

AI 驱动的流域管理革新：从 SWAT 模型到 AI+SWAT 的发展与前景

缪驰远¹, 汪宇菲¹, 胡金龙¹, 姜开勤^{2,*}

(1.北京师范大学地理科学学部地表过程与水土风沙灾害风险防控全国重点实验室, 100875, 北京; 2.中国自然资源经济研究院, 101149, 北京)

摘要: 在全球气候变化与人类活动加剧的背景下, 流域水资源管理面临水土流失、非点源污染及水资源短缺等多重挑战。SWAT (Soil and Water Assessment Tool) 模型作为基于物理机制的水文模型, 已建立起涵盖水循环、泥沙与面源污染的综合模拟体系, 成为全球范围内应用最为广泛的主流工具之一。然而, 传统 SWAT 模型在实际应用中仍面临输入数据要求高、参数率定复杂及专业操作门槛高等瓶颈。本文在系统梳理 SWAT 模型发展历程及应用局限的基础上, 重点探讨了人工智能 (AI) 技术驱动下 SWAT 模型发展的范式跃迁。研究指出, 当前 AI 与 SWAT 的融合正呈现“内嵌融合”与“外延赋能”两条关键路径: 前者利用深度学习及物理信息神经网络 (PINNs) 构建混合模型, 通过数据驱动优化参数率定与过程模拟精度; 后者则以生成式 AI 为核心, 特别是近期发布的 SWAT VEXA 系统, 通过自然语言交互界面探索了复杂专业模型便捷应用的可能, 降低了专业门槛。本文进一步对比了国内数字孪生流域技术的发展, 指出 SWAT 模型正处于从单一物理机理驱动向物理机理与数据智能融合驱动转型的关键时期。这一变革虽面临模型可解释性与交互准确性等新挑战, 但为构建智慧流域管理决策支持系统提供了可行的技术范式。

关键词: SWAT; 水文模型; 人工智能; 流域管理

中图分类号: P343.3; S157 文献标识码: A 文章编号:

DOI:

AI-driven innovations in watershed management: development and prospects from the SWAT model to AI+SWAT

MIAO Chiyuan¹, WANG Yufei¹, HU Jinlong¹, JIANG Kaiqin^{2,*}

(1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Disaster Risk Reduction, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University,

收稿日期: 2025-12-25 修回日期: 2026-03-12

项目名称: 国家重点研发计划项目“典型干旱区气候变化与经济社会适应”(2024YFF0809301)

第一作者简介: 缪驰远 (1981-), 男, 博士, 教授。主要研究方向: 气候变化与流域水文过程。E-mail:

miaocy@bnu.edu.cn

*通讯作者简介: 姜开勤 (1980-), 男。主要研究方向: 土地调查、国土规划等土地资源管理工作。E-mail:

kqjiang@mail.mnr.gov.cn

Abstract: [**BackgroundObjective**] Under the dual pressures of global climate change and intensifying anthropogenic activities, watershed ecosystems face critical challenges, including soil erosion, non-point source pollution, and water scarcity. The Soil and Water Assessment Tool (SWAT), a physically based hydrological model, has established a comprehensive simulation system covering the water cycle, sediment, and non-point source pollution, becoming one of the most widely used tools. However, the traditional SWAT model is increasingly constrained by high dependencies on high-quality input data, complex parameter calibration processes, and significant technical barriers for non-expert users, limiting its potential in regions with limited data and rapid decision-making scenarios. [**Methods**] Based on a systematic review of the development history and application limitations of the SWAT model, this paper focuses on the paradigm shift of SWAT model development driven by Artificial Intelligence (AI) technology. The research framework categorizes the convergence of AI and SWAT into specific technological pathways, evaluating how data-driven techniques address the limitations of physically based mechanisms. [**Results**] The analysis identifies two distinct yet complementary pathways for AI-SWAT integration: “Embedded Fusion” and “External Empowerment.” The Embedded Fusion pathway utilizes deep learning and Physics-Informed Neural Networks (PINNs) to construct hybrid models, optimizing parameter calibration and process simulation accuracy through data-driven methods. Conversely, the External Empowerment pathway, exemplified by the recently released SWAT VEXA system, utilizes generative AI and Large Language Models (LLMs) to build the user interaction interface. This innovation transforms complex professional tools into conversational intelligent assistants, significantly lowering the technical threshold for widespread application. [**Conclusions**] This paper compares the development of digital twin watershed technology in China, pointing out that the SWAT model is in a critical transition period from a solitary reliance on physical mechanisms to a paradigm integrating physical mechanisms and data intelligence. Although this transformation faces new challenges such as model interpretability and interaction accuracy, it provides a feasible technological paradigm for building smart watershed management decision support systems.

Keywords: SWAT; hydrological model; artificial intelligence; watershed management

在全球气候变化和人类活动加剧的双重影响下，水土流失^[1]、非点源污染^[2]和水资源短缺^[3]等问题日益严峻，对流域生态环境和经济社会可持续发展构成了重大挑战^[4]。流域作为一个复杂的自然-社会复合系统，其有效管理需要综合考虑水文循环、土壤侵蚀、污染物迁移以及高强度人类活动等多种动态耦合因素。传统流域管理多依赖于经验性决策和静态分析方法，难以应对高度动态和

非线性的流域过程。随着计算科学和信息技术的飞速发展，基于物理机制的数值模型逐渐成为流域模拟和管理决策的重要工具，其中 SWAT（Soil and Water Assessment Tool）模型自上世纪 90 年代诞生以来，凭借其较为完善的物理机制基础和强大的流域水沙、污染物综合模拟能力，已发展成为全球范围内水资源管理、水土保持、非点源污染评估与生态系统服务研究领域应用最为广泛的流域水文模型之一^[5]。

然而，随着应用场景的不断拓展和深入，传统 SWAT 模型固有的局限性也日益凸显。主要体现在对高质量输入数据的较高要求、复杂的参数率定过程以及较高的专业知识和操作门槛^[6]。这些瓶颈使得这一强大的科学工具难以在数据基础薄弱地区及急需快速决策支持的广大基层从业者中实现更为广泛的应用，在一定程度上限制了其决策支撑潜力的充分发挥。近年来，以深度学习和生成式人工智能为代表的新一代 AI 技术的兴起，为解决上述瓶颈提供了有力工具^[7]。AI 与 SWAT 的融合正沿两个关键方向深化：一是通过构建 SWAT-AI 混合模型实现“内嵌融合”，以数据驱动能力增强物理模型的模拟效能；二是通过开发如 SWAT VEXA（SWAT Virtual Extension Assistant）这类智能交互界面实现“外延赋能”，将复杂的专业工具转化为基于自然语言的辅助型决策助手。这场技术融合不仅是工具层面的升级，更标志着流域管理正逐渐从依赖单一物理机理，向“物理机理与数据智能”融合驱动的新范式转变，有望开启一个更为高效、精准和包容的智慧流域治理时代。

