

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2021.21.020

基于 BP 神经网络算法的 SWMM 参数自动率定方法

袁绍春^{1,2}, 李迪¹, 陈焱^{1,2}, 何智伟¹, 程麒铭¹, 刘非^{1,2}

(1. 重庆交通大学 河海学院, 重庆 400074; 2. 重庆交通大学 环境水利工程重庆市工程
实验室, 重庆 400074)

摘要: 暴雨洪水管理模型(SWMM)的模拟准确性取决于其参数率定结果,而传统的线性
和非线性数学回归方法难以得到全域最优解。为提高参数率定的准确性,利用 SWMM 的计算引擎
调用函数与 MATLAB 软件平台进行耦合,采用拉丁超立方抽样法对待率定参数进行抽样形成参数
组导入模型,最终利用 BP 神经网络进行训练完成模型参数的自动率定过程。案例研究表明,
BP 神经网络算法可有效完成参数的自动率定过程,且只需经历 5 次迭代便可获得变量间的映射关
系,在 4 场不同强度降雨条件下 SWMM 的 Nash-Sutcliffe 效率系数(NS)均大于 0.85。该方法能够
得出与实测结果最接近的参数组合,模拟精度及稳定性良好,可用于实际工程的参数率定。

关键词: 海绵城市; 暴雨洪水管理模型(SWMM); BP 神经网络; MATLAB; 参数率定

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2021)21-0125-06

Automatic Calibration Procedure of Storm Water Management Model Parameters Based on Back Propagation Neural Network Algorithm

YUAN Shao-chun^{1,2}, LI Di¹, CHEN Yao^{1,2}, HE Zhi-wei¹, CHENG Qi-ming¹, LIU Fei^{1,2}

(1. School of River and Ocean Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074,
China; 2. Engineering Laboratory of Environmental Hydraulic Engineering of Chongqing Municipal
Development and Reform Commission, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: The simulation accuracy of SWMM model is greatly affected by its calibrated parameter
settings, while mathematical programming techniques such as linear and nonlinear programming are
difficult to arrive at the overall optimum. In order to improve the accuracy of parameter calibration, the
call functions of the SWMM calculation engine were coupled with the MATLAB software. The Latin
hypercube sampling method was used to sample calibrated parameters to form the parameter groups, and
then imported to the SWMM model. Finally, back propagation (BP) neural network training was
conducted to complete the automatic calibration process of model parameters. The results of case study
showed that the BP neural network algorithm could effectively complete the automatic parameter
calibration process, and the mapping relationship between variables could be obtained after only 5
iterations. The Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NS) of the SWMM were all greater than 0.85 under
four rainfalls with different intensity. Results indicated that this method could obtain the parameter
settings that closed to the observed, with good simulation accuracy and stability, and could be used in the

基金项目: 重庆市留创计划资助项目(cx2017065); 重庆交通大学河海学院研究生教育创新基金资助项目
(YC2020009); 重庆市自然科学基金资助项目(cstc2020jcyj-msxmX1000)

通信作者: 陈焱 E-mail: chenyaoc@cjtu.edu.cn

parameter calibration process of actual engineering project.

Key words: sponge city; storm water management model (SWMM); back propagation (BP) neural network; MATLAB; parameter calibration

暴雨径流管理模型(SWMM)为动态的降雨-径流模型,可对与降雨径流相关的水文、水质和水力过程进行模拟预测与管理,在我国海绵城市建设和评估领域得到广泛应用^[1]。在SWMM构建和应用前,应先对相关参数进行率定,且参数的率定取值直接关系到模型运行的稳定性和模拟结果的准确性^[2]。但作为一个复杂结构的分布式模型,SWMM因参数较多,并受计算处理能力和率定数据样本量的限制,难以对所有参数进行率定,通常仅对输出变量影响较显著的敏感参数进行率定,而对影响较小的参数则直接取经验值,以提高率定效率。

