

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

## 結合 DSP 處理器之即時指紋辨識系統的研究與開發

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC91-2213-E-032-018-

執行期間：91 年 08 月 01 日至 92 年 07 月 31 日

執行單位：淡江大學電機工程學系(所)

計畫主持人：謝景棠

計畫參與人員：徐世榮

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 92 年 10 月 22 日

## 第一章 緒論

在這一年的研究中，我們針對指紋辨識系統中指紋的強化重建及比對演算法軟體開發為主要標的，由於自動指紋辨識系統(Automatic Fingerprint Identification System, AFIS)的辨識效能與指紋影像的品質有絕對的關係，對於品質低落的指紋影像，將嚴重影響指紋特徵的萃取，以至於造成辨識效能的降低。其中造成的原因主要可區分成兩類：(一)指紋掃描硬體的發展技術截至目前為止還不夠成熟，也就是說 掃描後的影像品質會隨著個人體質的不同而有所差異，對於手指乾燥的人來說，掃描的影像往往呈現淺淡且斷續的現象甚至於無法擷取，(二)指紋影像取樣過程所造成的失真，如施力不當或採集不完全等。

下圖顯示此兩種狀況下所採集到的指紋樣本：

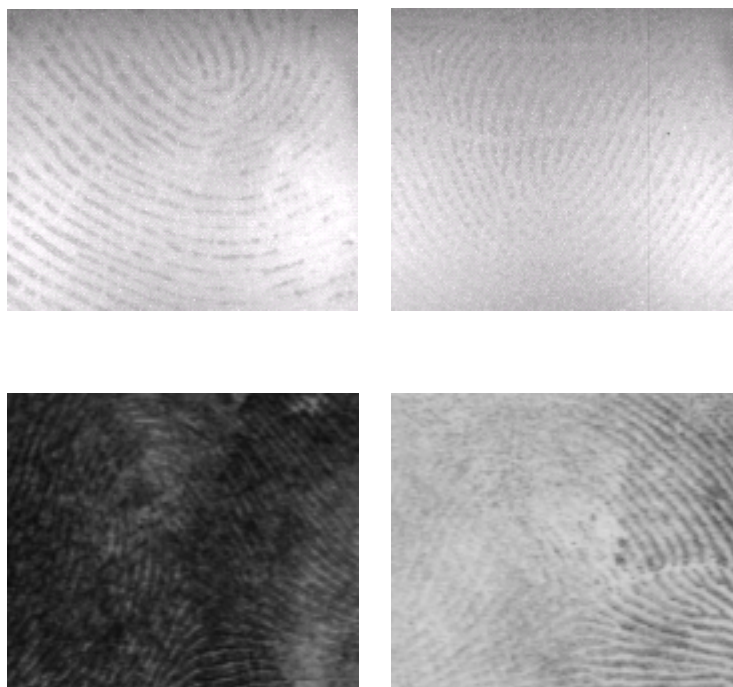


圖 1 指紋影像品質低落的情形

在此我們提出一套新的指紋重建方法，利用全域相似 (Global Similarity) 並整合局部連續 (Local Continuity) 的特性以有效達到指紋重建的目的。此外為使系統更具強健性，文中亦提出一指紋特徵點確認 (Minutiae Verification) 機制，我們利用特徵碼簿 (Eigen-Codebook) 概念以少量的訓練資料建構出具代表性的比對樣板，以達到有效濾除假指紋特徵點的目的。最後我們亦針對指紋分類 (Fingerprint Classification) 及指紋辨識 (Fingerprint Identification) 方法進行探討並提出

有效的解決方案以實現一強健的指紋資料庫查詢系統。圖 2

為對指紋辨識系統的整體流程。

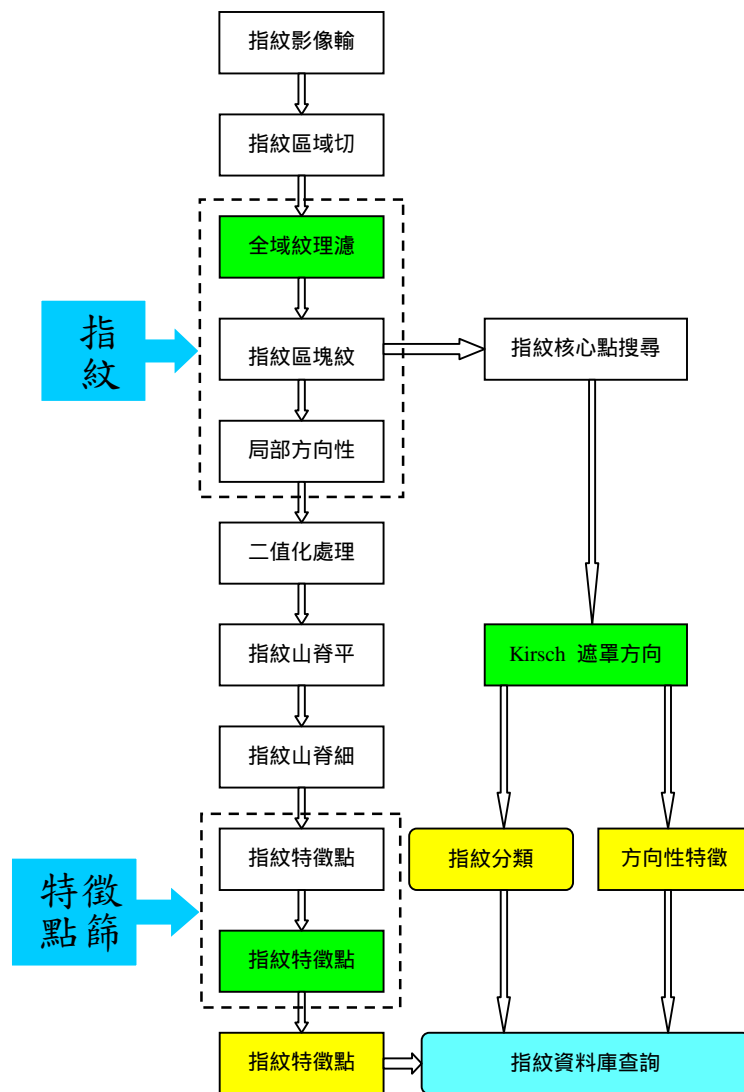


圖 2 指紋辨識應用之整體流程

# 第一章 小波轉換

## 2-1 小波理論

在訊號分析的研究領域中，傅立葉分析可說是最為人所熟知的技術了，它將訊號分解成不同頻率的正弦波組合。以數學層面來看傅立葉分析，將一個訊號從時域轉換到頻域來觀察其特性，此即為傅立葉轉換(Fourier Transform)，如圖 3 所示：

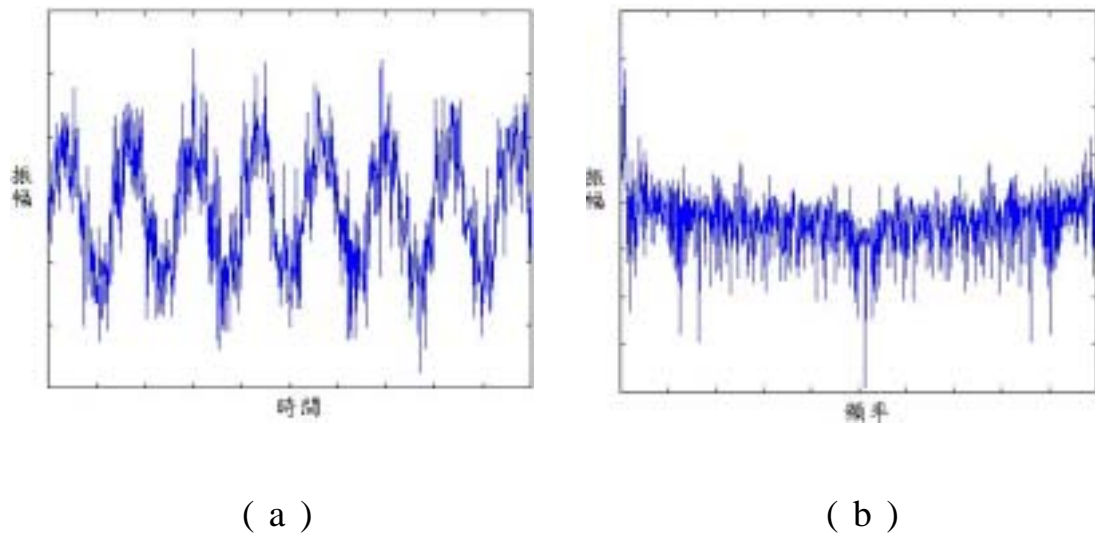


圖 3 (a)時域訊號 (b)經傅立葉轉換後的頻域訊號

對於許多訊號而言，傅立葉分析是非常有用的，因為訊號的頻率內容含有重要的訊息，那麼為何我們還需要其他像

小波分析這樣的技術呢？原因在於傅立葉分析有一個嚴重的缺點，就是當訊號從時域轉換到頻域之後，訊號的時間資訊就喪失了，也就是當我們在觀察訊號的頻譜(Spectrum)時，它無法告訴我們訊號中的某些特別事件在何時發生。假若一個訊號不隨時間作瞬間的改變，也就是所謂的穩態訊號(Stationary Signal)，那麼傅立葉轉換的缺點對穩態訊號而言並不重要；然而，我們最常處理的訊號通常包含許多非穩態或暫態(Transitory)的特性，例如：訊號的移動、瞬間改變以及開始與結束的端點等，也就是所謂的非穩態訊號(Non-Stationary Signal)，這些非穩態特性往往是訊號最重要的部分，因此傅立葉轉換並不適合用來偵測出這些變化。

