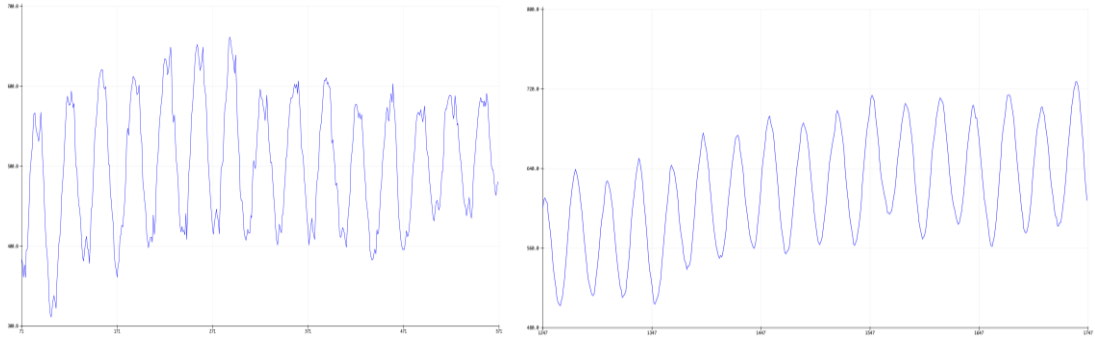
表二、光學式感測器實驗結果

位置	手指	橈動脈
原始波形		

由表二所示，當光學式脈搏感測器在未濾波時，測量手指與橈動脈的波形差不多，不過測量手指時的電壓輸出較高。這部分的原因是手指的透光率較高，因此在確定橈動脈與測量手指擁有 97% 的相關後，本研究將測量手指視為標準化的量測方法。

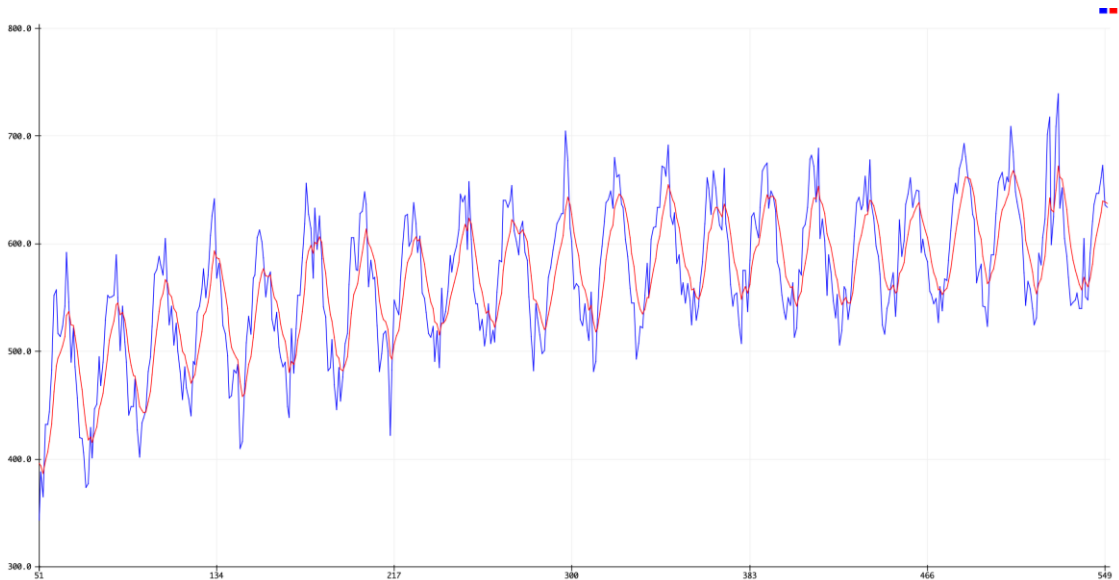
(二) 訊號前處理

如圖表示經過前處理後的脈搏數據波形。



圖十六、通過 DC Removal 濾波器輸出的信號

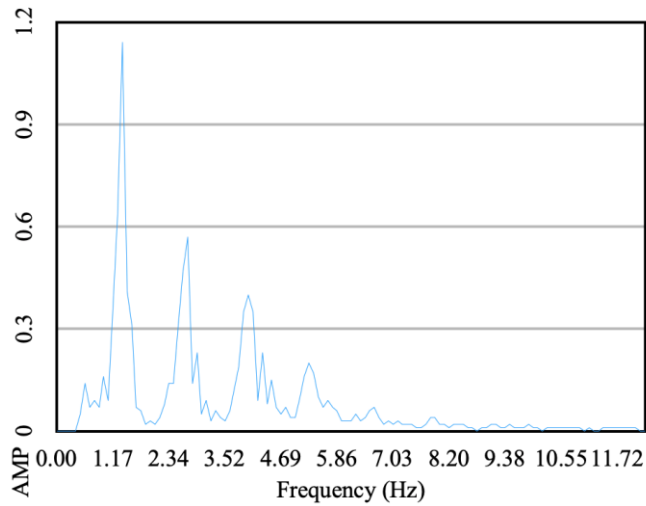
(左為 $\alpha = 0.5$; 右為 $\alpha = 0.75$)



