

· 信息技术 ·



## 枢纽航道表面流态全实景智能数字 增强技术研究

胡志芳<sup>1</sup>, 韩越<sup>1</sup>, 李明伟<sup>2</sup>, 梁锴<sup>1</sup>

(1. 长江三峡通航管理局, 湖北宜昌 443000; 2. 哈尔滨工程大学, 黑龙江哈尔滨 150001)

**摘要:** 针对传统枢纽航道表面流态监测存在数据来源分散、实时性不足、交互性缺失, 无法满足航道实时监测需求的问题, 进行了枢纽航道表面流态全实景智能数字增强技术的研究, 重点围绕多源异构数据融合方法构建与演示验证系统开发展开论述。采用一种基于深度学习的多源异构数据融合方法, 开发了基于B/S架构的航道表面流态全实景智能数字增强演示验证系统。研究表明, 多源异构数据融合方法可有效解决多源数据核心问题, 时空同步精度显著提升, 冗余数据剔除率达35%~40%, 数据处理效率较传统方法提升75%以上; 融合算法的均方根误差仅0.03 m/s, 精度较传统算术平均法提升83.3%; 系统支持每秒200组数据实时处理, 运行稳定。研究提出的多源异构数据融合方法与开发的智能数字增强系统实现了航道表面流态数据的统一管理、高效处理与高精度可视化, 为表面流态智能分析、实时监测提供了完整技术方案与实践支撑。

**关键词:** 表面流态; 全实景; 智能数字增强技术; 系统开发

中图分类号: U611

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2026)02-0183-08

### Panoramic intelligent digital enhancement technology of flow pattern on channel surface of hub

HU Zhifang<sup>1</sup>, HAN Yue<sup>1</sup>, LI Mingwei<sup>2</sup>, LIANG Kai<sup>1</sup>

(1. Three Gorges Navigation Authority, Yichang 443000, China; 2. Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** In view of the problems of scattered data sources, insufficient real-time performance and lack of interactivity in the surface flow pattern monitoring of the traditional hub channel, which can not meet the needs of real-time monitoring of the channel, this paper studies the panoramic intelligent digital enhancement technology of the surface flow pattern of the hub channel, focusing on the construction of multi-source heterogeneous data fusion method and the development of demonstration and verification system. A multi-source heterogeneous data fusion method based on deep learning is adopted, and an intelligent digital enhancement demonstration system based on B/S architecture is developed. It is concluded that the multi-source heterogeneous data fusion method effectively solves the core problem of multi-source data, the accuracy of space-time synchronization is significantly improved, the redundant data elimination rate is 35%~40%, and the data processing efficiency is more than 75% higher than the traditional method. The root-mean-square error of the fusion algorithm is only 0.03 m/s, and the accuracy is 83.3% higher than that of the traditional arithmetic average method. The system supports real-time processing of 200 sets of data per second and runs stably. The proposed multi-source heterogeneous data fusion method and the developed intelligent digital enhancement system realize the unified management, efficient processing and high-precision visualization of the channel surface flow state data, and provide a complete technical scheme and practical support for the intelligent analysis and real-time monitoring of the surface flow state.

**Keywords:** surface flow state; full reality; intelligent digital enhancement technology; system development

收稿日期: 2025-07-30 录用日期: 2025-09-29

作者简介: 胡志芳(1988—), 女, 硕士, 高级工程师, 从事交通运输工程研究。

三峡枢纽航道作为长江航运中船舶通航的关键通道,水流条件对船舶通航产生着重要影响,其中表面流态便是研究中不可或缺的一部分。三峡枢纽航道的表面流态主要包括泡漩水、剪刀水、扫弯水及回流等,这些表面流态的存在不仅直接作用于船舶的航行轨迹、速度和操控性能,还不同程度地增大了航运事故的发生概率<sup>[1]</sup>。

