

行政院國家科學委員會補助
大專學生參與專題研究計畫研究成果報告

* ***** *
* 計 畫 *
* : 二維主軸分析之超高解析度演算法於影像放大之研究 *
* 名 稱 *
* ***** *

執行計畫學生： 游然琇
學生計畫編號： NSC 98-2815-C-216-014-E
研究期間： 98年07月01日至99年02月28日止，計8個月
指導教授： 李建興

處理方式： 本計畫可公開查詢

執行單位： 中華大學資訊工程學系

中華民國 99年03月31日

一、摘要

在社會上，監控系統是隨處可見，但是我們真的能從中獲得所需資訊嗎？在有些情況，我們或許只需要大略的資訊，細部的部分就暫且放著，如果有一天，我們需要一些「精準」的資料，諸如：車牌、人臉等資訊，運氣好的話，我們都能從監控系統得到所需之影像畫面，但就目前的監控設備而言，我們想獲得較清晰之影像畫面，就必須藉著影像強化來處理來達成。

本計畫之目的是關於將低解析度之影像加以強化以得到較高解析度之清晰影像，採用二維主軸分析演算法 (2D Principal Component Analysis, 2D-PCA) 的概念將低解析度之影像加以放大。

二、研究動機與研究問題

一般的監控系統，常常受制於成本因素，大多無法選用品質較好的攝影設備，所以我們看到的監控畫面總是模糊不清，又或者是太小，一經放大，就受解析度影響，當我們想從這些影像獲得所需資訊時，像是對於車牌和人臉的辨識上時就會有所困難。

三、文獻回顧與探討

在近年來影像放大的相關研究，研究方法可分為影像內插法以及超高解析度兩類。影像內插法基本原理是利用各種不同的核心函數，來對影像做放大及縮小

的動作，當我們遇到不同情況時，便可以使用不同的函數，以求達到最佳的效果。

常用之影像內插法有 Sinc[1]、Bi-Linear[2]、Nearest Neighbor[3]、Bi-Cubic[4]等。其他還有C.H. Kim[5]計算面積比例的方式做影像縮放的處理，他透過已知的值，即像素值被覆蓋面積之值，按比例去計算在放大影像中的新像素值，此方式使用四個參考點，所以比Bi-Linear有更好的品質。而L. Rodrigus[6]也有提出演算法，他的方法是比較彈性的，我們根據像素附近的點，將邊緣的點內插，再根據附近像素點的變異程度、強度等，決定內插值強度。

而另外一種影像放大方法，稱為超高解析度演算法(Super resolution)[7]-[9]，此方法較內插法複雜，且由於需要大量的模型作為放大影響之依據，所以在花費的時間上較內插法多。此類研究大多先製作一個資料庫，此資料庫需蒐集大量低解析度的影像，還有與其相對之高解析度影像，假設我們現在要提高一張低解析度之影像，我們需將此影像分割成幾個小區塊，再到原先設置好的資料庫，做低解析度的影像，還有與其相對之高解析度影像，假設我們現在要提高一張低解析度之影像，我們需將此影像分割成幾個小區塊，再到原先設置好的資料庫，做低解析度影像比對，找出相似度最高之圖片，所以這類方法由於資料量很大，所以在進行資料比對時，花費時間較多，但得到的高解析度影像卻較佳。