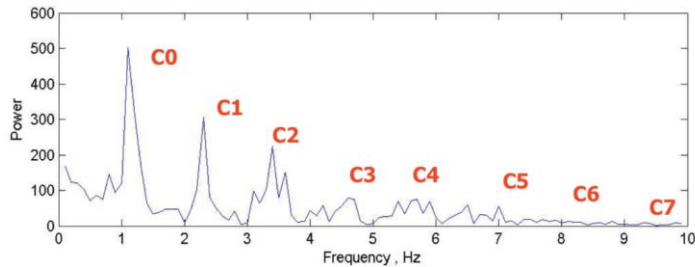
圖十七、DC Removal 濾波器輸出的信號 (紅) 與原始信號 (藍) 之比較

(三) 血液共振理論病灶分析演算法

通過經過對脈搏訊號的前處理以及進行頻譜分析，我們可以發現並確認在 0 Hz ~ 15 Hz 之間存在共振現象的諧波，並且共振峰值強度隨頻率的增加而逐一減小。根據血液共振理論，頻譜依序遞減是一種健康現象。藉由這個論點，如果後面的共振諧波峰值能量高於前者，則表示該諧波需要較多的能量，而與該諧波相對應的器官經絡可能存在身體健康問題。



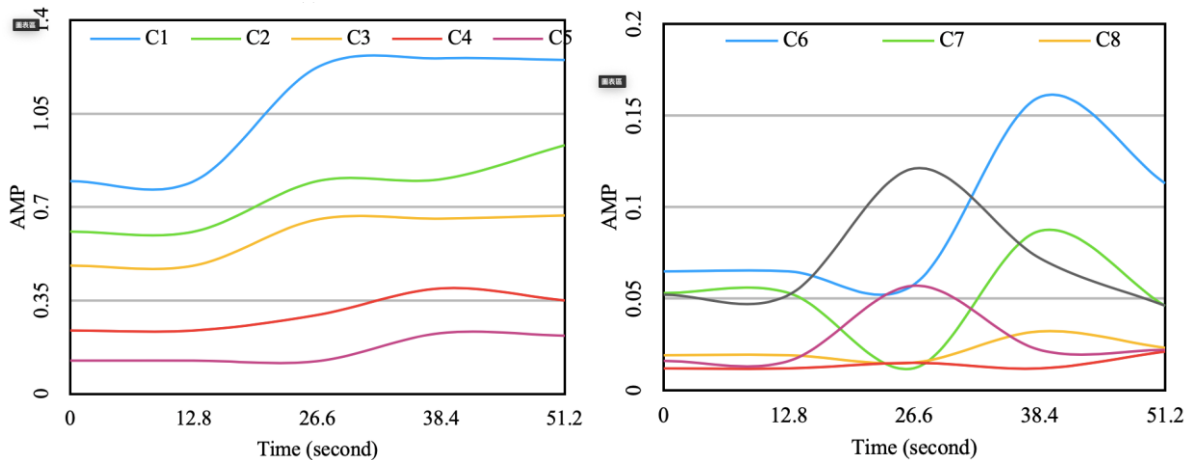
圖十八、以 256 點脈搏訊號換算之頻譜。



圖十九、文獻脈搏波進行離散傅立葉分析後之數據。

(四) 即時動態頻譜分析方法

動態頻譜分析的結果顯示每次測量的變化大約為 10%。這種微小的變化（變異係數連續小於 0.1），並非是我們的機器擷取出現問題；由於變化的規律性，我們認為這是人體自我平衡機制影響的結果。因此本系統通過監測這些微小變化，分析出人體是否出現異常。



