

心音訊號之分割與特徵擷取

Heart Sound Signals

Segmentation and Features Extraction

研究生：陳慶芳 撰

指導教授：林堉仁 博士

義守大學

電機工程學系碩士班

碩士論文

A Thesis Submitted to the
Department of Electrical Engineering
of I-Shou University

in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Master Degree

with a

Major in Electrical Engineering

July 2012

Kaohsiung Taiwan

Republic of China

中華民國 一百零一 年 七 月

心音訊號之分割與特徵擷取

Heart Sound Signals Segmentation and Features Extraction

中華民國 101 年 7 月

心音訊號之分割與特徵擷取

研究生：陳慶芳 指導教授：林堉仁

義守大學電機工程研究所

摘要

本研究使用 MATLAB 軟體撰寫了分割心音的程式，並且從分割好的單一心跳週期提取出特徵。而被用來分割與提取特徵的心音是使用 3M 公司所販售的聽診器自行錄製的。本文比較了 5 種處理心音訊號的方式，來確認心音經過 5 種方式中的哪一種處理後，在執行分割時有較高的正確率。5 種方法分別為能量波封法(Envelope)、短時傅立葉轉換(Short Time Fourier Transform, STFT)、連續小波轉換(Continuous Wavelet Transform, CWT)、離散小波轉換(Discrete Wavelet Transform, DWT)及希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform, HHT)。心音經過這 5 種方式處理後，再經過一個”最後篩選”的程序，來找出心音訊號中的第一心音，便可以將心音訊號分割成單一心跳週期。其中，”最後篩選”的程序，是藉由門檻值(Threshold)與波峰(Peak)間最小間距的設定，來達成自動化的分割心跳週期。而心音經過 HHT 的處理後，再執行”最後篩選”所得到的單一心跳週期的分割準確率最高，為 83.39%。接著比較 2 種提取單一心跳週期的特徵之方法。為了確認哪一種特徵提取的方法比較好，本文使用互相關運算(Cross-Correlation)來確認這些特徵是否具有代表性。確認的結果為，使用第二種特徵提取的方法，並且選擇第六個細節係數(Detail Coefficients)，所得到的單一心跳週期的特徵，是比較具有代表性的特徵。

關鍵字：心音訊號處理、能量波封法、短時傅立葉轉換、連續小波轉換、離散小波轉換、希爾伯特-黃轉換、特徵提取。

ISU Degree Thesis Collection

Heart Sound Signals Segmentation and Features Extraction

Student: Michelle C Chen Advisor: Yu-Jen Lin

Department of Electrical Engineering
I-Shou University

ABSTRACT

In this paper, we write a program of heart sounds segmentation using MATLAB software, and extract features from a single heartbeat cycle that has been segmented. The heart sounds for segmentation and feature extraction are recorded by the stethoscope that sold by 3M Company. We compare five methods that are used to process heart sound signals, and confirm that which method has a higher accuracy rate in the implementation of heart sounds segmentation. The 5 methods are Envelope, Short Time Fourier Transform, Continuous Wavelet Transform, Discrete Wavelet Transform and Hilbert–Huang Transform, respectively. The heart sounds process by these five methods and pass through a final-selection procedure to identify each first heart sound of heart sound signals, and then we can segment heart sounds into a single heartbeat cycle. The final-selection procedure can automated segment heart sounds into a single heartbeat cycle by setting of the Threshold and the minimum distance between Peaks. After heart sounds process by HHT and implement the final-selection procedure, we got the highest accuracy rate of heart sounds segmentation is 83.39%. Then we compared the two methods of features extraction of a single heartbeat cycle. In order to confirm which method of feature extraction is better, we use Cross-Correlation to observe whether these features are representative. The result is that, the feature of a single heartbeat cycle that obtained by the second method of feature extraction with the sixth detail coefficients is more representative.

Key Words : Digital heart sounds signal process, Envelope, STFT, CWT, DWT, HHT, Feature extraction.

ISU Degree Thesis Collection

義守大學博士論文典藏

謝誌

要不是 2 年前在走廊上碰到指導老師 林堉仁，他慷慨地付出了許多時間、分享了許多想法，因此，如果沒有他問我要不要做跟訊號有關的主題，這本研究論文也就可能有機會問世了。

這一路上，得到了許多人有形或無形之中的幫助；我真的沒辦法一個個的把所有幫助我的人填上來，因此只能用真心感謝所有幫助過我的人。在研究所階段，隔壁實驗室的彥谷、絃曄、宏億及好同學智茲、博宇等，教我做了許多實驗，提供了許多課業或非課業上的討論與建議，讓我得以通過課程；我修過課程的老師，在課業上的幫助及給予的成績都讓我增加了不少動力；在論文口試期間，口試委員不吝嗇地提出建議及修正錯誤等等，都是我十足感謝的對象。

此外，感謝父母在金錢上給予的支持，家中的一貓一狗非常安分地沒有煩我，還有陳建源學長在我碩一時，幫我做了很多老師的事情。最後還要感謝男友無私的付出，不管是論文的排版、簡報及海報的製作、資料的蒐集，甚至到生活上的幫助，都讓我倍感溫馨。

我對上述所提及的所有人，都真心的感謝也給予最深的祝福，希望大家都能事事順心，謝謝。

陳慶芳

2012 年 7 月 30 日 撰於高雄左營自宅

ISU Degree Thesis Collection

義守大學博碩士論文典藏

目 錄

中文摘要	i
ABSTRACT	ii
謝誌	iii
目 錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	vii
第一章 緒論	1
1.1 前言	1
1.2 文獻回顧	2
1.2.1 心臟與心音	2
1.2.2 心音訊號處理與分類	5
第二章 心音分割	8
2.1 能量波封法	9
2.2 短時傅立葉轉換(STFT)	16
2.3 連續小波轉換(CWT)	23
2.4 離散小波轉換(DWT)	28
2.5 希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform)	35
2.6 最後篩選與分割	42
2.6.1 得到分割演算法的輸入波形	43
2.6.2 設定門檻值	45
2.6.3 設定最小間距	47
2.6.4 找出波峰	47
2.6.5 找出 S1	48
2.6.6 分割出一次心跳週期	49
2.7 分割結果比較	50
第三章 擷取特徵	53
3.1 特徵取得方法一	53

3.2 特徵取得方法二.....	55
3.3 特徵的判斷.....	57
3.4 小結.....	58
第四章 結論與未來研究方向.....	60
4.1 結論.....	60
4.2 未來研究方向.....	60
參考文獻.....	62



ISU Degree Thesis Collection

義守大學博碩士論文典藏

表目錄

表 1-1 心音簡介對照表.....	5
表 1-2 心音頻率分布表.....	5
表 2-1 能量計算公式表.....	12
表 2-2 心音數量統計表.....	50
表 2-3 分割結果統計表(單位：%).....	51
表 3-1 互相關運算結果.....	55
表 3-2 由 d5 得到的特徵的互相關結果.....	57
表 3-3 由 d6 得到的特徵的互相關結果.....	57

ISU Degree Thesis Collection

義守大學博碩士論文典藏

圖目錄

圖 1-1 研究流程圖.....	2
圖 1-2 心臟架構示意圖.....	3
圖 1-3 心音圖.....	3
圖 1-4 心電圖波型示意圖.....	4
圖 1-5 心電與心音對照圖.....	4
圖 2-1 心音分割流程圖.....	8
圖 2-2 能量波封法流程圖.....	9
圖 2-3 各能量公式的輸入與輸出關係對照圖.....	12
圖 2-4 一個正常心音使用 4 種公式計算所得之結果(a)絕對值(b)平方(c)夏農能量(d) 夏農熵.....	14
圖 2-5 心音訊號與能量波封法計算後之圖.....	15
圖 2-6 能量波封法的分割流程圖.....	16
圖 2-7 短時傅立葉轉換流程圖.....	18
圖 2-8 (a) 500 點的 Kaiser 窗圖形 (b) 頻率響應(假設取樣頻率是 8000Hz)....	20
圖 2-9 二維時頻圖.....	20
圖 2-10 三維時頻圖.....	21
圖 2-11 一個未分割的心音經由 STFT 所得到的 45Hz 成分的波形.....	22
圖 2-12 STFT 方法的分割流程圖	22
圖 2-13 Daubechies 小波(上)與其積分(下).....	24
圖 2-14 時域訊號圖.....	24
圖 2-15 示範的時域訊號的時頻圖.....	25
圖 2-16 示範訊號(上)與其 3Hz 的成份(下).....	25
圖 2-17 示範訊號(上)與其 30Hz 的成份(下).....	26
圖 2-18 未分割心音訊號.....	26
圖 2-19 心音訊號的時頻圖.....	27

圖 2-20 (a)未分割的心音訊號 (b) 45Hz 的成份.....	27
圖 2-21 CWT 方法的分割流程圖.....	28
圖 2-22 (a)db5 小波的尺度函數 (b)db5 小波的小波函數	29
圖 2-23 db5 的分析濾波器組的高通濾波器.....	30
圖 2-24 db5 的分析濾波器組的低通濾波器.....	30
圖 2-25 小波樹.....	31
圖 2-26 db5 的合成濾波器組的高通濾波器.....	31
圖 2-27 db5 的合成濾波器組的低通濾波器.....	32
圖 2-28 測試訊號.....	32
圖 2-29 測試訊號經過三次分解，各成分的時域與頻域圖形.....	33
圖 2-30 (a)原始心音 (b)DWT 輸出之 d6 係數圖	34
圖 2-31 DWT 方法的分割流程圖	35
圖 2-32 經驗模態分解演算法.....	36
圖 2-33 簡單內插法範例.....	37
圖 2-34 測試訊號.....	38
圖 2-35 (a)~(h)分別為 IMF1~8 (i)殘值 R.....	39
圖 2-36 經 HHT 之時頻圖	40
圖 2-37 未經 EMD 即使用 HHT 之時頻圖	40
圖 2-38 心音訊號經 EMD 處理後之 IMF 分量圖.....	41
圖 2-39 HHT 輸出之 IMF4 圖	42
圖 2-40 HHT 方法的分割流程圖	42
圖 2-41 最後篩選流程圖.....	43
圖 2-42 基準範例心音訊號.....	43
圖 2-43 能量波封法得到的心音能量波封.....	44
圖 2-44 STFT 方法得到的 45Hz 成份.....	44
圖 2-45 使用 CWT 方法得到的 45Hz 成分	44
圖 2-46 DWT 方法得到的 d6	45
圖 2-47 HHT 方法得到的 IMF4	45
圖 2-48 各方法所得到的波形及其門檻值.....	46
圖 2-49 各方法所得到的波形及其門檻值與波峰.....	48

圖 2-50 各方法所得的波形及其 S1	49
圖 2-51 各方法所得的一次心跳週期.....	50
圖 2-52 S 的心音使用(a) DWT (b) STFT (c) 能量波封法	51
圖 3-1 取特徵方法一流程圖.....	53
圖 3-2 a1~a6 的圖與 FFT 後的圖	54
圖 3-3 d1~d6 的圖與 FFT 後的圖	54
圖 3-4 (a) 一個心跳週期 (b) 長度為 24 的正規化的特徵	55
圖 3-5 特徵取得方法二流程圖.....	56
圖 3-6 (a) 一次心跳週期的 d6 係數 (b) d6 係數正規化的特徵向量	56
圖 3-7 心音訊號處理演算法流程圖.....	59

1.1 前言

現今社會中對於辨識身分的需求日益增加，不論是在金融、生物科技、生活休閒等，辨識身分都已嚴然成為增進生活品質的重要方式。目前許多的辨識方法在市場上已日漸普及，對於身分辨識的應用發展，從門禁管理一直到 ATM、重要機密資訊等，不僅可以增加生活的便利性，更顯示出身分辨識的多樣性可以降低許多風險。而生物辨識的好處在於不需要使用傳統的解除工具或密碼資料庫，因此，便可以減少門禁遭破壞或資訊被駭客侵入等因素。

又比如在醫療院所中，辨識病人身分亦是很重要的事情，因為這關係到病人的安全，錯誤的身分可能因為對於藥物的過敏或疾病史，造成醫師判斷錯誤而增加病人的風險。根據美國醫療機構評鑑聯合會(Joint Commission on Accreditation of Healthcare Organization, JCAHO)，提出七大病人安全目標範疇，其中的第一大目標內就包含了「改善辨識出正確病人身分的準確性」這一個項目[1]。因此，正確的身分辨識可以減少醫療上的失誤、提升醫療的可靠度，進而降低病人的風險。

目前關於心音辨識的相關研究，多使用在判定心臟正常與否。而因為身分辨識的重要性，且心音具有一定的獨特性而不易造假，亦可作為辨識身分的依據之一。

在辨識心音之前，因為心音為連續訊號，必須將心音先分割為單一心跳週期之訊號，才能確定一次心跳的起始位置來進行辨識，而不同的訊號處理方法將影響著分割的正確率。

因此，本文將比較 5 種處理心音訊號的方法來找出心音分割準確率最高的方法，以便後續的辨識程序使用。而本研究具體目的如下：

1. 建立心音訊號處理的演算法
2. 自動化心音分割
3. 找出具有代表性的心音特徵

而研究流程如圖 1-1 所示：

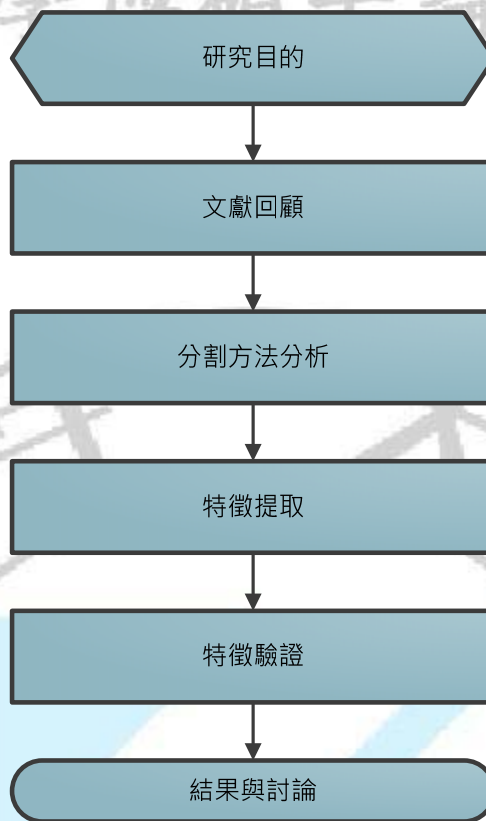


圖 1-1 研究流程圖

1.2 文獻回顧

1.2.1 心臟與心音

心臟是人類最重要的器官，而心臟是由心房與心室構成，心臟之中總共有兩個心房及兩個心室，分別為左心室(Left Ventricle)、左心房(Left Atrium)、右心室(Right Ventricle)及右心房(Right Atrium)，含氧量不同的血液藉由心房心室的擠壓與收縮，推送至身體的各部位。心臟內部有數個瓣膜，用來控制血液的儲存量及流入流出的量，其分別為三尖瓣(Tricuspid Valve)、二尖瓣(Mitral Valve)、主動脈瓣(Aortic Valve)及肺動脈瓣(Pulmonary Valve)。連接心臟的血管則有肺靜脈(Pulmonary Vein)、主動脈(Aorta)、上腔靜脈(Superior Vena Cava)、下腔靜脈(Inferior Vena Cava)及肺動脈(Pulmonary Artery)[2]。心臟架構示意圖如圖 1-2 所示。

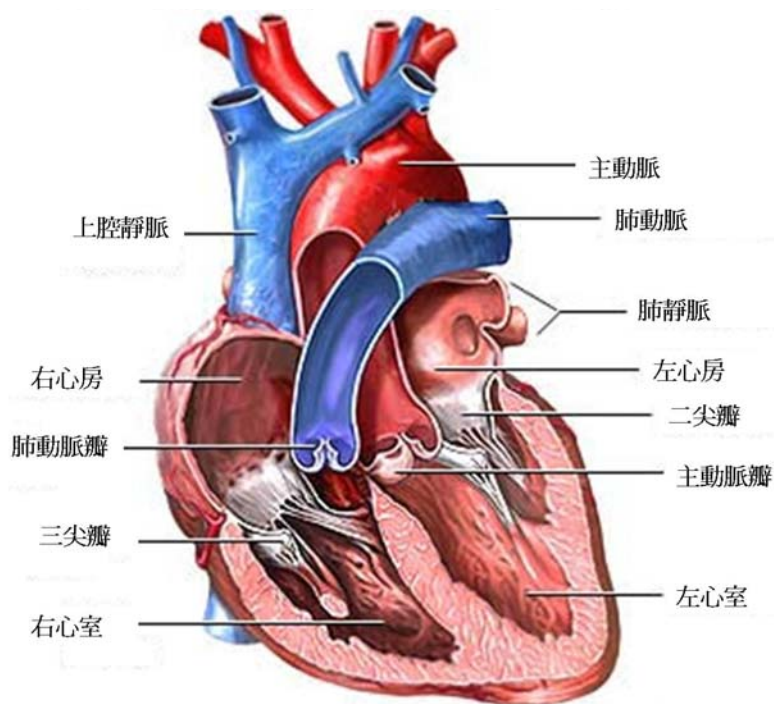


圖 1-2 心臟架構示意圖

心音就是心臟在跳動時發出的聲音，其成因為心臟跳動引發的血液流動，流經心臟時所產生的聲音。其中最明顯的聲音有兩個，分別為第一心音(Sound 1, S1)、第二心音(Sound 2, S2)。S1 是由心房與心室間的房室瓣膜關閉所產生，S2 是由左心室和主動脈之間的主動脈瓣膜關閉所產生[3]。將心音這樣的物理現象，使用類比轉數位的方式，變成一維的時間訊號，並顯示出來的圖形即為心音圖(Phonocardiogram, PCG)，如圖 1-3 所示。

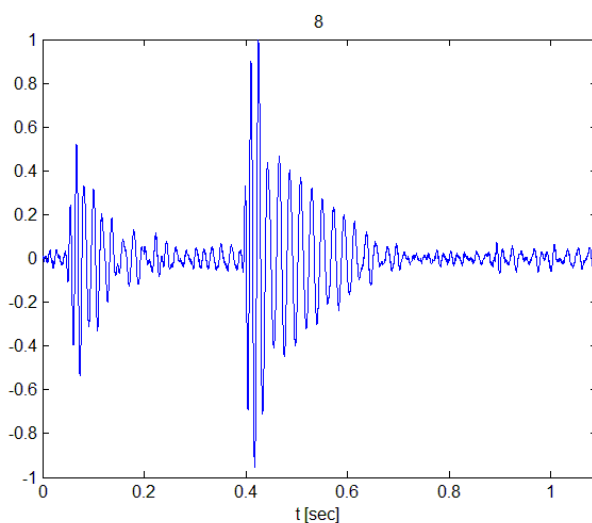


圖 1-3 心音圖

用於醫療上的心臟檢視，目前還是以心電圖(Electrocardiography, ECG)為主。心電圖是透過接收心肌細胞收縮時，在皮膚表面引起的微量電學改變來的知心臟跳動的情形[2]。在一個心跳週期裡，包含了一個P波、一組QRS波群及一個T波，如圖 1-4 所示[4]。

