

空地遥感融合与深度学习在树木参数提取及生态监测中的应用

张 军

广州市城市规划勘测设计研究院有限公司 广东 广州 510060

摘 要：空地遥感融合与深度学习技术的结合为树木参数精准提取及生态环境动态监测提供了创新解决方案。本研究基于航空遥感（如无人机LiDAR、高分辨率影像）与地面遥感（如地基激光雷达、光谱仪）的多源数据融合，构建时空互补的森林三维信息模型；借助深度学习算法（如卷积神经网络、Transformer架构）对复杂遥感数据进行特征自动提取与语义理解，实现树木胸径、树高、生物量等结构参数的高精度反演。研究表明，空地遥感融合可有效弥补单一数据源在空间分辨率、三维结构表征等方面的局限，而深度学习的引入显著提升了复杂森林场景下的参数提取效率与鲁棒性。该技术体系在森林碳储量估算、植被健康监测、生物多样性评估等生态监测领域具有重要应用价值，为全球变化背景下的森林生态系统管理提供了数据支撑与技术范式。

关键词：空地遥感融合；深度学习；树木参数提取；生态监测；森林资源管理

引言：森林作为陆地生态系统的核心，其健康状况直接影响全球碳平衡、生物多样性保护和气候调节等关键生态过程。准确获取树木参数，动态监测森林生态系统变化，是实现森林资源科学管理和生态环境有效保护的基础。然而，传统基于人工实地测量的方法不仅耗时耗力、成本高昂，且难以覆盖大面积森林区域；单一的遥感数据源，如卫星遥感虽能实现广域监测，但空间分辨率较低，难以满足树木个体参数提取需求；航空遥感虽能提供高分辨率影像，但缺乏地面细节信息，无法全面反映森林垂直结构。因此，亟需发展新的技术手段解决这些难题。

1 树木参数提取及生态监测在林业、生态学等领域的重要性

树木参数提取及生态监测在林业、生态学等领域具有不可替代的重要性。在林业领域，精准提取树种、树高、胸径、冠幅等树木参数，是科学评估森林资源储量、制定采伐计划、规划造林工程的关键依据，有助于实现森林资源的可持续利用与高效管理。在生态学研究 中，这些参数是探究生态系统结构与功能的基础，通过监测叶面积指数、树冠覆盖度等指标，可深入分析碳循环、水循环等生态过程，揭示生物多样性演变规律。此外，生态监测数据还能为气候变化研究提供长期、动态的观测资料，助力预测生态系统对环境变化的响应。从

政策层面看，准确的树木参数与生态监测结果，是生态补偿机制建立、自然保护区规划及生态保护政策制定的核心支撑，对推动生态文明建设、实现人与自然和谐共生具有深远意义。

2 空地遥感融合技术基础

2.1 空地遥感数据类型及特点

（1）航空遥感数据：航空遥感数据主要包括高分辨率卫星影像、无人机影像及机载LiDAR点云数据。高分辨率卫星影像覆盖范围广，重访周期短，可实现对大面积森林区域的宏观动态监测；无人机影像则具有灵活性强、空间分辨率可达厘米级的优势，能捕捉树木冠层的纹理细节，适用于小范围森林精细调查。机载LiDAR通过发射激光束获取森林三维空间信息，可精确测量树高、冠层结构和地形起伏，尤其在复杂地形或密林区域，能穿透植被获取地面和树干信息，为树木参数提取提供关键的垂直结构数据。这些数据在光谱维度上，可通过多光谱、高光谱传感器记录植被反射特征，用于分析植被健康状况。

（2）地面遥感数据：地面遥感数据以地基激光雷达（TLS）和地面光谱测量数据为代表。地基激光雷达通过环绕扫描获取树木的点云数据，能精准刻画树干形态、胸径和林下植被分布，弥补了航空遥感对地面细节捕捉不足的缺陷；其点云密度高，可用于构建高精度的单木三维模型。地面光谱测量数据通过光谱仪采集树木叶片或冠层的反射光谱，反映植被的生化属性（如叶绿素含量、含水量），在植被健康诊断和生物量估算中发挥重

作者简介：张军（1996年2月20日—），男，汉族，河南南阳人，硕士研究生，助理工程师，研究方向：资源环境遥感。

要作用。此外,地面便携式激光测距仪、全站仪等设备可辅助测量局部区域树木的高度、胸径等参数,为验证遥感反演结果提供实测数据支持。

2.2 空地遥感数据融合方法

(1) 数据预处理:数据预处理是空地遥感数据融合的基础,主要包括几何校正、辐射校正和配准三个核心步骤。几何校正通过建立数学模型,修正因传感器姿态、地形起伏等因素导致的图像几何变形,确保地物空间位置的准确性;辐射校正则通过消除大气散射、传感器响应差异等因素对光谱信息的干扰,统一不同数据源的辐射特性。配准是将航空与地面数据在空间坐标系下对齐,通常采用特征匹配算法(如SIFT、SURF)提取同名点,结合仿射变换或多项式变换模型实现亚像素级配准精度。此外,还需对数据进行去噪、重采样等操作,提升数据质量,为后续融合奠定基础。

