

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2024.23.018

# 无管流数据地区SWMM参数优化方法研究及应用

杨晨晨<sup>1,2</sup>, 范冲<sup>1</sup>, 刘奇<sup>1</sup>, 朱梦娜<sup>1</sup>

(1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083; 2. 浙江工业大学 地理信息学院, 浙江 湖州 313200)

**摘要:** 城市雨洪模型的精确模拟是洪涝快速预报和预警的基础,而参数直接影响模型的准确性和可靠性,但目前我国现有城市雨水管网实测流量数据匮乏,给城市雨洪模型参数自动优化带来了挑战。为此,提出了RCNOA算法,以解决无管道流量数据条件下的SWMM模型参数自动优化问题,并以长沙市岳麓区东侧为典型研究区域评估其适用性。首先,采用敏感性分析方法确定了包含7个参数的优化集合;然后,利用RCNOA算法进行参数率定,确定N-Imperv、N-Perv、S-Imperv、MaxRate、MinRate、DryTime和Roughness的数值分别为0.045、0.113、1.468 mm、94.819 mm/h、14.585 mm/h、12.527 d和0.016;基于率定后的参数值,在不同降雨重现期下进行模拟,得到相应的径流系数,求得变异系数均在±5%之内,表明校准参数能满足SWMM模型对研究区域径流的模拟。该方法可以满足无管道流量数据地区城市雨洪模型参数自动优化要求,有助于城市雨洪模型的可持续性发展,对今后城市应对暴雨洪涝事件、制定内涝防治决策具有重要指导意义。

**关键词:** SWMM; 参数自动优化; RCNOA算法; 雨水管道流量数据

**中图分类号:** TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2024)23-0129-08

## Investigation and Implementation of SWMM Parameters Optimization Method in Regions without Pipeline Flow Data

YANG Chen-chen<sup>1,2</sup>, FAN Chong<sup>1</sup>, LIU Qi<sup>1</sup>, ZHU Meng-na<sup>1</sup>

(1. School of Geosciences and Info-physics, Central South University, Changsha 410083, China;  
2. College of Geoinformatics, Zhejiang University of Technology, Huzhou 313200, China)

**Abstract:** The precise simulation of urban stormwater models serves as the foundation for rapid flood prediction and early warning. The model parameters significantly influence both accuracy and reliability. However, the scarcity of measured discharge data from urban stormwater pipe network in China poses substantial challenges to the automated optimization of these model parameters. In this study, the RCNOA algorithm was proposed to address the challenge of automatic parameter optimization for the SWMM model in the absence of pipeline flow data, and its applicability was assessed in the eastern region of Yuelu District in Changsha City. Initially, sensitivity analysis method was employed to identify the optimal set of seven parameters. Subsequently, the RCNOA algorithm was employed for parameter calibration. The parameters of N-Imperv, N-Perv, S-Imperv, MaxRate, MinRate, DryTime and Roughness were established at values of 0.045, 0.113, 1.468 mm, 94.819 mm/h, 14.585 mm/h, 12.527 d,

基金项目: 中南大学研究生校企联合创新项目(1053320220119)

通信作者: 范冲 E-mail: fanchong@csu.edu.cn

and 0.016 respectively. Utilizing the calibrated parameter values, the corresponding runoff coefficients were simulated across various rainfall recurrence intervals, with variation coefficients consistently remaining within  $\pm 5\%$ . This indicated that the calibration parameters were adequate for the SWMM model to effectively simulate runoff in the study area. The methodology proposed in this study will effectively address the automatic parameter optimization requirements of urban stormwater models in regions lacking pipeline flow data, thereby contributing to the sustainable development of these models. Furthermore, it has important guiding significance for cities to deal with rainstorm and flood events and make waterlogging prevention decisions in the future.

**Key words:** SWMM; automatic parameter optimization; RCNOA algorithm; flow data of stormwater pipeline

近年来,暴雨给我国许多城市造成了严重的洪涝灾害,因此,城市洪涝快速预报和预警显得尤为重要。城市雨洪管理模型的构建是洪涝预报和预警的基础,其本质是城市降雨过程和径流溢流过程的参数化计算,这些参数直接影响模型的准确性和可靠性。因此,快速确定城市雨洪管理模型的参数是其应用的关键。

