

采用二代曲波变换和反向传播神经网络的人脸识别方法

许学斌, 张德运, 张新曼, 潘煜

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对小波变换在人脸识别中存在识别正确率较低的问题, 提出了一种基于二代曲波变换的人脸识别方法. 首先将所有样本图像和测试图像通过基于“打包”的快速离散曲波变换进行分解, 获得不同尺度、不同角度的曲波变换系数, 再利用曲波变换分解系数中包含了人脸重要特征信息的低频系数, 作为特征参数送入反向传播(BP)神经网络中进行学习训练, 最后将训练好的 BP 神经网络用于人脸识别. 经剑桥大学 ORL 人脸库的图像识别实验表明, 所提方法的识别正确率达到 95%, 比 Daub(2)小波基的小波变换方法的识别正确率提高了 2.5%.

关键词: 曲波变换; 人脸识别; 神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)10-1213-04

Method for Face Recognition Using Second-Generation Curvelet Transform and Back Propagation Neural Network

XU Xuebin, ZHANG Deyun, ZHANG Xinman, PAN Yu

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To improve the recognition rate of the wavelet-based methods for face recognition, a multiscale face recognition method based on second-generation curvelet transform is proposed. All face images are decomposed by using digital curvelet transform via wrapping. Curvelet coefficients of low frequency and high frequency in different scales and of various angles are obtained. Most significant information of faces is contained in the low frequency coefficients which are important for face recognition. Then, the low frequency coefficients are applied as study samples to the BP neural network. Finally, low frequency coefficients of some test face images are used to simulate the neural network to get the face recognition results. The experiments that are performed on the Cambridge university ORL database show that the proposed method has better performance than wavelet-based method, and that the recognition rate is improved to 95% (with 2.5% improvement).

Keywords: curvelet transform; face recognition; neural network

人脸识别技术是通过计算机提取人脸的特征, 并根据这些特征进行身份验证的一种技术. 人脸与人体的其他生物特征(虹膜、掌纹等)一样与生俱来, 所具有的惟一性和不易复制的良好特性为身份鉴别提供了必要的条件. 与其他生物特征识别技术相比,

人脸识别技术具有结果直观、操作简单、隐蔽性好等优点. 因此, 人脸识别技术在公安、海关、机场、银行等行业及场所具有广泛的应用前景. 自动人脸识别系统可以划分为 6 个部分, 即人脸检测、人脸的规范化、人脸表征、人脸识别、主体类型、表情/姿态分析

等,其中人脸识别是自动人脸识别技术的关键.现有的人脸识别算法主要包括:基于几何特征的人脸识别方法,基于特征脸的人脸识别方法,基于局部特征的人脸识别方法,基于神经网络的人脸识别方法,基于小波特征的人脸识别方法等^[1-3].

小波变换是一种具有较强时、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.在表示具有点奇异性的目标函数时,小波基是最优基,而在表示图像边缘时,小波基和 Fourier 基均不是最优基,为此, Candes 和 Donoho 提出了 Curvelet(曲波)变换^[4-7]. Curvelet 变换不但保留了小波方法的多尺度特点,同时还具有各向异性特点,能够很好地逼近奇异曲线,其在图像处理方面的能力也明显优于小波方法.因此,探索 Curvelet 变换在生物特征识别领域中的应用是一个值得研究的重要方向^[4].

本文提出了一种基于二代 Curvelet 变换的人脸识别方法,它是基于 Wrapping(打包)的快速离散 Curvelet 变换和 BP(反向传播)神经网络的方法,同时本文通过大量的人脸图像识别实验证实了该方法新颖、有效,且优于传统的小波方法.

1 连续 Curvelet 变换

新兴的脊波(Ridgelet)变换理论、Curvelet 变换理论等和经典的小波(Wavelet)变换理论均属于稀疏理论的范畴,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)的稀疏表示.第一代 Curvelet 变换是基于传统结构的^[4-6],即先对图像进行预处理,然后采用 Ridgelet 变换,这种算法具有较高的冗余度.为此, Candes 等人于 2003 年提出了新的框架体系,现在称之为第二代 Curvelet 变换^[4-6,8-10].

以下定义均在二维空间 $\mathbf{R}^2$ 中进行, 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].

