

引用格式: Hu Yina, An Ru, Ai Zetian, *et al.* Researches on Grass Species Fine Identification based on UAV Hyperspectral Images in Three-River Source Region[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4): 926-935. [胡宜娜, 安如, 艾泽天, 等. 基于无人机高光谱影像的三江源草种精细识别研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 926-935.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0926

基于无人机高光谱影像的三江源草种精细识别研究

胡宜娜¹, 安如¹, 艾泽天², 都伟冰³

(1. 河海大学 水文水资源学院, 江苏 南京 211100;

2. 滁州学院 地理信息与旅游学院, 安徽 滁州 239000;

3. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003)

摘要: 草种精细识别对三江源区草地生态系统退化监测具有重要意义。基于无人机高光谱遥感系统, 获取三江源草地退化典型区的高光谱影像。在对原始光谱特征利用XGBoost进行优化选择的基础上, 结合扩展形态学属性剖面特征, 利用稀疏多项式逻辑回归与自适应稀疏表示两种分类方法分别对影像上的不同可食与毒杂草种进行精细识别, 在此基础上提出形状自适应的后处理方法对识别结果进行平滑处理。结果表明: ①利用XGBoost方法选择出重要性高的光谱特征能提升高光谱数据的识别效果并节省运行时间; ②利用空间—光谱特征的识别方法相较于仅利用光谱特征的方法可以有效改善草种识别效果, 使总体精度提升4%~5%; ③利用两种稀疏表示方法在小样本的情况下对草种精细识别的精度分别达到94.07%、93.15%, 利用形状自适应后处理方法能有效提高多种毒杂草种的识别精度, 使得总体精度分别提升约1.64%和1.12%。基于特征挖掘的稀疏表示分类方法能实现高精度的无人机高光谱影像草种精细识别, 为更大范围的草原物种精细识别提供了技术支撑。

关键词: 无人机高光谱影像; 草种精细识别; 特征挖掘; 形状自适应; 稀疏表示; 三江源

中图分类号: P237 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)04-0926-10

1 引言

三江源地区位于青海省南部, 是长江、黄河和澜沧江的源头, 素有“中华水塔”之称, 是国家重要的生态安全屏障^[1]。作为青藏高原的腹地和主体, 它具有独特而典型的高寒植被生态系统, 对全球气候变化有着重要指示作用。由于气候变化的影响和人类不合理的开发利用, 三江源区的草地生态系统出现了显著的退化现象^[2-3]。三江源草地退化主要表现为两种形式: 一是草地生物量的减少; 二是草地群落的变化。草地生物量的减少主要表现在植被覆盖度的降低, 目前有成熟的遥感理论和方法

进行监测。已有的方法主要是利用单期或者多期遥感影像通过反演净初级生产力^[4-5]、NDVI^[6-9]等参数来反映植被覆盖度, 然后进行退化等级划分, 来获取草地退化的现状或动态变化特征。也有学者通过对遥感影像进行目视解译^[10]获取三江源区植被覆盖度的分布情况, 通过分类^[11-12]的方法研究草地退化情况。草地群落的变化主要表现为优质牧草种类减少和毒杂草种类增加^[13]。毒杂草种类和盖度的增加往往导致植被覆盖度增加, 这种情况下仅用表征总生物量变化的代理指标如植被总盖度、NDVI、NPP等的变化来表征草地退化, 均不能完全

收稿日期: 2020-04-30; 修订日期: 2021-06-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(41871326、41271361)。

作者简介: 胡宜娜(1995—), 女, 河南信阳人, 硕士研究生, 主要从事高光谱影像分类研究。E-mail: yinahu7@163.com

通讯作者: 安如(1963—), 女, 江苏淮安人, 教授, 博士生导师, 主要从事生态环境、遥感监测。E-mail: anrunj@163.com

反映草地变化的真实情况。因此,对草地群落种群进行识别对监测草地变化情况具有重要意义。

高光谱遥感能够获取地表物体上百个连续谱段的反射信息,其丰富的光谱信息能够探测更精细的植被理化属性^[14]。利用地面实测高光谱数据对草地的退化指示种与优势种的识别研究已经取得一定的进展。主要方法有通过特征筛选,选择出高光谱数据的草种敏感波段来实现特定草种的识别,如Yamano等^[15]利用小叶锦鸡儿在670 nm和720 nm波长附近的反射峰特性,将其从其他3类草中区分出来。郝芳芳等^[16]通过对光谱反射曲线进行对数变换处理,发现草地退化指示种——狼毒、冷蒿与星毛委陵菜的特征波段分别为:402~412 nm、627~689 nm、715~929 nm和929~1 033 nm、705~721 nm。也有学者通过光谱特征参量化的方法定量分析不同草种之间的光谱差异进行识别,安如等^[17]利用一阶微分法、连续统去除法和归一化微分比的方法对草地植被光谱反射曲线进行处理后,准确识别出藏嵩草和小嵩草优势种。王焕炯等^[18]通过一阶微分法与NDVI值准确区分出羊草、克氏针茅、冷蒿等多种植物。Li等^[19]在内蒙古草原地貌中选择了具有代表性的优势草和退化指示草进行光谱测量,经过一阶导数与包络线去除等处理,利用置信区间平均差与主成分分析方法评估不同草种的可分性。但是地面实测高光谱数据的获取范围有限,不能大面积识别可食牧草与毒杂草。

无人机遥感技术具有高空间分辨率、高频次、机动灵活、使用维护便捷等优势,在区域精细化上具有很高的科学价值^[20-21]。Schmidt等^[22]利用无人机高光谱影像监测草原矮化灌木的分布;孙世泽等^[23]利用无人机获取天山北坡的高分辨率多光谱影像建立地上草地生物量与多种植被指数之间的模型实现草地生物量的估算;杨红艳等^[24]利用无人机高光谱影像结合深度学习卷积神经网络的方法实现内蒙古中部荒漠草原的物种分类。Lu等^[25]利用无人机获取加拿大科夫勒科学保护区多时相的高光谱分辨率多光谱影像,提取图像纹理特征与植被指数特征,利用随机森林分类方法实现6种草种的精细识别。然而对三江源区的高寒草甸、高寒草原等退化草地的草种精细识别研究还鲜有报道。

