

基于2维保局投影的人脸识别

祝磊 朱善安

(浙江大学电气工程学院, 杭州 310027)

摘要 特征提取是人脸识别的一个重要研究领域,能否有效地提取判别特征是决定人脸识别算法好坏的关键。一般的人脸识别算法都是基于图像向量的,需要将2维人脸图像压缩成1维向量,这不仅破坏了像素之间原有的空间结构关系,而且转换后的向量维数过高。为了避免这种情况,提出了一种直接基于图像矩阵的人脸识别算法——2维保局投影算法。由于该算法是在保局投影的基础上进行扩展,使其可以直接面向2维图像矩阵进行处理,同时在构建相似矩阵的时候引入了样本类别信息,因而可有效地提取人脸图片的2维判别特征。另外还采用最小近邻分类器估算识别率。在AT&T人脸库的实验结果表明,与Eigenface、Fisherface以及Laplacianface算法相比,该方法具有较好的识别率。

关键词 保局投影 2维保局投影 有监督学习 流形学习 人脸识别

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)11-2043-05

Face Recognition Based on Two-dimensional Locality Preserving Projections

ZHU Lei, ZHU Shan-an

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract Feature extraction is an important step of face recognition. To extract discriminant feature effectively is the key point for a good face recognition algorithm. Normally the face recognition algorithm is based on the image vector which is converted from the image matrix. A new face image feature extraction and recognition method based on two-dimensional locality preserving projections(2DLPP) was proposed in this paper. 2DLPP works directly with images in their native state-two dimensional matrices, and extracts the two-dimensional discriminant feature of face for recognition based on both the face manifold local structure information and the labels' information. The proposed method was tested and evaluated with the AT&T face database, where the nearest neighborhood(NN) algorithm was used to construct classifiers, and the experimental results show that 2DLPP is more powerful than the PCA, LDA and LPP for face feature extraction and recognition.

Keywords locality preserving projections(LPP), two-dimensional locality preserving projections(2DLPP), supervised learning, manifold learning, face recognition

1 引言

人脸识别是生物特征鉴别技术的一个主要方向,与其他生物特征相比,由于人脸识别具有主动性、非侵犯性和用户友好等许多优点,因此一直是计算机视觉和模式识别领域的重要研究课题。多年来,研究者提出了许多人脸识别方法^[1],其中整体方法(holistic

methods)将整个人脸区域作为识别系统的输入,其不依赖于人脸的先验知识和参考模型,是人脸识别的一个研究热点。子空间分析法(subspace methods)在整体方法中占重要地位,它可以分为线性子空间方法和非线性子空间方法^[2]。线性子空间法主要以Eigenface^[3]和Fisherface^[4]为代表。其中Eigenface以重构误差最小为准则,通过提取人脸图像的主成分来进行识别;Fisherface属于有监督识别

收稿日期:2006-04-28; 改回日期:2006-08-14

第一作者简介:祝磊(1979~),男,2004年获辽宁工程技术大学硕士学位,现为浙江大学电气工程学院博士研究生。主要研究方向为计算机视觉、人脸检测与识别等。E-mail: zhulei1476@126.com

方法,它是利用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA),通过寻找使类间距和类内距比值最大化的投影方向来提取图像的判别信息。随着核函数在支持向量机(support vector machine, SVM)中的成功应用^[5],出现了非线性子空间方法。核函数被用来提取图像的非线性特征,例如,核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA),核线性判别分析(kernel linear discriminant analysis, KLDA)^[6]等。近年来研究发现,人脸图像很可能位于一个非线性流形上^[7-9],而流形学习的主要目标是发现嵌入在高维数据空间的低维光滑流形。当前主要有等距映射(Isometric mapping, Isomap)^[7]、局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)^[8]和拉普拉斯特征映射(laplacian eigenmap)^[10]3种流形学习方法。然而,这些方法一般不能直接适用于人脸识别领域,因为它们都没有明晰的投影矩阵,故很难直接提取新样本的特征。He等人提出了保局投影(locality preserving projections, LPP)算法^[11],并将其成功应用于人脸识别中^[12],LPP的本质就是对拉普拉斯特征映射的线性逼近。

