

# 基于 Contourlet 变换的遥感图像融合

白蕊 杨万海 张艳妮

(西安电子科技大学工程学院, 西安 710071)

**摘要** 利用 Contourlet 变换的多尺度、局部化、方向性和各向异性等优点, 提出了一种基于 Contourlet 变换的遥感多光谱与全色波段图像融合新算法。算法首先对多光谱图像进行 IHS 变换, 然后将多光谱的 I 分量和全色图像进行 Contourlet 分解, 进而在不同子带中进行图像融合, 低频采用一种新的基于形态学梯度算子的边缘信息融合算法, 高频采用区域标准方差融合并使用形态学进行一致性检测, 最后将得到的灰度融合图像进行线性拉伸并替代原来的 I 分量, 进行 IHS 反变换后得到最终的融合图像。实验结果表明, 与传统的图像融合算法相比, 该算法能够更有效地融合源图像信息, 保持源图像特征。

**关键词** 图像融合 Contourlet 变换 形态学 边缘提取

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)06-1173-05

## Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Transform

BAI Rui, YANG Wan-hai, ZHANG Yan-ni

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract** Utilizing the Contourlet's advantages of multi-scale, localization directionality and anisotropy, a remote Sensing multi spectral and panchromatic image fusion algorithm based on morphology and Contourlet transform is developed. Firstly, the multi-spectral image is transformed by IHS transform. Secondly, panchromatic images and the component I of the multi-spectral image are decomposed to the domain of the Contourlet transform. The image fusion is then implemented in different subbands. A new edge fusion algorithm based on the morphology grad operator is adopted as fusion rules in lowpass subbands and region standard variance is adopted as fusion rules in highpass subbands. Furthermore, the consistency check based on the morphology is proposed. Finally, the stretched grayscale fused image replaces the original intensity component, and the final fused image is achieved using the inverse IHS transform. The experimental results show that, the proposed fusion method can integrate the information and retain the features of source images more effectively compared with the traditional algorithm.

**Keywords** Image fusion, Contourlet transform, morphology, edge extraction

## 1 引言

现代遥感技术正在向高光谱分辨率、高空间分辨率和高时间分辨率方向发展。遥感数据融合的目的

是将单一传感器的多波段信息或不同类别传感器所提供的信息加以综合, 改善遥感信息提取的及时性和可靠性, 提高数据的使用效率<sup>[1]</sup>。

目前经典的图像融合方法主要有 IHS 变换<sup>[2]</sup>融合方法、PCA 变换<sup>[3]</sup>融合方法和小波变换融合

基金项目: 国家自然科学基金项目(60472085)

收稿日期: 2007-09-11; 改回日期: 2008-01-22

第一作者简介: 白蕊(1982~), 女, 西安电子科技大学电路与系统专业硕士研究生。研究方向为数据融合, 图像融合, 系统建模与仿真。E-mail: xiaobai821120@163.com

方法<sup>[4]</sup>。IHS 变换法提高了图像的空间分辨率但是却损失了光谱信息;PCA 方法存在光谱退化的现象;小波以其时域和频域上具有的良好局部化特征,在图像融合领域得到了非常成功和广泛的应用。但是,小波变换在对图像进行分解时,是以“点”为单位来捕捉图像特征的,它在分析点状瞬态特征的奇异性时是最优的,在表示图像结构的直线/曲线奇异性时却不是最优的。而且在进行图像处理时,小波变换只能“捕获”有限的方向信息,即水平、垂直和对角方向。为了解决小波分析的局限性,新的理论得到了不断发展。Contourlet 变换正是为解决 2 维或更高维奇异性而产生的一种新的分析工具<sup>[5-6]</sup>。

Contourlet 变换不仅具有小波的多分辨率,时频局部性特点,同时具有高度的方向性和各向异性。本文结合 IHS 变换和形态学提出了一种基于 Contourlet 变换的遥感图像融合新方法。实验结果表明,与传统的图像融合算法相比,该算法能够更有效地融合源图像信息,保持源图像特征。

