

基于全光谱与人工智能的水质监测新感知技术研发和应用

胡晓静¹, 伍恒赞², 冯松涛¹, 吴真勇³, 谢金强¹, 朱日龙⁴

1. 博瑞思数智科技(深圳)有限公司, 广东 深圳 518000

2. 江西省生态环境监测中心, 江西 南昌 330000

3. 南昌市生态环境监测中心, 江西 南昌 330200

4. 湖南大学化学化工学院, 湖南 长沙 410082

摘要:水环境污染是制约可持续发展的重要因素,传统水质监测方法存在滞后性高、成本高、难以捕捉瞬时污染等问题。为实现水环境的实时、多参数、智能化监测,探讨了全光谱分析与人工智能技术相结合的水环境监测新方法。通过采集水体在紫外、可见光至近红外波段(200~900 nm)的连续吸收光谱,并结合深度学习算法建立光谱特征与水质参数之间的非线性映射关系,实现了对化学需氧量、总氮、氨氮及总磷等重点水质参数的快速反演与分析。实际应用表明:该技术在污水处理厂原水、入河排污口及地表水监测场景中表现出较高的监测精度与稳定性,参数反演通过率多数超过90%,平均相对误差显著低于行业规范要求。该技术为水环境精细化管理与智能决策提供了有效支持。

关键词:全光谱分析;人工智能;深度学习;水质监测;多参数反演

中图分类号:X830.2 文献标志码:A 文章编号:1002-6002(2025)S1-0064-09

DOI:10.19316/j.issn.1002-6002.2025.S1.08

Based on Full-Spectrum Analysis and Artificial Intelligence: Research and Application of Novel Sensing Technologies for Water Quality Monitoring

HU Xiaojing¹, WU Hengyun², FENG Songtao¹, WU Zhenyong³, XIE Jinqiang¹, ZHU Rilong⁴

1. Broas Data Intelligence Technology (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen 518000, China

2. Jiangxi Provincial Ecological Environment Monitoring Center, Nanchang 330000, China

3. Nanchang Ecological Environmental Monitoring Center, Nanchang 330200, China

4. College of Chemistry and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

Abstract: Water pollution poses a significant constraint to sustainable development, while traditional monitoring methods suffer from high latency, substantial costs, and difficulties in capturing transient pollution events. To achieve real-time, multi-parameter, and intelligent water quality monitoring, this study investigates a novel approach integrating full-spectrum analysis with artificial intelligence technology. By capturing continuous absorption spectra of water across ultraviolet, visible, and near-infrared range (200-900 nm) and establishing nonlinear mapping relationships between spectral features and key water quality parameters using deep learning algorithms, rapid inversion and analysis of parameters including chemical oxygen demand (COD), total nitrogen (TN), ammonia nitrogen (NH₃-N), and total phosphorus (TP) were achieved. Practical applications show that this technology exhibits high monitoring accuracy and stability in scenarios such as raw water in sewage treatment plants, river discharge outlets, and surface water monitoring. The inversion success rate for most parameters exceeds 90%, with the average relative error being significantly lower than industry standard requirements. This technology provides effective support for refined management and intelligent decision-making in water environmental protection.

Keywords: full-spectrum analysis; artificial intelligence; deep learning; water quality monitoring; multi-parameter inversion

水是生命之源,更是生态之基。随着中国经济社会的高速发展,水环境污染问题日益成为制约可持续发展、影响民生福祉的突出短板。因此,

加强水资源保护、实施精准的水环境治理,已成为国家重大战略需求。然而,传统的水质监测方法主要依赖人工现场采样和实验室分析,存在试剂

收稿日期:2025-10-07;修订日期:2025-10-28

第一作者简介:胡晓静(1979-),男,浙江永康人,学士,高级工程师。

通讯作者:伍恒赞

消耗大、二次污染风险高、成本高昂、难以捕捉瞬时污染等固有局限,较难满足现代化环境治理体系对数据“真、准、全、快、新”的要求^[1-3]。

在线监测技术的出现极大地提升了数据获取的时效性^[4-6]。其中,光谱法水质监测技术因具有快速、无损、无需化学试剂、可同时反演多种参数的巨大潜力而迅速发展,成为技术研究的热点。与传统化学方法相比,光谱法可直接对待测水体进行原位或在线监测,大大简化了流程,减少了运维成本,为实现广域、高频次的水质监控提供了可能^[7-9]。

要体现光谱法在水质监测中的优势,关键在于先进的光谱分析设备的研发与设计。1969年,日本科学家 NORIO 首次使用紫外吸光度法测定水体的化学需氧量,发现有机物在 220 nm 处的吸光度与化学需氧量存在相关性。奥地利是能公司作为全球知名的紫外-可见光光谱水质在线监测设备制造商,先后推出了多款光谱探头。法国 Tethys 公司也研制了光谱覆盖范围更广的 UV-500 在线水质分析仪,测定 180~750 nm 范围内的水样光谱吸光度。德国 Go Systemelektronik 公司研发了 BlueScan Plus 紫外-可见光光谱仪。这标志着全光谱感知技术已成功用于水质检测领域^[10-12]。

