

基于光谱映射和细节注入的Pansharpening

刘红毅¹, 赵肖飞¹, 韩海波¹, Jenny Qian Du², 吴泽彬³, 韦志辉³

(1. 南京理工大学数学与统计学院, 江苏南京 210094; 2. 密西西比州立大学电气与计算机工程系, 密西西比州斯塔克维尔 39762;
3. 南京理工大学计算机工程与科学学院, 江苏南京 210094)

摘要: Pansharpening 通过在全色图像中注入多光谱图像的空间细节, 从而获得高分辨率的多光谱图像. 但细节注入的同时, 可能会引起光谱失真. 为了提高融合图像的光谱保真, 本文提出了一种空谱结合的 Pansharpening 方法. 充分利用全色和多光谱图像之间潜在的光谱关系, 对全色图像的光谱信息进行增强, 继而将增强后的全色图像细节注入多光谱图像中, 并建立了统一的变分 Pansharpening 模型, 同时实现了融合图像的光谱信息保持和空间结构细节增强. 在不同数据集上进行的数值实验表明, 相比现有的 Pansharpening 方法, 本文所提方法具有比较好的融合效果, 尤其在光谱保真方面, 更具有一定的优势.

关键词: Pansharpening; 多光谱图像; 全色图像; 光谱映射; 细节注入

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (No.61971223, No.61871226); 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (No.JSGP202204)

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)06-1527-14

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210857

Pansharpening by Jointing Spectral Mapping and Detail Injection

LIU Hong-yi¹, ZHAO Xiao-fei¹, HAN Hai-bo¹, DU Jenny Qian², WU Ze-bin³, WEI Zhi-hui³

(1. School of Mathematics and Statistics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, Mississippi State University, Mississippi State, MS 39762, America;

3. School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Pansharpening aims at improving spatial resolution and retaining spectral resolution for multispectral (MS) image with an aided panchromatic (PAN) image. Most of the existing methods improve the spatial resolution of MS image by injecting spatial details acquired from the PAN image, which may lead to spectral distortion. This paper proposes a joint spectral-spatial pansharpening method. By exploiting the underlying spectral correlation between the PAN and MS images, a spectral-enhanced PAN (SPAN) image is produced. Then the detail of the SPAN image is injected into the MS image, which leads to a unified variational pansharpening model to obtain a fused image with both spatial structure-enhanced and spectral-preserved. Experiments on different datasets confirm the effectiveness of the proposed pansharpening method, especially in the fidelity of spectra.

Key words: Pansharpening; multispectral image; panchromatic image; spectral mapping; detail injection

Foundation Item(s): General program of National Natural Science Foundation of China (No.61971223, No.61871226); Special Funds for Basic Scientific Research Business Expenses of Central Universities (No.JSGP202204)

1 引言

近年来, 遥感图像被广泛应用于民用和军事领域的目标识别、矿产勘查、资源调查、灾害评估、环境监测等^[1-5]. 然而, 受成像设备和外部因素的影响, 大多数光学对地观测卫星 (如 QuickBird, WorldView, SPOTS 等) 所提供的图像空间分辨率或光谱分辨率都是有限的.

利用多模态遥感图像的互补信息生成具有丰富光谱和空间信息的图像是非常必要且迫切的^[6-8]. 因此, 融合多光谱 (MultiSpectral, MS) 和全色 (PANchromatic, PAN) 图像, 也称为 Pansharpening 技术, 成为遥感图像处理的研究热点之一.

Pansharpening 是将高分辨率全色图像的空间几何结构与低分辨率多光谱 (Low Resolution MultiSpectral,

LRMS)图像的光谱信息相结合,得到高分辨率多光谱(High Resolution Multispectral, HRMS)图像. 现有的Pansharpening方法主要分为四大类^[9-12]:基于成分替换(Component Substitution, CS)的方法、基于多分辨率分析(Multiresolution Analysis, MRA)的方法、基于变分优化(Variational Optimization, VO)的方法和基于深度学习(Deep Learning, DL)的方法. 前三种方法是经典的模型依赖的方法,后一种方法可以看作数据驱动的方法^[13-17].

基于成分替代的方法首先对多光谱图像进行投影,得到独立的光谱和空间信息,然后用投影空间中全色图像的空间结构代替多光谱图像的空间结构信息. 这种方法也被称为光谱类方法,包括主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[18]、Gram-Schmidt(GS)变换^[19-22]和强度-色调-饱和度(Intensity-Hue-Saturation, IHS)变换^[23,24]等. IHS方法易于实现,且具有较高的光谱保真度. Li等^[25,26]基于自适应IHS变换,提出了一种基于导向滤波器的细节注入的Pansharpening方法(Guided Filtering Detail Injection, GFDI),该方法通过导向滤波器从观测到的图像中产生对偶尺度的细节,并将其注入上采样的多光谱图像中. 另一种具有代表性的方法是PCA域引导滤波(Guided Filter in PCA Domain, GFPCA)^[27,28],该方法在2014年IEEE数据融合竞赛中获得“最佳论文挑战”奖. 尽管基于成分替代的方法在绘制空间细节方面具有高保真度的优势,但它可能会导致显著的光谱失真.

基于多分辨率分析(MRA)的方法首先从PAN图像的高频部分中提取细节,然后将空间细节注入MS图像中,从而生成融合图像. 这类方法也被称为空间类方法. 空间滤波器如平均值滤波、中值滤波、小波函数、高斯函数等,都可以用作低通滤波器. 一种简单且有效的方法是平滑滤波器的亮度调制(Smoothing Filter-Based Intensity Modulation, SFIM)^[29],它使用线性低通滤波器(即平均值滤波)来得到高频细节. 此外,小波变换如二进小波变换(Decimated Wavelet Transform, DWT)^[30]、非抽取离散小波变换(Undecimated Wavelet Transform, UDWT)^[31]、“a-trous”小波变换(A Trous Wavelet Transform, ATWT)^[32]等也得到了广泛的应用. 由于小波分析的多分辨率特性,基于小波的Pansharpening方法具有较好的光谱保真能力. 此外,MRA与其他滤波器如curvelet变换^[33]、contourlet变换^[34]、广义拉普拉斯金字塔(Generalized Laplacian Pyramid, GLP)^[35]、调制传递函数广义拉普拉斯金字塔(Modulation Transfer Function Generalized Laplacian Pyramid, MTF-GLP)^[36]、基于回归注入系数的广义拉普拉斯金字塔(Generalized Laplacian Pyramid with Regression-Based

Injection Coefficients, GLP-Reg)^[37]、基于内容的广义拉普拉斯(Context-Based Generalized Laplacian Pyramid with Bisquare Regression, GLP-BR)回归^[38]等的结合,也带来了许多有效的Pansharpening方法. 这类基于多分辨率分析的方法具有光谱一致性的优点,但却具有较高的时间复杂度,因而在实时应用方面具有一定的局限性.

相比较,CS和MRA方法的主要不同表现在如何从PAN图像中提取空间细节,以及如何将细节注入上采样的LRMS图像中. 而细节注入或细节增强的方法,在图像超分辨(Super Resolution, SR)中已经得到了广泛的研究,从而引出了基于SR的或基于变分优化的Pansharpening方法.

基于变分优化(VO)的方法,也称正则化方法,包括基于稀疏表示的方法、基于SR的方法和贝叶斯方法. 这类方法主要根据图像观测模型和先验知识,通过建立优化变分模型来解决Pansharpening问题^[39-43]. 观测模型通常假设PAN图像和LRMS图像分别由HRMS的空间下采样和光谱退化产生. 如文献[40,43]利用PAN是HRMS的线性组合,从而建立了“P+XS”的融合模型. 而先验知识表示了融合后的HRMS图像所满足的约束条件,如稀疏性^[44-47]、全变差^[48]、非局部相似度^[49,50]或低秩^[51,52]. 稀疏先验假设图像在某变换域中是稀疏的,且可以表示成字典原子的线性组合. 通过抽取全色和多光谱图像对的Patch,产生原始训练集,并从中产生冗余字典. 然后通过匹配追踪(Matching Pursuit, MP)、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)等方法,计算得到表示系数,即稀疏表示的系数.

图像超分辨的一个基本原理是LR和HR图像或字典在空域有着共同的特征. 对于遥感图像的超分辨,这一基本原理可同时拓展到空间域和光谱域. Zhou等人^[53]提出了一种混合颜色映射方法,通过利用光谱域的LR高光谱(Hyperspectral, HS)图像和彩色图像之间的光谱映射关系,从而生成了一幅HR的高光谱图像. 文献[54]中提出了一种同时减少和全分辨率训练样本的CNN Pansharpening模型跨尺度学习策略. 为了解决CNN中的小尺度数据和梯度消失问题,文献[55]设计了基于密集块和残差学习的深度网络. 本文作者在之前的工作中^[56],通过将光谱映射与亮度调制相结合,显示了光谱映射的有效性. 另外,文献[13]表明,利用深度卷积神经网络来学习光谱信息,可有效地从RGB图像中恢复HS图像. 以上光谱增强的相关文献表明,通过扩大PAN图像的光谱范围来恢复多波段的MS或HS图像是可行的. 因此,在光谱域超分辨的启发下,本文提出了一种新的Pansharpening方法. 该方法学习了LR全色和多光谱图像之间的光谱关系,并将此关系应用

到对应的HR的全色和多光谱图像中,得到了光谱增强的全色图像. 进而对光谱增强后的全色图像进行精细化处理,并与细节注入的方法相结合,建立了统一的变分Pansharpening模型.