1 SWAT 模型的发展历程

SWAT（Soil and Water Assessment Tool）模型是美国农业部农业研究所（USDA-ARS）于上世纪九十年代中期开发的、基于物理机制的半分布式流域水文模型^[5]。该模型旨在定量评估大流域内，长期的土地利用方式与农业管理措施对水文循环、土壤侵蚀及面源污染的综合影响。该模型最直接的雏形是能够模拟多个子流域水文过程的 SWRRB（Simulator for Water Resources in Rural Basins）模型^[8]。SWAT 通过对 SWRRB 的结构进行扩展，特别是解除了其子流域数量的限制，并整合了河道汇流功能，从而实现了从中小流域到大型复杂流域模拟的能力跨越，标志着其正式诞生^[5]。

相较于传统集总式水文模型，SWAT 的优势在于其基于物理机制的半分布式结构，以及对流域空间异质性的合理概括与刻画能力^[9]。为了更真实地反映下垫面变异，模型进一步在每个子流域内部，划分出最基本的计算单元——水文响应单元（Hydrological Response Unit, HRU）。每个 HRU 被假定具有均一的水文特征，这种“子流域-HRU”的两层离散化方法，使模型能够有效捕捉并模拟由流域内部空间差异导致的水文、侵蚀及化学物质迁移过程的复杂性。在过程模拟机制上，SWAT 采用连续时间步长的概念性框架，将水文过程明确划分为陆地相与水体相两部分^[10]。这种分相模拟、分层计算的结构设计，共同构成了 SWAT 模型作为一款功能全面、机制清晰、适用于长期流域环

境影响评价的强大工具的核心特征。

自诞生以来，SWAT 模型经历了一个持续的功能强化、结构优化与用户界面友好化的演进过程，其核心版本主线如表 1 所示。SWAT 模型的早期发展通过引入 HRU 并持续丰富其过程模拟模块（例如增加了对农药迁移^[11]、城市面源污染^[5]等过程的刻画），为后续发展奠定了坚实的理论与功能基础。进入 21 世纪，AVSWAT2000、AVSWAT2005 与 SWAT2012 等多个版本在图形化操作界面、模型校准与分析、计算效率提升等方面取得了重大进展。近年来，最为重要的进展是 SWAT+ 的推出^[12]。该版本重构了模型框架，采用“连接-节点-网络”结构，能够更灵活、更真实地表达流域内不同景观单元之间的空间连通关系与水流通路，从而为模拟更复杂的水文过程与评估精细化的管理措施提供了更为广阔的空间。

表 1 SWAT 模型主要版本演进
Tab. 1 Evolution of major SWAT model versions.

时期/阶段	核心版本	主要特性/改进
<u>Period/stage</u>	<u>Core version</u>	<u>Key features/improvements</u>
起源与前身	CREAMS, GLEAMS, EPIC, SWRRB	集成了多个 USDA-ARS 模型，从田间尺度发展到可模拟多个子流域的小流域尺度，其中 SWRRB 是 SWAT 最直接的前身。 <u>Integrated multiple USDA-ARS models, evolving from the field scale to small watersheds capable of simulating multiple subbasins. Among them, SWRRB is the most direct predecessor of SWAT.</u>
整合诞生	SWAT (1994)	将 SWRRB 与河道汇流工具 ROTO 整合，解决了子流域数量限制问题，正式形成大流域模拟能力。 <u>Integrated SWRRB with the ROTO channel routing tool, resolving the limitation on the number of subbasins and officially establishing the capability for large river basin simulation.</u>
功能拓展期	SWAT94.2 (1994)	引入水文响应单元概念，能更精细地刻画下垫面空间变异。 <u>Introduced the concept of HRU to more precisely depict the spatial variability of underlying surface characteristics.</u>
	SWAT96.2 (1996)	增加自动灌溉/施肥、冠层截留、Penman-Monteith 蒸散发方程、土壤侧流模块，开始模拟农药迁移。 <u>Added auto-irrigation/fertilization, canopy interception, Penman-Monteith evapotranspiration equation, and soil lateral flow modules; initiated the simulation of pesticide transport.</u>
	SWAT98.1 (1998)	改进融雪、水质模块，扩展营养循环，适用于南半球。 <u>Improved snowmelt and water quality modules, expanded nutrient cycling, and became applicable to the Southern Hemisphere.</u>
	SWAT99.2 (1999)	修改营养与湿地模块，增加城市污染物累积与冲刷计算。 <u>Modified nutrient and wetland modules, and added calculations for urban pollutant build-up and wash-off.</u>
成熟与平台化期	SWAT2000 (2000)	增加细菌迁移、Green-Ampt 下渗、马斯京根河道演算模块，改进天气发生器。 <u>Added bacteria transport, Green-Ampt infiltration, and Muskingum river routing</u>

<u>Maturation and platformization period</u>		<u>modules; improved the weather generator.</u>
	AVSWAT2000 (2000)	<u>Introduced the first ArcView graphical user interface, significantly enhancing the model's usability.</u>
	AVSWAT2005 (2005)	<u>Integrated sensitivity analysis, auto-calibration, and uncertainty analysis modules; added a sub-daily precipitation generator.</u>
	SWAT2009 (2009)	<u>Improved the bacteria module, enhanced weather scenario simulation, updated the vegetative filter strip model, and improved nitrogen deposition calculations.</u>
<u>Restructuring and open-source period</u>		对代码进行重大修订和优化，是当前广泛使用的经典稳定版本。
	SWAT2012 (2012)	<u>Incorporated substantial code revisions and optimizations, remaining the classic and widely adopted version to date.</u>
	SWAT+ (2018)	<u>Rewritten next-generation model. Adopts a "connection-node-network" structure to represent landscape spatial connectivity and management practices more flexibly.</u>

伴随着核心模型的演进，其强大的应用生态也通过各类关键辅助工具的发展而得以构建。其中，于 2007 年发布的 SWAT-CUP 参数校准与不确定性分析程序^[13]，对推动 SWAT 模型的普及起到了重要作用。该工具首次将多种主流的参数率定与不确定性分析方法集成于一个统一且与 SWAT 无缝联动的平台中，使得模型参数的敏感性分析、自动优化率定、结果验证以及模拟不确定性量化等一系列复杂且耗时的关键步骤，变得相对便捷、高效和标准化。SWAT-CUP 的出现，标志着 SWAT 模型的应用从高度依赖个人经验的人工调试阶段，迈入了流程化、半自动化的科学计算新阶段。

