

引用格式: HE Jiang, YUAN Qiangqiang, LI Jie. Generalized Spectral Super-resolution for Multispectral Satellite Imagings[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(2):0210002

何江,袁强强,李杰. 面向多光谱卫星成像的广义光谱超分辨率[J]. 光子学报, 2023, 52(2):0210002

面向多光谱卫星成像的广义光谱超分辨率

何江,袁强强,李杰

(武汉大学 测绘学院,武汉 430079)

摘要:针对多种多光谱卫星成像模式,对原始光谱超分辨率概念进行扩充,提出一种联合数据驱动与模型驱动的深度学习方法。模拟构建的多个数据集,讨论了不同多光谱成像模式下的光谱超分辨率之间的差异,验证了所构建算法的稳健性,提高了现有多光谱卫星影像利用率,对光谱超分辨率的更广泛情形进行了概括。

关键词:广义光谱超分辨率;多光谱成像;高光谱成像;数据驱动;模型驱动

中图分类号:TP751

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20235202.0210002

0 引言

高光谱成像是一种以高光谱分辨率获取被观测物体辐射特性的技术。高光谱图像具有丰富的光谱信息,可用于语义分割、场景分类、目标检测和目标跟踪等方面。高光谱图像由于其在像元上具有连续的光谱特性,能够提高对物体的分辨能力,在食品科学、大气监测、医学科学和遥感等诸多领域越来越受到重视。

尽管高光谱图像已经得到了广泛的应用,但由于在生成高信噪比光谱时,每个像素的传感器空间尺寸都在增加,高成本和低空间分辨率阻碍了其在精细化应用的发展。而多光谱传感器通常只通过几个光谱通道捕获高空间分辨率的图像,空间细节丰富,但是光谱信息粗糙。因此,如何以较低的成本从高分辨率多光谱图像中获取高分辨率高光谱图像成为了人们关注的问题。即,给定一幅多光谱图像,通过增加多光谱的通道数,得到一幅空间分辨率相同、光谱分辨率高的高光谱图像,称为光谱超分辨率(Spectral Super-resolution, SSR)。

从退化后观测的多光谱图像求解原始高光谱图像,解是无穷个的^[1]。为了解决这一欠定逆问题,传统的解决方法是采用稀疏恢复和字典学习来提取完备的高光谱字典库以及对应的稀疏系数,再应用到待提升光谱分辨率的多光谱数据上,实现光谱超分辨率,代表方法有 Arad^[2], A+^[3]和高斯过程^[4]等。随着深度学习在图像处理领域的不断斩获佳绩,数据驱动的友好训练方式以及强大的非线性学习能力使得光谱超分辨率算法也掀起了深度学习的浪潮^[5-9]。从最早的 DenseUnet 到注意力机制,Transformer 等结构,网络已经有了翻天覆地的变化。早期算法只关注网络的光谱映射效果忽略了空间细节保真;后期算法模型逐渐庞大且缺乏泛化能力。虽然拥有较高性能,但深度学习算法也因为缺乏物理可解释性的黑匣操作方式饱受诟病。

无论是模型驱动的亦或是数据驱动的光谱超分辨率算法,两者都是建立在共同的假设之上:现有可用的多光谱图像只有一个分辨率。在自然图像处理领域,这一假设是切合实际的,相机或摄像头拍摄的图片总是只存在一个分辨率。但是当所涉及的领域是卫星遥感图像时,这一假设就难以站稳脚跟。因此,本文在归纳了多种遥感多光谱卫星成像模式之后,对原有光谱超分辨率算法进行广义扩充,并且通过一个联合模型驱动与数据驱动的算法加以验证解决,同时构建了多光谱卫星图像光谱超分辨率数据集。

基金项目:国家自然科学基金(Nos. 41922008, 62071341, 61971319)

第一作者:何江, hej96.work@gmail.com

通讯作者:袁强强, yqiang86@gmail.com

收稿日期:2022-09-12;录用日期:2022-10-20

<http://www.photon.ac.cn>

1 问题与方法

1.1 多光谱卫星成像

多光谱卫星是一种对广域地表地物进行高效监测与分析的手段。然而,根据需求不同,不同的多光谱卫星的成像模式也大不相同。如图1所示,多光谱卫星成像模式大致可以分为三大类,最熟悉的一类就是Landsat早期卫星,这些卫星只拍摄一组相同空间分辨率的多光谱数据;由于人们对空间分辨率的需求与成像条件的相互制约,后续发展出的高分系列以及Landsat6-8、快鸟等卫星在拍摄多光谱卫星的同时,还拍摄同一覆盖区域的全色影像,这景全色影像具备极高的空间分辨率;最后一种是为了满足人们对特定光谱范围数据的需求,卫星在不同波段范围的波段分辨率不同,如WorldView2号等。需要注意的是,图1只是示意图,同一成像模式下的图像分辨率具有可比性,而不同成像模式间图像的分辨率关系不具有参考性,例如高分系列的低分多光谱数据(最低8 m)实际比哨兵2号的高分多光谱数据(最高10 m)的空间分辨率还要高。

