

以十字旋轉搜尋法為基礎之人臉自動標點之研究

鍾澍強*、林欣怡**、林家慈***

摘要

一般人臉辨識是採用主動式外形模型 (Active Shape Model, ASM) 的方法。由於目前傳統的主動式外形模型需要手動標示特徵點，過程中十分耗時費力並且非符合即時性，因此，本文將其改良為全自動化人臉辨識系統。在自動偵測方面，採用哈爾特徵 (Haar-like Features) 的人臉偵測方法，主要是它在物件偵測技術的速度上具有優越性，可快速比對出其特徵，而提升偵測率。在自動標點方面，採用索貝爾邊緣檢測 (Sobel Edge Detection) 技術與自創新的十字旋轉搜尋法 (Cross-rotation Search Approach)，並且運用兩眼中心定位法尋找出人臉的大概位置，接著計算出偏移量加以調整，持續進行迭代運算直到收斂為止。經實驗證明，其自動標點所花時間約 0.016 秒，且整體辨識率可達 75%至 87.5%。顯然地，可以節省人工標點的時間成本。

關鍵字：主動式外形模型、索貝爾邊緣檢測、十字旋轉搜尋法

*美和科技大學資訊科技系助理教授

**美和科技大學資訊科技系學生

***美和科技大學資訊科技系學生

壹、前言

一、研究背景與動機

隨著資訊科技的進步，電腦軟體的友善化，大家逐漸重視網路資訊安全，而以往的文字密碼、磁卡與密碼鎖等，可能遭受拷貝盜取的攻擊，逐漸的開始難以滿足銀行業與相關機密行業，對於高安全性的要求，因此生物認證技術逐漸盛行並受到格外重視，許多學者也紛紛投入。

生物認證技術 (Biometrics)，簡而言之即是利用人體與生俱有、獨一無二之生理特徵，例如：眼球、臉型、指紋、掌型或聲音，以便確認身分，相關技術諸如：虹膜辨識、指紋辨識等方法研究。近年來因技術日趨成熟與社會上之廣泛應用需求增加，相較於各種生物認證技術，人臉辨識技術具有非接觸性、安全性與便利性等特性。綜合以上觀點，人臉辨識技術確實具有獨特優勢，同時也會是大眾較為容易接受並採用的方法。

人臉辨識可藉由監視攝影機先取得人臉的影像，將影像傳輸至後端電腦主機進行特徵比對運算，進而與資料庫比對搜尋，可廣泛應用在日常生活中，例如：現今的門禁系統、協助警方緝捕罪犯。

傳統人臉辨識方法大部分是以手動標示特徵點後，再放入資料庫內進行辨識，在這日新月異的科技世代裡，我們需要更加便利與完整性的人臉辨識系統，本文提出將人臉特徵自動標點化，採用了「影像邊緣檢測」、「十字旋轉搜尋法」與「兩眼中心定位法」，以便幫助搜尋人臉特徵點，接著進行特徵點對齊與收斂，便可進行判斷是否完成標點。

二、研究目的與問題

近年來，人臉辨識 (Face Recognition) 的研究，已經非常普遍並且受到重視。人臉辨識系統可廣泛應用在門禁系統、警方比對犯罪者的身份和醫療照護等。在探討這類技術時，我們發現了以下的問題：

(一) 建立模型的問題

在相同的物體，其外形會隨不同的角度或隨時間而改變，因此不適合使用刻板的模型。例如在醫學上，器官會隨著時間或不相同的人而不同。因此，需要一個具有彈性 (Flexible) 和可變形 (Deformable) 的模型，可隨著物體的形變而適時調整出適合的外形。

(二) 特徵選取的問題

在建立模型時，若能精確地描繪出整個人臉，在比對時就能更精確。但是，同時也需要極大的運算量。因此，建立一簡單又通用的人臉特徵模型，以達到準確 (Accurate) 和即時 (Real-Time) 的比對。

(三) 辨識運算的問題

由於傳統模型的人工標點過於煩雜和費時，且計算量亦十分龐大，因此，無法應用於即時系統上。

基於以上所敘述的問題，本文提出一簡易，卻又能充分描繪出特徵的模型建立方式；同時再以運算量較少的方法，進行辨識，藉以能應用於即時系統中。

貳、文獻回顧與探討

在此主要回顧與探討影像偵測、標點與辨識自動化之相關文獻。

一、影像自動偵測與問題探討

由 Viola and Jones 所提出的 Ada Boost 演算法，從 Haar-like 特徵資料庫中分類出最能代表人臉特徵的一組特徵群，再利用此組特徵群做為尋找人臉的依據，並利用矩形方框標示出來 (Paul & Michael, 2001)。

哈爾特徵 (Haar-like Features) 為目前常見的人臉特徵偵測方法，是一種用於物體識別的數字圖像特徵，若當前有一個人臉圖像集合，通過觀察可以發現，眼睛的顏色比兩頰的深 (Papageogiou, Oren & Poggio, 1998)。因此，本文用於人臉檢測的哈爾特徵是分別放置在眼睛和臉頰的兩個相鄰矩形，採用哈爾特徵最主要的因素是它能快速比對出其特徵，同時利用「兩眼中心定位點」定位，可達到相當高的符合度。

二、影像自動標點與問題探討

(一) 主動輪廓模型 (Active Contour Model, ACM)

上世紀八十年代後期，由 Kass 等學者突破傳統的分層視覺模型，提出主動輪廓模型 (ACM) (Kass, Witkin, & Terzopoulos, 1987)，也稱為 Snake，它是一種主要用於邊界檢測與圖像分割的方法，可用來在追蹤時間和空間維度的動態對象，是一種能主動調整其形狀和位置的參數曲線：

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad (1)$$

通過參數曲線 $v(s)$ 使能量函數達到最小質量：

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 E_{internal}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s)) ds \quad (2)$$

其中 E_{snake} 為內部能量是來自於一股阻止 snake 往外擴張的力。 $E_{internal}$ 由彈性能量與彎曲能量組成。 E_{image} 影像能量為來源影像本身所提供之影像梯度強度，意即只要影像上有任何輪廓曲線出現，就會影響到影像能量。 E_{con} 束縛能量為外部的束縛力。

