

A Faster Novel Screening Technology for Improving the Efficiency of Face Recognition

Yi-Feng Lin, Chung-Neng Huang*

Graduate Institute of Mechatronic System Engineering
National University of Tainan

Abstract

Nowadays, how to make the face recognition faster and more accurate is one of the pursuing targets in this field. The target can be achieved through a local significant feature and effectively reducing the number of comparisons. Currently, most of the face recognition methods are used to extract the features of the entire face image, and through one-by-one comparisons with the images in the database to obtain final results. In this study, a screening technique is proposed that can effectively improve the defects of over-compared features and excessive comparing times. In order to design this screening technology, the influence of locally significant features on the recognition rate is explored by using variance analysis to obtain the optimal screening technology process. The studied results show that to compare with the current methods, the proposed technology not only can maintain the same recognition rate, but also can improve the recognition efficiencies upon 115.5% and 52.9% on the recognition time subject to the face databases of Extended Yale Face Database B and MECL, respectively.

Keywords: Screening Technology, Face Recognition, Analysis of Variance

* Corresponding author:kosono@mail.nutn.edu.tw
DOI : 10.3966/222344892018100802003

可提升人臉辨識效率之快速篩選技術

林義峰, 黃崇能*

國立臺南大學機電系統工程研究所

摘要

目前, 如何使人臉辨識系統具有快速且準確的辨識效果是值得研究的方向, 透過局部顯著的特徵和有效減少比對次數的分類方法為解決上述問題的方案。現今人臉辨識系統多為提取整個人臉圖像特徵, 接著逐一與資料庫中的圖像進行比對, 以獲得辨識結果。在本文中, 提出一種篩選技術, 能有效避免比對特徵過大和比對次數過多的問題, 為了設計出最佳的篩選技術, 以變異數分析探討局部顯著特徵對辨識率的影響, 以獲得最佳的篩選技術流程。結果顯示所提出的篩選技術與原始系統相比, 在 Extended Yale Face Database B 與 MECL 人臉資料庫當中, 不僅具有相同的辨識率, 在辨識時間上更提升了 112.5% 與 52.9% 的效率。故證實篩選技術不僅擁有相同的辨識效果, 還能大幅的降低辨識時間。

關鍵字: 人臉辨識、篩選技術、變異分析,

1. Introduction

現今生物辨識是透過人體獨特的生物特徵或行為特徵，如臉部、虹膜、指紋、聲音和簽名等表示該個人身分，然而每個人的生物特徵是獨一無二且無法被輕易仿冒，能有效避免被盜用和遺失的的風險。由於臉部生物特徵是以五官特徵眼睛、鼻子與嘴巴的形狀或距離作為辨識特徵[1]，這些特徵不會輕易受到外在因素而有所改變，而且臉部特徵不僅可以表示個人身份，也能表現出個人性別、表情、年齡、種族等重要資訊[2] [3]，是目前模式識別與機械視覺領域中備受關注的技術。而人臉辨識系統是由預處理、特徵擷取和分類方式等步驟所組成，每個步驟皆會對辨識效果產生影響，故預處理、特徵擷取與分類方式等步驟仍然是持續研究的方向，使人臉辨識系統能獲得準確的辨識效果。

預處理旨在消除圖像受環境照明導致特徵不明顯的問題，目前已提出的方式，如：Xiaoyang Tan等人[4]利用伽瑪校正、高斯差分濾波器和對比均衡，消除照明所產生的影響。Yang Xu等人[5]透過將圖像分成為左圖象與右圖像，並取其左右圖像向量進行迭代梯度下降取得優化後向量，並將優化後向量連接成新的圖像，可減少受光照變化的影響。上述的方法能雖然能有效解決圖像特徵不顯著的問題，但是透過預處理取得顯著的圖像特徵，若沒有良好的特徵擷取和分類方式，仍然無法達到準確辨識效果。

特徵擷取與分類方式是人臉辨識系統中非常重要的步驟，特徵擷取是如何取得完善的圖像特徵表示該圖像的資訊；分類方式則是如何利用完善的圖像特徵達到準確的分類結果。由於Ojala等人[6]提出了局部二值模式(LBP)作為局部特徵擷取且獲得相當好的效果，於是被廣泛的應用與改進，以下為相關之研究。Yilmaz Kaya等人[7]透過局部二值模式提取蝴蝶翅膀的紋路作為特徵，並使用人工神經網路(ANN)進行分類。Zhe Tang等人[8]結合非重疊窗口LBP與灰度共生矩陣(GLCM)對新鮮茶葉進行特徵擷取，最後以BP神經網路進行分類。Yan Zhang等人[9]使用局部二值模式擷取駕駛員頭部、臉部和眼睛的變化推斷疲勞程度，並使用支持向量機(SVM)進行分類。Abdulhameed Alelaiwi等人 [10]透過可操縱方向金