高光谱数据具有高维度、非线性等特点,使得一些传统的分类方法存在“不适宜”问题^[26]。针对这一问题,Jia等^[27]提出特征挖掘的概念,旨在通过

特征提取和波段选择降低数据维数,减弱分类器的“不适宜”问题。无人机高光谱低空遥感获得的数据还具有高空间分辨率的特性,使得地物的类内光谱差异性更高、类间光谱差异性更低。针对这一问题,Fauvel等^[28]等指出综合利用高光谱数据的光谱特征和空间特征,可以解决高光谱分类中“空间同质性与异质性”问题。研究发现结合空间—光谱特征的方法在农作物精细分类^[29-33]与树种精细识别^[34-37]等方面都取得了较好的效果。

综上所述,三江源草种精细识别多是基于地面测量光谱数据,无法实现大面积识别。无人机高光谱影像多用于农作物识别,在草地种群识别研究中的应用还很少见。实验利用三江源区的无人机高光谱影像,在对原始高光谱数据进行特征挖掘的基础上,探究结合空间—光谱特征的稀疏表示方法对识别三江源区草种精细识别效果,并在此基础上提出利用形状自适应邻域信息对识别结果进行改善的方法。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

玛多县位于青海省南部,地处青藏高原腹地的黄河源区,是黄河经流第一县,经纬度范围为33°50′~35°40′ N,96°55′~99°20′ E。气候寒冷干燥,属高寒草原气候,多年平均气温-3.98℃,主要分布着高山草甸和高寒草甸。该地区在长期过度放牧以及气候变化的影响下,高山嵩草等优势种群逐步衰退,群落中动物不喜食或有毒的次优势种或伴生种大量入侵导致高寒草甸严重退化形成“黑土滩”。研究区位于玛多县花石峡镇,是草地退化的典型区,地理范围为35°10′43″~35°10′47″ N,98°57′42″~98°57′46″ E,如图1(a)所示。

2.2 数据源

实验所用高光谱影像数据由大疆M600无人机载Cubert UHD 185高光谱相机获取。Cubert UHD 185相机的光谱分辨率为4 nm,波段数为125,光谱范围为450~946 nm,飞行航高设置为100 m,全色影像的空间分辨率为2.6 cm,高光谱影像空间分辨率为10.4 cm。飞行时间为2019年8月18日中午,天气晴朗,风力较小。数据经过辐射校正、大气校正、拼接与融合等预处理。为了避免数据处理量过大,将预处理后的整幅影像重采样并裁剪为741×700像素,空间分辨率为10.4 cm,对应地面实际大

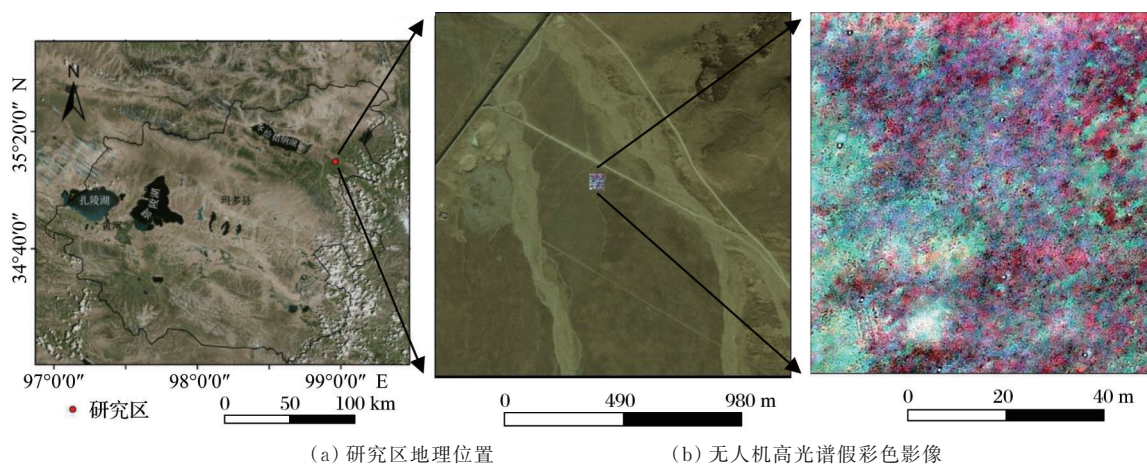


图1 研究区地理位置与无人机高光谱影像

Fig.1 Geographical location of the study area and UAV hyperspectral image

小 $77\text{ m} \times 73\text{ m}$ 。研究区假彩色合成影像如图1(b)所示。根据现场考察情况,确认研究区内草种主要为矮火绒(*Leontopodium*)、细叶亚菊(*Ajania*)、棘豆(*Oxytropis*)与苔藓(*Musci*)等各类毒杂草与针茅(*Stipa*)、藏嵩草(*Kobresia tibetica*)、小嵩草(*Kobresia humilis*)与苔草(*Carex*)等可食草。不同草种照片如图2(b)~2(i)所示。

如图2(a)所示,现场布设的影像拼接控制点为 $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$,对每个控制点按顺序进行编号,在控制点的右下角布设 $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ 的样方框采样,拍摄采样点照片并记录样方框中心位置的GPS坐标以及草种类型。在影像上根据GPS坐标以及编号顺序找到各个控制点对应的样方位置,通过照片以及现场的记录信息确定在样方框内不同位置的草种类型并进行样本选择。由于控制点数量有限,还通过照片选取控制点四周均匀分布的草种样本,共获得包括矮火绒、棘豆、苔藓、细叶亚菊、苔草、嵩草(两类)、针茅8种草种的924个样本,并在影像上目视判别选取裸土1673个样本,获取的样本分布如图3所示。

根据获取的样本得到草种和裸地的光谱曲线信息如图4所示。由于退化情况比较严重草地的覆盖度较低,并且藏嵩草与针茅已经开始枯萎,草种在 660 nm 处的吸收峰不明显,而在 550 nm 处的反射峰几乎都消失了。矮火绒、藏嵩草、针茅与裸地的光谱特征在可见光波段非常相似,矮火绒、棘豆与细叶亚菊在近红外波段处的反射特征较为相似。苔草的反射率整体相对于其他地物较高,而苔藓的反射率整体略小于其他地物。