為了改善傅立葉分析的缺點，Gabor (1946)採用傅立葉轉換一次只分析訊號的一小部份，就好像為所分析的訊號開了一扇窗，稱之為短時距傅立葉轉換(Short-Time Fourier Transform, STFT)，它可以將訊號映射到一個同時包含時間與頻率的二維函數，我們稱之為時間-頻率窗(Time-Frequency Window)，如下頁圖 4 所示：

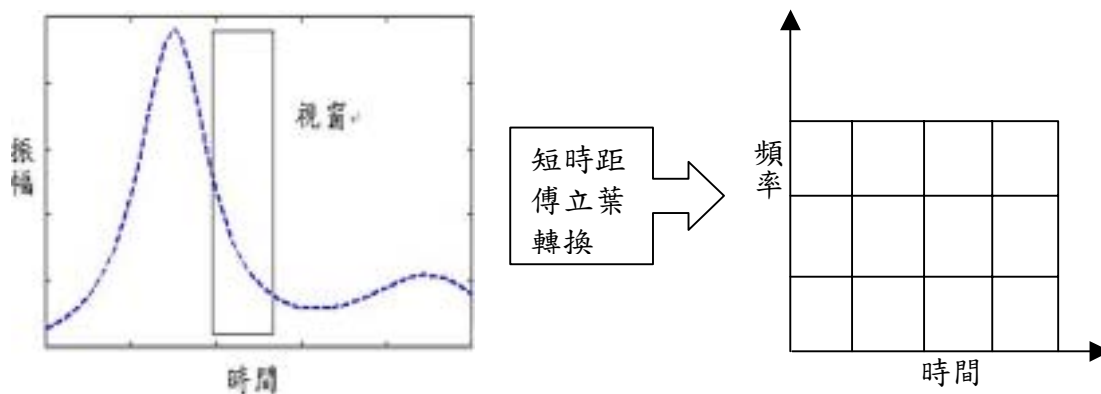


圖 4 短時距傅立葉分析

短時距傅立葉轉換所代表的是訊號的時間與頻率觀測之間的一種妥協，它可以同時提供關於訊號的特殊事件在什麼時候發生，以及其頻率成分的資訊。但是所獲得的這些資訊的精密度是有限的，因為其精密度是由短時距窗的尺度大小所決定。由上述可知短時距傅立葉轉換在時間與頻率資訊的妥協上是很有用的，它可以讓我們同時觀測訊號的時間與頻率的資訊。但其缺點則是，一但選定了時間窗的大小，那麼這個時間窗對於訊號所有的頻率之觀測，其尺度大小都是相同的，如圖 3 所示。因此我們需要更具彈性的方法來對訊號作觀測，亦即我們希望可以改變時間-頻率視窗的大小以決定所要觀測的時間或頻率資訊的精密度。

經由以上的說明我們得知短時距傅立葉轉換的缺點在於

其時間-頻率窗的區域大小是固定的，而小波分析提出了解決之道：讓觀測訊號的時間-頻率視窗具有可調尺度大小的區域，此即為小波分析所具有的調適性(Adaptivity)，圖 4 顯示此一概念。

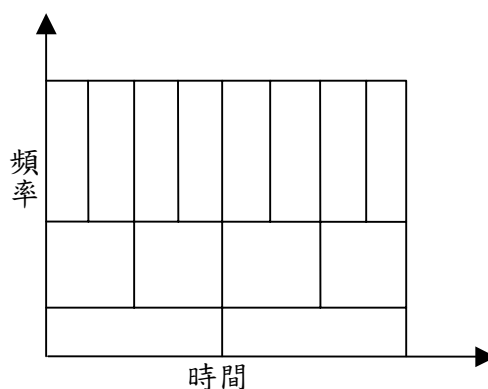


圖 4 小波分析

由於低頻訊號的週期比較長，如果探測的時間很短，可能連一個週期都看不完全，更無法能斷定其頻率，而且，以一般情況來說，低頻的資訊量豐富而重要，通常有必要將它們仔細的分析，所以一個有效率的低頻濾波函數，應該在時域上寬，而在頻域上窄。反之，高頻訊號的週期比較短，因此總是局部的現象，如果使用了太長的探測時間，可能無法捕捉那些細微的變化；再者，通常高頻的資訊量稀疏而較不重要(它們可能就是雜訊)，若在頻域上細細探索，亦可能造成資源的浪費。所以一個有效率的高頻濾波函數，應該在時域上窄，而在頻域上寬。這樣的調適性，使得小波轉換具有



很好的局部分析能力。從時域到頻域的變換，以數學角度來看，無非就是基底的轉換。訊號處理的主要目的之一，就是企圖找到某種基底，使得訊號在那種特殊基底的表達之下，特別能夠突顯某種現象，以利我們從中探測到某種訊息。小波轉換提供了一種新的基底轉換之可能。

小波轉換是指利用一組正則基底 (Orthonormal Bases)  $\psi_{a,b}(x)$  將訊號分解的程序，而此組基底主要是透過小波函數  $\psi(x)$  的脹縮 (Scaling) 與位移 (Transition) 所導出的，如下所示：

$$\psi_{a,b}(x) = 2^{-a/2} \psi(2^{-a}x - b) \quad (1)$$

其中  $a$  與  $b$  為整數分別代表脹縮與位移。因此使得任一訊號  $f(x)$  的小波係數能經由下式計算求得：

$$c_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{a,b}(x) dx \quad (2)$$

相反的，訊號  $f(x)$  亦可由小波係數  $c_{a,b}$  以下式合成得到：

$$f(x) = \sum_{a,b} c_{a,b} \psi_{a,b}(x) \quad (3)$$

要建構小波函數  $\psi(x)$ ，我們必須先決定一自格函數(Scaling Function)  $\phi(x)$  並滿足下式：

$$\phi(x) = \sum_k h(k)\phi(2x-k) \quad (4)$$

由式中可看出  $\phi(x)$  可表示成它自己的 2 倍脹縮與平移(Dyadic Dilation and Transition)，所以特將此式稱為脹縮方程式(Dilation Function)。透過自格函數  $\phi(x)$ ，小波函數  $\psi(x)$  可由下式求得：

$$\psi(x) = \sum_k g(k)\phi(2x-k) \quad (5)$$

其中

$$g(k) = (-1)^k h(1-k) \quad (6)$$

方程式(4)中的  $h(k)$  必須滿足許多條件方能滿足小波函數正則(Orthonormal)且唯一(Unique)的要求，在有關小波研究的文獻中可發現許多不同的  $h(k)$  係數滿足以上所提的條件。

式(4)(5)中的  $h(k)$  與  $g(k)$  在離散小波轉換的程序中佔著極重要的地位，因為小波轉換的計算僅需透過這兩組係數。假設一函數  $f(x) \in V_{j+1}$  向量空間，則我們可以  $V_{j+1}$  空間的正則基底

來展開  $f(x)$ ，即：

$$f(x) = \sum_k c_{j+1,k} \phi_{j+1,k}(x) \quad (7)$$

此時以  $V_{j+1}$  空間的正則基底展開  $f(x)$  只使用 scaling basis  $\phi$ ，並沒有使用 wavelet basis  $\psi$ 。現在，當我們轉換到以低一層解析度  $V_j$  空間的正則基底來展開  $f(x)$  時，就必須加入 wavelet basis 來記錄從高解析度轉換到低解析度過程中所遺失的『細節』(detail)，所以可得到：

$$f(x) = \sum_k c_{j,k} \phi_{j,k}(x) + \sum_{j=0}^J d_{j,k} \psi_{j,k}(x) \quad (8)$$

其中  $c_{j,k}$  與  $d_{j,k}$  可由下式求得

$$c_{j,k} = \sum_n c_{j+1,n} h(n-2k) \quad (9)$$

$$d_{j,k} = \sum_n c_{j+1,n} g(n-2k) \quad (10)$$

式中係數  $h(k)$  與  $g(k)$  分別稱為 scaling coefficients 及 wavelet coefficients。由式(9)(10)可以看出，係數  $c_{j,k}$  是由高一層解析空間係數  $c_{j+1,k}$  與 scaling coefficients  $h(k)$  作摺積(Convolution) 運算，再降低取樣率 2(down-sampling by 2) 所求得；同理，係數  $d_{j,k}$  可以由係數  $c_{j+1,k}$  與 wavelet coefficients  $g(k)$  作摺積運

算，再降低取樣率 2 求得，而這也就是小波轉換與濾波理論之間可以結合的原因。(9)式與(10)式即為一維離散小波轉換分解的過程，如圖 5 所示，稱為雙頻帶的分析濾波庫 (Two-Band Analysis Filter Bank)。

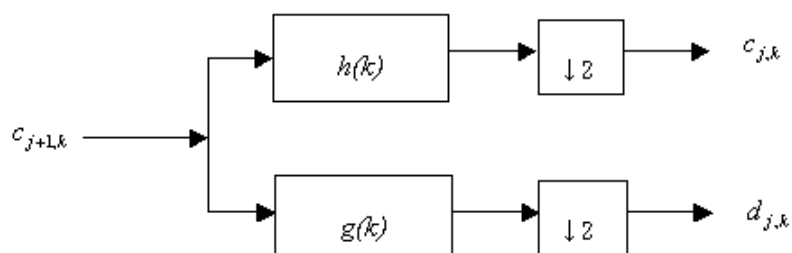


圖 5 雙頻帶分析濾波器

其中  $h(k)$  為低通 (Low pass) 濾波器係數， $g(k)$  為高通 (High pass) 濾波器係數，大方盒符號代表執行摺積運算 (Convolution)，而小方盒向下的箭頭即代表降低取樣率 (Down Sampling)。依照多層解析空間分析概念，我們可以不斷的對低頻係數  $c_{j,n}$  施以相同的架構作分解，如圖 6 稱為雙頻帶分析樹 (Analysis Tree)。

