

水文系统不确定性分析方法及应用研究进展

王育礼, 王 烜, 杨志峰, 谭雅懿

(北京师范大学环境学院水沙科学教育部重点实验室, 北京 100875)

摘 要:水文系统是一个复杂的系统, 包含了很多不确定性因素, 增加了精确模拟和预测水文过程的困难。为了提高计算结果的可靠性, 水文系统的不确定性分析已成为当前研究的热点。本文对水文系统不确定性分析方法及应用研究进展进行了分类综述, 介绍了它们的数学原理、操作程序和应用现状, 并对值得进一步研究的问题进行了展望, 指出加强水文过程机理研究、在水文循环过程更多环节上拓宽不确定性研究、以及将多种不确定性分析方法进行综合是未来的研究趋势。

关 键 词:水文系统; 不确定性分析; 方法

1 引言

水文系统研究的基本内容为水在自然界里的运动、变化过程和分布规律, 通常以流域或区域作为研究对象, 涉及到降雨、蒸散发、地表径流、地下水运动变化及连接地表水和地下水的土壤水的状况等。水文系统的复杂性使得不确定性分析贯穿水循环研究过程的始终, 从水文过程监测数据的获取、分析和处理, 水文模型的开发、应用等, 都伴随自然或人为的不确定性因素^[1-2]。由于水文系统数据本身固有的模糊性和变异性, 加之技术和人为因素, 使得数据处理具有不确定性, 主要表现在正确与错误并存、信息与“噪声”并存以及正常与异常并存, 使得对数据分析产生的结论不精确或不可信^[3]。

此外, 模型是水文系统研究的重要手段^[4], 由于多数模型带有明显的主观假设, 且参数只能通过实测资料和参数优选得到, 在模型结构的选择、参数的率定、方法的优选、目标函数的确定等方面均存在不确定性^[5]。因而, 不确定性分析在水文系统研究和应用中就显得尤为重要^[6]。第23届国际地球物理和大地测量大会上, 国际水文科学协会(IAHS)明确提出应减少水文预报中的不确定性, 探索水文模拟的新方法, 实现水文理论的重大突破^[7]。近年来, 水文系统不确定性研究取得丰硕的成果^[2,8-9]。本文将就近年来发展起来的水文系统不确定性分析方法及其应用进行简要综述。

收稿日期: 2011-03; 修订日期: 2011-06.

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2007BAC18B01)。

作者简介: 王育礼, 男, 博士研究生, 研究方向为流域水文过程。E-mail: hope7080@163.com

通讯作者: 王烜, 女, 博士, 教授。E-mail: wangx@bnu.edu.cn

2 不确定性分析方法及应用分类

2.1 随机不确定性分析方法

自然界中水文现象极为复杂, 用确定性模型很难描述, 在水文系统中引入随机理论成为水文系统研究的重要方法。这种方法根据水文系统观测资料的统计特征和随机变化规律, 建立能估计系统水文情势的随机模型, 由模型通过统计试验获得模拟序列, 再进行水文系统分析计算, 解决系统的规划、设计、运行与管理等问题^[10]。

水文系统的信息以时间序列形式出现时, 一阶马尔科夫过程(First Order Markov Process)常用于数据预测, 该过程可通过以下方程式表示:

$$X_{i+1} = \mu_X + \rho_X(l)(X_i - \mu_X) + \varepsilon_{i+1} \quad (1)$$

式中: X_i 表示第 i 时刻的水文特征值, μ_X 为 X 的平均值, $\rho_X(l)$ 为第一阶序列相关度, ε_{i+1} 为具有不确定性的随机变量, 这些随机变量的期望和方差分别为 $E(\varepsilon) = 0$, $\text{Var}(\varepsilon) = \sigma_\varepsilon^2$ 。采用无偏估计(Unbiased Estimation)和一致性估计(Consistent Estimation)方法对 ε 进行估计^[11]。

