

一种基于曲波变换的手势特征提取新方法

朱世交, 张南华

(上海同济大学 计算机科学与技术系, 上海 200092)

E-mail: mediate@163.com

摘 要: 论文分析了具有各向异性特点的曲波变换, 通过曲波变换的 USFFT 的算法实现, 把曲波变换应用到手势边缘特征的提取中。试验结果表明, 利用曲波变换得到的手势特征优于当前流行的小波变换方法, 能够得到更多的手势边缘结构特征信息, 为下一步的在高维空间识别工作创造条件。

关键词: 手势特征; 曲波变换; 图像处理

文章编号: 1002-8331(2006)33-0050-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391.41

New Method for Detection of Gesture-Edge Features Based on Curvelet Transform

ZHU Shi-jiao, ZHANG Nan-hua

(Department of Computer Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: This paper analyzes the isotropy properties of curvelet transform. By the way of USFFT algorithm of curvelet transform, the authors have applied it to the gesture-edge features application. As the result of experiments, the curvelet transform is prior to the wavelet transform when applied to the gesture-edge features which can give more edge information of gesture and create more conditions for future pattern analysis in high-dimension space.

Key words: gesture-edge features; curvelet transform; image processing

手势是一种自然而直观的人际交流模式, 基于视觉的手势识别是实现新一代人机交互不可缺少的一项关键技术^[1]; 然而, 由于手势本身具有的多样性、多义性、以及时间和空间上的差异性等特点, 在实际的工程应用中有必要获得更多的关于手形结构特征的信息^[2], 从而为手势的识别工作创造条件。

在基于单目视觉的手势识别方法中, 把图像中的人手区域与其它区域(背景区域)划分开来始终是一个难点^[3]; 手形具有极其丰富的几何特征, 几何特征是描述目标物体最直观, 最有力的特征向量, 正确而有效地提取这些特征分量, 将极大地提高手势识别的正确率。基于多分辨率、多尺度思想, Donoho 等人于 1999 年提出的曲波(Curvelet)变换^[4,5]方法, 引起了广泛关注, 国内对曲波(Curvelet)变换的研究不如小波研究那么多, 但由于曲波变换自身的特点, 其各向异性等特点可以很好地表达图像边缘结构特征信息^[6,7]。本文结合实际需要, 通过曲波变换及改进方法来提取手势图像中手形特征, 试验结果与现时流行的小波变换方法进行了对比, 显示了曲波变换的优异性能。

1 理论与方法

国内外对于小波变换的研究比较多, 虽然小波变换在分析一维和二维点奇异信号时具有良好的性能, 但对二维分段光滑的信号或一维线奇异信号, 则失去了它的分析优势。鉴于此, 由 Candès 和 Donoho 在 1999 年提出^[4]曲波变换(Curvelet Transform), 曲波由脊波(Ridgelet)理论衍生而来, 而 Ridgelet 变换的两维图像基函数定义为:

$$\psi_{a,b,\theta}(x,y) = a^{-\frac{1}{2}} \cdot \psi\left(\frac{x \cos \theta + y \sin \theta - b}{a}\right)$$

其中 ψ 是小波函数, a, b, θ 分别对应于 Ridgelet 的尺度因子、截距参数、方向角度; 由此可以看出, 对于 Ridgelet 的脊线方向而言 $x \cos \theta + y \sin \theta = C$ 为常数, 而垂直于脊线方向则是小波函数的方向。

对于图像中信息 $f(x, y)$, 其对应的 Ridgelet 变换为:

$$R_f(a, b, \theta) = \int \int \psi_{a,b,\theta}(x, y) f(x, y) dx dy$$

可见 Ridgelet 变换后的函数是关于 a, b, θ 的函数。同时, Radon 变换是把图像中的一维奇异点, 例如直线转换为 Radon 域中的一个点。Radon 变换的基本表达式如下:

$$R_f(\theta, t) = \int \int f(x, y) (x \cos \theta + y \sin \theta - t) dx dy$$

可以看出 Radon 变换与 Ridgelet 有些相似指出, 把 R_f 代入 R_f 可以得到以下表达式:

$$R_f(a, b, \theta) = \int R_f(\theta, t) a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

此式表明 Ridgelet 变换实际上是对 Radon 变换的切片的一维小波变换, 其中的积分变量 t 为小波分析对象, 而方向角 θ 此时是固定的。

然而自然图像中的线条以曲线居多, 对整幅图像进行 Ridgelet 分析并不十分有效, 因此需要对图像进行分块, 使每个分块中的线条都近似于直线, 再对每个分块进行 Ridgelet 分析; 另外, 先对图像进行子带分解, 然后对不同尺度的子带图像采用不同大小的分块, 会带来更好的效果^[8]。这样的多级多尺度 Ridgelet 变换被称为曲波(Curvelet)变换。

