

doi: 10.3788/gzxb20164501.0110002

# 结合 NSDTCT 和稀疏表示的遥感图像融合

殷明, 庞纪勇, 魏远远, 段普宏

(合肥工业大学 数学学院, 合肥 230009)

**摘 要:** 为了提高全色图像与多光谱图像的融合质量, 提出一种基于非下采样双树复轮廓波变换和稀疏表示的图像融合算法. 对多光谱图像进行亮度-色度-饱和度变换, 再对亮度分量和全色图像进行直方图匹配及亮度平滑滤波处理. 利用非下采样双树复轮廓波变换处理亮度分量和全色图像, 得到对应的高低频系数. 对于低频系数, 利用稀疏表示进行融合, 采用空间频率和  $l_1$  范数双指标取大的融合规则得到稀疏表示系数; 对于高频系数, 将改进的拉普拉斯能量和作为脉冲耦合神经网络的外部输入项, 提出了改进的脉冲耦合神经网络的融合策略. 最后进行非下采样双树复轮廓波逆变换和亮度-色度-饱和度逆变换得到融合结果. 实验结果表明, 该算法最大限度地保留光谱信息的同时可以提高空间分辨率, 视觉效果及客观指标均优于经典的融合算法.

**关键词:** 图像处理; 遥感图像融合; 非下采样双树复轮廓波变换; 稀疏表示; 脉冲耦合神经网络; 改进的拉普拉斯能量和

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2016)01-0110002-8

## Remote Sensing Image Fusion Based on Non-subsampled Dual-tree Complex Contourlet Transform and Sparse Representation

YIN Ming, PANG Ji-yong, WEI Yuan-yuan, DUAN Pu-hong

(School of mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** In order to improve the fusion quality of multispectral image and panchromatic image, a remote sensing image fusion algorithm was proposed based on Non-subsampled Dual-tree Complex Contourlet Transform(NSDTCT) and sparse representation. Firstly, the Intensity-Hue-Saturation(IHS) transform was applied to the multispectral image. Then, the histogram matching and smoothing filter-based intensity modulation were used to handle intensity component and panchromatic image. Secondly, the NSDTCT was employed to decompose the new intensity component and panchromatic image, and the low frequency coefficients and high frequency coefficients were obtained. For the low frequency coefficients, a fusion method based on sparse representation was presented, and the fused coefficients were obtained by combining spatial frequency with  $l_1$ -norm maximum. For the high frequency coefficients, the sum-modified Laplacian was used for the external input of Pulse Coupled Neural Network(PCNN), and a fusion method based on the theory of improved PCNN was presented. Finally, the fused image was obtained by inverse NSDTCT and inverse IHS transform. The experimental results show that the proposed algorithm can improve the spatial resolution and maintain the spectral characteristics simultaneously, and outperforms other classical fusion algorithms in terms of both the visual quality and objective evaluation.

**Key words:** Image processing; Remote sensing image fusion; Non-subsampled dual-tree complex contourlet transform; Sparse representation; Pulse coupled neural network; Sum-modified Laplacian

**基金项目:** 国家自然科学基金(No. 11172086)、安徽省自然科学基金(No. 1308085MA09)和安徽省教育厅自然科学研究重点项目(No. KJ2013A216)资助

**第一作者:** 殷明(1962-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为小波分析及图像处理. Email: ymhfut@126.com

**通讯作者:** 庞纪勇(1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为小波分析及应用、图像处理. Email: pjy\_hfut@126.com

**收稿日期:** 2015-08-10; **录用日期:** 2015-10-15

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

## 0 引言

多光谱(Multispectral, MS)图像具有丰富的光谱信息,但细节表现能力较差;全色(Panchromatic, PAN)图像能提供丰富的空间细节,但缺少光谱信息.因此,可以通过遥感图像融合技术把两者的优势结合起来,获得空间分辨率较高、光谱信息丰富的融合图像.现有的遥感图像融合方法有亮度-色度-饱和度(Intensity-Hue-Saturation, IHS)变换法<sup>[1-2]</sup>、主成分分析法<sup>[3]</sup>以及多分辨率分析法<sup>[4-5]</sup>等. IHS变换法和主成分分析法得到的融合图像存在严重的光谱失真,现已很少单独被使用.在多分辨率分析方法中,小波变换能较好地保留光谱信息,但由于传统的小波变换分解方向局限,不能实现对图像的轮廓和边缘细节的最佳表达.轮廓波变换(Contourlet Transform, CT)<sup>[6-7]</sup>克服了传统小波变换不能很好地表示图像的细节特征和方向性少的不足,具有局部性、多尺度和多方向性等性质,但由于缺乏平移不变性,容易出现虚假信息,影响视觉效果.为了克服这一缺点,文献[8]提出了非下采样轮廓波变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT),其具有平移不变性,基于NSCT域的遥感图像融合取得了良好的效果<sup>[9]</sup>,但NSCT实现过程计算效率低,运行时间较长.文献[10]将CT的方向滤波器组(Directional Filter Banks, DFB)和双树复小波变换(Dual-Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)<sup>[11]</sup>结合起来得到复轮廓波变换(Complex Contourlet Transform, CCT),与NSCT相比,CCT实现更简单,计算效率更高,但在操作中使用的是DFB,有下采样操作,一定程度上影响了遥感图像融合的效果.文献[12]将NSCT的非下采样方向滤波器组(Non-Subsampled Directional Filter Banks, NSDFB)和DTCWT结合起来得到非下采样双树复轮廓波变换(Non-Subsampled Dual-tree Complex Contourlet Transform, NSDTCT),具有CCT的所有优点且操作中使用的是NSDFB,实现过程没有采用下采样操作,因而具有平移不变性.文献[12]只将NSDTCT应用于图像去噪中,其在图像融合中的应用仍处于探索阶段.考虑遥感图像具有复杂的结构和纹理信息,本文将NSDTCT用于遥感图像融合中,由于其具有高度方向选择性、平移不变性及各向异性,所以它可以较好地描述遥感图像的边缘细节及纹理信息,获得更丰富的融合信息.