## 2 基本理论

### 2.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是 2002 年 Do 和 Vetterli 提出的一种“真正”的 2 维图像稀疏表达方法<sup>[7-8]</sup>,也称金字塔型方向滤波器组(PDFB)。它继承了 Curvelet 变换<sup>[9]</sup>的各向异性尺度关系,因此,在一定意义上,可以认为是 Curvelet 变换的另一种实现。相对小波而言,Contourlet 可以很好地捕获 2 维图像中的线和面奇异,所以,它能用比小波变换更少的系数来表达光滑的曲线,如图 1 所示。

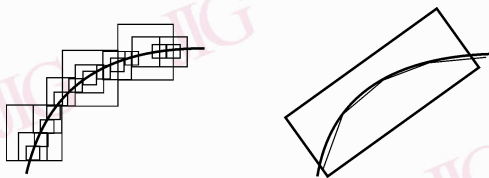


图 1 小波和 Contourlet 对曲线的不同描述

Fig. 1 Contourlet and wavelet representations for curves

Contourlet 变换是通过塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成各个尺度上的带通方向子带<sup>[10]</sup>,主要由子带分解和方向变换两个步骤实现。首先,用 LP(Laplacianpyramid)变换对图像进行多尺

度分解,以“捕获”奇异点,然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,如图 2 所示。

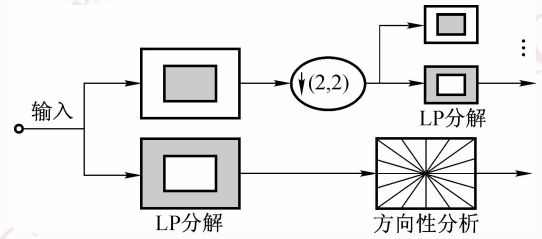


图 2 Contourlet 变换原理图

Fig. 2 Block diagram of Contourlet transform

Contourlet 变换是一种灵活的多分辨率、多方向性的变换,它允许每个尺度上有不同数目的方向。图 3 给出了 Peppers 图像经过 Contourlet 变换后的各个方向子带。

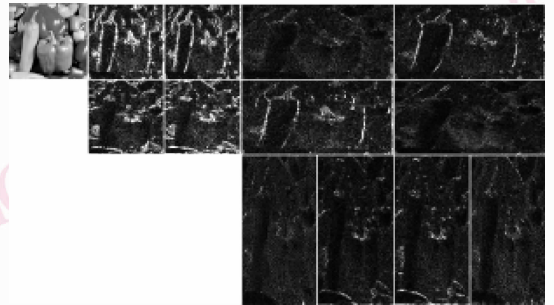


图 3 Peppers 图像的离散 Contourlet 变换结果

Fig. 3 Contourlet transform of the “Peppers” image

### 2.2 形态学基本理论

数学形态学是一门建立在集合论基础上的学科,是以形态结构元素为基础对图像进行分析的数学工具。它的基本思想是用具有一定形态的结构元素去度量和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。目前,形态学已经广泛应用于图像处理的各个领域,包括图像去噪、图像识别、图像的边缘检测和边缘提取、图像分割等。数学形态学分为二值形态学和灰度形态学两种,涉及到的基本运算有膨胀、腐蚀、开和闭。

#### 2.2.1 二值形态学

设  $A$  是图像集合,  $B$  是结构元素,定义以下 4 种算子:

$$(1) \text{膨胀 } A \oplus B = \{x \mid [(B)_x \cap A \neq \emptyset]\} \quad (1)$$

它可以增加图像边缘的像素,填充或者减小图像的空洞。

$$(2) \text{ 腐蚀 } A \ominus B = \{x \mid [(B)_x \in A]\} \quad (2)$$

膨胀增加了图像中物体的边界,腐蚀消除了图像的边界。

$$(3) \text{ 开 } A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

它具有消除细小物体在纤细处分离物体和平滑较大物体边界的作用。

$$(4) \text{ 闭 } A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

它具有填充物体内部细小空洞,连接邻近物体和平滑边界的作用。

### 2.2.2 灰度形态学

灰度形态学的膨胀和腐蚀意义与二值形态学相同,但是定义有所不同,开和闭算子和二值形态学相同,开是先对图像进行腐蚀再膨胀,闭正好相反。

设  $f(x, y)$  是输入图像,  $g(x, y)$  是结构元素,灰度形态学膨胀和腐蚀算子定义如下:

(1) 膨胀

$$f \oplus g(x, y) = \max_{(i, j)} [f(x - i, y - j) + g(i, j)] \quad (5)$$

(2) 腐蚀

$$f \ominus g(x, y) = \max_{(i, j)} [f(x + i, y + j) - g(i, j)] \quad (6)$$

## 3 基于 Contourlet 变换的图像融合算法

提出一种基于 Contourlet 变换的多光谱图像和全色图像的融合方法。首先将多光谱图像的灰度分量、高空间分辨率的全色图像分别做 Contourlet 分解得到低频分量和高频分量,由于两种分量的意义不同,因此采用不同的融合算法。高频分量采用区域标准差取大的方法进行融合,最后使用形态学进行一致性检测,低频分量提出

了一种新的基于形态学的边缘融合算法。具体的实施步骤如下:

(1) 分别对高分辨率全色图像与多光谱低分辨率图像进行几何配准;

(2) 将低空间分辨率的多光谱图像从 RGB 空间转换到 IHS 空间,得到强度 ( $I$ )、色调 ( $H$ ) 和饱和度 ( $S$ );

(3) 使全色图像和多光谱图像的  $I$  分量进行直方图匹配,使之与  $I$  分量具有相同的均值与方差;

(4) 基于 Contourlet 变换将  $I$  分量图像同全色图像进行灰度融合得到  $I'$ ;

(5) 以  $I'$  分量,  $H$  分量与  $S$  分量进行 IHS 反变换得到最终的融合结果。

上述算法的核心步骤是 4,下面阐述该步骤的具体融合方法。

用  $A, B$  表示  $I$  分量图像和全色图像,  $F$  为融合后的图像,首先利用 Contourlet 变换得到  $A, B$  的 Contourlet 系数:

$$A \rightarrow (\mathbf{b}_1^{(A)}, \mathbf{b}_2^{(A)}, \dots, \mathbf{b}_{j-1}^{(A)}, \mathbf{b}_j^{(A)}, a_j^{(A)}) \quad (7)$$

$$B \rightarrow (\mathbf{b}_1^{(B)}, \mathbf{b}_2^{(B)}, \dots, \mathbf{b}_{j-1}^{(B)}, \mathbf{b}_j^{(B)}, a_j^{(B)}) \quad (8)$$

$$\mathbf{b}_j^{(x)} = \{d_{j,1}^{(x)}, d_{j,2}^{(x)}, \dots, d_{j,2^N-1}^{(x)}\}, x \text{ 为 } A \text{ 或 } B \quad (9)$$

式中,  $a_j$  是低频系数,  $b_j$  是尺度  $j$  上的高频子带集合,  $d_{j,k}$  为尺度  $j$  上的第  $k$  个方向的高频子带,  $N$  为分解系数。

### 3.1 高频子带融合规则

局部区域标准方差反映了该局部区域内图像灰度变化的剧烈程度,从而在一定程度上反映了区域内图像的清晰程度,为此,提出基于局部标准方差系数融合规则,并且采用二值形态学进行一致性检测。具体的融合步骤如下:

分别计算待融合高频子图像对应局部小块的标准方差。

$$STD^{(x)}(m, n) = \sqrt{\frac{\sum_{k_1=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{k_2=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} [d_{j,k}^{(x)}(m+k_1, n+k_2) - \bar{d}_{j,k}^{(x)}(m, n)]^2}{N \times M}} \quad (10)$$

式中,  $x$  为  $A$  或  $B$ ;  $N \times M$  大小为  $3 \times 3$ ;  $\bar{d}_{j,k}^{(x)}(m, n)$  为局部均值。

局部标准方差越大,图像的清晰度越高,所以采用取大的原则进行高频子图像融合,并由此得到一个二值矩阵  $Map(m, n)$ ,即

$$d_{j,k}^{(F)}(m, n) = \begin{cases} d_{j,k}^{(A)} & STD^{(A)}(m, n) \geq STD^{(B)}(m, n) \\ d_{j,k}^{(B)} & STD^{(A)}(m, n) < STD^{(B)}(m, n) \end{cases} \quad (11)$$

$$Map(m, n) = \begin{cases} 1 & STD^{(A)}(m, n) \geq STD^{(B)}(m, n) \\ 2 & STD^{(A)}(m, n) < STD^{(B)}(m, n) \end{cases} \quad (12)$$

