

基于边缘增强与光谱特性保持的 Pan-sharpening 融合模型

陈超迁¹ 孟勇¹ 杨平吕¹ 罗其祥¹ 周则明¹

摘要 为生成兼具高光谱质量与高空间质量的融合图像, 本文提出了一种新的 Pan-sharpening 变分融合模型. 通过拟合退化后的全色 (Panchromatic, Pan) 波段图像与低分辨率多光谱 (Multispectral, MS) 波段图像间的线性关系得到各波段 MS 图像的权重系数, 计算从 Pan 图像抽取的空间细节; 基于全色波段图像的梯度定义加权函数, 增强了图像的强梯度边缘并对因噪声而引入的虚假边缘进行了抑制, 有效地保持了全色波段图像中目标的几何结构; 基于 MS 波段传感器的调制传输函数定义低通滤波器, 自适应地限制注入空间细节的数量, 显著降低了融合 MS 图像的光谱失真; 针对 Pan-sharpening 模型的不适定性问题, 引入 L1 正则化能量项, 保证了数值解的稳定性. 采用 Split Bregman 数值方法求解能量泛函的最优解, 提高了算法的计算效率. QuickBird、IKONOS 和 GeoEye-1 数据集上的实验结果表明, 模型的综合融合性能优于 MTF-CON、AWLP、SparseFI、TVR 和 MTF-Variational 等算法.

关键词 全色与多光谱图像融合, 变分方法, 调制传输函数, 边缘增强

引用格式 陈超迁, 孟勇, 杨平吕, 罗其祥, 周则明. 基于边缘增强与光谱特性保持的 Pan-sharpening 融合模型, 2019, 45(2): 374–387

DOI 10.16383/j.aas.2018.c170243

Pan-sharpening Model on Account of Edge Enhancement and Spectral Signature Preservation

CHEN Chao-Qian¹ MENG Yong¹ YANG Ping-Lv¹ LUO Qi-Xiang¹ ZHOU Ze-Ming¹

Abstract In order to provide a multispectral (MS) image with both high spectral and spatial qualities, a novel pan-sharpening model is proposed based on the variational method. The weight coefficients of MS bands are obtained by linear regression of the degraded panchromatic (Pan) and the original MS images. After that the spatial details are extracted from the Pan image and are injected into the MS image. The weight function is defined to enhance the strong edges with the gradient of the Pan image and suppress the false edges caused by image noise, so as to reserve the geometrics structure of the Pan image effectively. A low-pass filter is developed with the modulation transfer function (MTF) of the multispectral band sensors, which restrains the number of spatial details merged into MS images adaptively and reduces the spectral distortion of fused MS images. To deal with the ill-posed problem formulated by fusion operation, the L1 regularization term is introduced into the variational framework to ensure the stability of the numerical solution. The split Bregman method, which can improve computational efficiency, is used to acquire the optimization solution of the energy functional. The experimental results on QuickBird/IKONOS/GeoEye-1 datasets demonstrate that the proposed model can achieve competitive fusion performances in comparison with MTF-CON, AWLP, SparseFI, TVR and MTF-Variational methods.

Key words Pan-sharpening, variational method, modulation transfer function (MTF), edge enhancement

Citation Chen Chao-Qian, Meng Yong, Yang Ping-Lv, Luo Qi-Xiang, Zhou Ze-Ming. Pan-sharpening model on account of edge enhancement and spectral signature preservation. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(2): 374–387

在遥感应用领域, 不同传感器采集的数据在

空间和光谱分辨率等方面存在着较大的差异. 如高分辨率对地观测卫星 QuickBird、IKONOS 及 GeoEye-1 提供了 4 个多光谱 (Multispectral, MS) 波段和 1 个全色 (Panchromatic, Pan) 波段, 其中 MS 图像光谱信息丰富, 空间分辨率较低, 而 Pan 图像空间细节表现力好, 光谱信息却比较单一. 为提高 MS 图像的空间分辨率, 常采用全色锐化 (Pan-sharpening) 方法将 Pan 波段图像中的空间细节注入到 MS 波段图像^[1]. 如果在各个 MS 波段中注入同样的空间细节, 融合图像将不可避免地产生光谱失真现象. 为更有效地保持融合图像的光谱特性,

收稿日期 2017-05-06 录用日期 2017-09-23
Manuscript received May 6, 2017; accepted September 23, 2017
国家自然科学基金 (61473310, 41174164), 公益性行业 (气象) 科研专项 (GYHY201306068) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61473310, 41174164), China Research and Development Special Fund for Public Welfare Industry (Meteorology) (GYHY201306068)
本文责任编辑 贾云得
Recommended by Associate Editor JIA Yun-De
1. 国防科技大学气象海洋学院 南京 211101
1. Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Nanjing 211101

需要对空间细节的注入方式进行进一步的研究。

现有的 Pan-sharpening 方法主要分为 4 类^[2]: 分量替换法 (Component substitution, CS)、多分辨率分析法 (Multi-resolution analysis, MRA)、基于稀疏表示的图像融合方法和基于变分 PDE 的图像融合方法。分量替换法由图像增强算法发展而来, 代表性算法有亮度-色调-饱和度变换法 (Intensity-Hue-Saturation, IHS)^[3-4] 与主成分分析法 (Principal component analysis, PCA)^[5-6]。Leung 等^[7] 在传统 IHS 算法的基础上提出了一种自适应的 Adaptive IHS 融合算法, 通过定义权重矩阵控制注入 MS 图像的空间细节, 有效降低了融合图像的光谱失真程度。Shah 等^[8] 提出了改进的 PCA 融合算法, 根据交叉相关性自适应地选择需要替换的主分量, 融合性能优于传统的 PCA 方法。考虑到传感器的调制传输函数 (Modulation transfer function, MTF) 在遥感图像成像过程中的重要性, Vivone 等^[9] 在 MTF-CON 模型中基于 MTF 构造高通滤波器提取 Pan 图像中的空间信息, 然后通过 Brovy 变换将其注入 MS 图像中, MS 图像的光谱信息得到有效保持。多分辨率分析法针对遥感图像在多个分辨率下的不同特征构建相应的融合规则, 有效利用了图像中的低频信息与高频信息, 主要分为基于拉普拉斯金字塔的融合^[10-11] 与基于小波变换的融合^[12-13] 两类。苗启广等^[14] 对传统的拉普拉斯融合算法进行了改进, 在图像重构过程中采用了新的算法, 有效抑制了图像噪声。Otazu 等^[15] 提出了 AWLP (Additive wavelet luminance proportional) 融合算法, 基于多孔小波从 Pan 波段图像中获取小波面即高频信息, 再根据 MS 各波段图像所占的亮度比例注入空间细节, 在 2006 年的融合算法竞赛中展现出了良好的性能。基于稀疏表示的图像融合为了使融合图像最大程度得保持 MS 图像的光谱信息和 Pan 图像的空间信息, 融合需要寻找图像的最优表示字典^[16-18], Li 等^[19] 从压缩感知理论出发, 将图像融合转化为稀疏信号的恢复问题, 通过 BP (Basis pursuit) 算法求解稀疏系数并进而重构融合图像。Jiang 等^[20] 在此基础上构建了低分辨率 MS 图像与高分辨率 Pan 图像混合字典, 降低了计算的复杂度。Li 等^[21] 提出了一种新的稀疏表示策略, 该模型能够在不需要训练集的情况下构建高分辨率 MS 图像字典, 提高了模型的实用性。为获取高质量的融合目标, Zhu 等^[22] 提出的 SparseFI 融合算法基于源图像中的 Pan 图像与其对应的下采样图像组成联合字典, 生成的融合图像较为清晰, 且光谱失真较小。近年来, 变分方法应用于图像融合, 取得了显著的成果, Socolinsky 等^[23] 提出了多通道图像对比度模型, 通过能量泛函最小化获取增强后的融合图像。

马宁等^[24] 在对比度模型的基础上构造了一个改进的能量泛函, 生成的融合图像具有更高的对比度。周雨薇等^[25] 提出了一种基于 MTF 的变分融合模型 (MTF-Variational), 根据 MTF 构建 MS 波段图像的低通滤波器以保持光谱信息, 基于 Laplacian 高通滤波器抽取 Pan 图像中的空间细节, 在提高融合图像空间质量的同时, 有效地保持了 MS 图像的高光谱分辨率。Palsson 等^[26] 假设 Pan 图像为各波段融合图像的线性组合, 在变分框架中引入全变差正则化项 (Total variation regularization, TVR), 通过数值计算方法生成融合后的 MS 图像。Zhou 等^[27] 将 GIHS 模型引入变分框架, 通过 MTF 限制了各波段注入的空间信息, 有效降低了融合图像的光谱失真。

融合图像常应用于目视解译和地物分类, 因此, 需要生成兼具高空间对比度和高光谱分辨率的融合产品。本文提出一种基于边缘增强与光谱特性保持的变分融合模型, 能量泛函由 4 项组成。基于 Pan 与 MS 波段图像间的线性组合关系定义细节注入能量项, 通过拟合退化后的 Pan 图像与 MS 图像间的线性关系得到各波段的权重系数; 为提升融合图像的目视解译效果, 基于梯度加权函数定义边缘增强项, 有效地保持了全色波段图像中感兴趣目标的几何结构, 显著提高了图像的对比度; 为降低融合图像的光谱失真, 基于 MS 波段传感器的 MTF 定义光谱保真能量项, 根据各波段图像的特性自适应地注入空间细节; 为解决 Pan-sharpening 模型的不适定性问题, 在变分框架中引入了 L1 正则化项, 保证了数值解的稳定性, 与 TV 正则化相比, L1 正则化的稀疏性能能够更有效地保持融合图像的边缘。

