

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.01.005

基于禁忌搜索与粒子群优化算法的地下水污染源信息辨识

徐 津^{1,2,3}, 伍梦天^{1,4}, 李 凯⁵, 王玲玲^{1,2,3}, 朱 海^{1,2,3}, 王明辉⁵

(1. 河海大学水灾害防卸全国重点实验室; 2. 河海大学水利水电学院; 3. 河海大学水利部水循环与水动力系统重点实验室;
4. 河海大学水文水资源学院; 5. 宿迁市水务工程建设管理中心)

摘要: 为准确辨识地下水污染源位置、污染物释放过程等关键信息,采用模拟-优化理论框架,将需要同步辨识多种污染源信息的地下水反演问题概化为包含离散型、连续型变量的混合变量优化问题,并提出了一种基于禁忌搜索与粒子群优化算法的两阶段组合优化(TS-PSO)算法,该算法采用禁忌搜索策略确定污染源位置,利用粒子群优化算法识别污染物的释放强度及释放过程。算例验证结果表明:与传统演化算法(GA、PSO 算法)相比,TS-PSO 算法的求解效率更高,计算结果更可靠,计算精度更高;对于多个污染源的反演问题,TS-PSO 算法可快速、有效地辨识污染源位置、污染物释放强度和释放过程。

关键词: 地下水污染; 信息辨识; 优化算法; 禁忌搜索; 粒子群优化算法

Groundwater contaminant source information identification based on tabu search and particle swarm optimization algorithm

Xu Jin^{1,2,3}, Wu Mengtian^{1,4}, Li Kai⁵, Wang Lingling^{1,2,3}, Zhu Hai^{1,2,3}, Wang Minghui⁵

(1. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University;
2. College of Water Conservancy & Hydropower Engineering, Hohai University;
3. Key Laboratory of Water Cycle and Hydrodynamic Systems, Ministry of Water Resources, Hohai University;
4. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University;
5. Suqian Municipal Water Affairs Engineering Construction Management Center)

Abstract: To accurately identify key information such as the groundwater contaminant source location and contaminant release process, the simulation-optimization theoretical framework was used. The groundwater inversion problem that requires simultaneous identification of information from multiple contaminant sources was generalized as a mixed-variable optimization problem involving discrete and continuous variables. A two-stage combinatorial optimization algorithm based on tabu search and particle swarm optimization (TS-PSO) algorithm was proposed. The algorithm applied the tabu search method to locate contaminant sources and then used the particle swarm optimization algorithm to determine the contaminant release intensity and process. The verification results of the numerical examples show that compared with traditional evolutionary algorithms (GA and PSO algorithm), TS-PSO algorithm has higher solution efficiency, more reliable calculation results, and higher calculation accuracy. For the inversion problem of multiple contaminant sources, TS-PSO algorithm can quickly and effectively identify the location of contaminant sources, as well as the release intensity and release process of contaminants.

Key words: groundwater contaminant; information identification; optimization algorithm; tabu search; particle swarm optimization algorithm

地下水是全球可利用的最大淡水资源。近几十年来,日益加剧的人类活动对地下水的水质造成了严重的负面影响,引发了一系列地下水污染事件^[1-2]。地下水污染通常具有存在的隐蔽性、发现的滞后性、治理的复杂性等特点^[3]。在地下水污染造成严重影响前,如何依据有限的监测资料,快速、准确地定位污染源泄露

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3202600);国家自然科学基金项目(52479062,52309086);江苏省科学技术基础研究计划青年基金项目(BK20241516);中央高校基本科研业务费专项资金项目(B240201185);龙溪河流域洪水与环境风险预警系统开发咨询服务项目(3704-PRC)

作者简介: 徐津(1992—),男,副教授,博士,主要从事水力学及河流动力学研究。E-mail:hhu_xj@hhu.edu.cn

通信作者: 朱海(1986—),男,副教授,博士,主要从事水力学及河流动力学研究。E-mail:h.zhu@hhu.edu.cn

位置、识别污染物释放强度及过程就显得尤为重要^[4-5]。

地下水污染源信息辨识方法中,基于模拟-优化理论框架的演化算法应用最广泛^[6];如,Singh 等^[7]通过结合遗传算法 (GA) 和地下水水流及溶质输移模型,准确定位了地下水污染源;Wu 等^[8]提出了耦合差分进化算法和自适应径向神经网络的求解框架,快速率定了单个或多个污染源在多个时期的释放强度;高琬玉等^[9]提出了自适应权重粒子群算法,在替代模型的辅助下,识别了污染源释放历史;王敬等^[10-11]采用 SCE-UA 算法有效地校准了多污染源在不同边界条件下的释放历史;江思珉等^[12-13]采用和声搜索算法、改进的模拟退火算法,反演了多种地下水污染源信息。

