

基于自适应差分混合蝴蝶粒子优化算法的渗透系数反演

杨 , 董东林, 陈宇祺, 王 蓉

Inversion of permeability coefficient based on adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm

YANG Zhao, DONG Donglin, CHEN Yuqi, and WANG Rong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202412060>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于遗传算法-支持向量机的滑坡渗透系数反演

Estimation of hydraulic conductivity of landslides based on support vector machine method optimized with genetic algorithm

胡鹏, 文章, 胡新丽, 张玉明 水文地质工程地质. 2021, 48(4): 160-168

颗粒级配与孔隙比对粗粒土渗透系数的影响

Effects of gradation and void ratio on the coefficient of permeability of coarse-grained soil

丁瑜, 饶云康, 倪强, 许文年, 刘大翔, 张恒 水文地质工程地质. 2019, 46(3): 108-116

上新世红土微观结构参数与渗透系数的变化关系研究

A study of the relationship between the coefficient of permeability and microstructure of the Pliocene laterite

杨玉茹, 李文平, 王启庆 水文地质工程地质. 2020, 47(2): 153-160

基于相关指标的裂隙岩体渗透系数估算模型研究

A model for estimating hydraulic conductivity of fractured rock mass based on correlation indexes

王玮, 钱家忠, 马雷, 王德健, 马海春, 赵卫东 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 82-89

双重变异遗传算法及其在临界滑动面搜索中的应用

Double mutation genetic algorithm and its application to the critical slip surface search

覃伟 水文地质工程地质. 2021, 48(6): 161-170

压实黄土水分入渗规律及渗透性试验研究

An experimental study of water infiltration and hydraulic conductivity of the compacted loess

张镇飞, 倪万魁, 王熙俊, 苑康泽, 潘登丽, 刘魁 水文地质工程地质. 2019, 46(6): 97-104



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202412060

杨翌, 董东林, 陈宇祺, 等. 基于自适应差分混合蝴蝶粒子优化算法的渗透系数反演 [J]. 水文地质工程地质, 2025, 52(4): 134-144.

YANG Zhao, DONG Donglin, CHEN Yuqi, et al. Inversion of permeability coefficient based on adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2025, 52(4): 134-144.

基于自适应差分混合蝴蝶粒子优化算法的 渗透系数反演

杨 翌^{1,2}, 董东林^{1,2}, 陈宇祺^{1,2}, 王 蓉^{1,2}

(1. 中国矿业大学(北京)内蒙古研究院, 北京 100083;

2. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

摘要: 准确获取渗透系数等含水层水文参数是矿井水害防治的前提, 但传统配线法、图解法等反演方法在计算速度、结果精度等方面表现略差。为提升含水层参数反演计算的可靠性, 此次研究针对水文地质参数本身特性, 设计了一种新的渗透系数反演模型, 即自适应差分混合蝴蝶粒子算法 (adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm, ADHBPA)。模型采用拉丁超立方采样策略、双曲余弦自适应函数、差分变异策略以及逐维变异策略进行算法优化, 克服了水文地质参数反演过程中的空间异质性和时间动态性等问题, 提高全局搜索与局部搜索间的平衡能力。以板集矿区 24 口钻孔抽水试验数据为例开展验证, 结果显示, ADHBPA 模型计算降深与观测降深拟合最大误差为 0.93 m, 平均误差率仅 0.15%, 其余算法平均误差率均在 30%~50%, 表明多策略协同优化显著增强了算法跳出局部最优的能力, 实现了有限数据前提下对含水层渗透系数的快速高精度反演。该算法为矿井水害风险评价与防治水方案制定提供了高效可靠的技术支撑。

关键词: 渗透系数; 裘布依公式; 拉丁超立方采样; 差分变异策略; 双曲余弦函数; 混合优化策略

中图分类号: P641.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2025)04-0134-11

Inversion of permeability coefficient based on adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm

YANG Zhao^{1,2}, DONG Donglin^{1,2}, CHEN Yuqi^{1,2}, WANG Rong^{1,2}

(1. Inner Mongolia Research Institute, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Accurate determination of aquifer hydrological parameters, such as permeability coefficient, is essential for effective mine water hazard prevention and control. However, traditional inversion methods such as the fitting curve method and graphical method exhibit shortcomings in computational speed and accuracy. To enhance the reliability of aquifer parameter inversion calculations, this study proposed a novel permeability coefficient inversion model, the adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm (ADHBPA), specifically tailored to

收稿日期: 2024-12-02; 修订日期: 2025-02-18

投稿网址: www.swd zgcdz.com

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3012101)

第一作者: 杨翌(1998—), 女, 博士研究生, 主要从事水文地质与矿井水害研究。E-mail: ginyoung888@gmail.com

通讯作者: 董东林(1969—), 男, 博士, 教授, 主要从事水文地质与矿井水害的科研与教学工作。E-mail: ddl9266@163.com

the characteristics of hydrogeological parameters. The model incorporates Latin hypercube sampling, a hyperbolic cosine adaptive function, differential mutation strategy, and dimension-wise variation strategy. The model effectively addressed the spatial heterogeneity and temporal dynamics inherent in hydrogeological parameter inversion, thereby improving the balance between global exploration and local exploitation. Using the pumping test data from 24 boreholes in the Banji mining area, the ADHBPA model achieved a maximum inversion error of 0.93 m and an average error rate of just 0.15%. In contrast, conventional algorithms produced average error rates ranging from 30% to 50%. These results highlight the algorithm's strong capability in avoiding local optima and performing high-precision parameter inversion, even under data-scarce conditions. The proposed algorithm provides efficient and reliable technical support for mine water hazard risk assessment and water control planning.

Keywords: permeability coefficient; Dupuit formula; Latin hypercube sampling; differential mutation strategy; hyperbolic cosine function; hybrid optimization strategy

对矿区含水层的水文地质条件进行深入分析有助于合理管理矿区水资源^[1]。在此过程中针对矿井地下水动力系统的研究,需收集各种相应水文地质参数如渗透系数等,建立数值模型,以便精准把握地下水的运动规律^[2],为矿区水资源的有效管理提供科学依据。含水层的渗透系数主要基于野外抽水试验数据反演计算获取^[3],通常需要大量的时间与人力投入,然而实际生产中由于资源有限许多抽水试验结果精度较低^[4-5],因此,如何有效结合现场勘查数据,选取最优反演方法进行渗透系数的计算,是当前矿井水文地质主要的研究内容之一^[6]。

传统的水文地质参数反演方法存在诸多局限性。如配线法受人为因素影响较大,结果精度较低^[7-8];图解法需要大量手工操作,容易出现错误^[9];水位恢复法与地下水补给直接相关,受自然环境影响,存在潜在不确定性^[10];全程曲线拟合数据法,由于数据非线性特征以及需要对拟合参数精确把握,不同的操作人员会产生不同的结果^[11]。以上传统方法在解决水文地质参数反演问题时难以快速准确得到可靠结果^[12]。随着科学技术的发展,人工智能在区域水文地质参数反演中得到广泛应用,然而该方法很大程度上依赖训练数据的数量和质量^[13-14]。

