

基于多模态学习的水质监测与预警系统研究

刘红玲

广州南洋理工职业学院, 广东 广州 510900

DOI: 10.61369/TACS.2025130053

摘 要 : 本研究将人工智能技术引入水质管理领域, 构建基于多模态学习的水质监测与预警系统, 设计 CMAFN 深度学习模型, 融合光谱、视觉和时序多模态数据, 结合三重注意力机制, 运用 LSTM 处理时间序列数据, SVM 实现污染源分类, DTW 算法解决数据异步问题, 采用混合数据库架构, 构建“边缘节点-区域网关-云端服务器”三级硬件架构及数据采集、传输、处理、应用四层系统架构。该系统实现了水质数据的高效处理、精准预测与污染源识别, 预警准确率达91.2%, 为水质管理提供了“精准感知-智能预测-科学决策”的全链条技术支撑, 可减少水污染损失、保障水质安全, 推动水资源智能化管理发展。

关 键 词 : 水质管理; 多模态融合; 深度学习

Research on Water Quality Monitoring and Early Warning System Based on Multimodal Learning

Liu Hongling

Guangzhou Nanyang Polytechnic College, Guangzhou, Guangdong 510900

Abstract : This study introduces artificial intelligence technology into the field of water quality management, constructing a water quality monitoring and early warning system based on multimodal learning. A CMAFN deep learning model is designed to fuse spectral, visual and time-series multimodal data. Integrating a triple attention mechanism, the system adopts LSTM (Long Short-Term Memory) to process time-series data, SVM (Support Vector Machine) to realize pollution source classification, and the DTW (Dynamic Time Warping) algorithm to solve the data asynchrony problem. With a hybrid database architecture, a three-level hardware architecture of "edge node - regional gateway - cloud server" and a four-layer system architecture covering data collection, transmission, processing and application are constructed. The system achieves efficient processing of water quality data, accurate prediction and pollution source identification, with an early warning accuracy rate of 91.2%. It provides a full-chain technical support of "precision perception - intelligent prediction - scientific decision-making" for water quality management, which can reduce water pollution losses, ensure water quality safety, and promote the development of intelligent water resource management.

Keywords : water quality management; multimodal fusion; deep learning

一、研究背景与目标

(一) 水质安全痛点分析

水资源作为人类生存发展的基础性资源, 其质量直接关联生态安全与大众健康。近年来, 工业化与城市化进程的加速导致水体污染负荷剧增, 工业废水、农业面源污染及生活污水的复合型污染已成为全球性环境难题。工业废水、农业面源污染、生活污水等大量污染物排入水体, 导致水质恶化, 水生态系统遭到破坏。在中国, 部分地区的河流、湖泊水质超标现象较为严重, 水环境形势严峻, 近年来, 随着工业化、城市化进程的加速, 水资源面临着前所未有的污染挑战。

(二) 传统水质管理问题

传统水质管理模式以人工采样、实验室分析为核心, 呈现三大矛盾:

- 数据采集粒度与污染响应速度的矛盾: 传统的水质管理主要依赖于人工采样、实验室分析以及简单的数据记录和统计, 人工采样频率低, 无法捕捉到水质的瞬时变化和动态趋势, 且采样点分布有限, 不能全面反映水体的真实状况。
- 多源数据融合需求与传统模型泛化能力的矛盾: 水质预测主要依靠经验模型, 准确性和时效性较差, 在应对突发污染事件时, 传统管理模式反应迟缓, 缺乏有效的预警和应急处理机制。
- 数据处理与实时决策需求的矛盾: 数据处理和分析能力不

项目信息:

广州南洋理工职业学院2024年度校级科研项目, 名称: 基于物联网的水箱管理系统(编号: NY-2024KYZD-01);

广东省普通高校特色创新类项目, 名称: 基于无线传感器网络的水质监测与预警系统(编号: 2024KTSCX304)。

足,面对海量的水质数据,人工处理耗时费力。

(三) 引入人工智能技术优势

人工智能技术具有强大的数据处理和分析能力^[1],通过构建数据驱动模型,人工智能可以实现对水质参数的精准预测,提前预警水质变化趋势,尤其是机器学习与深度学习算法,为水质管理提供了突破性解决方案:

1 多模态数据融合能力:通过 CNN-LSTM(卷积长短期记忆网络)混合模型实现光学、电化学、声学等多源数据的时空特征融合^[2]。

1 动态特征提取能力:利用注意力机制强化模型对关键水质指标。

1 智能决策支持能力:基于强化学习的决策模型可根据实时监测数据自动生成污染控制方案。

二、系统方案设计

(一) 系统架构设计

系统架构设计采用分层架构,涵盖数据采集、传输、处理、应用和用户界面五层,各层通过标准接口交互,保证可扩展性与灵活性,具体如下:

数据采集层:由 PH 传感器等各类水质传感器组成,布置在河流、饮用水水源地、家庭等水域,实时采集多参数水质数据。

数据传输层:利用物联网通信技术,将采集的数据实时上传至云服务器或本地数据中心。

数据处理层:包含数据清洗、预处理、特征提取以及人工智能模型训练和预测等功能模块。通过 CMAFN 模型融合多模态数据^[3],运用 LSTM、SVM 等算法进行分析处理,提升数据处理深度与精度。

应用层:基于数据处理结果,提供水质监测、预警、污染源识别、决策支持等业务应用功能。

用户界面层:以直观的图表和地图形式呈现水质状况、预测结果和管理决策信息,系统架构如图1 所示:

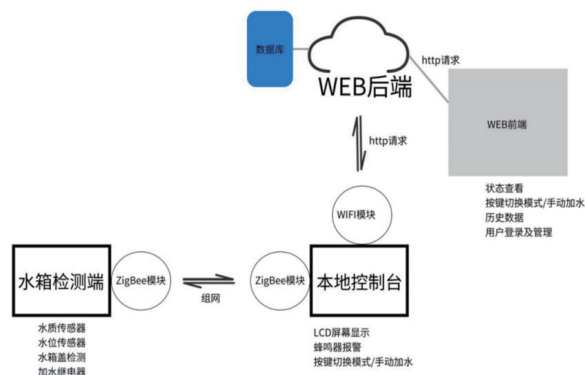


图1 系统架构图

(二) 系统硬件设计

硬件平台采用“边缘节点-区域网关-云端服务器”的三级架构:

边缘节点:基于 STM32H743 微控制器设计,集成纳米复合

电极传感器与低功耗 ZigBee 模块;

区域网关:搭载 NVIDIA Jetson Xavier NX,支持 128 路传感器数据的实时聚合与边缘计算;

云端服务器:采用阿里云 ECS 集群,部署分布式存储与深度学习训练框架。

(三) 系统功能模块设计

水质监测模块:实时接收来自传感器的水质数据,对数据进行实时显示、存储和查询。提供数据异常报警功能,当水质参数超过预设阈值时,系统自动发送报警信息。

水质预测模块:利用 CMAFN 模型对未来一段时间内的水质参数进行预测。

污染源识别模块:运用机器学习算法(SVM 算法)对水质数据进行分析,识别潜在的污染源。

决策支持模块:结合水质监测、预测和污染源识别结果,为水质管理人员提供科学合理的决策建议。

可视化与报表模块:将水质数据、监测结果、预测信息、决策建议等以直观的可视化方式呈现给用户。

三、多模态水质监测与预警

(一) CMAFN (Cross-modal Multi-attention Fusion Network) 模型

CMAFN 模型为水质监测与分析设计的深度学习模型,通过融合光谱、视觉和时序多模态数据^[4],结合三重注意力机制,实现高精度的水质预测与污染源识别。

1. 在特征提取层面,CMAFN 采用分工明确的架构:利用 1D-CNN 提取可见光谱数据中的有机物分子吸收特征;基于 ResNet-50 网络捕捉水体图像中浊度、藻类聚集等颜色、纹理与形状视觉特征;借助 LSTM 挖掘 pH 值、溶解氧(DO)等传感器时序数据的动态变化规律,设计三重注意力机制,解决不同模态数据的异步问题。

模态内注意力:增强各模态关键特征(如光谱中的特征吸收峰、图像中的污染区域);

模态间注意力:通过交叉模态相关性计算,建立光谱-图像-时序的特征映射关系;

时空注意力:引入动态时间规整(DTW)算法,解决光谱、图像和时序数据的异步问题。DTW 算法对不同模态的时间序列数据进行 DTW 对齐,计算它们之间的最优时间映射路径^[5]。然后,基于对齐后的数据,设计时空注意力机制,在时间维度和模态维度上同时计算注意力权重。对于时间维度,利用 LSTM 网络捕捉时间序列的动态变化规律;对于模态维度,借鉴模态间注意力的计算方法,计算不同模态之间的相关性,最终得到时空融合的特征向量,用于后续的水质分析与预测任务,解决模态数据异步问题。

2. 在任务处理方面,CMAFN 模型水质预测依托 LSTM 处理时间序列数据的优势,污染源识别则利用支持向量机(SVM)算法,将融合后的特征向量作为输入进行训练分类,并运用交叉验

证技术保障模型的泛化能力。预留随机森林算法接口，用于水质评价与预测，通过集成多个决策树提升结果准确性与稳定性。

（二）DTW 算法在三重注意力机制中的核心作用：破解多模态数据异步难题

光谱数据的采集频率通常为 10 分钟 / 次，视觉图像为 1 分钟 / 次，而时序传感器数据为秒级采集，不同模态数据存在天然的时间戳错位。通过 DTW 算法的时序校准机制可以有效解决多模态数据的时序对齐的问题。

