

## 應用灰色系統理論於語音訊號處理雜訊抑制之研究與設計

胡永柵 吳仲琪 董志強

大葉大學電機工程學系

51591 彰化縣大村鄉學府路 168 號

### 摘要

本論文研究是利用灰色理論 (grey theory) 中的灰預測 (grey prediction) 方法來進行語音分析, 並提出利用 Levinson-Durbin 方法取出極點建立語音模型, 這種方法可以讓語音分析的方法加入創新的思維。本文之設計在模擬的過程中共分為兩大部分: (1) 使用麥克風所取得的語音檔案, 應用自動回歸方程式擷取出其極點 (poles) 資料並存於資料庫。(2) 考慮具有白雜訊 (white noise) 之環境中透過自動回歸 (auto regression, AR) 模型濾波器及灰預測之方法使其語音更加清晰。本論文所模擬之結果最重要的是可以有效抑制雜訊及製作模型來增加語音處理的速度。期望能落實理論於實務設計中, 以另一種方法提供給語音辨識領域可以有其它選擇。

**關鍵詞:** 灰色理論, 灰預測, AR 模型, 語音處理

## A Method and Design for Speech Signal Processing to Suppress Noise by Using Grey System Theory

YUNG-NAN HU, CHUNG-CHI WU and CHIH-CHIANG TUNG

*Department of Electrical Engineering, Da-Yeh University*

*No. 168, University Rd., Dacun, Changhua, Taiwan 51591, R.O.C.*

### ABSTRACT

In this research the prediction component of grey theory is applied to analyze speech. For the purpose of innovation, the Levinson-Durbin method is adopted for extracting poles to construct a speech model. The two most critical factors are as follows: (1) MATLAB software is used to extract the pole data, which is established by using a microphone to compile speech files and concurrently construct a data-base for storage. (2) To ascertain the quantity of the speech data, an auto regression (AR) filter model is considered in the AWGN (additive white Gaussian noise, AWGN) environments. In this experiment, not only is a method for suppressing speech noise proposed, but also a speech model established for increasing the speed of speech processing. We expect the results of this research to provide another choice in promoting performance in speech recognition.

**Key Words:** grey theory, grey prediction, AR model, speech processing

### 一、前言

近年來，應用語音辨識 (speech recognize) 語音訊號分析日益廣泛，而且其技術日新月異，對於各類刑事案件之偵查的過程都有相當程度的運用，在過去類比時代中，其發揮相當大的助益。然而隨著數位化時代的來臨與數位家庭的需求，人們對家電產品的品質要求已不僅滿足於功能齊備及完善的人機介面，而是更重視產品與人們之間的溝通方式。由於語音是日常生活中最常用到的溝通媒介，因此若能讓人們與家電產品藉由語音進行溝通，勢必將帶給人們日常生活方式更多元化與多樣化。因此，發展出一套良好的語音辨識系統之人機介面一直是世界上許多重要研究機構努力的方向之一 [1, 2, 9]。而且隨著電腦功能的增加、語音擷取與顯示設備的普遍與便利及語音處理觀念的普及的影響，可預期語音處理會在我們的生活中扮演越來越重要的角色，利用語音辨識及降低雜訊的概念就因此而生。

所以語音大多朝著多聲道之語音處理，為了做好語音分析之快速處理將以前獨立化分析之技術，提升到使用模型分析。在參考前人的研究中發現大部分是以灰色理論中的灰關聯性分析來對現有的語音資料做比對分析，但是灰關聯分析是無法分析隨機所產生的語音變化，有鑑於此，為了將語音分析做更快速的處理，本文提出建立語音模型應用灰色理論之灰預測來做語音分析之處理，期望由灰預測 (grey prediction) 模型之應用，能帶動語音分析之創新的設計思維 [5, 6, 10]。