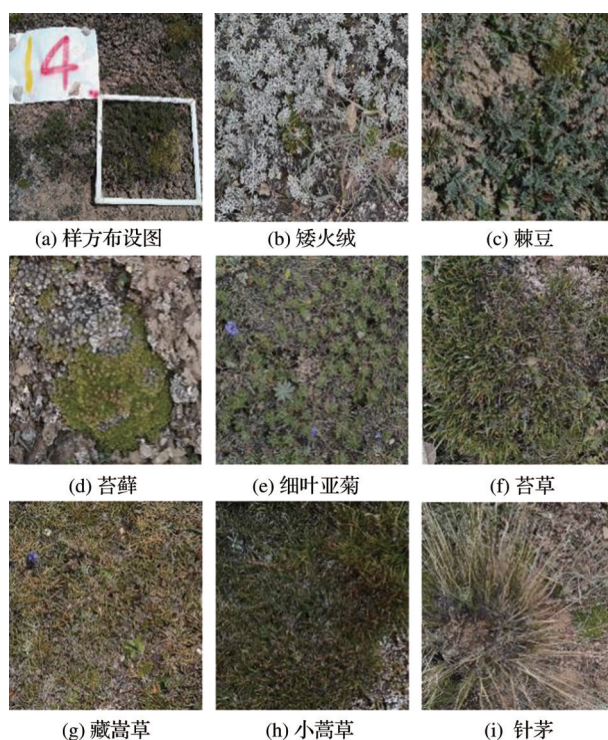


图2 现场样方布设图与草种照片

Fig.2 Diagram of sample spots and the photographs of grass species

3 研究方法

基于无人机高光谱影像的草种精细识别方法如图5所示。

3.1 基于XGBoost的波段选择

高光谱数据的高维特性使得不同波段之间相关性高且易造成维数灾难等问题。因此对原始高维光谱特征进行选择能有效降低波段之间的相关性并减少计算量。XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)是由Chen等^[38]提出的优化分布式梯度增

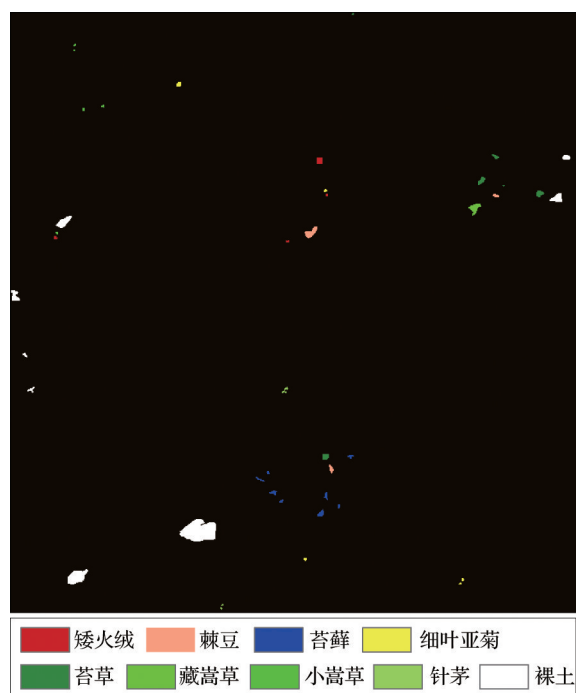


图3 样本分布图

Fig.3 Location and distribution of samples

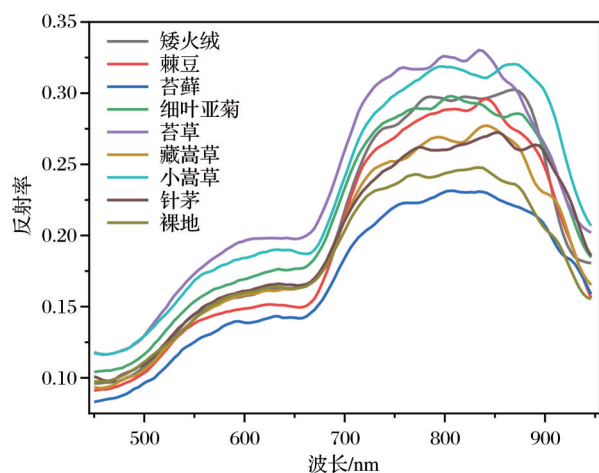


图4 不同草种的光谱曲线

Fig.4 The spectral curves of grass species

强决策树,它可以通过计算模型中每个树的每个特征的贡献值即每个特征的增益值确定每个特征的重要性程度。该方法作为一种有效的特征选择方法而被广泛应用于高光谱遥感^[39, 40]。

3.2 扩展形态学属性剖面特征提取与融合

对于高空间分辨率的影像,场景中结构的几何特征具有很大的感知意义,可以有效提高地物的分类与识别效果。形态学属性剖面算法是一种基于形态学属性滤波的特征提取算法,其主要思想是利用面积、标准差和惯性矩等一系列不同属性滤波器对图像进行滤波来提取图像的结构信息,然后将不

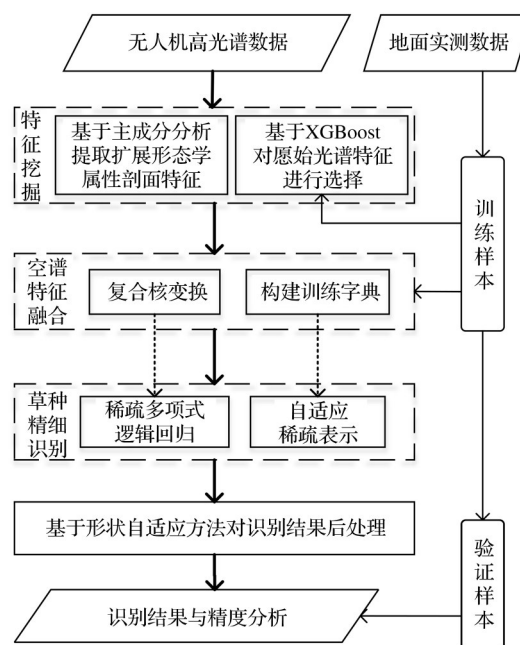


图5 研究方法技术路线图

Fig.5 Flowchart of the research methods

同属性滤波结果叠加起来,即得到图像的扩展形态学属性剖面(Extend Morphological Attribute Profiles, EMAP)^[41]。通过灵活地定义多种属性及相应的阈值来构建EMAP特征可以实现对影像的空间信息多尺度表达,因此相较于传统的形态学滤波特征EMAP可以更精确地提取影像空间信息。

将提取的空间特征与光谱特征利用径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)进行融合。RBF核的计算公式为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中:K表示核运算; \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 表示光谱向量或特征向量; σ 表示RBF核的宽度。用Spe表示影像的光谱特征,得到的空间-光谱融合特征为,

$$F(\text{EMAP}) = \mu \cdot K(\text{EMAP}) + (1 - \mu) \cdot K(\text{Spe}) \quad (2)$$