SWMM参数率定包括两个过程:首先对参数进行局部或全局敏感性分析^[3],筛选出对模型输出变量影响最显著的参数,然后对这些敏感参数进行率定。常见的参数率定方法包括人工试错率定和自动率定两类^[4]。其中,人工试错率定法过多依赖人为经验,无法对不同模拟对象作出参数的特异性取值,同时存在精度低、耗时长且可靠性差的缺点。为提高率定准确性和方法可靠性,并加快率定速度,研究者开始采用自动率定法。而目前采用的遗传算法、普适似然度(GLUE)算法、微粒群算法等自动率定法,由于SWMM的非线性结构,均存在复杂的算法分析和数据处理问题,进而影响率定效率^[5-7]。相比而言,反向传播(BP)神经网络算法具有良好的非线性映射能力,且能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,可有效提高参数率定效率与精确度^[8]。寻求快速高效的参数自动率定方法不仅可提升SWMM的适用性,还可大幅缩短建模时间,提高模拟结果的准确性。因此,笔者利用SWMM的开源特性和MATLAB软件强大的计算分析与数据处理能力,提出了基于BP神经网络算法的参数自动率定方法,并以秀山海绵城市试点区域南部新城为例,根据实测降雨径流数据,利用提出的自动率定方法进行了参数率定和模型结果验证。

1 研究区域与研究方法

1.1 研究区域概况

秀山土家族苗族自治县地处重庆市东南部,是渝东南门户,属亚热带湿润季风气候,降水充沛,城

区多年平均降雨量约为1 350 mm,降雨主要集中在6月—9月,降雨量占全年的55%。本研究区域选择秀山海绵城市试点区域内的南部新城,其位于梅江河以西,建有渝秀大道(东西)和学府大道(南北)两条交通主干道,以及政府大楼、中学、体育公园和居住小区,总面积为61 hm²,不透水面积占67.3%。根据管网数据和现场监测的水文气象数据,结合研究区下垫面汇水情况和土地利用类型,构建SWMM模型,将研究区划分为27个子汇水区、36个节点、33个管段和2个总排水口,如图1所示。利用在研究区城建大楼楼顶和渝秀大道2处雨水管道排放口位置安设的自记录雨量仪和流量在线监测设备记录降雨数据和径流数据。模型模拟采用的降雨事件是2017年6月—9月监测到的4场降雨。

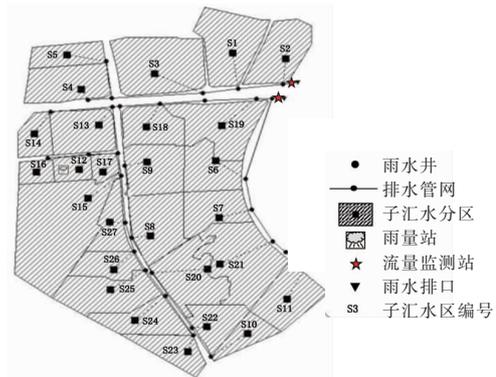


图1 研究区域概化示意

Fig. 1 Generalized map of study area

1.2 SWMM模型计算引擎调用方法

在采用BP神经网络进行参数率定前,必须实现SWMM和MATLAB软件(2015b)的耦合,才能利用MATLAB强大的计算功能代替SWMM进行运算模拟。由于SWMM是开源软件,其源代码为用户提供多种语言的接口支持和二次开发的平台。笔者通过调用其计算引擎SWMM Engine,并经由SWMM和MATLAB的接口程序,实现在MATLAB上执行SWMM的功能搭建。具体操作如下:首先,通过VS2010平台将SWMM计算引擎源码中可调用函数(见表1)编译成动态链接库(DLL),并对接口程序进行编译,然后利用MATLAB直接编译DLL,即可完成在MATLAB上对SWMM计算引擎的调用。

表1 SWMM引擎原始动态链接库可调用API接口函数
Tab.1 API interface functions available in original dynamic link library of SWMM engine

