

称重式蒸渗仪应用现状及智能化改造路径分析

黄晶晶, 章伟杰, 吴宇博, 陈凯文*

滁州学院土木与建筑工程学院, 安徽 滁州

收稿日期: 2026年3月9日; 录用日期: 2026年4月2日; 发布日期: 2026年4月13日

摘要

称重式蒸渗仪作为监测土壤-植物-大气连续体水分运移的基准水文观测设备, 其传统运行模式在蒸散发数据时效性、系统集成度及智能分析等层面存在局限, 且受结构原理制约, 难以同步满足高精度与高稳定性观测需求。本研究在剖析悬挂式、直称式及杠杆式等主流称重蒸渗仪的结构原理与应用局限性的基础上, 提出一种整合物联网传感、边缘计算与云端处理的三层协同架构, 实现水文蒸散发数据的高频采集、实时清洗与远程管理。引入多源数据融合模型, 采用长短期记忆网络(LSTM)建立称重数据与环境因子的非线性映射关系, 实现环境干扰的动态补偿与异常工况诊断。案例验证结果表明, 该体系有助于抑制环境噪声与传感器漂移影响, 提升监测数据的质量与运维效率, 推动传统设备向网络化、智能化感知节点演进, 以期为区域尺度蒸散发过程解析与水资源优化配置提供关键技术支撑。

关键词

称重式蒸渗仪, “云-边-端”协同, 多源数据融合, 水文观测

Analysis of Application Status and Intelligent Transformation Path of Weighing Lysimeter

Jingjing Huang, Weijie Zhang, Yubo Wu, Kaiwen Chen*

College of Civil and Architecture Engineering, Chuzhou University, Chuzhou Anhui

Received: March 9, 2026; accepted: April 2, 2026; published: April 13, 2026

Abstract

The weighing lysimeter, as a benchmark hydrological observation device for monitoring water movement within the soil-plant-atmosphere continuum, exhibits limitations in its traditional operational

*通讯作者。

文章引用: 黄晶晶, 章伟杰, 吴宇博, 陈凯文. 称重式蒸渗仪应用现状及智能化改造路径分析[J]. 水污染及处理, 2026, 14(2): 80-86. DOI: 10.12677/wpt.2026.142009

mode concerning the timeliness of evapotranspiration data, system integration, and intelligent analysis. Furthermore, constrained by its structural principles, it is challenging to simultaneously meet the demands for both high precision and high stability in observation. Based on an analysis of the structural principles and application limitations of mainstream weighing lysimeters (including hanging, direct-loading, and lever types), this study proposes a three-layer collaborative architecture integrating the Internet of Things (IoT) sensing, edge computing, and cloud processing. This architecture enables high-frequency data acquisition, real-time cleaning, and remote management. By introducing a multi-source data fusion model, a Long Short-Term Memory (LSTM) network establishes a nonlinear mapping relationship between weighing data and environmental factors, facilitating dynamic compensation for environmental interference and diagnosis of abnormal operating conditions. Case study validation results indicate that this system helps suppress the impact of environmental noise and sensor drift, thereby improving the quality of monitoring data and operational efficiency. It promotes the evolution of traditional devices towards networked, intelligent sensing nodes, aiming to provide key technological support for the analysis of regional-scale evapotranspiration processes and the optimal allocation of water resources.

Keywords

Weighing Lysimeter, Cloud-Edge-Device Collaboration, Multi-Source Data Fusion, Hydrological Observation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 研究背景

蒸渗仪作为研究水文循环与水资源管理的核心设备,通过直接测量土柱质量变化来换算蒸发蒸腾量,通常视作田间尺度水分通量观测的基准方法[1]。尤其在华北平原、西北灌区等水资源短缺区域,基于蒸渗仪观测数据的作物耗水规律研究,为优化灌溉制度、提升水分利用效率提供关键科学依据[2] [3]。

近年来,随着“智慧农业”与“数字水利”概念的兴起,农业物联网、边缘计算及人工智能技术在环境监测领域展现出巨大潜力[4] [5]。智能传感器网络的发展实现了多源异构数据的实时获取,而数据驱动模型(如深度学习)为处理复杂环境下的非线性水文过程提供了新思路[6] [7]。然而,现有蒸渗仪研究多集中于利用特定场景下的耗水规律观测,或将自动化、远程化作为技术升级的终点,尚未系统性构建一个深度融合云平台、实现“端-边-云”协同、具备全链条智能分析与决策支持能力的下一代监测体系。

