

城市内涝模型参数灵敏度分析与方法比较

张麟¹, 黄华兵¹, 王先伟¹, 柳林^{2,3}, 黄容⁴, 郭明月¹

(1. 中山大学地理科学与规划学院 综合地理信息研究中心, 广东 广州 510275; 2. 广州大学地理科学学院 公共安全地理信息分析中心, 广东 广州 510006; 3. 辛辛那提大学 地理系, 美国; 4. 广州奥格智能科技有限公司, 广东 广州 510663)

摘要: 频发的内涝灾害给城市运行和管理造成了严重影响,尤其是道路交通。针对道路上的典型内涝点建立城市内涝模型,以积水过程为目标函数计算暴雨情景下各参数的灵敏度,并比较局部灵敏度分析与全局灵敏度分析两类方法对参数灵敏度计算结果和排序的影响。结果表明,管道曼宁系数是最灵敏参数,其灵敏度远大于其他参数;在局部灵敏度分析中,步长越小则参数灵敏度的可区分性越大,且灵敏度随参数初始值变化而剧烈波动;全局灵敏度分析得到的参数灵敏度取值较稳定,且参数灵敏度排序也较为稳定。

关键词: 城市内涝模型; 积水过程; 局部灵敏度分析; 全局灵敏度分析

中图分类号: TU992 **文献标识码:** C **文章编号:** 1000-4602(2018)03-0129-06

Sensitivity Analysis of Urban Flooding Model Parameters Using Local and Global Approaches

ZHANG Lin¹, HUANG Hua-bing¹, WANG Xian-wei¹, LIU Lin^{2,3}, HUANG Rong⁴, GUO Ming-yue¹

(1. Center of Integrated Geographic Information Analysis, School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China; 2. Center of Geographic Information Analysis for Public Security, School of Geographic Sciences, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China; 3. Department of Geography, University of Cincinnati, USA; 4. Augur Intelligence Technology <Guangzhou> Co. Ltd., Guangzhou 510663, China)

Abstract: Urban flooding events frequently occurring have serious negative impact on city operation and management, especially on road traffic. In this study, an urban flooding model in a typical waterlogged road area was established to evaluate the sensitivity of its parameters by using waterlogging depth as the objective function under rainstorm situation, and effects of local sensitivity analysis method & global sensitivity analysis method on the results and ranks were compared. The results showed that pipeline Manning coefficient was the most sensitive parameter which was much more sensitive than the other parameters; in the local sensitivity analysis method, the smaller the step size, the more distinguishable the parameter sensitivity, and the sensitivity fluctuated dramatically with variation of initial parameter values; parameter sensitivity values and their ranks obtained from the global sensitivity analysis method were more

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41301419); 广东省水利科技创新重点项目(2016-19); 广州市科技计划项目(201707010098、1561000154)

通信作者: 黄华兵 E-mail: huanghb7@mail.sysu.edu.cn; 柳林 E-mail: lin.liu@uc.edu

stable.

Key words: urban flooding model; waterlogging process; local sensitivity analysis; global sensitivity analysis

在全球变暖和我国快速城市化的背景下,城市极端降雨事件显著增加,60%以上的城市都发生过内涝灾害^[1,2],对城市运行和管理造成了严重影响。对内涝积水过程进行模拟和预测是有效应对内涝灾害的重要技术手段^[3],模拟和预测需要以可靠的水文和水动力模型为基础。城市内涝模型的不确定性可能来源于模型结构、输入数据和模型参数^[4]。随着空间和测绘技术的快速发展,高精度基础数据的获得能够有效降低由模型结构(下垫面、水系河网、排水管网及设施等)和输入数据(降雨、管道流量、积水深度等)引起的不确定性。模型参数的不确定性,则需要在合理模型结构的基础上识别关键的灵敏参数,进行模型校验。