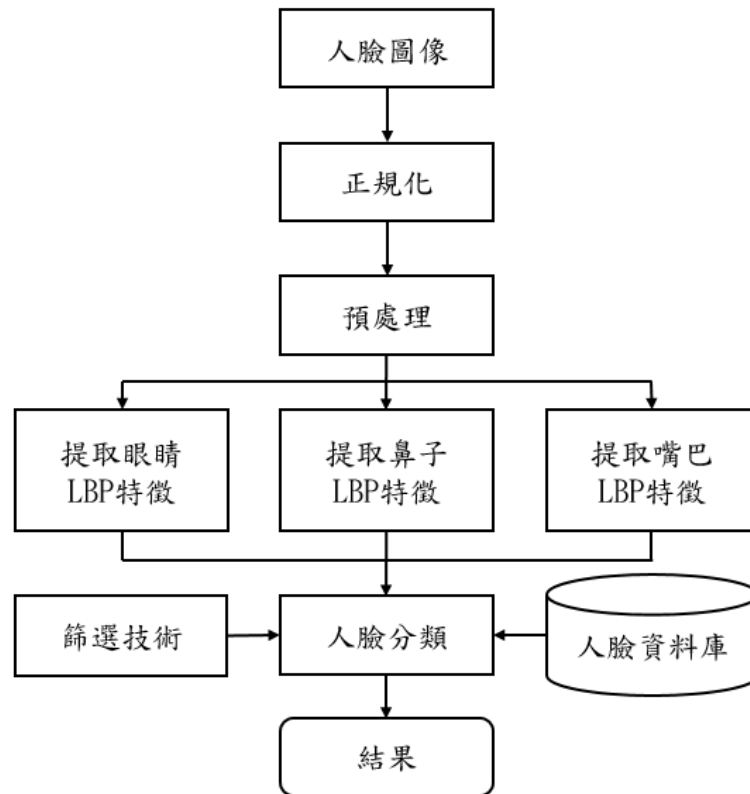
字塔轉換(SPT)將人臉圖像分解為不同尺度和方向的子帶，在對各子帶提取LBP特徵，最後將各子帶LBP特徵連接成特徵直方圖，並計算卡方距離以進行分類。Mohd. Abdul Meqeet等人[11]使用方向小波轉換(DIWT)對人臉圖像進行方向分配，並取得四個子帶(LH、LL、HH、HL)，在對其子帶進行LBP特徵擷取。Kang Wang等人[12]使用均勻局部二值模式(ULBP)與多重定向梯度直方圖(MHOG)進行特徵擷取，並以信息熵對臉部不同的信息計算其權重，最後以加權稀疏表示(WSRC)進行分類。Claire L. Witham [13]使用局部二值模式對獼猴進行特徵擷取，並以最近鄰(NN)、局部判別分析(LDA)和支持向量機(SVM)進行分類，比較不同方法的分類結果。

由於上述所討論的皆為如何透過預處理、特徵擷取與分類方式取得良好辨識效果之研究，但所提出的方法往往需要複雜的運算來獲得準確辨識率，導致辨識速度受到嚴重的影響，然而並沒有研究在探討如何在原始的辨識效果上，有效改善辨識速度，因此，如何改善此問題就成為本文的研究動機。因此，當辨識速度受到有效改善後，應用範圍將進一步擴展，例如：機場的自動通關系統不僅能驗證是否與護照為相同，還能快速地確認是否為嫌疑犯或受限制出境者；銀行等金融中心能透過民眾進入後，快速的瞭解該民眾是否為會員或信用破產等資訊，進一步做出應對。

人臉辨識系統主要目的為辨別人臉圖像與資料庫中的哪個人臉圖像相同，在分類的過程中會因比對特徵的大小以及特徵比對次數的多寡，造成辨識速度緩慢。因此，為了有效提升辨識速度的效率並擁有準確的辨識效果，本研究將以原始的人臉辨識系統作為基礎，設計一利用臉部五官特徵眼睛、鼻子和嘴巴作為辨識特徵，並依序以五官特徵進行分類篩選的篩選技術，以減少分類過程所需的時間。

本研究為探討篩選技術對人臉辨識系統的辨識時間之狀況，在整個實驗過程中使用Matlab軟體模擬原始的人臉辨識系統的辨識情形。為了探討臉部五官特徵眼睛、鼻子和嘴巴對辨識率的影響，將使用SPSS進行變異數分析(ANOVA)，探

討眼睛、鼻子和嘴巴之間，何者具有較為顯著性的影響，並作為篩選技術的設計參考，以設計出最佳的篩選技術。最後一樣使用Matlab模擬平台來瞭解辨識率與辨識時間的結果。圖一顯示人臉辨識流程。



圖一、人臉辨識流程

2. Description of face recognition system

本研究使用 Xiaoyang Tan 等人[4]在 2010 年所提出的預處理方法，以消除圖像受照明之影響，再以局部二值模式(LBP)對五官進行特徵擷取，並與資料庫中的人臉圖像特徵進行相似度計算，最後使用最近鄰分類器與所設計之篩選技術進行分類，以獲得辨識結果。

研究主要目的為，如何以較為顯著的特徵進行辨識，且有效減少特徵比對次數以提升辨識系統的效率，研究中使用 Matlab 進行模擬。為了探討五官特徵眼睛、鼻子與嘴巴對辨識率的影響，採用變異數分析(ANOVA)進行顯著性分析，以設計出最佳的篩選技術以達到目的。

