

低解析度人臉辨識系統

陳柏樺 陳俊輝 陳淑瑾 張雲龍

國立高雄應用科技大學 資訊工程學系

E-mail { 1102308111, jc.chen }@kuas.edu.tw

摘要

本研究主要提出一個鑑別性子空間的學習法，以處理低解析度人臉影像集合辨識問題。相較於傳統上使用超解析度(Super-Resolution)方法先合成高解析度影像後，再進行辨識的程序，本文章透過鑑別性聯合子空間之設計，建構出高解析度與低解析度人臉影像集合之特徵關係，解決傳統方法中，因合成高解析度人臉影像時所需要大量計算時間的問題。在鑑別性聯合子空間中，目標是使得訓練資料中同一人之低解析度與其高解析度影像集合，具有最高的相似程度；此外，因低解析度影像失去人臉影像中高頻的資訊，使得高解析度對低解析度的關係是多對一的關係，而造成辨識的錯誤。因此，在子空間的設計上，更進一步透過資料間誤判關係之最小化，使得學習的子空間有較好的鑑別力。實驗中，使用 Yale B 及 Honda UCSD Video Database 人臉資料庫，以驗證方法的正確性。

關鍵詞：低解析度人臉辨識

Abstract

This study proposed a discriminant coupled subspace to deal with low-resolution face image set recognition problem. Compared to the traditional super-resolution method, It need a preprocess to synthesis of high-resolution images from low-resolution image before identification procedures, It through the joint sub-space design in this letter, construct high-resolution face image set and low resolution face image set features of the relationship and solve the traditional method, due to synthesis of high-resolution face images time-consuming problem. In the joint sub-space of discriminant, the goal is to make the training data of high-resolution image set and low-resolution image set with the highest degree of similarity. In addition, low-resolution images due to loss of face images in high-frequency information, which enables high resolution include more relationship information to reduce of identification errors. Thus, in the sub-space design, the relationship further through the data between the minimum of false positives, making the learning subspace with better discernment. It using Yale B face database and Honda UCSD Video database to verify the correctness of the method in the Experiment.

Keywords: Low-resolution face recognition.



圖 1 監視器畫面人臉影像放大

1. 前言

監視系統日益普及，無論在畫質以及傳輸介面上均較過去幾年有顯著的改善，雖然產品推陳出新，但受限於成本考量而導致監控範圍較大以及儲存設備之因素所限制，影片的品質依然不甚良好，普遍仍以 320 x 240 畫素做為儲存尺寸。在大範圍監控下，畫面中的人臉經過放大後，無法在現有人臉辨識系統中得到良好的辨視效果，如圖 1 所示，畫面中的人臉經放大後模糊不易辨視，而現在的方法大多採用線性插補法 (linear interpolation) 或是超解析度 (Super-Resolution) 來還原照片，前者還原效果不佳，後者則是極度耗時，故而提出以線性鑑別分析 (Linear discriminant analysis) 為主要概念的方法來解決低解析度人臉影像即時辨視問題。

傳統的人臉辨識技術，容易受到光源照射以及不同角度的影響，降低辨識率。如今，融合多光源以及多角度的人臉辨識技術，為人臉辨識系統帶來革命性創新，尤其在 911 恐怖攻擊後，這項技術才引起廣泛的關注，也逐漸成為國際反恐和安全防範的重要手段之一。由美國標準與技術研究院 (NIST) 2006 年舉行的大規模 Face Recognition Vendor Test (人臉資料測試, FRVT) 顯示，當年人臉辨識技術的精確度，至少比 2002 年的 FRVT，提高了 10 倍。[20] 有別於使用單張影像，相對於此種靜態影像辨識方法外，利用影片中連續的多張影像來做辨識的方法則稱為動態影像辨識。動態影像相對於靜態影像有許多優勢，一是多張影像提供的資訊比單張影像豐富，其中包括了不同的視角，相鄰影像的資訊等，這些資訊都能夠增加人臉辨識的準確度。在 [1][2] 中，作者便利用了動態影像來建立容許不同視角下的人臉辨識系統，並且利用了多張影像中兩兩前後影像的關係來處理有部分遮蔽的情況。[3] 提出了一個以動態影像 (video-based) 的人臉辨識系

