

基于高光谱高分融合数据在喀斯特地貌环境下的林分分类

陈章林¹, 杨 刚¹, 杨莎莎², 黄熙贤¹, 樊 鑫¹

(1. 贵阳欧比特宇航科技有限公司, 贵阳 550000; 2. 贵州省第二测绘院, 贵阳 550000)

摘要:喀斯特地区的传统林区保护和统计多靠大量人工测绘及高分影像目视解译勾绘, 不仅工作量大耗时耗力, 且最终成果精度也不能得到保证。为了尽量弥补这种主观性误差, 采用 10 m 分辨率的高光谱卫星影像与 0.8 m 分辨率的高分卫星影像多源数据融合的方式, 并结合地面目标地物样本光谱采集方法, 对贵州六盘水地区乌蒙山地质公园西北段的林分进行分类研究。结果表明, 基于高光谱、高分融合影像数据 SAM 分类方法的分类精度较单一数据源的都高, 其中基于融合影像的分类精度为 85.9%, 基本满足地物分类应用及调绘的精度要求。

关键词:目视解译; 多源数据; 数据融合; 光谱采集; SAM

中图分类号:S757.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)08-0319-09

贵州地区属于国内自然环境复杂、地质构造繁多的遥感极难区域^[1-2], 再加上年平均日照时间短、天气变化快, 素有遥感禁区的称号, 但贵州地区经济发展主要依靠农、林及旅游业^[3], 所以掌握并保护好自然生态环境将进一步促进地区经济发展。为了能高效且精准地统计自然资源数据, 需要引进遥感数据作为调绘工作的基础支撑。根据以往经验, 完成对乌蒙山国家自然资源林木调绘需要数百人的人工参与量, 且最终调绘成果精度误差各有不同, 最高可达 20% 以上的中位数误差, 数据成果的有效性和精准性都不足。在此情况下尝试引入卫星高光谱和高分影像数据, 以期对植被生长环境复杂、大面积区域性的林分分类提供可靠的方法技术。

1 研究区概况

乌蒙山国家地质公园位于扬子准地台(I 级构造)上扬子台褶带(II 级构造)贵州威宁县至贵州水城县的迭陷断褶束、黔西南迭陷褶断束以及黔中早古拱褶断束和黔南古陷褶断束的极西边缘^[4]。地势西高东低, 北高南低, 中部因北盘江的强烈切割侵蚀, 地形起伏剧烈, 海拔为 1 400~1 900 m。以乌蒙山顶峰及其东坡高原喀斯特地质为特色, 以北盘江喀斯特大峡谷为主体, 拥有青藏高原东坡新生代以来各个时期形成的各种类型的喀斯特地质地貌特

征。研究区域内的喀斯特地质地貌、山原地貌构成了不同时期不同地质地貌条件下形成并发育的喀斯特地质现象, 是世界典型的高原喀斯特地貌区。实验区域如图 1 所示。

本次实验区域位于乌蒙山地质公园西北侧, 占地面积约 35 km²。包含的典型地物有乔木林地、灌木、草地、耕地、房屋建筑、道路等, 实验区域内最低海拔为 1 264 m、最高海拔为 2 795 m。

2 研究总体思路

研究总体思路是利用珠海一号高光谱卫星影像数据和高分二号高分影像数据进行数据融合, 并结合地面林分光谱信息采集建立分类样本, 再采用 SAM 分类方法^[5]进行分类实验, 如图 2 所示。

2.1 主要方法

研究方法和创新点是采用多源遥感数据的融合方式, 将不同数据源的优点保留下来, 如本文中将高光谱的光谱信息和高分的纹理信息进行像素级融合, 进而充分利用两种数据的表达信息。

本次实验数据源包括高分影像数据、高光谱影像数据、高程数据和地理国情数据, 实验区高分影像时相为 2018 年 8 月、高光谱影像时相为 2019 年 8 月, 高程数据为分辨率 2 m 的 Google earth 高程, 利用 2018 年的地理国情现状数据作为本次实验的

收稿日期: 2021-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(41271117); 贵州省林业生态保护计划(2019LJ025)。