随机不确定性分析方法结构简单, 操作方便, 在水文系统得到广泛的应用。Heemink 和 Van Den Boogaard^[12]提出了原理和形式与一阶马尔科夫过程均相似的随机游走模型(Random Walk models), 并对模型进行参数识别和验证。Krzysztofowicz 和

Maraanzano^[13]根据确定性水文模型的输出信息来修正原有的先验信息,提出了概率定量降雨预报系统,以此来研究降雨的不确定性和水文过程的随机性。利用统计方法对地下水模拟过程中的随机不确定性进行分析的文献也较多^[14-15]。

随机分析方法被广泛用于水文预报、水文频率计算、水文风险分析及水文随机模拟中。周文德认为,由于自然界中的水文现象非常复杂,要精确地说明其规律,解释其现象相当困难,而将随机数学的理论与实际问题的物理过程联系起来,就构成了随机水文学^[16]。邓育仁和丁晶^[17]比较系统地综合了随机水文学中的基本理论和方法以及研究成果。

近几十年来,熵(entropy)成为研究水文系统不确定性的另一个有效工具。在实际问题中,存在既包含客观的内涵又有主观的选择的信息时,就体现为一种模糊随机现象,可以通过模糊随机变量去描述,不确定性体现为模糊熵,它是这种随机现象不确定性的度量。Jaynes^[18]提出的最大熵原理(POME, principle of maximum entropy)是一个重要的概念,在水文系统中,常常要根据观测数据,约束条件和假设求解,而解的存在性、唯一性和稳定性统称不能得到全部满足,在至少有一个得不到满足的问题中,POME是有效方法之一。POME认为,在所有可行解中,选择熵最大的一个,从熵作为不确定性程度的度量来看,此时的解包含的主观成分最少,因而是最为客观的反映了水文系统。肖可以和宋松柏^[19]应用最大信息熵原理研究陕北地区主要水文站水文频率分布参数估计和分布线型优选,为水利工程的规划设计提供科学依据。

当前水文学研究对象已扩展到全流域尺度甚至是全球尺度上,并且涉及到气象、气候、生态等,使得传统的水文统计数据难以满足对大时空尺度水文过程的环境要素随时间的变化模拟,增加了水文预报过程中的随机性。因而,需要在数据采集上应用地理信息系统、遥感技术等获取能够描述多时空尺度的水文信息,减少不确定性。

2.2 模糊不确定性分析方法

水文系统的模糊性作为一个基本事实,主要是指客观现象的差异在中介过渡时呈现的亦此亦彼的特性,是由于水文概念本身没有明确的外延,一个对象是否符合这个概念难以确定而形成的不确定性^[20]。水文预报、调度和管理均需要分析水文情势,而水文情势的划分具有不确定性。模糊划分是

模糊不确定性分析方法的基本技术,其基本思想是基于模糊数学理论建立最优模糊划分矩阵和最优模糊分类中心矩阵的目标函数,并对其求解。

模糊不确定性分析方法通过隶属度和分布区间来实施水文现象属性划分,认为一个对象是否属于某个模糊集的隶属度可以在 $[0,1]$ 中取值。模糊数学理论主要包括模糊集论和粗糙集论。模糊集论侧重于信息的模糊性,粗糙集论是基于信息的不可区分性,是在模糊集基础上的改进。模糊集论和粗糙集论从不同的侧面反映不确定性信息。对不确定信息的处理,模糊集论要解决的关键问题是确定隶属函数,确定隶属函数需要利用大量和水文系统相关的定性信息,方法主要有模糊统计法、三分法、增量法、待定系数法等。粗糙集理论不需要预先给定对象的某些特征或属性的数量描述,如统计学中的概率分布、模糊集理论中的隶属度或隶属函数等,而是直接从给定问题的描述集合出发,利用上、下近似集逼近描述对象,通过信息简约求得最简信息。它可以从众多相关属性中优选出相关度最高的属性,简化计算工作量,最终以分布区间的方式给出更合理的预测结果而不是简单的随机预测值,体现了预测的严谨性^[21]。