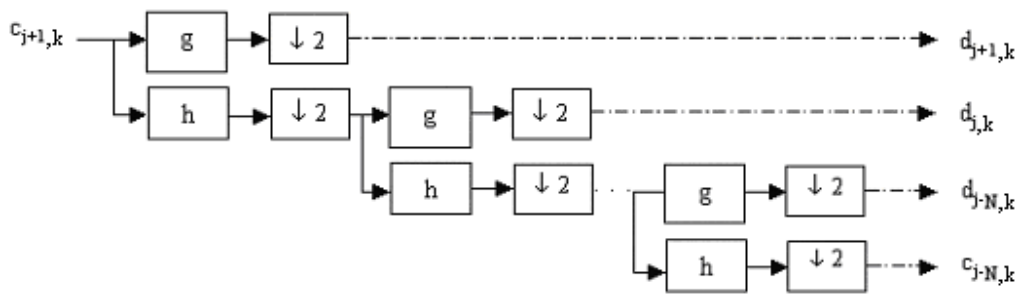


圖 6 雙頻帶分析樹

至於合成過程則反向處理，先將係數  $c_{j,k}$  提高取樣率(係數間插入 0)，再通過合成低通濾波器  $H(k)$ ，係數  $d_{j,k}$  也是先提高取樣率再通過合成高通濾波器  $G(k)$ ，然後將兩個步驟所得的係數組合起來，即可得到高一層解析度的係數  $c_{j+1,k}$ ，稱為雙頻帶合成濾波庫(Two-Band Synthesis Filter Bank)。

## 2-2 小波影像強化搜尋特徵點

影像強化的目的主要是要使輸入的影像在做分類或是特徵擷取時能夠更加迅速與正確，而在影像加強前通常會將過伊簡單的切割步驟，將指紋圖像主要的區域切割下來，再將其作強化處理，避免的增加不必要的運算量，而如圖 7 所示，虛線內即是本節所要討論的影像強化演算法，整個影像的強化分為七個步驟：

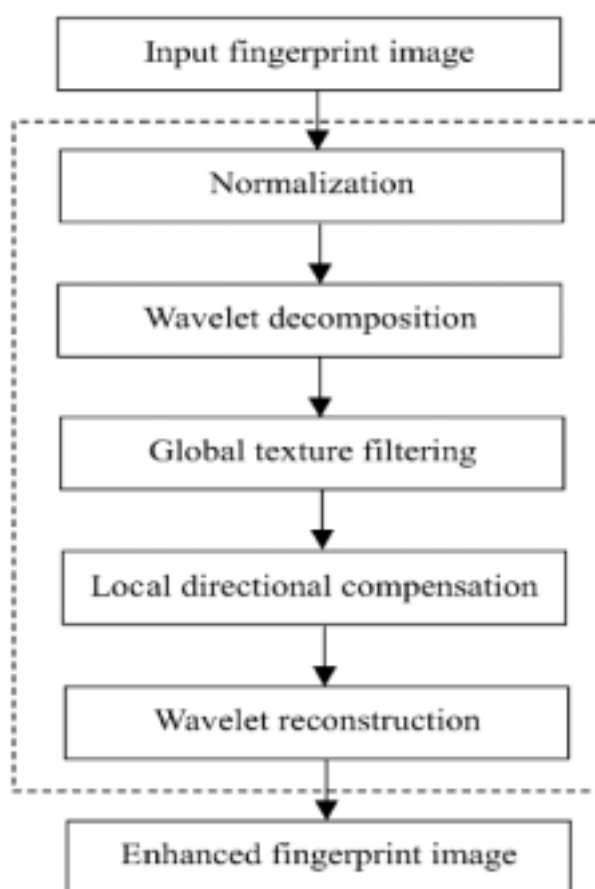


圖 7 影像加強演算法流程圖

(1) 正規化：其目的是要讓輸入的影像明亮及對比度一至，即一定的平均(mean)即變異(variance)以便於後續的處理動作。正規化法(Mean-Variance Normalization)可透過下式計算：

$$I_{new}(x, y) = \begin{cases} M_c + \sqrt{\frac{V_c \times (I(x, y) - M)^2}{V}} \\ M_c - \sqrt{\frac{V_c \times (I(x, y) - M)^2}{V}} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $I_{new}(x, y)$  表示像素值  $I(x, y)$  經修正後的結果、 $M$  與  $V$  表示指紋影像的平均值與變異數值、 $M_c$  與  $V_c$  則各代表所定義之常數平均值與變異數值。此步驟的主要目的是限制指紋山脊與指紋山谷間灰階值的對比以減少指紋影像因施力不均所造成品質低落的情形。

(2) 小波分解：正規化後的影像經由特定的基底利用小波分解為不同時域頻域的子影像，而顯現出多重解析的細節以利後續處理。

根據上述小波理論的說明，我們知道利用小波轉換將訊號分解的方式能被擴展成二維的模式，也就是說任何二維影像都能利用小波轉換將其分解成不同頻帶的子影像，相對

地亦可由各子影像重建出原始影像的面貌。二維影像的小波轉換可以利用正交鏡射濾波器(Quadrature Mirror Filters, QMFs)與影像資料做摺積(Convolution)運算而得到，不同的濾波器將影響各子影像係數的分佈特性。譬如：Haar 小波轉換適合描述片段性(Piecewise)的訊號，而較高階的 Daubechies 小波轉換則能將訊號分解成較為緊密的分佈以利於壓縮的應用，圖 8 顯示這兩種小波轉換運用於指紋影像所得到的各子影像小波係數的分佈情形。從圖中顯示的結果可以看出，高階 Daubechies 小波轉換的高頻小波係數(Details)要比 Haar 小波轉換的高頻係數小很多，而根據能量不減定律，我們即可推想得知高階 Daubechies 轉換基底較能使訊號能量集中於低頻部份。不同的小波轉換將依據選擇的基底特性而影響各頻帶的係數分佈，以壓縮的角度來看的話，具有能量集中特性的濾波器當然是最佳的選擇，但若以訊號分析的層面來看的話，上述的濾波器卻不一定是最好的選擇。圖 8(a)顯示指紋的紋路結構，我們可以明顯發現其紋路是由指紋山脊與指紋山谷片段組合而成，而這正是 Haar 小波轉換所呈現出的特色，因此，本文將以此濾波器做為指紋影像分解的基底。根據 Mallat



的研究文獻指出，各種訊號皆能以遞迴的方式層層分解至最低解析，但在本文的應用中當分解次數過多時，將會破壞指紋的紋路結構如圖 8(d)所示，不過此一問題可以在指紋影像做小波分解以前先參考影像的掃描解析度，亦即查看指紋山脊的頻率(山脊間像素個數的倒數)來決定影像的分解次數以解決。

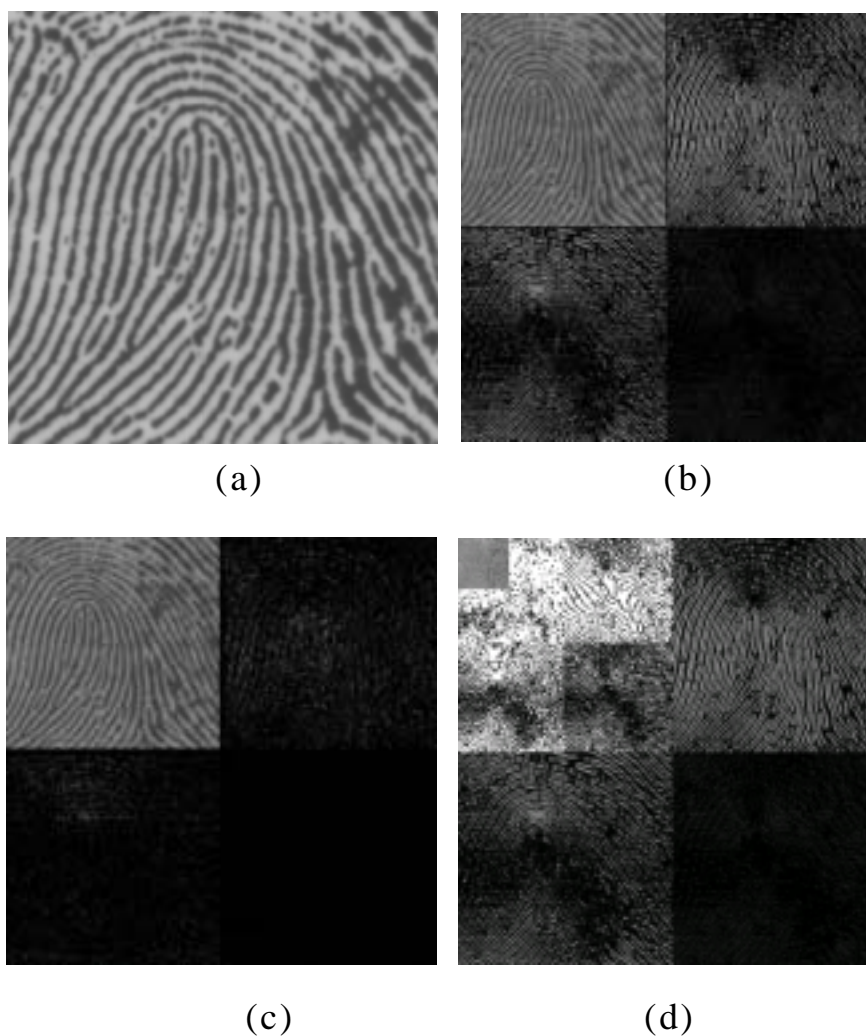


圖 8 金字塔型架構的二維小波轉換，(a) 原始指紋影像、(b) Haar 小波轉換後的結果、(c) 8 階 Daubechies 小波轉換後的結果、(d) 三次 Haar 小波轉換後的結果

