

基于LHS方法的地下水流模型不确定性分析

施小清¹, 吴吉春¹, 姜蓓蓓², 方 瑞³, 孙媛媛¹

(1. 南京大学水科学系, 南京 210093; 2. 南京水利科学研究院, 南京 210029;

3. 江苏省水文水资源勘测局, 南京 210029)

摘要: 本文以理想地下水流问题为例, 采用拉丁超立方取样(LHS)方法分析地下水流模型中水文地质参数以及源汇项等的不确定性对模拟结果的影响。另外, 利用 Spearman 偏(秩)相关系数和标准(秩)回归系数分析方法对参数的灵敏度进行分析。结果表明LHS方法是地下水流模型随机分析的有效途径。

关键词: 不确定性; 敏感性; LHS方法; 蒙特卡罗方法; 地下水流模型

中图分类号: P641.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-3665(2009)02-0001-06

1 绪言

地下水流模型是基于水文地质的理想化概念模型, 通过拟合数据(如水头、流量、先验信息等)来校正模型使其与实际相一致, 因此模型必然具有一定的不确定性。地下水流问题不确定性的来源很多, 排除观测资料的测量误差之外, 其余可大概分为模型的不确定性、参数的不确定性以及未来预测的不确定性。由于模型的源汇项以及含水层参数等对于模型来说都是输入量, 因此可以统称为模型的输入参数, 包括传统的水文地质参数和化学参数, 如渗透系数、贮水系数、弥散度、孔隙度、化学反应速率等; 同时也包括描述模拟中将要用到的反映外部影响的项, 如补给和排泄项的分布情况、注水和抽水速率、污染源的历史等^[1-3]。

传统对于不确定性的研究是通过敏感性分析来进行的^[4-5]。一个给定的输入参数的不确定性对整个模型结果不确定性的贡献随着该参数敏感度的增加而增加。因此敏感度起了一个输入参数不确定性对整个计算结果不确定性贡献的定量指标作用。但需要注意的是, 敏感度分析是评估不确定性的一种确定性方法。它并没有考虑输入参数的概率结构, 也不能定量表示任何给出模拟结果的概率。同时敏感度分析应用于不确定性评估时还会出现两个问题: (1) 输入参数间的相

互关系在敏感度分析中都假设相互无关, 每个参数是独立变化的。然而实际上, 参数常常在一定程度上是相互关联的, 忽略这些相互关联可能会导致敏感度分析结果出现某些偏差。(2) 非线性问题。模型的预报通常是输入参数的非线性函数, 而应用敏感度则意味着是线性关系。这么一来, 敏感度分析的结果就受到选择何种基本实例来模拟及每个输入参数变化的百分比大小的影响^[3]。

近年来考虑输入参数分布函数的不确定分析逐渐成为研究的重点^[6-7]。对于一个复杂含水层系统, 地下水数值模拟中往往需要输入大量的参数, 部分输入参数之间还可能存在着某种相关关系。这些参数之间的关系通常较为复杂, 它们的组合以及复杂关系往往需要较长时间才能模拟一次, 因此采用敏感性分析评估模型的不确定性相当困难。

评价含多个输入参数的复杂数值模型输出结果不确定的最简单和最有效的方法是蒙特卡罗(Monte Carlo)方法。由于其精确度依赖于模拟次数, 所以虽然早在1940年就已问世, 但只在近些年, 伴随着计算机运算速度的大幅度提升才得到广泛应用。目前不确定性分析部分采用的算法大部分基于 Monte-Carlo 随机抽样法。矩方程方法(advanced first-order second moment method, AFOSM)^[8]以及拉丁超立方取样(Latin Hypercube Sampling, LHS)方法^[9]都是近30年来为克服 Monte-Carlo 方法计算成本过高的缺点而发展起来的, 各种方法的具体优缺点对比详见参考文献[10]。

2 LHS方法简介

拉丁超立方取样法(下文简称LHS)是由McKay等1979年提出的, 它提供了一种令人满意的选择输入变

收稿日期: 2008-03-03; 修订日期: 2008-11-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40702037); 南京大学人才引进科研启动基金资助

