

私立東海大學資訊科學研究所
碩士論文

指導教授：呂芳懌

以臉部器官形狀、寬度、相對位置從事人臉
影像辨識



研究生：林晁立

中華民國八十九年六月

第一章 緒論

1.1 研究動機

目前警方對嫌疑犯人像之辨認皆係對其照片或目擊者提供的畫像以人工方式逐一比對，非常耗時耗力。因此若能將前科犯檔案照片建構成前科犯影像資料庫，並以人臉影像辨識系統進行比對，則可快速的找出相似嫌疑犯，提高辦案的效率。影像辨識的方法有許多種，其中常見的是類神經網路影像辨識，如視網膜類神經網路 (Neocognitron Neural Network)、反向傳播類神經網路 (Backpropagation Neural Network) 等，其效果雖然不錯，但是系統使用前必須經過繁複的訓練過程，並且在面對數量龐大的資料時，也只能地毯式搜尋相似者，處理速度十分緩慢。本研究擬提出一個能快速擷取出人臉各特徵及快速的作查詢處理的方法，俾建構一可對嫌疑犯人像作影像處理以進行影像辨識的系統。

1.2 相關論文研究

一般而言，人臉影像辨識，可分成從影像中分割出目標物[1-6]、擷取目標物的特徵[3-6]，以及藉特徵作臉部辨識等三大程序。其中臉部辨識的研究，又可分成早期的方法[7-8]、統計學[6,9-10]及類神經網路[11-12]等三類。

早期的作法有數種，例如 Hong[7]將特徵分成四部分：視覺特徵 (visual features)、統計圖素特徵(statistical pixel features)、轉換係數特徵 (transform coefficient features)和代數特徵(algebraic features)。特徵的擷取是從影像矩陣中以 SVD(singular value decomposition)取出 SV(singular value)特徵和 SV 向量。其結果 9 個人 45 張圖片只需要 2 個向量就可以表示，效果極佳。另有以模板為基礎[8](Template based approach)來偵測眼睛。偵測時將眼睛分成虹膜及眼白兩個部分，並分別去除雜訊 (α -trimmed distribution)，也就是將眼白中的黑點以及虹膜中的白點去除。並發展一套偵測虹膜被眼白包圍的部分的系統。

[6,9,10]均屬統計學的方法，其中 Akamatsu 等四人所提出[6]為一個典型的例子，作者將 Karhunen-Loeve (KL)方法加入兩種運算方法：KL-IPAT(K-L transform of intensity pattern in affine-transformed)與 KL-FSAT(K-L transform of Fourier spectrum in the affine-transformed) 以提昇效能。此作法必須正規化，作法是採用眼睛與嘴巴的特徵點，再加以轉換使參考點的空間分布成常數。

類神經網路的作法也有數種[11-13]，[11]是一個典型的例子，作者以一種連結的模組來表示臉部，此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(hidden)、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。其它類神經網路模型亦可應用於影像辨識，如，反向傳播類神經網路[14]，競爭型類神經網路[15]、Counterpropagation Neural Network[16]、Self-Organizing Maps[17]和模擬視網膜之 Neocognitron Neural Network [18]等。

1.3 研究方向

我們的人臉影像辨識係以人臉影像資料庫[19]查詢為辨識的基礎。建構前科犯影像資料庫的技術亦可分成三方面：擷取臉部特徵、將臉部特徵轉換成參數並建立資料庫、及利用人臉辨識的方法進行查詢。

一般而言辨識前科犯可由指紋、毛髮、血液、DNA、人像照片等[20]。而本研究所採用的人臉部的特徵，包括人臉器官的形狀及人臉器官的相對位置等。首先用人工方式取出臉形、唇形及眼睛形狀[19]，以為形狀查詢依據[21]，再使用傅立葉描述子 (Fourier Descriptors, FD) 描述封閉的器官輪廓[22]，以之建立參數資料庫，即人臉影像資料庫；而人臉器官相對位置則是以法醫人類鑑識學(Forensic Anthropology)之人頭骨辨識[23]為基本概念，此特徵不受表情變化的影響，亦為人臉辨識之重要依據之一，人臉器官之相對位置則使用各器官位置之連線

所形成之夾角表示，以免除因照片大小及偏移所形成的誤差。

近年來類神經網路理論的研究，使得類神經網路在影像及人臉辨識上有很大的進展。經研究許多類神經網路的模型後，發現競爭型類神經網路(Competitive Neural Network)不需要繁複的訓練和冗長的計算過程，便能迅速地獲得結果，這項特性符合上述的需求。故擬以競爭型類神經網路搭配人臉特徵擷取，從事人臉辨識，而達成使用者能夠方便取出人臉特徵和查詢效率快速的目標。

1.4 競爭型類神經網路概述

判斷兩向量（包括方向和長度）的相似度時，以正規化向量做內積以取得其投影量的作法，是目前公認相當有效的方法，見圖 1.1。

其原則是：

(1)使向量 A 和向量 B 長度皆為 1，稱向量正規化，作法如下：

$$\text{向量 } A(x,y) \text{ 正規化後為向量 } A\left(\frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}}, \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right)。$$

(2)正規化向量 A 和向量 B 做內積得到投影純量 L。L 義意為向量 B

在向量 A 投影的長度，其內積所得之投影量必小於或等於 1。內積

之作法如下：

$$L = A\left(\frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}}, \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \cdot B\left(\frac{z}{\sqrt{z^2 + u^2}}, \frac{u}{\sqrt{z^2 + u^2}}\right)$$

$$= \frac{xz}{\sqrt{x^2 + y^2} * \sqrt{u^2 + z^2}} + \frac{yu}{\sqrt{x^2 + y^2} * \sqrt{u^2 + z^2}}$$

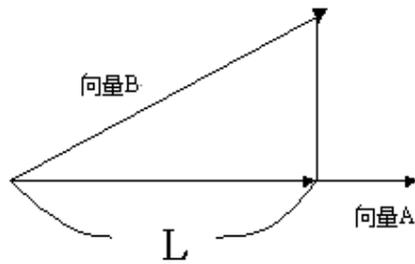


圖 1.1 兩向量內積示意圖

(3)兩向量越相似，則此兩向量的內積值 L 越接近 1，完全相等則內積值 L 等於 1，完全不同則 L=0。

競爭型類神經網路的每個神經元的功用便是遵循以上原則，每個神經元接受已正規化之輸入向量並和自身已正規化之權重(weight)內積後輸出內積值 L。圖 1.2 為競爭型類神經網路的主要架構。

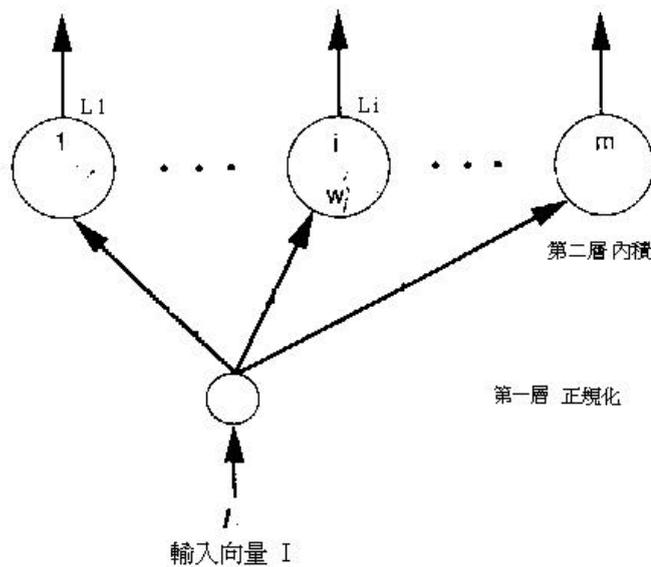


圖 1.2 競爭型類神經網路架構圖

輸入向量 I 在第一層時經過正規化處理後為 NI，然後再傳送到

第二層神經元作內積運算。第二層各神經元中之權重 W_i 是候選者(資料庫中前科犯資料)已正規化之向量值。經過第二層的運算後可得到各神經元輸出的內積值 $L_i = N_i \cdot W_i$ 。此時在眾多的 L_i 中必須彼此互相競爭，也就是互相比較以找出最大者(最接近 1 者)， $L_k = \max(L_1, L_2, \dots, L_i, \dots, L_m)$ ，此 L_k 值即為勝利者。而輸出此 L_k 值的神經元內含的權重向量 $W_{k,1} \dots W_{k,m}$ ，即為最接近此輸入向量 I 的候選者了。本研究即是以此為理論基礎對各人臉特徵作相似度的比較和查詢。

1.5 論文架構

本論文的第二章將介紹取出人臉器官的邊線所需要的圖形處理技術，以作為人臉特徵擷取之依據。第三章介紹人臉有哪些特徵及如何擷取，以提供參數資料庫的建立，並作為人臉辨識的條件。競爭型類神經網路實際應用在人臉辨識的作法將於第四章中說明。第五章分析實驗結果。第六章為本論文之結論，並說明此系統的可行性和價值所在。

第二章 影像處理

人類通常是依據人臉部的特徵從事“人”的辨識，由於電腦不會自動從一張影像中擷取特徵參數，因此必須透過影像處理技術為之。將這些特徵轉換成描述參數後，系統才能根據這些參數進行辨識。人臉部特徵可分成兩類，第一類是器官的形狀特徵，例如臉形輪廓、眼睛、嘴唇、眉毛等。第二類是器官間之距離或器官間的相對寬度，例如眼睛之間的寬度，第二類特徵將在第三章中探討。而要擷取出人臉形狀特徵則必須設法突顯特徵邊線，使其明顯清晰，以方便特徵的摘取。以下將敘述擷取特徵的各項技術，其中並未將所有的臉部器官納入，原因為某些特徵，例如眉毛，其形狀不容易確認，且易受外在環境因素影響，例如光線的明暗，有些則無擷取標準，例如側面輪廓的擷取範圍，這些則未加以考慮。

2.1 邊線處理和邊緣檢測

一般而言，影像處理過程應包括：基本運算處理，影像邊緣增強(edge enhancement)，邊緣檢測(edge detection)與邊緣連結等技術，本研究之邊緣檢測係以灰階影像為基礎，因此必須找出彩色照片各像素所對應的灰階值[24]。

灰階影像邊緣檢測及邊線強化的處理技術包括灰階滑移(sliding)、灰階擴展(stretch), 影像反轉、對比均衡、閾值化等。強化圖形邊線的方法, 係對影像每個像素作簡單的數學運算(例如, 加、減、乘、除), 則可明顯地改變影像整體的明暗度及修正圖形對比的特性, 其中加/減稱為灰階滑移, 乘/除則是灰階擴展。對比均衡是讓影像整體灰階值均勻分佈, 使影像變得較清晰。對比強化亦可達到類似效果, 但是灰階分佈過於集中時, 對比均衡效果比較明顯。所謂反轉(互補)就是將影像黑白對換, 因為人類眼睛對灰暗區域之對比變化較敏感。影像在經過閾值化[25-26]處理後, 可呈現出(如二值化)強烈的對比, 方法是當影像上的像素 P 的灰階值介於某兩個參考值之間時, 則將 P 的灰階值設定為某定值, 介於另外兩個參考值之間, 則設定另一值。人臉影像可經由以上所描述之技術加以處理使其特徵較為明顯, 以利邊線之處理。

邊緣檢測常用到濾波的技术, 濾波又稱為遮罩(mask)。空間濾波[25]計有低通、中值、高通等三種, 低通濾波可使像素灰階變化趨於和緩, 效果是減少雜訊並使圖形模糊化。中值濾波可消除影像中之雜訊。高通濾波強化了邊緣及其它尖銳變化的區域。

邊緣檢測與高通濾波相似, 會強化高頻分量, 具代表性的技術是索貝爾(Sobel)邊緣檢測, 它受雜訊干擾較小, 原理則是增強梯度向

量，每一像素須運算兩次(G_x 和 G_y)，再將結果的平方之和開根號(每一像素的梯度大小)，以為此像素之新灰階值，效果極佳，所以使用廣泛，本研究亦採用之。

邊緣檢測後影像邊界會較清楚，但為了擷取物件特徵，必須對影像做細線化(thinning)[26]處理，再做哈克轉換。哈克轉換是以檢驗某一點是否位於一條已知形狀的曲線上的方式從事圖形邊緣斷裂處的連結，我們計提供直線及二次曲線兩種哈克轉換。

2.2 人臉各器官邊線處理程序

在一張人臉影像中，由於取出各器官(眼、唇、臉的正面等)的位置不同，且影像明暗度及清晰度受到照像機焦距及光源方向及亮度的影響。各器官的形狀邊線取得方式不盡相同，以下描述之。

2.2.1 眼睛的邊線檢測

檢測眼睛邊線的流程如圖 2.1 所示，圖 2.2(b)及圖 2.2(c)分別是沒有做灰階度擴展與有做灰階度擴展，再做索貝爾邊緣檢測的效果。兩者之清晰度有明顯的差異。圖 2.3 為流程各階段的結果，圖 2.4 是四個實例。

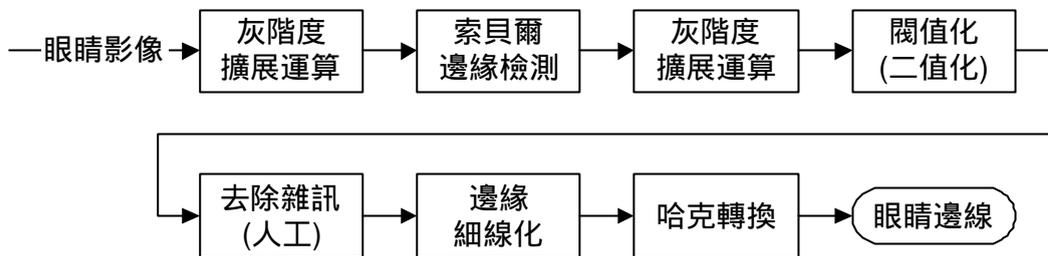


圖 2.1 眼睛邊線檢測流程



圖 2.2 灰階度擴展對索貝爾邊緣檢測的影響

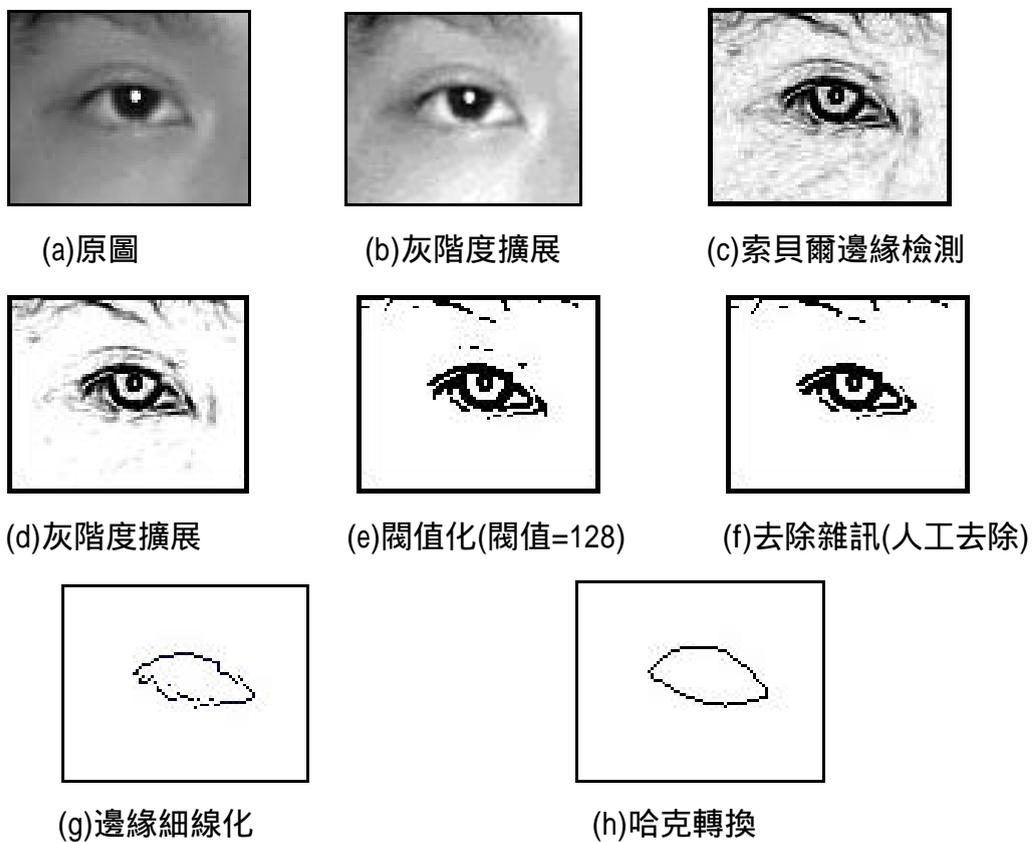


圖 2.3 眼睛邊線檢測流程各階段的結果

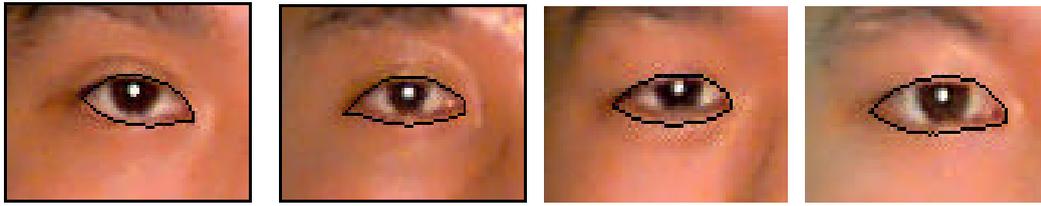


圖 2.4 眼睛邊線檢測四個實例

2.2.2 唇形的邊線檢測

由於人中使嘴唇的上緣曲線向內凹陷，如果對整個唇形作哈克轉換會導致人中部份的特徵消失，因此，必須採用分區整合的方式處理。所謂分區是將唇形依清晰程度及可辨認狀況分段，並依實際情況，以不同的程序處理各分段，最後再將各分段曲線疊合，以取得完整的邊緣曲線，圖 2.5 是唇形邊線檢測的處理流程。