圖二十、在 51.6 秒內的頻譜能量變化圖。根據血液共振理論將諧波進行命名：

左圖為 C0 至 C5 分別對應於心臟，肝臟，腎臟，脾臟，胃和肺。

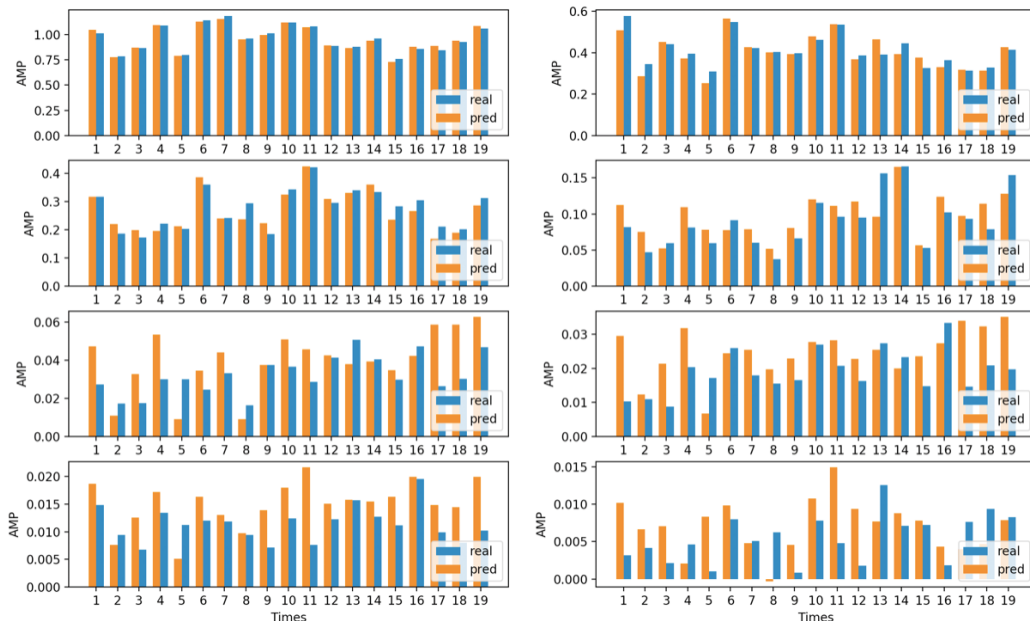
右圖為 C6 至 C11 對應於膽囊，結腸，三灶，心包和小腸。

(五) 頻譜諧波能量趨勢預測模型

透過動態頻譜分析技術，可以看出諧波能量變化之間存在相互關聯。為了研究其互相影響的性質並加以運用，本研究建立了一個模型：諧波能量趨勢模型 (Harmonic energy trend model, HET model)。這個模型藉由諧波彼此相關聯的性質，幫助我們預測未來的諧波趨勢變化，其效能經 **K-folder cross-vailation** 交叉驗證方法得知，其平均達 **83.3%** 準確率。

```
[ 0.84666667 0.84666667 0.83666667 0.79666667 0.85666667
0.85666667 0.81666667 0.82666667 0.82666667 0.82666667 ]
Accuracy: 0.833667 (+/- 0.04)
```

圖二十一、Harmonic Energy Trend model 訓練與測試之效能
(K-folder cross-vailation, K=10)



圖二十二、通過用諧波能量趨勢模型對預測進行歸一化，然後恢復數據，可以獲得 7 維數據曲線。該模型在 C0 到 C3 中非常準確，並且 C3 之後的數據由於採樣振幅過小，因此輕微的誤差將特別明顯。訓練樣本數量增加後即可解決此問題。

這個模型是一個非常重要的里程碑。我們可以將此模型與許多臨床模型（例如下文所述的 Harmonic energy-PRV 模型）結合使用，這將對目前癥結於「如何預警」的早覺醫療，做出實質的貢獻。

(六) 臨床模型驗證結果：諧波能量-心率變異數深度神經網路模型 (Clinical model : Harmonic energy - PRV model)

本研究將脈搏訊號進行訊號處理，以真實數據計算出 SDNN 的數值，再將諧波能量對應到的 SDNN 數值訓練成一套「諧波能量-心率變異數深度神經網路模

型」。最後，實際數值與深度神經網路的輸出進行效能測試，經 K-folder cross-
vailation 交叉驗證得出平均效能達到 **92.8%**。

有鑑於此，本模型將確立：**可從脈搏訊號的譜波能量得出 PRV 的數值**；也代
表可將此成果與第一個深度網路模型相結合，實現病症預警的功能，並藉此方法
推廣到更多與趨勢相關的分析上。

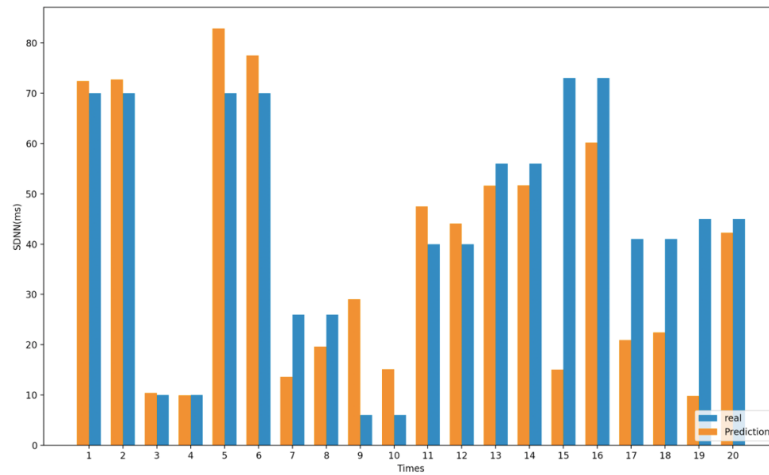
表三、部分對應 SDNN 的深度學習模型結果（節錄自第一筆測試資料）。

	Prediction Result	Classification Result
Sex	Predict value	Real value
Female	72.424637	70
Female	72.756699	70
Male	10.428537	10
Male	9.965616	10
Female	82.915810	70
Female	77.552895	70
Male	13.600554	26
Male	19.620026	26
Male	9.071404	6
Male	5.114422	6
Female	47.478634	40
Female	44.107384	40
Male	51.592804	56
Male	51.669613	56
Female	65.052389	73
Female	60.166191	73
Male	20.927973	41
Male	22.413208	41
Female	59.804269	45
Female	42.278309	45

**[0.95333333 0.91333333 0.92666667 0.89666667 0.95666667
0.94333333 0.90666667 0.91666667 0.93666667 0.93666667]**
Accuracy: 0.9286 (+/- 0.03)

