

基于二维 Fisher 线性判别的掌纹识别方法

郭金玉^{1,2}, 苑玮琦¹

(1. 沈阳工业大学视觉技术研究所, 沈阳 110023; 2. 沈阳化工学院信息工程学院, 沈阳 110142)

摘要:在 Fisher 线性判别(FLD)中,类内离散矩阵总是奇异的。为了解决矩阵的奇异性问题,应用一种新的二维 Fisher 线性判别(2DFLD)直接进行矩阵投影。对于 PolyU 掌纹图像库,分别用 PCA, PCA+FLD 和 2DFLD 提取特征掌纹子空间,将待识别图像投影到低维子空间上,用余弦距离进行掌纹匹配。实验结果表明,与 PCA 相比,PCA+FLD 的识别率最多提高 1.18%。2DFLD 识别率最高达到 99.34%,比 PCA+FLD 提高 7.61%,特征提取仅耗时 0.047 s。

关键词: Fisher 线性判别; 主成分分析; 二维 FLD; 掌纹识别

Palmprint Recognition Based on Two-dimensional Fisher Linear Discriminant

GUO Jin-yu^{1,2}, YUAN Wei-qi¹

(1. Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023;

2. School of Information Engineering, Shenyang Institute of Chemical Technology, Shenyang 110142)

【Abstract】In the FLD-based recognition, the within-class scatter matrix is always singular. To overcome the above problem, a new way is to directly project the image matrix based on Two-Dimensional FLD(2DFLD). In PolyU palmprint database, this paper applies PCA, PCA+FLD and 2DFLD to extract the palmprint feature subspace. The images to be recognized are projected on small dimension subspace. A classifier to palmprint match based on cosine distance is used. Experimental results show that the recognition rate of PCA+FLD is about 1.18% higher than that of PCA. Compared with PCA+FLD, this method is able to yield recognition rate as high as 99.34%, with accuracy enhanced by 7.61%, while the feature extraction time is only 0.032 s.

【Key words】Fisher Linear Discriminant(FLD); principle component analysis; Two-Dimensional FLD(2DFLD); palmprint recognition

1 概述

近年来掌纹识别引起人们的广泛关注。与其他生物特征相比,掌纹具有以下优点^[1]:(1)图像分辨率低;(2)冒犯性低;(3)线特征稳定;(4)用户可接受程度高。因此,与其他生物特征识别技术相比,掌纹识别具有更广阔的应用前景。

与其他生物特征识别技术一样,关于掌纹特征提取的算法有很多,目前主要分为基于掌纹结构特征、空域-频域变换特征、统计特征和子空间特征 4 类^[2]。子空间方法是掌纹识别的主流方法。目前运用在掌纹识别上的子空间方法有 Fisher 线性判别(FLD)^[3]、主成分分析(PCA)^[4]等。其中 PCA 提取的特征是最佳描述特征而不是最佳分类特征。FLD 能提取最佳分类特征,但一般情况下,样本的类内离散度矩阵为奇异的,这使得该方法的求解变得困难。

传统的解决方法是利用主元分析降维获得原样本的特征子空间,这样可以保证在该空间中,类内离散度矩阵是非奇异的,对处理后的结果作 FLD^[5]。然而,由于 PCA 和 FLD 的投影标准本质上是不同的,PCA 降维的同时丢失了许多重要的判别信息。

处理上述问题的另一种方法是直接进行图像矩阵投影,避免了将二维图像矩阵转换成一维图像矢量的大量运算。二维 Fisher 线性判别(2DFLD)^[6]是基于图像矩阵的一种新的 FLD 方法,本文将 2DFLD 用于掌纹识别,对其性能进行了研究。

2 基于 2DFLD 的特征提取

通过变换 $y = X\alpha$, 可以将 $m \times n$ 维掌纹图像矩阵 X 投影到 n 维特征空间 α 上,得到 m 维投影矢量 y 。目标是找到最佳的投影方向 α , 使投影后模式具有最佳可分离性。

