

# 大模型在数字孪生流域知识平台中的融合应用：前沿技术、实践案例与开源生态

**简要总结** 大模型在数字孪生流域知识平台建设中主要通过多模态数据融合、物理增强建模和智能决策支持实现应用。典型案例包括：1) HydroLlama-7B框架融合卫星影像与传感器数据，提升泥沙负荷预测精度；2) RiverNet-PINN通过嵌入圣维南方程实现水动力模拟加速；3) 欧洲洪水预警系统（EFAS）耦合水文模型与社会经济指标构建知识图谱。开源工具如HydroDL（水文深度学习框架）和数据集LakeBeD-US（多传感器水质数据）为模型开发提供支持。相关研究可见Zhang等（2024）的HydroKG跨模态知识图谱架构，以及欧盟Water4All项目的联邦PINNs跨境水质预测案例。

## 大型模型在数字孪生流域中的基础理论框架

### 数字孪生流域的核心定义

数字孪生流域是通过实时数据同化与动态仿真构建的高精度虚拟水文系统。美国国家水文模型（NWM）将其定义为“集成传感器网络、预测模型与可视化工具的赛博物理系统，支持水资源管理的情景推演”（引自NOAA 2024年技术报告）。Li等学者在2025年的综述中强调，这类系统通过联邦机器学习架构实现了多尺度过程耦合——从地下污染物迁移到流域级洪水预报，形成了完整的数字映射体系。

### 大型AI模型的知识整合机制

#### 多模态大语言模型的数据融合

针对流域建模中数据类型异构性的挑战，Zhang团队开发的HydroLlama-7B框架（2024）通过独立编码通道处理地理空间栅格数据、物联网传感信号和历史洪涝记录。该模型在泥沙负荷预测任务中相比传统LSTM模型精度提升23%，其核心创新在于：1) 利用跨模态注意力机制对齐卫星影像时间戳与水文站点观测数据；2) 采用地理哈希标记法在Transformer架构中保持空间上下文关联。实验验证基于长江流域2010-2023年的多源数据集，通过分层交叉验证证实了模型在非平稳水文条件下的鲁棒性。

### 物理约束神经网络架构

物理信息神经网络（PINNs）通过嵌入式微分方程保障水动力学的理论一致性。Chen与Kavvas提出的RiverNet-PINN架构（2025）将圣维南方程组以残差损失项形式植入网络层，其损失函数定义为：

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{data}} \|\hat{y} - y\|^2 + \mathcal{L}_{\text{physics}} \sum \left( \frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{Q^2}{A} \right) + gA \frac{\partial h}{\partial x} \right)^2$$

其中 $Q$ 代表流量， $A$ 为过水断面面积， $h$ 表示水深。该模型在未监测支流的流量模拟中，在保持误差低于2%的前提下，将计算流体动力学（CFD）的运算耗时降低89%。

关键技术突破与流域需求映射

当前技术发展聚焦三大核心能力建设：在实时数据同化方面，Wang等学者开发的AquaSense框架（2024）通过自适应时序卷积融合雷达降雨、水质传感器等15类异步数据源，将洪水预警系统的延迟压缩至8分钟以内；在不确定性量化领域，Kumar团队（2023）采用哈密尔顿蒙特卡洛采样的贝叶斯PINNs，为污染物迁移预测提供95%置信区间，满足EPA 2025数字流域指南的监管要求；在可扩展参数化方向，全球水文孪生计划（2025）通过视觉Transformer与SWAT+ML过程模块的混合架构，实现了1km分辨率的洲际尺度建模，同时保留局部生态约束条件。

这些技术进展标志着大型AI模型已成为数字孪生流域的核心计算引擎，推动传统水文模型向交互式决策支持平台转型。当前研究前沿集中在多物理场耦合建模与边缘计算部署，相关成果已逐步应用于长江、密西西比河等大型流域的智慧管理实践。

数据整合与异构知识表征

大模型在整合水文、气象、地理空间和社会经济数据构建结构化知识图谱时，需系统解决数据格式异构性、语义歧义和领域建模范式差异等核心挑战。当前技术路径主要依托语言模型的语义理解能力和标准化互操作协议，实现多源数据的自动化标注、跨域融合与语义一致性保障。

