

基于优化深度置信网络的多传感器 水质监测研究

曾泽熠, 陈妹子

(长江生态环保集团有限公司, 武汉 430062)

摘要: 为了满足多种水环境的大范围、精准监测需求, 提出了基于优化深度置信网络的多传感器水质监测方法; 设置水质监测标准, 作为水质等级的判定条件; 优化设计水体温度、PH值、溶解氧、浊度等传感器设备, 利用优化深度置信网络选择多传感器的安装位置; 利用多传感器采集水环境数据并完成融合处理, 通过多个水质监测指标的计算以及与设置标准的比对, 得出多传感器水质监测的可视化输出结果; 通过性能测试实验得出结论: 优化设计方法的水质监测范围为 2 041.79 平方千米, 浊度、pH值、溶解氧和氨氮浓度指标的监测误差分别为 0.005 FTU、0.07、0.05 mg/L 和 0.007 mg/L, 均低于传统方法, 且满足预设条件。

关键词: 深度置信网络; 多传感器; 水质监测

Research on Multi-Sensor Water Quality Monitoring Based on Optimized Deep Confidence Networks

ZENG Zeyi, CHEN Shuyu

(Yangtze Ecology and Environment Co., Ltd., Wuhan 430062, China)

Abstract: In order to meet the needs of large-scale and accurate monitoring of various water environments, a multi-sensor water quality monitoring method based on optimized deep confidence networks is proposed. water quality monitoring standard is set as a criteria to determine the water quality level. The design of sensor equipment for water temperature, pH value, dissolved oxygen, turbidity is optimized. , and the optimized deep confidence network is used to select the installation location of multiple sensors. Multiple sensors are utilized to collect the water environment data and complete the fusion processing. Through the calculation of multiple water quality monitoring indicators and comparison with set standards, the visual output results of multi-sensor water quality monitoring are obtained. Through the performance testing experiments, it is concluded that the water quality monitoring range of the optimized method is 2 041.79 km², and the monitoring errors of turbidity, pH value, dissolved oxygen, and ammonia nitrogen concentration indicators are 0.005 FTU, 0.07, 0.05 mg/L, and 0.007 mg/L respectively, the indicators of the optimized method are lower than that of traditional methods and meet the preset conditions.

Keywords: deep confidence network; multiple sensors; water quality monitoring

0 引言

水质状况对人们的生产、生活造成了很大的影响, 近年来由于水污染而引发的社会问题也是屡见不鲜。水质标志着水体的物理、化学和生物的特性及其组成的状况^[1]。为了判定某地区的水是否满足居民生活用水的要求, 必须对该地区的水进行定期监测。水质监测就是对水环境中各种污染物进行监测, 并对各种污染物的含量及其变化趋势进行评估的过程。主要的监测项目可以被划分成两大类: 一类是反映水质状况的综合指标, 第二类是有机杀虫剂以及重金属污染物。为了水环境质量作出一个客观的评估, 还需要对流速和流量进行检测。水质监测是水资源保护工作的一个组成部分, 其重要性不言而喻, 只要监测到位, 就可以在污染现象进一步恶化之前, 及时制止, 防止问题

扩大, 所以水质监测有很高的研究价值。

现有的水质监测方法的核心理念是把若干个传感器采集到的信息进行融合, 从而得出更全面的数据收集结果。从目前多传感器水质监测方法的研究情况来看, 文献 [2] 提出的基于 G-RepVGG 和鱼类运动行为的水质监测方法、文献 [3] 提出的基于卫星观测及水质动力模型的感潮河流水质监测方法以及文献 [4] 提出的基于异构网的野外池塘水产养殖云端水质监控方法发展较为成熟, 其中文献 [2] 提出方法利用拍摄到的图像数据, 获取水质参数数据, 将 RepVGGblock 与 GhostNet 结合, 建立了 G-RepVGG 模型, 通过模型重参数化, 将卷积层和批归一化层合并, 然后将 3 路卷积合并为 1 路, 极大地减少了模型参数量, 加快了水质监测的速度。文献 [3] 提出的监测方法基于 Landsat8/

收稿日期: 2023-05-04; 修回日期: 2023-06-13。

作者简介: 曾泽熠(1985-)男, 硕士, 高级工程师。

引用格式: 曾泽熠, 陈妹子. 基于优化深度置信网络的多传感器水质监测研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 66-73.

OLI 微型遥感资料, 采用 Delft3D 水质动力学模式, 实现对水体中溶解氧、氨氮和高锰酸钾等水质参数的定量反演。而文献 [4] 中提出方法使用传感器和异构无线网络来采集和传输数据, 并使用云服务器平台来完成远程数据的存储, 对其进行监测。然而上述传统的水质监测方法在实际运行与应用过程中存在明显的监测范围小、监测精度低等问题, 为此引入优化深度置信网络算法。

深度置信网络是一类基于约束玻尔兹曼机器的深度学习神经网络, 它采用多重性准则, 通过构建一个在输入数据和样本间标记间的联合分布函数, 使其在概率产生过程中发挥重要作用。利用优化深度置信网络算法对多传感器水质监测方法进行优化设计, 以期能够在扩大水质监测范围的前提下, 保证水质的监测精度。

1 多传感器水质监测方法设计

优化设计的多传感器水质监测方法以水温、pH 值、溶解氧、污染物浓度等作为监测目标, 并对市场上的传感器进行研究分析, 选择合适的传感器进行监测方法的设计。优化设计多传感器水质监测方法可以将计算机数据挖掘技术、传感器技术、嵌入式数字信号处理技术等结合起来, 对水质展开监测和分析。通过构建无线传感网络, 可以对区域的水质展开实时、全方位的监测。水质监测单元的数据采集来自于特种的数据传感器, 水质传感器在感知周围的数据之后, 再由 ZIGBEE 网络进行组网, 数据经过无线网络后传输到了聚集中心节点 [5]。聚集中心节点分布在各个监控子站中, 监控子站的数据经过 GPRS 无线通信网络传送到远程的数据监控中心。在上位机的监控中心, 设计了使用时序数据挖掘模块, 对水质数据展开分析和分析, 让工作人员可以更好地对水质进行管理。

