

人臉特徵於身份確認上的應用

The Application of Facial Features on Identity Verification

吳明芳¹ 詹慧珊² 魏育誠¹
Ming-Fang Wu¹ Chan-Hui Shan² Yu-Chen Wei¹

¹崑山科技大學電機工程系
²台南科技大學美容造型設計系

摘要

隨著科技的發展，許多機密性文件的保存與使用者身份的管理變得格外的重要。舉凡門禁管制系統、金融管理、犯罪偵查與電腦認證等等，都是需要借助一套強而有力的身份確認系統。所以身份確認技術在二十一世紀的資訊化社會中將扮演愈來愈重要的角色，如何建構一套既安全又便捷的身份確認系統是目前學界與業界都很熱衷的研究課題。

本研究應用臉部特徵點的技術，發展出一套臉部特徵的身份確認系統。本系統利用臨界值法、邊緣偵測、影像外形處理與影像投影等基本影像處理自動找出特徵點的座標後，計算出其所對應的特徵向量組合。在比對方面，由於特徵向量代表每個身份的特徵值，因此本研究利用歐幾里德距離和漢明距離之差異值計算法來比對特徵向量間的相似程度，以達成辨識的目標。在完成理論的推演後，本研究除產生一完整的演算法則外，最後並以實際人臉影像來驗證本研究所提之身份確認系統的實際功效。

關鍵詞：身份確認、人臉、影像處理、特徵向量

Abstract

Along the modern technology development, the preservation of many confidential documents and the management of user identity have become more important. It may include the entrance control system, financial management, criminal detection, and computer certification etc., which all require a set of strong identity verification system. Therefore, identity verification technique will play a more important role in the information-intensive society of the 21st century, and how to construct a set of safe and convenient identity verification system has been the hot study topic in the academic and industrial field.

This study used the technique of feature points to develop a set of identity verification system with facial features. In this system, the basic image processing techniques including thresholding method, edge detection, image form treatment and image projection etc, are used to find out the coordinates of feature points automatically, and then to calculate their combination of corresponding eigenvectors. On the comparison aspect, due to the eigenvector includes the eigenvalues of each identity, therefore, this study has made the use of difference value calculation methods including Euclidean distance and Hamming distance to compare and to check the degree of similarity among the eigenvector to achieve the goal of identification. Upon completion of the theoretical inference, this study, in addition to produce a complete calculation method, has also proved the practical effect of the identity verification system with features obtained from face images.

Keywords: identity verification, face, image processing, eigenvector.

一、前言

隨著網際網路應用日漸普及、電子交易化時代的來臨，傳統的保密與認證方式例如個人密碼，已難以確保認證的安全性，使用者除需記憶多組密碼而可能導致錯誤外，使用密碼更有可能會造成企業電腦網路及網際網路的舞弊事件，因為有人會猜到或竊取到密碼。使用塑膠卡片、智慧卡或電腦證物卡也不安全，因為這些卡片可能被偽造、竊取、遺失、或無法讀取資料。然而，利用個人獨特的生物特徵所辨識之「生理密碼」，由於具有難以複製或遭竊的特性，可以真正有效解決安全認證問題。

生物辨識 (Biometrics) 一詞之意為[1]：一個可測量的生理特性或個人特點，可經由自動化方式來認定身份或驗證個人所宣稱的身份。因此生物辨識乃是利用個人特性來驗證或取得身份證明的一種技術，即提供自己身體的一部份作為生物識別碼以供記錄，並用來辨識身份。生物辨識的研究從 1970 年至今已經進行有三十餘年光陰[3]，許多相關的技術也紛紛被提出，並且已獲得很多可行的結果，然而較為強健性的身份辨識依然是件困難的挑戰。人臉辨識是近幾年來興起的一項研究熱潮，雖然臉部辨識在各個領域都有非常具潛力的應用，但是由電腦來實現人臉辨識仍然是一件不易的工作。其主要原因在於實際場合中，臉部取像時人臉並不受強制性的固定，這使得取像後的人臉大小、角度、光線及背景等均存在極大的變異性，因而造成了臉部特徵的不穩定性因素，增加了辨識上的困難。因此如何能找到足以代表不同人臉的穩定性特徵，以開發出一套有效辨識方法，一直是國內外相關研究學者所努力的目標[4]。

過去二十幾年中，有許多研究人員投入人臉辨識這個領域，也獲得相當豐碩的成果。在以特徵向量為基礎的人臉辨識，早期是利用樣本匹配 (template matching)[5,6]；Turk 與 Pentland [7]則利用特徵臉(eigenface)成功的辨識出人臉；Pentland et al. [8,9] 利用主要分量分析法 (principal component analysis, PCA)，使用較低維度的特徵向量去描述人臉，且設計了一個距離函數 (distance from feature space, DFFS)，作為原始輸入影像與重建後影像間差距的評估。在以幾何(geometry-base)為基礎的人臉辨識上，部份研究者利用人臉上的五官，例如：眼睛、鼻子、嘴巴、下巴及臉形等特徵間的幾何關係，或彼此相對位置實現人臉辨識的工作[10-12]，而最早使用人臉的幾何特徵做辨識的是在 1973 年的 Kanade [13]。此外，1983 年後有些研究者運用類神經網路[14-16]的技術在影像中找尋人臉特徵，文獻[14]的做法是一個典型的例子，該作者以一種連結的模組來表示臉部，其方法是使用金字塔的結構來表示影像的資料。金字塔中的每一層都是用網路來表示其內容，包括一個輸入、一個隱藏、及一個輸出層。訓練的資料集包括