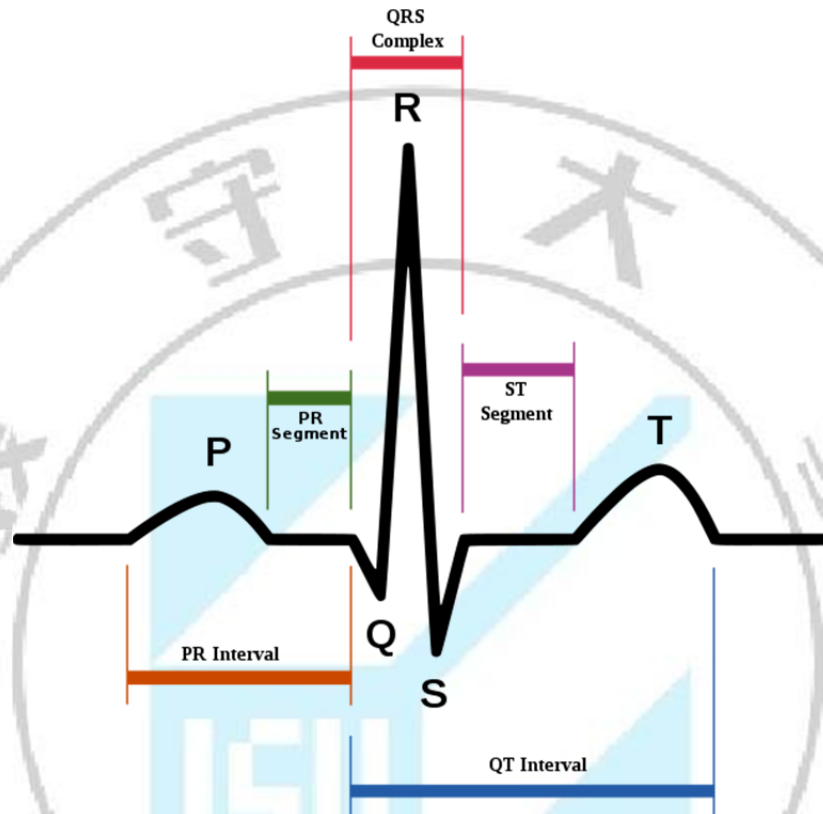


圖 1-4 心電圖波型示意圖

而心電圖與心音圖的示意圖如圖 1-5[5]。

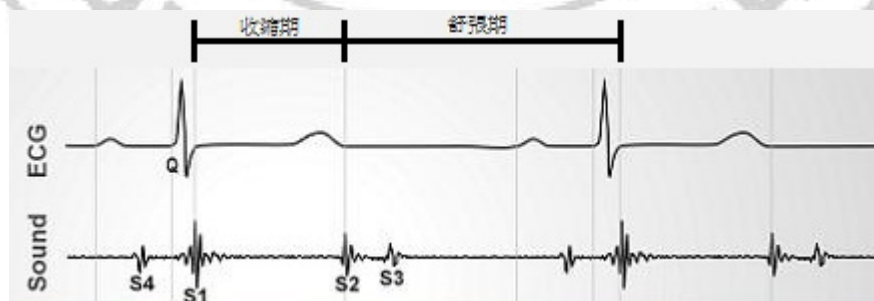


圖 1-5 心電與心音對照圖

心音的組成成份主要包含 4 個心音：第一心音(S1)、第二心音(S2)、第三心音(S3)

及第四心音(S4)，對照表如表 1-1 所示。

表 1-1 心音簡介對照表

心音	簡介
第一心音	發生在心縮期，是其開始的標誌。音調低而時間長。這是由於血液衝擊血管，及產生的渦流，還有房室瓣的突然關閉引起的。
第二心音	發生在心室舒張期，音調高而時間短。是因為主動脈瓣與肺動脈瓣關閉而產生的。
第三心音	發生在快速充盈期末，低頻低振幅。它可能是由於心室快速充盈期末血流速度的改變，引起心壁和瓣膜的震動而造成的。
第四心音	又稱為心房音，它是由於心房收縮，心室主動充盈所引起的心壁和瓣膜震動引起的。

在心臟跳動的 4 聲心音中，並非所有心音都能透過人耳聽見。人耳所能聽見的範圍約在 20Hz 到 20KHz 之間，且人類聽覺對於高頻聲音較為敏感，而對於低頻則須要更大的強度[3]。心音頻率的分布如表 1-2 所示，由表 1-2 可知，第三及第四心音因為頻率低，且在傳遞由體內至體外之間將消耗其強度，使第三及第四心音較不易被人耳聽見[6]。

表 1-2 心音頻率分布表

心音	頻率分布
第一心音	30~45Hz
第二心音	50~70Hz
第三心音	30Hz 以下
第四心音	30Hz 以下

1.2.2 心音訊號處理與分類

文獻[7]開發出了可攜式智慧型心音聽診系統，這個系統包含了無線聽診裝置與心音訊號處理軟體。無線聽診裝置可以將量測到的心音訊號使用 Zigbee 方式傳送到電腦，透過心音訊號處理軟體可以自動化的分割心音，將心音分割成單一心跳週期。其所使用的分割方法為，利用窗函數計算出心音的夏農能量，得到心音的包絡線來將

心音分割，分割準確率為 93.37%。分割出單一心跳週期後，就可擷取出心跳週期的時頻特徵，並將這個特徵輸入類神經網路進行分類。他將心音分類為正常、舒張期雜音、收縮期雜音，分類準確率為 95.49%。

文獻[8]使用滑動窗作為提取心音特徵的方法，其方法為計算窗內訊號的振幅之絕對值的平均，再將此平均值數列進行 64 點的快速傅立葉轉換(FFT)，並將 FFT 所得的頻譜取前 32 點作為特徵向量，輸入至向前傳遞多層感知機(MFNN)進行辨識。

文獻[9]提出使用短時傅立葉轉換將心音做出時頻圖(Spectrogram)，並且取出頻率為 45Hz 的部分，就可以得到心音的能量波形。再依據這個波型來將心音的 S1、S2 成分找出，即可得到單一心跳週期。得到單一心跳週期後，他把這個心跳週期再次做短時傅立葉轉換，得到單一心跳週期的時頻圖，並且取出頻率為 195 Hz 的部分，來當作類神經網路的輸入特徵。

同樣是對心音做時頻分析，與文獻[9]不同的是，文獻[10]與[11]使用的時頻分析方式是韋格納分布(Wigner Distribution)。文獻[12]在 1993 年比較了 3 種常見的時頻分析訊號的方法，分別為短時傅立葉轉換、小波轉換、韋格納分布，結果發現使用小波轉換來對心音進行時頻分析，能保留較多心音中的資訊。

文獻[13]則是使用 S 轉換來提取分割後的單一心跳週期的特徵，並使用多層感知機來分類心音，將心音分類為正常與 4 種心臟瓣膜的疾病，分類準確率為 98%。

文獻[14]在 1997 年提出使用能量的計算來產生心音的波封。首先將心音使用滑動窗函數來分段，分別在窗函數內計算夏農能量，即可得到心音的波封，再依據這個波封判斷出 S1 與 S2 的時間，就可以將心音分割出單一心跳週期。他們也比較了 4 種計算能量的方式，分別為夏農能量、夏農熵、平方、絕對值，並且發現使用夏農能量的算法來計算心音的包絡線是比較好的方式。

文獻[15]也提出了可以先將心音進行離散小波轉換(DWT)，使用 6 階 Daubechies 小波，將心音分解至第 5 層，接著取出近似係數(approximation)的第四層(a4)、細節係數(details)的第四層(d4)與第五層(d5)，針對 a4 或 d4 或 d5 運用他們之前提出的計算夏農能量的方式，來產生心音的波封(envelope)，以進行分割。

為了得到心音的波封，文獻[16]及[17]則是對心音使用同態濾波器(homomorphic filter)，來得到心音的波封。因為心音同時具有高頻與低頻成份，對心音計算對數，可以將高頻與低頻的成份由非線性組合轉變為線性組合，即可使用低通濾波器來濾除心音的高頻成份。得到心音的波封後，再使用 K 平均分類法(k-means clustering)，來

將相鄰的波峰之間的間距做分類，即可將這些間距分類為收縮期與舒張期，根據連續的收縮期與舒張期，就可分割出單一心跳週期。

分割出單一心跳週期後，他們使用 db2 小波對單一心跳週期做離散小波轉換，將心跳週期分解至第 6 層，取其中的 d2 係數，將之平均分為 32 段，並且計算每一小段的功率。因此一個心跳週期就可以得到一個長度為 32 的特徵向量。他們把這個特徵向量，輸入誤差倒傳遞多層感知機(MLP-BP)與 GAL 神經網路，結果發現 GAL 與 MLP-BP 的分類結果差不多，然而，GAL 的訓練次數比 MLP-BP 小很多。

文獻[18]得到特徵的方式與文獻[17]一樣，都是使用 db2 小波對單一心跳週期做離散小波轉換，將心跳週期分解至第 6 層，取其中的 d2 係數，將之平均分為 32 段，並且計算每一小段的功率。因此一個心跳週期就可以得到一個長度為 32 的特徵向量。與文獻[17]不同的是，文獻[18]是用最小平方支撐向量機(LS-SVM)來對分類心音，LS-SVM 的核函數是徑向基底函數(RBF)。文獻[18]將心音分類為正常與 4 種心臟疾病，分類進行了 4 次，每次分類的正確率都有超過 91%。

要辨識連續訊號時，必須先將其特徵的最小單位分割出來，而心音的訊號也是一種連續訊號，故必須先將心音分割成最小單位，也就是一次心跳週期，再進行辨識。

本文將比較 5 種訊號處理方法，並將之運用在心音上。5 種方法分別為直接計算能量的能量波封法(Envelope)、時頻分析的短時傅立葉轉換(Short Time Fourier Transform, STFT)及連續小波轉換(Continuous Wavelet Transform, CWT)與將訊號分解的離散小波轉換(Discrete Wavelet Transform, DWT)及希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform, HHT)；透過分析 5 種方法以提出較適合作為心音分割之方法。本章心音分割的流程如圖 2-1 所示：

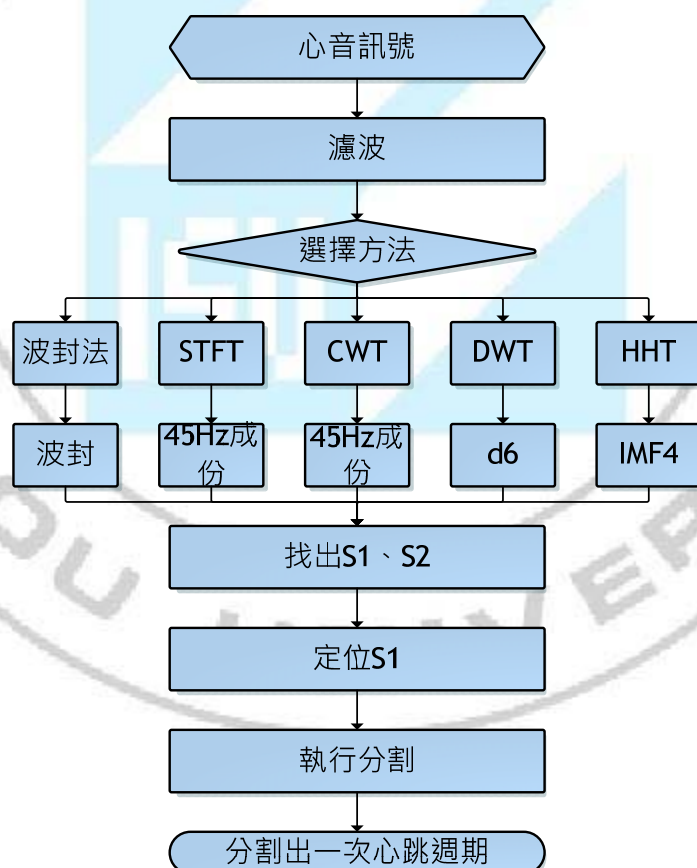


圖 2-1 心音分割流程圖

2.1 能量波封法

能量波封法是一種得到訊號的形狀的方法。有時候我們對於訊號的細節不感興趣，只想要知道某段特定的訊號是在何時開始與結束，就可以使用這種方法來得到訊號的形狀。再搭配門檻值的設定，就可以知道某段特定的訊號是在何時開始與結束。

比如說可以將能量波封法運用在語音訊號處理上[19]，將一段錄製好的有人說話聲音的語音訊號，使用能量波封法得到訊號的形狀，並且搭配過零率(Zero-Crossing)的計算與門檻值(Threshold)的設定，就可以偵測出在整段語音訊號中，有人說話的部份是在何時開始與結束。能量波封法的流程如圖 2-2 所示。

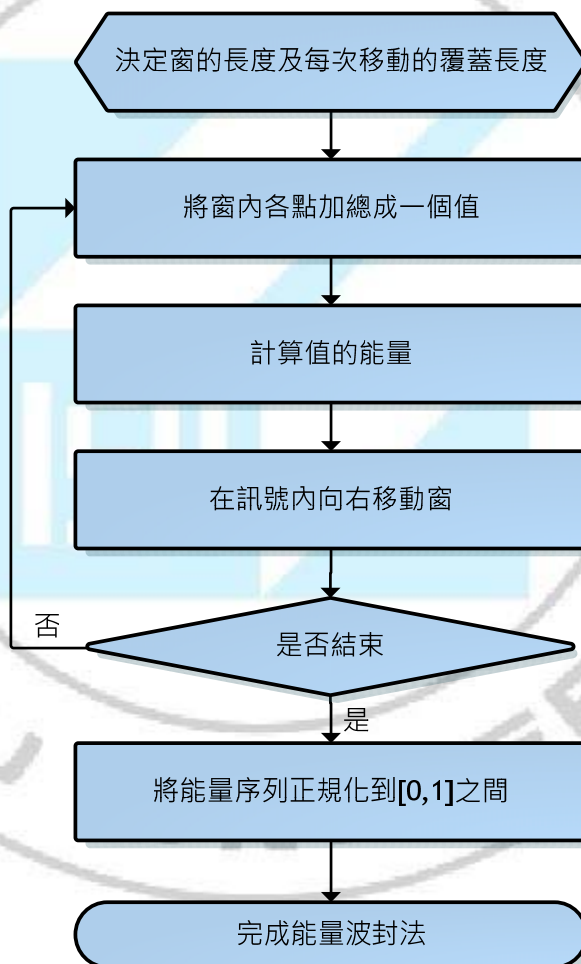


圖 2-2 能量波封法流程圖

在執行前，須先決定出窗函數(Window)。在訊號處理中，窗函數就是設定一個區間，在區間內的數列都是實數，區間外的數列都為 0。任何訊號與窗函數相乘，在窗函數給定的區間之外都是零，因此可針對某一特定區段的訊號來做處理，處理完之後，再將窗

函數沿著時間軸往右移動，移動完之後再處理窗函數範圍內的訊號。不斷的重複移動窗函數、並且對窗內訊號做處理，一直重複到整個訊號結束為止。

將一個時域訊號加上窗函數可能有許多原因，以本章節的能量波封法來說，將一個時域訊號加上窗函數的目的，就是為了要減少這個時域訊號中不太重要的資訊，這樣我們就可以得到這個時域訊號的波封。因此，在此我們必須適當的選擇窗函數的長度與每次窗函數沿著時間軸往右移動時，所要覆蓋的點數。

如果窗函數的長度太長，那每次在窗內對訊號作計算時所包括到的資料點就會很多，那就無法得知這個時域訊號的細節部分；如果窗函數的長度太短，那每次在窗內對訊號作計算時所包括到的資料點就會太少，那就無法達到簡化時域訊號的目的。以本研究來說，我們所使用的 3M 聽診器，其取樣頻率是 8000Hz，也就是每秒鐘會有 8000 個資料點被記錄下來，經過試驗之後發現，窗函數的長度設定為 256 點時，剛好可以兼顧以上所描述的兩個考量。

接著要設定窗函數每次沿著時間軸往右移動時，所要覆蓋的點數。以本章節的能量波封法來說，設定覆蓋點數的目的是為了要使時域訊號在計算能量的時候，不會出現波封不連續的情況。例如：如果我們把窗的長度設為 256 個點，每次移動時覆蓋的長度設定為 0 個點，也就是沒有覆蓋的點數。那我們執行完之後，1~256 個點是第一個段落，257~512 個點是第二個段落，如果訊號的第一個段落和第二個段落的大小值相差甚多的話，那第一個段落所計算的結果和第二個段落的結果在畫成圖形後，會發現有不連續的狀況出現。

反之，如果窗函數每次移動所覆蓋的點數太多，那波形就會變得過於平滑，而無法表現出訊號的細節部分。因此根據上述兩個考量做折衷，本文中的覆蓋長度設定為窗長度的一半。

在決定好窗的長度及每次移動的覆蓋長度後，就可以開始在窗的範圍內，將訊號乘上窗函數的大小，把乘完之後的數列做相加，相加完後會得到一個數字，再把此數字套進計算能量的公式中，計算出訊號的能量。因此每移動一次窗就會得到一個訊號乘上窗函數的相加值的能量。接下來把窗往右移，並且重複乘上窗函數並且相加與計算能量的步驟，直到訊號結束為止。結束後就會得到一個數列，畫出來後就會發現，這個數列的圖形就是訊號的形狀。其中，在窗內計算能量的方式有 4 種，在此先說明下面幾段中，所使用的「輸入訊號」這個詞，代表的是還沒有計算能量的訊號，而「輸出訊號這個詞」，指的是計算完能量的訊號。

在窗內計算能量的第一種方式，是直接取絕對值，公式如下 $E = |x|$ ，假設輸入訊號已經正規化至 0 至 1 之間，則訊號的每一點取完絕對值也是 0 至 1 之間，輸入訊號的每一點的大小都跟輸出訊號一樣，不加強也不衰減任何強度的訊號。

第二種方式是將訊號平方，公式如下 $E = x^2$ 。假設輸入訊號已經正規化至 0 至 1 之間，則訊號的 0 與 1 取完平方還是 0 與 1。但是不是 0 與 1 的地方，比如說 0.5，取完平方會變成 0.25；0.7 取完平方會變成 0.49。可見除了 0 與 1 之外，輸出訊號取完平方後會小於輸入訊號，因此除了 0 與 1 之外的輸入訊號都會被衰減。

第三種方式是夏農能量(Shannon Energy)，公式為 $E = -x^2 \cdot \log x^2$ ，就是把輸入訊號平方之後，取以 10 為底的對數，再乘以輸入訊號的平方，最後再加上負號。假設輸入訊號已經正規化至 0 至 1 之間，則當輸入訊號為 0.606531 時，輸出訊號會具有最大值，為 0.367879。也就是說輸入訊號在 0.6 左右時，是輸出訊號的最大值，其餘不管輸入訊號是大於 0.6065 還是小於 0.6065，輸入訊號的強度都會被衰減。此方法的好處是，如果正規化的輸入訊號的有用部份，也就是不是雜訊的部份，大小都差不多是在 0.6 左右，則輸出訊號就可以清楚的表現這個輸入訊號的形狀。並且如果輸入訊號的雜訊，在輸入訊號中是相對來說強度比較小，則此能量計算方法也可以有效地把雜訊的強度衰減。

第四種方式是夏農熵(Shannon Entropy)，公式是 $E = -|x| \cdot \log|x|$ ，就是把輸入訊號取以 10 為底的對數，再乘以輸入訊號，最後再加上負號。假設輸入訊號已經正規化至 0 至 1 之間，則當輸入訊號為 0.367879 時，輸出訊號會具有最大值，為 0.367879。也就是說輸入訊號在 0.35 左右時，是輸出訊號的最大值，其餘不管輸入訊號是大於 0.368 還是小於 0.368，輸入訊號的強度都會被衰減。此方法的好處是，如果正規化的輸入訊號的有用部份，大小都差不多是在 0.3~0.4 左右，則輸出訊號就可以清楚的表現這個輸入訊號的形狀。並且如果輸入訊號的雜訊，在輸入訊號中是相對來說強度比較大，則此能量計算方法也可以有效地把雜訊的強度衰減。

上面 4 段的 4 種能量計算方式整理成表格如表 2-1，其中表格中的 x 的公式如下：

$$x = \sum w \cdot x_0 \quad (2-1)$$

x_0 代表時域訊號， w 代表窗函數。

表 2-1 能量計算公式表

項目	公式	特色
絕對值	$E = x $	不加強也不衰減任何強度的訊號
平方	$E = x^2$	低強度與高強度的訊號不變，其餘衰減
夏農能量	$E = -x^2 \cdot \log x^2$	加強中高強度的訊號(大小在 0.6 左右)
夏農熵	$E = - x \cdot \log x $	加強中低強度的訊號(大小在 0.37 左右)