圖二十三、對應 SDNN 的深度學習模型性能。

(K-folder cross-valuation, K=10)



圖二十四、從 30 位受試者的數據中構建模型。

SDNN 數據庫中提出的深度學習方法和基於特徵的方法的分類性能。

(七) 嵌入式系統整合

本研究將模型權重與拓樸輸出成陣列形式，放入嵌入式系統中，最後開發成一套帶有觸控屏幕 UI 的嵌入式系統供使用者操作。

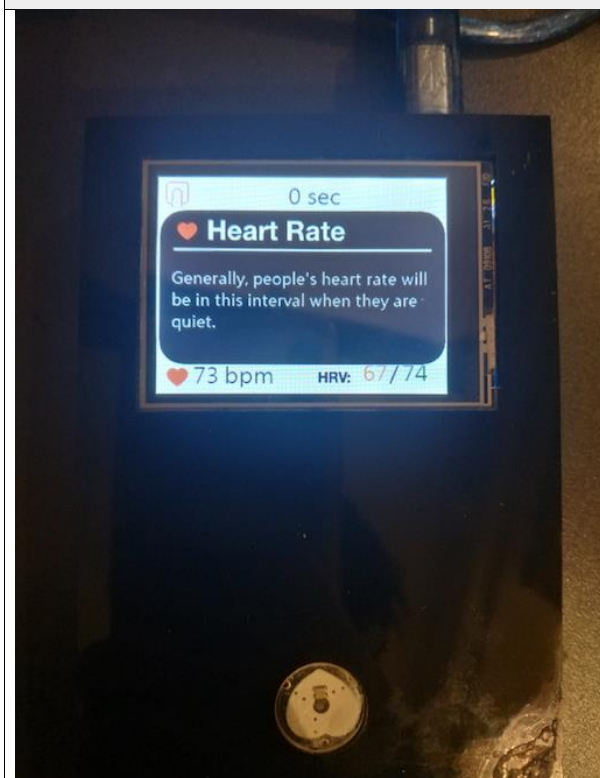


圖二十五、UI 待機介面。

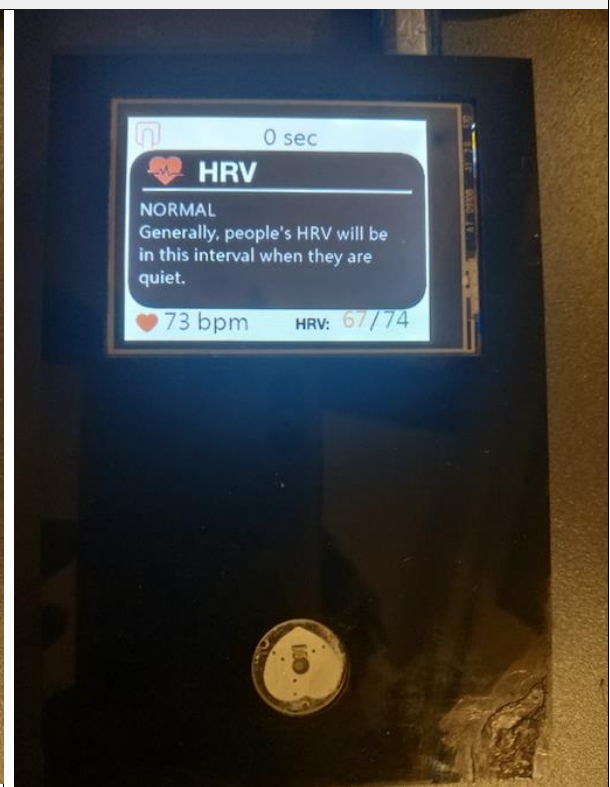
圖二十六、測量過程顯示實時脈博訊號於自行開發的螢幕上。



圖二十七、測量完畢後，左下方會顯示心跳數，可跟一般健康手環做驗證。中央會顯示傅立葉分析後的頻譜峰值大小，箭頭則是量測過程中頻譜變化趨勢。右下方則是當前實際計算 PRV 以及預測測試者未來的 PRV。