关键参数识别主要有局部灵敏度分析和全局灵敏度分析两种方法。局部灵敏度分析以 Morris 筛选法^[5]为主,可计算参数空间中某个取值点附近的参数灵敏度,此方法计算复杂度低,得到了广泛应用。全局灵敏度分析能够通过参数采样覆盖整个参数空间,但是计算复杂度高于局部灵敏度分析,主要包括 Morris 法^[6]、多元回归法^[7]、普适似然度法(GLUE)^[8]、傅里叶幅度灵敏度检验法(FAST)^[9]和 Sobol 方法^[10],其中 Sobol 方法在考虑单个参数影响的基础上,还能顾及参数之间的相互作用^[11]。此外,灵敏参数与目标函数密切相关,不同目标函数的灵敏参数存在较大差异^[12]。目前相关研究中的目标函数主要是径流总量、峰值流量、峰值发生时间和径流系数^[7,13,14],以积水过程为目标函数的比较少见,而在内涝灾害中积水深度是评估灾害影响的关键因素。笔者基于暴雨洪水管理模型(SWMM)构建典型区域的内涝模型,并用实测地表积水深度对模型进行校准。针对地表积水过程,分别采用代表性的局部灵敏度分析(修正 Morris 筛选法)和全局灵敏度分析(Sobol 法)方法进行关键参数识别,并对两类方法的识别结果进行比较分析,以期为城市内涝模型参数灵敏度分析的方法选择提供参考。

1 研究方法

1.1 城市内涝模型构建与校准

广州市番禺区市莲路与广华北路路口是一个典

型内涝点,暴雨事件时最大积水深度可达 50 cm。研究区域为该内涝点及其汇水范围,面积为 50 hm²,平均坡度为 4.4%,不透水率为 87%。根据地形、土地利用和管网分布对研究区进行概化,建立该区域的内涝模型,包括 21 个子汇水区、16 个管道、16 个节点和 1 个出水口,见图 1。监控点位置安装了雨量计和水位计,可以记录分钟间隔、毫米精度的降雨量,以及分钟间隔、厘米精度的地表积水深度。

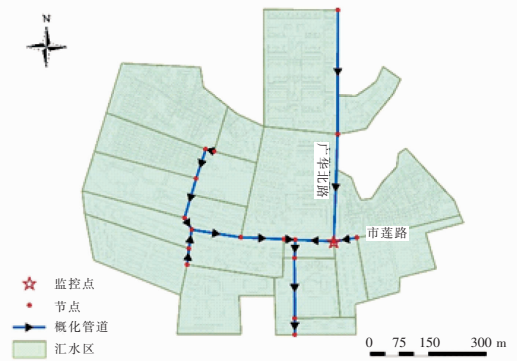


图1 研究区的内涝模型与监控点位置

Fig. 1 Flooding model of study area and monitoring point position

SWMM 实现了管道和地表之间的双向排水,当管道输送能力不足时多余的雨水径流从节点溢流到地表形成积水,当管道输送能力恢复时地表积水再从节点进入管道,从而可以模拟暴雨内涝时地表的积水和消退过程。其实现方式是在节点处设置圆柱体,但实际内涝点的地形往往不是圆柱体,而是以漏斗状居多。为应用 SWMM 进行内涝过程模拟,本研究根据实测三维地形计算内涝点周边区域的积水深度和积水体积的对应关系(见图 2),采用线性拟合得到与实际地形最接近的圆柱体(底面积为 18 245 m²),并将此圆柱体设定到模型中对应节点。

选取 2015 年的 4 场暴雨事件作为模型输入,对该点的内涝积水过程进行模拟,并用实测的地表积水过程对模型进行校准,结果如图 3 所示(限于篇幅,仅列出两场降雨)。4 场降雨模拟结果的 Nash-Sutcliffe 效率系数依次为 0.92、0.73、0.86 和 0.43,模拟效果较好。后续的参数灵敏度分析即以此内涝模型为基础。