已有采用演化算法辨识地下水污染源信息的研究,多数集中于单独定位污染源的位置或校准污染源的释放历史^[14],但大部分实例存在污染源位置、释放历史均未知的问题,需进行同步辨识^[15]。同步实现污染源位置与释放历史的辨识属于混合变量优化范畴,而离散型变量优化时搜索空间不连续、多片段的特征制约了连续空间平滑性搜索方法的应用,使传统演化算法在求解此类问题时,常面临计算结果波动较大、精度难以保障的难题^[16]。为此,本文提出了一种基于禁忌搜索 (tabu search, TS) 算法与粒子群优化 (PSO) 算法的组合优化算法 (TS-PSO 算法) 来辨识地下水污染源信息。该算法采用两阶段组合优化框架,借助禁忌搜索法确定污染源位置,利用 PSO 算法校正污染物的释放强度和释放过程。

1 研究方法

地下水污染源信息的辨识需综合考虑地下水水流及溶质运移规律,并借助高效的优化算法处理污染信息反演问题。本文采用的模拟-优化理论框架包括地下水水流和溶质数值模型、TS-PSO 算法。

1.1 数值模型

假设地下水的流动为稳态、各向异性且密度恒定,则多孔介质中的三维地下水流动可用偏微分方程描述:

$$\frac{\partial}{\partial x}\left(k_{xx}\frac{\partial h}{\partial x}\right) + \frac{\partial}{\partial y}\left(k_{yy}\frac{\partial h}{\partial y}\right) + \frac{\partial}{\partial z}\left(k_{zz}\frac{\partial h}{\partial z}\right) + q_s = S_s\frac{\partial h}{\partial t} \tag{1}$$

式中: k_{xx} 、 k_{yy} 、 k_{zz} 分别为渗透系数张量在 x 、 y 、 z 方向的分量; h 为水头; q_s 为单位体积含水层的源汇项流量; S_s 为贮水率; t 为时间。

地下水溶质输移控制方程考虑了地下水的对流、弥散、源汇项、平衡吸附作用以及一级不可逆反应,化学组分 m 的三维运移偏微分方程为

$$\theta R \frac{\partial C_{m1}}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x_i}\left(\theta D_{ij}\frac{\partial C_{m1}}{\partial x_j}\right) - \frac{\partial}{\partial x_i}(q_i C_{m1}) + q_s C_{ms} - \lambda_1 \theta C_{m1} - \lambda_2 \rho_b C_{m2} \tag{2}$$

式中: x_i 为空间坐标方向 x 、 y 、 z ; C_{m1} 、 C_{m2} 分别为溶质组分 m 的溶解浓度、吸附浓度; C_{ms} 为源汇项中溶质组分 m 的浓度; q_i 为达西速度; D_{ij} 为水动力弥散系数张量分量; R 为滞留系数; θ 为含水层的孔隙度; λ_1 为溶解相的反应速率; ρ_b 为孔隙介质的体积密度; λ_2 为固相吸附/解吸反应速率常数。

采用美国地质调查局最新发布的 MODFLOW6 的 GWF 模型与 GWT 模型分别模拟地下水流动与溶质输移^[17]。为了便于与优化算法耦合,采用基于 Python 语言开发的 Flopy 包^[18],通过编写代码构建、修改、运行地下水数值模型,提取关键模拟数据^[19]。

1.2 TS-PSO 算法

TS 算法由 Glover^[20]于 1986 年提出,是一种全局性的逐步寻优算法,通过引入一个灵活的存储结构以及与其对应的禁忌长度、禁忌准则、藐视准则等策略,从而具备了一定的自主学习和灵活记忆能力。相比于 GA 和 PSO 算法,TS 算法更能规避局部最优的情况,且其邻域搜索特性使其在求解离散型变量优化问题上表现更优。PSO 算法是通过模拟鸟群觅食行为来寻优的经典仿生演化算法,基本思想是凭借群体中个体之间的协作和信息共享寻找最优解。相较于其他演化算法,PSO 算法的优势是简单易实现、没有过多的自定义参数,且能较好地处理连续变量优化问题。

