

## 模型估測應用於影像辨識之研究與設計

胡永柵 陳傳傑 黃致軒 陳茂林

大葉大學電機工程系

彰化縣大村鄉山腳路 112 號

### 摘要

隨著科技的進步，影像辨識的應用層面也越來越廣泛，例如：人臉、鈔票、指紋...等。一般的影像處理、分析與辨識，均是將整張影像圖片作某些特徵處理，再依照特徵點去與其他影像圖片作比對，進一步得到兩者間的相似度。但若是影像信號被干擾時，有時圖片上並無法清楚察覺，使得在辨識上有了誤判而無法得到良好的效果。因此，本文擬將提出將影像圖片先作自動迴歸模式（AR-Model）頻譜分析，並透過演算法（Levinson）的預估，針對影像每一列作 256 灰階的預估，依此預估製作一影像的 3-D 頻譜分析圖，再依此與受雜訊干擾之圖像或與新進影像之 3-D 頻譜圖做比對，將可有效且快速的辨識影像，經模擬驗證本文之設計是可行的。

**關鍵詞：**影像辨識，AR-Model，Levinson，頻譜分析圖

## Applying Model Prediction in Image Recognition Research and Design

YUNG-NAN HU, CHUAN-JIE CHEN, ZHI-XUAN HUANG and MAO-LIN CHEN

*Department of Electrical Engineering, Da-Yeh University*

*112 Shan-Jiau Rd., Da-Tsuen, Changhua, Taiwan*

### ABSTRACT

As science and technology progress, the application aspect of image recognition is becoming increasingly extensive, e.g., human faces, currency, fingerprints, etc. A general image is manipulated by analysis and recognition of the characteristics of the entire pictorial image, followed by a comparison with other images in order to obtain a similar degree between the two. However, when interference occurs in the image signal, the picture sometimes cannot be clearly perceived nor favorable results obtained. Therefore, this study first proposes a frequency analysis of an AR-Model, followed by a Levinson estimation in advance, functioning as a preliminary estimation of 256 gray steps per individual image, then estimating and forming a primitive image prior to compiling a frequency analysis chart for comparison with a 3-D frequency analysis chart of a new image or with an image which has noise, after which process the image can be quickly and successfully discriminated. The simulation results demonstrate that the design of this study is feasible.

**Key Words:** image recognition, AR-Model, Levinson, frequency analysis chart

## 一、前言

雖然在本世紀初，影像處理技術應用在改善倫敦與紐約間經海底電纜發送之圖像，但直到大型計算機和太空科學研究計畫的出現，大家才注意到影像處理的潛力。在 1964 年，美國航太總署利用計算技術改善從太空探測器所獲得的影像 [12]。1972 年 X 光電腦斷層掃描術獲得實際應用 [4]。一直到現在，整個影像處理的領域仍在蓬勃發展中，而其應用的範圍也從原先的太空計畫，擴展到了其他科學領域。並且隨著電腦功能的增加、影像擷取 [10] 與顯示設備的普遍與便利及影像處理觀念的普及之影響，可預期影像處理會在我們的生活中扮演越來越重要的角色。

所以目前影像處理皆朝著多媒體之畫面處理 [11]，亦或做影像辨識之快速處理將以前手動辨識之技術，提升到能自動辨識 [8]。因此，有鑑於此，為了將影像辨識做更快速的比對，本文提出以控制觀念之模型估測 [14] 來做影像辨識處理，期望由模型估測之應用，能帶動影像辨識之新的設計思維。

## 二、系統的設計架構

本文是利用自動迴歸模式 (AR-Model)，將影像訊號以最佳函數來表示整個影像信號像素序列，將原本的影像圖片轉換為數位化的訊號，進而得到影像的頻譜分析圖。並利用演算法 (Levinson) 方法做系統鑑別方式將影像信號作像素迴歸分析，可找影像信號之每列特徵值，且作最小誤差的表示，以維持原始影像的品質。計算公式在後面各章已有說明，取得與輸出之數據為矩陣形式，而經由 AR-Model 所得之特性方程式係數也在實例中以方程式形式寫出。

