

手背靜脈影像邊緣特徵識別

詹閱傑¹ 莊尚仁¹ 黃煌初¹ 李仁軍^{2*}

¹國立高雄科技大學電訊工程系(所)

²海軍軍官學校電機工程系

摘 要

手背靜脈識別為一種新興生物認證技術，本研究主要目的在於提出一種強健、穩定且即時性的手背靜脈識別方法。我們將手背靜脈骨架化影像實施靜脈血管紋路骨架與邊緣相交點之特徵值擷取，於特徵比對階段提出動態模式樹加快比對速度，並配合最小距離分類器實施特徵識別。最後實驗結果經由效能評估後整體正確識別率為 99.72%與其他識別方法比較下本識別方法更能快速進行特徵比對且具備極佳識別率，因此我們提出之手背靜脈識別對於生物認證領域上具有高度實用性。

關鍵詞：手背靜脈識別，生物認證，動態模式樹，最小距離分類器

Dorsal Hand Vein Image Edge Feature Recognition

Hong-Jie Zhan¹, Shang-Jen Chuang¹, Huang-Chu Huang¹, and Jen-Chun Lee^{2*}

¹National Kaohsiung University of Science and Technology, Department of Electronic Communication Engineering

²R.O.C.Naval Academy, Dept. of Electrical Engineering

ABSTRACT

With the increasing needs in security systems, vein recognition is one of the important and reliable solutions of identity security for biometrics-based identification systems. This paper presents a novel, local feature-based vein representation method based on minutiae features from skeleton images of venous networks. These minutiae features include end points and the arc lines between the two end points as measured along the boundary of the region of interest. In addition, we propose a dynamic pattern tree to accelerate matching performance and evaluate the discriminatory power of these feature points for verifying a person's identity. In a comparison with existing verification algorithms, the proposed method achieved the highest accuracy in the lowest tested matching time. Our results demonstrate the effectiveness of the proposed method as a promising approach to vein recognition. Therefore, we propose the dorsal hand vein recognition for the field of biometric authentication with high practicability rate.

Keywords: dorsal hand vein recognition, biometrics, dynamic pattern tree, minimum distance classifier

一、前言

隨著資訊科技發展，人們對資訊服務需求越來越高，相對也帶給使用者許多安全性的隱憂與資訊安全需求，其中影響最大的莫非於使用者身份認證技術。現今實施的傳統身份認證技術(密碼、IC卡及磁卡等)隨著駭客技術不斷進步已經不再安全，更無法解決對於人本身之識別，於是近年來生物認證(Biometrics)識別技術越來越引起大家高度重視，希望由生物認證來解決資訊系統在安全上所碰到的各種問題。生物認證主要利用人體固有的生理特徵或使用人的行為特徵，透過影像處理技術等方法來鑑別個人身份。與傳統身份認證技術相比，生物認證具有更好的安全性、可靠性和有效性。

目前三種最普遍的生物特徵分別為指紋、人臉、與虹膜，而我們將這三種生物特徵進行比較後，仍發現這些識別特徵存在諸多問題。首先，指紋識別(Fingerprint recognition)存在容易進行偽造的安全隱憂，在擷取過程中需接觸擷取設備，會受到手指皮膚狀況及按壓情況影響。另外，人臉識別(Face recognition)易受光線或陰影干擾識別外，還有隨著人的年紀增長或是外型改變而變化的問題。識別率較高之虹膜識別(Iris recognition)也存在擷取設備昂貴和照射眼球時需要克服心理障礙等缺點。鑒於指紋、人臉與虹膜的諸多問題，我們發現另一種新的生物特徵識別，人類手背靜脈影像識別技術能夠解決上述三種生物特徵識別缺點。

手背靜脈紋路與指紋一樣是每個人所獨有的，且位於人體皮下組織，不易遭受擷取及竄改，因此可以擷取手背的靜脈影像特徵來進行高精度身份認證。而目前國內手背靜脈識別技術的研究不太多，因此對於手背靜脈識別演算法之研究更具有重要的意義，而本論文主要目的在於提出一個強健、穩定且即時性的手背靜脈識別方法，對於手背靜脈影像前置處理及靜脈骨架特徵擷取與比對進行深入研究。

本論文提出之手背靜脈識別流程(如圖 1 所示)總共分為註冊(Enrollment)與識別(Identification)兩大階段，在註冊階段，獲取檢

測者手背靜脈影像後，先實行影像前置處理，然後執行特徵擷取並獲取特徵向量建立模板資料庫；於識別階段，在獲得檢測者手背靜脈影像後同樣實施影像前置處理及特徵擷取，並將擷取的靜脈影像特徵向量與已註冊資料庫之特徵向量進行模板比對，得到最終識別結果。

