引文格式：刘泽珍,黄登山,邓夏梁,等. 珠海一号高光谱与高空间分辨率多光谱影像融合方法比较[J]. 地理空间信息, 2025, 23(12):12-16. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.12.003

珠海一号高光谱与高空间分辨率多光谱影像融合方法比较

刘泽珍[1]，黄登山[1*]，邓夏梁[2]，刘璐铭[3]，颜志宇[3]
（1. 湘潭大学土木工程学院，湖南 湘潭 411105；2. 湘潭市勘测设计院，湖南 湘潭 411100；
3. 珠海欧比特卫星大数据有限公司，广东 珠海 519085）

摘　要：丰富“珠海一号”高光谱（orbita hyper spectral，OHS）图像的空间细节信息，有利于扩大OHS数据应用领域范围。将OHS数据与5种高空间分辨率的多光谱遥感影像采用6种融合算法进行超分辨率融合实验并进行综合评价分析。实验结果表明：GSA、CNMF、HySure具有较好的空间保真度，融合图像的分类结果也表现较好；MTF-GLP在光谱保真度上表现较好；FUSE受输入数据的影响较大，发挥不稳定，易产生光谱畸变；MAP-SMM在实验中存在缺陷，融合效果相对较差。CNMF、HySure、MAP-SMM和FUSE较GSA和MTF-GLP的运行时间长。此外，相融合的一组图像采集时间间隔越小，融合的结果越好，输入图像本身的质量会影响融合算法的稳定性。本研究为OHS数据在融合处理方法及进一步应用研究提供参考。

关键词：珠海一号；高光谱遥感；多光谱遥感；图像融合
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）12-0012-05

Comparison of Hyperspectral and high Spatial Resolution Multispectral Image Fusion Methods of Zhuhai-1

LIU Zezhen[1], HUANG Dengshan[1], DENG Xialiang[2], LIU Luming[3], YAN Zhiyu[3]
(1. College of Civil Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;
2. Survey and Design Institute of Xiangtan City, Xiangtan 411100, China;
3. Zhuhai Orbita Satellite Big Data Co., Ltd., Zhuhai 519085, China)

Abstract: Enriching the spatial details information of Zhuhai-1 OrbitaHyperSpectral (OHS) images is conducive to expanding the application field of OHS data. We used six fusion methods to perform super-resolution fusion experiments between OHS data and five multi-spectral remote sensing images with high spatial resolution, and carried out the comprehensive evaluation and analysis. The experimental results show that GSA, CNMF, HySure have better spatial fidelity, and the classification results of fused images also perform better. MTF-GLP performs better in spectral fidelity. FUSE is greatly affected by the input data and exhibits instability, often leading to spectral distortions. MAP-SMM shows deficiencies in experiment, with relatively poor fusion results. The running time of CNMF, HySure, MAP-SMM, and FUSE is longer compared with GSA and MTF-GLP. In addition, the smaller the time interval between the fused image sets, the better the fusion results. The quality of input images also affects the stability of fusion methods. This study provides a reference for OHS data in fusion methods and further application research.

Key words: Zhuhai-1, hyperspectral remote sensing, multi-spectral remote sensing, image fusion

“珠海一号”高光谱卫星（orbita hyper spectral，OHS）是目前中国空间分辨率最高、规模最多的高光谱卫星星座[1-2]。OHS的空间分辨率相比其他常用的高光谱遥感的空间分辨率较高，但在光学传感器设计中，不可避免地需要在空间分辨率、光谱分辨率和信噪比之间做出权衡，所以OHS数据相对于多光谱（multispectral，MS）遥感卫星星座空间信息获取能力较弱的特点，限制了OHS数据在精细化生产需求方面的应用。近年来，大量最先进的HS和MS融合方法涌现并取得了良好的效果[3-5]。

