

基于改进的分块 2DPCA 和神经网络的掌纹识别

王宝珠 孙 苗 李晓娇

(河北工业大学信息工程学院 天津 300401)

摘 要 以掌纹为研究对象,提出基于分块 2DPCA 和二次 2DPCA 相融合的特征提取算法,并选择 RBF 神经网络作为系统分类器。首先对提取的 ROI 区域进行巴特沃斯-小波去噪,然后通过改进的算法提取得到最终的特征向量,最后由 RBF 神经网络进行分类识别。通过 Poly-U 掌纹库的仿真实验表明,此方法具有可行性和有效性,识别时间明显缩短,且保持了较高的识别率。

关键词 掌纹识别 巴特沃斯-小波 分块矩阵 RBF 神经网络

中图分类号 TP183 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2013.06.071

PALMPRINT RECOGNITION BASED ON IMPROVED MODULAR 2DPCA AND NEURAL NETWORK

Wang Baozhu Sun Miao Li Xiaojiao

(College of Information Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract Taking the palmprint as the research object, in this paper we propose a feature extraction algorithm which uses the integration of modular 2DPCA and the second-order 2DPCA, and select RBF neural network as the classifier of the system. First, Butterworth-wavelet denoising is imposed on the ROI region extracted, and then the ultimate feature vector is obtained through the extraction with the improved algorithm, at last the RBF neural network is employed for classification and recognition. This method is demonstrated by the simulation experiment on Poly-U palmprint library to be feasibility and validity, it clearly costs less computational time while keeps pretty high recognition rate.

Keywords Palmprint recognition Butterworth-wavelet Partitioned matrix RBF neural network

0 引言

人体生物特征技术利用人体所固有的行为特征来进行自动身份鉴别和认证,已经被广泛应用于各种门禁、监控与安全系统。目前所研究的生物特征主要包括脸、指纹、手掌纹、虹膜、视网膜、声音(语音)等,相应的识别技术就有人脸识别、指纹识别、掌纹识别、虹膜识别、视网膜识别、语音识别等。掌纹识别作为一种新兴的生物识别技术,由于手掌区域含有非常丰富的、稳定的身份鉴别特征,易于获取、特征明显,可分性好,因此具有较大的发展潜力。同时掌纹自动识别系统也具有直接、友好、方便等优点,使掌纹技术的应用范围更加广泛。

掌纹识别研究主要集中在识别算法和分类器的研究上,而掌纹特征的提取是掌纹识别算法的核心技术,它在很大程度上决定了掌纹识别系统的性能。目前特征提取算法主要有基于结构特征、基于统计特征、基于子空间特征和基于纹理及变换域特征。空间方法是掌纹识别的主流方法,目前应用在掌纹识别上的子空间方法有主成分分析 PCA 和 FLD。2003 年, Yang 等人从统计不相关的角度提出了 DPCA,它直接基于二维矩阵的变换而无需先将二维图像转化为一维向量。2005 年陈伏兵等对 2DPCA 进行了改进,提出了模块 2DPCA。在 ORL 和 NUST603 人脸库上的试验结果表明,此方法在识别性能上优于 PCA,比 2DPCA 更具有鲁棒性。鉴于此优点,本文以分块 2DPCA 为基础进行了改进,在得到分块矩阵后再进行两次 2DPCA。

神经网络具有很强的鲁棒性和容错性,善于联想、概括、类比,有很强的自适应和自学习能力,因此在许多模式识别系统中被用作分类器。由于 RBFNN 具有全局最佳逼近、收敛速度快、分类能力好等特点应用更为广泛。目前已成功应用于人脸识别系统中。鉴于以上分析,本文将分块 2DPCA 和 RBF 神经网络应用于掌纹识别系统中进行研究。

1 预处理

采集的原始掌纹图像首先分别经过灰度变换、直方图均衡化、二值化、边缘提取后,利用轮廓特征点的定位方法,提取大小为 128×128 的手掌 ROI 区域,各阶段成果如图 1 所示。