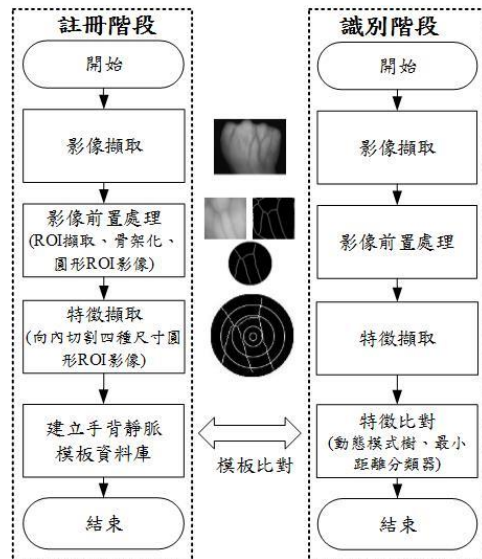


圖 1. 手背靜脈識別方法流程圖

二、文獻探討

人類手部靜脈影像的生物特徵識別技術，從 1995 年，J.M. Cross 等人對手背靜脈識別進行研究[1]，不過當時受到感測器技術限制，因此該技術並沒有進一步發展。直到 2001 年，南韓研製出較為成熟的手背靜脈身份識別產品[2]，人體手背靜脈識別技術才備受關注，成為最近幾年大家研究的方向。國內從 2004 年范國清教授發表了關於手背靜脈遠紅外影像識別相關論文[3]開始，手背靜脈身份識別技術逐漸得到學術界和企業界重視。

在手背靜脈識別技術中，該如何拍攝出高品質靜脈影像為目前靜脈影像取像裝置需要面對的問題，1998 年南韓 NEXTERN 公司使用紅外線 CCD 視頻攝影機擷取靜脈影像，其中 BK 系列為非常成熟的產品[4]。2004 年范國清教授運用遠紅外光照射人體手背[3]，並利用一台配有濾光片的 CCD 視頻攝影機擷取靜脈影像。2005 年新加坡南洋理工大學則使用 NEC 熱追蹤儀擷取手背靜脈影像。2007 年 Ahmed M. Badawi 運用 CCD 視頻攝影機拍攝

血管影像，並在 CCD 鏡頭上安裝紅外濾光片，藉此排除可見光干擾。

人體靜脈影像在進行拍攝時，受到拍攝時間、拍攝時的亮度與拍攝者皮膚厚薄度三種因素影響，因此靜脈影像像素值在灰階分布程度上有相當大的差異，造成特徵擷取與比對困難度，所以靜脈影像前置處理在靜脈識別技術中是一個重要的流程。Im 等人[4]使用一系列的影像處理技術，Gauss 低通濾波、Gauss 高通濾波、二值化處理、雙線性濾波及改進的中值濾波等去除靜脈影像雜訊，提高影像品質與突顯靜脈特徵。Im 等人採用之去除雜訊技術，也是現今大部分靜脈識別中使用的影像處理方式。

得到清晰的靜脈紋路影像後，下一個階段就進行靜脈影像特徵擷取與特徵比對。目前在靜脈識別研究中，大多擷取靜脈血管的交叉點、端點數目及相對位置或者是管曲線的曲率、長短及相對位置等特徵。特徵點演算法使用靜脈紋路骨架化影像中的特殊點作為比對，雖然可以得到精確的識別，不過須花費大量時間在於特徵點及交叉點之尋找。Ding 等人[5]運用靜脈血管端點、交叉點間的距離作為比對依據。

Lee[6]使用手背靜脈骨架特徵擷取演算法，將靜脈影像骨架化後，擷取可識別的特徵點及對應的特徵距離視為有效特徵，並提出 EP-tree 搜尋方式找尋相似的靜脈影像，不過該方法於特徵比對時需要找尋全部三組樹狀階層，需花費較多搜尋時間。另外 Lee 使用之靜脈影像於前置處理完成後，在骨架化影像邊緣仍有細節及陰影部分等雜訊，這些邊緣雜訊會導致後續無法擷取正確的靜脈影像特徵。

將特徵空間演算法用於影像識別亦能獲得較好效果，不需針對影像進行過多處理，即可達成所需目的。Lu 等人[7]提出 Eigenpalm 演算法，運用 PCA 進行掌紋影像特徵擷取。Hsu 等人[8]運用改良的(2D)²PCA 取代傳統 PCA 進行手背靜脈特徵擷取。

影像上的二維賈伯濾波器(2D Gabor filter)為採用紋理結構進行特徵擷取代表性演算法，不論使用在空間域或頻率域皆具備良好性能，因此廣泛運用於紋理分析及識別。Lee[9]以賈伯濾波器為基，提出運用方向性編碼技術，將掌靜脈特徵編碼成一系列的位元碼，其識別效果及執行時間優於原始賈伯濾波器。Wu 等人

