

基于优化字典学习的遥感图像融合方法

刘帆^① 裴晓鹏^② 张静^③ 陈泽华^{*①}

^①(太原理工大学大数据学院 太原 030024)

^②(太原理工大学电气与动力工程学院 太原 030024)

^③(太原理工大学信息与计算机学院 太原 030024)

摘要: 为提升全色图像和多光谱图像的融合效果,该文提出基于优化字典学习的遥感图像融合方法。首先将经典图像库中的图像分块作为训练样本,对其进行K均值聚类,根据聚类结果适度裁减数量较多且相似度较高的图像块,减少训练样本个数。接着对裁减后的训练样本进行训练,得到通用性字典,并标记出相似字典原子和较少使用的字典原子。然后用与原稀疏模型差异最大的全色图像块规范化后替换相似字典原子和较少使用的字典原子,得到自适应字典。使用自适应字典对多光谱图像经IHS变换后获取的亮度分量和源全色图像进行稀疏表示,把每一个图像块稀疏系数中的模极大值系数分离,得到极大值稀疏系数,将剩下的稀疏系数称为剩余稀疏系数。针对极大值稀疏系数和剩余稀疏系数分别选择不同的融合规则进行融合,以保留更多的光谱信息和空间细节信息,最后进行IHS逆变换获得融合图像。实验结果表明,与传统方法相比所提方法得到的融合图像主观视觉效果较好,且客观评价指标更优。

关键词: 遥感图像融合; K均值聚类; 自适应字典; 稀疏表示; 融合规则

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)12-2804-08

DOI: [10.11999/JEIT180263](https://doi.org/10.11999/JEIT180263)

Remote Sensing Image Fusion Based on Optimized Dictionary Learning

LIU Fan^① PEI Xiaopeng^② ZHANG Jing^③ CHEN Zehua^①

^①(College of Data Science, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

^②(College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

^③(College of Information and Computer, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In order to improve the fusion quality of panchromatic image and multi-spectral image, a remote sensing image fusion method based on optimized dictionary learning is proposed. Firstly, K-means cluster is applied to image blocks in the image database, and then image blocks with high similarity are removed partly in order to improve the training efficiency. While obtaining a universal dictionary, the similar dictionary atoms and less used dictionary atoms are marked for further research. Secondly, similar dictionary atoms and less used dictionary atoms are replaced by panchromatic image blocks with the largest difference from the original sparse model to obtain an adaptive dictionary. Furthermore the adaptive dictionary is used to sparse represent the intensity component and panchromatic image, the modulus maxima coefficients in the sparse coefficients of each image blocks are separated to obtain maximal sparse coefficients, and the remaining sparse coefficients are called residual sparse coefficients. Then, each part is fused by different fusion rules to preserve more spectral and spatial detail information. Finally, inverse IHS transform is employed to obtain the fused image. Experiments demonstrate that the proposed method provides better spectral quality and superior spatial information in the fused image than its counterparts.

Key words: Remote sensing image fusion; K-means cluster; Adaptive dictionary; Sparse represent; Fusion rule

收稿日期: 2018-03-21; 改回日期: 2018-08-13; 网络出版: 2018-08-31

*通信作者: 陈泽华 zehuachen@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61703299, 61402319, 61403273), 山西省自然科学基金(201601D202044)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61703299, 61402319, 61403273), The Shanxi Province Natural Science Foundation (201601D202044)

1 引言

空间遥感技术的快速发展生成了大量包含重要信息的遥感图像, 这些遥感图像被广泛应用于森林火灾探测, 海岸线测量, 天气预报等多个领域。但是单一传感器很难获取光谱和空间分辨率均高的遥感图像, 为了更好地对图像进行解译, 将多光谱图像(Multi-Spectral image, MS image)与全色图像(Panchromatic image, Pan image)融合, 产生高分辨率多光谱图像成为遥感领域的研究热点。传统的遥感图像融合方法目前主要分为4类^[1]: 基于分量替换的方法、基于多分辨率分析的方法、混合方法和基于模型的方法。基于分量替换的方法主要有亮度-色度-饱和度(Intensity-Hue-Saturation, IHS)变换^[2], 主成分分析^[3]和Gram-Schmidt变换^[4]等, 此类方法得到的融合图像具有较高的空间分辨率, 但光谱失真严重。多分辨率分析的方法主要包括小波变换^[5], à trous小波变换(A trous-Wavelet Transform, ATWT)^[6], Contourlets变换^[7]和非下采样剪切波变换(Non-Subsample Shearlet Transform, NSST)^[8]等, 这些方法在很大程度上提高了图像的融合效果, 但在空间细节提取方面仍然有一些不足, 亟需改进。混合方法指的是通过结合分量替换的方法、多分辨率分析的方法或者基于模型的方法的优点, 以提高图像的融合效果的一些算法, 如肖化超等人^[9]提出了一种基于IHS变换和Curvelet变换的遥感图像融合方法, 综合融合效果优于单一的分量替换方法或多分辨率分析方法。基于模型的遥感图像融合方法^[1]有分层贝叶斯模型、在线耦合词典学习和稀疏表示(Sparse Represent, SR)等, 其中基于稀疏表示的图像融合方法受到广泛关注, 刘静等人^[10]通过第1联合稀疏模型对图像进行融合, 从而提高融合精度; Altan等人^[11]将非下采样剪切波变换和稀疏表示相结合, 得到的融合图像光谱失真较小且空间细节表现能力较强; Wang等人^[12]直接利用全色图像和多光谱图像学习得到字典对, 解决了高分辨率多光谱图像训练样本获取困难的问题。