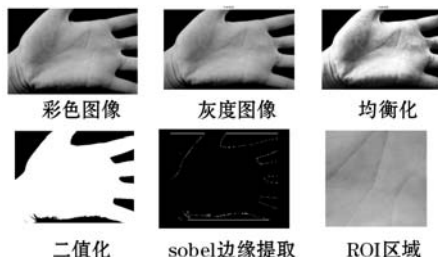


图 1 掌纹预处理

收稿日期:2012-06-16。王宝珠,教授,主研领域:信息检测,图像处理,多媒体通信。孙苗,硕士生。李晓娇,硕士生。

1.1 定位方法

本文在提取 ROI 时对比了三种基本的定位方法:基于最大内切圆的定位方法、基于方向投影的基准点定位方法、基于特征点的定位方法,对比数据如表 1 所示,最终选取了准确率较高的第三种方法。

表 1 ROI 提取方法比较

定位方法	样本总数	准确定位	错误定位	准确率
最大内切圆	300	283	17	94.33%
基于方向投影	300	269	17	89.67%
基于特征点	300	289	11	96.33%

1.2 小波去噪

本文采用巴特沃斯-小波方法对掌纹 ROI 区域进行去噪处理,具体过程如下。

- 1) 选择合适的小波和分解层次对 ROI 进行小波分解;
- 2) 求出第一层高频子带的均方差 σ ;
- 3) 用 σ 对各频带进行量化处理;
- 4) 根据量化处理之后的各子带系数,计算二维图像的小波重构。对小波系数的量化处理方法如下:

- (1) 计算每一个小波系数 WT_f 和 σ 的差值为:

$$d = \text{abs}(\text{abs}(WT_f) - \sigma) \quad (1)$$

- (2) 求量化系数 h 为:

$$h = 1 / (1 + 0.414 \times (\frac{\sigma}{d})^n) \quad (2)$$

式中, n 为整数。

- (3) 对小波系数进行量化处理: $WT'_f = h \times WT_f$

将本文所采用的去噪方法与低通滤波的方法分别应用于掌纹库所得的结果进行比较,如图 2 所示。

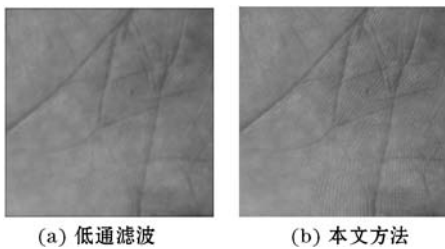


图 2

2 特征提取

2.1 2D Gabor 小波滤波

2D Gabor 滤波器可以达到空域和频域的局部最优化,也就是在空间局部化的同时可以获得很好的频率和方向选择性,而这些性质对图像纹理分析特别有效。

2D Gabor 滤波器在空域中的形式表示为:

$$G(x, y) = \exp\left\{-\frac{\pi[(x-x_0)^2]}{\alpha^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\beta^2}\right\} \times \exp\{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]\} \quad (3)$$

其中 (x_0, y_0) 确定了滤波器的中心位置, (α, β) 确定了滤波器的有效宽度和长度, (u_0, v_0) 确定了滤波器的频率和方向。本文选取五个频率 $\nu \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$, 方差均相同而方向不同的滤波器来提取 PPOC (Palmprint Phase and Orientation Code)。然而由于一幅掌纹的全部 Gabor 特征组成的特征矩阵维数相当高,为了

