

基于改进 Contourlet 变换的遥感图像融合算法

陈利霞¹, 邹宁², 袁华^{2*}, 欧阳宁²

(1. 桂林电子科技大学 数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004; 2. 认知无线电与信息处理教育部重点实验室(桂林电子科技大学), 广西 桂林 541004)
(*通信作者电子邮箱 vincentzn530@sina.com)

摘要:针对基于 Contourlet 变换的遥感融合图像空间分辨率较低的问题,提出了一种基于改进的 Contourlet 变换(MCT)的遥感图像融合方法。首先,对多光谱图像进行亮度-色调-饱和度(IHS)变换,得到其亮度、色调、饱和度三个分量;其次,取多光谱图像的亮度分量,与直方图匹配后的全色图像进行改进的 Contourlet 变换,分别获得低频子带系数与高频子带系数;然后,对低频子带系数采用平均法进行融合,对高频子带系数采用新改进的拉普拉斯能量和(NSML)作为融合规则进行融合;最后,把融合结果作为多光谱图像的亮度分量,通过 IHS 逆变换得到融合的遥感图像。将所提方法与基于主成分分析(PCA)和 Shearlet 的方法、基于 PCA 与小波的方法以及基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)的方法相比,所提方法在清晰度评价指标平均梯度上分别提高了 7.3%、6.9% 和 3.9%。实验结果表明,所提方法提高了 Contourlet 变换的频率局部化特性和分解系数利用率,在保持多光谱信息的基础上,有效地提高了遥感融合图像的空间分辨率。

关键词:图像融合;遥感图像;伪吉布斯现象;轮廓波变换;改进的拉普拉斯能量和

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Remote sensing image fusion algorithm based on modified Contourlet transform

CHEN Lixia¹, ZOU Ning², YUAN Hua^{2*}, OUYANG Ning²

(1. School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China;
2. Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing, Ministry of Education (Guilin University of Electronic Technology), Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: Focusing on the issue that remote sensing fusion image based on Contourlet transform has low spatial resolution, a remote sensing image fusion algorithm based on Modified Contourlet Transform (MCT) was proposed. Firstly, the multi-spectral image was decomposed into intensity component, hue component and saturation component by Intensity-Hue-Saturation (IHS) transform; secondly, Modified Contourlet decomposition was done between the intensity component and the panchromatic image after histogram matching to get low-pass subband coefficients and high-pass subbands coefficients; and then, the low-pass subband coefficients were fused by the averaging method, and the high-pass subbands coefficients were merged by Novel Sum-Modified-Laplacian (NSML). Finally, the fusion result was regarded as the intensity component of multi-spectral image, and remote sensing fusion image was obtained by inverse IHS transform. Compared with the algorithms based on Principal Components Analysis (PCA) and Shearlet, based on PCA and wavelet, based on NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT), the average gradient that was used for evaluating image sharpness of the proposed method respectively increased by 7.3%, 6.9% and 3.9%. The experimental results show that, the proposed method enhances the frequency localization of Contourlet transform and the utilization of decomposition coefficients, and on the basis of keeping multi-spectral information, it improves the spatial resolution of remote sensing fusion image effectively.

Key words: image fusion; remote sensing image; pseudo Gibbs phenomenon; Contourlet transform; Sum-Modified-Laplacian (SML)

0 引言

对高分辨率全色遥感图像(Panchromatic, PAN)与低分辨率多光谱(Multi-Spectral, MS)图像进行有效的融合,使融合图像同时具有丰富的空间细节信息和光谱信息,是多源遥感图像融合技术的研究热点。在近 20 多年的研究中,这项技

术已经取得了长足的发展,提出了大量的遥感图像融合算法。

当前应用最广泛的是基于多尺度变换的遥感图像融合算法。这些变换包括小波变换^[1-2]、Contourlet 变换^[3]和非下采样 Contourlet 变换(NonSubsample Contourlet Transform, NSCT)^[4-5]等。其中,小波变换是图像融合中最经典的多尺度变换,然而,由于二维小波只能捕获有限的方向信息,因此

收稿日期: 2015-02-02; **修回日期:** 2015-03-25。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61362021); 广西自然科学基金资助项目(2014GXNSFDA118035, 2013GXNSFDA019030, 2013GXNSFAA019331, 2012GXNSFBA053014, 2012GXNSFAA053231); 广西科学研究与技术开发计划项目(桂科攻 1348020-6; 桂科能 1298025-7); 广西教育厅重点项目(201202ZD044, 2013YB091); 桂林市科技开发项目(20130105-6, 20140103-5)。

作者简介: 陈利霞(1979-), 女, 湖北黄冈人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 数字图像处理、小波分析、偏微分方程数值解; 邹宁(1988-), 男, 广西柳州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像融合、多尺度分析; 袁华(1975-), 男, 湖北宜昌人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 图像处理、智能图像处理; 欧阳宁(1972-), 男, 湖南宁远人, 教授, 博士, 主要研究方向: 模式识别、智能信息处理、图像信号处理。