[10]運用高斯方向特徵編碼 (Gaussian directional binary code, GDBC)，進行靜脈影像特徵擷取。

近幾年深度學習(Deep learning)在人工智慧(Artificial intelligence, AI)的風潮帶領下，也逐漸引起高度關注。其中 Yann LeCun[11]針對影像識別提出卷積類神經網路 (Convolutional neural network, CNN) 後，對於生物認證識別產生重大突破。CNN 主要結構分為影像特徵擷取的卷積層、池化層以及完全連結神經網路兩大架構。與其它類神經網路架構相比，CNN 需考慮的參數較少，因此擁有高識別精確率。目前 CNN 廣泛應用於人臉、手寫與語音識別中。Wan 等人[12]將自行拍攝的手背靜脈影像使用 CNN 中 VGG-19 網路架構實施特徵比對亦獲得較好的識別結果。

目前各種特徵擷取演算法中都採取不同方式進行靜脈影像特徵擷取，提出之識別正確率與錯誤率證明這些特徵擷取方法能達成一定效果，但是大家依然不斷地追求生物認證識別中的正確率和錯誤率能夠趨近於完美，因此針對手背靜脈影像提出可靠且高效率的特徵識別與擷取演算法仍為手背靜脈識別研究目標。

三、手背靜脈影像前置處理

手背靜脈識別首要步驟就是檢測者手背靜脈影像擷取，並對擷取的手背靜脈影像進行 ROI(Region of interest, ROI)區域選取並使其正規化，並運用各種影像處理技術針對 ROI 影像進行影像強化、影像濾波與骨架化。最後為了避免骨架化影像邊緣雜訊，我們將方形 ROI 影像轉換為圓形 ROI 影像。完成上述影像前置處理步驟就可獲取高品質與無雜訊的手背靜脈影像並且實施特徵擷取與識別，本論文使用之手背靜脈影像前置處理方法如圖 2 所示。

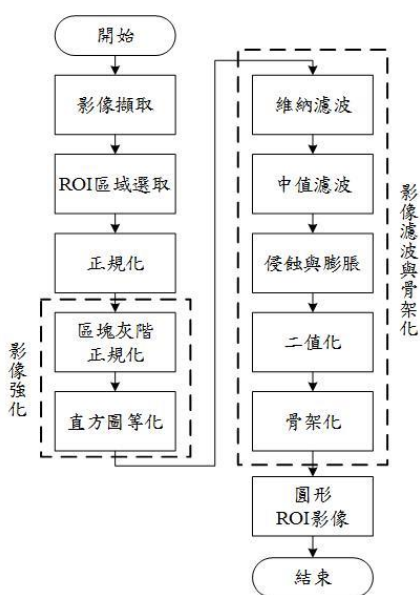


圖 2. 手背靜脈識別之影像前置處理流程

3.1 手背靜脈影像資料庫

手背靜脈血管於拍攝過程中光源占了相當大的因素，照攝靜脈血管光線均勻程度直接影響影像品質。因此光源照攝均勻度應達到 70% 以上，若均勻度太低影像容易有陰影或亮斑，而陰影被當作靜脈血管機率相當大，若把陰影當成靜脈血管將會嚴重影響識別準確度。手背靜脈血管紋路之成像主要利用血液中的還原血蛋白對近紅外光的吸收特性來實現。一般來說用波長在 720 nm~950 nm 的近紅外光照射手背，手背靜脈血管中的血色素相較於皮下組織可以吸收更多近紅外輻射，可以很好地呈現出靜脈血管的紋路。

使用一套可以被接受之手背靜脈影像資料庫，並用此驗證研究結果可行性及穩定性是非常重要的，因此我們使用本研究團隊於 2011 年開發的影像取像裝置所建立的一套手背靜脈影像資料庫[13]。其中 129 位檢測者當中，包含不同人種(白種、黃種以及黑人)，年齡範圍從 18 歲至 65 歲，性別男女皆有。共分為兩個階段拍攝手背靜脈影像，每個人每隻手每次擷取 10 張手背靜脈影像，影像擷取時間間隔約為 1-3 個月左右。靜脈影像資料庫中，不同檢測者之手背靜脈原始影像如圖 3 所示。

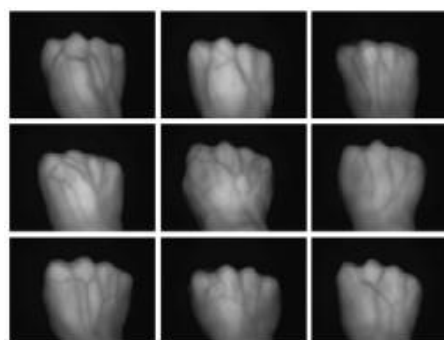


圖 3. 不同檢測者手背靜脈原始影像[13]

