

DOI:10.11918/201809018

降雨输入对青龙河流域 HSPF 模型模拟结果的影响

刘兴坡^{1,2}, 陈心能^{1,2}, 卢木子^{1,2}, 夏澄非^{1,2}, 李永战³

(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; 3. 河北省桃林口水库管理局, 河北 秦皇岛 066400)

摘 要: 为评价降雨输入对青龙河流域 BASINs/HSPF 模型模拟结果的影响, 改善 HSPF 模型模拟精度, 应用趋势成分建模、周期成分建模、相依随机建模和独立随机建模(白噪声)等随机建模程序和蒙特卡洛计算机模拟方法, 获得 200 组降雨随机模拟序列, 分别作为青龙河流域 BASINs/HSPF 模型的输入, 以 Nash-Sutcliffe 效率系数(E_{NS})作为模型模拟效果的评价标准, 获得如下结论: 采用趋势成分、周期成分与 ARMA 建模以及正态随机模拟获得降雨随机模拟序列是量化降雨输入随机性的可行方法; 在模型参数优化的条件下, 降雨随机模拟序列 HSPF 模拟 E_{NS} 值的变化区间为 [71.09%, 74.96%], 波动幅度达 3.87%, 表明降雨输入随机性对于 HSPF 模拟结果具有显著影响; 当考虑每年的日降雨量极大值时, E_{NS} 值变化区间为 [75.35%, 78.81%], 波动幅度达 3.46%, 且结果均优于没有考虑降雨极大值点的降雨随机模拟序列, 表明降雨时间序列的极大值点对于 HSPF 模拟效果具有显著影响; 随着降雨时间序列中所考虑极大值点数量的逐渐增多, HSPF 模拟效果出现下降趋势, 表明 HSPF 模拟应特别关注若干最大极值点的影响; 降雨输入的不确定性是 HSPF 模型模拟结果不确定性的重要来源, 改善 HSPF 模拟效果需要考虑降雨时间序列随机性和极值点因素的影响. 本研究可为量化降雨输入对 HSPF 模型模拟的影响以及 HSPF 模拟的降雨情景优选提供借鉴.

关键词: 青龙河流域; BASINs/HSPF 模型; 降雨时间序列; 随机模拟; 不确定性分析

中图分类号: X522

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2020)02-0178-08

Impact of rainfall input on simulation results of HSPF model in Qinglong River Watershed

LIU Xingpo^{1,2}, CHEN Xinneng^{1,2}, LU Muzi^{1,2}, XIA Chengfei^{1,2}, LI Yongzhan³

(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; 3. Taolinkou Reservoir Administration, Qinhuangdao 066400, Hebei, China)

Abstract: In order to evaluate the impact of rainfall input on the simulation results of BASINs/HSPF model in Qinglong River Watershed and improve its simulation accuracy, 200 sets of rainfall simulation series were obtained using random modeling procedures such as trend component modeling, periodic component modeling, dependent random component modeling, and independent random modeling (white noise) procedures, as well as the Monte Carlo simulation method. The Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (E_{NS}) was taken as the evaluation criterion of the model simulation, and the following conclusions were drawn: 1) Using trend component, periodic component, ARMA modeling, and normal random simulation to obtain rainfall stochastic simulation series is a suitable method for the quantification of randomness of rainfall input. 2) Under the condition of model parameter optimization, the variation range of E_{NS} value of HSPF simulation was [71.09%, 74.96%], and the fluctuation range was 3.87%, suggesting that the randomness of rainfall input had a significant impact on the HSPF simulation results. 3) When considering the annual daily rainfall extremes, the variation range of E_{NS} value was [75.35%, 78.81%], the fluctuation range was 3.46%, and the results were better than those of the stochastic simulation series which ignored the daily rainfall extremes. It revealed that the extremes of rainfall time series had a significant impact on HSPF simulation results. 4) With the increasing number of extremes considered in the simulated rainfall time series, the HSPF simulation results showed a downward trend, indicating that more attention should be paid to the impact of some critical extremes. 5) The uncertainty of rainfall input is a crucial source of the uncertainty of HSPF simulation results, so randomness and extremes of rainfall time series should be taken into consideration to improve the simulation effects of HSPF. This study provides reference for quantifying the impact of rainfall input on HSPF model simulation and optimizing rainfall scenarios for HSPF simulation.

