

基于多尺度金字塔的 多光谱图像 Pan-Sharpening 方法^①

罗 运¹, 夏晓峰²

1. 四川工商职业技术学院 信息工程系, 四川 都江堰 611830; 2. 重庆大学 大数据与软件学院, 重庆 400044

摘要: 针对传统高分辨率全色(high-resolution panchromatic, HRP)图像融合中发生的频谱失真等问题, 提出了一种多尺度金字塔方法锐化低分辨率多光谱(low-resolution multi-spectral, LRM)图像. 该方法利用 HRP 图像中的冗余补丁重建高分辨率多光谱(high-resolution multi-spectral, HRM)图像. 首先, 从低分辨率 RP 图像创建金字塔; 然后, 通过利用该金字塔作中同一层以及较低层的每个补丁之间的关系, 重构上采样的 LRM 频带; 最后, 从上采样的多光谱带估计高分辨率强度分量. 利用不同层次的相似结构更详细地重构 HRM 的波段特性. 在多尺度过程中利用自相似性, 从可用 HRP 和 LRM 图像中构建 HRM 图像, 减少了空间失真. 此方法在强度分量的重建中使用底层 HRP 图像来减小 HRP 和强度分量之间的不相似性, 从而减少频谱失真. 实验结果表明, 此方法能有效地保留源图像的光谱和空间信息, 且性能优于其他方法.

关键词: 高分辨率; 全色图像; 多光谱图像; 多尺度金字塔; 频谱失真

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2020)06-0045-07

目前先进的遥感应用都需要高空间分辨率的光谱图像, 这使得高空间分辨率光谱图像变得越来越重要^[1-2]. 由于卫星传感器设计的物理和技术限制, 使得需要花费更高成本才能获得具有高空间分辨率的多光谱图像^[3]. 为了补偿光谱图像的低空间分辨率, 遥感卫星通常提供互补的高空间分辨率全色(HRP)图像^[4]. 遥感图像 Pan-Sharpening 融合是一个很有前景的领域, 其目标是利用 HRP 图像的空间信息来增强光谱带的空间分辨率^[5-6].

关于 Pan-Sharpening 的研究大体可分为 4 大类, 包括: 基于组分替换的方法^[7]、基于多分辨率分析(MRA)的方法^[8]、基于模型的方法和基于超分辨率的方法^[9]. 文献^[10]提出了基于组件替换的多光谱和全色图像融合的优化模型来获得自适应权重.

通过最大化目标函数来计算自适应权重, 该目标函数测量低分辨率图像和 Pan 图像之间的辐射度相似性. 文献^[11]提出了一种基于正则化模型的 Pan-Sharpening 优化框架, 创新处为: 引入了新的正则化项和高通滤波器, 与用于低分辨率光谱观察的低通滤波器互补, 引入了对应于全色观察模型的残余误差.

目前, 超分辨率融合方法正成为提高多光谱图像空间分辨率的有效方法^[12]. 在 Pan-Sharpening 中, 传统的基于超分辨率的方法是基于重建和压缩感知方法^[13]. 基于重建的方法基于实施重建约束并对高分辨率(HR)数据施加后验知识; 基于压缩感知的超分辨率方法是 Pan-Sharpening 的一个热门研究方向. 由于压缩传感理论具有从压缩的 HR 图像中恢复未知 HR 图像的强大功能, 基于该理论已经有大量的泛锐化研究. 文献^[14]提出了一种 HRP 和 LRM 图像融合的稀疏表示方法, 首先通过加性小波融合方法获得(high-resolution multi-spectral, HRM)图像, 然后设计线性约束 K-SVD 方法来训练字典以提高其表示能力. 文

① 收稿日期: 2019-03-01

基金项目: 国家电网 2018 年重点科研项目(SGSCDK00STJS1800093).

作者简介: 罗 运(1981—), 女, 讲师, 主要从事信息安全与多媒体技术的研究.

通信作者: 夏晓峰, 副教授.

