

鑑別性小波臉與最接近特徵分類器於人臉辨識之研究

簡仁宗*、吳佳珍

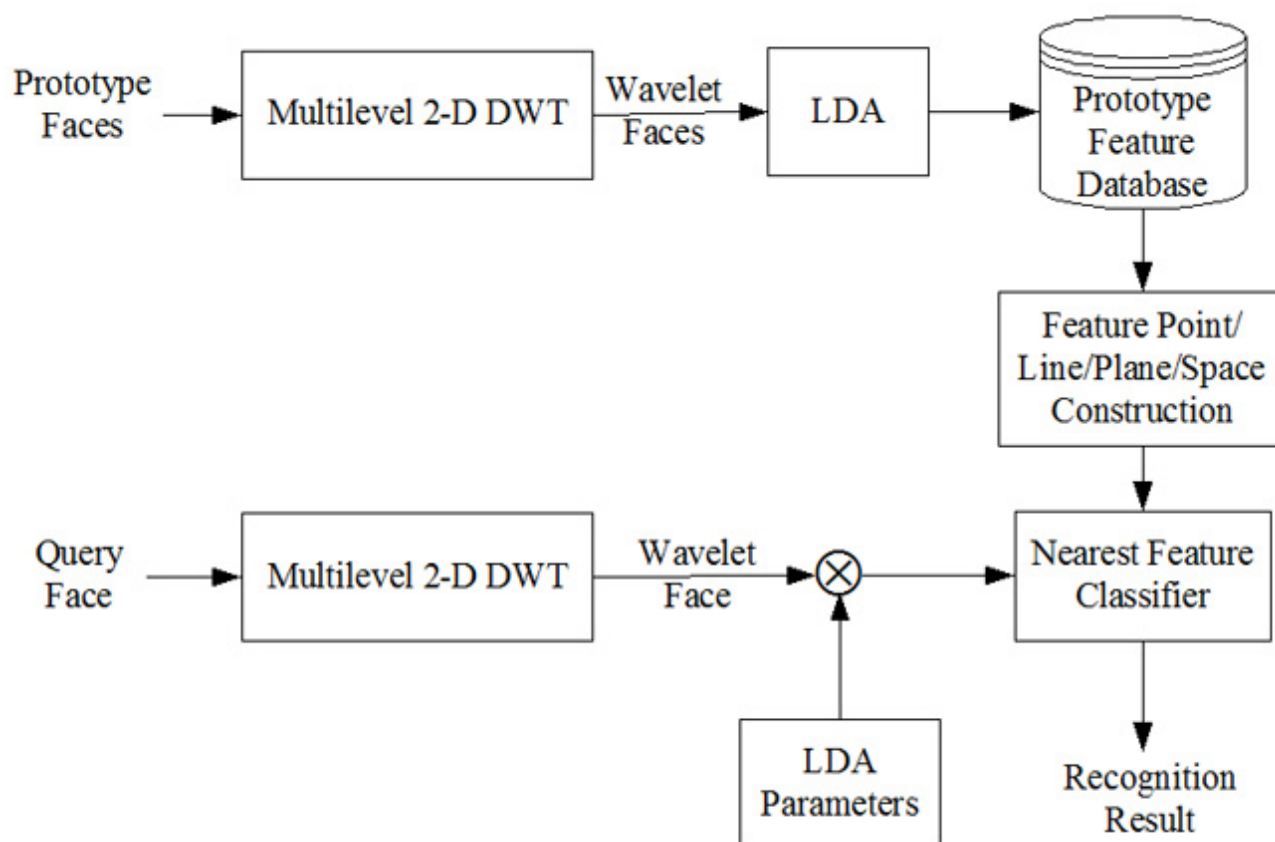
國立成功大學電機資訊學院資訊工程學系

jtchien@ieee.org

Jen-Tzung Chien and Chia-Chen Wu, "Discriminant waveletfaces and nearest feature decisions for face recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 12, pp. 1644-1649, 2002.

Times Cited: 164

在人臉辨識系統中，特徵擷取、鑑別性分析與分類法則是三個基本的元素^{[2][3]}，此研究將同時考慮此三問題，建立一整合的人臉辨識系統。如圖一所示，我們首先利用多解析度小波轉換擷取小波臉(wavelet face)並透過線性鑑別性分析改進人臉特徵的鑑別性，最後透過最接近特徵平面(nearest feature plane, NFP)與最接近特徵空間(nearest feature space, NFS)分類器達到強健性的分類。



圖一 小波人臉辨識系統

小波臉:

小波分析已被成功的應用於人臉的特徵擷取^[4]。我們透過多層級的二維小波轉換^[5]來擷取人臉特徵，利用高通與低通濾波器將人臉影像分解成四個小波臉，在此我們將低頻小波臉作更進一步的小波分解，因為低頻部分一般是反映影像輪廓部分，對於影像的變異較不敏感，因此擁有較具鑑別資訊的特徵。

線性鑑別性分析(LDA):

為了增進系統鑑別能力，在擷取小波臉之後，我們更進一步利用線性鑑別性分析^[1]將其特徵向量加以轉換，轉換後的特徵向量將考慮各類別間的關係以最大化類別間的距離並最小化類別內的變異，同時特徵向量的維度也因此得以降低，而維度詛咒(curse of dimensionality)問題也可以解決。