目前利用稀疏表示理论对遥感图像进行融合主要存在两个问题, 一是时间开销大, 二是融合规则简单, 不能很好地利用稀疏系数的信息。本文针对上述问题提出了一种基于优化字典学习的遥感图像融合方法: 首先从经典图像库The CIFAR-10 dataset^[13]选取100幅图像分块并进行K-means聚类, 适度裁减数量较多且相似度较高的图像块, 在保持训练样本多样性的同时提高了字典的训练效率; 接着对训练字典中相似字典原子和较少使用的字典原子进行标注, 使用与原稀疏模型差异最大的

全色图像块规范化后对它们进行替换, 生成自适应字典, 能更高效和准确地对待融合图像进行稀疏表示; 最后对稀疏系数进行分解, 得到极大值稀疏系数和剩余稀疏系数, 并使用不同的融合规则对其进行融合, 更全面地利用稀疏系数的信息, 使得融合图像在光谱和空间细节保持能力方面都较好, 最后通过实验证明了所提方法的有效性。

2 图像稀疏表示理论

稀疏表示是受人类视觉感知机理启发产生的一种对信号进行表示的方法^[14], 其核心思想是, 一个信号 $x \in R^n$ 可以由过完备字典 $D \in R^{m \times n}$ ($n > m$) 中极少数的几个原子的线性组合近似表示, 其中 m 是信号的维数, n 是字典的大小。即信号可以被描述为 $x \approx D\alpha$, 其中 α 表示稀疏系数。可以通过K奇异值分解(K Singular Value Decomposition, K-SVD)^[15]算法学习得到过完备字典 D , 但是该算法存在时间开销大的问题, 因此第3节会对字典学习过程进行优化。利用字典对图像进行稀疏表示的模型可表示为

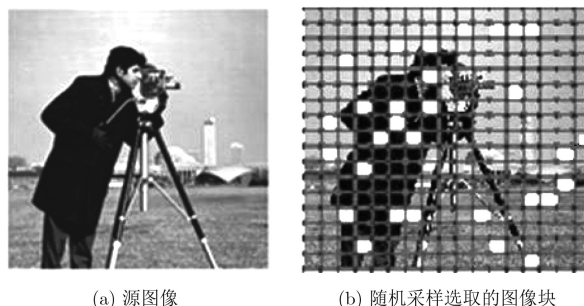
$$\alpha = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0, \text{ s.t. } \|x - D\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (1)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 是指 l_0 范数, 常数 $\varepsilon > 0$ 用来控制误差。式(1)可以通过正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[16]来求解, 其基本思想是在每次迭代过程中选择与当前残留量最相关的原子对信号进行表示, 并重新计算残留量, 直至条件满足迭代停止。

3 优化字典学习方法

K-SVD算法时间开销很大, 因此一些学者对图像块进行随机采样^[17]来提高字典训练的速度。但是随机采样有可能会漏选一些包含重要信息的图像块被漏选, 影响字典的稀疏表示的精度。如图1中白色方块所示, 随机采样选取了大量灰色天空和黑色衣服等图像块, 包含的细节较少且重复, 同时大量包含重要信息的图像块被漏选。

为了解决上述问题, 可以选取合适的特征(如



(a) 源图像

(b) 随机采样选取的图像块

图1 传统采样方法结果

灰度、方差、梯度等)利用K-means聚类方法^[18]对图像块进行聚类, 然后对图像块较多的类别进行裁减, 图2中白色方块根据图像块梯度聚类并裁减样本后选取的图像块重复较少且包含的细节更多, 在保持训练样本多样性的同时提高了字典的训练速度。

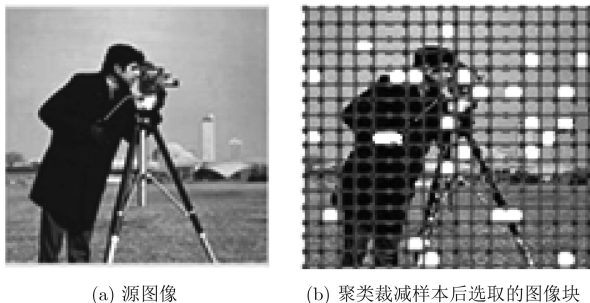


图2 本文采样方法结果

吴一全等人^[19]指出利用K-SVD算法得到通用性字典存在相似字典原子和较少使用的字典原子, 会影响稀疏表示的效果, 可以用规范化后的图像块对其进行替换, 这样能有效提高稀疏表示的效率和准确性。本文将这一思想引入图像融合领域: 当完成迭代后字典原子 d_k 所对应的稀疏系数向量 β_k 的非零元素个数小于预定阈值(即原子 d_k 被过少地使用), 或者存在与迭代后的字典原子 d_k 相似度达99%以上的原子 d_l 时, 标记字典原子的位置, 并且在对遥感图像进行稀疏表示之前, 用规范化后的全色图像块对其进行替换, 这样生成的自适应字典包含了待处理图像的信息, 能更准确地对图像进行稀疏表示。为了最大限度地减小字典原子的相似度, 选取与原稀疏模型差异最大的图像块对相似字典原子进行替换^[19], 即用来替换相似字典原子的图像块 y_k 经规范化处理后需满足

$$\max y_k \|y_k - D\alpha_k\|_2 \quad (2)$$

其中, α_k 为 y_k 图像块对应的稀疏系数。表1从相似字典原子个数、较少使用的字典原子个数和利用字典对训练样本进行稀疏表示的总误差3个方面, 比较了随机采样训练样本进行训练得到的字典 D_r 、聚类且裁减样本后训练得到的通用性字典 D_c 和自