此外，完整的 SWAT 建模体系还依赖于其外围支持工具与扩展应用的协同发展。一方面，为了不断降低技术门槛，模型的图形用户界面经历了从依赖地理信息系统桌面软件向基于 Web 的在线云平台（Cloud Platform）的持续演进^[14]，使得数据管理、模型运行与结果分析更加灵活便捷。另一方面，为了弥补自身在模拟特定专业过程时的短板，SWAT 常通过模型耦合的方式来拓展其综合模拟能力。例如，与地下水模拟标准模型 MODFLOW（MODular three-dimensional finite-difference FLOW model）进行耦合^[15]，可以构建地表水-地下水一体化模型，实现对流域水循环更完整、更精确的刻画；与田间尺度管理模型 APEX（Agricultural Policy/Environmental eXtender）耦合^[16]，则能实现从农场管理措施到流域尺度环境响应的跨尺度综合评估，为农业水土资源的精细化管控提供支撑。同时，为了适应特定的区域环境或前沿科学问题，研究者基于 SWAT 的核心机理开发了多个衍生模型，例如专用于大尺度气候与土地利用变化影响评估的 SWIM（Soil and Water

Integrated Model) 模型^[17], 以及可进行小时步长模拟的 ESWAT (Enhanced Soil and Water Assessment Tool) 模型^[18]等。综上所述, 从用户界面、专业耦合到衍生扩展, 这一系列工具与模型的发展, 共同构成了一个层次丰富、功能强大的 SWAT 生态系统, 极大地拓展了其解决复杂现实流域管理问题的广度、深度与实用性。

2 SWAT 模型的应用与瓶颈

在中国, SWAT 模型自 21 世纪初引入以来, 迅速成为流域水文与环境模拟研究中最流行和活跃的工具之一。在中国知网数据库中以“SWAT”为关键词检索 2000–2023 年学术论文, 相关研究年发文量如图 1a 所示。SWAT 相关发文量的转折点出现在 2005 年, 2005 年之前 SWAT 相关研究发文量增长趋势仅为 4.20 篇/每年; 2005 年以后, 相关研究发文量骤增, 从 2005 年的 20 篇上升至 2023 年的 399 篇, 增长速率达到 18.47 篇/每年。对于英文相关研究, Hu 等^[19]从 Web of Science 数据库收集了 289,513 条水文学相关英文 SCI 论文, 并使用深度学习大语言模型与文献计量等技术, 获得 2000–2023 年中国水文学研究中各水文模型的相对流行度 (图 1b)。结果表明, SWAT 是中国学者在近 20 多年 (2000–2023) 使用最广泛的水文模型。其研究主题高度系统化, 主要围绕两大核心方向展开^[9]: 一是流域过程模拟, 包括水文循环、土壤侵蚀、非点源污染、作物生长与碳循环等; 二是环境变化评估与管理, 重点探究气候变化与土地利用/覆被变化对上述过程的影响, 并评估不同水土保持与农业管理措施的环境效益。一系列旨在提升模型本地化适用性与易用性的配套研究, 如参数自动率定、模型结构修正、区域适应性改进及多模型集成等, 也为模型在中国的成功应用提供了重要支撑。目前, SWAT 模型已成功应用于我国多个典型区域, 涵盖了东北黑土区^[20]、北方土石山区^[21], 黄土高原区^[22,23]、南方红壤区^[24,25], 西南紫色土区^[26,27]以及青藏高原区^[28]等, 围绕水资源管理、面源污染防控、水土保持效益评估等主题开展了大量创新性研究。

