

文章编号:1000-582X(2010)02-0092-06

## 监督局部线性嵌入在人脸识别中的应用

李见为, 樊超, 王玮

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:** 为了提高人脸识别算法的识别率, 提出了一种 Gabor 小波与监督局部线性嵌入 (Supervised Locally Linear Embedding, SLLE) 相结合的人脸特征提取算法。针对 SLLE 不能有效消除图像信息中冗余的高阶相关性, 算法首先采用 Gabor 小波对人脸图像进行多方向、多分辨率滤波, 提取图像在不同空间频率上的特征; 然后采用监督的局部线性嵌入算法对该 Gabor 特征进行维数约简。在 ORL 和 YALE 人脸库上的实验显示, 就算法有效提高了人脸识别的识别率。

**关键词:** 人脸识别; Gabor 小波; SLLE; 特征提取

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

## Application of Gabor wavelet and SLLE in face recognition

LI Jian-wei, FAN Chao, Wang Wei

(Key Laboratory of Opto-electronic Technology & Systems, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** In order to improve the recognition rate of face recognition algorithm, a new algorithm of face recognition is proposed based on Gabor wavelet transform and Supervised Locally Linear Embedding (SLLE). Gabor wavelet is introduced as a method to extract Gabor magnitude features by convolving the normalized face image with multi-scale and multi-orientation Gabor filters. In the feature extraction module, the dimension of Gabor features is reduced by SLLE. A minimum-distance classifier is trained for classification. With the test of the ORL and YALE face database, it is found that 3.5%~37.8% increase in recognition rate can be achieved compared with other algorithms.

**Key words:** face recognition; Gabor wavelet; SLLE; feature extraction

人脸识别是模式识别中的一个重要应用, 在众多生物特征识别系统中, 人脸识别有系统成本低, 与用户的交互方式友好、不需要用户的特殊配合, 不侵犯使用者的隐私权等特点, 具有十分广泛的应用前景。特征提取是人脸识别中的一个重要过程, 其主要目标是获得最优、最显著特征的同时丢弃无关或次要的信息, 降低数据的维数以减低分类系统的复杂性。

基于子空间分析的特征提取方法可分为传统的

子空间方法和基于流形学习的方法。主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 和线性鉴别算法 (Linear Discriminant Analysis, LDA)<sup>[1]</sup> 是传统子空间分析方法的典型代表。随着核方法成功应用于人脸识别领域, PCA 和 LDA 等线性变换方法得到了扩展, 出现了如 KPCA (Kernel PCA)、KLDA (Kernel LDA) 等<sup>[2]</sup> 非线性的特征提取算法。这些算法虽然降低了数据维数, 减少了运算量, 但都没能很好的保留各类人脸样本的拓扑结构。近年来,

收稿日期: 2009-09-09

基金项目: 重庆市自然科学基金资助项目 (CSTC, 2008BB2160)

作者简介: 李见为 (1947-), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要从事模式识别与图像处理研究,

(E-mail) cqjwlee@126.com。

Tenenbaum 等<sup>[3]</sup>提出流行学习方法,这些算法既能够降低数据维数、减少运算,又能很好地保留各类人脸样本的拓扑结构<sup>[4]</sup>,其中具有代表性的流形学习方法有等距映射(Isometric Feature Mapping, ISOMAP)<sup>[3]</sup>、局部线性嵌入(Local Linear Embedding, LLE)<sup>[5]</sup>、拉普拉斯本征映射(Laplacian Eigenmaps, LE)<sup>[6]</sup>以及 He 等人提出了保局投影(Locality Preserving Projections, LPP)算法<sup>[7]</sup>。但是这些算法都是非监督的算法,没有充分利用样本点的类别信息,另外,流行学习算法不能有效消除图像中高阶相关等冗余信息,不利于识别率的进一步提高。

笔者提出了基于 Gabor 小波和监督的局部线性嵌入(Supervised LLE, SLLE)<sup>[8]</sup>的特征提取方法。Gabor 小波由于其良好的空间局部性和方向选择性,被广泛的应用于人脸识别领域,增强了对光照、姿态等因素的鲁棒性<sup>[9]</sup>。而 SLLE 算法在寻求每个样本邻域点的过程中利用了数据的类别信息,有利于算法识别率的提高。最后使用最近邻分类器进行分类判决。在 ORL 和 YALE 人脸库上进行的实验证明,文中提出的算法有较高的识别率。