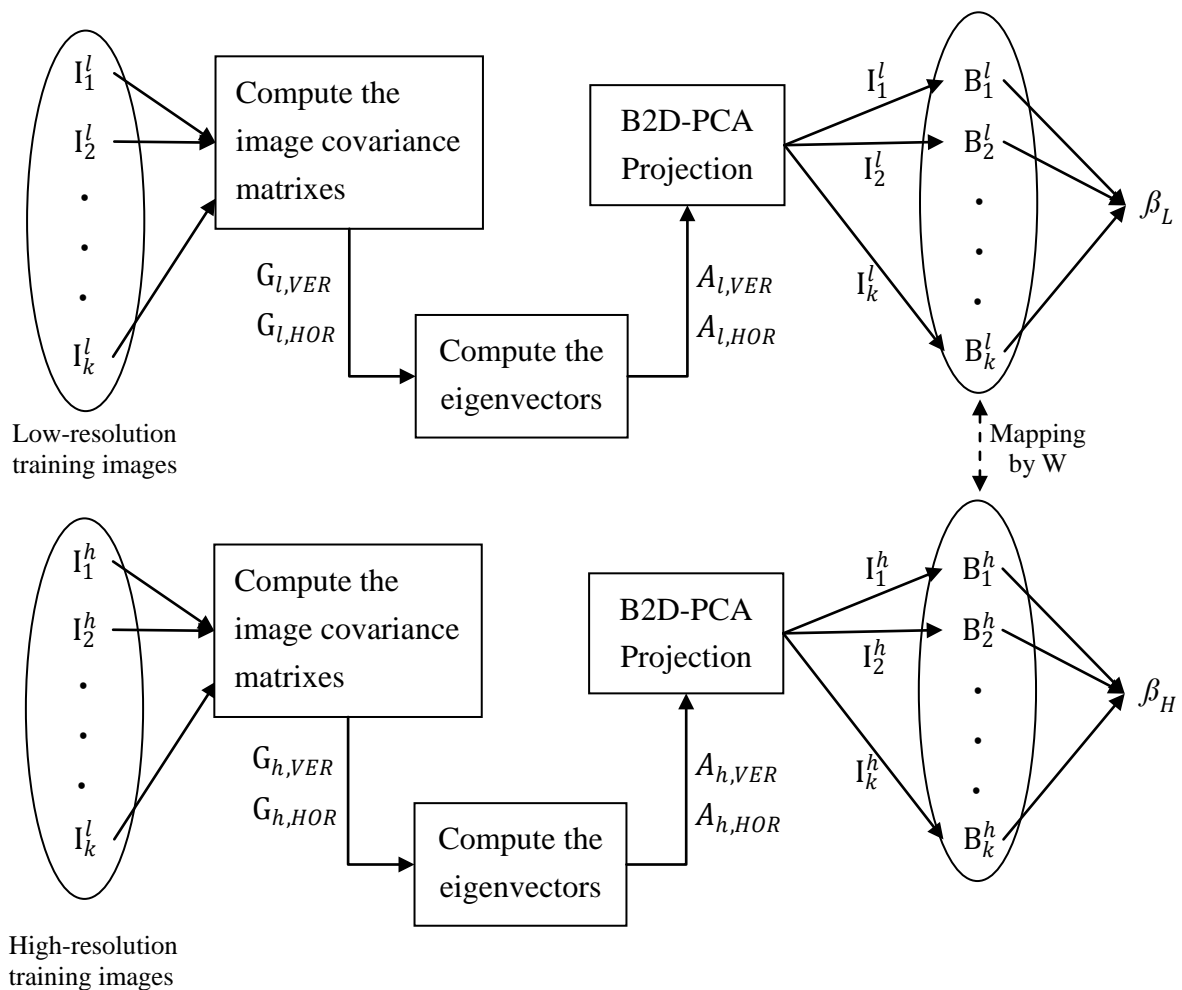
四、研究方法及步驟

本計畫擬採用超高解析度之方法於影像之放大，以將低解析度影像轉換成高

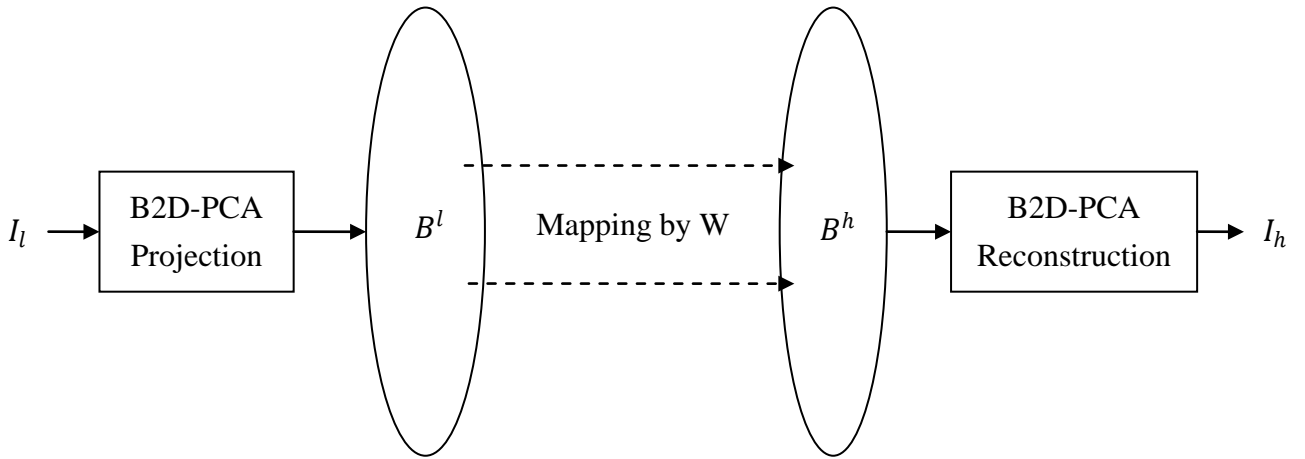
解析度影像，主要是參考 Wang 及 Tang 所提出之方法[10]，其運用主軸分析演算法(Principal Component Analysis, PCA)於影像之放大，但在本計畫，我們使用的是 2D-PCA(Two-Dimensional PCA)之概念，來將影像放大。