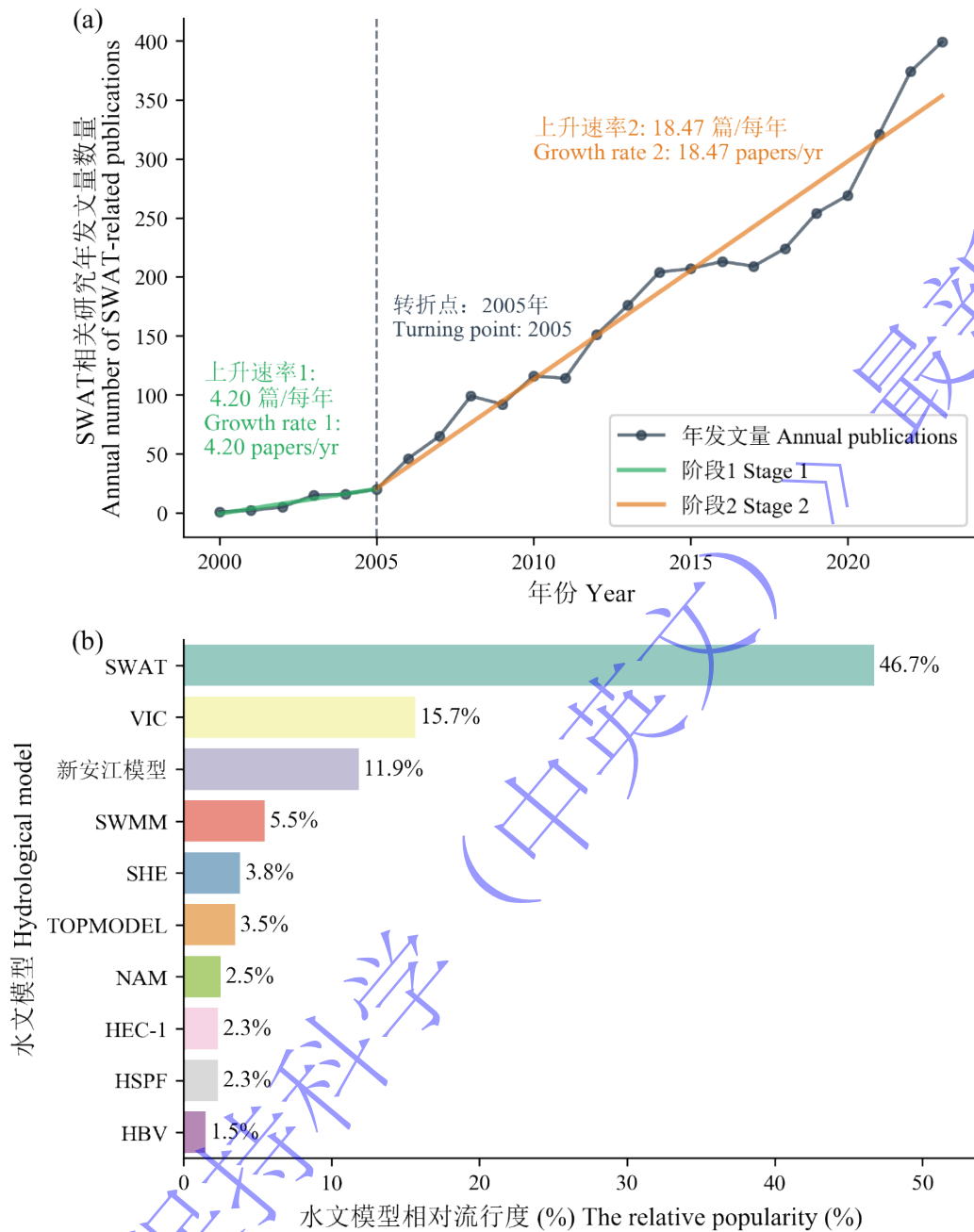


图 1 (a) 中国 SWAT 模型相关研究年发文量趋势；(b) 中国流域研究中主要水文模型的应用热度
Fig.1 (a) evolution of annual SWAT model-related publications in China; (b) popularity of key hydrological models for Chinese watershed studies.

尽管应用广泛，但面对日益精细化的管理需求，传统 SWAT 模型在三个维度上存在显著瓶颈：

(1) 模型构建瓶颈（数据依赖与误差级联传递）：SWAT 对其底层驱动数据具有较高要求，其精度依赖于高时空分辨率的气象强迫数据、多层土壤理化属性以及高频动态的土地利用与农业管理措施数据。在我国许多水文及气象监测站点稀疏的偏远山区或中小流域（即典型的无资料/缺测流域），高质量基础数据的获取与标准化融合仍是主要障碍^[29]。更为严峻的是，由于缺乏高精度的区域实测数据作为基准，在对粗分辨率的遥感产品或再分析气象数据进行降尺度或空间插值处理时，极易引

入不确定性；这些基础误差会随着模型复杂的非线性计算逻辑发生级联传递，最终放大模拟结果的偏差^[30]。此外，模型在划分水文响应单元时采用集总平均处理，不可避免地掩盖了下垫面微观尺度的空间异质性特征；（2）模型应用瓶颈（机制与效率）：传统 SWAT 依赖复杂的半经验与物理偏微分方程串行求解，计算负荷大。在面对防汛抗旱、突发性水污染等需要实时反馈的应急管理场景，或是需要运行数万次情景的长序列模拟时，计算效率难以满足时效性需求。此外，在过程机制方面，模型对某些关键过程的刻画仍存在一定简化，例如植被动态、土壤优先流、养分复杂的生物地球化学转化以及极端水文事件下的侵蚀机制等，这可能导致在某些特定情景下模拟结果出现偏差。Chen 等^[31]研究发现，SWAT 模型植被生长发育模块过于简单，导致其低估了不同土地利用/土地覆被类型下的蒸散量。同时，面对中国流域典型的高强度、精细化人类活动干预（如多目标水库群联合调度、大范围梯田与淤地坝体系建设等），传统模块难以实现高保真度的动态机理映射^[32]；（3）不确定性瓶颈：SWAT 模型内部耦合了水文、侵蚀、生物地球化学等多个子模块，包含大量难以通过野外直接测量且具有高度空间变异性的待率定参数。这种不可避免的过参数化，导致模型在求解域中面临异参同效困境——即多组截然不同的参数组合可能产生几乎相同的模拟精度指标^[33]。尽管有 SWAT-CUP 辅助，但在面对高维、非凸的复杂参数寻优空间时，参数率定仍高度依赖专家经验，且单一物理结构的刚性导致其在复杂环境下的预测不确定性难以消除。这些局限性构成了当前 SWAT 模型发展与应用中亟待关注和突破的关键科学问题与技术挑战。

3 人工智能驱动 SWAT 模型的范式演进：从混合建模到智能交互

面对传统 SWAT 模型在参数率定、复杂过程模拟及实际应用推广中的诸多挑战，人工智能技术的引入为解决这些问题提供了全新的思路与方法。特别是近期由美国德州农工大学农业生命科学研究（AgriLife Research）与 IBM 公司联合推出的 SWAT VEXA 系统（<https://www.swat-vexa.com>），通过引入生成式大语言模型，为专业水文模型提供了新的交互范式，成为该领域的重要进展之一。然而，这一工具的出现并非孤立事件。纵观技术发展脉络，当前，AI 与 SWAT 模型的融合正沿着两条既相互独立又相辅相成的主线深化发展：其一是起步较早的“内嵌融合”路径，旨在将人工智能技术深度嵌入模型的模拟流程与内核，以构建性能更强大、模拟更精准的计算引擎；其二是以 SWAT VEXA 为最新代表的“外延赋能”路径，借助生成式人工智能，优化模型与用户的交互方式，构建面向更广泛用户的智能决策支持系统。这两条技术路径分别从提升模型内在能力和降低其外在门槛两个维度，共同驱动着 SWAT 模型从传统专业工具向新一代智能服务系统演进。

在“内嵌融合”这一路径上，研究的核心目标是通过人工智能技术直接增强 SWAT 模型自身的核心计算与模拟能力，包括革新参数率定过程、优化模型输入数据、构建混合模型架构等方面。

以遗传算法、粒子群优化算法为代表的智能优化算法，通过模拟自然选择或群体协作等智能搜索行为，能够更高效、更全局性地探索参数空间，从而显著提升了参数率定的效率、自动化程度与最终精度^[34]。此外，人工智能技术在优化模型输入数据方面也扮演着日益重要的角色^[35]。例如，利用卷积神经网络等深度学习算法对高分辨率卫星遥感影像进行自动解译^[36]，可以高效、精准地提取动态变化的土地利用/覆被类型、植被覆盖度、叶面积指数乃至土壤表层湿度等信息，为 SWAT 模型提供更准确、更具时效性的空间分布式输入参数，有效弥补了传统静态数据集的不足。更深入的融合体现在构建物理机理与数据驱动协同的混合模型架构上。一种典型范式是将 SWAT 模型的模拟输出（例如日尺度或月尺度的径流、泥沙通量序列）与高时空分辨率的实时气象数据、遥感反演产品等多源信息相结合，共同作为训练数据集，用以驱动和训练如长短期记忆网络（LSTM）^[7]、Transformer^[37]等先进的深度学习模型。这种混合架构的精妙之处在于，它既保留了 SWAT 模型基于物理机理的可解释性框架和对因果关系的刻画，又融入了数据驱动模型强大的非线性拟合、复杂模式识别及时序预测能力，已在提升流域径流预报、营养盐负荷模拟等关键任务的精度与鲁棒性方面，展现出比单一模型更优越的性能。更进一步的前沿探索是发展物理信息神经网络（PINNs），其核心思想是将水文学中的物理守恒定律作为硬约束条件，直接嵌入神经网络的结构设计或损失函数构建中^[38]。这使得模型在保持从数据中学习复杂关系能力的同时，其输出被严格限制在物理上合理的范围内，从而显著增强了预测结果的物理一致性、泛化能力和外推置信度。

