

城市雨水管理

DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2022.21.018

基于PySWMM的SWMM参数自动率定研究

王菲菲¹, 卿晓霞², 杨森雄³, 崔忠捷¹

(1. 重庆大学 环境与生态学院, 重庆 400045; 2. 重庆大学 土木工程学院, 重庆 400045; 3. 中国电建集团贵阳勘测设计研究院有限公司, 贵州 贵阳 550000)

摘要: 针对SWMM原始动态链接库缺乏相关应用接口函数和优化模块无法进行参数自动率定的问题,提出了一种基于PySWMM并耦合遗传算法的SWMM参数自动率定模型,并以重庆悦来新城为研究对象,选取36场独立降雨事件对SWMM进行校准和评估。结果表明,雨型特征对模型的模拟性能有较大影响;校准后的模型对不同雨型的降雨过程均有良好的适应能力,决定系数 R^2 达到了0.79以上,对发生频率较高的单峰靠前(I型)降雨事件的模拟效果最好,其纳什效率系数(NSE)值达到0.90,峰值相对误差(PE)仅为-0.07。

关键词: SWMM; 参数自动率定; PySWMM; 城市降雨径流模拟

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2022)21-0124-07

Automatic Calibration of SWMM Parameters Based on PySWMM

WANG Fei-fei¹, QING Xiao-xia², YANG Sen-xiong³, CUI Zhong-jie¹

(1. College of Environment and Ecology, Chongqing University, Chongqing 400045, China;
2. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China; 3. PowerChina Guiyang Engineering Corporation Limited, Guiyang 550000, China)

Abstract: The SWMM original dynamic link library is lack of relevant application programming interface functions, and the parameter optimization module is unable to perform automatic parameter calibration. Therefore, a model for automatic calibration of SWMM parameters based on PySWMM coupled with genetic algorithm was proposed, and it was calibrated and evaluated by 36 independent rainfall events in Yuelai New Town, Chongqing. Characteristics of rain fall type had great influence on the simulation performance of the model. The calibrated model had good adaptability to the rainfall process of different rainfall types, and the determination coefficient R^2 was more than 0.79. The best simulation performance was achieved for the rainfall event with high frequency and single peak forward (type I), the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) reached 0.90, and the peak relative error (PE) was only -0.07.

Key words: SWMM; automatic calibration; PySWMM; urban rainfall runoff simulation

模型参数率定包括手动和自动两种方式。手动率定依赖建模者的经验进行试错,以获得模型的较

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0404704); 重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-K202100104); 重庆市科委社会民生类重点研发项目(cstc2018jszx-zdyfxmX0010)

通信作者: 卿晓霞 E-mail: qxx118@126.com

佳参数值^[1]。该方法主观性强、建模效率低,且难以实现利用较多场次降雨数据对模型参数的率定。相反,自动率定是一种客观且高效的方法,其本质是最优化问题,用户可在较短时间内尝试更多的参数组合,从而达到更好的效果^[2]。尤其是对模型的高效性和准确性要求较高的城市内涝风险预警,自动率定具有更重要的意义。

SWMM是目前应用最广泛的城市雨洪模型之一,其模拟过程涉及3个文件作为数据交换接口,分别是工程输入文件(*.inp)、报告文件(*.rpt)和结果输出文件(*.out)。其中,*inp文件以文本形式记录SWMM的所有输入数据和相应的模拟选项,可供SWMM计算引擎调用,实现水文、水力计算;*rpt文件和*.out文件是模型运行后自动创建的两个文件,*rpt文件以文本形式记录运行状态报告、错误警告信息和汇总结果表,*out文件以二进制形式记录模拟过程中每一计算步长的水文、水力计算结果。由于SWMM本身缺乏参数优化模块,而且其原始动态链接库可供调用的应用接口函数(API)中缺乏获取元素属性、修改输入文件参数和获取二进制输出结果数据的API函数,无法进行优化迭代计算,必须进行二次开发,对动态链接库进行修改和重新编译,才有可能实现模型参数的自动率定,但二次开发成本较高。2020年,Open Water Analytics利用Python开发的PySWMM开源库^[3],为Python用户与SWMM建立了数据交互通道。如何基于PySWMM并耦合最优化算法实现SWMM参数便捷、高效的自动率定是值得探讨的问题。

