引文格式：胡娜,曹原野,何勇,等. 利用无人机多光谱影像分类电力廊道树种[J]. 地理空间信息, 2024, 22(5): 70-73. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.05.014

利用无人机多光谱影像分类电力廊道树种

胡　娜[1]，曹原野[2]，何　勇[3]，陈启浩[2]，原瀚杰[3]，董丽梦[3]，刘修国[2]
（1. 武汉智图云起科技有限公司，湖北 武汉 430074；2. 中国地质大学（武汉） 地理与信息工程学院，湖北 武汉 430074；
3. 广东电网有限责任公司肇庆供电局，广东 肇庆 526060）

摘　要：竹子和桉树由于长势快、冠层高成为高压输电线路在植被茂密区面临的主要树障威胁之一，因此识别竹子和桉树是早期树障预警的关键。基于多旋翼无人机获取高压输电走廊区域的多光谱影像，充分利用红边波段优势提取光谱特征和植被指数特征；再结合随机森林（RF）算法进行植被指数特征优选；最后对比最大似然和支持向量机分类方法。基于RF的特征优选不仅能降低特征变量维度，而且能保持原有的分类精度，从而提高分类效率。

关键词：树种识别；无人机多光谱影像；红边波段；植被指数；RF
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）05-0070-04

Tree Species Classification in Power Corridor Using UAV Multi-spectral Images

HU Na[1], CAO Yuanye[2], HE Yong[3], CHEN Qihao[2], YUAN Hanjie[3], DONG limeng[3], LIU Xiuguo[2]
(1. Wuhan Zhitu Yunqi Technology Co., Ltd., Wuhan 430074, China;
2. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
3. Zhaoqing Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Zhaoqing 526060, China)

Abstract: Bamboo and eucalyptus have become one of the main tree barrier threats faced by high-voltage transmission lines in densely vegetated areas due to their fast growth and high canopy. The identification of bamboo and eucalyptus is the key to early tree barrier warning. We used the multi-rotor UAV to obtain the multi-spectral images of high-voltage transmission corridor area, and made full use of the advantages of red edge band to extract the spectral features and vegetation index features at first. And then, we used the random forest (RF) algorithm to optimize the vegetation index features. Finally, we compared the maximum likelihood and support vector machine classification methods. Feature optimization based on RF can not only reduce the dimension of feature variables, but also maintain the original classification accuracy, so as to improve the efficiency of classification.

Key words: tree species identificaion, UAV multi-spectral image, red edge band, vegetation index, RF

树障是高压输电线路在植被茂密区面临的主要安全威胁之一。长势快、冠层高的树种是主要的树障威胁对象，因此识别主要树障树种的生长区域是早期树障风险预警的关键[1]。无人机作为电力线路巡检的新方式，可搭载多光谱相机灵活获取线路走廊的可见光影像，具有效率高、不受地形影响、分辨率高等优势，已逐渐应用于林地分类中[1]。机器学习算法在已有树种分类研究中表现出卓越性能，如Varin M[2]等利用SVM、CART、RF、k-NN和LDA五种机器学习算法对加拿大魁北克西南部的一处阔叶林进行树种分类，分类精度在90%以上；Deur M[3]等采用随机森林（RF）和支持向量机（SVM）两种机器学习算法对克罗地亚一处混交落叶林进行树种分类，分类精度分别为95%和92%；Shang X[4]等在对澳大利亚新南威尔士州一处林地进行分类时，对比参数机器学习和非参数机器学习算法发现，非参数机器学习算法的识别精度优于参数机器学习算法，其中RF分类精度最高，达到94.7%。RF算法具有分类精度高、运算速度快、对噪声容忍度较高等特点[5]，但特征选择对其分类精度具有较大影响，丰富的遥感特征可在一定程度上提高分类精度，但特征过多易出现信息冗余、处理效率低等问题[6]。因此，识别有效分类特征对提高树种识别效率和精度具有重要意义。本文采用广东省肇庆市广宁县高压输电走廊的无人机多光谱影像识别构成树障威胁的主要树种——竹子和桉树；再利用光谱特征和植被指数，采用特征优选和RF算法识别竹子和桉

收稿日期：2023-03-06。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41771467）；南方电网公司科技资助项目（031200KK52190099、GDKJXM20198220）。
第一作者简介：胡娜（1980—），硕士，高级工程师，主要从事空间信息智能分析以及相关应用工作，E-mail：4789166@qq.com。

树，探索树种识别的最佳特征组合，以提高树种识别精度，为研究区早期树障预警工作提供参考。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