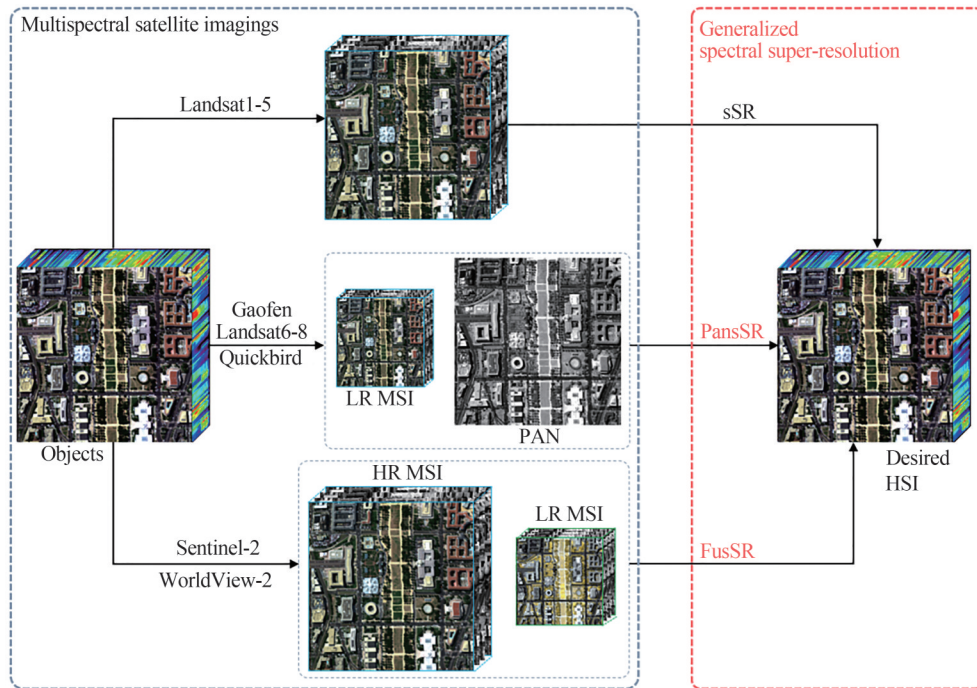


图1 多光谱卫星成像模式与广义光谱超分辨率

Fig. 1 Multispectral satellite imagings and generalized spectral super-resolution

1.2 广义光谱超分辨率

如上所述,由于不同多光谱卫星平台所对应的需求和应用不同,其多光谱成像模式也大不相同,如果只是采用其中的部分多光谱数据进行光谱超分辨率重建,则会造成数据的浪费和损失(例如,第二种成像模式的全色影像以及第三种成像模式的低分多光谱数据)。因此,为了充分利用现有多光谱卫星数据,针对不同的多光谱卫星成像模式,本文对原始光谱超分辨率概念进行广义扩充,对于借助全色影像的高分辨率空间信息在光谱超分辨率的同时进一步增强空间分辨率的过程定义为PansSR(Pansharpening+sSR),对于利用额外低分辨率光谱信息对光谱超分辨率进行优化改善的过程定义为FusSR(Fusion+sSR)。

综上所述,广义光谱超分辨率包含了原始的狭义sSR,FusSR以及PansSR三大情形。

1.3 问题描述

在本文中, $X \in \mathbb{R}^{W \times H \times C}$ 表示理想高光谱图像, W 和 H 分别为数据的宽、高, C 表示图像的光谱通道数; $M_H \in \mathbb{R}^{W \times H \times c_1}$ 表示与理想高光谱图像 X 具有相同空间分辨率的多光谱图像,其光谱通道数为 c_1 ; $M_L \in \mathbb{R}^{w \times h \times c_2}$ 表示低空间分辨率的多光谱数据,图像大小为 $w \times h$,光谱通道数为 c_2 。值得注意的是,本文的公式推导都是在FusSR的情形下进行的,当实际情况为PansSR时,只需要将 M_H 替换为 $P \in \mathbb{R}^{W \times H \times 1}$ 即可通用。