◆ 二維主軸分析之超高解析度演算法

本計畫採用 2D-PCA，而不採取 PCA 概念的原因為，2D-PCA 不須先將影像轉換成一維向量，所需計算的共變異數矩陣較 PCA 小，所以 2D-PCA 在計算上的時間更少，且 2D-PCA 在計算共變異數矩陣上亦較正確。圖一為訓練過程之流程圖；圖二為將低解析度影像還原為高解析度影像之流程圖。



圖一、訓練過程之流程



圖二、將低解析度影像還原為高解析度影像之流程

我們定義 K 張低解析度訓練影像稱為 I_k^l , $1 \leq k \leq K$; 而 K 張高解析度訓練影像則稱為 I_k^h , $1 \leq k \leq K$ 。首先, 將一組訓練用之低解析度影像計算其二維轉換矩陣, $A_{l,HOR}$ 及 $A_{l,VER}$, 其中 $A_{l,HOR}$ 及 $A_{l,VER}$ 分別代表低解析度的水平及垂直投影之轉換矩陣。求得 $A_{l,HOR}$ 之步驟如下, 首先計算所有低解析度影像之共變異數矩陣 $G_{l,HOR}$:

$$G_{l,HOR} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (I_k^l - \bar{I}^l)^T (I_k^l - \bar{I}^l)$$

其中 \bar{I}^l 為所有訓練之低解析度影像之平均影像。我們再對 $G_{l,HOR}$ 求得較大之 d 個 eigenvalue 的 eigenvectors, 再將此 d 個 eigenvectors 串接起來即可得到 $A_{l,HOR}$ 。同樣, 求得 $A_{l,VER}$ 之方式如下, 首先計算所有低解析度影像之共變異數矩陣 $G_{l,VER}$:

$$G_{l,VER} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (I_k^l - \bar{I}^l)(I_k^l - \bar{I}^l)^T$$

再對 $G_{l,VER}$ 求得較大之 q 個 eigenvalue 的 eigenvectors, 再將此 q 個 eigenvectors 串接起來即可得到 $A_{l,VER}$ 。而對訓練之高解析度影像的處理方法亦相同, 求其共

變異數矩陣， $G_{h,HOR}$ 及 $G_{h,VER}$ ，以及針對兩者個別計算之共變異數矩陣再得到其 eigenvectors 組成之矩陣， $A_{h,HOR}$ 及 $A_{h,VER}$ 。接著，我們對每一張高解析度與低解析度訓練影像分別做 B2D-PCA(Bilateral-Projection-Based 2D-PCA)之計算，得到雙向投影後之特徵矩陣， B^l 及 B^h ：

