北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

HWCFU-Net：融合多源遥感数据的像元级台风灾后森林冠层高度损失评估

俞云航 张礼 陈帮乾 云挺

HWCFU-Net: pixel-level assessment of post-typhoon forest canopy height loss using multi-source remote sensing data

Yu Yunhang, Zhang Li, Chen Bangqian, Yun Ting

引用本文:
俞云航, 张礼, 陈帮乾, 云挺. HWCFU-Net：融合多源遥感数据的像元级台风灾后森林冠层高度损失评估[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(3):128-139. doi: 10.12171/j.1000-1522.20250279
Yu Yunhang, Zhang Li, Chen Bangqian, Yun Ting. HWCFU-Net: pixel-level assessment of post-typhoon forest canopy height loss using multi-source remote sensing data[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(3):128-139. doi: 10.12171/j.1000-1522.20250279

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20250279

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于多源遥感数据的福建省海岸带县域森林生态质量评价

Evaluation of forest ecological quality in coastal zone counties of Fujian Province, eastern China based on multi-source remote sensing data

北京林业大学学报, 2024, 46(5): 12-25. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230200

基于GF-6 WFV的森林冻害遥感监测

Remote sensing monitoring of spring frost on forest based on GF-6 WFV

北京林业大学学报, 2025, 47(9): 122-128. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20220164

融合长时序遥感和地面实测的北京城市森林碳汇功能多尺度评估及其影响因素

Multi-scale assessment of carbon sequestration function of urban forests in Beijing and its influencing factors by integrating long-time-series remote sensing and field survey

北京林业大学学报, 2025, 47(12): 26-38. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20250120

北京园林树木秋色盛期的空间异质性及其对热环境差异的响应

Spatial heterogeneity in leaf coloring date and the phenological response to thermal environment variations of Beijing landscape trees

北京林业大学学报, 2024, 46(1): 119-130. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210546

应用遥感技术评价森林健康的路径和方法

Pathway and method of forest health assessment using remote sensing technology

北京林业大学学报, 2021, 43(9): 1-13. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20210107

基于深度学习和上采样的杉木单木枯损模型构建

High-precision individual tree mortality prediction for Chinese fir using deep learning and oversampling

北京林业大学学报, 2025, 47(12): 39-47. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20250103

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250279

HWCFU-Net: 融合多源遥感数据的像元级台风灾后森林冠层高度损失评估

俞云航[1] 张 礼[1] 陈帮乾[2] 云 挺[1,3]

（1. 南京林业大学信息科学技术学院、人工智能学院，江苏 南京 210037；2. 中国热带农业科学院橡胶研究所，海南 海口 571101；
3. 南京林业大学林草学院、水土保持学院，江苏 南京 210037）

摘要:【目的】台风灾害会导致森林冠层结构破坏、生态服务功能衰退及碳汇能力丧失，亟需建立高效、精准的森林台风灾害损失评估方法。针对现有评估方法难以在像元尺度精细表征台风胁迫下森林冠层高度空间异质性响应与梯度破坏规律的核心科学问题，以及台风灾后多源遥感数据尺度/噪声异质和光学影像细节丢失所致的反演精度与空间连续性受限的技术瓶颈，本研究旨在构建一种融合多源遥感数据的像元级反演框架，实现灾害前后冠层高度的精细化变化检测，并探索海拔梯度与城市边界对森林冠层损失空间格局的调控机制。**【方法】**研究提出层次化小波增强与上下文特征整合的 U-Net 改进模型（HWCFU-Net）。该模型核心思路在于通过离散小波变换构建层次化特征增强模块，针对性强化高低频信息表达以克服多源数据异质性；引入层次化上下文特征整合单元，利用多阶的深度可分离卷积优化多尺度特征传递与筛选能力；采用逐像元回归策略对每个像元独立建模，直接预测连续冠层高度值，突破传统整幅影像单一标签或分区均值化处理局限。研究整合 GEDI、ICESat-2 激光雷达与 Sentinel-1/2 光学—雷达数据构建多源时空特征集，以 2019 年发生的典型台风“利奇马”、“北冕”及“海贝思”构建 6 个灾前后实验场景，并与 U-Net、U-Net++、AttentionRes-UNet、TSNN、Y-NET 及随机森林这 6 种主流方法开展系统对比验证。**【结果】**HWCFU-Net 在所有实验场景中均表现出最优性能，决定系数（R^2）达到 0.62 ~ 0.71，均方根误差（RMSE）控制在 3.98 ~ 4.87 m 范围。与深度学习类方法相比，模型 R^2 提升了 0.01 ~ 0.14；相较于随机森林方法，R^2 提升了 0.01 ~ 0.09，RMSE 降低了 0.13 ~ 1.03 m。尤其在“利奇马”台风灾前场景下，模型实现最高精度（R^2 = 0.71，RMSE = 3.98 m），充分验证了其稳健性与泛化能力。研究进一步揭示出台风破坏森林冠层呈现空间异质性：低海拔阔叶林因根系浅、抗风能力弱而冠层损失最大，中高海拔针叶林损失相对较小；靠近城市的森林因地表粗糙度与建筑群诱发的湍流/峡谷效应承受更强风剪切，损失随城市距离显著衰减；局地植被指数的短期回升提示降雨与水分改善触发的补偿生长过程。海拔梯度通过调控林分组成和结构稳定性，显著影响损失的空间分布；此外，城市边界对台风风场具有放大作用。**【结论】**研究表明海拔梯度效应与城市边界效应共同塑造了森林冠层损失的空间异质性格局。本研究提出的逐像元反演方法有效解决了多源数据异质性与细节丢失难题，实现了灾害评估精度的系统性提升，为森林灾害防护与生态适应性规划提供了可靠理论依据与技术支撑。

关键词： 台风灾害；森林冠层高度；像元级反演；多源遥感融合；深度学习；空间异质性；海拔梯度；城市边界效应；HWCFU-Net

中图分类号： S718.5; TP183 **文献标志码：** A **文章编号：** 1000−1522(2026)03−0128−12

引文格式： 俞云航，张礼，陈帮乾，等. HWCFU-Net：融合多源遥感数据的像元级台风灾后森林冠层高度损失评估［J］. 北京林业大学学报，2026，48(3)：128−139. Yu Yunhang, Zhang Li, Chen Bangqian, et al. HWCFU-Net: pixel-level assessment of post-typhoon forest canopy height loss using multi-source remote sensing data［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(3): 128−139.

HWCFU-Net: pixel-level assessment of post-typhoon forest canopy height loss using multi-source remote sensing data

收稿日期： 2025−07−21 **修回日期：** 2025−08−21

基金项目： 国家自然科学基金项目（32371876、32271877），国家重点研发计划（2022YFE0128100），江苏省自然科学基金面上项目（BK20221337），中国热带农业科学院橡胶研究所开放课题计划（RRI -KLOF202502）。

第一作者： 俞云航。主要研究方向：林业遥感。Email: 2423947280@qq.com 地址：210037 江苏省南京市玄武区龙蟠路 159 号南京林业大学信息科学技术学院、人工智能学院。

责任作者： 云挺，博士生导师，教授。主要研究方向：林业人工智能、林业元宇宙与数字孪生。Email: njyunting@qq.com 地址：同上。

本刊网址： https://j.bjfu.edu.cn; https://journal.bjfu.edu.cn

Yu Yunhang[1]　Zhang Li[1]　Chen Bangqian[2]　Yun Ting[1,3]