不能以最“稀疏”的方式表示图像的边缘及轮廓信息。与小波变换相比,Contourlet 变换不仅具有良好的多尺度特性,还拥有灵活的多方向特性,能有效地捕获图像的边缘和轮廓信息,但是,Contourlet 变换的拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)^[6]分解采用的是非理想滤波器,这会造成理想支撑区域外产生频谱混叠,导致融合图像中出现模糊伪影,这对遥感图像的融合会产生很大影响。相对于 Contourlet 变换,NSCT 是一种具有平移不变性的 Contourlet 结构,由于在塔式分解中没有下采样环节,所以不会有频谱混叠现象产生,具有更好的频谱特性,但是缺少下采样环节也使得 NSCT 的计算量大大增加,时间复杂度过高,实用性较低。

此外,现有基于多尺度变换的图像融合方法往往利用改进的拉普拉斯能量和(Sum-Modified-Laplacian, SML)^[7]作为融合规则,SML 虽然在一定程度上能较好地描述图像的轮廓边缘特征和局部对比度,但是由于其所能描述的方向信息有限,所以不能发挥多尺度变换在表示轮廓和纹理细节信息上的优势。

针对以上问题,本文提出了一种基于改进的 Contourlet 变换(Modified Contourlet Transform, MCT)的遥感图像融合算法。在 MCT 中利用改进的 LP 变换优化原 Contourlet 变换的多尺度分解过程,消除了频谱混叠现象;在 MCT 对源图像分解的基础上,为了充分利用 MCT 分解系数的多方向性,通过新改进的拉普拉斯能量和(Novel Sum-Modified-Laplacian, NSML)选取高频方向子带系数,实现遥感图像的融合。

1 改进的 Contourlet 变换

Contourlet 变换由拉普拉斯金字塔滤波器组 and 方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)两部分构成,其中,LP 的分解与重构所采用的滤波器组均是二维可分离双正交滤波器组,带宽均大于 $\pi/2$,由多抽样率理论可知,对滤波后的图像再进行隔行隔列下采样会产生频谱混叠成分,因此,经 Contourlet 分解得到的低频子带和高频子带均存在频谱混叠成分,所以高频子带在经过 DFB 方向滤波后得到的方向子带也同样存在频谱混叠现象。由于无法在后续的 Contourlet 重构以及图像融合规则中消除这些混叠成分,所以这些混叠成分不仅会影响原 Contourlet 的频率局部化特性,还会对融合图像的质量造成一定的影响。

本文提出的 MCT 通过一种新的 LP 结构对图像进行多尺度分解,在不同尺度上应用不同的高低通滤波器组集合^[8]取代原 LP 分解中的正交滤波器组,使其整体带宽小于或等于 $\pi/2$,最大限度地消除了原 Contourlet 变换多尺度分解产生的混叠现象,使 MCT 具有尖锐频率局部化特性。MCT 的多尺度多方向分解过程如图 1 所示。

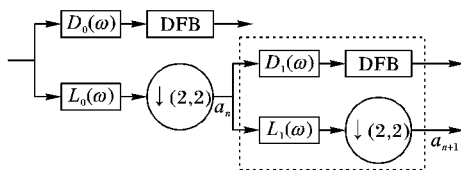


图 1 MCT 分解流程

图 1 中, a_n 与 a_{n+1} 分别表示 LP 的第 n 层和第 $n+1$ 层分解, $L_i(\omega)$ 、 $D_i(\omega)$ 分别表示低通滤波器和高通滤波器,其中

$i \in \{0,1\}$ 且 $\omega = (\omega_1, \omega_2)$, 它们都是一维原型滤波器的张量积,如式(1)和(2)所示:

$$L_i(\omega) = L_i^{1D}(\omega_1) \cdot L_i^{1D}(\omega_2) \quad (1)$$

$$D_i(\omega) = D_i^{1D}(\omega_1) \cdot D_i^{1D}(\omega_2) \quad (2)$$

$L_i^{1D}(\omega)$ 为具有平滑过渡带的一维低通原型滤波器,其数学表达式如式(3)所示:

$$L_i^{1D}(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_{p,i} \\ \theta\left(\frac{\omega-a}{b}\right), & \omega_{p,i} < |\omega| < \omega_{s,i} \\ 0, & \omega_{s,i} \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\omega_{p,i}$ 、 $\omega_{s,i}$ 分别为通带频率和截止频率, $a = \omega_{p,i}$, $b = \omega_{s,i} - \omega_{p,i}$, $\theta(\xi)$ 为定义在 $[0,1]$ 上的函数,其表达式如下:

$$\theta(\xi) = (1 + \cos(\pi\xi)) \sqrt{2 - \cos(\pi\xi)} / 2; \xi \in [0,1] \quad (4)$$