作者简介: 陈章林(1992—), 男, 云南昭通人, 贵阳欧比特宇航科技有限公司, 遥感部主管, 测绘工程师, 测绘科学技术硕士, 研究方向为图像信息提取。

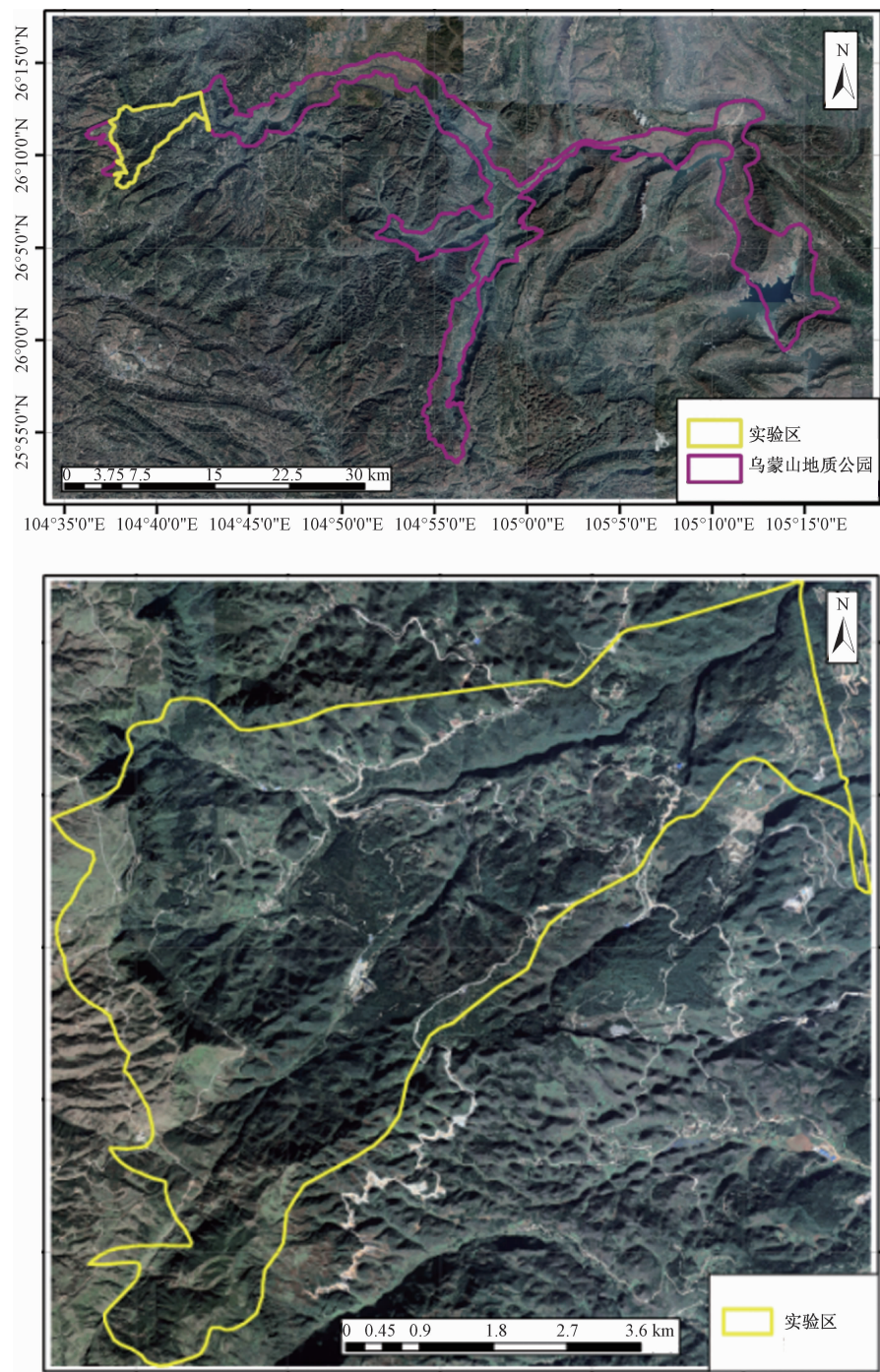


图 1 实验区域

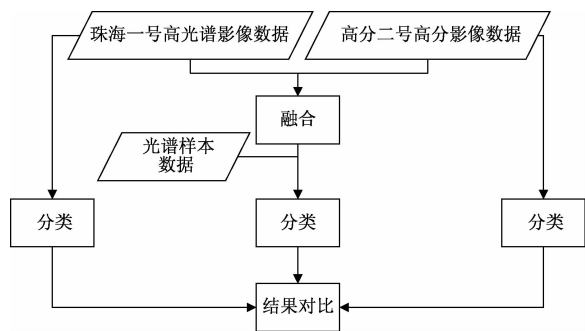


图 2 总体思路

精度验证依据,见表 1。数据情况如图 3 所示。

表 1 数据源

数据类型	空间分辨率/m	数据源	波段数	时相
高分影像数据	0.8	高分二号	4	2018 年 8 月
高光谱影像数据	10	珠海一号	32	2019 年 8 月
高程数据	2	Google 地球	—	2018 年
地理国情现状数据	—	地理国情普查	—	2018 年

