

非下采样 Contourlet 变换耦合锐度 制约的遥感图像融合^①

李建军¹, 张福泉²

1. 北京京北职业技术学院 基础部, 北京 101400; 2. 北京理工大学 软件学院, 北京 100081

摘要: 当前多数遥感图像融合算法主要是依靠比值法选取全色图像或多光谱图像中的其中一个高频子带作为高频融合系数, 忽略了另一个高频系数所包含的信息, 易导致融合图像出现模糊以及光谱失真等不足. 对此, 本文提出了基于非下采样 Contourlet 变换与锐度制约模型的遥感图像融合算法. 通过亮度-色调-饱和度(IHS)变换, 获取多光谱图像的 I, H, S 分量, 利用非下采样 Contourlet 变换对多光谱图像的 I 分量以及全色图像进行多尺度精细分解, 得到相应的低频子带与高频子带; 利用像素点邻域的像素值之差构造锐度制约模型, 完成低频子带的融合. 考虑多光谱图像中 I 分量与全色图像的高频子带特征, 构造高频子带融合模型, 完成高频子带的融合; 将融合后的高频子带与低频子带通过非下采样 Contourlet 逆变换, 输出融合图像的亮度分量 $\bar{I}$, 将 $\bar{I}$ 与 H, S 分量进行 IHS 逆变换, 形成最终的融合图像. 仿真实验显示, 与当前遥感图像融合方法相比, 所提方法的融合图像具有更高的视觉质量, 可保留更多的光谱以及边缘等图像细节信息.

关键词: 遥感图像融合; 锐度制约模型; 高频子带融合模型; IHS 变换; 非下采样 contourlet 变换; 亮度分量

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2019)02-0102-09

在遥感观测过程中, 获取的全色图像具有较好的清晰度并且包含了较多的空间细节信息, 但其光谱特性不是很理想. 而获取的多光谱图像与之相反, 具有较好的光谱特性, 但其空间分辨率较差^[1-2]. 为了获取包含较好空间分辨率以及光谱特性的遥感图像, 需要将全色图像与多光谱图像进行融合.

近年来, 遥感图像的融合已成为越来越热门的研究课题, 国内外较多专家学者为获取较好的遥感图像融合效果, 对遥感图像的融合方法进行了深入的研究. 如 Zhang 等人^[3]利用 PCA 变换来获取多光谱图像高频子带的字典, 接着通过对获取的字典以及各个系数的计算完成遥感图像融合. Wu 等人^[4]通过 PCA 变换提取多光谱图像的第一主成分, 接着通过 Curvelet 变换对图像进行尺度分解, 进而完成遥感图像融合. 以上方法都能够实现遥感图像的融合, 但由于 PCA 变换存在光谱退化的问题, 使得融合后的遥感图像存在光谱失真的不足. 对此, Luo 等人^[5]通过平移不变 Shearlet 对图像进行尺度分解后, 接着通过区域相似度融合策略完成高频图像的融合; 该区域相似度融合策略利用比值法选择全色图像或多光谱图像中的其中一个高频子带作为高频融合系数, 忽略了另一高频系数所包含的信息, 易导致融合图像出现模糊现象. 古丽米热等人^[6]利用二进小波变换对图像进行分解, 制定了高低频融合策略完成遥感图像的融合. 基于小波变换的遥感图像融合方法能够对遥感图像进行精细分解, 克服光谱退化, 实现遥感图像融合. 但是小波变换方法分解的图像具有各项同性特征, 不能较好地表述图像边缘等信息, 使得融合图像效果不佳.

① 收稿日期: 2018-01-10

基金项目: 北京市科技支撑项目(BJ20159923).

作者简介: 李建军(1982-), 女, 硕士, 副教授, 主要从事遥感测量与图像信息处理等方面的研究.

为了使融合后的图像具有较好的光谱特性并且包含更多细节信息, 本文提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换耦合锐度制约模型的遥感图像融合算法. 首先引入 IHS 变换提取多光谱图像的 I 分量, 通过非下采样 Contourlet 变换对 I 分量与全色图像进行尺度分解, 从而获取各自对应的高、低频子带; 然后利用像素点邻域的像素值之差构造锐度制约模型, 完成低频子带的融合, 用以克服低频子带中灰度畸变造成的锐度值误判, 避免融合图像中块效应等不良现象的出现; 接着通过全色图像与 I 分量的高频子带特征构造高频子带融合模型, 用以完成高频子带的融合, 并通过非下采样 Contourlet 逆变换与 IHS 逆变换获取融合遥感图像. 最后, 测试所提算法的融合质量.

