

長庚大學電機工程研究所

博士論文

心電圖之相空間重建及新圖形比較法

應用在身份辨識及心室不整脈偵測

Phase space reconstruction and novel portrait comparison
on electrocardiogram apply for human identity
recognition and ventricular arrhythmia detection

指導老師：詹曉龍 副教授

研究生：方識欽

中華民國 九十八 年 七 月

長庚大學博士學位論文
指導教授推薦書

電機工程學研究所 方識欽君所提之論文

心電圖之相空間重建及新圖形比較法應用在身份辨識及
心室不整脈偵測

Phase space reconstruction and novel portrait comparison on
electrocardiogram apply on human identity recognition and
ventricular arrhythmia detection

係由本人指導撰述，同意提付審查。

此致

所長

指導教授 詹曉龍 (簽名)

98 年 7 月 24 日

長庚大學博士學位論文 口試委員會審定書

電機工程學研究所 方識欽君所提之論文

心電圖之相空間重建及新圖形比較法應用在身份辨識及

心室不整脈偵測

Phase space reconstruction and novel portrait comparison on
electrocardiogram apply on human identity recognition and
ventricular arrhythmia detection

係本委員會審議，認為符合博士資格標準。

論文口試委員會

召集人 張國松 (簽名)

委員 張國松

李建隆

陳思文

沈祖堯

李建隆

所長

余松年

詹曉龍

中華民國 98 年 7 月 24 日

誌謝

特別感謝詹曉龍老師，幫助我從醫學專業進入工程的領域，並成為一輩子的朋友和學術伴侶。

感謝林民安同學諸多幫忙和分享。

感謝內人可欣和兩個小孩品鈞和崴，還有台南的爸爸媽媽，一起分享美滿的家庭。

最後感謝老天爺，讓我能感受這一切的美好。



中文摘要

本論文以相空間法為核心觀念，以相對關係看待訊號，闡述相空間重建的意義，單一相空間圖複雜度的指標，最後專心於討論雙相空間圖的圖形比較。發明三種圖形差異定量方法：相互最近點比對、相互最近點距離和空間相關系數。

以心電圖訊號的辨識和分類為測試題，試了解相空間圖形比較法的威力和不足。100位受測者的心電圖資料進行身份辨識，全段心電圖輸入取代心電圖參數化指標，相空間圖形重建和比較取代統計或神經網路分類。不管有、無R點偵測，MNPD法在一維心電圖輸入的辨識精確率為93%，三維心電圖輸入為99%。

探討各種不同生理狀態，包括各種身體姿勢、控制的呼吸速度，運動增快的心跳速度，對心電圖辨識的影響。只有右側躺及一部份心跳加速狀態會干擾心電圖辨識。意外發現右側躺的心電圖波型改變和不穩定現象。

MIT-BIH心律不整脈資料庫進行變異波型的分類。結合樣板比對法和波型樹法的架構可以達到乾淨的波型分類。自動指定樣板、雙向比對、循環比對出各種「屬於樣板波型」，最後波數量較少時波型採群組分析法分類，全部分類出的波型群的平均波以樹狀圖分類陳列，再教給專業人員就各分類波型診斷。相空間圖形比較法對於一維心律不整脈訊號表現不如樣板比對法，其適用於更複雜、更多維訊號的輸入。

Abstract

The core for this article is phase space concepts and methods. The application is on ECG recognition and classification.

We reviewed relativity viewpoint in the built of phase space portrait and several indexes for complexity quantification on single phase space portrait. For solving portrait to portrait comparison in phase space, three series of novel algorithms, mutual nearest-point match (MNPM), mutual nearest-point distance (MNPd) and spatial correlation (SC), was proposed.

Fiducial point detection for ECG parameterization was abandoned. Whole-epoch ECG was recruited and reconstructed into phase space portrait. We transformed 1-dimensional ECG signal into time-independent signal by time-delay embedding method and repositioned 3-dimensional ECG signal into 3-dimensional phase space. One hundred subjects were recognized finely by ECG with or without R detection. The MNPd measurement reached 93% accuracy in 1-dimension ECG input and 99% in 3- dimension ECG input.

Various physical states on posture, breathing rate and heart rate were studied on ECG morphology. Only lying on right resulted in significant waveform change and instability.

On ventricular arrhythmia detection combined template-match and novel wave-tree method provided effective automatic waveform classification, which ended in clear waveform clusters for further diagnosis by the professional. Phase space comparison methods did not work in 1-dimensional ECG input.

目 錄

指導教授推薦書	
口試委員會審定書	
國家圖書館授權書.....	iii
長庚大學博碩士紙本論文著作授權書.....	iv
誌謝	v
中文摘要	vi
英文摘要	vii
目錄	viii
第一章 緒論.....	1
1.1 研究動機	1
1.2 心電圖身份辨識文獻資料	2
1.2.1 心電圖的介紹	2
1.2.2 文獻上心電圖身份辨識的方法	3
1.3 相空間圖形重建法背景	5
1.4 論文目的	7
1.5 論文架構	9
第二章 相空間圖形的意義和新圖形比較法	10
2.1 相空間重建的方法	10
2.1.1 一維時間序列相空間重建.....	10
2.1.2 多維時間序列相空間重建.....	10
2.1.3 空間序列相空間重建	10
2.2 相空間圖形的意義.....	11
2.3 單一相空間圖複雜度定量方法一:點對點分佈特性.....	12

2.3.1 近似熵.....	12
2.3.2 相關維度.....	13
2.3.3 里亞普諾夫指數.....	14
2.4 單相空間圖複雜度定量方法二:垂直尺度特性	14
2.5 兩相空間圖形的比較.....	17
2.5.1 從樣板比對法至相互最近點比對法	18
2.5.2 從樣板差異法至相互最近點差異法和點密度空間 相關法	20
2.6 各圖形比較法的特色	22
第三章 心電圖身份辨識	24
3.1 實驗對象和記錄	24
3.2 特徵點辨識法一:多維空間點距離比較	24
3.3 特徵點辨識法二:神經網路比較法	26
3.4 樣板比對法、樣板差異法	28
3.5 相空間圖形比較法一:有R點偵測.....	28
3.6 相空間圖形比較法二:無R點偵測.....	33
3.7 自相關離散餘弦變換法.....	36
3.8 辨識結果分析的統計方法.....	36
第四章 不同狀態下心電圖波的變化及對身份辨識的影響.....	39
4.1 引言.....	39
4.2 實驗對象及方法.....	39
4.3 實驗結果.....	41
4.3.1 同一狀態下的比較.....	41
4.3.2 各狀態下對坐姿的比較.....	41
4.3.3 各狀態相對於坐姿的平均波比較的展示.....	42

4.3.4 各狀態相對於坐姿的差異對辨識100人的影響.....	42
第五章「波型樹法」分析心室不整脈	44
5.1 引言	44
5.2 研究對象	46
5.3 波型樹法	47
5.3.1 自動指定比對樣板和循環比對	47
5.3.2 波型群組分析法	48
5.3.3 分類波型樹狀圖呈現	49
5.4 實驗結果	49
5.5 討論	50
第六章 結論和展望	53
6.1 引言	53
6.2 相空間重建的意義	54
6.3 單相空間圖複雜度的定量	55
6.4 雙相空間圖的差異定量方法	56
6.5 無特徵點心電圖辨識法	57
6.6 右側躺姿勢造成心電圖波形變異	58
6.7 心室不整脈的波型樹法分類	59
參考文獻	122

圖目錄

圖1-1 正常心電圖QRS波型存在各種變異的形狀	60
圖1-2 心臟電傳導過程和相對應心電圖訊號	61
圖1-3 心電圖訊號的記錄	62
圖1-4 心電圖包含兩大內容：波形和心率變異性	63
圖1-5 H. Poincaré單擺運動位置和速度的狀態空間	64
圖1-6 三大類型參考座標軸訊號和其相空間圖轉換	65
圖2-1 絕對訊號轉換為相對訊號	66
圖2-2 心電圖波相空間轉換圖	67
圖2-3 相空間圖中點對點分佈特性，定量訊號的複雜度	68
圖2-4 各種狀態腦波訊號的相空間作圖和複雜度量度	69
圖2-5 相空間圖中垂直尺度特性，定量訊號的複雜度	70
圖2-6 Koch曲線、平面和立體Koch雪花	71
圖2-7 人造垂直尺度的循環序列去趨勢波動分析	72
圖2-8 樣板比對法	73
圖2-9 相互最近點比對法.....	74
圖2-10 樣板差異法	75
圖2-11 相互最近點差異法	76
圖2-12 點密度空間相關法	77
圖2-13 形狀相同、垂直位移對圖形比較法的影響	78
圖2-14 圖形放大對圖形比較法的影響	79
圖2-15 橫向位移對圖形比較法的影響	80
圖2-16 添加隨機雜訊對圖形比較法的影響	81
圖3-1 PR、QR、SR和TR的時間差和高度差特徵參數	82

圖3-2 一維和三維心電圖訊號相空間重建	87
圖3-3 三維心電圖訊號的相空間圖重建實例圖示	88
圖3-4 SC法和MNPD法實例圖示	89
圖3-5 無R點偵測-多心電圖波心電圖波訊號處理	93
圖3-6 心電圖區塊能量單位分佈和切割點決定	94
圖3-7 各能量區段切割點所得多環心電圖相空間圖	95
圖3-8 Q19去除法	96
圖3-9 多環相空間圖單位立方空間點密度全有全無化	97
圖3-10 無R點偵測-多心電圖波訊號的處理流程	98
圖3-11 自相關頻譜離散餘弦變換法	104
圖3-12 單敏感度考量和單專一度考量辨識結果的歸類	105
圖3-13 敏感度與專一度均衡考量	106
圖4-1 同一狀態下MNPD法的比較	107
圖4-2 各狀態下對坐姿MNPD法的比較	108
圖4-3 各姿勢狀態相對於坐姿的展示	109
圖4-4 呼吸控制及心律加速各狀態相對於坐姿的展示	110
圖4-5 各狀態的差異是否影響100人的身份辨識	111
圖5-1 心電圖各種波型	112
圖5-2 自動心律不整脈偵測的三大類架構	113
圖5-3 自動指定比對樣板	114
圖5-4 循環比對	115
圖5-5 MIT-BIH 第219檔案分析	118
圖5-6 MIT-BIH 第221檔案分析	119
圖5-7 MIT-BIH 第114檔案分析	120
圖5-8 MIT-BIH 第107檔案分析.....	121

表目錄

表3-1 多維空間點距離比較法辨識結果.....	83
表3-2 神經網路比較法辨識結果.....	84
表3-3 樣板比對法辨識結果.....	85
表3-4 樣板差異法、樣板比對法辨識結果	86
表3-5 有R點偵測，MNPD和SC辨識結果.....	90
表3-6 有R點偵測-一維訊號輸入，所有圖形比較法辨識結果.....	91
表3-7 有R點偵測-三維訊號輸入，相空間圖形比較法辨識結果...	92
表3-8 無R點偵測-MNPD法比較結果.....	99
表3-9 無R點偵測-SC法比較結果.....	100
表3-10 無R點偵測-MNPD法和SC法最佳比較結果.....	101
表3-11 無R點偵測-一維訊號輸入，相空間圖形比較法結果.....	102
表3-12 無R點偵測-三維訊號輸入，相空間圖形比較法結果.....	103
表5-1 前11個檔案「樣板比對法-波型樹法」診斷結果.....	116
表5-1續 後11個檔案「樣板比對法-波型樹法」診斷結果.....	117

第一章緒論

1.1 研究動機

隨著網路化、數位化時代的到來，人與機器的互動大幅增加，因此身份辨識的需求也伴隨增加。除了傳統上密碼的輸入外，以臉像、指紋、聲音、靜脈紋等作為辨識基礎的生物識別技術正在蓬勃發展中，其中以心電圖為根據的身份辨識亦為新興發展中的一員。

在公司、銀行、住家、提款機、汽車、電腦、網路線上都有身份辨識的需求。如果單以密碼輸入或信用卡辨識，則會擔心密碼遭到破解，信用卡遭受盜用、盜錄。因此如果有隨身攜帶、可供辨認的生物訊號作為第二道密碼，便可大幅增加辨識的安全性。心電圖訊號相較於其他生物辨識指標有其獨特性：不像指紋、臉型會到處留下痕跡，心電圖訊號是活的生物訊號，心電圖訊號記錄的成本相對低，心電圖訊號分析的速度快，所以心電圖訊號可以有效的提供身份辨識的第二道密碼，以提高辨識的安全性。傳統上心電圖訊號的處理以擷取心電圖上的特徵點開始，將心電圖波的連續訊號縮減成數個參數，這些參數便代表整段心電圖波的資訊，再以統計或神經網路等方法，進行心電圖波形的分類、辨識。如果特徵點的擷取精確且具有代表性，佐以

有效的分類，可以得到良好的辨識成功率。

但是以心電圖波特徵值為運算基礎有以下三個缺點：(1)因為正常心電圖 QRS 波型便存在各種變異的形狀(圖 1-1)，或因為擷取方法的不精確，均可以導致心電圖波特徵值分析的失敗；(2) 心電圖波特徵點的擷取是困難的步驟，須耗費大量的運算和人力的校正；(3)心電圖波特徵值的擷取會弱化心電圖的資訊，將心電圖波參數化的過程，同時也丟棄連續心電圖波訊號中未參數化的細節，對原本不算細節豐富的心電圖波，會導致下一步比對、分析的輸入資訊不足。因此本論文嘗試提出心電圖波比較的全新方法，可以不用擷取特徵點，使用全心電圖波訊號，不弱化甚至強化心電圖波資訊，作為心電圖身份辨識的新方法。

1.2 心電圖身份辨識文獻資料

1.2.1 心電圖的介紹

心臟細胞根據其功能可區分為工作心肌細胞和自律心肌細胞兩種。自律心肌細胞構成了心臟的特殊傳導系統，包括竇房結、房室結、希氏束、浦金氏纖維。自律心肌細胞具有獨特的自律性，會產生一個

自動去極化過程，製造周期性的動作電位。心電圖由 5 個基本的特徵波組成，分別是 P、Q、R、S 和 T 波，各代表心臟的動作電位經歷心房收縮、心室收縮、心室舒張的過程（圖 1-2）。

在心臟電傳導的每一瞬間，多處心肌細胞會發生大小和方向各異的瞬間電流。綜合這些電流向量，並投射到身體的表面，被記錄為心電圖。可測量人體中任兩點之間體表電位差的大小和方向，當心臟的動作電位方向向著記錄電極而來時，可獲得一個向上的正波，當遠離記錄電極時，可獲得一個向下的負波（圖 1-3）。

心電圖包含兩大內容(圖 1-4)：一是波形：代表心臟傳輸系統和心肌的狀況，如果心肌缺氧或是心律不整脈會改變心電圖的波型。心臟科醫師經由多導程心電圖記錄判斷心臟的病理狀況。二是心電圖變異性：反應心臟的脈動會即時配合呼吸、交感和副交感的神經負荷。可觀察到連續心跳間的時間間隔差異、波形差異，譬如身體或心理壓力增加時心電圖變異量伴隨增加，譬如呼吸動作導致的呼吸心率不整脈的現象(respiratory sinus arrhythmia-RSA)。

1.2.2 文獻上心電圖身份辨識的方法

2001 年 Biel 等人首先發表以心電圖辨別 20 人的身份(參考 1-1)

。每一導程心電圖波分解出 30 個參數，12 導程總共 360 個代表參數。

。使用主成份分析法(Principal Component Analysis)縮減參數，以兩個最主要的主成份，輔以統計原理，建構分類的平面，此法稱為 Soft Independent Modeling of Class Analogy。從 20 人身上所得的 50 份心電圖資料，可以正確區分出 49 份；而且單一導程(12 參數輸入)和 12 導程(360 參數輸入)均得到相同的正確率，意指心電圖參數充滿多餘、過剩的資訊。

Kyoso 等人單獨使用特徵點時間差 (P 波長、PQ 長、QRS 波長、QT 長) (參考 1-2)，以兩個特徵的組合，判斷最小的 Mahalanobis 距離，實施 Discriminant Analysis。以 QRS 波長、QT 長的組合判斷 9 人的身份得最佳的結果。

Israel 等人也是單獨使用特徵點的時間差(參考 1-3)，總共 15 個參數。再利用 Wilke's Lambda 法縮減成 12 個參數，做為實施 Discriminant Analysis 的輸入。判斷 29 人的身份得到 81%的心跳辨識性，綜合一組心跳的辨識結果決定個人身份的辨識成功率為 100%。

沈祖望等人利用 Template Match 法(參考 1-4, 5)，從不同的比較點決定兩個波之間最大的相關系數；或以 7 個心電圖波參數輸出，利用 Decision Based Neural Network，進行監測性訓練。判斷 20 人的身

份得到前者 95%的辨識成功率，後者 80%的辨識成功率。如果以前者為篩選，先淘汰相關係數小於 0.85 的對象，相似者再進入神經網路辨識，可以得到 100%的辨識成功率。

因為了解特徵點擷取的缺點，Yongjin Wang 2008 年發表自相關離散餘弦變換法(參考 1-6)：取一段 5 秒的連續心電圖波，首先進行自相關分析，得到自相關頻譜。以離散餘弦變換法取非零的值代表此頻譜的參數，因此一段心電圖波最後以一組參數代表。不同段心電圖波的比較則以其代表的參數組間的歐基里得距離計量。最好的結果為 13 個人可辨別 13 個人，217 組心電圖波可辨別 205 組。



1.3 相空間圖形重建法背景

相空間重建 (phase space reconstruction) 可以有效的觀察一個動力系統的動態變化。最早由法國數學家 H. Poincaré (1854-1912) 在笛卡爾座標平面上描述單擺運動的位置狀態和速度狀態的變化(圖 1-5) (參考 1-7); 更進一步將常微分方程的動力系統在二維平面上以幾何方式描述，利用奇異點(singular point)建立一般的分類：中心(centers)、馬鞍點(saddle points)、節點(nodes)和焦點(foci)。在相空間中軌跡代表動力系統演化的狀態，不以奇異點為終點的曲線中，一些是週期的

(periodic)軌跡，也就是極限環(limit cycle)，另一些在極限週期循環值的周遭漸進地自我盤繞。

1971 年 David Ruelle 和 Floris Takens 研究紊流的形態並首先提出奇異吸子(strange attractor)的命名(參考 1-8)。吸子說明相空間圖形經一段足夠時間的演化後，會接近相空間中某些微小空間，可以是一個固定點(fixed point)、一個周期性環繞的軌跡稱為極限環(limit cycle)、一個周期性環繞的圓盤體積稱為極限圓盤(limit tori)；當動力系統為碎形維度時，存在的吸子難以點、線等流型描述，總稱為奇異吸子。

除了以上時間參數組的相空間重建外，經過 Packard 、Takens、Sauer 等人的努力，1981 年提出 Takens 定理(參考 1-9, 10, 11)，對於沒有狀態方程式的系統也可以重建其相空間，將原本簡單的一維時間序列利用時間延遲嵌入原理，可以建造多維度的相空間。在這個 M 維的相空間中的一點代表時間序列中連續 M 點的訊息。

從相空間圖形重建的發展歷史中可以發現存在如以上所述兩種類型的相空間：早期 Poincaré 將不同的時間參數同置於笛卡爾座標空間中，以觀察動態演化的過程，此時相空間的座標軸是各個不同的時間參數，代表狀態空間。後來 Takens 將時間序列的 M 個連續點視為 M 維度相空間中的一點，以觀察時間序列 M 個連續點的相依關係，此時

相空間的座標軸是第 n 點到第 $n+M-1$ 點的時間序列值。至此相空間重建法漸趨完備，包含多參數系統的相空間建立，以觀察多參數間共同演化關係，和一維的時間數列的相空間建立，以觀察數列間時間相依的關係。

1.4 論文目的：

既然以特徵值處理心電圖波有特徵點擷取的困難和不精確，和弱化心電圖波資訊的疑慮，因此我們改變對心電圖訊號的看法，將原本時間軸訊號轉換成相空間圖。將全段心電圖波完整輸入，一維心電圖波中數列前後點對點的相對關係，或多維心電圖波中各維度點對點的相對關係，均可呈現在多維相空間圖中的一點；因此不再是時間軸訊號的絕對關係，所以沒有所謂的特徵點。

心電圖波時間軸訊號的比較變成相空間圖軌跡的比較。必須就多維空間的圖形發展圖形-圖形比較的方法，藉以定量兩個多維空間圖形的差異。本研究參考時間軸訊號比較的方法：樣板比對(Template Match, TM)、樣板差異(Template Difference, TD)，在多維相空間中發展出全新的圖形比較方法：相互最近點比對(Mutual Nearest Point Match, MNPM)、相互最近點差異(Mutual Nearest Point Difference,

MNPD)、點密度空間相關(Spatial Correlation, SC)。

本論文將相空間圖重建和這些多維相空間圖形比較法應用在 100 個不同人心電圖波的辨識，和嘗試應用在心律不整脈的分類上，以了解整套方法運作的效力或不足。

本論文嘗試未來在訊號分析上繼續開發「相空間圖形比較」的領域，以期解決一些困難、複雜的問題，包括同系統一維或多維的時間訊號前後穩定度的測試，多維時間訊號的多個時間變數在不同系統之間的比較，不同空間訊號譬如圖畫的比較，這些不同層面的問題均可以回歸到相空間圖形的比較(圖 1-6)。

相空間圖形比較包含兩大步驟：第一步驟將可能面對的三大類型訊號均轉換成相空間圖：(1)一維的時間序列，利用 Takens 定理轉換成連續點相依關係的多維度相空間圖；(2)多維的時間序列，依 Poincaré 方式將各個維度的時間序列安置於多維度相空間的軸度上，可觀察多維時間序列的共同演化；(3)空間序列，將各位置座標的畫素和其相鄰位置座標的畫素們，依其由近至遠的關係，各安置於多維度相空間的軸度上。第二步驟對於已重建的相空間圖，開始定量圖形對圖形的差異，可採用本論文所提出的圖形比較法：相互最近點比對(MNPM)、相互最近點差異(MNPD)或點密度空間相關(SC)。

1.5 論文架構：

本論文的核心是闡述相空間圖形法的意義和方法，並藉由所發明的兩相空間圖形比較法，應用在心電圖波的辨識和分類上。

本章節提到心電圖身份辨識的文獻資料。為免除傳統特徵值比較法，提出相空間圖形比較法，因此特別介紹相空間重建的歷史背景。本論文希望在訊號分析上規劃出一個研究的領域。第二章將介紹相空間重建的方法、重建後相空間圖的意義、單一相空間圖複雜度的兩種涵義和計算方法、對於兩相空間圖提出全新的圖形比較法，定量兩相空間圖的差異、評估這些不同相空間圖形比較法各自不同的特性。藉此章說明相空間圖形比較法在非線性科學相空間法所伴演的角色。第三章將相空間圖形比較法應用在 100 人心電圖身份辨識上，以了解其成效。第四章探討不同的生理狀態下心電圖波形的變化，評估其對身份辨識的影響。第五章提出「波型樹分類」的架構，分析 MIT-BIH 資料庫的心律不整脈，並了解時間軸訊號比較法和相空間圖形比較法的適用範圍。最後第六章評論相空間法的三個特點和應用在心電圖上產生的三個具體結果，並說明未來的發展性。

第二章 相空間圖形的意義和新圖形比較法

2.1 相空間重建的方法

2.1.1 一維時間序列相空間重建：

一維時間序列 $x(t) = \{x_{t1}, x_{t2}, x_{t3}, \dots\}$ ，利用 Takens 時間延遲嵌入原理，轉換成 $Y(n) = [x_{tn}, x_{tn+L}, x_{tn+2L}, \dots, x_{tn+(M-1)L}]$ ， Y 為 $x(t)$ 維度 M 、時間延遲 L 的相空間重建。 Y 相空間圖代表 $x(t)$ 序列間隔為 L 、 M 個連續點相依關係的呈現。



2.1.2 多維時間序列相空間重建：

多維時間序列 $x_1(t) = \{x_{1t1}, x_{1t2}, x_{1t3}, \dots\}$ ， $x_2(t) = \{x_{2t1}, x_{2t2}, x_{2t3}, \dots\}$ ，... $x_k(t) = \{x_{kt1}, x_{kt2}, x_{kt3}, \dots\}$ ，其中 x_1 、 x_2 、...、 x_k 代表多個以時間為自變數的時間序列。 k 個時間序列對應 k 維的笛卡爾座標系，形成 k 維的相空間圖，其呈現 k 維時間序列的共同演化關係。

2.1.3 空間序列相空間重建：

空間序列 $I(i,j)$ 代表空間座標 (i,j) 的畫素值為 $I(i,j)$ ：模仿 Takens 原

理， $Y(i,j)=[I(i,j), I(i,j)+\beta), I(i,j)+2\beta), \dots, I(i,j)+(M-1)\beta)]$ ， Y 為 I 的維度 M 、空間延遲因子 β 的相空間重建。譬如 $M=2$ ， β 為 $\{(0,1)、(0,-1)、(1,0)、(-1,0)\}$ 的空間延遲因子，其 $Y(i,j)=[I(i,j+1)、I(i,j-1)、I(i+1,j)、I(i-1,j)]$ (參考 2-1)。

2.2 相空間圖形的意義

古典物理學以牛頓為首，認同時間、空間的絕對觀念，認為存在絕對時間座標和絕對空間座標。現代物理學以愛因斯坦為首，強調時間、空間的相對觀念。相空間轉換法本質上就是將訊號學的絕對時間軸訊號和絕對空間座標軸圖像，轉變成時間相依或空間相鄰的相對關係，也就是利用相對關係的表達方式使絕對時間座標軸或絕對空間座標軸消失(圖 2-1)。

相空間圖形中的一點即代表時間相依或空間相鄰的一種型態，整個相空間圖形的點集合即反應原始訊號所有時間相依或空間相鄰出現的型態集合。以一心電圖波為例，P、QRS、T 波可形成三環形狀的相空間圖形，QRS 波可形成單環形狀的相空間圖形(圖 2-2)。

相空間圖形的軌跡和原始訊號為不可逆的轉換，也就是說即使擁有所有型態的收集也無法重新排序回到原始時間軸或空間軸序列。

2.3 單一相空間圖複雜度定量方法一:點對點分佈特性

既然相空間圖形的點集合代表原始訊號出現型態的集合，其相空間圖形的點分佈就可以代表原始訊號複雜的程度。何謂複雜？有意義的訊號序列代表不是隨機的雜訊，而是在時間相依序列或空間相鄰序列有局域性的約束力，造就有序的排列，呈現在相空間圖便是不均勻的點分佈。有序訊號代表訊號序列的排列受某種控制、約束、不能自由自在的隨機出現，相似條件下出現的下一序列的可能性受到限制或符合預期出現的，因此時間相依或空間相鄰的型態可能性受限制、相空間分佈不均勻、呈某種特異圖形。

