

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0069-05

# 输电走廊多植被地区典型树木种类智能识别方法

邓凯锋, 蒲 阳

(贵州电网有限责任公司智能作业中心, 贵州 贵阳 550001)

**摘要:** 输电走廊周围具有密集的树木, 树木之间会互相遮挡和重叠, 导致遥感图像中树木的边界模糊不清, 增加了识别难度。为此, 研究一种输电走廊多植被地区典型树木种类智能识别方法。借助无人机遥感系统采集输电走廊多植被地区的遥感图像并实施预处理。对无人机遥感图像进行单木分割, 针对每个单木区域, 提取光谱特征、纹理特征两种, 构建出一个多维度的特征空间, 输入到 AdaBoost. M1 算法构建的强分类器中, 实现典型树木种类智能识别。实验结果表明, 所研究方法识别出研究区共有树种 9 类, 其中西南桦和银杏占比较多, 证明了方法的可应用性。所研究方法的 Kappa 系数最高, 为 0.858, 表明所研究方法在树木种类智能识别方面具有较高的准确性。

**关键词:** 输电走廊; 多植被地区; 典型树木种类; 智能识别方法

中图分类号: TP391.413

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0069-05

## Intelligent recognition method of typical tree species in multi-vegetation area of transmission corridor

DENG Kaifeng, PU Yang

(Guizhou Power Grid Limited Liability Company Intelligent Operation Center, Guiyang 550001, Guizhou, China)

**Abstract:** There are dense trees around the power transmission corridor, which can obstruct and overlap with each other, resulting in blurred boundaries of trees in remote sensing images and increasing recognition difficulty. To this end, a method for intelligent identification of typical tree species in multi-vegetation areas of power transmission corridors is studied. It utilizes unmanned aerial vehicle remote sensing system to collect remote sensing images of multi-vegetation areas in the power transmission corridor and implement preprocessing. It performs single tree segmentation on drone remote sensing images, extracts spectral and texture features for each single tree area, and constructs a multi-dimensional feature space, which is input into AdaBoost. In the strong classifier constructed by the M1 algorithm, intelligent recognition of typical tree species is achieved. The experimental results show that the research method identified a total of 9 tree species in the study area, with the majority being *Betula platyphylla* and *Ginkgo biloba*, demonstrating the applicability of the method. The Kappa coefficient of the studied method is the highest, at 0.858, indicating that the method has high accuracy in intelligent recognition of tree species.

**Keywords:** transmission corridor; vegetated areas; typical tree species; intelligent recognition methods

输电线路作为电力系统的主动脉, 承担着将清洁、可再生能源从偏远地区输送到需求中心的重要任务。然而, 在输电走廊周围通常存在大量的树木, 这给输电线路的运维管理带来了挑战。为了有效识别、定位和分类这些树木, 以便采取相应的措施, 使用智能技术进行典型树木种类的识别变得越来越重要<sup>[1]</sup>。然而, 密集的树木使得树木之间互相遮挡和重叠, 导致遥感图像中树木的边界模糊不清, 增加了识别难度。为了准确识别不同的树木种类, 需要针对这一难点开展研究, 提出相应的解决方案。

Pan X 等<sup>[2]</sup>开发了一个双分支 CNN 框架, 同时提取短波长近红外光谱和 RGB 图像特征, 在全连接层融合这

两种特征, 通过分类器进行树种识别。在树种识别任务中, 不同树种的样本数量可能存在严重不平衡, 这可能导致模型识别鲁棒性较差。Hou J 等<sup>[3]</sup>提出了一种基于空心金字塔注意力组合网络的遥感影像森林树种分类方法。在 ResNet-50 网络的 7×7 卷积和第一个残差块的第一层之间引入一个浅层多尺度空洞融合模块, 该模块使用扩张卷积来实现不同的感受野, 随后为了在增强深层特征识别能力的同时最小化网络参数和计算工作量, 将 ResNet-50 微分的最后一个残差块替换为 Maxpool Avgpool Fusion 模块, 分类过程以 Softmax 分类器结束。当面对不同环境条件(如光照变化、季节变化等)或树种变异时, 模型的适应

收稿日期: 2024-06-30; 录用日期: 2024-07-15

基金项目: 贵州电网有限责任公司智能作业中心科技项目(066600KK52222142)

作者简介: 邓凯锋(1995—), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 智能输电、输电运行大数据分析等。

引用本文: 邓凯锋, 蒲阳. 输电走廊多植被地区典型树木种类智能识别方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 69-73. (DENG Kaifeng, PU Yang. Intelligent recognition method of typical tree species in multi-vegetation area of transmission corridor[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 69-73.)