笔者利用智慧水务运维管理平台的大规模城市降雨径流数据,基于PySWMM和遗传算法(GA)来实现SWMM参数的自动率定,旨在为智慧水务背景下动态更新城市雨洪模型参数、提高城市内涝风险预测的智能化水平探索一条新的思路。同时,试图解决在气候变化、快速城市化和海绵城市建设导致下垫面不断变化的情况下,参数固定不变的雨洪模型难以有效预测城市内涝风险的问题,提高模型的预测性能。

1 研究方法

1.1 PySWMM和遗传算法简介

PySWMM包括开发了Python与SWMM的接口封装器,以及SWMM的API函数,增强了SWMM的

功能。Python用户可直接调用SWMM计算引擎进行模拟计算,并通过二进制输出文件的编码接口获取模拟结果,从而方便地与模型进行数据交互。目前PySWMM采用的SWMM计算引擎版本为5.1.013,模拟能力包括改变水力网络设置、加载外部产生的流入量和模拟LID设施参数等。虽然PySWMM解决了用户与SWMM数据交互困难的问题,但其并未开发模型参数寻优模块,仍需要耦合最优化算法才能实现模型参数的自动率定。

GA是一种模仿生物界自然选择和群体遗传机理的搜索算法,已广泛应用于组合优化、机器学习及自动控制等问题的优化求解过程。GA将特定问题假设的可行解编码到类似染色体的数据结构中,每一个染色体代表一个解向量,若干个解向量的集合构成解向量种群。针对基于适应度函数的解向量种群评价结果,采用选择、交叉、变异等遗传操作实现优化搜索。由于GA具有全局搜索能力,因此是解决复杂组合优化问题的方法之一。本研究拟采用GA对SWMM参数进行最优化求解。

1.2 SWMM参数自动率定模型

所提出的SWMM参数自动率定模型由SWMM参数更新、模拟计算和SWMM参数优化三个模块组成,如图1所示。

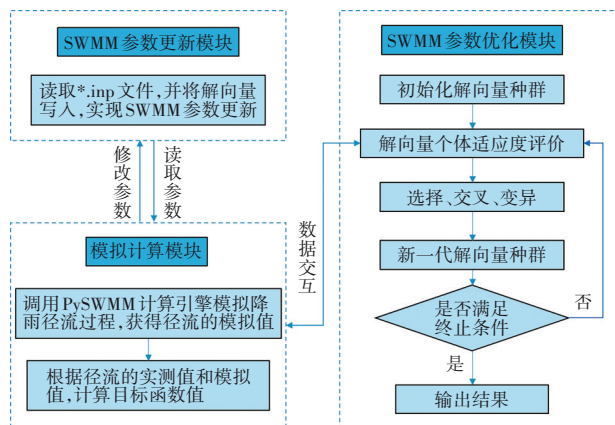


图1 SWMM参数自动率定模型

Fig.1 Automatic calibration model for SWMM parameters

SWMM参数更新模块是实现自动率定的关键,可以利用Python编程自动读取、改写*.inp文件实现SWMM参数的自动修改。模拟计算模块通过调用PySWMM的计算引擎模拟降雨径流过程,获得径流的模拟值。SWMM参数优化模块采用GA求解最优

参数,其中解向量个体适应度评价需耦合模拟计算模块完成。

模型求解过程如下:

① 将用于校准的数据集中 n 场降雨事件的数据赋予SWMM工程输入文件(*.inp),并且为每个*.inp文件设置相同的参数初始值。

② 设置遗传算法的超参数,包括种群大小 N 、交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 、约束条件LB(解向量下限)和UB(解向量上限),以及迭代次数 M 等。

③ 初始化并生成 N 个解向量个体,作为初始化解向量种群Pop。

④ 耦合SWMM进行解向量个体适应度评价。计算过程包括:a.在Python平台自定义函数,获取*.inp文件和校准数据集中的降雨数据,并将算法的解向量传递到函数作用域;b.利用*.inp文件改写函数把解向量的数据写入*.inp文件中,实现对SWMM模型参数的自动修改;c.调用PySWMM的计算引擎进行模拟计算,并获取降雨径流模拟结果;d.利用实测降雨径流数据和模拟结果计算每个解向量个体的目标函数值;e.把个体的目标函数值传递到遗传算法内部保存,直至计算完 N 个解向量。

