

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2021.09.020

基于 BP 神经网络的 SWMM 参数全局灵敏度分析方法

刘兴坡^{1,2}, 王志强^{1,2}, 李 璟^{1,2}

(1. 上海海事大学 海洋科学与工程学院, 上海 201306; 2. 上海海事大学 海洋环境与生态模拟研究中心, 上海 201306)

摘 要: 为了准确高效地分析 SWMM 模型参数的灵敏度, 识别模型关键校准参数, 提出了基于 BP 神经网络的参数全局灵敏度分析方法。以汇水区面积、宽度、不透水率等 12 个参数作为模型输入, 以 Nash-Sutcliffe 效率系数 (NSE) 代表模型输出, 设计了 3 套验证方案及其比较参考准则, 对 BP 神经网络法与修正 Morris 法、线性回归法、LH-OAT 法、多项式回归法等灵敏度分析方法进行了比较分析。结果表明, 应用 BP 神经网络的连接权值作为全局灵敏度分析依据时, BP 神经网络法的灵敏度分析精度优于线性回归法、LH-OAT 法和多项式回归法。因此, BP 神经网络法是 SWMM 模型参数全局灵敏度分析的一种可行方法。SWMM 模型参数灵敏度分析精度与分析模型的非线性拟合程度存在密切关系, 优良的非线性拟合能力是 BP 神经网络方法优于其他灵敏度分析方法的重要原因。通过比较不同灵敏度分析方法的效果, 提出了以 Morris 扰动灵敏度分析结果作为真值基准、以 SWMM 模型几何参数作为灵敏度指示参数、以线性回归法和拟合优度作为比较基准等方法, 可为灵敏度分析方法效果评价提供借鉴。基于 BP 神经网络的 SWMM 模型参数灵敏度分析方法为解决复杂模型参数“参数灵敏度分析-参数寻优”多重循环校准开拓了新路径。

关键词: SWMM 模型参数; 全局灵敏度分析; BP 神经网络; 修正 Morris 法; LH-OAT 法; 线性回归法; Nash-Sutcliffe 效率系数; 集对分析联系度

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2021)09-0122-08

Global Sensitivity Analysis Method for Parameters of Storm Water Management Model Based on BP Neural Network

LIU Xing-po^{1,2}, WANG Zhi-qiang^{1,2}, LI Jing^{1,2}

(1. College of Ocean Science and Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. Center for Marine Environmental and Ecological Modelling, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to accurately and efficiently analyze the sensitivity of SWMM parameters and identify the key calibration parameters of the model, a global sensitivity analysis method based on BP neural network was proposed. Twelve parameters (such as catchment area, width, impermeable area ratio, etc.) were inputted into the model, and Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) was used to represent the model output. Three sets of verification schemes and their comparison reference criteria were designed, and sensitivity analysis methods (such as BP neural network, modified Morris method, linear regression method, LH-OAT method, polynomial regression method, etc.) were compared and

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51008191)

analyzed. When connection weight of BP neural network was used as the basis of global sensitivity analysis, the sensitivity analysis accuracy of BP neural network method was better than that of linear regression method, LH-OAT method and polynomial regression method. Therefore, BP neural network method was a feasible method for global sensitivity analysis of SWMM parameters. The parameter sensitivity analysis accuracy of SWMM was closely related to the non-linear fitting degree of the analysis model. Excellent non-linear fitting ability was an important reason why BP neural network was superior to other sensitivity analysis methods. By comparing the effects of different sensitivity analysis methods, it was proposed that Morris perturbation sensitivity analysis results were used as the true value benchmark, SWMM geometric parameters were used as sensitivity indicator parameters, and linear regression method and goodness of fit were used as comparison benchmark, which could provide reference for the effect evaluation of sensitivity analysis methods. The parameter sensitivity analysis method of SWMM based on BP neural network develops a new way to solve the multi-cycle calibration of parameter sensitivity analysis and optimization of complex models.

Key words: SWMM parameter; global sensitivity analysis; BP neural network; modified Morris method; LH-OAT (Latin hypercube one factor-at-a-time); linear regression method; Nash-Sutcliffe efficiency coefficient; set pair relational degree

