

# 基于二维局部保留映射的小样本掌纹识别

潘新<sup>1,2</sup>, 阮秋琦<sup>1</sup>

PAN Xin<sup>1,2</sup>, RUAN Qiu-qi<sup>1</sup>

1. 北京交通大学 信息科学研究所, 北京 100044

2. 内蒙古农业大学 计算机与信息工程学院, 呼和浩特 010018

1. Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

2. College of Computer and Information Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

E-mail: pxffyfx@126.com

PAN Xin, RUAN Qiu-qi. Small sample palmprint recognition with two-directional local preserving projections. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(30): 30-32.

**Abstract:** The small sample biometrics recognition is a difficult problem in real-world applications because the limited training samples can not lead to satisfactory recognition accuracy. So in this paper, a novel method is proposed by using Improved two-Directional Local Preserving Projections (I2DLPP) for feature extraction and Support Vector Machine (SVM) for classification, in small sample palmprint recognition. I2DLPP, an improved algorithm of 2DLPP by projecting 2DPCA and 2DLPP in the row and column directions simultaneously to reduce the computation complexity and the final feature dimensions; and the nearest-neighbor graph is constructed in which each node corresponds to a column in the image matrix. SVM is proven to be an effective tool for small sample biometrics recognition. The combination of I2DLPP and SVM can improve recognition performance significantly for small sample palmprint recognition. The experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** two-Directional Local Preserving Projections (2DLPP); Support Vector Machine (SVM); small samples; palmprint recognition

**摘要:** 小样本生物识别是现实应用中一个较难解决的问题, 通过有限训练样本很难得到满意的识别结果。因此, 提出了一种新的小样本掌纹识别方法, 利用改进的二维局部保留映射 (I2DLPP) 提取特征, 并用支持向量机 (SVM) 分类。改进的二维局部保留映射是通过同时在行和列方向上进行 2DPCA 和 2DLPP 的投影实现的, 从而降低了计算复杂度与特征维数; 并且构建最近邻图是以图像内部的列为节点, 保留更多内部流形结构, 改善了识别效果。SVM 是针对小样本识别的非常有效的分类工具, 将两者结合可以显著提高小样本掌纹识别精度。实验结果证明了该方法的有效性。

**关键词:** 二维局部保留映射; 支持向量机; 小样本; 掌纹识别

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.30.009 **文章编号:** 1002-8331(2008)30-0030-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.4

## 1 引言

掌纹识别是近年来一项快速发展的生物特征识别技术, 掌纹中含有大量的可区分特征, 包括主线、褶皱、细节点、三角点以及丰富的纹理信息<sup>[1]</sup>。与人脸识别、虹膜识别等较流行的生物特征识别技术相比, 掌纹识别具有更稳定、信息量大、采集设备成本低、可接受程度高等优点, 因此受到业界的广泛关注。目前, 掌纹识别的研究多数集中在特征提取方面, 其中基于掌纹的点、线等结构及纹理特征的识别方法可以达到较好的效果, 然而特征提取和匹配过程需要大量的计算时间及存储空间<sup>[2-4]</sup>。多特征融合<sup>[5]</sup>也是获取较高识别精度的常用方法, 但需要基于已获取的多种特征, 不仅会带来存储和计算的额外开销, 识别结果还受融合决策等多种因素的影响。以统计特征为基础的子空间方法, 可以有效降维, 具有识别率较高, 易于实现等优点,

是掌纹识别的研究热点之一。著名的“特征掌”和“Fisher 掌”就是分别基于主成分分析 (PCA) 及线性判别分析 (LDA)<sup>[6-7]</sup> 这两种子空间方法获取的特征, 但是识别效果会随着图片质量、采样环境等因素发生变化<sup>[8]</sup>, 研究人员仍致力于探索一些新的子空间算法。

局部保留映射 (LPP) 是一种较新的基于表现的线性投影方法, 通过使用图像最近邻图模型保留图像的局部流形结构<sup>[9]</sup>。He 等人将 LPP 用于人脸识别, 得到了著名的“拉普拉斯脸” (Laplacian faces)。为避免因训练图像组成高维空间产生的奇异矩阵, 在 LPP 执行之前先使用 PCA 降维。二维局部保留映射 (2DLPP) 可以直接基于二维图像矩阵<sup>[10-11]</sup>, 但仍存在一些不足, 首先相似矩阵是直接基于整体图像矩阵的, 不能较好保留图像内部的局部流形特征, 影响识别精度; 其次, 由于训练空间矩阵