⑤ 对获得的 N 个解向量进行选择、交叉、变异等遗传操作,获得新的解向量种群。

⑥ 迭代 M 次后停止搜索并输出最优解,否则重新计算适应度,继续搜索。

2 案例分析

2.1 研究区域概况

研究区域西邻嘉陵江,东邻张家溪(见图2)。



图2 研究区域位置

Fig.2 Location of study area

研究区域位于重庆市悦来新城,规划总面积为

3.53 km²,年平均降雨量为1 078 mm,大多集中在每年的5月—9月。区域内地势起伏多变,是典型的山地丘陵地貌,易发生内涝灾害。

2.2 降雨数据处理和分析

2.2.1 数据来源

研究区域包括4个雨水管理分区,共4个雨水排口,如图3所示。选用“重庆市悦来海绵城市监测与信息平台”提供的2018年—2019年研究区域内雨量计和排口OUTFALL_4的流量计监测数据作为降雨及径流基础数据。采样周期为10 min。

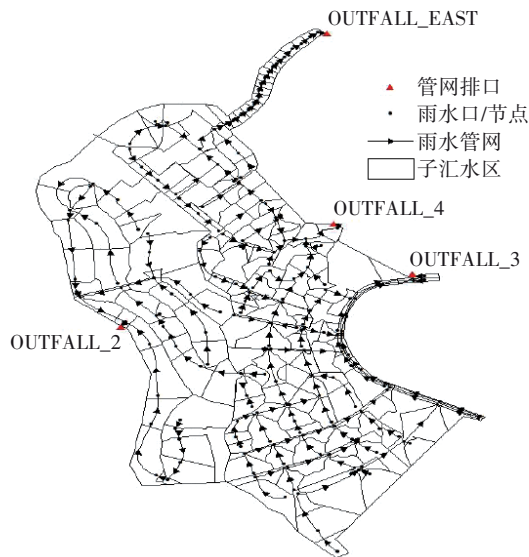


图3 研究区域雨水管网概化图

Fig.3 Generalization of storm sewer system in the study area

根据地表产流的相关理论,降雨事件的雨型特征会直接影响水文参数的敏感性,是影响城市降雨径流过程的重要因素之一^[4]。但是现有研究用于参数率定的降雨事件数量普遍较少^[5],难以保证模型对不同雨型特征的降雨事件具有良好的适应性。同时,由于独立降雨事件能够更清晰地展示降雨过程的特征,将基础数据划分为不同的独立降雨事件。为了避免模型仅对某类特征的降雨事件敏感,用于校准和评估的数据均包括了多种类型特征的降雨事件。

2.2.2 独立降雨事件

以6 h作为最小降雨时间间隔划分降雨场次^[6],考虑到研究区域海绵设施建设完成度较高,降雨总量小且历时较长的降雨事件不会造成内涝,所以研究对象为24 h降雨总量大于10 mm的降雨事件。采用Python编程得到36场独立降雨事件,见表1。