为获得更为理想的计算结果,在计算方法研究领域,许多基于自然界的新优化技术的算法比如人工蜂群(artificial bee colony, ABC)^[15]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[16]、差分进化(differential evolution, DE)^[17]以及蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm BOA)^[18],在解决优化问题时效果显著,然而,任何单一算法都无法成为解决所有优化问题的最佳方法^[19]。其中蝴蝶优化算法存在搜索精度不高、容易陷入局部最优的缺点^[20],因此需要在搜索效率与求解精度方面

改进。高文欣等^[21]提出的收敛因子与黄金正弦指引机制的蝴蝶优化算法(convergence factor and gold sinusoidal guidance mechanism of butterfly optimization algorithm, AGSABOA),通过将收敛因子引入全局位置更新以增强全局搜索的多样性。彭茂松^[22]提出的混沌自适应蝴蝶优化算法(chaotic butterfly optimization algorithm, CABOA)有效提升了算法的寻优精度和跳出局部最优的能力。张孟健等^[23]提出的混合粒子群-蝴蝶算法(hybrid particle swarm-butterfly algorithm, HPSBA),使用 logistic 映射和自适应调节策略控制参数值,提高了混合算法的寻优速度、收敛精度和全局搜索的能力。但是上述优化机制均未特别关注水文地质参数本身特性。

此次研究提出一种融合多种优化机制的算法,采用拉丁超立方采样初始化策略,确保算法在高质量解的同时使解均匀覆盖整个搜索空间。通过引入双曲函数自适应调整惯性权重平衡全局与局部搜索,算法在优化初期赋予较大的惯性权重,以增强全局搜索能力,并随着迭代的进行逐步降低权重,促进精细的局部开发。此外将差分变异策略与逐维变异策略结合,实现全局搜索与局部优化之间的良好平衡。这种多策略融合方法在面对实际地质条件复杂的非线性水文地质模型中表现出色,能显著提高模型的计算精度。

1 材料与方法

1.1 研究区

研究区位于淮南煤田西部扬子地块与华北地块结合带的板集煤矿,构造活动频繁;矿区含水层厚度变化大,且局部构造发育引起含水层切割、错断,影响矿井防治水规划及采煤工作面的连续推进(图 1)。

在本研究中所使用的数据均为矿井生产过程中

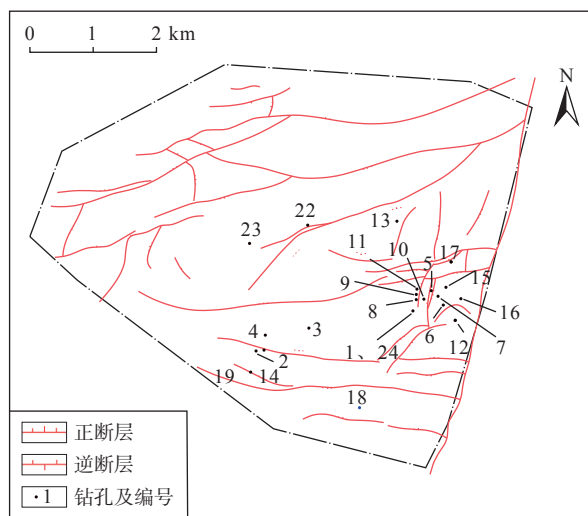


图 1 板集矿区构造纲要图

Fig. 1 Structure outline of Banji Coal Mine

实际采集的抽水试验资料,包括含水层厚度(M)、钻孔半径(r)、涌水量(Q)和观测降深(S),见表 1。

1.2 方法

1.2.1 基础框架算法

水文地质参数反演为非线性优化计算拟合过程。由于含水层介质的非均质性,不同区域的渗透系数差异较大。抽水试验数据所对应的渗透系数反演结果通常存在多个可能解,每一组解都代表着不同的水文地质条件,造成反演参数的搜索空间复杂且分布不均匀。实际反演计算时,通常需同时满足多个目标,实现计算降深与观测降深之间误差的最小化,并确保模型参数结果具有明确的物理意义^[24]。

反演优化算法计算原理与 Visual MODFLOW 中 PEST 模块本质相似,即通过自动拾取、调整渗透系数代入模型,逐步减小计算降深与观测降深误差,最终获得最优渗透系数组合。其中粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO),模拟鸟群觅食行为,每个粒子代表一个具体的渗透系数候选解组合,在迭代中同时参考自身最优解和全局最优解,以更新渗透系数值及其调整步长。BOA 模拟蝴蝶群体感知香味浓度,通过在解空间的目标区域附近进行细微调整,满足渗透系数反演对局部精细优化的需求。然而,仅使用 PSO 和 BOA 仍面临初始解分布不均、局部区域搜索不充分、后期参数调整幅度不合理、不同区域或井位渗透系数差异无法充分体现等问题。为此,本研究提出拉丁超立方采样策略以优化初始参数分布,采用双曲余弦函数自适应权重动态调整参数,引入差分变异策略充分利用参数空间差异,并通过逐维变异策略

表 1 抽水试验数据

Table 1 Pumping test data

钻孔编号	含水层厚度/m	钻孔半径/m	降深/m	涌水量/(L·s ⁻¹)
1	18.650	0.057	59.750	0.128
2	97.300	0.046	159.700	0.002
3	34.250	0.057	86.590	0.013
4	36.150	0.057	160.280	0.025
5	30.700	0.057	56.180	0.083
6	55.650	0.057	54.250	0.049
7	34.400	0.058	56.100	0.399
8	27.250	0.057	33.310	0.038
9	33.730	0.057	50.570	0.179
10	22.000	0.066	39.380	0.024
11	32.500	0.058	43.460	0.106
12	52.640	0.054	42.260	0.019
13	93.750	0.054	44.100	1.208
14	63.400	0.054	68.710	0.005
15	15.900	0.057	52.720	0.483
16	13.600	0.057	48.000	0.150
17	102.600	0.054	93.080	0.771
18	24.750	0.057	51.480	0.223
19	24.000	0.057	66.190	0.033
20	128.570	0.057	52.020	0.036
21	7.500	0.057	67.860	0.111
22	83.250	0.057	57.150	0.567
23	14.500	0.057	56.080	0.031
24	18.650	0.057	59.790	0.120

实现对每个参数位置的精细化更新。整体算法在数学本质上与 PEST 模块相似,但 PEST 模块需要大量暴力试算以逼近最优解,而自适应差分混合蝴蝶粒子算法(adaptive differential hybrid butterfly particle algorithm, ADHBPA)依托群体智能的协同并行机制、实时信息共享,以及全局搜索与局部精细优化并行的双重模式,能够迅速定位误差最小的全局最优渗透系数组合。