本文针对OHS数据使用6种典型的融合算法与GF-1、GF-2、GF-1B、JL1-GF02A和ZY3-02五种多光谱数据融合，采用了一个全面的评估框架，分别从定性和定量的角度评估它们的融合性能和对OHS数据超分辨率融合的适用性，并对融合后的图像进行遥感图像像素级分类作为融合结果的应用驱动评估，希望能够为OHS数据的融合、信息提取等方面的研究提供参考。

项目来源：广东省微纳高光谱遥感卫星大数据处理与应用企业重点实验室资助项目（2023年度）（2023B1212020009）。
第一作者简介：刘泽珍（1998—），硕士，研究方向为高光谱遥感图像融合方法，E-mail：lzz200524@163.com。
通信作者：黄登山（1975—），博士，副教授，研究方向为遥感数据处理与应用、图像融合算法，E-mail：418622973@qq.com。

1 方 法

1.1 融合方法

1.1.1 GSA融合方法

自适应葛兰-施密特正交变换（gram-schmidt adaptive，GSA）通过将MS波段和相应的HS波段分组，在MS图像和HS图像之间进行线性回归计算出一个合成强度分量，将MS图像和该合成强度分量之间的差值乘以一个带阶调制系数来获得空间细节以实现对HS图像空间细节的提升[6]。GSA的数学模型可以写为：

$$\mathrm{HSR}_{ik}=\mathrm{HSU}_{ik}+g_{ik}\left(\mathrm{MS}_i-I_{ik}\right) \tag{1}$$

$$g_{ik}=\frac{\mathrm{cov}\left(I_{ik}\mathrm{HSU}_{ik}\right)}{\mathrm{var}\left(I_{ik}\right)} \tag{2}$$

$$I_{ik}=\sum_{k=1}^{n} w_{ik}\mathrm{HSU}_{ik} \tag{3}$$

式中，下标 ik 为第 i 组数据中的第 k 个波段；HSR和HSU为融合后的图像和重采样后的高光谱图像；MS_i 为第 i 个多光谱波段；g_{ik} 和 w_{ik} 分别为正向变换系数和变换系数；I 为强度分量。

1.1.2 MTF-GLP融合方法

广义拉普拉斯金字塔（generalized laplacian pyramid，GLP）采用高斯调制传递函数（modulation transfer functions，MTF）滤波器对MS图像进行低通滤波，通过高分辨率图像与其低通滤波图像之间的差值乘以全局增益系数为每个低分辨率波段赋予高空间细节图像[7]。MTF-GLP的数学模型可以写为：

$$\mathrm{HSR}_{ik}=\mathrm{HSU}_{ik}+a_{ik}\left(\mathrm{MS}_i-\mathrm{MS}_{iL}\right) \tag{4}$$

式中，a_{ik} 为增益系数，$a_{ik}=1$。

1.1.3 CNMF融合方法

在考虑传感器观测模型的情况下，CNMF（coupled non-negative matrix factorization）通过非负矩阵分解交替解混HS和MS图像来估计端元的光谱特征和高分辨率丰度矩[8]，将2个结果矩阵的乘积作为融合图像。

1.1.4 HySure融合方法

HySure方法是由Sim´oes等提出，将融合问题看作是一个包含2个数据拟合项和一个边缘保留正则项的凸目标函数的最小化问题[9]。采用分裂增广拉格朗日收缩算法来优化问题。

1.1.5 MAP-SMM融合方法

MAP-SMM算法利用随机混合模型（stochastic mixing model，SMM）对HS图像相对于MS图像的条件均值向量和协方差矩阵进行估计，从低分辨率的高光谱图像中提取每个端元的平均光谱、丰度图和协方差矩阵[10]，构建一个MAP目标函数，用于优化融合后的图像。

1.1.6 FUSE融合方法

基于Sylvester方程的快速融合（fast fusion based on sylvester equation，FUSE）通过将Sylvester方程的闭式解引入基于贝叶斯的融合框架中，有效解决了似然函数最大化的问题，并显著降低了计算复杂度[11]。该算法利用交替方向乘子法和块坐标下降法，将先验信息与融合问题相结合，确保在融合过程中有效地整合空间响应函数和点扩散函数等先验知识。