表 1 独立降雨事件特征

Tab.1 Characteristics of independent rainfall events

降雨事件	降雨起始时间	降雨结束时间	降雨总量/mm	降雨历时/h	降雨事件	降雨起始时间	降雨结束时间	降雨总量/mm	降雨历时/h
R1	2018-03-24T01:30:00	2018-03-24T05:40:00	15.3	4.17	R19	2018-04-05T02:30:00	2018-04-05T13:10:00	18.7	10.67
R2	2018-05-17T15:10:00	2018-05-17T18:40:00	24.1	3.50	R20	2019-05-27T12:50:00	2019-05-27T15:50:00	14.2	3.00
R3	2018-05-20T01:30:00	2018-05-20T09:20:00	34.2	7.83	R21	2019-06-05T02:40:00	2019-06-05T10:30:00	31.1	7.83
R4	2018-05-22T05:10:00	2018-05-22T14:00:00	44.9	8.83	R22	2019-06-08T04:00:00	2019-06-08T09:10:00	18.5	5.17
R5	2018-06-20T04:00:00	2018-06-20T12:00:00	29.9	8.00	R23	2019-06-28T01:50:00	2019-06-28T10:20:00	54.0	8.50
R6	2018-07-03T02:10:00	2018-07-03T12:20:00	12.7	10.17	R24	2019-07-08T04:50:00	2019-07-08T16:10:00	27.6	11.33
R7	2018-07-09T19:40:00	2018-07-09T20:40:00	14.3	1.00	R25	2019-07-14T21:20:00	2019-07-14T23:00:00	11.5	1.67
R8	2018-08-02T00:10:00	2018-08-02T05:50:00	23.6	5.67	R26	2019-07-15T18:10:00	2019-07-16T01:40:00	35.5	7.50
R9	2018-08-05T07:00:00	2018-08-05T09:20:00	24.9	2.33	R27	2018-04-13T04:00:00	2018-04-13T13:00:00	16.0	9.00
R10	2018-08-08T16:50:00	2018-08-08T17:30:00	29.6	0.67	R28	2019-07-22T16:30:00	2019-07-22T17:40:00	33.2	1.17
R11	2018-08-17T16:20:00	2018-08-17T19:40:00	17.0	3.33	R29	2019-07-31T04:40:00	2019-07-31T10:10:00	21.4	5.50
R12	2018-08-22T19:20:00	2018-08-22T22:10:00	15.4	2.83	R30	2019-08-03T19:40:00	2019-08-04T00:20:00	42.6	4.67
R13	2019-03-22T01:00:00	2019-03-22T07:30:00	10.5	6.50	R31	2019-08-06T14:00:00	2019-08-06T21:10:00	16.8	7.17
R14	2019-03-30T08:20:00	2019-03-30T13:40:00	18.4	5.33	R32	2019-10-04T05:50:00	2019-10-04T16:20:00	56.3	10.50
R15	2019-04-19T12:40:00	2019-04-19T20:10:00	13.2	7.50	R33	2019-10-06T19:30:00	2019-10-07T03:00:00	62.1	7.50
R16	2019-04-20T01:00:00	2019-04-20T08:00:00	25.5	7.00	R34	2018-04-22T02:50:00	2018-04-22T06:40:00	17.8	3.83
R17	2019-04-28T01:20:00	2019-04-28T10:20:00	15.2	9.00	R35	2018-05-01T13:50:00	2018-05-01T16:50:00	21.5	3.00
R18	2019-05-12T01:20:00	2019-05-12T09:40:00	30.2	8.33	R36	2018-05-05T21:00:00	2018-05-06T00:40:00	16.0	3.67

2.2.3 降雨特征分析

为了分析数据集中降雨事件的特征,本研究基于 Python 程序对上述 36 场降雨事件的降雨等级、降雨历时以及雨型进行了详细的统计分析。首先,根据中国气象部门采用的一般降雨强度相关标准,得到了数据集中降雨等级的具体分布情况。其中,中雨、大雨和暴雨分别占总降雨场次的 13.89%、58.33% 和 27.78%。

然后,统计了样本的降雨历时,将历时小于 6 h 的降雨归为短历时降雨事件,超过 6 h 的归为较长历时降雨事件。可以发现,研究区域短历时和较长历时的降雨事件各占 50%。

最后,以莫洛可夫等提出的 7 种降雨雨型作为分类依据,并采用模糊识别法对 36 场降雨事件的雨型特征进行了分类,结果如表 2 所示。可以看出,研究区域单峰型降雨事件的占比最高,能够达到 86.11%,其中又以雨峰靠前的 I 型降雨事件为主,占比为 50%。

综上所述,研究区域 2018 年—2019 年的独立降雨事件中,降雨等级多为大雨,且以雨峰靠前的单峰雨型(I 型)为主。

表 2 降雨雨型统计结果

Tab.2 Statistical results of rainfall type

项 目	频次/次	比例/%
单峰靠前(I 型)	18	50.00
单峰靠后(II 型)	1	2.78
单峰居中(III 型)	12	33.33
均匀分布(IV 型)	3	8.33
双峰且雨峰位置前后分布(V 型)	0	0
双峰且雨峰位置前中分布(VI 型)	2	5.56
双峰且雨峰位置中后分布(VII 型)	0	0