降低特征数据维数,对卷积结果进行下采样,在本文中 ρ 取值为 $64(8 \times 8)$, 结果如图 3 所示。

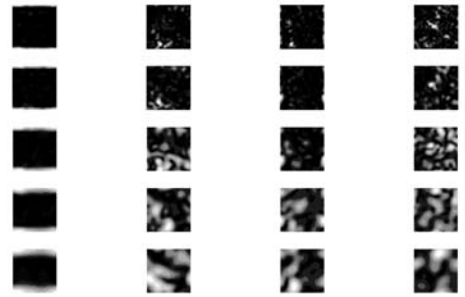


图 3 掌纹卷积系数幅值

2.2 改进的分块 2DPCA 算法

由 Gabor 得到的掌纹特征矩阵虽然进行了下采样处理,但是维数仍然比较高,本文尝试将分块矩阵原理和二次 2DPCA 原理融合在一起,进一步进行掌纹的降维处理。改进后的算法提取出的特征维数比原始特征维数大幅度减少,分类速度也相应的提高,且识别率不比分块 2DPCA 差。

此算法的原理是在进行主成分分析前先将原始标准训练样本矩阵集进行分块,然后对每个子块同时进行二次 2DPCA。所谓二次即对 2DPCA 提取的特征矩阵不直接进行分类识别,而是看作一个新的图像矩阵,将该矩阵转置后,再进行一次 2DPCA 压缩,提取经过两次图像压缩后的特征进行分类识别。

所谓分块 2DPCA 即模块 2DPCA,就是将一个 $m \times n$ 的图像矩阵 A (如式(4))分解成为 $p \times q$ 的分块图像矩阵。其中,每个子图像的矩阵 A_{kl} 是 $\xi \times \eta$ 矩阵, $\rho\xi = m, \rho\eta = n$,然后将所有训练图像样本的子图像矩阵看作训练图像样本,应用二次 2DPCA 方法。

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1q} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{p1} & A_{p2} & \cdots & A_{pq} \end{bmatrix} \quad (4)$$

设待训练掌纹图像有 c 类: s_1, s_2, \dots, s_c , 每类有训练样本 n_i 个, A_1, A_2, \dots, A_M 为所有训练样本图像,每个样本图像是 $m \times n$ 矩阵。训练样本 A_i 的 $p \times q$ 模块图像矩阵表示为:

$$A_i = \begin{bmatrix} (A_i)_{11} & (A_i)_{12} & \cdots & (A_i)_{1q} \\ (A_i)_{21} & (A_i)_{22} & \cdots & (A_i)_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1} & (A_i)_{p2} & \cdots & (A_i)_{pq} \end{bmatrix} \quad (5)$$

则所有训练图像样本的子图像矩阵的总体散度矩阵 G_1 为:

$$G_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q ((A_i)_{kl} - B)^T ((A_i)_{kl} - B) \quad (6)$$

式中, $N = Mpq$ 表示掌纹的训练样本子图像矩阵总数, $B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (A_i)_{kl}$ 为所有训练样本子矩阵。

最优投影向量组 Z_1, Z_2, \dots, Z_r 可取为 G_1 的前 r 个最大特征值所对应的标准正交特征向量, $Q = [Z_1, Z_2, \dots, Z_r]$, 则第一次 2DPCA 所得到的特征矩阵为:

$$Y = (A_i)_{kl} \times Q = \begin{bmatrix} (A_i)_{11}Q & (A_i)_{12}Q & \cdots & (A_i)_{1q}Q \\ (A_i)_{21}Q & (A_i)_{22}Q & \cdots & (A_i)_{2q}Q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1}Q & (A_i)_{p2}Q & \cdots & (A_i)_{pq}Q \end{bmatrix} \quad (7)$$

此时,若 2DPCA 第一次提取的特征矩阵 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_r]$

直接分类,则计算量会随 r 的增加而急剧增加,不但严重影响分类速度,而且也不能很好地体现出分块矩阵的优势。

因此,第一次提取的特征矩阵 Y 不直接作为分类器的输入量而将其转置,即将 y_i^T 代入下式:

$$G_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \quad (8)$$

上式中, \bar{y} 为一次压缩后样本的总体均值矩阵。取 G_2 前 k 个最大特征值所对应的标准正交的特征向量 $S = [X_1, X_2, \dots, X_k]$ 。