近年来,稀疏表示(Sparse Representation, SR)作为一种有效的信号和图像处理工具,成为信号和图像处理领域的研究热点,也被广泛应用于去噪、融合、超

分辨率等领域<sup>[13-16]</sup>.在遥感图像融合领域中,文献[17]提出一种结合稀疏表示和IHS变换的遥感图像融合方法,取得了不错的融合效果,但该方法一般是在单尺度下直接对源图像进行稀疏表示,虽然可以提取源图像中的显著特征,但不能多尺度地分析图像.考虑将多尺度分解与稀疏表示相结合,既具备多尺度分析图像的能力,又可以更有效、更全面地表示图像的显著特征.文献[18]将小波变换和稀疏表示相结合应用于遥感图像融合中,该方法能保持光谱信息的同时提高空间细节信息,但采用的字典是训练自然图像样本来构造的,对于结构复杂的遥感图像可能不适应.文献[19]在文献[18]的基础上进行了改进,执行了亮度平滑滤波(Smoothing Filter-based Intensity Modulation, SFIM)<sup>[20]</sup>,同时采用训练遥感图像样本来构造字典,对遥感图像具有更好的稀疏性和更强的自适应性,但该算法采用的是小波变换多尺度分解方法,缺乏方向选择性和平移不变性;另一方面,低频子带的稀疏表示系数融合规则是基于空间频率取大的规则,只是基于单个指标进行判别和选择,因此不够全面.

本文结合NSDTCT和稀疏表示的各自优点,提出一种结合NSDTCT和稀疏表示的遥感图像融合算法.由于NSDTCT分解后的低频系数是原图像的逼近信号,稀疏性较差,先对低频进行稀疏表示,再对稀疏表示系数采用空间频率和 $l_1$ 范数双指标相结合的融合规则,使用双指标更全面地判别和选择系数;各高频系数是原图像的细节,稀疏度较高,采用基于S函数的脉冲耦合神经网络(Sigmoid-function Pulse Coupled Neural Network, Sigmoid-PCNN)<sup>[21]</sup>的融合策略进行融合,并将改进的拉普拉斯能量(Sum-modified Laplacian, SML)作为Sigmoid-PCNN的外部输入项,能更好地突出系数间的相关性;最后进行NSDTCT逆变换和IHS逆变换得到融合图像.

## 1 NSDTCT原理

NSDTCT是由用于多分辨率分析的DTCWT和用于方向分析的NSDFB两部分结合而得到的一种新的变换,具体操作是先对图像进行DTCWT分解得到双树结构子带,再对每一层的6个不同方向的高频子带分别采用二维NSDFB操作,则均可得到2的整数幂次个方向子带.NSDTCT的实质是采用DTCWT中的双树分解结构代替NSCT中的非下采样金字塔滤波器结构,从而实现用6个不同方向的高频分量取代原来的1个高频分量,能捕捉原图像丰富的细节和纹理信息.NSDTCT的分解结构由图1.

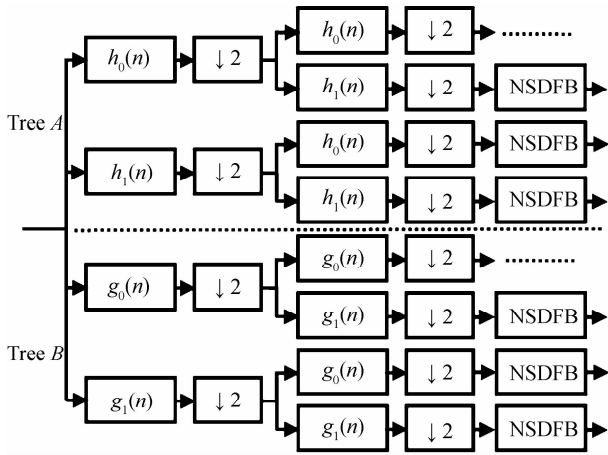


图1 NSDTCT的分解结构示意图

Fig.1 The decomposition structure of NSDTCT

## 2 图像稀疏表示理论

### 2.1 图像的稀疏表示

图像稀疏表示的基本思想是利用过完备字典的冗余性,从过完备字典中选择最佳线性组合的少数典型原子来表示图像信息,能够准确地刻画图像的内在结构与特征<sup>[22]</sup>.稀疏表示的模型可表示为

$$\arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ s. t. } \|x - D\alpha\|_2 \leq \epsilon \quad (1)$$

式中  $x \in \mathbf{R}^M$  为原始信号,  $D \in \mathbf{R}^{M \times N}$  ( $M < N$ ) 为过完备字典,  $\alpha$  为  $x$  的稀疏表示系数,  $\|\cdot\|_0$  为  $l_0$  范数,表示向量中非零元素的个数,  $\epsilon$  表示逼近误差容限且  $\epsilon \geq 0$ .