1.2.1.1 粒子群算法

粒子群算法是一种仿生算法,属于群智能算法的衍生算法。该算法是美国社会心理学家 Kennedy 和电气工程师 Eberhart 根据自然界中鸟群的捕食行为提出的一种新颖高效的全局优化算法^[25]。基本思想是通过模拟鸟群的社会行为寻找最优解。粒子群算法中,每个粒子代表解空间中的一个可能解,通过追随当前解空间中的最优解更新自己的位置和速度,在渗透系数反演中表示待确定的渗透系数候选组合。其更新规则为:

$$\begin{aligned}
 U_k^{(n+1)} = & \theta \cdot U_k^{(n)} + \lambda_1 \cdot s_1 \cdot (P_{\text{loc}} - S_k^{(n)}) + \\
 & \lambda_2 \cdot s_2 \cdot (P_{\text{glob}} - S_k^{(n)}) S_k^{(n+1)} = \\
 & S_k^{(n)} + U_k^{(n+1)}
 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $U_k^{(n)}$ ——第 k 个粒子在时间 n 的速度,代表渗透系数具体取值;

$S_k^{(n)}$ ——粒子位置,代表当前迭代时渗透系数具体取值;

θ ——惯性权重,用于平衡全局搜索和局部搜索的能力;

λ_1 、 λ_2 ——学习因子,分别代表粒子的认知和社会行为对速度更新的影响;

s_1 、 s_2 ——[0,1] 区间的随机数;

P_{loc} ——粒子本身所找到的最优位置;

P_{glob} ——全局最优位置,表示当前粒子所找到的最优渗透系数解。

粒子群算法的优点是简单易实现,并适用于多种优化问题。但它也可能陷入局部最优解,并且对算法参数的选择较为敏感^[26]。

1.2.1.2 蝴蝶算法

蝴蝶优化算法灵感来源于蝴蝶在觅食或寻偶时通过散发的气味进行交流的自然行为。香味浓度对应于渗透系数反演中的误差大小即计算降深的误差值,蝴蝶个体位置对应于具体的渗透系数取值。算法通过局部个体之间的感知实现局部精确搜索。在算法中,香味浓度的计算公式为:

$$f = d \cdot I^\beta \quad (2)$$

式中: f ——香味浓度即计算降深与观测降深之间的误差大小;

d ——感知因子系数,即蝴蝶感知香味的能力系数,取值范围为 [0,1];

I ——刺激强度;

β ——幂指数,取值范围为 [0,1]。

感知因子的更新遵循:

$$d^{t+1} = d^t + b \left(\frac{d^t \cdot N_{gen}}{M} \right) \quad (3)$$

式中: d^{t+1} 、 d^t ——第 $t+1$ 次、第 t 次迭代时的感知因子系数;

b ——常数,一般取值为 0.025;

N_{gen} ——最大迭代次数。

全局搜索的迭代更新为:

$$y_i^{t+1} = y_i^t + rand2 \cdot (h^* - y_i^t) \cdot f_i \quad (4)$$

式中: y_i^{t+1} 、 y_i^t ——第 $t+1$ 次、第 t 次迭代时第 i 个蝴蝶的位置;

$rand2$ ——[0,1] 区间的随机数;

h^* ——当前全局最优个体的位置;

f ——第 i 个蝴蝶的香味浓度值。

在全局搜索阶段,算法注重个体与全局最优解的关系,并通过香味浓度引导个体不断向全局最优靠近。

局部搜索的迭代更新为:

$$y_i^{t+1} = y_i^t + rand2 \cdot (y_j^t - y_k^t) \cdot f_i \quad (5)$$

式中: y_j^t 、 y_k^t ——第 t 次迭代时 2 个不同蝴蝶个体的位置,这 2 只蝴蝶属于同一群体。

当个体无法感知到比自己香味浓度更高的个体时,它将通过大范围的搜索方式,随机接近种群中的 2 只蝴蝶并获取其香味信息。

1.2.2 基础算法结合策略

PSO 用于全局搜索,其通过更新粒子的位置和速度探索搜索空间的广泛区域。BOA 用于局部搜索,通过个体之间的气味感知进行位置更新。在每次迭代中,通过概率(p)决定是否使用 PSO 进行全局搜索。如果 $rand < p$, 则执行 PSO; 否则,执行 BOA。在保证全局探索的同时,利用 BOA 的局部搜索能力提高精细化解的质量,即先进行大范围搜索以寻找全局最优解,再在局部对渗透系数参数进行精细调整,进一步降低计算误差。

1.2.3 改进策略

拉丁超立方采样初始化(latin hypercube sampling, LHS)利用 Halton 公式生成均匀分布的随机数,用以初始化一部分种群^[27]。考虑到随机初始化可能会导致某些区域粒子过于集中,而渗透系数值在空间里通常是多维且复杂的,具有显著的空间变化和不确定性,若使用随机初始化策略可能会使某些局部区域过度采样而其他区域采样不足导致最终精度较低,因此使用 LHS 在初始化时保证每个维度粒子都能被考虑到:

$$x_n = [\gamma_{b_1}(n), \gamma_{b_2}(n), \dots, \gamma_{b_d}(n)]$$

式中: $\gamma_{b_d}(n)$ ——基于 b 的逆德雷反函数;

$b_1, b_2, \dots, b_d$ ——前 d 个素数,分别对应每个维度。

在实际应用中不同地层对应的渗透系数值不同,采用 LHS 使初始解均匀覆盖合理范围,反映出现场地质条件的先验信息。

图 2 初始化策略粒子分布图表示不同维度应用随机初始化产生的初始种群粒子位置图以及应用 LHS 产生的初始化种群空间提琴图。在不同维度,2 种初始化策略粒子分布明显不同,随机初始化策略使得粒子在空间内分布较为随机,存在明显离散性,运行成本增加,运行效率及精度降低。LHS 使粒子分布情况在空间内显著去向集中,分布均匀,表明该策

