

朱沈涛, 杨帆, 柳杨, 等. 基于 FCLPSO 的水量水质模型参数反演方法研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(7): 54-66. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.07.005

ZHU Shentao, YANG Fan, LIU Yang, et al. Research on parameter inversion methods for water quantity and quality models based on FCLPSO[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(7): 54-66. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.07.005

# 基于 FCLPSO 的水量水质模型参数反演方法研究

朱沈涛<sup>1,2</sup>, 杨帆<sup>1,2</sup>, 柳杨<sup>1,2</sup>, 范子武<sup>1,2</sup>, 乌景秀<sup>1,2</sup>, 李子祥<sup>1,2</sup>

(1. 南京水利科学研究所, 江苏 南京 210029; 2. 水利部太湖流域水治理重点实验室, 江苏 南京 210029)

**摘要:**【目的】复杂河网水量水质模型中参数多、维数高, 模型参数反演难度大, 优化目标函数选取、单参数和多参数不同反演方式等对参数反演精度影响需开展深入分析。【方法】提出基于快速综合粒子群优化算法(Fast Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization, FCLPSO)的水量水质模型参数反演方法, 设计参数反演数值试验, 采用 LH-OAT 全局敏感性分析方法对 7 种模型性能评价指标进行目标函数优选, 并分析模型单参数和多参数反演结果并分析不同反演方式的差异性。【结果】结果显示:  $NSE^*$  作为目标函数敏感度最高; 不同类型参数均具有较高精度, 单参数反演平均相对误差(MRE)为 5.2%、变差系数(CV)为 7.2%, 多参数反演结果 MRE 为 13.5%、CV 为 14%; 多参数反演中水动力指标反演结果优于水质指标反演结果, 多参数“分层反演”方式优于“同时反演”方式。【结论】结果表明: 该模型参数反演方法具有较高的精度, 有助于提升复杂河网水量水质模型参数估计时效性与准确性, 为复杂河网数值模拟精度的提升提供了技术支撑。

**关键词:** 水量水质模型; 参数反演; 快速综合粒子群优化算法; 目标函数; 敏感性分析

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.07.005

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV143

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)07-0054-13



与作者互动  
扫描二维码

## Research on parameter inversion methods for water quantity and quality models based on FCLPSO

ZHU Shentao<sup>1,2</sup>, YANG Fan<sup>1,2</sup>, LIU Yang<sup>1,2</sup>, FAN Ziwu<sup>1,2</sup>, WU Jingxiu<sup>1,2</sup>, LI Zixiang<sup>1,2</sup>

(1. Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, Jiangsu, China; 2. Key Laboratory of Water Governance of the Taihu Lake Basin, Ministry of Water Resources, Nanjing 210029, Jiangsu, China)

**Abstract:** [Objective] Complex river network water quantity and quality models involve numerous parameters and high dimensionality, making parameter inversion challenging. An in-depth analysis is required to investigate how the selection of optimization objective functions and different single-parameter and multi-parameter inversion method affect the accuracy of parameter inversion. [Methods] A parameter inversion method for water quantity and quality models was proposed based on the Fast Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization (FCLPSO). Numerical experiments for parameter inversion were

收稿日期: 2024-06-30; 修回日期: 2024-09-12; 录用日期: 2024-09-14; 网络出版日期: 2024-12-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3202603); 广西科技重大专项项目(桂科 AA23062053); 江苏省水利科技项目(2023008); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项项目(Y124002)

作者简介: 朱沈涛(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事城市排水模型与内涝风险评估研究。E-mail: codsandman141@gmail.com

通信作者: 杨帆(1992—), 男, 工程师, 博士, 主要从事河网水文水动力模拟、工程调度优化研究。E-mail: yangfan@nhri.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

designed, and the LH-OAT global sensitivity analysis method was used to optimize the objective function for seven model performance evaluation indicators. Furthermore, the inversion result using single-parameter and multi-parameter inversion method were analyzed, and the differences between different inversion method were examined. [Results] The result showed that  $NSE^*$  had the highest sensitivity as the objective function. Parameters of different types achieved high accuracy, with the single-parameter inversion having a mean relative error ( $MRE$ ) of 5.2% and a coefficient of variation ( $CV$ ) of 7.2%. The multi-parameter inversion result had an  $MRE$  of 13.5% and a  $CV$  of 14%. In the multi-parameter inversion, the inversion result of hydrodynamic parameters were better than those of water quality parameters, and the multi-parameter “layered inversion” method outperformed the “simultaneous inversion” method. [Conclusion] The result indicate that the proposed model parameter inversion method achieves high accuracy. It can help improve the timeliness and accuracy of parameter estimation for complex river network water quantity and quality models, providing technical support for improving the accuracy of numerical simulation of complex river networks.

**Keywords:** water quantity and quality model; parameter inversion; fast comprehensive learning particle swarm optimization; objective function; sensitivity analysis

## 0 引言

水量水质模型在水资源配置、水环境改善、水工程调度、洪涝风险评估等领域应用广泛,模型参数的精准识别是其应用的前提与基础<sup>[1]</sup>。然而,模型参数反演是一个十分复杂和困难的问题,参数反演中常用的方法是人工试错法,其根据经验调整参数直到观测数据和模拟数据之间的差异可以接受为止。然而,这种通过手工进行模型参数反演的准确性主要取决于建模者的经验,并且费时费力<sup>[2]</sup>。参数反演是结合控制方程计算结果和观测信息确定模型参数的过程,其归属于识别类反问题。

由于反问题原则上可以转化为系统优化问题进行求解,因而采用优化方法求解模型参数引起了专家学者的关注<sup>[3]</sup>。吕小龙等<sup>[4]</sup>基于高斯-牛顿法构建组合式迭代更新反演模型,有效提升了水利工程结构参数反演的效率和精度。党晓婷等<sup>[5]</sup>通过拟牛顿(QN)、信赖域(TR)和单纯形(NM)三种优化算法进行一维水动力模型糙率的反演计算,结果表明优化算法可以显著提高收敛速度。MORADI等<sup>[6]</sup>采用人工大猩猩群算法优化马斯京根模型的决策变量和参数估计,在洪水演算方面有效提升了模型的计算精度。丁杰等<sup>[7]</sup>基于单纯形法研究新安江次洪模型的参数优化,提出了一套准确率较高的次洪模型参数单纯形法优化方案。于显亮等<sup>[8]</sup>提出基于动态规划算法的河道糙率反演模型,把糙率反演转化为糙率优化问题进行求解,结果表明该反演模型在大型河网糙率率定和水流模拟中具有良好的模拟精度。杨中华等<sup>[9]</sup>采用伴随同化法反演一维河流水质模型中纵向离散系数与污染源的源项问题,以河道上下游相邻断面的浓度关系和河道一维顺势污染源的解析为约束方程,反演结果表明该方

法较传统演算法具有更高的精度。

以往的研究大多使用基于梯度的优化算法来获得参数值,这些算法具有收敛速度快、计算稳定性好、搜索全局解效率高等优点。然而,传统优化方法的应用也受限于其对初始值依赖性强<sup>[10]</sup>、需要目标函数平滑连续、只能收敛于局部最优解等固有缺陷。近些年,诸如粒子群优化算法、遗传算法、退火算法等智能优化算法具有全局搜索性、对目标函数要求不高、适应性强等优势,已被广泛应用于多个研究领域<sup>[11-13]</sup>,并逐渐用于模型参数反演。彭杨等<sup>[14]</sup>提出了一种多策略改进的麻雀搜索算法以提高水质模型的参数反演精度,显著降低初选值对水质模型参数反演结果的影响。YANG等<sup>[15]</sup>提出基于PSO优化算法和水动力模型耦合的反演环状河网糙率参数方法,并成功应用于平原圩区河网糙率空间反演。王伟杰等<sup>[16]</sup>对植被化河道阻力系数进行分析,提出相对粗糙度和阻力长度是影响植被阻力系数的两个关键因子,利用遗传算法获得植被阻力系数的计算公式。张俊娜等<sup>[17]</sup>将改进的粒子群优化算法应用于BOD-DO水质模型进行参数求解,结果表明改进的粒子群算法可以有效地确定水质模型参数。刘洁等<sup>[18]</sup>基于多种群-自适应遗传算法,开展河流水质模型的断面流速、离散系数和污染物降解系数的多参数识别和估计,结果表明MPAGA算法的演算结果可显著提高河流水污染的预测精度。李大勇等<sup>[19]</sup>引入改进狼群算法探讨河道水流模拟糙率参数反问题求解,并对比改进狼群算法与基本狼群算法和混合加速遗传算法的求解精度,结果表明改进狼群算法有更优的搜索效率和求解精度,且在反演糙率参数上具有可行性和有效性。张宏洋等<sup>[20]</sup>将粒子群算法与云理论中的正向高斯云算法相

结合, 通过高斯云模型对陷入局部最优的粒子进行变异操作, 对紫坪铺面板堆石坝进行动力本构模型参数的敏感性分析。王军等<sup>[21]</sup>提出一种基于多策略融合改进的金豺优化算法(MGJO)应用于马斯京根模型参数的演算, 通过不同算法的寻优对比, 结果表明 MGJO 算法在寻优精度、收敛性能和稳定性有明显的优势。