當圖形的擷取過程中，一些難以肉眼辨識出來的雜訊，我們透過 3-D 頻譜可輕易察覺，並利用 Wiener 濾波器將其濾除。最後，將去除雜訊的影像加以比對，以達到影像辨識的結果。如圖 1 所示為系統架構圖。

## 三、自動迴歸模型

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。

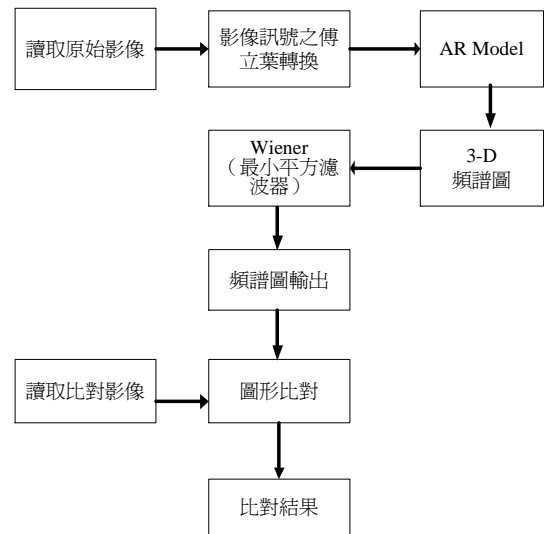


圖 1. 系統架構圖

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

$$u(n) + a_1 u(n-1) + \dots + a_M u(n-M) = v(n) \quad (1)$$

其中  $a_1, a_2, \dots, a_M$  被稱為 AR Model 的系統參數和， $v(n)$  為白雜訊。

再由 (1) 式推導  $u(n)$  方程式：

$$u(n) = w_1 u(n-1) + w_2 u(n-2) + \dots + w_M u(n-M) + v(n) \quad (2)$$

其中  $w_k = -a_k$ 。

而線性模式為：

$$y = \sum_{k=1}^M w_k \cdot x_k + v \quad (3)$$

令  $a_0 = 1$ ，則可將 (1) 式化簡。

$$\sum_{k=0}^M a_k \cdot u(n-k) = v(n) \quad (4)$$

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

對  $\{a_n\}$  作 z-transform

$$H_A(z) = \sum_{n=0}^M a_n \cdot z^{-n} \quad (5)$$

對  $\{u(n)\}$  作 z-transform

$$U(z) = \sum_{n=0}^M u(n) \cdot z^{-n} \quad (6)$$

由上述二式可得： $H_A(z)U(z) = V(z)$

$V(z)$  的 z-transform 表示成：

$$V(z) = \sum_{n=0}^M v(n) \cdot z^{-n} \quad (7)$$

若系統有白色雜訊  $v(n)$  作用干擾為輸入，如圖 2 所示

$$H_G(z) = \frac{U(z)}{V(z)} = \frac{1}{H_A(z)} = \frac{1}{\sum_{n=0}^M a_n \cdot z^{-n}} \quad (8)$$

$$= \frac{1}{(1-p_1z^{-1})(1-p_2z^{-1})\dots(1-p_Mz^{-1})}$$

$H_G(z)$  的  $p_1, p_2, \dots, p_M$  的參數為極點，且特性方程式的根為：

$$1 + a_1 \cdot z^{-1} + a_2 \cdot z^{-2} + \dots + a_M \cdot z^{-M} = 0 \quad (9)$$