然而,当字典  $D$  冗余时,求解式(1)的优化问题转化为一个 NP-hard 问题,为解决此问题,提出了基追踪 (Basis Pursuit, BP) 算法<sup>[23]</sup>、匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 算法<sup>[24]</sup> 以及正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法<sup>[25]</sup> 等.其中,OMP 算法克服了 BP 算法复杂度高和 MP 算法原子之间不正交的问题,有较高的计算效率,而且能达到最优收敛,能满足常见的应用需求,是目前应用较广泛的一种稀疏分解方法.因此,本文利用 OMP 算法来稀疏表示图像.

### 2.2 构造过完备字典

在图像稀疏表示理论中,字典的设计是一个关键问题,字典的过完备性决定了稀疏分解系数的稀疏性,也决定了稀疏分解过程的计算复杂度.目前过完备字典大致可以分为两类<sup>[26]</sup>:第一类是通过基于解析的方法得到字典,常用的有 DCT (Discrete Cosine Transformation) 字典、曲波字典、轮廓波字典等,这些

字典结构性好,计算复杂度低,但是由于过于依赖图像的几何特征,只能对图像的一种或某些特征提供较好的稀疏表示,不能抓住具有复杂特征图像的全部结构特征.另一类是通过对本数据训练而得到的过完备字典,如文献[13]利用 KSVD 算法对自然图像进行训练来生成具有通用性的字典;也可以针对特殊图像进行训练来构造字典,如文献[19]选取与实验图像有相同传感器的遥感图像作为样本数据来构造字典.这类方法生成的字典自适应性较强,能够抓住图像的几何结构特征.因此,对于特征复杂的遥感图像,本文采用 KSVD 算法<sup>[27]</sup>对遥感图像的 NSDTCT 低频子带样本集进行训练来得到自适应字典.

## 3 结合 NSDTCT 和稀疏表示的图像融合算法

### 3.1 基本框架

图2给出了本文所提融合算法的框架图,主要实现步骤为

步骤1:对 MS 图像进行 IHS 变换,得到亮度  $I$ 、色度  $H$  及饱和度  $S$  分量;

步骤2:为减少光谱失真,对 PAN 图像进行直方图匹配,得到新的全色分量  $P'$ ;

步骤3:对分量  $P'$  和分量  $I$  执行 SFIM 操作,该操作不仅能保持光谱特性,而且能将空间细节信息注入到分量  $I$  中,于是得到新的亮度分量  $I'$ ,即

$$I' = \frac{I \cdot P'}{P'_{\text{mean}}} \quad (2)$$

式中,  $P'_{\text{mean}}$  表示对  $P'$  进行  $5 \times 5$  均值滤波;

步骤4:对新的亮度分量  $I'$  (记为 A) 和新的全色分量  $P'$  (记为 B) 分别进行 NSDTCT 分解,得到相应的低频系数  $\{L_A, L_B\}$  和 高频系数  $\{H_A, H_B\}$ ;

步骤5:对低频系数,利用基于低频样本学习的训练字典对其进行稀疏表示,并对稀疏表示系数采用空间频率和  $l_1$  范数双指标取大的融合规则,使用双指标更全面地判别和选择系数,从而得到融合低频  $L_F$ .

步骤6:对高频系数采用基于 Sigmoid-PCNN 的融合策略,并将 SML 作为 Sigmoid-PCNN 的外部输入项,更好地利用图像间的相关性,从而得到融合高频  $H_F$ .

步骤7:进行 NSDTCT 逆变换和 IHS 逆变换得到融合结果.

