

掌纹识别的一种新的特征提取方法 *

吴献超¹, 刘 莎¹, 侯晓荣, 景海斌²

(1. 宁波大学 理学院, 浙江 宁波 315211; 2. 河北建筑工程学院 数理系, 河北 张家口 075024)

摘 要: 通过分析已有的掌纹识别方法和特征提取所面临的问题, 提出了一种新的掌纹识别算法——直接监督保局投影(DSLPP)。该算法在传统的保局投影(LPP)算法中加入类别信息, 同时对角化 XLX^T 和 XDX^T , 可以直接达到保局投影算法的最优准则, 并且无须在原始高维数据(如原始图像)上先进行任何特征提取或降维处理。在 PolyU 掌纹库中进行实验, 与 Eigenpalm、Fisherpalm 和 LPP 算法相比具有较高的识别速度和识别率; 当掌纹库中图像总数为 600 张, 共 100 人, 每人用 5 张掌纹图像作为训练样本, 1 张掌纹图像作为测试样本时, 可以达到 100% 的识别率。

关键词: 掌纹识别; 主成分分析; 线性判别分析; 保局投影; 监督保局投影; 直接监督保局投影

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2009)07-2777-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.07.110

Palm recognition based on new feature extraction method

WU Xian-chao¹, LIU Sha¹, HOU Xiao-rong¹, JING Hai-bin²

(1. Faculty of Science, Ningbo University, Ningbo Zhejiang 315211, China; 2. Dept. of Mathematics & Physics, Hebei Institute of Architecture & Civil Engineering, Zhangjiakou Hebei 075024, China)

Abstract: By analyzing the existing methods of palmprint recognition and the problem of feature extraction, this paper proposed a new palm image feature extraction and recognition method based on direct DSLPP. This algorithm added the class information into the traditional LPP and diagonalized both XLX^T and XDX^T simultaneously. Achieved the optimize Fishers criterion directly, without any feature extraction or dimensionality reduction steps on high-dimensional data (such as raw images). Tested and evaluated the proposed method using the PolyU palmprint database. Experimental results show that DSLPP is more powerful than Eigenpalm, Fisherpalm and LPP algorithm for palm feature extraction and recognition, and the recognition rate is 100% using the total images of 600, a total of 100 people, each with five palmprint image as a training sample, a palmprint image as a test sample.

Key words: palm recognition; principal component analysis (PCA); linear discriminant analysis (LDA); locality preserving projections (LPP); supervised locality preserving projections (SLPP); direct supervised locality preserving projections (DSLPP)

0 引言

掌纹被认为是惟一的、稳定的、可靠的人类的特征之一, 可以用来进行人体的身份鉴别。掌纹识别是生物特征鉴别技术的一个主要方向, 它涉及图像处理、模式识别、计算机视觉等多个研究领域, 具有十分广泛的应用前景, 近年来得到很多研究团队的重视^[1]。

特征提取是掌纹识别技术中一个基本而又十分重要的环节, 寻找并提取有效的特征是识别问题的关键。在掌纹特征提取的方法中, 子空间方法取得了较好的效果, 比较常见的有 Eigenpalm^[2] 和 Fisherpalm^[3]。Lu 等人于 2003 年提出了特征掌方法 (Eigenpalm), 将 PCA 应用于掌纹识别, 通过提取掌纹图像的主成分进行识别。Eigenpalm 是基于重建准则, 即重建误差最小, 但它无法揭示数据的局部结构。在进行掌纹识别时, 其识别率一般不是十分理想。Fisherpalm 属于有监督识别方法, 利用 LDA 寻找使类间距和类内距比值最大化的投影方向,

获得了较好的识别效果。当样本比较充足时, Fisherpalm 优于 Eigenpalm 方法, 然而, 当样本数目小于样本维数时, Fisherpalm 将出现小样本问题。所以一般先采用 PCA 降维, 然后再用 LDA 提取特征进行识别。Chen 等人^[4] 指出类内散度矩阵的零空间包含了有利于识别的重要的判别特征, 但是没有利用零空间以外的任何信息, 因此 Yu 等人^[5] 提出了直接线性判别分析 (DLDA) 的方法; 同时对角化类内散度矩阵和类间散度矩阵, 有效地保留了零空间的有用信息, 得到了较好的识别效果。

近年来的研究成果表明, 掌纹图像很可能位于一个非线性流形上。当前主要有三种流形学习方法, 即等距映射 (Isomap^[6])、局部线性嵌入 (LLE^[7]) 和拉普拉斯特征映射 (Laplacian Eigenmaps^[8])。虽然局部线性嵌入和拉普拉斯特征映射均能很好地揭示掌纹数据的内部结构, 但一般不能直接用于掌纹识别领域, 因为它们都没有明晰的投影矩阵, 很难直接提取新样本的特征。为了克服这个缺点, He 等人^[9] 提出了 LPP 并将其应用于掌纹识别。其本质就是对拉普拉斯特征映射的线性逼近, 能够成功地将新掌纹图像映射到学习过的低维掌纹空