1 相关工作

1.1 IHS 变换

IHS 变换通过 I (亮度)、 H (色调)、 S (饱和度) 3 个分量来对人类视觉系统中的颜色特征进行描述. 与常见的 RGB 颜色模型相比, IHS 变换中亮度、色调、饱和度 3 个分量之间通道的相关性更小, 能够更精确地描述图像的颜色特征. IHS 变换中 I 分量能够对图像的亮度进行较好的描述. 全色图像与多光谱图像融合过程中, 先把多光谱图像从 RGB 空间变换到 IHS 空间. 接着将全色图像进行灰度拉伸, 使得其对应的灰度均值与方差, 同 IHS 空间的 I 分量一致. 将拉伸后的全色图像视为新的 I 分量, 通过 IHS 逆变换, 便可将多光谱图像的光谱信息与全色图像的空间信息进行融合. 首先, 将图像的 RGB 空间转换到 IHS 空间^[7-8]:

$$\begin{bmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ -\sqrt{2}/6 & -\sqrt{2}/6 & \sqrt{2}/6 \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

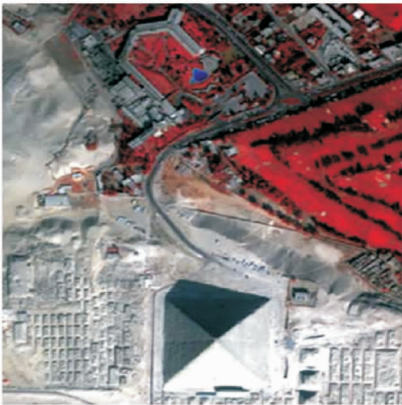
$$H = \arctan^{-1} \left(\frac{v_2}{v_1} \right) \quad (2)$$

$$S = \sqrt{v_1^2 + v_2^2} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, v_1 与 v_2 为中间变量.

以图 1(a) 为对象, 经过 IHS 变换后的 I 分量见图 1(b). 依图可知, I 分量较好地呈现了图像的亮度信息.



(a) 原始图



(b) IHS提取 I 分量图

图 1 I 亮度分量的提取

1.2 非下采样 Contourlet 变换

通过 IHS 变换获取多光谱图像中的 I 分量后, 对其与全色图像进行多尺度分解, 以获取图像的低频子带与高频子带. 小波变换是一种常用的尺度分解方法, 其具有良好的时频局部化特性以及多尺度性, 能够对图像进行无冗余分解. 但由于小波变换受到分解方向的限制, 使得融合图像出现模糊效应^[9-10]. 而 Contourlet 变换在继承了小波变换优点的基础上, 克服了小波变换受方向限制的缺点, 其具有良好的各向异性以及非线性逼近特性. 但 Contourlet 变换不具备平移不变性, 使得融合后图像存在一定的振铃效应^[11-12]. 对此, A. L. Cunha 等人提出了非下采样 Contourlet 变换, 它通过非下采样的塔式分解(NSP)以及非下采样的方向滤波器(NSDFB)对图像进行分解. 非下采样 Contourlet 变换继承了 Contourlet 变换的多尺度以及多方向特点, 同时还具有平移不变性, 使得分解图像能够包含更多的细节信息, 提高融合图像的质量. 对此, 本文将采用非下采样 Contourlet 变换对全色图像以及多光谱图像的 I 分量进行多尺度分解.

非下采样 Contourlet 变换过程如图 2 所示, 其借助 NSP 与 NSDFB 将多尺度与多方向的分解分开独立进行^[13-14]. 其中 NSP 负责将图像进行多尺度分解以获取多尺度的子带系数, NSDFB 负责将多尺度子带系数进行多方向分解, 以获取多尺度、多方向的子带系数. NSP 与 NSDFB 的结构示意图如图 3 所示. w 级 NSP 分解的滤波器可表述为

$$Z_n^{eq}(x) = \begin{cases} Z_1(x^{2^{n-1}}) \prod_{j=0}^{n-2} Z_0(x^{2^j}) & 1 \leq n \leq 2^w \\ \prod_{j=0}^{n-1} Z_0(x^{2^j}) & n = 2^w \end{cases} \quad (5)$$

其中, Z_0 与 Z_1 表示图 3 中的 NSP 滤波器组, Π 表示求乘积运算.

w 级 NSDFB 分解后所得的低频子带数量为 1 个, 高频子带数量为 $\sum_{r=1}^w 2^{w_r}$ 个. 在非下采样 Contourlet 变换过程中所获得的子带系数都具有与源图像相同的尺寸, 以便于融合过程中寻找对应的子带系数. 以图 1(b) 为对象, 对其进行 2 级非下采样 Contourlet 变换, 结果如图 4 所示.

