

文章编号: 1001 - 9014 (2009) 06 - 0456 - 05

基于离散曲波变换和支持向量机的掌纹识别方法

许学斌¹, 张德运¹, 张新曼¹, 曹仰杰^{1,2}

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049;

2. 新加坡南洋理工大学 计算机工程学院, 新加坡 639798)

摘要: 提出了一种基于离散曲波变换和支持向量机的掌纹识别方法. 首先将所有掌纹样本图像和测试图像通过基于 Wrapping 的快速离散曲波变换进行分解, 从而获得不同尺度、不同角度的曲波变换系数; 掌纹重要特征信息包含在曲波变换分解系数中的低频系数中, 因此将分解系数变换形成特征向量后作为特征参数送入支持向量机中进行学习训练; 最后将训练好的支持向量机用于掌纹分类. 基于香港理工大学 Palmprint 掌纹数据库进行了大量实验, 实验结果证实所提方法的识别正确率相对优于小波变换方法和其它几种经典方法.

关键词: 曲波变换; 支持向量机; 掌纹识别

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A

PALMPRINT RECOGNITION BASED ON DISCRETE CURVELET TRANSFORM AND SUPPORT VECTOR MACHINE

XU Xue-Bin¹, ZHANG De-Yun¹, ZHANG Xin-Man¹, CAO Yang-Jie^{1,2}

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049;

2. School of Computer Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 639798)

Abstract: A multiscale palmprint recognition method based on discrete curvelet transform and support vector machine was proposed. First, all palmprint images were decomposed by using discrete curvelet transform via wrapping. As a result, curvelet coefficients in different scales and various angles were obtained. The important feature information of palmprint was included in the low frequency coefficients of curvelet transform decomposition coefficients. After the decomposition coefficients were transformed into feature vectors, they were regarded as feature parameters and sent into SVM for training. Finally, SVM was used for classification of palmprint. The experiments were performed in the PolyU Palmprint database. The results indicate that the proposed method has better performance than wavelet-based method and other classical methods.

Key words: curvelet transform; support vector machine (SVM); palmprint recognition

引言

掌纹识别是近几年来出现的一种新颖的生物特征识别技术, 利用人的掌部纹理作为生物特征可以进行身份自动认证^[1]. 掌纹信息集中在掌心的一个很小的区域内, 通常被称为感兴趣区域 (ROI, Region of Interest). 掌纹识别的完整过程包括三个阶段^[1-5]: 1) 预处理: 完成 ROI 区域的提取工作, 目前已有多种效果较好的预处理方法; 2) 特征提取: 完成掌纹特征信息的提取工作; 3) 分类识别: 采用各种分类器实现分类; 其中特征提取一直都是识别的关键问题. 在掌纹识别中如何准确精简地提取特征, 是

准确快速分类的重要保证. 按照分析和描述的方式, 目前掌纹的特征提取方法大致可分为如下 4 类^[6]: 基于结构的特征提取, 如点特征、线特征等; 基于空域-频域变换的特征提取, 如傅里叶变换、小波变换、DCT 变换等; 基于统计的特征提取, 如方差、均值等; 以及利用子空间方法的特征提取, 如主成分分析 (PCA)、核主成分分析 (KPCA)、独立成分分析 (ICA) 等.

小波变换是一种非常优秀的、具有较强时、频局部分析功能的非平稳信号分析方法, 目前已广泛应用于许多研究领域, 并取得了较好的应用效果^[4-9]. 小波变换在生物特征识别方面 (例如掌纹特征提取和识别) 同样得到了成功应用, 部分研究结果表明

收稿日期: 2008 - 11 - 11, 修回日期: 2009 - 05 - 27

Received date: 2008 - 11 - 11, revised date: 2009 - 05 - 27

基金项目: 国家发改委重大项目 (CNGD4-13-2T); 国家高技术研究发展计划资助项目 (2005AA121130); 国家自然科学基金资助项目 (60602025)

作者简介: 许学斌 (1974-), 男, 湖北黄冈人, 博士生, 主要从事多模生物特征识别、下一代网络等.

