

一個高精確的虹膜特徵擷取方法及其在虹膜辨識的應用

A High Precision Iris Feature Extraction and Its Application in Iris Recognition

朱家德* 陳慶瀚**

義守大學電機工程系

840 高雄縣大樹鄉學城路一段一號

E-mail: *cld123@giga.net.tw, **pierre@isu.edu.tw

摘要

本文提出一種新的高性能虹膜特徵擷取方法。首先我們規劃了一個簡單快速的瞳孔位置偵測方法接著以瞳孔中心座標為參考點，擷取環狀虹膜區塊影像，並將其切割多個等分的長條影像，我們應用索貝爾轉換去增強虹膜紋路特徵，再藉由垂直投影得到一維能量訊號，此一能量訊號經由一維小波轉換有效縮減其維度同時抑制其高頻雜訊。最後，基於此一虹膜特徵擷取方法，我們以機率式類神經網路分類器來進行虹膜識別的實驗。CASIA虹膜資料庫被用去評估所提出的方法並與傳統方法的性能做比較。實驗的結果證明提出演算法在虹膜辨識不僅有相當好的辨識性能，同時有較小的特徵維度和辨識效率，十分適合實現於嵌入式系統或有硬體資源限制的即時系統。

關鍵詞：虹膜辨識；小波轉換；機率式神經網路

ABSTRACT

In this paper, a novel technique is proposed for high performance iris feature extraction. First, we elaborate a simple and fast iris location method and extract an iris image by the center coordinate of pupil. The iris image will be stretched into a rectangle block and the block is segmented many parts. We adopt Sobel transform to enhance iris texture, vertical projection to obtain one dimension energy signal, and one dimension wavelet transform to reduce the feature vectors of the energy signal and restrain the high frequency noise. Finally, probabilistic neural network (PNN) is regarded as a classifier for iris recognition. A comparative experiment of existing methods for iris recognition is evaluated on CASIA iris image databases. The experimental results reveal the proposed algorithm provides superior performance in iris recognition, but it has still small feature dimension and recognition efficiency. These prove the proposed method is suitable for embedded system or real-time system in resource-constrained.

Keywords: iris recognition, wavelet transform, probabilistic neural network

1. 前言

生物辨識技術是利用人類的獨一無二的生理或行為上的生物特徵做為識別使用者的身份，每個人身體都俱備這些特徵猶如隨身攜帶密碼，不用擔心被盜用或遺忘，更能提高資訊保密能力與維護私人隱私。目前生物特徵在技術開發上又可以分成生理特徵(如臉部、指紋、虹膜、視網膜及掌形)和獨特的行為模式又稱為行為特徵(如聲音、簽名等)，就可靠度而言，生理特徵在唯一性及安全性都很明顯優於行為特徵。基於高度安全性的角度來看，生物辨識技術確實是具有高安全性及可靠性。因為它比起一般密碼及智慧型安全設備更為專業及精密，使用於需要高安全防護之地方如政府機密部門、立法部門、銀行及金融中心、化驗室、私人住宅等最為常見。以此等技術看來，使用之範圍可謂與日俱增，而且有平民化之跡象，於種類上大可分為通道管制類別、電腦進入身份辨識類別和身份核實領取功能等。所有生物辨識中，其中尤以虹膜辨識率最高且不易偽造。

虹膜是指瞳孔周圍有顏色的肌肉組織且虹膜上有很多微小的凹凸起伏和條狀組織，具有獨特結構，因此就算是自己的左右眼虹膜也有差異，且不易隨年齡的增長變化。虹膜識別的過程是將掃描的虹膜圖像轉換為數位代碼，並以演算法去擷取具有鑑別性特徵向量，儲存到電腦資料庫，需進行身份識別時，只需比對待檢測者的虹膜特徵資料，即可辨識個人身份。虹膜共有240個特徵，相較於臉部則約有80個特徵、指紋的特徵只有20至40個。因此，要找出虹膜編碼相同的機率為10的78次方之一，全世界幾乎找不到第二個虹膜相同的人。到目前為止，虹膜識別的辨識率是所有生物辨識技術中最高且虹膜的複雜度和變異程度，讓虹膜辨識比其他的生物辨識技術更難加以偽造。

