

國立成功大學  
醫學工程研究所  
碩士論文

肺音擷取及分析系統之研發

Implementation of Lung Sound Acquisition  
and Analysis System

研究生：林佳賢

指導教授：陳天送

中華民國九十六年七月

國立成功大學  
碩士論文

肺音擷取及分析系統之研發

研究生：林佳賢

本論文業經審查及口試合格特此證明

論文考試委員

陳天送

陳培辰

陳環琳

陳象進

陳坤

指導教授：陳天送

所長：張志涵

中華民國九十六年七月二十五日

# Implementation of Lung Sound Acquisition and Analysis System

By

Chia-Hsien Lin

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements

for the degree of Master of Science

Institute of Biomedical Engineering

National Cheng Kung University

Tainan, Taiwan 701, R. O. C.

Approved by:

Tain Song Chen

Chung-Lin Chen

Pei-Jern Chen

Jie-Jin Chen

Shih-Chung Chen

July 25, 2007

# 摘要

肺部聽診是一種簡單，且非侵入式的肺部疾病診斷方法。病患發生肺音異常的狀況，常會因環境與當時的身體狀況有關，由於醫護人員無法長時對病患做肺音的聽診，所以長時監控病患肺音有其必要性。因此本研究發展一套電腦輔助肺音監測系統，提供一個較為客觀且有效的肺音萃取系統。系統可分為類比線路與數位訊號處理兩部分，其中類比線路部分包含四組麥克風線路、放大與濾波電路、ECG 量測電路和氣壓感測線路等。並利用 16-bit 的訊號擷取卡將生理訊號擷取至電腦中。在數位訊號處理端中，研究中嘗試使用一個新的視窗時域分析與 ICA 兩種方式，將心音與肺音個別萃取出來。視窗時域分析法，主要是利用 ECG 與呼吸時的氣壓變化，分別偵測心音與肺音發生區段；並利用視窗法將其特定訊號強度減弱，已達到訊號分離的目的。在 ICA 的處理中，主要利用統計模式找尋三組生理聲音的主成分，作為心音與肺音成分離的方法。

在系統驗證方面，研究中收集 3 個正常男性受測者(平均年齡在  $25\pm 3$  歲)，無肺部疾病歷史。分析結果發現，在使用視窗的時域分析下，可以完整的偵測出心音與肺音區間。並在視窗法的效應下，有效降低心音與肺音的互相干擾，達到分離訊號的目的。在 ICA 分析的結果中，並不能有效分離心音與肺音的訊號；在文獻的探討中推測，可能是胸腔共鳴與擷取的生理聲音不足，而導致無法取得較佳的結果。在實際臨床病患量測方面，本研究實際偵測一名長期使用呼吸器的慢性阻塞性肺疾病 (COPD) 男性病患，其年齡為 62 歲。由於該病患配置呼吸器，無法直接使用研究中所設計的氣壓感測器，所以本研究改採用量測呼吸器出氣端的氣流聲，並利用希爾伯特轉換的方式來偵測呼吸區間。實驗結果發現，利用視窗的時域分析可將病患的心音強度抑制，並降低其對肺音的干擾。另外，搭配希爾伯特轉換的呼吸區間偵測，也能對無法直接使用

氣壓感測器的臨床病患，得到另一個有效的替代方式。在長時量測與偵測病症特徵方面，這套系統可以穩定長時量測，並可搭配簡單判斷法則，即可對異常肺音做出即時的偵測。此系統未來可運用於即時儲存正常人與長期臥床病患的肺音，並可做出即時偵測特定病徵的需求。

關鍵字：肺音聽診、電腦輔助肺音擷取系統、ICA 演算法、希爾伯特轉換



# Abstract

Lung auscultation is a simple, non-invasive and indispensable physical diagnosis of respiratory disease. Abnormal lung sounds are usually relevant to the airway condition of the patients. However, it is difficult to monitor the lung sounds of the patients for a long period of time. It is often necessary and helpful for those who are bedridden, especially in ICU and RCC. The present study developed an acquisition system computer-aided of lung sounds to offer a comparatively objective and effective lung sounds analytic system. This system consist two components: a data collecting hardware and a digital post-processing hardware. The formation compasses a microphone, an amplifier, a filter circuit, an ECG circuit, and a pressure sensor air flow. In this circuit, a 16-bit A/D converter applied to condition the input data. Regarding the digital signal processing, this study used a new windowing analysis base on time-domain or ICA method to separate the raw data comprising heart and lung sounds into two independent signals. Windowing analysis based on time-domain effectively separated the heart and lung sounds with the ECG and air flow signals as references. For the ICA method, a statistic model was adapted to find the main component of lung sounds from the three channels of physiological sounds.

Three healthy males (mean age 25 years) were selected to verify the developed system. The results showed that the windowing method successfully detected and extracted the heart sounds and lung sounds separately. However, the ICA analyses could not separate the signals of heart sounds and lungs sound effectively. This might be due to thorax resonance and insufficient channels of physiological sounds for the ICA analysis. In the clinical experiment, a 62-year-old, chronic obstruction pulmonary disease (COPD) male patient and supports of mechanical ventilator over a long period of time, was examined with this system. To compensate the ventilator dependence, the air flow signals were alternatively measured from the ventilator. In addition, Hilbert transform was employed to determine the period of lung sounds. The clinical results showed the windowing method could attenuate interference from the heart sounds and enhance the lung

sounds. Furthermore, combination with Hilbert transform is an efficient approach to determine the breathing period for long-term monitoring ventilated patients. The study suggests that this system is valid for objective measurement of lung sounds, regardless of patients without or with ventilator support. One of future application of the patients is anticipated to combine real-time monitor and diagnosis for patients with respiratory diseases.

Key point: lung auscultation, Computer-aided lung sound acquisition system, ICA algorithm, Hilbert transform



# 誌謝

本論文的完成，承蒙指導教授陳天送細心的指導與鼓勵，讓我在專業的領域上有更深入的了解與認知，也從老師身上學習到許多生活上待人處事跟人與人相處的道理，並在學識方面有所長進，而且開闊了自己的眼界。另外也感謝所上老師和口試委員對我的研究提供意見，使本論文的內容能夠更加完善。

在感謝各位老師指教之餘，特別要感謝杜翌群學長對於我的指導與協助，給予寶貴的建議，也細心的解答我的任何問題並騰出其寶貴的時間幫忙程式方面的協助。此外，還要感謝江國華醫師給予臨床上的看法與意見並協助病患資料的收集，讓本篇論文的研究更加完善。

另外也感謝同學昱昇、志明、怡達、議璘彼此間互相砥礪幫忙，以及學弟佳恩、宏維、柏良與學妹怡婷，除了給我適時的協助，也在我的研究生涯中帶來了許多歡笑與喜悅，讓我的生活變得更多采多姿。

最後由衷感謝我的母親和家人，因為有她在背後的支持，讓我能無憂的在課業與研究上全力衝刺，並感謝舅舅給予生活上的資助和阿姨的心，他們的支持與鼓勵，都是我能順利完成學業最大的動力。

# 目錄

摘要.....	I
Abstract.....	III
誌謝.....	V
目錄.....	VI
圖目錄.....	VIII
表目錄.....	XI
第一章 緒論.....	1
1-1 肺音的基本特性.....	1
1-1-1 肺音的發生機制.....	1
1-1-2 肺音的頻率特性.....	1
1-2 肺音的分類和特性.....	2
1-3 心電圖和心音概述.....	4
1-4 文獻回顧.....	4
1-4 文獻回顧.....	5
1-5 研究動機與目的.....	7
第二章 研究原理與方法.....	8
2-1 希爾伯特轉換 (Hilbert Transform) .....	8
2-2 移動平均演算法 (moving average algorithm) .....	10
第三章 肺音擷取系統設計.....	19
3-1 硬體架構.....	20
3-2 電路設計.....	21
3-2-1 電容式麥克風電路.....	21
3-2-2 放大與濾波電路.....	22
3-2-3 心電圖訊號放大及濾波電路.....	24

3-2-4	呼吸狀態偵測系統 .....	26
3-3	訊號擷取系統 .....	28
3-3-1	資料擷取電路 .....	28
3-3-2	訊號擷取介面 .....	29
3-4	軟體部分 .....	30
3-4-1	呼吸狀態偵測 .....	31
3-4-2	心音區段偵測和衰減 .....	32
第四章	實驗結果與討論 .....	34
4-1	生理訊號量測 .....	34
4-2	時域分析擷取心肺音 .....	36
4-3	ICA 演算法之訊號模擬 .....	41
4-3-1	模擬訊號的來源 .....	41
4-3-2	混合的模擬訊號 .....	42
4-4	實際訊號量測分離結果 .....	46
4-5	臨床測量與結果 .....	49
4-5-1	訊號量測 .....	49
4-5-2	呼吸器病人的訊號分析流程 .....	51
4-5-3	呼吸參考訊號偵測方式 .....	52
4-5-4	呼吸週期偵測的評估 .....	54
4-5-5	擷取每次呼吸的肺音訊號 .....	56
4-5-6	利用 ICA 分離出一組肺音訊號 .....	57
4-5-7	乾囉音(Rhonchus)的偵測 .....	59
第五章	結論與未來展望 .....	61
5-1	結論 .....	61
5-2	未來展望 .....	62
參考文獻	.....	63

# 圖目錄

圖 1.1	左心房、左心室及主動脈發生事件摘要圖.....	4
圖 1.2	Huseyin Polat 的肺音量測系統方塊圖.....	5
圖 2.1	盲目來源分離示意圖.....	12
圖 2.2	ICA 的計算流程圖.....	15
圖 2.3	ICA 處理流程圖(兩訊號變化之相互關係).....	16
圖 2.4	多個獨立成份分析算法流程圖.....	18
圖 3.1	肺音量測系統架構圖.....	19
圖 3.2	硬體架構流程圖.....	20
圖 3.3	電容式麥克風電路圖.....	21
圖 3.4	電容式麥克風頻率響應圖.....	21
圖 3.5	電子聽診器的放大與濾波電路圖.....	23
圖 3.6	電子聽診器的頻率響應圖.....	23
圖 3.7	心電圖放大及濾波電路方塊流程圖.....	24
圖 3.8	心電訊號放大及濾波電路圖.....	24
圖 3.9	心電圖擷取系統的頻率響應圖.....	25
圖 3.10	壓力感測器.....	26
圖 3.11	壓力感測器的放大電路圖.....	27
圖 3.12	壓力感測器(SCC05DN)接腳圖.....	27
圖 3.13	資料擷取卡.....	28
圖 3.14	訊號擷取介面.....	29
圖 3.15	軟體分析流程圖.....	30
圖 3.16	時域分析擷取肺音流程圖.....	30
圖 3.17	(a) 壓力訊號 (b)呼氣和吸氣的區段偵測.....	31

圖 3.18	心音區段的偵測和強度衰減的訊號處理流程圖.....	32
圖 4.1	生理訊號量則裝置.....	34
圖 4.2	生理訊號量測結果.....	35
圖 4.3	心音訊號與心音衰減結果.....	36
圖 4.4	呼氣和吸氣時的肺音訊號擷取.....	38
圖 4.5	心電圖擷取心音號的結果.....	39
圖 4.6	模擬訊號混合來源訊號 (a)心音 (b)肺音 .....	41
圖 4.7	模擬的合成訊號波形.....	42
圖 4.8	(a) 原始心音訊號與混合模擬訊號的頻譜圖.....	43
	(b) 原始肺音訊號與混合模擬訊號的頻譜圖.....	43
圖 4.9	原始心音訊號與分離出的心音訊號.....	45
圖 4.10	原始肺音訊號與分離出的肺音訊號.....	45
圖 4.11	正常人的肺音量測訊號.....	46
圖 4.12	經 ICA 重建出的(a)肺音與(b)心音訊號.....	47
圖 4.13	量測訊號與分離訊號的頻譜圖.....	48
圖 4.14	病人肺音的量測部位.....	49
圖 4.15	呼吸器氣流聲的量測.....	50
圖 4.16	臨床量測的系統裝置圖.....	50
圖 4.17	病人訊號軟體分析流程圖.....	51
圖 4.18	呼吸參考訊號偵測.....	53
圖 4.19	呼吸週期偵測.....	53
圖 4.20	(a)呼吸器出氣端量測的氣流聲(b)呼吸週期時間點偵測參考訊號.....	54
圖 4.21	利用呼吸訊參考訊號偵測每次呼吸所產生的肺音.....	56
圖 4.22	病人量測訊號.....	57
圖 4.23	原始訊號和 ICA 重建出肺音的頻譜圖.....	58

圖 4.24	肺音訊號 200-230 Hz 間的平均能量.....	59
圖 4.25	肺音訊號 200-230 Hz 間的平均能量隨時間變化圖.....	60
圖 4.26	週期 9 和 10 的(a)平均能量隨時間變化圖(b)時域波形 (c)時域頻譜圖.....	60



# 表目錄

表 1-1	肺音的分類.....	2
表 1-2	異常肺音的特性分析.....	3
表 3-1	電容式麥克風規格表.....	21
表 3-2	壓力感測器的特性.....	26
表 3-3	訊號擷取卡規格表.....	28
表 4-1	呼吸器的設定值.....	52
表 4-2	週期間隔時間長度偵測結果.....	55



# 第一章 緒論

## 1-1 肺音的基本特性

### 1-1-1 肺音的發生機制

肺音(Pulmonary sound)發生的機制主要是因為肺葉中的肺泡(alveolus)欲進行氣體交換，使空氣中的氧被人體吸收並進入血液中經由循環系統送至人體其它部分組織進行氣體交換，將二氧化碳排出體外，肺部進行擴張與收縮的動，帶動氣流運動，再由呼吸道中的氣流振動而產生聲能。此外，有相關研究指出肺音的頻率分佈主要和呼吸道的張力有關，肺音聲能強度和呼吸道中氣體流速(Air flow rate)有關[1]。在 1970 年，LeBlanc 等人提出肺音的振幅大小和呼吸流速間呈現出線性正相關[2]。

### 1-1-2 肺音的頻率特性

肺音的主要頻率分佈範圍大約從 60-100 Hz 到 2 kHz 之間[3]。正常呼吸狀態下產生的肺音會隨著記錄的位置不同而有所差異並且隨著呼吸週期變化。肺音的變化亦因人而異，甚至即使是同一個人，因為量測部位的不同也會有些許的差異(Meslier et al., 1995)。由肺部量測到正常呼吸音的主頻帶約在 200-250 Hz，但是這個頻帶包含了呼吸肌和心肌的頻率成份[4]。1955 年 McKusick 等人發現吸氣時，肺音的頻率分佈介於 60-600 Hz 之間，然而呼氣時，會提高至 700 Hz。1995 年 F. Dalmay 等人觀察正常肺音發現在呼氣和吸氣狀態下，其肺音頻譜幾近相同，且在 1k Hz 以下所呈現出來的波形非常類似。在 100 到大約 800 Hz 之間，肺音的振幅增加量和氣流速成正比的關係，尤其在吸氣時更為明顯。在呼氣和吸氣狀態下，能量最大頻率值會隨著流速增加而往高頻偏移。在 100 到 600 Hz

之間，其表現在頻率曲線相對平坦且逐漸下降，然後快速下降至 1200 到 1800 Hz 之間[5]。

## 1-2 肺音的分類和特性

肺音可分為兩大類，包括沒有疾病的正常聲音(Normal sound)和呼吸疾病產生的肺異音(Adventitious or abnormal sound)。正常呼吸音依據其強度、音調、位置和吸氣呼氣的比例可分為：支氣管音(Tracheal breath sound)、肺泡音(Vesicular breath sound)、支氣管音(Bronchial breath sound)。主要的異肺音有爆裂音(Crackle)、哮喘音(Wheeze)、乾囉音(Rhonchi)以及鳴哮音(Stridor)，肺音的分類如表 1-1。

表 1-1 肺音的分類

Normal	Abnormal	Adventitious
tracheal	absent/decreased	crackles(rales)
vesicular	bronchial	wheeze
bronchial		rhonchi
bronchovesicular		stridor

乾囉音發生的原因為吸氣時空氣經過粘液堆積、平滑肌痙攣、腫瘤壓迫較大呼吸道導致狹窄時所產生的聲音。哮喘音為咽喉或上端氣管等大呼吸道發生阻塞時發出的呼吸音。爆裂音的發生原因為極微小的呼吸道突然打開所發出的聲音。哮喘音發生的原因為支氣管收縮，導致呼吸道過於狹小使得呼吸不順暢，導致空氣快速經過粘液堆積、平滑肌痙攣、

腫瘤壓迫所致狹窄近乎完全阻塞的呼吸道時所產生的聲音。這些異常的肺音因為其發生病變的原因不同，而表現出來的肺音特徵也不相同。異常肺音的特徵如表 1-2。

表 1-2 異常肺音的特性分析

		強度	音調	特性描述
爆裂音 (Crackle)	Fine Crackle	Soft	High	Discontinuous, interrupted, explosive sound with duration 5 ms, relatively low volume and high frequency
	Coarse Crackle	Loud	Low	Discontinuous, interrupted, explosive sound with duration of 10 ms, relatively high volume and low frequency
哮喘音 (Wheeze)		High	Expiratory	Continuous sounds with min. duration of 250 ms and dominant frequency of 400 Hz, a musical or hissing sound
乾囉音 (Rhonchi)		low	Expiratory	Continuous sound with min. duration of 250 ms and dominant frequency of 200 Hz, a snoring sound

### 1-3 心電圖和心音概述

一典型的正常 ECG，其波動的第一部份，稱為 P 波，相當於心房去極化的電流。第二部分稱為 QRS 複合體，在 0.15 秒後出現，是由室的去極化所造成。QRS 複合體是一複雜的波形，原因是去極化波通過厚壁心室所走的路徑隨時在變，因此體液產生電流的方向也隨之而變。最後的一段稱為 T 波，這是心室復極化所產生的波形。

由心臟的收縮產生的聲音有兩種，可以利用聽診器從胸壁上聽到，稱之為心音(heart sound)。第一心音是柔軟低頻的一聲「拉剝 (lub)」，與房室瓣的關閉有關，發生在心縮期開始，等容心室收縮的時候；第二心音是比較響的一聲「達普 (dup)」，與肺動脈瓣以及主動脈瓣的關閉有關，發生在心舒期開始，等容心室舒張的時候。圖 1-1 為心臟週期中，左心房、左心室以及主動脈發生事件的摘要圖。

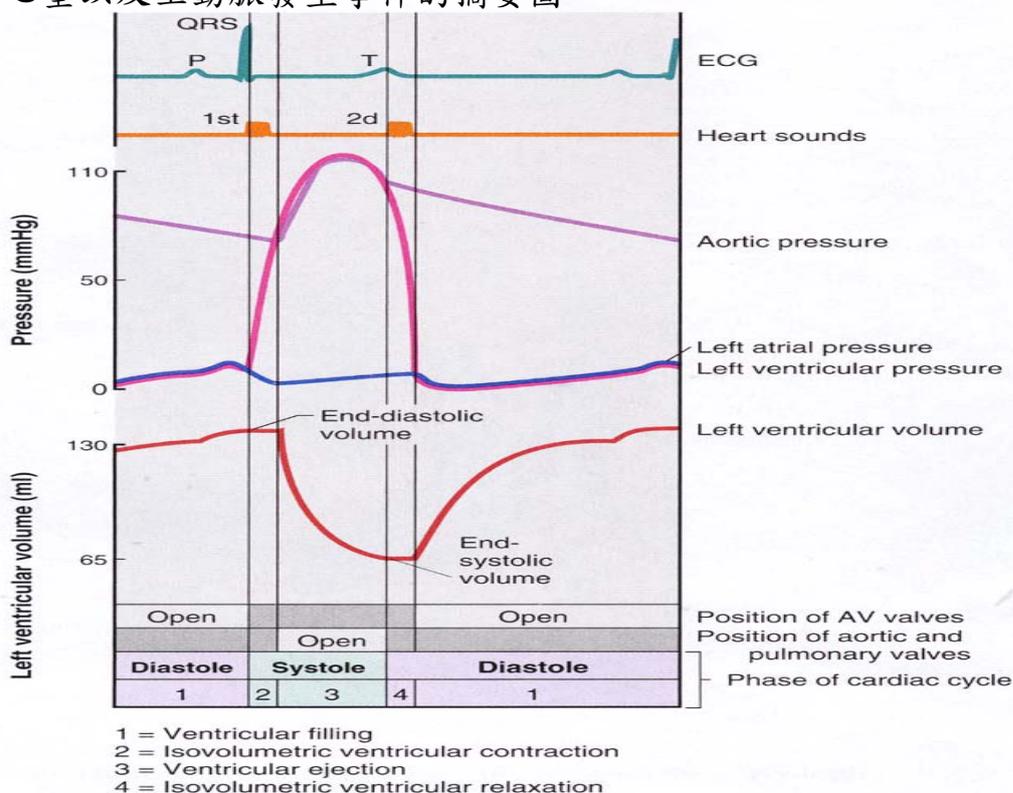


圖 1.1 心臟週期中，左心房、左心室以及主動脈發生事件的摘要圖 [6]

## 1-4 文獻回顧

近年來，肺音的相關研究如雨後春筍般的增加，包括肺音的擷取系統、萃取方法、訊號分析和特徵辨識等。肺音的擷取方式可以利用電子聽診器來作記錄，在 2003 年，Ipek Sen 等人利用多個通道的類比電路同時量測呼吸音，電路中的濾波器頻寬設計在 80~2000 Hz 之間，低頻濾波用來減少心音和肌肉摩擦對肺音的影響，並且利用 Fleisch-type 的呼吸計來記錄氣流(包括吸氣和呼氣)的訊號[7]。2004 年，Huseyin Polat 等人提出一個簡單的電腦化量測系統，可以用來作肺音的儲存和分析。方法是將電容式麥克風埋入聽診器的管子內，經過電路放大濾波之後，接至電腦的音效卡，再利用 DasyLAB 軟體分析[8]；圖 1.2 為其系統方塊圖。

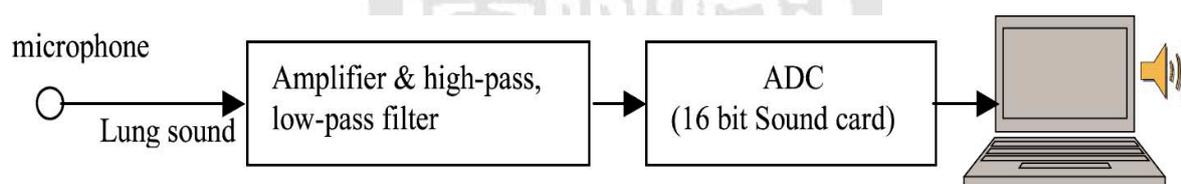


圖 1.2 Huseyin Polat 的肺音量測系統方塊圖

在肺音的記錄過程中，心音是最大的干擾源。大部分的肺音能量聚集於 200 Hz 以下，它與心音主頻率成份是重疊在一起的，利用傳統的分離方式，是很難去除心音的干擾。因此，如何降低心音對肺音的影響或突顯肺音，也成了近年來研究上的熱門議題。在 1986 年，V.Iyer 等人利用適應性濾器降低呼吸音中的心音成份[9]；1997 年 L. Hadjileontiadis 等人利用四階的統計方法適當地將減少肺音中的心音[10]；2003 年 I. Hossain 等人提出以小波轉換的方式來濾除心音的干擾[11]；2004 年 Z. Moussavi 等人利用小波參數移除肺音中含有心音的部分，再利用 auto regressive 或 moving average models 來重建訊號[12]。到了 2005 年，M. T. Pourazad 等

人運用 ICA 的方式，從記錄到的肺音中將心音分離出來[13]。ICA 是利用統計方式評估訊號源中的獨立成份並將其分離與重建，是分離混合聲音訊號的常見方法。這篇研究也以 ICA 的方式來分離量測到的訊號，試圖得到更精確的肺音。

目前臨床上沒有肺音監測系統之應用，主要是因為肺音的處理比心音困難，必需採用醫師聽診的方式利用本身的主觀判斷將心音、腹音等雜訊去除進而判斷肺音。此外，肺音不像心音具有規律性，其振幅變化的差異性很大。經由以上的討論，我們可以發現，利用電容式麥克風接於聽診器來量測肺音訊號，經過濾波器先濾除大部分的干擾訊號後再配合數位訊號處理技術，確實可以辨別不同疾病的肺音在時域與頻域的差異特性。



## 1-5 研究動機與目的

肺部聽診是一種簡單，且非侵入式的肺部疾病診斷方法。病患發生肺音異常的狀況，常會因環境與當時的身體狀況有關。此外，對於使用呼吸器的病人而言，醫生不可能長時進行肺音聽診，其生理狀態的監測，也需倚賴看護每隔數分鐘記錄一次。因此設計一套肺音監測系統，能夠記錄病人的生理狀況，如乾囉音、咳嗽...等，所以長時監控病患肺音有其必要性。

目前國外已有許多利用電子式聽診器，應用於臨床的生理監視；但大多是針對心音方面所作的設計。電子式聽診器的優點，是使用上方便且為非侵入式；一般的電子式心音聽診器，也都是經由電容式麥克風接上聽診器，經過放大、濾波處理，再將心音訊號即時的顯示在螢幕上。由於肺音訊號不像心音有固定之波形與固定的出現頻率...等，因此目前很少有專門的肺音電子式聽診器。因此本研究嘗試發展一系統，將麥克風直接於聽診器上並置於胸廓上，並搭配 ECG 與氣壓感測線路，以非侵入式的方式量取肺音並將心音分離。

一般正常人的呼吸訊號是藉由氣壓感測的呼吸計量測，但是使用呼吸器的病患無法經由此方式測得，大部分的呼吸器也無呼吸訊號 airflow 的輸出裝置，所以很難得到呼吸的參考訊號。本研究將偵測呼吸器出氣端的聲音，來取代每次呼吸發生點和結束點，以此用來擷取每次呼吸時的肺音訊號。本研究應用 LabVIEW 公司所生產的 A/D Card 直接截取信號至電腦內，再利用 LabVIEW 作即時的顯示與記錄，在離線後應用 ICA 演算法萃取出肺音，希望所得的結果在臨床上能夠協助醫師掌握病人的情況。