1. 人臉資料庫介紹

1.1. Extended Yale Face Database B

Extended Yale Face Database B[14]是由 38 個人在 64 個不同照明條件下拍攝 9 種姿勢而成，並且透過光源方向與中心相機軸之間的角度(12° ， 25° ， 50° ， 77° ， 90°)將資料庫分為 5 個子集，共 2414 張圖像。本研究採用資料庫中每個人的第一張人臉圖像作為等待比對的人臉資料庫，共 38 張圖像，並將子集 1-3 的所有正面圖像作為測試圖像，共 1174 張圖像。

1.2. 自製人臉資料庫

自製人臉資料庫是由 5 位實驗室同學，經由每個同學表現出不同的臉部樣貌分別拍攝出 10 張人臉圖像，共 50 張所組合而成，並將此人臉資料庫命名為機電整合(Mechatronic Laboratory, MECL)人臉資料庫。本研究採用每個人的第一張正面圖像作為訓練圖像，共 5 張，並將所有人臉圖像作為測試圖像，共 50 張。

2. Matlab 辨識系統建立

2.1. 實驗設備

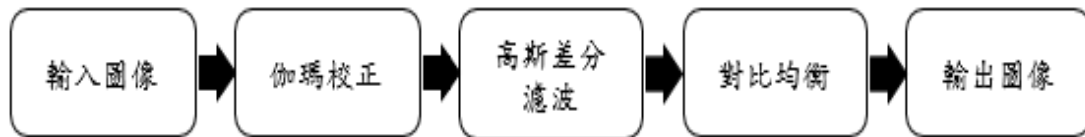
本研究所使用的實驗設備是 Window10 作業系統電腦，詳細規格如表一所示。然而，人臉辨識系統中的預處理、辨識率與辨識時間都是透過 MATLAB R2016b 進行實驗模擬，辨識率與辨識時間都分別進行 10 次的實驗模擬，並取其平均值以作為最後實驗模擬結果。

表一、實驗設備

名稱	規格
作業系統	Windows 10 x64
處理器	Intel core i5-3230M (2.6GHz)
記憶體	8GB

2.2. 預處理

本研究所使用的預處理是由三個步驟所組成，分別為伽瑪校正、高斯差分濾波與對比均衡，經過預處理能有效改善照明所產生的陰影與亮光，並保留人臉圖像中的特徵。圖二為預處理流程。



圖二、預處理流程

伽瑪校正是一種非線性的亮度反映曲線，而 γ 是改善圖像亮度的主要參數。當 $\gamma = 1$ ，圖像亮度相同；當 $\gamma < 1$ ，圖像亮度會偏亮；當 $\gamma > 1$ ，圖像亮度會偏暗。本研究是以 $\gamma = 0.2$ 作為預設值。

高斯差分濾波是經由兩個不同大小高斯核 σ 的高斯濾波器進行相減而得。圖像以不同大小的高斯濾波器進行濾波，將產生不同程度的模糊圖像，最後以兩個不同程度的模糊圖像進行相減，即可得到高斯差分濾波圖像。本研究是以 $\sigma_1 = 1.0$ 、 $\sigma_2 = 2.0$ 作為預設值。

對比均衡是對圖像整體強度進行些微的調整，能使圖像的特徵更加明顯，Xiaoyang Tan 等人[4]提出了兩個簡單快速的方法，如公式(1)與公式(2)。在此 α 作為壓縮因子，減少圖像中受大值所影響， τ 是消除大值的閾值。

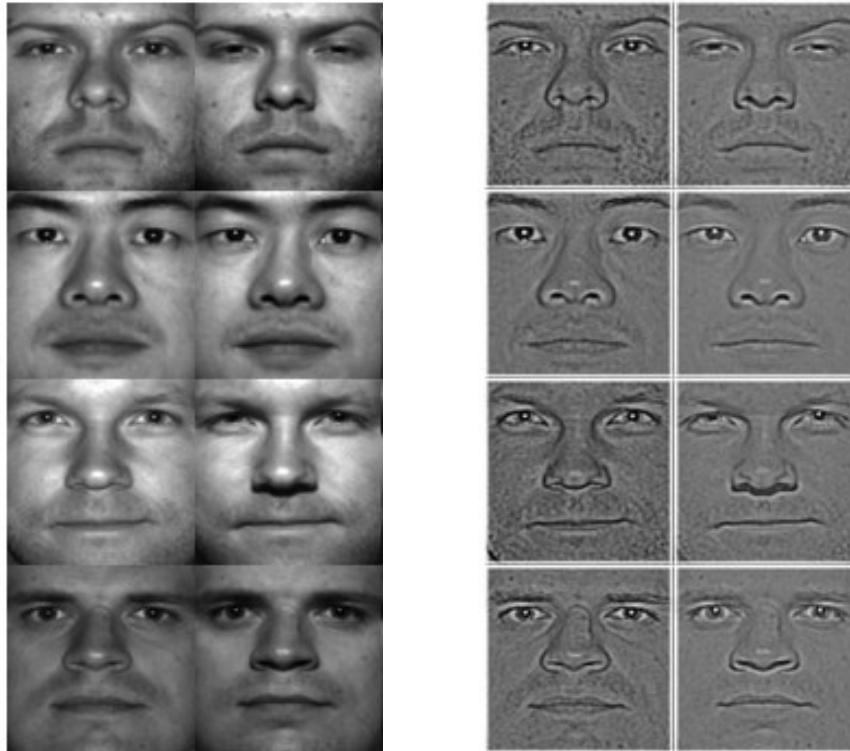
$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(|I(x', y')|^\alpha))^{1/\alpha}} \quad (1)$$