6 個手繪不同表情的臉部，此類神經網路雖然可將各人臉成功的辨識出來，但是如果臉部加以變化則只有 50% 的辨識率。

綜觀上述學術研究可以發現，目前人臉辨識在技術上的缺點，主要有資料庫佔用過多空間，以及臉部易受光線或陰影等因素影響特徵擷取的正確性。因此，本研究利用不同於傳統的 RGB 色彩空間，將其轉換成不受光線強弱影響的 HSV 色彩空間，依照膚色色度分佈集中的特性，來偵測出影像中人臉的位置，以解決受光線或陰影所造成的影響。在特徵擷取方面，以低複雜度的運算邏輯來進行，系統只需經過基本的影像處理計算，即能求出代表整張臉部的特徵向量，當系統進行辨識時，僅需比對特徵向量間的差異值，即可判斷出身份，因此比對的資料庫不用儲存影像檔，改善了資料庫空間佔用過多的問題，同時簡單的計算量也增加了比對的速度。最後，本研究將產生一完整的演算法則，並將以實作來驗證上述各項理論推演及演算法則的正確性及實際功效。

二、人臉特徵擷取

本研究在進行特徵比對的運算前，首先把人臉上有興趣的特徵點擷取出來，由於每個人的眉毛稀疏濃密不一，常因化妝而改變其位置，以及臉形輪廓容易因頭髮的造型遮蓋額頭而改變其外形。因此，本研究中眉毛與臉形輪廓為無效的臉部特徵而不採用，只針對兩眼的眼角、鼻子與嘴角進行特徵的擷取。上述特徵共有八個特徵點，整個擷取的過程分成四個階段，敘述如下：

1. 影像輸入：本研究利用數位像機來拍攝臉部，其格式為 RGB 數位影像，並將取得的臉部影像做為輸入影像。
2. 臉部偵測：主要是針對輸入含有背景的臉部影像，作去除背景的動作，找出單純的臉部區域。
3. 特徵擷取：經過臉部偵測後的影像，就各臉部器官區域分別取出處理，並轉換成可以表達特徵的數據。
4. 特徵辨識：將輸入影像所求得的特徵數據與資料庫中的數據進行差異量計算並進一步確認身份。

根據上述四個階段，本研究建立了人臉辨識系統流程圖，如圖 1 所示。

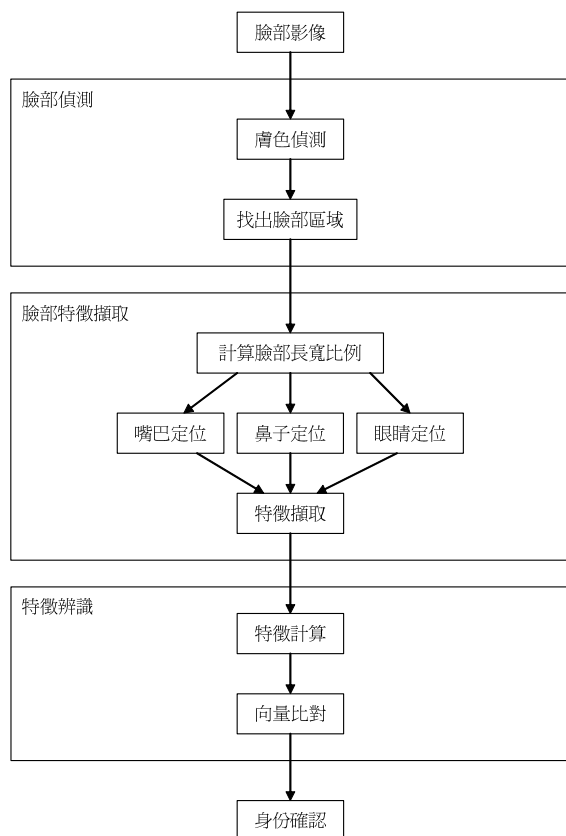


圖 1 人臉辨識系統流程圖

當我們從數位像機獲得一張影像後，如圖 2 所示，由於在影像中不是單純的只有臉部資訊，其中包含了臉部和背景兩個部份。所以，接下來的步驟即是從複雜背景的影像環境中找出人臉，而如何正確的偵測出臉部位置，是辨識過程中最重要的步驟，因為如果偵測發生錯誤，那麼後續的處理過程都將變成毫無意義。



圖 2 輸入影像

人的皮膚顏色和背景顏色通常有一定程度的差異，如果使用 RGB 色彩空間，那麼皮膚顏色在 RGB 色彩空間中並不容易和背景顏色分離出來，因為當影像中亮度有微小變化的時候，在 RGB 色彩空間上會有明顯的改變，並不適合用於描述膚色的

的分佈範圍。因此，我們必須找出一組可以分離亮度(luminance) 和色度(chrominance)的色彩空間，將影像的色彩由 RGB 的色彩空間轉換到另一色彩空間，使得皮膚顏色容易與背景顏色分離出來，例如：HSV 與 YCbCr。根據研究顯示[17,18]，HSV 色彩空間對皮膚顏色及背景顏色有良好的區分效果，所以，本研究先將影像由 RGB 色彩空間轉換為 HSV 色彩空間，兩者間的轉換公式如下所示：

$$H1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\}$$

$$Hu = \begin{cases} H1 & \text{if } B \leq G \\ 360^\circ - H1 & \text{if } B > G \end{cases} \quad (2.1)$$

$$S = \frac{\text{Max}(R, G, B) - \text{Min}(R, G, B)}{\text{Max}(R, G, B)}$$

$$V = \frac{\text{Max}(R, G, B)}{255}$$

其中色調 Hu(Hue)為偵測人臉的依據，主要原因是 Hu 較不容易受到光的強弱影響。(2.1)式中的 S 代表顏色中的飽和度(Saturation)，其值介於 0 到 1 之間；V 代表顏色的明暗度(Value)，也是介於 0 到 1 之間。其轉換後的影像如圖 3 所示。



圖 3 RGB 色彩空間轉 HSV 色彩空間結果

將 RGB 色彩空間轉換成 HSV 色彩空間後，接下來就是要將皮膚顏色與背景分離出來。由於膚色在 HSV 色彩空間中呈現如圖 4 所示[17]的分佈(圖中 S 和 V 座標值為(2.1)式計算後的值放大 100 倍)，可以很清楚的發現，膚色的分佈都集中在某一個區域範圍內。因此只要能夠利用數學式描述出屬於膚色的範圍，就能夠找出任一影像中屬於膚色的區域。