由完全重构条件 $|L_i(\omega)|^2 + |D_i(\omega)|^2 = 1, i \in \{0,1\}$ 可得一维高通原型滤波器的数学表达式为:

$$D_i^{1D}(\omega) = \begin{cases} 0, & |\omega| \leq \omega_{p,i} \\ \theta_c\left(\frac{\omega-a}{b}\right), & \omega_{p,i} < |\omega| < \omega_{s,i} \\ 1, & \omega_{s,i} \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\theta_c(\xi)$ 是 $\theta(\xi)$ 的互补函数,满足 $\theta_c^2(\xi) = 1 - \theta^2(\xi)$ 。

对比图 2(a)与图 2(b),可以发现原 Contourlet 变换的频率非局部化问题比较严重,存在较多的模糊伪影;而 MCT 在理想支撑频域内的基图像很好地保留在通带区域内,没有流失到别的方向子带中,频率局部化程度更高。比较图 3(a)与图 3(b),可以看出 MCT 良好的局部化特性在时域中也有突出的表现,通过 MCT 得到的基图像更清晰,图像中的线条和纹理也更易区分。

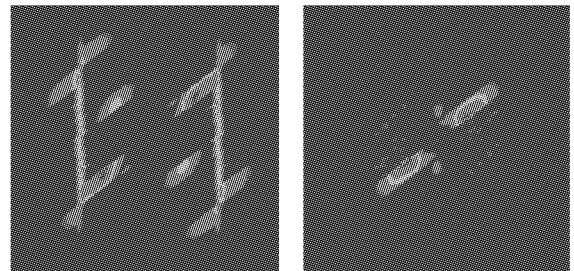


图 2 Contourlet 变换和 MCT 在频域的基图像

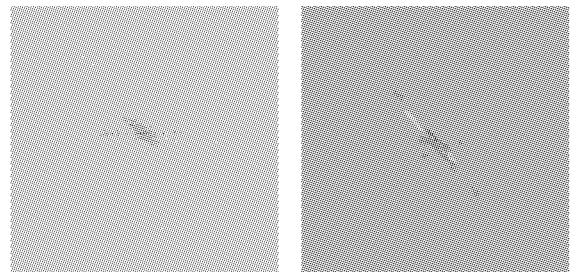


图 3 Contourlet 变换和 MCT 在时域的基图像

2 新改进的拉普拉斯能量和

SML 不仅能很好地反映图像的边缘特征信息,还能较好地表示图像的局部对比度等特征,所以近几年在图像融合领域得到了广泛应用^[9-10]。SML 的数学表达式如下:

$$SML^{l,k}(i,j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q [ML^{l,k}(i+a, j+b)]^2 \quad (6)$$

$$ML^{l,k}(i,j) = |2C^{l,k}(i,j) - C^{l,k}(i-1,j) - C^{l,k}(i+1,j)| + |2C^{l,k}(i,j) - C^{l,k}(i,j-1) - C^{l,k}(i,j+1)| \quad (7)$$

其中: $C^{l,k}(i,j)$ 表示位于 l 尺度 k 方向子带上点 (i,j) 处的系数, $ML^{l,k}(i,j)$ 表示点 (i,j) 处改进的拉普拉斯能量, $SML^{l,k}(i,j)$ 表示以点 (i,j) 为中心, 大小为 $(2P+1) \times (2Q+1)$ 的矩形窗内系数的改进的拉普拉斯能量和。

由式(6)、(7)可以看出 SML 不能突出中心系数的重要性, 也没有考虑中心系数与相邻系数之间的距离因素。当一些距离中心系数较远的系数对 SML 具有较大贡献值时, 中心系数可能会丢失这些系数中的有用信息, 这会对融合图像的质量产生一定的影响。针对这个问题, 本文提出了一种 NSML, 其数学表达式为:

$$NSML^{l,k}(i,j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q w(a,b) [ML^{l,k}(i+a, j+b)]^2 \quad (8)$$

其中: $w(a,b)$ 为 $ML^{l,k}(i+a, j+b)$ 的权重, 矩形窗 $(2P+1) \times (2Q+1)$ 内的权重构成的权重矩阵为 $\mathbf{W}_{(2P+1) \times (2Q+1)}$ 。

计算权重矩阵 $\mathbf{W}_{(2P+1) \times (2Q+1)}$ 时, NSML 能充分利用多尺度分解系数的多方向特性。在计算能量和的过程中, 为了把优先权赋予那些携带丰富边缘纹理信息的、对中心系数有更多贡献的系数, NSML 通过对不同的方向适当增加权重, 应用与方向子带系数相匹配的权重矩阵进行求解。权重矩阵的计算式如下:

$$\mathbf{W}_{(2P+1) \times (2Q+1)}^0 = [\hat{w}^0(a,b)]_{(2P+1) \times (2Q+1)} = \hat{\mathbf{W}}_{(2P+1) \times (2Q+1)}^0 / \left[\sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q \hat{\mathbf{W}}^0(a,b) \right] \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{W}}_{(2P+1) \times (2Q+1)}^0 = [\hat{w}^0(a,b)]_{(2P+1) \times (2Q+1)} = \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \boldsymbol{\delta}_{(2P+1) \times (2Q+1)}^0 \quad (10)$$