(3) 全域紋理濾波：在各個的子影像內包含了整張圖像的所有紋理特性訊息，利用整張圖像的特行平均，修正圖像中過深或過淺的部分。

步驟一：依上節所述，設定之分解次數利用 Haar 小波轉換將指紋影像分解成具高頻與低頻帶的子影像。

步驟二：將落於最低頻帶裡的小波係數全部標上紋理單元標籤(Texture Unit Label)  $L_{TU}$ ，對於紋理單元標籤的計算可透過該係數的 8 鄰域求得，而此  $3 \times 3$  的運算遮罩即構成最小的紋理單元。(如表 1)我們利用下列公式計算紋理單元標籤：

$$L_{TU} = \sum_{i=1}^8 E_i \times 3^{i-1}, \quad L_{TU} \in \{0,1,2,\dots,6560\} \quad (12)$$

式中  $E_i$  是紋理單元的第  $i$  個要素，且其值可透過下列規則設定：

$$E_i = \begin{cases} 0 & \text{if } P_i \leq (P_0 - \delta) \\ 1 & \text{if } (P_0 - \delta) < P_i \leq (P_0 + \delta) \\ 2 & \text{if } P_i > (P_0 + \delta) \end{cases} \quad (13)$$

其中  $P_0$  代表紋理單元  $3 \times 3$  遮罩中間係數值的大

小， $P_i$ 表示 8 鄰域中第  $i$  個鄰域的係數值，而  $\delta$  則為一預設之小正數值。 $\delta$  值的大小將影響紋理單元標籤數目的多寡，文中我們將  $\delta$  設為 0。當最低頻帶子影像中所有小波係數皆標上紋理單元標籤後，根據小波轉換階層式對應的關係，如圖 9 所示，因此所有位於較高頻帶子影像的小波係數皆可透過此一關係而標上其對應於最低頻帶位置的紋理單元標籤。

P0	P1	P2
P7	P	P3
P6	P5	P4

表 1 像素 P 的 3 × 3 遮罩

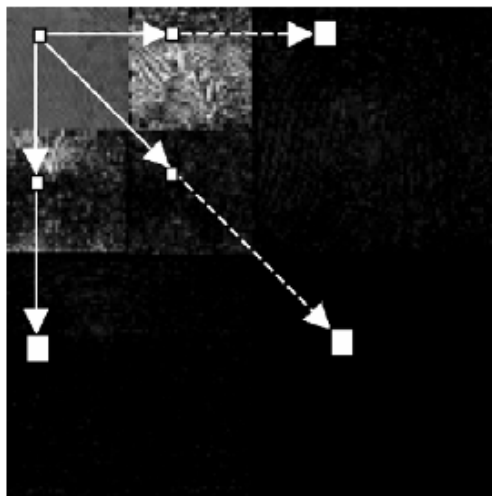


圖 9 轉換階層對應關係圖

步驟三：在各頻帶子影像內，針對具有相同紋理單元標籤的 3×3 鄰域做平均運算，以獲得此頻帶內各標籤所對應之紋理單元的標準樣板。

步驟四：利用各頻帶子影像內各係數所標上之紋理單元標籤所對應的標準樣板來取代原本的小波係數值，而為了做進一步的修正，各小波係數及其八鄰域的紋理單元都被考慮以獲得更具代表性的取代係數值，下圖說明此一概念：

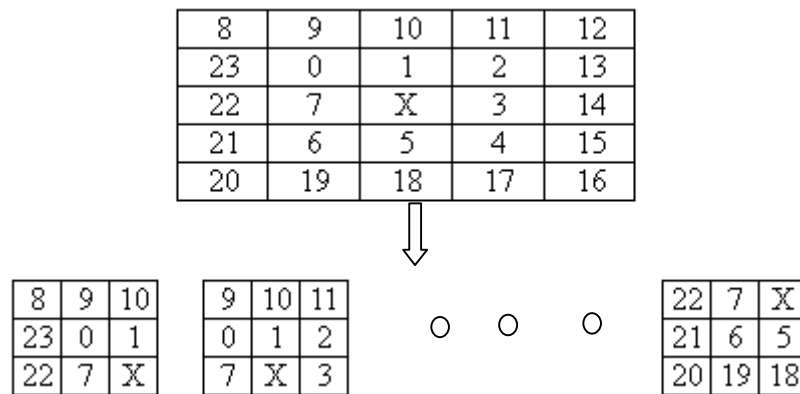


圖 10 八鄰域標準樣版對中間係數值的貢獻示意圖

圖中 X 點的新係數值可由 9 個標準樣板重疊於 X 點的係數平均值所取代。

下圖為圖像輸入後經此全域紋理濾波所加強後的效果，可以明顯的看見圖項的對比即清晰度都改善許多，但是在紋

路斷裂的部分依然沒有改善，所以下一步將針對此問題利用局部方向補償來修正。

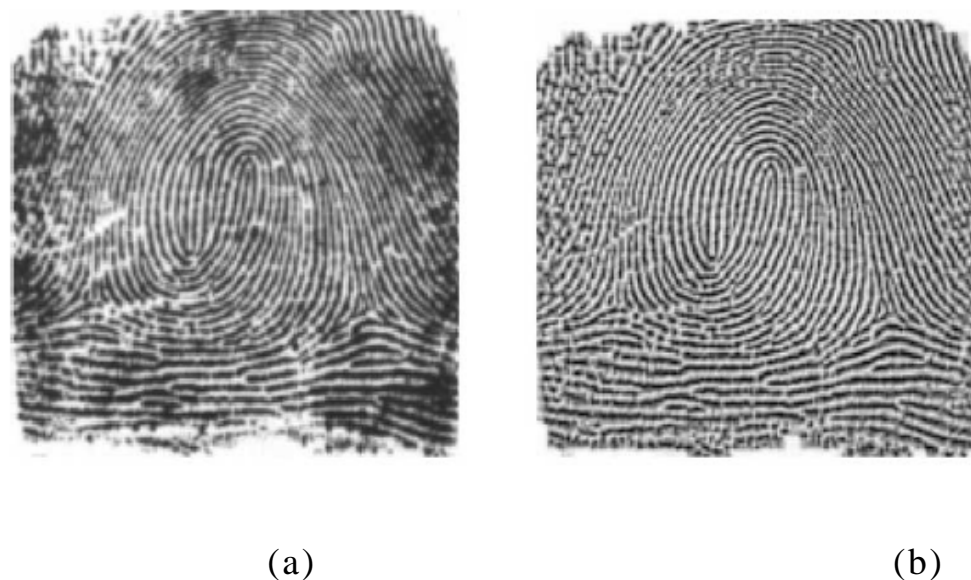


圖 11 全域紋理濾波效果 (a)指紋輸入原圖 (b)利用小波全域紋理濾波加強後圖像

(4) 局部方向補償：在局部的圖像裡針對局部的紋路的方向性來修補斷裂或雜點，避免產生錯誤的非特徵點。

如同上節所述，經過紋理濾波後可以修正圖像的明暗對比及清晰度，有效改善掃描時施力不當或油墨過多過少時所產生的圖像瑕疵，但是對掃描時所產生的雜點或是本身受傷所產生的紋路斷裂並無法修復，所以此一步驟便是針對此問題作一個有效的改善，像素的方向性利用下列公

式求得：

$$D = \begin{cases} \text{Direction}(S_{\max}) & \text{if } (8C + S_{\max} + S_{\min}) \\ & > \frac{3}{16} \sum_{i=1}^{16} S_i, \\ \text{Direction}(S_{\min}) & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (14)$$