由于卫星上传感器的光谱响应函数不同,导致获取的多光谱和高光谱波段数也不同,多、高光谱数据间的关系可以通过转换矩阵 Φ 来表示。在文本中, $\Phi_1 \in \mathbb{R}^{C \times c_1}$ 表示获取 M_H 的光谱响应矩阵, $\Phi_2 \in \mathbb{R}^{C \times c_2}$ 则对应 M_L 的光谱响应矩阵。考虑 M_L 与 X 之间的空间退化关系 $D^{wh \times WH}$,卫星多光谱成像观测模型可以表示为

$$M_H = X\Phi_1 \quad (1)$$

$$M_L = DX\Phi_2 \quad (2)$$

式(1)和(2)阐明了卫星多光谱成像与高光谱图像之间的关系。光谱超分辨率是一个从观测得到的多光谱图像反向求解真实高光谱图像的逆问题,通常可以表述为一个最小化能量函数的优化问题

$$\hat{X} = \underset{X}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|M_H - X\Phi_1\|_2^2 + \frac{1}{2} \|M_L - DX\Phi_2\|_2^2 + \lambda \mathcal{R}(X) \quad (3)$$

式中, \mathcal{R} 是一个引入图像先验知识的正则化项, $\|\cdot\|_2$ 表示数据保真项的欧氏范数,而 λ 则是权衡参数。

1.4 联合数据与模型的广义光谱超分辨率网络

本文提出一个联合数据驱动与模型驱动的端到端卷积神经网络用以解决广义超分辨率问题,具体结构如图2所示。网络由两部分组成,带有光谱分组策略的粗重建模块,以及主体深度展开优化模块,具体细节将在后续中逐一介绍。

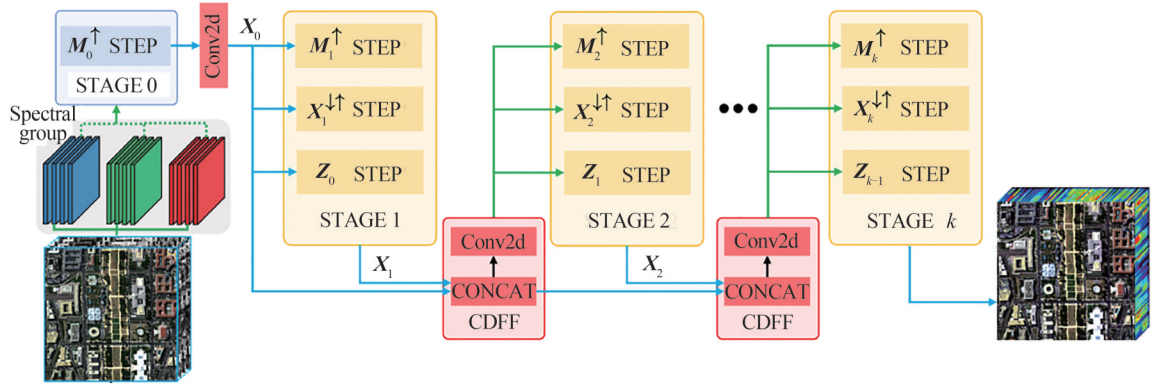


图2 联合数据与模型的广义光谱超分辨率网络框架

Fig. 2 Joint data-driven and model-driven network for generalized spectral super-resolution

1.4.1 深度展开

深度展开的思想最早应用在图像去噪领域,后续被不断完善。受此思想启发,为了将模型驱动的计算与数据驱动的深度展开相结合,本文先应用半二次分裂法将式(3)转化为两个子问题,分别考虑先验项和数据保真项

$$\hat{X}_{k+1} = \underset{X}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|M_H - X\Phi_1\|_2^2 + \frac{1}{2} \|M_L - DX\Phi_2\|_2^2 + \mu \|Z_k - X\|_2^2 \quad (4)$$

$$\hat{Z}_{k+1} = \underset{Z}{\operatorname{argmin}} \|Z - X_{k+1}\|_2^2 + \frac{\lambda}{\mu} \mathcal{R}(Z) \quad (5)$$

