

基于变分的多尺度遥感图像融合算法

秦福强, 王丽芳

(西北工业大学计算机学院, 陕西西安 710029)

摘要: 全色图像与多光谱图像融合时, 忽略了上采样的重要性和通道间细节的差异性. 针对前者, 利用不同尺度下自相似块, 估计出低分辨率图像丢失信息, 从而修改了图像上采样的策略, 并以此构造目标函数的保真项; 针对后者, 利用全色图像和光谱图像梯度域结构相似性, 提出局部加权动态稀疏约束, 构造目标函数的正则项. 本文基于变分法理论, 构造了新的目标函数, 并提出了多尺度迭代融合框架, 通过多次迭代逐步提高融合图像的分辨率, 每一层的融合结果更加准确, 从而提高最终的融合精度. 本文算法与 Brovey 等成分替代算法、P + XS 等变分算法、MTF_GLP 等多分辨率分析算法进行比较. 实验结果表明, 本算法的融合结果具有良好的视觉效果, 且在客观评价指标上比所有对比算法的最优值平均值均有提高.

关键词: 多光谱图像; 遥感图像融合; 多尺度自相似性; 局部加权动态梯度稀疏

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)06-1084-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.06.006

Multiscale Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on Variational Segmentation

QIN Fu-qiang¹, WANG Li-fang

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710029, China)

Abstract: On the fusion of panchromatic and multispectral images, two important aspects, up-sampling of multispectral images and the difference of channel details, are ignored. For the former, the loss details of low-resolution images are estimated by using self-similar patch at different scales to improve up-sampling. For the latter, the local weighted dynamic sparse constraint is proposed based on the structural similarity between panchromatic images and spectral images in gradient domain. The new objective function based on variational method are proposed, the fidelity term and the regularization term of whose are constructed respectively according to the former and the latter. In addition, a multi-scale iterative fusion framework is presented, where the resolution of the fused image is gradually improved through iterations. The fused results of each iteration are more accurate, so the final fused image is improved. Our algorithm is compared with Brovey and other component substitution algorithms, P + XS and other variational algorithms, MTF_GLP and other multi-resolution analysis algorithms. The experimental results show that the fusion results of this algorithm have good visual effect, and the objective evaluation index is better than the average of the optimal value of all comparison algorithms.

Key words: multispectral image; remote sensing image fusion; multiscale self-similarity; local weighted dynamic sparse constraint.

1 引言

许多遥感应用, 如土地利用分类、变化检测、地图更新和灾害监测, 都需要高光谱分辨率和高空间分辨率的图像. 然而, 由于目前遥感器的技术限制, 常见光学遥感传感器如 IKONOS、QuickBird 和 Landsat ETM+ 等, 只

能同时提供了一个高空间分辨率的全色, 和低空间分辨率的多光谱图像. 因此, 需要对全色图像和多光谱图像进行融合, 在保持图像光谱信息的同时, 提高多光谱图像的空间质量.

目前图像融合方法主要有基于成分替代算法 (CS)、基于多分辨率分析算法 (MRA) 和基于模型算法

(TV),关于各类算法描述可参见文献[1].在CS算法中,Tu等提出的FIHS算法使用波段数的倒数作为各通道的融合系数^[2];Rahmani等提出的AIHS算法通过最小化全色图像和多光谱图像的线性组合的差异计算各通道的融合系数^[3];Ghahremani等提出非线性HSI算法,基于局部和全局特征提高亮度分量估计精度^[4],Ballester等使用全色图像的低通图像作为引导图,注入引导滤波得到的图像的细节部分^[5];在MRA算法中,Liu等提出使用平滑调节滤波器,通过调整高分率图像和其低通图像之间的比例控制空间细节注入^[6].基于模型算法中,Zhou等结合CS和变分的方法进行融合^[7];Chen等构造图像的动态稀疏约束项^[8];一些基于稀疏正则化和字典学习的方法也被提出^[9,10],Li等通过使用低分辨率图像和全色图像构造联合稀疏字典集^[10].以上细节引入,改进主要体现在考虑各通道之间的差异,即赋予不同通道不同的权重.但是由于全色传感器不能覆盖多光谱传感器的波长范围,传统的多光谱和全色图像的相关性假设并不一定成立,尤其随着波段数的增加,此问题更加突出.

从上述分析可以看出,目前融合算法存在如下问题:(1)各类算法都需要对多光谱图像上采样,且上采样结果会对最终融合结果有较大影响,目前算法都忽略这一步骤;(2)在细节信息注入时,目前仅考虑各个通道之间的差异,而忽略了通道内局部空间之间的差异,随着成像波段数增加,以及成像地物目标种类增多时,将会带来更大的融合误差.