1.2 评价方法

对融合后的图像分别从定性、定量和应用分类性能三方面进行评价。定性评价是对融合结果从图像纹理、色彩变化上进行视觉分析。定量评价采用光谱角（spectral angle mapper，SAM）、峰值信噪比（peak signal to noise ratio，PSNR）、全局综合误差指标（erreur relative globale adimensionnelle de synthèse，ERGAS）[12]、高频相关系数（high-frequency correlation coefficient，HCC）[13]、通用图像质量指标（universal image quality index，UIQI）[14]和融合算法运行时间对融合图像进行综合评价。最后，融合图像的分类精度使用总体分类精度（overall accuracy，OA）、Kappa系数来衡量[15]。

2 实 验

图1展示了本实验的整体框架，主要由3个部分组成：图像预处理、图像融合和对融合结果的综合评价。

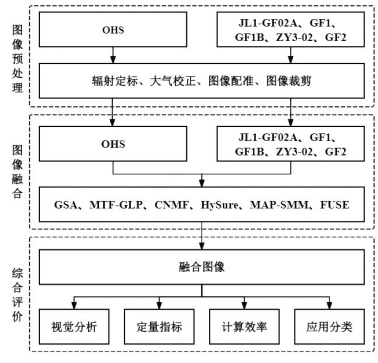


图1 图像融合实验流程图

2.1 实验数据

实验采用2个研究区域，区域一使用JL1-GF02A、GF1、GF1B多光谱数据和相应时间地点的OHS数据，地表类型有：道路、建筑物、水体、裸地、林地、草地、其他。区域二使用GF2、ZY3-02多光谱数据和相应时间地点的OHS数据，地表类型有道路、建筑物、农田、植被、水体。区域一较区域二地表类型复杂，

地物琐碎。实验所采用的遥感图像均为一级产品。在开展多源数据融合之前，需要对数据预处理，包括辐射定标、大气校正、正射校正、空间配准、图像裁剪。

2.2 实验参数设置

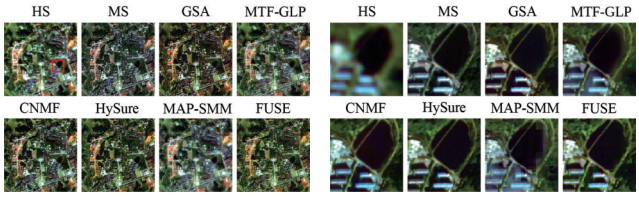
在MTF-GLP方法中，采用最小二乘法利用MS波段的线性回归合成每个HS波段的高分辨率图像。在CNMF和HySure方法中，将初始端元个数设定为30在所有的实验和数据中表现最佳且一致。同样，手动设置MAP-SMM中的关键参数，使用JL1多光谱数据设置子空间个数为6、端元个数为5和混合类数为126，使用其余多光谱数据设置子空间个数为5、端元个数为4和混合类数为35。FUSE子空间维数设置在6~20之间表现稳定。

3 结果分析

3.1 视觉分析

为便于目视解译，所有图像使用统一的拉伸方式，采用真彩色显示。图2~6展示了不同数据和融合方法的结果。

图2显示OHS与JL1图像通过上述6种方法融合均能有效提高OHS的空间细节，但不同方法在光谱保真度和空间提升能力方面表现各有不同。GSA在光谱颜色上更加靠近MS图像的色彩；CNMF、HySure、FUSE更靠近HS图像的色彩，MTF-GLP、MAP-SMM二者图像色彩彼此接近，偏向于HS色彩。GSA、HySure和FUSE既能有效提高建筑物的边缘特征又能很好的实现光谱保真，地物的纹理都较为清晰，图2b显示融合图像能清晰的展示湖面上的道路。MTF-GLP在空间提升能力方面较GSA差，但是光谱保真度较GSA好。MAP-SMM虽能提升HS的空间分辨率，但是在融合图像上地物呈现出明显的像素块。



