

中華民國第 60 屆中小學科學展覽會 作品說明書

高級中等學校組 工程學(一)科

052302

基於中醫脈學開發深度學習體溫檢測系統

學校名稱：雲林縣私立揚子高級中學

作者： 高三 施竣皓 高三 黃冠毓	指導老師： 陳尚民 王彥鈞
-------------------------	---------------------

關鍵詞：深度學習神經網路(Deep Neural Network)、血液共振理論(Blood Resonance Theory)、訊號處理(Signal Processing)

摘要

本研究提出一套創新的體溫檢測方式，透過全新的檢測演算法架構深度解析脈搏訊號中的特徵，並結合深度學習神經網路開發一套體溫檢測的嵌入式系統。本研究基於血液共振理論，將光體積變化描記圖法擷取到的脈搏訊號處理，從中擷取共振峰值及其變化量，並開發演算法實時檢測血液循環中諧波的微小變化，改善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深度學習體溫檢測系統準確度在 $\pm 0.16^{\circ}\text{C}$ ，同時預警系統可以擴展至多種趨勢相關的臨床症狀。此外，本系統實作出嵌入式 AI 技術，並且以聯邦式學習方法保障資訊安全，將資料保存於本地，上傳訓練調整後的參數到雲端，對邊緣運算領域能做出實質貢獻。

壹、研究動機

時值 COVID-19 新型冠狀病毒肆虐，其疫情延燒速度之快超乎預期，常常可以聽到專家們呼籲著民眾應自行管控好自己的健康。世界衛生組織（WHO）日前發布赴中國聯合考察報告，^[1]報告顯示，截至二月二十日，55,924 名確診患者中，其典型症狀以發燒 87.9% 佔最大宗。目前台灣在各級學校單位皆實行學生體溫的檢測，以學生的體溫狀況來作為最初步的健康評估。

然而目前採用的體溫量測方式，其實仍存在著缺失。目前的額溫槍量測到的僅是當下的體溫狀況：若是有發燒現象，代表身體已經出現感染，體內的免疫作用產生發炎反應，早已造成病毒的蔓延；若是沒有發燒現象，可能會認為自己是健康的，反而錯過只有輕微感染的潛伏期，使得病患除了要服用更大量的藥劑抑制住病情，還需忍受長時間生病時的不舒適。

因此吾人希望透過中醫脈診理論結合科學方法量化檢測者身體的狀況，並開發嵌入式人工智慧技術，以深度學習神經網路對臨床資料進行建模，讓我們能對人體體溫狀況進行檢測、甚至是預測與警示，進而實現早覺醫療之效。

本研究的課內單元包含資訊概論的人工智慧導論、選修物理（下）的電路學以及選修生物（下）的免疫作用。

貳、研究目的

本研究將以深度學習神經網路對人體體溫狀況做預測。傳統在預測人體健康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，透過一連串數值分析，再以兩個深度學習神經網路組成預警系統架構，達到從人體整體健康狀況變化來檢測體溫的目的。本作品主要有三點目的如下：

（一）數位訊號處理：以傅立葉分析為基礎對脈搏訊號進行分析。

(二) 系統設計與開發：以血液共振理論為基礎建立脈搏訊號分析系統。

(三) 模型訓練與驗證：驗證體溫檢測系統系統的準確率與可靠性。

參、研究設備及器材

本次研究的實驗設備與器材，如表一示之：

表一、實驗設備與器材

編號	名稱	數量	備註
1	Apple MacBook Pro	1 (台)	處理器：2.3GHz Intel i5 作業系統：mac OS 10.15
2	MAX30102 脈搏血氧心率感測器	3 (片)	測量脈搏血氧濃度
3	XD-58C Pulse Sensor	3 (片)	測量脈搏訊號
4	BH1792GLC-EVK-001	1 (片)	測量脈搏訊號
5	AVM MEGA 2560 R3	若干片	讀取信號、運算、MCU
6	ESP 32	若干片	讀取信號、運算、MCU
7	Portena H7	若干片	讀取信號、運算、MCU
8	2.4 吋電容式屏幕	1 (片)	開發嵌入式系統的螢幕
9	OLED 0.96 吋	3 (片)	開發嵌入式系統的螢幕
10	HT-18 THERMAL IMAGER	1 (台)	量測人體溫度

肆、研究過程或方法

一. 研究架構

表二、研究架構。

	數位訊號處理	系統設計與開發	模型訓練與驗證
1	離散資料取樣	Grafcet 離散事件建模與合成	脈搏諧波能量趨勢模型
2	訊號前處理：濾波	嵌入式系統開發	脈搏諧波-人體體溫模型
3	離散傅立葉轉換	將深度神經網路存入嵌入式系統	K-fold 交叉驗證

本研究旨在實證「深度學習體溫檢測系統」構想的可行性，並探討它訊號處理和臨床對應上的特性。而作為一種新型的體溫檢測方法的開發，經過大量訊號處理實驗及反覆驗證是必要的。因此，本研究完整地探討了脈搏訊號的分析方法，以及深度學習神經網路的開發，逐步完成搭載深度神經網路的嵌入式體溫檢測系統。

二. 文獻探討

(一) 血液循環共振理論^{[2][3][4][5]}

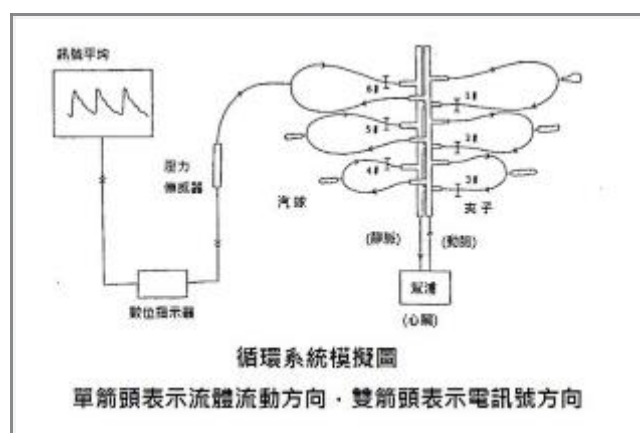
血液循環共振理論是一種關於人體血液循環的理論，該理論並非直接源於中醫脈診理論，而是王唯工教授藉由血流動力學來思考中醫脈相的一個成果。

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，可作為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。

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。



圖一、血液循環模擬圖

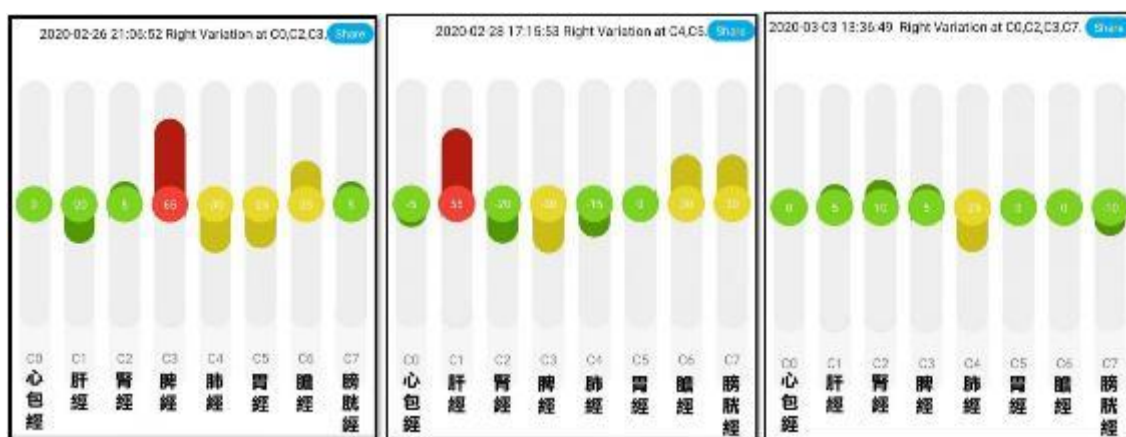
王教授利用傅立葉轉換將複雜的脈相變換成 12 個數據，並且分別對應到傳統中醫的十二經絡；透過排列組合的方式，可以看出該頻譜特徵對應到的生理現象與病症。然而此方法需要經過大量實驗、古書文獻與人力來猜想該臨床症狀可能造成諧波怎樣的變化。若將其諧波能量大小分為三個層級，則會有 531441 種 (3^{12}) 組合，因此以目前的方法來說實在不現實。本研究將提出新的方法來改進這項問題，能夠大大的加速我們尋找特徵及運用的時間。

（二）西醫與中醫之體溫探討

發燒是被誘導產生的一種生理反應。病原體入侵感染較嚴重就會出現發燒的現象，但很多研究顯示適度發燒可以提升免疫系統的效能，因此人類生病的時候發燒也算是一種保護性的本能反應。

^[6]而中醫的《傷寒論》提到：「辛苦之人，春夏多溫熱病，皆由冬時觸寒所致。」冬天的天氣冷、氣溫低，身體容易受寒之害，因而感染病毒。不論是2003年的非典型肺炎（SARS）及各種流行性感冒（病毒型）都盛行於冬季，春夏氣候溫暖時就不再流行；這是因為冬天時外在溫度較低，人體的免疫能力往往在此時降低，因此很容易受到病毒的感染。這個現象可印證張仲景兩千年前的觀察十分仔細。

而根據血液共振理論，只要是體溫升高的情況（例如：發燒），都會看到C2（腎經）升高的脈相。體溫上升會讓全身的血液循環速度增加，進而提升了腎氣，對於需要增加「代謝」的狀況，身體常常會用「提升體溫」來「增加腎氣」。以下以金姆健康公司公布的資料^[7]做舉例：



圖二、最初的脈相。 圖三、感冒前的脈相。 圖四、感冒恢復的脈相。

從圖二的脈相可看到，該使用者屬於免疫力過剩的脾實體質，這樣的體質雖然免疫力（C3-脾經）很高，但是呼吸系統（C4-肺經）的血液循環不足，所以還是容易被呼吸道病毒（感冒、流感）感染；不過因為有很強的免疫力，受到感染後會比較容易將病毒趕盡殺絕。

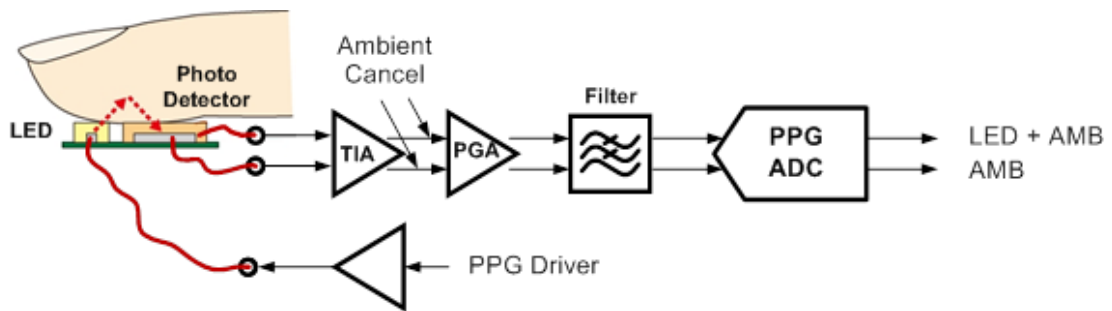
從圖三的脈相可看到，脾經（C3）降到負值（從+65%降到-30%），而總是很低的肺經（C4）居然變高了一些（-30%升高變-15%）。且因為昨晚熬夜工作造成他肝火（C1）明顯增加，身體的呼吸道症狀與中焦防護機制（C4-肺經與C7-膀胱經）已經開始運作。

從圖四的脈相可看到，用戶幾乎快回復到脾實肺虛的體質。綜合以上，若我們可以找出方法來分析發燒的徵兆，便能清楚了解自己身體的近況並作出適當的調整。

(三) 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。

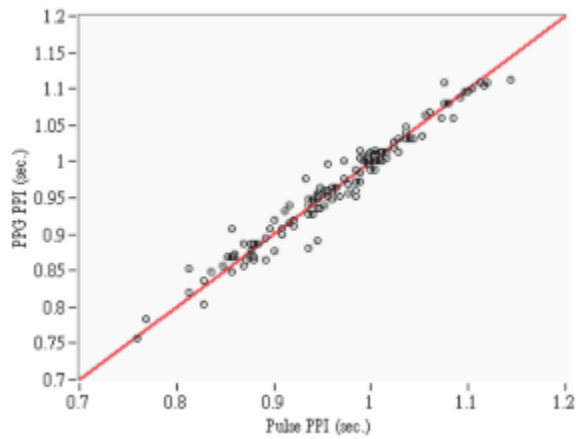


圖五、PPG 量測電路。

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章^[8]中，針對橈動脈脈搏訊號與 PPG 訊號之相關性研究中，得出二者相關性達 0.93。

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，這個模式將能大大降低研究的成本。

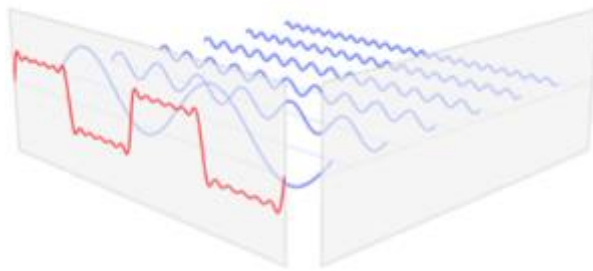


圖六、PPG 與 pulse 信號相關係數示意圖。其相關程度達 93% 以上。

(四) 傅立葉變換 (Fourier Transform) [9]

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。



圖七、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。

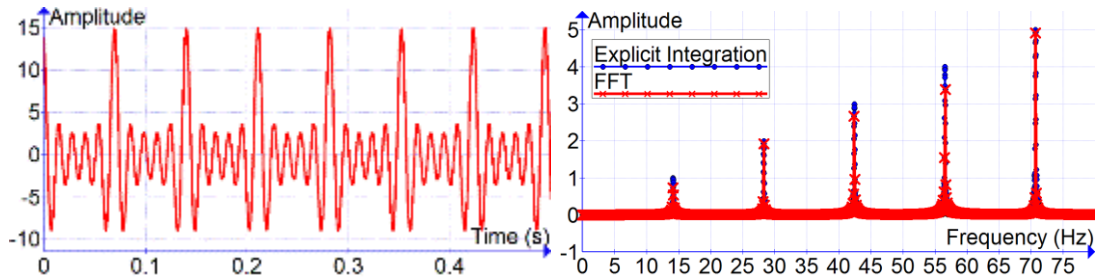
1. 離散傅立葉變換 (Discrete Fourier Transform, DFT)