针对以上问题,本文主要进行了如下三个方面的工作:(1)图像自相似块具有相似的光谱特性和空间特性,利用不同尺度下图像块自相似性,估计低尺度图像丢失细节,从而进行图像上采样;(2)在细节注入时,根据全色图像和光谱图像在梯度域结构相似性,提出了局部梯度加权约束,即考虑不同通道信息差异,也考虑了同一通道内部不同地物之间差异,实现不同通道不同区域的细节自适应注入;(3)提出金字塔式的迭代融合框架,即多光谱图像空间分辨率通过固定的上采样步长迭代进行,逐步达到全色图像的空间分辨率;该迭代框架下采用对未知信息逐步补偿策略,让每一次的补偿更加准确,从而提高最终的融合精度.

2 基于高低尺度自相似块的上采样

2.1 不同尺度下自相似块

图像自相似特性在图像编解码、去噪、超分辨等方面^[11,12]都有成功的应用案例.Glasner等利用图像金字塔找出不同尺度图像之间的相似块^[13].图1中间部分是输入图像,其中包含图像块**b1**和**b2**,他们尺度不同而在颜色和结构上非常相似,这就是不同尺度下的自相

似,这种情况在自然图像和遥感图像中都是很常见的.本文利用高低尺度下的相似块,估计低尺度图像的细节损失,从而重建高尺度图像,获取更高分辨率的图像.另外,光谱特性保真是本文图像融合的重要目标之一,而光谱信息只有在光谱图像自身上获取,因此,通过高低尺度自相似性块进行上采样,也有利于融合图像的光谱信息保真.

图1中,输入多光谱低分辨率图像 I_1 ,输出 I_h 表示基于自相似块重构的高分辨率图像,该图像是对输入图像进行 X 倍的上采样重建的结果,对 I_1 进行 X 倍下采样得到图像 I_1^d , I_1^d 表示对低分辨率图像进行下采样后得到的图像.以图像块**b1**为例,讲解基于多尺度相似块的含义及其对高分率图像重建的作用.如图,图像块**b1**与图像块**b3**是不同尺度图像下的相似块;而图像块**b3**是图像块**b2**下采样的结果;因此,可以认为图像块**b1**和图像块**b2**是相似目标块在不同尺度下的表现,称为不同尺度下的相似块.即图像块**b2**是图像块**b1**在高分率下的近似,所以,图像块**b2**可以帮助重建图像块**b1**的高分辨率图像块**b4**.

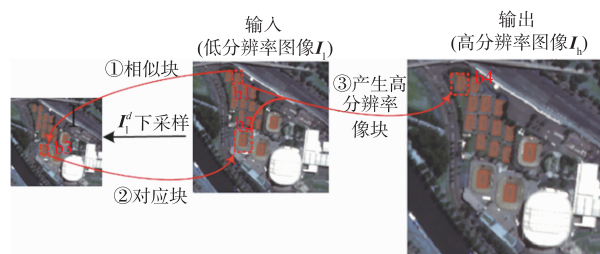


图1 不同尺度自相似性高分率图像重建示意图

2.2 自相似块匹配

为了重建高分率图像块,要在图像上为每个图像块匹配大尺度下的相似块,为此,需要定义对图像块的自相似性约束.本文考虑两个相似块在光谱和结构方面都具有高度一致性,图像自相似性块的目标函数如下:

$$\min (E_g(t_j) + E_h(t_j)) \quad (1)$$

式(1)包含两项: E_g 是高斯距离约束项, E_h 是HOG特征约束项.

为了保证光谱一致性,提出了高斯距离约束项,使用高斯权重距离来衡量图像块之间的相似性.

$$E_g(t_j) = \|G(\mathbf{B}_M(t_j)) - \mathbf{B}(t_j)\|_2^2 \quad (2)$$

式(2)中, G 为高斯权重, t_i, t_j 分别表示第*i*个、第*j*个图像块的中心位置, $\mathbf{B}(t_i)$ 为以 t_i 为中心坐标位置的图像块,其中 $t_i = (t_i^x, t_i^y)$, t_j 类似, $\mathbf{B}_M(t_j)$ 表示大尺度下的匹配图像块.

为了保证结构一致性,提出了方向梯度直方图(HOG)特征约束项,通过图像块的HOG特征描述算

子,计算两个图像块之间的相似性.

$$E_h(t_j) = -\beta \| \text{HOG}(B_M(t_j)) - \text{HOG}(B_M(t_i)) \| \quad (3)$$

式中, β 为 HOG 特征约束项的权重.