定义 1^[5,8] 假设存在平滑、实值、非负的半径窗 $W(r)$ 和角窗 $V(t)$, 且满足条件

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^j r) = 1 \quad r \in (3/4, 3/2) \quad (1)$$

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} V^2(t-l) = 1 \quad t \in (-1/2, 1/2) \quad (2)$$

则定义傅里叶频域的频率窗为

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

式中: $\lfloor j/2 \rfloor$ 表示 $j/2$ 的整数部分.

由定义 1 可知, U_j 为极坐标下由半径窗 $W(r)$ 和角窗 $V(t)$ 定义的一种“楔形”窗.

定义 2^[5,8] 令母 Curvelet 为 $\varphi_j(x)$, 且傅里叶变换为 $\hat{\varphi}_j(\omega) = U_j(\omega)$, 则在尺度 2^{-j} 上的所有 Curvelet 都可由 $\hat{\varphi}_j$ 经旋转和平移得到. 令 $\mathbf{R}_{\theta_l}$ 表示以 θ 为弧度的旋转量, 引入相同间隔的旋转角序列 $\theta_l = 2\pi \times 2^{\lfloor -j/2 \rfloor} \times l, l=0, 1, 2, \dots, 0 \leq \theta < 2\pi$ 和位移参量系列 $k = (k_1, k_2) \in \mathbb{Z}^2$, 则定义尺度为 2^{-j} 、方向角为 θ_l 、位置为 $x_k^{(j,D)} = \mathbf{R}_{\theta_l}^{-1}(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ 的 Curvelet 为

$$\varphi_{j,l,k}(x) = \varphi_j[\mathbf{R}_{\theta_l}(x - x_k^{(j,D)})] \quad (4)$$

定义 3 由定义 1、定义 2, 则变换

$$c(j, l, k) = \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle = \int_{\mathbf{R}^2} f(x) \overline{\varphi_{j,l,k}(x)} dx \quad (5)$$

为连续 Curvelet 变换.

定义 4 由定义 1~定义 3, 可称变换

$$c(j, l, k) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(\omega) \overline{\hat{\varphi}_{j,l,k}(\omega)} d\omega = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(\omega) U_j(\mathbf{R}_{\theta_l} \omega) \exp(i \langle x_k^{(j,D)}, \omega \rangle) d\omega \quad (6)$$

为频率域的连续 Curvelet 变换.

此外, 与小波变换相类似, Curvelet 变换也包括粗尺度和精细尺度下的变换.

2 基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换

为应用 Curvelet 变换于图像处理之中, 需要使用它的离散形式. 在文献[5]中介绍了 2 种离散 Curvelet 变换算法, 第 1 种是基于非等价空间快速傅里叶变换(FFT)的离散 Curvelet 变换算法(US-FFT), 第 2 种是基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换算法. 这 2 种算法具有相同的结果输出, 但后者运算速度比较快, 算法效率较高, 因此本文采用第 2 种算法^[5,8-9].

在基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换算法中, 引入相同间隔的斜率 $\tan \theta_l = l \times 2^{\lfloor -j/2 \rfloor}, l = -2^{\lfloor j/2 \rfloor}, \dots, 2^{\lfloor j/2 \rfloor} - 1$, 并且定义

$$\hat{U}_{j,l}(\omega) = W_j(\omega) V_j(\mathbf{S}_{\theta_l} \omega) \quad (7)$$

式中: 剪切矩阵

$$\mathbf{S}_{\theta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta & 1 \end{bmatrix}$$

则离散 Curvelet 变换为

$$c(j, l, k) = \int \hat{f}(\omega) \hat{U}_j(S_{\theta_l}^{-1} \omega) \exp(i \langle b, \omega \rangle) d\omega \quad (8)$$

式中: $b \in (k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$.

基于 Wrapping 的离散 Curvelet 变换算法的一般计算步骤如下.

(1) 对于给定的一个笛卡尔坐标下的二维函数(用于图像处理时则为二维图像数据)进行二维傅里叶变换, 可获得频域表示

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

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

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

3 分类器设计

目前, BP 神经网络是最具代表性、使用最多、应用最广、发展最迅速的误差反向传播多层前馈式网络^[11-12], 典型的 3 层 BP 神经网络包含输入层、隐含层和输出层. 本文拟采用 BP 神经网络作为人脸识别的分类器.