TS-PSO 算法兼具 TS 算法的邻域搜索特性与 PSO 算法的全局寻优机制,保证了计算的可靠性与精度,尤其适用于解决混合变量优化问题。TS-PSO 算法的核心思想是采用两阶段优化策略,对不同类型的变量进行独立求解:第 1 阶段,利用 TS 算法在决策空间中的邻域探索,确定离散型变量 x_{dis} ;第 2 阶段,基于 TS 算法

确定的离散型变量,采用 PSO 算法进一步优化,搜索对应的最优连续型变量 x_{con} 。两阶段交替执行,不断迭代优化,最终收敛至全局最优解,实现对混合变量优化问题的高效求解。图 1 为 TS-PSO 算法的流程框架,关键步骤包括初始化、禁忌表更新和邻域搜索。

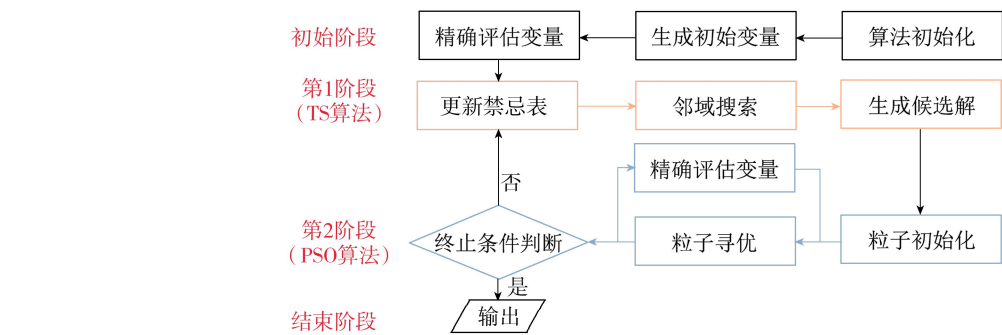


图 1 TS-PSO 算法的流程框架

Fig. 1 Flow framework of TS-PSO algorithm

- a. 初始化。初始化禁忌表,采用拉丁超立方采样法,生成 N_0 组初始变量,存储于种群 Pop 中,调用数值模型对每组变量进行评估,并记录种群的最优变量 (x_{best})、目标值 (f_{best})。
- b. 禁忌表更新。遍历当前种群 Pop,逐一检查其解的质量:①若 $f_{i'} > f_{\text{best}}$,将 $f_{i'}$ 对应变量的离散部分加入禁忌表;②若 $f_{i'} \leq f_{\text{best}}$,且变量 $x_{i'}$ 已在禁忌表中,则释放其禁忌状态;③若 $f_{i'} \leq f_{\text{best}}$,且变量 $x_{i'}$ 不在禁忌表中,则更新最优变量 x_{best} 及最优目标值 f_{best} 。
- c. 邻域搜索。以当前最优解 x_{best} 为中心,依据禁忌表,生成 N_{new} 组候选解,存储于 Pop 中,候选解的生成公式如下:

$$\begin{aligned}x_{i',\text{new}} &= x_{i',\text{best}} + \text{RandI}(L) \quad i' \in [1, n] \\x_{\text{con},\text{new}} &= x_{\text{con},\text{best}} \\x_{\text{new}} &\leftarrow x_{\text{dis},\text{new}} \cup x_{\text{con},\text{new}}\end{aligned}$$

式中: $x_{i',\text{new}}$ 为第 i' 个候选解; n 为离散变量个数; L 为禁忌长度;RandI 为随机整数函数,即随机生成处于 $[-L, L]$ 之间的整数。

依据对 TS-PSO 算法的预试验,取 N_0 、 N_{new} 分别为 10、10,取禁忌长度 L 为 1。

2 算例验证

2.1 算例概况

如图 2 所示,假设平原地区某研究区内存在二维均质各向异性承压含水层 ($800\text{m} \times 1\,200\text{m}$),采用边长为 50 m 的正方形网格将研究区域剖分为 16 行 24 列。南北两边均为隔水边界,东西两边为定水头边界,水头分别为 90、80 m。承压含水层的渗透系数为 18 m/d,孔隙率为 0.25,纵向弥散度为 40 m,横向弥散度为 15 m。研究区内存在一处潜在污染源区域,此区域是污染物渗入地下水的高发地带,并可能存在单个或多个污染源,同时污染物呈不定期持续释放状态。算例的目标是基于污染源区域下游 7 口观测井的污染物浓度数据,反演污染源的关键特征信息。数值模拟的设置如下:模拟时长为 40 月,划分为 20 个应力期(每个应力期为 2 月),时间步长设定为 6 d。各观测井每个时间步长末的污染物浓度由地下水数值模型的正演计算获得。