国内的水质检测技术研究起步晚于国外,近年来随着各项环保政策的出台以及科技水平的发展,国内光谱法水质监测仪器的研发也得到了快速发展。如博瑞思公司专门针对污水监测领域开发的 BWA(AI)-MP 型人工智能全光谱水质监测仪,有效波段范围为 200~900 nm,能同时监测 10 余个水质因子,监测时间最快为 1 min。

当前,水环境监测正迈向以“新感知技术”为特征的崭新阶段。其核心是全光谱感知与人工智能分析的深度融合^[13-15]。

全光谱感知是基础,通过采集水体在紫外、可见光至近红外波段(如 200~900 nm)的连续吸收光谱,获取包含大量水质信息的“数据富矿”,远超单一或几个波长点所能提供的信息量^[16-17]。

人工智能是大脑,利用 AI 算法,特别是机器学习(ML)和深度学习(DL)模型,对海量、高维的光谱数据进行挖掘、学习和建模,建立光谱特征与水质参数浓度之间复杂的非线性映射关系(即“反演”),从而实现水质参数的智能识别与定量分析^[18-19]。

这种融合的必要性在于天然水体是一个复杂多变的体系,污染物种类繁多、成分相互干扰,传统模型难以应对,AI 技术能够有效应对这种复杂性,显著提升监测的精度、效率与可靠性,并最终实现水质变化的智能预警与污染源的精准溯源。

1 实验部分

1.1 数据来源与光谱采集

研究采用博瑞思 BWI(AI)-CF 型户外 AI 水质监测一体机设备,其光程长度为 5~30 mm(根据场景调整),探测器类型为线阵 CMOS,探测光谱范围为 180~1 100 nm,光谱分辨率优于 1.3 nm,信噪比>3 000:1;光源采用高性能脉冲氙灯,波长为 185~2 000 nm,具备高稳定性(0.4% CV,最大脉冲频率为 1 250 Hz)。采集水体在 200~900 nm 波段的高分辨率吸收光谱数据。数据来源为广东省中山市某污水处理厂原水、江西省南昌市某入河排污口及广东省深圳市某河流断面的水样数据。

全光谱数据每 3 min 采集一次,对应一组化学法浓度参考值(又名标签值),化学法严格按照国家标准方法进行检测,确保数据的有效性。化学法采集周期为 1 h,即一组标签值对应 30 min 的全光谱数据,且全光谱数据包含不同浊度引起的偏移,所有光谱数据均与标准化学方法测定的水质参数值进行配对。

1.2 全光谱分析与 AI 反演原理

朗伯-比尔定律是光谱分析的基础理论,但其适用前提为低浓度、单组分且无散射的体系。天然水体成分复杂,尤其在近红外波段(780~900 nm),水的分子键合吸收和悬浮物散射效应显著,导致吸光度与浓度偏离线性关系。因此,AI 模型不完全依赖朗伯-比尔定律的直接浓度反演,而是利用全光谱特征(包含线性与非线性的吸光响应)作为模型的输入,通过数据驱动方法建立光谱与水质参数的高度非线性映射关系。

单一波长易受干扰,可靠性低。全光谱分析通过获取一段连续波长范围内的吸光度信息,利用丰富的光谱特征来克服干扰,提高分析的准确性和稳定性。紫外波段(200~380 nm)对水中溶解性有机物(如化学需氧量、TOC、硝酸盐)敏感;可见光波段(380~780 nm)可用于测量色度、浊

度、叶绿素等;近红外波段(780~900 nm)则包含水的分子键合信息以及某些有机物的特征吸收^[20]。全光谱覆盖使得同时监测多种水质参数成为可能,提供了更全面的水质指纹信息。

深度学习模型采用深度前馈神经网络(FNN)对高维光谱数据进行特征提取与回归分析,建立从光谱到水质参数浓度的映射模型^[21-23]。模型输入层为全光谱数据,如图1中的 x_1, x_2, \dots, x_n 。隐藏层包含多个全连接层(使用ReLU激活函数)。输出层为化学需氧量、总氮、氨氮、总磷参数的反演值(又名预测值),如图1中的 y 。每个参数训练其独立的模型。模型结构如图1所示。

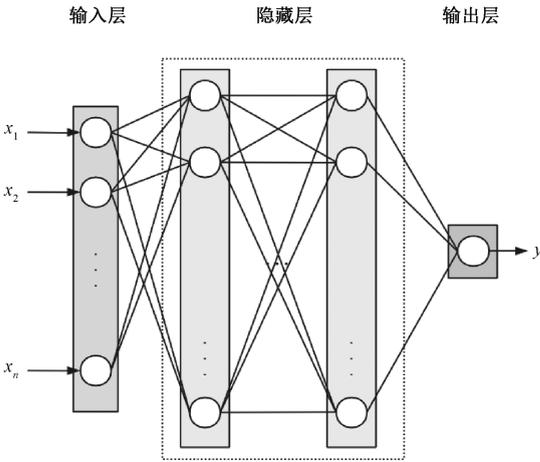


图1 深度学习水质反演模型简要结构

Fig.1 Brief structure of the deep learning water quality inversion model

1.3 技术路线

新感知技术采用的技术路线如图2所示,从底层的硬件设计开始,包括光源选型、光谱开发、探测器优化等,再通过全光谱在线监测设备获取数据。然后,这些数据被传送到前期预研阶段建立的光谱知识库和算法模型库,通过智能云计算平台进行管理、开发、训练和评估。最后,借助数据监管系统实现对历史数据和实时数据的查询、接收与交互,以及数据的可视化展示,以确保全流程的数据监控和优化。