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。

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi \frac{k}{N}n} \quad (1)$$

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。

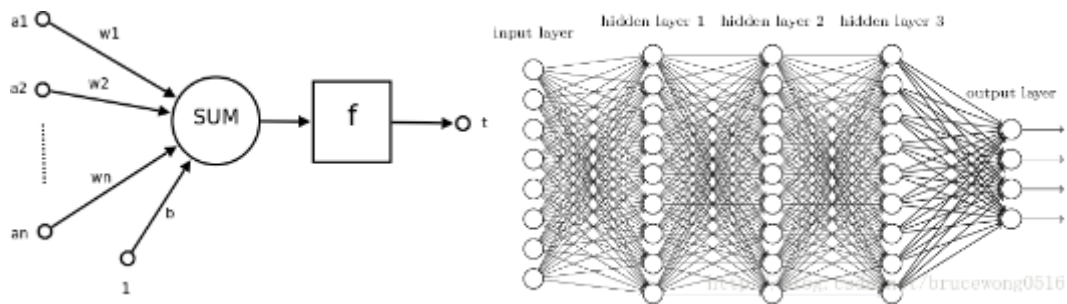


圖八、FFT 訊號分析：

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。

(五) 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，而深度學習神經網路 (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，其內部的神經網路層可以分為三類：輸入層、隱藏層和輸出層。如下圖九示例，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。



圖九、左：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、 f 為激勵函式、 o_t 為神經元輸出；

右：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 $\{x_i | x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 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、

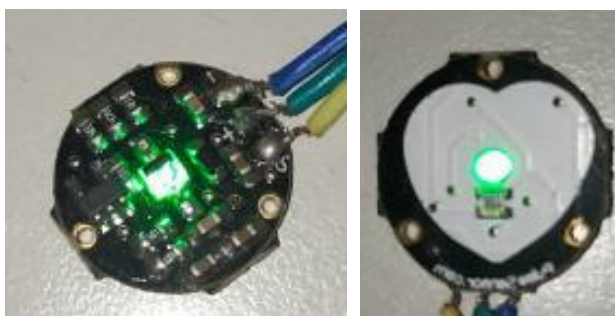
Sigmoid、ReLU 等。最右邊的一層為輸出層，會接收最後的隱藏層的輸出在轉換一次成輸出值。

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現象，進而預測出更加全面的結果。

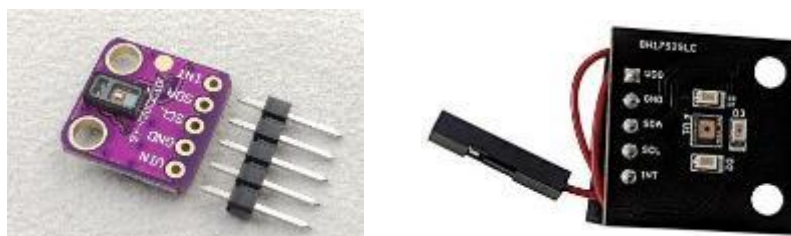
三. 研究過程

(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。本研究使用了 XD-58C、MAX30102 及 BH1792GLC 感測器，並皆在其上方添加了 2mm 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。



圖十、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。



圖十一、左：MAX30102 感測器，以紅光和紅外光的比值計算血氧濃度。

右：BH1792GLC 光學感測器：綠色光電二極體，具有 IR 截止濾光片。

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。

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。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：

$$w(t) = x(t) + \alpha \cdot w(t-1) \quad (2)$$

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即時健康狀況。有鑑於此問題，本研究將通過上述的插值算法進行動態的頻譜分析，來分析使用者實時 (Real time) 的動態身體狀況。

血液離心循環一週大約 20 秒，因此我們設置的總採樣時間是 25.6 秒，可以完整的搜集到血液循環一週的訊號。然而血液共振理論中提到：「脈搏波是由器官共振所疊加出來的混合波。」因此本研究將脈搏訊號經過連續小波轉換 (CWT) 實驗，來探討脈搏訊號時間序列的關聯。

$$X_w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|b|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (3)$$

(五) 使用快速傅立葉變換 (FFT) 的 PPG 信號變換

在這項研究中，我們以 ADC 對脈搏以 20Hz 的採樣率和 50mS 的分辨率採樣 512 個點。然後透過快速傅立葉分析進行頻譜分析，擷取初步特徵，再輸入至深度學習神經網路中。

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轉換 (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，然後將其轉換為人體諧波能量和其他有用數據，輸入到深度神經網路中進行訓練。

(六) 深度學習神經網路 (DNN) 的實驗

本研究使用 Pytorch 實現了深度神經網路模型，並對激勵函數、權重初始化方法、優化器選擇等做探討，並依據結果分別選出最適合本研究模型的方法。

1. 權重初始化方法^[10]

- (1) **Zero initialization** 將所有權重初始化為零將導致網路無法破壞對稱性。這意味著每一層中的每一個神經元都會學到相同的東西。
- (2) **Xavier initialization** 初始化的基本思想是保持輸入和輸出的方差一致，這樣就避免了所有輸出值都趨向於 0。另外，為了問題的簡便，Xavier 初始化的推導過程是基於線性函數的。
- (3) **He initialization** 的思想是：在 ReLU 網路中，假定每一層有一半的神經元被激活，另一半為 0，所以要保持變異數不變，只需要在 Xavier 的基礎上再除以 2。

2. 優化器選擇^[11]

- (1) 隨機梯度下降法 (Stochastic gradient descent, SGD) 利用微分的方法找出參數的梯度，並往梯度的方向去更新參數 (weight)。

$$W \leftarrow W - \eta \frac{\partial L}{\partial W} \quad (4)$$

W：權重參數 L：損失函數 η ：學習率 $\partial L / \partial W$ ：損失函數對參數的梯度

- (2) **Momentum** 是 gradient descent 的一個加速方法。|Vt| 可以使得梯度方向不變的維度上速度變快，梯度方向有所改變的維度上的更新速度變慢，這樣就可以加快收斂並減小震盪。

$$V_t \leftarrow \beta V_{t-1} - \eta \frac{\partial L}{\partial W} \quad W \leftarrow W + V_t \quad (5)$$

V_t ：方向速度，會跟上一一次的更新有關 β ：Momentum 係數

(3) RMSProp 算法是為了抑制梯度的鋸齒下降，但與 Momentum 相比，RMSProp 不需要手動配置學習率超參數，由算法自動完成。

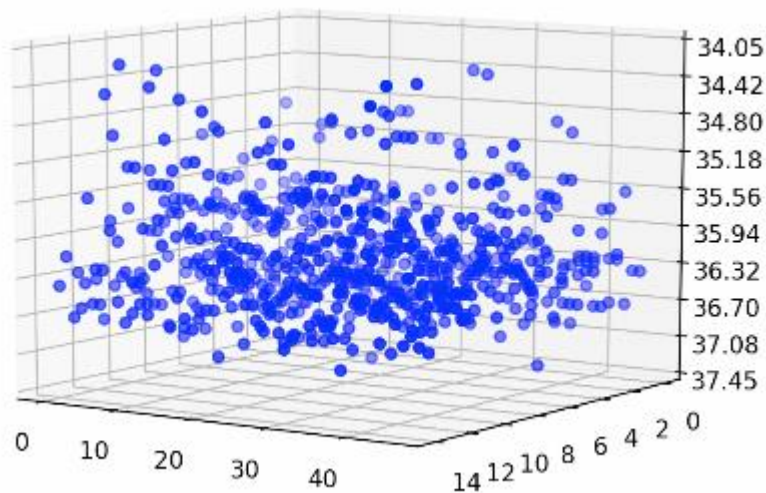
$$\theta^{t+1} = \theta^t - \frac{\eta}{\sqrt{r^t}} g^t \quad r^t = (1-p)(g^t)^2 + pr^{t-1} \quad (6)$$

(4) Adam 保留了 Momentum 對過去梯度的方向做梯度速度調整，與 Adam 對過去梯度的平方值做學習速率的調整，再加上 Adam 有做參數的偏離校正，使得每一次的學習率都會有個確定的範圍，會讓參數的更新較為平穩。

$$W \leftarrow W - \eta \frac{m_t}{\sqrt{v_t + \epsilon}} \quad (7)$$

(七) 以當前體溫預測未來體溫

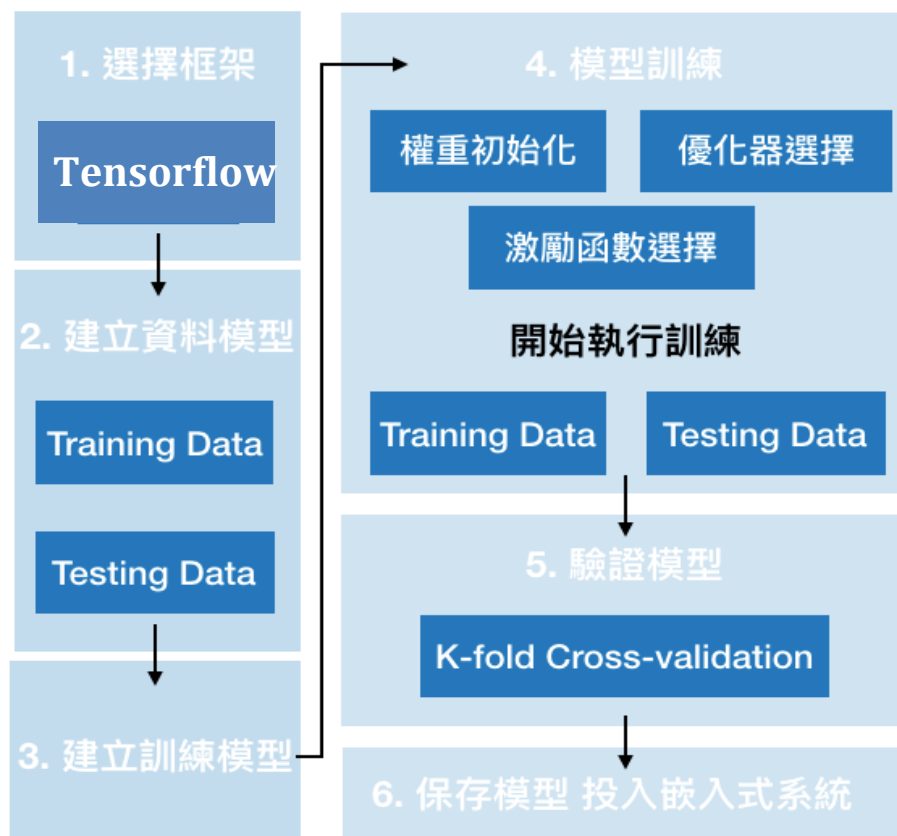
為了預測未來的體溫，我們會先建置一個體溫資料的資料庫，並透過深度學習神經網路做預測：將第 n 天的資料作為輸入，並以第 $n+1$ 天的資料作為輸出，期許能夠訓練一套能透過體溫預測體溫的 DNN 模型。



圖十二、體溫資料庫的資料分布。

(八) 開發深度神經網路—以脈搏諧波趨勢檢測體溫與預測未來體溫

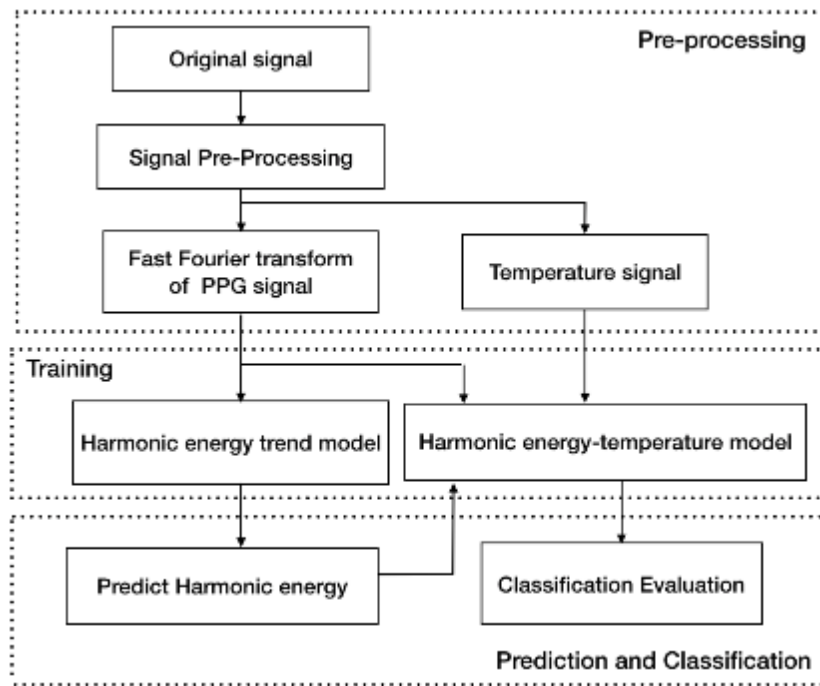
影響到人體體溫的變因有許多，我們很難透過一個簡單的體溫數值去訓練一套精準度高的深度學習神經網路模型。因此，本研究改以投入脈搏訊號分析系統經過訊號處理的諧波能量數值；透過觀察全身的動態變化數值，去訓練出一套將脈搏諧波對應到人體溫度的模型，稱為臨床模型：諧波能量-人體體溫深度神經網路模型（Harmonic Energy）。



圖十三、深度神經網路模型訓練流程。

其次，根據血液共振理論，這幾種諧波能量的變化都與人體健康相對應，憑藉它們相互影響的性質，本研究在深度神經網路建模中未單獨建模。這項研究將建立一個諧波能量趨勢模型（**Harmonic Energy Trend model, HET model**），並且該趨勢可以通過深度神經網路模型保留其相關程度。