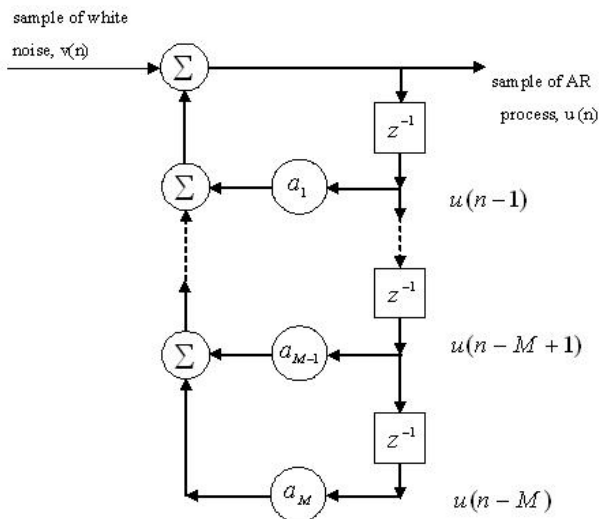


圖 2. AR Model 過程產生器

其中，在轉換過程中我們利用了交互相關功能（cross-correlation）加以處理。說明如下：

Cross-Correlation Function 的目的是在於系統架構的 plant 之輸出控制信號找出相關函數的有偏估計值，藉由 AR Model 的微分方程式運算線性方程式的特性根，其推導如下 [1-2]：

由（1）式將左右同乘  $u(n-l)$ ，可得：

$$E \left[ \sum_{k=0}^M a_k u(n-k) u(n-l) \right] = E \left[ v(n) u(n-l) \right] \quad (10)$$

其中，E 表示期望值運算。

由上式（10）的左邊藉由期望與總合的互換以及期望的  $E[u(n-k)u(n-l)]$  的分辨等於 AR Model 自動相互關聯功能的過程是為了一個  $l-k$  的延遲。我們化簡右邊是藉由對於  $l > 0$  時，預期的  $E[v(n)u(n-l)]$  的觀察為 0，因為  $u(n-l)$  包含只有白雜訊在濾波器的輸入裡在圖 2 更改時間為  $n-l$ 。

$$\sum_{k=0}^M a_k \cdot r(l-k) = 0 \quad (11)$$

當  $a_0=1$  時，則  $l > 0$ ，則將上式展開，可得

$$r(l) = w_1 r(l-1) + w_2 r(l-2) + \dots + w_M r(l-M) \quad (12)$$

其中  $w_k = -a_k, k = 1, 2, 3, \dots, M$ 。

則（12）式可以明確地表示為

$$r(m) = \sum_{k=1}^M C_k p_k^m \quad (13)$$

上式（13）的  $C_1, C_2, \dots, C_M$  為係數和， $p_1, p_2, \dots, p_M$  為線性方程式的特性根。

注意，當圖 2 的 AR Model 滿足限定條件是在於漸近平穩時， $|p_k| < 1$  在於全部的  $k$ ，假使自動相互關係函數  $r(m)$  接近於 0 時，那麼  $m$  會接近於無限大。

#### 四、Levinson-Durbin 演算法

Levinson-Durbin 演算法用在於 Cross-Correlation Function 的相關函數之有偏估計值，主要是解 Correlation 矩陣的方法，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 [3]。

我們處理過程有四個階段：

1. 由  $a_m = \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m-1}^B \end{bmatrix}$  乘以  $R_{m+1}$ ，其分接輸入  $u(n), u(n-1), u(n-2), \dots, u(n-m)$  的  $((m+1)-by-(m-1))$  相關矩陣 (correlation matrix) 是在  $m$  階的順向預測錯誤濾波器 (forward prediction-error filter)。

$$R_{m+1}a_m = \begin{bmatrix} p_m \\ 0_m \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中  $p_m$  是順向預測錯誤能力， $0_m$  是  $(m-by-1)$  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

$$R_{m+1} = \begin{bmatrix} R_m & r_m^B \\ r_m^{BT} & r(0) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$R_{m+1}$  的相關矩陣為：

$$R_{m+1} \begin{bmatrix} a_{m+1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_m & r_m^B \\ r_m^{BT} & r(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{m+1} \\ 0 \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} R_m a_{m+1} \\ r_m^{BT} a_{m+1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