## 1 算法介绍

研究发现,Gabor 小波在频率和方向上对图像的代表特性与人类视觉系统的相关特性非常相似<sup>[10]</sup>。Gabor 小波适宜于图像纹理的表示和判别,显示出良好的空间局部性和方向选择性,因此引入 Gabor 小波能够更好的提取人脸特征。而 SLLE 算法在 LLE 算法的基础上充分应用了样本的类别信息,从而能够获得更大的类间距离和更小的类内距离,有利于分类识别。算法将上述两者结合起来,有效的提高了算法的识别率。

### 1.1 Gabor 小波变换

Gabor 小波是高斯函数调制的正弦和余弦函数,相应地构成偶小波和奇小波。二维 Gabor 小波定义<sup>[11]</sup>为

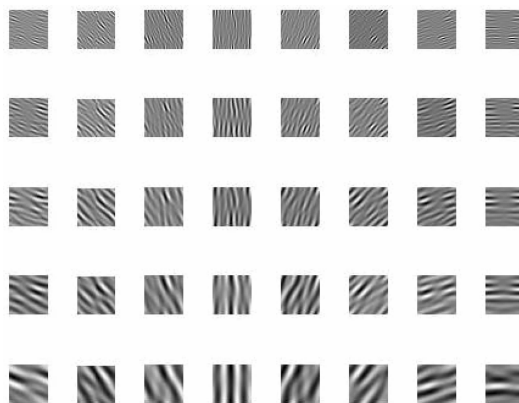
$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp(-\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2) \cdot [\exp(ik_{u,v}z) - \exp(-\sigma^2/2)], \quad (1)$$

其中, $u, v$  表示 Gabor 小波的方向和频率。根据文献<sup>[10]</sup>,取 5 个中心频率,8 个方向组成的 40 个 Gabor 滤波器。人脸图像  $I(x, y)$  的 Gabor 小波特征可表示为

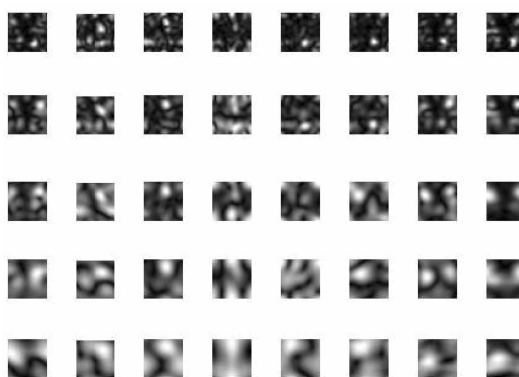
$$G_{u,v}(x, y) = I(x, y) \otimes \psi_{u,v}(x, y), \quad (2)$$

其中  $\otimes$  表示卷积。人脸图像经 Gabor 小波变换后的实部响应和幅值图谱如图 1 所示。在图像边缘附近,

Gabor 小波变换的实部和虚部会产生振荡,而不是一个平滑的峰值响应,因此只保留 Gabor 小波变换的幅值,幅值信息实际反映了图像局部的能量谱,而且在边缘附近具有良好的光滑性,有利于匹配识别。



(a) 人脸图像经 Gabor 小波变换后的结果



(b) 人脸图像经 Gabor 小波变换后的幅值图谱

图 1 人脸图像经 Gabor 变换后的结果

将得到 Gabor 小波特征的行向量连接成一个向量就得到了一幅人脸图像的特征矢量。考虑到算法的复杂性,对每一个  $G_{u,v}(x, y)$  进行下采样<sup>[10]</sup>,然后再将得到的 Gabor 小波特征的行向量依次连接成一个向量。因此一幅人脸图像的 Gabor 特征为

$$\chi^\rho = (G_{0,0}^\rho, G_{0,1}^\rho, \dots, G_{u,v}^\rho, \dots, G_{4,7}^\rho), \quad (3)$$

其中  $G$  的上标  $\rho = 2^k$  表示进行下采样的程度,文中  $k=3$ 。

### 1.2 监督局部线性嵌入(SLLE)

Roweis 和 Saul 提出的 LLE 算法<sup>[5]</sup>是一种局部的非监督的算法,其主要思想是:在局部意义下,数据的结构是线性的,或者说局部意义下的点在一个超平面上。因此,任意一点可以使用它的邻域点的线性组合来表示。LLE 算法中由重构权误差最小化得到的最优权值遵循对称特性,每个点的重构权值在平移、旋转、伸缩变换下是保持不变的。而且 LLE 算法有解析的全局最优解,不需迭代,低维嵌

