

doi:10.3788/gzxb20144303.0310003

# 基于局部相关性的遥感图像全色锐化算法

陶旭婷, 和红杰, 陈帆, 尹忠科

(西南交通大学 信号与信息处理四川省重点实验室, 成都 610031)

**摘要:**为了增强多光谱图像的空间分辨率同时避免出现严重的光谱扭曲,对插值放大后的多光谱图像和原始全色图像分别作相同层数的非下采样轮廓波变换分解。在相应低频子带中,分别选取以待融合像素点为中心,大小为 $5 \times 5$ 的滑动窗口,计算待融合像素点的局部相关系数与四阶相关系数。如果局部相关系数大于四阶相关系数,说明该位置上的地物存在相似的光谱特征,因此用全色图像的高频系数替代多光谱图像的高频系数;反之,保持多光谱图像的高频系数不变。最后将多光谱图像的低频系数和替换后的高频系数进行非下采样轮廓波逆变换得到融合图像。采用 Landsat 7 遥感图像,对比给出了本文与现有同类最新文献融合结果及其主客观评价指标。实验结果表明,本文算法在提高空间分辨率与保持光谱信息两个方面都具有较好的效果。

**关键词:**多光谱图像;全色图像;全色锐化;非下采样轮廓波变换;局部相关系数;四阶相关系数

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2014)03-0310003-6

## Pan-sharpening Algorithm for Remote Sensing Images Based on Local Correlation

TAO Xu-ting, HE Hong-jie, CHEN Fan, YIN Zhong-ke

(Sichuan Key Laboratory of Signal and Information Processing, Southwest Jiaotong University,  
Chengdu 610031, China)

**Abstract:** In order to enhance the spatial resolution of multispectral images and avoid severe spectral distortion, the amplified multispectral images and the original panchromatic image were decomposed by non-subsampled contourlet transform with the same layers. A  $5 \times 5$  sliding window around the fusion pixel of the matrix in the low frequency sub-band of the decomposed images was selected to compute the local correlation coefficient and fourth-order correlation coefficient. If the calculated local correlation coefficient was greater than the value of fourth-order correlation coefficient, the center pixel of the matrix of the high frequency coefficients of multispectral images was replaced by high frequency coefficients of panchromatic image because the position of the ground objects were similar on the spectral characteristics. Otherwise, the high frequency coefficients of multispectral image were kept unchanged. At last, the fused image was reconstructed from the joint of approximation coefficients of multispectral image and detail coefficients obtained from the fusion procedure with inverse non-subsampled contourlet transform. The experimental simulation was conducted on Landsat 7 remote sensing images and the subjective and objective evaluation index of the fused results were given by comparing with the existing similar latest literature. The experimental results indicate that the proposed approach has good effects both on enhancing the original multispectral image and maintaining good spectral characteristics.

**Key words:** Multispectral images; Panchromatic image; Pan-sharpening; Non-subsampled contourlet transform; Local correlation coefficient; Fourth-order correlation coefficient

**OCIS Codes:** 100.0100; 100.2000; 100.2980; 300.0300; 300.6320

**基金项目:**国家自然科学基金(No. 61373180)和中央高校基本科研业务专项资金(Nos. SWJTU09CX039, SWJTU10CX09)资助

**第一作者:**陶旭婷(1988—),女,硕士,主要研究方向为数字图像处理。Email:tansytao@163.com

**导师(通讯作者):**和红杰(1971—),女,副教授,博士,主要研究方向为数字图像处理、信息隐藏等。Email:hjhe@swjtu.edu.cn

**收稿日期:**2013-06-28;**录用日期:**2013-08-27

<http://www.photon.ac.cn>

## 0 引言

图像融合是把多幅源图像的信息综合在一起,获取对同一场景或同一目标的更为精确、全面、可靠的图像描述。在遥感成像技术中,多光谱图像(Multispectral Image, MI)是利用多光谱传感器对同一对象(目标或区域)获得的多个窄光谱波段范围上的图像。它的空间分辨率很低,清晰度较差。全色图像(Panchromatic Image, PI)具有较高空间分辨率,将它们融合可获取空间分辨率增强的多光谱图像。如何利用多光谱遥感图像与全色图像各自的优势,获得具有高分辨率的遥感图像是当前遥感图像处理领域中的研究热点<sup>[1]</sup>。