為了訓練出準確率高的模型，本研究透過兩個深度神經網路達到健康狀況預測以及體溫檢測的目的。



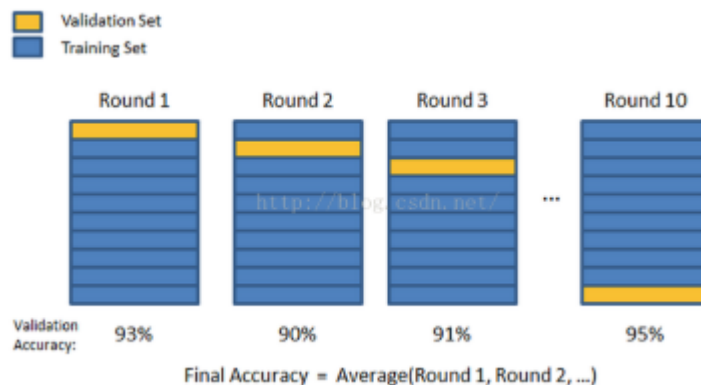
圖十四、預警系統流程圖

(九) 數據不平衡建模的採樣方法：針對 Temperature 模型評估

考量到大多數人的體溫皆落在 36.5 度左右，檢驗資料發現 37.0 以上僅佔全部數據的 8%，36.0 以下僅佔全部數據的 24%。因此將進行過採樣方法和欠採樣方法^[10]，增強本模型對少數樣本的擬合能力，最後再以交叉驗證方法評估模型的過擬合與否。

(十) 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，本研究會對每個模型是否過擬合、欠擬合作評估。在評估後，會對尚未訓練到最佳化的模型進行 DropOut 等措施；再將各個模型以 K-fold cross-validation 本系統預測體溫的效能。本研究臨床模型將對應到的目標特徵定為人體體溫，以諧波能量訓練一套有關人體體溫數值的深度神經網路模型。

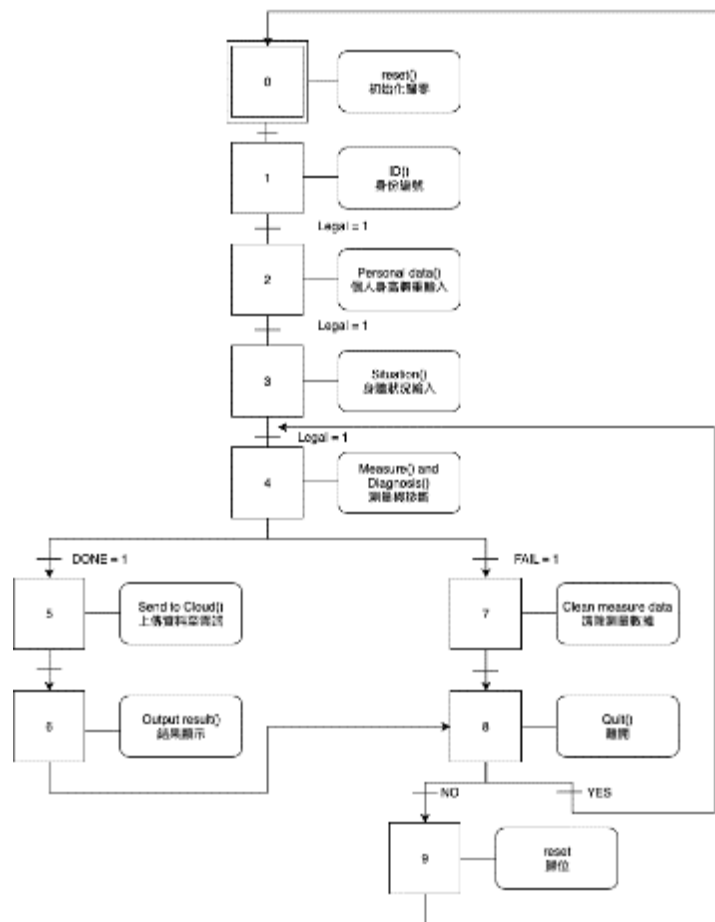


圖十五、K-fold cross-validation 概念架構圖。取自：<https://medium.com/交叉驗證-cross-validation-cv-3b2c714b18db>。

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模型的表現，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。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，並防止過度擬合 (OverFitting) 的情況產生。

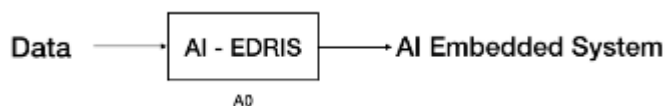
(十一) 裝入嵌入式系統

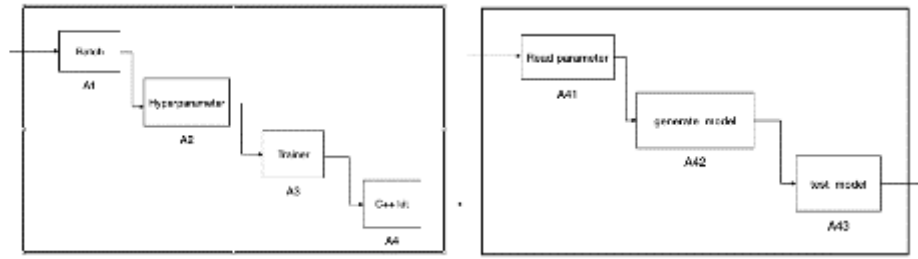
我們將上述研究成果整合到嵌入式系統之中，來呈現我們這套系統的功能以及可移植性。目前搭載在 ATmega 2560 的單晶片，結合 Taojingchi 公司的 2.4 寸 TFT 觸控螢幕做為人機介面。



圖十六、使用 Grafcet 開發嵌入式系統流程圖^[12]，本架構為分析功能的架構。

本研究致力開發一套嵌入式系統。對於要如何把訓練好的深度學習神經網路放入其中，我們的解決方法是：自行編寫一套 API。這個 API 能將訓練好的神經網路權重 (Weight) 與偏差 (Bias) 印出成矩陣的形式；而後我們只要將這些矩陣放入嵌入式系統之中，就能開發成一套嵌入式 AI。



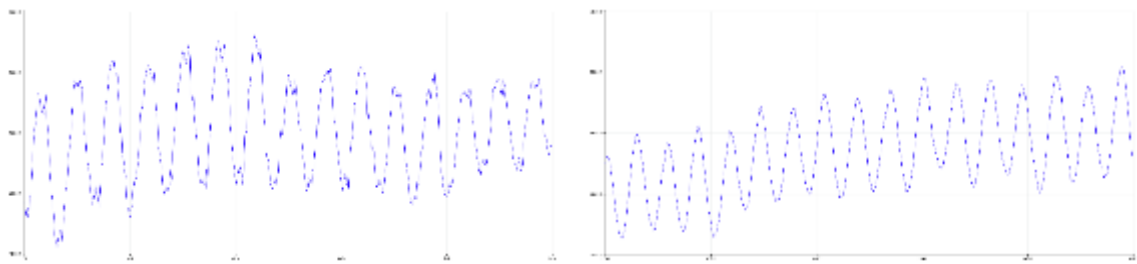


圖十七、API IDEF0 流程圖

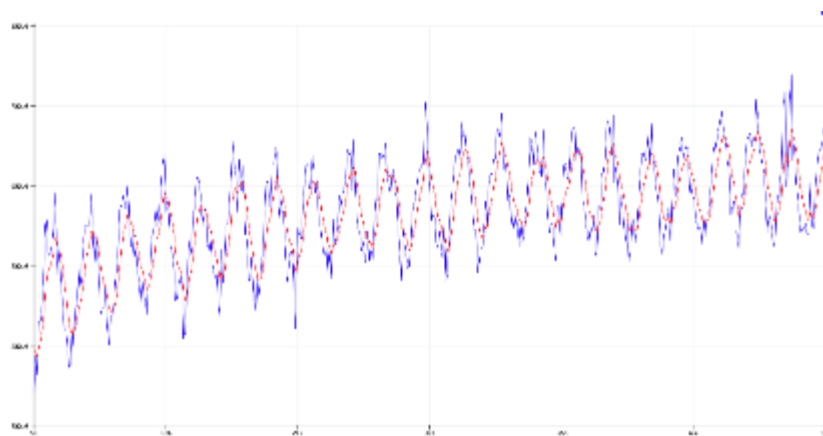
伍、研究結果

(一) 訊號前處理

如圖十八表示經過前處理後的脈搏數據波形。



圖十八、通過 DC Removal 濾波器輸出的信號
(左為 $\alpha=0.5$; 右為 $\alpha=0.75$)



圖十九、DC Removal 濾波器輸出的信號 (紅) 與原始信號 (藍) 之比較

(二) 不同測量位置的 PPG 分析數據差異

實驗結果表明，在使用相同感測器(Max30102)不同測量位置並不影響頻譜峰值百分比的組成。

表三、不同測量位置之實驗數據。

(a) 手腕 (取 20 筆指尖資料統計)

平均頻率位置	1.21	2.15	3.40	4.34	5.82
標準差	0.67	0.68	0.91	0.89	0.78

平均峰值組成(%)	36.5	13.2	8.7	5.0	4.0
標準差	5.37	6.39	5.37	5.41	4.43

(b) 指尖 (取 20 筆指尖資料統計)

平均頻率位置	1.19	2.12	3.43	4.40	5.79
標準差	0.24	0.23	0.19	0.21	0.27
平均峰值組成(%)	42.8	19.9	9.4	5.1	4.1
標準差	0.08	0.03	0.10	0.08	0.04

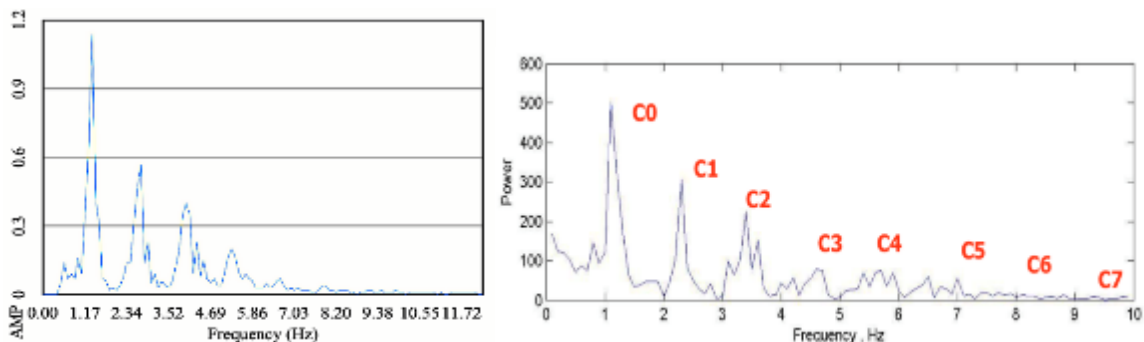
(c) 指節 (取 20 筆指節資料統計)

平均頻率位置	1.17	2.11	3.38	4.36	5.77
標準差	0.24	0.30	0.39	0.49	0.47
平均峰值組成(%)	43.0	19.7	9.3	5.3	4.0
標準差	2.45	3.67	3.44	3.56	5.12

然而頻譜的標準差結果為：指尖<指節<手腕。其原因為手腕皮下組織較厚，光穿透後容易分散所導致。

(三) 血液共振理論病灶分析演算法

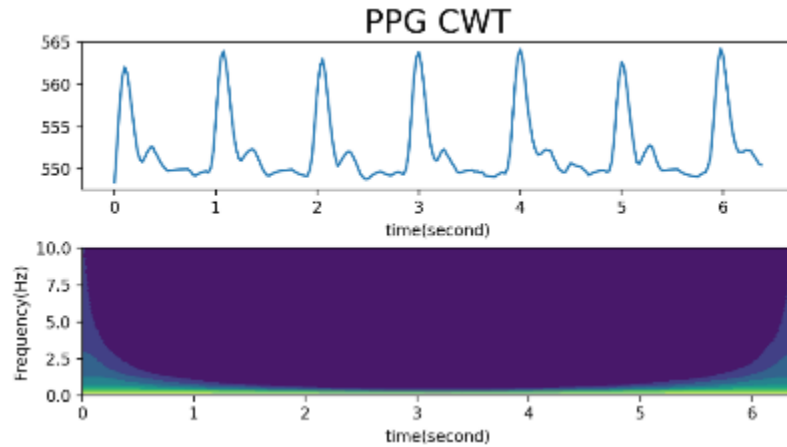
通過對脈搏訊號的前處理以及進行頻譜分析，我們可以發現並確認在 0Hz~15Hz 之間存在共振現象的諧波，並且共振峰值強度隨頻率的增加而逐一減小。根據血液共振理論，頻譜依序遞減是一種健康現象。藉由這個論點，如果後面的共振諧波峰值能量高於前者，則表示該諧波需要較多的能量；代表與該諧波相對應的器官經絡可能存在身體健康問題。



圖二十、左：脈搏換算之頻譜；右：文獻^[13]脈搏波進行傅立葉分析後之數據。

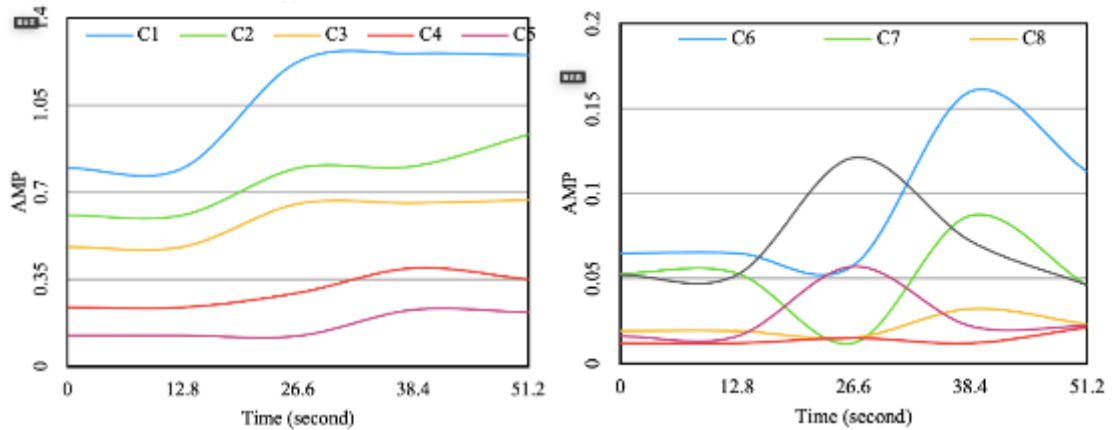
(四) 即時動態頻譜分析方法 (Dynamics Spectrum Analyse)

本節首先進行連續小波轉換結果如下：



圖二十一、脈搏訊號進行連續小波轉換後的結果圖。

此一結果再次驗證了血液共振理論的論點，並且也使我們在採集脈搏訊號的時間設定能夠更為彈性：因為每一次完整的脈搏波型，都蘊含著我們全身當下的生理意義。其次，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），且由於變化的規律性，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。

