

森林生态水文过程精准模拟的激光雷达与人工智能融合技术进展及应用框架

徐俏¹, 刘耕源^{1,2*}, 董珂¹, 杨青³, 赵彦伟¹, 杨志峰^{1,4}

(1. 北京师范大学环境学院 / 区域环境安全全国重点实验室, 北京 100875; 2. 海南国家公园研究院, 海口 571100; 3. 北京师范大学环境与生态前沿交叉研究院 / 广东省污水信息解析与预警重点实验室, 广东珠海 519087; 4. 广东工业大学生态环境与资源学院 / 大湾区城市环境安全与绿色发展教育部重点实验室, 广州 510006)

摘要: 森林生态系统在维系全球水循环和生态安全中发挥核心作用, 其生态水文过程的精确建模是森林管理、流域调控与生态工程设计的重要基础。针对传统方法难以高精度量化森林结构空间异质性与水文过程非线性耦合关系的问题, 本文综合评述了激光雷达 (LiDAR) 与人工智能 (AI) 融合技术在森林生态水文过程建模中的发展进展和工程应用潜力。分析了传统森林生态水文建模面临的均质化假设局限及数据时空覆盖不足的挑战, 重点梳理了地基与空天 LiDAR 在构建高保真森林三维结构方面取得的技术突破, AI 在点云叶木分离、复杂水文过程模拟及物理机制融合中的关键作用。以海南热带雨林国家公园为例, 本文系统评估了“LiDAR+AI”融合技术在基于精细三维结构的森林冠层降雨截留估算、不同林龄与结构特征对蒸散发与径流的定量影响分析以及森林水生态系统服务的精细化核算 3 个关键领域的应用表现; 结果表明, “LiDAR+AI”融合技术显著提高了模型的空间分辨率与预测精度, 能够有效反映森林垂直结构对降雨再分配和蒸散过程的微调节机制。最后, 提出了面向森林生态水文过程的“数据-模型-平台-反馈”一体化融合建模框架, 探讨了多元数据与机理模型深度融合的实现方式, 并指出了当前在数据标准化、机理融合难度及计算成本等方面的挑战。该研究为构建高精度、可解释、具有工程应用潜力的森林生态水文过程模型提供了技术路径, 为我国森林水生态系统服务评估与生态工程管理提供了科学支撑。

关键词: 激光雷达; 人工智能; 森林生态水文过程; 生态系统服务评估; 数据融合建模

中图分类号: X3 **文献标识码:** A

Precision Modeling of Forest Eco-hydrological Process via LiDAR and AI Integration: Advances and Application Framework

Xu Qiao¹, Liu Gengyuan^{1,2*}, Dong Ke¹, Yang Qing³, Zhao Yanwei¹, Yang Zhifeng^{1,4}

(1. State Key Laboratory of Regional Environmental and Sustainability, School of Environment, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Hainan Institute of National Park, Haikou 571100, China; 3. Guangdong Provincial Key Laboratory of Wastewater Information Analysis and Early Warning, Advanced Interdisciplinary Institute of Environment and Ecology, Beijing Normal University, Zhuhai 519087, Guangdong, China; 4. Key Laboratory for City Cluster Environmental Safety and Green Development of the Ministry of Education, School of Ecology, Environment and Resources, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Forest ecosystems play a fundamental role in sustaining global water cycles and ecological security, and accurate modeling of

收稿日期: 2025-10-14; 修回日期: 2025-11-22

通讯作者: *刘耕源, 北京师范大学环境学院教授, 研究方向为生态系统服务核算与管理; E-mail: liugengyuan@bnu.edu.cn

资助项目: 中国工程院咨询项目“海南热带雨林国家公园生态产品价值评估与实现路径”(24HNZX-10); 海南国家公园研究院资助项目(KY-23ZK02)

本刊网址: sscae.engineering.org.cn

their eco-hydrological processes is essential for forest management, watershed regulation, and eco-engineering design. To address the limitations of conventional methods regarding high-precision quantification of the spatial heterogeneity of forest structures and its nonlinear coupling with hydrological processes, this study reviews the advances and engineering application potentials of light detection and ranging (LiDAR) and artificial intelligence (AI) fusion technologies in forest eco-hydrological modeling. The study first analyzes the limitation of homogeneity assumption in conventional models and the challenge of insufficient spatiotemporal data coverage. It highlights the technological breakthroughs of terrestrial and spaceborne LiDAR in constructing high-fidelity forest three-dimensional (3D) structures, as well as the critical role of AI in leaf-wood separation from point clouds, complex hydrological process simulation, and physics-informed machine learning (PIML). Using the National Park of Hainan Tropical Rainforest as a representative case, the study evaluates the application performance of LiDAR + AI fusion in three key areas: estimation of rainfall interception by forest canopies based on fine-scale 3D structures, quantitative analysis of the effects of forest age and structure on evapotranspiration and runoff, and refined accounting of forest water-related ecosystem services. The results demonstrate that LiDAR + AI fusion significantly improves the spatial resolution and predictive accuracy of models, effectively revealing the micro-scale regulation mechanisms of forest vertical structures on rainfall redistribution and evapotranspiration processes. Finally, a “data–model–platform–feedback” fusion modeling framework for forest eco-hydrological processes is proposed. This framework explores the implementation of deep integration between multi-source data and mechanistic models, and identifies current challenges in data standardization, fusion complexity, and computational cost. This study further provides a technical pathway toward high-precision, interpretable forest eco-hydrological modeling with potentials for engineering application, offering scientific support for forest water-related ecosystem service assessment and ecological engineering management.

Keywords: LiDAR; artificial intelligence; forest eco-hydrological process; ecosystem service assessment; data-fusion modeling

一、前言

森林生态水文过程在全球水循环和气候调节中发挥着不可或缺的作用^[1]。森林通过截留降水、涵养水源、调节蒸散等过程，提供着碳汇、保护生物栖息地等关键生态系统服务^[2]。因此，森林对流域水文过程的调节不仅维系着生态系统的稳定性，也直接影响区域生物多样性维护和人类福祉^[3]。研究表明，高质量的森林不仅是重要的碳库，还通过减少地表径流、增加地下水补给来保障区域水安全^[4]。例如，原生森林具有更强的截留降雨和调节径流能力，其年蒸散发量常可达到年降水量的40%以上；一旦森林退化或转换为其他土地利用类型，流域水文响应将发生显著改变，通常表现为径流增加、水源涵养功能减弱^[5]。大量对比实验和集水区对照研究亦进一步证实，森林覆盖变化会显著影响水文输送和水资源供给^[5]。因此，精准模拟森林生态水文过程不仅是重大的科学问题，也是支撑全球森林与生物多样性保护、水资源安全和“双碳”战略目标的重要技术基础。

然而，全球气候变化和人类土地利用加剧正深刻扰动着森林生态水文过程，使传统研究方法面临新的挑战。在传统水文模型层面，主要依赖有限的地面观测和经验/物理模型，常假设林分属性相对均一，在高异质性环境下难以取得理想效果。在广袤的森林区域（如亚马逊、刚果盆地、东南亚等地区），地面气象和水文站点稀疏，长期连续监测数

据匮乏，导致模型往往缺乏高质量的降雨、蒸散等驱动输入和径流验证^[2]。在传统遥感观测层面，光学卫星影像虽然能提供宏观覆盖，但在热带森林中效能有限，受云雨天气影响严重，难以穿透浓密树冠获取垂直结构信息。如何利用新兴的遥感监测手段和人工智能（AI）算法，突破数据和尺度瓶颈，提升森林生态水文模型的精度与适用性，成为当前森林与水资源管理领域亟待解决的工程难题。