$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x, y)}{(\text{mean}(\min(\tau, |I(x', y')|)^\alpha))^{1/\alpha}} \quad (2)$$

圖像經由上述的處理已經得到相當顯著的特徵，但仍然具有極端值。為了避免特徵擷取中產生不必要的麻煩，最後使用雙曲正切函數(hyperbolic tangent)來壓縮圖像中過大的值，如公式(3)。本實驗設定 $\alpha = 0.1$ 、 $\tau = 10$ 作為預設值。

$$I(x,y) \leftarrow \tau \tanh\left(\frac{I(x,y)}{\tau}\right) \quad (3)$$

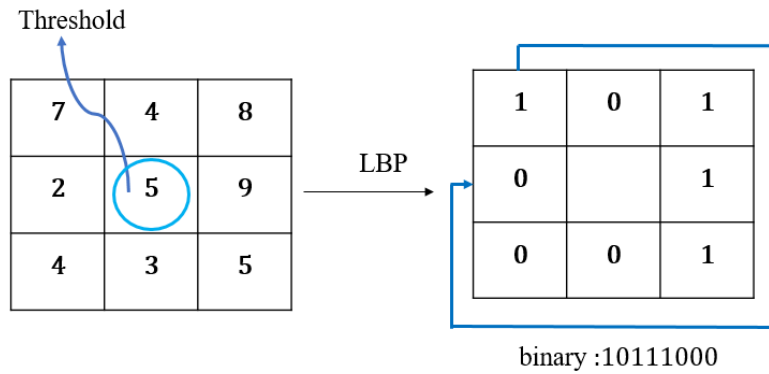
經過整個預處理鏈後，可發現原始圖像受陰影所遮蔽的部分得到了大幅度的改善，凸顯出圖像重要的五官特徵。圖三為預處理之效果。



圖三、預處理之效果(左)原始圖像(右)預處理後圖像

2.3. 特徵擷取

局部二值模式(LBP)是由 Ojala 等人[6]所提出，用來描述圖像特徵且計算簡單複雜度較低。原始的 LBP 是以 3x3 方形區域中，將中心像素作為閾值並與相鄰的八個像素進行比較，當大於閾值則將其設定為 1，否則將其設定為 0，因此，形成一個二進制數。圖四為 LBP 運算方式。

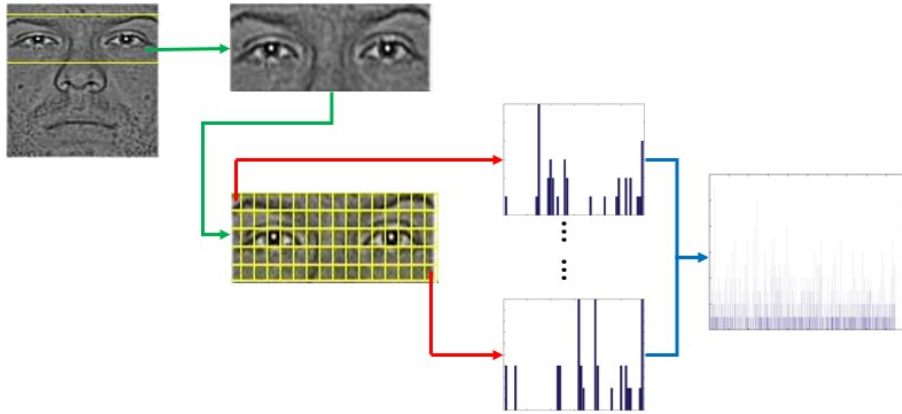


圖四、LBP 運算方式

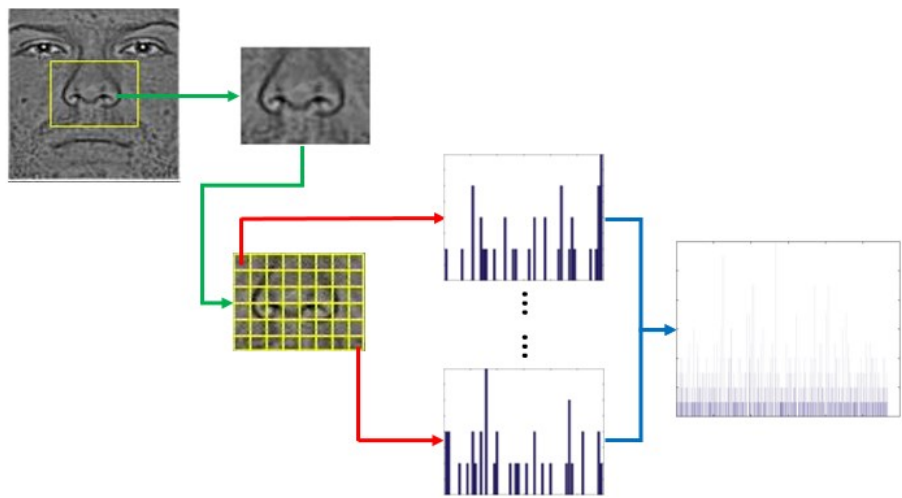
原始的 LBP 被侷限於 3x3 方形區域中，難以表現出完整的圖像特徵，為了改善此問題圓形 LBP 被提出，以圓形區域取代原始的方形區域，使原本 3x3 的區域擴展至任何區域。而圓形 LBP 可經由不同的圓形半徑 R 與取樣點數量 P，表現圖像不同大小的紋路特徵。