表1 字典性能对比

字典	相似字典原子	较少使用的字典原子	总误差
D_r	13	11	0.614
D_c	2	13	0.024
D_a	0	0	0.022

适应字典 D_a 的性能, 可以看到自适应字典包含较少相似字典原子和较少使用的字典原子, 同时总误差最小。

表2和表3列出了传统KSVD字典学习算法和本文算法在不同采样率下的运行时间和总误差的对比。可以看到相同采样率下本文算法耗时大于传统KSVD算法, 但是本文算法的总误差在采样率为30%的情况下就可以达到传统KSVD算法采样率为90%时的水平(总误差为0.022), 此时本文算法的运行时间为2281.7 s, 远小于传统KSVD算法采样率为90%所消耗的时间(6577.2 s)。因此本文算法相比于传统KSVD算法, 可以在较小时间消耗的情况下, 使得自适应字典稀疏表达能力更强。

表2 不同采样率下字典训练效率对比(s)

算法	采样10%	采样30%	采样50%	采样70%	采样90%
KSVD算法	579.8	1280.5	1923.3	3235.4	6577.2
本文算法	1562.4	2281.7	2936.4	4240.6	7578.9

表3 不同采样率下字典训练误差对比

算法	采样10%	采样30%	采样50%	采样70%	采样90%
KSVD算法	0.636	0.614	0.448	0.022	0.022
本文算法	0.036	0.022	0.021	0.019	0.018

4 改进的遥感图像融合策略

稀疏系数的融合规则有模极大值、区域能量、区域内积、区域方差等, 其中模极大值的融合规则得到的图像更加清晰^[20], 应用更加广泛。进一步对稀疏系数进行研究, 把稀疏系数中模极大值分离, 得到极大值稀疏系数(Maximum Sparse Coefficient, MSC), 将剩下的部分称为剩余稀疏系数(Residual Sparse Coefficient, RSC), 利用这两部分分别重构图像。图3(b)和图3(c)分别展示了用模

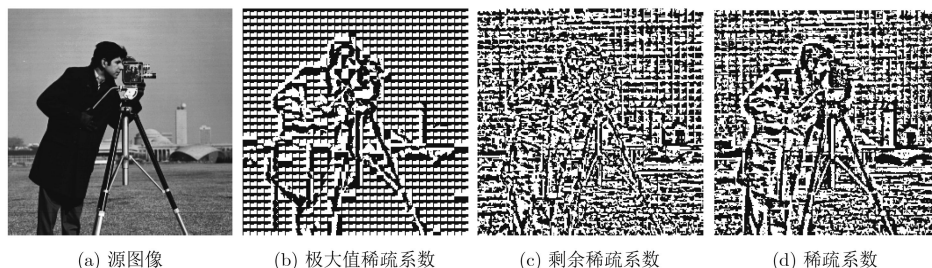


图3 利用各稀疏系数重构结果

极大值稀疏系数和剩余稀疏系数重构源图像的结果, 可以看到极大值稀疏系数包含了图像的大致轮廓信息, 剩余稀疏系数包含了图像的空间细节信息。

分析实验结果, 假设自适应字典为 D , 稀疏度 K 为7, 待表示图像块 x 的稀疏系数为 α , 则 $x = D\alpha$ 。设 α 的7个非零值为 $\alpha_1, \alpha_{10}, \alpha_{13}, \alpha_7, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_3$, 即 $x = d_1 \cdot \alpha_1 + d_{10} \cdot \alpha_{10} + d_{13} \cdot \alpha_{13} + d_7 \cdot \alpha_7 + d_5 \cdot \alpha_5 + d_6 \cdot \alpha_6 + d_3 \cdot \alpha_3$, 则 $d_1 \cdot \alpha_1$ 为 x 的近似值, $(d_{10} \cdot \alpha_{10} + d_{13} \cdot \alpha_{13} + d_7 \cdot \alpha_7 + d_5 \cdot \alpha_5 + d_6 \cdot \alpha_6 + d_3 \cdot \alpha_3)$ 为 $(x - d_1 \cdot \alpha_1)$ 的近似值, 也就是说 $d_1 \cdot \alpha_1$ 就可以大致描述 x , 包含了图像的主要能量, 而 $(d_{10} \cdot \alpha_{10} + d_{13} \cdot \alpha_{13} + d_7 \cdot \alpha_7 + d_5 \cdot \alpha_5 + d_6 \cdot \alpha_6 + d_3 \cdot \alpha_3)$ 是在 $d_1 \cdot \alpha_1$ 的基础上使稀疏系数包含的信息更接近 x , 表示图像块的细节, 同时实验中发现 α_1 是模极大值稀疏系数 $\alpha_{10}, \alpha_{13}, \alpha_7, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_3$ 为剩余稀疏系数, 两者分别代表了图像的轮廓信息和空间细节信息。

