

智慧型類神經網路設計之新型血壓計

Application the intelligent Neural Network to Design the Novel Blood Pressure Monitor

莊爵譽 Chueh-Yu Chuang 吳崇民 Chung-Min Wu

崑山科技大學電子工程研究所 Department of Electronic Engineering, Kun Shan University

摘要

在近代的預防醫學中，各種不同的生理參數已廣泛應用於各種疾病的預防，以及疾病初期的偵測，其中評估心血管疾病發生的機率常透過每日的血壓量測來觀察。現今血壓量測方法，大多透過氣泵對腕帶施加壓力，量測時手臂遭腕帶壓迫而有不舒服的感覺，易造成受測者緊張，導致血壓量測上之誤差，且無法做即時血壓監測。

心電圖中各波代表了心臟運作的各種狀態，其中也包含有血壓的相關訊息，因此本研究擬將從心電圖訊號中解析出血壓之相關特性。本研究將發展新式之非侵入式血壓量測技術，設計智慧型類神經網路演算法，以心電圖之特性參數計算血壓值，此新型血壓機稱為心電血壓機。讓患者在醫院或自家生活中，都可以隨時監測自我血壓，除了改善量測時壓力所造成的不適感外，更可進行長時間的連續血壓監測，掌握身體狀況，以避免意外的發生。

關鍵詞:類神經網路、血壓、心電圖

Abstract

In modern times, various different physiological parameters have been widely used in various diseases, prevention, and primary disease detection, which to observe the probability of occurrence of cardiovascular diseases, often through blood pressure measurements in the daily. The blood pressure measurement method that most of using the pressure on the wrist through the pump to measure the blood pressure in currently. The people were feeling uncomfortable, tension when the pressure on the arm, leading to the error on the measurement of blood pressure and this method cannot do real-time blood pressure monitoring.

Electrocardiogram (ECG) represents the various operation states of the heart, which also contains blood pressure-related information, so this research tries to parse out the related features of blood pressure from the ECG signal. This research will develop a new non-invasive blood pressure measurement technology that designs the intelligent neural network algorithms to calculate the blood pressure value by the parameters of ECG, the new blood pressure measurement machine called the ECG-blood pressure machine. The users can be self-monitoring of blood pressure at any time in hospitals or their own life, in addition to improving the pressure of measurement caused by the discomfort, but also can be continuous blood pressure monitoring for a long period and to understand the physical condition to avoid accidents.

Keywords: Neural network, Blood Pressure, Electrocardiogram

1. 前言

在近代的預防醫學中，各種不同的生理參數以廣泛測量並應用於各種疾病的預防以及疾病初期的偵測方面，例如：體脂肪的量測、Electroencephalography(EEG)與Event Related Potentials(ERPs)對於精神認知狀態的評估以及Electrocardiogram(ECG)與Heart Rate Variability(HRV)對於身體狀態的觀察等等，而血壓的參數也可以評估心血管疾病發生的機率[1]。

在國際間有些許學者，持續探討血壓之量測技術，血壓量測主要分為侵入式量測(Invasive measurement techniques)如圖1[4][8]與非侵入式量測(Noninvasive measurement techniques)如圖2[3][4][5]兩種。

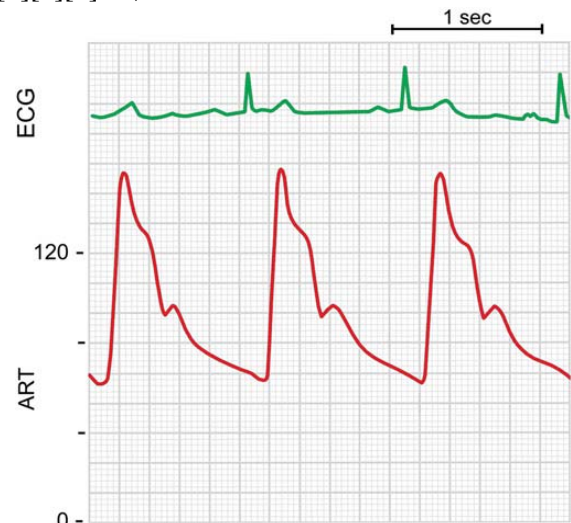


圖1. Invasive measurement techniques[4]