圖二十八、心率介面，與同年齡層的數值分析。

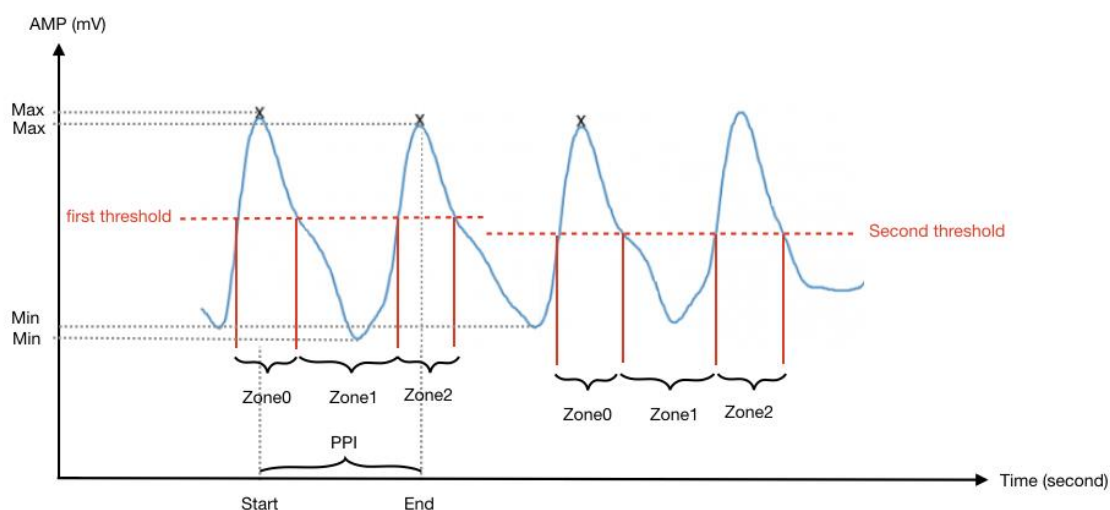


圖二十九、PRV 介面，與同年齡層的數值分析。

二. 討論

(一) 脈搏分析算法的改進

本研究目前在脈搏資料的運用上還有可改進的空間。因此我們可以透過圖二十六的分析方法設計一套高功能性的演算法，使用 Grafcet 去進行離散事件建模，將資料的運用率大幅提升。



圖三十、高資料運用度脈搏分析算法資料運用概念圖

新的演算法結構將帶來以下幾點優勢：

1. 實時動態頻譜分析：

本演算法透過插值運算，讓我們能在短時間獲得頻譜特徵，能將算法效能從只能分析出 2 點到能夠分析出 22 點以上，更能展現血液循環一週的諧波能量變化。

2. 更精準的上下包絡線：

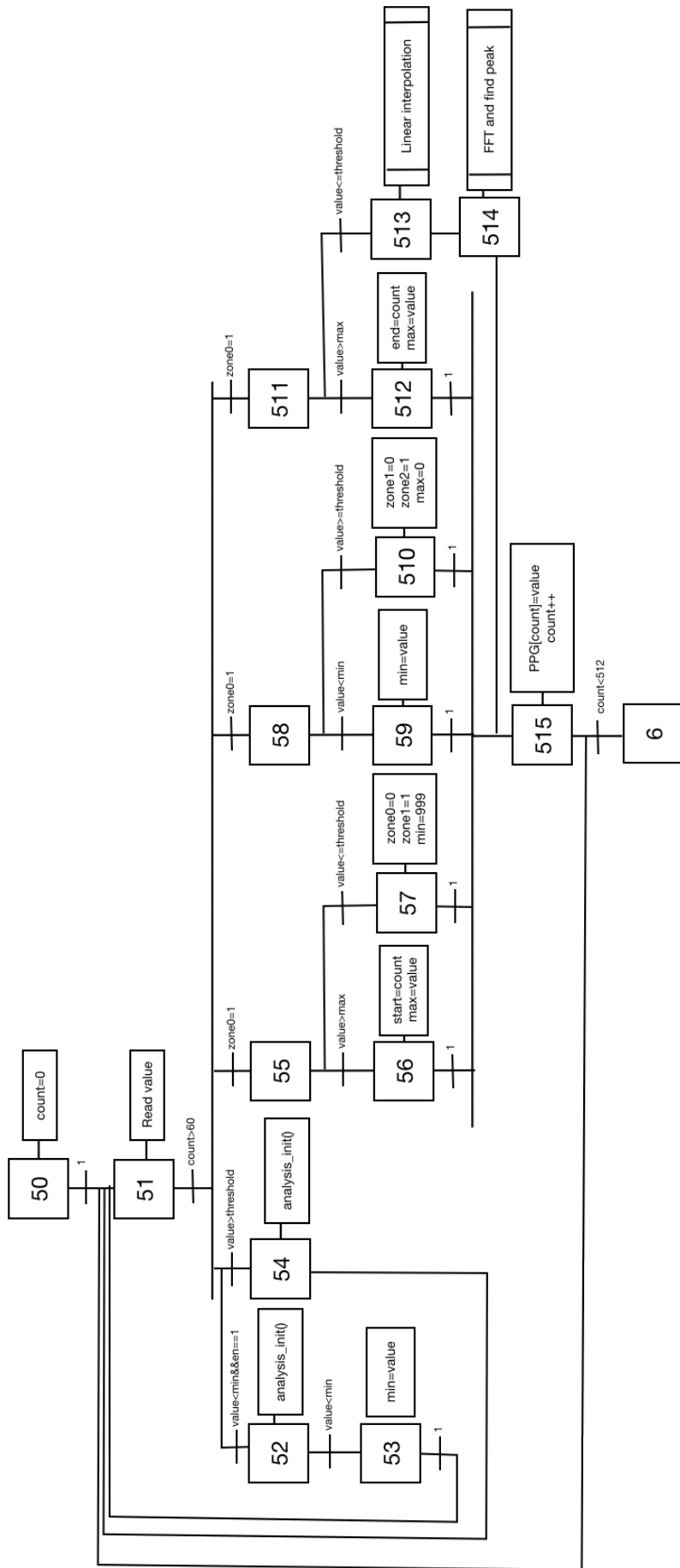
透過更精準的包絡線我們能夠在未來更方便的使用 EDM 過程與 HHT 等更複雜的分析方法。