經由上述得知圓形 LBP 是透過不同的圓形半徑 R 與取樣點數量 P 產生 2^P 種 LBP 模式，經發現若取樣點數量增加，LBP 模式將伴隨大幅度上升。因此，Ojala 等人[15]提出了等價模式(Uniform Pattern) 對此問題進行改善，而經實驗發現 LBP 二進制數大部分僅包含兩次從 0 至 1 或 1 至 0 的轉變，所以定義：當 LBP 二進制模式從 0 至 1 或 1 至 0 的轉變最多只有兩次時，將該 LBP 二進制模式作為一個等價模式種類。

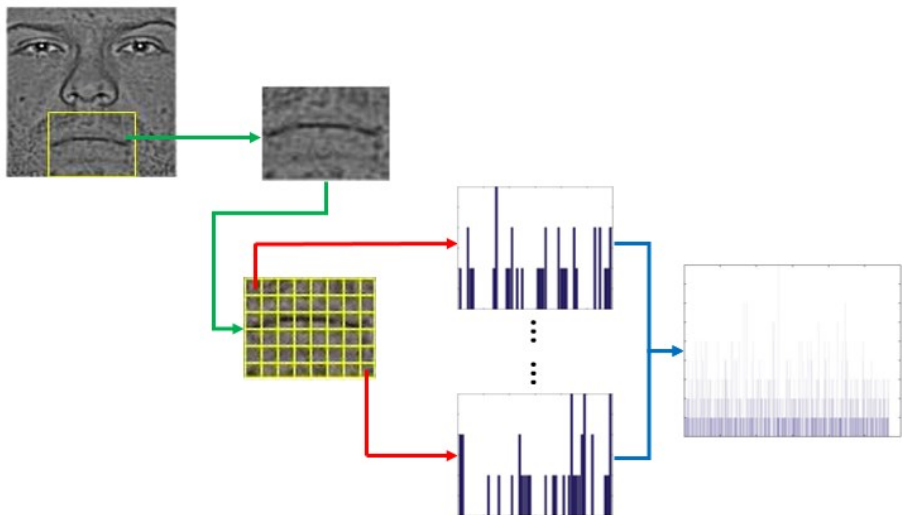
五官特徵眼睛、鼻子和嘴巴是人臉較具顯著的特徵。實驗中為了取得各部位的 LBP 特徵直方圖，將眼睛、鼻子和嘴巴平均切割成 8x8 大小的區塊，並取得每一區塊的 LBP 直方圖，之後將所有 LBP 直方圖連接形成一個特徵直方圖，分別作為眼睛、鼻子和嘴巴的辨識特徵。圖五、圖六、圖七為各特徵擷取流程圖。



圖五、提取眼睛特徵流程



圖六、提取鼻子特徵流程



圖七、提取嘴巴特徵流程

2.4. 變異數分析

實驗中透過 Extended Yale Faec Database B 作為分析資料庫，探討人臉五官特徵與辨識率之影響，並找出具顯著性的特徵，以運用於所提出的篩選技術。由於五官特徵包含著眼睛、鼻子和嘴巴等較為顯著的特徵，故本研究為了探討以五官特徵(眼睛、鼻子、嘴巴)對辨識率是否造成影響。根據研究目的，進而提出研究假設(Hypothesis)，H1:特徵對辨識率有顯著的影響。

首先，將資料庫的子集 1 至子集 3 中將 36 個人的人臉圖像作為分析對象，且每人擁有 31 張圖像，並將分析對象分為 3 個組別分別是以眼睛、鼻子和嘴巴等不同特徵作為辨識特徵以計算辨識率，辨識率定義如公式(4)所示。

$$\text{辨識率} = \frac{\text{正確辨識圖像數量}}{\text{圖像總數}} * 100\% \quad (4)$$

表二、分析對象以不同特徵之辨識率

特徵	辨識率(%)	特徵	辨識率(%)	特徵	辨識率(%)
眼睛	100	鼻子	96.77	嘴巴	54.84
眼睛	96.77	鼻子	90.32	嘴巴	96.67
眼睛	90.32	鼻子	58.06	嘴巴	73.33
眼睛	93.55	鼻子	45.16	嘴巴	100
眼睛	100	鼻子	83.87	嘴巴	100
眼睛	100	鼻子	96.77	嘴巴	100
眼睛	100	鼻子	41.94	嘴巴	96.77
眼睛	100	鼻子	96.77	嘴巴	93.55
眼睛	100	鼻子	83.87	嘴巴	100
眼睛	96.77	鼻子	96.77	嘴巴	61.29
眼睛	96.77	鼻子	77.42	嘴巴	90.32
眼睛	100	鼻子	87.10	嘴巴	74.19