全色锐化的重要特性是在增强多光谱图像空间分辨率的同时,还要保持多光谱图像的频谱特征<sup>[2-5]</sup>。最早的融合算法主要有成分替代方法(如 IHS 变换<sup>[6]</sup>、主成分分析<sup>[7]</sup>(Principal Component Analysis, PCA)),基于强度调制的方法<sup>[8]</sup>及 Brovey 变换方法<sup>[9]</sup>。上述方法能较好地增强多光谱图像的空间分辨率,却忽略了多光谱图像频谱特征的保留。目前基于变换域的遥感图像融合算法越来越多,尽管小波变换能够将图像进行多尺度多方向分解,但是分解的方向数仅仅只有水平、垂直和对角三个方向。为克服小波方向数的限制,D. Labate<sup>[10]</sup>等和 A. L. Da Cunha 等<sup>[11]</sup>分别提出了具有多尺度、多方向等特性的 Shearlet 变换和非下采样轮廓波变换(Non-subsampled Contourlet Transform, NSCT)。利用 NSCT, A. G. Mahyari<sup>[12]</sup>提出了结合频谱相似度和空间相似度的遥感图像融合方法。该算法首先将待融合图像进行 NSCT 分解,如果多光谱与全色图像低频系数的结构相似度大于最佳阈值,则用全色图像的高频系数替换多光谱图像的高频系数;反之,则保持多光谱图像高频系数不变。由于该方法对多光谱三个波段采用同一个阈值进行高频系数选取,当阈值过大时易丢失全色图像中的细节信息。文献[13]提出了一种基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法。该算法首先对多光谱图像作 HSV 变换,将得到的 V 分量与全色图像进行 Shearlet 分解与融合,在融合过程中对分解系数选用特定的融合准则进行融合,最后将融合生成的 V' 与 H、S 分量进行 HSV 逆变换产生新的 RGB 融合图像。该算法有效地增强了多光谱图像的细节信息,但是光谱特征有一定的损失。

兼顾空间分辨率与光谱特征,本文提出一种结合图像局部相似性和结构相似性特征的全色锐化算法。该算法首先采用基于 Curvelet 的插值算法<sup>[14]</sup>对低分辨多光谱图像进行放大,对放大后的多光谱图像和原始全色图像分别作相同层数的 NSCT 分解。在相应低频子带中,分别选取以待融合像素点为中心,大小为 5×5 的滑动窗口,计算窗口的局部相关系数与结构相

似性。如果局部相关系数大于结构相似性,则用全色图像的高频系数替代多光谱图像的高频系数,否则保持多光谱图像的高频系数不变。最后进行 NSCT 逆变换得到融合图像。

## 1 遥感图像全色锐化算法

全色锐化的关键在于将全色图像的细节信息尽量多地注入到多光谱图像中,增强多光谱图像的空间分辨率,同时保证多光谱图像的光谱特征<sup>[15]</sup>丢失较少。为使多光谱图像的细节信息增强同时光谱扭曲较小,本文采用局部相关系数<sup>[16]</sup>(Local Correlation Coefficients, LCCs)衡量多光谱图像与全色图像在低频部分对应局部地区存在相似的光谱特征,然后计算多光谱图像与全色图像低频系数之间的四阶相关系数<sup>[11]</sup>(Fourth-Order Correlation Coefficient, FOCC),比较局部相关系数与四阶相关系数的大小,从而决定高频融合系数的选取。