2.3 基于自相似块上采样实现

基于如上描述,在输入低分辨率图像 I_1 上求得图像块 b_1 在高尺度上的近似表现 b_2 .如图2所示,输入是低分辨率图像 I_1 ,输出是基于自相似性上采样的高分辨率 I_h .为了计算方便,低分辨率图像 I_1 用双三次插值进行上采样得到图像 I_h^u , I_h^u 表示对低分辨率图像进行双三次差值上采样后得到的图像, I_h^u 与 I_h 图像分辨率是一样的.在匹配相似块时,先在图像 I_h^u 找到输入图像块的对应块,如图像块 $b_1 \in I_1$ 与图像块 $b_3 \in I_h^u$ 对应;根据2.2节中式(1),在图像 I_1 寻找图像块 b_3 的相似块,如图像块 $b_3 \in I_h^u$ 相似块 $b_2 \in I_1$.图像块 b_2 与图像块 b_1 是不同尺度下的相似块,而 b_2 的分辨率正是 b_1 进行上采样所要达到的目标分辨率,因此图像块 b_2 和 b_1 的残差,正好反映了下采样过程的丢失细节,以此重构高分辨率的输出图像.

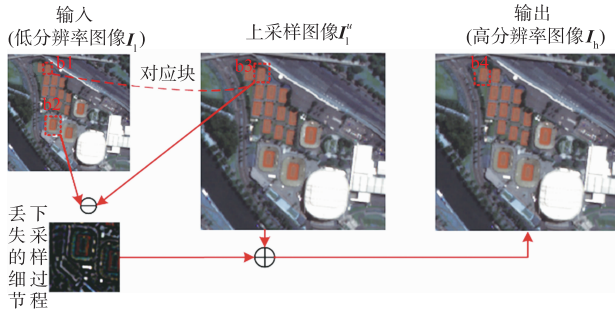


图2 基于多尺度自相似块的高分辨率图像重建

在此需要指出,基于自相似块的上采样即具有良好的光谱保持特性,也能够弥补由于下采样丢失的细节信息,但是在边缘处会产生混叠现象,表现为细节丰富却不够锐利.然而全色图像提供了很好的结构参考信息,因而在下一步中,将通过注入全色图像的结构信息来实现对于自相似性图像结构信息的提升.

3 基于局部加权梯度稀疏约束

在基于低分辨率光谱图像和全色图像的融合算法中,由于低分辨率的光谱图像缺乏足够的结构信息,因此通过构造融合多光谱图像和全色图像的结构信息约束项,向融合图像中注入细节信息.

图3分别给出Worldview2卫星拍摄的相同场景了全色图像和各通道图像的 x 方向梯度图.由图3可以看出:(1)各通道梯度信息与全色图像梯度信息存在个性化差异,如图中红色框图区域,在R通道和RedEdge通道与全色图像细节基本一致,而在G通道、B通道和CoastalBlue通道与全色图像细节差异非常大,因此,引入图像细节时要考虑通道之间差异性;(2)各通道内部不同区域梯度信