a 全貌图 b 水体和建筑局部图

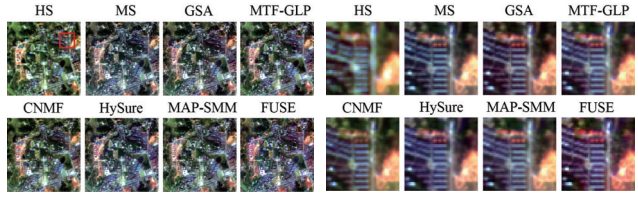
图2 OHS图像和JL1图像以及每种融合方法的结果图像

从图3中可以发现OHS与GF1图像融合对于OHS的空间分辨率提升不如与JL1图像融合，这是因为GF1的空间分辨率为8 m，JL1的空间分辨率为4 m，说明采用更高分辨率的MS图像有利于对HS图像注入更清晰的空间细节。从图3b中能观察到FUSE存在色彩畸变，尤其在密集分布的建筑物区域，色调呈紫红色。CNMF、HySure在光谱保真和空间提升能力上都不如GSA。MAP-SMM在其他土地类型上存在色彩畸变，且同样存在像素块的情况。

图4显示OHS与GF1B图像融合的光谱保真能力都较OHS与GF1融合强，这是因为采用的GF1B图像的质量较GF1好，说明融合方法受输入图像质量的影响。CNMF在富营养化的水体特征提取明显。GSA、MTF-GLP、FUSE在6种方法中表现较优，HySure次之。MAP-SMM同样有地物呈现像素块的情况。

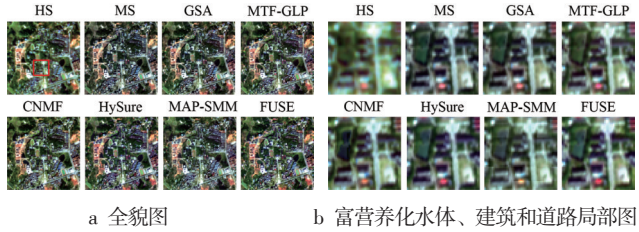
图5展示了OHS图像和ZY3-02图像的融合结果。除GSA在图像色彩上更靠近HS，其余算法的图像虽有一定的颜色差异，但都保留了原始HS图像的主要光谱特征，在色彩上都更接近HS图像。FUSE融合算法受图像中云雾的影响，产生色彩畸变，整体色彩亮度很高，有异常蓝色色调呈现在图像上。MAP-SMM的地物存在像素块的情况。GSA、MTF-GLP、HySure空间提升能力较其他方法好，建筑物、道路和农田之间的边界更为清晰，对原始图像空间细节的改善最大。

图6显示OHS与GF2图像融合的结果在光谱特征上与ZY3-02不同，与GF2融合的每种算法的结果在光谱色彩上都更接近MS图像，且FUSE不存在色彩畸变。各种算法整体表现较好，均能有效提高HS的空间分辨率，地物纹理清晰、边界明朗。图6b放大的局部图是正在修建的杨梅洲大桥，从融合图像中可以获得更多无法从OHS数据中获取的空间细节。相比之下，MAP-SMM在整个河流上仍不可避免的存在像素块的情况。



a 全貌图 b 建筑、道路和裸地局部图

图3 OHS图像和GF1图像以及每种融合方法的结果图像

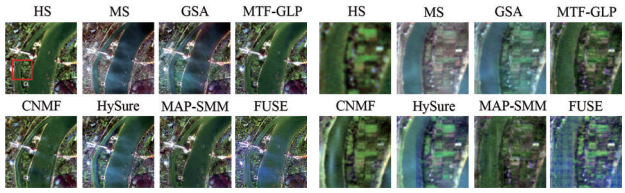


a 全貌图 b 富营养化水体、建筑和道路局部图

图4 OHS图像和GF1B图像以及每种融合方法的结果图像

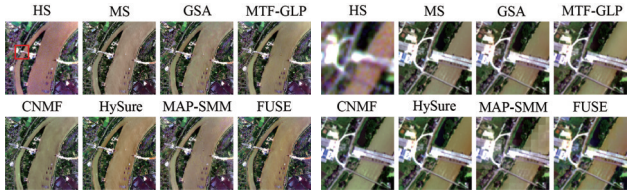
综上所述，MTF-GLP、GSA、HySure无论是在地物琐碎、建筑物分布密集的复杂地貌区域还是在河流覆盖面积大、地物类型较为单一的简单地貌区域都能展现很好的融合性能，即在提高HS空间分辨率的同