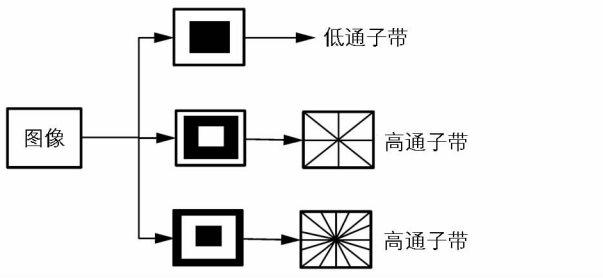


图 2 非下采样 contourlet 变换过程示意图

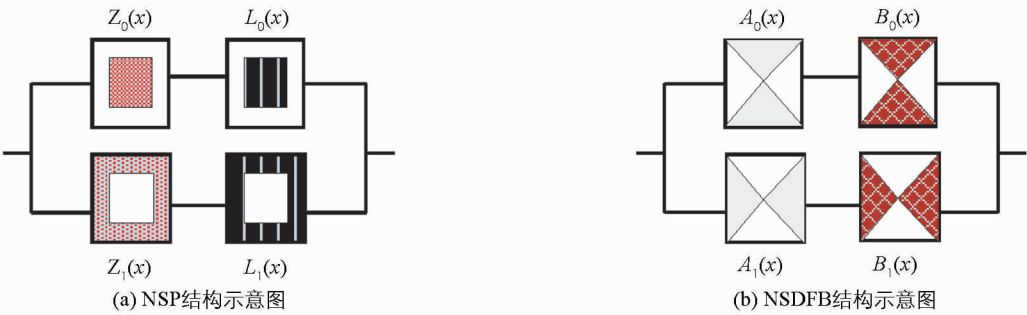


图 3 NSP 与 NSDFB 结构示意图

2 本文遥感图像融合算法

本文所提的基于非下采样 Contourlet 变换与锐度制约模型的遥感图像融合算法过程见图 5. 其详细的过程如下:

- 1) 对多光谱图像进行 IHS 变换, 提取多光谱图像的 I 分量.
- 2) 通过非下采样 Contourlet 变换, 对多光谱图像的 I 分量以及全色图像进行多尺度精细分解, 使得获

取的低频子带与高频子带能够保留更多源图像的细节信息,有效提高融合图像的质量。

3) 获取图像的子带系数后,将对图像的子带系数进行融合。图像的清晰度与图像中灰度的变化有着密切的关系,灰度变化越为剧烈时,图像的锐度值越大,图像越清晰,反之图像越模糊。本文将通过低频子带中像素点邻域的像素值之差构造锐度制约模型,用以完成低频子带的融合,使图像具有更高的清晰度。

四邻域 Laplace 算子具有良好的灵敏性,能够较好地对图像锐度进行表述^[15-16]。由此本文首先通过低频子带系数中任意像素点 p 的四邻域像素值构造 Laplace 算子。

令如图4所示图像中任一像素点 p 以及其四邻域点 p_1, p_2, p_3, p_4 的像素值分别为 $p(x, y), p(x+1, y), p(x-1, y), p(x, y+1), p(x, y-1)$, 则构造的 Laplace 算子 $\nabla^2 p(x, y)$ 为

$$\nabla^2 p(x, y) = \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2} \quad (6)$$

其中, $\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2}$ 与 $\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2}$ 的表述如下:

$$\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2} = p(x+1, y) - 2p(x, y) + p(x-1, y) \quad (7)$$

$$\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2} = p(x, y+1) - 2p(x, y) + p(x, y-1) \quad (8)$$

其中, ∂ 是求导运算; ∇^2 为 Laplace 算子。

通过 $\nabla^2 p(x, y)$ 构造式(9)所示的锐度度量模型,用以对图像中像素点 p 的锐度进行度量:

$$Rp(x, y) = (\nabla^2 p(x, y))^2 \quad (9)$$

其中, $Rp(x, y)$ 代表对像素点 $p(x, y)$ 的锐度度量结果。

为了避免由于像素点灰度畸变引起的误判,可通过式(9)构造区域锐度度量模型 Q :

$$Qp(x, y) = \frac{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m Rp(x, y)}{n \times m} \quad (10)$$

其中, n 与 m 表示以 p 点为中心所构成邻域的行、列尺寸。

令 d_a 与 d_b 分别为不同图像的低频子带系数,通过式(10)构造锐度制约模型,用以求取低频子带的融合系数 R_d ,

$$R_d = \begin{cases} d_a & Qp_a(x, y) > Qp_b(x, y) \\ d_b & Qp_b(x, y) > Qp_a(x, y) \\ kd_a + (1-k)d_b & Qp_a(x, y) = Qp_b(x, y) \end{cases} \quad (11)$$