本論文研究是利用灰色理論中的灰預測方法來進行語音分析，並提出利用 Levinson-Durbin 方法取出極點建立語音模型，這種方法可以讓語音分析的方法加入創新的思維。研究過程中需考慮具有白雜訊之環境中透過自動回歸模型 (auto regression model, AR Model) 濾波器及灰預測之方法使其語音更加清晰，灰預測方法可預測隨機所產生之語音雜訊並且加以過濾及分離乾淨的語音訊號。本論文所模擬之結果最重要的是可以有效抑制雜訊及製作模型來增加語音處理的速度，期望能落實理論於實務設計中，以另一種方法提供給語音辨識領域可以有其他選擇 [9, 10]。

### 二、語音系統設計架構

本論文在進行語音系統設計與研究的過程中，主要研究之架構如圖 1 所示。其中語音經由麥克風取樣輸入後，其取

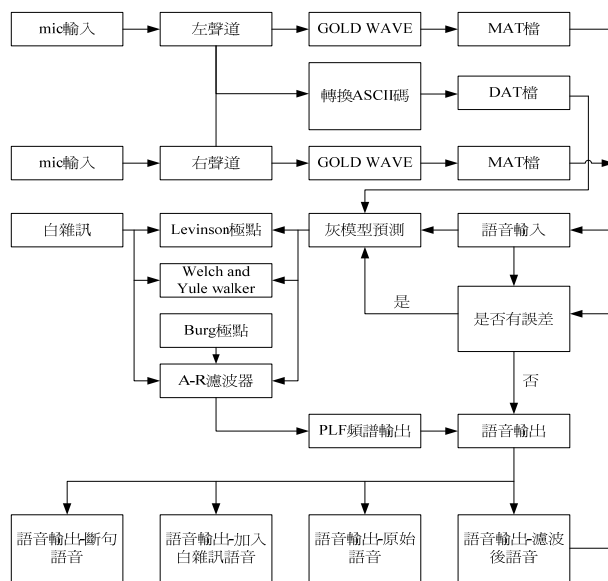


圖 1. 語音系統架構圖

樣之過程首先是使用 Gold wave 的錄製而成之後，經由錄製好的語音找出其取樣特徵值分別將取樣的值放入灰預測分析及 AR Model 兩種處理方式分別做處理語音輸出，比對原始語音與加入雜訊經濾波後的語音，最後再經由比對驗證兩者是否正確 [1, 2]。整體系統架構說明如圖 1 所示。

### 三、灰色系統理論

#### (一) 灰預測模型 (GM)

灰預測的特徵是能從信息不是很明確的數據，或是雜亂的數據中，經由模擬數學一階微分、二階微分或更多階的推導過程，得到推測未來趨勢或走向的適當模型，此模型稱為灰預測模型。目前以 GM(1,1) 是最常被運用的預測模型，廣泛使用在工程分析、電力預測、教育、體育、人體研究、自動控制、環境工程、飛安預測等等各領域。

系統中因子的物理意義若不同，且數據的單位也不同，則在進行分析比較時很難得到正確的結果。一般數據處理方法是利用所謂的均值化處理：先分別求出各個原始序列的平均值，再用均值去除對應序列中每個數據，就可以得到新的數據列，即為均值化序列。因此直接以 MATLAB 套裝軟體為平台，進行訊號的模擬與曲線分析，以此模擬曲線作為灰預測建模使用 [3-6]。

#### (二) 灰預測

預測 (prediction) 的定義，是依據現存的資訊與數據，

及以一種符合邏輯推理的方式，建立起一套或一種模式，再利用回歸方法來達成此種模式之推測、預測的目的。

灰預測方法是中國大陸學者鄧聚龍教授在灰色系統理論 (grey system theory) 中所提出的一種預測原理原則 [6]。所謂灰預測其方法主要是找出某一動態序列數據間的發展關係，得以建立其灰色模型來進行未來行為的推測，其主要的灰預測模型為 GM(1,1)，而 GM(1,1) 基本數學模型之灰微分方程式定義為：

$$\frac{dx^{(1)}}{dy} + ax^{(1)} = b \quad (1)$$

其中 a 和 b 為係數，

$$x^{(1)} = \left( \sum_{k=1}^1 x^{(0)}(k), \sum_{k=1}^2 x^{(0)}(k), \dots, \sum_{k=1}^3 x^{(0)}(k) \right) \quad (2)$$