其中  $C$  代表  $9 \times 9$  遮罩中心的像素灰階度， $S_i$  為第  $i$  個方向的所有灰階度和，及  $S_{\min}$  和  $S_{\max}$  分別表示如下：

$$S_{\max} = \max_{i=1, \dots, 16} S_i, \quad (15)$$

$$S_{\min} = \min_{i=1, \dots, 16} S_i. \quad (16)$$

在我們的方向性歸類中，我們是利用  $9 \times 9$  遮罩共 16 個方向，而圖 12 為八方向的示意圖。

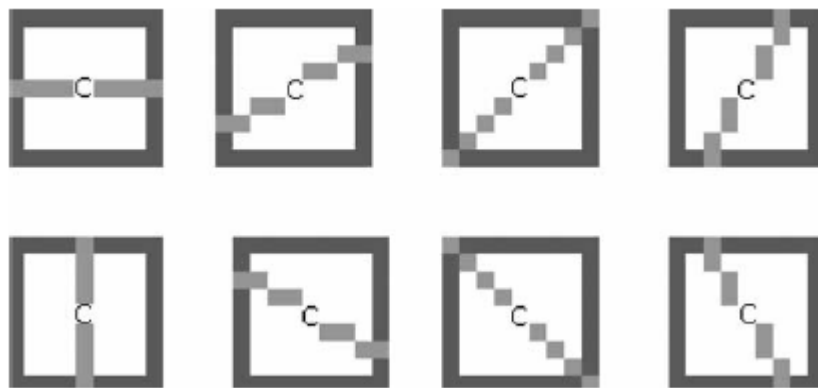


圖 12 16 個方向中的八個方向示意圖

在歸類出其方向性後，再將此方向的灰階係數存入小波係數中，然後找出其中位數，再取代原來的灰階係數以修正紋路的斷裂部分。

(5) 反小波合成：當上述步驟完成後在經過反小波轉換將所加強處理完畢的圖像進行合成，即可完成圖像加強動作。

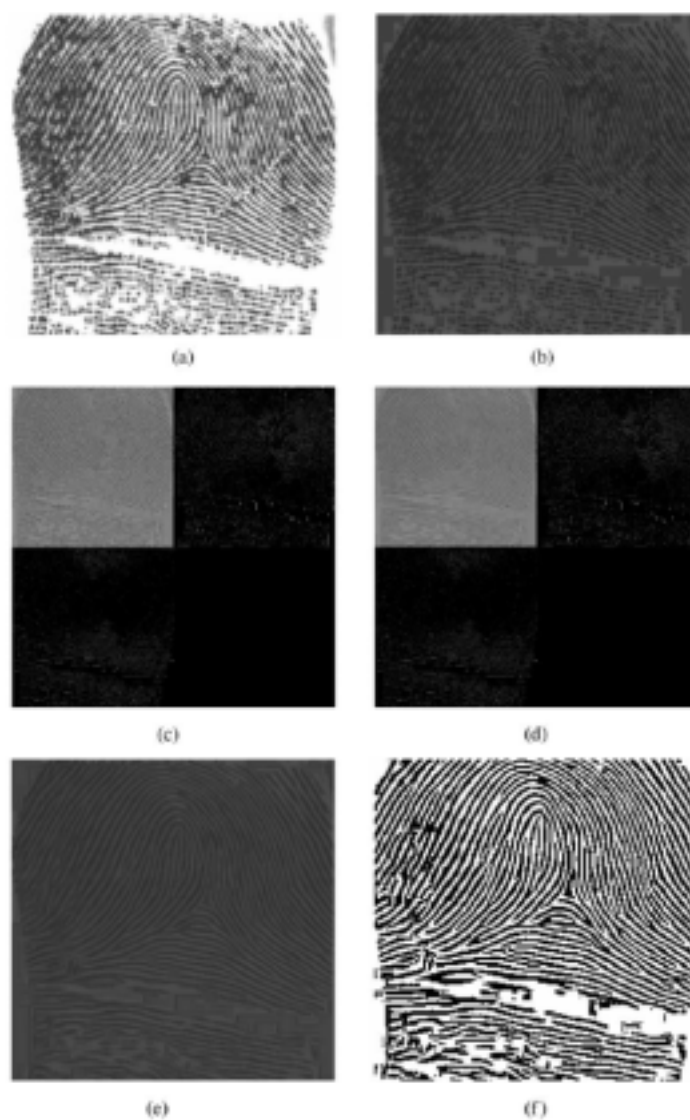


圖 13 (a)原始圖 (b)正規化 (c)小波分解全域紋理濾波 (d)局部方向性補償 (e)反小波合成 (f)二質化

接著利用相同的二質化、細化等演算法處理強化後的圖像，再利用交錯數目(CN)的統計方式找出指紋特徵點，公式如下：

$$CN = \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i-1}| \quad P_8 = P_0 \quad (17)$$

式中  $P_i$  表示偵測點  $P$  的 8 鄰域中第  $i$  個鄰域的像素值(0 或 1)，如表一所示，當偵測點  $P$  的  $CN$  值等於 2 時，則此一偵測點為山脊端點(Ridge Ending)，而當  $CN$  值等於 6 時，則表示其為山脊歧點(Ridge Bifurcation)。

最後所有萃取出指紋特徵點(Fingerprint Minutiae)均以三組特徵向量(Feature Vectors)分別儲存，包括：特徵點座標(x 座標與 y 座標)、特徵點紋路方向  $\theta$  與特徵點類型(端點或分歧點)等。下頁圖 14 說明各特徵點所紀錄的成份。



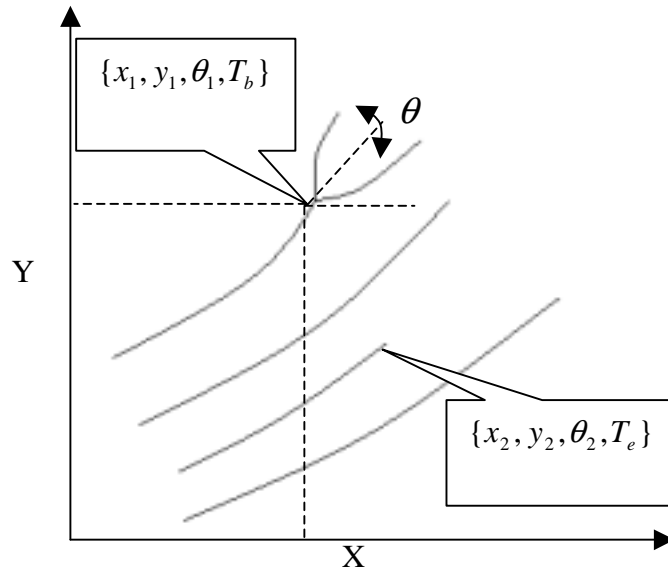


圖 14 指紋特徵點儲存向量示意圖。 $T_e$ 表示山脊端點、 $T_b$ 表示山

### 第三章 指紋特徵點確認

在上節的指紋影像處理段落中，雖然可以順利將指紋特徵點萃取出來，但對於因雜訊或特殊原因所造成的假特徵點並不能有效去除。因此在我們指紋特徵點確認機制上引進 Eigen-Codebook 概念，利用 PCA 技術找出指紋特徵點與非指紋特徵點樣板的最佳映射基底，步驟簡單描述如下：假設  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_T$  表示  $T$  個  $n$  維的指紋特徵點訓練樣本（實驗中  $n = 25 \times 25$ ），則其整體平均樣本  $\bar{x}$  定義如下：

$$\bar{x} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T x_i \quad (18)$$

因此每一訓練樣本與整體平均樣本的差值如下所示：

$$\phi_t = x_t - \bar{x} \quad , \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (19)$$

當欲找出此  $T$  個樣本間的最佳映射基底 (Projection Bases) 時，必須計算共變異矩陣  $R_x$  的特徵向量 (Eigenvector) 與特徵值 (Eigenvalue)，其中：

$$R_x = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \phi_i \phi_i' = AA' \quad (20)$$

式中矩陣  $A=[\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_T]$ 。然而欲解出此一  $n \times n$  維度矩陣  $R_x$  的特徵向量與特徵值並非易事，其方法主要是先求出  $R_x' = A^T A$  替代矩陣的特徵向量與特徵值，接著再利用映射的方式將特徵向量還原成原本的維度，如下所示：

$$\phi_j = \sum_{t=1}^T v_{jt} \phi_t \quad (21)$$

式中  $v_{jt}$  代表  $R_x'$  矩陣的第  $j$  個特徵向量中第  $t$  個係數，而  $\phi_j$  則為還原後矩陣  $R_x$  的特徵向量，亦即此  $T$  個樣本間的最佳映射基底。透過此一矩陣映射機制能將原本大維度的  $n \times n$  矩陣轉換成為小維度的  $T \times T$  矩陣，因此使得運算量大幅減少。因此當求出映射基底(特徵向量) $\phi$ 後，接著我們即可進行指紋特徵點的歸類。實驗中我們以目測方式標出十枚指紋裏的指紋端點、指紋分歧點及非指紋特徵點等位置，並利用上述方式找出各類別的最佳映射基底，圖 15 顯示此三種類別的部分訓練樣本、個別平均樣本  $\bar{x}$  及部分映射基底  $\phi_i$ ，圖 16 顯示映射基底個數與驗證效能間的關係，其中之辨識率僅就正確指紋特徵點(端點與分歧點)與非指紋特徵點兩類做考量。