其中: $\mathbf{X} = [1, 2, \dots, P+1, \dots, 2, 1]_{1 \times (2P+1)}$, $\mathbf{Y} = [1, 2, \dots, Q+1, \dots, 2, 1]_{1 \times (2Q+1)}$, $\boldsymbol{\delta}_{(2P+1) \times (2Q+1)}^0$ 为方向权重矩阵。当需要表示 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这4个方向时, $\theta = 0, 1, 2, 3$, 同时取 $P = Q = 1$, 有:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{3 \times 3}^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{3 \times 3}^1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{3 \times 3}^2 = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{3 \times 3}^3 = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}。$$

依此类推, 对于8个方向的带通子带系数, 取 $P = Q = 2$, 有:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 9 & 6 & 3 \\ 2 & 4 & 6 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6 & 3 & 0 & 3 & 6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 8 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 8 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^5 = \begin{bmatrix} 0 & 7 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 7 & 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^6 = \begin{bmatrix} 8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\delta}_{5 \times 5}^7 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 7 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

3 本文算法流程与融合规则

结合 MCT 与 NSML, 本文提出的遥感图像融合算法流程如图4所示, 融合步骤依次为:

1) 对原始多光谱图像 MS 进行双线性插值, 得到与全色图像 PAN 尺寸相同的多光谱图像, 然后再对插值后的多光谱图像进行亮度-色调-饱和度 (Intensity-Hue-Saturation, IHS) 变换, 得到其亮度分量 I ; 将全色图像与该亮度分量进行直方图匹配, 得到匹配的全色图像 P' 。

2) 利用 MCT 对多光谱图像的亮度分量 I 与经匹配的全色图像 P' 分别进行分解, 得到低频子带系数和高频子带系数, 然后采用相应的融合规则进行融合, 得到高分辨率的多光谱图像 I' 。其中, 对低频子带系数采用“平均法”进行融合, 对高频子带系数使用 NSML 进行融合, 相应的融合规则分别如式(11)、(12)所示:

$$C_{I'}^{\text{Low}}(i,j) = \frac{C_{\text{MS}}^{\text{Low}}(i,j) + C_{\text{PAN}}^{\text{Low}}(i,j)}{2} \quad (11)$$

$$C_{I'}^{l,k}(i,j) = \begin{cases} C_{\text{MS}}^{l,k}(i,j), NSML_{\text{MS}}^{l,k}(i,j) \geq NSML_{\text{PAN}}^{l,k}(i,j) \\ C_{\text{PAN}}^{l,k}(i,j), NSML_{\text{MS}}^{l,k}(i,j) < NSML_{\text{PAN}}^{l,k}(i,j) \end{cases} \quad (12)$$

3) 对步骤2)中的高分辨率多光谱图像 I' 进行 IHS 逆变换, 得到最终的融合图像。

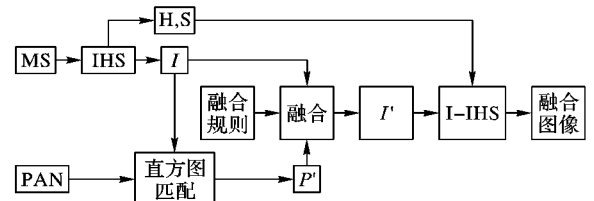


图4 本文提出的融合算法流程

4 实验结果及分析

为了验证本文提出算法的有效性, 本文采用两组分辨率为 30 m 的多光谱图像和分辨率为 10 m 的全色图像 (见图5) 进行仿真实验。实验中的多尺度变换均进行 5 层分解, 其中各层的方向子带数为 $[4 \ 8 \ 8 \ 16 \ 32]$ 。将本文提出的方法分别与 5 种融合方法进行比较, 这 5 种方法分别是: 基于 Contourlet 变换的融合方法、基于 MCT 和 SML 的融合方法以及文献 [11-13] 中提出的融合方法。其中: 基于 Contourlet 变换的融合方法采用简单的低频系数取平均、高频系数取模极大值的融合规则; 文献 [11] 通过主成分分析 (Principal

Component Analysis, PCA)与紧支撑 Shearlet 变换对遥感图像进行融合;文献[12]在自适应 PCA 与红黑小波变换的基础上,通过阈值法提取全色图像的细节信息以提高遥感融合图像的质量;文献[13]采用的 Pan-Sharpening 方法在对源图像进行非下采样 Contourlet 变换的基础上,利用配准操作和局部能量法实现遥感图像的融合。