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

這 set of augmented Wiener-Hopf 方程式在於  $m-1$  階的順向預測錯誤濾波器 (forward prediction-error filter) 為

$$R_m a_{m-1} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中  $p_{m-1}$  是在於這濾波器的預測錯誤能力 (prediction-error power)， $0_{m-1}$  是  $(m-by-m)$  的空向量。

$$\Delta_{m-1} = r_m^{BT} a_{m-1}$$

$$= \sum_{l=0}^{m-1} r(r-m) a_{m-1,l} \quad (18)$$

取代 (17) 式和 (18) 式，我們可以寫成

$$R_{m+1} \begin{bmatrix} a_{m-1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \\ \Delta_{m-1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

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

$$R_{m+1} \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m+1}^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(0) & r_m^H \\ r_m & R_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ a_{m+1}^B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m^H a_{m+1}^B \\ R_m a_{m+1}^B \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$r_m^H a_{m-1}^B = \sum_{k=1}^m r(-k) a_{m-1, m-k}^* \\ = \sum_{l=0}^{m-1} r^*(l-m) a_{m-1, j}^* = \Delta_{m-1}^* \quad (21)$$

而且，the set of augmented Wiener-Hopf 方程式在於  $m-1$  階的回授預測錯誤濾波器是

$$R_m a_{m-1}^B = \begin{bmatrix} 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (22)$$

取代 (21) 式和 (22) 式，我們可寫成

$$R_m a_{m-1}^B = \begin{bmatrix} \Delta_{m-1}^* \\ 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (23)$$

4. 總和 1、2 和 3 階段的結果後獲得

$$\begin{bmatrix} p_m \\ 0_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{m-1} \\ 0_{m-1} \\ \Delta_{m-1} \end{bmatrix} + k_m \begin{bmatrix} \Delta_{m-1}^* \\ 0_{m-1} \\ p_{m-1} \end{bmatrix} \quad (24)$$

這是遞歸的因果關係。由 (24) 式，我們可整理兩個重要的演譯推導出的結論。

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

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

誤能力的階數更新我們得到關係式：

$$p_m = p_{m-1} \left( 1 - |k_m|^2 \right) \quad (25)$$

$$0 \leq p_m \leq p_{m-1}, \quad m \geq 1$$

$p_0 = r(0)$ ，其  $r(0)$  是自動迴歸功能的輸入過程在於 0 延遲之後。

包括  $m=0$  開始和在一個時間裡增加濾波器一個階數，我們找到關於最後  $M$  階的一個預測錯誤濾波器 (prediction-error filter) 透過這

$p_m = p_{m-1} \left( 1 - |k_m|^2 \right)$  的預測錯誤能力 (prediction-error power) 相同於

$$p_M = p_0 \prod_{m=1}^M \left( 1 - |k_m|^2 \right) \quad (26)$$

## 五、Wiener 濾波器

影像復原的主要目的是去改善一幅品質遭到惡化的影像。復原是一種過程，此種過程試圖利用對惡化現象發生之前的瞭解，建立惡化的模型，再運用相反的過程來重建或恢復影像 [4]。

首先，定義

$$R_f = E\{ff^T\} \quad (27)$$

其中， $E$  代表代數期望值運算。 $E\{f_i f_j\}$  表示  $R_f$  的第  $i$  列與第  $j$  行元素。因為  $f$  的元素為實數，故可得：

$$r_{ij} = E\{f_i f_j\} = E\{f_j f_i\} = r_{ji} \quad (28)$$

假設任一兩像素的相關性只與像素間的距離有關，則可將  $R_f$  改寫為：

$$R = \begin{bmatrix} R_0 & R_{M-1} & \cdots & R_1 \\ R_1 & R_0 & \cdots & R_2 \\ R_2 & R_1 & \cdots & R_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{M-1} & R_{M-2} & \cdots & R_0 \end{bmatrix} \quad (29)$$

其中

$$R_i = \begin{bmatrix} r_{i,0} & r_{i,N-1} & \cdots & r_{i,1} \\ r_{i,1} & r_{i,0} & \cdots & r_{i,2} \\ r_{i,2} & r_{i,1} & \cdots & r_{i,3} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{i,N-1} & r_{i,N-2} & \cdots & r_{i,0} \end{bmatrix} \quad (30)$$