### 1.1 局部相关系数

一幅图像某一区域的像素点之间具有很大的相关性,图像的局部特征可由该区域多个像素共同来表征。将全色图像与多光谱图像融合时,如果低频部分的局部相关系数太小,说明该像素位置上地物的光谱特征差别很大,不能进行替换。反之,如果图像之间的局部相关系数较大,说明两幅图像相应局部区域存在相似的光谱特征,在多光谱图像中注入全色图像中的细节信息是合理的,且不会出现频谱严重失真<sup>[17]</sup>的情况。局部相关系数的计算公式为

$$\text{LCCs} = \frac{\sigma_{A,B}(i,j)}{\sqrt{\sigma_A(i,j)\sigma_B(i,j)}} \quad (1)$$

式中,  $\sigma_{A,B}(i,j)$  是以点  $(i,j)$  为中心,半径为 2 的图像块 A、B 的局部协方差,  $\sigma_A(i,j)$ ,  $\sigma_B(i,j)$  分别是以点  $(i,j)$  为中心,半径为 2 的图像块 A、B 的局部方差。

为了更好地将全色图像中的高频系数替换多光谱图像的高频系数,将局部相关系数与四阶相关系数进行比较从而决定高频系数是否替换。四阶相关系数是在相关系数基础上提出来的,能够较好地衡量图像之间的结构相似性<sup>[18-19]</sup>。四阶相关系数定义为

$$\text{FOCC}_{A,B} = \frac{1}{M \times N} \times \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A(i,j) - \mu_A)^2 (B(i,j) - \mu_B)^2}{\sqrt{(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A(i,j) - \mu_A)^4) (\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (B(i,j) - \mu_B)^4)}} \quad (2)$$

式中,  $A, B$  是大小相同的图像矩阵,  $\mu_A$  和  $\mu_B$  是分别表示矩阵  $A$  和  $B$  的均值,  $M, N$  表示图像矩阵的长与宽。

### 1.2 算法步骤

本文提出的全色锐化算法如图 1. 算法的具体步骤为:

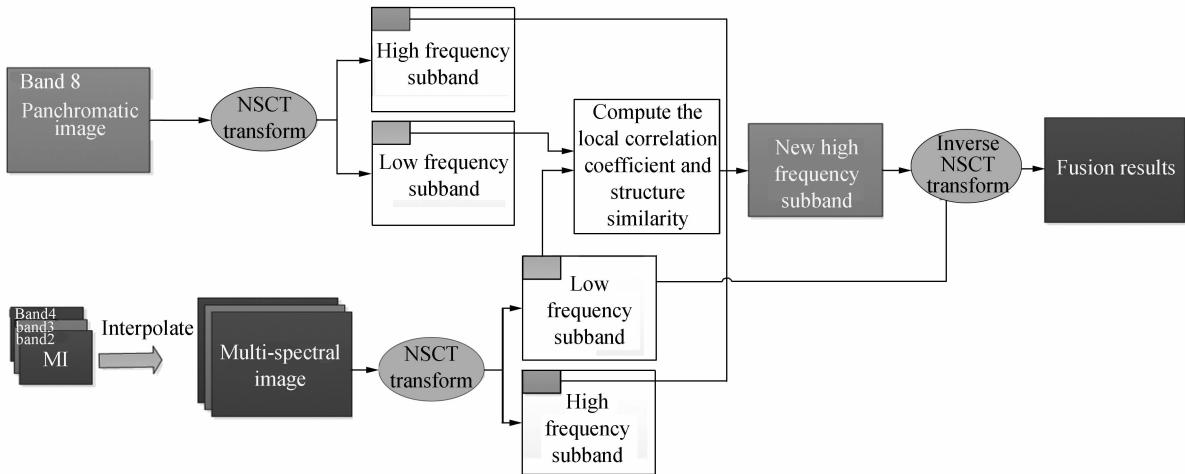


图 1 全色锐化算法示意

Fig. 1 Schematic diagram of pan-sharpening algorithm

Step1:选用 band8 作为 PI,选用 band2、3、4 作为多光谱图像  $MI_{\epsilon}$  ( $\epsilon=2,3,4$ ). 图像大小为  $M \times N$ .