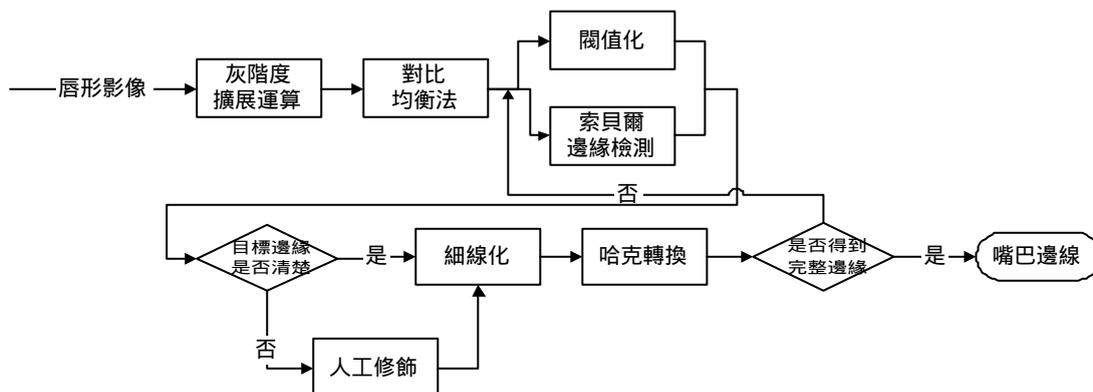


圖 2.5 唇形邊線檢測流程

由於部份唇形的灰階和皮膚相近，均衡化有極佳的效果。其後為索貝爾邊緣檢測或閾值化，端看何者效果較佳。假設藉閾值的調整仍無法有效的從事邊緣檢測，則必須以人工描繪方式修補不清楚的地

方，再做邊緣細線化及哈克轉換。圖 2.6 是索貝爾邊緣檢測與閾值化處理的結果，圖 2.7 為流程各階段之處理結果，其中將圖 2.7(d)分成左右兩個區域處理，其邊緣尚稱完整，乃採用直線哈克轉換處理之，結果如圖 2.7(e)，而圖 2.7(f)則是再加嘴唇下線的區域處理，處理後的邊緣並不完整，故採用二次曲線哈克轉換連接之。疊合後的圖形往往非常複雜，再做一次的細線化即可取得邊緣曲線。圖 2.8 是三個實例。



圖 2.6 索貝爾邊緣檢測與閾值化

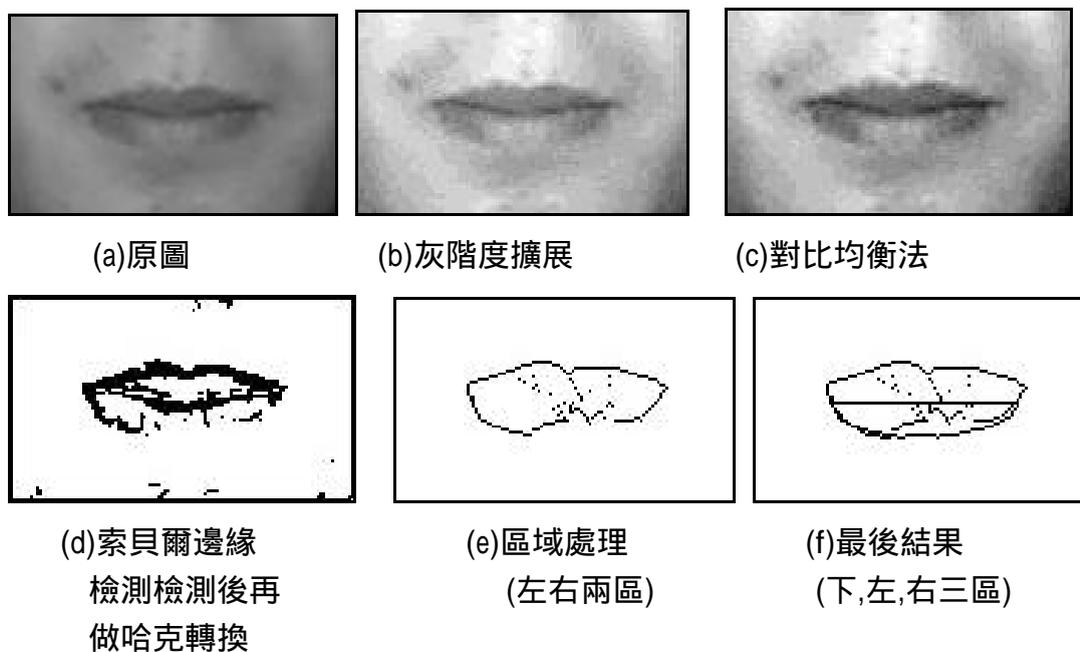


圖 2.7 唇形邊緣檢測流程各階段的結果

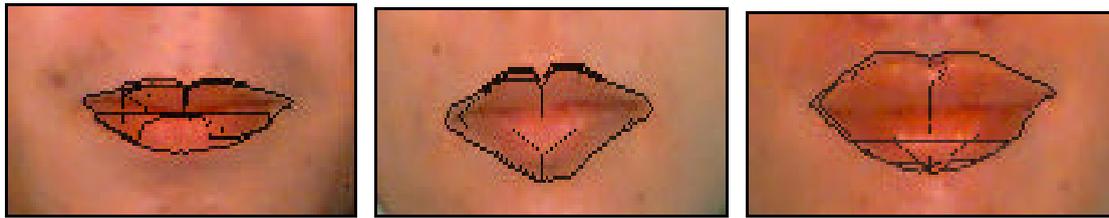


圖 2.8 唇形邊緣檢測三個實例

2.2.3 人臉輪廓邊緣檢測

由於背景及穿著衣物的影響，前述的各種方法很難處理出一條人臉輪廓邊緣，且人臉的輪廓線遠較其他器官大，哈克轉換耗費極長的時間，因此我們用人工描繪的方式來處理，其流程見圖 2.9。在繪圖時，使用直線(線段)就可以達到非常好的效果。圖 2.10 為流程各階段的結果。

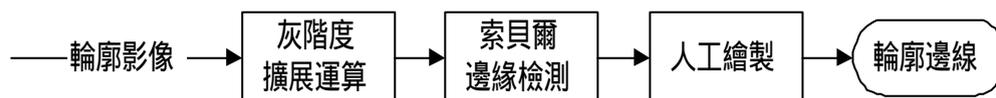


圖 2.9 人臉輪廓邊緣檢測流程

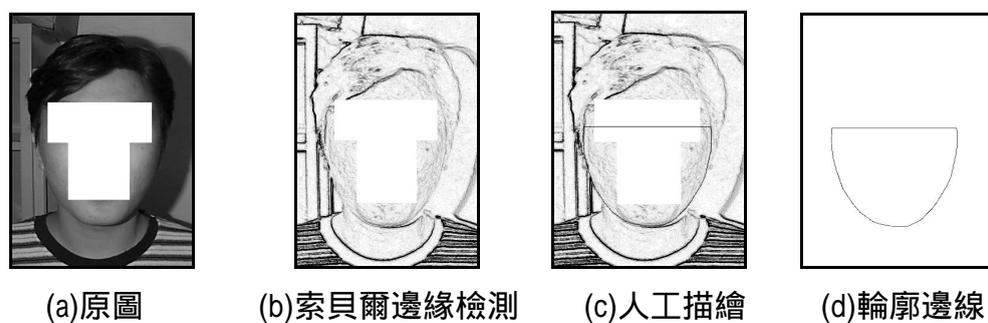


圖 2.10 人臉輪廓邊緣檢測流程各階段的結果

一張人臉影像經以上所描述的過程處理後，各器官的邊線即可被取出。這些器官邊線將進一步轉換成參數，以建立參數資料庫。

第三章 人臉特徵擷取

人類能夠辨識出每張人臉，通常都是透過人臉部的一些特徵，如眼神、眼睛形狀、臉形、嘴形等等。這些特徵發生某種程度的變化時，如老化或發胖等，人們仍能辨識出來。但對電腦而言，辨識的特徵必須是明確而有代表性的，如固定參數、角度等。本研究所使用的特徵如前述，可分為形狀類和距離類，我們並不是直接以器官的形狀或距離從事辨識，而是將其轉換成某些格式之參數，例如傅立葉描述子或正規化成單位向量後才可作為辨識的依據。

3.1 人臉各器官輪廓

本研究所採用的人臉器官如前所敘述包括左右眼，嘴脣，臉形。在邊緣曲線(又稱特徵邊線)取出後，接著要做圖形描述以反映出描述對象的某些特徵，也就是將邊緣曲線轉換成參數，以提供相似性比較。由於傅立葉描述子區別相似物體的能力強，且傅立葉描述子的運算功能甚佳，我們以其描述人臉各器官。

特徵邊線取出後，必須整個走訪一次並取樣，以產生傅立葉描述子。根據奈奎斯特取樣定理(Nyquist sampling theorem)，取樣頻率須大於等於帶限信號(band limited signal)中最大頻率的兩倍以上時，方足以表示該信號。離散傅立葉轉換(discrete Fourier transform)的複雜度較高

不予採用，而從特徵邊線中取出某固定數量的點後，將這些點的座標交予快速傅立葉轉換(fast Fourier transform)產生傅立葉描述子。為了消除特徵邊線所在位置及影像大小變化的影響，必須正規化該描述子。

走訪特徵邊線時，從每一器官邊線中取出 N 個($N=32$)特徵點來代表這條邊線。取樣法有特徵點求取法、平均取樣法及等角度掃描法取樣等三種。經測試後發現等角度掃描法和傅立葉轉換都是在圖形上以等角度轉動，因此效果最佳，本研究採用之。等角度掃描法係先求取邊線(不是整個影像)質量中心 Q_c 為座標原點，再取長軸(圖形邊線上距離最遠的兩點之間連線)之任一端點 P ，以 $Q_c P$ 的延伸線為 X 軸的正方向，每隔 $2\pi/N$ 角度取邊線在該角度上之點當作特徵點。

同一個圖形放大 a 倍，傅立葉描述子亦乘上 a 倍，而圖形位移傅立葉描述子亦跟著改變。但假設將傅立葉轉換曲線函式 $f(t)$ 定義為“邊線點到質量中心的距離”，也就是將 Q_c 當作原點則解決了圖形位移的問題。另外以不同起始點 t_0 走訪邊線，傅立葉描述子就變成 $F(u)$ 乘以對極座標原點繞某一個角度 θ_1 (a 為 $F(t)$ 圖形縮放倍率， θ_1 為 t_0 之極座標角度)， $F(u)$ 又等於 $|F(u)|$ 乘以對極座標的原點繞另一個角度，記作 θ_2 。於是 $F(u) = |F(u)| * e^{i(\theta_1 + 2\pi u)}$ ，其中 $|F(u)|$ 與走訪邊線之起始點及圖形旋轉角度無關。而 $|F(u)|$ ， $u = 0 \sim (2^N - 1)$ ，除

以 $|F(0)|$ ，則去除了 $F(0)$ ，得到了唯一代表該特徵邊線的參數，稱為正規化特徵頻譜(normalized feature spectrum)。

對同一圖形做旋轉、放大、位移及以不同起始點走訪，理論上並不影響正規化特徵頻譜，但因取樣點的差異及計算精確度之誤差等，實際上卻有相當程度影響，且同一個人不同時間所拍的相片，相片大小(解析度)不一致，及不同的背景及與亮度，所求出的特徵邊線往往有些許的誤差。

由於每一邊線取樣 32 點，因此傅立葉描述子亦有 32 個頻譜振幅，然而正規化特徵頻譜從第二到第三十二種頻率之振幅以第十七頻率為中心左右對稱，因此參數可減少一半，甚至只保留第二到第五頻率之振幅(因正規化之故，每一個特徵邊線的第一頻率之振幅均為 1，對辨識無實質助益而捨棄)，仍能保持圖形間的相似關係。因此每一器官只記錄四個參數，每一位前科犯共記錄四個器官(雙眼，唇形及臉形)，共十六個參數，而且也以這些參數作為辨識系統的輸入向量的一部份。

3.2 人臉各器官相對位置

人臉各器官輪廓會隨著時間或情緒而變化，例如，微笑時的嘴唇形狀，而眼睛形狀在眯著眼睛時也有很大的變化，這種情形對人臉辨

識有極大的影響。這也是本系統又加臉部器官的相對位置的主要原因。臉部器官相對位置不會因為表情或發胖變瘦而有大幅改變，具有明確性和代表性。

臉部器官相對位置有四項，分別為眼對鼻、鼻對嘴、眼對嘴和兩眼之間的相對距離。為正確取出相對距離，必須先定義人臉器官上所取的點，以確保每次取相對距離時，不至於有太大的誤差。見圖 3.1(a) 取法如下：

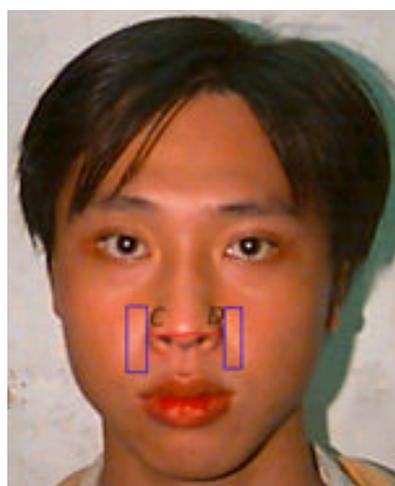
左右眼部分：取兩眼眼白外眼角點分別為 A 及 B。

鼻子部分：在鼻子左右兩側各畫一個與鼻子切齊的矩形，相切點分別為 C、D 兩點，如圖 3.1(b)所示。

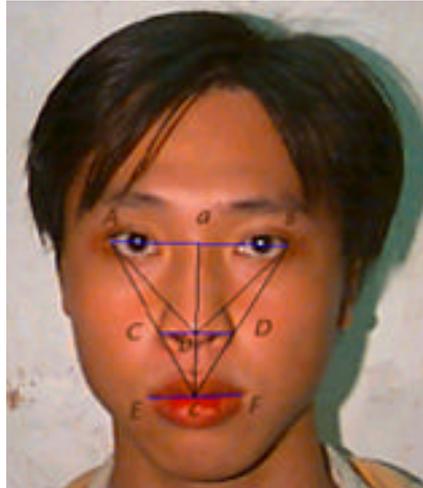
嘴巴部分：取嘴巴兩邊之嘴角點分別是 E 和 F。



(a)各器官相對位置之點



(b)鼻子部分之取點



(c)各相對位置之長度線段

圖 3.1 取點與各相對位置線段

依據這六個點，可以畫出各個器官間的連接線段，如圖 3.1(c)所示。其中的 a、b、c 分別為 AB、CD、EF 之中心點。為克服影像大小及旋轉造成同一人卻有不同相對距離之問題，本研究以角度大小取代相對距離，因為角度不會因為影像的變大變小及旋轉而改變。所對應的角度如下：

線段 ab：代表眼對鼻之相對距離，以 $\angle aA$ 及 $\angle Ab$ 之夾角表示。

線段 bc：代表鼻對嘴之相對距離，以 $\angle bA$ 及 $\angle Ac$ 之夾角表示。

線段 AB：代表兩眼之相對距離，以 $\angle Ab$ 及 $\angle bB$ 之夾角表示。

線段 ac：代表眼對嘴之相對距離，以 $\angle aA$ 及 $\angle Ac$ 之夾角表示。

其中，我們取 $\angle aA$ 來取代 $\angle Ac$ 和 $\angle cB$ 之夾角，其原因是因為角度較大 ($\angle aA$)，所對應的兩眼相對長度所造成的誤差 $\frac{\Delta L}{L}$ 的百分比 $\frac{\Delta L}{L} / \sin \theta$ ，會比角度較小 ($\angle Ac$)，所對應相對長度的誤差 $\frac{\Delta L}{L}$ 的百分比 $\frac{\Delta L}{L} / \sin \theta$ 來的小。

而眼對嘴的角度可用眼對鼻加上鼻對嘴的角度表示，即

$$\angle aA = \angle aA + \angle Ac, \text{ 因此可消去 } \angle Ac, \text{ 僅取 } \angle aA, \angle bA, \angle Ab \text{ 三角度。}$$

3.3 口和鼻寬高

鼻子和嘴巴都是人臉器官中頗為突出的部分，鼻子的長寬高等，常是人類用以辨識人臉的一組特徵資料。嘴巴的寬度及嘴唇的厚度也是臉部相當明顯的特徵。但由於鼻子的高度不易由平面（2D）照片取得，嘴唇的厚度也不容易定義，因此我們只擷取鼻子長寬值和口寬度為另一組特徵，見圖 3.2。鼻長 a 、鼻寬 b 、口寬 c ，三個線段也是以角度來表示，處理過程和人臉器官相對位置的做法相同。G 為代表兩眼寬 AB 之中心點，再從 G 對 CD 做一條垂直線，與 CD 之交點到 G 之線段長度是為 a 。如前述， b 為 CD 之長度， c 為 EF 之長度。