尽管“内嵌融合”路径极大地增强了模型内核的能力，使其能够处理更复杂的问题并给出更精确的模拟，但它主要仍服务于专业研究者和技术机构，未能从根本上突破 SWAT 模型长期以来存在的“专业壁垒高、使用门槛高”这一制约其潜在在更广泛实践领域释放的核心瓶颈。这一深刻的矛盾催生了第二条路径——“外延赋能”。正如本节开篇所述，该路径的最新代表性应用，即为于 2024 年 12 月正式发布的 SWAT VEXA。SWAT VEXA 本身并非旨在替代或重写 SWAT 的水文物理计算内核，而是一项 AI 发展浪潮下的界面创新与服务封装。

相比传统 SWAT 模型，SWAT VEXA 的核心创新体现在自然语言驱动与知识库集成两方面。利用以 IBM 公司的人工智能平台（<https://www.ibm.com/products/watsonx-ai>）和 Granite 系列大语言模型为代表的先进生成式人工智能，SWAT VEXA 创建了一个基于自然语言对话的智能交互界面（图 2）。用户可在一定程度上减少对复杂 SWAT 操作流程的直接依赖，只需通过自然语言提问，系统即可自动解析意图、配置参数并解释结果。对于用户而言，该系统降低了用户在水文响应单元划分、参数敏感性分析、模型率定校准等专业建模操作细节上的技术门槛。用户只需用平实的语言提出具体的管理问题或决策关切，例如：“我在黄土高原羊圈沟小流域、种植玉米的缓坡地上，如

果明年将传统翻耕改为保护性耕作，预计能减少多少土壤流失和氮肥径流损失？”，“在该流域下游河岸带种植一片缓冲林，这对下游断面的水质改善会有多大帮助？哪些树种组合效果可能最好？”。

SWAT VEXA 可利用后台的 Granite 系列大语言模型，自动解析这类自然语言查询的深层意图，并将其转化为机器可理解的结构化任务；进而自动匹配最合适的 SWAT 模型配置方案，以便驱动基于物理的传统 SWAT 模型完成模拟计算；最后，SWAT VEXA 可对模拟输出的复杂结果进行整合、分析与提炼，并以清晰、简洁、易于理解的文本报告或要点列表形式呈现给用户，提供基于模拟结果的辅助评估信息与管理参考。SWAT VEXA 不是传统 SWAT 模型的常规升级，而是在人工智能浪潮下，利用 AI 辅助流域管理的一次有力实践，标志着人机交互范式正从传统的用户学习并适应复杂软件，向软件理解并服务用户需求转变。此外，SWAT VEXA 不仅是操作界面，更集成了海量专家智慧。它构建在 SWAT 模型超过四十年的研发积淀、海量的领域知识（系统集成了超过 7000 项经同行评议的相关研究成果）以及庞大的环境数据库基础之上。SWAT VEXA 可以辅助用户进行文献综述、参数取值建议以及结果合理性判读。

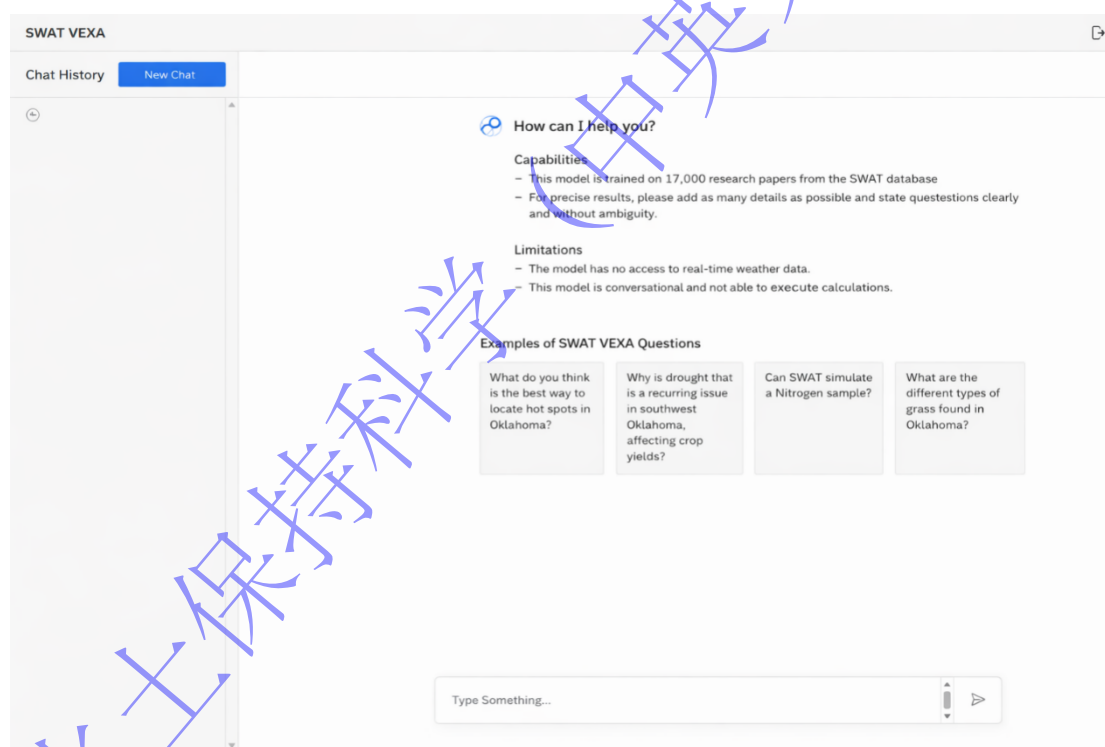


图 2 SWAT VEXA 交互界面

Fig.2 Main Interface of SWAT VEXA.