(1. School of Information Science and Technology, School of Artificial Intelligence, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China;
2. Rubber Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Science, Haikou 571101, Hainan, China;
3. School of Forestry and Grass, School of Water and Soil Conservation, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: [**Objective**] Typhoon-induced disturbances severely disrupt forest canopy structure, degrade ecosystem services, and diminish carbon sequestration capacity. There is an urgent need for efficient and accurate methods to assess typhoon-related forest damage. Current approaches face two major challenges: (1) the inability to characterize spatial heterogeneity and gradient-based canopy responses at the pixel scale under typhoon stress, and (2) technical limitations in inversion accuracy and spatial continuity caused by scale/noise heterogeneity in multi-source remote sensing data and detail loss in optical imagery. To address these issues, this study aims to develop a pixel-level inversion framework that integrates multi-source remote sensing data for fine-scale detection of canopy height changes before and after typhoons, and to investigate how elevation gradients and urban boundaries modulate the spatial patterns of canopy loss. [**Method**] We propose an enhanced U-Net architecture—Hierarchical Wavelet-enhanced and Contextual Feature-integrated U-Net (HWCFU-Net). The model incorporates a hierarchical feature enhancement module based on discrete wavelet transform to strengthen both high- and low-frequency information representation, thereby mitigating multi-source data heterogeneity. It further introduces a hierarchical contextual feature integration unit that employs multi-order depthwise separable convolutions to optimize multi-scale feature transmission and selection. A pixel-wise regression strategy is adopted to independently model each pixel and directly predict continuous canopy height values, overcoming the limitations of traditional whole-image single-label or zonal averaging approaches. We integrated GEDI and ICESat-2 LiDAR data with Sentinel-1/2 optical–radar observations to construct a multi-source spatiotemporal feature set. Six pre- and post-disaster experimental scenarios were established using three representative typhoons in 2019: Lekima, Kammuri, and Hagibis. The model was systematically compared against six state-of-the-art methods: U-Net, U-Net++, AttentionRes-UNet, TSNN, Y-NET, and Random Forest. [**Result**] HWCFU-Net consistently outperformed all benchmarks across all experimental scenarios, achieving coefficients of determination (R^2) ranging from 0.62 to 0.71 and root mean square errors (RMSE) between 3.98 and 4.87 m. Compared to deep learning baselines, it improved R^2 by 0.01–0.14. Against Random Forest, R^2 increased by 0.01–0.09 and RMSE decreased by 0.13–1.03 m. The highest accuracy was achieved in the pre-typhoon Lekima scenario (R^2 = 0.71, RMSE = 3.98 m), demonstrating the model's robustness and generalization capability. Spatial analysis revealed heterogeneous canopy loss patterns: low-elevation broadleaf forests suffered the greatest damage due to shallow root systems and low wind resistance, while mid- to high-elevation coniferous forests experienced relatively minor losses. Forests near urban areas endured stronger wind shear induced by surface roughness and building-induced turbulence or canyon effects, with damage intensity significantly attenuating with distance from cities. Short-term increases in local vegetation indices suggested compensatory growth triggered by post-typhoon rainfall and improved moisture conditions. Elevation gradients significantly shaped loss distribution by influencing forest composition and structural stability, while urban boundaries amplified typhoon wind fields. [**Conclusion**] The study demonstrates that elevation gradient effects and urban boundary effects jointly govern the spatial heterogeneity of forest canopy loss. The proposed pixel-level inversion method effectively addresses data heterogeneity and detail loss, substantially improving disaster assessment accuracy. It provides a reliable theoretical foundation and technical support for forest disaster mitigation and ecological adaptation planning.

Key words: typhoon disaster; forest canopy height; pixel-level inversion; multi-source remote sensing fusion; deep learning; spatial heterogeneity; elevation gradient; urban boundary effect; HWCFU-Net

森林作为重要的陆地生态系统，不仅在维持区域水土稳定、调节气候和提供栖息地等方面发挥关键作用，同时还是全球碳循环的重要组成部分。然而，在全球气候变化和人类活动的双重影响下，极端天气事件发生频率与强度持续增加，尤其是台风等热带气旋对滨海和岛屿地区森林造成的破坏日益严重[1−2]。台风灾害往往伴随着强风和强降雨，不仅导致林木倒伏、枝干折断和冠层剥蚀，还会削弱森林的生态服务功能，甚至引发生物多样性下降与碳汇功能丧失。因此，建立高效、精准的灾害监测与评估方法，对于揭示台风扰动机制与指导灾后恢复具有重要的科学价值和现实意义。

针对森林台风灾害的评估，传统方法多依赖遥感影像的变化检测和植被指数的对比分析。已有研究通过对比台风前后的 Landsat 或 Sentinel 影像，利用 NDVI[3−4]、EVI、NDII[5] 等指标定量刻画树冠损失与植被活力下降；也有学者借助光谱混合分析分解影像组分，从而揭示灾后非光合植被与裸土比例的变化，用于快速评估大范围森林受损情况[6]。此外，中低分辨率遥感数据如 MODIS，凭借其高时间分辨率的优势，被广泛用于长时序灾害监测，揭示连续台风事件对森林的累积扰动效应[7]。尽管上述方法在灾害调查中发挥了重要作用，但仍存在明显不足：其一，植被指数易受季节差异、云雾干扰和观测条件影响，准确性有限；其二，光谱混合与模型方法流程复杂，对计算与人工参与度要求较高；其三，中低分辨率数据虽适于长时序研究，但空间精度不足，难以刻画局地化的冠层损失。这些不足制约了传统方法在大范围、多时段森林台风灾情监测中的适用性。为突破单一数据源的技术瓶颈，多源遥感数据融合成为提升灾情评估精度的关键路径。不同数据源具有互补特性：Sentinel-2 提供高空间分辨率的冠层光谱信息，可识别地表覆盖变化；Sentinel-1 具备全天时成像能力，通过 C 波段雷达波对植被水分含量变化敏感的特性，间接反映植被结构损伤；GEDI 数据精确量化冠层高度与垂直结构，为冠层损失反演提供三维结构基准；ICESat-2 的大范围地表高程测量数据可辅助校正冠层高度估计中的偏差。通过融合多源数据，可针对性解决传统方法的局限性，为森林冠层高度反演提供了三维结构支撑。

随着深度学习技术的发展，其强大的特征提取与非线性建模能力，逐渐成为森林灾情遥感解译的重要手段。卷积神经网络凭借其端到端的特征提取能力，已被应用于森林高度与生物量估算，在 GEDI（Global Ecosystem Dynamics Investigation）激光雷达波形回归和树冠参数反演中取得了优于传统方法的精度[8]。进一步的研究表明，多源数据融合与深度学习模型的结合能够显著提升灾情监测效果：通过融合 GEDI 激光雷达、Sentinel-1 雷达与 Sentinel-2 光学数据并构建标准 U-Net 框架，生成法国 10 m 分辨率森林高度图[9]；Y-Net 通过双分支编码器结构分别处理多光谱影像与地形数据，结合跳跃连接实现多尺度特征融合，直接生成植被表面模型，有效克服传统方法的高成本限制[10]；TSNN 则创新地将森林高度重建转化为分类问题，利用全连接层从 SAR 协方差矩阵中提取层次化特征，通过自动相位补偿机处理相位误差[11]。然而，现有深度学习方法在应对复杂灾害环境时仍存在不足：一是不同遥感模态间分辨率与噪声差异导致细节特征表达不充分；二是网络结构在平衡高低频信息与上下文特征时存在局限，难以精细刻画森林冠层的破坏过程。综上，当前研究的核心瓶颈在于：传统方法及现有深度学习模型多以分类或区域均值估计为主，仅能获取灾害影响的整体统计特征，难以在像元尺度上有效表征台风胁迫下森林冠层高度的空间异质性响应与梯度破坏规律。

基于上述问题，本文提出了一种层次化小波增强与上下文特征融合的深度学习框架（HWCFU-Net），旨在提升台风灾害背景下森林冠层损失的高精度评估能力。该框架的核心思路在于：首先，针对现有方法空间精细化不足的缺陷，采用逐像元回归策略构建冠层高度反演模型，通过对每个像元独立建模直接预测连续冠层高度值，突破传统整幅影像单一标签或分区均值化的处理范式，从而有效增强对冠层空间连续性的刻画能力；其次，为充分挖掘多源遥感数据的互补特性，融合 GEDI 与 ICESat-2 激光雷达数据、Sentinel-1/2 光学−雷达影像构建多源时空特征集，为冠层损失反演提供三维结构支撑；最后，设计小波增强模块强化高低频细节特征，并结合上下文感知跳跃连接优化全局语义建模，以克服不同模态间分辨率差异，并精准解析台风胁迫下的异质性响应规律。本研究以典型台风案例为研究对象，预期在像元尺度上实现冠层高度的精细化反演，系统评估台风扰动对森林冠层损失的空间格局及其与海拔梯度和城市边界的关系，为灾害损失精准评估及生态响应机制研究提供重要的方法支撑。

1 研究区概况

2019 年太平洋台风季涵盖了所有在该年度内形成于赤道以北、国际日期变更线以西的太平洋及南海海域的热带气旋。根据国际气象机构的命名标准，共有 29 个热带气旋在该年度达到命名强度[12−13]，其

路径如图 1a 所示。本研究以 2019 年 3 场超强台风“利奇马”、“北冕”及“海贝思”的登陆区域作为研究对象，其路径分别穿过滨海低地、热带岛屿与温带山地，兼具生态地理多样性，便于后续研究海拔梯度和城市边界风场对冠层损失的调控机制；对应区域内 GEDI、ICESat-2 及 Sentinel-1/2 数据灾前灾后完整覆盖，时序连续且质量一致，满足深度学习模型对训练样本的严格要求。研究区域涵盖了中国浙江省台州市（图 1b）、菲律宾阿尔拜省和索索贡省（图 1c），以及日本静冈县和神奈川县（图 1d）。