作者简介: 施小清(1979-), 男, 博士, 讲师, 从事地下水流数值模拟的教学和科研工作。

E-mail: shixq@nju.edu.cn

量的方法,能得到输入变量均值、方差和分布函数的良好估计,从而满足预期分析的需要。模型对不同输入变量的敏感性可以由偏秩相关系数^[11]来处理。与利用随机数从概率分布中抽样的 Monte-Carlo 随机抽样法相比较,LHS 的样本更加精确地反映了输入概率函数中值的分布,且在对抽样值高度控制的同时,仍然为它们留有变化的余地。基于 LHS 的思想,运行模拟的次数由不确定相互影响的输入变量数决定,最少可为随机变量数的 1.5 倍,一般为几百次^[6]。

2.1 LHS 基本过程^[12-13]

(1)对每个输入变量 X_1, X_2, \dots, X_k 的取值范围按照假定的概率密度函数以等概率(取值为 $1/n$)分为 n 个互不重叠的区间间隔,在每个间隔内的取值按各自的概率密度分布随机抽样。

(2)再对 X_1 的 n 个取值随机地与 X_2 的 n 个取值组成 n 个配对,然后这 n 个配对再与 X_3 的 n 个取值随机组合,依此类推,可得一组 n 个抽样的 k 维变量组值,对于 LHS 方法存在 $(n!)^{k-1}$ 种这样的间隔组合。

(3)对输入变量的随机配对进行有效筛选,选择一个适当的间隔配对。

2.2 不确定结果统计^[13]

在 LHS 方法计算结果统计中, n 个 k 维变量组值共产生 n 个预测值,然后 n 个预测值按大小排列,并分配给最小的预测值的累积概率为 $1/n$,分配给次最小的预测值的累积概率为 $2/n$,依此类推得预测值的经验分布函数,此经验分布函数提供了子样的分位值,即第 m 个预测值是 $m/n \times 100\%$ 的子样分位值。

2.3 参数灵敏度分析方法^[13]

采用 Spearman 偏秩相关分析方法计算参数的灵敏度。通过上述 LHS 方法得到输入变量 X_1, X_2, \dots, X_k 的 n 个 k 维变量组值后,带入模型计算得 n 个输出变量 Y 。设输出变量 Y 与输入变量 X_1, X_2, \dots, X_k 这 $k+1$ 个变量之间的相关系数 r 构成的矩阵为 T :

$$T = \begin{bmatrix} 1 & r_{X_1 X_2} & \dots & r_{X_1 X_k} & r_{X_1 Y} \\ r_{X_2 X_1} & 1 & \dots & r_{X_2 X_k} & r_{X_2 Y} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{X_k X_1} & r_{X_k X_2} & \dots & 1 & r_{X_k Y} \\ r_{YX_1} & r_{YX_2} & \dots & r_{YX_k} & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由矩阵分解可知其逆矩阵 C 为:

$$C = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 - R_{X_1}^2} & C_{12} & \dots & C_{1k} & \frac{-B_1}{1 - R_Y^2} \\ C_{21} & \frac{1}{1 - R_{X_2}^2} & \dots & C_{2k} & \frac{-B_2}{1 - R_Y^2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_{k1} & C_{k2} & \dots & \frac{1}{1 - R_{X_k}^2} & \frac{-B_k}{1 - R_Y^2} \\ \frac{-B_1}{1 - R_Y^2} & \frac{-B_2}{1 - R_Y^2} & \dots & \frac{-B_k}{1 - R_Y^2} & \frac{1}{1 - R_Y^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

在 C 中, $B_j (j=1, 2, \dots, k)$ 是 X_1, X_2, \dots, X_k 线性回归 Y 的标准回归系数, R_Y^2 则是它的可决系数, $R_{X_j}^2$ 是 X_1, X_2, \dots, X_k 线性回归 X_j 的可决系数。可决系数反映了回归方程的拟合优劣程度,拟合越好,可决系数越接近 1。

从 C 中可知 X_j 和 Y 的偏相关系数 P_{X_j} 为^[14-15]:

$$P_{X_j} = \frac{-C_{jY}}{(C_{jj}C_{YY})^{1/2}} = B_j \left[\frac{1 - R_{X_j}^2}{1 - R_Y^2} \right]^{1/2} \quad (3)$$