SWMM(暴雨洪水管理模型)是一款动态水文建模软件,主要用于模拟城市水文过程,由于其开放的源代码、易建模特性和可靠的管道排放计算过程,被广泛应用于工程实践和学术研究中<sup>[1]</sup>。但SWMM模型在构建过程中有很多参数的取值存在不确定性,模型的准确性依赖参数率定过程,而参数的率定主要分为人工和自动率定两种方法,其中人工率定方法主要基于经验知识和推理能力,主观性强,结果的准确性难以保证。近年来,随着计算机技术的发展,在城市雨洪的数值模拟和建模过程中,众多学者采用多种参数校准方法对SWMM模型参数进行敏感性分析及率定,如Sobol方法<sup>[2]</sup>、修正Morris筛选法<sup>[3]</sup>、遗传算法<sup>[4]</sup>等。一般城市雨洪模型的参数率定通过峰值流量、均方根流量和峰现时间的纳什效率系数、均方根误差和相对误差等指标验证<sup>[5]</sup>,这些指标的计算需要雨水管网实测数据的支撑,但我国现有城市雨水管网实测流量数据比较匮乏,这给城市雨洪模型的参数自动优化带来了挑战,因此在无管流数据地区,研究者主要通过综合径流系数对比法,并人工反复调试进行SWMM模型参数的率定<sup>[6-7]</sup>。综上,在以往的研究中,参数优化过程存在一定的局限性,在进行率定前缺乏合理的参数量化过程(如敏感度分析),大部分研究根据现

有文献中的经验选择需要校准的参数<sup>[8]</sup>,并依赖实测数据进行精度验证;在实测管道流量数据匮乏的情况下,SWMM参数率定依靠人工反复调试,缺乏自动校准方法。为克服这些局限性,笔者提出了一种混合随机反向的混沌星鸦优化算法(RCNOA),通过径流系数对比法,以长沙市岳麓区东侧为研究区域,在PySWMM基础上实现模型自动化处理与参数率定,并与遗传算法(GA)、精英遗传算法(EGA)、松鼠搜索算法(SSA)、差分进化算法(DE)、粒子群优化算法(PSO)、灰狼优化算法(GWO)、鲸鱼优化算法(WOA)等7种寻优算法进行对比,利用变异系数分析模型模拟值与实际值的吻合程度,以满足无管流数据地区城市雨洪模型参数的自动优化要求。

## 1 研究方法

本研究基于PySWMM,使用Python编写模型参数自动输入与结果读取模块<sup>[9]</sup>,实现无管道流量数据条件下SWMM模拟与敏感性分析、参数率定的自动耦合计算。研究框架如下:第一步,根据数字高程模型(DEM)、土地利用类型、排水管网和模拟降雨数据构建研究区域的SWMM模型;第二步,利用修正Morris筛选法和互信息法对参数进行敏感性分析,确定重要的影响参数;第三步,利用RCNOA算法进行模型参数率定,并利用模拟降雨事件对率定结果进行验证。

### 1.1 SWMM模型

SWMM可以实现研究区域降雨径流过程的模拟,其中模型参数的确定是其应用中的一个关键问题<sup>[10]</sup>。SWMM的基本工作原理有地表产流计算、地表汇流计算、流量传输计算3个模块,本研究中产流过程采用Horton渗透模型,地表汇流过程采用非线性

性水库法,一维管网汇流计算采用基于圣维南方程组的动力波法。

## 1.2 敏感性分析方法

敏感性分析是一种统计分析工具,用于量化特定模式中输入和输出之间的影响关系,确定导致模型输出的最大变异性因素<sup>[11]</sup>,在大量参数集率定之前,通过敏感性分析有效识别参数对模型输出的影响,可以提高参数率定效率。本研究采用局部和全局相结合的方法,可全面识别各因子的敏感程度,适用于参数众多的水文模型。

### 1.2.1 修正 Morris 筛选法

Morris 筛选法可快速辨识模型的主要敏感参数,是目前应用最广泛且简单有效的局部敏感性分析方法。Morris 筛选法中变量取值具有随机性,对模型中目标函数的影响较大,因此本研究选择修正的 Morris 筛选法,对模型中选定的不确定参数以固定步长的百分比进行扰动,运行得到多组输出结果,进而得到参数的多个敏感性系数,最后取多个敏感性系数的平均值 SN 作为判别系数<sup>[12]</sup>。

### 1.2.2 互信息法

互信息表示两个变量或多个变量之间共享的信息量,在信息论中可以度量随机变量间的相互依赖程度,也是一种研究两个变量之间非线性相关程度的敏感性分析方法<sup>[13]</sup>。通常采用相关系数  $R$  和  $U$  作为衡量指标, $R$  和  $U$  值越大,表示参数对目标函数的影响程度越大,敏感性越强<sup>[14]</sup>。