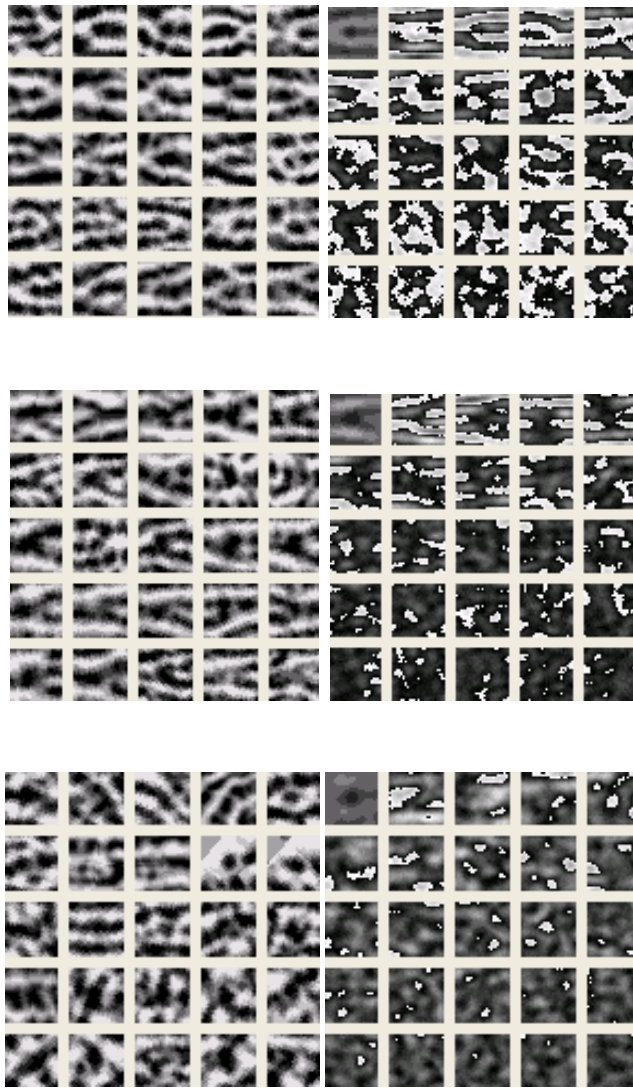


圖 15 指紋特徵點驗證機制所使用的訓練樣本(左)及其對應之映射基底(右)，其中右圖之左上角區塊為該類別之整體平均樣本 $\bar{x}$ 。由上而下分別為指紋端點、指紋分歧點及非指紋

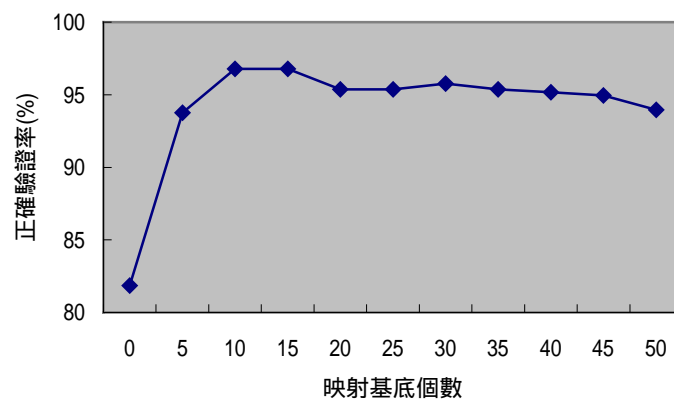


圖 16 映射基底個數與指紋特徵點驗證率的關係

從上頁圖 16 的實驗結果我們可以發現，當取 10 組映射基底做為特徵點驗證依據時，系統已可達 96.7% 的辨識效能，而過多的映射基底除了增加運算量外，對於驗證效能的提昇並沒有助益。下圖顯示指紋特徵點經驗證篩選後的結果。

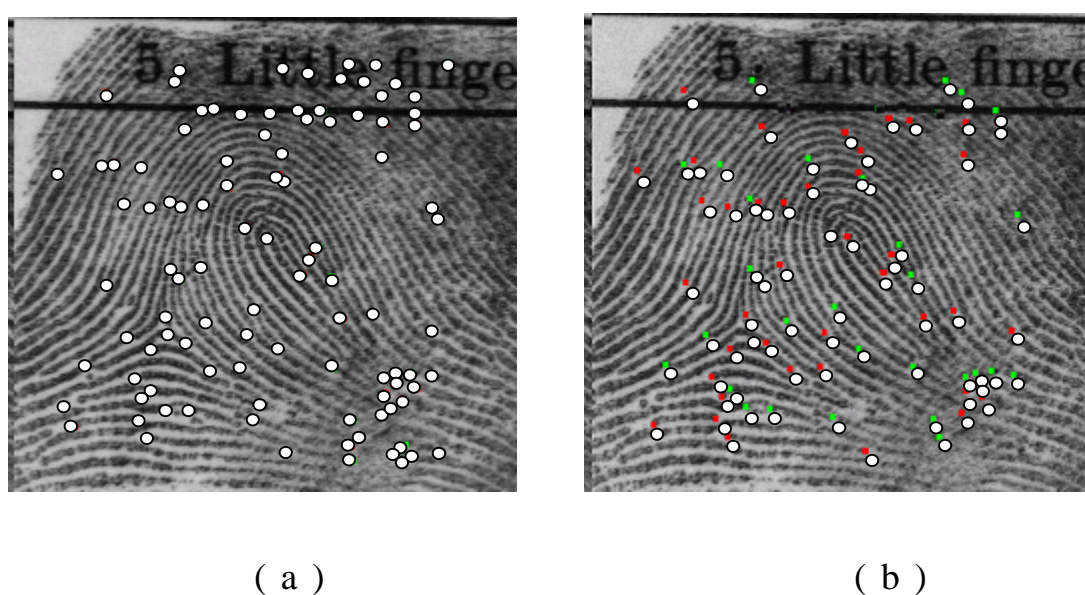
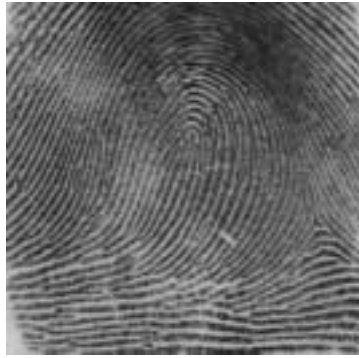


圖 17 指紋特徵點確認辨識結果。(a)特徵點確認前、(b)特徵點

由圖 17 的實驗結果我們發現大部分處於模糊地帶的指紋特徵點在經過確認機制處理後都能夠有效地去除，而處於高品質地帶的特徵點亦能予以保留。

## 第四章 指紋分類

指紋辨識的一大挑戰之一是如何克服龐大的運算量，使系統能在短時間內快速找出配對的指紋，以美國聯邦調查局(FBI)為例，在七千萬枚指紋的資料庫中，如何能在有限的時間內找出可疑罪犯確實是一大難題。因此為了減少搜尋時間與降低計算量，若能先依指紋的結構做概略性分群，使得在比對時僅需與同類型的指紋做比對而非全域盲目搜尋，實為一可行的辦法。指紋分類可視為指紋辨識的粗略比對程序，用以剔除差異性過大的樣本，圖 18 顯示幾種常見的指紋類別，文中我們採用五種基本指紋類型做為分類的依據，此五種類型包括：左環線型(Left Loop)、右環線型(Right Loop)、螺紋型(Whorl)、弓型(Arch)與帳型(Tented Arch)等五大類。



( a )



( b )



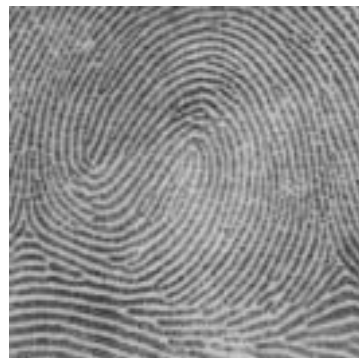
( c )



( d )



( e )



( f )

圖 18 主要的指紋類別。(a)左環線型(Left Loop)、(b)右環線型(Right Loop)、(c)螺紋型(Whorl)、(d)弓型(Arch)、(e)帳型(Tented Arch)、(f)雙環線型(Twin Loop)。其中雙環線型在 NIST-4 指紋資料庫中被標示為螺紋型

從過去的研究中我們發現在指紋分類的應用上，指紋結構法是最被廣泛應用的方式，並具有不錯的分類效能。因此我們採以此種模式並引進 Kirsch 遮罩技術進行指紋核心點鄰近區域的方向特徵萃取。Kirsch 遮罩運算的主要特點在於其能有效找出區塊中指紋紋路於不同方向上的歸屬程度，並且亦能容易地達成抗雜訊的目的，其運算主要是依據像素點之八鄰域的分佈特性來決定各像素點的方向特性，如下所示：

$$G(P) = \max\{1, \max_{k=0}^7 [|5S_k - 3T_k|]\} \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} S_k &= P_k + P_{k+1} + P_{k+2} \\ T_k &= P_{k+3} + P_{k+4} + P_{k+5} + P_{k+6} + P_{k+7} \end{aligned} \quad (23)$$

式中  $G(P)$  表示中心像素點  $P$  的傾斜度、 $P_k$  則代表中心像素點  $P$  八鄰域中的第  $k$  個鄰域像素，如表 1 所示。為了獲得各像素點的方向特性，Kirsch 將  $G$  值定義成四組方向，包括：水平方向  $G_H$ 、垂直方向  $G_V$ 、右對角方向  $G_R$  及左對角方向  $G_L$  等。下式說明各方向的定義方式：



$$\begin{aligned}
G(P)_H &= \max(|5S_0 - 3T_0|, |5S_4 - 3T_4|) \\
G(P)_V &= \max(|5S_2 - 3T_2|, |5S_6 - 3T_6|) \\
G(P)_R &= \max(|5S_1 - 3T_1|, |5S_5 - 3T_5|) \\
G(P)_L &= \max(|5S_3 - 3T_3|, |5S_7 - 3T_7|)
\end{aligned}
\tag{24}$$

除此之外，為了提昇方向特徵的抗雜訊能力，在方向特徵的萃取上亦增加了一閾值  $\delta$  的過濾機制來抑制  $G$  值，如下圖所示：

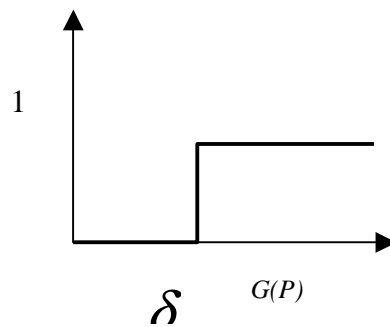


圖 19 方向性特徵的閾值機制示意圖

在方向性特徵萃取之前，為了能找出具代表性的指紋區塊，指紋核心點定位是一個重要且必須的程序。有鑑於此我們利用平滑後的指紋區塊方向影像行指紋核心點的初步探測，而探測方式則是利用各指紋區塊鄰近區域的紋理方向變化模式來評估，如下圖所示：

