

蒋冬, 肖茂华, 张海军, 等. 基于 IGWOPSO-SVM 算法的水质监测及等级评定系统 [J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(4): 638-648.
JIANG Dong, XIAO Maohua, ZHANG Haijun, et al. Water quality monitoring and grade judgment system based on IGWOPSO-SVM algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(4): 638-648.

基于 IGWOPSO-SVM 算法的水质监测及等级评定系统

蒋冬¹, 肖茂华¹, 张海军¹, 周俊博¹, 朱虹², 汪小昆¹, 陈爽³

(1 南京农业大学工学院, 江苏南京 210031; 2 江苏省农机具开发应用中心, 江苏南京 210017;

3 江苏双木测控技术有限公司, 江苏镇江 212300)

摘要:【目的】水污染监测是流域水污染防治工作的前提。为实现高精度的地表水水质监测及水体等级评定, 本研究设计基于 IGWOPSO-SVM(Improved grey wolf optimizer particle swarm optimization-support vector machine) 模型的水质监测及等级评定系统。【方法】选用传感器组、STM32F103 单片机、ESP8266WIFI 无线通信模块搭建水质监测系统数据处理模块, 利用 WIFI 无线通信将数据处理模块采集到的水质数据传输至服务器, 设计水质监测系统服务器交互端, 同时开发水质监测小程序对水质等级进行实时监测。基于改进粒子群算法(Improved particle swarm optimization, IPSO) 及灰狼算法(Grey wolf optimizer, GWO) 提出了 IGWOPSO 算法, 对 SVM 进行优化, 据此提出了 IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法。基于南京市玄武湖、金川河、江浦水源地 135 组水质数据对本系统水质等级评定效果进行试验验证。【结果】相比于 SVM, IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法的总样本分类准确率由 86.67% 上升至 100.00%, 上升了 13.33 个百分点; 相比于粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO), IGWOPSO 算法的最佳适应度由 86.80 上升至 99.20, 提高了 14.29%。【结论】本研究解决了传统水体等级评定方法效率低、准确率低的问题, 为地表水水质的精确监测提供了方法借鉴。

关键词: 水质监测系统; 支持向量机; 粒子群算法; 灰狼算法; 改进粒子群算法; IGWOPSO-SVM

中图分类号: S96; TP27

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2023)04-0638-11

Water quality monitoring and grade judgment system based on IGWOPSO-SVM algorithm

JIANG Dong¹, XIAO Maohua¹, ZHANG Haijun¹, ZHOU Junbo¹, ZHU Hong², WANG Xiaochan¹, CHEN Shuang³

(1 College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China; 2 Jiangsu Agricultural Machinery Test and Appraisal Station, Nanjing 210017, China; 3 Jiangsu Shuangmu Measurement and

Control Technology Co., Ltd., Zhenjiang 212300, China)

Abstract: 【Objective】Water pollution monitoring is a prerequisite for water pollution prevention and control in watersheds. In order to achieve high accuracy of surface water quality monitoring and water body rating judgement, we designed a water quality monitoring and rating system based on IGWOPSO-SVM (Improved grey wolf optimizer particle swarm optimization-support vector machine) model. 【Method】We selected sensor group, STM32F103 microcontroller, ESP8266WIFI wireless communication module to build a water

收稿日期: 2022-07-18 网络首发时间: 2023-05-11 09:05:30

首发网址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20230510.1436.008.html>

作者简介: 蒋冬, 硕士研究生, 主要从事水产养殖装备研究, E-mail: 865551390@qq.com; 通信作者: 肖茂华, 教授, 博士, 主要从事智能农机装备研究, E-mail: xiaomaohua@njau.edu.cn

基金项目: 江苏省科技计划项目 (BE2022385, BZ2021024); 江苏省现代农机装备与技术示范推广项目 (NJ2021-03); 镇江市重点研发项目 (NY2021018); 丹阳市重点研发项目 (SNY202105)

quality monitoring system data processing module. The WIFI wireless communication transmitted the water quality data collected by data processing module to the server. We designed water quality monitoring system server interactive end, while developing water quality monitoring applet for real-time monitoring of water quality grade. Based on the improved particle swarm optimization (IPSO) and grey wolf optimizer (GWO), the IGWOPSO algorithm was proposed to optimize SVM algorithm, according to which the IGWOPSO-SVM water quality rating algorithm was proposed. The water quality rating effect of this system was verified by experiment based on 135 groups water quality data of Nanjing Xuanwu Lake, Jinchuan River and Jiangpu water source. 【Result】 Compared with SVM, the total sample classification accuracy of IGWOPSO-SVM water quality rating algorithm increased from 86.67% to 100.00%, with an increase of 13.33 percent. Compared with particle swarm optimization (PSO), the best adaptation degree of IGWOPSO algorithm increased from 86.80 to 99.20, with an increase of 14.29%. 【Conclusion】 This study solves the problems of low efficiency and low accuracy of traditional water body rating methods, and provides a method reference for accurate monitoring of surface water quality.

Key words: Water quality monitoring system; Support vector machine; Particle swarm optimization; Grey wolf optimizer; Improved particle swarm optimization; IGWOPSO-SVM

地表水作为人类生活用水重要来源之一，其质量的高低直接影响人类的日常生活^[1-2]。在我国工业化和城市化不断推进的过程中，大量工业废水、生活污水的排放和其他人为活动极大地影响着地表水生态系统^[3]，由此，地表水治理成为了目前环境污染治理的重要部分。地表水污染的防控与治理措施必然离不开对水质的参数监测与等级评定^[4]，因此，开发水质监测系统，实时掌握地表水污染情况，对于我国水资源高效治理有着重要意义。

水质等级评定是以水质监测的数据为基础，通过某种评价方法，依据水质标准，对水质的污染程度进行判断，目前常见的水质等级评定方法主要有单/多因子指数评价法、模糊数学评价法、聚类评价法，但都存在着效率低、准确率低等问题。随着人工智能技术的成熟，机器学习方法已被广泛应用于水质监测中：曹守启等^[5]基于遗传算法优化反向传播 (Backpropagation, BP) 神经网络，对近海养殖水体中溶解氧含量进行预测；但 BP 神经网络结构较复杂，导致其训练时间较长，同时 BP 神经网络的性能会受到训练数据的制约，当训练数据不具有代表性时，会严重影响其泛化能力^[6]。相较于 BP 神经网络，同为机器学习算法的支持向量机 (Support vector machine, SVM) 具有结构简单、鲁棒性好及广义性强等诸多优势，因此有部分学者将 SVM 应用于水质监测中：Sillberg 等^[7]采用 AR(Attribute-realization) 和 SVM 相结合的方法对泰国湄南河的水质进行监测与分类，该算法的准确度达到了 95%，验证了 SVM 在水质监测中的可行性。