收稿日期: 2008-08-10; 修回日期: 2008-10-18 基金项目: 浙江省科技厅新苗人才计划基金资助项目 (2007G60G2070010)

作者简介: 吴献超 (1983-), 男, 硕士, 主要研究方向为图像处理、模式识别 (wuxianchao1983@yahoo.com.cn); 刘莎 (1984-), 女, 硕士, 主要研究方向为小波分析、数字水印、模式识别; 侯晓荣 (1966-), 男, 博导, 主要研究方向为数学机械化、可视化。

间。但是 LPP 属于无监督学习方法,未能充分利用样本的类别信息并且由于掌纹图像维数较高,如 128×128 ,在这样的空间中计算 XLX^T 和 XDX^T 是很困难的,并且 XDX^T 是奇异的,不能直接应用 LPP 方法。

在应用 LPP 时,要先用 PCA 进行降维,但是 XLX^T 也是奇异的,它的零空间包含了 LPP 识别所需的有价值的信息,在进行 PCA 投影时,会去除 XLX^T 的零空间的信息,即去掉了满足 $f(w) = w^T XLX^T w = 0$ 的方向,因此 LPP 不能得到目标函数

$$f(w) = \arg \min_{w^T XDX^T w} w^T XLX^T w \quad (1)$$

的最优解。Cheng 等人^[10]提出了监督核保局投影,有效地利用了样本的类别信息并运用了核方法。与此类似的方法还有 kernel PCA、kernel LDA、kernel ICA。核方法没有考虑到掌纹图像可能所在的流行结构,计算复杂,并且在图像识别中,线性投影方法有利于计算和分析,在识别中取得了较好的效果。

本文在此基础上提出一种新的掌纹特征提取的方法——直接监督保局投影(DSLPP),有效地利用了样本的类别信息,保留了 LPP 的优点,克服了 LPP 要先利用 PCA 进行降维,丢失了有利于识别的 XLX^T 零空间信息的缺点;受文献[5]启发,同时对角化 XLX^T 和 XDX^T ,保留了 XLX^T 零空间的信息,不用先进行 PCA 降维,使 SLPP 的标准最优化。在 PolyU 掌纹库中进行实验,本文提出的方法具有较高的识别率。

1 保局投影

保局投影^[9](LPP)是不同于 PCA 和 LDA 的特征提取方法。它的本质就是对拉普拉斯特征映射的线性逼近,目标就是寻找最优投影矩阵 P ,对原始数据进行降维,同时保留局部的几何流形结构。He 等人^[9]应用 LPP 将高维数据映射到低维子空间,并成功应用于人脸识别。

假设有数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$, $x_i \in R^n$, LPP 的目标函数是

$$\min_P \sum_{i,j=1}^N \|y_i - y_j\|_S(i,j) \quad (2)$$

其中: $y_i = P^T x_i$ 。相似矩阵 S 是通过最邻接图建立的,即

$$S_{ij} = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|_t/t} & x_i \in N_k(x_j) \text{ or } x_j \in N_k(x_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $N_k(x_j)$ 表示与 x_j 相邻近的 k 个数据点的集合; t 是在实验中选出的参数,是一个常数。很显然, S 是对称的半正定矩阵。因此, LPP 求变换矩阵 P , 最小化目标函数的问题可以转换为特征值问题,即

$$XLX^T P = \lambda XDX^T P \quad (4)$$

其中: $D_{ii} = \sum_j S(i,j)$ 是一个对角矩阵,且 $L = D - S$ 。

2 直接监督保局投影(DSLPP)

LPP 属于非监督分类,没有利用样本的类别信息。文献[11]提出了一种有监督分类的 LPP 算法,并成功应用于人脸识别。本文给出另一种不同的有监督 LPP 方法,在 LPP 中加入类别信息。

下面给出结合样本类别信息的保局投影算法(SLPP),并应用于掌纹识别,在 PolyU 掌纹库中的识别效果表明,该方法优于 LPP。

SLPP 算法的目标函数与式(2)相同,但是在 S 中加入类别标签,寻找与 x_i 有相同类别 k 邻近数据点。因此结合样本类别信息可建立如下相似矩阵,即

$$S_{ij} = \begin{cases} e^{-\|x_i - x_j\|_t/t} & x_i \text{ 和 } x_j \text{ 属于同一类} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