入的计算归结为稀疏矩阵特征值的计算,这样计算复杂度相对较小,能有效的降低算法的耗时。其算法步骤如下<sup>[5,12]</sup>:

Step1:选取邻域

计算每个样本点  $x_i$  的邻域点。记  $J_i$  为  $x_i$  的邻域点的下标集,以及  $K = |J_i|$  表示  $x_i$  的邻域点的个数。

Step2:计算重构权  $\omega_{ji}$

重构权  $\omega_{ji}$  表示样本点  $x_j$  对样本点  $x_i$  的重构的贡献。其可以通过极小化下面的重构权误差来实现:

$$\epsilon(W) = \sum_i x_i - \sum_{j \in J_i} \omega_{ji} (x_i - x_j)^2, \quad (4)$$

Step3:计算  $d$  维嵌入

LLE 要求低维嵌入  $y_i \in \mathbf{R}^d$  与它的邻域点能反映出高维空间中样本点的重构权关系,即极小化下面的价值函数:

$$E(Y) = \sum_i \|y_i - \sum_j \omega_{ji} y_j\|^2, \quad (5)$$

其中  $Y$  为低维嵌入矩阵。

LLE 算法作为一种非监督的算法,没有利用样本点的类别信息,针对此缺点,Ridder 等人提出了监督的 LLE(SLLE)算法<sup>[8,13]</sup>。在计算每个样本点  $x_i$  的邻域点时,LLE 算法根据样本点  $x_i$  与其他各样本点的欧式距离  $D$  来寻找  $K$  个邻域点。而在 SLLE 算法中,样本点之间的距离  $D'$  由如下公式计算<sup>[14]</sup>:

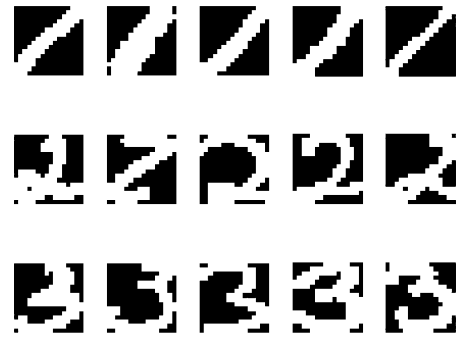
$$D' = D + \alpha \max(D) \Delta, \quad (6)$$

如果  $x_i$  与  $x_j$  不属于同一类,则  $\Delta_{i,j} = 1$ ,此时样本点之间的距离被扩大,从而减小了将属于不同类的样本点作为邻域点的可能性。而如果  $x_i$  与  $x_j$  属于同一类,则  $\Delta_{i,j} = 0$ 。式中的  $\alpha$  为经验参数,表示在特征信息和类别信息之间取一个折中, $\alpha = 1$  表示侧重利用样本的类别信息,因此 Ridder 等人指出  $\alpha = 1$  时往往并不能使 SLLE 的性能最好<sup>[8]</sup>。SLLE 的其它步骤与 LLE 是一致的。

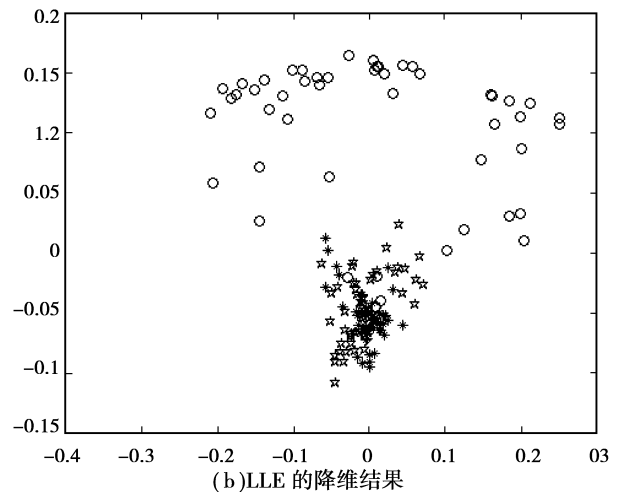
采用手写字体的 1,2,3 三类样本进行实验。此时取邻域点个数  $K = 10$ ,SLLE 算法中的经验参数  $\alpha = 0.2$ 。图 2(a)显示了 1,2,3 三类手写字体样本的原始图像,其大小为  $16 \times 16$ 。图 2(b)和图 2(c)分别显示了 LLE,SLLE 在这个样本集上的降维结果。由实验结果可以看出 SLLE 算法在低维空间能够完全的区分样本,所以用 SLLE 进行分类识别具有合理性。