在1993年英國劍橋大學的數學家Daugman [10-13]提出一套性能優越的虹膜辨識演算法。他利用二維蓋伯小波轉換(2-D Gabor wavelet transform)可將虹膜影像上複雜精細的輻射狀凹凸圖像轉換成2048bits的特徵碼，再利用漢明距的統計特性做為決策中心。繼Daugman之後，陸續有許多專家

提出不同演算法[4-5,14,16-17], 在性能上都有不錯的表現。

本文基於嵌入式虹膜辨識系統對於速度和架構精簡的考量, 致力於提出一個快速且高準確度的虹膜辨識方法。第二節我們將規劃(elaborate)一個簡單快速的瞳孔位置偵測方法, 第三節提出我們的虹膜特徵擷取方法; 第四節介紹作為虹膜識別的機率式類神經網路分類器。最後我們以 CASIA 虹膜資料庫評估所提出的方法並與傳統方法的性能做比較。

2. 瞳孔偵測

虹膜影像如圖 1(a)所示, 包含了許多豐富資訊且存在了一些不需要的部份如睫毛、瞳孔等。因為虹膜是介於瞳孔(pupil)與鞏膜(sclera)之間。傳統搜尋虹膜的方式通常是先將影像二值化且採用霍夫轉換尋找瞳孔的位置, 最後鎖定虹膜位置[14]。但這樣的方式效率差, 且計算量大, 又容易受到睫毛的影響而鎖定錯誤的虹膜位置。

本文提出一個簡單又有效率的方法。其程序如下:

1. 將原來的影像經由二維小波轉換得到一張 LL 頻帶的影像, 這張影像大小只有原來影像的 1/4。小波轉換的目的在於降低資料量, 可減少虹膜特徵擷取的時間, 又可降低高頻雜訊。

2. 計算直方圖, 找到峰值位置。

由於瞳孔區域的灰階值分布非常集中在比較小的灰階值, 如圖 1(b)中可以看出直方圖的峰值即為瞳孔之灰階值。我們設定一個臨界值為 T , 使得

$$T = w \cdot p \quad (1)$$

其中 P 是峰值位置, w 為權值。二值化的影像 B 可藉由原始影像 A 得到:

$$B(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } A(i, j) > T \\ 0, & \text{if } A(i, j) < T \end{cases} \quad (2)$$

為了清除二值化影像中的高頻黑色雜點, 我們定義一個評估函數 $E(i, j)$ 以及移除雜訊的規則如下:

$$E(i, j) = \sum_{ii=-1}^1 \sum_{jj=-1}^1 B(i+ii, j+jj) \quad (3)$$

和

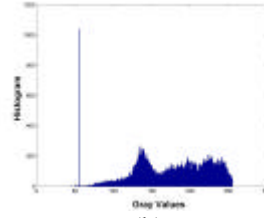
$$B'(i, j) = \begin{cases} B(i, j), & \text{if } E(i, j) > 4 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

假如 $E(i, j) > 4$ 表示 $B(i, j)$ 的四週至少存在 4 點的黑色像素, 也就可以判斷該點屬於瞳孔, 並將其保留。反之代表該像素 $B(i, j)$ 是瞳孔區域以外的黑色雜點, 因此將其移除。

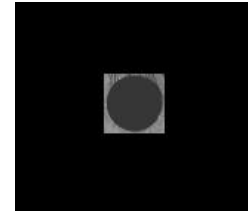
3. 最後, 累計影像水平和垂直方向的黑點個數, 得到水平和垂直兩個直方圖, 藉此直方圖, 可以精確切割出瞳孔的範圍和圓心位置。如圖 1(c)。



(a)



(b)



(c)