投影方向的求解方法与 LPP 算法相同。

DSLPP 算法本质就是在传统的 LPP 中加入类别信息,寻找一个矩阵,同时对角化 XLX^T 和 XDX^T :

$$A^T XLX^T A = I, A^T XDX^T A = \Lambda \quad (6)$$

基于直接监督保局投影的特征提取算法如下:

- 利用式(5)建立近邻矩阵 S ,并计算出 XDX^T 和 XLX^T ;
- 求矩阵 V ,对角化 XDX^T ,即

$$V^T XLX^T V = \Lambda, V^T V = I$$

其中: I 是单位矩阵; Λ 是对角矩阵且对角线上的值以降序排列。

从 D 的定义可以得出 D 是半正定对角矩阵,且可以分解为 $D = RR^T$, $R = D^{1/2}$ 。

于是 $XDX^T = XRR^T X^T = XR(XR)^T$, 因此,可以采用文献[5]的方法,得到 XDX^T 的特征值和特征向量。于是可知 V 的列是 XDX^T 的特征向量, Λ 是相应的特征值。当 XDX^T 是奇异矩阵时,它的特征值可能会有 0(或接近 0),由于这些特征向量不会增强判别力,反而会影响达到目标函数的最优解,因此去除这样的特征值和相应的特征向量。

设 K 是 $V^{n \times m}$ (n 是特征空间的维数)的前 m 列,则 $K^T XLX^T K = D_d > 0$, D_d 是 Λ 的 $m \times m$ 顺序主子式。令

$$Z = KD_b^{-1/2}$$

$$(KD_d^{-1/2})^T XDX^T (KD_d^{-1/2}) = I \Rightarrow Z^T XDX^T Z = I$$

因此, Z 使 XDX^T 的维数从 n 减少到 m 。

- 对角化 $Z^T XLX^T Z$:

$$U^T XLX^T U = D_l, U^T U = I$$

其中: I 是单位矩阵; D_l 是对角矩阵且对角线上的值以降序排列。

D_l 中可能会在主对角线中包含零,而 DSLPP 目标函数是求比值最小,因此将 D_l 主对角线上元素排序,特征向量顺序相应调整,保留较大的特征值,特别要去除零特征向量。

- 得出 DSLPP 的投影矩阵:

$$P = U^T Z^T$$

P 同时对角化了 DSLPP 目标函数中的 XDX^T 和 XLX^T , 满足式(6)。

- 为了分类的目的,将数据投影在该特征空间中: $y \leftarrow Px$ 。

在本文的方法中选择了先对角化 XDX^T , 而不是 XLX^T , 是因为 D 是对角矩阵,易于处理。

3 分类方法

本文采用常用的最小近邻的分类方法。设投影后的两个特征向量为

$$y_i = [y_1^i, y_2^i, \dots, y_m^i], y_j = [y_1^j, y_2^j, \dots, y_m^j]$$

两者之间的距离定义为

$$d(y_i, y_j) = \sum_{k=1}^m \|y_k^i - y_k^j\|_2$$

其中: $\|y_k^i - y_k^j\|_2$ 表示 y_k^i, y_k^j 之间的欧氏距离。

设训练样本的特征向量为 $y_1, y_2, \dots, y_N$, 每一个训练样本

属于一个类别 ω_k ,测试样本的特征矩阵为 y_T ,如果满足

$$d(y_T, y_l) = \min_j d(y_T, y_j); j = 1, 2, \dots, N; y_l \in \omega_k$$

则测试样本 $y_T \in \omega_k$ 。

4 实验及其结果分析

为了验证 DSLPP 方法的识别效果,将 DSLPP 算法在港理工大学的 PolyU 掌纹数据库中进行实验。PolyU 掌纹数据库^[13]是在 2004 年 3 月采集的,其中包括分两个阶段采集的 600 幅掌纹图像,共 100 人,每人 6 幅,图像的大小是 384 × 284,256 级灰度。本文采用文献[7]的掌纹预处理方法,提取了大小是 128 × 128 的图像用于掌纹特征的提取。其中一个掌纹图像的感兴趣区域如图 1 所示。

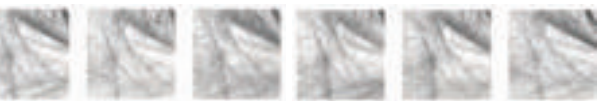


图1 剪切后的掌纹图像

在实验中,数据库中第一个阶段的 300 幅掌纹图像作为训练样本集,第二个阶段的 300 幅掌纹图像作为测试样本集。为了检验本文提出的方法,将 DSLPP 用于掌纹识别,与已有的相关算法(Eigenpalm^[2]、Fisherpalm^[3]、LPP^[9]、SLPP^[12]和 DSLPP)进行比较,采用最小近邻分类器计算识别率。前四种方法都要用到 PCA 进行降维,实验中保留了合适的能量。