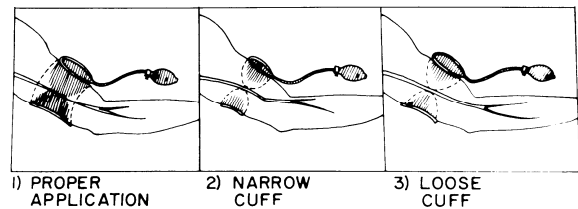


圖2. Noninvasive measurement techniques[4]

其中侵入式量測數據較準確，可做長時間即時之血壓監測，但易對人體組織造成傷害，相對的提高量測之危險性，此種量測方法只適用於大型醫院，且有經過特殊訓練之醫護人員方可進行；而非侵入式量測則不會對人體造成傷害，危險性

低，但無法做即時血壓監測，因操作方便，大多數人都可學會，適合作為居家血壓觀測之量測技術，雖量測數據與真實數據有些許誤差，但仍屬可接受範圍。

在1905年KOROTKOFF提出非侵入式的腕帶血壓量測技術，即透過腕帶洩氣時，利用聽診器聆聽血液通過血管之聲音，並觀察水銀刻度來確認收縮壓及舒張壓的量測方法，此為水銀血壓計之量測技術。但由於透過聽診器量測時，常會因量測者之聽覺能力和主觀辨識的差異性，而造成量測上的誤差。隨著醫學技術的發展，現今在醫療電子化與數位化的帶動下，操作簡單、易觀察的電子血壓計也漸漸取代傳統水銀血壓計。電子血壓計以數位訊號處理的方法，運用脈搏血壓的共振波形之數值比例，計算出血壓的收縮壓與舒張壓[2][4][8]，此血壓共振波形如圖3所示。

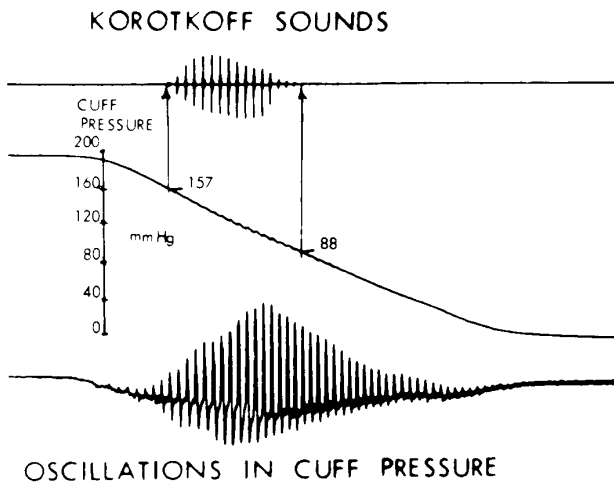


圖3.壓力訊號與共振訊號之關係[4]

非侵入式血壓量測方法，皆透過氣泵對腕帶施加壓力，量測時手臂遭腕帶壓迫而有不舒服的感覺，易造成受測者緊張，導致血壓在量測上產生誤差。因此本研究將發展新式之非侵入式血壓量測技術，以心電圖參數計算血壓值，除了可改善非侵入式血壓量測之氣泵對腕帶施加壓力，所造成的不適感外，更可進行長時間的即時血壓監測。目前國內外對於血壓與心電圖之關聯性的相關研究非常少[5]，本論文將以心電圖中PQRST波與血壓訊號之相關特性參數，再運用倒傳遞類神經網路作為血壓演算，並將心電圖與血壓訊號相關特性參數作為輸入值，建立一新式之非侵入式血壓量測技術。

2. 實驗方法

本研究將建立心電圖與血壓量測電路，並進行off line訊號處理，並偵測心電圖中PQRST波與血壓波峰，並進行相關性分析。圖4為本研究系統流程圖，主要分為2個部分說明(1)訊號量測、(2)訊號處理。