传统蒸渗仪系统的技术瓶颈日益凸显,主要表现在:其一,野外环境中的风荷载、温度漂移等因素严重制约测量精度,传统硬件补偿方法成本高昂且灵活性差;其二,现有设备多作为独立单元运行,缺乏统一的通信协议与管理平台,数据格式各异,阻碍了多站点数据的对比研究[8]。本文聚焦于传统蒸渗仪改造的技术创新路径,提出了一种基于“云-边-端”协同的蒸渗仪智能化框架,初步探讨多场景适应性、多源数据融合以及长短期记忆网络(LSTM)算法嵌入等问题,检验了所述框架与模型的有效性,为蒸渗仪的智能化演进提供实证依据。

2. 称重式蒸渗仪原理及其局限性

称重式蒸渗仪一般主要分为悬挂式、直称式和杠杆式三种类型[8] [9],其设计原理各异,但均存在特定的应用局限。悬挂式蒸渗仪通过钢丝绳吊起试验土箱,利用位移传感器测量因水分变化引起的平衡杆位移,其结构虽能适应较大土体重量,但在野外环境中钢丝绳易受风力扰动,且对温度变化敏感,长期

稳定性较差。直称式蒸渗仪将土箱直接置于高精度荷重传感器平台上，结构简单便于移动，多用于小型盆栽实验，但长期静置造成传感器蠕变与零点漂移等问题难以根除，且大量程与高分辨率难以兼得。而杠杆式蒸渗仪基于力矩平衡原理，通过配重抵消土箱大部分重量，利用力传感器测量微小重量变化，因其良好的稳定性成为不少大型蒸渗仪的主流选择，但其复杂的机械结构意味着较高的成本和维护难度。

野外试验场景下环境因素干扰是制约蒸渗仪测量精度提升的主要瓶颈，其称重传感器具有因温度改变而产生温度漂移的固有属性。野外环境中的风荷载、振动等因素会进一步引入随机噪声。有研究表明 [9]，即使经过温度补偿，参考桶质量随环境温湿度变化仍呈明显的周期性波动，日尺度系统偏差可达 0.1 mm 以上，这对于凝结水等微小水量的测定精度影响尤为严重。此外，传统设备多采用机械式或基础电子式设计，依赖人工现场读数与本地化数据处理 [10] [11]，不仅观测效率低下，数据产出相对滞后。

3. “云-边-端”协同的技术框架

针对传统蒸渗仪数据孤岛效应显著、抗干扰能力弱的问题，本文提出基于物联网架构的“云边端”协同智能化技术框架(图 1)。通过设备端协议转换、边缘预处理与云端数据标准化三个核心模块的协同，打通从物理传感器到云服务的全链路。

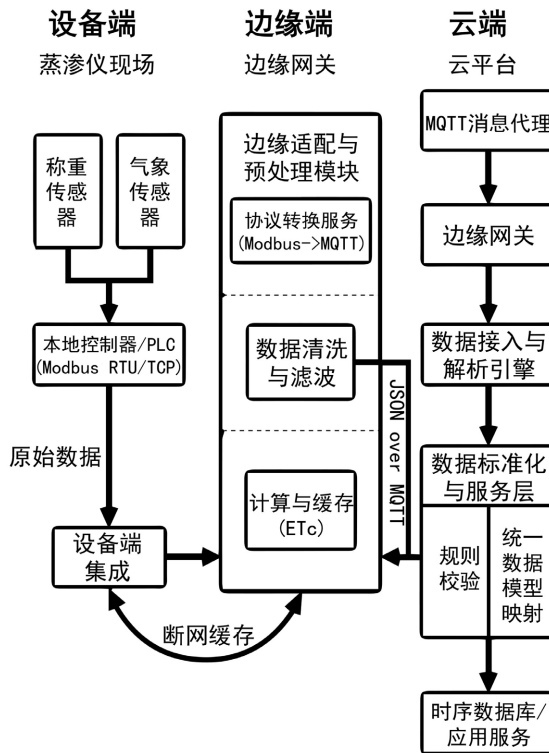


Figure 1. Schematic of intelligent technical framework for cloud-edge-device collaboration
图 1. “云边端”协同智能化技术框架示意图

3.1. 称重传感器设备优化

传统方法常采用参考桶法进行硬件修正，优化后的蒸渗仪装置内通过配备与测桶尺寸、负载相同的密闭参考桶，量化外部环境因素引起偏差。装置内包含雨量计单元，用于修正降雨对测量结果的影响；采用称重数据与土壤传感器数据确定测桶内土壤缺水状态，外部设置水源与水泵，当测桶内缺水时，数据中心远程控制水泵开启，直到到达修正目标，补水量由称重方式进行计量。测桶内安装土壤水分、水