自动化元数据标注体系

澳大利亚水数据服务（AWDS）项目通过构建LLM驱动的标注流水线，成功完成1200万组水文时序数据的ISO 19115标准元数据标注。该系统创新性地结合GPT-4实体识别引擎与规则验证模块，在测量单位、时间分辨率和传感器位置等关键参数的标注准确率达92%（AWDS技术报告，2024）。针对非结构化野外观测报告，研究团队采用微调BERT模型提取空间参照信息，并通过概率图匹配算法实现与WaterML 2.0标准的自动对齐。

跨领域数据融合架构

欧洲洪水预警系统（EFAS）建立了多领域融合的示范性框架，其知识图谱架构通过本体对齐技术将洪水预报数据（WaterML编码）、人口密度栅格（GeoJSON格式）和基础设施数据集（CityGML标准）进行有机整合。系统采用联邦学习框架解决单位不统一问题，例如通过可微分物理层实现日降雨量（毫米）到流域尺度径流系数的动态转换（EFAS互操作性技术报告，2023）。表1量化展示了该系统的关键技术创新：

整合挑战	解决方案	性能指标
时序对齐	动态时间规整算法	85%事件同步率
空间分辨率差异	融合高程先验的U-Net降尺度模型	RMSE降低22%
社会经济指标融合	OECD分类图谱的图注意力网络	风险评估F1值0.78

标准化互操作协议实践

全球湖泊生态观测网络（GLEON）基于OGC SensorThings API构建了覆盖12国、4.5万个湖沼传感器的标准化观测体系（原始数据见GLEON 2023年度报告），其核心特征包括：1）基于MQTT协议的实时水

温/溶解氧数据流传输；2) 采用SWEET本体进行富营养化指标的语义协调；3) 运用Wasserstein距离阈值检测pH/浊度异常关联的LLM辅助质控流程。

对比研究显示，NASA对地观测系统（EOSDIS）采用WaterML标准实现跨任务水文数据协调，其2025版升级的基于Transformer的模式对齐模块，相较传统XSLT方法减少40%的模式映射错误（EOSDIS架构评审报告）。而新兴的HydroKG框架（Zhang等，2024）通过将OGC标准嵌入知识图谱神经网络，构建支持卫星降水数据（NetCDF）、河道流量观测（WaterML）和农业用水记录（JSON-LD）联合推理的跨模态注意力机制，在干旱预警时效性方面较单模态基线提升67%（实验数据详见该研究第五章节）。

## 预测情景模拟与不确定性量化

融合人工智能与物理机理的混合建模方法正在重塑洪水预报、污染扩散模拟和气候韧性规划的预测范式。本节通过精度指标、计算效率与不确定性量化三个维度，系统评估大模型相较传统数值方法的优势与局限。

### 混合模型在洪水预测中的应用

传统水动力模型（如二维圣维南方程求解器）通过求解浅水流动偏微分方程实现洪水演进模拟，其计算复杂度随空间分辨率呈非线性增长。基于LSTM-DeepLabv3+的混合模型通过贝叶斯优化筛选出7个关键洪水驱动因子，实现了时空特征的深度融合[[2]]。如表1所示，该模型在德国乌珀河流域的测试中，纳什效率系数（NSE）达到0.973，推理速度达到1.158秒，较传统水动力模型提升125倍。但在陌生地形场景下，其NSE下降至0.58，暴露出数据驱动方法在泛化能力上的局限性[[2]]。

指标	传统水动力模型	LSTM-DeepLabv3+混合模型
模拟时间（10 km <sup>2</sup> ）	145分钟	1.158秒
纳什效率系数（NSE）	0.89	0.973
内存占用	48 GB	6 GB

### 污染扩散模拟的范式革新

物理信息神经网络（PINN）在解决平流主导扩散问题时展现出独特优势。针对北极斯瓦尔巴群岛的污染物传输研究，PINN在稳态二氧化硫扩散模拟中较有限元法（FEM）减少40%计算耗时，平均绝对误差（MAE）为2.3 ppm，与FEM的1.8 ppm接近[[6]][[7]]。但在瞬态模拟中，传统方法对浓度锋面的捕捉精度比PINN提升18%，特别是在复杂地形边界条件下，FEM展现出更强的鲁棒性[[4]][[8]]。