由于极大值稀疏系数代表了图像的大致的轮廓, 对其进行取平均, 即

$$\alpha_{F,RSC}^m = \frac{\alpha_{I,RSC}^m + \alpha_{P,RSC}^m}{2} \quad (3)$$

其中, $\alpha_{I,RSC}^m$ 代表第 m 个亮度分量图像块的极大值稀疏系数, $\alpha_{P,RSC}^m$ 代表第 m 个全色图像块的极大值稀疏系数, $\alpha_{F,RSC}^m$ 是融合后亮度分量的第 m 个图像块的极大值稀疏系数。

剩余稀疏系数代表图像的细节信息, 一个图像块包含的空间细节信息越多, 则它所对应的剩余稀疏系数的标准差越大。因此在融合过程中根据亮度分量图像块和全色图像块剩余稀疏系数标准差分配相应的权值, 具体如(4):

$$\alpha_{F,RSC}^m = \omega_1 \alpha_{I,RSC}^m + \omega_2 \alpha_{P,RSC}^m \quad (4)$$

其中, $\omega_1 = \frac{\sigma_{I,RSC}^2}{\sigma_{I,RSC}^2 + \sigma_{P,RSC}^2}$, $\omega_2 = \frac{\sigma_{P,RSC}^2}{\sigma_{I,RSC}^2 + \sigma_{P,RSC}^2}$ 。 $\alpha_{I,RSC}^m$ 和 $\alpha_{P,RSC}^m$ 分别代表第 m 个亮度分量图像块的剩余稀疏系数和第 m 个全色图像块的剩余稀疏系数, $\sigma_{I,RSC}^2$ 和 $\sigma_{P,RSC}^2$ 分别代表第 m 个亮度分量和全色图像块剩余稀疏系数的标准差。基于上述分析, 给出本文的遥感图像融合方法, 基本步骤如下:

步骤 1 首先对多光谱图像进行IHS变换得到亮度分量 I 、色调分量 H 和饱和度分量 S , 并对亮度分量和全色图像进行直方图匹配;

步骤 2 根据式(2)选取合适的全色图像块对通用性字典的相似字典原子和较少使用的字典原子进行替换, 得到自适应字典;

步骤 3 利用自适应字典结合OMP算法对亮度分量和全色图像进行稀疏表示, 得到相应的亮度分量稀疏系数和全色图像稀疏系数;

步骤 4 对亮度分量和全色图像稀疏系数进行分解, 得到极大值稀疏系数和剩余稀疏系数, 并根据式(3)式(4)对其进行融合, 最后将融合后的极大值稀疏系数和剩余稀疏系数相加, 得到融合后的亮度分量稀疏系数;

步骤 5 利用自适应字典和融合后的亮度分量稀疏系数得到新的亮度分量, 并进行IHS逆变换得到高分辨率多光谱图像。

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 选用Quickbird卫星遥感图像Road和City, SPOT卫星遥感图像River和机载传感设备获取的中分辨率图像Fighter进行融合实验, 其中Quickbird卫星全色图像分辨率为0.61 m, 多光谱图像分辨率为2.44 m, SPOT卫星获取的全色图像分辨率为5 m, 多光谱图像分辨率为10 m。采用相对全局融合误差(ERGAS)、均方根误差(RASE)、光谱角(SAM)和通用图像质量评价指标(UIQI)作为客观评价指标, 将本文方法与传统IHS变换^[21]方法、非线性IHS变换^[22]方法(Nonlinear IHS, NIHS)、NSST方法^[11]和基于稀疏表示的遥感图像融合方法^[17]进行对比实验。实验中图像块的大小为 8×8 , 字典大小为 64×256 。

图4和图5分别为Road图像的融合结果和关键局部区域, 图6和图7分别为City图像的融合结果和关键局部区域。图5(b)和图7(b)为利用传统IHS变换方法得到的融合结果放大区域, 树木颜色为浅绿, 与原多光谱图像的深绿相差很多, 光谱失真较为严重; 图5(c)和图7(c)为利用NIHS变换方法得到的融合结果放大区域, 可以看到图5(c)所示放大区域边缘细节较为模糊; 图5(d)和图7(d)为利用NSST变换方法得到的融合结果放大区域, 光谱失真较小且边缘细节较为清晰, 但是图7(d)光谱信息有些扭曲; 图5(e)和图7(e)为传统稀疏表示方法得到的融合结果放大区域, 很明显图7(e)中多处细节较为模糊; 图4(f)和图6(f)为本文方法得到的融合图像, 结合对应的关键局部区域可以看出, 融合结果光谱信息和空间细节信息都得到了较好的保留, 主观视觉效果较好。

表4和表5列出了上述两组Quickbird卫星遥感图像各融合方法的客观评价指标。可以看到, 由于本文方法使用了自适应字典, 能更准确地对图像信息进行稀疏表示, 并对极大值稀疏系数和剩余稀疏系数使用不同的融合规则进行融合, 保留了更多的光谱信息及空间细节信息, 客观评价指标大部分情况下比其他方法要好。