(二) 主動外型模型 (Active Shape Model, ASM)

Cootes, Taylor, Cooper 與 Graham (1995a) 等學者提出主動外型模型 (Active Shape Model, ASM) 是一種二維灰度模型，將識別過程分為人臉表情特徵提取和

分類兩個部分 (Cootes, Taylor, Cooper, & Graham, 1995b)，ASM 是從訓練數據進行統計分析，需要手動建立人臉模型，然後利用樣本模型對影像中的目標物體進行比對運算，並透過點分佈模型 (Point Distribution Model, PDM) 從視頻人臉中提取人臉表情幾何特徵，接著將得到的模型進行旋轉、縮放與平移：

$$X = T_{x_i, y_i, s, \theta}(\bar{X} + Pb) \quad (3)$$

其中 T 為旋轉、縮放與平移矩陣而模型中的參數為 x_i 和 y_i 兩個之間的向量平移值、 s 為縮放因子、 θ 為旋轉角度、 \bar{X} 為平均形狀。

演算過程相當繁雜，並且需要手動標示特徵點，以建立人臉資料庫，導致提高人力與時間成本，較為不符合即時 (Real-Time) 系統。

(三) 主動外觀模型 (Active Appearance Model, AAM)

2001 年，Cootes 等學者以 ASM 演算法為基礎，首次提出主動外觀模型 (AAM) (Cootes, Edwards, & Taylor, 2001) 的概念，主要分為建模和比對計算兩部份，而與 ASM 的不同之處是它不僅利用形狀作為資訊，並且也針對臉部紋理也進行統計分析，並試圖找出形狀與紋理之間的關聯性，大幅提升比對的準確度，卻也同時提高了演算的複雜度，導致運算時間拉長，較不適合採取即時 (Real-Time) 系統。

綜合以上辨識方法，本文採用 ASM (Active Shape Model, ASM) 的方法，並已改良和簡化其特徵標點與正規化方式 (鍾澍強、陳信仁，2011)，作為本文辨識系統的基礎。

由於人臉的表情變化非常豐富，可能因為角度、亮度的不同或是不一樣的人臉，而導致人臉資訊不同，解決的方法便是建構出一個富有彈性、可變形的模型以利應用。而為了建立一個具可塑性的模型，需先精準地描繪出人臉的特徵，然而普遍要精確地描繪人臉特徵，都是採用手動描繪人臉的方式，但以人工描繪所花費的時間成本來分析，並不適用於即時的系統，而本文期望最終發展成全自動化人臉辨識系統，以達到便利性與人性化系統。

本文將訓練集內的所有人臉特徵點正規化，以作為本文的特徵基準，接著系統將進行「邊緣檢測」與「十字旋轉搜尋法」，藉由「邊緣檢測」既可明顯呈現人臉輪廓，同時使系統便於搜尋特徵點，而本文使用一新的「十字旋轉搜尋法」，主要是將特徵點標記的更加準確，使系統效能提升。

參、研究方法與步驟

在這章節是說明影像偵測、標點與辨識自動化的方法及步驟說明如下。

一、人臉影像自動偵測

本文採用哈爾特徵 (Haar-like features) 來進行人臉特徵偵測的方法，利用

AdaBoost algorithm 訓練，建立出特定的矩形人臉特徵資料庫，如圖 1。利用區塊與區塊之間的亮度差異，來找出影像中人臉的位置，同時將「兩眼中心定位點」放置偵測矩形方框中 (127, 127) 中心位置，便於系統定位與確認人臉位置。

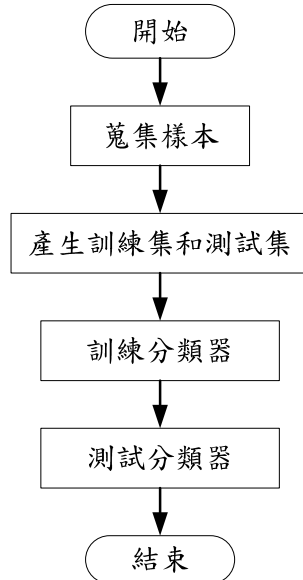


圖 1 AdaBoost 演算法訓練流程

二、人臉影像自動標點

首先，本文將訓練集內的所有人臉特徵點正規化、收斂與對齊，其值作為本文的特徵基準點，接著系統將進行「邊緣檢測」與「十字旋轉搜尋法」。

(一) 邊緣檢測

藉由「邊緣檢測」使系統便於搜尋特徵點，本文使用的索貝爾 (Sobel edge detector) 是一種使用一階導數偵測邊緣的方法之一。由於一階導數是以向量方式呈現，因此具有方向性，影像像素經過運算元運算後，在閾值內，梯度相近且方向向量相近者及判斷為邊緣像素。

索貝爾邊緣檢測 (Sobel edge detector) 由不同方向的兩組 3×3 的矩陣組成，分別為橫向及縱向，並將圖像作平面卷積，即可分別得出橫向及縱向的亮度差分近似值，一般 G_x 及 G_y 分別代表經橫向及縱向邊緣檢測，如圖 2。

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

G_x

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

G_y

圖 2 sobel 3 x 3 模板

由以上分析可知，雖然 Sobel 算子簡單、快速，由於一般只有兩個不同方向

的模板，這種算法用來處理紋理較為複雜的圖像時，其檢測的邊緣效果就不是很理想了。為了彌補此類不足，本文從 8 種不同方向向量模板中 (高世平、吳黎明、羅信、陳智翔，2013)，經測試後而採用 0° 邊緣方向和 180° 邊緣方向 Sobel 算子，其閾值 (Threshold) 為 50，以解決較為複雜紋理的人臉邊緣檢測，其 8 種不同方向向量之算子模板，如圖 3 所示：