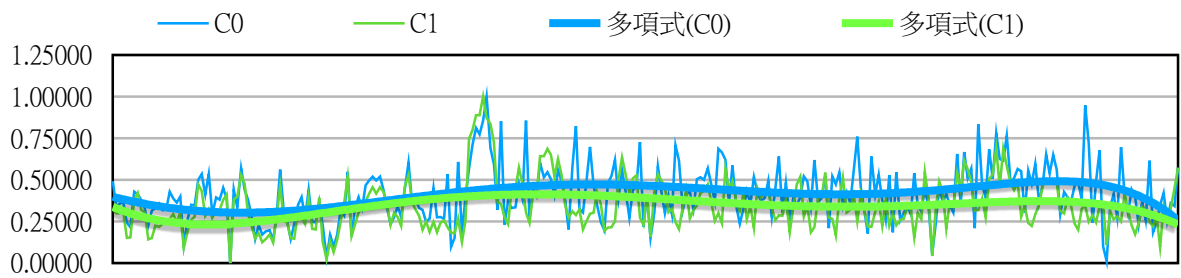


圖二十二、在 51.6 秒內的頻譜能量變化圖。根據血液共振理論將諧波進行命名：

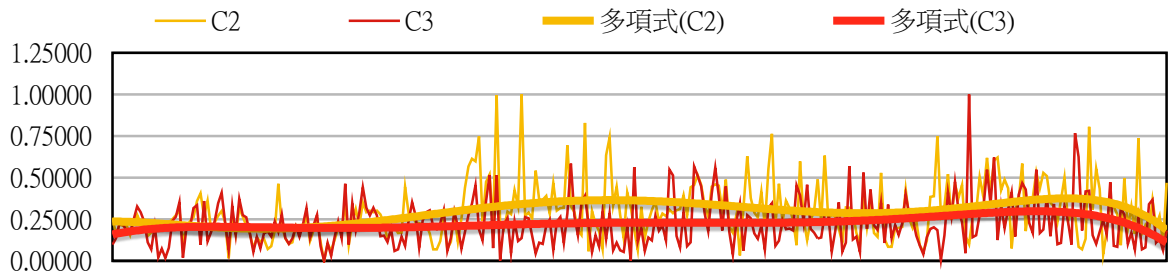
左圖為 C0 至 C5 分別對應於心臟，肝臟，腎臟，脾臟，胃和肺。

右圖為 C6 至 C11 對應於膽囊，結腸，三灶，心包和小腸。

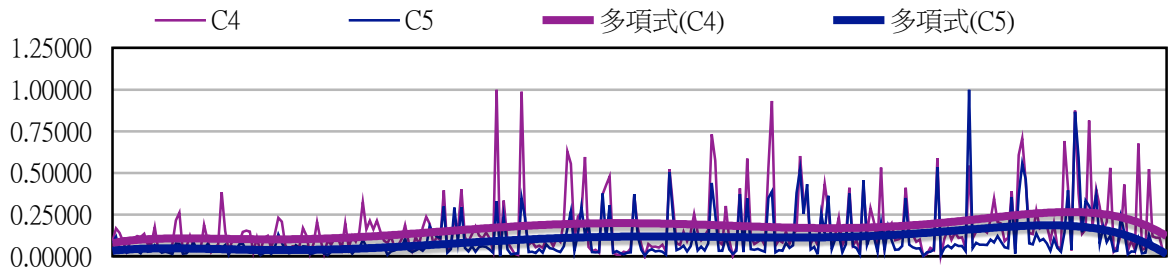
在圖二十二之中，存在諧波相互依存的現象：比如 C6（藍線）和 C7（綠線）就有同時下降同時上升的相生趨勢；而 C6 和 C5（紫線）就有一個上升另一個就下降的相剋趨勢。這個現象放在臨床醫學中，即是疾病、飲食等影響健康的因素並非僅只影響單一器官，而是整個身體會一起產生變化與反饋。



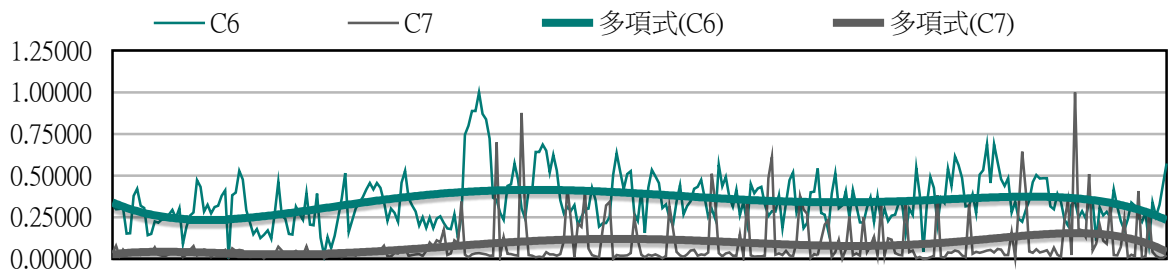
圖二十三、節錄某測試者即時頻譜的 C0（心經）、C1（肝經）。



圖二十四、節錄某測試者即時頻譜的 C2（腎經）、C3（脾經）。

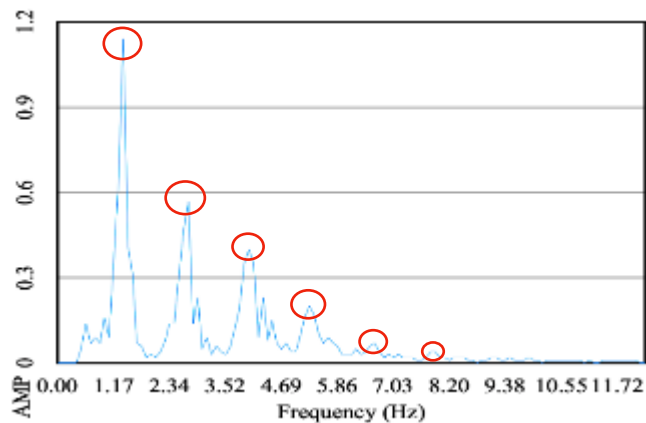


圖二十五、節錄某測試者即時頻譜的 C4（肺經）、C5（胃經）。



圖二十六、節錄某測試者即時頻譜的 C6（膽經）、C7（膀胱經）。

(五) 使用快速傅立葉變換 (FFT) 的頻率及峰值擷取

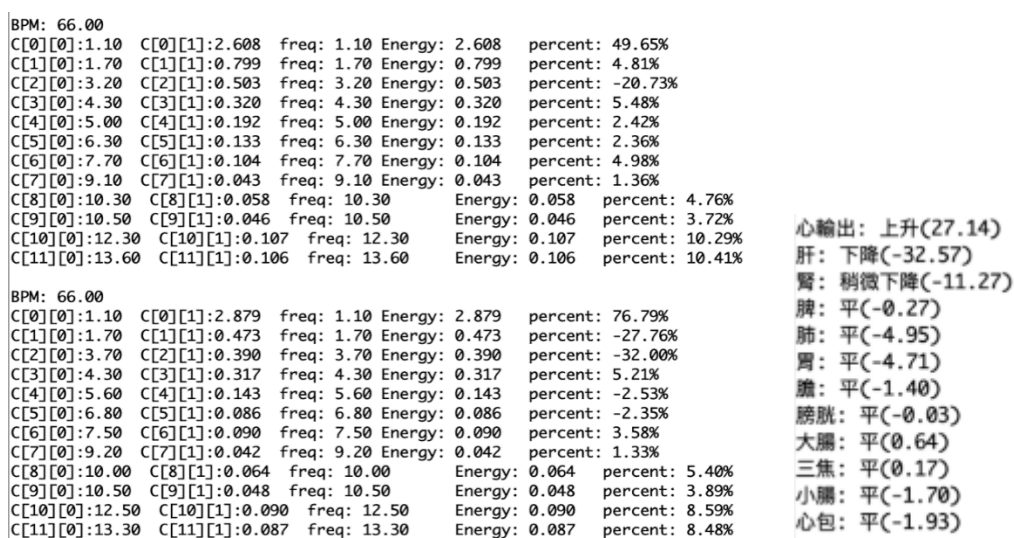


圖二十七、擷取頻譜峰值示意圖。

PPG 訊號在經過快速傅立葉分析後，可以明顯地看見頻譜峰值與共振現象；而本系統會將傅立葉轉換過後的各項峰值擷取出來，以利作後續的開發。

以下說明演算法進行方式：

1. 依據共振的物理意義，先找出基頻的位置。由於人體心率基本落於 40bpm~120bpm，因此基頻多會分佈在 0.7Hz~2Hz 之間，因此在這個區間內找出最大峰值。
2. 在確定基頻頻率後，把基頻乘上 n 倍尋找第 n-1 泛音，並且在倍數頻率向左向右 0.5Hz 尋找最大峰值。
3. 將所有共振頻譜的頻率及峰值大小存入陣列（double 型態），以供後續開發使用。



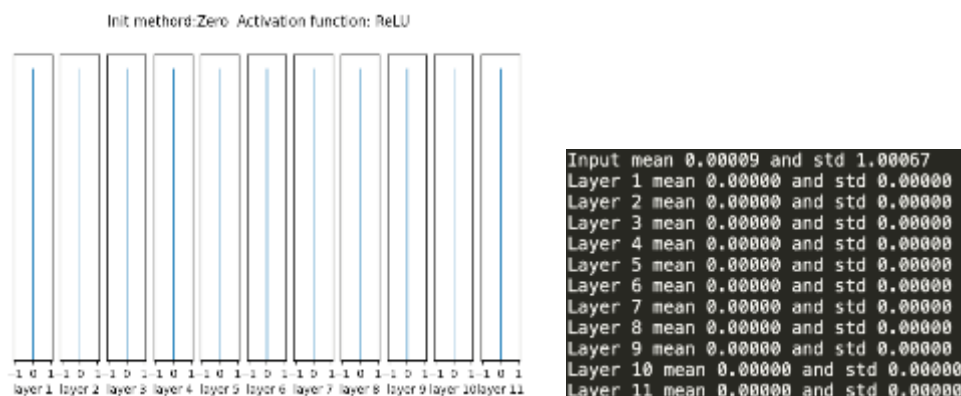
圖二十八、峰值擷取演算法。（左：頻率擷取結果。右：諧波能量趨勢）

(六) 深度學習神經網絡 (DNN) 的實驗

本節將說明激勵函數、權重初始化及優化器在模型上的比較實驗結果。

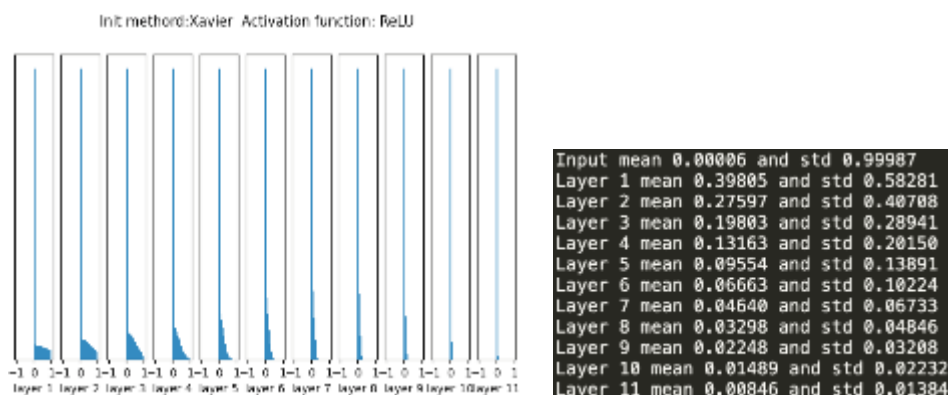
1. 權重初始化

以下是本節實驗結果：



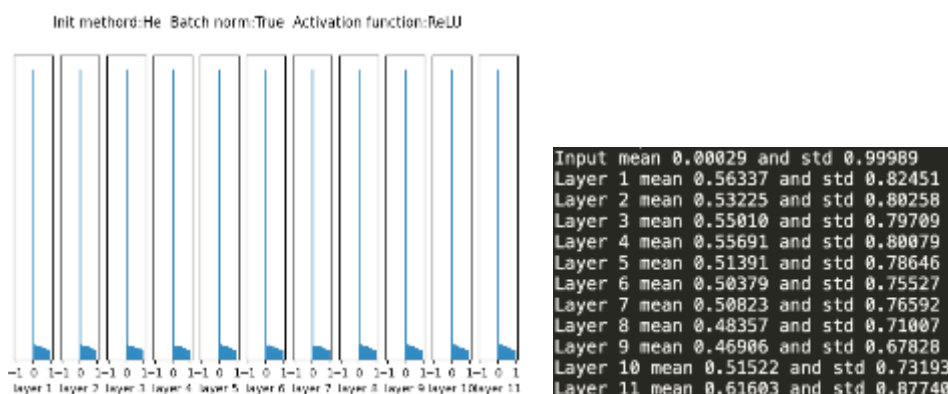
圖二十九、以 Zero initialization 方法的每層的平均值及標準差。

Zero initialization 的效果很差，其平均值與標準差皆等於 0，顯然是個不合適的方法；這是因為如果網絡中的每個神經元都計算出同樣的輸出，它們就會在反向傳播（Backpropagation）中計算出同樣的梯度，從而進行同樣的參數更新，導致模型無法得到較好的訓練。



圖三十、以 Xavier initialization 方法的每層的平均值及標準差。

雖然 Xavier initialization 能夠很好配合的 tanh 激活函數，但根據上一節的實驗，本研究選擇的是 ReLU 函數。從圖三十一可知，其結果在前面幾層看起來還不錯，後面的趨勢卻是越來越接近 0，更深層的顯得更加明顯。