1 融合模型

1.1 能量泛函

高分辨率 Pan 波段图像和融合后的各波段图像有如下的线性关系:

$$I_{\text{pan}} = \alpha_1 R + \alpha_2 G + \alpha_3 B + \alpha_4 NIR = \sum_{i=1}^4 \alpha_i f_i \quad (1)$$

式中, R, G, B 和 NIR 分别代表融合后的红、绿、蓝和近红外波段图像, α_i 为 4 个波段的权重系数, f_i 为第 i 波段的融合图像。假设退化到 MS 图像分辨率后的 Pan 图像与低分辨率 MS 各波段图像间的线性关系保持不变, 权重系数 α_i 可通过下式计算:

$$I_{\text{pan}}^* = \sum_{i=1}^4 \alpha_i M_i \quad (2)$$

式中, I_{pan}^* 是 Pan 图像经 MTF 设计的低通滤

波器滤波并下采样至 MS 波段分辨率后的退化图像, M_i 为第 i 波段的 MS 图像. 表 1 给出了 IKONOS、QuickBird 和 GeoEye-1 数据集拟合后的各波段权重系数.

表 1 IKONOS、QuickBird 和 GeoEye-1 中的权重系数
Table 1 The Weight coefficient of IKONOS, QuickBird, and GeoEye-1

	α_1	α_2	α_3	α_4
IKONOS	0.4099	-0.0436	0.1154	0.4832
QUICKBIRD	0.2361	0.1593	-0.0143	0.6238
GeoEye-1	0.3787	0.1248	0.2304	0.2886

细节注入项定义如下:

$$E_{\text{details}}(f_i) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j \right)^2 dx \quad (3)$$

其中, Ω 为图像域. 极小化式 (3) 定义的能量泛函, 有 $I_{\text{pan}} = \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j$, 即 Pan 波段的细节成分被注入到多光谱波段图像之中. 然而, 由于 f_i 与 f_j 耦合 ($i \neq j$), 为了得到 $f_i, i = 1, 2, 3, 4$ 的最优解, 还需要在泛函框架中增加约束条件. 细节注入项从整体上提高了 MS 图像的空间质量, 为了更有效地保持 MS 图像的几何结构, 定义边缘增强项如下:

$$E_{\text{edge}}(f_i) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \|\nabla f_i - H(I_{\text{pan}}) \nabla r\|^2 dx \quad (4)$$

其中, $\nabla r = \nabla I_{\text{pan}} / \|\nabla I_{\text{pan}}\|$ 是归一化后的 Pan 图像梯度. 加权函数 $H(I_{\text{pan}})$ 的定义为: $H(I_{\text{pan}}) = \exp(-c / \|\nabla I_{\text{pan}}\|)$, 全色波段图像在强梯度边缘处, 梯度幅值 $\|\nabla I_{\text{pan}}\|$ 较大, 由加权函数定义可知函数值接近于 1, 加权后的归一化梯度 $H(I_{\text{pan}}) \nabla r \rightarrow \nabla r$, 强梯度边缘信息得到了保持. 而在弱梯度边缘处, 梯度幅值 $\|\nabla I_{\text{pan}}\|$ 较小, 相应权值趋向于 0, 加权归一化梯度 $H(I_{\text{pan}}) \nabla r \rightarrow 0$. 参数 c 用于调整加

权函数的权重, 需要根据遥感数据集的特性合理选择, 对于 QuickBird、IKONOS 及 GeoEye-1 数据集, c 分别取 60、70 和 80.

图 1(a) 为 QuickBird 的 Pan 波段图像, 图 1(b) 为 Pan 波段图像的梯度强度图, 图 1(c) 为加权函数 H 处理后的梯度幅值图, 经过加权处理后, 图像中的强梯度边缘得到了增强, 显然, 该能量项能够突出图像中目标的几何结构, 抑制由于噪声带来的虚假边缘.

从 Pan 图像抽取并注入到 MS 图像的高频成分提高了空间质量, 但可能带来光谱特性的畸变, 需要根据多光谱传感器的 MTF 自适应地确定注入细节的多少^[25], 为此, 需要根据 MTF 设计相应的低通滤波器, 使得与之互补的高通滤波器能够根据多光谱传感器的特性确定注入的空间细节的数量. Wald 协议指出, 融合图像退化至原分辨率后, 应与融合前的 MS 图像十分接近, 退化过程可通过多孔小波变换实现, 且用于退化的滤波器应由相应波段传感器的 MTF 设计^[28]. 根据 Wald 协议, 光谱保真项定义如下:

$$E_{\text{spectrum}}(f_i) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \|L_i * f_i - \tilde{M}_i\|^2 dx \quad (5)$$

其中, \tilde{M}_i 为上采样至 Pan 波段分辨率的第 i 波段 MS 图像, “*” 为卷积操作, L_i 为第 i 波段对应的低通滤波器:

$$L_i = \hat{L}_{mtf,i} * L_{mtf,i} \quad (6)$$

$L_{mtf,i}$ 基于多光谱传感器在截断 Nyquist 频率处的 MTF 设计^[25], $\hat{L}_{mtf,i}$ 为在滤波器每两个模板值之间插入 0 值后的上采样版本. 式 (5) 中的低通滤波通过多孔小波分解实现, 分解层数由公式 $N = \log_2(N_{\text{MS}}/N_{\text{Pan}})$ 确定, N_{MS} 、 N_{Pan} 分别为 MS 和 Pan 图像的空间分辨率. 高分辨率卫星各波段传感器在 Nyquist 频率处的 MTF 值如表 2 所示^[28]:

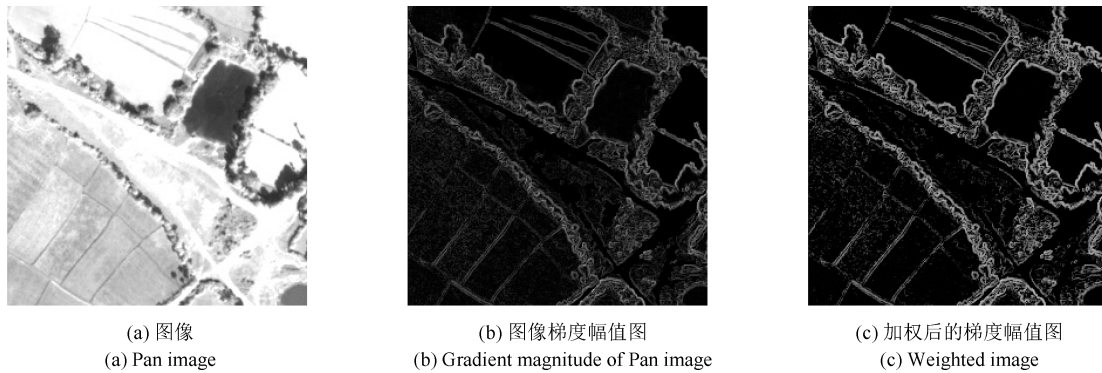


图 1 梯度幅值对比图

Fig. 1 Comparison of gradient magnitude

表 2 IKONOS、QuickBird 和 GeoEye-1 在 Nyquist 频率处的 MTF 值

	<i>B</i>	<i>G</i>	<i>R</i>	NIR	PAN
IKONOS	0.27	0.28	0.29	0.28	0.17
QUICKBIRD	0.34	0.32	0.30	0.22	0.15
GeoEye-1	0.33	0.36	0.40	0.34	0.16

为抑制图像噪声、保证数值解的稳定性, 在变分框架中引入 L1 正则化项:

$$E_{\text{regularization}}(f_i) = \int_{\Omega} \|\nabla f_i\|_1 dx \quad (7)$$

模型的能量泛函定义如下:

$$E(f_i) = E_{\text{edge}} + \theta E_{\text{details}} + \gamma E_{\text{spectrum}} + \beta E_{\text{regularization}} \quad (8)$$

式中, θ , γ 和 β 为各个能量项的权重系数, 需要通过融合实验确定.