性和鲁棒性会相对下降。杨森等<sup>[4]</sup>以福建省福州三江口公园为研究区,采集研究区内树木图像,从中提取树高、冠高、冠幅等特征参数,组合多个异质分类器,构成多层次强分类器,实现树种分类。该方法中单目视觉提供的信息有限,可能难以提取到足够区分不同树种的特征,尤其是当树种之间外观相似或存在重叠时,特征提取变得更加困难。陈健昌等<sup>[5]</sup>以河北省塞罕坝机械林场为例,采集激光雷达图像,对其进行单木分割以及下采样处理,输入到深度学习模型当中,实现树木识别。激光点云数据的维度和规模较大,对计算资源和算法效率要求较高。

针对前人研究的不足,提出一种输电走廊多植被地区典型树木种类的智能识别方法,通过利用先进的计算机视觉和改进后的机器学习技术,实现对输电走廊沿线多种植被中典型树木种类的自动、高效和准确识别,旨在解决传统的人工巡视和识别方法效率低下、易受主观因素影响等问题,提高输电走廊植被管理的智能化和自动化水平。

## 1 遥感图像预处理

在面对输电走廊周围密集树木、树木遮挡重叠导致遥感图像中树木边界模糊不清等识别难点的情况下,传统的图像处理和树木识别方法往往面临识别精度低、耗时长、容易受到背景干扰等问题<sup>[6]</sup>。针对这些难点,借助无人机遥感系统采集遥感图像并进行高效分析,可以提供一种更有效的解决方案<sup>[7-8]</sup>。该方法不仅提供清晰细致的图像,还用多角度观测减少遮挡和重叠影响,实时监测植被状态变化。

预处理是确保后续图像分析与解译准确性的关键步骤,其中辐射定标消除设备误差,大气校正几何校正去除噪声畸变,而无人机遥感图像拼接则整合多图像提供更全面信息,有助于更具准确性地观察及分析地表植被情况与变化趋势。这些操作通过提升数据质量与准确性,进一步促进了输电走廊植被管理与智能树木识别技术的发展与应用。

### 1) 辐射定标

辐射定标是消除遥感设备本身的误差<sup>[9-10]</sup>。计算公式为

$$A = G \cdot C + O \quad (1)$$

式中, $A$ 是辐射亮度; $G$ 是定标增益; $C$ 是遥感传感器的输出值; $O$ 是定标偏移量。

### 2) 大气校正和几何校正

大气校正方法是指通过计算和分析遥感影像的大气影响,修正遥感影像的像素值,以获得更准确的地表覆盖信息和遥感数据的方法<sup>[11]</sup>。波段对比法是利用不同波段之间的差异来识别大气影响,并通过计算不同波段之间的差异来校正大气影响。

几何校正的目的是处理几何畸变。几何畸变可以来源于传感器的姿态和位置误差、地球曲率和大气折射等因素。几何校正通常包括两个步骤:图像配准和重采样。图像配准是通过选择地面控制点或使用已有的地理参考信息,将图像与地理坐标系统对齐。重采样则是根据配准后

的地理坐标信息,对原始图像进行重新采样和插值,生成具有正确地理坐标的新图像。

### 3) 无人机遥感图像拼接

无人机遥感图像拼接是将多幅无人机遥感图像拼接成一幅更大范围的、无缝连接的图像的过程<sup>[12]</sup>。首先,选取两幅待拼接遥感图像,利用 SURF 算法检测特征点,然后通过下述公式进行特征点匹配。

$$a = A\sqrt{(x_o - x_i)^2 + (y_o - y_i)^2} \quad (2)$$

式中, $a$ 是参考图像中某一特征点 $o$ 的坐标 $(x_o, y_o)$ 与待拼接图像中的第 $i$ 个特征点之间的距离。

根据特征点匹配结果确定重叠区域。拼接缝通常位于这个重叠区域的中心。对于重叠区域内的每个像素,根据其到拼接缝的距离计算权重。距离拼接缝越近的像素,其权重变化越剧烈;距离越远的像素,权重越稳定。然后,利用加权平均法进行图像融合,生成拼接图像。

$$d_{(x,y)} = \begin{cases} g^1_{(x,y)}, & (x,y) \in g^1 \\ g^2_{(x,y)}, & (x,y) \in g^2 \\ a(v^1g^1_{(x,y)} + v^2g^2_{(x,y)}), & (x,y) \in g^1 \cap g^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $v^1, v^2$ 两幅图像重叠部分对应像素值的权值; $d_{(x,y)}$ 代表融合后的图像在 $(x,y)$ 处的像素灰度值; $g^1_{(x,y)}, g^2_{(x,y)}$ 待融合两幅图像重叠部分在 $(x,y)$ 处的像素灰度值。