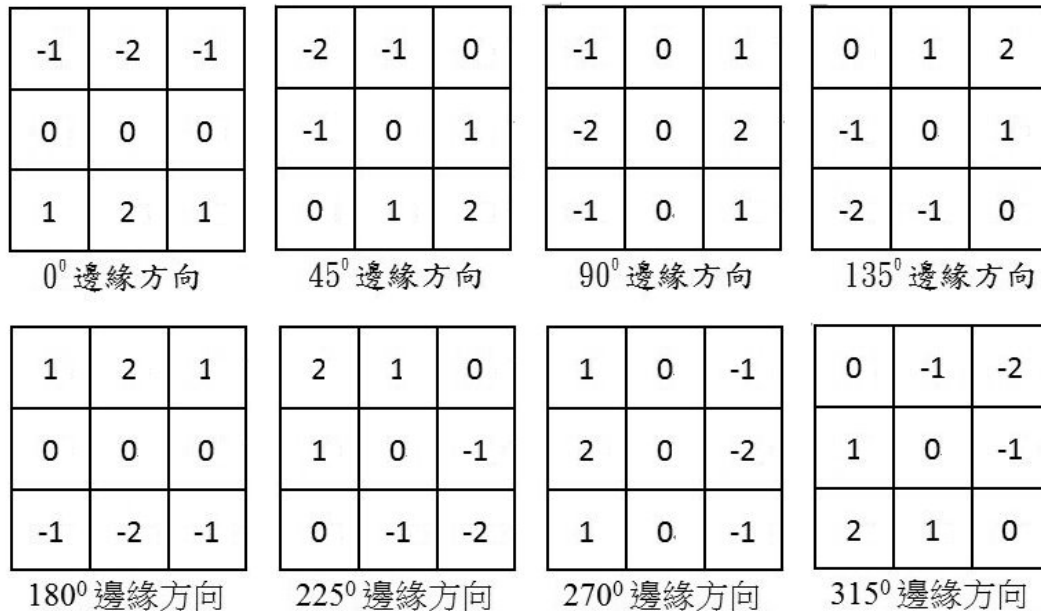


圖 3 Sobel 8種不同方向向量之算子模板

(二) 十字旋轉搜尋法

本文使用的「十字旋轉搜尋法」，主要是依下列三步驟依序搜尋，若在目標 $m \times n$ 小區塊中搜尋到特徵點，則將標示之。反之，則在目標 $M \times N$ 大區塊中搜尋，若搜尋到特徵點，則將標示之，否則，標示原訓練集中被正規化之特徵點，依此類推，直至全部特徵點標示完畢為止。如此，即能迅速完成自動標點。十字旋轉搜尋法之三步驟，說明如下，

假設目前利用十字旋轉搜尋法搜尋目標第 k 個特徵點，其步驟如下：

步驟 1. 先搜尋經正規化後之第 k 個特徵點 (i, j) 為中心的 $m \times n$ 區塊 (以一 3×3 區塊為例說明)，如下圖 4 所示。

(1) 假設像素點 (i, j) 為第 k 個特徵點，其相鄰域間與之最短路徑為十字鄰域之像素點，由上而下，由左而右分別為 $(i, j-1)$ 、 $(i-1, j)$ 、 $(i+1, j)$ 和 $(i, j+1)$ ；若搜尋目標之第 k 點座落於此，則在此標記目標第 k 點。若不在十字鄰域範圍內，則進行下列 (2) 之搜尋方式。

(2) 搜尋像素點 (i, j) 之左上、右上、左下和右下對角之像素點。若搜尋目標第 k 點座落於此，則在此標記目標第 k 點。若不在對角之像素點範圍內，則進行下列步驟 2 之搜尋方式。

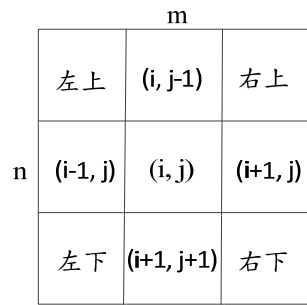


圖 4 搜尋的 $m \times n$ 區塊示意圖

- 步驟 2. 將步驟 1 觀念延伸。選取一以 $m \times n$ 區塊為倍數且為中心的 $M \times N$ 大區塊，如下圖 5 所示。相同的，其相鄰區塊間與之最短路徑為十字鄰域之區塊，因此，由上而下，由左而右分別為上區塊、左區塊、右區塊和下區塊搜尋之。搜尋方式和步驟 1 之(1)同。若不在十字相鄰區塊範圍內，則進行下列步驟 3 之搜尋方式。
- 步驟 3. 搜尋 $M \times N$ 區塊之左上、右上、左下和右下對角之區塊。若搜尋目標第 k 點座落於此，則在此標記目標第 k 點。若不在對角之區塊範圍內，則將以正規化後之第 k 個特徵點標記成目標之第 k 點。