目前有多種訊號複雜度量化的指標，但依照其基本原理可區分為兩大類型。第一類型利用相空間圖中點對點分佈特性，定量訊號的複雜度，以下介紹三種常見的方法(圖 2-3)：

2.3.1 近似熵(Approximate Entropy)

由 Pincus 在 1911 年提出(參考 2-2)，對時間軸訊號的每一點，以其連續多點為條件，調查整個序列近似條件下其下一點出現近似的比率(近似條件是以整個序列的標準差為基礎)，估算近似條件(連續點)得到近似結果(下一點)的調控效力。將這樣的概念從相空間圖形了解

便是：如果相空間軌跡分佈在某個軸度呈現扁平的形狀，代表該軸度高調控效力，訊號為較有序的序列；如果相空間軌跡分佈呈現近均勻球狀，代表低調控效力，訊號為較無序的序列。

以正常清醒、睡眠、昏迷病人腦電波和隨機訊號為例，三維相空間圖形扁平程度為昏迷>睡眠、正常清醒>隨機，近似熵指標可以量化相空間圖形扁平程度。由此可進一步說明，睡眠腦電波雖然以慢波為主，波形迥異於正常清醒腦電波，但是在訊號的複雜度上並未消失，仍和正常清醒腦電波近似（參考 2-3）（圖 2-4）。

2.3.2 相關維度(Correlation Dimension)

由 Grassberger 和 Procaccia 在 1983 提出（參考 2-4），須先計算整合相關(Correlation Integral)：相空間圖形點集合中，以兩點距離設定為 ε ，所有兩點距離關係符合兩點距離小於 ε 的配對數定義為 $C(\varepsilon)$ 。在對數 ε -對數 $C(\varepsilon)$ 圖中的適當曲線區段斜率定義為相關維度。從相空間圖形了解便是：如果相空間軌跡分佈呈局部集中、整體不均勻的形狀，則相關維度值低；如果相空間軌跡分佈呈近均勻球狀，代表隨機訊號，則相關維度值高。

2.3.3 里亞普諾夫指數(Lyapunov Exponent)

渾沌系統其中的一個特色是對初始值敏感，里亞普諾夫指數便是其量化的指標，描述起始點相鄰的軌跡經過一段時間後軌跡收縮、穩定或發散的指數程度(參考 2-5)。從相空間圖形了解便是：對相空間圖的每一點找其最相鄰點比較，經過數點後得軌跡的點距，計算終點的軌跡的點距比上起點的軌跡的點距的對數值為單點軌跡發散的定量，所有點的平均對數比值為此相空間圖軌跡發散的定量，投射在相空間軸度最大值為最大里亞普諾夫指數為其代表值。指數小於 0 代表相空間圖形收縮，指數等於 0 代表相空間圖形穩定，指數大於 0 代表相空間圖形發散。



2.4 單一相空間圖複雜度定量方法二:垂直尺度特性

代表單一相空間圖複雜度定量的第二類型方法是去趨勢波動分析法(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)(參考 2-6、7)，如果第一類型複雜度的量化，代表訊號「不亂」的程度，第二類型則是訊號「亂」的評估。

去趨勢波動分析法將時間軸訊號切割成等大小區段，總合各區段的變異量再平均，得區段大小和平均區段變異量的對數-對數圖，其

曲線斜率代表 DFA 值。隨機序列的 DFA 對數-對數圖，左側起始點高、斜率較小；有序序列的 DFA 對數-對數圖，左側起始點較低、斜率較大。DFA 對數-對數作圖強調了有序的序列在一個尺度範圍內一直提供新變異的動力，因此可以在一個尺度範圍內維持較高的斜率(圖 2-5 左)。

去趨勢波動分析法是第二類型複雜度量化的指標，其操作的對象是時間軸序列，我們嘗試從相空間圖形再加以補充說明。混沌系統的另一個特色就是其相空間圖形在空間上是密集的且不重疊的，也就是說無止無盡的細節讓相空間圖可以不斷的切割仍然有型態存在。依此想法延伸，我們可以將多維度的相空間圖仿 DFA 法做不同尺度的切割，計算其出現的型態佔據所有可能出現型態的比率，評估相空間圖在多少尺度範圍內的切割是保持活力的，作為此相空間圖垂直尺度的預估(圖 2-5 右)。依照這樣的想法，適合的定量方法正在研究中。

本論文提出「垂直尺度」的概念，在此進一步的說明。訊號彼此在時間相依或空間相鄰上有相對的關係，相當於訊號在「水平尺度」上的互動，可藉由第一類型的指標定量出序列間局域性潛在的約束力。這樣的約束力在序列間發揮作用，而且可能在各種大小的序列尺度作用，從序列數目為 1 的序列單元到序列數目為一區段的序列單元，

均受到這個潛在的約束力的作用。混沌系統中自我複製、自我模擬的特性，就是在不同尺度下執行同樣潛在約束力的現象。訊號經由水平和垂直尺度約束力的展現，雖然名義上為約束力，但是在不同尺度上進一步提供新變異的動力，發展出完整的複雜性。

Helge von Koch 於 1904 年提出 Koch 曲線(參考 2-8)，如果以一段直線開始，取中段 $1/3$ ，向外突出成四段等長區段，依此原理不斷在區段中疊代，可以製造出碎形維度為 1.26 的曲線。如果以三角形開始，依同樣原理不斷在區段中疊代，可以得到如雪花狀的圖形，稱為 Koch 雪花。如果以三角錐開始，可以得到立體雪花狀的圖形(圖 2-6)。

Koch 幾何圖形的作法代表同樣的規則作用在圖形的各個尺度上，由上而下的發生作用，經由自我疊代製造出複雜的圖形，但含有明確的垂直尺度。本論文發明另一種由下而上、含有明確垂直尺度、自我疊代的數字序列，有別於幾何圖形，可以進行訊號處理。

譬如以 $[2,3,1]$ 為基礎的循環序列 $[2, 3, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 1...]$ ，視為序列數目為 1 的序列單元，當做第 0 階序列；如果三個連續序列數字為一個序列單位，仍須符合 $[2, 3, 1]$ 的序列原則，則出現 $[2, 3, 1, 3, 4.5, 1.5, 1, 1.5, 0.5...]$ ，當做第 1 階序列。依此類推可以製造更高階的序列，其

垂直尺度的「垂直」涵意是以各個漸高的階度觀看對應階的序列，都符合[2,3,1]的精神。

我們製造 0 至 3 階[2, 3, 1]為序列原則的循環序列，並以隨機順序調換的序列作為控制組，對兩序列進行 DFA 對數-對數作圖。可以明顯呈現垂直尺度內的有序序列存在較隨機序列高的斜率，也就是說在垂直尺度內的各個尺度一直提供新變異的動力。另一方面 DFA 對數-對數圖也忠實反應垂直尺度的極限。透過如此人為序列的操作可以把 DFA 對數-對數圖的原理和精確性完整說明(圖 2-7)。

相空間重建只是我們觀看訊號的另一種方式。單一相空間圖形的複雜度量化指標，可以依據相空間圖形中點-點關係描述，代表時間相依(單一時間序列)、多變數相依(多維時間序列)、相鄰空間相依(空間序列)的程度，或從 DFA 對數-對數作圖呈現整體訊號結構真正發生互動作用的垂直尺度。文獻資料上可以詳述以上方法的細節，本論文加以有系統的闡述其內涵。

2.5 兩相空間圖形的比較：

我們常遇到兩組訊號的比較，可能來自同一系統時間前後的時間軸訊息，可能來自不同系統的時間軸訊號，也可能來兩組空間訊號(

譬如兩張圖)。對於這些多變數、連續序列的比較常是困難棘手的問題，本論文提出相空間圖形比較法解決。

本論文兩相空間圖形比較法的發明，根據時間軸訊號比較方法的精神，從樣板比對(Template Match, TM)法發展出相互最近點比對(Mutual Nearest Point Match, MNPM)，從樣板差異(Template Difference, TD)法發展出相互最近點差異(Mutual Nearest Point Difference, MNPD)、點密度空間相關(Spatial Correlation, SC)，以定量兩個相空間圖形的差異。

2.5.1 從樣板比對法至相互最近點比對法

樣板比對法(TM)應用在一維時間軸訊號 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 的比較上，共分為三步驟(圖 2-8)：(1)首先將 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分別去趨勢化，使其平均值落在零軸上；(2)再將去趨勢化的 $x_1(t)$ 和去趨勢化的 $x_2(t)$ 互相乘積和開根號為分子，如此同位向(正*正、負*負)的乘積為正值，不同位向(正*負、負*正)的乘積為負值；(3)再除以去趨勢化的 $x_1(t)$ 自乘積和根號和除以去趨勢化的 $x_2(t)$ 自乘積和根號，代表對 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 振幅大小無關的校正。依照柯西不等式，樣板比對法的值域會在-1(鏡像的樣板)到 1(相同的樣板)的範圍。

$$TM = \frac{\sqrt{\sum (x_1(t) - \mu_{x1})(x_2(t) - \mu_{x2})}}{\sqrt{\sum (x_1(t) - \mu_{x1})^2 \sum (x_2(t) - \mu_{x2})^2}}$$

其中 μ 代表平均值。

相互最近點比對法(MNPM)應用在相空間圖 X 和 Y 的比較上，其處理步驟為(圖 2-9)：(1)將相空間圖的每一維度進行去趨勢化，如此一來相空間圖形的重心將移到零點，分別為 X_0 和 Y_0 。此步驟相當於樣板比對法的去趨勢化；(2)從 X_0 上的任一點尋找 Y_0 圖形上的最近點，此步驟相當樣板比對法時以同一時間點指定乘積的配對，計算其內積，得到從 X_0 上的每一點到 Y_0 圖形上最近點的內積和，同理得到從 Y_0 上的每一點到 X_0 圖形上最近點的內積和，兩者相加作為分子。兩空間向量的內積決定於兩向量的夾角，當空間兩點接近時，其向量的夾角小，得較大投影量乘積；(3)再除以 2 倍的 $[X_0, X_0]$ 的內積和根號和 $[Y_0, Y_0]$ 的內積和根號，代表對 X_0 和 Y_0 波幅大小無關的校正。最後的 MNPM 的值域範圍會接近 1，但可大於 1，往漸小的方向變化。

$$MNPM = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_{min} + \sum_{j=1}^m y_j \cdot x_{min}}{2 \times \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i \cdot x_i} \sqrt{\sum_{j=1}^m y_j \cdot y_j}}$$

其中 y_{min} 代表 X_0 上的一點 x_i 到 Y_0 圖形上的最近點， x_{min} 同理。

2.5.2 從樣板差異法至相互最近點差異法和點密度空間相關法

樣板差異法(TD)應用在一維時間軸訊號 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 的比較上，共分為三步驟(圖 2-10)：(1)首先將 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分別將其值域修正為 0 至 1 的範圍，得到兩者振幅無關的標準化圖形；(2)再將標準化後的 $x_1(t)$ 和標準化後的 $x_2(t)$ ，依同一時間指定配對位置相減，得其差值總和為分子；(3)再除以全部運算次數，即為點數。

$$TD = \frac{\sum_{t=1}^p (x_{1n}(t) - x_{2n}(t))}{p}$$

其中 x_{1n} 代表 x_1 值域修正為 0 至 1 的範圍， x_{2n} 同理。

樣板差異法的值域會在正值到 0(相同的樣板)的範圍。因為 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的值域限制在 0 至 1 的範圍，最大差異點為任一點最遠的邊界 0 或 1，可計算其可能最大的差異值，將 TD 值轉換為 1(相同的樣板)到 0($x_1(t)$ 比上最大差異樣板)，命名為 TD_n 。

相互最近點差異法(MNPD)應用在相空間圖 X 和 Y 的比較上，其處理步驟為(圖 2-11)：(1)將相空間圖形 X 和 Y 的總坐標值域修正為正好置放於[0~1,0~1,0~1,...]的標準化空間內，得到兩者波幅無關的標準化相空間圖形 X_n 和 Y_n ；(2)從 X_n 上的任一點尋找 Y_n 圖形上的最近點，計算其歐幾里得距離，得到從 X_n 上的每一點到 Y_n 圖形上最近點的距離和，同理得到從 Y_n 上的每一點到 X_n 圖形上最近點的距離和，

兩者相加作為分子；(3)再除以全部運算次數，即為 X_n 點數加上 Y_n 點數。

$$MNP D = \frac{\sum_{i=1}^n d_{xi}^{y \min} + \sum_{j=1}^m d_{yj}^{x \min}}{n + m}$$

其中 $d_{xi}^{y \min}$ 代表 X_n 上的一點 xi 尋找 Y_n 圖形上最近點 $ymin$ ，其歐幾里得距離， $d_{yj}^{x \min}$ 同理。

相互最近點差異法的值域會在正值到 0(相同的樣板)的範圍。因為 X_n 和 Y_n 的值域限制在 0 至 1 的範圍，任一點的最大差異點為最遠的頂點，可計算其可能最大差異值，將 MNP D 值轉換為 1(相同的樣板)到 0(X_n 比上最大差異樣板)，命名為 MNP D_n。

點密度空間相關法(SC)應用在 M 維度相空間圖 X 和 Y 的比較上，其處理步驟為(圖 2-12)：(1)將相空間圖形 X 和 Y 的總座標值域修正為正好置放於[0~1,0~1,0~1,...]的標準化空間內，得到兩者波幅無關的標準化相空間圖形 X_n 和 Y_n ；(2)將此標準化空間的每一維度等差切割為 p 等份，可分割為 p^M 個等大小次空間，計算每一個次空間包容的軌跡點數，定義為點密度；(3) X_n 和 Y_n 的同座標位置的點密度相乘積，得總和為分子；(4)除以全部運算次數，即 p^M 。

$$SC = \frac{\sum_{1 \leq i, j, k \leq M} D_{Xn}(i, j, k) \times \sum_{1 \leq i, j, k \leq M} D_{Yn}(i, j, k)}{p^M}$$

其中 $D_{X_n}(i, j, k)$ 代表 X_n 標準化相空間圖 p 等份軸分割後 (i, j, k) 位置的點密度， $D_{Y_n}(i, j, k)$ 同理。

如果只有和一樣的座標位置的點密度相乘積，所得的 SC 值將會對圖形的輕微飄移過度敏感，因此考慮點密度乘積以漸弱的方式乘積相鄰的點密度。將此方法命名為點密度空間梯度相關法 (Spatial Gradient Correlation, SGC)。本論文以三維相空間為例，一座標位置的相鄰次空間可分為三類：最近為 6 個面相鄰的次空間，次近為 12 個線相鄰的次空間，最遠為 8 個點相鄰的次空間，依體積機率分別乘以 0.14, 0.07, 0.05 的漸弱比率。

$SC(X, Y)$ 和 $SGC(X, Y)$ 的值域範圍為正值到 0 (完全不重疊的兩相空間圖)，各分別除以 $SC(X, X)$ 和 $SGC(X, X)$ ，得到值域範圍為 1 (完全和 X 重疊的兩相空間圖) 到 0 (完全不重疊的兩相空間圖)，分別命名為 SC_n 和 SGC_n 。

2.6 各圖形比較法的特色：

對形狀相同、垂直位移的圖形比較(圖 2-13)：所有圖形比較法均不受影響，TM、MNPM、TDn、MNPDn、 SC_n 、 SGC_n 均為 1，TD 和 MNPD 均為 0。表示這些圖形比較法都是振幅或波幅無關的比較。

對圖形放大的圖形比較(圖 2-14)：所有圖形比較法均不受影響，除了 MNPM 法。原因是 TD、MNPD、SC 系列受到值域標準化的步驟作用，不受圖形放大的影響；TM 法則是因二維有效的振幅校正，但是 MNPM 法則沒有受到值域標準化的步驟或有效的波幅校正的保護。

對橫向位移(部份形狀不相同)的圖形比較(圖 2-15)：時間軸圖形比較法對橫向位移敏感，以 TM 值變化最大，TD 值次之。相空間圖形比較法對橫向位移則不敏感，因為雖然橫向位移但圖形的細節不變，其相對關係不變。其中以 MNPM、MNPDn 不受影響，但 SCn、SGCn 受影響。

對添加隨機雜訊的圖形比較(圖 2-16)：TM、MNPM、TDn 和 MNPDn 的反應相同，均可和緩的反應雜訊增加；SCn 和 SGCn 則對雜訊增加有敏感的反应。

第三章 心電圖身份辨識

3.1 實驗對象和記錄：

100 位受測者（37 位男性和 63 位女性，平均 45.6 歲，分佈從 16 至 84 歲），利用腦電圖檢查時，同步記錄三導程的心電圖，分別為前導程（第五肋間和中鎖骨線交叉處）、側導程（平移至中腋線）和後導程（再平移至肩胛骨內側）。以右鎖骨下為參考電極位。一開始及 30 分鐘後各選取一次 30 秒的心電圖記錄，做為同一人前、後心電圖樣本。

訊號以 Nicolet 腦波機記錄，以 MATLAB 7.0 運算，採樣頻率為 250 赫茲，以第 4 級 Butterworth 帶通濾波，擷取 2 至 50 赫茲頻寬的訊號。

3.2 特徵點辨識法一：多維空間點距離比較

3.2.1 心電圖訊號處理

將單一心電圖波定位其 P、Q、R、S 和 T 波的特徵點，並以 R 點為參考點定義出 PR、QR、SR 和 TR 的時間差和高度差，共 8 個參數

(圖 3-1)。將每個參數各自以所有對象(100 個)為範圍，加以標準化為 0 至 1 值。

一維導程的輸入有 8 個參數，三維導程的輸入則有 $8 \times 3 = 24$ 個參數。進一步進行主成份分析，以達 99%變異性為標準，一維導程可縮減為 4 個參數，三維導程則可縮減為 9 個參數。

3.2.2 心電圖訊號比較：多維空間點距離比較法

建立一個以各參數為軸的多維空間，如輸入參數 8 個則為 8 維空間。將一心電圖波或三心電圖波組可投影至對應多維空間中之一點。兩組心電圖波以空間中的兩點的歐幾里德距離代表相異的量。以同一人前、後心電圖樣本計算此方法的敏感性(Sensitivity)，以不同人之間的心電圖樣本的比較，計算此方法的專一性(Specificity)。試算不同的閾值得其敏感性和專一性，將兩者平均得精確值(Accuracy)，以最大的精確值確定最佳的閾值、敏感性和專一性。詳細統計上的說明見於本章 3.8 段。

3.2.3 實驗結果

一維心電圖訊號輸入可得敏感性 93%，專一性 93%；三維心電圖訊號輸入可得敏感性 100%，專一性 95%。至於以主成份分析縮減輸入參

數量則得完全一樣的效果(表 3-1)。

3.3 特徵點辨識法二：神經網路比較法

3.3.1 心電圖訊號處理

如多維空間點距離比較法所述。

3.3.2 心電圖訊號比較：神經網路比較法

建立兩套神經網路模型，第一為倒傳播神經網路(Back Propagation Neural Network)，使用和輸入參數相同數目的輸入神經元，20 個隱藏神經元和 100 個輸出神經元(對應 100 個實驗對象)。各輸入參數值的前處理已包含以所有對象為範圍的標準化，值域為 0 至 1。網路模型輸出數有 100 個，各代表實驗對象，將其值定為-1(與輸入對象不同人)及 1(與輸入對象同一人)值。將 100 受測者的前心電圖樣本作為訓練輸入，以 Levenberg-Marquardt 法訓練網路模型。將 100 受測者的後心電圖樣本作為實驗輸入，每一實驗輸入進入此網路模型，得 100 對象對應的輸出值，其值介於-1 至 1 之間，愈接近 1 代表與實驗輸入對象愈相似。

另一為輻狀基底神經網路(Radial Basis Neural Network)，其展開常數定為 10。特色為在輸入訊號上限制於局部接受的範圍，使用非線性激發函數，如高斯函數。在模型的訓練中調整資料的分布寬度和接受領域的中心點，如此可以使此網路對於輸入訊號敏感，可得較快的收斂特性。

3.3.3 實驗結果

因為一維心電圖訊號輸入的資訊豐富度不夠，兩種神經網路架構僅得到 87%和 89%的精確值，以主成份分析進一步縮減輸入參數量則得到更差的效果:81%和 77%的精確值。

以三維心電圖訊號輸入的資訊較豐富，倒傳播神經網路架構得到 95%的精確值，輻狀基底神經網路架構得到 98%的精確值，同樣以主成份分析進一步縮減輸入參數量得到較差的效果:90%和 96%的精確值(表 3-2)。

神經網路比較法必須在輸入的資訊量豐富時才得到較好的辨識率，輻狀基底神經網路架構比倒傳播神經網路架構有較佳的辨識結果和較快的辨識速率，因此被推薦。除此之外神經網路比較法受限於資料的前訓練，辨識的對象為封閉的，只限於前訓練的範圍。

3.4 樣板比對法、樣板差異法

3.4.1 心電圖訊號比較

以 R 點為中心，取 1:1 左右兩側共 31 點，包含 0.12 秒的 QRS 波；以及取 1:2 的左右兩側共 151 點，包含 0.6 秒的 PQRS 波。計算兩心電圖波的相關係數，其值愈接近 1 代表兩波形愈接近。

3.4.2 實驗結果

樣板比對法的結果為 31 點短波輸入在一維心電圖訊號可得精確值 94%，三維心電圖訊號可得精確值 97%；151 點長波輸入在一維心電圖訊號可得精確值 97%，三維心電圖訊號可得精確值 99%(表 3-3)。因此樣板比對法在比較方法的簡便上和辨識的效果上值得推薦。

不論是樣板比對法、樣板差異法或樣板差異法標準化指標都得到一樣好的辨識結果(表 3-4)。

3.5 相空間圖形比較法一：有 R 點偵測-單一心電圖波

3.5.1 一維心電圖訊號處理

首先以 R 點為中心，疊取 5 個連續心電圖波成一平均波形。以 R 點為中心取兩段不同長度，取 1:1 左右兩側共 31 點，代表 0.12 秒的 QRS 波的短波；以及取 1:2 的左右兩側共 151 點，代表 0.6 秒的 PQRS 的長波。利用時間延遲嵌入法(Time-delay Embedding Method)，從各點上取連續多點代表新坐標，本研究取點與點間距為 0.02 秒的連續 3 點，可以將原本一維的心電圖訊號轉換成三維的訊號。以全部訊號的最大值和最小值，將全部訊號標準化為 0 至 1 的值域。

$$\mathbf{X}(t) = [x(t); x(t + \tau); x(t + 2\tau)]$$

$$\mathbf{X}_0(t) = (\mathbf{X}(t) - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$$

其中 τ 代表時間延遲， $\mathbf{X}(t)$ 代表的原始三維訊號， x_{\min} 和 x_{\max} 代表全部訊號的最小值和最大值， $\mathbf{X}_0(t)$ 代表標準化三維訊號。

以第一維訊號代表 X 軸值，第二維訊號代表 Y 軸值，第三維訊號代表 Z 軸值，完成三維相空間圖形的重建(Phase Space Reconstruction)。

3.5.2 三維心電圖波訊號處理

從前、側和後記錄電極記錄的心電圖波，以 R 點為中心，疊取 5 個連續心電圖波成一平均波形。以 R 點為中心取兩段不同長度，為

31 點的短波和 151 點的長波。以全部訊號的最大值和最小值，將全部訊號標準化為 0 至 1 的值域。

$$\mathbf{X}(t) = [x_a(t); x_l(t); x_p(t)]$$

$$X_0(t) = (X(t) - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$$

$\mathbf{X}(t)$ 代表原始三維訊號， $x_a(t)$ 、 $x_l(t)$ 、 $x_p(t)$ 各代表前、側、後心電圖波記錄， x_{\min} 和 x_{\max} 代表全部訊號的最小值和最大值， $\mathbf{X}_0(t)$ 代表標準化三維訊號。

以前位心電圖訊號代表 X 軸值，側位心電圖訊號代表 Y 軸值，後位心電圖訊號代表 Z 軸值，完成三維相空間圖形的重建。以數個實例圖示三維心電圖訊號的相空間圖重建(圖 3-3)

3.5.3 心電圖訊號比較：相空間圖形比較法

使用如 2.5.2 所述的相互最近點差異法和點密度空間相關法，定量標準化三維相空間圖形的圖形差異。以一組同一人心電圖波 X1 和 X2 及一組不同人心電圖波 X 和 Y 為例(圖 3-4)。

另外將 2.5 所述的所有圖形比較法應用在此心電圖身份辨識上。

3.5.4 實驗結果

在相空間法辨識的結果上(表 3-5)，在辨識方法上可觀察到 MNPD 法明顯優於 SC 法。在輸入的心電圖訊號長度上，MNPD 法和 SC 法中都可以發現，31 點短波(只包含 QRS 波)比 151 點長波(包含 PQRS 波)有更高的辨識成功率，原因是長波中的少特徵區段 P 波和 T 波會模糊掉多特徵區段的 QRS 波。在輸入的心電圖訊號維度上，三維心電圖訊號攜帶更豐富的訊息，比一維心電圖訊號有更好的辨識結果。

一維心電圖訊號輸入的最佳辨識結果的設定為 31 點短波輸入、MNPD 法比對，得敏感性 98%，專一性 88%；三維心電圖訊號輸入的最佳辨識結果的設定為 31 點短波輸入、MNPD 法比對，得敏感性 99%，專一性 98%。

因為同一比較條件下 MNPD 值和 SC 值的相關系數介於-0.55 至 -0.79，為中度的負相關，是否兩法有相輔相成的效果呢？如果同時以 MNPD 法和 SC 法共同判斷是否會得到更高的辨識率？定義 (MNPD 且 SC)代表 MNPD 法和 SC 法同時判斷為同一人才為同一人，(MNPD 或 SC)代表 MNPD 法或 SC 法任一判斷為同一人即為同一人。結果是(MNPD 且 SC)提升了辨識的敏感度，(MNPD 或 SC)提升

了辨識的專一度，但兩者都無法提升精確度。

SC 法對重疊的軌跡敏感，對於些微圖形軌跡的偏移也會大幅降低 SC 值，SC 法可說是同一圖形軌跡的模板追蹤器。SC 法在相空間分割得點密度的步驟，會模糊相空間圖的資訊，但也可能因此避免低幅的雜訊，因此須尋找適合的分割，本單元的 SC 維度分割設定為 10 等分。MNPd 法以最近點距離和，直接定量兩相空間圖的差異性，不像 SC 法半定量的計算，因此 MNPd 顯得在計算上能夠更完整定量，也得到較佳的實驗結果。

本研究的計算度為 3209 FLOPs, 10^4 次計算耗時 15.1 秒。MNPd 法以最近點距離和定義圖形的差異量，因為搜尋最近點的步驟會消耗大量的運算，本研究的計算度為 319518 FLOPs, 10^4 次計算耗時 413.9 秒。