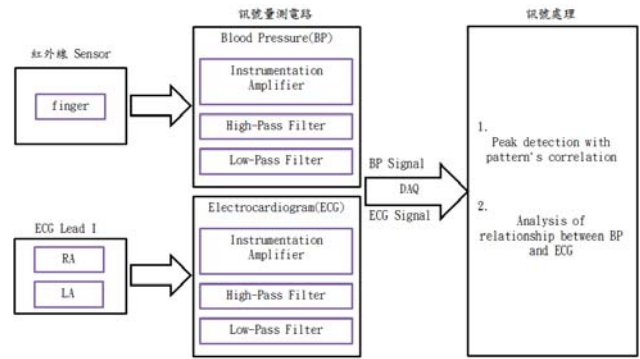


圖4.系統流程圖

2.1 訊號量測

在訊號量測這部分裡，在ECG量測方面本研究使用Einthoven triangle中的Lead I，Lead I量測方法是以右臂與左臂的電位差，如圖5。

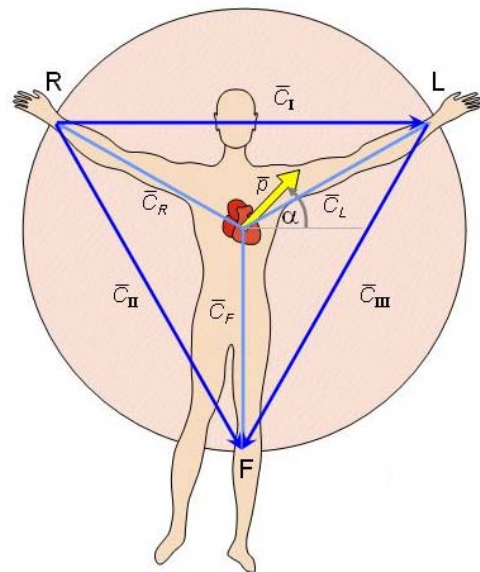


圖 5. Einthoven triangle[9]

Lead的選擇方式以可從心電圖中清晰的分辨出P、Q、R、S、T波，其因於P、Q、R、S、T波代表了心臟的各種狀態，如圖6。

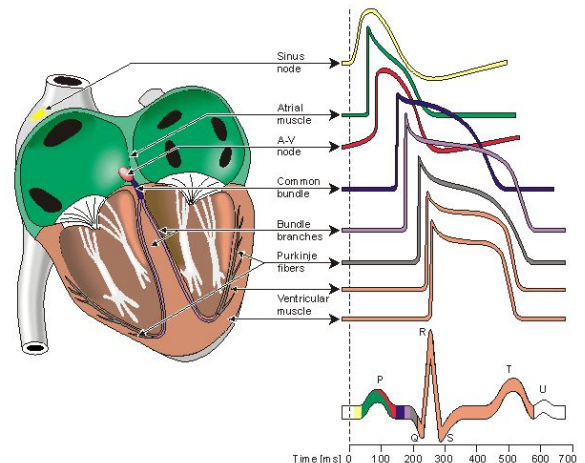


圖 6. Electrophysiology of the heart[9]

本研究主要以心電圖換算血壓值，而心電圖訊

號是呈現心臟即時連續性號，因此本研究在血壓量測方面是使用血管容積變化信號也就是所謂的 Photo-Plethysmograph(PPG)量測法，而非利用傳統血壓計的量測法，主要原因是傳統式血壓計須透過壓力並經過時間才能統計出受測者血壓，無法即時對映心電圖，而 PPG 是利用光學感測器量測，人體末稍微血管的管徑變化量測方法是以左臂的脈搏訊號，如圖 7。

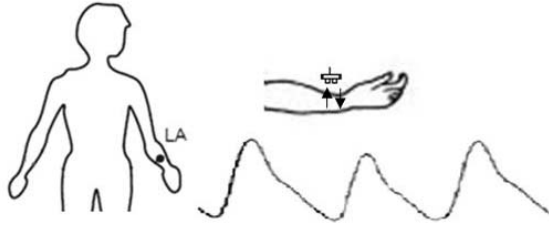


圖 7. 脈搏量測位置

PPG 量測主要是觀察血管中血液的流動因受到心臟搏動的影響，所產生的週期性變化，進而造成血壓的週期性變化，這種血管管徑的變化也會因為連續血壓的影響所呈現連續性變化，因此本研究將此訊號作為即時性血壓的週期性訊號。