2 相关知识

2.1 空间退化模型

Pansharpening通过增强LRMS图像的结构细节来获得HRMS图像. 从这个角度来看,pansharpening是一种空间超分辨相关的方法. 空间SR的一个主要假设是LRMS图像是一个下采样的HRMS图像.LR PAN和HR PAN图像之间的关系如图1所示.

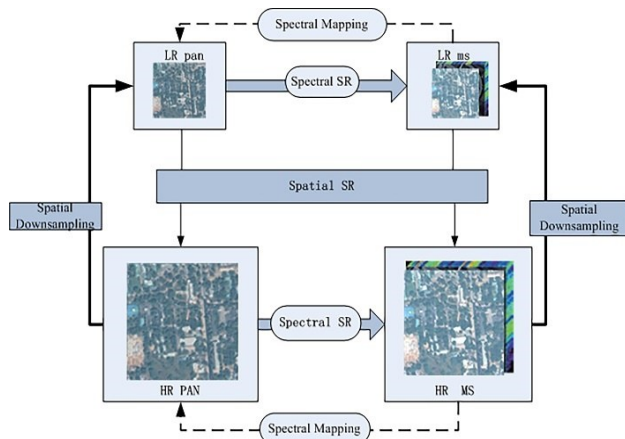


图1 Pansharpening中的光谱-空间关系

首先,沿着图像的空间维,抽取图像的所有波段的patch,且patch相互重叠. 记 $X_{ms,i} \in R^{L \times c^2}$ 是LRMS图像 X_{ms} 的第*i*个图像块,空间窗口大小为 $c \times c$, L 表示波段数, $i=1,2,\dots,N$,其中 N 代表图像的空间大小. $X_{MS,i} \in R^{L \times r^2 c^2}$ 是相应的HRMS图像 X_{MS} 的第*i*个图像块,它的窗口大小为 $rc \times rc$,其中 r 为降采样因子. $Y_{PAN,i} \in R^{1 \times r^2 c^2}$ 和 $Y_{pan,i} \in R^{1 \times c^2}$ 分别表示原始HR全色图像 Y_{PAN} 和其对应空间位置的降采样全色图像 Y_{pan} 的第*i*个图像块. 则LR/HR图像中第*i*个patch对的关系可表示为

$$X_{ms,i} = X_{MS,i} A_i, \quad Y_{i,pan} = Y_{i,PAN} A_i \quad (1)$$

其中, $A_i \in R^{c^2 \times c^2}$ 为局部已知的空间采样矩阵,其元素为1或0.

2.2 光谱映射

在Pansharpening中的一个基本假设是PAN和LRMS图像分别是HRMS图像沿着光谱维和空间维的退化(图1). 针对光谱间关系,PAN图像通常含有R,G,B三个通道,而MS图像一般包含了R,G,B和近红外等4或8个波段. 因此,全色PAN图像的RGB三个波段可以通过MS各波段的线性组合来表示^[40,43],即

$$Y_{PAN,i} = B_i X_{MS,i} \quad (2)$$

其中, $B_i \in R^{1 \times L}$ 是多光谱传感器的局部光谱响应,通常是未知的, B 的各个分量即为线性组合的系数,其和为1.

式(2)描述了PAN图像与HRMS图像之间的光谱关系,如图1所示,这种关系已被应用到遥感图像融合中^[13,53,56]. 文献[53]通过通道间的相关性,使高光谱图像可由彩色图像通过光谱映射而生成. 因此,HRMS图像可表示为

$$X_{MS,i} = T_i Y_{PAN,i} \quad (3)$$

其中, $T_i \in R^{L \times 1}$ 为局部图像块谱映射算子,可视为局部谱退化矩阵 B_i 的伪逆算子.

式(3)给出了图1中Pansharpening过程的另一种解释,即在PAN图像上添加光谱信息而生成HRMS图像. 从此角度上来看,Pansharpening可以看作一种光谱增强或光谱超分辨的方法. 需要说明的是,对于大多数卫星图像数据集,PAN和MS图像的波长有部分重叠,这为利用光谱映射提高PAN图像的光谱范围提供了合理的解释.

局部光谱映射算子代表了PAN图像和高光谱分辨率(PAN和HRMS)图像块之间的关系. 根据图像超分辨的基本原理,则此种关系可传递到对应的低光谱分辨率(pan和MS)图像块之间,从而有

$$X_{ms,i} = T_i Y_{pan,i} \quad (4)$$

式(3)和式(4)从光谱域建立了PAN和MS图像之间的关系. 已知PAN图像后,即可生成相应的高空间分辨率的MS图像. 其中,问题的关键是确定光谱映射算子,这将在下一节给出.

3 所提出方法

3.1 基于光谱映射的Pansharpening

如式(3)所示,通过对HR PAN图像进行光谱映射,可以得到HRMS图像的估计. 然而,由于缺乏光谱信息,它只是真实的HRMS图像的粗略近似. 因此这里我们称其为光谱增强的PAN(SPAN)图像,记为 Y_{SP} ,则式(3)可以重写为

$$Y_{SP,i} = T_{SP,i} Y_{PAN,i} \quad (5)$$

其中, $Y_{SP,i}$ 是 Y_{SP} 的局部图像块,并且 $T_{SP,i}$ 为预估图像SPAN与PAN图像相应的具体局部光谱映射算子.

从超分辨的角度来看,局部光谱映射算子可以通过字典学习、投影学习、局部嵌入邻域等多种方式从一对低/高光谱分辨率的图像块或特征中学习. 本文在光谱退化模型和光谱正则化的基础上,建立如下的变分问题,同时形成对光谱映射和预估计的HRMS图像的估计.

$$\min_{\mathbf{T}_{sp,i}, \mathbf{Y}_{sp,i}} \left\{ \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{Y}_{sp,i} \mathbf{A}_i - \mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} \right\|_F^2 + \lambda_1 \left\| \mathbf{Y}_{sp,i} - \mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} \right\|_F^2 + \lambda_2 \left\| \mathbf{T}_{sp,i} \right\|_F^2 \right\} \quad (6)$$

其中,第一项是与式(1)中的空间退化模型和式(3)中的光谱映射相关的数据保真项,第二项是光谱映射的数据拟合项,第三项是光谱映射算子的平滑先验项. $\|\cdot\|_F^2$ 表示 Frobenius 范数,参数 $\lambda_i (i=1,2)$ 起到两项间的平滑作用. 式(6)称为基于光谱映射(Spectral Mapping, SM)的 Pansharpening 方法.

最优化模型(6)可采用交替极小化方法求解,并可通过梯度下降、共轭梯度下降等优化算法得到两个变量. 图2显示了融合后的图像. 显然,光谱增强的 PAN (SPAN)图像不仅继承了 PAN 图像的空间结构,而且引入了一定的光谱信息,相比原 PAN 图像,融合结果有了一定的提升. 然而,这是一个粗略的估计,SPAN 图像具有严重的光谱失真. 因此有必要对 SPAN 图像进行细化以进一步改进融合结果.

3.2 空谱结合的 Pansharpening

上述融合过程采用了光谱类 Pansharpening 方法,而

$$\min_{\mathbf{T}_{sp,i}, \mathbf{B}_i, \mathbf{Y}_{sp,i}, \mathbf{X}_{ms,i}} \left\{ \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{Y}_{sp,i} \mathbf{A}_i - \mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} \right\|_F^2 + \lambda_1 \left\| \mathbf{Y}_{sp,i} - \mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} \right\|_F^2 + \lambda_2 \left\| \mathbf{Y}_{pan,i} - \mathbf{B}_i \mathbf{X}_{ms,i} \right\|_F^2 + \lambda_3 \left\| \mathbf{T}_{sp,i} \right\|_F^2 + \lambda_4 \left\| \mathbf{X}_{ms,i} - \left(\widetilde{\mathbf{X}}_{ms,i} + \mathbf{G}_i \otimes \left(\mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} - \overline{\mathbf{Y}}_{pan,i} \right) \right) \right\|_F^2 \right\} \quad (7)$$

其中,前三项是数据保真项,包含了中间融合图像和最终融合图像的空间和光谱退化过程,第四项是光谱平滑度的约束项,最后一项是正则化细节注入项, $\overline{\mathbf{Y}}_{pan,i}$ 是 PAN 图像经过低通滤波器(如平均滤波器、小波滤波器)处理后的低频图像块. $\mathbf{T}_{sp,i} \mathbf{Y}_{pan,i} - \overline{\mathbf{Y}}_{pan,i}$ 表示提取 SPAN 图像块的高频细节. $\widetilde{\mathbf{X}}_{ms,i}$ 为上采样 MS 图像 $\widetilde{\mathbf{X}}_{ms}$ 的图像块. 向量 $\mathbf{G}_i = [g_{1,i}, g_{2,i}, \dots, g_{L,i}]^T$ 为第 i 个波段的注入增益,通常定义为上采样的 MS 图像与低通滤波后的 PAN 图像之间的比值. 符号 \otimes 表示按元素相乘. 参数 $\lambda_i (i=1,2,\dots,4)$ 为损失函数中不同项的正则化参数. 当 $\lambda_2 = \lambda_4 = 0$, 对应了式(6)中的谱映射的 Pansharpening 方法; 当除最后一项外的所有项都等于 0 且 $\mathbf{T}_{sp,i} = 1$ 时,则对应了细节注入的 Pansharpening 方法.