4 水文模型耦合人工智能现状与展望

随着人工智能技术的迅猛发展，其与水文模型耦合的趋势并未局限于 SWAT 模型，而是已在更广泛的流域模拟研究中得到印证。在内嵌融合路径上，其他经典水文模型亦开展了大量探索。例如，嵌入物理过程的可微水文模型（如 δ HBV (Differentiable Hydrologiska Byråns

Vattenbalansavdelning) [39,40]与 dPL (Differentiable Parameter Learning) [41-43]) 通过引入深度学习框架实现了物理参数基于梯度的优化, 使其能够与神经网络紧密集成。基于 LSTM 的残差后处理技术也已被广泛应用于修正 VIC (Variable Infiltration Capacity)、HBV 等水文模型的反演误差[44-46]。此外, Tang 等[47]提出一种基于 AI 的大样本仿真器, 统一并简化了过程模型的参数率定与区域化, 利用 CTSM (Community Terrestrial Systems Model) 对美国大陆 627 个流域进行测试, 发现该方法在所有流域均能持续改进径流模拟。这些研究印证了内嵌融合路径在提升水文模型计算精度与自适应性能方面的有效性。然而, 当前水文领域的 AI 应用多数仍聚焦于底层算法与数据驱动层面的改进, 针对改善人机交互体验的外延赋能路径探索尚处于起步阶段。

尽管如此, 近期基于大语言模型的前沿探索已初步展现出外延赋能路径在降低水文建模专业门槛方面的应用潜力。例如, Zhu 等[48]利用 DeepSeek-R1、GPT-4o-mini 等大语言模型对 VIC 水文模型进行参数率定, 在 200 次迭代内即可实现接近最优的稳定收敛, 速度明显快于广泛使用的 SCE-UA (Shuffled Complex Evolution-University of Arizona) (>1200 次迭代) 或 NSGA-III (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III) (>2200 次迭代) 算法, 并且在精度方面略有提升。Wang 等[49]研究发现大语言模型在与外部模型集成后, 能够有效地与水力环境交互, 提供符合物理规律的反馈并进行精确的水力计算。此外, 大语言模型生成的参数具有更强的物理可解释性, 与专家推理相符。这些研究印证了大语言模型驱动的 SWAT VEXA 在智能流域管理方面的潜力。

综上, 从技术范式演进的宏观视角审视, 内嵌融合与外延赋能这两条路径分别对应着智能化发展的深度与广度。内嵌融合旨在通过增强内核的自适应模拟能力, 解决流域复杂系统中高维、非线性的科学建模难题, 本质上是让工具本身变得更聪明、更强大, 提升工具的性能上限。与之对应, 以 SWAT VEXA 为代表的外延赋能则聚焦于人机协同范式的转型, 通过自然语言交互降低技术壁垒, 实现尖端科学知识和模拟能力的普惠化, 本质上是让强大工具的能力能够被更多人轻松、有效地使用, 进而拓展工具的应用广度与社会价值。二者并非取代关系, 而是互为支撑、互为反馈, 共同构成了智能化流域治理从机理突破到决策赋能的螺旋上升演进闭环。

值得注意的是, 当前交互式 AI 应用仍处于起步阶段, 目前 SWAT VEXA 主要支持英文交互, 本地化语境缺失, 且通用大模型对中国特定流域的地理特征和管理政策理解相对有限, 应用中国开发的通用大语言模型 (如 DeepSeek-R1[50]) 有望提升在中国区域的表现。另一方面, AI 可能生成看似合理但实际上错误的参数解释或文献引用, 即 “幻觉” 风险, 且在处理多目标权衡等复杂决策时能力相对较弱, 未来可通过检索增强生成 (RAG) [51]与基于人类反馈的强化学习 (RLHF) [52]等强化学习技术进一步提升模型性能。尽管存在上述缺陷, 其在降低技术门槛、提供即时科学洞察方

面所展现的便捷性与潜力值得期待。此外，国内目前大力推进的“数字孪生流域”建设与 AI+SWAT 发展方向高度契合，但侧重点有所不同。数字孪生流域更侧重于全要素感知与实时映射，强调利用物联网（IoT）数据驱动水文水动力模型实现实时监控与预警^[53]；而 SWAT VEXA 更侧重于长序列情景分析与知识服务。未来，将 SWAT 的机理优势与数字孪生的实时感知能力相结合，利用 AI 作为连接器，是实现智慧流域管理的重要方向^[54]。

5 结论与展望

综上所述，SWAT 模型从经典的分布式水文模拟工具，发展到与人工智能深度融合并衍生出 SWAT VEXA 这类智能交互平台，清晰地映射了流域水沙与面源污染研究范式的深刻转变：即从依赖经验的定性分析，经由基于物理机理的定量模拟，正迈向以人机协同、数据智能为特征的决策支持新阶段。这一演进不仅由技术进步驱动，更源于应对流域系统复杂性及水土资源可持续管理需求的迫切性。

当前，AI 与 SWAT 的融合通过内嵌融合与外延赋能两条路径，为解决模型参数率定复杂、计算效率受限及专业门槛过高等传统瓶颈提供了切实方案。特别是以 SWAT VEXA 为代表的生成式 AI 应用，通过自然语言交互极大地降低了先进模拟技术的使用门槛，展现了推动专业知识向更广泛用户群体普惠的巨大潜力，有助于弥合科学研究与实践应用之间的鸿沟。当然，这一新兴领域在模型可解释性、数据质量保障与本地化适配等方面仍面临挑战，需持续的技术探索与跨学科协作。展望未来，智能化的流域模拟与管理工具将朝着更为集成、实时、自适应与人机协同的方向演进，如 AI 模型与物理机理的深度耦合、跨尺度流域模拟适配以及基于多源感知数据实时同化的数字孪生流域构建。这一趋势有望推动构建覆盖“监测-模拟-预警-优化”全链条的决策支持闭环，从而为我国深入理解水土过程机理、科学评价管理措施效益、以及支撑新时期水土保持与生态文明建设实践，提供更为精准、高效和包容的科技支撑。

6 参考文献

- [1] BORRELLI P, ROBINSON D A, PANAGOS P, et al. Land use and climate change impacts on global soil erosion by water (2015-2070)[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020, 117(36): 21994.
- [2] BROWN A R, OWEN S F, PETERS J, et al. Climate change and pollution speed declines in zebrafish populations[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(11): E1237.
- [3] UKKOLA A M, PRENTICE I C, KEENAN T F, et al. Reduced streamflow in water-stressed climates consistent with CO2 effects on vegetation[J]. Nature Climate Change, 2016, 6(1): 75.
- [4] HAO Zengchao, SINGH V P, XIA Youlong. Seasonal drought prediction: advances, challenges, and future prospects[J]. Reviews of Geophysics, 2018, 56(1): 108.