为应对上述挑战，遥感和数据智能技术的迭代为森林生态水文过程研究带来了新契机，并呈现出从单一技术向融合技术发展的趋势。首先，激光雷达（LiDAR）技术的引入解决了获取森林三维结构的难题。地基与空天LiDAR能够精确测量森林三维垂直结构，构建厘米级精度的森林数字孪生系统，结合星载雷达的广域覆盖，为量化森林异质性提供了数据支持^[6]。其次，AI技术的应用解决了非线性建模与模式复杂性识别的难题。AI技术能够处理海量多源数据，挖掘森林结构与水文过程之间的复杂非线性关系，显著提升模型的预测能力和适用范围。LiDAR技术与AI的融合应用将推动森林生态水文研究从经验性、参数化建模向数据驱动、物理约束的智能化建模转变。

基于此，本文系统梳理LiDAR与AI技术在森林生态水文过程建模中的发展现状，精细识别传统建模的局限与森林异质性难题；并以海南热带雨林国家公园为例，评述LiDAR与AI融合技术在森林冠层截留、蒸散发与径流、水生态系统服务核算等关键

领域的应用进展；最后提出面向未来的“数据-模型-平台-反馈”一体化融合建模框架，以期为森林生态水文过程的精准模拟与工程管理提供参考。

二、传统森林生态水文过程建模的局限与森林异质性难题

（一）传统森林生态水文建模方法及其原理

传统森林生态水文过程建模方法主要包括经验统计模型和机理性物理模型两大类。

经验统计模型基于大量观测数据，通过统计回归建立森林特征参数（如叶面积指数（LAI）、植被覆盖率等）与水文过程（降雨截留、蒸散发、径流等）之间的经验关系。例如，经典的Gash截留模型^[7]通过引入树冠储水容量和降雨强度等参数，利用简化的经验公式来计算冠层截留量；Budyko水热耦合框架^[8]则通过干燥度指数建立区域蒸散发与降水、潜在蒸散发之间的经验关系。这类模型计算简便，适用于对数据稀缺区域的快速评估，但其参数往往具有区域特异性，难以直接推广到不同森林类型和气候条件下的数据计算。

机理性物理模型则基于水文循环和能量平衡的物理定律，通过求解偏微分方程组来模拟森林生态水文过程。代表性模型包括土地利用与水文过程模拟模型（SWAT）^[9]、可变下渗容量模型（VIC）^[10]等分布式水文模型，以及通用陆面模式（CLM）^[11]等陆面过程模型。这些模型考虑了降雨截留、土壤入渗、蒸散发、坡面汇流等多个物理过程的耦合，在理论上能够较好地反映水文循环机理。然而，物理模型对输入数据要求高，参数常达数十至上百个，且需要详细的森林结构、土壤质地、地形等空间分布信息。在数据缺乏区域，这些参数往往只能采用经验值或粗糙估算，导致模型结果的不确定性增大。

（二）森林异质性对生态水文建模的关键挑战

尽管传统方法构建了森林生态水文研究的基础框架，但在全球特别是复杂森林生态系统，这些方法依然面临挑战。

在模型机理层面，传统模型多通过大叶模型假设林分属性相对均一，以少数宏观参数（如LAI、植被覆盖率等）表征森林对降水和蒸散发的影响，难以反映森林内部结构和组分的高度异质性^[12]，导

致模型在不同森林类型或空间尺度下的适用性较差。一方面，不同森林即使具有相似的总叶面积（LAI相近），其内部枝叶分布格局（如聚集度）不同，也会引起截留雨量的显著差异^[13]。另一方面，森林垂直结构（乔灌木分层、林隙分布等）的空间异质性对水文过程影响深远，如不同结构的林冠截留率可占降雨量的10%~50%，差异巨大^[14]，但这种异质性是单一经验模型难以捕捉的。

在数据获取层面，尽管各国在典型区域已建立了一定数量的气象和水文观测站，并积累了宝贵的大量长期监测数据，但整体上仍存在时空覆盖不足、数据连续性有限等问题，导致模型缺乏高质量的降水、蒸散发等驱动数据和流量校验数据^[15]。有研究指出，在潮湿热带地区，由于缺乏高质量的降雨和蒸散发输入，流域水文模拟结果的可靠性受到限制^[16]。传统遥感手段在热带森林中的效能发挥有限。光学卫星因云层覆盖常年居高不下而无法获得连续影像，如在亚马逊地区，云雨天气使光学遥感监测森林状况的能力大打折扣^[17]。即使有部分数据，光学影像也只能获取森林冠层的二维信息，无法穿透浓密树冠揭示垂直结构。此外，在地面调查方面，尽管已有一些样地长期运行，但在广大雨林地区中仍难实现大范围覆盖；“人工+走航”协同监测困难且成本高昂，只能取得局部样点数据，难以代表区域复杂性。这导致使用单一模型模拟时，不得不假定均一的植被和土壤参数，无法反映热带森林高度异质的实际状况，从而使模型结果误差较大。

综合而言，在复杂森林生态系统研究中，面对降雨时空变异剧烈、植被土壤高度复杂的环境，传统森林生态水文建模陷入“数据覆盖不足-尺度难以匹配-机制表达不畅”的困境^[18]，这些局限共同构成了森林异质性对于生态水文建模的挑战：如何在模型中体现森林结构与功能的多样性。为解决这一难题，需要引入能够表征三维空间结构的精细数据和更智能的分析方法。

三、森林生态水文过程模拟中激光雷达与人工智能技术的应用现状及挑战

（一）激光雷达技术：实现三维结构量化和水文过程参数的精准获取

LiDAR技术的引入，本质上是运用其获取高精

度三维点云的独特能力，突破传统光学遥感仅能获取冠层表面信息的局限，为森林生态水文研究带来精准数据支撑。

在星载LiDAR方面（全球尺度），美国国家航空航天局（NASA）的冰、云和陆地高程卫星系列（ICESat）及2018年发射的全球生态系统动态调查仪（GEDI）是里程碑式的进展。GEDI作为首个专门用于测量森林垂直结构的太空LiDAR系统，利用全波形技术记录激光脉冲穿透森林冠层的完整回波信号，可以提供冠层高度、覆盖度、LAI等关键参数^[18]，从而使捕捉全球尺度森林垂直结构的异质性成为可能。尤其是在亚马逊等光学遥感难以穿透的高生物量区域，GEDI揭示了传统方法遗漏的大量垂直结构信息^[19]。不同于ICESat-2的光子计数技术，GEDI采用全波形LiDAR技术，能够记录激光脉冲穿透森林冠层的完整回波信号，每个激光足迹直径约为25 m^[20]。截至2023年，GEDI已获取约260亿次激光波形观测数据，可以提供冠层高度、覆盖度、LAI等36项植被结构参数^[18]，在全球尺度上进一步精细量化了森林的三维结构特征。研究显示，大范围的三维植被结构图对理解水文循环、气候和碳通量具有重大意义^[18]。与传统光学影像相比，激光脉冲穿透树冠的能力使GEDI可以探测到林冠下层甚至地面的信息，从而准确测量森林高度和垂直分布^[19]。例如，在亚马逊雨林地区，GEDI测得的森林平均高度和生物量往往明显高于之前依赖光学遥感和清查的数据^[16]，这表明LiDAR捕捉到了传统方法遗漏的大量森林垂直结构。我国在星载LiDAR领域也取得了重要进展。2019年，我国发射的高分七号卫星是我国首颗搭载激光测高系统的高分系列卫星，能够获取1:10 000比例尺的精度地形数据^[21]。虽然该卫星主要用于地形测绘，但其激光点云数据同样可用于森林高度反演。未来，随着更多专用森林监测LiDAR卫星的部署，全球森林三维结构的动态监测能力将得到进一步提升。

机载与无人机载LiDAR（景观尺度）可获取高密度点云，其扫描效率取决于飞行高度、扫描角度和点云密度。近年来，无人机载LiDAR技术快速发展，在100~200 m飞行高度下，点云密度可达每平方米数十至上百点，单日作业面积可达数十至数百公顷，森林类型和林分结构的分类精度可达90%以上^[22]。机载LiDAR能够生成精细的数字高程模型和

冠层结构图^[23]。已有研究利用LiDAR技术对哥斯达黎加热带雨林进行了扫描，获得了精度高达3 cm的树冠三维模型^[24]，细致描绘了每棵树的高度、冠幅和空间位置，可识别单株大树、森林层次结构等信息。这种分辨率远远高于卫星遥感，适合对中小尺度流域进行精细化水文模拟。

