

SWMM 模型在城市不透水区地表径流模拟中的参数识别与验证

董欣, 杜鹏飞*, 李志一, 王浩昌

(清华大学环境科学与工程系, 北京 100084)

摘要: 为了研究城市不透水下垫面的降雨径流过程和污染负荷, 以屋面为例, 选择径流管理模型 SWMM, 采用独立场次实测数据, 应用基于不确定性分析的 HSY 算法和 Monte Carlo 采样方法对模型中的水文水力和水质参数进行识别和验证. 结果表明, 地表不透水区径流模型中主要包含 6 个关键参数, 分别为不透水区初损填洼深度(S-imperv)、不透水区曼宁系数(N-imperv), 指数累积方程中的最大可能累积值(max buildup)、累积常数(rate constant), 指数冲刷方程中的冲刷系数(coefficient)和冲刷指数(exponent). 水文水力参数的识别可以最小二乘法偏差作为目标函数, 水质参数的识别可以场次污染负荷和污染物峰值浓度作为目标函数. 参数识别结果为 N-imperv 0.012 ~ 0.025, S-imperv 0 ~ 0.7, max buildup 15 ~ 30, rate constant 0.2 ~ 0.8, coefficient 0.01 ~ 0.05, exponent 1.0 ~ 1.2. 参数的区域灵敏度由大到小排序为 coefficient、S-imperv、N-imperv、max buildup、exponent、rate constant. 识别后的参数可以通过模型验证, 但是在模拟一些雨型特殊的降雨径流污染物浓度曲线时, 仍然存在一定的困难.

关键词: 城市径流; SWMM 模型; 参数识别; 不确定性分析

中图分类号: X143 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2008)06-1495-07

Parameter Identification and Validation of SWMM in Simulation of Impervious Urban Land Surface Runoff

DONG Xin, DU Peng-fei, LI Zhi-yi, WANG Hao-chang

(Department of Environmental Science and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: The purpose of this paper is the application of storm water management model (SWMM) in simulating runoff hydrology and water quality. The study chose a roof as the typical impervious urban land surface, and monitored several rainfall-runoff events for parameter identification. We identified and validated hydrological and water quality parameters, using Monte Carlo sampling method and HSY algorithm, which are based on uncertainty analysis. Results show that impervious urban land surface runoff model includes 6 critical parameters, which are depression storage (S-imperv), Manning's n (N-imperv), maximum buildup possible (max buildup), buildup rate constant (rate constant), washoff coefficient (coefficient), and washoff exponent (exponent). Identification of S-imperv and N-imperv could use least square error as objectives, while others could use errors of event pollution load and peak concentration of pollutant as objectives. The identification results of the 6 parameters are N-imperv 0.012-0.025, S-imperv 0-0.7, max buildup 15-30, rate constant 0.2-0.8, coefficient 0.01-0.05, and exponent 1.0-1.2. Regional sensitivities of these parameters in non-ascending order are coefficient, S-imperv, N-imperv, max buildup, exponent, and rate constant. Identified parameters are able to be validated by SWMM model. However, current model structures still have some difficulties in simulating runoff pollutant concentration curves caused by some special rain patterns.

Key words: urban runoff; storm water management model (SWMM); parameter identification; uncertainty analysis

城市非点源污染指城市降雨径流淋洗与冲刷大气和汇水面各种污染物引起的受纳水体的污染^[1]. 自 20 世纪 70 年代起, 美国等发达国家就开始利用数学模型模拟城市地表对降雨事件的响应过程以及地表径流的水质变化, 用来评价地表径流污染对排水系统和受纳水体的影响. 最初的模型大多为基于监测数据的黑箱模型^[2], 随着人类对流体力学、水化学等学科认识的深入, 逐渐开发出了能描述地表径流污染机理过程、可用于控制管理的机理模型. 当前的主流模型包括 SLAMM (Source Loading and Management Model)、STORM (Storage Treatment, Overflow Runoff Model)^[3]、SWMM (Storm Water

Management Model)^[4] 以及各类 SWMM 衍生模型等. 机理模型与简单的黑箱模型相比, 包含了更多的参数, 需要通过观测数据和实地调查资料进行参数识别, 这也是机理模型遇到的普遍问题^[5].