在生物特征识别方面效果优于 PCA、ICA、傅里叶变换等方法^[1-6]。小波在表示具有点奇异性的目标函数时是最优的基,而在表示图像边缘时,小波基和傅里叶基均不是最优基。为此 Candes和 Donoho提出了 Curvelet(曲波)变换^[9,10]。曲波变换不但保留了小波方法多尺度的特点,而且还具有各向异性特点,可以很好地逼近奇异曲线,其在图像处理某些方面的能力略优于小波^[11,12]。因此,探索曲波变换在生物特征识别领域中的应用已成为当前的热点研究方向之一。文献[11]首次提出了基于第一代曲波变换的掌纹识别方法,采用第一代曲波变换(借助脊波变换实现的曲波变换)和阈值方法提取掌纹特征信息,在 PolyU 掌纹数据库中进行实验,最后获得了 95.25% 的正确识别率,识别精度和常规小波方法接近。文献[12]提出了基于二代曲波变换的指纹识别方法,并取得比 Gabor方法、小波方法更优的识别效果;文献[13]提出了一种基于二代曲波变换和多分类器融合识别的指纹识别方法,取得了较好的识别效果。

本文提出了一种基于离散曲波变换和支持向量机的掌纹特征提取和识别方法。该方法采用了基于 W rapping 的快速离散曲波变换和支持向量机,大量的掌纹图像识别实验结果表明该方法可以有效提取掌纹特征,识别正确率优于经典的小波方法。

1 连续曲波变换

基于现代调和理论的一代多尺度几何分析方法如脊波变换(Ridgelet)理论、曲波变换(Curvelet)理论和经典的小波变换理论(Wavelet)都是采用基函数与信号(或函数)的内积形式实现信号(或函数)的稀疏表达^[7-14]。自然图像中包含大量的纹理特征信息,线奇异性与曲线奇异性表现非常突出。小波变换无法实现最优逼近,因而不适合此类问题的处理。曲波变换适合于表达曲线信息和边缘细节信息,曲波变换的频带划分更为规范和精细,比较适合于检测各向异性的图像元素和自然图像的内在几何结构。但曲波变换的点奇异性捕获能力不如小波变换。目前,曲波变换在图像去噪、图像增强及图像融合等方面已取得了较常规小波更好的应用效果。第一代曲波变换是基于传统结构,借助脊波变换来实现的,算法具有较高的冗余度、速度较慢。2003年 Candes等提出了一种新的、具有较快变换速度的框架体系,即二代曲波变换。本节对基于二代曲波变换的连续曲波变换进行介绍^[9-14]。

设 ω 代表频率域参量, r 和 θ 代表频率域中的极坐标, x 代表空间位置参量^[8], 在二维空间 R^2 中给出以下定义:

定义 1^[9-14] 假设存在平滑、实值、非负的半径窗 $W(r)$ 和角窗 $V(\theta)$, 且满足条件:

$$W^2(2^j r) = 1, r \in (3/4, 3/2), \quad (1)$$

$$V^2(\theta - l) = 1, \theta \in (-1/2, 1/2). \quad (2)$$

傅里叶频域的频率窗定义如下:

$$U_j(r, \theta) = 2^{-3j/4} W(2^{-j} r) V\left(\frac{2^{j/2} \theta}{2}\right), \quad (3)$$

其中 $|j/2|$ 表示 $j/2$ 的整数部分。 U_j 可看作极坐标下由半径窗 $W(r)$ 和角窗 $V(\theta)$ 定义的一种“楔形窗”。

定义 2^[9,10,14] 令母曲波为 $\psi_j(x)$, 且傅里叶变换为 $\hat{\psi}_j(\omega) = U_j(\omega)$, 则在尺度 2^{-j} 上的所有曲波都可由 $\hat{\psi}_j$ 旋转和平移得到。令 R 表示以 θ 为弧度的旋转, 引入相同间隔的旋转角序列 $\theta_l = 2^{-j} \times 2^{l-j/2} \times l, l = 0, 1, 2, \dots, 0 < \theta_l < 2\pi$ 以及位移参量系列 $k = (k_1, k_2) \in R^2$, 定义尺度为 2^{-j} , 方向角为 θ_l , 位置为 $x_k^{j,l} = R_{\theta_l}^{-1}(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ 的曲波为:

$$\psi_{j,l,k}(x) = \psi_j[R_{\theta_l}(x - x_k^{j,l})]. \quad (4)$$

定义 3 由定义 1、2, 称以下变换:

$$c(j, l, k) = \int_{R^2} \psi_{j,l,k}(x) f(x) dx, \quad (5)$$

为连续曲波变换。

定义 4 由定义 1、2、3, 称以下变换:

$$\begin{aligned} c(j, l, k) &= \frac{1}{(2^j)^2} \int_{R^2} \hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_{j,l,k}(\omega)} d\omega \\ &= \frac{1}{(2^j)^2} \int_{R^2} \hat{f}(\omega) U_j(R_{\theta_l} \omega) \exp(i \omega \cdot x_k^{j,l}) d\omega, \end{aligned} \quad (6)$$

为频率域的连续曲波变换。

2 基于 W rapping 的快速离散曲波变换

连续曲波变换不能在图像处理中直接使用, 需采用其离散形式。文献[9]介绍了两种离散曲波变换算法: 第一种算法是基于 unequipped FFT 的离散变换算法(简称 USFFT), 第二种算法是基于 W rapping 的快速离散变换算法。两种算法具有相同的分解结果, 但是第二种算法运算速度更快, 算法效率更高, 因此本文采用第二种算法。算法过程介绍如下^[9-11]。

1) 对于给定的一个笛卡尔坐标下的二维函数(用于图像处理应用时则为二维图像数据)进行二

维傅里叶变换,获得频域表示:

$$\hat{f}[n_1, n_2], \quad -n/2 \leq n_1, n_2 < n/2;$$

2) 对于不同角度 l 和尺度 j 产生乘积:

$$\tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2];$$

3) 打包乘积后获得:

$$\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_{j,l} \hat{f})[n_1, n_2],$$

其中 $0 \leq n_1 < L_{1,j}, 0 \leq n_2 < L_{2,j}, \quad -\pi/4 \leq \theta < \pi/4$

4) 对每一个 $\tilde{f}_{j,l}$ 进行二维逆向傅里叶变换后,可获得离散曲波变换系数 $c^D(j, l, k)$.

3 基于支持向量机的掌纹分类器

本文采用支持向量机作为掌纹分类器.支持向量机(SVM)是文献[15]提出的一种泛化能力很强、学习训练速度较快(和神经网络等其它方法相比)的机器学习方法,在解决小样本问题上具有许多独特的优势.它主要是在保证经验风险尽可能小的情况下,极小化置信风险上界,巧妙地通过一个核函数将特征映射到高维空间,并构造一个最优分类超平面,从而实现特征分类.支持向量机本质上是1个2类分类器,1个分类器只能识别2个类别.而掌纹识别是一个多分类的问题,因而需对其进行推广以满足多值分类的需要,假设类别为 k , 一般有三种方法来实现多分类^[15,16].

(1) 一对一方法

将问题转化为2类问题.为任意2个类构建超平面.该方法共需训练 $k \times (k-1)/2$ 个2类分类器,对 k 个分类的训练集进行两两区分.识别测试时一般用投票法,得票最多的类为测试样本归属类.该方法的缺点是当 k 值较大时,分类器数量太多,因为每个分类器都需要训练,识别测试时都需要进行分类,因此学习训练时间和识别的时间很长.

(2) 一对多方法

将问题转化为2类问题.在第 k 类和其它 $k-1$ 类之间构建超平面.在这种方式下,系统仅需要构建 k 个 SVM 分类器,每个 SVM 单独将某分类数据从其它分类的数据中识别出来.

(3) 多分类 SVM

在该方式下,在构造决策函数时同时考虑所有的类,通过改写 SVM 的目标函数,使其满足多值分类的需要.该方法的缺点是计算量太大,一般较少采用.

本文采用第二种方法即“一对多方法”来进行掌纹识别,针对 k 个类别的样本仅需构建 k 个 SVM 分类器.

