

# 基於盲訊號分離語音增強技術之遠距離雜訊語音辨識

## Speech Enhancement Technique Based on Blind Source Separation for Far-Field Noisy Speech Recognition

李聖捷 Sheng-Chieh Lee  
國立成功大學電機工程學系  
Department of Electrical Engineering  
National Cheng Kung University  
[n2897134@mail.ncku.edu.tw](mailto:n2897134@mail.ncku.edu.tw)

王駿發 Jhing-Fa Wang  
國立成功大學電機工程學系  
Department of Electrical Engineering  
National Cheng Kung University  
[wangjf@csie.ncku.edu.tw](mailto:wangjf@csie.ncku.edu.tw)

陳淼海 Miao-Hai Chen  
國立成功大學電機工程學系  
Department of Electrical Engineering  
National Cheng Kung University  
[n2696149@mail.ncku.edu.tw](mailto:n2696149@mail.ncku.edu.tw)

### 摘要

語音辨識在語音處理領域中，為其重要的一項研究領域項目之一，然而語音辨識中的辨識結果會隨著語音所在環境及語音距離而有所影響，在此本論文提出一套高適應性遠距離雜訊語音辨識系統，此系統結合獨立成分分析方法以及子空間語音增強方式，將雜訊語音進一步濾除噪聲並提升語音訊號強度以供辨識。實驗結果顯示，本論文所提出的語音辨識系統，可適用在各種噪聲環境當中，並有效的改善其辨識率，以及將原本信噪比 0dB 到 10dB 範圍中的帶噪語音，提升至 20dB 以上。

### Abstract

Speech recognition is one of the important parts of search field in speech processing. Nevertheless, the speech environment and speech distance will mainly affect the recognition result. In this paper, a high adaptation far-field noise speech recognition system is proposed. This system is combined with the methods of independent component analysis and subspace speech enhancement, and then further filtering the noise of speech to improve the speech quality for recognition. The experimental results show that the proposed system is suitable for several presented noisy environments, and it can effectively improve the recognition rate. For the SNR evaluation, this proposed system can make enhanced speech SNR with 20dB higher than original corrupted speech which ranges from 0dB to 10dB.

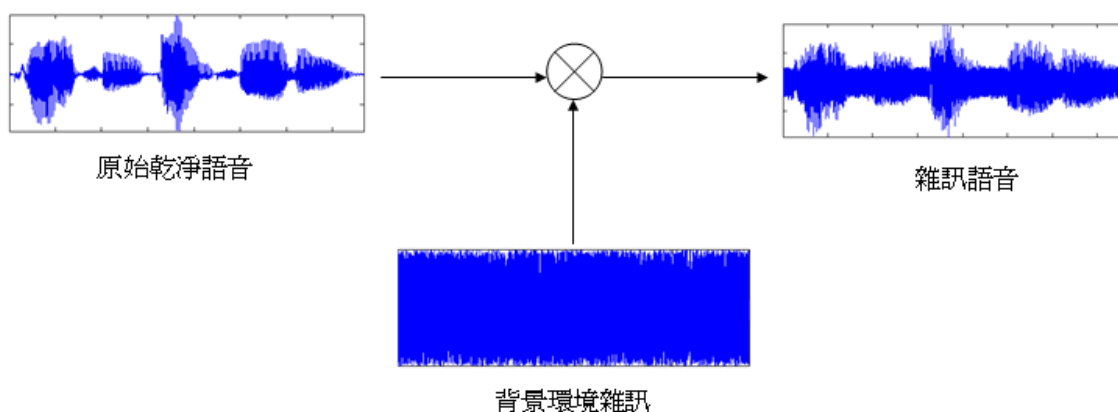
關鍵詞：語音辨識，盲訊號分離法，獨立成分分析，子空間語音增強，麥克風陣列

Keywords: Speech Recognition, Blind Source Separation, Independent Component Analysis, Subspace Speech Enhancement, Microphone Array.

## 一、緒論

語言為人類彼此溝通時，最原始同樣也是最有效的方式，在科技蓬勃發展的現今，如何使電腦辨識人類語言也成為語音處理上重要議題其中之一，因此對於語音辨識系統，如何達到有效且精確的辨識結果，也是目前語音處理領域中熱門的研究議題。

對於語音辨識結果，影響語音辨識結果的相關因素很多，這些相關因素都會造成語者語意和語音辨識結果的不匹配(mismatch)，其中影響辨識結果最重要的因素為環境中所存在的背景雜訊，由於語音所存在的背景環境中，並非完全沒有遭受其他干擾雜訊影響，例如在餐廳環境、地鐵環境、車內行駛環境等，都有背景雜訊的干擾源存在，這些背景雜訊伴隨著語音進入辨識系統中，會嚴重影響到整體辨識結果，另外語者與辨識系統距離也是另一種影響辨識結果的因素，語音能量會伴隨著距離而逐漸衰減，因此衰減後的語音能量也會造成辨識率的降低。