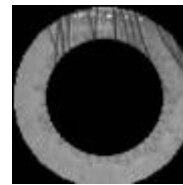
圖.1 (a)原始影像 (b)影像的灰階分佈(c) 瞳孔範圍偵測

一旦偵測出瞳孔的精確位置, 我們接著以瞳孔中心為圓心、瞳孔半徑為最小半徑向外擴展, 擷取多個半徑由小到大的連續環狀虹膜剖面, 環狀剖面數量越多, 所擷取的資訊就越豐富, 則辨識率就越高, 但是效率會降低。傳統方法通常擷取完整虹膜去做辨識, 這會耗費大量時間搜尋虹膜位置。本文所提出方法不需要鎖定完整虹膜影像的範圍, 只要得到瞳孔的位置就可以根據性能和效率的需求, 擷取所需數量的環狀虹膜剖面來做辨識, 故效率可以得到大幅度的改善。

3. 虹膜特徵抽取

3.1 環狀虹膜區塊影像(Circular iris block image)

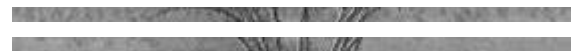
虹膜位置存在瞳孔外圍的圓弧狀區距, 如圖 2(a)。我們以瞳孔中心為圓心, 切割出半徑由小到大的連續環狀虹膜剖面, 並將其展開並重疊成為長條狀影像, 如圖 2(b)。



(a)



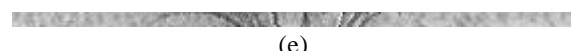
(b)



(c)



(d)



(e)

圖2. (a)虹膜區域影像(b)展開後的虹膜長條影像 (c)三等份虹膜切割影像區塊 (d) 兩等份虹膜切割影像長條狀(e) 正規化後的一個切割影像區塊

接下來, 我們將虹膜影像分別切割成三等份

(如圖 2(c))和兩等份(如圖 2(d))，且每一個被切割區塊做正規化(normalize)(如圖 2(e))。

我們利用索貝爾運算子去增強虹膜紋路特徵，隨後以垂直投影方式將此長條形影像轉換成一維能量訊號，再由一維小波轉換擷取具有鑑別性的特徵向量。

3.2 索貝爾運算

由於取像時不同的對焦精確度會導致虹膜紋路的糊化(blur)，因此我們利用索貝爾運算子去增強虹膜紋路特徵，如圖 3。索貝爾運算子是一個微分運算子[13]，在本文中採用了垂直索貝爾遮罩如下：

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

它有提供差值又有平滑效果的優點，於是它可以有效增強紋路邊緣，並強化紋路與背景的對比。

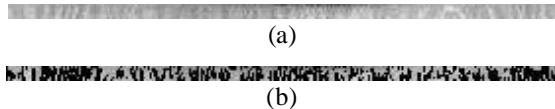


圖3. 索貝爾虹膜紋路增強；(a) 正規化影像影像；(b)索貝爾運算後的虹膜紋路增強影像

3.3 垂直投影

圖 3 的長條狀虹膜影像是一個二維的離散訊號，其大小為 $m \times n$ ，用矩陣表示：

$$G = \begin{bmatrix} g_{1,1n} & \cdots & g_{1,mn} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{m,1n} & \cdots & g_{m,mn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

將每一行的灰階值加總，得到垂直投影的能量訊號，此一訊號增強了虹膜影像的垂直方向，同時又可大幅縮減資料量，以加快運算速度。我們得到垂直投影的能量訊號 s 藉由：

$$s_i = \sum_{j=1}^m g_{ij}, 1 < i < n, 1 < j < m \quad (7)$$

最後，得到垂直投影的向量 S ：

$$S = [s_1 \quad \cdots \quad s_n] \quad (8)$$

由於虹膜經由垂直投影後的資訊量遠大於水平投影後的資訊量，於是我們就採用垂直投影方法去擷取一維的能量訊號。且將虹膜影像經由垂直投影後，維度從 $m \times n$ 縮減為 $1 \times n$ ，這將有助於減少整個計算時間，且能量集中(concentrate)。並使得小波轉換抽取的特徵值更具強健性和鑑別性[4]。