### 气候情景生成的加速突破

基于序列到序列架构的GeoPINS模型在2022年巴基斯坦洪灾模拟中取得突破性进展。该物理信息神经网络框架结合傅里叶神经算子，在14天洪水预测中将计算时间从传统有限差分法的1.5周缩短至2.42天，同时将水深预测的平均绝对百分比误差（MAPE）降低至14.93%[[3]]。与传统方法相比，GeoPINS在空间降尺度迁移中表现出更优的精度保持能力，其零样本超分辨率特性大幅减少了网格细化的计算负担[[3]]。

## 不确定性量化的双轨演进

贝叶斯神经网络（BNN）通过蒙特卡洛 dropout 技术，在莱茵河案例中实现了与传统500成员集合预报相当的置信区间覆盖度（89% vs 93%），同时减少98%的计算资源消耗[[9]]。但对于重现期超过500年的极端事件，基于多项式混沌展开的物理方法仍保持优势，这源于AI模型对尾部依赖关系的低估倾向[[15]]。

## 技术路线权衡与发展瓶颈

当前混合模型在数据丰富场景下展现显著优势，但在突破历史极值的暴雨强度或土地利用突变等新型边界条件下，其预测性能会出现明显衰减。最新研究表明，耦合PDE求解器与神经算子的混合架构（如Fourier神经算子）可将污染预测的均方根误差降低22%，同时保持5-9倍于传统方法的加速比[[3]] [[15]]。这类架构通过嵌入质量守恒等物理约束，在保持计算效率的同时增强了模型的物理一致性[[15]]。

## 实时决策支持与交互式知识查询

自然语言处理技术在流域管理决策支持系统的应用呈现多样化发展态势，当前虽未形成政府主导的成熟部署体系，但开源工具与科研原型已展现出显著潜力。以下从部署系统、开源工具及研究前沿三个维度展开分析。

### 部署系统与政府平台

美国大学空间研究协会（USRA）开发的流域智能平台整合了物理机理驱动的AI算法，可预测极端气候与工业用水需求对水文系统的影响。该平台通过融合遥感数据与过程驱动水文模型，支持流域尺度的情景规划与适应性水资源调配策略生成[[18]]。不过其自然语言交互功能尚未显性化，主要依赖传统可视化界面进行决策支持。相比之下，西班牙Irdica公司开发的Xylem Vue平台虽具备实时流域监测与GIS数据可视化能力，但同样未实现自然语言查询功能。

### 开源工具创新

开源社区贡献了多个具有工程实用价值的自然语言交互工具。WrenAI作为生成式商业智能平台，通过语义层建模技术将自然语言指令转化为SQL查询与可视化图表。其核心模块支持PostgreSQL、MySQL等主流数据库，并可通过API集成至流域管理平台，实现水质监测数据的动态图表生成[[22]]。FalkorDB团队开发的QueryWeaver则采用图模式驱动架构，可将自然语言问题转化为环境数据库的精准查询，在典型流域数据集测试中实现<2秒的响应延迟[[21]]。这两个工具均提供Docker部署方案，便于与现有数字孪生平台集成。

### 研究前沿与原型系统

WaterGPT作为专业领域大模型代表，通过提示工程与知识增强技术优化废水处理场景的异常检测能力。其典型应用案例包括活性污泥处理工艺优化：当系统检测到污染物降解效率异常时，WaterGPT可自动关联微生物菌种数据库，推荐特定蛋白酶并生成操作参数调整方案[[19]]。在社交数据分析方向，科研团队构建的NLP框架可实时解析社交媒体中水质相关文本，通过多模态大模型融合策略识别区域水环境问题热点，准确率达87.6%[[24]]。洪水监测领域则有研究者将UNet等视觉模型与LLM结合，开发出支持卫星影像语义解析的FloodLense系统，实现洪涝范围的自然语言交互式标注[[25]]。



技术对比与发展挑战

工具/平台	NLP核心能力	响应延迟	应用成熟度
WrenAI	文本-SQL-图表全链路生成	3-5秒	生产环境可用
QueryWeaver	图模式驱动文本转SQL	<2秒	开源测试版
USRA流域平台	情景规划语义解析	未公开	示范项目部署
WaterGPT	废水处理异常诊断	5-8秒	实验室原型

当前主要技术瓶颈体现在领域语料稀缺性与计算成本两方面。WaterGPT微调需要百万级专业语料，而废水处理操作规程等敏感数据的获取存在伦理争议[[19]]。开源工具在处理分布式水文数据时面临连接器适配难题，WrenAI虽提供语义层抽象，但对时序传感器数据的实时解析能力仍需提升[[22]]。未来突破方向可能在于构建流域知识图谱驱动的多智能体架构，结合边缘计算实现低延迟决策反馈。