函数名称	函数功能
swmm_close	关闭SWMM工程
swmm_end	终止SWMM计算引擎
swmm_get Erro	获取SWMM错误内容及代码
swmm_get MassBalErr	获取模拟过程中质量守恒方程的连续性误差
swmm_get Version	获取SWMM版本信息
swmm_get Warnings	获取SWMM错误警告代码
swmm_open	初始SWMM计算引擎
swmm_run	驱动SWMM计算引擎
swmm_report	将计算所得结果写入报告
swmm_start	执行SWMM工程
swmm_step	执行单个时间步长模拟

1.3 待率定参数的确定

由于对模型参数进行自动率定前需筛选出对输出变量影响较大的敏感参数,以提升模型参数的率定效率,笔者基于现有研究对SWMM相关参数的敏感性分析结论^[2,9-10],并结合课题组前期研究成果^[11],筛选了8个最具代表性的敏感性参数作为后续率定对象,初始值范围主要根据模型手册推荐值和相关经验典型值进行确定(见表2)。

表2 待率定参数及取值范围

Tab.2 Uncalibrated parameters and recommended values

参数	物理意义	初始取值范围
Max - In/(mm · h ⁻¹)	最大入渗率	20 ~ 120
Min - In/(mm · h ⁻¹)	最小入渗率	0 ~ 10
N - P	透水区曼宁系数	0.05 ~ 0.4
N - Imp	不透水区曼宁系数	0.01 ~ 0.05
S - P/mm	渗透性洼地蓄水深度	5 ~ 15
S - Imp/mm	不渗透性洼地蓄水深度	1 ~ 5
Z - Imp/%	无洼地蓄水不渗透性	10 ~ 35
Decay/h ⁻¹	衰减系数	2 ~ 7

1.4 抽样方法

在利用BP神经网络建立输入变量和输出变量之间的映射关系时,要求输入样本必须有足够数量,才能保证神经网络的整个训练过程具有代表性和有效性。同时,在BP神经网络进行自动率定前,参数最优解出现在待率定的初始范围内任意位置的概率是一致的。因此,BP神经网络运算过程直接影响参数率定的最优解,而运算结果的精确度在很大程度上取决于抽样样本是否具有代表性。

样本的抽样过程要求在整个初始设计范围内获

取信息,并具备“空间填充性”将抽样样本均匀分布于整个设计范围中,同时还应避免从高维样本映射至低维时出现的“坍塌性”,最终使建立的映射关系覆盖整个参数初始域^[12]。因此,笔者采用拉丁超立方抽样(LHS)法,可实现在初始域范围内对各独立变量均匀抽样,并随机配对形成拉丁超立方,在保证样本空间分布的同时降低样本坍塌的可能性。

2 SWMM模型参数率定与结果分析

2.1 参数率定步骤

首先利用拉丁超立方抽样法在8个待率定参数的取值范围中随机生成1000组参数组合,并输入SWMM中;随后利用MATLAB软件调用SWMM的计算引擎,输入实测降雨数据,计算获得1000组水深模拟值;将水深模拟值作为输入变量,将其对应的参数组合作为输出变量,建立BP神经网络训练模型,经回归系数 R 确定输入与输出变量间的映射函数关系;最后,将实测水深值输入构建的BP神经网络仿真函数中,反算出参数率定值,再次将率定的参数值和实测降雨数据输入SWMM进行模拟计算,并利用Nash - Sutcliffe效率系数(NS)对模型输出的模拟值与实测值进行拟合分析,判定参数率定结果的准确性和可信性。具体操作流程见图2。

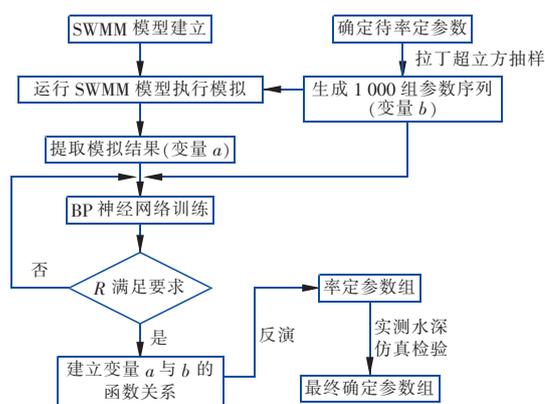


图2 基于BP神经网络的SWMM参数自动率定流程

Fig.2 Framework for automatic parameter calibration of SWMM using BP neural network

