

基于多尺度分析的人脸识别比较研究*

张九龙¹,夏春莉²,张志禹²,焦妍²

(1.西安理工大学 计算机科学与工程学院,陕西 西安 710048;

2.西安理工大学 自动化与信息工程学院,陕西 西安 710048)

摘要: 在分析 Gabor 小波的基础上,提出了一种变采样率 Gabor 小波的方法,与传统的 Gabor 小波相比,其识别效果得到大幅提高。该方法采用 Curvelet、Log-Gabor 小波和 Contourlet 三种方法结合主分量分析应用于人脸识别。对比实验结果表明,针对表情变化,Curvelet 变换不仅识别性能最佳、速度也最快;而针对光照变化,Contourlet 综合性能最好,对光照变化具有较强的鲁棒性。综合而言,使用 Contourlet 变换对图像进行特征提取效果非常好,它能很好地表达人脸的主要信息,是对人脸图像的一种稀疏的、有效的表达。

关键词: 多尺度几何分析; Curvelet 变换; Gabor 小波; Log-Gabor 小波; Contourlet 变换; 主分量分析

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)07-0046-04

A comparative study of multiscale methods for face recognition

Zhang Jiulong¹, Xia Chunli², Zhang Zhiyu², Jiao Yan²

(1.School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2.School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: This paper presents a novel method of variable sampling rate Gabor wavelet analysis method on the basis of Gabor wavelet, compared with conventional Gabor wavelet method, the recognition effect is vastly improved. In addition, The method use Curvelet, Log-Gabor wavelet and Contourlet transform three methods combining principal component analysis applied in face recognition, the comparative experiments show that Curvelet has both highest recognition rate and fastest speed for expression changes. Whereas for illumination changes, Contourlet outperforms others. In all, Contourlet is good for image feature extraction, and can well express the main information on faces, and forms a sparse representation for facial images.

Key words: multiscale analysis; Curvelet transform; Gabor wavelet; Log-Gabor wavelet; Contourlet transform; principal components analysis

人脸图像易受到光照、表情、姿态以及背景等条件的影 响,而且其本身也是一个复杂的特征空间,若直接使用原始的人脸图像进行识别,所取得的识别效果将受到限制。现在的一种常用做法是,对原始的人脸图像作某种变换,使得人脸图像从一个特征空间变换到另一个特征空间,以获得更好的识别效果。虽然小波变换因其具有强大的时频局域化性能而应用于人脸识别研究领域,但由于人脸图像更多的是面部轮廓和五官的曲线信息,而小波变换只能反映“点”的奇异性,难以表达图像边缘的方向特性,不能充分利用数据本身特有的几何特

征,因此并不是最优的或者说“最稀疏”的函数表示方法。为了克服小波变换的不足,人们提出了基于小波变换技术基础上的系列变换,如 Curvelet、Ridgelet、Contourlet 等,统称为多尺度几何分析方法。多尺度几何分析发展的目的和动力正是要致力于发展一种新的高维函数的最优表示方法。本文所采用的 Curvelet、Gabor 小波、Log-Gabor 小波和 Contourlet 变换,由于考虑了尺度、方向、角度等信息,而使得其在表达图像中的曲线时优于小波变换。事实上,在近二十年的人脸识别研究中,针对小波方法已有大量研究,重点围绕在小波基的选取、与子空间的结合以及在光照、姿态、表情影响下小波

* 基金项目:国家自然科学基金项目(61075007)

频带的选择等问题,此类工作已由戴道清给出了完整的综述^[1-2]。但对于基于 Gabor 小波^[3]、Log-Gabor 小波^[4]以及多尺度几何分析工具(如 Curvelet^[5-8]、Contourlet^[9-10]等)方法的人脸识别尚未有全面的比较和研究。本文以此为出发点,对这几种多尺度分析工具在人脸识别中的应用进行了比较研究。