3. 隨機線移動的閾值：

為確保能夠精準抓取波峰與波谷，我們必須考慮變動的閾值帶來的影響，未來亦可針對此點做進一步的分析。

4. 更精準的 PPI

透過 PPI 我們在心率變異數上的研究將會更加扎實與準確，在後續的 HF、LF 的頻域分析上亦會更加精準。



圖三十一、高資料運用度脈搏分析算法主要分析模組之 Grafcet

本研究目前在記憶體之運用亦有優化的空間。目前在記憶體規劃我們使用有 512 個 integer 的全域陣列來儲存，未來透過這個演算法架構能夠將全域陣列轉為區域陣列，並且能將陣列空間縮為一半。

(二) 深度神經網路效能

從諧波能量模型的 83.3% 以及臨床模型 92.8% 的準確率來計算，本裝置當前「預測未來生理數值」的效能是 **77.3%**。由於本系統定位在照護上，並且我們的目的是訓練個人化的模型，加入使用者個人的資料來達到精準預測；因此目前本研究通用模型的準確率，是處在可被接受的範圍內。

表四、當前預警系統的效能。

	Harmonic energy trend model	Clinical model
TESTING data	0.833	0.928
Prediction	0.773	

以下討論幾項增強效能的方法：

1. 避免過度擬合 (OverFitting) 問題

由於本研究目的在訓練一套通用模型，為的即是讓用戶在使用這套裝置時，能儘早擁有更佳的準確度，建立個人化的模型。未來使用時，使用者能夠投入個人測量的資料，讓這套系統效能愈來愈準確。

2. 增加資料量

目前本研究搜集 800 筆使用者的脈搏訊號，這樣的資料數目仍十分少，乃至於效能僅約為七成五。這部分只要等到裝置大量擴展至幾千、萬筆後，即可以大數據來進行資料集的分析。