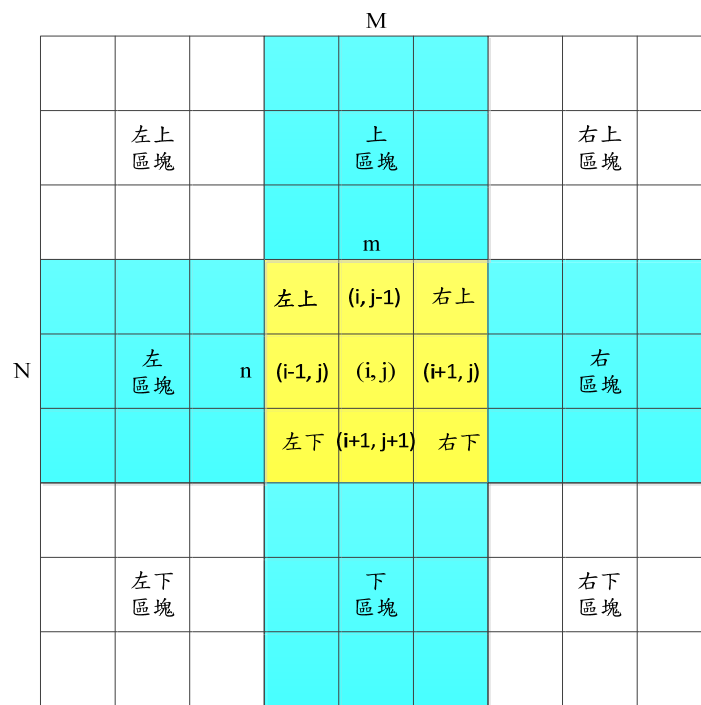


圖 5 搜尋的 $M \times N$ 大區塊示意圖

而十字旋轉搜尋法之搜尋流程如下圖 6 所示。

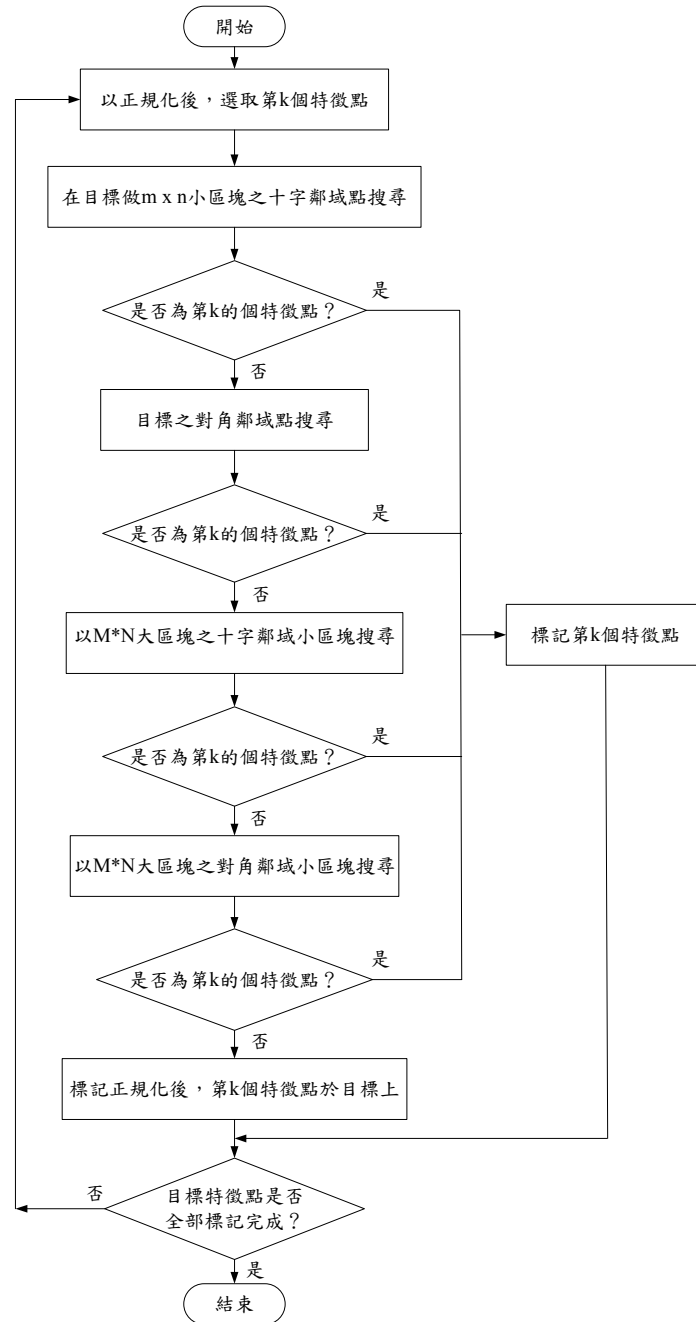


圖 6 十字旋轉搜尋法之流程圖

如上所述，十字旋轉搜尋法不但能迅速完成自動標點，同時將特徵點標記的更加準確，使系統效能提升，自動標點流程圖如圖7所示。

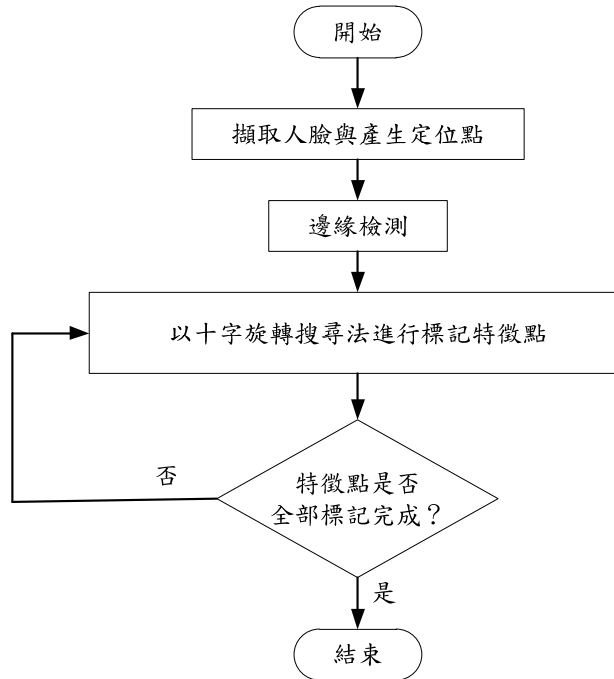


圖 7 自動標點流程圖

三、人臉影像自動辨識

本文以改良簡化主動外型模型 (Active Shape Model, ASM) (鍾澍強、陳信仁, 2011), 改進標點方式及對齊流程, 減少特徵比對運算量。

(一) 標點選取

一般 ASM 的方法需經過繁雜的演算才能加以判斷出各特徵點, 本計畫擬將各標點以不同色階標示, 並以色階為標點順序與位置, 以利減少特徵點比對運算時間, 便可提升運算速度, 如圖 8 為 16 特徵點, 紅色數字為標點順序, 黃色數字為色階。

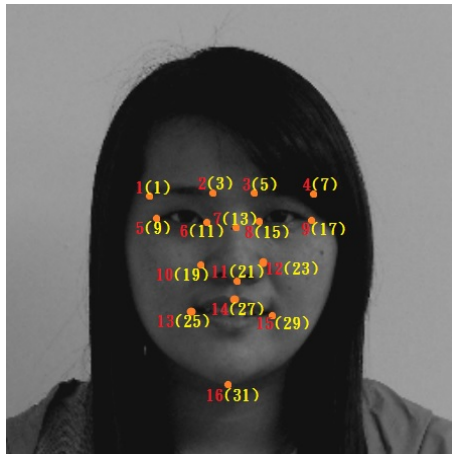


圖 8 16 點不同色階標示

(二) 標點對齊

一般 ASM 的方法對齊是以影像座標 (0, 0) 為基準點, 因為每張人臉中心點位置並沒有統一, 需反覆收斂執行對齊, 直到小於歐基里德距離的門檻值

(Threshold) 才完成收斂。因此，本文將 ASM 標點對齊方法改良為將所有訓練集內樣本大小與兩眼中心點統一，並以兩眼中心點為基準點，執行旋轉、縮放與平移，再依固定倍率，執行放大或縮小，簡化並縮短對齊流程反覆性，所以，只需透過一次對齊即可完成標點對齊，如圖 9、10。