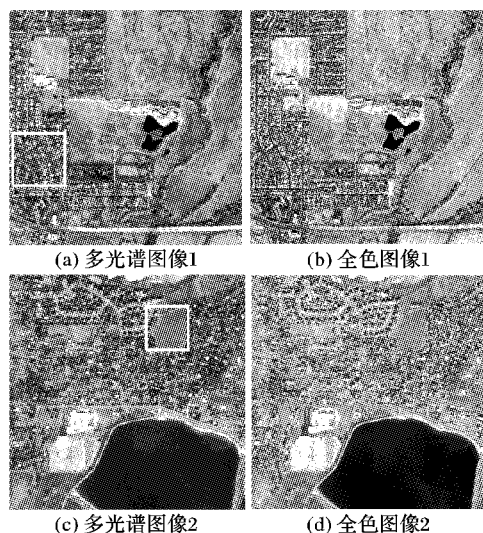


图5 两组原始图像

两组遥感图像融合结果分别如图6和图7所示。

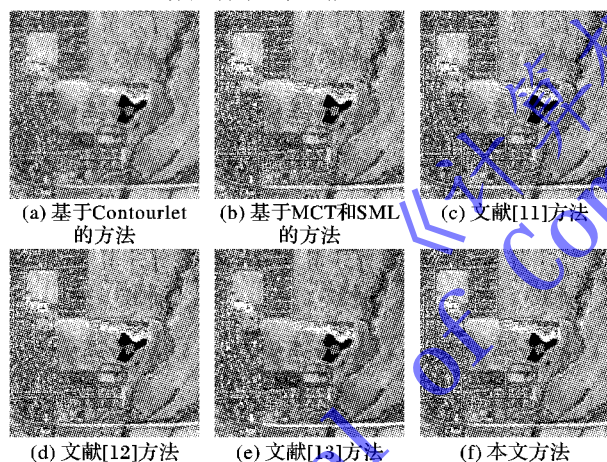


图6 第1组原始图像融合结果

图6~7中,将两组融合图像分别与原多光谱图像和全色图像相比较,空间细节信息均有明显增加,基于 Contourlet 变换得到的融合图像清晰度较低,存在明显的吉布斯现象,图像中排列较密集的建筑以及街道的边缘轮廓部分较为模糊,并且还出现了明显的光谱失真现象,这主要是由于 Contourlet 变换中引入频谱混叠造成的;基于 MCT 和 SML 得到的融合图像视觉效果明显优于基于 Contourlet 变换的方法,图中无明显的波纹干扰,道路、房屋等边缘信息得到了较完整的保留,但是有些区域没有能很好地表示全色图像中的细节信息,出现了信息丢失的现象,这主要是由于 SML 不能充分利用分解系数的多方向性,从而“淡化”了容易丢失的细节信息;文献[11]和文献[12]的方法得到的图像融合效果十分相近,其光谱特性与空间分辨率均优于前两种算法,但存在轻微的光谱失真现象,说明基于 PCA 的方法对源图像中光谱信息的捕获能力有限;文献[13]的融合图像具有更小的光谱扭曲程度和更高的清晰度,说明该算法在非下采样 Contourlet 变换抗混频

特性的基础上能较好地保持源图像中的光谱信息和细节信息;与以上方法相比,基于本文方法得到的融合图像所包含的光谱信息更丰富,对地物的空间信息描述也更精确。

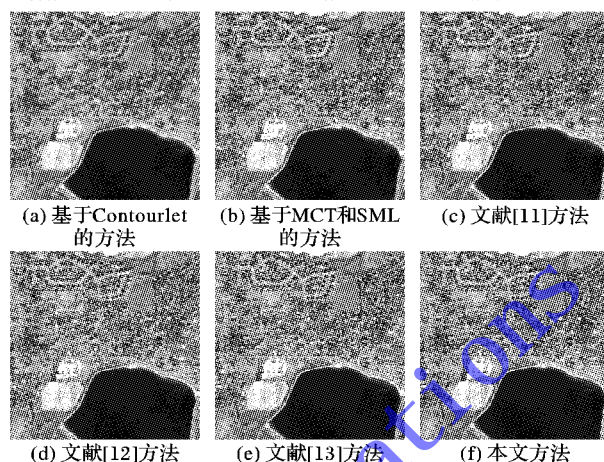


图7 第2组原始图像融合结果

为了便于观察,图8和图9给出了融合图像的细节放大对比图,取图位置与原多光谱图像中白色线矩形框相对应。从图8可以看到,原全色图像中道路的边缘轮廓在本文提出的方法中得到了很好的体现,边缘轮廓光滑平整,而在另外5种对比方法中的道路边缘则出现了“毛刺”现象或者是模糊现象。在图9的待融合全色图像中的平地上有若干条纹理清晰的线条印迹,在本文算法得到的融合图像中这些线条印迹连续、清晰可见,而另外5种方法得到的融合图像中,这些线条都出现了不同程度的模糊、甚至是缺失。