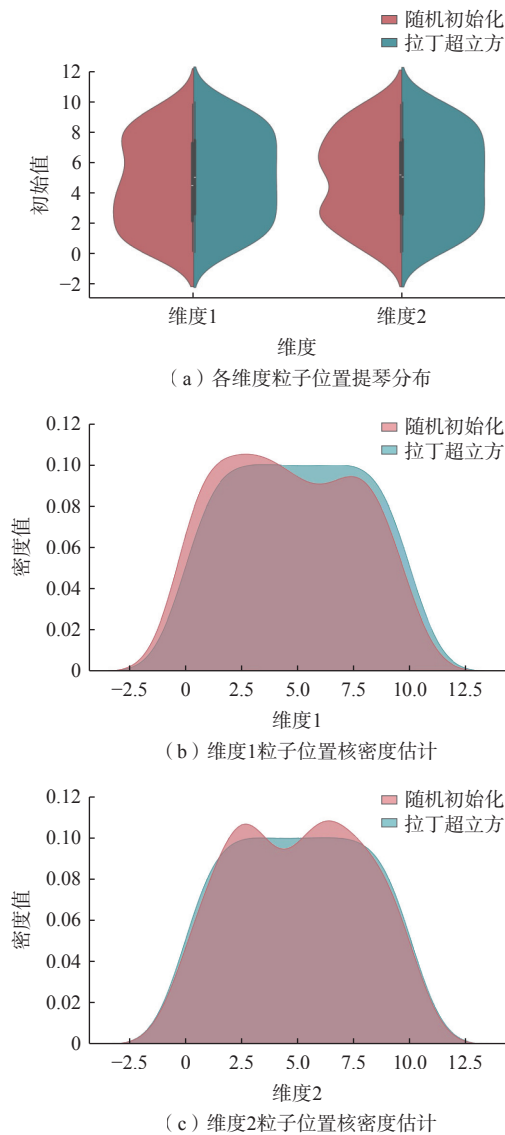


图 2 初始化策略粒子分布图

Fig. 2 Initialization strategy particle distribution

略有效提高了粒子在搜索空间内的覆盖度,减少随机初始化带来的偏离现象,为算法运行提供更优初始解,提高算法搜索效率与收敛性。

面对采动可能影响含水层渗透系数导致的计算收敛不稳定问题,引入了基于双曲余弦函数的变异策略,使算法在高渗透性区域能够保持计算精度的同时调整惯性权重平衡全局探索与局部开发的能力即在初期赋予较大的惯性权重,鼓励个体在解空间内进行广泛搜索;随着迭代次数的增加,惯性权重逐渐减小,使得算法集中于局部搜索,提升收敛精度^[28]:

$$\phi = \alpha \left\{ \cosh \left[2 \left(1 - 10 \frac{t}{MaxIter} \right)^4 \right] - 1 \right\} \quad (6)$$

其中,通过自适应调整惯性权重 (ϕ) 在算法的不同

阶段平衡全局搜索和局部搜索最优渗透系数解能力,提高优化效果。 t 和 $MaxIter$ 用于规范化当前迭代次数,确保惯性权重随迭代过程合理变化。

逐维变异策略能够细致地探索参数空间,特别是在当前全局最优解附近,使得每个井点的渗透系数都能根据其实际情况单独调整,体现真实水文地质条件下不同空间位置的差异渗透性:

$$Temp[j] = G_{best}Position[j] + tG_{best}Position[j] \quad (7)$$

式中: t ——标准 t 分布的随机变量;

$G_{best}Position[j]$ ——当前全局最优解在 j 维度的值。

通过将差分变异与逐维变异相结合,利用不同井点、不同区域渗透系数的差异信息,实现区域间水文地质条件差异的真实情况,有助于算法在复杂非均质条件下准确地捕捉渗透系数空间分布特征,对渗透系数的每一维单独调整,以更精细地捕捉局部变化提升模型对不同层位的适应性,使得 ADHBPA 算法不仅适用于均质地层,也能在非均质水文地质环境下获得可靠的渗透系数估计,实现了全局搜索与局部搜索的平衡。差分变异生成新解为:

$$Mutated-Vector = G_{best} + F(X_a + X_b) + F(X_c - G_{best}) \quad (8)$$

式中: X_a 、 X_b 、 X_c ——种群中随机选取的渗透系数;

F ——变异系数。

1.2.4 Q-S 渗透系数函数

在水文地质研究中,渗透系数(K)是描述含水层透水能力的重要参数,直接反映了地下水在介质中的渗流速率。此次求解渗透系数可以通过利用抽水孔水位下降计算渗透系数和影响半径进行经验公式迭代试算。由抽水引起的水位降深变化可表示为:

$$s = \frac{Q}{2K\pi M} \ln\left(\frac{R}{r}\right) \quad (9)$$

$$R = 10S \sqrt{K} \quad (10)$$

式中: s ——观测井水位降深/m;

Q ——涌水量/($L \cdot s^{-1}$);

K ——渗透系数/($m \cdot d^{-1}$);

r ——抽水孔径/mm;

R ——地下水流动的外边界距离即影响半径/m。

为实现对渗透系数的优化,定义一个基于水位降深误差的目标函数,即最小化观测降深(S_{ob})与通过 Theis 公式计算的理论降深(S_{pre})之间的误差。

$$I_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [S_{ob}(t_i) - S_{pre}(t_i)]^2 \quad (11)$$

$$I_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [S_{ob}(t_i) - S_{pre}(t_i)]^2} \quad (12)$$

$$I_{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{S_{ob}(t_i) - S_{pre}(t_i)}{S_{ob}(t_i)} \right| \quad (13)$$

$$I_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |S_{ob}(t_i) - S_{pre}(t_i)| \quad (14)$$

式中: $S_{ob}(t_i)$ ——第 i 个时间点的水位降深观测值/m;
 $S_{pre}(t_i)$ ——第 i 个点水位降深计算值/m;
 n ——样本数即井数/个。

1.2.5 ADHBPA 算法实现步骤

本次提出的优化算法流程计算步骤如图 3 所示。其中算法关键实现计算步骤包括 4 部分。

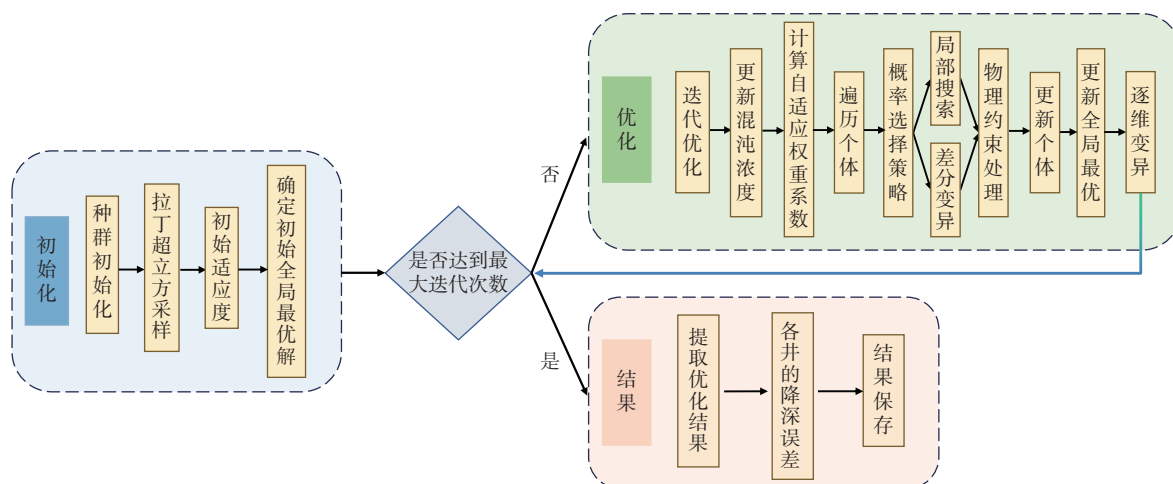


图 3 ADHBPA 流程图

Fig. 3 Flow chart of ADHBPA

(1) 种群初始化

利用 LHS 生成初始解矩阵, 每个解包含所有参数 (K_i), 通过 $X = qmc.scale(sample, lb, ub)$ 将随机样本生成。

(2) 适应度评价

对每个候选解 X_i 计算公式为:

$$f(X_i) = \sum_{i=1}^n [S_{ob}(t_i) - S_{pre}(t_i)]^2 \quad (15)$$

(3) 迭代更新与变异

利用差分变异策略, 从种群中随机选取若干个候选解进行计算。

(4) 收敛判定与结果输出

达到最大迭代次数或目标函数误差低于预设阈值时, 算法终止。

2 结果

对比经典算法 GA 遗传算法、DE 差分进化、ABC 人工蜂群与 BOA 的搜索轨迹, 选取最优路径算法。根据路径结果, 筛选最优路径算法 BOA 的不同进阶优化算法。根据水文数据特性优化, 提出了进一步优化算法 ADHBPA。试验结果显示, ADHBPA 在收敛速

度、优化精度以及误差控制方面均优于其他算法, 验证了其对水文地质参数反演的有效性。

2.1 基础优化算法测试对比效果

在 $[-5, 5] \times [-5, 5]$ 区域内使用多峰函数, 该函数具有多个局部极小值和一个全局极小值的特征, 能较好地表示实际水文地质参数反演中可能面临的多重局部最优路线。由图 4 可知, 底色由绿色到深绿色依次代表目标函数值由高到低, 蓝绿色区即局部低谷; 叉号标记函数已知的全局最优点 (2, 2)。各条彩色折线表示算法在迭代过程中所找到的全局最优解演变的路径: 其中 BOA 算法由于其花粉传播机制在局部与全局搜索间取得了更好的平衡, 能在该多峰函数环境下跳出局部极小并抵达全局最优点即墨绿色区域; 而 GA、DE、ABC 在相同或更少迭代下大多停留在局部极小区域, 未能进一步逼近 (2, 2)。表明 BOA 在多峰、高维或复杂约束环境中具备一定的全局搜索优势, 也为后续将其应用到水文地质参数反演这一多解问题提供了可行性参考。

采用 4 个经典测试函数 $fun1 \sim fun4$ 作为通用试验函数如表 2。使用 2 种参考指标——收敛曲线图和箱

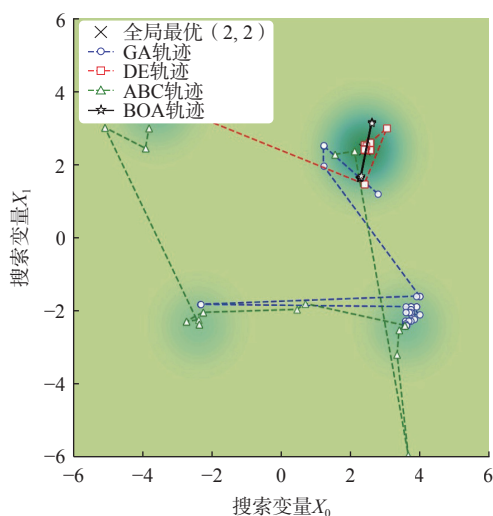


图 4 多峰函数算法搜索轨迹对比

Fig. 4 Comparison of classical inversion algorithm routes

线图对各算法的收敛速度、稳定性和解的质量进行综合比较。

观察适应度收敛曲线图是对比智能优化算法寻优能力非常直观的方法, 曲线图横轴表示迭代次数, 反映算法的计算过程与执行时间; 纵轴表示目标函数值, 反映找到解的质量。曲线斜率越大表示算法在较

表 2 测试函数 fun1 ~ fun4

Table 2 Test function

函数名称	函数表达式	变量范围
fun1	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$
fun2	$f_2 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-100, 100]$
fun3	$f_3 = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^i x_j \right]^2$	$[-100, 100]$
fun4	$f_4 = \max_i \{ x_i \}, 1 \leq i \leq n$	$[-100, 100]$

少的迭代次数内接近最优解, 收敛速度快, 效率高; 曲线最终趋于平稳的部分表示算法找到的解为最终适应度值, 如果适应度值低, 即算法找到了最优的解。

图 5 中各算法收敛曲线除 BOA 算法以外的其余改进算法一开始具有显著的快速收敛阶段, 并在短时间内稳定在低水平, 包括 HPSBA 在内的算法在各个测试函数中能够前 20 次迭代内迅速下降, 表明全局搜索能力强, 能够快速找到高质量的解; 曲线趋势逐渐减缓说明算法开始进行精细搜索, 从全局搜索转为局部搜索; 在后期阶段, 曲线最低且平稳, 表示找到了解的质量最高且稳定。相较之下, BOA 下降速度相对较慢, 适应度在后期通常有停滞或振荡的趋势。