核函数参数 c 和惩罚因子 g 是决定 SVM 性能的重要参数，但以往这 2 个参数常常依靠人为选取，人的主观判断会引起 SVM 过拟合和欠学习现象^[8]。种群算法由于具有易实现、效果好等优点被广泛应用于参数寻优中：周金^[9]采用粒子群 (Particle swarm optimization, PSO)-SVM 的方式对电能质量扰动进行检测与分类，相比于 SVM，该方法的分类准确率由 90.12% 上升至 98.62%；孙俊等^[10]采用灰狼 (Grey wolf optimizer, GWO) 算法优化的支持向量机回归 (Support vector regression, SVR) 对番茄叶片含水率进行检测，试验结果表明，相较于 SVR，该方法的均方根误差由 0.039 0 降为 0.020 7。

虽然种群算法具有一定寻优效果，但其中 PSO 算法具有易陷入局部最优解的缺陷，而 GWO 算法的寻优精度较低^[11-12]，因此未经改进的种群算法难以满足使用需求，仍有较大的改进空间。在单种群算法优化方面，郇云波^[13]采用改进粒子群 (Improved particle swarm optimization, IPSO)-SVM 的方法对纤维制备生产参数与质量能耗进行预测，相对于 PSO 优化 SVM，该方法的平均相对误差由 2.88 下降至 2.45。在复合种群算法方面，Gohil 等^[14]采用 GWOPSO (Grey wolf optimizer particle swarm optimization) 算法优化云端服务器之间工作负载分配问题，相比于 PSO、GWO 算法，GWOPSO 算法具有更小的适应度，更加适合于参数优化问题。

基于以上现状，本文设计开发基于 IGWOPSO (Improved grey wolf optimizer particle swarm

optimization)-SVM 模型的水质监测及等级评定系统, 首先确定系统的总体设计方案, 设计系统数据处理模块、服务器交互端, 同时开发水质监测程序; 其次, 采用 SVM 作为水质等级评定算法, 针对 SVM 优化问题, 采用种群算法优化 SVM 中重要参数 c 、 g , 并从 PSO、GWO 算法融合和改进 PSO 算法 2 个角度出发, 设计 IGWOPSO 算法, 据此提出 IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法; 最后, 基于南京市玄武湖、金川河及江浦水源地的 135 组水质数据对 IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法性能进行验证, 以期解决传统等级评定方法效率低、准确率低的问题, 为地表水水质的精确监测提供方法借鉴。

1 水质监测系统设计

1.1 系统总体方案设计

水质监测系统由传感器组^[15-16]、STM32F103 核心处理器、ESP8266WIFI 无线通信模块、上位机(手机用户端)等组成, 总体结构组成如图 1 所示。STM32F103 核心处理器以对应 I/O 接口采集传感器的信号值, 通过 A/D 转换后得到传感器采集的数据, 随后采用 ESP8266WIFI 无线通信模块进行数据推送^[17], 通过 TCP/IP 协议与上位机建立稳定的数据连接进行数据传输^[18]。上位机接收传感器数据并显示, 同时执行 IGWOPSO-SVM 模型实现水质分级。

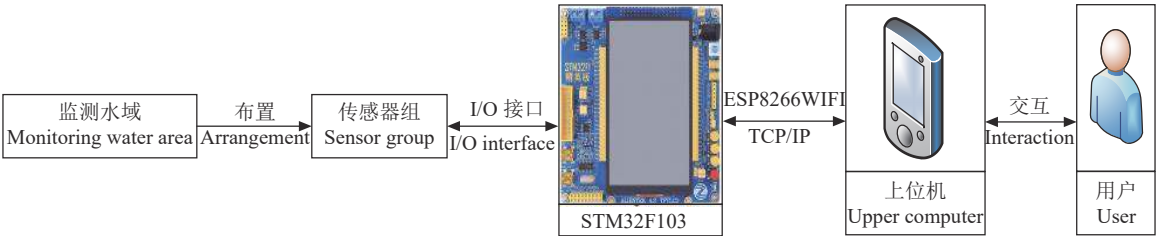


图 1 水质监测系统总体结构图
Fig. 1 General structure of water quality monitoring system

1.2 水质采集模块设计

1.2.1 硬件模块设计 系统通过多传感器对水质数据进行采集, 包括 BTP1900 总磷传感器、BNH1700 总氮传感器、BNH1600 氨氮传感器、BCOD1200 化学需氧量传感器、PH-3020 酸碱度传感器、DO-6020

溶解氧传感器以及 G-046-S 硫离子传感器。在实际检测水质过程中, 采集终端通过对应的传感器节点将调理信号传输至中央处理器, 通过 CPU 计算后, 数据保存至下位机的存储器中, 水质数据处理模块的硬件布置方案如图 2 所示。

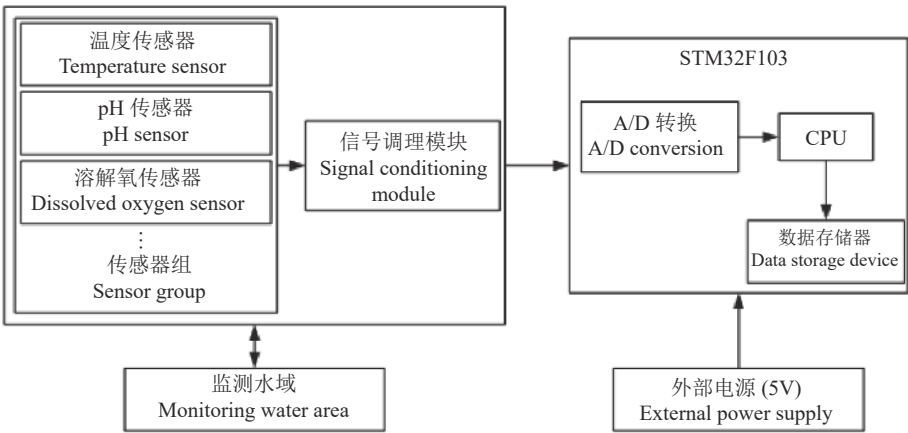


图 2 硬件布置方案
Fig. 2 Hardware arrangement scheme

1.2.2 软件模块设计 系统数据采集节点的软件部分通过 Keil5 软件编写, 当下位机供电后, 终端节点进行初始化, 当终端节点成功初始化后, 调用数据采集的程序, 并把传感器采集的数据汇总至 STM32F103 单片机中。为实现数据传输节点与上

