

一种有监督的LPP算法及其在人脸识别中的应用

张志伟 杨帆 夏克文 杨瑞霞
(河北工业大学信息工程学院 天津 300130)

摘要: 为了提高局部保持投影算法(Locality Preserving Projections, LPP)对光照、姿态等外部因素的鲁棒性, 该文对传统的LPP算法进行改进, 提出了一种有监督的LPP(SLPP)方法。首先对LPP子空间进行判别分析, 然后选择主要反应类内差异的基向量来构造子空间, 最后在子空间上进行识别。通过Havard人脸库和Umist人脸库上的实验, 结果表明该方法能够对光照和姿态的变化具有一定的鲁棒性和较高的识别率, 比传统的LPP方法和其它子空间分析法识别率提高了10%以上。

关键词: 人脸识别; 子空间; 局部保持投影; 线性判别分析

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0539-03

A Supervised LPP Algorithm and Its Application to Face Recognition

Zhang Zhi-wei Yang Fan Xia Ke-wen Yang Rui-xia

(School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: Illumination and pose variations make the performance of the Locality Preserving Projections (LPP) in face recognition decrease. To solve the problem, a supervised LPP using discriminant information is presented in this paper, the proposal calls for the establishment of a feature subspace in which the intrasubject variation is minimized, while the intersubject variation is maximized, then face recognition is implemented with the subspace. Experimentation results on Havard and Umist indicate that this approach is robust to illumination and pose and has higher recognition rate than LPP and other subspace methods.

Key words: Face recognition; Subspace; Locality preserving projections; Linear discriminant analysis

1 引言

由于人脸识别在管理、金融和公安等领域的巨大应用前景, 目前已成为模式识别和人工智能领域的一个研究热点。特征选择是人脸识别中的关键一步, 其基本任务是从众多特征中找出最有效的特征。子空间分析法因其具有描述性强、计算代价小、易实现及可分性好等特点, 被广泛地应用于人脸特征提取, 成为了当前人脸识别的主流方法之一。

局部保持投影^[1](Locality Preserving Projections, LPP)是一种新的子空间分析方法, 它是非线性方法Laplacian Eigenmap的线性近似, 既解决了PCA^[2]等传统线性方法难以保持原始数据非线性流形的缺点^[3], 又解决了非线性方法难以获得新样本点低维投影的缺点^[4]。在受控环境的人脸识别中获得了成功的应用, 但LPP算法是一种无监督的学习方法, 当人脸图像的光照、姿态、表情发生变化时, LPP的识别率会下降^[5]。为此, 本文提出了一种有监督的LPP算法, 该方法直接对每个LPP基向量进行线性判别分析, 选择最具判别力的基向量来构造子空间。Havard光照人脸库和Umist多姿态人脸库上的试验结果表明, 该方法确实能够提高识别率, 对光照和姿态变化不敏感, 优于传统的LPP方法和其它子空间分析方法。

2 局部保持投影(LPP)

局部保持投影(LPP)通过一定的性能目标来寻找线性变换 W , 以实现从高维数据的降维:

$$y_j = W^T x_j, \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

已知存在 l 个训练样本 $X = \{x_i\}_{i=1}^l \in R^m$, 变换矩阵 W 可以通过最小化如下目标函数来得到:

$$\min(\sum_{i,j} (W^T x_i - W^T x_j)^2 S_{ij}) \quad (2)$$

其中 S 是权值矩阵, 可采用 k 近邻法来定义:

$$S_{ij} = \begin{cases} \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|)}{t}, & x_j \text{ 是 } x_i \text{ 的 } k \text{ 个近邻点} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

在式(3)中, ε 是一个大于0, 足够小的常量; t 是一个大于0的常量。

从目标函数式(2)可看出, 降维后的特征空间能够保持原始高维空间的局部结构。对式(2)进行代数变换:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{i,j} (W^T x_i - W^T x_j)^2 S_{ij} \\ &= \sum_{i,j} W^T x_i D_{ii} x_i^T W - \sum_{i,j} W^T x_i S_{ij} x_i^T W \\ &= W^T X(D - S)X^T W \\ &= W^T X L X^T W \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l]$, \mathbf{D} 是 $l \times l$ 对角阵, 对角线元素

$$D_{ii} = \sum_j S_{ij}, \quad \mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S}.$$