2　研究数据

2.1　GEDI L2A 和 ICESat-2 ATL08 数据

本研究基于 Google Earth Engine（GEE）地理空间云计算平台，获取了台风事件前后各 3 个月的 GEDI L2A 数据集（空间分辨率为 10 m）。为提高数据表征可靠性，本研究选择具有抗噪稳定性的 RH95 作为冠层高度的表征参数[14−15]，并采用多层级质量控制策略：应用质量掩模对 GEDI 数据进行筛选，剔除了质量较差的足迹数据；其次，尽管现有研究表明 GEDI 冠层高度反演不受小坡度（$\theta < 45°$）的影响[16]，本研究仍通过数字高程模型（Digital Elevation Model，DEM）衍生的坡度参数，排除地形复杂性区域（$\theta < 30°$）的异常观测值，以进一步确保数据质量。

ICESat-2 ATL08 数据从 NASA 的 EarthData Search 网站（https://search.earthdata.nasa.gov/search）获取，选取研究区域在指定时间段内的观测数据。ATL08 算法在数据处理过程中面临的主要挑战来自太阳背景噪声的干扰。该噪声会增加数据段中的光子总数（n_seg_ph），从而降低信噪比，影响地面和冠层光子的准确分类。由此可见，数据采集时间和激光束强度成为影响数据质量的关键因素。在 ICESat-2 数据应用中，推荐使用 h_canopy（基于 98% 能量积分阈值的冠层高度，RH98）作为冠层顶部高度的测量指标，而非 h_max_canopy（基于离散光子事件统计的冠层最大高度）。原因在于，RH98 对噪声和离群值表现出更强的鲁棒性，从而能够提供更可靠且一致的冠层高度估计。

本研究将 ICESat-2 点云数据投影至 WGS84 坐标系，并将其重采样至 10 m 网格单元以匹配 GEDI 的空间分辨率。针对两者观测足迹的空间重叠区域，采用加权平均融合策略，分别赋予 GEDI 数据 0.6 和 ICESat-2 数据 0.4 的权重系数进行融合。融合后的 10 m 分辨率冠层高度数据作为网络训练的标签，有效提升了森林结构分析的精度和空间连续性。

2.2　Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据

本研究基于 Google Earth Engine（GEE）云计算平台，系统获取并整合了各研究区域台风事件前后为期 3 个月的 Sentinel-1 合成孔径雷达（Synthetic Aperture Radar，SAR）数据与 Sentinel-2 多光谱影像数据，构建了时空序列遥感特征集，作为深度学习网络训练的特征输入。

研究整合了多源遥感波段信息，具体包括空间分辨率为 10 m 的 Sentinel-1 卫星升轨模式下的 VV 极化与 VH 极化（VV_asc 与 VH_asc）C 波段数据，以及 Sentinel-2 卫星的 B2（蓝光）、B3（绿光）、B4（红光）和 B8（近红外）波段。此外，还引入了 Sentinel-2 中空间分辨率为 20 m 的 B5、B6、B7、B8A（可见光至近红外，VNIR）与 B11、B12（短波红外，SWIR）波段。为统一空间分辨率，首先采用双线性插值法对 20 m 分辨率波段进行重采样，使其与 10 m 波段对齐（如表 1 所示）。随后，针对云层干扰问题，基于云

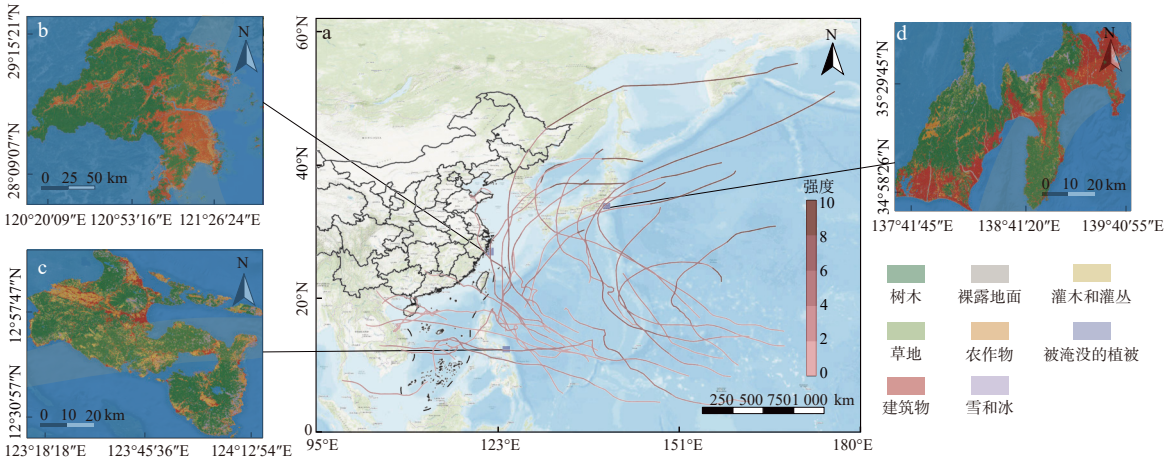


图 1　2019 年全年被国际气象机构命名的台风路径（a）以及台风“利奇马”（b）、“北冕”（c）、“海贝思”（d）登陆路径和波及范围

Fig. 1　The trajectories of typhoons designated by international meteorological organizations during 2019 (a), along with the landfall paths and impacted regions of of Typhoon Lekima (b), Kammuri (c), and Hagibis (d)

检测算法生成掩膜，对受云及云阴影污染的像元进行遮蔽，并在时间序列维度采用时间序列中值合成法生成影像。该方法采用稳健的统计方法有效抑制了残留异常值，实现了空间连续性与时序完整性的平衡优化。

区别于传统遥感分析方法，本研究摒弃了人工特征，采用深度卷积神经网络架构，自动学习原始光谱数据中的非线性特征组合，突破了线性模型对光谱特征组合的局限性，实现了高阶光谱特征的自适应提取。

3 研究方法

针对现有方法难以在像元尺度上精细表征台风胁迫下森林冠层高度空间异质性响应与梯度破坏规律的问题，本文提出了一种层次化小波增强与上下文特征整合的 U-Net 改进模型（Hierarchical Wavelet-Enhanced and Context Feature Unified U-Net, HWCFU-Net）。该网络基于编码器−解码器架构改进而成，其目标函数可表示为

$$f = \arg\min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \| f(X_i) - Y_i \|_2^2 \tag{1}$$

式中：f表示采用的网络模型，$f(X_i)$表示第i个样本的预测高度，Y_i表示第i个样本的卫星观测冠层高度，N表示训练数据集中样本的总数。网络将尺寸为 64 × 64 像元、通道数为 12 的多源遥感影像的像元级融合块作为输入数据，最终输出对应的 64 × 64 像元级冠层高度图。

3.1 小波增强的层次化特征模块

传统的深度学习方法在冠层高度反演中能够较好地把握整体趋势，但往往存在细节纹理丢失以及预测结果过度平滑的问题。为克服这一不足，本研究提出了小波增强层次化特征模块（Wavelet-Augmented Hierarchical Feature Module, WAHFM）。该模块通过小波分解同时获取低频的整体高度背景与高频纹理信息，并在此基础上进行特征提炼与重建。从而显式保留与高度估算相关的高频细节，避免传统卷积网络预测结果出现过度平滑或局部噪声（如图 2d 深蓝色模块所示）。首先，对于输入图像 $\boldsymbol{X} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$，通过小波变换（WT）对输入的低频和高频内容进行滤波与降频处理（如式 2 所示）。

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{X}_{Dir}^{(i)} = \mathrm{WT}\left(\boldsymbol{X}_L^{(i-1)}\right) = \mathrm{Conv}\left(\psi_{Dir}, X_L^{(i-1)}\right), \\ &i \geqslant 1, Dir \in \{L, D, N, H\} \end{aligned} \tag{2}$$

式中：L表示低频参数，D表示水平参数，N表示垂直参数，H表示对角高频参数，Conv(·)表示步长为 2 的卷积运算。$\boldsymbol{X}_{Dir}^{(i)} \in \mathbb{R}^{C \times \frac{H}{2} \times \frac{W}{2}}$表示第$i$层的分量特征，当$i = 0$时，$\boldsymbol{X}_L^{(0)}$为输入特征图$\boldsymbol{X}$；$\boldsymbol{X}_L^{(i)}$表示第$i$层低频分量特征，$\psi_{Dir}$表示 Haar 小波的四个固定正交滤波器组，大小均为 2 ×2。