2.3 待优化参数的选择

选择了 8 个与汇流、下渗相关的参数^[7-8],取值范围见表 3。

表 3 待优化参数及取值范围

Tab.3 Parameters to be determined and their value range

决策变量	参数名称	取值范围
x1	不透水区曼宁糙率系数(N-Imperv)	0.011~0.024
x2	透水区曼宁糙率系数(N-Perv)	0.05~0.4
x3	不透水区洼地蓄水深度(S-Imperv)/mm	0.2~10
x4	透水区洼地蓄水深度(S-Perv)/mm	2~20
x5	最大入渗率(MaxRate)/(mm·h ⁻¹)	20~100
x6	最小入渗率(MinRate)/(mm·h ⁻¹)	1~20
x7	渗透衰减系数(Decay)	2~7
x8	排干时间(Drytime)/d	2~14

2.4 最优化目标函数

目标函数见式(1):

$$\min F(X) = \min \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{pred},t})^2}}{n} \quad (1)$$

式中: i 为第 i 场降雨事件; n 为降雨事件的总场次; T 为时间序列的长度; t 为时间步长, 10 min; $Q_{\text{obs},t}$ 为第 t 个时间步长的实测径流量, m^3/s ; $Q_{\text{pred},t}$ 为第 t 个时间步长的模拟径流量, m^3/s ; X 为解向量, 由待优化的模型参数组成。

约束条件为表3所示各参数取值范围。

3 结果和分析

3.1 评价指标

评价指标见式(2)~(5):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{pred},t})^2} \quad (2)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{pred},t})^2}{\sum_{t=1}^T (Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{obs,mean}})^2} \quad (3)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{t=1}^T (Q_{\text{pred},t} - Q_{\text{pred,mean}})(Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{obs,mean}}) \right]^2}{\sum_{t=1}^T (Q_{\text{pred},t} - Q_{\text{pred,mean}})^2 \sum_{t=1}^T (Q_{\text{obs},t} - Q_{\text{obs,mean}})^2} \quad (4)$$

$$\text{PE} = \frac{Q_{\text{pred}}^{\text{peak}} - Q_{\text{obs}}^{\text{peak}}}{Q_{\text{obs}}^{\text{peak}}} \quad (5)$$

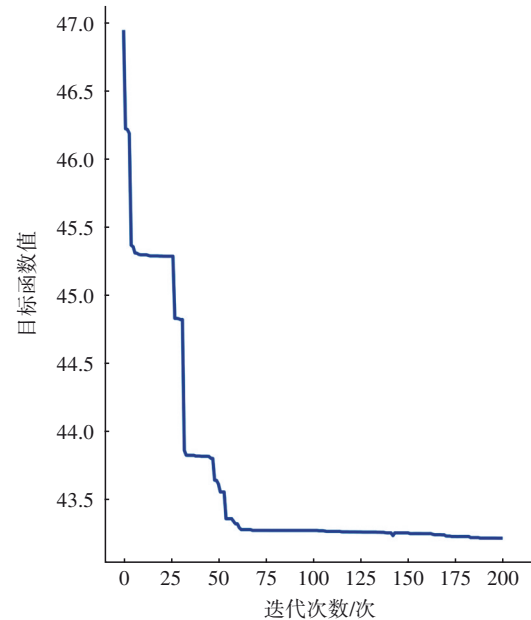
式中: RMSE 为均方根误差, m^3/s ; NSE 为纳什效率系数; $Q_{\text{obs,mean}}$ 和 $Q_{\text{pred,mean}}$ 分别表示实测流量的均值和预测流量的均值, m^3/s ; R^2 为决定系数; PE 为峰值相对误差; $Q_{\text{obs}}^{\text{peak}}$ 和 $Q_{\text{pred}}^{\text{peak}}$ 分别表示实测流量的峰值和预测流量的峰值, m^3/s 。