除了以上提出的 MNPd 法和 SC 法外，其它所有圖形比較法應用在此心電圖身份辨識上的結果為：在一維心電圖波訊號輸入組，樣板比對或差異法得良好辨識率(97~98%的精確率)，相空間圖形比較法得普通的辨識率(85~94%的精確率)(表 3-6)。在三維心電圖波訊號輸入組，相空間圖形比較法均得良好的辨識率(96~98%的精確率)(表 3-7)。

3.6 相空間圖形比較法二：無 R 點偵測-多心電圖波

3.6.1 心電圖波訊號處理

每一維心電圖訊號經帶通濾波處理掉低頻的漂移和高頻的雜訊後，開始進行能量區段的收集。先將時間軸訊號數值平方，以 20 個連續點的能量和為能量單位，以 10 個點間距前進(1/2 的重疊)，如此的能量單位涵蓋一寬度的能量，才能避免突現雜訊的干擾。以所有能量單位由低至高分佈的 10%以上擷取為能量區段。將所有收集的能量區段標準化為 0 至 1 的值域。如果是一維心電圖訊號輸入，利用時間延遲嵌入法，衍生為三維心電圖波組；如果是三維心電圖訊號輸入，則直接組合為三維心電圖波組(圖 3-5)。

如何決定能量單位分佈擷取為能量區段的比例常數呢？以 2000 點穩定心電圖訊號為例，其能量單位由低至高分佈約在 5%以上開始脫離基礎值，本研究以 10%為切割點，擷取的能量區段集中在最有特徵的 QRS 波段(圖 3-6)。不同能量區段切割點所得的多環心電圖相空間圖軌跡緻密度不同(圖 3-7)。

3.6.2 多環相空間圖的處理

既然是從多心電圖波所得的相空間圖，便出現多環的圖形，和單心電圖波所得的單環相空間圖不同。在多環相空間圖的處理上，可完整接受相空間圖點，或進一步將低點密度的雜訊和高點密度的基礎值去除。本研究從低至高點密度分佈的前 10%(低密度雜訊)和後 90%(高密度基礎值)去除，稱為 Q19 去除法(圖 3-8)。

不論完整接受相空間圖點或以 Q19 法去除部份圖點後，為了使相空間圖形比較方便快捷進行，將已標準化相空間切割為 $20 \times 20 \times 20$ 的單位立方空間，單位立方空間的點密度採全有全無化，即大於 0 的點密度均是為 1(代表佔有此單位立方空間)(圖 3-9)。

綜合以上無 R 點偵測-多心電圖波訊號的處理流程如下：將每一維心電圖訊號經帶通濾波、訊號數值平方、以 20 個連續點為能量單位，重疊 $1/2$ 的能量單位、收集能量單位分佈 10%以上的能量區段、相空間圖重建、有或無 Q19 法去除部分圖點、單位立方空間點密度全有全無化，進行相空間圖形比較(圖 3-10)。

3.6.3 實驗結果

一維心電圖訊號輸入的最佳辨識結果的設定為無使用 Q19 去

除法、單位方形空間軸切割為 20 等分、MNPD 比對法，得敏感性 97%，專一性 89%；三維心電圖訊號輸入的最佳辨識結果的設定為無使用 Q19 去除法、單位方形空間軸切割為 10 或 20 等分、MNPD 比對法，得敏感性 99%，專一性 99%(表 3-8, 3-9, 3-10)。

以 ROC 評比，無 R 點偵測-多心電圖波相空間比較法的辨識率和有 R 點偵測-單心電圖波相空間比較法的辨識率一樣好，只有一維心電圖輸入的 SC 法較差，原因來自輸入資訊太少，再經 SC 法相空間圖形分割處理再遺失一部分資訊。

Q19 法再去除相空間圖形上低點密度的雜訊和高點密度的基礎值，則無必要，因為在能量區段的擷取步驟上已達到雜訊和基礎值的去除。另外單位立方空間點密度全有全無化的分割上，MNPD 法須保留較細的 20*20*20 分割，才不至於模糊圖點的位置。

除了以上提出的 MNPD 法和 SC 法外，其它所有相空間圖形比較法應用在此「無 R 點偵測-多心電圖波」心電圖身份辨識上的結果為：在一維心電圖波訊號輸入組，MNPD 法得良好辨識率(94%的精確率)，SC 法得普通辨識率(87%的精確率)，MNPM 法得不良辨識率(75%的精確率)(表 3-11)。在三維心電圖波訊號輸入組，MNPD 法、SC 法和 MNPM 法均得良好辨識率(95%~98%的精確率(表 3-12))。

3.7 自相關離散餘弦變換法

3.7.1 心電圖訊號處理及比較

參考 Yongjin Wang 2008 年發表的文獻(參考 1-6)，擷取一段 5 秒的心電圖訊號，進行自相關分析，得一自相關頻譜，取其前 75 個自相關係數，以離散餘弦變換法得非零的參數值(圖 3-11)。不同段心電圖波的比較則以其代表的參數組間的歐基里得距離計量。

3.7.2 實驗結果

最佳的組合為敏感度 79%，專一度 85%，精確值達 82%。

3.8 辨識結果分析的統計方法

如何判斷辨識結果歸類於何對象？

3.8.1 單敏感度考量：

同一人心電圖波便有其變異度，將測驗心電圖波與其比較，比較結果以其變異分佈判斷是否為同一人，此觀念只考慮敏感度，未考慮專一度(圖 3-12 左)。單敏感度考量可應用在身份的認證上，首先經

由密碼等輸入，徵召待比對的個人資料庫，測驗心電圖波與此資料庫的心電圖波比對，判斷其比較值是否在資料庫互比的變異分佈內，以決定其身份的認證。

3.8.2 單專一度考量：

將測驗心電圖波與全資料庫的對象(譬如 100 人)比較，以最小差異值判斷為同一人，此觀念只考慮專一度，未考慮敏感度(圖 3-12 右)。單專一度考量可應用在身份的搜尋上，測驗心電圖波與全部資料庫的心電圖波比較，從最小比對值判斷為身份最接近的人。



3.8.3 敏感度與專一度均衡考量：

以 100 人的辨識組群為例，同一人有兩組樣本。同一人辨認的結果考量為敏感度，不同人辨認的結果考量為專一度，辨識結果歸類為同一人或不同人的標準稱為閾值。不同的閾值決定出其分類的敏感度和專一度，定義敏感度和專一度的平均值為精確度(accuracy)，以最大的精確度定義為最佳的閾值。以一組 MNPD 法比較本研究 100 人辨識團體為例(圖 3-13)，隨著閾值增加，敏感度愈高但專一度愈低。取閾值 0.141 得最大精確度，為敏感度和專一度平衡的考量。

本論文研究不論其比較方法，均以此統計方法定義敏感度、專一度和精確度。多維空間點距離比較法的比較結果是多維空間兩點距離，MNPD 相空間比較法的比較結果是 MNPD 值，兩者屬於同一類，參數值愈大代表愈相異。神經網路比較法的比較結果是網路模型輸出值，樣板比對法所得的相關系數，和 SC 相空間比較法所得的 SC 系數，均屬於同一類，參數值愈大代表愈相同。

敏感度與專一度均衡考量應用在判別身份辨識方法的效力上，以精確度為代表指標。



第四章 不同狀態下心電圖波的變化及對身份辨識的影響

4.1 引言

心臟跳動可以獨立進行，心臟的收縮從竇房結啟動，延著傳導系統前進，基本原則為全有全無律。但跳動的啟動、收縮的速度，傳達到胸壁記錄電極的路徑卻可隨著身體的姿勢(相當心臟在心內膜腔的相對位置)，呼吸速率或動作，自律神經刺激而受到影響。本單元討論記錄心電圖時身體的姿勢、呼吸和心律的速度對心電圖波形的影響，及其程度是否影響身份辨識的成功率。



4.2 實驗對象及方法

以四位年輕健康受測者的各種狀態下心電圖記錄分析。記錄方法如多維空間點距離比較法段落所述，實驗過程如下：

	1	2	3	4	5	6	7
姿勢	坐姿	仰躺	俯躺	右側躺	左側躺	呼吸速 6 次/分	呼吸速 10 次/ 分
記錄時間	10 分	2 分	2 分	2 分	2 分	2 分	2 分

	8	9	10		11		
姿勢	呼吸速 15 次/ 分	呼吸速 30 次/ 分	停 止 呼 吸	停 止 呼 吸	心 率 加速 1	心 率 加速 2	心 率 加速 3
記錄時間	2 分	2 分	30 秒	30 秒	2 分	2 分	2 分

心電圖波訊號的處理：取同狀態的心電圖波，以 R 點為中心，向左(P 波方向)取 50 點，向右(T 波方向)取 100 點，共 151 點，作為此狀態的個別心電圖波。

分析波形的變異度上有兩種模式：第一種為同一狀態下所有波形的平均波為此狀態的比對樣板，同一狀態下個別波形對同一狀態下的平均波樣板進行 MNPD 法比較。這個指標代表同一狀態下波形自己變異的程度。第二種為以坐姿的所有波形的平均波為公共的比對樣板，各個狀態下個別波形均對坐姿的平均波樣板進行 MNPD 法比較。這個指標代表各狀態下波形相對於坐姿的平均波形的變形的程度和自我變異的總和。

4.3 實驗結果

4.3.1 同一狀態下的比較(圖 4-1)

綜合分組分析的結果，只有右側躺會增加心電圖波形自我變異的程度，可能因為心臟在心內膜腔的空間受到不適的擠壓，或影響到靜脈血的回流，使心電圖的波形混亂，導致自我變異增加。此現象在四個正常受測者中有三人發生，應該為一種常見的生理現象。其右側躺導致的心律不穩定的時間如何，是否會逐漸適應而消失；另外心臟肥大的患者，其心內膜腔的空間更侷限，是否有不同的表現，均須進一步研究其生理和病理的意義。

4.3.2 各狀態下對坐姿的比較(圖 4-2)

綜合分組分析的結果，右側躺的狀態相對於坐姿的平均波比較，在四個受測者中有三人發生明顯的變化。俯躺及心率加速的狀態相對於坐姿的平均波比較，呈輕微的變化。右側躺會大幅改變心電圖波的波型，可能因心臟在心內膜腔的位置向右墜落，改變心臟和胸壁的相對位置，影響心電圖波的訊號形狀。俯躺依相同原理在四個受測者中一人發生變化。心率加速的狀態改變的主體是心率間隔的縮短，P、

Q、R、S 和 T 波依心肌細胞收縮的全有全無率影響不大，但仍有一些波形的變型，四個受測者中有一人發生變化。

4.3.3 各狀態相對於坐姿的平均波比較的展示

各姿勢相對於坐姿(圖 4-3)：仰躺、俯躺、左側躺的時間軸訊號和相空間圖和坐姿相比均圖形重疊。右側躺的時間軸訊號和坐姿的時間軸訊號比較，P 波和 ST 區段偏離。也因此兩者的平均波相空間圖部分不重疊。

呼吸控制及心律加速相對於坐姿(圖 4-4)：呼吸控制的時間軸訊號和相空間圖和坐姿相比圖形重疊，因此呼吸速率完全不影響心電圖波波形。心律加速狀態產生部分的時間軸訊號位移，QRS 區段完全相貼，代表心室收縮為標準的全有全無率，但 PQ 和 ST 區段有輕微縮短的現象，代表心房和心室的傳導在心律加速狀態有縮短一些。

4.3.4 各狀態相對於坐姿的差異是否影響對 100 人實驗對象的辨識？

0	1	2	3	4	5	6	7	8
坐姿對 100 人	坐姿	仰躺	俯躺	右側 躺	左側 躺	呼吸 控制	停止 呼吸	心 率 加速

以一位受測者為例，分析的結果是右側躺及部分心率加速的狀態，其產生的差異可能影響對不同身份的辨識成功率(圖 4-5)。因此心電圖的身份辨識在姿勢狀態上不適用於右側躺，但此姿勢在一般情況下不會遇到。反而須注意一部分的心律加速會導致心電圖波變形，因此在心電圖的身份辨識上或許應限制最高心率。



第五章「波型樹法」分析心室不整脈

5.1 引言

身份辨識屬於不同人之間的比較，心律不整脈的辨識則屬於同一人之間正常和異常心電圖波的比較。心律不整脈偵測的兩大問題是 R-R 時間差的偵測和波型的辨識(圖 5-1)。前者指出「心房早期收縮 (Atrial Premature Contraction, APC)」，此類異常心電圖波波形無明顯變化，無法以一般波形辨識發現，但心率提早出現，可以 R 點偵測心率判別。R 點偵測的方法包括 Pan-Tompkins(1985)的演算法(參考 5-1)，和 So-Chan(1997)的演算法(參考 5-2)。於 2004 年 Christov 並做很好的整理(參考 5-3)。時間軸訊號上波型辨識的文獻包括樣板指定的相關係數法(參考 5-4)，小波分析法定義心電圖波特徵點(參考 5-5, 6, 7)，再結合神經網路辨認心電圖波(參考 5-8, 9, 10)。以相空間圖形法辨識波型的文獻包括 Amann 提出心室纖維性顫動(Ventricular Fibrillation)，相較於正常節律波，會佔據二維相空間圖較大的面積，可以此作為心室纖維性顫動偵測的方法(參考 5-11)；Lee 等人提出可利用心電圖相空間圖的呈現偵測 QRS 特徵點(參考 5-12)；Júlio 等人將心電圖轉換成相空間圖，提出兩二維相空間圖形統計距離的定量比

較法，可以監測波形變異時的心律不整脈(參考 5-13)。

在自動心律不整脈偵測的架構上，可以分為三大類(圖 5-2)。第一大類是「公共的辨識器」。將已歸類的心電圖波作為訓練的樣板，可以各種不同的方法擷取心電圖波的特徵值，輸入分類器中，包括神經網路或統計架構的分類器。這一類方法在封閉的系統中，可以得到不錯的結果，但對於系統數量多，出現各式各樣心電圖波形，或作為開放式的比較，則會出現困難。Inan(2006)指出在大數量的心室不整脈偵測上是困難和不精確的，原因是心室不整脈存在各種形狀的變異，再加上大數量的神經網路訓練會出現過度凝合的現象(參考 5-8)。但公共的辨識器架構仍然是目前研究最多的方法。

第二大類是「個人化前置樣板的辨識器」。已經注意到每一個人的正常心電圖波，雖然都是 QRS 窄波，但存在足夠多的差異；同一個人若出現心室不整脈，其波型雖都是 QRS 寬波，但可以存在多於一種形狀(代表不同心室不整脈的發射點)，因此個人化的作業比起公共的辨識器架構為較合理的方式。Chiu 等人發表指定個人化的正常波型樣板和心室不整脈波型樣板，以相關係數法定量樣板和偵測的心電圖波的差異，在 MIT-BIH 心律不整脈的資料庫中數個檔案，得到很好的辨識率(參考 5-4)。

本論文發展第三大類辨識法：「個人化波型分類器」。前一段已提到個人化的辨識器比起公共辨識器合理，但是辨識樣板的製造，則需要收集同一個人記錄的全部或大部分的心電圖訊號，藉以分析出不同的樣板，這個步驟已經是辨認的開始，完成合理樣板的製作已經將心電圖波的辨識的工作近於完成。

在心律不整脈的辨識上我們提倡「個人化分析，自動波型分類」。電腦計算的強項在精確和不斷的運算，藉此能力將波型類似的心電圖波聚集，最後只有單純的呈現分類的結果，並不取代醫生的工作完成分類結果的診斷。也就是說心律不整脈的辨識上只完成前半段的工作，但要求的是個人化、自動化、波型分類。

5.2 研究對象

本論文採用 MIT-BIH 心律不整脈的資料庫(參考 5-14)，從 48 個個案挑選出適合分析的個案，條件是出現心室不整脈且其數量大於 40 個(檔案約 2000 多個心電圖波)，另一條件是單純一種基礎波，可以為正常波、傳遞阻滯波或節律器波。符合兩條件者共有 22 個檔案，總共 53725 個心電圖波，其中正常波形 46161 個佔 86%，心室不整脈波 7564 個佔 14%。每一個檔案依照其心電圖波的診斷標示，只取其 4

類波型：基礎波包括正常波(N)、傳遞阻滯波(R 或 L)或節律器波(P)、心房早期收縮(A)、心室早期收縮(V)、心室早期收縮融合(F)。這 4 類波型代表檔案全部或極大部分的檔案資料，其前兩者為正常波型，後兩者為心室不整脈波型。

5.3 波型樹法

先決定圖形比對方法，譬如樣板比對法或其他相空間圖形比對法，然後依下列三步驟：

5.3.1 自動指定比對樣板和循環比對(圖 5-3、5-4)

取前 20 個心電圖波區段，將每一個心電圖波計算和其它 19 個心電圖波的圖形差異量，取其最小差異量的前 5 名的總和，計算 20 個心電圖波得其各自相鄰差異量總合後，其最小差異量總合的組別認定為 20 個心電圖波中在圖形上最群聚的 6 個心電圖波，自動指定為第一比對樣板。一開始比對樣板只有 6 個心電圖波，仍取其 R 點為中心的平均心電圖波，和 6 個心電圖波比較，得分佈的標準差，作為比對的依據。

將此指定的平均樣板和每一個心電圖波比較，比較值大於研究者

要求的標準差歸類為「不屬於樣板波類」，比較值小於要求的標準差歸類為「屬於樣板波類」，並將此類逐一併入比對樣板的群組中，重新計算其平均樣板和分佈的標準差。

因為一開始比對樣板的群組只有 6 個心電圖波，難免比對的不恰當是存在的，逐漸併入屬於樣板波類後便改善辨認的效力，也就是說在比對的一開始有比對的學習代價，假如從訊號的左端開始比對造成左端一開始比對的不精確，但中段至末段的比對為精確。為了解決這個缺點，本論文提出「雙向比對法」。我們從左右各一端開始比對，從雙向比對的結果均判斷為「不屬於樣板波類」才認定為是。

全部訊號比對完畢後、分出「屬於樣板波類」和「不屬於樣板波類」，後者收集為新的待比對訊號，重複以上所有步驟，包括自動指定比對樣板、比對和更新比對樣板群組、雙向比對法。

5.3.2 波型群組分析法

當自動指定比對樣板和循環比對分出數個「屬於樣板波類」後，剩餘的「不屬於樣板波類」的心電圖波數量小時，譬如小於 20 個，則不適合再指定比對樣板法分類，反而適於採用群組分析法(Cluster Analysis)，循環分出兩類。

首先剩餘的「不屬於樣板波類」的心電圖波數量為 N 個，計算所有 N^2 個兩兩心電圖波的差異量，如果比對的方法是相同圖形的結果比值為 1，譬如樣板比對法等，則須校正為等同距離的概念，將比對的比值等值的調整為 0。

將 N^2 個比較值的 N 方形矩陣視為群組分析的輸入，指定分出兩類，數量大者認定為已完成分類組，數量小者則再進入此分類法，循環分類出所有心電圖波。

5.3.3 分類波型樹狀圖呈現

分類後的各種波型組群，取其各組平均波形，將這些平均波形兩兩互相比較，定量其差異，完成所有差異值組成的矩陣，須注意校正為以距離為概念的參數，進入群組分析法，解析出所有平均波形的親疏關係，再以樹狀圖呈現。最後交由專業的醫師判斷，參考各個波型組群聚的狀況，平均波形，樹狀圖分類結果，診斷其波型屬性。

5.4 實驗結果

採用樣板比對法作為一維心電圖波兩兩比對，定量其圖形差異的方法，以「波型樹法」為架構。從 MIT-BIH 心律不整脈的資料庫所

挑選的 22 個檔案，總共 53725 個心電圖波中，得錯誤診斷的波數為 564 個，錯誤率為 1.05% (表 5-1)。

以「波型樹法」為架構，採用相空間圖形比對法作為一維心電圖波定量兩圖形差異的方法，發現分類結果不良，分類出的波型組內部的波形混雜，常包含正常和心室不整脈波，故無法提供醫師將整個波型組歸屬一個診斷。

5.5 討論

本實驗以 MIT-BIH 心律不整脈的資料庫所挑選的 22 個檔案分析，包含單純基礎波和足夠數量的心室不整脈波。以資料庫所標示的 R 點為一維心電圖波的指標，採用「波型樹法」架構的三個步驟分類波形，將分類後波型的樹狀結構交由專業人員診斷分類的結果。

樣板比對法定量圖形差異的分類結果良好(圖 5-5、5-6)，在運算時間上，分類波型內部波形的緊密，不至於混雜正常和心室不整脈波，均達到滿意的結果。原因是樣板比對法對一維時間軸訊號的圖形差異特別敏感，完全滿足波形分類上圖形差異的要求。「樣板比對法-波型樹法」的組合可以達成本章一開始提到對心律不整脈分析「個人化、自動化、波型分類」的要求。

但不幸的是相空間圖形比對法作為定量圖形差異的分類結果不良(圖 5-7、5-8)。原因分析如下：相空間圖形比對並不是視覺上直覺的圖形差異，而是圖形內部的細節，一維心電圖訊號的輸入均為 QRS 波的鐘形結構，對相空間圖形比較法而言太單調，單純上升或下降的曲線細節佔了鐘形結構的大部分，如果相空間圖形比較法只掌握了轉折處的細節，則比較的基礎太薄弱，當面對同一心電圖檔案中 2000 多個心電圖波形，同一類波型的自我變異已累積足夠差異而重疊至另一類波型。而且分類後波型組群內部正常和心室不整脈波的混雜是「波型樹法」架構的大敵，因為專業人員無法診斷混雜的波型。

從實驗結果得到的經驗是，樣板比對法快速而完整的掌握了一維時間軸圖形視覺上的差異，但是其缺點是無法同時處理一維以上(多維)的時間軸訊號。樣板比對法只能處理單一維的訊號，無法同步處理多維訊號，因此無法體現多維訊號時間共變的特性。相反的對於多維訊號同步處理的困難問題，剛好是相空間圖形法的強項。相空間圖形法喜歡分辨訊號細節複雜的一維訊號或多維訊號。因此簡單、一維時間訊號、視覺圖形上的差異的要求，交給樣板比對法執行；複雜、多維時間訊號交給相空間圖形法執行。

一維心電圖訊號輸入的心室不整脈波型分類完全符合樣板比對法

的適合條件，反而此時不適用相空間圖形法。但是二維以上的心電圖訊號輸入的心室不整脈波型分類，開始發揮相空間圖形法的威力，在未來研究上探討的重點。



第六章 結論和展望

6.1 引言

本論文的核心知識是相空間圖形法，應用題是心電圖波的辨識和分類。本論文作者原本好奇於這二、三十年發展的混沌科學，嘗試於腦電波的複雜度分析，並嘗試整合不同複雜度指標和複雜度指標的絕對化。但腦電波的不可捉摸的特性是研究訊號分析的聖杯。後來一次在往上海的飛行途中巧遇國際上研究心電圖身份辨識的先驅沈祖望博士，想到相空間圖形法可以解決心電圖辨識的問題，數個月後試著將這個想法實踐，得到很好的鼓勵，其間為了解決相空間圖形比較的問題，和指導教授詹曉龍老師不斷克服困難和創新方法。在此一併感謝兩位老師。

本論文的結論分成兩部分：第一是相空間重建的意義、單一相空間圖複雜度的定量、雙相空間圖的差異定量方法。第二是相空間圖形比對法應用在心電圖辨識分類上的 3 個具體結果：無特徵點心電圖辨識法、右側躺姿勢造成心電圖波形變異、心室不整脈的波型樹法分類。

6.2 相空間重建的意義

時間訊號和空間訊號是依據背景上的時間座標軸或空間座標軸而產生的絕對訊號。如何產生背景獨立、以相對關係描述的關係訊號，在物理、數學上已有很多前人的努力。原本靜態的空間、緩緩前進的時間所建構的牛頓世界，可以轉換另一看法為一切為相依相生的相對關係的愛因斯坦世界。

本文提到一維時間訊號時間前後相依的相空間轉換，多維時間訊號時間共變的相空間轉換，空間訊號空間相鄰相生的相空間轉換。相空間重建必須定義兩個參數：訊號變化的最小尺度，和決定相依相生的局域性範圍，即是決定相空間的維度。相空間重建的這兩個決定就是去了解訊號變化的最小和最大尺度，也就是本文定義的「垂直尺度」。訊號在這個尺度內變化和互相影響，可以說是訊號存在生命活力的範圍。而時間或空間軸絕對訊號的所有資訊的等量轉換為相空間圖形訊號時，應涵蓋存在其活力的每一個尺度的多維相空間圖的集合。

未來研究的重點是空間訊號的相空間轉換，垂直尺度的界定，等量資訊相空間圖形的轉換，都是訊號學上需要加強開發的重要題目。

6.3 單一相空間圖複雜度的定量

訊號內或訊號間互動的程度，決定其訊號的複雜度。將訊號轉換為相空間圖，其軌跡圖形的複雜度評量須反應以上的定義。在單一相空間圖複雜度的定量上有一個「水平的看法」和一個「垂直的看法」。

「水平的看法」代表一個涵義：近似的條件理應產生近似的結果，即是有序訊號約束力的展現，服從這樣的約束的程度就是訊號「不亂」的指標，近似熵、相關維度、里亞普諾夫指數都是體現這個概念的指標。「垂直的看法」意指訊號變異的尺度，訊號在一範圍內的區段分割展現指數相應的變異，因此界定最小和最大的活力尺度，前者為訊號變化的最小單位，後者反應訊號互動局域的最大範圍。去趨勢波動分析法所得尺度大小和總變異量的對數-對數圖，其曲線的兩端轉折點反應訊號最小和最大的活力尺度，尺度內的曲線斜率反應訊號活力，兩者代表訊號「亂」的範圍和程度。

未來的研究上嘗試參考各形式的複雜度指標，提出綜合的指標，並且以訊號隨機排序為計算複雜度指標的控制組，將複雜度指標絕對化。在相空間圖形上利用維度改變，觀察圖形軌跡的變異，相對於時間軸訊號的去趨勢波動分析法，定義出相空間圖形法的垂直尺度指標

6.4 雙相空間圖的差異定量方法

相較於單一相空間圖複雜度的定量方法，雙相空間圖的差異定量方法的發展較少。很多情況都適用於雙相空間圖的差異的定量，包括同系統一維或多維時間訊號時間前後的穩定性研究，不同系統一維或多維時間訊號的比較，空間訊號的相空間圖形法比較。以上情況若考慮多變數分析的統計方法，都是困難的問題，但在相空間圖形法的比較上，均成為雙相空間圖的差異定量的基本問題。

本論文根據時間軸訊號比較方法的精神，從樣板比對法發展出相互最近點比對法；從樣板差異法發展出相互最近點差異法和點密度空間相關法，以定量兩個相空間圖形的差異。每一個方法都有自己的特質，適用於不同的狀況。

未來研究的重點是將這些相空間圖形比較法應用在各種不同的題目，譬如腦波相空間圖狀態的穩定和變化，血壓波、心電圖波、血流波共變狀態的改變，兩無參考點圖畫的差異定量。隨著研究對象的不同調整適合的相空間圖形比較法。