通过将多幅无人机遥感图像拼接成一幅大范围的图像,可以更方便地观察和分析地表的变化和趋势。同时,拼接后的图像也可以提供更丰富的信息和细节,有助于提高遥感的准确性和可靠性。

## 2 输电走廊多植被地区遥感图像特征提取

在面对输电走廊周围密集树木、树木遮挡重叠的难点问题,传统的图像处理方法在树木分割过程中常常面临树冠边界模糊、背景干扰等挑战,导致分割结果不准确。为应对这些难点,对预处理后的无人机遥感图像采用单木分割。单木分割是指将遥感图像中的树冠区域从背景中分割出来,形成独立的树冠对象,以便进行后续的特征提取和分析<sup>[13]</sup>。采用一种基于阈值的方法进行分割,具体过程如图1所示。

针对分割的每个单木区域,提取其特征。

1) 在遥感图像分类中,光谱特征是非常关键的信息源,尤其是对于区分不同地表覆盖类型(如植被、水体、裸土等)来说。RGB波段是遥感图像中最常用的波段之一,分别代表红、绿、蓝3个颜色通道,它们对应于可见光范围内的不同波长<sup>[14]</sup>。基于此,提取3种可见光植被指数作为光谱特征,即

$$NGBDI = \frac{h_g - h_b}{h_g + h_b} \quad (4)$$

$$NGRDI = \frac{h_g - h_r}{h_g + h_r} \quad (5)$$

$$ExG = 2h_g - h_r - h_b \quad (6)$$

式中,  $h_r, h_g, h_b$  代表红色波段、绿色波段、蓝色波段的反射率。

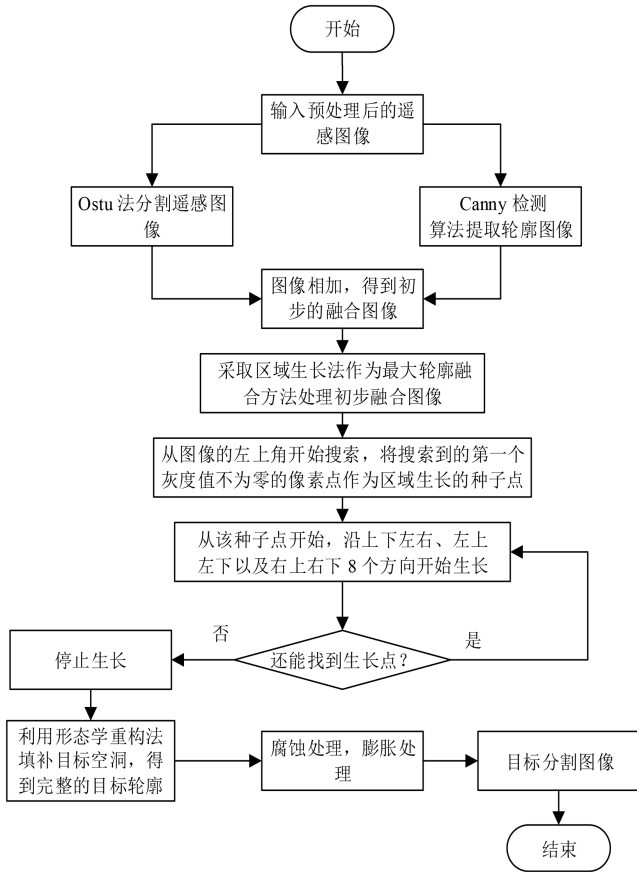


图1 基于阈值的单木分割流程

Fig. 1 Process of single wood segmentation based on threshold  
2) 纹理特征

树木遥感图像的纹理特征是指图像中树木所呈现出的特定纹理模式或结构。在树木遥感图像中,不同树种或不同生长状态的树木可能呈现出不同的纹理特征。例如,针叶树的树冠可能呈现出较为密集的纹理,而阔叶树的树冠则可能呈现出较为稀疏的纹理<sup>[15]</sup>。此外,不同季节或不同生长阶段的树木也可能呈现出不同的纹理特征。利用灰度共生矩阵来计算树木遥感图像纹理值。灰度共生矩阵记为  $S(i, j, D, \theta)$ ,  $D$  是  $i, j$  初始像素点和结尾像素点之间的距离;  $\theta$  是同坐标横轴形成的夹角。基于灰度共生矩阵  $S(i, j, D, \theta)$  计算如下特征值为

角二阶矩  $T_1$  计算公式为

$$T_1 = d_{(x,y)} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L S^2(i, j, D, \theta) \quad (7)$$

式中,  $L$  是灰度级。

逆差矩  $T_2$  计算公式为

$$T_2 = d_{(x,y)} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{S(i, j, D, \theta)}{1 + (i - j)^2} \quad (8)$$

熵  $T_3$  计算公式为