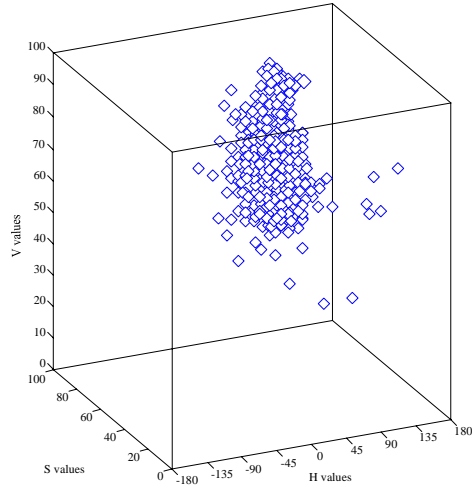


圖 4 膚色在 HSV 色彩空間分佈情形

膚色分離的方法可藉由使用臨界值將影像二值化。其做法是以下列方程式的組合[17]定義出膚色在 HSV 空間中的子集合：

$$\begin{aligned}
 S &\geq 10 \\
 V &\geq 40 \\
 S &\leq -Hu - 0.1V + 110 \\
 Hu &\leq -0.4V + 75 \\
 S &\leq \begin{cases} 0.08(100 - V)Hu + 0.5V & \text{if } Hu \geq 0 \\ 0.5Hu + 35 & \text{if } Hu < 0 \end{cases}
 \end{aligned} \quad (2.2)$$

HSV 值域的界限即為臨界值。經由此臨界值，可將皮膚顏色與背景顏色分離出來。亦即，若影像內的某像素，其 Hu、S 和 V 的值都剛好符合(2.2)式所描述的範圍，就將這個像素的皮膚二值化影像對應的像素值設為 0，反之則設為 1。圖 3 經此程序處理後的結果如圖 5 所示，黑色為皮膚顏色(值為 0)，白色為非皮膚顏色(值為 1)。



圖 5 膚色在 HSV 色彩空間二值化結果

影像經過膚色判斷後，將產生許多大小不一的區塊。接著利用連通成分標示觀念，在膚色二值化後的影像中找出所有的區塊。當影像中所有的區域都標示完後，隨即進行最大區域的判定。由於在人

臉辨識系統中，影像內人臉所佔的範圍，往往遠大於背景中類似膚色的區域，因此本研究只保留所有標示中最大的膚色區域，並將此區域判定為臉部，如圖 6 所示。



圖 6 區域標示後所選取的臉部區域

接下來以能含蓋如圖 6 所示臉部區域的一個最小包圍矩形 (minimum bounding rectangle, MBR)，對原始輸入影像標示出屬於臉部的部份。如圖 7 所示，紅色線條所圍成的區域即為臉部偵測之後的結果

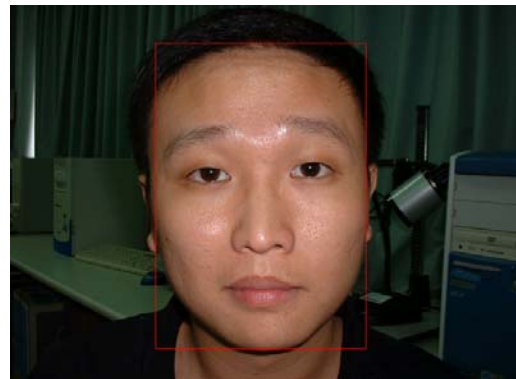


圖 7 臉部偵測結果

由一張影像中取得臉部正確區域後，接下來就是要在該區域內找出臉部所代表的特徵。由於光源分佈不均的因素，使得臉部每個區域受光程度有所不同，灰階值也會有明顯的差異。假如對整張影像以傳統的二值化方法，都設同一個臨界值作處理，並不能得到很好的效果。因為當影像偏暗時，一些原本屬於特徵的區域經過二值化後，會被處理為與皮膚同一類，使得這些五官外形變得不完整。反之，如果影像偏亮，則會造成特徵區域附近的皮膚也會處理成五官，使得五官區域變大。因此我們必須將臉部劃分成多個小區域個別處理。依此方式，本研究統計了 50 張人臉影像，以人臉偵測後所得的影像寬度 d 為依據，計算出每一張影像中五官的相對距離，再取全部的平均值。如圖 8 所示，其全部相對距離均以寬度 d 的倍數表示之。

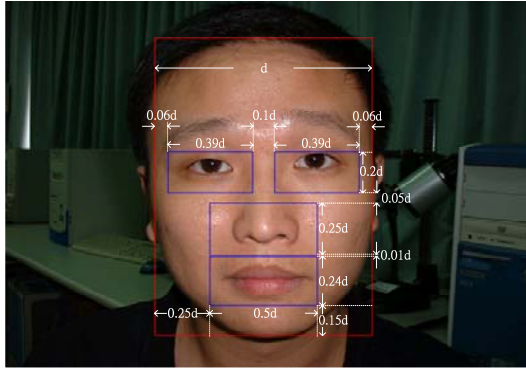


圖 8 五官相對距離

為了解決前述臉部因光源強度差異所造成的二值化問題，本研究採用了不同於傳統二值化的另一種方法，稱之為適應性臨界值 (Adaptive thresholding)[19]。

對於待處理之區域影像，必須對此區域內的灰階值取直方統計圖(histogram)。若我們期望二值化後的影像黑色區域面積佔全部影像的 5%，則由直方統計圖的最黑部分(灰階值為 0)開始算起，累加到個數為此區域的總像素個數的第 5%個，則將這個像素所在的像素值設為臨界值。若區域內像素值小於臨界值，則設為 0；否則設為 1。舉例來說，若區域內共有 5000 個像素，則 $5000 \times 5\% = 250$ ，我們從灰階值 0 的像素開始累加，若加到第 250 個像素且其像素值為 100，那麼臨界值就設為 100。在此區域內若像素值小於 100，則設為 0，否則設為 1。也就是將此區域內最黑的 5% 像素二值化為 0，其餘為 1。