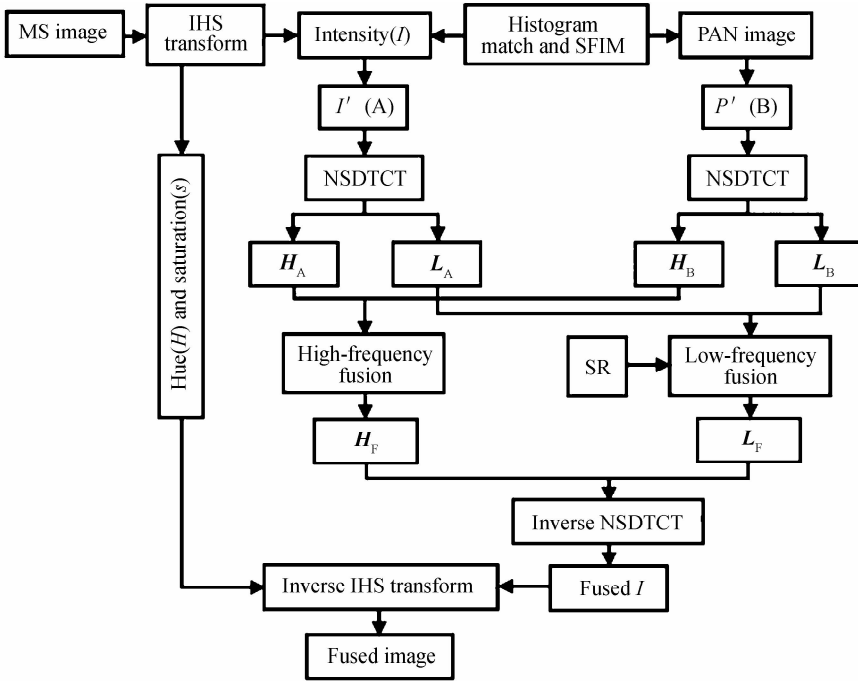


图2 图像融合算法框图  
Fig. 2 The block diagram of image fusion algorithm

### 3.2 低频融合规则

NSDTCT 分解图像得到的低频子带包含图像的大量能量信息,可认为是原图像的近似,稀疏性较差,为了得到更稀疏的系数,本文对低频子带进行稀疏表示,得到相应的稀疏表示系数.文献[17]对稀疏表示系数选用绝对值取大的融合规则,该规则只考虑单个像素的特性,并且没有利用系数间的相关性.文献[19]对稀疏表示系数采用基于空间频率取大的规则,只是基于单个指标进行判别和选择,不够全面.基于此,本文对稀疏表示系数采用空间频率和  $l_1$  范数双指标相结合的融合规则

$$\alpha_f^j = \begin{cases} \alpha_B^j, & \text{if } \|\alpha_B^j\|_1 > \|\alpha_A^j\|_1 \text{ and } SF_B^j > SF_A^j \\ \alpha_A^j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\{\alpha_A^j, \alpha_B^j\}$  分别表示低频子带  $\{L_A, L_B\}$  第  $j$  个图像块的稀疏表示系数,  $\alpha_f^j$  为相应融合后的稀疏表示系数,使用双指标能更全面地判别和选择系数.

低频融合的具体步骤为:

1) 采用滑动窗口技术对低频子带  $\{L_A, L_B\}$  进行分块,将每一个图像块转换为列向量,然后利用 OMP 算法<sup>[25]</sup>以及基于低频子带的训练字典计算出稀疏表示系数  $\{\alpha_A^j, \alpha_B^j\}$ ;

2) 分别计算低频子带  $\{L_A, L_B\}$  每个图像块对应的空间频率  $\{SF_A^j, SF_B^j\}$ ,为了更全面地判别和选择系数,对稀疏表示系数采用式(3)的融合规则进行融合,于是得到融合稀疏表示系数  $\alpha_f^j$ ;

3) 根据  $L_F^j = D\alpha_f^j$ ,从融合的稀疏系数中重构出图像块,这时低频子带中同一像素位置可能出现在多个图像块中,将所有块按其原来位置进行放置,然后对同一像素位置的像素值进行加权平均,从而得到融合的低频子带  $L_F$ .

### 3.3 高频融合规则

经 NSDTCT 变换得到的各高频子带表征图像的细节信息,对高频子带系数采用基于 Sigmoid-PCNN 的融合策略进行融合,并将 SML 作为 Sigmoid-PCNN 的外部输入项.

#### 3.3.1 Sigmoid-PCNN

PCNN 基本模型分为 3 个部分:接收域、调制域和脉冲产生器.传统 PCNN 在点火输出阶段采用的是硬限幅函数,使得输出结果不是 1 就是 0,不能反映脉冲点火幅度差异.为了描述同步脉冲响应在点火幅度上的差异,文献[21]采用一种 Sigmoid-PCNN 模型,取得了不错的效果.然而,文献[21]是将原始的拉普拉斯能量和作为 Sigmoid-PCNN 的外部输入项,但原始的拉普拉斯能量和不能很好地突出中心像素的重要性及系数间的相关性,可能导致融合效果不佳.针对传统 PCNN 和原始的拉普拉斯能量和的缺点,本文提出了 SML 作为 Sigmoid-PCNN 的外部输入项,给出了改进的 Sigmoid-PCNN 的融合策略,从而能更好地利用图像间的相关性.具体的改进 Sigmoid-PCNN 的数学表达式为

$$\begin{cases}
 \mathbf{F}_{ij}(n) = \text{SML}(i, j) \\
 \mathbf{L}_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) \mathbf{L}_{ij}(n-1) + \\
 \quad V_L \sum_{ab} \mathbf{W}_{ij,ab} \mathbf{Y}_{ij,ab}(n-1) \\
 \mathbf{U}_{ij}(n) = \mathbf{F}_{ij}(n) * (1 + \beta \mathbf{L}_{ij}(n)) \\
 \mathbf{\theta}_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \mathbf{\theta}_{ij}(n-1) + V_\theta \mathbf{Y}_{ij}(n-1) \quad (4) \\
 \mathbf{X}_{ij}(n) = \frac{1}{1 + e^{\theta_{ij}(n) - U_{ij}(n)}} \\
 \mathbf{Y}_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{X}_{ij}(n) > 0.5 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\
 \mathbf{T}_{ij}(n) = \mathbf{T}_{ij}(n-1) + \mathbf{X}_{ij}(n)
 \end{cases}$$

式中,  $i, j$  表示系数空间位置坐标  $(i, j)$ ,  $n$  是迭代次数,  $\mathbf{X}_{ij}(n)$  是经过软限幅 Sigmoid 函数得到的点火输出幅度,  $\mathbf{Y}_{ij}(n) = 1$  时称为一次点火,  $\mathbf{T}_{ij}(n)$  是脉冲点火输出幅度总和,  $\text{SML}(i, j)$  表示系数在  $(i, j)$  的 SML.