基于 *Map* 矩阵进行一致性检测:如果某一个像素来自于图像 *A*, 而它周围的大部分像素来自于图像 *B*, 则该像素融合后的子带数据也调整为由图像 *A* 确定, 即取来自图像 *A* 对应点的像素值, 否则保持原数据不变。由于形态学的闭操作算子具有填充物体内部细小空洞, 连接邻近物体和平滑边界的作用, 所以将其用于一致性检测以优化融合规则。

### 3.2 低频子带融合规则

影响一幅图像质量的主要因素在于它的细节和边缘信息, 虽然经 *Contourlet* 分解得到的高频子带很大程度上提取了图像的边缘信息, 但是, 低频子带是源图像的逼近子图, 继承了源图像的整体特性, 所以仍然有一部分边缘信息留在低频子带中, 下面提出一种新的基于形态学梯度算子的边缘信息融合算法, 具体步骤如下:

应用形态学梯度算子分别提取待融合低频图像的边缘:

$$C_{\text{gsum}}^{(A)}(m, n) = a_j^{(A)} \oplus g(m, n) - a_j^{(A)} \ominus g(m, n) \quad (13)$$

$$C_{\text{gsum}}^{(B)}(m, n) = a_j^{(B)} \oplus g(m, n) - a_j^{(B)} \ominus g(m, n) \quad (14)$$

式中,  $g$  为  $3 \times 3$  方形结构元素。

融合低频子带时优先选取区域边缘信息丰富的图像即

$$a_j^{(F)}(m, n) = \begin{cases} a_j^{(A)} & D^{(A)}(m, n) \geq D^{(B)}(m, n) \\ a_j^{(B)} & D^{(A)}(m, n) < D^{(B)}(m, n) \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $D^{(A)}(m, n) = a_j^{(A)} C_{\text{gsum}}^{(A)}(m, n)$

$D^{(B)}(m, n) = a_j^{(B)} C_{\text{gsum}}^{(B)}(m, n)$

## 4 实验结果与分析

为了验证本文融合方案的有效性, 用 SPOT 全色图像和 TM 多光谱图像进行了仿真实验, 实验图像为 256 级灰度, 大小为  $512 \times 512$ 。处理时, 首先对全色图像和 TM 多光谱的 *I* 分量进行 3 层 *Contourlet* 分解, 每一级的分解系数分别为 2, 3, 3。同时为了分析比较, 也对传统的 PCA 融合方法和小波融合方法进行了实验, 如图 4 所示。

由目视判读可以看出, 本文方法更好地保留了多光谱图像的光谱信息, 融合图像的纹理更加清晰, 细节轮廓更加丰富, 色彩更明亮。

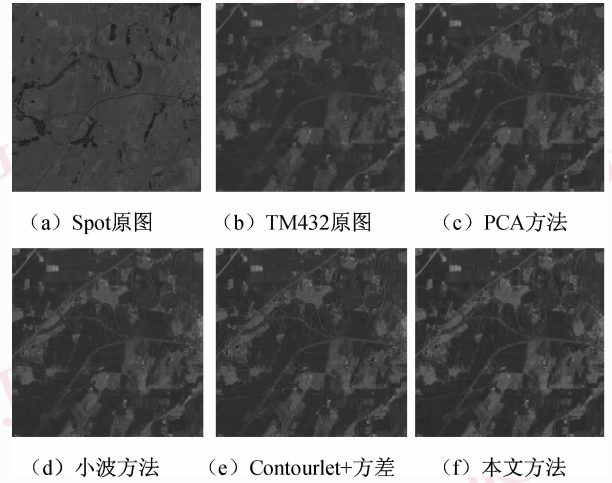


图 4 多光谱和全色图像的融合

Fig. 4 Fusion of multispectral and panchromatic images

本文还使用了空间频率、信息熵、平均梯度和标准偏差 4 种准则对本文的融合效果进行了客观评价。

其中, 信息熵反映了图像包含信息量的多少; 平均梯度反映图像中微小的细节反差与纹理特征的变化, 同时也表达了图像的清晰度。标准差越大灰度级分布越分散, 目视效果越好; 空间频率反映了一幅图像空间域的总活跃程度。

