

doi:10.3969/j.issn.1671-3168.2023.03.001

基于 ASD 与 Hyperion 高光谱数据的主要针叶树种分类研究

胡振华, 张乔艳

(贵州省国有扎佐林场, 贵州 贵阳 550000)

摘要:以云南省香格里拉市为研究区,对 ASD 光谱仪实测的 4 种针叶树种光谱数据采用包络线去除法、光谱一阶微分法和光谱二阶微分法 3 种波段选择方法得到 Hyperion 高光谱影像数据的分类特征波段,采用最大似然法、支持向量机 2 种分类方法对所选的特征波段开展树种识别分类,对原始影像采用光谱角填图分类方法作对比实验。结果表明,基于 ASD 数据的光谱一阶波段选择方案的支持向量机分类方法精度最高,总体分类精度为 81.95%,Kappa 系数为 0.725 1。采用 ASD 实测光谱数据能有效指导 Hyperion 进行树种分类,基于数据尺度和换算方式,一阶微分更适合特征波段选择;与传统的数理统计分类方法和光谱特征分类方法相比,基于机器学习的方法如支持向量机等在高光谱遥感分类中具有更大的应用潜力。

关键词:树种识别分类;ASD 数据;Hyperion 数据;特征波段选择;支持向量机

中图分类号:S791;Q433.4 文献标识码:A 文章编号:1671-3168(2023)03-0001-06

引文格式:胡振华,张乔艳.基于 ASD 与 Hyperion 高光谱数据的主要针叶树种分类研究[J].林业调查规划,2023,48(3):1-6,12. doi:10.3969/j.issn.1671-3168.2023.03.001

HU Zhenhua, ZHANG Qiaoyan. Classification of Major Coniferous Tree Species Based on ASD and Hyperion Hyperspectral Data[J]. Forest Inventory and Planning, 2023, 48(3): 1-6, 12. doi:10.3969/j.issn.1671-3168.2023.03.001

Classification of Major Coniferous Tree Species Based on ASD and Hyperion Hyperspectral Data

HU Zhenhua, ZHANG Qiaoyan

(Zhazuo State-owned Forest Farm, Guiyang 550000, China)

Abstract: Taking Shangri-La City, Yunnan Province as the study area, the spectral data of four coniferous species measured by ASD spectrometer were selected by three band selection methods of continuum removal method, spectral first-order differentiation method and spectral second-order differentiation method to obtain the classification characteristic bands of Hyperion data. The classification methods of maximum likelihood method and support vector machine were used to identify and classify the selected feature bands, and the classification method of spectral angle mapping was used to compare the original image. The results showed that the support vector machine classification method based on ASD data for the first-order spectral band selection scheme had the highest accuracy, with the overall classification accuracy of 81.95% and Kappa coefficient of 0.725 1. The measured spectral data of ASD could effectively guide Hyperion to classify tree species, and the first-order differentiation was more suitable for feature

收稿日期:2022-03-15.

基金项目:贵州省林业科研项目(黔林科合 J 字[2022]21 号;黔林科合 J 字[2021]01 号).

第一作者:胡振华(1991-),男,云南大理人,硕士,工程师.主要从事 3S 技术在林业上的运用研究. Email:1183238478@qq.com

band selection due to data scale and conversion method; compared with traditional mathematical statistics classification methods and spectral feature classification methods, machine learning-based methods such as support vector machine had greater application potential in hyper spectral remote sensing classification.

Key words: forest species identification; ASD data; Hyperion data; feature band selection; support vector machine

对森林树种准确识别分类是开展森林经营和管理的基础,对森林可持续经营具有重要意义^[1]。传统的树种识别调查主要依赖于人工目视判别,存在费时耗力,且很难短时间获取宏观尺度数据等问题^[2-3]。遥感技术因其周期短、探测范围广、可对比等优点,正逐渐成为森林树种识别分类的重要手段。由于多光谱遥感的光谱分辨率低,对于在同一波长范围内反射率光谱曲线比较相近的树种很难进行精确识别^[4-5],而高光谱能对树种在遥感影像上细微的差异进行分析,从而为树种识别研究提供扎实的理论基础^[6-7]。但目前由于高光谱数据波段数量多,邻近波段相关性高,容易产生修斯(Hughes)现象,从而导致分类精度不高^[8],且由于受研究对象、研究地点等因素影响,同一种分类方法在不同研究中的表现也存在较大差异。为此,本研究以高寒山区 4 个常见针叶树种为研究对象,采用 ASD 地面光谱仪实测数据指导 Hyperion 高光谱影像数据特征波段选择,通过最大似然和支持向量机等分类方法,探讨基于实测光谱数据指导 Hyperion 高光谱数据对高寒山区优势树种的识别能力,适用于高寒山区针叶树种识别分类方法,进而为该区域森林经营管理提供相应的决策帮助。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