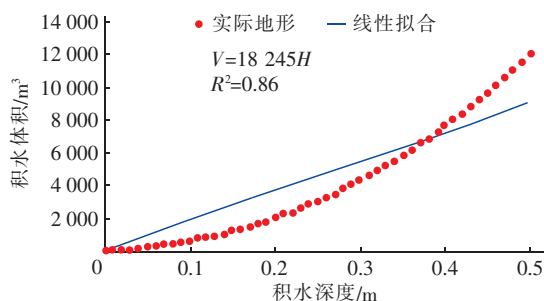
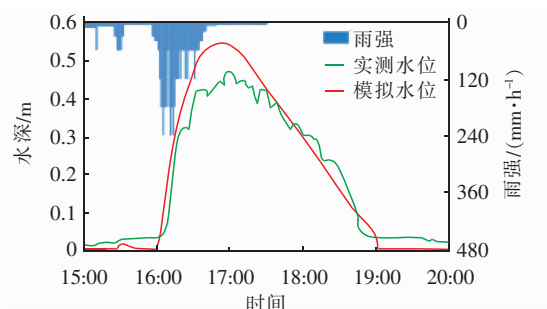
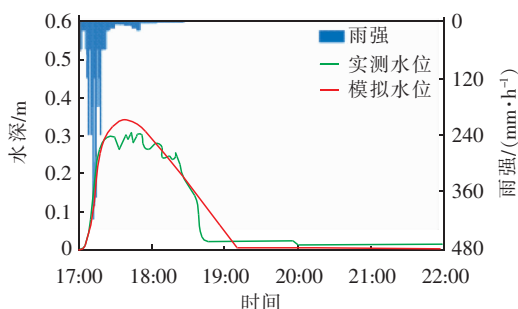


图 2 积水深度与积水体积的关系

Fig. 2 Relationship between waterlogging depth and volume



a. 2015 年 5 月 11 日



b. 2015 年 5 月 26 日

图 3 不同降雨情景下模型的模拟情况

Fig. 3 Model simulation of different rainfalls

1.2 参数取值

SWMM 共有 14 个水文水力参数,分为测量参数和经验参数。测量参数包括汇水区面积、不透水率、坡度、宽度和管道长度,均可以通过测量直接确定。经验参数的取值范围根据模型手册和文献调研确定,具体如下:不透水面和透水面的曼宁系数分别为 0.011 ~ 0.024、0.05 ~ 0.41,不透水面和透水面的洼蓄量分别为 1.3 ~ 2.5、2.5 ~ 5.1 mm,不透水面无洼蓄比例为 5% ~ 20%,最大和最小下渗速率分别为 25.4 ~ 76.2、0.1 ~ 3.8 mm/h,衰减系数为 2 ~ 7 h⁻¹,管道曼宁系数为 0.011 ~ 0.017。

1.3 局部灵敏度分析

Morris 筛选法是应用较为广泛的局部灵敏度分

析方法,该方法属于 One-at-A-Time (OAT) 试验设计,即在试验过程中每次选一个参数在其取值范围内随机改变,保持其他参数不变,分析该参数变化对目标函数 $y=f(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$ 的影响:

$$s_i = (y_i - y) / \Delta x \quad (1)$$

式中, y 为参数改变前模型的输出值, Δx 为参数的改变量, y_i 为改变第 i 个参数后模型的输出值, s_i 为第 i 个参数的灵敏度指标。

修正 Morris 筛选法^[5]将自变量以固定步长进行变化,计算参数多次变化对目标函数影响的均值:

$$s = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(y_{i+1} - y_i) / y_0}{(p_{i+1} - p_i) / 100} / (n - 1) \quad (2)$$

式中, y_0 为参数取初始值时的模型输出值, y_i 、 y_{i+1} 分别是模型第 i 次、第 $i+1$ 次运行的输出值, p_i 、 p_{i+1} 分别为第 i 次、第 $i+1$ 次模型运行时参数值相对于初始参数值的变化百分率, n 为模型运行次数, s 为参数的灵敏度指标。

1.4 全局灵敏度分析

Sobol 灵敏度分析是一种基于方差分解的全局灵敏度分析法,其核心是将目标函数的总方差分解成每个参数的方差以及参数之间相互作用的方差。

假设模型输出的目标函数为:

$$y = f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (3)$$

其中, $X = X(x_1, x_2, \dots, x_k)$ 为模型的参数。

函数 $y = f(X)$ 可展开为:

$$f = f_0 + \sum_{i=1}^k f_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j>i}^k f_{ij} + \dots + f_{12\dots k} \quad (4)$$