統，除了動態影像資訊外，該系統並對輸入影像做了多項的前處理，包括某程度上去除光線、視角和部分遮蔽的因素。由於在現今社會動態影像的取得非常便利(網路攝影機、數位相機或拍照功能的手機)，因此研究題目在近在逐漸受到重視，在 CVPR 2005 中更有特別 session 探討動態影像為基礎的人臉辨識題目。總結來說，光線、視角與低解析度仍是人臉辨識目前的難題，雖然有相當多的研究是針對這兩個問題，但並沒有一套完全的解決方法。近來的研究趨向利用動態影像來得到更高的精確度，而利用 3D 的人臉模型來進行辨識也因為在視角改變的狀況下有不錯的表現，在近幾年也逐漸受到重視。

在本文中提出一個以動態影像為基礎的低解析度人臉識別方法，亦利用動態影像所提供連續且多角度的資訊，我們除了可以解決影像解析度不足的問題外，亦可容許角度變化以及光線的影響。透過鑑別性聯合子空間之設計，影像集合(image set)彼此之間擁有良好的鑑別性，藉以判斷輸入的低解析度影像集合，是屬於那一個高解析度影像集合。

2. 文獻探討

針對低解析度的人臉識別的問題中，主要可分成二大研究方向：以超解析度(Super-Resolution)將低解析度圖片先合成出高解析度圖片，再進行辨識。直接求取鑑別性的共同子空間二大方法，例如耦合區域保留映射(Coupled Locality Preserving Mappings)，或是標準相關性分析(Canonical Correlation Analysis)。

2.1 超解析度為主之低解析度人臉識別

傳統解決低解析度(Low-Resolution)影像的辨別通常先使用超解析度(Super-Resolution)將低解析度影像進行重建後，再針對重建後的影像進行辨別，如式(1)中我們可以把低解析度影像看成是高解析度影像 Down Sample 後再加上一些雜訊所形成的[4]。

$$x = \downarrow [t(\tilde{x}) + n] \quad (1)$$

其中， x 表示高解析度影像， $t(\cdot)$ 表示因為角度或姿勢所造成的外觀變異， \downarrow 表示 downsample， n 指的是雜訊。而超解析度方法是以對低解析度影像進行區域特徵比對，以資料庫中相似的特徵區域的高頻資訊填補回去，還原成高解析度影像。

後來，圖形識別 (Pattern Recognition) 的演算法有些許的進步，嘗試不再沿用過去先將低解析度的測試影像利用超解析度演算法還原為高解析度(High-Resolution)的圖片再進行識別，此一進步將特別利於對低解析度的圖片進行識別。取而代之的方法是將影像重建於特徵空間(Eigen-face space)中，只取出針對識別所須之人臉主成份 (Principal

Components For Face) 權重值(Weights) [5]。Jia *et. al.* [6]所提出以張量為基礎的(Tensor-Based)的方法模擬超解析影像，並識別低解析度人臉影像。方法是一個針對單一模型 (Model) 的低解析度影像的超解析度張量擴張。透過以張量為基礎的空間 (Tensor-Based Space) 建構人臉影像中角度 (Pose)、表情 (Expressions) 以及光線 (Illuminations) 的變異因素。在此空間中，高解析度影像被建構成多模型 (Multi-Modal)，它可以由相對應的低解析度影所構成的單一模態 (Single-Modal) 中估算出來。

到了最近，許多研究學者提出新穎的演算法[7]，同時關注低解析度人臉影像的超解析度以及人臉識別特徵抽取問題。在此方法作者重新設計了一個目標函式 (Objective Function)，將影像重建 (Reconstruction) 的限制以及分類 (Classification) 整合在一起。雖然可提升執行速度，但計算複雜度依舊頗高，並不適用於應用在即時系統 (Real-Time System) 上。