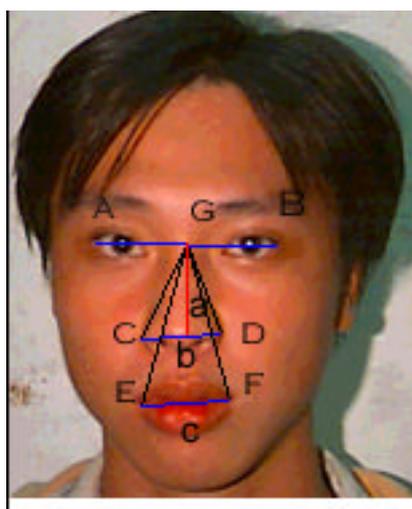


圖 3.2 鼻寬、口寬、鼻長示意圖

各器官相對位置點取出之後，程式自動由雙眼角中心點 G 連到 C、D 和 E、F，而形成兩個三角形 CGD 和 EGF。以線段 EG 及 GF 所夾的角 代表口寬度，CG 和 GD 所夾的角 代表鼻寬度，GC 和 Cb 所夾的角 代表鼻長度，如圖 3.3 所示。

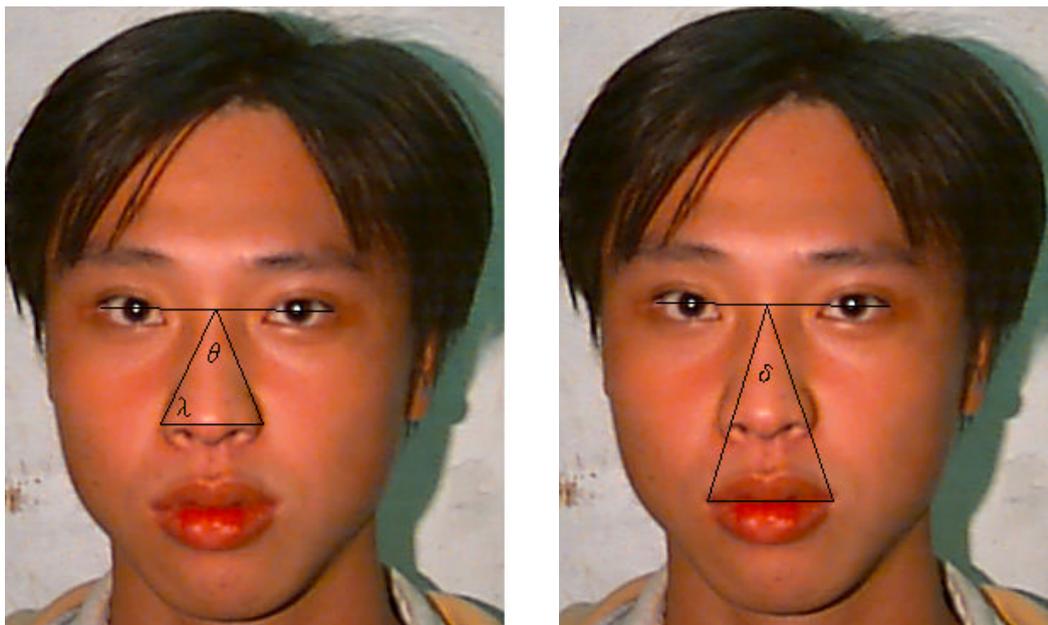


圖 3.3 相對口寬、鼻寬、鼻長之角度分別為 λ 、 θ 、 δ 、

經實驗後發現，代表人臉器官相對位置之一的眼睛至鼻子相對距離角度 λ 與代表鼻長的角度 δ 有相關性。當鼻長改變時，眼睛至鼻子相對距離也一併發生變化。故可再捨去鼻長之參數，以眼睛至鼻子相對距離之角度代替。因此臉部器官之寬度僅取口寬角 λ 和鼻寬角 θ 。

3.4 非正面人臉影像探討

面對鏡頭時，若人臉平面與鏡頭平面平行，則此人像為正面，見圖 3.4(a)；否則必與鏡頭偏斜一角度，見圖 3.4(b)。此時角 λ 、 θ 、 δ 亦會隨著偏斜的角度而改變。而這偏斜角度又可分解成 X 軸及 Y 軸兩種角度。表 3.1 列出了圖 3.5 中各種水平偏斜（隨著 Y 軸旋轉）角度 α 、 β 、 γ 變化之情形。

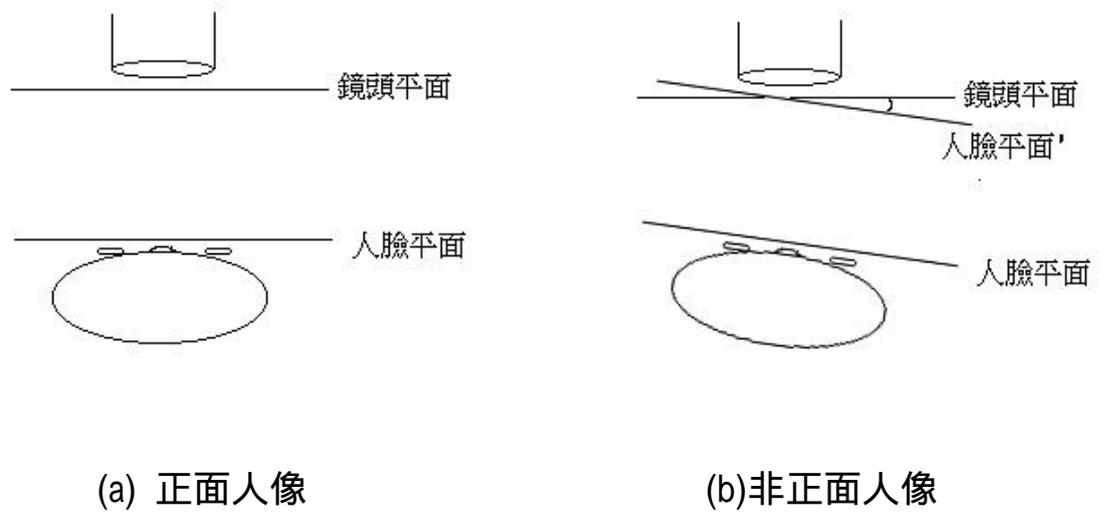
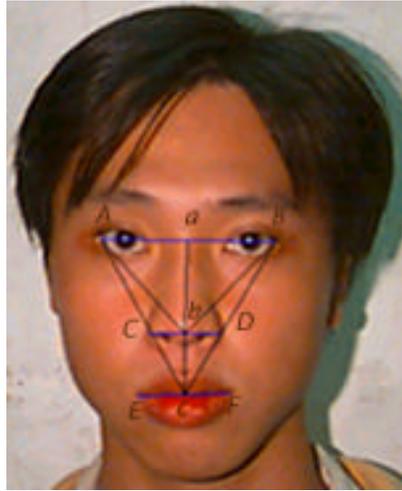


圖 3.4 人臉與鏡頭之俯視圖

從表 3.1 得知，若僅偏斜小角度(如 5° 以內)，測出之角度與正面時所測之角度相差很小(請比較圖 3.5(a)及圖 3.5(b)兩照片)。因此人像若與鏡頭偏斜超過 5 度時，則辨識方法須加以修正，此方面將於第五章描述之。

若照片順時針或逆時針順著 Z 軸旋轉，如圖 3.6 所示，則人臉器官相對位置和器官形狀不發生變化，所取出之特徵參數亦不受影響。



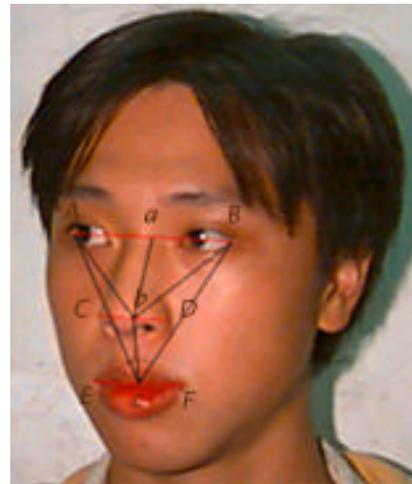
(a)正面照片



(b)水平偏斜約 5 度角



(c) 水平偏斜約 15 度角



(d)水平偏斜約 20 度角

圖 3.5 甲生不同角度的照片

	(a)正面	(b)水平偏斜約 5 °	(c)水平偏斜約 15 °	(d)水平偏斜約 20 °
	46.320609	46.176341	50.996225	51.525133
	13.938514	12.682401	12.164199	11.397909
	88.649696	89.902532	83.908184	85.986201

表 3.1 圖 3.5 中甲生頭部依 Y 軸不同偏斜角度所測得之 、 、 值

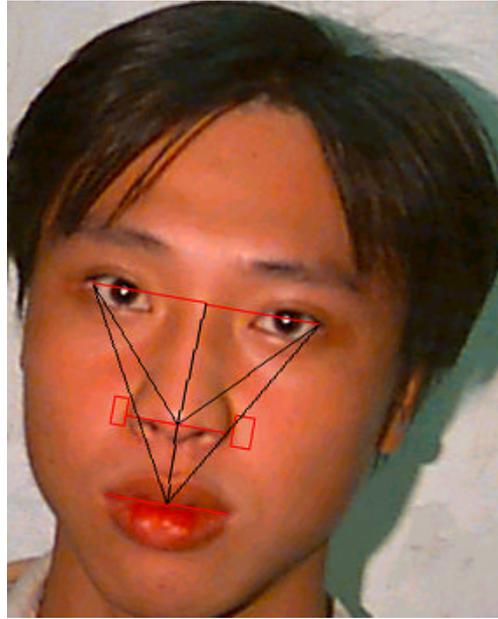


圖 3.6 依 Z 軸順時針旋轉之照片

第四章 人臉辨識

基本的競爭型類神經網路係針對某一特徵做相似度辨識，而對於須借助數種特徵組合從事人臉辨識時，則需對各特徵分別運作，並賦與不同的權重，以求得最佳的辨識力。

4.1 競爭型類神經網路應用於人臉辨識方法

本研究的競爭型類神經網路辨識系統的架構如圖 4.1 所示。

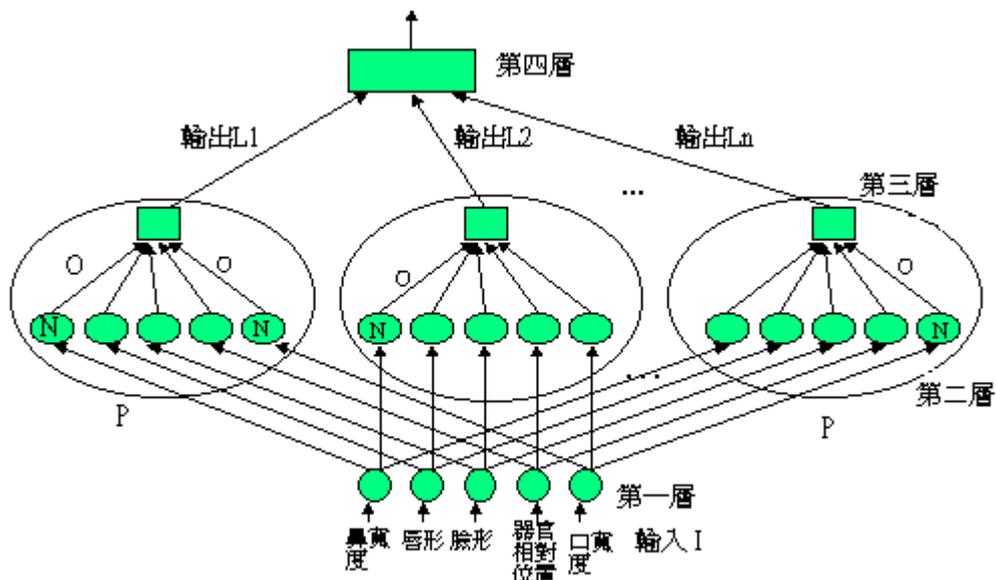


圖 4.1 競爭型類神經網路辨識系統架構

第一層輸入唇形、臉形、人臉器官相對位置、口寬度（角）、鼻寬度（角）等五種正規化特徵參數向量。對於每一種器官形狀的四個參數，以四維向量 (x,y,z,u) 表示，而人臉器官相對位置的三個角度，以三維向量 (α, β, γ) 表示，口寬度和鼻寬度分別以 θ 、 ϕ 表示。再對此五種特徵參數各別做向量正規化使其長度均為 1，是為單位輸註 1：單一角度之向量表示法見 5.1 節。

入向量 I，依序分別是 I_{口寬}、I_唇、I_臉、I_{器官} 註2、I_{鼻寬}，並傳送至每一個神經元。

包含第二層及第三層的大橢圓 P 代表神經元，也就是各個候選者。每一小橢圓 N (即小神經元) 代表候選者某一特徵的參考向量，分別以 N_{口寬}、N_唇、N_臉、N_{器官}、N_{鼻寬} 表示，而每一張人臉 (每一位前科犯) 在資料庫中即是以一組參考向量表示，這個資料庫又稱為參數資料庫。每個參考向量在存入參數資料庫時即已正規化，每個 N 皆對輸入 I 作內積運算，並把結果 O 送至第三層。運算式子如下：

$$O_{口寬} = I_{口寬} \cdot N_{口寬};$$

$$O_{唇} = I_{唇} \cdot N_{唇};$$

$$O_{臉} = I_{臉} \cdot N_{臉};$$

$$O_{器官} = I_{器官} \cdot N_{器官};$$

$$O_{鼻寬} = I_{鼻寬} \cdot N_{鼻寬}。$$

I_i 和 N_i 越相似，向量內積值越接近 1。在第三層中，每一個 O 值必須賦與一權重 W，令

$$L = W_{口寬} * O_{口寬} + W_{唇} * O_{唇} + W_{臉} * O_{臉} +$$

$$W_{器官} * O_{器官} + W_{鼻寬} * O_{鼻寬}$$

L 值代表各個候選者和查詢對象的相似程度，L 值越大相似度越

註2：“器官”代表“人臉器官相對位置”

高。各個 P 所輸出的 L 值被傳送至第四層後即可加以排序，求出相似排名。至於 W 值如何決定將在下一節中介紹。

4.2 各種特徵權重

相似度的計算，除了參數向量必須正確外，各種特徵權重的選取也有舉足輕重的份量。

4.2.1 特徵權重選取

為了決定各特徵的權重，得先針對單一特徵做分析與統計，並比較各特徵之間的分析結果。我們的參數資料庫，目前共收納了 107 人每一個人各拍 A，B 兩張照片，共 214 筆資料。

選取的原則是在權重總和為 100%的條件下，賦予五個參數向量不同的權重，以求取最佳的辨識力。做法則是給予某一特徵 100%的權重，其餘特徵者為零。然後分別以每一個人的照片 A 為查詢對像（單位輸入向量），找出其照片 B 的排名。再以照片 B 為查詢對像，找出照片 A 的排名。依序對資料庫中 214 筆資料作查詢，則可得到只依據某一特定特徵所得的排名。再求出此 214 筆資料的排名平均值，即可得到此特徵在該權重分配下之名次參考值。之後依序改變各參數向量之權重值，重複上述的程序，分別獲得其名次平均值。名次平均值愈大者，表示此特徵辨識力愈差，其所獲得之權重將愈小。

4.2.2 參數驗證

取得一筆參數後，在實際將其建立在資料庫之前，須驗證參數之正確性。我們的作法有兩種：第一，對同一張人像做數次特徵參數擷取，其中若有參數值差距過大者，表示其中一部份導入使用者主觀的意識及判斷或人為處理上的疏失，應予以去除。第二，對同一人同時拍攝兩張照片，所取出之參數若有相當程度的差異亦表示有人為疏失，應重新處理。尤其是在取出人臉器官相對位置時，須正確地定位兩眼眼白外眼角點，若照片在此處模糊且不甚清晰時，如圖 4.2，容易造成人為的誤差，在拍攝人像時應加以注意。在確認資料無誤後即可建入資料庫中，一方面為了往後能加快查詢速度，所有向量在建入資料庫前即加以正規化成單位向量。



圖 4.2 眼角處不清晰

4.3 索引

當參數資料庫的資料量達到相當規模，例如高達幾萬筆時，查詢處理若採取地毯式的搜尋，效率必然不佳。因此擬建立一套快速搜尋之索引技術。由實驗得知，以(, , ,)四角度為一特徵向量，其辨識力極佳。僅僅以此參數作辨識，分別以 214 筆資料當輸入，其平均查詢名次也都能在五名之內。雖然(, , , ,)辨識力更佳，但其包含口寬度，口寬度常因微笑表情而失去參考價值，因此本研究的索引仍以(, , ,)建立索引做先期的查詢。在一個二維空間中，見圖 4.3，將向量 $A(x,y)$ 投影在直線 $x=y$ 上，而以其在該直線之投影純量 L 為索引值，而 $L = (x,y) \cdot (1,1) = x+y$ 。

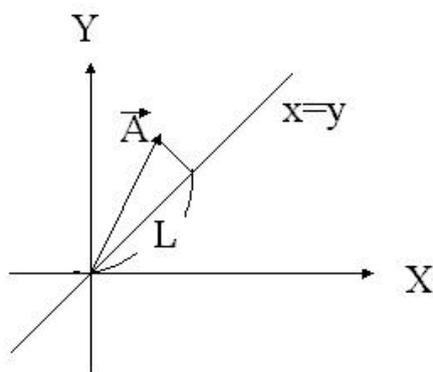


圖 4.3 向量 A 投影至直線 $x=y$ 上

其中，(1,1)為二維空間索引參考向量，而 L 的值則為向量 $A(x,y)$ 和(1,1)的內積值。將參數資料庫中每一筆資料 A 投影至直線 $x=y$ 上，再將每一筆資料之投影純量 L 記錄起來，並加以遞增排序，是為