## 1.3 率定方法

SWMM 模型的准确性及能否准确模拟研究区域的关键因素是其参数的确定,为了让模型更符合实际情况,需要进行参数率定和模型验证。本研究采用 RCNOA 算法来确定模型的参数,使其更加准确地模拟研究区域的降雨径流过程。

### 1.3.1 星鸦优化算法 (NOA)

星鸦优化算法 (NOA) 是一种新型元启发式算法,实验证明该算法在现有的 3 类优化算法中排名第一并呈现出优异的结果<sup>[15]</sup>。该算法模拟星鸦的两种行为,第一种发生在夏季和秋季,星鸦寻找种子并随后将其储存在适当的位置,以备过冬食用;第二种发生在冬季和春季,星鸦利用各种物体或标记作为参考点,寻找不同角度标记的隐藏储存物。如果星鸦找不到以前储存的种子,它们会随机地探索森林来寻找食物。

### 1.3.2 混合随机反向的混沌星鸦优化算法

标准的 NOA 算法在现有的优化算法中表现良好,但是仍存在以下问题:在种群初始化时使用随机生成法,这种方式导致种群不能均匀落在搜索区间内;在寻优后期,种群多样性降低,算法易陷入局部最优。针对以上问题,本研究提出一种混合随机反向的混沌星鸦优化算法,可使星鸦种群更好地搜索整个解空间,获得更高的收敛精度。

#### ① 混沌初始化策略

生成均匀遍布解空间的初始种群有助于算法找到最优解,从而提高算法的求解精度和收敛速度<sup>[16]</sup>。混沌映射具有随机性和遍历性的特点,其中 Tent 混沌映射已经被证实比 Logistics 混沌映射具有更好的均匀性和更快的迭代速度<sup>[17]</sup>,因此本研究在 NOA 算法中引入 Tent 混沌映射进行初始化,其函数定义为:

$$Z_{k+1} = \begin{cases} Z_k/\beta & 0 < Z_k \leq \beta \\ (1 - Z_k)/(1 - \beta) & \beta < Z_k \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\beta = 0.4$ 。初始化过程如下:首先随机生成一个  $[0, 1]$  内的  $D$  维向量作为初始个体;然后将该个体的每一维度的数值依次代入式 (1) 计算生成新的数值,生成第 2 个新的个体,继续重复上述步骤,直到生成  $N-1$  个新的个体;最后将全部个体映射到变量的取值范围内,生成 Tent 混沌初始化种群。

#### ② 随机反向学习

随机反向学习是 Long 等<sup>[18]</sup>提出的一种策略,其根据当前解产生一个随机反向解,该策略可以增强种群多样性,提高种群避免局部最优的能力。通过这种策略引导星鸦种群更好地搜索整个解空间,使 NOA 算法用更少的迭代次数达到指定的收敛精度,从而提升算法收敛速度,同时增强 NOA 跳出局部最优的能力,获得更高的收敛精度。

#### ③ 算法流程

结合上述几种改进策略,首先设置 RCNOA 算法的参数,例如,种群大小  $N=25$ 、最大迭代次数  $T_{\max} = 5\ 000$ 、 $P_{\text{ns}}=0.2$  等。在种群初始化时采用 Tent 混沌映射方法。在 RCNOA 算法中,含有觅食和储存策略以及缓存搜索和恢复策略,两种策略对算法的重要性相同。因此,在应用第一种或第二种模拟策略时,它们会随机交换。根据适应度函数对星鸦的每

一个新位置的解质量进行评估。如果新位置的解质量优于当前位置的解质量,则更新当前位置,反之,则 RCNOA 算法中的星鸦将保持其当前位置。适应度最好的星鸦位置发生改变时,则利用随机反向学习策略生成一个新位置,如果新位置的解质量优于最优位置,则更新星鸦最优位置。RCNOA 算法流程如图 1 所示。参数率定时,首先将建模时所确定的参数初始值输入到模型中,得到径流系数的初始模拟结果,对比子汇水区的综合径流系数和模拟得到的径流系数;再利用 RCNOA 算法,针对敏感性分析中确定的率定参数集,调整各参数取值的方向及大小,再输入到模型中,如此不断迭代,最终确定模型参数的具体取值,完成模型的参数率定。

