

基于 SWMM 的污水管网外来水量入渗反演识别研究

常留红^{1,2}, 薛 雄^{1,2}, 郭 洋³, 高宏宇^{1,2}, 郭传峰^{1,2}

(1. 长沙理工大学水利与环境工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 长沙理工大学水沙科学与水灾害防治湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410114; 3. 南京水利科学研究院港口航道泥沙工程交通行业重点实验室, 江苏 南京 210029)

摘要: 基于贝叶斯理论, 结合蒙特卡罗马尔可夫链算法, 对 SWMM 的水质水动力模块进行了二次开发, 反推了管网入渗的节点位置、入渗流量时间序列等特征参数; 分析了随机游走、均匀分布和正态分布分别作为建议分布对反演精度的影响, 并对贝叶斯理论下蒙特卡罗马尔可夫链算法的似然函数进行了改进。结果表明: 3 种建议分布均可在贝叶斯理论下达到收敛, 均匀分布与正态分布对算法初值的依赖较小, 算法的全局遍历性较好, 随机游走则会因局部最优降低反演精度; 3 种建议分布下的反演过程均出现误差累积现象, 采用改进后的蒙特卡罗马尔可夫链算法可有效避免误差的累积, 提高了时间序列变量的反演精度。

关键词: 污水管网; 入渗流量; 溯源反演; 贝叶斯理论; SWMM

中图分类号: TU992

文献标志码: A

文章编号: 1004-6933(2024)05-0141-07

Study on identification and inversion of external water leakage in sewage pipeline network based on SWMM// CHANG Lihong^{1,2}, XUE Xiong^{1,2}, GUO Yang³, GAO Hongyu^{1,2}, WU Chuanfeng^{1,2} (1. School of Hydraulic and Environmental Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. Key Laboratory of Water and Sand Science and Water Disaster Prevention and Control in Hunan Province, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 3. Key Laboratory of Port, Waterway and Sedimentation Engineering, MOT, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China)

Abstract: Based on Bayesian theory and combined with Monte Carlo Markov chain algorithm, a secondary development of water quality hydrodynamic module of SWMM was carried out, and characteristic parameters such as node positions and infiltration flow time series of the pipeline network were deduced. Analyze the impact of random walk, uniform distribution, and normal distribution as suggested distributions on inversion accuracy, and improve the likelihood function of the Monte Carlo Markov chain algorithm under Bayesian theory. The results indicate that all three suggested distributions can converge under Bayesian theory. Uniform distribution and normal distribution have less dependence on the initial value of the algorithm, and the algorithm has good global traversal. Random walk will reduce the inversion accuracy due to local optima. The inversion process under the three suggested distributions all showed error accumulation. The modified Monte Carlo Markov chain algorithm can effectively avoid the accumulation of errors and improve the inversion accuracy of the time series variable.

Key words: sewage pipeline network; water leakage flow; traceability inversion; Bayesian theory; SWMM

污水管网雨污混接^[1-2]、管网漏损^[3-4]、污水直排等导致外来水量侵入污水管网^[5-6], 致使污水管网运行效能降低^[7], 严重制约了城市安全运行管理和水环境治理^[8-10]。国家发展和改革委员会、住房和城乡建设部印发的《“十四五”城镇污水处理及资源化利用发展规划》要求“十四五”期间基本消除城市建成区生活污水直排口和收集处理设施空白区, 全

国城市生活污水集中收集率力争达到 70%。城市污水管网外来水量入渗源特征的反演溯源是管网提质增效措施的前提, 也是当前城市发展与建设中亟待解决的关键。

针对排水系统水污染源反演溯源问题, 国内外学者结合管道机器人^[11]、红外成像^[12]以及分布式温度传感器^[13-14]为代表的物探分析技术以及水质

因子分析方法开展了广泛研究,通常针对区域尺度的入渗源识别,对于节点尺度的精度识别需求则成本较高。排水系统入渗源反演识别是通过有限的监测数据对入渗历史事件过程的重构,进而推断出排水系统的入渗源特征。目前,反演识别通常采用模拟优化方法以及随机方法进行,如 Zhao 等^[15]通过暴雨洪水管理模型(storm water management model, SWMM)的水质水动力模块结合微生物遗传算法对巢湖市污水管网的地下水渗漏开展了定量分析与解析定位;Xu 等^[16]通过结合粒子群算法与 SWMM 开展了城市污水管网混接错接识别研究,构建了排水管网水动力反演模型,为排水系统中存在混接入渗问题管道的优先修复提供了诊断技术支持;Yan 等^[17]通过构造替代模型并耦合贝叶斯理论对地下水污染源的空间位置、释放历史等参数进行了反演;Liang 等^[18]结合遗传算法原理构建多链马尔可夫链对高维水质参数进行了反演识别。目前对于污水管网入渗源反演溯源的研究主要采用模拟优化方法,但由于排水管网监测数据、模型结构以及算法参数的不确定性影响,算法易陷入局部最优或异参同效,从而导致的反演效率降低^[19],因此,水动力反演模型技术成为当下水污染源反演识别研究热点。