Keywords: Qinglong River Watershed; BASINs/HSPF model; rainfall time series; stochastic simulation; uncertainty analysis

收稿日期: 2018-09-03

基金项目: 城市水资源与水环境国家重点实验室开放课题 (ES201104); 国家自然科学基金(51008191)

作者简介: 刘兴坡(1977—), 男, 副教授, 硕士生导师

通信作者: 刘兴坡, stormmodel@163.com

当前, BASINs/HSPF 模型在国内外流域水文水质模拟方面得到了较为广泛的应用^[1]. 评价模型模拟结果不确定性、提升模型模拟精度开始成为模型

应用的重要问题. 一般而言, 模型模拟结果的不确定性取决于模型结构的不确定性、模型参数的不确定性以及模型输入的不确定性等^[2]. 首先, 模型结构不确定性一般需要通过模型结构的重新研发、组合(或集合)模型^[3]等途径进行优化, 前者涉及流域水文水质系统模型的系统开发, 而后者则超出了单个流域模型研究的范畴. 其次, HSPF 模型参数不确定性是当前模型不确定性研究的热点, 主要包括用于不确定性分析的贝叶斯理论方法、用于灵敏度分析的方差分解方法以及用于校准优化的启发式智能搜索算法等^[2,4-5], 典型方法如灵敏度分析^[6]、PEST 自动校准^[7]、正交极差分析^[8]等. 在降雨输入研究方面, 刘洁等应用降雨随机模拟模型分析了 3 种降雨情景对东江流域径流的影响^[9]. 该文从降雨情景分析的角度考虑了降雨随机性变化, 但并未就其对 HSPF 模型精度影响作出评估. ZHOU Zhang 等则针对气候变化导致的降雨模式变化, 应用 BASINS-HSPF-CAT 建模系统评估其对中国海南尖峰岭热带雨林流域水文过程的影响^[10]. 综上发现, 对于 HSPF 模型降雨输入不确定性对其模拟结果影响的研究还未见相关报道. 鉴于降雨是 HSPF 模型最为重要的输入条件, 具有非常大的波动性和随机性. 本文针对降雨输入较大的波动性和随机性, 应用降雨随机模拟方法来考查其对 HSPF 模型模拟结果的影响, 为 HSPF 模型的深入应用提供参考和借鉴.

1 研究数据与方法

1.1 研究流域及数据

以青龙河流域 HSPF 模型为研究对象考查降雨输入的影响. 青龙河干流总长 246 km, 流域面积 6 340 km², 流域范围大部分在河北省青龙满族自治县、平泉县和宽城县境内, 部分隶属辽宁省凌源市和建昌县, 其中河北境内 3 776 km², 辽宁省境内 1 284 km². 受太平洋副热带高压的影响, 该流域暴雨多发生在 7 月下旬—8 月上旬, 两月雨量约占全年降雨量的 60%~70%, 最大可达 80%.

本文研究数据主要包括: 1) 精度为 90 m 的 SRTM3 文件, 经 ArcGIS10.2 处理后可获得流域 DEM 图; 2) 应用 ArcGIS10.2 软件对 2009 年 0.5 m 空间分辨率的航拍影像进行目视解译, 并按照 GlobCover2009 数据的分类体系, 可获得流域 12 种土地利用类型数据; 3) 基于流域 DEM 数据, 应用 ArcGIS10.2 软件进行流域水文系统分析, 包括水流方向提取、水流长度计算、河网分级、河流网络获取、汇流累积量计算以及流域分割(子流域获取)等步骤, 从而可获得 HSPF 建模所需要的河网和子流域.