目前对表面流态的监测方式存在诸多局限,现有的监测手段缺乏统一的数据平台,传统的数据处理方法因缺乏统一的标准化流程和高效的融合机制,难以应对多源数据间的时空不一致性、冗余性及矛盾性问题,导致监测精度和实时性不足,制约了航道管理的智能化发展。传统监测中,定点传感器采样时间间隔多为5~10 min,而无人机航拍数据需人工处理后上传,耗时约2 h,两者时间同步误差可达1.5 h以上;空间上,传感器覆盖范围存在盲区,如航道边缘区域数据缺失,与航拍影像的空间匹配偏差最大达15 m。数据冗余方面,同一区域的流速数据可能同时来自传感器、数值模拟和人工测量,重复率高达40%,而且不同来源数据差异显著,如传感器测得某断面流速为2.3 m/s,而数值模拟结果为1.8 m/s,偏差超20%。随着大数据、人工智能及区块链等前沿技术的飞速发展,全实景智能数字增强技术应运而生,为航道表面流态监测带来了新的契机。尽管目前的数字增强技术可以提升数据的可视化效果,但在数据信息化管理过程中,受限于数据的存储方式、管理系统的架构差异等诸多因素,数据的来源和格式往往呈现出多样性和复杂性,对实时数据的处理与同步显示仍存在不足。特别是在处理表面流态的多源异构数据时,情况更为复杂<sup>[2]</sup>。针对这些问题,本文研究提出了航道表面流态多源异构数据融合方法,并进行航道表面流态全实景智能数字增强演示验证系统的开发,旨在推动航道管理智能化发展。

## 1 航道多源异构数据融合调用方法

为了解决传统监测方式中存在的时空不一致

性、数据冗余及数据矛盾等关键问题,本研究旨在构建一种适用于表面流态多源异构数据的融合与调用方法<sup>[3-5]</sup>。该方法为系统软件处理来自不同系统的数据输入提供了标准化的流程和机制,从而降低了数据融合的复杂性,并提升了系统的处理效率,能够有效应对数据的多样性和复杂性,实现数据的统一管理和高效利用。

### 1.1 数据源识别与分类

传统方法因未对数据源特性进行精准区分,导致后续处理中时空偏差、数据重复等问题被放大。研究首先对多源数据进行智能识别与分类,识别数据来源,从数据来源、时间特性、空间属性3个维度对输入数据进行双重标记,为后续针对性处理奠定基础。

按数据来源可以分为定点监测数据、移动监测数据、模拟与人工数据。按照时间特性标记,可分为高精度时间戳(T1级)、中精度时间戳(T2级)、低精度时间戳(T3级)。按空间属性标记,可分为高分辨率(S1级)、中分辨率(S2级)及低分辨率(S3级)。

通过这样的分类体系,系统可快速识别每类数据的“问题特征”,例如:T2级+S1级数据(无人机影像)的核心问题是“时间延迟”,T1级+S2级数据(传感器)的核心问题是“空间盲区”,为后续靶向解决时空、冗余、矛盾问题提供清晰的处理方向。

### 1.2 数据标准化与转换

在识别和分类之后,系统对各类数据进行标准化处理。通过数据格式转换、单位规范化以及时间和空间坐标的统一,将不同来源的数据整合到同一个标准框架下,使其具备统一的结构和可比性,便于后续分析和处理。

#### 1.2.1 时间同步

首先建立时间基准轴,以T1级数据的毫秒级时间戳为基准,构建全局时间基准轴,所有数据均需映射至该轴上。然后,采用分类时间校正策略。对T2级数据,采用事件触发延迟补偿。通过识别影像中固定标志物的位置变化,结合传感器

记录的同一标志物处的水流速度,反推影像拍摄至数据上传的实际延迟时间。若传感器记录  $t_0$  时刻浮标在坐标  $(X_0, Y_0)$ , 无人机影像中浮标在  $(X_0, Y_0)$ , 根据水流速度  $v$  计算浮标从  $(X_0, Y_0)$  到  $(X_0, Y_0)$  的耗时  $\Delta t$ , 则影像实际时间戳校正为“影像上传时间  $-\Delta t$ ”。对 T3 级数据,采用区间插值匹配。若人工记录“10:00:00—11:00:00 某断面流速约 2.0 m/s”, 则提取该时段内 T1 级传感器的数据,通过线性插值生成 10:00:00—11:00:00 的连续时间序列,使人工数据与基准轴时间同步。