1.2 数值求解格式

由于能量泛函中含有非光滑的 L1 范数, 本文采用 Split Bregman 迭代算法^[29] 求解. 引入辅助变量 $\mathbf{d} = \nabla f$, 将无约束优化问题转换为带约束的优化问题, 即:

$$\min_{f_i} \left(\begin{array}{l} \frac{1}{2} \|\nabla f_i - H(I_{\text{pan}}) \nabla r\|^2 + \\ \frac{\gamma}{2} \|L_i * f_i - \tilde{M}_i\|^2 + \\ \frac{\theta}{2} \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j \right)^2 + \beta \|\mathbf{d}\|_1 \end{array} \right) \quad (9)$$

s. t. $\mathbf{d} = \nabla f_i$

在此基础上, 采用增广拉格朗日乘子, 将式 (9) 转换为:

$$\min_{f_i, \mathbf{d}} \left(\begin{array}{l} \frac{1}{2} \|\nabla f_i - H(I_{\text{pan}}) \nabla r\|^2 + \\ \frac{\theta}{2} \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j \right)^2 + \\ \frac{\gamma}{2} \|L_i * f_i - \tilde{M}_i\|^2 + \beta \|\mathbf{d}\|_1 + \\ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d} - \nabla f_i\|^2 \end{array} \right) \quad (10)$$

其中, 惩罚项系数 λ 为正常数, 本文取 $\lambda = 0.1$. 引入变量 \mathbf{b}^k , 通过 Bregman 迭代, 将式 (10) 中关于 f_i

和 d 的求解问题分解为两个优化子问题, 即:

$$f_i^{k+1} = \min_{f_i} \left(\begin{array}{l} \frac{1}{2} \|\nabla f_i^k - H(I_{\text{pan}}) \nabla r\|^2 + \\ \frac{\theta}{2} \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j \right)^2 + \\ \frac{\gamma}{2} \|L_i * f_i^k - \tilde{M}_i\|^2 + \\ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}^k - \nabla f_i^k - \mathbf{b}^k\|^2 \end{array} \right) \quad (11)$$

$$\mathbf{d}^{k+1} = \min_{\mathbf{d}} \beta \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d} - \nabla f_i^{k+1} - \mathbf{b}^k\|^2 \quad (12)$$

$$\mathbf{b}^{k+1} = \mathbf{b}^k + \nabla f_i^{k+1} - \mathbf{d}^{k+1} \quad (13)$$

式 (11) 为可微分最优化问题, 其 Euler-Lagrange 方程为:

$$\begin{aligned} \gamma L_i^* \left(L_i * f_i - \tilde{M}_i \right) - \alpha_i \theta \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j \right) - \\ \text{div}(\nabla f_i - H(I_{\text{pan}}) \nabla r) + \\ \lambda \text{div}(\mathbf{d}^k - \nabla f_i^k - \mathbf{b}^k) = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

其中, L^* 为 L 的共轭转置矩阵, 差分格式定义如下:

$$\begin{aligned} \text{div}(\nabla f_i^k) = \\ \left(\begin{array}{l} f_i^k(m+1, n) + f_i^k(m-1, n) + \\ f_i^k(m, n+1) + f_i^k(m, n-1) - \\ 4f_i^{k+1}(m, n) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (15)$$

通过 Gauss-Seidel 迭代对式 (14) 求解, 可得:

$$f_i^{k+1} = \left(\begin{array}{l} \frac{\theta}{8(1+\lambda)} \left(\alpha_i \left(I_{\text{pan}} - \sum_{j=1}^4 \alpha_j f_j^k \right) \right) - \\ \frac{1}{8(1+\lambda)} \left(\begin{array}{l} \gamma L_i^* \left(L_i * f_i^k - \tilde{M}_i \right) + \\ \text{div}(H(I_{\text{pan}}) \nabla r) + \\ \lambda \text{div}(\mathbf{d}^k - \mathbf{b}^k) \end{array} \right) \end{array} \right) \quad (16)$$

由于式 (12) 是严格凸的并且含有不可微项 $\|\mathbf{d}\|_1$, 计算广义导数并导出其对应的 Euler-Lagrange 方程, 引入 Shrinkage 算子得到其解为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{d}^{k+1} = \text{shrink} \left(\nabla f_i^{k+1} + \mathbf{b}^k, \frac{\beta}{\lambda} \right) \\ \text{shrink}(x, \gamma) = \frac{x}{|x|} \times \max(|x| - \gamma, 0) \end{array} \right. \quad (17)$$

综上所述, 融合模型最优解的 Split Bregman 迭代过程如算法 1 所示:

算法 1. 基于变分的图像融合算法

- 1) 将 MS 图像上采样至 Pan 分辨率.
- 2) 输入: $\theta, \gamma, \beta, \varepsilon = 0.05\%$, $d_x^0 = d_y^0 = 0$, $b_x^0 = b_y^0 = 0$, $f_i^0 = M_i, i = 1, 2, 3, 4$.
- 3) 基于 MS 波段传感器的 MTF 设计相应的低通滤波器.
- 4) 循环: For $i = 1, 2, 3, 4$.
while $\|f_i^{k+1} - f_i^k\| / \|f_i^k\| > \varepsilon$
更新计算:
根据式 (16) 计算 f_i^{k+1}
根据式 (17) 计算 d^{k+1}
$$b^{k+1} = b^k + \nabla f_i^{k+1} - d^{k+1}$$
- 5) 输出: $f_i^k, i = 1, 2, 3, 4$.

2 实验及分析

2.1 评价指标

由于无法直接获取高分辨率 MS 图像作为参考, 本文对融合图像进行退化并下采样至 MS 图像分辨率, 再与原 MS 图像进行对比^[30]. 选取空间相关系数 sCC ^[31]、相对整体维数综合误差 $ERGAS$ ^[32]、光谱角映射 SAM ^[33] 和无参考图像指标 QNR ^[34] 对融合图像质量进行评价.

1) sCC 用于评价融合后图像的空间细节信息, 定义如下:

$$sCC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Cor(Lap * f_i, Lap * I_{pan}) \quad (18)$$

其中, Lap 为拉普拉斯滤波器, $Cor(\cdot)$ 计算两个波段间相关系数函数, sCC 的取值范围在 0 和 1 之间, sCC 越大, 空间细节信息注入越多.

2) $ERGAS$ 反映融合图像光谱的失真情况, 定义如下:

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{RMSE^2(f_i^*, M_i)}{\mu_i^2}} \quad (19)$$

其中, h 为 Pan 图像空间分辨率, l 为原 MS 图像空间分辨率, f_i^* 是融合图像经 MTF 设计的低通滤波器滤波并下采样至 MS 波段分辨率后的退化图像, μ_i 表示图像 f_i^* 的平均灰度, $RMSE^2(f_i^*, M_i)$ 表示图像 f_i^* 与 M_i 的均方根误差, $ERGAS$ 越低, 融合图像的光谱质量越好.

3) SAM 用来评价融合过程中光谱的扭曲程度:

$$SAM = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \arccos \left(\frac{\langle f, m \rangle}{\|f\|_2 \|m\|_2} \right) dx \quad (20)$$

其中, f 和 m 分别为图像 f_i^* 与 M_i 对应像元上的像素值构成的向量, SAM 为光谱矢量间的夹角, SAM 越小, 表明融合图像的光谱特性保持越好.

4) 在无参考图像的情况下, QNR 常被用于评测融合图像的综合质量:

$$QNR = (1 - D_{\lambda})(1 - D_s) \quad (21)$$

其中, D_s 和 D_{λ} 分别测量图像的几何结构畸变程度与波段间相关性程度, D_s 越小, 图像几何结构畸变程度越低, D_{λ} 越越小, 波段间的相关性越高. D_s 和 D_{λ} 分别定义如下:

$$\begin{cases} D_s = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q(f_i, I_{pan}) - Q(M_i, I_{pan}^*)|^2} \\ D_{\lambda} = \sqrt{\frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N |Q(f_i, f_j) - Q(M_i, M_j)|^2} \end{cases} \quad (22)$$

其中, I_{pan}^* 为全色波段图像经三次样条小波低通滤波后的退化图像^[34], 表示通用图像质量指数^[35], 定义如下:

$$Q(x, y) = \frac{4\sigma_{xy} \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)} \quad (23)$$

其中, σ_x^2 、 σ_y^2 和 σ_{xy} 分别是以 x 和 y 为中心的图像块的方差和协方差, \bar{x} 和 \bar{y} 是相应的均值. QNR 取值范围为 $[0, 1]$, 取值越大, 图像融合效果越理想.

2.2 参数选取

参数 θ 、 γ 和 β 分别为空间细节能量项、光谱保真能量项及正则化能量项对应的权重系数, 其取值一般根据启发式规则结合融合实验确定. 在分析参数选取对融合结果的影响时, 本文选择 sCC 及 $ERGAS$ 评价融合图像的空间质量和光谱质量.

从各个能量项的物理意义来看, 一般地, θ 值越大, 空间细节注入越多, sCC 将会增大, 但可能会出现更高的几何结构畸变和光谱失真. γ 值越大, MS 融合图像的光谱保持能力越强, $ERGAS$ 将会降低, 但注入的空间细节将会减少. 由于篇幅的限制, 本文以 QuickBird 数据集子图为实验对象, 分析不同参数设置对融合结果的影响, 逐次遍历参数 θ 、 γ 和 β 并计算相应的 sCC 和 $ERGAS$, 通过分析评价指标随参数的变化趋势, 合理选取参数的取值范围.