式(7)不仅结合了 Pansharpening 过程中的空间和光谱退化过程,并有机地结合了空间细节注入和光谱映射算子,从而形成了不同图像,包括观测图像、预估图像和最终融合的 HRMS 图像之间关系的建模.

式(7)的优化问题是一个非凸优化问题. 求解该模型可以使用多种优化方法,如最快下降法、相邻交替线性化最小化 (Proximal Alternating Linearized Minimization, PALM)^[57,58]、高斯-塞得尔型惯性近端交替线性化

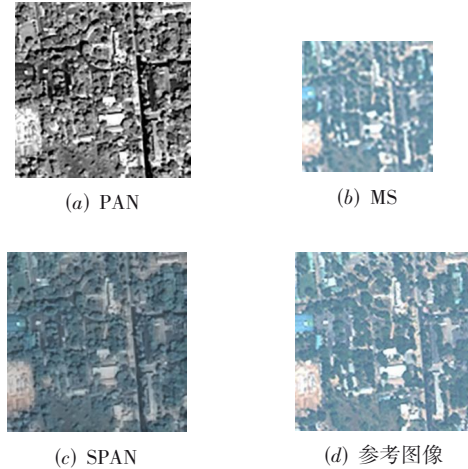


图2 QuickBird数据集融合结果

众所周知,光谱类的融合方法在空间细节上有一定的不足,因此,需要结合空间类的 MRA Pansharpening 方法对结果进行进一步的细化. 空间细节注入的方法中,大都提取的是 PAN 图像的细节,在此,利用光谱增强的 SPAN 图像代替 PAN 图像,并以细节注入(SMDI)作为正则化,提出了如下的统一的空谱结合的 Pansharpening 模型,即

最小化 (Gauss-Seidel type inertial Proximal Alternating Linearized Minimization, GiPALM)^[59] 算法等. 本文中采用的是 GiPALM, 由于篇幅限制,具体算法就不在此赘述.

4 实验结果

在 QuickBird, WorldView-2, WorldView-3, Spot-6 和 Pléiades 这些公开数据集上进行实验. 所有的数据集包含一个 HR PAN 图像与一个相应的 LRMS 图像. QuickBird, Spot-6 和 Pléiades 卫星的 MS 图像包含 4 个光谱波段,即 red, green, blue 和 near-infrared (NIR). WorldView-2 和 WorldView-3 由 8 个光谱波段组成,分别为 coastal, blue, green, yellow, red, red edge, NIR-1 和 NIR-2. MS 图像的大小是 256×256 , 而 PAN 图像的大小是 1024×1024 .

根据 Wald 等人^[60]的方案,进行降分辨率 (Reduced resolution) 的实验. 首先对已知的 MS 和 PAN 图像进行低通高斯滤波,然后在水平方向和垂直方向上分别以 r 采样率对结果进行下采样,并通过一个因子为 r 的多项式核 (EXP) 对下采样图像进行插值,得到 LR MS 图像,最后,将原 MS 图像作为参考图像,对融合后的图像进行评价.

将所提出的 SMDI 方法与几种具有代表性的 Pan-

sharpening 方法进行比较,包括:基于 CS 的 PCA^[18], GS^[19,20], GFDI^[25,26], GLP-Reg^[37] 和 BDS-PC^[21] 方法; 基于 MRA 的 MTF-GLP^[36], SFIM^[29] 和 GLP-BR^[38] 方法; 基于 VO 的方法——P+XS^[40]. 此外,为了证明光谱映射和细节注入相结合的有效性,我们还进行了可分离的 SM+SFIM 实验^[50],该方法利用 SFIM 方法对 SM 生成的图像进行进一步细化. 各种方法的参数根据原文,手动调到最优. 在所提方法中,图像块的空间窗口大小为 3×3 . 正则化参数 $\lambda_1=0.1, \lambda_2=0.7, \lambda_3=0.04$ 和 $\lambda_4=0.3$.

实验中的评价指标为相关系数(CC)^[61]、光谱角(SAM)^[62]、相关维度全局合成误差(ERGAS)^[63]和通用图像质量指数(UIQI)或Q-指数^[64]. 同时,也比较了各种方法的时间复杂度,但考虑到相同大小的每种图像在同样方法下的执行时间几乎相同,因此,只在表1中给出了时间复杂度的比较.

4.1 实验1: QuickBird数据集

在 QuickBird 卫星的 MS 和 PAN 图像的空间分辨率分别为 2.44 m 和 0.61 m. PAN 图像的波长从 450 nm 到 900 nm.

图3(a)和(b)分别显示了 LRMS 和 PAN 图像. 图3(c)为参考的 HRMS 图像,图3(d)~(k)为各种方法融合

后的 HRMS 图像. 显然,PCA, GS 和 P+XS 方法的结果存在严重的光谱失真. 融合后的 PCA 图像中的植物颜色比参考图像中的植物颜色浅. GS 得到的结果也有明显的模糊. MTF-GLP, GFDI, SFIM, GLP-BR 以及 BDS-PC 等方法对光谱信息的处理较好,但颜色略暗于真实图像. 融合后的 GLP-Reg 图像空间细节得到了增强,但又有比较明显的光谱失真. GLP-BR 的空间细节恢复得较好,但同样存在一定程度的光谱失真. SM+SFIM 方法具有较高的光谱相似性,但空间一致性和细节性均弱于 SMDI 方法.

表1中的评价指标与视觉效果基本一致,分别用粗体和下划线标记了最优和次优的方法. 在 CC, ERGAS 和 UIQI 方面, SMDI 具有比较好的数值,在光谱保真度和空间增强之间得到了很好的均衡. 另外,基于 MRA 的方法(MTF-GLP)由于滤波的原因,其时间复杂度低于基于 CS 的方法(PCA 和 GS). SM+SFIM 比 SFIM 花费更多的时间. 基于回归的方法(GLP-BR 和 BDS-PC)相对耗时较少,而迭代法 P+XS, GFDI 和 SMDI 比其他方法更加耗时. 从总体上看,所提的 SMDI 算法在速度劣势的情况下,在抑制光谱失真和保持空间细节方面具有一定的优势.