献[15]将 Pan-Sharpning 模型化为图像恢复问题, 使用稀疏性和局部自回归模型正则化, 使用 K-SVD 算法构造两个字典, 最后重建 HRM 图像. 基于重建和压缩感知的方法虽然具有良好的性能, 但是高度依赖于先验, 并且当上采样因子很大时, 性能被降低.

为了解决上述问题, 本文引入了基于学习的方法, 其目的是恢复 LR 输入图像中不存在的细节. 该方法的基本假设是可以从一些 LR-HR 补丁对中学习缺失的细节. 为了实现基于学习的算法, 学习可用数据的 HR-LR 图像块之间的映射, 然后将该映射应用于 LR 图像以获得其 HR 图像. 目前的方法仅使用 LR 输入图像及其底层图像来恢复 HR 图像^[16], 导致在构建 HRM 图像时性能受到影响.

针对以上问题, 本文提出了一种基于多尺度金字塔的多光谱图像 Pan-Sharpning 方法, 该方法利用 HRP 图像中的冗余补丁作为重建 HRM 图像的内部源样本. 首先, 从低分辨 RP 图像创建金字塔; 然后, 通过利用该金字塔作为指导并考虑同一级别以及较低级别中每个补丁之间的关系, 重构上采样的 LRM 频带; 最后, 从上采样的多光谱带估计高分辨率强度分量. 本文的方法能有效地保留源图像的光谱和空间信息.

1 多尺度金字塔的 Pan-Sharpning 方法

1.1 基于 IHS 的 Pan-Sharpning 线性模型

对于更符合人类视觉的 IHS 空间域(代表强度、色调和饱和度的空间域), 高分辨率 Pan 图像代替 IHS 空间域中的强度分量 I , 即为 I' , 最后逆变换得到 RGB 空间的融合图像, 这个过程为 Pan-Sharpning, 数学描述过程为

$$\begin{pmatrix} I \\ d_1 \\ d_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ -\frac{\sqrt{2}}{6} & -\frac{\sqrt{2}}{6} & \frac{\sqrt{2}}{6} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中 I 表示 IHS 空间域中的强度分量, d_1 和 d_2 表示两个过渡分量, 则有

$$\begin{cases} H = \tan^{-1} \frac{d_1}{d_2} \\ S = \sqrt{d_1^2 + d_2^2} \end{cases} \quad (2)$$

Pan 图像代替强度分量 I , 表示为

$$\begin{pmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{pmatrix} = \mathbf{M} \begin{pmatrix} I' \\ d_1 \\ d_2 \end{pmatrix} = \mathbf{M} \begin{pmatrix} I + (P - I) \\ H \\ S \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R + (P - I) \\ G + (P - I) \\ B + (P - I) \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix}$, $\begin{pmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{pmatrix}$ 表示融合后图像的 RGB 波段矩阵. (3) 式说明原始 RGB 图像可以通过

加法运算得到融合图像.

全景锐化任务的主要目的是保持融合图像的统一空间光谱保真度. 对于具有 S 个光谱带的低分辨率图像, 将全色锐化结果表示为 F_{MS} , 这是对地面实际情况 f_{MS} 的估计. 多光谱(multi-spectral, MS) 图像全色锐化的约束函数表示为

$$\begin{cases} \arg \min_{F_{MS}} \sum_{i=1}^S \| f_{MS(i)} - F_{MS(i)} \|_2^2 \\ F_{MS} = P(g_{MS}, g_{Pan}) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $P(\cdot)$ 表示 Pan-Sharpning 过程, g_{MS} 表示低分辨率 MS 图像的降级观测图像, g_{Pan} 表示 Pan 图像. 融

合过程在线性框架下模拟为

$$\begin{bmatrix} g_{MS} \\ g_{Pan} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}\mathbf{H}f_{MS} \\ \mathbf{R}f_{MS} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_{MS} \\ N_{Pan} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{D}$ 是空间域中的下采样矩阵; $\mathbf{R}$ 是传感器的 Pan 信道的频谱响应矩阵, 其沿着频谱对潜在地面实例进行下采样; $\mathbf{H}$ 是模糊矩阵; N_{MS} 和 N_{Pan} 是加性噪声, 假设是高斯分布的. 对于 Pan-Sharpening 重构强度分量通过下一节中多尺度金字塔方法得到.