3.4 小波轉換

小波轉換(Wavelet Transform, WT) [7,9]是由一組雙通道濾波器構成，將雙通道濾波器串聯起來，構成多通道濾波器，如圖 4 是一組三階小波濾波

器，這也是小波轉換最重要的觀念。多層次分析(Multi-resolution analysis, MRA)。在圖 3 中的 s 是原始訊號，當訊號經由高頻濾波器 H 和低頻濾波器 L 則會產生兩組訊號 cD ，代表詳細訊號(Detail Signal)通常保留訊號中的雜訊，另一個是 cA ，代表近似訊號(Approximate Signal)通常保留訊號中比較重要的資訊代表訊號本身的特性。這兩組訊號的計算公式如下面兩個式子

$$cD[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} s[k] \cdot H[n-k] \Leftrightarrow D = \langle s, H \rangle \quad (9)$$

$$cA[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} s[k] \cdot L[n-k] \Leftrightarrow A = \langle s, L \rangle \quad (10)$$

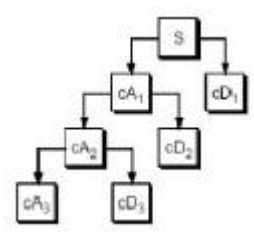


圖 4. 三階小波濾波器

對於 3.3 節所採用的虹膜影像垂直投影訊號，我們使用離散小波轉換取其低頻成份作為特徵值，因為高頻成份能量較低，無法得到一致性的資訊，通常包含較多的雜訊。而低頻成份則具有較重要的特徵資訊。最後，機率式神經網路被採用當作虹膜分類器，下一節將會詳細的說明它的基本架構。

4.神經網路為基礎的虹膜分類器 (Neural-based Classifier for Iris Recognition)

4.1 機率式神經網路

D.F.specht 於 1988 年提出機率式類神經網路(Probabilistic Neural Network, PNN)[8]，圖 5 為機率式類神經網路的基本架構，包括輸入層(input units)，特徵層(pattern units)，總和層(summation units)及輸出層(output units)，運用其網路架構在於任意維度輸出的分類應用問題[2-5]上，都可以快速且有效地解決。

機率式類神經網路基本概念就是將貝式分類器的觀念引進到類神經網路的模型中，讓機率式類神經網路模型具有貝式分類器許多優點，且改進貝式分類器的機率密度函數不易建立的缺點，針對機率密度函數作了三個假設：

1. 各分類的機率密度函數型態相同。
2. 共同機率密度函數型態為高斯分佈。
3. 分類的高斯分佈機率函數的變異矩陣對角矩陣，且各對角元素值相同，皆為 S^2 。

圖 4 是一個機率式類神經網路基本架構，主要是藉著對平滑參數 S^2 的調整，改變常態分配的散佈程度，找到最佳的分類。機率式類神經網路的機率密度函數的公式如下：

$$f_A(X) = \frac{1}{(2p)^{p/2} s^p} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{(x_i - y_{Ai})^2}{2s^2}\right) \right) \quad (11)$$

$f_A(X)$: X 在類別 A 的機率密度函數值

p : 訓練向量的維度

S : 平滑參數

N : 在類別 A 中的訓練向量個數

X : 測試向量

y_{Ai} : 在類別 A 中第 i 筆訓練資料

f_A 為每一個訓練樣本高斯分配的總和，藉由調整平滑參數來找到最佳的分割線， X 是訓練樣本。其中 P 是神經網路輸出的一個介於 0 和 1 之間的輸出機率推論值。當外界環境改變，機率式類神經網路僅需要對新的資料定義重新分類資料的權值，不需要其他類型的網路架構改變全部網路權值。

這一種網路學習速度十分快，對於錯誤資訊有相當的容忍性。同時在學習樣本很少的情況，甚至只有一筆學習樣本時，機率式類神經網路仍可使用。此一特性特別適用在虹膜比對的應用問題。所以本文採用機率式類神經網路當作虹膜辨識的分類器。