图 2 给出了 sCC 与 $ERGAS$ 随参数 θ 、 γ 和 β 变化的结果. 参数 θ 和 γ 的取值范围为 $[0, 10]$, 间隔步长为 0.5; 参数 β 为正则化能量项的权重, 一般取较小的正值, 本文设置其取值范围为 $[0, 0.1]$, 间

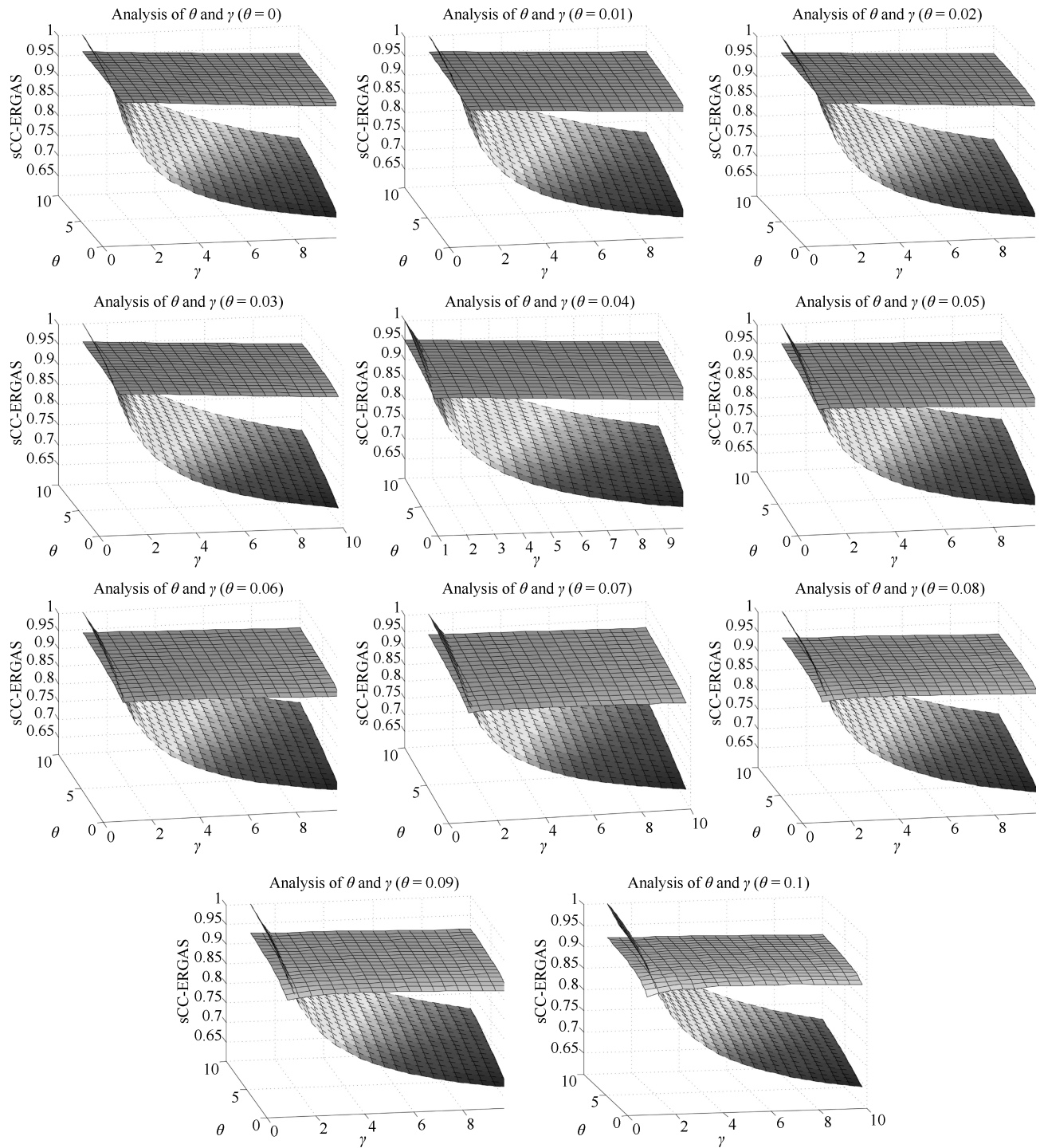


图 2 参数对融合结果的分析

Fig. 2 The analysis of different parameters

隔步长为 0.01. 图 2 中 sCC 曲面、 $ERGAS$ 曲面分别以实线和虚线进行绘制. 其中, 为便于显示和分析融合指标随参数变化的影响, $ERGAS$ 归一化到了 $[0, 1]$.

从图 2 可以看出, 对于固定的 θ , 随着 γ 的增加, sCC 与 $ERGAS$ 将逐渐减小, 意味着注入融

合图像的空间细节数量逐渐降低, 而光谱质量则逐步上升. 以 $\beta = 0.05$ 时为例, 当 $\theta = 3$ 时, 随着 γ 从 1 增加至 10, sCC 的取值从 0.9375 下降至 0.9182, $ERGAS$ 取值从 1.9259 下降至 1.3280. 其中, 当从 1 增加至 5 时, $ERGAS$ 从 1.9259 下降至 1.4490, 下降幅度较大, 而当从 5 增加至 10 时,

ERGAS 从 1.4490 下降至 1.3280, 下降幅度趋于平缓, 考虑到融合图像空间质量和光谱质量的均衡性, 参数选取应当满足 *sCC* 在尽可能大的同时, *ERGAS* 尽可能的小因此本文设定 γ 的取值范围为 [3, 5]. 对于固定的 γ , 随着 θ 的增加, *sCC* 与 *ERGAS* 将逐渐增大. 以 $\beta = 0.05$ 时为例, 当 $\gamma = 3$ 时, 随着 θ 的增大, *sCC*、*ERGAS* 的取值范围分别为 [0.9230, 0.9407] 和 [1.479, 1.676]; 当 $\gamma = 4$ 时, *sCC*、*ERGAS* 的取值范围分别为 [0.9207, 0.9386] 和 [1.4208, 1.6118]; 当 $\gamma = 5$ 时, *sCC*、*ERGAS* 的取值范围分别为 [0.9185, 0.9359] 和 [1.3789, 1.5633]. 其中, 当 $\theta < 4$ 时, *ERGAS* 增幅较大, $\theta > 4$ 时, 增幅趋于平稳, 考虑到在提高融合图像空间质量的同时需要尽可能地保持其光谱特性, 本文设定的取值范围为 [2, 4]. 在取其他参数值的情况下, *sCC* 和 *ERGAS* 随 θ 及 γ 的变化趋势基本上与 $\beta = 0.05$ 时保持一致. β 与数值计算的稳定性有关, 由于使用了 L1 正则化, 随着参数的增大, 算法抑制噪声的能力更强, 图像更加平滑, 为保证算法数值解的稳定性、提高融合图像的对比度及保持 MS 图像的光谱特性, 参数的取值范围设置为 [0.01, 0.03]. 本文在融合实验中取 $\theta = 3, \gamma = 5, \beta = 0.02$, IKONOS 和 GeoEye-1 数据集上的实验结果同样验证了参数的有效性.

2.3 融合结果分析

为验证模型的有效性, 本文选择 QuickBird、IKONOS 及 GeoEye-1 卫星数据集的全色和多光谱波段图像进行融合实验, 并与 MTF-CON^[24]、AWLP^[15]、SparseFI^[22]、TVR^[26]、MTF-Variational^[25] 等算法进行比较.

实验 1 使用的 QuickBird 数据下载自 <http://glcf.umiacs.umd.edu/data/quickbird/>. Pan 波段和 MS 波段图像的分辨率分别为 0.7 m、2.8 m. 为了更好地展示融合效果, 从图像中选取大小为 256×256 的多植被区域进行展示, 融合结果如图 3 所示. 图 3(a) 为 Pan 波段图像, 图 3(b) 为上采样至 Pan 图像分辨率的多光谱 RGB 波段合成图像, 图 3(c) 为本文算法结果, 图 3(d)~(h) 分别为 AWLP、SparseFI、TVR、MTF-CON 和 MTF-Variational 的融合结果, 为直观对比各类算法的融合效果, 选取大小为 25×25 的红色边框窗口进行局部放大. 从目视效果上来看, TVR 与 SparseFI 算法生成的融合图像空间质量较好, 但光谱失真现象明显. MTF-CON 算法生成的融合图像光谱失真较小, 但图中树木较为模糊. AWLP 算法的光谱保持能力较好, 并且在空间分辨率的提高上优于 MTF-CON 算法, 但图像清晰度仍有所欠缺. MTF-Variational 与本文算法生成的融合图像