基于智能优化算法的模型参数反演已取得了一定成果, 但河网水量水质模型中参数多、维数高, 模型参数反演难度大, 优化目标函数选取、单参数和多参数不同反演方式等对参数反演精度影响需开展深入分析。文章提出基于快速综合粒子群优化算法的水量水质模型参数反演方法, 采用 LH-OAT 全局敏感性分析方法结合参数反演数值试验, 对 7 种模型性能评价指标进行目标函数优选, 并分析了模型单参数和多参数反演结果并分析不同反演方式的差异性。

## 1 基于 FCLPSO 模型参数反演流程

### 1.1 模型参数反演框架

河网水量水质模型从数学角度可以描述为将  $n$  维输入转化成  $m$  维输出的算子  $\psi$ , 即

$$\begin{cases} \psi: D^n \mapsto D^m \\ ip^n \mapsto y_s^m = \psi(ip^n) \\ y_s(t) = f[ip(t), \mathbf{x}(t), p(t), t] \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $D^n$  和  $D^m$  分别为  $n$  和  $m$  维度空间;  $ip^n$  为水量水质模型的  $n$  维输入, 如上下游水位、流量、水质边界以及水利工程开度、流量等;  $y_s$  为水量水质模型的  $m$  维输出, 如不同位置处的水位或者流量; 算子  $\Psi$  为由  $ip(t)$ 、 $\mathbf{x}(t)$ 、 $p(t)$  以及  $t$  构成的  $f$  函数;  $\mathbf{x}$  为内部状态向量, 如每个计算断面的水位和流量;  $p$  为参数;  $t$  为时间。

假设参数  $p$  未知, 根据观测信息  $y_m$  与模型输出信息  $y_s$  误差最小化, 寻找参数  $p$  的过程即为参数反演: 即通过对自变量  $p$  的调整来达到因变量  $y_s$  模拟分布与观测值  $y_m$  分布相匹配的过程, 计算公式为

$$p = \text{Arg}[\min J(y_s, y_m)] \quad (2)$$

式中,  $J$  为代价函数, 用来度量模型输出结果  $y_s$  与观测值  $y_m$  的差异。

由此, 参数反演问题转化为在河网水量水质模型控制方程组约束下, 求解代价函数  $J$  最小化获取最优参数的过程, 则该参数对应的模型计算值和观测值拟合最好。即给定非空有

限集合  $S = \{P = [p_1, p_2, \dots, p_d] \mid p_i \in [l_i, u_i], 1 \leq i \leq d\}$  作为解空间,  $p_i$  为第  $i$  个待反演参数,  $l_i$  和  $u_i$  分别为参数  $p_i$  取值的上下限,  $d$  为待反演参数总维度。  $J: S \rightarrow R$  为目标函数, 在解空间  $S$  中找到使目标函数最小  $\min_{X \in S} J(X)$  的点, 参数反演流程框架如图 1 所示。提出的基于 FCLPSO 的水量水质模型参数反演方法, 将优化算法与水量水质模拟方法耦合, 对于每次反演过程中的迭代, 采用正演模型进行一次计算, 并通过优化算法计算目标函数的适应度值, 分析模型对于参数结构的响应, 优选出更合适的参数集。

### 1.2 FCLPSO 优化算法

基于优化理论的模型参数反演法对于优化算法性能具有较高要求, 反演计算总时长与计算次数即优化算法的性能相关, 即达到求解阈值所需适应度评价次数越少越具有优势。因此, 选取兼备高收敛精度和速度的智能优化算法十分重要。FCLPSO 算法<sup>[22]</sup>引入粒子学习概率、个体影响概率、群体影响概率三个属性, 表征每个粒子个体“与生俱来”的不同学习能力, 同时新增强化学习、粒子重生等策略, 提升算法收敛速度以及监测并跳出“伪收敛”状态。该算法与 6 种常用粒子群变体算法在 14 个标准测试函数性能测试结果显示, 在收敛性方面, FCLPSO 算法排名第一的次数为 7 次、排名第二的次数为 2 次, 最终综合排名第一; 在鲁棒性方面, FCLPSO 算法成功率排名第一, 平均值为 94.3%, 14 个测试函数中最低成功率为 73.3%; 达到阈值所需适应度评价次数最少, 较其他算法评价次数少一半。FCLPSO 算法在收敛精度、收敛速度和鲁棒性方面排名综合第一, 处理复杂

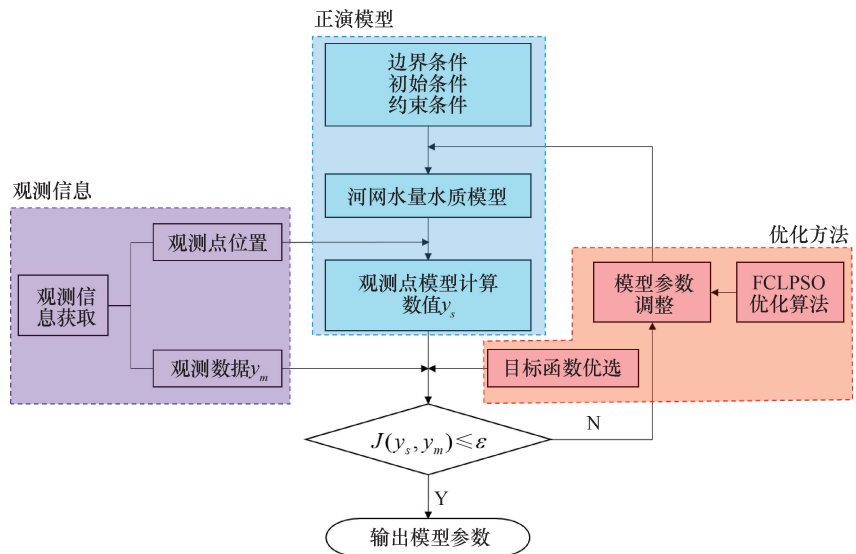


图 1 模型参数反演流程框架

Fig. 1 Framework of model parameter inversion process

多峰问题具有收敛精度高、收敛速度快和鲁棒性强等优势, 可为工程应用中复杂优化问题求解提供重要手段。

FCLPSO 算法中更新粒子速度和位置公式为

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega \times v_{i,d}^k + Ppc_i \times C_1 \times R_{1,i,d}^k \times (x_{pbest,f_i(d)}^k - x_{i,d}^k) + Gpc_i \times C_2 \times R_{2,i,d}^k \times (x_{Gbest,d}^k - x_{i,d}^k) \quad (3)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (4)$$

$$Lpc_i = 0.05 + 0.45 \left[ \exp\left(\frac{10(i-1)}{num\_particle - 1}\right) - 1 \right] / [\exp(10) - 1] \quad (5)$$

$$Gpc_i = 0.00 + 1.00 \left[ \exp\left(\frac{10(i-1)}{num\_particle - 1}\right) - 1 \right] / [\exp(10) - 1] \quad (6)$$

$$Ppc_i = 1.0 - Gpc_i \quad (7)$$

式中,  $x_{i,d}^k$  和  $v_{i,d}^k$  分别为第  $i$  个粒子在第  $k$  代  $d$  维度的位置和速度;  $R_{1,i,d}^k$  和  $R_{2,i,d}^k$  分别为第  $i$  个粒子在第  $k$  代  $d$  维度在  $[0, 1]$  区间内的随机数;  $\omega$  为惯性权重系数, 表示前一代粒子速度对本代粒子速度的贡献度, 采用线性递减惯性权重, 变化区间为  $0.99 \sim 0.20$ ;  $C_1$  为自学习因子, 采用线性递减因子, 变化区间为  $2.5 \sim 0.5$ , 用于提升早期探索阶段粒子多样性;  $C_2$  为社会学习因子, 采用线性递增因子, 变化区间为  $0.5 \sim 2.5$ , 用于提升群体后期探索能力;  $f_i = [f_i(1), f_i(2), \dots, f_i(D)]$  定义为粒子  $i$  所跟随的粒子个体最优,  $x_{pbest,f_i(d)}^k$  为第  $k$  代中  $i$  粒子个体最优  $d$  维度位置;  $x_{Gbest,d}^k$  为第  $k$  代中群体最优  $d$  维度位置;  $Lpc_i$ 、 $Gpc_i$  和  $Ppc_i$  分别为  $i$  粒子的学习概率、个体影响概率和群体影响概率;  $num\_particle$  为种群粒子数量。  $Lpc_i$  用于确定粒子各维度引导者计算  $x_{pbest,f_i(d)}^k$ , 对于粒子  $i$  的每一个维度, 如果生成随机数大于  $Lpc_i$ , 则选择粒子本身个体最优的相应维度进行学习, 否则选择其他粒子的个体最优进行学习。

在算法中, 群体中的每个粒子代表待优化问题的一个潜在解, 这些粒子通过“群体”和“个体”的最优位置不断调整飞行方向来寻找问题的最优解<sup>[23]</sup>。粒子是基本的组成单位, 每个粒子位置代表解空间中一个潜在解<sup>[24]</sup>。如在水量水质模型参数反演中, 每个粒子代表一组参数反演值。假设水量水质模型待反演参数数量为  $D$ , 当前迭代次数为  $k$ , 则粒子群中第  $i$  个粒子第  $k$  代在解空间中的位置可表示为  $X_i^k = [x_{i,1}^k, x_{i,2}^k, \dots, x_{i,d}^k, \dots, x_{i,D}^k]$ , 其中  $x_{i,d}^k$  表示第  $i$  个粒子在第  $k$  代中第  $d$  个参数取值。每个粒子速度表示第  $k$  代中粒子位置变化到  $k+1$  代中粒子位置的变化值。