上述方法都是基于1维向量的特征提取方法。由于人脸图像是2维的,所以特征提取前,首先要将图像矩阵转换成1维向量(如图1所示)。但是这样的操作有以下两个不足:(1)可能损失图像空间局部信息;(2)转换后的1维向量维数过高,从而给后续操作带来困难。近来基于2维图像矩阵的方法被提出^[13,14],它们都直接针对2维图像矩阵进行运算。本文提出一种新的图像特征提取方法,称为2维保局投影(two-dimensional locality preserving projections, 2DLPP)。该方法将LPP发展为基于2维图像矩阵的方法,并将其应用于人脸识别。实验结果表明,该方法具有较高的识别率。

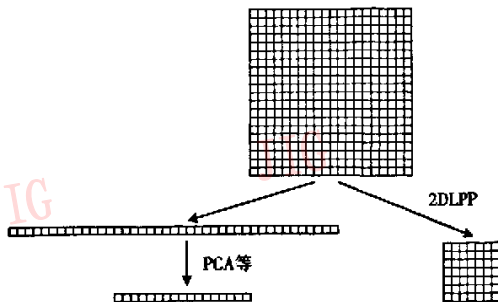


图1 2DLPP与其他算法的主要区别

Fig.1 Main difference between 2DLPP and other algorithms

2 保局投影

设在高维欧氏空间 R^D 中有样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 寻求一个投影矩阵 P , 希望将这些样本映射到一个相对低维的特征空间 $R^d (d \ll D)$ 。这样样本在新特征空间中的表述就为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, $Y = P^T X$ 。LPP算法的目的是在降维的同时,保持样本固有的局部流形结构不变。LPP的准则函数为

$$J = \sum_{i,j} \|y_i - y_j\|^2 W_{i,j} \quad (1)$$

式中, $W_{i,j}$ 为位置相似矩阵 W 中的元素,

$$W_{i,j} = \begin{cases} \exp(-\|x_i - x_j\|^2/t) & x_i \text{ 属于 } x_j \text{ 的 } k \text{ 个最近邻之一, 或者 } x_j \text{ 属于 } x_i \text{ 的 } k \text{ 个最近邻之一} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

投影矩阵 P 可以通过求解如下的最小化准则函数获得。

$$\begin{aligned} \text{Minimize } J(P) &= \sum_{i,j} \|y_i - y_j\|^2 W_{i,j} \\ &= \sum_{i,j} \|P^T x_i - P^T x_j\|^2 W_{i,j} \end{aligned} \quad (3)$$

约束条件为

$$P^T X D X^T P = I \quad (4)$$

准则函数可以写成

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i,j} \text{tr}\{(P^T x_i - P^T x_j)(P^T x_i - P^T x_j)^T\} W_{i,j} \\ &= \sum_{i,j} \text{tr}\{P^T(x_i - x_j)(x_i - x_j)^T P\} W_{i,j} \\ &= \text{tr}\left\{P^T \sum_{i,j} ((x_i - x_j) W_{i,j} (x_i - x_j)^T) P\right\} \\ &= 2\text{tr}\{P^T X(D - W)X^T P\} \\ &= 2\text{tr}\{P^T X L X^T P\} \end{aligned} \quad (5)$$

tr 表示矩阵的迹, 矩阵 D 为对角阵, 其元素 $D_{i,i} = \sum_j W_{j,i}$; $L = D - W$ 为拉普拉斯矩阵。 $D_{i,i}$ 越大, 表明 y_i 越“重要”。