样本 A 经过改进后的算法提取出的特征矩阵 W 为:

$$W = Y^T [X_1, X_2, \dots, X_k] = [Z_1, Z_2, \dots, Z_r]^T (A_i)_k^T [X_1, X_2, \dots, X_k] \quad (9)$$

3 RBF 神经网络

将上述算法提取得到的特征矩阵 W 作为分类器的输入,开始进行神经网络的训练与识别。由于 RBF 网络能够逼近任意的非线性函数,可以处理系统内在的难以解析的规律性,并且具有很快的学习收敛速度,因此 RBF 网络有较为广泛的应用。

3.1 训练过程

RBF 网络的基本学习算法具体有三个步骤:

步骤一 计算隐含层与输出层的连接权:

采用线性最小二乘法 LLS (Linear Least Square), 调整输出

层的连接权 $W: w = \exp\left(\frac{h}{c_{\max}^2} \|x_k - c_i\|^2\right)$

步骤二 求解方差 $\sigma_i: \sigma_i = \frac{c_{\max}}{\sqrt{2h}}$

步骤三 求取隐层神经元中心 c_i :

进行网络初始化,随机选取 h 个训练样本作为聚类中心 c_i ($i = 1, 2, \dots, h$), 将输入的样本集合按最近邻规则分组,按照 x_k 与中心为 c_i 之间的欧氏距离将 x_k 分配到输入样本的各个聚类集合 v_k ($k = 1, 2, \dots, K$) 中,重新调整聚类中心,计算各个聚类集合 v_k 中训练样本的平均值。具体训练流程图如图 4 所示。

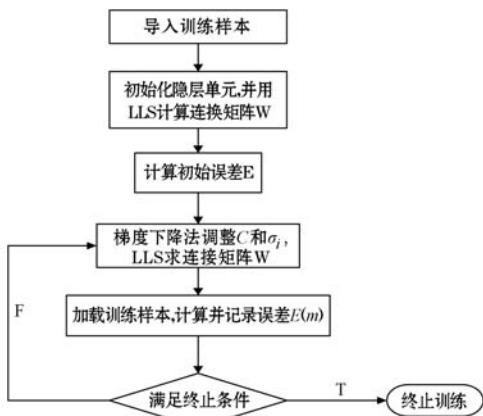


图 4 训练流程图

3.2 识别过程

将待识别的掌纹图像按训练过程中的步骤分别计算出每幅图像的特征矩阵 W , 然后将其作为 RBF 神经网络的输入,进行图像的匹配识别。

4 仿真结果分析

本文实验的硬件环境是 Pentium (R) Dual-Core T4200

1.20GHz 的 CPU, 1GB 的内存, 软件环境为 Windows XP 以及 Matlab R2007a。选取 Poly-U 掌纹库中 60 个不同的手掌类别组成该系统的样本集, 其中每一类手掌的训练与测试图像各 5 幅, 共 600 幅图像。表 2 为不同特征提取算法的仿真结果。

表 2 比较不同特征提取算法的测试时间 (s)

特征提取算法	训练样本数				
	1	2	3	4	5
2DPCA	6.432	8.988	15.663	21.773	35.336
BDPCA	6.010	8.322	14.987	20.212	34.090
2DPCA + LDA	5.320	8.023	14.784	20.223	34.102
分块 2DPCA	4.201	7.064	12.762	18.872	30.728
本文方法	4.041	6.593	11.043	17.132	28.076

由于 2DPCA 有特征压缩后维数过高的缺点, 随着训练样本的增加, 测试时间变长, 于是 Wang 等^[9] 给出了一种改进的算法-BDPCA, 通过特征维数减小进而缩短测试时间; 2DPCA + LDA^[10] 是基于子空间线性判别技术的掌纹识别方法, 与 BDPCA 耗时相当, 与 DPCA 相比测试时间有所减少; 本文采用改进的分块 2DPCA 算法, 在进行了两次主成分分析后进一步减少了特征向量的维数, 使其在识别时间上相对 2DPCA 上有了明显的缩短。并且由分块 2DPCA^[4] 的原理可知, 提取的特征向量具有某些局部的特征, 在一定程度上提高了识别率, 具体统计数据如表 3 所示。