Z 是用来分裂能量函数的辅助变量等同于 X , μ 表示惩罚参数。对 X 子问题采取梯度下降法求解,而对 Z 子问题采用近端算子求解,可以得到解

$$\hat{X}_{k+1} = (1 - \epsilon\mu) X_k - \epsilon X_k \Phi_1 \Phi_1^T - \epsilon D^T D X_k \Phi_2 \Phi_2^T + \epsilon M_H \Phi_1^T + \epsilon D^T M_L \Phi_2^T + \epsilon \mu Z_k \quad (6)$$

$$\hat{Z}_{k+1} = \operatorname{Prox}(X_{k+1}) \quad (7)$$

为了方便理解,式(6)中 $X_k \Phi_1 \Phi_1^T$ 与 $D^T D X_k \Phi_2 \Phi_2^T$ 表示网络反复学习退化-重建的过程,用 X_{k+1}^{\uparrow} 表示; $M_H \Phi_1^T$ 与 $D^T M_L \Phi_2^T$ 表示原始输入图像的粗重建先验,用 M_{k+1}^{\uparrow} 表示。由此可得 X 子问题求解数据流

$$\hat{X}_{k+1} = (1 - \epsilon\mu) X_k + \epsilon \mu Z_k - \epsilon X_{k+1}^{\uparrow} + \epsilon M_{k+1}^{\uparrow} \quad (8)$$

采用 3×3 卷积模拟空间矩阵, 1×1 卷积模拟光谱矩阵,近端算子采用残差网络,所有的超参数通过跨维度光谱注意力求解^[8]。基于此,模型驱动的广义光谱超分辨率算法被深度展开为了卷积神经网络形式。保留了数据驱动的友好训练方式的同时,给模型引入了物理可解释性。

1.4.2 光谱分组

高光谱数据波段间具有强相关性,其中最直观的确定方法是光谱响应函数(Spectral Response Functions, SRF),它表示了传感器将哪些波段范围的能量积分到某一多光谱波段上。为了更好地重建光谱信息,本文提出了基于光谱分组的粗重建过程,如图3所示。图中,光谱梯度计算是计算波段间的光谱差分信息辅助网络进一步学习,卷积层第一层为 3×3 卷积,第二层分组卷积为 1×1 卷积,分组方式由光谱响应函数确定,光谱响应函数处于同一类型的波段被归为一组。

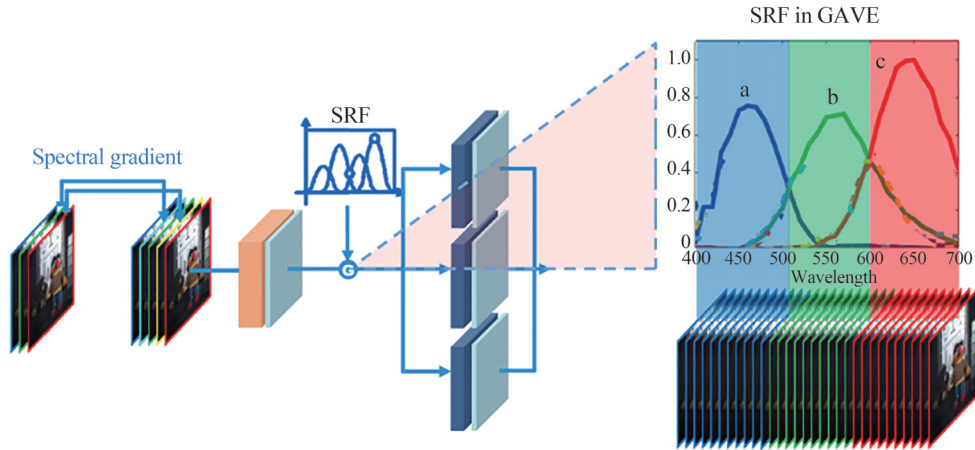


图3 光谱分组
Fig. 3 Spectral grouping

2 结果与讨论

2.1 数据与模拟方式

本文用到的卫星数据有:哨兵二号多光谱卫星,珠海一号高光谱卫星,用以验证狭义sSR以及FusSR;高分一号卫星,地球观测一号卫星,用以验证PansSR。前者所构成的数据集命名为Sen2OHS,包含4个高分辨率哨兵二号多光谱波段,4个低分多光谱波段,以及32个高分辨率珠海高光谱波段;后者所构成的数据集命名为GF2Hyper,包含4个低分多光谱波段,一个高分辨率全色波段,63个高分辨率高光谱波段^[8]。选取了五个定量评价指标,分别是相关系数(Correlation Coefficient, CC),平均峰值信噪比(mean Peak Signal Noise Ratio, mPSNR),平均结构相似度(mean Structure Similarity, mSSIM),光谱角(Spectral Angle Mapper, SAM),相对全局无量纲误差(Erreur Relative Global Adimensionnelle de Synthèse, ERGAS)。