一般而言，對於不同的區域，其定義所佔黑色區域的比例也不同，且通常區域範圍越大黑色區域的比例就會越小。這種方法不僅可以應用於整個臉部影像，也可以只針對其中某個特徵區域作處理。另外，由於臨界值是以二值化後黑色所佔的比例為依據，這使得在光線強度的變化下所得到的效果都會相同，解決了外在光線所造成臨界值不易選擇的問題。

接下來的步驟即是擷取嘴巴的特徵影像，處理流程如圖 9 所示。在進入圖 9 處理流程前，須先找出嘴巴的區域。根據圖 8 所示，嘴巴約在人臉由下往上 0.15d~0.39d 及由左往右 0.25d~0.75d 的區域內，擷取後之嘴巴區域如圖 9(a)所示。因為輸入的影像為 RGB 的彩色影像，為了處理上的方便，必須經由下列方程式[2]將彩色影像轉換成灰階影像

$$I_{gray} = 0.299 \times I_r + 0.587 \times I_g + 0.114 \times I_b \quad (2.3)$$

其中 I_{gray} 是影像的灰階值， I_r 、 I_g 和 I_b 分別是影像在 R、G 和 B 的值。經過灰階處理後的嘴巴影像如圖 9(b)所示。

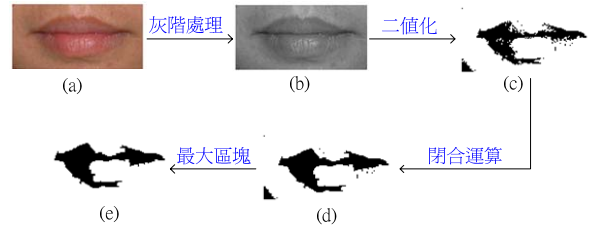


圖 9 嘴巴特徵影像擷取流程

接著依照適應性臨界值法，將嘴巴依照灰階值的比例作二值化，在此將比例值設為 20%，經過二值化處理後的嘴巴影像如圖 9(c)所示。由於二值化後影像會產生許多小雜點，必須再經過形態學的閉合運算，將很接近的黑色部位連接起來，並消除孤立的點。經過閉合運算後的嘴巴影像如圖 9(d)所示。最後運用連通成分標示法，找出圖中所有的區域，並經過比對後找出最大區域，此區域即代表嘴巴的特徵影像。經過最大區塊搜尋的嘴巴特徵影像如圖 9(e)所示。

接著擷取鼻子的特徵影像。唯在擷取鼻子特徵影像前，和嘴巴一樣須先找出鼻子的區域。根據圖 8 所示，鼻子約在人臉由下往上 0.4d~0.65d 及由左往右 0.25d~0.75d 的區域內。鼻子的影像處理過程和嘴巴一樣，擷取到的鼻子影像先經過灰階處理，再做二值化運算(比例值設為 12%)以及閉合運算最後找出代表鼻子的特徵影像，所有處理流程如圖 10 所示。

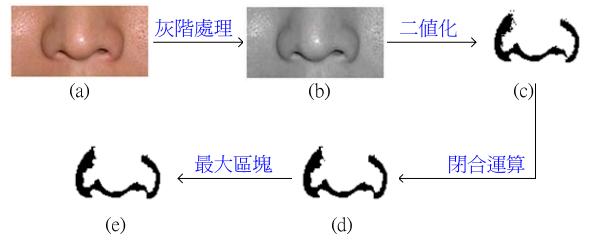


圖 10 鼻子特徵影像擷取流程

最後擷取眼睛的特徵影像，處理流程如圖 11 所示。根據圖 8 所示，眼睛可分為左眼及右眼兩個區域。兩眼的上下距離一樣，約在人臉由下往上 0.7d~0.9d 的範圍。左右距離則分別落在由左往右 0.06d~0.45d 及 0.55d~0.94d 的區域內。眼睛區域擷取後的影像如圖 11(a)所示。

接著運用邊緣偵測觀念，以 Sobel 運算子找出眼睛的邊緣。經過邊緣偵測處理後的眼睛影像如圖 11(b)所示。此時影像還是 RGB 的彩色模式，須再利用(2.3)式將彩色影像轉換成灰階影像。經過灰階處理後的眼睛影像如圖 11(c)所示。因為本研究所期望的眼睛特徵影像是以黑色的方式呈現，所以必

須將處理好的灰階影像(圖 11(c))再經反白處理,使原本黑色的背景轉成白色,而白色的眼睛影像轉成黑色。經過反白處理後的眼睛影像如圖 11(d)所示。接下來的幾個步驟和嘴巴的處理程序一樣,分別為二值化運算(比例值設為 15%)、閉合運算以及搜尋最大區塊,最後找出代表眼睛的特徵影像。處理流程如圖 11(e~g)所示。

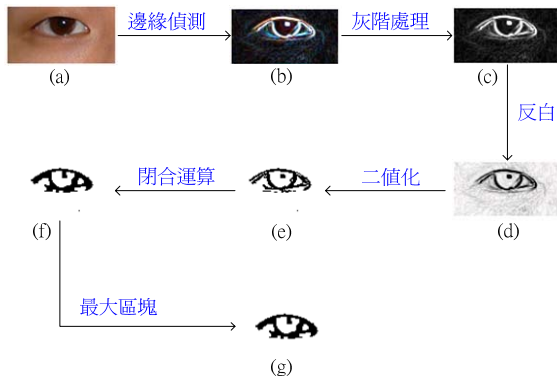


圖 11 眼睛特徵影像擷取流程

影像經過基本處理過程後,隨即針對所獲得的特徵影像施以特徵點的擷取程序。在整張臉部中有許多可用的特徵,但並不是每個特徵都可以很容易的被擷取出來。因此,著重於處理八個較明顯且具代表性的特徵點,分別為兩個嘴角、鼻子特徵影像的左右兩端點以及眼睛的四個眼角。為了能在特徵影像中找出上述八個特徵點的座標,首先利用影像投影方法,將二值化的臉部特徵影像做水平方向的投影,其結果如圖 12 所示。