位机的通信, 本系统选用 ESP8266WIFI 模块, 通过 TCP/IP 协议与上位机建立稳定的数据流连接进行信息交互, STM32F103 单片机通过设置 AT 指令对 ESP8266WIFI 模块进行相关设置, 当 AT 指令发送后, 模块会给单片机返回信息, 根据返回信息可

以得知 AT 指令是否成功执行, 从而继续发送 AT 指令, 直到模块与上位机建立连接, 并进入传输模式, 数据采集节点相关的软件设计流程如图 3 所示。

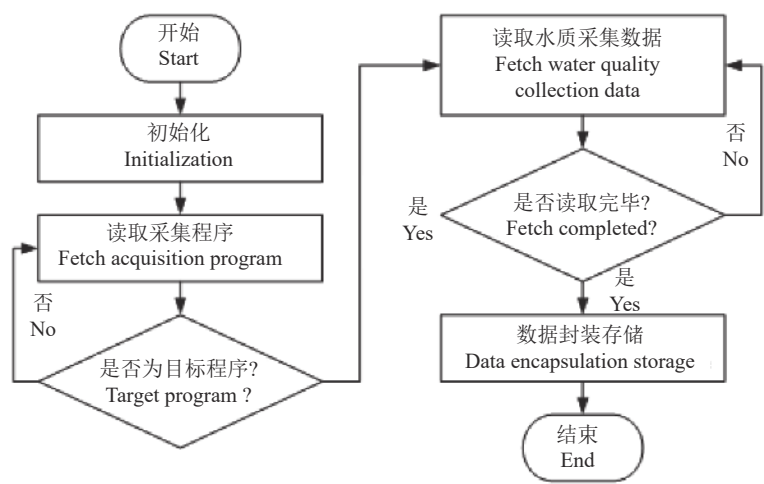


图 3 数据采集节点软件设计的流程图

Fig. 3 Flow chart of software design in data acquisition node

系统 WIFI 无线通信软件使用 STA 模式进行开发, 基于此模式下, 将 WIFI 无线通信模块连入对应的网络, 通过 TCP/IP 协议连接服务器, 实现数据的传输。在 WIFI 无线通信的程序设计中, 由核心处理器执行 AT 指令对 ESP8266WIFI 模块进行相关配置, 完成无线模块与上位机的通信, WIFI 无线通信模块软件的设计流程如图 4 所示。

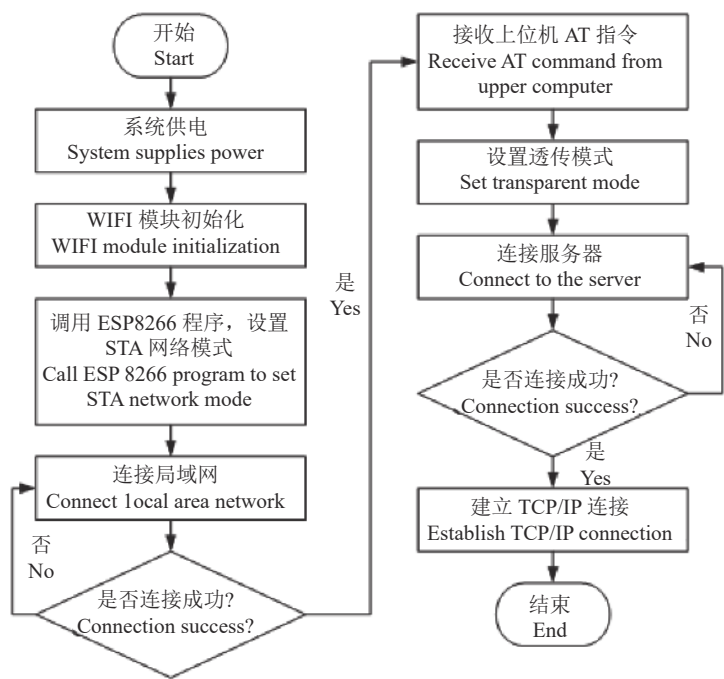


图 4 WIFI 无线通信模块软件设计的流程图

Fig. 4 Flow chart of software design in WIFI wireless communication module

1.3 服务器交互端设计

本文选用 MySQL 作为服务器交互端的框架, 同时为减小 MySQL 的查找压力, 采用 Redis 提供缓存服务。首先, 启动 MySQL、Redis 等各个项目依赖的软件, 创建包含表现层 (Controller)、业务层 (Service)、持久层 (Dao) 的 3 层服务器架构, 如

图 5 所示。其中, Dao 能够直接访问数据库的关系层, 针对数据库的水质数据进行添加、删除、修改、查询等; Service 是编写业务逻辑代码的关系层; Controller 是对接用户的界面层, 在该层直接处理前端请求并返回相应数据。其次, 通过 API 持续监控下位机无线通信的 IP 地址, 在项目中创建

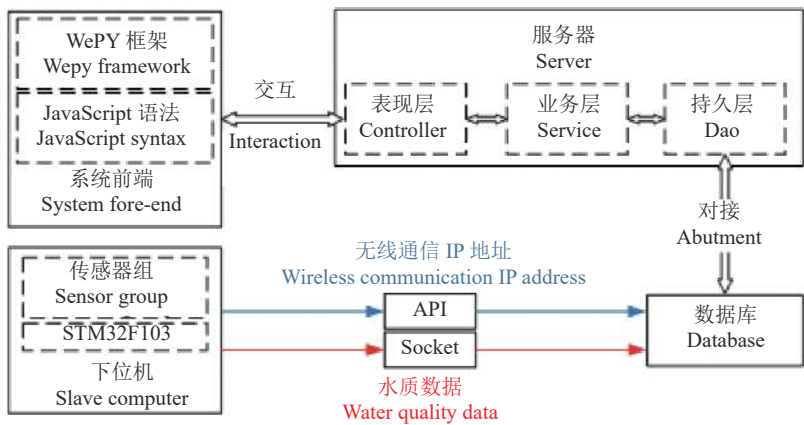


图 5 服务器交互端设计流程图

Fig. 5 Flow chart of server interactive end design

Socket 通道从下位机中持续获取传输的水质检测数据，并将接收到的数据更新到 MySQL 数据库中。最后，设计对应的前端界面，本系统的前端以 WePY 框架和 JavaScript 的语法编写，采用 JavaScript 语法编程将对应的数据嵌入前端页面，在前端页面使用 WePY 框架来完成请求发送与数据获取。