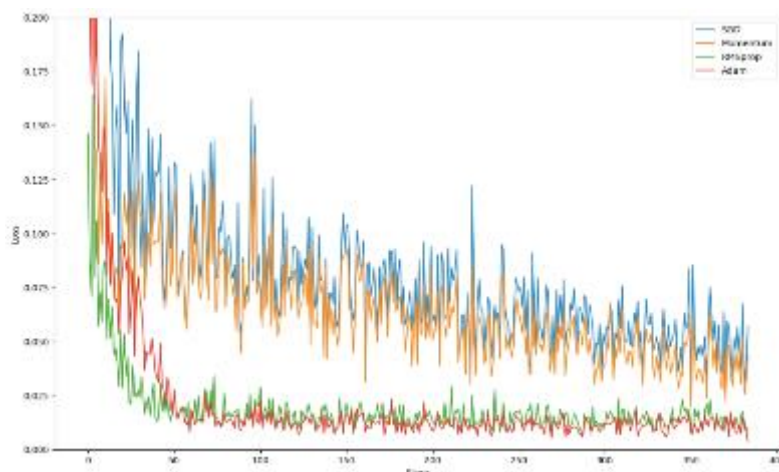


圖三十一、以 He initialization 每層的平均值及標準差。

由於經過 ReLU 激勵函數後，神經元的標準差會發生變化。從圖三十一可知，He initialization 的效果是比 Xavier initialization 好很多；在全部的層數裡面不會有往 0 收攏或往正負 1 靠近的現象，並且很適合搭配 ReLU 函數做使用。綜合以上，本研究將選用 He initialization 作為權重初始化的方法。

2. 優化器

本節將四種優化器分別用於測試資料的誤差。以下是實驗結果圖：



圖三十二、四種優化器的效能結果。

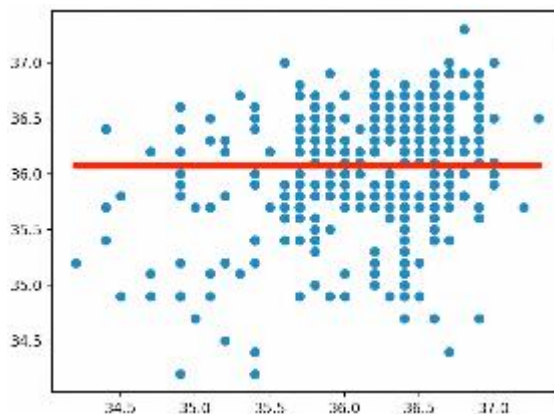
從圖三十三中可以發現 SGD 和 Momentum 的效能相較之下較差；而 RMSprop 和 Adam 兩者則是效能差不多。

因此我們要從兩者函數本質上做探討：RMSprop 仍然需要先設置一個全局學習率；而 Adam 則結合了 Adagrad、RMSprop 及 Momentum 的優點，且其對內存的需求小；最重要的是，Adam 對所有不同的參數都有新舊之間的權衡調節。綜合以上，因此本研究將選用 **Adam** 作為深度學習神經網路的優化器。

(七) 以當前體溫預測未來體溫

由於 COVID-19 疫情影響，目前各學校皆每日建置學生體溫的資料庫。因此本研究基於上一節的成果，將訓練一套深度神經網路：以今天的體溫訓練昨天的體溫，並建立一套 3 層隱藏層、每層 5 顆神經元的模型。

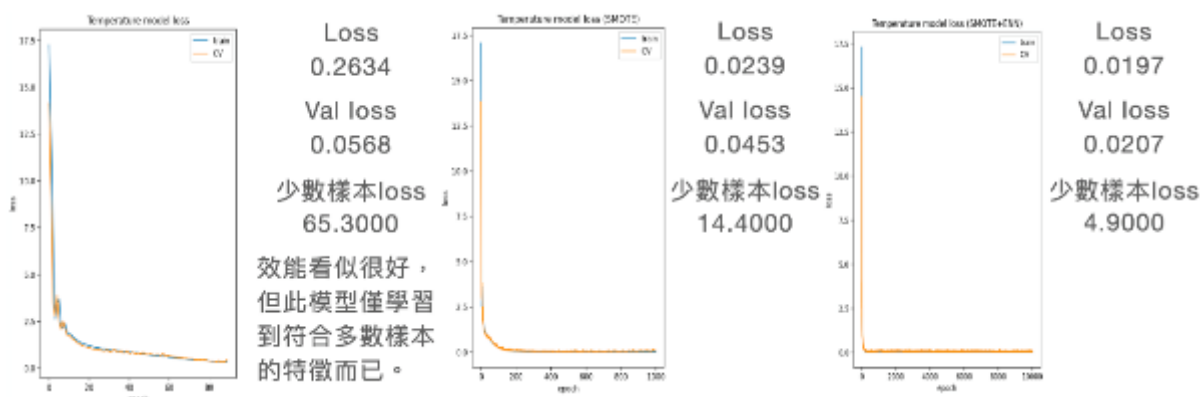
訓練結果如圖三十四發現，其模型是一條 $y=36.04$ 的線性解；即不論輸入為何，其結果依舊輸出 36.04。以此方式的訓練成果不準確是符合吾人之猜想的：從臨床的角度來看，因為影響人體體溫的因素有很多，光是給予模型一項特徵（昨日的體溫）是很難訓練得出高準確率的模型。



圖三十三、以體溫預測未來體溫的深度網路模型訓練結果。

(八) 數據不平衡建模的採樣方法：針對 Temperature 模型評估

考量到大多數人的體溫皆落在 36.5 度左右，檢驗資料發現 37.0 以上僅佔全部數據的 16%，36.0 以下僅佔全部數據的 24%。因此將進行過採樣方法和欠採樣方法^[3]，最後再以交叉驗證方法評估模型的過擬合與否。經過過採樣與欠採樣方法後，結果如下圖：

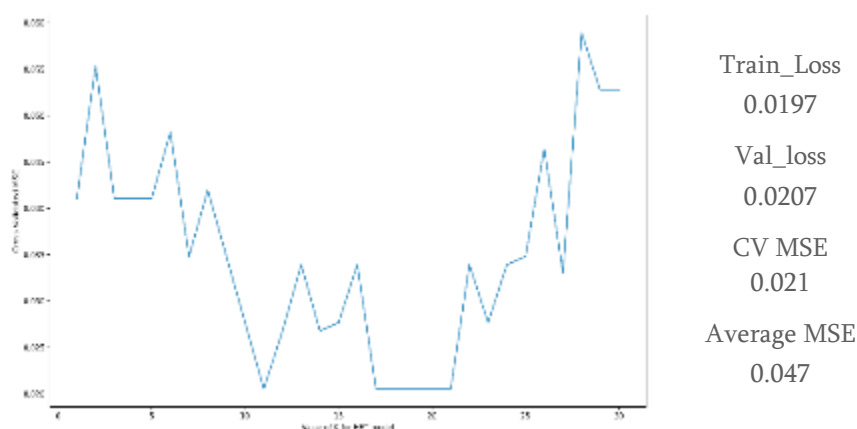


圖三十四、模型調整前。 圖三十五、過採樣處理。 圖三十六、欠採樣處理。

(九) 以脈搏諧波檢測體溫與預測未來體溫

1. 溫度模型 (Temperature model)

本研究將脈搏進行訊號處理後，以額溫槍測量體溫，再將脈搏訊號對應到所測量到的體溫，訓練成一套「溫度模型」。



圖三十七、溫度模型的訓練結果。

有鑑於此，本模型將確立：可從脈搏訊號的諧波能量變化得出人體體溫的數值。

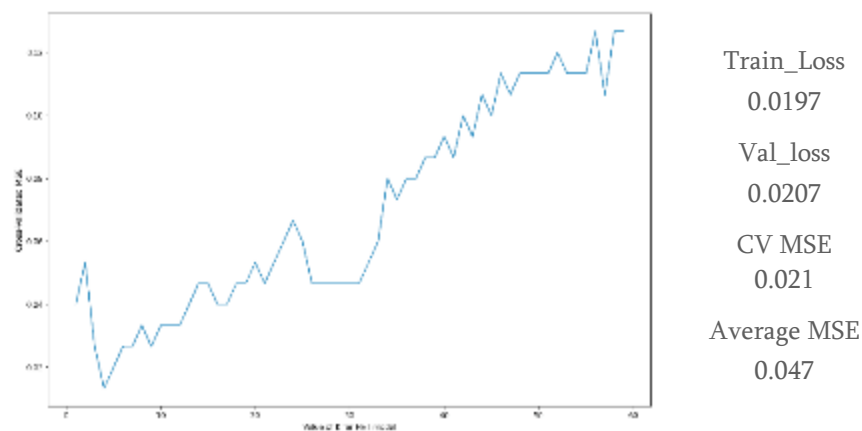
表四、部分對應人體體溫的深度學習模型結果（節錄自部分測試資料）。

Sex	Predict value	Real value
Female	37.688372	37.7
Female	36.701123	36.7
Male	36.510002	36.5
Male	36.400221	36.4

Female	37.622039	37.6
Female	36.489992	36.5
Male	36.103023	36.1
Male	36.410209	36.4
Male	40.002322	37.3
Male	33.899932	36.9
Female	36.310002	36.3
Female	36.302221	36.3
Male	36.400312	36.4
Male	36.699302	36.7
Female	36.700123	36.7
Female	37.809383	36.6

2. 諧波能量趨勢模型 (Harmonic energy trend model, HET model)

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。

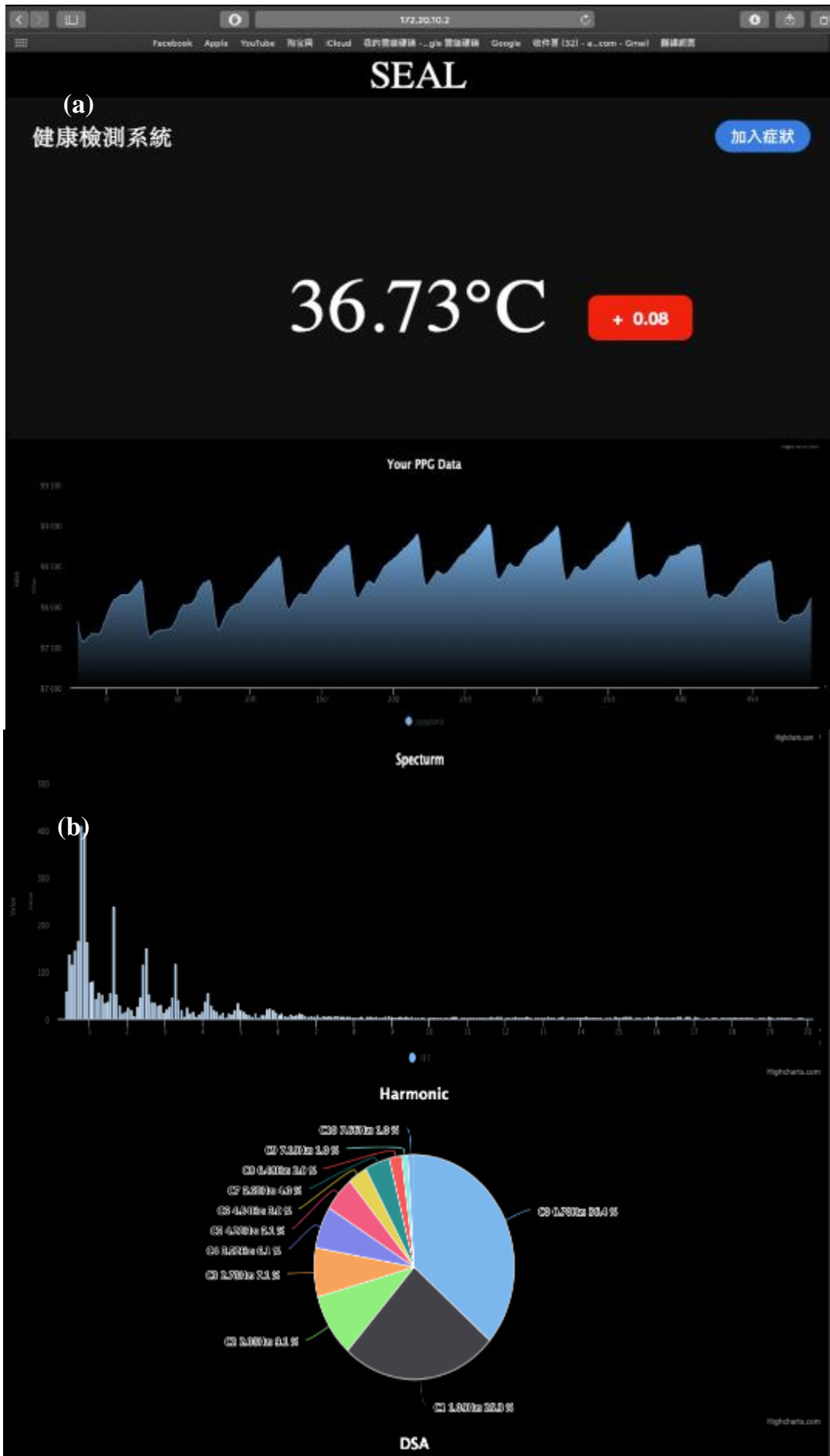


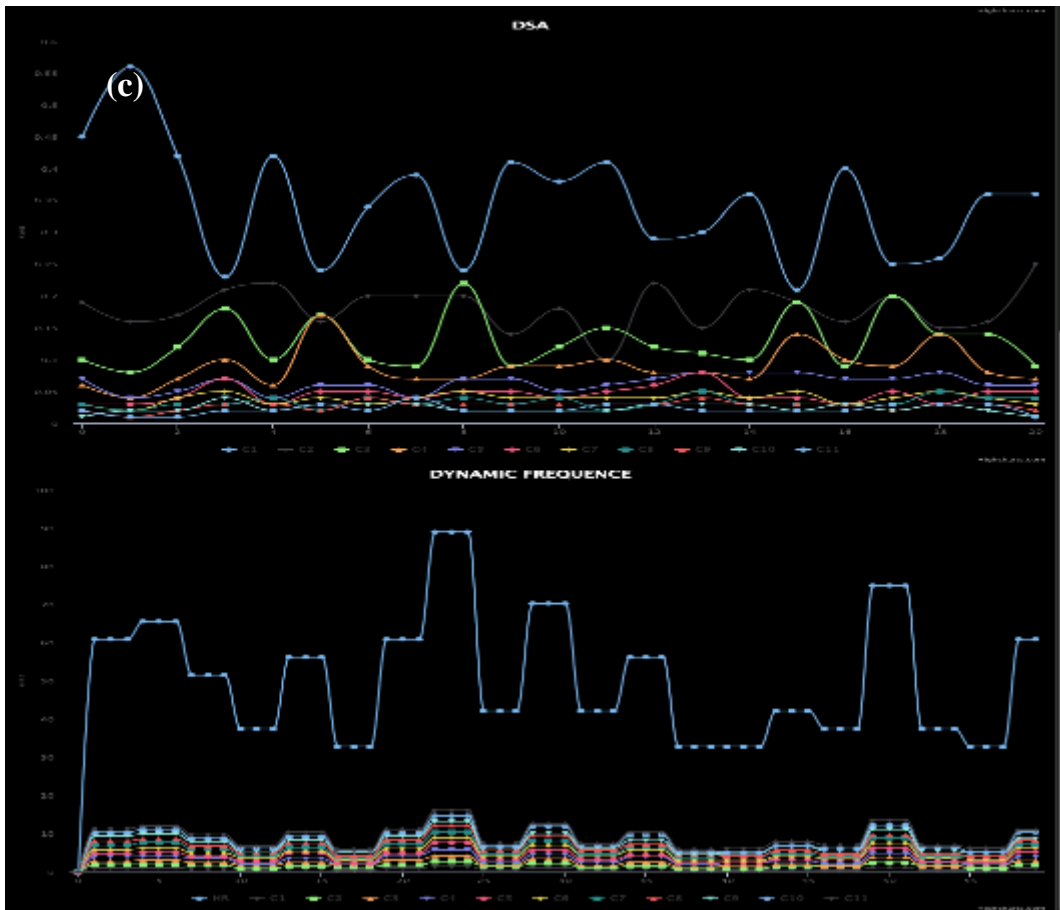
圖三十八、諧波趨勢模型訓練結果。

為了研究其互相影響的性質並加以運用，本研究建立了一個深度神經網路模型：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。這將對目前癱結於「如何預警」的早覺醫療，做出實質貢獻。