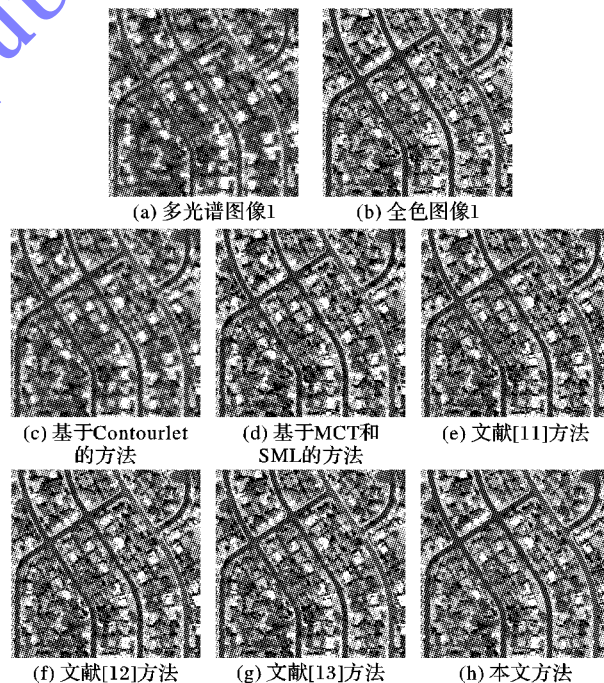


图8 第1组融合结果的局部放大

为了对本文提出的算法作出更加客观的评价,除了对不同方法得到的融合图像作视觉效果对比之外,还采用了6种客观评价指标对融合图像进行定量分析,其中,用于衡量融合图像空间分辨率的指标有信息熵 (Entropy, E)、平均梯度 (Average Gradient, AG) 和空间相关系数 (Spatial Correlation Coefficient, SCC)^[14],用于评价融合图像光谱质量的指标包括相关系数 (Correlation Coefficient, CC)^[14]、标准差 (Standard

Deviation, SD)^[15] 和相对平均光谱误差 (Relative Average Spectral Error, RASE)^[16]。

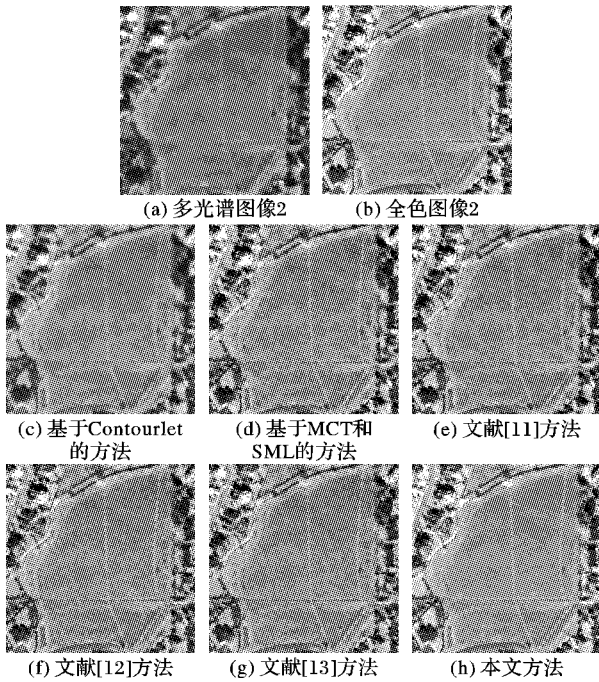


图9 第2组融合结果的局部放大

各方法得到的融合图像的客观评价结果如表1和表2所示。信息熵用于衡量融合图像的信息丰富程度,融合图像的信息熵越大,说明图像融合质量越好,本文方法融合图像的信息熵值最大。平均梯度反映了图像的清晰程度,表1中融合图像的R波段中,本文方法与基于Contourlet的方法、基于MCT和SML的方法和文献[11-13]中的方法相比,平均梯度分别提高了20.0%、9.5%、7.3%、6.9%和3.9%。CC用于衡量融合图像的R、G、B波段与原多光谱图像对应波段之间的相似程度,融合图像中的光谱信息越丰富,CC值越接近1。SCC是指经高通拉普拉斯滤波器^[17]滤波后的全色图像与融合图像的各个波段间的相关系数,由于全色图像的纹理细节信息主要集中在它的高频成分中,所以SCC值越大,表明融合图像所包含的全色图像的纹理细节信息越丰富;表1融合图像的R波段中,各方法对纹理细节信息的保持能力由弱到强依次为:基于Contourlet的方法、基于MCT和SML的方法、文献[12]方法、文献[11]方法、文献[13]方法、本文方法。SD反映了融合图像的光谱失真程度,RASE用于衡量融合图像的整体光谱质量,融合图像的光谱质量越高,则RASE的值越小;本文方法与基于Contourlet的方法、基于MCT和SML的方法和文献[11-13]的方法相比,RASE分别降低了72.6%、29.6%、15.6%、15.3%、13.2%。