表 3 比较不同特征提取算法下的识别率 (%)

测试样本数	2DPCA	BDPCA	2DPCA + LDA	分块 2DPCA	本文方法
2	89.17	88.33	91.67	91.81	91.31
3	90.33	90.00	90.67	90.54	91.67
4	92.08	93.75	94.17	94.58	95.00
5	93.00	94.67	95.00	95.67	95.33
平均识别率	91.15	91.69	92.88	93.15	93.33

由表 3 可以看出由于 BDPCA 算法进行了双向的主成分分析, 因此得到的特征矩阵 W 能表达更多的掌纹信息, 识别率较 DPCA 有所提高, 但是不太明显; 随着测试样本数的增多 2DPCA + LDA 算法的识别率可以达到 95% 左右; 通过分块 2DPCA 算法得到的特征矩阵 W 包涵掌纹的局部信息, 识别率有显著的提高; 本文采用的算法是在分块 2DPCA 的基础上加以改进, 平均识别率远远高于 2DPCA。

但是相对于原始分块 2DPCA 在识别率上却没有太明显的优势。造成这一现象的原因可能是由于特征矩阵维数过少, 导致部分有用信息流失, 这一问题也是后续工作中研究的重点。

另外, 通过本文实验得到的多组数据发现神经网络中学习速率 η 、训练次数 $Epochs$ 以及置信率 β 等都对系统的分类性能均有所影响。

对同一组样本进行训练次数分别为 100、150、300、500、800 的仿真实验, 结果表明, 训练次数过高会使网络的泛化性能降低, 从而使系统的识别率下降, 并且会消耗大量的 CPU 时间, 因此将本文方法的训练次数控制在 300 以内比较合适。

当训练次数为 300 时, 选三组 η (0.08、0.1 和 0.12) 进行测试, 结果发现学习速率为 0.12 时, 在训练开始阶段保持下降趋势, 但后期发生了误差反弹, 学习速率为 0.1 和 0.08 时, 没有发生反弹。因此, 本文学习速率取 0.1。

	左手 左伸	右手 右伸	左手 举起	运动 速度	振动 幅度	识别 率
Mean	1.00	1.00	1.00	.3471	.6683	.98
Std. Error of Mean	.000	.000	.000	.0023	.0068	.010
Std. Deviation	.000	.000	.000	.0334	.0969	.140
Variance	.000	.000	.000	.001	.009	.020
Range	0	0	0	.31	.68	1
Minimum	1	1	1	.21	.12	0
Maximum	1	1	1	.52	.80	1

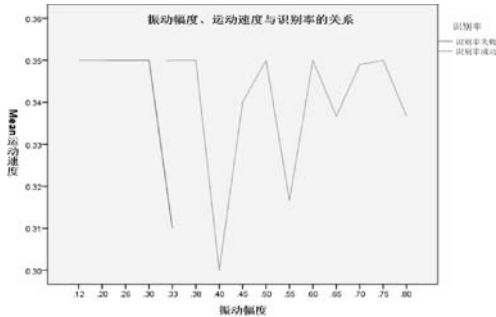


图9 振动幅度、运动速度与识别率的关系图

实验结果表明,系统识别率达到了98%,识别率只与振动幅度有关,和运动速度无关。即使在场景受到严重干扰的情况下,本文系统性能良好,每秒30帧,没有明显的延迟。从而实现了系统的设计目标。

5 结 语

本文描述了如何利用 Kinect 获取骨骼信息并对骨骼合成并准确显示在屏幕上进行了深入的研究,最后利用实验充分验证本文方法的有效性。有效突破了虚拟交互过程中需要佩戴复杂的动作捕捉设备的限制,而费用也大幅下降,进一步扩大了在教学中虚拟现实的应用范围。然而,也暴露了一些问题,如:如何无缝地跟踪并成功地识别人体骨骼,这也是下一步的工作目标之一。