SWMM 是当前城市排水防涝系统建模常用的工具软件,在城市内涝防治等领域得到了广泛应用。在模型应用过程中,灵敏度分析和参数优化是两个关键问题^[1]。在参数优化方面,遗传算法^[2]、粒子群算法^[3]等应用较为成熟。在灵敏度分析方面,已有若干典型方法来识别寻优参数,如 Morris 法及其修正算法^[4-5]、线性回归方法^[6]和 LH - OAT 方法^[7]等。然而,上述方法各有优缺点和适用范围,通用性较差。Morris 法只能计算单个参数的灵敏度,效率较低;修正 Morris 法计算繁琐,工作量大,不适用于参数较多的复杂模型^[4];线性回归方法无法反映复杂非线性效应的影响,精度不高^[8];LH - OAT 法需要依赖复杂的计算机编程,当数据分层较少时会降低精度^[9]。鉴于此,笔者对参数优化的上游环节即灵敏度分析方法展开研究,提出了一种准确高效的 SWMM 模型参数全局灵敏度分析方法。鉴于人工神经网络方法具有强大的非线性拟合能力和较高的技术成熟度,本研究引入 BP 神经网络方法开展 SWMM 模型参数全局灵敏度分析研究。

1 研究数据与方法

1.1 研究数据

本研究基于某城市区域的 SWMM 模型开展,该区域面积为 1 462.46 hm²,管道总长为 6 557.62 m,包括 157 个节点、156 个管段和 24 个汇水子区域。采用 2006 年 12 月 17 日 00:00—21 日 23:50 期间

的实测降雨及同步管道流量记录数据和下游潮汐水位记录数据,时间间隔均为 5 min。在进行灵敏度分析之前,对 SWMM 进行初步参数校准,校准模型的 Nash - Sutcliffe 效率系数(简称 NSE)为 0.422 6。

根据文献检索^[10-11]以及模型前期调整的经验^[12],遴选了 SWMM 模型的 12 个参数作为研究对象,模型灵敏度分析参数及其初始取值见表 1。

表 1 SWMM 模型灵敏度分析参数及其取值范围

Tab.1 SWMM parameters and their ranges for sensitivity analysis

项 目		参数意义	取值范围
汇水区基本特征参数	Imperv/%	汇水区不透水率	30 ~ 80
	Slope/%	汇水单元坡度	0.50 ~ 22.48
	Width/m	特征宽度	77 ~ 1 172.6
	Area/ hm ²	汇水区面积	4.66 ~ 172.02
	Zero - imperv/%	不透水区比例	40 ~ 85
水力参数	N - imperv	不透水区曼宁粗糙率	0.011 ~ 0.015
	N - perv	透水区曼宁粗糙率	0.014 ~ 0.8
	Des - imperv/mm	不透水区洼地蓄积量	1.27 ~ 2.56
	Des - perv/mm	透水区洼地蓄积量	2.56 ~ 7.62
	MaxInfil/(mm · h ⁻¹)	最大渗透率	3.3 ~ 50.8
	MinInfil/(mm · h ⁻¹)	最小渗透率	1.0 ~ 3.3
	Decay/h ⁻¹	渗透衰减系数	2 ~ 7

为了评价不同灵敏度方法的优劣,选取 2 个汇水子区域的几何特征参数(面积和特征宽度)作为

灵敏度分析的指示参数(一般认为,几何参数对SWMM运行结果的影响十分显著)。此外,采用NSE表征SWMM模型结果对参数变动的响应情况。

1.2 研究方法

1.2.1 参数灵敏度分析方法

为了比较不同灵敏度分析方法的结果,评价新方法的效果,本研究应用了如下灵敏度分析方法。

① Morris法和修正Morris法:Morris法调整一个模型参数 x_i ,其余参数不变,得到目标函数 y ,用影响值 e_i 判断参数变化对输出值的影响程度(即灵敏度)。由于Morris法以及修正Morris法是最符合灵敏度定义的计算方法,其灵敏度分析结果一定程度上可视为灵敏度分析的真值。但该方法只是一种局部灵敏度分析方法,无法适应大量样本数据的灵敏度分析。由于其计算结果的可靠性,本研究将其作为其他灵敏度分析方法比较的参照基准。

② 线性回归法:该方法对数据进行线性回归,得到回归系数和回归公式,并以回归系数作为各个参数的灵敏度。

③ LH-OAT法:LH-OAT是一种全局灵敏度分析法,它应用Latin-Hypercube抽样(简称LH抽样)进行参数集抽样。首先将参数空间划分为 N 层,设定每个分层的参数基准值,计算每个分层的目标函数基准值(本研究为NSE);然后按照OAT原则,分别对每层中 p 个参数进行 p 次扰动,并获得相应的目标函数 $M(e_{i1}, \dots, e_{i1}, \dots, e_{p1})$ 。其他分层按照上述步骤重复进行,由此得到各参数的相对灵敏度^[13],对每层的相对灵敏度求和再平均可获得参数的全局灵敏度 $GS_{i,k}$ 。