其次，在对图像进行小波分解以获取不同分辨率层次的特征图后，采用分组深度卷积操作进一步提取和细化这些特征，从而在不同尺度上实现特征提取，更加高效地捕捉图像中的局部细节和全局上下文信息。特别是在第一层级，先将$\boldsymbol{X}_L^{(1)}$和$\boldsymbol{Z}^{(2)}$进行融合，再进行分组卷积操作。

$$Y_{Dir}^{(i)} = \vartheta(X_L^{(i)} \oplus Z^{(i+1)}),\ i = 1 \tag{3}$$

式中：$Y_{Dir}^{(i)}$表示第i层不同分辨率层次的特征图X_{Dir}^{i}通过分组深度卷积的输出，$\vartheta(\cdot)$表示分组深度卷积操作，$Z^{(i)}$是从第i层向前聚合的输出。

随后，采用小波逆变换（IWT），将每一层经小波分解获得的多尺度特征图精确重构至其在原始图像空间中的表示。该过程不仅保留了局部特征的清晰度，还复原了图像的全局上下文信息，从而为后续分析提供了细节丰富且上下文完整的特征表示。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Z}^{(i)} &= \mathrm{IWT}\left(Y_L^{(i)}, Y_D^{(i)}, Y_N^{(i)}, Y_H^{(i)}\right) \\ &= \text{Conv-transposed}\left(\psi_{Dir}, \left[Y_L^{(i)}, Y_D^{(i)}, Y_N^{(i)}, Y_H^{(i)}\right]\right) \end{aligned} \tag{4}$$

式中：$Y_L^{(i)}, Y_D^{(i)}, Y_N^{(i)}, Y_H^{(i)}$分别表示第$i$层不同分辨率层次的分量特征$X_L^{(i)}, X_D^{(i)}, X_N^{(i)}, X_H^{(i)}$通过分组深度卷积的输出，Conv-transposed(·)表示步长为 2 的转置卷积操作，该转置卷积操作使用与小波变换相同的正交滤波器组ψ_{Dir}。

最后，利用分组深度卷积处理初始输入图像$\boldsymbol{X}$，以获得特征图$\boldsymbol{Y}$。随后，将$\boldsymbol{Y}$与输出特征图$\boldsymbol{Z}^{(1)}$聚合，再次通过分组深度卷积得到最终输出图像$\boldsymbol{X}_{\text{out}}$（如式 5 所示）。

表 1 用于估计森林冠层高度的特征

Tab. 1 Features utilized for estimating forest canopy height

数据来源	通道/波段	原始空间分辨率/m	同一空间分辨率/m	主要参数
Sentinel-1	VV_asc、VH_asc	10	10	VV_asc（升轨垂直−垂直极化）、VH_asc（升轨垂直−水平极化）
Sentinel-2	B2、B3、B4、B8	10	10	光学反射：B2（490 nm）、B3（560 nm）、B4（665 nm）、B8（842nm）
	B5、B6、B7、B8A	20	10	红边光谱：B5（705 nm）、B6（740 nm）、B7（783 nm）、B8A（865 nm）
	B11、B12	20	10	短波红外：B11（1 610 nm））、B12（2 190 nm）

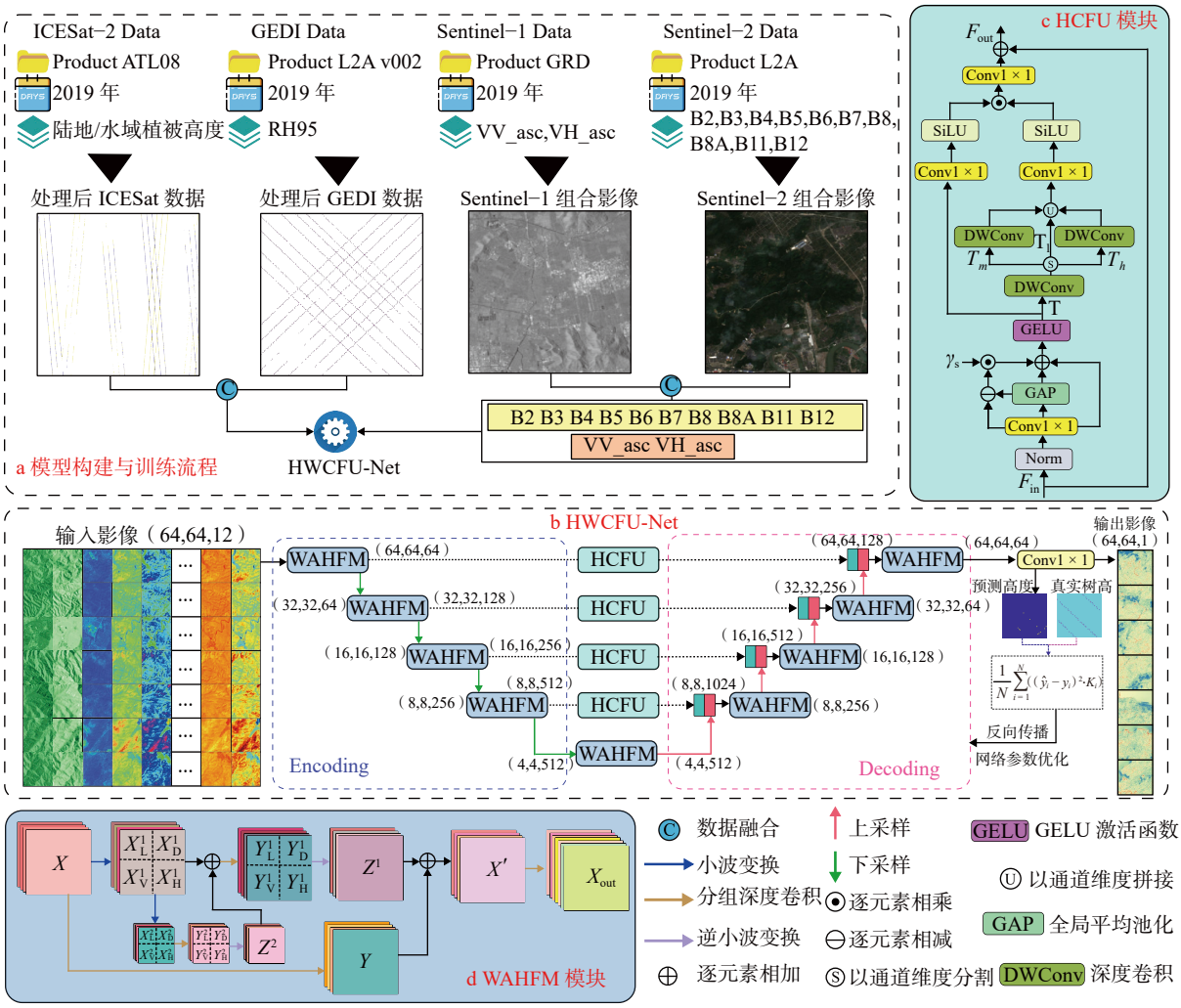


图 2a 为模型构建与训练的具体流程，包括数据获取与处理、HWCFU-Net 模型训练；图 2b 为层次化小波增强与上下文特征整合 U-Net；图 2c 为层次化上下文特征整合单元；图 2d 为小波增强层次化特征模块。

图 2　模型构建训练与 HWCFU-Net 网络架构概述图

Fig. 2　Model construction and training, along with an overview diagram of the HWCFU-Net network architecture

$$\boldsymbol{X}_{\text{out}} = \boldsymbol{Z}^{(1)} \oplus \vartheta(\boldsymbol{X}) \tag{5}$$

3.2　层次化上下文特征整合单元

接下来，采用层次化上下文特征整合单元（Hierarchical Context Feature Integration Unit, HCFU）对多层编码层输出的特征图像进行聚合。该模块采用了一种高级特征融合策略，旨在提升多尺度上下文信息的捕获能力（如图 2c 中亮绿色模块所示）。