1 Gabor 小波

Gabor 小波核是按照如下的方式定义的:

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|}{\sigma^2} \exp(-\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2) \exp(ik_{u,v}z) - \exp(-\sigma^2/2) \quad (1)$$

式中, u, v 分别表示 Gabor 小波核的方向和尺度; z 表示人脸图像中的某个像素的坐标,可以记作 $z=(x, y)$;而 $\|\cdot\|$ 表示取幅值(模)操作; σ 决定窗口宽度和波长的关系; $k_{u,v}=k_u \exp(i\phi_u)$ 为控制高斯窗口函数的宽度、振荡部分的波长和方向,其中 $k_u=k_{\max}/f^v$, $\phi_u=\pi u/8$, k_{\max} 表示最大频率, f 表示各个小波核在频域上的间隔因子。通常情况下, $\sigma=2\pi$, $k_{\max}=\pi/2$, $f=\sqrt{2}$, 并且 $v \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$, $u \in \{0, \dots, 7\}$ 。

Gabor 小波核具有自相似的特性,各个小波核都可以由主小波核通过对 $k_{u,v}$ 进行旋转、放缩来得到。从式(1)中可以看出,每个 Gabor 小波核都是一个高斯函数和一个平面复数的乘积,同时式(1)方括号中的第一项决定整个小波核的摆动幅度,第二项则是为了弥补直流(DC)值。Gabor 小波在空间频率、空间位置以及方向选择性上具有良好的特征,而在尺度和方向上的各种特性是随着对参数 u 和 v 的调节所显现出来的。

在常见的基于 Gabor 小波的人脸识别中,将滤波得到的系数连接起来构成一个特征向量用于识别。本文提出的变采样率 Gabor 小波的基本思想是:大尺度系数代表缓慢变化的概貌信息,可以采用大的采样间隔;而小尺度系数代表剧烈变化的细节和低频信息,需要采用小的采样间隔。基于此,对大小尺度系数采用不同的采样率,可以获得更佳的性能,并减小存储空间。

2 Log-Gabor 小波

FIELD D J 等指出,使用在对数频率尺度上传递函数为高斯函数的滤波器可以对图像进行更有效的编码,而 Gabor 函数的传递函数在线性频率尺度上为高斯函数,即 Log-Gabor 函数能更真实地反映自然图像的频率响应。在线性频率尺度上,Log-Gabor 函数的传递函数形式为:

$$g(\omega) = e^{-\frac{[\log(\omega/\omega_0)]^2}{2[\log(\beta/\omega_0)]^2}} \quad (2)$$

式中, ω_0 为滤波器的中心频率, β 为滤波器带宽。为了保证滤波器的形状恒定,对于不同的中心频率 ω_0 , β/ω_0 必须保持不变。例如,当 β/ω_0 为 0.74 时,大致相当于子滤波器为 1 倍频的带宽;为 0.55 时,相当于 2 倍频;为

0.41 时,相当于 3 倍频。

3 Curvelet 小波

传统的小波变换只能反映“过”边缘特性,而且小波的变换核是各向同性的,无法更精确地表达图像边缘的方向特性。因此,Donoho 等人提出了曲波(Curvelet)变换。Curvelet 变换直接以边缘为基本表示元素,具有很强的方向性,非常有利于图像边缘的高效表示,它是一种多分辨、带通、具有方向性的函数分析方法,符合生理学指出出的“最优”图像表示方法应该具有的三种特征。

Curvelet 变换是改进型的分块方法,即首先对图像进行子带分解,然后将不同尺度的子带图像分成大小不同的子块,分别对每个子块进行脊波变换(脊波变换是曲波变换的核心)。Curvelet 变换的一个最核心的关系是 Curvelet 基的支撑区间有: $width \sim length^2$ 。称这个关系为各向异性尺度关系,这一关系表明 Curvelet 是一种具有方向性的基原子。2005 年 CANDES E J 和 DONOHO D L 等人提出了两种基于第二代 Curvelet 变换理论快速离散实现方法^[11],本文采用的是其中的一种 USFFT 算法。