該資料庫之索引。本研究的主要索引對象(, , ,)是一個四維向量，將其投影在一個四維空間索引參考向量(1,1,1,1)上，其投影純量 L 應為：

$$L = (, , ,) (1,1,1,1)$$

$$= + + +$$

若使用者要求從參數資料庫中取出 N 名和查詢對象 T 最相像者，其透過索引查詢的步驟如下：

- 1.先排序參數資料庫中之索引投影量;
2. T 之索引投影純量 L_T ;
- 3.從索引中找出最接近 L_T 的 N 名候選者;
- 4.再以此 N 名候選者進行辨識。

若此 N 名候選者中亦無法找出可能的對象，則可逐一擴大搜尋範圍，例如，將 N 改成 2N，4N...等。

其它特徵向量如(, ,)、()及臉形亦可個別建立索引，再以此三種特徵向量之個別索引查詢。

若資料量極高，例如高達數十萬筆，亦可針對固定數量，例如一萬筆，分別作一索引，查詢時，針對每一索引進行搜尋，再將全部所得之候選者進行辨識，以此作法可以大大的減少資料搜尋量和搜尋時間，亦不失其正確性。

第五章 實驗結果與分析

由於人臉影像會因為拍攝的角度及表情的差異，而影響特徵值，因此面對各種情況，須以不同的方式來處理人臉特徵。我們將人臉辨識的實驗分成兩個方向進行，一個方向是以各種不同的特徵組合來探討其辨識力，另一方向則是針對各特徵組合的不同權重探討其辨識能力。

5.1 特徵組合

由於唇形及口寬常會受影像人物微笑或表情之影響，因此查詢對象之唇形不是平常自然的神態時，這兩項參數將不予考慮。而影像拍攝角度也會影響描述臉部各器官之間的距離、各器官相對位置及口鼻寬度等五個角度。以下為考慮各種不同的影響因素，計有六種組合方式：

1. (, , , ,) 五個角度成為一向量
2. (, , ,) 因微笑而剔除口寬度
3. (, ,) 因非正面影像而剔除口鼻寬度
4. (,) 口和鼻寬度
5. () 鼻寬度
6. () 口寬度

若再搭配臉形，唇形及眼睛形狀共有九類特徵，須一一求其個別之辨識能力，俾計算其權重。其中口寬度 \ddot{a} 及鼻寬度 \ddot{e} 係單一角度，而競爭型類神經網路系統的輸入必須至少是二維向量，因此將 \ddot{a} 及 \ddot{e} 轉成二維向量，其轉換方式為：

$$(\cos \quad , \sin \quad)$$

$$(\cos \quad , \sin \quad)$$

以”特徵權重選取”一節中描述的方法計算這六種特徵，所得之平均排名及標準差，如表 5.1 所示。根據此表，眼睛形狀平均排名為 106.835，辨識力不佳而未予以錄用。

去除眼睛之後，則可歸納出以下幾種特徵組合：

1. 組合 a : (, , , ,), 臉形, 唇形
2. 組合 b : (, , , ,), (), 臉形, 唇形
3. 組合 c : (, , , ,), 臉形
4. 組合 d : (, , , ,), (, ,), 臉形, 唇形
5. 組合 e : (, , , ,), (), 臉形

以下將針對各組合所適用之情形加以描述。

項目	排名平均值	標準差
1.(á,â,ã,ä,è)	2.49065	3.64214
2.(á,â,ã,è)	4.22897	5.51472
3.(á,â,ã)	10.7196	11.5167
4.(ä,è)	24.715	22.3308
5.(cosè,sinè)	20.1355	21.2359
6.(cosä,sinä)	30.60748	27.8098
7.臉形	14.7056	22.5072
8.唇形	63.757	54.7147
9.眼睛形狀	106.835	69.0799

表 5.1 各特徵排名平均值及標準差

5.1.1 組合 a : (, , , ,), 臉形, 唇形

由表 5.1 可知，單一向量之維度愈大，其辨識力愈佳，因此將五個角度合成一向量。在本組合中 (, , , ,) 特徵向量排名平均值為 2.49065，臉形為 14.7056，唇形為 63.757，因此

其權重分配將遵循下述的原則：

(, , , ,) 臉形 唇形

表 5.2 為依照比重分配原則所做各種權重比例的局部組合，其權

重分配 ((, , , ,), 臉形, 唇形) 在 (95, 4, 1)

註 3 時有最小排名平均值 1.2897，標準差 0.8223。但因本組合包含

了人臉器官相對位置及口鼻寬度，且唇形亦在其中，因此適用於

查詢人像為正面拍攝和表情自然之情況，見圖 5.1。



圖 5.1 正面自然表情

註 3: 權重 (95, 4, 1) 表示 (95%, 4%, 1%)。

權重	排名平均值	標準差
98,1,1	1.434579439	1.207535247
97,2,1	1.331775701	0.986871391
96,3,1	1.294392523	0.840448324
96,2,2	1.61682243	1.771685809
95,4,1	1.289719626	0.822333172
95,3,2	1.476635514	1.369320413
94,5,1	1.299065421	0.936630193
94,4,2	1.420560748	1.274800054
94,3,3	1.808411215	2.559292064
93,6,1	1.355140187	1.382332087
93,5,2	1.41588785	1.296412495
93,4,3	1.728971963	2.239509057
92,7,1	1.457943925	1.880367429
92,6,2	1.453271028	1.567020303
92,5,3	1.672897196	2.12419861
92,4,4	2.056074766	3.393813138

表 5.2 組合 a 之局部權重比例及平均排名與標準差

5.1.2 組合 b : (, , ,), (), 臉形 , 唇形

由表 5.1 可得知 , 此組合權重分配原則應為 :

(, , ,) 臉形 () 唇形

表 5.3 為依照本權重分配原則所做各種權重比例一部份。其權重分配在 (91,4,4,1) 時 , 得到最小之排名平均值 1.3457 , 標準差為 0.9602。

權重	排名平均值	標準差
97,1,1,1	1.705607477	1.953032157
96,2,1,1	1.640186916	1.822259847
95,3,1,1	1.607476636	1.772280085
95,2,2,1	1.476635514	1.348591993
94,4,1,1	1.593457944	1.765116923
94,3,2,1	1.434579439	1.242033983
94,2,2,2	1.771028037	2.173010259
93,5,1,1	1.574766355	1.766011578
93,4,2,1	1.406542056	1.178107899
93,3,3,1	1.369158879	1.00196157
93,3,2,2	1.742990654	2.108405363
92,6,1,1	1.574766355	1.714757457
92,5,2,1	1.387850467	1.139986845
92,4,3,1	1.359813084	1.005371472
92,4,2,2	1.738317757	2.124467118
92,3,3,2	1.598130841	1.685953085
91,7,1,1	1.53271028	1.694053433
91,6,2,1	1.364485981	1.103919805
91,5,3,1	1.345794393	0.998616919
91,5,2,2	1.714953271	2.05740635
91,4,4,1	1.345794393	0.960269952
91,4,3,2	1.588785047	1.635597383
91,3,3,3	2.079439252	2.975367995

表 5.3 組合 b 之局部權重比例及其平均排名與標準差

但實驗結果亦發現，若權重分配原則為

(, , ,) () 臉形 唇形，

在權重為 (81 , 15 , 3 , 1) 時，可得到最小排名平均值 1.3177，標準差為 0.9454，見表 5.4。

權重	排名平均值	標準差
82,9,5,4	2.102803738	3.290146277
82,8,8,2	1.705607477	2.766714693
82,8,7,3	1.817757009	2.623380362
82,8,6,4	2.130841121	3.330282488
82,8,5,5	2.593457944	4.429749429
82,7,7,4	2.144859813	3.389094181
82,7,6,5	2.537383178	4.313534184
82,6,6,6	2.985981308	5.514367893
81,17,1,1	1.504672897	1.710908562
81,16,2,1	1.373831776	1.162992453
81,15,3,1	1.317757009	0.945442548
81,15,2,2	1.640186916	1.900450147
81,14,4,1	1.345794393	0.984411874
81,14,3,2	1.551401869	1.634336062
81,13,5,1	1.364485981	1.120802222
81,13,4,2	1.485981308	1.481431144
81,13,3,3	1.897196262	2.664087648
81,12,6,1	1.420560748	1.444025302
81,12,5,2	1.504672897	1.51594859
81,12,4,3	1.794392523	2.405932877
81,11,7,1	1.495327103	1.89575177
81,11,6,2	1.528037383	1.754045325

表 5.4 組合 b 之局部權重比例及其平均排名與標準差

造成此例外情形之原因如下：由表 5.1 知，向量 $(\quad, \quad, \quad, \quad)$ 辨識力最佳。但若將此向量拆成 $(\quad, \quad, \quad, \quad)$ (\quad) ，當權重分配為 $(86, 14)$ 時，排名平均值為 2.3831，見表 5.5，與 $(\quad, \quad, \quad, \quad)$ 單項排名平均值 2.4906 接近。這說明 $(\quad, \quad, \quad, \quad)$ 與 $\{(\quad, \quad, \quad, \quad), (\quad)\}$ 在權重 $(86, 14)$ 時的辨識效果非常相近。因此組合 a：

(, , , ,) 臉形 唇形
 可演化成
 { (, , , ,) () } 臉形 唇形 ,
 於是就形成上述之例外情形了。

權重	平均值	標準差	權重	平均值	標準差	權重	平均值	標準差
99,1	3.2897	4.7659	79,21	2.3925	3.6341	59,41	2.9626	5.3855
98,2	3.0607	4.541	78,22	2.4206	3.7103	58,42	3.014	5.5254
97,3	2.8972	4.3453	77,23	2.4673	3.8354	57,43	3.0794	5.7473
96,4	2.785	4.2383	76,24	2.486	3.8902	56,44	3.1075	5.8158
95,5	2.7243	4.1434	75,25	2.486	3.8269	55,45	3.1589	5.9507
94,6	2.6542	4.0108	74,26	2.5047	3.8611	54,46	3.2103	6.1138
93,7	2.5888	3.9431	73,27	2.528	3.9393	53,47	3.2804	6.3966
92,8	2.5514	3.8983	72,28	2.5514	3.99	52,48	3.3224	6.4767
91,9	2.4907	3.8318	71,29	2.5654	4.0272	51,49	3.4159	6.6777
90,10	2.4673	3.7973	70,30	2.6168	4.1918	50,50	3.5	6.9618
89,11	2.4252	3.6709	69,31	2.6589	4.3379	49,51	3.5748	7.1458
88,12	2.3879	3.5714	68,32	2.6963	4.4633	48,52	3.6682	7.3732
87,13	2.3925	3.5385	67,33	2.715	4.5531	47,53	3.7477	7.6865
86,14	2.3832	3.5726	66,34	2.743	4.5938	46,54	3.8271	7.8443
85,15	2.4019	3.6473	65,35	2.7804	4.7465	45,55	3.9019	8.0861
84,16	2.4019	3.5876	64,36	2.8084	4.8378	44,56	3.9907	8.2502
83,17	2.4065	3.5877	63,37	2.8411	4.9961	43,57	4.0794	8.499
82,18	2.3972	3.5874	62,38	2.8738	5.0795	42,58	4.215	8.7817
81,19	2.3925	3.5821	61,39	2.9019	5.158	41,59	4.3131	9.1205
80,20	2.3925	3.6043	60,40	2.9252	5.25	40,60	4.4299	9.523

表 5.5 ((, , , ,) , ()) 權重分佈情形

此組合之意義為當查詢之人像不是正面，而略與鏡頭差一小角度時，人臉器官相對位置之角度即發生誤差，又口寬度常變化，因此將口寬度分離出來，以對人臉器官相對位置及口寬度重新分配權重，俾求得較佳辨識率，如圖 5.2。



圖 5.2 略與鏡頭差一小角度照片

5.1.3 組合 c : (, , ,), 臉形

此組合剔除了口寬度及唇形之特徵，適用於人像主角微笑照片略偏斜或非自然表情而影響嘴部特徵時，如圖 5.3。其權重配原則為 (, , ,) 臉形，在 ((, , ,) 及 臉形) 為 (97 , 3) 時有最小排名平均值 1.6074，見表 5.6。



圖 5.3 微笑照片

權重	排名平均值	標準差
99,1	1.859813084	2.309192075
98,2	1.630841121	1.629880102
97,3	1.607476636	1.578951987
96,4	1.682242991	1.7121391
95,5	1.705607477	1.752869239
94,6	1.803738318	2.036932483
93,7	1.906542056	2.389463217
92,8	2.046728972	2.919525261
91,9	2.219626168	3.588372962
90,10	2.373831776	4.435290326
89,11	2.542056075	5.130742058
88,12	2.761682243	6.081159157
87,13	2.920560748	6.657146794
86,14	3.070093458	7.102848929
85,15	3.257009346	7.725594462
84,16	3.420560748	8.488088736
83,17	3.579439252	8.847733731
82,18	3.714953271	9.226826613
81,19	3.822429907	9.631533777
80,20	4.004672897	10.37489642
79,21	4.200934579	10.98576967
78,22	4.336448598	11.43747561
77,23	4.5	11.98541759
76,24	4.654205607	12.51785789

表 5.6 組合 c 之局部權重比例及其平均排名與標準差

5.1.4 組合 d : (, ,), (,), 臉形 , 唇形

此組合是將組合 b 中之 從 (, , ,) 中取出，再併入 () 中，其權重分配原則是 (, ,) (,) 臉形 唇形，權重組合在 (74 , 22 , 3 , 1) 時有最小排名平均值 1.7383，辨識效果不如組合 b 之最小排名平均值 1.3177，見表 5.7。

權重	排名平均值	標準差
75,13,11,1	2.869158879	6.204774948
75,13,10,2	2.827102804	5.584436288
75,13,9,3	2.971962617	5.051765728
75,13,8,4	3.308411215	5.374101021
75,13,7,5	3.780373832	6.166956307
75,13,6,6	4.630841121	8.054344889
75,12,12,1	3.177570093	7.043544088
75,12,11,2	2.985981308	6.244230367
75,12,10,3	3.065420561	5.755211605
75,12,9,4	3.425233645	5.926903624
75,12,8,5	3.794392523	6.284698338
75,12,7,6	4.537383178	7.723873403
75,11,11,3	3.205607477	6.414827773
75,11,10,4	3.509345794	6.36801032
75,11,9,5	3.887850467	6.686581199
75,11,8,6	4.471962617	7.53188271
75,11,7,7	5.23364486	9.232601391
75,10,10,5	3.920560748	6.900244785
75,10,9,6	4.453271028	7.675041163
75,10,8,7	5.11682243	8.866267625
75,9,9,7	5.11682243	8.870502746
75,9,8,8	5.789719626	10.03316973
74,24,1,1	2.186915888	2.732626181
74,23,2,1	1.836448598	1.937128824
74,22,3,1	1.738317757	1.710703387
74,22,2,2	2.411214953	3.034862446
74,21,4,1	1.817757009	1.873828302

表 5.7 組合 d 之局部權重比例及其平均排名與標準差

組合 b 僅將口寬度分離出來，而組合 d 將口與鼻寬度分離，另成一向量。但因鼻寬度受表情影響較小，卻得到較小的權重，這是組合 d 辨識力較組合 b 差的主要原因。

5.1.5 組合 e : (, ,), (), 臉形

此組合去除了組合 d 中之口寬度與唇形，並將鼻寬度分離，其權重分配原則：(, ,) () 臉形，權重分配在 (84 , 13 , 3) 時有最小排名平均值 1.700，不如組合 c 之 1.607，見表 5.8。其辨識能力不如組合 c，原因同組合 d 者，都是 權重變小之故，但其與組合 c 相差很有限，仍具有相當的辨識能力。

權重	排名平均值	標準差
86,9,5	1.822429907	2.225811385
86,8,6	1.920560748	2.357337494
86,7,7	2.079439252	2.445317008
85,14,1	2.158878505	4.283716373
85,13,2	1.789719626	2.829702769
85,12,3	1.710280374	2.357723681
85,11,4	1.757009346	2.326984474
85,10,5	1.813084112	2.214467331
85,9,6	1.934579439	2.440930432
85,8,7	2.018691589	2.430175358
84,15,1	2.14953271	4.289530301
84,14,2	1.817757009	2.961325458
84,13,3	1.700934579	2.340558712
84,12,4	1.752336449	2.371459636
84,11,5	1.789719626	2.261680566
84,10,6	1.911214953	2.396508693
84,9,7	2.014018692	2.478980125
84,8,8	2.126168224	2.640950051
83,16,1	2.182242991	4.702358076
83,15,2	1.836448598	3.207441246
83,14,3	1.724299065	2.423218715
83,13,4	1.752336449	2.395098508
83,12,5	1.785046729	2.307481351
83,11,6	1.887850467	2.406279355

表 5.8 組合 e 之局部權重比例及其平均排名與標準差

5.2 各特徵組合權重分析

前一節提到最小排名平均值出現在某種權重分配時，至於產生各種權重分配的演算法如演算法一所示，其中的三個權重變數 (x,y,z) 必須符合 $x+y+z=100$ 的條件。

演算法一：產生測試權重

輸入：三個 99 1 的變數

輸出：符合條件之權重

BEGIN

For x:=99 downto 1 do begin

 For y:=99 downto 1 do begin

 For z:=99 downto 1 do begin

 If (x+y+z=100) then begin

 :

 (取得權重(x,y,z)後開始測試)

 :

 end;

 end;

 end/d;

end;

END.