Step2:对  $MI_{\epsilon}$  采用基于 Curvelet 插值方法处理后执行 NSCT 变换,得到低频系数矩阵  $MI_{\epsilon}$  和高频系数矩阵  $M_{\epsilon,l+1}^k$ . 对 PI 执行 NSCT 变换,得到低频系数矩阵  $P_1$  和高频系数矩阵  $P_{l+1}^k$ . 其中,  $l$  ( $l=1,2,3$ ) 为分解层数,  $k$  ( $k=2^l$ ) 为每一层上的方向数.

Step3:对多光谱图像和全色图像分解后的低频系

数矩阵选取以点  $(i, j)$  为中心,半径为 2 的窗口大小,其中,  $i=3,4,\dots,M-2; j=3,4,\dots,N-2$ . 计算图像块的局部相关系数 LCCs  $(i,j)$  和结构相似性 FOCC  $(i,j)$ ,如果  $LCCs(i,j) > FOCC(i,j)$ ,表示全色图像该区域与多光谱图像该区域之间的局部特征存在很大相关性,则全色图像在点  $(i, j)$  的高频系数替换多光谱图像该点的高频系数且不会产生光谱扭曲. 反之,保持多光谱图像该点的高频系数不变. 计算公式为

$$M_{\epsilon,l+1}^k(i,j) = \begin{cases} P_{l+1}^k(i,j) & \text{if } LCCs_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) > FOCC_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) \\ \text{保持不变} & \text{if } LCCs_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) \leq FOCC_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) \end{cases} \quad (3)$$

式中

$$LCCs_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) = \sigma_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) / \sqrt{\sigma_{M_{\epsilon,l}}(i,j)\sigma_{P_1}(i,j)} \quad (4)$$

$$FOCC_{M_{\epsilon,l},P_1}(i,j) = \frac{1}{5 \times 5} \times \frac{\sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j-2}^{j+2} (M_{\epsilon,l}(m,n) - \mu_{M_{\epsilon,l}})^2 (P_1(m,n) - \mu_{P_1})^2}{\sqrt{\left(\sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j-2}^{j+2} (M_{\epsilon,l}(m,n) - \mu_{M_{\epsilon,l}})^4\right) \left(\sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j-2}^{j+2} (P_1(m,n) - \mu_{P_1})^4\right)}} \quad (5)$$

式中,  $M_{\epsilon,l+1}^k(i,j)$  表示多光谱图像在点  $(i, j)$  处的第  $l+1$  层的  $k$  方向上的高频系数,  $P_{l+1}^k(i,j)$  表示 PI 在点  $(i, j)$  处的第  $l+1$  层的  $k$  方向上的高频系数.

Step4:对多光谱图像的低频系数  $M_{\epsilon,1}$  和处理后的高频系数  $M_{\epsilon,l+1}^k$  执行 NSCT 逆变换得到融合图像  $F_e$ .

Step5:将各个波段融合图像  $F_2, F_3, F_4$  在 RGB 色彩空间显示,得到最终的高分辨率多光谱图像.

## 2 实验结果与分析

为了评价本文算法的性能,选取 Landsat7 ETM+ 遥感图像进行试验. 该遥感图像有 8 个波段, band1~5 和 band7 的分辨率都是 30 m, band6 的分辨率是 60 m, band8 的分辨率是 15 m. 由于 band2~4 的频谱范围在 band8 的波谱覆盖范围内,因此使用 band8 作为原始的全色图像, band2~4 作为原始的多光谱图像. 为了评

价融合后图像的质量,实验中将多光谱波段与全色波段进行下采样,得到分辨率分别为 60 m 和 30 m 的图像,然后通过融合算法得到分辨率 30 m 的多光谱图像,最后与原始多光谱图像进行对比分析. 本文选取平均梯度 (Average Gradient, AG)、标准差 (Standard Deviation, SD)、相关系数 (Correlation Coefficient, CC) 和相对整体维数综合误差 (Erreurs Relatives Générales Adimensionnelles de Synthèse, ERGAS) 四种指标对融合结果进行客观评价. 本文低分辨率多光谱图像大小为  $128 \times 128$ ,全色图像大小为  $256 \times 256$ .

