

基于第二代 Curvelet 变换和特征量积的图像融合

胡学龙¹, 潘大伟¹, 陆慧敏^{1,2}, 张力峰², Seiichi SERIKAWA²

(1 扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225127; 2 九州工业大学 工学部, 日本 福岡 804-8550)

摘 要: 文中提出了一种基于二代 Curvelet 和特征量积的图像融合算法. 首先对融合图像进行快速离散 Curvelet 变换, 在相应的尺度上由融合规则将 Curvelet 系数融合. 采用平均策略融合低频系数; 对于高频分量采用了小波的局部能量、局部梯度、局部的标准偏差组成的特征量积自适应地融合高频系数. 最后利用 Curvelet 重构得到融合图像. 对多聚焦图像和多光谱图像进行了实验. 采用了标准差、平均梯度、信息熵作为评价标准, 并与小波的融合结果做了比较. 实验证明二代 Curvelet 所获得的融合结果更佳清晰、效果更佳且应用广泛.

关键词: 图像融合; 第二代 Curvelet 变换; 特征量积; 质量评价

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)11-0126-04

Image Fusion Based on the Second Generation Curvelet Transform and Feature Product

HU Xue-long¹, PAN Da-wei¹, LU Hui-min^{1,2}, ZHANG Li-feng², Seiichi SERIKAWA²

Abstract: This paper puts forward a new image fusion method based on the second generation Curvelet and feature product. Firstly, the fast discrete Curvelet transform is performed on the original images to obtain the coefficients at the corresponding scale. Then the corresponding subband images by using different rules are fused to get the Curvelet coefficient. At last, the resulting image is obtained by inverse Curvelet transform. The new method was tested by multi-foucs images and multi-spectral images. The standard deviation, average gradient and comentropy are used to evaluate the experimental results. And comparisons with the results based on wavelet transform are also carried out. The test results show that the resulting images based on the second generation Curvelet transform are more clear and better.

Key words: image fusion; second generation Curvelet transform; feature product; quality evaluation

1 引言

图像融合是指将不同探测器的图像进行合并, 以得到一个更完整的图片或场景. 人们通常希望在相同的场景从众多的图像中得到一个更清晰的图像. 现代多频谱扫描器采集数百个频带的光谱, 它们可以融合到一幅图像中. 通过对多幅图像间的冗余数据的处理得到相关的互补信息来提高图像的可靠性和清晰度.

1999 年 Candes 和 Donho 在 Ridgelet 变换的基础上提出了连续 Curvelet 变换——第一代 Curve-

let^[1]. 2002 年, Candes 等人提出了第二代 Curvelet 变换^[2-4]. 第二代 Curvelet 和 Ridgelet 理论并没有紧密的关系, 实现过程也无需用到 Ridgelet. 两者之间的共同之处仅在于紧支撑、框架等抽象的数学意义, 它比一代 Curvelet 实现更加简单, 更便于理解, 算法更加迅速.

第二代 Curvelet 的实现方法有两种: (1) 非均匀空间抽样的二维 FFT 算法. (2) Wrap (Wrapping-Based transform) 算法^[5]. 针对多聚焦图像和多光谱图像, 本文提出了一种基于第二代 Curvelet 变换^[6]和特征量积的图像融合算法. 在融合规则^[7]

方面,采用特征量积将多个特征量结合起来,使其能够获得更多的特征量,有效地提高了融合的精度。最后采用标准差、平均梯度、信息熵对融合图像进行评价。结果证明新的算法是十分有效的且应用广泛。

2 Curvelet 变换

2.1 离散第二代 Curvelet 变换

定义 笛卡尔坐标系下的局部窗为^[8]

$$\widetilde{U}_j(\omega) = \widetilde{W}_j(\omega_1) V_j(\omega) \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} \widetilde{W}_j(\omega) = \sqrt{\phi_{j+1}^2(\omega) - \phi_j^2(\omega)} \\ V_j(\omega) = V(2^{[j/2]} \omega_1 / \omega_2) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $j \geq 0$, ϕ 被定义为一维低通窗口的内积:

$$\phi_j(\omega_1, \omega_2) = \varphi(2^{-j} \omega_1) \varphi(2^{-j} \omega_2) \quad (3)$$