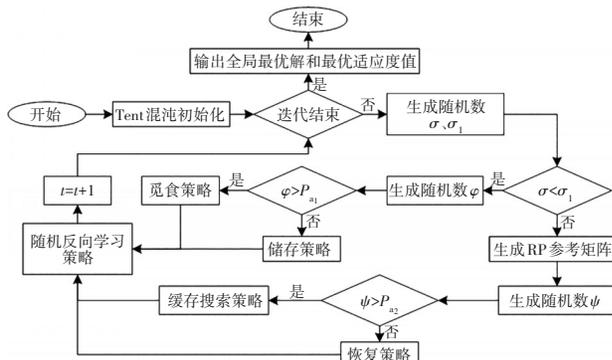


图 1 RCNOA 算法流程

Fig.1 Flow chart of RCNOA algorithm

## 2 模型构建

### 2.1 研究区域概况

长沙市位于湖南省东部偏北区域,为典型的亚热带季风性湿润气候,雨水充沛,雨热同期,多年平均降雨量在 1 200~1 600 mm 之间,但时间分布很不均匀,全年 60%~80% 的降雨量均集中在 3 月—8 月。研究区域为长沙市岳麓区东侧,位于湘江西滨,占地约 339.8 hm<sup>2</sup>,其中,不透水面积为 281.4 hm<sup>2</sup>(占比为 82.8%),透水面积为 58.4 hm<sup>2</sup>(占比 17.2%);该区域建筑较为密集,东邻湘江、西邻洋湖国家湿地公园,排水系统相对独立。

### 2.2 数据处理及模型概化

构建 SWMM 模型时,需要降雨数据、排水管网数据、土地利用信息、遥感影像、DEM 数据等。由于缺乏实测降雨数据,本研究通过长沙市暴雨强度公式,结合芝加哥雨型,分别合成重现期为 2、3、4、5、10、50 年,雨峰系数为 0.356,降雨历时为 120 min 的

6 种降雨过程线,如图 2 所示。

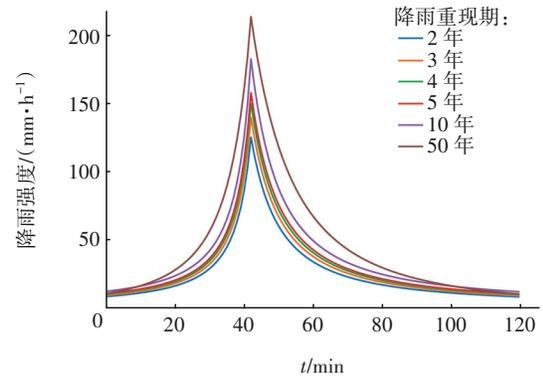
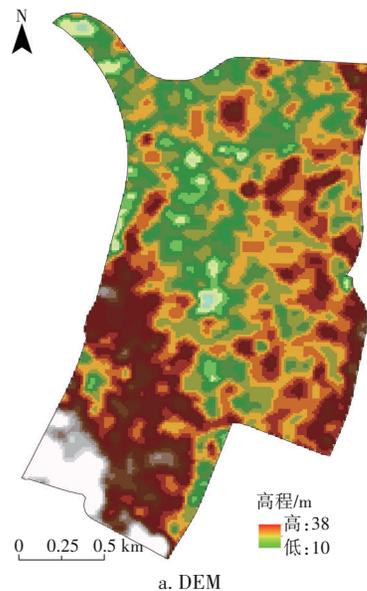


图 2 降雨过程线

Fig.2 Rainfall process line

研究区域的 DEM 数据为 12.5 m 分辨率的 ALOS PALSAR 数据,来源于美国宇航局官方网站,见图 3(a)。土地利用数据来源于清华大学宫鹏老师课题组的成果,分为草地、湿地、水体、裸地等,见图 3(b)。排水管网数据来源于长沙市自然资源和规划局。构建研究区域的 SWMM 模型前,将排水管网数据在 ArcGIS 中预处理,建立管段间的拓扑关系,删除不必要的支管,对排水管网进行简化,最终管网数据包括检查井 784 个、排放口 19 个、管道 790 根,其中,检查井数据的属性有坐标、井底高程、井深;排放口数据的属性有排放口位置;管道数据的属性有管段尺寸、形状等。子汇水区由研究区域划分得来,通过泰森多边形和人工划分的方法,结合土地利用、遥感影像等数据,将研究区域划分为 812 个子汇水区。概化后的模型见图 3(c)。