圖 12 水平方向投影

由圖 12 中可以很清楚的發現,特徵影像經過水平投影後,嘴巴、鼻子和眼睛的水平方向,都會產生一段很明顯的峰值,與周圍的值有明顯的落差。所以,本研究利用水平投影的方式紀錄了三個峰值區域的縱軸分佈範圍。緊接著對應於所紀錄的三個峰值區域的縱向範圍分別施以垂直方向的投影。這樣一來便可以得到各特徵影像在橫座標的分佈範圍,投影結果如圖 13 所示。

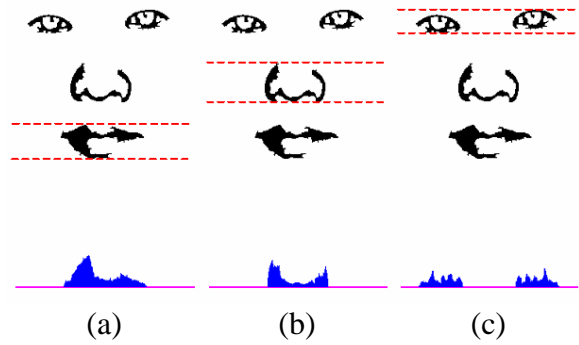


圖 13 垂直方向投影

由圖 13(a)中可以看出嘴巴區域經過垂直方向投影後,會產生一段峰值區域,而這段峰值區域的起始點和終止點,就是嘴巴兩個嘴角的橫座標。同理,由圖 13(b)中可以得到鼻子兩端點的橫座標,以及圖 13(c)中得到眼睛四個眼角的橫座標。得到了八個特徵點的橫座標之後,縱座標的值就可以依橫座標的位置在相對應的縱軸範圍內找到。如圖 14 所示, A~H 為搜尋到的八個特徵點。另外,若再定義嘴巴的中心點 I(A 和 B 的平均值)、鼻子的中心點 J(C 和 D 的平均值)以及兩眼的中心點 K(E~H 的平均值),則臉部總共可得 11 個特徵點。

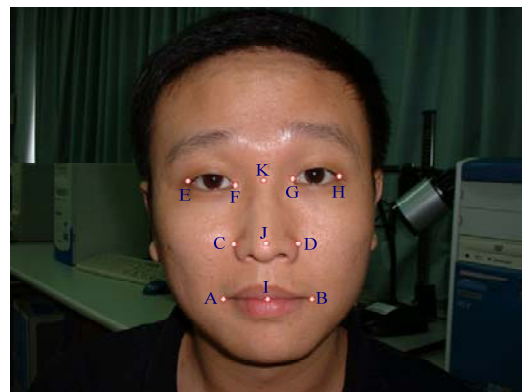


圖 14 特徵點位置

因為進行特徵比對程序時,特徵向量間的差異值是比较的主要依據,所以必須從前面所得到的 11 個特徵點中,找出點和點之間的向量關係。依排列組合,11 個特徵點共可構成 $C(11, 2) = 55$ 個特徵向量。若全部考慮這 55 個向量並無助於辨識率的提高,卻增加了運算量。因此,本研究只考慮 23 個具代表性的特徵向量,如表 1 所列。

表 1. 臉部特徵向量

1	\overrightarrow{AB}	13	\overrightarrow{GB}
2	\overrightarrow{CD}	14	\overrightarrow{FB}
3	\overrightarrow{EF}	15	\overrightarrow{GA}
4	\overrightarrow{GH}	16	\overrightarrow{EC}
5	\overrightarrow{FG}	17	\overrightarrow{HD}
6	\overrightarrow{KJ}	18	\overrightarrow{ED}
7	\overrightarrow{KI}	19	\overrightarrow{HC}
8	\overrightarrow{EA}	20	\overrightarrow{FC}
9	\overrightarrow{HB}	21	\overrightarrow{GD}
10	\overrightarrow{EB}	22	\overrightarrow{FD}
11	\overrightarrow{HA}	23	\overrightarrow{GC}
12	\overrightarrow{FA}		

由於計算出的向量，會隨著取像的遠近而改變其大小，所以必須將每個向量經正規化處理。如圖 15 所示，正規化程序首先計算出 A~H 八個特徵點的中心點 N1、嘴巴的中心點 N2 以及兩眼的中心點 N3 和 N4。其次計算出 N2、N3 和 N4 這三點與中心點 N1 間的平均距離。只要將每個向量的分量分別除上這個平均距離，即完成了正規化的動作。

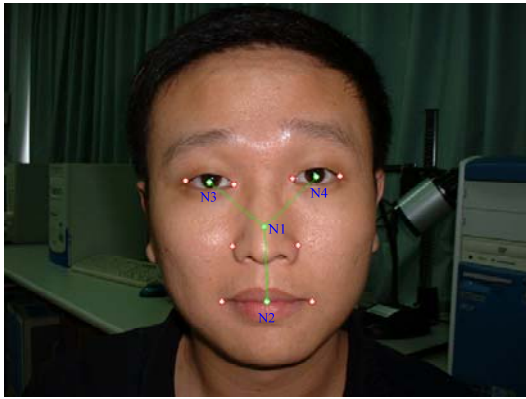


圖 15 正規化參考點

三、實驗結果

接下來本研究將以實際的實驗結果，配合歐幾里德距離 (Euclidean Distance) 與漢明距離 (Hamming Distance) 兩種計算差異值的方法，來驗證前面所描述的人臉特徵擷取方法，以及所提出的演算法則。至於本研究之實驗安排、特徵之比對方法以及辨識結果等，則分述如下。

本實驗所使用的硬體設備包含 Intel Pentium4 CPU 2.66GHz，512MB RAM 個人電腦一部以及 Fujifilm 2600Zoom 數位像機一台。作業系統為

Windows Xp，辨識系統中所有的演算法則是用 Visual C++ 6.0 版[20]來完成介面視窗化的實現。在實驗測試方面，本研究拍攝了 25 個人的臉部影像以供辨識率的測試，其中前 20 個人資料庫有建檔，最後 5 個人資料庫沒建檔。為了建立資料庫及供應比對，每個人拍攝 6 張臉部影像，共 150 張 640×480(像素×像素)的彩色影像。其中每個人的臉部影像是分別在不同時間及不同背景下所拍攝而得。