早期涉及 SWMM 等城市径流模型参数问题的研究以单参数灵敏度分析为主^[6]. 随着计算机运算能力的提高, 应用于参数识别的各种优化算法成为了模型研究的热点^[7], 包括遗传算法 (genetic

收稿日期: 2007-05-29; 修订日期: 2007-10-10

基金项目: 国家重点基础研究发展规划 (973) 项目 (2006CB403407)

作者简介: 董欣 (1983 ~), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为城市面源污染特征与相关模型, E-mail: dx@mails.thu.edu.cn

* 通讯联系人, E-mail: dupf@tsinghua.edu.cn

algorithm, GA)^[8]、神经网络系统(artificial neural networks, ANN)^[9]、基于知识的系统(knowledge based systems, KBS)^[10]等,提出了多种算法的改进方法,并在典型研究区域进行应用.20 世纪 80 年代, Spear 等^[11]将 Monte Carlo 模拟与灵敏度分析结合起来提出区域灵敏度分析方法(regionalized sensitivity analysis, RSA), Beven^[12]提出了多种模型结构或多组优化参数的“最终等效性”(equifinality).自此,以随机理论、随机过程方法为基础的不确定性分析被引入模型的参数识别研究,这些方法在河流水质模型的参数识别中得到应用并不断发展^[13].目前,该方法在城市径流模型中也有一些应用^[14],但各种优化算法仍然占据主导地位.

20 世纪 80 年代以来,我国学者在北京、杭州和南京等城市进行了城市径流模型模拟研究,早期研究多局限于概念性模型^[15]和经验统计模型^[16].近几年来,城市径流模型的研究再次引起了广泛的关注.从翔宇等^[17]以 SWMM 为基础,选取北京市典型小区,模拟计算不同频率设计降雨下的小区排水积水情况并评价其影响;车武等^[18]尝试通过构建基于监测数据的经验模型对北京城市径流污染负荷进行估算.但总体而言,受现场监测数据与模型要求不匹配等原因所限,模型应用的深度十分有限,对复杂机理模型进行参数识别和验证的研究成果仍鲜见报道.本研究以当前主流的城市径流机理性复杂模型 SWMM 为对象,根据模型输入需求设计并实施监测,采用不确定性分析和区域灵敏度方法识别和验证模型参数,为城市非点源模型在我国城市不透水地表类型的应用研究提供了参考.

1 模型建立

1.1 模型基本原理

SWMM 是 20 世纪 70 年代美国环保局(USEPA)开发的降雨径流管理模型.最新推出的 SWMM 5.0 版本由水文(hydrology)、水力(hydraulics)和水质(quality)3 个模块组成.一般根据城市排水系统特性,将模拟对象划分为地表径流及干线输水 2 部分.地表径流部分通常又划分为多个次级汇水单元,依据透水特征分别概化为透水区和不透水区.不透水区产流时只需从降雨中扣除初损填洼量,未满足初损前不产流,满足初损后则全面产流;透水区除了填洼损失,还有入渗损失.在汇流过程中,模型利用一维圣维南(Saint-Venant)变量流方程式求解地表径流.雨水降落地面形成漫流,经由侧沟汇集进入检查

井后,导入干线中,输送模块和扩展输送模块按变流量非均匀自由流模拟管渠中水的流动.水质模块中,降雨径流中的污染物浓度取决于累积(buildup)及冲刷(washoff)2 个过程.通常由雨前干期长度、交通流量及街道清扫效率来决定累积量的大小,再由冲刷经验公式及沉积物传输理论建立冲刷方程.

1.2 模型建立

研究选择屋面径流建立模型.由于屋面汇水区域条件单一、范围确定,且不包含管道,直接以落水管作为出口单元,因此降低了模型概化过程引入的不确定性.另外,模型中主要考虑水文、水质模块和地表径流水力过程,描述管道中的水流特征的输送模块和扩展输送模块可以省略,从而简化了模型结构,减少了需要识别的参数,降低了参数之间互相影响造成的不确定性.屋面在模型中可概化为次级汇水单元处理.依次建立次级汇水单元(subcatchments)、出口单元(outfalls)、雨量单元(rain gages).次级汇水单元全部为不透水面,且全部考虑初损填洼.

1.3 参数设置

模型参数可分为 3 类.第 1 类是确定性参数,如次级汇水单元面积、坡度等,不需要识别;第 2 类是不确定性小的参数,如出流方程系数,也不需要识别;第 3 类参数是需要识别的,如污染物累积常数等.对不确定性参数进行识别,是模型应用的关键内容.

气候参数属于确定性参数,包括雨量单元的降雨过程和温度、蒸发量等.降雨过程通过雨量计实测得到,温度及蒸发量数据取北京市逐月温度及蒸发量数据.

水文水力参数描述了与地表特征有关的汇流过程,其中的确定性参数包括次级汇水单元的坐标、面积、不透水面积率等.需识别的水文水力参数为不透水区初损填洼密度(S-imperv)和透水区曼宁系数(N-imperv).参考相关文献,研究中初设 S-imperv 参数取值区间为 0~3 mm^[19],N-imperv 取值区间为 0.005~0.05^[20].