6.5 無特徵點心電圖辨識法

特徵點擷取輔以統計或神經網路的分類是心電圖辨識的主流。但是領域內的工作者都知道心電圖特徵點擷取的困難和擔心其不精確性。既然相空間圖形為訊號細節相對關係的轉換，不再有特徵點的成分，可以做為去特徵點心電圖分析的主要方法。本論文以訊號平方代表訊號的能量，依指定比例的高單位能量區段為心電圖訊號中 QRS 波段所在，經轉換為多環相空間圖形，以分格的單位空間重新計算點分佈軌跡，以簡化多環相空間圖形，至此便可以開始相空間圖形的比較。因此只要輸入一段心電圖波，不論是一維或多維，都可依此步驟轉換為相空間圖形準備比較。多維心電圖訊號的無特徵點心電圖辨識法，可以說是完全發揮相空間圖形比較法的威力。

未來應著眼於無特徵點心電圖辨識法的硬體實現，提倡「第二道鎖」的觀念，應用在門禁身份識別系統、金融業基本和嚴謹的身份辨識系統、貴重財產的身份識別上。

6.6 右側躺姿勢造成心電圖波形變異

本論文為了探討不同姿勢、呼吸速率、心跳速率對心電圖波形的影響，意外發現右側躺姿勢造成心電圖波形變異，包含兩個含義：心電圖波形不同於其他狀態，心電圖波形自我變異性增加。這個發現其實隱含心臟搏動受限於心包膜腔的空間限制，右側躺姿勢加重這個限制，導致心臟搏動的變型和不穩定。

未來研究上可以觀察更多的正常人，以了解「右側躺姿勢造成心電圖波形變異」的普遍性，觀察心臟肥大或肺氣腫患者，因其心包膜腔的空間更受到限制，評估此現象存在是否可以作為心包膜腔自由空間的指標。

另外心電圖的變異性研究，一直以 RR 間隔為心電圖變異的唯一或主要參數輸入，稱為心律變異度(Heart Rate Variability)。可以考慮以心電圖波的相空間圖為基礎，相空間圖形的連續變異量為心電圖變異性的輸入，稱為心圖變異度(ECG Morphology Variability)。因此未來心電圖的變異性研究應包含心律和心圖的變異，才算是完整。比較兩者的相關性因子和不相關性因子，獨立出心圖變異度的意義，探討心圖變異度和心包膜腔自由空間限制的關係。

6.7 心室不整脈的波型樹法分類

本論文提倡「個人化、自動化、波型分類」原則解決心室不整脈的辨識。當波數量小時，使用自動指定比對樣板和循環比對，分類出波型的大類；「雙向比對」的創新方法，解決樣板比對初步的學習效應；波數量小時，以波型群組分析法分出兩大、小類，循環分類。將所有的分類波型以樹狀圖結構呈現，方便專業人員進一步將分類出的波型診斷。以一維心電圖訊號輸入，「樣板比對-波型樹法」得到快速準確的效果，其分類誤差率僅 1.05%。以相空間圖形比對法，受限於一維心電圖訊號輸入的資訊細節不足，分類的結果不良。

未來的研究上將採用一維以上心電圖訊號輸入，譬如 MIT-BIH 資料庫的二維心電圖訊號為輸入，以發揮相空間圖形比對法處理多維複雜訊號的威力。另外嘗試結合訊號能量法和相空間圖形比對法作為無特徵點多維心電圖自動監測系統。

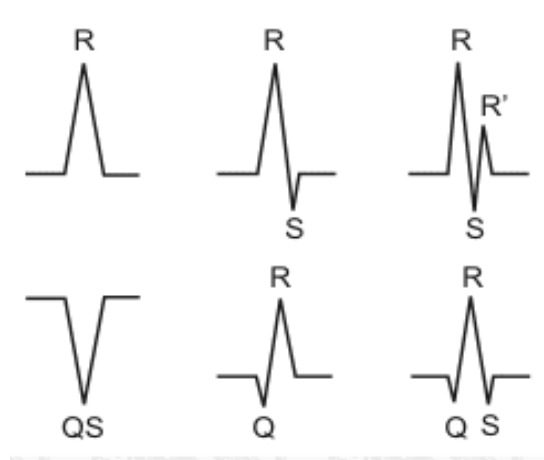


圖 1-1 正常心電圖 QRS 波型存在各種變異的形狀

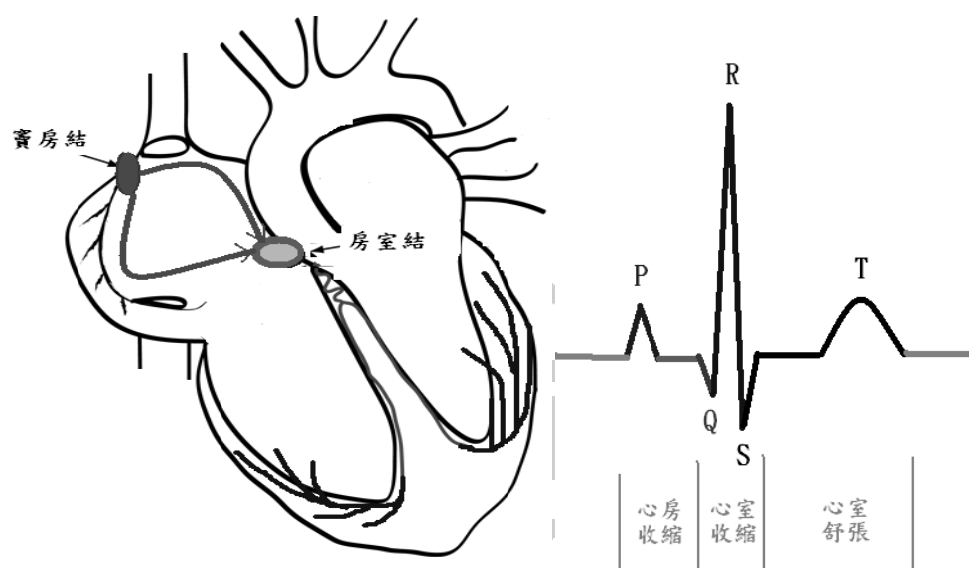


圖 1-2 心臟電傳導過程和相對應心電圖訊號

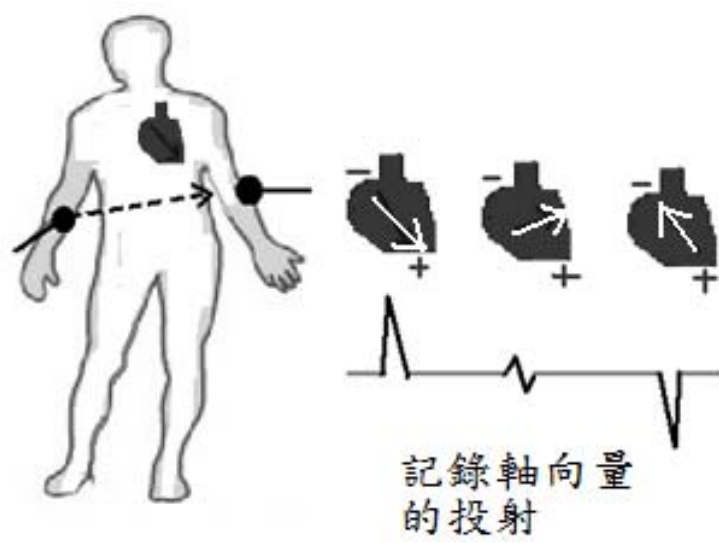


圖 1-3 心電圖訊號的記錄

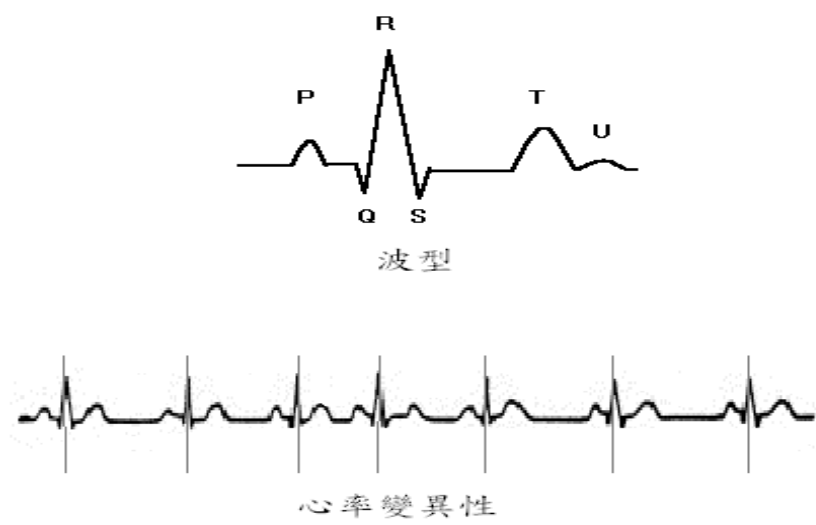


圖 1-4 心電圖包含兩大內容：波形和心電圖變異性

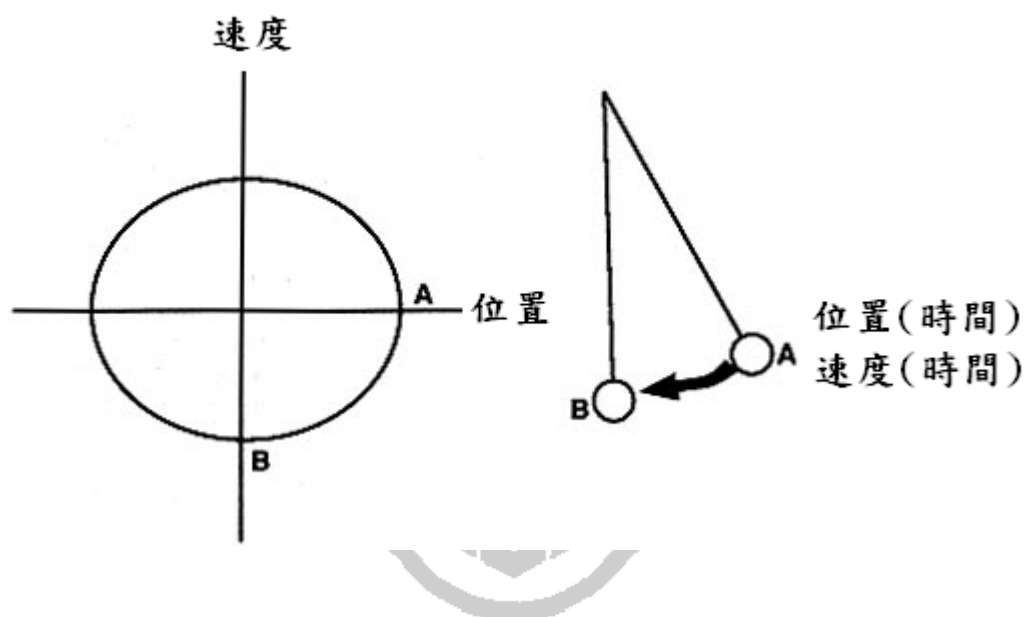


圖 1-5 H. Poincaré 將右側單擺運動位置和速度的時間參數，轉換成位置和速度的相對關係，以二維狀態空間描述。

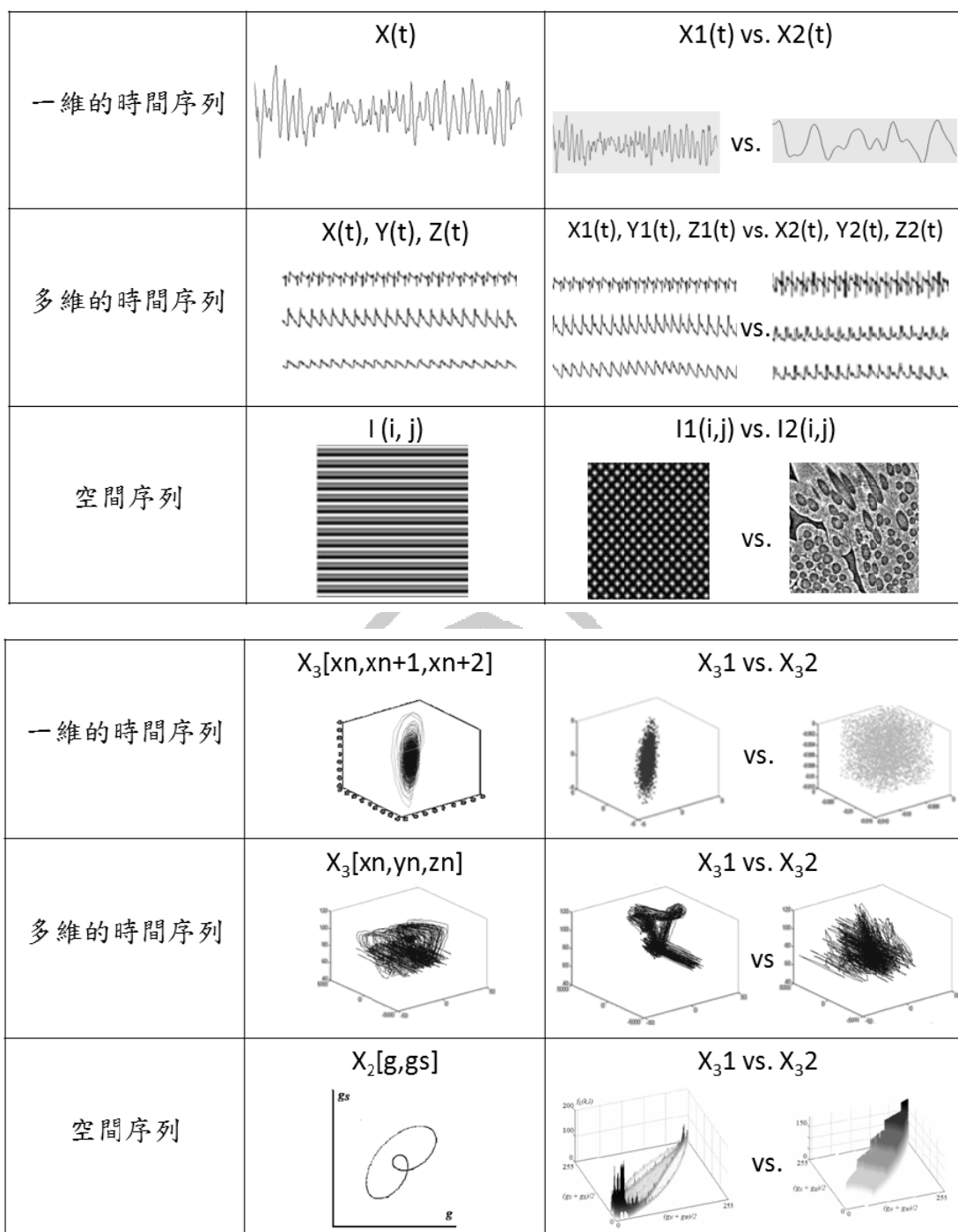


圖 1-6 上圖為三大類型參考座標軸訊號，分別為單訊號的呈現和雙訊號的比較；下圖為上圖參考座標軸訊號的相空間圖。

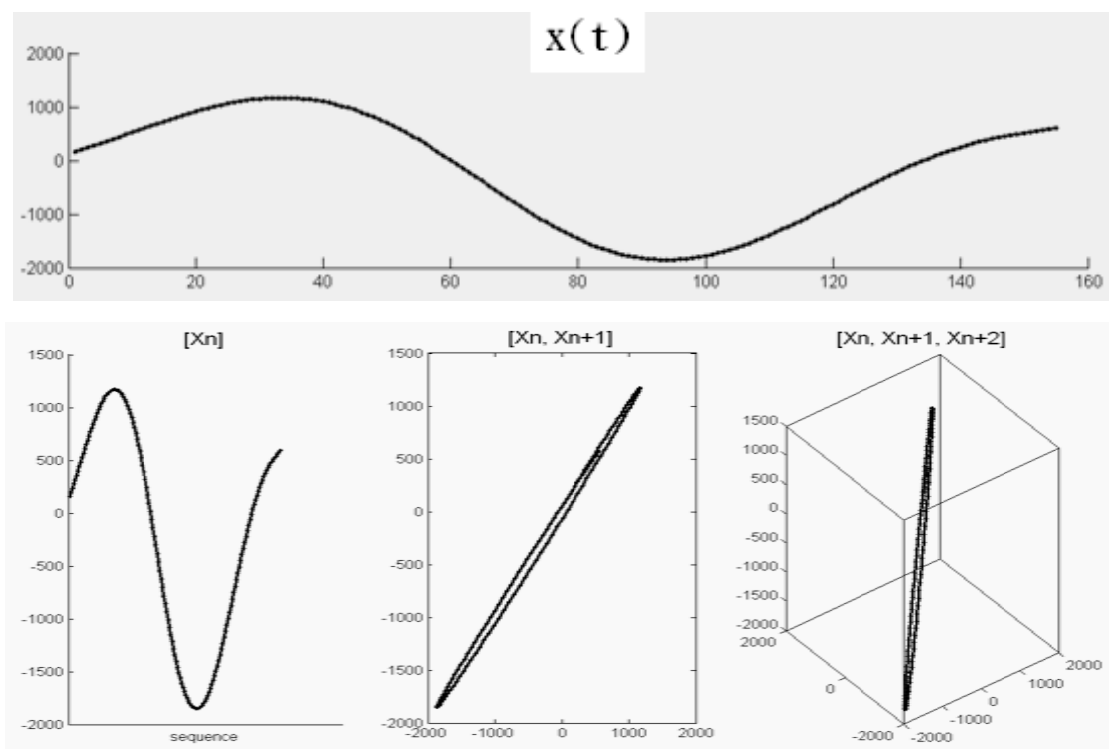


圖 2-1 上排 $x(t)$ 以時間 t 為自變數的絕對訊號，轉換為時間背景獨立的一維序列、二維序列(2 連續點集合)、三維序列(3 連續點集合)等的相對關係集合。

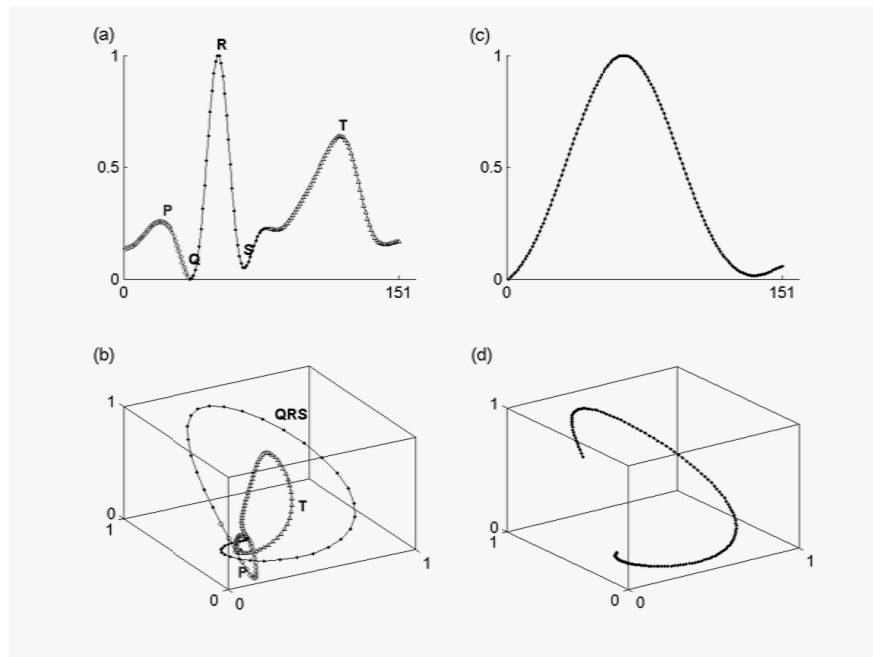
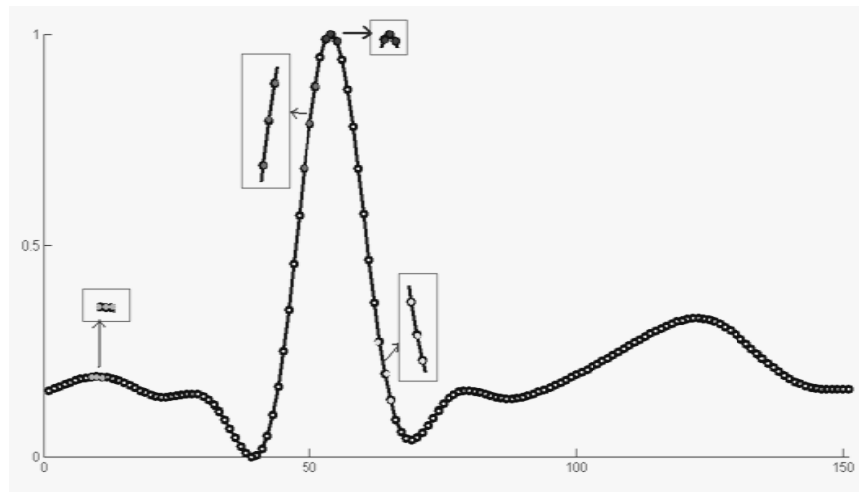


圖 2-2 一段 151 點心電圖波的資訊並不只是 151 點單獨波幅的集合，更包括 2 點間、3 點間、4 點間…相鄰的資訊，上排圖呈現各種連續 3 點相鄰的型態。下排圖(a)、(c)各為 151 點和 31 點的心電圖波，轉換為三維相空間圖的軌跡(b)、(d)。

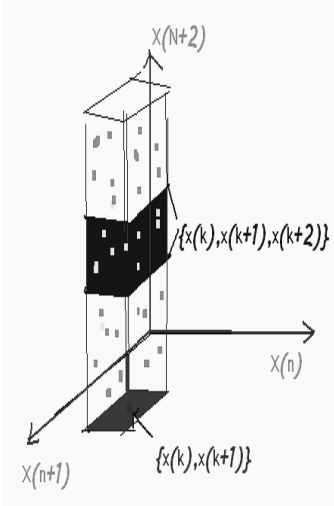
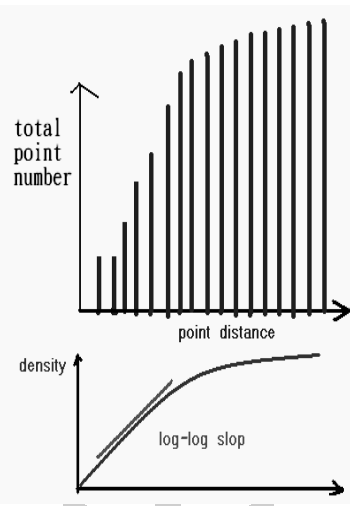
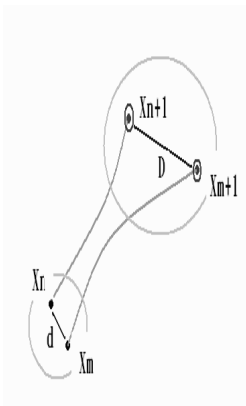
<p>近似熵</p> <p>Approximate Entropy</p>	<p>相關維度</p> <p>Correlation Dimension</p>	<p>里亞普諾夫指數</p> <p>Lyapunov Exponent</p>
		
<p>近似條件下的結果 (下一點)是否近似?</p>	<p>點距增加造成點數增加是否不均勻?</p>	<p>點距微異造成多大結果(下一點)的差異?</p>
<p>相空間圖形是否 扁平?</p>	<p>相空間圖形是否 均勻?</p>	<p>相空間圖形是否 發散?</p>

圖 2-3 相空間圖中點對點分佈特性，定量訊號的複雜度。

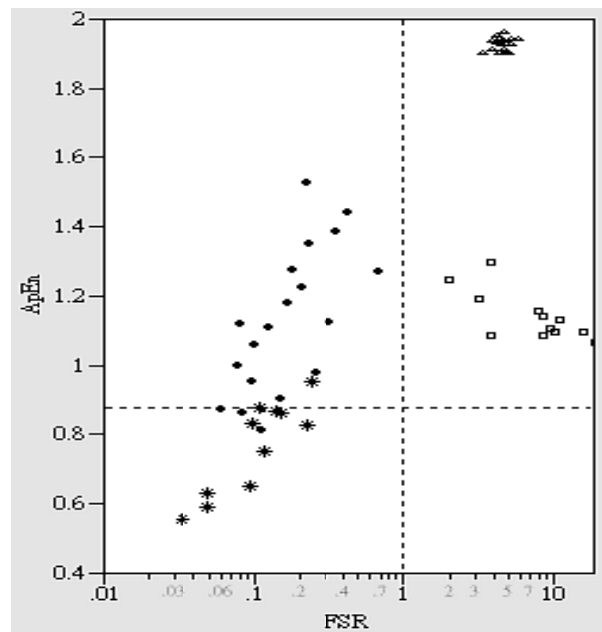
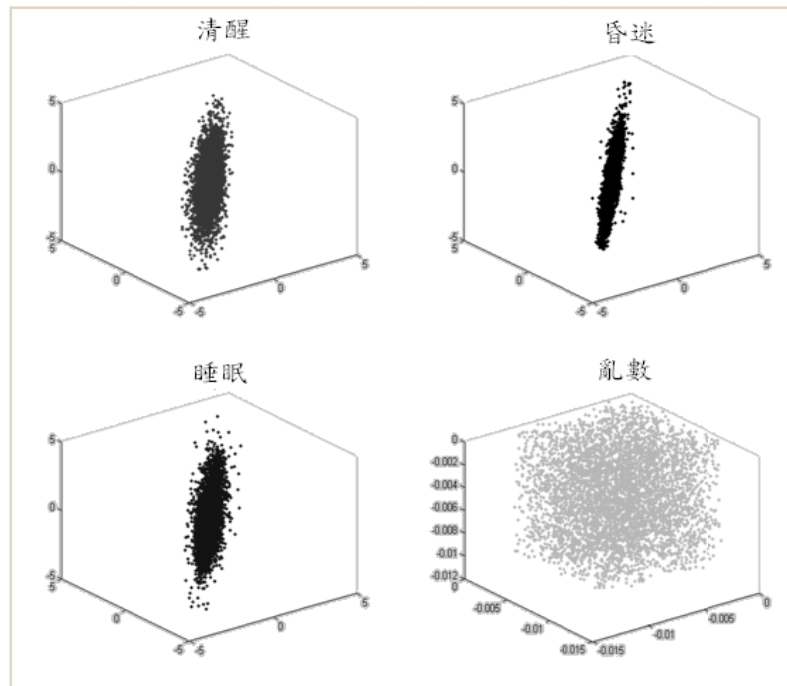


圖 2-4 上圖為表正常清醒、睡眠、昏迷、隨機訊號的相空間作圖；下圖：ApEn 代表近似熵，FSR 代表快波能量(8-40Hz)對慢波能量(1-8Hz)的比值；★代表昏迷、●代表睡眠、□代表正常清醒的腦電波訊號，△代表隨機訊號。