其中:F表示特征融合; μ 表示EMAP特征的权重。

3.3 基于稀疏表示方法的草种精细识别

针对高光谱数据特征维度高、样本较少的问题,Wright等^[42]指出基于稀疏表示的分类方法能有效利用所有类别训练样本间的协同互助机制,能够有效缓解高维度数据分析的小样本问题。实验选择近年来在高光谱数据分类中表现突出的两种稀疏表示方法对草种精细识别。

3.3.1 稀疏多项式逻辑回归

多项式逻辑回归(Multinomial Logistic Regres-

sion, MLR)分类器的建模方式属于贝叶斯决策模型中的判别模型。为了求解待测像元属于各个类别概率的权重系数 w , Bioucas-Dias^[43]提出借助变量分裂和增广拉格朗日的稀疏多项式逻辑回归(Sparse Multinomial Logistic Regression, SMLR)的方法,这种方法通过正则化参数 λ 控制稀疏度,极大地降低了求解权重系数的计算复杂度。利用该方法不需要求解类别联合概率分布即可获得像元的所属类别的后验概率信息,因此便于对数据进行降维与特征提取从而能够简化学习问题。实验首先利用该方法结合核变换后的空谱融合特征进行高光谱数据草地精细识别。

3.3.2 自适应稀疏表示方法

自适应稀疏表示方法(Adaptive Sparse Representation, ASR)是通过提取多种特征构建训练字典,自适应地选择训练字典原子中的最有效特征组合来确定稀疏表示系数,并通过重构误差矩阵的Frobenius范数最小值,来决定中心像素的类别。相较于传统的联合稀疏表示方法,该方法中使用的自适应范数可以利用不同特征之间的强相关性,同时以更灵活的方式保持它们的多样性。实验基于该思想,利用提取的EMAP特征与光谱特征构建训练字典,对高光谱影像上的草种进行识别。

3.4 基于形状自适应邻域信息的后处理方法

传统的空间特征提取方法多是基于固定窗口的滤波算子进行,这种方式提取的空间特征在纹理和边缘部分的效果很差。因此能自适应地根据地物的形状提取空间特征对提高影像的识别效果有很大的意义。Foi等^[44]提出的形状自适应(Shape Adaptive, SA)离散余弦变换方法通过确定中心像元8个方向上的最优邻域尺度来提取影像灰度图的空间信息。利用该方法计算得到的邻域能有效避开影像中的边界区域,保证邻域内的像元属于同一种类别的可靠性。

为了证明该方法对高光谱数据的适用性,利用光谱角距离(Spectral Angle Distance, SAD)衡量中心像元与形状自适应邻域像元的相似程度并分析其与邻域数量的关系。利用影像的第一主成分提取影像的每个像元 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 的自适应邻域,再计算邻域内相邻像元 $i_k(k=1, 2, \dots, K)$ 与中心像元 i 的光谱角距离的均值(Mean Spectral Angle Distance, MSAD),如式(3)所示:

$$MSAD_i = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K \cos^{-1} \left(\frac{\mathbf{Spe}(i)^T \cdot \mathbf{Spe}(i_k)}{\|\mathbf{Spe}(i)\| \cdot \|\mathbf{Spe}(i_k)\|} \right) \quad (3)$$

其中: $\mathbf{Spe}(i)$, $\mathbf{Spe}(i_k)$ 表示中心像元和相邻像元的光谱向量。得到每个像素的MSAD后,再统计邻域数量相同像元的MSAD均值(Mean of MSAD, MMSAD),得到的散点图如图6所示。

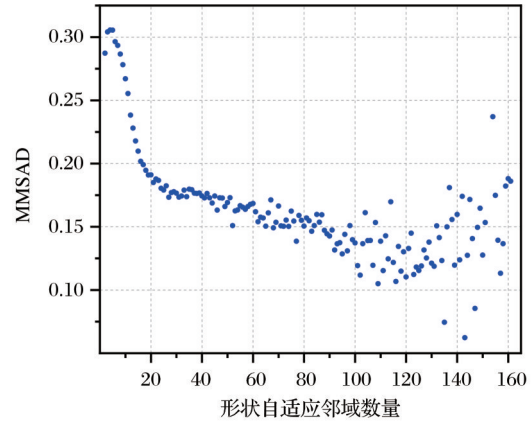


图6 形状自适应邻域数量与MMSAD散点图

Fig.6 The scatter diagram of number of shape adaptive neighborhood and MMSAD

可以看出,随着邻域数量的增加,相邻像素与中心像素的光谱角距离的均值明显减小。这说明在均值性区域利用形状自适应方法计算的邻域能够保持相邻像元与中心像元的高度相似性。实验利用该方法计算每个像素的自适应邻域,并统计邻域内 K 个像素所属类别,用这 K 个类别的众数替代邻域内所有像元的类别,对影像的识别结果进行平滑处理。

4 实验与讨论

4.1 基于XGBoost的波段选择

首先对高光谱影像的光谱特征进行优化选择,对每一类草种选取10个样本进行XGBoost训练,利用得到的训练模型计算原始125个光谱特征的重要性,所有波段重要性的和为1,如图7所示。在对重

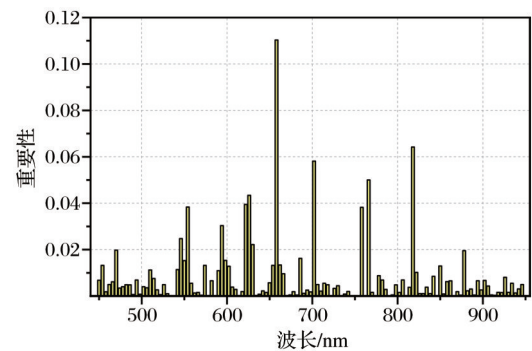


图7 不同波段数的重要性

Fig.7 The importance of different spectral bands

要性由高到低进行排序后分别选取不同的波段数借助SMLR进行分类,每个类别选取10个样本进行训练,统计10次独立运行结果的总体精度的均值与每次运行的时间。如图8所示,当选取前75个重要波段时精度达到最高,且用时较少,因此在接下来的实验中均选取这75个光谱特征进行相关研究。