$\frac{dx^{(1)}}{dy}$  可轉換成前後項的差，並定義

$$\frac{dx^{(1)}}{dy} \Delta = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) \quad (3)$$

再經累加運算可得到

$$x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) = x^{(0)}(k+1) \quad (4)$$

再經由背景值  $x_1^{(1)}(y)$  的定義：

$$x^{(1)}(k) \Delta = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1) = r^{(1)}(k) \quad (5)$$

結合上述方程式 (2)、(3)、(4)、(5) 可得 GM(1,1) 模型的灰色差分方程式為

$$x^{(0)}(k) + ar^{(1)}(k) = b \quad (6)$$

亦即具有一個及一階變量的灰色模型即稱為 GM(1,1) 模型，而方程式 (1) 稱之為源模型，從數學觀點而言是利用序列建立近似的微分方程式。

在進行灰預測前，首先建立灰色模型，而灰色建模主要是以灰色生成方法處理之數據，建立灰差分方程與灰色微分方程之模式，此方法稱為灰色建模。其方式有以下三種：

1. GM(1,1)：為一階微分，單一輸入變數，目前大部分研究

經常使用之預測模型。

2. GM(1,N)：為一階微分，多輸入變數，是作為多維關聯分析用，也有預測型。

3. GM(0,N)：零階微分，多輸入變數，能作多維關聯分析用 [5, 6, 8, 11]。

## 四、自動回歸模型

### (一) AR 模型理論

時間序列分析主要目標之一是對時間序列的資料作預測，在 1970 年代 Box-Jenkins 介紹了適合平穩序列的自回歸移動平均 (auto regression moving average, ARMA) 線性模型以及適合非平穩序列 (auto regression integrated moving average, ARIMA) 線性模型。

一般而言 ARMA(p, q) 模型，是為 ARIMA(p, d, q) 模型的特例，當給定三個固定整數 p, d, q, ARIMA(p, d, q) 模型將可分類為單純的 AR(p)、AR(q)、及混合的 ARMA(p, q) 模型，而本文使用的為 AR(p) 模型。自動回歸模型，也為無限脈衝響應 (infinite impulse response, IIR) 數位濾波器，是一個全極點的轉移函數。主要功能是将受控制端的輸出信號 (含雜訊) 消除雜訊並且轉換成線性方程式 [2, 4]。

### (二) AR Model 架構

AR Model 本身為離散線性結構，主要功能是将輸入信號轉換成離散的線性方程式。而線性方程式須經由下面兩個方法求得：

1. 利用交互相關函數 (cross-correlation function) 找出相關的極點值；
2. 用 Levinson-Durbin 演算法將相關的極點值計算出線性方程式，圖 2 為 AR Model 過程產生器。

假設在連續時間  $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M)$  中，我們可得到一個 M 階的自動回歸線性方程式如 (7)：

$$a_0u(n) + a_1u(n-1) + \dots + a_Mu(n-M) = v(n) \quad (7)$$

其中  $a_0, a_1, a_2, \dots, a_M$  被稱為 AR Model 的系統參數和， $v(n)$  為白雜訊。再由方程式 (7) 式推導  $u(n)$  方程式：