$$T_3 = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L S(i, j, D, \theta) \lg S(i, j, D, \theta) \quad (9)$$

结合光谱特征、纹理特征,构建出一个多维度的特征空间,以用于遥感图像中树木的分类。

### 3 典型树木种类智能识别

在面对输电走廊周围密集树木、树木遮挡重叠等识别难点问题,典型树木种类智能识别成为研究的最后一步。使用 AdaBoost. M1 算法构建分类器,旨在解决多种树木种类的智能识别难题<sup>[16]</sup>。对于多分类问题,AdaBoost. M1 需要进行一些修改以适应算法需求。通过前文对无人机遥感图像进行单木分割,成功提取出独立的树冠对象后,将这些独立的树冠对象用作输入数据,结合 AdaBoost. M1 算法进行多分类任务,能够有效克服原始图像中树木边界模糊、背景干扰等问题,提高树木种类识别的精度和准确性。AdaBoost. M1 的修改具体过程如下。

**步骤 1** 使用训练样本的光谱特征、纹理特征,构建出一个多维度的特征空间  $X = (NGBDI, NGRDI, ExG, T_1, T_2, T_3)$ , 结合对应的树木种类标签  $P$ , 构成训练样本  $Q = \{(X_1, P_1), (X_2, P_2), \dots, (X_N, P_N)\}$ , 用于训练分类器,进行遥感图像的分类。

**步骤 2** 对  $N$  个训练样本权重进行初始化。

$$w_i = \frac{1}{N} \quad (10)$$

式中,  $w_i$  是第  $i$  个训练样本的初始权重。

**步骤 3** 使用权重向量  $w_i$  上训练出基分类器  $y_k(X_i)$  (支持向量机)。

$$y_k(X_i) = \arg \min \sum_{k=1}^K w_i^k (y_k(X_i) \neq P_i) \quad (11)$$

式中,  $k$  是迭代次数。

**步骤 4** 计算基分类器  $y_k(X_i)$  的错误率。

$$e^k = \sum_{i=1}^N w_i^k (y_k(X_i) \neq P_i) \quad (12)$$

式中,  $e^k$  是错误率。

**步骤 5** 判断  $e^k$  是否大于  $\frac{1}{2}$ , 若是令  $K = k - 1$  并且退出循环。

**步骤 6** 计算基分类器的权重。

$$\lambda^k = \frac{e^k}{1 - e^k} \quad (13)$$

式中,  $\lambda^k$  是基分类器的权重。

**步骤 7** 更新样本权重。

$$w_i^{k+1} = \begin{cases} 1, & y_k(X_i) \neq P_i \\ \lambda^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $w_i^{k+1}$  是更新后的权重。

**步骤 8** 组建强分类器  $Y(X)$ 。

$$Y(X) = \arg \max_{P \in M} \sum_{k=1}^K \lg \frac{1}{w_i^{k+1} \lambda^k} (y_k(X) = P) \quad (15)$$