① 模型输入和模拟条件:采用霍顿下渗模型和运动波方式进行模拟,总模拟时长设为6h,并利用2017年7月8日的实测降雨(中雨)径流数据作为降雨条件输入值。

② 采用MATLAB编写的拉丁超立方抽样程序,根据表2中8个待率定参数的取值范围,经拉丁超立方抽样后得到1000组参数,形成1000×8的

矩阵。

③ 利用 Python 编程语言实现参数的自动批量导入和导出,将上述 1 000 组参数导入 SWMM 中,经由 MATLAB 调用 SWMM 计算引擎进行模拟运算,获得监测点的水深模拟结果。

④ 利用 Python 编程语言自动提取模拟结果(监测点水深变化过程线)。考虑到降雨末期径流产生微弱,因此设置总时长为 4 h,结果提取频率为每分钟一次,并整理成 $1\ 000 \times 239$ 的矩阵作为变量 a ,而将步骤②中的参数取值矩阵作为变量 b 。

⑤ 以变量 a 作为 BP 神经网络的输入变量,而变量 b 作为目标输出变量。选用 L - M 法(Levenberg - Marquardt)对 BP 神经网络进行训练,神经元设定为 10,训练数据占比为 70%,验证数据与测试数据占比分别为 15%。

⑥ BP 神经网络训练时,根据回归分析 R 值判定结果有效性, R 值越接近 1,训练结果越有效。反复调试训练,直至 R 值满足要求,经 11 次迭代后,BP 神经网络模型的误差结果如图 3 所示。

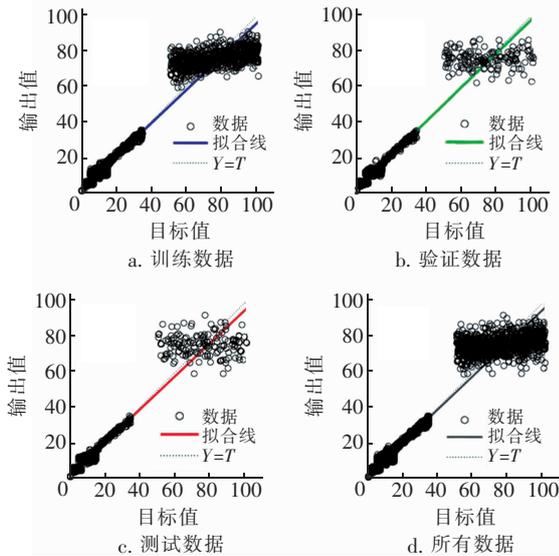


图 3 BP 神经网络模型误差

Fig. 3 Errors of BP neural network model

2.2 参数率定结果

最终训练后的 BP 神经网络训练样本和测试样本的 $R > 0.95$,表明训练效果较好。此时,已成功建立输入变量 a 和目标输出变量 b 之间的映射函数关系,即可将原本 SWMM 模型中参数组设置和输出结果间的非线性关系转化为 BP 神经网络的映射函数关系代替,并利用输入的实测降雨径流数据(2017

年 7 月 8 日)经映射关系反演得到最终参数的率定值(见表 3),较课题组前期利用人工试错法获得的参数率定值精度更高,且部分率定值相差较大。这可能是由于人工试错法是根据参数的灵敏度进行试错调整,无法对参数在整个取值空间内与输出变量的非线性关系做出估计,存在较大的主观性。而 BP 神经网络可利用其强大的学习能力建立起输入变量与输出变量间的非线性映射关系,能寻找到参数对应于反演输入在取值空间内的最佳映射值。