2.2 工况 1:单个污染源信息识别

假定存在某个污染源在模拟期的前 5 个应力期持续向地下水释放污染物,且每个应力期均以连续稳定的方式释放,释放强度保持恒定。污染源位置的(行,列)信息为(9,4),应力期 1~5 的释放强度分别为 65、

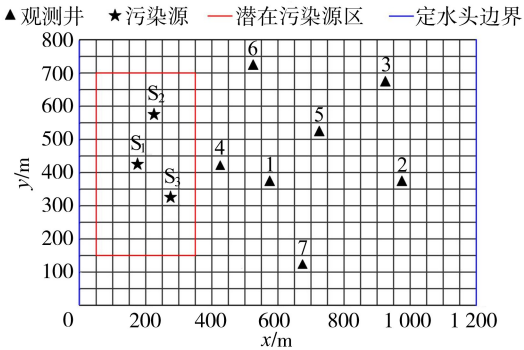


图 2 算例概况
Fig. 2 Case overview

40、3、23、46 kg/d。7 口观测井模拟期对污染物质量浓度的监测结果如图 3 所示。该工况污染源待辨识的信息包括污染源的位置(行,列),应力期 1~5 的污染物释放强度。采用 TS-PSO 算法、GA、PSO 算法分别进行反演,辨识结果见表 1。

表 1 的目标值依据研究区内各观测井于模拟期内所监测到的污染物浓度观测值与模拟值,通过均方根误差 (RMSE) 的计算方式得出。算法所获取的目标值越小,意味着模拟值与观测值的拟合度越高,相应地,反演结果也越精确。由表 1 可知,TS-PSO 算法精确辨识了污染源位置,且其目标值为 0.352,小于 GA 和 PSO 算法,说明 TS-PSO 算法的污染源位置的辨识能力优于 GA、PSO 算法。TS-PSO 算法基于正确的污染源位置准确地校正了污染源所有应力期的释放强度;GA、PSO 算法在校正应力期 3 的释放强度时产生了较大的误差,主要原因可能是污染源位置的反演误差导致了 GA、PSO 算法无法正确校正污染源释放强度,这进一步验证了 TS-PSO 算法在求解地下水混合变量优化问题的优势。由图 4 可知,TS-PSO 算法经过约 40 次迭代,首次求解得到了污染源的真实位置,此后在真实位置附近迭代,最终在约 80 次迭代之后稳定收敛于真实位置。TS-PSO 算法基于两阶段优化框架,在校准离散型尤其是整数型变量上具有 TS 的优势,能较好地辨识污染源位置。

表 1 各算法对单个污染源位置和释放强度的辨识结果

算法	污染源位置 (行,列)	污染物释放强度/(kg/d)					目标值
		应力期 1	应力期 2	应力期 3	应力期 4	应力期 5	
TS-PSO 算法	(9,4)	64.82 (0.28%)	39.63 (0.93%)	2.99 (0.33%)	22.54 (2.00%)	45.25 (1.63%)	0.352
GA	(8,5)	63.25 (2.69%)	40.11 (0.28%)	1.62 (46%)	23.83 (3.61%)	46.82 (1.8%)	3.374
PSO 算法	(7,4)	64.52 (0.74%)	39.45 (1.38%)	2.32 (22.67%)	23.13 (0.57%)	45.94 (0.13%)	2.192

注:污染物释放强度后括号中的数据为污染物释放强度的相对误差。

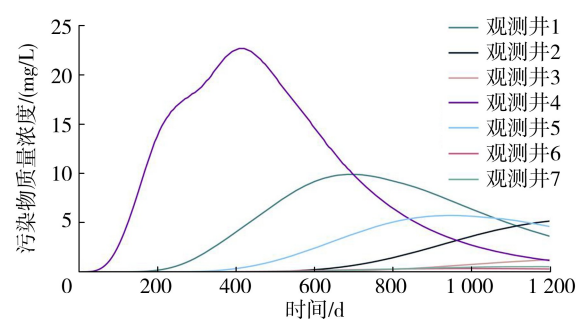


图 3 各观测井污染物质量浓度变化曲线(单个污染源)
Fig.3 Contaminant mass concentration variation curves at observation wells (single contaminant source)