式中, $Qp_a(x, y)$ 与 $Qp_b(x, y)$ 分别表示不同图像某像素点处的区域锐度值; k 为均衡因子,

$$k = \frac{Qp_a(x, y)}{Qp_a(x, y) + Qp_b(x, y)} \quad (12)$$

完成低频子带系数的融合后,将对高频子带系数进行融合。高频子带包含了图像中较多的细节信息,为了在多保留光谱信息的基础上,对全色图像的空间信息进行保留^[17-18]。在此以多光谱图像中 I 分量的高频子带特征为基础,结合全色图像的高频子带特征构造高频子带融合模型,用以完成高频子带的融合。

令 T_I 为多光谱图像中 I 分量的高频子带系数, T_P 为全色图像的高频子带系数, T_I 与 T_P 的共有特征用 A 表示,则

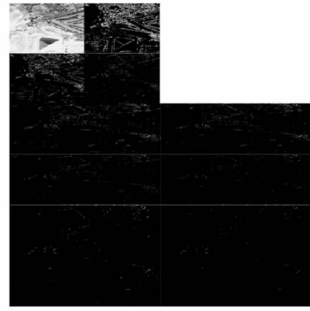


图4 2级非下采样 contourlet 变换结果

$$A = T_P \cap T_I$$

(13)

T_P 的独立特征 B 表述为:

$$B = T_P - A$$

(14)

通过独立特征 B 与 T_I 构造的高频子带融合模型 F 为

$$F = T_I + \frac{D(T_P)}{D(T_I) + D(T_P)}B$$

(15)

其中, $D(x)$ 表示求取以 x 为中心的邻域中系数的标准差.

完成子带系数的融合后,可通过非下采样 Contourlet 逆变换获取新的亮度分量 I' . 再将 I' 与 H, S 分量进行 IHS 逆变换,以获取融合后的遥感图像.

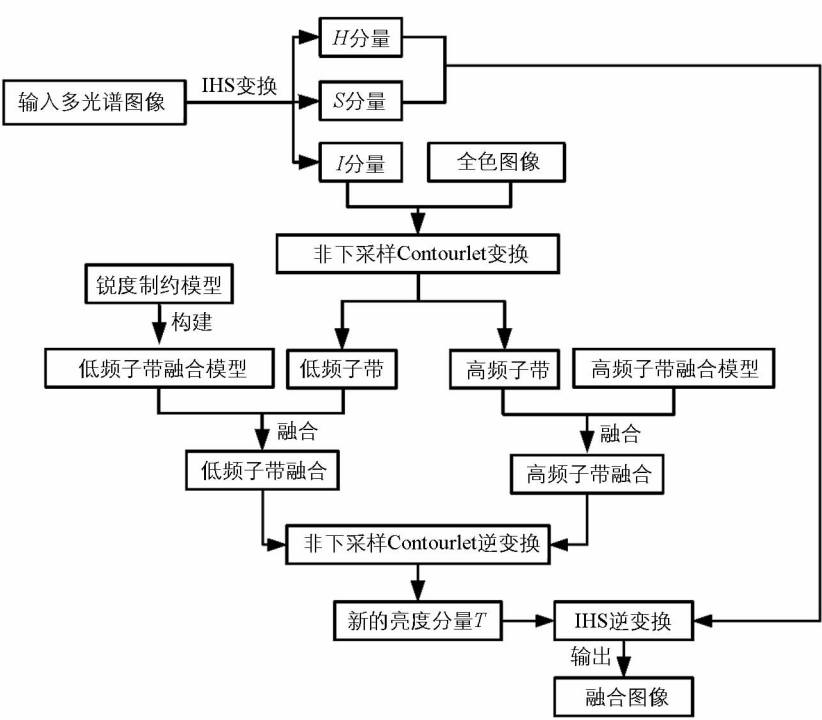


图 5 本文遥感图像融合算法的过程

3 仿真实验与分析

在 Intel core 双核 CPU、4GB 内存的计算机上以 VC6.0 软件作为仿真环境进行实验. 同时, 为了突出所提技术的优势, 选取文献[9]及文献[12]方法作为对照组.

不同方法融合的遥感图像分别如图 6 和图 7 所示. 其中图 6 为不同方法对 IKONOS 卫星拍摄某山地的全色图像(见图 6(a))与多光谱图像(见图 6(b))的融合效果, 图 6(a)与图 6(b)的大小为 512×512 像素. 图 7 为不同方法对 SOPT5 卫星拍摄地区的全色图像(见图 7(a))与多光谱图像(见图 7(b))的融合效果, 图 7(a)与图 7(b)的大小也为 512×512 像素.