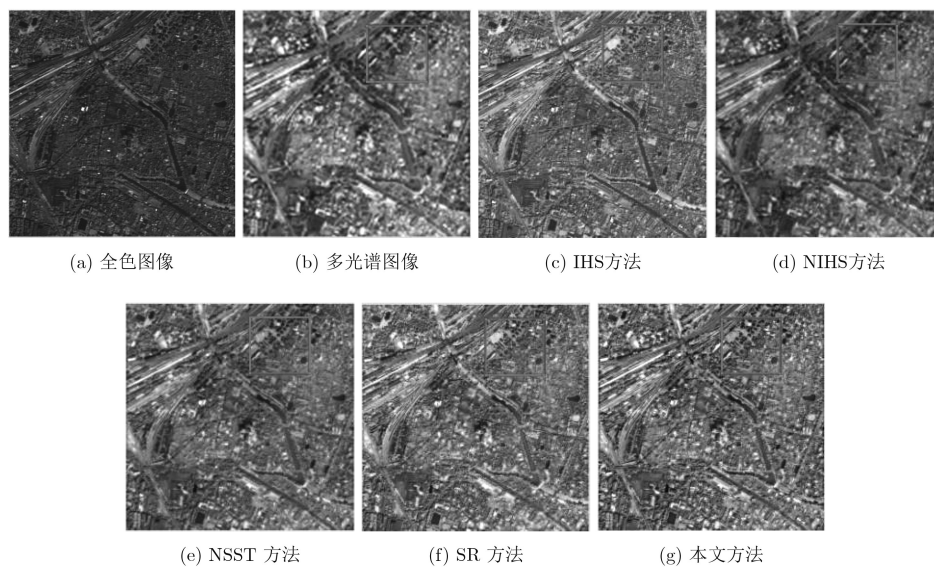


图4 Road原图像及融合结果

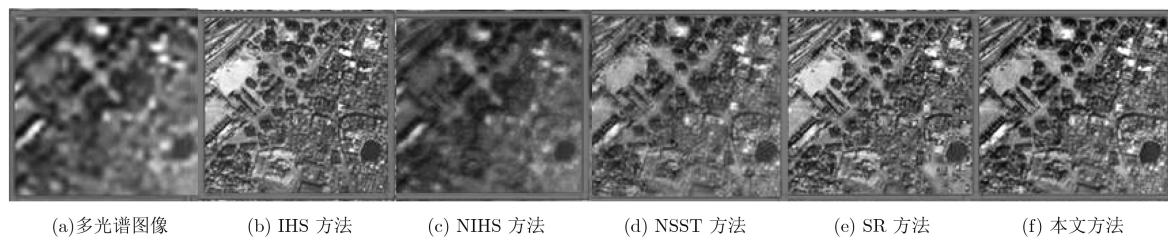


图5 Road图像融合结果关键局部区域

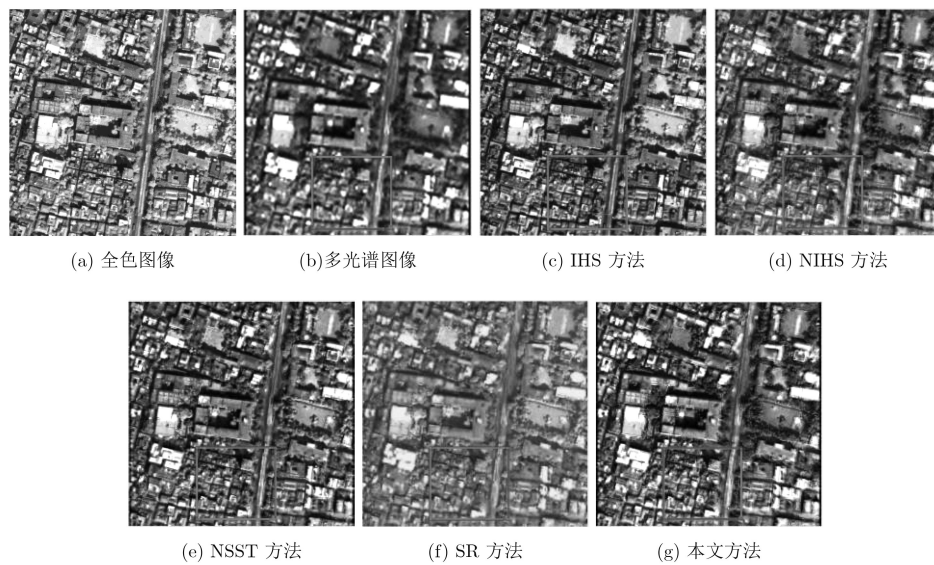


图6 City原图像及融合结果

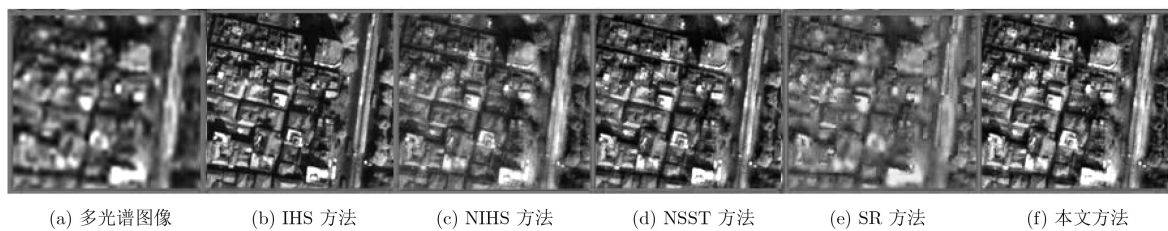


图7 City图像融合结果关键局部区域

表 4 Road原图像融合结果的性能比较

融合方法	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
IHS方法	9.7446	24.5692	1.1642	0.3469
NIHS方法	5.1226	33.7954	0.3466	0.8387
NSST方法	6.6566	16.6560	1.0277	0.7262
SR方法	8.2873	28.3787	1.1011	0.5979
本文方法	5.0543	12.9461	0.6602	0.7925

表 5 City原图像融合结果的性能比较

融合方法	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
IHS方法	13.1711	34.7595	2.7537	0.5705
NIHS方法	6.2005	16.9826	1.5020	0.8981
NSST方法	8.5364	23.4545	2.2660	0.8229
SR方法	9.1183	46.6352	1.7720	0.7655