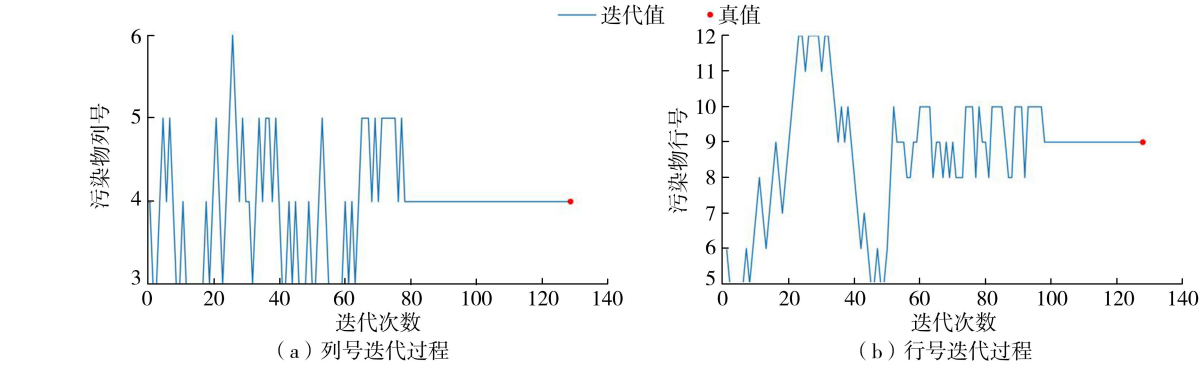


图 4 TS-PSO 算法单个污染源位置辨识过程

Fig.4 Process of identifying location of a single contaminant source using TS-PSO algorithm

由图 5 可知,TS-PSO 算法优化过程中具有最快的收敛速度和最佳的寻优效果,但初期(前 50 次迭代内),其搜索能力稍逊于 GA 和 PSO 算法,随着迭代进行,TS-PSO 算法的优化效率迅速提升,并在约 100 次迭代后稳定达到最优目标值,展现了卓越的收敛能力和全局优化性能。相比之下,虽然 GA 和 PSO 算法在迭代初期目标值减小较快,但在后期易陷入局部最优状态,最终优化效果明显低于 TS-PSO 算法。结合图 4 分析,TS-PSO 算法在 50 次迭代后目标值的迅速减小,主要归功于其在污染源位置辨识上的准确性。

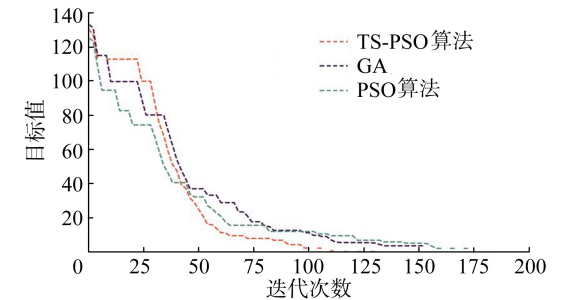


图 5 单个污染源时各算法的优化过程
Fig.5 Optimization process of algorithms for a single contaminant source

2.3 工况 2:多个污染源信息识别

假定存在 3 个污染源,且均在模拟期的前 5 个应力期持续向地下水释放污染物,污染源具体位置和释放强度见表 2。模拟期内,7 口观测井对污染物质量浓度的监测结果如图 6 所示。该工况待辨识的参数包括 3 个污染源的位置信息以及 3 个污染源在前 5 个应力期的释放强度,共计 21 个参数。

表 2 污染源真实位置和释放强度

Table 2 Actual location and release intensity of contaminant sources						
污染源	位置 (行,列)	污染物释放强度/(kg/d)				
		应力期 1	应力期 2	应力期 3	应力期 4	应力期 5
S ₁	(9,4)	21.00	52.00	13.00	40.00	22.00
S ₂	(12,5)	14.00	5.00	30.00	14.00	40.00
S ₃	(7,6)	32.00	25.00	7.00	18.00	23.00

由表 3 可知,TS-PSO 算法精准辨识了 S₁、S₂、S₃ 的位置,而 GA、PSO 算法均未能准确识别,进而干扰了污染源释放强度的校正,最终导致收敛于局部最优。由图 7 可知,TS-PSO 算法辨识前期(约 50 次迭代内),污染源位置存在较大波动,说明此时处于全局搜索阶段,试图覆盖更广的解空间,随着迭代次数增加,污染源位置逐渐趋于稳定,在约 100 次迭代后完全收敛,准确锁定了污染源的真实位置。从目标值看,TS-PSO 算法调用了 28 750 次数值模型获得了最优目标值(1.85);GA、PSO 算法不仅调用了更多次的数值模型,而且求解的最优目标值也远远劣于 TS-PSO 算法。综上,TS-PSO 算法比传统演化算法(GA、PSO 算法)具有更高的计算效率与精度。