## 2 参数反演数值试验

原则上, 模型参数反演计算中实测数据应当采用现场实际观测数据。然而, 现场实际观测数据往往存在观测误差、观测站类型和数量少、观测数据信息量少等问题。为了避免现场实际观测数据给模型参数反演的理论分析和系统研究带来影响, 选取数值试验方法, 即预先设定水量水质模型准确参数, 并利用该“真值”进行水量水质模型模拟计算, 获取多个观测站的模拟变量作为观测数据。再假设模型参数未知, 通过基于 FCLPSO 模型参数智能反演方法对参数进行反演, 并与“真值”进行对比分析。

### 2.1 水量水质模型构建

数值试验河网模型拓扑结构由 8 个河段相交构成, 如图 2(a) 所示: 河段 1(主流, 3 km)、河段 2(主流, 3 km)、河段 3(主流, 4 km)、河段 4(主流, 3 km)、河段 5(支流, 4.8 km)、河段 6(支流, 3 km)、河段 7(支流, 5 km)、河段 8(支流-断头浜, 2 km)。假设在每个河段中间均设有一个观测站(Observe Station, OS), 并且每个观测站均能提供详尽准确的观测信息, 观测信息包括水位、流量以及水质时间序列数据。此外河网中包含两座堰(W1 和 W2), W1 位于河段 2 与河段 3 交汇处, W2 位于河道 7 与河道 4 交汇处, 堰宽均为 30 m, 堰顶高程均为 1 m。该河网中所有河道断面均采用图 2(b) 所示等腰梯形断面, 底宽 20 m, 底高 0 m, 边坡 1:1, 堤防高程 6 m。一维水动力模型控制方程为圣维南方程组, 河网水质模型控制方程为带源一维对流扩散方程, 采用 Preissmann 加权四点隐式格式有限差分方法对控制方程进行离散求解<sup>[25]</sup>。

(1) 边界条件。假设该河网中水流以及污染物从河段 1 流入从河段 4 流出, 河段 1 上游流量以及污染物浓度边界采用综合过程线函数

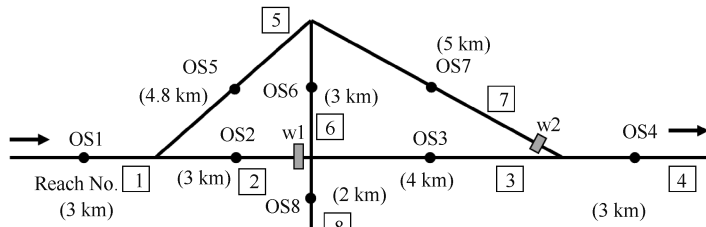
$$f(t) = f_b + (f_p - f_b) \left[ \frac{t}{t_p} - \exp\left(1 - \frac{t}{t_p}\right) \right]^\beta \quad (8)$$

式中,  $f_b$  为基准流量或者基准污染物浓度;  $f_p$  为峰值流量或峰值污染物浓度;  $t_p$  为对应的峰值时刻;  $\beta$  为常数。

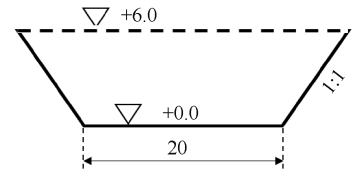
流量和污染物浓度过程线参数和曲线图如表 1 所列、图 3 所示。河段 4 下游采用恒定水位边界, 水位为 3.0 m。

(2) 初始条件。采用恒定流(上游下游分别对应流量和水位边界初始值)计算出河网沿程水位和流量, 假设河道初始污染物浓度为 0.0 mg/L。

(3) 计算参数。模型计算模拟时长 48 h, 最大



(a) 河网拓扑结构与观测点



(b) 河道断面参数(单位:m)

图2 河网拓扑结构及断面参数

Fig. 2 River network topology and cross-section parameters

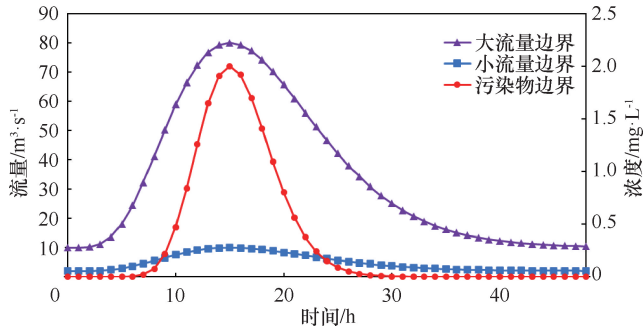


图3 模型流量与污染物边界条件

Fig. 3 Boundary conditions for model flow and pollutants

表1 流量与污染物浓度过程线参数

Table 1 Parameters of flow and pollutant concentration hydrographs

边界	$f_b$	$f_p$	$t_p$	$\beta$
大流量边界	10.0 m <sup>3</sup> /s	80.0 m <sup>3</sup> /s	15 h	5
小流量边界	2.0 m <sup>3</sup> /s	10.0 m <sup>3</sup> /s	15 h	5
污染物边界	0.0 mg/L	2.0 mg/L	15 h	20

计算步长 60 s, 最大空间步长 100 m。

(4) 优化算法参数。种群粒子数量 20, 惯性权重系数  $\omega$  采用 0.99 至 0.20 线性递减, 学习因子  $C_1$  采用 2.5 至 0.5 线性递减、 $C_2$  采用 0.5 至 2.5 线性递增, 最大迭代次数设置 500, 引导者刷新阈值设置 5, 启动初始化阈值设置 0.01, 空间距离阈值设置 0.5, 强化学习次数设置 19、粒子学习概率、个体影响概率、群体影响概率分别根据公式(5)一式(7)计算。

表2 河网水量水质模型参数“真值”

Table 2 “True values” of parameters for river network water quantity and quality models

模型类型	参数名称	物理意义	参数符号	取值范围	“真值”
一维水力模型	过流系数	反映水利工程过流能力	$[m_1, m_2]$	[0.1, 1.0]	[0.40, 0.80]
	曼宁糙率系数	反映水流通过河道时的摩擦阻力	$[n_1, n_2, n_3, n_4, n_5, n_6, n_7, n_8]$	[0.010, 0.100]	[0.01, 0.04, 0.02, 0.03, 0.01, 0.05, 0.03, 0.06]
水质模型	扩散系数/m <sup>2</sup> ·s <sup>-1</sup>	反映河流混合输移特性	$[E_{d1}, E_{d2}, E_{d3}, E_{d4}, E_{d5}, E_{d6}, E_{d7}, E_{d8}]$	[10, 100]	[20, 60, 35, 45, 15, 85, 40, 95]

## 2.2 反演参数“真值”设置

选取上述模型中堰过流系数、河道糙率、扩散系数三类参数进行反演。过流系数反映水利工程过流能力; 曼宁糙率系数是一个对流量以及水位有重要影响的无量纲参数<sup>[26-27]</sup>, 反映水流通过明渠时摩擦阻力<sup>[28]</sup>; 扩散系数反映河流混合输移特性, 是河流中质量运输的重要参数<sup>[29]</sup>。为了测试所提参数识别方法的有效性, 将待反演参数“真值”的取值范围进行扩大来增加难度, 数值试验模型中待反演参数“真值”设置如表2所列。

## 2.3 目标函数敏感性分析方法

研究认为目标函数的选取直接影响参数反演的效率和精度<sup>[30-31]</sup>。模型性能评估指标可以用作目标函数, 常用于模型参数反演目标函数的指标包括: 平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、相对绝对误差(RAE)、均方相对误差(MSRE)、纳什效率系数(NSE)、决定系数( $R^2$ )、Pearson 相关系数( $r$ )等。GRIENSVEN<sup>[32]</sup>提出的 LH-OAT 方法, 结合了拉丁超立方抽样方法的鲁棒性和单参数分析法的精确性, 确保整个参数范围内每次模型运行中输出的变化可以明确地归因于发生变化的参数。选取表2中三类共18个待反演参数以及其取值范围, 并结合 LH-OAT 方法对上述7个目标函数开展敏感性分析。由于 NSE、 $r$  和  $R^2$  三个参数最优值为取值范围的最大值, 采用 1 减去其值转化为最小值最优, 分别记为  $NSE^*$ 、 $r^*$ 、 $R^{2*}$ 。

步骤 1: 模型参数组  $e = \{e_i\} (i = 1, 2, \dots, P_s, P_s \text{ 为参数个数, 文中 } P_s = 18)$  中每个参数取值空间等分为  $N_s$  层(文中选取  $N_s = 9$ ), 并在该参数的分布空间内生成条件随机值(该参数在每层中仅出现一次)。

$$S_g^{i \rightarrow j} = \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} \frac{M(e_{1,k}, \dots, e_{i,k} + \Delta e_i, \dots, e_{P_s,k})_g^j - M(e_{1,k}, \dots, e_{i,k}, \dots, e_{P_s,k})_g^j}{\frac{[M(e_{1,k}, \dots, e_{i,k} + \Delta e_i, \dots, e_{P_s,k})_g^j - M(e_{1,k}, \dots, e_{i,k}, \dots, e_{P_s,k})_g^j]/2}{\Delta e_i}} \quad (9)$$