相比于星载和机载LiDAR，地基激光雷达（TLS，样地尺度）近年来发展迅猛。TLS能够从地面获取极高密度的点云（每平方米数千至数万点），不仅能通过算法剔除遮挡效应，还能结合定量结构模型（QSMs）技术，重建每棵树的精确拓扑结构^[6]。QSMs通过将点云封装在拓扑连接的几何图元（主要是圆柱体）中，能够精确计算枝干体积、分枝角度和长度分布^[6]。这种精细度对于水文建模至关重要，因为其决定了树干径流的路径、冠层的持水能力以及林下的微气候环境。

多尺度数据的协同是未来森林生态水文过程模拟的发展趋势。TLS可以提供样地尺度的毫米级细节，机载LiDAR如机载激光扫描（ALS）/无人机载LiDAR可以覆盖景观尺度，而星载LiDAR（如GEDI）可以提供全球尺度的样本^[25]。通过融合这3类数据，构建从单木细节到区域覆盖的多尺度森林结构观测体系，可以克服单一传感器的局限性。多传感器融合能够进一步提升分类效果，如将LiDAR与多光谱、高光谱数据融合，可克服单一传感器的局限性，在混合森林等复杂环境下使森林分类精度相比单一数据显著提高（最高提升约20%）、树种识别精度提升约21%^[26]。

总的来看，LiDAR技术以其直观获取三维结构的独特能力，为森林生态水文建模提供了前所未有的高质量数据支撑：不仅能精确量化林冠高度、LAI、垂直层次等影响截留和蒸散发的关键参数，还能刻画微地形和林隙分布影响径流的细节，而这些都是传统地面测量和光学遥感无法具备的优势。

需要指出的是，当前LiDAR数据也存在一些局限。例如，GEDI受国际空间站（ISS）的轨道限制，仅能覆盖中低纬度且为抽样获取，在热带地区采样不够均匀。由于ISS的轨道几何特点，中纬度区域的观测轨迹更为密集，而赤道附近（如亚马逊部分区域）的轨迹则相对稀疏^[1]。加之，GEDI使用的近红外激光无法穿透云层，对云雨频繁的热带地区实际获取的有效波形更少，这意味着像亚马逊这

样云盖多的雨林地区仍存在数据空白或不充分的情况^[1]。机载LiDAR则受成本和范围限制,大面积反复扫描需大量飞行作业,投入较高。TLS覆盖范围有限,只能作为样地补充参考。尽管如此,随着技术进步,未来全球全波形激光卫星的设想正逐步成为可能,如GEDI自2018年起已在ISS上运行并计划观测至2030年^[19]。因此,未来若能进一步部署太阳同步轨道的专用LiDAR卫星,有望实现对全球森林的统一、高频三维监测,从而真正解决目前GEDI在时间和空间上不连续的难题。

(二) 人工智能技术: 提供生态水文过程非线性与异质性算法

面对森林生态水文过程的高度非线性和多尺度耦合特征, AI技术经历了从传统机器学习到深度学习,再到物理引导与可解释性AI的技术演进,显著提升了模型的模拟与预测能力。

随机森林(RF)与支持向量机(SVM)等传统方法常用于从遥感数据中反演生物量、LAI等结构参数^[27]、森林类型分类和土壤湿度估算^[28]等任务。而在处理LiDAR点云数据时,卷积神经网络(CNN)展现了强大的空间特征提取能力^[29],特别是解决了“叶木分离”这一关键问题。准确区分叶片(负责截留和蒸散)和木质部(负责支撑和导流)是精细水文建模的前提。AI算法目前已能以高精度自动完成这一分离任务,从复杂的林下点云中自动分割单木^[6],大幅提升了数据处理效率。

长短期记忆网络(LSTM)是一种特殊的循环神经网络,擅长捕捉时间序列数据中的长期依赖关系。在森林生态水文建模中,LSTM被广泛应用于降雨-径流过程模拟、蒸散发时序预测等任务^[30]。研究表明,LSTM在预测复杂非线性水文响应时,精度往往优于传统概念性水文模型和物理模型^[31]。

针对纯数据驱动模型缺乏物理约束、可能出现“黑箱”偏差的问题,物理引导的机器学习(PIML)成为前沿方向^[32-34]。通过将已知物理机理(如水量平衡方程、能量守恒等)融入损失函数或模型结构,PIML可确保预测结果符合理论规律^[33]。已有研究将经典水文概念模型(如Budyko水热平衡或蓄水-径流关系)嵌入神经网络,用于径流和蒸散发预测。相关研究结果表明,这种融合模型在月尺度流量和实际蒸散发模拟中,精度优于纯机器学习模

型,同时保证了输出的物理一致性^[34]。换言之, AI模型正从单纯的拟合工具转变为具备一定物理可解释性的认知工具,不仅能学习数据模式,还能在物理约束下提升可信度和可解释性,这对于提高在无资料流域地区的应用价值尤为重要。

需要指出的是, AI在森林生态水文过程建模中还存在一些瓶颈。一是数据与知识的融合仍不充分。森林生态水文过程受植被、生境、气象、土壤等多因子影响,纯粹依赖数据驱动可能无法外推到极端气候或新区域,而引入机理知识可增加模型稳健性。二是模型透明性不足。深度模型结构复杂,内部机理难以解释,使得结果在支持生态管理和政策制定上存在“灰箱”。因此,近年来兴起了强调可解释性的AI方法,如可解释的提升树、注意力机制分析等,用以揭示模型关注的环境因子和作用方式^[35]。总体而言, AI为复杂非线性的森林生态水文过程建模提供了强有力的工具,但如何更好地融合物理机理、提升可解释性与可迁移性等方法,仍是未来需要持续攻关的重要方向。

(三) 激光雷达与人工智能的协同机制: 构建高保真的森林生态水文数字孪生

将LiDAR获取的高精度三维数据与AI的模式识别和预测能力融合,成为推动森林研究从简化模型向数字孪生转变的重要支撑。在森林生态水文领域,传统的冠层截留模型常将树冠简化为均匀的吸收层,而基于TLS和AI的数字孪生方法,可以保留每一根树枝和叶片的空间位置与几何形态。结合功能结构植物模型^[6],不仅能重建森林的静态三维结构,还能模拟树木生长、光合作用以及水分在复杂的枝叶网络中的传输过程。

在多源三维点云融合方面, LiDAR可提供森林的几何结构, AI则可帮助整合不同平台数据并提取有用特征,典型场景是将星载、机载、地基多源LiDAR点云结合。机载LiDAR可以覆盖大范围森林地区但可能漏掉林下细节,而TLS可以弥补这一空白^[24]; AI模型可融合二者数据,对不同尺度点云进行配准和语义分割,生成连续一致的森林结构描述。在数字孪生系统中,每一年的树高增长情况、林冠层密度变化都被精细记录下来,方便与气候和人为干扰数据结合以分析动态变化原因,实时“看见”森林生长和凋落过程。已有研究通过对有雪季

和无雪季的两期点云差分，准确测出了林下雪深空间分布；结合地面气象站的逐日数据和AI插值模型，可推算整个融雪期的森林雪水当量变化^[6]。森林覆盖可显著改变积雪保留和融化节奏，是春季洪水和夏季水源的关键控制因素，这对于高山森林流域的融雪径流预报具有重大意义。