④ 多项式回归法:多项式回归法在SWMM模型参数灵敏度分析方面不常用。本研究将该方法用于灵敏度分析方法效果比较的一种参照中介,据此来间接考察灵敏度分析方法的效果。简便起见,本研究主要应用的是多元(12元)二次多项式。

1.2.2 BP神经网络全局灵敏度分析方法

BP神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,通过不断调节网络权重值,使得网络的最终输出与期望输出尽可能接近。BP神经网络具有很强的非线性映射能力,通常用于预测、模式识别、分类等问题的研究^[14-15]。由于BP神经网络具有强大的非线性回归分析能力以及较高的技术成熟度,本研究将BP神经网络应用于模型

参数全局灵敏度分析,即通过挖掘训练网络的权重信息,获得参数灵敏度指示信息,提供一种新的参数灵敏度分析途径,也可为参数灵敏度分析-参数优化的循环校准算法开发奠定基础。

BP神经网络的应用一般包括如下步骤:

① 确定BP神经网络结构

BP神经网络一般采用3层网络结构,即输入层、隐含层和输出层,见图1。本研究将待分析的12个参数的变化作为BP神经网络的输入,SWMM输出的 ΔNSE 作为BP神经网络的输出。此外,隐含层的神经元个数可根据经验公式确定:

$$h = \sqrt{m+n} + a \quad (1)$$

式中: h 为隐含层节点数; m 和 n 分别是输入层和输出层的节点数; a 为1~10之间的调节常数。

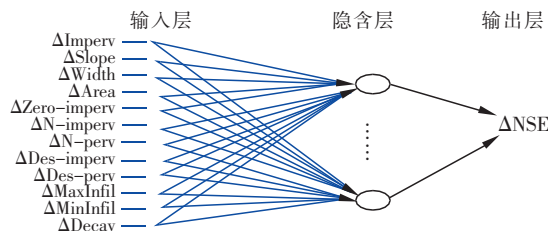


图1 BP神经网络结构示意图

Fig.1 Structure of BP neural network

② 设置参数并进行网络训练

BP神经网络一般需要设置网络训练最大次数、最大允许误差以及隐含层和输出层的传递函数,神经网络的其他参数由Levenberg-Marquardt(L-M)学习算法动态确定,如阈值、学习率和动向量等^[16]。

③ 获得权值

网络训练成功后,可以得到BP神经网络的相应权重,包括输入层和隐含层之间以及隐含层和输出层之间的连接权重矩阵。然后根据权积法^[17],可以获得各个参数的灵敏度 S_i 。 S_i 可以表示为:

$$S_i = \frac{x_i}{y} \sum_{j=1}^n \omega_{ij} \times v_{ij} \quad (2)$$

式中: x_i 为输入变量; y 为输出变量; j 为隐含层节点数; ω_{ij} 为输入层和隐含层之间的权重; v_{ij} 为隐含层和输出层之间的权重。

1.2.3 验证试验方案

为了评价和验证BP神经网络灵敏度分析方法的效果,针对不同的参数抽样方法和灵敏度分析方法进行比较分析。为此,设计了3套包括参数抽样方法和灵敏度方法的比较方案(分别命名为方案A、

B、C)。针对不同的灵敏度计算方法,设计不同的参照准则来验证BP神经网络方法的可行性。

① 方案A

对于遴选的12个SWMM模型参数,以其初始取值为基础(见表2),在其他参数固定不变的情况下,分别按照该参数初始取值的80%、85%、90%、95%、100%、105%、110%、115%、120%等固定间隔采样(Width与Area参数在实际基准值基础上变动),依次将上述参数值输入到SWMM模型,计算获得NSE值。由此可以获得96组参数集-NSE数据配对(数据集A)。方案A应用修正Morris法,可以获得参数灵敏度扰动分析的数据,并以此为基准,针对BP神经网络方法与线性回归方法进行比较,以初步实证BP神经网络方法的精确度。

表2 方案A和B的基准值

Tab.2 Baseline values of scheme A and B

项 目	方案A的基准值	方案B的基准值			
		第1层	第2层	第3层	第4层
Imperv	50	33	42	61	63
Slope	10	2.6	6.8	14	15
Width	1	0.85	0.9	0.95	1
Area	1	0.85	0.9	0.95	1
Zero - imperv	60	45	53	68	69
N - imperv	0.013	0.0115	0.012	0.0135	0.0136
N - perv	0.4	0.1	0.2	0.5	0.6
Des - imperv	2	1.4	1.7	2.1	2.2
Des - perv	5	3	4	5.9	6
MaxInfil	25	8	17	33	34
MinInfil	2	1.2	1.7	2.5	2.6
Decay	5	2.5	3.4	5	5.1