本研究中, 将整个流域划分为 35 个子流域, 分别对应 35 个河段, 如图 1 所示. 4) 气象数据来自中国气象科学数据共享中心网站河北省青龙站(东经 118.950°, 北纬 40.400°), 该站点数据包括 1957 年—2013 年逐日降雨、相对湿度、气温、风速、光照、蒸发皿蒸发和气压等. 应用 WDMUtil 程序可将气象数据计算转换为小时数据, 生成 wdm 格式文件可为 HSPF 模拟使用. 本文研究所采用的即为 1957 年 1 月 1 日—2013 年 9 月 30 日的日降雨数据, 数据来源为中国气象科学数据共享中心网站. 针对从该网站下载的数据文件, 首先利用 Surfer 软件和 Excel 对降雨数据进行格式编排以及异常值的修正, 然后应用 Surfer 软件进一步将降雨数据转化为 WDM 时间序列格式, 作为 HSPF 模型的输入数据.

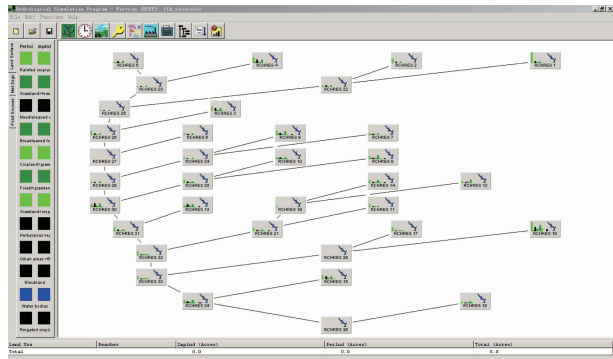


图 1 青龙河流域 HSPF 模型界面

Fig. 1 Interface of HSPF model for Qinglong River Watershed

1.2 建模方法

根据随机水文学原理, 降雨时间序列包括趋势成分、周期成分、相依随机成分和独立随机成分(白噪声)等. 其中, 趋势成分和周期成分为降雨时间序列的确定性成分. 当降雨时间序列扣除确定性成分后便成为平稳随机序列. 该平稳随机序列包括相依随机成分和独立随机成分两个部分. 为此, 分别对上述各个时间序列成分进行建模, 建立降雨时间序列的随机模拟模型, 采用蒙特卡洛方法, 获得多组降雨随机模拟序列, 逐个作为 HSPF 模型的降雨输入进行模拟, 获得每次模拟的 Nash-Sutcliffe 效率系数(E_{NS} , 下同), 据此来评价降雨输入对 HSPF 模型模拟效果的影响. 研究技术路线参见图 2.

1.2.1 趋势成分检验与建模方法

首先分别采用非参数 Mann-Kendall 趋势检验法、Mann-Kendall 秩次相关检验法、Spearman 秩次相关检验法、线性回归法以及滑动平均法评估实际降雨时间序列($Z(t)$)的趋势显著性. 然后采用如下方法对降雨时间序列的趋势成分进行建模. 降雨时间序列趋势成分可选取为如下形式^[11]:

$$\hat{f}(t) = c_0 + \sum_{i=1}^4 c_i t^i + c_5 t^{-1} + c_6 t^{-2} + c_7 t^{1/2} + c_8 t^{-1/2} + c_9 e^{-t} + c_{10} \ln t. \quad (1)$$

式中: t 为时间变量, c_i ($i = 0, 1, 2, \dots, 10$) 为待定系数.

然后采用逐步回归分析方法确定函数形式. 当样本数目很大时, 可选用相对的时间单位, 即有

$$t_0 = 1, \tau = \frac{1}{N}, t_j = 1 + \frac{j}{N}, j = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

式中: N 为样本数目, τ 为采样间隔.