然而使用單因子變異數來分析特徵對辨識率是否有著顯著差異，分析結果如表三至表六所示。由表三、變異數同質性檢定發現其顯著性為 0.000 小於所設定的閾值 0.05，故三種樣本的變異性為不同質且存在著顯著性差異。

表三、變異數同質性檢定(特徵)

Levene 統計量	自由度 1	自由度 2	顯著性
9.915	2	33	0.000

經由表四、單因子變異數分析發現其顯著性為 0.019 小於所設定的閾值 0.05，因此，判定人臉五官特徵的眼睛、鼻子和嘴巴存在著顯著性差異。

表四、單因子變異數分析(特徵)

來源	自由度	平方和	均方和	F 值	顯著性
組間	2	2036	1017.8	4.46	0.019
組內	33	7356	228.4		
總和	35	9572			

經由上述單因子變異數分析結果為具有顯著性差異，且變異數同質性檢定為不同質，故選用 Games-Howell 多重比較以判斷特徵之間何者具有顯著性差異。透過表五、Games-Howell 多重比較與表六、敘述性統計分析可得知，眼睛的辨識率(97.848%)與鼻子的辨識率(79.568%)其顯著性為 0.024 小於 0.05，故具有顯著性差異；眼睛的辨識率(97.848%)與嘴巴的辨識率(86.747%)其顯著性為 0.095，故沒有顯著性差異；鼻子的辨識率(79.568%)與嘴巴的辨識率(86.747%)其顯著性為 0.611 大於 0.05，故沒有顯著性差異。因此，可以推斷臉部特徵的顯著性順序為眼睛、嘴巴和鼻子。

表五、Games-Howell 多重比較

	(I)特徵	(J)特徵	平均值差異			95%信賴區間	
			(I-J)	標準誤	顯著性	下限	上限
Games- Howell 檢定	眼睛	鼻子	18.280*	5.885	0.024	2.497	34.063
		嘴巴	11.102	4.827	0.095	-1.802	24.005
	鼻子	眼睛	-18.280*	5.885	0.024	-34.063	-2.497
		嘴巴	-7.178	7.500	0.611	-26.072	11.716
	嘴巴	眼睛	-11.102	4.827	0.095	-24.005	1.802
		鼻子	7.178	7.500	0.611	-11.716	26.072

表六、敘述性統計分析(特徵)

來源	數量	平均值	標準差	標準誤	平均值 95% 信賴區間			
					下限	上限	最小值	最大值
眼睛	12	97.848	3.177	0.917	95.830	99.867	90.32	100
鼻子	12	79.568	20.136	5.813	66.775	92.362	41.94	96.77
嘴巴	12	86.747	16.416	4.739	76.316	97.177	54.84	100
總和	36	88.054	16.537	2.756	82.459	93.650	41.94	100

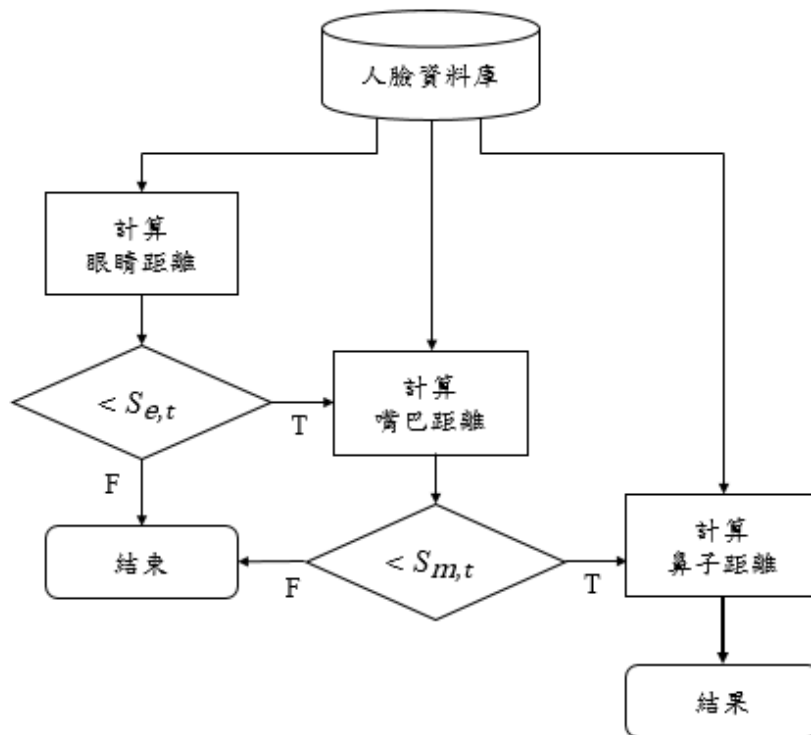
2.5. 分類辨識

實驗中將待辨識人臉圖像進行預處理並提取五官 LBP 特徵，便將待辨識人臉五官特徵與資料庫中的五官 LBP 特徵進行距離相似度計算，並使用 K 最近鄰 (KNN) 分類器和所提出的篩選技術進行分類辨識，以取得最後的辨識結果。