圖一、背景環境雜訊干擾語音示意圖

為了改善上述所提到之環境雜訊以及語者距離所造成的辨識結果不匹配，我們針對此雜訊語音做進一步分析，首先雜訊語音中包含了大量的雜訊資訊，因此如何取得雜訊部份並加以去除為第一步重要的處理步驟，濾除相關的背景雜訊後，再來則是語者和辨識系統之間的距離問題，當距離相距越大時，語音辨識系統所接收到的語音能量則越小，因此對於濾除雜訊後的語音訊號，必須再進一步使用語音增強技術將加強語音訊號能量，以提升之後的辨識結果，最後在進行辨識之前，再將增強後之語音訊號做端點偵測處理，找出一段語音訊號中語音的實際位置再取得此語音資訊來進行辨識。

根據上述分析結果，在雜訊分離部份，我們採用盲訊號分離(Blind Signal Separation, BSS)的方法，使用獨立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方式來進行訊號分離，取出相近似語音成分較多的部份，再透過子空間語音增強方式(Subspace Speech Enhancement)，將取出的語音訊號進一步去除殘餘噪聲並加強語音訊號，使其可用來進行語音辨識之用，最後再利用語音活動偵測法(Voice Activity Detection, VAD)來偵測語音所在位置，藉此來提升辨識效率。最後在末端的語音辨識器方面，我們使用英國劍橋大

學所提供的 HTK(Hidden Markov Model Toolkit)語音套件來進行識別，並判斷所產生的結果是否正確。

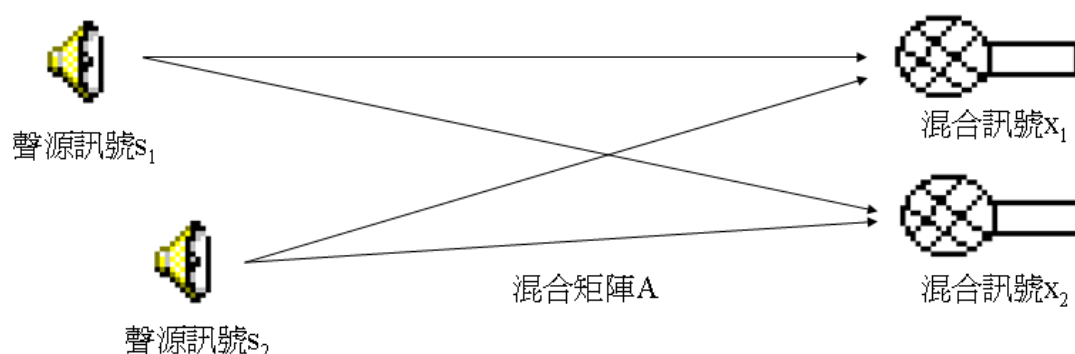
本論文總共分成五個章節，第一章節為緒論，第二章節為本論文針對此辨識系統所採用之各種研究方法並詳細加以介紹，第三章節則是介紹此語音辨識系統之系統架構，第四章節則是實驗環境評估和設定以及實驗結果，最後第五章節則是對此辨識系統做一精要結論及未來相關工作。

## 二、研究方法

本章節針對此遠距離雜訊語音辨識系統所採用的各種方法來加以詳述說明介紹。

### (一) 獨立成分分析法(Independent Component Analysis, ICA)

對於帶有噪聲的語音成分，由於原始語音成分和背景雜訊成分均為未知，因此要分離此兩種未知訊號，我們可使用盲訊號分離方式，將此兩種未知訊號，分別從混合訊號中分離出來，一般盲訊號分離問題可由下面示意圖表示：



圖二、盲訊號分離問題示意圖

如圖二所示，兩未知聲源訊號  $s_1$  及  $s_2$ ，透過混合矩陣  $A$  後，在麥克風接收端則會接收到兩種混合訊號  $x_1$  和  $x_2$ ，此關係可由下列線性方程式表示。

$$\begin{aligned} x_1 &= a_{11}s_1 + a_{12}s_2 \\ x_2 &= a_{21}s_1 + a_{22}s_2 \end{aligned}, \quad A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

因此若假設聲源訊號  $s_1$  為語者的語音成分、 $s_2$  為噪音成分，我們可從所接收到之混合訊號  $x_1$  及  $x_2$  分離出原始的語音訊號以及噪音訊號，即可有效的去除雜訊，根據上述公式 (1)，要求得原始訊號  $x_1$  和  $x_2$ ，必須找出一個解混合矩陣  $\bar{A}$ ，使得接收到的混合訊號經由  $\bar{A}$  轉換後，可得到原來的聲源訊號，而此求解  $\bar{A}$  之方法即為獨立成分分析法。

在使用獨立成分分析法求得解混合矩陣前，必須先行假設訊號源彼此獨立，然而在真實情況下，訊號源並非都會彼此互相獨立，因此在進行獨立成分分析流程前，必須先經過前置處理後才能找尋解混合矩陣，在此我們前置處理方式為集中變數(Centering)以及資料白色化(Whitening)處理，在此先針對集中變數及資料白色化來作為說明。