为确保基于全光谱与人工智能的水环境监测新感知技术的可靠性、准确性与泛化能力,设计了系统化的模型训练与验证流程。笔者将详细阐述从数据准备、模型训练到性能验证的全过程方法。

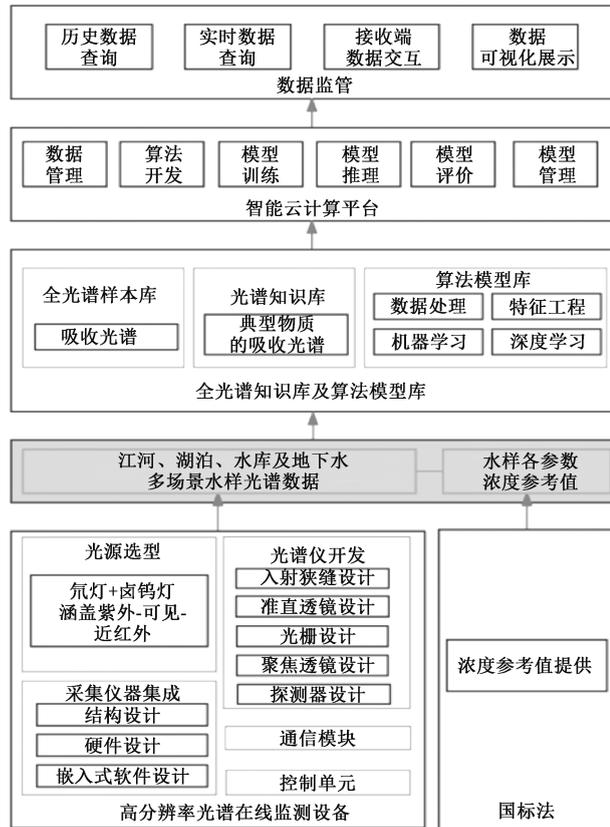


图2 水环境监测新感知技术路线

Fig.2 Roadmap for new perception technology in water environment monitoring

1.3.1 数据集准备与预处理

数据集构建遵循以下步骤:

1) 数据预处理

剔除因设备故障、水体环境干扰导致的异常光谱和异常值。对噪声干扰较大的光谱数据,进行滤波处理(如采用SG平滑滤波进行处理)。

进行特征工程,采用相关性分析法对特征进行筛选,选择涵盖200~900 nm波长范围的151个吸光度特征作为输入。

2) 数据集划分

将采集的某污水处理厂原水、某入河排污口及某河流断面的水样划分为训练集和测试集。其中训练集数据用于模型的训练及交叉验证过程。测试集作为外部样本,用于测试模型性能,测试集未参与模型的训练及验证过程。

3) 交叉验证数据

对某污水处理厂原水采集4300余条光谱-水质参数浓度配对的训练集数据,训练集的标签值有效性见图3。为充分评估模型的泛化能力并防止过拟合,采用 k 折交叉验证(k -fold cross-

validation)策略进行模型训练与评估。采用分层抽样策略将数据集划分为 k 个 ($k=10$) 大小相似的子集,依次将每个子集作为验证集,其余 $k-1$