2.2 訊號處理

此部分主要進行血壓與心電圖之波峰偵測與相關性分析，處理流程分為 Peak detection with pattern's correlation、Analysis of relationship between BP and ECG 等兩個部分，如圖 8 所示。

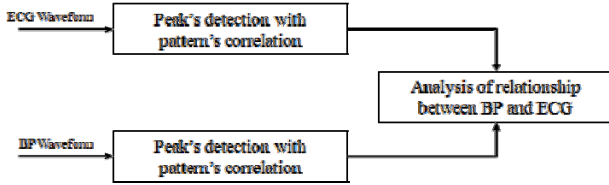


圖 8. 訊號處理流程

Peak detection with pattern's correlation

此部分主要對 BP 與 ECG 等訊號進行處理，其中 BP 訊號主要偵測手指血壓波形的所有波峰點。而 ECG 訊號主要偵測 P、Q、R、S、T 等波的波峰點，分別按以下 3 個步驟進行：偵測主要特徵點、遺失之主要特徵點偵測、其餘特徵點偵測，如圖 9。

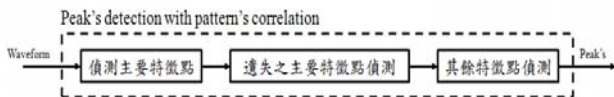


圖 9. 峰值偵測流程

(a) 偵測主要特徵點

血壓訊號之主要特徵點為動脈收縮壓為 B wave，正常 ECG 訊號之主要特徵點為 R wave，以下將對兩種訊號處理做說明。血壓訊號與 ECG 訊號先進行波峰峰值偵測建立波峰序列，如式(1)。

$$F(S) = \begin{cases} S_M - S_{M-1} > 0 \\ S_{M+1} - S_M < 0 \end{cases}, M = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式(1)中的 S 為血壓或 ECG 之訊號，M 為第 n 筆訊號值。

將血壓訊號與 ECG 訊號各偵測的波峰中最大的能量作為主要特徵點的參考值，並與各波峰值進行比例篩選，篩選範圍界定於 80%，若該波峰值大於 80%，將歸列於該訊號的主要特徵點，如圖 10。

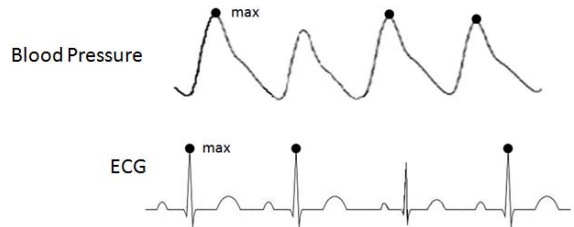


圖 10. 主要特徵點偵測之方式

(b) 遺失之主要特徵點偵測

在主要特徵點的偵測過程中，有些主要特徵點會因條件不符合，而沒被檢測出來，由於血壓與心電圖皆屬於周期波，因此本研究將進一步利用平均週期來檢查，是否有未偵測到波峰。當兩波峰間的距離大於平均區間時，則可能有波峰遺失，如圖 11 所示，此時若區間內有其它的波峰，便以樣本相關性分析找出遺失之波峰[10]。

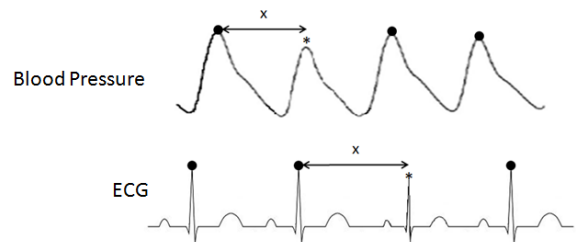


圖 11. BP 與 ECG 波峰遺失示意圖

本研究將建立一標準樣本以進行波形之相關性分析，標準樣本為該訊號之參考點區間，例如：BP 之標準樣本為動脈收縮壓之波形，而 ECG 屬於複合波，當 ECG 訊號準位飄移時，其參考點可能並非為 R wave，因此利用 MATLAB 提供 ECG function 的 R wave 作為標準樣本，標準樣本之區間設定如式(2)。

$$Array = [M_{(s)} - 0.06_{(s)} \leq M_{(s)} \leq M_{(s)} + 0.06_{(s)}] \quad (2)$$