任意选取两组遥感图像进行测试,当 NSCT 分解层数不同时对融合结果的影响进行分析讨论,确定最佳的分解层数. 在实验中,设 NSCT 分解层数为 3、4、5,分解方向为 2、4、8、16. 通过对不同遥感图像在不同分解层数下测试,得到不同的融合结果,并采用客观评

价指标对融合效果进行评价,如表1、表2。由表1可知,第一组图像的评价指标表明细节信息多的图像随着层数增加,平均梯度和标准差值减小,而相对整体维数综合误差值先增大后减小,综合细节保持与光谱保持两个方面的结果可知,分解3层的融合效果较好。由表2可知,第二组图像的评价指标表明平滑图像随着层数增加,平均梯度值减小,相对整体维数综合误差值增大,图像的清晰度与光谱保持均在降低,分解3层的融合效果最好。分析可知,本文即固定分解层数为3层。

表1 第一组图像在不同分解层数下融合结果的客观指标

Table 1 Objective indicators for fused results of different decomposition level of the first set of images

Level	AG	SD	ERGAS
3	2.931 7	15.069 4	1.203 2
4	2.639 2	14.600 7	1.407 3
5	2.566 2	14.352 4	1.177 4

表2 第二组图像在不同分解层数下融合结果的客观指标

Table 2 Objective indicators for fused results of different decomposition level of the second set of images

Level	AG	SD	ERGAS
3	1.403 6	5.291 5	1.220 9
4	1.193 3	5.094 8	0.926 5
5	1.181 5	5.060 4	0.842 5

为验证本文算法的融合效果,采用两组不同Landsat数据产品类型进行试验,将本文算法与文献[12-13]的融合效果通过客观检验标准<sup>[20]</sup>进行对比,验证本文算法的正确性和优越性。

图2(a)是原始高分辨率多光谱图像;图2(b)是低分辨率多光谱图像进行基于Curvelet插值后得到的多光谱图像;图2(c)是全色图像;图2(d)为文献[12]算法的融合结果;图2(e)是文献[13]算法的融合结果;图2(f)是本文算法的融合结果。从主观方面上看,图2(d)虽然光谱信息比较好,但是从全色图像中得到的空间信息较少,视觉上比较模糊。图2(e)与图2(f)的纹理信息及边缘效果明显比图2(d)好,光谱信息保留也较好。从客观方面上看,根据图像的标准差、平均梯度、相对整体维数综合误差、相关系数这4个评价标准,对图2中的三种方法的融合结果进行仿真实验,得到表3中所列出的一系列数据。从表3可知,本文算法得到的平均梯度和标准差均优于文献[12]。虽然在某几个波段本文算法的平均梯度和标准差不如文献[13],但三个波段的平均值却是最高的,说明本文在增强多光谱图像的细节信息方面比较好,并且相对整体维数综合误差是最小的,同时相关系数的平均值也是最大,这说明本文算法在保留光谱信息方面优于对比算法。