个子集作为训练集,进行 k 轮训练与验证。此方法可充分利用有限数据,获得更稳健的模型性能估计。

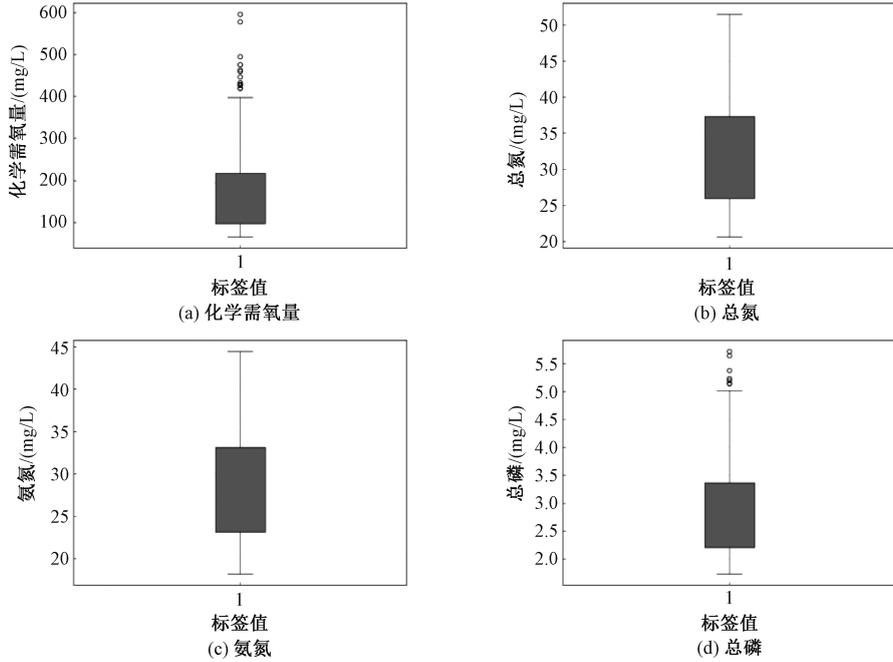


图3 水质四参数标签值有效性箱型图

Fig. 3 Box plot of validity of label values for four water quality parameters

对某人河排污口 1 700 余条和某河流断面 2 200 余条训练集数据,同样采用 10 折交叉验证方法来训练和评估模型。

1.3.2 模型训练

研究采用 DL 模型进行光谱-水质参数的非线性映射反演,使用上述预处理后的训练集数据,模型训练如下:

1) 模型架构

核心架构为深度前馈神经网络 (FNN),其主要功能为全局特征融合和回归预测。输入层节点数对应光谱维度,输出层节点数为待反演参数(如化学需氧量、总氮、氨氮、总磷等)。每个水质参数训练其单独的反演模型。模型架构采用多个隐藏层(3 层以上),每个隐藏层设计多个神经元(如 128、256、512),极大增加了非线性表达能力。

2) 损失函数与优化器

使用均方误差 (MSE) 作为损失函数,以最小化预测值与标签值之间的差距。

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

优化器选用 Adam,其学习率初始设为 0.001,并采用指数衰减策略(衰减率为 0.95)以

提升收敛稳定性。

3) 训练策略

正则化,引入 L2 正则化和 Dropout 防止过拟合;早停机制,监控验证集损失,若连续 n (设定值) 个 epoch 损失无改善,则终止训练,恢复最佳模型参数。

1.3.3 交叉验证结果

验证的指标采用 MSE 和决定系数 (R^2), R^2 用于衡量回归模型对观测数据的拟合优度,公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

式中: y_i 为标签值, \hat{y}_i 为预测值, \bar{y} 为标签值均值。

1) 交叉验证结果

对某污水处理厂原水场景模型的 10 折交叉验证结果如表 1 所示。各参数 R^2 均值超过 0.860 5,表明模型预测值与标签值吻合度高。其中总磷的拟合优度最佳, R^2 均值超过 0.955 0。该验证结果为技术方法的可行性提供了支撑。

2) 模型选择

模型交叉验证后,选择性能表现最优的模型

作为推理模型并进行部署应用。对于某入河排污口和某河流断面场景,采用同样的交叉验证方法并选择性能表现最优的模型进行部署应用,因此不再进行重复表述。

表1 交叉验证结果

Table 1 Indicator verification results

参数	MSE(均值±标准差)	R ² (均值±标准差)
化学需氧量	1 376.329 8±249.724 2	0.873 2±0.018 4
总氮	7.037 4±0.766 9	0.901 8±0.018 4
氨氮	8.693 7±0.811 7	0.860 5±0.014 0
总磷	0.038 1±0.007 4	0.955 0±0.010 0

1.3.4 模型测试

对3个应用场景下部署的模型进行实际水样

应用测试。

2 实际案例分析

2.1 分析框架

采用通过率、平均相对误差(MAPE)和平均绝对误差(MAE)进行指标测试。

1) 通过率指标

一条测试样本的反演值与标签值的误差满足表2中的标准,即为通过,达标数据加1。通过率计算公式如下:

$$\text{通过率} = \frac{\text{达到标准数目}}{\text{测试总数目}} \times 100\% \quad (3)$$

表2 实际水样比对标准

Table 2 Actual water sample comparison with the standard

水质参数	测试方法	AI仪器实际水样测试性能指标
化学需氧量	实际水样比对	≤±20% (>30 mg/L), ±5 mg/L (≤30 mg/L)
总氮		≤±20% (>2 mg/L), ±0.3 mg/L (≤2 mg/L)
氨氮		≤±20% (>2 mg/L), ±0.3 mg/L (≤2 mg/L)
总磷		≤±20% (>0.4 mg/L), ±0.06 mg/L (≤0.4 mg/L)

2) MAPE与MAE

量化反演值的平均精度。

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (4)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

2.2 应用场景与典型案例

2.2.1 污水处理厂原水

监测点为广东省某市污水处理厂。该污水处理厂原水汇集了诸多种类的污水。为了实现污水处理厂原水的水质监测,采用AI传感器对水体中的化学需氧量、总氮、氨氮、总磷进行监测。场景特点为污染物浓度高、成分复杂。

技术应用:污水处理厂监测站。

1) 测试可视化

使用该站点测试集数据进行测试,测试集有100余条。图4显示了水质四参数模型的测试结果,其直观显示了标签值和预测值的对比情况。化学需氧量反演模型趋势跟随极好,计算通过率为100%,MAPE为10.1%,反演性能极好。总氮反演模型趋势跟随极好,计算通过率为100%,MAPE为5.0%,反演性能极好。氨氮反演模型趋势跟随平稳,计算通过率为94.0%,MAPE为4.7%,反演性能极好。总磷反演模型趋势跟随极