对于曲波变换而言, 它是基于 Ridgelet 变换理论、多尺度

作者简介: 朱世交, 男, 博士研究生, 研究方向仿生模式识别的原理及应用; 张南华, 女, 博士研究生, 研究方向模式识别、智能系统。

Ridgelet 变换理论和带通滤波器理论的一种变换。Donoho 等人 1999 年提出了曲波变换方法, 大致如下: (1) 子带分解 (sub-band decomposition): $f \rightarrow (\Delta_1 f, \Delta_2 f, \dots)$; (2) 平滑分割 (smooth partitioning): $\Delta_s f \rightarrow w_0 \Delta_s f$, 通过 w_0 平滑窗口函数使各个子带平滑; (3) 正规化 (renormalization); (4) 最后就是对各个子块进行 Ridgelet 分析。每个子块频率带宽和长度近似满足 $\text{width} = \text{height}^2$, 可以看出这种频率划分使得曲波变换具有很强的各向异性, 而且这种各向异性随尺度的减少而呈指数增长, 它同时拥有 Ridgelet 的各向异性和小波变换的多尺度特定, 对于图像特征提取具有极其重要的意义。

2 手势边缘特征提取算法

2.1 手形模型特征

手是一个多肢解的系统, 由手指和手掌构成, 随着运动的变换, 手形特征也在不断变换。同时, 还包括手形在运动过程中的变换^[9], 手势的这种变化可以通过手形和运动特征来刻画, 通过树形结构特征, 可以搜索手的结构。

同时, 由于手势的使用大都处于复杂的背景环境之中。如何提取手的边缘特征也就显得至关重要, 现在大多数的方法是通过手势的边缘化结构特征来描述的, 但是对于运动手势手形特征研究还不够, 需要更多的关于手的特征描述, 包括他的关节特征、纹理特征、指甲、指尖特征等等。如果可以得到尽量多的这些特征, 对于后期的模式分类和高维点覆盖会有极大的帮助, 并且会提高系统的识别率。

2.2 手势图像曲波变换的层间分解算法

实际上, 1999 Candes 和 Donoho 提出的曲波变换是基于 Ridgelet 窗来进行划分实现的, 国内学者的研究大都是 Curvelet99 的情况, 即: 使用包括基本的 Ridgelet 变换的方法把频域和空间域分割开来, 在曲波变换时要决定 7 个参数, 最主要的原因是在作 Ridgelet 变换时, 为消除块影响, 需要采用部分重叠分块法。曲波变换经过了近五年的发展, 现在实际应用中采用的是 USFFT (Unequally-Space Fast Fourier Transform) 的第二代曲波变换方法^[9, 10]。

USFFT 算法过程:

(1) 对 $L^2(R^2)$ 中的 $f(t_1, t_2)$ 采用 2D FFT 变换得到 $F(n_1, n_2)$, $-\frac{n}{2} < n_1, n_2 < \frac{n}{2}$;

(2) 对于每个尺度、方向参数 (j, l) , 采用插值方法对 $F(n_1, n_2)$ 实施新的采样求得:

$$F(n_1, n_2 - n_1 * \tan \theta_l)$$

(3) 用抛物窗 \tilde{U}_l (即 \tilde{U}_l 大小满足 $\text{width} = \text{height}^2$) 乘 $F(n_1, n_2 - n_1 * \tan \theta_l)$, 从而局部化 F :

$$\tilde{F}_{j,l}(n_1, n_2) = F(n_1, n_2 - n_1 * \tan \theta_l) \tilde{U}_l(n_1, n_2)$$

(4) 对局部化的 $\tilde{F}_{j,l}(n_1, n_2)$ 作 2D 离散的 IFFT 变换, 得到曲波变换的系数 $C(j, l, k)$ 。

从以上过程可以看出, 这种方法是先变换到频域, 然后在频域中进行局部化, 局部化后采用 2D IFFT 得到曲波变换系数。从数学上来说, 局部化和 2D IFFT 可以合成为一步, 就是用局部化窗口乘局部傅式变换基。

以 $N \times N$ 阵列为例, 通过 USFFT 变换, 在手形图形分解过程中, 分解层次小于 $\log_2 N - 3$, 对于每个层次分解都存在顺时针

方向角对应的分解系数, 因为分解尺度由粗糙到精细, 因而各个层次的方向角个数也不相同。

因为曲波对边缘特征具有很强的表达能力, 所以可以通过较少的曲波变换系数, 就可以对手形图像进行较好的重构。表 1 描述了 128×128 灰度手势图像的曲波分解情况:

表 1 手势图像的分解情况

层次	角度个数	描述
1	1	粗糙描述
2	32	精细
3	32	很精细
4	1	最精细

各分解层手势图像分解后重构如图 1 所示。

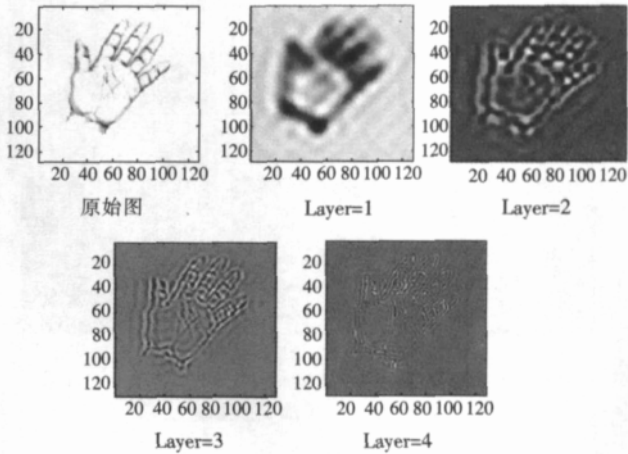


图 1 手势图像分解的各个层次

2.3 手势图像特征提取算法

在手势图像的采集过程中往往会受到外界环境的干扰, 为了获得更多的关于手势特性的信息, 在手势图像曲波变换过程中需要减少噪声和提高边缘特性, 采用曲波层间系数相干算法^[7]与硬阈值相结合方法来进行手势特征的增强和提取。上面已经谈到由于曲波变换本身是各向异性的, 而噪声在手形图像中不是各向异形的, 所以通过各个层间角度系数的统计特性来过滤掉相应的噪声系数是合理的, 手势图像的曲波变换特征提取算法, 形式化描述步骤如下:

(1) 通过计算曲波变换 j 层和 $j+1$ 层相干系数:

$$\text{Cor}(j, n) = W(j, n) * W(j+1, n)$$

(2) 为了使得相干系数和原始曲波变换系数具有可比性, 需要计算规范化 (normalization) 相干系数:

$$\text{NCor}(j, n) = \text{Cor}(j, n) * \sqrt{\frac{\text{PW}(j)}{\text{PCor}(j)}}$$

其中 $\text{PW}(j) = \sum_n W(j, n)^2$; $\text{PCor}(j) = \sum_n \text{Cor}(j, n)^2$ 。

(3) 比较正规化相干系数 NCor 和曲波计算的相干系数, 形式化比较过程描述如下:

$$\text{If } (\text{NCor}(j, n) > \text{Cor}(j, n) * k \text{ and } \text{NewCor}(j-1, n) > 0)$$

$$\text{NewCor}(j, n) = \text{Cor}(j, n);$$

$$\text{NCor} = 0; \text{Cor} = 0;$$

End

此段伪码为提取曲波变换系数的有用边缘信息, 考虑手势特征图像的边缘特性, 其中相干系数权重 $k=1.15 \sim 1.06$, 同时判

别大尺度($j-1$ 层)的曲波变换上有没有进行过边缘提取,如果有则进行边缘提取,否则因为小尺度上细节特征因素,避免在小尺度上把外部干扰特征做为手势图像特征提取出来。

(4) $j=j+1$ 进行下一层分解系数的比较,重复(1)步骤。

(5)重构相干曲波系数 NewCor,重新生成手势图像。

3 试验结果及分析

试验采用上述曲波变换对手势图像进行分解算法,然后对重构图像使用 Canny($T=0.9$)进行边缘检测,其结果如图2所示,其中包括手势的原始图像、小波变换后图像、曲波变换的图像比较,试验结果可以看出:

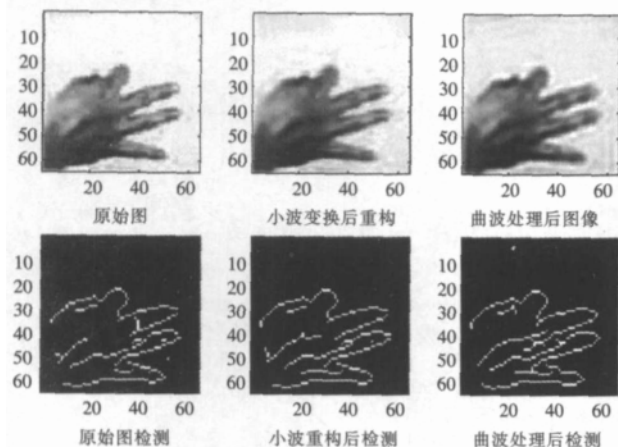


图2 曲波变换的手势图像

(1)曲波变换保存了手势图像中边缘纹理特征。曲波变换的优势在于它的各向异性特征,在消除特定干扰的同时也很好地保护了目标手势的结构化特征。

(2)对于手势图像的一些细小部分,例如指尖、手掌纹理等恢复得很好,通过上述相干去噪算法很好地保护了手势图像中的边缘信息,通过曲波变换重构后的手势图像的纹理和边缘也更为清晰。