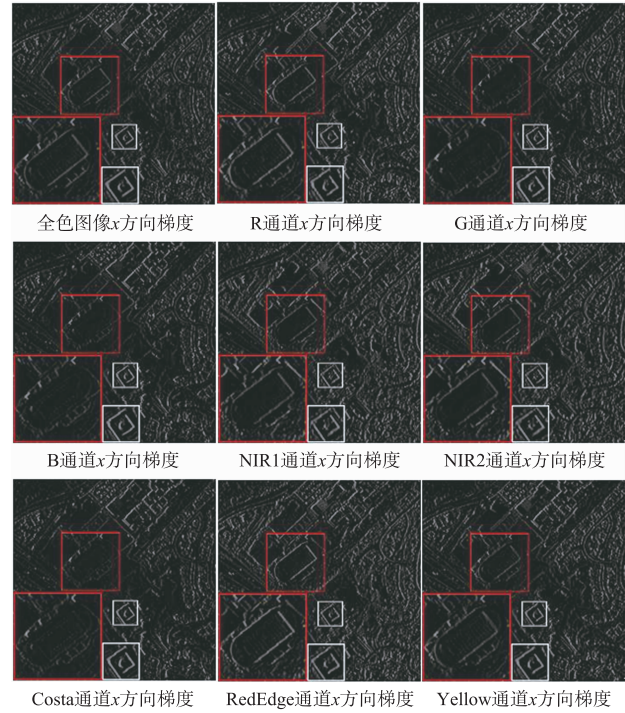


图3 全色图像与各通道图像梯度图

息与全色图像梯度信息也存在个性化差异,在G通道图中,红色框区域与全色图像对应区域是细节相别较大,而白色框图区域与全色图像相应区域细节一致,因此引入细节时要考虑局部区域之间的差异性.为了兼顾图像不同通道间和不同区域间存在的差异,需要约束向不同通道的不同区域注入不同比例细节.目前改进算法多数仅考虑通道之间的差异,而没有考虑不同区域之间的差异,对于遥感图像而言地物目标丰富,地物目标的光谱特性的差异是不容忽视的.本文提出了基于局部加权梯度稀疏约束,自适应地从全色图像向各个通道注入细节,即能保证多光谱图像空间特性的提高,又能避免过多细节注入而导致光谱失真.

基于上述分析,提出局部加权梯度约束项,来表征多光谱和全色图像的结构关联和差异.

$$E_v = \min \sum \| \nabla I_h(t_i) - \omega(t_i) \nabla D(P(t_i)) \|_2^2 \quad (4)$$

式中, $\omega(t_i) = \frac{\sigma_{\nabla I_h \nabla P}(t_i) + C}{\sigma_{\nabla I_h}(t_i) \sigma_{\nabla P}(t_i) + C}$, $\sigma_{\nabla I_h \nabla P}(t_i)$ 表示以 t_i 为中心在图像 ∇I_h 和全色图像 ∇P 上图像块之间的协方差, P 表示高分辨率的全色图像, $\sigma_{\nabla I_h}(t_i)$ 表示在图像 ∇I_h 中以 t_i 为中心的图像块的标准差, $\sigma_{\nabla P}(t_i)$ 表示在图像 ∇P 中以 t_i 为中心的图像块的标准差, C 为常数. D 表示将全色图像 P 扩展为与 I_h 相同的通道数, $\omega(t_i)$ 用来控制向不同通道不同局部区域注入细节信息的比例.总之,各区域在梯度域上与全色图像梯度域越相似,引入细节的权重就越大.如图4所示,给出了R、G、B三个

通道的 ω . 由对图 3 的分析可知,在红色框区域,R 通道梯度上与全色通道梯度一致,而 G 和 B 通道梯度与全色图像梯度差异较大. 因此,观察图 4 红色框区域可以看出,在从全色图像引入细节时,R 通道的权重较大,而在 G 和 B 通道权重值较小. 而在白色框区域了 R、G、B 三通道与全色通道梯度一致,因此,三通道权重也一致. 观察 R、G、B 通道权重图可以发现,同一通道不同区域在细节引入差别也非常大.

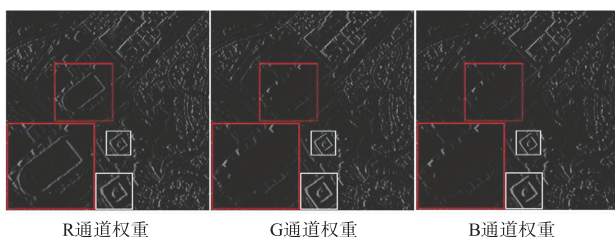


图4 RGB三通道对应的权重图

4 算法框架

4.1 融合算法

利用图像自相似性保持了图像的光谱信息,利用局部加权梯度约束从全色自适应引入细节信息,其融合的目标函数如下:

$$E(I_h) = \min \sum (\|I_h - I_h^* \|^2 + \lambda \| \nabla I_h(t_i) - \omega(t_i) \nabla D(P) \|^2) \quad (5)$$

式中, I_h 表示融合图像, I_h^* 表示通过自相似性求解的图像, ∇I_h 为融合梯度信息, D 表示将全色图像 P 扩展为与 F 相同的通道数, λ 为控制两项的比例参数.

该目标函数与现有基于变分图像融合不同之处有两点:(1) 第一项数据项 $\|I_h - I_h^*\|^2$ 中,融合图像 I_h 逼近 I_h^* , I_h^* 是基于高低尺度自相似块上采样的图像,具有良好的光谱特性和丰富的细节. 现有方法采用的策略是 $\|G(I_h) - I_h\|^2$ 或者是 $\|I_h \downarrow - I_h\|^2$, 相比较 I_h^* 在光谱和细节上具有更大的优势, 这为最后融合图像提供更加精确的依据;(2) 第二项正则项 $\| \nabla I_h(t_i) - \omega(t_i) \nabla D(P) \|^2$, 兼顾不同波段和不同地物提在细节表现上与全色图像的一致性和差异性, 提出局部加权梯度约束, 即保证融合图像有良好的细节表现, 又避免细节过度引入而导致光谱信息失真. 对式(5)通过梯度下降法进行求解, 得到融合图像.