1.1 设置水质监测标准

根据地表水环境质量标准基本项目的标准限制, 可以将水环境质量分为 5 个等级, 从水温、pH 值、溶解氧等方面, 确定不同水质等级下相关参数的浮动范围。部分水质监测标准的具体说明, 如表 1 所示。

表 1 水质监测标准说明表

质量参数	I 级	II 级	III 级	IV 级	V 级
溶解氧/FTU	7.5	6	5	3	2
高锰酸盐指数	2	4	6	10	15
氨氮/(mg/L)	0.015	0.5	1.0	1.5	2.0
总磷/(mg/L)	0.02	0.1	0.2	0.3	0.4
铜/(mg/L)	0.01	1.0	1.0	1.0	1.0
汞/(mg/L)	0.000 05	0.000 05	0.000 1	0.001	0.001
氟化物/(mg/L)	1.0	1.0	1.0	1.5	1.5

同理可以得出不同质量等级下水体相关参数的取值区间, 以此作为确定水质监测等级的比对标准。

1.2 水质传感器设计

传感器选择与安装的目的是为水体质量数据的采集提供硬件支持, 根据水质监测目标确定需要装设的传感器具

体包括: 温度传感器、pH 值传感器、溶解氧传感器等。

1.2.1 水体温度传感器

一般来说, 水环境中的温度都是相对稳定的, 如果温度骤然上升, 就意味着有新的污染物在水中生成, 所以人们经常把温度作为水质监测的一个重要指标 [3]。采用 DS18B20 型号的温度传感器, 该传感器由 8 比特 CRC 发生器、高速缓存区、存储器及控制器、64 比特只读存储器及单总线接口、电源检测、非易失性温度告警触发器 TH 及 TL、温度敏感元件及配置寄存器等元件构成。相对于传统的热敏电阻元件, 占用的空间更小, 可适应的电压范围更广, 并可连接微处理接口 [3]。优化设计温度传感器在水体环境中的测温工作原理如图 1 所示。

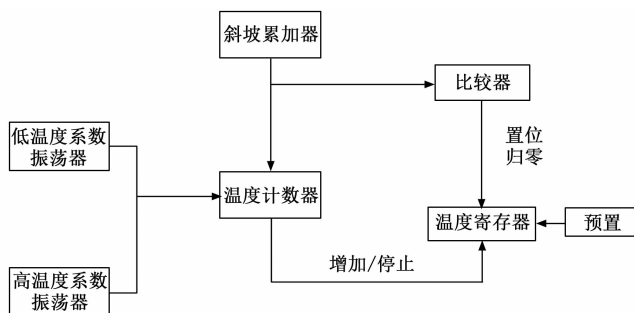


图 1 水体温度传感器测温原理图

图 1 表示的水体温度传感器中, 低温系数晶体振子按照一定的振子频率发送减 1; 相反, 对于高温系数晶振而言, 振荡频率受到温度的影响比较大, 它主要是通过减计数器 2 来传输的 [6]。当由传感器生成的脉冲信号循环至减计数器由 2 至 0 的时候, 温度记录就会终止。当温度传感器 DS18B20 执行写入操作及温度模数转换时, 总线必须被拉升到高电平, 而将其拉升到高电平所需的最少时间是 10 微秒, 所以 CC2530 的 P0 端口必须提供一个拉升电阻, 该拉升电阻通常是 4.7 k 欧姆。DS18B20 为芯片提供的动力有两种, VDD 与外部电源相连, GND 与地线相连, DQ 与单片机的输入输出接口相连。

1.2.2 水体 PH 值传感器

水体的 pH 值与水的质量密切相关, 它是衡量水的污染程度的一个重要指标。在对水体 PH 值进行测量的时候, 一般都会使用电化学传感器。将传感器电极放入被测液体中, 让其发生化学反应, 从而得到电极之间产生的电势差, 电势差的大小与被测液体中参与反应的离子浓度有关系, 在进行相关处理后, 就可以获得被测液体的 PH 值 [7]。由于 PH 电极输出信号为毫伏电压信号, 且内阻比较大。本文选用的米科 MIK 型传感器具有高精度的特点, 测量温度使用范围 0~99°, 重复性误差在 0.02 以内, 输入阻抗值 $\geq 10 \Omega$, 为提升 PH 值传感器的精度, 还加设一个调理电路, 如图 2 所示。

图 2 表示的传感器调理电路采用三级放大电路结构, 分别为电压跟踪级、滤波级和放大级 [4]。其中接口 1 为 PH 值感应器的阳极地信号, 为运放提供正、负 5 伏特的电源。