引入相同间隔的斜率 $\tan \theta_l = l \times 2^{[-j/2]}$, $l = -2^{[-j/2]}, \dots, 2^{[-j/2]} - 1$, 则

$$\widetilde{U}_{j,l}(\omega) = \widetilde{W}_j(\omega) V_j(S_{\theta_l} \omega) \quad (4)$$

其中, 剪切矩阵 $S_{\theta_l} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta_l & 1 \end{pmatrix}$, 则离散

Curvelet 定义为

$$\widetilde{\varphi}_{j,k,l}(x) = 2^{3j/4} \widetilde{\varphi}[S_{\theta_l}^T(x - S_{\theta_l}^T b)] \quad (5)$$

其中, b 取离散值 $(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$, 函数 $f(x)$ 的离散 Curvelet 变换定义为

$$c(i, j, k) = \int \widehat{f}(\omega) \widetilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1} \omega) \exp(b, S_{\theta_l}^{-1} \omega) d\omega \quad (6)$$

由于剪切的块 $S_{\theta_l}^T(k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ 不是标准的矩形, 因此不能运用 FFT 算法, 将上式重写为

$$\begin{aligned} c(j, k, l) &= \int \widehat{f}(\omega) \widetilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1} \omega) \exp[i(S_{\theta_l}^{-1} b, \omega)] d\omega \\ &= \int \widehat{f}(S_{\theta_l}^{-1} \omega) \widetilde{U}_j(\omega) \exp[i(b, \omega)] d\omega \end{aligned} \quad (7)$$

2.2 特征量积

针对多聚焦图像和多光谱图像融合的特点, 图像经第二代 Curvelet 变换后, 高频系数与图像的模糊程度存在着一定的关系以 (x, y) 为中心, 在第 j 层、 r 方向的高频系数为 $H_{j,r}(i, j)$. 取大小为 $(2m+1) \times (2m+1)$ (3×3 或 5×5) 的窗口 w , 计算该窗口的小波能量 E_w 、平均梯度 G_w 、标准偏差 S_w 这三个特征量, 并以这三个特征量的乘积作为该点的特征量值: $A_{j,r}(i, j) = E_w \times G_w \times S_w$.

(1) 局部能量 E_w

$$E_w(u, v) = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m [D_j^k(u+i, v+j)]^2$$

$$j)]^2 \quad (8)$$

式中, D_j^k 为 (u, v) 处的系数。

(2) 平均梯度 G_w

$$G_w = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m \sqrt{\frac{\Delta I_u^2 + \Delta I_v^2}{2}} \quad (9)$$

式中, ΔI_u 和 ΔI_v 分别是 u 和 v 方向的系数。

(3) 局部标准差 S_w

$$S_w = \sqrt{\frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m [I(i, j) - \bar{I}]^2} \quad (10)$$

式中, $I(u, v)$ 是在 (u, v) 处的像素值, $\bar{I}$ 为均值。

一般来说, 小波的局部能量、局部梯度、局部的标准偏差越大, 图像越清楚, 并且局部能量越大和图像的边缘或者纹理越清晰是吻合的, 局部梯度能够非常好地反映图像的清晰度。标准差反映了图像灰度局部的对比度变化程度。在标准差比较大的地方, 图像灰度起伏也较大。因而利用局部能量、局部梯度、局部标准差的特征量积作为多聚焦图像的融合判断准则, 能够取得较好的效果^[9]。

$$F_{j,r}(i, j) = E_w \cdot G_w \cdot S_w \quad (11)$$

3 融合方法

(1) 对两幅图像 A、B 进行第二代 Curvelet 变换, 得到在不同分辨率下的 Curvelet 系数, 包括低频和高频的系数:

$$I_1(u, v) = L_j^1(u, v) + \sum_{j=1}^J H_{j,r}^1(u, v) \quad (12)$$

$$I_2(u, v) = L_j^2(u, v) + \sum_{j=1}^J H_{j,r}^2(u, v) \quad (13)$$

式中, 上标 1, 2 分别表示图像 I_1 、 I_2 。

(2) 图像的低频部分包含了图像的主要能量, 低频部分反映整体特征, 而高频部分反映了图像的细节。在图像处理中, 图像的边缘部分是突变部分, 变化较快, 因此反映在频域上是高频分量。我们对低频的曲波系数采用了加权平均法。即融合的低频分量 L_j^3 为

$$L_j^3 = (L_j^1 + L_j^2) / 2 \quad (14)$$

(3) 通常高频系数的绝对值越大, 对应图像的边缘、区域边界等重要特征越显著。因此, 绝对值取大成为普遍使用的融合规则, 但是绝对值取大法对噪声十分敏感, 导致噪声误以为是有用信息, 注入到融合图像中, 降低融合图像的质量。为了能够确保更多有用的信息得以保留, 减少错误信息的引入, 在这里我们对高频的曲波系数采用基于特征量积的自适