上面 4 種能量計算方式，若輸入訊號皆正規化至 0~1 的區間，則輸入訊號的大小與輸出訊號的大小之關係，畫成圖形如圖 2-3[14]。

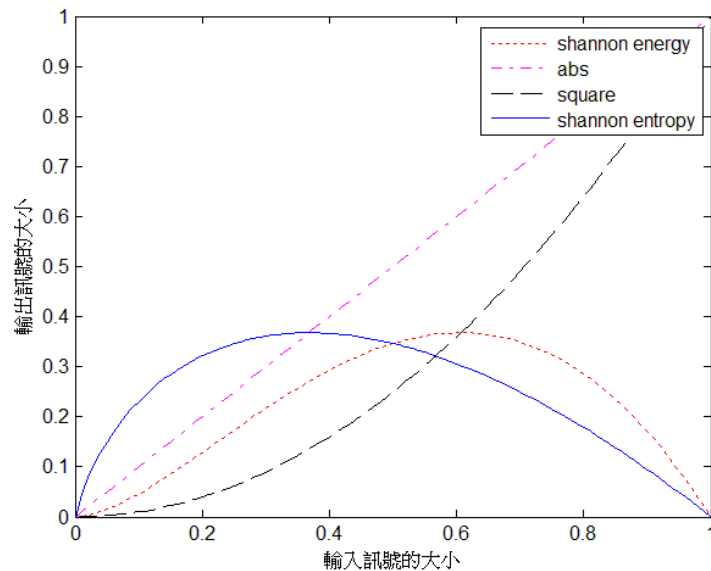


圖 2-3 各能量公式的輸入與輸出關係對照圖

選擇好窗函數後，將想要分析的訊號與窗函數相乘，則窗函數區間之外的值都會變成 0。接著將窗內各點的值加總，再依照上面所說明的四種能量計算方式，擇一計算出加總之值的能量；再將窗沿著時間軸往右移動，移動的長度就是窗函數的長度減去覆蓋長度，並且重複將窗內各點的值加總、計算能量的步驟，直到訊號結束。如此便可得出訊號的輪廓，最後將能量序列正規化至大小在 0~1 之間，即完成能量波封法。

以下將介紹要如何將能量波封法運用在心音上，之前也曾經有人這樣做過，像是 [14][15]，他們使用夏農能量方法來計算心音的能量，並且得到波封，也就是心音的形

狀。接著再根據心音的波封來判斷每一次的 S1 與 S2 是出現在何時，並且依據這個 S1 與 S2 在何時出現的資訊，來將心音分割成一次的心跳週期。

如表 2-1，四種能量公式分別為：絕對值、平方、夏農能量及夏農熵。其所得之輸入與輸出訊號的關係如圖 2-3。實際運用時要選擇哪一個，需依照欲分析之訊號特性選取。比如說本文所使用之能量波封法，將使用夏農熵作為取得心音波封之能量計算公式。因為後續要將心音分割時，必須先將心音中的 S1 與 S2 的部分找出。而通常在一個心音中，S1 的強度大小會比 S2 的強度大小來的大，因此選擇夏農熵可以將強度中高的訊號(如 S1)衰減，並且將強度中低的訊號(如 S2)加強，進而使 S1 與 S2 的大小差距不至於太大，以利判斷。如下圖 2-4(d)所示。

如果選擇夏農能量，則 S1 會被加強，S2 會被衰減，而通常在一個心音中，S1 的強度大小會比 S2 的強度大小來的大。如此一來強度高的部份(如 S1)更高，低的部分(如 S2)更低，便會造成 S1 與 S2 的大小差距太大。後續要將心音分割時，必須先將心音中的 S1 與 S2 的部分找出，如果 S1 與 S2 的大小差距太大，對於找出 S2 是很不利的狀況。如下圖 2-4(c)；如果選擇平方的能量計算方式，則不管 S1 或 S2 都會被衰減，但原本的心音中 S2 之強度本來就已經比 S1 的強度來的小，如果又被衰減，對於後續要將心音分割時，找出 S2 的過程來說，是很不利的狀況。如下圖 2-4(b)；如果選擇絕對值的能量計算方式，則不管輸入訊號的強度大小是高還是低，輸出訊號都不加強也不衰減輸入訊號。但在錄製心音的過程中，一定有些許雜音會一同被錄製起來，因此在計算能量的時候，我們是希望雜訊可以盡可能的被衰減，故本文將不選擇使用絕對值來計算能量。如下圖 2-4(a)。

上述 4 個段落，分別描述了 4 種計算心音能量之方式的優缺點，在此將每種計算能量的方式都執行一遍，以 4 個圖表示如下。其中(a)是以絕對值來計算能量，(b)是以取平方來計算能量，(c)是以夏農能量的公式來計算能量，(d)是以夏農熵的公式來計算能量，而縱軸為正規化後之數值，故無單位。

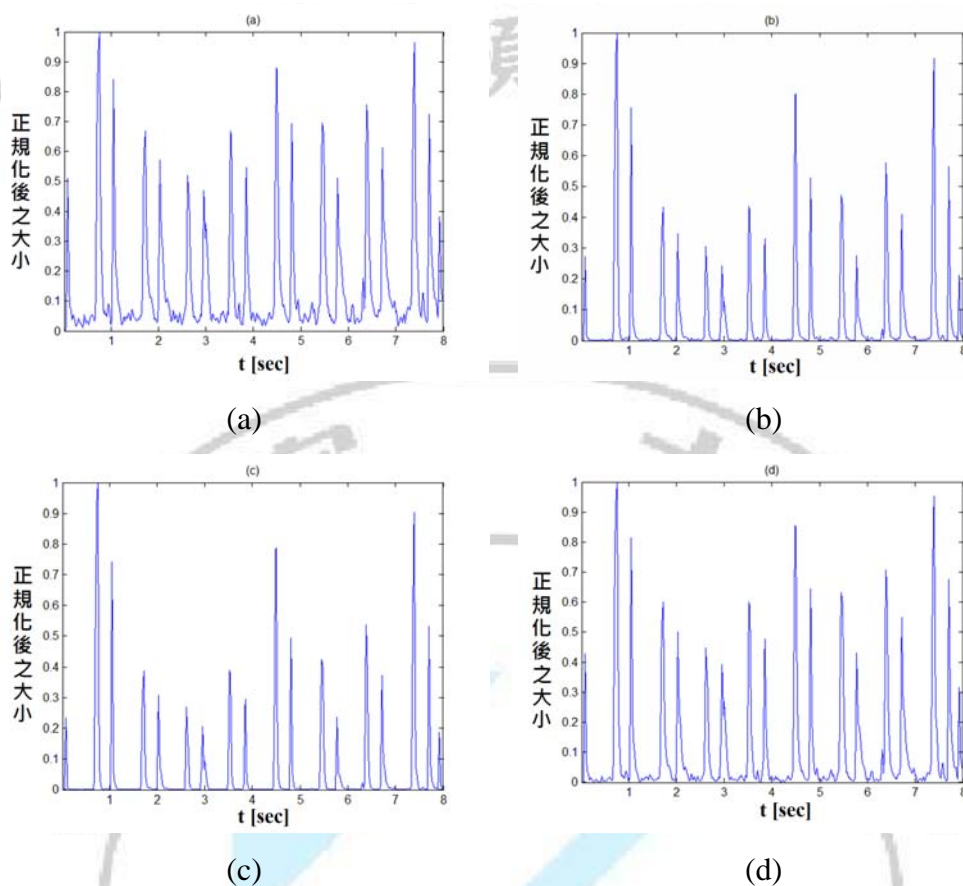
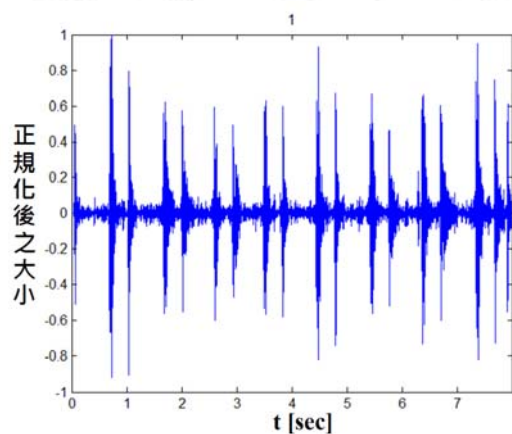


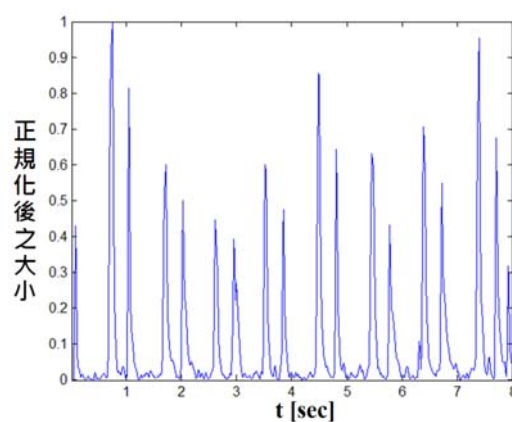
圖 2-4 一個正常心音使用 4 種公式計算所得之結果(a)絕對值(b)平方(c)夏農能量(d)夏農熵

根據上述理由，本文所使用之能量波封法，將使用夏農熵來作為取得心音波封之能量計算公式。接著是窗函數的選擇，因為對心音計算能量的目的是想要得到心音訊號的形狀，因此不選擇會改變原本訊號形狀的窗函數，而是選擇大小為 1 的矩形窗，來做為窗函數。而窗函數的長度，經過嘗試後，發現 256 個點的長度執行起來，可以剛好很明確的表達出心音訊號的形狀，並且根據前文介紹窗函數的段落，在此把每次窗函數沿著時間軸往右移動的覆蓋點數，設定為 128 個點，也就是窗函數的長度的一半。

計算能量的方式和窗函數都選擇好了之後，就可以將心音輸入，把窗函數內之訊號相加，並計算能量，接著把窗函數沿著時間軸往右移動，重複執行後就可以得到波封。一個錄製好且沒有被分割的心音訊號如圖 2-5(a)所示，而心音訊號進行完能量波封法的計算後，得到的波封，也就是心音的形狀，如圖 2-5(b)所示。



(a)



(b)

圖 2-5 心音訊號與能量波封法計算後之圖

心音執行完能量波封法後，所得到的結果，就是心音訊號的形狀。接著就要從這個心音的波封之中，來找出 S1 與 S2 是在何時出現，並且依據 S1 與 S2 出現的時間，來將心音分割。使用能量波封法來分割心音的流程圖如圖 2-6 所示：

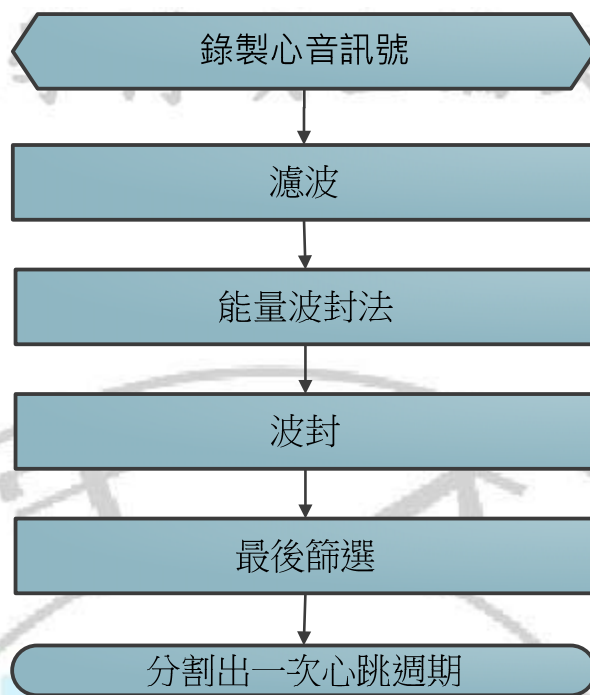


圖 2-6 能量波封法的分割流程圖

2.2 短時傅立葉轉換(STFT)

STFT 是從傅立葉轉換(FT)延伸而來的，因此在此先簡單介紹傅立葉轉換(FT)。傅立葉轉換(FT)的應用層面很廣，對於訊號處理而言，FT 通常是將訊號從時域轉至頻域，如果畫出了訊號的頻譜圖，就可以從頻譜圖觀察到當訊號還在時域時，我們所無法觀察到的資訊，比如說這個訊號有哪些頻率成分，每個頻率成分的振幅是多少等等。而一個時域訊號 $f(t)$ 的傅立葉轉換的數學公式如公式 2-1 所示：

$$C_n = \frac{1}{2\pi} \int_{-p}^p f(t) e^{-i\omega t} dt, n \in \mathbf{z} \quad (2-2)$$

上面這個傅立葉轉換的公式所要表達的概念就是，有一個時域訊號 $f(t)$ ，而我們可以用許多不同頻率(ω)的 $\sin(\omega t)$ 、 $\cos(\omega t)$ ，來表示這個時域訊號。從數學上來說，就是許多不同頻率(ω)的 $\sin(\omega t)$ 、 $\cos(\omega t)$ 與這個時域訊號 $f(t)$ 做積分運算，積分運算完之後，再將這些積分運算的結果作線性組合；而線性組合所得出來的數列，就代表了這個時域訊號 $f(t)$ 的頻率資訊。

舉例來說，假設有一個時域訊號是 $f(t)$ ，把這個時域訊號 $f(t)$ 帶入 2-2 式，結果發現就只有在 ω 是 30 的時候，積分出來的值不為零。除了 30 之外，其餘的 ω 帶入 2-2 式，所得出來的積分結果都是零。因此我們就可以說，這個時域訊號 $f(t)$ 只具有一個頻率成分，就是頻率是 30 的成分。而積分出來的值，就是這個頻率是 30 的成分，它的振幅大小。其中， ω 的單位是 rad/sec，如果我們想要知道 ω 是 30 的話，是代表多少赫茲，那就將 ω 除以 2π ，就可以得到以赫茲為單位的頻率。

上面所說的一個時域訊號 $f(t)$ 的頻率資訊，也可以使用圖形來表達。以坐標軸的橫軸刻度代表各個頻率，且以座標軸的縱軸刻度代表振幅，就可以將一個時域訊號 $f(t)$ ，它的每一個頻率成分，與這些頻率成分的振幅，用圖形的方式來表現，方便我們觀察。而這個橫軸是頻率，縱軸是振幅的圖形，就叫做頻譜圖(Frequency spectrum)。

因此，根據上面 4 段所描述的，我們可以使用傅立葉轉換，來觀察到一個時域訊號 $f(t)$ 所具有的頻率成分，與這些頻率成分的振幅。但是在現實情況中，一個時域訊號，它所具有的頻率，是會隨著時間改變的。比如說有一個時域訊號，可能在 1~10 秒是低頻訊號，10~20 秒又變化為高頻訊號。在這種情況下，我們除了想知道這個時域訊號，它的低頻與高頻成分的頻率與振幅之外，我們同時也想要知道這些低頻與高頻成分，它們分別是在哪些時間區間出現。

因此，解決的辦法就是將時域訊號乘上一個窗函數。隨著窗函數在時間軸上的平移，就可以將時域訊號分成很多區段，再將每一區段分別做傅立葉轉換，就可以得到這個時域訊號，它所具有的頻率成分隨著時間改變的資訊。

短時傅立葉轉換之公式如公式 2-3。

$$STFT(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot w(t - t^*) \cdot e^{-i\omega t} dt \quad (2-3)$$

這個短時傅立葉轉換公式，與傅立葉轉換公式的差別只在於，這個公式多了 $w(t - t^*)$ 這一項。上式中的 $w(t - t^*)$ 就代表了窗函數。隨著 t^* 的變化，就代表了這個窗函數 $w(t - t^*)$ 沿著時間軸往右移動。因為窗函數只在設定好的區間內不為零，設定好的區間之外都是零，因此隨著窗函數沿著時間軸往右的每一次移動，都會限定 $f(t)$ 只在窗函數的區間內不為零，窗函數的區間之外都是零。所以每一次的計算，就可以只針對，在窗函數的區間內不為零的 $f(t)$ ，來做傅立葉轉換。

短時傅立葉轉換的流程如下圖 2-7 所示：

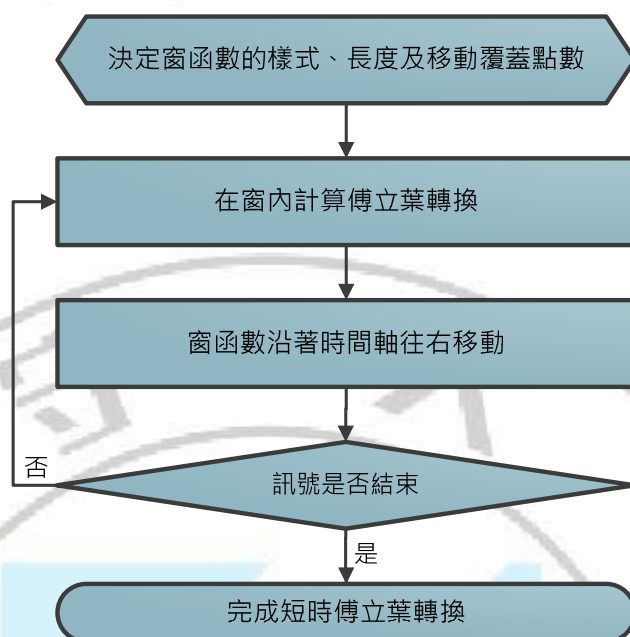


圖 2-7 短時傅立葉轉換流程圖

在使用STFT分析時域訊號前，須先決定想要使用的窗函數的樣式、長度及每次移動所要覆蓋的點數。窗函數決定好之後，就可以開始在窗函數的不為零的範圍內，計算時域訊號的傅立葉轉換。接著窗函數沿著時間軸往右移動，移動的距離就是，窗長度減掉每次移動所要覆蓋的點數。比如說窗長度若是設定為256，每次移動所要覆蓋的點數若是設定為128，則每一次的移動，移動的距離都是128點。

窗函數沿著時間軸往右移動了之後，先確認訊號是否已經結束，如果窗函數內不為零的區間是時域訊號還沒有結束的部分，那就將這個窗函數區間內的訊號，做傅立葉轉換，就可得到這段區間內的時域訊號所具有的頻率成分的資訊。

如果窗函數內不為零的區間，是時域訊號已經結束的部分，那就代表整個STFT的流程已經結束。

接著可以將上述過程所得到的資訊，畫成圖形。圖形坐標軸的橫軸是時間刻度，單位是秒(sec)；圖形坐標軸的縱軸是頻率刻度，單位是赫茲(Hz)。這樣一個橫軸是時間刻度、縱軸是頻率刻度的圖形，稱為時頻圖(spectrogram)。

在此簡單介紹一下時頻圖的解析度。時頻圖的解析度分為時間解析度與頻率解析度2方面，不管是時間解析度還是頻率解析度，如果我們說解析度高，那就是代表在座標

軸上，相鄰兩個刻度的間距是短的；反之，如果我們說解析度低，那就是代表在座標軸上，相鄰兩個刻度的間距是長的。但是，我們沒有辦法去規定說，相鄰兩個刻度的間距小於多少，解析度就是高的。因為解析度的高低，是相對而言。比如說，將兩張時頻圖放在一起比較，那就可以說其中一張時頻圖的解析度高於另一張時頻圖的解析度。

在執行STFT時，值得注意的是，一旦選擇了某個窗函數，那時頻圖的解析度也就固定了，想要改變解析度的話，則需要去調整窗函數的長度、每次移動的覆蓋點數等等參數。如果選擇的窗函數，它的長度愈長，那時頻圖上的頻率解析度就會愈好，但時頻圖上的時間解析度就會愈差；反之，如果選擇的窗函數，它的長度愈短，那時頻圖上的頻率解析度就會愈差，但時頻圖上的時間解析度就會愈好。會有這樣的結果，可以想成，一個時域訊號在做傅立葉轉換時，如果這個訊號的長度愈長，那這個時域訊號做完傅立葉轉換後，所得到的頻率成分的資訊就愈精確。

另一種解釋是，在做訊號處理時，尤其是訊號處理中的時頻分析時，根據海森堡不確定性原理(Heisenberg uncertainty principle)，或者叫做蓋博限制(Gabor limit)或是海森堡-蓋博限制(Heisenberg-Gabor limit)[20]

$$\Delta t \cdot \Delta \omega = c \quad (2-4)$$

如公式2-4所示，其中 Δt 就是時頻圖中，時間軸的相鄰兩個刻度間的最小間距，而 $\Delta \omega$ 就是時頻圖中，頻率軸的相鄰兩個刻度間的最小間距， c 為定值。因此在對訊號做STFT時，時間解析度愈高，頻率解析度就會愈低；反之，頻率解析度愈高，時間解析度就會愈低。由上述理由可知，在對訊號做STFT時，無法同時兼顧時間解析度與頻率解析度，必須針對想要分析的訊號的特性，做折衷的考量。