表 3 各算法对多个污染源位置的辨识结果

算法	位置(行,列)			目标值	评估次数
	S ₁	S ₂	S ₃		
TS-PSO 算法	(9,4)	(12,5)	(7,6)	1.85	28 750
GA	(9,6)	(10,6)	(8,8)	13.62	37 100
PSO 算法	(8,6)	(12,2)	(7,5)	10.20	34 350

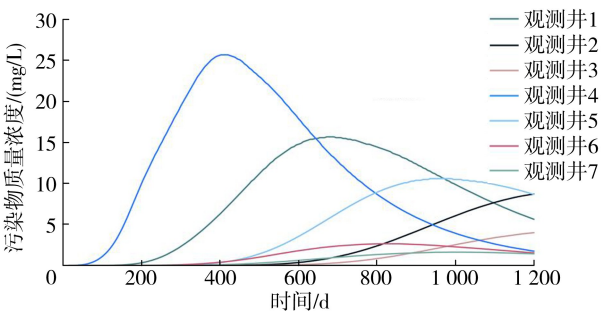


图 6 各观测井污染物质量浓度变化曲线(多个污染源)
Fig.6 Contaminant mass concentration variation curves at observation wells (multiple contaminant sources)

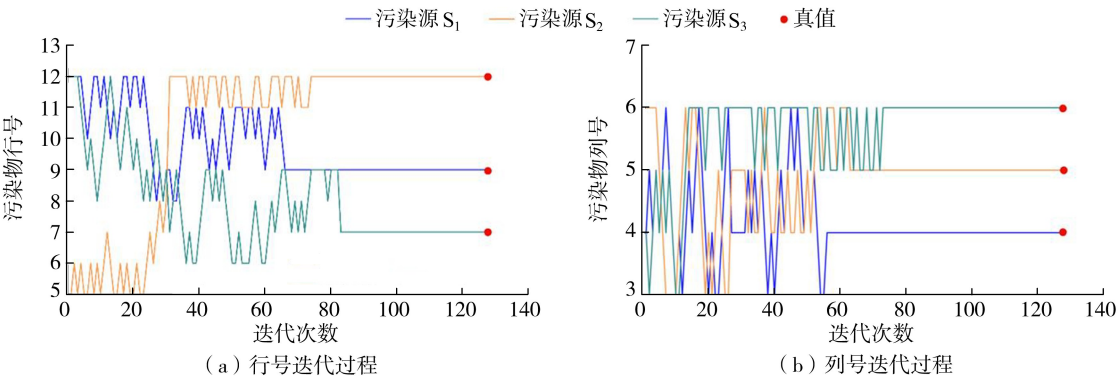


图 7 TS-PSO 算法多个污染源位置辨识过程
Fig.7 Process of identifying location of multiple contaminant sources using TS-PSO algorithm

由图 8 可知,相比 GA 和 PSO 算法,TS-PSO 算法在目标值收敛速度和全局寻优能力方面表现出明显优势。尽管 TS-PSO 算法在初期的收敛速度稍慢,但其全局搜索能力更强,最终在约 100 次迭代后达到最优解,并稳定保持目标值最小。GA 和 PSO 算法尽管初期目标值减小较快,但后期均出现停滞现象。由表 4 可知,TS-PSO 算法基于正确的污染源位置准确校正了 3 个污染源前 5 个应力期的释放强度,因此在迭代次数足够的前提下,TS-PSO 算法可高效解决多污染源信息辨识问题。

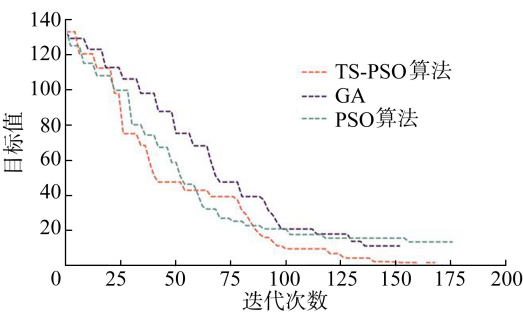


图 8 多个污染源时各算法的优化过程

Fig. 8 Optimization process of algorithms for multiple contaminant sources

表 4 TS-PSO 算法对各污染源前 5 个应力期释放强度的辨识结果

Table 4 Identification results of TS-PSO algorithm for release intensities of top 5 stress periods for each contaminant source