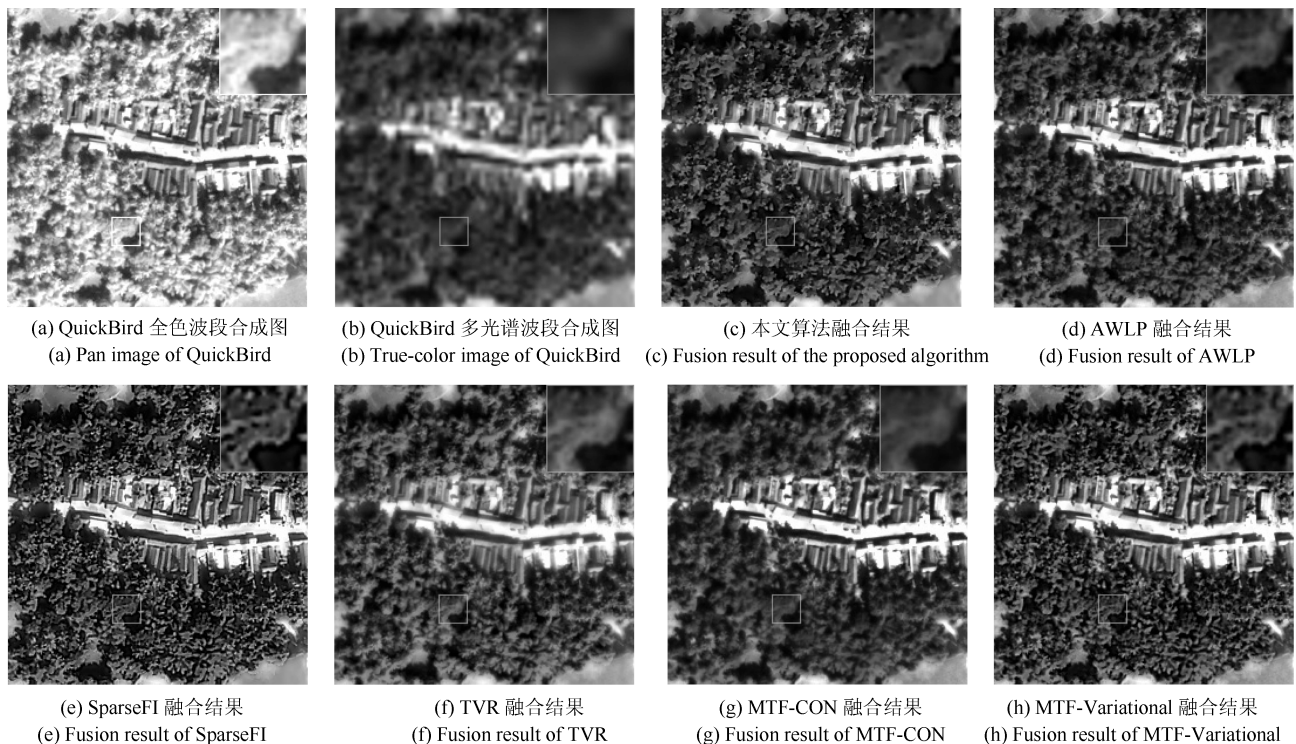


图 3 IKONOS 融合结果

Fig. 3 Original IKONOS images and pan-sharpening results using different methods

纹理清晰,且无明显光谱失真现象,对比图 3(c)与图 3(h)放大区域,本文算法在色彩上与图 3(b)更为接近.表 3 为 QuickBird 数据集上的定量评价结果,加粗数据为最佳指标值. TVR 与 SparseFI 算法的 *ERGAS* 与 *SAM* 较高,意味融合图像存在明显的色彩畸变,光谱信息损失较大. MTF-CON 的 *sCC* 与 *ERGAS* 较低,说明融合图像光谱保真度较好,但注入的空间细节相对较少. MTF-Variational 和本文模型的 *ERGAS* 和 *SAM* 较为理想,说明基于传感器系统的 MTF 构建低通滤波器,能够有效降低融合图像的光谱失真程度.其中, MTF-Variational 算法的 D_s 与 *sCC* 均高于本文算法,意味着 MTF-Variational 算法在向 MS 图像注入更多空间细节的同时,融合图像的空间结构畸变现象更为严重.从表 3 可知,本文算法在 *ERGAS*、*SAM*、 D_s 及 *QNR* 等指标上最优,说明本文算法在提升 MS 波段图像空间质量的同时,有效地保持了其原有的光谱信息.

实验 2 数据来自 2007 年 3 月 29 日上海地区的 IKONOS 遥感数据集,其 Pan 波段和 MS 波段图像的空间分辨率分别为 1 m 和 4 m.为了更好地展示融合效果,从图像中选取大小为 256×256 的中等植被区域进行展示,融合结果如图 4 所示.从目视效果上看,AWLP 与 MTF-CON 算法光谱保持能力较好,但在植被区域空间细节注入能力不足. SparseFI 算法具有较好的空间注入能力,但部分区域出现虚假边缘. TVR 算法的融合图像空间细节信息丰富,但光谱失真严重. MTF-Variational 与本文算法融

合图像清晰,但对比要植被区域可知本文算法光谱保持能力更优.表 4 为 IKONOS 数据集上的定量评价结果. TVR 算法的 *sCC*、*ERGAS* 及 *SAM* 均较高,说明该融合图像在获得较多空间细节的同时产生了较大的光谱失真现象. AWLP、SparseFI 及 MTF-CON 算法的 *sCC* 较低,说明上述算法的空间细节注入能力不足. MTF-CON、MTF-Variational 与本文算法的 *ERGAS* 较为理想,意味着 MTF 的引入有效增强了算法的光谱保持能力. TVR 与 MTF-Variational 算法的 *sCC*、 D_s 高于本文算法,说明融合图像在获取较多空间细节的同时,几何结构畸变程度较大.本文算法除 *sCC* 外,其他指标均为最优,说明了本文算法融合性能更为均衡.

实验 3 融合的数据为 GeoEye-1 卫星在官方网站上提供的遥感影像, Pan 波段和 MS 波段图像的空间分辨率分别为 0.5 m 和 2 m.为了更好地展示融合效果,从图像中选取大小为 256×256 的稀疏植被区域进行展示,融合结果如图 5 所示.从目视效果上来看, MTF-CON 算法与 AWLP 算法均能较好地保持图像的光谱信息,但植被在放大区域不够清晰. TVR 与 SparseFI 算法生成的融合图像较为清晰,但光谱失真严重. MTF-Variational 与本文算法生成的融合图像视觉效果较好,但光谱保持能力本文算法更高.表 5 为各融合算法在 GeoEye-1 数据集上的定量评价结果. TVR 的 *sCC*、*ERGAS* 均为最高值,意味融合图像注入过多的空间细节,光谱信息丢失严重. SparseFI 算法的 *SAM*、*ERGAS* 较高, *sCC*、 D_s 较低,说明融合图像光谱失真明显,但

表 3 QuickBird 融合结果定量评价

Table 3 Quality assessment of the fused images for QuickBird dataset

	<i>sCC</i>	<i>ERGAS</i>	<i>SAM</i>	<i>QNR</i>	D_λ	D_s
MTF-CON	0.9074	1.1001	1.3404	0.7960	0.1286	0.0865
SparseFI	0.9016	1.2000	1.3428	0.8800	0.0692	0.0545
AWLP	0.9364	1.1306	1.3596	0.8002	0.1248	0.0857
TVR	0.9360	1.4574	1.5448	0.8712	0.0538	0.0793
MTF-Variational	0.9701	0.9920	1.1124	0.8428	0.0925	0.0713
本文方法	0.9564	0.9695	1.0853	0.8816	0.0696	0.0525

表 4 IKONOS 融合结果定量评价

Table 4 Quality assessment of the fused images for IKONOS dataset

	<i>sCC</i>	<i>ERGAS</i>	<i>SAM</i>	<i>QNR</i>	D_λ	D_s
MTF-CON	0.9196	3.4550	4.4411	0.7970	0.0998	0.1146
SparseFI	0.9465	4.0197	4.3311	0.8274	0.0747	0.1058
AWLP	0.9461	3.5247	4.3598	0.8125	0.0838	0.1131
TVR	0.9886	4.3916	4.9391	0.7775	0.0819	0.1531
MTF-Variational	0.9843	3.3412	3.8671	0.7994	0.0880	0.1234
本文方法	0.9613	3.2632	3.6353	0.8432	0.0619	0.1012