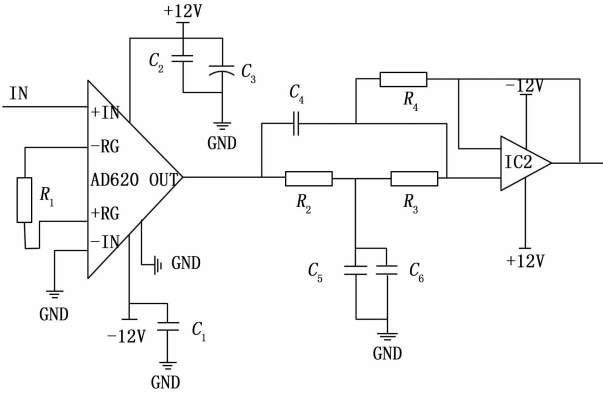


图 2 PH 值传感器调理电路图

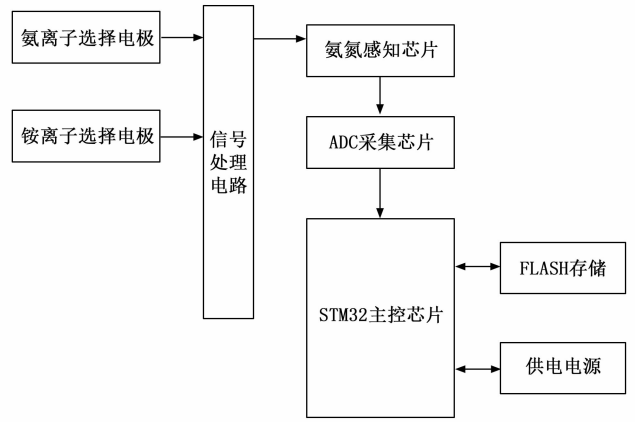


图 3 氨氮传感器内部结构图

1.2.3 水体溶解氧传感器

溶氧敏感器的工作原理是用一层透气膜将被测溶液与外加电解质隔开，透气膜的渗透性决定了进入溶氧敏应答的阴极气体组成，也决定了溶氧敏应答的性能。本文选用的传感器为 RY952 型传感器，在 0.6~0.8 V 电压的环境下，所测溶液中的养份在阴极发生还原，这时，传感器输出电流强度与所测溶液中的氧活性程度正相关。溶解氧检测电路需要激励源的支持才能正常工作输出电路信号，再将电路变换成电压到单片机 A/D 采集口。

1.2.4 水体浊度传感器

水体浊度传感器的由光源、散射光接收器等部分组成，其基本传感原理就是对比接收器实际接收光能与光源的发出光能之间的差距，从而反映出光线传输过程中因水体浊度而导致的散射情况，进而得出水体浊度的量化测试结果^[8]。为保证对水体浊度数据的监测精度，选择激光二极管作为传感器的光源器件，在光源驱动作用下，内置的感光二极管是由一个放大器的输入端与一个给半导体激光器提供电源的电源进行负反馈控制的，这样就可以使半导体激光器的光强度自动平衡^[9]。另外水体浊度传感器中的散射光接收器件选择光敏二极管，该器件能够最大程度的减短光敏二极管与放大器之间的连接距离，由于原始的散射光信号在低浊度时变化非常微小，极容易被淹没在噪声之中，采用这样的单片式设计极大程度的提高了原始信号的可靠性，在后期处理时实际上处理的是经过第一级互阻抗放大器放大过的信号，使得电路设计难度降低，提高了设备测量可靠性。

1.2.5 氨氮传感器

优化设计氨氮传感器的内部结构如图 3 所示。

从图 3 中可以看出，氨氮传感器的硬件电路由 STM32 芯片外围电路、信号处理电路等部分组成。除了 PT1000 铂热阻器外，其他所有的电极都只有一年的寿命，超过了这个寿命，传感器就无法工作了。针对这一问题，对该传感器进行优化设计，采用 BNC 联接的电极，在其失效时，通过螺钉将其替换^[10]。为了增强传感器的防水性能，各电极与传感器结构之间都使用了螺纹连接。

除上述传感器外，还需要优化设计电导率传感器，用来检测水体中含有的无机盐含量。为保证各传感器之间的兼容性，按照图 4 表示方式，对优化设计的多个传感器进行连接。

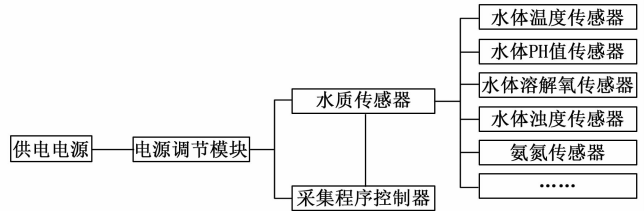


图 4 多传感器连接示意图

在供电组件的支持下，为传感器的运行提供充足的电力支持。

1.3 利用优化深度置信网络选择多传感器装设位置

多传感器选址必须确保传感器能够对目标水环境达到一定的覆盖水平，从而保证监测端能够及时准确的掌握与水环境质量相关的所有状况数据。在选择多传感器装设位置时，还需要考虑传感器建设和维护的经济成本，在确保监测性能的前提下，对传感器的分布予以优化。综合考虑环境、人为因素、交通等影响条件的情况下，将多传感器的选址问题以目标函数的形式表示，对应的目标函数如下：

$$y = s. t. \sum_{i=1}^{n_{candidate}} \varphi_i \in N(P) \quad (1)$$

其中：变量 φ_i 表示第 i 个候选点被选为监测点的几率， $N(P)$ 代表发生污染事故的监测点数量， $n_{candidate}$ 为初始选择装设位置的候选点数量。在优化设计的多传感器水质监测方法中，利用优化深度置信网络对公式 (1) 表示的传感器选址问题进行求解，优化深度置信网络的组成结构与传播原理如图 5 所示。

优化深度置信网络由无监督的深度玻尔兹曼机和有监督的神经网络两部分组成，其中无监督的深度玻尔兹曼机可对数据进行特征抽取，通过堆叠任意层数的受限玻尔兹曼机得到^[11]，并采用无监督逐层训练的方式进行训练，而

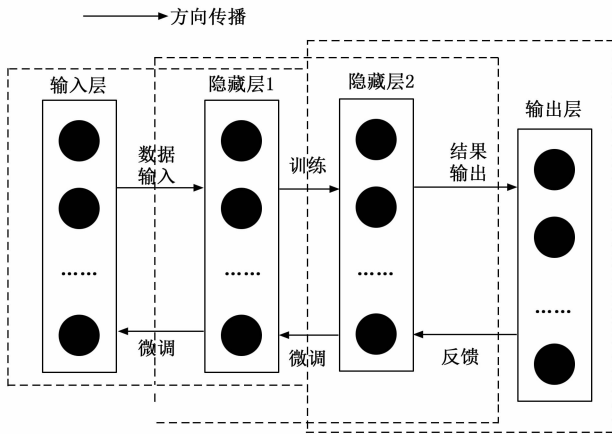


图 5 优化深度置信网络结构与传播原理图

神经网络能够完成数据的分类与预测^[12]。在实际的传感器选址过程中, 假设深度置信网络中包含 L 层节点, 以传感器运行工作数据作为输入信息, 经过中间层处理后使输出值几何与理论值的偏差最低。在确定优化深度置信网络输入值的前提下, 网络的实时运行能量函数可以表示为:

$$E = - \sum_{i=1}^{n_{in}} \sum_{j=1}^{n_{hid}} z_j \bar{\omega}_z x_i - \sum_{i=1}^{n_{in}} \bar{\omega}_m x_i - \sum_{j=1}^{n_{hid}} \bar{\omega}_{hid} z_j \quad (2)$$