### 1 集中變數(Centering)

集中變數的處理步驟主要是將混合訊號扣除其平均值，藉此簡化之後求得解混合矩陣之求解過程，其公式如下所表示。

$$\hat{x} = x - E\{x\} \quad (2)$$

此外我們將接收到的混合訊號做集中變數處理後，也同樣的對於聲源訊號做了集中變數處理，如公式(3)所示。

$$E\{s\} = E\{\bar{A}\hat{x}\} = \bar{A}E\{\hat{x}\} = 0 \quad (3)$$

### 2 資料白色化(Whitening)

至於前置處理的第二步驟就是資料白色化，資料白色化的目的在於將轉換後的資料彼此間具有非相關性(Uncorrelated)且變異數(Variance)數值為一，在此假設轉換資料為  $z$ ，則此資料之共變異矩陣(Covariance matrix)會成為單位矩陣。因此資料白色化的方式為找出一白色化矩陣  $V$ ，並將所接收到的訊號  $x$  做線性轉換且使其共變異矩陣為單位矩陣。

$$z = Vx, E\{zz^T\} = I \quad (4)$$

### 3 解混合矩陣(De-mixing matrix)

做完前置處理後，再來則是計算最大非高斯分佈訊號，根據中央極限定理，將多個非高斯分布且彼此獨立的訊號個別加總後，會使得整體傾向於高斯分佈，因此若任兩個隨機訊號越傾向非高斯分佈，則此兩訊號彼此獨立的成分就越大，再此高斯分佈訊號具有疊加性，兩個高斯分佈訊號相加總後的訊號仍為高斯分佈，所以若由高斯訊號線性混合而成的群集是無法分離出真正的原始訊號，因此在使用獨立成分分析來分離訊號時，必須事先假設只能允許其中一個訊號為高斯分佈，在估算非高斯分佈訊號部份，本論文是採用負熵(Negentropy)來評估計算，其中熵(Entropy)的定義根據離散訊號或連續訊號可由下列公式所表示：

$$H(y) = -\sum P(y) \log P(y) \quad (5)$$

$$H(y) = -\int f(y) \log f(y) dy \quad (6)$$

在語音訊號部份中，當訊號  $y$  為高斯分佈時，其熵為最大值，因此為了計算方便我們使用負熵來作為依據，如公式(7)所示， $y_{gauss}$  為和  $y$  有相同變異矩陣之高斯分佈訊號，因此當訊號  $y$  為高斯分佈時，則負熵為零，為了簡化其計算，我們將公式(7)簡化為公式(8)。

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (7)$$

$$J(y) \approx [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (8)$$

其中  $G$  為對照方程式，訊號  $v$  為平均值為零變異數為一之高斯分佈訊號，一般來說對照方程式不能為二次式函數或多項式函數，在此我們選擇的對照方程式如下所示。

$$G_1(y) = \frac{1}{a_1} \log(\cosh(a_1 y)) \quad , a_1 \text{ 爲一常數} \quad (9)$$

$$G_2(y) = -\exp\left(-\frac{y^2}{2}\right) \quad (10)$$

$$G_3(y) = y^4 \quad (11)$$

根據上面對照方程式，我們設定  $E\{G(y)\} = E\{G(W^T x)\}$ ， $W$  爲解混合矩陣， $x$  爲混合訊號，因此公式(8)可改寫成公式(12)，當  $E\{G(W^T x)\}$  爲最大時，則可找到非高斯分佈性最高的語音訊號，最後再利用牛頓法疊代運算，將解混合矩陣  $W$  求解出來。

$$J(W) \propto [E\{G(W^T x)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (12)$$

$$W \leftarrow E\{xG(W^T x)\} - E\{G'(W^T x)\}W \quad (13)$$

## (二) 子空間語音增強法(Subspace Speech Enhancement)

經由獨立成分分析法，我們可將混合訊號分離出兩個訊號，其中一個訊號其語音成分較大，另一個則是雜訊成分較大，然而含語音成分較多的訊號中，仍舊會殘留些許雜訊部份，因此我們使用子空間語音增強法來進一步加強處理，濾除訊號中的噪聲雜訊。

在訊號子空間的假設中，可將觀測訊號的向量拆解成兩個子空間，一個爲由乾淨語音訊號組合而成的子空間，另一個是與乾淨語音空間正交(orthogonal)且由噪音所組成的子空間，由於噪音所組成的子空間沒有任何語音資訊因此可將此忽略，而乾淨語音訊號的子空間中，仍舊會有噪音成分與其並存，例如各頻帶皆有可能存在的白噪音(White noise)，因此要根據噪音成分的分佈來處理，還原出沒有雜訊訊號的語音子空間。