2.2 耦合區域保留映射

耦合區域保留映射 [8], [10] (CLPM) 方法在近期被提出，其基礎概念在於尋找一個高解析度影像與低解析度影像各自的轉換矩陣 (文章中分別以 PH 及 PL 表示)，使不同維度的影像可以透過各自的轉換矩陣將自己投影到一個 d 維的空間中，在此空間做影像的識別 (例如：低解析度人臉識別)，影像距離定義 D 如式(2)。

$$d_{ij} = D(l_i, h_j) \quad (2)$$

其中， l 表示低解析度影像集合， h 表示高解析度影像集合。由於高解析度影像解析度不同 (換句話說，特徵向量長度不同)，無法直接以歐式距離做相減，透過超解析度前處理後，將式(2)改以式(3)表示，再進行歐式距離相減計算出影像間的相似度。

$$d_{ij} = D(fsr(l_i), h_j) \quad (3)$$

d_{ij} 表示每一張測試影像 i 與資料庫中第 j 張影像以函 D 求出之距離， $f_{sr}(l_i)$ 表示經過超解度合成後的影像， l 表示低解析度的測試影像， h 表示資料庫中的高解析度影像集合。由於經過超解析度前處理有先前所描述之計算時間複雜的問題，因此 CLPM 為改進此一缺點，將目前函式改寫如式(4)。

$$d_{ij} = D_{ij}(fL(l_i), fH(h_j)) \quad (4)$$

透過 fL 與 fH 函式，將低解析度測試影像 l 與資料庫中的高解析度影像 h 轉換為相同解析度，即可以歐式距離法求出影像間相似程度。接著，目標取求一個新的投影空間，同一人的高解析度影像 h 與低解析度影像 l 能在此一新空間中愈相近愈好。

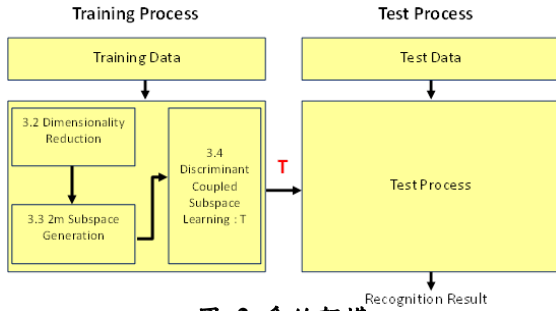


圖 2 系統架構

3. 系統流程

圖 2 為本系統流程圖。本識別系統分為訓練以及測試二部份，由訓練影像集合(Image Set)資料找出一個具有較高鑑別力 (Discriminant) 的新空間，我們稱為鑑別性耦合子空間 (Discriminant Coupled Subspace)，影像集中具有每一個人(Subject)不同角度與光線照射的資訊，可以用於解決非正面人臉或是姿勢變化的難題。透過學習而得的轉換矩陣 (Transformation Matrix) T。在測試程序中，將欲測試的低維影像集合，透過轉換矩陣 T 投影到鑑別性耦合子空間中，再透過 k-NN 分類器，得到低維影像集合的類別資訊 (Class Label)。

影像集中每一個人(subject)有多張不同角度與光線照射的多張影像資訊，可以用於解決非正面人臉或是姿勢變化的難題。在訓練過程中，主要包含三大步驟，如圖 2 中 3.2, 3.3 與 3.4)：首先，為了使高解析度影像集合 X^H 維度和低解析度影像集合 X^L 具有相同維度的特徵向量，因此，採用常見的主成份分析法 (Principal Component Analysis)，將訓練資料中高解析度影像集合 X^H 降低維度，降維後的高解析度影像集合以 \tilde{X}^H 表示。

接著，我們將每一個低維 X^L 與高維 \tilde{X}^H 的影像集合 (Image Set)，用子空間描述法表示。在本文中，我們使用透過分解每一個影像集合的 Correlation Matrix 得到其子空間表示法。最後，透過求得一個轉換矩陣 T，使得透過該矩陣，得到一個鑑別性的耦合子空間。在該子空間下，同一個 subject，其高維與低維的影像集合相似度較高，而不同 subject 之間，其高維與低維影像集合的相似度較低。其中，影像集合的相似度計算方式，是採用 canonical difference [24] 的方式。最後，經由最佳化過程，得到該轉換矩陣 T，並將每一個高維 $\{P_1^H, P_2^H, \dots, P_m^H\}$ 與低維 $\{P_1^L, P_2^L, \dots, P_m^L\}$ 的影像集合，投影到該鑑別性耦合子空間下，方便測試時比對速度。