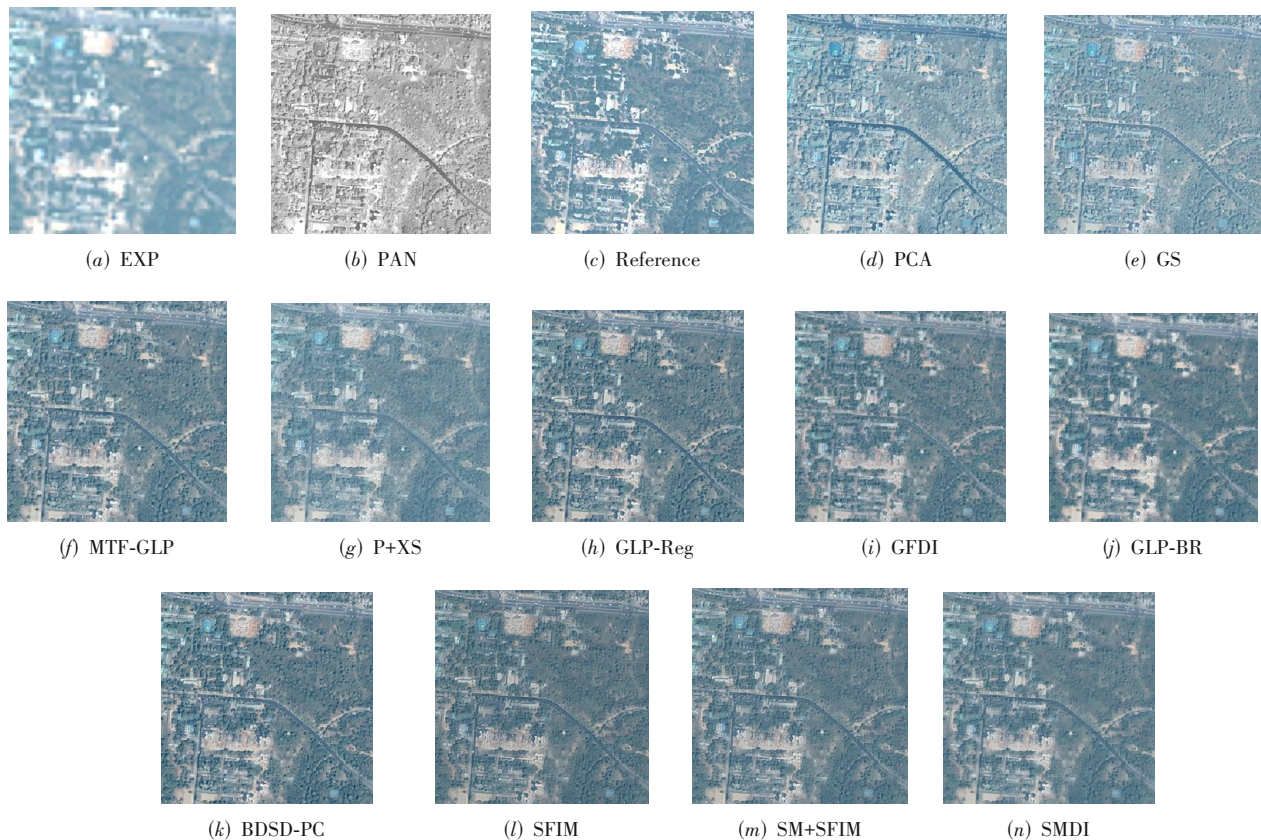


图3 QuickBird数据集的Pansharpening结果

表1 QuickBird数据集的质量评估结果

方法	CC	SAM	ERGAS	UIQI	时间/s
EXP	0.783 9	4.988 2	4.697 9	0.662 6	
PCA	0.617 9	7.017 1	5.455 7	0.536 5	0.11
GS	0.787 5	5.632 4	4.674 9	0.691 9	0.06
MTF-GLP	0.856 7	4.943 8	4.363 3	0.788 3	0.14
P+XS	0.840 0	5.191 6	4.301 2	0.748 8	3.35
GLP-Reg	0.858 4	5.048 4	4.444 2	0.787 6	0.15
GFDI	0.850 4	5.242 9	4.359 8	0.777 0	2.96
GLP-BR	0.864 5	4.930 9	4.545 8	0.806 2	0.71
BDS-PC	0.864 4	4.975 3	4.603 0	0.791 6	0.07
SFIM	0.863 9	4.865 3	4.287 3	0.799 1	0.03
SM+SFIM	<u>0.866 4</u>	<u>4.751 1</u>	<u>4.228 5</u>	0.803 3	0.08
SMDI	0.868 6	<u>4.879 9</u>	3.990 1	<u>0.805 2</u>	29.92

4.2 实验2: WorldView数据集

WorldView-2 和 WorldView-3 提供了从 450 nm 到 800 nm 波长的 8 个波段 MS 图像和 PAN 图像. WorldView-2 的 MS 和 PAN 图像的空间分辨率分别为 2 m 和 0.5 m, WorldView-3 的 MS 和 PAN 图像的空间分辨率分别为 1.24 m 和 0.31 m. 两类图像的空间分辨率比值为 4. 其中, Sydney 市区属于 WorldView-2 数据集, Beijing 和 Rio 图像由 WorldView-3 卫星提供.

图4所示显示了 Sydney 图像的降低分辨率的 Pan-sharpening 结果. PCA, GS, SMDI, GLP-BR, BDS-PC 在几何结构上表现较好, 其中 BDS-PC 中细节结构更加清楚, P+XS 和 GFDI 存在光谱畸变. 与 SFIM 和 SM+SFIM 相比, SMDI 虽然颜色略亮, 但视觉效果更接近参考图像.

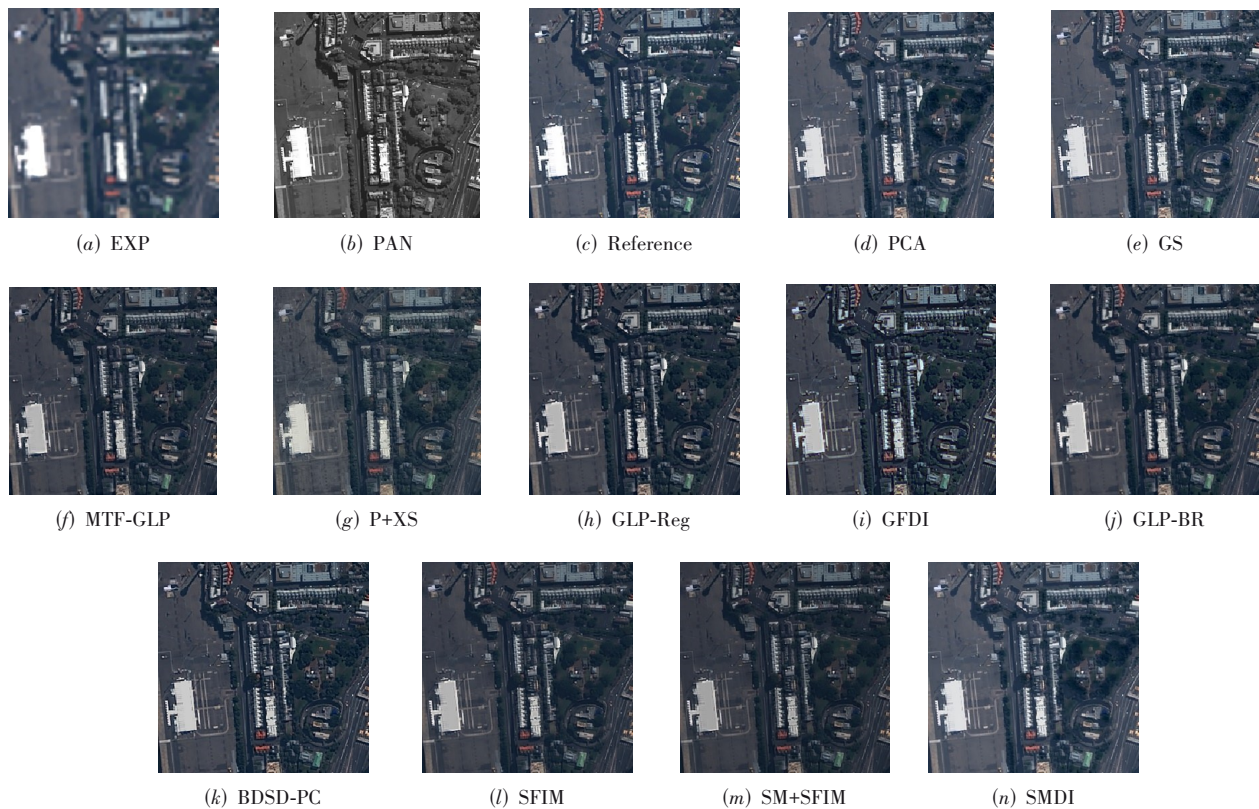


图4 WorldView-2(Sydney)卫星图像的降分辨率Pansharpening结果

在其他 WorldView 数据集上的降分辨率实验结果如图5和图6所示,与上述观测结果一致. 这充分说明 GS 和 PCA 方法会产生明显的光谱失真. P+XS 的频谱域能力较差,同时空间细节也模糊. SFIM 表现出更好的清晰度,但是,光谱失真与较深的颜色仍然存在. SM+SFIM 方法细节更清晰,光谱视觉更好,在 SAM 上达到最高水平,这可以归功于 SFIM 的细化. MTF-GLP,

GLP-Reg, GLP-BR 和 BDS-PC 的结构较好,但光谱保持能力相对较弱,其中 GLP-Reg 的光谱比参考图像亮, BDS-PC 在结构保持方面具有一定的优势. GFDI 方法未能在谱域和空间域之间进行权衡,在 WorldView 数据集上表现出较强的空间结构增强,但出现了虚假的彩色谱,特别是在图6中. 该方法具有良好的光谱保存能力和清晰的结构维护能力.