1.2 多尺度金字塔方法

输入图像具有足够的自相似信息, 可以从大尺度图像中获得小尺度图像的高频信息, 可以使用多帧输入图像来精确重建图像. 因此, 当外部图像不能被访问时, 提出了一种多尺度金字塔方法. 该方法通过逐步构造大尺度图像来加入训练集, 可以从不同比例的图像中充分了解所有冗余信息. 首先给出多波段和全色图像融合框架 HIS 和类 HIS 框架

$$F_H = B_{L,up}^i + (P_H - I_H) \quad i = 1, \dots, L \quad (6)$$

其中 F_H 和 $B_{L,up}$ 分别表示融合 LRM 图像和上采样 LRM 图像, L 是光谱频带的总数, P_H 是高分辨率全色数据, I_H 是高分辨率强度分量. 目的是有效地估计 LRM 和 HRP 图像的高分辨率强度分量 I_H .

为了以 HRP 数据的空间结构为指导获得上采样的多谱带, 提出一个多尺度金字塔方法. 首先通过多尺度方案对 LRM 波段进行上采样, 然后通过估计的上采样 LRM 和 HRP 图像得到高分辨率强度分量. I_H 的质量取决于从现有的 LRM 数据和 HRP 数据中准确提取的 LRM 样本.

从 B_L 中重建 $B_{L,up}$, 其解决方案是模仿高分辨率和低分辨率的全色数据之间的结构关系, 即 HRP 数据可以从较低分辨率的图像中得到较强的恢复, 而将提取的关系扩展到较低尺度的 LRM 波段, 可以准确地得到所需的上采样多光谱波段 $B_{L,up}$. 图 1 展示了多尺度金字塔方法, 可以得到从现有的 LRM 和 HRP 图像上采样的多光谱波段的重建强度分量.

如图 1 所示, 首先尝试通过低分辨率图像重建可用的 HRP 图像(低分辨率全色数据记为 P_L). 为此, LRP 和 HRP 图像之间的隐藏层被分解为 N 级. 利用抽取算子得到低分辨率 RP 图像, 抽取过程由模糊和降采样组成. 步长为 (L_x, L_y) 的下缩放取决于层数 (N) , 可以写成

$$L_x = \frac{(\rho - 1)d_x}{\rho N} \quad L_y = \frac{(\rho - 1)d_y}{\rho N} \quad (7)$$

其中, (d_x, d_y) 是 HRP 图像的尺寸, ρ 是 HRP 和 LRM 数据之间的空间比率.

HRP 金字塔的第 j 层划分为 $n \times n$ 补丁并且被安排在一个矩阵 $\mathbf{D}_j^p = (x_{p,j}^1, \dots, x_{p,j}^K)$ 中, 其中 K 是总数的补丁级别. 基于学习的方法是从第 j 层 ($j \in \{1, \dots, N\}$) 的低尺度重构每个补丁, 可表示为 $\mathbf{D}_j^p = \mathbf{D}_0^p \cup \dots \cup \mathbf{D}_{j-1}^p$, 其中, P 表示 HRP 数据.

基于欧几里德距离, 在 $\mathbf{D}_j^p$ 中找到 $x_{p,j}^i$ 并排列在 S_p^i 中. 同样, 从 $\mathbf{D}_j^p$ 中选取的补丁是从 $\mathbf{D}_j^b$ 中提取出来的, 用 S_b^i 表示 ($\mathbf{D}_j^b$ 是一个矩阵, 包含 LRM 金字塔第 j 层图像中的所有 $n \times n$ 补丁). 利用 $\{1, \dots, j\}$ 层上采样全色图像和 $\{1, \dots, j-1\}$ 层上采样多光谱图像来构造第 j 层多光谱图像.