表 3 SWMM 参数率定结果

Tab. 3 SWMM parameter calibration results

参数	率定值	
	本研究	前期研究 ^[11]
N - Imp	0.028 0	0.02
N - P	0.233 8	0.024
S - Imp/mm	4.064 8	3.5
S - P/mm	9.870 4	15
Z - Imp/%	17.799 6	20
Max - In/(mm · h ⁻¹)	72.486 5	76
Min - In/(mm · h ⁻¹)	11.995 2	10
Decay/h ⁻¹	4.293 6	4

2.3 模型验证分析

为检验 BP 神经网络确定的参数率定值的准确性和可信性,将已率定的参数代入 SWMM 模型,并利用 NS 值判别模拟结果与实测值之间的拟合度,结果见图 4。一般认为 NS 值越接近于 1,实测值与模拟结果吻合度就越高,NS > 0.75 的模型才能满足应用精度要求。笔者首先选用 2017 年 7 月 8 日(中雨)的降雨数据对参数率定结果进行正向检验,将当日水深模拟值与实测值进行拟合分析,NS 值为 0.856,表明率定所得参数组准确度较好[见图 4(a)]。同时,为进一步验证 BP 神经网络率定方法的有效性,排除单场降雨带来的偶然因素干扰影响,分别选用 2017 年 6 月 5 日(大雨)、6 月 22 日(暴雨)和 9 月 27 日(暴雨)三场实测降雨径流数据进行模型验证,结果表明,模型的 NS 值均大于 0.85,模型预测的降雨径流数据曲线基本与实测值相重合,满足模型后期应用的精度要求,再次证明本研究提出的 BP 神经网络自动率定方法的有效性与结果的可靠性。同时,与课题组前期利用人工试错法进行参数率定的模型结果 NS 值有显著差异(见图 5),也进一步证实了经 BP 神经网络自动率定的模型在不同降雨条件下模拟结果的稳定性较高。