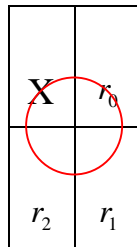
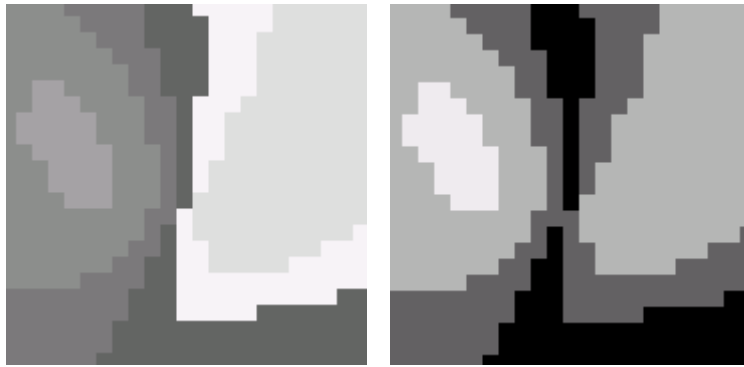


圖 20 指紋核心點初步偵測機制示意圖

當以順時針方向追蹤時，指紋核心點鄰近區塊的紋路方向會呈現遞減的型態，相反地指紋三角洲則會呈現遞增的型態，因此當某一指紋區塊的鄰近區域迴圈路徑上，方向遞減次數大於遞增次數時，則將此一區塊列為指紋核心點的候選點之一，最後再以候選區塊的群聚中心作為指紋核心點，若連結的候選核心區域數量大於一個且在預設距離(五個指紋區塊)內時，則將此一指紋歸類為螺紋型指紋，相反地若連結的候選核心區域距離高於預設值或無法在初步偵測程序中找出候選核心點時，則將平滑後之指紋紋路方向取其正弦(Sin)成份，如下所示：

$$\theta'(i, j) = \sin(\theta(i, j)) \quad (25)$$

式中  $\theta(i, j)$  表示指紋區塊  $(i, j)$  的紋路方向。下頁圖 21 顯示指紋紋路方向經正弦轉換後的結果：



( a )

( b )

圖 21 指紋紋理方向經正弦(sin)轉換後的結果

從上圖我們可以發現，指紋核心點上方區域紋路方向經正弦轉換後會呈現出類似扇型的分佈，經實驗觀察我們定義一11×5大小的搜尋遮罩如下所示：

0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	X	0	0	0	0	0

圖 22 指紋核心點搜尋遮罩示意圖

當欲搜尋正確之指紋核心點時，我們僅需計算遮罩中標示為 0 的區塊正弦成份平均值與標示為 1 的區塊正弦成份平均值之間的差值，找出產生最大差值的區塊位置即為指紋核心點位置。圖 23 顯示部分指紋核心點的偵測結果。從實驗結果我們發現，大部分的左環線型(Left Loop)、右環線型(Right Loop)、螺紋型(Whorl)與帳型(Tented Arch)的核心點都能在初步偵測過程中定位出來，而大部分弓型指紋則須透過正弦轉換與搜尋遮罩方能定位出正確的指紋核心點。

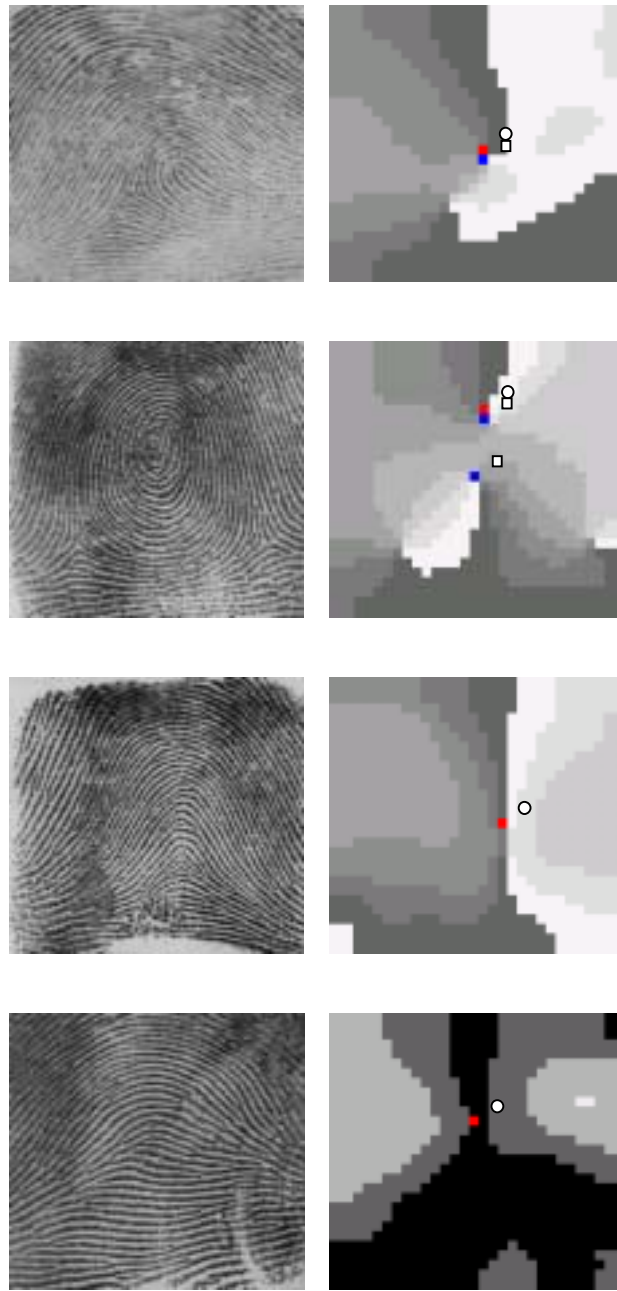


圖 23 指紋核心點偵測結果。矩形表示候選區塊，圓形代表最後篩選出的指紋核心點

由於指紋核心點下方的紋路方向較具類別代表性，因此當指紋核心點定位完成後，我們將參考點定在指紋核心點下方第三個區塊的位置上，並以此點為中心向四周擴展以構成

一個  $224 \times 224$  的指紋核心區域，接著將核心區域切割成  $7 \times 7$  的子區塊，並分別計算圖 24(c)-(f) 中落於各子區塊內黑色像素的數目使構成一組  $196(7 \times 7 \times 4)$  個特徵向量 (Feature Vectors) 的指紋方向性特徵以做為分類的評估依據。

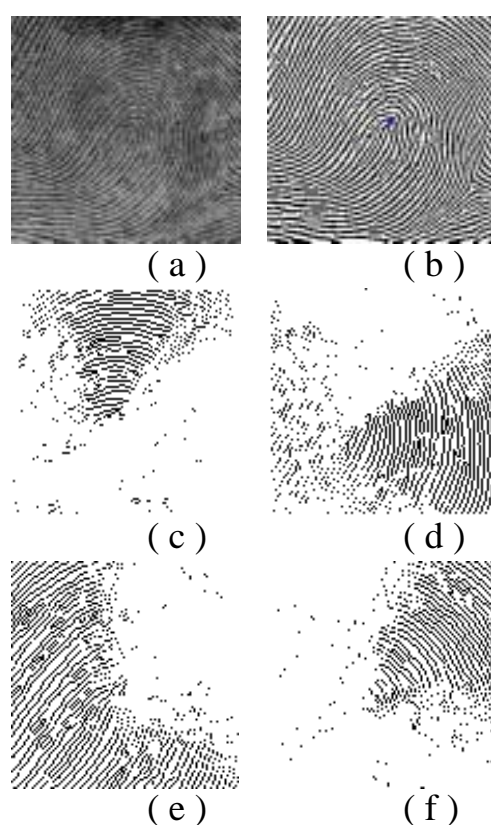


圖 24 指紋影像經 Kirsch 遮罩運算後的結果。(a)原始指紋影像、(b)指紋強化後結果、(c) 核心區域水平方向  $G_H$ 、(d) 核心區域垂直方向  $G_V$ 、(e) 核心區域左對角方向  $G_L$ 、(f) 核心區域右對角方向  $G_R$

## 第五章 指紋比對

指紋特徵點比對演算法一直是重要的研究課題之一，一般說來大型指紋資料庫查詢系統應該同時具備快速與強健兩種特性，因此本文採用簡單幾何轉換模式進行指紋特徵點比對，詳細步驟說明如下：

步驟一：找出指紋核心點鄰近區域內的指紋特徵點。

步驟二：利用參考影像的指紋特徵點與測試影像的指紋特徵點間各參數的差值(包刮：特徵點類型、特徵點座標、特徵點方向等)進行幾何轉換，並找出最佳的  $N$  點參考點，其中指紋特徵點在經過幾何轉換後配對成功與否的認定上主要是依據參考特徵點與測試特徵點的座標與方向是否在容許的範圍內做為判斷的依據，圖 25 說明此一概念。