我們利用  $R$  的特徵向量組成一個  $W$  矩陣作對角化，則：

$$\begin{aligned} W &= W_M \otimes W_N = \{w_M(i,m)\} \otimes \{w_N(n,k)\} \\ &= \left\{ e^{-j\frac{2\pi}{M}im} \right\} \otimes \left\{ e^{-j\frac{2\pi}{N}nk} \right\} \end{aligned} \quad (31)$$

上式中， $i,m=0,1,2,\dots,M-1$ ，且  $n,k=0,1,2,\dots,N-1$  則

$$R_f = WAW^{-1}$$

接著，我們定義：

$$R_n = E\{nn^T\} \quad (32)$$

同理，我們可以得到  $R_n = WBW^{-1}$  而對角矩陣  $A$ 、 $B$  的元素分別為相關矩陣  $R_f$ 、 $R_n$  中諸元素的傅立葉轉換。

$$\text{將 } Q^T Q = R_f^{-1} R_n \text{ 代入 } \hat{f} = (H^T H + rQ^T Q)^{-1} H^T g$$

得到

$$\hat{f} = (H^T H + rR_f^{-1} R_n)^{-1} H^T g \quad (33)$$

利用  $H = WDW^{-1}$ 、 $R_f = WAW^{-1}$  與  $R_n = WBW^{-1}$

得

$$\hat{f} = (WD^*DW^{-1} + rWA^{-1}BW^{-1})^{-1} WD^*W^{-1}g \quad (34)$$

將兩邊共乘  $W^{-1}$ ，化簡後可得：

$$W^{-1} \hat{f} = (D^*D + rA^{-1}B)^{-1} D^*W^{-1}g \quad (35)$$

我們將上式中的元素改寫為下列形式：

$$\hat{F}(k,l) = \left[ \frac{H^*(k,l)}{|H(k,l)|^2 + \gamma \left[ \frac{S_\eta(k,l)}{S_f(k,l)} \right]} \right] G(k,l) \quad (36)$$

其中， $k=0,1,2,\dots,M-1$ ， $l=0,1,2,\dots,N-1$ ， $\gamma=1/\alpha$ 。

由上式 (36)，可以推出幾個特別情況：

1. 當  $\gamma=1$  時，式中較大括弧內的項即為 Wiener 濾波器。若  $\gamma$  為可變則稱為參數 Wiener 濾波器。
2. 在無雜訊存在，即  $S_\eta(k,l) = 0$  時，則變成：

$$\hat{F}(k,l) = \left[ \frac{1}{H(k,l)} \right] G(k,l) \quad (37)$$

3. 如果  $S_\eta(k,l)$  與  $S_f(k,l)$  為未知時，則可表示為：

$$\hat{F}(k,l) \approx \left[ \frac{1}{H(k,l)} \frac{|H(k,l)|^2}{|H(k,l)|^2 + K^*} \right] G(k,l) \quad (38)$$

其中  $K^*$  是雜訊對訊號的頻譜密度比，近似為一常數。適當的調整  $K^*$  值可以使退化影像得到一定程度的復原。

### 六、實例應證

#### 1. case1：文字比對兩張未加雜訊之影像圖

我們使用繪圖軟體建立兩張相似的圖形，並利用 Matlab 進行模擬分析。圖 3 為輸入的原始圖像與比對圖像，並建立 3D 頻譜圖來觀察兩張圖形的異同，如圖 4。在此我們發現要辨別兩張圖並不容易。

因此我們利用 Recursive- Levinson 的方法，求出了 AR Model 序列，在此我們假設  $P=4$ ，則所得兩圖片自動迴歸方程式 (auto-regression equation) 分別為：

$$y_1(t) = -0.042893y_1(t-1) + 0.038518y_1(t-2) + 0.075352y_1(t-3) + 0.090811y_1(t-4) + u(t) \quad (39)$$

$$y_2(t) = 0.418y_2(t-1) + 0.3888y_2(t-2) + 0.1285y_2(t-3) + 0.0543y_2(t-4) + u(t) \quad (40)$$