HCFU 的核心设计在于提取具有静态和自适应局部性感知的多阶特征。模块包含两种互补的特征成分：细粒度局部纹理特征$\boldsymbol{E}$和复杂全局形状特征$\boldsymbol{T}$，分别通过卷积Conv(·)和全局平均池化GAP(·)获得，如式(6), 式(7)所示。

$$\boldsymbol{E} = \text{Conv}(\boldsymbol{F}_{\text{in}}) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{T} = \text{GELU}(\boldsymbol{E} + \gamma_s \odot (\boldsymbol{E} - \text{GAP}(\boldsymbol{E}))) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{\text{in}}$表示输入特征图，$\gamma_s \in \mathbb{R}^{C\times 1}$表示初始化比例因子，⊙表示逐元素相乘，GELU(·)表示 GELU 激活函数。通过对互补特征分量$\boldsymbol{E}-\text{GAP}(\boldsymbol{E})$重新加权，增加特征图的多样性。此外，对 HCFU 模型的上下文分支进行了改进，通过集成逐通道卷积（Depthwise Convolution，DWConv）层高效编码多尺度特征。与简单将 DWConv 与自注意力机制结合以模拟局部和全局特征交互的方法不同，本文提出了一种创新的并行架构，该架构包含 3 个不同配置的 DWConv 层，其膨胀比$d \in \{1, 2, 3\}$并行捕获低阶、中阶和高阶特征交互：对于式(8)的输出特征图$\boldsymbol{T} \in \mathbb{R}^{C\times H\times W}$，首先通过卷积核大小5×5，膨胀比$d=1$的 DWConv 提取低阶特征，然后将输出特征沿通道维度分解为低阶特征分量$T_l \in \mathbb{R}^{C_l\times H\times W}$、中阶特征分量$T_m \in \mathbb{R}^{C_m\times H\times W}$和高阶特征分量$T_h \in \mathbb{R}^{C_h\times H\times W}$，其中$C_l + C_m + C_h = C$；随后，将$T_m$和$T_h$分别分配至卷积核大小5×5、膨胀比$d=2$，以及卷积核大小7×7、膨胀比$d=3$的 DWConv 层。最后，将$T_m$和$T_h$分别经过

DWConv 的输出与T_l融合，形成多阶上下文的特征输出$\boldsymbol{V}$，如式(8)、式(9)所示。

$$T_l, T_m, T_h = \varpi(\mathrm{DWConv}_{5\times5,d=1}(\boldsymbol{T})) \tag{8}$$

$$\boldsymbol{V} = \omega(T_l, \mathrm{DWConv}_{5\times5,d=2}(T_m), \mathrm{DWConv}_{7\times7,d=3}(T_h)) \tag{9}$$

式中：$\varpi(\cdot)$表示按通道维度分割操作，$\omega(\cdot)$表示按通道维度拼接操作。

最后，将式(8)的特征图$\boldsymbol{T}$和多阶上下文的特征输出$\boldsymbol{V}$分别经过 SiLU 激活函数后聚合，得到 HCFU 的最终输出$\boldsymbol{F}_{\mathrm{out}}$。

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{out}} = \tau(\Phi(\tau(\boldsymbol{T})) \odot \Phi(\tau(\boldsymbol{V}))) \tag{10}$$

式中：$\tau(\cdot)$表示卷积核大小为1×1的卷积操作，$\Phi(\cdot)$表示 SiLU 激活函数。

3.3 优化模型参数的损失函数

本文采用的深度学习网络 HWCFU-Net，使用均方误差损失函数(MSE-Loss)。该函数通过计算预测值与真实值的平方差均值，能够有效抑制较大误差对模型训练的干扰，并优化网络模型，如式(11)所示。

$$\mathrm{Loss} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left((\hat{y}_i - y_i)^2 \cdot K_i\right) \tag{11}$$

式中：N表示图像像元个数，$\hat{y}_i$表示图像第 i 个像元位置的预测高度，y_i表示图像第 i 个像元位置的观测高度，K_i表示第 i 个像元位置的掩码值。

3.4 冠层高度损失评估方法

为全面评估台风灾害对森林结构的破坏程度，本研究在冠层高度反演基础上引入冠层高度损失评估方法。首先，基于 HWCFU-Net 模型在台风登陆前后的冠层高度反演结果，分别获取各研究区域的森林冠层高度图。随后，采用逐像元差值计算构建冠层高度损失变化图，如公式 12 所示。

$$\Delta ch_i = M_i \cdot \left(ch_i^{\mathrm{post}} - ch_i^{\mathrm{pre}}\right), M_i \in \{0,1\} \tag{12}$$

式中：Δch_i表示第i个像元冠层高度损失值，ch_i^{pre}与ch_i^{post}分别表示第i个像元在台风登陆前后的冠层高度预测值，M_i表示当第i个像元位置位于森林区域时取 1，否则取 0。

4 结果与分析

4.1 模型反演结果

为了系统评估 HWCFU-Net 模型在森林冠层高度反演任务中的表现，本文选取了 6 种当前主流的机器学习与深度学习模型作为对比对象，分别为随机森林(Random Forest，RF)、U-Net、U-Net++、AttentionRes-UNet、TSNN 和 Y-NET，并在统一的训练数据集与测试集上进行性能评估。评价指标包括决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)，分别反映模型的拟合程度与预测精度，如表 2 所示。

结果表明，HWCFU-Net 在所有实验场景中均取得最优表现，其 R^2 值稳定在 0.62～0.71 之间，RMSE 控制在 3.98～4.87 m，显著优于其他模型。特别是在台风“利奇马”登陆前，模型达到了最高的 R^2 值 0.71 和最低的 RMSE 值 3.98 m，表明其在灾前林分结构完整、图像纹理清晰的条件下，对冠层细节具有更强的表达能力。相比之下，传统机器学习模型 RF 及部分深度网络在灾后场景中精度波动较大，显示出对扰动环境适应性不足的问题。

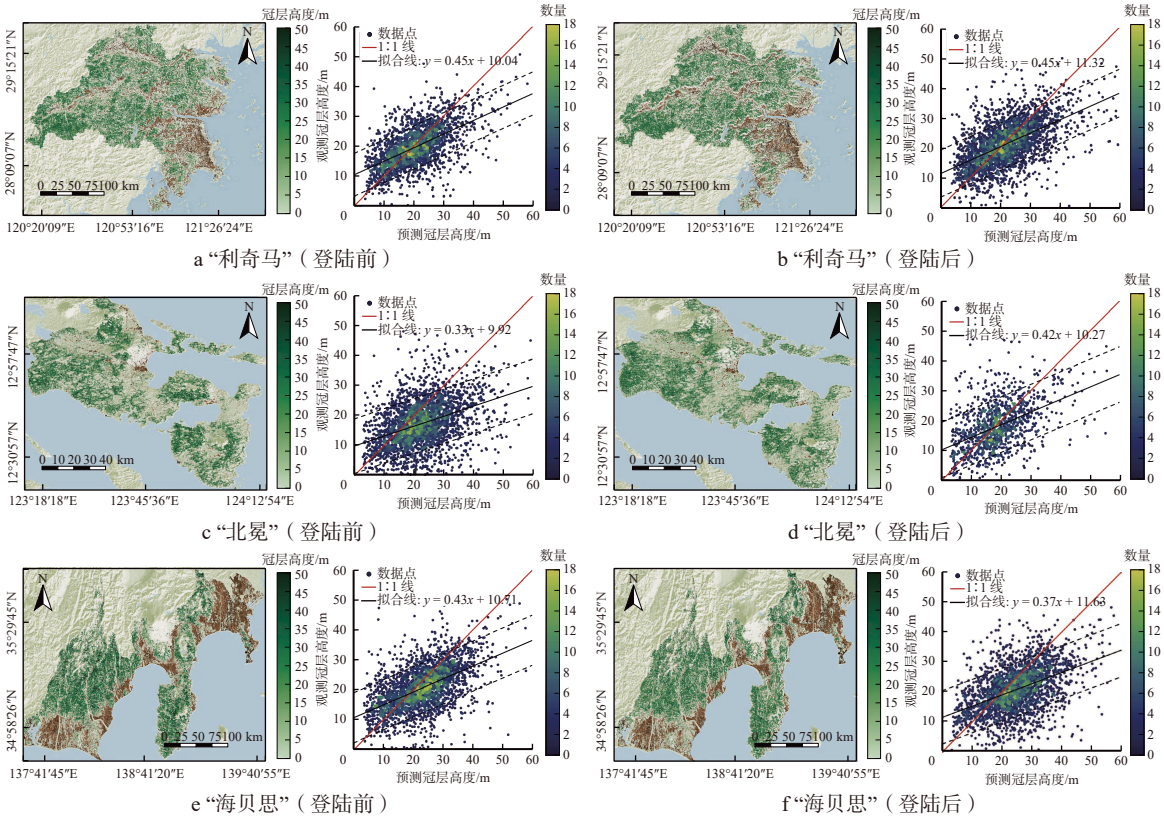
图 3 详细展示了本研究所采用的深度学习网络在 3 次台风“利奇马”、“北冕”和“海贝思”登陆前后对森林冠层高度进行反演的结果。具体而言，图 3a、c 和 e 分别展示了台风登陆前森林冠层高度的反演图，以及足迹像元上预测值与观测冠层高度值之间的相关性分析图。图 3b、d 和 f 则分别描绘了台风登陆后的情况，包括冠层高度的反演图和足迹像元上预测值与实际冠层高度值的相关性分析。