式中, x_i 为网络的初始输入数据, $\bar{\omega}_z$ 、 $\bar{\omega}_m$ 和 $\bar{\omega}_{hid}$ 分别对应的是输入层与隐藏层连接矩阵中的权值、输入层权值和隐藏层权值, z_j 代表隐藏层的状态向量, n_{in} 和 n_{hid} 分别为网络中输入层和隐藏层包含的网络节点数量。公式 (2) 中变量 z_j 的求解公式如下:

$$\begin{cases} z_j = f_{\text{Sigmoid}}(x_i) \\ f_{\text{Sigmoid}}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \end{cases} \quad (3)$$

将公式 (3) 的计算结果代入到公式 (2) 中, 即可得出网络能量函数的求解结果。由于优化深度置信网络的结构特点, 当输入值确定时, 根据公式 (2) 表示的能量函数求解结果, 可以得出输入层与隐藏层的条件概率以及两者之间的联合概率分布, 求解结果可以表示为:

$$\begin{cases} P_{in} = \prod_{i=1}^{n_{in}} P(x_i | z) \\ P_{hid} = \prod_{j=1}^{n_{hid}} P(z_j | x) \\ P_{joint} = \frac{1}{H(x)} e^{-E} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $H(x)$ 代表分配函数。那么单个输入值被激活的概率, 即为对应位置被选为装设传感器位置的概率, 计算结果为:

$$p_i = f_{\text{Sigmoid}} \left(\frac{\bar{\omega}_m + \sum_{j=1}^{n_{hid}} \bar{\omega}_z z_j}{P_{in} P_{hid} P_{joint}} \right) \quad (5)$$

经过优化深度置信网络的多次反复训练, 即可得出水体区域内多个传感器装设位置的选择结果。另外, 还需要判断优化深度置信网络输出的选址结果是否满足传感器的装设条件, 将任意两个传感器之间的距离条件设置为:

$$d(i, j) = r_i + r_j \quad (6)$$

式中, r_i 和 r_j 分别对应的是传感器 i 和 j 的覆盖半径^[14]。若优化深度置信网络的输出结果满足公式 (6) 表示条件, 则说明网络输出结果即为传感器的最终选址结果, 否则需要对输出结果进行过滤处理^[13], 最终将设计的传感器安装在对应位置上。

1.4 利用多传感器采集水环境数据

利用装设在制定位置上的传感器, 收集水环境实时数据, 为水质监测指标的计算提供数据支持。图 6 表示的是传感器的数据采集流程。

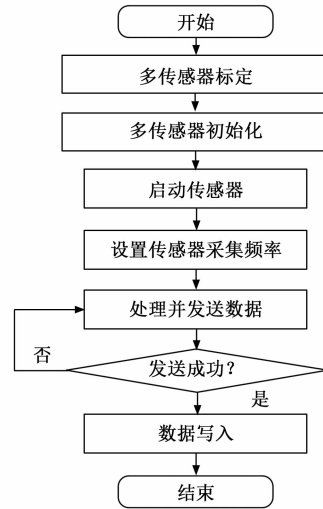


图 6 传感器数据采集流程图

在开始数据采集之前, 首先需要对水环境中装设的所有传感器进行时间配准, 就是保证多传感器测量数据同步, 传感器的时间配准过程可以表示为:

$$\beta_{AB} = - \frac{2 \sum x_A}{n_{\text{data}-A}} + \frac{6 \sum x_B}{n_{\text{data}-B} (n_{\text{data}-B} + 1)} \quad (7)$$

式中, x_A 和 x_B 分别为 A、B 两个传感器输出的数据采集结果, $n_{\text{data}-A}$ 和 $n_{\text{data}-B}$ 对应的是两传感器得出的数据采集量^[15]。启动配准完成的传感器, 得出水环境的相关特性数据采集结果, 以水体的 pH 值数据为例, 采集结果可以表示为:

$$pH_x = pH_0 - \frac{\kappa_F (W - W_0)}{2.3 T} \quad (8)$$

公式 (8) 中变量 pH_0 为参比溶液的 pH 值, W 和 W_0 分别对应的是当前水体以及参比溶液的电动势, T 为水体温度, κ_F 代表法拉第常数^[16]。另外溶解氧和浊度数据的采集结果如下:

$$\begin{cases} \delta_O = \frac{I \cdot h}{n_{\text{electron}} \alpha S \kappa_t} \\ \lambda = \frac{\sigma \cdot \lambda_{\text{measure}}}{v_{\text{Water}}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, I 为电流, h 为溶解氧传感器中内置薄膜的厚度, n_{electron} 为电子得失数, α 和 κ_t 对应的是随机常数和透氧系数, S 为阴极面积, 另外变量 σ 、 λ_{measure} 和 v_{Water} 分别对应的是比例常数、参数测量值和水体流速^[17]。按照上述方式, 在固定