以心音來說，心音訊號是一個不平穩的訊號，也就是說心音所具有的頻率成分，會隨著時間的變化而變化。因此，想要觀察心音訊號的特性，很適合使用STFT。如前面STFT的流程部分所述，在做STFT時，必須先決定要使用哪種窗函數，經過不斷的嘗試後，發現使用500個點的Kaiser窗效果較佳。窗的長度為500個點是因為前面所解釋的STFT時頻解析度無法兼顧，所以折衷考量下使用500個點的窗函數。Kaiser窗的圖形與其頻率響應的圖形如下圖2-8所示。

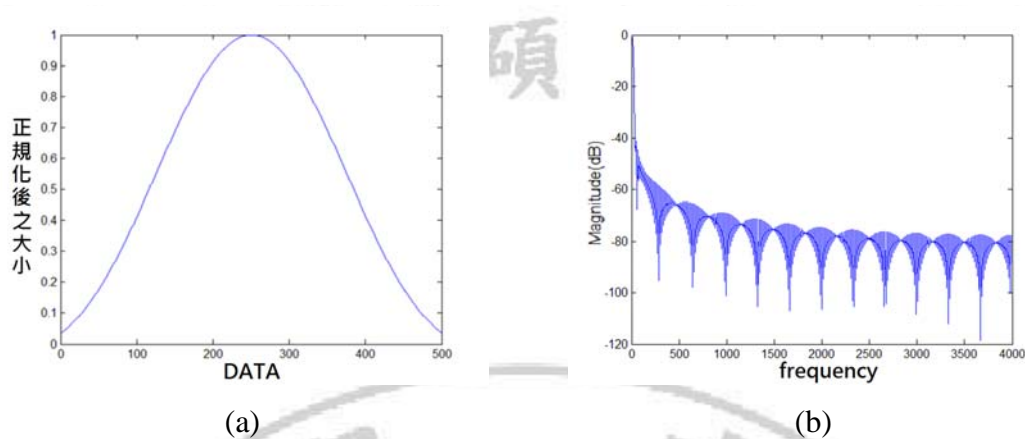


圖 2-8 (a) 500 點的 Kaiser 窗圖形 (b) 頻率響應(假設取樣頻率是 8000Hz)

由上面圖形可知，一個時域訊號的某個區間如果乘上 Kaiser 窗，則這個區間中的低頻部分，也就是頻率小於 300Hz 的部分，相對於其他頻率成分，會比較凸顯，而低頻部分之外的其他頻率成分則會被衰減。

而一個心音的時域訊號，在經過短時傅立葉轉換的計算後，將可產生二維的時頻圖，其圖形如圖 2-9 所示，其中座標軸的橫軸為時間、座標軸的縱軸為頻率，而圖形中的顏色則代表，在某個時間點的某個頻率成分，其能量的大小值。

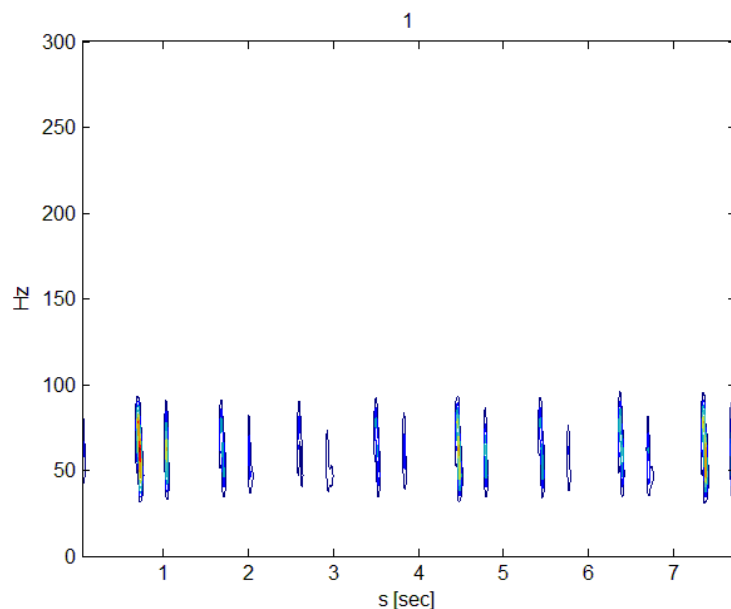


圖 2-9 二維時頻圖

時頻圖也可以透過三維的圖形來表現，如圖2-10所示。

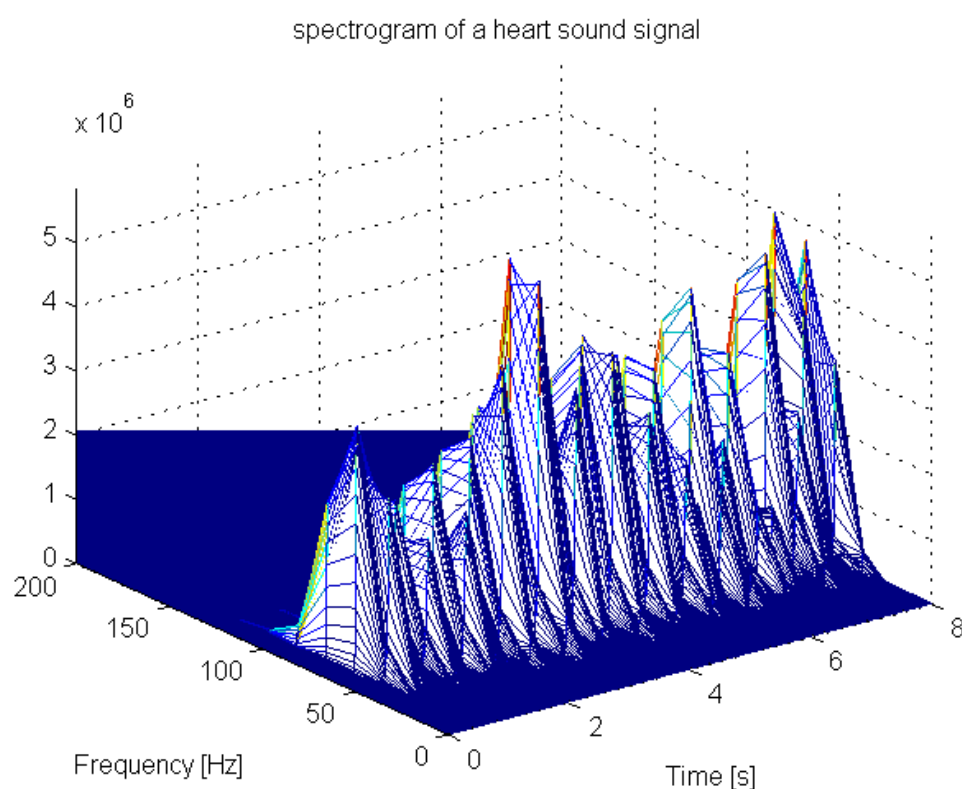


圖 2-10 三維時頻圖

上面這個三維的時頻圖，座標軸的橫軸為時間、座標軸的縱軸為頻率，而圖形中的高度則代表，在某個時間點的某個頻率成分其大小值。

由圖 2-9 的時頻圖，可以觀察到心音 S1 與 S2 的頻率成分是不完全一樣的。其中 S1 所具有的頻率成分，其分布範圍比 S2 寬。而 S1 的最高頻率與 S2 的最高頻率比較起來，S1 的最高頻率是比 S2 的最高頻率來的高。因此，如果想要由時頻圖中選擇一個頻率，而這個頻率是 S1 與 S2 都具有的，則可選擇 45Hz 的頻率[9]。

由圖 2-10 的時頻圖，可觀察到時頻圖是一個具有立體結構的圖形，因此我們可以想像在 45Hz 處，將之作切面圖，就可以得到一個心音的 45Hz 成分的能量波形。將這個 45Hz 成分的能量波形正規化到[0,1]之區間內，就可以得到心音的 45Hz 成份的波形，如下圖 2-11 所示。

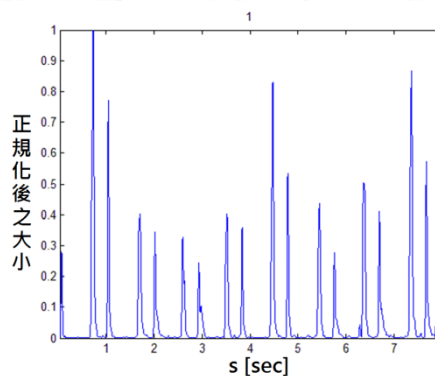


圖 2-11 一個未分割的心音經由 STFT 所得到的 45Hz 成分的波形

心音執行完STFT,並且從STFT的時頻圖得到45Hz成分的波形之後,所得到的結果,就是心音訊號的45Hz成分的形狀。接著就要從這個心音的45Hz成分的波封之中,來找出S1與S2是在何時出現,並且依據S1與S2出現的時間,來將心音分割。

使用 STFT 方法來分割心音的流程圖如圖 2-12 所示：



圖 2-12 STFT 方法的分割流程圖

2.3 連續小波轉換(CWT)

上一小節介紹了傅立葉轉換，就是將訊號使用各種不同頻率的 $\sin(\omega t)$ 、 $\cos(\omega t)$ 來組合而成。而這一小節將介紹連續小波轉換，與傅立葉轉換不同的地方在於，連續小波轉換是將訊號使用各種不同的小波來組合而成，這些組合成訊號的小波，它們是由母小波(mother wavelet)經過縮放與平移而來的。母小波經過縮放與平移後，跟要分析的時域訊號進行互相關運算，如果這個時域訊號與頻率高的小波做完互相關運算，所得到的相關係數高，就代表這個時域訊號的頻率是高的；反之，如果這個時域訊號與頻率低的小波做完互相關運算，所得到的相關係數高，就代表這個時域訊號的頻率是低的。

連續小波轉換的公式如公式 2-5 所示：

$$CWT(a, b) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (2-5)$$

上式中*代表共軛複數， $\Psi_{a,b}(t)$ 代表母小波，母小波的公式如公式 2-6 所示：

$$\Psi_{a,b}(t) \equiv \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2-6)$$

其中 a 是尺度參數、 b 是平移參數。調整 a 與 b 的值，就可以得到多個由母小波經過縮放與平移而來的小波，這些小波就可以用來表現一個時域訊號 $f(t)$ 。當 a 的值大時，母小波的持續時間就變長，因此，母小波的頻率就變低；反之，當 a 的值小的時候，母小波的持續時間就變短，故母小波的頻率就變高。

藉由調整母小波的尺度參數 a ，可以使母小波具有不同的頻率特性，所以連續小波轉換不會有如同 STFT 時間解析度與頻率解析度無法兼顧的問題。

母小波必須滿足兩個條件：

1. 能量有限：也就是小波函數的長度是有限的。
2. 積分為零：也就是一個小波在垂直軸為 0 之上的面積等於這個小波在垂直軸為 0 之下的面積。

圖 2-13 是一個 Daubechies 小波與它的積分圖示，由這個圖可看出，這個 Daubechies 小波的長度是有限的，而且他的積分也是 0，因此有滿足上述的兩個條件。

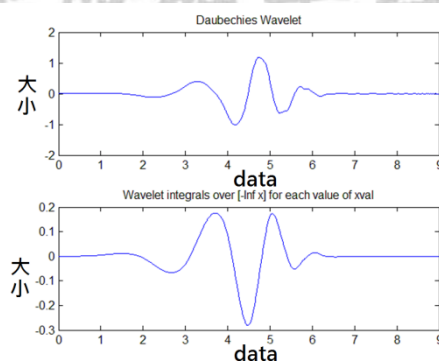


圖 2-13 Daubechies 小波(上)與其積分(下)

在此先用一個簡單的範例來示範 CWT。要分析的時域訊號是一個 5 秒鐘的訊號，這個訊號的公式如公式 2-7 所示，而這個時域訊號的圖形如圖 2-14 所示

$$signal = \sin(2\pi * 3t) + \sin(2\pi * 30t) \quad (2-7)$$

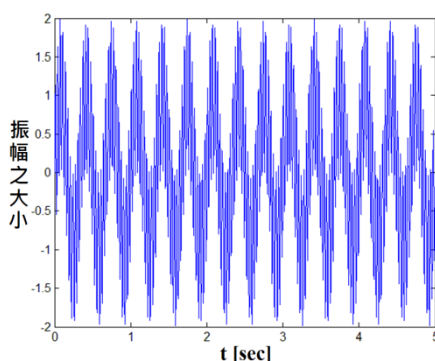


圖 2-14 時域訊號圖

由上面的公式可以看出這個輸入訊號，它所具有的頻率成分有 3Hz 與 30Hz。將這個輸入訊號執行 CWT，並且使用圖 2-13 之長度為 10 的 Daubechies 小波來當作母小波。母小波經過縮放與平移，形成許多個小波，這些小波與時域訊號做互相關運算，便可以得到這個時域訊號在每一個時間點，它所具有的頻率成分的資訊。圖 2-15 就是這個時域訊號，執行完 CWT 之後，所得到的時頻圖。這張時頻圖的橫軸是時間，縱軸是頻率，而時域訊號與小波的相關性則以顏色來表示。

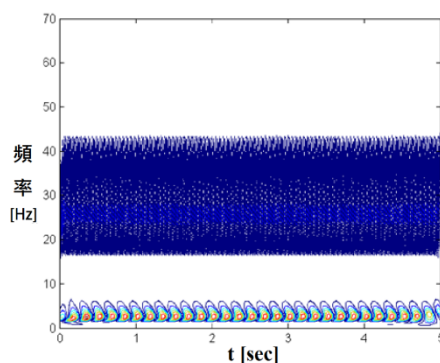


圖 2-15 示範的時域訊號的時頻圖

由這圖 2-15 可以看出，這個輸入訊號所具有的頻率成分是 3Hz 與 30Hz，而且這些頻率成分所持續的時間，是從訊號的開始一直到結束為止。

想像上面這張時頻圖(圖 2-15)，我們針對座標軸的縱軸 3Hz 與 30Hz 的部分，沿著座標軸的橫軸做剖面，就可以得到這個訊號 3Hz 與 30Hz 的成份。將時頻圖中 3Hz 的成分抓出，與原訊號的比較圖如圖 2-16；又時頻圖中 30Hz 的成分與原訊號的比較圖如圖 2-17。

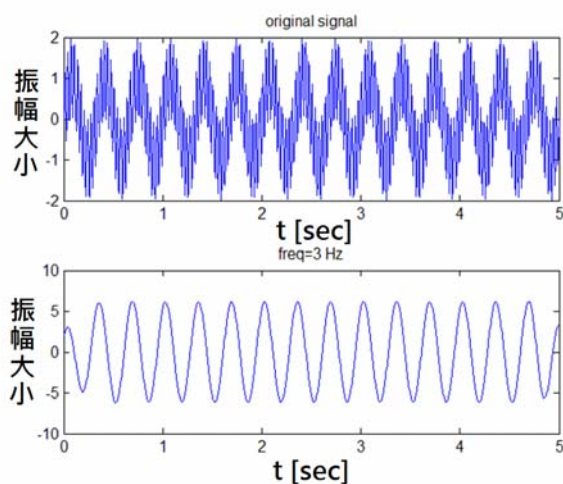


圖 2-16 示範訊號(上)與其 3Hz 的成份(下)

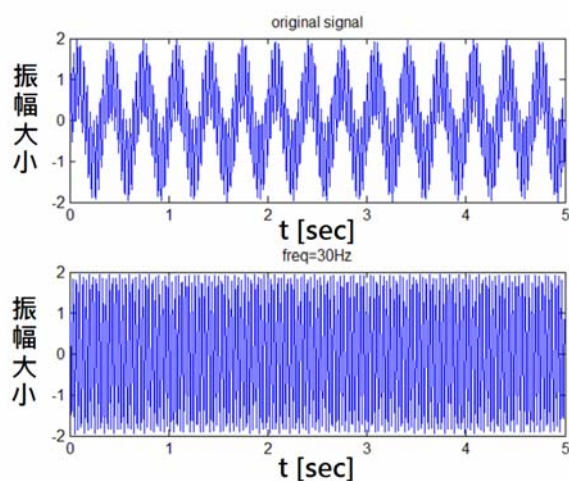


圖 2-17 示範訊號(上)與其 30Hz 的成份(下)

由圖 2-16、2-17 可知，一個時間訊號可利用 CWT 的時頻圖來觀察其頻率分布情況，再提取出需要的頻率成分。因此我們可以使用 CWT 來針對一個未被分割的心音訊號，提取出我們所需要的頻率成分。

一個未被分割的心音訊號如圖 2-18 所示：

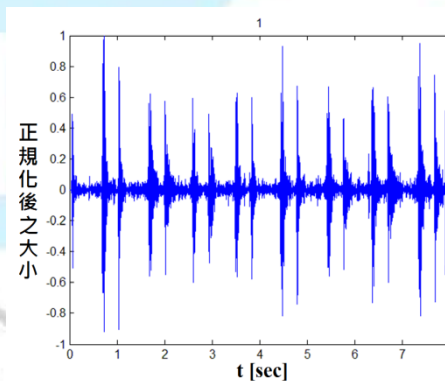


圖 2-18 未分割心音訊號

這個心音訊號執行 CWT，可以得到一個時頻圖如圖 2-19 所示

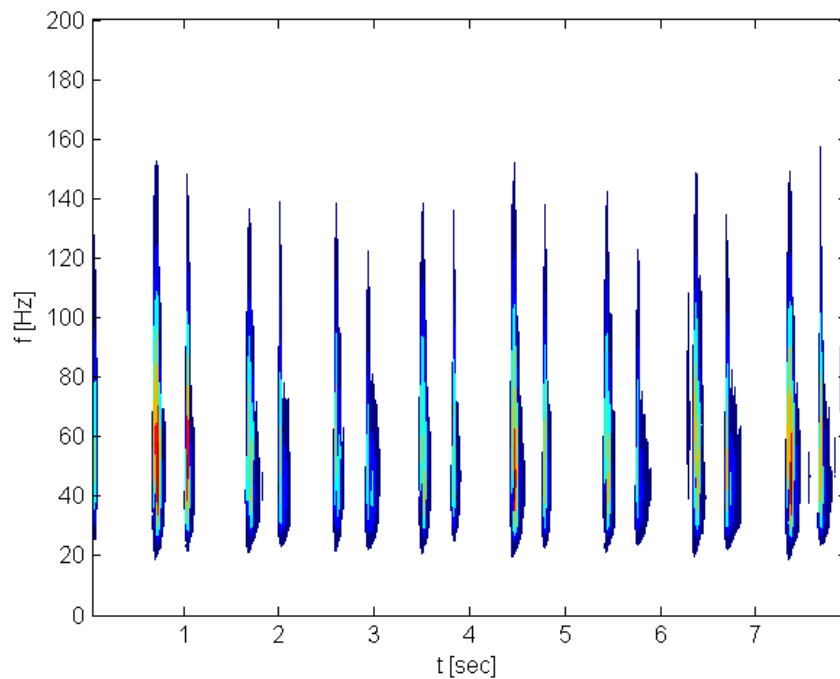


圖 2-19 心音訊號的時頻圖

依照上面所說的方式來提取心音 45Hz 的成份[9]，並且與原始心音做比較，如下圖 2-20 所示：

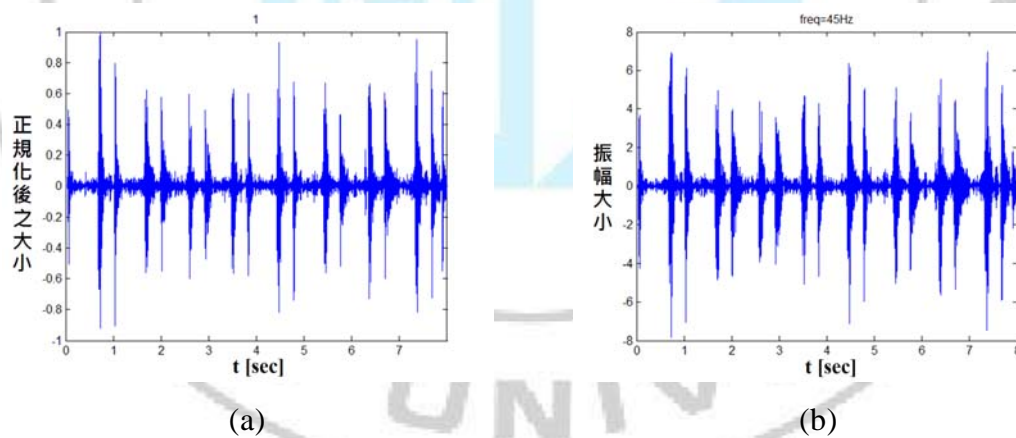


圖 2-20 (a)未分割的心音訊號 (b) 45Hz 的成份

使用 CWT 方法來分割心音的流程圖如圖 2-21 所示：



圖 2-21 CWT 方法的分割流程圖

2.4 離散小波轉換(DWT)