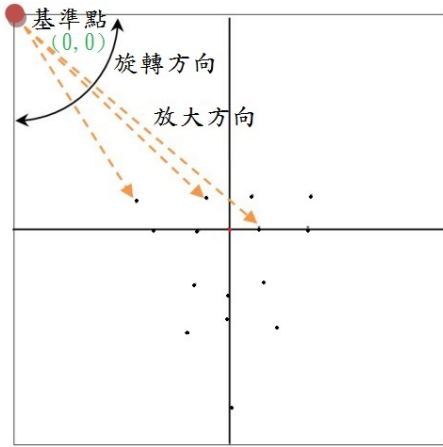


圖 9 ASM對齊方式

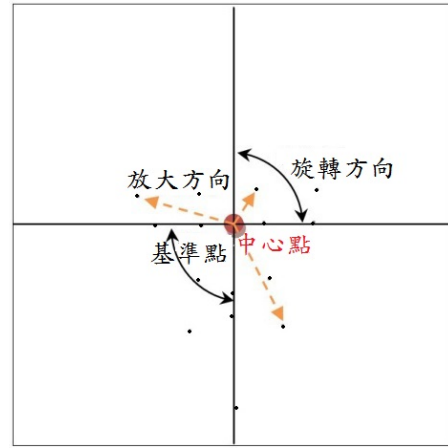


圖 10 改良後的ASM對齊方式

結合以上所述，預先透過監視攝影機自動偵測並擷取人臉，接著系統將進行自動標點，完成後儲存於人臉資料庫，以作為比對的樣本，提供人臉辨識使用，最後執行改良的 ASM 辨識系統，進行樣本比對、正規化與排序，並呈現排序高的人臉(即辨識)，可符合即時 (Real-time)，也可同時提升辨識效能，自動偵測與自動標點流程如圖 11 所示。

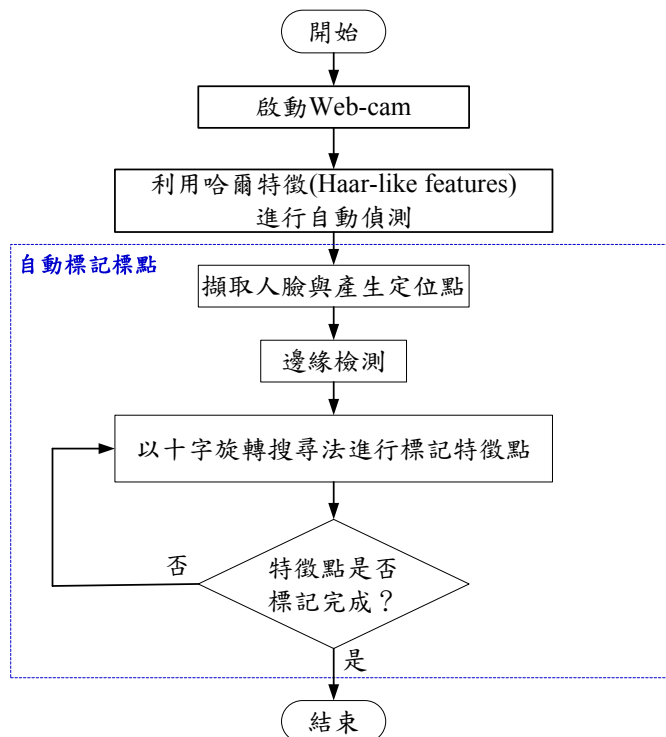


圖 11 自動偵測與自動標點流程

肆、結果

本文實驗採用個人電腦 Intel (R) Core (TM) 2 Quad CPU Q8400 @ 2.66 GHz, 2GB 的 RAM, 程式編譯器為 Borland C++ Builder 6, 作業系統為 Microsoft Windows 7 專業版。

本文目前完成人臉自動偵測與自動標記特徵點, 同時也完成基本影像辨識系統的初步改良。

一、影像自動偵測結果

首先, 利用積分圖 (Integral Image) 概念 (Paul & Michael, 2001), 求出影像中任意矩形區域的像素之和, 如圖 12 所示, 其中矩形框 A 中所有像素之和便是點 1 積分圖的值; 矩形框 A+B 是點 2 積分圖的值; 矩形框 A+C 是點 3 積分圖的值; 矩形框 A + B + C + D 是點 4 積分圖的值, 所以 D 中所有像素之和即可用點 4 + 點 1 - (點 2 + 點 3) 來計算。可以透過監視攝影機或 Web-cam 偵測人臉並自動擷取, 為方便本文, 我們採用 Web-cam 來進行實驗, 系統執行後, 畫面會有偵測方框, 最外圍黑體細框是限制人臉勿超過的範圍, 否則系統不會進行偵測與擷取, 中間的白體粗框是偵測完畢後所擷取的範圍, 而最小的黑體粗框是人臉必須比它小才能進行擷取並自動存檔至專案夾, 如圖 13。

為了判斷影像中人臉的大概位置, 因為在人臉中的兩眼中心是有相依性 (Ghassan, 1998), 因此我們將採用「兩眼中心定位法」以便尋找人臉的最佳點, 如圖 14。