- [5] 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.
- [6] 敖天其, 刘臻, 吴玲玲, 等. 分布式水文模型在高原山地流域的研究与应用进展[J]. *高原山地气象研究*, 2025, 45(3): 14.
- AO Tianqi, LIU Zhen, WU Lingling, et al. Research and application progress of distributed hydrological models in Plateau Mountainous Basins[J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 2025, 45(12):14.
- [7] 郑子帅, 徐童, 高宇昂, 等. 基于 SWAT 与机器学习 LSTM-MLP 混合模型的白洋淀流域氮通量研究[J]. *环境科学学报*, 2025, 45(12): 219.
- ZHENG Zishuai, XU Tong, GAO Yuang, et al. Nitrogen flux in Baiyangdian basin based on SWAT and LSTM-MLP hybrid model[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2025, 45(12):219.
- [8] BINGNER R L, MUTCHLER C K, MURPHREE C E. Predictive capabilities of erosion models for different storm sizes[J]. *Transactions of the ASAE*, 1992, 35(2): 505.
- [9] 王中根, 刘昌明, 黄友波. SWAT 模型的原理、结构及应用研究[J]. *地理科学进展*, 2003, 22(1): 79.
- WANG Zhonggen, LIU Changming, HUANG Youbo. The theory of SWAT Model and its application in Heihe Basin[J]. *Progress in Geography*, 2003, 22(1):79.
- [10] 张银辉. SWAT 模型及其应用研究进展[J]. *地理科学进展*, 2005, 24(5): 123.
- ZHANG Yinhui. Development of study on model-SWAT and its application[J]. *Progress in Geography*, 2005, 24(5):123.
- [11] HOLVOET K, ANN V G, SEUNTJENS P, et al. Sensitivity analysis for hydrology and pesticide supply towards the river in SWAT[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2005, 30(8-10): 518.
- [12] BIEGER K, ARNOLD J G, RATHJENS H, et al. Introduction to SWAT+, a completely restructured version of the soil and water assessment tool[J]. *Journal of the American Water Resources Association*, 2017, 53(1): 115.
- [13] ABBASPOUR K C, VEJDANI M, HAGHIGHAT S, et al. SWAT-CUP calibration and uncertainty programs for SWAT[C]. *Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology Dübendorf, Switzerland*, 2007: 1603.
- [14] RAJIB M A, MERWADE V, KIM I L, et al. SWATShare—A web platform for collaborative research and education through online sharing, simulation and visualization of SWAT models[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 75: 498.
- [15] KIM N W, CHUNG M, WON Y S, et al. Development and application of the integrated SWAT–MODFLOW model[J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 356(1-2): 1.
- [16] WANG Xiuying, KANNAN N, SANTHI C, et al. Integrating APEX output for cultivated cropland with SWAT simulation for regional modeling[J]. *Transactions of the ASABE*, 2011, 54(4): 1281.
- [17] AICH V, LIERSCH S, VETTER T, et al. Comparing impacts of climate change on streamflow in four large African river basins[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2014, 18(4): 1305.
- [18] DEBELE B, SRINIVASAN R, PARLANGE J Y. Hourly analyses of hydrological and water quality simulations using the ESWAT model[J]. *Water Resources Management*, 2009, 23(2): 303.
- [19] HU Jinlong, MIAO Chiyuan, WU Yi, et al. Advances in hydrological research in China over the past two decades: Insights from advanced large language model and topic modeling[J]. *Fundamental Research*, 2025.
- [20] DING Beibei, LI Yuqian, MAREK G W, et al. Impacts of land use changes on water conservation in the Songhuajiang River basin in Northeast China using the SWAT model[J]. *Agricultural Water Management*, 2024, 306: 109185.

- [21] PANG Shuijiang, WANG Xiaoyan, MELCHING C S, et al. Development and testing of a modified SWAT model based on slope condition and precipitation intensity[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 588: 125098.
- [22] 石晨雨, 秦伟, 谢瑾如, 等. 基于 SWAT 和连通性指数的小流域植被格局减沙效应研究[J]. *中国水土保持科学 (中英文)*, 2025, 23(4): 33.
SHI Chenyu, QIN Wei, XIE Jinru, et al. Study on sediment reduction effect of vegetation pattern in small watershed based on SWAT and connectivity index[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2025, 23(4):33.
- [23] 朱楠, 马超, 王云琦, 等. 基于 SWAT 模型的不同土地利用结构对流域水沙的影响[J]. *中国水土保持科学*, 2016, 14(4): 105.
ZHU Nan, MA Chao, WANG Yunqi, et al. Effects of varied land use structures on runoff-sediment yield based on SWAT model[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2016, 14(4):105.
- [24] HE Yanhu, YANG Yuyin, XU Daoguo, et al. A prediction model of soil organic carbon into river and its driving mechanism in red soil region[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 4889.
- [25] 黄幸, 莫淑红, 李平治, 等. 基于 SWAT 模型的渠江流域径流侵蚀功率时空规律分析[J]. *中国水土保持科学 (中英文)*, 2024, 22(2): 25.
HUANG Xing, MO Shuhong, LI Pingzhi, et al. Spatial and temporal analysis of runoff erosion power in Qujiang River Basin based on SWAT model[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2024, 22(2):25.
- [26] 毕杨, 荣易, 赵琰鑫, 等. 基于 SWAT 模型的盐津河流域氮磷污染关键源识别及特征解析[J]. *中国环境科学*, 2025, 45(12): 6881.
BI Yang, RONG Yi, ZHAO Yanxin, et al. Identification of critical sources and characteristic analysis of nitrogen and phosphorus pollution in Yanjin River Basin based on SWAT Model[J]. *China Environmental Science*, 2025, 45(12):6881.
- [27] 潘娅英, 王伟, 顾婷婷, 等. 基于 SWAT 模型的滩坑流域水文气象服务系统[J]. *中国水土保持科学 (中英文)*, 2022, 20(1): 84.
PAN Yaying, WANG Wei, GU Tingting, et al. Hydrological and meteorological service system for Tankeng basin based on SWAT model[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2022, 20(1):84.
- [28] LI Mei, DI Zhenhua, YAO Yunjun, et al. Variations in water conservation function and attributions in the Three-River Source Region of the Qinghai-Tibet Plateau based on the SWAT model[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2024, 349: 109956.
- [29] JIANG Yaozhi, YANG Kun, QI Youcun, et al. TPHiPr: a long-term (1979–2020) high-accuracy precipitation dataset (130°, daily) for the Third Pole region based on high-resolution atmospheric modeling and dense observations[J]. *Earth System Science Data*, 2023, 15(2): 621.
- [30] HONG Yang, HSU Kuo-lin, MORADKHANI Hamid, et al. Uncertainty quantification of satellite precipitation estimation and Monte Carlo assessment of the error propagation into hydrologic response[J/OL]. *Water Resources Research*, 2006, 42(8)[2026-03-10].
- [31] CHEN Shouzhi, FU Yongshuo H, WU Zhaofoei, et al. Informing the SWAT model with remote sensing detected vegetation phenology for improved modeling of ecohydrological processes[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 616: 128817.
- [32] 李蔚, 陈晓宏, 何艳虎, 等. 改进 SWAT 模型水库模块及其在水库控制流域径流模拟中的应用[J]. *热带地理*, 2018, 38(2): 226.
LI Wei, CHEN Xiaohong, HE Yanhu, et al. Modification of Reservoir Module in SWAT Model and its Application of Runoff Simulation in Highly Regulated Basin[J]. *Tropical Geography*, 2018, 38(2):226.