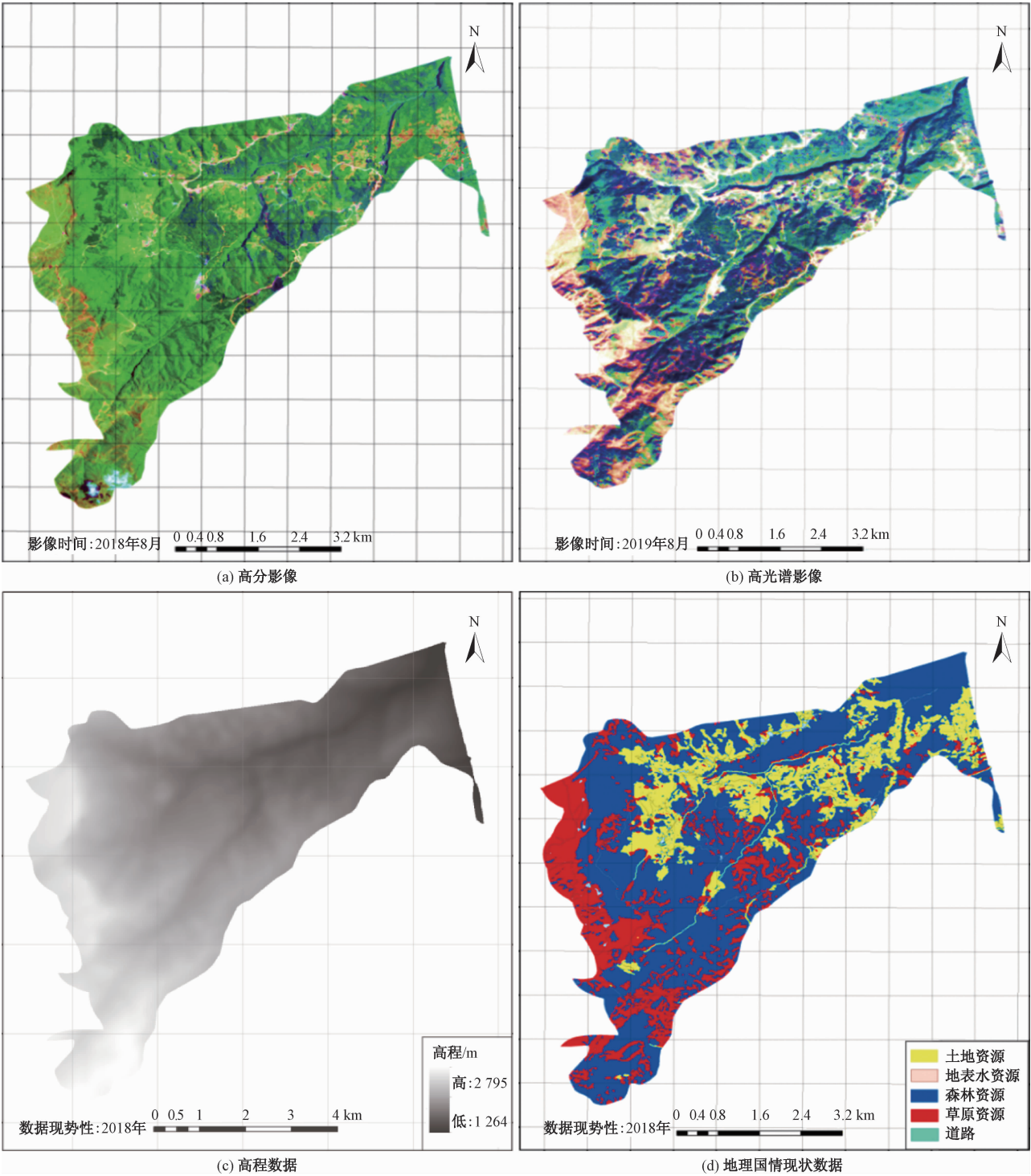


图 3 数据情况

实验正式开始前,通过外业勘查小组携带便携式地物光谱仪(ASD),于 2019 年 8 月 14 日采集了乌蒙山地质公园实验区森林、灌、草植被样本点的光谱信息,记录采集点环境、天气等情况并现场取照。ASD 主要是用来测量地表沉积物、土壤、植物、水体和人工目标在 300~2 500 nm 波段范围的反射