② 方案B

按照参数取值范围,将参数空间均分为4个分层,每层中的12个参数均设置1个基准值(故4个分层有4个基准值,详见表2)。然后,12个参数分别从其4个分层中各抽样1次,以基准值10%为扰动幅度,获得抽样参数集。经过L-H抽样后,可获得52组模型参数集。经SWMM模型计算,可以获得52组参数集-NSE数据配对(数据集B)。通过方案B,将BP神经网络方法与LH-OAT法、线性回归法进行比较,进一步验证参数分层情形下BP神经网络方法的精确性。

③ 方案C

根据12个SWMM模型参数的取值范围,应用响应面分析软件Design Expert进行参数试验设计,

同时调整12个模型参数,获得60组模型参数集。经SWMM模型计算获得60组参数集-NSE数据配对(数据集C)。通过方案C,可以考察参数同时抽样条件下不同全局灵敏度分析方法的表现,实证BP神经网络方法的优劣。

1.2.4 灵敏度分析效果的检验方法

此处采用均方根误差(RMSE)以及集对分析(SPA)联系度来比较上述不同灵敏度分析方法的计算结果。RMSE比较常用,此处不再赘述。集对分析是处理不确定知识的有效数学工具,其特点在于从同、异、反角度出发研究不确定性系统中集对的联系^[18]。集对分析的关键是联系度的构建和计算。本研究将两种灵敏度分析方法的参数灵敏度计算结果作为一个集对,来评价二者之间的同一度、差异度和对立度。鉴于灵敏度分析结果以绝对值计,此处只考察同一度和差异度。假设X和Y为灵敏度分析结果集对, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 则X和Y之间的关系可以用联系度计算:

$$\mu_{X-Y} = \frac{T}{n} + \frac{F}{n}I + \frac{P}{n}J \quad (3)$$

式中: T 为同一性的个数; F 为差异性的个数; P 为对立性的个数,本研究中 $P=0$; $n=T+F+P$; I 为差异不确定系数(一般设为0.5); J 为对立不确定系数(一般设为-1)。

此外,为了评价不同灵敏度分析方法的优劣,本研究提出了3种关于灵敏度分析方法绩效评价的参照准则。首先,将修正Morris法的灵敏度分析结果作为基准来评价其他灵敏度分析方法的计算效果。其次,一般水文模型中几何参数具有较高灵敏度,根据这一规律,本研究遴选了两个重要的SWMM模型几何参数(Area和Width)作为灵敏度分析指示参数,据此来评价不同灵敏度分析方法的效果。最后,全局灵敏度分析方法一般以数学模型拟合为途径,本研究以线性模型为基准,通过拟合优度及RMSE等指标来评价全局灵敏度分析方法的优劣。

2 结果与分析

2.1 数据集计算结果

根据方案A、B和C,分别将参数抽样结果输入到SWMM模型中,采用Hotstart模式运行,获得模拟结果。根据实测结果和模拟结果可以计算获得相应的NSE值。相对于SWMM的基准数据,可以获得参数的调整量(如 ΔImperv 等)和NSE的响应变化

量(ΔNSE),由此可获得3组参数变化- ΔNSE 的数据配对(数据集A、B和C),见表3。

表3 数据集A、B和C

Tab.3 Dataset A, B and C

项 目	数据集 A				数据集 B				数据集 C			
序号	1	2	...	96	1	2	...	52	1	2	...	60
ΔImperv	0.8	0.85	...	0	0.66	0.73	...	1.26	1.1	0.6	...	1.6
$\Delta\text{N} - \text{imperv}$	0	0	...	0	0.89	0.89	...	1.05	1	1	...	1.15
$\Delta\text{N} - \text{perv}$	0	0	...	0	0.25	0.25	...	1.5	1.02	0.04	...	1.02
$\Delta\text{Des} - \text{imperv}$	0	0	...	0	0.7	0.7	...	1.1	0.96	0.64	...	0.64
$\Delta\text{Des} - \text{perv}$	0	0	...	0	0.6	0.6	...	1.2	1.02	1.02	...	0.51
$\Delta\text{Zero} - \text{imperv}$	0	0	...	0	0.75	0.75	...	1.15	1.42	1.04	...	1.04
$\Delta\text{MaxInfil}$	0	0	...	0	0.32	0.32	...	1.36	1.08	1.08	...	1.08
$\Delta\text{MinInfil}$	0	0	...	0	0.6	0.6	...	1.3	0.5	0.5	...	1.08
ΔDecay	0	0	...	0	0.5	0.5	...	1.12	1.4	0.9	...	1.4
ΔSlope	0	0	...	0	0.26	0.26	...	1.5	1.15	1.15	...	0.05
ΔWidth	0	0	...	0	0.85	0.85	...	1	1.1	1	...	1
ΔArea	0	0	...	1.2	1	1	...	1	1	1	...	1
ΔNSE	1.13	1.06	...	0.62	1.38	1.36	...	0.71	0.75	0.77	...	1.47