将式(1)中变量间的相关系数用 Spearman 秩相关系数替代,然后进行式(2)和(3)的计算即可求得 Spearman 偏秩相关系数^[11,16]。各输入参数对输出结果的偏秩相关系数按绝对值大小排序,偏秩相关系数绝对值越大说明该输入参数对预测结果的影响越大,正负号则分别表示参数与预测结果是正相关还是负相关。

3 示例

此处列举了在其他文献^[17-19]中阐述的一个例子,即考虑简单的二维降雨入渗潜水面问题,采用 Iman 等^[11,16]编写的 LHS 程序嵌入到地下水流程序中,分析水文地质参数以及源汇项的随机性对地下水流模型的不确定性分析,其中地下水流问题的求解采用有限元方法。

3.1 二维排水沟渠问题

研究区左右均为平行的沟渠,且与均质介质完全切割渗入。底部为隔水层。顶部为气-土交界面(图1)。两沟渠距离 20m。对于该饱和-非饱和问题,采用压强水头作为自变量。设介质的非饱和特征曲线方程为:

$$= r + (s - r) \frac{A}{A + |h - h_a|^B} \quad (4)$$

$$K_r = \left[\frac{-r}{s - r} \right]^n \quad (5)$$

式中： θ ——含水量；
 r ——田间持水量；
 s ——饱和含水量；
 h ——压强水头(m)；
 K_r ——相对渗透系数(m/d)。

h_a 、 A 、 B 均为用于计算含水量的参数， n 为计算相对渗透系数的参数，此处取值分别为 $h_a = 0$ ， $A = 10.0$ ， $B = 4.0$ ， $n = 4.0$ (本例参照文献[18])。

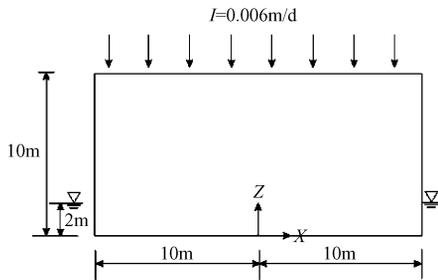


图1 研究区示意图

Fig.1 Sketch of the study area

由于研究区对称,只取 $0 < x < 10m$ 和 $0 < z < 10m$ 的区域进行数值模拟。边界条件定义如下:左边 $x = 0m$ 的面和底部 $z = 0m$ 的面均为隔水边界;在右边 $x = 10m$ 的面上,压强水头假设由水面 $z = 2m$ 上 $h = 0m$ 线性变化为底面 $z = 0m$ 上 $h = 2m$;其余为渗出面边界。顶部为降雨入渗边界条件,降雨量初值假设为 $0.006m/d$ 。初始条件设置为 $h = 10 - z$ 。

研究区离散为 $10 \times 10 = 100$ 个单元,每一单元大小为 $1m \times 1m$,一共 $11 \times 11 = 121$ 个结点。压强水头非线性迭代收敛准则为 2×10^{-3} 。初始时间步长为 $0.25d$,随后的每一时间步长以 2.0 的乘数因子增加直至最大时间步长为 $64d$ 。总共模拟 40 个时间步长 $2112d$ 。

取饱和含水量 s 、田间持水量 r 、饱和渗透系数

以及降雨入渗量作为不确定参数,并假设它们相互独立。它们的取值范围和概率分布见表2。

表2 模型输入参数的统计特征

Table 2 Statistical features of the input parameters

参数	参数编号	均值	取值范围	假设分布
K_{xx} (m/d)	X1	0.01 (取以10为底的对数为-2)	0.0063~0.0158 (取以10为底的对数为-2.2~-1.8)	对数正态
K_z (m/d)	X2	0.01	0.0063~0.0158	对数正态
r	X3	0.05	0.04~0.06	正态
s	X4	0.25	0.2~0.3	正态
q (m/d)	X5	0.006	0.005~0.007	正态