广宁县位于广东省肇庆市中西部，本文以广宁县一处220 kV高压输电走廊为研究区（图1），区域主要树种为竹子、桉树和低矮灌木。为确保输电线路的安全运作，要求输电走廊树高应低于8.5 m，而桉树和竹子最大生长高度大于10 m，因此成为产生树障威胁的主要树种。

1.2　数据来源

1）无人机数据与预处理。本文采用大疆多旋翼无人机平台搭载MS600多光谱相机，空间分辨率为15 cm。其中蓝光（B1）、绿光（B2）、红光（B3）、红边波段1（B4）、红边波段2（B5）、近红外波段（B6）的中心波长分别为450 mm、555 mm、660 mm、720 mm、750 mm和840 mm。利用第三方软件对无人机影像进行预处理，得到研究区的数字正射影像。

2）样本数据。根据研究区地表覆盖现状和研究目的，本文将研究区地类分为竹子、桉树、其他林地、草地、建设用地、裸地和水体7个类别。根据实地调查数据和目视解译，选取各地类样本，其中70%用作训练样本、30%用作验证样本（表1），样本均匀分布在整个研究区内。

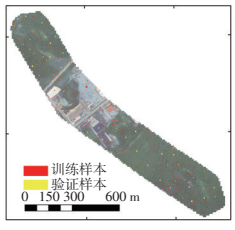


图1　研究区与样本分布

表1　各类样本数量

类别	训练样本数	验证样本数
竹子	34	15
桉树	11	7
其他林地	45	17
草地	19	10
建设用地	33	14
裸地	40	14
水体	10	6

2　研究方法

2.1　分类方案设计

基于无人机多光谱影像，本文设计了4种分类方案：①蓝、绿、红和近红外4个光谱波段；②全部光谱波段；③光谱波段加上8个植被指数特征（表2、3）；④光谱波段加上筛选后的4个植被指数特征。再分别利用SVM、最大似然（MLC）和RF三种分类方式进行分类，进而分析红边波段和植被指数对树种识别精度的影响。

2.2　特征提取

2.2.1　光谱特征

统计各地类样本各波段的均值（图2），可以看出，植被类型与非植被类型的光谱反射率曲线差异明显；草地与竹子、桉树、其他林地在B2、B4、B5和B6波段较易区分；其他林地与桉树在B3、B4较易区分，而与竹子在B5、B6波段较易区分；竹子与桉树在B2、B5和B6波段较易区分。

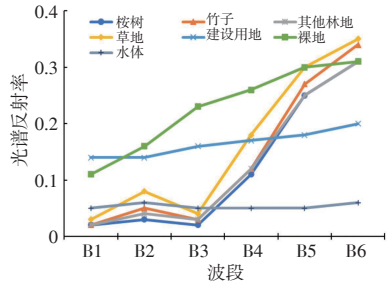


图2　不同地类光谱特征曲线

2.2.2　特征构建

首先将无人机影像的6个波段作为光谱特征；再选取归一化差值植被指数（NDVI）、增强型植被指数（EVI）、比值植被指数（RVI）和差值植被指数（DVI）4种具有代表性的植被指数（表2[7-10]）；最后由于桉树和竹子生长速度快，在红边波段与其他地物存在较明显的差异，因此选取了4种红边植被指数（表3[11-13]）。

表2　植被指数描述

描述	公式
NDVI	(B6−B3)/(B6+B3)
EVI	2.5×(B6−B3)/(B6+6×B3−7.5×B1+1)
RVI	B6/B3
DVI	B6−B3

表3　红边植被指数描述

描述	公式
NDRE	(B5−B4)/(B5+B4)
NDRE1	(B6−B4)/(B6+B4)
NDRE2	(B6−B5)/(B6+B5)
MTCI	(B5−B4)/(B4−B3)

2.3　RF分类器

RF是由Breiman L提出的一种基于Bagging的集成分类器[14]，利用自助重采样技术和节点随机分裂技术

构建多棵完全生长的决策树，并以这些决策树输出类别的众数作为分类结果。RF引入了随机选择样本和特征进行训练两个随机过程。构建决策树时，每棵决策树的训练集会从训练集中有放回地随机抽取，由1/3样本构成袋外（OOB）数据，计算特征的重要性[6]。本文采用德国环境制图与分析计划项目组开发的EnMAP-BOX工具中的RF算法，选取100棵决策树，将总特征数量的算术平方根作为抽取的特征数。