2.2 BP神经网络训练结果

本研究采用三层BP神经网络。首先,针对隐含层节点数进行了优选,如表4所示。为此,方案A、B和C所选取的隐含层节点数分别为14、12、12。其次,设定BP神经网络最大训练次数为100,最大允许误差为0.000 01,学习率为0.01,隐含层和输出层的传递函数分别为tansig和purelin函数,采用L-M算法为训练函数。训练结束后,对应获得相应数据集的输入层和隐含层之间的连接权重 $W_A = (\omega_{ij})_{12 \times 14}$ 、 $W_B = (\omega_{ij})_{12 \times 12}$ 、 $W_C = (\omega_{ij})_{12 \times 12}$ 以及输出层和隐含层之间的连接权重 $V_A = (v_{ij})_{12 \times 14}$ 、 $V_B = (v_{ij})_{12 \times 12}$ 、 $V_C = (v_{ij})_{12 \times 12}$ 。

表4 不同隐含层节点数的BP神经网络训练误差比较

Tab.4 Comparison of BP neural network training errors

for different hidden layer nodes

节点数	训练误差		
	数据集 A	数据集 B	数据集 C
14	0.007 2	9.7×10^{-6}	1.86×10^{-6}
13	0.008 6	1.0×10^{-5}	1.34×10^{-8}
12	0.009 5	5.7×10^{-6}	2.49×10^{-10}
11	0.007 5	9.5×10^{-6}	8.34×10^{-9}
10	0.009 1	9.3×10^{-6}	3.28×10^{-7}
9	0.007 4	9.7×10^{-6}	1.17×10^{-8}
8	0.016 6	9.6×10^{-6}	1.12×10^{-6}
7	0.012 6	1.0×10^{-5}	9.23×10^{-7}
6	0.010 3	1.0×10^{-5}	1.0×10^{-8}
5	0.012 0	2.9×10^{-5}	9.0×10^{-6}

2.3 集对分析结果

针对方案A和方案B的灵敏度计算结果进行[0-1]归一化处理,并按照以下标准对灵敏度进行分级,即 $0 \leq S_i < 0.05$ 为不灵敏参数, $0.05 \leq S_i < 0.2$ 为中等灵敏参数, $0.2 \leq S_i < 1$ 为灵敏参数。应用集对分析方法比较各个参数的灵敏度等级,可以得到不同灵敏度分析方法与Morris法分析结果的同一性、差异性个数(即 T 和 F),见表5。同时,按照集对分析规则,取 $I=0.5$ 、 $J=-1$,代入公式(3),可计算相应的联系度,通过集对分析联系度,可评价不同灵敏度分析方法与Morris法(真值)的差异性。

表5 集对分析结果

Tab.5 Results of set pair analysis

项 目	数据集 A		数据集 B	
	同一性 个数 T	差异性 个数 F	同一性 个数 T	差异性 个数 F
线性回归法	6	6	5	7
BP神经网络法	9	3	10	2
LH-OAT法	—	—	6	6

2.4 灵敏度分析结果与比较

对于数据集A,分别应用修正Morris法、线性回归法和BP神经网络方法计算灵敏度,计算结果见图2。可以看出:①从灵敏度指示参数Width以及Area来看,BP神经网络与修正Morris法的分析结果比较接近,而线性回归法与修正Morris法的分析结果存在较大差异。根据水文模型参数灵敏度一般规

律,即汇水区域的几何参数对径流模拟结果的影响较为显著,由此对照,在修正 Morris 法和 BP 神经网络方法的灵敏度分析结果中,Width 以及 Area 是最为灵敏的两个参数,与该规律相符合;而线性回归法的结果则与该规律不吻合。从灵敏度指示参数视角来看,数据集 A 初步实证了 BP 神经网络方法的精确度和可行性。②较之于上述两种方法,线性回归法的灵敏度分析结果较为平稳,波动较小,这与该方法采用线性回归方程,未能考虑非线性,很难拟合极值点存在密切关系,这也从另一个侧面反映了 BP 神经网络方法的优势。③以修正 Morris 法的灵敏度分析结果为基准,分别计算 BP 神经网络、线性回归方法与该方法的均方误差,发现 BP 神经网络与修正 Morris 法的 RMSE 误差仅为 7%,远优于线性回归方法的 66%。④将修正 Morris 法的灵敏度分析结果与 BP 神经网络、线性回归法进行集对分析,发现 BP 神经网络集对分析联系度为 0.88,优于线性回归法的 0.75。综合以上分析发现,BP 神经网络方法的灵敏度分析结果与修正 Morris 法的结果较为一致,各项指标均优于线性回归法,这初步证明了 BP 神经网络应用于 SWMM 模型参数灵敏度分析是可行的,具有较高的分析精度。