应加权算法,在第 j 和 r 方向下,以 (i,j) 为中心,计算其特征量积值 $F_{j,r}^1(u,v)$ 和 $F_{j,r}^2(u,v)$:

$$H_{j,r}^3(u,v) = \alpha \cdot H_{j,r}^1(u,v) + (1-\alpha)H_{j,r}^2(u,v) \quad (15)$$

式中

$$\alpha = \frac{F_{j,r}^1(u,v)}{F_{j,r}^1(u,v) + F_{j,r}^2(u,v)} \quad (16)$$

(4) 对融合的各层 Curvelet 系数进行 Curvelet 逆变换(图像重构),得到重构图像即为融合图像。

4 图像融合实验及结果分析

为了验证本文提出的基于第二代 Curvelet 图像融合方法的有效性,本文采用 Matlab 进行了融合实验,将融合的结果与传统小波进行比较。本文的图像分解层数选定为 3 层,采用信息熵、平均梯度、标准差三项指标对图像进行分析^[10]。其中信息熵反映了图像信息的丰富程度,信息熵越大,图像所含的信息也就越多。平均梯度反映了图像微小细节反差变化的速率,即图像多维方向上密度变化的速率,表征图像的相对清晰程度。平均梯度越大,图像层次越多,也就越清晰。标准差反映了灰度相对于灰度均值的离散程度,标准差越大,则灰度级分布越分散。

实验结果如图 1、图 2 所示。(1)多聚焦图像融合,采用时钟图像;(2)多频谱图像融合,采用多光谱遥感图像。

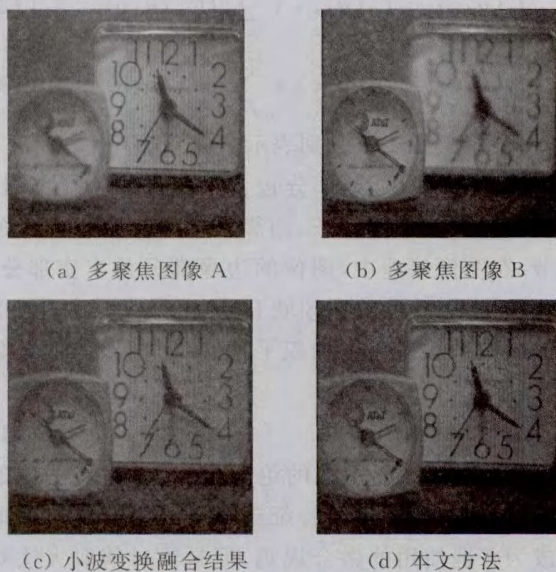


图 1 多聚焦图像结果

表 1 和表 2 给出了待融合图像和融合后图像的相关技术指标。



图 2 多光谱实验结果

表 1 多聚焦图像融合指标

图像 指标	(a)	(b)	(c)	(d)
信息熵	7.3273	7.2632	7.6739	7.7104
平均梯度	1.8279	2.5535	2.8838	3.4456
标准差	51.0468	51.3058	51.9994	51.3266

表 2 多光谱图像融合指标

图像 指标	(a)	(b)	(c)	(d)
信息熵	6.6871	6.7285	7.0115	7.0861
平均梯度	4.0451	4.0781	4.1073	4.2019
标准差	38.9721	39.0123	39.1842	39.2985

从实验结果可以看出,本文提出的算法较经典的小波变换融合方法优越。

5 结束语

本文提出了一种基于第二代 Curvelet 的图像融合算法。低频和低频分量分别采用线性加权和基于特征量积作为判决依据。相比传统融合算法融合图像能够更加精确、有效且应用广泛。但是本文仍有一些不足之处,譬如如何对融合图像进行更好的评价,希望在今后的工作中得到进一步的解决。