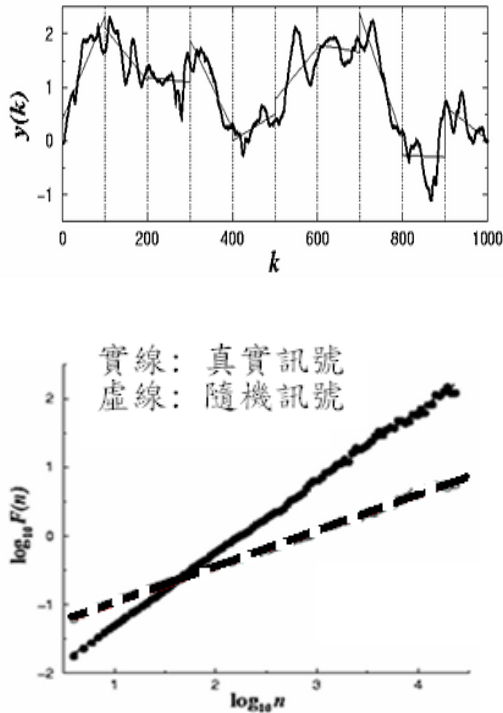
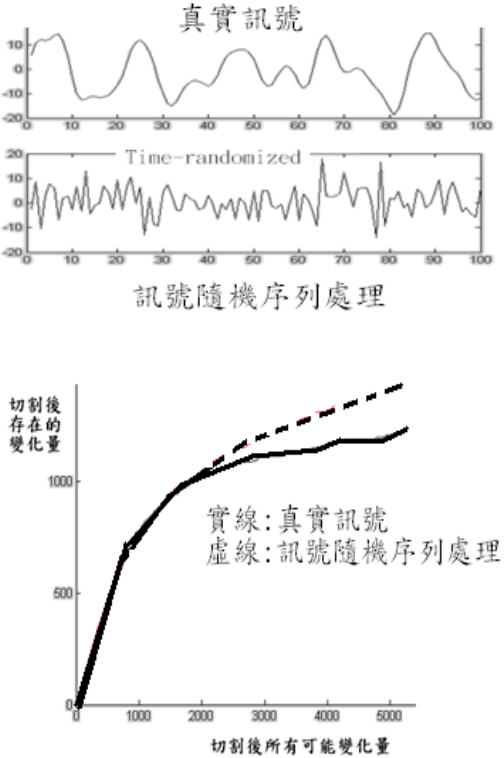
<p>去趨勢波動分析法</p> <p>Detrended Fluctuation Analysis</p>	<p>相空間型態比例</p> <p>Pattern Ratio</p>
 <p>實線：真實訊號 虛線：隨機訊號</p>	 <p>切割後存在的變化量</p> <p>實線：真實訊號 虛線：訊號隨機序列處理</p> <p>切割後所有可能變化量</p>
<p>不同時間軸分割尺度下</p> <p>總變異量的觀察</p>	<p>不同相空間分割尺度下</p> <p>型態總量比例的觀察</p>
<p>了解垂直尺度的活力</p>	<p>了解相空間型態的種類</p> <p>佔所有可能發生型態的比例</p>

圖 2-5 相空間圖中垂直尺度特性，定量訊號的複雜度。

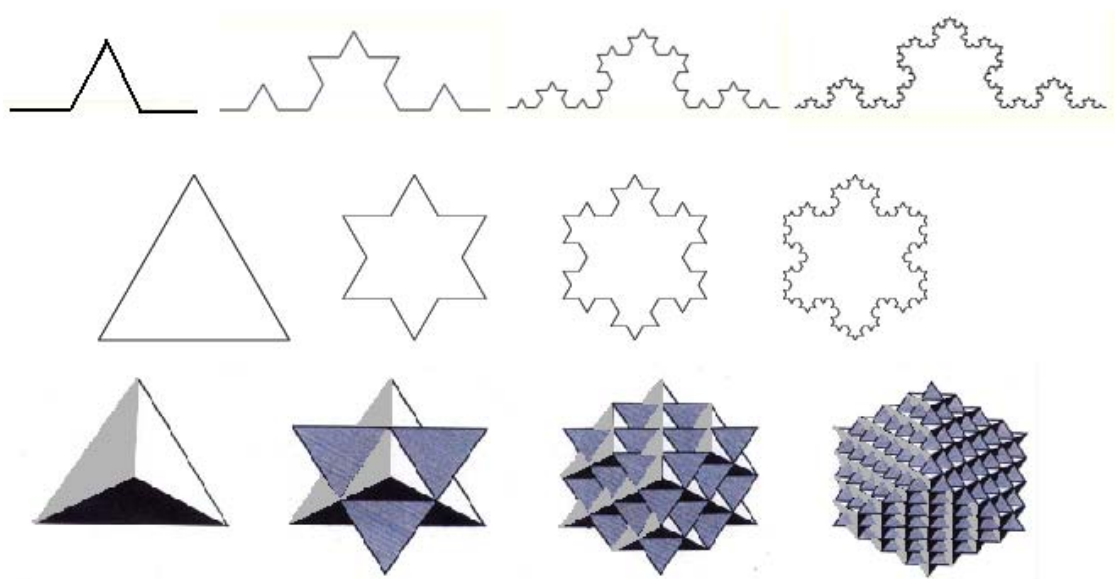


圖 2-6 Helge von Koch 提出 Koch 曲線(上排)，延伸出平面(中排)和立體(下排)的 Koch 雪花。

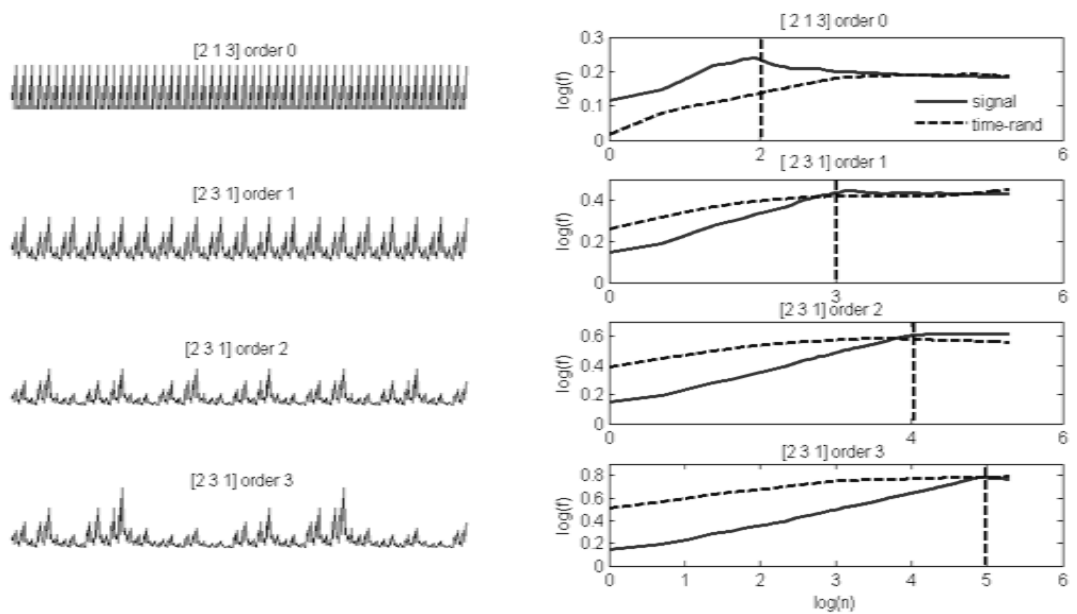


圖 2-7 左側圖為 0 至 3 階[2, 3, 1]為序列原則的 500 點循環序列，右側圖為循環序列和其隨機序列處理的控制組，去趨勢波動分析的結果，曲線轉折處忠實反應有序序列的垂直尺度階數。

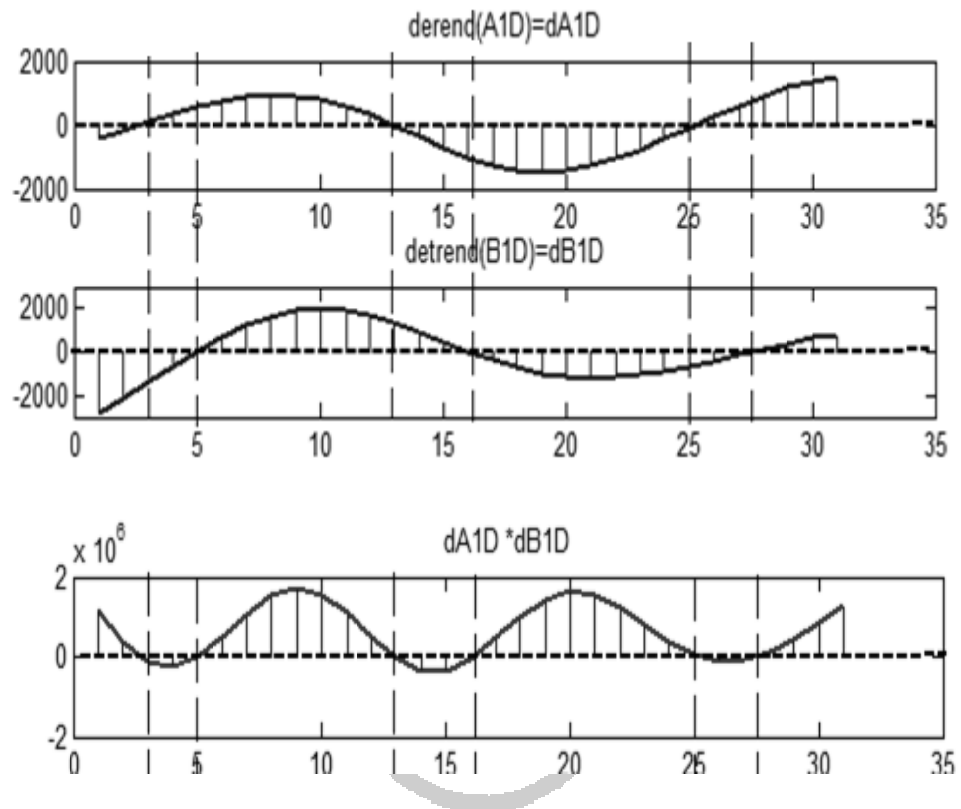


圖 2-8 樣板比對法：

上排圖為訊號 A1D、B1D 去趨勢化，得 dA1D、dB1D，下排圖為 dA1D 和 dB1D 的乘積。以 dA1D*dB1D 的零軸距離和為分子，dA1D、dB1D 的零軸距離和為分母，得樣板比對值。

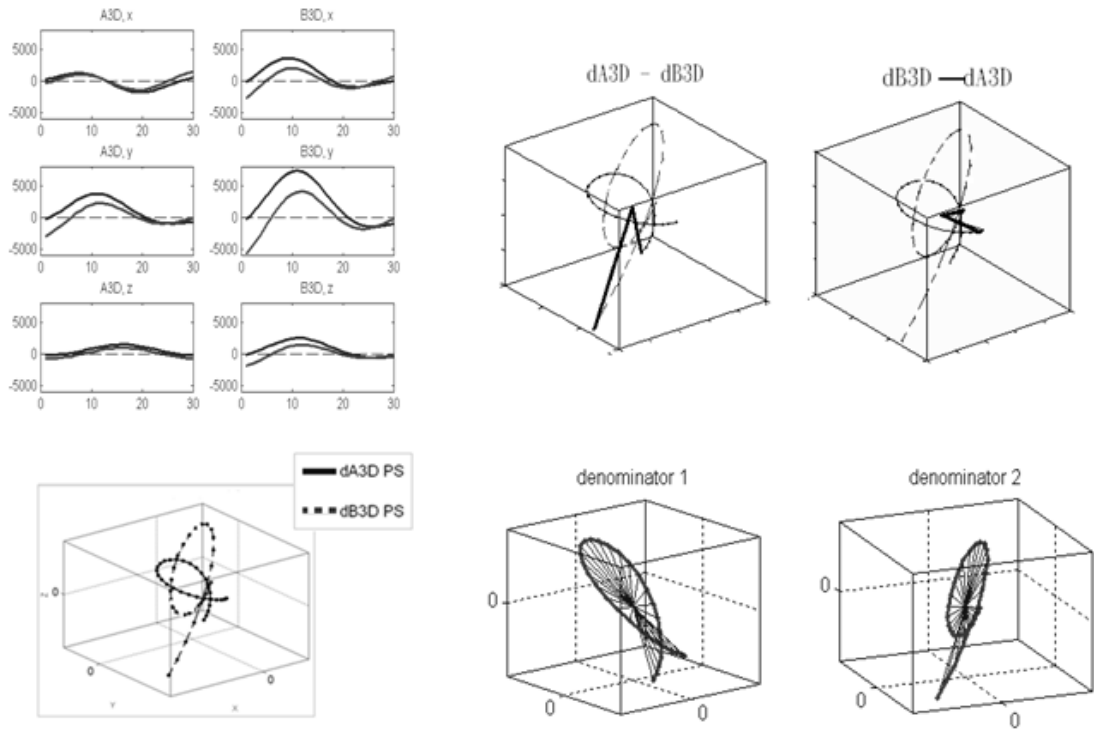


圖 2-9 相互最近點比對法：

左上圖為相空間圖的每一維度進行去趨勢化，左下圖為得重心為零點的相空間圖形，右上圖為從 dA3D 上的任一點尋找 dB3D 圖形上的最近點，計算其內積，反之亦是，總和所有內積和為分子，右下圖為 dA3D 到零點距離和與 dB3D 到零點距離和的乘積的 2 倍為分母，得相互最近點比對值。

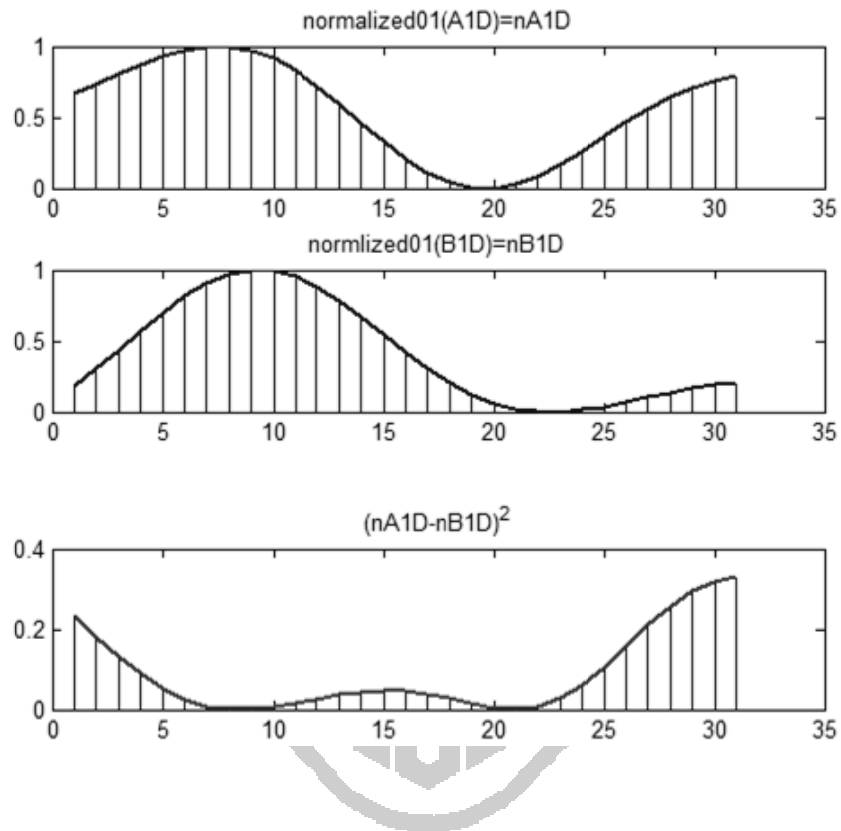


圖 2-10 樣板差異法：

上排圖為訊號 A1D、B1D 值域標準化為 0~1，得 nA1D、nB1D，下排圖為 nA1D 和 nB1D 的差值。以 nA1D-nB1D 的總和為分子，點數為分母，得樣板差異值。

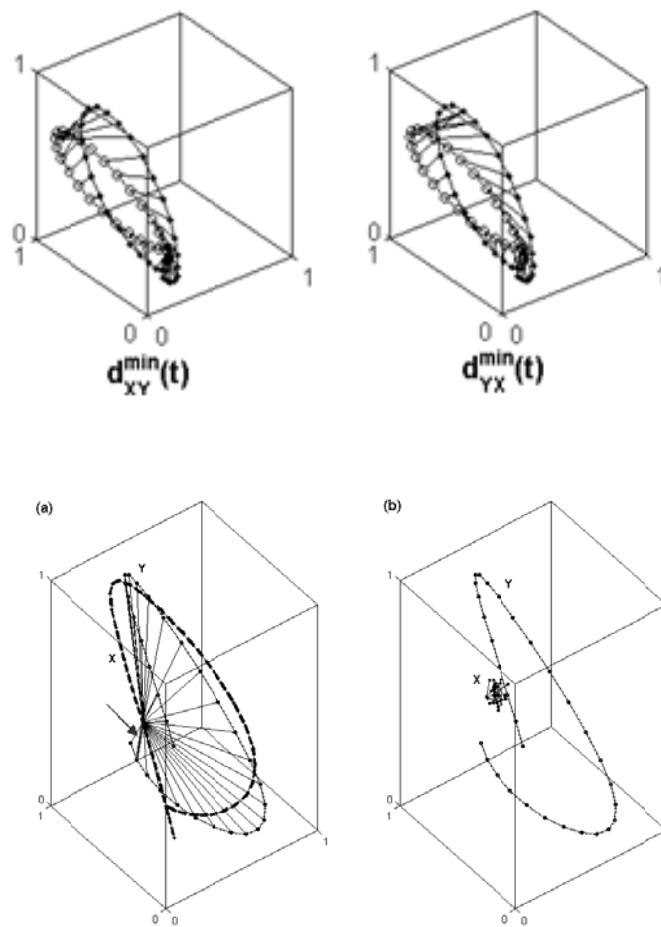


圖 2-11 相互最近點差異法：

上排圖為兩相空間圖，主客互易搜尋任一點到另一圖形的最近點距離，其所有距離和除以所有點數為相互最近點差異值。下排圖為一相空間圖聚集另一相空間圖的一角，說明主客互易的重要性。