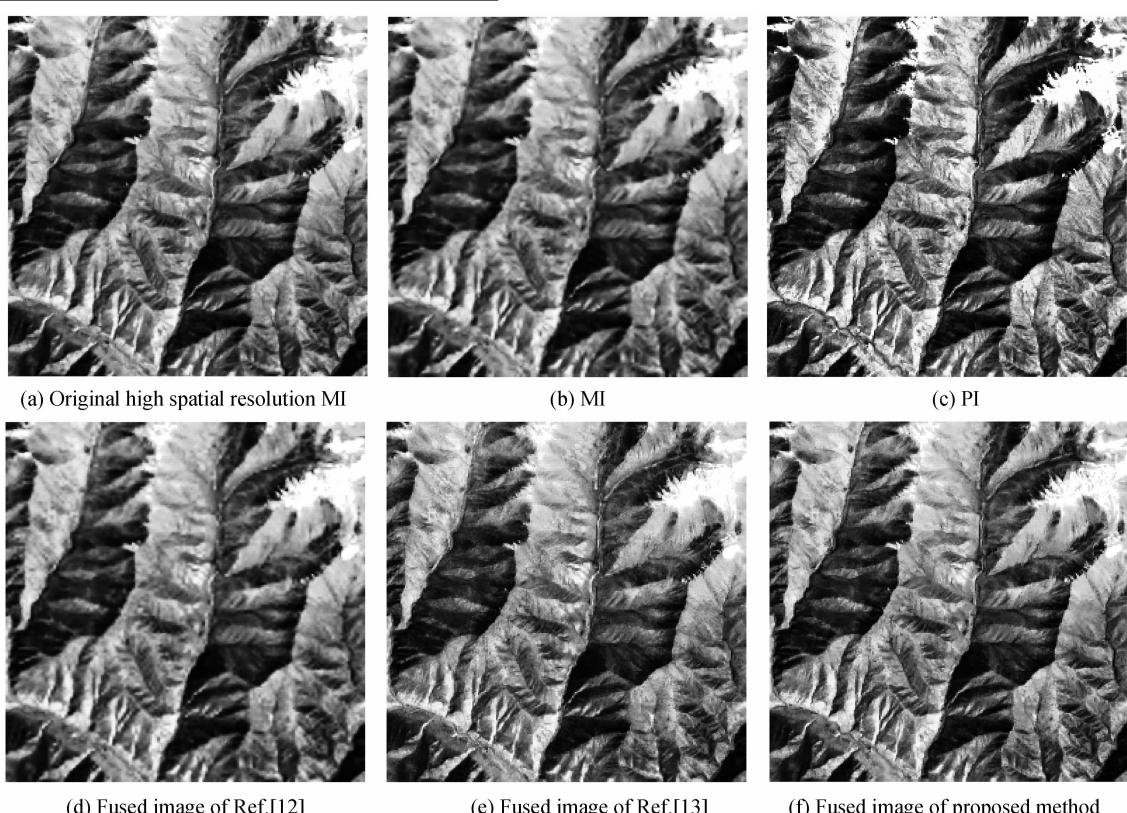


图2 GLS2005 Landsat 7 卫星图像及不同融合方法的融合图像  
Fig. 2 GLS2005 Landsat 7 satellite images and fused images of different methods

表 3 不同算法融合结果的客观指标

Table 3 Objective indicators for fused images of different algorithms

	Band	AG	SD	CC	ERGAS
Fused image of Ref. [12]	R	2.759 8	14.837 5	0.962 8	
	G	2.940 6	20.921 1	0.967 4	
	B	2.389 0	18.935 5	0.967 3	3.564 4
	AVG	2.696 5	18.231 5	0.965 8	
Fused image of Ref. [13]	R	3.155 0	15.315 9	0.982 1	
	G	3.455 5	21.598 1	0.982 6	
	B	2.854 4	19.545 8	0.985 4	3.665 9
	AVG	3.155 0	18.819 9	0.976 6	
Fused image of proposed method	R	3.398 5	15.729 3	0.977 0	
	G	3.399 0	21.274 5	0.990 1	
	B	3.087 9	19.494 0	0.989 0	2.257 8
	AVG	3.295 1	18.832 6	0.985 4	

图 3(a)是原始高分辨率多光谱图像;图 3(b)和(c)是多光谱图像与全色图像;图 3(d)为文献[12]算法的融合结果;图 3(e)是文献[13]算法的融合结果;图 3(f)是本文算法的融合结果。从主观上看,图 3(d)虽然光谱信息比较好,但是从全色图像中得到的空间信息较少,视觉上比较模糊。图 3(e)和(f)的纹理信息及边缘效果明显比图 3(d)好,但是图 3(e)引入了更多的细节信息,导致光谱扭曲较严重,图 3(f)细节信息增强的同时光谱信息也接近原始高分辨率图像。从表 4 的客观评价指标可以看出本文算法的平均梯度和标准差优