**基金项目:** 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60472033, No.60672062); 国家重点基础研究发展规划 (973) (the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2004CB318005)。

**作者简介:** 潘新 (1974-), 博士, 主研领域图像处理与模式识别; 阮秋琦 (1944-), 教授, 博士生导师, 主研领域图像处理、模式识别与虚拟现实等。

**收稿日期:** 2008-05-06 **修回日期:** 2008-07-29

维数很高, 相似矩阵和确定最优投影矩阵都需要较长的计算时间; 最后, 2DLPP 比 LPP 需要更高的特征维数, 增长了匹配时间。因此提出改进的二维局部保留映射 (I2DLPP)<sup>[12]</sup>, 通过构建以图像内部的列为节点的最近邻图, 可以保留更多内部流形结构, 进一步提高识别精度; 并且实现行和方向上分别进行 2DPCA 和 2DLPP 投影, 可以有效降维, 缩短计算和匹配时间, 提高识别效率。

但在子空间方法中, 识别率会随样本的减少而明显降低。为了提高识别精度, 需要大量的训练样本; 另一方面, 而在现实应用中, 样本数量会受到限制, 小样本生物识别仍是一个较难解决的问题。因此, 本文提出基于改进的二维局部保留映射和支持向量机的小样本掌纹识别算法, 利用改进的二维局部保留映射 (I2DLPP) 提取特征, 并将所得的特征用支持向量机 (SVM) 分类。由于 SVM 是非常有效的小样本分类工具, 将 I2DLPP 所提取的低维特征用 SVM 核函数非线性投影到高维空间来获取最优分类面, 可得到较好的识别结果。

## 2 改进的二维局部保留映射

给定  $N$  幅大小为  $m \times n$  训练图像  $X(1), X(2), \dots, X(N)$ , 组成  $m \times n \times N$  维的训练空间。为降低算法的复杂度, I2DLPP 实现在行和列上方向的 2DPCA 与 2DLPP 降维; 并构建了以图像的列为节点的最近邻图, 可以进一步提高识别精度, 具体算法步骤如下。

**步骤 1** 行方向上的 2DPCA 投影。样本空间矩阵的方差是

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

其中  $\bar{X}$  为所有训练样本的均值。对应  $G$  的  $d$  个最大特征值的正交特征向量组成了 2DPCA 最优投影矩阵  $R_{opt} = [r_1, \dots, r_d]$ 。将特征空间行方向投影到最优投影矩阵, 得  $Z(i) = X(i)R$ 。

**步骤 2** 构建最近邻图和相似矩阵  $S$ 。为了更细致地保留内部流形结构, 构建了含有  $dN$  个节点的图  $G$ , 其中每个节点对应矩阵  $Z$  的一列, 而不是整个的投影矩  $Z(i)$ 。设  $z(i)_p$  表示矩阵  $Z(i)$  的第  $p$  列, 如果节点  $z(i)_p$  和  $z(j)_q$  相邻, 则将两顶点连线。相似矩阵  $S$  可以被定义为  $dN \times dN$  的矩阵, 包括  $N \times N$  个大小为  $d \times d$  的块矩阵  $S(ij)$ , 具体表示为

$$S = \begin{bmatrix} S(11) & S(12) & \dots & S(1N) \\ S(21) & S(22) & \dots & S(2N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S(N1) & S(N2) & \dots & S(NN) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\text{其中 } S(ij) = \begin{bmatrix} s(ij)_{11} & s(ij)_{12} & \dots & s(ij)_{1d} \\ s(ij)_{21} & s(ij)_{22} & \dots & s(ij)_{2d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s(ij)_{d1} & s(ij)_{d2} & \dots & s(ij)_{dd} \end{bmatrix} \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, 若  $z(i)_p$  是  $z(j)_q$  的  $k$  近邻点之一, 或  $z(j)_q$  是  $z(i)_p$  的  $k$  近邻点之一, 则  $s(ij)_{pq} = 1$  或  $s(ij)_{pq} = \exp(-\|X_i - X_j\|^2/t)$ ; 否则,  $s(ij)_{pq} = 0, p, q = 1, 2, \dots, n$ 。

**步骤 3** 特征映射。投影矩阵  $a$  可由解广义方程来求得

$$ZLZ^T a = \lambda ZDZ^T a \quad (4)$$

其中  $D$  是对角矩阵, 其元素为  $d(ii)_{pp} = \sum_{j=1}^N \sum_{q=1}^d s(ij)_{pq}$ 。拉普拉斯

矩阵  $L = D - S$ 。  $D$  和  $L$  都是与矩阵  $S$  大小相同的  $dN \times dN$  矩阵。  $s$  个最小特征值对应的最小特征向量组成最优投影矩阵  $A_{opt}$ , 即  $A_{opt} = [a_1, \dots, a_s]$ 。 分别将训练样本  $X(i)$  与测试样本  $X(test)$  投影到  $R$  和  $A$ , 分别得到  $s \times d$  特征向量  $Y(i) = A^T X(i)R$  与  $Y(test) = A^T X(test)R$ 。