采集频率的驱动下, 可以得出水体环境中所有传感器的数据采集结果。

1.5 多传感器水质数据融合处理

在数据融合之前首先需要对初始采集的水质数据进行预处理, 通过对初始采集数据的线性变换, 将其等比例缩放到固定区间中, 最终得出的初始采集数据预处理结果如下:

$$x' = \frac{x - f_{\min}(x)}{f_{\max}(x) - f_{\min}(x)} \quad (10)$$

其中: $f_{\max}(x)$ 和 $f_{\min}(x)$ 分别为初始采集数据中的最大值和最小值, 最终将数据的预处理结果赋值为初始采集数据。此次多传感器水质数据融合处理的目的, 是对水环境区域内的所有测点位置上的水质进行统一监测, 减少监测方法的数据计算量^[18]。多传感器采集的水质数据采用同类型融合的方式, 即将不用位置上相同类型的传感器数据采集结果进行融合, 因此首先需要对数据类型进行划分, 划分过程可以表示为:

$$\gamma(i, j) = \frac{\tau_i \cdot \tau_j}{\tau_i + \tau_j} \quad (11)$$

公式 (11) 中变量 τ_i 和 τ_j 分别表示的是传感器数据 i 和 j 的特征值, 若公式 (11) 的计算结果高于阈值 γ_0 , 说明数据 i 和 j 属于相同类型, 可以直接执行融合处理, 否则认为两者不为相同类型, 不予执行融合处理^[19]。最终针对相同类型的数据, 按照公式 (12) 表示原理进行融合。

$$x_{\text{fusion}} = \sum_{i=1}^n x_i, x_i \in X_i \quad (12)$$

其中: X_i 为属于同一类型的数据集合, n_i 为判定为同类型的数据量。重复上述操作可以得出所有数据类型的融合处理结果。

1.6 实现多传感器水质监测

设置温度、浊度、pH 值、溶解氧以及水体中的污染物浓度作为监测指标, 其中温度、浊度、pH 值等指标均可通过传感器设备直接得出, 而在水体污染物浓度指标的计算过程中, 需要利用传感器确定测点位置上污染物的含量, 并结合测点位置上的监测体积, 得出水体环境中污染物浓度指标的计算结果。以氨氮污染为例, 其污染浓度监测指标的计算公式如下:

$$c_{\text{NH}} = \frac{m_{\text{NH}}}{V_0} \quad (13)$$

式中, m_{NH} 为水体测点位置上的污染物质量, V_0 为污染物浓度测量中的目标水体体积。同理可以得出水体环境中其他所有水质监测指标的设定与计算结果^[20]。最终将实时监测的水质指标与设置的水质监测标准进行比对, 得出多传感器水质等级的监测结果。最终将监测指标数据、监测等级等结果, 以可视化的形式输出。

2 监测性能测试实验分析

为了验证优化设计的基于优化深度置信网络的多传感器水质监测方法的监测性能, 设计测试实验, 此次实验的

基本思路为: 采用污染物定量排放、水流量控制等方式, 实现对目标环境中水质情况的设定, 并以此作为水质监测的理论数据。利用优化设计监测方法对目标区域水质进行监测, 对比各个测点位置上实际监测结果与设置理论数据之间的差距, 从而体现出设计方法在监测精度性能方面的测试结果。通过计算水质监测中心与最远监测边界之间的距离, 得出反映优化设计方法监测范围的测试结果。最终通过与传统方法的对比, 体现出优化设计方法在精度和范围两个方面的性能优势。

2.1 选择水质监测环境

此次性能测试实验以某城市水库作为水质监测环境, 该水库占地面积约为 2 456.8 平方千米, 库容量能够达到 35.75 m³, 该水库是城市用水的主要来源。配置氨氮、重金属以及悬浮物等污染物, 将其排放到选择的监测环境中, 关闭水库闸门, 尽量保证水库中的水环境处于静止状态, 由此完成对水质监测环境的配置。在人为控制作用下, 水质监测环境的设计情况, 如表 2 所示。

表 2 水质监测环境理论参数表

测点编号	温度 / °C	浊度 (FTU)	pH 值	溶解氧 / (mg/L)	氨氮浓度 / (mg/L)	汞浓度 / (mg/L)	铜浓度 / (mg/L)
1	26.8	0.23	5.8	2.7	0.54	0.001	0.24
2	25.2	0.25	5.2	2.9	0.61	0.000 8	0.85
3	25.6	0.27	5.4	3.1	0.77	0.000 9	0.72
4	25.8	0.15	5.6	3.0	0.69	0.001	0.33
5	25.4	0.19	5.5	2.5	0.56	0.000 9	0.51
6	26.3	0.24	5.2	3.3	0.64	0.000 8	0.55

按照上述方式可以得出水环境中所有位置的水质参数理论值, 以此作为判断水质监测方法输出结果精度的比对标准。

2.2 布设多传感器设备

在水库的地理空间内, 沿着经纬度线 (每隔 5 公里) 形成网格点, 各布置 1 个 PH 值传感器, 浊度传感器和氨氮传感器, 每个传感器节点可以定时向临近的监测节点传递实时的水质信息, 再由监测节点定期将汇总信息传递到最近的监测基站。而溶解氧传感器需要单独布置, 实验中选用 RY952 型号的溶解氧传感器, 该传感器的测量范围区间为 [0 mg/L, 20 mg/L], 最小分度值为 0.01 mg/L, 采用正负极连接线。选用温度传感器能够实现自动温度补偿。按照上述方式可以得出水质监测中所有传感器的型号基本物理性能, 根据优化深度置信网络的选址结果, 将上述传感器设备安装在测点位置上。其中溶解氧传感器的布设情况如图 7 所示。

监测节点和数据基站的工作环境都是在水环境下或表面, 且是以抛锚式的方式固定在一定的位置上, 因此, 需要采取一定的措施来进行保护, 并且还要起到抗干扰的作用。使用 PVC 材质制作的盒子对传感器进行了防护, 在放置监测节点的盒子的右边, 需要打孔, 这样才能将传感器及变送器的数据线和电源线导入盒子的内部, 再与监测节

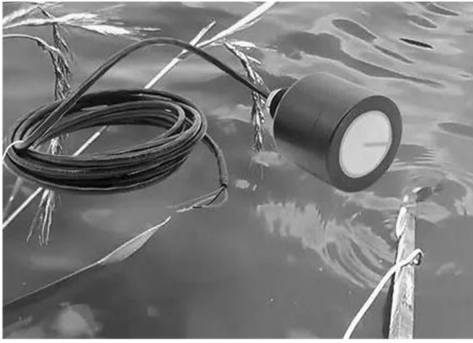


图 7 溶解氧传感器布设实景

点的核心板相连接, 再用玻璃胶将这些孔密封起来, 从而达到防水的效果。

当全部传感器布置完成后, 按照如下步骤形成一个由多传感器节点构成了无线传感网络, 并测试无线传感器网络的可用性。

- 1) 先测试各节点的能耗状态, 通信状态和整个无线通信网络的状态。
- 2) 每隔 5 小时汇总各传感器节点采集到的信息到监测基站。
- 3) 采集数据的同时也监控各节点的实时通信状态。
- 4) 最后考察整个无线通信系统的稳定, 经过测试无误后, 监测系统进入工作状态。