本研究区位于云南省西北部,香格里拉市中部偏西地区。纵跨格咱乡、建塘镇、五境乡和上江乡 4 个乡镇,区域内森林植被类型主要以寒温性针叶林为主,由亚热带常绿阔叶林植被区向青藏高原高寒植被区过渡。本研究所选取的云杉、冷杉、云南松、高山松为区域内常见的优势树种。

1.2 ASD 非成像高光谱数据

采用美国 Analytical Spectral Devices (ASD) 公司生产的 FieldSpec4 遥感地物波谱仪来获取香格里拉市高山栎、高山松、云冷杉和云南松 4 种树种的叶片光谱反射率数据。FieldSpec4 波谱仪的波段范围为 350~2 500 nm,扫描时间为 100 ms,波长精度 0.5

nm。数据测量时间、获取范围均与 Hyperion 影像数据一致。研究对象为上述 4 个常见树种,采集样本时每种树种选择 10 株林木,每株林木选择 6 组作为样本,即每个树种测 60 组样本,4 个树种共 240 个样本实测数据。

1.3 Hyperion 成像高光谱数据

本研究所用的 Hyperion 数据来源于 USGS (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) 网站,属于 L1R 级数据,时间为 2015 年 11 月。行列号为 132-40。空间分辨率为 30 m,包含 242 个波段,波长范围在 356~2 577 nm 范围。所处位置位于香格里拉森林覆盖率较高区域。云量覆盖为 0%~9%,太阳方位角为 131.642°,太阳高度为 29.436°。

1.4 样地数据获取

由于高光谱影像空间分辨率为 30 m,像元对应实际地物多样,难以准确获得纯树种的像元信息,导致分类精度不高。本研究以 Hyperion 影像数据像元尺度(对应实地面积 900 m²)为标准,在影像所处研究区进行对应面积实际地物的样地数据调查。每个树种至少选择 30 个样地,每个样地的实际面积均大于 30 m×30 m,保证每个样地对应影像尺度大于 1 个像元。共设置 136 个样地点(高山栎 34 个、高山松 31 个、云冷杉 37 个、云南松 34 个)作后续分类的训练样本。

1.5 数据预处理

数据的预处理主要包括 Hyperion 高光谱影像和 ASD 实测光谱数据两个方面。

1.5.1 Hyperion 数据预处理

由于本研究选用的是 Hyperion 的 L1R 级产品数据,即只经过辐射定标,未经过其他预处理的高光谱影像数据,在传感器接收数据过程中会受到地形、大气以及传感器自身等因素的影响,使得获取的图像不准确^[9]。为了使其更好地反应真实地表信息来进行树种识别研究,需要对影像进行预处理分析,包括对数据进行未定标以及水汽影响波段的去除、坏线和条纹的修复、Smile 效应的修复、大气校正、几何校正等^[10-11]。

1.5.2 ASD 实测光谱数据预处理

由于数据的获取是调查员手持 FieldSpec4 野外光谱分析仪进行树木部位光谱信息获取,存在光线和噪声等外部因素和机器或人为等内在因素影响,需对数据进行异常值去除、数据去噪、均值化等处理,使其反射率等采集信息值更适用于图像解译。

2 研究方法

2.1 基于 ASD 数据的 Hyperion 影像特征波段选择

ASD 数据是实地直接获取不同树种叶片尺度的光谱反射信息,能更准确地获得树种的连续光谱曲线特性,从而改善识别精度,对于目前的成像高光谱数据树种识别分类研究而言,仅仅通过影像信息来进行分类方法的探讨远远不足,对 ASD 数据的地物光谱差异信息提取分析,进行成像高光谱数据特征波段指导选择,可以更直接地对不同树种间的差异波段信息进行分析来改善分类精度。