好,计算通过率为100%,MAPE为4.4%,反演性能极好。

2) 应用总结

由表3及图4可见,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型通过率高,精度优于标准;各参数反演模型跟随标签值趋势能力极好。综上所述,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型可以用于污水处理厂原水的实际水样监测。

2.2.2 入河排污口

监测点为江西省某市入河排污口。该入河排污口汇集了诸多生活污水等,为了实现入河排污口水质的监测,采用AI传感器对水体中的化学需氧量、总氮、氨氮、总磷进行监测。场景特点为平时水质稳定,排污时水质变化大。

1) 测试可视化

使用该站点测试集数据进行测试,测试集有440余条。图5显示了水质四参数模型的测试结果,其直观显示了标签值和预测值的对比情况。化学需氧量反演模型趋势跟随极好,计算通过率为90.9%,MAE为2.64 mg/L,反演性能极好。总氮反演模型趋势跟随极好,计算通过率为98.2%,MAE为0.09 mg/L,反演性能极好。氨氮反演模型趋势跟随平稳,计算通过率为100%,MAE为0.04 mg/L,反演性能极好。总磷反演模

型趋势跟随极好,计算通过率为 98.5%,MAE 为

0.01 mg/L,反演性能极好。

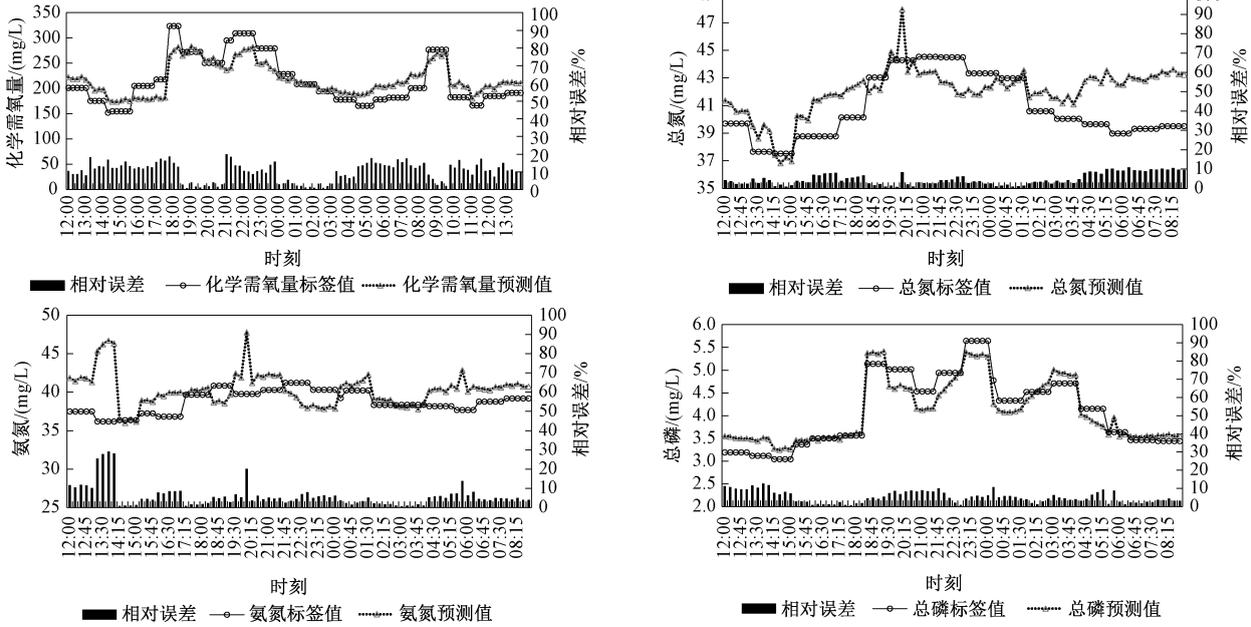


图 4 污水处理厂水质四参数因子测试

Fig. 4 Testing of four parameters of water quality

表 3 各参数测试指标汇总

Table 3 Summary of test indicators for each parameter

参数	标准	通过率	MAPE	%
化学需氧量	±20	100	10.1	
总氮	±20	100	5.0	
氨氮	±20	94	4.7	
总磷	±20	100	4.4	