其中, f_0 为常数项, $f_i = f_i(x_i)$ 为一阶函数, $f_{ij} = f_{ij}(x_i, x_j)$ 为二阶函数,依此类推。

相应地,模型方差可表示为:

$$D(y) = \sum_{i=1}^k D_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j>i}^k D_{ij} + \dots + D_{12\dots k} \quad (5)$$

其中, D_i 为参数 i 产生的方差, D_{ij} 为参数 i 和参数 j 相互作用产生的方差, $D_{12\dots k}$ 为 k 个参数共同作用产生的方差。

将式(5)左右两边同除以 $D(y)$ 得:

$$1 = \sum_{i=1}^k \frac{D_i}{D(y)} + \sum_{i=1}^k \sum_{j>i}^k \frac{D_{ij}}{D(y)} + \dots + \frac{D_{12\dots k}}{D(y)} \quad (6)$$

对于参数 i ,其总的灵敏度指标为式(6)中包含参数 i 的所有方差项之和,即:

$$S_{Ti} = 1 - \frac{D_{\sim i}}{D(y)} \quad (7)$$

其中, D_{-i} 表示不包含参数 i 的方差项。

此外, Sobol 方法需要使参数取值覆盖整个参数空间, 为此本研究采用拉丁超立方抽样对参数空间进行抽样。

1.5 目标函数

本研究以均方根误差 (RMSE) 为目标函数来描述内涝模型对监控点处实测积水过程的拟合程度, RMSE 越小则表示模拟过程和实测过程的拟合程度越好:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (D_{obs,i} - D_{sim,i})^2}{n}} \quad (8)$$

其中, $D_{obs,i}$ 为第 i 分钟的实测水位, $D_{sim,i}$ 为第 i 分钟的模拟水位。

2 结果与讨论

2.1 局部灵敏度分析

修正 Morris 筛选法的主要做法是选定参数初始值后按固定步长变动一个参数, 其分析结果可能受初始值位置和步长大小的影响。

2.1.1 步长大小的影响

分别以参数取值范围的最小值、中位值和最大值作为初始值, 以 2%、4%、6%、8%、10% 和 12% 为步长, 分析 3 种初始值情景下步长变化对参数灵敏度取值及其排序的影响, 结果如图 4 所示。

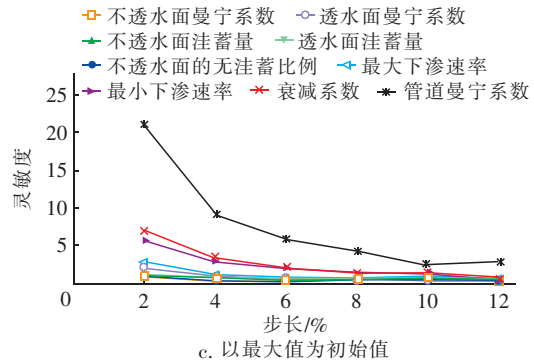
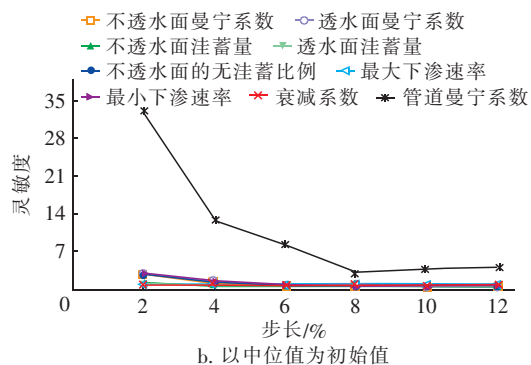
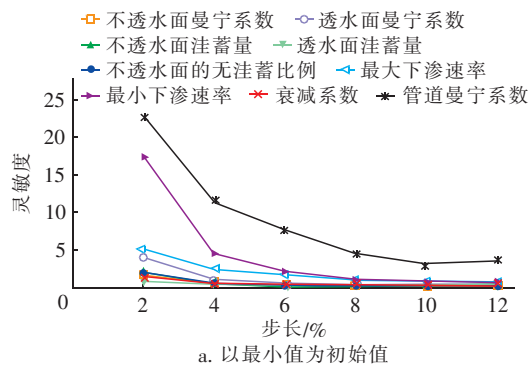