我們假設訊號子空間中乾淨的語音成分可由一線性模型組成，如公式(14)所示，其中  $W_s$  爲一  $N \times M$  且  $M$  小於  $N$  的矩陣， $x_s$  爲  $M \times 1$  的向量，則此訊號向量  $y$  爲一個由  $W_s$  所建立的歐基里德空間  $R^N$  裡的一個集合，而此空間就是訊號子空間。

$$y = W_s x_s \quad (14)$$

因此原始混合訊號即爲原本的語音訊號子空間  $y$  再加上另一個噪音訊號子空間  $n_s$ ，如(15)式所示，由於本論文的方法是採用在時間域(Time domain)下的估算，所以在此就直接探討在時間域下的相關估測。

$$z = W_s x_s + n_s = y + n_s \quad (15)$$

根據上式的混合訊號，我們必須找出一個  $N \times N$  的濾波器  $F$ ，使得混合訊號經由濾波後能得到乾淨的訊號  $y' = Fz$ ，而濾波後的訊號與原訊號相比較可計算其濾波器  $F$  的誤差，其誤差值  $\delta$  計算如下：

$$\delta = y' - y = (F - I)y + F n_s = \delta_y + \delta_{n_s} \quad (16)$$

其中  $\delta_y$  表示被濾波器濾除的語音訊號失真， $\delta_{n_s}$  表示沒有被濾除的噪音所產生的失真，因此我們計算這兩種失真誤差的變異數當成強化後的誤差能量。

$$\bar{\delta}_y = E\{\delta_y^T \delta_y\} \quad (17)$$

$$\bar{\delta}_{n_s} = E\{\delta_{n_s}^T \delta_{n_s}\} \quad (18)$$

藉由(17)式和(18)式再和(16)式相比較，若要對訊號子空間中的濾波器作最佳化處理，對於語音訊號部份，語音失真的程度要最小，對於噪音訊號部份，殘留的噪音只要盡量抑制到不至於影響辨識結果的程度就好，而非要求完全沒有殘存的噪音成分存在，在如此折衷的條件下我們將此濾波器的最佳化條件以(19)式來表示。

$$\begin{aligned} \min \bar{\delta}_y \\ \bar{\delta}_{n_s} \leq \gamma \sigma^2, 0 \leq \gamma \leq 1 \end{aligned} \quad (19)$$

其中  $\sigma^2$  為噪音的變異數， $\gamma$  為調整控制濾波器殘留噪音訊號的程度，因此我們使用 Lagrange 方法來計算此最佳化濾波器條件，推導結果如下， $\mu$  為 Lagrange multiplier， $R_y$  和  $R_{n_s}$  分別為語音訊號和噪音訊號的共變異矩陣，若將  $R_y$  使用特徵值分解，假設  $R_y = P D_y P^T$ ， $P$  為特徵向量矩陣且  $D_y$  為特徵值對角矩陣，則(20)式可分解成(21)式，最後再將  $P^T R_{n_s} P$  用噪音訊號的特徵值對角矩陣近似，得到最後訊號子空間濾波器最佳化處理結果。

$$\hat{F} = R_y (R_y + \mu R_{n_s})^{-1} \quad (20)$$

$$\hat{F} = P D_y (D_y + \mu P^T R_{n_s} P)^{-1} P^T \quad (21)$$

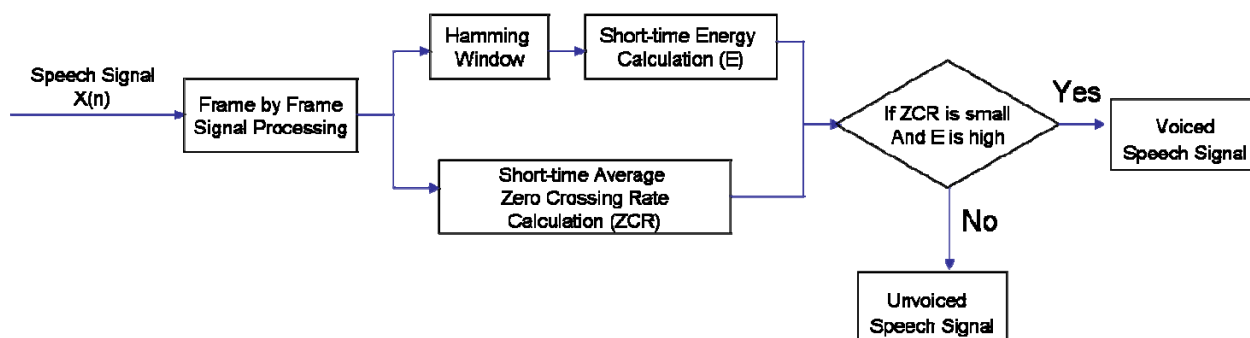
$$\hat{F} = P D_y (D_y + \mu D_{n_s})^{-1} P^T \quad (22)$$

### (三) 語音活動偵測法(Voice Activity Detection, VAD)

在語音活動偵測法上，我們利用語音訊號的能量曲線和過零率(Zero crossing rate)來進行語音訊號的端點偵測，一開始我們預先在語音訊號波形上設定一條基準線，當訊號振幅在此基準線上方定義為正，反之定義為負，再來則針對訊號中每個音框，個別計算振幅由正到負、以及由負到正的次數，若單位時間內越過基準線次數增多，表示訊號波形擺動越劇烈。對於一段含雜訊之語音訊號，雜訊或氣鼻音能量較小且過零率較高，而語音部份則是語音能量較高且過零率低，因此可藉由能量曲線以及過零率來針對每段語音訊號進行端點偵測處理。在此假設每個音框包含了  $N$  的樣本點，則過零率的計算方式如下所示。

$$\begin{aligned} ZCR &= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N-1} |\text{sgn}[x(n)] - \text{sgn}[x(n-1)]| \\ \text{sgn}[x(n)] &= 1 \text{ if } x(n) \geq 0, \text{sgn}[x(n)] = -1 \text{ if } x(n) < 0 \end{aligned} \quad (23)$$