3.2 感興趣區域擷取及正規化

本論文手背靜脈影像資料庫於拍攝中為符合實際應用情況下只固定手背與拍攝鏡頭間的距離，並沒有規定檢測者手背擺放位置和傾斜角度。因此本識別方法為了符合實際應用以便後續執行影像前置處理時針對手背位置進行定位與去除不需識別的影像資訊，因此需要實施感興趣區域擷取與影像正規化，若 ROI 擷取位置錯誤，後續將嚴重影響識別正確率。因此針對手背靜脈影像 ROI 區域擷取及定位，我們運用 2011 年本團隊提出之 ROI 區域選取與定位方式[13]，ROI 區域定位過程(ROI 區域定位過程如圖 4 所示)，詳述如下：

1. 利用 Otsu 門檻值[14]，將手背影像二值化，擷取手背影像主體。
2. ROI 區域定位點選取，主要步驟如下：
 - (1). 計算手背重心 (Center of Gravity, COG)，如圖 4(b)。
 - (2). 運用 Inner Border Tracing Algorithm[15] 邊緣偵測器擷取出影像邊緣 後擷取手背輪廓。以 COG 為基準點，將手背影像區分為上半部及下半部，如圖 4(c)。
 - (3). P_1 與 P_2 分別代表於上半部手背輪廓的極左點和極右點，將 P_1P_2 投射於 x 軸，並劃分成四等分，如圖 4(c)。在上半部手背輪廓， P_1 到 P_3 為第一子區域， P_4 到 P_2 為第四子區域。
 - (4). 計算 COG 至第一子區域及第四子區域內每一點的距離。
 - (5). P_5 與 P_6 分別為第一子區域及第四子區域距離 COG 最遠點，如圖 4(d)。 P_5 與 P_6 幾乎接近食指和小指拳眼的端點，故選用 P_5 與 P_6 為定位點，用於定

位 ROI 區域。

- 為了解決手背旋轉並將手背調整到固定角度便於定義 ROI 區域，手背靜脈影像須旋轉 θ 如圖 4(e)。 θ 為 $\overline{P_5P_6}$ 與水平線之間的夾角，可由下式表示：

$$\theta = \tan^{-1}(Y_{P_6} - Y_{P_5}) / (X_{P_6} - X_{P_5}) \quad (1)$$

其中 (X_{P_5}, Y_{P_5}) 是 P_5 的座標， (X_{P_6}, Y_{P_6}) 是 P_6 的座標。

- 以 $\overline{P_5P_6}$ 水平線中心 P_m 為基準點，取一正方形平行 $\overline{P_5P_6}$ ，其中 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 正方形區域的四個端點，正方形邊長 $\overline{C_1C_2}$ 為 $\overline{P_5P_6}$ 長度的 3/5 倍。我們將正方形 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 定義為 ROI 區域，如圖 4(f)表示。
- 由於每位檢測者之手背大小不同，所擷取的 ROI 區域大小亦不相同。因此我們需要再進行 ROI 區域正規化處理，將手背靜脈 ROI 區域影像運用內插法正規化成為相同大小。

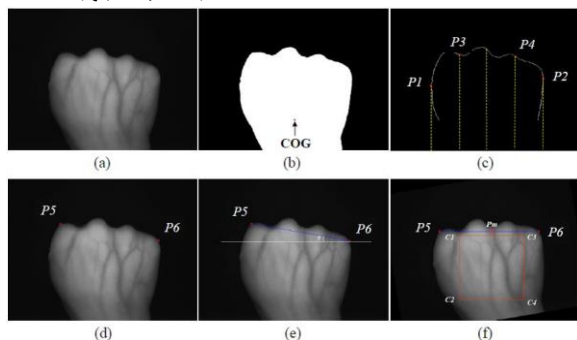


圖 4. ROI 區域定位過程[13]:(a)人體手背靜脈影像；(b)二值化影像；(c)上半部手背輪廓區域化；(d)選取定位點；(e)運用 P_5 與 P_6 點與水平線找出 θ 可將影像旋轉；(f)擷取 ROI 區域 $R_{C_1C_2C_3C_4}$ 。

3.3 ROI 影像前置處理

手背靜脈影像正規化後，每張影像均有相同大小，但仔細觀察仍存有對比度低及非均勻亮度的問題，為了解決背景亮度問題，我們運用相當成熟的影像處理技術，如影像強化(Image enhance)及銳化、二值化門檻法(Binary thresholding)、中值濾波(Median filter)及骨架化(Thinning)等處理，將手背靜脈 ROI 影像，完成靜脈影像骨架特性的擷取(ROI 影像前置處理步驟如圖 5)。

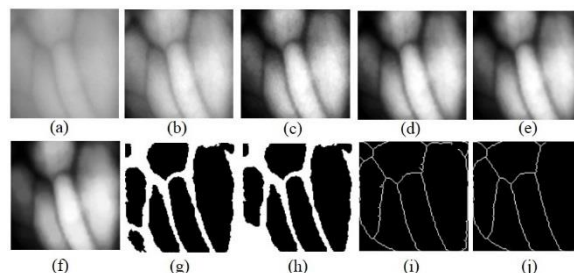


圖 5. 手背靜脈 ROI 影像前置處理(a)原始影像；(b)區塊亮度灰度正規化；(c)直方圖等化；(d)維納濾波；(e)中值濾波；(f)侵蝕膨脹；(g)二值化；(h)填充空洞；(i)影像骨架化；(j)去除毛刺。