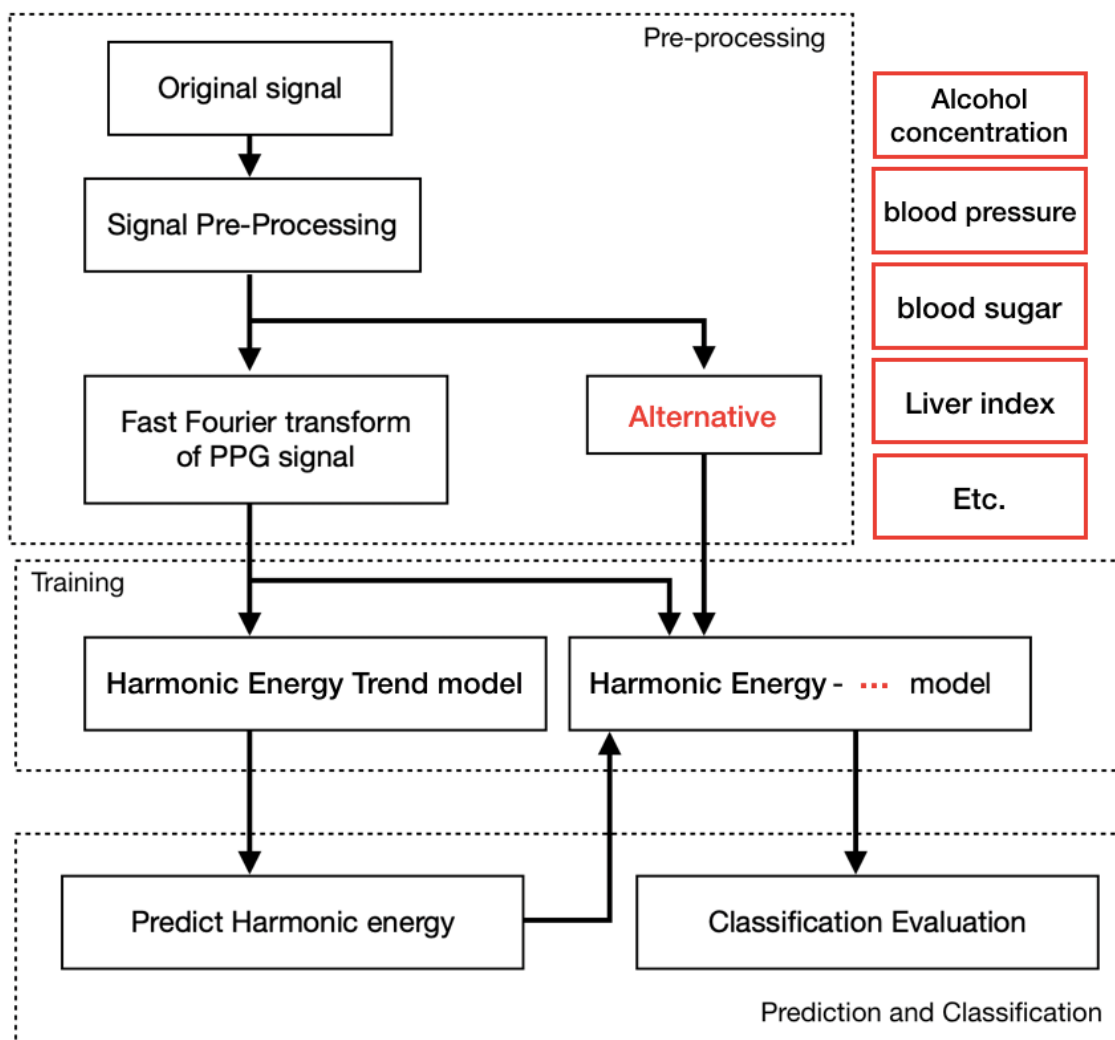
(三) 光學脈搏感應器陣列

目前我們選用單個 XD-58C 的感測器進行訊號擷取。其優點是測量較直觀，且計算測量較簡單，適合進行初步的研究探討。

未來我們將加入光學感測器陣列，除了能夠透過矩陣方法從進行多角度測量外，還能針對解析度較低或是不穩定的訊號進行補償，增強此感測方式在受到外界擾動時的抗干擾性，與監測的完整性。

(四) 預警系統架構的擴展性

本研究提出一項藉由兩套深度神經網路進行臨床症狀預測的方法。在初步完成心率變異數的預測研究後，本概念將可擴展至有關趨勢相關的預測上。



圖三十二、預警系統的擴展方法概念圖。

未來僅需改變投入的臨床模型特徵，可以是酒精濃度、血壓、血糖、肝指數等臨床症狀，都可透過這個方式，推知未來的身體健康狀況變化。

肆. 結論與應用

本研究提出了一種新型的健康分析方法，能夠完善穿戴式裝置在健康監測方面的不足之處。藉由對脈搏訊號進行深度訊號處理，結合血液共振理論，找出經絡能量，將能夠解釋更大量的器官病症問題。此外，吾人再以兩套深度學習神經網路達到預測人體健康狀況的目的，並將以上研究成果整合成嵌入式系統，期許本系統能夠成為未來銀色世代人性醫療的重要工具。以下為歸納出幾項結論：

(一) 開發脈應用搏訊號擷取的自檢技術：

建立測量標準化機制：以 3mm 壓克力覆蓋感測器，並編寫程式判斷資料是否可用為後續分析。提升系統採樣穩定性，將原先只有 13.3% 的可用率提升到了 96.6% 以上。

(二) 針對脈搏訊號的時域分析，本研究分析出振幅、包絡線、平均 PPI：

脈搏振幅可用來進行自檢技術演算法的開發；包絡線能夠進行 EDM 過程將人體呼吸頻率濾除，以降低誤差；平均 PPI 可以作為計算心率變異數以及心率的資料。

(三) 以血液共振理論為基礎，將脈搏訊號進行傅立葉轉換後，發現低頻 0Hz ~ 15Hz 之間確實存在共振現象：

本研究發現低頻 0Hz ~ 15Hz 之間出現共振，並且會因不同時間、不同狀態的測量而略有變化。這一現象恰好與王維工教授提出的血液共振理論相符合：血液共振理論經由反覆實驗發現，每個共振諧波的峰值皆有其代表的經絡。因此我們基於此成果將其對應到中醫經絡概念做解釋。

(四) 開發動態頻譜能量變化觀測技術，能探查極微小的即時脈搏頻譜變化：

本研究以 50ms 的分辨率採集 512 個點，採樣時間 25.6 秒，這段時間相當於整體血液循環一週的動態變化，並且開發實時監測頻譜峰值微小變化的演算法，由此推知人體當前的身體健康情形。

(五) 創新的「Harmonic Energy Trend model」以及「Clinical model」架構有效實現健康狀況預測：

原本基於血液共振理論的經絡對應方式必須經由翻閱古籍、大量中醫師經驗法則以及大量排列組合，才能定位出病灶。本研究為了針對這項耗時、

耗人力的過程進行改善，以深度神經網路進行數據分析，透過機器學習原理得出每個經絡的相關程度，再從預測模型讓使用者了解未來身體狀況的變化趨勢，加速定位病灶的速度。

目前兩套神經網路效能分別為 **83.3%** 和 **92.8%**。透過「Harmonic Energy Trend model」將可預測人體未來的頻譜能量趨勢；在獲得趨勢曲線後，投入「Clinical model」即可瞭解人體未來的臨床數值曲線，進而擴展至早覺醫療的目的。

(六) 兩套神經網路 HET model 與 Clinical model 整合時，其預警效能達 **77.3%**：

透過預測諧波趨勢的演算法，將可實現在疾病尚未擴大或是潛伏期時就加以預警，讓使用者只需接受最低程度的治療。本研究期望能夠在中醫脈診科學化做出貢獻，及早投入市場，改善現今生活中缺乏長期健康監測的問題。

未來我們要將本研究開發的分析系統搭載在雲端上，結合醫院資料庫及大量的硬體資源。如此一來，便可以不受本地硬體的影響，讓所有的穿戴式裝置能夠讀取脈搏訊號的產品，如：智慧型手環、智慧型手錶、智慧型耳機等，甚至是用攝影機分析出心跳，都可藉由我們的分析系統進行分析；透過雲端科技，讓這些裝置搖身一變成為強大的健康助理；人們的健康數據得以運用得透徹，更為行動醫療帶來無限可能。本研究未來可朝向下述幾個方向繼續努力：