為了順利進行特徵比對工作，本研究用水平分量、垂直分量、向量長度及其與水平軸之間的角度等分量來構成臉部的各特徵向量，並且使用了歐幾里德距離與漢明距離[21]兩種方法來計算不同臉部特徵向量間的差異值，分別敘述如下：

1. 歐幾里德距離

歐幾里德距離在距離測量方面是最常用來計算差異值的方法。此種相似程度的運算主要是直接計算兩向量之間的差異，計算後所得到的值越小代表兩向量差異量越小，計算公式如下所示[21]

$$d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^L (Q_i - P_i)^2} \quad (3.1)$$

其中， d_E 稱為歐幾里德距離； Q_i 為輸入的特徵向量的第 i 個成分； P_i 為資料庫儲存的特徵向量的第 i 個成分； L 則為特徵向量的維度。

由於每個特徵的數值等位不同，因此在計算歐幾里德距離前，必須針對每一個特徵給予不同的權值 (Weighting)。同時考慮第 j 個特徵向量以及加入權值後的歐幾里德距離公式如下所示

$$d_{Ej} = \sqrt{\sum_{i=1}^{L_j} W_{ij} (Q_{ij} - P_{ij})^2}, \quad (3.2)$$

$$j = 1, 2, \dots, M$$

其中， d_{Ej} 為第 j 個特徵向量加入權值後的歐幾里德距離； L_j 為第 j 個特徵向量的維度； W_{ij} 為第 j 個特徵向量的第 i 個成分的權重，設定 W_{ij} 權值的主要目的在於使不同等位的特徵數值能夠在相等等位的基準上來計算歐幾里德距離； Q_{ij} 為輸入的第 j 個特徵向量的第 i 個成分； P_{ij} 為資料庫儲存的第 j 個特徵向量的第 i 個成分； M 則為特徵向量的總數。所以考慮所有特徵向量後， d_{Ej} 的總和可以表示成

$$d_{ET} = \sum_{j=1}^M d_{Ej} \quad (3.3)$$

其中， d_{ET} 為考慮所有特徵向量及加入權值後的歐幾里德距離總數。本研究以歐幾里德距離進行人臉辨識時，主要是以 d_{ET} 值為參考依據來進行比對。

2. 漢明距離

漢明距離與歐幾里德距離之定義不同，它並非直接計算兩向量之間的差異值，而是計算兩向量在預設的誤差範圍內有幾個成分不一樣。因此當兩個向量越相近，其分量之差異值落在容許的誤差範圍內的數目就越多，所相對應的漢明距離就越小，計算公式如下所示[21]

$$d_H = \sum_{i=1}^L \# \{ |Q_i - P_i| > \Delta_i \} \quad (3.4)$$

其中， d_H 稱為漢明距離； $\#$ 為計算個數的符號； Q_i 為輸入的特徵向量的第 i 個成分； P_i 為資料庫儲存的特徵向量的第 i 個成分； Δ_i 為特徵向量的第 i 個成分的誤差容許值； L 則為特徵向量的維度。對於每個特徵向量，只要差異量大於個別的誤差容許值，就可以得到個數“1”，因此 d_H 的最大值為 L 。當 $d_H = 0$ 時，則表示所有特徵向量的差異值都落在容許的誤差範圍內。

當每個特徵的數值等位不同時，在計算漢明距離前，亦須對每一個特徵給予不同的權值。所以，利用這種方法計算出的數值越高，代表兩身份之間的相似度越低。同時考慮第 j 個特徵向量以及加入權值後的漢明距離公式如下所示

$$d_{Hj} = \sum_{i=1}^{L_j} \# \{ W_{ij} |Q_{ij} - P_{ij}| > \Delta_{ij} \}, \quad (3.5)$$

$j = 1, 2, \dots, M$

其中， d_{Hj} 為第 j 個特徵向量加入權值後的漢明距離； L_j 為第 j 個特徵向量的維度； W_{ij} 為第 j 個特徵向量的第 i 個成分的權重，設定 W_{ij} 權值的主要目的在於使不同等位的特徵數值能夠在相同等位的基準上來計算漢明距離； Q_{ij} 為輸入的第 j 個特徵向量的第 i 個成分； P_{ij} 為資料庫儲存的第 j 個特徵向量的第 i 個成分； Δ_{ij} 為第 j 個特徵向量的第 i 個成分的誤差容許值，設定 Δ_{ij} 值的主要目的在於讓 Q_{ij} 與 P_{ij} 比對的過程中能夠準確的計算出漢明距離； M 則為特徵向量的總數。所以考慮所有特徵向量後， d_{Hj} 的總和可以表示成

$$d_{HT} = \sum_{j=1}^M d_{Hj} \quad (3.6)$$

其中， d_{HT} 為考慮所有特徵向量及加入權值後的漢明距離總數。本研究以漢明距離進行人臉辨識時，主要是以 d_{HT} 值為參考依據來進行比對。

特徵值經過前面所述之計算差異值方法的處理後，隨即要針對本研究所擷取到的臉部影像進行特徵比對的工作。在資料庫建檔和比對數量方面，

本研究首先將前 20 個人所擷取到的第 1 組影像，經過特徵計算之後儲存在資料庫等待比對，其餘的 2~6 組影像則當作輸入以供辨識之用，比對數總共 (20 人×5 組)100 筆。資料庫建檔 1 組的比對結果辨識率整理如表 2 所示。由表中顯示使用兩種差異值計算方法的辨識率分別為 80% 和 83%。

表 2. 資料庫建檔 1 組比對結果辨識率

比對方法	成功	失敗	辨識率
歐幾里德距離	80	20	80%
漢明距離	83	17	83%

為了使辨識系統能再達到更好的辨識率，本研究重新將資料庫建檔數量改為 2 組。所以每個人所擷取到的第 1~2 組影像，經過特徵計算之後儲存在資料庫等待比對。其餘的 3~6 組影像則當作輸入辨識用，比對總數共 80 筆。資料庫建檔 2 組的比對結果辨識率整理如表 3 所示。由表中可以看出，如果和資料庫建檔 1 組的辨識率作比較辨識率都提高了，尤其使用漢明距離作辨識時，辨識率提高到 90% 以上。由此可以發現，雖然建檔 2 組影像增加了資料庫的資料量，但是提高了系統的辨識率，因此證明了此方法的可行性。