以 TOC 为例识别 SWMM 模型中的水质参数.需要识别的参数包括累积过程参数和冲刷过程参数. SWMM 中提供的污染物累积方程有幂函数形式(power function)、指数函数形式(exponential function)和饱和浸润方程(saturation function)3 种.3 种累积方程都是以一定的累积速度逼近最大累积量,本研究选择指数形式污染物累积方程.方程涉及参数为最大可能累积值(max buildup)和累积常数(rate

constant). max buildup 约为 $1 \sim 100 \text{ kg/hm}^2$; 假设污染物在 $2 \sim 47\text{d}$ 后达到最大值的 99% , 则 rate constant 的取值范围为 $0.1 \sim 2$.

SWMM 中提供的污染物冲刷方程有比例径流曲线 (rating curve washoff)、场次平均 (event mean concentration) 和指数函数冲刷方程 (exponential washoff) 3 种. 比例径流曲线方程和场次平均方程均仅考虑了径流量对冲刷过程的影响, 指数函数冲刷方程是唯一同时考虑污染物累积量和降雨径流量对冲刷过程影响的方程, 故在本研究中冲刷方程选取指数函数形式. 冲刷方程涉及的参数为冲刷系数 (coefficient) 和冲刷指数 (exponent). 冲刷量与累积量呈正比, 与径流量的 C_2 次方成正比, 平衡考虑径流和累积对污染物的影响, 设定 exponent 取值范围为 $0.9 \sim 1.5$. 由于冲刷值不大于累积值, 即 $C_1 q^{C_2} \leq 1$, 其中 q 一般不大于 100 , 所以相应 coefficient 取值范围为 $0 \sim 0.2$.

2 研究方法

2.1 参数识别方法——HSY 算法

Homberge-Spear-Young (HSY) 算法^[21] 又被称为区域灵敏度分析方法. 该方法基于不确定性分析思想, 将参数分为行为 (behavior-giving, B) 与非行为 (non-behavior-giving, NB) 2 种. 这种方法与优化方法的最大区别就是优化条件的弱化, 从而在一定程度上克服了优化方法的参数识别不确定性问题. HSY 算法改变了寻找最优单参数点的传统思维, 在某种意义上是以牺牲精度换取可靠性, 这使得 HSY 算法在降低精度的情况下, 尽可能地估计到潜在的预测风险. 另外, HSY 算法还可进行区域灵敏度分析, 以判断参数的相对重要性^[22].

HSY 算法的主要步骤如下: ①确定参数向量中各参数的取值空间及统计分布状态; ②根据观测数据和模拟要求定义系统行为, 将模拟结果划分为可接受和不可接受 2 种类型; ③对参数在取值空间进行随机采样, 用采样的参数进行系统模拟; ④根据模拟结果把参数进行归类, 分别对应于②中的 2 种划分方案; ⑤重复②和④直到找到要求数量的可接受参数为止. 按以上方法识别出的参数不是参数空间内的单一点, 而是大量“可行”参数形成的集合.

2.2 采样方法与目标函数

HSY 算法是建立在随机采样基础上的. 不同的随机采样方法具有不同的采样效率和采样精度, 目前应用最广泛的是 Monte Carlo 方法. 一般方法解决

多维或因素复杂的问题非常困难, 而 Monte Carlo 方法却相对容易. Monte Carlo 方法主要弱点是收敛速度较慢和误差的概率性质, 但随着计算机硬件的廉价和技术的提高, 该方法对实验者具有很大的吸引力. 本研究采用 Monte Carlo 方法在参数范围内按平均分布随机采样进行参数识别.

本文对水文水力参数的识别采用最小二乘法将模拟值与实际监测值进行比较, 该目标函数代表了平均意义上的最优. 目标函数如公式 (1) 所示:

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{\text{obs}, i} - u_{\text{sim}, i})^2}{\sum_{i=1}^n u_{\text{obs}, i}^2} \tag{1}$$

式中, Z 为目标函数; $u_{\text{obs}, i}$ 为第 i 个观测值; $u_{\text{sim}, i}$ 为第 i 个模拟值.

污染物浓度的模拟受到污染物累积冲刷过程和水文水力过程模拟效果的影响. 由于 SWMM 的污染物累积冲刷模块仍采用非机理模型模拟, 其模型结构的不确定性会在水质模拟结果中有所体现. 此外, 水文水力模型参数的不确定性也会在水质模拟中被传递和放大. 因此, 在水质模拟中继续采用最小二乘法进行非线性拟合有一定困难. 鉴于本研究在模型应用时以对污染负荷与污染物峰值浓度的预测为主要功能, 故将目标函数选择为场次污染负荷模拟偏差 ΔM 与污染物峰值浓度模拟偏差 ΔP .