贝叶斯理论方法会保留马尔科夫链所采样的样本,包含更多的解空间信息,因此为提高对排水管网入流入渗问题的定位效率同时降低成本,本文以 SWMM 为基础,结合贝叶斯理论与蒙特卡罗马尔科夫链算法,建立污水管网外来水量入渗溯源模型,反演污水管网入渗节点与入渗流量时间序列等特征参数以描述实际管网入渗过程,分别采用随机游走、均匀分布以及正态分布作为建议分布,分析不同建议分布下算法的反演精度,通过改进贝叶斯理论下蒙特卡罗马尔科夫链算法的似然函数,避免对时间序列变量反演过程中的误差累积现象,以期对排水管网入渗溯源反演提供理论依据。

1 研究方法

结合贝叶斯理论,基于文献[20]选取先验分布,考虑监测实际误差分布规律构建似然函数,选取污水管网入渗节点以及污水管网入渗流量时间序列作为待反演特征参数,建立城市污水管网反演模型,考虑 SWMM 结构,以监测数据个数将入渗流量时间序列离散成 n 个变量。

1.1 反演模型构建

贝叶斯理论将待求参数处理成随机变量,并用概率分布来描述这些随机变量,通过将先验知识与监测数据相结合,可计算出后验概率分布,从而描述

反演问题的解。与传统反演方法相比,贝叶斯理论可以提供更全面、客观的信息。

在排水管网入渗源反演识别问题中,未知参数源项取值通常分布在一个特定范围内,通常认为参数的取值概率满足这个取值区间之内的均匀分布。因此,当待求变量的上下界可知时,可以利用区间上的均匀分布来表示:

$$P(X) = \prod_{i=1}^n i P(X_i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad P(X_i) = \begin{cases} \frac{1}{b_i - a_i} & X_i \in [a_i, b_i] \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中: $P(X)$ 为参数的先验概率密度函数; X 为模型参数; a_i 、 b_i 为未知参数源; i 为序列号; n 为离散变量数。

在获取污水管网水质数据集的过程中,在线水质数据不可避免地存在由水质传感器导致的测量误差以及水质扩散模型存在的模型结构误差。在实际水质监测过程中电子设备产生的噪声而导致的误差难以避免,因此,考虑水质监测数据的不确定性,结合误差理论,参考文献[20],选取误差概率分布的似然函数:

$$P(Y|X) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp \left[\sum_{i=1}^n i \left(-\frac{N_i - Y_i}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (2)$$

式中: $P(Y|X)$ 为条件概率密度; N 为模拟数据; Y 为观测数据; σ 为方差。

考虑污水管网入渗流量时间序列的时序特性,后一流量时间离散数 $f(t_{i+1})$ 并不影响前一时间离散数 $f(t_i)$ 对应的水质参数,因此,入渗流量时间序列反演时似然函数可转化为

$$P(Y|X_i) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp \left[\sum_{k=1}^i \left(-\frac{N_k - Y_k}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (3)$$

进而获得对于污水管网入渗事件入渗源特征参数反演的后验概率函数:

$$P(Y|X_i) = \prod_{i=1}^n P(X_i) \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp \left[\sum_{i=1}^n \left(-\frac{Y_i - N_i}{2\sigma^2} \right) \right] \quad (4)$$

1.2 蒙特卡罗马尔可夫链算法

由于反演问题的非适定性以及后验概率密度函数的复杂性,构建后验概率函数并对其直接进行积分求解的方法计算量过大,因此,采用蒙特卡罗马尔科夫链抽样方法描述后验概率函数分布特征。通过构建马尔可夫链,确保在足够的迭代次数后,链的状

态分布逼近目标概率分布。蒙特卡罗马尔科夫链的主要目标是模拟马尔可夫链的状态序列,使其最终收敛到所需的目标分布,针对污水管网入渗反演识别问题,采用其中应用广泛的 Metropolis-Hastings 算法,其主要步骤为:

- 步骤 1 根据先验信息,在先验范围内随机选取一个待求变量的初值 x_0 作为初始状态。
- 步骤 2 选取建议分布生成一个马尔可夫链的候选状态,建议分布的选取可直接影响马尔可夫链的有效性,进而影响污水管网入渗反演精度。本文建议分布采用均匀分布、正态分布以及随机游走。
- 步骤 3 根据后验概率函数以及建议分布计算接受概率 α 。
- 步骤 4 生成服从均匀分布 $U(0,1)$ 的判断值 u ,若 $u>\alpha$,则接受此次游走,更新马尔可夫链状态,否则拒绝。
- 步骤 5 重复步骤 2~5,直至马尔可夫链采样数达到链长。