### 3.3.2 外部输入项 SML

改进的拉普拉斯(Modified Laplacian, ML) 定义为  $\text{ML}(i, j) = |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i - \text{step}, j)| + |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i + \text{step}, j)| + |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i, j - \text{step})| + |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i, j + \text{step})| + S + T$   
 $S = 0.7 \{ |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i - \text{step}, j - \text{step})| + |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i + \text{step}, j + \text{step})| \}$   
 $T = 0.7 \{ |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i + \text{step}, j - \text{step})| + |\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{I}(i - \text{step}, j + \text{step})| \}$  (5)

式中,  $\mathbf{I}(i, j)$  表示图像在  $(i, j)$  处的系数,  $\text{step}$  表示系数间的可变间距, 本文设  $\text{step} = 1$ . ML 不仅考虑到区域中心像素对上下、左右领域点的相关性, 而且还增加了与对角方向系数间的相关性, 同时在 8 个方向上, 由于各像素与中心像素点的距离不同, ML 贡献权值也不同, 上下、左右领域点距离中心像素点近, 设定对 ML 贡献权值为 1; 而对角方向领域点距离中心像素点相对较远, 相应的 ML 贡献权值设为 0.7.

SML 定义为

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

式中,  $P, Q$  表示以  $(i, j)$  为中心的局部区域窗口大小为  $(2P+1) \times (2Q+1)$ , 本文采用  $3 \times 3$  的窗口,  $\omega(a, b)$  为对应的窗口函数, 为有效突出窗口中心像素及其变化边界, 本文取

$$\omega(a, b) = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

### 3.3.3 高频融合的具体步骤

基于 Sigmoid-PCNN 的高频融合具体步骤如下:

1) 按式(6)分别计算高频子带系数的  $\text{SML}^A(i, j)$  和  $\text{SML}^B(i, j)$ ;

2) 用  $\text{SML}^A(i, j)$  和  $\text{SML}^B(i, j)$  分别作为外部输入项激励 Sigmoid-PCNN, 当  $n = N$  时, 迭代停止, 由式(4)得到脉冲点火输出幅度总和  $\mathbf{T}_{ij}^A(N)$ 、 $\mathbf{T}_{ij}^B(N)$ ;

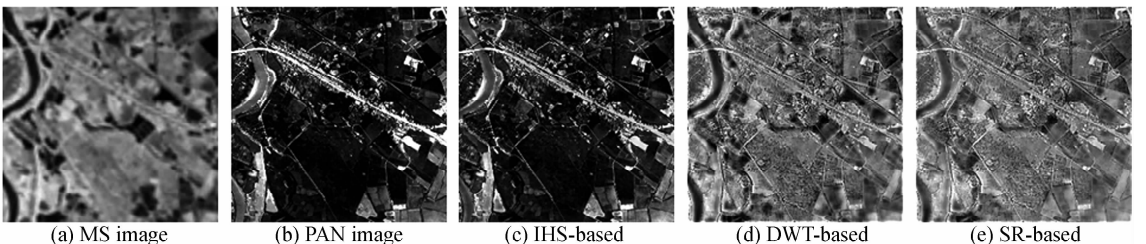
3) 根据点火输出幅度总和的大小对系数  $\mathbf{H}_A$  和  $\mathbf{H}_B$  进行融合, 从而得到融合系数  $\mathbf{H}_F$ :

$$\mathbf{H}_F(i, j) = \begin{cases} \mathbf{H}_A(i, j), & \text{if } \mathbf{T}_{ij}^A(N) \geq \mathbf{T}_{ij}^B(N) \\ \mathbf{H}_B(i, j), & \text{if } \mathbf{T}_{ij}^A(N) < \mathbf{T}_{ij}^B(N) \end{cases} \quad (7)$$

## 4 融合实验与性能分析

为了验证本文所提融合算法的有效性, 针对遥感图像进行了两组融合实验. 第一组待融合图像分别为 4m 分辨率的 IKONOS 多光谱图像和 1m 分辨率的 IKONOS 全色图像, 如图 3(a)、(b). 第二组待融合图像分别为 30m 分辨率的 Landsat TM 多光谱图像和 10m 分辨率的 SPOT 全色图像, 如图 4(a)、(b). 图像大小均为  $256 \times 256$ . 并将本文算法与其他 7 种融合算法进行了比较. 前 5 种算法分别为基于 IHS 的融合算法<sup>[1]</sup>、基于 DWT 的融合算法<sup>[4]</sup>、基于 SR 的融合算法<sup>[17]</sup>、文献[18]的基于 DWT 和 SR 的融合算法以及文献[19]的基于 DWT 和 SR 的融合算法(分别记为 IHS-based、DWT-based、SR-based、DWT+SR1-based 以及 DWT+SR2-based). 后 2 种算法分别为空域直接学习字典结合本文所提稀疏表示融合规则的融合算法以及 NSCT 和本文所提高低频融合规则相结合的融合算法.(分别记为 SR3-based 以及 NSCT+SR3-based). 实验中, NSCT 和 NSDTCT 的分解参数均为  $\{2, 3, 3, 4\}$ , 图像分块的大小为  $8 \times 8$ , 字典大小为  $64 \times 256$ , 所用 PCNN 的参数设置为

$a \times b = 3 \times 3, N = 200, \alpha_L = 1.0, \alpha_\theta = 0.2, \beta = 3, V_L = 1.0, V_\theta = 20, \mathbf{W} = [0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 0 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707]$ . 实验环境为 MATLAB R2012a, Intel Core i3-2350M, 2.3 GHz CPU, 2 G 内存, Win7 操作系统. 图 3~4 给出了两组源图像及通过不同方法得到的融合结果.