式中,  $M$  是训练样本类别集合。

使用组合后的强分类器中每个弱分类器对新样本进行分类。根据每个弱分类器的权重,对这些预测进行加权投票。最终,样本被分类到获得最多加权投票的类别中。

## 4 实验分析

为了验证所提方法的有效性,需要进行实验测试进行验证。

### 1) 研究区概况

以一段输电线路走廊为例,如图2所示。

该输电线路走廊区域气候温暖湿润,适宜多种植物生长。走廊穿越的地形多样,包括山地、丘陵、平原和水域附近等。由于南方地区的植被茂盛,树木种类繁多,因此,对走廊内的树木进行准确识别尤为重要,以确保输电线路的安全和稳定运行。

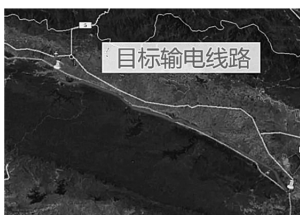


图2 输电线路走廊研究区

Fig. 2 Transmission line corridor study area

### 2) 样本采集

四翼无人机搭载遥感系统,沿着输电线路走廊区域采集树木遥感图像,如图3所示。



图3 样本采集现场

Fig. 3 Sample collection site

无人机遥感系统工作参数设置如表1所示。

表1 无人机遥感系统工作参数

Tab. 1 Working parameters of UAV remote sensing system

| 参数名称  | 参数                          |
|-------|-----------------------------|
| 旋转角速度 | 250°/s(运动挡), 90°/s(普通挡)     |
| 升降速度  | 最大上升速度 10 m/s 最大下降速度 10 m/s |
| 飞行速度  | 21 m/s                      |
| 飞行高度  | 6 000 m                     |
| 飞行时间  | 46 min                      |
| 轴距    | 302 mm                      |
| 抗风等级  | 12 m/s                      |
| 图像分辨率 | 8 064×6 048 像素              |
| 快门速度  | 1/16 000~2 s                |
| 图片格式  | JPEG/DNG(RAW)               |
| 镜头焦距  | 24 mm                       |
| 测距范围  | 0.5 m~18 m                  |
| 重叠率   | 航向重叠率 0.5; 旁向重叠率 0.2        |
| 拍摄模式  | 单拍/连拍/定时拍摄                  |

### 3) 样本图像处理

无人机遥感系统针对研究区共采集 56 张图像,针对这 56 张图像实施预处理,处理结果示例如图4所示。

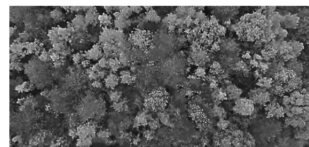


图4 样本图像预处理结果示例

Fig. 4 Sample image preprocessing result examples

经过预处理后,图像的质量和可用性将得到显著提升,使得图像数据更加接近真实情况。

### 4) 光谱特征和纹理特征

以图4为例,针对每个单木区域,提取光谱特征和纹理特征,结果示例如表2所示。

表2 光谱特征和纹理特征表

Tab. 2 Table of spectral and texture features

| 单木区域 | NGBDI | NGRDI | ExG   | $T_1$ | $T_2$ | $T_3$ |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1    | 2.53  | 1.51  | -0.12 | 10.23 | 1.65  | -0.56 |
| 2    | 3.53  | 0.96  | 0.14  | 14.23 | 1.363 | -0.14 |
| 3    | -4.21 | 0.85  | 0.23  | 10.23 | 1.42  | -0.46 |
| 4    | 2.56  | 1.23  | -0.25 | 12.52 | 1.02  | -0.65 |
| 5    | -2.86 | -1.08 | 0.42  | 13.63 | 1.85  | -0.56 |
| 7    | 2.19  | 1.63  | 0.12  | 15.42 | 1.46  | -0.47 |
| 8    | -1.52 | 1.24  | -0.33 | 10.26 | 1.22  | -0.46 |
| 9    | 1.36  | 0.89  | 0.05  | 9.33  | 1.36  | -0.63 |
| 10   | 2.03  | -0.93 | 0.52  | 10.36 | 1.74  | -0.21 |
| 11   | 1.59  | 0.78  | 0.62  | 11.52 | 1.23  | -0.45 |
| 12   | 1.46  | 0.63  | -0.25 | 12.69 | 1.56  | -0.52 |
| 13   | 2.86  | 0.93  | 0.21  | 8.63  | 1.24  | -0.65 |
| 14   | 3.55  | 0.54  | 0.15  | 9.45  | 1.47  | -0.58 |
| 15   | -2.23 | -0.62 | 0.10  | 10.47 | 1.63  | -0.45 |
| 16   | 1.02  | 1.52  | 0.75  | 12.85 | 1.25  | -0.46 |
| 17   | 2.98  | 1.36  | 0.45  | 11.08 | 1.08  | -0.63 |