式(2)中 M 為主要特徵時間點，並選取前 0.06 秒至後 0.06 秒總時間為 0.12 秒，其中 0.12 秒則是考慮 ECG 主要特徵 QRS complex wave 的 QS 正常區間最大值為 0.12 秒[6][9]。

當該訊號內有未偵測到波峰，便以標準樣本進行波形相關性分析。當相關係數大於 68.2% (一個標準差)，將新增於主要特徵點序列中，並讓標準樣本對該波進行學習，其學習演算法為最小平均演算法(MSE)，如式(3)。主要使樣本個人化，

並提升相關係數，降低辨識錯誤率，當遺失波峰之主要特徵點偵測結束時，再以學習後之標準樣本對整個序列進行相關性分析，並持續進行樣本學習，直到無任何特徵點被偵測到為止。

$$w = \frac{1}{2} E(w - \Delta w)^2 + w \quad (3)$$

式(3)中 w 為標準樣本， Δw 為偵測到波形。

(c) 其餘特徵點偵測

主要特徵偵測點結束後，此流程以 ECG 特徵點 R wave 為參考點，進行其餘波峰(P, Q, S, T)偵測，偵測方式則依據各波與 R wave 之時間特性來偵測[9]，如表 1。而血壓訊號則將兩波峰間之波谷為動脈舒張壓特徵點。

表1. Electric events in the heart[9]

Location in the heart	Event	Time [ms]	ECG-terminology	Conduction velocity [m/s]	Intrinsic frequency [1/min]
SA node	impulse generated	0		0.05	70-80
atrium, Right	depolarization *)	5	P	0.8-1.0	
Left	depolarization	85	P	0.8-1.0	
AV node	arrival of impulse	50	P-Q	0.02-0.05	
	departure of impulse	125	interval		
bundle of His	activated	130		1.0-1.5	
bundle branches	activated	145		1.0-1.5	
Purkinje fibers	activated	150		3.0-3.5	
endocardium					
Septum	depolarization	175		0.3 (axial)	20-40
Left ventricle	depolarization	190		-	
			QRS	0.8	
epicardium	depolarization	225		(transverse)	
Left ventricle	depolarization	250			
Right ventricle	depolarization				
epicardium					
Left ventricle	repolarization	400			
Right ventricle	repolarization		T	0.5	
endocardium					
Left ventricle	repolarization	600			

*) Atrial repolarization occurs during the ventricular depolarization; therefore, it is not normally seen in the electrocardiogram.

Analysis of relationship between BP and ECG

本研究為找出新的特性參數發展新式之非侵入式血壓量測技術，利用血壓與心電圖之關係[5][6]，因此本研究首先進行 ECG 與 BP 之週期相關性分析，於 BP 波峰 B 與 ECG 的 T 波峰發生時間點一致，因此設置 T 波峰與 B 波峰之週期相關性分析，接著進行 ECG 各波至 T 波之區間與收縮壓之區間的特性分析，如圖 13 粗線部分及 T 波至 ECG 各波之區間與舒張壓之區間的特性分析，以找出 ECG 相對應於收縮壓、舒張壓之特性參數。

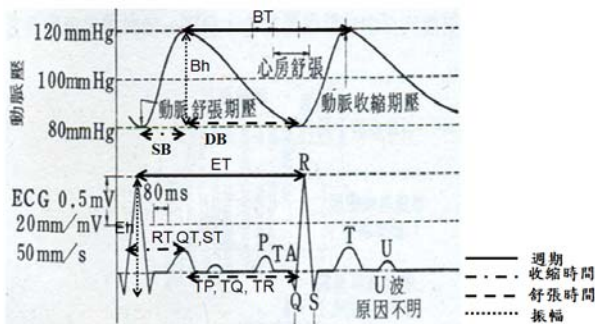


圖13. ECG 特徵參數與血壓之相關性分析[6]

2.3 ECG 血壓機之設計

將心電訊號與血壓訊號相關特性較高的參數，做為神經元的輸入端，進行網路演算及學習，建立心電血壓機之雛形。本系統採用多層感知器 (multilayer perceptron, MLP)，結合誤差倒傳遞演算法 (Error Back Propagation, EBP) 來進行網路學習，此組合稱之為倒傳遞類神經網路[3]，如圖 14 所示。