## 2 实验结果及分析

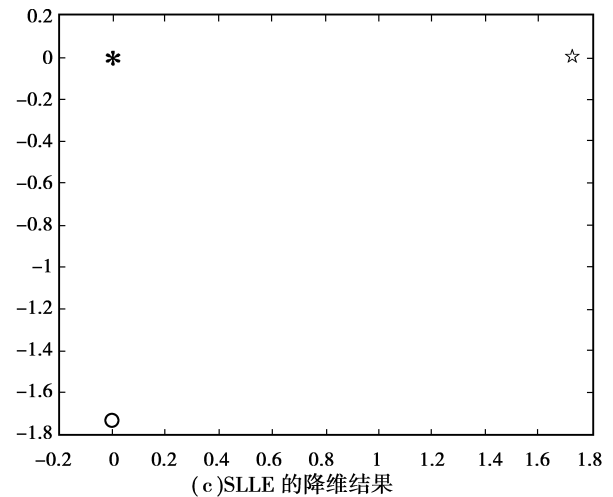
的基于 Gabor 小波和 SLLE 的人脸识别算法,分别在 ORL 和 YALE 人脸库进行实验。对每个人



(a) 原始采样数据



(b) LLE 的降维结果



(c) SLLE 的降维结果

图 2 手写字体的 LLE 和 SLLE 降维结果

脸库分别进行 3 次实验:第 1 次通过实验绘制就算法识别率随参数  $\alpha$  变化的曲线,第 2 次通过实验绘制文中算法识别率随邻域点个数  $K$  变化时的曲线,从而确定了参数  $\alpha$  和  $K$  的取值并对文中算法得出初步结论。第 3 次实验绘制不同算法在不同维数下的识别率曲线,将文中算法与 Eigenfaces 算法, Fisherfaces 算法, LLE 算法和 SLLE 算法进行比较。最后,在实验的基础上,对各种算法的识别率和复杂度进行综合比较和分析。其实验结果如下。

### 2.1 ORL 人脸库

ORL 人脸库包含 40 个人组成 400 幅图像,每人包含 10 幅图像。选取经过归一化的样本,图像的分辨率为  $32 \times 32$ 。对每个人的 10 个样本随机取 5 个作为训练样本,其余 5 个作为测试样本。在 ORL 人脸库上算法识别率随参数  $\alpha$  变化的曲线如图 3 所示,此次实验中取邻域点个数  $K = 40$ ,由图可见  $\alpha = 0.2$  时识别率取最高。图 4 所示为识别率随邻域点个数  $K$  变化的曲线,取  $\alpha = 0.2$ ,当  $K = 30$  和  $K = 50$  时,识别率达到最大。通过实验,取  $\alpha = 0.2, K = 30$ ,新算法与其他算法的比较如图 5 所示。