模糊不确定性分析方法在水文系统研究中有广泛应用,如年径流中长期预报、月径流随机模拟及多年径流过程的周期分析等^[22-23]。Cloke等^[24]应用有限元地下水流模型(ESTEL-2D)模拟英国兰希罗普郡(Shropshire)的塞文河(the River Severn)边的一个洪泛平原的水文过程。该研究结合模糊特征函数来完成多方法全局敏感性分析(multi-method global sensitivity analysis, MMGSA),研究结果表明该方法对于模型的理解和状态参数的预测是一个有效方法。Huang等^[25]开发了一套模糊模拟方法(fuzzy-based simulation method, FBSM)研究塔里木河流域水资源管理,该方法能够分析水文模拟系统中存在于模糊集中的不确定性,而且可以应用于含有多个具有不确定性要素的水文系统的模拟,改善了流域水资源管理决策。

模糊数学理论为水文系统不确定性分析提供了有益的工具。虽然它突破了传统的二值逻辑的束缚,但是隶属度和分布区间的确定带有一定程度的主观性,因此需要加强对水文过程机理研究,减少水文概念的模糊性。目前,模糊不确定性分析与神经网络的结合处于探索阶段,需要深入研究二者

结合的理论 and 途径^[22]。

2.3 广义似然不确定性估计

广义似然不确定性估计 (Generalized likelihood uncertainty estimation, GLUE) 方法是一种集合预报方法, 它认为导致模型模拟结果好与差不取决于模型的单个参数, 而是模型参数组合^[26]。它首先定义似然测度, 运用蒙特卡洛等搜寻方法获取参数分布, 选取参数空间, 通过从参数空间选取参数样本, 运行模型, 计算出参数集的似然度。然后依据似然值的大小排序, 估算出一定置信水平的模型预报不确定性的时间序列^[2, 27]。

从理论上讲, GLUE 方法允许考虑输入的不确定性, 可以用于水文系统的任何模型^[2], 目前已有研究者将 GLUE 方法于 TOPMODEL 模型^[28-29]、SVAT 模型^[30]和暴雨管理模型 (SWMM)^[31] 不确定性研究中。Aronica 等^[32]将 GLUE 方法与基于不同模型结构和不同参数集的模糊测度结合使用, 将参数空间投影到测量指标或目标函数的一维空间, 这些测量指标或目标函数表示了参数适合于模型的置信度。并将其应用到 Sicily 南部靠近 Imera 河一个区域水文模拟过程中的参数不确定性分析。Brazier 等^[27]应用 GLUE 方法分析了土壤侵蚀过程中的不确定性和“异参同效”现象, 并阐述了模型模拟水土流失带来的误差以及在参数估计、观测数据等方面的改进方向。

水文模拟过程中, 不确定性来源于数据输入、观测数据、以及模型本身等方面, GLUE 方法可以辨识这些不确定性的来源。如 Pappenberger 等^[33]应用 GLUE 方法分析了欧洲中期天气预报中心 (EC-MWF) 地表模型模拟径流的适用性, 通过不确定性分析表明, 在预测径流的过程中, 不确定性源于气象数据的输入、水文观测数据和水文模型本身。Salazar 等^[34]于 2010 年通过利用 GLUE 方法分析 Arc Hydro-DRAINMOD 模型模拟瑞典东南部的沿海流域的入海流量时的不确定性, 结果表明, 在流量较大的季节, 预测的不确定性也相应的较大, 不确定性包含有观测的流量值, 模型输入、边界条件的设置和模型结构。只要能找到合适的似然函数, GLUE 方法也可以用于无资料地区的水文系统模拟^[2]。如 Schulz 和 Beven^[30]研究了缺少率定资料情况下 SVAT 模型的不确定性, 采用 GLUE 方法, 根据贝叶斯公式对原似然值进行更新, 通过比较更新前后不确定性估计, 可对新增信息的价值进行评价。