2.1.1 光谱曲线微分法

在 ASD 光谱差异曲线特征研究中,采用微分求导,可以通过数学计算原理,对原有的差异信息进行细微识别,从而准确地对不同地物在波谱曲线上的差异信息进行区分^[12]。更主要的是,对光谱曲线进行求导分析不仅可以去除本身数据带有的基线和背景干扰,还能在波谱曲线上分辨难以区分的重合区域,从而提高分辨率和灵敏度进行有效差异波段选择。本研究基于平滑处理后的光谱均值数据,对其采用目前较为常用的一阶求导、二阶求导变换处理。其计算公式为:

$$d'(R_i) = \frac{R_{i+1} - R_i}{\Delta i} \quad (1)$$

$$d''(R_i) = \frac{d}{d\lambda} \left(\frac{d'(R_i)}{\Delta i} \right) = \frac{R_{i+2} - 2R_{i+1} + R_i}{(\Delta i)^2} \quad (2)$$

式中: $d'(R_i)$ 、 $d''(R_i)$ 分别为一阶、二阶求导微分值; R_i 、 R_{i+1} 、 R_{i+2} 分别为第 i 、 $i+1$ 、 $i+2$ 波段的原始光谱反射率值。

基于上述原理,将数据在 ViewSpecPro 6.0 软件下进行光谱微分变换,通过对其差异值进行分析得到差异波段区间,并在影像预处理的基础上,依据对应波长的原则对 Hyperion 高光谱影像进行特征波段选择(表 1)。

2.1.2 包络线去除法

由于 ASD 原始光谱反射曲线去除包络线后可准确高效地反映地物光谱曲线的吸收特性,其结果

表 1 不同区间所包含的波段

Tab. 1 Bands in different intervals

处理方法	差异区间/nm	对应高光谱影像波段
微分一阶	514~522	17
	717~725	37
	1140~1148	100
	1312~1320	117
	2189~2197	204
	2341~1239	219
	2381~2389	223
	微分二阶	524~532
	687~695	34
	728~736	38
	1110~1118	97
	1150~1158	101
	1332~1340	119
	2280~2288	213
	2331~2339	218

对于植被光谱曲线而言,能有效增强植被的光谱反射特征^[13]。通过对 4 个树种实测光谱均值数据进行包络线去除分析,再将反射率数据归一化到 0~1 范围,并对其进行差异信息提取,得到不同数据差异较大区间,选取差异值较大的区间波段为特征波段(图 1)。

对高山松等 4 个树种包络线去除后的光谱曲线进行分析,选出波段范围在 483~497 nm, 555~563 nm, 636~644 nm, 656~664 nm, 717~725 nm, 1 170~1 178 nm, 1 312~1 320 nm, 1 705~1 713 nm, 1 765~1 773 nm, 2 078~2 086 nm, 2 209~2 217 nm 的波段区间为差异值较大区间,对应的 Hyperion 影像数据波段为 14、21、29、31、37、93、117、156、162、193、206。

2.2 分类方法

目前高光谱影像的分类主要立足于两个角度:(1)基于数理统计变换模型分类方法,也就是目前常说的基于特征维的研究,主要以高光谱图像为随机变量,采用数学统计模型的方法对高光谱多波段数据进行多维度随机向量分类。(2)基于光谱特征分析的分类方法,该类方法主要立足于不同目标地物的光谱特征信息,通过不同的匹配算法或模型对目标地物的特有光谱特性进行匹配比较来完成分类研究。随着高光谱分类研究的日益深入,使得高光谱分类逐步趋向于机器化、数据挖掘化和知识化