2 污水管网外来水量入渗反演识别

通过 Python 编程二次开发 SWMM,结合贝叶斯理论,采用蒙特卡罗马尔科夫链进行污水管网入渗节点、入渗流量时间序列等特征参数的反演溯源,并采用随机游走、均匀分布以及正态分布作为建议分布,研究不同建议分布对污水管网入渗反演精度影响。

2.1 模型设置

污水管网上游节点的入渗情况会影响下游监测节点水质的时空分布^[21-22],利用 SWMM 对污水管网下游监测节点进行水质模拟,一维污染物对流扩散方程为

$$\frac{\partial(A\rho)}{\partial t} + \frac{\partial(Q\rho)}{\partial x} = \frac{\partial\left(AE_x\frac{\partial\rho}{\partial x}\right)}{\partial x} - AK_1\rho + S(x,t,M)$$

(5)

式中: A 为过水断面面积; Q 为流量; ρ 为污水管网中污染物的质量浓度; t 为时间; x 为流程; E_x 为纵向离散系数; K_1 为污染物一级降解系数; $S(x,t,M)$ 为污染源随时间变化的函数; M 为渗漏基流量。

采用 SWMM 典型水质算例研究污水管网外来水量入渗特征参数反演,图 1 为管网平面图,图 2 为管网入渗节点平面分布。污水管网共有 54 段管道,55 个节点(包含末端排放点),管道为圆形管,管径为 400~800 mm,分别在节点 38、53 处设置连续恒定流速的污水入流,流量均为 $1\text{ m}^3/\text{s}$,入流的污水均含有质量浓度为 1 mg/L 的可降解污染物,粗糙系数为 0.01~0.03,模拟时间 2.5 h,预设真实渗入节点 34 个。

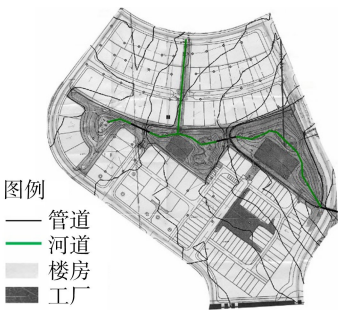


图 1 管网平面图

Fig. 1 Pipe network layout plan

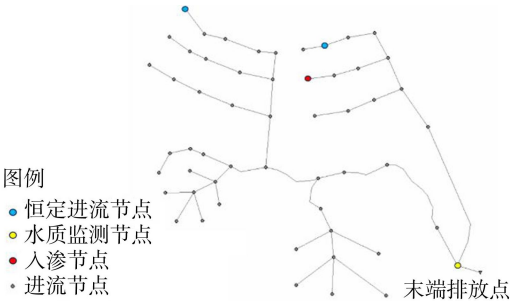


图 2 管网入渗节点平面分布

Fig. 2 Layout plan of pipeline leakage nodes

2.2 入渗节点反演识别

考虑 SWMM 结构通常通过节点入流表征污水管网的外来水量入渗,因此,基于贝叶斯理论,反演上游外来水量入渗节点位置,采用管网节点编号作为描述有入渗源的空间位置的特征参数。分别采取随机游走、均匀分布以及正态分布作为建议分布对污水管网入渗节点进行反演推断,迭代次数为 4 万次。根据文献[23]的研究结果,大约迭代次数到达 2 万次时,就可以实现计算收敛。表 1 为不同建议分布下污水管网入渗节点位置反演结果,图 3 为不同建议分布下污水管网入渗节点位置反演过程。由表 1 和图 3 可见,随机游走下反演模型的反演结果与真实值相差较大,这可能是因为入渗节点编号为离散的整型随机变量,并不具有数值连续性,随机游走中马尔可夫链无法有效搜索整个样本空间,此时算法陷入局部最优。

表 1 不同建议分布下污水管网入渗节点位置反演结果
Table 1 Inversion results of leakage nodes in sewage pipe networks under different suggested distributions

参数	节点编号			
	随机游走	均匀分布	正态分布	真实值
中位数	20	29	28	34
均值	22	25.86	28.25	34
众数	11	31	32	34

图 4 为不同建议分布下的污水管网入渗节点位置反演后验概率分布。由图 4 可见,均匀分布与正态分布作为建议分布时,真实值落在概率较高处,随机游走作为建议分布时出现了较为明显的多峰现