综合来看,本文方法得到的融合图像无论是在主观视觉效果还是在客观指标上,均优于基于Contourlet的方法、基于MCT和SML的方法和文献[11-13]的方法。

5 结语

针对基于Contourlet变换的遥感融合图像存在伪吉布斯现象的问题,提出了一种基于改进的Contourlet变换的遥感图像融合算法。在Contourlet变换的基础上,提出用改进的金字塔结构提高其多尺度分析的能力;同时利用NSML作为融合规则,增强了对全色图像的纹理信息提取。与基于Contourlet

的融合方法、基于SML的融合方法以及文献[11-13]的方法相比,本文所提方法获得的遥感融合图像具有更高的空间分辨率和更丰富的光谱信息。本文方法偏重于提高遥感融合图像对细节信息的表示能力,如何在此基础上提高图像的多光谱特性将是下一步的研究方向。

表1 第1组融合图像的质量评价

方法	波段	E	AG	SCC	CC	SD	RASE
基于Contourlet的方法	R	6.7349	17.7365	0.8122	0.9181	6.2844	
	G	6.7219	17.7093	0.8108	0.9172	4.7081	5.24321
	B	6.7306	17.6986	0.8103	0.9170	5.3989	
基于MCT和SML的方法	R	7.0354	20.0802	0.8558	0.9455	5.1042	
	G	7.0271	20.0721	0.8556	0.9455	2.5757	3.93550
	B	6.9117	20.0447	0.8467	0.9437	3.8340	
文献[11]方法	R	7.1322	20.5649	0.8727	0.9431	4.8601	
	G	7.1355	20.5704	0.8729	0.9439	2.4838	3.51290
	B	7.1038	20.5538	0.8711	0.9410	3.7349	
文献[12]方法	R	7.1499	20.6468	0.8703	0.9432	4.8073	
	G	7.1754	20.7162	0.8759	0.9477	2.4966	3.50170
	B	7.1553	20.6483	0.8712	0.9441	3.7112	
文献[13]方法	R	7.2394	21.3116	0.8869	0.9507	4.8115	
	G	7.2293	21.2521	0.8795	0.9479	2.0241	3.43970
	B	7.2353	21.2627	0.8814	0.9490	3.5884	
本文方法	R	7.3230	22.1790	0.9073	0.9647	4.7703	
	G	7.3061	22.1653	0.9072	0.9546	2.1733	3.03740
	B	7.3757	22.1982	0.9081	0.9526	3.4318	

表2 第2组融合图像的质量评价

方法	波段	E	AG	SCC	CC	SD	RASE
基于Contourlet的方法	R	6.8361	18.6627	0.8568	0.9191	7.7936	
	G	6.7330	18.6308	0.8561	0.9310	5.6362	6.0916
	B	6.7215	18.4930	0.8553	0.9296	4.7341	
基于MCT和SML的方法	R	7.1204	21.2591	0.9168	0.9457	7.1625	
	G	7.0829	21.1972	0.9148	0.9317	3.4664	5.0540
	B	7.0993	21.2338	0.9153	0.9291	3.8898	
文献[11]方法	R	7.2317	21.9106	0.9286	0.9428	7.1533	
	G	7.1952	21.8944	0.9232	0.9382	3.2384	4.9274
	B	7.2108	21.9035	0.9259	0.9414	3.6307	
文献[12]方法	R	7.2235	21.9253	0.9277	0.9463	7.1452	
	G	7.2261	21.9189	0.9220	0.9405	3.2590	4.9095
	B	7.2049	21.9217	0.9245	0.9450	3.6571	
文献[13]方法	R	7.3578	22.7540	0.9372	0.9655	7.0843	
	G	7.2940	22.6936	0.9325	0.9592	2.9305	4.8217
	B	7.3436	22.7368	0.9346	0.9647	3.1256	
本文方法	R	7.4866	23.9325	0.9482	0.9752	6.9470	
	G	7.4451	23.9023	0.9470	0.9610	3.3952	4.7922
	B	7.4695	23.9189	0.9474	0.9853	3.0139	

参考文献:

- [1] XU H, JIANG T B. Multi-source remote sensing image fusion algorithm based on combined wavelet transform and HIS transform [J]. Journal of Convergence Information Technology, 2012, 7(18): 392-400.
- [2] FENG W, BAO W. An improved technology of remote sensing image fusion based wavelet packet and pulse coupled neural net [J]. TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2012, 10(3): 551-556.