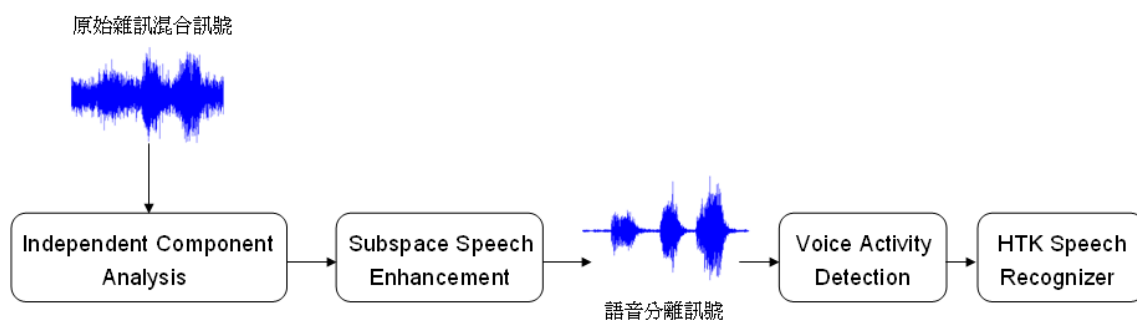
其中  $x(n)$  表示第  $n$  個樣本點的振幅能量， $x(n-1)$  表示為前一個樣本點，因此過零率是指兩連續樣本間，具有不同的正負號次數。取出正確的語音訊號後即可開始進行辨識，下圖為語音活動偵測法整體流程圖。



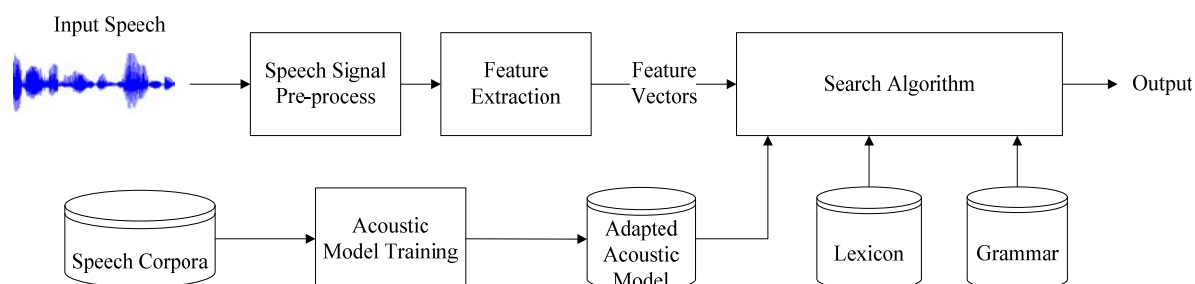
圖三、語音活動偵測法流程圖

### 三、系統架構

在上一章節中我們詳細敘述本論文所提出的遠距離雜訊語音辨識系統，所採用的各種研究方法，當收音系統接收到含有背景雜訊的語音時，首先會經由盲訊號分離所使用的獨立成分分析法將帶有雜訊的混合訊號進行分離，分離出兩個獨立訊號，再從這兩個獨立訊號中選取語音成分較多的獨立訊號，使用子空間語音增強法進一步濾除訊號中雜訊成分，最後再利用語音活動偵測法進行端點偵測，最後再使用 HTK 語音套件進行辨識，並判斷其辨識結果是否正確，下圖為整體遠距離雜訊語音辨識系統整體架構流程圖以及 HTK 語音辨識器辨識流程圖。