若根據特徵權重的分配原則，此演算法應加上 (x y z) 的條件，但為避免只取得區域極小值(local minimal)，故須全面測試，且不使用索引，如此亦將印證各組特徵權重分配原則的結論。

以下將探討各特徵組合之權重分配及最佳權重。

5.2.1 組合 a : (, , , ,), 臉形, 唇形

我們將分別固定 (, , , ,) 臉形、唇形三種之一的特徵權重, 而其它兩項特徵權重依序遞增及遞減來分析平均排名的變化, 權重從 (98,1,1) 至 (1,1,98) 共有 4851 種不同的分配。

(1) 固定 (, , , ,) 權重

固定 (, , , ,) 權重所得排名平均值如圖 5.4(a) 所示。為一個由許多波峰波谷所形成的帶狀分佈, 圖 5.4(b) 為其局部放大。波封 (wave envelop) 由所有的區域極小值和區域極大值 (local maximum) 所組成。形成鏈波 (ripple) 的主要原因: 從局部來看, (, , , ,) 權重固定不變, 臉形和唇形權重互相消長而形成兩個波谷之間的一個波形, 從圖 5.4(b) 中可明顯看出。圖 5.5 中之圓黑點 () 部份, 是另外一個例子, 其權重分配 (, , , ,) 固定為 93, 臉形權重由 6 遞減至 1, 唇形權重由 1 遞增至 6。最小平均排名出現於 (93, 6, 1) 處, 即臉形為 6, 唇形為 1 之處, 而後平均排名往上遞增至 (93, 1, 6) 處到 (92,7,1) 則又大幅下滑。以整體來看 (, , , ,) 變化, 唇形權重為 1, 其餘者為臉形權重時, 則形成另一個區域極小值或次區域極小值 (sublocal minimum)。

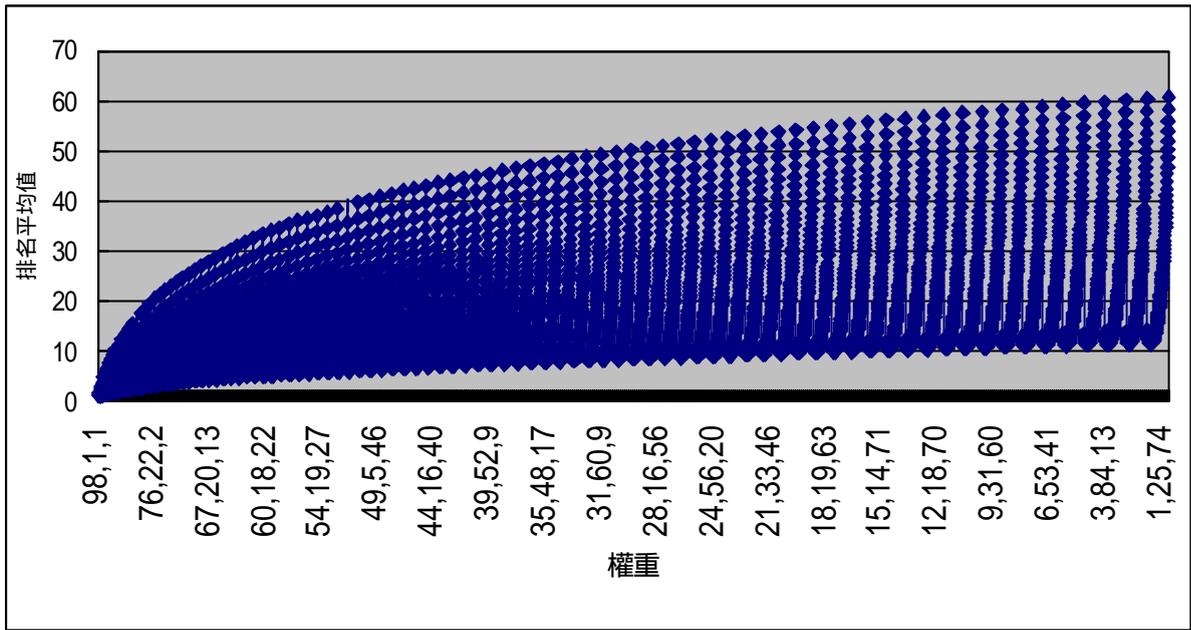


圖 5.4(a) 組合 a 固定 (, , , ,) 權重排名分佈圖

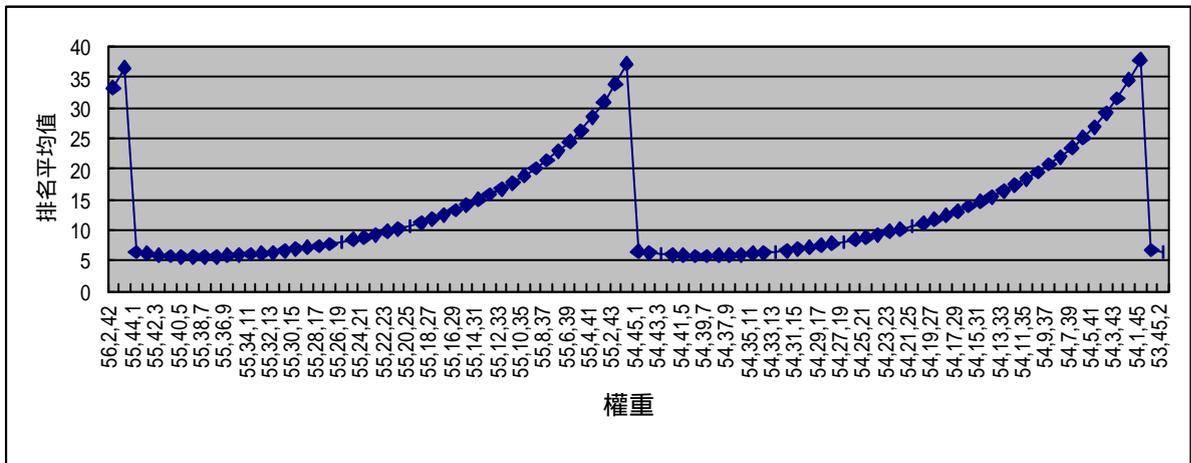


圖 5.4(b) 組合 a 固定 (, , , ,) 局部權重排名分佈圖

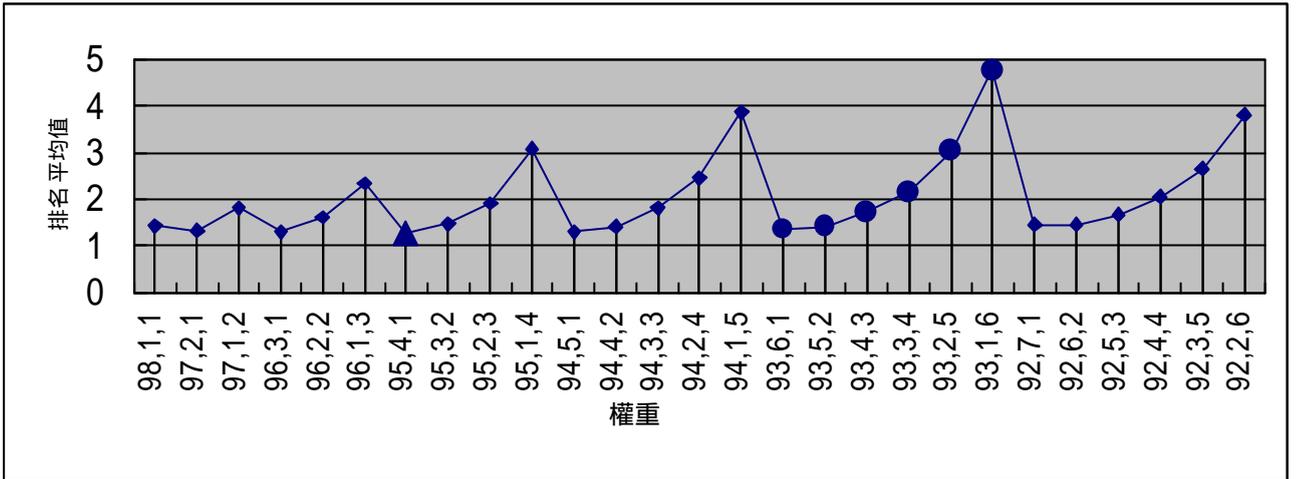


圖 5.5 固定 (, , ,) 權重時全域極小值之附近局部放大，其中 為全域極小值

圖 5.4(a)中的每個波峰到波谷皆有此現象。其意義有二，一為區域極小值出現於唇形權重為 1 或 2 處，意即其他兩項權重較重時，有較佳的辨識力。另一為唇形權重遞增，臉形權重遞減，平均排名上揚，意即辨識力變差，如此可獲得一結論：臉形所佔之權重應大於等於唇形權重。

由圖 5.4(a)可知，全域極小值 (global minimum)，即最小的區域極小值，出現在圖形左側，權重為 (95,4,1) 時。

(2) 固定臉形權重。

圖 5.6 和圖 5.4 的資料完全相同，只是固定臉形權重，而依次遞減 (, , ,) 和遞增唇形權重，之後再將臉形權重加一，重新遞增 (, , ,) 並遞減唇形權重，依此原則所繪製之圖形。

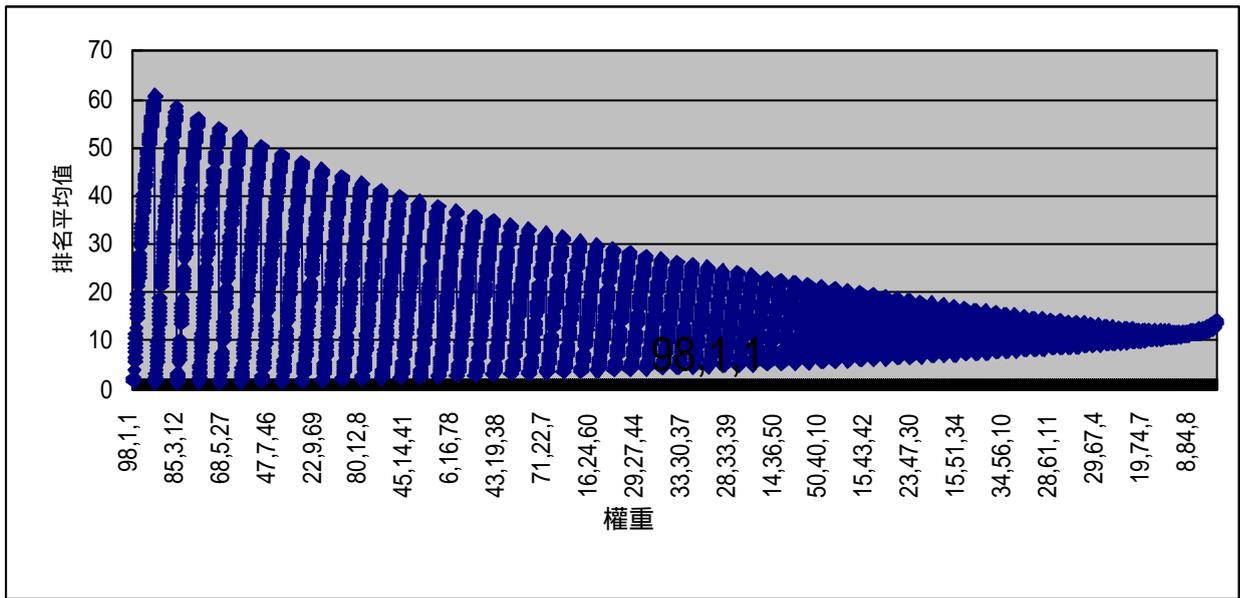


圖 5.6 組合 a 臉形固定之權重排名分佈圖

其波封仍是區域極小值和區域極大值所組成，每個區域極小值均出現在臉形特徵權重變化處。比較圖 5.4(a)和圖 5.6 之後發現，前者之各區域極小值分佈曲線較圖 5.6 者平緩，其特性為 (, , , ,) 特徵權重改變，所造成排名平均值之變化，較臉形特徵權重改變，所造成之變化為小，故 (, , , ,) 之辨識力及比重皆較臉形為高。其全域極小值位於圖形左側。圖 5.7 為圖 5.6 全域極小值附近局部放大，(, , , ,) 遞減，唇形權重遞增所繪製之圖形，平均排名亦往上走，由此可印證 (, , , ,) 所佔之權重應大於等於唇形權重。

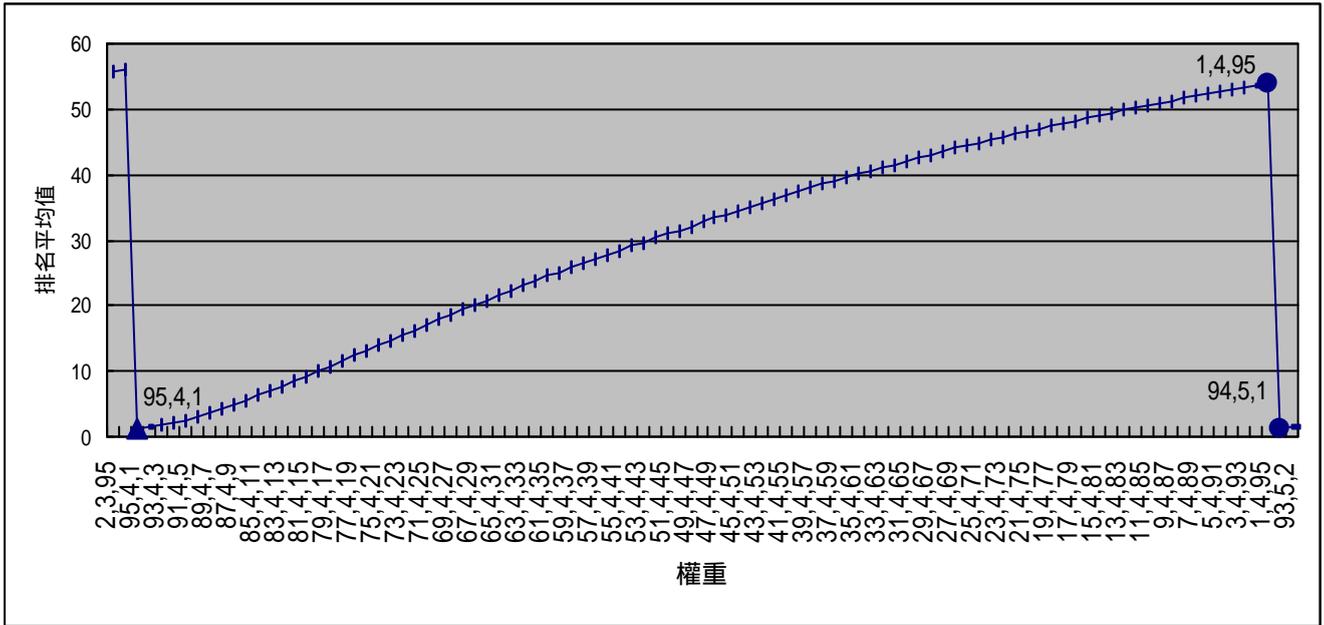


圖 5.7 固定臉形權重時全域極小值附近之局部放大圖，其中 為全域極小值

依上述描述可歸納出兩個結論，一是三種特徵之比重確實為 (, , ,) 臉形 唇形。另一為唇形權重變小 (1% 或 2%)，整體辨識力會變佳。

(3) 固定唇形權重

圖 5.8 係固定唇形特徵權重，再遞增 (, , ,) 和遞減臉形權重，之後唇形權重加 1，又遞增 (, , ,) 及遞減臉形所繪製之圖形。

和圖 5.4(a)與圖 5.6 比較後得知，圖 5.8 之區域極小值走勢最陡峭，換言之，其變化對排名平均值之影響最大，當然辨識力也最低，所賦與的權重自然也是最低。圖 5.8 之全域極小值亦位於圖形左側，圖 5.9 為圖 5.8 全域極小值處之局部放大圖。