2.3 输入优化深度置信网络算法运行参数

由于优化设计方法以优化深度置信网络算法作为支持, 因此需要对网络算法的相关运行参数进行设置。设置输入层和隐藏层的节点数量均为 20 个, 输入层层数为 1, 隐藏层层数为 5, 初始学习率为 0.1, 网络训练过程中的最大迭代次数为 100 次。将上述运行参数输入到基于优化深度置信网络的多传感器水质监测方法对应的运行程序中。

2.4 描述性能测试实验过程

在选择的水质监测环境周围安装主测计算机, 并通过通信网络实现多传感器与主测计算机的连接。在主测计算机中, 利用编程工具实现优化设计方法的开发, 在监测程序的驱动下, 同步启动多传感器, 通过数据采集、指标计算等步骤, 得出水质监测方法的输出结果, 如图 8 所示。

同理可以得出水质监测环境中, 所有测点在任意时刻的水质监测可视化输出结果。

2.5 设置监测性能量化测试指标

根据实验目的, 分别从水质监测精度和监测范围两个方面设置性能量化测试指标, 其中水质监测精度的测试指标具体包括浊度指标监测误差、pH 值监测误差、溶解氧监测误差以及氨氮浓度指标监测误差, 上述指标的数值结果如下:

$$\begin{cases} \epsilon_{\lambda} = |\lambda_{\text{monitor}} - \lambda_{\text{theory}}| \\ \epsilon_{pH} = |pH_{\text{monitor}} - pH_{\text{theory}}| \\ \epsilon_{\delta_o} = |\delta_{O-\text{monitor}} - \delta_{O-\text{theory}}| \\ \epsilon_{NH} = |c_{NH-\text{monitor}} - c_{NH-\text{theory}}| \end{cases} \quad (14)$$

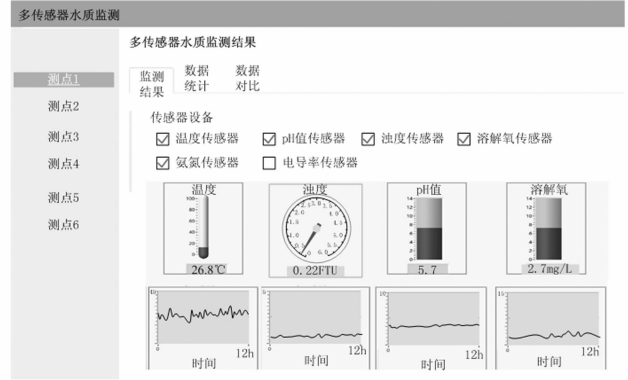


图 8 水质监测结果界面

式中, 变量 λ_{monitor} 、 pH_{monitor} 、 $\delta_{O-\text{monitor}}$ 和 $c_{NH-\text{monitor}}$ 分别表示水质浊度、pH 值、溶解氧和氨氮浓度的监测结果, λ_{theory} 、 pH_{theory} 、 $\delta_{O-\text{theory}}$ 和 $c_{NH-\text{theory}}$ 对应的是上述指标的理论值。另外, 监测范围的测试指标为监测面积, 其测试结果为:

$$A_{\text{monitor}} = \pi \left(\sqrt{(x_{\text{center}} - x_{\text{farthest}})^2 + (y_{\text{center}} - y_{\text{farthest}})^2} \right)^2 \quad (15)$$

其中: $(x_{\text{center}}, y_{\text{center}})$ 和 $(x_{\text{farthest}}, y_{\text{farthest}})$ 分别为监测中心和最远监测点的位置坐标。为保证基于优化深度置信网络的多传感器水质监测方法的优化设计结果, 要求水质浊度监测误差不得高于 0.05 FTU, pH 值监测误差不得高于 0.2, 溶解氧和氨氮浓度监测误差均不得高于 0.2 mg/L, 同时监测范围不得小于水体总面积的 80%, 即 1 965.44 平方千米。

2.6 监测性能测试实验结果与分析

2.6.1 监测精度测试结果

通过各测点输出水质监测结果数据的统计, 得出反映优化设计方法监测精度性能的测试结果, 如表 3 所示。

表 3 优化设计方法监测精度性能测试数据表

测点编号	浊度(FTU)	pH 值	溶解氧/(mg/L)	氨氮浓度/(mg/L)
1	0.22	5.7	2.7	0.54
2	0.25	5.2	2.8	0.60
3	0.27	5.5	3.0	0.78
4	0.16	5.5	3.0	0.68
5	0.18	5.5	2.5	0.55
6	0.24	5.1	3.2	0.64

将表 2 和表 3 中的数据代入到公式 (14) 中, 计算得出水质浊度、pH 值、溶解氧和氨氮浓度的平均监测误差分别为 0.005 FTU、0.07、0.05 mg/L 和 0.007 mg/L, 均满足预设要求。