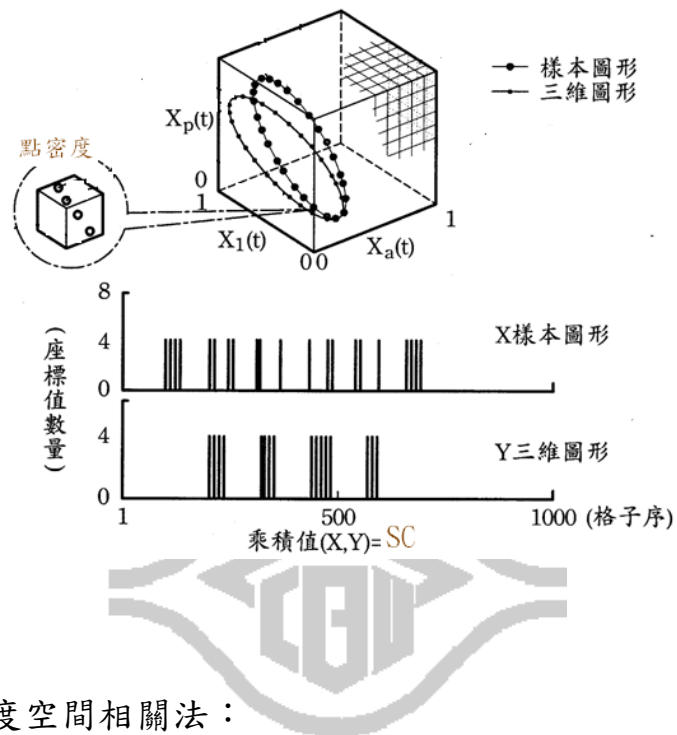


圖 2-12 點密度空間相關法：

上排圖為兩相空間圖，經單位空間分割得點密度，下排圖為相空間圖點密度的長方條示圖，同一空間座標位置的點密度乘積和，再除以分割數，得點密度空間相關值。

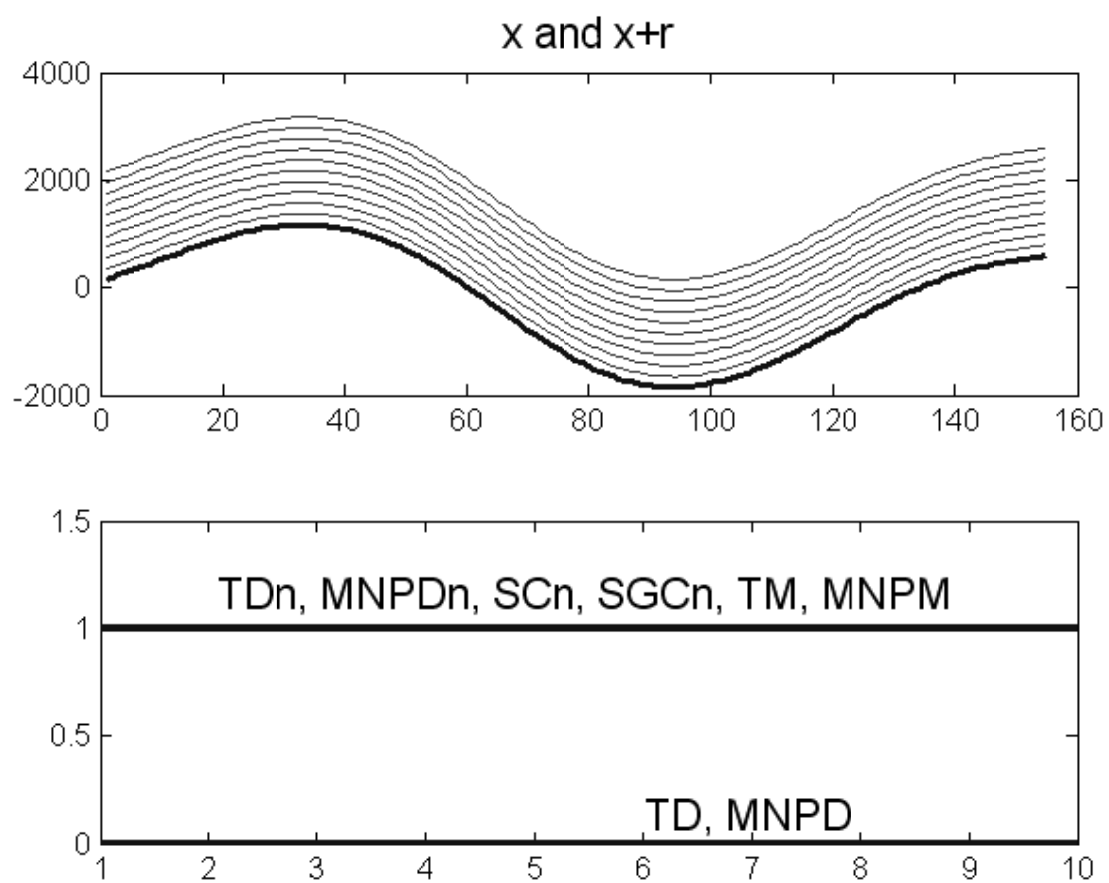


圖 2-13 形狀相同、垂直位移對圖形比較法的影響。

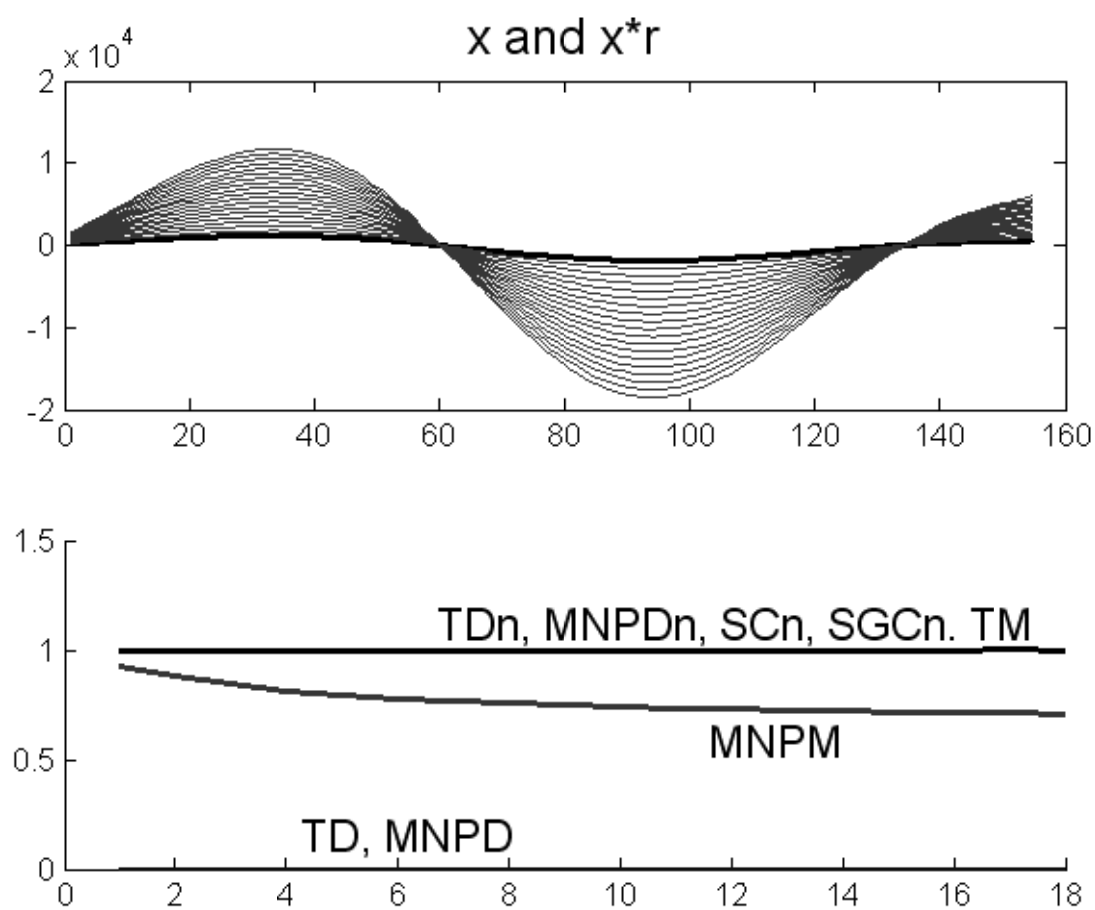


圖 2-14 圖形放大對圖形比較法的影響。

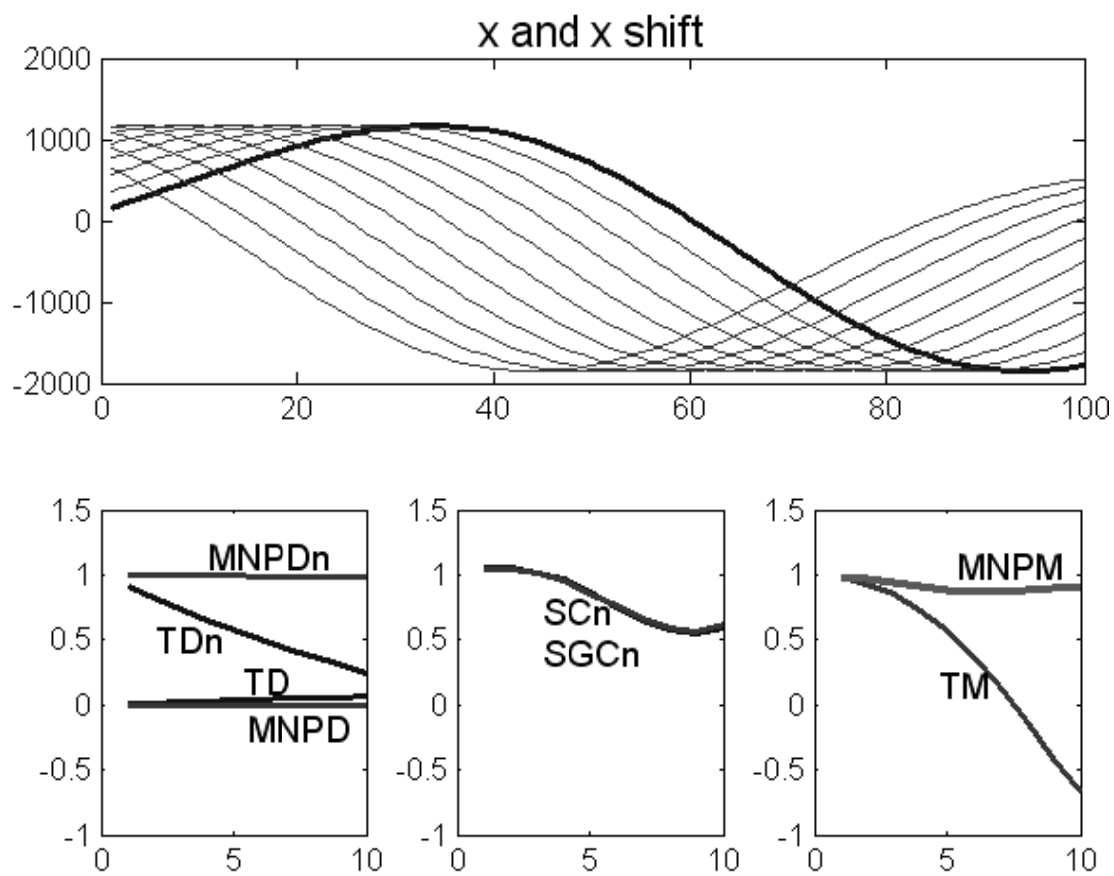


圖 2-15 橫向位移(部份形狀不相同)對圖形比較法的影響。

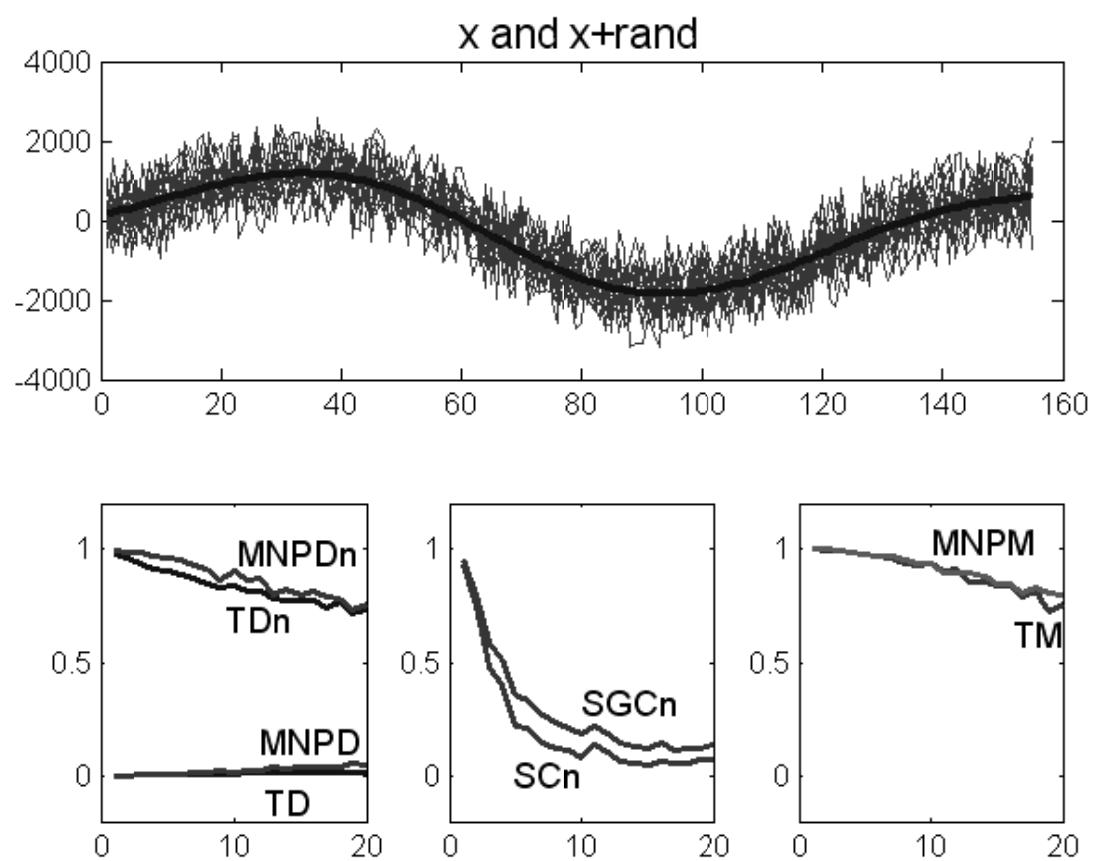


圖 2-16 添加隨機雜訊對圖形比較法的影響

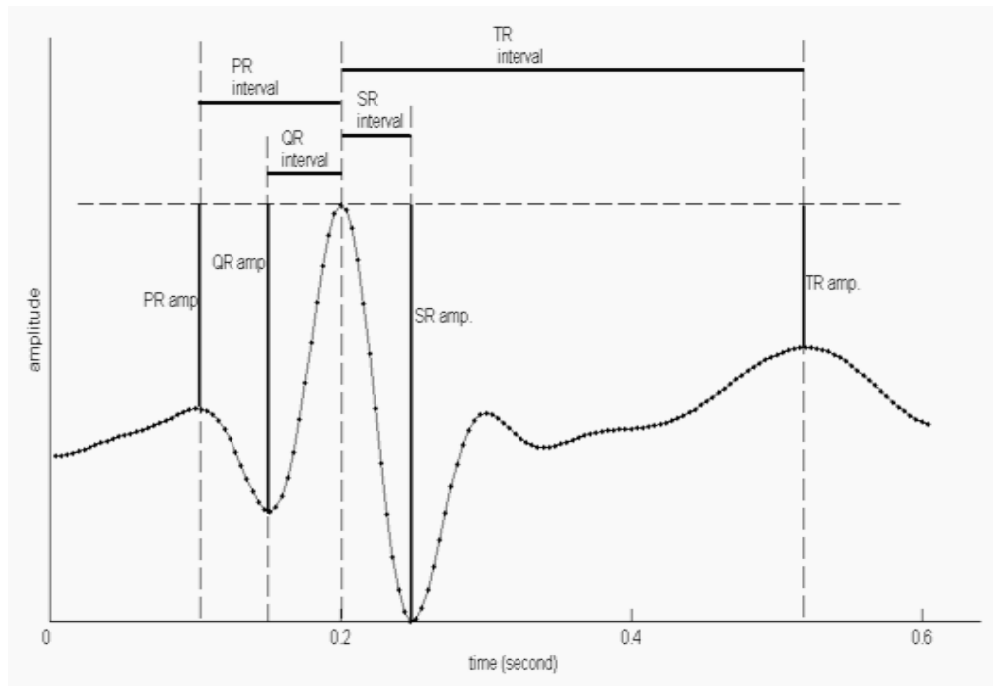


圖 3-1 以 P、Q、R、S 和 T 波的特徵點，並以 R 點為參考點定義出 PR、QR、SR 和 TR 的時間差和高度差，共 8 個參數。

表 3-1 多維空間點距離比較法辨識結果

輸入導 程數	輸入參數 個數	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	8/4*	93/93	93/93	93/93	0.99343
3	24/9*	100/100	95/95	98/98	0.99881

*代表主成份分析

表 3-2 神經網路比較法辨識結果

輸入導 程數	輸入參 數個數	比較 法	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	8/4*	BP20	85/95	86/67	87/81	0.94204
3	24/9*	BP20	95/94	95/86	95/90	0.95247
1	8/4*	RB10	86/74	91/81	89/77	0.90650
3	24/9*	RB10	97/100	98/93	98/96	0.99649

註：*代表主成份分析，BP20 代表倒傳播神經網路，含 20 個隱藏神經元；RB10 代表輻狀基底神經網路，展開常數為 10。

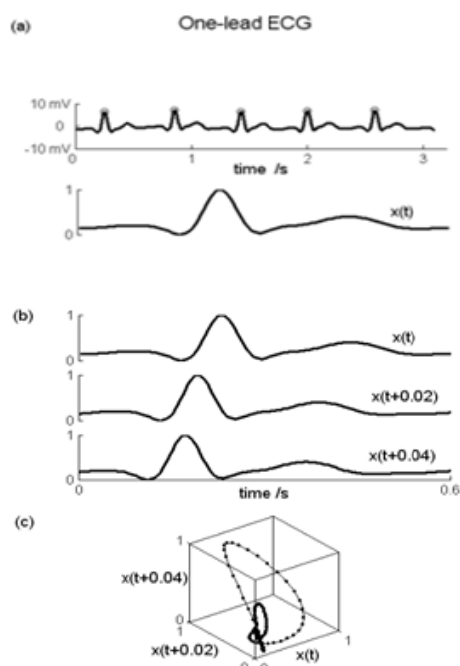
表 3-3 樣板比對法辨識結果

輸入導 程數	輸入波形 長度	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	31	96	92	94	0.98151
3	31	97	97	97	0.99266
1	151	97	97	97	0.99533
3	151	99	100	99	0.99966

表 3-4 樣板差異法、樣板差異法標準化、樣板比對法辨識結果

	TD	TDn	TM
敏感性	98	97	95
專一性	97	98	98
精確值	98	98	97
ROC	0.9926	0.9928	0.9914

一維心電圖訊號處理



三維心電圖波訊號處理

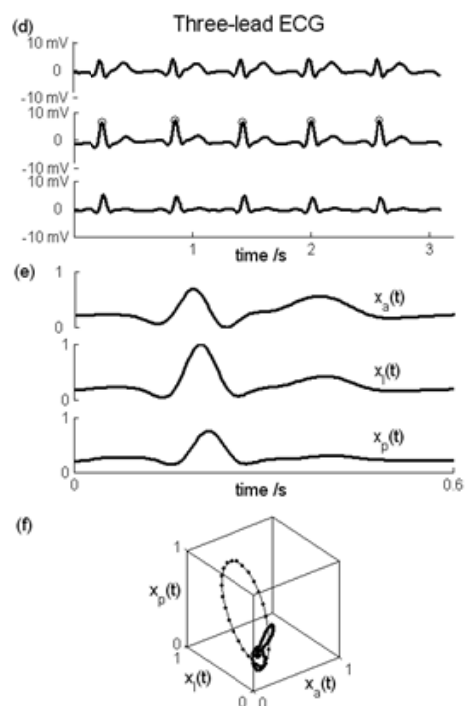


圖 3-2 一維和三維心電圖訊號的處理。

(a)為一維心電圖訊號、以 R 點為中心得一平均波，(b)Takens 法製造三維訊號，(c)相空間建置，(d)三維心電圖訊號，(e)以 R 點為中心各維度得一平均波，(f) 相空間建置。

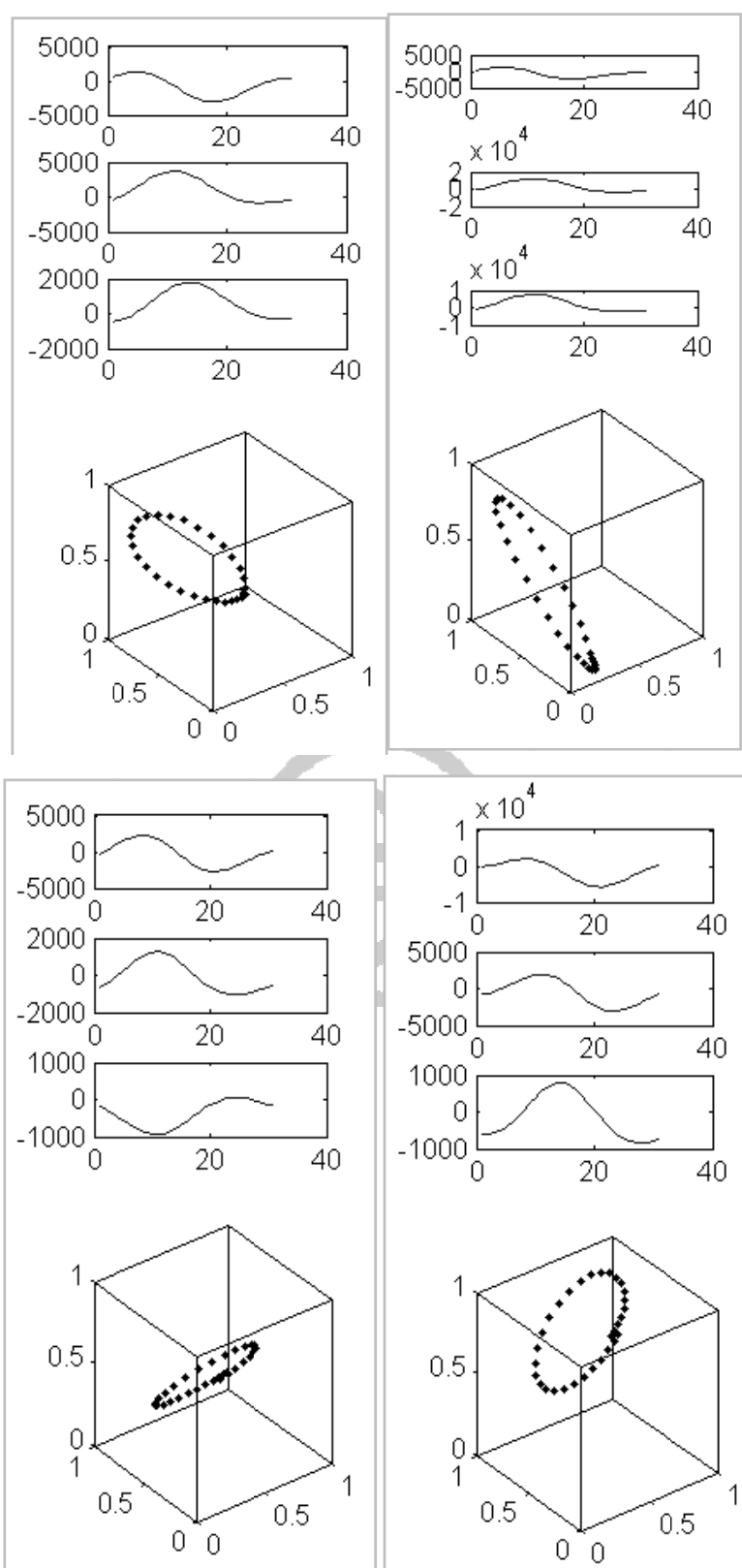


圖 3-3 三維心電圖訊號的相空間圖重建實例圖示。

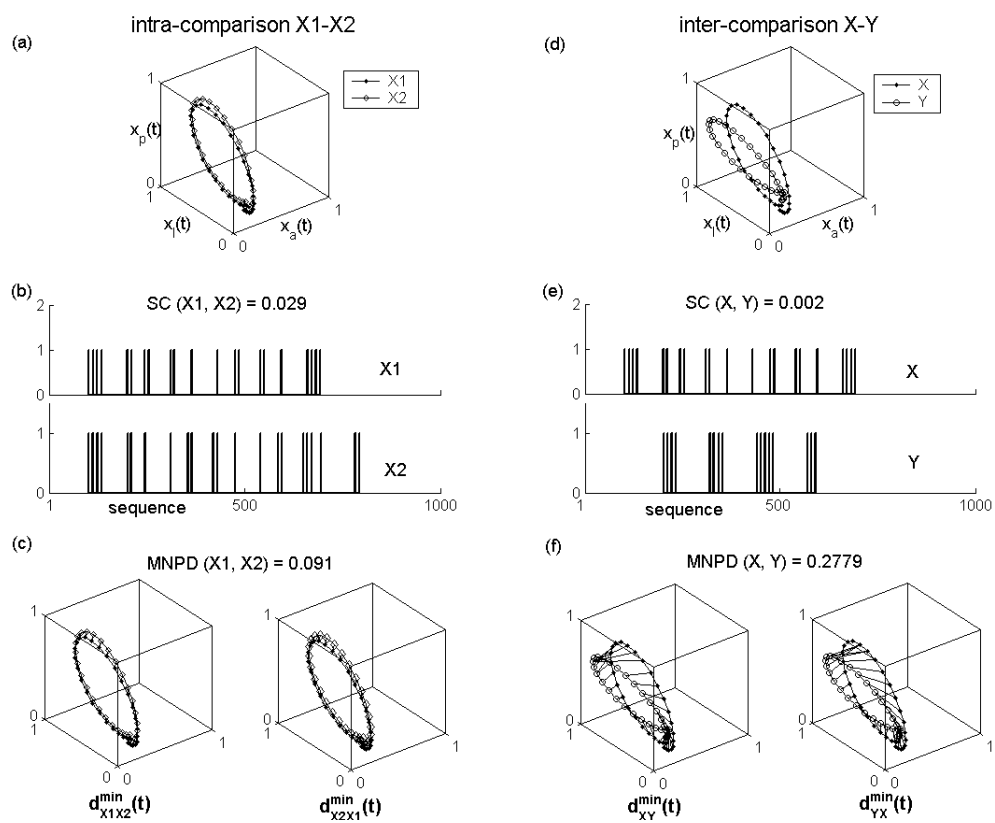


圖 3-4 以一組同一人心電圖波 X1 和 X2 及一組不同人心電圖波 X 和 Y 為例，說明 SC 法和 MNP 法。

表 3-5 有 R 點偵測-單一心電圖波，相互最近點差異法(MNPD)和點密

度空間相關法(SC)辨識結果

輸入導程數	輸入長度	比較法	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	31	MNPD	98	88	93	0.97926
1	151	MNPD	95	89	92	0.97116
3	31	MNPD	99	98	99	0.99875
3	151	MNPD	98	95	97	0.99588
1	31	SC	96	87	92	0.96663
1	151	SC	89	75	82	0.88226
3	31	SC	97	96	97	0.99180
3	151	SC	98	86	91	0.95114

表 3-6 有 R 點偵測-一維心電圖訊號輸入，所有圖形比較法辨識結果

比較法	TM	MN PM	TD	TDn	MN PD	MN PDn	SC 5/10	SCn 5/10	SGCn 5/10
敏感性	95	94	98	97	93	79	87	87	87
專一性	98	93	97	98	87	94	83	85	86
精確值	97	94	98	98	90	86	85	86	87
ROC	0.99	0.96	0.99	0.99	0.95	0.93	0.90	0.91	0.91

註 SC5/10、SCn5/10、SGC5/10 代表內插 5 倍，維度分割 10 等分

表 3-7 有 R 點偵測-三維心電圖訊號輸入，相空間圖形比較法辨識結果

比較法	MN PM	MN PD	MN PDn	SC 5/10	SCn 5/10	SGCn 5/10
敏感性	97	100	98	96	97	97
專一性	100	97	98	96	96	97
精確值	98	98	98	96	97	97
ROC	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99

註 SC5/10、SCn5/10、SGC5/10 代表內插 5 倍，維度分割 10 等分

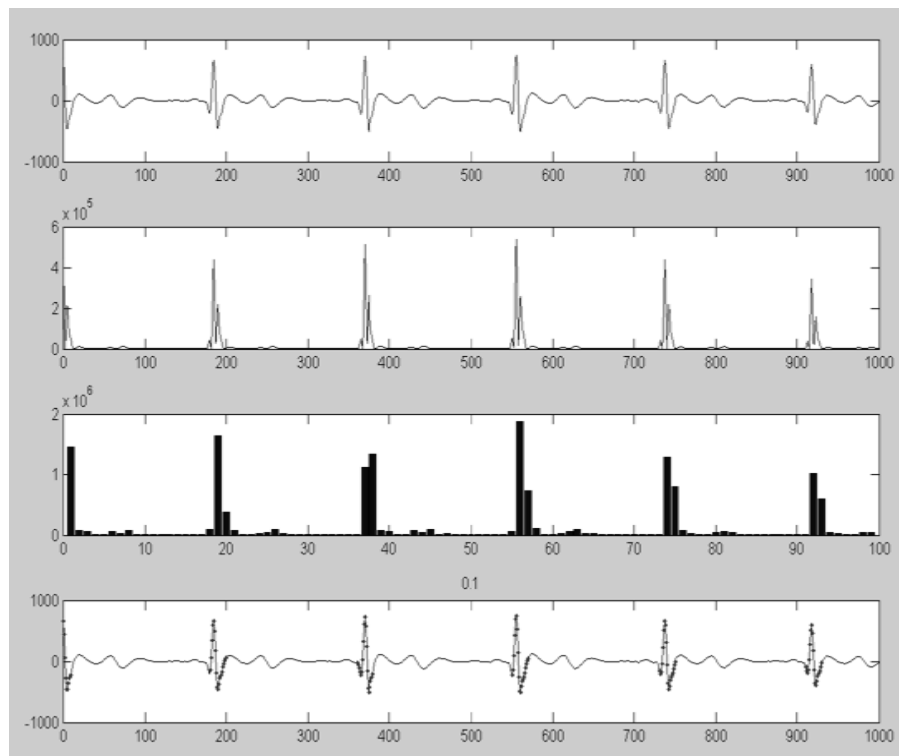


圖 3-5 無 R 點偵測-多心電圖波心電圖波訊號處理。

第一排圖為原始一維濾波後心電圖訊號，第二排圖為訊號數值平方，代表能量，第三排圖為以 20 個連續點的能量和為能量單位，第四排圖為以能量單位分佈 5-10%以上篩選為能量區段。

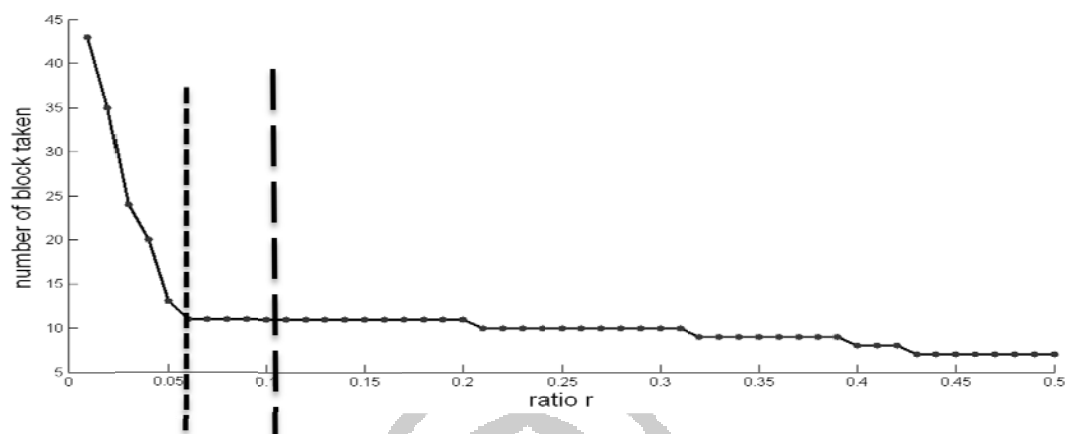


圖 3-6 以 2000 點(10 秒)穩定心電圖訊號為例，其能量單位由低至高分佈約在 5% 以上開始脫離基礎值(短虛線)，本研究以 10% 為切割點(長虛線)，擷取的能量區段集中在最有特徵的 QRS 波段。