式中,  $S_g^{i \rightarrow j}$  为参数  $i$  对观测站  $g$  上水动力水质变量  $j$  的敏感度, 文中水动力水质变量包括水位、流量和污染物三个变量;  $M(\cdot)_g^j$  为目标函数在  $g$  观测站位置处  $j$  指标变量的计算值;  $\Delta e_i$  为参数  $e_{i,k}$  的微小变化量;

步骤 4: 针对各参数  $j$  统计敏感度在空间上  $S^{i \rightarrow j}$  的平均值, 并按照表 3 对参数敏感度进行分类。

表 3 参数敏感度分类标准

Table 3 Classification criteria for parameter sensitivity

分类等级	敏感度划分范围	敏感分类	色阶
1	$0.00 \leq S < 0.05$	不敏感	
2	$0.05 \leq S < 0.20$	一般敏感	
3	$0.20 \leq S < 1.00$	敏感	
4	$S \geq 1.00$	极敏感	

## 2.4 参数反演方案设置

参数反演方案设置单参数和多参数两类方案。

(1) 单参数反演: 选取河道曼宁糙率(8 维度)为待反演参数, 观测数据选取 8 个观测站的水位+流量数据。

(2) 多参数反演: 选取堰过流系数(2 维度)、河道曼宁糙率(8 维度)和扩散系数(8 维度)为待反演参数, 观测数据选取 8 个观测站的水位+流量+水质数据; 反演参数“真值”(见表 2)。其中, 多参数反演又设置水动力水质参数同时反演、水动力参数+水质参数分层反演两种方式, 如图 4 所示。

两类模型参数反演方案各独立平行运行 5 次, 记录所有方案每次的优化结果进行性能分析。参数反演效果评价的重点是检验反演结果的准确性和稳定性, 选用平均相对误差(MRE)和变差系数(CV), 分别作为准确性和稳定性评价指标, 即

$$MRE = \frac{1}{N} \frac{|p_i - p^*|}{p^*} \times 100\% \quad (10)$$

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \quad (11)$$

步骤 2: 对所有参数分布空间生成的随机值进行随机组合, 生成  $N_s$  个 LH 参数组。

步骤 3: 对每组 LH 参数组中的  $P_s$  个参数进行  $\Delta e_i$  微小扰动, 并根据公式(9)计算出对应的敏感度。

$$\mu = \sum_{i=1}^N \frac{p_i}{N}, \quad (12)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N (p_i - \mu)^2 / N} \quad (13)$$

式中,  $N$  为独立平行试验次数;  $p_i$  为第  $i$  次平行试验反演参数值;  $p^*$  为待反演参数真值。

## 3 数值试验结果分析

### 3.1 敏感性分析

不同目标函数下不同类型参数累计敏感度如图 5 所示, 在 7 个目标函数中,  $NSE^*$ 、 $r^*$ 、 $R^{2*}$  三个目标函数累计敏感度较高, 其中  $NSE^*$  对应敏感度最高, 敏感度越高越有利于参数识别, 因此选取  $NSE^*$  作为目标函数。从图 5 可以看出水位站和流量站的测量数据对于模型参数的累计敏感度相差不大, 水质站测量数据对于模型参数累计敏感度最高, 这是因为在水量水质模型中, 水质参数的改变不会影响水动力(水位、流量)的变化, 而水动力参数改变会影响水质数据的变化。

以  $NSE^*$  为目标函数时, 不同流量边界下不同模型参数与观测站数据对应的敏感度分布如表 4、表 5 所列。从表中可以直观看出水质参数的改变只对水质站数据产生影响, 换言之, 只有水质站的观测数据才能对水质参数的反演提供有用信息。表 4 和表 5 中敏感度, 按照模型参数累计求和结果如图 6 所示, 图中水动力参数整体敏感度要高于水质参数敏感度, 不同流量边界对于水动力参数敏感度改变不大, 对于水质扩散系数敏感度有较大影响。因为在大流量边界下, 对流占主导作用, 扩散的影响减弱; 当流量降低时, 扩散的影响程度不断提升。文中位于河网下游的糙率敏感度要高于上游敏感度, 因为算例模型下游糙率改变后会对整个河网水影响程度, 要高于上游糙率改变对整个河网影响程度。此外, 从图中可以看出断头浜河段 8 的水动力和水质参数的敏感度均为最小, 即

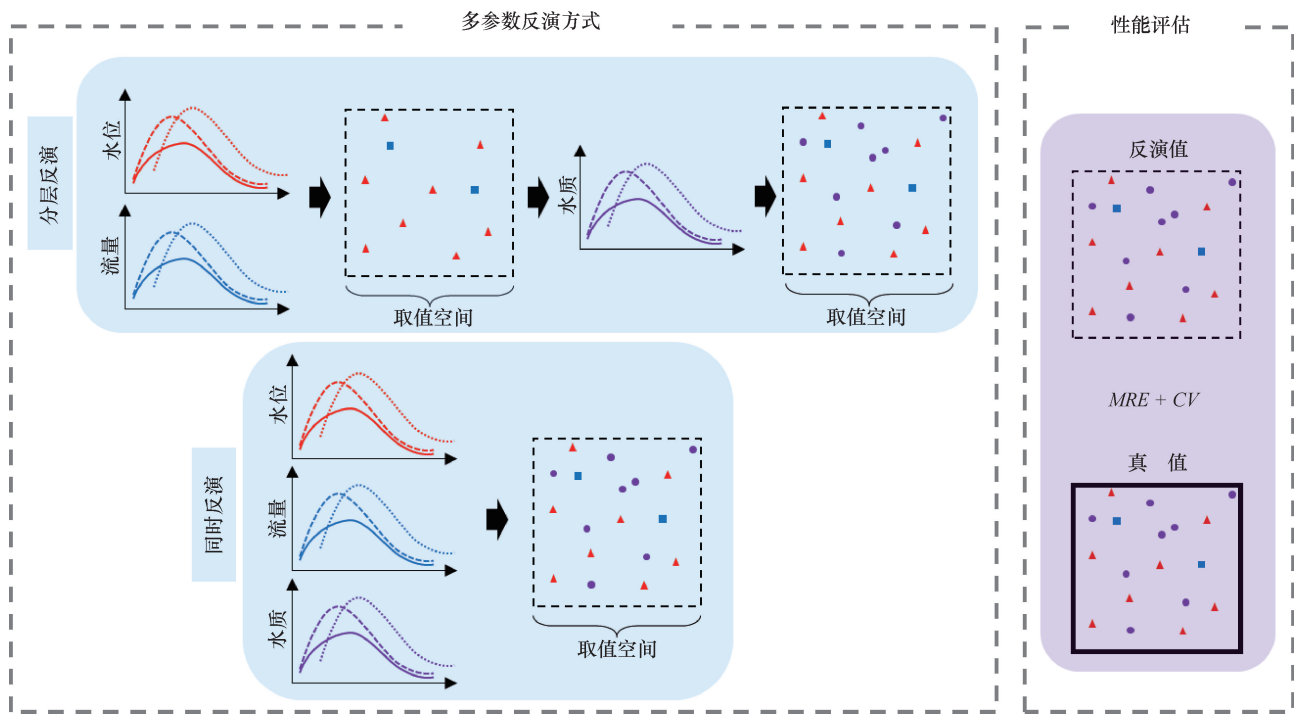


图 4 多参数两类反演方式示意

Fig. 4 Schematic diagram of two types of multi-parameter inversion methods

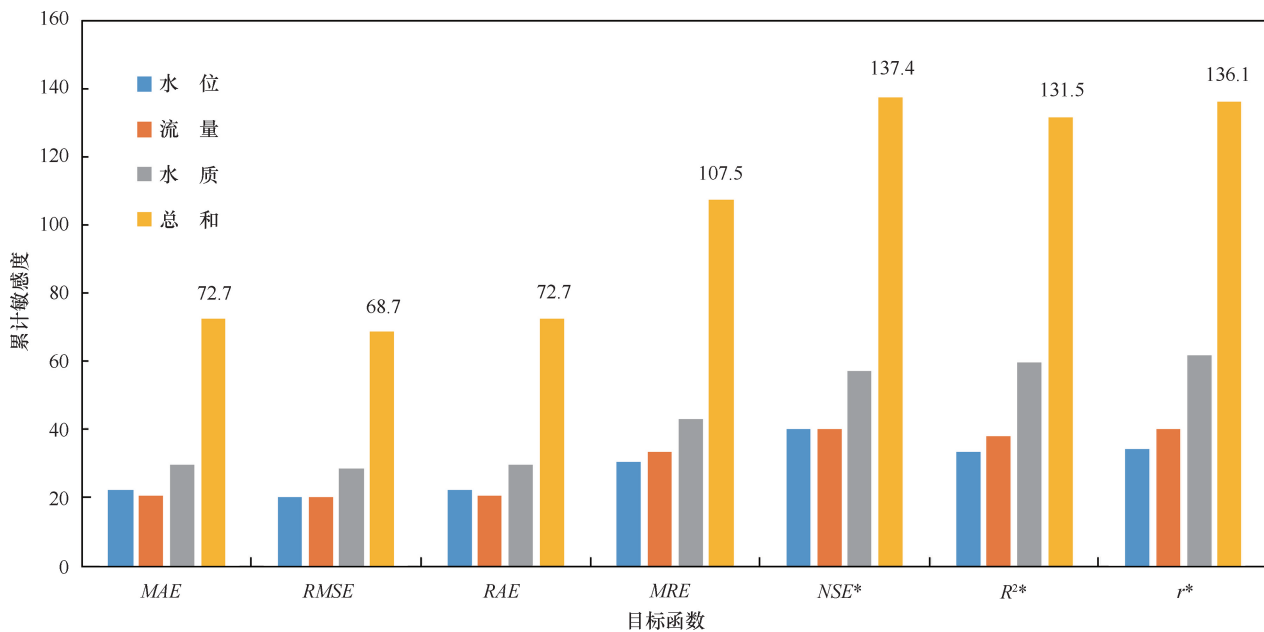


图 5 不同目标函数下不同类型参数累计敏感度

Fig. 5 Cumulative sensitivity of different types of parameters under different objective functions