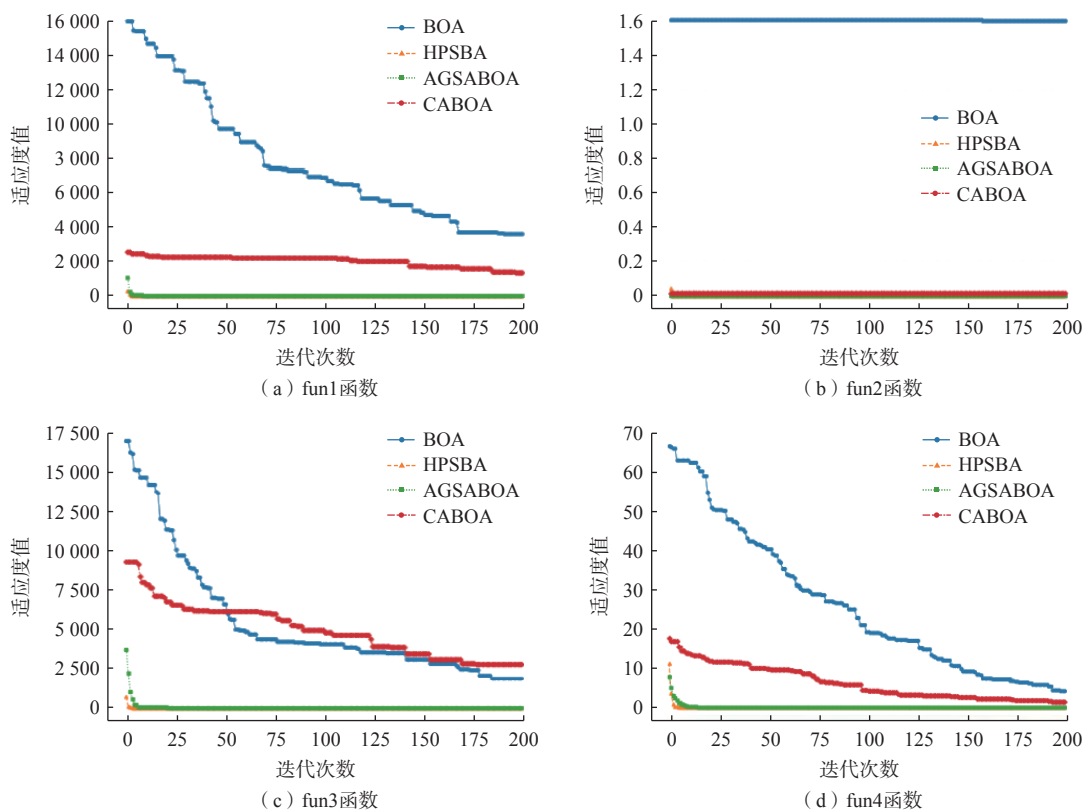


图 5 算法测试函数收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve

收敛曲线图难以比较算法稳定性,箱线图可直观展示不同算法结果的分布特性及其稳定性。在箱线图中,箱体范围反映解分布的离散程度,箱体越短说明算法结果越集中,稳定性越高。胡须部分表示数据的正常范围,其长度体现了解的整体波动范围,而散点异常值则代表算法在部分实验中可能出现的极端解,其数量和分布可进一步揭示算法的稳健性。通过箱线图的对比分析,可以全面、直观地评价各算法在目标函数优化中的优劣表现,为后续算法选择和改进

提供数据支持。

结合各函数的箱线图(图 6),HPSBA 在所有测试函数中综合水平最优,箱体范围短表示在多次试验中 HPSBA 能够稳定地找到全局最优解,且解的质量具有极高的鲁棒性;从胡须和散点异常值分布看,其胡须极端说明解的分布范围非常集中,几乎不存在极端偏离结果值,表明在不同实验条件中保持极高的稳定性及一致性。而 AGSABOA 表现也较为良好,但综合对比 4 种测试函数结果,其解的精度稍逊。

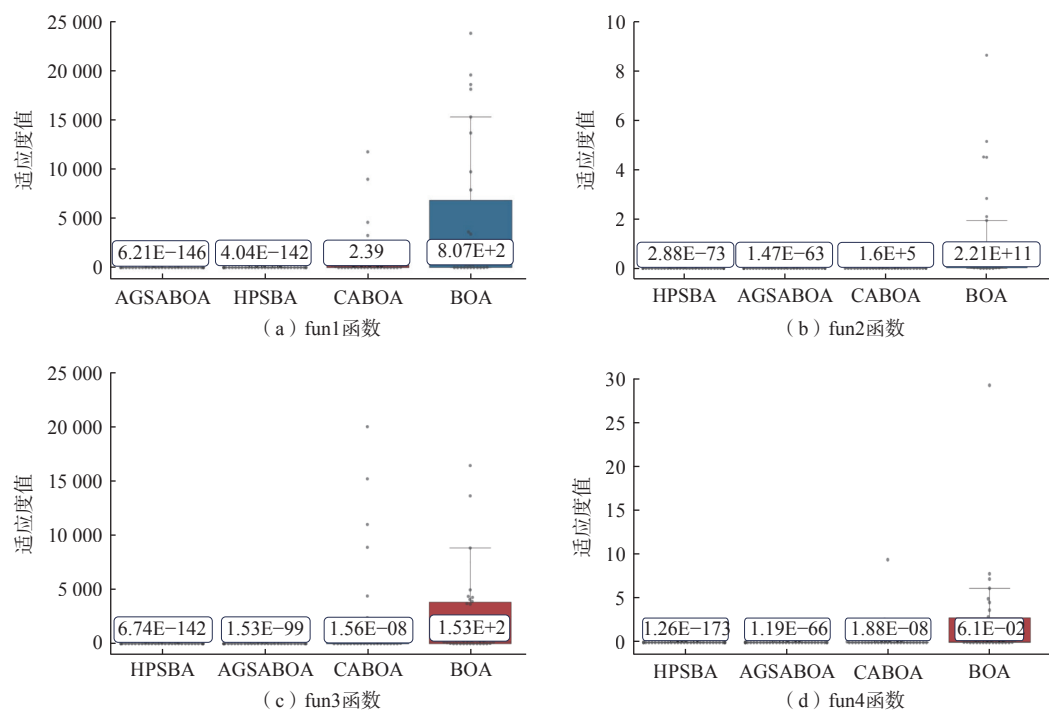


图 6 测试函数结果箱线图

Fig. 6 Box plot of test functions

2.2 ADHBPA 算法效果

尽管 HPSBA 在测试函数试验中取得了良好的效果,但该算法没有考虑到需在实际水文地质环境中进行应用,尤其面对复杂的水文地质参数反演时,涉及许多实际的物理意义上的构造复杂地带需要适应渗透系数约束条件和实际环境中的特性。板集煤矿区存在多组断裂带,含水层厚度、渗透系数在局部区域存在较大变化,适宜作为研究对象开展此次试验。

为证实 ADHBPA 的计算性能,将包括传统算法在内的多种算法的计算降深与观测降深对比,直观展示各算法在不同井的计算效果。如图 7 中,人工计算降深与实际观测降深对比可以看出,传统计算方法与观测值相比误差较大,部分井的计算值与观测值偏差显著。由于人工配线法依赖经验选取渗透系数值,在非

均质环境下易受影响,对局部渗透性变化的响应能力较弱,尤其在渗透系数横向变化较大的区域,其计算误差呈系统性偏离,难以准确反映真实地下水流场,在实际中并不适用。

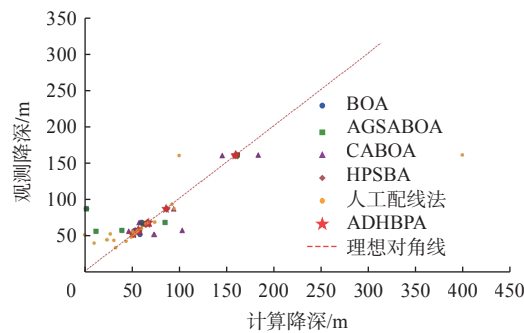


图 7 降深拟合

Fig. 7 Depth fitting

除 ADHBPA 以外的智能算法散点分布表现出较大的离散性,较多井点的计算降深明显偏离理想对角线,尤其在计算值较高的区域,表明这些算法虽然通过各种优化策略对 BOA 改进后,表现略有改善,但整体上存在较大的偏差。因此 ADHBPA 的改进是十分必要的,其可以考虑到水文数据的各种特性从而针对性反演。从图 7 降深拟合可看出,其散点几乎全部紧密分布在对角线附近,这表明该算法能够很好地捕捉渗透系数的整体趋势,具有最小的系统性偏差和最优的计算性能。