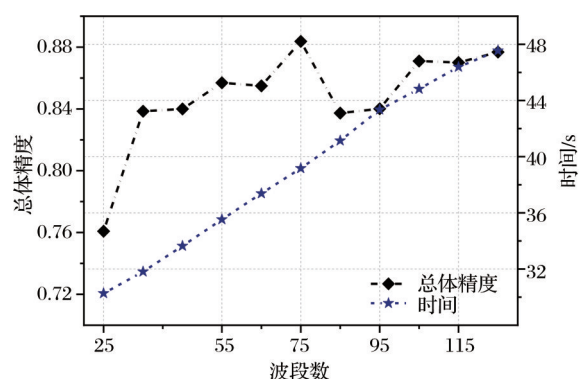


图8 不同波段数的识别精度与运行时间

Fig.8 The overall identification accuracy and running time of different spectral bands

4.2 基于SMLR与ASR的草种精细识别

为了从多种角表现影像的空间信息,实验利用面积属性与标准差属性提取影像的EMAP特征,将面积属性与标准差属性的阈值分别设置为 $\lambda(a)=\{20, 50, 100\}$, $\lambda(s)=\{2.5, 5, 7.5, 10\}$ 。分别提取高光谱影像前3个主成分的面积属性剖面与标准差属性剖面并叠加,得到45个EMAP特征。然后将EMAP特征与选取的光谱特征进行复合核变换实现空—谱特征融合,空间特征与光谱特征的核函数宽度均设置为0.6,光谱特征权重为0.6,EMAP特征权重为0.4。利用SMLR与ASR结合空间—光谱特征对无人机高光谱影像进行草种识别。由于高原上样本获取较为困难,为了体现出本实验方法在小样本情况下的可行性,对每类草种均随机选取总体样本的1/10样本用于训练(裸地训练样本数选取15个),剩余样本用来验证。用总体精度(OA)、制图精度(PA)、用户精度(UA)与Kappa系数来衡量识别效果。两种稀疏表示方法的识别结果分别用SMLR-EMAP、ASR-EMAP表示,如图9(a)和图9(c)所示。

从图9(a)和图9(c)可以看出,识别基于空间—光谱特征的识别结果中仍然存在明显的“椒盐噪声”,实验利用SA方法提取影像中每个像素的自适应邻域信息后进行平滑处理。从图6中可以看出,自适应邻域数量在80以内的像元的MMSAD值较

为稳定,因此对该部分的像元进行平滑后处理。基于SA的后处理结果如图9(b)和图9(d)所示,可以看出,对于均质性区域经过SA处理后噪声明显减少,而对于异质性强的区域其邻域数量较少,平滑作用较不明显,说明基于SA的方法能很好地保留影像地物固有的空间特征。

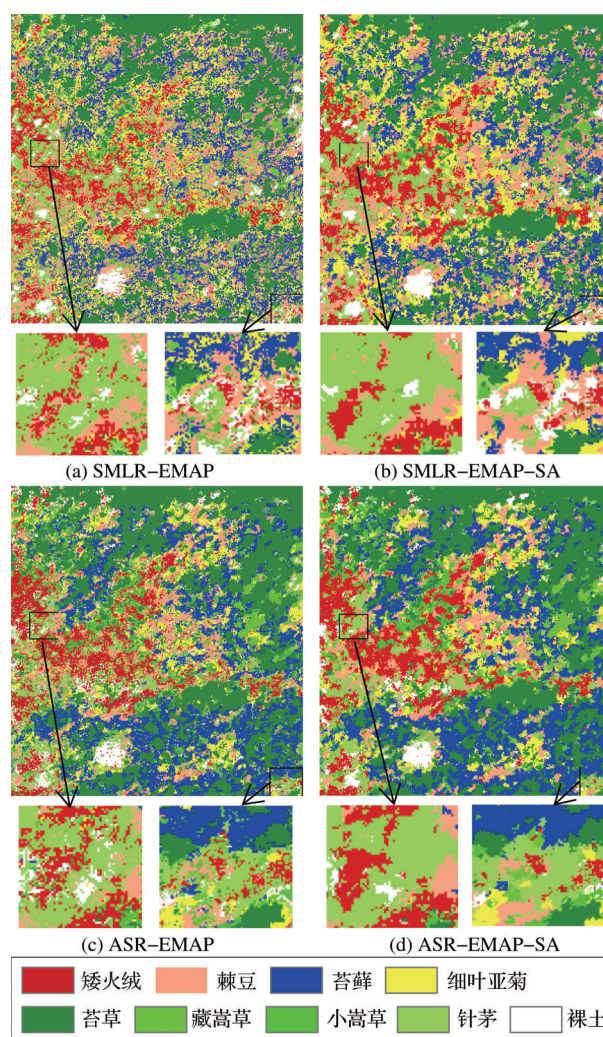


图9 基于SMLR与ASR的草地识别结果

Fig.9 The grass species identification result of SMLR and ASR

基于SMLR与ASR的草种识别精度如表1所示,两种方法对影像草种的精细识别总体精度分别达到94.07%和93.15%,经过SA处理后精度分别提升1.64%和1.12%。由表1可知利用SMLR进行草地精细识别时,基于SA的后处理方法对矮火绒、棘豆与细叶亚菊的识别精度提升非常明显(加粗数据)。利用ASR进行草地精细识别时,SA后处理方法对矮火绒与细叶亚菊的识别结果也有明显改善(加粗数据)。说明自适应地利用地物空间信息可

以有效降低“异物同谱”与“同谱异物”带来的影响。但是SMLR与ASR对小嵩草与针茅的识别精度较低,且经过SA处理后识别精度提升有限甚至有所降低(下划线数据)。原因是小嵩草与针茅的叶片非常细小多与裸地混合在一起,在影像上多为混合像元,尤其是在经过SA处理后,嵩草、针茅与裸土之间更容易出现错分的情况,且裸地的样本数远多于嵩草、针茅样本数,因此对嵩草与针茅的识别精度影响很大。对比两种稀疏表示方法可以发现,基于SMLR的方法精度略高于基于ASR的方法,并且前者在计算效率上有明显的优势。分析其原因是因为基于SMLR的方法是通过核变换的方法融合空间—光谱特征,能有效提升特征之间的区分性,而稀疏表示的方法是通过简单叠加的方式融合