系统前端的手机水质监测程序采用微信开发

者工具进行开发。如图 6 所示，微信小程序主要由账号管理部分 (图 6a、6b) 与水质监测部分 (图 6c、6d) 组成：账号管理部分包括账号注册、账号登录以及修改密码功能；水质监测部分包括监测地点天气显示、各传感器数据实时显示、水质等级显示以及水质预警功能。各传感器数据显示部分下关联着各水质指标的历史数据显示，通过获取数据库数据并以 Apache ECharts 进行图形化显示来表明变化趋势。



图 6 水质监测程序界面

Fig. 6 Interface of water quality monitoring procedure

2 基于 IGWOPSO-SVM 模型的水质等级评定算法

2.1 SVM

SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习算法，其原理为在进行样本分类时确定离 2 类样本距离最大的超平面^[19-20]。SVM 利用内积核函数代替向高维空间的非线性映射，避免了传统机器学习模型

维数灾难和过拟合的问题，在解决小样本、非线性和高维识别中表现出巨大的优势^[21]。本系统监测数据维度较高且数据间关系较为复杂，因此选用 SVM 作为水质等级评定模型。

2.2 IGWOPSO 算法

SVM 中核函数参数 c 和惩罚因子 g 对模型的泛化性能有很大影响^[22-23]。种群具有优良的收敛性能和寻优精度，被广泛应用于参数寻优。PSO 算法操作简

单、收敛速度快, 在等级评定、函数优化等领域得到广泛应用, 但也存在易过早收敛、易陷入局部最优等缺点, 而 GWO 算法具有较强的全局收敛能力^[24-26]; 因此本文结合 PSO 算法和 GWO 算法 2 类种群算法, 借此提出 IGWOPSO 算法优化 SVM 参数 c 和 g 。

PSO 算法有 2 个核心步骤, 即速度更新公式和位置更新公式^[27]。设种群个体总数为 N ; 总迭代次数为 $t_{\max}$; 个体目前迭代次数为 t , 个体的当前位置为 $x_t^{\text{ps}}_i$; 个体的当前移动速度为 $v_t^{\text{ps}}_i$ 。

个体速度更新公式为

$$v_{t+1}^{\text{ps}} = \omega \cdot v_t^{\text{ps}} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_b - x_t^{\text{ps}}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_b - x_t^{\text{ps}}), \quad (1)$$

式中, v_{t+1}^{ps} : 更新后的个体移动速度; ω : 惯性权值; c_1 : 个体学习因子; c_2 : 社会学习因子; r_1 、 r_2 : 2 个不相同 $[0, 1]$ 间随机数; p_b : 当前的个体最优解; g_b : 当前的全局最优解。

个体位置更新公式为

$$x_{t+1}^{\text{ps}} = v_{t+1}^{\text{ps}} + x_t^{\text{ps}}, \quad (2)$$

式中, x_{t+1}^{ps} : 更新后个体位置。

GWO 算法基本原理效仿自然界灰狼群的社会等级制度和狩猎策略的新型种群算法^[28]。将狼群分为 α 、 β 、 γ 、 δ 种群, 狼群 δ 中个体在狩猎过程中接受狼群 α 、 β 、 γ 中个体的支配。GWO 算法的过程可分为包围、追捕、攻击 3 个阶段^[29]。为方便表示, 狼群个体总数、总迭代次数、个体目前迭代次数的设置同 PSO 算法。

灰狼个体猎物包围方式为

$$\begin{cases} D = |Cx_{\text{prey}} - x_t^{\text{hunt}}| \\ x_{t+1}^{\text{hunt}} = x_{\text{prey}} - AD \\ A = 2ar_3 - a \\ C = 2r_4 \end{cases}, \quad (3)$$

式中, D : 个体与猎物之间距离; x_{prey} : 猎物位置; x_t^{hunt} : 包围猎物过程开始前灰狼个体位置; x_{t+1}^{hunt} : 包围猎物过程结束后灰狼个体位置; A 、 C : 变量系数; a : 收缩因子, 随 t 增加从 2 线性递减至 0; r_3 、 r_4 : 2 个不相同 $[0, 1]$ 间随机数。

灰狼个体猎物追捕方式为

$$\begin{cases} D_j = |C_ix_j - x_t^{\text{gwo}}| \\ x_i = x_j - A_iD_j \\ x_{t+1}^{\text{gwo}} = (x_1 + x_2 + x_3)/3 \end{cases}, \quad (4)$$

式中, D_j : j 狼与灰狼个体间距离, x_j : j 狼当前位置, j 取 α 、 β 、 γ ; x_i : 灰狼个体向 j 狼移动距离, i 取 1、2、3; x_t^{gwo} : 追捕过程开始前灰狼个体位置; x_{t+1}^{gwo} : 追捕过程结束后灰狼个体位置; A_i 、 C_i : 变量系数, 确定方

式同式 (1) A 、 C 。

灰狼个体攻击猎物方式为: 当 $|A| < 1$ 时, 狼群认为该猎物为最优解, 狼群开始攻击猎物, 向最优解靠拢; 当 $|A| \geq 1$ 时, 狼群远离猎物, 狼群重新在全局寻找最优解。本文将 PSO 和 GWO 2 种算法融合: 采用 GWO 算法更新群内个体位置, 利用 GWO 算法中狼群社会等级制度增强群内个体交流, 增强算法的寻优效率与全局寻优能力, 同时引入惯性权值改变算法不同时期 α 、 β 、 γ 狼的引导能力, 在算法后期逐渐提高 α 狼的引导能力, 削弱 β 、 γ 狼的引导能力, 以期增强算法的收敛速度; 通过 PSO 算法赋予群内个体速度, 使其拥有局部搜索能力, 提高个体寻优精度及寻优范围。基于此, 本文提出一种 IGWOPSO 算法。

IGWOPSO 算法个体速度公式为

$$\begin{cases} v_{t+1} = \omega_b v_t + c_1 r_1 (p_b - x_{t+1}^{\text{gwo}}) + \\ \quad c_2 r_2 (g_b - x_{t+1}^{\text{gwo}}) \\ \omega_b = \omega_{\max} - t(\omega_{\max} - \omega_{\min})/t_{\max} \\ x_{t+1}^{\text{gwo}} = [x_1 + 0.5(2 - t/t_{\max})(x_2 + x_3)]/3 \end{cases}, \quad (5)$$