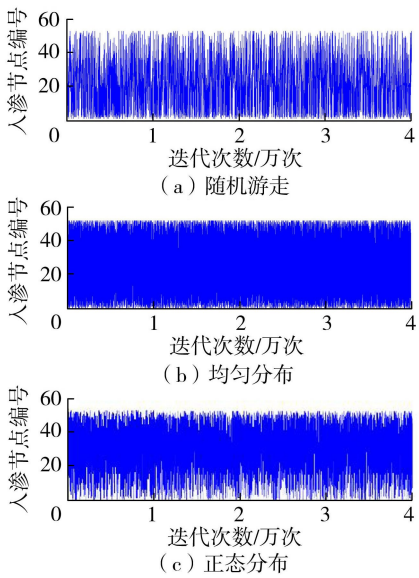


图3 不同建议分布下污水管网入渗节点位置反演过程
Fig.3 Inversion process of infiltration node location in sewage pipeline network under different suggested distributions

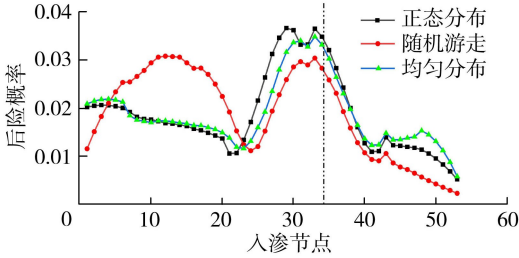


图4 不同建议分布下的污水管网入渗节点位置反演后验概率分布

Fig.4 Inverse posterior probability distribution of infiltration node location in sewage pipelines under different suggested distributions

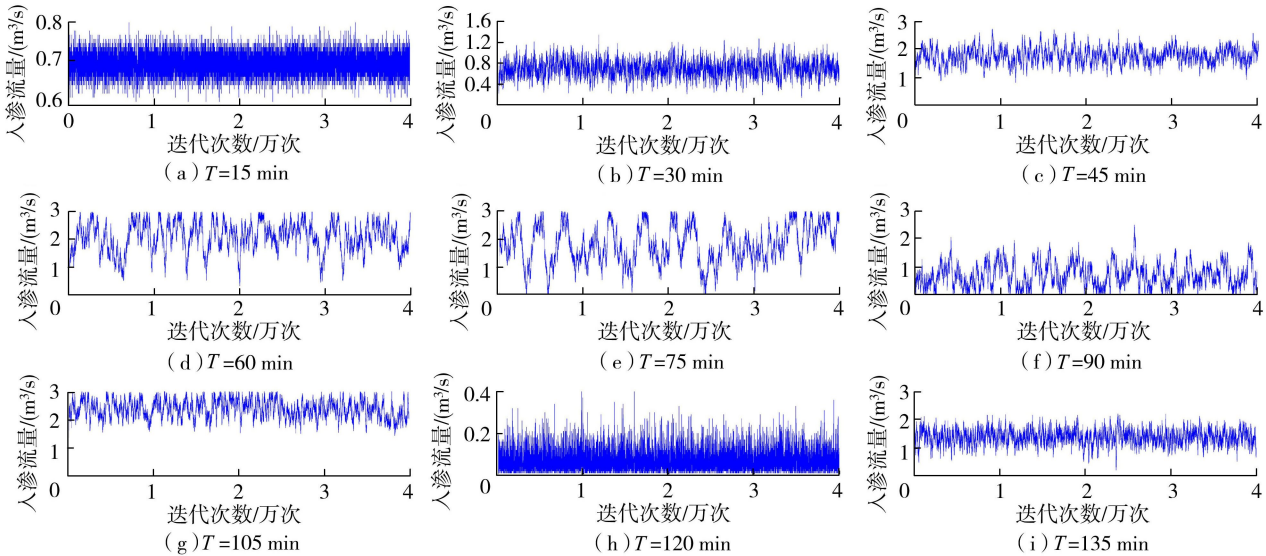


图5 随机游走下污水管网入渗流量时间序列反演过程

Fig.5 Time series inversion process of leakage flow rate in sewage pipeline network under random walk

象,此时算法已陷入局部最优,算法精度下降。因此,对离散型随机变量进行反演识别时,随机游走作为建议分布可能会陷入局部最优从而降低反演精度。

2.3 入渗流量时间序列反演推断

采取随机游走、均匀分布以及正态分布分别作为建议分布对污水管网入渗流量时间序列进行反演推断。考虑 SWMM 结构,以监测数据个数将入渗流量时间序列离散成 n 个变量,基于贝叶斯理论进行入渗流量时间序列反演溯源,时间离散数预设真实值分别为 0.7、0.7、1.79、2.01、1.79、1.04、0.84、0.7、0.31m³/s。基于预设的真实值,分别采用 3 种建议分布对污水管网入渗流量时间序列进行反演,过程见图 5~7。由图 5~7 可见,3 种建议分布均可在贝叶斯算法达到收敛,均匀分布与正态分布作为建议分布时,算法在初始值距离真实值较远时仍可以较快地进行全局寻优,相较于随机游走,其对于算法初值的依赖较小,算法的全局遍历性较好。