本文方法	6.0461	18.8073	1.4300	0.8673

图8和图9分别为SPOT卫星遥感图像River的融合结果和关键局部区域，可以看到IHS方法得到的图像植被区域相较于多光谱图像颜色要深；NSST方法得到的图像存在部分细节丢失的现象；NIHS方法得到的融合图像光谱信息保持得较好，但是细节不太清晰；基于稀疏表示的融合方法得到的图像细节模糊，而本文方法得到的融合结果在光谱信息和空间细节两方面都表现得较好。从表6列出的各方法得到的融合图像的客观指标可以看到本文方法相较于传统方法具有较明显的优势。

图10和图11分别为机载传感设备获取的中分辨率图像Fighter的融合结果和关键局部区域，可以看到IHS方法、NIHS方法、NSST方法和本文方法得到的融合图像细节信息较为丰富，而基于稀疏表示的融合方法得到的图像细节模糊，不能很好地分

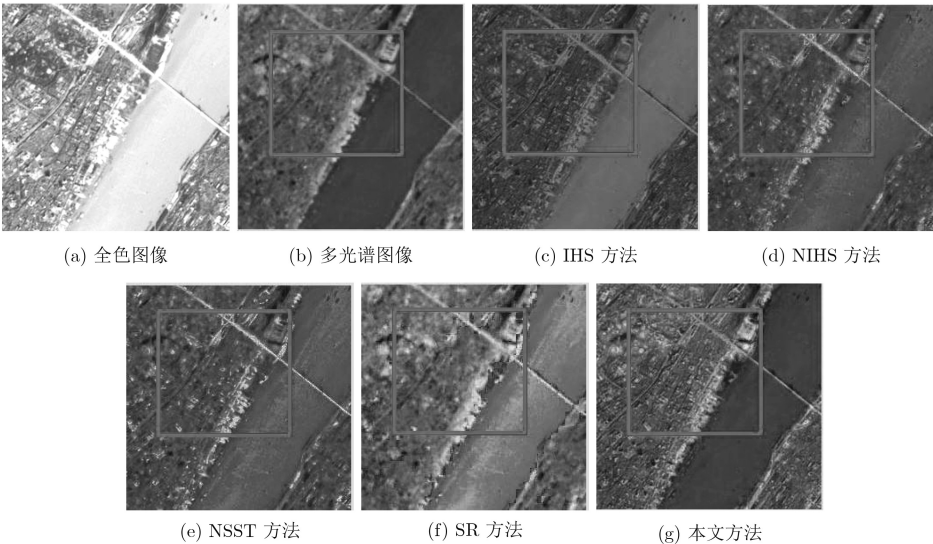


图 8 River原图像及融合结果

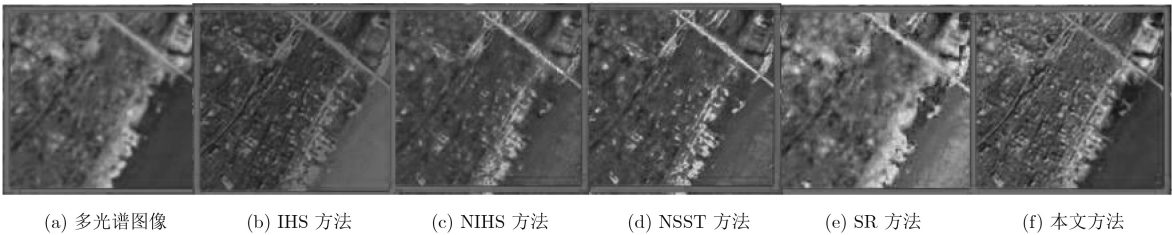


图 9 River图像融合结果关键局部区域

表 6 River原图像融合结果的性能比较

融合方法	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
IHS方法	8.1003	14.5947	4.9814	0.7037
NIHS方法	4.3391	12.7904	1.1056	0.9197
NSST方法	5.6170	17.5402	3.1750	0.8637
SR方法	9.3164	75.8740	4.6461	0.8020
本文方法	4.2291	9.6131	2.9010	0.9307