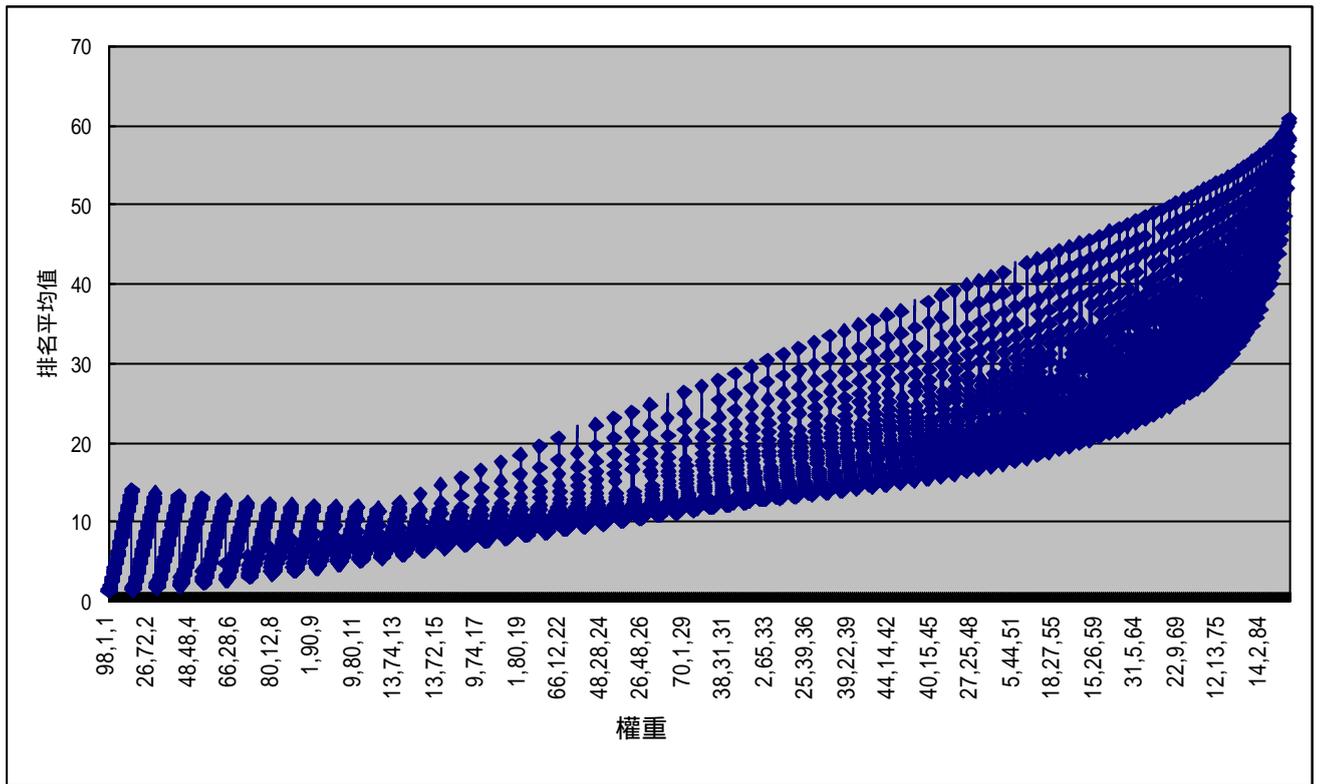


圖 5.8 組合 a 唇形特徵權重依次遞增而每次遞增其他兩項相互消長之權重排名分佈圖

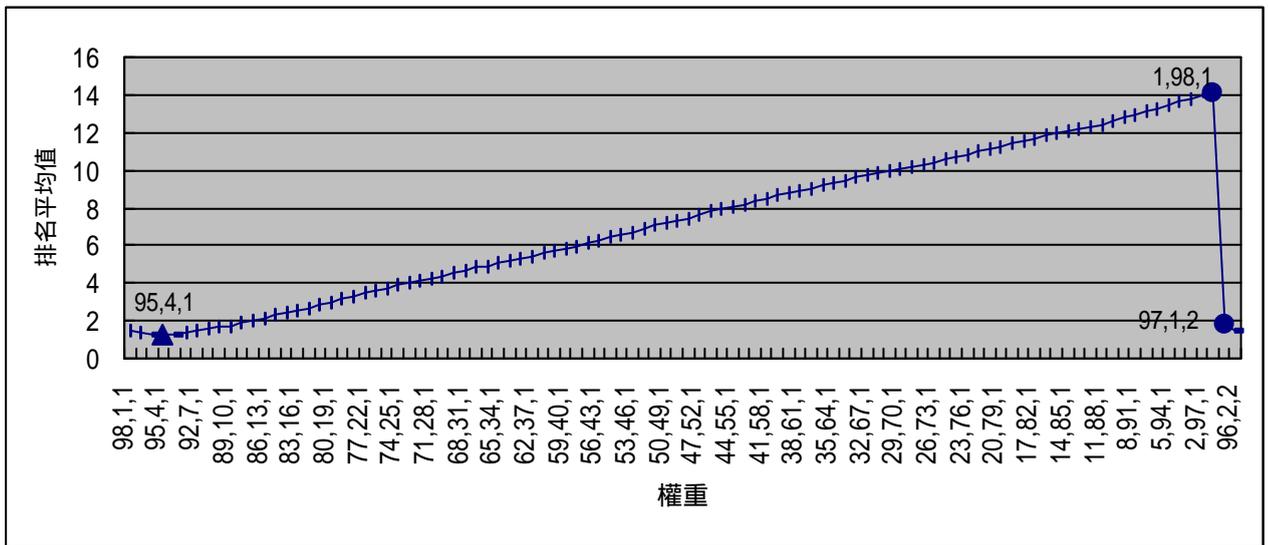


圖 5.9 圖 5.8 中全域極小值附近之局部放大圖，其中 為全域極小值

由圖 5.9 分佈情況得知，當唇形之權重為 1%時，(, , ,) 權重遞減，臉形權重遞增，其消長造成圖形往上，(, , ,) 之辨識力較臉形為佳在此得到了印證。但是當唇形權重漸漸增加，其分佈情況有些變化，見圖 5.10 及表 5.9。

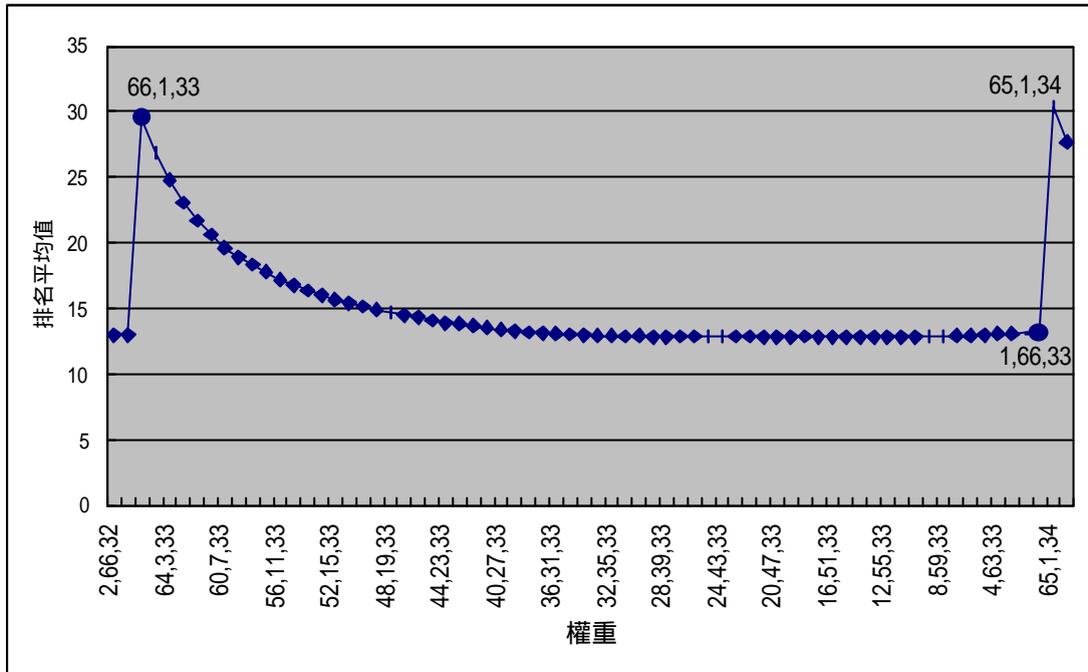


圖 5.10 唇形權重為 33%時之權重排名分佈圖

權重	排名平均值	權重	排名平均值
66,1,33	29.51401869	9,58,33	12.87383178
65,2,33	26.89252336	8,59,33	12.89252336
64,3,33	24.80373832	7,60,33	12.91588785
63,4,33	23.07943925	6,61,33	12.93925234
62,5,33	21.70560748	5,62,33	12.99065421
61,6,33	20.64485981	4,63,33	13.06074766
60,7,33	19.63084112	3,64,33	13.09345794
59,8,33	18.91588785	2,65,33	13.14485981
58,9,33	18.35046729	1,66,33	13.1635514

表 5.9 組合 a 唇形權重固定在 33%之平均排名

當唇形權重由小到大而到達 33%時，圖形逐步上揚之性質逐漸消失，即 (, , ,) 權重遞減，臉形權重遞增，分佈圖卻往下降，即辨識力反而升高，僅在權重為 (9 , 58 , 33) 之後分佈圖略微上升。這種 (, , ,) 遞減，臉形遞增，圖形往下下降的特殊現象，並不代表唇形權重很大時，(, , ,) 之辨識力較臉形為差。造成此特殊情形的主要原因在於，若唇形所佔權重大至某種程度，唇形特徵所提供的已非辨識功能，反而是造成誤差的主要因素。而此時 (, , ,) 和臉形兩特徵的主要功能則是減小該誤差。已知臉形特徵權重變化對平均排名之影響較 (, , ,) 為大，但在此情況下，其減小該誤差之能力卻較 (, , ,) 為佳。因此，圖 5.10 的圖形分佈傾向和圖 5.7 者相反。這可歸納出一個事實，就是唇形特徵僅於權重不大時具才有辨識能力。當唇形權重逐漸變大，辨識力亦逐漸降低，並造成較大的誤差使平均排名升高。唇形權重一直增加至 33%時，圖形分佈呈圖 5.10 的走勢。此與權重分配的原則 (, , ,) 臉形 唇形 (34 33 33)，唇形權重最大為 33%相吻合。



5.2.2. 組合 b : (, , ,), (), 臉形, 唇形

由表 5.1 可知，在分配權重時僅需遵循 (, , ,) () 臉形 唇形的原則即可，不必全面測試。權重分配從 (97 , 1 , 1 , 1) 至 (25 , 25 , 25 , 25) 共 7153 筆。其權重排名分佈圖見圖 5.11。

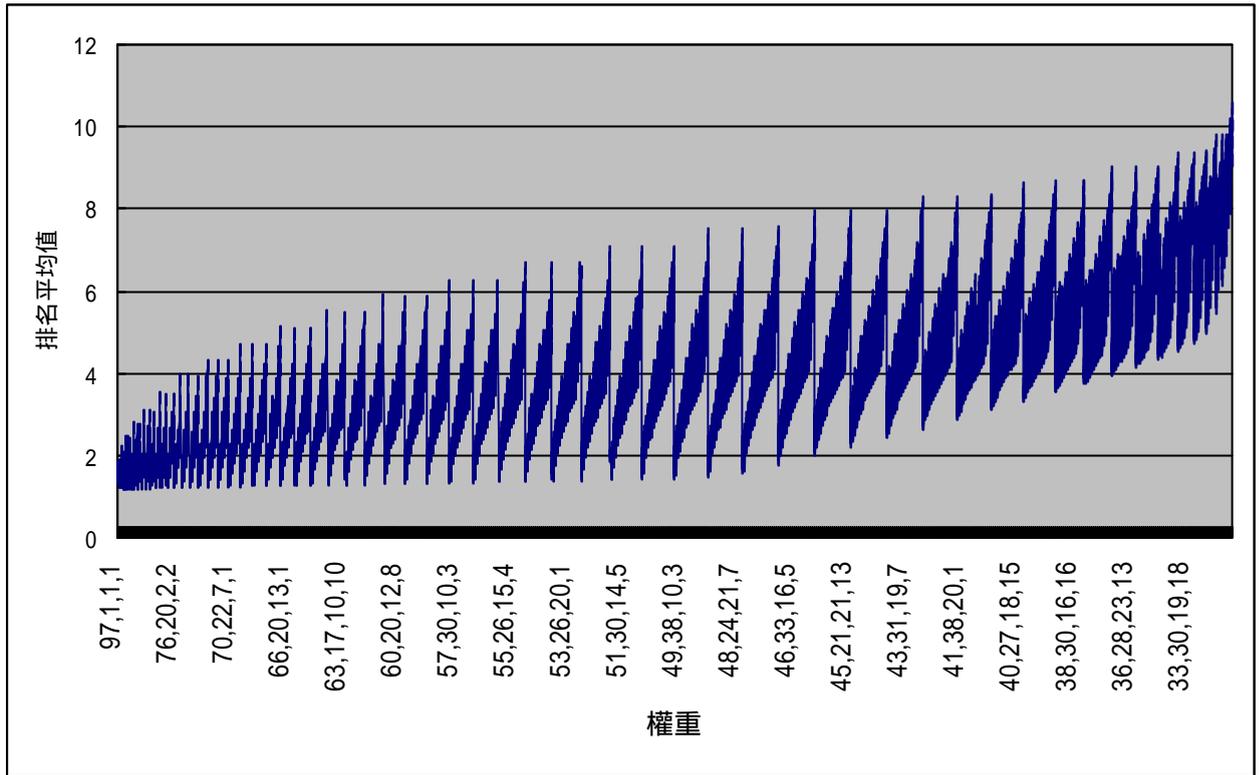


圖 5.11 組合 b 權重排名分佈圖

權重	排名平均值	標準差
88,8,3,1	1.317757009	0.979586296
87,8,4,1	1.317757009	0.965101185
86,10,3,1	1.317757009	0.979586296
81,15,3,1	1.317757009	0.945442548

表 5.10 組合 b 之全域極小值

圖 5.11 之各區域極小值皆出現於唇形權重為 1 時，見表 5.4。唇形權重逐漸增加，排名平均值亦隨之上升。當不同權重組合使唇形權重又為 1 時，排名平均值又下降；其全域極小值出現於圖形左側，共四處，見表 5.10，此四種權重之排名平均值也都出現於唇形權重為 1% 時，符合上一節唇形權重應該很小的結論。

最小排名平均值雖然相同，但其標準差卻有差別，原因是在建立

資料庫時，拍攝人臉影像無法如檔案照片般為完全的正面，某些人像與鏡頭之間有些許角度的偏差，造成 (, , ,) 和 () 各有些許之誤差，在 (, , ,) 佔比重 81% (為四種權重中最小) 時標準差最小，因此在進行辨識時，即採用 (81, 15, 3, 1) 的權重。

5.2.3 組合 c : (, , ,), 臉形

本組合權重分配僅兩項，((, , ,) 臉形)，由 (99, 1) 至 (1, 99) 共測試 99 項，故圖 5.12 區域極大值即全域極大值，區域極小值也是全域極小值，而無帶狀的分佈。全域極小值出現於 (97, 3) 處，排名平均值為 1.6074。

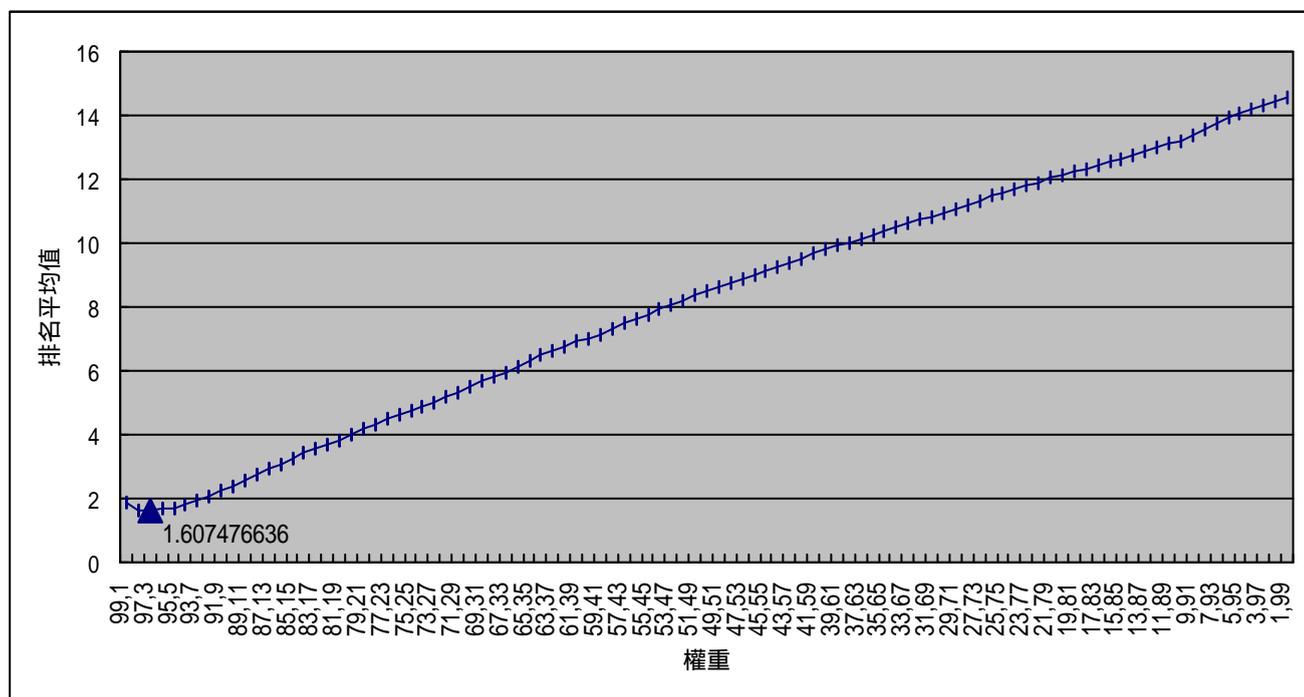


圖 5.12 組合 c 權重排名分佈圖，其中 (97, 3) 為全域極小值

5.2.4 組合 d : (, ,), (,), 臉形 , 唇

組合 d 權重分配為 (, ,) (,) 臉形 唇形, 為說明組合 d 辨識效果不如組合 b, 故測試 7153 項權重組合。圖 5.13 為其權重排名分佈圖。

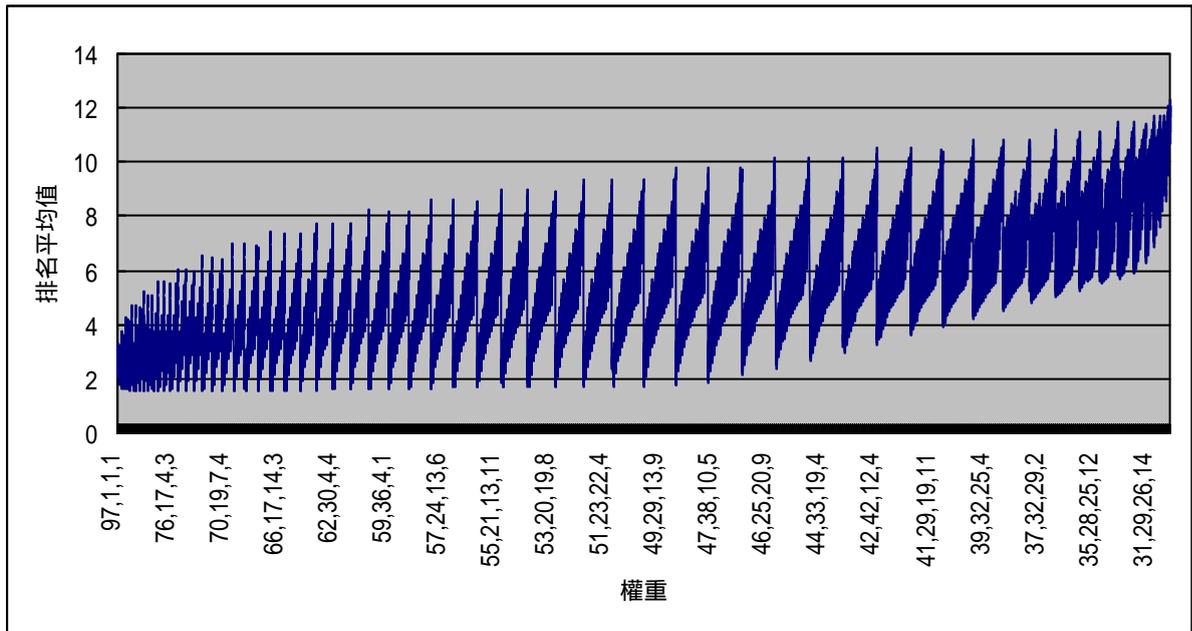


圖 5.13 組合 d 權重排名分佈圖

圖 5.13 與圖 5.11 十分相似, 其區域極小值亦僅出現於唇形權重為 1% 或 2% 時, 見表 5.7。全域極小值在 (74, 22, 3, 1) 處, 排名平均值為 1.7383, 較組合 b 之排名平均值 1.3177 為差。