通过图 6(c)可见, 通过文献[9]方法融合的图像亮度偏亮, 而且河道边缘存在伪吉布斯效应, 较模糊. 通过图 6(d)可见, 通过文献[12]方法融合的图像中存在光谱失真现象, 使得河道中水的颜色偏蓝, 部分草地的颜色变成了白色, 而且河道边缘存在一定的模糊效应. 通过图 6(e)可见, 本文方法融合的图像光谱特性较为正常, 而且河道边缘等细节都较为清晰, 仅部分草地的颜色偏白. 通过图 7 可见, 文献[9]方法融合的图像(见图 7(c))存在较为严重的光谱失真现象, 绿色树木的颜色较浅, 而且屋顶轮廓模糊不清. 文献[12]方法融合的图像(见图 7(d))中存在一定的振铃效应, 使得建筑物与建筑物之间的间隔变窄, 而且树木附近的土地由于光谱失真变成了绿色. 本文方法融合的图像(见图 7(e))建筑物之间的间隔正常, 而且树木

的颜色也较为正常, 仅部分树木附近小块土地的颜色偏绿. 由此可见, 本文方法融合的图像具有较好的光谱特性以及较好的清晰度. 因为本文采用 IHS 变换对多光谱图像进行分解, 并通过 IHS 逆变换完成图像的融合, 使得多光谱图像的光谱信息与全色图像的空间信息能够有效地进行融合. 另外, 本文还通过低频子带中像素点邻域的像素值之差构造锐度制约模型, 从图像的区域锐度特征出发, 用以对低频子带进行融合, 保证了融合图像的锐度特征, 从而使得融合图像具有较好的光谱特性以及较好的清晰度.