从表2中可以看出,不同单木区域,特征分布具有明显的不同,为后续树种识别提供了可靠的数据。

为了对比所研究与其他方法的识别准确性,以 Kappa 系数作为对比指标。Kappa 系数越接近 1,表示分类器的准确性越高;Kappa 系数越接近 0,表示分类器的准确性与随机分类相当;Kappa 系数小于 0 则表示分类器的准确性比随机分类还差。

$$\text{Kappa} = \frac{U_0 - U_1}{1 - U_1} \quad (16)$$

式中,  $U_0$  是每一类正确识别的样本数量之和除以总样本数;  $U_1$  是给定样本上随机一致性的概率。

应用所研究的基于 AdaBoost. M1 算法的分类器对本图像中的树木种类进行智能识别,结果如表3所示。

表3 树木种类智能识别结果

Tab. 3 Intelligent recognition results of tree species

| 序号 | 树木种类 | 在图像中的占比/% |
|----|------|-----------|
| 1  | 山毛榉  | 11.93     |
| 2  | 花梨木  | 4.85      |
| 3  | 山槐   | 15.63     |
| 4  | 东方红杉 | 3.85      |
| 5  | 银杏   | 17.52     |
| 6  | 红枫   | 8.45      |
| 7  | 梓树   | 6.63      |
| 8  | 西南桦  | 17.53     |
| 9  | 白橡木  | 13.62     |

从表3中可以看出,经过所研究方法的智能识别,得出该研究区共有树种9类,其中西南桦和银杏占比较多,证明了方法的可应用性。

所研究方法与四种文献方法的对比结果如表4所示。

表4 Kappa系数对比表

Tab. 4 Comparison table of Kappa coefficients

| 方法      | Kappa系数 |
|---------|---------|
| 所研究方法   | 0.858   |
| 文献[2]方法 | 0.652   |
| 文献[3]方法 | 0.755   |
| 文献[4]方法 | 0.724   |
| 文献[5]方法 | 0.632   |

从表4中可以看出,所研究方法的Kappa系数最高,为0.858,这表明所研究方法在树木种类智能识别方面具有较高的准确性。与其他文献中提到的方法相比,所研究方法的性能表现更优。这是因为该方法通过对无人机遥感图像进行单木分割,得到了清晰、精确的树冠对象。这样的高质量输入数据为后续的特征提取和分类奠定了坚实基础,使得分类器能够更好地理解每个树木的特征和结构。

## 4 结论

本研究旨在解决输电走廊周围树木种类智能识别的问题,采用无人机遥感图像处理与AdaBoost.M1算法构建分类器的方法。对比实验结果显示,通过所研究方法实现的树木种类智能识别的Kappa系数达到0.858,明显优于其他文献提到的方法。因此,所提方法在解决树木种类智能识别难题方面表现出较高的准确性和可靠性,为植被资源管理和环境监测提供了一种高效可靠的技术手段。未来将进一步优化算法,拓展特征信息融合应用并结合实际需求,致力于推动遥感技术在环境保护和资源管理领域的应用,为构建更智能、更可持续的生态环境贡献力量。

(上接第62页)

## 参考文献

[1] 钟尧,郝建,丁屹林,等. GIS设备典型机械缺陷的非线性振动行为表征参量分析和诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19):7248-7259.

[2] 杨为,朱太云,靳守锋,等. 高压GIS设备插接结构载流磨损特性研究和电接触性能劣化分析[J]. 摩擦学学报, 2023, 43(12):1467-1471.

[3] 刘咏飞,赵科,杨景刚,等. 一起特高压GIS设备绝缘支撑筒局部放电异常分析与处理[J]. 高压电器, 2020, 56(7):246-252.

[4] LIU B, LI J, YANG X, et al. Diagnosis of primary clear cell carcinoma of the liver based on faster region-based convolutional neural network [J]. Chinese Medical Journal, 2023, 136(22):2706-2711.

[5] 朱春燕. 深度学习改进Faster RCNN算法皮革材料缺陷机器视觉检测研究[J]. 中国皮革, 2023, 52(12):26-29.

[6] 李强,赵峰,李博强,等. 改进的Faster R-CNN算法及其在电力作业安全穿戴检测中的应用[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(4):462-469.