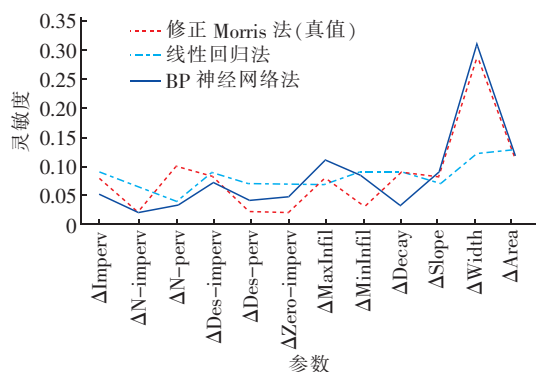


图2 基于数据集A的灵敏度分析方法比较

Fig. 2 Comparison of different sensitivity analysis methods based on dataset A

对于数据集 B,分别应用修正 Morris 法、线性回归法、LH-OAT 法和 BP 神经网络方法进行灵敏度分析,以进一步检验 BP 神经网络的灵敏度分析效果。此时修正 Morris 法仍作为基准方法。首先,应用上述灵敏度分析方法对 LH 抽样算法的第 1 层数据进行局部灵敏度计算,作为上述灵敏度分析方法比较的参考依据。分析结果如图 3 所示。①以修正 Morris 法的灵敏度分析结果作为基准,线性回归法、

LH-OAT 法以及 BP 神经网络方法的 RMSE 误差分别为 14%、17% 和 6%,这表明 BP 神经网络在分层抽样条件下仍表现出良好的分析精度。为了深入比较上述方法,继续采用集对分析方法来评价,发现 3 种方法与修正 Morris 法的集对分析联系度分别为 0.71、0.75 和 0.92,这说明 BP 神经网络与修正 Morris 法的同一度最好。②从几何参数指示方面看,对于 BP 神经网络分析方法,参数 Width 以及 Area 的灵敏度均很高,与修正 Morris 法一致,而线性回归法的 Area 参数以及 LH-OAT 的 Width 参数的灵敏度则较低,与修正 Morris 法的结果不一致,从该角度看,BP 神经网络的灵敏度计算结果优于线性回归法和 LH-OAT 法。综上分析,在分层抽样条件下,BP 神经网络方法从 RMSE 误差、集对分析同一度以及几何参数指示等方面均表现出很高的精度,进一步验证了该方法的可靠性。

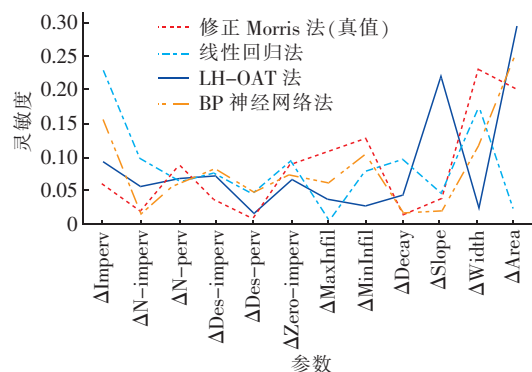


图3 基于数据集B的灵敏度分析方法比较

Fig. 3 Comparison of different sensitivity analysis methods based on dataset B

对于数据集 C,分别应用线性回归法、多项式回归法和 BP 神经网络方法进行灵敏度分析,以分析参数同时抽样条件下 BP 神经网络法的精确性,结果如图 4 所示。对于方案 C,重点考察 BP 神经网络在参数同时抽样条件下灵敏度分析的表现,并验证 BP 神经网络方法较其他回归方法的优势。由于方案 C 的参数抽样是多参数同时随机抽样,Morris 法扰动灵敏度分析方法不再适用,这也意味着灵敏度分析方法效果比较缺少了参照基准。为此,以线性回归灵敏度分析方法为基准,按照模型拟合优度 (R^2) 的不同,来综合评估 BP 神经网络分析结果与线性回归分析结果的均方误差 (RMSE)、相关系数,以考察 BP 神经网络灵敏度分析方法的表现。为了比较线性回归法和 BP 神经网络法,引入一个中介