式中, v_{t+1} : IGWOPSO 算法更新后个体速度; ω_b : 变量惯性权值; $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$: 最大、最小惯性权值; v_t : IGWOPSO 算法更新前个体速度。

IGWOPSO 算法个体位置公式为

$$x_{t+1} = v_{t+1} + x_{t+1}^{\text{gwo}}, \quad (6)$$

式中, x_{t+1} : IGWOPSO 算法更新后个体位置。

2.3 IGWOPSO-SVM 模型

IGWOPSO-SVM 模型算法流程如图 7 所示: 构建 SVM 模型, 初始化并提取 SVM 核函数参数 c 和惩罚因子 g ; 采用 PSO 算法优化参数 c 、 g ; 初始化算法中个体的速度和位置; 根据 SVM 交叉验证的准确率计算个体适应度, 根据适应度大小确定种群中的 α 、 β 、 γ 个体, 每个个体根据 GWO 算法位置更新方式更新位置, 再以 IGWOPSO 算法更新个体位置及速度, 同时再次计算个体的适应度, 据此更新粒子群个体极值和群体极值; 判断当前是否满足 IGWOPSO 算法的终止条件, 若满足则将最优的个体值赋值给 SVM 的 c 、 g , 训练赋值后的 SVM。

3 系统性能验证试验

3.1 水质评价标准

依据 GB 3838—2002《地表水环境质量标准》^[30], 选取 7 个具有代表性的水质指标作为评价因子, 根据 GB 3838—2002^[30] 的分类标准, 将水质等级划分为 I~V 类, 不同等级中 pH 均为 6~9, 其余指标各等级标准质量浓度见表 1。

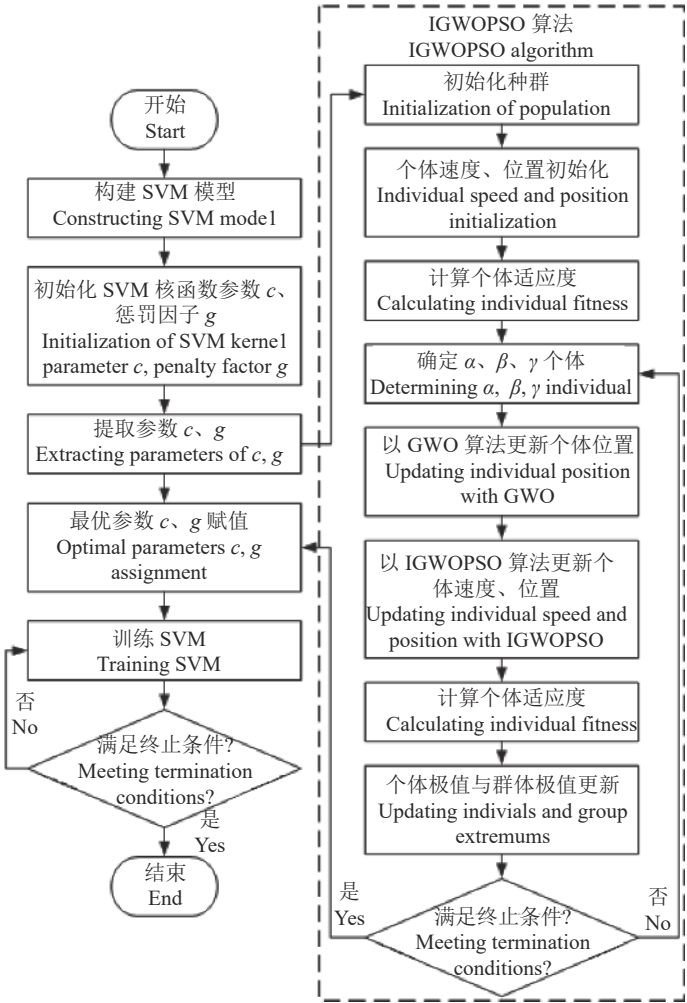


图 7 IGWOPSO-SVM 模型算法流程

Fig. 7 Flow chart of IGWOPSO-SVM model algorithm

表 1 地表水各指标不同等级的标准质量浓度

Table 1 Standard mass concentrations of different grades for each index in surface water

等级	溶解氧	化学需氧量	氨氮	总磷	总氮	硫化物
Grade	Dissolved oxygen	Chemical oxygen demand	NH ₃ -N	Total phosphorus	Total nitrogen	Sulfide
I	≥7.5	≤15	≤0.15	≤0.02	≤0.2	≤0.05
II	≥6.0	≤15	≤0.50	≤0.10	≤0.5	≤0.10
III	≥5.0	≤20	≤1.00	≤0.20	≤1.0	≤0.20
IV	≥3.0	≤30	≤1.50	≤0.30	≤1.5	≤0.50
V	≥2.0	≤40	≤2.00	≤0.40	≤2.0	≤1.00

3.2 试验方案

如图 8 所示,于江苏省南京市玄武湖、金川河以及江浦水源地采集水质数据 135 组:在玄武湖的北湖、西南湖、东南湖分别采集 15 组共 45 组水质数据,记为 S₁;在金川河上、中、下游分别采集 15 组共 45 组水质数据,记为 S₂;在江浦水源地集中采集 45 组水质数据,记为 S₃。135 组水质样本依次编号为 1~135。于 2022 年 5 月、6 月进行丰水期采样,测试分析指标包括 pH,溶解氧、化学需氧量、

氨氮、总磷、总氮、硫化物质量浓度,共计 7 项指标。采样与测试方法均参照“1 水质监测系统设 计”,通过各测试分析指标对应的传感器进行数据 采集,后期提取数据库获得对应测试参数。

在进行水质分类前,需训练出符合要求的 SVM 模型,因此,本文根据标准水质评价指标,采用内插 取值方法对每类水质分别生成 50 组数据共 250 组 数据来训练 SVM,样本生成规则如表 2 所示。所选 指标除 pH 为适度指标外,其他指标均为越小越优