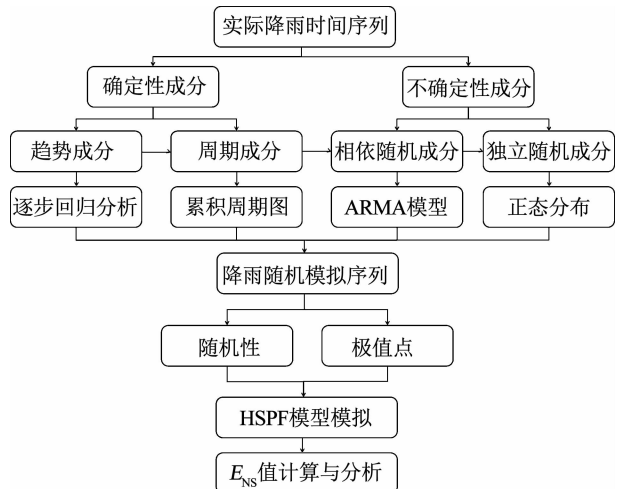


图 2 研究路线

Fig. 2 Research roadmap

1.2.2 周期成分建模方法

降雨时间序列的周期项 $p(t)$ 可表达为 d 个谐波函数的组合, 即

$$\hat{p}(t) = \sum_{j=1}^d [a_j \cos(w_j \cdot t) + b_j \sin(w_j \cdot t)]. \quad (3)$$

式中: $w_j = \frac{2\pi j}{N}$ ($j = 1, 2, \dots, N$) 为谐波的角频率; a_j, b_j 为系数, 且有

$$a_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N [(Y(t) - \bar{Y}) \cos(w_j \cdot t)], \quad (4)$$

$$b_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N [(Y(t) - \bar{Y}) \sin(w_j \cdot t)]. \quad (5)$$

式中, $Y(t) = Z(t) - f(t)$, 为实际序列去除趋势项之后的残差序列.

确定谐波个数 d 可采用累积周期图的方法^[12]. 具体方法如下:

1) 计算序列 $Y(t)$, $t = 1, 2, \dots, N$ 的方差:

$$S^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y(t) - \bar{Y})^2. \quad (6)$$

2) 计算第 j 个谐波对序列方差 S^2 的贡献:

$$c_j^2 = \frac{1}{2} (a_j^2 + b_j^2), j = 1, 2, \dots, k. \quad (7)$$

当 N 为偶数时, $k = \frac{N}{2}$; 当 N 为奇数时, $k = \frac{N-1}{2}$.

为了寻求方差贡献较大的那些谐波, 将 c_i^2 从大到小依次累加:

$$W_m = \sum_{i=1}^m c_i^2, m = 1, 2, \dots, k, \quad (8)$$

$$B_m = \frac{W_m}{S^2}. \quad (9)$$

B_m 和 m 的关系图称为累积周期图. 根据累积周期图上拐点的位置判断显著谐波的个数 d (当转折点不明显时, 一般可以累积贡献率小于 90% ~ 95% 为临界点进行判断. 对于无周期成分的序列, 累积解释方差图为一一直线), 同时计算 d 个显著谐波所对应的频率 $w_j = \frac{2\pi j}{N}$. 代入式 (3) 即可获得周期函数项

$\hat{p}(t)$.

1.2.3 平稳时间序列建模方法

1) 相依随机成分建模方法. 实际降雨时间序列去除趋势成分和周期成分后, 就可按照平稳时间序列模型进行建模. 其中的相依随机成分建模一般采用自回归滑动平均模型 (ARMA), 包括 AR(p) 和 MA(q) 两部分. 本文采用最小信息准则 (AIC 准则和 BIC 准则) 来确定 ARMA(p, q) 模型阶数 p 和 q , 并采用矩法来估计模型参数. 相依随机成分的建模表达式一般可以表示为

$$s(t) = \beta_0 + \beta_1 s(t-1) + \beta_2 s(t-2) + \dots + \beta_n s(t-n) + e(t) + \alpha_1 e(t-1) + \alpha_2 e(t-2) + \dots + \alpha_d e(t-d). \quad (10)$$

式中: $s(t)$ 和 $e(t)$ 分别代表自回归模型和滑动平均模型, α 和 β 分别代表相应系数.

2) 独立随机成分 (白噪声) 建模方法. 根据建立的平稳时间序列模型, 可以反求残差序列. 残差成分的均值应为 0, 方差可经过统计计算得出. 由此就可以确定独立随机成分 (白噪声成分) 的数学表达形式. 残差成分的正态独立性需要在建模后验证. 若已知独立随机成分的均值和方差, 可按照正态分布对其进行随机模拟.