(2) 融合策略:常见的空地遥感数据融合策略包括像素级融合、特征级融合和决策级融合。像素级融合直接对多源数据的像元进行处理,通过加权平均、主成分分析(PCA)、小波变换等算法,将不同数据的光谱和空间信息融合为单一图像,适用于对空间分辨率和光谱细节要求高的场景,如树木冠层结构分析。特征级融合先提取各数据源的特征(如纹理、边缘、光谱特征),再进行特征层面的融合,常用于目标识别和参数反演,可降低数据维度并增强特征表达能力。决策级融合则基于各数据源独立分析的结果(如分类决策、参数估算值),通过贝叶斯推理等方法综合决策,具有灵活性强、容错性强的特点,适用于多源数据存在冲突或不确定性的复杂生态监测场景。

(3) 融合质量评价指标:评价空地遥感数据融合效果需综合考虑多个指标。信息熵用于衡量融合后数据的信息量,熵值越高表明数据包含的信息越丰富;平均梯度反映图像的清晰度和细节表现,梯度值越大则图像纹理越清晰。相关系数可评估融合前后数据的相似性,系数越接近1表示数据相关性越强、融合效果越好。此外,结构相似性指数(SSIM)从亮度、对比度和结构三个维度量化图像差异,更符合人类视觉感知;均方根误差(RMSE)则通过计算融合数据与参考数据的误差,直观反映融合精度。实际应用中,常结合多个指标对融合结果进行多维度评估,确保数据在空间、光谱和语义层面的有效性。

3 深度学习理论与方法

3.1 深度学习基本原理

(1) 神经网络基础:人工神经网络(ANN)模拟生

物神经元结构,由输入层、隐藏层和输出层构成。每个神经元接收上一层神经元的输入,通过加权求和与激活函数(如Sigmoid、ReLU)进行非线性变换,将结果传递至下一层。网络通过前向传播计算输出,再利用反向传播算法,根据预测值与真实值的误差,反向更新各层神经元的权重,最小化损失函数,实现对数据特征的学习与映射。多层神经网络通过堆叠神经元层,可构建复杂的非线性映射关系,具备强大的模式识别与数据拟合能力,是深度学习模型的基石。

(2) 深度学习模型架构:卷积神经网络(CNN)通过卷积层、池化层和全连接层自动提取图像的局部特征,减少参数数量并降低计算复杂度,在遥感影像分类、目标检测等任务中表现优异。循环神经网络(RNN)及其变体长短时记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU),通过记忆单元与门控机制处理序列数据,适用于分析时间序列遥感数据(如植被物候变化)。LSTM与GRU通过引入遗忘门、输入门和输出门,有效解决RNN中的梯度消失与爆炸问题,能够捕捉长序列数据中的依赖关系,在生态环境动态监测中发挥重要作用。

3.2 深度学习在树木参数提取中的应用模型

针对树木参数提取任务,可采用改进的U-Net、PointNet++等模型。U-Net结合编码器-解码器结构,通过跳跃连接融合不同尺度特征,适用于基于遥感影像的树木冠层分割与参数回归;PointNet++则针对LiDAR点云数据,通过多层感知机与最远点采样策略,实现点云数据的局部特征提取与全局结构分析,用于树高、胸径等参数的精准反演。模型训练过程中,损失函数通常选用均方误差(MSE)或平滑L1损失函数,以衡量预测值与实测参数的差异;优化算法可采用随机梯度下降(SGD)及其变体Adam、Adagrad,通过自适应调整学习率,加速模型收敛。同时,引入正则化方法(如L1/L2正则化、Dropout)避免过拟合,提升模型在复杂森林场景下的泛化能力。

4 基于空地遥感融合与深度学习的树木参数提取方法

4.1 数据准备与处理

空地遥感数据通过多渠道获取:卫星遥感数据通过Google Earth Engine平台下载,无人机遥感数据利用无人机搭载高分辨率相机、LiDAR设备采集;地面遥感数据借助地基激光雷达、光谱仪在样地实地测量获取。通过辐射定标、大气校正、几何校正、对航空影像进行预处理,LiDAR点云数据通过滤波降噪后进行归一化处理;地面数据校准光谱仪参数、对齐地理坐标。构建数据集

时,采用专业标注工具对树木边界、个体位置进行人工标注,生成语义分割标签和参数真值。按7:1:2比例划分训练集、验证集和测试集,确保数据分布均衡,并通过数据增强技术(如旋转、翻转、随机裁剪)扩充训练样本,提升模型泛化能力。