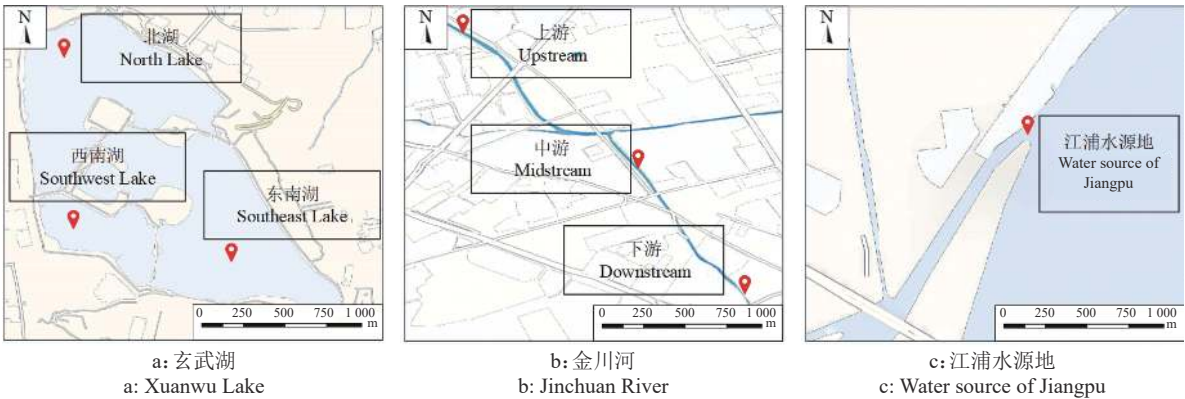


图 8 水质数据采样点

Fig. 8 Sampling points of water quality data

表 2 训练样本生成规则

Table 2 Generation rules of training samples

pH	$\rho/(\text{mg}\cdot\text{L}^{-1})$						样本数 Number of sample	期望输出 Expected output	等级 Grade
	溶解氧 Dissolved oxygen	化学需氧量 Chemical oxygen demand	氨氮 $\text{NH}_3\text{-N}$	总磷 Total phosphorus	总氮 Total nitrogen	硫化物 Sulfide			
6~9	≥ 7.5	≤ 15	≤ 0.15	≤ 0.02	≤ 0.2	≤ 0.05	50	1	I
	6.0~7.5	≤ 15	0.15~0.50	0.02~0.10	0.2~0.5	0.05~0.10	50	2	II
	5.0~6.0	15~20	0.50~1.00	0.10~0.20	0.5~1.0	0.10~0.20	50	3	III
	3.0~5.0	20~30	1.00~1.50	0.20~0.30	1.0~1.5	0.20~0.50	50	4	IV
	2.0~3.0	30~40	1.50~2.00	0.30~0.40	1.5~2.0	0.50~1.00	50	5	V

型^[31]。为消除指标之间的量纲影响,按照公式(7)对原始数据进行归一化处理^[32]。

$$y_r = \begin{cases} \frac{y_{\max} - y}{y_{\max} - y_{\min}}, & (\text{越小越优型指标}) \\ 1 - \frac{|0.5(y_+ + y_-) - y|}{y_{\max} - y_{\min}}, & (\text{适度指标}) \end{cases}, \quad (7)$$

式中, y : 原始数据; y_r : y 归一化后的数据; $y_{\max}$ 、 $y_{\min}$: 数据所属区间的上、下限; y_+ 、 y_- : 适度区间的上、下限。

3.3 结果与分析

根据文献 [33] 可知,玄武湖的水质为IV类水质,金川河的水质为III类水质。根据《2022 年 5 月南京市区县级以上集中式生活饮用水水源水质状况报告》^[34] 可知,江浦水源地的水质为 II 类水质,因此采集的玄武湖、金川河、江浦水源地水质数据的 SVM 期望输出分别为 4、3、2。

为验证本系统水质监测的效果,同时执行 SVM、PSO-SVM、GWO-SVM、IPSO-SVM、GWOPSO-SVM 算法以及本文采用的 IGWOPSO-SVM 算法,图 9 为 6 种算法的分类结果,表 3 为

6 种算法的分类准确率。

由图 9 及表 3 可知, SVM 算法总样本分类平均准确率为 86.67%,能够正确归类 S_1 水质样本,将部分 S_2 水质样本错误归类为 II 类水质,部分 S_3 水质样本错误归类为 II、III 类水质; PSO-SVM、GWO-SVM 算法总样本分类准确率分别为 91.11%、92.59%,相较于 SVM 算法均有所提升,证明了种群算法在优化 SVM 参数方面的可行性,但 PSO-SVM 算法仍将部分 S_3 水质样本错误归类为 II、III 类水质,说明单种群优化算法仍具有改进空间; IPSO-SVM 算法总样本分类准确率为 95.56%,相较于 PSO-SVM、GWO-SVM 算法有所提升,虽正确归类了 S_2 水质样本,但将部分 S_1 水质样本错误归类为 I 类水质; GWOPSO-SVM 算法总样本分类准确率为 97.78%,且能够正确区分 S_1 、 S_2 这 2 种水质样本,说明复合种群优化算法要优于单种群优化算法; IGWOPSO-SVM 算法能够正确归类所有水质样本,总样本分类准确率为 100.00%,相较于 SVM 模型总样本分类准确率上升了 13.33 个百分点,证明本文提出的 IGWOPSO 优化算法具有良好的性能。