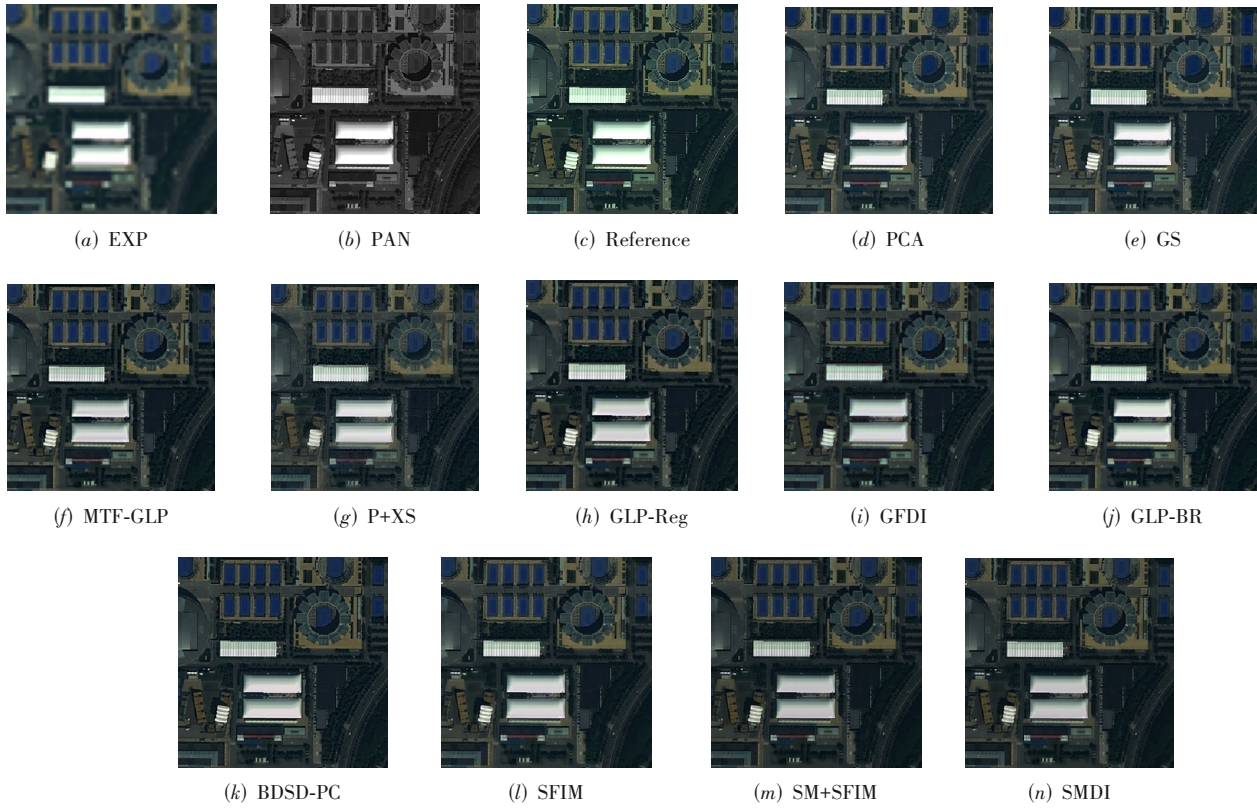


图5 WorldView-3(Beijing)卫星图像的Pansharpening结果

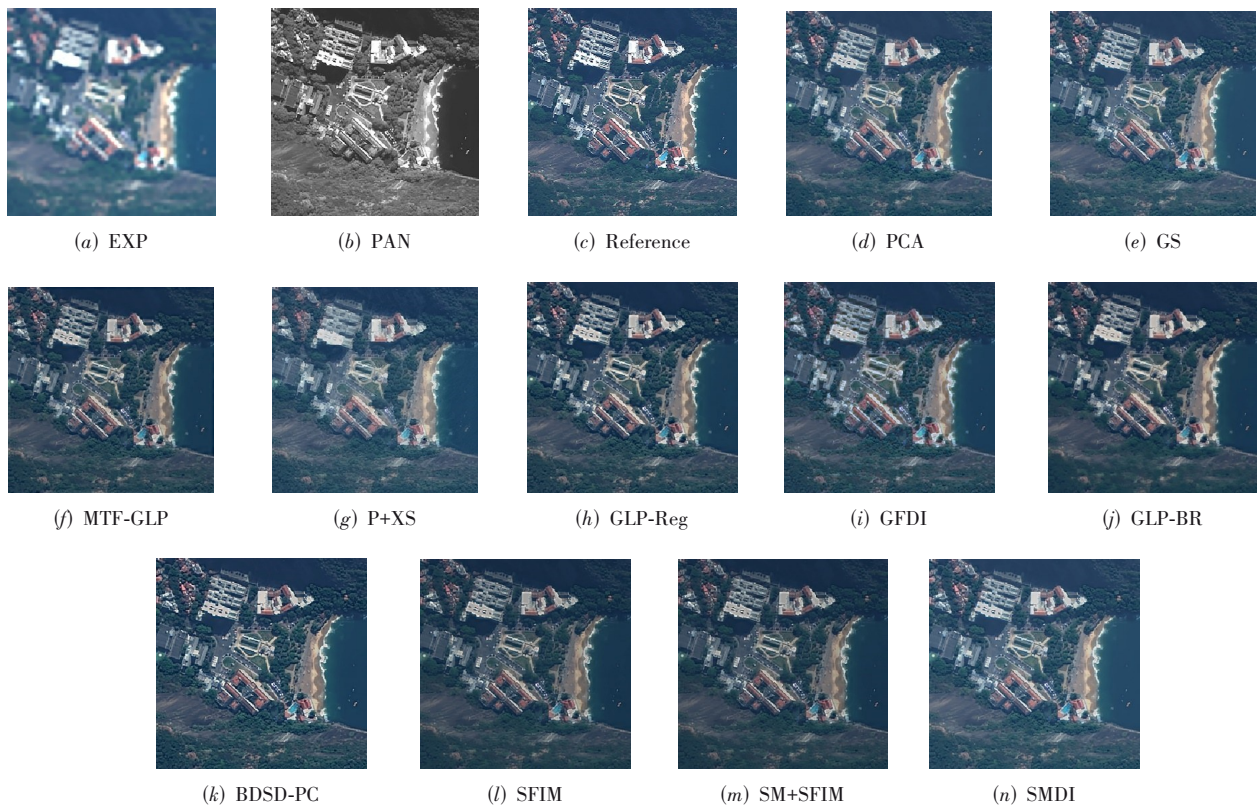


图6 WorldView-3(Rio)卫星图像的Pansharpening结果

表 2 给出了 WorldView-2 和 WorldView-3 数据集降分辨率的评价指标. 可以看出, 基于 PCA 和 GS 的方法在大多数图像中表现良好. 然而, 这一结论无法通过视觉分析来验证, 因为融合后的图像比其他方法的光谱失真更大. 在基于 GLP 的方法中, GLP-Reg 具有比较高

的空间指标, GLP-PC 的 CC 和 UIQI 较小. SM+SFIM 产生了一个较小的 SAM, SM 紧随其后. 在所有比较方法中, SMDI 方法的 CC, ERGAS 和 UIQI 得分最高, SAM 值次之, 验证了 SMDI 方法在保存光谱信息和空间信息方面具有更好的性能.

表 2 World-View 数据集的质量评估结果

测试图像	方法	CC	SAM	ERGAS	UIQI
WorldView-2 (Sydney)	EXP	0.899 2	5.070 4	5.926 2	0.802 0
	PCA	0.969 6	4.844 3	3.775 8	0.933 8
	GS	0.970 4	4.813 6	3.738 0	0.935 8
	MTF-GLP	0.971 5	4.240 9	3.690 9	0.947 4
	P+XS	0.954 3	5.721 5	4.237 8	0.895 7
	GLP-Reg	0.972 0	4.480 9	3.901 3	0.941 5
	GFDI	0.966 2	5.410 5	4.000 6	0.928 6
	GLP-BR	0.967 6	4.976 4	4.568 4	0.938 8
	BDS-PC	0.973 6	4.362 6	3.913 1	0.941 6
	SFIM	0.974 6	4.147 0	3.485 5	0.953 7
	SM+SFIM	0.974 5	4.075 4	3.472 1	0.951 5
SMDI	0.975 0	4.149 8	3.395 3	0.954 3	
WorldView-3 (Beijing)	EXP	0.928 7	6.689 4	7.141 0	0.770 5
	PCA	0.974 5	6.868 6	4.437 0	0.908 1
	GS	0.973 7	6.906 2	4.501 4	0.905 2
	MTF-GLP	0.973 7	6.691 4	4.590 4	0.916 5
	P+XS	0.959 9	7.383 8	5.369 8	0.879 3
	GLP-Reg	0.975 3	6.827 3	4.591 2	0.920 7
	GFDI	0.969 4	7.199 2	4.879 1	0.915 1
	GLP-BR	0.971 1	6.743 2	5.300 5	0.915 9
	BDS-PC	0.977 3	6.702 3	4.335 7	0.925 7
	SFIM	0.975 3	6.662 1	4.414 2	0.922 7
	SM+SFIM	0.976 0	6.597 5	4.371 1	0.926 0
SMDI	0.976 2	6.598 0	4.370 0	0.927 1	
WorldView-3 (Rio)	EXP	0.834 4	5.626 7	9.134 4	0.711 8
	PCA	0.928 3	5.761 5	7.123 8	0.866 6
	GS	0.931 6	5.538 4	7.049 9	0.870 4
	MTF-GLP	0.926 0	5.272 5	7.695 6	0.861 2
	P+XS	0.900 2	5.686 4	7.675 2	0.821 9
	GLP-Reg	0.927 7	5.313 0	7.800 1	0.859 4
	GFDI	0.913 3	5.916 7	7.784 8	0.845 9
	GLP_BR	0.916 6	5.308 5	8.622 2	0.847 4
	BDS-PC	0.933 6	5.673 1	7.826 4	0.858 7
	SFIM	0.932 7	4.710 3	7.376 7	0.875 6
	SM+SFIM	0.933 0	4.501 6	7.365 3	0.874 7
SMDI	0.933 6	4.526 7	7.332 5	0.876 6	

4.3 实验 3: Spot-6 数据集

实验中使用了两张 Spot-6 卫星图像: 村庄和农田. MS 图像空间分辨率为 6 m, PAN 图像空间分辨率为 1.5 m. PAN 图像的波长从 455 nm 到 750 nm.