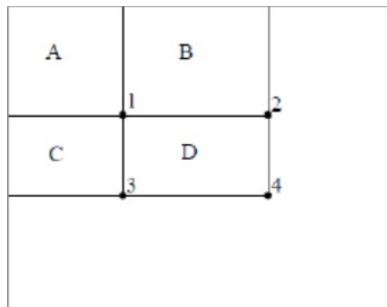


圖 12 快速積分概念圖

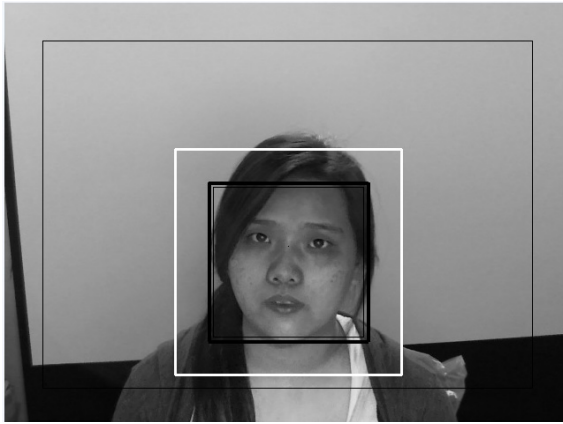


圖 13 人臉自動偵測



圖 14 自動擷取結果

二、影像自動標點結果

系統完成自動偵測後，將直接進入自動標點的程序，透過上述的「人臉邊緣檢測」與「十字搜尋法」，使本系統準確尋找出人臉的特徵點位置並標記，不僅提升自動標點的準確度，如表 1(a)和表 1(b)。本文所提之方法經實驗結果顯示自動標點所費時間平均為 0.0158 秒，大幅提升系統效能，同時省去使用人工標點的花費時間與人力成本，如圖 15。

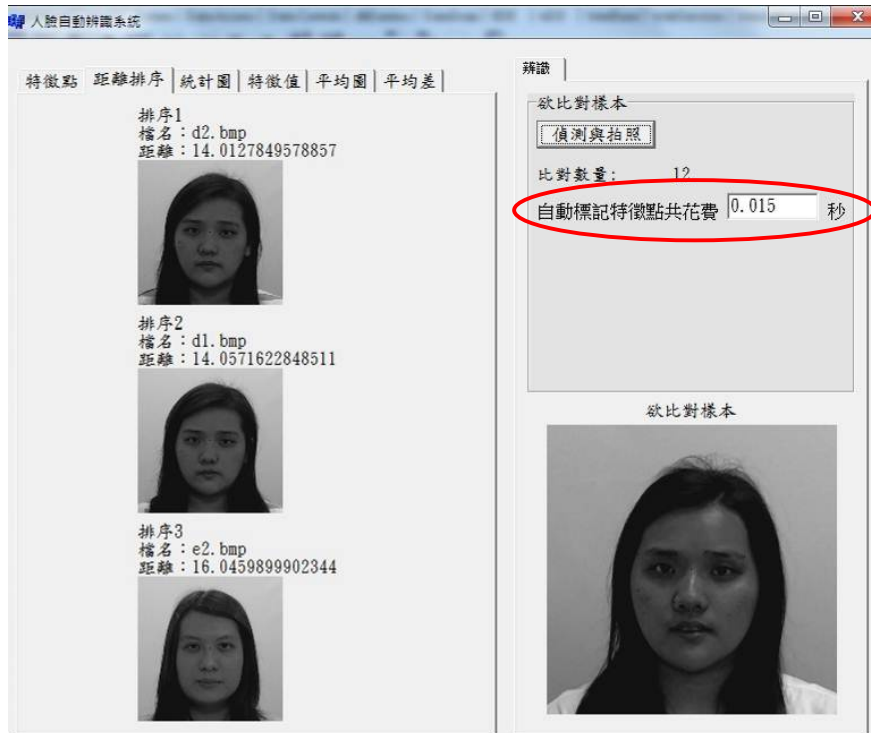


圖 15 自動標示 16 特徵點之時間圖

表 1(a)

手動標記與自動標記特徵點比較

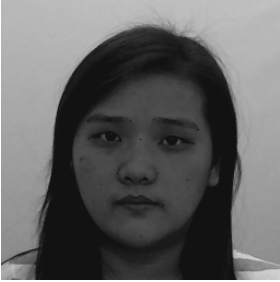





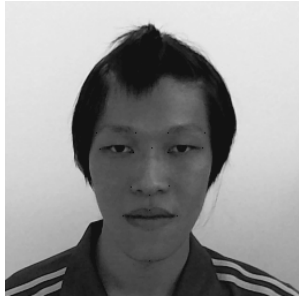
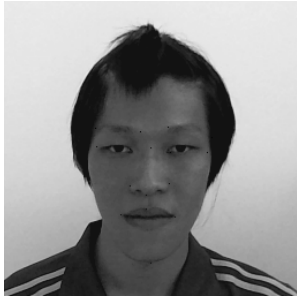
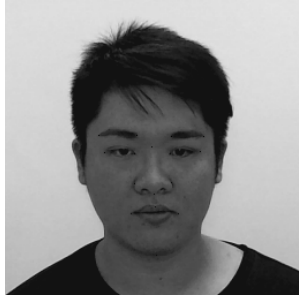
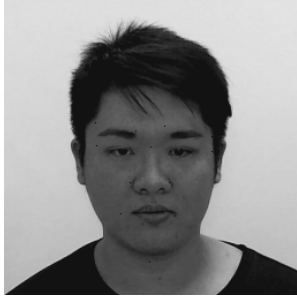
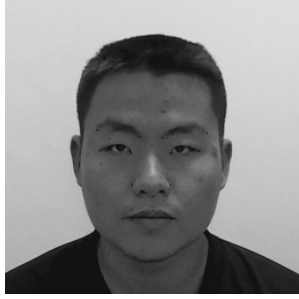
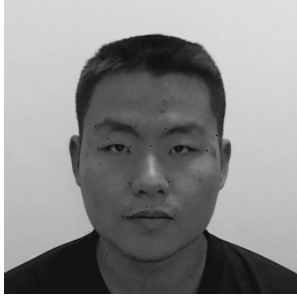
人工標點	自動標點	
		平均每特徵點差異量
		0.088 pixels
		自動標點花費時間
0.016 sec		
		平均每特徵點差異量
		0.79 pixels
		自動標點花費時間
0.016 sec		
		平均每特徵點差異量
		0.99 pixels
		自動標點花費時間
0.016 sec		