2.3 参数可识别性与区域灵敏度分析

HSY 算法主要通过参数可识别性的判定和区域灵敏度的计算来衡量参数识别的效果. 模型参数的可识别性可以用累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 或概率密度函数 (probability density function, PDF) 来表示. 在概率密度函数中概率峰值越明显, 则参数可识别性越强; 越接近均匀分布则参数可识别性越弱. 在累积分布函数中与对角平分线距离越大, 则参数可识别性越强.

HSY 算法可以通过计算行为参数与非行为参数 2 组样本之间的统计距离获得包含参数空间分布特征的区域灵敏度. 其中 K-S (kolmogorov-smirnov) 检验通过比较 2 个分布的最大垂直距离来计算 2 个分布的差异, 是一种常见而行之有效的距离度量方法. 2 个分布之间的 K-S 距离越大, 该参数的区域灵敏度也就越高.

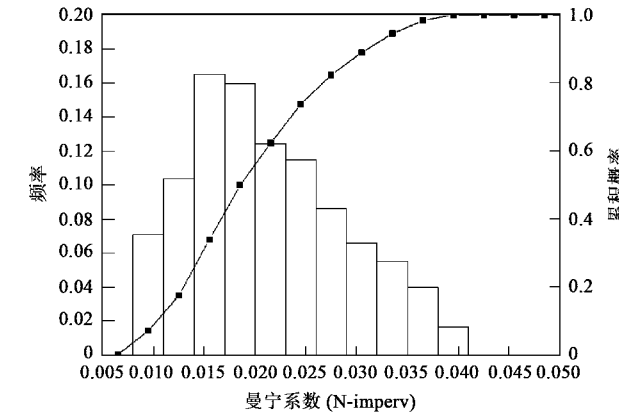
$$d_{m,n} = \sup |F_n(x) - F_m(x)| \tag{2}$$

式中, $d_{m,n}$ 为 2 个分布的距离; m, n 为样本个数; F_n, F_m 为样本分布函数.

3 结果与分析

3.1 水文水力参数识别

选择 2006-07-12 和 2006-08-08 这 2 场降雨的屋面汇流过程实际监测数据进行水文水力参数的识别.采用 HSY 算法和 Monte Carlo 采样方法对水文水力模型的 N-imperv 和 S-imperv 2 个参数在取值范围



内随机采样10 000次,以 2 场降雨同时满足 $Z < 0.1$ 为可接受标准,通过 1291 组,通过率为 12.9%.记录可接受参数样本并在概率密度函数和累积概率分布图上表示(图 1).N-imperv 和 S-imperv 的概率密度均呈较明显的类正态分布,可识别性较强.其中,N-imperv在 0.012 ~ 0.025 出现的频率最高,S-imperv在 0 ~ 0.7 出现的频率最高.

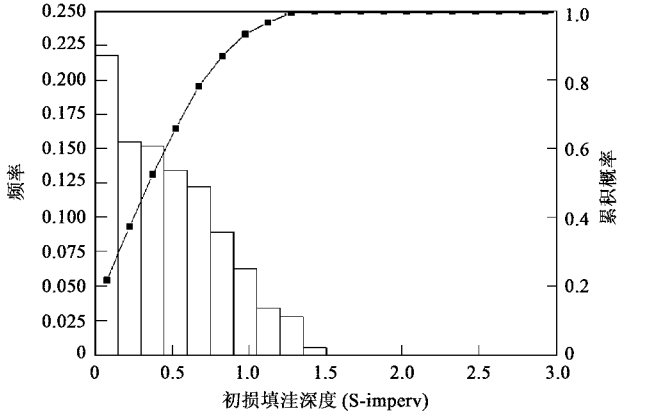


图 1 水文水力参数可识别性
Fig.1 Identifiability of hydrological parameters

3.2 水质参数识别

水质参数的识别是在水文水力参数识别和验证的基础上进行的.将水文水力模块中已识别的 N-imperv和 S-imperv 2 个参数后验取值范围作为新的参数范围,将污染物的累积冲刷模块添加进原有的水文水力模型,共有 max buildup、rate constant、coefficient、exponent 4 个新的参数需要加以识别.

选择 2006-07-12 降雨的屋面汇流及污染物浓度曲线实际监测结果进行水质参数的识别.采用 HSY 算法和 Monte Carlo 采样方法对水质模型的参数随机采样10 000次,以 $\Delta M < 0.3$, $\Delta P < 0.3$ 为可接受标准,通过 759 组,通过率为 7.59%.记录可接受参数样本并在概率密度函数和累积概率分布图上表示(图 2).max buildup、rate constant、coefficient、exponent 的概率密度均呈较明显的类正态分布,可识别性较强.其中,max buildup 在 10 ~ 30 出现的频率最高,

rate constant 在 0.2 ~ 0.8 出现的频率最高,coefficient 在 0.01 ~ 0.05 出现的频率最高,exponent 在 1.0 ~ 1.2 出现的频率最高.