势、电导率等传感器及传输单元，均由无线充电接收线圈与超级电容供电，桶外与设置无线充电发射线圈。在需要采集数据时则临时充电，避免干扰。

3.2. 设备端适配与多源感知

设备端适配模块负责解决现场仪器的通信异构问题，多数传统或专用蒸渗仪控制系统采用工业现场总线协议，适配模块通过部署在边缘网关上的协议转换服务，将数据封装为标准化的 JSON 格式消息，通过轻量级的 MQTT 协议发布至云端，实现数据流的解耦与异步传输。在硬件层面，集成高精度称重传感器、土壤温湿度传感器、风速风向仪及净辐射传感器，构建了全方位的环境感知网络。

3.3. 边缘预处理与实时清洗

边缘预处理模块承担数据清洗、初步计算与缓存转发的职责，原始称重数据易受环境噪声、瞬时干扰影响，该模块内置滤波算法对原始数据进行平滑处理，并可根据预设公式实时计算蒸发蒸腾量等关键水文指标，同时具备断网续传能力以保障数据完整性。

3.4. 云端标准化与决策支持

云端数据标准化模块负责将海量、多源的接入数据转化为统一、规范的数据资产，通过规则引擎剔除格式错误数据，并将不同型号的蒸渗仪数据映射到标准字段，存储于时序数据库中，为上层分析提供一致接口。云端平台进一步提供可视化监控、异常预警及数据深度挖掘服务，支撑上层的水资源管理决策。

4. 多源数据融合补偿模型构建

为了从软件层面克服环境噪声对称重精度的影响，本研究在云端分析层引入了基于深度学习的多源数据融合补偿模型，实现蒸渗仪观测数据质量控制与融合分析的要求(图 2)。集成的长短期记忆网络(LSTM)模型利用环境因子与称重数据间的非线性映射关系，实现噪声的智能剔除。

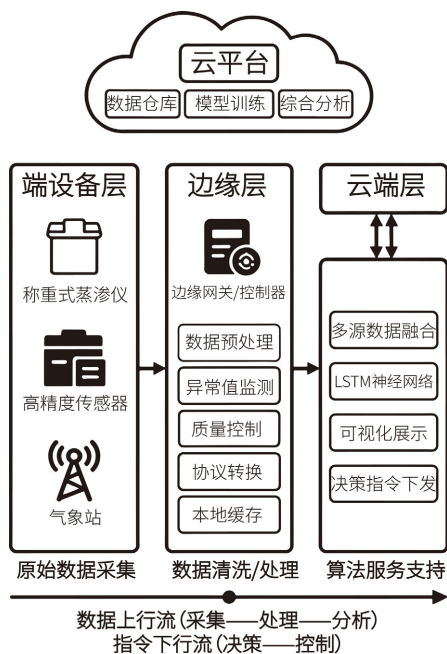


Figure 2. Flow chart of quality control and fusion analysis for lysimeter observation data
图 2. 蒸渗仪观测数据质量控制与融合分析流程图

4.1. 输入特征与输出目标定义

称重式蒸渗仪直接测量的重量变化是计算蒸散量的基础,但其结果易受环境扰动、仪器漂移等因素影响。为提升估算精度,必须将其与气象、土壤墒情等外部观测数据协同分析[11]。模型从蒸渗仪称重序列中提取日际变化量、变化速率等特征,同时结合气象数据提供的净辐射、温度、湿度、风速特征与土壤水分数据反映的水分运移状态[12] [13]。根据 LSTM 算法建立称重变化与多环境因子之间的非线性映射关系。

模型的输入特征变量 X 定义为多维时间序列,包含称重传感器原始读数 W_{raw} 及同步观测的环境因子,包括:空气温度 T 、相对湿度 RH 、风速 WS 和净辐射 Rn 。即 $X_t = \{W_{raw,t}, T_t, RH_t, WS_t, Rn_t, t\}$ 。为防止训练过程中的梯度爆炸,各参数进行归一化处理。模型的输出目标 Y 为经修正后的蒸渗仪土柱质量变化量(或直接输出噪声补偿值 ΔW_{noise}),进而修订为更精确的蒸散量。模型应用 Penman-Monteith 公式计算蒸散量,更能识别并量化系统性误差来源。尤其在强风或降水事件期间,模型可分析称重数据的异常波动,并利用同步气象数据进行校准与补偿,从而提升蒸散量结果的时空代表性。