由表 3 的平均绝对误差、中位数绝对误差、标准差、最大误差 4 个指标可知,ADHBPA 在所有指标上均表现最佳,误差最低且稳定性最高,其中平均误差率仅为 0.155 805%,显著优于其他算法;HPSBA 平均误差率为 29.404 873%,表现次优;AGSABOA 的平均误差率为 37.909 190%,略低于 HPSBA,但仍优于 CABOA 和 BOA。CABOA 和 BOA 的平均误差率分别为 48.217 881% 和 40.937 490%,误差率较高,计算性能相对较差。

表 3 板集区域计算降深与观测降深试验结果

Table 3 Hydrological inversion results of BanJi

算法	中位数绝对误差/m	标准差/m	最大误差/m	平均误差率/%
BOA	16.73	30.77	149.15	40.94
AGSABOA	10.30	23.19	105.46	37.91
CABOA	23.30	17.80	67.83	48.22
HPSBA	5.21	24.07	85.60	29.40
ADHBPA	0.03	0.21	0.93	0.15

3 分析与讨论

目前获取渗透系数的方法由于缺乏对局部环境和水文数据物理意义的综合考虑,容易在复杂环境下陷入局部最优,收敛速度较慢^[29-32]。本次研究 ADHBPA 在设计中针对渗透系数本身的物理约束处理较为精细,使得在满足约束的前提下,搜索路径较为平滑,最终的优化结果误差低。而其他方法在边界处理上存在过于激进或不够灵活的情况,导致部分个体因过度修正而偏离最优轨迹,因此表现为在整体评价指标上出现较大误差。而实际生产生活中,要求计算时应在现有的少量数据上准确快速地提供渗透系数^[33],说明 ADHBPA 所进行的优化与改进是十分必要的。

图 8 表示与经典蝴蝶算法以及一些改进后的蝴蝶算法相比,本文提出的 ADHBPA 算法在水文参数应用时算法优化搜索能力更好。在迭代初期,适应度值迅

速下降,说明算法在这一阶段有效进行全局搜索,快速找到了接近最优解的区域。随后,适应度值的下降逐渐趋于平缓并降至接近于 0,表现出算法在后续阶段中的局部搜索能力增强。此外,由于水文地质数据通常具有复杂的非线性关系和高度的时空相关性,在优化过程中使用调整策略平衡算法的局部与全局搜索能力,使得算法适用于处理水文地质数据中的多峰值问题,能够迅速摆脱局部最优,从而显著提升了全局优化的性能。

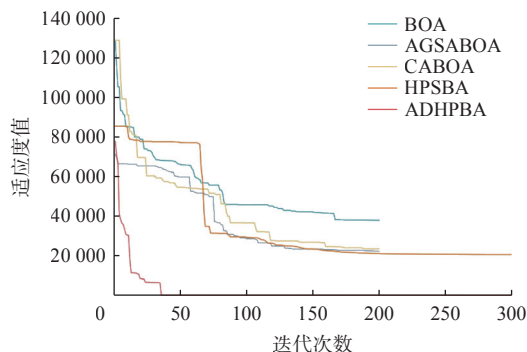


图 8 算法实际水文函数收敛曲线

Fig. 8 Convergence curve of actual hydrological function

为确保试验结果具有较高的可比性和代表性,同时考虑到上述试验中钻孔展布于不同含水层中,本研究选择位于同一层位的钻孔所在含水层作为相对水文地质单元,分析渗透系数结果见图 9 与表 4。从图 9 中可知,该层位渗透系数呈现东高西低,说明在断层活动密集区域可能出现岩体破碎、裂隙较发育等现象,渗透系数变大,显示出较强的局部非均质性,与已知涌水量数据变化保持一致性。

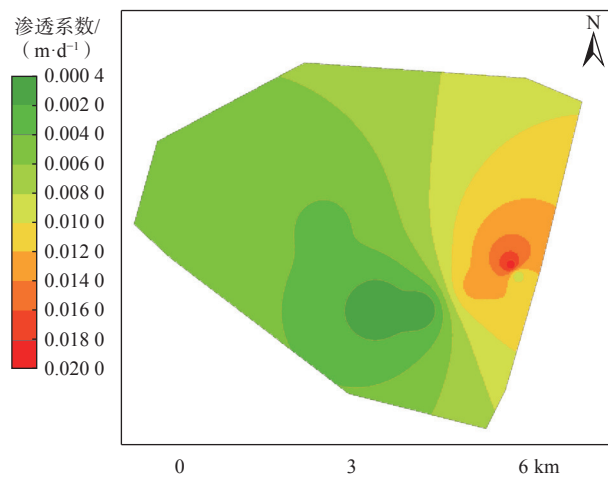


图 9 渗透系数图

Fig. 9 Permeability coefficient distribution

表 4 某层位渗透系数值
Table 4 Permeability coefficient value of a layer

孔号	涌水量/(L·s ⁻¹)	含水层层位	渗透系数/(m·d ⁻¹)
1	0.128	9煤顶板砂岩	0.012 798
3	0.013	9煤顶板砂岩	0.000 410
4	0.025	9煤顶板砂岩	0.000 421
15	0.128	9煤顶板砂岩	0.013 468
16	0.483	9煤顶板砂岩	0.019 361
24	0.031	9煤顶板砂岩	0.003 769

ADHBPA 算法框架本质上不依赖特定的水文地质条件,具备较强的普适性,如遇断层构造活动密集区域,或含水层呈现多层非均质结构时,可以根据区域实际情况对参数初始范围及边界条件进行相应调整,通过边界检查函数,将所有候选解严格限制在由现场数据确定的合理区间内,表明在面对不同的地质条件基于先验地质信息条件下,可以适当放宽或收紧渗透系数,使得优化过程中生成的候选解始终符合当地的物理条件。对地下水补给、排泄情况、含水层结构及边界条件充分认识与调用,并在此基础上对数学模型进行适当修正,确保反演结果准确可靠。

4 结论

- (1)ADHBPA 算法通过拉丁超立方采样、双曲余弦自适应权重、差分变异和逐维变异策略优化,有效提高了渗透系数反演的精度和稳定性,解决了传统方法易陷入局部最优的问题。
- (2)数值测试表明,ADHBPA 算法在收敛速度、寻优精度和稳定性上明显优于 BOA、AGSABOA、CABOA 及 HPSBA。
- (3)板集矿区观测数据反演验证结果表明,ADHBPA 算法计算降深与观测降深拟合值最大误差控制在 0.93 m 以内,明显优于其他算法,适用于复杂水文地质条件。
- (4)ADHBPA 算法可在数据有限条件下快速准确反演含水层渗透系数,为矿井水害防治提供可靠技术支撑。后续研究将考虑岩性差异、构造等对渗透系数的影响,进一步提高模型的实用性。

参考文献 (References) :

[1] GUO Lidan, XIA Ziqiang, YU Lanlan, et al. Ecological significance of instream hydrological statistical parameters[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2013, 18(9): 1088 – 1097.

[2] MOHAMMED M A A, FLORES Y G, SZABÓ N P, et al.