2.4 基于RF的特征重要性评估

采用基于OOB数据的RF算法计算植被指数的重要性，对每个特征添加噪声，并利用OOB数据预测添加噪声前后特征的分类正确率。特征的重要性由 N 棵决策树的平均精度下降量表示，精度下降量越大，则该特征的重要性越高。

$$VI(k)=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(p_t^k-p_t^{k'})$$

式中，VI 为特征重要性；k 为第 k 个特征；N 为决策树总数；t 为第 t 棵决策树；p_t^k、$p_t^{k'}$ 分别为第 t 棵决策树上任意特征加入噪声前、后的分类精度。

2.5 分类精度评价

混淆矩阵是一种常用的精度验证方式，其每列数值代表实际地类像素被分为该类的数量，每行数值代表被分为该类像素在各类别下的数量。为对比不同特征组合的分类结果，本文利用混淆矩阵计算得到总体精度（*OA*）、Kappa系数、生产者精度（*PA*）和用户精度（*UA*），以评价分类精度。

3 研究结果与分析

3.1 基于RF的植被指数特征优选

为定量评估各植被指数特征在分类中的重要性、优化植被指数特征组合，本文采用RF算法进行特征优选。基于OOB数据的植被指数特征重要性得分见图3，分值越高，说明该特征对分类结果的贡献率越大，本文选取排名前4位的植被指数特征作为优选植被指数特征。

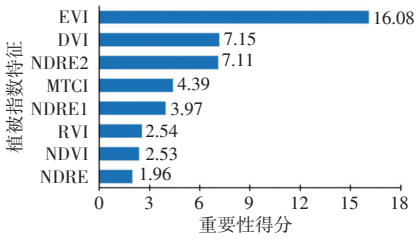


图3 植被指数特征重要性得分

3.2 不同分类器效果对比

本文根据特征重要性设计了4种分类方案，利用RF方法对影像进行分类，无人机影像的分类结果见图4，可以看出，4种方案均能准确识别植被与非植被地类，植被之间边界清晰，竹子分布范围最广，桉树主要分布在研究区东南方向；在地类内部，方案1成片林地内部误分现象较严重，竹林和桉树林内部噪声明显，方案2~4加入红边波段和植被指数后，地类内部噪声和误分现象减少。

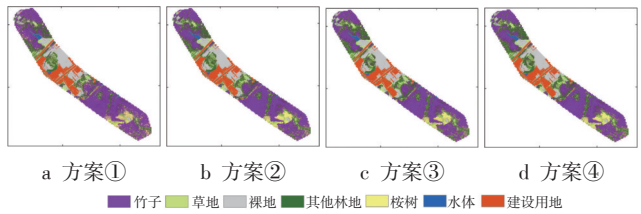


图4 不同特征随机森林分类结果

方案④不同分类方法的对比结果见图5，可以看出，3种方法均能区分7种地类；在桉树和竹子的分类中，SVM和MLC在影像中部存在其他林地被误分为竹子的情况，SVM和MLC均在右下角桉树分布区域出现了桉树与其他林地的误分。

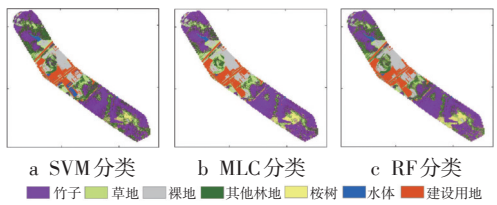


图5 不同分类方式分类结果

3.3 分类结果精度评价

方案④的分类精度评估结果见表4，可以看出，RF分类的精度最高，*OA*为90.11%，且研究区所有植被的 *PA* 和 *UA* 都在80%以上，竹子和桉树的 *PA* 与 *UA* 均达到85%以上。不同方案的精度对比见表5，可以看出，方案②比方案①的 *OA* 提高了6.46%，Kappa系数提高了0.078 4，说明引入红边波段后分类精度有了大幅提升；方案③、④在加入植被指数后比方案②的 *OA* 分别提高了1.41%和2.13%，Kappa系数分别提

表4 不同分类器精度比较/%

地类	SVM		RF		MLC	
	UA	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*
竹子	77.30	77.12	85.78	86.44	70.42	86.03
桉树	88.64	79.02	87.1	87.39	70.00	94.52
其他林地	79.72	79.72	85.08	85.9	86.63	56.02
草地	96.93	97.26	97.67	92.01	83.71	94.30
建设用地	84.43	74.57	96.24	95.75	98.02	98.64
裸地	89.29	87.64	96.23	99.51	98.90	99.73
水体	69.27	99.44	99.94	88.97	99.94	93.65