参照模型——多项式回归模型,该模型的拟合优度大于线性回归模型,但小于 BP 神经网络模型,如图 4 所示。线性回归法、多项式回归法以及 BP 神经网络法的拟合优度(R^2)分别为 0.72、0.74、>0.99,这不但反映了上述 3 种全局灵敏度分析方法的拟合效果,也反映了 3 种灵敏度分析方法对非线性效应的刻画程度。特别地,BP 神经网络的拟合优度接近 1,这表明神经网络具有很强的非线性拟合能力。通过 RMSE 数据发现,多项式回归法与线性回归法的灵敏度分析 RMSE 为 6%,而与 BP 神经网络方法的 RMSE 为 18%。综合以上拟合优度以及 RMSE 两方面的信息可以发现,由于非线性考虑不足,线性回归法以及多项式回归法在灵敏度分析方面存在一定误差,而 BP 神经网络法的误差较小,这说明上述全局灵敏度分析模型的非线性建模程度与其误差之间存在显著关系,选用非线性拟合能力很强的 BP 神经网络开展全局灵敏度分析研究是适宜的。与 RMSE 相类似,相关系数的计算结果也反映了这一点。综上,全局灵敏度分析模型的非线性拟合能力与灵敏度分析结果具有密切关系,将非线性拟合能力很强的 BP 神经网络应用于 SWMM 模型参数全局灵敏度分析是可行的。

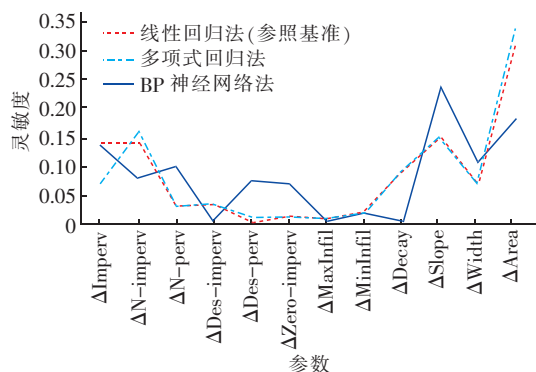


图4 基于数据集C的灵敏度分析方法比较

Fig. 4 Comparison of different sensitivity analysis methods based on dataset C

3 结论

① 应用 BP 神经网络的连接权值作为全局灵敏度分析依据,通过试验发现,BP 神经网络法的灵敏度分析精度优于线性回归法、LH-OAT 法和多项式回归法。因此,BP 神经网络法是 SWMM 模型参数全局灵敏度分析的一种可行方法。

② SWMM 模型参数灵敏度分析精度与分析模型的非线性拟合程度存在密切关系,优良的非线

性拟合能力是 BP 神经网络方法优于其他灵敏度分析方法的重要原因。

③ 本研究在不同灵敏度分析方法效果比较方面,提出了以 Morris 扰动灵敏度分析结果作为真值基准、以 SWMM 模型几何参数作为灵敏度指示参数、以线性回归法和拟合优度作为比较基准等方法,可为灵敏度分析方法效果评价提供借鉴。

④ 随着未来建模技术日趋复杂、参数日益增多,BP 神经网络全局灵敏度分析技术将在关键参数识别方面具有十分重要的价值。该方法适用于模型关键参数的实测指导方面,也适用于复杂模型参数的“参数灵敏度分析-参数寻优”(如神经网络灵敏度分析+遗传算法参数优化等)的校准优化场合,具有十分广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 刘兴坡. 城市雨水管网模型参数校准研究综述[J]. 给水排水,2009,35(S1):452-455.
LIU Xingpo. Review of parameter calibration for urban storm sewer network modelling[J]. Water & Wastewater Engineering,2009,35(S1):452-455 (in Chinese).
- [2] COVELLI C. Optimal design of urban drainage networks[J]. Civil Engineering Environmental Systems,2014,31(1):79-96.
- [3] EZZELDIN R, DJEBEDJIAN B, SAAFAN T. Integer discrete particle swarm optimization of water distribution networks[J]. Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice,2014. DOI:10.1061/(ASCE)PS.1949-1204.0000154.
- [4] 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.
ZHAO Dongquan, DONG Luyan, WANG Haozheng, et al. Global sensitivity analysis of a rainfall-runoff model using continuous simulation[J]. Acta Scientiae Circumstantiae,2011,31(4):717-723 (in Chinese).
- [5] 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 & Water Engineering,2016,27(3):87-90 (in Chinese).
- [6] 谭鑫,潘景昌,王杰,等. 基于线指数线性回归的恒星