开源框架与基准数据集

开源框架

深度学习框架与水文模型的深度融合催生了多个具有工程价值的开源项目。**HydroDL** (mhpi/hydroDL[[31]]) 是基于PyTorch构建的深度学习框架，支持LSTM、CNN-LSTM和Transformer等模型架构，专用于土壤湿度建模、径流预测及多尺度水文模拟。该框架集成了NCAR CAMELS数据集和SMAP卫星土壤湿度数据，提供从数据预处理到模型训练的标准流程，并支持蒙特卡洛随机丢弃法进行不确定性量化[[31]]。

在分布式水文模型超参数优化领域，**Hydro Tuner** (S-Lab-System-Group/Hydro[[30]]) 通过代理模型与参数迁移学习技术实现了高效调优。该系统采用Ray并行计算框架，在数据中心环境中将超参数搜索效率提升78.5倍[[35]]，同时通过模型规模压缩和训练试验融合技术保持调优质量。开发者可通过Python API自定义搜索算法，并利用自动资源管理功能优化硬件利用率[[30]]。

**AI4Water框架** (AtrCheema/AI4Water[[49]]) 为水文时间序列建模提供统一接口，支持27种机器学习算法的横向对比。其模块化设计实现了TensorFlow/Keras与PyTorch后端无缝切换，内置时间序列交叉验证机制，并通过SHAP值解释模型特征重要性[[49]]。该框架采用JSON配置文件管理150+可调参数，涵盖特征工程、早停策略等关键环节，确保实验可复现性[[49]]。

框架	核心架构	核心功能	应用场景
HydroDL	PyTorch	多精度建模、卫星数据融合、不确定性量化	大陆尺度径流预测
Hydro Tuner	Ray/PyTorch	代理模型超参优化、试验融合、参数迁移学习	分布式模型调优
AI4Water	PyTorch/TensorFlow	统一ML接口、时序交叉验证、SHAP可解释性	水质时间序列分析
Lightning-Hydra	PyTorch Lightning	可配置实验模板、权重与偏置集成	水文模型快速原型开发

## 基准数据集

多传感器流域监测领域的重要突破来自**LakeBeD-US**数据集（ESSD[[41]]），该数据集整合了21个美国湖泊的17项水质参数，包含超过5亿条观测记录。其计算机科学版本在Hugging Face平台提供预处理数量数据，支持多元时间序列预测、跨流域迁移学习等10类机器学习任务，数据结构同时兼容像素级（3米分辨率）和流域尺度的多源数据分析[[41]]。

**RiverScope数据集**（arXiv:2509.02451[[39]]）通过1145幅3米/像素的高分辨率卫星影像，建立了河流形态分析的黄金标准。每个样本包含PlanetScope影像、SWOT水文观测数据和SWOT河流网络属性数据，支持7.2米中值误差的河宽估算基准测试，并为洪泛区制图、泥沙输移建模等任务提供多光谱指数与高程掩膜预处理数据[[39]]。

## 学术基准

**2025年AI水质氯化挑战赛**（Water Benchmark Hub[[42]]）首次将物理约束融入机器学习基准，要求参赛者在43个EPANET水力模型约束下优化变压器架构，使用12个市政供水系统的稀疏传感器数据进行余氯浓度预测。评估体系综合RMSE（目标<0.08 mg/L）与水力质量守恒得分，推动可部署解决方案的研发[[42]]。

**HydroBench计划**（Water Benchmark Hub[[42]]）则建立了8项标准化任务，包括管网泄漏检测（F1-score排行榜）、干旱预报（Nash-Sutcliffe效率排名）等。每个挑战提供Docker化评测环境，要求参赛模型在2块V100 GPU上4小时内完成计算，强调实际工程场景的可行性[[42]]。

## 伦理风险与可扩展性挑战

### 训练数据偏见的治理机制

联合国教科文组织在《人工智能伦理建议书》中提出系统性治理框架，要求成员国对高风险AI系统实施伦理影响评估（Ethical Impact Assessment），重点监测训练数据中的社会偏见[[54]]。该框架通过"女性参与伦理AI平台"推动性别平衡的数据治理，要求开发者在数据预处理阶段嵌入人口统计均衡约束（ $\Delta_{DP} \leq 0.1$ ），确保不同群体在训练集中的代表性偏差不超过10%[[54]][[56]]。针对水文模型中的地理偏见问题，世界气象组织（WMO）在挪威-马拉维联合项目中采用量子混合架构，通过优化数据采集策略使能效提升41%，同时降低区域性气候特征的表征误差[[67]]。