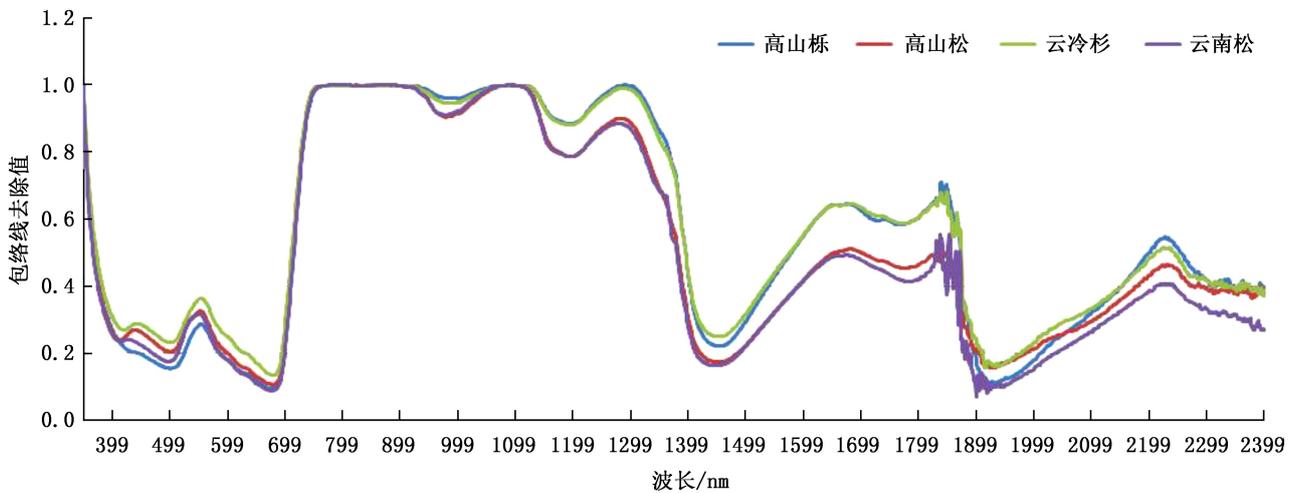


图 1 对 4 个树种包络线去除曲线

Fig. 1 Curve of continuum removal of four species trees

研究^[14-15]。在这些热点研究方法中,神经网络和支持向量机也日趋成熟。基于现有的分类现状和前人的研究基础,本研究从传统影像分类方法中选取基于数理统计特征的最大似然分类法和基于光谱特征的光谱角填图法,以及目前相对分类效果较好的支持向量机法作为本研究的分类方法^[16]。通过不同方案的波段选择和不同角度的分类方法运用来进行树种识别分类结果精度比对,为高光谱影像在高寒地区树种精细识别研究提供新思路。

2.2.1 最大似然法

最大似然法也称极大似然估计法,是数学分类中常说的贝叶斯判别分类,是一种基于统计的分类方法。由著名统计学家罗纳德·费雪提出,是目前应用最为广泛的分类方法^[17-18]。其主要原理是假设所有像元亮度值符合正态区间分布,以训练样本数据计算似然度,通过似然度将其余待区分像元划分到不同的概率区间,最终完成像元分类。该类方法属于基于统计变换的监督分类方法,需要对每一类别目标地物选取一定数量的训练样本,使得计算机有一定的先验知识,再对每种训练样区数据进行信息统计,得到相应的判别标准才能完成分类。本研究的训练样本主要基于样地数据的 136 个实测样地数据对 4 个树种进行分类识别。

2.2.2 支持向量机

支持向量机分类(support vector machine, SVM)是 Corinna Cortes 和 Vapnik 等于 1995 年提出的一种建立在数理统计学基础上的智能学习分类方法^[19]。通过将各个像元值进行统计分析,利用核心函数寻找对不同目标地物具有较大识别能力的支持向量,

依据这些区分向量进行分类器搭建,使得类与类之间可区分间隙达到最大化,从而得到较高的分类效果。其主要核心步骤为:

1)定义最优超平面:先将遥感影像视为多维数据空间,采用线性一元一次方程定义分类超平面,计算所有样本方程到函数的距离间隔,从中寻找到间隔距离最大的样本向量平面即为最优超平面。

2)核函数的选定:支持向量机的分类优势就是通过非线性变换将特征向量变换到一个高维特征空间,而这个变换的核心就是核函数。目前支持向量机的核函数包括多项式核函数、高斯径向基核函数、S 型核函数(Sigmoid)等。由于高斯径向基函数既可以较好地 将影像数据投影到高纬度空间,进而非线性处理类别和最优向量之间的关系实现分类;又可以在较小的参数容量情况下进行分类,从而提高了支持向量机分类的运算速率,故本研究选择高斯径向基函数为核函数开展研究。

2.2.3 光谱角填图法

光谱角填图法是一种基于光谱信息的监督分类方法,将不同光谱数据视为空间向量,通过计算向量夹角原理来进行端元光谱与参考光谱匹配分析。该类方法的主要原理为:充分利用光谱信息来建立端元光谱,并对像元矢量角度进行计算,以夹角大小为划分主要依据^[20]。从原理示意图(图 2)可以看出参照波谱和测试波谱之间的关系。