$$B_k^l = A_{l,VER}^T I_k^l A_{l,HOR}$$

$$B_k^h = A_{h,VER}^T I_k^h A_{h,HOR}$$

然後，我們將 B_k^l 與 B_k^h 之間的對應關係以 W 矩陣來表示：

$$vec(B_k^h) = W^T vec(B_k^l)$$

其中 $vec(\cdot)$ 代表將一個二維矩陣轉換為一維之向量，而 W 矩陣之定義如下：

$$W = (\beta_L^T \beta_L)^{-1} \beta_L^T \beta_H$$

其中 β_L 及 β_H 為 K 個低解析度影像和 K 個高解析度影像之投影特徵矩陣 B_k^l 及 B_k^h 向量化後，再串接起來之矩陣：

$$\beta_L = [vec(B_1^l) \quad vec(B_2^l) \quad \dots \quad vec(B_K^l)]^T$$

$$\beta_H = [vec(B_1^h) \quad vec(B_2^h) \quad \dots \quad vec(B_K^h)]^T$$

在還原階段，首先將輸入測試之低解析度影像 I_l 計算其特徵矩陣：

$$B_l = A_{l,VER}^T I_l A_{l,HOR}$$

接著將輸入測試之低解析度特徵矩陣 B_l 映射為高解析度特徵矩陣 B_h ：

$$vec(B_h) = W^T vec(B_l)$$

















藉由重建之高解析度特徵矩陣計算出放大之高解析度影像 I_h ：

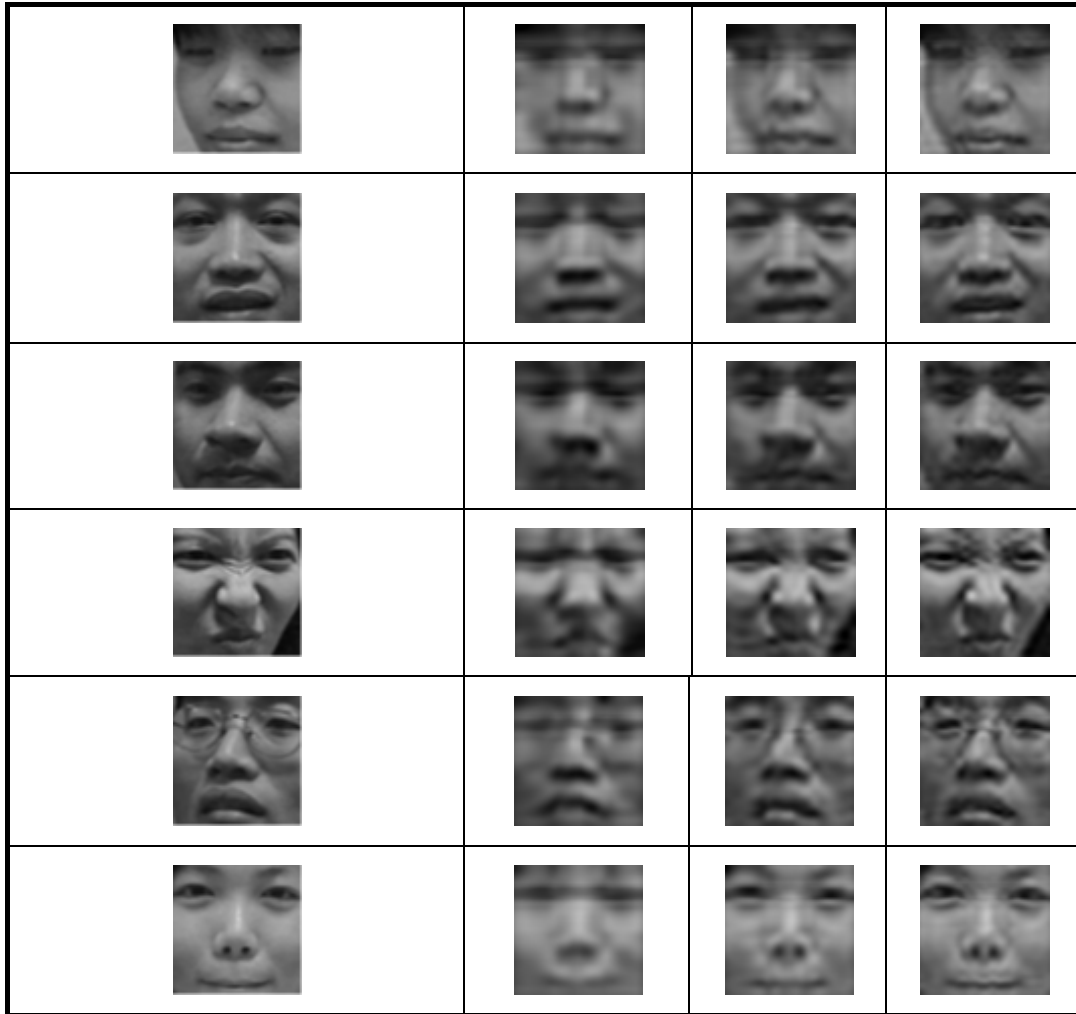
$$\hat{I}_h = A_{h,VER} B_h A_{h,HOR}^T$$