### 1.2.2 空间同步

将所有数据转换至 CGCS2000 坐标系,消除因坐标系差异导致的空间偏差,采用分类空间适配策略对各级数据进行处理。对 S1 级数据,采用特征点匹配校准。在影像中选取至少 8 个均匀分布的 CGCS2000 已知坐标点,通过透视变换模型校正影像的几何畸变,减小影像与坐标系的空间偏差。对 S2 级数据,采用空间插值补盲。针对传感器覆盖盲区,利用 ADCP (acoustic Doppler current profiler, 声学多普勒流速剖面仪) 数据的空间连续性,通过克里金插值法生成盲区的流速分布数据。对 S3 级数据,采用空间聚合降维。将模拟的 50 m 网格数据,聚合为与 S2 级数据一致的 5 m 网格,通过计算每个 5 m 网格内所有 50 m 网格数据的加权平均值,实现空间分辨率统一。

## 1.3 多源数据融合

数据标准化完成后,系统先将冗余数据剔除,然后基于数据的时空特性和逻辑关系对多源数据进行融合。该步骤旨在消除数据间的冗余和矛盾信息,通过时空配准技术实现数据的无缝集成。多源数据的融合不仅能够提升系统对表面流态的整体感知能力,还能为复杂场景中的决策提供更加全面和可靠的支持。

### 1.3.1 冗余数据剔除

多源数据的冗余性主要源于同一时空单元内多设备重复采集,传统方法多采用随机保留或简单平均的策略,易导致数据量冗余且有效信息占

比低,传统方法单组数据冗余筛选耗时超 3 min,且冗余数据剔除率不足 20%。研究通过构建多维度置信度评估指标  $C$ ,对数据可靠性进行量化分级,实现冗余数据的定向剔除。计算公式如下:

$$C = \omega_1 S_p + \omega_2 S_t + \omega_3 S_s \quad (1)$$

$$S_t = 10 - 2 \lg(\Delta t + 1) \quad (2)$$

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (3)$$

式中:  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$  分别为精度、时效性、稳定性的权重系数;  $S_p$ 、 $S_t$ 、 $S_s$  分别为精度、时效性、稳定性的得分;  $\Delta t$  为时间延迟;  $C_v$  为波动系数;  $\sigma$  为标准差;  $\mu$  为均值。

精度得分根据设备误差确定,误差越低得分越高;时效性得分基于数据采集至处理完成的时间延迟  $\Delta t$  计算;稳定性得分根据数据波动频率确定。

然后,对冗余数据进行筛选,对同一时空单元内的多源数据,仅保留置信度最高的 2~3 组数据,剔除置信度低于阈值的数据。经测试,该方法的冗余数据剔除率达 35%~40%,单组数据筛选耗时缩短至 40 以内,数据处理效率较传统方法提升 75% 以上,同时有效保留高可靠性数据,为后续融合精度提升奠定基础。

### 1.3.2 多源异构数据融合算法

多源数据的矛盾性主要体现为同一时空单元内不同来源数据的数值偏差,传统方法易忽略数据的内在特征关联性,融合后数据的均方根误差  $E_{\text{RMSE}}$  达 0.18 m/s,与流速仪所测实际值的偏差超 20%,无法满足航道监测精度要求。研究在 BP 神经网络基础上引入正交基前向神经网络,通过高维特征映射实现矛盾数据的精准融合。

融合网络采用输入层、隐含层、输出层的 3 层结构,输入层节点数量由同一时空单元内保留的冗余数据组数  $k$  ( $k=2$  或 3) 决定,节点数设为  $n=2k$ ,每组数据的数值  $(x_i)$ 、置信度  $(C_i)$  分别作为独立输入,形成输入向量  $X = [x_1, C_1, x_2, C_2, \dots, x_k, C_k]^T$ ,确保数据值与可靠性特征同步输入;隐含层节点数基

于输入层维度自适应确定, 见式(4), 激活函数采用勒让德正交多项式, 见式(5), 该函数可实现数据特征的线性无关映射, 避免传统多项式激励函数的梯度消失问题, 同时动态节点数设计解决了传统 BP 神经网络人工设参易导致的过拟合和欠拟合缺陷, 能够精准捕捉不同来源数据的特征差异; 输出层节点数设为 1, 激活函数采用置信度加权线性函数, 见式(6), 通过对隐含层输出的特征值按置信度加权求和, 使高可靠性数据在融合结果中占据主导地位, 从理论层面降低矛盾数据的偏差影响。

$$m = \lceil n/2 \rceil \tag{4}$$

式中:  $m$  为隐含层节点数;  $n$  为输入层节点数;  $\lceil \cdot \rceil$  为向上取整函数。

$$\begin{cases} L_0(t) = 1 \\ L_1(t) = t \\ (p+1)L_{p+1}(t) = (2p+1)tL_p(t) - pL_{p-1}(t) \quad p \geq 1 \end{cases} \tag{5}$$