在水文过程物理机制耦合方面，LiDAR与AI融合，使模型可以更直接地反映森林结构对水文过程的影响机制。树冠截留是森林生态水文过程中的重要一步，不同树高和叶面积的林冠截留能力相差悬殊。传统截留量通过经验公式估算，精度有限。而现在利用LiDAR技术来获取林冠点云，可以构建精细的冠层几何模型，AI模型则在此基础上模拟雨滴在叶片上的滞留和蒸散发过程^[23]。研究发现，在小雨事件中，树冠截留量在总降雨量中占比超50%^[36]。通过LiDAR精确测定的树冠空隙率和叶片分布，结合PIML模型，能够逐步逼近截留这一高度非线性过程的真实机理，减少对简化假设的依赖。同样，蒸散发建模也可以从LiDAR与AI融合中受益：蒸散发取决于森林的LAI、树高（影响湍流交换）、林下湿度等。LiDAR可以直接提供区域分布的冠层高度和植被密度，AI通过融合这些结构信息与遥感的植物生理指标（如太阳诱导叶绿素荧光）以及气象数据，训练出兼具物理意义和高预测精度的蒸散发模型。已有研究通过融合LiDAR反演的LAI与机器学习模型，显著降低了区域蒸散发估计误差^[37]。在洪

水预报方面，森林的存在可增加土壤入渗和滞蓄洪量，减缓峰值流量。传统分布式水文模型难以细致刻画复杂地形和植被的作用，而AI模型利用LiDAR生成的高分辨率地形和粗糙度信息，可以学习出某流域在不同降雨情景下的产汇流模式，如哪些森林斑块可以起到显著的削峰作用^[32]。此方法不仅计算快捷，也更容易推广到新区域，因为森林分布和地形特征已通过图结构泛化表示，不再局限于特定流域。此外，在森林微气候调节方面，LiDAR与AI融合也具有重要的应用作用。森林茂密程度和垂直结构直接影响林内温度与湿度状况，即浓密的树冠可显著降低林下极端高温，使白天地表温度相比林外低1.7~4.1℃^[38]；夜间则维持较高湿度，减少土壤蒸散发。LiDAR数据可量化这些结构特征（如郁闭度、林冠厚度）；AI模型则将其与区域气象结合，预测森林内部温湿度分布随季节和天气的变化情况。已有研究通过解释性机器学习，识别出影响林内温度的关键结构变量，定量评估了多样化森林结构在缓冲极端气候中的作用^[38]。这些成果为森林温湿度调节等生态系统服务评估提供了更精细的工具，也为应对气候变化背景下森林健康经营提供了科学依据。

不同技术方法在精度、时效、适用尺度及对森林结构的刻画上存在显著差异（见表1）。通过横向对比可以发现，传统样地调查虽能提供高精度的实测数据，但受限于人力成本，难以解决从点到面的推演难题；光学遥感具备广域覆盖能力，但缺乏垂

表1 不同森林生态水文过程建模技术的对比

技术方法	精度表现	时效性	适用尺度	结构刻画
样地调查	高精度（点）：实地测量，误差小，但存在人为误差	低：费时费力，周期长	微观：样地尺度（几十公顷以下）	中：获取单木参数，无法整体复现
光学遥感	中等精度（面）：反演二维参数，高生物量区易饱和	高：重访周期短，监测频次高	宏观：区域至全球尺度	低：仅能获取冠层表面绿度
LiDAR	高精度（体）：直接获取三维点云，垂直结构精度极高，但原始数据噪点多	中：受制于航飞/轨道周期，数据获取成本高	中/大尺度：视平台而定（地基/机载/星载）	高：提供精细的三维几何点云，但缺乏语义信息
AI	高拟合度：擅长处理非线性关系，精度依赖训练数据，存在物理一致性风险	高（处理）：模型训练后可快速批量处理海量数据	多尺度：算法可泛化，但受限于训练样本的代表性	语义提取：擅长分类与特征识别（如叶木分离），但不直接产出结构
LiDAR+AI	系统高精度：融合结构保真与算法智能，生物量及参数估测误差最小（<10%）	中高：AI自动化显著加速了LiDAR大数据的解译与参数提取周期	跨尺度：实现从单木精细结构到流域宏观过程的有效尺度	超高（数字孪生）：构建带有语义信息的精细三维结构，实现动态过程可视化

直结构信息，而LiDAR弥补了这一空白，提供了三维结构细节^[18]，但海量点云数据的解译效率往往成为瓶颈；单纯的AI技术虽擅长挖掘非线性规律，却常因缺乏物理结构支撑而面临模型泛化风险^[39]。相比之下，“LiDAR+AI”融合技术实现了关键的优势互补，AI算法解决了LiDAR点云的高效语义提取（如叶木分离）问题，使结构信息数字化；LiDAR的高保真物理结构参数则为AI模型提供了可解释的输入特征，约束了模型的物理边界。总体来看，“LiDAR+AI”技术在精度、效率和尺度适应上提供了更均衡和系统的解决方案，为森林生态系统监测和水文管理带来了新的工程化可能^[40]。

四、典型案例：海南热带雨林国家公园的“激光雷达与人工智能”应用

海南热带雨林地处我国唯一的热带岛屿，年降水丰沛，森林类型多样且原始林与次生林并存，是开展森林生态水文研究的理想试验场。为直观展示LiDAR与AI融合技术的优势，本文以海南热带雨林国家公园为案例，从以下3个方面进行评估：①利用LiDAR提高森林冠层截留降水量估算的准确性；②结合“LiDAR+AI”量化森林年龄与结构异质性对蒸散发及径流的影响；③融合LiDAR和AI，精细核算森林水生态系统服务。通过案例分析，评估在有/无“LiDAR+AI”技术条件下森林生态水文过程模拟和服务评估的效果提升情况。研究过程所使用的数据情况如表2所示。

（一）激光雷达技术改进森林冠层降水截留量估算

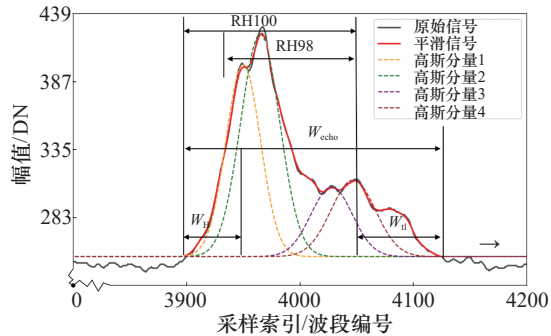
森林冠层截留是指森林冠层截存部分降雨，使其不直接到达地表的过程，在森林水分平衡中占有重要地位。热带雨林由于树冠高大茂密，截留现象尤为显著。观测研究表明，森林冠层截留可减少进入林下的降雨量约10%~50%，相当于将较大比例的降水重新分配^[41]。传统截留估算主要依赖于实测数据、经验公式，前者成本高、时间跨度有限，后者容易忽略树种差异和垂直结构的多样性。本案例旨在利用星载LiDAR数据，建立基于森林三维结构的截留量估算模型，提高区域尺度截留估算的精度和适用性。

本研究利用GEDI L2A产品的原始波形数据（见图1(a)），通过高斯分解算法将回波信号分离为不同的垂直分量，从而精确提取出代表冠层顶部高度的RH100指标以及反映冠层厚度的波形宽度参数。结合这些星载LiDAR点云反演冠层高度、冠层覆盖度和LAI参数，利用RF模型预测截留量。模型输入为冠层结构指标，输出为逐场次降水条件下的截留比例。

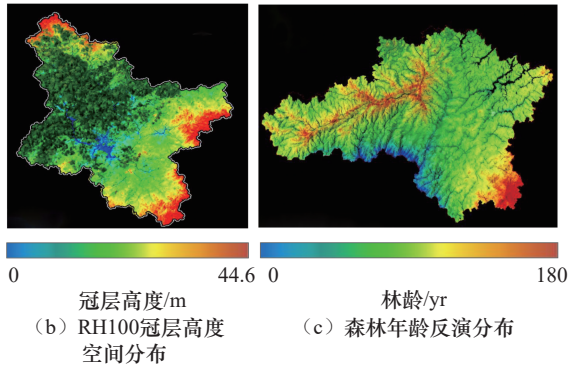
在海南热带雨林国家公园的应用中，经过LiDAR扫描与空间差值分析，构建了全国高分辨率的冠层高度分布图（见图1(b)）。该分布图直观展示了森林垂直结构的垂直空间异质性，方便区分出不同林分特征对截留的贡献。研究选取海南热带雨林国家公园内的原生林、次生林和橡胶林3种典型林型进行分析，利用星载LiDAR获得的数据揭示了3种林型显著的垂直结构差异：原生林具有复杂的多层