3) 残差成分的正态独立性检验. 进行上述建模后, 需要进行残差成分的正态独立性检验, 验证所建立的模型是否满足要求, 能否反映实际降雨时间序列的时序特性和随机变化规律.

由于平稳序列模型 ARMA(p, q) 是建立在具有正态概率分布特性的独立随机成分 (白噪声成分) 基础之上. 在模型建立之后, 必须对残差成分的独立

正态性进行检验. 一般采用自相关函数检验法, 首先构造统计量:

$$R = N \sum_{k=1}^m r_k^2.$$

(11)

若残差序列为独立序列, 则统计量 R 服从自由度为 $(m - p - q)$ 的 χ^2 分布. 公式中 m 为最大滞时 (一般可选取为 $N/4$ 左右), N 为序列长度, r_k 为残差序列的 k 阶自相关系数.

检验的步骤: 以“残差序列为相互独立序列”作为原假设, 选择显著水平 α (可取为 0.95), 取半轴 (χ_α^2, ∞) 为否定域. 根据 α 和自由度 $(m - p - q)$ 由统计表查出相应的 χ_α^2 值; 然后由残差序列计算出 r_k ($k = 1, 2, \dots, m$), 通过公式计算出 R 值; 若 $R \leq \chi_\alpha^2$, 则接受原假设, 否则拒绝原假设.

1.2.4 降雨时间序列的蒙特卡洛随机模拟方法

根据上述获得降雨时间序列趋势成分、周期成分、相依随机成分和独立随机成分即可进行降雨时间序列的计算机蒙特卡洛模拟. 其中, 趋势成分和周期成分为确定性成分, 相依随机成分与初始值设定有关, 独立随机成分按照均值为 0、方差为 δ 的正态

分布进行随机模拟. 降雨时间序列计算机模拟的具体步骤为: ①根据式 (1) 和 (3) 分别计算趋势成分 $\hat{f}(t)$ 以及周期成分 $\hat{p}(t)$; ②设定相依随机成分初始值; ③将初始值和所需分布的随机数代入 ARMA (p, q) 模型, 计算出 $\hat{s}(t)$. ④产生正态分布的随机数 $\hat{q}(t)$; ⑤重复步骤 ② ~ ④. 当 $i = N$ 时, 模拟结束. ⑥分别计算对应时刻 $\hat{f}(t)$ 、 $\hat{p}(t)$ 、 $\hat{s}(t)$ 和 $\hat{q}(t)$ 之和, 获得降雨随机模拟序列.

2 降雨随机序列模拟结果

2.1 趋势成分检验与建模结果

2.1.1 趋势成分检验结果

根据常用的 5 种时间序列趋势性检验方法, 对青龙河流域的实际降雨时间序列进行分析 (见表 1). 根据检验结果, Mann-Kendall 秩次相关检验法的检验结果为显著, 其余 4 种方法均为不显著. 为了保证趋势分析的可靠度, 继续通过定量分析的方法识别青龙河流域降雨时间序列的趋势成分.

表 1 降雨时间序列趋势检验结果比较

Tab. 1 Comparison of trend test results for rainfall time series

方法	显著性检验标准	检验统计量	显著性
Mann-Kendall 趋势检验法	$Z > 2.3$	$Z = 2.208\ 9$	不显著
Mann-Kendall 秩次相关检验法	$U > 1.96$	$U = 35.31$	显著
Spearman 秩次相关检验法	$ T > 1.980$	$ T = 2.17$	不显著
线性回归法	0.001 1	$f(t) = 0.001\ 1t + 2.507\ 7$	不显著
滑动平均法	-0.083	$R^2 = -0.083$	不显著

2.1.2 趋势成分确定

为了定量确定青龙河流域实际降雨时间序列的趋势成分, 基于 Matlab 平台, 采用逐步回归分析方法确定其趋势成分, 如图 3 所示. 根据式 (1), 设定 95% 置信限, 获得趋势成分的拟合公式 (见式 (11)). 根据式 (12), 获得降雨时间序列的趋势成分, 如图 4 所示.