圖 3. 輸入之原始圖像及欲比對之影像

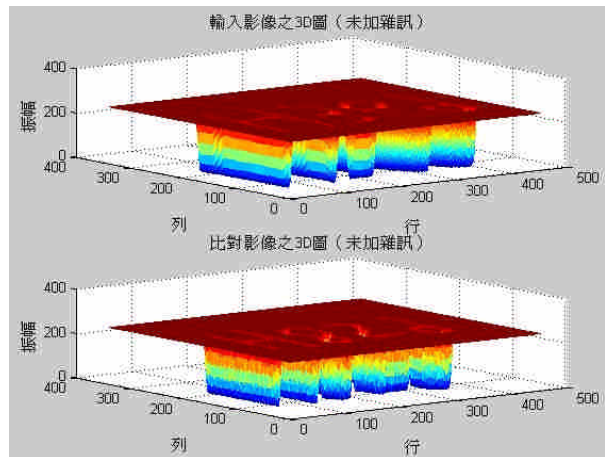


圖 4. 建立圖片之 3-D 頻譜圖

且所代表的第一列與第五列頻譜分析圖分別如圖 5、圖 6 所示。

最後，我們利用上面所得到的極點建立出 AR-Model 所壓縮過的 3-D 頻譜分析圖。

由圖 7 與圖 8，我們可以比較出經 AR-Model 壓縮後之 3-D 頻譜圖較未經 AR-Model 的 3-D 明顯且容易判別出原始圖與比對圖間的差異，並可判別出兩張圖像並不相同。