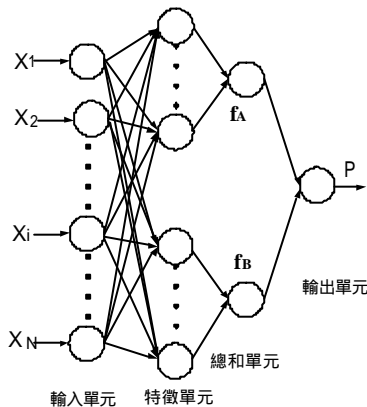


圖 5. 機率式神經網路架構

基於以上的優點，本文採用 CHEN 和 CHU 在 [4] 中所提出的機率式類神經網路作為虹膜辨識分類器。

4.2 決策規則

我們之前提到虹膜是一個近似於圓形的影像，在實驗中，將一張虹膜影像切割成三等份和二等份。將每一等份的影像去擷取特徵輸入到機率式類神經網路會得到 5 個推論輸出 P ，取平均值來決定從屬類別。

4.3 虹膜識別 (Identification)

虹膜識別在於從眾多已註冊的虹膜影像樣板或特徵向量資料庫，識別出一個未知的虹膜影像或特徵向量。

首先對所有虹膜影像抽取特徵向量，並將整體資料組隨機地分成訓練資料組 X 和測試資料組 Y 。訓練資料組 X 直接載入 PNN 神經網路作為特徵層鏈結權值，每次輸入一筆測試資料，得到神經

網路的推論輸出機率值 P 。

如果有 N 個註冊虹膜影像，則 PNN 神經網路將有 N 個推論輸出的機率值 P ，我們以最大推論輸出 P 值的神經元作為判定該筆測試資料所從屬的類別。

首先，根據式子 (6) 得到特徵層鏈結權值結合高斯機率函數估計該筆測試資料所從屬的類別相對機率 f_A 。最後，我們將正確分類的測試資料數量除以所有測試資料組，可以計算獲得虹膜辨識率。

4.4 虹膜比對 (Matching)

虹膜比對是針對一枚已宣稱註冊身分的影像，驗證 (verify) 該虹膜影像是否與其註冊的虹膜影像相符。因此屬於一對一的比對的虹膜辨識模式，此一模式主要應用在身分認證。

針對每一個人，我們隨機選取一張或多張虹膜影像作為 PNN 訓練資料，再以其他資料作為測試資料。因此對於每一個 PNN 訓練模型，我們將測試所有其他相同身份的不同影像以及不同身份的所有影像。每一個 PNN 神經網路只有一個介於 0 和 1 之間的推論輸出 P 。若 P 為 1 表示比對通過， P 為 0 表示沒有通過。

將所有資料庫的虹膜資料與每一個註冊模型進行比對，可以得到一張比對機率表 (Contingence Table)。

從比對機率表，我們給定一個臨界值 H ，當機率值大於 H 則判定接受 (比對通過)，反之拒絕 (比對沒有通過)。所以，我們可以得到兩種錯誤率的度量，第一種是錯誤拒絕率 (False Rejection Rate, FRR)，當機率值小於 H 造成拒絕正確虹膜影像的錯誤率。第二種是錯誤接受率 (False Acceptance Rate, FAR)，當機率值大於臨界值造成接受錯誤虹膜影像的錯誤率。這兩種錯誤率是一種相對的關係，如果將臨界值提高，則錯誤拒絕率會上升，錯誤接受率則降低。反之，若把臨界值降低，則錯誤拒絕率會降低，錯誤接受率則上升。因此根據所選擇的分類器決策輸出的一個特定閾值 (threshold)，可以定義：

$$FAR = \text{錯誤接受次數} / \text{總比對次數}$$

$$FRR = \text{錯誤拒絕次數} / \text{總比對次數}$$

針對一個大型的虹膜資料庫的比對實驗，我們可以藉由變化臨界值，而得到 FAR 和 FRR 兩條連續變化但趨勢相反的曲線。FAR 和 FRR 兩條曲線相交位置的錯誤率稱為等值錯誤率 (Equal Error Rate, ERR)，這是一個比辨識率 (recognition rate) 更適合用來評估虹膜比對系統的性能指標 [2-5]。