3.3 区域灵敏度分析

对参数进行 K-S 检验,检验结果如表 1、图 3 所示,由此可以定量估计参数的区域灵敏度.参数区域灵敏度由高到低的排序为 coefficient、S-imperv、N-imperv、max buildup、exponent、rate constant.水文水力参数的 2 个参数区域灵敏度都较高,说明在暂不考虑污染物浓度变化的情况下,可以比较准确地模拟径流对降雨的响应过程.区域灵敏度最小的为 rate constant,该参数在模型中控制单日污染物累积量随时间的衰减,由于本研究在雨季采样,每次降雨前的干期长度均较短,不利于该参数的识别.总的来说,水文水力参数的识别效果好于水质参数.

在参数可识别性与区域灵敏度分析的基础上,

表 1 可行参数的 K-S 检验结果

Table 1 K-S distance of behavior parameters

水文水力		水质			
不透水区曼宁系数	不透水区初损填洼深度	最大可能累积值	累积常数	冲刷系数	冲刷指数
0.359 0	0.669 8	0.328 7	0.132 5	0.774 8	0.261 1

将模型参数识别结果列于表 2.

3.4 参数验证

利用与参数识别过程独立的降雨径流过程监测结果进行参数验证.将水文水力参数 N-imperv 和

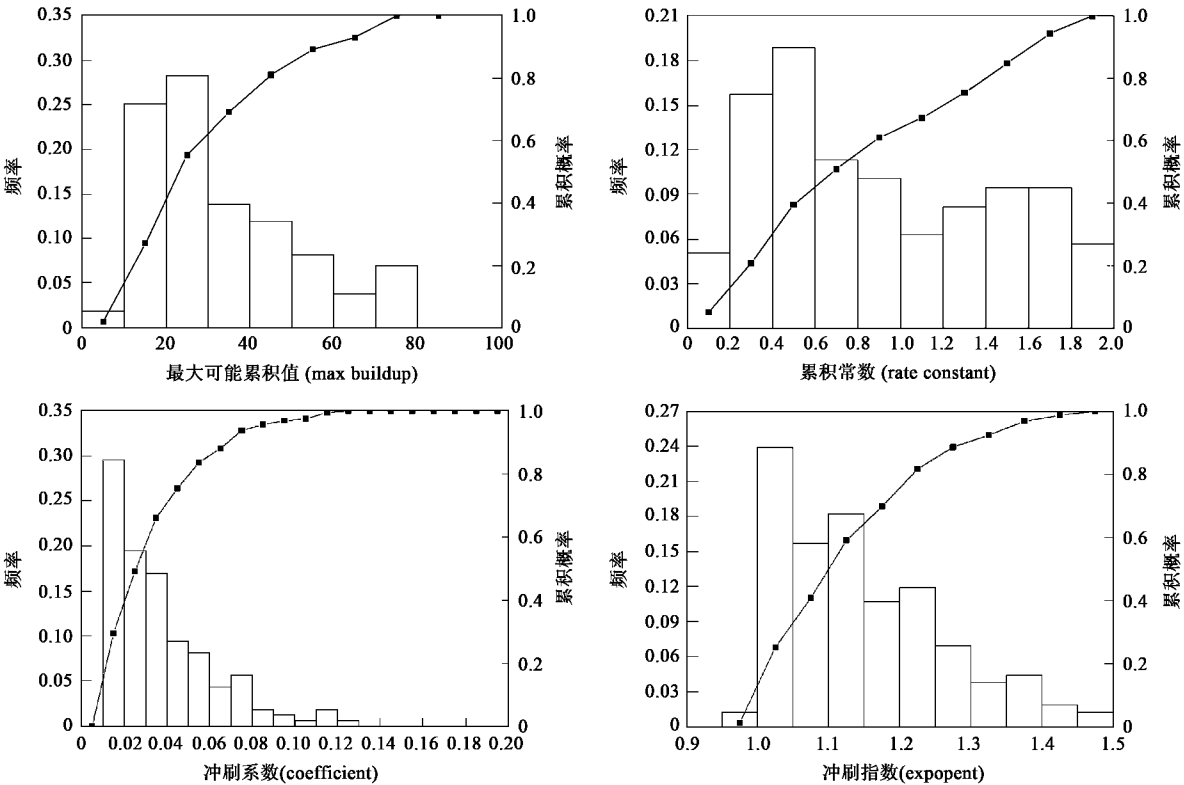


图 2 水质参数可识别性

Fig.2 Identifiability of water quality parameters

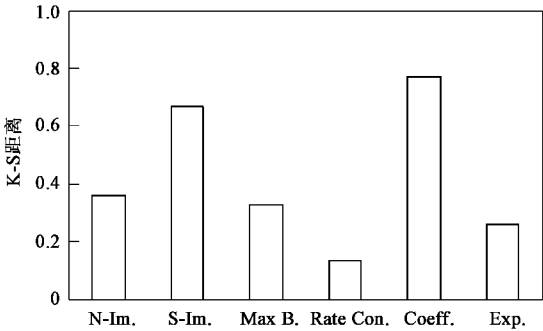


图 3 参数的区域灵敏度

Fig.3 Regional sensitivity of parameters

S-imperv 的取值区间调整为后验分布区间, 仍然采用 Monte Carlo 方法随机采样 10 000 次, 分别模拟 2006-06-28 和 2006-08-01 降雨的屋面汇流过程. 结果表明, 采用最小二乘法计算模拟曲线与实测曲线的偏差, 2006-06-28 径流曲线的最大偏差为 0.1824, 2006-08-01 径流曲线的最大偏差为 0.0637, 参数可以通过验证. 进一步取后验参数范围的中值对识别场次和验证场次进行模拟, 结果如图 4 所示, 模拟偏差见表 3, 中值模拟对模拟偏差的改进不大.

与水文水力参数的验证方法类似, 利用与参数识别过程独立的降雨径流过程进行水质参数的验证.

表 2 模型参数的识别结果

Table 2 Results of parameter identification

模块	参数名称	参数含义	取值范围	识别结果