总体而言，本研究方法能够生成连续的冠层高度图，并且与星载观测数据相比显示出较高的一致

表 2 模型在 3 次典型台风事件下森林冠层高度反演性能对比

Tab. 2 Performance comparison of models in forest canopy height inversion under three typical typhoon events

模型	台风“利奇马”				台风“北冕”				台风“海贝思”			
	登陆前		登陆后		登陆前		登陆后		登陆前		登陆后	
	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m
RF[17]	0.67	4.18	0.65	4.87	0.56	5.05	0.61	4.87	0.63	5.14	0.57	5.78
U-Net[9]	0.63	4.66	0.60	4.97	0.59	5.11	0.56	5.53	0.65	4.33	0.61	5.30
U-Net++[18]	0.65	4.26	0.67	4.13	0.61	4.92	0.60	4.98	0.57	5.27	0.60	5.23
AttentionRes-Unet[19]	0.59	5.05	0.62	4.79	0.57	5.18	0.57	5.23	0.61	5.81	0.55	6.18
TSNN[11]	0.58	5.78	0.54	5.01	0.63	5.47	0.61	6.68	0.65	5.03	0.58	5.47
Y-NET[10]	0.64	5.12	0.59	4.96	0.60	4.96	0.52	5.32	0.63	6.14	0.62	4.64
HWCFU-Net	0.71	3.98	0.68	4.01	0.65	4.33	0.62	4.74	0.67	4.11	0.63	4.87



a “利奇马”（登陆前）　b “利奇马”（登陆后）

c “北冕”（登陆前）　d “北冕”（登陆后）

e “海贝思”（登陆前）　f “海贝思”（登陆后）

图 3　模型反演结果图以及观测值和预测值的关系图

Fig. 3　Plot of model inversion results and the relationship between observed and predicted values

性。通过对比模型反演结果与观测数据，可以发现足迹像元上的模型反演值与观测到的冠层高度值之间具有良好的一致性。在模型反演结果的决定系数方面，最高值为 0.71，最低值为 0.62；RMSE 最高为 4.87 m，最低为 3.98 m，表明大多数反演误差控制在 5 m 以内。

4.2　消融实验

为进一步验证 HWCFU-Net 模型中各关键模块在森林冠层高度反演任务中的性能贡献，本研究设计了系统性的消融实验。通过逐步剔除与组合模型结构中的小波增强层次化特征模块（WAHFM）和上下文特征整合单元（HCFU），构建了 3 个对比模型（基础 U-Net、U-Net + HCFU、U-Net + WAHFM），并与完整结构 HWCFU-Net 进行性能对比评估。

表 3 显示：在 3 次典型台风事件的森林冠层高度反演中，HWCFU-Net 模型均表现出最优的精度水平。相较于原始 U-Net 模型，加入 HCFU 模块在保持模型轻量化的同时，提升了上下文语义表达能力，使 R^2 有小幅提升，RMSE 降低约 0.3 m，表明多尺度语义整合对冠层结构复杂区域具有积极作用。而引入 WAHFM 模块后，模型对冠层边缘与结构突变区域的细节感知能力显著增强，R^2 值整体提升约 0.03 ~ 0.05，RMSE 均有所下降，进一步说明该模块在森林冠层高度反演中的关键作用。

完整结构的 HWCFU-Net 同时集成了两种模块，在所有台风案例中均取得了最佳结果，其 R^2 最高达 0.71，RMSE 最低可达 3.98 m。该结果验证了两模块协同对模型性能的增益成果，体现出精细纹理重建

表 3　消融实验结果

Tab. 3　Ablation study results

模型	台风“利奇马”				台风“北冕”				台风“海贝思”			
	登陆前		登陆后		登陆前		登陆后		登陆前		登陆后	
	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m	R^2	RMSE/m
U-Net	0.63	4.66	0.60	4.97	0.59	5.11	0.56	5.53	0.65	4.33	0.61	5.30
U-Net + HCFU	0.64	4.56	0.61	4.67	0.61	5.01	0.58	5.23	0.64	4.30	0.60	5.23
U-Net + WAHFM	0.68	4.25	0.65	4.53	0.60	4.62	0.61	5.08	0.65	4.27	0.61	5.27
HWCFU-Net	0.71	3.98	0.68	4.01	0.65	4.33	0.62	4.74	0.67	4.11	0.63	4.87

与全局语义理解的互补优势，适用于大范围台风灾害评估任务中对冠层结构连续性与准确性的双重需求。

4.3 损失评估

基于 HWCFU-Net 模型在 3 次台风事件前后反演的冠层高度影像，本文进一步计算了台风登陆后森林冠层高度的损失值，并生成冠层损失图，揭示了灾后损害的空间分布格局，如图 4a、d、g 所示。图 4b、e、h 选取了典型受灾区域进行局部放大，并结合对应的 Google 影像，直观展示了灾后森林结构解体情况，如图 4c、f、i 所示。图 4j 通过云雨图进一步呈现了典型区域的冠层高度损失分布统计特征，增强了对局地损害强度及空间变异性的量化分析。

统计结果显示，台风“利奇马”登陆区（区域 1）的森林冠层受损显著，其损失值中位数为−7.07 m，25% 分位数为−9.76 m，75% 分位数为−4.36 m，极值范围为（−15.30 ~ 9.62）m。损失值整体呈左偏分布，表明该区域大部分像元点的冠层高度损失值呈现较高程度下降。结合该区域的地理背景（沿海、低海拔、风口位），这一区域的较高损失水平可能与台风登陆强风区的空间重叠密切相关。

台风“北冕”影响区（区域 2）的冠层损失相对较轻，中位数为−1.98 m，平均值为−2.01 m，且损失值集中分布在（−5.45 ~ 1.54）m 区间。尽管极小值达到−21.2 m，但该值为孤立极端，整体变异性较低，表明该区域受风扰动的均匀性更高。

台风“海贝思”影响区（区域 3）则表现出更强的空间异质性。该区域的损失中位数为−6.31 m，平均值为−6.30 m，25% 与 75% 分位数分别为−9.67 与−2.88 m，最大损失值为−20.6 m，最大正值为 10.5 m。损失分布范围广泛，呈现“双峰形”结构，可能反映了局地风速增强、地形陡变与林分类型复杂交互造成的灾害响应分化。

5 讨 论

5.1 冠层高度变化与高程的关系

过往研究表明，不同海拔高度、坡度、降水和森林类型都会影响森林冠层高度变化。本文聚焦于海拔这一因子，是因为在研究区域内，海拔在一定程度上代表了风速衰减路径、风暴接近程度以及森林分布格局的综合差异[3]。利用 HWCFU-Net 模型反演的森林冠层高度数据，本研究分析了台风“利奇马”、“北冕”和“海贝思”对不同高程区域森林冠层高度变化的影响。研究结果表明，冠层高度变化与高程之间可能存在梯度效应，低海拔区域（< 300 m）的冠层高度下降比例明显高于中（300 ~ 600 m）高（> 600 m）海拔区域。如表 4 所示，台风“利奇马”期间，低海拔区域冠层高度下降比例为 36.39%，中海