图 8 为不同建议分布下污水管网入渗流量时间序列反演结果与真实值对比。由图 8 可见,3 种建议分布均可在贝叶斯理论下达到收敛,且序列号 $i < 5$ 时,模拟前半程反演精度较高,但随着时间的推进,当 $i \geq 5$ 时,模拟后半程反演精度开始大幅下降,这可能是因为似然函数的形式下前半程 $f(t_i)$ 的模拟推断结果与真实值始终存在一定误差,随着模拟的逐渐推进产生了误差的累积。

针对反演过程中存在的误差累积现象,根据蒙特卡罗马尔科夫链较好的无后效性,对似然函数进行改进,在模拟的前后半程分别采用不同的似然函

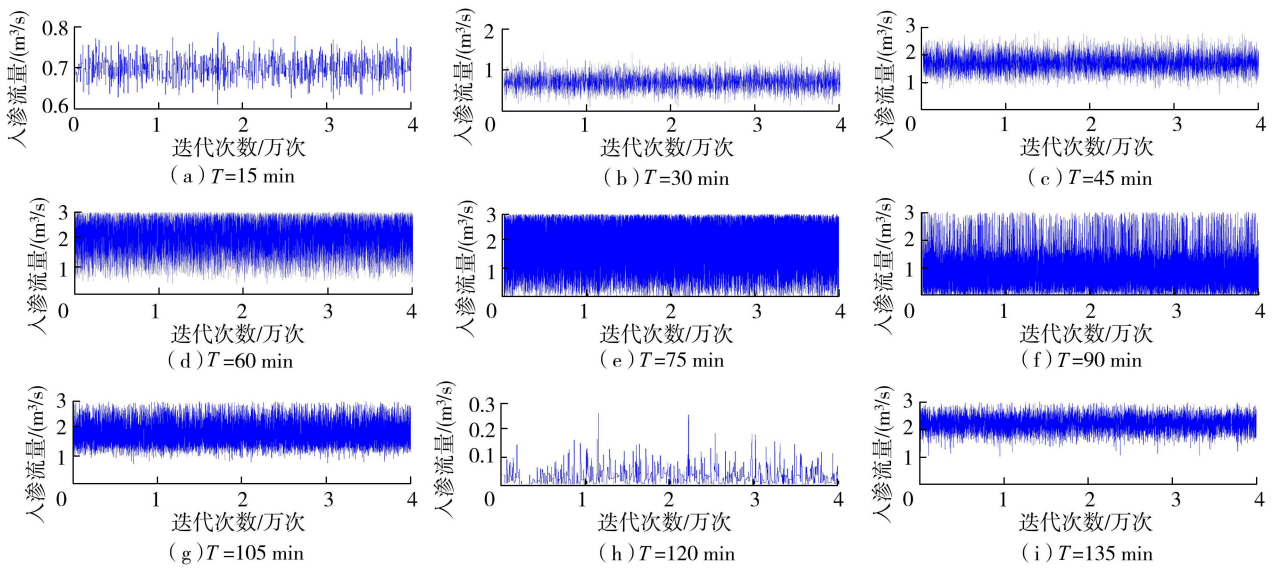


图 6 均匀分布下污水管网入渗流量时间序列反演过程

Fig. 6 Time series inversion process of leakage flow rate in sewage pipeline network under uniform distribution