最接近特徵分類器(Nearest Feature Classifiers):

在此研究當中，我們將提出兩種強健性的分類法則 - 最接近特徵平面(NFP)與最接近特徵空間(NFS)。在NFP中，每個類別 c 透過三個資料點 l, k, g 建立起其特徵平面 F_{lkg}^c ，進而計算查詢資料 z 與特徵平面之距離 $d(z, F_{lkg}^c) = \|z - \mathbf{p}_{lkg}^c\|$ ，其中 \mathbf{p}_{lkg}^c 為 z 在該平面之投影點，該查詢資料對應的類別即可透過下式被決定

$$(\hat{c}, \hat{l}, \hat{k}, \hat{g}) = \underset{\substack{1 \leq c \leq C, 1 \leq l, k, g \leq n_c \\ l \neq k \neq g}}{\arg \min} d(z, F_{lkg}^c)$$

而為了解決NFP的計算效率問題，我們更提出NFS分類法則，令 $\{Z_{c1}, Z_{c2}, \dots, Z_{cn_c}\}$ 為類別 c 對應的資料，由 $S^c = \text{SP}(Z_{c1}, Z_{c2}, \dots, Z_{cn_c})$ 建構出來的特徵空間為類別 c 對應的特徵空間，不同類別建構出的特徵空間之間有明顯的變異存在，所以我們藉由搜尋查詢資料 z 對應之最接近特徵空間的類別求得其對應的類別，該分類法則如下：

$$\hat{c} = \underset{1 \leq c \leq C}{\arg \min} d(z, S^c) = \underset{1 \leq c \leq C}{\arg \min} \|z - \mathbf{p}^c\|$$

其中 \mathbf{p}^c 為查詢資料 z 投影至 S^c 空間中的投影向量。如此一來，不管各類別對應的資料數量如何，分類時需要的比對次數都為總類別數，而不像傳統Nearest Neighbor法則需要比對所有訓練資料與測試資料間的關係，因此在人臉辨識上能更有效率。

實驗結果:

在實驗分析上，我們採用IIS人臉資料庫(<http://smart.iis.sinica.edu.tw/>)與ORL人臉資料庫(<http://www.cam-orl.co.uk/facedatabase.html>)為實驗資料，我們利用多層級二維度小波分析，並將最低頻部分擷取出成為特徵向量，實驗平台為Intel Pentium III 733 MHz CPU與256MB記憶體。表一列出利用特徵臉(eigenface)與小波臉(兩層、三層與四層)作特徵擷取的訓練時間與辨識效果，在此我們實現Nearest Neighbor (NN)分類法則並加以比較，該顯示利用小波臉特徵能有效的改進訓練時間同時確保辨識的效能。

表一. 特徵臉與不同層級小波臉對應之訓練時間與辨識效能

	Eigenface	Two-Level Waveletface	Three-Level Waveletface	Four-Level Waveletface
Recognition Rate	91.2	N/A	91.9	88.9
Training Time	14.8 min	N/A	6.7 min	3.1 min

接著我們將特徵臉與小波臉利用LDA加以轉換，並比較利用不同分類法則的效果，如表二所示，對於辨識每一個測試資料特徵臉需要0.337秒而小波臉僅需要0.202秒，在辨識率方面，引入LDA後辨識率也能有所提升，而在不同分類法則的比較上，利用最接近特徵空間分類法則能達到最佳的辨識效果。最後我們比較

不同分類法則在每個類別擁有的資料量下對辨識率的影響，如表三所示，當擁有較多的資料時辨識率可有效的提升，其中最接近特徵空間分類法則達到最佳的辨識效果。

表二. 不同鑑別性特徵與分類法則的辨識率與辨識時間

Methods	Recognition Rates (IIS)	Recognition Times (IIS)	Recognition Rates (ORL)
Eigenface + NN	91.2	0.337	92
Discriminant Eigenface + NN	91.4	0.339	93.5
Waveletface + NN	91.9	0.202	92.5
Discriminant Waveletface + NN	93.1	0.208	94.5
Discriminant Waveletface + MLP	N/A	N/A	94.9
Discriminant Waveletface + NFL	95.4	0.212	95
Discriminant Waveletface + NFP	95.7	0.219	95.8
Discriminant Waveletface + NFS	96.4	0.285	96.1

表三. 不同分類法則於不同雜型資料量下對辨識率的比較

	Number of distinct prototype images in each class		
	3	4	6
NN	75.4	76	93.1
NFL	82.6	88.4	95.4
NFP	85.5	90.5	95.7
NFS	N/A	90.6	96.4

References:

1. P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711 – 720, 1997.
2. J.-T. Chien and C.-C. Wu, "Discriminant waveletfaces and nearest feature decisions for face recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 12, pp. 1644-1649, 2002.
3. J.-T. Chien and C.-P. Liao, "Maximum confidence hidden Markov modeling for face recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 4, pp. 606-616, 2008.
4. R. Foltyniewicz, "Automatic face recognition via wavelets and mathematical morphology", *Proc. International Conf. on Pattern Recognition*, pp. 13-17, 1996.
5. R. M. Rao and A. S. Bopardikar, *Wavelet Transforms – Introduction to Theory and Applications*, Addison Wesley Longman, Inc., 1998.