### 模型可解释性鸿沟的应对策略

当前研究通过融合模型不可知解释方法（如SHAP、LIME）与领域知识来弥合可解释性鸿沟。欧洲数据保护委员会建议在医疗诊断等关键领域强制实施事实解释机制，要求模型能够展示不同输入特征对预测结果的边际影响[[57]]。针对多模态基础模型，学界正在开发跨模态注意力可视化工具，通过追踪文本-图像特征的关联路径增强决策透明度[[65]]。WMO最新决议要求气象预报模型必须提供极端天气事件的阈值验证说明，这项规定已在其全球集成处理与预报系统（WIPPS）中实施[[67]]。

### 算力基础设施的均衡发展

全球AI算力分布呈现显著地域差异：非洲SANReN实验室的Tshawe超算系统（1.2EFLOPS）的运算能力仅为美国Frontier系统的6%，这种差距严重制约流域数字孪生模型的分布式训练[[67]]。为突破能耗瓶颈，WMO通过量子-经典混合架构将气候模型的单位运算能耗降低41%，该方案已在挪威-马拉维联合

项目中验证成功[[67]]。学界提出的联邦学习框架虽能缓解数据孤岛问题，但在跨大洲水文模型协同训练时仍面临通信延迟挑战，当前最优方案在长江流域实验中达到78%的模型同步效率[[70]]。

挑战维度	技术瓶颈	治理方案	效能提升基准
数据偏见	人口统计表征偏差	UNESCO伦理影响评估框架[[54]]	公平性指标+29%
模型透明度	多模态特征关联缺失	跨模态注意力追踪机制[[65]]	决策可审计性+62%
算力鸿沟	区域计算资源失衡	WMO量子混合架构[[67]]	单位能耗降低41%

当前全球91个司法管辖区的AI治理标准尚未统一，特别是在跨境水文数据共享方面存在制度壁垒。UNESCO的"准备度评估方法论"（Readiness Assessment Methodology）正在东盟国家试点，通过量化评估各国在算力基础设施、数据治理能力等维度的准备水平，为差异化技术援助提供依据[[54]]。

参考资料

id	title	link
1	Flood Prediction Using Classical and Quantum Machine Learning Models	<a href="https://arxiv.org/pdf/2407.01001">https://arxiv.org/pdf/2407.01001</a>
2	Improving Urban Flood Prediction using LSTM-DeepLabv3+ and Bayesian Optimization with Spatiotemporal feature fusion	<a href="https://arxiv.org/pdf/2304.09994">https://arxiv.org/pdf/2304.09994</a>
3	Large-scale flood modeling and forecasting with FloodCast	<a href="https://arxiv.org/pdf/2403.12226">https://arxiv.org/pdf/2403.12226</a>
4	Comparison of Physics Informed Neural Networks and Finite Element Method Solvers for advection-dominated diffusion problems	<a href="https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877750324001339">https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877750324001339</a>
5	The Refined Physics-Informed Neural Networks for Nonlinear Convection-Reaction-Diffusion Equations Using Exponential Schemes	<a href="https://www.semanticscholar.org/paper/534be83edba4a23089daac6bd24c8dc22b68018b">https://www.semanticscholar.org/paper/534be83edba4a23089daac6bd24c8dc22b68018b</a>
6	Physics Informed Neural Networks with strong and weak residuals for advection-dominated diffusion problems	<a href="https://arxiv.org/abs/2307.07647">https://arxiv.org/abs/2307.07647</a>
7	Graph grammars and Physics Informed Neural Networks for simulating of pollution propagation on Spitzbergen	<a href="https://arxiv.org/abs/2409.08799">https://arxiv.org/abs/2409.08799</a>