(3)在此可见,相比于小波变换而言,曲波变换能够得到比小波变换方法更多的手势纹理特征,通过 Canny 边缘检测,其

手势图像的视觉纹理特征较为明显。

4 结论

本文提出的基于曲波变换的手势特征提取,在去除外部环境干扰的同时,很好地保留了手势特征中的一些边缘特征,相比于当前小波变换方法而言,可以获得更多关于手势图像的纹理结构特征,为下一步的模式分类提供了强有力的前提条件。曲波变换作为新的多分辨率、多尺度分析方法,如何把曲波域内手势特征参数与仿生模式识别的高维空间理论^[11]结合在一起,这将是下一步的研究方向。(收稿日期:2006年2月)

参考文献:

- [1] 任海兵,祝远新,徐光.基于视觉手势识别的研究—综述[J].电子学报,2000,2(2):118-121.
- [2] 周航,阮秋琦.基于表现特征的手势识别[J].广西师范大学学报:自然科学版,2003(2):25-30.
- [3] 任海兵,祝远新,徐光.复杂背景下的手势分割与识别[J].自动化学报,2002,2(3):256-261.
- [4] TARTAKOVSKY A, BLAZEK R. Effective adaptive spatial-temporal technique for clutter rejection in IRST[C]//SPIE, 2000, 4048: 85-95.
- [5] STARCK J-L, EMMANUEL J C, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.
- [6] 焦李成,谭山.图像的多尺度几何分析:回顾和展望[J].电子学报,2003(12):1975-1981.
- [7] MALLAT S G, HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1992, 38(11): 617-643.
- [8] ISARD M, CORMICK M. Partitioned sampling, articulated objects and interface quality hand tracking[C]//Proc 6th European conf on computer vision, 2000, 2: 3-19.
- [9] CAND 'ES E J, DEMANET L. Curvelets and fast wave equation solvers[R]. USA: California Institute of Technology, 2005.
- [10] CANDES E J, DONOHO D L. Curvelets: new tools for limited-angle tomography. Manuscript, 2004.
- [11] 王守觉,王柏南.神经网络的多维空间几何分析及其理论[J].电子学报,2002,1(1):1-4.

(上接49页)

参考文献:

- [1] TSALGATIDOU A, PITOURA E. Business models and transactions in mobile electronic commerce: requirements and properties[J]. Computer Networks, 2001, 37(2): 221-236.
- [2] VEIJALAINEN J, TSALGATIDOU A. Electronic commerce transactions in a mobile computing environment[C]//Proceedings of the International Conference on Information Society in the 21 Century: Emerging Technologies and New Challenges. Aizu-Wakamatsu, Japan, 2000: 37-45.
- [3] WANG Hong, KRANAKIS E. Secure wireless payment protocol[C]//Proceedings of the International Conference on Wireless Networks. Las Vegas, NV, USA, 2003: 576-582.
- [4] HORN G, PRENEEL B. Authentication and payment in future mobile systems[J]. Journal of Computer Security, 2000, 8(2): 183-207.
- [5] KUNGPISDAN S, SRINIVASAN B, LE Phu-dung. Accountability logic for mobile payment protocols[C]//International Conference on

Information Technology: Coding Computing. Las Vegas, NV, USA, 2004: 40-44.

- [6] 姬东耀.因特网上信息安全与小额支付协议的设计分析[D].西安电子科技大学,2001.
- [7] 古天龙,郭云川,董荣胜,等. Digicash 协议原子性的符号模型检验[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(9): 170-173.
- [8] KUNGPISDAN S, SRINIVASAN B, LE Phu-dung. A secure account-based mobile payment protocol[C]//International Conference on Information Technology: Coding Computing. Las Vegas, NV, USA, 2004: 35-39.
- [9] MCMILLAN K L. Symbolic model checking[M]. [S. l.]: Kluwer Academic Publishers, 1993.
- [10] WANG Hao, GUO He-qing. Achieving fairness in wireless environment[C]//IEEE 6th CAS Symposium on Emerging Technologies: Mobile and Wireless Communication. Shanghai, China, 2004: 117-120.
- [11] PARK J M, RAY I, CHONG E K P. A certified email protocol suitable for mobile environments[C]//Global Telecommunications Conference, San Francisco CA, USA, 2003: 1394-1398.