表 1(b)
手動標記與自動標記特徵點比較

人工標點	自動標點	
		平均每特徵點差異量
		0.89 pixels
		自動標點花費時間
		0.015 sec
		平均每特徵點差異量
		2.29 pixels
		自動標點花費時間
		0.016 sec
		平均每特徵點差異量
		2.78 pixels
		自動標點花費時間
		0.016 sec

經由上表手動標記特徵點與本文自動標記特徵點比較，其平均每點差異量之最小差異可不到 1 個像素，而最大差異量大約有 4 個像素，藉此我們可以發現本文之系統自動標點與利用人力自動標記特徵點的像素差異量不會偏離太遠。

三、影像自動辨識初步結果

本文中樣本訓練集內，總共有六位接受本實驗者，每位以二張不同表情，作為此訓練集初步樣本與比對資料，每張訓練集內樣本的自動標示特徵點為 16 點，如圖 16 為本文的標點順序，而圖 17 為本文訓練集樣本。

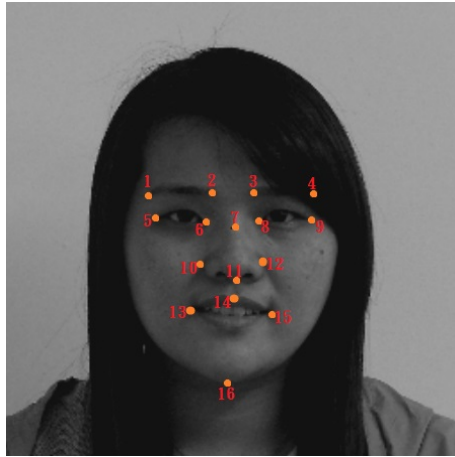


圖 16 16 自動標示特徵點標示順序

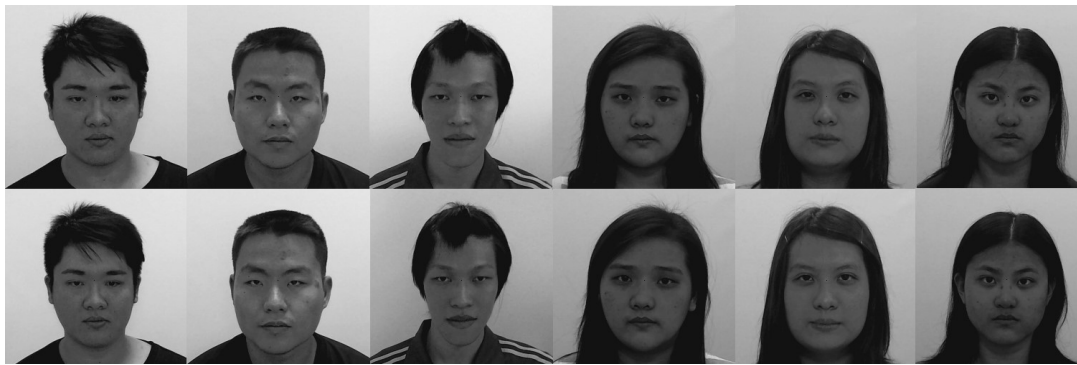


圖 17 訓練集樣本圖

本文將比對樣本（被測試者）與訓練集內所有經自動標點後之樣本進行辨識，其利用歐幾里德距離計算並輸出其最短距離（最相近）所排序的前三張為辨識結果，如圖 18(a)至圖 18(d)。雖然，只用六人十二張影像做實驗，可從實驗圖中明顯表示其排序第一者皆為被測試者，因此，初步結果可以驗證本研究方法的可行性與優越性。

特微點	距離排序	統計圖	特徵值	平均圖	平均差
排序	姓名	距離	排序1	20140615_003431. b	8.20057964324951
1	20140615	9.200579	排序2	20140615_021058. b	8.31619193267822
2	20140615	9.319191	排序3	20140615_005308. b	8.58428764343262
3	20140615	9.584287			
4	20140615	10.42869			
5	20140615	10.53590			
6	20140615	10.88979			
7	20140615	11.07499			
8	20140615	11.23322			
9	20140615	11.37516			
10	20140615	11.69531			
11	20140615	12.13716			

圖 18(a) 自動標示 16 特徵點之人臉辨識結果(一)

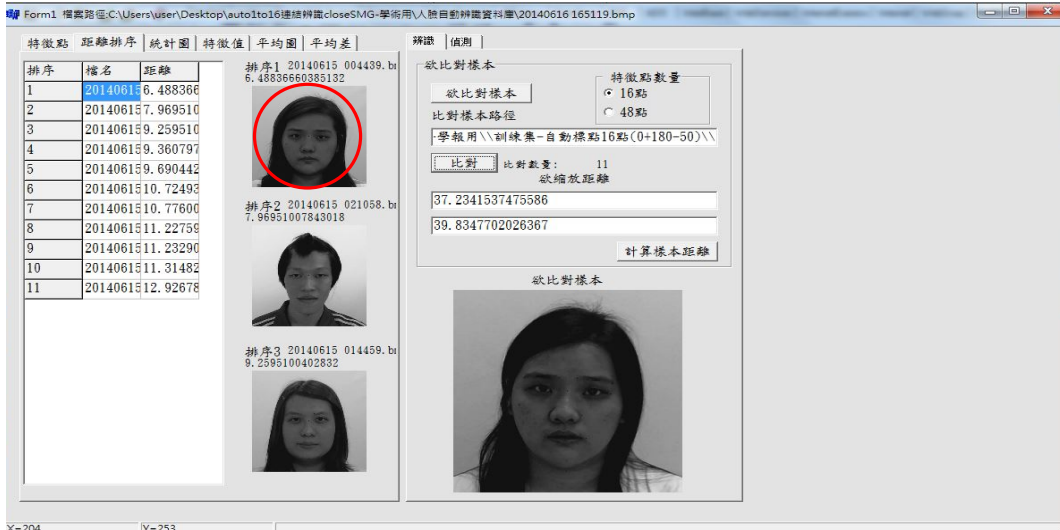


圖 18(b) 自動標示 16 特徵點之人臉辨識結果(二)