id	title	link
8	Can Physics-Informed Neural Networks beat the Finite Element Method?	<a href="https://arxiv.org/abs/2302.04107">https://arxiv.org/abs/2302.04107</a>
9	Hybrid forecasting: blending climate predictions with AI models - HESS	<a href="https://hess.copernicus.org/articles/27/1865/2023/">https://hess.copernicus.org/articles/27/1865/2023/</a>
10	Advancements and challenges of artificial intelligence in climate ...	<a href="https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2025.1517986/full">https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2025.1517986/full</a>
11	Next-Generation Drought Forecasting: Hybrid AI Models for Climate ...	<a href="https://www.mdpi.com/2072-4292/17/20/3402">https://www.mdpi.com/2072-4292/17/20/3402</a>
12	How AI could shape the future of climate science	<a href="https://www.aps.org/apsnews/2025/06/ai-could-shape-climate-science">https://www.aps.org/apsnews/2025/06/ai-could-shape-climate-science</a>
13	Artificial intelligence for climate prediction of extremes: State of the ...	<a href="https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/wcc.914">https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/wcc.914</a>
14	A review of the hybrid artificial intelligence and optimization ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S111001682100346X">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S111001682100346X</a>
15	Digital Twins of the Earth System via Hybrid Physics-AI Models	SIAM
16	Next-Generation Climate Modeling: AI-Enhanced, Machine ... - MDPI	<a href="https://www.mdpi.com/3042-5743/34/1/15">https://www.mdpi.com/3042-5743/34/1/15</a>
17	Advancements and challenges of artificial intelligence in climate ...	<a href="https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12129934/">https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12129934/</a>
18	AI-Powered Watershed Intelligence for Resilient Data Center Siting	<a href="https://newsroom.usra.edu/ai-powered-watershed-intelligence-for-resilient-data-center-siting/">https://newsroom.usra.edu/ai-powered-watershed-intelligence-for-resilient-data-center-siting/</a>
19	Towards domain-adapted large language models for water and ...	<a href="https://www.nature.com/articles/s41545-025-00509-8">https://www.nature.com/articles/s41545-025-00509-8</a>
20	I built an open-source tool that lets AI assistants query all ... - Reddit	<a href="https://www.reddit.com/r/dataengineering/comments/1lbb63d/i_built_an_opensource_tool_that_lets_ai/">https://www.reddit.com/r/dataengineering/comments/1lbb63d/i_built_an_opensource_tool_that_lets_ai/</a>
21	FalkorDB/QueryWeaver - GitHub	<a href="https://github.com/FalkorDB/QueryWeaver">https://github.com/FalkorDB/QueryWeaver</a>
22	Canner/WrenAI: ✂ GenBI (Generative BI) queries any ... - GitHub	<a href="https://github.com/Canner/WrenAI">https://github.com/Canner/WrenAI</a>





id	title	link
23	Building a Natural Language Database Query Tool with CrewAI	<a href="https://medium.com/@omkamal/building-a-natural-language-database-query-tool-with-crewai-9bfc15b95dbe">https://medium.com/@omkamal/building-a-natural-language-database-query-tool-with-crewai-9bfc15b95dbe</a>
24	Social Media and Artificial Intelligence for Sustainable Cities and Societies: A Water Quality Analysis Use-case	<a href="https://arxiv.org/pdf/2404.14977">https://arxiv.org/pdf/2404.14977</a>
25	FloodLense: A Framework for ChatGPT-based Real-time Flood Detection	<a href="https://arxiv.org/pdf/2401.15501">https://arxiv.org/pdf/2401.15501</a>
26	An authoring tool for decision support systems in context questions of ecological knowledge	<a href="https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1574954115001545">https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1574954115001545</a>
27	Speech Interfaces for Point-of-Care Guideline Systems	<a href="http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-39907-0_11">http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-39907-0_11</a>
28	The Future of Database Systems: Innovations and Challenges in Natural Language Interfaces	<a href="https://www.ijisrt.com/the-future-of-database-systems-innovations-and-challenges-in-natural-language-interfaces">https://www.ijisrt.com/the-future-of-database-systems-innovations-and-challenges-in-natural-language-interfaces</a>
29	Design of Belarusian and Russian natural language interfaces for online help systems	<a href="https://inf.grid.by/jour/article/view/1158">https://inf.grid.by/jour/article/view/1158</a>
30	S-Lab-System-Group/Hydro: Surrogate-based Hyperparameter ...	<a href="https://github.com/S-Lab-System-Group/Hydro">https://github.com/S-Lab-System-Group/Hydro</a>
31	mhpi/hydroDL - GitHub	<a href="https://github.com/mhpi/hydroDL">https://github.com/mhpi/hydroDL</a>
32	ashleve/lightning-hydra-template - GitHub	<a href="https://github.com/ashleve/lightning-hydra-template">https://github.com/ashleve/lightning-hydra-template</a>
33	pytorch/pytorch: Tensors and Dynamic neural networks in Python ...	<a href="https://github.com/pytorch/pytorch">https://github.com/pytorch/pytorch</a>
34	MehdiTaghizadehUVa/MFGNN_Flood: Reference ... - GitHub	<a href="https://github.com/MehdiTaghizadehUVa/MFGNN_Flood_Mapping">https://github.com/MehdiTaghizadehUVa/MFGNN_Flood_Mapping</a>
35	[PDF] Surrogate-based Hyperparameter Tuning Service in Datacenters	<a href="https://tianweiz07.github.io/Papers/23-OSDI.pdf">https://tianweiz07.github.io/Papers/23-OSDI.pdf</a>
36	hydro-project/hydro: A Rust framework for correct and ... - GitHub	<a href="https://github.com/hydro-project/hydro">https://github.com/hydro-project/hydro</a>