4 Contourlet 变换

Contourlet 变换是在继承小波变换多尺度分析思想基础上,引入多方向性并由 DO M N^[12]和 Martin Vellerli 提出,是一种具有多分辨、局部、多方向的图像表示方法,一种“真正”的图像二维表示方法。变换的最终结果是使用类似于轮廓(Contour Segment)的基结构来逼近原图像,这也是 Contourlet 名字的由来。其基函数支撑区间的长度比随尺度变换而变换,表现为“长方形”,已达到用最少的系数来逼近奇异曲线,能以接近最优的方式描绘图像边缘。基的“长方形”实际上是“方向”性的一种体现,也称这种基具有“各项异性”。

Contourlet 变换分解过程是将多尺度分解和方向分解分开进行,如图 1 所示。在实现上采用了塔形方向性滤波器组(PDFB),PDFB 具有双叠代滤波器组结构,将不同尺度的图像分解成方向子带。首先由 LP(Laplacian Pyramid)变换对图像进行多尺度分解以“捕获”点奇异,分解得到一个近似信号(低频子带)和细节信号(高频子带),接着将细节图像进一步送入方向滤波器组 DFB(Directional Filter Bank),将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,得到各方向子带信号,近似信号如此重复上一级操作,从而实现图像多尺度多方向分解。

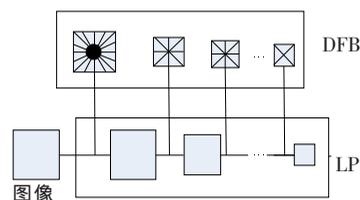


图 1 Contourlet 变换实现框架

5 人脸库

本文应用 Yale 和 CAS-PEAL 人脸库。Yale 人脸库为众多研究者所熟知,多次应用在人脸识别研究中,本文重点介绍如图 2 所示的 CAS-PEAL 人脸数据库。

该数据库由中国科学院计算技术研究所-银晨科技面像识别联合实验室负责建立,收集并整理了 1 040 位志愿者的 99 450 幅头部肩部图像,图像尺寸均为 360×480。所有图像在专门的采集环境下采集,涵盖了姿态(Pose)、表情(Expression)、饰物(Accessory)和光照(Lighting)四种主要变化(简称 PEAL),部分人脸图像具有背景、距离和时间跨度的变化。图 2(a)为部分 Expression 子库图像,环境光照模式下,要求志愿者做出笑、皱眉、惊讶、闭眼、张嘴五种表情,这五种都是造成面部特征变化比较大的表情,有利于研究识别算法对表情变化的鲁棒性。图 2(b)为部分 Lighting 子库图像,采集光照子库图片时,环境光源关闭,每次打开一个方向光源进行图片采集,9 个摄像头都同时工作,每人采集 9 幅不同角度的面部图像。



图 2 部分 CAS-PEAL 人脸库图像

6 实验结果及分析

实验过程:本实验先选取标准人脸库中的图像并读入,接着使用各种多尺度变换得到人脸图像的系数。为了进一步降低维数,本文结合主分量分析 PCA(Principal Component Analysis)进行特征提取,得到更有意义的特征,然后使用最近邻分类器进行匹配识别,最终得出识别率。

6.1 实验一

采用各种方法结合 PCA 在 Yale 人脸库上进行实验。考虑到算法泛化能力(也称推广能力)的问题,严格地讲,训练集中的图像与测试集的图像物应该是不能有重叠的,因此选取 Yale 人脸库上每人的 6 幅图像作为样本集,5 幅作为测试集,顺序循环,共 11 组。实验结果如表 1 所示。