表 4 不同算法融合结果的客观指标

Table 4 Objective indicators for fused images of different algorithms

	Band	AG	SD	CC	ERGAS
Fused image of Ref. [12]	R	1.640 3	11.217 8	0.969 8	
	G	2.390 6	17.457 2	0.976 6	
	B	2.101 3	15.205 4	0.977 0	0.977 2
	AVG	2.044 0	14.626 8	0.974 5	
Fused image of Ref. [13]	R	2.028 2	12.028 1	0.967 7	
	G	3.158 3	17.765 8	0.967 8	
	B	2.973 4	15.960 1	0.963 9	4.840 6
	AVG	2.720 0	15.251 3	0.966 4	
Fused image of proposed method	R	2.376 2	11.747 0	0.953 0	
	G	2.981 6	17.737 6	0.974 5	
	B	2.768 2	15.593 7	0.971 3	1.163 0
	AVG	2.708 7	15.026 1	0.966 3	

于文献[12],而相关系数本文算法比文献[12]小 0.008 2,综合误差大 0.185 8,说明本文算法在保持较好的光谱信息的同时细节信息比文献[12]丰富。与文献[13]比较可以看出,虽然本文算法的平均梯度和标准差没有文献[13]大,但是相差并不大;而相关系数除了 R 波段比较小,其余两个波段的相关系数都比文献[13]大;而且相对整体维数综合误差比文献[13]小 3.677 6,说明在保留光谱信息方面本文算法是优于文献[13]。因此结合增强细节与光谱保留两个方面来看,本文提出的算法在一定程度上具有有效性和优越性。

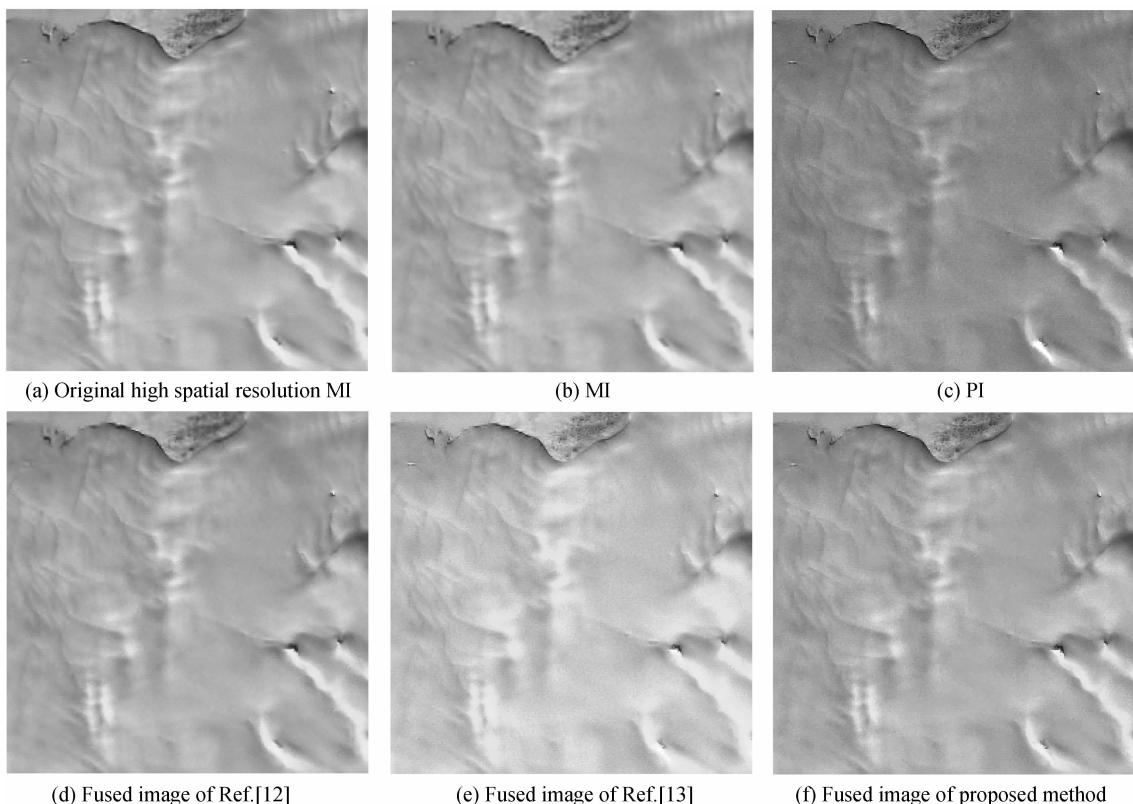


图 3 GLS2000 Landsat 7 卫星图像及不同融合方法的融合图像  
Fig. 3 GLS2000 Landsat 7 satellite images and fused images of different methods