能够使式(4)取最小值的变换矩阵 \mathbf{W} 可以通过求解如下的广义本征值问题而得到。

$$\mathbf{X}\mathbf{L}\mathbf{X}^T\mathbf{W} = \lambda\mathbf{X}\mathbf{D}\mathbf{X}^T\mathbf{W} \quad (5)$$

式(5)的 d 个最小的非零特征值所对应的特征向量构成投影矩阵 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_d]$ 。

在人脸识别领域, LPP 算法常常会遭遇小样本问题^[6], 为了解决这个问题, 常先采用 PCA 降维, 然后在 PCA 子空间应用 LPP 算法。

3 有监督的 LPP 算法

LPP 算法自提出后被广泛应用于人脸识别中。在人脸图像的光照、姿态、表情变化不大的情况下, LPP 算法取得了非常好的识别结果^[1], 然而当光照、姿态、表情变化较大时, LPP 算法的识别率会下降^[6]。识别率下降的原因在于 LPP 算法在获取子空间的过程中没有利用不同人脸图像的分类信息, 该算法得到的特征是最佳描述特征而不是最佳分类特征, 因此当光照、姿态、表情导致图像的类内差异超过图像的类间差异时, 一些人脸图像就会偏离它的类中心, 而靠向其它类, 从而导致识别错误。

为了解决这个问题, 本文对 LPP 算法进行改进, 提出了一种有监督的 LPP (Supervised LPP, SLPP) 算法, 即首先根据 LPP 算法计算基向量, 然后将原始的人脸图像向每个 LPP 基向量做投影, 在一维投影子空间上进行线性判别分析, 抛弃主要反应类内差异的基图像, 选择主要反应类间差异的基图像来构造新的子空间。该算法的具体描述如下。

对训练集 X 采用 LPP 算法, 得到由 d 个基向量构成的投影矩阵 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_d]$ 。为了提高分类精度, 必须从这 d 个基向量中选择主要反应类间差异的基向量来构造子空间。因此, 根据式(6)来选择基向量:

$$J = \operatorname{argmax} \left(\frac{\operatorname{Var}_{\text{inter}}(\mathbf{w}_i)}{\operatorname{Var}_{\text{intra}}(\mathbf{w}_i)} \right) \quad (6)$$

令 c 为所有样本可分的类数, c_j 为属于第 j 类的样本数, $\boldsymbol{\mu}_j$ 为第 j 类样本的平均向量, $\boldsymbol{\mu}$ 为所有样本的平均向量, $\tilde{\mathbf{S}}_{wi}$ 为第 i 个基向量的一维投影子空间所对应的类内散布矩阵, $\tilde{\mathbf{S}}_{Bi}$ 为第 i 个基向量的一维投影子空间所对应的类间散布矩阵。

式(6)中的 $\operatorname{Var}_{\text{inter}}(\mathbf{w}_i)$ 为第 i 个基向量 \mathbf{w}_i 所代表的类间差异。它的定义如下:

$$\left. \begin{aligned} \operatorname{Var}_{\text{inter}}(\mathbf{w}_i) &= \det(\tilde{\mathbf{S}}_{Bi}) = \det \left(\sum_{j=1}^c (\tilde{\boldsymbol{\mu}}_j - \tilde{\boldsymbol{\mu}})(\tilde{\boldsymbol{\mu}}_j - \tilde{\boldsymbol{\mu}})^T \right) \\ \tilde{\boldsymbol{\mu}}_j &= \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\mu}_j \\ \tilde{\boldsymbol{\mu}} &= \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式(6)中的 $\operatorname{Var}_{\text{intra}}(\mathbf{w}_i)$ 为第 i 个基向量 \mathbf{w}_i 所代表的类内