3.4 圓形 ROI 影像

獲得乾淨且無毛刺的手靜脈骨架化影像後，我們發現部分骨架化影像其邊緣仍有細節及陰影部分等雜訊，而這些雜訊無法運用前述之影像處理演算法完整去除(如圖 6(b)與(e))。為減少影像邊緣部分無法去除的雜訊，本研究將原始方形 ROI 影像轉換為圓形 ROI 影像(如圖 6(c)及(f))去除方形骨架化影像邊緣雜訊問題。

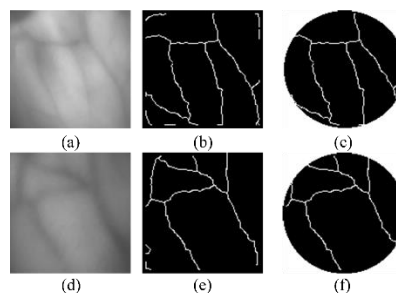


圖 6. 手背靜脈 ROI 影像前置處理:(a)(d)原始影像；(b)(e)骨架化影像；(c)(f)圓形 ROI 影像。

四、特徵擷取及比對

4.1 特徵擷取

一般來說，骨架化影像特徵以點或線的方式來表示，因此其特徵擷取主要是尋找影像間易於區分的環節，像是紋線交叉點和端點，以及它們的數量與相對位置都可以作為特徵加以擷取。有鑑於此本研究運用影像邊界點方法擷取影像特徵，不但能壓縮影像資訊量，也可以簡單進行特徵描述與識別。我們將圓形 ROI 影像以中心點為圓心，依序向內分別取直徑

96, 48, 32, 16 像素，分割為等四種不同圓形手背靜脈影像，如圖 7 所示。在每一張不同大小圓形影像上找尋圓形邊緣上與靜脈交會的邊緣點，並分別記錄每一個影像邊緣上的邊緣點數量與邊緣點間的距離，使每一種手背靜脈圓形 ROI 影像形成一組有效識別的特徵向量，本論文提出之手背靜脈影像特徵擷取演算法敘述如下[16]：

1. 將圓形 ROI 影像向內分別取直徑 96, 48, 32, 16 像素，分割為等四種不同圓形 ROI 影像(如圖 7 所示)。
2. 不同尺寸影像分別擷取影像圓周邊緣上與靜脈交會的邊緣點，以圖 7 為例，依圓形尺寸從大至小之邊緣點數量分別為 5、4、2、0。
3. 不同尺寸影像分別計算影像各圓周邊緣點彼此間的距離，並以最大邊緣距離為起始距離順時鐘方向排列，以圖 7(a)為例，該影像邊緣點為 5，其距離分別為 $[P_1, P_2, P_3, P_4, P_5]$ ；圖 7(b)影像邊緣點為 4，其距離分別為 $[Q_1, Q_2, Q_3, Q_4]$ ；圖 7(c)影像邊緣點為 2，其距離分別為 $[R_1, R_2]$ ；而圖 7(d)影像邊緣點為 0，其距離排列分別為 $[S_1]$ 。
4. 由上述邊緣點及邊緣距離資料的特徵，可將每一張靜脈 ROI 影像分別組成不同維度的特徵向量，而每張影像之特徵維度依據其邊緣點的數量訂定；以圖 7 為例，影像尺寸從大至小之邊緣點分別為 5、4、2、0，而若有 n 個邊緣點，即有 n 個邊緣距離，因此本研究以邊緣距離視為影像之特徵維度內容值，其圖 7 影像特徵維度為 1×11 (其中 $11=5+4+2+0$)，而特徵維度內每一個元素即為相對應的特徵距離值。