連續小波轉換的母小波的公式如公式 2-8 所示，其中 a 是尺度參數， b 是平移參數。調整 a 和 b 的值，可以得到無數個母小波的縮放和平移，來組成訊號。要使無數個母小波的縮放和平移變為有限個，就可以對 a 和 b 做取樣，便可得到 $a = a_0^m$ ， $b = nb_0a_0^m$ ，其中 n 、 m 是整數，且 $a_0 > 1$ 、 $b_0 > 0$ 。則可得離散的母小波函數如公式 2-9，則 DWT 公式如公式 2-10 所示。

$$\Psi_{a,b}(t) \equiv \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2-8)$$

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \Psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (2-9)$$

$$DWT(m,n) = \int f(t) \Psi_{m,n} dt \quad (2-10)$$

CWT 的小波可以有無限多個，因為不斷調整 a 與 b 的值，理論上可以得到無限多

個母小波的縮放與平移，但是 DWT 只取有限多個的小波來對訊號做相關運算，將訊號分解成不同的頻率成分。

要使用電腦實現 DWT 的做法，是透過濾波器將訊號做分解(decomposing)與重建(reconstruction)，而這樣分解與重建的方式是由 Mallat Stéphane 所提出的 Mallat 演算法 [20]。Mallat 演算法所使用的正交基底如公式 2-11、公式 2-12 所示。

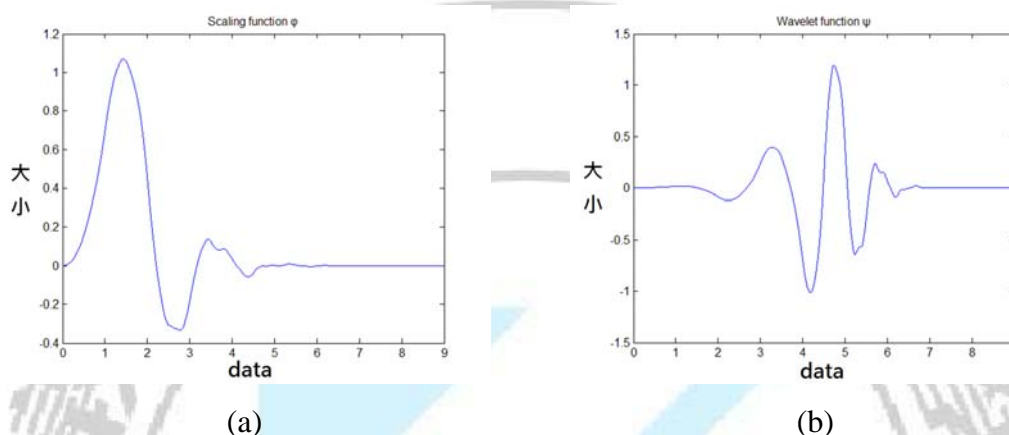


圖 2-22 (a)db5 小波的尺度函數 (b)db5 小波的小波函數

其中 j 是尺度參數， k 是平移參數；而 ϕ 是尺度函數(scaling function)， ψ 是小波函數(wavelet function)。

$$\phi_{j,k}(t) = \sqrt{2^j} \phi(2^j t - k) \quad (2-11)$$

$$\psi_{j,k}(t) = \sqrt{2^j} \psi(2^j t - k), \forall j, k \in Z \quad (2-12)$$

在數學上來說，DWT 就是將原始訊號映射至尺度函數與小波函數所形成之空間中。在尺度函數上的投影稱為近似係數，其代表低頻成分；在小波函數上的投

影稱為細節係數，其代表高頻成分。也就是說，一個時域的訊號執行 DWT，就是在將這個訊號以有限個的尺度函數和小波函數來表示。

本研究將使用 db5 小波來執行 DWT，這個 db5 小波的尺度函數與小波函數如圖 2-22 所示。

DWT 的執行過程為，將訊號輸入後，經過一個分析濾波器組(analysis banks)，再降取樣 2 倍，其中，分析濾波器組包含了一個高通(圖 2-23)與一個低通濾波器(圖 2-24)，訊號經由這樣的一組濾波器，就會被分解成低頻和高頻的部分。

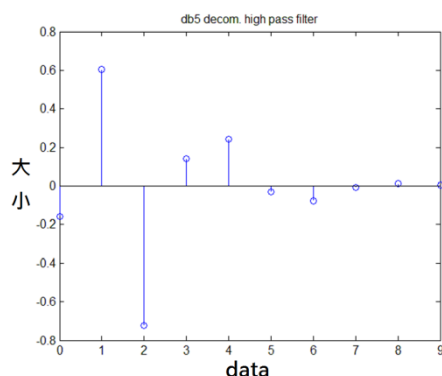


圖 2-23 db5 的分析濾波器組的高通濾波器

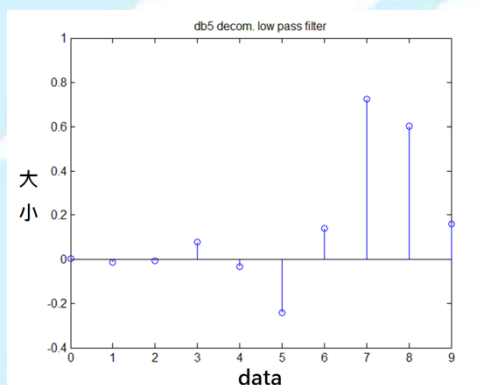


圖 2-24 db5 的分析濾波器組的低通濾波器

若要做多層的分解，就把上一層的低頻部分，再重複輸入分析濾波器組，就會再次被分解成下一組低頻和高頻的部分。而 Mallat 運算法的多層分解可使用小波樹(圖 2-25)來表示，其中 s 是一個時間訊號， a 是近似係數，代表低頻成分； d 是細節係數，代表高頻成分。

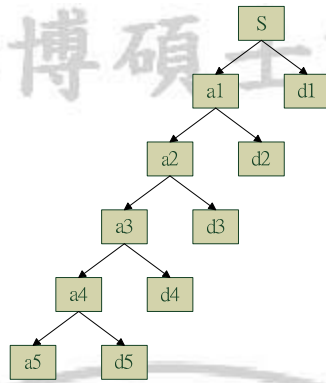


圖 2-25 小波樹

將訊號分解為近似係數與細節係數的過程，就是分解(decomposing)。因為分解的過程中經過降取樣的步驟，因此近似、細節係數的長度，每做一次分解，長度都會變為一半。比如說原本訊號是 500 個點，第一次分解後得到的近似、細節係數，都會變為 250 個點；第二次分解後得到的近似、細節係數，都會變為 125 個點，以此類推。

若我們想要觀察某一個近似或細節係數，則必須將之還原為長度跟原本訊號一樣的時域訊號。首先將近似係數或細節係數作升取樣，也就是在每個資料點中間補零，並且經過一個合成濾波器組(synthesis banks)，其中，合成濾波器組也包含了一個高通(圖 2-26)與一個低通(圖 2-27)濾波器。接著將細節係數通過高通濾波器、近似係數通過低通濾波器，再相加即可得到重建的訊號。比如說，如果我們想觀察 a2 這個近似係數，那就將 a3 與 d3 做升取樣，再將 a3 通過合成濾波器組的低通濾波器、將 d3 通過合成濾波器組的高通濾波器，就可以看到 a2 這個近似係數在時域的樣子。

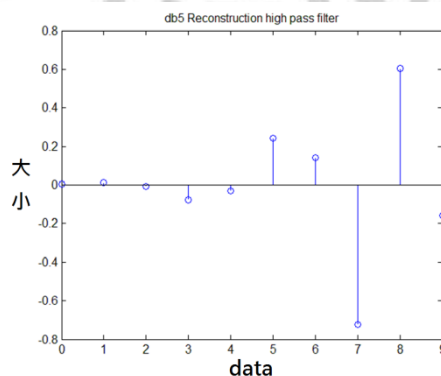


圖 2-26 db5 的合成濾波器組的高通濾波器

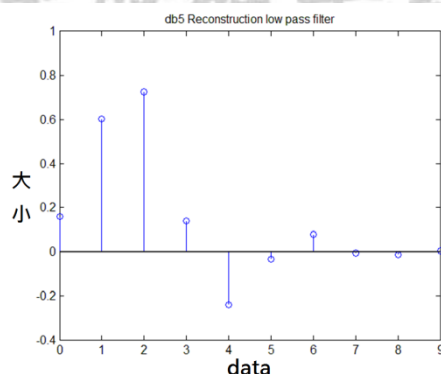


圖 2-27 db5 的合成濾波器組的低通濾波器

在此先用一個簡單的範例來示範 DWT。這個輸入訊號是一個 5 秒鐘的時域訊號，公式如公式 2-13。d1 的頻譜

$$\text{test_signal} = 2 * \sin(2\pi * 3t) + 5 * \cos(2\pi * 30t) + t \quad (2-13)$$

這個輸入訊號的圖形如圖 2-28 所示。

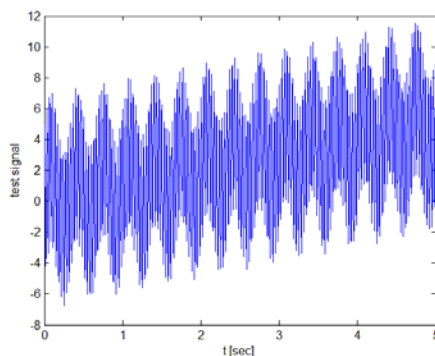
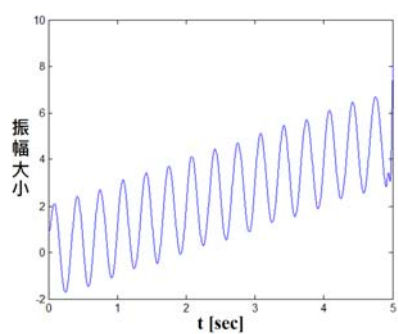
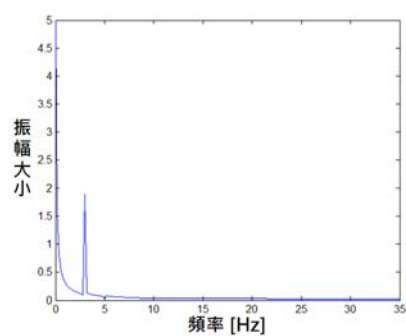


圖 2-28 測試訊號

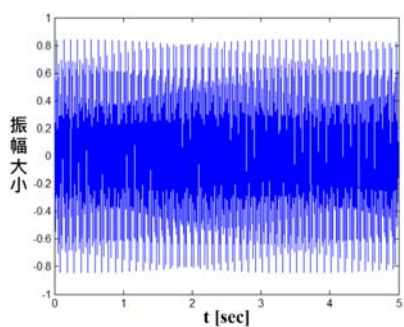
使用 db5 小波做 DWT，將這個示範訊號做 3 次的分解(如圖 2-25 中分解至 a3 及 d3)，便可以得到 a3、d3、d2、d1。為了確認 a3、d3、d2、d1 的頻率分量，因此分別將它們作傅立葉轉換，便可以得到頻譜圖。因此，a3、d3、d2、d1 的時域圖形與頻域圖形如下圖 2-29 所示。



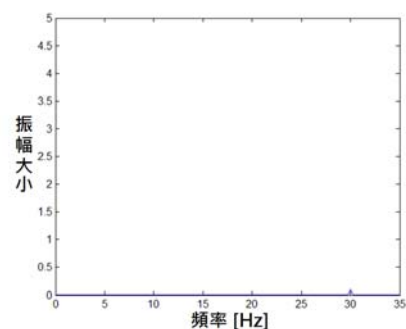
(a) a3



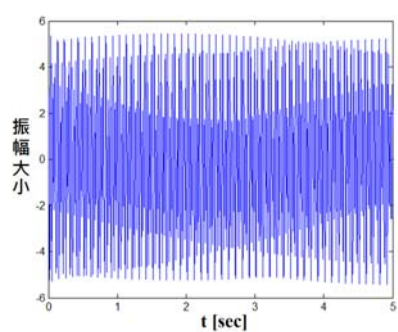
(b) a3 的頻譜



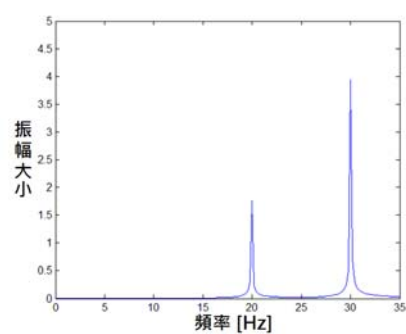
(c) d1



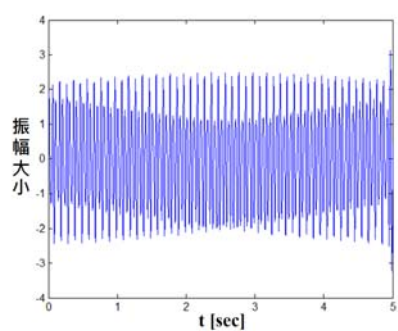
(d) d1 的頻譜



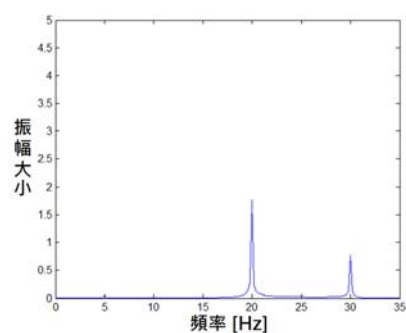
(e) d2



(f) d2 的頻譜



(g) d3



(h) d3 的頻譜

圖 2-29 測試訊號經過三次分解，各成分的時域與頻域圖形

我們發現 a_3 的組成，頻率為 3Hz 的成分和一個上升的偏移趨勢(原式中的 t)。 d_3 、 d_2 、 d_1 都具有 30Hz 的成分，只是振幅大小不同，但是 d_3 、 d_2 多出了 20Hz 的頻率成分，這個頻率成分是測試訊號中所沒有的。由此範例可看出 DWT 可將訊號分解成不同頻率的分量，使我們可以觀察訊號中有何頻率成分。

假設一個訊號的取樣頻率是 8000 Hz，根據夏農取樣定理，可觀察到的有意義的頻率範圍是在 0~4000 赫茲。則分解出的 d_1 主要頻率範圍落在 2000~4000 赫茲； d_2 主要頻率範圍落在 1000~2000 赫茲，以此類推。而 a 係數就是低頻的成分。本文是將心音分解至第 d_6 ，因為 d_6 的主要頻率範圍是 62.5~125，已經與 a 係數的頻率很接近，再繼續往下分並不會得到更多有意義的成分。將一個原始心音如圖 2-30(a)輸入可得 DWT 輸出之 d_6 係數圖如圖 2-30(b)。

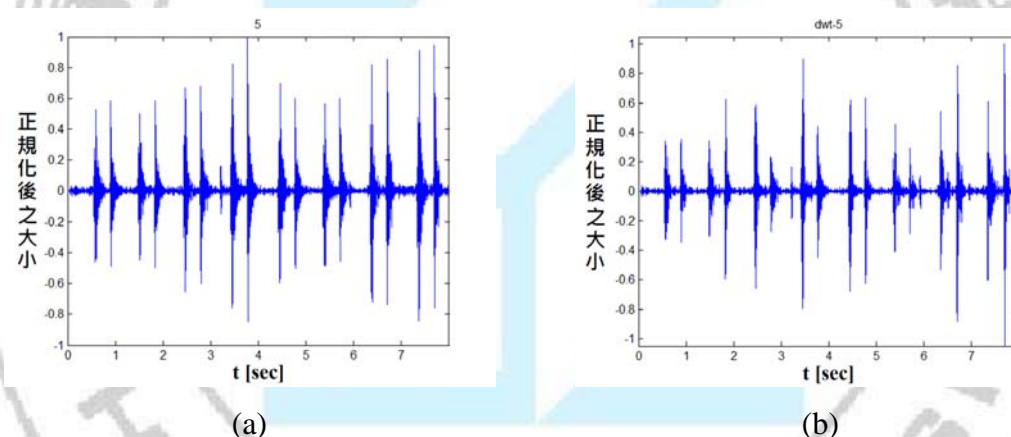


圖 2-30 (a)原始心音 (b)DWT 輸出之 d_6 係數圖

本文的 DWT 方法，選擇 d_6 係數來做心音的分割，而不選其他的係數，是因為相較於其他的係數，在 d_6 係數中， s_1 、 s_2 的振幅大小與其他雜音的振幅大小差距比較多，在後面的分割步驟，要把 s_1 、 s_2 給提取出來時，會比較容易。

使用 DWT 方法來分割心音的流程圖如圖 2-31 所示：



圖 2-31 DWT 方法的分割流程圖

2.5 希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform)

在 1996 年，文獻[21]提出一種分析訊號的方式，是使用經驗模態分解 (Empirical Mode Decomposition；EMD)，將時域訊號分解成數個本質模態函數(Intrinsic Mode Function；IMF)，再透過希爾伯特-黃轉換(Hilbert-Huang Transform；HHT)，如此即可將各個 IMF 的時間-頻率特性，透過時頻圖顯示出來。其等人並於 1998 年將此作法發表於英國皇家科學期刊。

HHT 中的 EMD 過程，流程圖如下圖 2-32：

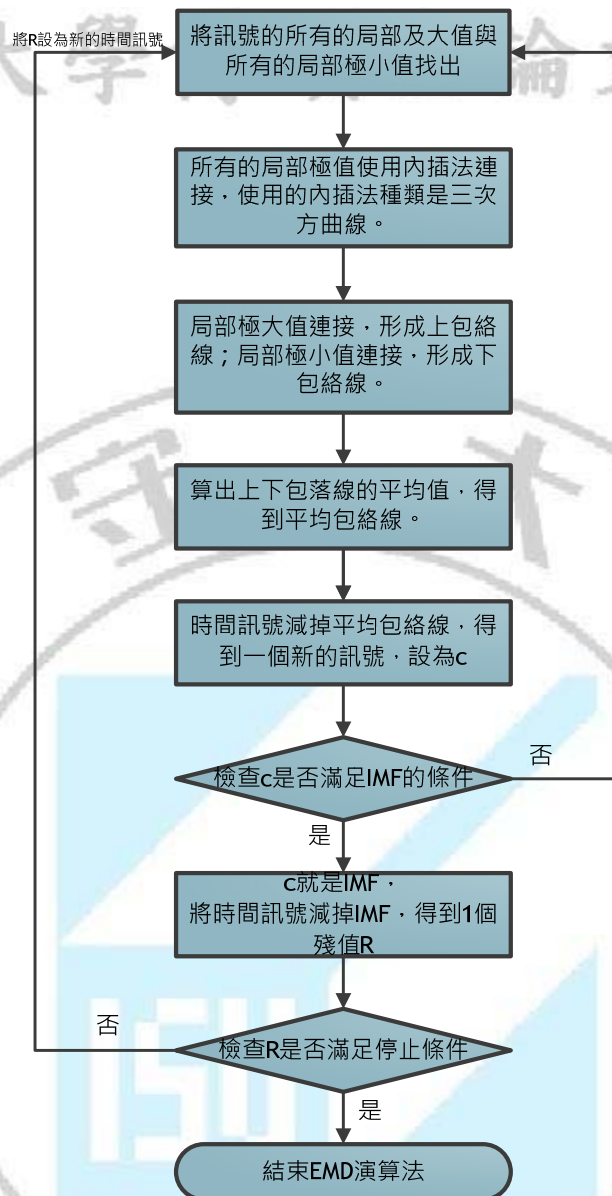


圖 2-32 經驗模態分解演算法

其中之內插法就是找出 2 資料點中間的對應值的方法，而 HHT 所使用的內插法為三次方曲線(Cubic Spline)內插法，也就是產生一個 3 次方的多項式，這個多項式的區間在所要內差的資料點之間。比如說要求的是 $x[k]$ 與 $x[k+1]$ 之間的對應值的話，則 3 次方的多項式為 $y_i[x] = c1 * (x - x[k])^3 + c2 * (x - x[k])^2 + c3 * (x - x[k]) + c4$ ，而此多項式需調整 $c1$ 、 $c2$ 、 $c3$ 、 $c4$ ，使多項式滿足：多項式的兩個端點要通過 $x[k]$ 與 $x[k+1]$ 及 2 個相鄰的多項式在共同端點的斜率和曲率相等。圖 2-33 為一組簡單內插法的範例，圖中的藍圈是資料點，綠線是使用三次方曲線方法產生的多項式線段。而 HHT 使用三次方曲線方法是因為，其產生的多項式線段較為平滑，這點可以透過圖 2-33 看出。