断头浜对应的模型参数的反演难度最大、不确定性最高。

### 3.2 单参数反演结果分析

单参数 5 次平行反演结果及效果评价指标值, 如表 6 所列。参数反演结果准确性较高, *MRE* 整体处于 0%~5.1% 水平, 河段 1 与河段 4 的糙率反演结果的 *MRE* 达到 0% 和 0.27%, 断头浜河段 8 反演结果误

差较大, *MRE* 达到 23.93%; 参数反演结果稳定性较高, *CV* 整体处于 0%~6.46% 水平, 河段 1 与河段 4 的反演结果的稳定性最高, *CV* 只有 0% 和 0.33%, 断头浜河段 8 反演结果稳定性最差, *CV* 达到 35.22%。反演过程中参数的变化如图 7 所示, 在参数反演初期, 参数反演值变幅较大, 随着迭代次数增加, 反演值变幅不断减小。

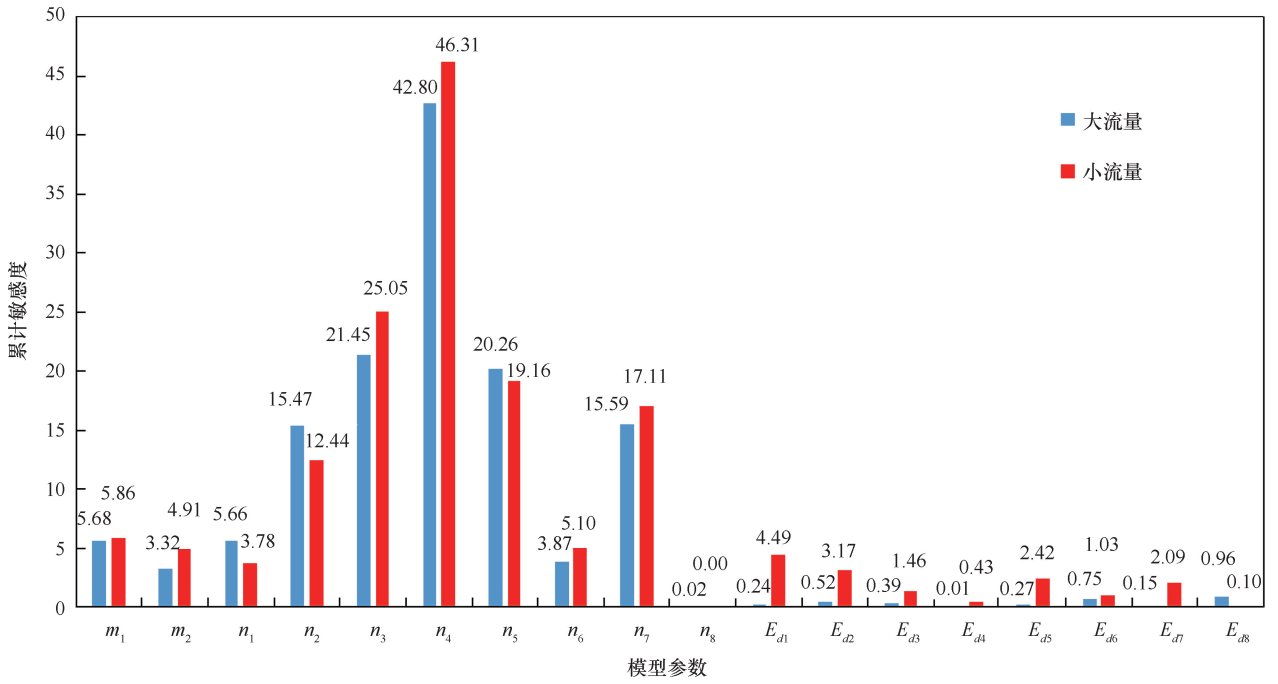


图 6 不同流量边界下模型参数累计敏感度

Fig. 6 Cumulative sensitivity of model parameters under different flow boundary conditions

表 4  $NSE^*$  目标函数下参数敏感度分布 (大流量  $10 \text{ m}^3/\text{s}$ )Table 4 Parameter sensitivity distributions under  $NSE^*$  objective function (high flow rate  $10 \text{ m}^3/\text{s}$ )

模型参数	水位站								流量站								水质站							
	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8
$m_1$	0.06	0.15	0.00	0.00	0.07	0.01	0.01	0.01	0.06	0.62	0.09	0.05	0.59	0.60	0.07	0.04	0.07	0.67	0.48	0.28	0.36	0.90	0.35	0.15
$m_2$	0.06	0.09	0.08	0.01	0.11	0.12	0.25	0.11	0.03	0.04	0.31	0.10	0.04	0.25	0.38	0.08	0.04	0.09	0.33	0.11	0.07	0.35	0.16	0.09
$n_1$	0.83	0.01	0.03	0.03	0.02	0.07	0.04	0.06	1.04	0.01	0.05	0.28	0.03	0.03	0.04	0.16	1.10	0.76	0.20	0.12	0.30	0.10	0.11	0.22
$n_2$	0.16	0.32	0.06	0.02	0.40	0.03	0.09	0.17	0.11	1.50	0.21	0.21	1.34	1.75	0.18	0.18	0.14	2.13	1.81	0.63	0.76	1.98	0.91	0.38
$n_3$	0.41	0.66	0.88	0.05	0.66	1.13	0.78	1.36	0.28	0.26	1.86	0.61	0.22	1.99	2.06	0.75	0.32	0.75	1.86	0.85	0.37	2.41	0.51	0.41
$n_4$	1.26	2.36	3.96	4.71	2.54	3.54	3.86	3.64	0.58	0.16	0.65	2.25	0.08	0.26	0.44	2.09	0.80	1.99	1.85	1.90	0.88	1.57	1.10	0.31
$n_5$	0.20	0.43	0.04	0.02	0.35	0.15	0.13	0.07	0.16	1.93	0.25	0.19	1.73	2.16	0.25	0.11	0.19	1.99	2.10	1.05	1.45	3.25	1.31	0.78
$n_6$	0.01	0.01	0.04	0.00	0.04	0.06	0.09	0.08	0.01	0.28	0.26	0.02	0.26	0.75	0.23	0.05	0.01	0.30	0.21	0.13	0.13	0.55	0.15	0.21
$n_7$	0.29	0.40	0.45	0.03	0.46	0.67	0.47	0.54	0.21	0.22	1.32	0.37	0.24	2.02	1.63	0.37	0.24	0.25	0.76	0.79	0.40	1.87	1.29	0.32
$n_8$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01
$E_{d1}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.07	0.02	0.02	0.03	0.02	0.01	0.02
$E_{d2}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.10	0.06	0.00	0.02	0.00	0.13
$E_{d3}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.09	0.09	0.06	0.04	0.03	0.02	0.03
$E_{d4}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
$E_{d5}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.06	0.08	0.04	0.07	0.01
$E_{d6}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.09	0.00	0.46	0.02	0.10
$E_{d7}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00
$E_{d8}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.95

除断头浜阶段 8 外, 其他河段糙率在反演过程中收敛于“真值”趋势明显, 基本在 200 次迭代左右接近于“真值”, 表明文章所提的反演方法可以对模型参数进行识别, 并且选用的 FCLPSO 优化算法具有高收敛速度和精度。此外, 结合图 6 中模型参数敏感性, 可以看出参数敏感性较高河段的反演值更为准确

和稳定, 如河段 4 糙率的累计敏感度为 42.8, 参数敏感性较低河段的反演值偏差和稳定性均较差, 如河段 8 糙率的累计敏感度仅为 0.02, 后续可以进一步开展低敏感度参数高精度识别研究。

### 3.3 多参数反演结果分析

多参数两种反演方式 5 次独立反演统计结果, 如

表 5  $NSE^*$  目标函数下参数敏感度分布(小流量  $2 \text{ m}^3/\text{s}$ )Table 5 Parameter sensitivity distributions under  $NSE^*$  objective function (low flow rate  $2 \text{ m}^3/\text{s}$ )