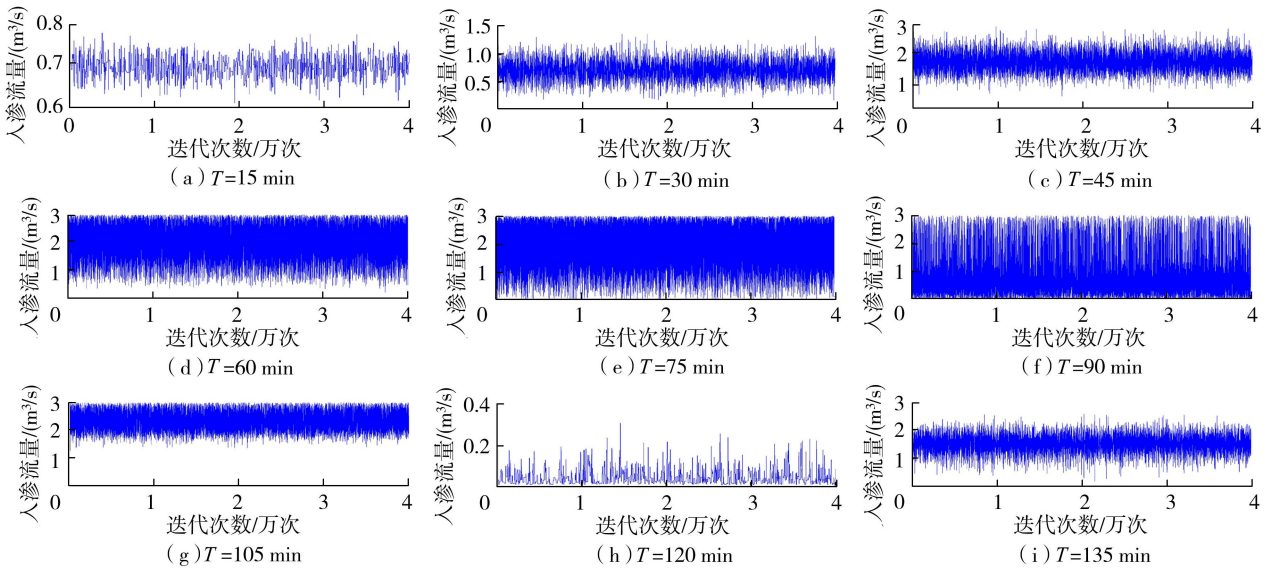


图 7 正态分布下污水管网入渗流量时间序列反演过程

Fig. 7 Time series inversion process of leakage flow rate in sewage pipeline network under normal distribution

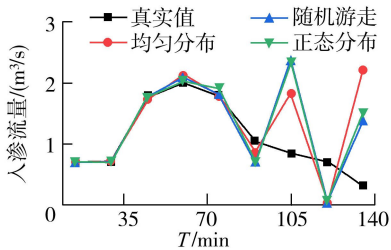


图 8 不同建议分布下污水管网入渗流量时间序列反演结果与真实值对比

Fig. 8 Comparison of time series inversion results and real values of infiltration flow in sewage pipe networks under different suggested distributions

数表达式计算似然度,选取正态分布作为建议分布进行似然函数改进后的入渗流量时间序列的反演,

结果如图 9、10 所示。采用模拟反演值与预设真实值之间的纳什效率系数作为污水管网入渗流量时间序列反演模型精度的评价参数。纳什效率系数趋近于 1 表示模型精度高且可靠性好;纳什效率系数趋近于 0 表示模拟结果接近观测值的平均值水平,即总体结果可信,但过程模拟误差大;纳什效率系数远小于 0 表示模型结果是不可信的。相较于改进前,改进后的反演结果与预设的真实值贴合更好,纳什效率系数为 0.98,精度较高。通过模拟蒙特卡罗马尔科夫链的状态序列,不同入渗流量时间序列下的反演结果在前后半程均收敛到所需的目标分布,相较于改进前更加精准,可见似然函数改进后可以有效避免误差的累积,保证反演精度。