参考文献:

- [1] 郭敏,任娜,高卫平. 第二代 curvelet 变换与区域能量的多聚焦图像融合方法[J]. 西北大学学报, 2009, 39(05), 750-754.
- [2] Yan Sun, Chunhui Zhao, Ling Jiang. A new image fusion algorithm based on wavelet transform and the second generation curvelet transform [C]// Proceeding of 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP 2011). Wuhan, China: IEEE, 2010, 438 - 441.
- [3] Qin Xue, Zhuangzhi Yan, Shengqian Wang. Mammographic feature enhancement based on second generation curvelet transform [C]// Proceeding of 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI 2010). Yantai, Shan dong, China: IEEE, 2010, 349 - 353.
- [4] 闫敬文,屈小波. 超小波分析及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [5] 李遂,狄红卫. 一种基于二代 Curvelet 变换的图像融合新算法[J]. 暨南大学学报, 2008, 29(01): 11-15.
- [6] Jiang Tao, Chen Chao. An ameliorative remote sensing image fusion method based on the second-generation curvelet transform[C]// Proceeding of 2009 Urban Remote Sensing Joint event. Qingdao, China: IEEE, 2009: 1-6.
- [7] Youzhi Zhen, Xiaodong Hou, Tiantian Bian, et al. Effective image fusion rules of multi-scale image decomposition[C]// Proceedings of the 5th International Symposium on image and Signal Processing and Analysis. Istanbul, Turkey: IEEE, 2007, 362-366.
- [8] Yuancheng Li, Qiu Yang, Runhai Jiao. A novel image compression algorithm using the second generation of curvelet transform and SVM[C]// Proceeding of 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems. Xiamen, China: IEEE, 2009, 117-121.
- [9] 何贵青,郝重阳. 一种基于特征量积的遥感图像融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(3): 71-73.
- [10] 赵鲁燕,尹君. 图像融合效果评价方法研究[J]. 遥感信息, 2005 (4): 16-18.

作者简介:

胡学龙 男, (1960—), 硕士, 教授. 研究方向为图像处理与多媒体技术.

(上接第 125 页)

议的运行过程、传输规则和成帧规则. 针对 Z-MAC 协议中流量评估方法和 ECN 机制的不足, 文中深入分析并比较了几种现有的网络流量评估方法: 丢包率、时隙利用率以及节点流量预测的 ARMA 模型.

RA-ZMAC 协议采用接收节点的丢包率来评估网络竞争程度, 通知发送节点改变数据传输模式; 采用 ARMA 模型预测节点的流量, 调节每个时隙中侦听时间所占的比例. 此外, RA-ZMAC 协议中节点根据自身剩余能量和流量情况改变竞争窗口 T_0 和 T_{n0} 的大小, 并按照正态分布规律决定退避时间. 在 RA-ZMAC 协议中, 网络流量大时, 节点的退避时间较长, 避免网络拥塞, 且剩余能量多的节点的退避时间较长, 承担更多转发任务. 对 RA-ZMAC 协议和 RA-ZMAC 协议进行仿真, 仿真结果表明 RA-ZMAC 协议表现出比 Z-MAC 协议更好的网络性能.

参考文献:

- [1] Polastre J, Hill J, Culler D. Versatile low power media access for wireless sensor networks[C]// Proc of the 2nd ACM Conf on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Baltimore: ACM, 2004: 95-107.
- [2] 李捷, 刘先省, 韩志杰. 基于 ARMA 的无线传感器网络流量预测模型的研究[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1224-1227.
- [3] 曹晓梅, 韩志杰, 陈贵海. 基于流量预测的传感器网络拒绝服务攻击检测方案[J]. 计算机学报, 2007, 30(10): 1798-1805.
- [4] 廖照亮, 张烈平, 严华. 基于动态占空比的流量自适应 MAC 协议[J]. 计算机工程, 2011, 37(6): 85-87.
- [5] 陈国铭, 蒋铃鸽, 何晨, 等. 基于节点剩余能量的无线传感器网络 MAC 协议[J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(11): 1788-1791.

作者简介:

穆一夫 男, (1966—), 博士, 工程师. 研究方向为数据挖掘和无线网络.