设 G_b 是掌纹图像类间离散度矩阵, G_w 为掌纹图像类内离散度矩阵, 定义为

$$G_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C n_i (\bar{X}^i - \bar{X})^T (\bar{X}^i - \bar{X}) \quad (1)$$

$$G_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{j \in C_i} (X_j - \bar{X}^i)^T (X_j - \bar{X}^i) \quad (2)$$

式中, $\{X_j\}_j^N$ 是训练掌纹图像; C 是掌纹样本类数; n_i ($\sum_{i=1}^C n_i = N$) 为第 i 类样本中的样本个数; \bar{X} 为所有掌纹图像的

均值; \bar{X}^i 为第 i 类掌纹图像的均值。则准则函数定义为

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T G_b \alpha}{\alpha^T G_w \alpha} \quad (3)$$

显然,最佳投影方向 α_{opt} 是与特征结构的最大特征值相对应的特征矢量:

$$G_b \alpha = \lambda G_w \alpha \quad (4)$$

由于矩阵 G_b 或 G_w 的大小是 $m \times m$, 远远小于 FLD 中的

作者简介:郭金玉(1975-),女,讲师、博士研究生,主研方向:生物特征识别,图像处理;苑玮琦,教授、博士后、博士生导师
收稿日期:2007-06-21 **E-mail:** shandong401@sina.com

$mn \times mn$,因此很容易直接处理上面的特征值问题。实际上一个最佳投影方向不能提取充足的判别信息,通常需要将图像数据投影到一些正交方向上,即使式(3)取最大值的 a_1, a_2, \dots, a_k 。在式(4)中选择与前 k 个最大特征值相对应的 k 个特征矢量就是最佳投影方向。

假定 $\{a_i\}_{i=1}^k$ 是最佳投影方向,给定一幅掌纹图像 X ,在 k 个方向上掌纹图像矩阵的所有投影组成一个 mk 维矩阵 y ,即 2DFLD 掌纹特征矢量:

$$y^T = (y_1^T, y_2^T, \dots, y_k^T) = (a_1^T, a_2^T, \dots, a_k^T) X^T \quad (5)$$

3 实验结果

PolyU掌纹图像库^[7]是掌纹识别领域公用的最大图像库之一。该图像库有 600 幅图像,共 100 人(每人 6 张),其中前 3 幅图像是第 1 次采集的,另外 3 幅图像是第 2 次采集的,两次采集的平均时间间隔为 2 个月。采样图像的分辨率为 284×384 。

根据类内和类间距离分布选择匹配阈值,进行掌纹匹配。为选取匹配阈值,同类图像间进行 1 500 次比较,不同类图像间进行 178 200 次比较。特征匹配时,计算从 2 幅掌纹图像中提取出来的特征矢量间的余弦距离 L 。如果 L 大于某一个预设的阈值 T ,则认为 2 幅掌纹图像来自于同一个人,反之则否。根据不同的特征数,分别利用传统的 PCA, PCA+FLD 和 2DFLD 方法进行掌纹识别结果如表 1 所示。

表 1 不同方法识别率的比较

feature number	PCA/(%)	PCA+FLD/(%)	2DFLD/(%)
10	90.11	91.17	97.62
20	90.61	91.73	99.34
30	91.89	93.07	99.13
40	93.07	93.37	99.05
50	93.12	93.52	99.04
60	93.24	93.53	99.03

表 2 是在 Matlab7.0 平台下不同算法特征提取所需的 CPU 时间(CPU: Pentium M Processor 740, RAM 512 MB)。从表 1 和表 2 可以看出,与 PCA 相比,当主元个数为 30 时,PCA+FLD 的识别率最多提高了 1.18%,这是由于 PCA 降维的同时丢失了有用的判别信息。当主元个数为 20 时,2DFLD 识别率最高达到 99.34%,比 PCA+FLD 提高了 7.61%,而且大大减少了特征提取时间,仅耗时 0.047 s。这是由于 2DFLD 直接进行矩阵投影,没有损失判别信息,而且避免了将二维