实际上, 通过简单的代数运算, 上述最优化问题可以很容易地转换成下面的特征值求解问题, 即

$$X L X^T P = \lambda X D X^T P \quad (6)$$

3 2维保局投影

本节提出了一种2维保局投影算法, 其与LPP算法最大的不同在于图像数据的表示方法。LPP算

法需要将 2 维图像转换成 1 维向量进行处理,而 2DLPP 方法中图像不需要进行转换,所有操作都基于 2 维图像矩阵进行。

3.1 2DLPP 简介

设有训练样本集 $\{A_i | A_i \in \mathbb{R}^{m_1 \times m_2}\}, i=1, 2, \dots, N$, 样本共有 C 类, 第 c 类 ($c=1, 2, \dots, C$) 的样本数为 n_c , 有 $\sum_{c=1}^C n_c = N$ 。 A_i 表示 $m_1 \times m_2$ 的 2 维图像矩阵。 寻求投影矩阵 $L \in \mathbb{R}^{m_1 \times l_1}, R \in \mathbb{R}^{m_2 \times l_2}$, 希望经过投影 $B_i = L^T A_i R$, 将图像 A_i 转换至降维较低的矩阵 $B_i \in \mathbb{R}^{l_1 \times l_2}$, 同时保持样本局部结构。

与式(3)类似, 投影矩阵 L, R 可以通过求解如下准则函数获得:

$$\text{Minimize } Q(L, R) = \sum_{i,j} \|L^T A_i R - L^T A_j R\|_F^2 W_{i,j} \quad (7)$$

式中, $\|A\|_F$ 表示矩阵 A 的 Frobenius 范数。 结合样本类别信息可建立以下相似矩阵, 即

$$W_{i,j} = \begin{cases} \exp(-\|A_i - A_j\|_F^2 / \epsilon) & x_i \text{ 和 } x_j \text{ 属于同一类} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

可采用迭代的方式求解投影矩阵 L 和 R 。

(1) 固定 L , 求解 R

求解 R 可以转化为如下特征值求解问题:

$$\left(\sum_{i,j} (A_i - A_j)^T L L^T (A_i - A_j) W_{i,j} \right) r = \lambda_r \left(\sum_{i,j} A_i^T L L^T A_i W_{i,j} \right) r \quad (9)$$

$R = [r_1, r_2, \dots, r_{l_2}]$ 为对应式(9)的 l_2 个最小特征值的特征向量。

(2) 固定 R , 求解 L

由于 $\text{tr}(XY) = \text{tr}(YX)$, 求解 L 可以转化为如下特征值求解问题:

$$\left(\sum_{i,j} (A_i - A_j)^T R R^T (A_i - A_j) W_{i,j} \right) l = \lambda_l \left(\sum_{i,j} A_i^T R R^T A_i W_{i,j} \right) l \quad (10)$$

$L = [l_1, l_2, \dots, l_{l_1}]$ 为对应式(10) l_1 个最小特征值的特征向量。

具体迭代求解过程如下:

(1) 初始化 $L_0 \leftarrow (I_{l_2}, 0)^T$;

(2) For k from 1 to K ;

(3) $S_1^k \leftarrow \sum_{i,j} (A_i - A_j)^T L_{k-1} L_{k-1}^T (A_i - A_j) W_{i,j}$;

(4) $S_2^k \leftarrow \sum_{i,j} A_i^T L_{k-1} L_{k-1}^T A_i W_{i,j}$;

(5) 计算 $S_1^k r = \lambda_r S_2^k r$ 对应 l_2 个最小特征值的特征向量;

(6) $R_k \leftarrow [r_1, r_2, \dots, r_{l_2}]$;

(7) $S_1^l \leftarrow \sum_{i,j} (A_i - A_j)^T R_k R_k^T (A_i - A_j) W_{i,j}$;

(8) $S_2^l \leftarrow \sum_{i,j} A_i^T R_k R_k^T A_i W_{i,j}$;

(9) 计算 $S_1^l l = \lambda_l S_2^l l$ 对应 l_1 个最小特征值的特征向量;

(10) $L_k = [l_1, l_2, \dots, l_{l_1}]$;

(11) End For;

(12) $L \leftarrow L_k, R \leftarrow R_k$ 。

3.2 分类方法

本文分类采用常用的 2 维最小近邻的分类方法。 设两个特征矩阵分别为

$$B_i = [b_1^{(i)}, b_2^{(i)}, \dots, b_{l_2}^{(i)}], B_j = [b_1^{(j)}, b_2^{(j)}, \dots, b_{l_2}^{(j)}]$$