由于 HRP 图像的强大的空间细节, 这个过程被认为是作为重建未知 HR 强度分量的指导. 因为多光谱带与全色图像之间的结构相似性, 可以找到一个 HRP 金字塔补丁 $x_{p,j}^i$ 和 LRM 图像补丁 $x_{b,j}^i$ 之间的关系来预测高分辨率, 并使用这些关系到其它波段. 映射函数为

$$M_j^i = \arg \min_{M_j^i} \{ \| x_{p,j}^i - S_p^i M_j^i \|_{L_1}^2 \} \quad (8)$$

S_p^i 中含有相似的补丁 $x_{p,j}^i$, 同样 S_b^i 中含有相应的选定补丁 S_p^i . 为减小奇异性, 将 Tikonov 正则化为

$$M_j^i = \arg \min_{M_j^i} \{ \| x_{p,j}^i - S_p^i M_j^i \|_{L_1}^2 + \lambda \| M_j^i \|_1^2 \} \quad (9)$$

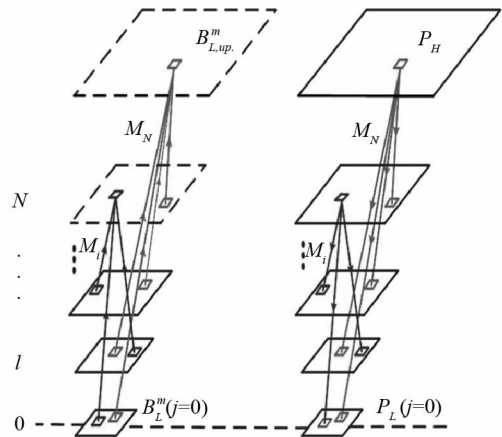


图 1 多尺度金字塔方法

其中 λ 是一个正值, 被称为正则化参数. (9) 式的解可以由 (10) 式给出:

$$\begin{cases} M_j^i = (S_p^{j,T} S_p^j + \lambda I)^{-1} S_p^{j,T} x_{p,j}^i \\ x_{B,j}^i = S_{B,i}^j M_j^i \end{cases} \quad (10)$$

第 j 层上采样多光谱带通过拼接补丁来构建, 使用分段过程对 LRM 图像进行采样. 然而, 分段分析可能不能满足全局重构, 即在重建下一个金字塔级别之前, 应该使用一个全局项来保证每个步骤结束时重建的上采样多光谱带与其 LR 图像的一致性:

$$\hat{B}_{H,m}^j = \arg \min_{I_{H,m}^j} \{ \| Q_g B_{H,m}^j - B_{L,m}^j \|_{L_1}^2 \} \quad (11)$$

$$\hat{B}_{H,m}^{i(t+1)} = \hat{B}_{H,m}^{i(t)} - \tau (Q_g^T [Q_g \hat{B}_{H,m}^i - B_{L,m}^i]) \quad (12)$$

其中, t 表示迭代索引, τ 表示步长. 可以通过 (13) 式生成 I_H 为

$$I_H = \sum_{m=1}^L \omega^i \hat{B}_{H,m}^i = \mathbf{W}^T \hat{B}_H \quad (13)$$

其中, $\mathbf{W}$ 表示权重向量.

2 实验结果与分析

本文的实验对象是 GeoEye-1 和 DEIMOS-2 收集的两个数据集. 数据集中包括不同结构的图像, 如建筑物、植被、土壤和道路等, 且两个数据集的分辨率 ρ 均为 4. 为了验证本文方法的有效性, 将本文方法与其它方法进行性能比较, 其它方法包括: 主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA)、GS 法 (Gram-Schmidt)、修正的亮度色度饱和度方法 (modified intensity-hue-saturation, MIHS) 和两步稀疏编码方法 (Two-step sparse coding, TSSC)^[9].