圖四、遠距離雜訊語音辨識系統流程圖

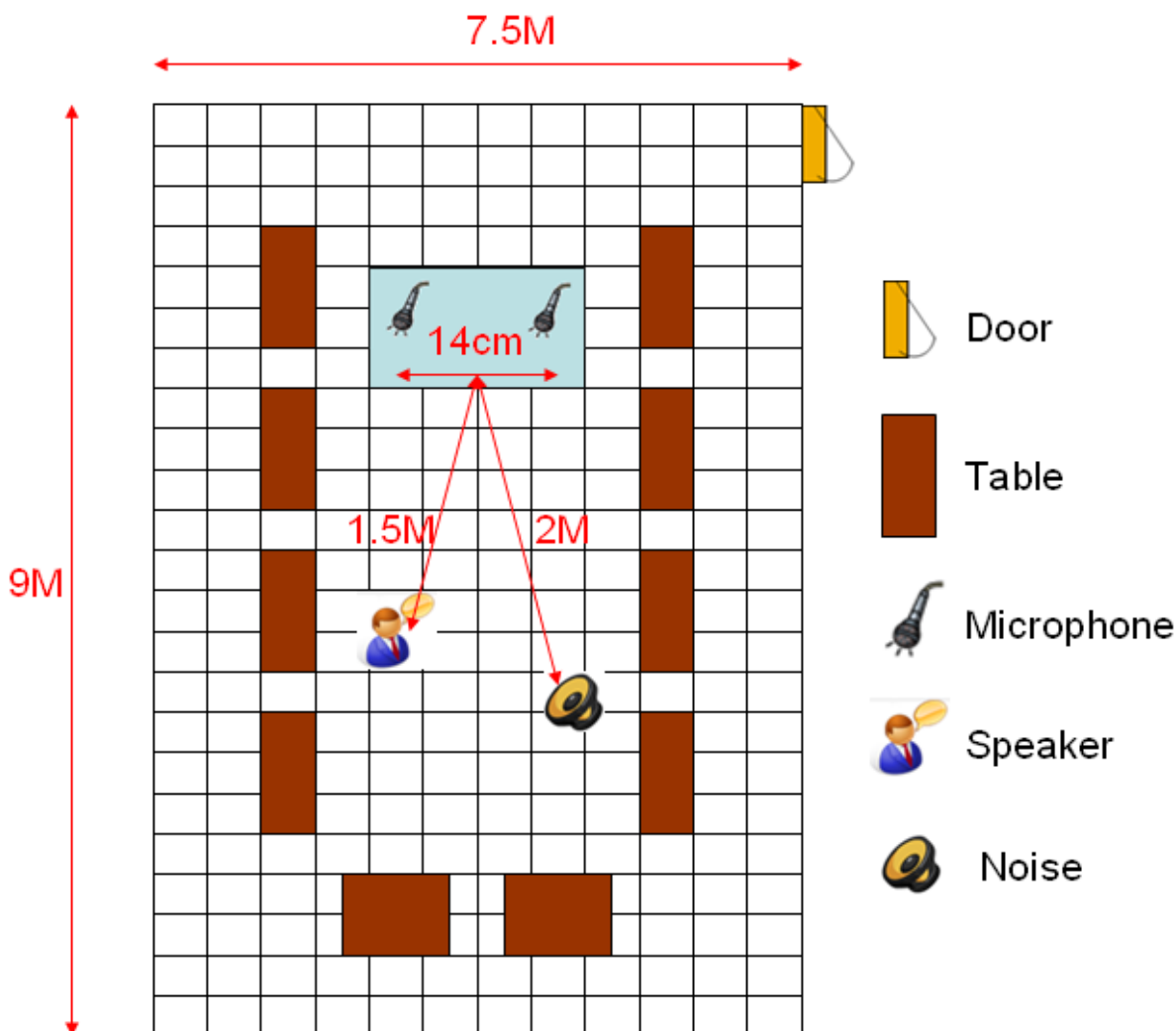


圖五、語音辨識器流程圖

#### 四、實驗設定及辨識結果

##### (一) 實驗環境評估和情境設定

在環境評估方面，實驗環境如下圖所示，會議室高度約為 3 公尺，至於收音麥克風陣列，我們採用兩支麥克風進行收音，再根據不同噪聲環境及語者身分和語意內容進行辨識。



圖六、實驗環境示意圖

根據上圖實驗環境示意圖，我們設定語者距離麥克風陣列中心為 1.5 公尺，噪聲源距離麥克風中心為 2 公尺且高度為 75 公分，且兩支收音麥克風間距為 14 公分，高度為 55 公分。在語者部份，我們採用三人進行錄音，且每人各說 10 句三字詞進行錄製，在此我們以人名做為字詞來源；在噪音部份，我們採用 noise-92 所提供的噪聲資料庫作為噪聲來源，在實驗中我們使用不同噪音段的 babble noise 和 car noise 當作噪聲種類。

語音和噪音混合後的訊號部份，我們根據 SNR(Signal-to-noise ratio)，分別產生各種噪聲情境下三種不同 SNR 值的雜訊訊號，分別是 0dB、5dB、以及 10dB，SNR 公式如(24)式所示，其中  $P_{\text{signal}}$  和  $P_{\text{noise}}$  分別指訊號和雜訊的平均能量， $A_{\text{signal}}$  和  $A_{\text{noise}}$  則是指訊號和雜訊振幅大小，最後再將各種情境下的混合雜訊訊號進行語音分離和語音增強，最後再



進行辨識流程。

$$\text{SNR(dB)} = 10\log_{10}\left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}}\right) = 20\log_{10}\left(\frac{A_{\text{signal}}}{A_{\text{noise}}}\right) \quad (24)$$

## (二) 實驗模擬辨識結果

最後在實驗辨識結果方面，我們以語音分離和增強後的訊號平均 SNR 值，以及與原始乾淨語音比較的 Segment SNR 值，還有辨識率(Recognition rate)當作我們辨識結果的主要依據，其中 Segment SNR 公式如(25)式所表示，其中  $d(i)$ 和  $y(i)$ 分別為原始乾淨語音訊號和增益後語音訊號。

$$\text{SegSNR(dB)} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \left[ 10\log_{10} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{d^2(i)}{(d(i) - y(i))^2} \right] \quad (25)$$