5.2.5 組合 e : (, ,), (), 臉形

組合 e 之權重分配為 (, ,) () 臉形, 其權重分配若不考慮大小因素 (僅須滿足權重和為 100 之條件), 則由 (98, 1, 1) 至 (1, 1, 98) 共有 4815 項, 排名分佈圖應與圖 5.4(a) 類似。但此處加入權重大小因素, 僅測試 (98, 1, 1) 至 (34, 33, 33) 共

833 項。因此排名分佈圖見圖 5.14。其區域極小值皆出現於臉形權重為 3%或 4%處，見表 5.8，由此亦知臉形權重應大於等於唇形權重。

權重分配在(84, 13, 3)處為全域極小值，排名平均值為 1.7009，較組合 c 排名平均值 1.6074 為差。

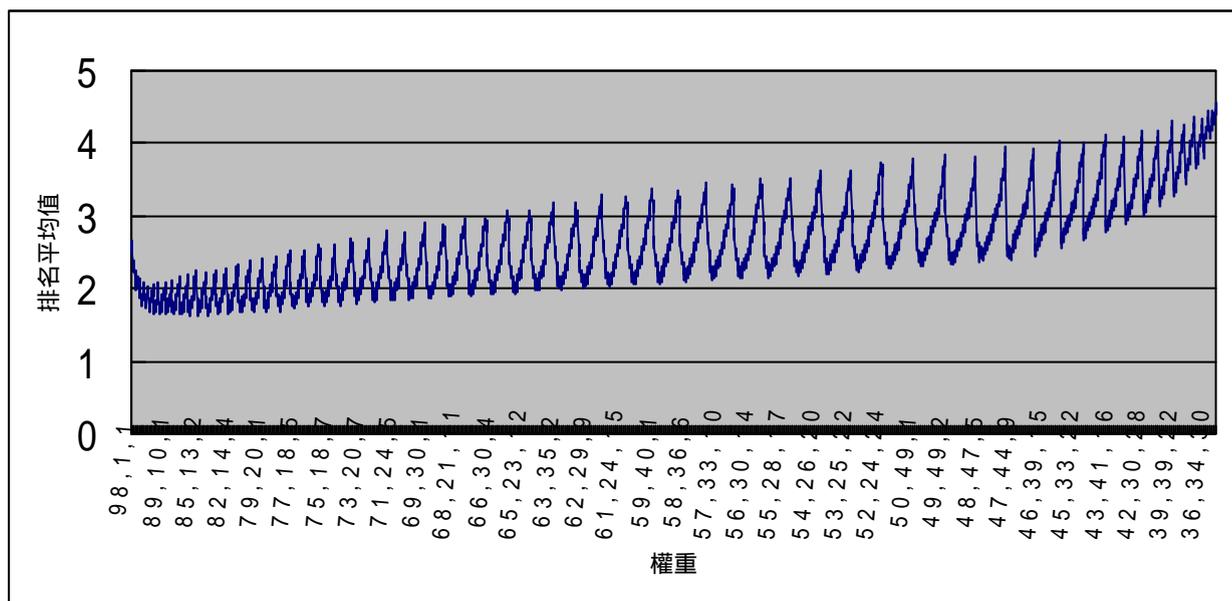


圖 5.14 組合 e 權重排名分佈圖

5.3 競爭型類神經網路之權重訓練

以上所述係為說明各人臉特徵不同組合之權重分配，而我們先以人工方式逐步訓練競爭型類神經網路第三層各神經元之權重，以研究其分佈情形。事實上，本系統之競爭型類神經網路可針對不同之前科犯資料庫自動地進行訓練，以取得各組合最佳權重，其過程如下：

1. 產生 a、b、c 三種組合所需之各種權重

2. 賦與各組合不同權重並計算其平均排名

3. 輸出各組合最小平均排名之權重。

其中最小平均排名之權重若有數種，則選擇具有最小標準差者。

為驗證本研究競爭型類神經網路訓練所得權重之正確性，我們特別針對組合 a 組合 b 及組合 c 而從 214 筆資料中分別取出 108 及 180 筆資料進行訓練，取得其各組合最佳權重，並與人工訓練 214 筆資料所得之結果相比較。

表 5.11 為組合 a 分別訓練 108 筆 180 筆及 214 筆的結果，表 5.12 及表 5.13 則分別為組合 b 及組合 c 的結果。

組合 a					
108 筆資料		180 筆資料		214 筆資料	
權重	排名平均值	權重	排名平均值	權重	排名平均值
98,1,1	1.092592593	98,1,1	1.366666667	98,1,1	1.434579439
97,2,1	1.046296296	97,2,1	1.277777778	97,2,1	1.331775701
96,3,1	1.064814815	96,3,1	1.233333333	96,3,1	1.294392523
96,2,2	1.12962963	96,2,2	1.527777778	96,2,2	1.61682243
95,4,1	1.092592593	95,4,1	1.227777778	95,4,1	1.289719626
95,3,2	1.138888889	95,3,2	1.405555556	95,3,2	1.476635514
94,5,1	1.12962963	94,5,1	1.244444444	94,5,1	1.299065421
94,4,2	1.138888889	94,4,2	1.361111111	94,4,2	1.420560748
94,3,3	1.203703704	94,3,3	1.716666667	94,3,3	1.808411215
93,6,1	1.194444444	93,6,1	1.3	93,6,1	1.355140187

表 5.11 組合 a 訓練 108 筆、180 筆及 214 筆的結果

組合 b					
108 筆資料		180 筆資料		214 筆資料	
權重	排名平均值	權重	排名平均值	權重	排名平均值
88,8,3,1	1.046296296	82,7,6,5	2.422222222	82,7,6,5	2.537383178
87,9,3,1	1.046296296	82,6,6,6	2.855555556	82,6,6,6	2.985981308
86,10,3,1	1.046296296	81,17,1,1	1.427777778	81,17,1,1	1.504672897
85,11,3,1	1.046296296	81,16,2,1	1.3	81,16,2,1	1.373831776
84,12,3,1	1.046296296	81,15,3,1	1.25	81,15,3,1	1.317757009
82,14,3,1	1.046296296	81,15,2,2	1.538888889	81,15,2,2	1.640186916
81,15,3,1	1.046296296	81,14,4,1	1.272222222	81,14,4,1	1.345794393
80,17,2,1	1.046296296	81,14,3,2	1.455555556	81,14,3,2	1.551401869

表 5.12 組合 b 訓練 108 筆、180 筆及 214 筆的結果

組合 c					
108 筆資料		180 筆資料		214 筆資料	
權重	排名平均值	權重	排名平均值	權重	排名平均值
99,1	1.314814815	99,1	1.711111111	99,1	1.859813084
98,2	1.194444444	98,2	1.511111111	98,2	1.630841121
97,3	1.175925926	97,3	1.483333333	97,3	1.607476636
96,4	1.268518519	96,4	1.555555556	96,4	1.682242991
95,5	1.296296296	95,5	1.577777778	95,5	1.705607477

表 5.13 組合 c 訓練 108 筆、180 筆及 214 筆的結果

由表 5.11 得知，組合 a 對 180 及 214 筆資料進行訓練所得最佳權重皆為 (95 , 4 , 1)，而對 108 筆訓練資料所得之最佳權重為 (97 , 2 , 1)，排名平均值為 1.0462 與其權重 (95 , 4 , 1) 之排名平均值 1.0925 差異不大，因此將組合 a 最佳權重定為 (95 , 4 , 1) 是可以接受的。組合 b 對三種不同資料量進行訓練所得之最佳權重皆出現於 (81 , 15 , 3 , 1)；組合 c 最佳權重皆出現於 (97 , 3)，由此可得一結論：本研

究競爭型類神經網路權重處理過程及結果是正確且可以接受的。

5.4 不同情況之辨識權重

以上所討論五種組合各有其適用之情況，以下將以實際例子查詢資料庫，以驗證系統之功能及正確性，資料庫中除了原有的 214 筆資料外，另又拍攝了十個人作為查詢對象，每個人皆拍攝兩張照片，因此資料庫中將有 234 筆資料提供比對。

1. 組合 a : (, , , ,), 臉形, 唇形

圖 5.15(a)為表情自然正面照片，以組合 a 最小平均排名權重(95 , 4 , 1) 作查詢所得結果如表 5.14 所示。



圖 5.15(a) 正面自然表情



圖 5.15(b) 正面檔案照片



圖 5.15(c) 稍見右耳



圖 5.15(d) 無見右耳(偏斜角度較大)

候選者	名次
圖 5.15(b)	1
圖 5.15(c)	10
圖 5.15(d)	13

表 5.14 圖 5.15 候選者排名

圖 5.15(b)的正面檔案照片，排名第一。圖 5.15(c)和圖 5.15(d)則分別與鏡頭偏差一小角度，但圖 5.15(c)偏差角度小於圖 5.15(d)(圖 5.15(c)可稍見右耳，圖 5.15(d)則無)，故圖 5.15(d)排名較高。

另以一照片大小不相同之例子，說明本系統亦能克服人像大小問題。以圖 5.16(a)作查詢，其第一名候選者為圖 5.16(b)；以圖 5.16(b)作查詢，其第一名候選者亦為圖 5.16(a)。



圖 5.16(a) 某同學影像（較小人像）

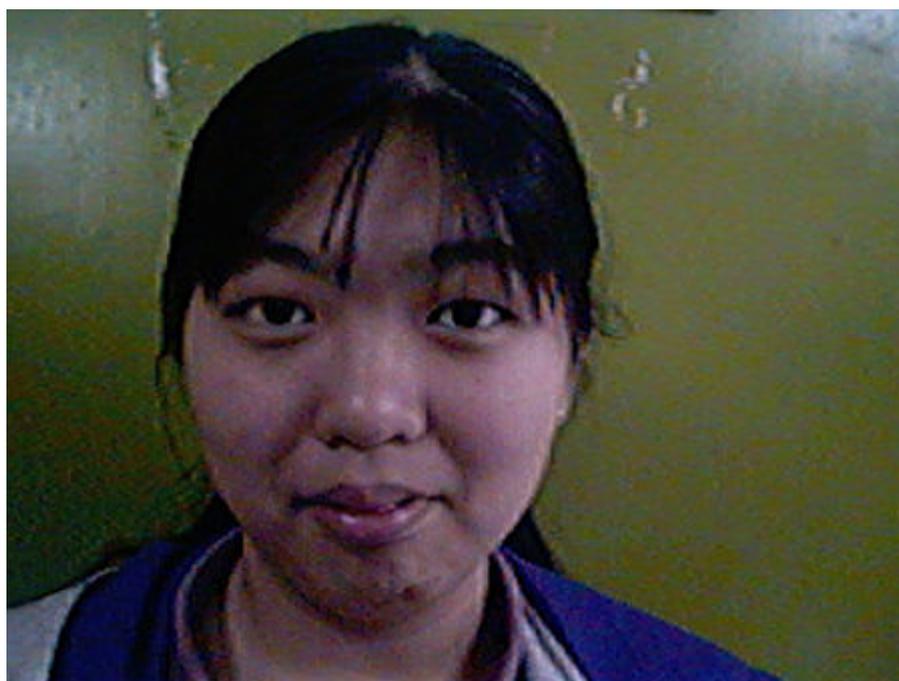


圖 5.16(b) 某同學影像（較大人像）

2. 組合 b : (, , ,) , () , 臉形 , 唇形

以圖 5.17(a) 為查詢影像，該影像拍攝時與照像機鏡頭約略有一小角度偏斜，可從其兩耳看出偏斜情形。我們首先以組合 a 及其最小平均排名之權重 (95, 4, 1) 查詢資料庫，所得結果如表 5.15 所示。其中圖 5.17(b)、圖 5.17(d) 及圖 5.17(i) 與查詢影像係同一人，而分居第 1、3、8 名。

候選者	名次
圖 5.17(b)	1
圖 5.17(c)	2
圖 5.17(d)	3
圖 5.17(e)	4
圖 5.17(f)	5
圖 5.17(g)	6
圖 5.17(h)	7
圖 5.17(i)	8

表 5.15 圖 5.17(a) 之查詢結果



圖 5.17(a) 偏斜照片



圖 5.17(b) 名次:1



圖 5.17(c) 名次:2



圖 5.17(d) 名次:3



圖 5.17(e) 名次:4



圖 5.17(f) 名次:5



圖 5.17(g) 名次:6



圖 5.17(h) 名次:7



圖 5.17(i) 名次:8



圖 5.18(a) 偏斜照片



圖 5.18(b) 名次 1



圖 5.18(c) 名次 2



圖 5.18(d) 名次 3



圖 5.18(e) 名次 4



圖 5.18(f) 名次 5



圖 5.18(g) 名次 6

候選者	組合 b 名次	組合 a 名次
圖 5.18(b)	1	1
圖 5.18(c)	2	3
圖 5.18(g)	6	8

表 5.16 圖 5.18(a)查詢排名及與圖 5.17 排名
對照表

若以組合 b 權重 (81 , 15 , 3 , 1) 對圖 5.18(a) (與圖 5.17(a)為同照片) 重新做資料庫查詢 , 結果如表 5.16 所示。其中圖 5.18(b)、圖 5.18(c)與圖 5.18(g)係同一個人。

如預期 , 圖 5.17(d) 由第三名昇至第二名 ; 圖 5.17(i)由第八名昇至第六名。

再做另一個實驗 , 圖 5.19(a)為資料庫中檔案照片 , 以圖 5.19(b)作查詢影像 , 分別以組合 a 及組合 b 做查詢 , 則圖 5.19(a)排名如表 5.17 所示。



圖 5.19(a) 檔案照片



圖 5.19(b) 偏斜照片

方法	名次
組合 a	89
組合 b	2

表 5.17 組合 a 與組合 b 之查詢結果

以此可印證 , 組合 b 的方法 , 適用於微略偏斜的照片。

3. 組合 c : (, , ,), 臉形

圖 5.20(a)為檔案照片，以微笑照片圖 5.20(b)作查詢影像，並以組合 a , b , c 方法分別查詢資料庫，圖 5.20(a)的排名如表 5.18。



圖 5.20(a)檔案照片



圖 5.20(b)微笑照片

方法	名次
組合 a	5
組合 b	6
組合 c	1

表 5.18 組合 a , b , c 之查詢結果

如預期，組合 c 辨識效果最佳。此組合亦適用於非自然表情，圖 5.21(a)及圖 5.21(b)均是。以圖 5.21(b)為查詢影像，並以組合 a , b , c 分別查詢資料庫，圖 5.21(a)的排名如表 5.19 所示。如預期，組合 c 辨識效果最佳。



圖 5.21(a) 表情自然



圖 5.21(b) 微笑正面表情

方法	名次
組合 a	120
組合 b	109
組合 c	2

表 5.19 組合 a , b , c 之查詢結果

4. 組合 d : (, ,), (,), 臉形 , 唇形

已知圖 5.18(a)與圖 5.18(b)、圖 5.18(c)、圖 5.18(g)為同一人，以圖 5.18(a)作為查詢影像，並以組合 b 及組合 d 作查詢得表 5.20。以組合 d 所得結果排名皆較高，顯然組合 b 優於組合 d。

組合 b		組合 d	
候選者	名次	候選者	名次
圖 5.18(b)	1	圖 5.18(b)	1
圖 5.18(c)	2	圖 5.18(c)	3
圖 5.18(g)	6	圖 5.18(g)	13