五、實驗結果

本實驗利用 IIS 資料庫來進行運算，共有 128 個類別，每個類別有 30 張影像，從每個類別各抽取 10 張影像作為訓練影像，共有 1280 張訓練影像。

我們使用 64*64 維之 IIS 資料庫影像，下表為測試影像輸入後，以 B2D-PCA 之方法重建測試之影像做不同維度重建之結果，下表由左至右各別為測試影像、在水平及垂直方向個別抽取 10、15、20 之特徵來重建之後的結果，並附上在不同維度下做 Training 之執行時間以便比較。

測試影像 (from IIS Database)	抽取維度	10*10	15*15	20*20
	Training time	50.10 sec	60.47sec	84.81 sec
				
				
				
				



六、討論

原先希望以 ORL 資料庫來做實驗，但發現 ORL 樣本數較少，對影像做訓練時得到之重建資訊不夠多，便採取樣本數較多的 IIS 資料庫來做為主要測試之依據。從實驗結果看來，抽取的維度越多，重建回來之影像就越清楚，相對的，在計算其 B_k^l 與 B_k^h 之間的對應關係 W 矩陣時，抽取的維度越多，對影像做訓練的時間便越長。

目前針對 IIS 資料庫之低解析度影像做重建，實驗結果中取的三種不同維度

是經測試後得到較為適當之結果，我們從實驗結果可看到，重建後的影像較輸入之測試影像模糊，如何改善便是未來更進一步的研究方向。

七、參考文獻

- [1] T. M. Lehmann , C. G. Ronner, and K. Spitzer, “Interpolation methods in medical image processing” , IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 18, no. 11, Nov. 1999.
- [2] H.M. Valenzuela,“A two-dimensional recursive model for bilinear systems with applications to image reconstruction”, IEEE Trans. on Circuits and System, vol. 31, no. 3, March 1990.
- [3] C. A. Lindley, “Practical image processing in c ”, Big Apple Tuttle-Mori Agency, Inc., New York,1994.
- [4] R.G. Keys, “Cubic convolution interpolation for digital image processing”, IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal Processing , vol. 29, pp. 1153-1160, 1981.
- [5] C.H. Kim, S.M. Seong, j.A. Lee, and L.S. Kim, “Winscale : an image-scaling algorithm using an area pixel model” , IEEE Trans. on Circuits Syst. Video Technol., vol. 14, no. 6, pp. 549-553, June 2003.
- [6] L. Rodrigus, D.L. Borges, and L.M. Galalves” , A locally adaptive edge-preserving algorithm for image interpolation”, in Proc. Computer Graphics and Image Processing, pp. 300-305, Oct. 2002.

- [7] S. Baker and T. Kanade, “Limits on super-resolution and how to break them”,
IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 9, pp.
1167-1183, Sep. 2002.
- [8] W.T. Freeman, T.R. Jones, and E.C. Pasztor, “Example-based super-resolution”, in
IEEE Computer Graphics and Application, vol. 22, no. 2 pp. 56-65, March/April
2002.
- [9] J.Sun, N.N. Zheng, H. Tao, and H.Y. Shum, “Image hallucination with primal
sketch priors”, in Proc. CVPR, 2003.
- [10] X. Wang and X. Tang, “Hallucinating faces by eigentransformation”, IEEE Trans.
on Systems, Man and Cybernetics - Part C : Applications and reviews, vol. 35, no. 3,
pp. 425-434, Aug. 2005.
- [11] W. Liu, D. Lin, and X. Tang, “Hallucinating faces: tensorpatch super-resolution
and coupled residue compensation”, in 2005 IEEE Computer Society Conf. on
Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) – vol. 2, pp. 478-484, 2005.
- [12] P. Sanguansat, “Face hallucination using bilateral-projection-based
two-dimensional principal component analysis ”, in 2008 Int. Conf. on Computer and
Electrical Engineering, pp.876-880, 2008.