表 3. 資料庫建檔 2 組比對結果辨識率

比對方法	成功	失敗	辨識率
歐幾里德距離	65	15	81.25%
漢明距離	73	7	91.25%

由於前面的實驗只針對資料庫有建檔的影像做單純的比對辨認。然而，在實際的辨識場合中登入系統比對的身份，並不只是侷限於資料庫內有建檔的情形。亦即在前面的實驗中若比對資料庫以外的影像時，系統也能比對出最小差異值的第一候選，但此候選者並不是登入者的真實身份。有鑑於此，辨識系統在完成比對後必須設定第一候選者差異值的上限，以過濾登入者的真實身份。若比對後的差異值超過所設定的門檻時，代表資料庫內並無此身份的存在，系統應拒絕此身份。

本研究接下來的實驗即是找出能夠得到最佳辨識率的差異值門檻。在這方面本研究將所擷取到的前 20 個人所登入比對成功的影像(資料庫有建檔)和最後 5 個人的影像(6 組，資料庫均無建檔)，以前面實驗相同的條件統計出第一候選各差異值級距數量的分佈情形。如圖 16~17 所示之直方圖，圖中以橫座標來表示差異值級距，縱座標則代表各級距的數量。

為了使加入門檻後辨識系統能再達到更好的辨識率，本研究重新將資料庫建檔數量改為 2 組。使用和資料庫建檔數量 1 組同樣的方法決定出各條件的門檻值。各差異值級距數量之直方圖如圖 18~19 所示。

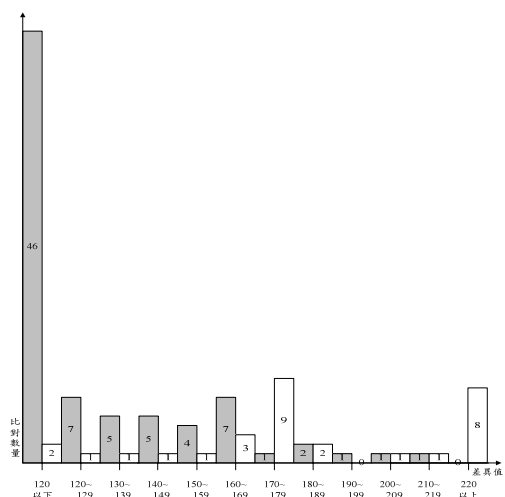


圖 16 歐幾里德距離資料庫建檔 1 組各差異值級距數量直方圖

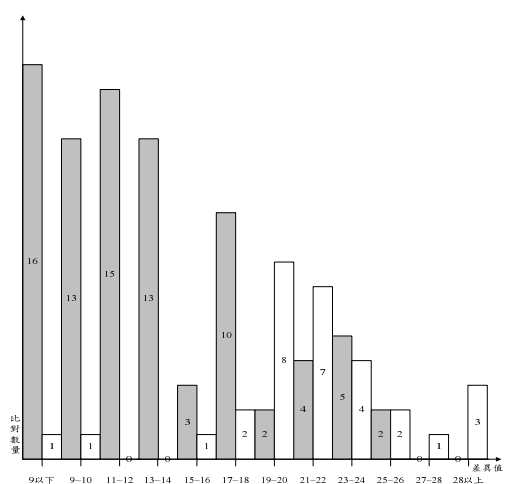


圖 17 漢明距離資料庫建檔 1 組各差異值級距數量直方圖

由圖 16~17 中可以發現，代表資料庫有建檔的比對差異值數量(灰色直方圖)均落在圖中偏左的位置。相反的，代表資料庫沒建檔的比對差異值數量(白色直方圖)則落在圖中偏右的位置。因此，本研究依這些直方圖的分佈情況，決定出最佳辨識率門檻。當資料庫建檔 1 組時使用歐幾里德距離之門檻值為 169 能得到最佳辨識率；而使用漢明距離之門檻值為 18 能得到最佳辨識率。當決定出各條件的最佳辨識率門檻後，隨即加上門檻值進行資料比對。表 4 統計出資料庫建檔 1 組加上門檻後比對結果辨識率。由表中顯示使用兩種差異值計算方法的辨識率均為 73.08%。