## 第二章 研究原理與方法

### 2-1 希爾伯特轉換 (Hilbert Transform)

希爾伯特變換是一個用來將實數訊號轉成複數值訊號，並且保持其原有的特徵。複數值訊號  $z(t)$  有實部訊號  $x(t)$  和虛部訊號  $\tilde{x}(t)$  (經希爾伯特轉換後的  $x(t)$ )， $z(t) = x(t) + \tilde{x}(t)$ 。

實數值函數  $x(t)$ ， $-\infty < t < \infty$  的希爾伯特定義為  $x(t)$  和  $(\pi t)^{-1}$  作迴旋積分的結果，即為：

$$\tilde{x}(t) = H\{x(t)\} = x(t) * (\pi t)^{-1} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(u)}{t-u} du \quad (2-1)$$

其傅立葉轉換為：

$$F\{\tilde{x}(t)\} = F\{x(t)\} \cdot F\{(\pi t)^{-1}\}, \quad (2-2)$$

其中

$$F\{(\pi t)^{-1}\} = H(j\omega) \quad (2-3)$$

$$H(j\omega) = \begin{cases} -j & \text{for } 0 \leq \omega < \pi \\ j & \text{for } -\pi \leq \omega < 0 \end{cases} \quad (2-4)$$

函數  $H(j\omega)$  亦稱為希爾伯特運算子/轉換、相位差濾波器或  $90^\circ$  相位濾波器。希爾伯特轉換對於一個給定訊號的每一個頻率產生  $90^\circ$  的相位差來獲得解析函數的虛部。

顯然地，此複數函數  $z(t)$  保留了原始實數訊號  $x(t)$  的特徵，這點可以由  $z(t)$  的傅立葉轉變看出，

$$F\{z(t)\} = \begin{cases} 2F\{x(t)\}, & 0 \leq \omega < \pi \\ 0, & -\pi \leq \omega < 0 \end{cases} \quad (2-5)$$

換言之， $z(t)$  的頻譜只是將原始訊號頻譜中頻率為正的部分作比例調整。

從解析訊號中可以立即得到二個特性。 $z(t)$ 的大小值 $|z(t)|$ 稱為瞬時強度或封包(instantaneous amplitude or envelope)，等同於通信訊號上的強度解調。 $\Phi(t) = \arg[z(t)] = \arctan[\tilde{x}(t)/x(t)]$ 為瞬時相位，而瞬時頻率是瞬時相位的微分 $f(t) = (1/2\pi)d\Phi(t)/dt$ 。

目前用來選取訊號封包的工具都是從相位來著手。希爾伯特轉換的第一步是將原始訊號 $x(t)$ 轉換成解析訊號 $z(t)$ ，接著對 $z(t)$ 作帶通濾波，用來清除 $z(t)$ 低頻範圍和 $z(t)$ 封包重疊的部分，最後在對數域作同態濾波分離出 $z(t)$ 的封包。



## 2-2 移動平均演算法 (moving average algorithm)

移動平均是一種用來平滑由等距點組成之訊號的一種簡單方法。一個原始資料的陣列 $[y_1, y_2, \dots, y_N]$ 可以轉換成一個平滑過的新陣列。平滑的點 (smoothed point)  $(y_k)_s$  是原始陣列中奇數個  $2n+1$  ( $n=1, 2, 3, \dots$ ) 連續點  $y_{k-n}, y_{k-n+1}, \dots, y_{k-1}, y_k, y_{k+1}, \dots, y_{k+n-1}, y_{k+n}$  的平均 i.e.

$$(y_k)_s = \sum_{i=-n}^{i=n} y_{k+i} / (2n+1) \quad (2-6)$$

奇數  $2n+1$  通常稱作濾波器的寬度，濾波器的寬度愈大，其平滑的效果愈顯著。增加濾波的寬度或多作幾次平滑的動作也能增強訊雜比。此種濾波方式的結果會喪失前面  $n$  點的資料，因此造成訊號資訊的遺失或失真。當有一個峰值訊號比濾波器寬度還狹小時，使用移動平均演算法(moving average algorithm)會造成不當的結果。

## 2-3 獨立成分分析法 (Independent Component Analysis, ICA)

ICA為近幾年發展出來備受矚目的獨立成份分析法，顧名思義其所得到的訊號成分，是要讓成分之間的統計相依性 (statistical dependence) 降至最小，也就是使成分彼此之間互為獨立。像這樣的表徵或稱成分，在許多領域上的應用似乎都抓到了資料基本結構的精神，故近年來獨立成份分析法成為非常熱門的線性轉換法 [14、15]。

由於 ICA 的理論相當廣泛，本文只針對所使用 ICA 的相關理論作一概述。基本上 ICA 與 PCA 皆屬於線性轉換法，其目的都是想藉由一線性轉換矩陣  $W$ ，將原始的特徵參數  $X$  作一轉換，如式 2.7 所示。本研究分別利用 PCA 方式求出的轉換矩陣，將原來的特徵參數作資料精簡彙總的處理；而以 ICA 求出的轉換矩陣，則是利用其盲目來源分離的特性，將不同頻道中肌電訊號之獨立性給篩選出來，同時降低需處理的肌電訊號通道數。

$$S = W * X \quad (2-7)$$

圖 2.1 為一盲目來源分離示意圖，向量  $X$  如同所接收到的訊號  $X1$ 、 $X2$ 。盲目來源分離的目的，就是希望在未知來源訊號下，計算出一轉換矩陣  $W'$ ，已將所接收到之訊號向量  $X$  還原成由兩個發聲器所發出的  $S1$ 、 $S2$  兩訊號，即來源向量  $S$ 。基本上所接收到的向量  $X$ ，可以視為來源向量  $S$  與距離變數  $W1$  與  $W2$  之乘積。ICA 即是將來源向量  $S$  視成兩獨立來源，並以”非高斯分佈即是獨立”的觀念，利用統計上計算非高斯程度的計算方式來當成目標函數 (objective function)，配合演算流程來逐一修正轉換矩陣  $W'$ ，以達到估算原始來源訊號，並使估算出的訊號成分中，彼此相互獨立。

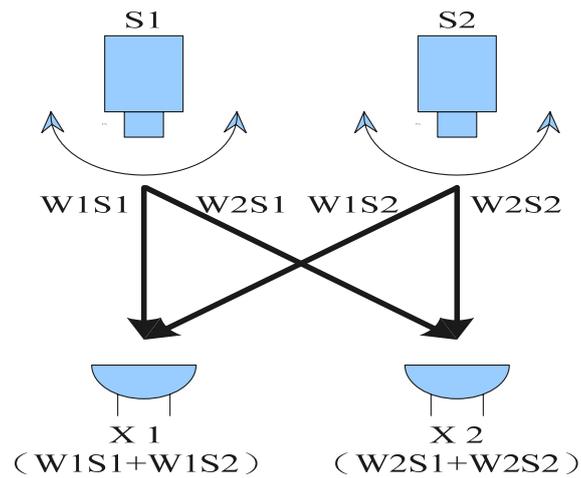


圖 2.1 盲目來源分離示意圖

通常在計算 ICA 之前，會先對資料作些前置處理，其目的是為了讓處理的資料更簡化、單純。前置處理的第一項步驟便是將資料置中，即減去的資料之平均值向量（mean vector），讓整體的資料平均值為零，如此能較有利於後面 ICA 之運算；當然，想在求出轉換矩陣後進行其他分析時，被減去的平均值是可以加回去的。

第二項前置處理稱為白化（whitening），也就是將所觀測的訊號轉為白雜訊（white noise），如此不只能去除資料之間的相關性，也能因去除資料的相關性而降低後面 ICA 的運算量。常使用的方法就是前一節所介紹 PCA 計算方式，PCA 在不作任何閾值縮減的動作時，所計算出的轉化矩陣不會縮減資料維度，但仍具有拉大資料分散程度的特性。本研究所需處理的肌電訊號封包，基本上都具有一定之長度，若是採用 PCA 作白化計算會耗費相當大之時間，且龐大的樣本不易求得其特徵值。為了實際應用上之可行性，研究中所使用的 ICA 演算的前置流程中，只對訊號作置中的動作。

接著便是 ICA 對於非高斯分佈的計算，統計上對非高斯進行量化、公式化的方法有許多，如峰態（kurtosis）與熵值（entropy）計算等，本研究只針對由芬蘭赫爾辛基技術大學（Helsinki University of Technology）

ICA 研究小組，所發展出來 Fast ICA 中所使用的負熵 (negentropy) 量化與評估非高斯分佈作一介紹 [14、15]。熵值的基本觀念，是表示隨機變數的觀察值不確定性之多寡，越亂也就是說越無法預測、結構性越差的變數，相對其熵也越大，假設一資料有  $M$  個觀測值，而其機率分別為  $\{P_1, P_2, \dots, P_M\}$ ，則其不確定性則為式 2-8。

$$H(p_1, p_2, \dots, p_M) = \sum_{i=1}^M p_i \log p_i \quad (2-8)$$

不確定性又可稱之為熵值，並可將式 2.34 推至連續的隨機變數，如式 2.35 所示。

$$H(y) = - \int p(y) \log p(y) dy \quad (2-9)$$

其中  $y$  隨機向量， $p(y)$  為其密度分布。

基本上高斯分布的變數會具有最大的熵值，也就是說高斯分佈是所有分佈之中最亂最沒有結構的一種，所以熵可以拿來當作非高斯的測量值。但為了實際應用上之便利，將熵的定義作一些修改，為負熵 (negentropy,  $J$ )；為使負熵在非高斯的測量值上則為一正值，所以定義如下：

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (2-10)$$

其中  $y_{gauss}$  為  $y$  具有相同變積矩陣的高斯變數，而 Fast ICA 就是利用負熵的觀念當作其目標函數。

依定義要估計出負熵就必須先有密度分布的估計值，所以負熵還是只能夠是個理想化的非高斯測量值。但 Fast ICA 中使用如式 2-11 所示的負熵近似函數，其不但具有良好的統計性質，且不需事前對獨立成分的密度進行估計或假設。

$$J(y) \propto [E\{G_1(y)\} - E\{G_2(v)\}]^2 \quad (2-11)$$

其中 $v$ 是平均值為零，變方為1的高斯分布之隨機變數； $G$ 則只要是一非二次方函數即可，但為了讓ICA的量測方法上，有較好的統計性質，函數 $G$ 的選擇就很重要。

本研究中所使用的負熵估計值中，兩項函數設定如下式 2-12：

$$G_1(y) = \tanh(y) \text{、} G_2(y) = y \exp(-y^2/2) \quad (2-12)$$

最後就是需要一個演算法將線性轉換函數 $W$ 最佳化，研究中使用牛頓疊代法（fixed point iteration method）來進行更新，其最終更新參數如下：

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k + \Delta W \\ &= E \{ y G_1(W_k^T y) \} - E \{ G_2(W_k^T y) \} W_k \end{aligned} \quad (2.-13)$$

圖2.2為實際使用Fast ICA之流程，圖2.3為Fast ICA處理過程中訊號之變化與相互關係。圖2.3(a)左圖為所得之兩混合訊號，右圖為兩訊號之聯合分佈，兩旁為兩信號之直方圖（histogram）。首先經過訊號置中的動作，如流程圖2.2之(a)。接著便對訊號作白化的動作，例子中白化的動作就是求取兩訊號矩陣之特徵向量，以此來拉大資料分散的程度，即PCA運算；白化的流程如圖2.2(b)，兩訊號白化的結果如圖2.3 (b)所示。

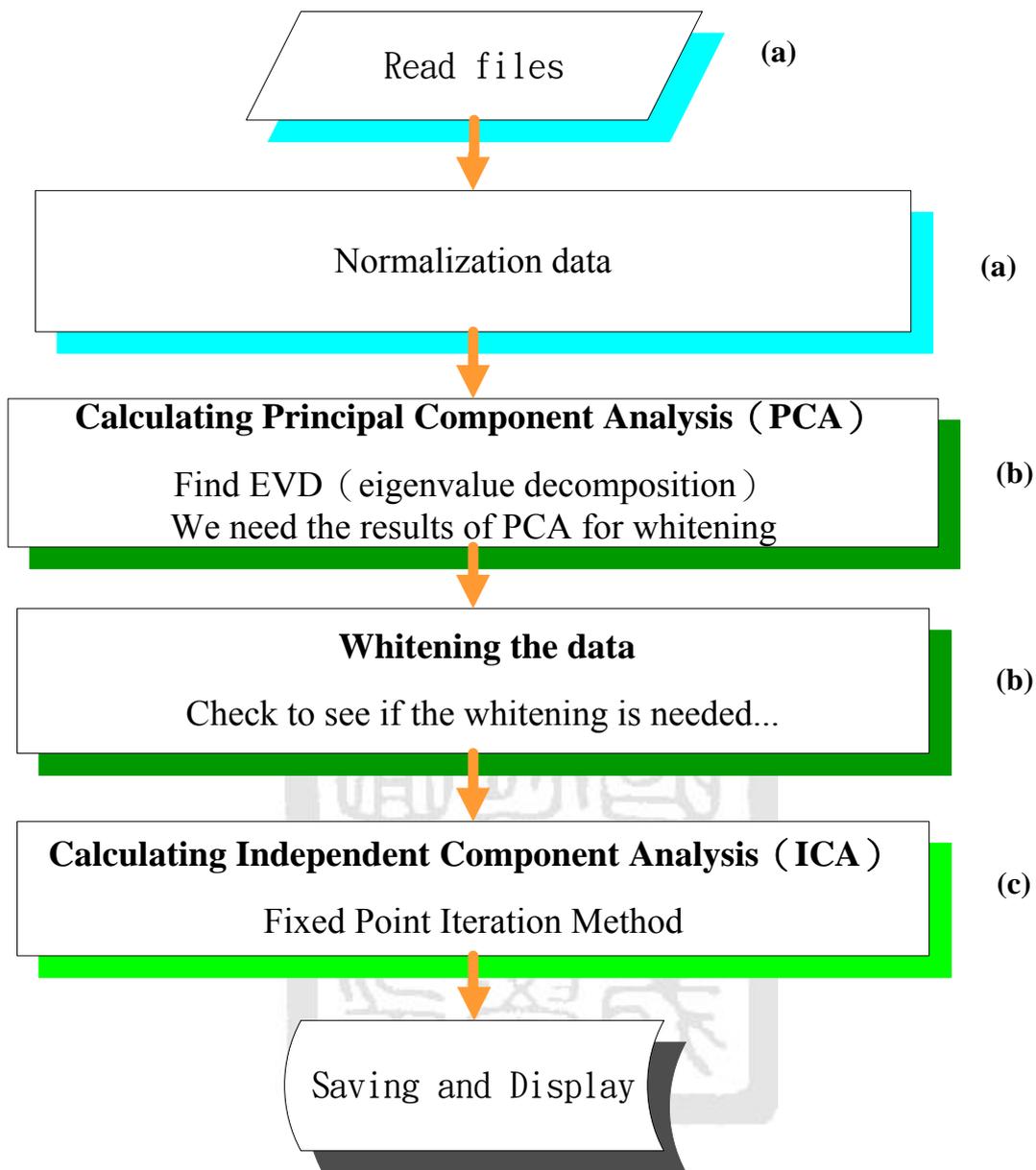


圖 2.2 ICA 的計算流程圖

訊號置中與白化的目的，是希望混合訊號矩陣  $X$  內的獨立成分的振幅 (magnitude) 範圍能固定下來，通常的作法是定義各獨立成分的變方為 1，使得各獨立成分都是獨一無二的，也就是將獨立成分凸顯出來。因此接下來就是對白化過後的資料  $X$ ，以負熵近似函數為期望，利用牛頓疊代法來進行轉換矩陣的更新，也就是在旋轉白化後資料  $X$  的聯合分布，如圖2.3(c)(d)。

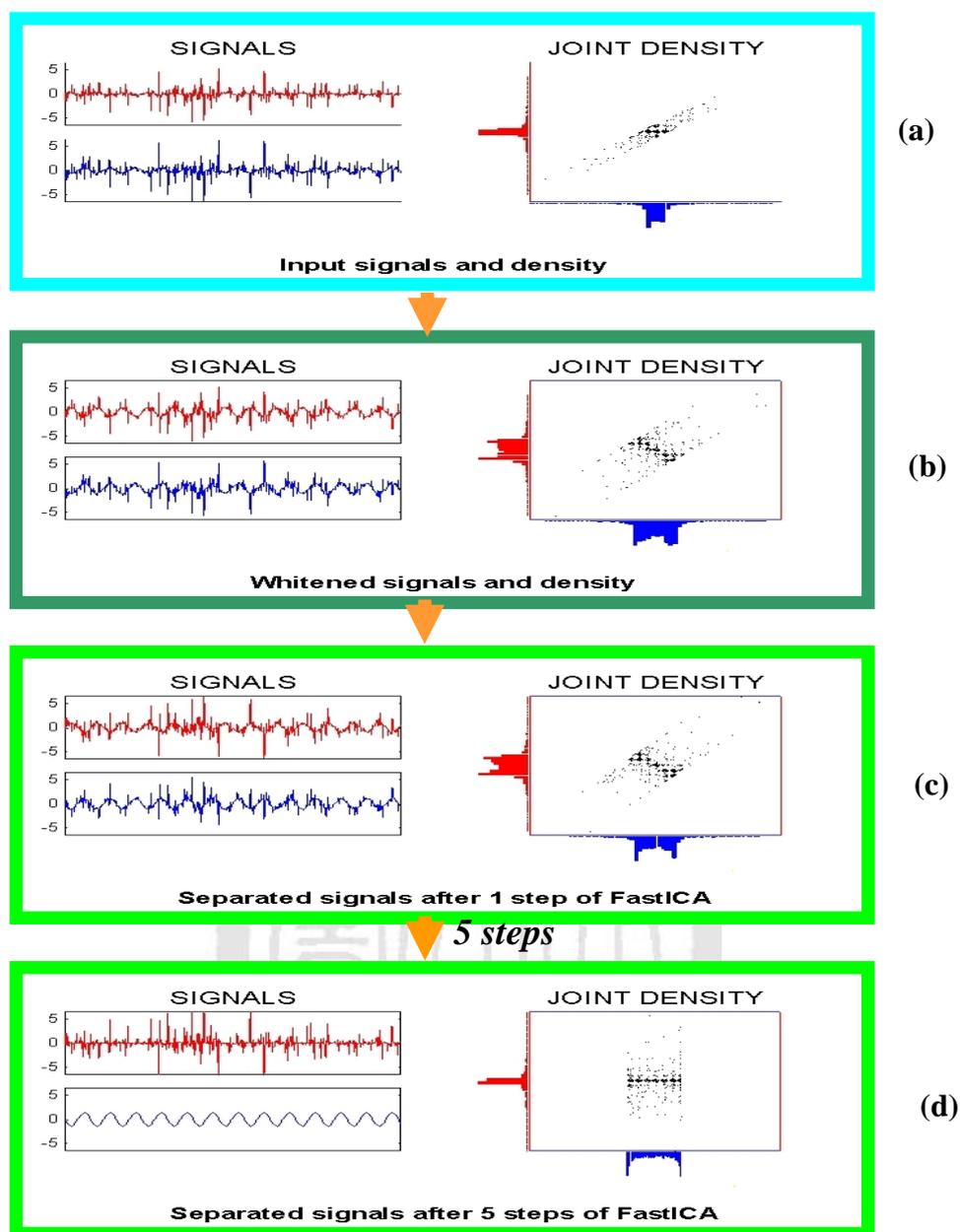


圖 2.3 ICA 處理過程中，兩訊號之變化與相互關係[16]

而該如何旋轉，就是以式 2-11、2-12 所定義的測量負熵近似函數  $J$ ，再經由式 2-13 的牛頓疊代法根據  $J$  反覆多次更新轉換矩陣。經果五次的疊代後，終於分離出兩個最不是高斯分布的獨立成份，如圖 2.3(d) 所示。

當獨立成分個數超過一個以上時，其演算法的內容與上述介紹的方式大略相同，只需做一些些許的改變，在分析多個獨立演算法時，先計算出第一個獨立訊號成份的去相關矩陣  $W$ ，等到第一個去相關矩陣  $W$  收斂之後再接著計算下一個，直到所有的獨立成分去相關矩陣  $W$  全部分離完成為止，這種方法是一對一分析計算法(deflationary orthogonalization)；ICA 中的一對一分析算法(deflationary orthogonalization)共可以分成九個步驟，其條列如下：

1. 去平均值(Center data)。
2. 白化原始訊號取的新的矩陣(whiten)。
3. 選定要進行計算的獨立成分個數  $m$ ，並設定計數器  $p$  為 1。
4. 選定  $W_p$  初始值，例如使用亂數設定。
5. 計算去相關矩陣  $W \leftarrow E\{Zg(W^T Z)\} - E\{g(W^T Z)\}W$ 。
6. 計算訊號間的正交性，確保訊號間的獨立性。  

$$W_p = W_p - \sum_{j=1}^{p-1} (W_p^T W_j) W_j$$
7. 正規化  $W_p$ ； $W_p \leftarrow W_p / \|W_p\|$
8. 若  $W_p$  未收斂，跳回步驟 5。
9.  $p = p + 1$ ；若  $p$  小於等於  $m$ ，代表尚未將所有的訊號計算完成，並跳回步驟 4，若  $p$  大於  $m$ ，則代表計算完所有的去相關矩陣  $W$ ，結束運算。

之後再將去相關矩陣  $W$  與麥克風獲得的訊號作線性轉換，再將原來的平均值加上之後即可求得原始訊號矩陣  $S$ ；相關流程圖如圖所示。

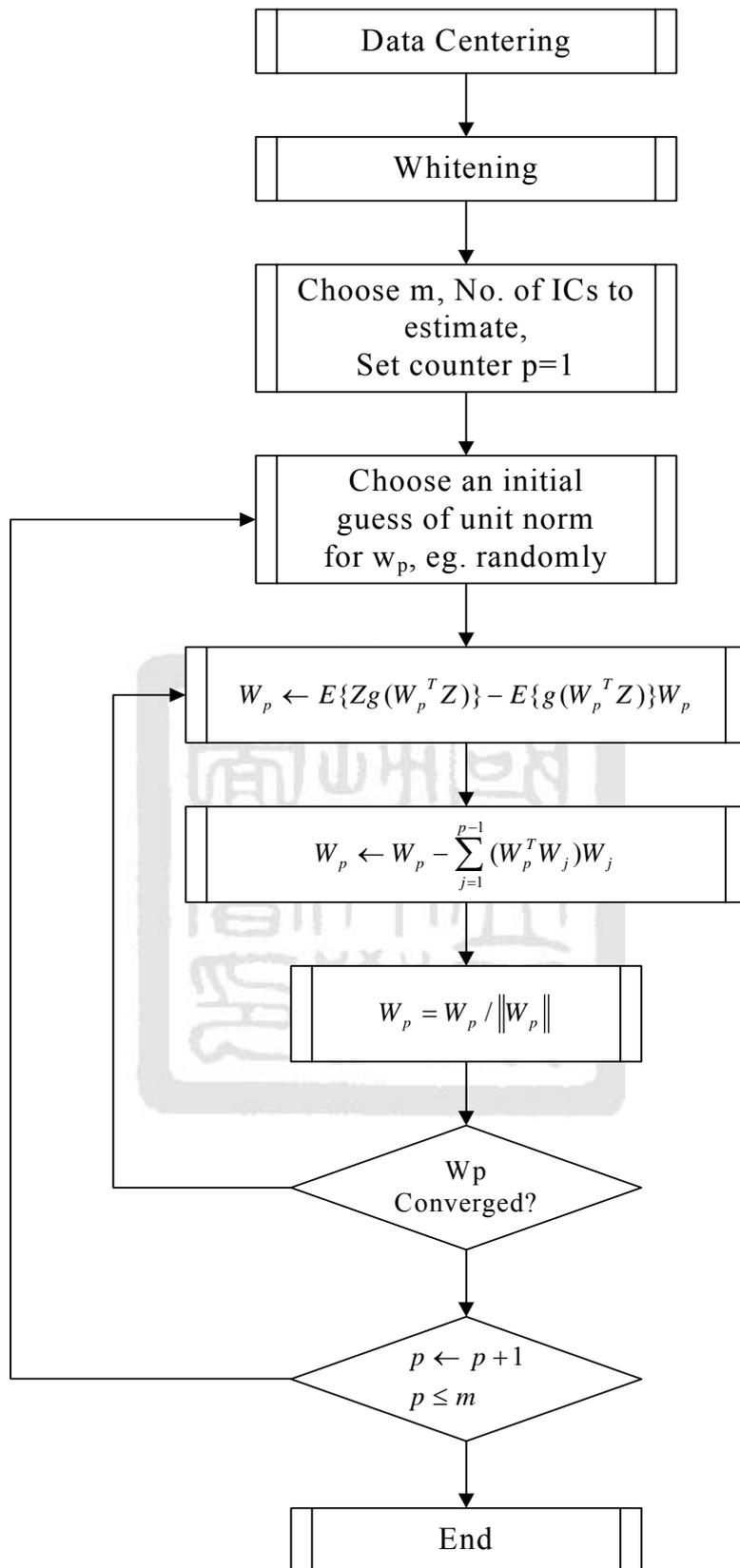


圖 2.4 多個獨立成份分析算法流程圖

# 第三章 肺音擷取系統設計

本研究的肺音擷取系統包括 4 個聲音擷取通道、1 個 ECG 量測電路和氣壓感測裝置。多個聲音擷取通道可用來作 ICA 分析，ECG 訊號則用來偵測心音發生的時間點，進而由時域分析的方式降低心音在肺音中的強度。氣壓感測裝置主要用來偵測呼吸的狀態，分別取出吸氣和呼氣時所產生的肺音。以聽診器量取心肺部聲音時，因聽診器的薄膜直接與皮膚接觸，所以將聽診器貼在受測者身上時，需把聽診器自然地放在量測的位置上，利用聽診器本身的重量加上用透氣膠帶固定於受測者身上，再經過電容式麥克風收音、類比放大器放大、類比濾波器濾波後，再由 National Instruments 的 A/D Card 截取訊號到電腦中由 LabVIEW 寫成的使用者介面作即時的監測與儲存，再經由 Matlab 作訊號分析與特徵擷取，圖 3-1 為整個肺音量測系統的架構。