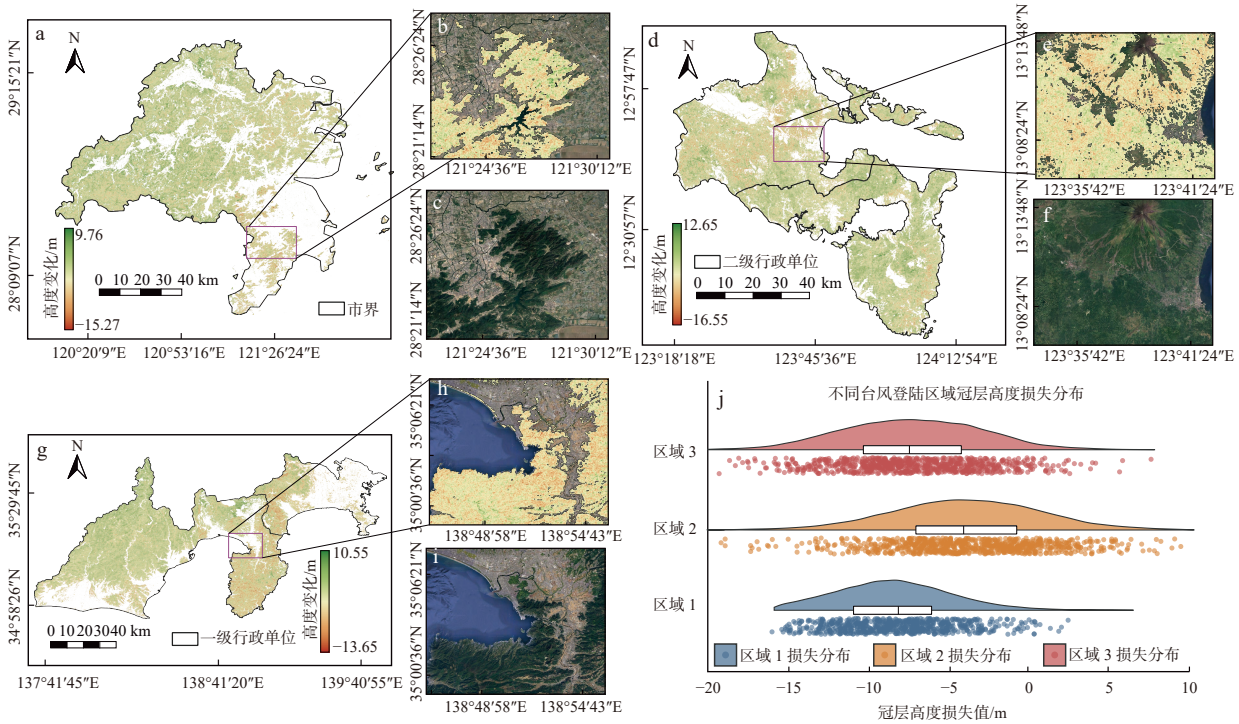


图 4a、d、g 分别为台风“利奇马”、“北冕”、“海贝思”登陆后冠层高度损失图，分辨率为 30 m。图 4b、e、h 分别为台风登陆特定区域冠层高度损失图的详细示例。图 4c、f、i 分别为对应区域的谷歌高清影像。图 4j 为不同台风登陆区域冠层高度损失分布云雨图。图 4j中区域 1、区域 2 和区域 3 分别对应图 4b、e 和 h 中的森林区域。

图 4 不同登陆区域灾后冠层高度损失空间分布图和云雨图

Fig. 4 Spatial distribution maps depicting post-disaster canopy height loss across various landfall regions and cloud-rain patterns

拔区域为 26.34%，高海拔区域仅为 21.23%。台风“北冕”和“海贝思”表现出相似的趋势，低海拔区域的下降比例占比较高，而中高海拔区域的下降幅度较低。

植被分布分析表明，低海拔地区以阔叶林为主，其浅根系和宽大叶片结构使其在台风强风中更易受损；而高海拔地区以针叶林为主，其深根系和紧凑的冠层结构赋予其更强的抗风能力[20]。台风过后，低海拔区域表现出相对较高的冠层高度增长比例。以台风“利奇马”为例，低海拔区域的冠层高度增长比例达到 26.16%，高于高海拔区域的 14.81%。这一现象极有可能与台风引发的生态恢复进程存在关联。在台风“利奇马”活动期间，降水量升高，强降雨促使土壤中的养分释放。Sentinel-2 卫星遥感数据显示，台风过境后 3 个月内，低海拔区域的归一化植被指数增长了 0.05。这可能得益于补偿性生长机制[21]（指生物在经历不利条件后，在恢复过程中表现出加速生长的现象），从而实现受损冠层的快速修复。该结果与 2020 年 Li 等[22]和 2021 年 Rezaei 等[23]的研究结果具有较高一致性。相比之下，高海拔区域由于年均温差较大及生长季较短等因素，其生态恢复能力受到一定程度的限制。

5.2　冠层高度变化与森林−城市距离的关系

为探究台风对森林冠层高度影响的空间差异性，本研究以城市边界为基准，划分 0 ~ 1 km、1 ~ 2 km、2 ~ 3 km、3 ~ 4 km 与 > 4 km 五个缓冲带，系统分析不同距离区间内森林冠层高度在台风前后的变化特征。表 5 列出了台风“利奇马”“北冕”和“海贝思”在上述不同距离区间的冠层高度最大值、最小值与平均值的统计结果。

从整体趋势来看，城市邻近区域的冠层高度在台风过后普遍呈现显著下降，尤其在 0 ~ 2 km 范围内的损失最为明显。以“利奇马”为例，其在 0 ~ 1 km 范围内的平均树高从 13.64 m 下降至 11.03 m，降幅达 2.61 m，而在 > 4 km 范围内，平均树高仅从 15.70 m 下降至 14.44 m。类似地，“北冕”与“海贝思”也在城市近郊区域（0 ~ 2 km）表现出更强烈的冠层损失效应，表明台风对靠近城市边缘的森林冠层具有更大的扰动作用。

结合 Sentinel-1 与 Sentinel-2 数据，分析了城市周边环境的特征对冠层高度变化的调控作用。Sentinel-1 后向散射系数（VH 极化）显示，城市周边区域的地表粗糙度高于远郊区域，这种粗糙度梯度与建筑物密集分布引起的风力紊乱现象相一致。以往的研究表明：当台风来袭时，其强劲风力与城市复杂地形、建筑物布局以及森林自身结构相互作用，形成了独特的风场特征[24−25]；城市区域密集的建筑群和复杂地形，促使气流紊乱，进而引发高强度的湍流现象[26−27]。这些湍流可能对森林冠层施加不规则的风剪切力和压力波动，提升了树木倾倒或断裂的风险。此外，建筑物之间可能形成“峡谷效应”，进一步加速局部风速，使得城市周边森林承受更高强度的风剪切力作用。同时，城市周边区域的森林多为城市绿地和人工林，以速生阔叶树种为主，其抗风能力较弱；而远郊区域以自然林为主，树种多样性较高

表 4　台风影响下不同海拔范围的冠层高度变化比例

Tab. 4　Proportions of canopy height changes across different elevation ranges induced by typhoons　%

台风	低海拔（< 300 m）		中海拔（300 ~ 600 m）		高海拔（> 600 m）	
	下降占比	上升占比	下降占比	上升占比	下降占比	上升占比
“利奇马”	36.39	26.16	26.34	20.68	21.23	14.81
“北冕”	33.65	24.42	28.65	22.27	17.41	10.54
“海贝思”	37.27	25.33	24.76	19.46	19.63	13.95

表 5　不同台风登陆前后各城市距离区间的森林冠层高度统计

Tab. 5　Tree canopy height statistics across urban distance gradients before and after different typhoon landfalls　m

台风	阶段	0 ~ 1 km			1 ~ 2 km			2 ~ 3 km			3 ~ 4 km			> 4 km		
		最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
“利奇马”	登陆前	35.93	1.23	13.64	40.74	0.67	14.72	45.16	1.09	15.23	39.84	0.13	13.68	41.07	0.54	15.70
	登陆后	37.42	0.96	11.03	40.39	0.97	9.66	41.89	0.54	10.07	39.92	0.92	12.18	43.09	0.32	14.44
“海贝思”	登陆前	44.77	0.28	10.53	48.32	0.16	12.23	38.92	0.71	12.87	49.84	0.39	12.93	54.63	0.14	12.55
	登陆后	43.65	0.51	7.89	39.78	0.28	8.54	42.94	0.32	8.56	37.66	0.15	10.11	35.92	0.47	9.71
“北冕”	登陆前	36.21	0.49	13.38	40.65	0.74	15.25	37.86	0.33	17.07	39.92	0.64	12.13	36.95	0.41	18.03
	登陆后	41.94	0.23	11.87	32.52	0.22	14.32	40.61	0.89	18.61	37.23	0.11	10.24	29.98	0.66	15.22

(1.13)，生态系统稳定性更强。

为了探究台风对未破坏区域植被健康的潜在影响，本研究绘制了 2018—2020 年这 3 年时间跨度的 EVI(增强型植被指数)变化趋势图，如图 5 所示。该图由 3 张子图组成，分别展示了台风“利奇马”、“海贝思”及“北冕”登陆期间研究区域的 EVI 变化情况。分析结果表明，2019 年台风登陆后，各区域 EVI 在短期内均呈现上升趋势：以“利奇马”登陆区域为例，EVI 从 0.43 增至 0.46；“海贝思”登陆区域 EVI 在短时间内未发生明显变化；“北冕”登陆区域则从 0.43 增至 0.56。相比之下，在 2018 年和 2020 年，同一时间段的 EVI 未表现出类似上升趋势，反而呈现下降或波动特征。这一差异表明，台风后 EVI 的短期提升可能并非自然季节性变化的延续，而可能与台风引发的降雨增加或土壤湿度改善等因素相关。