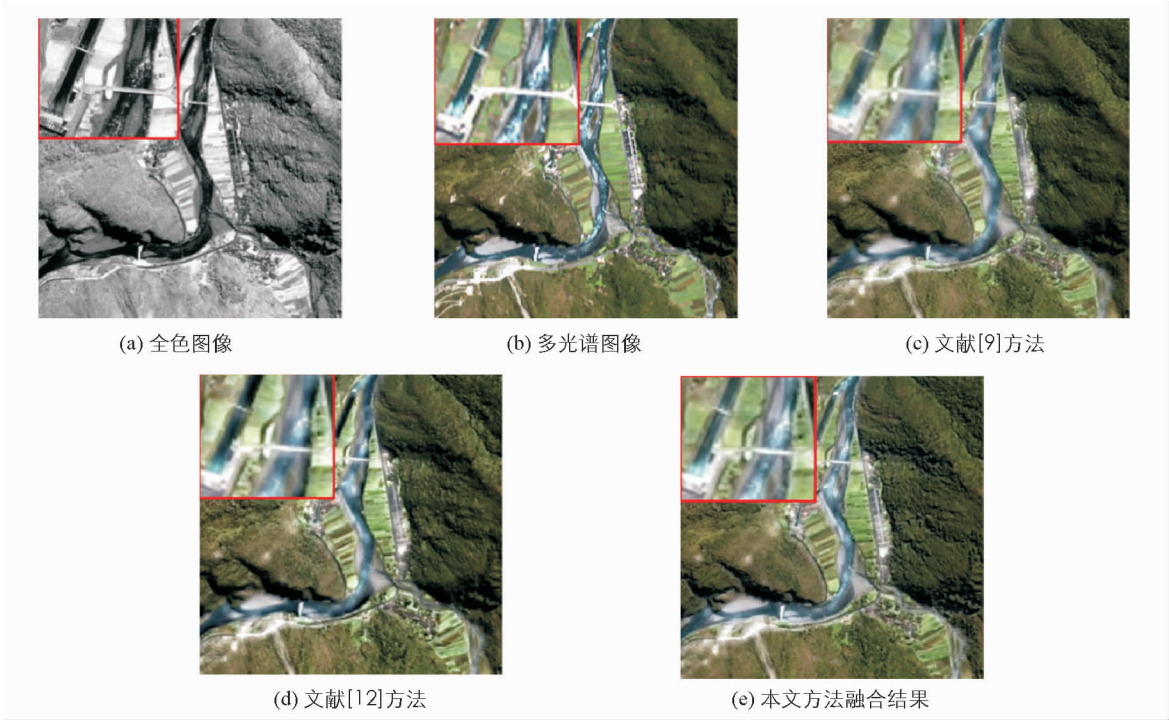


图 6 不同方法的融合结果

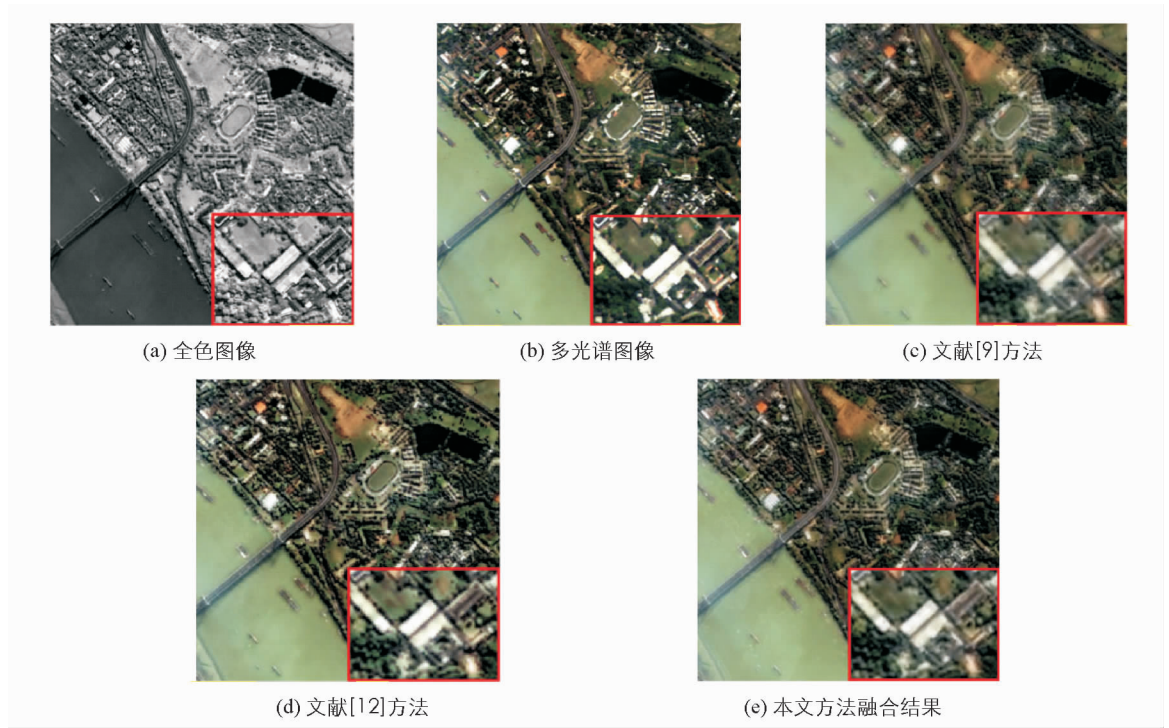


图 7 不同方法的融合结果

峰值信噪比(Peak Signal Noise Rate, PSNR)能够较好地反应出图像中所包含的细节成分,其值越高表示图像中所包含的细节信息越多,图像就越清晰.光谱角(Spectral Angle Mapper, SAM)能够对图像中光谱信息的失真度以及完整度进行度量,其值越大表示图像中光谱信息失真度越大,完整度越差^[19-20].为此,将 QuickBird 卫星拍摄的 15 组多光谱图像以及全色图像作为测试对象^[21-22],利用不同方法对测试图像进行融合,并对融合图像的 PSNR 以及 SAM 值进行测试.

不同方法融合图像对应的 PSNR 以及 SAM 值分别如图 8 以及图 9 所示.从图 8 可见,本文方法融合图像的 PSNR 值始终为最大.从图 9 可见,本文方法融合图像的 SAM 值始终为最小,说明本文方法融合的图像具有较好的光谱特性以及包含了较多源图像的细节信息.因为本文采用了具有多尺度、多方向以及平移不变性的非下采样 Contourlet 对图像分解来获取高、低频子带,使得分解图像能够包含更多的细节信息,从而提高了融合图像的质量.同时本文还通过多光谱图像中 I 分量的高频子带特征,与全色图像的高频子带特征构造了高频子带融合模型,用以完成高频子带的融合,较好地保留了多光谱图像的光谱特征以及全色图像的空间特征,进一步提高了融合图像的质量.文献[9]方法通过自适应显著模型对多光谱图像与全色图像进行显著性检测,接着通过双树复小波对图像进行分解,最后将显著性检测结果融入图像融合策略中完成图像融合.由于双树复小波对图像分解时,受到方向性的制约,使得分解图像中存在光谱失真以及模糊等现象,导致融合图像质量不佳.文献[12]方法通过 Contourlet 变换对图像进行分解,接着利用加权平均的方法融合低频子带,通过广义高斯参数估计的方法融合高频子带,进而完成图像融合.由于 Contourlet 不具备平移不变性,使得融合图像存在振铃效应.另外,加权平均的方法虽然较为简单,但该方法没有对各个图像的细节信息进行分析,而是直接加权平均,这样使得融合图像的光谱信息存在失真现象,从而降低融合图像的质量.