4.2 金字塔迭代框架

本文提出金字塔式的迭代融合框架, 即多光谱图像空间分辨率通过一定的上采样步长迭代进行, 逐步达到全色图像的空间分辨率的原因:(1) 该迭代框架下采用对未知信息逐步补偿策略, 让每一次的补偿更加准确, 从而提高最终的融合精度;(2) 图像尺度相差太大不利于在高低两个尺度图像上寻找相似块.

对于低分辨率的多光谱图像, 逐步上采样, 构造多光谱图像金字塔, 利用图像在多尺度间的自相似性特征, 获得基于自相似性的上采样图像. 为了配合多光谱图像结构信息的重建, 通过对全色图像下采样, 构造相应尺度下的全色图像金字塔, 利用加权局部梯度约束和梯度剖面分布约束, 逐步获得高分辨率的多光谱图像. 每一次迭代, 多光谱图像进行一次上采样, 最初分辨率为低光谱图像分辨率, 当进行到上采样分辨率与全色图像分辨率一致时迭代结束, 每次迭代获得的多光谱图像结果作为下一次迭代的输入图像.

4.3 算法整体流程

算法整体流程如图 5 所示, 输入层是一幅高分辨率的全色图像和低分辨率的多光谱图像; 金字塔层使得每一次迭代以一定步长的上采样, 融合图像空间分辨率逐步增长, 最终达到目标分辨率; 融合层利用基于尺度自相似块上采样图像和局部加权梯度约束, 对式(5)进行求解; 输出层给出融合结果高分辨率的多光谱图像. 整个流程的上一条分支利用高低尺度下的自相似块对多光谱图像进行上采样, 这样保证上采样图像具有良好的光谱和细节特性; 下一条分支, 将全色图像良好细节信息, 依据局部加权梯度权重, 自适应地引入到各个波段中.

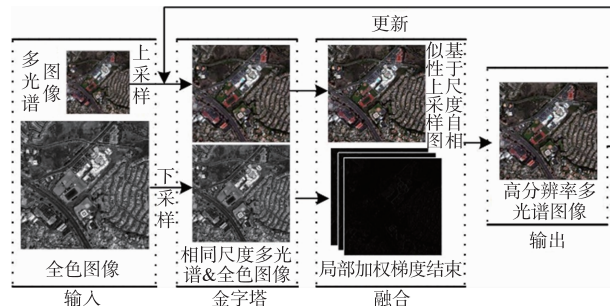


图5 算法整体流程图

5 实验分析

5.1 实验数据与参数

图 6 给出了本文所有图示实验结果的输入图像, 分别是 Pléiades 卫星四波段多光谱图像和相应的全色图像, Worldview3 卫星八波段多光谱图像和相应的全色图像, 其对应的各波段参数如表 1 所示.

由于缺乏对应场景的高分辨图像, 为了对本文算法进行客观评价, 将原始的多光谱图像当做参考图像, 相应的低分辨图像通过对原始图像进行下采样获得. 实验中参考图像大小为 600×600 , MS 图像大小为 150×150 , 全色图像大小为 600×600 . 主要参数设置为: 式(5)中 $\lambda = 0.5$, 如果结果侧重与光谱保持一致, 可调小一些, 如果侧重于细节方面, 可以调大一些. 参照参考文献[13], 式(3)中 $\beta = 0.3$. 为了保证能匹配到高质量的

表 1 Pléiades 卫星和 Worldview3 卫星参数

波段	Pan	海岸	蓝	绿	黄	红	红边	近红外	
Pléiades	470 ~ 830		430 ~ 550	500 ~ 620		590 ~ 710		740 ~ 940	
WorldView3	450 ~ 800	400 ~ 450	450 ~ 510	510 ~ 580	585 ~ 625	630 ~ 690	705 ~ 745	NIR 1: 770 ~ 895	NIR 2: 860 ~ 1040

跨尺度自相似块,匹配自相似块窗口尽量设置小一些,本文设置为 3×3 . 参照参考文献^[8],计算基于动态稀疏的局部权重时窗口大小 11×11 .