水文水力参数	N-imperv	不透水区曼宁系数	0.005 ~ 0.05	0.012 ~ 0.025
	S-imperv	不透水区初损填洼深度	0 ~ 3	0 ~ 0.7
	max buildup	最大可能累积值	1 ~ 100	15 ~ 30
水质参数	rate constant	累积常数	0.1 ~ 2	0.2 ~ 0.8
	coefficient	冲刷系数	0 ~ 0.2	0.01 ~ 0.05
	exponent	冲刷指数	0.5 ~ 2	1.0 ~ 1.2

将水文水力参数和水质参数的取值区间都调整为后验分布区间, 采用 Monte Carlo 采样方法随机采

样 10000 次, 分别模拟 2006-06-28、2006-08-01、2006-08-08 等 3 次降雨屋面径流中 TOC 的浓度变化. 计算模拟场次污染负荷与实测污染负荷的偏差 ΔM 以及模拟曲线与实测曲线浓度峰值的偏差 ΔP . 2006-06-28 径流曲线的最大偏差为 $\text{Max}\Delta M = 0.333\ 6$, 多次模拟标准偏差 $\text{STDEV} = 0.074\ 0$; $\text{Max}\Delta P = 0.234\ 9$, 峰值浓度出现的时刻偏差最大值为 $\text{MaxDist} = 77\ \text{min}$. 2006-08-01 的最大偏差为 $\text{Max}\Delta M = 0.268\ 6$, 多次模拟标准偏差 $\text{STDEV} = 0.086\ 2$; $\text{Max}\Delta P = 0.491\ 2$, 峰值浓度出现的时刻偏差最大值为 $\text{MaxDist} = 7\ \text{min}$. 2006-08-08 的最大偏差为 $\text{Max}\Delta M = 0.367\ 6$, 多次模

拟标准偏差 $\text{STDEV} = 0.153\ 0$; $\text{Max}\Delta P = 0.576\ 8$, 峰值浓度出现的时刻偏差最大值为 $\text{MaxDist} = 6\ \text{min}$. 将污染负荷的偏差 ΔM 随机模拟结果表示于图 5 中, 模拟结果偏差较小且相对集中, 因此认为参数可以通过验证.

表 3 后验参数范围及其中值的径流过程模拟偏差

参数取值	日期/年-月-日			
	2006-06-28	2006-07-12	2006-08-01	2006-08-08
后验范围	0.182 4	—	0.063 7	—
N-imperv = 0.018	0.177 2	0.095 7	0.054 8	0.152 7
S-imperv = 0.35				