在下列的實驗表格中，表一為三種不同噪音段的 babble noise 和 car noise 與語音所混合而成的雜訊語音，再依據三種不同 SNR 值(0dB、5dB、10dB)情況下進行混合，最後再將此混合後的雜訊語音進行噪音分離及語音增強，並計算其增益後訊號的平均 SNR 值和 Segment SNR 值。在表一中我們可清楚看見，增益後的語音訊號，無論是在平均 SNR 值或是 Segment SNR 值，均比原始平均值提升不少，整體提升均超過 20dB。

表一、各種噪音情境下增益後訊號 SNR 值與 SegSNR 值

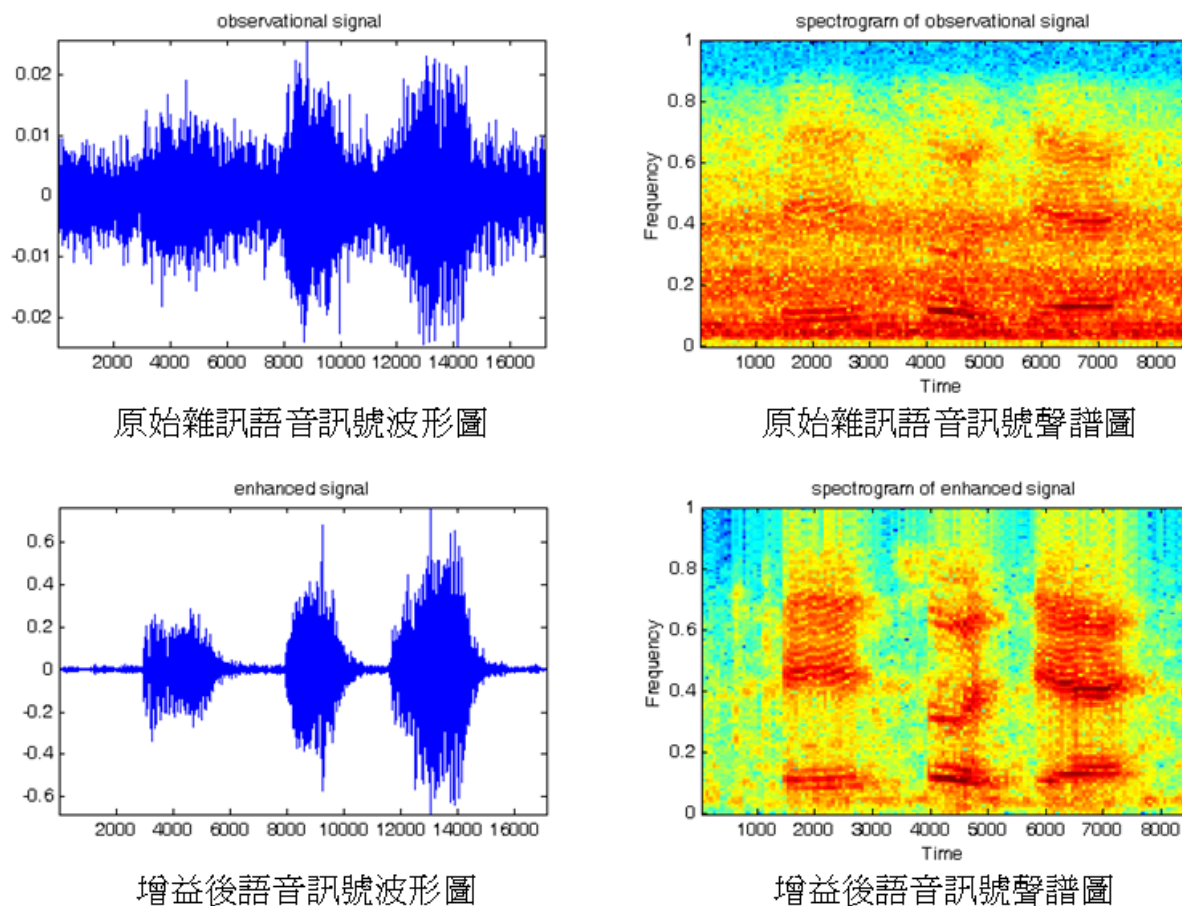
噪音情境	原始 SNR 值	增益後 SNR 值	增益後 SegSNR 值
Babble noise 1 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	17.99 dB	30.27 dB
Babble noise 2 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	21.81 dB	30.08 dB
Babble noise 3 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	22.39 dB	31.21 dB
Car noise 1 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	28.25 dB	31.79 dB
Car noise 2 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	30.76 dB	32.50 dB
Car noise 3 (0dB、5dB、10dB)	5 dB	31.31 dB	33.17 dB

表二則是在無背景噪音及各種噪音情境下，原始雜訊語音訊號的辨識率與增益後的辨識率比較表，我們在表二中可看見，增益過後的語音訊號在辨識率上有一定的提升程度，與原始雜訊語音辨識率相比較，最高可提升 30%辨識率，整體而言約可提昇 22.96%辨識率。