与 Quickbird 的数据集相比, Spot-6 数据集具有更丰富的几何边缘和纹理, 如图 7 和图 8 所示. 因此, 对于 PCA, GS, GLP-Reg, GFDI, SMDI, GLP-BR, BDS-PC 等擅长处理空间结构细节的方法, 这些图像的视觉效

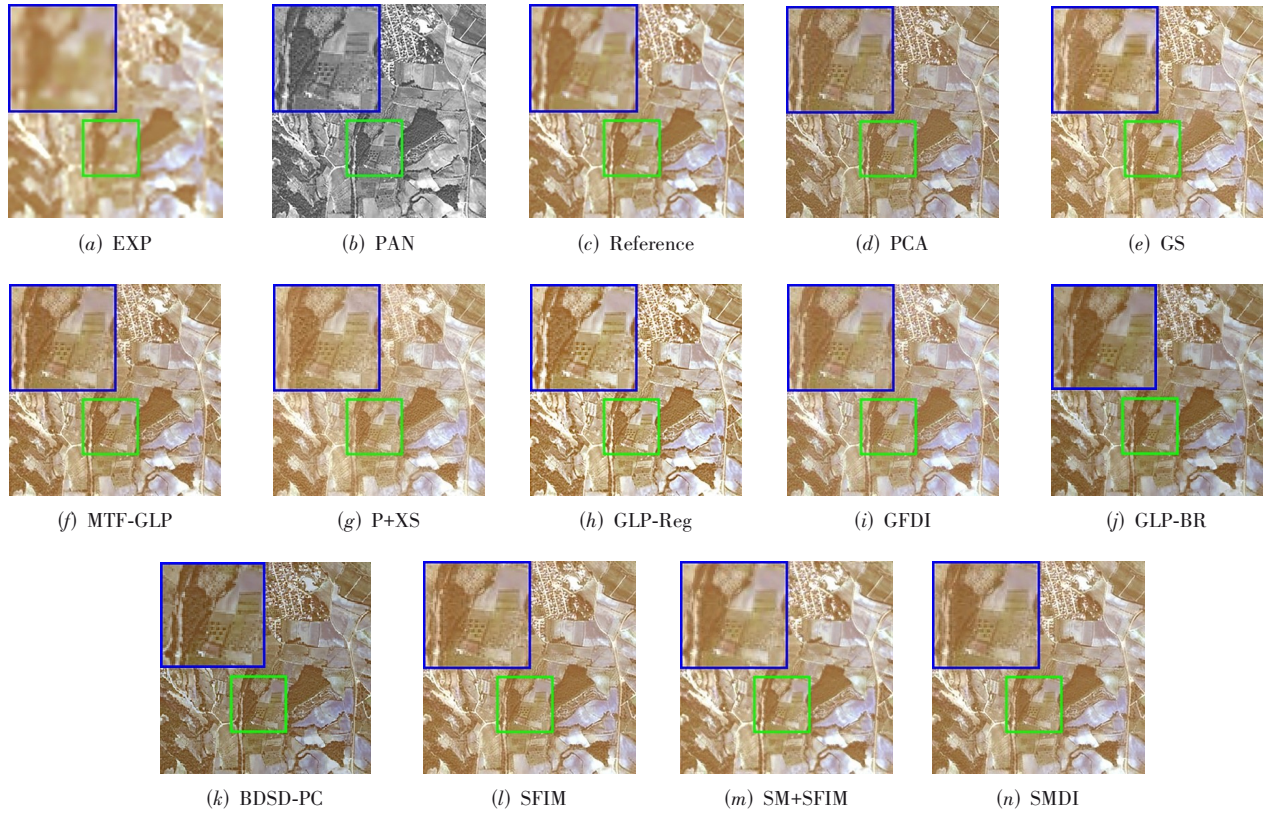


图7 Spot-6 (Cropland)卫星图像的Pansharpening结果

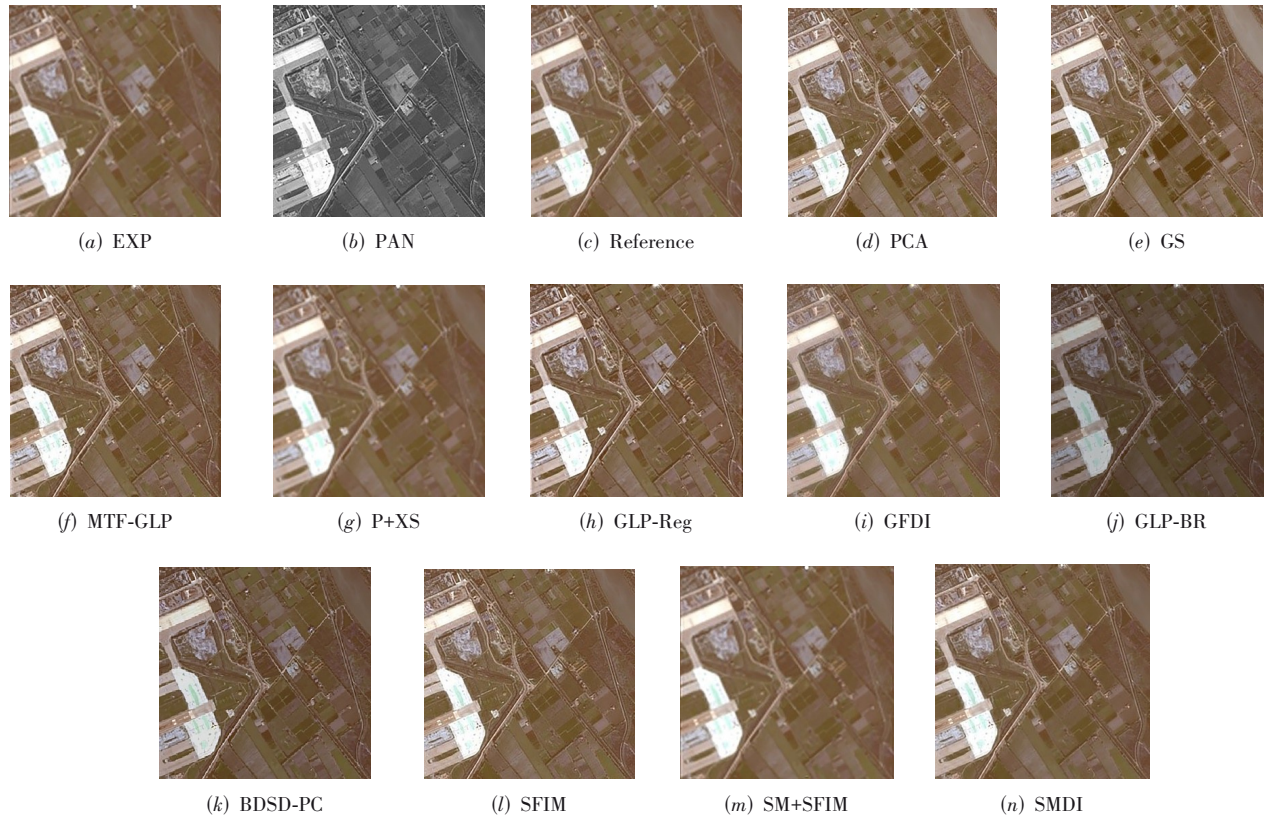


图8 Spot-6 (Village)卫星图像的Pansharpening结果

果更好,甚至比参考图像的细节更加清晰.但同时, GLP-BR 具有比较大的光谱失真.从图 7 中放大的图像可以看出, SMDI 生成的图像中细节的几何结构比其他方法的细节丰富.另外,光谱保持较好的方法 SFIM, MTF-GLP, SM+SFIM 和 SMDI 生成的融合图

像显示出的光谱颜色与参考图像相似.同时, GFDI 和 P+XS 在 Spot-6 数据集中比 Quickbird 和 WorldView 数据集表现出更好的光谱保持能力,如表 3 所示.总之,与其他方法相比,该方法具有更好的融合效果.