4. 鑑別性聯合子空間

4.1 降低維度

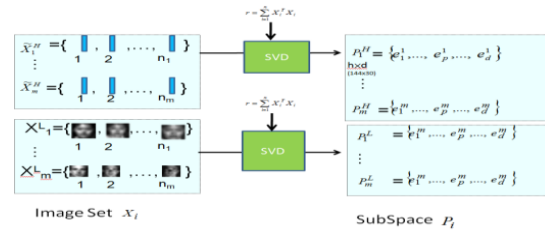


圖 3 Subspace Generation

在本小節中降維的目的，是為了使高解析度影像集合的資料維度可以和低解析度影像集合的維度相同，以利後續步驟，以下介紹如何降低影像維度。主成份分析(Principal Component Analysis)最主要的精神就是要透過奇異值分解(Singular value decomposition)[13]找出 Maximize data variance，使其能夠用較少的維度代表原來的資料。

設 X 為 $m * n$ 階矩陣， $\text{rank } X=r$ ，SVD 具有如式(5)形式：

$$X = U \Sigma V^T \quad (5)$$

其中 U 是 $m * m$ ， V 是 $n * n$ ， Σ 是 $m * n$ 。方陣 U 和 V 都是正交矩陣，PCA 則是去計算 $\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_r$ 的總和，並取出適當的維度 ($U_1 \sim U_n$ ， $n \leq r$ ，假設 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$) 將原來的資料投影(Project)在此 Eigen 座標軸上，藉以減少資料的維度。將所有的高解析度影像集合 $X_1^H \sim X_m^H$ 中的資料建立一個 Data Matrix，計算出平均值 (\bar{x}) 後，透過奇異值分解求得 U (Eigen Vector) 與 D (Eigen Value) 後，接下來將每一個影像集合 X_i^H 減去平均值後透過排序後的 U 投影到 PCA 空間中，進行降維，則此時原本的高解析度影像集合 $X_1^H \sim X_m^H$ 維度降低為 $144(12 \times 12)$ ，以 $\tilde{X}_1^H \sim \tilde{X}_m^H$ 表示。

4.2 子空間建立

在本節中介紹如何把影像資料建立子空間 (Subspace)，建立子空間的目的為將每一個影像集合，用子空間表示其自身的資料變異。首先我們把使用 PCA 降維後的高解析度影像集合 \tilde{X}^H 以及低解析度影像集合 X^L 中的每一張影像 (\tilde{X}^H 有 m 組， X^L 有 m 組)， \tilde{X}^H 中的資料是經過 PCA 投影後的 Project Weight，而 X^L 中的資料則是使用原始的影像資料。把以上 $2m$ 組資料分別各自建立一個子空間 (Subspace)，如錯誤! 找不到參照來源。所示。在訓練資料中每一個人共有一對高解析度影像集合 \tilde{X}_i^H 與低解析度影像集合 X_i^L 。子空間的建立方式一樣是採用 PCA，但一般 PCA 是針對資料的 Covariance Matrix 做奇異值分析，而在此階段，我們是針對 Correlation Matrix 做奇異值分析，之後再 144 維全部採用。Correlation Matrix 定義： $r = \sum_{i=1}^n x_i^T x_i$ ，和 Covariance Matrix 差別在 Correlation Matrix 並沒

有扣掉 \bar{x} (平均臉)。在把每一組子空間都建立後，

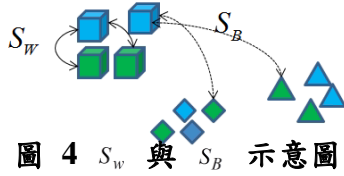


圖 4 S_W 與 S_B 示意圖

其每一組資料形成的 Subspace P_i ，其空間中資料物理意義是不相同的 ($X^H \neq \tilde{X}^H$) 並且每個子空間皆有自己的基準點，直接比較並無意義，而且此資料在空間中鑑別性不高(以常態分佈，並無刻意分群)。