本文实验性能指标有: 相关系数 (correlation coefficient, CC)、光谱角 (spectral angle mapper, SAM)、相对多维尺度误差 (Relative Global Dimensional Synthesis Error, ERDAS) 和通用图像质量指数 (universal image quality index, UIQI). 采用不需要参考图像的质量度量 (QNR) 对融合图像进行质量评价, 得到由 D_s 表示的空间失真和由 D_λ 表示的光谱失真指数. 在本文的方法和 TSSC 方法中, 以 7×7 的大小提取补丁, 重叠区域大小为 4, 还有金字塔层数 N 设置为 3, 数量类似的补丁设置为 10, 源图像是 $256 \times 256 \times 4$ 的 MS 图像, 迭代次数 t 设置为 50, 迭代步长设置为 1.

5 种不同的 Pan-Sharpening 方法与 GEOYEY-1 数据集的融合结果如图 2 所示.

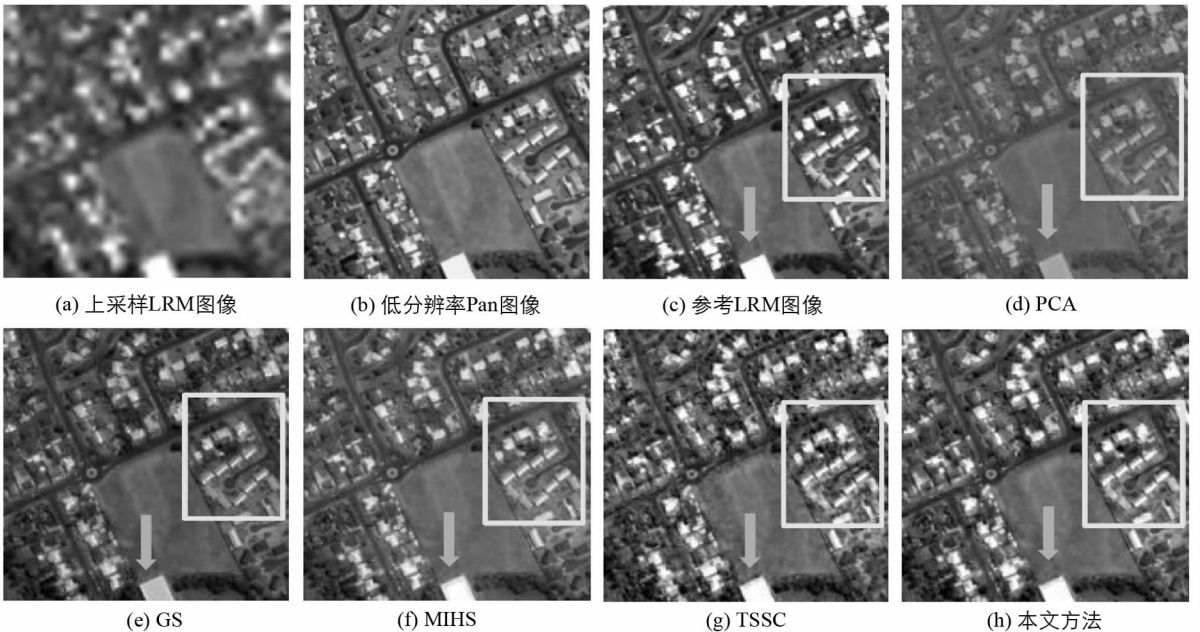


图 2 使用 GEOYEY-1 数据集的对比实验

从图 2 中可以看出: 图 2(d)和图 2(e)中 PCA 和 GS 方法在保持源图像的空间信息的同时, 严重地扭曲了光谱信息, 箭头表示的建筑物是低光谱保存的例子; 图 2(f)中 MIHS 方法比 PCA 和 GS 方法保存了更多的空间信息和光谱信息; 虽然图 2(g)中 TSSC 方法保持了较好的光谱信息, 但它引入了几个模糊边缘, 在 TSSC 方法的结果中, 由矩形限制的边缘区域中的频谱失真较为严重; 与其它方法相比, 图 2(h)中本文方法保留了更多的空间和光谱信息, 特别是在边缘区域, 表现出了更优越的性能。