3.2 结果分析

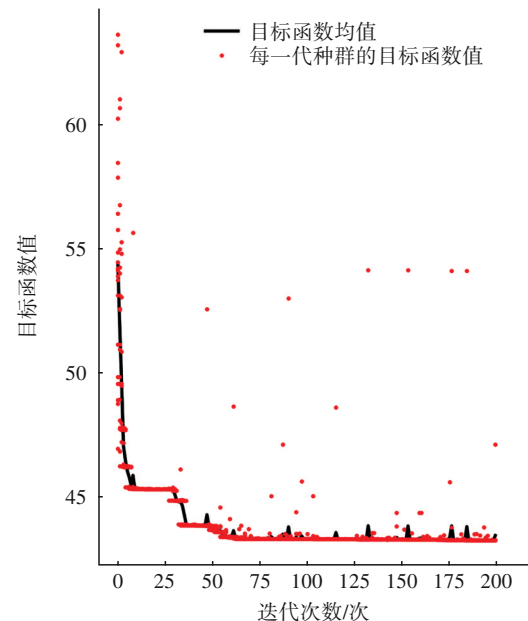
软件环境为 Windows10 64 位操作系统支持的 Python3.7, 硬件配置为 AMD Ryzen5 2600 六核十二线程 3.85 Hz 的 CPU 和 8 GB 的运行内存。遗传算法的超参数设置: 迭代次数 $M=200$, 变异概率 $P_m=0.001$, 种群规模 $\text{Pop_size}=20$, 交叉概率 $P_c=0.9$ 。

采用表1中36场降雨中的32场数据进行优化计算, 目标函数适应度曲线见图4。由图4(a)可知, 经过200次迭代以后, 目标函数最优值收敛到43.22。虽然50次前的迭代过程中有2处短暂停留

在局部最优解, 但 GA 表现出较强的全局搜索能力, 有效避开了局部最优解。由图4(b)可知, 经历50次迭代后, 目标函数的均值开始在43左右波动, 目标函数值也集中分布在这一区域。据此也可以判断, 本次最优化问题的目标函数值收敛。8个待率定参数的最优化结果如下: N-Imperv 为 0.023 98, N-Perv 为 0.396 67, S-Imperv 为 9.999 07 mm, S-Perv 为 8.155 16 mm, MaxRate 为 66.770 59 mm/h, MinRate 为 1.113 53 mm/h, Decay 为 5, Drytime 为 14 d。



a. 最佳适应度曲线



b. 平均适应度曲线

图4 目标函数适应度曲线

Fig.4 Fit curve of objective function

为了评估模型的性能,选择表4中4场降雨事件作为测试集(表1中不同于训练集的降雨事件),且测试集兼顾了降雨过程的多样性,包含了数据集中各种降雨等级和雨型,降雨历时涵盖了短历时和长历时。考虑到研究区域中均匀型降雨事件的平均降雨强度小且没有明显雨峰,不会导致内涝,所以不对均匀型降雨事件的模拟效果进行评估。

表4 测试集降雨事件

Tab.4 Rainfall events of test set

降雨事件编号	降雨总量/mm	降雨历时/h	降雨等级	雨型
R10	29.6	0.67	大雨	Ⅱ
R18	30.2	8.33	暴雨	Ⅵ
R25	11.5	1.67	中雨	Ⅰ
R33	62.1	7.50	暴雨	Ⅲ

将参数的最优化结果代入SWMM中进行模拟计算,得到测试集中4场降雨事件的评价指标,具体见表5。可知,4场降雨事件的RMSE值均较小,表明降雨径流预测值和实测值之间的偏差较小。此外, R^2 值达到0.79以上,表明模型对降雨径流过程的拟合程度较高。同样是单峰且降雨历时较短的降雨事件,R25的预测结果最好,其NSE为0.90、PE为-0.07,而R10的NSE为0.55、PE为0.63,表明峰值流量的预测值和实测值出现了较大偏差。

表5 测试集降雨径流模拟结果评价指标

Tab.5 Evaluation index of rainfall runoff simulation results in test set

降雨事件编号	RMSE/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	NSE	R^2	PE
R10	0.008 3	0.55	0.82	0.63
R18	0.003 8	0.68	0.81	-0.21
R25	0.001 1	0.90	0.92	-0.07
R33	0.019 4	0.53	0.79	-0.26