表 3 Spot-6 数据集的质量评估结果

测试图像	方法	CC	SAM	ERGAS	UIQI
Cropland	EXP	0.887 6	3.259 4	5.896 4	0.830 7
	PCA	0.927 9	3.096 7	2.867 7	0.893 0
	GS	0.908 0	3.083 9	2.973 4	0.892 7
	MTF-GLP	0.931 2	2.863 0	3.004 3	0.928 6
	P+XS	0.922 8	3.106 2	2.676 4	0.878 3
	GLP-Reg	0.922 5	3.463 1	3.600 4	0.863 2
	GFDI	0.939 6	2.932 2	2.745 7	0.938 7
	GLP-BR	0.940 8	3.127 0	3.109 9	0.895 9
	BDS-PC	0.902 0	3.472 6	3.892 9	0.836 5
	SFIM	0.927 5	2.811 8	2.979 9	0.925 7
	SM+SFIM	0.955 7	<u>2.704 5</u>	<u>2.600 5</u>	<u>0.954 8</u>
	SMDI	<u>0.943 4</u>	2.695 7	2.481 8	0.975 9
Village	EXP	0.956 7	2.571 0	5.368 9	0.865 1
	PCA	0.969 5	2.471 1	2.228 4	0.889 7
	GS	0.951 8	2.779 8	2.735 8	0.945 3
	MTF-GLP	0.968 2	2.301 4	2.281 9	0.966 8
	P+XS	0.967 4	2.902 7	2.099 6	0.878 2
	GLP-Reg	0.972 0	2.453 5	2.330 7	0.892 8
	GFDI	<u>0.984 5</u>	2.457 5	1.873 5	<u>0.984 3</u>
	GLP-BR	0.980 0	2.994 3	2.139 5	0.919 9
	BDS-PC	0.967 7	2.643 1	2.506 0	0.872 0
	SFIM	0.971 6	2.280 1	2.126 2	0.971 0
	SM+SFIM	0.982 4	<u>2.253 3</u>	1.597 8	0.939 8
	SMDI	0.994 6	2.231 7	<u>1.652 3</u>	0.993 6

4.4 实验 4:Pléiades 数据集

Urban 图像由 Pléiades 卫星获取,分别提供 2 m 和 0.5 m 空间分辨率的 MS 和 PAN 图像. PAN 图像的波长为 480~830 nm.

与 Spots 数据集类似,Pléiades 数据集的图像也有丰富的几何结构.从图 9 可以得出结论,PCA, GS, GFDI, GLP-BR, BDS-PC 和 SMDI 比其他方法产生更多的细节.然而, GFDI 产生了一个比参考图像更明亮的图像,有比较大的光谱失真,而 GLP-BR, BDS-PC 在此数据集上有比较好的光谱保持表现.总体而言, SMDI 方法具有较好的视觉效果和更少的光谱失真.同时,如表 4 所示, SMDI 在质量评估指标上有极大的提升,这进一步验证了无论在哪个数据集中, SMDI 在光谱保真度和细节清晰度方面都具有良好的表现.

表 4 Pléiades 数据集的质量评估结果

方法	CC	SAM	ERGAS	UIQI
EXP	0.916 2	3.107 6	11.001 3	0.867 3
PCA	0.926 5	3.568 3	10.307 0	0.884 5
GS	0.926 4	3.521 5	10.298 2	0.884 7
MTF-GLP	0.926 3	3.398 8	10.712 8	0.883 2
P+XS	0.942 3	3.301 2	9.041 3	0.905 3
GLP-Reg	0.924 9	3.074 8	10.480 8	0.881 7
GFDI	0.950 5	4.615 0	10.863 0	<u>0.924 8</u>
GLP-BR	<u>0.952 3</u>	3.813 5	6.099 8	0.899 4
BDS-PC	0.916 5	3.721 4	<u>7.121 6</u>	0.847 3
SFIM	0.924 9	3.040 1	10.665 1	0.882 8
SM+SFIM	0.922 9	<u>2.976 7</u>	10.750 9	0.879 6
SMDI	0.962 8	2.834 0	7.478 2	0.938 1

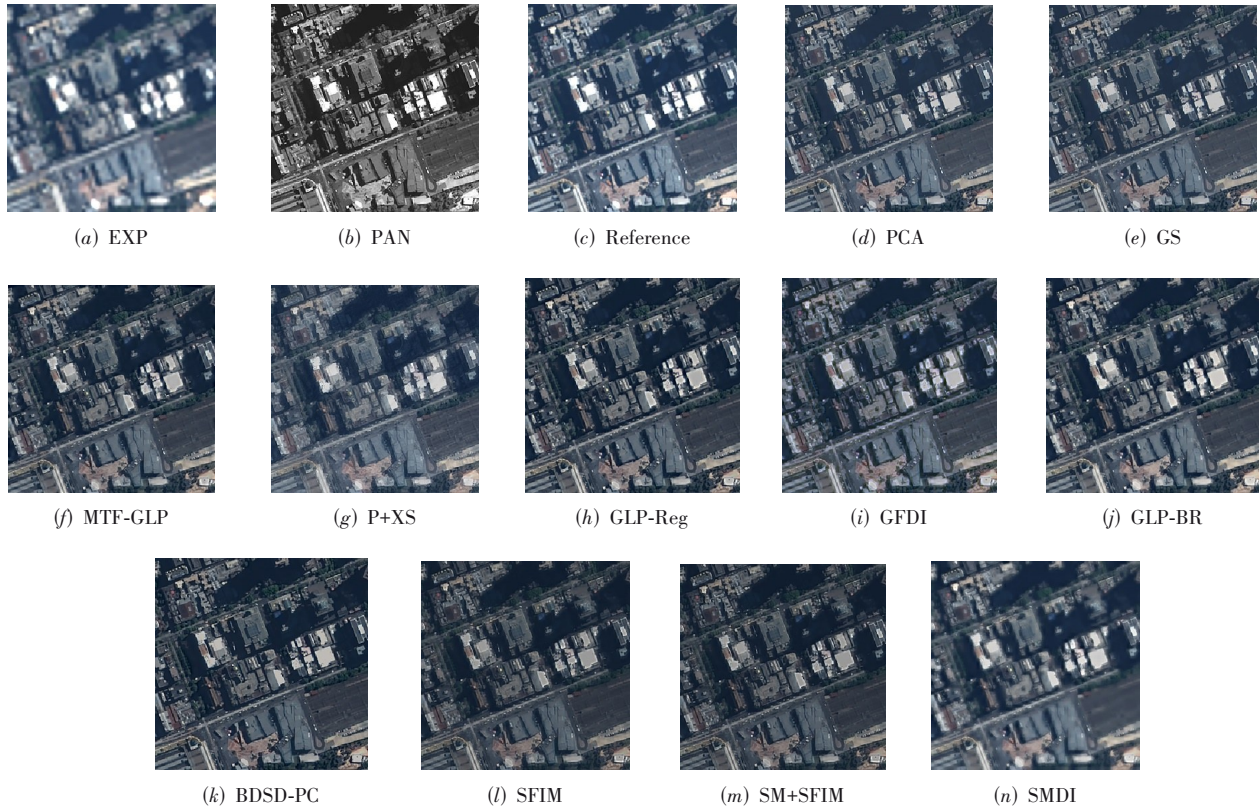


图9 Pléiades (Urban)卫星图像的Pansharpening结果

5 结论

本文提出了一种空谱结合的变分Pansharpening方法. 基于观测模型, 提出了一种光谱类方法, 即光谱映射, 该方法利用低光谱分辨率PAN图像和高光谱分辨率MS图像之间的关系, 生成光谱增强PAN图像. 此外, 为了得到更精确的估计, 根据准则将光谱映射运用到空间细节注入模型中. 最后, 结合光谱正则化, 建立变分Pansharpening模型, 最终得到融合后的高分辨率MS图像. 在实验中, 对4个不同的卫星数据集进行了质量评价. 数值实验结果表明, 所提方法在保持空间细节和光谱保真方面要优于现有的其他几种方法.

参考文献

- [1] RICHARDS J A, JIA X P. Using suitable neighbors to augment the training set in hyperspectral maximum likelihood classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(4): 774-777.
- [2] SUN L, MA C Y, CHEN Y J, et al. Adjacent superpixel-based multiscale spatial-spectral kernel for hyperspectral classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(6): 1905-1919.
- [3] SUN L, ZHAN T M, WU Z B, et al. Hyperspectral mixed denoising via spectral difference-induced total variation and low-rank approximation[J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 1956.
- [4] HONG D F, YOKOYA N, GE N, et al. Learnable manifold alignment (LeMA): A semi-supervised cross-modality learning framework for land cover and land use classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 147: 193-205.
- [5] CHAVEZ JR P S, SIDES S C, ANDERSON J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: LANDSAT TM and SPOT panchromatic[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991, 57(3): 265-303.
- [6] KANATSOU LIS C I, FU X, SIDIROPOULOS N D, et al. Hyperspectral super-resolution: A coupled tensor factorization approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(24): 6503-6517.
- [7] GHASSEM IAN H. A review of remote sensing image fusion methods[J]. Information Fusion, 2016, 32: 75-89.
- [8] ALPARONE L, WALD L, CHANUSSOT J, et al. Comparison of pansharpening algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S data-fusion contest[J]. IEEE Transactions on Geo-