θ 的大小是像元识别的关键,其取值范围为 0~90,越小或者趋近于 0 时表明二者之间有较好的匹配性,相反越接近于直角,则表明二者之间无很好的相似性。具体计算公式为:

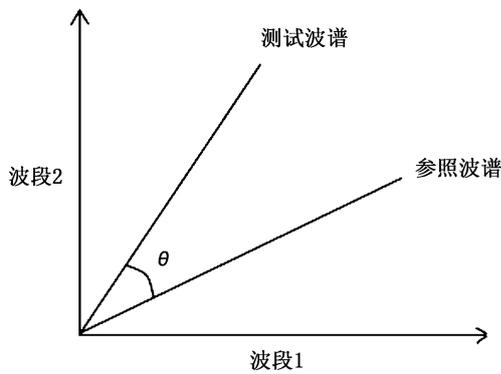


图 2 光谱角填图法示意图

Fig. 2 Illustration of spectral angle mapping method

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{\|\vec{t}\| \cdot \|\vec{r}\|} \right)$$

$$= \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n t_i \cdot r_i}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n t_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n r_i^2 \right)}} \right) \quad (3)$$

式中: t 和 r 分别代表测试波谱和参照波谱向量信息。

依据向量夹角求算原则即可得到上述方程。从计算过程也可以反映出光谱角填图法在影像分类中的优点:即其计算的是向量与向量的角度,因此在分类过程中能有效避免其余因素(光照强度等)的影响。

本研究基于 ENVI 遥感软件对 Hyperion 影像数据进行光谱角填图分类研究。通过最小噪声分类变换(即正反两次 MNF 变换),判定波段区间域是否平稳进行特征波段选择(本研究选取前 15 个波段为特征波段)。其次是 PPI 值的计算,所谓的 PPI 值即为像元纯净指数(pixel purity index),是为了寻找纯净像元而进行的迭代运算。通过对极值像元次数的记录来不断进行像元纯度的提炼,形成其他干扰较少的高纯度像元影像。通过反复实验对比,本研究选择那些 DN 值大于 6 的点作为纯净像元点生成感兴趣区。再次是进行 N 维可视化分析,N 维可视化器通过将高维度散点图投影到二维平面空间,动画进行演示波段进行交互式分析的能力,从而简易科学地进行光谱端元的选择。本研究基于计算后得到的感兴趣区,在可视化散点图中选择散点高度聚集区域得到纯净像原值。通过与实地数据相结合得到本研究 4 个树种的纯净像元值。最后立足于不同树种端元光谱数据的获取,采用光谱角分类原理进行分类,得到最终分类结果。

3 分类评价与结果

3.1 分类精度评价方法

本研究采用混淆矩阵法对上述分类方法进行精度评价,混淆矩阵法是用矩阵形式将分类像元和检验像元信息进行陈列。在矩阵中,每一行的数值代表精度验证样本中某种地物类型的像元数量,每一列中的数值代表在分类结果中某种地物类型的像元值数量,在矩阵中位于对角线上的数值即为每种地物类型被正确分类的像元数量^[21]。本研究将 136 个实地调查数据作为精度验证的地表真实样本数据。对上述不同研究方法得到的遥感分类结果采用混淆矩阵法进行精度评价分析,其主要依赖于以下几个评价指标进行精度验证:

1) 总体分类精度:即正确像元数占总像元数的百分比:

$$R_A = \frac{\sum_{k=1}^n P_{kk}}{P} \quad (4)$$

式中: R_A 为整体分类精度; n 为地物类型数量; P 为总共像元数; P_{kk} 为得到正确分类的像元数,即混淆矩阵中位于对角线上的数值。

2) Kappa 系数:用于验证的地表真实样本像元数之和乘以混淆矩阵中对角线上所有数值之和,再减去各种地类中地表真实样本像元数与该地类中参与分类的像元总数之积之后,再除以地表真实样本像元总数的平方减去各类中地表真实样本像元总数与该类中参与分类像元总数之积。其计算公式为:

$$K = \frac{N \sum_k^x - \sum_k^x k \sum_k^x k}{N^2 - \sum_k^x k \sum_k^x k} \quad (5)$$

式中: K 为 Kappa 系数; N 为地表真实验证样本的像元总数; k 为地物类型数量。 K 系数值越高,分类精度越准确。

3.2 结果

为客观地反映 ASD 地面实测数据对 Hyperion 高光谱影像数据特征分类波段选择的指导性,基于 136 个实测样地训练样本,本研究采用光谱角填图法对 Hyperion 高光谱原始影像进行 4 个树种的分类研究。具体分类结果详见表 2。