其两者之间的距离定义为

$$d(B_i, B_j) = \sum_{k=1}^{l_2} \|b_k^{(i)} - b_k^{(j)}\|_2 \quad (11)$$

式中, $\|b_k^{(i)} - b_k^{(j)}\|_2$ 表示 $b_k^{(i)}, b_k^{(j)}$ 之间的欧氏距离。

设训练样本的特征矩阵为 B_1, B_2, \dots, B_N , 每一个样本都属于一个类别 ω_k , 测试样本的特征矩阵为 B_T , 如果满足

$$d(B_T, B_i) = \text{mind}(B_T, B_j); B_i \in \omega_k \quad (12)$$

则测试样本 $B_T \in \omega_k$ 。

4 实验结果及分析

为验证 2DLPP 方法的识别效果, 将 2DLPP 在 AT&T 人脸库上进行了测试。 AT&T 人脸库包括 40 个人, 每人 10 张 112×92 大小的灰度照片 (<http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>) 这些人脸照片的面部表情、面部细节、人脸尺度以及光照有着不同程度的变化。 图 2 是 AT&T 人脸库中某个人的 10 张图片。

在实验中, 首先对 AT&T 人脸库每个人随机选取 5 张照片用于训练, 其余的用来测试, 这样一共有 200 张训练样本和 200 张测试样本。 重复做 10 次实验, 取识别率的平均值作为算法最终的识别率。

按照第 3 节所述, 首先用训练样本构建有监督相似矩阵 W , 然后通过迭代算法求出投影矩阵 L 和 R , 实验中取 $l_1 = l_2$, 并采用 2 维最小近邻分类器估算识别率。 图 3 为在不同特征维数下识别率的变化。 由图 3 可以看出, 当 $l_1 = l_2 = 10$ 时, 识别率最高。

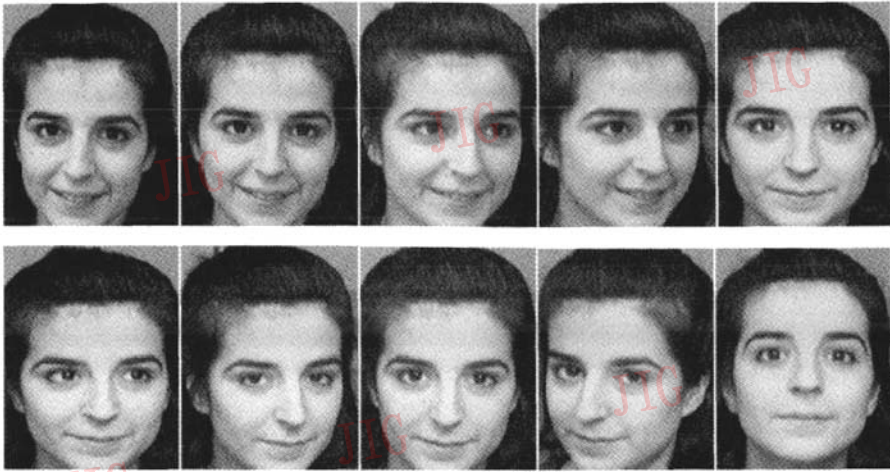


图 2 AT&T 人脸库的 10 幅人脸照片

Fig. 2 Sample images of one subject of AT&T face database

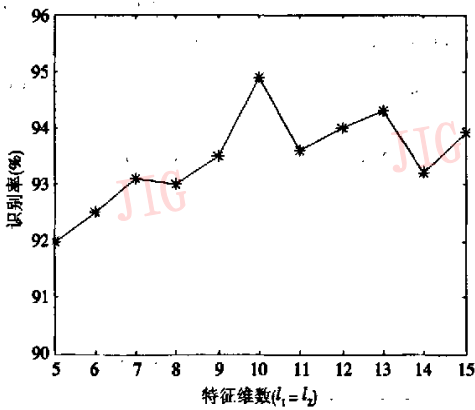


图 3 不同特征维数下的识别率变化

Fig. 3 Recognition rates as the function of feature dimension

将 2DLPP 分别与 Eigenface、Fisherface 和 Laplacianface 方法分别进行比较, 并采用最小近邻分类器估算识别率。比较结果如表 1 所示。