5. 學習演算法

粒子群最佳化 (Particle Swarm Optimization, PSO) [18] 是一種以族群動力學為啟發式概念的最佳化方法，在一個社會化的族群中，個體的行為不但會受到個體過去經驗和認知的影響，同時也會受

到整體社會行為影響。在 PSO 每個粒子在搜尋空間中各自擁有其速度和位移，並且根據自我過去經驗與群體行為進行機率式的搜尋策略調整，從很多研究結果顯示 PSO 可以很快速的在問題空間中找出最佳？，對於動態系統提供了一個高度適應性的最佳化方法。

PSO 具有類似現實環境中生物群體相互協調與群體行為一致性的運作特色。每一個生物個體均有其高適應度的自我最佳經驗，相對於 PSO 中每個個體皆記憶個體最佳參數；生物群體的社會性，使得生物個體間的經驗能彼此互相交換並且傳承，相對於 PSO 中群體全域最佳參數解的記憶，因此 PSO 的演算行為具有類似生物群體中的社會約束及自我認知兩種模式，這種仿生物智慧的技術結合了社會模式(Social-Only model)及自我認知模式(Cognition-Only model):

1) Social-Only Model:

$$V_{id} = V_{id} + c_2 * rand() * (P_{gd} - X_{id}) \quad (12)$$

2) Cognition-Only Model:

$$V_{id} = V_{id} + c_1 * rand() * (P_{id} - X_{id}) \quad (13)$$

3) PSO Combine Model:

$$V_{id} = V_{id} + c_1 * rand() * (P_{id} - X_{id}) + c_2 * rand() * (P_{gd} - X_{id})$$

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \quad (14)$$

此處 d 是搜尋空間中變數的維度， i 是群體中的個體， V_i 是速度向量， X_i 是位置向量。而 P_i 是個體所經歷過之最佳解位置， P_g 則是個體所處之整個鄰域所記錄的最佳解位置。參數 c_1 以及 c_2 分別是自我認知與社會模式的學習率。

一旦得到機率神經網路的最佳化參數，就是完成了虹膜生物辨識分類器的設計，接下來我們就可以進入最佳化虹膜生物辨識系統的驗證。

6. 實驗與結果

為了驗證本文所探討的方法，並對照由 Mayank Valsa 評估了四種虹膜辨識的演算法在 CASIA 虹膜資料庫所提出實驗結果[11]，為了實驗具有客觀性，則採用評估方式和 Mayank Valsa 一致，CASIA 虹膜資料庫[20]共有 108 組 8 位元灰階虹膜影像，這些影像中有些是屬於模糊不清楚和被睫毛遮蔽的虹膜影像，每一組影像各有 7 張不同的虹膜影像，每一組虹膜影像都隨機抽取 3 張影像當訓練樣本，剩下當測試樣本。每張原始影像維度為 320x280 像素。實驗平台為 AMD 2.2G Hz(實際頻率為 1.81G)，512M ddram 個人電腦，Windows XP，軟體工具為 Matlab 6.5。

6.1 虹膜識別(Identification)實驗

為了確保實驗具有客觀性，不會因為特定的訓練影像而影響到辨識結果，每一個類別隨機選擇 3 張虹膜影像來做訓練，剩下的影像則當作測試。任

意抽取不重複的影像 100 次，並將其結果平均所得平均辨識率，及 100 次隨機抽取影像中最佳辨識率階列在表 1。

表 1. 虹膜辨識的性能評估

| | 本文提出的演算法 |
|----------|----------|
| 平均辨識率(%) | 99.3 |
| 最佳辨識率(%) | 100 |
| 向量維度 | 285 |