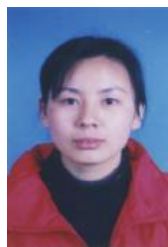
- science and Remote Sensing, 2007, 45(10): 3012-3021.
- [9] LONCAN L, DE ALMEIDA L B, BIOUCAS-DIAS J M, et al. Hyperspectral pansharpening: A review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2015, 3(3): 27-46.
- [10] VIVONE G, ALPARONE L, CHANUSSOT J, et al. A critical comparison of pansharpening algorithms[C]//2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Quebec City: IEEE, 2014: 191-194.
- [11] MENG X C, SHEN H F, LI H F, et al. Review of the pansharpening methods for remote sensing images based on the idea of meta-analysis: Practical discussion and challenges[J]. Information Fusion, 2019, 46: 102-113.
- [12] GARZELLI A. A review of image fusion algorithms based on the super-resolution paradigm[J]. Remote Sensing, 2016, 8(10): 797.
- [13] XIONG Z W, SHI Z, LI H Q, et al. HSCNN: CNN-based hyperspectral image recovery from spectrally undersampled projections[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Venice: IEEE, 2018: 518-525.
- [14] HUANG W, XIAO L, WEI Z H, et al. A new pan-sharpening method with deep neural networks[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(5): 1037-1041.
- [15] MASI G, COZZOLINO D, VERDOLIVA L, et al. Pansharpening by convolutional neural networks[J]. Remote Sensing, 2016, 8(7): 594-615.
- [16] WEI Y C, YUAN Q Q, MENG X C, et al. Multi-scale-and-depth convolutional neural network for remote sensed imagery pan-sharpening[C]//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Fort Worth: IEEE, 2017: 3413-3416.
- [17] HE L, RAO Y Z, LI J, et al. Pansharpening via detail injection based convolutional neural networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(4): 1188-1204.
- [18] CHAVEZ P, KWATENG A. Extracting spectral contrast in landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1989, 55(3): 339-348.
- [19] LABEN C A, BROWER B V. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpener: 09/069232[P]. 2000-01-04.
- [20] AIAZZI B, BARONTI S, SELVA M. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS+Pan data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(10): 3230-3239.
- [21] VIVONE G. Robust band-dependent spatial-detail approaches for panchromatic sharpening[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9): 6421-6433.
- [22] GARZELLI A, NENCINI F, CAPOBIANCO L. Optimal MMSE pan sharpening of very high resolution multispectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(1): 228-236.
- [23] CARPER W, LILLESAND T, KIEFFER R. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56(4): 459-467.
- [24] GHAREMANI M, GHASSEMIAN H. Nonlinear IHS: A promising method for pan-sharpening[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(11): 1606-1610.
- [25] LI Q L, YANG X M, WU W, et al. Pansharpening multispectral remote-sensing images with guided filter for monitoring impact of human behavior on environment[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2021, 33(4): e5074.
- [26] JIAN L H, YANG X M, WU W, et al. Pansharpening using a guided image filter based on dual-scale detail extraction[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018, 9: 1-15.
- [27] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [28] KANG X D, LI S T, BENEDIKTSSON J A. Spectral-spatial hyperspectral image classification with edge-preserving filtering[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5): 2666-2677.
- [29] 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.
- [30] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [31] STARCK J L, FADILI J, MURTAGH F. The undecimated wavelet decomposition and its reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the

- IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(2): 297-309.
- [32] SHENSA M J. The discrete wavelet transform: Wedding the a trous and Mallat algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(10): 2464-2482.
- [33] CHOI M, KIM R Y, NAM M R, et al. Fusion of multi-spectral and panchromatic Satellite images using the curvelet transform[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2005, 2(2): 136-140.
- [34] 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.
- [35] LAPORTERIE F, AMRAM O, FLOUZAT G, et al. Data fusion thanks to an improved morphological pyramid approach: Comparison loop on simulated images and application to SPOT 4 data[C]//IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu: IEEE, 2002: 2117-2119.
- [36] 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.
- [37] VIVONE G, RESTAINO R, CHANUSSOT J. Full scale regression-based injection coefficients for panchromatic sharpening[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018, 27(7): 3418-3431.
- [38] VIVONE G, MARANO S, CHANUSSOT J. Pansharpening: Context-based generalized Laplacian Pyramids by robust regression[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(9): 6152-6167.
- [39] LIU P F, XIAO L, LI T. A variational pan-sharpening method based on spatial fractional-order geometry and spectral-spatial low-rank priors[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(3): 1788-1802.
- [40] 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.
- [41] JIANG C, ZHANG H Y, SHEN H F, et al. A practical compressed sensing-based pan-sharpening method[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 629-633.
- [42] GUO M, ZHANG H Y, LI J Y, et al. An online coupled dictionary learning approach for remote sensing image fusion[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(4): 1284-1294.
- [43] FU X Y, LIN Z H, HUANG Y, et al. A variational pansharpening with local gradient constraints[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2020: 10257-10266.
- [44] 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.
- [45] 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.
- [46] HUANG W, XIAO L, LIU H Y, et al. Hyperspectral imagery super-resolution by compressive sensing inspired dictionary learning and spatial-spectral regularization[J]. Sensors, 2015, 15(1): 2041-2058.
- [47] 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): 4779-42016.
- [48] HE W, ZHANG H Y, ZHANG L P, et al. Total-variation-regularized low-rank matrix factorization for hyperspectral image restoration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(1): 178-188.
- [49] XU Y, WU Z B, CHANUSSOT J, et al. Nonlocal patch tensor sparse representation for hyperspectral image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2019, 28(6): 3034-3047.
- [50] DURAN J, BUADES A, COLL B, et al. Pansharpening by a nonlocal channel-decoupled variational method[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix: IEEE, 2016: 4339-4343.
- [51] ZHANG H Y, HE W, ZHANG L P, et al. Hyperspectral image restoration using low-rank matrix recovery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8): 4729-4743.
- [52] LIU H Y, SUN P P, DU Q, et al. Hyperspectral image restoration based on low-rank recovery with a local neighborhood weighted spectral-spatial total variation model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(3): 1409-1422.
- [53] ZHOU J, KWAN C, BUDAVARI B. Hyperspectral image super-resolution: A hybrid color mapping approach [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(3):

035024.

- [54] VITALE S, SCARPA G. A detail-preserving cross-scale learning strategy for CNN-based pansharpening[J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): 348.
- [55] WANG D, LI Y, MA L, et al. Going deeper with densely connected convolutional neural networks for multispectral pansharpening[J]. Remote Sensing, 2019, 11(22): 2608.
- [56] ZHAO X F, LIU H Y, ZHANG J, et al. A spectral mapping based intensity modulation for pan-sharpening[C]//IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE, 2019: 843-846.
- [57] LI D, SHEN J, LU Y, et al. A class of alternating linearization algorithms for nonsmooth convex optimization[J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, English Series, 2019, 35(2): 435-443.
- [58] GAO X, CAI X J, HAN D R. A Gauss-Seidel type inertial proximal alternating linearized minimization for a class of nonconvex optimization problems[J]. Journal of Global Optimization, 2020, 76(4): 863-887.
- [59] BOLTE J, SABACH S, TEBoulLE M. Proximal alternating linearized minimization for nonconvex and nonsmooth problems[J]. Mathematical Programming, 2014, 146(1): 459-494.
- [60] WALD L, RANCHIN T, MANGOLINI M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63(6): 691-699.
- [61] OTAZU X, GONZALEZ-AUDICANA M, FORS O, et al. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(10): 2376-2385.
- [62] YUHAS R H, GOETZ ALEXANDER F H, BOARDMAN J W. Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm[C]//Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop. California: Jet Propulsion Laboratory, 1992: 147-149.
- [63] WALD L. Data fusion: definitions and architectures - fusion of images of different spatial resolutions[EB/OL]. (2002)[2021]. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-00464703>.
- [64] WANG Z, BOVIK A C. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.

作者简介



刘红毅 女, 1974年出生于陕西省西安市. 南京理工大学数学与统计学院副教授. 研究方向为基于图像处理与分析、计算机视觉.
E-mail: hylu@njust.edu.cn



赵肖飞 女, 1995年出生于河北省沧州市. 南京理工大学数学与统计学院硕士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理.
E-mail: lhy_holly@njust.edu.cn



韩海波 男, 1997年11月出生于浙江省杭州市. 现为南京理工大学硕士研究生. 主要研究方向为图像处理.
E-mail: 1165530681@qq.com



Jenny Qian Du 女, 1971年出生于上海市. 美国密西西比州立大学电气与计算机工程系教授. 研究方向为高光谱遥感图像分析和应用、深度学习.
E-mail: du@ece.msstate.edu



吴泽彬(通讯作者) 男, 1981年出生于浙江省杭州市. 南京理工大学计算机科学与工程学院教授. 研究方向为图像处理、高性能计算. 中国电子学会会员编号: E190032420M.
E-mail: wuzb@njust.edu.cn



韦志辉 男, 1963年出生于江苏省淮安市. 南京理工大学计算机科学与工程学院教授. 研究方向为图像处理、数据科学方法与理论、计算机视觉.
E-mail: gswei@njust.edu.cn