$$u(n) = w_1u(n-1) + w_2u(n-2) + \dots + w_Mu(n-M) + v(n) \quad (8)$$

其中  $w_k = -a_k$ 。而線性模式為：

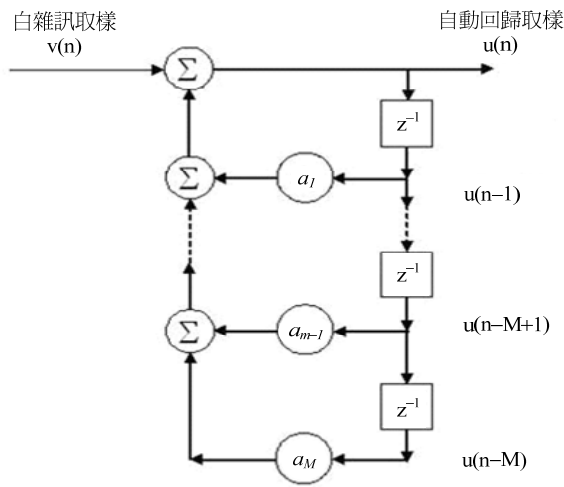


圖 2. AR Model 過程產生器

$$y = \sum_{k=1}^M w_k \cdot x_k + v \tag{9}$$

令  $a_0=1$ ，則可將 (7) 式化簡。

$$\sum_{k=0}^M a_k \cdot u(n-k) = v(n)$$

再將  $\{u(n)\}$  and  $\{a_n\}$  分別做 z-transform，對  $\{a_n\}$  作 z-transform

$$H_A(z) = \sum_{n=0}^M a_n \cdot z^{-n} \tag{10}$$

對  $\{u(n)\}$  作 z-transform

$$U(z) = \sum_{n=0}^M u(n) \cdot z^{-n} \tag{11}$$

由上述方程式 (10)、(11) 可得： $H_A(z)U(z) = V(z)$ ， $V(z)$  的 z-transform 表示成：

$$V(z) = \sum_{n=0}^M v(n) \cdot z^{-n} \tag{12}$$

AR(p) 模型屬於一個階數為  $p$  的自動回歸模型，其中  $p \in \{1, 2, 3, \dots\}$ ，至於它的定義為：

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \dots + \phi_p r_{t-p} + a_t \tag{13}$$

$$r_{t_1} - \phi_1 r_{t_1-1} - \phi_2 r_{t_1-2} - \dots - \phi_p r_{t_1-p} = \phi_0 + a_t \tag{14}$$

$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) r_t = \phi_0 + a_t \tag{15}$$

我們可以將方程式 (15) 改簡化成

$$\Phi(B) r_t = \phi_0 + a_t \tag{16}$$

其中，

$$\{a_t\}_{t=1}^{\infty} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma_a^2) \text{， 且}$$

$\Phi(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$  為 AR(p) 運算元，且

AR(p) 被稱為  $p$  階自動回歸模型 ( $p$ -th order auto regressive process)；且定義  $B$  為後移運算元，如  $r_{t-1} = B^1 r_t$ ，

$$r_{t-2} = B^2 r_t, \dots, r_{t-p} = B^p r_t \text{。}$$

自動回歸是由隨機過程  $\{r_t\}_{t=1}^{\infty}$  中任一個期望值 (expected value)  $r_t$  視為回歸模型中的因變數 (dependent variable)，而將前  $p$  期望值  $\{r_{t-1}, r_{t-2}, \dots, r_{t-p}\}$  視為自變數 (independent variable) 做一複回歸 (multiple regressive)，而自變數語因變數來自同一個隨機過程，因此而得自動回歸之名 [2, 4]。

### 五、Levinson-Durbin 演算法

Levinson-Durbin 演算法用在於交互相關函數 (cross-correlation function) 的相關函數之有偏估計值，主要是解相關矩陣 (correlation matrix) 的方法，讓全極點模型的階數在遞迴中逐步增加，也是將自相關函數矩陣的階數遞增，可計算出線性預估係數 [1]。我們處理過程有四個階段：

1. 由  $a_m = \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m-1}^0 \end{bmatrix} \times R_{m+1}$  其分階輸入  $u(n)$ ,  $u(n-1), u(n-2), \dots, u(n-m)$  的  $[(m+1) \times (m+1)]$  相關矩陣，是在第  $m$  階的順向預測錯誤濾波器 (forward prediction-error filter)。

$$R_{m+1} a_m = \begin{bmatrix} P_m \\ 0_m \end{bmatrix} \tag{17}$$

其中  $a_m$  為  $m$  階的線性預估參數， $P_m$  是順向預測錯誤能力， $0_m$  是  $(m \times 1)$  的空向量。

2. 由  $a_m = \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m-1}^B \end{bmatrix}$  的右半部，將  $R_{m+1}$  相關矩陣代