步驟三：利用此最佳  $N$  點的特徵點配對個數算出兩枚指紋間的比對分數以做為指紋比對的依據，如下所示：

$$S_M = \sum_{i=1}^N \frac{2M_i}{M_{all}} \quad (26)$$

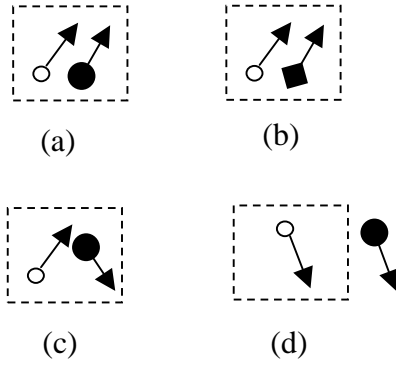


圖 25 指紋特徵點配對示意圖。(a)配對成功、(b)特徵點類型不符-配對失敗、(c)特徵點角度不符-配對失敗、(d)特徵點座標不符-配對失敗

指紋特徵點比對雖然提供了可靠的辨識依據，但卻忽略了指紋整體的紋路特性，有鑑於此在最後的辨識過程中上節介紹的方向性特徵以期能有效提昇系統的整體辨識效能。在分類器的整合上，本文將方向性特徵的歐式距離輸出轉化成介於 0-1 的數值，如下所示：

$$S_D = \begin{cases} 1 & ,if \ D < D_{\min} \\ 0 & ,if \ D > D_{\max} \\ 1 - (D - D_{\min}) / (D_{\max} - D_{\min}) & ,if \ else \end{cases} \quad (27)$$

式中  $D$  表示參考指紋與測試指紋間核心區域方向性特徵的歐式距離， $D_{\min}$  與  $D_{\max}$  則分別代表所設定之最小與最大差值（實驗中  $D_{\min} = 0$ 、 $D_{\max} = 8$ ）。當方向性距離被轉化成相似度  $S_D$  後，我們再利用比重關係將(26)式與(27)式所求得之  $S_M$  與  $S_D$



整合在一起以做為最後的辨識依據，如下所示：

$$S_{Final} = \omega \times S_M + (1 - \omega) \times S_D \quad (28)$$

式中  $\omega$  為一介於 0-1 的比例常數。下圖顯示比例常數  $\omega$  與查詢率的關係：

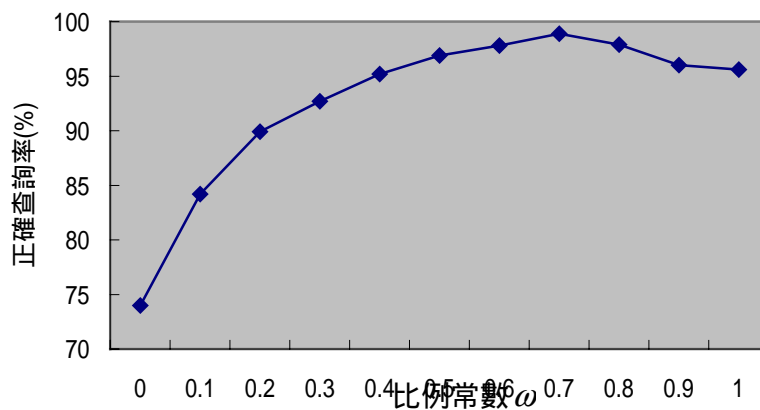


圖 26 比例常數  $\omega$  與指紋正確查詢率的關係。圖中查詢順位位於前十位中均視為正確查詢

由圖 26 的實驗結果我們發現，適度地調整比例常數  $\omega$  值將有助於提昇系統的整體辨識效能，但當  $\omega$  值過小時則將使系統偏重於方向性特徵，以致於在辨識上易造成混淆的情形。下頁表 2 顯示本節所提各部分的實驗結果：

查詢強化方法	查詢順位		
	1	5	10
特徵點比對法 (A)	80.4%	89.2%	92.4%
(A)+特徵點確 認(B)	87.2%	94%	95.4%
(A)+(B)+方向 性特徵	89.3%	95.2%	98.9%

表 2 指紋查詢強化方法與正確查詢率的關係(比例常數  $\omega = 0.7$ )

從表 2 的查詢結果可以看出，特徵點確認機制在少順位要求下時較有明顯的提昇效果，而當多順位要求下，方向性特徵反而能有明顯的提昇效果，這使得特徵點確認機制與方向性特徵間具有補償的效果，就整體平均而言，整合此兩項查詢強化機制約能使系統提昇 7% 的查詢率。

## 第六章 結論

本研究針對指紋辨識應用所面臨的問題提出解決之道。在指紋影像強化上，我們提出一全域紋理濾波概念並整合局部方向性補償，使得受損的指紋影像能獲得有效的重建。在指紋特徵點的確認上，我們利用特徵碼簿(Eigen-Codebook)的概念找出不同指紋特徵點區域及非指紋特徵點區域的最佳映射基底，做為指紋特徵點確認的依據，實驗結果顯示此一方法能在極少的訓練資料下，獲得令人滿意的結果。在指紋核心區域方向性特徵的萃取上，本文利用 Kirsch 遮罩計算出指紋區塊內不同方向的歸屬度，並利用預設閾值機制以達抗雜訊的目的，實驗結果顯示此一方法能有效描述指紋紋路的分佈特性。最後我們將文中所提之技術做整合，並實現一強健的指紋資料庫查詢系統，結果顯示在同時考慮指紋類別、指紋特徵點確認機制、指紋核心區域方向性特徵比對及指紋特徵點比對的情形下，系統的查詢效能可獲得有效提昇。

## 參考文獻

- [1] M. T. Humberto, and L. R. Hugo, "Automatic speaker identification by means of mel cepstrum, wavelets and wavelets packets," *Proc. IEEE Int. Conf. 22<sup>th</sup> Annual EMBS*, pp. 978-980, July 2000.
- [2] C. Miyajima, Y. Hattori, K. Tokuda, T. Masuko, T. Kobayashi, and T. Kitamura, "Text-independent speaker identification using Gaussian mixture models based on multi-space probability distribution," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol. E84-D, no. 7, pp. 847-855, July 2001.
- [3] B. L. Pellom, J. H. L. Hansen, "An effective scoring algorithm for Gaussian mixture model based speaker identification," *IEEE Signal Processing Letter*, vol. 5, no. 11, pp. 281-284, Nov. 1998.
- [4] B. L. Pellom, and J. H. L. Hansen, "An effective scoring algorithm for Gaussian mixture model based speaker identification," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 5, no. 11, pp. 281-284, Nov. 1998.
- [5] 單維彰，凌波初步，全華科技圖書公司，台北市，民國 87 年。
- [6] I. Daubechies, "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 36, pp. 961-1005, Sept. 1990.
- [7] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, and H. Guo, Introduction to wavelets and wavelet transforms: A Primer, Prentice-Hall, New Jersey, 1998.
- [8] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, July 1997.
- [9] A. M. Martinez, and A. C. Kak, "PCA versus LDA," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 2, pp. 228-233, Feb. 2001.
- [10] D. Lee, S. Baek, and K. Sung, "Modified K-means algorithm for vector quantizer design," *IEEE. Signal Processing Letters*, vol. 4, no. 1, pp. 1-5, 1997.
- [11] A. S. Abutaleb, and M. Kamel, "A genetic algorithm for the estimation of ridges in fingerprints," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, no. 8, pp. 1134-1139, 1999.
- [12] S. Kasaei, M. Deriche, and B. Boashash, "Fingerprint feature

- enhancement using block-direction on reconstructed images,” *Proc. IEEE ICICS*, Singapore, pp. 721-725, 1997.
- [13] A. Wahab, S. H. Chin, and E. C. Tan, “Novel approach to automated fingerprint recognition,” *IEE Proc.-Vis. Image Signal Process.*, vol. 145, no. 3, pp. 160-166, 1998.
- [14] L. Hong, Y. Wan, and A. K. Jain, “Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 20, pp. 777-789, 1998.
- [15] A. K. Jain, S. Prabhakar, and L. Hong, “A multichannel approach to fingerprint classification,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 21, no. 4, pp. 348-359, Apr. 1999.
- [16] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, and S. Pankanti, “Filterbank-based fingerprint matching,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 5, pp. 846-859, May 2000.
- [17] I. Emiroglu, and M. B. Akhan, “Pre-processing of fingerprint images,” *ECOS 97, European Conference on Security and Detection.*, vol. 28-30, pp. 147-151, 1997.
- [18] L. Hong, and A. K. Jain, “Classification of fingerprint images,” *Technical Report MSUCPS:TR98-18*, Michigan State Univ., June 1998.
- [19] A. Senior, “A hidden Markov model fingerprint classifier,” *Proc. 31<sup>st</sup> Asilomar Conf. Singals, Systems and Computers*, pp. 306-310, 1997.
- [20] M. M. S. Chong, T. H. Ngee, L. Jun, and R. K. L. Gay,” Geometric framework for fingerprint classification,” *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 9, pp. 1475-1488, 1997.
- [21] S. B. Cho, “Neural-network classifiers for recognizing totally unconstrained handwritten numerals,” *IEEE Trans. Neural Network*, vol.8, no.1, Jan. 1997.
- [22] S. Prabhakar, A. K. Jain, J. Wang, S. Pankanti, and R. Bolle, “Minutiae verification and classification for fingerprint matching,” *IEEE Conf.* pp. 25-29, 2000.

## 附錄一

**An Effective Algorithm for Fingerprint Image Enhancement Based  
on Wavelet Transform 論文發表**

## 附錄二

**Minutiae Verification with Principal Component Analysis For  
Fingerprint Image Postprocessing 論文發表**