表 5.20 組合 b 及組合 d 查詢圖 5.18(a)之比較表

圖 5.19(a)為資料庫中檔案照片，以圖 5.19(b)作查詢資料庫，圖 5.19(a)排名如表 5.21 所示，顯然組合 b 優於組合 d。

方法	名次
組合 b	2
組合 d	5

表 5.21 以組合 b 與組合 d 查詢圖 5.19(b)之比較表

5. 組合 e : (, ,), (), 臉形

將圖 5.20(a)及圖 5.20(b)與圖 5.21(a)及圖 5.21(b)以組合 e 重作一次查詢，結果如表 5.22。

方法	圖 5.20(a)名次	方法	圖 5.21(a)名次
組合 c	1	組合 c	2
組合 e	10	組合 e	4

表 5.22 以組合 c 及組合 e 查詢圖 5.20(b)及圖 5.21(b)之比較表

由表 5.22 可知，組合 c 確實優於組合 e。

由於組合 b 及組合 c 之辨識力分別優於組合 d 及組合 e，故於實際應用時，僅採用組合 a，b，c 三種。

5.5 索引查詢分析

本研究以特徵 (, ,) 為主要的索引，其它特徵 (, ,) () 及臉形，亦可分別建立索引。為因應不同的查詢情況，故提出四種索引查詢法。

5.5.1 四種索引查詢方法

四種索引查詢方法如下：

方法一：以特徵（ θ ， α ， β ， γ ）參數為索引，查詢範圍為N人。若嫌疑犯未在查詢範圍內，則遞增N值。由於（ θ ， α ， β ， γ ）特徵於人像正面、人像與鏡頭偏斜小角度及非自然表情時皆不失其正確性，故以本方法為預設之索引查詢法。

方法二：以特徵（ θ ， α ， β ， γ ）及臉形參數為索引。其作法係先以（ θ ， α ， β ， γ ）的索引查詢，選出N個相似的候選者，再以臉形索引查詢此N個候選者，選出m（ $m < N$ ）個候選者，進行辨識。方法二較方法一增加臉形條件，故辨識力較高，但執行查詢所需之時間亦較長。故在辨識過程中，欲使方法一之辨識結果更為準確，則須改以方法二進行辨識。

方法三：取（ θ ， α ， β ， γ ）（ δ ）及臉形三特徵參數之索引的聯集（Union）。此方法為解決方法一及方法二在查詢範圍已擴大至某種程度，仍無法查出相似嫌疑犯時使用。以特徵（ θ ， α ， β ， γ ）無法查出可能的嫌疑犯時，則表示此資料庫中無此人或此特徵參數有不小的誤差。而造成誤

差的原因通常是與鏡頭偏斜或人為操作不當，因此將 分離出來，並參考臉形特徵。其作法為分別以此三特徵為索引，查詢範圍皆為 N 。並將每一索引查詢出來之 N 個候選者做聯集運算，得到 K 個候選者， $N \leq K \leq 3N$ 。只要嫌疑犯三種特徵中的其中一種之相似度在 N 名內，即可查詢出來。由於聯集運算後所得之範圍 K 較 N 值為大，也須耗費較長的查詢時間。

方法四：僅以特徵 (, ,) () 及臉形三種特徵參數其中一種為索引，可針對較可靠之嫌疑犯人像特徵作查詢。此方法較方法三節省查詢時間，且亦可與方法三搭配，若方法三查詢範圍為 M ， $M \leq 3N$ ，則表示查詢影像的三種特徵中至少有一特徵相似度落在 M 名內，而可以方法四確認嫌疑犯之何種特徵相似度落在 M 名內，俾提高辨識力。

5.5.2 實驗結果

針對這四個索引查詢方法實驗結果如下：

(1) 方法一：以圖 5.15(a) 為查詢影像，以組合 a 從事辨識，查詢範圍 N 分別為 30、40、60，結果如表 5.23 所示。

N	候選者	名次
30	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	2
	圖 5.15(d)	未在範圍內
40	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	4
	圖 5.15(d)	5
60	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	5
	圖 5.15(d)	6

表 5.23 以方法一組合 a 查詢圖 5.15(a)之結果

由表 5.23 得知，當N為 30 人時，圖 5.15(d)並未落在選取範圍內，N為 40 人時，圖 5.13(d)即落入範圍之中。N增至 60，候選者增加其名次亦跟著下降，故N越小辨識能力越高，但範圍過小時，會有部份很相似的人像無法落入選取範圍內。

(2) 方法二：查詢影像仍為圖 5.15(a)，以組合 a 從事辨識，查詢範圍N取 60 人，m分別為 10、20、30，則查詢結果如表 5.24 所示。

m	候選者	名次
10	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	未在範圍內
	圖 5.15(d)	未在範圍內
20	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	2
	圖 5.15(d)	3
30	圖 5.15(b)	1
	圖 5.15(c)	5
	圖 5.15(d)	6

表 5.24 以方法二組合 a 查詢圖 5.15(a)之結果

和表 5.23 相比得知，當 m 為 10 人，圖 5.15(c)及圖 5.15(d)落在範圍外，m 擴大範圍至 20 人時，則圖 5.15(a)、圖 5.15(c)及圖 5.15(d)分別位居 1、2、3 名。因此方法二確實可使方法一之查詢結果更為準確。

(3) 方法三：以眼角模糊人像圖 5.22(a)為查詢對象，仍以組合 a 從事辨識，分別以方法一及方法三作查詢（方法二第一次選取之範圍 N 和方法一相同，故僅以方法一與之比較），以說明方法三之適用情況，結果如表 5.25 所示。



圖 5.22(a) 眼角模糊(a)

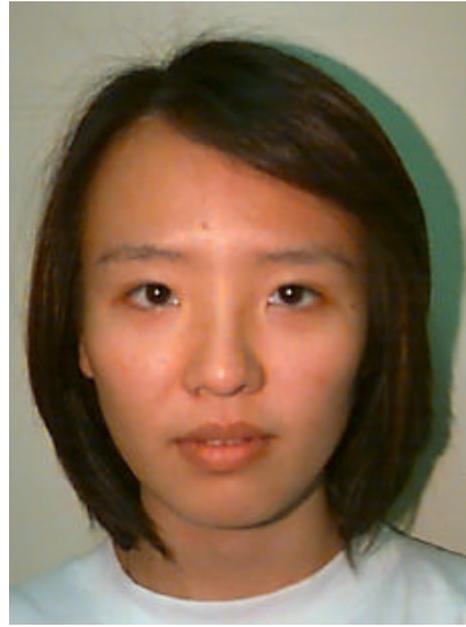


圖 5.22(b) 眼角模糊(b)



圖 5.22(c) 眼角模糊(c)



圖 5.22(d) 眼角模糊(d)

方法一			方法三		
N	候選者	名次	N	候選者	名次
100	圖 5.22(b)	2	60	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	9		圖 5.22(c)	10
	圖 5.22(d)	未在範圍內		圖 5.22(d)	未在範圍內
110	圖 5.22(b)	2	70	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	9		圖 5.22(c)	10
	圖 5.22(d)	11		圖 5.22(d)	12
120	圖 5.22(b)	2	80	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	10		圖 5.22(c)	10
	圖 5.22(d)	12		圖 5.22(d)	12

表 5.25 方法一及方法三查詢圖 5.22(a)之結果

方法一之查詢範圍N大到 110 時，圖 5.22(d)才進入選取的範圍內，而方法三在 N=70 時，圖 5.22(d)已進入範圍內。至於使圖 5.22(a)、圖 5.22(b)及圖 5.22(c)進入 70 名查詢範圍內之特徵為何，可由方法四確認之。

(4) 法四：

以方法四對圖 5.22(a)分別以 (, ,) () 及臉形特徵為索引，以組合 a 從事辨識，其結果見表 5.26。

鼻寬 ()			臉形		
N	候選者	名次	N	候選者	名次
60	圖 5.22(b)	2	60	圖 5.22(b)	未在範圍內
	圖 5.22(c)	10		圖 5.22(c)	未在範圍內
	圖 5.22(d)	未在範圍內		圖 5.22(d)	未在範圍內
70	圖 5.22(b)	2	70	圖 5.22(b)	未在範圍內
	圖 5.22(c)	10		圖 5.22(c)	未在範圍內
	圖 5.22(d)	12		圖 5.22(d)	6
80	圖 5.22(b)	2	80	圖 5.22(b)	未在範圍內
	圖 5.22(c)	10		圖 5.22(c)	未在範圍內
	圖 5.22(d)	12		圖 5.22(d)	6

(, ,)		
N	候選者	名次
60	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	8
	圖 5.22(d)	未在範圍內
70	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	8
	圖 5.22(d)	未在範圍內
80	圖 5.22(b)	2
	圖 5.22(c)	9
	圖 5.22(d)	未在範圍內

表 5.26 分別以 (, ,) 及臉形各索引查詢圖 5.22(a) 之結果

當 N=60，三個索引查詢之結果皆不含圖 5.22(d)。當 N=70，使圖 5.22(d)進入查詢範圍者為鼻寬 () 及臉形，其中以鼻寬查詢為第十

二名，以臉形查詢為第六名，後者之辨識力較方法三高，故對圖 5.22(d) 而言，欲提高辨識力，可以臉形特徵為索引進行查詢。

5.6 實驗結果評估

辨識人像的方法有五種組合，其各有適用情況，且辨識力亦佳。但組合 d 及組合 e 之辨識效果分別比組合 b 及組合 c 為差，因此實際應用此系統時僅採用 a、b、c 三種組合。此三種組合適用情況與權重歸納成表 5.27。

人臉辨識法	查詢適用情況	權重
組合 a	人像為正面且表情自然	(95, 4, 1)
組合 b	人像表情自然但與鏡頭偏差小角度	(81, 15, 3, 1)
組合 c	人像非自然表情或非自然表情且與鏡頭偏差小角度	(97, 3)

表 5.27 三種組合適用情況一覽表

利用索引查詢可節省查詢時間及提高辨識力，本論文提出之四種索引之使用時機歸納成表 5.28。

索引	使用時機
方法一	正面人像，偏斜小角度人像，非自然表情人像皆可使用
方法二	欲縮小方法一查詢範圍以提高其辨識力時
方法三	方法一及方法二查詢範圍過大仍無相似嫌疑犯時
方法四	以 (, ,) () 及臉形其中較可靠者做查詢或欲縮小方法三查詢範圍以其提高之辨識力時

表 5.28 四種索引使用時機一覽表

第六章 結論

本論文以兩類的資訊進行人臉辨識，第一類是臉部各器官的形狀，第二類是臉部各器官之間的相對位置及距離。第一類的各器官形狀容易因表情及情緒的變化而改變，而臉部各器官相對位置則無此限制，故第二類為本論文從事人臉辨識之重要依據。

我們以灰階影像為基礎，因此彩色影像必須轉換成灰階影像。我們使用灰階滑移、灰階擴展、影像反轉、對比均衡及閾值化等技術使影像特徵更明顯，以利邊線處理之進行。進行邊線處理時，則使用索貝爾邊緣檢測之濾波技術使影像邊界更清晰，再做邊線細線化，最後使用哈克轉換連結圖形斷裂處。

特徵邊線取出後，須走訪整個邊線以取出 32 個取樣點座標，並將其交予快速傅立葉轉換產生傅立葉描述子。再正規化傅立葉描述子產生正規化特徵頻譜，以消除圖形因旋轉、放大、位移及不同起始點所產生之影響。最後取正規化特徵頻譜第二到第五頻率之振幅，共四個參數，代表一個器官之形狀。每個前科犯記錄雙眼、唇形及臉形四個器官，共十六個參數，以作為辨識系統之部份輸入向量。

人臉器官相對位置及距離則取眼對鼻、鼻對嘴及兩眼相對距離，而分別以 \hat{a} 、 \hat{b} 、 \hat{c} 三角度表示。口寬度及鼻寬度則分別以 \hat{d} 、 \hat{e} 兩角度表示。

在人臉辨識方面則是使用競爭型類神經網路，其理論基礎係將兩正規向量做內積，以其投影量為比較依據。本論文使用了數種人臉特徵參數作為輸入向量，因此須分別對各特徵向量做內積，求出投影量後，再依該特徵之權重，求出加權後的總投影量，以做為相似與否的依據。

為辨識不同情況的人臉影像，我們歸納 a、b 及 c 三種組合。組合 a 適用於人臉影像為正面時，以 (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) 臉形及唇形為輸入向量；組合 b 適用於人臉影像與鏡頭偏差一小角度時，以 (x_1, x_2, x_3, x_4) (x_5) 臉形及唇形為輸入向量；組合 c 則在人臉為非自然表情時使用，以 (x_1, x_2, x_3, x_4) 及臉形為輸入向量。

由實驗結果顯示，三種組合在適合自身處理的情況下皆有良好的辨識能力，證明明確較以往只單純辨識人臉器官形狀之作法為佳，也證明人臉各器官相對位置，亦是從事人臉辨識時的重要依據之一。

若資料量龐大，則須建立索引俾加速查詢速度。我們提出四種索引查詢的方法，方法一以 (x_1, x_2, x_3, x_4) 特徵參數為索引，在一般情況下，本方法查詢速度快，辨識力亦佳。方法二較方法一增加臉形條件，故可進一步提高方法一的辨識力，所需時間則稍長。方法三則根據 (x_1, x_2, x_3) (x_4) 及臉形三特徵參數之索引的聯集做查詢，只要嫌疑犯有其中一種特徵相似度在 N 名內即可查詢出來。此方法

可有效的找出嫌疑犯，但其查詢的人數為四種方法中最多者，故其查詢時間亦最長。方法四僅以(, ,) ()及臉形三種特徵其中一種為索引，此方法係針對較可靠之嫌疑犯特徵做查詢。若與方法三搭配，則亦可提高辨識力。

未來研究的目標，以朝向增加人臉特徵及自動化處理人臉特徵方面著手。除了本論文提出之幾項特徵外，還可加入如鼻子隆起之高度、鼻形及人臉大小等。也期望將來在影像處理方面能自動找出人臉器官相對位置，並自動修正人臉平面與鏡頭偏斜產生之誤差，以建立更客觀之辨識標準。

參考文獻

- [1] T. Sakai, M. Nagao, and S. Fujibayashi, "Line extraction and pattern recognition in a photograph," *Patt. Recog.*, vol. 1, pp. 233-248, 1969.
- [2] M. D. Kelly, "Visual identification of people by computer," Tech. Rep. AI-130, Stanford AI Proj., Stanford, CA, 1970.
- [3] I. Craw, D. Tock, and A. Bennett, "Finding face features," in *Proc. 2nd Europe Conf. On Compu. Vision*, 1992, pp. 92-96.
- [4] I. Craw, H. Ellis, and J. Lishman, "Automatic extraction of face features," *Patt. Recog. Lett.*, vol. 5, pp. 183-187, 1987.
- [5] S. A. Sirohey, "Human face segmentation and identification," Tech. Rep. CAR-TR-695, Center for Autom. Res., Univ. Maryland, College Park, MD, 1993.
- [6] S. Akamatsu, T. Sasaki, H. Fukamachi, and Y. Suenaga, "A robust face identification scheme –KL expansion of an invariant feature space," in *SPIE Proc., Intell. Robots and Computer Vision X: Algorithms and Techn.*, vol. 1607, 1991, pp. 71-84.
- [7] Z. Hong, "Algebraic feature extraction of image for recognition," *Patt. Recog.*, vol. 24, pp. 211-219, 1991.
- [8] P. W. Hallinan, "Recognizing human eyes," in *SPIE Proc.: Geometric Methods in Compu. Vision*, vol. 1570, 1991, pp. 214-226.
- [9] M. Nixon, "Eye spacing measurement for facial recognition," in *SPIE Proc.*, 1985, vol. 575, pp. 279-285.
- [10] M. J. Conlin, "A ruled based high level vision system," in *SPIE Proc.: Intell. Robots and Compu. Vision*, vol. 726, 1986, pp. 314-320.
- [11] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition: Features versus templates," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 15, pp. 1042-1052, 1993.
- [12] 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. Robots and Computer Vision X: Algorithms and Techn.*, vol. 1607, 1991, pp. 62-70.
- [13] James A. Freeman, David M. Skapura, "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques" *Addison-Wesley Publishing Company*, 1991, pp. 1-43.
- [14] James A. Freeman, David M. Skapura, "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques" *Addison-Wesley Publishing Company*, 1991, pp. 263-289.
- [15] Robert Hecht-Nielsen. "Neurocomputing," *Addison-Wesley*, Reading, MA, 1990.
- [16] James A. Freeman, David M. Skapura, "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques" *Addison-Wesley Publishing Company*, 1991, pp. 224-230.

- [17] Robert Hecht-Nielsen. "Counterpropagation networks," in Maureen Caudill and Charles Butler, editors, *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ*, pp. II-19-II32, June 1987.
- [18] Kunihiro Fukushima, Sei Miyake, and Takayuki Ito. "Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-13(5):826-834, September-October 1983.
- [19] 呂芳懌、余少棠、許閔雄、林晁立、蔡清欉, "影像資料庫在人臉辨識上的應用—前科犯資料庫," *第十屆國際資訊管理學術研討會論文集*, Jun 1999。
- [20] Michael F. Brown: law and practice, "Criminal Investigation," Hutterworh-Heinemann, 1998, pp. 78-100.
- [21] Y. Cheng, K. Liu, J. Yang, and H. Wang, "A robust algebraic method for human face recognition," in Proc. 11th Int. Conf. On Patt. Recog., 1992, pp.221-224.
- [22] 林辰生, 邱創乾, 陳德請 "數位信號處理實務入門" 高立圖書有限公司, 1996
- [23] Brian H. Kaye, "Science and the detective" *New York*, 1995, pp.333-352.
- [24] Tonny Espeset "Kick ass Java programming," The Coriolis Group, Inc. 1996.
- [25] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing," Addison-Wesley, 1992.
- [26] C. A. Lindley, "Practical image processing in C," Big Apple Tuttle-Mori, 1994.