2.2 狭义sSR

在Sen2OHS数据集中,仅选取哨兵2号数据的10 m分辨率的四个波段用来验证各个算法在狭义sSR的效果,定量评价结果如表1所示。

表1 Sen2OHS数据集上狭义sSR定量结果
Table 1 Quantitative results of sSR on Sen2OHS dataset

Algorithm	CC	mPSNR	mSSIM	SAM
DenseU	0.949 8	26.726 2	0.876 9	8.313 5
CanNet	0.962 1	28.198 1	0.890 1	7.423 3
HSCNN+	0.959 3	28.811 7	0.916 4	6.907 6
HSRnet	0.972 5	28.980 1	0.934 4	6.841 0
Proposed method	0.974 8	29.307 4	0.942 8	6.578 8

从定量结果来看,仅使用band 2、3、4、8这些高分辨率多光谱波段,本文方法和HSRnet这两个联合模型与数据驱动的算法,得到的结果要比其他纯卷积神经网络更好。将光谱超分辨率结果与地面真值作差得到的图4目视残差结果也佐证了这一结论。

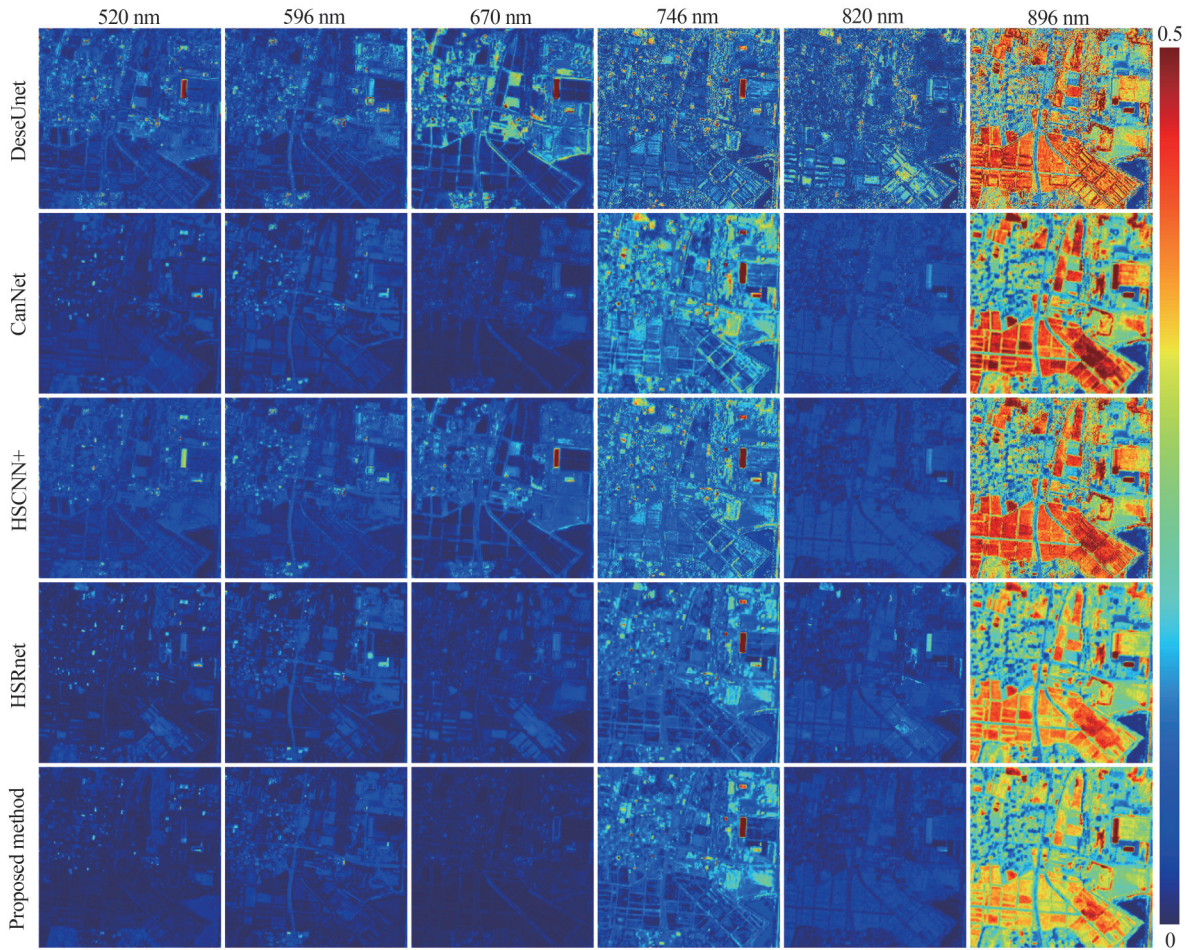


图4 Sen2OHS数据集上的狭义sSR目视残差图

Fig. 4 Visual residual maps of sSR on Sen2OHS dataset

2.3 FusSR

在Sen2OHS数据集中,选取哨兵2号数据的10 m分辨率以及20 m分辨率的八个波段用来验证各个算法在FusSR的效果,定量评价结果如表2所示。