入

$$R_{m+1} = \begin{bmatrix} R_m & r_m^B \\ r_m^{BT} & r(0) \end{bmatrix} \quad (18)$$

$R_{m+1}$  的相關矩陣為：

$$R_{m+1} = \begin{bmatrix} a_{m+1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_m & r_m^B \\ r_m^{BT} & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{m+1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_m & a_{m+1} \\ r_m^{BT} & a_{m+1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中， $R_m$  是分接輸入  $u(n), u(n-1), u(n-2), \dots, u(n-m+1)$  的  $(m \times m)$  的相關矩陣，且  $r_m^B$  是分階輸入與  $u(n-m)$  之間的交互相關向量 (cross-correlation vector)。

而 Wiener-Hopfield 的累加幾何方程式在於第  $m-1$  階的順向預測錯誤濾波器為

$$R_m a_{m-1} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中  $p_{m-1}$  是在於這濾波器的預測錯誤值 (prediction-error value)， $0_{m-1}$  是  $(m-1) \times 1$  的空向量

$$\Delta_{m-1} = r_m^{BT} a_{m-1} = \sum_{k=0}^{m-1} r(r-m) a_{m-1,k} \quad (21)$$

取代方程式 (20)、(21)，我們可以寫成

$$R_{m+1} \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \\ \Delta_{m-1} \end{bmatrix} \quad (22)$$

3. 由  $a_m = \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m-1}^B \end{bmatrix}$  的右半部，我們使用  $R_{m+1}$  相關

矩陣代入  $R_{m+1} = \begin{bmatrix} r(0) & r_m^H \\ r_m & R_m \end{bmatrix}$ ，則  $R_{m+1} \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m+1}^B \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} r(0) & r_m^H \\ r_m & R_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m+1}^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m^H & a_{m+1}^B \\ R_m & a_{m+1}^B \end{bmatrix}$$

其中，得

$$r_m^H a_{m-1}^B = \sum_{k=1}^m r(-k) a_{m-1,m-k}^* = \sum_{l=0}^{m-1} (l-m) a_{m-1,j}^* = \Delta_{m-1}^* \quad (23)$$

且 Wiener-Hopfield 的累加幾何方程式在於第  $m-1$  階的回授預測錯誤濾波器 (feedback prediction-error filter) 是

$$R_m a_{m-1}^B = \begin{bmatrix} 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (24)$$

我們可寫成

$$R_m a_{m-1}^B = \begin{bmatrix} \Delta_{m-1}^* \\ 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (25)$$

4. 總和前三階段的結果後獲得

$$\begin{bmatrix} p_m \\ 0_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \\ \Delta_{m-1} \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} \Delta_{m-1}^* \\ 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (26)$$

這是遞歸的因果關係。我們可整理兩個重要的演繹推導出的結論，

$$(1) p_m = p_{m-1} + k_m \Delta_{m-1}^* ;$$

$$(2) 0 = \Delta_{m-1} + k_m p_{m-1} \text{ 和 } k_m = -\frac{\Delta_{m-1}}{p_{m-1}}, \text{ 對於這預測錯}$$

誤能力的階數更新我們得到關係式：

$$p_m = p_{m-1} (1 - |k_m|^2) \text{ 且 } 0 \leq p_m \leq p_{m-1}, m \geq 1 \quad (27)$$