4.3 鑑別性聯合子空間學習

在本文中，主要的概念來自於線性鑑別分析 (Linear Discriminant Analysis)，我們希望同一個人的高解析度影像集合 X_i^H 與自身低解析度集合 X_i^L 可以在新的空間中距離較近，與他人之低解析度影像集合 X_j^L 距離較遠，在這裡我們定義一個一個距離公式 Canonical Diff，參考式(6)， C_i 和 C_j 表示二個不同的 Canonical Subspace。

$$\text{CanonicalDiff}(i, j) = \sum_{r=1}^d d_r^2 = \sum_{r=1}^d \|u_r - v_r\|^2 = \text{trace}((C_i - C_j)^T (C_i - C_j)) \quad (6)$$

接下來可以把式(4.2)中的 Canonical Diff 替換成式(6)中定義，如式(7)所示：

$$T = \underset{T}{\text{argmax}} \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{l \in B_i} \text{trace}((C_i - C_j)^T (C_i - C_j))}{\sum_{i=1}^m \sum_{k \in W_i} \text{trace}((C_i - C_k)^T (C_i - C_k))} \quad (7)$$

圖 4 中， S_W 表示同一個的高解析影像低解析影像集合離， S_B 表示自己與他人間高解析度影像集合與低解析度影像集合的距離。最後只要對 $S_W^{-1} S_B$ 去做奇異值分解，取出我們所需的 h 個 Eigen Vector，即可求出我們所要的轉置矩陣 T (假設 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$)。

4.4 測試程序

在測試過程中，我們將欲識別的低解析度影片透過 OpenCV[23]截取出低解析度影像集合 X^L 後輸入測試程序(如圖 5)，為 X^L 建立一個獨立的子空間 P^L ，之後再透過我們在訓練階段所求得轉換矩陣 T ，將 X^L 投影到鑑別性聯合子空間中，利用 K-NN 演算法求得最相近的鄰居，輸出識別結果，K-NN 演算法目的在於找到相近的 K 個鄰居(k-th Nearest Neighbor)， K 的選擇透過實驗來求得最佳的 K 值，當找出最相近的 K 個鄰居後，從中判斷欲辨別的人臉到底比較接近誰。

5. 實驗結果

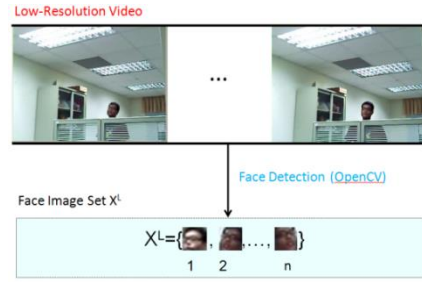


圖 5 測試資料 X_L 取得示意圖



圖 6 Yale B 訓練集合：左圖為高解析度訓練集合，右圖為低解析度訓練集合

在本實驗中使用 Yale B[21] 以及 Honda/UCSD[22] 二個人臉資料庫驗證本文所提出之鑑別性聯合子空間方法效果。Yale B 人臉資料庫 [21] 中包含 38 個被拍攝人員 (Yale B 28 個與 Extend Yale B 10 個)，每個人有 585 張不同角度或是光線條件(每個人基本上有 9 種姿勢和 64 種光源照射條件以及其他特殊條件下所拍攝的)的臉部影像(頭部位置的移動或是姿勢)。資料庫中的照片都是 8-bit(灰階)。影像的尺吋為 640(寬) * 480(高)。Honda/UCSD 成立的目的是为了提供人脸追踪、识别演算法一个标准的影片(video)资料库(参考图 [27])，每段影片都是在室内以每秒 15 个讯框(frame)录製，每段影片至少维持 15 秒的长度，影片的解析度统一为 640*480。每一位参与录製的人员至少录製 2 段影片，人员可以自由的選擇去對頭部做 2D(左右移動)或是 3D(頭部旋轉)，沒有任何規則限制，這些影片包含一些真實世界的跟踪/識別器可能會遇到的困難情況，如部分閉塞(occlusion)，臉部分離畫面，大尺度的變化等。