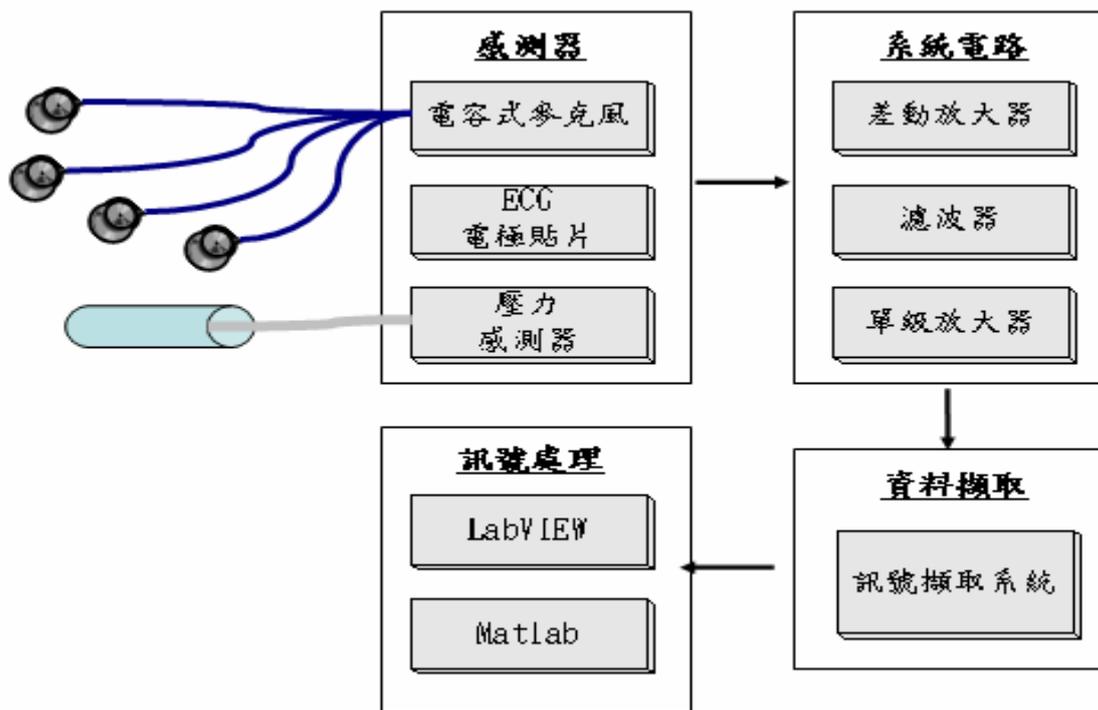


圖 3.1 肺音量測系統架構圖

整個系統分為硬體設計和軟體設計二大部分，分別說明如下：

### 3-1 硬體架構

如圖 3-2 所示，以感測器、放大濾波器、類比/數位轉換三部分做介紹：

- (a) 感測器：電容式麥克風、心電圖電極貼片和壓力感測器
- (b) 放大器與濾波器
- (c) 訊號擷取系統：10kHz per channel 的取樣率、16 bit 的解析度

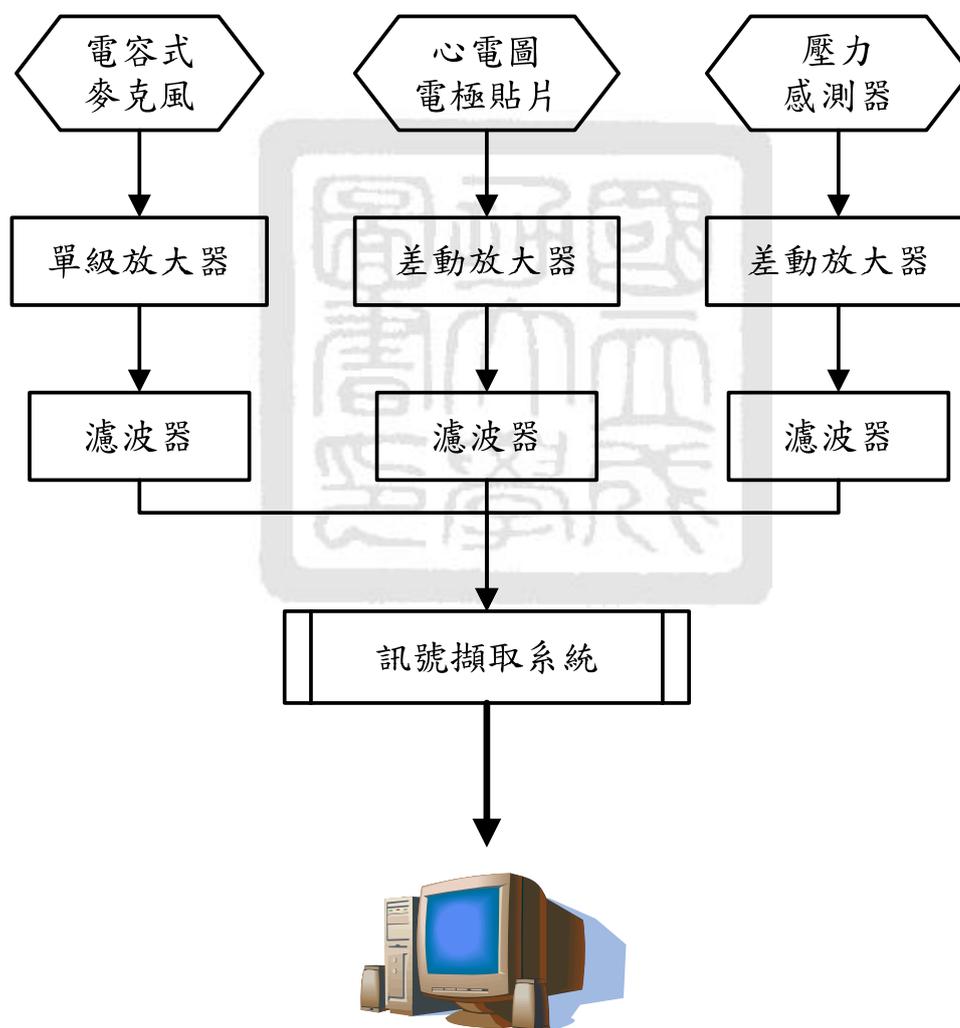


圖 3.2 硬體架構流程圖

## 3-2 電路設計

### 3-2-1 電容式麥克風電路

經由聽診器獲得的生理信號送到電容式麥克風，便可以轉為可由電路放大之電訊號。圖 3-3 電容式麥克風需利用直流電壓的驅動才能動作，我們使用型號(JL-61C)的規格圖如表 3-1，它的特性是無方向性，靈敏度高達-50Db，而其 SNR 比高於 40dB 以上。上述特性如圖 3-4 所示，整個電容式麥克風的響應(圖 3.4)十分平坦，在低頻部分的變動率亦不大。

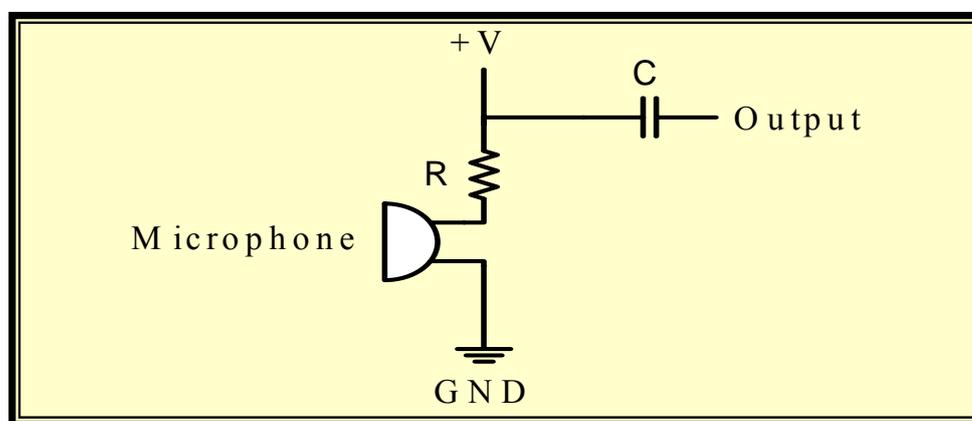


圖 3.3 電容式麥克風電路圖

表 3-1 電容式麥克風規格表

Sensitivity	0 dB=1v/Pa, 1 kHz
Directivity	Omni-directional
Operation Voltage	3.0 V
Output Impedance	Less than 2.2K
Current Consumption	0.5 mA
S/N ratio	60 dB↑
Weight	0.18 g

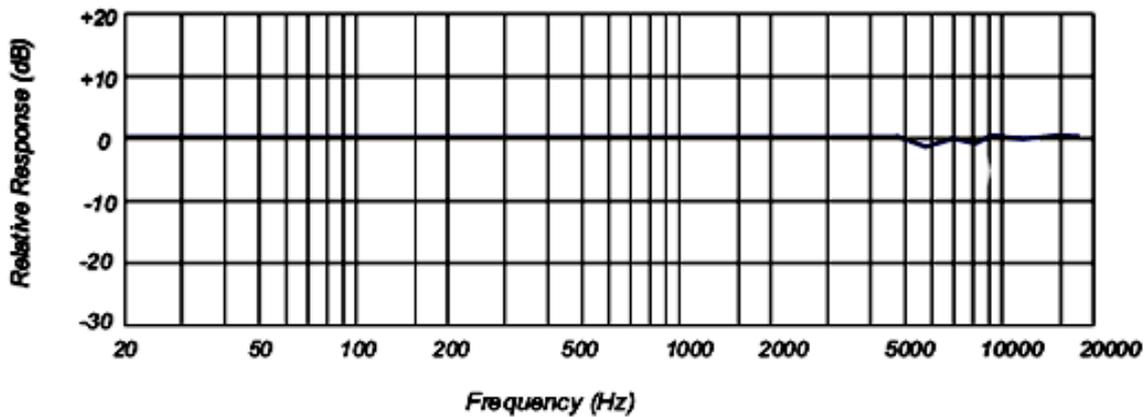


圖 3.4 電容式麥克風頻率響應圖

### 3-2-2 放大與濾波電路

肺音經由聽診器的放大，以電容式麥克風做為換能器，將機械波轉為電訊號，其變化量為幾個 mV，所以我們設計增益為 140 倍的類比放大電路，因麥克風的音頻範圍為 20k Hz，所以放大器的頻率範圍設計在 20k Hz 以上避免放大器飽和，但因心音的音頻範圍為(1-200 Hz)，聽診器與皮膚接觸所產生的雜訊(25 Hz)，據文獻記載，一般正常人肺音低於 3000 Hz，故本研究設計了一組主頻率介於 30~3k Hz、放大倍率為 161 的帶通濾波放大電路 (圖 3-5)。此放大濾波電路是由二級帶通濾器串接而成，第一級的放大增益為 23、頻帶為 23.37~20.46k Hz；第二級的放大增益為 7、頻帶為 16.31~2.93k Hz。其頻率響應如圖 3.6 所示，其中 a 曲線為第一級放大濾波的頻率響應圖、b 曲線為第二級放大濾波的頻率響應圖、c 整個電路的頻率響應圖。

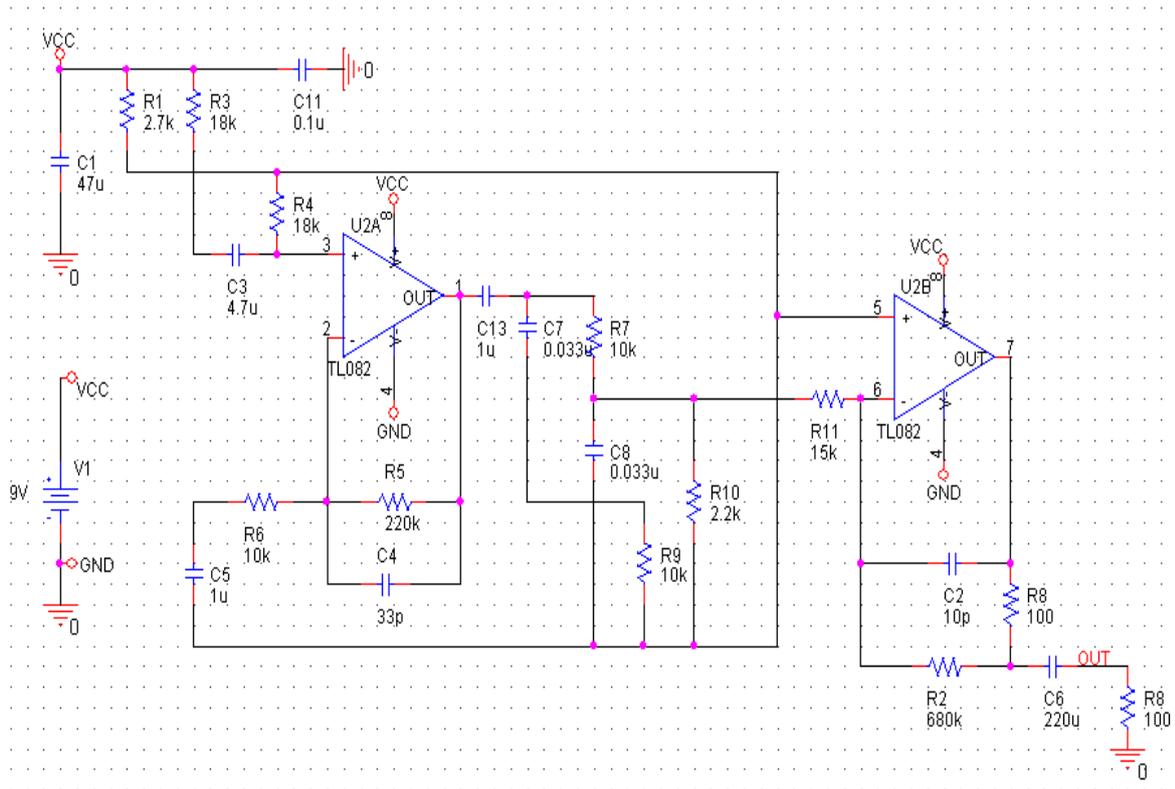


圖 3.5 電子聽診器的放大與濾波電路圖

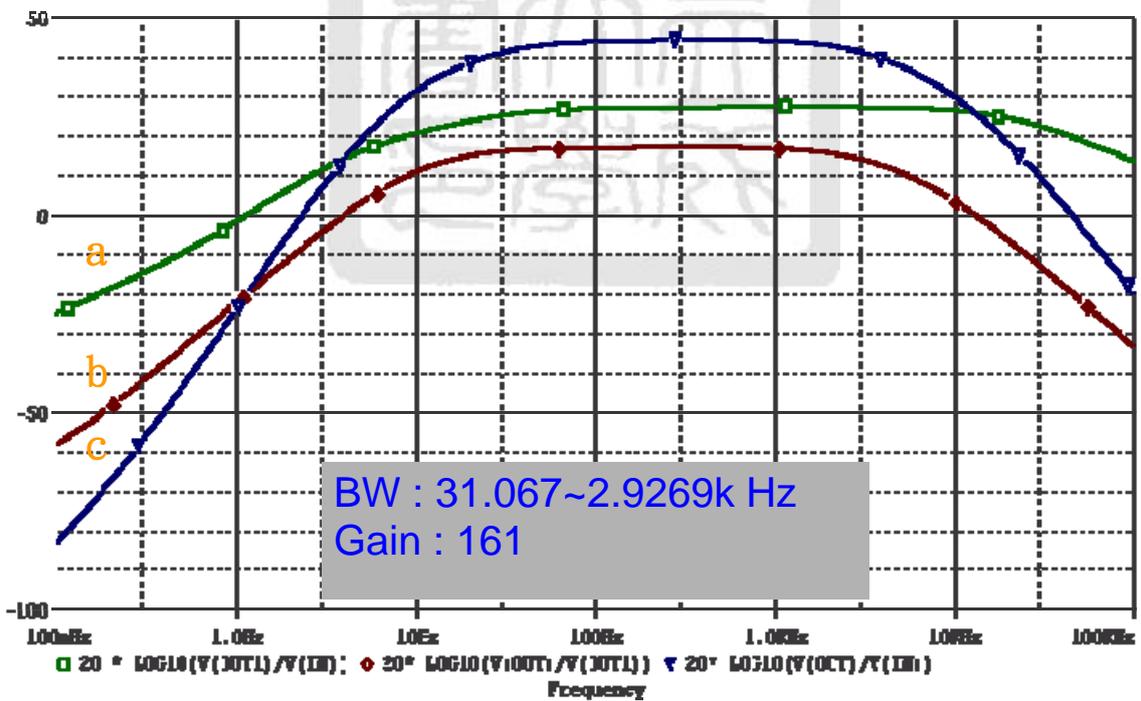


圖 3.6 電路的頻率響應圖 (a：第一級放大濾波頻率響應圖、b：第二級放大濾波頻率響應圖、c：整個電路的頻率響應圖)。

### 3-2-3 心電圖訊號放大及濾波電路

訊號輸入系統的流程圖前級採用差動放大器將訊號放大 210 倍，接著由高通和低通濾波電路將(0.16~100Hz)以外的雜訊濾除，再經由非反相放大器放大 10 倍得到心電圖訊號。圖 3.7 即為系統的電路方塊流程圖，圖 3.8 為系統電路圖，圖 3.9 為系統的頻率響應圖。

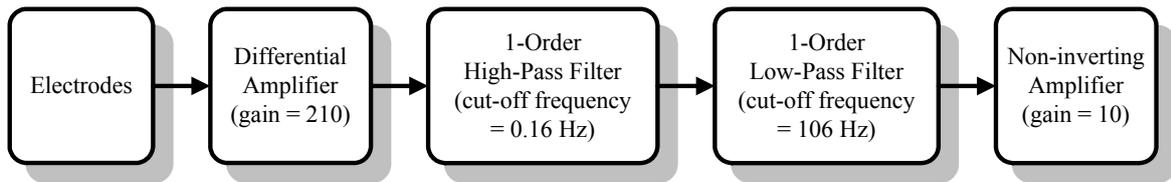


圖 3.7 心電圖放大及濾波電路方塊流程圖

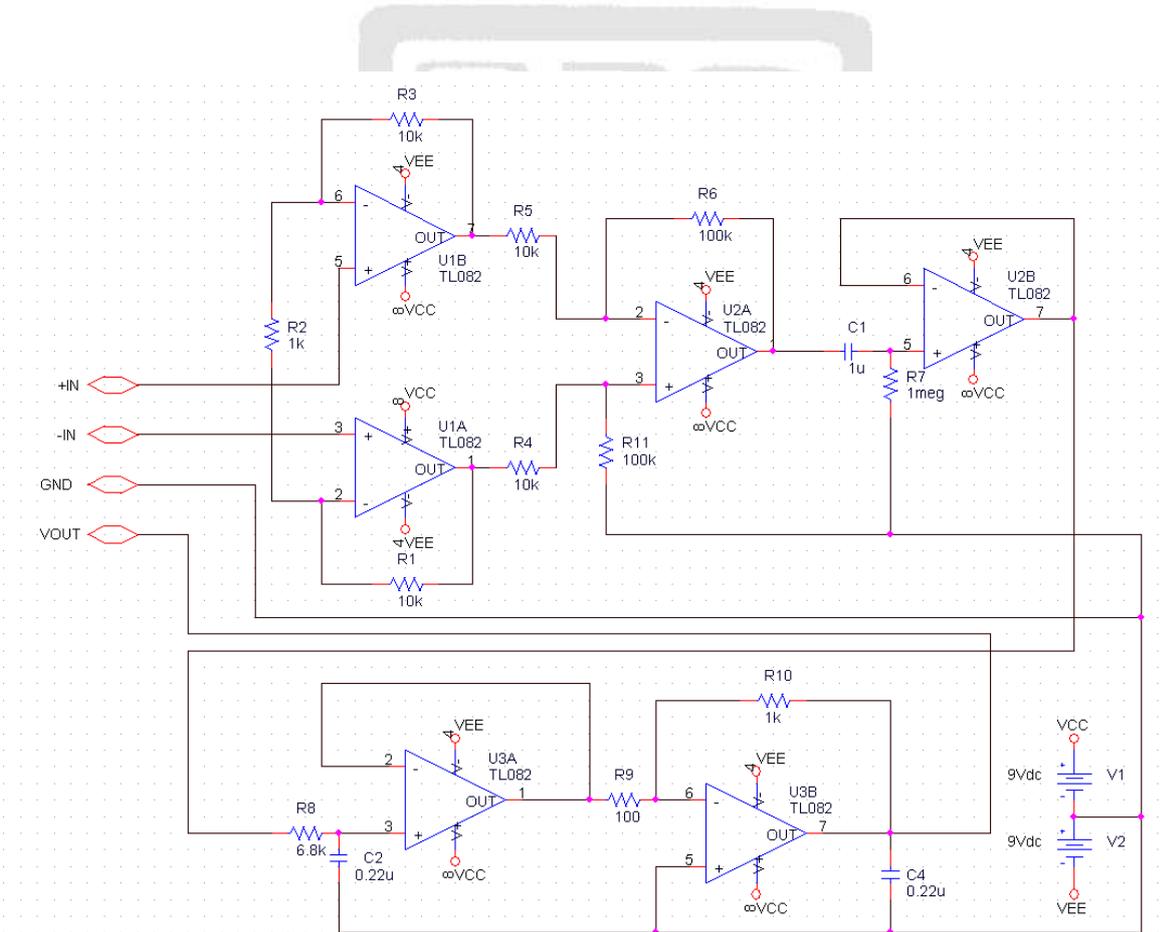


圖 3.8 心電訊號放大及濾波電路圖



圖 3.9 心電圖擷取系統的頻率響應圖

### 3-2-4 呼吸狀態偵測系統

本論文使用壓力感測器(SCC05DN)(圖 3.10)來測量呼吸氣體流向。感測器有二個氣壓端，分別為 P1 和 P2，輸入訊號為二端的壓力差 P1-P2，系統的裝置圖如圖 3.10 所示，將管子接在 P1 端，P2 不接，此時 P1 和 P2 的壓力皆為 1atm，輸出訊號為 0。對管子吸氣時，P1 的壓力小於 1atm，此時輸入訊號小於 0；呼氣時，P1 的壓力大於 1atm，輸入的訊號大於 0。

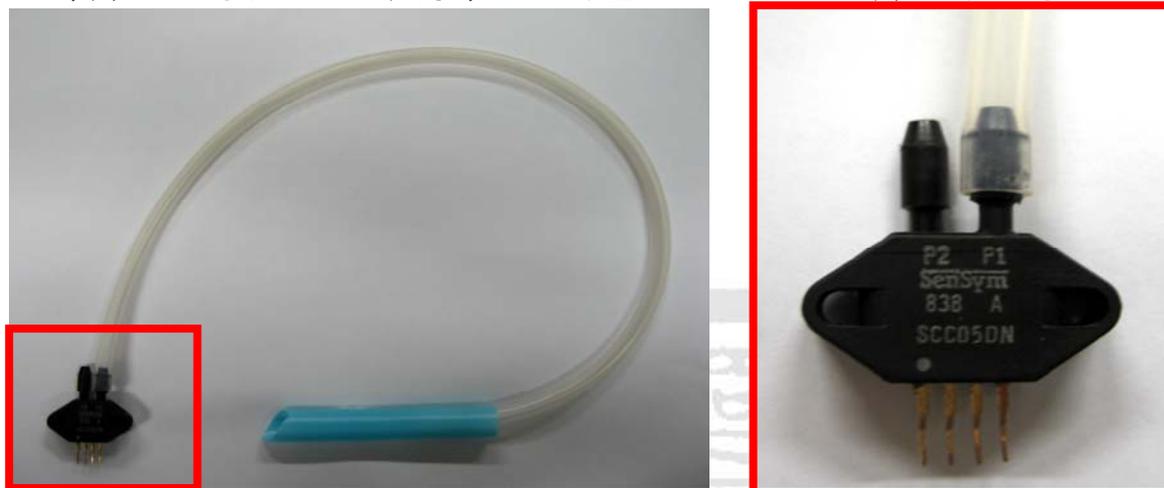


圖 3.10 壓力感測器和系統裝置

表 3-2 壓力感測器(SCC05DN)的特性

Pressure type	SCC05DN
Operating Pressure Range	0-5 psid (g)
Maximum Over Pressure	20 psi
Accuracy	0.50%
Temperature Effect on Span (0°C -50°C)	2.00%
Temperature Effect on Offset (0°C -50°C)	2.00%
Full-Scale Span (mV)	40-75

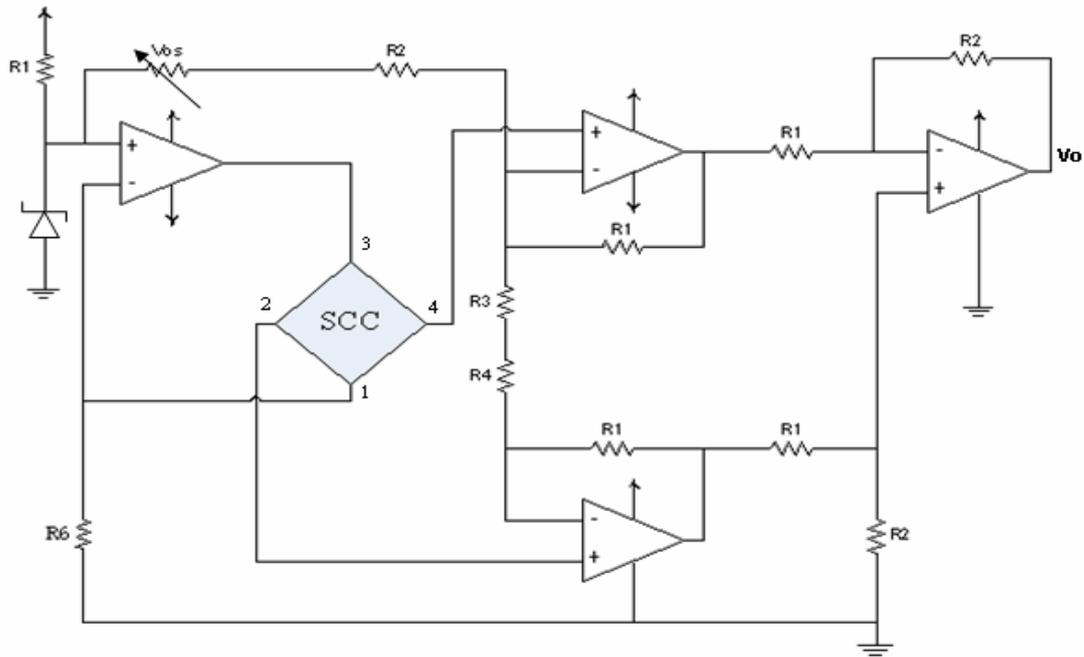


圖 3.11 壓力感測器的放大電路圖

電路的放大增益如下：

$$A_v = \frac{V_o}{V_i} = \frac{R_2}{R_1} \left( 1 + \frac{2R_1}{R_3 + R_4} \right) + V_{os}$$