率和透过率,利用探测到的地物吸收特征对目标进行成分识别,并量化地物的化学组分^[6-9]。光谱仪设备参数见表 2。地物光谱信息采集情况如图 4 所示。

2.2 实验流程

本实验主要通过高分数据、高光谱数据和高程

数据,采用多源遥感影像数据融合^[10]解译的方法, 取。实验流程如图 5 所示。
选取最佳分类模型,对森林空间分布进行分析提

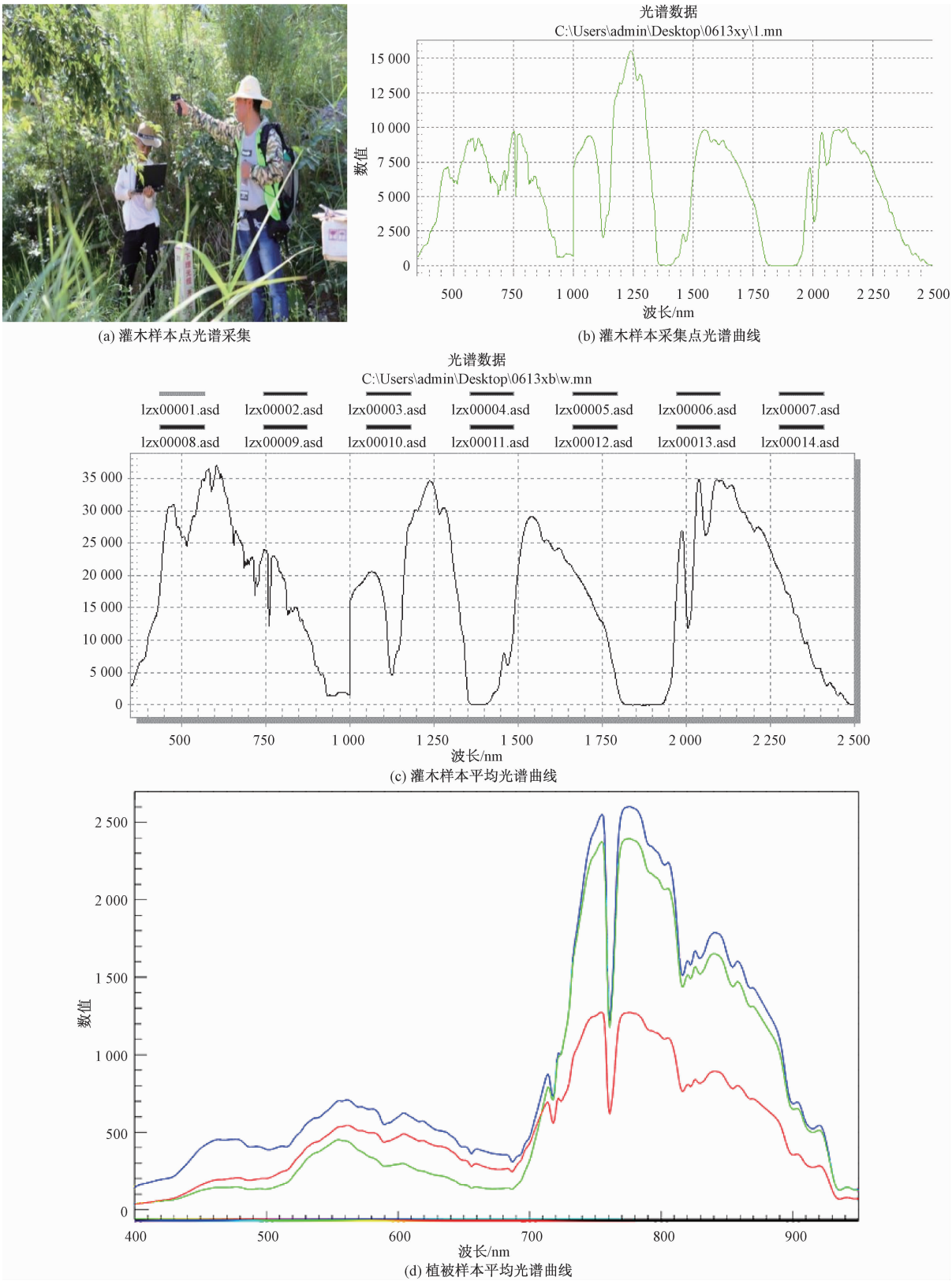


图 4 地物光谱信息采集情况

表 2 光谱仪设备参数

ASD 光谱 仪型号	波长范围	光谱分辨率	数据输出 通道数
FieldSpec 4	350~	3 nm@700 nm	2 151
	2 500 nm	6 nm@1 400/2 100 nm	

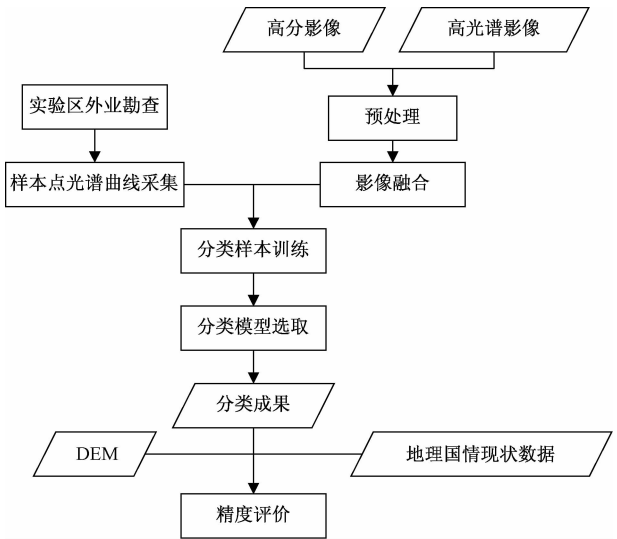


图 5 实验流程

2.3 研究内容

研究采用 GS 方法融合珠海一号高光谱影像和 GF2 号高分影像,通过 GS 正交化方法构造高保真的高光谱信息和高空间分辨率的空间信息,利用向量正交化来消除矩阵运算过程中的数据冗余信息,并且保存数据融合过程中信息熵的最大化^[11-13]。