空间光谱特征,特征之间信息有较多冗余。在处理影像时基于SMLR的方法利用了基于块高斯-塞德尔算法以实现快速求解,而ASR在处理影像时是面向逐个像元进行分类或识别,效率因此低于SMLR。但是从整体来看,实验提出的结合空间—光谱特征的稀疏表示方法在样本有限的情况下能够实现对草种精细识别,且基于SA的方法能很好地适应小样本训练的分类器,有效提升多种毒杂草种的识别精度。相较于传统的基于地面实测高光谱数据的方法,该方法充分利用无人机高光谱影像的光谱信息以及地物之间的空间关系实现大范围草种精细识别;相较于已有的基于无人机高光谱数据的草种精细分类方法^[24],可以在小样本的情况下达到更高的精度。

表 1 基于SMLR与ASR的草地识别精度
Table 1 The grass species identification accuracy of SMLR and ASR

类别	训练样本/ 验证样本	SMLR-EMAP		SMLR-EMAP-SA		ASR-EMAP		ASR-EMAP-SA	
		PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA
矮火绒	8/83	0.891 6	0.840 9	1.000 0	0.846 9	0.879 5	0.973 3	0.963 9	0.833 3
棘豆	17/163	0.975 5	0.649 0	1.000 0	0.795 1	1.000 0	0.610 5	1.000 0	0.871 7
苔藓	18/168	0.982 1	0.896 7	0.994 0	0.933 0	0.988 1	0.873 7	0.928 6	0.725 6
细叶亚菊	7/69	0.579 7	0.975 6	0.768 1	0.688 3	0.724 6	0.781 3	0.811 6	0.965 5
苔草	19/182	0.978 0	0.983 4	0.923 1	1.000 0	0.989 0	0.923 1	0.972 5	1.000 0
藏嵩草	11/1 111	1.000 0	0.848 7	1.000 0	0.886 0	1.000 0	0.952 8	1.000 0	0.776 9
小嵩草	3/39	0.615 4	1.000 0	0.666 7	1.000 0	0.512 8	1.000 0	0.384 6	0.882 4
针茅	3/33	0.636 4	1.000 0	0.666 7	1.000 0	0.636 4	1.000 0	0.424 2	0.823 5
裸地	15/1 658	0.956 6	0.995 6	0.968 6	0.999 4	0.935 5	0.995 5	0.959 6	0.995 0
OA		0.940 7		0.957 1		0.931 5		0.942 7	
Kappa		0.893 3		0.922 5		0.878 5		0.896 7	
平均用时/s		111		152		646		692	

5 结 语

实验主要研究了在对高光谱数据进行特征挖掘的基础上,结合空间—光谱特征的稀疏表示分类方法在小样本情况下对三江源区的草种精细识别效果,并在此基础之上提出了基于形状自适应邻域信息的后处理方法对识别结果进行改善。得到的主要结论如下:

- (1) 基于XGBoost的方法选择出重要性高的光谱特征能有效降低高光谱数据的波谱相关性并节省运行时间;基于主成分分析的扩展形态学属性剖面特征能够从多尺度表达影像的空间信息,在与光谱特征融合后能明显改善高光谱影像上的草地识别效果。
- (2) 基于稀疏多项式逻辑回归与自适应稀疏表

示两种分类方法均能在小样本的情况下实现草地的高精度精细识别;但稀疏多项式逻辑回归在精度上略高于自适应稀疏表示方法,在计算效率上也有明显的优势。

(3) 基于形状自适应的邻域信息能够充分挖掘草地物种不规则的空间特性,实验利用该方法对识别结果进行平滑处理后有效提升了矮火绒、棘豆、细叶亚菊等毒杂草种的识别精度。但由于研究区退化情况较为严重,可食草的覆盖率低且与裸土混杂在一起,导致文中提出的后处理方法对可食草的识别改善效果不佳。

利用无人机高光谱相机获取的影像具有高空空间分辨率、高光谱分辨率等优势,相较于传统的地面实测高光谱数据更能表达地物的空间信息。实

验基于无人机高光谱数据,对影像的光谱特征进行优化选择并从多角度提取影像空间特征,实现了小样本情况下的草种精细识别,为草原物种的大范围精细识别与覆盖度的估算提供了强大的数据与方法支撑。

实验对原始光谱特征只进行了优化选择,如何更充分的利用影像丰富的光谱信息,比如“三边”参数与对生化组分含量敏感的植被指数特征对草种识别的效果还有待进一步研究。随着遥感技术的不断发展,能够用于草地退化精准识别的数据源也越来越多,实验仅仅利用了局部地区的高光谱图像展开研究,能够识别的草地区域有限。而在以后的工作中,还可以综合考虑多种数据的优势,比如将研究方法推广到卫星观测数据,实现更大尺度的草地群落变化遥感监测。探讨将大范围的多光谱数据与高光谱数据进行融合,实现大范围的草种精细识别。或者将多时相的图像数据与高光谱数据相结合,利用物候特征结合光谱特征提升草种的可区分性。

参考文献(References):