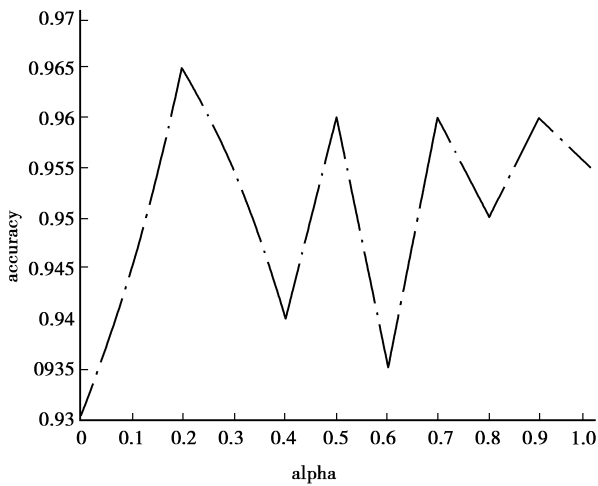


图 3 Gabor+SLLE 算法在 ORL 数据库中参数  $\alpha$  与识别率之间的关系

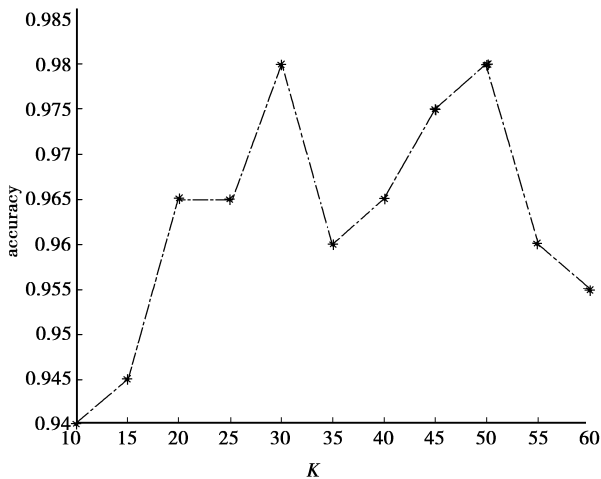


图 4 Gabor+SLLE 算法在 ORL 数据库中邻域数目  $K$  与识别率之间的关系

### 2.2 YALE 人脸库

Yale 人脸库包含了 15 个人组成的 165 幅图像,每人包含 11 幅图像。这些图像的变化主要在于光照变化、表情变化和遮掩。选取的是经过归一化的

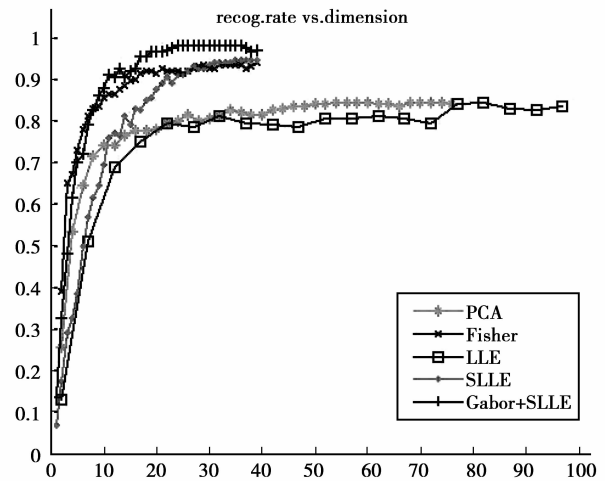


图 5 不同算法在 ORL 数据库上识别率与鉴别维数之间的关系

样本,图像的分辨率为  $32 \times 32$ 。文中对每个人的 11 个样本随机取 5 个作为训练样本,其余 6 个作为测试样本。取  $K = 40$ <sup>[15]</sup>,在 YALE 人脸库上算法识别率随参数  $\alpha$  变化的曲线如图 6 所示,由图可见  $\alpha = 0.2$  时识别率取最大值。图 7 所示为识别率随邻域点个数  $K$  变化的曲线,当  $K = 35$  时,识别率达到最大。因此,在第 3 次实验中,取  $\alpha = 0.2, K = 35$ ,新算法与其他算法的比较如图 8 所示。

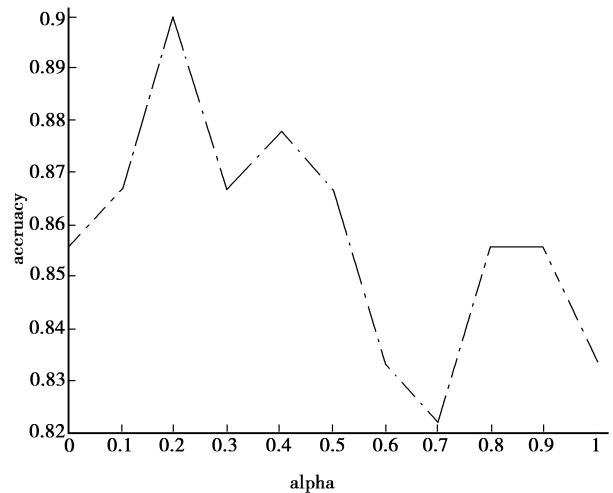


图 6 Gabor+SLLE 算法在 YALE 数据库中参数  $\alpha$  与识别率之间的关系

表 1 给出了新算法和其他算法在 ORL 和 YALE 数据库上经过 10 次实验得出的平均识别率。

由表 1 可见,新算法在 ORL 人脸库和 YALE 人脸库上都表现出了较高的识别率,充分说明文中提出的 Gabor 小波和 SLLE 相结合的算法有效的进行了维数约减,提取了低维鉴别特征。