模型 参数	水位站								流量站								水质站							
	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	OS6	OS7	OS8
$m_1$	0.07	0.17	0.01	0.00	0.08	0.01	0.02	0.01	0.04	0.68	0.08	0.04	0.69	0.76	0.10	0.01	0.01	0.38	0.84	0.41	0.14	0.72	0.40	0.20
$m_2$	0.08	0.13	0.11	0.00	0.15	0.19	0.36	0.16	0.05	0.07	0.59	0.11	0.08	0.51	0.71	0.11	0.00	0.04	0.24	0.54	0.01	0.42	0.20	0.03
$n_1$	1.15	0.01	0.01	0.01	0.01	0.03	0.01	0.03	1.39	0.01	0.04	0.47	0.01	0.01	0.03	0.07	0.20	0.03	0.01	0.04	0.01	0.01	0.02	0.18
$n_2$	0.22	0.36	0.05	0.00	0.47	0.11	0.13	0.14	0.18	1.29	0.20	0.24	1.24	1.50	0.20	0.16	0.06	0.81	1.20	1.01	0.36	1.18	0.96	0.35
$n_3$	0.56	0.85	1.04	0.02	0.86	1.58	0.97	1.87	0.45	0.30	2.94	0.74	0.33	2.34	3.63	1.45	0.02	0.23	0.89	1.56	0.05	1.65	0.57	0.15
$n_4$	1.79	3.04	4.92	5.60	3.28	5.03	4.94	5.08	1.27	0.10	0.67	2.83	0.13	0.11	0.39	4.08	0.39	0.14	0.06	0.46	0.06	0.17	0.06	1.67
$n_5$	0.28	0.52	0.05	0.00	0.42	0.16	0.15	0.11	0.22	2.02	0.28	0.23	2.00	2.33	0.29	0.06	0.04	1.26	2.06	1.61	0.58	2.14	1.47	0.88
$n_6$	0.02	0.02	0.05	0.00	0.06	0.11	0.13	0.11	0.01	0.42	0.30	0.02	0.44	1.26	0.36	0.09	0.00	0.27	0.56	0.17	0.06	0.41	0.16	0.08
$n_7$	0.38	0.50	0.52	0.02	0.57	0.86	0.51	0.69	0.33	0.35	1.95	0.47	0.38	2.36	2.63	0.62	0.01	0.23	0.87	1.22	0.05	0.95	0.51	0.14
$n_8$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$E_{d1}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.20	0.43	0.16	0.46	0.38	0.12	0.16	0.58
$E_{d2}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.54	0.64	0.00	0.07	0.01	1.01
$E_{d3}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.52	0.90	0.00	0.01	0.02	0.00
$E_{d4}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43	0.00	0.00	0.00	0.00
$E_{d5}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.61	0.68	0.29	0.69	0.00
$E_{d6}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.03	0.00	0.76	0.02	0.00
$E_{d7}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.04	0.00	0.00	1.05	0.00
$E_{d8}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10

表 6 单参数反演结果

Table 6 Single-parameter inversion results

参数 名称	参数 “真值”	参数反演值					平均值	标准差	CV	MRE
		第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次				
$n_1$	0.01	0.010 0	0.010 0	0.010 0	0.010 0	0.010 0	0.010 0	0.000 0	0.00	0.00
$n_2$	0.04	0.040 7	0.043 4	0.043 7	0.041 6	0.039 2	0.041 7	0.001 7	4.03	5.10
$n_3$	0.02	0.020 6	0.019 6	0.021 3	0.019 8	0.020 4	0.020 3	0.000 6	2.98	2.90
$n_4$	0.03	0.029 8	0.030 0	0.029 8	0.030 0	0.030 0	0.029 9	0.000 1	0.33	0.27
$n_5$	0.01	0.010 0	0.011 7	0.010 0	0.010 6	0.010 0	0.010 5	0.000 7	6.33	4.60
$n_6$	0.05	0.050 7	0.050 1	0.047 2	0.050 4	0.049 2	0.049 5	0.001 3	2.55	1.92
$n_7$	0.03	0.030 8	0.029 8	0.025 5	0.029 8	0.030 1	0.029 2	0.001 9	6.46	3.87
$n_8$	0.06	0.070 8	0.018 1	0.063 0	0.053 3	0.050 6	0.051 2	0.018 0	35.22	23.93

表 7 所列。相比于单参数反演结果,多参数反演结果平均相对误差  $MRE$  和变差系数  $CV$  均有所增加,但反演结果整体精度较高。多参数“同时反演”时平均  $MRE$  达到 32.2%,而两者“分层反演”时平均  $MRE$  可降低至 13.5%。但“同时反演”和“分层反演”结果的变差系数  $CV$  相差不大,其平均值分别为 15.9%和 14.0%,表明文章所提的模型反演方法稳定性较高。

从反演参数类型看,两种反演方式的结果均表现出水动力指标反演结果优于水质指标反演结果。水动力指标平均  $MRE$  为 9.76% (“同时反演”为 9.52%,“分层反演”为 10.0%),水质指标平均  $MRE$  为 39.12% (“同时反演”为 60.44%,“分层反演”为 17.8%),其中 1 号河段的水质指标反演精度较差,其原因为河网引水口处水质主要受到来水水质影响,

水质参数对水质影响较小。水动力指标平均  $CV$  为 9.77% (“同时反演”为 9.26%,“分层反演”为 10.28%),水质指标平均  $CV$  为 21.46% (“同时反演”为 24.26%,“分层反演”为 18.66%)。

在相同边界条件下,多参数“同时反演”和“分层反演”两种方式反演结果对比,如图 8 所示。就水动力参数而言,两种反演方式下  $CV$  和  $MRE$  两种指标处于 1:1 线附近,表明两种方式无明显差异性;但对于水质参数而言,两种反演方式的差异性较大,“同时反演”结果的平均相对误差  $MRE$  显著高于“分层反演”结果的  $MRE$ 。其原因可能为采用“同时反演”方式时,由图 6 可知算例中水质指标敏感度低于水动力指标敏感度,两者同时一起反演时,目标函数更加偏向于敏感度高的参数,使得在有限的迭代次数中,敏感度较低的水质参数反演偏差较大。