图4 3种初始值情景下步长变化对参数灵敏度及其排序的影响

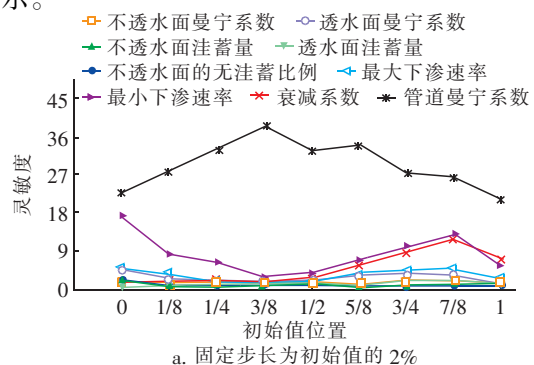
Fig. 4 Influence of step size on parameters sensitivity and their ranking under three scenarios

从图4可以看出, 管道曼宁系数是灵敏度最大的参数。随着步长的增加, 各参数的灵敏度总体呈现减小趋势。当步长较小时, 各参数灵敏度的区分度较高; 当步长较大时, 其区分度较小。在初始值确定的情况下, 参数的灵敏度排序较为稳定, 即步长的改变不影响参数的灵敏度排序。

以参数取值范围的最小值为初始值时, 参数灵敏度的稳定排序为: 管道曼宁系数 > 最小下渗速率 > 最大下渗速率 > 透水面曼宁系数; 以参数取值范围的中位值为初始值时, 参数灵敏度的稳定排序为: 管道曼宁系数 > 衰减系数 > 最小下渗速率 > 最大下渗速率; 以参数取值范围的最大值为初始值时, 参数灵敏度的稳定排序为: 管道曼宁系数 > 衰减系数 > 最小下渗速率 > 最大下渗速率。

2.1.2 初始值位置的影响

将参数取值范围等分为8个子区间, 以各子区间的端点为初始值, 即有9个位置; 然后将步长分别设置为初始值的2%、7%和12%, 分析不同初始值位置对参数灵敏度取值及其排序的影响, 结果如图5所示。



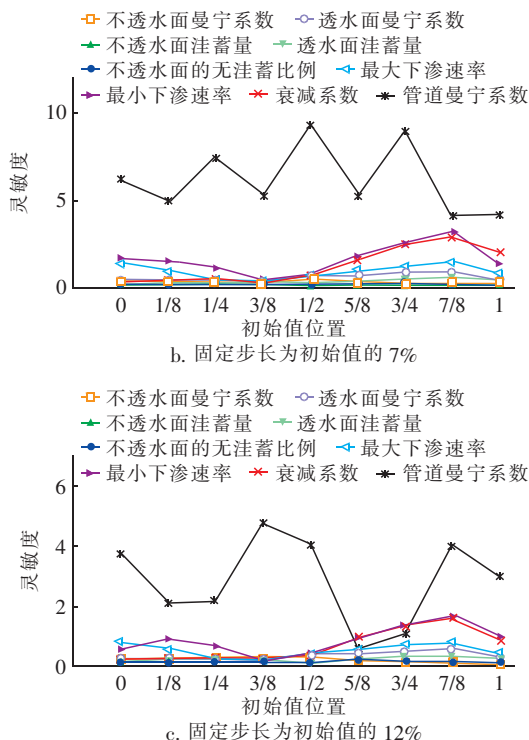


图 5 初始值位置变化对参数灵敏度排序的影响

Fig. 5 Influence of initial values on ranking of parameters sensitivity

从图 5 可以看出,多数情况下管道曼宁系数为最敏感参数,其灵敏度随初始值位置变化而剧烈波动;参数灵敏度排序也随初始值位置而变化,初始值位置选取对最大下渗速率、衰减系数和最小下渗速率的灵敏度排序有较大影响。