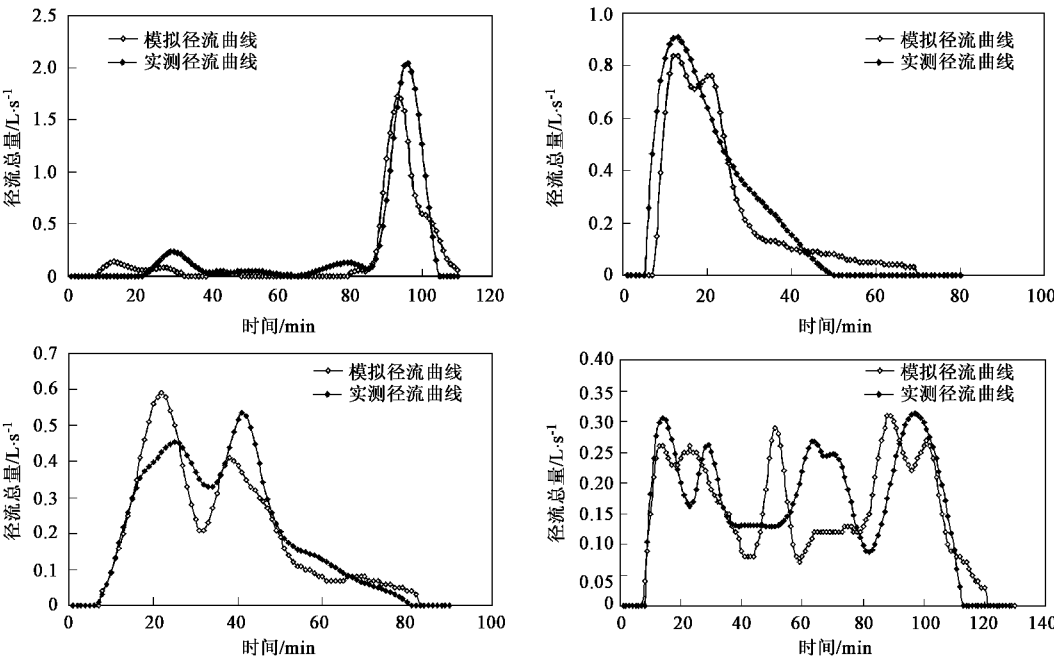


图 4 水文水力过程模拟结果
Fig.4 Hydrological simulation of runoff

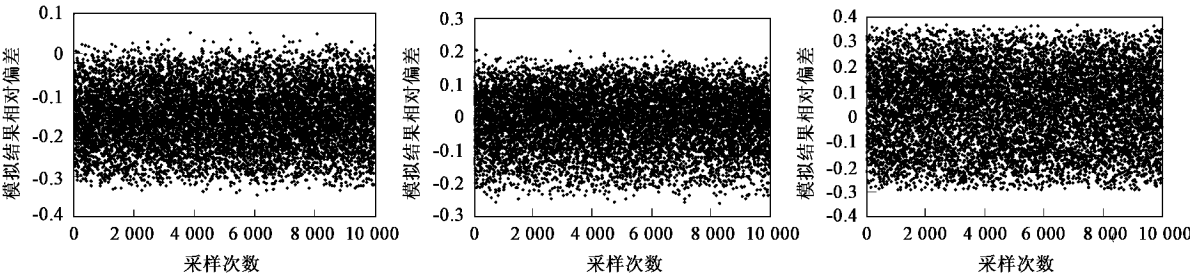


图 5 水质参数的验证
Fig.5 Validation of water quality parameters

取后验参数范围的中值分别对验证场次和识别场次进行模拟, 由于模拟结果在后验参数范围内多在偏差为 0 左右呈对称分布, 因此中值模拟对 M 和 P 的拟合程度都有较大改进, 如表 4 所示.

在中值对污染负荷与峰值浓度的模拟均较为理

想的情况下, 尝试比较 TOC 浓度模拟曲线与实测曲线的拟合程度. 从结果来看, 对污染物浓度曲线的模拟效果不及径流曲线的模拟. 通常来说模拟曲线较为平缓, 对污染物的浓度变化具有多个峰值时不够敏感. 另外模拟曲线的污染物浓度峰值一般出现在

表 4 后验参数范围的模拟偏差极值与中值模拟偏差

Table 4 Maximum error of identified parameter simulation & error of medium number simulation

参数取值	2006-06-28			2006-07-12			2006-08-01			2006-08-08		
	ΔM	ΔP	Dist	ΔM	ΔP	Dist	ΔM	ΔP	Dist	ΔM	ΔP	Dist
后验范围	0.333 6	0.234 9	77	—	—	—	0.268 6	0.491 2	7	0.367 6	0.576 8	6
中值	0.086 0	0.117 5	77	0.110 0	0.219 6	0	0.072 4	0.057 8	6	0.2038	0.1081	5

产流初期,导致对如 2006-06-28 等一些雨型特殊的降雨场次模拟效果不佳.2006-06-28 降雨初期冲刷能力过小故实际污染物浓度不高,但在模拟时浓度峰值仍在初期出现.在曲线中段径流量很小导致实测污染物浓度升高,但在模拟时由于径流量模拟值为 0,污染物浓度也随之变为 0,这一差异在径流曲线的模拟时对偏差的贡献很小,但在污染物浓度曲线模拟时对偏差的贡献则很大.一方面,模型水文水力参数的不确定性也会在水质模拟中被传递和放大;另一方面,由于 SWMM 模型中的污染物累积冲刷模块仍采用非机理模型模拟,其模型结构的不确定性会在水质模拟中体现.所以说,想要准确模拟一些雨型特殊的降雨径流污染浓度曲线,现有的模型结构还是有一定困难的.