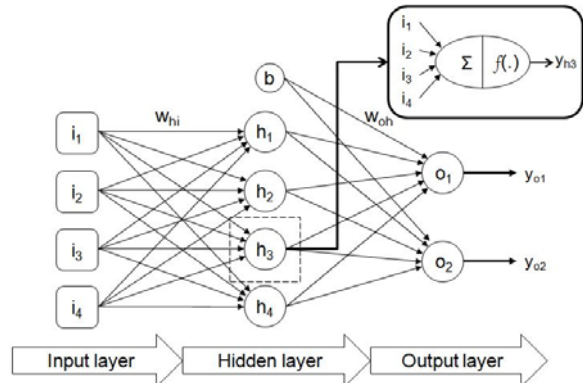


圖14. 倒傳遞類神經網路架構圖[7]

本研究將使用 MATLAB 的 GUI 系統建立 ECG 血壓機之介面，如圖 15，此介面主要功能將顯示血壓推算、ECG 之各波峰偵測和心律的自回歸分析。

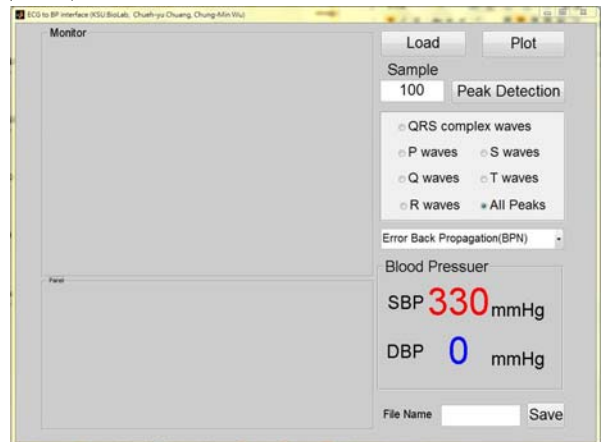


圖 15. ECG 血壓機介面

3. 實驗結果

本研究邀請 5 位 20~26 歲受測者，同時進行心電與血壓量測，如圖 16 所示。圖 16 為實際量測圖，圖 16 中(A)為紅外線脈搏量測電路，圖 16 中(B)為心電圖量測電路，將所量測的訊號將進行訊號處理、相關性分析，並從相關性分析得此兩種訊號之特性參數。

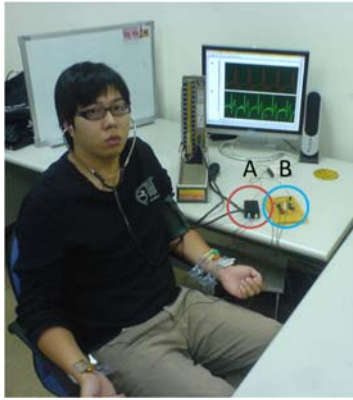


圖16. 實際量測圖

3.1 訊號處理之波峰偵測

本研究先進行訊號處理，同時進行 BP 與 ECG 之訊號處理，並依序以波峰偵測圖進行解說。圖 17 為 BP 訊號波峰偵測圖，圖 17(a)主要特徵之參考點為圖中方形，圖 17(b)主要特徵點偵測圖中圓形為 80%以上之主要特徵點，圖 17(c)找回遺失之主要特徵點圖中三角形。

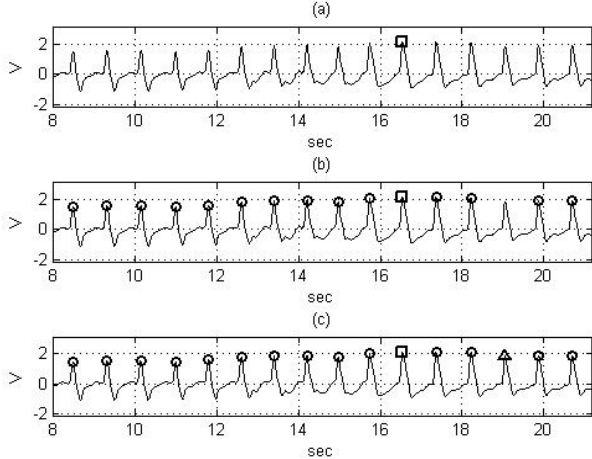


圖17. BP訊號波峰偵測

圖 18 為 ECG 訊號偵測流程圖，圖 18(a)主要特徵之參考點為圖中方形，圖 18(b)主要特徵點偵測圖中圓形為 80%以上之主要特徵點，圖 18(c)遺失之主要特徵點偵測圖中三角形，圖 18(d) 將進行其餘特徵點偵測，心電圖的 P、Q、R、S、T 波峰。