KNN 是一種無須事先訓練且易於理解實現的方法，透過將待分類圖像與已知圖像逐一進行距離相似度計算，並選取 K 個與待分類圖像最相近的圖像進行類別探討，以獲得分類結果。本研究是以卡方距離作為距離相似度之計算方式，如公式(5)所示，若兩張圖像的卡方距離越小，代表兩張圖像的相似度越高，反之，若兩張圖像的卡方距離越大，代表兩張圖像的相似度越低。

$$x^2(p, q) = \sum_i \frac{(p_i - q_i)^2}{p_i + q_i} \quad (5)$$

透過變異數分析之結果，得知臉部特徵的顯著性順序為眼睛、嘴巴和鼻子。因此，篩選技術會先進行眼睛距離計算，並設定眼睛距離允許誤差($S_{e,t}$)作為閾值，當資料庫中的圖像與待辨識圖像的眼睛距離小於 $S_{e,t}$ ，則將眼睛距離小於 $S_{e,t}$ 的圖像繼續進行嘴巴距離計算，並設定嘴巴距離允許誤差($S_{m,t}$)作為閾值，若經眼睛篩選後的圖像嘴巴距離依然小於 $S_{m,t}$ ，則進行最後的鼻子距離計算，以找出距離最近的人臉圖像，若途中圖像眼睛或嘴巴距離大於 $S_{e,t}$ 或 $S_{m,t}$ ，則判定為不相似不繼續進行計算，詳細流程如圖八所示。

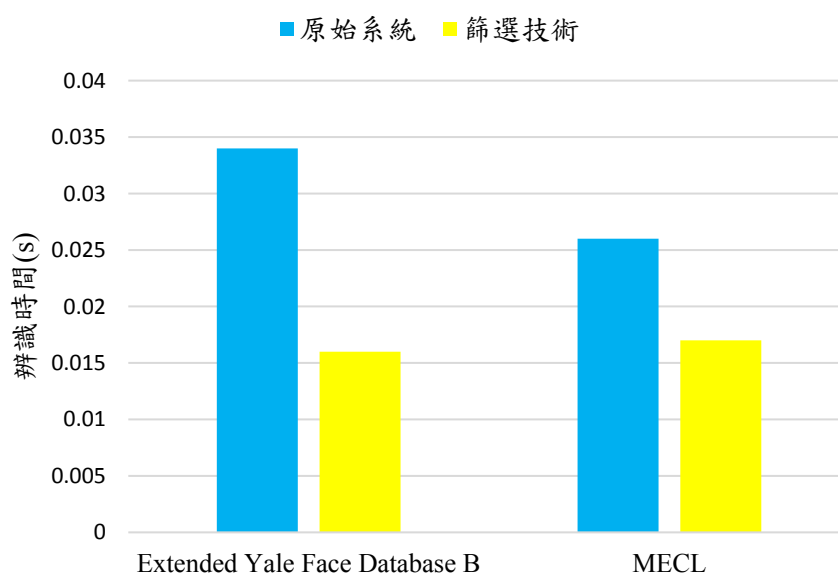


圖八、篩選技術流程

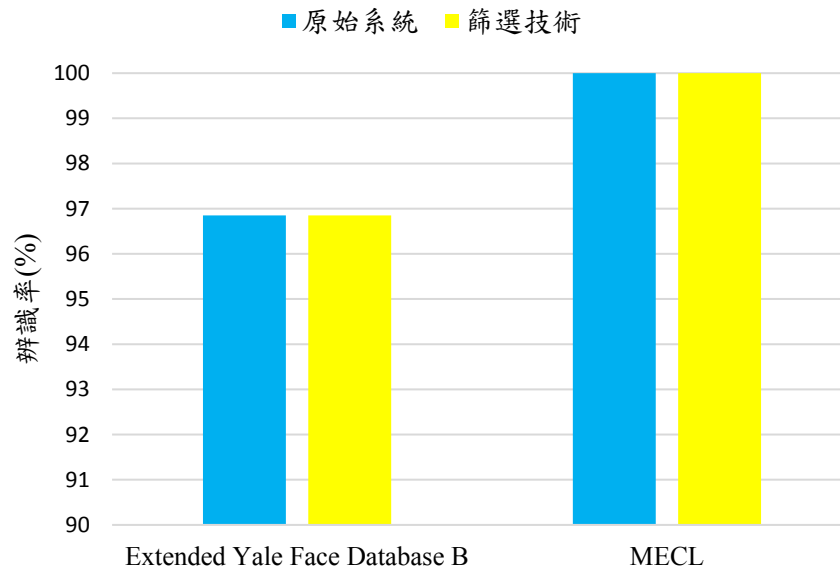
根據圖八的篩選技術流程以 Matlab 進行人臉辨識系統流程模擬，可以得知在 Extended Yale Face Database B 資料庫中，使用篩選技術的辨識率為 96.85%與辨識時間為 0.016s，相較於原始系統[4]的辨識率 96.85%與辨識時間 0.034 秒，在辨識時間上有效的提升 112.5%的效率。然而，在 MECL 人臉資料庫中，使用篩選技術的辨識率為 100%與辨識時間為 0.026 秒，相較於原始系統[4]的辨識率 100%與辨識時間 0.017 秒，在辨識時間上有效的提升 52.9%的效率。