表2 数据来源及类型

数据类型	数据名称	时空分辨率	数据来源	用途
森林年龄基础数据	中国年度森林年龄数据集 (CAFA) V2.0	30 m, 2021 年	文献[42]	提供完整的森林年龄基础框架
星载LiDAR	全球生态系统动态调查数据 (GEDI) L2A/L2B	25 m 足迹, 2020—2022 年	NASA	提供高精度冠层结构参数用于校正
光学遥感	陆地卫星 8/9 号陆地成像数据 (Landsat 8/9 OLI)	30 m, 2021 年	美国地质调查局 (USGS)	提供光谱特征和植被指数
地形数据	航天飞机雷达地形测绘任务数字高程模型数据 (SRTM DEM) v3.0	30 m, 2000 年	NASA/USGS	提供高程、坡度等地形因子
气候数据	全球高分辨率气候数据 (WorldClim) 2.1	~1 km, 1970—2000 年均值	美国加利福尼亚大学伯克利分校	提供年均温度、年降水等气候变量
地面验证	固定样地调查	20 个样地, 2019—2022 年	国家公园管理局 / 中国森林生态系统定位观测研究网络 (CFERN)	模型训练与验证



(a) GEDI L2A原始波形数据分解示意图



(b) RH100冠层高度空间分布 (c) 森林年龄反演分布

图1 海南热带雨林国家公园样地

注： W_{echo} 表示回波宽度； W_H 表示冠层宽度； W_G 表示表示地面回波宽度。

冠层结构（平均高度为 (28.5 ± 6.2) m，冠层覆盖度为 $85\% \pm 8\%$ ），形成了从上层乔木到中下层灌木再到林下苔藓层的“梯级截留”体系；次生林呈现相对简单的垂直结构（平均高度为 (21.3 ± 4.8) m，冠层覆盖度为 $72\% \pm 12\%$ ），截留主要集中在主冠层；橡胶林表现为均一的人工林特征（平均高度为 (18.7 ± 3.1) m，冠层覆盖度为 $68\% \pm 15\%$ ），结构单一且冠层间隙较大。

结果显示，2020年的原生林截留率平均为 $31.2\% \pm 4.8\%$ ，次生林的截留率平均为 $20.6\% \pm 3.2\%$ ，橡胶林截留率平均为 $12.4\% \pm 2.1\%$ 。上述差异反映了多层次冠层结构对截留的强化作用；相比之下，橡胶林因冠层单一、行间空隙大而显著降低了其截留能力。RF模型的交叉验证 R^2 为 0.83，显著优于传统经验公式 ($R^2=0.65$)，表明其在提高截留量预测精度方面具有明显优势。截留过程会影响后续的入渗与地表径流，森林冠层截留的水分大多通过树冠缓释为穿透雨或顺树干下流，延长了降雨在林内的驻留时间，使约 $80\% \sim 95\%$ 的降水最终渗入土壤而非径流流失。这意味着，LiDAR技术在提升截留估算准确性的同时，也有助于改进对森林海绵效应

的量化，可以准确评估一次降雨中有多少水被森林暂存并逐步下渗。

(二) “激光雷达+人工智能”技术评估森林年龄和结构对蒸散发与径流的影响

森林年龄和结构是影响区域水循环的关键因子。高龄、郁闭的森林通常具有发达的树冠和根系，能够显著增强蒸散发和水源涵养功能，对区域水循环产生深远影响^[43]。传统方法难以在区域尺度上精确量化森林年龄和结构的分布及其对水文过程的影响。本案例旨在基于星载LiDAR反演的冠层结构参数，结合多源遥感数据和机器学习模型，估算森林年龄空间分布，并量化不同林龄森林对蒸散发与径流的影响。基于CAFA V2.0中国森林年龄数据集，利用GEDI LiDAR数据改进冠层结构参数，通过RF模型结合Landsat光学遥感、地形、气候等多源数据，生成海南热带雨林国家公园30 m分辨率的森林年龄分布图（见图1(c)），并与公园内水系网络进行叠加分析。LiDAR点云数据可量化差异，如高度分布的标准差可指示林冠垂直结构的复杂程度，密度点云可刻画叶层分布；AI模型可将这些结构信息与水文观测数据相关联，建立蒸散发和径流对结构因子的响应关系。例如，采用随机森林回归模型，以LiDAR提取的多维森林结构指标和气象驱动（如降雨、辐射、饱和水汽压差等）作为输入，以流域实测的蒸散发量或径流系数为输出进行训练。训练完成后，该模型即可用于预测在不同结构条件下的蒸散发或径流量。结果表明，高林龄林分主要分布在地势陡峭的公园西部上游流域，与主要河流源头区域高度重合。这些区域经过长期自然演替形成了稳定的顶级群落，年均蒸散发量占降水的40%以上，不仅通过增强大气水循环维持局地降雨，还通过冠层截留与深根系吸收减少地表径流^[44,45]。相比之下，公园东部及下游区域以低龄次生林为主，植被结构较为简单，蒸散发能力和截留效应较弱，导致降雨更容易转化为径流，导致洪峰流量和泥沙输送量增加^[45]。利用该模型的情景模拟功能，可定量评估不同生态恢复策略（如次生林演替）及林分结构变化（如密度增加）对流域生态水文过程的潜在影响，进而解析其对年均基流与洪峰流量的调节效应。

为进一步量化林龄对水文过程的影响，本研究

基于LiDAR反演的林龄与冠层结构参数（树高分布、LAI、郁闭度等），结合支持向量回归模型（SVR），建立了蒸散发与径流的定量关系（见图2）。结果显示，森林蒸散发比（ ET/P ，即蒸散发与降水量比值）与径流比（ Q/P ，即径流与降水量比值）随林龄呈显著的非线性变化：在0~60年阶段， ET/P 由0.35快速上升至0.58，之后在60~120年间趋于平缓并稳定在0.6左右；超过120年的老龄林维持在较高水平但增幅有限。而径流比在幼龄林（<30年）可达0.55，随林龄增加迅速下降，60年以上的成熟林降至0.35以下，超过120年的老龄林进一步降低至约0.3。这种互补关系验证了海南热带雨林国家公园“西高东低”的林龄格局对流域水文调节的重要作用：西部高龄林区通过“强蒸散发-弱径流”模式发挥显著的“绿色水库”功能，而东部年轻林区则表现出“低蒸散发-高径流”的产流特征。

为进一步验证模型在解释森林结构与水文过程耦合关系上的可靠性，本研究以海南霸王岭典型流域为例进行了深入分析。监测数据显示，次生林流域的平均年径流系数显著高于原始林流域。为此，本研究引入LiDAR技术精准刻画了原始林更为复杂

的冠层垂直结构，并结合AI模型进行了定量分析。结果证实，正是这种复杂的垂直结构显著增强了冠层截留和土壤入渗能力，进而导致了径流量的减少。这一案例有力证明，“LiDAR+AI”融合技术突破了传统方法的局限，能够定量解析森林结构异质性对水文效应的贡献，为森林生态水文的科学管理提供了关键依据。

（三）“激光雷达+人工智能”技术精细核算森林水生态系统服务

森林提供的水生态系统服务主要包括水源涵养（涵养水量、稳定季节流量）、水质净化、防洪减灾等。传统的核算方法较为粗略，往往低估了森林的真实价值，且未充分考虑森林生态水文过程的空间异质性和多重效益。例如，常用的影子工程法，假设修建一个水库提供与森林相同的水文调节功能，通过水库造价和维护费用来估算森林水源涵养价值。还有研究假定森林比无林地多蓄的水量相当于水库容量，再乘以单位库容造价，估算出某热带森林年度水源涵养价值约为20万美元^[37,38]。本研究旨在利用“LiDAR+AI”融合技术，实现森林水生态系统服务的精细化、空间显式核算。