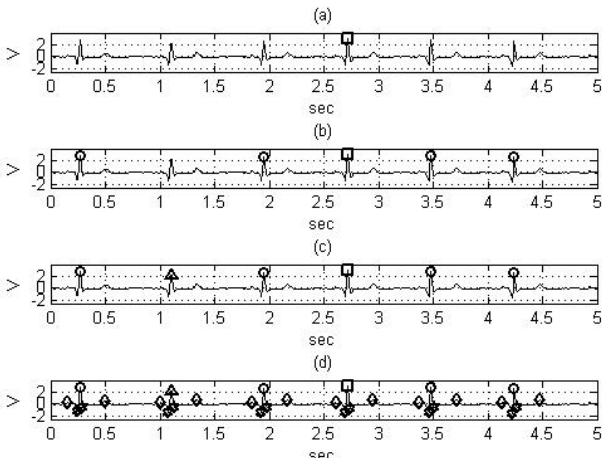


圖18. ECG訊號波峰偵測

3.2 標準樣本辨識率

ECG 的標準樣本屬於複合波，因此只觀察 ECG 的標準樣本學習後之辨識率。圖 19 為標準樣本分析與學習，特徵樣本與未偵測波峰之波形學習，明顯提升相關係數。

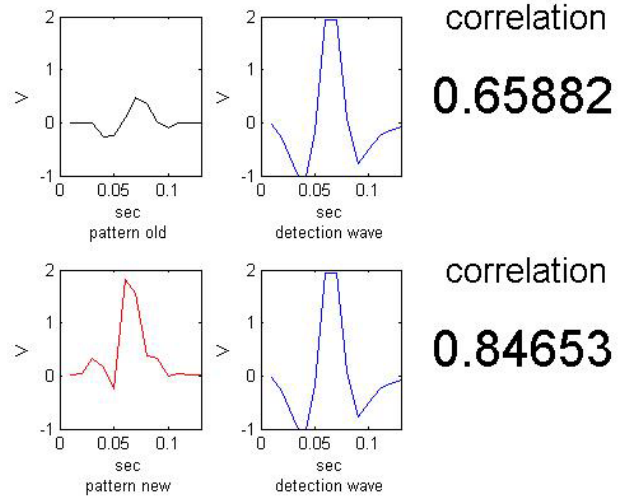


圖19. 標準樣本分析與學習

並統計偵測到的 R wave 數與實際觀察 R wave 數之誤差百分比(表 2)，標準樣本學習的確有助於降低辨識錯誤率。

表2.R wave偵測辨識率

	pattern no learn			pattern learn			
	Real	Detection	Ratio	Real	Detection	Ratio	
Subject 1	52	49	94.23	Subject 1	52	51	98.08
Subject 2	52	50	96.15	Subject 2	52	50	96.15
Subject 3	42	35	83.33	Subject 3	42	42	100.00
Subject 4	51	49	96.08	Subject 4	51	50	98.04
Subject 5	60	60	100.00	Subject 5	60	60	100.00
Average	93.96			Average	98.45		

3.3 心電圖與血壓特性分析

訊號處理後，將心電圖中 PQRST 波與血壓訊號波峰，並依據本研究所設計之參數進行特性分析統計(表 3)。由表 3 中將選取相關特性高於 68.2%(一個標準差)之區間參數(ET、RT、QT、ST、TP、TQ、TR)作為類神經網路之輸入變數。