表2 Sen2OHS数据集上FusSR定量结果
Table 2 Quantitative results of FusSR on Sen2OHS dataset

Algorithm	CC	mPSNR	mSSIM	SAM	ERGAS
DenseU	0.954 3	27.290 0	0.872 3	6.757 1	10.182 7
CanNet	0.969 0	28.933 5	0.896 4	5.465 3	6.734 8
HSCNN+	0.967 2	29.696 8	0.925 3	5.413 9	6.556 7
HSRnet	0.974 9	29.956 5	0.932 9	5.229 5	7.103 2
Proposed method	0.981 6	30.529 0	0.952 1	4.940 4	5.451 3

与狭义sSR的定量评价结果相对比,引入低分辨率的额外多光谱波段可以进一步优化光谱超分辨率的质量,提高多光谱数据的利用率,其中,顾及到这种多类型退化模型的本文方法提升最大。

图5选取与图4相同区域进行残差图目视对比,可以看到波段的中心波长与新引入的低空间分辨率的多光谱波段中心波长接近的波段,重建结果有了极大的优化,具体表现为,残差图中亮斑的急剧减少以及残差值的降低。

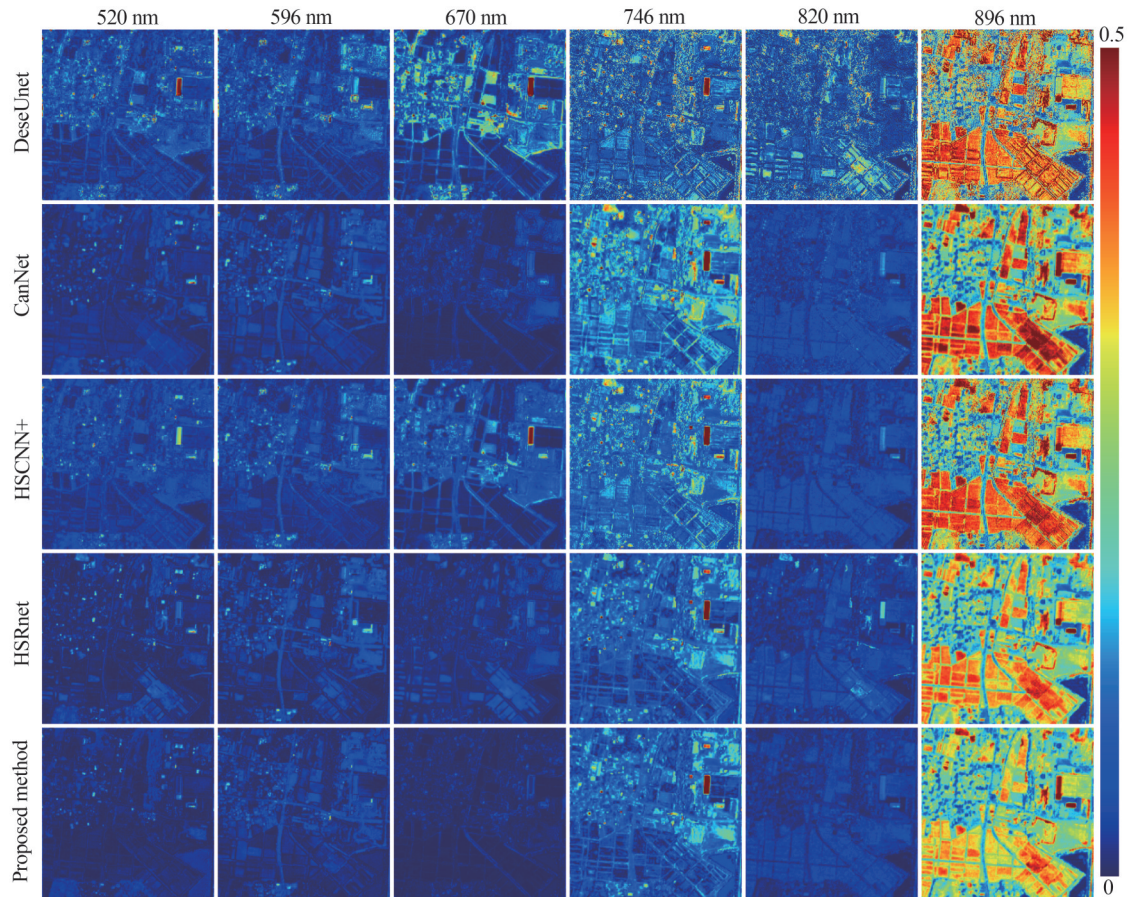


图5 Sen2OHS数据集上的FusSR目视残差图
Fig. 5 Visual residual maps of FusSR on Sen2OHS dataset