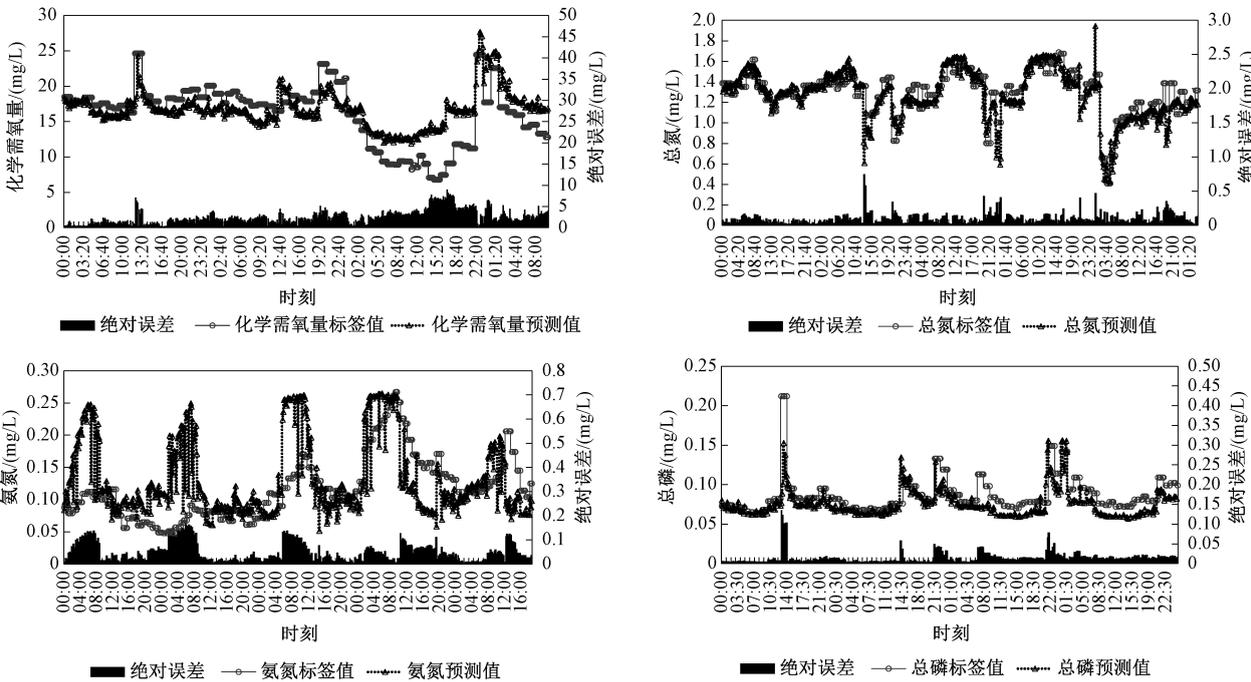


图 5 入河排污口水质四参数因子测试

Fig. 5 Testing of four parameters of water quality

2)应用总结

由表4及图5可见,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型通过率高,精度优于标准;各

参数反演模型跟随标签值趋势能力极好。综上所述,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型可以用于入河排污口的实际水样监测。

表4 各参数测试指标汇总

Table 4 Summary of test indicators for each parameter

参数	标准/(mg/L)	通过率/%	MAE/(mg/L)
化学需氧量	±5	90.9	2.64
总氮	±0.3	98.2	0.09
氨氮	±0.3	100	0.04
总磷	±0.06	98.5	0.01

2.2.3 地表水

监测点为广东省某市河水岸边站监测断面。该河流曾是某市污染最严重的河流之一,河水乌黑且散发臭味。经过多年治理,河流水质有了明显改善,异味消失,两岸绿化景观工程也在推进。为了实现对该河流水质监测,采用AI传感器对水体中的化学需氧量、总氮、氨氮、总磷进行监测。场景特点为反映区域水质状况,用于考核评价。

1)测试可视化

使用该站点测试集数据进行测试,测试集有

400余条。图6显示了水质四参数模型的测试结果,其直观显示了标签值和预测值的对比情况。化学需氧量反演模型趋势跟随极好,计算通过率为100%,MAE为1.07 mg/L,反演性能极好。总氮反演模型趋势跟随极好,计算通过率为100%,MAPE为4.7%,反演性能极好。氨氮反演模型趋势跟随平稳,计算通过率为84.8%,MAE为0.18 mg/L,反演性能好。总磷反演模型趋势跟随极好,计算通过率为95.1%,MAE为0.02 mg/L,反演性能极好。