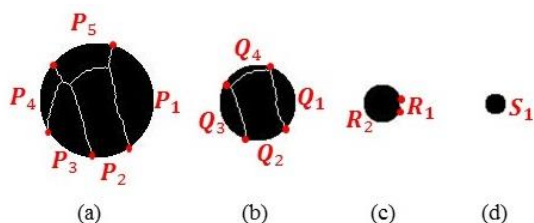


圖 7. 手背靜脈影像四個圓周邊緣上與靜脈交會的邊緣點與各點之間的距離

經由上述演算法，可以找到手背靜脈血管位於圓形 ROI 影像邊緣點數量與邊緣距離資訊，此外本演算法無須搜尋整張影像，只需針

對影像邊緣擷取其所需的特徵即可代表該影像，可大幅減少計算時效，增加系統即時性需求。

4.2 特徵比對

一般而言，針對每一手背靜脈影像進行特徵向量擷取後，即可把它儲存入資料庫內；當需要進行身分驗證時，首先透過影像擷取裝置取獲被檢測者的靜脈影像，然後進行特徵擷取以獲取特徵向量，並將該特徵向量與資料庫中的已有特徵向量逐一比對，計算其相似度，加以識別；由於特徵向量需要逐一比對且每張靜脈影像所擷取之特徵維度不一，需要龐大計算量；因此本論文提出動態模式樹(Dynamic pattern tree)演算法實施特徵比對，該演算法只需針對相同特徵點向量實施特徵比對，不但縮短計算時間且提高識別效能，更解決各影像特徵維度不一的問題，整個比對演算法的描述如下：

1. 以邊緣點為主，建立一組動態模式樹，此模式樹每一階層均代表每一尺度影像上的邊緣點數量，每張影像均分割為 4 種不同尺度(直徑分別為 96, 48, 32, 16 像素)，因有些影像分割至四個尺寸(直徑為 16 像素)時已無靜脈，故此動態模式樹有 3 至 4 個階層。
2. 每張靜脈影像可依據其邊緣點特徵，運用動態模式樹於資料庫內迅速的找到近似的靜脈影像，本研究提出的動態模式樹(如圖 8)比對敘述如下：
 - (1) 第一階層為靜脈影像直徑為 96 像素的圓周上邊緣點數量(假設有 n 個樣本，第一個樣本邊緣點數量為 P^1 ，而最後樣本邊緣點數量為 P^n)
 - (2) 第二階層為靜脈影像直徑為 48 像素的圓周上邊緣點數量(假設模式樹第二階層內屬於 P^1 類別顯示有 m 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 Q^m ；屬於 P^2 類別顯示有 p 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 Q^p)。
 - (3) 第三階層為靜脈影像直徑為 32 像素的圓周上邊緣點數量(模式樹第三階層內屬於 P^1 且屬於 Q^1 類別顯示有 r 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 R^r ；

- 屬於 P^2 且亦屬於 Q^p 類別顯示有 u 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 R^u 。
- (4) 第四階層為靜脈影像直徑為16像素的圓周上邊緣點數量(模式樹第四階層內屬於 P^1 且屬於 Q^1 及 R^r 類別顯示有 e 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 S^e ；屬於 P^2 且亦屬於 Q^p 及 R^1 類別顯示有 g 個樣本，最後樣本邊緣點數量為 S^g)。
- (5) 一張經前置處理及特徵擷取後之待檢測靜脈影像，本研究依據邊緣點運用動態模式樹搜尋後即可找尋出所對應的相同維度特徵向量 K (如圖8中 $K_1 \sim K_{16}$)，其中 K 非唯一。關於特徵向量 K 之產生由公式(2)表示：

$$k = [P^1, \dots, P^n, Q^1, \dots, Q^m, R^1, \dots, R^r, S^1, \dots, S^e] \quad (2)$$

在此， P 、 Q 、 R 和 S 分別為動態模式樹中的第一、第二、第三和第四階層(四種尺寸圓形 ROI 靜脈影像)。例如， P^n 在半徑為64像素的圓形 ROI 靜脈影像之邊界具有 n 個特徵點。

3. 由於運用動態模式樹找出的近似影像並為唯一，故須再以特徵距離為主的特徵向量實施分類，經過動態模式樹比對後找出的近似影像均有相同的距離特徵向量維度，因此採用最小距離分類器(Minimum distance classifier, MDC)實施分類。

$$m = \arg \min_{1 \leq i \leq c} d(f, f_i)$$

$$d(f, f_i) = \sum_j (f - f_i)^2 \quad (3)$$

其中 f 與 f_i 分別為待檢測樣本與找出相似靜脈第 i 個樣本的特徵向量； c 為相似靜脈的群組總數，式(3)中， $d(f, f_i)$ 定義為歐式距離。特徵向量 f 運用相似度測量 $d(f, f_i)$ 找出最短距離值的群組。