设输入层神经元数为 I , 隐含层神经元数为 H , 输出层神经元数为 O . 对于人脸类别数为 p 的人脸识别问题来说, 网络输出层的神经元数 O 可作为人脸类别数 p , 那么对于任意一个人脸测试图像, 可根据网络输出层输出矢量的最大分量来分类. 人脸图像训练样本数 K 通常比较小, 而矢量的维数 N 通常比较大, 因而设计、实现具有推广能力较强的 BP 神经网络分类器是比较困难的. 解决该问题一般可从特征压缩着手, 压缩输入矢量的维数, 并适当地选择隐含层的神经元数.

本文亦即采用二代 Curvelet 变换来提取特征信息. 此外, 为了加快网络训练的收敛速度, 需对输入矢量做标准化处理, 并对连接权值适当地赋予初值.

4 方法描述

本文方法步骤描述如下.

(1) 将学习的样本图像和测试图像进行几何归一化和直方图均衡化处理, 图像的尺寸统一变换为

$p \times p, p=40$ 像素.

(2) 样本图像和测试图像采用基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换进行处理, 从而获得 Curvelet 变换系数. 经 Curvelet 变换分解获得的低频系数包含了人脸的重要特征信息, 可作为特征参数送入 BP 神经网络进行学习、训练和识别.

(3) 对 Curvelet 变换分解获得的低频系数再进行旋转变换, 形成列向量. 低频系数为 $k \times k$ 矩阵, $k=27$, 而变换后形成的列向量为 729×1 矩阵.

(4) 构建 BP 神经网络, 即 BP 神经网络输入层神经元数为 I , 隐含层神经元数为 H , 输出层神经元数为 O . 输入层传递函数采用 tansig 函数, 输出层传递函数采用 logsig 函数, 学习误差为 $E_{MS} = 1 \times 10^{-10}$.

(5) 将变换后的 729×1 系数矩阵送入 BP 神经网络进行训练, 样本数量可根据具体情况设定.

(6) 将测试图像进行 Curvelet 变换, 形成 729×1 低频系数矩阵, 再将该矩阵送入训练好的 BP 神经网络之中. 最终的输出结果采用竞争网络进行判断, 从而获得人脸识别结果.

5 人脸识别实验

本文选用剑桥大学的 ORL 人脸数据库进行人脸识别实验, 该数据库包含了 40 位志愿者的 400 张不同姿态、光照和大小的面部图像; 选用 ORL 人脸数据库中的每个人的第 1~第 4 张图片作为训练、学习样本, 其他图片作为测试样本. 在 Pentium E 2140 CPU(主频 1.6 GHz) 和 2 GB 内存配置的机器上, 学习时间约为 3 min.

用 Curvelet 变换进行特征提取, 可获得包含人脸重要特征信息的低频系数, 而由低频系数形成的图像称之为“曲波脸”. 图 1 为 ORL 人脸数据库中 16 幅人脸图片的“曲波脸”.

为了对方法的性能和效果进行评估, 本文进行了对比实验. 实验中, 小波基采用了变换速度快且识别正确率高的 Daubechies 小波 (Daub(2)), 同时随机选取了 ORL 人脸数据库中每个人的第 5、第 6、第 8 号图片作为测试样本, 实验结果如表 1 所示. 结果显示, 采用 Curvelet 变换的识别正确率比小波算法有所提高.

此外, 基于 ORL 人脸数据库对本文方法和文献[4]方法进行了对比实验, 结果显示本文方法的处理速度和识别速度均优于文献[4]方法. 实验中对 160 幅人脸图片进行了变换处理, 基于 Wrapping 的

表1 人脸识别实验结果

算法	5号样本		6号样本		8号样本		平均正确识别率/%
	正确识别数	正确识别率/%	正确识别数	正确识别率/%	正确识别数	正确识别率/%	
Curvelet	40	100	38	95	36	90	95
小波	39	97.5	37	92.5	35	87.5	92.5