然而, GLUE 方法依赖于某些特定的假定, 当被应用于大样本数据时并不清楚这些假定如何对不确定性估计产生影响^[35]。Montanari^[35]研究了长系列河道流量模拟中各种假定对不确定性分析的影响。结果发现 GLUE 方法往往低估了水文模型模拟所产生的不确定性。

卫晓婧和熊立华^[36]认为 GLUE 方法推求参数后验分布的高概率区域是非连续的, 无法准确区分其可行参数组的概率分布的边界区域, 他们采用 SCEM-UA (Shuffled Complex Evolution Metropolis Algorithm) 替代传统 GLUE 方法中的蒙特卡洛随机取样方法, 并以预测区间的观测值覆盖率最合理、预测区间宽度最窄、区间对称性最优为标准选取可行参数组个数。实验结果表明改进后的 GLUE 方法能够推导出性质更为优良的不确定区间。同时 MCMC 的性能在很大程度上取决于其采样的算法, 因而, 优化现有的采样算法或开发新的采样算法十分必要。

GLUE 方法吸收了模糊不确定性分析方法的优点, 但参数的先验分布和似然测度的确定具有主观性, 可能对模型的参数识别和灵敏度分析结果产生一定的影响, 使得该方法的应用受到限制。因而, GLUE 方法中的参数取样方法、参数先验分布、似然函数的选择等方面需要进行更深入的理论应用探索。

2.4 贝叶斯估计方法 (Bayesian estimation, BaE)

贝叶斯 (Bayes) 理论将模型参数的先验信息和后验信息联系起来, 在一定程度上解决了“经验”定量化问题, 使得模拟过程既能充分利用数据所隐含的信息, 又能与实际的经验结合起来, 减少了参数识别方法的预测风险^[37]。模型结构信息、数据信息和未知参数的先验分布信息之间有如下关系^[30]:

$$p(\theta/D) \propto p(\theta)l(\theta, D) \quad (2)$$

式中: θ 为模型参数; D 表示数据; $p(\theta/D)$ 是参数的后验分布密度; $p(\theta)$ 为参数的先验分布密度, $l(\theta, D)$ 为在现有数据条件下参数的似然度。

水文模型中往往是连续随机变量, 这给求后验分布密度带来了困难, 可采用贝叶斯方法将连续随机变量离散化, 具体步骤为: ①确定参数的样本空间和先验分布; ②在参数空间均匀地产生一个样本点, 假设这个样本点的先验概率与先验概率密度函数在该点的取值成正比; ③根据参数的模型预测值

与观测值对比求出该参数的似然度;④确定后验分布密度,使得该参数的后验概率与似然度和先验概率密度之积成正比;⑤重复②~④,直到取得足够的样本点为止。最后根据 Bayes 定律对上述概率分布进行更新^[38-39]。

Thiemann 等^[40]提出了缺资料地区水文预报的贝叶斯递归估计方法框架,同时对水文模型参数和水文预报不确定性进行递归计算。针对模型结构的不确定性分析,Bulygina 和 Gupta^[41]通过两个案例研究在缺少先验信息条件下,贝叶斯估计方法用于水文模型的结构不确定性分析。Yang 等^[42]将连续时间自回归误差模型应用于贝叶斯推理,并以中国潮河流域为例将 GLUE 方法、重要性抽样(Importance Sampling)等 5 种方法运用于 SWAT 模型模拟和不确定性分析比较。结果表明,贝叶斯估计方法最值得推荐,它具有坚实的概念基础,但在似然函数的建立和监测上要求苛刻。张铭等^[43]采用贝叶斯概率水文预报理论建立了水电站水库中长期径流预报模型,并以概率分布的形式定量地描述水文预报的不确定性,探索了概率水文预报理论及其应用价值。同 GLUE 一样,贝叶斯估计方法也和马尔科夫蒙特卡洛取样方法结合进行不确定性分析。Schuwirth 等^[44]利用 Ecological River Model(ERIMO)模型研究巴塞罗那北部的 Montnegre-Corredor Natural Park 内的一个集水区的底栖生物群落的水文响应特征过程中就利用 Markov Chain Monte Carlo(MCMC)技术估计参数的后验分布,通过贝叶斯推理方法进行模型参数的不确定性分析。