(十) 網頁開發與設計

本研究使用 HTML、CSS、Javascript 開發網路介面，並利用 Ajax 技術從 MCU 上的 Server 將資料傳到網頁的，再編寫後端腳本從 MCU 將這些資料傳到 Google Sheet 建置資料庫。



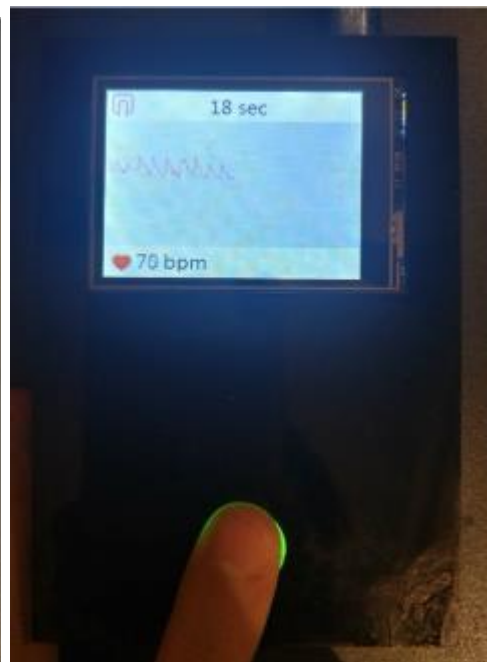


圖三十九、深度體溫檢測系統的網路介面。(a)上方是脈相對應到的溫度，以及即時變動資訊。(b)經由傅立葉轉換後的頻譜(c)實時動態的脈搏頻譜分析技術(d)頻譜峰值的頻率位置統計。

(十一) 嵌入式系統整合



圖四十、UI 待機介面。



圖四十一、顯示實時脈博訊號於螢幕上。



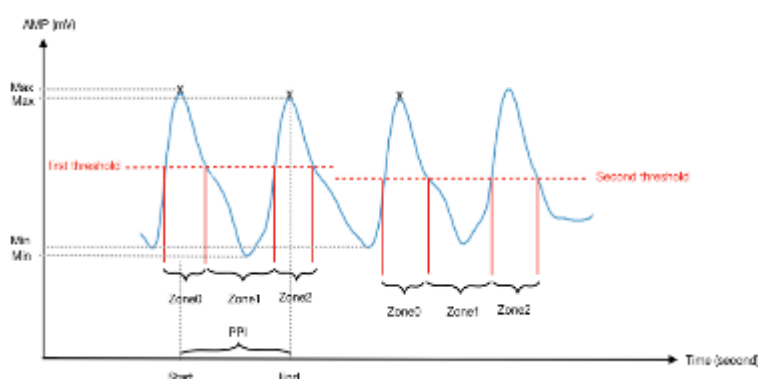
圖四十二、測量完畢後，左下方會顯示心跳數，可跟小米手環等做驗證。中央顯示傅立葉分析後的頻譜峰值能量大小，箭頭是量測過程中頻譜變化趨勢。右下角則是檢測體溫的顯示。

本研究自行編寫了一套 API，能夠將訓練完的深度神經網路模型的參數輸出成矩陣的形式，並將其放入 ATmega2560 中，供我們做後續的開發。本研究將模型權重、偏差與拓樸輸出成陣列形式，並放入嵌入式系統中，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。

陸、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四十三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。



圖四十三、高資料運用度脈搏分析算法資料運用概念圖

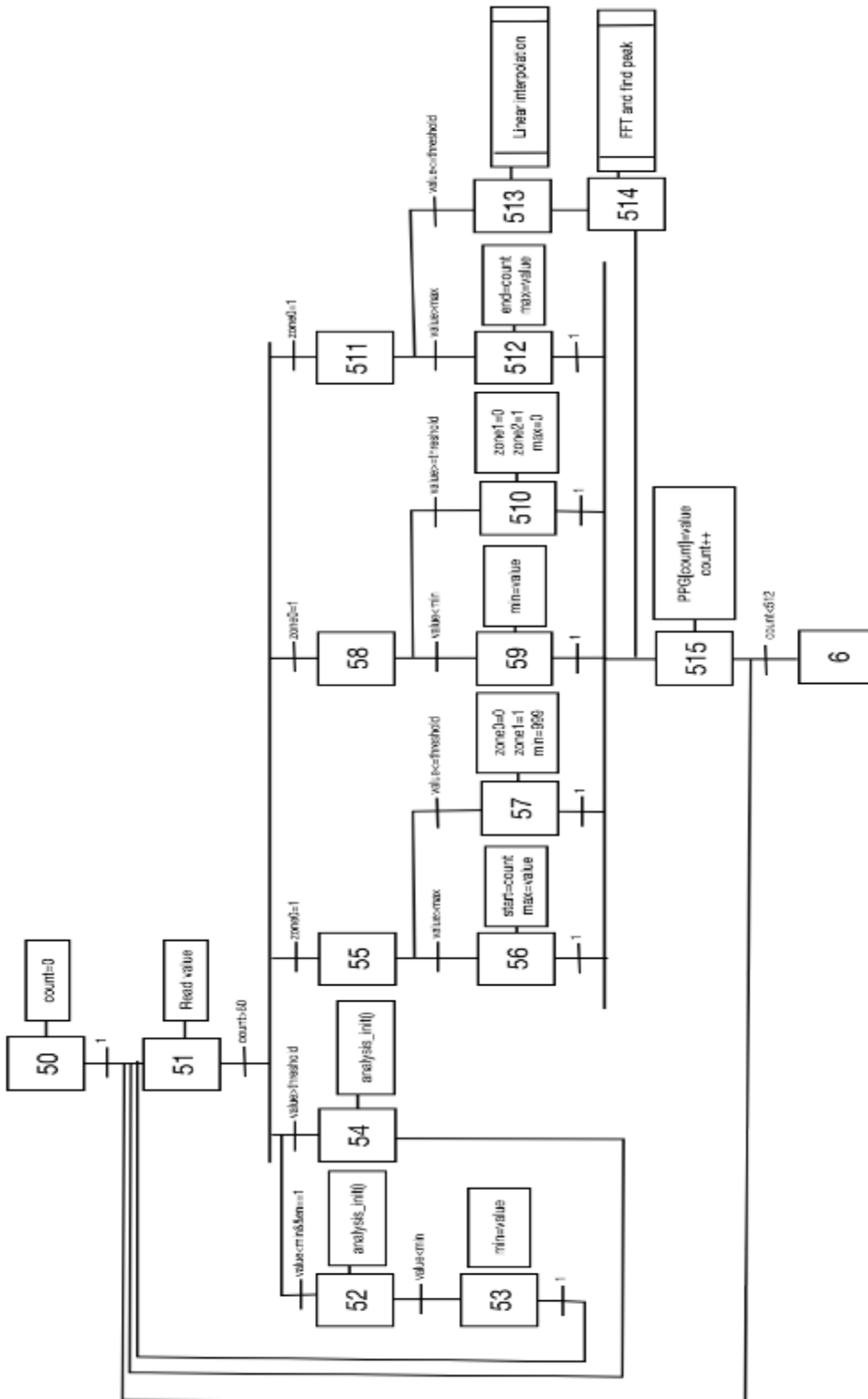
新的演算法結構將帶來以下幾點優勢：

1. 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 過程與希爾伯特黃轉換（HHT）等更複雜的分析方法。

2. 隨基線移動的閾值：

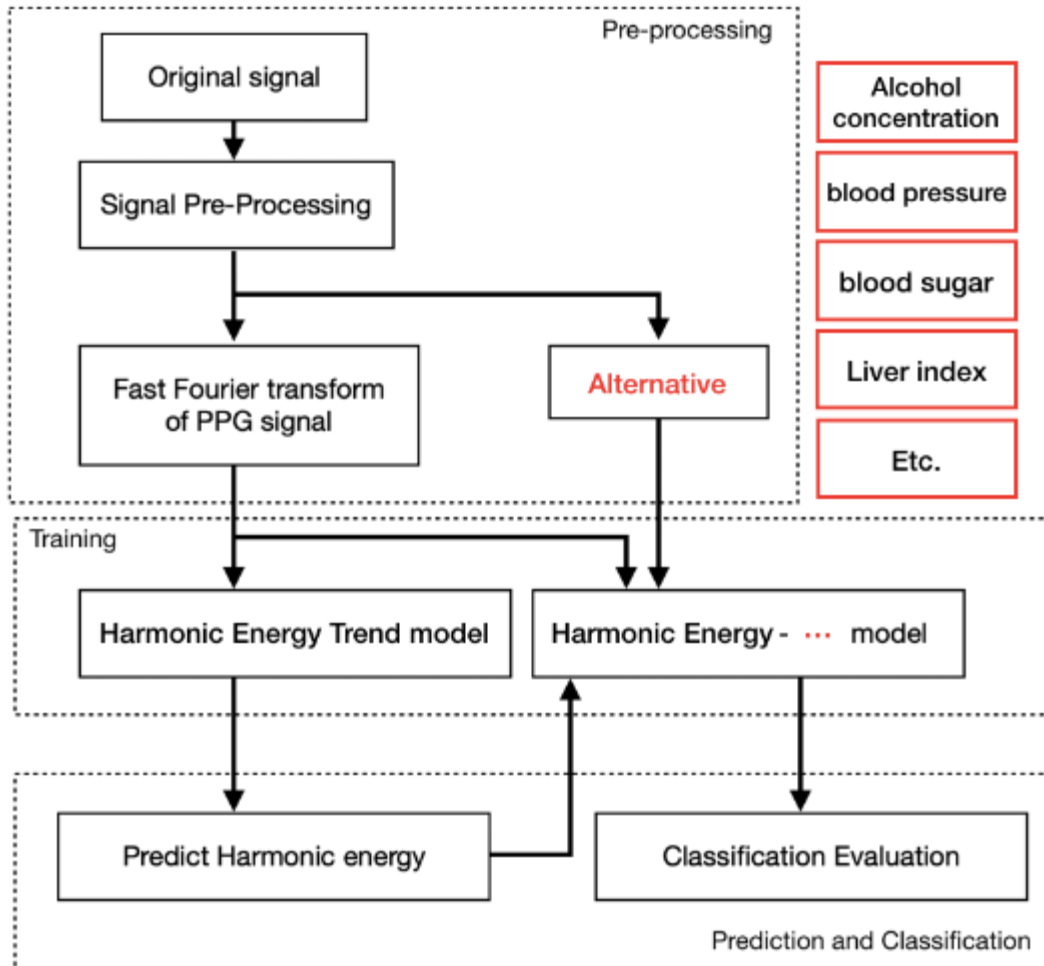
為確保能夠精準抓取波峰與波谷，我們必須考慮變動的閾值帶來的影響，未來亦可針對此點做進一步的分析。



圖四十四、高資料運用度脈搏分析算法主要分析模組

(二) 預警系統架構的擴展性

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。



圖四十五、預警系統的擴展方法概念圖。

透過「HET 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體溫數值曲線。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。在初步完成人體溫度的預測研究後，本概念將可擴展至有關趨勢相關的預測上。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。

(三) 進行特徵工程後的參數壓縮率

本研究對 PPG 訊號進行特徵工程，以下是 Temperature 模型比較表五以及 HET 模型比較表六。

表五、溫度模型參數比較。

	Input Units	Hidden Layers	Output	Summary	Train loss	Test loss	Model Compression ratio	Valuation Accuracy
無預處理	512	10x40	1	36920	0.2633	0.8500	100%	100%
有預處理	12	10x40	1	16920	0.0197	0.0207	45.83%	4106%

表六、諧波趨勢模型參數比較。

	Input Units	Hidden Layers	Output	Summary	Train loss	Test loss	Model Compression ratio	Valuation Accuracy
無預處理	512	10x80	512	146720	7.1093	9.5516	100%	100%
有預處理	13	10x80	13	66880	2.1933	4.6932	45.58%	204%

柒、結論與應用

一. 結論

本研究完成了脈搏訊號分析系統的設計與開發，也經由大量實驗證明構想的可行性。同時，也以數位訊號處理、深度學習、實驗與開發，成功建立起「深度學習體溫檢測系統」的嵌入式系統。以下分項統合結論：

- (一) 開發自檢技術，建立標準化量測機制，讓 **PPG** 訊號擷取更加穩定。
- (二) 將脈搏訊號進行離散傅立葉轉換，觀察頻譜發現存在共振現象。
- (三) 開發即時頻譜能量分析技術，能蒐集到極微小的即時脈搏頻譜變化。
- (四) 以共振物理性質開發頻譜峰值擷取演算法，擷取諧波的頻率及峰值振幅。
- (五) 訓練出一套從脈搏諧波及變化對應到人體體溫的深度神經網路模型，經交叉驗證準確度在 $\pm 0.16^{\circ}\text{C}$ 。
- (六) 自行開發可以輸出權重與偏差給 **C++**使用的 **API**，將上述訓練的兩套深度神經網路模型放入嵌入式系統中，實現低功耗、低成本的嵌入式 **AI**。
- (七) 自行開發網路介面，供給所有終端能夠透過網頁時時察看自身狀態。
- (八) 溫度模型特徵工程後，將神經網路參數減至 **45%**，而效能增至 **4106%**。