- [1] Liu Jiyan, Shao Quanqin, Fan Jiangwen. The integrated assessment indicator system of grassland ecosystem in the Three-River Headwaters Region[J]. Geographical Research, 2009, 28(2): 273-283.[刘纪远, 邵全琴, 樊江文. 三江源区草地生态系统综合评估指标体系[J]. 地理研究, 2009, 28(2): 273-283.]
- [2] Liu Zhengjia, Shao Quanqin. Vegetation coverage change and its response to climate change in Three-River Headwaters Region[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2014, 21(6): 334-339.[刘正佳, 邵全琴. 三江源地区植被覆盖度变化及其与气候因子的关系[J]. 水土保持研究, 2014, 21(6): 334-339.]
- [3] Shen X, An R, Feng L, *et al.* Vegetation changes in the Three-River Headwaters Region of the Tibetan Plateau of China[J]. Ecological Indicators, 2018, 93: 804-812.
- [4] Zhang Y, Zhang C B, Wang Z Q, *et al.* Comprehensive research on remote sensing monitoring of grassland degradation: a case study in the Three-River Source Region, China[J]. Sustainability, 2019, 11(7): 1845. DOI: 10.3390/su11071845.
- [5] Wu Hong, An Ru, Li Xiaoxue, *et al.* Remote sensing monitoring of grassland degradation based on NPP change in the maduo county of the sources region of Yellow River[J]. Pratacultural Science, 2011, 28(4): 536-542.[吴红, 安如, 李晓雪, 等. 基于净初级生产力变化的草地退化监测研究[J]. 草业科学, 2011, 28(4): 536-542.]
- [6] An Ru, Sun Mengqiu, Lu Ling, *et al.* Analysis grassland degradation of the region of the sources of the Yangtze River, the Yellow River, and the Lancang River based on vegetation coverage estimated by TM imagery[J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(3): 11-18.[安如, 孙梦秋, 陆玲, 等. 三江源中东部地区 1990~2008 草地覆盖度变化遥感估算与分析[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(3): 11-18.]
- [7] Xiao Tong, Wang Changzuo, Feng Min, *et al.* Dynamic characteristic of vegetation coverage in the Rhree-River Source Region from 2000 to 2011[J]. Acta Agrestia Sinica, 2014, 22(1): 39-45.[肖桐, 王昌佐, 冯敏, 等. 2000~2011 年青海三江源地区草地覆盖度的动态变化特征[J]. 草地学报, 2014, 22(1): 39-45.]
- [8] Yang Wencai, Wu Xinhong, Zhang Degang, *et al.* Evaluation of alpine grassland degradation of Three-River Source Area in Chengduo Country based on MODIS-NDVI[J]. Grassland and Turf, 2011, 31(5): 50-54.[杨文才, 吴新宏, 张德罡, 等. 基于 MODIS-NDVI 的三江源区称多县高寒草地退化现状评价[J]. 草原与草坪, 2011, 31(5): 50-54.]
- [9] Liu X F, Zhang J S, Zhu X F, *et al.* Spatiotemporal changes in vegetation coverage and its driving factors in the Three-River Headwaters Region during 2000~2011 [J]. Journal of Geographical Sciences, 2014, 24(2): 288-302.
- [10] Liu Jiyan, Xu Xinliang, Shao Quanqin. Grassland degradation in the "Three-River Headwaters" Region, Qinghai province[J]. Acta Geographica Sinica, 2008, 63(4): 364-376.[刘纪远, 徐新良, 邵全琴. 近 30 年来青海三江源地区草地退化的时空特征[J]. 地理学报, 2008, 63(4): 364-376.]
- [11] Jiao Quanjun Zhang Bing, Zhao Jingjing, *et al.* Landscape pattern analysis of alpine steppe based on airborne Hyperspectral imagery in Maduo county, Qinghai province[J]. Acta Pratacultural Sinica, 2012, 21(2): 43-50.[焦全军, 张兵, 赵晶晶, 等. 基于航空高光谱影像的青海省玛多县高寒草原景观格局特征分析[J]. 草业学报, 2012, 21(2): 43-50.]
- [12] Li Shuang, Xu Xinliang, Fu Yin, *et al.* A study on classification of different degradation level alpine meadows based on Hyperspectral image data in Three-River Headwater Region [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(1): 50-57.[李双, 徐新良, 付颖. 基于高光谱影像的三江源区不同退化程度高寒草甸分类研究 [J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(1): 50-57.]
- [13] Qu Ran, Li Shuang, Xu Xinliang, *et al.* Progress on methods of grassland degradation and weed invasion monitoring based on remote sensing [J]. Journal of Geo-Information Science, 2013, 15(5): 761-767.[屈冉, 李双, 徐新良, 等. 草地退化杂类草入侵遥感监测方法研究进展[J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(5): 761-767.]
- [14] Qian Yurong, Yang Feng, Li Jianlong, *et al.* Estimation of photosynthetic pigment of festuca arundinacea using Hyperspectral data[J]. Acta Pratacultural Sinica, 2009 18(4): 94-102.[钱育蓉, 杨峰, 李建龙, 等. 利用高光谱数据快速估算高羊茅牧草光合色素的研究[J]. 草业学报, 2009, 18(4): 94-102.]
- [15] Yamano H, Chen J, Tamura M. Hyperspectral identification of grassland vegetation in silinhot, Inner Mongolia, China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(15): 3171-3178.