污染源	污染物释放强度/(kg/d)				
	应力期 1	应力期 2	应力期 3	应力期 4	应力期 5
S ₁	20. 88	52. 11	12. 99	39. 48	22. 45
S ₂	14. 00	5. 00	31. 00	14. 00	40. 00
S ₃	32. 00	25. 00	7. 00	18. 00	23. 00

3 结 语

本文提出的 TS-PSO 算法可高效、精准地辨识污染源关键信息。单个污染源时,TS-PSO 算法可精确辨识污染源位置,前 5 个应力期污染物释放强度的反演相对误差均低于 2. 00%,目标值达到 0. 352,展现出极高的计算精度。多个污染源时,TS-PSO 算法亦可精确辨识各污染源位置,并精准反演污染源释放强度,进一步证明了其在复杂环境中的适用性;传统 GA 和 PSO 算法分别经过 37 100 次和 34 350 次评估仍未达到理想解,而 TS-PSO 算法仅用 28 750 次迭代便成功收敛至最优解,大幅减少了计算资源消耗和收敛时间。因此,相比 GA 和 PSO 算法,TS-PSO 算法对混合变量问题的求解能力更好。未来,可将 TS-PSO 算法与机器学习技术相结合,进一步拓展其在复杂地质环境及多源污染条件下的应用潜力。

参考文献:

[1] 徐腾,王以鹏,叶逾,等. 地下水超采管控体系及水量水位双控体系研究进展[J]. 水资源保护,2024,40(4):27-35. (Xu Teng,Wang Yipeng,Ye Yu,et al. Research progress on groundwater overexploitation control system and dual control system of water quantity and water level[J]. Water Resources Protection,2024,40(4):27-35. (in Chinese))

[2] 陈舟,王锦国,张延杰,等. 水利水电工程地下水环境影响评价关键问题及案例分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(3):48-55. (Chen Zhou,Wang Jinguo,Zhang Yanjie,et al. Key issues and case analysis of groundwater environmental impact assessment in water conservancy and hydropower projects[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(3):48-55. (in Chinese))

[3] 汪思颖,韩绮,张立秋,等. 中国地下水污染防治技术研究进展与展望[J]. 环境污染与防治,2024,46(12):1834-1840. (Wang Siying,Han Qi,Zhang Liqiu,et al. Research progress and prospect of groundwater pollution prevention and control technology in China[J]. Environmental Pollution & Control,2024,46(12):1834-1840. (in Chinese))

[4] 李子乐,安永凯,闫雪嫒. 耦合敏感性分析与两阶段马尔科夫链蒙特卡洛算法的地下水污染溯源辨识[J]. 地球科学与环境学报,2024,46(5):702-710. (Li Zile,An Yongkai,Yan Xueman. Coupled sensitivity analysis and two-stage MCMC algorithm for groundwater pollution source identification[J]. Journal of Earth Sciences and Environment,2024,46(5):702-710. (in Chinese))

[5] 潘紫东,卢文喜,范越,等. 基于模拟-优化方法的地下水污染源溯源辨识[J]. 中国环境科学,2020,40(4):1698-1705. (Pan Zidong,Lu Wenxi,Fan Yue,et al. Inverse identification of groundwater pollution source based on simulation-optimization approach[J]. China Environmental Science,2020,40(4):1698-1705. (in Chinese))

[6] 刘蒙,骆乾坤,安济民,等. 基于集成替代模型和遗传算法的地下水污染源信息识别[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2024,47(6): 731-738. (Liu Meng,Luo Qiankun,An Jimin,et al. Identification of groundwater contaminant source information based on ensemble surrogate model and genetic algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural

Science),2024,47(6):731-738. (in Chinese))

[7] Singh R M,Datta B. Identification of groundwater pollution sources using GA-based linked simulation optimization model[J]. Journal of Hydrologic Engineering,2006,11(2):101-109.

[8] Wu Mengtian,Xu Jin,Hu Pengjie,et al. An adaptive surrogate-assisted simulation-optimization method for identifying release history of groundwater contaminant sources[J]. Water,2022,14(10):1659.