本次实验将该算法运用到高光谱、高分影像融合处理时,采用改进的 GS 变换,将第 T 个 GS 分量由前 $T-1$ 个 GS 分量构造,利用高光谱图像的相关波段进行光谱重采样,以模拟全色分辨率图像。即在构造融合影像数据矩阵时利用公式:

$$GS_T(i,j) = [B_T(i,j) - u_T] - \sum_{i=1}^{T-1} \varphi(B_T,GS_L) \times GS_L(i,j) \tag{1}$$

式中: GS_T 为 GS 变换后产生的第 T 个分量; B_T 为原始高光谱影像的第 T 个波段影像; u_T 为第 T 个原始高光谱波段影像灰度值的均值^[7]。

$$u_T = \frac{\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R B_T(i,j)}{C \times R} \text{ 为波段灰度值均值;}$$
$$\varphi(B_T,GS_L) = \left[\frac{\sigma(B_T,GS_L)}{\sigma(GS_L,GS_L)^2} \right] \text{ 为原始高光谱第 } T \text{ 个波段与 GS 变化后的协方差; } \sigma_T =$$

$\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R [B_T(i,j) - u_T]^2}{C \times R}}$ 为高光谱第 T 个波段灰度值的标准差。

$$B_T(i,j) = [GS_T(i,j) + u_T] + \sum_{i=1}^{T-1} \varphi(B_T,GS_L) \times GS_L(i,j) \tag{2}$$

然后利用反 GS 变化公式将变换后的 T 波段数据集赋值到原始高光谱 T 波段,通过这种 GS 变换方法,能有助于保持原高光谱波段影像的光谱特征。

利用改进 GS 变换得出的融合图像与原高光谱图相比均值差异较小^[14],通过与原图像的地物属性、特征比较发现融合影像的相关性较强且相对偏差较小。同时,绘制了典型地物融合前后的光谱曲线,如图 6 所示,发现融合后的影像光谱与原始高光谱比较,GS 光谱锐化融合后同一地物的光谱曲线形状与走势没有发生明显变化。

GS 变换的遥感影像数据融合技术融合的图像中植被等地物的色调变异较小,接近原始高光谱图像^[15]。融合影像中典型地物的边缘等信息未发生几何畸变和位置偏移。同时,GS 变换融合方法标准差最接近原始高光谱影像,拥有大量信息熵值。

融合结果评价:对采用 GS 融合技术融合后的影像数据进行结果评价,主要采用波段光谱响应值作为多维信息空间的矢量,然后计算原始高光谱影像与融合后影像中同种地物的光谱曲线夹角来评定融合前后的匹配度^[16-18]。评价公式为

$$\theta = \arccos \frac{\sum_{i=1}^N T_i R_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N T_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N R_i^2}} \tag{3}$$

式中, T_i 、 R_i 表示原始高光谱与 σ 数据融合后影像的 N 维空间向量矢量,且 $\theta \in \left(0, \frac{\pi}{2}\right)$ 。融合后光谱曲线与原始高光谱曲线夹角见表 3。

林地融合后影像的光谱曲线与原始高光谱曲线夹角在绿波段 B7(566 nm)位置夹角为 0.115° ,红边位置 B14(670 nm)至 B18(730 nm)范围内原始高光谱曲线与融合后光谱曲线夹角平均角度为 0.019° ,对于灌木植被分类提取应用,特别是涉及利用红边位置指数的方法^[19],融合前后的数据并不会在茶的光谱响应区间产生光谱差异,近红外波段 B28(880 nm)融合前后光谱曲线夹角为 0.201° 。

