

Curvelet 变换在多聚焦岩心图像融合中的应用

毕春艳, 吴晓红, 王正勇, 何小海, 程 潇

BI Chun-yan, WU Xiao-hong, WANG Zheng-yong, HE Xiao-hai, CHENG Xiao

四川大学 电子信息学院 图像信息研究所, 成都 610064

Image Information Institute, School of Electronic and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China

E-mail: bichunyan19840104@163.com

BI Chun-yan, WU Xiao-hong, WANG Zheng-yong, et al. Application of Curvelet transform in multi-focus core image fusion. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(16): 246-248.

Abstract: After using the motion estimation based on optical flow to make the core image registration, and because of the fuzzy part of rugged core image, a new multi-focus image fusion method based on Curvelet transform is proposed. First, two different focus images are decomposed using Curvelet transform separately, then the new Curvelet coefficients are acquired by adopting a simple fusion rule, i.e. low-frequency coefficients uses the weighted average and high-frequency coefficients uses the largest absolute value. Finally, the fused image is obtained by performing an inverse Curvelet transform. Thus the experiment demonstrates that the fusion method based on Curvelet transform can effectively integrate the multi-focus images. Compared with wavelet transform method, the proposed method can get better fusion effect.

Key words: image registration; Curvelet transform; image fusion; multi-focus image

摘 要: 利用基于光流的运动估计对岩心图像配准后, 针对岩心高低不平图像出现部分模糊现象, 提出了一种基于 Curvelet 变换的多聚焦图像融合方法, 先对不同聚焦图像进行 Curvelet 变换, 采取低频分量取加权平均、高频分量取绝对值最大的融合规则, 再进行 Curvelet 反变换。实验表明, 基于 Curvelet 变换的融合方法可有效综合多聚焦图像, 相比基于小波变换的图像融合, 能获得更好的融合效果。

关键词: 图像配准; Curvelet 变换; 图像融合; 多聚焦图像

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.16.071 **文章编号:** 1002-8331(2009)16-0246-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

1 引言

根据不同传感器的成像机理及获取图像的时间、角度、环境上的不同, 待融合的图像必须进行图像配准。图像配准是图像融合技术的基本环节, 只有经过配准后的图像才能进行有效的融合。图像融合是把由多个不同类型的图像传感器获得的同一场景的多幅图像, 或同一传感器在不同时刻获得的同一场景的多幅图像合成为一幅或更少几幅新图像的过程, 这些图像不仅包含输入图像的相关信息, 而且弥补了原图像上信息的不足。

多聚焦图像融合技术, 即对同一景物, 在成像条件相同情况下, 使聚焦目标不同的多个图像通过图像融合得到一幅目标处处聚焦清晰的融合图像, 是图像融合技术中研究的热点之一。在图像融合方面, 最早人们提出了像素算术平均的方法, 这种方法的缺点是多聚焦融合图像的对比度很差, 后来人们又提出了基于金字塔的图像融合方法, 其中包括拉普拉斯金字塔、

梯度金字塔、比率低通金字塔等^[1], 20 世纪 80 年代中期发展起来的小波变换技术为图像融合提供了新的工具。

基于小波变换的图像融合在实践中获得了很好的效果, 然而小波变换只能反映“过”边缘特性, 而无法表达“沿”边缘特性。同时, 由于采用的小波变换核是各向同性的, 无法更精确地表达边缘的方向。针对小波变换的上述缺陷, 1999 年 Donoho^[2] 等人提出了 Curvelet 变换的概念, Curvelet 变换以边缘为基本表示元素, 具有完备性, 能更好地适合图像的特点。

本文提出了一种新的基于 Curvelet 变换的多聚焦图像融合算法, 除了具有一般小波变换的多尺度、局部性外, 还具有方向性, 其基支撑区间满足各向异性尺度关系, 在给定相同的重构精度下能够接近最优地表示图像边缘和平滑区域。从实验结果看, 提出的融合算法能很好地将源图像的有用信息注入到融合图像中, 从而得到多个目标处处清晰的效果。

基金项目: 四川省科技攻关项目(the Science and Technology Program of Sichuan Province under Grant No.05GG 021-026-03)。