贝叶斯离散方法模式简单,但由于参数产生是随机的,采样和计算十分复杂^[45]。20 世纪 90 年代以来,研究者将马尔科夫链蒙特卡洛法引入到不确定性研究中,用于待估参数的贝叶斯分布采样,以估计参数的后验分布^[42]。陆乐等^[46]基于 MCMC 采样方法,耦合地下水数值模拟模型 MODFLOW,提出了 Bayes 方法用于水文地质参数识别。该研究通过两个实例考察了 MCMC 采样方法对参数后验分布的搜索功能和效率。结果表明,不论对于具有多个局部极小值的目标函数,还是对于比较复杂的地下水模型的参数识别,MCMC 方法均能有效搜索参数的后验分布。将 MCMC 方法引入到不确定性研究中用于待估参数后验分布的采样,结合贝叶斯统计方法用于待估参数的先验信息,能使收敛速度明显提高。

3 研究展望

随着研究领域的拓宽、相关学科理论的发展以及数据获取技术的进步,水文系统不确定性分析在以下几个方面尚待进一步探讨与完善。

(1) 水文系统不确定性因素广泛存在,尤其是在水文模型的构建和应用过程中,需要借助于历史经验和主观假设,如前文所述的模糊分析方法、似然度的选择、后验概率密度函数的选取等。因此,加强对水文过程的物理机理和统计特性的深入研究,研制开发模拟精度较高的分布式水文模型,将模型结构、模型参数和资料获取过程相联系,可减少主观因素带来的不确定性,提高水文预测和决策的可信度。

(2) 目前水文系统的不确定性分析研究成果集中在水文模型参数不确定性研究、流量预报等方面,而在水文循环过程所包括的大气水、地表水、土壤水、植被水和地下水内部和相互之间的水分运移规律研究不足。采用新方法和新技术对生态水文过程各环节进行深入探索,同时加强对湿地、干旱区域和河口海滨水文过程不确定性研究,为水文系统不确定性分析方法的充实和发展提供广阔的空间,是未来对水文系统研究的必然要求。

(3) 采用单一的方法对水文系统不确定性进行分析已经不能满足研究的需要,借助于多学科理论和方法,加强不确定性分析方法间的交叉、渗透,建立面向水文系统模型应用领域多样化的耦合不确定性分析方法是当前研究的迫切需求和发展趋势。

参考文献

- [1] Christiaens J, Feyen J. Constraining soil hydraulic parameter and output uncertainty of the distributed hydrological MIKE SHE model using the GLUE framework. *Hydrological Processes*, 2002, 16(2): 373-391.
- [2] Gallart F, Latron J, Llorens P, et al. Using internal catchment information to reduce the uncertainty of discharge and baseflow predictions. *Advances in Water Resources*, 2007, 30(4): 808-823.
- [3] Ascogh J C, Maier H R, Ravalico J K, et al. Future research challenges for incorporation of uncertainty in environmental and ecological decision-making. *Ecological Modelling*, 2008, 219(3-4): 383-399.
- [4] 尹雄锐, 夏军, 张翔, 等. 水文模拟与预测中的不确定性研究现状与展望. *水力发电*, 2006, 32(10): 27-31.