本研究利用LiDAR计算的冠层高度数据，重建了海南热带雨林国家公园的森林三维结构^[3]。结果显示，公园西部和核心区的林冠普遍较高（部分区域超过40 m），公园东部过渡带林冠高度明显偏低。这一“西高东低”的空间格局反映了森林演替阶段和人为干扰程度的差异：西部山区保存了较完整原生林和成熟次生林，林冠高且结构复杂，具备较强的温/湿度调节功能；东部区域则因历史砍伐和台风扰动（海南岛东部为台风频发区），林分矮小、破碎，局地温湿度调节能力有限^[46]。结合机器学习算法构建的温/湿度预测框架，嵌入能量平衡方程（如潜热交换、辐射收支），可以定量评估不同区域森林的温/湿度调节服务。结果表明，公园西部森林相对于周边开阔地白天气温会平均降低2~3℃、增湿超过5%，而东部次生林区的降温和增湿效应不足西部的1/2。运用“LiDAR+AI”融合技术，能将森林结构特征直接转化为生态系统服务的可量化指标，为景观尺度的温/湿度调节服务评估提供科学依据。

研究发现，与传统方法相比，引入“LiDAR+

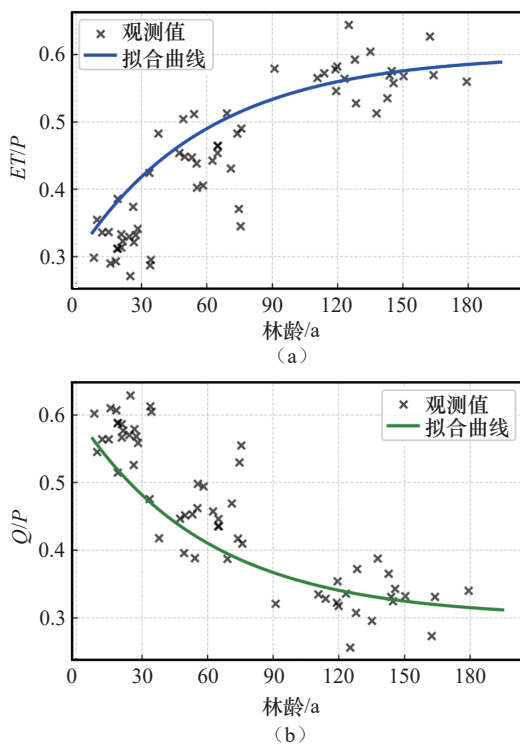


图2 海南热带雨林国家公园不同林龄森林的 ET/P 与 Q/P 关系

AI”融合技术后^[47]，水生态系统服务核算的精度得到了显著提升。① 水资源供给服务：在径流量计算中，全密度 LiDAR 生成的高精度数字高程模型 (DEM) 将高程误差控制在 0.19 ± 0.97 m，相比传统 DEM 精度提升约 60%；在蒸散发估算中，由于提供了精细的冠层结构参数，年蒸散发总量估算的 R^2 由 0.72 提高到 0.89。② 水文调节服务：针对林冠截留量估算，LiDAR 获取的亚米级垂直冠层剖面使截留量误差控制在 $\pm 8\%$ ；结合高分辨率地形和植被结构，基流与地表径流的分离精度提高了约 35%。③ 局地温 / 湿度调节服务：通过三维林冠结构建模，不同森林类型的蒸散发差异识别精度提升约 40%；模型空间分辨率由原来的 1 km 提升至 100 m，更好地刻画了“西高东低”的调节温 / 湿度格局。

整体来看，“LiDAR+AI”技术能够将森林结构优势直接关联到生态水文功能的提升。一方面，可通过精确评估森林对地表径流的削减量，为下游水库的防洪调度和水资源配置提供科学依据；另一方面，能够量化森林蒸散发对局地降温增湿作用的贡献，为调节局地温 / 湿度和评估森林游憩价值提供数据支持。此外，该方法还能识别出关键的“水源涵养林”斑块（如高龄且靠近水源的林分），为管理部门在保护和修复策略上提供更具针对性的依据。综上，“LiDAR+AI”在森林水生态系统服务核算中，不仅提升了精度，也深化了对“森林-水文”耦合关系的理解，为森林生态系统的科学管理与政策制定提供了重要参考。

五、面向未来的“激光雷达+人工智能”技术融合建模框架

基于上述案例分析，“LiDAR+AI”技术的深度融合对未来森林生态水文研究与应用具有重要意义。为有效解决森林生态水文过程模拟中的异质性难题，本文构建了基于“LiDAR+AI”融合的“数据-模型-平台-反馈”一体化森林生态水文建模技术框架（见图3）。

1. 数据层：多源高分辨率观测融合

该层以 LiDAR 数据为主体，核心在于建立“天空地”一体化观测体系。利用地基 LiDAR 构建样地级的“超高精度锚点”，用于校准机载和星载 LiDAR 数据，解决大尺度观测中的精度衰减问题。

同时，融合光学遥感（获取植被指数、土壤湿度指数）、气象雷达 / 卫星（降雨分布）、流域传感器（河流流量、水质）等信息，构建时空同步的“森林-水文”数据库。例如，在海南热带雨林国家公园中部署的综合观测网络，定期获得森林结构的 LiDAR 点云，实时获取降雨和水位等数据，并将其通过物联网汇聚云端，为模型提供动态输入。

2. 模型层：物理机理与 AI 融合

该层引入功能结构植物模型与水文模型并加以耦合。传统的水文模型模块（降雨-径流、蒸散发、土壤渗流等）与机器学习算法相结合，可构建混合建模框架。具体来看，对于林冠截留和蒸散发过程，利用 LiDAR 提取的定量结构模型参数（如分枝角度、木质部体积）替代传统的经验参数；对于土壤入渗和坡面径流，可依据 LiDAR 地形数据和下垫面覆盖，先通过物理模型计算，再用 AI 校正局地不均质性导致的偏差，从而使模型在本质上成为一个 AI 校正的分布式生态水文模型^[34]。

3. 平台层：云计算与数字孪生

该层的核心目标是构建真正的“森林数字孪生”。不同于传统模型，该孪生体需具备双向数据流：既能接收实时传感器数据更新状态，又能反向指导观测重点。例如，在云端建立海南热带雨林生态水文数字孪生体，实时接收观测数据流，并驱动融合模型滚动模拟^[24]。管理者可通过数字界面直观查看森林各区域的雨水截留、土壤含水量、径流等动态变化。在发生极端天气或森林扰动事件时（如台风暴雨或局部森林火灾），数字孪生体可迅速更新参数，通过 AI 模型预测未来几小时至几天的森林生态水文响应，为防灾减灾提供依据^[33]。同样，在规划层面，可在孪生体中测试不同情景，如对于“将某区域次生林恢复成原始林”的假设，AI 模型会基于学得的“森林结构-水文规律”给出情景模拟结果，包括对年水源涵养增量、洪峰流量削减率等指标的预测，辅助决策者评估生态修复工程的效益。

4. 反馈层：模型优化与决策支持

该层主要实现模型与现实的闭环。一方面，通过不断对比数字孪生模拟结果与新的观测（如实际流量、蒸散发监测）差异，利用机器学习算法自动调整模型参数，使模型自我改进、越用越准。另一方面，将模型输出转化为预警信号、优化建议等决