本電路設計 $R_1=10k$ ， $R_2=100k$ ， $R_3=R_4=1K$ ， $V_{os}=0$ ，使得電路的放大增益為110倍。下圖為壓力感測器的接腳圖

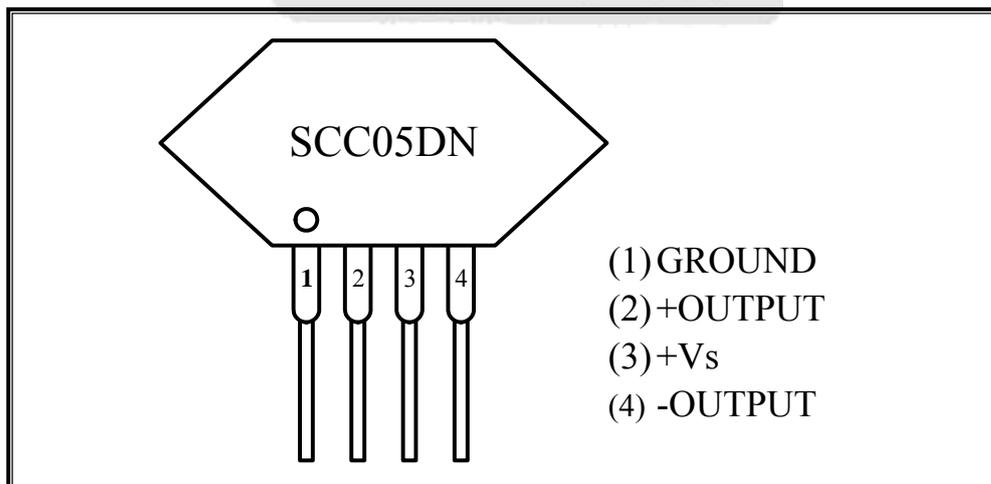


圖 3.12 壓力感測器(SCC05DN)的接腳圖

### 3-3 訊號擷取系統

訊號擷取系統包括資料擷取電路和訊號擷取介面，本研究將同時擷取 4 個訊號，每個通道的取樣率為 10KS/s。

#### 3-3-1 資料擷取電路

國家儀器公司(National Instrument, NI)的 NI USB-6251 的 DAQ 擷取卡。



圖 3.13 資料擷取卡

表 3-3 NI USB-6251 規格表

NI USB-6251	
類比輸入	16 個通道
最大取樣頻率	1.25 MS/s
輸入解析度	16 bit
輸入範圍	$\pm 0.05$ to $\pm 10$ V
類比輸出	2

### 3-3-2 訊號擷取介面

訊號的量測介面是利用 LabVIEW 軟體所撰寫，用來同時擷取 4 個訊號，介面包括 4 個部分，如圖 3.14：a 圖框用來即時顯示擷取的訊號波形 b 圖框顯示每秒所擷取到的訊號頻譜 c 圖框設定訊號儲存的路徑 d 圖框設定訊號擷取的參數。

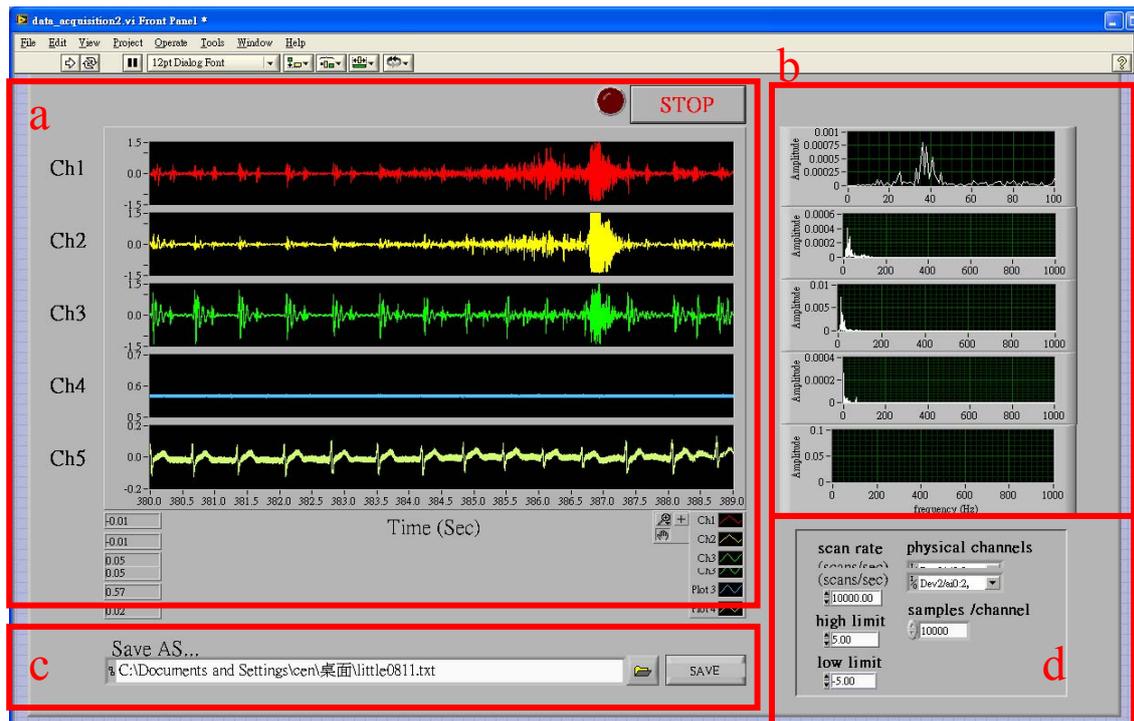


圖 3.14 訊號擷取介面

### 3-4 軟體部分

實驗初期先以 MathWork 公司開發的 Matlab 來作軟體開發之工具，目的是為了能快速發展分析程式。本研究利用二種方式進行心肺音的擷取。第一個是利用統計學的方式將肺音訊號(本研究中有3組訊號)進行ICA分析分離出心音和肺音，如圖3.15所示，第二個方式是時域分析，利用ECG訊號偵測心音的發生時間點，將心音訊號乘上一個模板(類似window訊號)衰減其強度，降低心音在肺音中的干擾，如圖3.16所示。壓力感測器所量測到的壓力訊號可以找出每個呼吸週期的起始點和結束點，進而擷取每個呼吸週期所記錄的肺音訊號。

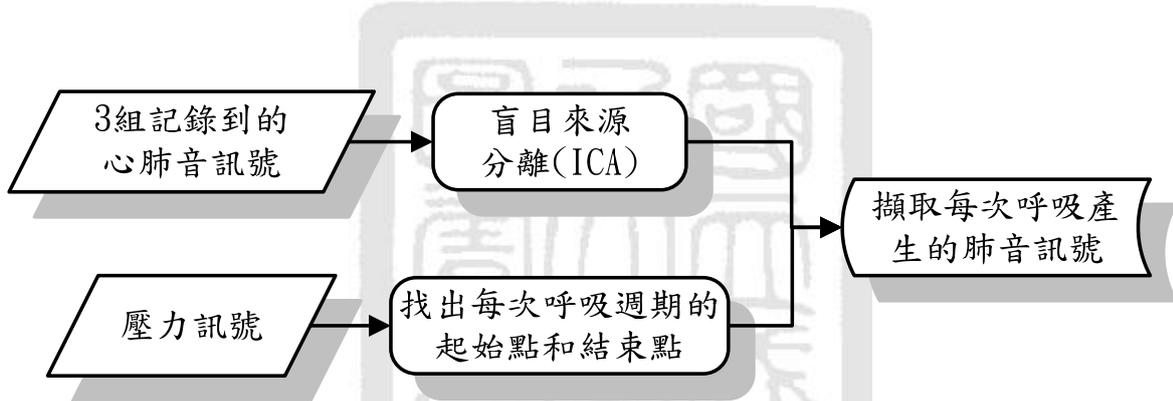


圖 3.15 ICA 擷取肺音流程圖

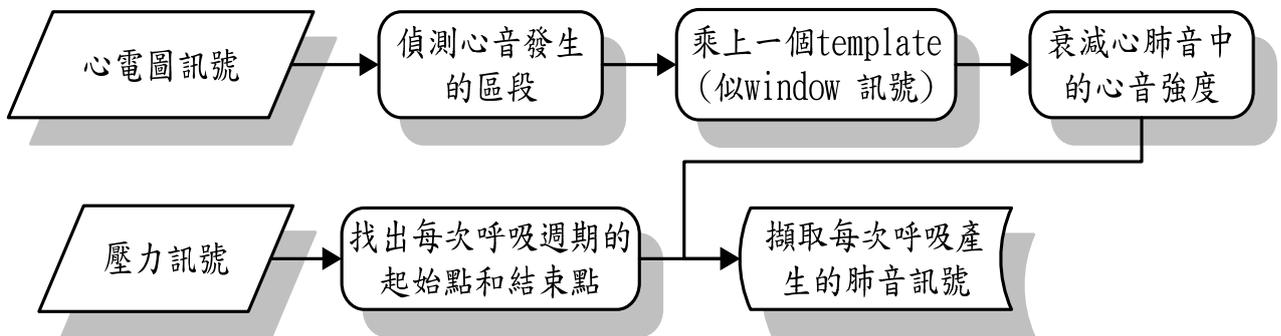


圖 3.16 時域分析擷取肺音流程圖

### 3-4-1 呼吸狀態偵測

利用氣壓感測器量測到的訊號如圖 3.17(a)所示，當訊號為正值時代表呼氣狀態；當訊號為負值時代表吸氣狀態。接著設定正向閾值(當電壓值大於 0.001)時即為呼氣狀態，負向閾值(當電壓值小於 -0.001)時即為吸氣狀態，可將每次呼氣和吸氣的區間找出來，如圖 3.17(b)所示。

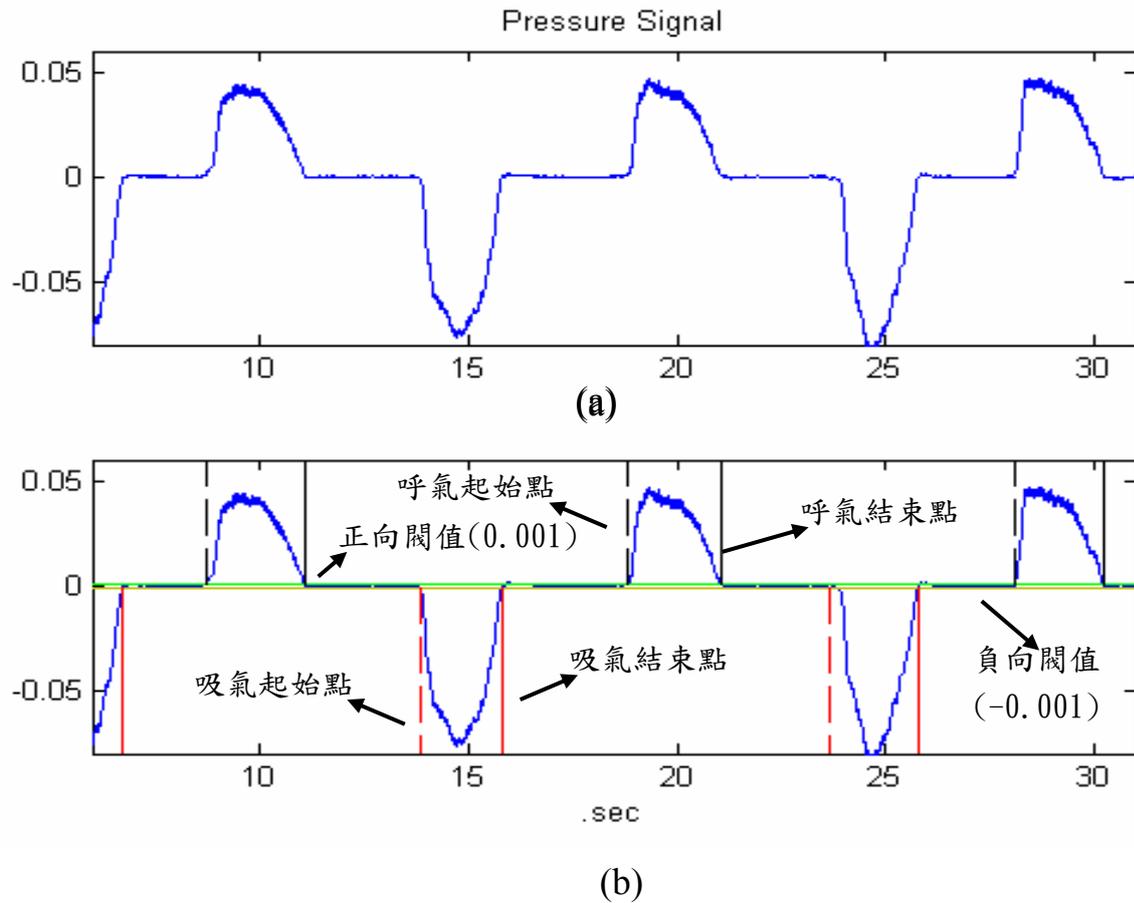
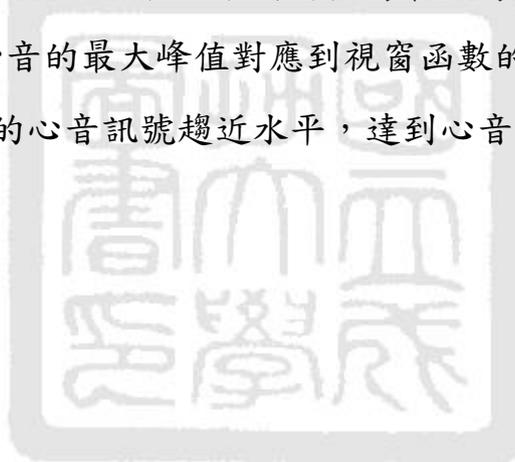


圖 3.17 (a)壓力訊號 (b)呼氣和吸氣的區段偵測

### 3-4-2 心音區段偵測和衰減

心音區段偵測包括第一心音和第二心音，先將ECG的R波峰值和T波峰值，分別對應到第一心音和第二心音發生的起始點；圖3.18中紅色圈圈為R波峰值、黑色星號為T波峰值。第一心音的區間起始位置設定為R波峰值的發生點，以此點往後取0.2秒為結束點；第二心音的區間起始位置設定為T波峰值出現的後0.05秒，以此點再往後取0.15秒為結束位置。第一心音偵測的間隔長度為0.2秒、第二心音的間隔長度為0.15秒。當心音的區段找到之後，將每個區段的心音以點對點的方式乘上一個視窗函數降低心音訊號的強度，此視窗函數是利用一反相 Hamming window，作為視窗函數。視窗函數呈山谷狀，中間的值為最低為0，二邊的值趨近於1，從圖中可以發現心音的最大峰值對應到視窗函數的最小值，與視窗函數相乘之後使得原本的心音訊號趨近水平，達到心音衰減的結果。



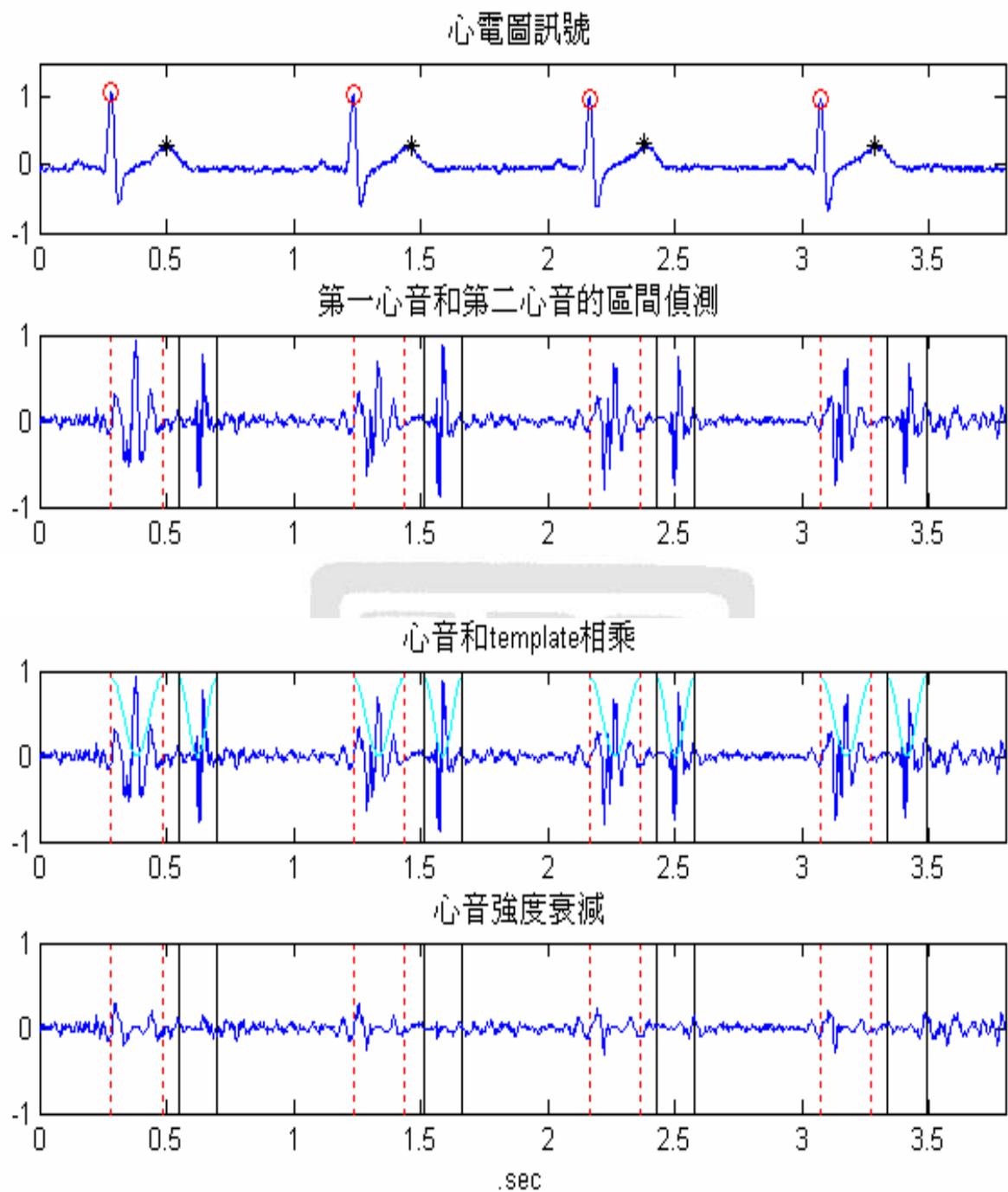


圖 3.18 心音區段的偵測和強度衰減的訊號處理流程圖

# 第四章 實驗結果與討論

## 4-1 生理訊號量測

生理訊號的量測包括四個通道的心肺音訊號、ECG 訊號和氣壓訊號，量測的對象為 25 歲無任何肺部疾病病史的男性，記錄時間約 35 秒，取樣率為 10k/sec。圖 4.1 為量測裝置的示意圖，圖 4.2 為訊號量測的結果。受測者為 3 位無肺病歷史的男性。

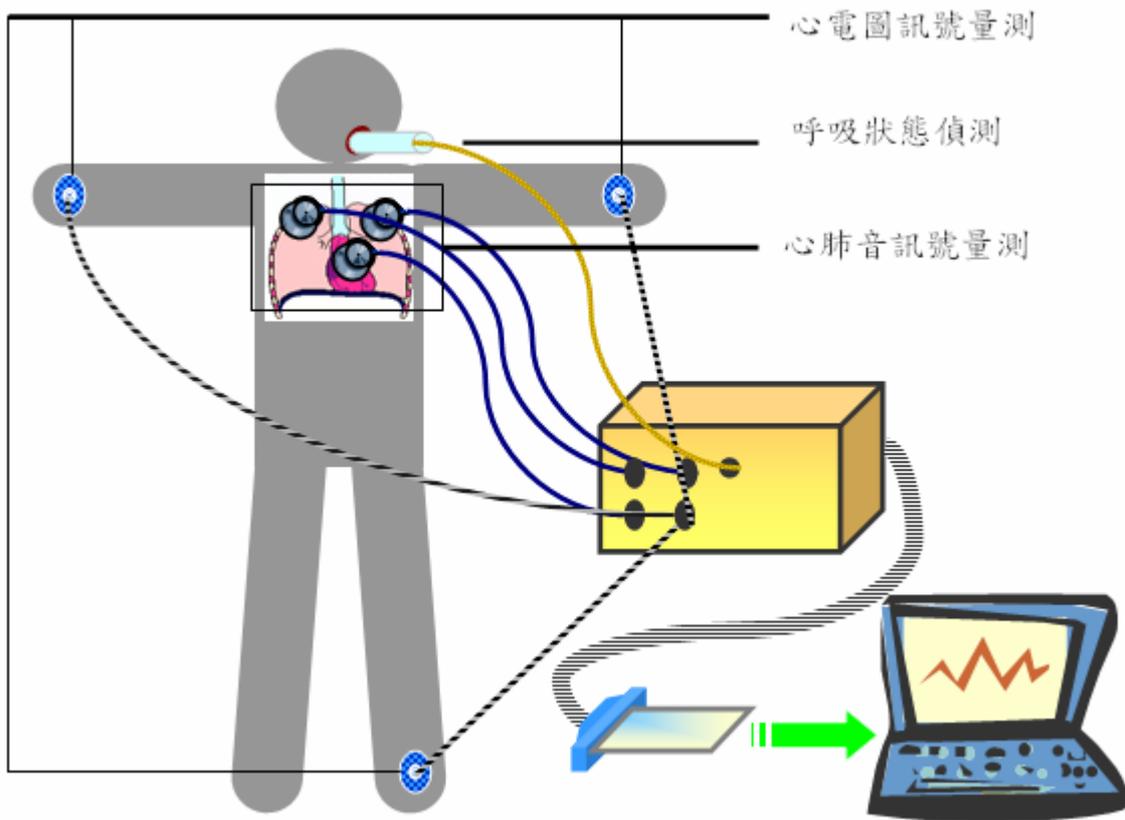
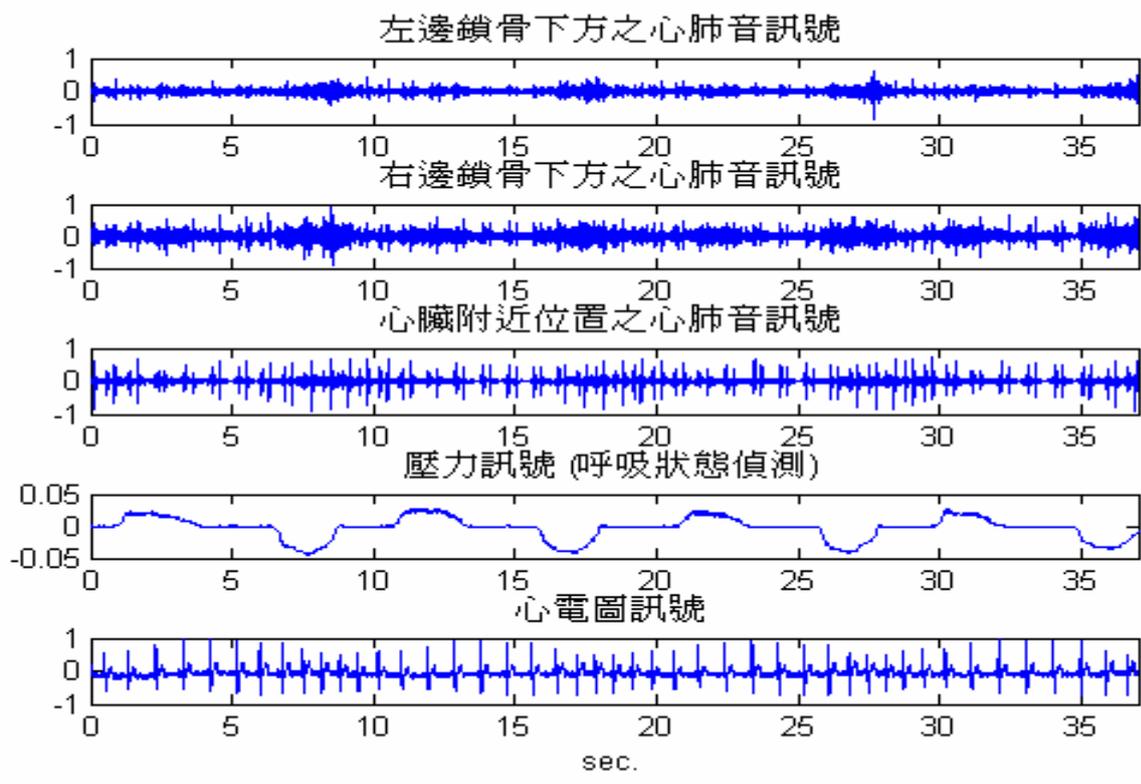
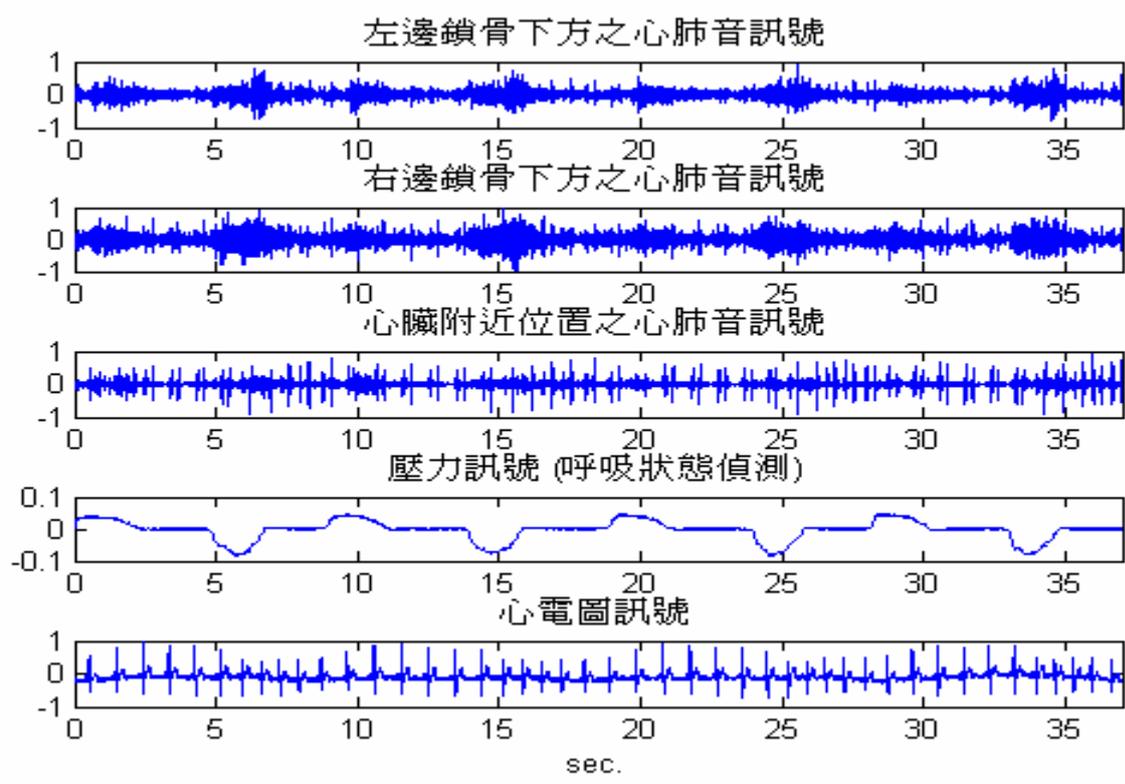