5.2 与其他文献算法比较

本文将与 Brovey^[14]、P + XS^[5]、GS^[15]、NIHS^[4]、MTF_GLP^[16]、Guided_filter^[17]、MTF_GLP_CBD^[18]、PRACS^[19] 算法进行比较,并从直观视觉和客观结果两方面对图像质量进行评价. 相应算法的参数都是根据作者的建议,并且设置为相应数据集的最佳值.

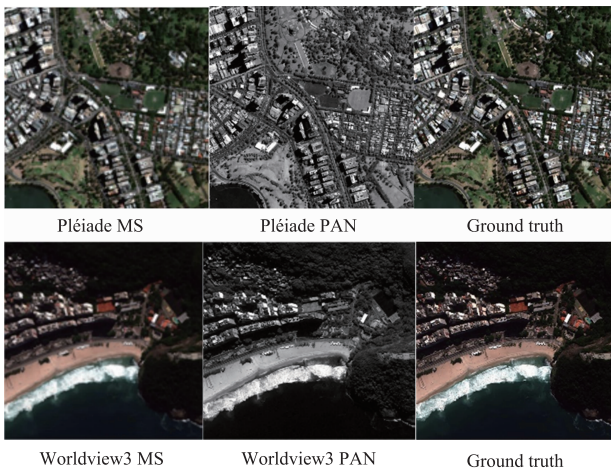


图6 数据集从上到下分别是Pléiades和Worldview3卫星图像,从左到右分别是多光谱图像和全色图像

图7和图8分别展示了两个卫星图像运用各算法得到的融合结果.从图中可以看出,Brovey^[14]算法、GS^[15]算法、PRACS算法具有明显的成分替代算法的优点,融合结果的空间分辨高,各种地物细节看得都比较清楚,尤其是PRACS^[19]算法,成分替代同时设计了一个基于统计比率和局部调节因子的自适应融合框架,融合的视觉效果非常好.但是,这些成分替代算法或多或少都存在一定的光谱失真,表现为全局或者局部的光谱失真.对于Brovey^[14]算法和GS^[15]算法,可以看出在所有两组实验中都能出现了全局性的光谱失真,而PRACS^[19]算法表现稍好,边缘出现块状阴影,影响目视效果.P + XS^[17]算法整体在图8中光谱失真较少,但是在另一组实验中都出现了较大程度的光谱失真,说明该算法不稳定,不具有适应性.本文算法对比参考图像未存在明显的光谱和结构误差.