本文所用的第二个数据集是由 DEIMOS-2 采集的数据集, 包括建筑物、道路和植被区域。DEIMOS-2 数据集的融合结果如图 3 所示。

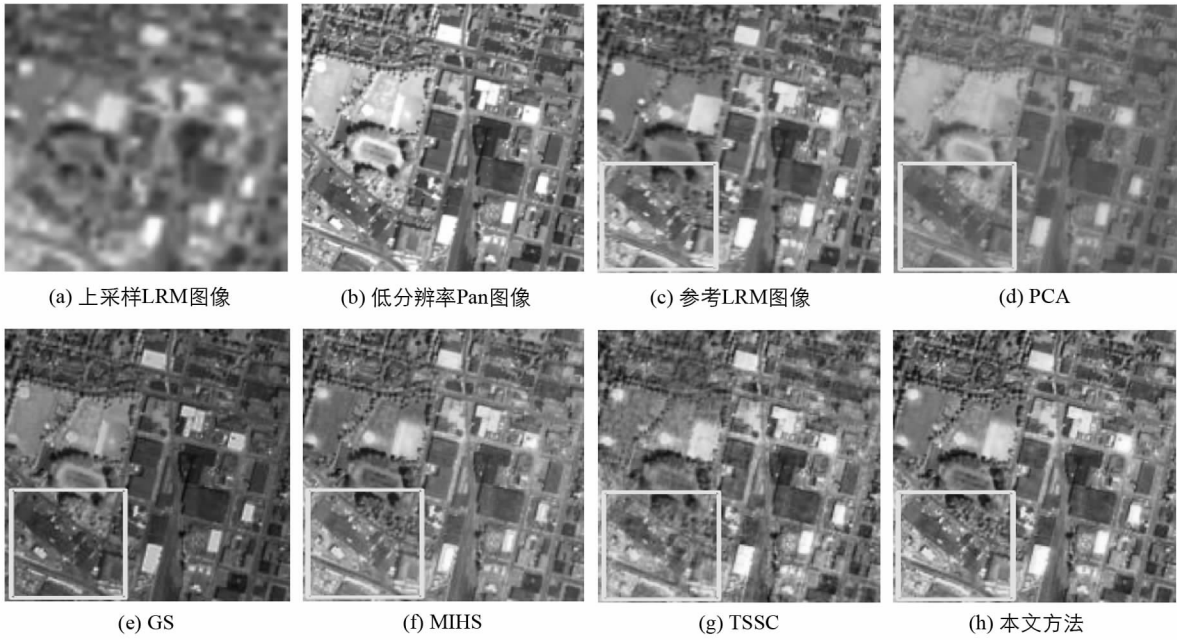


图 3 使用 DEIMOS-2 数据集的对比实验

可以看出: 将图 3(d)和图 3(e)中 PCA 和 GS 方法融合的结果与图 3(c)中参考图像进行比较, 很明显其颜色失真了; 其它方法都很好地保存源多光谱数据的光谱信息; 然而, 图 3(f)中 MIHS 方法的空间信息略优于图 3(g)中 TSSC 方法, 图 3(g)中矩形的区域说明 TSSC 方法保留了较少的空间信息; 图 3(h)中本文方法保留了更多的空间和光谱信息, 特别是在边缘区域, 其性能优于其它方法。

对 GEOEye-1 数据集和 DEIMOS-2 数据集中图像进行实验, 得出不同方法下融合图像的平均性能。表 1 是不同方法下 GEOEye-1 数据集的对比结果, 表 2 是不同方法下 DEIMOS-2 数据集的对比结果。Full Scale 指标包括 QNR, D_s 和 D_λ , 低分辨率指标包括 CC, SAM, ERDAS 和 UIQI。

从表 1、表 2 中数据可以看出, 定量评估结果与 Full Scale 和 Degraded Scale 的视觉比较是一致的。本文方法在 ERGAS, CC, UIQI, SAM 这些 Degraded Scale 性能以及 QNR, D_s 和 D_λ 这些 Full Scale 指标方面都优于其它几种方法, 说明本文方法的有效性。