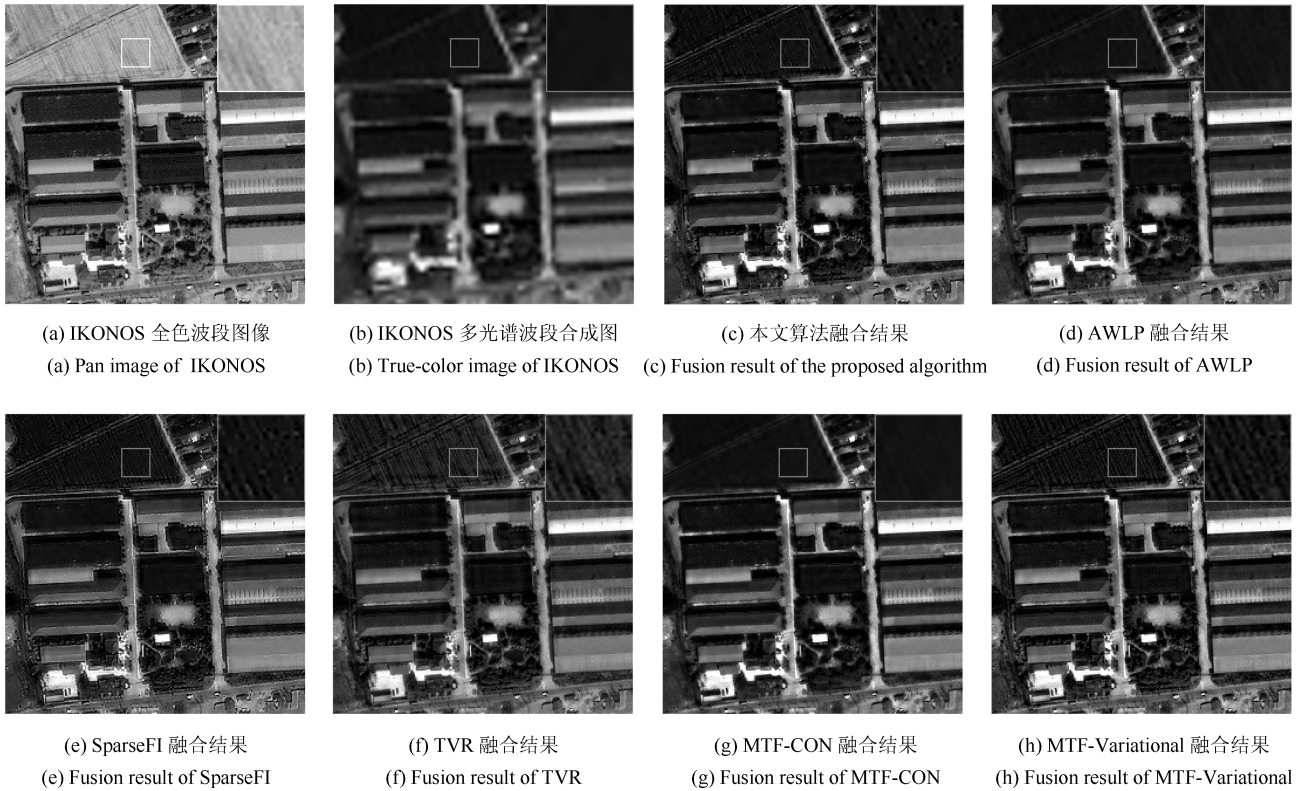


图 4 IKONOS 融合结果

Fig. 4 Original IKONOS images and pan-sharpening results using different methods

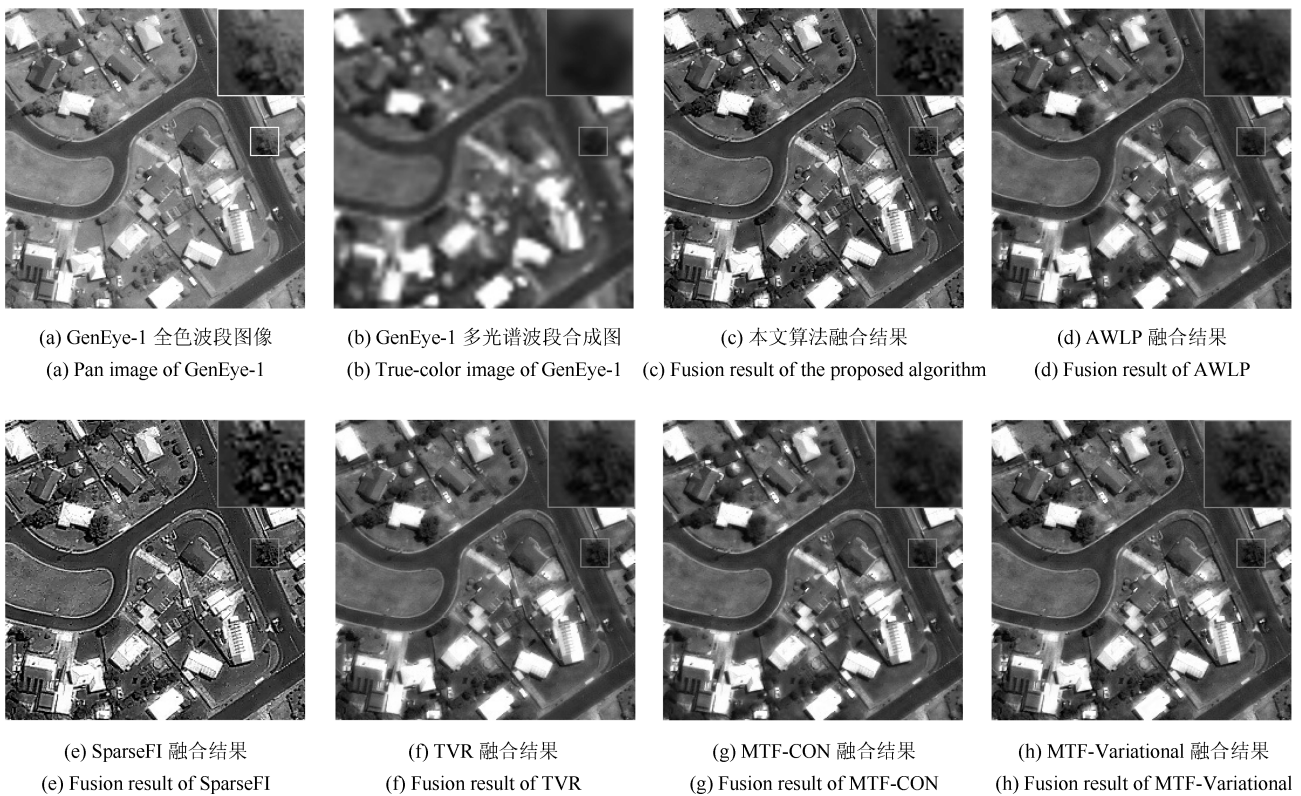


图 5 GeoEye-1 融合结果

Fig. 5 Original GeoEye-1 images and pan-sharpening results using different methods

几何结构保持较好. 与 SparseFI 算法相比, 本文算法的 sCC 更高, 但 D_s 更低, 表明融合模型在注入更多空间细节的同时, 能够更好地保持目标的几何结构. MTF-Variational 的 sCC 及 SAM 均高与本文算法, 说明过量空间细节的注入导致融合图像光谱失真现象更为明显. 本文算法除 sCC 低于 TVR 算法外, 其余指标均为最优, 意味着融合模型能够有效地保持图像目标的几何结构和光谱特性.

为了进一步验证算法的有效性, 选择加拿大 Fredericton 地区的 IKONOS 遥感数据集进行融合实验. 该数据集地物信息丰富, 含有较多的绿色植被区域, 本文从该数据集中分别选取多植被、中等植被及稀疏植被区域进行对比实验, 融合结果如图 6~8 所示, 定量评价指标见表 6, 加粗数据为最佳指标. 从目视效果上来看, 在三类区域中, 多植被区

域光谱失真现象更加明显. SparseFI 与 MTF-CON 算法生成的融合图像在屋顶及草地等低灰度区域空间细节注入不足. TVR 算法具有较好的空间细节注入能力, 但光谱失真现象严重. AWLP、MTF-Variational 与本文算法生成的融合图像清晰且光谱失真程度低, 对比道路与植被区域可以发现, 本文算法生成的融合图像纹理更为丰富, 且色彩上与低分辨率 MS 图像更为接近. 从指标上来看, 本文算法在不同区域的各项评价指标综合最优.

3 总结

本文提出了一种基于边缘增强与光谱特性保持的变分融合模型, 以生成具有高空间分辨率和高光谱分辨率的 MS 图像. 假设在不同尺度下

表 5 GeoEye-1 融合结果定量评价

Table 5 Quality assessment of the fused images for GeoEye-1 dataset

	sCC	$ERGAS$	SAM	QNR	D_λ	D_s
MTF-CON	0.9282	2.0588	2.3398	0.8009	0.1162	0.0938
SparseFI	0.9185	2.4023	2.6090	0.8932	0.0572	0.0526
AWLP	0.9465	1.9823	2.3003	0.8233	0.0986	0.0866
TVR	0.9854	2.4718	2.5682	0.8546	0.0685	0.0826
MTF-Variational	0.0.9827	1.8705	1.8881	0.8520	0.0788	0.0751
本文方法	0.9515	1.8289	1.7632	0.9100	0.0406	0.0515

表 6 不同植被区域融合结果定量分析

Table 6 Quality assessment of different areas of the fused images

		sCC	$ERGAS$	SAM	QNR	D_λ	D_s
稀疏植被区域	MTF-CON	0.9147	2.5807	2.1891	0.6347	0.1598	0.2446
	AWLP	0.9381	2.5409	2.1481	0.6914	0.1304	0.2049
	SparseFI	0.8889	2.3891	1.8947	0.6945	0.1206	0.2103
	TVR	0.9458	3.0313	2.5235	0.6096	0.2109	0.2275
	MTF-Variational	0.9777	2.3864	1.9506	0.6842	0.1458	0.1990
	本文方法	0.9725	2.3521	1.8318	0.7002	0.1122	0.2112
中等植被区域	MTF-CON	0.9008	2.6798	2.5738	0.7178	0.1187	0.1855
	AWLP	0.9167	2.5791	2.5158	0.6894	0.1627	0.1767
	SparseFI	0.9135	2.4626	2.2991	0.6942	0.1520	0.1814
	TVR	0.9611	3.0606	2.8873	0.7503	0.1018	0.1647
	MTF-Variational	0.9687	2.4408	2.2390	0.7424	0.1183	0.1580
	本文方法	0.9755	2.4400	2.1686	0.7614	0.0883	0.1648
多植被区域	MTF-CON	0.8900	4.1248	4.6158	0.5766	0.2528	0.2283
	AWLP	0.9602	4.0810	4.5489	0.5890	0.2396	0.2254
	SparseFI	0.9575	4.0404	4.5037	0.7407	0.1304	0.1483
	TVR	0.9857	4.7771	5.0041	0.6618	0.1589	0.2132
	MTF-Variational	0.9664	4.1813	4.6367	0.7865	0.1043	0.1219
	本文方法	0.9751	3.9230	3.7936	0.7879	0.1141	0.1106