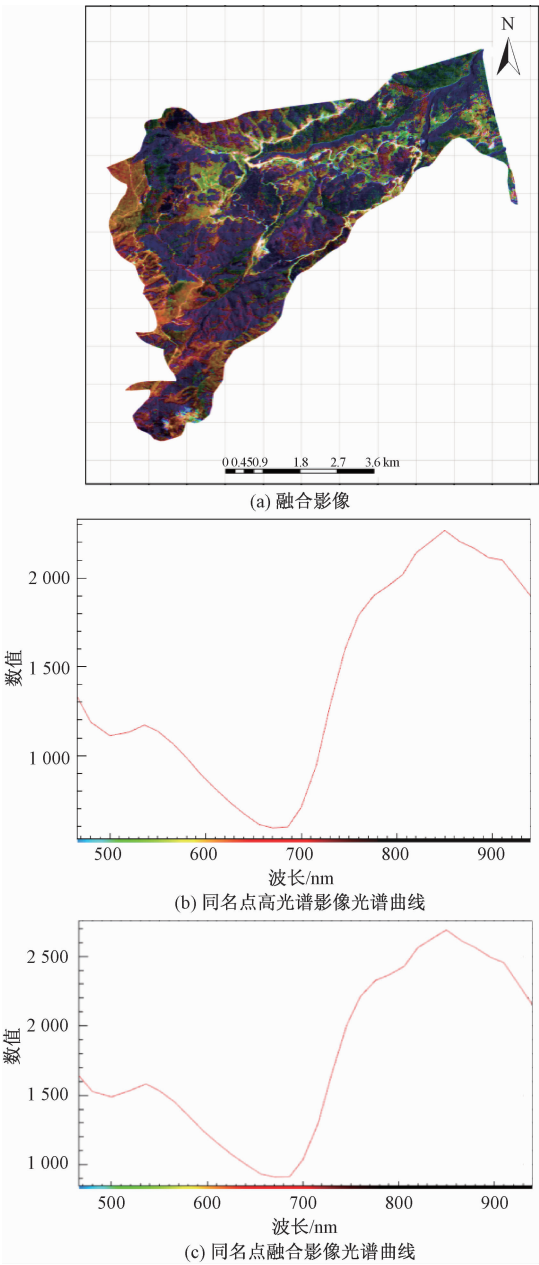


图 6 融合影像及同名点光谱曲线

表 3 融合后光谱曲线与原始高光谱曲线夹角
单位: (°)

波段范围	林地	建筑物	灌草地
B7 566 nm 红波段	0.115	0.024	0.211
B14 670 nm 红边位置	0.019	0.121	0.047
B15 686 nm 红边位置	0.000	0.000	0.000
B16 700 nm 红边位置	0.133	0.178	0.098
B17 716 nm 红边位置	0.209	0.295	0.065
B18 730 nm 红边位置	0.019	0.096	0.077
B28 880 nm 近红外波段	0.201	0.329	0.135

根据本文的实验方法,实验过程中 α 值设定为 0.4,即融合数据的光谱夹角范围落在光谱分析夹角极值内^[20],所以融合后影像完全符合实验区森林林地分类提取分析需求。

2.4 专题信息提取方法

本次实验将通过基于高分影像的最大似然分类法、基于融合影像的 SAM 分类法、基于融合影像的最大似然分类法做实验对比分析,找出分类精度最优方案。实验流程如图 7 所示。分类样本训练过程见表 4。分类样本训练过程及光谱曲线如图 8 所示。

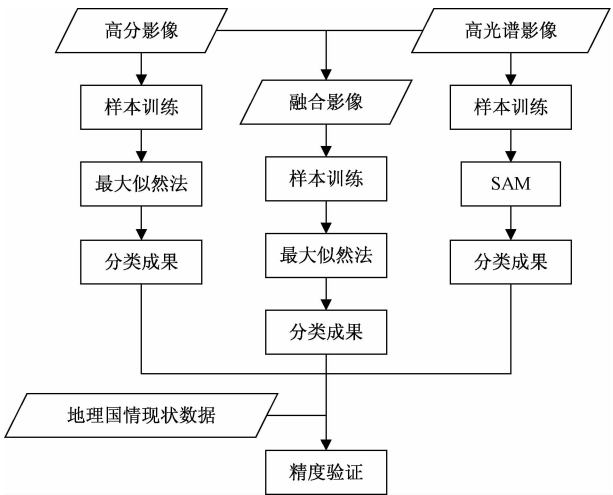


图 7 林分植被分类对比实验流程

3 实验结果分析

3.1 分类实验精度表

不同分类方法的重要精度对比分析见表 5。

3.2 专题信息提取实验

林分植被分类提取结果如图 9 所示。

4 结论

通过多源数据融合分类应用方法,在贵州喀斯特地貌地区有一定的应用价值,其中林地类分类采用融合影像的 SAM 法分类效果最好,总体精度为 85.9%。采用单一数据源高光谱和高分的分类精度分别为 67.9%和 44.8%,因为本次实验影像数据时相为 8 月,地面植被光谱色调差异性较小,所以基于高分数据的分类效果不佳,且草地为分类难度最高精度较低的目标地物,错分漏分情况较其他林分都更为严重。所以后续试验将进一步探究草地分类的方法技术,由于本次实验数据量不够大、范围不够广、多源数据的时相性不够吻合,实验还存在不足和需要改进的地方。