2.4 PansSR

由于PansSR是一种新型的引入更高空间分辨率的光谱超分辨率,直接将原始多光谱进行重采样到与全色影像相同尺度,会严重影响算法效果,因此,本文只使用所提出的联合模型与数据驱动算法对该种情形加以验证,图6展示了算法重建结果。图中展示了原始模拟的低分辨率多光谱数据以及高分辨率全色影像,第三列为光谱超分辨率结果。在结果中,选取了一处植被覆盖区域,对该区域的光谱超分辨率前后的光谱曲线进行了展示。可以看到,本文提出的联合模型与数据驱动算法可以有效地得到尽可能接近地表真实的光谱曲线,极大提高了卫星多光谱数据的后续应用的精细化程度。

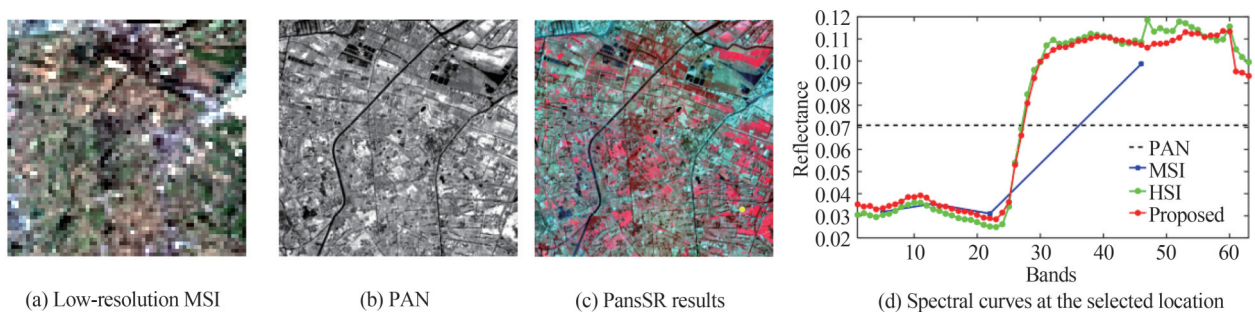


图6 GF2Hyper数据集上的PansSR结果
Fig. 6 Results of PansSR on GF2Hyper dataset

3 结论

本文针对多光谱卫星的成像模式,指出对于现有多光谱卫星数据来说,常用的光谱超分辨率概念不足

以完全覆盖所有成像模式,极大可能造成数据利用率低,光谱信息浪费等问题。进而,提出了面向多种多光谱成像模式的广义光谱超分辨率概念,补全了传统光谱超分辨率在遥感领域应用的不完备性。最后,通过组织模拟实验,探讨了一种联合模型驱动与数据驱动的卷积神经网络求解广义光谱超分辨率问题的可行性,取得了不错的效果。

在本文中,虽然对广义光谱超分辨率问题进行了一定的求解。然而,光谱超分辨率还存在许多亟待解决的挑战:首先,在实际应用中,数据存在更多降质问题,例如,噪声,雨痕,云雾遮挡,过曝欠曝,近远焦等问题,如何提升模型鲁棒性是一大难点;第二,真实高光谱数据目前来说仍然是获取手段复杂且成本高昂的,当缺少真实光谱时,如何训练出准确的光谱超分辨率模型也是一大挑战;第三,数据驱动的算法目前在各个领域都取得了领先的优势,然而其泛化性和在轨部署的可能性都不太理想,未来的计算成像如何提升速度和部署可行性也是至关重要的;最后,光谱超分辨率重建,是一种获取到质量高、信息完备数据的低级图像处理,为服务后续的高级语义应用亦或是物理参数反演提供数据支撑,但是,随着处理的层级不断加深,引入的误差也会增加,失之毫厘谬以千里,那么,多层次耦合的新型图像处理模式是实现数据与高级语义、数据与物理参数同时获取之路上无法避免的一道难关。