作者简介: 毕春艳(1984-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理与网络通信; 吴晓红(1970-), 通讯作者, 女, 在读博士, 讲师, 主要研究方向: 图像处理、模式识别; 王正勇(1969-), 女, 在职博士, 副教授, 主要研究方向: 实时信号分析处理, 图像处理与通信电路; 何小海(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 通信与信息处理、图像处理与信息系统、机器视觉与智能系统; 程潇(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机应用与图像识别。

收稿日期: 2008-04-02 **修回日期:** 2008-05-29

2 图像配准

图像配准是将不同传感器所采用得到的同一场景的多光谱、多波段或同一传感器在不同时相、不同方位获得同一场景的图像变换到同一坐标系下, 以供融合使用。图像配准技术主要包括四个内容: 特征空间、搜索空间、搜索策略、相似度测量。

图像的配准方法较多, 主要分为三类: 基于像素的配准方法, 基于特征的配准方法和基于模型的配准方法。基于像素的配准方法多用于图像的初步配准; 基于特征的配准方法定位准确, 但计算量较大且首先要进行特征提取; 基于模型的配准方法多用于图像的精细配准。因本文所用的岩心图像是现场获取, 要求高精度配准, 达到亚像素级, 所以文中采用基于光流的运动估计处理待配准图像。

基于光流的方法属于模型运动估计方法中的一种, 如果场景只存在一种运动目标(如平移、平移+旋转、仿射运动等), 此方法效果比较理想^[9]。这种方法基于光流方程的泰勒展开式, 要求估计空域和时域导数。设图像 $f(x, t)$ 相对 $f(x_i, t_i)$ 的运动场为 $p=(p_x, p_x)=x-x_i$, 运动场估计就是使如下误差平方和达到最小:

$$Err = \sum (f(x, t) - f(x-p, t_i))^2 \quad (1)$$

假设位移量很小, 上述方程可以通过 $f(x, t)$ 的近似泰勒展开式进行简化:

$$f(x-p, t_i) \approx f(x, t) - p_x f_{x_1}(x, t) - p_x f_{x_2}(x, t) - f_t(x, t) \quad (2)$$

式中 $f_{x_1} = \frac{\partial f(x, t)}{\partial x_1}$, $f_{x_2} = \frac{\partial f(x, t)}{\partial x_2}$, $f_t = \frac{\partial f(x, t)}{\partial t}$ 。则公式(1)可以另外表述为:

$$Err = \sum (f_t + p_x f_{x_1} + p_x f_{x_2})^2$$

根据岩心图像获取的方式, 本文采用“平移+旋转”的运动模型, 即:

$$p = (a_{x_1} + x_1 \cos(\theta) - x_2 \sin(\theta), a_{x_2} + x_2 \cos(\theta) + x_1 \sin(\theta)) \approx (a_{x_1} - x_1 \theta - x_2 \theta^2/2, a_{x_2} + x_1 \theta - x_2 \theta^2/2)$$

这里 a_{x_1} 和 a_{x_2} 分别表示水平和垂直方向的平移分量, θ 表示旋转角度, 则可以获得如下的光流方程:

$$\begin{pmatrix} \sum f_{x_1}^2 & \sum f_{x_1} f_{x_2} & \sum A f_{x_1} \\ \sum f_{x_1} f_{x_2} & \sum f_{x_2}^2 & \sum A f_{x_2} \\ \sum A f_{x_1} & \sum A f_{x_2} & \sum A^2 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} a_{x_1} \\ a_{x_2} \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum f_{x_1} f_t \\ \sum f_{x_2} f_t \\ \sum A f_t \end{bmatrix}$$

式中 $A = x_1 f_{x_2} - x_2 f_{x_1}$ 。

根据上述原理分析, 文中在 VC 平台上实现了对图像的配准。结果如图 1 所示。



图 1 图像配准

3 Curvelet 变换

Curvelet 变换 (Curvelet transform) 由 Cande's 和 Donoho 在 1999 年提出, 其实质上是由脊波 (Ridgelet) 理论衍生而来。

Curvelet 变换是由一种特殊的滤波过程和多尺度脊波变换 (Multi-scale Ridgelet Transform) 组合而成, 其核心部分是子带分解和变换。

Curvelet 变换实现过程为: 首先用子带分解算法对原始图像进行分解来完成对图像子带滤波的功能, 然后对不同的子带图像进行分块, 再对每一小块图像进行 Ridgelet 变换就到达了 Curvelet 域。具体的实现过程如下:

(1) 子带分解

定义一系列子带滤波器 p_0 和 Δ_s , 其中 $s \geq 0$ 。则图像 f 可通过滤波分解成一系列子带: $f \rightarrow (p_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, \dots)$

(2) 平滑分割

根据 Ridgelet 变换的定义, Ridgelet 变换能有效地表达图像中的直线边缘, 但图像中的边缘有时会是曲线, 因此有必要对图像进行分块, 使得每一图像块中的边缘接近直线, 从而取得较好的变换效果。为了减少分块引起的边缘效应, 需要在分块时进行平滑处理, 即采用平滑窗进行分割, 平滑窗满足:

$$\sum W_0(x_1, x_2)^2 = 1。$$

(3) 重正规化

重正规化将离散像素坐标 (i_1, i_2) 变换为连续坐标 (x_1, x_2) 使得 (x_1, x_2) 的支撑集变为: $[0, 1]^2$ 。

(4) Ridgelet 变换

对每一分块进行离散 Ridgelet 变换。

Curvelet 变换分解和合成过程如图 2 所示。

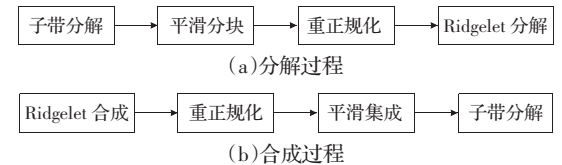


图 2 Curvelet 变换的分解和合成过程

Starck 等提出了二维离散 Curvelet 变换的算法:

(1) 对图像 I 进行 J 尺度的 a'trous 小波变换:

$$I(x, y) = C_J(x, y) + \sum_{j=1}^J W_j(x, y)$$

式中 C_J 是原始图像 I 的平滑结果, 而 W_j 表示的是图像 I 在尺度 2^{-j} 下的细节。

(2) 让 $B_1 = B_{\min}$;

(3) for $j=1, \dots, J$ 执行

① 用 B_j 大小的块平滑分割子带 W_j , 然后对每一块执行离散 Ridgelet 变换;

② if $j \bmod 2 = 1$ then $B_{j+1} = 2B_j$;

③ else $B_{j+1} = B_j$ 。

4 Curvelet 图像融合

图像的融合可以在 3 个不同层次上进行: 像素级的融合、特征级的融合以及决策级的融合^[9]。本文所采用的是像素级的融合, 即直接对图像的变换系数进行运算并得到融合后的图像变换域系数, 这样就能保留尽可能多的信息。

利用 Curvelet 变换进行多聚焦图像融合, 主要是通过不同聚焦图像分别进行 Curvelet 正变换, 再根据一定的融合准则选取适当的低频和高频 Curvelet 系数, 然后进 Curvelet 反变换便可得到融合后的清晰图像。

在清晰图像中,明显的图像特征,如直线、轮廓、区域等,在空间域往往表现为灰度值及其变化,而 Curvelet 变换则表现为 Curvelet 变换系数的绝对值大小,而清晰图像中的细节信息往往包含在 Curvelet 变换的高频分量中。

现有的多尺度变换融合准则主要有,基于单个像素的取大法、取小法、加权平均法等和基于区域的能量法、方差法^[5]等。本文基于 Curvelet 变换的特性和不同聚焦图像的成像机理,提出了一种简单的基于单个像素的多聚焦图像融合策略。

本文基于 Curvelet 变换的图像融合基本步骤如下:

(1)对每一幅配准的待融合图像分别进行 Curvelet 变换,获得图像的 Curvelet 系数。

(2)对图像的高、低频系数分别进行融合处理,得到融合后的 Curvelet 系数,这里采取低频分量取加权平均、高频分量取绝对值最大。

(3)对融合后的系数进行 Curvelet 逆变换,所得到的重构图像即为融合后的图像。

5 实验结果及性能分析

实验图像采用的是现取的岩心图像,针对本文提出的融合算法,在 VC 平台上做了实验,结果如图 3 所示。

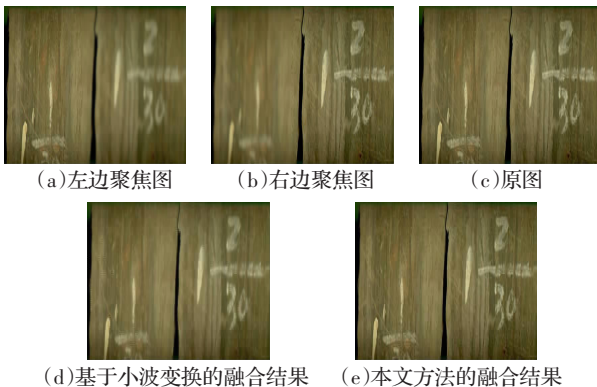


图 3 多聚焦图像融合算法性能测试图

图 3 中(a)和(b)均是配准后大小为 512×512 像素的图像,图(a)和图(b)是为了测试本文算法的性能而手动模糊的,图 3(c)是在实际工程中得到的原图,图 3(d)是用 db97 小波得到的融合图像,图 3(e)是利用本文提出的基于 Curvelet 变换法得到的融合图像,算法中分解层数均采用 5 层。

目前,图像融合效果的客观、定量评价问题一直未得到很好地解决。评价图像融合算法性能的方法可分为两类,即主观的评价方法和客观的评价方法。本文从目视效果和图像的定量分析两方面来评价融合图像的质量。从目视效果上看,小波方法和本文方法都获得了全景清晰的图像,但本文方法得到的图像相比小波方法结果,细节更突出,纹理更清晰,更有效地消除了图像模糊。

图像的清晰程度可以用一些定量的数据来表达,根据工程需要,本实验所做融合的目的是提高图像的清晰度,这里选择了两个能反映图像清晰度的特征来作为性能评判依据。分别如下所述:

图像的平均梯度反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征及清晰度,其计算公式为:

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)}$$

$$\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{\partial f(x_i, y_i)}{\partial x_i} \right]^2 + \left[\frac{\partial f(x_i, y_i)}{\partial y_i} \right]^2 \right\}}$$

标准差越大,图像就越清晰,反之,图像越模糊。对于 $M \times N$ 的图像块 F ,假设在 $[i, j]$ 处的灰度值为 $F[i, j]$,标准差(STD)定义为:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i, j) - \bar{m}]^2}$$

$$\text{其中, } \bar{m} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i, j)$$

根据上述分析,对图 3 中的融合结果进行计算,结果见表 1。

表 1 两种融合方法的定量评价 1

	左边聚焦	右边聚焦	原图	小波方法	曲波方法
平均梯度	4.570 006	5.717 858	8.532 829	5.936 099	8.439 398
标准差	26.984 329	27.702 959	28.782 684	27.153 143	28.574 462

图 4 是另一组图像对比。

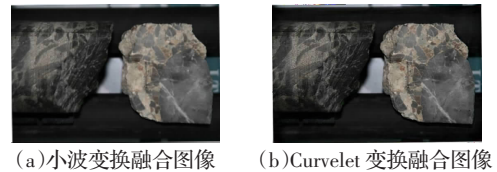


图 4 多聚焦岩心图像融合

对图 4 的定量分析结果见表 2。

表 2 两种融合方法的定量评价 2

	小波方法	曲波方法
平均梯度	5.017 124	6.440 865
标准差	47.525 026	47.790 887

从表中可以看出,实验中本文方法得到的融合图像平均梯度和标准差均比小波方法得到的图像值大,说明本文方法得到的图像更清晰。

6 结论

Curvelet 变换是一种新的多尺度变换,相比小波变换,Curvelet 变换是各向异性的,具有很强的方向性和很好的“稀疏”表达能力,能更好地表达图像的边缘特征,为融合提供更多的信息。本文首先对图像做了配准,然后将 Curvelet 变换引入到多聚焦图像融合中,实验表明,Curvelet 变换获得了比小波变换更好的融合效果。

参考文献:

- [1] Burt P T, Lölczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]// IEEE Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision, Berlin Germany, 1993: 173-182.
- [2] Donoho D L, Duncan M R. Digital curvelet transform: Strategy, implementation and experiments[J]. SPIE, 2000, 4056: 12-29.
- [3] 张新明. 图像融合技术的初步研究——超分辨率复原[D]. 北京: 北京工业大学, 2002.
- [4] Piella G A. general framework for multi-resolution image fusion: From pixels to regions[J]. Elsevier Science, Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [5] Pajares G, Cruz J M A. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 1855-1872.