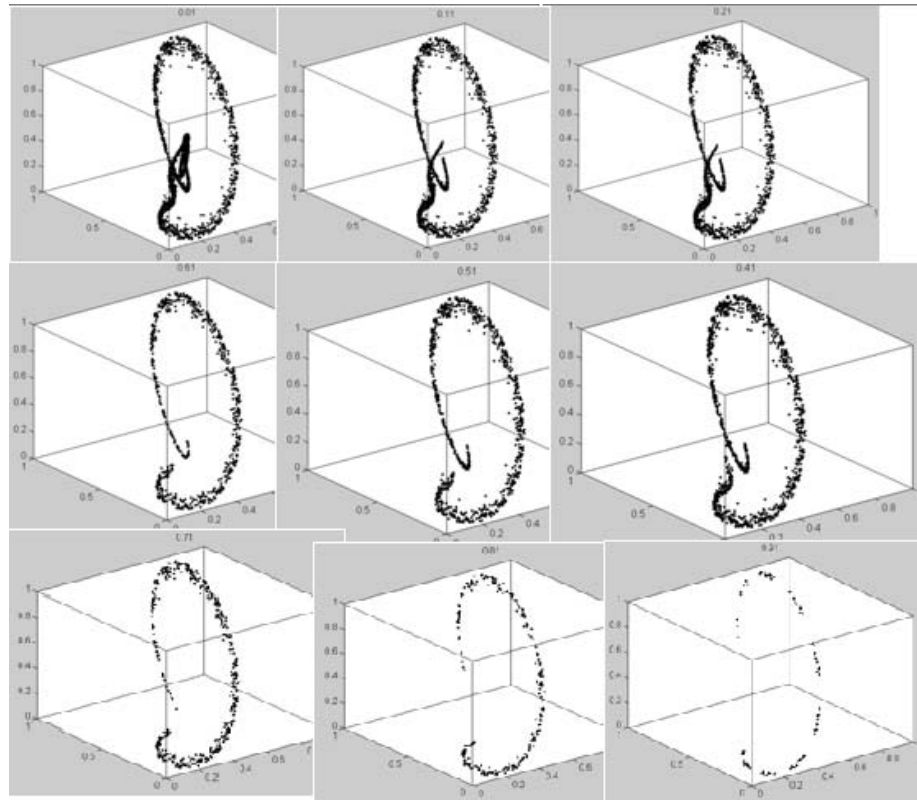


圖 3-7 左上至右下展示能量區段切割點 0.01 至 0.91 所得的多環
心電圖相空間圖。

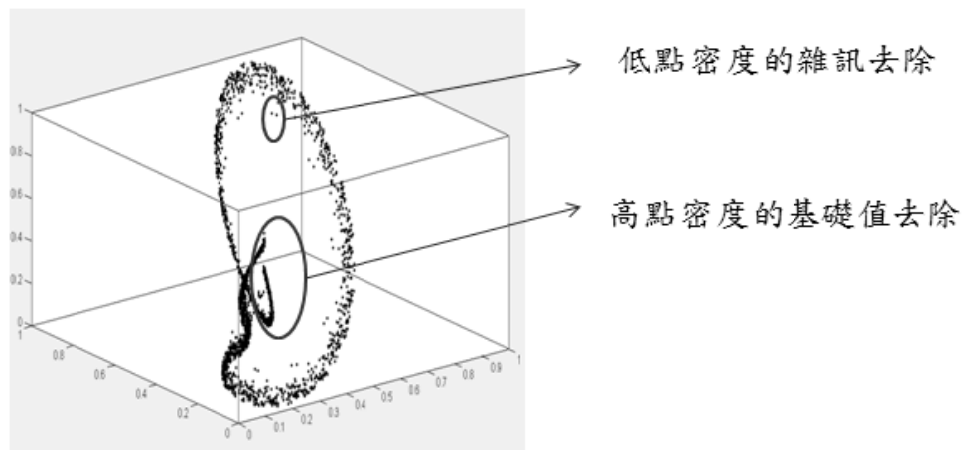


圖 3-8 Q19 去除法：

將多環相空間圖低 點密度的雜訊(點密度的從低至高的前 10%)和高
點密度的基礎值(點密度的從低至高的後 90%)去除。

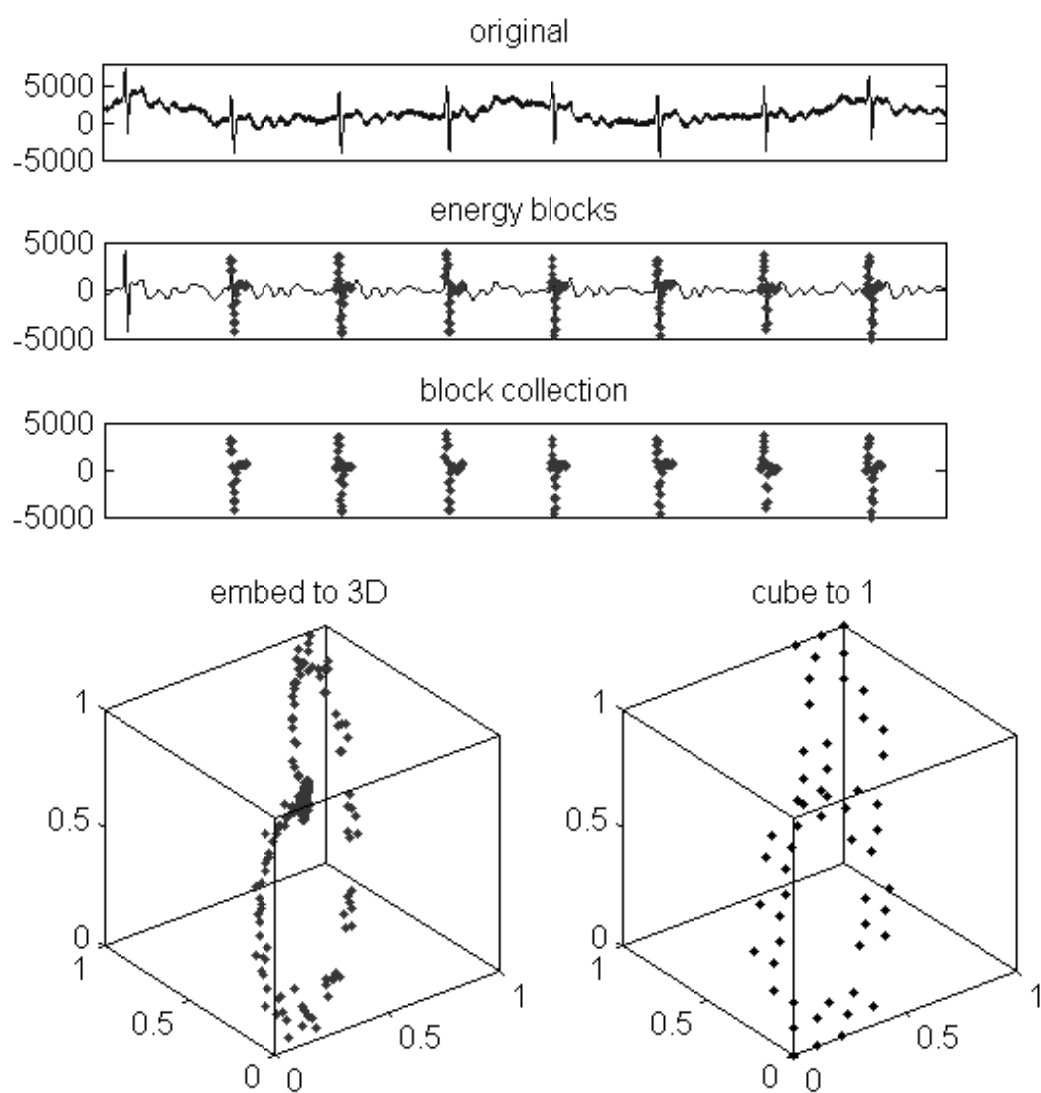


圖 3-9 多環相空間圖單位立方空間點密度採全有全無化。上排圖為以能量區塊法取得 QRS 波段，左下圖為完成的多環相空間圖，右下圖為單位空間全有全無化後簡化的相空間圖。

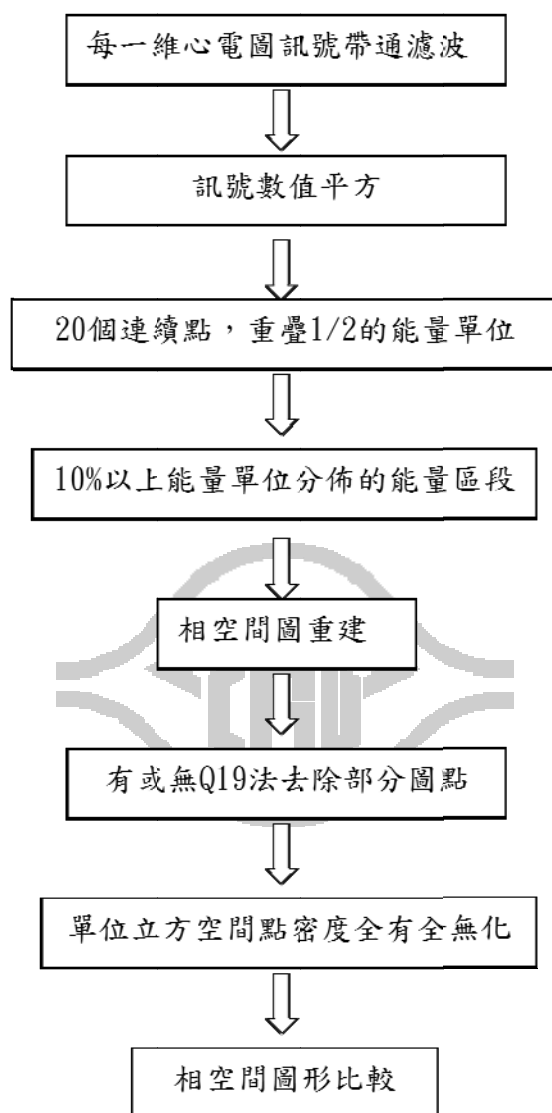


圖 3-10 無 R 點偵測-多心電圖波訊號的處理流程。

表 3-8 無 R 點偵測-多心電圖波 MNPD 法比較結果

輸入導程數	Q19 去除法	單位方形空間軸切割	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	無	10	94	87	90	0.96142
1	無	20	97	89	93	0.97341
1	有	10	87	87	87	0.93225
1	有	20	91	87	89	0.93169
3	無	10	99	99	99	0.99705
3	無	20	99	99	99	0.99725
3	有	10	99	99	99	0.99758
3	有	20	98	99	99	0.99715

表 3-9 無 R 點偵測-多心電圖波 SC 法比較結果

輸入導程數	Q19 去除法	單位方形空間軸切割	敏感性	專一性	精確值	ROC
1	無	所有點	58	80	69	0.76133
1	無	10	67	85	76	0.84422
1	有	所有點	52	84	68	0.73825
1	有	10	94	72	83	0.88704
3	無	所有點	95	81	88	0.93148
3	無	10	98	98	98	0.9882
3	有	所有點	97	77	87	0.91841
3	有	10	91	99	95	0.98764

註：單位方形空間軸切割欄標示為”所有點”代表無採用單位立方空

間點密度全有全無化，即包含所有點

表 3-10 無 R 點偵測-多心電圖波 MNPD 和 SC 比較法最佳比較結果

比較 法	輸入 導程 數	Q19 去除 法	軸切 割	敏感性	專一性	精確值	ROC
MNPD	1	無	20	97	89	93	0.97341
MNPD	3	無	20	99	99	99	0.99725
SC	1	有	10	94	72	83	0.88704
SC	3	無	10	98	98	98	0.9882

表 3-11 一維心電圖波訊號輸入，無 R 點偵測-多心電圖波，相空間圖
形比較法比較結果

	MNPM	MNPD	MNPDn	SC1/10	SCn1/10	SGCn1/10
敏感性	94	96	97	88	88	93
專一性	56	93	91	75	87	75
精確值	75	94	94	81	87	84
ROC	0.7726	0.9827	0.9803	0.8938	0.9438	0.9046

註 SC1/10、SCn1/10、SGC1/10 代表內插 1 倍，維度分割 10 等分

表 3-12 三維心電圖波訊號輸入，無 R 點偵測-多心電圖波，相空間圖

形比較法比較結果

	MNPM	MNPD	MNPDn	SC1/10	SCn1/10	SGCn1/10
敏感性	98	98	98	93	97	96
專一性	93	98	98	98	96	96
精確值	96	98	98	95	96	96
ROC	0.9891	0.9951	0.9974	0.9829	0.9871	0.9861