4 详细算法步骤

基于离散曲波变换的掌纹识别方法的详细的算法步骤如下:

(1) RO 区域提取.参考 David Zhang 提出的方法提取掌纹的感兴趣区域 ROI,包括学习样本图像和测试图像.设样本类别数为 k , 每个类别学习样本数量 m , 测试样本数量为 n , 则学习样本总数量为 $k \times m$, 测试样本总数量为 $k \times n$.

(2) 图像预处理.将学习样本图像和测试图像全部进行几何归一化、直方图均衡化和灰度归一化;图像的大小尺寸统一变换为 $p \times p$, 灰度分布范围为 $[0, 1]$.

(3) 掌纹特征提取.本文利用离散曲波变换进行掌纹特征提取.将样本图像和测试图像采用基于 Wrapping 的快速离散曲波变换进行分解,获得曲波变换系数.曲波分解的层数为3层或4层时效果较好.曲波变换分解系数中的低频系数包含了重要的掌纹特征信息,可作为特征向量送入到支持向量机进行学习训练和识别.

(4) 形成特征向量.将曲波变换的分解系数组合后进行变换形成特征向量.系数矩阵为 $l \times l$, 变换后形成的特征向量尺寸为 $1 \times l$.

(5) 构建 k 个类别的支持向量机,支持向量数为 l .

(6) 对 k 个支持向量机分别进行学习训练.将所有学习样本变换后形成的系数矩阵分别输入到 k 个支持向量机中单独进行训练.

(7) 掌纹分类识别测试.将测试图像进行二代曲波变换后形成的低频系数矩阵分别输入到训练好的 k 个支持向量机中,根据输出结果即可获得掌纹识别分类结果.

5 掌纹识别实验

本文采用香港理工大学(HongKong Polytechnic University-PolyU)掌纹图像数据库作为实验数据库.该数据库共有8000多张掌纹图像,来源于不同性别和年龄段的人群,每一幅图像的大小为 384×284 像素^[3].这些掌纹图像分别是在不同的光照条件下、采用不同的采集设备分两批次获取,采样时间间隔为两个月.随机抽选掌纹数据库中的100个人的2000幅掌纹图像(每个人有20幅掌纹图像)作为实验图像,选择每人的12幅掌纹图像作为训练图像,另外8幅掌纹图像作为测试图像.在实验中将100

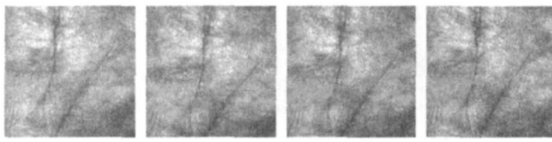


图1 部分掌纹图像的感兴趣区域
Fig.1 ROI region of palmprint images

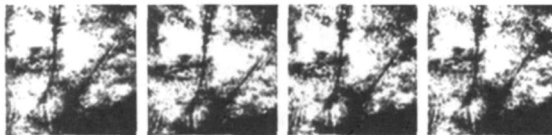


图2 低频系数形成的掌纹图像
Fig.2 Palmprint images formed by low frequency coefficients

个人的图像分为两组,每组 50 个人,每组合计 1000 幅图像,其中 600 幅图像作为训练学习样本,其它 400 幅图像作为测试样本待用.部分经过预处理提取后的掌纹图像如图 1 所示.图 2 为 PolyU 掌纹数据库中 4 幅掌纹图像经过曲波变换后低频系数所形成的图像.

为了对本文方法的性能和效果进行评估,我们将该方法和基于小波变换的掌纹识别方法分别进行了对比实验^[4,17].实验中采用识别正确率高且变换速度快的 Daubechies2 小波,小波分解层数为 3 层.每组中分别随机选取每组图像中每人的 8 幅掌纹图像,一共 400 幅图像作为测试样本,两组图像共计 800 个测试样本.支持向量机的核函数分别采用线性核函数、多项式核函数和高斯核函数.实验数据结果如表 1 所示.