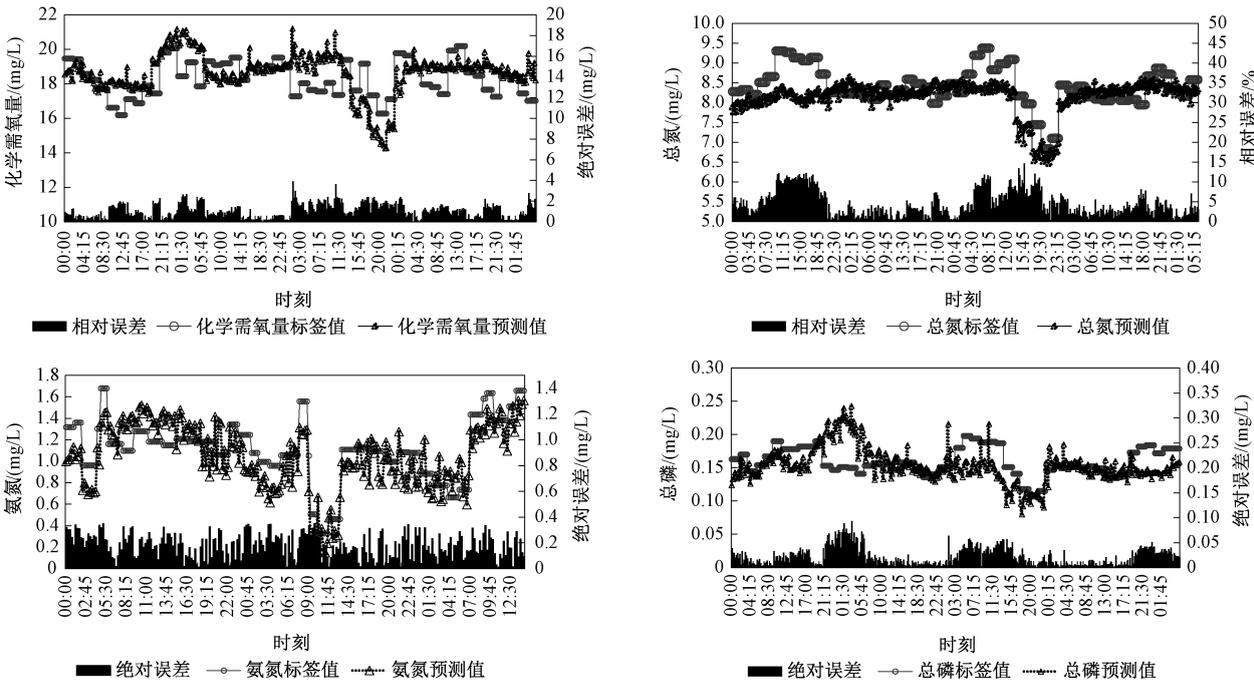


图6 地表水断面水质四参数因子测试

Fig. 6 Testing of four parameters of water quality

2)应用总结

由表5及图6可见,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型通过率高,精度优于标准;各

参数反演模型跟随标签值趋势能力较好。综上所述,化学需氧量、总氮、氨氮及总磷参数反演模型可以用于地表水的实际水样监测。

表 5 各参数测试指标汇总
Table 5 Summary of test indicators for each parameter

参数	标准/(mg/L)	通过率/%	MAE/(mg/L)	MAPE/%
化学需氧量	±5	100	1.07	—
总氮	±20*	100	—	4.7
氨氮	±0.3	84.8	0.18	—
总磷	±0.06	95.1	0.02	—

注:“—”表示不涉及;“*”表示该数据单位为%。

3 结论与展望

3.1 结论

该新感知技术通过全光谱感知和 AI 智能分析的深度融合,克服了传统方法的诸多弊端,在监测精度、效率、参数数量、实时性和运维经济性方面展现出显著优势。其核心优势体现在实时高效,分钟级数据刷新,捕捉瞬时变化;多参数同步,一套设备同时反演 4 种关键水质参数,性价比高;数据精度高,在多数场景下,精度满足(甚至优于)现行行业标准;运维成本低,无需化学试剂,大幅降低耗材成本和废液处理费用。充分验证了“数据驱动”的 AI 模型具备强大的反演能力。

污水处理厂原水、入河排污口及地表水监测的应用案例表明,其已成为推动生态环境监测体系向自动化、智能化、网络化、服务化方向发展的核心驱动力。

3.2 展望

可以预见,全光谱 AI 监测技术将与物联网、大数据、数字孪生等技术更深度地融合,最终构建起一个空天地一体、全域覆盖、智能感知、精准溯源、智慧决策的现代化水生态环境感知与管控体系,为保护绿水青山、建设美丽中国提供前所未有的强大技术支撑。

参考文献(References):

[1] 刘京,刘廷良,刘允,等.地表水环境自动监测技术应用与发展趋势[J].中国环境监测,2017,33(6):1-9.
LIU Jing, LIU Tingliang, LIU Yun, et al. Application and Development Trend of Automatic Monitoring Technology for Surface Water Environmental Quality [J]. Environmental Monitoring in China, 2017, 33(6):1-9.

[2] 绳秋月.环境监测仪器发展与现状分析[J].中国科技博览,2015(24):43.
SHENG Qiuyue. Analysis of the Development and Current Status of Environmental Monitoring

Instruments [J]. China Science and Technology Review, 2015(24):43.

[3] 门强.地表水环境自动监测技术应用与发展——以内江市为例[J].资源节约与环保,2021(1):53-54.
MEN Qiang. Application and Development of Automatic Monitoring Technology for Surface Water Environment: A Case Study of Neijiang City [J]. Resources Economization & Environmental Protection, 2021(1):53-54.

[4] ZAINURIN S N, WAN ISMAIL W Z, MAHAMUD S N I, et al. Advancements in Monitoring Water Quality Based on Various Sensing Methods: A Systematic Review [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(21):14080.

[5] BANNA M H, IMRAN S, FRANCISQUE A, et al. Online Drinking Water Quality Monitoring: Review on Available and Emerging Technologies [J]. Critical Reviews in Environmental Science and Technology, 2014, 44(12):1370-1421.

[6] 张强.水环境保护中水质自动监测技术的应用[J].清洗世界,2025,41(3):151-153.
ZHANG Qiang. Application of Automatic Water Quality Monitoring Technology in Water Environmental Protection [J]. Cleaning World, 2025, 41(3):151-153.

[7] 陈洁,张立福,张琳珊,等.紫外-可见光水质参数在线监测技术研究进展[J].自然资源遥感,2021,33(4):1-9.
CHEN Jie, ZHANG Lifu, ZHANG Linshan, et al. Research Progress on Online Monitoring Technologies of Water Quality Parameters Based on Ultraviolet-Visible Spectra [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4):1-9.