4.2. 模型结构与训练策略

考虑到水文过程的时间依赖性,采用长短期记忆网络(LSTM)作为核心算法。LSTM 擅长捕捉时间序列中的长距离依赖关系,适合处理具有时序特性的蒸渗仪数据。模型的训练需要提前设定参数,在 Python 语言进行多轮测试及优化,包括神经网络层数、每层的神经元节点数、激活函数类型、训练轮数、优化器类型等。最终得出如下 7 层模型结构,模型结构设计如下:

输入层: 接收水文参数的多维特征时间序列,时间步长设置为 24 小时(采样频率为 1 小时)。

隐藏层: 包含两层 LSTM 层,第一层神经元数量为 64,第二层为 32,用于提取深层特征;随后连接一个全连接层。

输出层: 输出修正后的重量变化值。模型采用 Adam 优化器,损失函数选用均方误差(MSE)。训练数据集按 8:2 的比例划分为训练集和验证集。

评价指标: 为量化模型性能,选取以下指标进行评价[14]: 均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)。

5. 场景适配与案例验证

5.1. 多场景适配

大田场景中,作物类型与耕作制度是核心变量,系统需依据作物生育阶段动态调整采样频率与数据融合算法。例如,在玉米拔节至灌浆等关键需水期,需提升监测密度以捕捉精细的耗水动态。林地场景的蒸散发涉及林木与林分尺度的协同监测,系统结构需支持更大容积的土柱设计以容纳深层根系。湿地场景中水位波动频繁且土壤饱和度高,系统需配备高精度的水位计与渗漏监测模块。

为了构建湿地、林地及大田等不同场景感知与模式自动切换机制,系统通过融合多源传感器网络,实时采集下垫面类型、植被指数及微气象等特征数据,利用边缘计算单元进行特征识别。参数适配方案包括根据作物根系深度与土壤质地,预设土壤水分传感器的垂直布设梯度,并关联气象数据以区分蒸腾与土壤蒸发分量。当感知到环境状态变化时,系统能自动切换监测模式并同步调整滤波算法与异常值剔除阈值。

5.2. 案例分析

为验证所提框架与模型的有效性,本研究选取某大田称重式蒸渗仪站点 3 月份的同步观测数据进行

离线仿真实验, 该时段涵盖多次风雨天气过程, 环境干扰显著, 适合用于检验模型在复杂野外工况下的稳健性。实验对比了常规的简单移动平均法(窗口时长 12 小时)与 LSTM 模型的处理效果(图 3)。受风雨事件影响, 原始称重数据呈现出剧烈的高频波动, 最大波动幅度接近 1 mm, 且部分时段存在数据缺失。移动平均法有一定的滞后效应, 且难以有效滤除降水等事件影响下数据噪声; 而本文提出的 LSTM 模型通过深度融合气象特征, 有效识别并剔除了环境致噪因素, 输出曲线更为平滑且贴近真实蒸散发过程。评价指标显示, LSTM 模型在测试集上的决定系数 R^2 大于 0.96, 表明通过引入多源环境数据并进行非线性建模, 能够提升蒸渗仪在复杂野外环境下的测量精度。

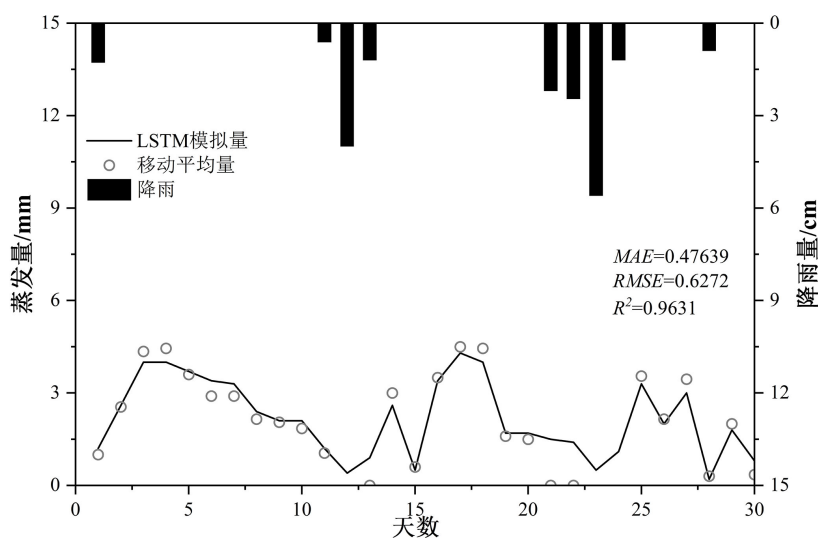


Figure 3. Comparison of predicted and actual values of the LSTM model
图 3. LSTM 模型预测值与真实值对比图