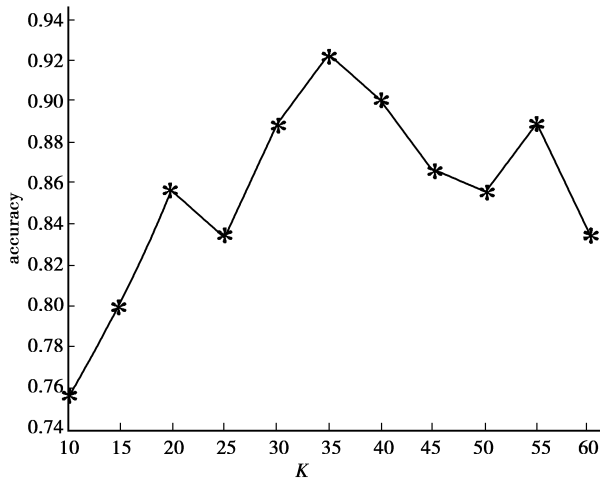


图 7 Gabor+SLLE 算法在 YALE 数据库上邻域数目  $K$  与识别率之间的关系

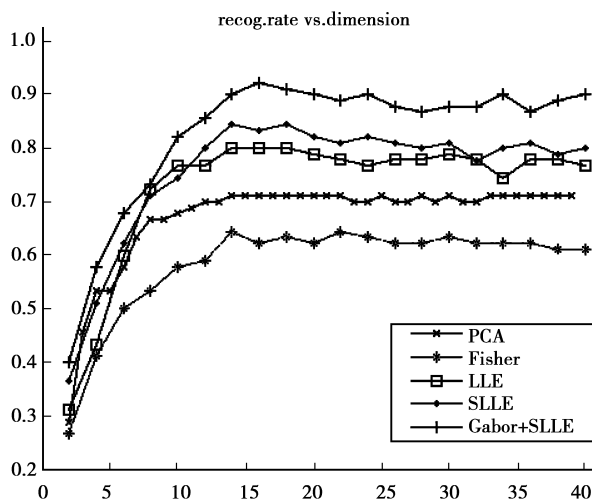


图 8 不同算法在 YALE 数据库上识别率与鉴别维数之间的关系

表 1 各算法在 ORL、YALE 数据库上的平均识别率 %

算法名称	ORL	YALE
主成分分析(PCA)	84.5	64.4
线性判别分析(LDA)	93.0	72.2
局部线性嵌入(LLE)	85.5	80.0
监督局部线性嵌入(SLLE)	94.5	84.4
本文算法(Gabor+SLLE)	98.0	92.2

另外,算法复杂度是考量一个算法好坏与否的重要标准,从训练时间和分类识别时间两个角度分析了新算法的复杂度。其中训练时间反应了算法在前期生成训练样本集所需时间,而分类识别时间(即单幅图像的特征提取时间及分类器的分类时间)则

反应了一个人脸识别系统在实际应用中读取一幅人脸图像后做出判决所需的时间。在实际应用中,分类识别时间尤为重要,是直接关系到算法能否达到实时性的重要指标。

表 2 给出了新算法与其他算法在 ORL 和 YALE 数据库上的训练时间,实验中,在 ORL 数据库上对每一类训练样本分别随机取 5 幅图片(40 人  $\times$  5 幅),在 YALE 数据库上对每一类训练样本分别随机取 6 幅图片(11 人  $\times$  6 幅)。

表 2 各算法在 ORL、YALE 数据库上的训练时间 s

算法名称	ORL	YALE
主成分分析(PCA)	3.65	1.26
线性判别分析(LDA)	3.12	1.07
局部线性嵌入(LLE)	11.10	1.63
监督局部线性嵌入(SLLE)	11.45	2.01
新算法(Gabor+SLLE)	18.39	4.83

相比于传统的 PCA 算法和 LDA 算法,LLE 算法和 SLLE 算法所需训练时间有一定增加,这主要是由于后者需要计算低维线性嵌入所引起的。而文中算法中由于 Gabor 小波的引入,算法运算时间也有所提高。但是,在实际应用中,训练一般采用离线训练的方法,因此,训练时间对算法的实时性并无影响。