从本文实验结果来看,基于离散曲波变换的掌纹识别方法的性能总体优于采用小波变换的掌纹识

表 1 PolyU 数据库掌纹识别实验结果

Table 1 Expeamental results for polyU palm print database

组别	识别方法	支持向量机核函数	正确识别个数	识别正确率
1	Curvelet-SVM	线性核函数	0	0%
		多项式核函数 ($d=2$)	363	90.75%
		高斯核函数 ($\sigma=29$)	382	95.50%
	Wavelet-SVM (Daubechies2)	线性核函数	40	10%
		多项式核函数 ($d=2$)	360	90.00%
		高斯核函数 ($\sigma=29$)	375	93.75%
2	Curvelet-SVM	线性核函数	0	0%
		多项式核函数 ($d=2$)	382	95.50%
		高斯核函数 ($\sigma=29$)	394	98.50%
	Wavelet-SVM (Daubechies2)	线性核函数	37	9.25%
		多项式核函数 ($d=2$)	375	93.75%
		高斯核函数 ($\sigma=29$)	387	96.75%

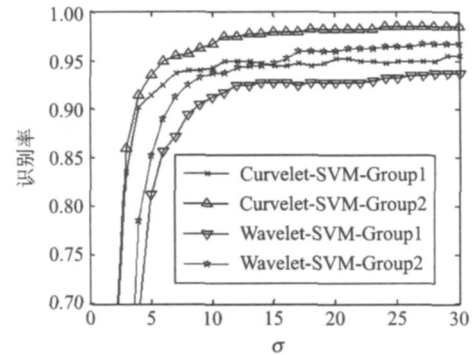


图 3 PolyU 数据库掌纹识别正确率
Fig 3 Recognition rates for polyU palmprint database

别方法,识别结果相对小波方法的识别正确率略有提高:最佳识别率可以达到 98.50%,而小波方法最佳识别率为 96.75%左右.对于光照变化较大的测试图像,本文方法亦可以正确识别.个别不能正确识别的掌纹图像,经过检查分析后是由于预处理后的掌纹图像位置偏差过大等原因导致,可以考虑改进预处理算法,进一步提高识别正确率.

在实验中我们分别采用了线性核函数、多项式核函数和高斯核函数.线性核函数的识别效果很差.多项式核函数和高斯核函数的识别效果相对较好.支持向量机在采用高斯核函数时,高斯径向基的宽度对识别效果有较大的影响,如图 3 所示.可以看出,随着 σ 值的增加,识别正确率有较大幅度的上升,在 σ 值达到 20 以后逐步趋于稳定.

我们还将该方法和局部保持投影 (Locality Preserving Projection, LPP)方法,主成分分析、核主成分分析以及二维主成分分析方法 (2DPCA)分别进行了性能对比实验^[2,3,5,18].实验结果表明,LPP 方法的最佳识别率为 86.75%,PCA 方法的最佳识别率为 82.75% (效果较差),KPCA 方法的最佳识别率为 91.75%,2DPCA 方法的最佳识别率为 97.25%.本文所提方法的识别性能总体上优于这些方法.

二代曲波变换基于新的紧支撑框架,对于具有光滑奇异性曲线的目标函数,可以提供高效、稳定、逼近“最优”的稀疏表示^[9,10],对于含奇异曲线的 2-D 分片光滑函数的非线性逼近误差可以达到 $O(\sqrt{\log M/M^2})$.实验证实了基于二代曲波变换的掌纹图像识别方法,具有较强的鲁棒性和稳定性.对于光照有较大变化的图像和具有一定位置偏移、旋转变化的图像均可以有效地提取出生物特征信息并正确分类.

6 结论与展望

近几年来基于现代调和理论发展起来的曲波变换等新一代数学变换方法具有多尺度、局部性、多分辨率、方向性和各向异性等性质,为表达图像特征信息提供了有效手段.曲波变换特有的降维能力可将图像处理问题转化为点处理问题,同时曲波变换的方向性可以迅速地捕获曲线奇异性,这是其它变换例如小波变换所达不到的,而且曲波变换的频段划分更为规范和精细.本文的应用研究证实了这一点:掌纹图像主要的特征信息是曲线信息,曲波变换可以更为有效地提取掌纹特征,实验结果表明基于离散曲波变换的掌纹识别方法的性能相对优于采用小波变换的掌纹识别方法和其它几种经典方法.