$$f(t) = 0.026\ 7t^2 + 0.053\ 4t^{-1} + 0.133\ln t.$$

(12)

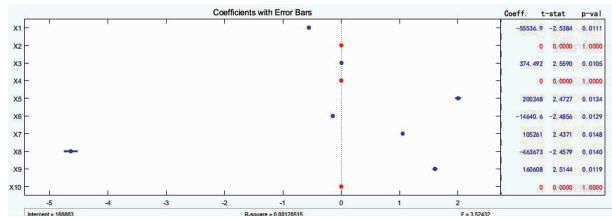


图 3 Matlab 平台上应用逐步回归分析法优化趋势成分

Fig. 3 Stepwise regression analysis for optimizing trend components on Matlab

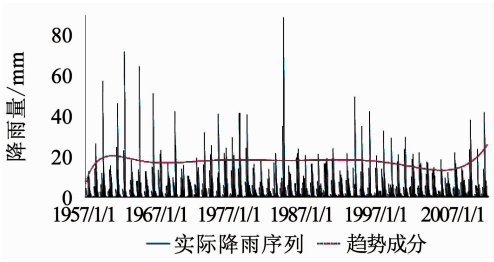


图 4 趋势成分建模结果

Fig. 4 Results of trend component modeling

2.2 周期成分建模结果

根据累积周期图建模方法, 可以发现实际降雨序列存在约 13 年的变化周期, 与小波分析、功率谱方法获得的周期结果相同. 式 (13) 为实际降雨序列周期成分表达式. 周期成分的建模结果如图 5 所示.

$$p(t) = 0.87 + 0.135\cos\left(\frac{2\pi t}{13}\right) - 0.173\sin\left(\frac{2\pi t}{13}\right).$$

(13)

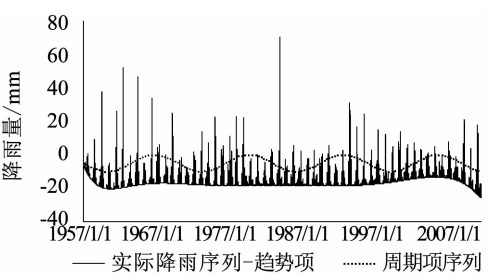


图 5 周期成分结果

Fig. 5 Results of periodic component

2.3 相依随机成分建模结果

首先根据 AR 模型以及 MA 模型的偏相关函数判断 ARMA 模型的阶次,如图 6 所示. 然后应用矩法进行参数估计,从而获得 3 个 ARMA 模型,如表 2 所示. 分别计算上述 3 个模型的 AIC 值和 BIC 值,并进行比较. 由表 2 可知,ARMA(1,1)模型的 AIC 值、BIC 值最小,故根据最小准则选择其作为相依随机成分的建模形式.

2.4 独立随机成分(白噪声)建模结果

在实际降雨时间序列扣除趋势成分、周期成分和相依随机成分之后,即可获得残差成分. 根据统计分析,残差成分的均值为 0,方差为 7.953. 首先,需要检验残差成分的正态独立性假设是否成立. 选取最大滞时 $m = 5\,002$,检验统计量 $R = 4\,994.138$,查阅 χ^2 分布表, $x^2_{1-0.05}(5\,000) = 5\,165.615$,所以 $R <$

5 165.615. 这就说明残差成分满足正态独立性假设,可以采用正态分布对其进行随机模拟.