时又能很好地保留HS的光谱信息。GSA方法得到的融合图像在空间上更清晰，而MTF-GLP方法得到的融合图像具有更好的光谱质量。FUSE受原始输入图像的传感器类型、图像噪声影响大，发挥不稳定，容易产生色彩畸变。CNMF在实验区域一的融合结果中，对于富营养化的水体的识别提取明显。MAP-SMM在融合结果中表现出像素块的光谱畸变，是因为直接使用从低分辨率HS图像中获得的信息或在移动窗口中采用局部处理[16]。CNMF、HySure、MAPSMM和FUSE没有GSA和MTF-GLP在融合结果中表现出优势，是因为采用的MS图像的波段数较少，导致需要获得的高分辨率子空间系数或丰度矩阵的估计精度较低。说明当采用的MS图像的波段数较少、MS图像的光谱响应曲线能够均匀的覆盖HS的光谱范围时，GSA和MTF-GLP方法具有竞争优势。OHS与5种MS数据融合中，GF2和GF1B结果表现的较好，说明2幅输入图像的采集时间间隔越小，融合算法的性能发挥更好。



a 全貌图　　b 水体、农田和植被局部图

图5　OHS图像和ZY3-02图像以及每种融合方法的结果图像



a 全貌图　　b 修建中的杨梅洲大桥局部图

图6　OHS图像和GF2图像以及每种融合方法的结果图像

3.2　定量评价

表2~6展示了定量指标结果，加粗表示最好。PSNR、UIQI、HCC均为波段平均值，SAM为像元平均值。

从融合方法比较，MAP-SMM和MTF-GLP在5个数据集上都表现出较好的光谱性能，MTF-GLP方法通过增益系数在融合过程中过滤MS数据来获得细节信息为HS数据注入，在融合图像中HS数据的光谱信息没有被修改。GSA、CNMF和HySure的HCC指标都较其他方法好，说明它们在空间保真度上具备优势。表5中MTF-GLP方法的UIQI达到0.92且高于所有方法的平均值，说明MTF-GLP方法受输入的ZY3-02数据噪声影响较小，稳定性较好。

从多光谱数据源对比，GF2较其他数据的UIQI更接近1，平均值达到0.90，GF2与OHS的采集时间间隔较其他数据小且GF2数据本身质量好。因为GF1B采用的实验区域一地物类型复杂、空间细节更丰富，所以GF2和GF1B在同等采集时间间隔情况下，GF1B的UIQI没有GF2好。

计算效率上，GSA、FUSE、MTF-GLP运行时间较短，HySure运行时间受输入的MS图像的空间分辨率影响较大，需要计算机更大的算力。这几种方法的运行成本均在可接受范围内。

表2　不同融合方法在OHS图像和JL1图像上的评价指标结果

多光谱		JL1					
评价指标		PSNR	SAM	ERGAS	UIQI	HCC	时间/s
融合方法	GSA	18.33	4.99	3.38	0.66	0.69	1.08
	MTF-GLP	22.08	3.77	2.26	0.82	0.64	2.15
	CNMF	19.60	3.40	2.88	0.70	0.68	25.76
	HySure	17.89	4.46	3.51	0.65	0.69	368.56
	MAP-SMM	23.29	3.54	1.97	0.85	0.57	274.40
	FUSE	18.65	6.08	3.34	0.68	0.66	1.60
	均值	19.97	4.37	2.89	0.73	0.66	112.26