每场降雨事件的流量过程曲线如图5所示(每10 min采样1次)。

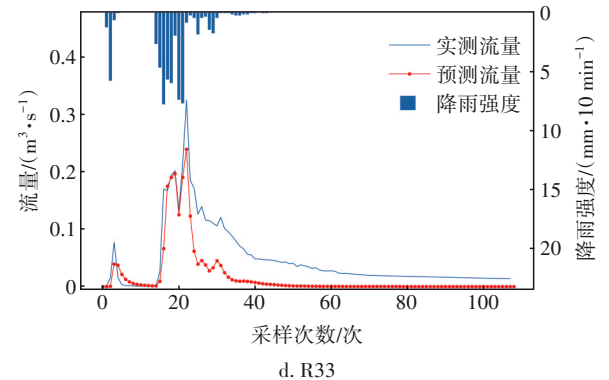
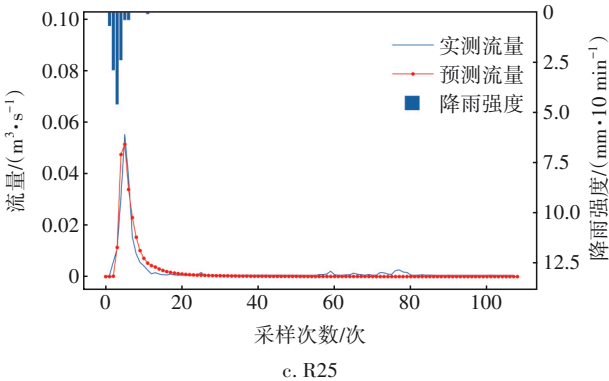
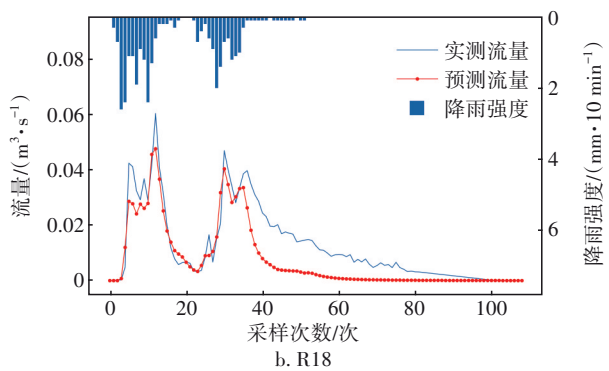
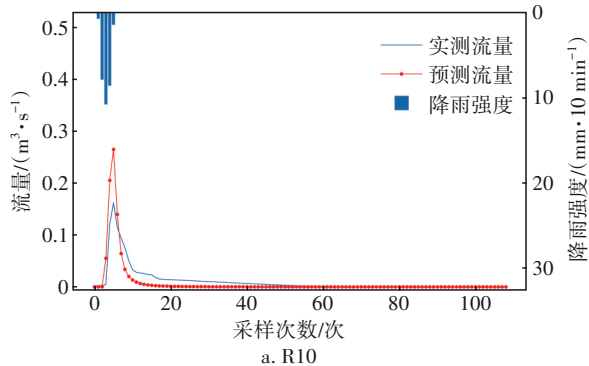


图5 测试集降雨径流模拟结果

Fig.5 Rainfall runoff simulation results of test set

由图5可知,出现上述偏差可能与实际降雨事件的雨峰形状相关。由于校准数据集的降雨大多短而急,雨峰呈现高而尖的形状,但相较于R25,R10的雨峰上升趋势较缓,雨峰较宽,与校准集中大多数雨峰形状差异较大,导致模型对其峰值的预测偏差较为明显。但整个降雨径流过程预测值与实测值的趋势具有较高的一致性,表明该模型对雨型为单峰且降雨历时较短的降雨事件具有较好的适应性。

对于历时较长的降雨事件R18和R33,其NSE分别为0.68和0.53,PE分别为-0.21和-0.26。这两场降雨事件前期径流预测值与实测值的误差较

小,但在峰值流量后径流预测值消退速度过快,导致降雨后期预测值与实测值的误差增大,进而造成整体预测结果较一般。

综上分析可知,本研究的模型参数对不同降雨事件的适应性各不相同。模型对雨峰特征较为敏感,能够很好地适应雨峰陡升陡落的降雨事件,而对于雨峰实际消退较为缓慢的降雨事件,其径流预测值在峰值过后消退速度明显更快,从而导致整体预测结果较一般。结合数据集的降雨特征分析可知,由于数据较集中,雨峰位置靠前的单峰降雨事件(I型)偏多,参数寻优过程搜索到的结果更倾向于降低此类降雨事件的目标函数值,从而使得整体目标函数值更容易降低。说明此组参数更适合预测雨峰位置靠前的单峰降雨事件(I型),也表明降雨事件的特征对SWMM的参数率定结果有较大影响,实际应用中有必要根据雨型特征和实测径流数据动态更新模型参数。