圖 4.1 生理訊號量測示意圖

**Subject1 (age24, male)**



**Subject2 (age25, male)**



### Subject3 (age24, male)

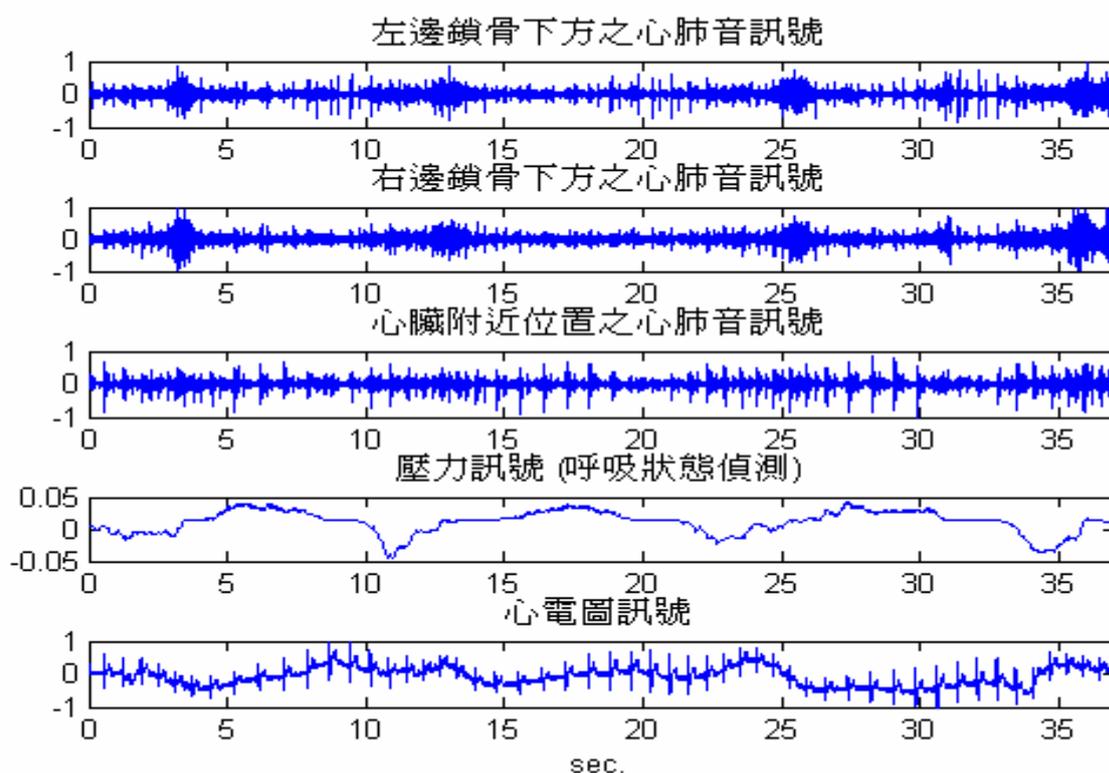
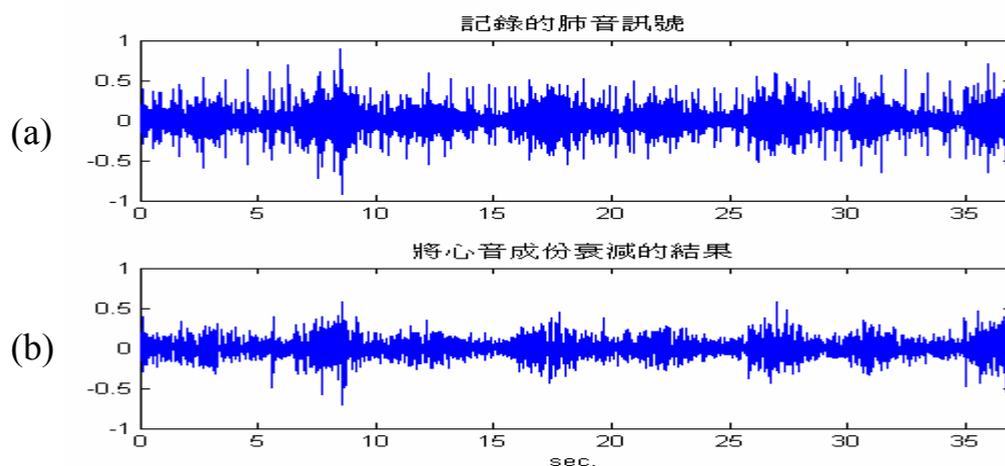


圖 4.2 生理訊號量測結果

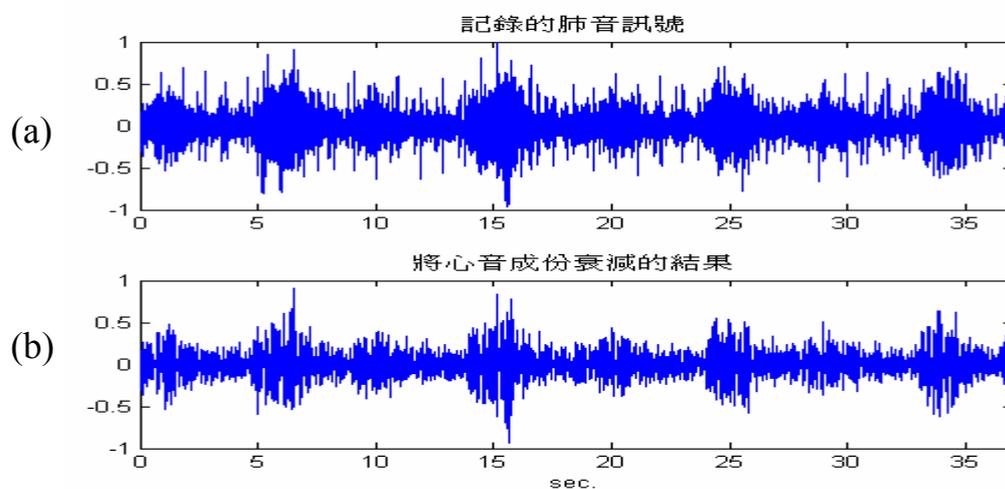
## 4-2 時域分析擷取心肺音

在記錄的三組心肺音中，因為右邊鎖骨下方的位置離心臟比較遠，因此衰減第 2 組訊號中的心音強度而獲得肺音。圖 4.3(a)為右邊鎖骨下方量測到的原始訊號，4.3(b)為時域分析將心音衰減的結果，比較原始訊號和衰減的結果，可以看得出來二組訊號的明顯差異，心音。接著利用壓力感測器所偵測到的呼吸狀態將每次吸氣和呼氣的肺音擷取出來，如圖 4.4 所示。心臟附近量測到的訊號其心音的強度較高，再利用 ECG 的 R 波和 T 波偵測此訊號中的心音區段，將心音擷取出來，結果如圖 4.5 所示。

**Subject1 (age24, male)**



**Subject2 (age25, male)**



**Subject3 (age24, male)**

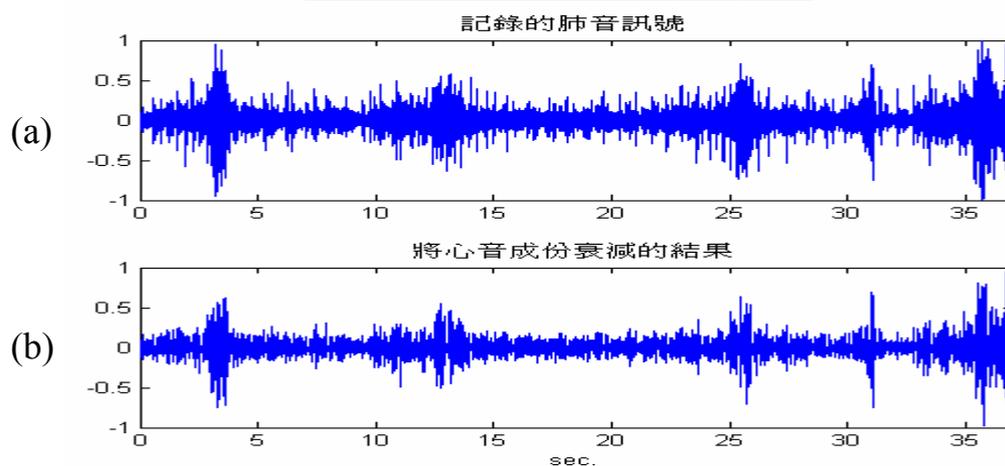
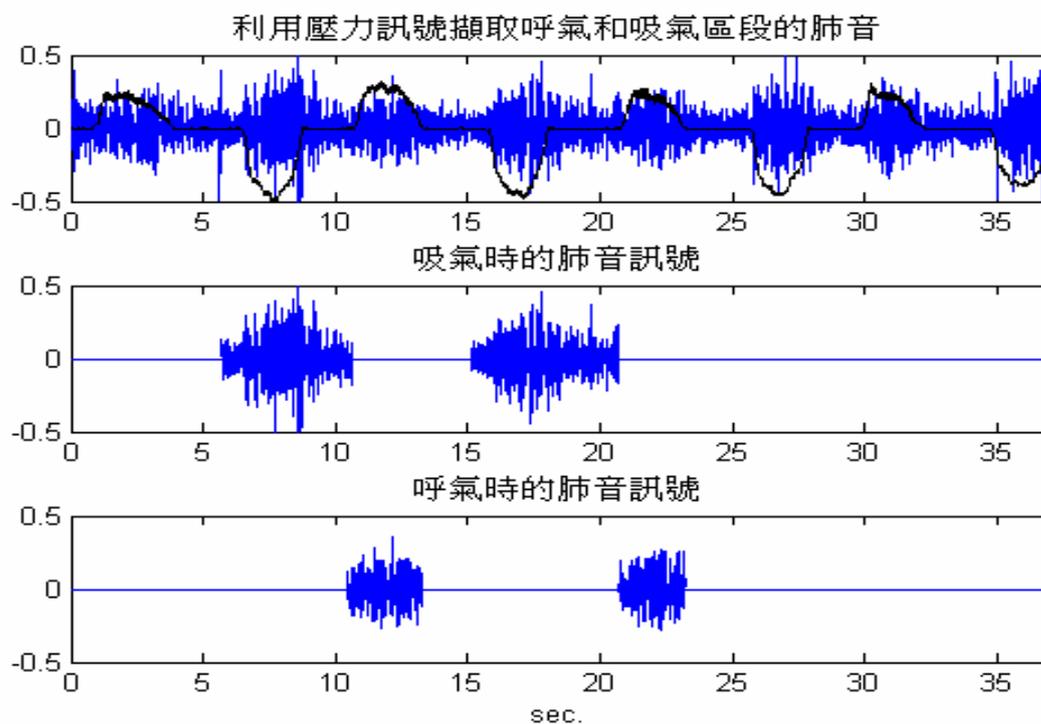
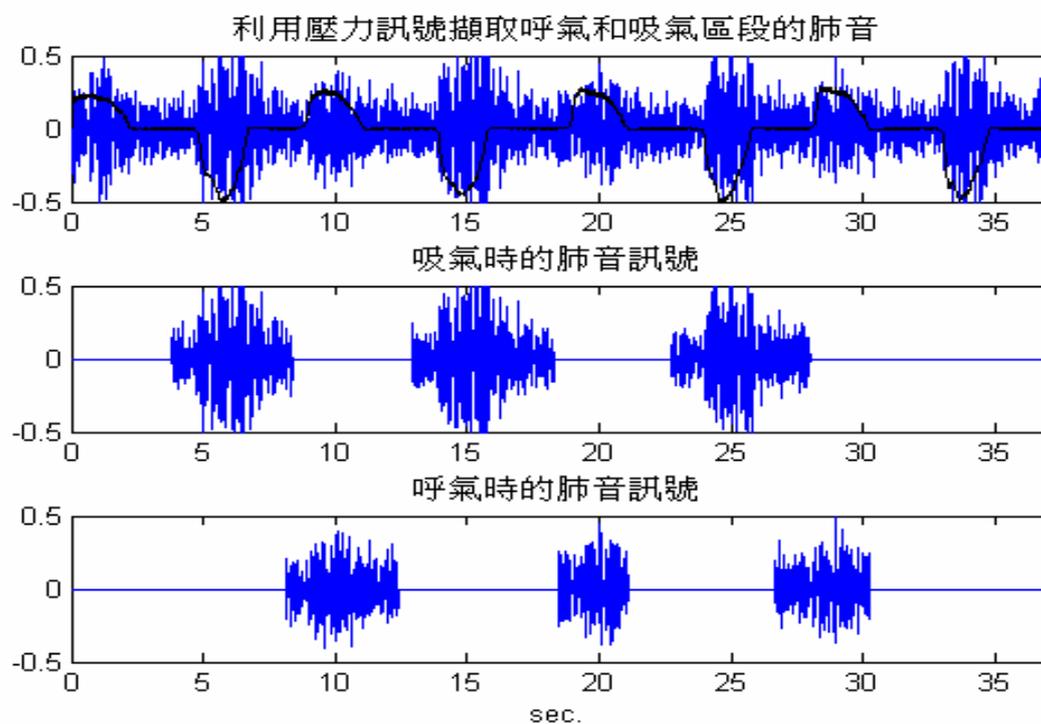


圖 4.3 心肺音訊號與心音衰減結果(a) 右邊鎖骨下方記錄到的原始訊號 (b) 心音成份衰減的結果。

**Subject1 (age24, male)**



**Subject2 (age25, male)**



### Subject3 (age24, male)

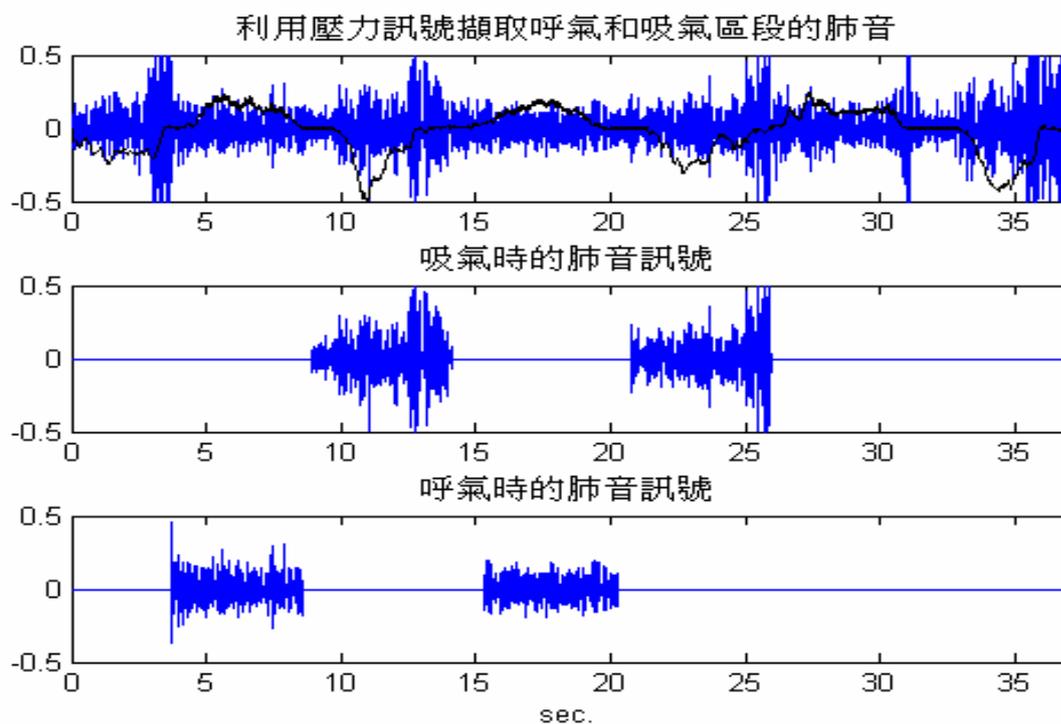
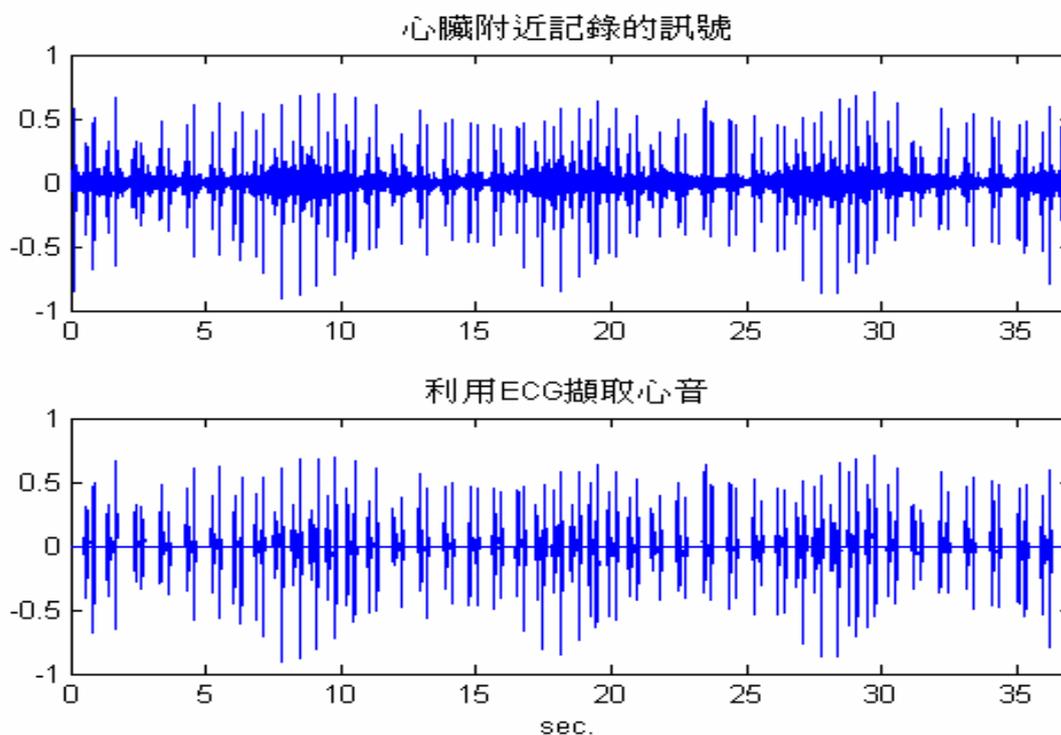
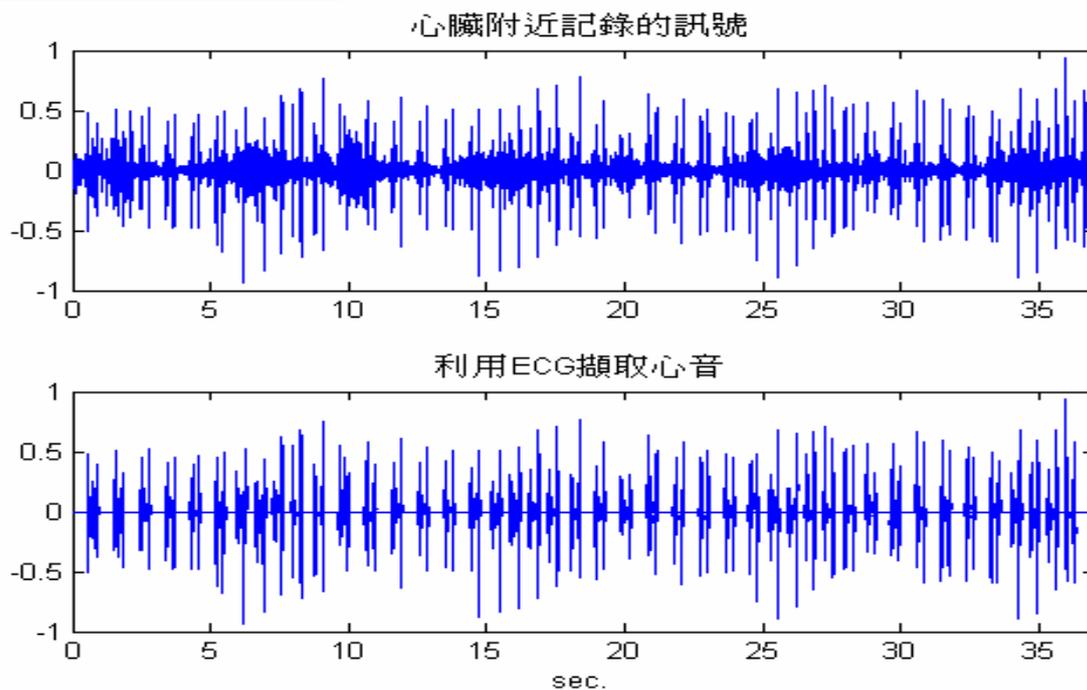


圖 4.4 呼氣和吸氣時的肺音訊號擷取

### Subject1 (age24, male)



**Subject2 (age25, male)**



**Subject3 (age24, male)**

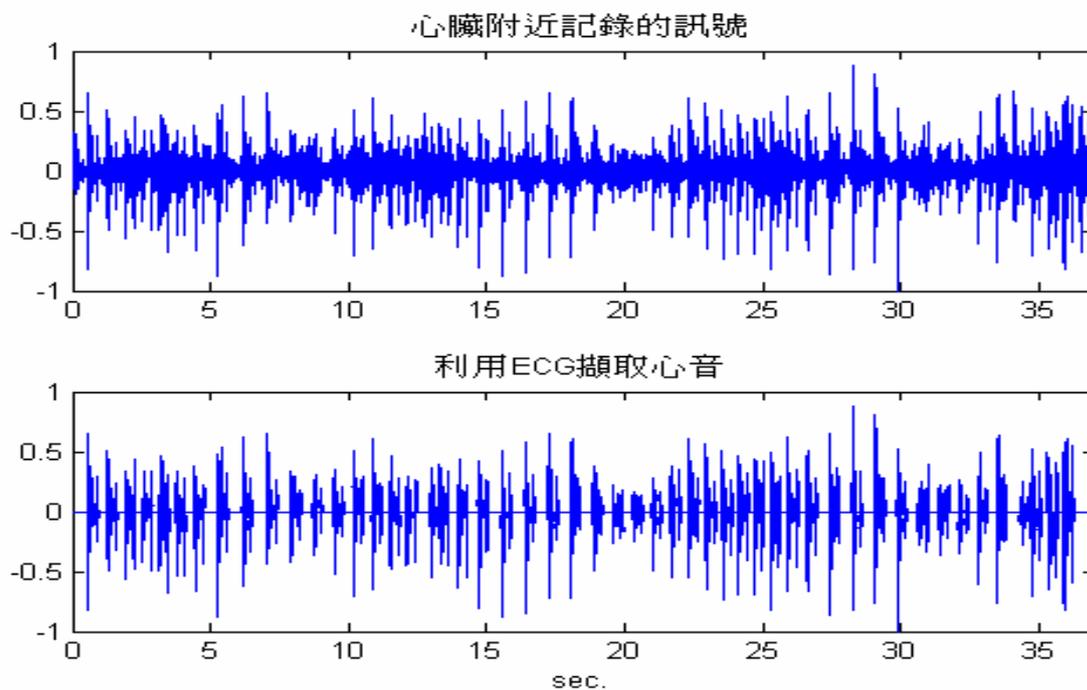


圖 4.5 ECG 擷取心音訊號的結果

## 4-3 ICA 演算法之訊號模擬

### 4-3-1 模擬訊號的來源

為了確定獨立成份分析演算法(ICA)在心肺音上分離的效果，在此先以模擬訊號輸入，經獨立成份分析演算法分離重建之後，再計算重建分離後的 error rate，用以評估訊號分離重建的效果；輸入的模擬訊號在心音來源使用的是 3M Littmann Stethoscope 20 Examples of Cardiac and Pulmonary Auscultation 中的 normal heart sound，作為標準的心音來源訊號，如圖 4.6(a)；在肺音方面使用的是 3M Littmann Stethoscope 20 Examples of Cardiac and Pulmonary Auscultation 中的 normal vesicular sound 作為標準的肺音來源訊號，如圖 4.6(b)；兩個訊號取樣長度約為 10 秒，取樣頻率為 176.4Kbps WAV 格式。