2.2 全局灵敏度分析

全局灵敏度分析采用拉丁超立方抽样,每次试验抽样 1 000 次,需要运行模型 11 000 次^[11];为评价该方法得到的参数灵敏度排序的稳定性,共进行了 8 次试验,结果如图 6 所示。

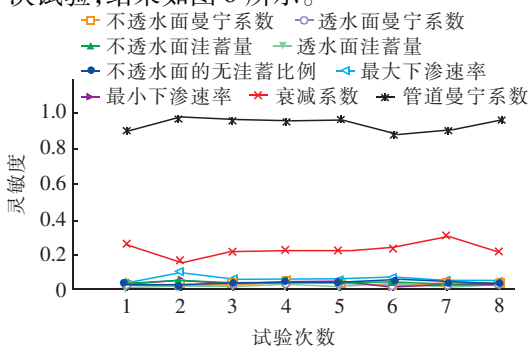


图 6 全局灵敏度分析的参数灵敏度

Fig. 6 Parameters sensitivity derived by Sobol method

从图 6 可以看出,在基于方差分解的全局灵敏度分析结果中,管道曼宁系数是最敏感参数,衰减系数次之;在多次试验中,各参数的灵敏度取值比较稳定,灵敏度排序也较为稳定。

图 7 为 8 次全局灵敏度分析得到的各参数灵敏度均值,可以看出,与管道曼宁系数和衰减系数相比,其他参数对模拟结果的影响要小得多。最终关键参数的灵敏度排序为:管道曼宁系数 > 衰减系数 > 最大下渗速率 > 最小下渗速率。

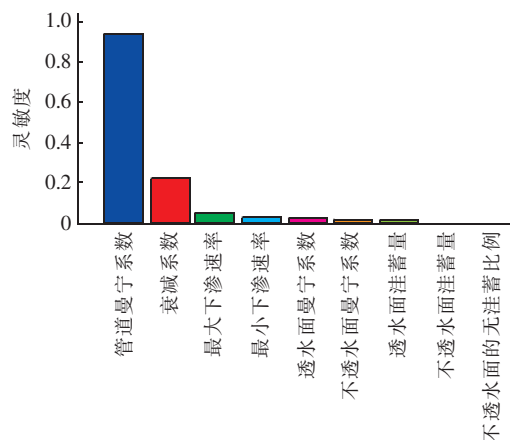


图 7 全局灵敏度分析的参数灵敏度均值

Fig. 7 Mean sensitivity of parameters in global sensitivity analysis

2.3 讨论

参数灵敏度分析可识别给定模型的关键参数,有助于提高模型校正的效率和准确性,是模型校正前的关键步骤。

在不同降雨情景下,同一参数的灵敏度表现也有所差异,如渗透参数的灵敏度和稳定性受降雨强度的影响,雨强较小或较大时渗透参数的灵敏度都会降低^[5,7,8]。本研究以城市内涝积水过程为研究对象,所采用的降雨事件强度都比较大,均为短时暴雨,但是渗透参数却是仅次于管道曼宁系数的灵敏参数。这主要与灵敏度分析的目标函数(监测点模拟积水过程与实测过程的拟合程度)以及研究区不透水面的空间分布有关。在研究区,监测点直接相邻的上游有较大面积的子汇水区,且具有较大的透水面积。因此,进行水文模型参数灵敏度分析时不仅要考虑降雨强度,也要顾及到不透水面空间分布和目标函数的影响。

采用修正 Morris 筛选法进行局部灵敏度分析时,固定步长越小,则灵敏度结果的可区分度越大,

因此要想获得明确的参数排序,需要选取尽可能小的步长。此外,灵敏度排序很大程度上受初始值位置选取的影响,设置初始值的一种经验做法是先用试错法手动对模型进行初步率定,并将率定的参数值作为灵敏度分析的参数初始值^[5]。