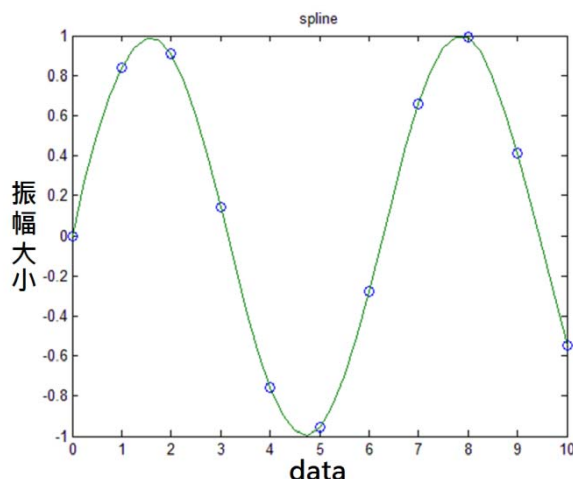


圖 2-33 簡單內插法範例

EMD 演算法中，有一個步驟是”檢查 R 是否滿足停止條件”，這個停止條件為：

1. R 為單調函數或常數
2. R 的過零點數目是 0
3. 到達設定的 IMF 個數上限

另有一個步驟是”檢查 c 是否滿足 IMF 條件”，而一個理想的 IMF，應該要：上、下包絡線的平均值為零、局部極大值都為正、局部極小值都為負[22]，故流程圖中，c 如果滿足下面條件，則這個 c 就是 IMF：

1. 通過零點的數目與局部極值數目的差值小於或等於 1
2. 設連續兩次計算的偏差值 D 小於設定值(偏差值 D 的設定值如公式 2-14)
3. 到達設定的計算次數上限

以上 3 個條件只要滿足其中之一，則判定 c 就是 IMF。當完成 EMD 的演算法後，將得到數個 IMF 分量及一個殘值。公式 2-14 是偏差值 D 的設定值，其中 $c_{k-1}(t)$ 是上一次迴圈所得到的 c， $c_k(t)$ 是這一次迴圈所得到的 c。

$$D = \sum_{t=0} \frac{|c_{k-1}(t) - c_k(t)|^2}{c_{k-1}^2(t)} \quad (2-14)$$

HHT 是以 HT(Hilbert Transform；希爾伯特轉換)為基礎，而 HT 是由大衛·希爾伯特 (David Hilbert)提出[23]，其公式如公式 2-15 所示，其中 $h(t) = \frac{1}{\pi t}$ 。

$$z(t) = \int_{-\infty}^{\infty} xr(t)h(t - \tau)d\tau \quad (2-15)$$

HT 的目的在於一個輸入的實數訊號 $xr(t)$ ，與 $\frac{1}{\pi t}$ 做摺積，得到一個可解析的(analytic)複數訊號 $z(t)$ ， $z(t) = xr(t) + j \cdot xi(t)$ ，其中 $xr(t)$ 是實數； $xi(t)$ 是虛數。

HHT 則令公式(2-15)所產生的 $z(t) = xr(t) + j \cdot xi(t) = A(t)e^{i\theta(t)}$ ，其中 $A(t) = \sqrt{xr^2(t) + xi^2(t)}$ ； $\theta(t) = \tan^{-1} \frac{xi(t)}{xr(t)}$ ，並定義瞬時頻率為 $\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt}$ 。所以當一個時間訊號經過 EMD 分解成數個 IMF，每個 IMF 經過 HHT 後即可得到瞬時頻率。

HHT 範例將透過 $\text{signal} = 2 * \sin(2\pi * 3t) + 5 * \cos(2\pi * 30t) + t$ 所產生的測試訊號(圖 2-34)，進行 EMD。

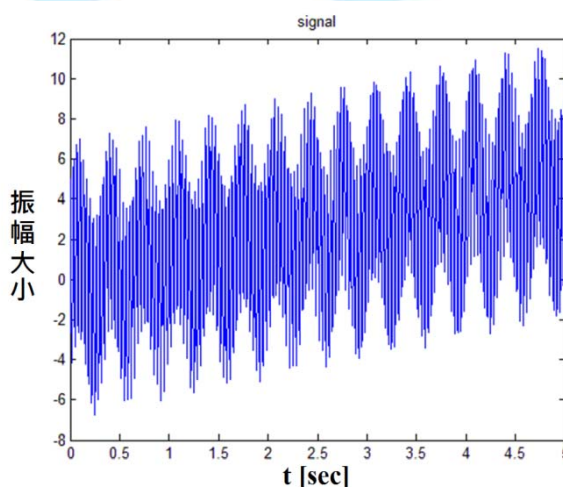


圖 2-34 測試訊號

使用 EMD 分解，將測試訊號拆解成 9 個 IMF 分量，如圖 2-35，其中縱軸為振幅大小，橫軸為時間(sec)。

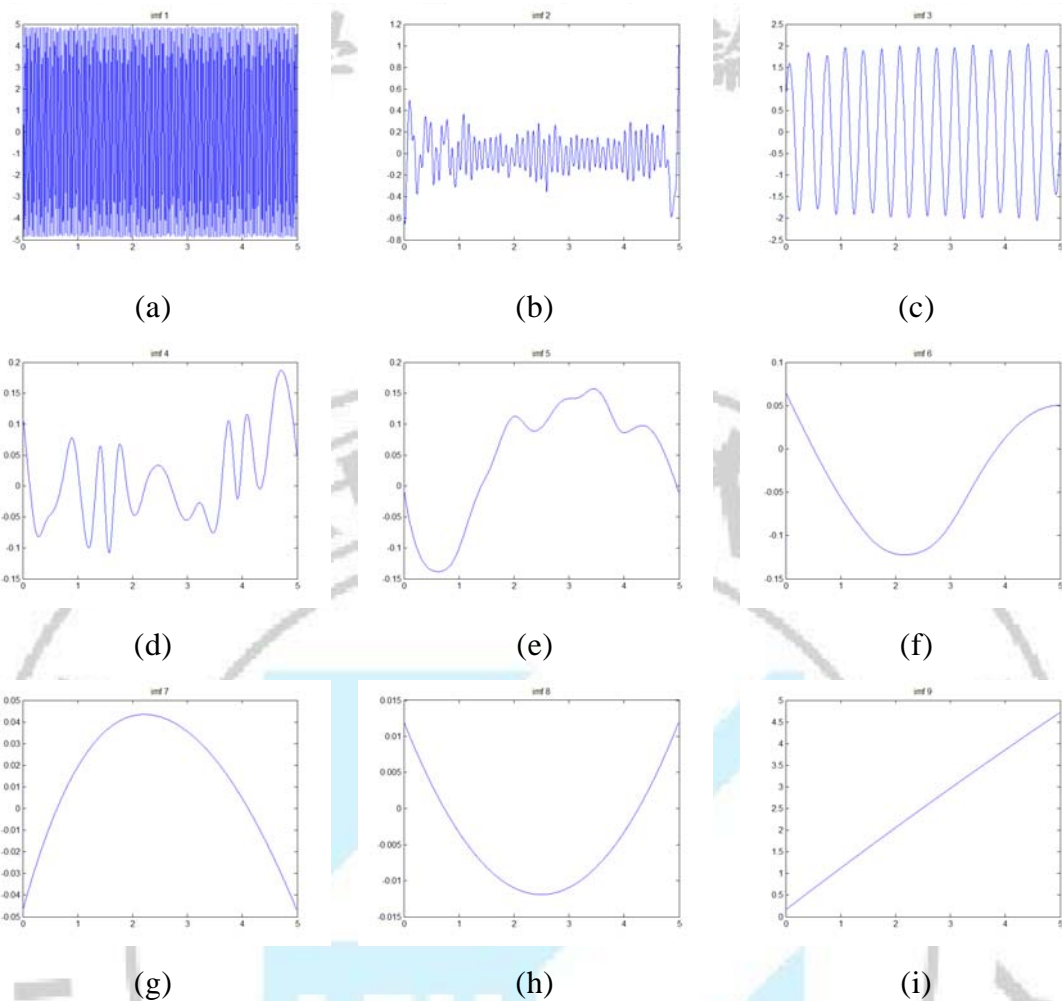


圖 2-35 (a)~(h)分別為 IMF1~8 (i)殘值 R

由圖 2-35 可知，計算 IMF1 時，就已經去掉原本訊號的偏移量 t 。而 IMF1 表現出了原本訊號的高頻成分 30Hz，且振幅大小是 5；IMF3 表現出了原本訊號的低頻成分 3Hz，且振幅大小是 2。而 IMF2 與 IMF4~8 則是為了完成整個 EMD 演算法，得到殘值 R，所必須經過的過程，但是對這個測試訊號來說，並不具有意義。經過 9 次計算，最後得到一個單調函數，就是殘值 R，因此停止 EMD 演算法，而殘值 R 表現出原本訊號的上升趨勢。將 IMF 訊號透過 HHT 可得到時頻分析圖(圖 2-36)，可看出 0Hz、3Hz 及 30Hz 等 3 處含有 3 個 IMF 分量。

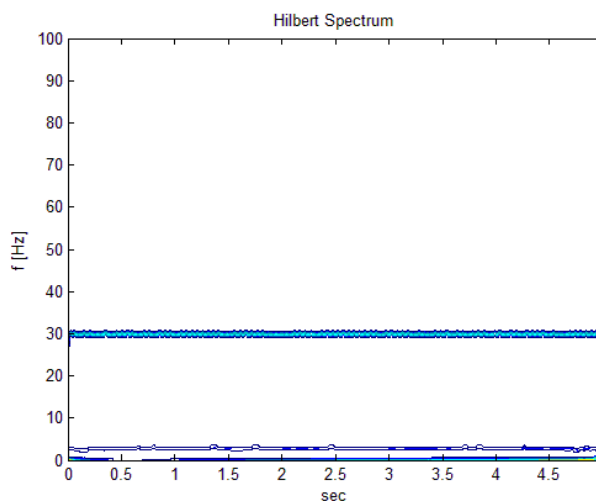


圖 2-36 經 HHT 之時頻圖

若將原本的訊號不經過 EMD，直接做 HHT，所得到的時頻圖(圖 2-37)會因為測試訊號的頻率成分未被分開，而是摻雜在一起的，所以時頻圖中，3Hz 與 30Hz 之間會出現震盪現象。

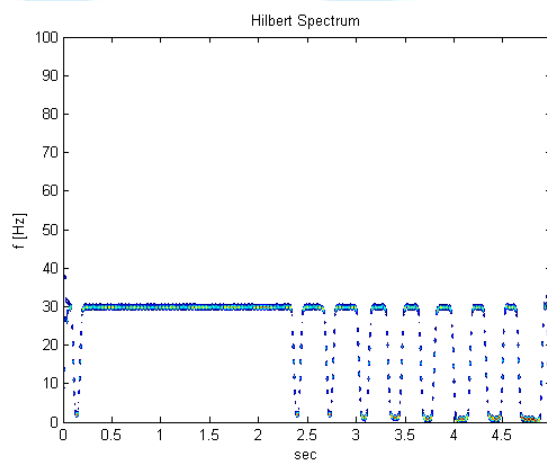


圖 2-37 未經 EMD 即使用 HHT 之時頻圖

由上述範例可知，欲使用 HHT 來觀察訊號時，比起直接將訊號做 HHT，將訊號使用 EMD 方法分解成數個 IMF，再做 HHT，比較可以看出訊號的頻率分布特性。

將一個心音訊號輸入，執行 EMD 後可得到 15 個 IMF，如圖 2-38。在此選擇第 4 個 IMF 來做心音的分割是因為比起其他的 IMF，第 4 個 IMF 的 S1、S2 比較明顯(如圖 2-39，其中縱軸為振幅大小，橫軸為時間，單位為秒)。

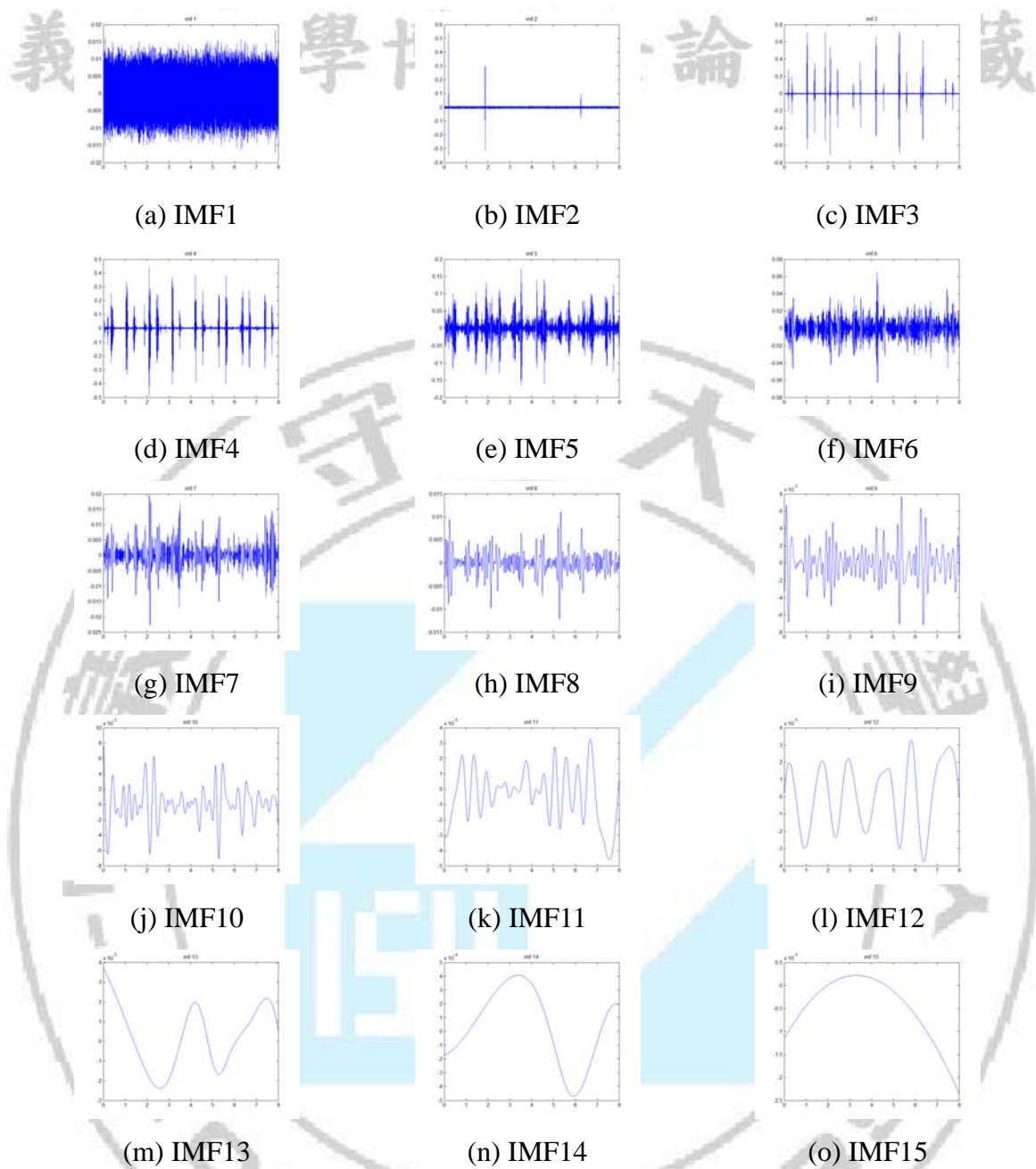


圖 2-38 心音訊號經 EMD 處理後之 IMF 分量圖

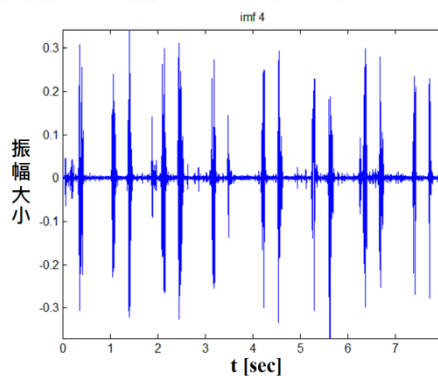


圖 2-39 HHT 輸出之 IMF4 圖

使用 HHT 方法來分割心音的流程圖如圖 2-40 所示：



圖 2-40 HHT 方法的分割流程圖

2.6 最後篩選與分割

將一個心音篩選出 S1，並且將之分割成單一心跳週期的流程圖如圖 2-41：

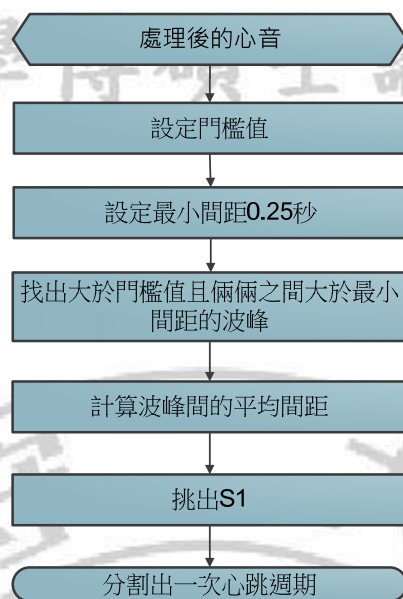


圖 2-41 最後篩選流程圖

2.6.1 得到分割演算法的輸入波形

在此以一個心音訊號作為基準範例(如圖2-42)，並使用前面各章節所描述的5種訊號處理的方式，可得到的5個波形。

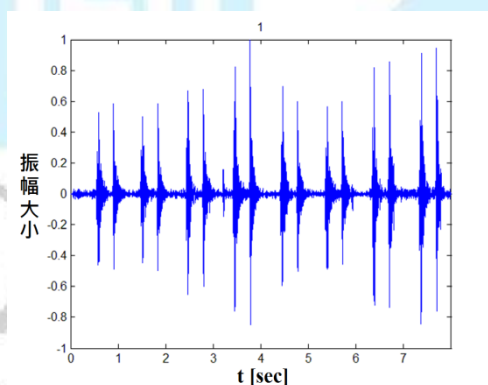


圖 2-42 基準範例心音訊號

下圖 2-43 是一個沒有被分割的心音依照前面所說的能量波封法，做出的能量波封，並且將之正規化至 0~1 之間。

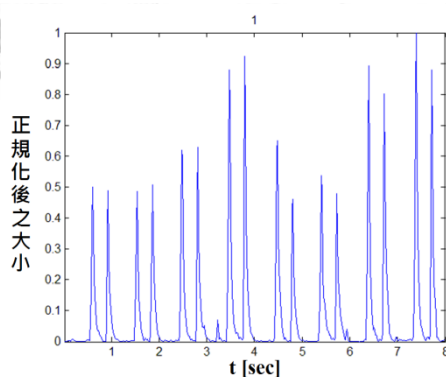


圖 2-43 能量波封法得到的心音能量波封

圖 2-44 是一個沒有被分割的心音，依照前面所說的 STFT 方法，並且從 STFT 的時頻圖中，得到 45Hz 成分的波形，並且將之正規化至 0~1 之間。

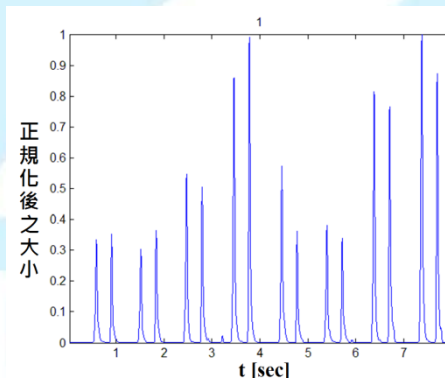


圖 2-44 STFT 方法得到的 45Hz 成份

圖 2-45 是一個沒有被分割的心音，依照前面所說的 CWT 方法，得到的 45Hz 的成份，並且將之正規化至 -1~1 之間。

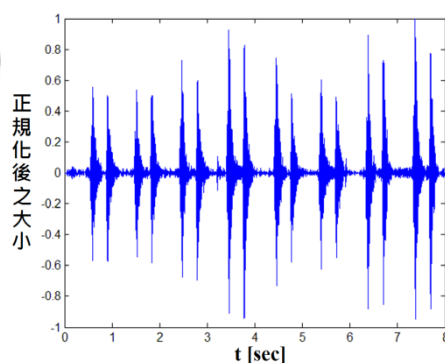


圖 2-45 使用 CWT 方法得到的 45Hz 成份

下圖 2-46 是一個沒有被分割的心音，依照前面所說的 DWT 方法，得到的 d6 係數，並且將之正規化至-1~1 之間。

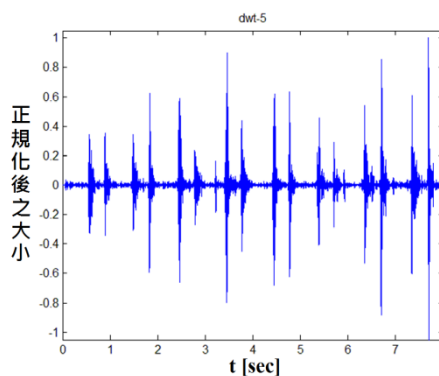


圖 2-46 DWT 方法得到的 d6

圖 2-47 是一個沒有被分割的心音，依照前面所說的 EMD 方法，得到的第 4 個 IMF，並且將之正規化至-1~1 之間。

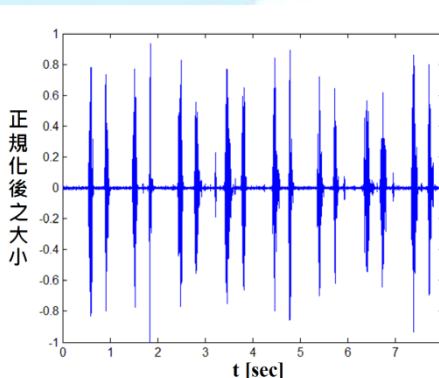


圖 2-47 HHT 方法得到的 IMF4

2.6.2 設定門檻值

設定門檻值的用意在於把雜訊排除掉，觀察上面那些圖所示，我們想要的波是 S1 與 S2，也就是比較高的那些，它們的高度都有超過 0.2。但是可以看出在我們想要的波之間，高度在 0.1 以下的部分，有一些比較矮的突起，在此稱這些不是我們想要的波為雜訊。