#### 2. case2：比對兩張加入雜訊之影像圖

如圖 9，輸入兩張加入雜訊之影像圖。在此，假設  $P=4$ ，所得兩圖片自動迴歸方程式分別為：

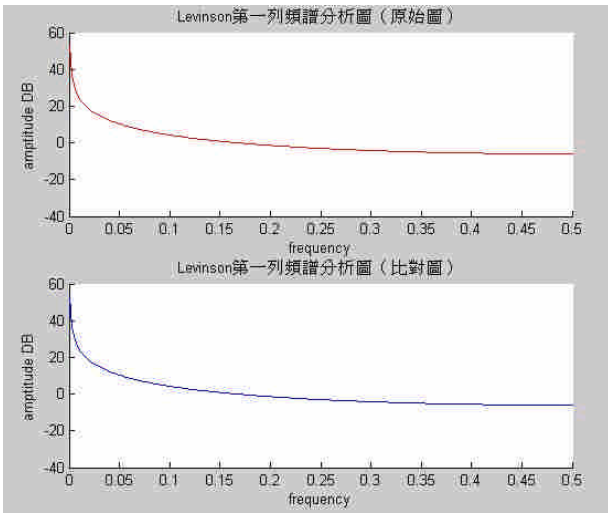


圖 5. 用 Levinson 作第一列頻譜分析圖

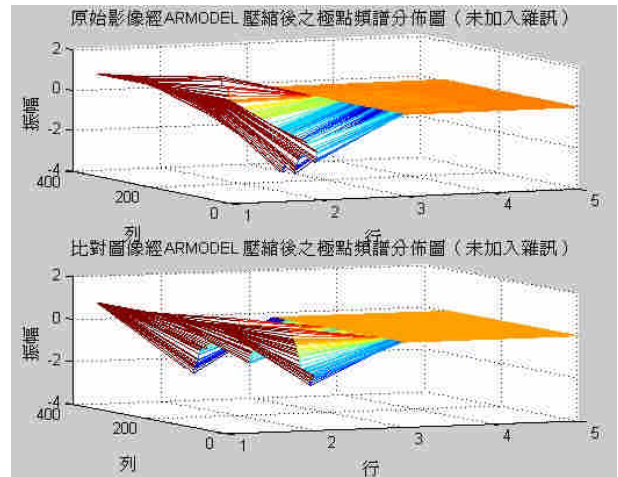


圖 8. 經 AR-Model 壓縮後的 3-D 頻譜分析圖

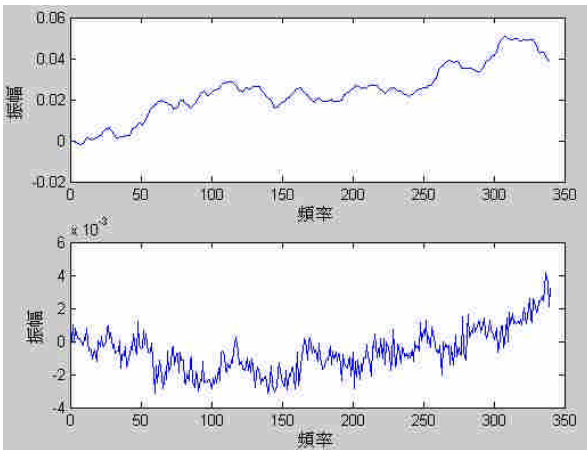


圖 6. 用 Levinson 作第五列頻譜分析圖

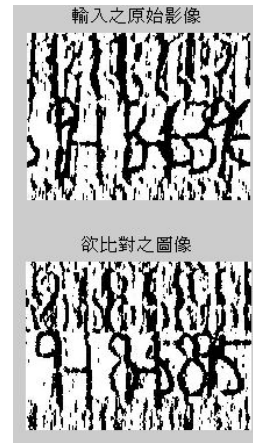


圖 9. 欲比對之兩張加入雜訊之影像

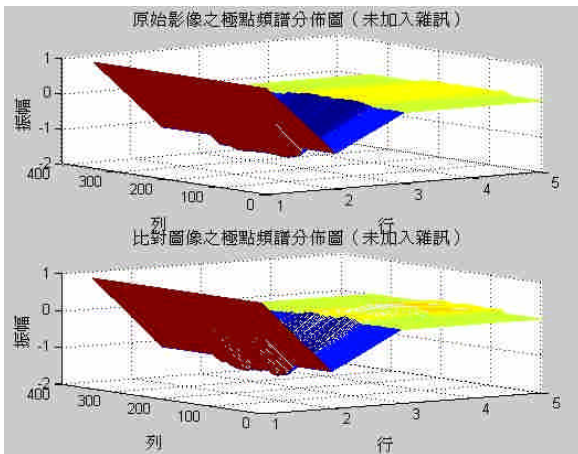


圖 7. 原始影像之 3-D 頻譜分析圖

$$y(t) = 0.0498y(t-1) - 0.0347y(t-2) + 0.0307y(t-3) + 0.884y(t-4) + u(t) \quad (41)$$

$$y_2(t) = 0.0788y_2(t-1) - 0.0815y_2(t-2) + 0.0268y_2(t-3) + 0.8926y_2(t-4) + u(t) \quad (42)$$

而其第一、第四列頻譜分析圖分別如圖 10、圖 11 表示。

### 七、結論

經本論文的 AR-Model 設計，利用 Levinson 方法，找出圖像的線性迴歸方程式與極點，作出其 3-D 頻譜分析圖來加以辨別圖像的相似與否。根據模擬結果，我們提出的方法的確能夠有效的辨別影像。而現今影像辨識的方法多以特徵值處理，即是以影像的觀點來處理圖像。本文在此提出將圖像