式中:  $L_p$  为  $p$  阶勒让德正交多项式,  $p = (0, 1, 2, \dots, m-1)$ 。

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^k C_i o_i}{\sum_{i=1}^k C_i} \tag{6}$$

式中:  $o_i$  为隐含层对第  $i$  组数据的特征输出值;  $C_i$  为置信度。

正交基前向神经网络通过将复杂的任务分解为多个子任务来进行处理。每个节点与其对应的模块同时执行相同步骤, 确保多个数据块能够同时传输至 Reduce 节点, 进而大幅提升了中央处理器的整体处理效率。在计算过程中, 正交基前向神经网络进一步整合了多源异构数据融合算法, 通过分布式处理表面流态数据来优化处理器的运行效率。对三峡枢纽航道石牌弯道段 300 组实测数据(200 组训练集、100 组测试集)的验证显示, 该融合算法的  $E_{RMSE}$  仅为 0.03 m/s, 融合精度较传统算术平均法提升 83.3%; 同时, 单组矛盾数据的处理时间缩短至传统方法的 1/3, 支持每秒 200

组数据的实时处理, 完全适配航道表面流态的动态监测需求。

这种并行处理的工作流程展示了正交基前向神经网络如何通过合理划分任务、协调多个节点并行工作来提升数据处理速度与精度。该算法不仅能够有效应对多源异构数据的复杂性, 还大大提升了系统的处理能力, 为表面流态数据的深入分析与实时监测提供了强有力的技术支持。通过这一创新算法的应用, 系统在处理大量复杂的表面流态数据时能够实现更高的精度和更快的响应速度, 从而更好地适应复杂多变的实际应用场景。表面流态多源异构数据融合算法并行流程见图 1。

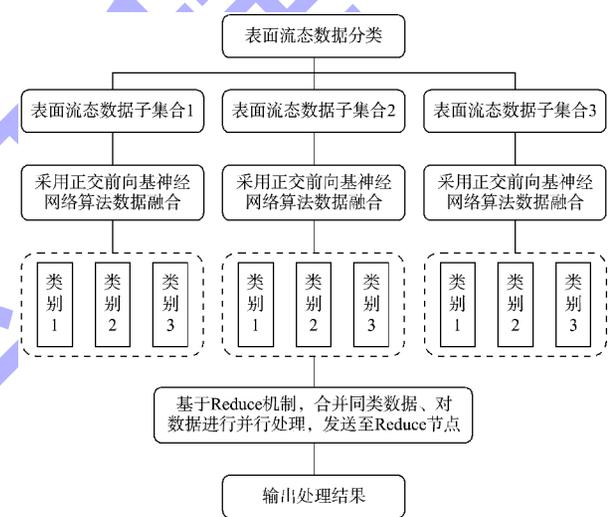


图 1 表面流态多源异构数据融合算法并行流程  
Fig. 1 Parallel flow of surface flow multi-source heterogeneous data fusion algorithm

### 1.4 数据调用与应用

在完成数据融合后, 系统将为后续的分析、建模和可视化提供接口支持。通过数据的统一调用机制, 用户可以便捷地获取并应用不同类型的表面流态数据, 进行实时分析与监测。此步骤确保了多源异构数据的可操作性和应用广泛性, 提升了系统的实用性和易用性。

## 2 航道表面流态多源异构数据融合方法构建

### 2.1 表面流态多源异构数据融合方法的实施步骤

本文研究旨在设计一种适用于表面流态多源异构数据的融合方法<sup>[6-9]</sup>, 实施步骤如下。

首先,对采集到的表面流态数据进行离散化处理。其次,将经过离散化处理的数据进行矩阵化处理,见式(7)。通过以上步骤,表面流态数据能够从多种异构的来源和不同格式转化为统一的、标准化的矩阵形式,为实现数据融合和进一步的分析处理提供了坚实的基础。

$$\begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ \vdots \\ N_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_{11} & N_{12} & \cdots & N_{1i} & t_1 \\ N_{21} & N_{22} & \cdots & N_{2i} & t_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ N_{n1} & N_{n2} & \cdots & N_{ni} & t_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $N$ 为流态数据; $t$ 为与时间相关的关键数据参数,用于描述表面流态数据在不同时刻的动态变化。基于此,可以进一步定义 $P$ 个表面流态数据矩阵 $M$ ,用以表示多个时刻下采集的表面流态数据的集合。具体而言,每个数据矩阵 $M$ 包含了时刻 $t$ 下采集到的所有表面流态数据,涵盖了实验测量、理论模型以及图像资料等多种异构数据的离散化结果。