为了更好的评价各算法的融合效果,本文将使用

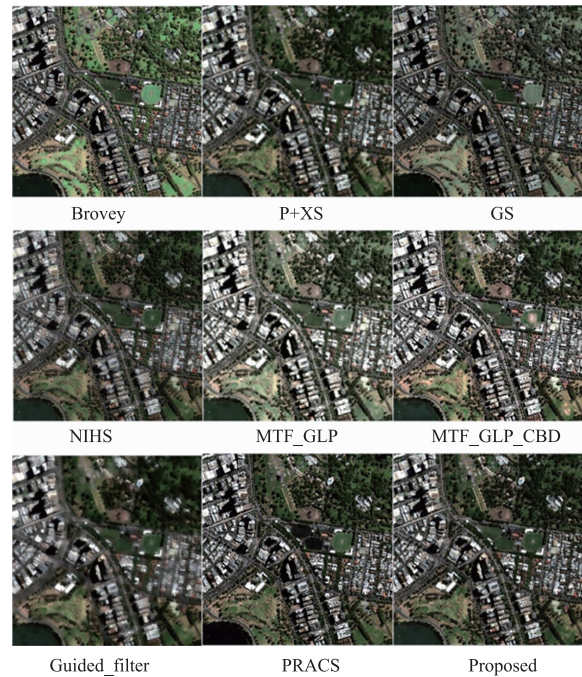


图7 Worldview3图像各算法融合结果

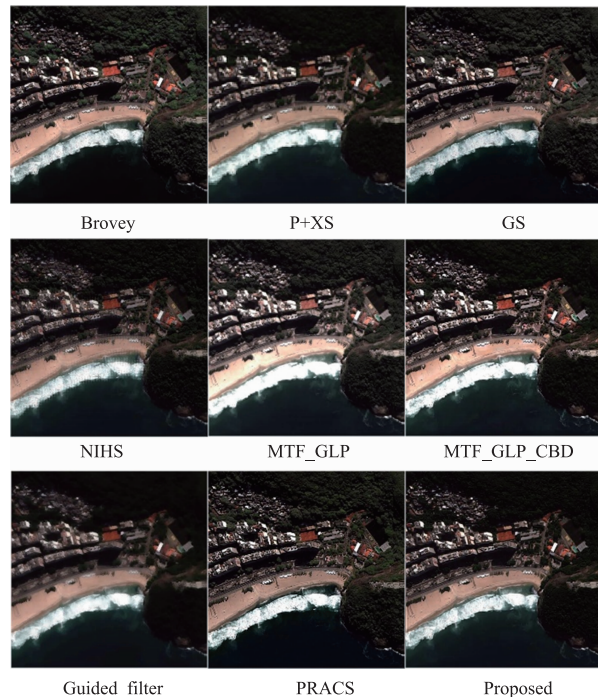


图8 Worldview3图像各算法融合结果

CC、ERGAS、QAVE、RASE、RMSE、PSNR、QNR、SSIM 八个指标评价融合算法在整体、光谱以及结构特性上的

保持能力. 表 2 和表 3 分别对应上述两个卫星的客观评价结果,其中标有下划线的数据为次优值,加粗的数据为最优值. 从表 2 和表 3 可以看出,本文算法除了部分指标位于次优值外,其他都处于最优值. 具体来说,在两组实验中,NIHS^[4]算法在 ERGAS, QAVE 表现次优或者接近次优值,NIHS^[4]算法在光谱保持方面具有优势. 而 Brovey^[14]算法、GS^[15]算法、PRACS^[19]算法的 ER-

GAS、RASE 等指标的值总是很大,表明这 2 种算法在光谱保持方面效果很差,这也印证了视觉评价的分析,成分替代算法容易导致光谱失真. 可以计算出本算法在 CC、ERGAS、QAVE、RASE、RMSE、PSNR、QNR、SSIM 等客观评价标准比所有对比算法的最优值分别平均提高了 2.61%、29.92%、2.20%、30.12%、32.78%、9.68%、-0.20%、10.95%.

表 2 Pléiades 融合结果对比

方法	CC(1)	ERGAS(0)	QAVE(1)	RASE(0)	RMSE(0)	PSNR(+∞)	QNR(1)	SSIM(1)
Brovey ^[14]	0.8208	10.7271	0.3994	53.1445	37.6715	21.5058	0.7602	0.6294
P + XS ^[5]	0.9007	8.6079	0.4843	35.0679	24.8579	24.9986	0.8728	0.6343
GS ^[15]	0.8223	11.5220	0.4457	45.8125	32.4742	22.6759	0.7759	0.6636
NIHS ^[4]	0.9312	<u>7.5357</u>	<u>0.4948</u>	29.8926	<u>21.1894</u>	26.3820	0.9193	<u>0.7158</u>
MTF_GLP ^[16]	<u>0.9317</u>	9.7895	0.4123	56.4986	40.0491	20.8581	0.8341	0.6842
MTF_GLP_CBD ^[18]	0.8993	10.5435	0.4037	54.7102	38.7813	21.1418	0.8845	0.6381
Guided_filter ^[17]	0.9282	7.5371	0.4362	<u>29.8763</u>	21.1779	<u>26.3908</u>	<u>0.9686</u>	0.7129
PRACS ^[19]	0.9003	9.6432	0.3663	38.3199	27.1631	24.3373	0.8854	0.6827
Proposed	0.9736	4.5683	0.5102	18.1218	12.8321	30.7402	0.9709	0.8511

表 3 Worldview3 融合结果对比

方法	CC(1)	ERGAS(0)	QAVE(1)	RASE(0)	RMSE(0)	PSNR(+∞)	QNR(1)	SSIM(1)
Brovey ^[14]	0.9526	9.1532	0.3951	39.5041	19.0595	27.3019	0.6888	0.7040
P + XS ^[5]	0.9480	9.8347	0.4960	40.2777	19.4328	27.1722	0.8899	0.7214
GS ^[15]	0.9540	9.4120	0.4331	37.6696	18.1744	27.7201	0.7454	0.6777
NIHS ^[4]	<u>0.9723</u>	<u>7.4117</u>	0.4912	<u>29.6692</u>	<u>14.3144</u>	<u>29.7948</u>	0.8768	0.8001
MTF_GLP ^[16]	0.9578	11.1871	0.4514	62.7618	30.2806	23.2789	0.7722	0.7290
MTF_GLP_CBD ^[18]	0.9712	9.0741	<u>0.4969</u>	44.3163	21.3813	26.3262	0.9158	<u>0.8279</u>
Guided_filter ^[17]	0.9664	8.1208	0.4535	32.3071	15.5872	29.0583	0.7354	0.7888
PRACS ^[19]	0.9515	10.2275	0.3775	40.0223	19.9305	27.2488	0.8296	0.6533
Proposed	0.9801	6.0178	0.5034	23.4912	11.3906	30.8840	<u>0.9102</u>	0.8617