(一) 將此技術嵌入穿戴式裝置系統中，解決穿戴式裝置在健康監測方面的不足的問題。

(二) 針對 PRV 相關臨床症狀進行深入探究，例如：自律神經失調、睡眠呼吸中止等。這些症狀皆需要長期追蹤，並且是迫切需要提前預防的病症。

(三) 雲端資料庫建置，使每個身份 ID 皆可透過個人化的參數調整，訓練出精準度更高的脈搏分析系統。

本研究針對脈搏特徵深度解析的研究只是一個開端，未來欲使更多人投入此領域的研究，一同發展出更完整的、穩定性及應用擴展性更高之脈搏訊號分析系統，更進一步可以將此系統應用在未來的生活及工作範疇中。

伍. 參考文獻

- [1] YOUNG ST, WANG WK, CHANG LS, KUO TS. (1989). Specific frequency properties of renal and superior mesenteric arterial beds in rats. *Cardiovascular research*, 23, 465-467.
- [2] Wang YYL, Chang SL, Wu YE, Hsu TL, Wang WK. (1991). Resonance - the Missing Phenomenon in Hemodynamics. *Circulation Research*, 69, 246-249.
- [3] YOUNG ST, WANG W-K, Chang L, KUO T-S. (1992). The filter properties of the arterial beds of organs in rats. *Acta Physiol Scand*, 145, 401-406.
- [4] Y. Y. Lin Wang, S. H. Wang, M. Y. Jan, and W. K. Wang. (2011). Past, Present, and Future of the Pulse Examination. *Journal of Traditional and Complementary Medicine*, Vol. 2, no. 3, 164-185.
- [5] Y. Y. Lin Wang, T. L. Hsu, M. Y. Jan, and W. K. Wang. (2010). Review: Theory and Applications of the Harmonic Analysis of Arterial Pressure Pulse Waves. *Journal of Medical and Biological Engineering*, Vol. 30, no.3, 125-131.
- [6] Yue-Der Lin, (2009). "Studies on the Correlation and Pattern Classification between Pulse and PPG Signal." *Chinese Journal of Medical and Biological Engineering*, Vo28, no.1, 361-387.
- [7] J. Y. Liu. (2013). Design and implementation of simple pulse wave waveform analysis system. CSDN, [Online]. Available: https://blog.csdn.net/prog_6103/article/details/9121237
- [8] B. Khanal, D. Zeng. (2018). Application of Deep Neural Network for Calculation of Pretest Probability of the Heart Diseases. South Dakota State University, [Online]. Available: https://openprairie.sdstate.edu/datascience_symposium/2018/posters/12
- [9] Discrete Fourier transform. (2019). [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_Fourier_transform
- [10] GRAFCET-Studio Features. 2019. [Online]. Available: <https://www.grafcet-studio.eu/en/grafcet-studio-features/>
- [11] ECG/PPG Measurement Solution. 2019. [Online]. Available: https://www.richtek.com/Design%20Support/Technical%20Document/AN057?sc_lang=en
- [12] 【 Keras 】 DNN Deep Neural Network." CSDN, 2017. [Online]. Available: <https://blog.csdn.net/brucewong0516/article/details/78760320>

- [13] W.K.Wang. (1993). The effect of organs on blood flow waves. Report of the results of the special research project of the National Science Council of the Executive Yuan.
- [14] W.K.Wang. (1996). The establishment of the blood wave progression equation and its possible application in detecting cardiovascular disease. Report of the results of the special research project of the National Science Council of the Executive Yuan.
- [15] W.K.Wang. (1998). Blood pressure wave and energy distribution. Chen Guang recorded. The Human Body Journal, second issue, 22~48.
- [16] W.K.Wang. (1999). Applying the Coupled Resonance Equation to the Pressure of Aorta with Organ Linking. Report of the results of the special research project of the National Science Council of the Executive Yuan.
- [17] Fei-Fei LI. Image ClassificationStanford. University School of Engineering. 2019. [Online]. Available: http://cs231n.stanford.edu/slides/2017/cs231n_2017_lecture2.pdf
- [18] Tommy Huang. Cross-validation, CV. Medium. 2018. [Online]. Available: <https://medium.com/@chih.sheng.huang821/交叉驗證-cross-validation-cv-3b2c714b18db>
- [19] W.K.Wang (2003) : 《氣的樂章》, 出版六刷. 台北：大塊文化.
- [20] W.K.Wang (2013) : 《以脈為師》, 初版. 台灣：商周出版.
- [21] Y.C. Kuo (2019) : 《尋找失落的漢醫》, 初版. 台灣：布克出版.
- [22] Y.D. Lin. (2010). Studies on the Correlation between the Features Extracted from the Pulse and PPG Signals. Yearbook of Chinese Medicine and Pharmacy. Vol28. no 1. 361~287

【評語】 190006

- 研究主題具創新性，對研究方法的掌握度高。
- 對於感測器的感測結果正確性，宜有專業的儀器加以驗證
- 對於實驗內容的設計，仍需要更多的描述。