2.6.2 监测范围测试结果

确定水质监测区域的中心位置和最远节点位置, 通过公式 (15) 的计算得出水质监测范围的测试结果, 如图 9 所示。

最终计算得出水质监测范围为 2 041.79 平方千米, 高于水体总面积的 80%。

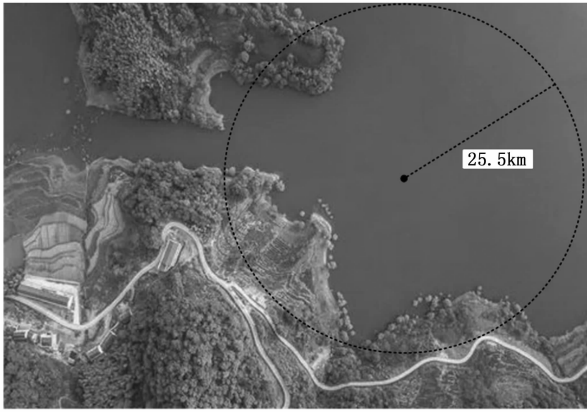


图 9 水质监测范围测试结果

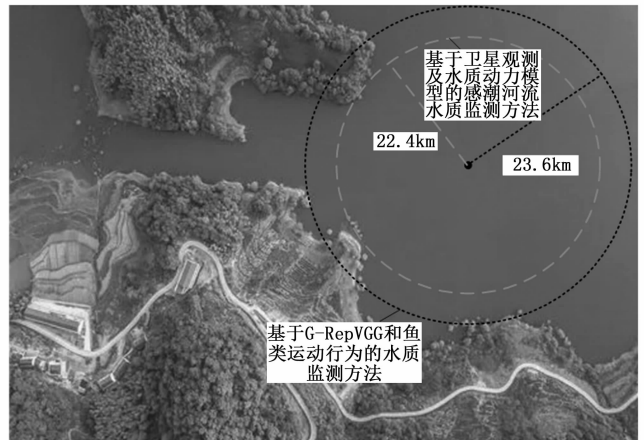


图 11 对比方法监测范围测试结果

2.6.3 与传统监测方法的对比

为了体现出优化设计方法在监测精度和监测范围两方面的优势，设置传统的基于 G-RepVGG 和鱼类运动行为的水质监测方法和基于卫星观测及水质动力模型的感潮河流水质监测方法作为实验的对比方法，按照上述方式实现对比方法的开发与运行，并得出相应的监测结果。最终通过公式 (14) 和公式 (15) 的计算，得出监测精度和范围的测试结果，最终得出的性能测试对比结果，其中水质浊度监测误差和溶解氧监测误差的对比测试结果如图 10 所示。

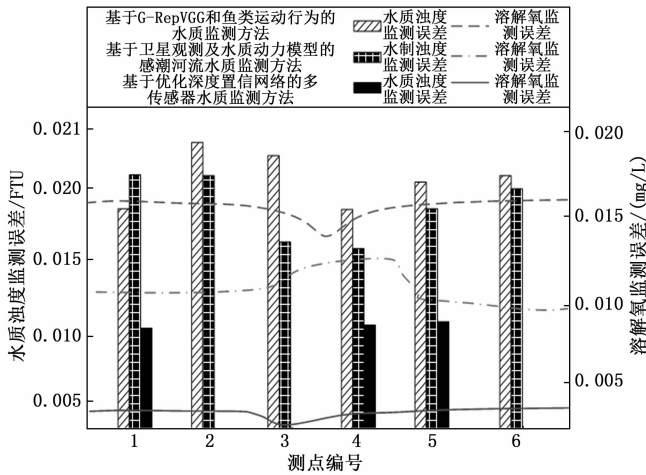


图 10 水质监测精度性能测试对比结果

从图 10 中可以看出，两种传统监测方法的平均浊度监测误差分别为 0.018 FTU 和 0.016 FTU，平均溶解氧监测误差分别为 0.016 mg/L 和 0.013 mg/L，同理，通过公式 (14) 的计算，得出两种传统方法的平均 pH 值监测误差为 0.13 和 0.09，平均氨氮浓度监测误差分别为 0.015 mg/L 和 0.012 mg/L，均高于优化设计方法。另外两种对比方法的监测范围测试结果，如图 11 所示。

通过公式 (15) 的计算，得出两种对比方法的监测面积分别为 1 575.53 平方千米和 1 748.85 平方千米，均低于优化设计方法的监测范围。由于布置的传感器节点较多，因此监测数据的传递效率也是一个重要的性能评价指标，随

机选择 10 个传感器节点，统计各节点对 PH 值数据，浊度值和氨氮值的数据采集和传递时间（统计周期为 10 min），以验证本文优化深度置信网络在水质监测效率方面的优势，统计结果如表 4 所示。

表 4 数据采集及数据通信效率对比

监测节点	监测方法(数据通信耗时/s)		
	深度置信网络	G-Rep VGG	卫星观测
1	11.2	13.5	14.7
2	10.2	12.2	13.1
3	5.2	6.3	6.4
4	3.2	3.9	4.4
5	4.5	6.7	6.5
6	6.3	7.7	7.2
7	7.7	8.7	9.1
8	7.5	10.1	10.3
9	6.5	8.0	8.9
10	4.2	5.1	5.3

数据统计结果显示：在相同的节点通信距离和基站距离条件下，优化深度置信网络算法在数据采集效率和数据传输效率更高，耗时更短。这与整个通信网络的性能、通信布局 and 通信协议相关，同时也与深度置信网络算法强大的数据整合能力和数据训练效率相关，能够在相同的硬件条件下提升水质监测数据的采样效率。

3 结束语

水质监测对于水环境治理、污染控制等工作具有重要意义，通过基于优化深度置信网络的多传感器水质监测方法的设计与开发，能够同时实现水环境质量的大范围、精准监测，对于环境的可持续发展具有积极意义。从实验结果中可以看出，优化设计方法的具有良好的监测精度和监测广度，达到预期的优化效果，在实验测试工作中需要注意的是，在性能测试实验结束后，需要对水库环境进行污染治理与回收，最大程度的降低实验对实际用水带来的影响。

参考文献:

- [1] 夏 芃, 张 倩, 王群京, 等. 基于随机矩阵理论和改进粒子群优化-深度置信网络的无功优化 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (33): 14165-14172.
- [2] 孙龙清, 王泊宁, 王嘉煜, 等. 基于 G-RepVGG 和鱼类运动行为的水质监测方法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (S2): 210-218.
- [3] 高文丽, 沈 芳, 车 越. 基于卫星观测及水质动力模型的感潮河流水质监测分析 [J]. 环境工程学报, 2021, 15 (8): 2821-2830.
- [4] 林 聪, 蒋 峰, 李 茂, 等. 基于异构网的野外池塘水产养殖云端水质监控系统 [J]. 渔业现代化, 2021, 48 (2): 61-69.
- [5] 李俊生, 高 敏, 张 兵, 等. 智能手机影像支持的水质监测算法与应用 [J]. 测绘学报, 2022, 51 (4): 568-576.
- [6] 曹守启, 葛照瑞, 张 铮. 基于物联网的浮标水质监测系统与溶解氧浓度预测模型 [J]. 农业机械学报, 2021, 52 (11): 210-218.
- [7] 王 刚, 李 志, 张 杰, 等. 紫外-可见光谱水质多参数监测分析方法研究 [J]. 仪表技术与传感器, 2022 (11): 113-118.
- [8] 赵同强, 韩 超, 徐玉良, 等. 无人船技术应用于城市内河水质监测 [J]. 中国给水排水, 2021, 37 (7): 71-77.
- [9] 马 聪, 华 亮, 姜予践. 一种基于 SpringBoot 架构下的水质监测系统设计 [J]. 电子器件, 2021, 44 (5): 1109-1114.
- [10] 葛建新, 陈柄才, 王 骥. 基于 LoRa WSN 的远程水产养殖监测系统 [J]. 电子器件, 2022, 45 (6): 1503-1509.
- [11] 沈卉卉, 李宏伟. 基于动量方法的受限玻尔兹曼机的一种有效算法 [J]. 电子学报, 2019, 47 (1): 176-182.
- [12] 嵇晓燕, 姚志鹏, 杨 凯, 等. 基于 MSLSTM-DA 模型的水质自动监测异常数据报警 [J]. 中国环境科学, 2022, 42 (4): 1877-1883.
- [13] 朱 聪. 基于时空预处理 DS 证据的同质传感器数据融合 [J]. 仪表技术与传感器, 2021 (3): 23-34.
- [14] 曾 文, 崔博洋, 吴金星, 等. 面向大规模供水管网的水质监测点布局优化 [J]. 哈尔滨工业大学报, 2022, 54 (8): 52-58.
- [15] 司 源, 董 飞, 廉秋月, 等. 基于多源监测与数据融合的水质动态评价方法 [J]. 人民黄河, 2021, 43 (2): 88-94.
- [16] 殷秀兰, 李圣品. 基于监测数据的全国地下水水质动态变化特征 [J]. 地质学报, 2021, 95 (5): 1356-1365.
- [17] 朱挺兵, 杜红春, 胡晓娜, 等. 基于水质综合指数的澜沧江西藏段水质评价及其影响因素 [J]. 淡水渔业, 2022, 52 (5): 104-111.
- [18] 曹秋红, 林红梅, 周 薇, 等. 基于太赫兹衰减全反射光谱的水质分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42 (1): 31-37.
- [19] 顾佳艳, 何国富, 占玲骅, 等. 基于高光谱遥感的上海市黑臭水体特征水质指标反演模型构建 [J]. 环境污染与防治, 2022, 44 (8): 1030-1034.
- [20] 吴 初, 唐克旺, 张晓辉. 基于自定义分类标准的河北省地下水饮用水源地水质评价及变化特性研究 [J]. 水电能源科学, 2022, 40 (12): 116-119.
- [1] 张 涛, 杨小冈, 卢孝强, 等. Dense RFB 和 LSTM 遥感图像舰船目标检测 [J]. 遥感学报, 2022, 26 (9): 1859-1871.
- [2] 邹祥波, 饶睦敏, 秦士伟, 等. 电厂环境下作业人员安全帽佩戴检测研究 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (10): 265-271.
- [3] 陈睿龙, 罗 磊, 蔡志平, 等. 基于深度学习的实时吸烟检测算法 [J]. 计算机科学与探索, 2021, 15 (2): 327-337.
- [4] 刘欣宜, 张宝峰, 符 焯, 等. 基于深度学习的污染场地作业人员着装规范性检测 [J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16 (7): 169-175.
- [5] 杨国亮, 赵 敏, 黄 聪, 等. 改进 YOLOv5s 的口罩佩戴检测算法 [J]. 黑龙江工业学院学报 (综合版), 2022, 22 (10): 51-57.
- [6] 李世伟. 基于 YOLOv5 算法的目标检测与车牌识别系统 [J]. 电子技术与软件工程, 2022 (1): 138-141.
- [7] 程 亮, 吴兴辉, 江云华, 等. 基于无人船视觉的水域人员类别识别算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36 (8): 43-51.
- [8] 张旭辉, 闫建星, 张 超, 等. 基于改进 YOLOv5s+DeepSORT 的煤块行为异常识别 [J]. 工矿自动化, 2022, 48 (6): 77-86.
- [9] LIU J J, HOU Q, CHENG M M, et al. Improving convolutional networks with self-calibrated convolutions [C] //2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2020.
- [10] 熊 宇. 基于自校准卷积的视网膜血管分割 [D]. 汕头: 汕头大学, 2021: 22-26.
- [11] 吕 浩, 易鹏飞, 刘 瑞, 等. 用于视频异常检测的时序多尺度自编码器 [J]. 图学学报, 2022, 43 (2): 223-229.
- [12] LI X, WANG W, HU X, et al. Selective Kernel Networks [J]. IEEE, 2020, 1903.06586v2: 1-12.
- [13] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 42 (8): 2011-2023.
- [14] 王战涛, 张 策, 王晓田. 基于 YOLOV3 的改进目标检测识别算法 [J]. 上海航天 (中英文), 2021, 38 (6): 60-70.
- [15] 陈泽轩, 于莲芝. 融入选择性卷积核的胶囊网络图像分类方法 [J]. 软件导刊, 2022, 21 (1): 248-252.
- [16] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and Efficient IOU loss for accurate bounding box regression; 10.48550/arXiv.2101.08158 [Z]. 2021.
- [17] 曾文鑫. 基于机器学习的车标图像识别研究 [D]. 西安: 西安石油大学, 2021.
- [18] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression; arXiv, 10.1609/aaai.v34i07.6999 [Z]. 2019.
- [19] 杨文涛, 张维光. 基于改进 YOLOv5m 的弱小目标识别方法 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (12): 218-223, 231.