二. 應用與未來展望

未來我們要將本研究開發的分析系統搭載在雲端上；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等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，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。本研究期望能夠透過中醫脈診科學化的方式，真正改善現今生活中在量測體溫方面的一些問題；並且及早投入市場，讓每個使用者都能更加瞭解自身的健康。

捌、參考資料及其他

- [1] WHO (2020), Report of the WHO-China Joint Mission on Coronavirus Disease 2019 (COVID-19), P11 - P13
- [2] YOUNG ST, WANG WK, CHANG LS, KUO TS. Specific frequency properties of renal and superior mesenteric arterial beds in rats. Cardiovascular research 1989;23:465-467.
- [3] Wang YYL, Chang SL, Wu YE, Hsu TL, Wang WK. Resonance – the Missing Phenomenon in Hemodynamics. Circulation Research 1991;69:246-249.
- [4] YOUNG ST, WANG W-K, Chang L, KUO T-S. The filter properties of the arterial beds of organs in rats. Acta Physiol Scand 1992;145:401-406.
- [5] 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, Vo1. 2, no. 3, 164-185.
- [6] W.K.Wang (2013) : 《以脈為師》，初版. 台灣：商周出版.
- [7] T. J. Wang. (2020). 「脈診」一出手 便知有沒有. JinMU. [Online]. Available: <http://www.jinmu.com.tw/> 「脈診」一出手-便知有沒有/.
- [8] 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
- [9] Discrete Fourier transform. 2020. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_Fourier_transform
- [10] BP_weight_init. 2020. [Online]. Available: https://github.com/gdyshi/bp_weight_init
- [11] Torch.optim — PyTorch master documentation Pytorch. 2020. [Online]. Available: <https://pytorch.org/docs/stable/optim.html>
- [12] GRAFCET-Studio Features. 2020. [Online]. Available: <https://www.grafcet-studio.eu/en/grafcet-studio-features/>
- [13] 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.
- [14] ECG/PPG Measurement Solution. 2019. [Online]. Available: https://www.richtek.com/Design%20Support/Technical%20Document/AN057?sc_lang=en
- [15] W.K.Wang (2003) : 《氣的樂章》，出版六刷. 台北：大塊文化.
- [16] Y.C. Kuo (2019) : 《尋找失落的漢醫》，初版. 台灣：布克出版.

【評語】 052302

1. 本研究提出一套體溫檢測方式，將脈象經過 FFT 處理後，利用頻譜資訊結合深度學習模型，希望達成精確的即時體溫量測，議題具有新穎性，研發過程也導入多項技術，值得鼓勵。
2. 脈學的學理論述應該放入佐證。
3. 深度學習模型之準確度受模型架構、資料樣本數、訓練和測試比等資訊影響，此部分應進一步分析和闡釋。
4. 量化評估指標可強化，體溫量測的精準度 0.16 度應說明其效益。
5. 脈搏資訊到溫度的對應是否是一對一？不同的脈搏資訊，是否必然是不同的溫度？抑或不同的溫度，脈搏資訊是否一定不同？是否有其它因素可影響脈搏資訊？
6. 脈學資訊量大，可延伸對應許多生理資訊。但此次科展針對溫度議題，則似乎效益有限。目前市售溫度感測器價格低、方便、準確性也夠高，是否需要以量測脈搏再經由轉換得到體溫可以進一步評估，效益面有限（成本、穩定性、便利性等）。若議題以現有體溫預測未來體溫，由於人體體溫的變化因素眾多，應確認體溫和脈象的對應性。

摘要 Abstract

本研究提出一套創新的人體體溫檢測方式，透過全新的檢測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，最後開發成一套體溫檢測的嵌入式系統。本研究基於血液共振理論，將光體積變化描記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，並開發演算法實時檢測血液循環中諧波的微小變化，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深度學習體溫檢測系統準確度在 $\pm 0.16^{\circ}\text{C}$ ，同時預警系統架構可以快速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。

研究背景 Background

1. 時值新型冠狀病毒 (COVID-19) 肆虐，在世界衛生組織發布的赴中國聯合考察報告[1]顯示：截至二月二十日，55,924名確診患者中，其典型症狀以發燒87.9%佔最大宗。因此目前台灣在各級學校單位皆實行學生體溫的檢測，以學生的體溫狀況來作為最初步的健康評估。
2. 目前採用的體溫量測方式，其實仍存在缺失：量測到的體溫僅能代表當下健康狀況，且無法連續測量。
3. 光體積變化描記圖法 (Photoplethysmography, PPG) 作為一種相對簡單的感測技術，目前廣泛被運用在穿戴式裝置上，但目前科技大廠僅只用來測量使用者的當前平均心跳數。

研究目的 Objectives

1. 以血液共振理論為基礎，建立脈搏訊號分析系統；結合脈搏訊號分析系統，開發深度體溫檢測系統。
2. 對體溫與脈搏資料進行深度學習神經網路模型建模，以及開發嵌入式AI技術。

研究過程與方法 Methods

理論回顧：血液共振理論與頻譜分析方法

- ① 血液共振理論[2]的動脈波頻譜壓力實驗[Fig. 1]：各個器官就像濾波器，都有其特定的頻率特性[Fig. 2]。

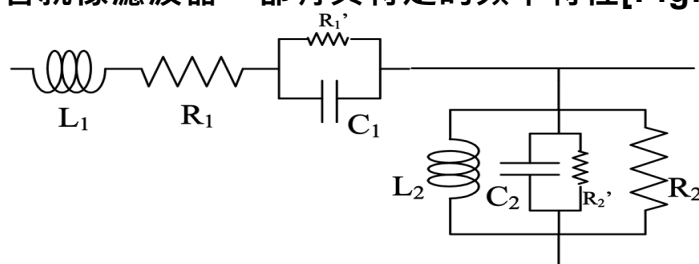
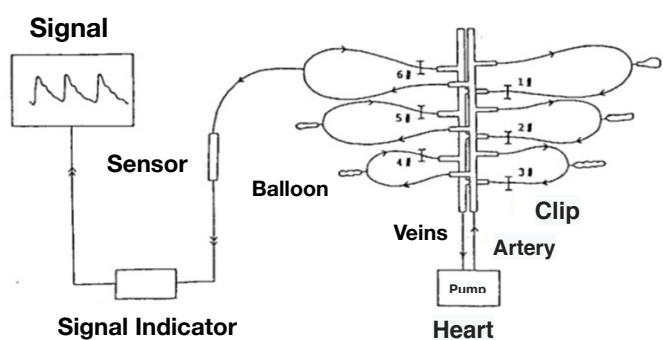


Fig. 2. Analogy of Circulatory System Circuits

Fig. 1. Arterial Pressure Wave spectrum harmonic analysis experiment

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-i2\pi k \frac{n}{N}} \quad k = 0, \dots, N-1. \quad \dots(1)$$

- ② 傅立葉分析可將信號從原始域轉換到頻域。

$$X_w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|b|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad \dots(2)$$

- ③ 連續小波轉換可看出每個頻率出現的時間先後順序。

演算法開發：訊號處理和脈搏頻譜特徵分析

1. 訊號預處理[Fig. 3]：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。
2. 病灶分析算法：主要是透過共振的物理特性與傅立葉變換後的諧波所在頻率比例找到後續諧波，並從頻譜峰值取值。
3. 動態能量頻譜分析技術 (DSA)：可以實時擷取出微小的脈搏頻譜諧波變化趨勢，作為後續神經網路建模的輸入特徵。

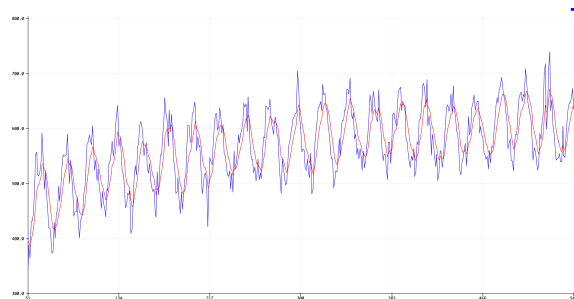


Fig. 3. Pulse signal DC removal

深度學習神經網路建模：數據分析及預測

1. 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。為了保留此特性，本研究以神經網路拓樸結構[Fig. 4]來模擬。
2. 利用脈搏特徵及體溫，建立一套諧波能量 - 人體溫度深度神經網路模型 (Temperature model) 從脈相檢測體溫的深度神經網路。
3. 利用脈搏特徵及其變化量，建立一套諧波能量趨勢模型 (HET model)，訓練能夠預測未來的諧波趨勢變化的深度神經網路。

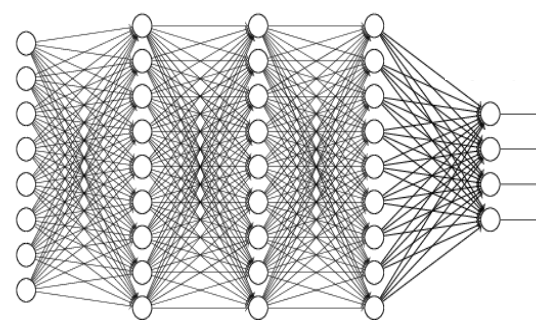


Fig. 4. DNN Topology

模型驗證與嵌入：深度學習模型的效能與裝入嵌入式系統

1. 模型驗證：使用K-Fold 交叉驗證方法[Fig.5]，對Temperature 模型輸出的體溫，與HET模型預測的諧波趨勢進行比較評估。
2. 裝入嵌入式系統：自行開發能輸出神經元Weight、Bias矩陣轉成陣列的SDK，能把神經元參數從Python矩陣形式存成C的陣列形式，方便放入嵌入式系統的快取記憶體中。

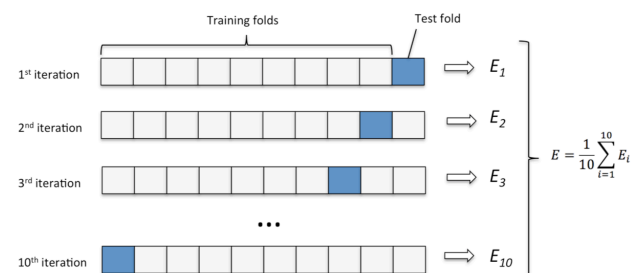


Fig. 5. K-Fold Cross-Validation

系統開發結果 System Development Result

脈搏訊號分析系統

1. 在這項研究中，為了在PPG訊號中獲得更多特徵，我們先以離散傅立葉變換分析低頻0~15Hz的頻率範圍。
2. PPG訊號經過傅立葉分析後[Fig. 6]，可以明顯看見頻譜峰值處在倍數頻上，脈搏週期波存在共振現象，可代表身體分配血液的情況。本系統基於此發現開發病灶分析算法[Table. 1]，擷取轉換後的各項峰值，對應到中醫的十二經絡。

Table. 1 病灶分析算法結果圖 (擷取自一筆資料)

	C1 肝經	C2 腎經	C3 脾經	C4 肺經	C5 胃經	C6 膽經	C7 膀胱經	C8 大腸經	C9 三焦經	C10 小腸經	C11 心經
頻率位置	1.10	2.30	3.20	4.30	5.60	6.40	7.70	8.90	9.80	11.10	12.30
振幅百分比	44.572%	17.719%	11.505%	7.696%	5.018%	3.783%	1.176%	1.900%	1.795%	1.544%	1.146%

3. 對PPG訊號進行連續小波轉換[Fig. 7]，此成果再次驗證血液共振理論：脈搏波是由器官同一時間疊加所組成的週期混合波。基於這項特點，可以大幅縮短採樣時間（採樣時間已從25.6秒縮短至12.8秒）並開發動態諧波能量分析的演算法。
4. 動態能量頻譜分析 (Dynamic Spectrum Analysis, DSA)：分析出總體諧波在微小時間的變化後，發現了他們具有相生相剋的現象的現象[Fig. 8]。

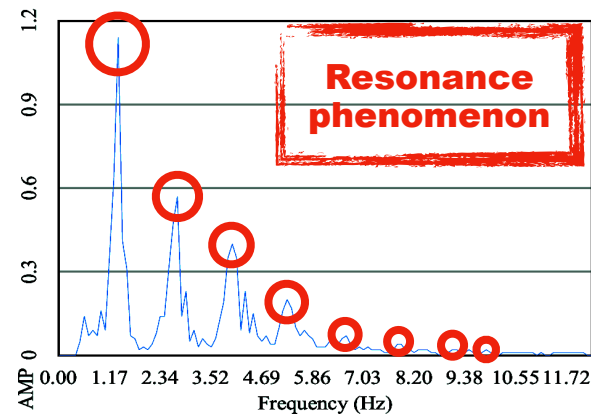


Fig. 6. FFT pulse wave resonance spectrum

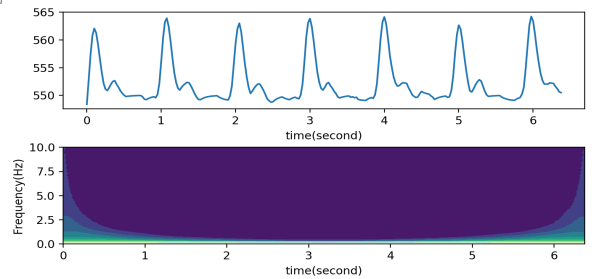


Fig. 7. PPG signals CWT result

5. 經過理論推導，I (不同感測器或不同通信協議，如ADC或I2C的影響因子) 不影響脈搏震幅特徵的測量結果，因此可透過特徵工程消除儀器之間的差異。

$$Amplitude' = \left\{ \frac{IA_k}{A_{total}} \mid k \in Z \wedge 0 \leq k \leq 11 \right\} = \left\{ \frac{IA_k}{I(\sum_{k=1}^{11} A_k)} \mid k \in Z \wedge 0 \leq k \leq 11 \right\}$$

$$= \left\{ \frac{A_0}{\sum_{k=1}^{11} A_k}, \frac{A_1}{\sum_{k=1}^{11} A_k}, \dots, \frac{A_{11}}{\sum_{k=1}^{11} A_k} \right\} \dots\dots(3)$$