为进一步观察各算法模型的性能,选取所有测

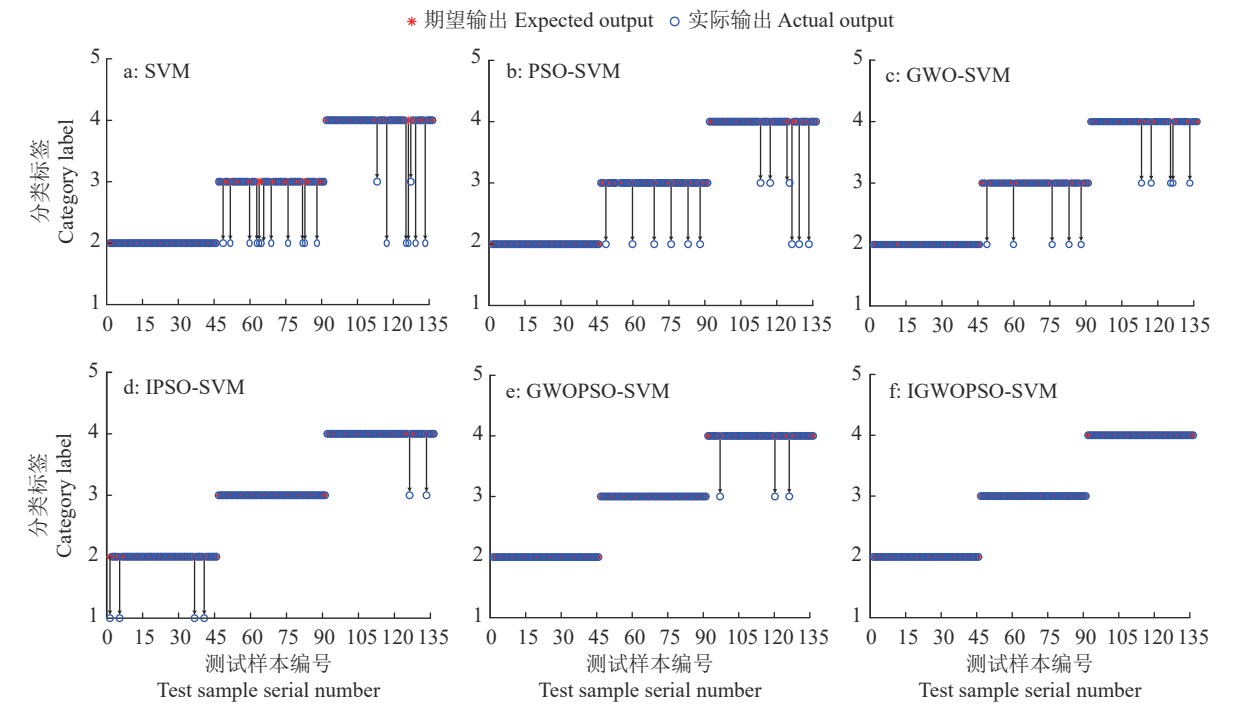


图 9 不同算法的分类结果

Fig. 9 Classification results of different algorithms

表 3 不同算法的分类准确率及性能

Table 3 Classification accuracy and performance of different algorithms

算法 Algorithm	样本准确率/% Sample accuracy				性能 Performance		
	S ₁	S ₂	S ₃	均值 Mean	绝对误差 Absolute error	均方根误差 Root mean square error	纳什效率系数 Nash-Sutcliffe efficiency
SVM	100.00	75.56	84.44	86.67	23	0.49	0.63
PSO-SVM	100.00	86.67	86.67	91.11	15	0.39	0.77
GWO-SVM	100.00	88.89	88.89	92.59	10	0.27	0.89
IPSO-SVM	91.11	100.00	95.56	95.56	6	0.21	0.93
GWOPSO-SVM	100.00	100.00	93.33	97.78	3	0.15	0.97
IGWOPSO-SVM	100.00	100.00	100.00	100.00	0	0	1.00

试样本期望输出与实际输出之间的绝对误差、均方根误差、纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency) 作为指标评价各模型的性能, 结果 (表 3) 表明本算法模型能够准确评定水质等级。

为深入验证 IGWOPSO 优化算法在优化 SVM 方面的可行性, 选用 SVM 训练时交叉验证的准确率作为适应度, PSO、GWO、IPSO、GWOPSO、IGWOPSO 这 5 种优化算法的适应度曲线如图 10 所示, 5 种优化算法最优 c 、 g 解如表 4 所示。

根据图 10a 可知, 在算法迭代过程中, 相较于其他 4 种算法, IGWOPSO 优化算法整体平均适应度高。相较于 PSO 算法, IGWOPSO 优化算法收敛时的迭代次数由 90 下降至 20, 下降 77.78%, 同时

最佳适应度由 86.80 上升至 99.20, 提高了 14.29%; 说明无论是收敛速度还是收敛精度, IGWOPSO 优化算法均优于单种群算法。相较于 GWOPSO 优化算法, IGWOPSO 优化算法引入了 IPSO 优化算法的位置更新方式, 扩大了算法的寻优空间, 更易获得最优解, 因此 IGWOPSO 优化算法的最佳适应度要高于 GWOPSO 优化算法。由表 4 可知 IGWOPSO 优化算法寻得的最优解 c 、 g 分别为 97.234 2 和 0.010 0, 结合图 9 的水质分类结果, IGWOPSO 优化算法寻得的 c 、 g 解最靠近最优解。PSO 优化算法寻得的最优解 c 、 g 分别为 9.783 4 和 5.023 7, 与 IGWOPSO 优化算法有较大差距, 同时由图 10b 可知, PSO 优化算法最佳适应度远低于 IGWOPSO

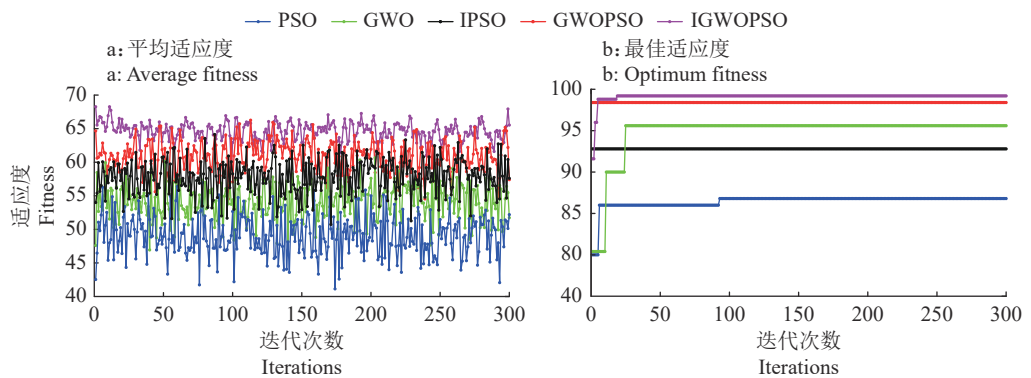


图 10 不同优化算法的适应度曲线

Fig. 10 Fitness curve of different optimized algorithms

表 4 不同优化算法的最优解

Table 4 Optimal solutions of different optimized algorithms

优化算法	核函数参数(c)	惩罚因子(g)
Optimized algorithm	Kernel function parameter	Penalty factor
PSO	9.783 4	5.023 7
GWO	42.362 5	3.816 4
IPSO	82.436 5	0.659 1
GWOPSO	65.899 2	0.010 0
IGWOPSO	97.234 2	0.010 0

优化算法最佳适应度,证明 PSO 优化算法寻得的解为局部最优解。综上所述,IGWOPSO-SVM 算法能够准确地对水质进行分类,满足实际应用需求。

4 结论

1) 利用传感器组、STM32F103 核心处理器、ESP8266WIFI 无线通信模块及上位机搭建了水质监测系统,完成了系统软硬件及服务器交互端的布置方案,并开发了水质监测程序。