表 1 AT&T 人脸库的比较结果

Tab.1 Comparison results of four methods on AT&T face database

方法	特征维数	识别率 (%)
Eigenface (PCA)	96	93.8
Fisherface (LDA)	39	92.4
Laplacianface (LPP)	40	92.2
2DLPP	10 × 10	94.9

表 1 的前 3 种方法, 由于都是针对向量进行计算的, 所以首先都需要将图像矩阵转换成 1 维向量。对于 Eigenface 算法, 它是利用所有样本的协方差矩阵决定最后投影的方向, 实验中保留了 98% 的能量。Fisherface 首先利用 PCA 降维, 然后结合样本类别信息来寻找使类内距最小、类间距最大的投影方向。Laplacianface 试图保留样本局部流形结构不变, 预处理同样需要采用 PCA 进行降维。

由 4 种方法的识别率比较可以看出, 2DLPP 的识别率达到 94.9%, 高于其他 3 种识别方法。这是因为 2DLPP 直接面向图像矩阵操作, 无须进行 PCA 降维预处理, 从而可尽可能地保留人脸图像的有效信息。同时, 经过实验, 迭代次数 K 一般选取 5, 即可收敛到有效值。

值得一提的是, 由于本文侧重于人脸特征提取的研究, 所以采用最简单的最小近邻分类器进行识别率估算。如果采用更好的分类器, 则可以进一步提高识别率。

5 结 论

本文提出了一种新的特征提取方法——2 维局部投影算法, 并将其应用于人脸识别领域。基于向量的人脸识别算法需要首先将 2 维人脸图像矩阵转化成 1 维向量, 而本文的方法是直接将人脸图像视为矩阵, 并且有效结合样本类别信息来提取人脸图像的判别特征。在 AT&T 人脸库上的实验结果表

明,在姿态、光照、表情、尺度变化的情况下,2DLPP 都具有良好的性能。2DLPP 不仅适用与人脸识别,也可以推广到其他图像识别问题。

参考文献 (References)

- 1 Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: A literature survey [J]. *ACM Computing Surveys*, 2003, 35(4): 399-459.
- 2 Shakhnarovich G, Moghaddam B. *Face Recognition in Subspaces* [M]. New York: Springer-Verlag, 2004.
- 3 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. *Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1):71-86.
- 4 Belhumeur P N, Hespanha J, Pkriegman D J. Eigenfaces Vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- 5 Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer, 1995.
- 6 Yang M H. Kernel Eigenfaces Vs. Kernel Fisherfaces: Face recognition using kernel methods [A]. In: *Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* [C], Washington, DC, USA, 2002: 215-220.
- 7 Tenenbaum J B, De Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- 8 Roweis S T, Saul L K. An Introduction to Locally Linear Embedding [R]. AT&T, Laboratories, Cambridge University, Cambridge, UK, 2000.
- 9 Shashua A, Levin A, Avidan S. Manifold pursuit: A new approach to appearance based recognition [A]. In: *Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition* [C], Quebec City, Canada, 2002, 3: 590-594.
- 10 Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering [A]. In: *Proceedings of Neural Information Processing Systems* [C], Vancouver, Canada, 2001: 585-591.
- 11 He X F, Niyogi P. Locality preserving projections [A]. In: *Proceedings of Neural Information Processing System* [C], Vancouver, Canada, 2003:153-160.
- 12 He X F, Yan S C, Hu Y X, et al. Face recognition using laplacianfaces [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(3): 328-340.
- 13 Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 131-137.
- 14 Ye J, Janardan R, Li Q. GPCA: An efficient dimension reduction scheme for image compression and retrieval [A]. In: *Proceedings of Tenth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* [C], Seattle, WA, USA, 2004: 354-363.