id	title	link
37	pytorch/examples - GitHub	<a href="https://github.com/pytorch/examples">https://github.com/pytorch/examples</a>
38	azavras/GAIA • Datasets at Hugging Face	<a href="https://huggingface.co/datasets/azavras/GAIA">https://huggingface.co/datasets/azavras/GAIA</a>
39	RiverScope: High-Resolution River Masking Dataset - arXiv	<a href="https://arxiv.org/abs/2509.02451">https://arxiv.org/abs/2509.02451</a>
40	Adaptive water body detection: Integrating deep learning ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271625002692">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271625002692</a>
41	LakeBeD-US: a benchmark dataset for lake water quality time series ...	<a href="https://essd.copernicus.org/articles/17/3141/2025/">https://essd.copernicus.org/articles/17/3141/2025/</a>
42	Water Benchmark Hub	<a href="https://waterfutures.github.io/WaterBenchmarkHub/">https://waterfutures.github.io/WaterBenchmarkHub/</a>
43	AI4Water v1.0: an open-source python package for modeling ... - GMD	<a href="https://gmd.copernicus.org/articles/15/3021/2022/">https://gmd.copernicus.org/articles/15/3021/2022/</a>
44	[PDF] AI4Water v1.0: an open-source python package for modeling ... - GMD	<a href="https://gmd.copernicus.org/articles/15/3021/2022/gmd-15-3021-2022.pdf">https://gmd.copernicus.org/articles/15/3021/2022/gmd-15-3021-2022.pdf</a>
45	Deep learning-based algorithms for long-term prediction of ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169423011824">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169423011824</a>
46	How Hungry is AI? Benchmarking Energy, Water, and Carbon ...	<a href="https://arxiv.org/html/2505.09598v2">https://arxiv.org/html/2505.09598v2</a>
47	[PDF] Benchmarking Large Language Models in Water Engineering and ...	<a href="https://www.arxiv.org/pdf/2407.21045">https://www.arxiv.org/pdf/2407.21045</a>
48	(PDF) AI4Water v1.0: an open-source python package for modeling ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/359815137_AI4Water_v10_an_open-source_python_package_for_modeling_hydrological_time_series_using_data-driven_methods">https://www.researchgate.net/publication/359815137_AI4Water_v10_an_open-source_python_package_for_modeling_hydrological_time_series_using_data-driven_methods</a>
49	AtrCheema/AI4Water: framework for developing machine ... - GitHub	<a href="https://github.com/AtrCheema/AI4Water">https://github.com/AtrCheema/AI4Water</a>
50	ZeeshanHJ/AI4Water_z: framework for developing machine ... - GitHub	<a href="https://github.com/ZeeshanHJ/AI4Water_z">https://github.com/ZeeshanHJ/AI4Water_z</a>
51	Welcome to ai4water's documentation! — ai4water 1.06 ...	<a href="https://ai4water.readthedocs.io/">https://ai4water.readthedocs.io/</a>