- [5] 武震, 张世强, 丁永建. 水文系统模拟不确定性研究进展. 中国沙漠, 2007, 27(5): 890-896.
- [6] Montanati A. What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology. *Hydrological Processes*, 2007, 21(6): 841-845.
- [7] 刘苏峡, 夏军, 莫兴国. 无资料流域水文预报(PUB计划)研究进展. 水利水电技术, 2005, 36(2): 9-12.
- [8] Gallart F, Latron J, Llorens P, et al. Upscaling discrete internal observations for obtaining catchment-averaged TOPMODEL parameters in a small mediterranean mountain basin. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2008, 33(17-18): 1090-1094.
- [9] Smerdon B D, Allen D M, Grasby S E, et al. An approach for predicting groundwater recharge in mountainous watersheds. *Journal of Hydrology*, 2009, 365(2-4): 156-172.
- [10] 王文圣, 金菊良, 李跃清. 水文随机模拟进展. 水科学进展, 2007, 18(5): 768-775.
- [11] Haan C J. *Statistical Methods in Hydrology*. Ames: the Iowa State University Press, 1977: 267.
- [12] Heemink A W, Van Den Boogaard H F P. Identification of stochastic dispersion models//Hipel K W. *Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering (Volume 2): Stochastic and Statistical Modelling with Groundwater and Surface Water Applications*. London: Kluwer Academic Publishers, 1994: 267.
- [13] Krzysztofowicz R, Maraanzano C J. Bayesian system for probabilistic stage transition forecasting. *Journal of Hydrology*, 2004, 229(1-2): 15-44.
- [14] Bentley L R. Solving and calibrating groundwater flow systems with the penalty method//Hipel K W. *Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering (Volume 2): Stochastic and Statistical Modelling with Groundwater and Surface Water Applications*. London: Kluwer Academic Publishers, 1994: 289.
- [15] 刘佩贵, 束龙仓. 傍河水源地下水水流数值模拟的不确定性. 吉林大学学报: 地球科学版, 2008, 38(4): 639-643.
- [16] 程天文, 陈洪经. 随机水文学: 周文德教授来华讲学主要内容之一. 水文, 1981(2): 30-33.
- [17] 王文圣, 丁晶, 金菊良. 随机水文学. 北京: 中国水利水电出版社, 2008.
- [18] Jaynes E T. Information theory and statistical mechanics. *Physical Review*, 1957, 106(4): 620-630.
- [19] 肖可以, 宋松柏. 最大熵原理在水文频率参数估计中的应用. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2010, 38(2): 197-205.
- [20] 陈守煜. 模糊水文学与水资源系统模糊优化原理. 大连: 大连理工大学出版社, 1990.
- [21] 陈奇南, 梁洪峻. 模糊集和粗糙集. 计算机工程, 2002, 28(8): 138-140.
- [22] 陈守煜, 李庆国, 李敏. 基于模糊优选神经网络与GIS结合的流域面雨量预测方法. 北京工业大学学报, 2009, 35(2): 162-167.
- [23] 吴佳文, 王丽学, 汪可欣. 粗糙集理论在年径流预测中的应用. 节水灌溉, 2008(4): 35-37.
- [24] Cloke H L, Pappenberger F, Renaud J P. Multi-Method Global Sensitivity Analysis (MMGSA) for modeling floodplain hydrological processes. *Hydrological Processes*, 2008, 22(11): 1660-1674.
- [25] Huang Y, Chen X, Li Y P, et al. A fuzzy-based simulation method for modeling hydrological processes under uncertainty. *Hydrological Processes*, 2010, 24(25): 3718-3732.
- [26] Beven K J, Binley A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 1992, 6(3): 279-298.
- [27] Brazier R E, Beven K J, Freer J, et al. Equifinality and uncertainty in physically based soil erosion models: application of the GLUE methodology to WEPP-the Water Erosion Prediction Project-for sites in the UK and USA. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2000, 25(8): 825-845.
- [28] Freer J, Beven K J, Anlbrouse B. Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: an application of the GLUE approach. *Water Resources Research*, 1996, 32(7): 2161-2173.
- [29] Cameron D S, Beven K J, Tawn J, et al. Flood frequency estimation by continuous simulation for a gauged upland catchment (with uncertainty). *Journal of Hydrology*, 1999, 219(3-4): 169-187.
- [30] Schulz K, Beven K J. Data-supported robust parameterizations in land surface-atmosphere flux predictions: Towards a top-down approach. *Hydrological Processes*, 2003, 17(11): 2259-2277.
- [31] 赵冬泉, 王浩正, 陈吉宁, 等. 城市暴雨径流模拟的参数不确定性研究. 水科学进展, 2009, 20(1): 45-51.
- [32] Aronica G, Hankin B, Beven K. Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data. *Advances in Water Resources*, 1998, 22(4): 349-365.
- [33] Pappenberger F, Cloke H L, Balsamo G, et al. Global runoff routing with the hydrological component of the ECMWF NWP system. *International Journal of Climatology*, 2010, 30(14): 2155-2174.