注：SVM、RF、MLC方法的 *OA* 分别为81.70%、90.11%和83.47%；Kappa系数分别为0.775 7、0.878 5和0.799 5。

高了0.017 1和0.026，方案④的分类精度高于方案③，说明优选植被指数特征可提高分类精度；对于竹子和桉树引入红边波段和优选植被指数后，竹子的*UA*和*PA*分别提高了11.63%和9.54%；桉树的*UA*和*PA*分别提高了25.78%和9.2%，说明红边波段和优选植被指数可显著提高竹子和桉树的分类精度。

表5　不同方案分类精度比较/%

地类	方案①		方案②		方案③		方案④	
	UA	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*
竹子	74.15	76.9	84.34	86.33	85.52	85.03	85.78	86.44
桉树	61.32	78.19	83.84	88.54	85.53	86.01	87.1	87.39
其他林地	80.1	72.55	84.74	83.3	83.97	85.97	85.08	85.90
草地	93.33	84.03	95.37	90.31	97.91	91.50	97.67	92.01
建设用地	94.88	88.42	95.77	87.02	96.74	93.55	96.24	95.75
裸地	90.4	98.31	89.59	98.33	94.7	99.34	96.23	99.51
水体	99.17	86.24	98.44	88.08	98.79	90.97	99.94	88.97

注：方案①~④的*OA*依次为81.52%、87.98%、89.39%和90.11%；Kappa系数分别为0.774 1、0.852 5、0.869 6和0.878 5。

4　结　语

本文利用广东省肇庆市广宁县高压输电走廊的无人机多光谱影像进行树种分类，得到以下结论：

1）RF分类精度最高，是最适合研究区树种分类的提取方法。

2）采用优选植被指数的分类精度最高，表明红边波段和植被指数能有效提高竹子和桉树的识别精度。

3）采用优选植被指数的分类精度更高，说明RF特征优选可有效选出对地物分类较重要的特征，从而提高分类的效率。

本文的不足之处在于未引入其他特征参与分类以及未定量分析特征数量与分类精度的关系。

参考文献

[1] 隋宇，宁平凡，牛萍娟，等. 面向架空输电线路的挂载无人机电力巡检技术研究综述[J]. 电网技术，2021，45(9)：3 636-3 648

[2] Varin M，Chalghaf B，Joanisse G. Object-based Approach Using very High Spatial Resolution 16-Band WorldView-3 and LiDAR Data for Tree Species Classification in a Broadleaf Forest in Quebec，Canada[J]. Remote Sensing，2020，12(18)：3 092

[3] Deur M，Gašparović M，Balenović I. Tree Species Classification in Mixed Deciduous Forests Using very High Spatial Resolution Satellite Imagery and Machine Learning Methods[J]. Remote Sensing，2020，12(23)：3 926

[4] Shang X，Chisholm L A. Classification of Australian Native Forest Species Using Hyperspectral Remote Sensing and Machine Learning Classification Algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2014，7(6)：2 481-2 489

[5] 林娜，王伟，王斌. 基于随机森林和Landsat8 OLI影像的脐橙果园种植信息提取[J]. 地理空间信息，2021，19(11)：96-100

[6] 方匡南，吴见彬，朱建平，等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛，2011，26(3)：32-38

[7] Compton J T. Red and Photographic Infrared Inear Combinations for Monitoring Vegetation[J]. Remote Sensing of Environment，1979，8(2)：127-150

[8] Huete A，Didan K，Miura T，et al. Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices[J]. Remote Sensing of Environment，2002，83(1)：195-213

[9] Jordan C F. Derivation of Leaf-area Index from Quality of Light on the Forest Floor[J]. Ecology，1969，50(4)：663-666

[10] Richardson A J，Wiegand C L. Distinguishing Vegetation from Soil Background Information[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing，1977，43(12)：1 541-1 552

[11] Clevers J G P W，Gitelson A A. Remote Estimation of Crop and Grass Chlorophyll and Nitrogen Content Using Red-edge Bands on Sentinel-2 and -3[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation，2013，23：344-351

[12] Gitelson A，Merzlyak M N. Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of Aesculus Hippocastanum L. and Acer Platanoides L. Leaves. Spectral Features and Relation to Chlorophyll Estimation[J]. Journal of Plant Physiology，1994，143(3)：286-292

[13] Dash J，Curran P J. The MERIS Terrestrial Chlorophyll Index[J]. International Journal of Remote Sensing，2004，25(23)：5 403-5 413

[14] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning，2001，45(1)：157-176