表 1 GEOEye-1 数据集的平均性能

指标	APC	GS	MIH	TSSC	本文
QNR	0.795 1	0.767 8	0.834 5	0.917 6	0.924 8
D_λ	0.140 9	0.016 3	0.068 6	0.016 9	0.013 2
D_s	0.074 5	0.175 6	0.152 2	0.070 4	0.036 7
ERGAS	9.680 1	9.549 6	8.845 8	8.445 5	8.131 4
CC	0.769 4	0.769 1	0.774 1	0.812 2	0.820 2
UIQI	0.404 0	0.655 9	0.681 8	0.810 9	0.817 9
SAM	8.289 0	7.938 0	7.941 0	7.664 0	7.559 0

表 2 DEIMOS-2 数据集的平均性能

指标	APC	GS	MIH	TSSC	建议
QNR	0.625 2	0.643 2	0.852 8	0.935 6	0.936 4
D_{λ}	0.178 7	0.111 3	0.035 9	0.007 1	0.006 5
D_s	0.238 7	0.276 2	0.115 4	0.057 7	0.033 1
ERGAS	8.830 2	10.159 0	6.111 5	5.943 9	5.888 2
CC	0.556 8	0.741 5	0.843 4	0.863 5	0.866 4
UIQI	0.379 6	0.586 9	0.829 1	0.862 7	0.865 6
SAM	8.657 1	6.998 5	5.243 8	5.575 3	5.237 1

图 4 给出了不同方法的时间性能比较,对比方法除了上文的 4 种方法,再加上文献[17]中分布式压缩感知(Distributed compressed sensing, DCS)方法,图像使用 DEIMOS-2 数据集中 100 幅图像,实验结果是 100 幅图像实验用时的平均.

可以看出:TSSC 方法用时最多,这是因为用到两步稀疏编码,导致时间复杂度增加;本文方法用时最少,这是因为本文方法中使用了图像的自相似性,大大减少了时间复杂度.说明本文方法在时间复杂度上的优越性.

3 结 论

本文提出了一种多尺度金字塔多光谱 Pan-Sharpening 方法,用于从可用的 LRM 和 HRP 数据中估计强度分量.在强度分量的重建中使用 HRP 及其低分辨率 RP 图像减小 HRP 和强度分量之间的不相似性,减少了传统方法中发生的频谱失真和空间失真.实验结果从视觉和性能上对本文方法进行了验证,本文方法能够减少 Pan-Sharpening 的光谱和空间失真,性能优于现有其它方法,说明了本文方法的有效性.

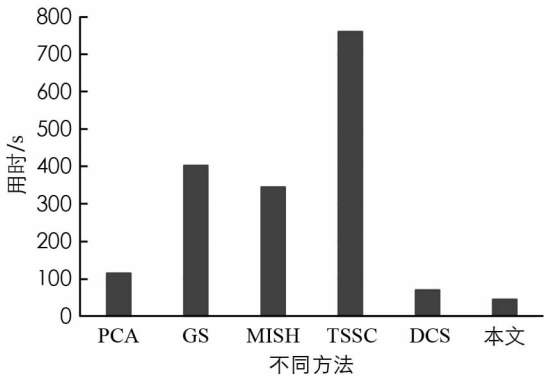


图 4 不同方法的时间对比结果

参考文献:

[1] ZHENG Q, WENG Q, HUANG L, et al. A New Source of Multi-Spectral High Spatial Resolution Night-Time Light Imagery—JLI-3B [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 215: 300-312.

[2] 张 炜. THT 机制耦合高斯模糊的图像融合方案 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2017, 39(12): 143-151.

[3] ALMEIDA C A, COUTINHO A C, ESQUERDO J C D M, et al. High Spatial Resolution Land Use and Land Cover Mapping of the Brazilian Legal Amazon in 2008 Using Landsat-5/TM and MODIS Data [J]. Acta Amazonica, 2016, 46(3): 291-302.