(a) MS image

(b) PAN image

(c) IHS-based

(d) DWT-based

(e) SR-based

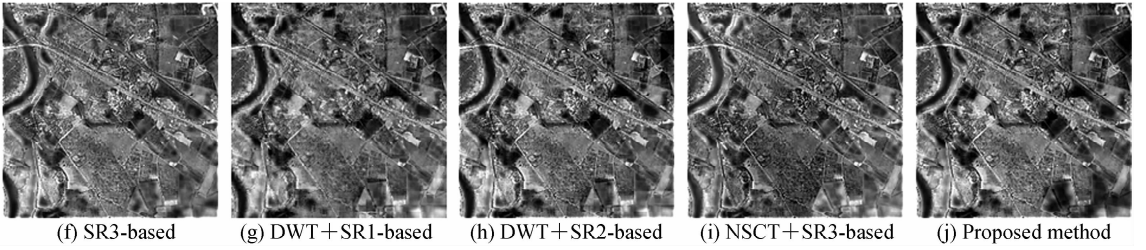


图3 第一组源图像及融合结果  
Fig. 3 The first group of original images and fusion results

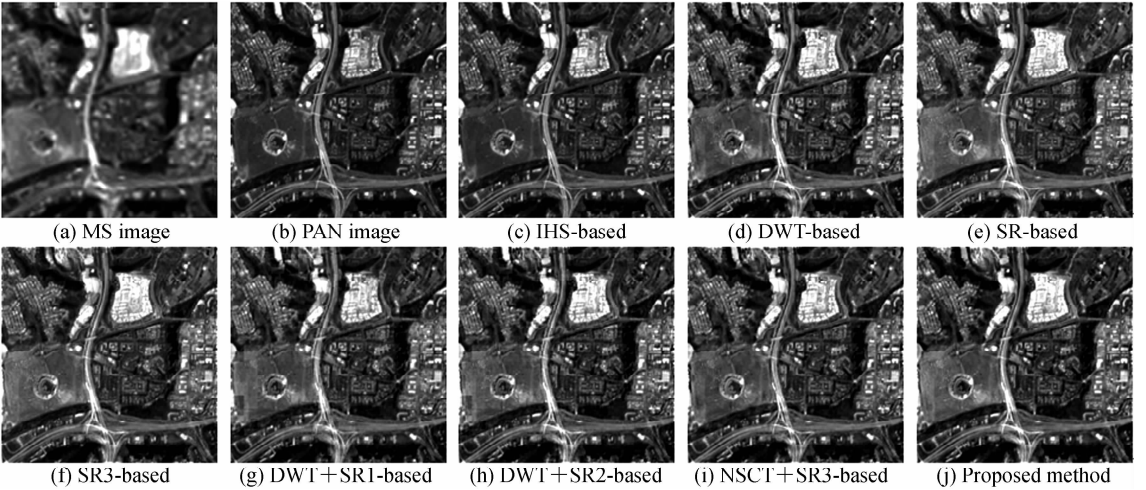


图4 第二组源图像及融合结果  
Fig. 4 The second group of original images and fusion results

从图3~4可以看出, IHS-based的融合图像有较明显的光谱失真现象. DWT-based的融合图像空间细节信息丰富, 光谱失真较小, 与原多光谱图像相比, 图像色调偏浅, 仍有一定程度的光谱失真. SR-based的融合图像空间细节比较模糊, 也存在光谱失真现象, 图像色调偏浅. SR3-based的融合结果与SR-based的融合结果类似, 较SR-based的融合图像更清晰, 仍有一定程度的光谱失真. DWT+SR1-based和DWT+SR2-based的融合图像空间细节信息比较清晰, 均能较好地保留多光谱图像的光谱信息, 但融合图像在边缘轮廓等细节表现方面还有待改进. NSCT+SR3-based的融合图像也存在光谱失真现象. 而本文融合结果与原多光谱图像色调最接近, 光谱失真最小, 空间细节信息也接近于全色图像, 相比其他7种算法, 融合图像更清晰, 视觉效果更好.

为了更客观地评价融合效果, 本文采用标准差(Standard Deviation, SD)、平均梯度(Average gradient, AG)、信息熵(Information Entropy, IE)、相关系数(Correlation Coefficient, CC)和光谱扭曲度(Degree of Distortion, DD)作为客观评价指标. 各指标计算公式为

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\mathbf{F}(i, j) - \bar{\mathbf{F}})^2} \quad (8)$$

式中,  $M, N$ 表示图像的大小,  $\mathbf{F}(i, j)$ 表示图像在 $(i, j)$ 处的像素值,  $\bar{\mathbf{F}}$ 为其均值. SD越大, 图像灰度级分布越分散.

AG定义为

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \left[ \frac{\Delta x \mathbf{F}(i, j)^2 + \Delta y \mathbf{F}(i, j)^2}{2} \right]^+ \quad (9)$$

式中,  $\Delta x \mathbf{F}(i, j)$ 、 $\Delta y \mathbf{F}(i, j)$ 分别表示 $\mathbf{F}(i, j)$ 在 $x, y$ 方向上的一阶差分. AG与图像的清晰度相关, 其值越大, 图层次越多, 也就越清晰.