辨图像中的重要信息。从表7列出的各融合图像的客观指标可以看到，本文方法在客观指标方面优于传统方法。

6 结论

文中针对传统基于稀疏表示的图像融合方法进行改进，首先对图像库图像块进行聚类，并对包含图像块较多的种类进行裁减，在保持训练样本多样

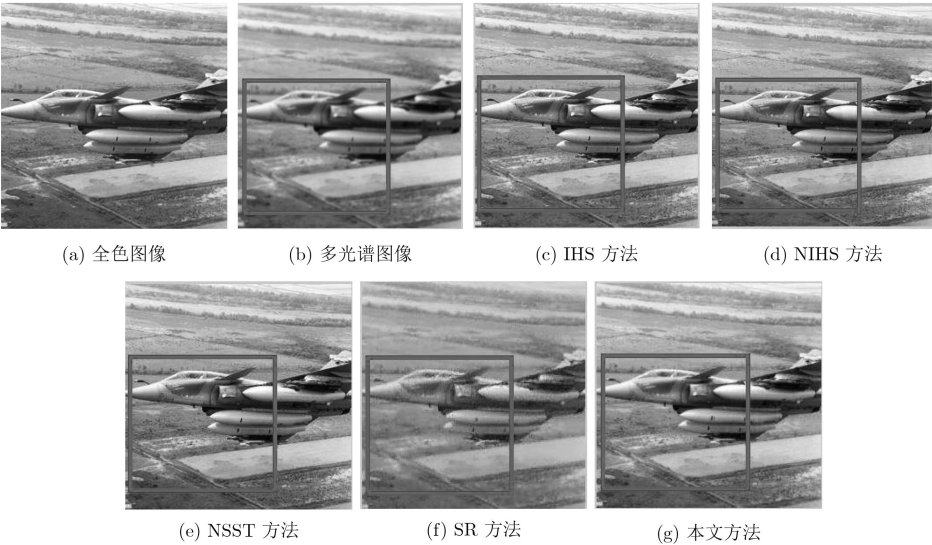


图 10 Fighter原图像及融合结果

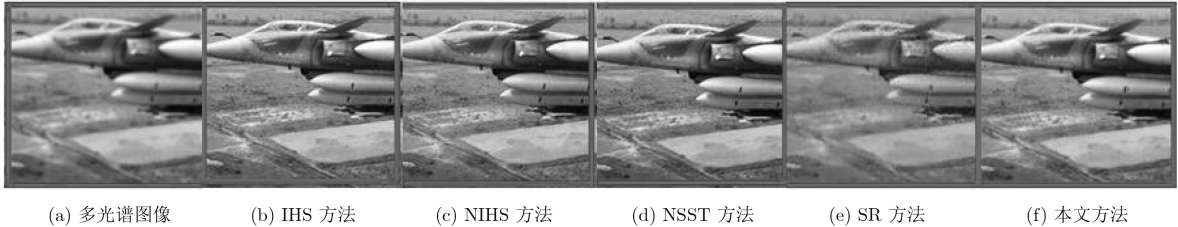


图 11 Fighter图像融合结果关键局部区域

表 7 Fighter原图像融合结果的性能比较

融合方法	ERGAS	RASE	SAM	UIQI
IHS方法	1.4788	4.2170	0.2381	0.9830
NIHS方法	1.4199	4.0977	0.2392	0.9850
NSST方法	1.5954	6.0820	0.3091	0.9834
SR方法	2.3366	7.0861	0.3709	0.9508
本文方法	0.9564	2.7291	0.1570	0.9929

性的情况下提高了字典训练效率；接着标记出字典中的相似字典原子和较少使用的字典原子，在对多光谱图像和全色图像进行稀疏表示之前用合适的全色图像块进行替换，得到的自适应字典对待表示的图像的稀疏表示更加准确；最后对亮度分量和全色图像稀疏系数进行分解，得到极大值稀疏系数和剩余稀疏系数，并采用不同的融合规则进行融合，可以更加全面地利用稀疏系数的信息。实验结果表明，本文算法在客观指标和主观视觉效果两个方面的效果都较好。

参 考 文 献

[1] HASSAN G. A review of remote sensing image fusion methods[J]. *Information Fusion*, 2016, 32(PA): 75–89. doi: [10.1016/j.inffus.2016.03.003](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.03.003).
[2] MUFIT C and ABDULKADIR T. Intensity–hue–saturation-

based image fusion using iterative linear regression[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(4): 045019. doi: [10.1117/1.JRS.10.045019](https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.045019).
[3] JI Feng, LI Zeren, CHANG Xia, *et al.* Remote sensing image fusion method based on PCA and NSCT transform[J]. *Journal of Graphics*, 2017, 38(2): 247–252. doi: [10.11996/JG.j.2095-302X.2017020247](https://doi.org/10.11996/JG.j.2095-302X.2017020247).
[4] LI Xu, ZHANG Yiming, GAO Yanan, *et al.* Using guided filtering to improve gram-schmidt based pansharpening method for GeoEye-1 satellite images[C]. *International Conference on Information Systems and Computing Technology*, Shanghai, China, 2016: 33–37. doi: [10.2991/isct-16.2016.6](https://doi.org/10.2991/isct-16.2016.6).
[5] YU Biting, JIA Bo, DING Lu, *et al.* Hybrid dual-tree complex wavelet transform and support vector machine for digital multi-focus image fusion[J]. *Neurocomputing*, 2016, 182(C): 1–9. doi: [10.1016/j.neucom.2015.10.084](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.10.084).
[6] JORGE N M, XAVIER O, OCTAVI F, *et al.* Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1204–1211. doi: [10.1109/36.763274](https://doi.org/10.1109/36.763274).
[7] CHEN Ning, NIU Weiran, ZHANG Jian, *et al.* Remote sensing image fusion algorithm based on modified Contourlet transform[J]. *Journal of Computer Applications*,