表 3 给出了新算法与其他算法在 ORL 和 YALE 数据库上,对一幅测试图片进行分类识别的时间。

表 3 各算法在 ORL、YALE 数据库上的分类识别时间 ms

算法名称	ORL	YALE
主成分分析(PCA)	18.0	17.6
线性判别分析(LDA)	13.3	13.1
局部线性嵌入(LLE)	45.2	44.9
监督局部线性嵌入(SLLE)	47.5	47.1
新算法(Gabor+SLLE)	56.0	55.5

由表 3 可见,新算法相比于其他算法所需的分类识别时间仍有增加。但是新算法将分类识别时间控制在了 60 ms 以内,在提高算法识别率的同时对算法的实时性没有影响。

### 3 结 论

提出了一种基于 Gabor 小波和 SLLE 的人脸识别算法。首先利用 Gabor 小波从人脸图像中提取高

阶非正交的特征向量,然后通过 SLLE 算法将这些向量映射到离散的子流形。该算法将人脸图像的拓扑信息和样本类别信息有效的结合从而进行维数约简,提取低维鉴别特征。在 ORL 人脸库和 YALE 人脸库上将新算法与主成分分析、线性判别分析、局部线性嵌入、监督局部线性嵌入等算法进行比较,实验结果表明,新算法能够较好的进行维数约减,提取有效的人脸特征,有效的提高了人脸识别的性能。

#### 参考文献

- [1] 赵明华,李鹏,刘直芳.基于两空间线性鉴别分析的小样本人脸识别[J].光电工程,2008,9(8):112-116.  
ZHAO MING-HUA, LI PENG, LIU ZHI-FANG. Face Recognition Based on Two Subspaces Linear Discriminant Analysis [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 9(8): 112-116.
- [2] 李粉兰,唐文彦,段海峰,等.分数次幂多项式核函数在核直接判别式分析中的应用[J].光学精密工程,2007,15(9):1410-1414.  
LI FEN-LAN, TANG WEN-YAN, DUAN HAI-FENG, et al. Application of fractional power polynomial kernel function to kernel direct discriminant analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(9): 1410-1414.
- [3] TENENBAUM J B, SILVA V DE, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- [4] 周红,吴炜,滕奇志,等.流形学习中的算法研究[J].计算机应用研究,2007(7):214.  
ZHOU HONG, WU WEI, TENG QI-ZHI, et al. Research of Manifold Learning Algorithm [J]. Application Research of Computers, 2007(7): 214.
- [5] ROWEIS, S T, SAUL, L K, Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, (5500): 2323-2326.
- [6] BEL KIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 14(2002): 585-591.
- [7] HE X F, NIYOGI P. Locality preserving projections [C]. Proceeding of Neural Information Processing System, 2005 27(3): 328-340.
- [8] XIULING HE, YANG YANG, ZENGZHAO CHEN, et al. Manifold learning and its application in form processing [J]. World Congress on Intelligent and Automation, 2008, 7(6): 332-336.
- [9] 周慧灿,刘琼,王耀南.基于 Fisher 的 Gabor 特征提取方法[J].微计算机信息,2007(23):2-3.  
ZHOU HUI-CAN, LIU QIONG, WANG YAO-NAN. Extract Gabor Features Based on Fisher's Discriminant [J]. Microcomputer Information, 2007(23): 2-3.
- [10] LEE T S. Image representation using 2D Gabor wavelets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.
- [11] DAUGMAN, J G. Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression[J]. IEEE Transaction on Acoustics, Speech, And Signal Processing 1988, 36(7): 1169-1179.
- [12] OKUN O, KOUROPTOVA O. Supervised locally linear embedding algorithm [C]. Finland: Proc. of the Tenth Finnish Artificial Intelligence Conference, 2002: 50-61.
- [13] YING H P, ANDREW B J T, ENG K W, et al. Supervised Locally Linear Embedding in Face Recognition [C]. Pakistan: IEEE International Symposium on Biometrics and Security Technologies, ISBAST '08, 2008, 23-24.
- [14] LIANG D, YANG J, ZHENG Z, et al. A facial expression recognition system based on supervised locally linear embedding [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26, 2374-2389.
- [15] 文贵华,包丽,丁月华.局部线性嵌入算法中参数的选取[J].计算机应用研究,2007(2):60.  
WEN GUI-HUA, BAO LI, DING YUE-HUA. Determining Parameter for Locally Linear Embedding Algorithm [J]. Application Research of Computers, 2007(2): 60.

(编辑 陈移峰)