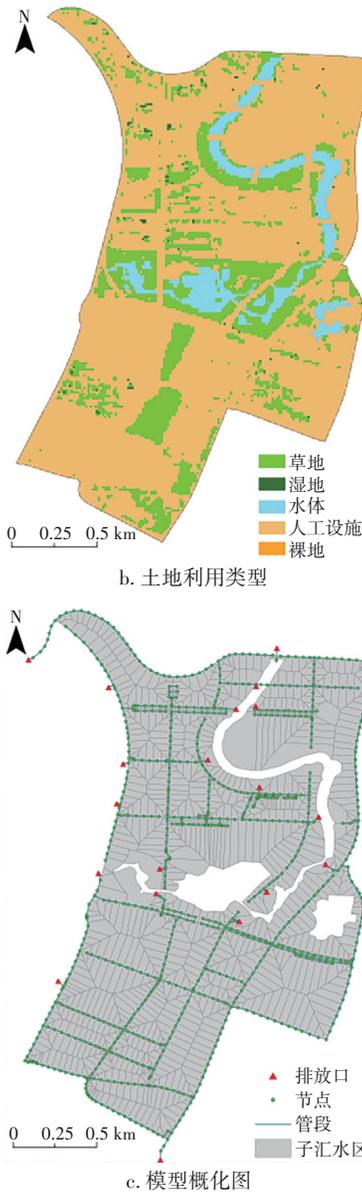


图3 研究区域的DEM、土地利用类型和模型概化图

Fig.3 DEM, land use types, and model generalization in study area

### 3 结果与分析

#### 3.1 敏感性分析结果

在SWMM模型中,确定性参数如子汇水区面积、坡度、特征宽度、不透水百分比、管道管径与长度等可以利用ArcGIS工具计算得出;对于不确定参数,需要通过率定确定其取值,本研究选择表1中的9个不确定参数进行敏感性分析,并参考SWMM帮助文档以及相关文献确定其取值范围。

根据以往的研究,径流总量和峰值流量对模型参数的变化反应较为灵敏<sup>[3]</sup>。因此,本研究对模型

参数进行敏感性分析时,以研究区域排放口的径流总量和峰值流量作为目标函数,使用降雨重现期为5、10、50年,历时为120 min的降雨过程线。

表1 参数取值范围

Tab.1 Parameters value range

参数	取值范围
不透水区表面粗糙系数(N-Imperv)	0.005~0.05
透水区表面粗糙系数(N-Perv)	0.02~0.5
不透水区洼地蓄水(S-Imperv)/mm	0.2~10
透水区洼地蓄水(S-Perv)/mm	0.1~10
Horton最大渗入率(MaxRate)/(mm·h <sup>-1</sup> )	26~101.6
Horton最小渗入率(MinRate)/(mm·h <sup>-1</sup> )	0~15.2
Horton衰减系数(Decay)/h <sup>-1</sup>	2~7
干燥时间(DryTime)/d	2~14
管道粗糙系数(Roughness)	0.011~0.024

在5、10、50年3种重现期下,对研究区域9个参数以-40%、-30%、-20%、-10%、10%、20%、30%、40%固定步长进行扰动得到多组参数结果,分别修改参数文件,调用PySWMM运行得到的结果,采用修正Morris筛选法计算径流总量和峰值流量对各参数的敏感性。敏感性分析结果如图4所示。

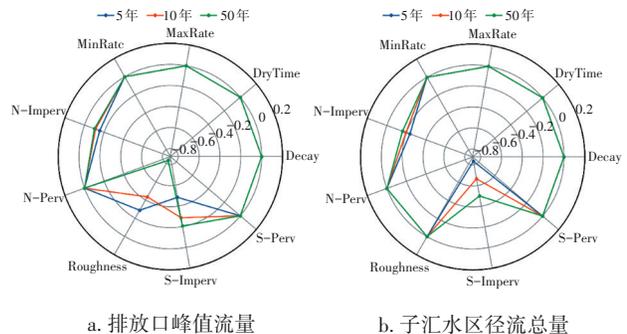


图4 不同降雨重现期下修正Morris筛选法的分析结果

Fig.4 Analysis results of modified Morris screening method under different return periods

由图4(a)可知,采用修正Morris筛选法进行敏感性分析时,对于峰值流量,3种重现期下S-Imperv和Roughness为敏感性参数,N-Imperv为中等敏感性参数;随着降雨重现期的增大,Roughness对峰值流量的敏感性上升,S-Imperv和N-Imperv对峰值流量的敏感性下降,但是S-Imperv的敏感性始终高于N-Imperv;除此之外,其余几个参数均未表现出对峰值流量的敏感性。由图4(b)可知,对于径流总量,3种重现期下S-Imperv为敏感性参数,N-Imperv为中等敏感性参数;重现期增大会导致S-Imperv和