- 2015, 35(7): 2015–2019. doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2015.07.2015](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2015.07.2015).
- [8] 刘健, 雷英杰, 邢雅琼, 等. 基于改进型NSST变换的图像融合方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(2): 275–280. doi: [10.13195/j.kzyjc.2016.0075](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0075).
- LIU Jian, LEI Yingjie, XING Yaqiong, *et al.* Image fusion method based on improved NSST transform[J]. *Control & Decision*, 2017, 32(2): 275–280. doi: [10.13195/j.kzyjc.2016.0075](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0075).
- [9] 肖化超, 周詮, 郑小松. 基于IHS变换和Curvelet变换的卫星遥感图像融合方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44(1): 58–64. doi: [10.3969/j.issn.1000-565X.2016.01.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-565X.2016.01.009).
- XIAO Huachao, ZHOU Quan, and ZHENG Xiaosong. Remote sensing image fusion based on IHS transform and Curvelet transform[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2016, 44(1): 58–64. doi: [10.3969/j.issn.1000-565X.2016.01.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-565X.2016.01.009).
- [10] 刘静, 李小超, 祝开建, 等. 基于分布式压缩感知的遥感图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(10): 2374–2381. doi: [10.11999/JEIT161393](https://doi.org/10.11999/JEIT161393).
- LIU Jing, LI Xiaochao, ZHU Kaijian, *et al.* Remote sensing image fusion algorithm based on distributed compression sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(10): 2374–2381. doi: [10.11999/JEIT161393](https://doi.org/10.11999/JEIT161393).
- [11] ALTAN U M, HU Jianwen, and LI Shutao. Remote sensing image fusion method based on nonsubsampling shearlet transform and sparse representation[J]. *Sensing & Imaging*, 2015, 16(1): 23. doi: [10.1007/s11220-015-0125-0](https://doi.org/10.1007/s11220-015-0125-0).
- [12] WANG Jun, PENG Jinye, JIANG Xiaoyue, *et al.* Remote-sensing image fusion using sparse representation with sub-dictionaries[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(12): 3564–3585. doi: [10.1080/01431161.2017.1302106](https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1302106).
- [13] The CIFAR-10 dataset [OL]. <http://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html>, 2018.
- [14] BRUNO A O and DAVID J F. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. *Nature*, 1996, 381(6583): 607–609. doi: [10.1038/381607a0](https://doi.org/10.1038/381607a0).
- [15] MICHAL A, MICHAEL E, and ALFRED M B. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311–4322. doi: [10.1109/TSP.2006.881199](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.881199).
- [16] RAMIN R and KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. Conference on Signals, Systems & Computers, Pacific Grove, USA, 2002: 40–44. doi: [10.1109/ACSSC.1993.342465](https://doi.org/10.1109/ACSSC.1993.342465).
- [17] ZHU Xiaoxiang and RICHARD B. A sparse image fusion algorithm with application to pan-sharpening[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2013, 51(5): 2827–2836. doi: [10.1109/TGRS.2012.2213604](https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2213604).
- [18] SAMAN J, HASHEMY S M, KOUROSH M, *et al.* Classification of aquifer vulnerability using k-means cluster analysis[J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 549: 27–37. doi: [10.1016/j.jhydrol.2017.03.060](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.03.060).
- [19] 吴一全, 李立. 利用核模糊聚类 and 正则化的图像稀疏去噪[J]. 光子学报, 2014, 43(3): 0310001. doi: [10.3788/gzxb20144303.0310001](https://doi.org/10.3788/gzxb20144303.0310001).
- WU Yiquan and LI Li. Image sparse denoising using kernel fuzzy clustering and regularization[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, 43(3): 0310001. doi: [10.3788/gzxb20144303.0310001](https://doi.org/10.3788/gzxb20144303.0310001).
- [20] 刘帆. 基于小波核滤波器和稀疏表示的遥感图像融合[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2014.
- LIU Fan. Remote sensing image fusion based on wavelet kernel filter and sparse representation[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2014.
- [21] CARPER W J, THOMAS M L, and RALPH W K. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1990, 56(4): 459–467.
- [22] MORTEZA G and HASSAN G. Nonlinear IHS: A promising method for Pan-sharpening[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2016, 13(11): 1606–1610. doi: [10.1109/LGRS.2016.2597271](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2597271).
- 刘帆: 女, 1982年生, 博士, 讲师, 从事遥感图像处理、机器学习的研究.
- 裴晓鹏: 男, 1991年生, 硕士生, 研究方向为粒计算、遥感图像处理.
- 张静: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为遥感图像处理.
- 陈泽华: 女, 1974年生, 博士, 教授, 从事粒计算与知识工程、智能信息处理与智能控制、机器视觉与工业大数据等方向的研究.