$p_0 = r(0)$ ，其  $r(0)$  是自動迴歸方程的輸入過程之起始值。

一個  $M$  階預測錯誤濾波器 (prediction-error filter) 透過 (27) 式的預測錯誤能力相同於 (28) 式 [1, 4, 7, 9]。

$$p_m = p_0 \prod_{m=1}^M (1 - |k_m|^2) \quad (28)$$

## 六、實驗模擬結果

圖 3 為原始輸入之語音信號，如前所述，此波形為使用 Gold wave 套裝軟體所錄製，其中錄製時間為 3.7 秒，內容分別為語音 1、2、3、4，其語音振幅為錄製聲音之大小，將此語音使用 AR 模型找出其頻率響應之極點，如圖 4 所示為此語音頻率響應之波德圖，此圖可知其語音之頻率響應的

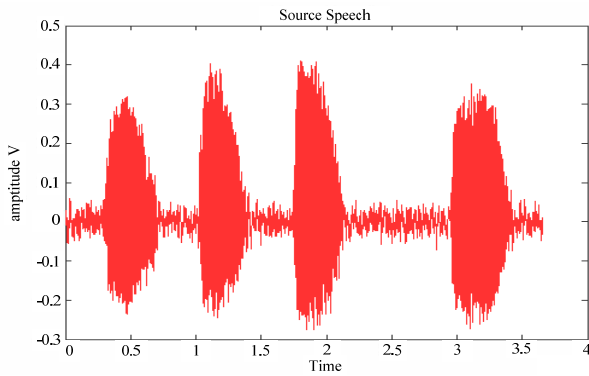


圖 3. 原始語音訊號

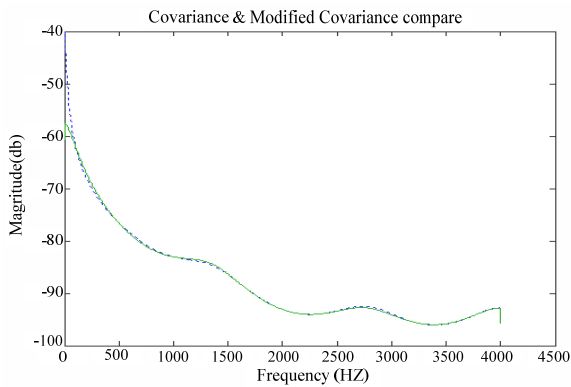


圖 4. AR Model 頻率響應之波德圖

特徵，依照此特徵進行線性預估，聲音使用分貝 (dB) 為其單位，使其範圍太大時，仍可在一張圖面上觀察其特性，圖中虛線為語音使用 AR 模型所估測出來的，而實線的部份為其原始訊號之波德圖，由此可知頻率與聲音之關係。並使用 Levinson-Durbin 線性預估器驗證 AR 模型所找出之極點及其階數係數是否相同，因此多了這個步驟就可證明，利用更簡易之 AR 模型找出此語音極點之分佈，加快分析與辨識。圖 5 所示，虛線部份為 Levinson-Durbin 所預估之曲線，實線為 AR 模型之預估曲線，使用 Levinson-Durbin 演算法將其語音降低階數演算，由波德圖可知。