5.3. 应用效能

在数据质量方面, 通过多源数据融合模型对环境干扰的动态补偿, 抑制了温度漂移和风荷载带来的随机噪声, 避免传统蒸渗仪观测后处理中大量数据因不可靠而被剔除的情况。在运维管理方面, 远程监控与故障诊断功能的实现, 改变了以往依赖人工定期巡检的模式。研究人员通过云平台可视化看板即可实时掌握各站点蒸渗仪设备的运行状态, 边缘节点的异常检测机制能够在传感器发生漂移或通信中断的及时进行预警和故障响应。不仅可以降低野外观测的工作强度, 更保障长时序监测数据的连续性与完整性, 为区域尺度水文过程研究积累基础数据。

6. 结论

传统蒸渗仪在数据时效性、系统集成度、环境适应性与智能分析能力上的短板, 难以满足现代精准农业与水资源管理的精细化需求。随着传感技术、边缘计算与人工智能的持续进步, 智能化蒸渗仪将在低功耗、深协同、强智能的方向上不断演进。本研究探讨了新一代称重式蒸渗仪系统智能化改造路径, 提出一种基于“云-边-端”协同的蒸渗仪智能化技术框架, 减小多源数据融合与远程运维的困难; 构建基于长短期记忆网络(LSTM)的多源数据融合补偿模型, 实现对称重数据环境噪声的智能修正; 通过实际站点数据的仿真实验, 检验所提框架与模型的有效性。未来进一步探索“天空地”一体化监测网络, 将智能蒸渗仪作为地面核心验证节点, 与遥感反演、无人机观测深度融合, 形成全方位、立体化的水文感知体系, 服务于水安全战略与生态文明建设。

基金项目

滁州学院大学生创新创业训练计划(2025CXXL161)。

参考文献

- [1] 孙英, 周金龙, 齐子萱, 等. 蒸渗仪生命周期分析[J]. 水文, 2021, 41(5): 20-25.
- [2] 张志山, 赵洋, 张亚峰, 等. 中国北方沙区水量平衡自动模拟监测系统(沙坡头蒸渗仪群) [J]. 中国科学院院刊, 2021, 36(6): 733-743+755.
- [3] 敬峰, 段爱旺, 张莹莹, 等. 基于大型蒸渗仪的冬小麦蒸散规律及其模拟[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(5): 17-26.
- [4] 叶澜涛, 申孝军, 杨路华, 等. 华北半干旱地区农田微型蒸渗仪关键参数优化及精度提升研究[J/OL]. 节水灌溉, 1-20. <https://link.cnki.net/urlid/42.1420.TV.20251114.1811.008>, 2026-03-03.
- [5] 吴琳琳, 侯嵩, 孙善伟, 等. 水生态环境物联网智慧监测技术发展及应用[J]. 中国环境监测, 2022, 38(1): 211-221.
- [6] 杨卫中, 王雅淳, 姚瑶, 等. 基于窄带物联网的土壤墒情监测系统[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 243-247.
- [7] 包红军, 张恒德, 许凤雯, 等. 国家级水文气象预报业务技术进展与挑战[J]. 气象, 2021, 47(6): 671-684.
- [8] 高泽海, 杨东哲, 龚浩, 等. 蒸渗仪研究进展[J]. 水文, 2025, 45(1): 1-8+15.
- [9] 谢永玉, 陈冰, 徐俊增, 等. 小型地中式称重蒸渗仪系统的研制[J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33(6): 204-212.
- [10] 刘艳萍, 杜雅丽, 聂铭君, 等. 基于称重式蒸渗仪及多种传感器的作物表型及蒸散监测系统研制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 114-122.
- [11] 张宝珠, 王仰仁, 李金玉, 等. 基于称重式蒸渗仪的春玉米蒸散量研究[J]. 灌溉排水学报, 2021, 40(11): 17-25.
- [12] 陈建峰. 称重式蒸渗仪潜水蒸发量的计算[J]. 地下水, 2022, 44(3): 116-118.
- [13] 范嘉智, 谭诗琪, 罗宇, 等. 长短期记忆神经网络在多时次土壤水分动态预测中的应用[J]. 土壤, 2021, 53(1): 209-216.
- [14] 姚瑶, 黄治勇, 陈笑笑, 等. 淮河流域潜在蒸散的评估分析及其与气象因子的关系[J]. 自然资源遥感, 2026, 38(1): 152-161.