[8] 雷会平.基于光谱法的多参数水质检测算法研究与软件设计[D].西安:中国科学院大学(中国科学院西安光学精密机械研究所),2020.

[9] 赵友全,李玉春,郭翼,等.基于光谱分析的紫外水质检测技术[J].光谱学与光谱分析,2012,32(5):1301-1305.
ZHAO Youquan, LI Yuchun, GUO Yi, et al. A Novel Technology for Water Quality Testing Based on UV

- Spectral Analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(5): 1 301-1 305.
- [10] 侯迪波, 张坚, 陈冷, 等. 基于紫外-可见光光谱的水质分析方法研究进展与应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(7): 1839.
- HOU Dibo, ZHANG Jian, CHEN Ling, et al. Water Quality Analysis by UV-Vis Spectroscopy: A Review of Methodology and Application[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1839.
- [11] 赵友全, 王慧敏, 刘子毓, 等. 基于紫外光谱法的水质化学需氧量在线检测技术[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9): 1 927-1 932.
- ZHAO Youquan, WANG Huimin, LIU Ziyu, et al. Novel Method for On-Line Water COD Determination Using UV Spectrum Technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(9): 1 927-1 932.
- [12] 陈晓伟. 水体硝酸盐/COD 紫外-可见吸收光谱数据定量分析方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
- [13] 罗昕瑶, 国巧真, 曹俊武, 等. 实测数据支持下的地表水浊度与总氮遥感反演——以长江流域中段为例[J]. 中国环境监测, 2024, 40(4): 261-271.
- LUO Xinyao, GUO Qiaozhen, CAO Junwu, et al. Remote Sensing Inversion of Turbidity and Total Nitrogen of Surface Water Supported by Measured Data: A Case of the Middle Section of the Yangtze River Basin[J]. Environmental Monitoring in China, 2024, 40(4): 261-271.
- [14] PONS M N, ASSAAD A, OUCACHA C, et al. Nitrates Monitoring by UV-Vis Spectral Analysis [J]. Ecohydrology & Hydrobiology, 2017, 17(1): 46-52.
- [15] 谢成玉, 王庆涛, 白辉, 等. 基于地面光谱数据和 Sentinel-2 卫星影像的三峡库区水质时空变化特征分析[J]. 中国环境监测, 2025, 41(2): 217-228.
- XIE Chengyu, WANG Qingtao, BAI Hui, et al. Spatial-Temporal Variation Characteristics of Water Quality in Three Gorges Reservoir Area Based on Ground Spectral Data and Sentinel-2 Satellite Imagery [J]. Environmental Monitoring in China, 2025, 41(2): 217-228.
- [16] QI X, LIAN Y D, XIE L Y, et al. Water Quality Detection Based on UV-Vis and NIR Spectroscopy: A Review[J]. Applied Spectroscopy Reviews, 2024, 59(8): 1 036-1 060.
- [17] 李晓静, 王晓杰, 王爽, 等. 光谱分析在水质监测中的应用进展[J]. 盐科学与化工, 2019, 48(9): 12-16.
- LI Xiaojing, WANG Xiaojie, WANG Shuang, et al. Application Progress of Spectral Analysis in Water Quality Monitoring [J]. Journal of Salt Science and Chemical Industry, 2019, 48(9): 12-16.
- [18] 汤斌, 赵敬晓, 魏彪, 等. 一种紫外-可见光谱检测水质 COD 预测模型优化方法[J]. 中国环境科学, 2015, 35(2): 478-483.
- TANG Bin, ZHAO Jingxiao, WEI Biao, et al. A Method of Optimizing the Prediction Model for the Determination of Water COD by Using UV-Visible Spectroscopy [J]. China Environmental Science, 2015, 35(2): 478-483.
- [19] 陈颖, 何磊, 崔行宁, 等. 基于紫外光谱的水体硝酸盐浓度混合预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1 489-1 494.
- CHEN Ying, HE Lei, CUI Xingning, et al. Study on Mixed Prediction Model of Nitrate Concentration in Water Based on Ultraviolet Spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(5): 1 489-1 494.
- [20] 吴德操. 面向地表水环境的分布式紫外—可见光谱水质在线检测监测系统关键技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [21] 冯巍巍, 李玲伟, 李未然, 等. 基于全光谱分析的水质化学耗氧量在线监测技术[J]. 光子学报, 2012, 41(8): 883.
- FENG Weiwei, LI Lingwei, LI Weiran, et al. On-Line Monitoring Technology for Chemical Oxygen Demand Based on Full-Spectrum Analysis[J]. Acta Photonica Sinica, 2012, 41(8): 883.
- [22] NAJAH AHMED A, BINTI OTHMAN F, ABDULMOHSIN AFAN H, et al. Machine Learning Methods for Better Water Quality Prediction [J]. Journal of Hydrology, 2019, 578: 124084.
- [23] AY M, ÖZYILDIRIM S. Artificial Intelligence (AI) Studies in Water Resources [J]. Natural and Engineering Sciences, 2018, 3(2): 187-195.