Assessing heterogeneous groundwater systems: Geostatistical interpretation of well logging data for estimating essential hydrogeological parameters[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 7314.

[3] LEWIS A Z. A method using drawdown derivatives to estimate aquifer properties near active groundwater production well fields[D]. Fort Collins: Colorado State University, 2014.

[4] WU C M, YE H T C J, ZHU Junfeng, et al. Traditional analysis of aquifer tests: Comparing apples to oranges?[J]. *Water Resources Research*, 2005, 41(9): W09402.

[5] ZECH A, MÜLLER S, MAI J, et al. Extending theis' solution: Using transient pumping tests to estimate parameters of aquifer heterogeneity[J]. *Water Resources Research*, 2016, 52(8): 6156 – 6170.

[6] VRUGT J A, STAUFFER P H, WÖHLING T, et al. Inverse modeling of subsurface flow and transport properties: A review with new developments[J]. *Vadose Zone Journal*, 2008, 7(2): 843 – 864.

[7] LIU Shuqun, SUN Kun. Hand-painted curve fitting method based on NURBS curve[J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 1049/1050: 1385 – 1388.

[8] RAJESH M, KASHYAP D, HARI PRASAD K S. Estimation of unconfined aquifer parameters by genetic algorithms[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2010, 55(3): 403 – 413.

[9] BATENI S M, MORTAZAVI-NAEINI M, ATAIE-ASHTIANI B, et al. Evaluation of methods for estimating aquifer hydraulic parameters[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 28: 541 – 549.

[10] CUTHBERT M O. An improved time series approach for estimating groundwater recharge from groundwater level fluctuations[J]. *Water Resources Research*, 2010, 46(9): W09515.

[11] SOUPIO P M, KOULI M, VALLIANATOS F, et al. Estimation of aquifer hydraulic parameters from surficial geophysical methods: A case study of Keritis Basin in Chania (Crete–Greece) [J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 338(1/2): 122 – 131.

[12] GHORBANIDEHNO H, KOKKINAKI A, LEE J, et al. Recent developments in fast and scalable inverse modeling and data assimilation methods in hydrology[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 591: 125266.

[13] KARAHAN H, AYVAZ M T. Simultaneous parameter identification of a heterogeneous aquifer system using artificial neural networks[J]. *Hydrogeology Journal*, 2008, 16(5): 817 – 827.

[14] MANISHA P J, RASTOGI A K, MOHAN B K. Critical review of applications of Artificial Neural Networks in

- groundwater hydrology[C]//Proceedings of the 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG). Mumbai: International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics, 2008: 2463 – 2474.
- [15] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459 – 471.
- [16] 张铃, 张钹. 遗传算法机理的研究 [J]. 软件学报, 2000, 11(7): 945 – 952. [ZHANG Ling, ZHANG Bo. Research on the mechanism of genetic algorithms[J]. *Journal of Software*, 2000, 11(7): 945 – 952. (in Chinese with English abstract)]
- [17] COELHO L D S, MARIANI V C. Improved differential evolution algorithms for handling economic dispatch optimization with generator constraints[J]. *Energy Conversion and Management*, 2007, 48(5): 1631 – 1639.
- [18] SUN Zhe, WANG Yiwen, XIE Xiangpeng, et al. An event-triggered and dimension learning scheme WOA for PEMFC modeling and parameter identification[J]. *Energy*, 2024, 305: 132352.
- [19] MCDERMOTT J. When and why metaheuristics researchers can Ignore “No Free Lunch” theorems[J]. *SN Computer Science*, 2020, 1(1): 60.
- [20] GUO Rong, WANG Ran, YIN Juanjuan, et al. Fabrication and highly efficient dye removal characterization of Beta-Cyclodextrin-Based composite polymer fibers by electrospinning[J]. *Nanomaterials*, 2019, 9(1): 127.
- [21] 高文欣, 刘升, 肖子雅, 等. 收敛因子和黄金正弦指引机制的蝴蝶优化算法 [J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(12): 3384 – 3389. [GAO Wenxin, LIU Sheng, XIAO Ziya, et al. Butterfly optimization algorithm based on convergence factor and Gold sinusoidal guidance mechanism[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(12): 3384 – 3389. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 彭茂松. 蝴蝶优化算法改进及应用研究 [D]. 南宁: 广西民族大学, 2023. [PENG Maosong. Research on improvement and application of butterfly optimization algorithm[D]. Nanning: Guangxi Minzu University, 2023. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 张孟健, 汪敏, 王霄, 等. 混合粒子群-蝴蝶算法的 WSN 节点部署研究 [J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(6): 1013 – 1022. [ZHANG Mengjian, WANG Min, WANG Xiao, et al. A hybrid particle swarm-butterfly algorithm for WSN node deployment[J]. *Computer Engineering and Science*, 2022, 44(6): 1013 – 1022. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 阚昕. 地下水污染评估方法及其在城市化进程中的应用研究 [J]. 黑龙江环境通报, 2024, 37(9): 90 – 92. [KAN Xin. Research on groundwater pollution assessment methods and their application in urbanization process[J]. *Heilongjiang Environmental Journal*, 2024, 37(9): 90 – 92. (in Chinese with English abstract)]
- [25] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98TH8360). Piscataway: IEEE, 1998: 69 – 73.
- [26] YANG Xueming, YUAN Jinsha, YUAN Jiangye, et al. A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 189(2): 1205 – 1213.
- [27] KOCIS L, WHITEN W J. Computational investigations of low-discrepancy sequences[J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 1997, 23(2): 266 – 294.
- [28] 刘道华, 陈良琼, 胡秀云, 等. 一种带停滞信息的自适应粒子群优化方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2016, 43(3): 120 – 124. [LIU Daohua, CHEN Liangqiong, HU Xiuyun, et al. Adaptive particle swarm optimization method with stagnancy information[J]. *Journal of Xidian University*, 2016, 43(3): 120 – 124. (in Chinese with English abstract)]
- [29] MITCHELL J K, HOOPER D R, CAMPENELLA R G. Permeability of compacted clay[J]. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, 1965, 91(4): 41 – 65.
- [30] PANT M, ALI M, ABRAHAM A, et al. Mixed mutation strategy embedded differential evolution[C]//2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2009: 1240 – 1246.
- [31] PAN Zidong, LU Wenxi, WANG Han, et al. Fast inverse estimation of hydraulic conductivity field based on a deep convolutional-cycle generative adversarial neural network[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 613: 128420.
- [32] ZHENG Na, JIANG Simin, XIA Xuemin, et al. Efficient estimation of groundwater contaminant source and hydraulic conductivity by an ILUES framework combining GAN and CNN[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 621: 129677.
- [33] OSEI V, BAI Chunguang, ASANTE-DARKO D, et al. Evaluating the barriers and drivers of adopting circular economy for improving sustainability in the mining industry[J]. *Resources Policy*, 2023, 86: 104168.

编辑: 张若琳