## 3 支持向量机

SVM 是由 Vapnik 和他的合作者在 20 世纪 90 年代中期共同提出的一套学习算法<sup>[13-14]</sup>, 被成功应用于分类与回归问题, 对小样本识别问题尤为有效。支持向量机是通过某种事先选择的非线性映射将输入向量  $x$  映射到一个高维特征空间, 在这个空间中构造最优分类超平面<sup>[15]</sup>来实现的。

设一组相同独立分布的训练样本  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l$ , 其中  $x \in R^N, y \in \{-1, 1\}$ 。支持向量机可归为寻找泛化函数的最大值<sup>[16]</sup>

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5)$$

$$\text{其约束条件为 } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (6)$$

其中  $\alpha_i \geq 0, K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$  是将训练样本投影到高维特征空间的核函数。常用的核函数很多, 有多项式核、高斯核等。

## 4 实验结果分析

采用本实验室的掌纹库 BJTU\_PalmprintDB。采集设备为一小型 A6 幅扫描仪, 在扫描仪上面安装了一个匣子, 可以有效避免外界光源的干扰。匣子侧面有用于定位拇指的凹槽, 其余手指可自由伸展, 手掌平铺在扫描仪表面, 可以小范围的移动和旋转。所采集原始手掌图像的分辨率为 72 dpi, 大小为 292 × 413 像素。通过食指与中指及无名指与小指的间隙中点定位图片, 截取手掌中心 128 × 128 像素 ROI 部分用于特征提取与匹配 (如图 1)。对于相同的手掌, 分割后的 ROI 中仍有微量的旋转、平移等位置变化, 以及由手掌按压而导致的光照不均匀等现象。实验选用 100 个不同手掌的 700 幅灰度图片, 每个手掌任选 7 幅图片, 其中 2 张作为训练样本, 其余 5 张为测试样本。即训练集和测试集分别含 200 张和 500 张手掌图片。本文实验采用 Matlab 程序编码, 计算机主频为 2.67 GHz, 内存 256 MB。

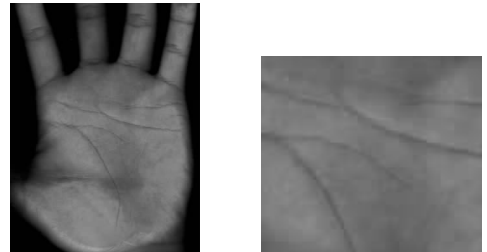


图 1 原始手掌图片及提取的 ROI 区域

实验比较了 I2DLPP 与 Laplacian, 2DLPP 使用最近邻 (NN) 和 SVM 两种分类器的识别率。SVM 分类器中, 惩罚值参数为  $C = 10^7, \lambda = 10^7$ 。使用基于核方法的 SVM 程序<sup>[15]</sup>, 多项式型核函数  $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^d$ , 级数  $d = 3$ 。表 1 列出了每类有 1 和 2 个训练样本时的最高识别率及其对应的特征维数 (对应的识别

率右边的括号里)。可以看出,对于相同特征提取算法,SVM 分类器较 NN 分类器有较高的识别率。当训练样本为 1 时,I2DLPP 和 SVM 得到的识别率为 73.2%,比用 NN 分类器得到的 71%提高了 2.2%。可以看出,对于子空间方法提取的特征,SVM 分类特性不受样本数量少的限制,比 NN 分类器有更高的识别率;比较不同的特征提取算法,I2DLPP 比 Laplacian 和 2DLPP 的识别率分别提高 14.8%和 16.6%,其主要原因在于 I2DLPP 中,最近邻图是以图像内部的列为节点,可以保留更完整的内部流形结构,在小样本条件下仍能保持较好的分类特性。当训练样本为 2 时,使用 I2DLPP 和 SVM 分类器时,最高识别率可以达到 89.8%的识别率,其对应的特征维数  $8 \times 8$ ,远低于 2DLPP 所对应的  $7 \times 128$ ,可以看出在行和列方向上的两次投影可以有效降维。需要指出的是,尽管使用 SVM 分类器的识别率高于 NN 分类器,但对于不同的算法,提高幅度不同。在使用 NN 分类器时,2DLPP 的最高识别率高于 LPP,而使用 SVM 分类时,2DLPP 的识别精度反而低于 LPP。在少量训练样本时,I2DLPP 与 SVM 分类器相结合,表现出最好的识别性能,优于其他组合算法。