为探究不同角度分类方法对特征波段分类结果的差异性,本研究对基于 ASD 实测数据选择的 Hyperion 特征波段分别进行最大似然和支持向量机 2

表 2 原始影像光谱角填图法最终分类结果混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of the image classification results of spectral angle mapping method

原始光谱 角填图	地表真实样本				制图 精度	用户 精度
	高山栎	高山松	云冷杉	云南松		
高山栎	23868	11974	5934	2701	61.25	53.66
高山松	5847	185397	15294	2850	81.76	88.54
云冷杉	4051	9709	154335	2506	80.59	90.47
云南松	2966	6420	6032	24649	73.07	61.52
总计	38969	226750	191510	33733		
总体分类精度:72.08%				Kappa 系数:0.5804		

种方法进行分类。并对其进行分类结果评价,具体结果详见表 3。

表 3 分类结果

Tab. 3 Classification results

波段选择方法	最大似然法		支持向量机	
	总体精度 /%	Kappa 系数	总体精度 /%	Kappa 系数
光谱一阶微分	75.34	0.63	81.95	0.7251
光谱二阶微分	73.21	0.61	76.71	0.6481
包络线去除法	74.17	0.62	77.48	0.6617

通过对上述分类指标结果进行分析,基于 ASD 数据指导后的 Hyperion 特征波段分类结果的精度和 Kappa 系数值均优于基于影像分类的光谱角填图分类方法,且在所有分类方法中,基于支持向量机分类方法比基于最大似然分类方法效果更好,其中一阶微分在该区域对针叶树种的分类结果最佳。

4 结 论

本研究立足于目前高光谱研究在树种识别的现状,以高山栎、高山松、云冷杉和云南松 4 种香格里拉主要针叶树种为研究对象,基于 Hyperion 高光谱影像数据和 ASD 实测数据为数据源,对 ASD 数据进行包络线去除、一阶微分、二阶微分 3 种方法后指导 Hyperion 数据进行分类特征波段选择。最后通过采用最大似然法、支持向量机法、光谱角填图 3 种分类方法进行分类结果探究,得出以下结论:

1) 基于支持向量机分类方法普遍优于最大似然分类方法和光谱角填图法,表明与传统的基于数

理统计分类方法和基于光谱特征分类方法相比,支持向量机法在高光谱遥感分类中具有更大潜力。

2) 对所采用的分类方法结果进行分析,可得出基于 ASD 数据指导的分类特征波段选择方法在分类效果上均优于仅通过 Hyperion 影像特征的光谱角分类方法,表明通过以 ASD 数据进行特征方法处理后指导高光谱影像进行分类特征波段的方式能有效提高研究区内主要针叶树种的分类精度。

3) 对所有的分类方法结果进行分析,可得到基于 ASD 数据的一阶微分波段选择方案的支持向量机分类方法精度最高,识别效果最好。表明对 ASD 实测数据进行一阶变换后,所反映的树种差异波长区间较为准确,对树种区分效果最好。也反映出二阶微分与包络线去除方法在波长尺度上分类过于精细与对应影像波长存在一定偏差。

参考文献:

- [1] SHANG X, CHISHOLM L A. Classification of Australian native forest species using hyperspectral remote sensing and machine learning classification algorithms [C]//IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(6): 2481-2489.
- [2] 李华玉, 陈永富, 陈巧, 等. 基于遥感技术的森林树种识别研究进展[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(6): 220-229.
- [3] 吕晶, 金日, 朱卫红, 等. 基于遥感技术的森林树种精细分类研究进展与展望[J]. 延边大学农学学报, 2022, 44(4): 17-23.
- [4] 赵磊. 基于高光谱遥感数据的森林树种分类关键技术研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2021.
- [5] 张丽云. 基于高光谱遥感数据的森林树种分类[D]. 北京: 北京林业大学, 2016.
- [6] 栗旭升, 李虎, 陈冬花, 等. 联合 GF-5 与 GF-6 卫星数据的多分类器组合亚热带树种识别[J]. 林业科学, 2020, 56(10): 93-104.
- [7] 樊雪, 刘清旺, 谭炳香. 基于机载 PHI 高光谱数据的森林优势树种分类研究[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(2): 110-116.
- [8] 吴艳双, 张晓丽. 结合多尺度纹理特征的高光谱影像面向对象树种分类[J]. 北京林业大学学报, 2020, 42(6): 91-101.
- [9] 谭炳香, 李增元, 陈尔学, 等. EO-1 Hyperion 高光谱数据的预处理[J]. 遥感信息, 2005(6): 36-41.
- [10] 张雨晨, 张廷斌, 易桂花, 等. 高光谱遥感影像的 FLAASH 模块大气校正与评价[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(10): 38-40.