表3.心電圖與血壓特性分析

Correlation	BT	Bh	SB	SB	SB	DB	DB	DB
	vs	vs	vs	vs	vs	vs	vs	vs
	ET	Rh	RT	QT	ST	TP	TQ	TR
Subject 1	0.98	-0.20	0.80	0.88	0.80	0.94	0.96	0.96
Subject 2	0.97	0.26	0.68	0.75	0.74	0.95	0.96	0.96
Subject 3	0.92	-0.04	0.81	0.79	0.83	0.86	0.85	0.86
Subject 4	0.98	-0.10	0.67	0.70	0.56	0.82	0.91	0.90
Subject 5	0.99	-0.04	0.81	0.74	0.76	0.84	0.85	0.85
Average	0.97	-0.02	0.75	0.77	0.74	0.88	0.91	0.91

3.4 血壓量測結果

將 ET、RT、QT、ST、TP、TQ、TR 等區間做為類神經網路之輸入訊號，本研究將建立七個輸入端的倒傳遞類神經網路架構，再經由 20 筆資

料學習後，並對 5 位受測者在加上 10 筆未進行血壓特性分析資料進行血壓演算，演算所得量測值與水銀血壓計量測值之結果，如表 4。其中有些 subject 與實際量測值有較大差異，可能是因為類神經網路之學習資料不足。

表4.心電血壓計演算

	subject1			subject2			subject3		
	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率
收縮壓	118	124	0.06	118	119	0.01	108	113	0.05
舒張壓	70	78	0.08	76	81	0.05	72	69	0.03
	subject4			subject5			subject6		
	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率
收縮壓	110	125	0.15	130	126	0.04	112	120	0.085
舒張壓	62	77	0.15	76	82	0.06	70	79	0.088
	subject7			subject8			subject9		
	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率
收縮壓	128	119	0.09	130	126	0.04	118	124	0.06
舒張壓	84	73	0.11	90	80	0.10	76	87	0.11
	subject10			subject11			subject12		
	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率
收縮壓	120	120	0.00	130	118	0.116	138	122	0.16
舒張壓	80	72	0.08	90	78	0.122	98	79	0.19
	subject13			subject14			subject15		
	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率	水銀	心電	誤差率
收縮壓	108	116	0.08	108	122	0.14	106	117	0.11
舒張壓	68	78	0.10	72	81	0.09	64	77	0.13

4. 討論

由測試的結果可以發現，雖然推算出血壓還不是相當準確，但已相當接近水銀血壓計所量之血壓值，未來在類神經網路之演算方面，還需要更多的臨床測試與學習才能達到更為精確的數值，且將與醫院合作收集侵入式血壓之量測數據，以求更精準的計算出接近真實之血壓值。

本研究已完成心電血壓機之基本模型，經由實際量測之結果，驗證本系統再現性良好。為了使新式之非侵入式血壓量測技術實際運用於生活上，本研究將改良心電圖 PQRST 波偵測方式，Offline 的分析系統改成 Online 的分析系統，讓患者在醫院或自家生活中，都可以隨時監測自我血壓，掌握身體狀況，以避免意外的發生。

參考文獻

- [1] 陳政宇，李璟林，丁文宏，鄭國順，電子血壓計之研製:基於微處理器架構的數位處理方法，國立成功大學醫學工程研究所,2006。
- [2] G. Drzewiecki, R. Hood, H. Apple, "Theory of the Oscillometric Maximum and the Systolic and Diastolic Detection Ratios", *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 22, p88-96, 1994.
- [3] Blitt CD, Hines RL, *Monitoring in anesthesia and critical care medicine*, Churchill, New York, p118, 1995.
- [4] Jay Horrow, MD Professor and Chair, *Blood Pressure Measurement*, Anesthesiology Drexel University College of Medicine Philadelphia, PA,

June, 2006.

- [5] JB. Mark, *Atlas of cardiovascular monitoring*, Churchill Livingstone, New York, 1998.
- [6] 依日光，*醫用電子計測技術*，復漢出版社，1995。
- [7] 張斐章，張麗秋，*類神經網路*，東華書局，2005。
- [8] J. G. Webster ed., *Medical Instrumentation Application and Design*, 3rd ed., John Wiley & Sons, 1998.
- [9] Jaakko Malmivuo, Robert Plonsey, *Bioelectromagnetism Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*, New York Oxford: UNIVERSITY PRESS,1995.
- [10] Chong-Min Wu, *Quantification of Motor Unit Firing Patterns*, National Cheng Kung University, Taiwan, 1998.