4 结论

采用Python语言编程实现了对较大规模降雨事件的独立划分和雨型特征分析,并基于开源工具PySWMM耦合GA构建了一种SWMM参数自动率定模型。以重庆悦来新城某区域为例验证了模型的可行性和有效性。结果表明,该模型能完成自动优化迭代计算,实现SWMM的自动校准,提高了建模效率,可以为智慧水务背景下在线动态更新城市雨洪模型参数、提高模型的模拟性能和稳健性提供借鉴。从测试集的RMSE和 R^2 来看,校准后SWMM预测值与实测值的偏差较小,对降雨径流过程的拟合程度较高,模拟性能良好。但不同的降雨事件NSE值相差较大,发生频率最高的单峰靠前型(I型)降雨事件的NSE值最理想,表明降雨特征对SWMM参数率定结果有较大影响。

参考文献:

- [1] GÜLBAZ S, KAZEZYILMAZ-ALHAN C M. Calibrated hydrodynamic model for Sazlidere watershed in Istanbul and investigation of urbanization effects[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2013, 18(1): 75-84.
- [2] BEHROUZ M S, ZHU Z D, MATOTT L S, *et al.* A new tool for automatic calibration of the storm water management model(SWMM)[J]. *Journal of Hydrology*, 2020. DOI:10.1016/j.jhydrol.2019.124436.
- [3] MCDONNELL B E, RATLIFF K M, TRYBY M E, *et al.* PySWMM: the python interface to stormwater management model (SWMM) [J]. *Journal of Open Source Software*, 2020, 52(5):2292.
- [4] 唐明,许文斌,尧俊辉,等. 基于城市内涝数值模拟的设计暴雨雨型研究[J]. *中国给水排水*, 2021, 37(5): 97-105.
TANG Ming, XU Wenbin, YAO Junhui, *et al.* Design rainstorm patterns based on numerical simulation of urban flooding[J]. *China Water & Wastewater*, 2021, 37(5): 97-105 (in Chinese).
- [5] TSCHEIKNER-GRATL F, ZEISL P, KINZEL C, *et al.* Lost in calibration: why people still do not calibrate their models, and why they still should—a case study from urban drainage modelling [J]. *Water Science and Technology*, 2016, 74(10): 2337-2348.
- [6] 张宇航,杨默远,潘兴瑶,等. 降雨场次划分方法对降雨控制率的影响分析[J]. *中国给水排水*, 2019, 35(13): 122-127.
ZHANG Yuhang, YANG Moyuan, PAN Xingyao, *et al.* Influence of rainfall division method on capture ratio of rainfall [J]. *China Water & Wastewater*, 2019, 35(13): 122-127(in Chinese).
- [7] 常晓栋,徐宗学,赵刚,等. 基于Sobol方法的SWMM模型参数敏感性分析[J]. *水力发电学报*, 2018, 37(3): 59-68.
CHANG Xiaodong, XU Zongxue, ZHAO Gang, *et al.* Sensitivity analysis on SWMM model parameters based on Sobol method [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2018, 37(3): 59-68(in Chinese).
- [8] 李美水,杨晓华. 基于Sobol方法的SWMM模型参数全局敏感性分析[J]. *中国给水排水*, 2020, 36(17): 95-102.
LI Meishui, YANG Xiaohua. Global sensitivity analysis of SWMM parameters based on Sobol method[J]. *China Water & Wastewater*, 2020, 36(17): 95-102 (in Chinese).

作者简介:王菲菲(1996—),女,河南郑州人,硕士研究生,研究方向为城镇防洪与雨洪利用。

E-mail:wangff1088@126.com

收稿日期:2022-03-06

修回日期:2022-05-08

(编辑:任莹莹)