表 1 使用不同方法的最高识别率 (%)

	每类 1 个训练样本		每类 2 个训练样本	
	欧式距离+最近邻分类器	SVM 分类器	欧式距离+最近邻分类器	SVM 分类器
Laplacian	37.8 (85)	58.0 (85)	59.8 (118)	78.0 (119)
2DLPP	48.4 ( $5 \times 128$ )	56.4 ( $7 \times 128$ )	73.2 ( $4 \times 128$ )	77.2 ( $7 \times 128$ )
I2DLPP	71.0 ( $7 \times 12$ )	73.2 ( $8 \times 7$ )	89.2 ( $14 \times 8$ )	89.8 ( $13 \times 8$ )

这里进一步讨论特征维数对识别结果的影响。图 2 绘制了本文算法(I2DLPP+SVM)使在不同维数下的正确识别率曲线(训练样本为 2)。可以看出,识别率随维数的增加而迅速提高,在维数为  $13 \times 8$  时达到最高值 89.8%,然后开始识别率平稳降低。因此只需较低的特征维数即可达到最高值,降低了训练所需的时间。并且,在不同特征维数下,使用 SVM 分类器的识别结果都优于 NN 分类器,可见 SVM 分类器对于 I2DLPP 提取的特征有较稳定识别性能。

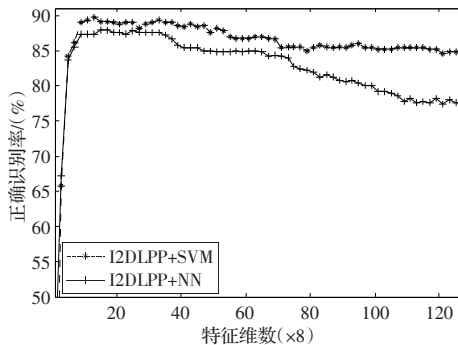


图 2 不同特征维数下的正确识别率

## 5 结论

本文提出了一种基于 I2DLPP 和 SVM 分类器的小样本掌纹识别算法,将 I2DLPP 所提取的低维特征用 SVM 核函数非线性

投影到高维空间来获取最优分类性能。I2DLPP 在行和列方向上实现了 2DPCA 与 2DLPP 的双方向投影,可以降低计算复杂度与特征维数特征空间,提高识别效率;并且构建以图像内部的列为节点的最近邻图可保留更多的内部流形结构。结合 SVM 分类器,可进一步显著提高识别精度,较好解决了小样本情况下识别效率较低的问题。实验采用 BJTU\_PalmprintDB 的 100 个手掌的 700 个样本,每类取 1 至 2 个样本训练,其余 5 个样本测试,识别率可达到 89.8%。

## 参考文献:

- [1] Zhang D. Palmprint authentication[M]. USA: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [2] Zhang D, Shu W. Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(4): 691-702.
- [3] Li W, Zhang D, Xu Z. Palmprint identification by Fourier transform[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2002, 16(4): 847-859.
- [4] Zhang D, Kong W K, You J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.
- [5] Kong A, Zhang D, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3): 478-487.
- [6] Lu G, Zhang D, Wang K. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9/10): 1463-1467.
- [7] Wu X, Zhang D, Wang K. Fisherpalms based palmprint recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2829-2838.
- [8] Cheung K H, Kong A, Zhang D, et al. Does eigenpalm work? A system and evaluation perspective[C]// Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), Hong Kong, China, 2006(4): 445-448.
- [9] He X, Yan S, Hu Y, et al. Face recognition using Laplacian faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 328-340.
- [10] Chen S, Zhao H, Kong M, et al. 2DLPP: A two-dimensional extension of locality preserving projections[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/6): 912-921.
- [11] Hu D, Feng G, Zhou Z. Two-dimensional locality preserving projection (2DLPP) with its applications to palmprint recognition[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(1): 339-342.
- [12] Pan X, Ruan Q Q. Palmprint recognition with improved two-dimensional locality preserving projections[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(9): 1261-1268.
- [13] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000.
- [14] Vapnik V N. The nature of statistical learning [M]. New York: Springer, 1995.
- [15] Kernel methods-SVM[EB/OL]. <http://asi.insa-rouen.fr/arakotom/toolbox/index.html>.