6 结论

本文针对多光谱和全色图像融合问题,提出了多尺度融合框架,并对上采样环节和细节注入进行环节进行改进. 本文属于基于变分的融合算法,利用基于不同尺度相似块的上采样图像,重新构造了目标函数的保真项,新的保真项对融合图像的光谱特性保持起到了非常大的作用;利用局部加权梯度稀疏重新构造的目标函数的正则项,新的正则项更加合理注入细节,增强细节同时最大限度的不改变光谱;多尺度框架融合框架实现空间分辨率的逐层递进,使得融合后的图像具有更高的清晰度. 本算法的思想可以扩展到遥感领域的多时空图像融合和高光谱图像融合问题,但是基于自相似性的上采样算法,如果跨尺度自相似块的质量不高,会降低最终的融合质量. 现有基于分

割的技术可以帮助确定局部细节的注入.

参考文献

- [1] Ghassemian, Hassan. A review of remote sensing image fusion methods[J]. Information Fusion, 2016, 32: 75 - 89.
- [2] Tu T M, Huang P S, Hung C L, et al. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, 1(4): 309 - 312.
- [3] Rahmani S, Strait M, et al. An adaptive IHS pan-sharpening method[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(4): 746 - 750.
- [4] Ghahremani M, Ghassemian H. Nonlinear IHS: a promising method for pan-sharpening[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(11): 1 - 5.
- [5] Ballester C, Caselles V, Igual L, et al. A variational model

- for P + XS image fusion[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 69(1): 43 – 58.
- [6] 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.
- [7] Zhou Z M, Yang P L, Li Y X, et al. Joint IHS and variational methods for pan-sharpening of very high resolution imagery[A]. IGARSS 2013[C]. Melbourne, VIC, Australia; IEEE, 2013. 2597 – 2600.
- [8] Chen C, Li Y Q, et al. Image fusion with local spectral consistency and dynamic gradient sparsity[A]. 2014 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Columbus; IEEE, 2014. 2760 – 2765.
- [9] Zhu X X, Bamler R. A sparse image fusion algorithm with application to pan-sharpening[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(5): 2827 – 2836.
- [10] Li S, Yin H, Fang L. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(9): 4779 – 4789.
- [11] 潘宗序, 禹晶, 肖创柏, 等. 基于自适应多字典学习的单幅图像超分辨率算法[J]. 电子学报, 2015, 43(2): 209 – 216.
Pan Zong-xu, Yu Jin, Xiao Chuang-bo, et al. Single image super-resolution based on adaptive multi-dictionary learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 209 – 216. (in Chinese)
- [12] 宋云, 李雪玉, 等. 基于非局部相似块低秩的压缩感知图像重建算法[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 695 – 703.
Song Yun, Li Xue-yu, et al. Compressed sensing image reconstruction based on low rank of non-local similar patches[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3): 695 – 703. (in Chinese)
- [13] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[A]. 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision[C]. Kyoto, Japan; IEEE, 2009. 349 – 356.
- [14] Gillespie A R. Color enhancement of highly correlated images I. Decorrelation and HSI contrast stretches[J]. Remote Sensing of Environment, 1986, 20(3): 209 – 235.
- [15] Alparone L, Baronti S, Selva M. MS + Pan image fusion by enhanced gram-schmidt spectral sharpening[A]. Proceedings of the 26th EARSe Symposium, New Strategies for European Remote Sensing [C]. Varsovie; EARSe, 2006. 26 – 31.
- [16] Alparone L, Aiazzi B, Garzelli A, et al. Sharpening of very high resolution images with spectral distortion minimization[A]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium[C]. Toulouse; IEEE, 2003. 458 – 460.
- [17] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864 – 2875.
- [18] Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, et al. MTF-tailored multiscale fusion of high-resolution ms and pan imagery[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(5): 591 – 596.
- [19] 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.

作者简介



秦福强 男, 1980 年生于山东日照, 西北工业大学计算机专业在读博士, 研究方向为遥感大数据分析、图像处理与深度学习和 GIS 地理信息系统开发等。
E-mail: qinfuqiang777@mail.nwpu.edu.cn



王丽芳 女, 1964 年出生于黑龙江, 西北工业大学工学博士, 研究方向为深度学习与自然语言处理、云计算 & 云安全、计算机视觉等。
E-mail: wanglf@nwpu.edu.cn