图1 4位志愿者的曲波脸

快速 Curvelet 变换方法耗时约为 3.709 6 s,文献[4]方法耗时约为 9.221 9 s,而此时 2 种方法的识别正确率基本相当。

从实验结果来看,基于二代 Curvelet 变换的人脸识别方法的性能总体上优于小波变换方法和第一代 Curvelet 变换方法,特别是正确识别率有一定程度的提高。对于光照变化和表情变化较大的测试图片,本文方法均可以正确识别。少数不能正确识别测试图片的原因是,头部偏转角度过大或佩戴眼镜(学习样本中未佩戴眼镜)导致,这种情况可以通过增加更有代表性的学习样本来改善。

6 结论与展望

本文研究了二代 Curvelet 变换在人脸识别中的应用问题。近几年来出现的 Curvelet 多尺度几何分析工具具有多分辨率、局部性、方向性和各向异性等性质,为表达图像几何信息提供了有效手段。Curvelet 变换特有的降维能力可将图像处理问题转化为点的处理问题,同时 Curvelet 的方向性可以解决

曲线的奇异性问题,Curvelet 的频带划分更为规范和精细则是其他变换,例如小波变换做不到的。本文通过二代 Curvelet 变换在人脸识别中的应用研究,证实了人脸图像的主要特征是曲线信息。

Curvelet 变换的相关理论研究正处于迅速发展之中,它是基于小波理论、Littlewood-Paley 理论、群理论和神经网络对多变量目标函数逼近的一种新的多尺度几何分析方法。Curvelet 变换提出仅有几年的时间,已经显现出它的诸多优点,并在图像处理、机器视觉等诸多领域得到了应用。下一步将继续完善相关算法及其在生物特征识别方面的应用。

参考文献:

- [1] LU Jianming, YUAN Xue, YAHAGI T. A method of face recognition based on fuzzy c-means clustering and associated sub-NNs[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2007,18(1):150-160.
- [2] LU Jianming, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms [J]. IEEE Trans on Neural Network, 2003,14(1):117-126.
- [3] ZHANG Bailing, ZHANG Haihong, SAM GE Shuzhi. Face recognition by applying wavelet subband representation and kernel associative memory [J]. IEEE Trans on Neural Network, 2004,15(1): 166-177.
- [4] MANDAL T, MAJUMDAR A, WU Q M J. Face recognition by curvelet based feature extraction [C]// International Conference on Intelligent Automation and Robotics. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2007: 806-817.
- [5] CANDES E J, DEMANET L, DONOHOET D L, et al. Fast discrete curvelet transforms, DMS01-40698 [R]. Pasadena, CA, USA: California Institute of Technology, 2005.
- [6] CANDES E J, DONOHO D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with C2 singularities [J]. Commun on Pure and Appl Math, 2004,57(2): 219-266.
- [7] 杨镠,郭宝龙,倪伟. 基于区域特性的 Contourlet 域多

- 聚焦图像融合算法[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(4): 448-452.
- YANG Liu, GUO Baolong, NI Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain [J]. Journal of Xi' An Jiaotong University, 2007, 41(4): 448-452.
- [8] 李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究 [J]. 光学学报, 2006, 26(5): 657-662.
- LI Huihui, GUO Lei, LIU Hang. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(5): 657-662.
- [9] 张强, 郭宝龙. 基于 Curvelet 变换的图像融合算法 [J]. 吉林大学学报, 2007, 37(2): 458-463.
- ZHANG Qiang, GUO Baolong. Image fusion algorithm using curvelet transform [J]. Journal of Jilin University, 2007, 37(2): 458-463.
- [10] 张强, 郭宝龙. 应用第二代 Curvelet 变换的遥感图像融合 [J]. 光学精密工程, 2007, 15(7): 1130-1136.
- ZHANG Qiang, GUO Baolong. Fusion of remote sensing images based on the second generation Curvelet transform [J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(7): 1130-1136.
- [11] WANG Zhan, HE Yifan. A comparison among three neural networks for text classification [C]// 8th International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1883-1886.
- [12] WEN Jin, ZHAO Jia, LUO Siwei, et al. The improvements of BP neural network learning algorithm [C]// Proceedings of 5th International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 1647-1649.

(编辑 苗凌)