其 dB 值定義如下式：

$$dB = 10 \log(v/v_0) \quad (29)$$

其中  $v$  為語音實際值， $v_0$  為語音之基準值。

由以上可知當找出此語音之階數係數後，可將其係數值使用灰預測模型 GM(1,1) 來預估出實際之訊號，一般語音與雜訊是並存的，故可使用此方法來擷取語音訊號並消除其

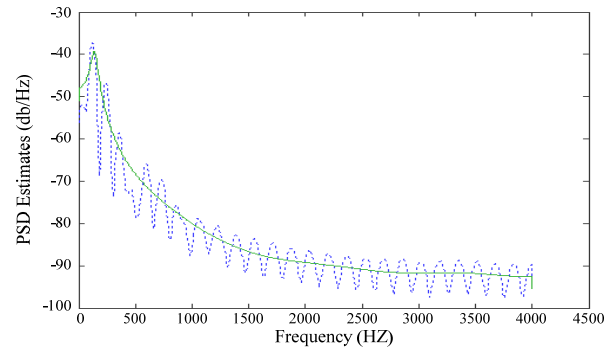


圖 5. Levinson-Durbin 驗證語音模型之波德圖

雜訊，由於 AR 模型與 Levinson-Durbin 演算法是將序列均值化，這樣可使對稱之雜訊消除，非對稱之雜訊減少，但其缺點會使整個語音輸出變小，音量亦變小，所以在經灰預測模型分析後將此輸出針對其訊號做增強處理，如圖 6 所示，與原始語音做比較增強約 20 倍。以上僅針對語音波形做分析，為了證實可使用此方法進行濾除雜訊，使用了三種聲音模式進行灰模型估測，一為單純原始訊號之估測，二為原始訊號加入白雜訊 (高斯雜訊) 之估測，三為原始訊號背景音之估測，將預測之過程建立如圖 7 至圖 9 所示。

圖 7 為原始訊號之估測，圖中 Sequence step 為估測序列，Corresponding value 為其估測序列所對應之值，由此可知當估測第一序列時所對應到的值為 1，因為圖 7 為單純原始訊號所以 GM(1,1) 估測幾乎是一模一樣。

而圖中 AGO 為累加生成之過程，Error 為在生成過程中所比對之誤差，圖 8 所示為估測原始訊號加入白雜訊之 GM(1,1) 模型，紅色線為原始訊號加入白雜訊之訊號估測，藍色線為估測原始訊號之結果，由此模擬可知白雜訊之訊號並可直接消除其雜訊，圖 9 為加入背景音原始訊號之估測，

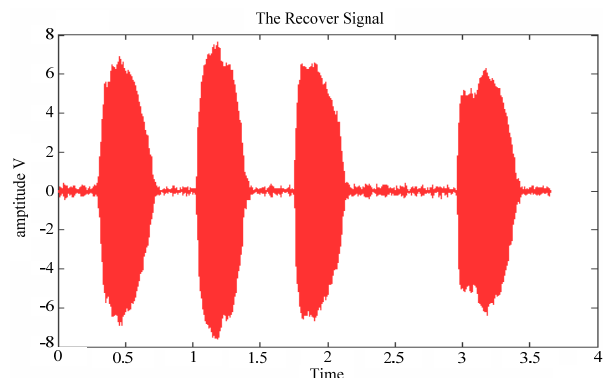


圖 6. 經灰預測分析濾波後放大之訊號

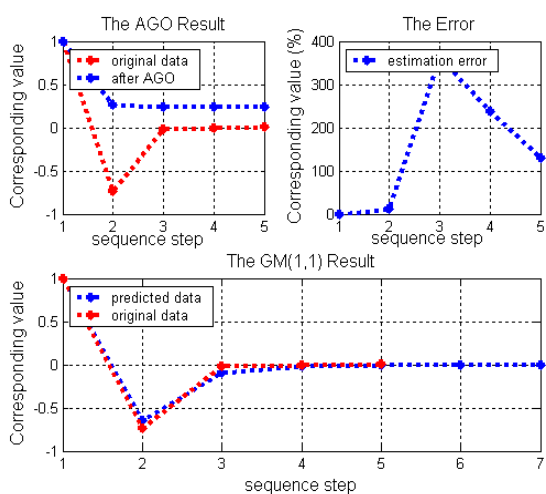


圖 7. 預測原始語音訊號波形圖

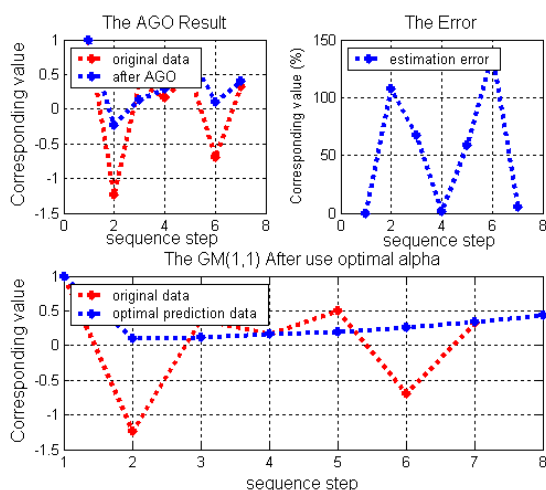


圖 8. 預測具有白雜訊之波形圖

原始聲音並未像加入白雜訊一般模糊不清，故預測出來之準確度更加高，且接近圖 7 之原始單純語音，由序列與其所對應之值將各圖比較，更加可以確認灰預測模型濾波的可行性。