N-Imperv 的敏感性系数绝对值下降,但下降程度有限,且 S-Imperv 的敏感性始终高于 N-Imperv。综上,采用修正 Morris 筛选法时,S-Imperv、Roughness 和 N-Imperv 被筛选为敏感性参数。

在采用互信息方法时,本研究使用拉丁超立方抽样生成 1 000 组输入参数,在 5、10、50 年 3 种重现期下,调用 PySWMM 计算程序,读取输出文件,应用互信息方法计算排放口峰值流量和子汇水区径流总量对各参数的敏感性,结果如图 5 所示。

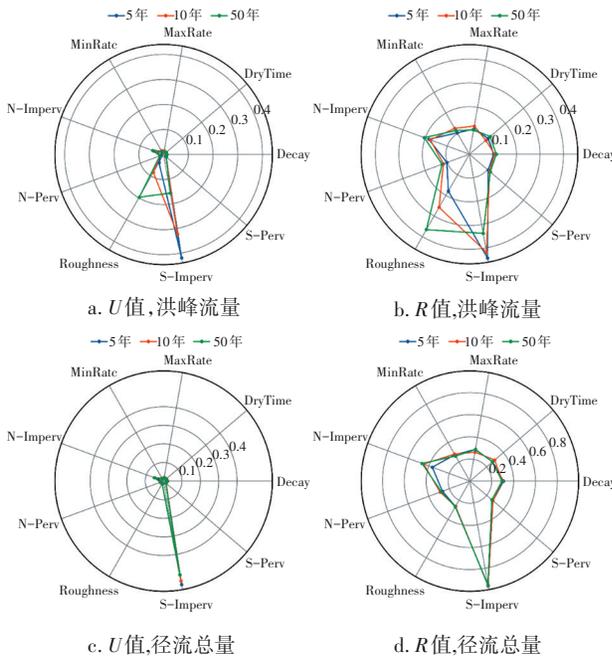


图 5 不同降雨重现期条件下互信息法的分析结果

Fig.5 Analysis results of mutual information method under different return periods

由图 5(a)和(b)可知,采用互信息法分析敏感性时,3 种重现期下峰值流量的敏感性参数排名前三的均为 S-Imperv、N-Imperv 和 Roughness,且相关系数  $U$  和  $R$  值明显高于其他 6 个参数,但在不同重现期下这 3 个参数的敏感性变化存在差异,随重现期的增大,Roughness 的敏感性逐渐上升,S-Imperv 的敏感性逐渐下降,N-Imperv 的敏感性先下降后上升。其他参数在降雨强度发生变化时其敏感性排序亦发生了变化,根据  $U$  和  $R$  值相对变化的大小,额外筛选出 MinRate、N-Perv、DryTime 和 MaxRate 作为峰值流量的敏感性参数。由图 5(c)和(d)可知,3 种重现期下对径流总量最敏感的参数是 S-Imperv,其次是 N-Imperv。在同一设计降雨下,S-Imperv 的  $U$  和  $R$  值远大于其他参数,随着重现期的增大,其他参

数的敏感性排序表现出差异性,根据  $U$ 、 $R$  值相对变化的大小,额外筛选出 DryTime、MaxRate、N-Perv 和 MinRate 作为径流总量的敏感性参数。

最终,通过局部修正 Morris 筛选法和全局互信息法,本研究选择的 9 个不确定参数中,剔除 S-Perv 和 Deacy,确定率定参数集为 N-Imperv、N-Perv、S-Imperv、MaxRate、MinRate、DryTime 和 Roughness,进行下一步的 RCNOA 算法率定。

### 3.2 参数率定结果

由于缺乏实测管道流量数据,本研究采用径流系数对比法,将综合径流系数作为目标函数对模型进行率定。参照《室外排水设计标准》(GB 50014—2021)中不同地区综合径流系数的规定取值范围,根据前期面积加权平均计算出的研究区域不透水面积占比(82.8%),对应 GB 50014—2021 中的建筑稠密的中心区(不透水面积率>70%),确定研究区域的综合径流系数取值范围为 0.6~0.8。

同时,为了验证本研究所提出的算法寻优性能以及有效性,选择 GA、EGA、SSA、DE、PSO、GWO、WOA 等 7 种寻优算法与 RCNOA 算法进行比较。上述 8 种算法的参数最优解如表 2 所示,模拟径流系数与目标函数的绝对值差值如表 3 所示。