通过将时间参数 $t$ 与流态数据的时序关联, $P$ 个表面流态数据矩阵 $M$ 便可以表示为一系列时刻 $(t_1, t_2, \dots, t_p)$ 下的流态数据集合。这些矩阵不仅反映了流态的瞬时特征,还展示了随着时间变化的动态演变过程。该表示形式为后续的时空数据分析和融合处理提供了标准化的数学框架,从而能够有效地支持复杂流态的全面理解与分析。

$$M = \sum_{p=1}^P \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ \vdots \\ N_n \end{bmatrix}_p \quad (8)$$

通过采用表面流态多源异构数据融合算法,对收集到的表面流态数据进行全面的训练、预测与分析,从而实现对多源异构数据的高效融合。最终,系统在完成对多源异构数据的融合过程中,不仅提升了数据的整体一致性和可操作性,还大幅度提高了对复杂流态现象的分析精度与预测能力,确保了对表面流态的准确监测与管理。表面流态多源异构数据融合处理见图2。

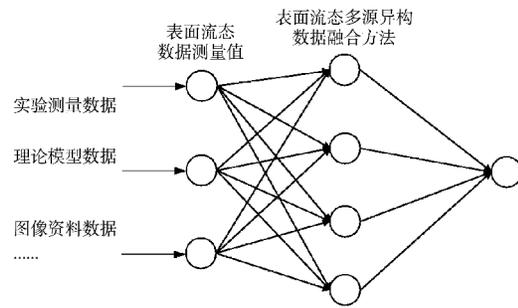


图2 表面流态多源异构数据融合处理  
Fig.2 Fusion processing of surface flow pattern multi-source heterogeneous data

## 2.2 融合方法有效性验证实例

以某流域复杂航道为研究案例,对本文提出的多源异构数据融合方法有效性进行验证。该航道日常监测数据涵盖多种类型:定点监测方面,分布有10个流速传感器、8个水位计,每5min采集一次数据;移动监测方面,每周进行一次无人机航拍,每天有2艘船舶搭载ADCP进行测量;模拟与人工数据方面,基于三维水动力模型每天生成一次数值模拟结果,每月进行一次人工实地测量记录。

在数据源识别与分类阶段,对采集到的一个月数据进行分析,共1440组定点数据、4次航拍影像、30组船舶ADCP数据、30组数值模拟数据、4组人工测量数据。通过“三维分类体系”标记,发现某弯道处定点传感器数据在空间上存在盲区,时间戳精度为T1级;无人机影像空间覆盖完整,为S1级,但拍摄至数据上传存在约1.5h延迟,为T2级;数值模拟数据因参数设置,与实测数据存在矛盾,时间与空间分辨率较低,为T3级、S3级。

数据标准化与转换阶段,时间同步方面,以传感器时间戳为基准。对无人机影像,通过识别影像中固定航标位置,结合传感器记录航标处流速,反推影像延迟。在一次影像中,根据计算得到延迟为1.2h,校正后与基准时间误差缩小至30s内,满足时间同步精度要求。空间配准方面,将所有数据转换至CGCS2000坐标系后,对航拍影

像采用特征点匹配校准,选取10个已知坐标点,校正后影像与坐标系空间偏差均值为0.3 m;对ADCP数据,利用克里金插值法对航道边缘盲区进行补充,插值后盲区覆盖率从25%提升至98%,且插值误差 $<0.2$  m/s。