本例的研究目的是评估由于模型输入变量的不确定性所导致的模型输出(例如时空变化的压力水头)的不确定性。模型对于饱和-非饱和带中的地下水流提供了多元输出,包括压力水头、达西速率、含水量以及穿过不同类型边界的总流量和总流量速率。在开始随机取样研究前,先进行各参数值取值为均值的确定性模拟,根据确定性模拟结果,决定选择分析以下三个位置点的输出变量:位于潜水面附近的 $(x, z) = (6, 9)$ 和 $(9, 8)$ 两点(即结点编号为76和108号)上的压强水头 $Y1$ 和 $Y2$,以及始终位于饱和带中 $(x, z) = (5, 4)$ (结点编号为60号)点上的压强水头 $Y3$ 。

3.1.1 不确定性分析

采用LHS分析,最少运行次数为100次。在LHS模拟过程中,利用Iman等^[16]提出的限制匹配成对过程,以保证所有下对角秩相关系数接近于0。为了进行对比,同时进行随机抽样(抽样次数为500次和1500次),并将1500次的随机抽样估计所得到的累计分布函数(CDF)近似认为是正确的CDF。从图2(左图)可以看出,对于 $Y1$,LHS法100次取样估计得到的CDF都非常接近于500次、1500次随机抽样估计得到的结果($Y2$ 的结果与 $Y1$ 类似,故并未给出)。

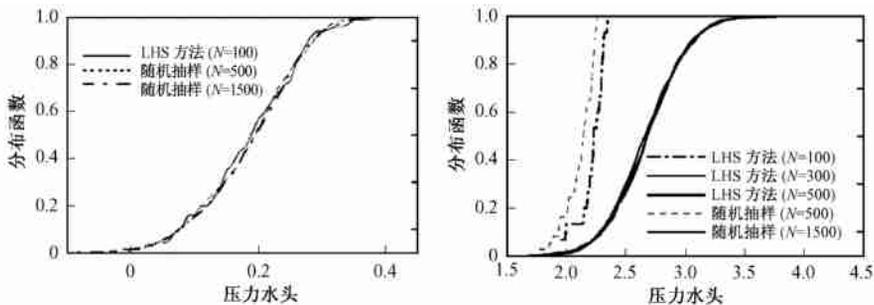


图2 末时刻 $Y1$ (左图)和 $Y3$ (右图)的累计分布曲线

Fig.2 Cumulative distribution functions for $Y1$ (left) and $Y3$ (right) in the last time step

而从图2(右图)可以看出,随机取样500次以及LHS取样100次均与1500次随机抽样估计所得到的近似正确结果有较大差别。LHS取样300次以及500次则与近似正确结果非常相近。这说明:如果LHS和随机抽样的次数太少,那么所得到的输出函数不具有足够的代表性及准确性。但同时也可以发现LHS达到近似正确结果所需的取样次数远远小于随机抽样的次数。这正说明了LHS方法较随机 Monte-Carlo 方法的优势所在。为保证分析结果的可靠性,以下LHS的取样次数均为500次。

3.1.2 敏感性分析

选择第40个时间步长,计算模型输入参数对压强水头 Y_1 和 Y_3 的敏感性统计指标包括:偏相关系数(PCC)、偏秩相关系数(PRCC)、标准回归系数(SRC)以及标准秩回归系数(SRRC),并对各敏感性统计指标按照其幅度进行排序(表3)。由于模拟的非线性以及参数的相关性,一般认为PRCC能够更合理地反映参数的重要性。由于 Y_1 和 Y_2 均位于潜水面附近,分析结果相似,故 Y_2 的分析结果并未列出。对于本例,所有4个统计相关指标表明输入变量 X_1 (即介质的饱和渗透系数 K_{xx})对于 Y_1 和 Y_3 处的输出变量均是最重要的参数。输入变量 X_1 在每一个统计相关指标中排序如此之高,似乎对 Y_1 和 Y_3 的所有输出变量均具有最大影响。本例的结果表明,统计相关指标对确定参数的相对重要性非常有效,压强水头 Y_1 和 Y_3 对于饱和渗透系数 K_{xx} 的依赖性明显的。另一方面,需要注意的是,尽管输入变量 X_5 (即降雨量 q)对 Y_1 和 Y_3 的重要性排序都是第三位,但从数值大小来看,位于潜水面位置附近的压强水头 Y_1 显然比始终位于饱和带以下的压强水头 Y_3 对源汇项强度更为敏感。