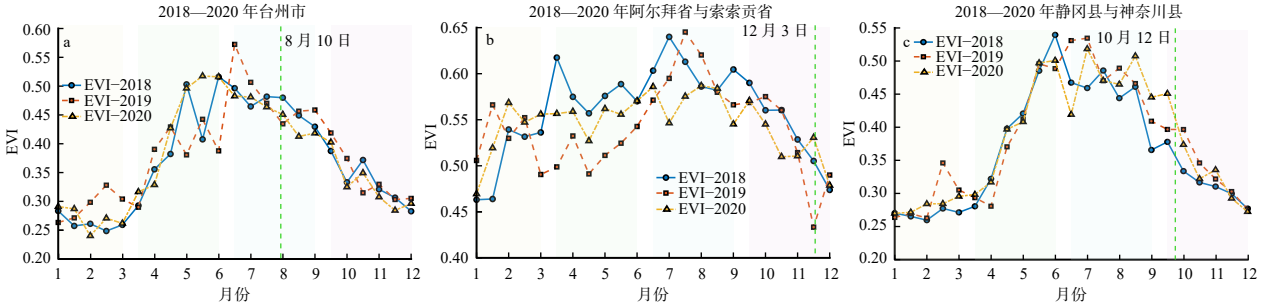


图 5 台风“利奇马”(a)、“北冕”(b)和“海贝思”(c)登陆区域 2018—2020 年 EVI 时间序列演变

Fig. 5 EVI time series dynamics from 2018 to 2020 in the landfall regions of Typhoons Lekima (a), Kammuri (b), and Hagibis (c)

6 结 论

风灾害对森林生态系统的精确评估对理解极端气候事件的生态效应和制定灾害减缓策略具有重要意义。本研究构建了 HWCFU-Net 深度学习模型，融合 GEDI、ICESat-2、Sentinel-1 和 Sentinel-2 多源遥感数据，通过引入小波增强层次化特征模块和上下文感知跳跃连接机制，实现了逐像元冠层高度反演。结果表明，该模型在多种台风案例中表现出较高精度，决定系数(R^2)稳定在 0.62 以上，均方根误差(RMSE)控制在 4.87 m 以内，优于主流遥感反演方法，验证了其在台风灾害冠层损失评估中的高效性和可靠性。

研究进一步揭示了台风破坏森林冠层的空间异质性机制，具体包括地形和城市边界机制，两者共同塑造了台风破坏的空间异质性。

(1)地形机制：低海拔区域以阔叶林为主，其根系较浅，抗风能力较弱，冠层高度损失幅度最大；中高海拔区域以针叶林为主，树体结构紧实、抗风能力较强，冠层损失程度较低。这表明海拔梯度通过调控林分组成和结构稳定性，显著影响损失的空间分布。

(2)城市边界机制：邻近城市的森林受地表粗糙度增加及建筑群诱发的湍流和峡谷效应影响，风剪切力增强，冠层损失显著高于远郊区域；损失强度随距城市距离的增加呈明显衰减趋势，反映了城市边界对台风风场的放大作用。

综上，台风灾害导致的森林冠层损失呈现显著的空间异质性，受地形条件和城市边界效应的共同调控。本研究提出的方法与结论为台风频发地区的森林管理、灾后修复和生态规划提供了重要理论依据和数据支撑。未来研究将优化 HWCFU-Net 模型以适应多样化的森林类型和台风场景，探索融合气象数据等信息源以深化破坏机制解析，并开发高效的实时灾害评估工具以支持林业决策。

审图号：京审字(2026)G 第 0304 号。

参 考 文 献

[1] Walsh J E, Ballinger T J, Euskirchen E S, et al. Extreme weather and climate events in northern areas: a review [J]. Earth-Science Reviews, 2020, 209: 103324.

[2] Trok J T, Barnes E A, Davenport F V, et al. Machine learning-based extreme event attribution [J]. Science Advances, 2024, 10(34): eadl3242.

[3] Abbas S, Nichol J E, Fischer G A, et al. Impact assessment of a super-typhoon on Hong Kong's secondary vegetation and recommendations for restoration of resilience in the forest succession [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 280: 107784.

[4] Chen X, Avtar R, Umarhadi D A, et al. Post-typhoon forest damage estimation using multiple vegetation indices and machine learning models [J]. Weather and Climate Extremes, 2022, 38: 100494.

[5] 陈帮乾, 云挺, 安锋, 等. 基于 Landsat 和 Sentinel-2 时间序列影像的海南西部橡胶林龙卷风灾情评估 [J]. 遥感学报, 2021, 25(3): 816−829.
Chen B Q, Yun T, An F, et al. Assessment of tornado disaster in

rubber plantation in western Hainan using Landsat and Sentinel-2 time series images [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(3): 816−829.

[6] Feng Y, Negrón-Juárez R I, Chambers J Q. Remote sensing and statistical analysis of the effects of hurricane María on the forests of Puerto Rico [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 111940.

[7] Peereman J, Hogan J A, Lin T C. Intraseasonal interactive effects of successive typhoons characterize canopy damage of forests in Taiwan: A remote sensing-based assessment [J]. Forest Ecology and Management, 2022, 521: 120430.

[8] Lang N, Kalischek N, Armston J, et al. Global canopy height regression and uncertainty estimation from GEDI LIDAR waveforms with deep ensembles [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 268: 112760.

[9] Schwartz M, Ciais P, De Truchis A, et al. FORMS: forest multiple source height, wood volume, and biomass maps in France at 10 to 30 m resolution based on Sentinel-1, Sentinel-2, and Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) data with a deep learning approach [J]. Earth System Science Data, 2023, 15(11): 4927−4945.

[10] Radke D, Radke D, Radke J. Beyond measurement: extracting vegetation height from high resolution imagery with deep learning [J]. Remote Sensing, 2020, 12(22): 1−22.

[11] Yang W, Vitale S, Aghababaei H, et al. A deep learning solution for height estimation on a forested area based on Pol-TomoSAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1−14.

[12] Ying M, Zhang W, Yu H, et al. An overview of the China Meteorological Administration tropical cyclone database [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2014, 31(2): 287−301.

[13] Lu X, Yu H, Ying M, et al. Western North Pacific tropical cyclone database created by the China Meteorological Administration [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2021, 38: 690−699.

[14] Fayad I, Ienco D, Baghdadi N, et al. A CNN-based approach for the estimation of canopy heights and wood volume from GEDI waveforms [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 265: 112652.

[15] Potapov P, Li X, Hernandez-Serna A, et al. Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 253: 112165.

[16] Fayad I, Baghdadi N, Alcarde Alvares C, et al. Terrain slope effect on forest height and wood volume estimation from GEDI data [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2136.

[17] Wang Z, Cai H, Yang X. A new method for mapping vegetation structure parameters in forested areas using GEDI data [J]. Ecological Indicators, 2024, 164: 112157.

[18] Zhou Z, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, et al. Unet++: redesigning skip connections to exploit multiscale features in image segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 39(6): 1856−1867.

[19] Rehman A, Butt M A, Zaman M. Attention Res-UNet: attention residual UNet with focal tversky loss for skin lesion segmentation [J]. International Journal of Decision Support System Technology (IJDSST), 2023, 15(1): 1−17.

[20] Box E O, Fujiwara K. Vegetation types and their broad-scale distribution [J]. Vegetation Ecology, 2013: 455−485.

[21] Li C, Barclay H, Roitberg B, et al. Ecology and prediction of compensatory growth: from theory to application in forestry [J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 655417.

[22] Li C, Barclay H, Roitberg B, et al. Forest productivity enhancement and compensatory growth: a review and synthesis [J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 575211.

[23] Rezaei R, Ghaffarian S. Monitoring forest resilience dynamics from very high-resolution satellite images in case of multi-hazard disaster [J]. Remote Sensing, 2021, 13(20): 4176.

[24] Zhao Z, Xiao Y, Li C, et al. Multiscale simulation of the urban wind environment under typhoon weather conditions [J]. Building Simulation, 2023, 16(9): 1713−1734.

[25] Gu D, Zhao P, Chen W, et al. Near real-time prediction of wind-induced tree damage at a city scale: Simulation framework and case study for Tsinghua University campus [J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021, 53: 102003.

[26] 丁伟宸, 师宇, 刘磊, 等. 基于北京 325 m 气象铁塔的城市冠层以上湍流强度垂直分布特征分析与推算方法评估 [J]. 建筑结构, 2024, 54(13): 71−80.
Ding W C, Shi Yu, Liu Lei, et al. Research on vertical distributioncharacteristics and calculation method of turbulence intensity above urban canopy based on Beijing 325m Meteorological Tower [J]. Building Structure, 2024, 54(13): 71−80.

[27] 向杰勋, 陈桂兴, 姜平, 等. 冷空气强风在大型城市中的精细结构和形成机制 [J]. 大气科学, 2019, 43(3): 577−597.
Xiang J X, Chen G X, Jiang P, et al. 2019. Fine-scale structures and formation of strong winds over a megacity during a cold surge process [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2019, 43(3): 577−597.

（责任编辑　吴　娟
责任编委　张会儒）