表 1 给出了这些算法的最佳识别率以及达到最佳识别率所需的时间和保留维数。

表 1 五种方法在最近邻分类器下的最佳识别率、特征维数、特征抽取和识别时间的比较

鉴别方法	时间/s	特征维数	识别率/%
PCA	70.39	120	69
PCA + LDA	45.65	99	95.33
PCA + LPP	52.69	30	91.33
PCA + SLPP	36.96	30	92
DSLPP	45.56	41	96.6

可以看出,PCA + SLPP 优于 PCA + LPP 算法,这是因为 LPP 属于非监督特征提取方法,而 SLPP 属于监督分类,利用了样本的类别信息。本文提出的 DSLPP 算法具有较高的识别率,即 96.66%,优于其他方法,比已有的监督保局投影算法识别率提高了 4.6%。这是因为监督保局投影算法在特征提取之前要先进行 PCA 降维,丢失了有利于识别的 XLX^T 零空间信息;而本文提出的方法同时对角化 XLX^T 和 XDX^T ,保留了 XLX^T 零空间的有用信息,有利于识别效果的提高。

为了进一步说明 DSLPP 方法的有效性,在 PolyU 掌纹库上,分别按顺序选取 2~5 幅图像作为训练样本,其余图像作为测试样本,与其他四种方法进行对比实验,实验结果如表 2 所示。

表 2 不同训练样本的最佳识别率的比较

鉴别方法	图像			
	2	3	4	5
PCA	51.75	69	82	95
PCA + LDA	65.25	95.33	97	99
PC + LPP	66.75	91.33	94.5	98
PCA + SLPP	66.75	92	95	99
DSLPP	69	96.66	97.5	100

从表 2 中可以看出,选择不同数目的训练样本,本文提出

的算法都有较高的识别率,且当每个人的训练样本是五时,可以得到 100% 的识别率。这再次表明 DSLPP 要优于其他四种方法,具有较好的鲁棒性和较高的识别率。

特别说明,由于本文侧重于掌纹特征提取方法的研究,采用了最简单的最小近邻分类器进行识别率的计算。如果采取其他更好的分类器,则可以进一步提高识别率。

5 结束语

本文针对掌纹特征提取的问题,提出了一种新的掌纹特征提取方法——直接监督保局投影算法,并将其应用于掌纹识别领域。实验结果表明,本文方法在识别性能上优于目前已有的一些鉴别分析方法,且特征提取的维数和提取速度较快。本文方法可以推广到二维和核方法,有效地利用了图像信息。本文方法只在掌纹上进行了实验,还可以将此类方法应用于其他图像识别领域,如人脸识别。

参考文献:

[1] ZHANG D, KONG Wai-kin, JANE Y, *et al.* On-line palmprint identification[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1041-1050.

[2] LU Guang-ming, ZHANG D, WANG Kuan-quan. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24 (9-10):1463-1467.

[3] WU Xiang-qian, ZHANG D, WANG Kuan-quan. Fisher palms based palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003,24 (15):2829-2838.

[4] CHEN Li-fen, LIAO Hong-yuan, KO M T, *et al.* A new LDA-based face recognition system which can solve the small sample size problem [J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(10):1713-1726.

[5] YU Hua, YANG Jie. A direct LDA algorithm for high-dimensional data with application to face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(10):2067-2070.

[6] TENENBAUM J, De SILVA V, LANGFORD J. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. *Science*, 2000, 290(5500):2319-2323.

[7] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. *Science*, 2000, 290 (5500):2323-2326.

[8] HE Xiao-fei, YAN Shui-cheng, HU Yu-xiao, *et al.* Face recognition using Laplacian faces [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(3):328-340.

[9] HE Xiao-fei, YAN Shui-cheng, HU Yu-xiao, *et al.* Learning a locality preserving subspace for visual recognition[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision 2. Washington DC:IEEE Computer Society, 2003:385-392.

[10] CHENG Jian, LIU Qing-shan, LU Han-qing, *et al.* Supervised kernel locality preserving projections for face recognition [J]. *Neuro-computing*, 2005, 67(33):443-449.

[11] 张志伟,杨帆,夏克文,等. 一种有监督的 LPP 算法及其在人脸识别中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2008,30(3):539-541.

[12] DENG Cai, HE Xiao-fei, HU Yu-xiao, *et al.* Learning a spatially smooth subspace for face recognition [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, MN:[s. n.], 2007:1-7.

[13] The PolyU palmprint database [EB/OL]. (2004). <http://www.comp.polyu.edu.hk/biometrics/>.