Yale B 中每個人有 9 組影像子集合(1~9)，我們每次取 3 組(ex:1~3、4~6、5~9)個做交互驗證，2 個子集合作為訓練，其餘做為測試用。我們將影像集合的尺寸縮放成 24 * 24(高解析度)與 12 * 12(低解析度)。在此設定中，每個人共有九種姿勢，第 1~3 個影像集合光源是由右方照射，4~6 影像集合光源為前方照射而來，5~9 影像集合則由左方照射。

在 Honda UCSD Video Database 中，本文透過 OpenCV [23]以 cascaded 分類器將人臉影像由影片中截取出來。每個人取出 150 張，分成五個資料集(a、b、c、d、e)，分類的方式採用人工將同一角度分在第 1 個資料集(例如都向左轉)，第 2 個資料集則是另一種不同角度(例如向右轉或向上仰)，如圖，第 3 資料集任意取中間部份連續 30 張(可能包含部

份 a、b 資料集)。第 4 個資料集則取前 30 張，由於前 30 張 video 中的人變化通常較少，第 5 個資料集取最後 30 張，此一資料集中的人幾乎不被包含於 a、b 資料集中。在此測試中，高解析度的影像集



圖 7 Honda 訓練集合

合大小為 72×72 以及 24×24 ，低解析度的影像集合大小統一為 12×12 ，高解析度的大小分成二組 72×72 和 24×24 用於實驗是否因為 72×72 降維至 12×12 會因此損失較多資訊而降低系統效能，訓練集合有 20 個人，每次挑 3 組做為訓練及測試，但一定包含 a、b 集合，用以比較是否經過刻意挑選的訓練集合有較好效果，測試集合一樣是 20 個人。低解析度的資料集由高解析度資料集直接做 DownSample 而來。

5.1 參數設定

子空間的最大維度是 144×30 ，以經驗法則來說，不會只去選擇過份少的維度(例如維度為 144×1)，有失準確性，或是過多的維度(維度為 144×10 以上)，容易受到雜訊的影響。在轉換矩陣 T 的維度選擇上，依經驗大多選擇 50%~70% 的維度，根據本章實驗的結果，在 50% 附近的區間($144 \times 60 \sim 144 \times 80$)，平均識別率確實較良好。在本節說明 Yale B 資料庫中，子空間(Subspace)以及轉換矩陣 T 的選擇依據。由圖 8 為每九組訓練及測試組合在各種 Subspace 維度的平均識別率(T 的維度 $144 \times 1 \sim 144 \times$

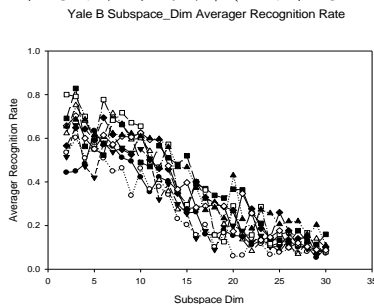


圖 8 Yale B 九種組合子空間平均識別率

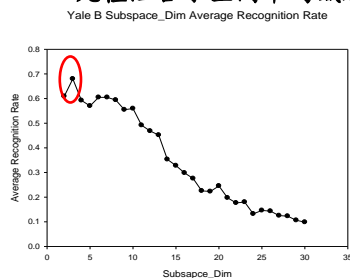


圖 9 Yale B 子空間平均識別率

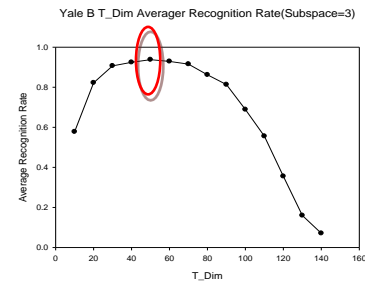


圖 10 Yale B 不同維度 T 識別率

144 識別率平均值)，X 軸是 Subspace 維度，Y 軸則是相對應的平均識別率，圖 8 是將圖 6 九種組合平均後的結果，在圖 9 中可以發現，子空間的維度在 144×3 時，可以得到較好的平均識別率，維度大於 144×3 之後，整體識別率呈現大幅下降的趨勢。得知子空間最佳平均識別率的維度之後，接下來由圖 10 中可以發現當子空維度選擇為 144×3 時，轉換矩陣 T 的維度為 144×50 時，有較好的平均識別率。