表3　不同融合方法在OHS图像和GF1图像上的评价指标结果

多光谱		GF1					
评价指标		PSNR	SAM	ERGAS	UIQI	HCC	时间/s
融合方法	GSA	23.53	3.37	1.84	0.85	0.66	0.17
	MTF-GLP	25.29	2.92	1.52	0.90	0.67	0.37
	CNMF	23.44	3.08	1.82	0.84	0.69	3.83
	HySure	22.88	3.51	1.93	0.83	0.66	47.77
	MAP-SMM	25.06	3.01	1.57	0.89	0.67	22.88
	FUSE	23.14	4.10	1.91	0.84	0.63	0.36
	均值	23.89	3.33	1.77	0.86	0.66	12.56

表4　不同融合方法在OHS图像和GF1B图像上的评价指标结果

多光谱		GF1B					
评价指标		PSNR	SAM	ERGAS	UIQI	HCC	时间/s
融合方法	GSA	23.68	3.10	1.80	0.87	0.75	0.16
	MTF-GLP	25.03	2.90	1.56	0.90	0.72	0.39
	CNMF	23.35	2.90	1.80	0.85	0.78	3.78
	HySure	22.24	3.57	2.05	0.83	0.76	47.36
	MAP-SMM	24.87	2.96	1.60	0.89	0.71	22.93
	FUSE	22.65	4.04	1.99	0.84	0.74	0.36
	均值	23.64	3.25	1.80	0.86	0.74	12.50

表5　不同融合方法在OHS图像和ZY3-02图像上的评价指标结果

多光谱数据		ZY3-02					
评价指标		PSNR	SAM	ERGAS	UIQI	HCC	时间/s
融合方法	GSA	23.68	4.85	2.50	0.85	0.73	0.40
	MTF-GLP	26.03	3.52	1.82	0.92	0.64	1.03
	CNMF	24.79	3.20	2.10	0.87	0.69	9.28
	HySure	23.19	4.90	2.65	0.84	0.71	134.47
	MAP-SMM	26.16	3.62	1.80	0.91	0.63	59.50
	FUSE	23.40	6.14	2.67	0.84	0.63	0.85
	均值	24.54	4.37	2.26	0.87	0.67	34.25

表6　不同融合方法在OHS图像和GF2图像上的评价指标结果

多光谱数据		GF2					
评价指标		PSNR	SAM	ERGAS	UIQI	HCC	时间/s
融合方法	GSA	24.35	4.98	1.99	0.89	0.53	0.62
	MTF-GLP	25.27	4.07	1.78	0.91	0.51	1.70
	CNMF	24.88	4.14	1.77	0.90	0.54	23.88
	HySure	23.65	5.29	2.09	0.88	0.53	334.47
	MAP-SMM	25.63	4.27	1.71	0.92	0.49	130.48
	FUSE	23.83	5.07	2.06	0.88	0.51	1.39
	均值	24.60	4.64	1.90	0.90	0.52	82.09