IE定义为

$$IE = - \sum_{i=1}^{255} p_i \log_2 p_i \quad (10)$$

式中,  $p_i$ 表示图像像素灰度值为 $i$ 的概率. IE反映图像所包含的信息量, 其值越大, 融合图像所含的信息越多, 融合质量越好.

CC定义为

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\mathbf{I}(i, j) - \bar{\mathbf{I}}][\mathbf{F}(i, j) - \bar{\mathbf{F}}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\mathbf{I}(i, j) - \bar{\mathbf{I}}]^2 \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\mathbf{F}(i, j) - \bar{\mathbf{F}}]^2}} \quad (11)$$

式中,  $\bar{\mathbf{I}}$ 和 $\bar{\mathbf{F}}$ 分别表示原多光谱图像和融合图像的均值. CC反映了融合图像与原多光谱图像的相关程度, 其值越大, 融合图像的光谱信息改变程度越小.

DD 定义为

$$DD = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} |F(i, j) - I(i, j)| \quad (12)$$

DD 直接反映融合图像较原多光谱图像的光谱失真程度,其值越小,融合图像的光谱信息丢失越少,融合效果越好.

表 1 和 2 给出了两组遥感图像上述几种融合方法的客观评价结果.可以看出,IHS-based 的融合结果在 SD 和 AG 指标上较好,但在 IE、CC 和 DD 指标上较差,说明融合图像丢失了多光谱图像的光谱信息,有较明显的光谱失真现象. DWT-based 的融合方法利用小波变换的多尺度特性,得到较高的 SD、AG 和 IE,但是在 CC 和 DD 指标上还有待完善. SR-based 和 SR3-based 的融合方法都是在空域单独采用稀疏表示进行融合,两者相比较而言,SR3-based 的融合结果在 SD、AG、IE、CC 和 DD 指标上均优于 SR-based 的融合结果. DWT+SR1-based、DWT+SR2-based 和 NSCT+SR3-based 的融合方法都结合了多尺度分解和稀疏表示理论,三者相比较而言,NSCT+SR3-based 的融合结果在 CC 和 DD 指标上较差,有较明显的光谱失真现象;DWT+SR1-based 的融合方法结合了 DWT 和稀疏表示,在 CC 和 DD 指标上有所改善,但 SD、AG 和 IE 相对较低;而 DWT+SR2-based 的融合方法在

DWT+SR1-based 的基础上进行了改进,执行了 SFIM 操作,同时采用训练遥感图像样本来构造字典,得到了较好的融合评价指标,但该算法采用的是 DWT 多尺度分解方法,缺乏方向选择性和平移不变性,另一方面,低频子带的稀疏表示系数采用基于空间频率取大的融合规则,只是基于单个指标进行判别和选择,不够全面.本文方法是对上述方法的改进,用 NSDTCT 替换 DWT,并对低频子带的稀疏表示系数采用空间频率和  $l_1$  范数双指标相结合的融合规则,对高频子带引入 Sigmoid-PCNN 的融合技术,通过多组实验证明,本文方法在各项客观评价指标上均具有较好的表现,与其他 7 种方法相比,具有最高的 SD、AG、IE、CC 和最低的 DD,说明本文融合结果既提高了空间分辨率又保留了丰富的光谱信息.

另外,表 1 和 2 也给出本文各算法的运行时间,由于 SR 分解耗时较大,所以基于 SR 算法的运行时间高于传统算法.本文算法结合 NSDTCT 和 SR,其运行时间优于 NSCT+SR3-based、SR-based 和 SR3-based 算法.与 DWT+SR1-based 和 DWT+SR2-based 算法相比,虽然本文算法运行时间较长,但能较好地保持图像的光谱特征和空间细节信息,更有利于图像的分类和目标识别等后续处理.

表 1 第一组源图像融合结果的性能比较

Table 1 Performance comparison of fusion results using the first group images

Methods	SD	AG	IE	CC	DD	Run time/s
IHS-based <sup>[1]</sup>	51.6407	26.9083	7.1067	0.3682	64.6886	0.5957
DWT-based <sup>[4]</sup>	51.9297	28.0274	7.5737	0.7347	25.9034	6.4674
SR-based <sup>[17]</sup>	50.0847	26.8526	7.4827	0.6978	27.2135	96.8218
SR3-based	51.2787	27.4358	7.5303	0.7519	24.4380	198.0539
DWT+SR1-based <sup>[18]</sup>	50.9983	25.0243	7.5610	0.7690	23.7598	10.4172
DWT+SR2-based <sup>[19]</sup>	53.8578	28.2109	7.6044	0.7694	23.3725	20.6032
NSCT+SR3-based	52.4987	27.9633	7.5672	0.6133	32.2804	204.7786
Proposed method	53.9621	28.3439	7.6131	0.8081	21.9790	83.0639

表 2 第二组源图像融合结果的性能比较

Table 2 Performance comparison of fusion results using the second group images

Methods	SD	AG	IE	CC	DD	Run time/s
IHS-based <sup>[1]</sup>	46.6261	13.2568	7.3951	0.7147	26.6638	0.5007
DWT-based <sup>[4]</sup>	52.7219	15.8108	7.5913	0.8292	21.2637	6.5305
SR-based <sup>[17]</sup>	52.0614	14.6489	7.5687	0.8160	21.6331	103.3617
SR3-based	52.7510	15.3689	7.5735	0.8207	21.3202	205.4549
DWT+SR1-based <sup>[18]</sup>	51.9571	15.0311	7.5840	0.8211	21.1874	10.3794
DWT+SR2-based <sup>[19]</sup>	54.5061	15.8512	7.6045	0.8466	20.1473	20.5528
NSCT+SR3-based	52.1246	15.7405	7.5888	0.7729	23.7677	210.0406
Proposed method	55.7337	15.9092	7.6313	0.8707	19.4552	83.7769