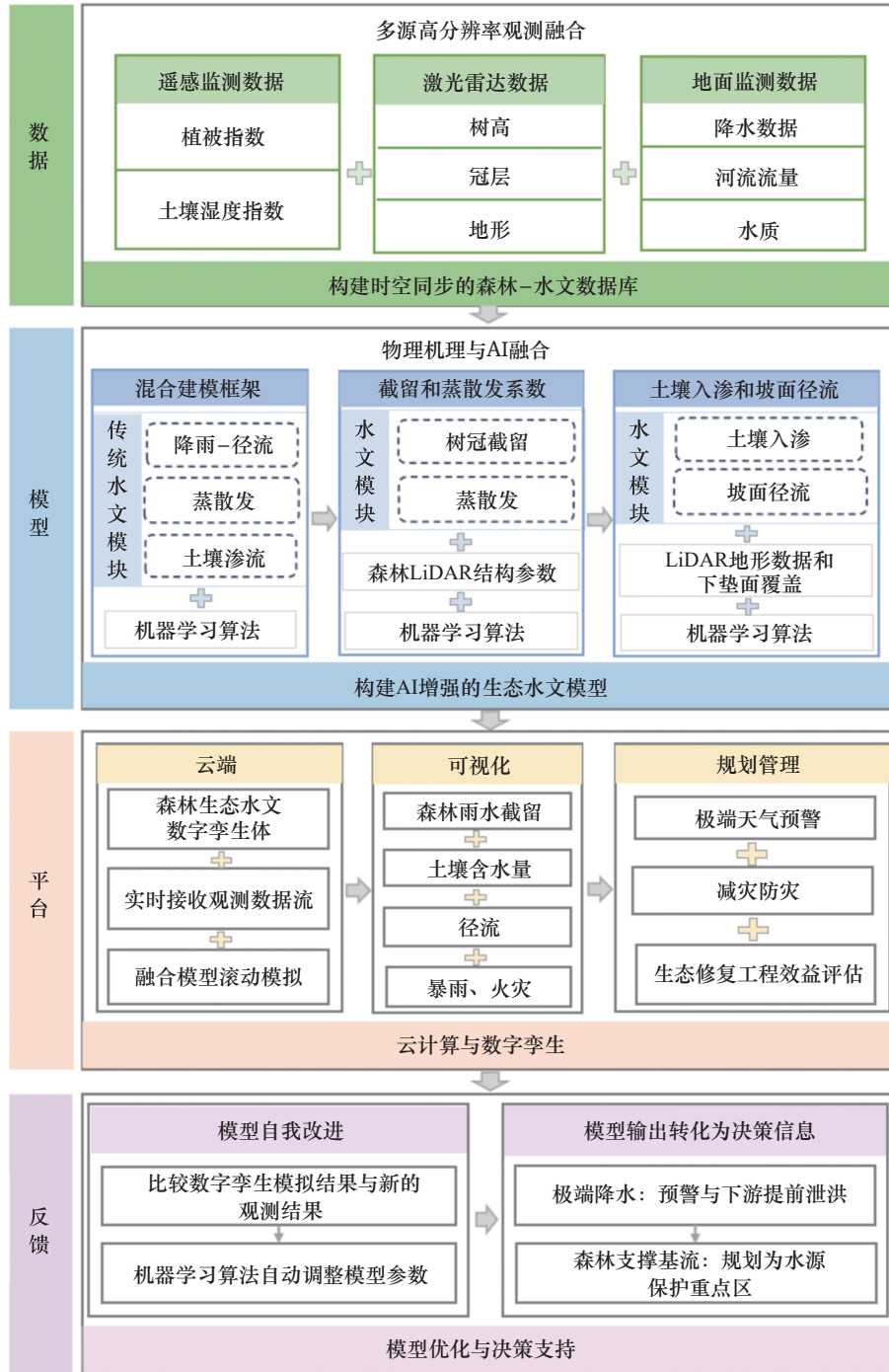


图3 基于“LiDAR+AI”融合的“数据-模型-平台-反馈”一体化森林生态水文建模技术框架

策信息。例如，当模型预测到未来一周的极端降雨将超出森林截留能力并可能引发下游洪涝时，系统会及时发出预警并建议下游水库提前预泄；又如通过长周期模拟，模型发现，某小流域森林结构对于季基流支撑作用显著，则建议将该区域划为水源保护重点区，加强保护。通过这种反馈机制，

“LiDAR+AI”融合框架可以为森林水资源管理提供科学依据和实时决策支持。

需要指出的是，基于“LiDAR+AI”融合的“数据-模型-平台-反馈”一体化森林生态水文建模技术框架仍需存在若干局限：①在数据共享与标准化方面存在不足。不同平台的LiDAR数据存在共

享、分辨率和误差差异，而多源数据融合仍是技术难点。② 模型机理融合面临挑战，亟需平衡物理模型与AI模型的关系，既避免AI过度拟合又可以充分发挥其精度优势。③ 存在计算成本与实时响应的矛盾。高分辨率LiDAR数据和复杂AI模型都意味着巨大的计算量，要实现实时滚动模拟，需要高性能计算和算法优化支持。④ 跨学科知识融合面临挑战。该框架涉及生态学、水文学、计算机科学等多学科，需要在人才培养和学科交叉方面予以加强。可以预见，随着技术的不断演进，上述框架的各模块将日臻完善，为解决森林生态水文异质性问题提供系统性方案。

六、结语

森林生态水文过程的精准模拟与评估对支撑国家生态战略和区域水安全具有重大意义。传统模型受制于数据和方法，在面对森林结构高度异质的热带雨林等生态系统时存在一定局限。本研究从理论进展和海南热带雨林国家公园的案例研究出发，系统阐述了“LiDAR+AI”技术在森林生态水文研究中的应用潜力。LiDAR技术能够精细捕捉森林三维结构，为模型提供前所未有的高分辨率异质性信息；AI技术特别是深度学习在点云处理和物理引导建模中的应用，使模型有能力刻画非线性的生态水文过程。“LiDAR+AI”融合技术在提升冠层截留估算精度、解析林龄结构影响蒸散发与径流、提升水源涵养等水生态系统服务核算精度等方面展现出显著优势。

展望未来，数字孪生与功能结构植物模型的结合将是下一代森林生态水文模型的核心特征。随着更多星载/机载/地面LiDAR的部署、更丰富的观测数据获取以及更智能的算法研发，“LiDAR+AI”融合建模将在更大范围内实现应用。特别是在我国设立的海南热带雨林国家公园中，这一技术有望率先落地，用于监测评估森林水生态功能，支撑生态产品价值实现和国家公园适应性管理；同时，也可推广到其他森林生态系统和流域，为全球森林水资源管理和气候变化适应提供中国方案。

利益冲突声明

本文作者在此声明不存在任何利益冲突或财务冲突。

Received date: October 14, 2025; **Revised date:** November 22, 2025

Corresponding author: Liu Gengyuan is a professor from School of Environment, Beijing Normal University. His major research field is the realization of ecological product value. E-mail: liugengyuan@bnu.edu.cn

Funding project: Chinese Academy of Engineering project “Ecological Product Value Assessment and Realization Pathways of Hainan Tropical Rainforest National Park” (24HNZX-10); Hainan National Park Research Institute Project (KY-23ZK02)

参考文献

- [1] Burns P, Hakkenberg C R, Goetz S J. Multi-resolution gridded maps of vegetation structure from GEDI [J]. *Scientific Data*, 2024, 11: 881.
- [2] Farooqi T J A, Portela R, Xu Z, et al. Advancing forest hydrological research: Exploring global research trends and future directions through scientometric analysis [J]. *Journal of Forestry Research*, 2024, 35(1): 128.
- [3] Chiaka J C, Yang Q, Zhao Y W, et al. Assessment of water-related ecosystem services and beneficiaries in the Hainan Tropical Rainforest National Park [J]. *Land*, 2024, 13(11): 1804.
- [4] Wang S J, Xie C P. Securing the future of Hainan’s Tropical Rainforest: Challenges and strategies for conservation [J]. *Frontiers in Forests and Global Change*, 2025, 8: 1576900.
- [5] 黄佳鹏, 李国元, 刘诏. 星载LiDAR估测森林结构参数研究现状分析与展望 [J]. *农业机械学报*, 2024, 55(6): 18–33.
Huang J P, Li G Y, Liu Z. Current status and development trend in estimating forest structural parameters with spaceborne LiDAR [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(6): 18–33.
- [6] Maeda E E, Brede B, Calders K, et al. Expanding forest research with terrestrial LiDAR technology [J]. *Nature Communications*, 2025, 16: 8853.
- [7] Gash J H C. An analytical model of rainfall interception by forests [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1979, 105(443): 43–55.
- [8] Budyko M I. *Climate and Life* [M]. New York: Academic Press, 1974.
- [9] Arnold J G, Srinivasan R, Muttiah R S, et al. Large area hydrologic modeling and assessment part i: Model development [J]. *Journal of the American Water Resources Association*, 1998, 34(1): 73–89.
- [10] Liang X, Lettenmaier D P, Wood E F, et al. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1994, 99(D7): 14415–14428.
- [11] Lawrence D M, Fisher R A, Koven C D, et al. The community land model version 5: Description of new features, benchmarking, and impact of forcing uncertainty [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2019, 11(12): 4245–4287.
- [12] Geissler J, Rathmann L, Weiler M. Combining daily sensor observations and spatial LiDAR data for mapping snow water equivalent in a sub-alpine forest [J]. *Water Resources Research*, 2023, 59(9): e2023WR034460.