由表 1 得知，在這些測試虹膜影像中有些被睫毛遮蔽或模糊不清，但實驗結果中，還是可以達到最高辨識率為 100%，平均辨識率有 99.3%，且特徵向量維度只有 285，這些實驗結果證明提出方法具有相當優越的性能和可靠性。

6.2 虹膜比對(Matching)實驗

虹膜比對是一種單一類別辨識(One-class recognition)問題。本實驗隨機選取每個人的 3 張虹膜影像當訓練樣本，其餘影像隨機抽取當作測試樣本。實驗進行與虹膜識別程序相同，本實驗以 FAR 和 FRR 指標取代辨識率性能，其結果如表 2 所示。

表 2. 虹膜比對的性能評估(FAR/FRR)

| 閾值(%) | FAR(%) | FRR(%) |
|-------|--------|--------|
| 35.8 | 0.1 | 0 |
| 36.9 | 0.02 | 0.23 |
| 37.2 | 0.01 | 0.69 |
| 40 | 0.0 | 0.9 |

本實驗經過 100 次隨機抽取訓練樣本，得到平均和最佳 EER 等性能指標如表 4。

表 3. 虹膜比對的性能評估(EER)

| | 本文所提出的演算法 |
|------------|-----------|
| 平均 EER (%) | 0.54 |
| 最佳 EER (%) | 0.012 |
| 辨識時間 (ms) | <1 |

從表 2 可以得知在不同的臨界值可以得到不同的 FAR 和 FRR，當閾值從 35.8% 到 40% 則 FAR 從 0.1% 降到 0.0%，則 FRR 從 0.0% 成長到 0.9%，這個代表本文所提出的演算法具有相當高的辨識性能。從表 3 可以看到最佳 EER=0.012%，每一張虹膜註冊影像和其它 432 張的測試影像辨識時間小於 1 ms。最後，我們可以發現本文所提出的演算法的實驗結果再一次證明本文提出演算法確實可以達到很好的辨識效率和辨識性能。

6.3 不同演算法比較的實驗

到目前為止，有許多專家提出虹膜特徵抽取方法，其中，Mayank Valsa[11]評估了四種虹膜辨識的演算法在 CASIA 虹膜資料庫。這四種演算法都是基於虹膜編碼(iris coding)，而本文所提出的演算法則是基於特徵向量抽取方法。在同樣實驗的標準下，本文提出的演算法將與 Mayank Valsa 所評估的演算法作比較，其比較結果如表 4 所示。

表 4. 不同演算法的性能評估

| 演算法 | FAR/FRR(%) | 平均辨識率(%) |
|--------------|------------|----------|
| Avila [17] | 0.03/2.08 | 97.89 |
| Li Ma [14] | 0.02/1.98 | 98 |
| Tissue [6] | 1.84/8.79 | 89.37 |
| Daugman [11] | 0.01/0.09 | 99.9 |
| Proposed | 0.01/0.69 | 99.3 |

從表 4 的結果得知,本文提出新的方法確實可以有很高的辨識性能。在這些比較方法中的辨識性能也僅次於 Daugman 的演算法,這是因為本文所提出的方法沒有擷取完整虹膜影像,而只有擷取部份少量的虹膜影像做辨識,也因為這樣而提高整體的效率但也犧牲了少許的辨識率。但是 Daugman 的演算法是基於虹膜編碼(iris coding),而本文所提出的演算法是基於特徵抽取,在目前所有已知的虹膜特徵抽取方法中的辨識性能是最佳的。由於所提出的方法計算簡單、複雜度低,它是一個相當適合於嵌入式系統或低資源需求的硬體設備。