多源数据融合阶段,冗余剔除过程中,构建置信度评估体系。以其中某一断面为例,传感器数据精度9分、时效性9分、稳定性8分,置信度 $C=8.7$ ;ADCP数据对应分值分别为8、7、7, $C=7.4$ ;人工记录分值分别为4、5、6, $C=4.9$ 。根据筛选规则,剔除人工记录,保留传感器与ADCP数据,该断面冗余数据剔除率达33%,整体数据量减少35%,有效提升数据处理效率。然后,采用改进BP神经网络<sup>[10-11]</sup>融合。对100组传感器与数值模拟流速偏差超15%的数据进行测试,传统算术平均法融合后 $E_{RMSE}$ 为0.18 m/s,本方法融合后 $E_{RMSE}$ 降低至0.03 m/s,融合精度提升83.3%,显著提升数据准确性。

综上所述,通过对实际航道数据处理,本文方法可有效解决多源数据时空不一致、冗余及矛盾问题,在数据精度与处理效率方面表现优异,为航道表面流态监测提供可靠数据支持。

### 3 航道表面流态全实景智能数字增强演示验证系统开发

本文研究基于开源开发软件的图形用户界面、开发环境和图像处理工具箱,致力于对表面流态全实景智能数字增强系统进行可视化系统的开发,实现集可视化、开放性、交互性于一体的“表面流态全实景智能数字增强系统”。该系统深度融合多源异构数据与三维实景仿真技术,实现了对航道表面流态的多维度、高精度数字化增强。

1) 流态动态可视化增强。基于Cesium.js三维引擎与WebGL渲染技术,将融合后的多源流速、流向数据实时映射至航道三维实景模型中,生成动态流场矢量线与粒子流效果。系统可模拟

泡流水、剪刀水、回流等典型碍航流态的时空演化过程,增强流态的可视化表达能力,使用户能够直观识别流态结构、强度及分布范围。

2) 流场数据插值与分辨率增强。针对传感器空间覆盖盲区与低分辨率数值模拟数据,系统采用克里金插值与自适应网格细化算法,对缺失区域的流场数据进行高精度重建,将空间分辨率从原始数据的5~50 m提升至统一1 m网格,实现全航道无盲区、高分辨率流场覆盖,插值误差控制在0.1 m/s以内。

3) 实时数据叠加与增强标注。在三维实景场景中,系统将实时传感器数据、无人机影像与数值模拟结果以增强标注的形式动态叠加显示。用户可点击任意航道位置,实时获取该点的流速、流向数据及其数据来源置信度。

4) 多时空尺度流态演变增强重现。系统支持历史流态数据回溯与未来趋势预测可视化。基于时间序列数据库与深度学习预测模型,用户可选择不同时间尺度(分钟、小时、日)回放流态演变过程,或查看未来15~30 min的流态预测动画,增强对流态动态演变规律的理解与决策支持能力。

5) 交互式分析增强功能。用户可通过绘制断面线、区域选择等方式,自定义生成流态剖面图、流速等值线图及流量统计图表,系统自动关联多源数据并提供多图表联动分析功能,增强流态数据的多维度解析与交互操作体验。

研究技术路线围绕分布式集散控制架构展开,构建了现地采集层、过程控制层和智能运行层的互联互通机制,以确保系统能够高效处理多源异构数据并进行实时监控与分析。首先,研究提出了面向多源异构数据的数据调用与处理方法,确保不同数据源之间的兼容性与协同性。通过统一的数据处理框架,系统能够高效整合实验测量数据、理论模型数据以及图像资料数据,实现对复杂数据源的统一调用和处理。

此外,研究以实际监控的融合场景为时空基

座, 将表面流态现实增强算法嵌入其中, 构建了一个自洽的应用场景, 形成了表面流态全景智能数字增强软件框架。这一框架不仅能够通过增强现实技术提升对表面流态的监测精度, 还为用户提供了更直观、更具实用性的数字化操作体验。最终, 成功开发了石碑弯道表面流态全实景智能数字增强系统, 实现了对表面流态的精确监控与数字化增强处理, 为水域监控及管理提供了强有力的技术支持。

系统架构分为感知层、数据层、计算层、功能层和用户层五层。平台整体采用 B/S (Browser/Server) 架构, 基于前后端分离的开发模式, 将系统划分为智慧应用前台、运行维护中台和数据接口后台三大核心部分。此架构设计旨在提升系统的灵活性、扩展性和可维护性, 同时确保各个功能模块能够独立开发与高效协同工作。平台的技术栈涵盖了前端、地图引擎、后端以及数据库 4 个关键部分。通过层次分明的技术架构, 能够充分发挥 B/S 架构的优势, 实现高效、稳定的表面流态全景智能数字增强平台的开发与部署。平台软硬件整体架构见图 3。