## 5 结论

本文提出一种结合 NSDTCT 和稀疏表示的遥感图像融合算法,并根据各子带的特点选择不同的融合

规则,对低频子带利用基于样本学习的训练字典对其进行稀疏表示,再对稀疏表示系数采用空间频率和  $l_1$  范数双指标相结合的融合规则,使用双指标更全面地判别和选择系数;对高频子带采用基于 Sigmoid-PCNN

的融合策略,并将 SML 作为 Sigmoid-PCNN 的外部输入项,更好地利用图像间的相关性.实验结果显示,本文算法能够在遥感图像融合上达到较好的客观指标和视觉效果,获得的融合图像既具有较高空间分辨率又具有丰富光谱特性.

#### 参考文献

- [1] CHOI M. A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**(6): 1672-1682.
- [2] RAHMANI S, STRAIT M, MERKURJEV D, et al. An adaptive IHS pan-sharpening method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, **7**(4): 746-750.
- [3] YANG W, WANG J, GUO J, et al. A novel algorithm for satellite images fusion based on compressed sensing and PCA[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, (3): 206-226.
- [4] WU J, HUANG H L, QIU Y, et al. Remote sensing image fusion based on average gradient of wavelet transform[C]. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2005, **4**: 1817-1821.
- [5] AMOLINS K, ZHANG Y, DARE P. Wavelet based image fusion techniques—An introduction, review and comparison[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, **62**(4): 249-263.
- [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] SONG Meng-xin, GUO Ping. A combinatorial optimization method for remote sensing image fusion with contourlet and HSI transform[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, **24**(1): 83-88.  
宋梦馨,郭平.结合 Contourlet 和 HSI 变换的组合优化遥感图像融合方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, **24**(1): 83-88.
- [8] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [9] LIU Hui, ZHOU Ke-fa, WANG Jin-lin, et al. Remote sensing image fusion based on an improved NSCT and IHS transformation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, **19**(2): 322-327.  
刘慧,周可法,王金林,等.改进 NSCT 和 IHS 变换相结合的遥感影像融合[J]. *中国图象图形学报*, 2014, **19**(2): 322-327.
- [10] WU Yi-quan, SHEN Yi, YIN Jun. Remote sensing image fusion based on improved gradient projection NMF and complex contourlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, **43**(5): 0510001.  
吴一全,沈毅,殷骏.基于改进梯度投影 NMF 和复 Contourlet 变换的遥感图像融合[J]. *光子学报*, 2014, **43**(5): 0510001.
- [11] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, **22**(6): 123-151.
- [12] YIN M, LIU W, ZHAO X, et al. Image denoising using trivariate prior model in nonsubsampling dual-tree complex contourlet transform domain and non-local means filter in spatial domain[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, **124**(24): 6896-6904.
- [13] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, **24**: 147-164.
- [14] LIU Ting, CHENG Jian. Remote sensing image fusion based on training dictionary [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, **49**(19): 135-140.  
刘婷,程建.基于训练字典的遥感图像融合[J]. *计算机工程与应用*, 2013, **49**(19): 135-140.
- [15] LIU Ting, CHENG Jian. Remote sensing image fusion with wavelet transform and sparse representation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, **18**(8): 1045-1053.  
刘婷,程建.小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合[J]. *中国图象图形学报*, 2013, **18**(8): 1045-1053.
- [16] YIN H T, LI S T, FANG L Y. Simultaneous image fusion and super-resolution using sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2013, **14**(3): 229-240.
- [17] HU J W, LI S T, YANG B. Remote sensing image fusion based on IHS transform and sparse representation [C]. Proceedings of the 2010 Chinese Conference on Pattern Recognition (CCPR), 2010: 1-4.
- [18] LIU Y, WANG Z F. A practical pan-sharpening method with wavelet transform and sparse representation[C]. Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), 2013: 288-293.
- [19] CHENG J, LIU H J, LIU T, et al. Remote sensing image fusion via wavelet transform and sparse representation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, **104**: 158-173.
- [20] LIU J G. Smoothing filter-based intensity modulation: a spectral preserve image fusion technique for improving spatial details[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(18): 3461-3472.
- [21] LIAO Yong, HUANG Wen-long, SHANG Lin, et al. Image fusion based on Shearlet and improved PCNN[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, **50**(2): 142-146.  
廖勇,黄文龙,尚琳,等. Shearlet 与改进 PCNN 相结合的图像融合[J]. *计算机工程与应用*, 2014, **50**(2): 142-146.
- [22] YANG B, LI S T. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, **59**(4): 884-892.
- [23] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, **43**(1): 129-159.
- [24] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, **41**(12): 3397-3415.
- [25] LI S T, YIN H T, FANG L Y. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(9): 4779-4789.
- [26] RUBINSTEIN R, ZIBULEVSKY M, ELAD M. Double sparsity: learning sparse dictionaries for sparse signal approximation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **58**(2): 1553-1564.
- [27] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4311-4322.