(下转第2038页)

- cance and theory analysis [J]. Science and Technology Innovation Herald, 2009(22): 120 - 120. (崔璐, 孙娇鹏, 胡忠亚, 等. 煤层气开采意义及原理分析[J]. 科技创新导报, 2009(22): 120 - 120.)
- [2] ARSENEAU S, COOPERSTOCK J R. Real-time image segmentation for action recognition [C]// Proceedings of the 1999 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 1999: 86 - 89.
- [3] FRIEDMAN N, RUSSELL S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach [C]// Proceedings of the Thirteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers, 1997: 175 - 181.
- [4] COLOMBARI A, FUSIELLO A, MURINO V. Segmentation and tracking of multiple video objects [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1307 - 1317.
- [5] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]// Proceedings of the 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 1999: 246 - 252.
- [6] SUHR J K, JUNG H G, LI G, *et al.* Mixture of Gaussians-based background subtraction for Bayer-pattern image sequences [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(3): 365 - 370.
- [7] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L. Non-parametric model for background subtraction [C]// ECCV 2000: Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision, LNCS 1843. Berlin: Springer, 2000: 751 - 767.
- [8] RAMEZANI R, ANGELOV P, ZHOU X. A fast approach to novelty detection in video streams using recursive density estimation [C]// IS'08: Proceedings of the 4th International IEEE Conference on Intelligent Systems. Piscataway: IEEE, 2008: 14-2 - 14-7.
- [9] ELGAMMAL A, DURAISWAMI R, HARWOOD D, *et al.* Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151 - 1163.
- [10] LIU D, GAO M. Foreground object detection based on background subtraction image kernel density estimation [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(6): 170 - 174. (刘娣, 高美凤. 基于背景差分的核密度估计前景检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(6): 170 - 174.)
- [11] ZHOU E, LIU C, ZHANG L, *et al.* Foreground object detection based on time information window adaptive kernel density estimation [J]. Journal on Communications, 2011, 32(3): 106 - 114. (周恩策, 刘纯平, 张玲燕, 等. 基于时间窗的自适应核密度估计运动检测方法[J]. 通信学报, 2011, 32(3): 106 - 114.)
- [12] KATKOVNIK V, SHMULEVICH I. Nonparametric density estimation with adaptive varying window size [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1641 - 1648.
- [13] LUO X. Background modeling in video tracking [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007. (罗小兰. 视频跟踪中的背景建模[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007.)
- [14] PICCARDI M. Background subtraction techniques: a review [C]// Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2004: 3099 - 3104.
- (上接第2019页)
- [3] YANG S, WANG M, JIAO L. Contourlet hidden Markov tree and clarity-saliency driven PCNN based remote sensing images fusion [J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(1): 228 - 237.
- [4] WANG J, LAI S, LI M. Improved image fusion method based on NSCT and accelerated NMF [J]. Sensors, 2012, 12(5): 5872 - 5887.
- [5] LI T J, WANG Y. Biological image fusion using a NSCT based variable-weight method [J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 85 - 92.
- [6] LI M, DONG Y, WANG X. Image fusion algorithm based on wavelet transform and Laplacian pyramid [J]. Advanced Materials Research, 2014, 860/861/862/863: 2846 - 2849.
- [7] DE I, CHANDA B. Multi-focus image fusion using a morphology-based focus measure in a quad-tree structure [J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 136 - 146.
- [8] WANG H J, YANG Q, LI R. Tunable-Q contourlet-based multi-sensor image fusion [J]. Signal Processing, 2013, 93(7): 1879 - 1891.
- [9] LIU J, YANG J, LI B. Multi-focus image fusion by SML in the Shearlet subbands [J]. TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12(1): 618 - 626.
- [10] LU H, ZHANG L, SERIKAWA S. Maximum local energy: an effective approach for multisensor image fusion in beyond wavelet transform domain [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2012, 64(5): 996 - 1003.
- [11] DUAN C, HUANG Q, WANG X, *et al.* Remote image fusion based on PCA and dual tree compactly supported Shearlet transform [J]. Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2014, 5(3): 485 - 496.
- [12] LIU Q, WANG Y, ZHANG Z, *et al.* Pan-sharpening based on weighted red black wavelets [J]. IET Image Processing, 2014, 8(8): 477 - 488.
- [13] CHIKR EL-MEZOUAR M, KPALMA K, TALEB N, *et al.* A Pan-sharpening based on the non-subsampled contourlet transform: application to worldview-2 imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(5): 1806 - 1815.
- [14] CHIKR EL-MEZOUAR M, TALEB N, KPALMA K, *et al.* An IHS-based fusion for color distortion reduction and vegetation enhancement in IKONOS imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(5): 1590 - 1602.
- [15] GONZALEZ-AUDICANA M, SALETA J L, CATALAN R G, *et al.* Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1291 - 1299.
- [16] MAHYARI A G, YAZDI M. Panchromatic and multispectral image fusion based on maximization of both spectral and spatial similarities [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(6): 1976 - 1985.
- [17] OTAZN X, GONZALEZ-AUDICANA M, FORS O, *et al.* Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(10): 2376 - 2385.