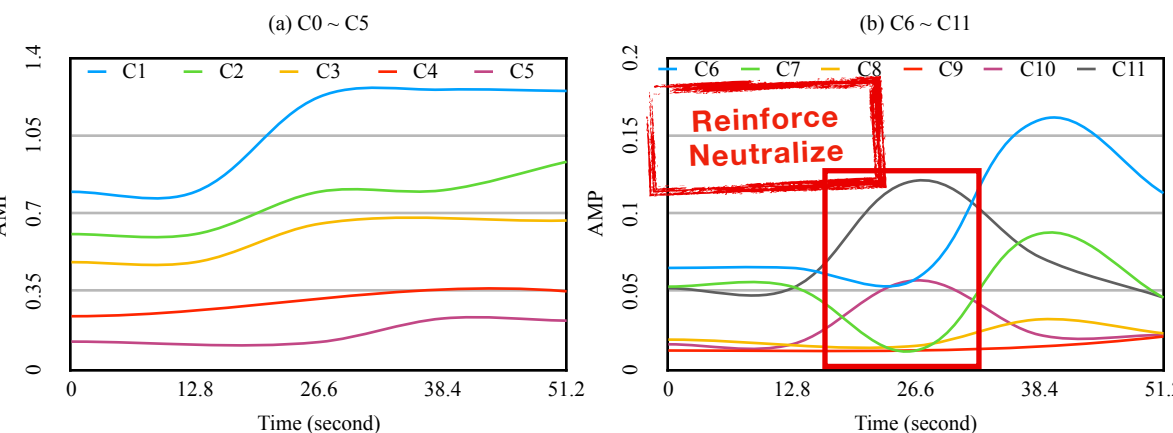


Fig. 8. Trend of spectral energy change in 51.6 seconds

系統架構設計與體溫檢測系統開發

1. 本研究以Idef0進行系統架構設計，包含I/O硬體、系統初始化模組、數據搜集模組、分析數據模組、AI應用模組及網路模組六大子系統[Fig. 9]。

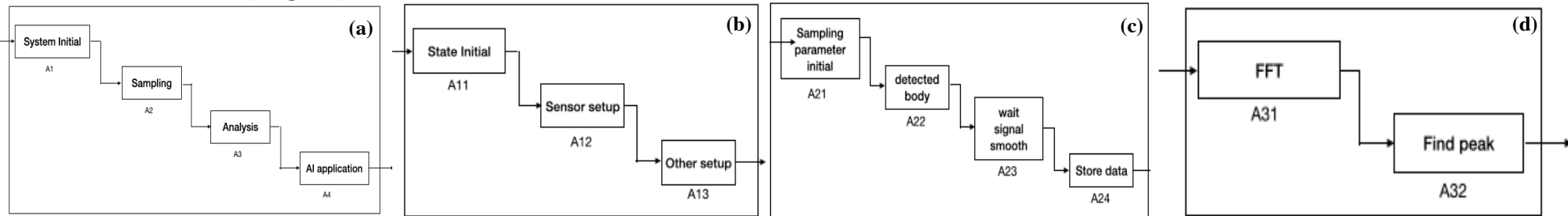


Fig. 9. Operating system architecture design (a)Main layer (b)I/O hardware (c)Data collection module (d)Data analysis module

2. 本研究將脈搏訊號分析系統抓取到的特徵，投入深度神經網路中進行訓練，訓練一套由脈搏推知體溫的模型。



3. 將訓練好的參數透過自行開發的SDK轉成C可用的多維陣列形式，並放入兩套深度學習神經網路，完成嵌入式AI的開發。

網頁開發與設計

本研究使用HTML、CSS、Javascript開發網路介面，並利用Ajax技術從MCU上的Server將資料傳到網頁的，再編寫後端腳本從MCU將這些資料傳到Google Sheet建置資料庫。

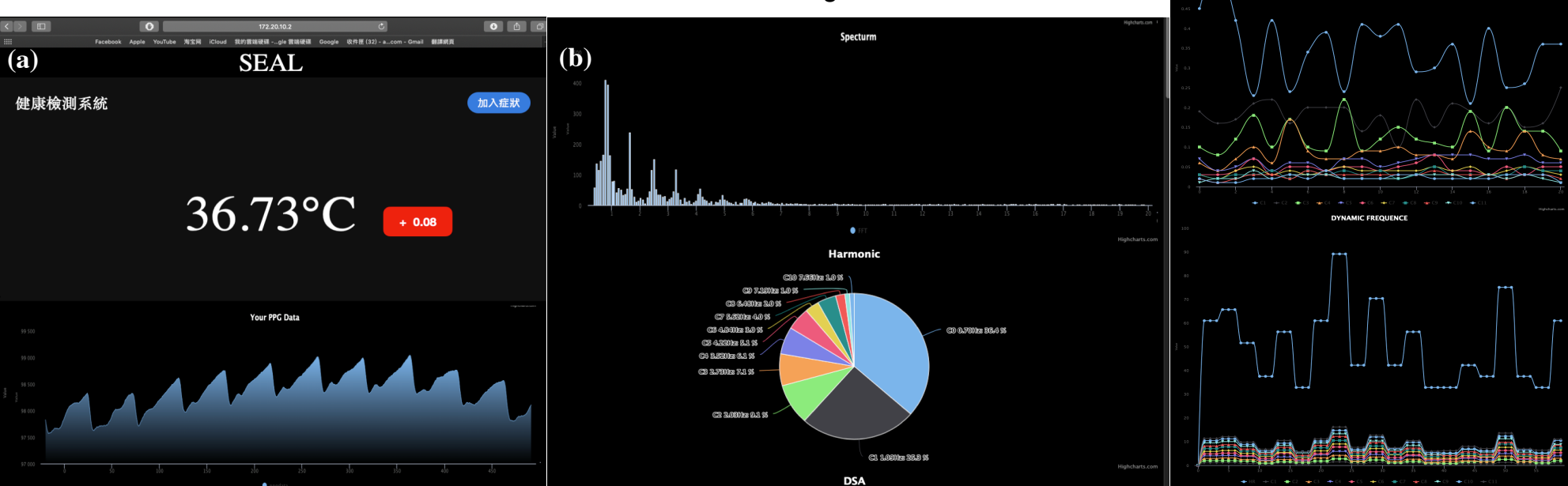


Fig. 10. Network display interface of the deep temperature detection system..(a) Above is the body temperature corresponding to the pulse and the body temperature trend predicted by the HET model, and below is the pulse PPG time domain signal (b) Percentage energy of the spectrum of the fast Fourier transform and the peak value of the spectrum(c) Acquisition and analysis of real-time calculation results and frequency position of dynamic spectrum analysis technology

評估結果 Evaluation Results

不同測量位置的PPG分析數據差異

- 實驗結果表明，在使用相同感測器(Max30102)不同測量位置並不影響頻譜峰值百分比的組成。[Table.2]
- 然而頻譜的標準差結果為：指腹<指節<手腕。其原因為手腕皮下組織較厚，光穿透後容易分散所導致。

Table. 2 (a)手腕(取20筆手腕資料統計)

平均頻率位置	1.21	2.15	3.40	4.34	5.82
標準差	3.67	2.68	1.91	2.89	3.78
平均峰值組成(%)	36.5	13.2	8.7	5.0	4.0
標準差	5.37	6.39	5.37	5.41	4.43

(b)指腹(取20筆指尖資料統計)

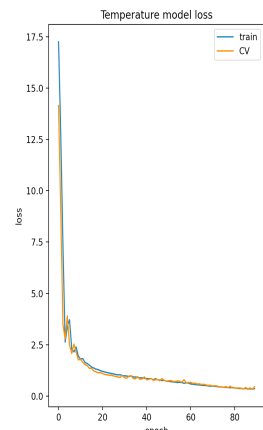
0.8	1.59	2.37	3.12	3.88
0.03	0.07	0.11	0.14	0.22
50.9	17.7	9.4	7.0	3.8
0.06	0.03	0.02	0.01	0.01

(c)指節(取20筆指節資料統計)

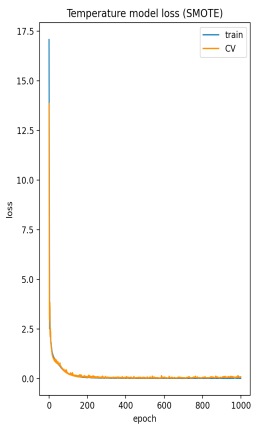
0.77	1.54	2.26	3.01	3.73
0.08	0.07	0.31	0.43	0.5
48.6	18.5	9.6	6.2	4.0
0.09	0.02	0.03	0.01	0.01

數據不平衡建模的採樣方法：針對Temperature模型評估

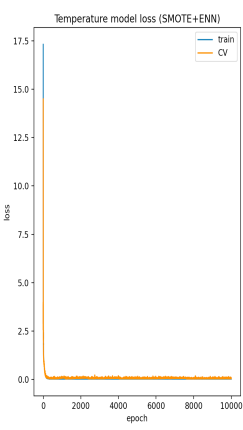
考量到大多數人的體溫皆落在36.5度左右，檢驗資料發現37.0以上僅佔全部數據的16%，36.0以下僅佔全部數據的24%。因此將進行過採樣方法和欠採樣方法[3]，最後再以交叉驗證方法評估模型的過擬合與否。



Loss
0.2634
Val loss
0.0568
少數樣本loss
65.3000
效能看似很好，
但此模型僅學習
到符合多數樣本
的特徵而已。



Loss
0.0239
Val loss
0.0453
少數樣本loss
14.4000



Loss
0.0197
Val loss
0.0207
少數樣本loss
4.9000

Fig. 11. Without model evaluation

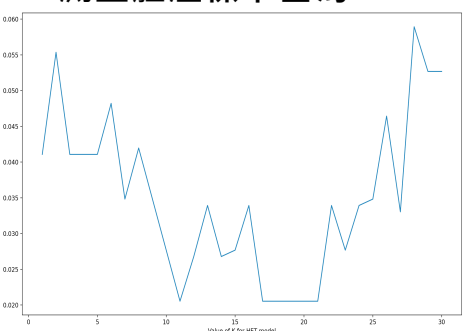
Fig. 12. After SMOTE

Fig. 13. After Tomek Links

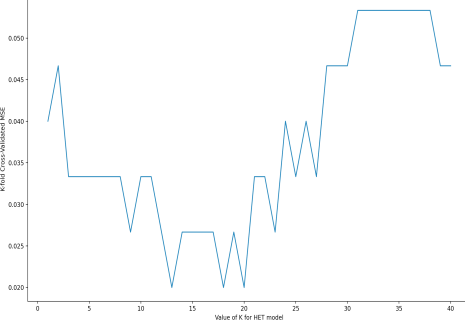
使用者	實際	預測	誤差
1	35.5	35.62	-0.12
2	35.7	35.66	0.04
3	36.0	36.15	-0.15
4	36.2	36.36	-0.16
5	36.4	36.54	-0.14
6	36.6	36.73	-0.13
7	36.7	36.66	0.04
8	36.8	36.68	0.12
9	37.4	37.45	-0.05
10	37.6	37.49	0.11
平均	36.49	36.534	0.106

實際測量值與系統估算值的誤差實驗結果

- 目前兩套模型的測試集誤差經K-fold交叉驗證分別為[Fig. 14]及[Fig. 15]。
- 本研究實際量測溫度進行準確率評估，十人測量標準差為0.1058，單人連續測量體溫標準差為0.0548。



Train_Loss
2.1933
Val_loss
4.6932
CV MSE
0.033
Average MSE
0.092



Train_Loss
0.0197
Val_loss
0.0207
CV MSE
0.021
Average MSE
0.047

Fig. 14. Temperature model loss

Fig. 15. HET model loss

單人連續測量體溫

Table. 3 十人實際測量體溫 (依體溫由低到高)

1	36.7	36.62	0.08
2	36.7	36.64	0.06
3	36.8	36.64	0.16
4	36.7	36.67	0.03
5	36.7	36.62	0.08
6	36.7	36.54	0.16
7	36.7	36.65	0.05
8	36.7	36.71	-0.01
9	36.7	36.65	0.05
10	36.7	36.70	0
平均	36.71	36.644	0.068

進行特徵工程後的參數壓縮率

本研究對PPG訊號進行特徵工程，以下是Temperature模型比較[Table. 5]以及HET模型比較[Table. 6]。

Table. 5 Temperature model

Table. 6 HET model

	Input Units	Hidden Layers	Output	Summary	Train loss	Test loss	Model Compression ratio	Valuation Accuracy
無預處理	512	10x40	1	36920	0.2633	0.8500	100%	100%
有預處理	12	10x40	1	16920	0.0197	0.0207	45.83%	4106%

	Input Units	Hidden Layers	Output	Summary	Train loss	Test loss	Model Compression ratio	Valuation Accuracy
無預處理	512	10x80	512	146720	7.1093	9.5516	100%	100%
有預處理	13	10x80	13	66880	2.1933	4.6932	45.58%	204%

討論 Discussion

- 經過觀察 Temperature 模型，發現C2腎經的權重值最大。此發現與中醫理論相符合：體溫上升會讓全身的血液循環速度增加，進而提升了腎氣。
- 經絡彼此正交的十三維向量，其延展出了十三維空間的體，HET模型的目的是擬合出這個十三維的體，並根據當下的經絡數值切割出超平面，進而去分析其未來的走勢；若將這個超平面映射到二維即為DSA。
- 極端資料取得不易，因為發燒的數據不容易取得，因此本系統可能會有侷限性的問題。未來將採用異常分析或遷移學習領域自適應方法，並擴充我們資料資料庫的資料種類，來解決這類問題。

結論 Conclusions

- 本研究結合脈搏分析系統，開發誤差在±0.16之內、標準差0.1058，並可連續測量的深度體溫檢測系統。
- 提出以兩套深度學習神經網路組成的預警系統架構，其測試誤差分別為：Temperature模型的0.0207與HET模型的4.6932。此架構簡化採集資料時的複雜程度，且能夠快速擴展至各種臨床指標數值。
- 開發搭載AI的嵌入式系統，透過特徵工程對原始資料進行降維處理，最大減輕計算量、同時有最佳的效能，並選用Esp32晶片建立健康物聯網終端，能對現今熱門的AIOT和邊緣運算領域做出貢獻。

參考資料 References

- [1] WHO. 2020. Report of the WHO-China Joint Mission on Coronavirus Disease 2019 (COVID-19). P11 - P13
- [2] 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.
- [3] Nitesh V. Chawla, Kevin W. Bowyer, Kevin W. Bowyer, W. Philip Kegelmeyer.2002.SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique.Journal of Artificial Intelligence Research 16.321-357