表3 末时刻输出变量 Y_1 和 Y_3 参数敏感性分析
Table 3 Sensitive analysis of output variables for Y_1 and Y_3 at the last time step

输出变量	输入参数	排序	PCC	排序	SRC	排序	PRCC	排序	SRRC
Y_1	K_{xx}	1	-0.954	1	-0.756	1	-0.938	1	-0.729
	K_{zz}	2	-0.897	2	-0.480	2	-0.882	2	-0.504
	r	5	0.014	5	0.003	4	0.039	4	0.010
	s	4	0.032	4	0.008	5	-0.038	5	-0.010
	降雨量	3	0.859	3	0.399	3	0.818	3	0.382
	R^2		0.944		0.928				
Y_3	K_{xx}	1	-0.988	1	-0.760	1	-0.966	1	-0.771
	K_{zz}	2	0.983	2	0.628	2	0.944	2	0.598
	r	4	0.031	4	0.004	5	0.022	5	0.005
	s	5	-0.019	5	-0.002	4	-0.068	4	-0.014
	降雨量	3	0.321	3	0.040	3	0.125	3	0.026
	R^2		0.986		0.957				

注: R^2 为可决系数,表5中 R^2 与此相同

对于该非稳定水流问题,由于输出结果与时间相关,输出变量的相对重要性可能会随时间而变化。为了说明这一点,将输出结果 Y_1 和 Y_3 在40个时间步长内的值都记录下来。统计敏感性指标可以通过计算每一个输入变量与输出变量在这40个时间步长内而得。某一特定输入变量 X_i 对某一特定输出变量 Y 的影响,可以很容易从横轴为时间、纵轴为敏感性观测的图中看出。

图3显示了不同位置的两点压强水头偏秩相关系数随时间的变化。每一张图都显示这两个输出变量的敏感指标随时间而变化。右图显示输出变量 Y_3 对于输入变量饱和渗透系数 K_{xx} 和 K_{zz} 的影响非常敏感,但是对于时间并不敏感。而左图显示输出变量 Y_1 对于输入变量 K_{xx} 、 K_{zz} 以及降雨量 q 的影响都非常敏感,且随时间而明显变化。 K_{zz} 与 Y_1 的关系由开始的正相关变为负相关,灵敏度起伏较大,随时间变化明显。而 q 与 Y_1 的正相关程度随时间而增加。

3.2 考虑参数相关性的二维排水沟渠问题

对3.1中的示例稍作修改,假设输入参数之间满足一定的秩相关关系(表4),其余的与3.1节相同,在此基础上进行敏感性分析,结果如表5和图4。

表4 输入参数之间的秩相关系数

Table 4 Rank correlation coefficient between the input parameters

输入参数对	目标预期值	LHS模拟值
(K_{xx}, K_{zz})	0.85	0.818
(K_{zz}, r)	0.6	0.556

表5 末时刻输出变量 Y_1 和 Y_3 参数敏感性分析

Table 5 Sensitive analysis of input parameters for Y_1 and Y_3 at the last time step

输出变量	输入参数	排序	PCC	排序	SRC	排序	PRCC	排序	SRRC
Y_1	K_{xx}	3	-0.405	2	-0.433	2	-0.523	1	-0.590
	K_{zz}	2	-0.441	1	-0.579	3	-0.304	2	-0.379
	r	5	0.166	4	0.114	5	0.004	5	0.003
	s	4	0.268	5	0.050	4	0.121	4	0.027
	降雨量	1	0.869	3	0.314	1	0.817	3	0.320
	R^2		0.968		0.968		0.950		0.950
Y_3	K_{xx}	1	-0.871	1	-1.298	2	-0.547	1	-0.793
	K_{zz}	2	0.705	2	0.875	4	0.201	3	0.307
	r	3	0.510	3	0.301	1	0.557	2	0.609
	s	5	0.087	5	0.012	5	0.063	5	0.018
	降雨量	4	0.495	4	0.076	3	0.278	4	0.083
	R^2		0.982		0.982		0.920		0.920