表 4. 資料庫建檔 1 組加上門檻比對結果辨識率

比對方法	成功	失敗	辨識率
歐幾里德距離	95	35	73.08%
漢明距離	95	35	73.08%

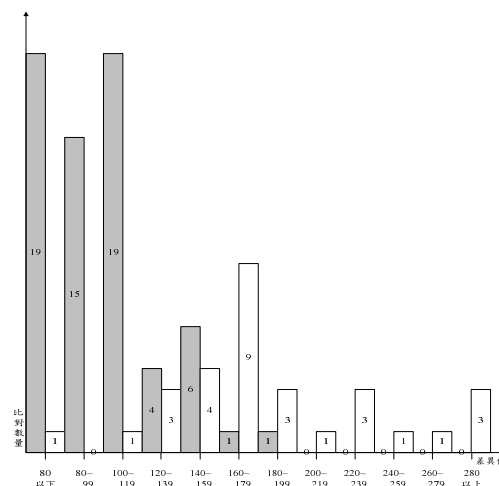


圖 18 歐幾里德距離資料庫建檔 2 組，各差異值級距數量直方圖

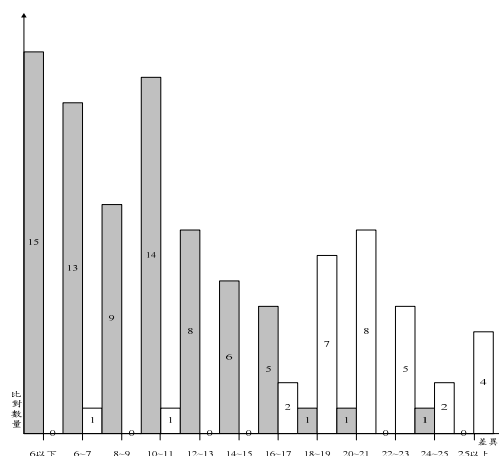


圖 19 漢明距離資料庫建檔 2 組，各差異值級距數量直方圖

和資料庫建檔 1 組時一樣，由圖 18~19 中可以觀察出直方圖的分佈情形。接著再依這些直方圖的分佈情況，決定出最佳辨識率門檻。當資料庫建檔 2 組時使用歐幾里德距離之門檻值為 159 能得到最佳辨識率；而使用漢明距離之門檻值為 17 能得到最佳辨識率。當決定出資料庫建檔 2 組時各條件的最佳辨識率門檻後，隨即加上門檻值進行資料比對。表 5 統計出資料庫建檔 2 組加上門檻後比對結果辨識率。由表中可以看出，如果和資料庫建檔 1 組的辨識率作比較，辨識率都提高了。由此可以發現，雖然建檔 2 組影像增加了資料庫的資料量，但是提高了系統的辨識率；而增加了差異值門檻後，

提高了系統的安全性，因此證明了此方法的可行性。

表 5. 資料庫建檔 2 組加上門檻比對結果辨識率

比對方法	成功	失敗	辨識率
歐幾里德距離	84	26	76.36%
漢明距離	96	14	87.27%

四、結論

本研究完成了一套人臉特徵之身份確認系統，且將此系統的演算法用視窗介面的方式來實現。在系統中，由於所有的特徵向量代表整張影像的資訊，所以利用歐幾里德距離及漢明距離之差異值計算法進行特徵向量比對，這樣不僅可以減少比對的資料量，亦能維持不錯的辨識率。為了在實際場合中讓系統能自動拒絕非資料庫內有建檔的身份，本研究進一步提出各差異值級距分佈直方圖的做法，並據此定出門檻值以過濾登入者的真實身份。此外，為了提高身份比對的辨識率，本研究在以資料庫建檔一組樣本進行實驗後，隨即以資料庫建檔兩組樣本的方式加以實驗及驗證。由實驗結果可以得知，不管系統有無加入門檻值，當資料庫多增加一組樣本時，均能提高系統的辨識率，證明了本研究所提方法的正確性及可行性。

對於身份確認系統辨識率的提升方面，由於本研究只考慮人臉特徵點來擷取特徵向量，忽略其他生物特徵的加入，所以在未來的研究方向可以發展出結合兩種生物特徵以上的辨識技術來提升身份確認系統的辨識率。

五、參考文獻

[1] 何立偉，“以交比值之幾何不變量做人臉識別之研究”，碩士論文，國防大學中正理工學院電子工程研究所，2000。

[2] 連國珍，“數位影像處理”，儒林圖書有限公司，2003年8月二版。

[3] M. D. Kelly, “Visual identification of people by computer,” Stanford AI Project, Stanford, CA, Tech. Rep. AI-130, 1970.

[4] R. Chellappa, C. L. Wilson and S. Sirohey, “Human and machine recognition of faces: a survey,” Proceedings of the IEEE, Vol.83, May 1995, pp.705-741.

[5] J. H. Huang, “A Potential-based approach for shape matching and recognition,” Pattern Recognition, Vol.29, No.3, 1996, pp.463-470.

[6] R. Brunelli and T. Poggio, “Face recognition: Features versus templates,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machin Intelligence, 1993, pp.1042-1052.

[7] M. Turk and A. Pentland “Eigenfaces for

recognition,” J. Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, 1991, pp.71-86.

[8] K. K. Sung and T. Poggio, “Example-based learning for view-based human face detection,” In Proc. Image Understanding Workshop, Monterey, Calif., Nov. 1994, pp.843-850.

[9] E. A. Pentland, “View-based and modular eigenspaces for face recognition,” Tech. Rep 245. M. I. T. Media Lab Vismod, 1994.

[10] S. H. Jeng, H. Y. Mark Liao, C. C. Han, M. Y. Chern and Y. T. Liu, “An efficient approach for facial feature detection using geometrical face model,” Pattern Recognition, Vol.31, No.3, 1998, pp.273-282.

[11] X. I. Jia and M. S. Nixon, “Extend the feature vector for automatic face recognition,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machin Intelligence, Vol.17, No.12, Dec., 1995, pp.1167-1176.

[12] L. Xiaobo and R. Nicholas, “Face contour extraction from frontview images,” Pattern Recognition, Vol.28, No.8, 1995, pp.1667-1179.

[13] T. Kanade, “Picture processing by computer complex and recognition of human faces,” Tech. Rep, Kyoto Univ., Dept. Inform. Sci., 1973.

[14] R. Brunelli and T. Poggio, “Face recognition: Features versus templates,” IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell., Vol.15, 1993, pp.1042-1052.

[15] A. Rahardja, A. Sowmya and W. Wilson, “A neural network approach to component versus holistic recognition of facial expressions in images,” in SPIE Proc.:Intell. Tobots and Computer Vision X: Algorithms and Techn., Vol.1607, 1991, pp.62-70.

[16] A. F. James and M. S. David, “Neural Networks Algorithms, Applications and Programming Techniques,” Addison- Wesley Publishing Company, 1991, pp.1-43.

[17] C. Garcia and G. Tziritas, “Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet analysis,” IEEE Transactions on Multimedia, Vol.1, No.3, Sept.1999, pp.264-277.

[18] D. Chai and K. N. Ngan, “Face segmentation using skin-color map in videophone applications,” IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.9, No4, Jun.1999, pp.551-564.

[19] J. H. Lai, P. C. Yuen, Wen-Sheng Chen, S. Lao and M. Kawade, “Robust facial feature point detection under nonlinear illuminations,” IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, 2001, pp.168-174.

[20] C. Petzold, “Programming Windows,” fifth Edition, SoftChina Corporation, 2000.

[21] O. D. Richard, E. H. Peter and G. S. David, “Pattern Classification,” John Wiley & Sons, 2001.