表4 分类样本训练过程

地物类型	影像地物特征	样本图斑	实地记录	样本光谱曲线
草地				
林地				
灌木				

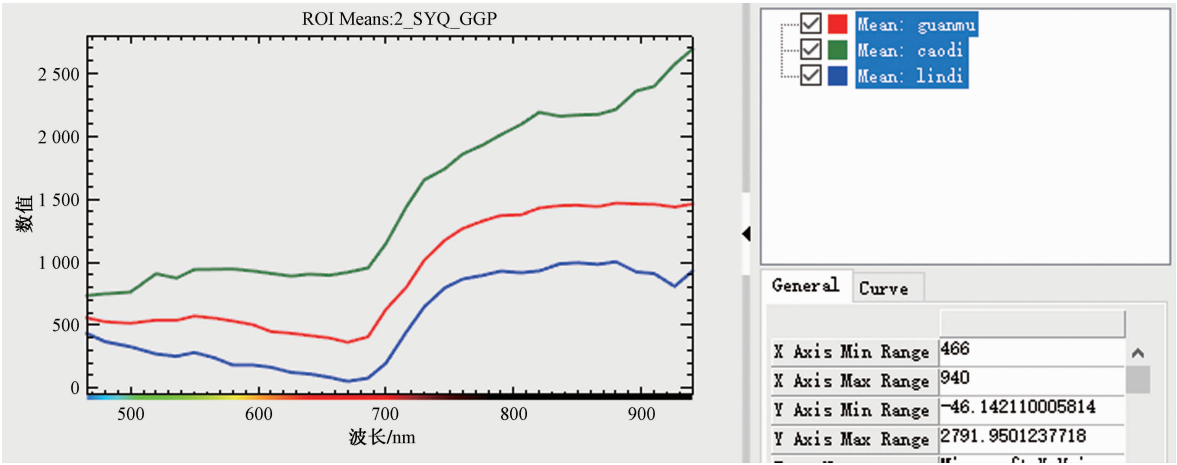


图 8 分类样本训练过程及光谱曲线

表 5 植被提取精度分析表

分类提取数据源	分类方法	典型地物类型	错分/%	漏分/%	制图精度/%	用户精度/%	总体分类精度/%	Kappa系数
高分二号	最大似然法	林地	41.14	53.33	46.67	58.86	44.8	0.346
		灌木	40.34	30.97	69.03	59.66		
		草地	38.48	40.76	59.24	61.52		
珠海一号	SAM	林地	33.54	63.16	36.84	66.46	67.9	0.592
		灌木	39.14	28.58	71.42	60.86		
		草地	42.40	25.72	74.28	57.60		

续表 5

分类提取数据源	分类方法	典型地物类型	错分/%	漏分/%	制图精度/%	用户精度/%	总体分类精度/%	Kappa系数
融合影像	SAM	林地	13.54	11.16	88.84	86.46	85.9	0.792
		灌木	15.14	20.58	79.42	84.86		
		草地	22.40	15.72	84.28	77.60		