- [16] Hao Fangfang, Chen Yanmei, Gao Jixi, *et al.* Identification of Hyperspectra characteristic bands of grassland degradation indicator plant species in bashang region of Hebei province[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2016, 32(6): 1024-1029.[郝芳芳,陈艳梅,高吉喜,等.河北坝上地区草地退化指示种的高光谱特征波段识别[J].生态与农村环境学报,2016,32(6):1024-1029.]
- [17] An Ru, Jiang Danping, Li Xiaoxue, *et al.* Using hyperspectral data to determine spectral characteristics of grassland vegetation in central and eastern parts of Three-River Source[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(2): 202-211.[安如,姜丹萍,李晓雪,等.基于地面实测高光谱数据的三江源中东部草地植被光谱特征研究[J].遥感技术与应用, 2014, 29(2): 202-211.]
- [18] Wang Huanjiong, Fan Wenjie, Cui Yaokui, *et al.* Hyperspectral remote sensing monitoring of grassland degradation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(10): 2734-2738.[王焕炯,范闻捷,崔要奎,等.草地退化的高光谱遥感监测方法[J].光谱学与光谱分析,2010,30(10):2734-2738.]
- [19] Li X H, Wang H, Li X B, *et al.* Identifying degraded grass species in Inner Mongolia based on measured Hyperspectral data[J]. Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(12): 5061-5075.
- [20] Liao Xiaohan, Xiao Qing, Zhang Hao. UAV remote sensing: popularization and expand application development trend[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6): 1046-1052.[廖小罕,肖青,张颢.无人机遥感:大众化与拓展应用发展趋势[J].遥感学报,2019,23(6):1046-1052.]
- [21] Wang Limin, Liu Jia, Yang Lingbo, *et al.* Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(18): 136-145.[王利民,刘佳,杨玲波,等.基于无人机影像的农情遥感监测应用[J].农业工程学报,2013,29(18):136-145.]
- [22] Schmidt J, Fassnacht F E, Ewald, Neff C, *et al.* Adapting a natura 2000 field guideline for a remote sensing-based assessment of heathland conservation status[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 60: 61-71. DOI:10.1016/j.jag.2017.04.005.
- [23] Sun Shize, Wang Chuanjian, Yin Xiaojun, *et al.* Estimating above round biomass of natural grassland based on multispectral images of Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(5): 848-856.[孙世泽,汪传建,尹小君,等.无人机多光谱影像的天然草地生物量估算[J].遥感学报,2018,22(5):848-856.]
- [24] Yang Hongyan, Du Jinmin, Wang Yuan, *et al.* Classification method of grassland species based on Unmanned Aerial Vehicle remote sensing and convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 188-195.[杨红艳,杜健民,王圆,等.基于无人机遥感与卷积神经网络的草原物种分类方法[J].农业机械学报,2019,50(4):188-195.]
- [25] Lu B, He Y H. Species classification using Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-acquired high spatial resolution imagery in a heterogeneous grassland[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 128: 73-85.
- [26] Du Peijun, Xia Junshi, Xue Zhaohui, *et al.* Review of Hyperspectral remote sensing image classification[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(2): 236-256[杜培军,夏俊士,薛朝辉,等.高光谱遥感影像分类研究进展[J].遥感学报,2016, 20(2):236-256.]
- [27] Jia X, Kuo B, Crawford MM. Feature mining for Hyperspectral image classification[J]. Proceedings of the IEEE, 2013, 101(3):676-697.
- [28] Fauvel M, Tarabalka Y, Benediktsson J A, *et al.* Advances in spectral-spatial classification of Hyperspectral images[J]. Proceedings of the IEEE, 2013, 101(3):652-675.
- [29] Reshma S, Veni S, George J E, *et al.* Hyperspectral crop classification using fusion of spectral, spatial features and vegetation indices: approach to the big data challenge[M]. International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), IEEE, 2017:380-386.
- [30] Wei L, Yu M, Zhong Y, *et al.* Spatial-spectral fusion based on conditional random fields for the fine classification of crops in uav-borne Hyperspectral remote sensing imagery[J]. Remote Sensing, 2019, 11(7):780-799. DOI:10.3390/rs11070780.
- [31] Shang Kun, Zhang Xia, Sun Yanli, *et al.* Sophisticated vegetation classification based on feature band set using Hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(6): 1669-1676.
- [32] Shi Feifei, Gao Xiaohong, Yang Lingyu, *et al.* Research on typical crop classification based on HJ-1A Hyperspectral data in the Huangshui River Basin[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(2): 206-217.[史飞飞,高小红,杨灵玉,等.基于HJ-1A高光谱遥感数据的湟水流域典型农作物分类研究[J].遥感技术与应用,2017,32(2):206-217.]
- [33] Zhang Miao, Jiang Zhirong, Ma Mingguo, *et al.* Fine classification of planting structure in the middle reaches of Heihe river basin based on Hyperspectral Compact Airborne Spectrographic Imager(CASI) data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(2): 283-289.[张苗,蒋志荣,马明国,等.基于CASI影像的黑河中游种植结构精细分类研究[J].遥感技术与应用,2013,28(2):283-289.]
- [34] Cao J, Leng W, Liu K, *et al.* Object-based bangrove species classification using unmanned aerial vehicle Hyperspectral images and digital surface models[J]. Remote Sensing, 2018, 10(1):89-108. DOI: 10.3390/rs10010089.
- [35] Dong Xinyu, Li Jiaguo, Chen Hanyue, *et al.* Extraction of individual tree information based on remote sensing images from an Unmanned Aerial Vehicle[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6): 1269-1280.[董新宇,李家国,陈瀚阅,等.无人机遥感影像林地单株立木信息提取[J].遥感学报,2019, 23(6):1269-1280.]
- [36] Gao Xia, Shen Xin, Dai Jinsong, *et al.* Tree species classification in urban forests based on LiDAR point cloud segmentation and Hyperspectral metrics extraction[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(6):1073-1083.[皋厦,申鑫,代劲松,等.结合LiDAR单木分割和高光谱特征提取

- 的城市森林树种分类[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(6): 1073-1083.]
- [37] Li Xiaomei, Tan Bingxiang, LiZengyuan, *et al.* Comparison of forest types classification methods using CHRIS Hyperspectral image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(2): 227-234. [李小梅, 谭炳香, 李增元, 等. CHRIS 高光谱图像森林类型分类方法比较研究[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(2): 227-234.]
- [38] Chen T Q, Guestrin C, Assoc Comp M. XGBoost: a scalable tree boosting system [C] // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 785-794.
- [39] Zhang A W, Dong Z, Kang X Y. Feature selection algorithms of airborne LiDAR combined with Hyperspectral images based on XGBoost [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(4): 150-158.
- [40] Yang B H, Qi L, Wang M X, *et al.* Cross-category tea polyphenols evaluation model based on feature fusion of electronic nose and Hyperspectral imagery[J]. Sensors, 2020, 20(1): 50-67. DOI:10.3390/s20010050.
- [41] Dalla Mura M, Benediktsson J A, Waske B, *et al.* Morphological attribute profiles for the analysis of very high resolution images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(10): 3747-3762.
- [42] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, *et al.* Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [43] Bioucas-Dias J M, IEEE. A variable splitting augmented lagrangian approach to linear spectral unmixing[M]. First Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, IEEE, 2009: 1-4.
- [44] Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K. Pointwise shape-adaptive dct for high-quality denoising and deblocking of grayscale and color images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1395-1411.

Researches on Grass Species Fine Identification based on UAV Hyperspectral Images in Three-River Source Region

Hu Yina¹, An Ru¹, Ai Zetian², Du Weibing³

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. School of Geographic Information and tourism, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China;

3. School of Surveying and mapping and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Fine identification of grass species is of great significance for grassland ecosystem degradation monitoring in the Three Rivers Source Region. Based on the UAV hyperspectral remote sensing system, the hyperspectral image of the typical grassland degradation area of Three-River Source Region was obtained. Firstly, using the obtained UAV hyperspectral image, the optimal bands combination were selected using XGBoost, the extended morphological attribute profile features were extracted and were combined with the selected spectral features. Secondly, sparse multinomial logistic regression and adaptive sparse representation methods were adopted to identify different grass species. Finally the shape adaptive based post-processing method was proposed to smooth the identification results. The results showed that: (1) Using the XGBoost method to select important spectral features can improve the identification result and save running time; (2) the spatial-spectral feature based method can effectively improve the identification result of grass species and the overall accuracy were improved by 4%~5% compared with the method of using only spectral features; (3) using two sparse representation methods, the overall accuracy of fine identification of grass species in the case of limited samples was 94.07% and 93.15% respectively, and the identification accuracy of various poison weed species was improved effectively by using shape adaptive post-processing method, which improved the overall accuracy by about 1.64% and 1.12%, respectively. The feature mining based sparse representation classification methods can achieve high-precision grass species fine identification of UAV hyperspectral images, and provide technical support for a wider range of grassland species fine identification.

Key words: UAV Hyperspectral Images; Grass species fine identification; Feature mining; Shape adaptive; Sparse representation; Three-River Source