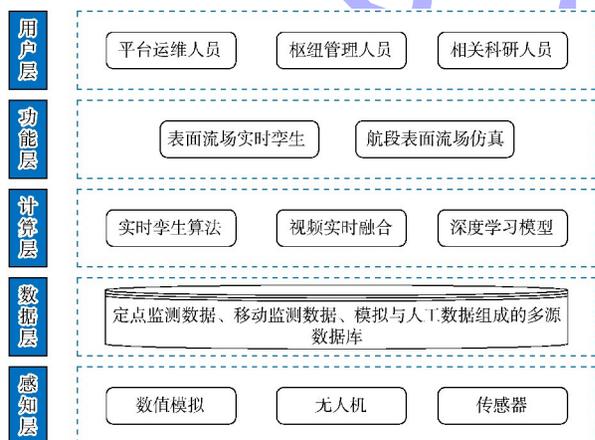


图 3 平台软硬件整体架构

Fig. 3 Overall architecture of platform hardware and software

#### 4 航道表面流态全景智能数字增强系统平台展示

本文研究的 PC 端测试主要在 Chrome 浏览器上进行, 作为主要测试平台, Chrome 浏览器以其卓越的性能和广泛的兼容性, 确保了系统在实际

运行中的稳定性和流畅性。此外, 为了进一步保证跨浏览器的兼容性和用户体验, 研究还辅以 360 浏览器、IE 浏览器、火狐浏览器等其他常见浏览器进行辅助测试。这一多浏览器测试策略旨在确保系统能够在各种主流浏览器环境中无缝运行, 保持一致的视觉效果和功能响应。测试结果表明, 系统在各大浏览器上的表现均达到了预期效果, 充分验证了平台在多种操作环境下的兼容性与稳定性。系统平台效果见图 4。

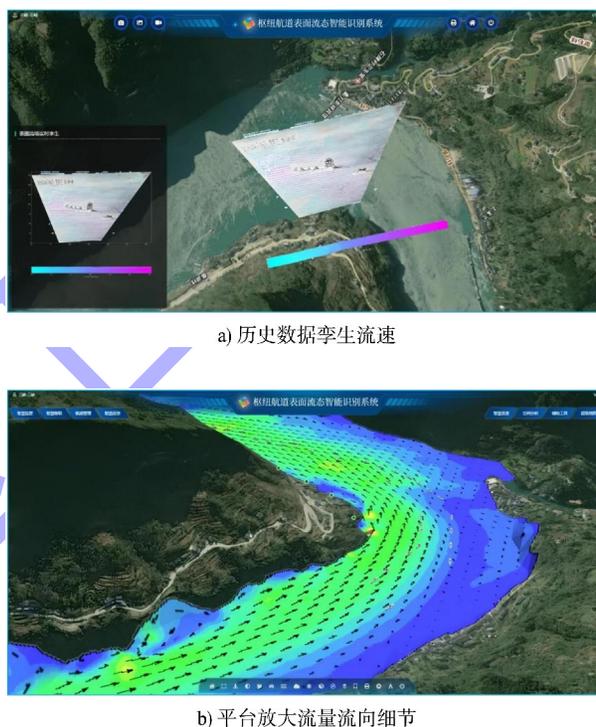


图 4 平台效果

Fig. 4 Platform performance

#### 5 结论

1) 多源异构数据融合方法破解了传统监测难题。针对传统监测数据分散、时空不一致、冗余矛盾等问题, 构建深度学习融合方法, 通过三维分类、时空同步标准化、置信度冗余剔除等技术实现数据统一管理。

2) 正交基前向神经网络提升了融合精度与实时性。改进 BP 神经网络引入正交基算法, 避免传统缺陷。

3) 全实景智能系统实现了监测可视化与交互。基于 B/S 架构开发系统, 集成三维引擎与渲染技术, 实现流态可视化、1 m 网格流场重建(插

值误差 $\leq 0.1$  m/s, 盲区覆盖率 98%)、实时标注及交互分析, 运行稳定兼容主流浏览器。

4) 研究支撑了航道管理智能化升级。形成“数据融合—算法优化—系统开发”全链条方案, 解决了精度与效率问题, 并工程化落地, 为枢纽航道流态监测提供支撑, 助力通航管理智能化。