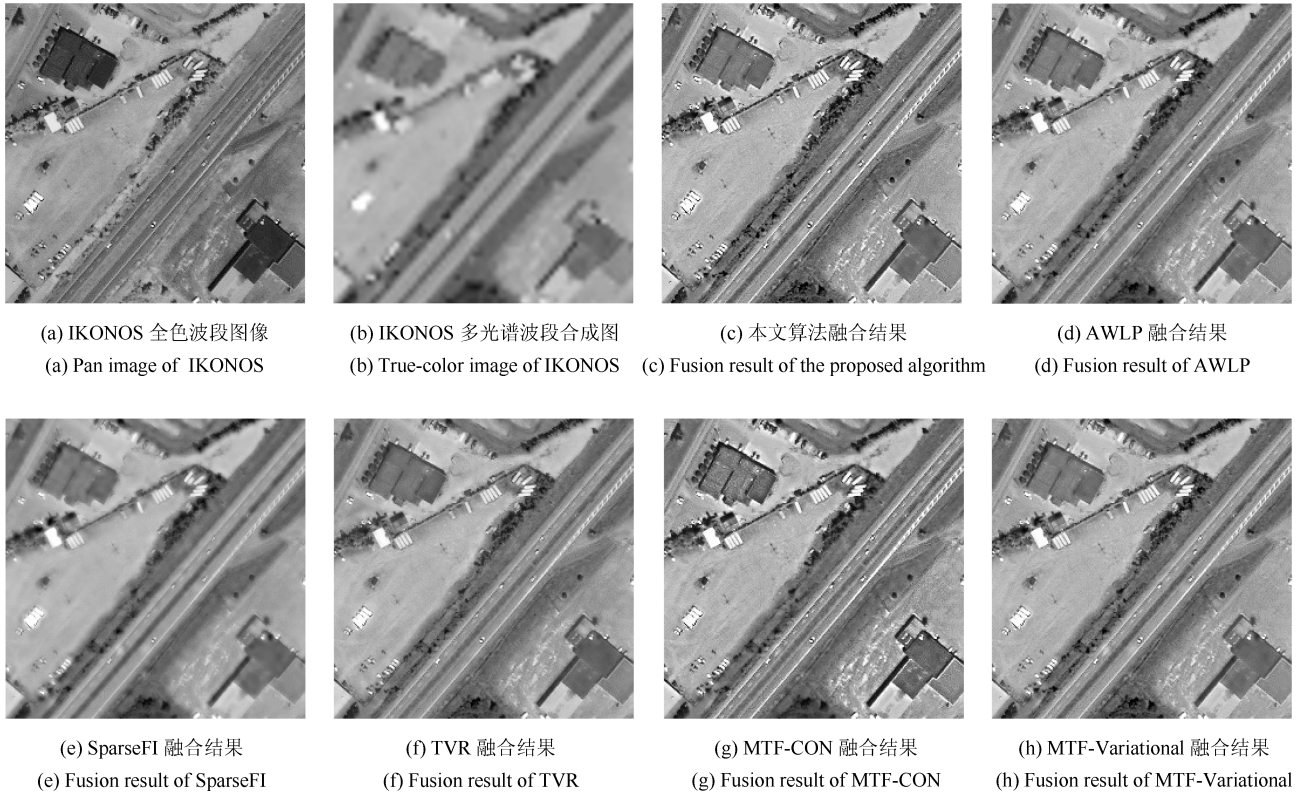


图 6 稀疏植被区域融合结果对比图

Fig. 6 Pan-sharpening results of the MS images with sparse vegetated area

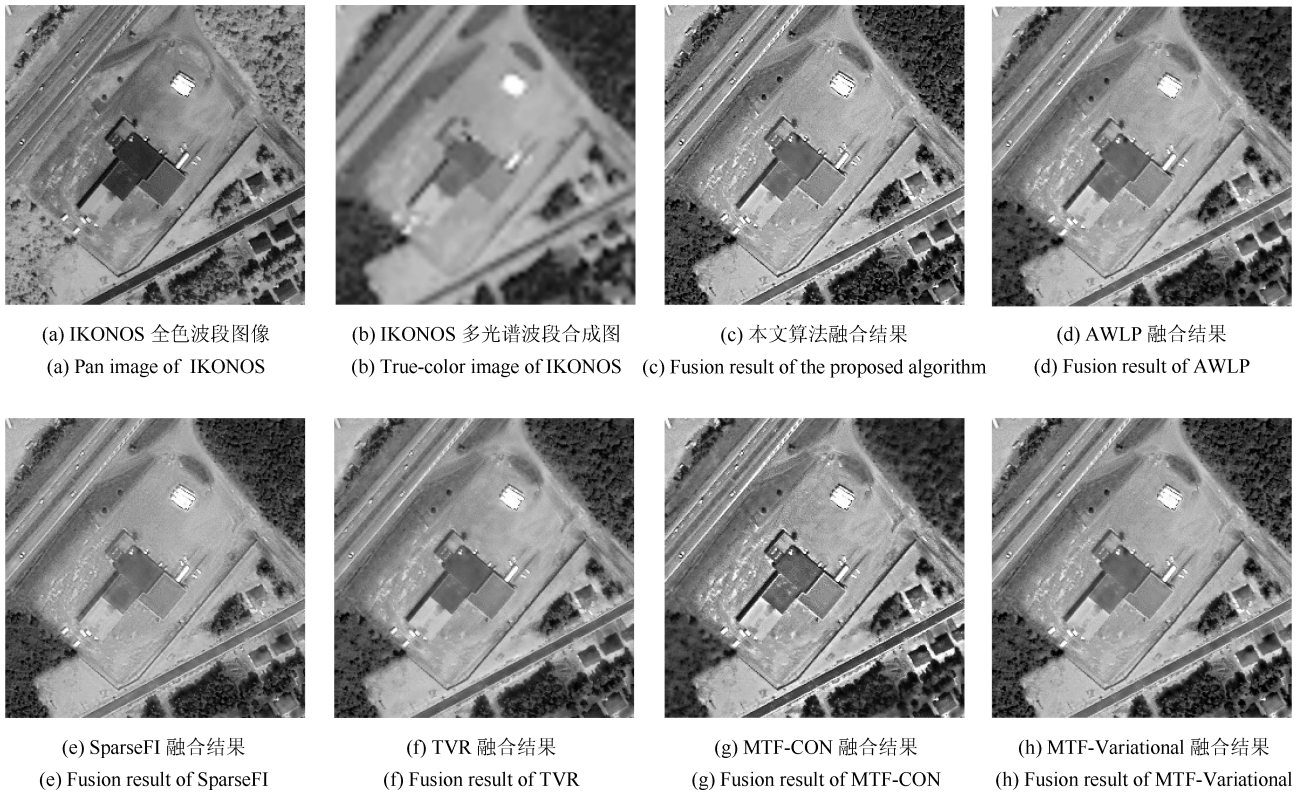


图 7 中等植被区域融合结果对比图

Fig. 7 Pan-sharpening results of the MS images with moderate vegetated area

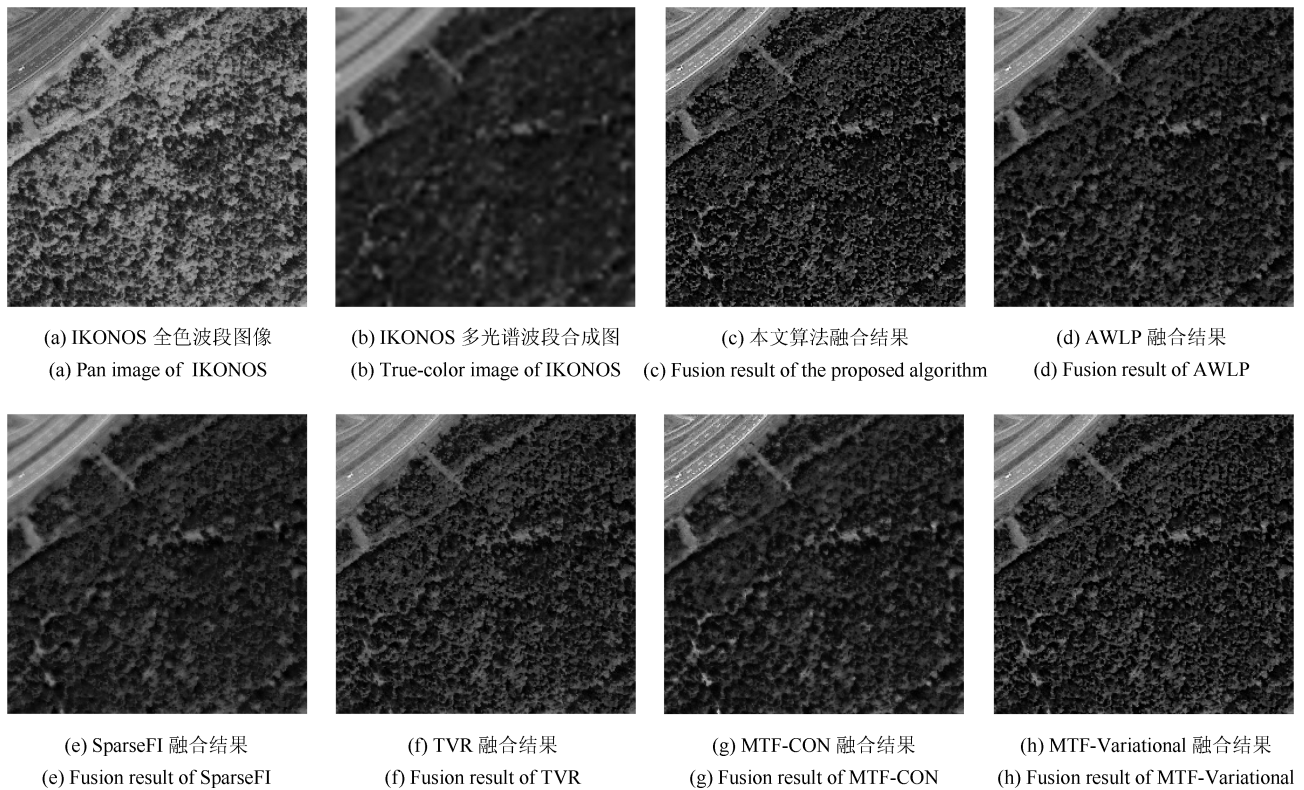


图 8 多植被区域融合结果对比图

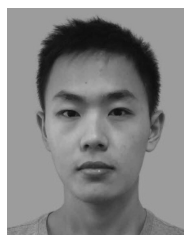
Fig. 8 Pan-sharpening results of the MS images with dense vegetated area