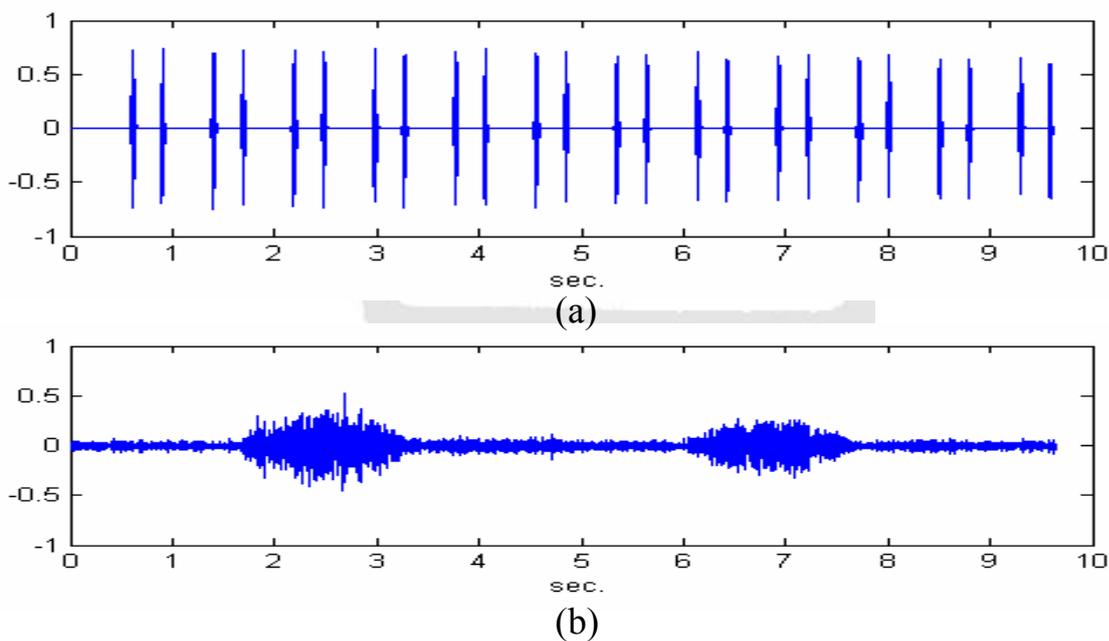


圖 4.6 模擬訊號混合前來源訊號 (a)心音(b)肺音

### 4-3-2 混合的模擬訊號

本研究之聲音擷取系統利用了三個麥克風量置於胸腔上方，用來擷取二方鎖骨中間下方和心臟附近的胸腔聲音訊號，為了讓混合的訊號更接近實際上可能發生的狀況，分別將心音來源訊號和肺音來源訊號以不同比例混合來模擬實際可能的產生的訊號。在心臟附近的訊號模擬方面，由於麥克風離心臟很近，所以在心音上的成份會佔大部分，而肺音相對的顯得比較微弱，因此將肺音來源訊號縮小成 0.5 倍，混合之後的模擬訊號如圖 4.7(c)

在左右二邊鎖骨中間下方的訊號模擬，由於麥克風分別位於心臟較上方和右上方，所以將心音來源訊號分別縮小成 0.5 和 0.2 倍混合模擬。  
左邊鎖骨下方模擬訊號(S1)=0.5\*原始心音訊號(HS)+原始肺音訊號(BS)  
右邊鎖骨下方模擬訊號(S2)=0.2\*原始心音訊號(HS)+原始肺音訊號(BS)  
心臟附近模擬訊號(S3)=原始心音訊號(HS)+0.5\*原始肺音訊號(BS)  
其合成訊號如圖 4.7(a)和 4.7(b)。

再將原始訊號與混合後訊號轉換成頻譜表示，觀察其中的變化，圖 4.8(a)為原始心音訊號與混合後模擬訊號的頻譜圖，三個模擬訊號的頻譜功率在 100Hz 之後較原始心音訊號頻譜功率高，原因是加入了肺音的成份，使高頻的能量增強，心臟附近模擬訊號在 100Hz 以前和原始心音訊號的頻譜功率大致相同，而鎖骨下方模擬訊號中的心音成份較小，因此低頻頻譜功率比原始心音弱；圖 4.8(b)為原始肺音訊號與混合後模擬訊號的頻譜圖，三個模擬訊號的頻譜功率在 100Hz 之前較原始肺音訊號頻譜功率高，原因是加入了心音的成份，使低頻的能量增強，二邊鎖骨下方模擬訊號在 100Hz 以後和原始肺音訊號的頻譜功率大致相同，而心臟附近模擬訊號中的肺音成份較小，因此高頻頻譜功率比原始肺音弱。

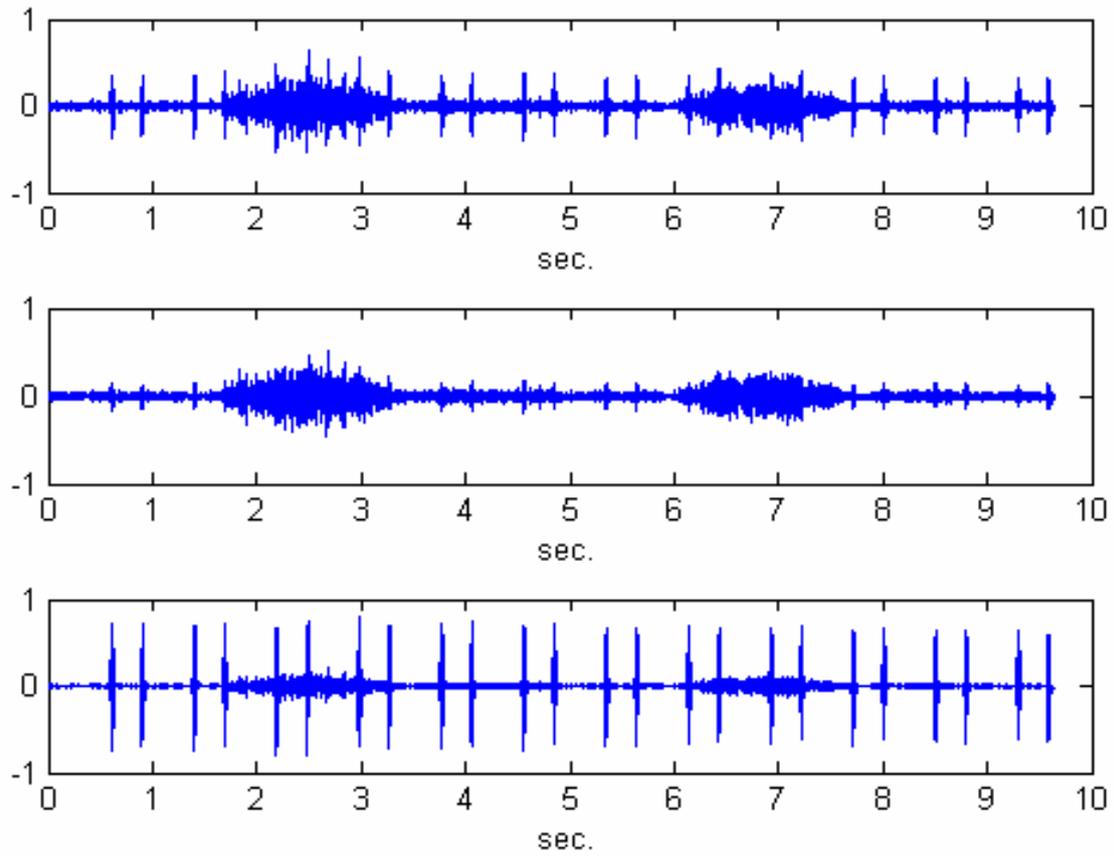


圖 4.7 模擬的合成訊號波形 (a)左邊鎖骨中間下方的模擬訊號  
(b)右邊鎖骨中間下方的模擬訊號 (c)心臟附近的模擬訊號

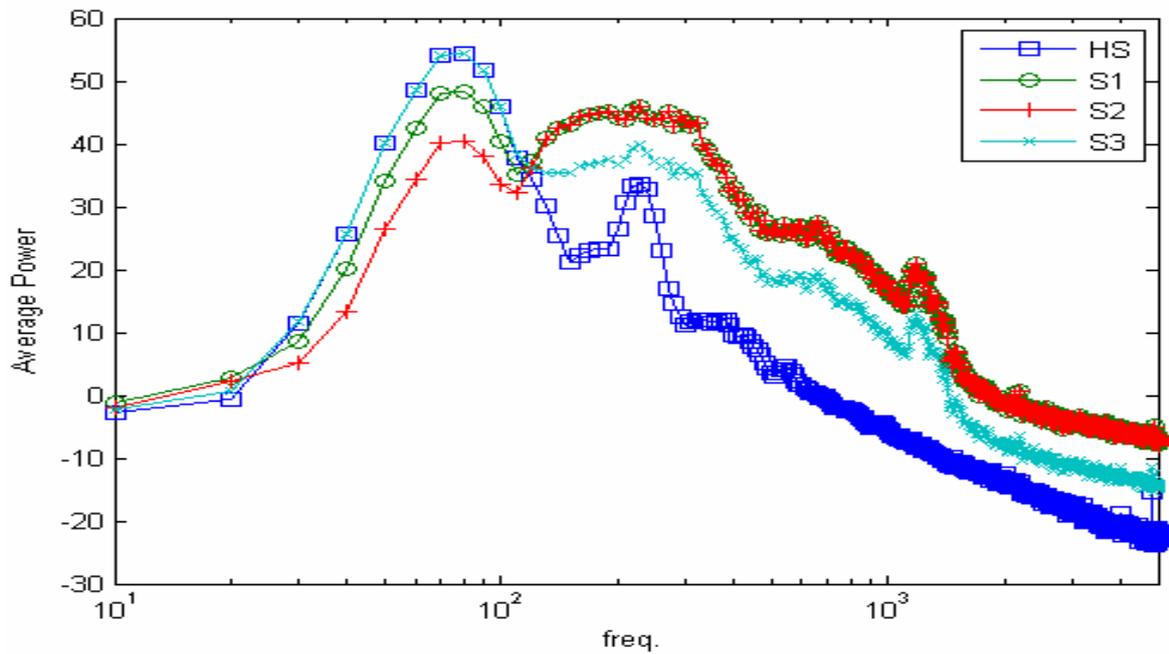


圖 4.8(a) 原始心音訊號與混合模擬訊號的頻譜圖

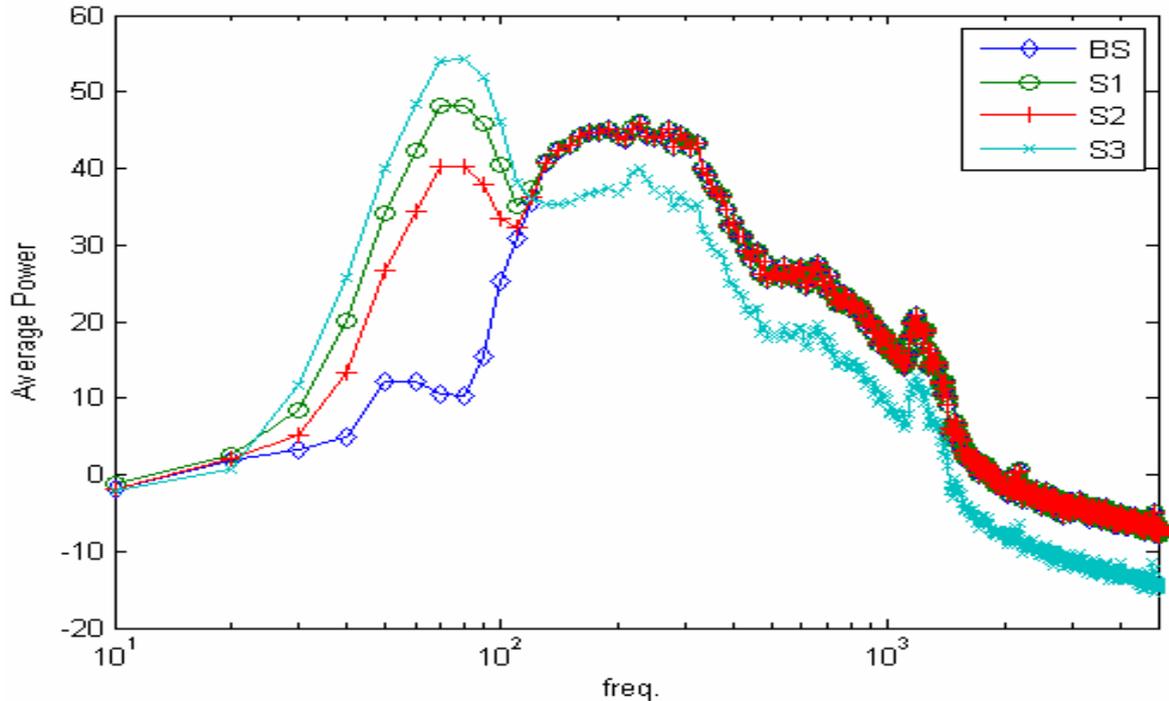


圖 4.8(b) 原始肺音訊號與混合模擬訊號的頻譜圖

### 4-3-3 模擬訊號經由 ICA 分離的結果

將上述的模擬訊號輸入到 ICA 演算法進行獨立訊號的分離與重建，將原本三組混合的模擬訊號分離並縮減成 2 組訊號，並計算重建訊號與原始訊號的 error rate，以評估失真的程度與證明訊號分離重建的效果，此研究所計算 error rate 的公式為：

$$e = \frac{\|s - \bar{s}\|^2}{\|s\|^2} \quad (4-1)$$

其中 e 代表 error rate; s 為原始訊號(心音或肺音原始來源訊號);  $\bar{s}$  為分離重建後的訊號。圖 4.9(a)為心音重建的結果，圖 4.10(b)為肺音重建的結果，經由原公式計算，所得到的心音 error rate 為 0.0068681%，肺音的 error rate 為 0.00086919%，兩者與原先的心音來源訊號和肺音來源訊號差異不大，能夠成功地將訊號分離。

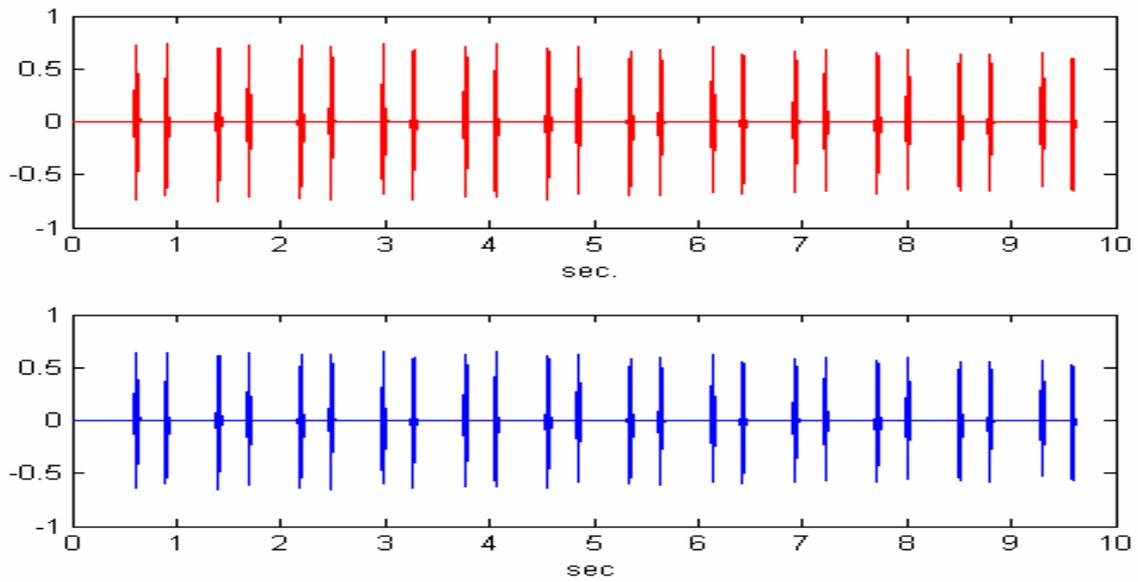


圖 4.9 (a)原始心音訊號 (b)ICA 分離出的心音訊號

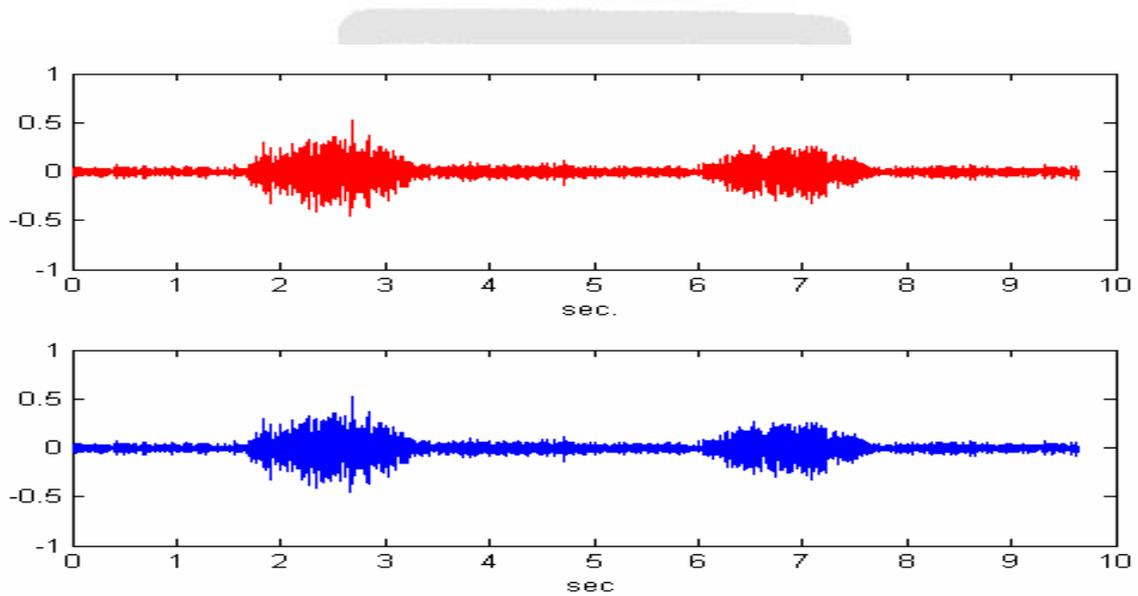


圖 4.10 (a)原始肺音訊號 (b)ICA 分離出的肺音訊號

## 4-4 實際訊號量測分離結果

由聲音擷取系統量測一正常人(25歲、男性)的肺音，其麥克風擺放的位置分別置於左邊鎖骨下方、右邊鎖骨下方和心臟附近的位置，錄製的長度約35秒左右，以文字檔的方式將資料儲存。擷取的原始訊號如圖4.11所示。

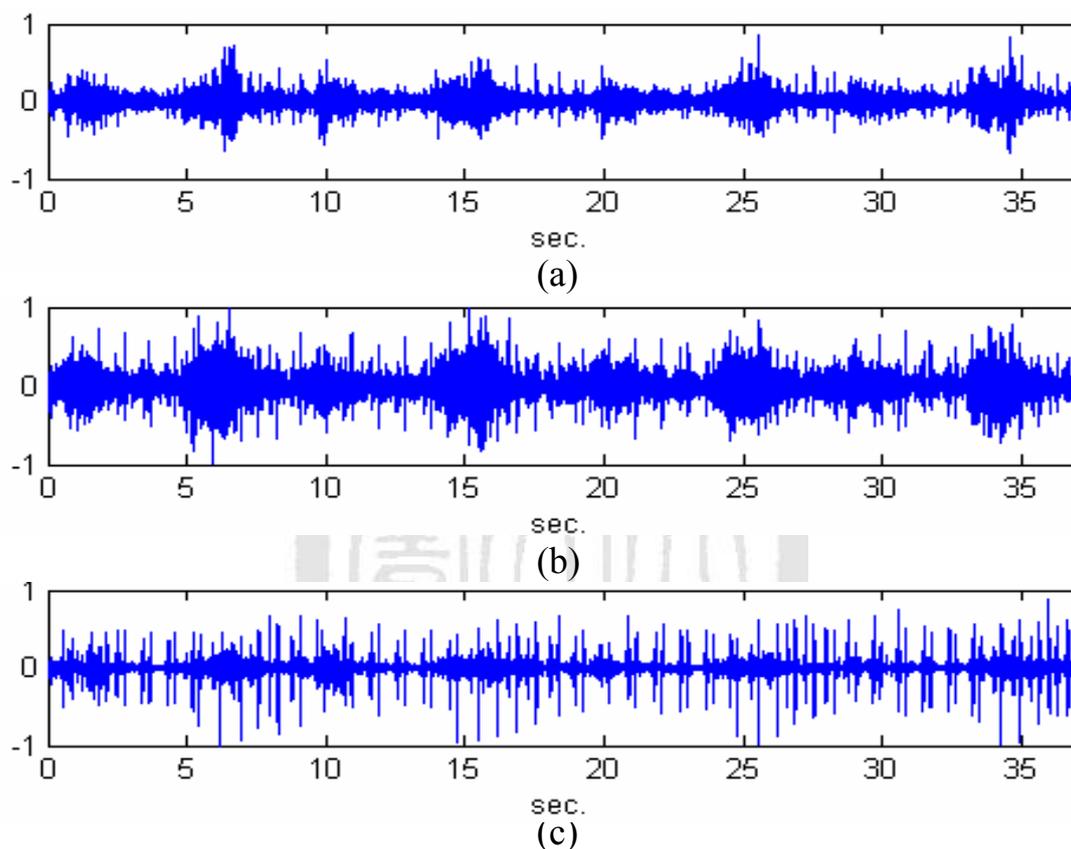


圖 4.11 正常人的肺音量測訊號 (a)左邊鎖骨下方量測的原始訊號 (b)右邊鎖骨下方量測的原始訊號 (c)心臟附近量測的原始訊號

在這三組原始訊號中，右邊鎖骨下方的訊號受心音的影響較小，因為其位置離心臟較遠。心臟附近量測到的訊號，其受到心音的影響最大，因此肺音的相對強度比較小。接著將這三組原始訊號經由ICA運算重建出二個訊號，如圖4.12所示。

由這些圖可以明顯的觀察出心肺音並沒有完全被分離，但是可以看得出來有些許的改變。實際播放聲音後，感覺得心肺音似乎有增強。將訊號轉換成頻譜表示，觀察其中的頻譜變化，由圖 4.13 中可以發現分離出的肺音訊號在低頻的部分(100 Hz 以下)比鎖骨右邊量測的訊號還低，高頻時約略增加。而分離出的心音訊號在低頻的部分比心臟附近測得的訊號強一點，在高頻部分的差異不大。

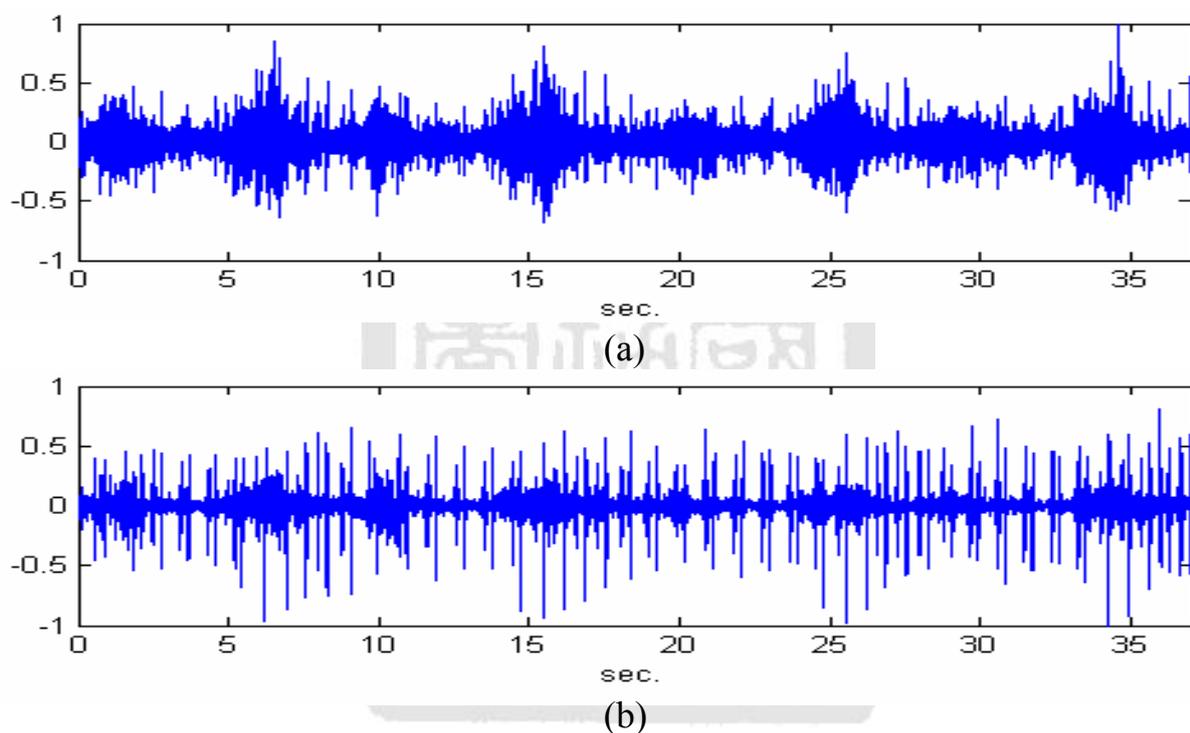


圖 4.12 經 ICA 重建出的(a)肺音，(b)心音訊號

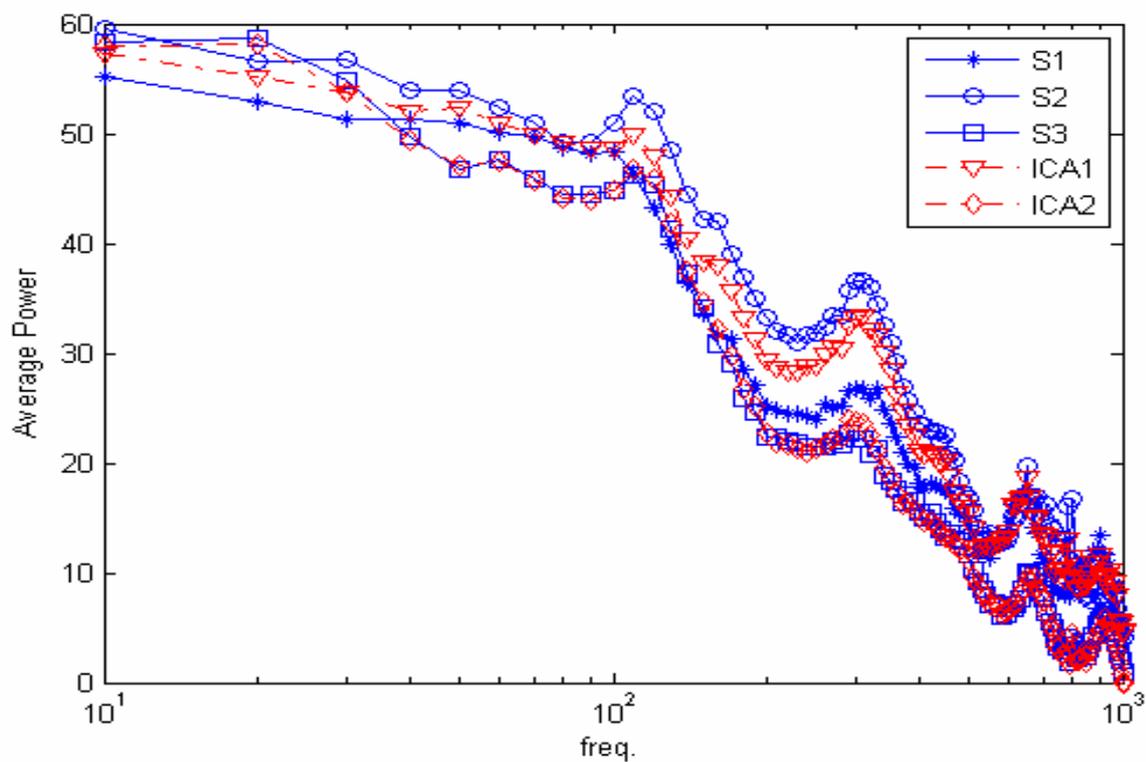


圖 4.13 S1 為左邊鎖骨下方量測訊號的頻譜圖；S2 為右邊鎖骨下方量測訊號的頻譜圖；S3 為心臟附近量測訊號的頻譜圖；ICA1 為重建出肺音的頻譜圖；ICA2 為重建出心音的頻譜圖