与局部灵敏度分析相比,采用 Sobol 方法进行全局灵敏度分析时不需要考虑参数初始值和固定步长的选取,且灵敏度分析结果较为稳定,但是其模型计算次数远多于局部灵敏度分析。

3 结论与建议

① 城市内涝模型中,以内涝积水过程为目标函数时管道曼宁系数是最灵敏参数,其灵敏度远高于其他参数,应在模型校验时重点关注。

② 修正 Morris 筛选法得到的参数灵敏度与初始值和固定步长的选取有关:选定初始值的情况下,步长越小,则参数灵敏度的可区分性越大,但步长大小的变化不影响参数的灵敏度排序;选定步长的情况下,参数灵敏度随初始值位置变化有较大波动,且参数灵敏度排序不稳定;需要通过多次试验才可能获得较为稳定的参数灵敏度排序。

③ 基于方差分解的 Sobol 方法计算得到的参数灵敏度取值较为稳定,且参数间的灵敏度排序也是稳定的。

④ 实践应用中,如果需要明确的参数灵敏度排序,建议使用基于 Sobol 方法的全局灵敏度分析;如果无需参数间的灵敏度排序,仅需将参数分为灵敏和非灵敏两类,可进行多次局部灵敏度分析后根据统计结果进行分类。

参考文献:

- [1] 朱思诚,任希岩. 关于城市内涝问题的思考[J]. 行政管理改革,2011,(11):62-66.
- [2] 夏军,石卫,张利平,等. 气候变化对防洪安全影响研究面临的机遇与挑战[J]. 四川大学学报:工程科学版,2016,48(2):7-13.
- [3] 黄国如,黄维,张灵敏,等. 基于 GIS 和 SWMM 模型的城市暴雨积水模拟[J]. 水资源与水工程学报,2015,26(4):1-6.
- [4] 宋晓猛,张建云,王国庆,等. 变化环境下城市水文学的发展与挑战——II. 城市雨洪模拟与管理[J]. 水科学进展,2014,25(5):752-764.
- [5] 黄金良,杜鹏飞,何万谦,等. 城市降雨径流模型的参

数局部灵敏度分析[J]. 中国环境科学,2007,27(4):549-553.

- [6] 孙艳伟,把多铎,王文川,等. SWMM 模型径流参数全局灵敏度分析[J]. 农业机械学报,2012,43(7):42-49.
- [7] 王浩昌,杜鹏飞,赵冬泉,等. 城市降雨径流模型参数全局灵敏度分析[J]. 中国环境科学,2008,28(8):725-729.
- [8] 赵冬泉,董鲁燕,王浩正,等. 降雨径流连续模拟参数全局灵敏性分析[J]. 环境科学学报,2011,31(4):717-723.
- [9] Varella H, Guérif M, Buis S. Global sensitivity analysis measures the quality of parameter estimation: The case of soil parameters and a crop model[J]. Environ Modell Softw, 2010, 25(3):310-319.
- [10] 任启伟,陈洋波,周浩澜,等. 基于 Sobol 法的 TOP-MODEL 模型全局敏感性分析[J]. 人民长江,2010,41(19):91-94.
- [11] Saltelli A, Ratto M, Andres T, et al. Global Sensitivity Analysis: The Primer[M]. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2008.
- [12] 蒋元勇,丰锴斌,刘学文,等. 城市雨洪 SWMM 模型的敏感参数研究综述[J]. 生态科学,2015,34(2):194-200.
- [13] 王荫茵,陶涛,吕永鹏. 城市雨水管网模型的水文参数灵敏度分析[J]. 城市道桥与防洪,2016,(2):159-162.
- [14] 张胜杰. 北京市某住宅小区雨洪管理措施模拟研究[D]. 北京:北京建筑工程学院,2012.



作者简介:张麟(1993-),男,广东梅州人,硕士研究生,主要研究方向为城市水文。

E-mail: zhlin32@mail2.sysu.edu.cn

收稿日期:2017-07-12