## 七、結論

本論文經由以上的解析理論與使用灰預測之模擬分析，可以得知灰色理論之灰預測模型方法應用在處理語音雜訊的準確性與可行性。由於 IIR 濾波器可以用較少的階數達到雜訊消除，因此我們一般較常使用 IIR 濾波器。本文也提供更快的速度建立模型進行分析，針對白雜訊、背景音都能有效濾除，此為本論文之最終目標。

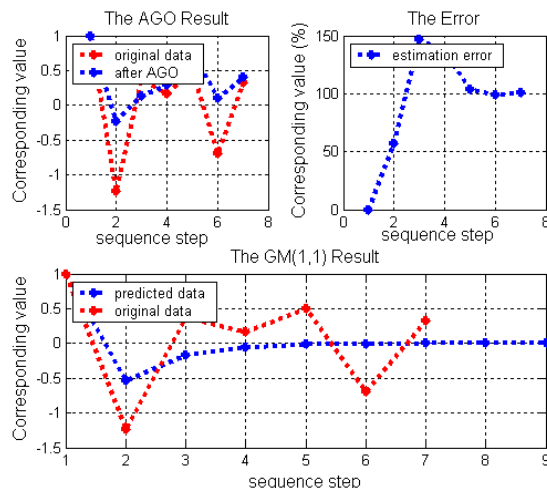


圖 9. 預測具有背景音訊之波形圖

## 參考文獻

1. 王小川 (民 96)，語音訊號處理，頁 12-117，全華科技圖書股份有限公司，台北。
2. 胡允中 (民 96)，灰色理論運用於混音辨識之研究，大葉大學電機工程學系碩士班碩士論文。
3. 許智翔 (民 94)，灰預測 GM(1,1) 應用於系統參數調整之研究與設計，大葉大學電機工程學系碩士班碩士論文。
4. 陳傳傑 (民 94)，模型估測應用於影像辨識之研究與設計，大葉大學電機工程學系碩士班碩士論文。
5. 溫坤禮、張簡士琨、葉鎮愷、王建文、林慧珊 (民 96)，MATLAB 在灰色系統理論的應用，頁 41-75，全華科技圖書股份有限公司，台北。
6. 鄧聚龍 (民 92)，灰色系統理論與應用，頁 85-111，高立圖書有限公司，台北。
7. Benaroya, L., L. M. Donagh, F. Bimbot and R. Gribonval (2003) Non negative sparse representation for wiener based source separation with a single sensor. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Rennes Cedex, France.
8. Chen, H. S. and W. C. Chang (1999) Improvement of GM(1, 1) modeling by the optimization approach. The Fourth National Symposium on Grey System Theory and Its Application, Orlando, FL.
9. Johansson, S., S. Nordebo and I. Claesson (2002) Convergence analysis of a twin-reference complex least-mean-square algorithm. *IEEE Transaction Speech*

- 
- and Audio Processing*, 10(4), 213-221.
10. Lee, C. H. and Y. J. Chun (2004) An intelligent handoff algorithm for wireless communication systems using grey prediction and fuzzy decision system. 2004 IEEE-51 International Conference on Networking, Sensing & Control, Taipei, Taiwan.
11. Lin, J. L., W. D. Chou and J. H. Wu (1999) Apply Taguchi method to selecting the generating coefficient of GM(1, 1). The Fourth National Symposium on Grey System Theory and Its Application, Orlando, FL.
- 收件：97.12.17 修正：98.02.26 接受：98.04.16