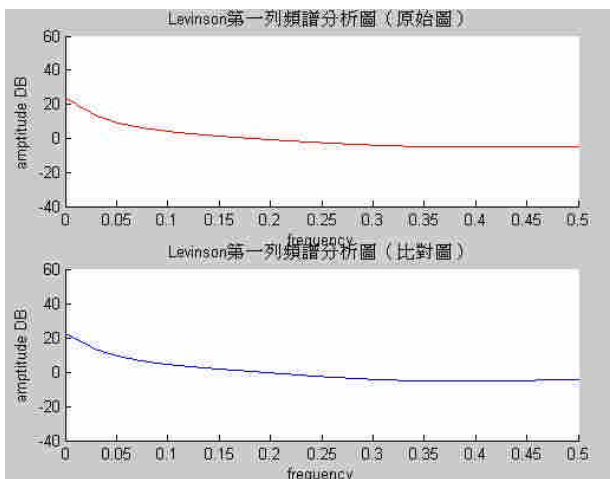


圖 10. 用 Levinson 作第一列頻譜分析圖

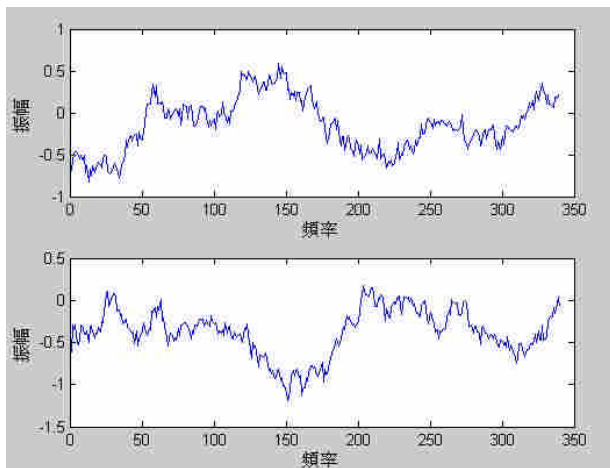


圖 11. 用 Levinson 作第四列頻譜分析圖

轉化為訊號的觀點，利用控制界存在已久的系統鑑別，來辨別影像，並經由模擬應證本文的方法是可行的，相信能對未來的影像處理技術有所助益。

本文是提出新的想法，利用系統鑑別與 AR-Model 來辨識影像圖形。主旨是創新，因為利 AR-Model 的大部分是用於管理方面，在工程上的應用並不多見，故本文著重於此一方法之應用，並成功模擬而得到其可行性，而與現今方法的比較上，並非本文之重點，也留待後續的研究者加以改良，並可比較優劣。

### 參考文獻

1. 丁鎮權 (民 91)，指紋辨識系統設計，淡江大學電機工程學系碩士班碩士論文。

2. 王小川 (民 93)，語音訊號處理，全華科技圖書股份有限公司，台北。
3. 林志和 (民 91)，人臉影像辨識系統，國立高雄第一科技大學電腦與通訊工程所碩士班碩士論文。
4. 張錚 (民 91)，Matlab 程式設計與應用，知城數位科技股份有限公司，台北。
5. 周鵬程 (民 93)，MATLAB 程式語言入門 (智慧型計算概論)，全華科技圖書股份有限公司，台北。
6. 陳俊旭 (民 85)，影像增強，中原大學電子系數位影像處理學期報告。
7. 羅華強 (民 92)，訊號處理-MATLAB 的應用，全華科技圖書股份有限公司，台北。
8. 楊武智 (民 83)，影像處理與辨認，全華科技圖書股份有限公司，台北。
9. 繆紹綱 (民 92)，數位影像處理-活用 Matlab，全華科技股份有限公司，台北。
10. 衛祖賞 (民 85)，數位影像處理，全華科技圖書股份有限公司，台北。
11. Averbuch, A., D. Lazar and M. Israeli (1996) Image compression using wavelet transform and multiresolution decomposition. *IEEE Transactions Image Processing*, 5(1), 4-15.
12. Ayers, G. R. and J. C. Dainty (1988) Iterative blind deconvolution method and its applications. *Optics Letters*, 13(7), 547-549.
13. Dudani, S. A., K. J. Breeding and R. B. McGhee (1977) Aircraft identification by moment invariants. *IEEE Transactions Computer*, 26, 39-45.
14. Gray, S. B. (1971) Local properties of binary images in tow dimension. *IEEE Transactions Computers*, 20(5), 551-561.
15. Pennebaker, W. B. and J. L. Mitchell (1993) *JPEG: Still Image Data Compression Standard*, Van Nostrand Reinhold, New York, NY.
16. Tomita, F., Y. Shirai and S. Tsuji (1982) Description of texture by a structural analysis. *IEEE Transactions Pattern Annual March Intell*, 4(2), 183-191.

收件：94.02.21 修正：94.05.30 接受：94.09.28