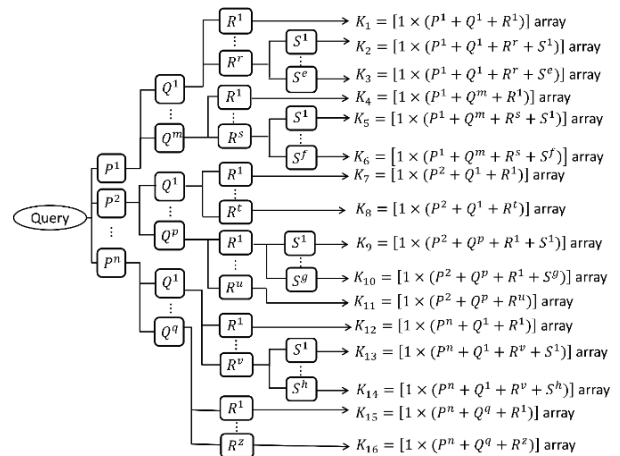


圖 8. 動態模式樹資料結構

五、研究結果

由於目前手背靜脈識別研究尚無具公信力的影像資料庫，因此我們採用本研究團隊於2011年建置之手背靜脈影像資料庫[13]，每檢測者有10張手背靜脈血管紋路影像，共有1290張影像，尺寸為128×128像素的灰階影像。其中某些檢測者之影像品質不均，影像在灰階強度上分佈過高或過低，影響特徵擷取，因此本論文挑選影像資料庫中85位檢測者，每位檢測者使用6張影像，總共510張手背靜脈影像進行實驗。其中每位檢測者有3張手背靜脈影像作為註冊並建立模板，而剩下的3張影像在識別階段時作為模板比對。識別方法開發與實驗環境採用個人電腦 i7-2600 3.4GHz DDR3 4GB 並運用 MATLAB R2014a 執行。

5.1 效能評估

我們針對提出之手背靜脈識別方法實施效能評估，在實驗過程中分為兩種做法：識別(Identification)及驗證(Verification)。在識別階段，採取正確率(Correct recognition rate, CRR)評估整體手背靜脈識別方法效率；於驗證階段，我們採用一般評估生物認證識別演算法之接受器操作特性曲線(Receiver operating characteristic, ROC)描述錯誤接受率(False acceptance rate, FAR)與錯誤拒絕率(False reject rate, FRR)間的相關性。

識別階段實驗中我們採用動態模式樹演算法針對資料庫的手背靜脈影像運用特徵點比對就可比對出唯一的值，若靜脈影像有兩組

或兩組以上之特徵點相同時再運用特徵距離為主的最小距離分類器實施特徵距離比對。本研究進行的實驗中共有 55 位檢測者的影像運用特徵點即被成功比對出。而剩下 30 名特徵點相同之檢測者需要運用 MDC 最小距離分類器實施影像特徵距離比對。

在驗證階段本論文將識別階段實驗結果進行 FAR 與 FRR 之 ROC 曲線評估，並將評估結果採用圖 9 之接受器操作特性曲線圖表示：

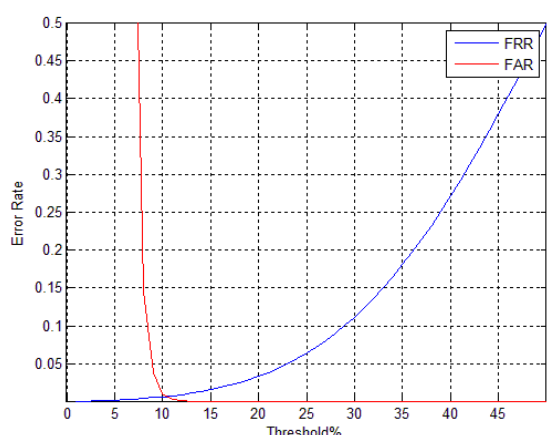


圖 9. 本論文之手背靜脈識別方法 ROC 曲線圖
由圖 9 的 FAR、FRR、EER 關係曲線圖中可看出，當門檻值為 10.45 時，FAR 與 FRR 會在此處相互交會，因此 EER 為 0.78%。

5.2 效能比較

為了驗證與評估識別方法的正確性與有效性，我們將本論文於實驗中採用的手背靜脈資料庫與 EP-Tree[6]、Eigenspace[8]、2D Gabor filter[9]與 CNN 這四種不同手背靜脈識別方法分別進行實驗及效能評估。識別方法之整體辨識率、等誤差率及特徵比對時間及效能比較結果如表 1 所示。

表 1. 手背靜脈識別方法效能比較

Methods	CRR(%)	EER(%)	Matching Time(ms)
EP-Tree	98.31	1.75	0.23
Eigenspace	98.68	1.38	1.45
2D Gabor	98.93	1.12	12.4
CNN	95.30	4.70	2260
Proposed	99.72	0.78	0.11

為了驗證與評估識別方法的正確性與有效性，我們將本論文於實驗中採用的手背靜脈

資料庫與其它四種不同手背靜脈識別方法分別進行實驗及效能評估。

第一種識別方法 EP-Tree 採用模式樹 (Pattern tree) 搜尋方式找尋出相似手背靜脈影像，不過該方法於特徵比對時需要找尋全部三組階層與本研究提出的動態模式樹相比，有些靜脈影像於第一階層即可比對完畢，若採用模式樹比對方式需要繼續搜尋後兩組階層，動態模式樹則不必繼續搜尋，因此兩者互相比較下採用模式樹進行特徵比對需花費較多搜尋時間。