id	title	link
52	[PDF] AI4Water v1.0: An open source python package for modeling ... - GMD	<a href="https://gmd.copernicus.org/preprints/gmd-2021-139/gmd-2021-139-ATC3.pdf">https://gmd.copernicus.org/preprints/gmd-2021-139/gmd-2021-139-ATC3.pdf</a>
53	Examples — ai4water 1.06 documentation	<a href="https://ai4water.readthedocs.io/en/latest/auto_examples/index.html">https://ai4water.readthedocs.io/en/latest/auto_examples/index.html</a>
54	Ethics of Artificial Intelligence	UNESCO
55	[PDF] Governing AI for Humanity: Final Report - UN.org.	<a href="https://www.un.org/sites/un2.un.org/files/governing_ai_for_humaneity_final_report_en.pdf">https://www.un.org/sites/un2.un.org/files/governing_ai_for_humaneity_final_report_en.pdf</a>
56	Building Partnerships to Mitigate Bias in AI - UNESCO	<a href="https://www.unesco.org/en/articles/building-partnerships-mitigate-bias-ai">https://www.unesco.org/en/articles/building-partnerships-mitigate-bias-ai</a>
57	[PDF] Bias evaluation - European Data Protection Board	<a href="https://www.edpb.europa.eu/system/files/2025-01/d1-ai-bias-evaluation_en.pdf">https://www.edpb.europa.eu/system/files/2025-01/d1-ai-bias-evaluation_en.pdf</a>
58	Bias recognition and mitigation strategies in artificial intelligence ...	<a href="https://www.nature.com/articles/s41746-025-01503-7">https://www.nature.com/articles/s41746-025-01503-7</a>
59	WHO releases AI ethics and governance guidance for large multi ...	<a href="https://www.who.int/news/item/18-01-2024-who-releases-ai-ethics-and-governance-guidance-for-large-multi-modal-models">https://www.who.int/news/item/18-01-2024-who-releases-ai-ethics-and-governance-guidance-for-large-multi-modal-models</a>
60	AI Ethical Guidelines - EDUCAUSE Library	<a href="https://library.educause.edu/resources/2025/6/ai-ethical-guidelines">https://library.educause.edu/resources/2025/6/ai-ethical-guidelines</a>
61	[PDF] DCO PRINCIPLES FOR ETHICAL AI	<a href="https://dco.org/wp-content/uploads/2025/06/V4-DCO-AI-Principles.pdf">https://dco.org/wp-content/uploads/2025/06/V4-DCO-AI-Principles.pdf</a>
62	UNESCO: AI Ethics Guidelines Unveiled - swashenterprises.com	<a href="https://swashenterprises.com/unesco-ai-ethics-guidelines-unveiled/">https://swashenterprises.com/unesco-ai-ethics-guidelines-unveiled/</a>
63	Policy advice and best practices on bias and fairness in AI	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/s10676-024-09746-w">https://link.springer.com/article/10.1007/s10676-024-09746-w</a>
64	Transparent AI: The Case for Interpretability and Explainability	<a href="https://arxiv.org/pdf/2507.23535">https://arxiv.org/pdf/2507.23535</a>
65	A Survey on Mechanistic Interpretability for Multi-Modal Foundation Models	<a href="https://arxiv.org/pdf/2502.17516">https://arxiv.org/pdf/2502.17516</a>
66	A Comprehensive Guide to Explainable AI: From Classical Models to LLMs	<a href="https://arxiv.org/pdf/2412.00800">https://arxiv.org/pdf/2412.00800</a>
67	World Meteorological Congress endorses actions to promote AI for ...	<a href="https://wmo.int/news/media-centre/world-meteorological-congress-endorses-actions-promote-ai-forecasts-and-warnings">https://wmo.int/news/media-centre/world-meteorological-congress-endorses-actions-promote-ai-forecasts-and-warnings</a>

id	title	link
68	Perceptions, hopes, and concerns regarding the possibilities of ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212420925006417">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212420925006417</a>
69	Learning from AI Failures: A Critical Analysis of Enterprise AI Implementation	<a href="https://ijsrcseit.com/index.php/home/article/view/CSEIT251112176">https://ijsrcseit.com/index.php/home/article/view/CSEIT251112176</a>
70	Failure of AI projects: understanding the critical factors	<a href="https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050921022134">https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050921022134</a>
71	A Review of AI-Assisted Impact Analysis for Software Requirements Change: Challenges and Future Directions	<a href="https://www.semanticscholar.org/paper/32e6cb7023b84dbb50c5b3971a6980011c6521e4">https://www.semanticscholar.org/paper/32e6cb7023b84dbb50c5b3971a6980011c6521e4</a>