表 1 给出了融合前后图像的空间频率、信息熵、平均梯度和标准偏差数据。

表 1 各种融合算法的质量评估结果  
Tab. 1 Quantization measurement results of different methods

影像	波段	信息熵	空间频率	平均梯度	标准差
原始 TM432 合成彩色图像	R	4.736 2	1.736 1	1.261 7	8.480 1
	G	5.28	2.715 5	1.910 3	14.046
	B	5.746 9	3.531 7	2.584 9	15.465
PCA 变换 融合影像	R	5.136 7	3.115 1	2.381 9	10.9
	G	5.502 1	3.601 7	2.692 6	16.073
	B	5.601 6	4.091 7	3.231 1	14.553
小波变换 融合影像	R	5.243 7	4.295 2	3.425 9	11.322
	G	5.559 7	4.429	3.454 7	16.299
	B	5.709 8	5.492 8	4.652 4	15.195
Contourlet + 局域方差 融合影像	R	5.322 8	4.732 8	3.834 2	11.887
	G	5.599 1	4.765 2	3.767 1	16.687
	B	5.769 8	5.959 3	5.170 6	15.729
本文方法 融合影像	R	5.507 2	4.778 4	3.884 4	13.65
	G	5.7327	4.830 3	3.827	18.324
	B	5.753 7	5.923 4	5.138 5	15.276

从表1的统计数据可以看出,相比于其他的融合方法,本文方法融合结果的熵是最大的,说明信息量增加最多、信息的丰富程度最好;本文方法融合结果的平均梯度也大于其他的融合方法,说明该算法更多地反映了图像微小的细节反差与纹理特征的变化,提高了图像的清晰度。本文算法得到的标准差也是最大的,所以更好地提高了图像的目视效果。空间频率相对于传统的小波方法有明显提高。从表1还可以看出,使用 Contourlet 变换和局域方差的方法进行融合的影响在很大程度上优于传统的小波变换,所以 Contourlet 变换确实可以弥补小波变换的不足。客观评价的角度说明了本文算法在显著提高空间分辨能力的同时能够有效地增强信息的丰富程度。

## 5 结论

把 Contourlet 变换引入了遥感图像中,并且结合 IHS 彩色空间变换和形态学算子提出了一种基于 Contourlet 变换的遥感融合新算法。对多光谱图像经过 IHS 变换后得到的 I 分量,以及经过直方图匹配后的高分辨率全色影像同时进行多层 Contourlet 分解,对分解后得到的近似分量以及各层各方向的细节分量利用本文提出的融合规则进行融合,结果表明 Contourlet 变换和形态学的引入大大地提高了融合图像的空间信息量和目视效果。

### 参考文献 (References)

1 Jia Yong-hong, Li De-Ren, Sun Jia-bing. Data fusion techniques for

multisources remotely sensed imagery[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2000, **15**(1):41-42. [贾永红,李德仁,孙家柄. 多源遥感影像数据融合[J]. 遥感技术与应用, 2005, **15**(1):41-42.]

- 2 Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity hue saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, **56**(4):459-467.
- 3 Chavez P S, Sides S C, Anderson J A. Comparison of three different methods to merge multi-resolution and multi-spectral data landsat TM and SPOT panchromatic [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1991, **57**(3):295-303.
- 4 David A ocky. Image merging and data fusion by means of the discrete two dimensional wavelet transform [J]. Journal of Optical Society of America (A) 1995, **12**(9):1834-1841.
- 5 Do M N, Vetterli M. Contourlets [A]. In: Welland G V. Beyond Wavelets [C], New York: Academic Press, 2003.
- 6 Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **14**(12):2091-2106.
- 7 Do M N. Directional multiresolution image representation [D]. Lausanne, Switzerland, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2001.
- 8 Do M N, Vetterli M. Contourlets: A directional multiresolution image representation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Rochester, NY, USA, 2002:357-360.
- 9 Candes E J, Donoho D L. Curvelets [R]. USA: Department of Statistics Stanford University, 1999.
- 10 Bamberger R H, Smith M J. A filter bank for the directional Decomposition of images: theory and design [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, **40**(4):882-893.