## 4-5 臨床測量與結果

本研究測量的對象是使用呼吸器的男性病患、年齡 62 歲並且患有慢性阻塞肺病(Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD), 病因是長期抽菸或空氣污染等使得肺部產生「慢性支氣管炎」或「肺氣腫」所引起氣流阻塞之一種病況。這種氣流阻塞通常為緩慢進行性, 患者主要症狀為長期咳嗽有痰或呼吸困難。測量方式為同時記錄四個麥克風的聲音訊號, 其中三個為生理訊號, 另一個為呼吸器出氣端的氣流聲音訊號, 量測的時間約 3 分鐘, 每個通道的取樣率為 10k/sec。

### 4-5-1 訊號量測

為了探討理論的可行性, 本研究先以個人電腦作先前的分析探討。所擷取的肺音訊號和呼吸計氣流聲音訊號皆使用自行研製之 4 通道擷取系統, 3 個聽診器位於胸腔上, 位置分別為左右鎖骨中間下方和心臟處, 如圖 4.14 所示, 另一置於呼吸計出氣端, 圖 4.15。圖 4.16 為臨床測量的系統裝置示意圖。

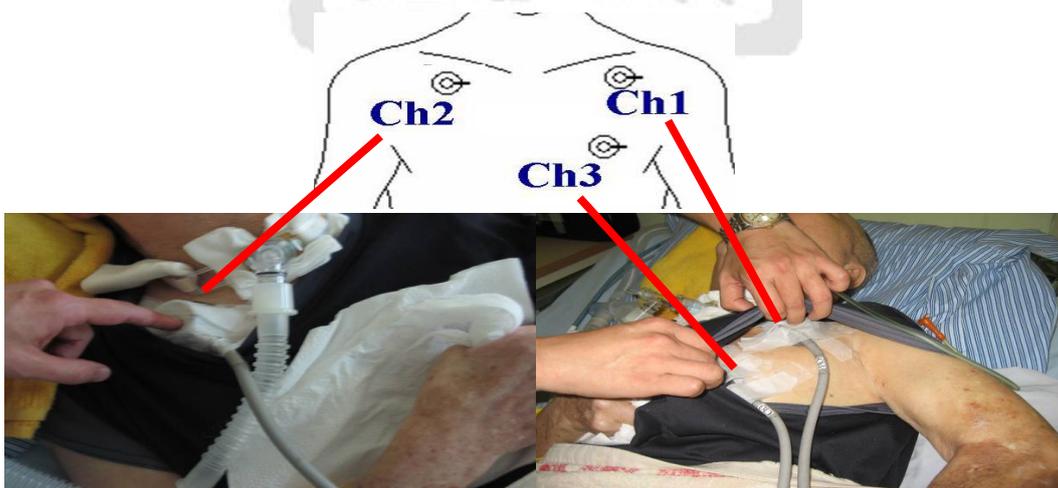


圖 4.14 病人肺音的量測部位 Ch1 位於左邊鎖骨下方；Ch2 位於右邊鎖骨下方；Ch3 位於心臟位置。

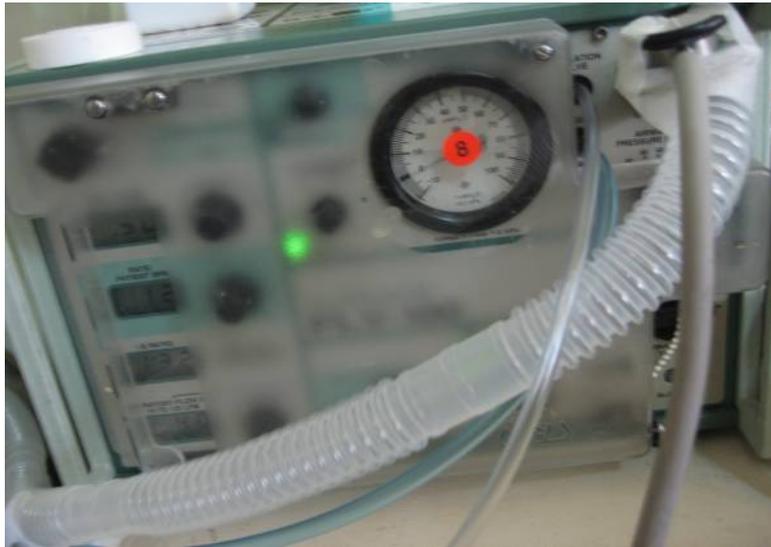


圖 4.15 呼吸器氣流聲的量測

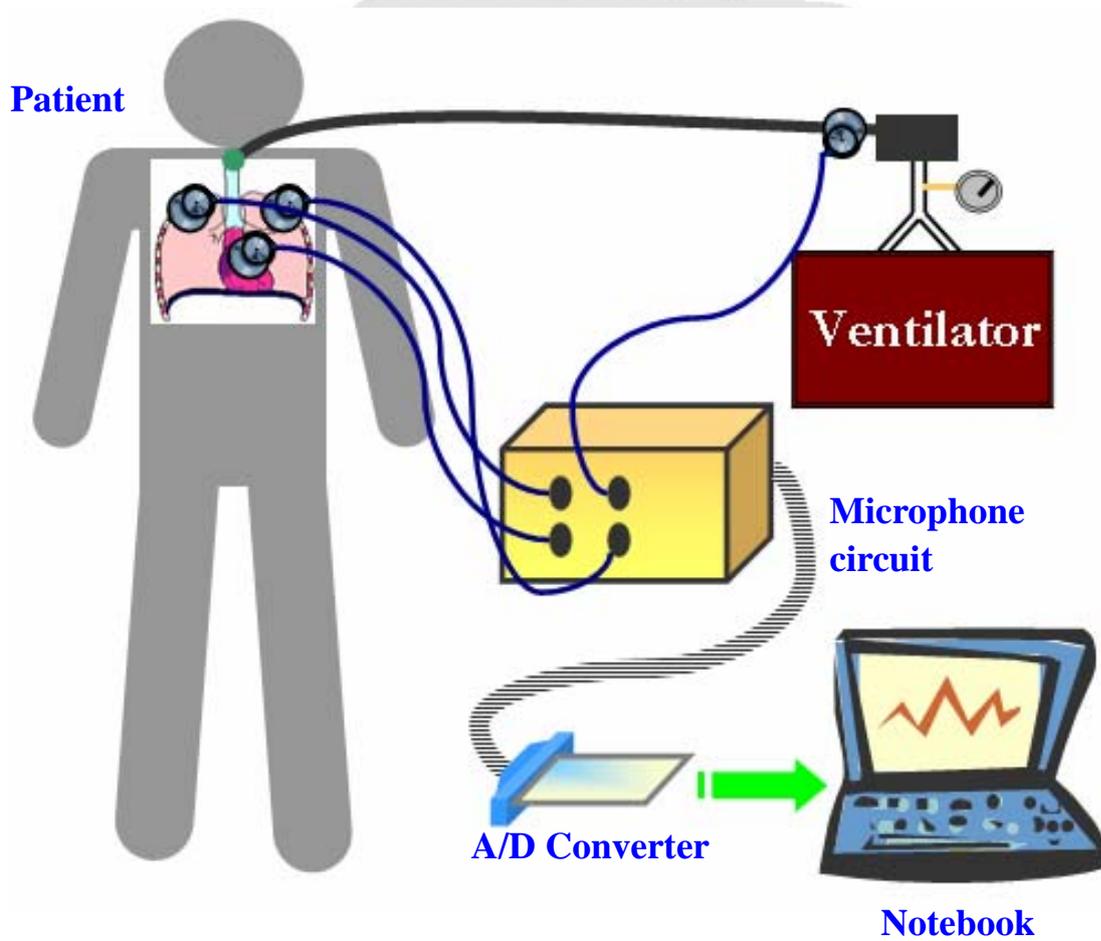


圖 4.16 臨床量測的系統裝置圖

## 4-5-2 呼吸器病人的訊號分析流程

訊號分析流程包括二個部分，一個為呼吸訊號的偵測，目的是用來偵測病人呼吸的區間，訊號處理的方式是先利用希爾伯特轉換找尋聲音訊號的封包，接著再作平滑得到近似的呼吸曲線，進而找出呼吸週期的起始點和結束點。第二個肺音訊號的分離，其方式是將3個記錄到的心肺音作ICA分析而得到肺音。最後，利用呼吸訊號將每次呼吸產生的肺音擷取出來作訊號的分析，找尋特徵。

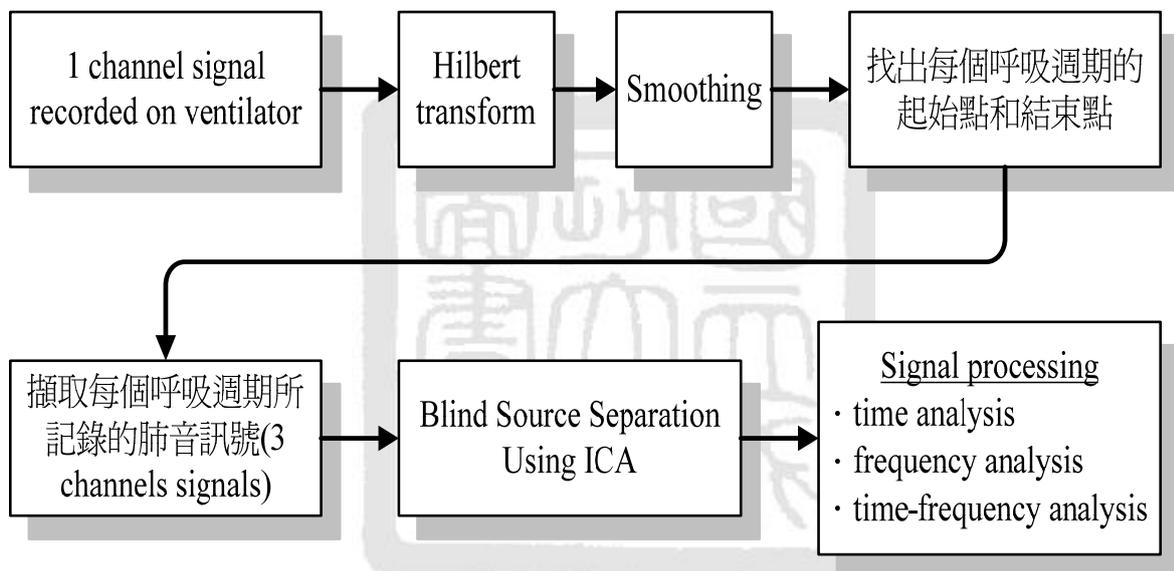


圖 4.17 軟體分析流程圖

### 4-5-3 呼吸參考訊號偵測方式

一般而言，呼吸氣流的訊號量測是使用呼吸流量計。但是，使用呼吸器的病人，其吸入的空氣是由機器送出，所以大小、流速、吸呼的時間比、週期...等都是由呼吸器的設定所決定。然而，目前的呼吸器並沒有呼吸氣流的訊號輸出，無法直接得到呼吸參考訊號。

雖然呼吸氣流訊號無法直接得到，但是由呼吸器出氣端所記錄到的聲音再利用呼吸器的設定值(表所示)仍能得到呼吸參考訊號。由呼吸器出氣端記錄到的聲音訊號如圖所示，利用希爾伯特轉換(Hilbert transform)找出此訊號的封包，再作平滑(Smoothing)的處理，步驟如圖 4.18 所示。

從這個訊號中，可看出其週期和呼氣的設定相符，每 5 秒出現一次。在每個週期中都可以找到一個最低點(以\*標示)，此點代表吸氣停止點/呼氣的起始點(亦即呼吸器停止打氣的時間點)(圖 4.18(c))，再利用呼吸器設定的吸呼比(1:3.2)，往前找尋 1.19 秒處當作吸氣的起始處(以實線表示)，往後找尋 3.81 秒處當作呼氣的終止處(以虛線表示)，實線和虛線之間就表示一個完整的呼吸週期，利用此方式就能進一步地擷取出每個呼吸週期所記錄的肺音訊號(圖 4.19)。

表 4-1 呼吸器的設定值

Tidal Volume (T.V)	500 ml
控制方式	A/C Mode
Respiratory Rate	12/min
Minute Ventilation (M.V)	6 l
Flow Rate	40 l/min
Inspiration : Expiration (I/E)	1:3.2 (1.19 sec:3.81 sec)

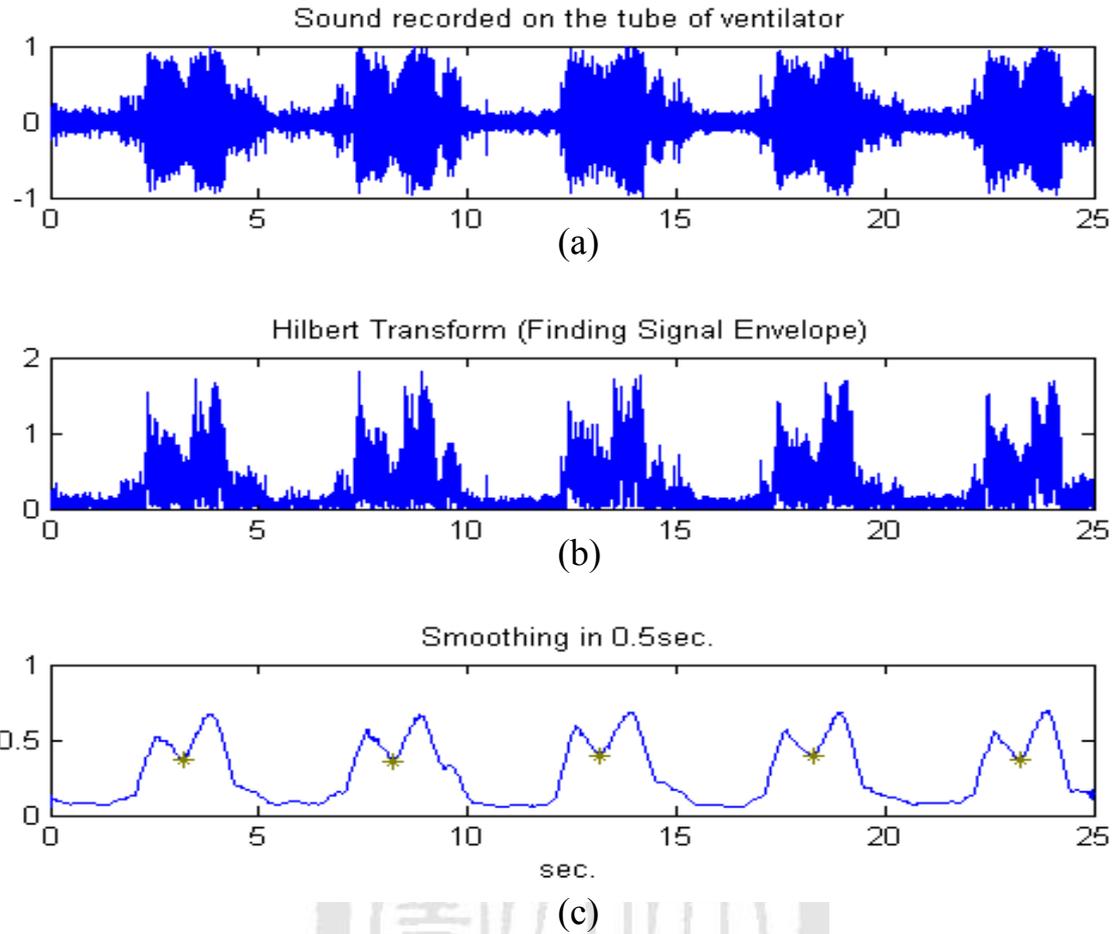


圖 4.18 呼吸參考訊號偵測 (a)為呼吸器出氣端氣流聲訊號 (b)作 hilbert transform (c)再作平滑化。

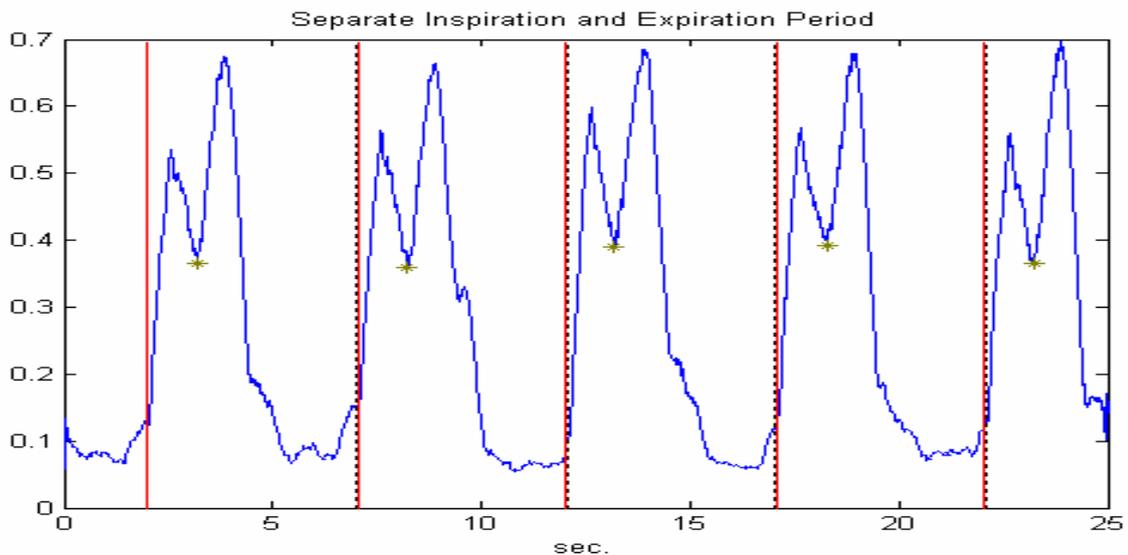


圖 4.19 呼吸週期偵測 (開始點、結束點)

#### 4-5-4 呼吸週期偵測的評估

病患呼吸倚賴呼吸器的幫助，因此呼吸週期、吸呼時間比為定值。當氣流速度愈快時，產生的聲音強度也愈強。由麥克風量測的氣流聲如圖 4.20(a)，從原始的訊號中可以看出其規律性，但是無法判斷每次呼吸的開始和結束。經由訊號處理之後，可偵測出每次吸氣結束的時間點(呼吸器停止打氣的時間點(\*))，再利用已知的吸呼時間比找尋每次呼吸的週期，其結果如圖 4.20(b)。訊號的長度為 33 個週期，每次偵測的間隔列於表 4-2。

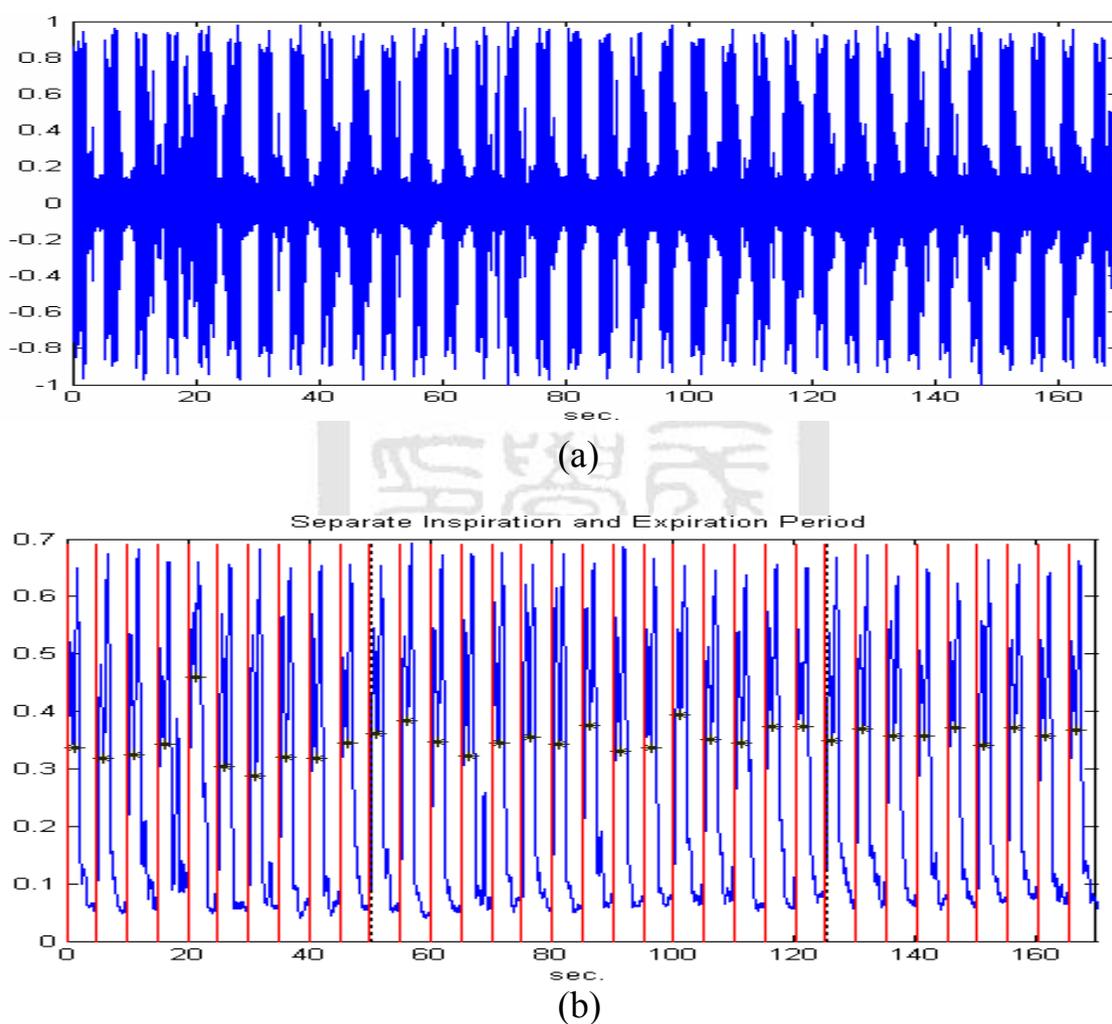


圖 4.20 (a)呼吸器出氣端量測的氣流聲 (b) 呼吸週期時間點偵測的參考訊號

表 4-2 週期間隔時間長度偵測結果

週期	間隔長度 (sec)	週期	間隔長度 (sec)	週期	間隔長度 (sec)
1	5.0100	12	5.0047	23	4.9561
2	5.0258	13	5.0030	24	5.1059
3	5.0235	14	5.0031	25	4.9198
4	4.9945	15	5.0304	26	5.1011
5	4.9753	16	5.0100	27	5.0053
6	5.0947	17	5.0163	28	4.9908
7	4.9706	18	5.0317	29	4.9448
8	5.0099	19	4.9874	30	5.0471
9	5.0437	20	5.0000	31	5.0435
10	4.9743	21	5.0369	32	4.9270
11	5.0287	22	5.0285	33	5.0882