3. Conclusion

本文提出一種篩選技術運用於人臉辨識系統，是以變異數分析作為其篩選技術之依據，並透過 Matlab 軟體作為模擬平台。原始系統在 Extended Yale Face Database B 和 MECL 人臉資料庫當中，所需的辨識時間為 0.034 秒以及 0.026 秒，而篩選技術僅需要 0.016 秒以及 0.017 秒，如圖九所示，且篩選技術與原始系統具有相同的辨識效果，辨識率皆為 96.85%以及 100%，如圖十所示。因此，可以證實所提出的篩選技術在兩個不同的資料庫下，不僅具有相同的辨識率，在辨識時間更提升 112.5%與 52.9%的效率，如表七所示，故可以證明篩選技術比原始系統更具有優勢。



圖九、原始方法與篩選技術之辨識時間



圖十、原始方法與篩選技術之辨識率

表七、篩選技術之提升效率

	原始系統	篩選技術	提升效率(%)
Extended Yale Face Database B	0.034	0.016	112.5
MECL	0.026	0.017	52.9

本研究所提出的篩選技術，雖然無法達到辨識率上的提升，但能有效提升辨識時間的效率。以 2017 年洛杉磯機場旅客高達 4830 萬人次，平均每日約 13 萬人次。假設以所提出的篩選技術運用於現有的 14 台 E-Gate 上，使原先每人需 12 秒的操作時間縮短為 5 秒，因此，一架能載 300 名旅客的航班，等待海關的平均時間將從 4 分多鐘縮短至 2 分鐘；但若同時有 10 個航班，其平均時間將從 42 分鐘縮短至 18 分鐘，同時也能快速的確認該人是否為通緝犯或受限制出境者以維護機場的安全。

4. Reference

- [1] Hailing Wang, Shimin Fu, (2018), Spatial attention modulates the temporal sequence of hemispheric asymmetry in configural and feature face processing, *Neuropsychologia* 111 (2018) pp.269-275.
- [2] Jiwen Lu, Xiuzhuang Zhou, Yap-Pen Tan, Yuanyuan Shang, Jie Zhou, (2014), Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 36, NO. 2, FEBRUARY 2014, pp.331-345.
- [3] Fabiola Becerra-Riera, Annette Morales- González, Heydi Méndez-Vázquez, (2017), Facial marks for improving face recognition, *Pattern Recognition Letters* 000 (2017) pp.1-7.
- [4] Xiaoyang Tan, Bill Triggs, (2010), Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions, *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 19, NO. 6, JUNE 2010, pp.1635-1650.
- [5] Yong Xu, Zheng Zhang, Guangming Lu, Jian Yang, (2016), Approximately symmetrical face images for image preprocessing in face recognition and sparse representation based classification, *Pattern Recognition* 54 (2016) pp.68–82.
- [6] Timo Ojala, Matti Pietikainen, David Harwood, (1994), Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions, *Pattern Recognition*, 1994. Vol. 1 - Conference A: Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on.
- [7] Yilmaz Kaya, Lokman Kayci, Murat Uyar, (2015), Automatic identification of butterfly species based on local binary patterns and artificial neural network, *Applied Soft Computing* 28 (2015) pp.132-137.
- [8] Zhe Tang, Yuancheng Su, Meng Joo Er, Fang Qi, Li Zhang, Jianyong Zhou, (2015), A local binary pattern based texture descriptors for classification of tea leaves, *Neurocomputing* 168 (2015) pp.1011–1023.
- [9] Yan Zhang, Caijian Hua, (2015), Driver fatigue recognition based on facial expression analysis using local binary patterns, *Optik* 126 (2015) pp.4501–4505.
- [10] Abdulhameed Alelaiwi, Wadood Abdul, M. Solaiman Dewan, Mahmoud Migdadi, Ghulam Muhammed, (2016), Steerable pyramid transform and local binary pattern based robust face recognition for e-health secured login, *Computers and Electrical Engineering* 53 (2016) pp.435–443.
- [11] Mohd. Abdual Meqeet, Raghunath S. Holambe, (2017), Local binary patterns based on directional wavelet transform for expression and pose-invariant face recognition, *Applied Computing and Informatics* (2017).
- [12] Kang Wang, Zhenxue Chen, Q. M. Jonathan Wu, and Chengyun Liu, (2017), Illumination and pose variable face recognition via adaptively weighted ULBP_MHOG and WSRC, *Signal Processing: Image*

Communication 58(2017) pp. 175-186.

[13] Claire L. Witham, (2017), Automated face recognition of rhesus macaques, *Journal of Neuroscience Methods*, *Journal of Neuroscience Methods* 300 (2018) pp.157-165.

[14] Kuang-Chin Lee, Jeffrey Ho, David J. Kriegman, Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 27, NO. 5, MAY 2005 pp.684-698.

[15] Timo Ojala, Matti Pietikainen, Topi Maenpää, (2002), Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 24, NO. 7, JULY 2002, pp.971-987.