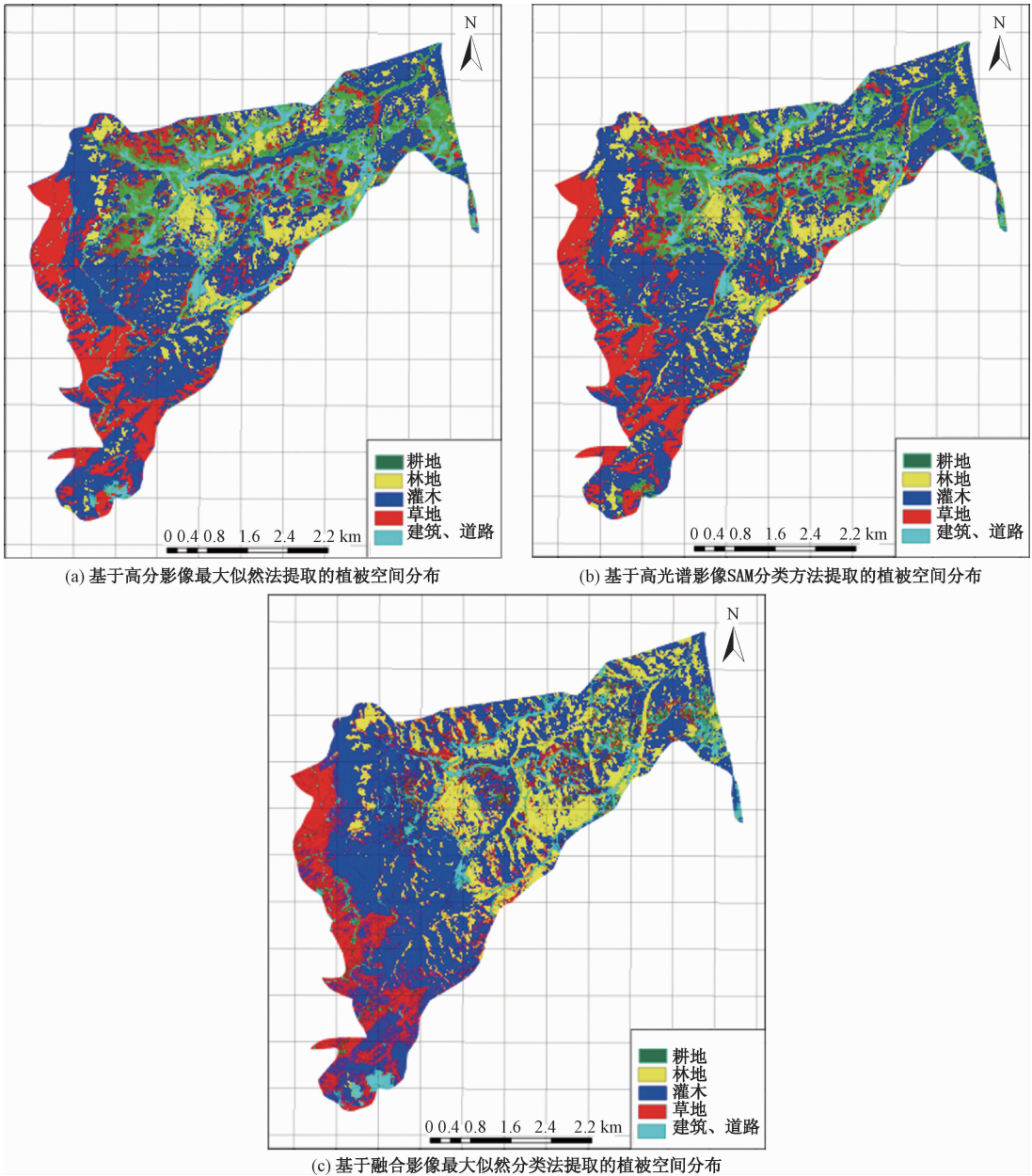


图 9 分类结果

参考文献

[1] 师玉霞,王振锡,杨勇强. 基于 GF-2 影像对国家森林公园的遥感分类[J]. 新疆农业科学,2020,57(7):150—158.

[2] 刘运彪. 贵州省林下经济现状及发展思路分析[J]. 农家参谋,2018(19):100.

[3] 张绍堂,吴鸿,吴茜,等. 基于多源信息融合的高光谱图像拼接研究[J]. 激光杂志,2020,41 (2):118—122.

[4] 申怀飞. 基于遥感多时相影像的南海北部湾地区地物分类与识别方法研究[D]. 南京:南京大学,2018.

[5] 黄鸿,徐科杰,石光耀. 联合多尺度多特征的高分遥感图像场景分类[J]. 电子学报,2020,48(9):1824—1833.

[6] 张洪,丁恒. 盘州市竹海镇滑石板村一带地质灾害特征及成因分析[J]. 西部资源,2020(4):144—146.

[7] 赵春阳,逢玉俊. 基于信息熵的多传感器信息融合[J]. 计算机与数字工程,2005(8):77—79.

[8] 白杰. 高空间分辨率遥感影像中阴影检测与去除算法的实现[D]. 大连:大连理工大学,2019.

[9] 秦学川. 基于迭代误差分析与空间信息的高光谱遥感图像端元提取方法研究[D]. 成都:成都理工大学,2017.

[10] 李慧娜. 遥感图像融合算法的研究及融合效果评价[D]. 武汉:武汉大学,2012.

[11] 刘佳,李登峰. 特征匹配度结合边缘检测的图像融合技术[J]. 计算机技术与发展,2020(9):43—48.

[12] KOU L,WANG H,GAO W,et al. Nitrogen addition regulates tradeoff between root capture and foliar resorption of nitrogen and phosphorus in a subtropical pine plantation [J]. Trees,2017,31(1):1—15.

[13] 刘洪豪,刘贤喜,张开兴. 基于光传播 Monte Carlo 模拟的三维模型特征提取方法[J]. 光谱学与光谱分析,2020,40(2):385—390.

[14] 李树涛,李聪好,康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报,2021,25(1):148—166.

[15] 张诗琪. 高光谱遥感技术在现代林业中的应用与发展[J]. 内蒙古林业调查设计,2021,44(1):68—69.

[16] 郭慧婷,韩波,王雪. 资源一号 02D 卫星高光谱与多光谱遥感影像融合方法[J]. 航天器工程,2020,29(6):180—185.

[17] 董元,董梦,单莹. 基于高光谱遥感的树种识别[J]. 华北理工大学学报(自然科学版),2020,42(4):11—16.

[18] 刘东升,任芳,卫黎光. 国产高分遥感数据处理技术及典型应用[J]. 中国航天,2020(5):37—42.

[19] 张磊,冯博. 基于多源遥感数据融合的土地利用类型及典型树种分类方法研究[J]. 低碳世界,2020,10(12):231—232.

[20] 李萌,年雁云,边瑞. 基于多源遥感影像的青海云杉和祁连圆柏分类[J]. 遥感技术与应用,2020,35(4):855—863.

Stand Classification Based on Hyperspectral High Resolution Fusion Data in Karst Environment

CHEN Zhang-lin¹, YANG Gang¹, YANG Sha-sha², HUANG Xi-xian¹, FAN Xin¹

(1. Guiyang Orbit Aerospace Technology Co.,Ltd.,Guiyang 550000,China;
2. Guizhou Second Institute of Surveying and Mapping,Guiyang 550000,China)

Abstract: The traditional forest protection and statistics in karst area mostly rely on a large number of manual mapping and high resolution image visual interpretation, which not only consumes a lot of time and effort, but also can not guarantee the accuracy of the final results. In order to make up for this subjective error, introduces multi-source data fusion of 10 m resolution hyperspectral satellite image and 0.8 m resolution high resolution satellite image, and combines with the spectral acquisition method of ground object samples, to study the forest classification of Wumengshan Geopark in Liupanshui area of Guizhou Province. The results show that the classification accuracy of SAM based on hyperspectral and high-resolution fusion image data is higher than that of single data source, and the classification accuracy based on fusion image is 85.9%, which basically meets the requirements of surface feature classification and application. The precision requirement of adjustment and drawing.

Key words: visual interpretation; multi-source data; data fusion; spectrum acquisition; SAM