訊號中所偵測的平均週期間隔為 5.0131，和呼吸器的設定值 5 秒，誤差率只有 1.31%，所以用此方法來偵測呼吸週期的時間點準確率非常高。

#### 4-5-5 擷取每次呼吸的肺音訊號

經由上述的方法可以將每次呼吸所產生的肺音擷取出來，如圖 4.21 所示。

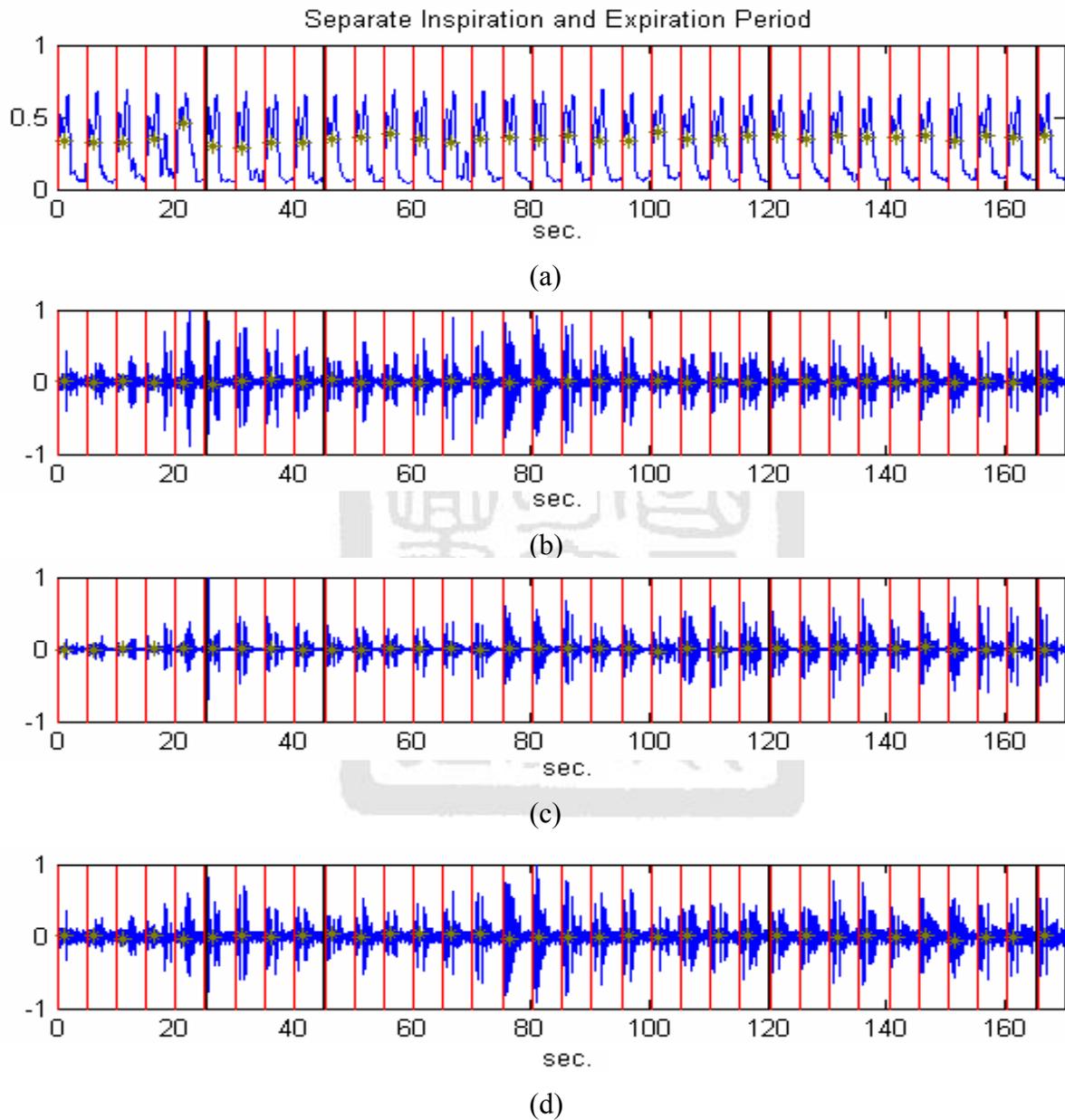


圖 4.21 利用呼吸參考訊號偵測每次呼吸所產生的肺音 (a)呼吸參考訊號 (b)左邊鎖骨下方量測訊號 (c)右邊鎖骨下方量測訊號 (d)心臟附近量測訊號。

#### 4-5-6 利用 ICA 分離出一組肺音訊號

從原始訊號(圖 4.22(a)~(c))中可以觀察出肺音的訊號遠大於心音，因此由 ICA 直接分離出二個主成份，如下圖 4.22。

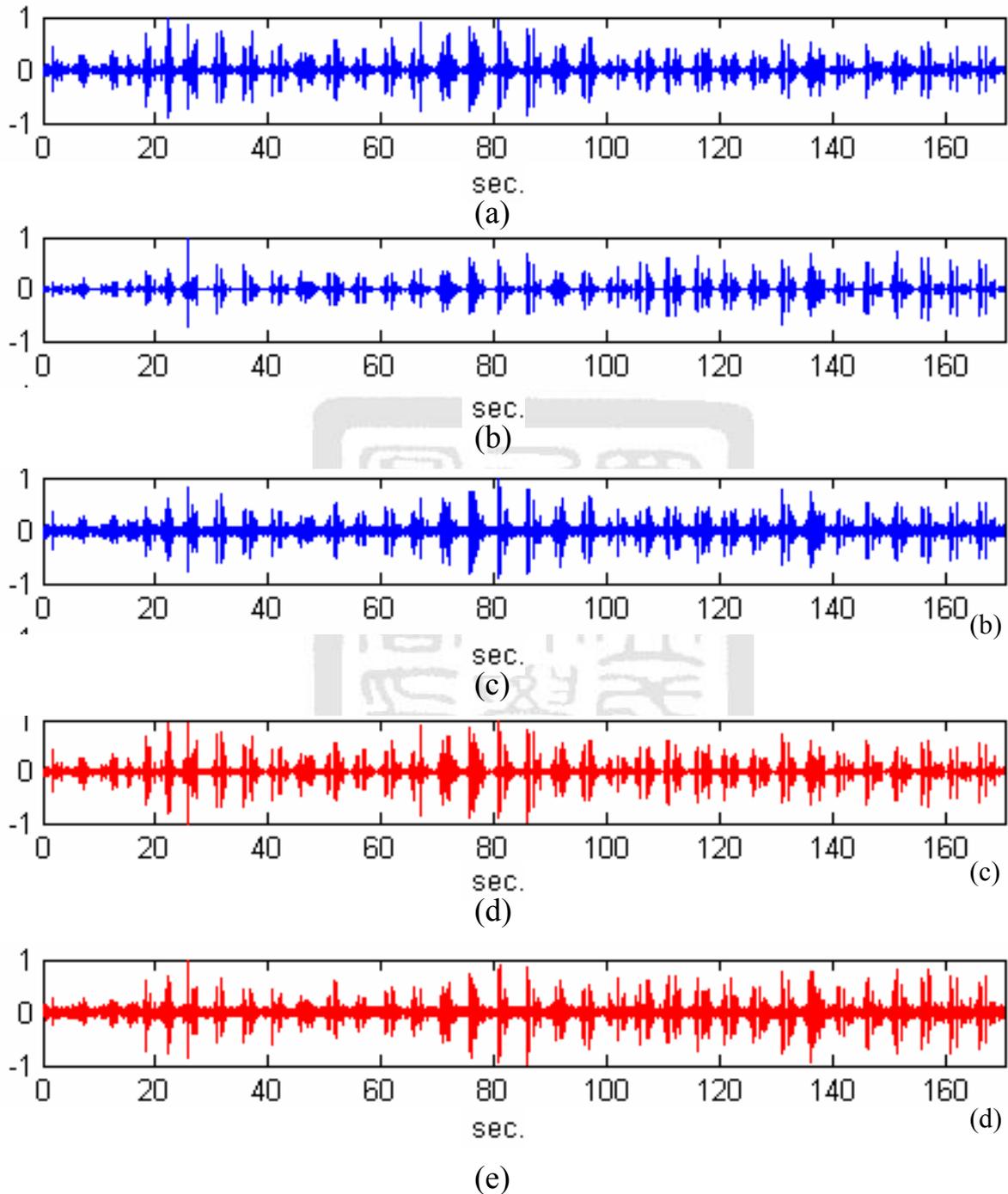


圖 4.22 (a)(b)(c)分別為病患左邊鎖骨下方、右邊鎖骨下方和心臟位置量測的肺音訊號，(d)為 ICA 分離出的第一個訊號，(e)為第二個。\$

將原始訊號(S1, S2, S3)和經由 ICA 分離出來的訊號(ICA1, ICA2)轉成頻譜 (圖 4.23) 可以發現 S3 的低頻能量較高，這是因為量測的位置離心臟比較近，訊號中心音的成份也較高的原因。由 ICA 分離出來的兩組訊號中可以發現，ICA2 的低頻比 ICA1 高，因此分別將 ICA1 和 ICA2 評估為肺音和心音。

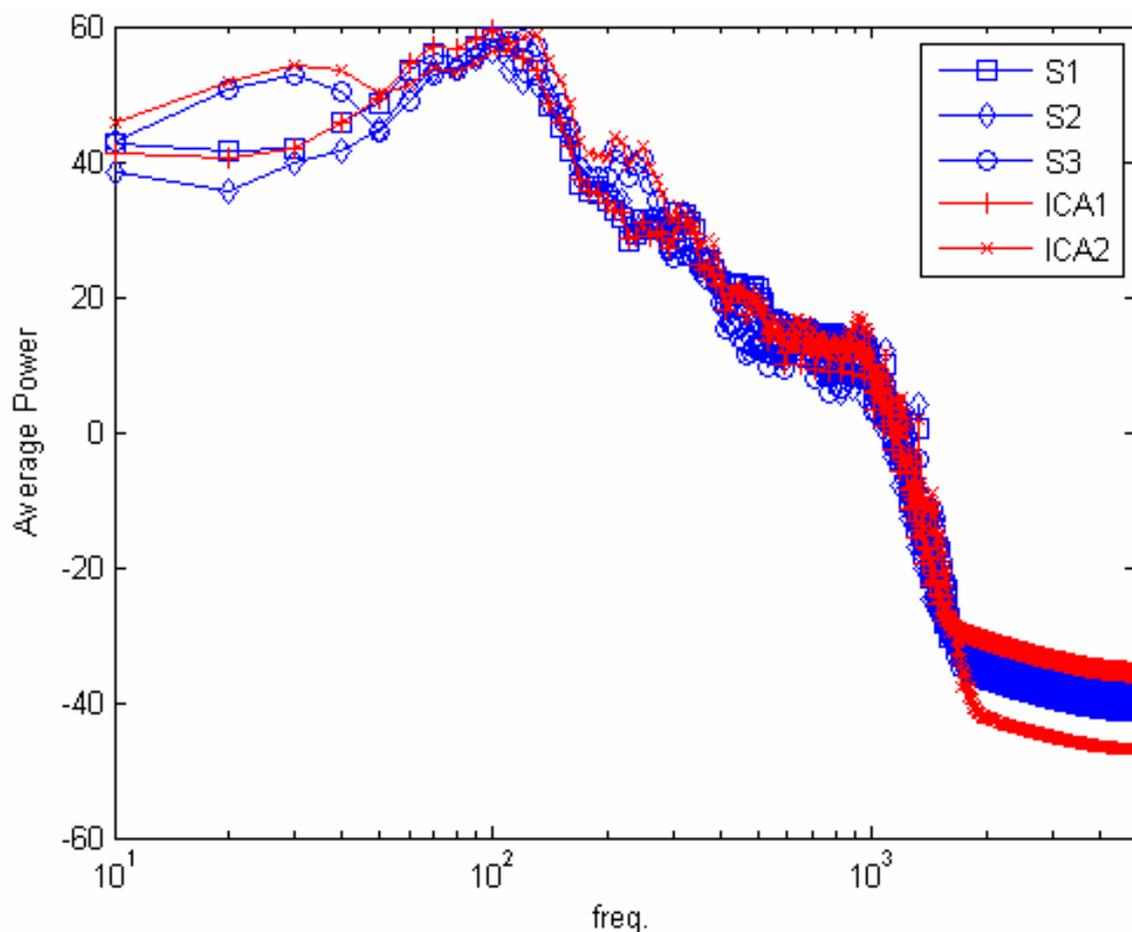


圖 4.23 病患原始肺音量測訊號和 ICA 重建出肺音的頻譜圖。(S1 為病患左邊鎖骨下方量測訊號；S2 為病患右邊鎖骨下方量測訊號；S3 為病患心臟附近量測訊號)。

#### 4-5-7 乾囉音(Rhonchus)的偵測

本研究的偵測對象為患有 COPD 的病人，此類病人在呼吸時可能會產生乾囉音(Rhonchus)，由表 1-2 可以得知乾囉音的主頻率為 200Hz 左右。當肺音中有乾囉音時，肺音中 200Hz 的能量會增加。將每次呼吸產生的肺音轉換成頻譜，計算頻率 200~230Hz 之間的能量，如圖 4.24，並以時間軸的方式表示如圖 4.25，從圖中可以發現週期 9、12、13、14、15、16、17 的能量較高，其肺音訊號中可能有乾囉音的成份，實際請臨床醫師聽聲音證實了這些週期的肺音訊號中含有乾囉音。將這些含有乾囉音的訊號以時頻域的方式繪出，可以觀察出含有主成份 200Hz 的時間，亦即為乾囉音發生的時間點。圖 4.26 描繪出週期 9 和 10 的時域波形、時域頻譜圖，從中可以發現週期 9 的時域頻譜圖有 200 Hz 的主頻率，所對應的時域波形即為乾囉音。

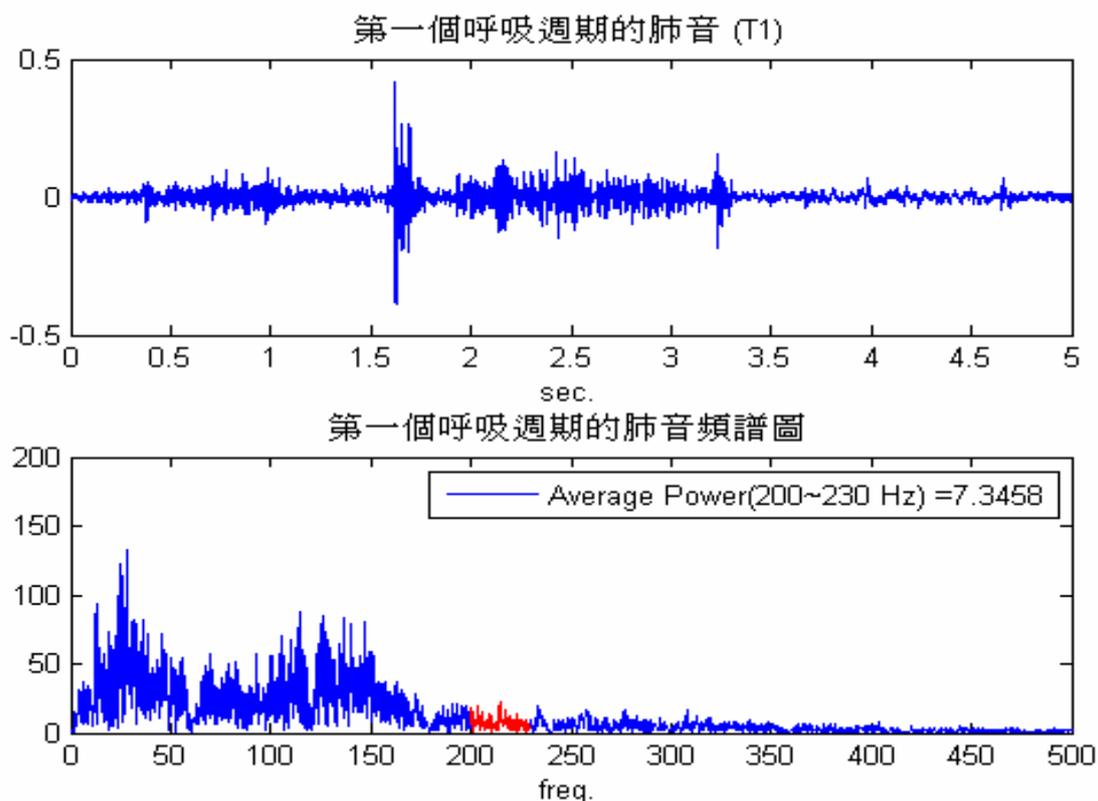


圖 4.24 肺音訊號 200~230 Hz 間的平均能量

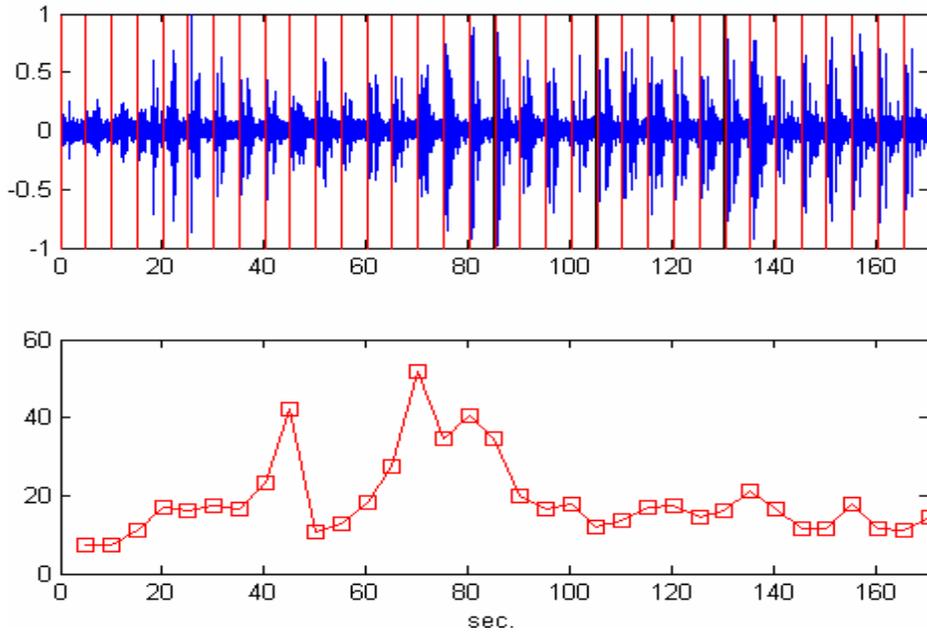


圖 4.25 每次呼吸產生的肺音中 200~230Hz 的平均能量隨時間的變化

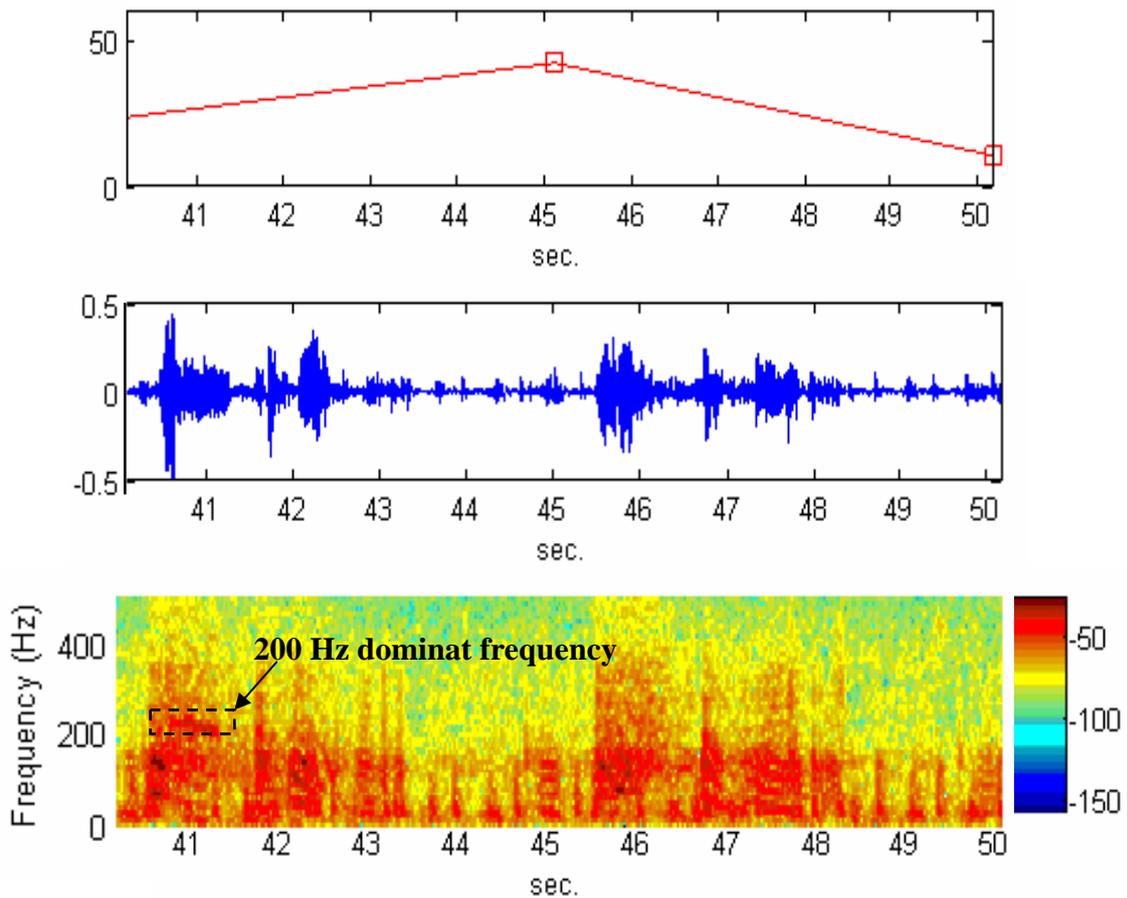


圖 4.26 週期 9 和 10 的(a) 平均能量隨時間變化圖 (b) 時域波形 (c)

# 第五章 結論與未來展望

## 5-1 結論

本研究之目的在於發展一套肺音擷取系統，用於使用呼吸器病患的監測，並且分析肺音來判斷病人肺部的情況，希望能提升看護品質，並且提供醫師一個評估病人狀況的輔助工具。

ICA 為近來相當熱門的盲目來源分離之演算法，其應用範圍相當廣泛，分離的效果也都相當不錯；但在本研究的應用中，利用獨立成份分析演算法(Independent Component Analysis, ICA)在模擬訊號分離重建的處理上有很好的效果，但是在實際錄製的訊號上卻無很顯著的變化，從 3 組肺音訊號中分離出的肺音有稍稍的突顯，但是沒辦法完全和心音分離，原因可能和麥克風的擺放位置、雜訊干擾...等有相關。此外，心肺音彼此或許會有共鳴現象產生，成為 ICA 無法有效分離心肺音的主要原因，未來可能提高訊號擷取的通道數來提升肺音分離的效果。利用 ECG 的 R 波和 T 波可以準確的找到心音訊號的區段，再乘上一個視窗函數可以有效地降低心音的強度，減低心音對肺音的干擾。

在臨床應用上，本肺音擷取系統採用了 4 個麥克風擷取聲音訊號，其中 3 個記錄肺音，1 個用於記錄呼吸器氣流的聲音，如此的擷取裝置能大幅提升肺音擷取的便利性。將氣流聲經過訊號處理之後，能夠確實地找出每次呼吸器停止打氣的時間點，再從已知的呼吸器設定值(吸氣/呼氣的時間比)就能找出每次呼吸起始和結束點，進而找出每次呼吸所產生的肺音。利用肺音來判斷病人發生乾囉音的方法有不錯的效果，計算每次呼吸的所產肺音 200~230 Hz 之間的平均能量，可以找出乾囉音發生的時間，未來可以用此方式即時地判斷記錄此種狀況發生的時間點，而取代

整段肺音的記錄，減少資料量的儲存。

此肺音的擷取裝置，能夠隨時運用在臨床的監測，以非侵入式的方式來偵測肺音，再經由訊號分析之後，提供醫師有用的資訊，用以評估病人的情況。

## 5-2 未來展望

- (1) 本系統所擷取出的肺音可以進一步的分析找出其特徵，用以評估肺部功能的情況。
- (2) 本系統可以用來作臨床上的監測，記錄病人的生理狀態(如啞音、咳嗽.....等)
- (3) 由於以聽診器為感測器，因此不同的聽診器黏貼方式所測得的訊號對於ICA演算法的影響，值得進一步探討。
- (4) 在本研究中，呼吸器病人的呼吸狀態是由記錄出氣端的聲音，再利用呼吸器的設定值找出。改變呼吸器設定值對聲音訊號的影響值得進一步研究與探討。

## 參考文獻

- [1] John F, Murray, Jay A, Nadel, "Textbook of respiratory medicine," Philadelphia: W. B. Saunders, 1994
- [2] Leblanc P, Macklin PT, Ross WR, "Breath sounds and distribution of pulmonary ventilation," Am. Rev. Respir. vol. 102, pp.10-16, 1970
- [3] L. Vannuccini, J. E. Earis, P. Helisto, B. M. G. Cheetham, M. Rossi, A. R. A. Sovijarvi, and J. Vanderschoot, "Capturing and preprocessing of respiratory sounds," Eur. Respir. Vol. 10, no. 77, pp. 616-620, 2000
- [4] A. R. A. Sovijarvi, L. P. Malmberg, G. Charbonneau, J. Vanderschoot, F. Dalmaso, C. Sacco, M. Rossi, J. E. Earis, "Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds," Eur. Respir. Vol. 10, no. 77, pp. 591-596, 2000
- [5] F. Dalmay, M. T. Antonini, P. Marquet, R. Menier, "Acoustic properties of the normal chest," Eur, Respir, Vol. 8, pp.1761-1769, 1995.
- [6] Vander, Sherman, and Luciano's, *Human Physiology 9/e*, McGrawHill, 2005.
- [7] I. Sen and Y. P. Kahya, "A multichannel analog processing circuit for respiratory sound acquisition applications," Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE, Vol.4, pp.3192-3195, 2003
- [8] Huseyin Polat and Inan Guler, "A simple computer-based measurement and analysis system of pulmonary auscultation sounds," Journal of Medical System, Vol. 28, No. 6, 2004
- [9] V. Iyer, P. Ramamorthy, H. Fan, and Y. Ploysongsang, "Reduction of heart sounds from respiratory sounds by adaptive filtering," IEEE Trans.

- Biomed. Eng., Vol. 33, no. 12, pp. 1141-1148, 1986
- [10] L. Hadjileontiadis and S. Panas, "Adaptive reduction of heart sounds from lung sounds using forth-order statistics," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 44, no. 7, pp. 642-648, 1997
- [11] I. Hossain and Z. Moussavi, "An overview of heart-noise reduction of lung sound using wavelet transform based filter, " in Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., pp. 458-461, 2003
- [12] Z. Moussavi, D.Flores, and G. Thomas, "Heart sound cancellation based on multi-scale products and linear prediction," in IEEE EMBS, Sept. pp. 3840-3843, 2004
- [13] M. T. Pourazad, Z. Moussavi, F. Farahmand, R. K. Ward, "Heart sounds separation from lung sounds using independent component analysis," Proc. 27<sup>th</sup> Ann. Int. Conf. IEEE EMBS, Sep. 2005
- [14] A. Hyvarinen, "Survey on independent component analysis," Neural Computing Surveys, Vol. 2, pp. 94-128, 1999
- [15] A. Hyvarinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, pp. 626-634, 1999.
- [16] A. Hyvärinen, "*What is independent component analysis ?*"
- <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/icademo/>

# 自述

姓名：林佳賢

籍貫：台灣省台北縣

出生：71年11月01日

學歷：私立元智大學電機工程學系

國立成功大學醫學工程研究所