[9] 高琬玉,卢文喜,潘紫东,等. 基于自适应权重粒子群优化算法的地下水污染溯源辨识[J]. 中国农村水利水电,2022(12):1-7. (Gao Wanyu,Lu Wenxi,Pan Zidong,et al. Inverse identification of contamination sources in groundwater based on adaptive weighted particle swarm optimization algorithm[J]. China Rural Water and Hydropower,2022(12):1-7. (in Chinese))

[10] 王敬,韩忠,梁浩,等. 地下水污染强度反演识别的 SCE-UA 算法[J]. 中国农村水利水电,2020(12):106-111. (Wang Jing,Han Zhong,Liang Hao,et al. Groundwater contaminant inverse identification by SCE-UA optimization algorithm[J]. China Rural Water and Hydropower,2020(12):106-111. (in Chinese))

[11] 黄林显,刘治政,邢立亭,等. 基于复合型进化算法的地下水污染反演模型[J]. 人民黄河,2019,41(4):58-63. (Huang Linxian,Liu Zhizheng,Xing Liting,et al. Inverse model based on SCE-UA optimization algorithm for unknown groundwater pollution identification[J]. Yellow River,2019,41(4):58-63. (in Chinese))

[12] 江思珉,张亚力,蔡奕,等. 单纯形模拟退火算法反演地下水污染源强度[J]. 同济大学学报(自然科学版),2013,41(2):253-257. (Jiang Simin,Zhang Yali,Cai Yi,et al. Groundwater contaminant identification by hybrid simplex method of simulated annealing[J]. Journal of Tongji University (Natural Science),2013,41(2):253-257. (in Chinese))

[13] 江思珉,蔡奕,王敏,等. 基于和声搜索算法的地下水污染源与未知含水层参数的同步反演研究[J]. 水利学报,2012,43(12):1470-1477. (Jiang Simin,Cai Yi,Wang Min,et al. Simultaneous identification of groundwater contaminant source and aquifer parameters by harmony search algorithm[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2012,43(12):1470-1477. (in Chinese))

[14] 李小兰,曾献奎,王栋,等. 基于优化-自适应稀疏网格替代模型的地下水模拟参数不确定性分析[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2022,52(4):1234-1243. (Li Xiaolan,Zeng Xiankui,Wang Dong,et al. Uncertainty analysis of groundwater simulation parameters based on optimized-adaptive sparse grid surrogate model[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition),2022,52(4):1234-1243. (in Chinese))

[15] Zhao Ying,Lu Wenxi,Xiao Chuanning. A Kriging surrogate model coupled in simulation-optimization approach for identifying release history of groundwater sources[J]. Journal of Contaminant Hydrology,2016,185-186:51-60.

[16] 张衡. 基于协同进化的混合变量粒子群优化算法[D]. 武汉:武汉大学,2020.

[17] 卢洪健,王卓然. 地下水模拟方法与应用软件研究进展[J]. 地下水,2022,44(6):49-52. (Lu Hongjian,Wang Zhuoran. Research progress in groundwater simulation methods and application softwares[J]. Ground Water,2022,44(6):49-52. (in Chinese))

[18] Leaf A T,Fienen M N. Flopy:the python interface for MODFLOW[J]. Groundwater,2022,60(6):710-712.

[19] Bakker M,Post V,Langevin C D,et al. Scripting MODFLOW model development using python and FloPy[J]. Groundwater,2016,54(5):733-739.

[20] Glover F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence[J]. Computers & Operations Research,1986,13(5):533-549.

(收稿日期:2024-11-25 编辑:刘晓艳)

(上接第35页)

[19] 张珂,张企诺,陈新宇,等. 栅格新安江-地表地下双人工调蓄分布式水文模型[J]. 水资源保护,2021,37(5):94-101. (Zhang Ke,Zhang Qينو,Chen Xinyu,et al. Gridded Xin'anjiang-dual anthropogenic aboveground and underground regulation distributed hydrological model[J]. Water Resources Protection,2021,37(5):94-101. (in Chinese))

[20] Clark M P,Kavetski D,Fenicia F. Pursuing the method of multiple working hypotheses for hydrological modeling[J]. Water Resources Research,2011,47(9):W09301.

[21] 芮孝芳. 产流模式的发现与发展[J]. 水利水电科技进展,2013,33(1):1-6. (Rui Xiaofang. The discovery and development of runoff formation models[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2013,33(1):1-6. (in Chinese))

[22] 杜若愚,姚成,刘玉环,等. 基于蓄满超渗时空动态组合的网格新安江模型[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(6):25-32. (Du Ruoyu,Yao Cheng,Liu Yuhuan,et al. Grid-Xin'anjiang model based on spatio-temporal dynamic combination of saturation-excess and infiltration-excess runoff[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(6):25-32. (in Chinese))

[23] 姚成. 基于栅格的分布式新安江模型构建与分析[D]. 南京:河海大学,2007.

(收稿日期:2024-12-20 编辑:刘晓艳)