結論

本文提出了一個新高性能的虹膜特徵擷取方法,並且將其應用在虹膜識別和比對。我們以瞳孔中心座標為參考圓心,擷取環狀虹膜區塊影像,並將其切割多個等分的長條影像,接著應用索貝爾轉換增強虹膜紋路特徵,再藉由垂直投影得到一維能量訊號,此一能量訊號經由一維小波轉換可縮減其維度同時有效抑制高頻雜訊。實驗顯示,此一方法具有以下優點:第一:高精確性。以 CASIA 虹膜影像資料庫進行驗證,最佳辨識率可達到 100%,最佳 EER 也可達 0.012%。第二個優點:高效率。在我們的實驗中,一張虹膜的辨識整體花費時間不到 1ms。第三,低複雜度。方法中的每一個步驟都相當簡單易於實現,無需使用大量乘加計算,因此利於低資源硬體或嵌入式系統的實作。

參考文獻

- 1 CASIA iris database. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, [Online].<http://www.sinobiometrics.com/casiairis.htm>.
- 2 Chia-Te CHU and Ching-Han CHEN, "The Application of Face Authentication System for Internet Security Using Object-Oriented Technology", Journal of Internet Technology. (Accepted)
- 3 Ching-Han CHEN, Chia-Te CHU, " An High Efficiency Feature Extraction Based on Wavelet Transform for Speaker Recognition ", 2004 International Computer Symposium (ICS2004), Taipei, Dec 2004.
- 4 Ching-Han CHEN, Chia-Te CHU, " High Efficiency Iris Feature Extraction Based on 1-D Wavelet Transform ", 2005 Design automation and test in Europe (DATE2005), Munich, Germany, March, 2005.
- 5 Ching-Han CHEN, Chia-Te CHU, " Combining

- Multiple Features for High Performance Face Recognition System ", 2004 International Computer Symposium (ICS2004), Taipei, Dec 2004.
- 6 Christel-Loic Tisse, Lionel Torres, Michel Robert, " Person Identification Based on Iris Patterns," Proceedings of the 15 th International Conference on Vision Interface, 2002.
- 7 C. Sidney Burrus Ramesh A.Gopinath Hai ta Guo, "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer", 1998.
- 8 D.F.Specht, "Probabilistic Neural Network for Classification, Map, or Associative Memory", Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Network, vol.1, pp525-532, 1988.
- 9 Jaideva C.Goswami and Andrew K. Chan "Fundamentals of Wavelets" 1999.
- 10 J. Daugman, Biometric Personal Identification System Based on Iris Analysis, United States Patent, no. 5291560, 1994
- 11 J. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Person by a Test of Statistical Independence," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 11, pp1148-1151, Nov. 1993
- 12 J. Daugman, "Demodulation by Complex-Valued Wavelets for Stochastic Pattern Recognition," Int'l J, Wavelets, Multiresolution and Information Processing, vol. 1, no. 1, pp. 1-17, 2003.
- 13 J. Daugman, "Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognition Persons by Iris Patterns," Int'l J. Computer Vision, vol. 45, no. 1, pp. 25-38 2001.P.W. Hallinan "Recognizing Human Eyes," Geometric Methods Comput. Vision. Vol. 1570, pp. 214-226, 1991.
- 14 L. Ma, Tan, Tieniu, Wang, Yunhong, " Iris Recognition Using Circular Symmetric Filters", Processing of THE 16th International Conference on Pattern Recognition, vol.2, pp. 414-417, 2002.
- 15 Mayank Vatsa, Richa Singh, and P.Gupta, "Comparison of Iris Recognition Algorithms", Proceedings of ICISIP'04, India, pp.354-358, 2004.
- 16 R.Wildes, J.Asmuth, G. Green, S. Hsu, R. Kolczynski, J. Matey, and S. McBride, "A Machine-Vision System for Iris Recognition," Machine Vision and Application, vol. 9, pp. 1-8, 1996.
- 17 Sanchez-Avila C., Sanchez-Reillo R.; de Martin-Roche D., "Iris Recognition for Biometric Identification Using Dyadic Wavelet Transform Zero-Crossing", Proceedings of the IEEE 35th International Carnahan Conference on Security Technology, pp. 272-277, 2002.
- 18 J.Kennedy et al. ,"Particle Swarm Optimization", Proc of IEEE Int. Conf. Neural Networks, vol. IV, pp.1942-1948, 1995.