差异。它的定义如下:

$$\left. \begin{aligned} \operatorname{Var}_{\text{intra}}(\mathbf{w}_i) &= \det(\tilde{\mathbf{S}}_{wi}) \\ &= \det \left(\sum_{j=1}^c \sum_{t \in C_j} (\tilde{\mathbf{X}}_t - \tilde{\boldsymbol{\mu}}_j)(\tilde{\mathbf{X}}_t - \tilde{\boldsymbol{\mu}}_j)^T \right) \\ \tilde{\mathbf{X}}_t &= \mathbf{w}_i^T \mathbf{X}_t \\ \tilde{\boldsymbol{\mu}}_j &= \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\mu}_j \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

根据式(6)进行基向量选择时, 保留了主要反应类间差异的基向量来构造子空间, 从而能够压制图像之间的与识别信息无关的差异, 避免了传统的 LPP 方法中没有利用类信息的问题。

根据如上所述, 采用 SLPP 算法进行人脸识别的基本步骤如下: (1)利用 LPP 算法对训练集 X 进行分解, 得到 d 个基向量。(2)根据式(7), 式(8)计算 $\operatorname{Var}_{\text{inter}}(\mathbf{w}_i)$ 和 $\operatorname{Var}_{\text{intra}}(\mathbf{w}_i)$ 。(3)根据式(6)从 d 个基图像选取 p 个主要反应类间差异的基图像来构造子空间 \mathbf{W} 。(4)根据最近邻分类器进行识别。

4 仿真实验及结果分析

为了验证 SLPP 算法的有效性, 分别在 Havard 和 UMIST 人脸库上进行仿真实验, 在实验前, 所有的人脸图像都经过自动人脸检测, 眼睛定位校准, 归一化为 32×32 的图像。为了对比, 同时测试了 PCA, LDA, LPP 3 种算法的性能, 所有实验都采用最近邻分类器进行分类。

4.1 Havard 人脸库试验

Havard 人脸库^[7]中的每一幅图像的姿态、表情固定, 由一个主光源照射, 光照方向空间可以用球面角进行参数化, 每隔 15° 采样一次。图像分辨率为 84×96 。图像库包括 10 个人的 660 幅人脸图像, 分为 5 个子集。各子集的情况如表 1 所示。(在表 1 中光照角度指光照方向与相机轴的经度角和纬度角)。人脸库中的部分图像如图 1 所示。



图1 Havard人脸库部分图像实例

表1 Havard人脸库

子集	图像幅数	每人幅数	每幅图像的光照角度($^\circ$)
1	60	6	不大于15
2	90	9	不大于30
3	130	13	不大于45
4	170	17	不大于60
5	210	21	不大于75

实验中选择子集1作为训练样本, 子集2, 3, 4, 5作为测试样本, 得到的实验结果如表2所示。其中 PCA, LDA, LPP, SLPP 子空间的维数分别为 10, 9, 8, 8。

表2 Havard人脸库上的实验结果

方法	子空间维数	子集2	子集3	子集4	子集5	平均识别率(%)
PCA	10	95.6	58.5	13.8	0	42
LDA	9	100	64.9	31	11	51.7
LPP	8	100	95.4	43.6	21.5	65.1
SLPP	8	100	97.3	58.8	42.8	74.7

从实验结果中可看出,当测试图像和训练图像的光照情况相近时,采用这4种方法都能取得较高的识别率,如在子集1和子集2上这4种方法的识别率均接近100%;当测试图像和训练图像的光照情况不相同,这4种方法的性能均下降,识别率最高的为本文所提出的SLPP算法,平均识别率为74.7%,比PCA, LDA, LPP分别提高了32.7%, 23%, 9.6%,这说明SLPP算法对光照变化具有一定的鲁棒性。

4.2 UMIST 人脸库上的试验

UMIST 人脸库^[8]包含 20 个人的 564 幅图像,每个人的图像为 19~42 幅不等,包括了从侧面到正面的不同姿态,每幅图像有 256 个灰度级,大小约为 220×220。实验中,随机选取每个人从侧面到正面的 10 幅图像,其中的 3 幅作为训练图像,剩余的 7 幅作为测试图像,并根据测试图像和训练图像的姿态差异程度,把测试图像分为两个子集:子集 1 有 3 幅图像,姿态和训练图像相比有轻微的差异;子集 2 有 4 幅图像,姿态和训练图像完全不同。图 2 为人脸库中同一个人的训练图像和测试图像。UMIST 人脸库上的实验结果如图 3 所示。