曲波变换的相关理论研究仍然处于迅速的发展中,该理论提出短短几年时间就已经展现出它的许多优点,并在机器视觉、图像融合、图像去噪、图像处理和信号处理等领域得到成功应用.本文的研究工作还有许多可以继续优化改进的地方.下一步,我们将继续完善相关算法和进行深入应用研究.例如同时结合曲波变换和小波变换的优点,来提取掌纹特征信息,并采用多分类器融合算法等以期获得更佳的识别效果.

致谢 感谢香港理工大学计算机科学与技术系为本文研究工作提供了 PolyU 掌纹数据库.

REFERENCES

- [1] Yan Y, Zhang Y J. Discriminant projection embedding for face and palmprint recognition[J]. *Neurocomputing*, 2008, **71**(16-18): 3534—3543.
- [2] Jia W, Huang D S, Zhang D. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(5): 1504—1513.
- [3] Kong A, Zhang D, Kamel M. Three measures for secure palmprint identification[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(4): 1329—1337.
- [4] Chen G Y, Xie W F. Pattern recognition with SVM and dual-tree complex wavelets[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(6): 960—966.
- [5] Pan X, Ruan Q Q. Palmprint recognition using Gabor feature-based (2D)² PCA[J]. *Neurocomputing*, 2008, **71**(13-15): 3032—3036.
- [6] WU Jie, QIU Zheng-Ding. Survey of feature extraction algorithms in palmprint recognition[J]. *Journal of Beijing Electronic Science and Technology Institute*(吴介,裘正定.掌纹识别中的特征提取算法综述.北京电子科技学院学报), 2005, **13**(2): 86—92.
- [7] Zhang T P, Fang B, Yuan Y, et al. Multiscale facial structure representation for face recognition under varying illumination[J]. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(2): 251—258.
- [8] Jadhav D V, Holambe R S. Feature extraction using Radon and wavelet transforms with application to face recognition[J]. *Neurocomputing*, 2009, **72**(7-9): 1951—1959.
- [9] Candes E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast Discrete Curvelet Transforms[R]. *Applied and Computational Mathematics* California Institute of Technology, 2005: 1—43.
- [10] Candes E J, Donoho D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with C² singularities[J]. *Comm. on Pure and Appl. Math.*, 2004, **57**(2): 219—266.
- [11] Dong K F, Feng G Y, Hu D W. Digital curvelet transform for palmprint recognition[C]. *Advances in Biometric Person Authentication*, Proceedings 2004, **3338**: 639—645.
- [12] Amayeh G, Amayeh S, Manzuri M T. Fingerprint images enhancement in curvelet domain[C]. *4th International Symposium on Visual Computing, ISVC*. 2008, 2: 541—50.
- [13] Nikan S B, Agarwal S. Fingerprint Liveness Detection Using Curvelet Energy and Co-occurrence Signatures[C]. *5th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGIM)*, 2008: 217—222.
- [14] LI Hui-Hui, GUO Lei, LU Hang. Research on image fusion based on the second-generation curvelet transform[J]. *Acta Optics Sinica*, (李晖晖,郭雷,刘航.基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究.光学学报), 2006, **26**(5): 657—662.
- [15] Vapnic V. *Statistical learning theory* [M]. New York: Wiley, 1998.
- [16] TAN Kun, DU Pei-Jun. Hyperspectral remote sensing image classification base on support vector machine[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (谭琨,杜培军.基于支持向量机的高光谱遥感图像分类.红外与毫米波学报), 2008, **27**(2): 123—128.
- [17] AN Zhi-Yong, CUI Jiang-Tao, ZENG Zhi-Yong, et al. Image retrieval based on radon and wavelet transform[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (安志勇,崔江涛,曾智勇,等.基于 Radon 和小波变换的图像检索.红外与毫米波学报), 2008, **27**(2): 147—151.
- [18] Güter S, Schraudolph N N, Vishwanathan S V N. Fast iterative kernel principal component analysis[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2007, **8**: 1893—1918.