- [13] 胡天宇, 刘小强, 吴晓永, 等. 森林冠层结构复杂性研究进展及展望 [J]. 遥感学报, 2025, 29(1): 83–101.
Hu T Y, Liu X Q, Wu X Y, et al. Advance in forest canopy structural complexity research [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(1): 83–101.
- [14] Roth B E, Slatton K C, Cohen M J. On the potential for high-resolution lidar to improve rainfall interception estimates in forest ecosystems [J]. Frontiers in Ecology and the Environment, 2007, 5(8): 421–428.
- [15] Arciniega-Esparza S, Birkel C, Chavarria-Palma A, et al. Remote sensing-aided rainfall-runoff modeling in the tropics of Costa Rica [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26(4): 975–999.
- [16] Dubayah R, Armston J, Healey S P, et al. GEDI launches a new era of biomass inference from space [J]. Environmental Research Letters, 2022, 17(9): 095001.
- [17] Mesquita H N Jr, Dupas C A, Silva M C, et al. Amazon deforestation monitoring system with ALOS SAR complementary data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 2(4):409–412.
- [18] Adrah E, Wan Mohd Jaafar W S, Omar H, et al. Analyzing canopy height patterns and environmental landscape drivers in tropical forests using NASA's GEDI spaceborne LiDAR [J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 3172.
- [19] Kidangoor A. Space mission that maps forests in 3D makes an early comeback [EB/OL]. (2024-07-17)[2025-09-30]. <https://news.mongabay.com/2024/07/space-mission-that-maps-forests-in-3d-makes-an-early-comeback/>.
- [20] Hancock S, Armston J, Hofton M, et al. The GEDI simulator: A large-footprint waveform lidar simulator for calibration and validation of spaceborne missions [J]. Earth and Space Science, 2019, 6(2): 294–310.
- [21] 李国元, 唐新明. 高分七号卫星激光测高数据大型湖泊水位测量精度评估 [J]. 遥感学报, 2022, 26(1): 138–147.
Li G Y, Tang X M. Accuracy evaluation of large lake water level measurement based on GF-7 laser altimetry data [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(1): 138–147.
- [22] Palace M W, Sullivan F B, Ducey M J, et al. Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return LiDAR data [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 161: 1–11.
- [23] Balestra M, Marselis S, Sankey T T, et al. LiDAR data fusion to improve forest attribute estimates: A review [J]. Current Forestry Reports, 2024, 10(4): 281–297.
- [24] Hofhansl F. Rainforest gets digital twin [EB/OL]. (2024-02-07)[2025-05-08]. <https://iiasa.ac.at/blog/feb-2024/rainforest-gets-digital-twin>.
- [25] Rodda S R, Fararoda R, Gopalakrishnan R, et al. LiDAR-based reference aboveground biomass maps for tropical forests of South Asia and Central Africa [J]. Scientific Data, 2024, 11: 334.
- [26] Qin S Z, Nie S, Guan Y S, et al. Forest emissions reduction assessment using airborne LiDAR for biomass estimation [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2022, 181: 106224.
- [27] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5–32.
- [28] Mountrakis G, Im J, Ogole C. Support vector machines in remote sensing: A review [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(3): 247–259.
- [29] Zhang C, Sargent I, Pan X, et al. An object-based convolutional neural network (OCNN) for urban land use classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 57–70.
- [30] Kratzert F, Klotz D, Brenner C, et al. Rainfall–runoff modelling using long short-term memory (LSTM) networks [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22(11): 6005–6022.
- [31] Hu C H, Wu Q, Li H, et al. Deep learning with a long short-term memory networks approach for rainfall–runoff simulation [J]. Water, 2018, 10(11): 1543.
- [32] Bentivoglio R, Isufi E, Jonkman S N, et al. Rapid spatio-temporal flood modelling *via* hydraulics-based graph neural networks [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2023, 27(23): 4227–4246.
- [33] Esmailzadeh M, Amirzadeh M. Replication study: Enhancing hydrological modeling with physics-guided machine learning [EB/OL]. (2024-02-21)[2025-10-28]. <https://arxiv.org/abs/2402.13911>.
- [34] Bhasme P, Vagadiya J, Bhatia U. Enhancing predictive skills in physically-consistent way: Physics Informed Machine Learning for hydrological processes [J]. Journal of Hydrology, 2022, 615: 128618.
- [35] Schiller J, Stiller S, Ryo M. Artificial intelligence in environmental and Earth system sciences: Explainability and trustworthiness [J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(10): 316.
- [36] Zhang Y, Tan Y, You H, et al. Estimating rainfall interception by individual canopy structure analysis with fusion LiDAR data in Plantation Forest [R]. San Francisco: AGU Fall Meeting, 2023.
- [37] Wang R J, Qin X, Du Z H, et al. Improving terrestrial evapotranspiration estimation using physics-guided machine learning model driven by solar-induced chlorophyll fluorescence [J]. Journal of Hydrology, 2025, 661: 133468.
- [38] Mwamulima T, Bennett L T, Lane P N J, et al. Quantifying forest structure effects on microclimate buffering across a climatic gradient in temperate Australia [J]. Forest Ecology and Management, 2025, 586: 122686.
- [39] López Serrano F R, Rubio E, García Morote F A, et al. Artificial intelligence-based software (AID-FOREST) for tree detection: A new framework for fast and accurate forest inventorying using LiDAR point clouds [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 113: 103014.
- [40] Ali J, Wang H R, Mehmood K, et al. Remote sensing and integration of machine learning algorithms for above-ground biomass estimation in *Larix principis-rupprechtii* Mayr plantations: A case study using Sentinel-2 and Landsat-9 data in northern China [J]. Frontiers in Environmental Science, 2025, 13: 1577298.
- [41] Wu X, Shi W J, Tao F L. Estimations of forest water retention across China from an observation site-scale to a national-scale [J]. Ecological Indicators, 2021, 132: 108274.
- [42] Shang R, Lin X, Chen J M, et al. China's annual forest age dataset at 30 m spatial resolution from 1986 to 2022 [J]. Earth System Science Data Discuss, 2025, 17(7): 3219–3241.
- [43] Julich S, Kreiselmeier J, Scheibler S, et al. Hydraulic properties of forest soils with stagnic conditions [J]. Forests, 2021, 12(8):

- 1113.
- [44] Christie D A, Armesto J J. Regeneration microsites and tree species coexistence in temperate rain forests of Chiloé Island, Chile [J]. *Journal of Ecology*, 2003, 91(5): 776–784.
- [45] Frêne C, Armesto J J, Véliz F, et al. High-frequency monitoring of hydrological and biogeochemical fluxes in forested catchments of southern Chile [J]. *Hydrological Processes*, 2021, 35(5): e14175.
- [46] Liu Y Z, Wu J, Li C B. Model simulation of vegetation canopy precipitation interception in grassland ecosystems on the north-east margin of the Qinghai–Tibet Plateau [J]. *Ecological Modelling*, 2024, 488: 110576.
- [47] Hernando A, Puerto L, Mola-Yudego B, et al. Estimation of forest biomass components using airborne LiDAR and multispectral sensors [J]. *IForest – Biogeosciences and Forestry*, 2019, 12(2): 207–213.