2) 以 SVM 为基体搭建水质等级评定模型,并采用种群算法优化其参数 c 、 g 。针对单种群优化算法的缺陷,提出一种 IGWOPSO 优化算法,据此完成 IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法设计。

3) 基于南京市玄武湖、金川河、江浦水源地 135 组水质数据进行 IGWOPSO-SVM 水质等级评定算法性能验证试验,并将 IGWOPSO-SVM 算法的运行结果与 SVM、PSO-SVM、GWO-SVM、IPSO-SVM、GWOPSO-SVM 算法进行比对。结果表明,IGWOPSO-SVM 算法能够正确区分所有水质样本数据,相较于 SVM,IGWOPSO-SVM 算法分类准确率上升了 13.33 个百分点。相较于 PSO 算法,IGWOPSO 算法最佳适应度由 86.80 上升至 99.20,

提高了 14.29%。IGWOPSO-SVM 算法可靠性优于其他 5 种模型,满足实际应用需求。

参考文献:

[1] YAROSHENKO I, KIRSANOV D, MARJANOVIC M, et al. Real-time water quality monitoring with chemical sensors[J]. *Sensors*, 2020, 20(12): 3432. doi: 10.3390/s20123432.

[2] IMRAN L B, LATIF R M A, FARHAN M, et al. Smart city based autonomous water quality monitoring system using WSN[J]. *Wireless Personal Communications*, 2020, 115(2): 1805-1820.

[3] AMOATEY P, BAAWAIN M S. Effects of pollution on freshwater aquatic organisms[J]. *Water Environment Research*, 2019, 91(10): 1272-1287.

[4] 徐显阳. 多层水质数据监测系统的采集与控制研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.

[5] 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.

[6] 肖茂华, 周俊博, 王伟臣, 等. 一种新型拖拉机故障诊断系统及故障诊断方法: CN202110892020.4[P]. 2021-10-29.

[7] SILLBERG C V, KULLAVANIJAYA P, CHAVAL-PARIT O. Water quality classification by integration of attribute-realization and support vector machine for the Chao Phraya River[J]. *Journal of Ecological Engineering*, 2021, 22(9): 70-86.

[8] 杨望灿, 张培林, 任国全, 等. 基于模糊熵与 LS-SVM 的轴承故障诊断[J]. *机械强度*, 2014, 36(5): 666-670.

[9] 周金. 基于自适应 VMD 和 PSO-SVM 的电能质量扰动检测与分类[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.

[10] 孙俊, 莫云南, 戴春霞, 等. 基于介电特性与 IRIV-GWO-SVR 算法的番茄叶片含水率检测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(14): 188-195.

[11] SHAHEEN M A M, HASANIEN H M, ALKUHAAYLI A. A novel hybrid GWO-PSO optimization technique for optimal reactive power dispatch problem solution[J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2021, 12(1): 621-630.

[12] MATOS J, FARIA R P V, NOGUEIRA I B R, et al. Op-

timization strategies for chiral separation by true moving bed chromatography using particles swarm optimization (PSO) and new Parallel PSO variant[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, 123: 344-356.

[13] 邵云波. 纤维制备生产参数与质量能耗评估预测模型及应用研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2019.

[14] GOHIL B N, PATEL D R. A hybrid GWO-PSO algorithm for load balancing in cloud computing environment[C]//2018 Second International Conference on Green Computing and Internet of Things, 2018: 185-191.

[15] 刘双印, 徐龙琴, 李振波, 等. 基于 PCA-MCAFA-LSSVM 的养殖水质 pH 值预测模型[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(5): 239-246.

[16] 陈俊英, 邢正, 张智韬, 等. 基于高光谱定量反演模型的污水综合水质评价[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(11): 200-209.

[17] 李鑫星, 王聪, 田野, 等. 基于 ZigBee 的多参数水质在线监测系统[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(S1): 168-173.

[18] 江先亮, 尚子宁, 金光, 等. 基于无人船的水产养殖水质动态监测系统设计与实验[J]. *农业机械学报*, 2020, 46(9): 175-185.

[19] 程淑红, 刘洁, 朱丹丹. 基于计算机视觉与 SVM 的水质异常监测方法[J]. *光电工程*, 2014, 41(5): 28-33.

[20] 李昕, 陈泽君, 李立君, 等. 基于偏好免疫网络和 SVM 算法的油茶果多特征识别[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(22): 205-213.

[21] 周建民, 王发令, 张臣臣, 等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(4): 227-234.

[22] LIU W, GUO G, CHEN F, et al. Meteorological pattern analysis assisted daily PM2.5 grades prediction using SVM optimized by PSO algorithm[J]. *Atmospheric Pollution Research*, 2019, 10(5): 1482-1491.

[23] 杨柳, 孙金华, 冯仲科, 等. 基于 PSO-LSSVM 的森林地上生物量估测模型[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(8): 273-279.

[24] 周俊博, 朱焯均, 肖茂华, 等. 基于 LWD-QPSO-SOM-BP 神经网络的拖拉机柴油机故障诊断[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(17): 39-48.

[25] 苏中滨, 张磊磊, 马铮, 等. 基于改进 PSO 的无人自旋翼机二自由度 PID 飞行控制[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(1): 151-158.

[26] 周强, 周永权. 一种基于领导者策略的狼群搜索算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(9): 2629-2632.

[27] TATSUMI K, IBUKI T, TANINO T. A chaotic particle swarm optimization exploiting a virtual quartic objective function based on the personal and global best solutions[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2013, 219(17): 8991-9011.

[28] 曹旺. MATLAB 智能优化算法: 从写代码到算法思想[M]. 北京: 北京大学出版社, 2021.

[29] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.

[30] 国家环境保护总局, 国家质量监督检验检疫总局. 地表水环境质量标准: GB 3838—2002[S]. 北京: 中国标准出版社, 2002.

[31] ZHOU Q, ZHOU Y. Wolf colony search algorithm based on leader strategy[J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(9): 2629-2632.

[32] 刘冬, 李帅, 付强, 等. 基于 KHA 优化 BP 神经网络的地下水水质综合评价方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(9): 275-284.

[33] 成玉宁, 王雪原. 拟自然化: 城市湖泊水环境治理的生态智慧与途径: 以南京玄武湖为例[J]. *中国园林*, 2021, 37(7): 19-24.

[34] 南京市生态环境局. 2022 年 5 月南京市区县级以上集中式生活饮用水水源水质状况报告[EB/OL]. http://www.nanjing.gov.cn/zdggk/202205/t20220526_3428993.html.

【责任编辑 李庆玲】