- 光谱大气物理参数测量[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 32(5): 1397-1400.
- TAN Xin, PAN Jingchang, WANG Jie, *et al.* Stellar spectrum parameter measurement based on line index by linear regression [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 32(5): 1397-1400 (in Chinese).
- [7] 朱嘉祺, 徐向阳, 何爽, 等. 基于 LH-OAT 的 SWMM 模型参数敏感性分析[J]. 中国农村水利水电, 2014(3): 84-87.
- ZHU Jiaqi, XU Xiangyang, HE Shuang, *et al.* An analysis of parameter sensitivity of SWMM model based on LH-OAT method [J]. China Rural Water and Hydropower, 2014(3): 84-87 (in Chinese).
- [8] 刘毅, 陈吉宁, 杜鹏飞. 环境模型参数识别与不确定性分析[J]. 环境科学, 2002, 23(6): 6-10.
- LIU Yi, CHEN Jining, DU Pengfei. Parameters identification and uncertainty analysis for environmental model[J]. Environmental Science, 2002, 23(6): 6-10 (in Chinese).
- [9] 李军, 梅琨, 张明华. 水质模型的全局参数敏感性分析[J]. 浙江农业学报, 2012, 24(2): 314-320.
- LI Jun, MEI Kun, ZHANG Minghua. Global parameter sensitivity analysis on water quality model [J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2012, 24(2): 314-320 (in Chinese).
- [10] 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.
- HUANG Jinliang, DU Pengfei, HE Wanqian, *et al.* Local sensitivity analysis for urban rainfall runoff modelling [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2007, 27(4): 549-553 (in Chinese).
- [11] 林杰, 黄金良, 杜鹏飞, 等. 城市降雨径流水文模拟的参数局部灵敏度及其稳定性分析[J]. 环境科学, 2010, 31(9): 2023-2028.
- LIN Jie, HUANG Jinliang, DU Pengfei, *et al.* Local sensitivity and its stationarity analysis for urban rainfall runoff modelling [J]. Environmental Science, 2010, 31(9): 2023-2028 (in Chinese).
- [12] 刘兴坡, 王天宇, 张倩, 等. EPA SWMM 和 Mike Urban 等流时线模型比较研究[J]. 中国给水排水, 2017, 33(24): 30-35.
- LIU Xingpo, WANG Tianyu, ZHANG Qian, *et al.* Comparison of EPA SWMM and Mike Urban isochrones model [J]. China Water & Wastewater, 2017, 33(24): 30-35 (in Chinese).
- [13] 刘春烨. 基于 LH-OAT 的马斯京根模型参数全局敏感性分析[J]. 中国农村水利水电, 2017(9): 48-51.
- LIU Chunye. Analysis on parameter sensitivity of Muskingum model based on the LH-OAT [J]. China Rural Water and Hydropower, 2017(9): 48-51 (in Chinese).
- [14] 秦国华, 谢文斌, 王华敏. 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1314-1321.
- QIN Guohua, XIE Wenbin, WANG Huamin. Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(5): 1314-1321 (in Chinese).
- [15] CHIANG Y, CHANG L, TSAI M. Dynamic neural networks for real-time water level predictions of sewerage systems-covering gauged and ungauged sites [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2010, 14(7): 1309-1319.
- [16] 李春林, 胡远满, 刘森, 等. SWMM 模型参数局部灵敏度分析[J]. 生态学杂志, 2014, 33(4): 1076-1081.
- LI Chunlin, HU Yuanman, LIU Miao, *et al.* Local sensitivity analysis of parameters in Storm Water Management Model [J]. Chinese Journal of Ecology, 2014, 33(4): 1076-1081 (in Chinese).
- [17] 肖宝兰, 俞小莉, 韩松, 等. 基于神经网络的换热器翅片参数灵敏度分析[J]. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45(1): 122-125.
- XIAO Baolan, YU Xiaoli, HAN Song, *et al.* Parameter sensitivity analysis of fin based on neural network in heat exchanger [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2011, 45(1): 122-125 (in Chinese).
- [18] 王文圣, 李跃清, 金菊良, 等. 水文水资源集对分析[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- WANG Wensheng, LI Yueqing, JIN Juliang, *et al.* Set Pair Analysis for Hydrology and Water Resources Systems [M]. Beijing: Science Press, 2010 (in Chinese).

作者简介: 刘兴坡(1977-), 男, 河北赵县人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为城镇给排水系统设计与运行优化等。

E-mail: stormmodel@163.com

收稿日期: 2019-11-15

修回日期: 2020-02-20

(编辑: 刘贵春)