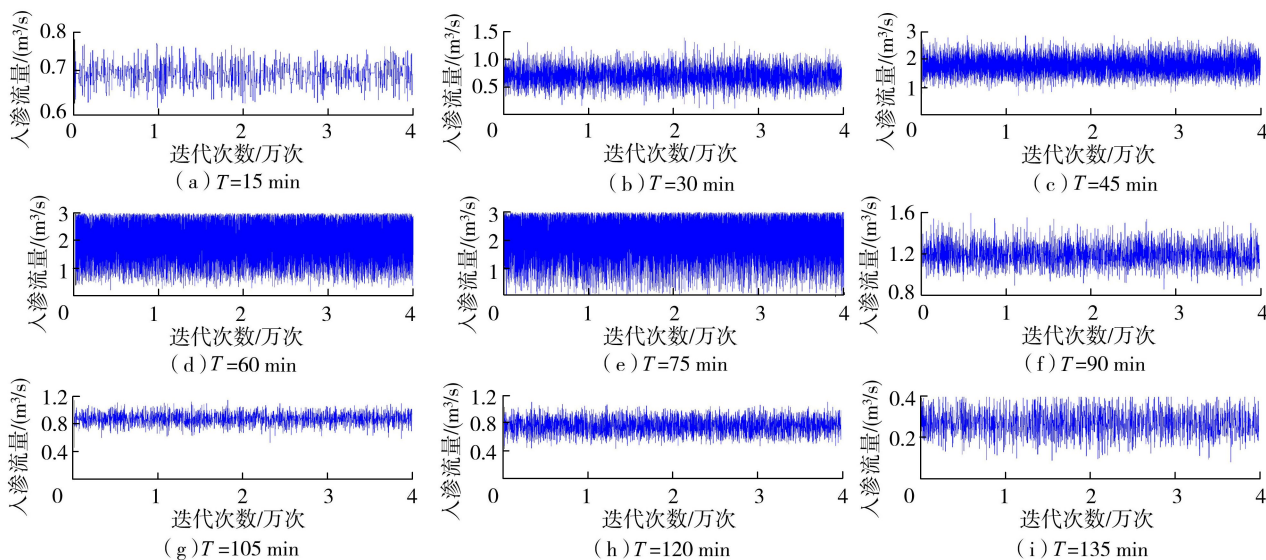


图9 似然函数改进后正态分布下污水管网入渗流量时间序列反演过程

Fig. 9 Time series inversion process of infiltration flow in sewage pipeline network under normal distribution after likelihood function improvement

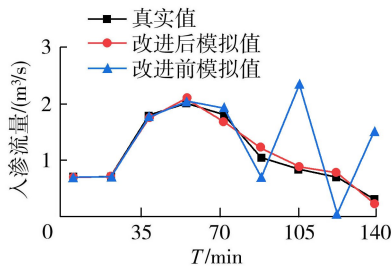


图10 似然函数改进前后正态分布下污水管网入渗流量反演结果与真实值对比

Fig. 10 Comparison between inversion results and true values of infiltration flow in sewage pipeline network under normal distribution before and after likelihood function improvement

3 结论

a. 基于SWMM,结合贝叶斯理论,采用蒙特卡罗马尔可夫链算法可以有效反演污水管网入渗节点以及入渗流量时间序列。

b. 对于离散型随机变量入渗节点,随机游走作为建议分布时采样出现多峰现象,易陷入局部最优而使反演精度降低。对于连续型随机变量入渗流量时间序列,随着反演的逐渐进行,随机游走、均匀分布以及正态分布3种建议分布均会出现误差累积导致模拟后半程反演精度降低。

c. 结合贝叶斯理论,改进蒙特卡罗马尔可夫链算法的似然函数,在模拟的前、后半程分别采用不同的似然函数表达式计算似然度,可有效避免时间序列变量反演时出现的误差累积现象。

参考文献:

- [1] 徐祖信,徐晋,金伟,等.我国城市黑臭水体治理面临的挑战与机遇[J].给水排水,2019,45(3):1-5. (XU Zuxin, XU Jin, JIN Wei, et al. Challenges and opportunities of black and odorous water body in the cities of China[J]. Water & Wastewater Engineering, 2019, 45 (3): 1-5. (in Chinese))
- [2] 李一平,郑可,周玉璇,等.南方城市污水处理系统效能评估与提质增效策略制定[J].水资源保护,2022,38(3):50-57. (LI Yiping, ZHENG Ke, ZHOU Yuxuan, et al. Efficiency evaluation of a sewage system and strategy formulation of quality and efficiency improvement in city of southern China[J]. Water Resources Protection, 2022, 38 (3): 50-57. (in Chinese))
- [3] 王凯,李一平,赖秋英,等.沿海地区污水处理厂雨水混入率对设计规模的影响[J].水资源保护,2020,36(3):76-82. (WANG Kai, LI Yiping, LAI Qiuying, et al. Influence of rainwater mixing rate on design scale of sewage treatment plant in coastal area [J]. Water Resources Protection, 2020, 36 (3): 76-82. (in Chinese))
- [4] 徐祖信,张竞艺,徐晋,等.城市排水系统提质增效关键技术研究:以马鞍山市为例[J].环境工程技术学报,2022,12(2):348-355. (XU Zuxin, ZHANG Jingyi, XU Jin, et al. Study on key technologies for improving quality and efficiency of urban drainage system: a case of Ma'an Shan City [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2022, 12 (2): 348-355. (in Chinese))
- [5] 尹海龙,王月,赵刚.分流制系统雨水管网混接旱天排放污染特征研究[J].环境科学学报,2019,39(10):