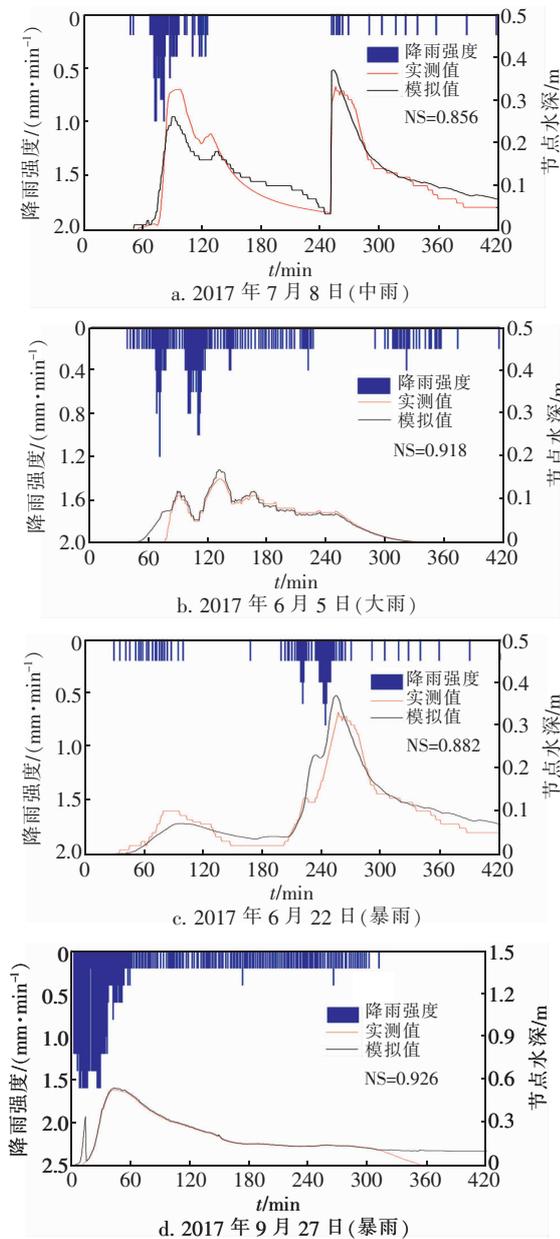


图4 参数率定结果验证

Fig. 4 Validation results of calibrated parameters

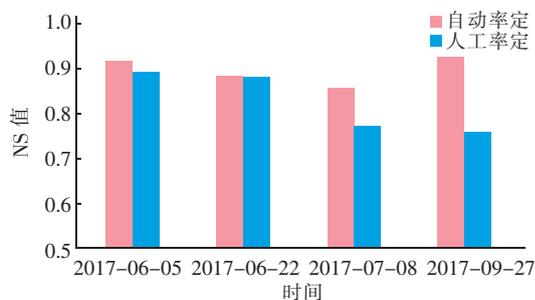


图5 自动率定与人工率定的模型结果对比

Fig. 5 Comparison of the results between automatic and manual calibration

参数率定速度也是影响参数率定方法应用的限制性因素,本研究参数率定中BP神经网络训练过程经历11次迭代。但从均方差(MSE)表征的训练性能来看(见图6),经第5次迭代后便可获得最小的MSE值,且迭代初期MSE值下降较快,第5次迭代后MSE值不再下降,反而略有上升。据此可知,为避免出现过度拟合现象,BP神经网络只需经过5次迭代即可。而文献[11]则需要6次试错调整才满足 $NS > 0.75$ 的要求,且NS值仅为0.772,明显低于本研究的0.856。由此可见,基于BP神经网络的模型参数自动率定方法不仅率定速度快,而且精度更高。

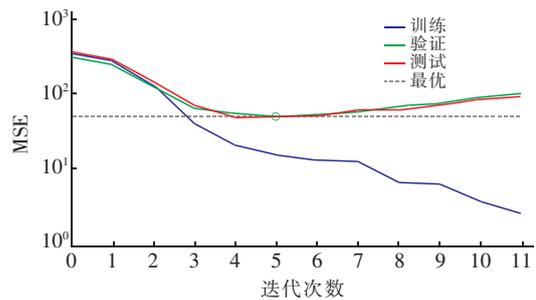


图6 BP神经网络训练性能

Fig. 6 Training performance of BP neural network

3 结论

① 通过改写SWMM模型源码以调用其计算引擎,并将经拉丁超立方抽样产生的待率定参数组导入模型后,在MATLAB平台上完成模拟,提取模拟结果作为BP神经网络模型的输入变量,并以待率定参数组作为目标变量,即可通过BP神经网络训练获得输入与目标变量间的映射关系,基于此映射关系由实测数据反演即可完成参数的自动率定。

② 通过训练完成后的BP神经网络反演所得的率定参数组,经4次模拟水深和实测水深验证后,NS值均大于0.85,表明基于BP神经网络的参数自动率定方法具备可行性和稳定性。同时BP神经网络在经历5次迭代后即得出了输入变量和目标变量间的映射关系,也表明该方法具备高效性。

参考文献:

[1] 陈韬,夏蒙蒙,刘云鹏,等. 基于SWMM的海绵改建小区雨水径流调控研究[J]. 中国给水排水,2020,36(11):103-111.
CHEN Tao, XIA Mengmeng, LIU Yunpeng, et al.