Honda 資料庫中，子空間(Subspace)以及轉換矩陣 T 的選擇依據。由圖 7 為每九組訓練及測試組合在各種 Subspace 維度的平均識別率(T 的維度 $144 \times 1 \sim 144 \times 144$ 識別率平均值)，X 軸是 Subspace 維度，Y 軸則是相對應的平均識別率，圖 12 是將圖 11 九種組合平均後的結果，在圖 12 中可以發現，子空間的維度在 144×3 時，可以得到較好的平均識別率，維度大於 144×3 之後，整體識別率呈現大幅下降的趨勢。根據圖 12 決定採用 144×3 的子空間大小之後，根據子空間大小為 3 選出適合的 T 維度，在圖 13 中，顯示了不同 T 的維度($144 \times 1 \sim 144 \times 144$)，由於 T 值的敏感度較小，所以我們每以每 10 個維度做一次紀錄。由圖 13 中可以明顯發現，T 的維度在 144×70 的位置有較好的平均識別率。

5.2 系統效能

表 1 顯示 Yale B 各種組合的平均識別率，皆由三組資料(例如 Yale B (1)、Yale B (2)、Yale B (3)) 交互驗證後求得平均識別率。表 1 中顯示出資料集 A、B、C、A、B、D、A、B、E 三組資料交互驗證的識別率。

表 1 Yale B 和 Honda 識別率比較

Database	T_Dim	Sub_Dim	Recognition Rate
Yale B	50	3	93.77 ± 5.99
Honda	70	3	63.89 ± 12.43

6. 結論

本文跟據 LDA 的概念提出一個新的以鑑別性

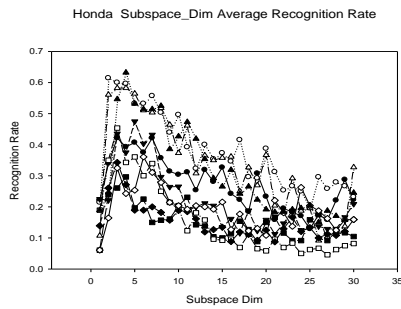


圖 11 Honda 九種組合子空間維度識別率

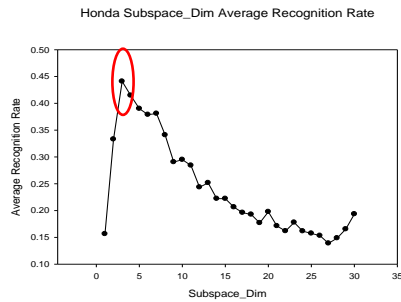


圖 2 Honda 子空間維度平均識別率

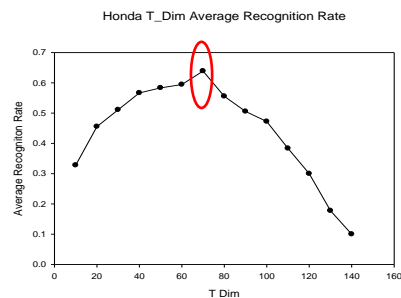


圖 13 Honda 子空間維度為 3 平均識別率

聯合子空間下的低解析度人臉識別系統，可以解決傳統人臉識別系統較難以克服的低解析度問題並且可以容忍光線影響以及角度問題。但在現實應用上，我們通常無法取得欲識別對象的影像集合(例如護照、身份證件通常只有一張大頭照)，在未來的希望可以結合以單張影像透過事前訓練完成的系統去建構出每一個人的虛擬(pseudo)子空間技術，發展更為完善的即時性低解析度人臉識別系統。