#### 参考文献:

- [1] 梁锴, 任伯浩, 李明伟, 等. 三峡枢纽典型碍航河段复杂流态分析[J]. 水运工程, 2024(7): 138-144, 164.  
LIANG K, REN B H, LI M W, et al. Complex flow pattern in typical navigation obstructed region of Three Gorges Project [J]. Port & waterway engineering, 2024(7): 138-144, 164.
- [2] 杨博涵, 燕雪峰, 郭丽琴. 面向信息物理融合系统的多源异构数据交互模型[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1323-1332.  
YANG B H, YAN X F, GUO L Q. Heterogeneous data integration method for cyber-physical system [J]. Journal of data acquisition and processing, 2022, 37 (6): 1323-1332.
- [3] 尹海涛, 周昌盛. 基于交叉融合 Transformer 的红外与可见光图像融合方法[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(6): 339-349.  
YIN H T, ZHOU C S. Cross-fusion transformer-based infrared and visible image fusion method [J]. Laser & optoelectronics progress, 2025, 62(6): 339-349.
- [4] 施展, 刘晟, 刘冰. 面向多源异构数据信息融合架构和处理方法[C]//2023 第七届全国集群智能与协同控制大会论文集. 南京: 中国指挥与控制学会, 2023: 112-117.  
SHI Z, LIU S, LIUB. Architecture and processing methods for multi-source heterogeneous data information fusion[C]//Chinese Command and Control Society. Proceedings of the 7th Chinese Conference on Swarm Intelligence and Cooperative Control in 2023. Nanjing: Chinese Command and Control Society, 2023: 112-117.
- [5] 惠国保. 一种基于深度学习的多源异构数据融合方法[J]. 现代导航, 2017, 8(3): 218-223.  
HUI G B. Method of multi-source heterogeneous data fusion based on deep learning [J]. Modern navigation, 2017, 8(3): 218-223.
- [6] 姜皓然, 许章平, 相涛. 多源数据融合的城市三维实景建模[J]. 测绘通报, 2025(S1): 124-127, 173.  
JIANG H R, XU Z P, XIANG T. Urban 3D real-scene modeling supported by multi-source data fusion technology [J]. Bulletin of surveying and mapping, 2025(S1): 124-127, 173.
- [7] 刘星南, 骆仁波, 陈玲, 等. 基于深度学习与多源数据融合的城镇开发边界划定: 以广州市花都区为例[J]. 地理科学, 2024, 44(12): 2073-2082.  
LIU X N, LUO R B, CHEN L, et al. Delineation of urban development boundary based on deep learning and multi-source data fusion: a case study of Huadu District, Guangzhou [J]. Scientia geographica sinica, 2024, 44(12): 2073-2082.
- [8] 许德俊, 李军, 兰新乐, 等. 基于多源数据融合深基坑风险评估方法[J]. 公路, 2023, 68(9): 439-443.  
XU D J, LI J, LAN X (L /Y), et al. Risk assessment method for deep excavation based on multi-source data fusion [J]. Highway, 2023, 68(9): 439-443.
- [9] 石羽佳, 王忠静, 索滢. 基于多源数据融合的海河流域降水资源评价[J]. 水科学进展, 2022, 33(4): 602-613.  
SHI Y J, WANG Z J, SUO Y. Evaluation of Haihe River basin precipitation resources based on multisource data fusion [J]. Advances in water science, 2022, 33 (4): 602-613.
- [10] 李文生, 解梅, 姚琼. 基于 Laguerre 正交基神经网络的动态手势识别[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2011, 47(5): 515-523.  
LI W S, XIE M, YAO Q. Dynamic gesture recognition based on Laguerre orthogonal basis neural network [J]. Journal of Nanjing University (natural sciences), 2011, 47(5): 515-523.
- [11] 张雨浓, 陈扬文, 刘巍, 等. 改造前向神经网络结构以求网络权值直接确定: Jacobi 正交基神经网络实例[J]. 自动化与信息工程, 2008, 29(1): 1-5.  
ZHANG Y N, CHEN Y W, LIU W, et al. Improve feed-forward neural network for weights direct determination: ajacobi-polynomial example [J]. Automation & information engineering, 2008, 29 (1): 1-5.