- [34] Salazar O, Joel A, Wesström I, et al. Modelling discharge from a coastal watershed in southeast Sweden using an integrated framework. *Hydrological Processes*, 2010, 24 (26): 3837-3851.
- [35] Montanari A. Large sample behaviors of the Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 2005, 41(8): W08406, DOI:10.1029/2004WR003826.
- [36] 卫晓娟, 熊立华. 改进的 GLUE 方法在水文模型不确定性研究中的应用. *水利水电快报*, 2008, 29(6): 23 -25.
- [37] 黄伟军, 丁晶. 水文水资源系统贝叶斯分析现状与前景. *水科学进展*, 1994, 5(3): 242-247.
- [38] 邓义祥, 郑丙辉, 富国, 等. Bayes 理论在河流水质模型参数识别中的应用. *环境科学学报*, 2008, 28(3): 568 -573.
- [39] Krzysztofowicz R. Bayesian system for probabilistic river stage forecasting. *Journal of Hydrology*, 2002, 268 (1-4): 16-40.
- [40] Thiemann M, Trosset M, Gupta H, et al. Bayesian recursive parameter estimation for hydrologic models. *Water Resources Research*, 2001, 37(10): 2521-2535.
- [41] Bulygina N, Gupta H. How Bayesian data assimilation can be used to estimate the mathematical structure of a model. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2010, 24(6): 925-937.
- [42] Yang J, Reichert P, Abbaspour K C, et al. Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of Hydrology*, 2008, 358(1-2): 1-23.
- [43] 张铭, 李承军, 张勇传. 贝叶斯概率水文预报系统在中长期径流预报中的应用. *水科学进展*, 2009, 20(1): 40-44.
- [44] Schuwirth N, Acuña V, Reichert P. Development of a methanistic model(ERIMO- I)for analyzing the temporal dynamics of the benthic community of an intermittent Mediterranean stream. *Ecological Modelling*, 2011, 222 (1): 91-104.
- [45] 王建平, 程声通, 贾海峰. 基于 MCMC 法的水质模型参数不确定性研究. *环境科学*, 2006, 27(1): 24-30.
- [46] 陆乐, 吴吉春, 陈景雅. 基于贝叶斯方法的水文地质参数识别. *水文地质工程地质*, 2008(5): 58 -63.

Progress in the Research and Application of Uncertainty Analysis Methods for Hydrological System

WANG Yuli, WANG Xuan, YANG Zhifeng, TAN Yayi

(Key Laboratory of Water and Sediment Science of Ministry of Education, School of Environment, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Hydrological system is a complex system with many uncertain factors. These factors are not conducive to the accurate simulation and prediction of hydrological processes. Thus more and more people focus on the uncertainty analysis methods for the hydrological systems to improve the reliability of calculations. In this paper, we summarized the researches and the applications of the uncertainty analysis methods for hydrological systems. Based on the review, we introduced their mathematical principles, operational procedures and status of applications. Furthermore, the key tasks in the future were put forward, including uncertainty analysis of the mechanism of hydrological circulation and hydrological processes in combination of various methods.

Key words: hydrological system; uncertainty analysis; method

本文引用格式:

王育礼, 王烜, 杨志峰, 等. 水文系统不确定性分析方法及应用研究进展. *地理科学进展*, 2011, 30(9): 1167-1172.