参 考 文 献

- [1] Wikipedia. The Free Encyclopedia [EB/OL]. http://en.wikipedia.org/wiki/Natural_user_interface.
- [2] 唐纳德·诺曼. 设计心理学[M]. 梅琼,译. 北京:中信出版社,2003.
- [3] Thomas Kuehn. The Kinect Sensor Platform[J]. Advances in Media Technology, 2011(6):2191-2198.
- [4] 邓福元. 科技化教学新趋势 Kinect-Education[M]. 台湾:资策会数位教育研究所,2011.
- [5] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Face-tld; tracking-learning-detection applied to faces[C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Hong Kong; 2010:3789-3792.
- [6] Amit Y, Geman D. Shape quantization and recognition with randomized trees[C]//Neural Computation, 1997, 9(7):1545-1588.
- [7] Jamie S, Johnson M, Cipolla R. Semantic texon forests for image categorization and segmentation[C]//Proc. CVPR, 2008.
- [8] Sharp T. Implementing decision trees and forests on a GPU[C]//Proc. ECCV, 2008.
- [9] Jamie S, Andrew Fitzgibbon, Mat Cook, et al. Real-Time Human Pose

Recognition in Parts from a Single Depth Image [C]//Proc. CVPR, 2011.

- [10] Maza I, Kondak K, Bernard M, et al. Multi-UAV cooperation and control for load transportation and deployment[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2009, 57(1-4):417-449.
- [11] Kondak K, Bernard M, Caballero F, et al. Cooperative autonomous helicopters for load transportation and environment perception[M]. Advances in Robotics Research, Part9, Berlin, Germany; Springer-Verlag, 2009:299-310.

(上接第 271 页)

图5给出了部分掌纹的识别结果,每行前5幅为同一掌纹的待识别图片,最后1幅为错误识别图片,其中1号掌纹的第三幅没有识别结果,后期分析可能是由于光照原因导致无法匹配。

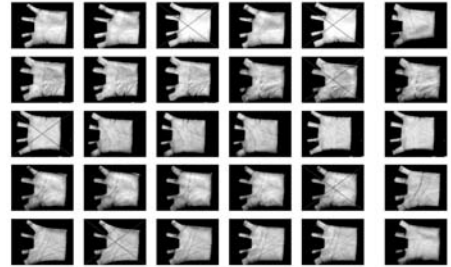


图5 部分识别测试的结果

5 结 语

本文通过改进的分块 2DPCA 特征提取算法在缩短系统的识别时间的同时保持了较高的识别率,并且成功将 RBF 神经网络应用到掌纹识别系统中,但是目前识别率还是会受到光线、挤压等外在因素的影响,这也正是下阶段重点解决的问题。

参 考 文 献

- [1] 郭向前,张大鹏,王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京:科学出版社,2006.
- [2] Wai K K, David Z, Li W X. Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters[J]. Pattern Recognition, 2003, 36:2339-2347.
- [3] 苏滨,姜威. 一种基于 Gabor 小波和 2DPCA 的掌纹识别改进算法[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(1):242-245.
- [4] 陈伏兵,陈秀宏,张生亮,等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(4):581-585.
- [5] 张建新,欧宗瑛. 基于 Log-Gabor 小波相位一致的掌纹线特征提取[J]. 光电子·激光, 2008(5):704-707.
- [6] 杨淑莹. 模式识别与智能计算—Matlab 技术实现[M]. 电子工业出版社, 2008.
- [7] 傅芸璇,赵红,等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 机械工业出版社, 2010.
- [8] 王忠. 基于 Gabor 小波与 RBF 神经网络的人脸识别技术研究[D]. 福建:福州大学, 2005.
- [9] Zuo W M, Zhang D, Wang K. Bidirectional pca with assembled matrix distance metric for image recognition[J]. IEEE Trans on SMC (S1083-4419), 2006, 36(4):863-872.
- [10] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.