因為後面的步驟是要把上圖中的 S1 與 S2 找出，所以要先做一次篩選，把雜訊的部分先排除掉。而把雜訊排除掉的方式就是，設定一個門檻值。門檻值的選擇所要考量的就是，如果門檻值設定得太高，那比較矮的 S1 或 S2 就會被誤認為是雜訊；但如果門檻值設定得太低，那比較高的雜訊就會被誤認為是 S1 或 S2。

因此經過上述的考慮，還有不斷的試驗與觀察，最後發現，S1 與 S2 和雜訊之間的誤認，使這個誤認比例比較低的門檻值的選定，是將門檻值設定為，這個波形的平均值與這個波形的均方根值，兩者作平均。比如說以 HHT 的 IMF4 波形為例，這個 IMF4 的平均值是 0，這個 IMF4 的均方根值是 0.1495，那這個波封的門檻值就是 $(0+0.1495)/2=0.0744$ 。其他波形的門檻值設定也是如此，如圖 2-48 所示，其中橫軸為時間(sec)，縱軸為正規化後的大小。

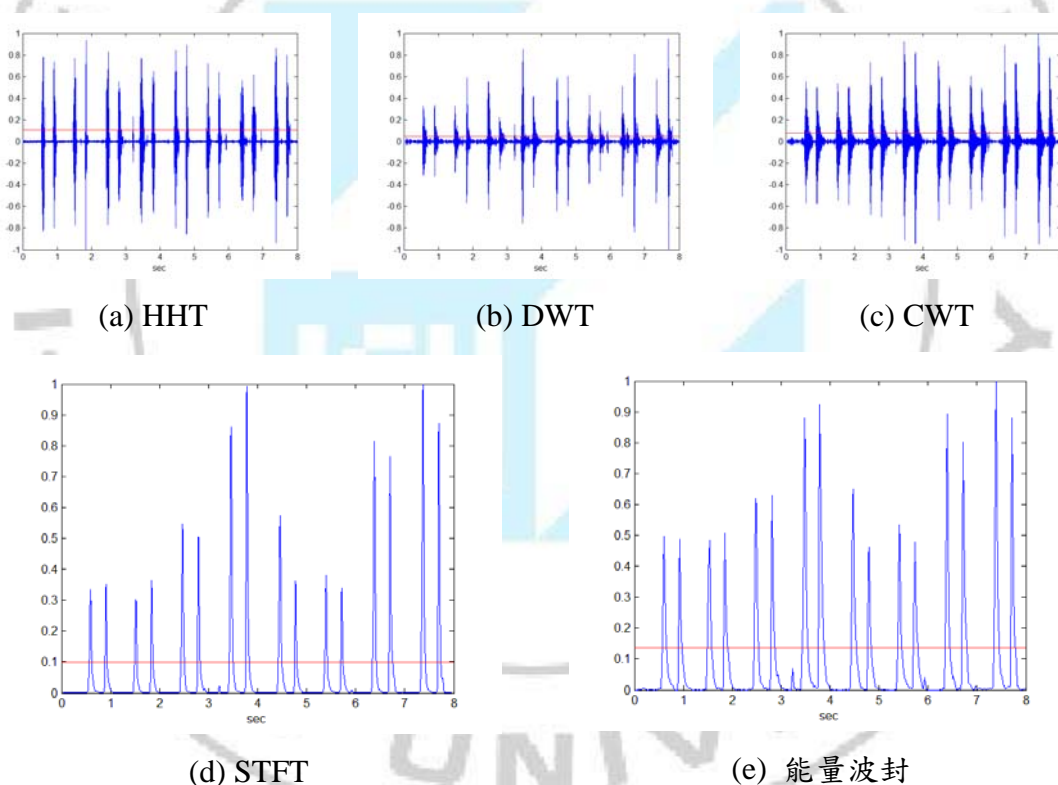


圖 2-48 各方法所得到的波形及其門檻值

2.6.3 設定最小間距

做好門檻值的選定之後，接著設定最小間距。這裡所說的最小間距，就是指連續的 S1 與 S2 的波峰(peak)之間，所能夠具有的最小距離。如果連續的 2 個波峰之間的間距，比最小間距還要小，那就代表這 2 個連續的波峰，它們並不是連續的 S1 與 S2。

在心音中，心臟並不是一直都非常規律的依照 $S1 \rightarrow S2 \rightarrow S1$ 這樣的規則來跳動。比如說有時候在連續的 S1 與 S2 或 S2 與 S1 之間，會多出一個聲音。會形成這個聲音的原因很多，有正常的原因，也有不正常的原因。但不管形成這個多出來的聲音的原因是甚麼，我們都不應該要誤認為它是 S1 或是 S2。

如果連續的兩個波峰都有超過門檻值，也就是確定說它們不是雜訊了，那就要做第二次的篩選，來把 S1 與 S2 之間的雜音給剷除掉。替除掉雜音的方式就是設定一個最小間距，如果連續的 2 個波峰之間的間距，比最小間距還要大，那就代表這 2 個連續的波峰，它們極有可能是連續的 S1、S2，或是連續的 S2、S1。

一般人在休息狀態時的心跳，每分鐘的心跳數在 60~100 次之間[3]，因此，一次心跳的時間大約是在 0.6~1 秒。而在一次的心跳中，收縮期(S1~S2)與舒張期(S2~S1)的比例大約是 3 比 5[3][24]。根據上面的資訊，可以推論出一次心跳中的收縮期的長度大約為 0.225~0.375 秒。因此，最小間距的設定，經過觀察與不斷的嘗試，本文將最小間距設定為 0.25 秒。

2.6.4 找出波峰

設定好門檻值和最小間距後，接著就把大於門檻值的波峰找出來。這些波峰兩兩之間的間距，應該要大於最小間距。圖 2-49 所表示的是依照前面章節所描述的心音訊號處理的方法，來得到的波形，設定好的門檻值，就是圖中的紅線。門檻值設定好了之後，把超過門檻值的波峰都找出來，其中橫軸為時間(sec)，縱軸為正規化後之大小。這些波峰在圖中就是每個波峰的上面都有一個綠色的*符號。並且這些被找出的波峰，它們兩兩之間的距離都有大於最小間距 0.25 秒。

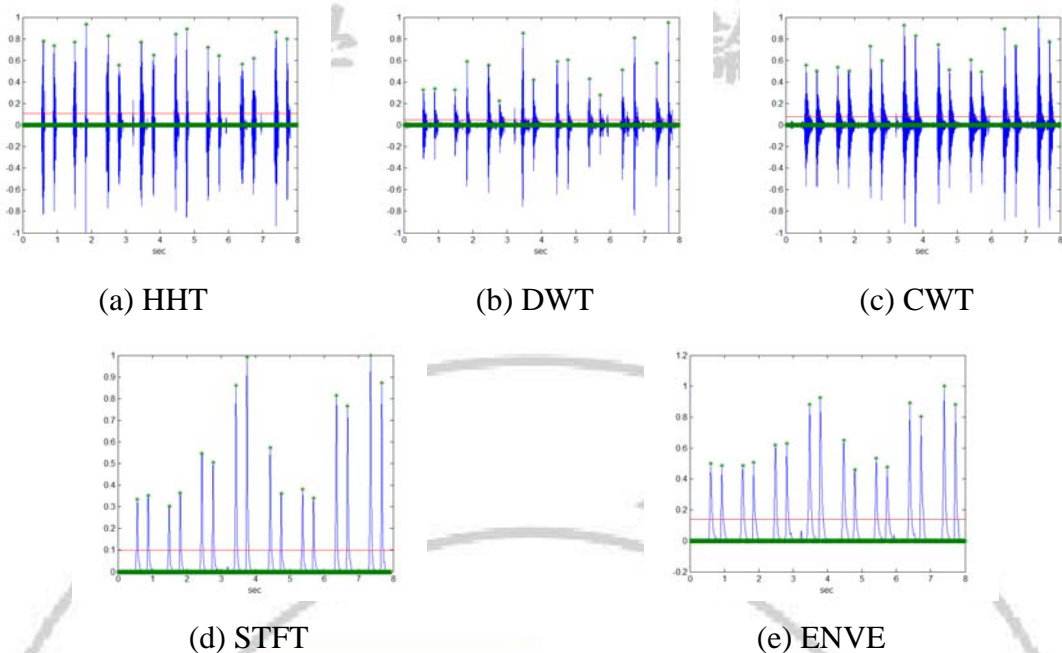


圖 2-49 各方法所得的波形及其門檻值與波峰

2.6.5 找出 S1

大於門檻值的波峰都被找出來之後，此時我們還不知道哪一個波峰是 S1，哪一個波峰是 S2。因此現在就必須要把這些波峰中的 S1 挑出來。我們知道一段心跳的聲音檔之中，會具有一個規律，這個規律就是：舒張期→S1→收縮期→S2→舒張期...以此類推。我們又知道舒張期的時間長短是大於收縮期的時間長短。因此本文中所使用來判別一個波到底是不是 S1 的方式就是，先將每一個相鄰的兩個波峰的間距都算出來，並且作平均值的運算，得到一個平均間距。以上面 HHT 的圖形為例，超過門檻值的波峰，而且兩兩之間的間距都有大於 0.25 秒，符合這個條件的波峰有 16 個，那就代表有 15 個波峰之間的間距，算出這 15 個間距的平均值，就會得到一個平均間距。

如果一個波峰，它與前面那個波峰的間距，大於平均間距，而且它與後面那個波峰的間距，小於平均間距，那這個波峰就是 S1，反之則不是。

將這些被定位出來的波峰之中的 S1 給挑選出來，挑選的方式就是依照前面 2 段所描述的方式。下圖 2-50 呈現的是，將 S1 挑出之後的樣子。其中，被確認是 S1 的波峰在上面有直立的紅線來表示，其中橫軸是時間(sec)，縱軸是正規化後的大小。

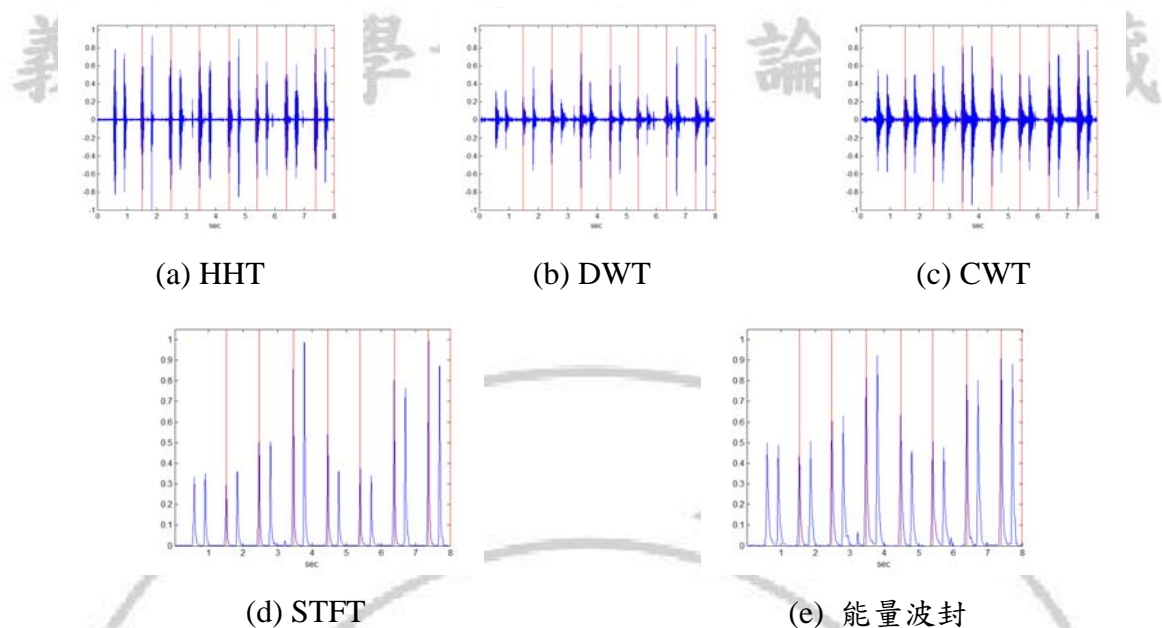


圖 2-50 各方法所得的波形及其 S1

由圖 2-50 中可以看出，第一個心跳週期沒有被分割，原因是因為第一個正確的 S1 前面就沒有其他的波峰了，而本文的分割演算法如前文所述，一個波峰要被判定為 S1，那這個波峰與前面的波峰的間距要大於最小間距；與後面的波峰的間距要小於最小間距，因此第一個正確的 S1 就不符合設定的條件，因此這個心音的第一個正確的 S1 就沒有被分割出來。

2.6.6 分割出一次心跳週期

我們知道一個心跳中的一次心跳週期，這個心跳週期的開始也是 S1 的開始，這個心跳週期的結束，就是下一次心跳週期的開始之前的時間點。因此依照前面所說的方式，把 S1 都挑出來了之後，就可以得知每一次心跳週期的開始與結束。知道了一次心跳週期的開始與結束，就可以依照這些開始與結束來對心音作分割。

下圖 2-51 就是一個被分割成一次心跳週期的心音，這一個心跳週期，就是第一個圖中的第三次心跳週期，其中橫軸為時間(sec)，縱軸為振幅大小。

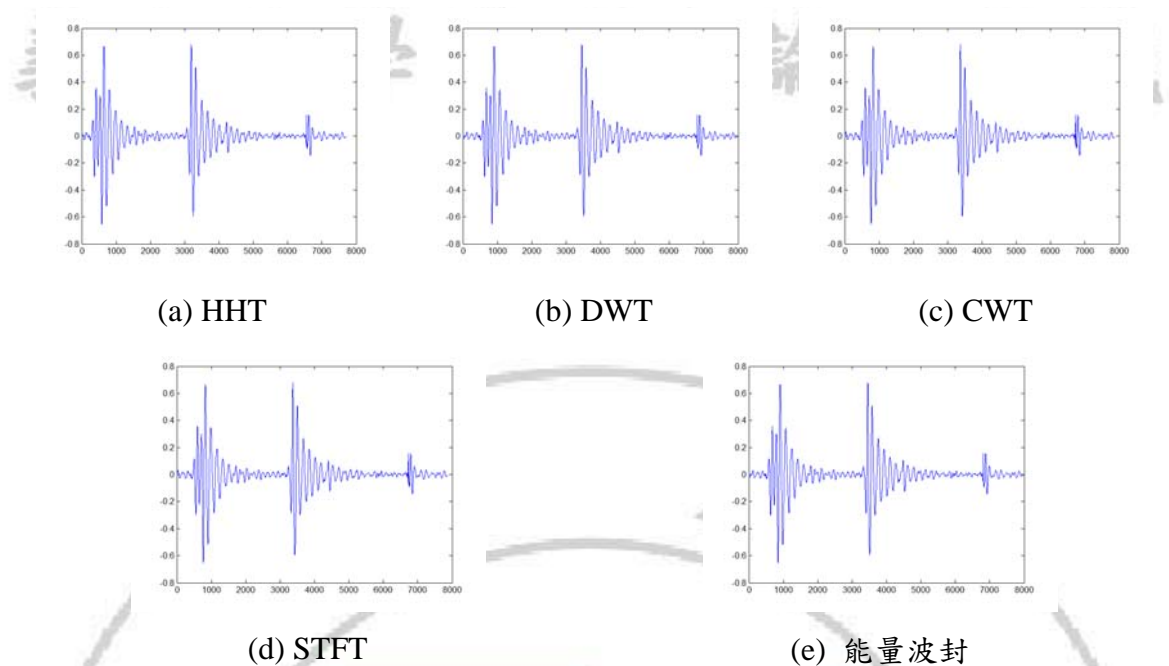


圖 2-51 各方法所得的一次心跳週期

2.7 分割結果比較

本研究所使用之心音由 5 人提供，每人之心跳週期總數統計如表 2-2 所示。

表 2-2 心音數量統計表

姓名	數量
M	81
G	57
J	58
L	52
S	46
Total	294

各方法之分割結果如表 2-3 所示。

表 2-3 分割結果統計表(單位：%)

	ENVE	DWT	CWT	STFT	HHT	平均
M	94.51	78.02	82.42	98.90	85.71	87.91
G	96.67	93.33	98.33	98.33	96.67	96.67
J	56.67	53.33	71.67	50.00	65.00	59.33
L	94.34	86.79	79.25	83.02	90.57	86.79
S	59.00	35.00	69.00	47.00	79.00	57.80
平均	80.24	69.29	80.13	75.45	83.39	77.70

其中，5 個人裡面分割準確率最低的是 S，準確率只有 57.80，探究其原因，是因為 S 的心音在錄製時可能聽診器未放置於適當聽診位置，以致心音圖形的雜訊很多，無法判斷出 S1、S2，對照圖如下圖 2-52 所示。

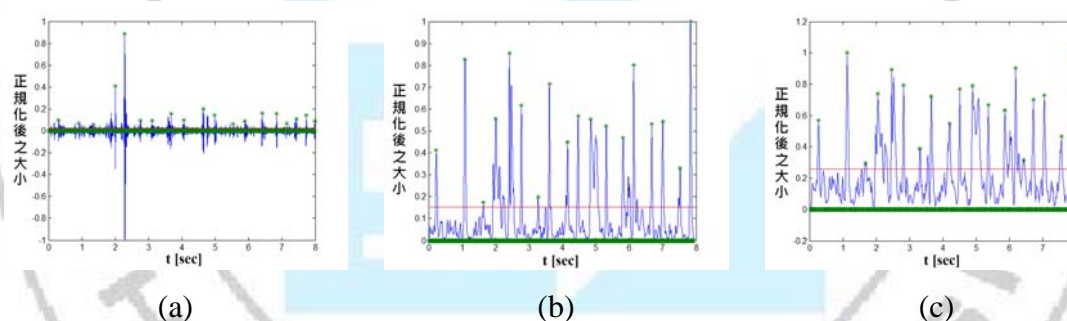


圖 2-52 S 的心音使用(a) DWT (b) STFT (c) 能量波封法

圖 2-52 分別為 S 的心音使用 DWT、STFT、能量波封法處理後得到的波形，可以觀察到波形是雜亂的，因此前述所提到的分割演算法，並無法正確的判讀出 S1。