(上接第 211 页)

由表 1 可以看出,如果直接采用 otsu 算法或 Bernsen 算法而不对图像进行预处理,则所得的二值图像周边白点较多,没有很好地消除噪声,处理后图像的字符笔画较粗,不利于后续的几何校正、字符分割、提取和识别。采用本文算法,可以有效消除背景噪声,有利于后续的处理。实验表明本文方法可以很好地二值化背景偏暗或泛白的车牌图片,也适合背景正常情况下的车牌图片的二值化。

参考文献

[1] Naito T, Tsukada T, Yamada, et al. Robust License-Plate Recognition Method for Passing Vehicles Under Outside Environment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2000, 49(6): 2309-2319.
 [2] Dai Yan, Ma Hongqing, Liu Jilin, et al. A High Performance License Plate Recognition System Based on the Web Technique[C]//Proc. of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Oakland, CA,

图像矩阵转换成一维图像向量,节省了时间。由此可见,2DFLD 在计算时间和识别率方面都优于 PCA 和 PCA+FLD 方法。

表 2 不同方法特征提取时间比较

Feature number	PCA/s	PCA+FLD/s	2DFLD/s
10	11.218	5.297	0.016
20	12.235	6.343	0.047
30	13.500	9.235	0.078
40	13.516	10.093	0.109
50	13.265	6.875	0.157
60	14.531	6.969	0.187

4 结束语

运用 PCA 和 PCA+FLD 方法时,二维图像矩阵必须转换成一维图像向量,图像向量维数较大,计算时间较长,而且 PCA 降维的同时丢失了有用的判别信息,影响识别性能。2DFLD 是一种新的基于图像矩阵的投影方法,该方法离散矩阵的维数小于传统的 PCA 和 PCA+FLD 方法,所以进行特征提取所需的时间少于 PCA 和 PCA+FLD 方法。实验结果表明,在掌纹识别中 2DFLD 提取的特征优于 PCA 和 PCA+FLD 提取的特征。

参考文献

[1] Kong Waikin, Zhang David, Li Wenxin. Palmprint Feature Extraction Using 2-D Gabor Filters[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(10): 2339-2347.
 [2] 吴介, 裴正定. 掌纹识别中的特征提取算法综述[J]. 北京电子科技学院学报, 2005, 13(2): 86-92.
 [3] Wu Xiangqian, Zhang David, Wang Kuanquan. Fisherpalms Based Palmprint Recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2829-2838.
 [4] Lu Guangming, Zhang David, Wang Kuanquan. Palmprint Recognition Using Eigenpalms Features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9/10): 1463-1467.
 [5] Wei Jiang, Tao Junwei, Wang Lili. A Novel Palmprint Recognition Algorithm Based on PCA&FLD[C]//Proc. of Digital Telecommunications. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2006: 28-31.
 [6] Xiong Huilin, Swamy M N S, Ahmad M O. Two-dimensional FLD for Face Recognition[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(9): 1121.
 [7] PolyU Palmprint Database[Z]. (2003-03-02). <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>.

USA: [s. n.], 2001: 325-329.

[3] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histogram[J]. IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetic, 1979, 9(1): 62-66.
 [4] 王积分, 张新荣. 计算机图像识别[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1988.
 [5] Anderw K C, Wong P K, Sahoo A. Gray-level Threshold Selection Method Based on Maximum Entropy Principle[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1989, 19(4): 866-871.
 [6] Bernsen J. Dynamic Thresholding of Gray-level Images[C]//Proc. of the 8th Int'l Conf. on Pattern Recognition. LOS Angeles, USA: IEEE Computer Society Press, 1986: 1251-1255.
 [7] Yanowitz S D, Bruckstein A M. A New Method for Image Segmentation[J]. Computer Graphics, Vision and Image Processing, 1989, 46(1): 82-95.