Pan 图像与 MS 图像的线性关系保持不变, 通过拟合退化的 Pan 图像与原 MS 图像间之间的线性关系定义空间细节能量泛函, 提高了 MS 图像的空间质量. 为了更有效地解译 MS 图像中的感兴趣目标, 根据 Pan 图像的梯度定义边缘增强能量泛函, 在 MS 图像中注入了 Pan 图像目标的几何结构. 为了有效地降低融合过程中 MS 图像的光谱失真, 定义了光谱保真能量泛函, 基于多光谱波段传感器的 MTF 设计低通滤波器, 限制了注入 MS 图像空间细节的数量. 变分框架下 L1 正则化能量项的引入, 保证了数值解的稳定性. QuickBird、IKONOS 及 GeoEye-1 数据集上的实验验证了模型的有效性, 综合融合性能优于 MTF-CON、AWLP、SparseFI、TVR 和 MTF-Variational 等算法. 但模型中权重系数较多, 如何自适应地选择权重系数将是下一步的研究方向.

References

- Vivone G, Alparone L, Chanussot J, Dalla Mura M, Garzelli A, Licciardi G A, Restaino R, Wald L. A critical comparison among pansharpening algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, **53**(5): 2565–2586
- Ghassemian H. A review of remote sensing image fusion methods. *Information Fusion*, 2016, **32**: 75–89
- Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1990, **56**(4): 459–467
- Dehnavi S, Mohammadzadeh A. New edge adaptive GIHS-BT-SFIM fusion method and class-based approach investigation. *International Journal of Image and Data Fusion*, 2015, **6**(1): 65–78
- Chavez Jr P S, Kwarteng A Y. Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1989, **55**(3): 339–348
- Li L J, Liu S G, Peng Y L, Sun Z G. Overview of principal component analysis algorithm. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, **127**(9): 3935–3944
- Leung Y, Liu J M, Zhang J S. An improved adaptive intensity-hue-saturation method for the fusion of remote sensing images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(5): 985–989
- Shah V P, Younan N H, King R L. An efficient pansharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(5): 1323–1335
- Vivone G, Restaino R, Dalla Mura M, Licciardi G, Chanussot J. Contrast and error-based fusion schemes for multi-spectral image pansharpening. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(5): 930–934
- Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, Garzelli A. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based

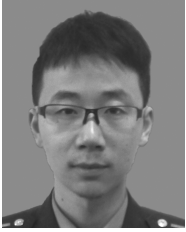
- on oversampled multiresolution analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(10): 2300–2312
- 11 He Kang-Jian, Jin Xin, Nie Ren-Can, Zhou Dong-Ming, Wang Quan, Yu Jie-Fu. Color image fusion based on simplified PCNN and Laplace pyramid decomposition. *Journal of Computer Applications*, 2016, **36**(S1): 133–137
(贺康健, 金鑫, 聂仁灿, 周冬明, 王仝, 余介夫. 基于简化脉冲耦合神经网络与拉普拉斯金字塔分解的彩色图像融合. *计算机应用*, 2016, **36**(S1): 133–137)
- 12 Aiuzzi B, Alparone L, Baronti S, Garzelli A. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(10): 2300–2312
- 13 Wang X H, Shen Y T, Zhou Z G, Fang L L. An image fusion algorithm based on lifting wavelet transform. *Journal of Optics*, 2015, **17**(5): Article No.055702
- 14 Miao Qi-Guang, Wang Bao-Shu. Multi-sensor image fusion based on improved Laplacian pyramid transform. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(9): 1605–1610
(苗启广, 王宝树. 基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法. *光学学报*, 2007, **27**(9): 1605–1610)
- 15 Otazu X, Gonzalez-Audicana M, Fors O, Nunez J. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(10): 2376–2385
- 16 Zhang Q, Liu Y, Blum R S, Han J G, Tao D C. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: a review. *Information Fusion*, 2018, **40**: 57–75
- 17 Ghahremani M, Ghassemian H. A compressed-sensing-based pan-sharpening method for spectral distortion reduction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(4): 2194–2206
- 18 Li Yi, Wu Xiao-Jun. Image fusion based on sparse representation using Shannon entropy weighting. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(8): 1819–1835
(李奕, 吴小俊. 香农熵加权稀疏表示图像融合方法研究. *自动化学报*, 2014, **40**(8): 1819–1835)
- 19 Li S T, Yang B. A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(2): 738–746
- 20 Jiang C, Zhang H Y, Shen H F, Zhang L P. A practical compressed sensing-based pan-sharpening method. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, **9**(4): 629–633
- 21 Li S T, Yin H T, Fang L Y. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(9): 4779–4789
- 22 Zhu X X, Bamler R. A sparse image fusion algorithm with application to pan-sharpening. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(5): 2827–2836
- 23 Socolinsky D A, Wolff L B. Multispectral image visualization through first-order fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(8): 923–931
- 24 Ma Ning, Zhou Ze-Ming, Zhang Peng, Luo Li-Min. A new variational model for panchromatic and multispectral image fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(2): 179–187
(马宁, 周则明, 张鹏, 罗立民. 一种新的全色与多光谱图像融合变分模型. *自动化学报*, 2013, **39**(2): 179–187)
- 25 Zhou Yu-Wei, Yang Ping-Lv, Chen Qiang, Sun Quan-Sen. Pan-sharpening model based on MTF and variational method. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(2): 342–352
(周雨薇, 杨平吕, 陈强, 孙权森. 基于 MTF 和变分的全色与多光谱图像融合模型. *自动化学报*, 2015, **41**(2): 342–352)
- 26 Palsson F, Sveinsson J R, Ulfarsson M O. A new pansharpening algorithm based on total variation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(1): 318–322
- 27 Zhou Z M, Chen C Q, Meng Y, Hu B. Model-based variational fusion for reducing spectral distortion. *Science China Information Sciences*, 2018, **61**: Article No.018102
- 28 Khan M M, Alparone L, Chanussot J. Pansharpening quality assessment using the modulation transfer functions of instruments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(11): 3880–3891
- 29 Chu Y J, Mak C M. A new QR decomposition-based RLS algorithm using the split Bregman method for L_1 -regularized problems. *Signal Processing*, 2016, **128**: 303–308
- 30 Jagalingam P, Hegde A V. A review of quality metrics for fused image. *Aquatic Procedia*, 2015, **4**: 133–142
- 31 Zhou J, Civco D L, Silander J A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, **19**(4): 743–757
- 32 Wald L. Quality of high resolution synthesised images: is there a simple criterion? In: Proceedings of the 3rd Conference “Fusion of Earth Data: Merging Point Measurements, Raster Maps and Remotely Sensed Images”. Nice, France: SEE/URISCA, 2000. 99–103
- 33 Choi M, Kim R Y, Nam M R, Kim H O. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the curvelet transform. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(2): 136–140
- 34 Alparone L, Aiuzzi B, Baronti S, Garzelli A, Nencini F, Selva M. Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2008, **74**(2): 193–200
- 35 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81–84



陈超迁 国防科技大学气象海洋学院硕士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理和分析.

E-mail: chenchaopianj@yahoo.com

(CHEN Chao-Qian Master student at the Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology. His research interest covers remote sensing image processing and analysis.)



孟 勇 国防科技大学气象海洋学院博士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理和分析.

E-mail: lgdxmy@163.com

(**MENG Yong** Ph.D. candidate at the Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology. His research interest covers remote sensing image processing and analysis.)



杨平吕 国防科技大学气象海洋学院博士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理和分析.

E-mail: yangpinglv@gmail.com

(**YANG Ping-Lv** Ph.D. candidate at the Institute of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science and Technology. His research interest covers remote sensing image processing and analysis.)



罗其祥 国防科技大学气象海洋学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别与图像处理.

E-mail: qixiang.luo@aliyun.com

(**LUO Qi-Xiang** Master student at the Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology. His research interest covers pattern recognition and image processing.)



周则明 国防科技大学气象海洋学院教授. 主要研究方向为计算机视觉, 医学图像处理 and 遥感影像分析. 本文通信作者.

E-mail: zhou_zeming@yahoo.com

(**ZHOU Ze-Ming** Professor at the Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology. His research interest covers computer vision, medical image processing, and remote sensing image analysis. Corresponding author of this paper.)