因為使用前面章節所提到的分割演算法，並不能成功率很高的把 S 心音中的 S1、S2 都找出來，因此，在心音樣本收集時，需檢核心音是否因錄製時的誤差造成心音品質不佳。故之後的辨識，S 的心跳就不列入樣本；以方法來說，DWT 的分割準確率為 69.29%最低，而 HHT 為 83.39%最高。

根據前面所描述的分割演算法中的挑出 S1 的過程，如果真正的 S1 前面有一個超出

門檻值的雜訊，那這個 S1 就無法被正確的定位出來。而門檻值的設定並不能設定的太高，因為如果設定的太高，有些振幅比較小的 S2 就無法正確地被定位出來。因此，DWT 的分割準確率最低是因為，許多 DWT 轉換後的 S1 與雜訊間的落差不夠大，也就是真正的 S1 前面常常有一個超出門檻值的雜訊，造成許多 S1 無法被正確的定位出來。



ISU Degree Thesis Collection

本研究最終目的在於辨識心音，而辨識心音不論使用類神經網路或是支撐向量機 (SVM)，都必須要輸入特徵來當作訓練資料。本研究所使用之心音由 5 人提供，總數共 294 個。一個訊號的特徵，應該是與其他的訊號最不一樣的部分。所以在此使用互相關運算來判斷特徵的好壞。若是一個方法取出來的特徵，其相關程度低，那就算是一個好的特徵；反之，就不是一個好的特徵。

3.1 特徵取得方法一

利用離散小波轉換，將心音分解成 A、D 係數，並且分別計算各個 A、D 係數的頻譜。接著將每個頻譜與係數計算其功率，最後每個心音會得到一個長度為 24 的特徵。其流程圖如圖 3-1 所示。

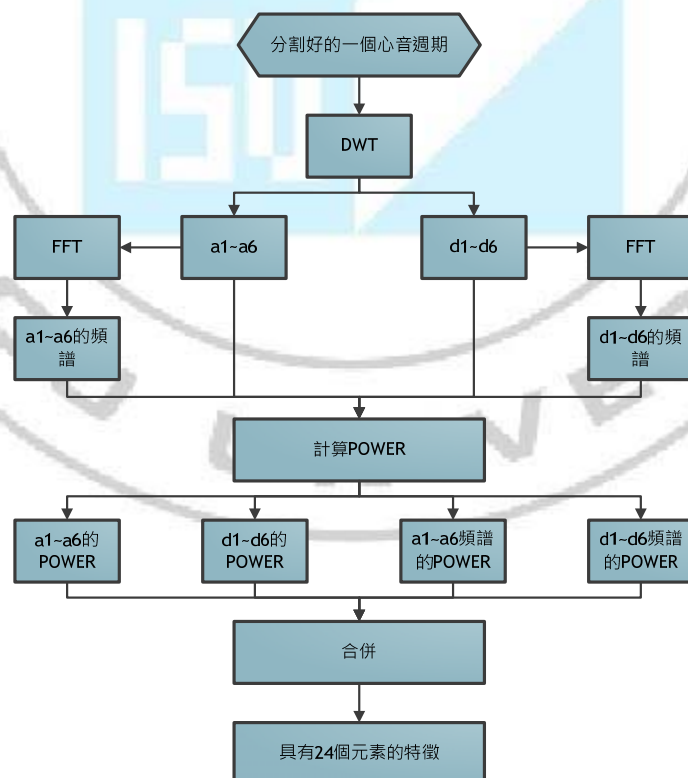


圖 3-1 取特徵方法一流程圖

其中，心音的取樣頻率是 8000Hz，根據夏農取樣定理，有效的頻率範圍是 0~4000Hz。其中 d1 的主要頻率成分是 2000~4000；d2 的主要頻率成分是 1000~2000；d3 的主要頻率成分是 500~1000；d4 的主要頻率成分是 250~500；d5 的主要頻率成分是 125~500；d6 的主要頻率成分是 62.5~125，因此本研究將心音分解至 d6 就不再繼續往下。因為心音的頻率範圍大約在 45~100Hz 之間，再繼續往 d7 分解，並不會得到更多對分析心音來說有用的資訊。

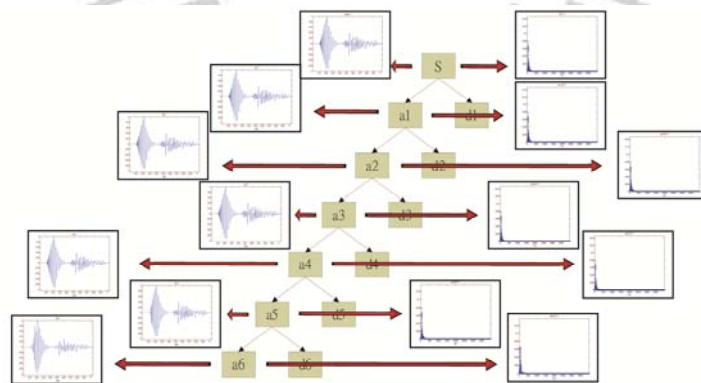


圖 3-2 a1~a6 的圖與 FFT 後的圖

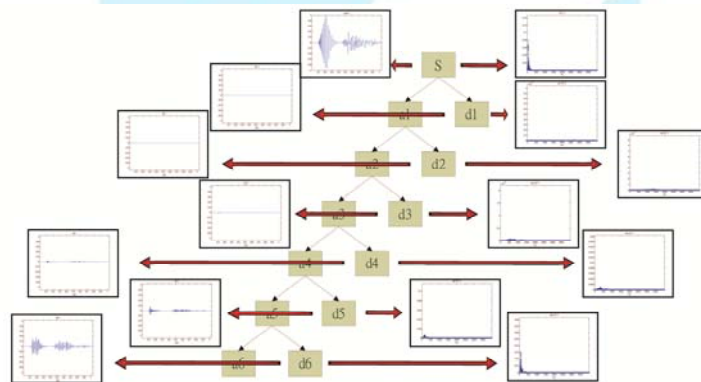


圖 3-3 d1~d6 的圖與 FFT 後的圖

利用上述說明的特徵取得方式，每個單一心跳週期就可以得到一個長度為 24 的特徵。在此以一個心跳週期與其長度為 24 的正規化的特徵當作說明如下圖 3-4：

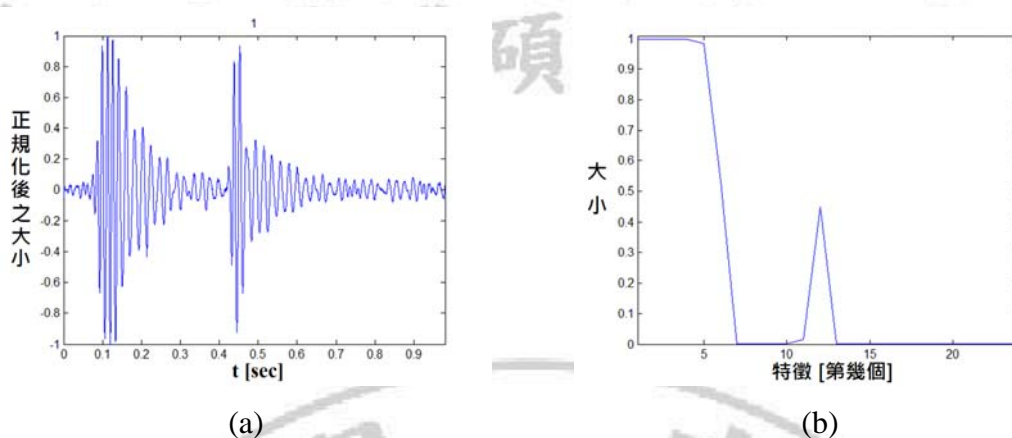


圖 3-4 (a) 一個心跳週期 (b) 長度為 24 的正規化的特徵

將每個人的所有心跳週期之特徵做平均，得到一個平均的特徵。此平均特徵，對其他人的平均特徵，做互相觀運算，結果如表 3-1。除了自己跟自己，也就是對角線為 1 之外，最相像的是 Jerry 與 Lauren 的特徵。

表 3-1 互相關運算結果

DWT_24	M	L	J	G
M	1.000	0.872	0.832	0.784
L		1.000	0.910	0.776
J			1.000	0.664
G				1.000

3.2 特徵取得方法二

取得特徵的第二種方法，參考文獻[18]及[17]提出之擷取特徵的方法，其流程圖如下圖 3-5：

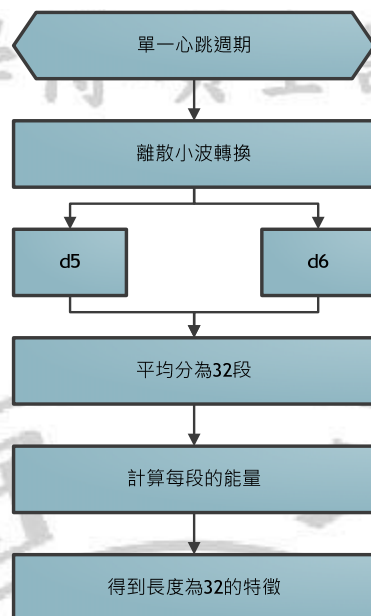


圖 3-5 特徵取得方法二流程圖

使用離散小波轉換，分解到第 6 層，得到 d5 與 d6 係數。然後將這兩個係數平均分成 32 段，每段計算 POS(power of signal)，得到長度為 32 的特徵。選擇 d5 與 d6 是因為 d1~d4 係數都是心音中的雜訊成份，相較起來，d5 與 d6 較能表現出 S1 及 S2 之波形。利用這個擷取特徵的方法，一個心跳週期會得到 1 個長度為 32 的特徵，在此以一次心跳週期的 d6 係數為例，這個心跳週期的 d6 係數與其正規化的特徵向量的圖示如下圖 3-6。

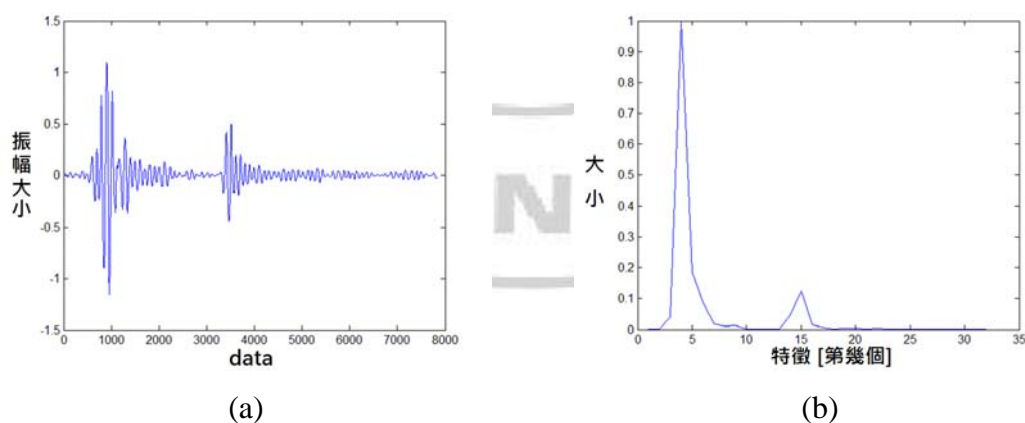


圖 3-6 (a) 一次心跳週期的 d6 係數 (b) d6 係數正規化的特徵向量

將每個人的所有心跳週期得到的特徵做平均，會得到一個平均的特徵。此平均特徵，

對其他人的平均特徵，做互相關運算，結果如表 3-2、3-3。

表 3-2 由 d5 得到的特徵的互相關結果

d5	M	L	J	G
M	1.000	0.797	0.925	0.592
L		1.000	0.814	0.916
J			1.000	0.658
G				1.000

表 3-3 由 d6 得到的特徵的互相關結果

d6	M	L	J	G
M	1.000	0.753	0.810	0.561
L		1.000	0.839	0.898
J			1.000	0.753
G				1.000

由上三表可知，d5 做互相關運算後得到的表中數值平均後為 0.783，而 d6 則為 0.769，因為特徵之間的互相關運算所得到的數值越低，將代表著這些特徵彼此之間的相關性也越低，而後續分類時，相關性低能較容易地將這些特徵進行分類，所以平均數越低越好。因此從方法二的 d6 係數得到的特徵，其相關係數的數值最低，故是較好的特徵取得方式；而方法一的互相關係數的平均值為 0.806，故是較差的特徵取得方式。

3.3 特徵的判斷

對於分類而言，若兩組資訊交集的部分越少，越能夠明顯辨識出不同而將其分類，但若兩者的資訊內容交集的越多，就越難以從中分類出來。因此，可使用互相關運算來對特徵進行檢驗，如果兩組特徵之間的相關係數越低，就代表彼此之間越不相關，那這組特徵就是好的特徵；反之，如果兩組特徵之間的相關係數越高，就代表彼此之間越有

相關，那這組特徵就是不好的特徵。

在 3.1 及 3.2 節中可知，本研究中所使用的兩種特徵的取得方法，所得到的相關係數平均值分別為：0.806(方法一)、0.783(方法二中的 d5)及 0.769(方法二中的 d6)，為了對於後續研究能更有效的分類，因此應選擇特徵彼此之間具有較低的相關係數為佳。而特徵取得方法二中的 d6 能得到較低的平均相關係數值，故在特徵選取上，應選擇特徵取得方法二中的 d6。

3.4 小結

本研究所比較的 5 種分割方法，是目前較熱門的心音分割方法，其他方法因訊號處理的方法眾多，礙於時間關係而無法加以比較，因此選擇心音分割上較熱門的 5 中心音分割方法來進行比較。

將分割準確率最高的分割方法(HHT)，與特徵的相關係數的平均值最低的取特徵方法(方法二選擇 d6)，結合起來，可以得到從心音錄製後分割並且取特徵的演算法，此演算法可以得出具有代表性的心音特徵，其流程圖如圖 3-7 所示。



圖 3-7 心音訊號處理演算法流程圖

4.1 結論

本研究針對心音的分割及特徵的提取進行了比較，結論如下：

1. 依據本研究之比較，提出的心音訊號處理演算法，透過此演算法可將原始心音訊號處理成後續發展所需要的心音訊號，而此系統化的處理過程，將可以使心音訊號的可靠度更為精進。
2. 為了達成心音訊號的辨識，將心音分割是必須要執行的過程，而為了將心音訊號分割的過程自動化，本研究針對各種心音分割方法進行了比較，發現了使用 HHT 方法進行分割能得到較佳的結果，而利用此結果來做為自動化分割的方法，並將其撰寫為程序，來達到自動化分割的目的。
3. 心音特徵的取得，在辨識上具有相當的重要性，本研究比較了兩種特徵的取得方法，並得到了三種結果，得知心音訊號使用特徵取得方法二中的 d6 來取得特徵，可以在本研究所使用的心音中，得到較低的互相關值，也就是使用此方法可以得到具有代表性的特徵。

4.2 未來研究方向

基於後續辨識使用，本研究提出了心音訊號分割及具有代表性的特徵取得方法，做為後續心音辨識之用。在此提出針對本研究之設定尚待改善與研究的方向：

1. 本研究針對現有的特徵提取方法進行分析，但應可找出更多可以提取心音有效特徵的方法，越是有效的特徵提取方法，將有助於提升辨識的準確率。
2. 未來可透過類神經網路或支撐向量機等方法，來對心音訊號加以分類，並可以辨識出個心音訊號產生者的身份。
3. 本文在第二章中所提出，找出心音中的 S1 並將心音分割的方法，若是錄製心音的對象有心律不整的症狀，便無法使用。因此未來可以針對此部分加以改良。

- [1] 周惠千，病人辨識安全須知。高雄榮總醫訊，8(6)，pp.3，2005。
- [2] Braunwald E., *Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine*, Fifth Edition, Philadelphia, W.B. Saunders Co., p. 108, 1997.
- [3] Stuart Ira Fox, *Fundamentals of Human Physiology*, McGraw Hill, 2008.
- [4] National Heart Lung and Blood Institute, <http://www.nhlbi.nih.gov/>.
- [5] 陽茵股分有限公司 <http://www.yangying.com.tw/products01-3.htm>
- [6] Patnaik D., "Design and development of heart sound monitoring system", *IE(I) Journal-CP*, Vol. 84, pp. 56-59, 2004.
- [7] 劉子誠，可攜式智慧型心音聽診系統，國立台灣大學電機工程系碩士論文，2008。
- [8] N. Shamsuddin, M. N. Mustsfa, S. Husin, M. N. Taib, "Classification of heart sounds using a multilayer feed-forward neural network," *2005 Asian Conference on Sensors and the International Conference on new Techniques in Pharmaceutical and Biomedical Research*, pp. 87-90, September 2005.
- [9] S. L. Strunic, F. Rios-Gutierrez, R. Alba-Flores, G. Nordehn, S. Burns, "Detection and classification of cardiac murmurs using segmentation techniques and artificial neural networks", *IEEE Computational Intelligence and Data Mining*, pp. 397-404, Apr. 2007.
- [10] Shaparas Daliman, Ahmad Zuri Sha'ameri, "Time-Frequency Analysis of Heart Sounds Using Windowed and Smooth Windowed Wigner-Ville Distribution", *IEEE Signal Processing and Its Applications*, Vol. 2, pp. 625-626, 2003.
- [11] Ahmad Zuri Sha'ameri, Sheikn Hussain Shaikn Salleh, "Window Width Estimation and the Application of the Windowed Wigner-Ville Distribution in the Analysis of Heart Sounds and Murmurs", *IEEE TENCON*, Vol. 2, pp. 114-119, 2000.
- [12] M. S. Obaidat, "Phonocardiogram Signal Analysis : Techniques and Performance Comparison", *Journal of Medical Engineering and Technology*, Vol. 6 , no. 17, pp.221-227, 1993.
- [13] H. M. Hadi, M. Y. Mashor, Mohd Zubir Suboh, Mohamed Sapawi Mohamed, "Classification of Heart Sound Based on S-Transform and Neural Networks", *IEEE Information Sciences Signal Processing and their Applications (ISSPA)*, pp. 189-192, May 2010.
- [14] H. Liang, S. Lukkarinen, I. Hartimo, "Heart sound segmentation algorithm based on

- heart sound envelopogram," *IEEE Computers in cardiology*, Vol. 24, pp. 105-108, September 1997.
- [15] H. Liang, S. Lukkarinen, I. Hartimo, "A heart sound segmentation using wavelet decomposition and reconstruction," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 4, pp. 1630-1633, October 1997.
- [16] Cota Navin Gupta, Ramaswamy Palaniappan, Sreeraman Rajan, Sundaram Swaminathan, Shankar M. Krishnan, "Segmentation and Classification of Heart Sounds", *IEEE Electrical and Computer Engineering*, pp. 1674-1677, May 2005.
- [17] Cota Navin Gupta, Ramaswamy Palaniappan, Sundaram Swaminathan, Shankar M. Krishnan, "Neural network classification of homomorphic segmented heart sounds," *SCI Applied Soft Computing*, Vol. 7, Issue 1 ,pp. 286-297, January 2007.
- [18] Samit Ari, Koushik Hembram, Goutam Saha, "Detection of cardiac abnormality from PCG signal using LMS based least square SVM classifier," *SCI Expert Systems with Applications*, Vol. 37, Issue 12, pp. 8019-8026, December 2010.
- [19] 王小川，語音訊號處理(附語音資料光碟片)(修訂二版)，全華出版社，2009。
- [20] Mallat Stéphane, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Elsevier Inc., 2009.
- [21] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, H. H. Liu, "The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis", *Proceeding of Royal Society, Series A*, Vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [22] Leon Cohen, *Time-Frequency Analysis*, Prentice Hall, 1994.
- [23] Stanford University,
https://ccrma.stanford.edu/~jos/r320/Analytic_Signals_Hilbert_Transform.html
- [24] 吳玉書，磁振灌注造影對心肌受損之可逆性評估，私立中原大學電機工程系碩士論文，2007。