- 3551-3558. (YIN Hailong, WANG Yue, ZHAO Gang. A study on characteristics of dry-weather discharge pollution from separate storm drains with inappropriate flow entries [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2019, 39(10): 3551-3558. (in Chinese))
- [6] 杨立园, 黄标, 刘甲春, 等. 基于 SWMM-贝叶斯耦合方法的排水管网污染溯源[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2024, 52(5): 20-29. (YANG Liyuan, HUANG Biao, LIU Jiachun, et al. Pollution source tracing in sewer networks based on a Bayesian-SWMM coupled approach [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2024, 52(5): 20-29. (in Chinese))
- [7] 王鹏, 董国庆, 阴祖荣, 等. 面向复杂情景的 SWMM 水质参数敏感性分析[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(5): 31-37. (WANG Peng, DONG Guoqing, YIN Zurong, et al. Sensitivity analysis of water quality parameters in SWMM for complex scenarios[J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2023, 51(5): 31-37. (in Chinese))
- [8] WEISS G, BROMBACH H, HALLER B. Infiltration and inflow in combined sewer systems; long-term analysis[J]. *Water Science & Technology*, 2002, 45(7): 11-19.
- [9] MARTINEZ S E, ESCOLERO O, WOLF L. Total urban water cycle models in semiarid environments; quantitative scenario analysis at the area of San Luis Potosi, Mexico [J]. *Water Resources Management*, 2011, 25(1): 239-263.
- [10] PÉREZ Yvelisse, VARGAS Enmanuel, GARCÍA-CORTÉS Daniel, et al. Efficiency and effectiveness of systems for the treatment of domestic wastewater based on subsurface flow constructed wetlands in Jarabacoa, Dominican Republic[J]. *Water Science and Engineering*, 2024, 17(2): 118-128.
- [11] 覃新元, 雷宗辉, 陈俊, 等. 排水管道不停运的数字化服务成套技术实现和示范[J]. *中国给水排水*, 2023, 39(2): 94-99. (QIN Xinyuan, LEI Zonghui, CHEN Jun, et al. Complete set of digital service technology and demonstration for continuous operation of drainage pipelines[J]. *China Water & Wastewater*, 2023, 39(2): 94-99. (in Chinese))
- [12] LEPOT M, MAKRIKIS K F, CLEMENS F H L R. Detection and quantification of lateral, illicit connections and infiltration in sewers with infra-red camera; conclusions after a wide experimental plan[J]. *Water Research*, 2017, 122: 678-691.
- [13] HOES O A C, SCHILPEROORT R P S, LUXEMBURG W M J, et al. Locating illicit connections in storm water sewers using fiber-optic distributed temperature sensing [J]. *Water Research*, 2009, 43(20): 5187-5197.
- [14] KESSILI A, VOLLERTSEN J, NIELSEN A H. Automated monitoring system for events detection in sewer network by distribution temperature sensing data measurement [J]. *Water Science and Technology*, 2018, 78(7): 1499-1508.
- [15] ZHAO Zhichao, YIN Hailong, XU Zuxin, et al. Pin-pointing groundwater infiltration into urban sewers using chemical tracer in conjunction with physically based optimization model [J]. *Water Research*, 2020, 175: 115689.
- [16] XU Zuxin, QU Yang, WANG Siyu, et al. Diagnosis of pipe illicit connections and damaged points in urban stormwater system using an inversed optimization model [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 292: 126011.
- [17] YAN Xueman, DONG Weihong, AN Yongkai, et al. A Bayesian-based integrated approach for identifying groundwater contamination sources [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 579: 124160.
- [18] LIANG Shidong, JIA Haifeng, YANG Cong, et al. A pollutant load hierarchical allocation method integrated in an environmental capacity management system for Zhushan Bay, Taihu Lake [J]. *Science of the Total Environment*, 2015, 533: 223-237.
- [19] 赵志超, 黄晓敏, 尹海龙, 等. 雨水管网混接入渗诊断技术研究进展[J]. *环境工程技术学报*, 2024, 14(1): 278-288. (ZHAO Zhichao, HUANG Xiaomin, YIN Hailong, et al. Review on diagnostic technologies of illicit discharge and groundwater infiltration in the storm drainage network [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2024, 14(1): 278-288. (in Chinese))
- [20] 闫雪嫒. 基于贝叶斯理论的地下水 DNAPLs 污染源反演识别研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [21] 胡馨月. 基于信息点数据的城市污水管网时污水量分析与预测[D]. 天津: 天津大学, 2020.
- [22] 孟莹莹, 李田, 王溯. 上海市分流制小区雨水管道混接污染来源分析[J]. *中国给水排水*, 2011, 27(6): 12-15. (MENG Yingying, LI Tian, WANG Su, et al. Study on sources of illicit discharge to separate stormwater systems in residential districts in Shanghai [J]. *China Water & Wastewater*, 2011, 27(6): 12-15. (in Chinese))
- [23] 黄晓敏, 傅肖尉, 赵志超, 等. 基于分区水质监测的污水管网收集效能评估[J]. *水资源保护*, 2023, 39(6): 152-159. (HUANG Xiaomin, FU Xiaowei, ZHAO Zhichao, et al. Evaluation of collection efficiency of sewer network based on water quality zoning monitoring [J]. *Water Resources Protection*, 2023, 39(6): 152-159. (in Chinese))

(收稿日期: 2024-01-03 编辑: 王芳)