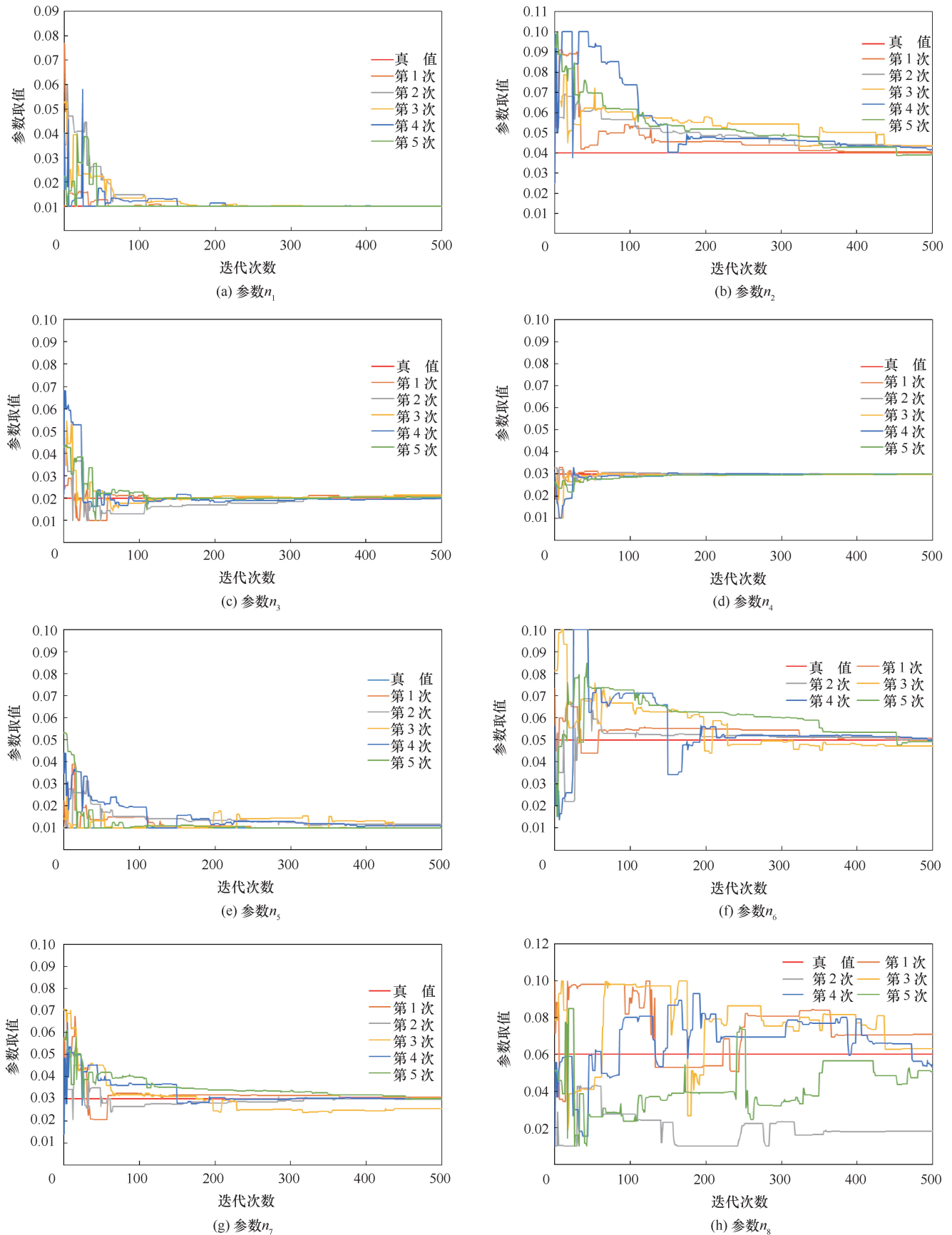


图 7 单参数反演迭代过程

Fig. 7 Iterative process of single-parameter inversion

表 7 多参数反演结果

Table 7 Multi-parameter inversion results

参数名称	参数“真值”	同时反演				分层反演			
		平均值	标准差	CV	MRE	平均值	标准差	CV	MRE
$m_1$	0.4	0.473	0.069	14.53	20.20	0.484	0.104	21.38	24.90
$m_2$	0.8	0.701	0.051	7.28	12.39	0.834	0.049	5.92	5.77
$n_1$	0.01	0.010	0.000	0.80	0.40	0.010	0.000	3.15	1.60
$n_2$	0.04	0.043	0.003	7.83	11.80	0.045	0.005	10.88	16.05
$n_3$	0.02	0.021	0.000	1.96	2.80	0.020	0.001	3.78	3.20
$n_4$	0.03	0.030	0.000	0.30	0.33	0.030	0.000	0.42	0.47
$n_5$	0.01	0.011	0.001	9.39	10.00	0.011	0.001	8.19	8.60
$n_6$	0.05	0.048	0.002	4.47	4.04	0.051	0.002	3.90	3.20
$n_7$	0.03	0.029	0.001	3.22	3.27	0.031	0.001	3.33	3.67
$n_8$	0.06	0.051	0.022	42.86	29.97	0.053	0.022	41.82	32.53
$E_{d1}$	20	58.916	32.103	54.49	194.58	24.714	7.717	31.23	41.87
$E_{d2}$	60	52.850	3.479	6.58	11.92	60.985	1.936	3.17	3.03
$E_{d3}$	35	61.557	14.572	23.67	76.25	33.418	3.211	9.61	9.08
$E_{d4}$	45	50.537	15.559	30.79	32.58	48.978	23.359	47.69	42.29
$E_{d5}$	15	34.751	15.022	43.23	131.67	14.224	7.001	49.22	39.89
$E_{d6}$	85	78.282	2.857	3.65	7.90	84.755	1.593	1.88	1.44
$E_{d7}$	40	39.040	11.700	29.97	27.01	39.694	2.434	6.13	4.44
$E_{d8}$	95	96.521	1.628	1.69	1.60	94.927	0.345	0.36	0.32
累计值		473.9	97.1	286.7	578.7	403.3	47.8	252.1	242.3
平均值		26.3	5.4	15.9	32.2	22.4	2.7	14.0	13.5

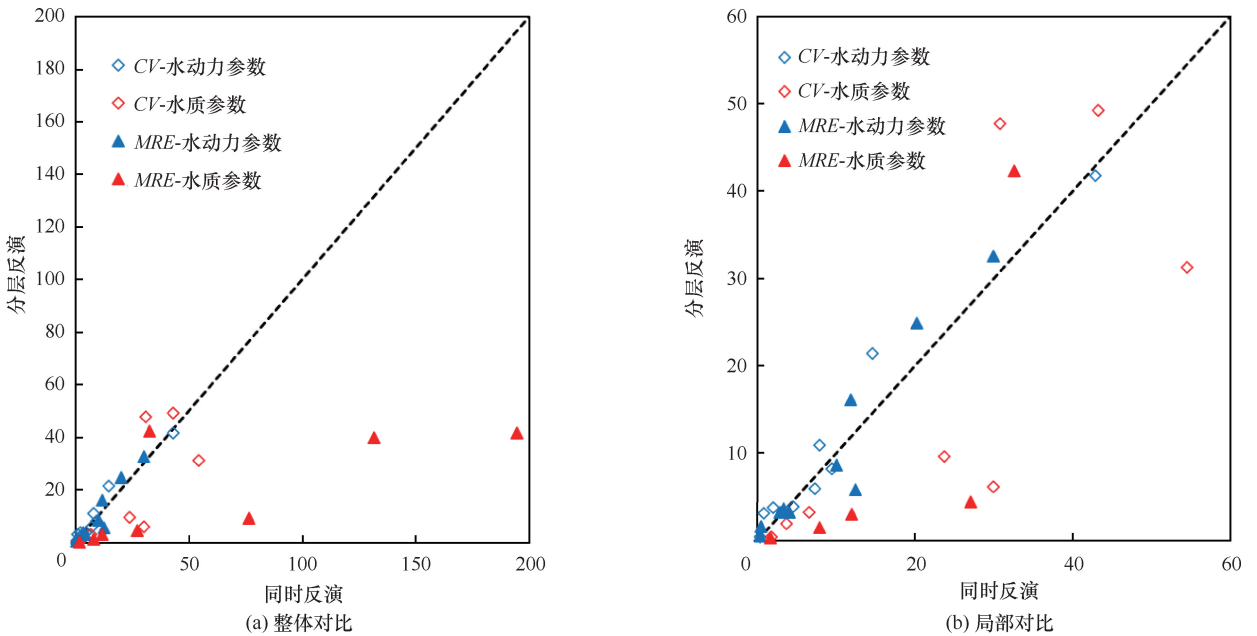


图 8 多参数两种反演方式结果对比

Fig. 8 Comparison of results using two multi-parameter inversion methods

就水动力参数反演结果的  $MRE$  而言,“同时反演”(平均值 9.26%)要优于“分层反演”(平均值 10.28%)反向证明了上述观点。值得注意的是,模型参数反演结果的准确性与算法求解精度以及参数本身敏感度有关,而参数的敏感度除了与目标函数、模型结构有关外,还受到边界条件的影响,如表 4 和表 5 所列。多参数“分层反演”方式为针对不同模型参

数,选取不同的边界条件反演提供了可能,有利于提高不同类型模型参数的综合反演精度。

## 4 结果讨论

试验结果表明基于 FCLPSO 的水量水质模型参数反演方法准确性高、稳定性高、速度快。单参数河段糙率反演结果显示,  $MRE$  整体处于 0%~5.1% 水平,

CV整体处于0%~6.46%水平,收敛于“真值”趋势明显,基本在200次迭代左右接近于“真值”;相比于单参数反演结果,多参数反演结果平均相对误差MRE和变差系数CV均有所增加,但反演结果整体精度较高。多参数“同时反演”时平均MRE达到32.2%,而两者“分层反演”时平均MRE可降低至13.5%。该方法反演模型参数准确度、稳定性和速度具有优势,一方面得益于采用LH-OAT方法目标函数进行敏感性分析优选,在7个目标函数中, $NSE^*$ 、 $r^*$ 、 $R^2^*$ 三个目标函数累计敏感度较高,其中 $NSE^*$ 对应敏感度最高,敏感度越高越有利于参数识别;另一方面在于模型参数反演框架中求解方法选择,FCLPSO算法相比于其他粒子群变体优化算法,复杂度最高需要更多的额外计算量,但对于模型参数反演这类复杂优化问题求解,反演计算总时长与计算次数即优化算法的性能相关,即达到求解阈值所需适应度评价次数越少越具有优势,在相同精度下FCLPSO算法评价次数少、参数反演速度快。

水量水质模型参数反演精度不仅受到反演方法的影响,还受到模型河网拓扑结构、模型边界、多参数反演流程、观测数据信息量的多寡、观测噪声水平等影响。例如断头浜在河网中水动力变化与边界变化关系响应弱不敏感,在算例中收敛“真值”趋势不明显。多参数“分层反演”方式为针对不同模型参数,选取不同的边界条件反演提供了可能,有利于提高不同类型模型参数的综合反演精度。文章中算例为了避免现场实际观测数据给模型参数反演的理论分析和系统研究带来影响,预先设定水量水质模型准确参数,反算获取多个观测站的模拟变量作为观测数据。然而,实际观测数据信息量的多寡、观测噪声水平对于反演结果影响,能否通过提升单一监测站在时间上观测数据信息量来减少空间上的信息量,进而减少观测站数量等问题值得后续进一步深入研究。

## 5 结论

(1)采用LH-OAT对7种模型性能评价指标进行目标函数优选, $NSE^*$ 、 $r^*$ 、 $R^2^*$ 三个目标函数累计敏感度较高,其中 $NSE^*$ 对应敏感度最高,其累计敏感度达到137.4,接近传统MAE、RMSE和RAE评价指标敏感度的两倍,参数敏感度越高越有利于参数识别。