### 3 结论

多光谱图像与全色图像融合不仅要增强多光谱图像的空间分辨率，并且光谱保持也很重要，这两个方面是矛盾的，如何权衡二者显得尤为重要。本文采用NSCT进行图像多尺度多方向分解，结合图像局部相关性与结构相似度选择融合系数，从而达到增强多光谱图像空间分辨率并保留更多光谱特征的目的。与文献[12]、文献[13]的融合结果相比，本文算法不仅提高了多光谱图像的空间分辨率，同时也较好地保留了多光谱图像的光谱特征。

#### 参考文献

- [1] 贾永红. 多源遥感影像数据融合技术[M]. 北京: 测绘出版社, 2005.
- [2] SHAH V P, YOUNAN N H, KING R L. An efficient pan-sharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(5): 1323-1335.
- [3] KHAN M M, ALPARONE L, CHANUSSOT J. Pansharpener quality assessment using the modulation transfer functions of instruments[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(11): 3880-3891.
- [4] BOVOLO F, BRUZZONE L, CAPOBIANCO L, et al. Analysis of the effects of pansharpening in change detection on VHR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, **7**(1): 53-57.
- [5] ZHANG D M, ZHANG X D. Pansharpener through proportional detail injection based on generalized relative spectral response [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, **8**(5): 978-982.
- [6] POHL C, VAN GENDEREN J L. Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1988, **19**(5): 823-854.
- [7] SHETTIGARA V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, **58**(5): 561-567.
- [8] CLICHE G, BONN F. Integration of SPOT panchromatic channel into multispectral mode for image sharpness enhancement[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1985, **51**(3): 311-316.
- [9] GILLESPIE A R, KAHLE A B, WALKER R E. Color enhancement of highly correlated images II. Channel ratio and chromaticity transformation technique [J]. *Remote Sensing Environment*, 1987, **22**(3): 343-365.
- [10] LABATE D, LIM W Q, KUTYNIOK G, et al. Sparse multidimensional representation using shearlets[C]. SPIE, 2005, **5914**: 1-9.
- [11] DA CUNHA A L, ZHOU Jian-ping, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and Applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [12] 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.
- [13] SHI Zhi, ZHANG Zhuo, YUE Yan-gang. Adaptive image fusion algorithm based on shearlet transform. [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(1): 115-120.
- [14] ZHAO Liang, HE Hong-jie, YIN Zhong-ke. Texture direction adaptive image interpolation based on curvelet transform[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2012, **23**(4): 798-804.
- [15] OUYANG L, HUANG H, LIU J, et al. A content separation image fusion approach: Toward conformity between spectral and spatial information [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(10): 3252-3263.
- [16] ZHOU Zhi-qiang, PENG Si-long, WANG Bo, et al. An optimized approach for pan-sharpening very high resolution multispectral images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, **9**(4): 735-739.
- [17] CHOI J, YU K, KIM Y. A new adaptive component-substitution based satellite image fusion by using partial replacement [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(1): 295-309.
- [18] ZHANG Jun-ping, QI Chen, TANG Wen-yan. Multi-sensor image fusion based on transferable parameters[J]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2008, **2**(1): II1096-II1099.
- [19] WANG Xiao-yan, LIU Yong, JIANG Zhi-yong. An IHS fusion method based on structural similarity [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, **26**(5): 670-676.
- [20] LIU Jun, SHAO Zhen-feng. Feature-based remote sensing image fusion quality metrics using structure similarity[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(1): 26-131.