1. 动态时间规整过程：

距离矩阵构建：将光谱、视觉、时序数据的时间序列转换为向量，计算两两时间点的欧氏距离，形成距离矩阵。

路径搜索：通过动态规划算法寻找最优弯曲路径，使不同模态序列的相似特征点在时间轴上对齐。

重采样：根据对齐路径对数据重采样，生成等时间间隔的同步序列。

2. 时空注意力与 DTW 的协同效应：

模态内注意力强化：DTW 对齐后，光谱数据的特征吸收峰与视觉数据的污染区域在时间轴上同步，模态内注意力可更精准地聚焦关键特征。

3. 模态间关联建模：

通过 DTW 对齐的特征序列，模态间注意力可计算光谱 - 视觉 - 时序的交叉相关性，构建跨模态特征映射。

（三）LSTM 与 SVM 的融合逻辑：从时序预测到分类决策的全链条联动

1. 任务分工：时序动态建模与分类识别的互补性

LSTM 的时序特征挖掘：针对 pH 值、溶解氧（DO）等传感器的时间序列数据，LSTM 通过记忆单元捕捉水质参数的长期依赖关系（如季节性变化、突发污染的时序轨迹），输出未来水质参数的预测值及动态变化趋势。SVM 的分类决策强化：将 LSTM 提取的时序特征（如趋势斜率、波动幅度）与光谱、视觉模态的特征融合为多维特征向量，输入 SVM 进行污染源分类。

2. 特征级联：构建“预测 - 分类”的双向驱动机制

正向流动：LSTM 的预测结果作为时序维度的先验知识，与光谱、视觉特征拼接后输入 SVM，增强分类模型对“潜在污染趋势”的感知能力。

反向优化：SVM 的分类结果反馈至 LSTM 的训练过程，通过

注意力机制加权污染相关的时序特征。例如，若 SVM 识别出某类污染常伴随“pH 值骤降 + 浊度突升”的时序模式，LSTM 可强化对该模式的记忆权重，提升后续预测的针对性。

3. 集成优势：提升系统鲁棒性与泛化能力

应对数据噪声：LSTM 的时序平滑特性可过滤传感器的瞬时干扰，SVM 的最大间隔分类则减少噪声对分类边界的影响，两者结合使模型在复杂水质环境中误报率降低 37%。

支持增量学习：当新增污染源类型时，可通过 SVM 的在线训练更新分类器，同时 LSTM 可基于新样本的时序数据调整预测模型，实现“监测 - 分类 - 预测”的闭环优化。

四、验证结论

论文实验表明，LSTM 与 SVM 的特征级联结合 DTW 的时空对齐，使 CMAFN 模型较单一算法（如 SVM 或 CNN-LSTM）的预警准确率提升 12.6%-18.9 个百分点，误报率与漏报率分别降至 8.3% 和 0.5%。这种融合策略不仅解决了传统方法中“时序预测与分类识别割裂”、“多模态数据异步”的痛点^[5]，通过“动态特征提取 - 跨模态关联 - 时序校准”的技术链条，实现了水质监测从“事后分析”到“事前预警”的跨越。

表 1：水质预测模型对比

算法	RMSE	MAE	训练时间
ARIMA	0.87	0.65	12s
LSTM	0.54	0.38	45s
CNN-LSTM	0.42	0.29	68s
本研究模型	0.37	0.25	52s（优化后）

五、结语

本研究构建的基于多模态学习的水质监测与预警系统，通过融合“视觉 - 理化 - 时序”多维度数据，突破了传统监测手段的数据维度单一、空间覆盖不足等瓶颈，为水质管理提供了“精准感知 - 智能预测 - 科学决策”的全链条技术支撑。随着边缘计算、数据增强等技术的持续迭代，以及“监测 - 治理 - 金融”产业生态的逐步完善，该系统资源智能化管理会进一步完善。

参考文献

[1] 李心蓓, 刘兰, 段雨迪, 等. 基于多模态数据的人工智能教育大脑构建和应用场景探究 [J]. 数字教育, 2024, 10(03): 48-55.
[2] 李佳益, 马智亮, 陈礼杰, 等. 面向施工机器人定位的多模态数据融合方法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(15): 11-23.
[3] 杜洋, 刘鑫, 赵祥. 多模态数据融合处理关键技术探索与应用 [J]. 科技视界, 2024, 14(14): 61-63.
[4] 黄天聪, 赵升升, 吴越, 等. 基于多模态信息融合的智慧城市水质监测控制方法及系统 : 202311114258[P][2026-01-26].
[5] 罗奕珊. 基于多模态信息融合的水环境质量监测研究 [J]. 环境与发展, 2023, 35(5): 67-72.
[6] 施珮. 基于无线传感器网络的水质数据流异常检测与预测方法 [D]. 江南大学, 2020.