参考文献

- [1] LI J, WU C, SONG R, et al. Adaptive weighted attention network with camera spectral sensitivity prior for spectral reconstruction from RGB images [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 462-463.
- [2] ARAD B, BEN-SHAHAR O. Sparse recovery of hyperspectral signal from natural RGB images [C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 19-34.
- [3] AESCHBACHER J, WU J, TIMOFTE R. In defense of shallow learned spectral reconstruction from RGB images [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017: 471-479.
- [4] AKHTAR N, MIAN A. Hyperspectral recovery from RGB images using Gaussian processes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(1): 100-113.
- [5] GALLIANI S, LANARAS C, MARMANIS D, et al. Learned spectral super-resolution [J]. arXiv preprint arXiv: 1703.09470, 2017.
- [6] HE J, LI J, YUAN Q, et al. Spectral response function-guided deep optimization-driven network for spectral super-resolution [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 33(9): 4213-4227.
- [7] CAI Y, LIN J, LIN Z, et al. Mst++: multi-stage spectral-wise transformer for efficient spectral reconstruction [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 745-755.
- [8] HE J, YUAN Q, LI J, et al. PoNet: a universal physical optimization-based spectral super-resolution network for arbitrary multispectral images [J]. Information Fusion, 2022, 80: 205-225.
- [9] FAN Yu, WANG Huiqin, WANG Ke, et al. Multi-output least-squares SVR spectral reflectance reconstruction method based on adaptive optimization in multi-scene [J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(2): 0230003.
樊煜,王慧琴,王可,等. 泛场景自适应优化的多输出最小二乘SVR光谱反射率重建方法 [J]. 光子学报, 2022, 51(2): 0230003.

Generalized Spectral Super-resolution for Multispectral Satellite Imagings

HE Jiang, YUAN Qiangqiang, LI Jie

(School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Spectral super-resolution, a very important computational imaging technology to obtain high-spatial-resolution hyperspectral images at a low cost, has received more and more attention. However, the existing works about spectral super-resolution are all based on the assumption that there is only spectral degradation between the observed multispectral data and the real spectra. For multispectral satellites, different imaging modes also include spatial degradation. For this type of data, the existing spectral super-resolution usually uses only a part of the multispectral data to reconstruct hyperspectral data, which will

lead to the waste of multispectral data. This paper extends the traditional spectral super-resolution to the generalized spectral super-resolution by summarizing the imaging modes of different multispectral satellites. There are FusSR, which makes full use of the additional multispectral bands with a lower spatial resolution to further optimize the spectral reconstruction, and PansSR, which uses the panchromatic channel with a higher spatial resolution to simultaneously improve the spatial resolution of the reconstructed hyperspectral data. The above two extended spectral super-resolution technologies have made the best of all multispectral data. Besides, after modeling the imaging degradation, the generalized spectral super-resolution is expressed as an optimal problem containing two data fidelity terms and one image prior term. To ensure the algorithm's physical interpretability, the deep unrolling strategy is adopted to build a generalized spectral super-resolution network that combines data-driven and model-driven manner. In addition, the idea of spectral grouping is also employed to generate the initial results. The spectral grouping includes three steps. Firstly, the difference information between bands is calculated. Then the coverage relationship of spectral response function between hyperspectral images and multispectral images is counted. Lastly, bands with high correlation are uniformly reconstructed, so as to eliminate mutual interference between bands with a large radiation gap. To discuss the feasibility of combining model driven and data-driven algorithms in the generalized spectral super-resolution problem, this paper proposed multiple multispectral satellite data sets, named Sen2OHS and GF2Hyper respectively. The former includes four high-resolution Sentinel-2 multispectral bands, four low-resolution Sentinel-2 multispectral bands, and 32 high-resolution Zhuhai-1 hyperspectral bands; the latter includes four low-resolution multispectral bands, one high-resolution panchromatic band and 63 high-resolution hyperspectral bands. CC, mPSNR, mSSIM and SAM are used to evaluate the reconstruction quality. Comparing the results of traditional sSR and FusSR, we can find that the quantitative result of FusSR is higher than sSR. It can be inferred that introducing additional spectral information can effectively improve the spectral reconstruction results, even if they are low-spatial-resolution. Comparing the data before and after PansSR, we can see that not only the spectral channel number of the input data has increased, but also its spatial resolution has been improved. Above results show that using higher-resolution panchromatic data can effectively help spectral super-resolution improve spatial resolution. Whether in FusSR or PansSR, their experimental results in this paper effectively prove that a broader concept of spectral super-resolution should be proposed for remote sensing satellite data to effectively reduce data waste.

Key words: Generalized spectral super-resolution; Multispectral imaging; Hyperspectral imaging; Data-driven; Model-driven

OCIS Codes: 110.1758; 280.0280; 110.4234