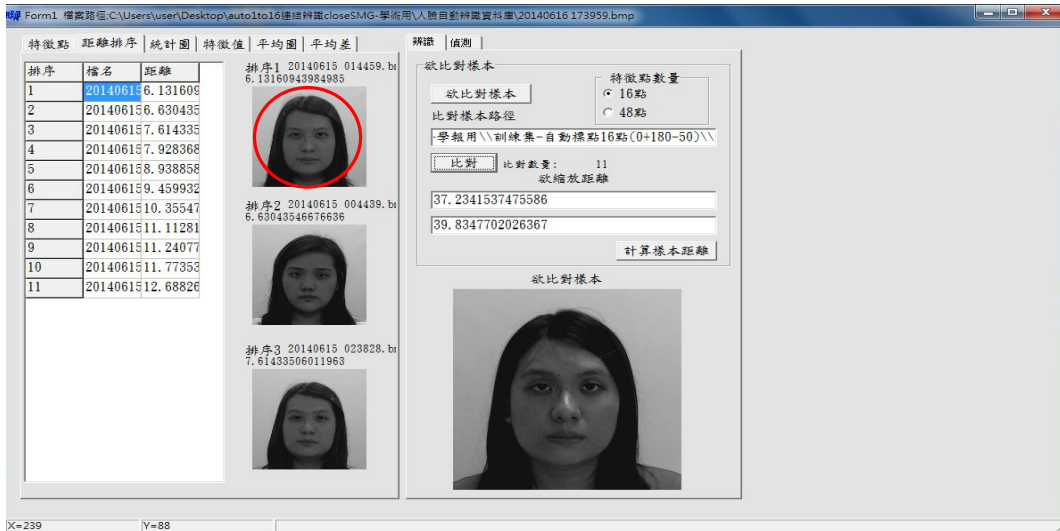


圖 18(c) 自動標示 16 特徵點之人臉辨識結果(三)



圖 18(d) 自動標示 16 特徵點之人臉辨識結果(四)

伍、結論與建議

一、結論

本文將改良的 ASM 人臉辨識法 (鍾澍強、陳信仁, 2011) 精進為自動偵測與自動標示特徵點的方式。其中在自動標點方面, 採用索貝爾邊緣檢測 (Sobel Edge Detection) 技術與自創新的十字旋轉搜尋法 (Cross-rotation Search Approach), 並運用兩眼中心定位法尋找人臉的大約位置, 然後, 計算其偏移量並加以調整, 持續進行迭代運算直到收斂為止, 由本文前述實驗結果得知可提升自動標示特徵點的精確度, 並且節省人工標點所費的人力與時間成本, 降低其複雜度, 而提升運算速度與系統效能, 進而可達到即時人臉辨識的目的。

二、對後續研究之建議

本文目前採用自行建立人臉訓練集, 其中僅有六位人員各隨意兩種表情, 合計共十二張樣本做為本研究之實驗, 雖由實驗驗證初步成果可知其辨識率頗高。但是, 未來研究可考慮人臉訓練集之樣本數再增加, 人員人臉多變化的表情或配戴飾物等多元化樣本, 以增加辨識困難度, 來進行更嚴峻和廣泛的研究。

參考文獻

- 高世平、吳黎明、羅信、陳智翔 (2013)。亞像素邊緣檢測在小模數齒輪參數檢測中的應用。電子產品世界期刊，第 20 卷，第 6 期，58-60 頁。
- 鍾澍強，陳信仁 (2011，9 月)。簡化主動外形模型方法應用於人臉識別之研究。論文發表於 2011 南台灣健康照護暨健康產業國際學術研討會，台灣。
- Cootes T, Taylor C, Cooper, D & Graham J. (1995a). Active shape Models – Their Training and Application. *Computer Vision and Image Understanding*, January, 61(1), 38-59.
- Cootes, T., Taylor, C., Cooper, D. & Graham, J. (1995b). Active Shape Models— Their Training and Application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1), 38-59.
- Cootes, T., Edwards, G. & Taylor C. (2001). Active Appearance Models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6), 681-685.
- Ghassan Hamarneh. (1998). Active Shape Model, Modeling Shape Variations and Gray Level Information and an Application to Image Search and Classification. *The Imaging and Image Analysis Group Department Of Signals and Systems Chalmers University of Technology Gothenburg, Sweden. Technical Report R005/1998 (S2-IAG-98-1)*.
- Hani Hagrais, Victor Callaghan, Martin Colley, & Graham Clarke. (2004). Creating an Ambient-Intelligence Environment Using Embedded Agents. *IEEE Intelligent Systems*, 19(6), 12-20.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D. (1987). Snakes: Active Contour Models. *In Proceedings of the 1st International Conference On Computer Vision, IEEE Comput*, 259-268.
- Papageogiou, C., Oren, M. & Poggio, T. (1998). A general framework for object detection. *In International Conference on Computer Vision*.
- Paul Viola & Michael J. Jones. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, I-511-518.

The Cross-rotation Search Approach Based on Face

Auto-labeling

Shu-Chiang Chung*, Hsin-Yi Lin**, Chia-Tzu Lin***

Abstract

Traditional active shape model (ASM) is manually labeled feature points. This process is very time-consuming and non-real-time; therefore, this paper improves active shape model for automatic punctuation of face recognition systems. In automatic detection, we adopted Hal features (Haar-like Features) face detection method. The main advantage is that it has the technology to detect the speed of an object, which can quickly compare the features and enhance the detection rate. In automatic labeling points, an efficient technique is developed to incorporate the Sobel edge detection method and the new cross-rotation search approach. This technique is the use of eyes center position to find out the approximate location of the human face, then to calculate and adjust the offset, and continuous iteration until convergence. The experiment proved that the automatic punctuation time spent approximately 0.016 seconds, and the recognition rate was 75 to 87.5%. Obviously, we can save time cost of artificial labeling points.

Keywords: Active Shape Model (ASM), Sobel Edge Detection, Cross-rotation Search Approach

* Assistant Professor, Department of Information Technology, Meiho University.

** Student, Department of Information Technology, Meiho University.

*** Student, Department of Information Technology, Meiho University.