表 1 各种多尺度分析算法在 Yale 人脸库中的性能比较

组别	Gabor 变采样 [64 32 16 8 4] 识别率/%	Gabor 恒 (64)采样 识别率/%	Log-gabor 识别率/%	Curvelet 识别率/%	Contourlet 识别率/%
Set1	86.6667	70.6667	85.3333	86.6667	90.6667
Set2	89.3333	74.6667	90.6667	92	93.3333
Set3	90.6667	70.6667	93.3333	90.6667	90.6667
Set4	88	70.6667	90.6667	86.6667	90.6667
Set5	77.3333	56.0000	81.3333	77.3333	78.6667
Set6	78.6667	61.3333	80	77.3333	80
Set7	90.6667	69.3333	90.6667	90.6667	89.3333
Set8	80	68	76	74.6667	77.3333
Set9	77.3333	64	81.3333	76	77.3333
Set10	84	64	89.3333	86.6667	88
Set11	89.3333	76	88	86.6667	92

在实验中,将本文提出的变采样率 Gabor 小波与 Gabor 恒采样率进行了对比。首先,对用 Gabor 小波分解获得的不同尺度特征后的数据,采取变采样率抽取其有用特征。实验发现,采用变采样率比用恒采样率取得更高的识别率,但其高识别率是以识别速度为代价的。在 Yale 人脸库中,采用 Gabor 恒采样率方法时,样本集和库内测试集中,第 4 号和第 7 号对数据影响较明显,分析 Yale 人脸数据库后发现,第 4 号和第 7 号人脸半边脸有阴影,在进行特征提取后发现是因数据相差较明显造成的。其次,采用 Log-gabor、Curvelet、Contourlet 方法依然结合 PCA 在 Yale 人脸库上进行实验,在实验中,观察到数据变换不明显,说明这些方法对阴影图像有较好的处理,且这三种方法中,Contourlet 变换的识别效果最好。

6.2 实验二

采用各种方法结合 PCA 在 CAS-PEAL 人脸库上进行实验。在 Expression 子库中随机选取 60 人(男女各一半),每人 5 幅,共 300 幅图像,选取每个人的 3 幅图像作为样本集,2 幅作为测试集。在 Lighting 子库中随机选取 50 人(男女各 25 人),每人 9 幅,共 450 幅图像,选取每个人的 5 幅图像作为样本集,4 幅作为测试集。其实实验结果分别如表 2、表 3 所示。

表 2 各种多尺度分析算法在 CAS-PEAL 人脸数据库 Expression 子库中的性能比较

组别	Gabor 变采样 [64 32 16 8 4] 识别率/%	Gabor 恒 (64)采样 识别率/%	Log-gabor 识别率/%	Curvelet 识别率/%	Contourlet 识别率/%
Set1	97.5000	81.6667	98.3333	98.3333	98.3333
Set2	97.5000	80	95.8333	97.5000	97.5000
Set3	96.6667	83.3333	97.5000	96.6667	96.6667
Set4	90	72.5000	92.5000	91.6667	91.6667
Set5	94.1667	75	95	95.8333	94.1667

表3 各种多尺度分析算法在 CAS-PEAL 人脸数据库 Lighting 子库中的性能比较

组别	Gabor 变采样 [64 32 16 8 4] 识别率/%	Gabor 恒 (64)采样 识别率/%	Log-gabor 识别率/%	Curvelet 识别率/%	Contourlet 识别率/%
Set1	91.5000	27	97	87.5000	96.5000
Set2	99	27.5000	98.5000	96.5000	98.5000
Set3	96.5000	41	97	93.5000	97
Set4	92.5000	26.5000	94	90.5000	96
Set5	89	18	91.5000	87.5000	95
Set6	97.5000	28.5	98	96.5000	99
Set7	97.5000	32	99	96.5000	99.5000
Set8	97.5000	32.5000	99	95	100
Set9	98	32.5000	100	97	99.5000