(2)文章所提基于FCLPSO的水量水质模型参数反演方法,对于模型单参数和多参数反演均具有较高精度,单参数反演MRE为5.2%、CV为7.2%,多参

数反演结果MRE为13.5%、CV为14%,多参数反演结果显示水动力指标反演结果优于水质指标反演结果,“分层反演”方式结果优于“同时反演”结果,为复杂河网数值模拟精度的提升提供了技术支撑。

## 参考文献(References):

- [1] 侯祥东,赵香玲.基于水质水量耦合模型的南涑河水资源调度模拟分析[J/OL].长江科学院院报,1-7(2024-06-30).  
HOU Xiangdong, ZHAO Xiangling. Simulation analysis of water resources dispatching in Nansu River based on coupled water quality and quantity modeling[J/OL]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 1-7(2024-06-30).
- [2] AYVAZ M T. A linked simulation-optimization model for simultaneously estimating the Manning's surface roughness values and their parameter structures in shallow water flows[J]. Journal of Hydrology, 2013, 500: 183-199.
- [3] 戴会超,王玲玲.工程水力学反问题研究及应用[J].四川大学学报(工程科学版),2006,38(1):15-19.  
DAI H C, WANG L L. Study and application of the inverse problem on hydraulics[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2006, 38(1): 15-19.
- [4] 吕小龙,黄丹,姜冬菊.基于POD-RBF代理模型的迭代更新反演方法[J].计算力学学报,2022,39(4):506-511.  
LYU Xiaolong, HUANG Dan, JANG Dongju. Iterative updating inversion method based on POD-RBF surrogate model[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2022, 39(4): 506-511.
- [5] 党晚婷,毕胜,沈杰,等.遗传-深度搜索混合算法反演浅水模型糙率的效率分析[J].水电能源科学,2019,37(4):104-108.  
DANG W T, BI S, SHEN J, et al. Roughness inversion efficiency analysis of shallow water model based on genetic-depth search hybrid algorithm[J]. Water Resources and Power, 2019, 37(4): 104-108.
- [6] MORADI E, YAGHOUBI B, SHABANLOU S. A new technique for flood routing by nonlinear Muskingum model and artificial gorilla troops algorithm[J]. Applied Water Science, 2022, 13(2): 49.
- [7] 丁杰,何建华,谢红英.基于单纯形法的新安江次洪模型的参数优化研究[J].水电能源科学,2010,28(11):18-20.  
DING J, HE J H, XIE H Y. Application of simplex method to parameter calibration of Xin'anjiang model[J]. Water Resources and Power, 2010, 28(11): 18-20.
- [8] 于显亮,彭杨,吴志毅.动态规划算法在河道糙率反演中的应用[J].中国农村水利水电,2017(5):87-90,95.  
YU X L, PENG Y, WU Z Y. The application of dynamic programming in river roughness inversion[J]. China Rural Water and Hydropower, 2017(5): 87-90.
- [9] 杨中华,周武刚,白凤朋,等.基于伴随同化法的一维河流水质模型参数反演[J].应用基础与工程科学学报,2018,26(2):276-284.  
YANG Z H, ZHOU W G, BAI F P, et al. Inversing parameters of 1-D stream water quality model using adjoint data assimilation method[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2018, 26(2): 276-284.
- [10] LACASTA A, MORALES-HERNÁNDEZ M, BURGUETE J, et al. Calibration of the 1D shallow water equations: A comparison of Monte Carlo and gradient-based optimization methods[J]. Journal of

- Hydroinformatics, 2017, 19(2): 282-298.
- [11] FONG S, WONG R, VASILAKOS A V. Accelerated PSO swarm search feature selection for data stream mining big data [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(1): 33-45.
- [12] YAO S B, GUO D L, SUN Z X, et al. A modified multi-objective sorting particle swarm optimization and its application to the design of the nose shape of a high-speed train [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2015, 9(1): 513-527.
- [13] ZENG N Y, ZHANG H, LIU W B, et al. A switching delayed PSO optimized extreme learning machine for short-term load forecasting [J]. Neurocomputing, 2017, 240: 175-182.
- [14] 彭杨, 杨德铭, 罗诗琦, 等. 基于改进麻雀搜索算法的水质模型多参数反演 [J]. 中国农村水利水电, 2024(7): 102-109.  
PENG Yang, YANG Deming, LUO Shiqi, et al. Multi-parameter inversion of water quality model based on an improved sparrow search algorithm [J]. China Rural Water and Hydropower, 2024 (7): 102-109.
- [15] YANG F, WU J X, ZHANG Y, et al. Improved method for identifying Manning's roughness coefficients in plain looped river network area [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2021, 15(1): 94-110.
- [16] 王伟杰, 赵进勇, 冯达鸾, 等. 基于植被粗糙度的生态渠道阻力系数研究 [J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文), 2023, 21(6): 519-525.  
WANG Weijie, ZHAO Jinyong, FENG Daqian, et al. Study on resistance coefficient of ecological channel based on vegetation roughness [J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2023, 21(6): 519-525.
- [17] 张俊娜, 刘元会, 郭建青, 等. 基于改进粒子群优化算法的 BOD-DO 水质模型参数确定 [J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(3): 212-217.  
ZHANG J N, LIU Y H, GUO J Q, et al. Application of improved particle swarm optimization algorithm to determine parameters of BOD-DO water quality model [J]. Journal of Northwest A & F University (Natural Science Edition), 2017, 45(3): 212-217.
- [18] 刘洁, 陈昊辉, 张丰帆, 等. 基于改进遗传算法的河流水质模型多参数识别 [J]. 东北农业大学学报, 2020, 51(1): 73-82.  
LIU J, CHEN H H, ZHANG F F, et al. Multi-parameter identification of river water quality model based on an improved genetic algorithm [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2020, 51(1): 73-82.
- [19] 李大勇, 董增川, 毕可心. 基于模拟-优化的河道水流模型参数动态反演研究 [J]. 水利规划与设计, 2023(1): 36-41.  
LI D Y, DONG Z C, BI K X. Dynamic inversion of the roughness parameter of the water flow model based on simulation and optimization [J]. Water Resources Planning and Design, 2023(1): 36-41.
- [20] 张宏洋, 韩鹏举, 马聪, 等. 基于改进粒子群算法的土石坝动力参数反演研究 [J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(6): 110-123.  
ZHANG Hongyang, HAN Pengju, MA Cong, et al. Research on back analysis of dynamic parameters of earth-rock dam based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(6): 110-123.
- [21] 王军, 王文川, 邱林, 等. 多策略融合改进的金豺优化算法及其在马斯京根模型参数估计中的应用 [J]. 中国农村水利水电, 2024(2): 1-7.  
WANG Jun, WANG Wenchuan, QIU Lin, et al. Multi-strategy fusion improved golden jackal optimization algorithm and its application in parameter estimation of the muskingum model [J]. China Rural Water and Hydropower, 2024 (2): 1-7.
- [22] 杨帆, 乌景秀, 范子武, 等. 快速综合学习粒子群优化算法 [J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(2): 30-44.  
YANG Fan, WU Jingxiu, FAN Ziwu, et al. Fast comprehensive learning particle swarm optimization [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(2): 30-44.
- [23] 关守平, 邹立夫, 张菁菁. 区间多目标粒子群优化算法及其应用 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(11): 1521-1526.  
GUAN Shouping, ZOU Lifu, ZHANG Jingjing. Interval multi-objective particle swarm optimization algorithm and its application [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2019, 40(11): 1521-1526.
- [24] 王冠军, 刘小勇, 李禾澍. 幸福河湖建设评价指标体系研究 [J]. 水利发展研究, 2024, 24(10): 19-23.  
WANG Guanjun, LIU Xiaoyong, LI Heshu. Research on the evaluation index system for the building of happy rivers and lakes [J]. Water Resources Development Research, 2024, 24(10): 19-23.
- [25] 杨帆, 黄玄, 范子武, 等. 城市河网工程群多目标联合调度优化模型 [J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(9): 1-9.  
YANG Fan, HUANG Xuan, FAN Ziwu, et al. Multi-objective joint optimal regulation model of water works group in urban river network areas [J]. China Flood and Drought Management, 2024, 34(9): 1-9.
- [26] CHOO Y M, YUN G S, CHOO T H. A research on the estimation of coefficient roughness in open channel applying entropy concept [J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77(17): 624.
- [27] LI Z, ZHANG J T. Calculation of field Manning's roughness coefficient [J]. Agricultural Water Management, 2001, 49(2): 153-161.
- [28] COWAN W L. Estimating hydraulic roughness coefficients [J]. Agricultural Engineering, 1956, 37(7): 473-475.
- [29] ANTONOPOULOS V Z, GEORGIU P E, ANTONOPOULOS Z V. Dispersion coefficient prediction using empirical models and ANNs [J]. Environmental Processes, 2015, 2(2): 379-394.
- [30] HER Y, SEONG C. Responses of hydrological model equifinality, uncertainty, and performance to multi-objective parameter calibration [J]. Journal of Hydroinformatics, 2018, 20(4): 864-885.
- [31] EFSTRATIADIS A, KOUTSOYIANNIS D. One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: a review [J]. Hydrological Sciences Journal, 2010, 55(1): 58-78.
- [32] VAN GRIENSVEN A, MEIXNER T, GRUNWALD S, et al. A global sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models [J]. Journal of Hydrology, 2006, 324(1-4): 10-23.

(责任编辑 王璐)