(下转第 12 页)

来勾绘面积。通过借助汽车、摩托车等交通工具,快速记录地块拐点坐标信息,可有效提高野外工作效率,降低劳动成本。内业工作时可利用明显的地标地物作为参考,在计算机平台修补勾绘图形,再通过 ArcGIS 软件计算即可得到地块面积。对于地块面积较小,周围无明显边界的复杂地形地块测量精度无保障。

3) 当造林地块位置相对集中,地形较为复杂,外业人员工作强度大,测量精度难以保障时,可利用无人机技术航拍测量,将大量外业工作转变成内业工作,从而提高测量精度,增加工作效率,降低外业人员劳动强度。航拍影像成果可广泛用于下一步成果入库、展示和宣传。大规模绿化造林验收时,可先使用固定翼无人机进行全面航拍,内业勾绘后开展现地核实工作,遇到地块变更、跨界时可使用小型旋翼无人机航拍作为补充,验收方法灵活、快捷。

参考文献:

[1] 徐超. 张家口地区复杂地形冬季山谷风特征观测分析[J]. 低碳世界, 2019, 9(12): 297-298.

[2] 赵学荣, 傅文华, 杨李军. 罗盘仪闭合导线测量确定退耕地面积的新方法[J]. 林业实用技术, 2003(11): 17-18.

[3] 吴文友, 刘培超. 手持 GPS 测量林地面积的应用[J]. 东北林业大学学报, 2011, 39(1): 69-71.

[4] 张冲. 浅谈奥维互动地图在实际测量中的应用[J]. 大科技, 2018(27): 233.

[5] 马宇晓, 高向峰, 杨旭超, 等. 《奥维互动地图》交叉定位坐标的精度分析[J]. 科学技术创新, 2019(32): 124-125.

[6] 张军国, 闫浩, 胡春鹤, 等. 无人机在林业中的应用及前景展望[J]. 林业工程学报, 2019, 4(1): 15-23.

责任编辑: 许易琦

(上接第 6 页)

[11] DATT B, MCVICAR T R, VAN NEIL T G, et al. Preprocessing EO-1 Hyperion hyperspectral data to support the application of agricultural indexes[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(6): 1246-1259.

[12] 陈尔学, 李增元, 谭炳香, 等. 高光谱数据森林类型统计模式识别方法比较评价[J]. 林业科学, 2007, 43(1): 84-89.

[13] KOKALY R F, CLARK R N. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression[J]. Remote Sensing of Environment, 1999, 67(3): 267-287.

[14] 陈尔学, 李增元, 谭炳香, 等. 高光谱数据森林类型统计模式识别方法比较评价[J]. 林业科学, 2007, 43(1): 84-89.

[15] 王璐, 范文义. 基于高光谱遥感数据的森林优势树种组织识别[J]. 东北林业大学学报, 2015, 43(5): 134-137.

[16] 侯逸晨, 赵鹏祥, 杨伟志, 等. 基于 SVM 的资源三号影像林地分类及精度评价研究[J]. 西北林学院学报, 2016, 31(1): 180-185.

[17] BENEDIKTSSO J A, SWAIN P, ESROY O K. Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28: 540-542.

[18] EDIRIWICKREMA J, KHORRAM S. Hierarchical maximum-likelihood classification for improved accuracies[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(4): 810-836.

[19] VAPNIK V, LEVIN E, LE C Y. Measuring the VC dimension of a learning machine[J]. Neural Computation, 1994, 6(5): 851-876.

[20] 李明泽, 张培赢. 基于 SAM 算法的遥感影像湿地植被分类[J]. 森林工程, 2015, 31(2): 8-13.

[21] 任冲, 鞠洪波, 张怀清, 等. 多源数据林地类型的精细分类方法[J]. 林业科学, 2016, 52(6): 54-65.

责任编辑: 许易琦