註 SC1/10、SCn1/10、SGC1/10 代表內插 1 倍，維度分割 10 等分

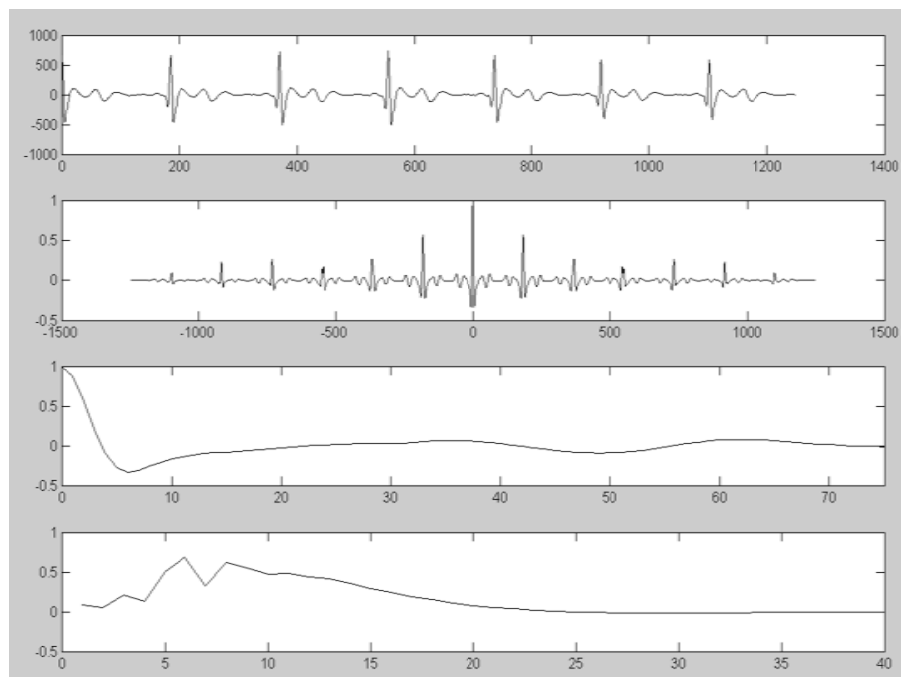


圖 3-11 第一列為一段 5 秒的心電圖訊號，第二列為自相關頻譜，第三列為前 75 個自相關係數，第四列為離散餘弦變換法所得的非零的參數值。

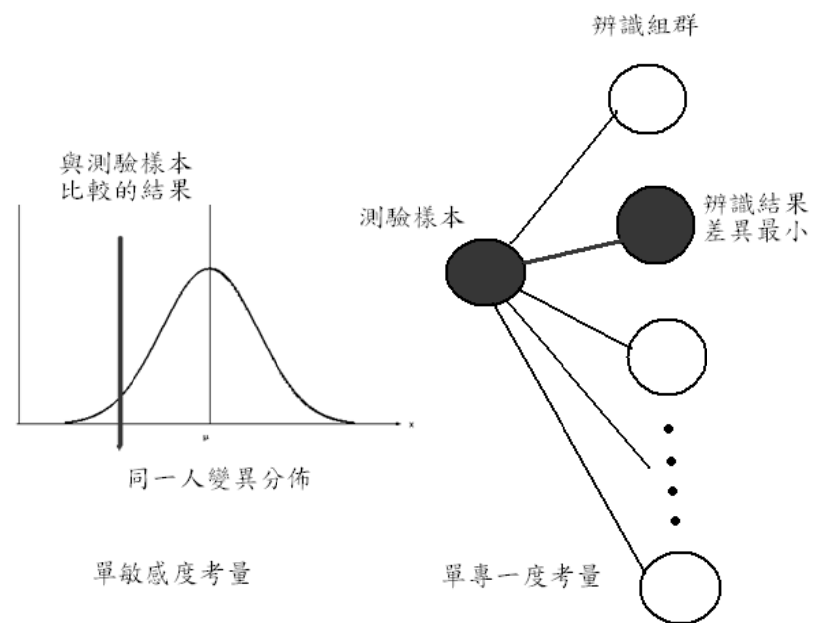


圖 3-12 單敏感度考量和單專一度考量辨識結果的歸類。

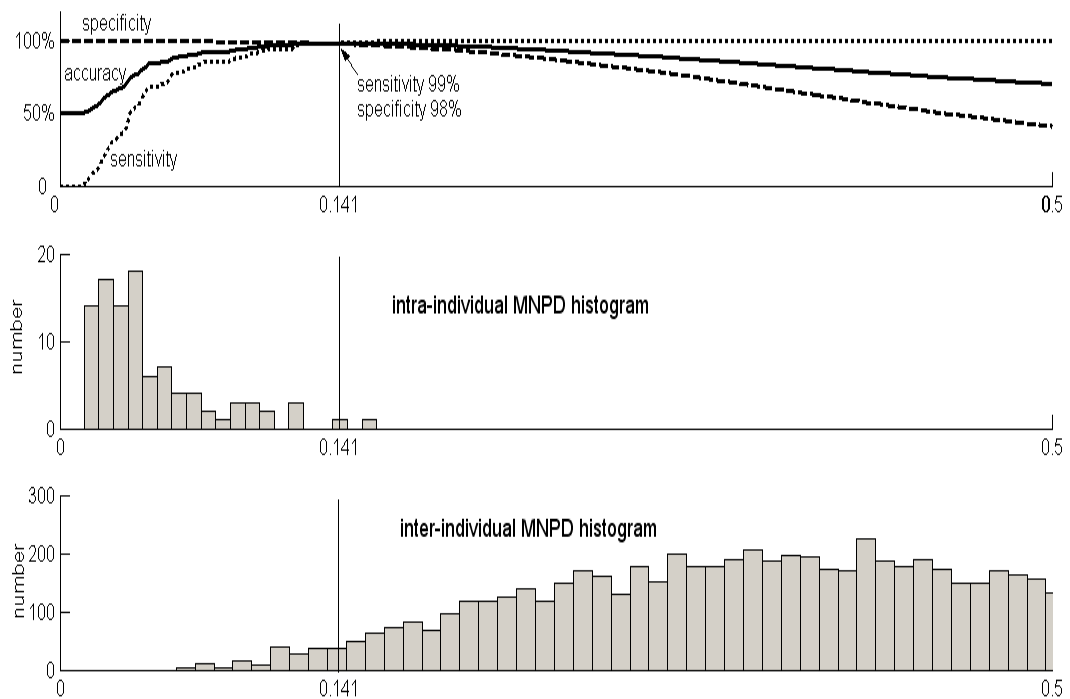


圖 3-13 敏感度與專一度均衡考量。

第一排圖為不同的閾值決定出其分類的敏感度和專一度，第二排和第三排為閾值決定後分類的結果。以最大精確值為最佳的閾值。

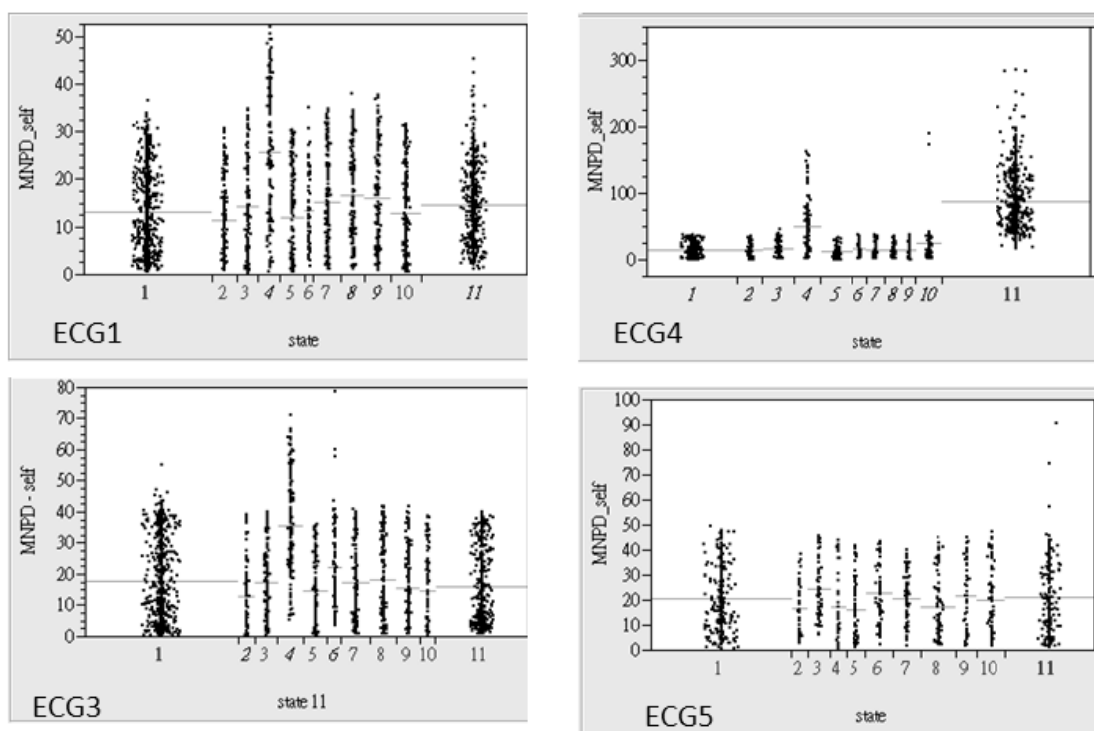


圖 4-1 同一狀態下的平均波樣板 MNPD 的比較。橫軸 1~11 標示如內文 4.2 段所述。

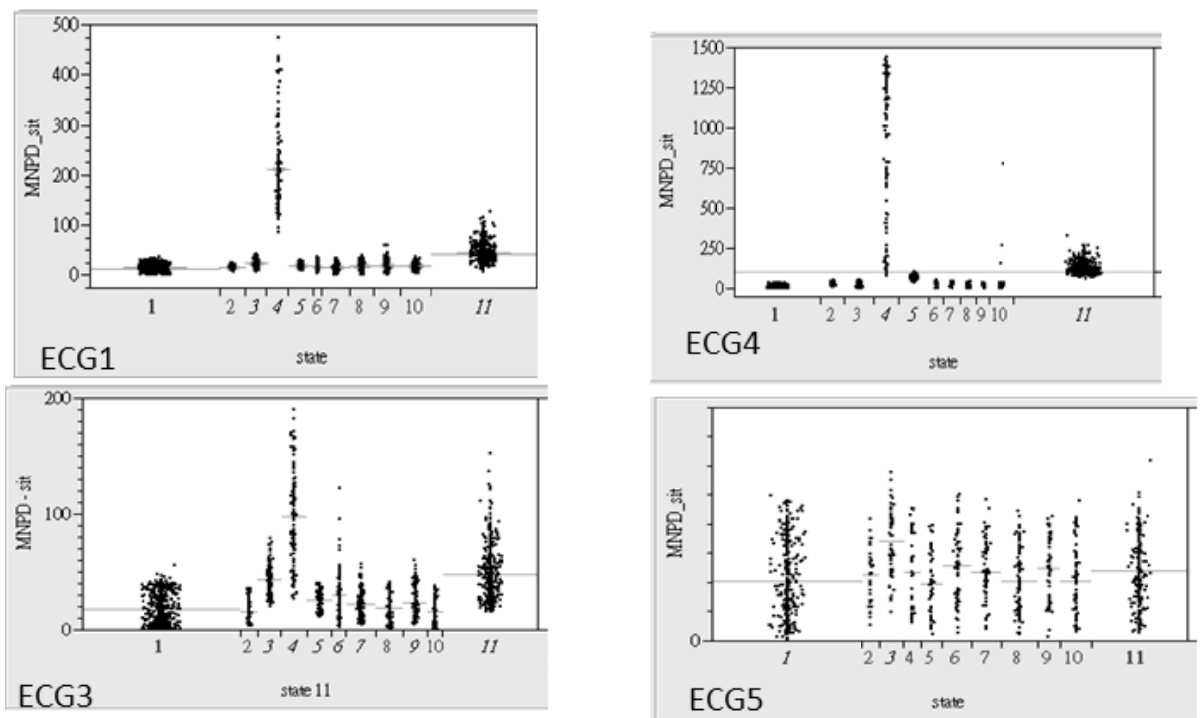


圖 4-2 各狀態下對坐姿的平均波的公共樣板 MNPD 的比較。橫軸 1~11

標示如內文 4.2 段所述。

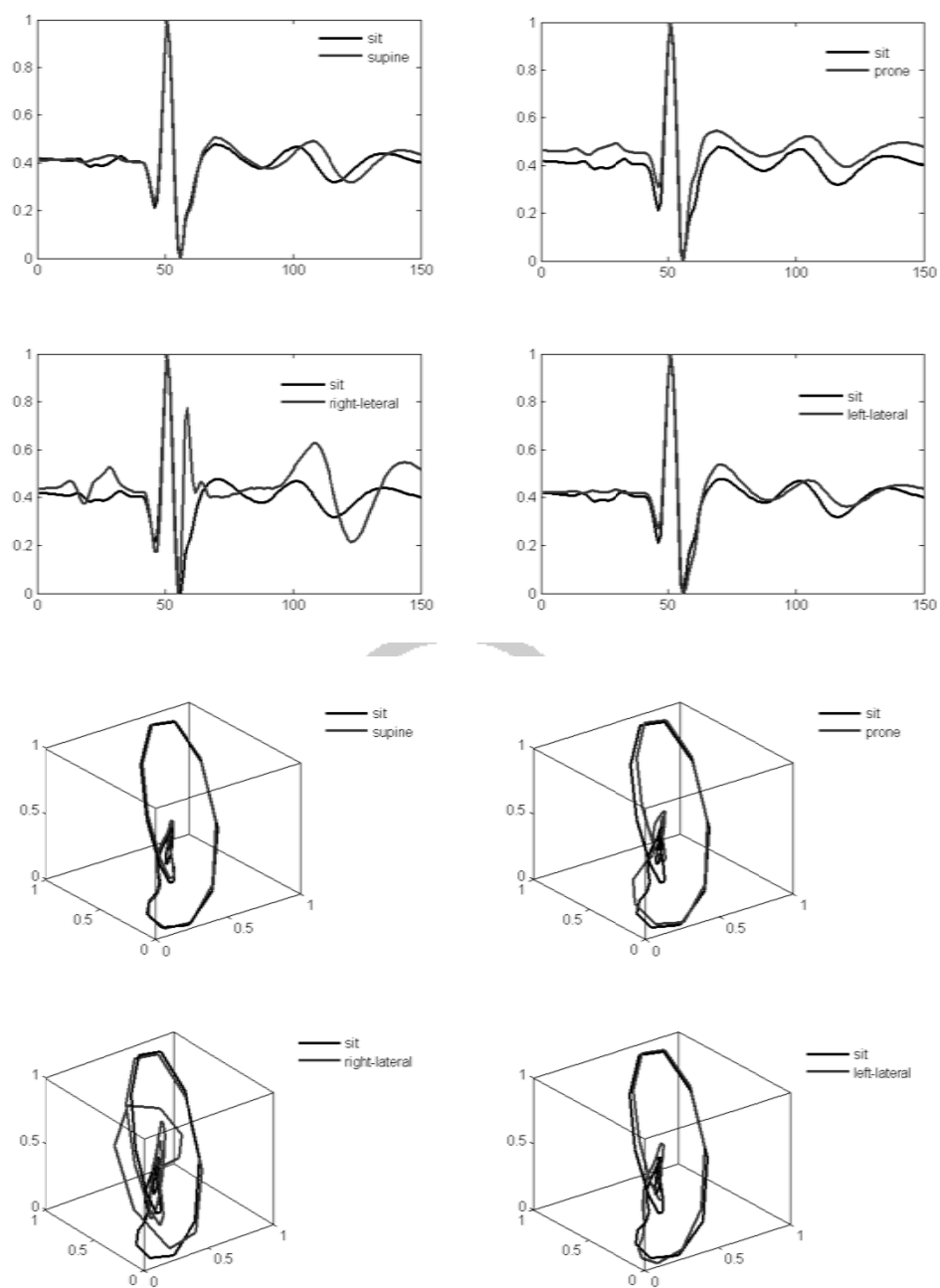


圖 4-3 各姿勢狀態相對於坐姿的平均波比較的展示。上圖為時間軸訊號，下圖為相空間圖，只有右側躺的波型偏離於坐姿的波型。

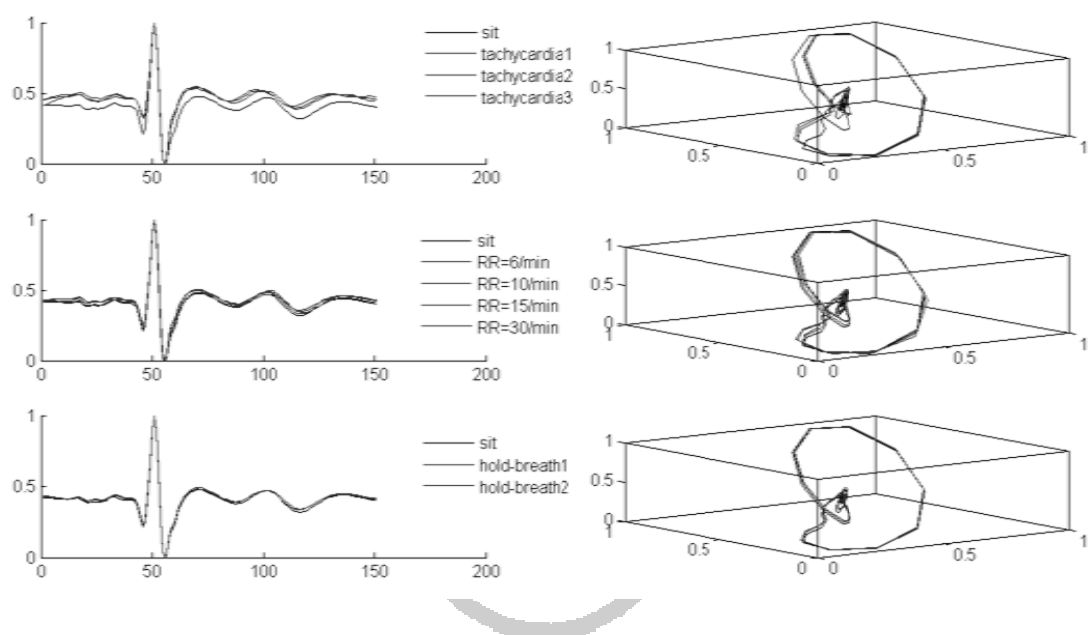


圖 4-4 呼吸控制及心律加速各狀態相對於坐姿。

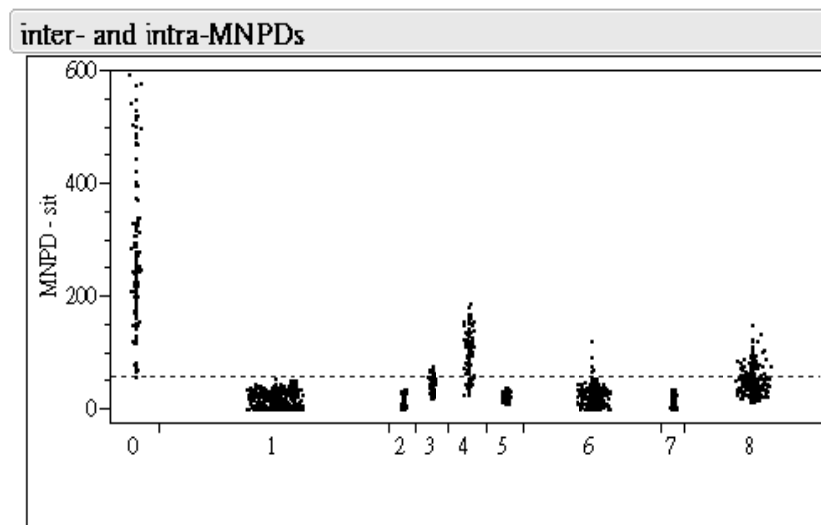


圖 4-5 以一位受測者為例，各狀態相對於坐姿的差異對辨識 100 人的影響。橫軸 1~8 標示不同的狀態如內文 4.3.4 段所述。

圖 5-1 心電圖波型可概分為正常、心房早期收縮和心室早期收縮。

圖 5-2 自動心律不整脈偵測的三大類架構。

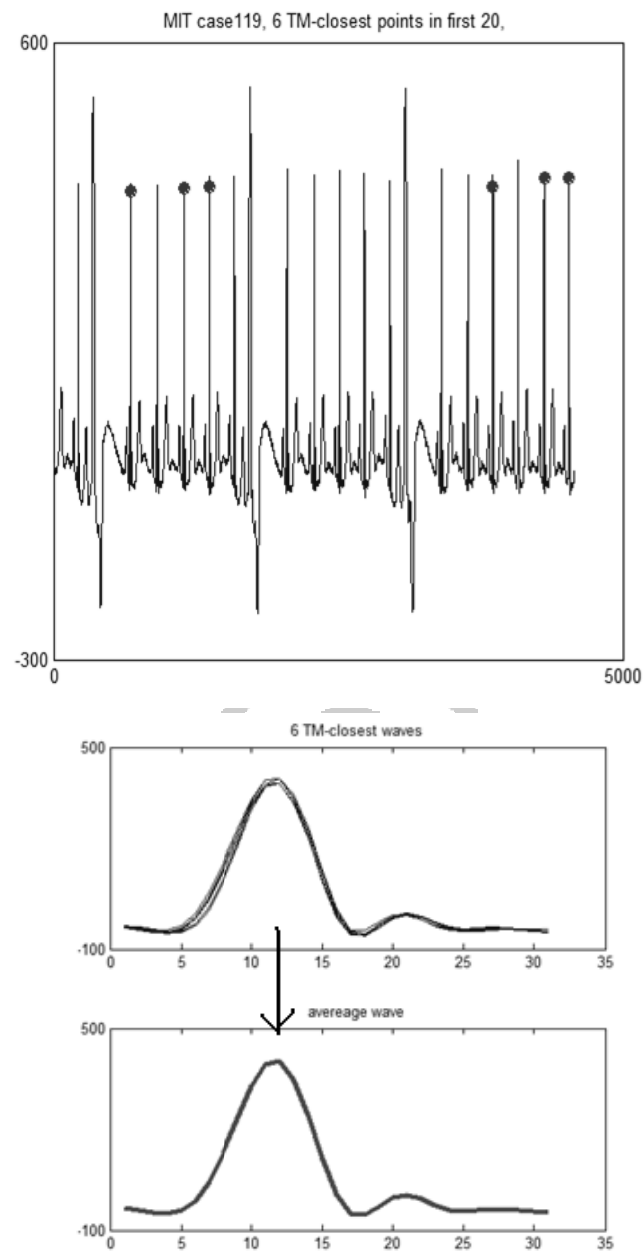


圖 5-3 自動指定比對樣板。取前 20 個心電圖波，找出最小差異量總
合的 6 個最群聚心電圖波，自動指定為比對樣板。



圖 5-4 一開始波數量大時,自動指定比對樣板和循環比對,分類出「屬於樣板波類」和剩餘的、波數量小的「不屬於樣板波類」。

表 5-1 前 11 個選取的檔案「樣板比對法-波型樹法」診斷結果

檔案號	N	V	Nc	Vc	Er (%)
105	2515	41	2511	45	0.15
106	1501	517	1502	516	0.05
107	2070	58	2067	61	0.14
109	2482	39	2485	36	0.12
114	1820	47	1826	41	0.32
116	2292	109	2270	131	0.92
119	1534	444	1534	444	0
124	1523	52	1528	47	0.32
200	1764	826	1771	819	0.27
201	1650	200	1648	202	0.11
203	2520	445	2567	397	1.62

註：N 為正常基礎波、V 為心室不整脈波、Nc 為正常基礎波的診斷、
Vc 為心室不整脈波的診斷，Er%代表不正確診斷波數除以總波數的百分比。

表 5-1 續 後 11 個選取的檔案「樣板比對法-波型樹法」診斷結果

檔案號	N	V	Nc	Vc	Er (%)
205	2563	82	2583	62	0.76
208	1580	1358	1529	1409	1.74
210	2414	201	2462	153	1.84
213	2652	581	2726	507	2.29
214	1993	255	2020	228	1.20
215	3185	164	3105	244	2.39
219	2080	64	2074	70	0.28
221	2021	396	2020	397	0.04
223	2091	486	2049	528	1.63
228	1685	360	1637	408	2.35
233	2226	839	2292	773	2.15

註: N 為正常波、V 為心室不整脈波、Nc 為正常波的診斷、Vc 為心室不整脈波的診斷，Er%代表不正確診斷波數除以總波數的百分比。

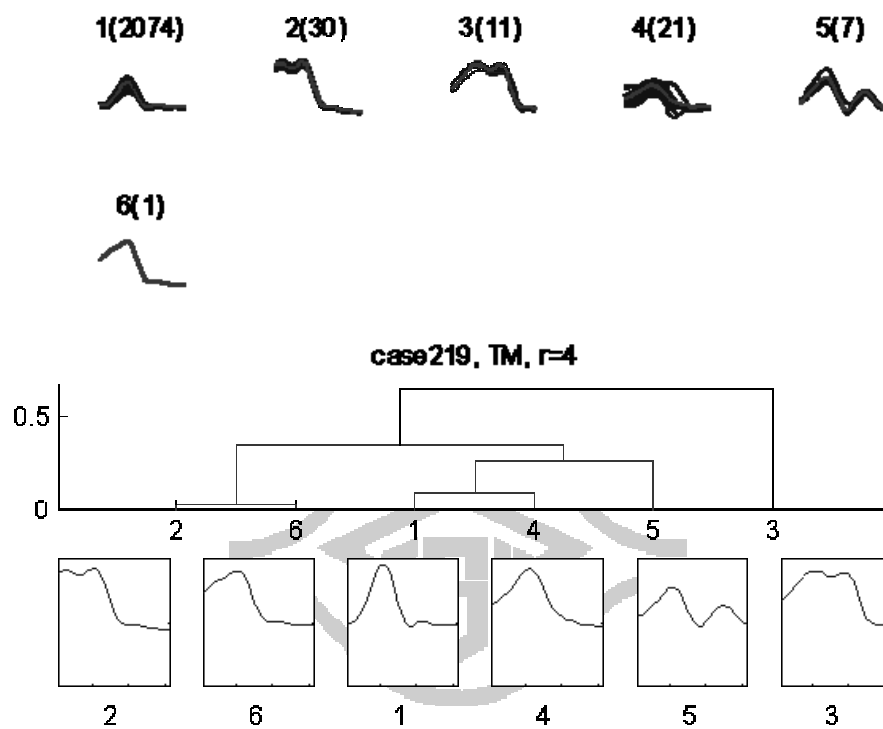


圖 5-5 MIT-BIH 第 219 檔案分析為例，登錄 2080 個正常波型、64 個心室不整脈波型，樣板比對法-波型樹法分析得到共 2074 個正常波型的分類一類，共 70 個不正常波型的分類 5 類，各個分類波型的親疏以樹狀圖呈現。

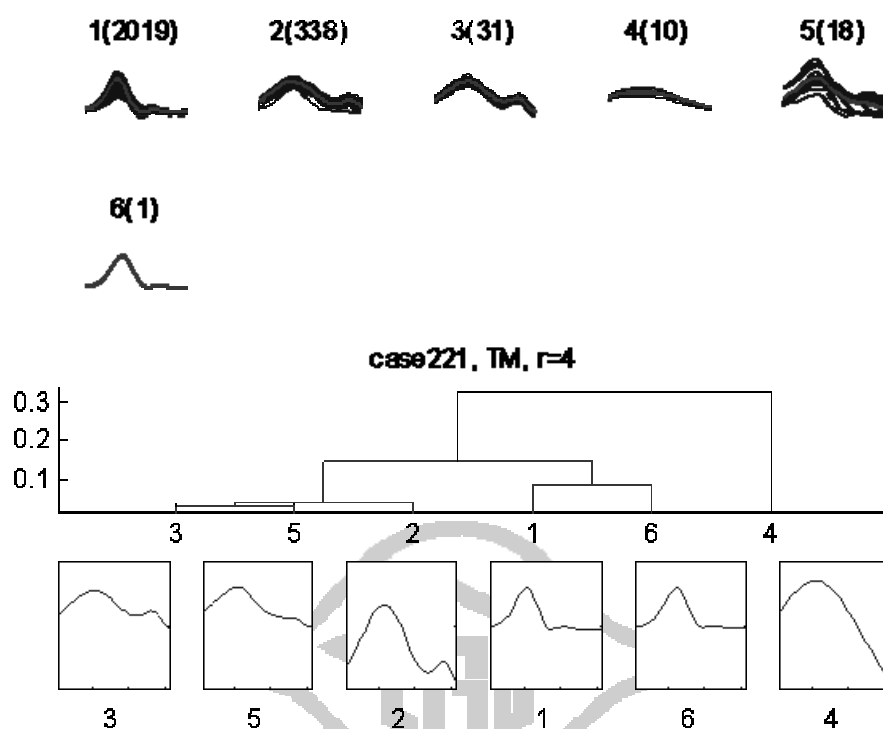


圖 5-6 MIT-BIH 第 221 檔案分析為例，登錄 2021 個正常波型、396 個心室不整脈波型，樣板比對法-波型樹法分析得到共 2020 個正常波型的分類 2 類，共 397 個不正常波型的分類 4 類，各個分類波型的親疏以樹狀圖呈現。

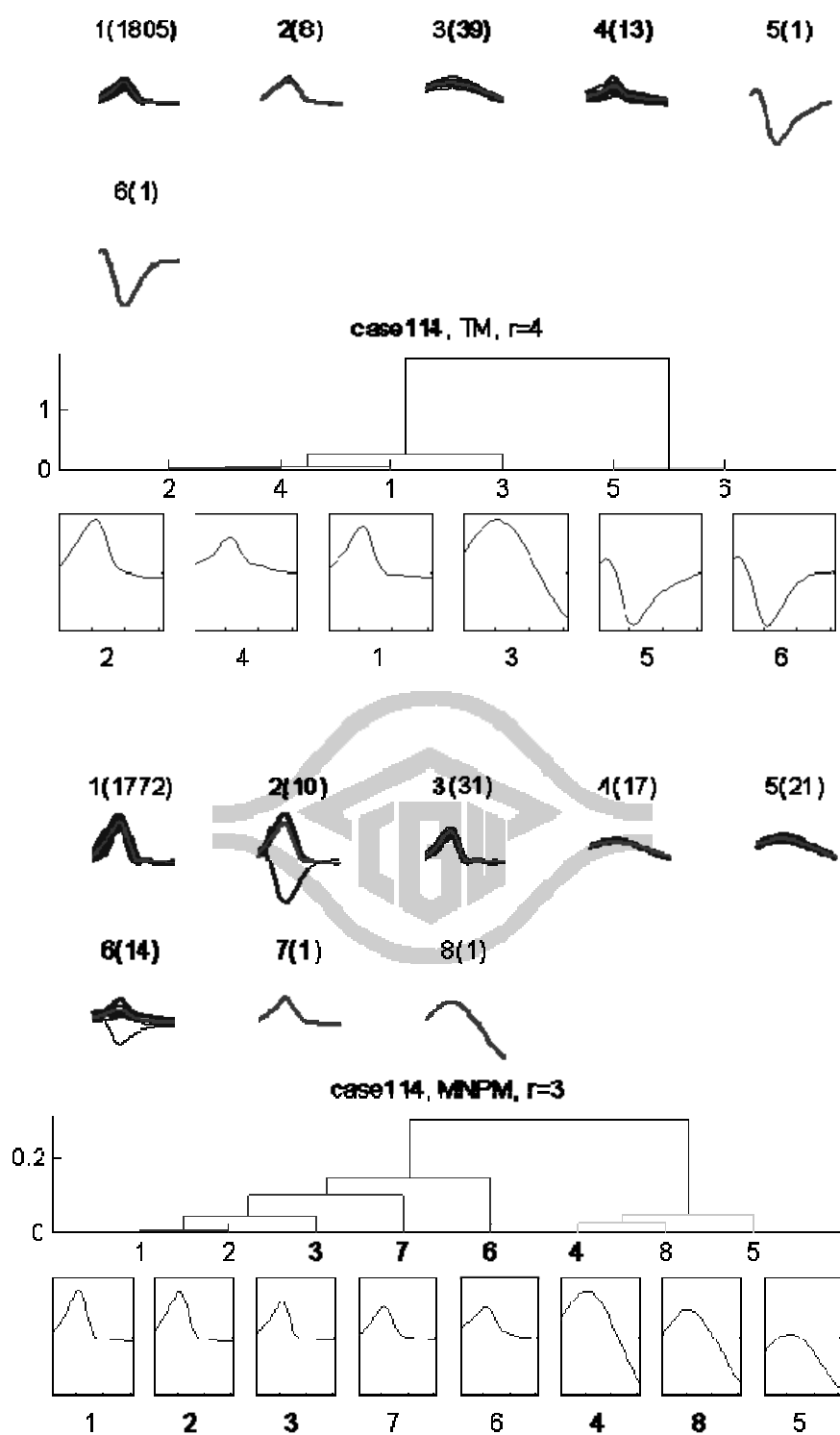


圖 5-7 MIT-BIH 第 114 檔案分析為例，上圖為樣板比對法，下圖為相

互最近點比對法-波型樹法分析結果，出現一些波型混雜的類型。

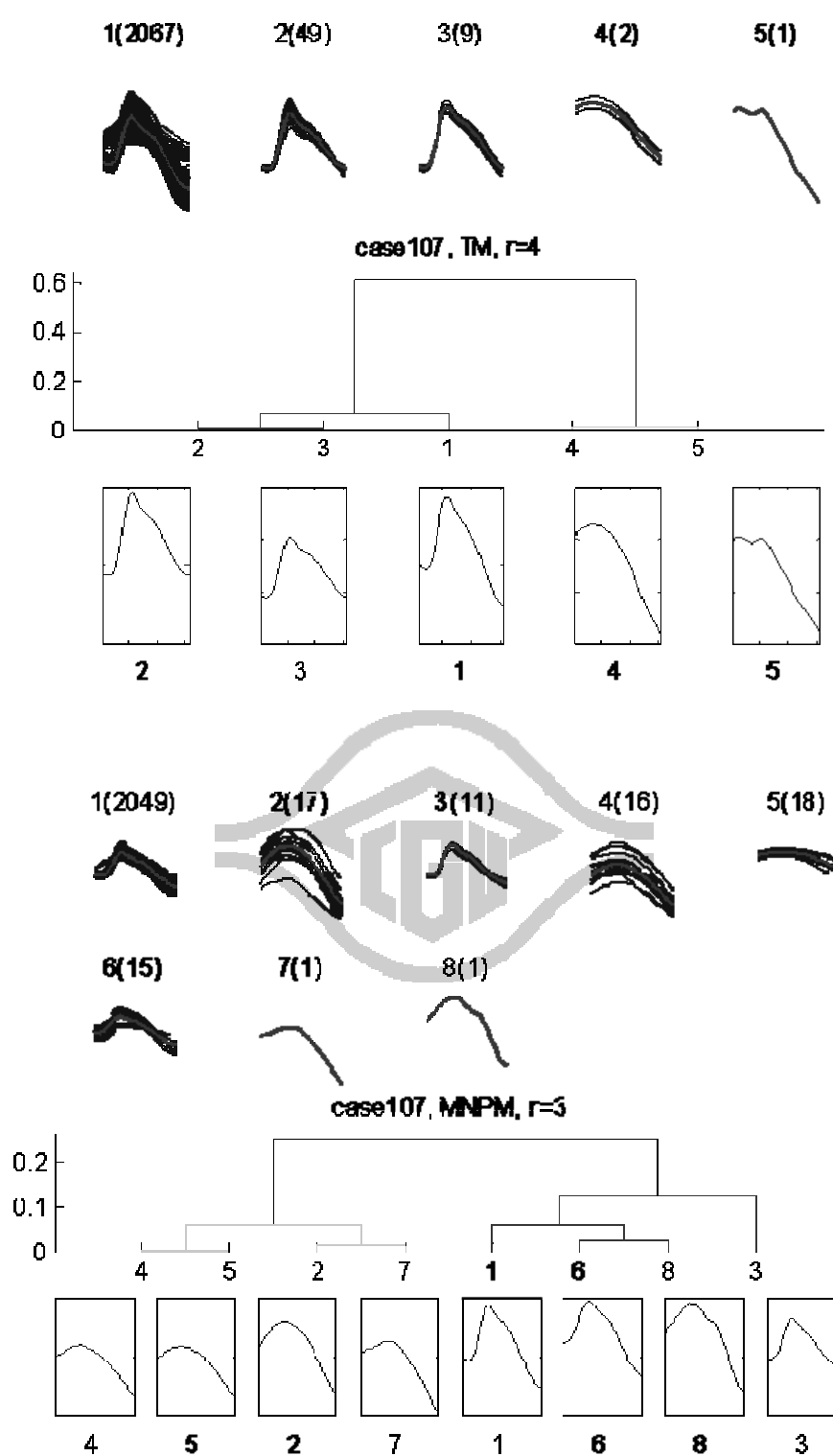


圖 5-8 MIT-BIH 第 107 檔案分析為例，上圖為樣板比對法，下圖為相互最近點比對法-波型樹法分析結果。仍以上圖分類較乾淨、漂亮。

參考文獻

- 1-1 L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson, P. Wide, “ECG analysis: a new approach in human identification”, IEEE Trans. Instrum. Meas., 50, pp. 808-812, Jun 2001.
- 1-2 M. Kyoso, A. Uchiyama, “Development of an ECG identification system”, in Proceedings of the 23rd Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 3721-3723, 2001.
- 1-3 S.A. Israel, J.M. Irvine, A. Cheng, M.D. Wiederhold, B.K. Wiederhold, “ECG to identify individuals”, Pattern Recogn., 38, pp. 133-142, Jan. 2005.
- 1-4 T.W. Shen, W.J. Tompkins, Y.H. Hu, “One-lead ECG for identity verification”, in Proceedings of the 24th Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 62-63, 2002.
- 1-5 T.W. Shen, “Quartile discriminant measurement (QDM) method for ECG biometric feature selection”, in Proceedings of International Symposium of Biomedical Engineering, Taiwan, no.10394, 2006.
- 1-6 Yongjin Wang, Foteini Agrafioti, Dimitrios Hatzinakos, Konstantinos N. Plataniotis, “Analysis of Human Electrocardiogram for Biometric Recognition”, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing Volume 2008, Article No.19, January 2008.
- 1-7 H. Poincaré, “Mémoire sur les courbes définies par une équation différentielle”, Journal de mathématiques pures et appliquées 3rd ser. 7, 375–422; 8, 251–296. Repr. OEuvres de Henri Poincaré 1, 3–84,

1881–1882.

- 1-8 David Ruelle, Floris Takens, "On the nature of turbulence",
Communications of Mathematical Physics 20, pp. 167–192, 1971.
- 1-9 F. Takens, "Detecting Strange Attractors in Turbulence", Lecture
Notes in Math, vol. 898. Springer, New York, 1981.
- 1-10 N. Packard, J. Crutchfield, D. Farmer and R. Shaw, "Geometry from
a time series", Physical Review Letters, 45, pp. 712–716, 1980.
- 1-11 T. Sauer, J. Yorke, and M. Casdagli, "Embedology", J. Stat. Phys.,
65, pp. 579-616, 1991.
- 2-1 Jesus Silva-Castro, Kleydis Suárez, Dominique Jeantet, Christian
Germain, "Coherent Noise Filtering Using Reconstructed Phase
Space",
http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/32/52/45/PDF/coherent_noise.pdf, 2007.
- 2-2 Pincus SM. "Approximate entropy as a measure of system
complexity", Proc Natl Acad Sci USA, 88, pp.2297-2301, 1991.
- 2-3 S.C. Fang, H.L. Chan, W.H. Chen, "Combination of linear and
nonlinear methods on electroencephalogram state recognition",
Proceedings of 27th Annual International Conference of the IEEE
Engineering in Medicine and Biology Society, Shanghai, China, 5,
pp. 4604-4605, 2005.
- 2-4 Grassberger, P. and I. Procaccia, "Characterization of strange
Attractors", Physical Review Letters, 50, pp. 346-349, 1983.
- 2-5 J.-P. Eckmann, and D. Ruelle, "Ergodic theory of chaos and strange

- attractors”, Rev. Mod. Phys., 57, pp. 617, 1985.
- 2-6 Peng C-K, Buldyrev SV, Havlin S, Simons M, Stanley HE, Goldberger AL, “Mosaic organization of DNA nucleotides”, Phys Rev E, 49, pp. 1685-1689, 1994.
- 2-7 Peng C-K, Havlin S, Stanley HE, Goldberger AL, “ Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series”, *Chaos* , 5, pp. 82-87, 1995.
- 2-8 Koch, H. von. "Sur une courbe continue sans tangente, obtenue par une construction géométrique élémentaire." Archiv för Matemat., Astron. och Fys. **1**, pp.681-702, 1904.
- 5-1 Pan J, Tompkins W, “A real-time QRS detection algorithm”, IEEE Trans Biomed Eng, 32, PP. 230-236, 1985.
- 5-2 So HH, Chan KL, “Development of QRS detection method for real-time ambulatory cardiac monitor”, Engineering in Medicine and Biology society. Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE, 1, pp. 289-292, 1997.
- 5-3 Ivaylo I Christov, “Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold”, BioMedical Engineering OnLine, 3, 28, 2004.
[<http://www.biomedical-engineering-online.com/content/3/1/28>]
- 5-4 CC Chiu, TH Lin, BY Liao, “Using Correlation Coefficient in ECG Waveform for Arrhythmia Detection”, Biomed Eng Appl Basis Comm, 17, pp. 147-152, June, 2005.
- 5-5 Li C, Zheng CX, Tai CF, “Detection of ECG characteristic points

- using wavelet Transforms”, IEEE Trans Biomed Eng, 42(1), pp.21–28, 1995.
- 5-6 Martinez JP, Almeida R, Olmos S, Rocha AP, Laguna P, “A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases”, IEEE Trans Biomed Eng, 51(4), pp. 570–581, 2004.
- 5-7 Senhadji L, Carrault G, Bellanger JJ, Passariello G, “ Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns”, IEEE Eng Med Biol, 14(2), pp. 167–173, 1995.
- 5-8 Inan OT, Giovangrandi L, Kovacs GTA, “Robust neural-network-based classification of premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features:, IEEE Trans Biomed Eng, 53(12), pp. 2507-2515, 2006.
- 5-9 Güüler İ, Übeyli ED, “ECG beat classifier designed by combined neural network Model”, Patt Recogn, 38, pp. 199-208, 2005.
- 5-10 Shyu LY, Wu YH, Hu W, “Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the Holter ECG”, IEEE Trans Biomed Eng, 51(7), pp. 1269-1273, 2004.
- 5-11 Amann A, Tratnig R, Unterkofler K, “ Detecting ventricular fibrillation by time-delay methods”, IEEE Trans Biomed Eng, 54(1), pp. 174-177, 2007.
- 5-12 JW LEE, KS KIM, B LEE, B LEE, MH LEE, “A Real Time QRS Detection Using Delay-Coordinate Mapping for the Microcontroller Implementation ”, Annals of Biomedical Engineering, Vol. 30, pp. 1140–1151, 2002.

- 5-13 Júlio C. B. de Figueiredo, Sérgio S. Furuie, “Using statistical distances to detect changes in the normal behavior of ECG-Holter signals”, Proc. SPIE, Vol. 4325, pp. 557-565, 2001.
- 5-14 MIT-BIH arrhythmia database, third edition, May 1997.
[<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>]