表二、各種噪音情境下增益後訊號辨識率

噪音情境	原始辨識率	增益後辨識率
無噪音	58.89 %	72.22 %
Babble noise 1 (0dB、5dB、10dB)	16.67 %	46.67 %
Babble noise 2 (0dB、5dB、10dB)	24.44 %	53.33 %
Babble noise 3 (0dB、5dB、10dB)	25.56 %	66.67 %
Car noise 1 (0dB、5dB、10dB)	61.11 %	67.78 %
Car noise 2 (0dB、5dB、10dB)	48.89 %	66.67 %
Car noise 3 (0dB、5dB、10dB)	58.89 %	72.22 %

下圖為原始雜訊語音訊號的波形圖和訊號聲譜圖(Spectrogram)、以及增益後語音訊號的波形圖和聲譜圖，在兩者訊號的波形圖比較中，可明顯看見增益後的語音訊號，在雜訊抑制上有顯著的提升；在聲譜圖比較中，除了可發現到非語音段訊號能量分布已降低不少，並且語音部份的訊號能量亦提昇許多，證實本論文所提出來的遠距離雜訊語音辨識系統，具有良好濾除噪聲雜訊和加強語音成分等功能，且能有效的提升其辨識率。



圖七、原始雜訊語音訊號和增益後語音訊號之波形圖和聲譜圖

## 五、結論

本論文所提出來的遠距離雜訊語音辨識系統，主要藉由盲訊號分離方式以及語音增強技術將雜訊語音分離出單一獨立語音訊號，再透過語音增強進一步濾除語音訊號中殘留噪音來提升辨識率，在實驗結果顯示，本論文所提出來之辨識系統，可明顯的有效提升語音能量以及辨識率，未來我們將模擬更多不同人聲及噪音情境、探討更多不同研究方法，發展出一套更具高音質解析且高辨識率之遠距離語音辨識系統。

## 參考文獻

- [1] A. Hyvärinen., “Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis,” *IEEE Transactions on Neural Networks* , Vol.10, No.3, pp.626-634, 1999.
- [2] B.N. Gover, J.G. Ryan, and M.R. Stinson, “Microphone array measurement system for analysis of directional and spatial variations of sound fields,” *J. Acoust. Soc. Am.*, 112,

1980–1991 (2002).

- [3] B.N. Gover, J.G. Ryan, and M.R. Stinson, “Measurements of directional properties of reverberant sound fields in rooms using a spherical microphone array,” *J. Acoust. Soc. Am.* (*in press*).
- [4] Leukimmiatis, S., Dimitriadis, D., and Maragos, P, “An optimum microphone array post-filter for speech applications,” *ICSLP, 2006*, pp. 2142–2145.
- [5] Yan Li, P. Wen and D. Powers, “Methods for the blind signal separation problem,” *in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Network, Signal Processing*, Nanjing China, Dec. 2003, pp. 1386-1389.
- [6] J. Herault and C. lутten, “Space or time adaptive signal processing by neural network models,” *In J. S. Denckcr (ed), editor, Neural Networks For Computing: AIP Conference Proceedings 151*, American Institute for Physics, New York, 1986.
- [7] G. Burel, “Blind separation of sources ~ a nonlinear neural algorithm,” *Neural Networks*, Vol. 5, No, 6, pp. 937-947, 1992.
- [8] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, “An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution,” *Neural Computation*, Vol. 7, No. 6, 1004-1034, 1995.
- [9] P . Smaragdis, *Information theoretic Approaches to source separation*, Master’s Thesis, MIT, Cambridge, MA, 1997.
- [10] I. Lin, D. Grier, and J. Cowan, “Faithful representation of separable distributions,” *Neural Computation*, Vol. 9, pp. 1305-1320,1997.
- [11] F. Tordini and F. Piazza, “A semi-blind approach to the separation of real world speech mixtures,” *in IJCNN’02*, Vol. 2, 2002, pp. 1293–1298.
- [12] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja. *Independent component analysis*. Wiley, 1st edition, 2001.
- [13] Roger L.berger, George Casella , *Statistical Inference*. 2nd edition , DUXBURY 2002.
- [14] T.M. Cover and J.A. Thomas, *Elements of Information Theory*, Wiley, 1991.
- [15] Aapo Hyvärinen, “New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit,” *Advance Neural Inform. Processing Syst.* 10. MIT Press, pp.273-279, 1998.
- [16] W. Hu, and Z. Liu, “Partially blind source separation of continuous chaotic signals from linear mixture,” *The Institution of Engineering and Technology 2008*, Vol. 2, No4, pp. 424-430.
- [17] Wang B.Y., and Zheng W.X., “Blind extraction of chaotic signal from an instantaneous linear mixture,” *Circuits Syst II*, 2006, 53, (2), pp.143-147.
- [18] Paolo A., Arturo B., Luigi F., and Mattia F., “Separation and synchronization of piecewise linear chaotic systems,” *Phys. Rev. E*, 2006, 74, p. 026212-1-026212-11.