3.3　应用分类分析

本文在2个研究区内分别挑选了JL1、GF1B和

GF2数据对其进行像素级分类。图7展示了分类结果，图8展示了原始HS、MS、各融合结果的OA和Kappa系数。

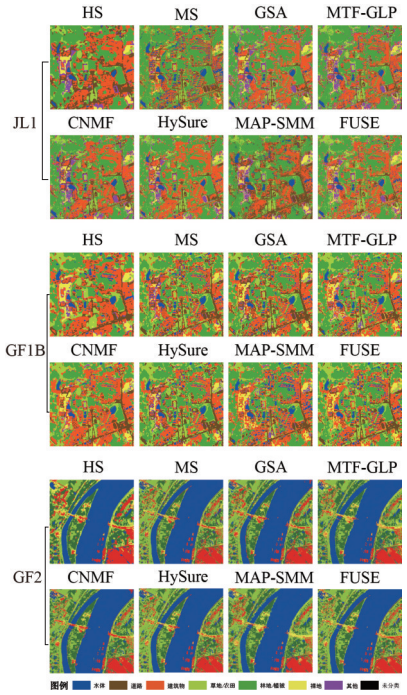


图7 OHS和JL1、GF1B、GF2图像以及每种算法的融合图像的分类结果

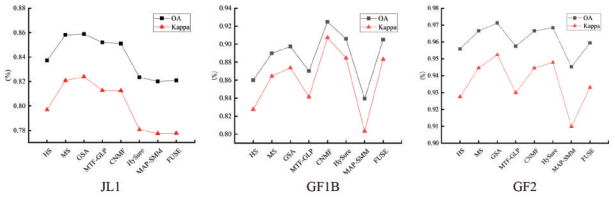


图8 OHS和JL1、GF1B、GF2图像以及每种算法的融合图像的分类精度

HS图像由于其空间分辨率的限制，对地物划分不够精细，而融合图像提高了图像分类的空间细节，减少了错分、漏分的现象，能够将道路和建筑物、水体和遥感图像的阴影有效的区分。其中，GSA具有显著的优势，在展示的三组分类结果中表现较好且一致，GSA在替换HS数据的强度分量时空间分辨率提升明显，虽然会造成轻微的光谱畸变，但地物的光谱分离度变大，相比于OHS数据的分类性能依旧得到了很大的提升。MTF-GLP方法得到的融合图像虽然具有更好的光谱质量，但是在空间质量上不如GSA，所以较GSA方法得到的融合图像的分类精度较差。图8显示CNMF、HySure和FUSE得到的融合图像在分类中同样取得了较好的结果，在GF1B数据中，CNMF、HySure、FUSE的分类精度甚至超过了GSA的分类精度。MAP-SMM方法的融合结果存在光谱畸变，对图像分类的精度也没有提升，表现最差。

4 结 语

本文针对OHS影像空间分辨率增强问题，采用6种融合算法（GSA、CNMF、HySure、MTF-GLP、FUSE、MAP-SMM）与5种多光谱影像进行对比研究。通过视觉分析、定量指标和计算效率综合评价，结果表明融合后图像空间分辨率均得到提升。GSA、CNMF和HySure空间保真度较好，分类结果优；MTF-GLP能平衡空间与光谱；FUSE不稳定，易产生光谱畸变；MAP-SMM效果较差。CNMF等方法参数调整复杂且耗时。图像采集时间间隔越小、质量越高，融合效果越好，其中OHS与GF1B/GF2融合时分类精度最佳。实际应用中需根据需求选择数据与方法，未来可结合超分辨率融合进行深入探索。

参考文献

[1] 李先怡,范海生,潘申林,等. 珠海一号高光谱卫星数据及应用概况[J]. 卫星应用,2019,26(8):12-18

[2] 张晓旺. 基于高光谱遥感影像的水体分布信息半自动化提取研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2021

[3] Tiwari S P, Pande H, Aye N M. Exploiting Ikonos and Hyperion Data Fusion for Automated Road Extraction[J].Geocarto International,2010,25(2):123-131

[4] Naoto Y, Claas G, Jocelyn C. Hyperspectral and Multispectral Data Fusion: A Comparative Review of the Recent Literature[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine,2017,5(2):29-56

[5] 杨娅婷,韩芬,杨阳,等. 珠海一号高光谱影像融合方法对比[J]. 云南地质,2023,42(4):530-536

[6] Aiazzi B, Baronti S, Selva M. Improving Component Substitution Pansharpening Through Multivariate Regression of MS +Pan Data[J]. IEEE Trans, Geoscience and Remote Sensing,2007,45(10):3 230-3 239

[7] Selva, Massimo, Aiazzi, et al.Hyper-sharpening: A First Approach on SIM-GA Data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015,8(6):3 008-3 024

[8] Yokoya N Y. Coupled Nonnegative Matrix Factorization Unmixing for Hyperspectral and Multispectral Data Fusion[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2012,50(2):528-537

[9] Simoes, Miguel, Bioucas-dias, et al. A Convex Formulation for Hyperspectral Image Superresolution Via Subspace-based Regularization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2015,53(6):3 373-3 388

（下转第40页）