在对 CAS-PEAL 人脸库表情变化较大的 Expression 子库实验中,发现利用 Log-gabor、Contourlet、Curvelet 方法结合 PCA 对人脸图像的识别率最高都达到了 98.3333%,其中 Curvelet 表现较为突出。在对光照变化较大的 Lighting 子库中,由于光照差别大导致面部图像的曲线发生了较大变化,从表 3 可以看出,采用 Gabor 小波恒采样率方法时识别率明显偏低,说明本方法对于光照变化比较敏感,而 Contourlet 变换的识别率最高(最高达到了 100%),最低识别率也达到了 95%,说明该方法对光照有较好的处理。Log-gabor 和 Gabor wavelet 变采样率也表现出了较好的特性,说明这几种方法对光照的鲁棒性都比较好。

而不论在光照变化较大的 Lighting 子库还是在表情变化较大的 Expression 子库中,采用 Gabor 变采样率依然比用恒采样率取得更高的识别率。

实验表明:(1)在算法运行速度方向, Curvelet 变换最快, Gabor 恒变换、Contourlet 其次,而 Gabor 变采样率最慢。综上可知,在表情条件影响下, Curvelet 变换表现最为突出,这一点不只表现在识别率上,也体现在识别速度上;而在光照条件影响下, Contourlet 综合性能最好,它对光照变化具有较强的鲁棒性;(2)从比较实验的整体方面,使用 Contourlet 变换对图像进行特征提取效果非常好,能很好地表达人脸的主要信息,是对人脸图像的一种稀疏、有效的表达。然而,基于小波的人脸识别算法还有很多有待改进的地方,如具体的方向性特征系数选择对识别率的影响以及结合更有效的降维方法来进一步提高识别率和运算速度等方面还有待改进。

参考文献

- [1] Dai Daoqing, YUEN P C. Wavelet based discriminant analysis for face recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 175(1):307-318.
- [2] Dai Daoqing, Yan Hong. Face recognition [M]. Vienna, Austria: INTech Education and Publishing, 2007.
- [3] 赵英男, 孟凡斌, 金忠. Gabor 核函数窗的设置研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 111-113.
- [4] FISCHER S. Self-invertible 2D Log-Gabor wavelets [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75 (2): 231-246.
- [5] CANDLES E J, DONOHO D L. New tight frames of Curvelets and optimal representations of objects with c^2 Singularities. <http://www.acm.caltech.edu/~emmanuel/papers/CurveE>, 2002.
- [6] CANDLES E J, DONOHO D L. Curvelets—a surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges [M]. In: Curves and Surfaces Nashville, TN: Vanderbilt Unit. Press, 2000:105-120.
- [7] Zhang Jiulong, Zhang Zhiyu, Huang Wei, et al. Face recognition based on curvefaces [C]. Natural Computation, HAIKOU, 2007.
- [8] 张九龙, 张志禹, 屈小娥, 等. 基于曲波与主分量分析的人脸识别[J]. 计算机应用, 2008, 28(5): 1255-1257.
- [9] 夏思宇, 李久贤, 袁晓辉, 等. 一种基于 Contourlet 变换的人脸识别方法[J]. 信号处理, 2008, 24(4): 631-634.
- [10] 林立宇. Contourlet 变换影像处理应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [11] CANDLES E J, DEMANE T L, DONOHO D L. Fast discrete Curvelet transform[R]. Applied and Computational Mathematics. California Institute of Technology, 2005:1-43.
- [12] DO M N, VETTERLI M. Contourlet—A directional multiresolution image representation [C]. Prospects of IEEE International Conference on Image Processing. Rochester, NY 2002:357-360.

(收稿日期: 2010-11-15)

作者简介:

张九龙, 男, 1974 年生, 博士, 副教授, 主要研究方向: 图像模式识别, 智能信息处理。

夏春莉, 女, 1986 年生, 硕士, 主要研究方向: 模式识别, 信号与信息处理。