4 结论

(1)应用基于不确定性分析的 HSY 算法和 Monte Carlo 采样方法进行水文水力参数的识别可以以最小二乘法偏差作为目标函数,水质参数的识别可以以场次污染负荷和污染物峰值浓度作为目标函数.本文以屋面为例,对城市不透水地表进行参数识别,结果为 N-imperv 0.012 ~ 0.025, S-imperv 0 ~ 0.7, max buildup 15 ~ 30, rate constant 0.2 ~ 0.8, coefficient 0.01 ~ 0.05, exponent 1.0 ~ 1.2. 参数的区域灵敏度由大到小排序为 coefficient、S-imperv、N-imperv、max buildup、exponent、rate constant. 水文水力参数的识别效果好于水质参数.

(2)利用与参数识别过程独立的降雨径流过程监测数据进行参数验证,水文水力过程的模拟结果与实测拟合较好,参数取中值后对模拟效果改进不大;污染负荷的模拟结果不及水文水力过程模拟,但中值模拟对模拟效果的改进较大.

(3)利用识别后的参数对一些实际降雨过程进行模拟,发现在模拟一些雨型特殊的降雨径流污染物浓度曲线时,仍然存在一定的困难.

参考文献:

[1] 李怀恩,沈晋. 非点源污染数学模型[M]. 西安:西北工业大学出版社,1996.
[2] Grottker M. Runoff quality from a street with medium traffic loading

[J]. Sci Total Environ, 1987, **59**:457-468.
[3] Hydro Eng Center. Storage, Treatment, Overflow, Runoff Model, STORM, generalised computer program 723-58-L7520[M]. Davis, California: Hydrologic Engineering Center, US Corps of Engineers, 1977.
[4] Rossman L A. Storm water management model, V5, user's manual [M]. USA: US Environmental Protection Agency, 2005.
[5] Willems P, Berlamont J. Probabilistic modelling of sewer system overflow emissions[J]. Wat Sci Tech, 1999, **39** (9):47-54.
[6] Zaghoul N A. Sensitivity analysis of the SWMM Runoff-Transport parameters and the effects of catchment discretisation[J]. Adv Wat Res, 1983, **6**(4):214-223.
[7] Gupta V K, Sorooshian S. The automatic calibration of conceptual catchment models using derivative-based optimization algorithm[J]. Wat Res Res, 1985, **21**(4):473-485.
[8] Balascio C C, Palmeri D J, Gao H. Use of a genetic algorithm and multi-objective programming for calibration of a hydrologic model[J]. Trans ASCE, 1998, **41**(3):615-619.
[9] Zaghoul N A, AbuKiefa M A. Neural network solution of inverse parameters used in the sensitivity-calibration analyses of the SWMM model simulations[J]. Adv Eng Soft, 2001, **32**(7):587-595.
[10] Liong S Y, Chan W T, Lum L H, *et al.* Knowledge based system for SWMM runoff component calibration[J]. Wat Res Plan Manage, 1991, **117**(5):507-524.
[11] Spear R C, Hornberger G M. Identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis[J]. Wat Res, 1980, **14**:43-49.
[12] Beven K. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modeling[J]. Adv Wat Res, 1993, **16**:41-51.
[13] 邓义祥. 稀缺数据条件下河流水质模型的参数识别与应用[D]. 北京:清华大学,2003.
[14] Kanso A, Chebbou G, Tassin B. Application of MCMC-GSA model calibration method to urban runoff quality modeling[J]. Relia Eng Sys Saf, 2006, **91**:1386-1405.
[15] 温灼如,苏逸深,刘小靖,等. 苏州水网城市降雨径流污染的研究[J]. 环境科学,1986,**7**(6):2-6.
[16] 陈西平. 水网城市径流污染对河流水质影响的模拟研究[J]. 环境科学学报,1991,**11**(1):118-124.
[17] 丛翔宇,倪广恒,惠士博,等. 基于 SWMM 的北京市典型城区降雨洪水模拟分析[J]. 水利水电技术,2006,**37**(4):64-67.
[18] 车伍,刘燕,欧岚,等. 北京雨水径流面污染负荷的计算模型[J]. 中国给水排水,2004,**20**(7):56-58.
[19] ASCE. Design & Construction of Urban Stormwater Management Systems[M]. New York: NY, 1992.
[20] McCuen R. Hydrology, FHWA-SA96-067 [M]. Washington DC: Federal Highway Administration, 1996.
[21] Beck M B. Water quality modeling: a review of the analysis of uncertainty[J]. Wat Res, 1987, **23**:1393-1442.
[22] 邓义祥,王琦,赖斯芸,等. 优化、RSA 和 GLUE 方法在非线性环境模型参数识别中的比较[J]. 环境科学,2003,**24**(6):9-15.