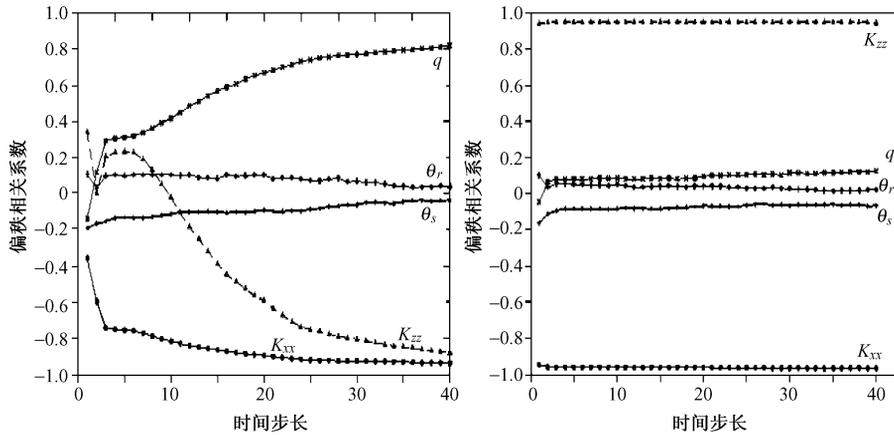


图3 Y1(左)和Y3(右)的偏秩相关系数随时间变化曲线

Fig. 3 Partial rank correlation coefficient curves for Y1 (left) and Y3 (right)

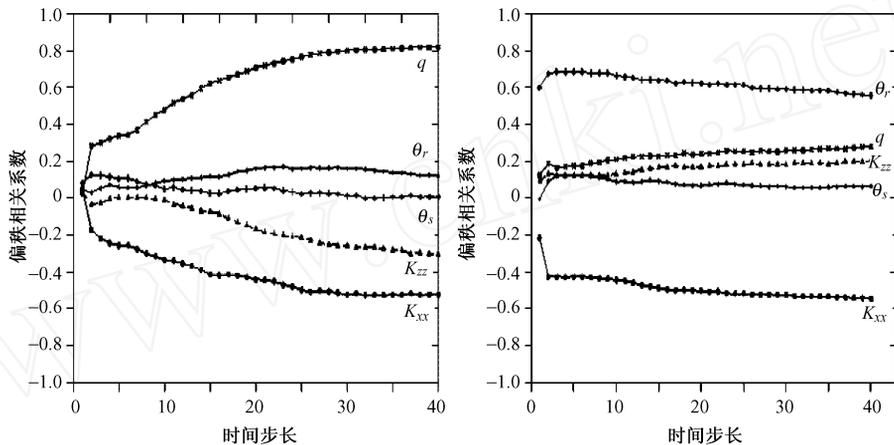


图4 Y1(左)和Y3(右)的偏秩相关系数随时间变化曲线

Fig. 4 Partial rank correlation coefficient curves for Y1 (left) and Y3 (right)

由图4可以看出,相比图3,在考虑饱和和渗透系数 K_{xx} 和 K_{zz} 以及 θ_r 和 θ_s 显著正相关关系之后,无论是输出变量Y1还是Y3,都显著降低了 K_{zz} 参数的敏感程度。对于位于潜水面附近的Y1,降雨量目前成为了最重要的影响参数,而 K_{xx} 和 K_{zz} 的影响程度则下降为第二、第三位。对于始终处于饱和带以下的Y3,田间持水量成为最重要的影响因素。结果说明考虑模型输入参数的相关性以反映实际条件,则得到的模型不确定性分析结果更接近于真实。

4 结论

本文对一理想地下水流问题采用LHS方法分析地下水流模型输入参数的不确定性和敏感性,从而为复杂的地下水流模拟的随机分析提供了一种有效途径。分析结果表明,不确定性分析可给出模型模拟预

测结果的概率分布,从而为参数取值的可靠性进行评定。同时,对于不同空间位置的模型输出结果,不确定性参数的灵敏度会发生变化,即使对于同一位置点的输出变量,不确定性参数灵敏度也会随时间而变化,有些参数变化还很明显。不确定性和敏感性分析结果可以帮助有效地认识模型并减少模型预测的不确定性。对比是否考虑模型输入参数相关性的分析结果可以发现,考虑模型输入参数的相关性与不考虑敏感性指标分析的结果有所差别。

参考文献:

- [1] Dagan G. Flow and transport in porous formations [M]. New York: Springer-Verlag, 1989.
- [2] Gelhar L W. Stochastic subsurface hydrology [M]. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- [3] 薛禹群, 谢春红. 地下水数值模拟 [M]. 北京: 科

- 学出版社, 2007.
- [4] Anderson M P, Woessner W W. Applied Groundwater Modeling (Simulation of Flow and Advective Transport) [M]. London: Academic Press, Inc., 1992.
- [5] Zheng C, Bennett G D. Applied contaminant transport modeling: Theory and practice [M]. New York: John Wiley and Sons, 1995.
- [6] Meinrath G, Ekberg C, Landgren A, *et al.* Assessment of uncertainty in parameter evaluation and prediction [J]. *Talanta*, 2000(51): 231 - 246.
- [7] Zheng C, Bennett G D. Applied contaminant transport modeling, second edition [M]. New York: Wiley Interscience, 2002.
- [8] Rackwitz R, Fessler B. Structural reliability and combined random load sequences [J]. *Comput Struc*, 1978, 9: 489 - 494.
- [9] McKay MD, Conover WJ, Beckman RJ. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code [J]. *Technometrics*, 1979, 21: 239 - 245.
- [10] Melching C S, Sharath Anmangandla. Improved First - Order Uncertainty Method for Water-Quality Modeling [J]. *Journal of Environmental Engineering*, 1992, 118 (5): 791 - 805.
- [11] Iman R L, Shortenarier M J, Johnson. FORTRAN 77 Program and user's Guide for the Calculation of Partial Correlation and standardized Regression Coefficient. NUREG/CR - 4122 [R]. Albuquerque, NM: Sandia National Laboratories, 1985.
- [12] 胡二邦, 王寒, 马红友. 扩散参数的不确定性及其对扩散因子的影响 [J]. *环境科学*, 1998, 19(1): 69 - 72, 79.
- [13] 杨端节, 郭择德, 李书坤, 等. 孔隙介质中放射性核素迁移的不确定性和参数敏感性分析 [J]. *辐射防护*, 2002, 22(2): 87 - 93.
- [14] Alpert D J, Iman R L, Helton J C. A demonstration uncertainty sensitivity analysis using the Health and Economic Consequence Model [R]. CRAC2 NU REG/CR24199, 1985.
- [15] IAEA. Evaluating the Reliability of Predictions made using Environmental Transfer Models [R]. Vienna: IAEA, 1989.
- [16] Iman R L, Shortenarier M J. A FORTRAN 77 program and user's guide for the generation of Latin Hypercube and random samples for use with computer models. NUREG/CR-3624 [R]. Albuquerque, NM: Sandia National Laboratories, 1984.
- [17] Huyakorn P S, Springer E P, Givanasen V, *et al.* A three-dimensional finite-element model for simulating water flow in variably saturated porous media [J]. *Water Resour Res*, 1986, 22(13): 1790 - 1808.
- [18] Yeh G T. Computational Subsurface Hydrology: Fluid Flows [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [19] Yeh G T, Hansen S S, Lester B, *et al.* 3DFEMWATER/3DLEWASTE: Numerical Codes for Delineating Wellhead Protection Areas in Agricultural Regions Based on the Assimilative Capacity Criterion [R]. Washington: U S Environmental Protection Agency, 1992.

Uncertainty analysis of groundwater models based on the Latin Hypercube sampling technique

SHI Xiao-qing¹, WU Ji-chun¹, JIANG Bei-lei², FANG Rui³, SUN Yuan-yuan¹

(1. Department of HydroSciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China;

2. Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China;

3. Hydrology and Water Resources Bureau of Jiangsu Province, Nanjing 210029, China)

Abstract: This paper analyzed the impact of the uncertainty of hydrogeological parameters and source/sink on the simulation results under the ideal groundwater flow conditions by using the Latin Hypercube Sampling (LHS). The Spearman partial (rank) correlation coefficient and the standard (rank) regression coefficient are adopted to analyze the parameter sensitivity. The results indicate that LHS is an effective method for the stochastic analysis of groundwater flow models.

Key words: uncertainty analysis; sensitivity analysis; LHS; Monte Carlo; groundwater model

责任编辑:汪美华