[4] LI Z B, LIU Z Z, SHI W Z. A Fast Level Set Algorithm for Building Roof Recognition from High Spatial Resolution Panchromatic Images [J]. IEEE Geosci Remote Sensing Lett, 2014, 11(4): 743-747.

[5] GHASSEMIAN H. A Review of Remote Sensing Image Fusion Methods [J]. Information Fusion, 2016, 32: 75-89.

[6] 王彦超. 基于联合特征与中心方向信息的图像哈希算法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2018, 40(2): 113-124.

[7] WANG Q M, SHI W Z, ATKINSON P M. Area-to-Point Regression Kriging for Pan-Sharpening [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 151-165.

[8] GHAHREMANI M, GHASSEMIAN H. Remote-Sensing Image Fusion Based on Curvelets and ICA [J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(16): 4131-4143.

[9] JIANG C, ZHANG H Y, SHEN H F, et al. Two-Step Sparse Coding for the Pan-Sharpening of Remote Sensing Images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(5): 1792-1805.

[10] WANG W Q, JIAO L C, YANG S Y. Novel Adaptive Component-Substitution-Based Pan-Sharpening Using Particle Swarm Optimization [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(4): 781-785.

[11] ALY H A, SHARMA G. A Regularized Model-Based Optimization Framework for Pan-Sharpening [J]. IEEE Trans Image Processing, 2014, 23(6): 2596-2608.

- [12] GÓMEZ-CHOVA L, TUIA D, MOSER G, et al. Multimodal Classification of Remote Sensing Images: A Review and Future Directions [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2015, 103(9): 1560-1584.
- [13] GHAREMANI M, GHASSEMIAN H. A Compressed-Sensing-Based Pan-Sharpening Method for Spectral Distortion Reduction [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(4): 2194-2206.
- [14] CHENG M, WANG C, LI J. Sparse Representation Based Pansharpening Using Trained Dictionary [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(1): 293-297.
- [15] WANG W Q, JIAO L C, YANG S Y. Fusion of Multispectral and Panchromatic Images Via Sparse Representation and Local Autoregressive Model [J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 73-87.
- [16] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILLEMOT C, et al. Single-Image Super-Resolution Via Linear Mapping of Interpolated Self-Examples [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(12): 5334-5347.
- [17] 李建军, 张福泉. 非下采样 Contourlet 变换耦合锐度制约的遥感图像融合 [J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2019, 44(2): 102-110.

Pan-Sharpening Method for Multispectral Images Based on Multi-scale Pyramids

LUO Yun¹, XIA Xiao-feng²

1. Department of Information Engineering, Sichuan Technology & Business College, Dujiangyan Sichuan 611830, China;

2. School of Bigdata and Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract: Aiming at the problem of spectral distortion in traditional high-resolution panchromatic (HRP) image fusion, a multi-scale pyramid method has been proposed to sharpen low-resolution multi-spectral (LRM) images. In this method, the redundant patches in HRP images have been used to reconstruct high-resolution images. The high-resolution multi-spectral (HRM) image firstly creates a pyramid from the degraded HRP image. Then, by means of the relationship between each patch in the same layer and in the lower layer of the pyramid, the upsampled LRM band has been reconstructed and the high-resolution intensity component been estimated from the upsampled multi-spectral band. The band characteristics of HRM have been reconstructed in more details by means of similar structures of different layers, and the self-similarity been used to construct HRM images from available HRP and LRM images in multi-scale process, reducing the spatial distortion. In this method, the underlying HRP image has been used to reduce the dissimilarity between the HRP and the intensity component in the reconstruction of the intensity component, thus reducing the spectrum distortion. Experimental results show that the proposed method can effectively preserve spectral and spatial information of the source image, and its performance is better than other methods.

Key words: high resolution; panchromatic image; multispectral image; multi-scale pyramid; spectrum distortion

责任编辑 廖 坤