从实验结果中可看出,当训练图像和测试图像的姿态差别不大时(子集1),这4种方法均取得了较高的识别率,最高

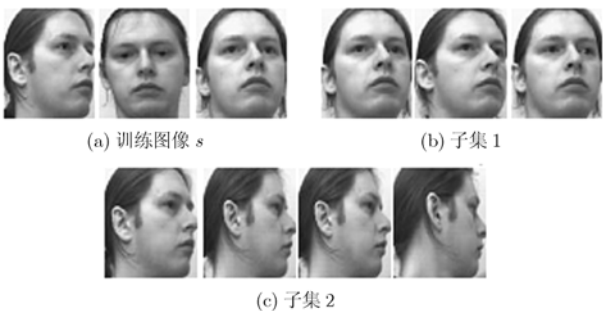


图2 UMIST 人脸库中同一个人的训练图像

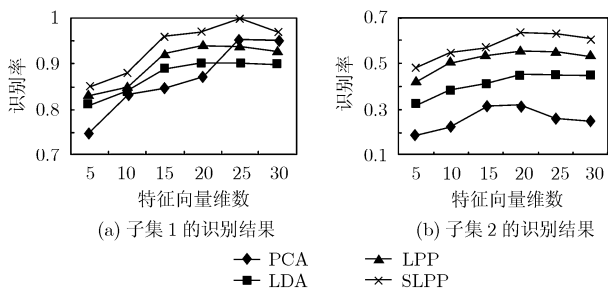


图3 UMIST 人脸库上的识别结果

识别率都达到90%以上;当训练图像和测试图像的姿态差别较大时(子集2),这4种方法的识别率均下降,识别率最高的为SLPP算法,当基向量数目为20时,识别率达到63%,比PCA, LDA, LPP 3种方法的最高识别率分别提高了32%, 18%, 7%,并且从图3中可看出,基向量的数目对识别率有一定的影响,对本文所提出的SLPP算法,基向量数为20时,识别率达到最高。

5 结束语

本文提出了一种有监督的LPP算法,该算法能够解决LPP方法对光照、姿态变化敏感的缺点,实验结果表明,利用该方法能够有效地对人脸图像进行降维,并且该方法对光照和姿态变化具有一定的鲁棒性,可以在相当大的程度上提高识别率。但该方法是否同时对光照、姿态和表情的变化具有鲁棒性也有待今后的实验证明。

参考文献

- [1] He X, Yan S, Hu Y, Niyogi P, and Zhang H J. Face recognition using Laplacian faces. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, 2005, 27(3): 328-340.
- [2] Turk M A and Pentland A P. Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [3] Sam T, Roweis and Saul K L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [4] He X and Niyogi. Locality preserving projections. *Proceedings of Advances In Neural Information Processing Systems 16*, MA: Cambridge, MIT Press, 2004: 153-160.
- [5] Zhao Haitao, Sun Shaoyuan, Jing Zhongliang, and Jingyu Yang. Local structure based supervised feature extraction. *Pattern Recognition*, 2006, 39(88): 1546-1550.
- [6] Roweis S, Saul L, and Hinton G. Global coordination of local linear models. *Proceedings of Advances in Neural Information Processing System 14*, MA: Cambridge, MIT Press, 2001: 889-896.
- [7] Hallinan P. A deformable model for face recognition under arbitrary lighting conditions. [PHD thesis]. Havard Univ, 1995.
- [8] Graham D B and Allinson N M. Characterizing virtual eigensignatures for general purpose face recognition. In: Wechsler H., Phillips P.J., Bruce V., Fogelman-Soulie F., Huang T.S. eds.. *Face Recognition: From Theory to Applications*. NATO ASI Series F, Computer and Systems Sciences, 1998, 163: 446-456.

张志伟: 女, 1977 年生, 博士生, 讲师, 从事模式识别与智能信息处理的研究。
 杨帆: 男, 1964 年生, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事模式识别与图像处理的研究。
 夏克文: 男, 1965 年生, 博士后, 教授, 博士生导师, 主要从事计算智能与数据挖掘的研究。
 杨瑞霞: 男, 1957 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 目前主要从事智能技术与微电子学的研究。