7. 參考文獻

- [1] K. C. Lee, J. Ho, M. H. Yang and D. Kriegman, "Video-Based Face Recognition Using Probabilistic Appearance Manifolds," CVPR, Vol. 1, pp. I-313, 2003.
- [2] K. C. Lee, J. Ho, M. H. Yang and D. Kriegman, "Visual tracking and recognition using probabilistic appearance manifolds," CVIU, Vol. 99, No. 3, pp. 303-331, 2005.
- [3] O. Arandjelovic and A. Zisserman, "Automatic face recognition for film character retrieval in feature-length films," CVPR, Vol. 1, pp. 860-867, 2005.
- [4] O. Arandjelovic and R. Cipolla, "A Manifold Approach to Face Recognition from Low Quality Video Across Illumination and Pose using Implicit Super-Resolution," ICCV, 2007.
- [5] B. K. Gunturk, A. U. Batur, Y. Altunbasak, M. H. Hayes and R. M. Mersereau, "Eigenface-domain superresolution for face recognition," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 12, No. 5, pp. 597-606, 2003.

- [6] K. Jia and S. Gong, "Multi-modal tensor face for simultaneous super-resolution and recognition," ICCV, Vol. 2, pp. 1683-1690, 2005.
- [7] P. H. Hennings-Yeomans, S. Baker and B. V. Kumar, "Simultaneous super-resolution and feature extraction for recognition of low-resolution faces," CVPR, pp. 1-8, 2008.
- [8] B. Li, H. Chang, S. Shan and X. Chen, "Low-resolution face recognition via coupled locality preserving mappings," Signal Processing Letters, Vol. 17, No. 1, 2010.
- [9] B. Li, H. Chang, S. Shan and X. Chen, "Coupled metric learning for face recognition with degraded images," In Advances in Machine Learning, pp. 220-233, 2009.
- [10] A. Hadid, M. Nishiyama and Y. Sato, "Recognition of blurred faces via facial deblurring combined with blur-tolerant descriptors," ICPR, pp. 1160-1163, 2010.
- [11] W. Yang, D. Yi, Z. Lei, J. Sang and S. Z. Li, "2D-3D face matching using CCA," IEEE Conf. on Automatic Face & Gesture Recognition, pp. 1-6, 2008.
- [12] H. Huang, H. He, X. Fan and J. Zhang, "Super-resolution of human face image using canonical correlation analysis," Pattern Recognition, Vol. 43, No. 7, pp. 2532-2543, 2010.
- [13] 線代啟示錄 (<http://ccjou.twbbs.org/blog/?p=3326>).
- [14] QR decomposition (http://en.wikipedia.org/wiki/QR_decomposition).
- [15] K. Fukui and O. Yamaguchi, "Face Recognition Using Multi-viewpoint Patterns for Robot Vision," In Robotics Research, pp. 192-201, 2005.
- [16] A. Hadid, M. Nishiyama and Y. Sato, "Recognition of blurred faces via facial deblurring combined with blur-tolerant descriptors," ICPR, pp. 1160-1163, 2010.
- [17] V. Ojansivu and J. Heikkila, "Blur insensitive texture classification using local phase quantization," In Image and signal processing, pp. 236-243, 2008.
- [18] M. Nishiyama, H. Takeshima, J. Shotton, T. Kozakaya and O. Yamaguchi, "Facial deblur inference to improve recognition of blurred faces," CVPR, pp. 1115-1122, 2009.
- [19] T. Ahonen, E. Rahtu, V. Ojansivu and J. Heikkila, "Recognition of blurred faces using local phase quantization," ICPR, pp. 1-4, 2008.
- [20] 電腦視覺監控產學聯盟電子報 (http://140.113.87.112/vol_7/tech1.htm).
- [21] Yale B face database (<http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/Yale%20Face%20Database.htm>).
- [22] The Honda/UCSD Video Database (<http://vision.ucsd.edu/~leekc/HondaUCSDVideoDatabase/HondaUCSD.html>).
- [23] OpenCV (<http://www.opencv.org.cn/index.php?title=%E9%A6%96%E9%A1%B5&variant=zh-tw>).
- [24] W. S. Chu, J. C. Chen and J. J. J. Lien, "Kernel discriminant transformation for image set-based face recognition," Pattern Recognition, Vol. 44, No. 8, pp. 1567-1580, 2011.