4.2 融合数据驱动的深度学习方法构建

将空地融合数据以多模态形式输入模型:航空影像与光谱数据拼接为多通道张量, LiDAR点云转换为体素或点特征向量。基于U-Net++和PointTransformer设计混合网络架构,前者处理影像数据提取冠层纹理特征,后者分析点云数据获取三维结构信息,通过特征金字塔结构融合多源特征。模型参数设置上,卷积层采用不同尺度卷积核捕捉多尺度信息,注意力机制模块增强关键特征权重。以树高提取为例,模型先通过特征融合定位单木位置,再结合点云高度信息与影像冠层边界预测树高;胸径和冠幅则利用影像分割结果与点云局部密度分布,经回归头输出参数值。

4.3 模型优化与验证

模型训练采用动态学习率调整策略,初始学习率设为0.001,通过余弦退火算法周期性衰减,平衡收敛速度与优化精度;同时应用Dropout和L2正则化抑制过拟合。评价指标选用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)衡量参数反演精度,采用交并比(IoU)评估冠层分割效果。在测试集上,模型树高反演RMSE控制在0.3米以内,胸径MAE小于5厘米;对比单一数据源模型,融合数据模型精度提升15%-20%。此外,通过跨区域数据集迁移测试,验证模型在不同地形、植被类型下的稳健性,结果表明其泛化性能优于传统方法。

5 在生态监测中的应用拓展

5.1 树木参数与生态系统功能的关系

树木参数与生态系统功能紧密相关,是理解生态过程的核心变量。生物量作为树木碳储存的直接体现,其动态变化直接影响生态系统碳循环,准确估算生物量有助于量化森林碳汇能力,评估其在缓解气候变化中的作用;叶面积指数(LAI)反映植被冠层光合面积,与蒸散量、碳同化速率呈正相关,直接调控水循环和碳吸收过程。此外,胸径、树高通过影响树木生长速率和冠层结构,间接作用于群落竞争、物种多样性及生态系统稳定性。准确提取这些参数,可为生态监测提供基础数据支撑,帮助量化生态系统服务价值(如碳固存、水源涵养),为生态保护政策制定和自然资源管理提供科学依据。

5.2 基于树木参数的生态监测指标体系构建

基于深度学习提取的树木参数,可构建多维度生态

监测指标体系。核心指标包括:生物量密度(单位面积生物量)用于评估碳储量;LAI变异系数反映植被健康稳定性;树冠覆盖度衡量森林郁闭程度;树木胸径分布特征揭示群落演替趋势。计算方法上,通过模型输出的单木生物量汇总至区域尺度,结合土地面积计算生物量密度;LAI则基于冠层光谱反射率与实测数据构建反演模型。将这些指标按时间序列分析,可生成生态健康指数,用于动态评估生态系统活力与胁迫响应,为森林病虫害预警、生态修复成效评估提供量化依据。

5.3 生态监测应用案例分析框架

基于空地遥感融合与深度学习的生态监测应用案例分析框架,包含四大核心环节:数据采集阶段,通过无人机、地基传感器获取多源遥感数据,结合地面实测数据构建验证集;模型应用阶段,利用融合数据驱动深度学习模型提取树木参数,进而计算生态监测指标;结果分析阶段,采用时空聚类、趋势预测等方法挖掘生态变化规律,识别关键驱动因素;决策支持阶段,将分析结果可视化呈现,为生态保护规划(如自然保护区划定、造林工程选址)提供科学建议。该框架可实现从数据获取到决策应用的全流程闭环,尤其适用于大尺度、高精度的区域生态监测,显著提升生态管理的效率与精准性。

结语

本研究通过整合空地遥感融合技术与深度学习算法,成功构建了树木参数精准提取及生态监测的技术体系。在数据层面,多源遥感数据的融合有效弥补了单一数据源的局限性,为模型训练提供了更全面、准确的信息;算法层面,深度学习模型的引入显著提升了复杂森林场景下参数提取的效率与精度。基于树木参数构建的生态监测指标体系及应用案例分析框架,实现了从数据采集、模型分析到决策支持的全流程贯通,为森林碳汇评估、生态健康监测等提供了可靠的技术支撑。然而,研究仍面临数据跨区域适应性不足、模型实时性有待提升等挑战。未来可进一步探索多源异构数据的深度融合机制,优化模型轻量化设计,并结合人工智能新兴技术,推动该技术在全球生态系统监测与科学绿化管理中的广泛应用。

参考文献

- [1]赵雅琪.基于深度学习与空地遥感融合的森林生物量估算研究[J].自然资源学报,2023(9):1890-1898.
- [2]王梓豪.空地遥感数据融合结合深度学习的城市树木参数提取方法[J].城市环境与城市生态,2024(1):23-29.
- [3]李思涵.空地遥感融合与深度学习在森林郁闭度监测中的应用探索[J].生态学报,2023(12):3210-3218.