## 参考文献

[1] 王洁,李恒凯,龙北平,等. 应用多时序特征的哨兵系列影像对南方丘陵区树种识别[J]. 东北林业大学学报, 2024, 52(3):60-68.

[2] PAN X, YU Z, YANG Z. A deep learning multimodal fusion framework for wood species identification using near-infrared spectroscopy GADF and RGB image[J]. Holzforschung, International Journal of the Biology, Chemistry, Physics & Technology of Wood, 2023, 77(11/12):816-827.

[3] HOU J, ZHOU H, YU H, et al. HPAC: a forest tree species recognition network based on multi-scale spatial enhancement in remote sensing images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2023, 44(19):5960-5975.

[4] 杨森,樊仲谋,张文宣. 基于Stacking单目视觉组合参数的树种分类研究[J]. 林业工程学报, 2023, 8(3):173-181.

[5] 陈健昌,陈一铭,刘正军. 激光点云深度学习的树种识别研究[J]. 遥感信息, 2022, 37(2):105-111.

[6] 陆雪婷,曹碧凤,杨樟平,等. 毛竹向杉木林扩张不同程度林分空间结构遥感量化分析[J]. 西北林学院学报, 2023, 38(5):184-193.

[7] 刘守佳,汪嘉君,陆杨,等. 机器学习方法在木材树种识别领域的应用[J]. 世界林业研究, 2023, 36(5):70-75.

[8] 徐志扬,陈巧,陈永富. LiDAR单木分割辅助的无人机影像CNN+EL树种识别[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3):197-205.

[9] 冯林艳,谭炳香,刘清旺,等. 基于GF-2影像的崇礼冬奥核心区土地覆盖和树种分类[J]. 林业科学, 2022, 58(10):10-23.

[10] 马奇,冯欧阳. 基于CNN的图像识别技术在火灾自动报警系统的应用研究[J]. 电气应用, 2022, 41(11):36-41.

[11] 张祖漪,于殿泓,朱文杰,等. 单帧红外图像超分辨率重建算法研究[J]. 自动化仪表, 2023, 44(9):7-11.

[12] 陈艳丽,刘静,张祺,等. 应用于PCB焊接检测的图像拼接算法研究[J]. 自动化仪表, 2023, 44(8):96-98, 105.

[13] 岳巍,李世明,李增元,等. 基于多时相Sentinel-2影像和SNIC分割算法的优势树种识别[J]. 林业科学, 2022, 58(9):60-69.

[14] 朱莉,宋绪秋,邢鑫,等. 基于改进ResNet34网络的树种识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(7):119-125.

[15] 王承琨,赵鹏,李祥华. 采用特征融合的紫檀属内相似树种识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(7):2247-2254.

[16] 石岩,赵冬青,武岳. 基于AdaBoost提升学习的次优中继选择安全传输方案[J]. 电子测量技术, 2023, 46(19):76-81.

[7] 汪西晨,彭富伦,李业勋,等. 基于改进Faster R-CNN的红外目标检测算法[J]. 应用光学, 2024, 45(2):346-353.

[8] 于虹,龚泽威一,张海涛,等. 基于Faster R-CNN算法的变电站设备识别与缺陷检测技术研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(3):153-159.

[9] 张一鹏,陈波,李家奇,等. 一种基于Filter Faster R-CNN的数字PCR液滴检测技术[J]. 南方医科大学学报, 2024, 44(2):344-353.

[10] 吴伟,查姿伊,刘晔,等. 基于机器视觉的电缆局部绝缘材料老化缺陷检测研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):156-160.

[11] 刘毅君,何亚凯,吴晓媚,等. 基于改进Faster R-CNN的马铃薯发芽与表面损伤检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1):371-378.

[12] 牛勃,相中华,马飞越,等. 一起小型化GIS设备故障分析及改进措施研究[J]. 高压电器, 2022, 58(1):214-220.

[13] 王宏刚,纪鑫,武同心,等. 基于预训练语言模型的电力领域设备缺陷检测[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5):180-186.

[14] 梁礼明,龙鹏威,冯耀,等. 改进轻量化VTG-YOLOv7-tiny的钢材表面缺陷检测[J]. 光学精密工程, 2024, 32(8):1227-1240.

[15] 曹林杰,任德均,任秋霖,等. 基于改进GoogLeNet的玻璃安瓿瓶微孔检测[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2022, 59(5):53-59.