- [33] 毛西耶子, 孙若辰, 段青云. 单目标和多目标优化在 SWAT 模型率定中的对比[J]. 南水北调与水利科技 (中英文), 2023, 21(2): 289.
- MAO Xiyezi, SUN Ruochen, DUAN Qingyun. Comparison of single-objective and multi-objective optimization in SWAT model calibration[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2023, 21(2):289.
- [34] 魏泽宇, 侯洪飞, 邱小琮, 等. 基于深度学习与 IPSO 算法校正 SWAT 模型的黄河宁夏段氮磷模拟[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 142.
- WEI Zeyu, HOU Hongfei, QIU Xiaocong, et al. Simulating nitrogen and phosphorus using the SWAT model calibrated by deep learning and the IPSO algorithm in the Ningxia Section of the Yellow River, China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(24): 142.
- [35] 刘杰, 陈前, 许妍, 等. 长江流域洞庭湖区出入湖磷通量模拟及水质预测: 机器学习与传统水文模型耦合方法[J]. 地球科学, 2024, 49(11): 3995.
- LIU Jie, CHEN Qian, XU Yan, et al. Simulation of phosphorus inflow and outflow fluxes and water quality prediction in Dongting Lake Area of the Yangtze River Basin: A coupled approach of machine learning and traditional hydrological modeling[J]. Earth Science, 2025, 49(11):3995.
- [36] 田智慧, 常蓬, 赫晓慧, 等. 一种基于 CNN-GCN 的高分辨率遥感影像土地覆盖分类[J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 59.
- TIAN Zhihui, CHANG Peng, HE Xiaohui, et al. Land cover classification of high resolution remote sensing images based on CNN-GCN[J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(6):59.
- [37] LIU Chuanfeng, LIU Darong, MU Lin. Improved transformer model for enhanced monthly streamflow predictions of the Yangtze River[J]. IEEE Access, 2022, 10: 58240.
- [38] 罗蔚, 黄一凡, 张翔. 基于迁移学习的径流数据缺乏流域日径流模拟研究[J]. 中国农村水利水电, 2025(11): 43.
- LUO Wei, HUANG Yifan, ZHANG Xiang. Daily runoff simulation in ungauged basins based on transfer learning[J]. China Rural Water and Hydropower, 2025, (11):43.
- [39] SHEN Chaopeng, APPLING Alison P, GENTINE Pierre, et al. Differentiable modelling to unify machine learning and physical models for geosciences[J]. Nature Reviews Earth & Environment, 2023, 4(8): 552.
- [40] JI Haoyu, SONG Yalan, BINDAS Tadd, et al. Distinct hydrologic response patterns and trends worldwide revealed by physics-embedded learning[J]. Nature Communications, 2025, 16(1): 9169.
- [41] CHEN Zexin, ZHAO Tongtiegang, ZHANG Bingyao, et al. Coupling Differentiable Modules of Reservoir Operation and Rainfall-Runoff Processes for Streamflow Simulation[J]. Water Resources Research, 2025, 61(12): e2025WR041684.
- [42] TSAI Wen-Ping, FENG Dapeng, PAN Ming, et al. From calibration to parameter learning: Harnessing the scaling effects of big data in geoscientific modeling[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 5988.
- [43] FENG Dapeng, LIU Jiangtao, LAWSON Kathryn, et al. Differentiable, Learnable, Regionalized Process-Based Models With Multiphysical Outputs can Approach State-Of-The-Art Hydrologic Prediction Accuracy[J]. Water Resources Research, 2022, 58(10): e2022WR032404.
- [44] SHI Chen, LIU Qin, BAI Yungang, et al. Improving runoff simulation in cold alpine regions based on VIC-glacier by combining LSTM error correction technology[J]. Journal of Hydrology, 2025, 663: 134251.
- [45] ZHONG Ming, ZHANG Hongrui, JIANG Tao, et al. A Hybrid Model Combining the Cama-Flood Model and Deep Learning Methods for Streamflow Prediction[J]. Water Resources Management, 2023, 37(12): 4841.

- [46] WEI Yiming, WANG Renchao, FENG Ping. Improving Hydrological Modeling with Hybrid Models: A Comparative Study of Different Mechanisms for Coupling Deep Learning Models with Process-based Models[J]. Water Resources Management, 2024, 38(7): 2471.
- [47] TANG Guoqiang, WOOD Andrew W, SWENSON Sean. On Using AI-Based Large-Sample Emulators for Land/Hydrology Model Calibration and Regionalization[J]. Water Resources Research, 2025, 61(7): e2024WR039525.
- [48] ZHU Zhanliang, TANG Yehai, TANG Xiongpeng, et al. Large Language Models as Calibration Agents in Hydrological Modeling: Feasibility and Limitations[J]. Geophysical Research Letters, 2026, 53(2): e2025GL120043.
- [49] WANG Jian, FU Guangtao, SAVIC Dragan. Leveraging large language models for automating water distribution network optimization[J]. Water Research, 2026, 288: 124536.
- [50] DEEPSEEK-AI, GUO Daya, YANG Dejian, et al. DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning[Z/OL]. arXiv, 2025(2025)[2025-03-21].
- [51] ARSLAN Muhammad, GHANEM Hussam, MUNAWAR Saba, et al. A Survey on RAG with LLMs[J]. Procedia Computer Science, 2024, 246: 3781.
- [52] JEON Haein, KIM Dae-Won, KANG Bo-Yeong. Deep reinforcement learning for cooperative robots based on adaptive sentiment feedback[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 243: 121198.
- [53] 王浩, 孟现勇, 丁建丽, 等. 数字孪生驱动的水-能-粮-生耦合系统协同治理新范式[J]. 中国水利, 2025(18): 1.
WANG Hao, MENG Xianyong, DING Jianli, et al., A new paradigm for digital twin-driven Water-Energy-Food-Ecosystem (WEFE) nexus collaborative governance[J]. CHINA WATER RESOURCES, 2025, (18): 1.
- [54] MA Zewei, PENG Bin, YUE Zhenrui, et al. Embracing large language model (LLM) technologies in hydrology research[J]. Environmental Research: Water, 2025, 1(2): 022001.