- Regulation of stormwater runoff in sponge reconstructed community based on SWMM [J]. *China Water & Wastewater*, 2020, 36(11): 103 - 111 (in Chinese).
- [2] 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).
- [3] 张麟, 黄华兵, 王先伟, 等. 城市内涝模型参数灵敏度分析与方法比较[J]. *中国给水排水*, 2018, 34(3): 129 - 134.
ZHANG Lin, HUANG Huabing, WANG Xianwei, *et al.* Sensitivity analysis of urban flooding model parameters using local and global approaches[J]. *China Water & Wastewater*, 2018, 34(3): 129 - 134 (in Chinese).
- [4] 周思斯, 杜鹏飞, 逢勇. 城市暴雨管理模型应用研究进展[J]. *水利水电科技进展*, 2014, 34(6): 89 - 97.
ZHOU Sisi, DU Pengfei, PANG Yong. Progress on application of storm water management model [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2014, 34(6): 89 - 97 (in Chinese).
- [5] 马彦斌, 盛旺, 李江云, 等. 基于遗传算法的 SWMM 模型参数率定研究[J]. *中国农村水利水电*, 2020(7): 46 - 49, 53.
MA Yanbin, SHENG Wang, LI Jiangyun, *et al.* Parameter calibration of SWMM model based on GA [J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2020(7): 46 - 49, 53 (in Chinese).
- [6] 张质明, 王晓燕, 于洋, 等. 基于 GLUE 法的多指标水质模型参数率定方法[J]. *环境科学学报*, 2014, 34(7): 1853 - 1861.
ZHANG Zhiming, WANG Xiaoyan, YU Yang, *et al.* A new calibration approach for multi-output water quality model based on GLUE method [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2014, 34(7): 1853 - 1861 (in Chinese).
- [7] 王磊, 周玉文. 微粒群多目标优化率定暴雨管理模型 (SWMM) 研究[J]. *中国给水排水*, 2009, 25(5): 70 - 74.
WANG Lei, ZHOU Yuwen. Study on PSO multi-objective calibration of SWMM [J]. *China Water & Wastewater*, 2009, 25(5): 70 - 74 (in Chinese).
- [8] 郭怡, 吴鑫淼, 郗志红, 等. 基于 BP 神经网络的 MIKE SHE 模型参数率定[J]. *长江科学院院报*, 2019, 36(3): 26 - 30.
GUO Yi, WU Xinmiao, QIE Zhihong, *et al.* Parameter calibration of MIKE SHE model based on BP neural network [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2019, 36(3): 26 - 30 (in Chinese).
- [9] 周云峰, 周永潮, 郑春华, 等. 采用 Sobol 方法的暴雨径流管理模型参数灵敏度分析[J]. *浙江大学学报 (工学版)*, 2019, 53(2): 347 - 354.
ZHOU Yunfeng, ZHOU Yongchao, ZHENG Chunhua, *et al.* Sensitivity analysis of parameters of storm water management model with Sobol method [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2019, 53(2): 347 - 354 (in Chinese).
- [10] 向代锋, 程磊, 徐宗学, 等. 基于局部和全局方法的 SWMM 敏感参数识别[J]. *水力发电学报*, 2020, 39(11): 71 - 79.
XIANG Daifeng, CHENG Lei, XU Zongxue, *et al.* Identification of sensitive parameters of SWMM based on local and global methods [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2020, 39(11): 71 - 79 (in Chinese).
- [11] 陈垚, 何智伟, 张琦, 等. 基于水文控制目标的中小尺度海绵城市改造方案评价[J]. *水资源保护*, 2019, 35(6): 1 - 8, 144.
CHEN Yao, HE Zhiwei, ZHANG Qi, *et al.* Evaluation of reconstruction schemes for small- and medium-scale sponge city based on hydrological control target [J]. *Water Resources Protection*, 2019, 35(6): 1 - 8, 144 (in Chinese).
- [12] 蒋立志, 蔡琦, 张永发, 等. 拉丁超立方抽样在非能动系统可靠性分析中的应用与发展[J]. *核科学与工程*, 2017, 37(5): 879 - 887.
JIANG Lizhi, CAI Qi, ZHANG Yongfa, *et al.* Application and development of Latin hypercube sampling in passive system reliability analysis [J]. *Nuclear Science and Engineering*, 2017, 37(5): 879 - 887 (in Chinese).

作者简介:袁绍春(1984 -),男,重庆潼南人,博士,副教授,主要从事废水处理及资源化、城市雨洪管理研究。

E-mail: yuansc@cqjtu.edu.cn

收稿日期: 2020 - 09 - 10

修回日期: 2020 - 10 - 08

(编辑:刘贵春)