第二種與第三種識別方法分別為改良 (2D)²PCA 的 Eigenspace 及 2D Gabor filter，採用這兩種識別方法在特徵擷取時花費較多時間，且需要對所有檢測者實施特徵比對，因此這兩種識別方法不論整體辨識率或特徵比對時間都沒有本論文識別方法優秀。

第四種識別方法採用 CNN 針對本論文手背靜脈影像資料庫實施識別與驗證，與本論文提出之識別方法為相同實驗環境，非採用對於 CNN 執行效能較佳的 (Graphics processing unit, GPU) 實驗環境，在特徵比對時間也比本論文提出之識別方法來得慢。此外使用 CNN 進行影像識別需要數量較多的訓練影像提供類神經網路實施訓練，增加 CNN 識別精確性。而本論文手背靜脈影像資料庫每位檢測者影像張數較少，不足以讓 CNN 表現最佳識別效能，因而在 CRR 與 EER 表現低於本論文識別方法。

由表 1 可看出本論文提出之手背靜脈識別方法相較於上述四種識別方法擁有較高辨識率與較低錯誤率，因此本方法具備擁有較佳的識別準確性及實用性。

六、結論

經由本論文實驗結果得知使用動態模式樹實施特徵點比對可成功篩選出資料庫 85 位檢測中的 55 位，後續剩下 30 位檢測者則運用 MDC 最小距離分類器實施特徵距離比對之錯誤率僅有 0.78%，因此本識別方法整體辨識率達到 99.72%。另外，本識別方法透過與其它識別方法比較可以得知，本識別方法效能評估結果相較於過去提出的識別方法來得更好。因此更能夠證明我們提出之手背靜脈識別方法

能夠應用於高安全性環境及驗證多位使用者的身分。

參考文獻

- [1] J. M. Cross, C. L. Smith, "Thermographic Imaging of the Subcutaneous Vascular Network of the Back of the Hand for Biometric Identification", IEEE Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers. 29th Annual 1995 International Carnahan Conference on Security Technology, England, pp.20-35, 1995.
- [2] Sang-Kyun Im, Hyung-Man Park, Young-Woo Kim, "An Biometric Identification System by Extracting Hand Vein Patterns", Journal of the Korean physical Society, Vol.38, No.2, pp.268-272, 2001.
- [3] Chih-Lung Lin, Kuo-Chin Fan, "Biometric Verification Using Thermal Images of Palm-Dorsa Vein Patterns", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.14, No.2, pp.199-213, 2004.
- [4] Sang-Kyun Im, Hyung-Man Park, Young-Woo Kim, "An Biometric Identification System by Extracting Hand Vein Patterns", Department of Electronics Engineering, Korea University, 2000.
- [5] Yuhang Ding, Dayan Zhuang, Kejun Wang, "A Study of Hand Vein Recognition Method", Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation Niagara Falls, Canada, pp.2106-2110, 2005.
- [6] Jen-Chun Lee, "Dorsal Hand Vein Recognition based on EP-Tree", Machine Vision Applications (MVA), 2015 14th IAPR International Conference on, 2015
- [7] Guangming Lu, David Zhang, Kuanquan Wang, "Palmprint recognition using eigenpalms features," Pattern Recognition Letters, Vol. 24, No. 9, pp. 1463-1467, 2003.
- [8] C. B. Hsu, S. S. Hao and J. C. Lee, "Personal Authentication through Dorsal Hand Vein Patterns," Optical Engineering, Vol. 50, No. 8, pp. 087201-1--087201-10, 2011.
- [9] Jen-Chun Lee, "A Novel Biometric System Based on Palm Vein Image," Pattern Recognition Letters, Vol. 33, No. 12, pp. 1520-1528, 2012.
- [10] Kuang-Shyr Wu, Jen-Chun Lee, Tsung-Ming Lo, Ko-Chin Chang, Chien-Ping Chang, "A secure palm vein recognition system," The Journal of Systems and Software, Vol. 86, pp. 2870-2876, 2013.
- [11] LeCun, Yann; Yoshua Bengio; Patrick Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition", Proceedings of the IEEE (Volume: 86, Issue: 11, Nov 1998), pp. 2278-2324, 1998.
- [12] Haipeng Wan, Lei Chen, Hong Song, Jian Yang, "Dorsal hand vein recognition based on convolutional neural networks", Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2017 IEEE International Conference on, pp.13-16, 2017.
- [13] C. B. Hsu, S. S. Hao and J. C. Lee, "Personal Authentication through Dorsal Hand Vein Patterns," Optical Engineering, Vol. 50, No. 8, pp. 087201-1--087201-10, 2011.
- [14] Nobuyuki Otsu., "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [15] M. Sonka, et al., "Image processing, analysis, and machine vision", 1999
- [16] 詹閔傑、莊尚仁、黃煌初, "手背靜脈特徵點識別研究", 海軍軍官學校「迎向海洋、逐夢啟航」學術研討會, pp137-146, 2017.

詹閔傑等
手背靜脈影像邊緣特徵識別