表 2 各算法参数最优解

Tab.2 Optimal solution of parameters for each algorithm

率定参数	优化值							
	GA	EGA	SSA	DE	PSO	GWO	WOA	RCNOA
N-Imperv	0.010	0.023	0.018	0.036	0.031	0.040	0.025	0.045
N-Perv	0.178	0.088	0.477	0.418	0.082	0.301	0.178	0.113
S-Imperv/mm	3.236	2.572	2.832	1.928	2.205	1.734	2.488	1.468
MaxRate/(mm·h <sup>-1</sup> )	80.984	85.168	68.391	49.315	45.116	66.277	50.621	94.819
MinRate/(mm·h <sup>-1</sup> )	0.557	0.972	0.444	4.584	15.200	5.714	14.468	14.585
DryTime/d	8.724	11.492	13.553	5.236	9.517	12.112	6.714	12.527
Roughness	0.012	0.014	0.023	0.023	0.011	0.021	0.015	0.016

表 3 各算法与目标函数的绝对值差值

Tab.3 Absolute difference between each algorithm and the objective function

重现期/年	绝对值差值							
	GA	EGA	SSA	DE	PSO	GWO	WOA	RCNOA
2	0.023	0.023	0.025	0.021	0.021	0.020	0.022	0.018
4	0.015	0.014	0.012	0.012	0.013	0.012	0.013	0.009

从表2和表3可以看出,本研究所提出的算法表现最优。根据以往的研究<sup>[19]</sup>,进行参数率定时需要得到峰值系数相同、降雨历时相同、重现期相邻的3种雨型,所以本研究在降雨重现期为3年的条件下,将建模时所确定的参数的初始值输入到模型中,得到径流系数的初始模拟结果。对比子汇水区的综合径流系数和模拟得到的综合径流系数,利用RCNOA算法对敏感性分析中确定的各率定参数进行调整,再输入到模型中,如此不断迭代,最终确定模型参数的具体取值,完成模型的参数率定;再利用重现期为2年和4年的降雨来检验模型参数的率定结果在实际应用中的稳健性。

本研究利用变异系数分析模型模拟值与实际值的吻合程度,当变异系数 $C_v$ 在 $\pm 5\%$ 之内时,则说明模拟精度良好。

$$C_v = \frac{\Delta\varphi}{\bar{\varphi}} \quad (2)$$

式中: $\Delta\varphi$ 为实际综合径流系数与模拟综合径流系数的差值; $\bar{\varphi}$ 为实际综合径流系数与模拟综合径流系数的平均值。采用模型模拟重现期为2年和4年两场降雨事件下的综合径流系数,结果见表4。可知,在两场降雨事件中变异系数均在 $\pm 5\%$ 之内,说明预校准参数能满足SWMM模型对研究区域径流的模拟,满足城市中心区综合径流系数的要求。

表4 模拟综合径流系数

Tab.4 Simulated comprehensive runoff coefficient

重现期/年	模拟综合径流系数	$\Delta\varphi$	$\bar{\varphi}$	$C_v/\%$
2	0.682	-0.018	0.675	-2.67
4	0.709	0.009	0.716	1.26

#### 4 结论

① 为了提高RCNOA算法的率定效率,前期通过局部修正Morris筛选法和全局互信息法进行敏感性分析。在不同设计降雨重现期下,针对两个不同的目标函数,采用修正Morris筛选法时,S-Imperv和N-Imperv均对模型结果影响较大,对于峰值流量,额外筛选出敏感性参数Roughness。采用互信息法时,筛选出MinRate、N-Perv、DryTime和MaxRate为敏感性参数。最终确定率定参数集为N-Imperv、N-Perv、S-Imperv、MaxRate、MinRate、DryTime和Roughness。

② 识别出7个主要的敏感性参数后,利用RCNOA算法,以综合径流系数为目标函数进行模型

参数的率定,再基于率定后的参数值,利用重现期为2年和4年的设计降雨对模型稳健性进行验证,结果表明,与目标函数的变异系数均在 $\pm 5\%$ 之内,说明率定参数能满足SWMM模型对研究区域径流的模拟,满足城市中心区综合径流系数的要求。