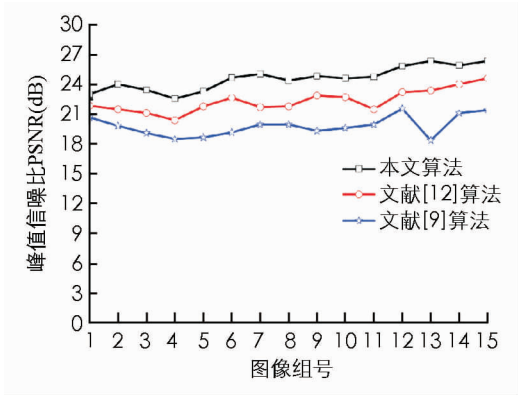


图 8 不同方法输出的融合图像对应的 PSNR 测试结果

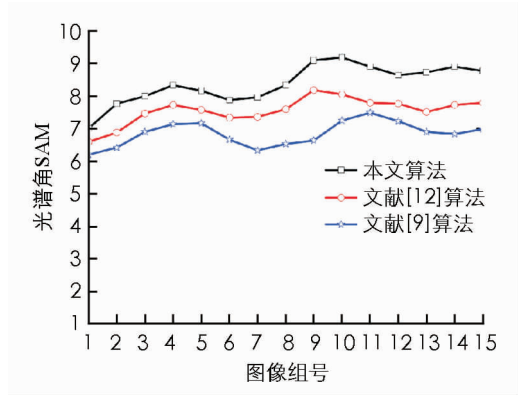


图 9 不同算法输出的融合图像的 SAM 测试结果

4 结 论

本文在非下采样 Contourlet 变换的基础上,利用图像的锐度值设计了一种基于非下采样 Contourlet 变换耦合锐度制约模型的遥感图像融合算法.文中首先通过 IHS 变换获取多光谱图像的 I 分量,利用非下采样 Contourlet 变换对 I 分量与全色图像进行多尺度分解,得到其对应的高频子带与低频子带,然后在低频子带中像素点邻域像素值之差的基础上,构造锐度度量模型和区域锐度度量模型,完成低频子带的融合.接着考虑融合图像包含源图像更多的细节信息,利用 I 分量以及全色图像的高频特征构造了高频子带融合模型,用以完成高频子带的融合.最后将融合后的高、低频子带进行非下采样 Contourlet 逆变换获取新的 I 分量 I' ;再将 I' 与 H, S 分量进行 IHS 逆变换,完成遥感图像融合.实验结果表明,本文所提方法融合的图像中包含了更多的细节信息,同时也具有较好的光谱特性.

参考文献:

- [1] ZHAO J F, CUI G M, GONG X L, et al. Fusion of Visible and Infrared Images Using Global Entropy and Gradient Constrained Regularization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 81: 201—209.
- [2] CHEN B, HUANG B, XU B. Multi-source Remotely Sensed Data Fusion for Improving Land Cover Classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 124: 27—39.
- [3] ZHANG X F, NI D, GOU Z J Z, et al. Sparse Representation and PCA Method for Image Fusion in Remote Sensing [C]// *Proceedings of 2016 2nd International Conference on Control, Automation and Robotics*. Hong Kong: IEEE, 2016: 324—330.
- [4] WU Z L, HUANG Y D, ZHANG K. Remote Sensing Image Fusion Method Based on PCA and Curvelet Transform [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2018, 46(5): 687—695.
- [5] LUO X Q, ZHANG Z C, WU X J. A Novel Algorithm of Remote Sensing Image Fusion Based on Shift-Invariant Shearlet Transform and Regional Selection [J]. *AEU: International Journal of Electronics & Communications*, 2016, 70(2): 186—197.
- [6] 古丽米热·米吉提, 吐尔洪江·阿布都克力木. 基于二进小波变换的遥感图像融合方法 [J]. *科技视界*, 2017, 36(4): 37.
- [7] ZHAI A B, WEN X B, XU H X, et al. Multi-Layer Model Based on Multi-Scale and Multi-Feature Fusion for SAR Images [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(11): 1—16.
- [8] 徐建达, 王洪华. 基于 IHS 变换和小波变换的遥感影像融合 [J]. *测绘学院学报*, 2002, 19(3): 198—199, 202.
- [9] 秦晓慧, 戴 蓉. 一种新的多源图像自适应融合算法与仿真研究 [J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2015, 40(11): 74—79.
- [10] XU F, LIU J H, DONG C, et al. Ship Detection in Optical Remote Sensing Images Based on Wavelet Transform and Multi-Level False Alarm Identification [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(10): 1—19.
- [11] VENKATESWARAN K, KASTHURI N, ALAGURAJA R A. Performance Comparison of Wavelet and Contourlet Frame Based Features for Improving Classification Accuracy in Remote Sensing Images [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2015, 43(4): 729—737.
- [12] 李 红, 王 伟, 吴粉侠, 等. 基于 Contourlet 变换和广义高斯参数估计的遥感图像融合 [J]. *咸阳师范学院学报*, 2017, 32(6): 43—47.
- [13] 刘 栓, 刘直良, 张权焯. 非下采样 Contourlet 变换耦合区域特性的多聚焦图像融合算法 [J]. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2017, 36(4): 106—112.
- [14] LIU G, LI L, GONG H, et al. Multisource Remote Sensing Imagery Fusion Scheme Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition (BEMD) and Its Application to the Extraction of Bamboo Forest [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): 19.
- [15] ZHAO W D, XU Z J, ZHAO J. Gradient Entropy Metric and p-Laplace Diffusion Constraint-Based Algorithm for Noisy Multispectral Image Fusion [J]. *Information Fusion*, 2016, 27(C): 138—149.
- [16] GAO Y, WANG K, JIANG S X, et al. Bioluminescence Tomography Based on Gaussian Weighted Laplace Prior Regularization for in Vivo Morphological Imaging of Glioma [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(11): 2343—2354.
- [17] SHEN H F, MENG X C, ZHANG L P. An Integrated Framework for the Spatio-Temporal-Spectral Fusion of Remote Sensing Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(12): 7135—7148.
- [18] ZHOU Y, FENG L Y, HOU C P, et al. Hyperspectral and Multispectral Image Fusion Based on Local Low Rank and Coupled Spectral Unmixing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2017, 55(10): 5997—6009.
- [19] ALPARONE L, WALD L, CHANUSSOT J, et al. Comparison of Pansharpening Algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S Data-Fusion Contest [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2007, 45(10): 3012—3021.
- [20] YANG Y, QUE Y, HUANG S Y, et al. Multiple Visual Features Measurement with Gradient Domain Guided Filtering for Multisensor Image Fusion [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2017, 66(4): 691—703.

- [21] BAOW X, WANG W, ZHU Y X. Pleiades Satellite Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on Shearlet Transform [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(1): 19—29.
- [22] TIAN B H, LAN L, SHI H L, et al. Remote Sensing Image Fusion Scheme Using Directional Vector in NSCT Domain [J]. Telkomnika, 2016, 14(2): 598—606.

Remote Sensing Image Fusion Based on Nonsubsampled Contourlet Transform and Sharpness Constraint

LI Jian-jun¹, ZHANG Fu-quan²

1. Department of Basic Course, Northern Beijing Vocational Education College, Beijing, 101400, China;

2. Institute of Software, Beijing University of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: Most of the current fusion algorithms of remote sensing image fusion mainly rely on the ratio method to select the high frequency subbands of the panchromatic or multispectral images as high frequency fusion coefficients. Because the method ignores the information contained in the other high frequency coefficients, it is easy to lead to the inadequacy of the fusion image and the spectral distortion. For this reason, a remote sensing image fusion algorithm based on the coupled nonsubsampled contourlet transform and the acuity constraint model has been proposed in this paper. The I , H , and S components of the multispectral image are obtained by the brightness to hue saturation (IHS) transformation. The I component and the panchromatic image of the multispectral image are decomposed by non subsampled contourlet transform to obtain the low frequency subband and the high frequency subband of the image. The sharpness constraint model is constructed by the difference between pixel values in the neighborhood of pixels, so as to complete the fusion of low frequency sub-band. Based on the high frequency subband features of I components in multispectral images, the high-frequency subband fusion model is constructed by combining the high frequency subband features of the panchromatic image to complete the fusion of high frequency subbands. The fusion high frequency subband and low frequency subband are replaced by the non subsampled contourlet inverter to obtain the brightness component $\bar{I}$ of the fused image, and the T and H and S components are inverting IHS to obtain the fused image. The simulation experiment shows that compared with the current remote sensing image fusion method, the fusion image of the proposed method can retain more spectral and edge and other image details, so that the remote sensing image has a better fusion effect.

Key words: remote sensing image fusion; sharpness constraint model; high frequency subband fusion model; IHS transform; nonsubsampled contourlet transform; brightness component

责任编辑 崔玉洁