本研究提出的方法可以满足无管道流量数据地区城市雨洪模型参数自动优化要求,有助于城市洪涝模拟建模的可持续性发展,对今后城市应对暴雨洪涝事件、制定内涝防治决策具有重要指导意义。但受限于建模数据的获取,研究范围大小具有一定的局限性,后续对大尺度无管道流量数据地区的应用有待进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] LIWANAG F, MOSTRALES D S, IGNACIO M T T, et al. Flood modeling using GIS and PCSWMM [J]. Engineering Journal, 2018, 22(3): 279-289.
- [2] 周云峰. SWMM排水管网模型灵敏参数识别与多目标优化率定研究[D]. 杭州:浙江大学, 2018.  
ZHOU Yunfeng. Sensitive Parameter Identification and Multi-objective Optimization Rate Determination of SWMM Drainage Network Models [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018 (in Chinese).
- [3] 廖如婷, 徐宗学, 叶陈雷, 等. 暴雨洪水管理模型参数敏感性分析[J]. 水力发电学报, 2022, 41(6): 11-21.  
LIAO Ruting, XU Zongxue, YE Chenlei, et al. Parameter sensitivity analysis methods of storm water management model [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2022, 41(6): 11-21 (in Chinese).
- [4] SWATHI V, RAJU K S, VARMA M R R, et al. Automatic calibration of SWMM using NSGA-III and the effects of delineation scale on an urban catchment [J]. Journal of Hydroinformatics, 2019, 21(4): 781-797.
- [5] KRAUSE P, BOYLE D P, BÄSE F. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment [J]. Advances in Geosciences, 2005, 5: 89-97.
- [6] 闫福恩. 基于低影响开发的城市内涝控制效果模拟与评估[D]. 福州:福州大学, 2023.  
YAN Fu'en. Simulation and Evaluation of Urban Flood Control Effect Based on Low Impact Development [D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2023 (in Chinese).
- [7] 赵晨晨, 刘成帅, 孙悦, 等. 管道流量数据缺乏地区

- SWMM参数率定方法研究及应用[J]. 水文, 2023, 43(5): 27-32.
- ZHAO Chenchen, LIU Chengshuai, SUN Yue, *et al.* Research and application of SWMM parameter calibration for pipeline discharge in data deficient areas [J]. Journal of China Hydrology, 2023, 43(5): 27-32 (in Chinese).
- [8] 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.
- [9] MCDONNELL B E, RATLIFF K, TRYBY M E, *et al.* PySWMM: the Python interface to stormwater management model (SWMM) [J]. Journal of Open Source Software, 2020, 15(52): 2292.
- [10] MA B Y, WU Z N, HU C H, *et al.* Process-oriented SWMM real-time correction and urban flood dynamic simulation [J]. Journal of Hydrology, 2022, 605: 127269.
- [11] MADSEN H. Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives [J]. Advances in Water Resources, 2003, 26(2): 205-216.
- [12] 高颖会, 沙晓军, 徐向阳, 等. 基于Morris的SWMM模型参数敏感性分析[J]. 水资源与水工程学报, 2016, 27(3): 87-90.
- GAO Yinghui, SHA Xiaojun, XU Xiangyang, *et al.* Sensitivity analysis of SWMM model parameters based on Morris method [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2016, 27(3): 87-90 (in Chinese).
- [13] 熊剑智. 城市雨洪模型参数敏感性分析与率定[D]. 济南: 山东大学, 2017.
- XIONG Jianzhi. Urban Stormwater Model Parameter Sensitivity Analysis and Calibration [D]. Jinan: Shandong University, 2017 (in Chinese).
- [14] MISHRA S, DEEDS N, RUSKAUFF G. Global sensitivity analysis techniques for probabilistic ground water modeling [J]. Groundwater, 2009, 47(5): 727-744.
- [15] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, JAMEEL M, *et al.* Nutcracker optimizer: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization and engineering design problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 262: 110248.
- [16] 谭文安, 赵尧. 基于混沌遗传算法的Web服务组合[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(7): 1822-1829.
- TAN Wen'an, ZHAO Yao. Web service composition based on chaos genetic algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(7): 1822-1829 (in Chinese).
- [17] 单梁, 强浩, 李军, 等. 基于Tent映射的混沌优化算法[J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 179-182.
- SHAN Liang, QIANG Hao, LI Jun, *et al.* Chaotic optimization algorithm based on Tent map [J]. Control and Decision, 2005, 20(2): 179-182 (in Chinese).
- [18] LONG W, JIAO J J, LIANG X M, *et al.* A random opposition-based learning grey wolf optimizer [J]. IEEE Access, 2019(7): 113810-113825.
- [19] 王倩倩. 基于低影响开发的海绵机场洪涝仿真模拟研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2022.
- WANG Qianqian. Research on Flood Simulation of Sponge Airport by Low Impact Development [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2022 (in Chinese).

**作者简介:**杨晨晨(1998-),女,安徽铜陵人,硕士研究生,主要研究方向为城市雨洪模拟。

**E-mail:**2791142883@qq.com

**收稿日期:**2023-12-01

**修回日期:**2024-03-20

(编辑:刘贵春)