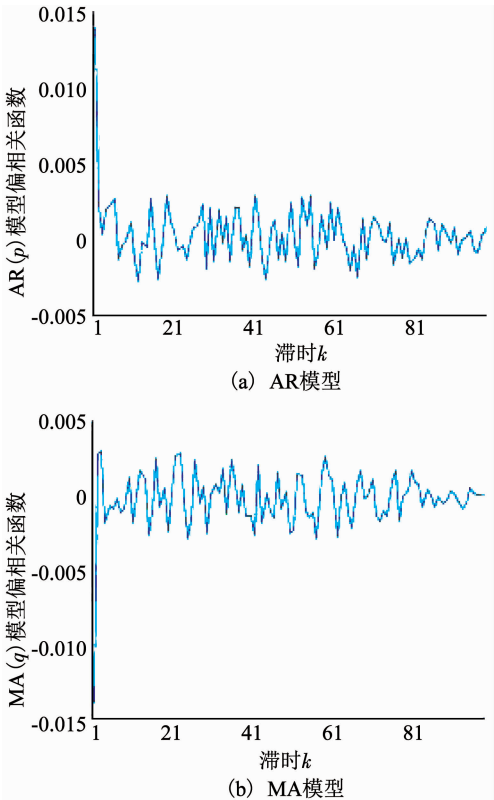


图 6 ARMA 模型偏相关函数

Fig. 6 Partial correlation function of ARMA model

表 2 ARMA 模型优选

Tab. 2 ARMA model optimization

ARMA 模型	模型形式	AIC 值	BIC 值
ARMA(1,1)	$s(t) - 0.401\,3s(t-1) = e(t-1) - 0.367\,8e(t)$	42 414.31	42 549.46
ARMA(1,2)	$s(t) - 0.512\,6s(t-1) = e(t) - 1.316\,0e(t-1) - 1.012\,4e(t-2)$	43 944.03	42 567.18
ARMA(2,1)	$s(t) - 0.512\,6s(t-1) - 0.391\,8s(t-2) = e(t) - 2.316\,0e(t-1)$	43 921.29	42 567.34

2.5 随机模拟模型实用性检验

为了检验随机模拟序列是否能够反映实际降雨时间序列的大部分统计特性. 此处采用长序法对该模型的实用性进行初步分析. 检验内容包括均值、离差系数 C_v 、偏差系数 C_s 和一阶自相关系数. 按相对误差 $\leq 10\%$ 统计参数通过率,结果见表 3.

表 3 统计参数通过率

Tab. 3 Ratio of parameters eligible for verification

统计参数	实际降雨序列	模拟降雨序列	通过率/%
均值	0.865	0.948	90.4
离差系数 C_v	3.470	3.510	91.5
偏差系数 C_s	3.470	3.360	96.8
自相关系数 r_1	0.450	0.430	95.5

根据表 3 中各项统计数据,降雨随机模拟序列通过了长序检验,验证了降雨随机模拟方法及其结

果的可信度. 这表明,采用趋势成分、周期成分与 ARMA 建模以及正态随机模拟获得降雨随机模拟序列是量化降雨输入随机性的可行方法.

2.6 降雨随机模拟序列生成

获得降雨时间序列的趋势成分、周期成分、相依随机成分以及独立随机成分之后,就可以应用蒙特卡罗方法,在计算机上可实现降雨时间序列的随机模拟,获得与实际降雨时间序列统计特性相似的随机模拟序列. 图 7 所示为 200 个降雨随机模拟序列与实际降雨时间序列的比较.

3 HSPF 模型模拟结果与分析

为了分析降雨时间序列随机性对于青龙河流域 HSPF 模型模拟效果的影响,将 200 组降雨随机模拟序列分别输入到 HSPF 模型中,计算 HSPF 模型验证

期(2011 年)实测径流与模拟径流的 E_{NS} 值,评价模拟效果.

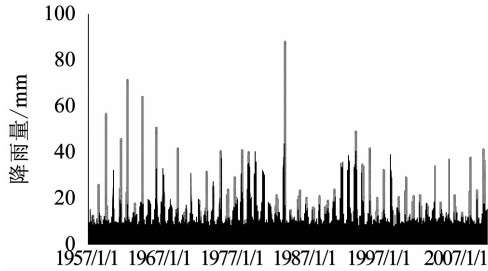


图7 降雨随机模拟序列与实际降雨序列的比较

Fig. 7 Comparison of rainfall random simulation series and actual rainfall series

3.1 青龙河流域 HSPF 模型灵敏参数优化

为了合理评价降雨时间序列对 HSPF 模型模拟结果的影响,首先需要优化 HSPF 模型参数,保证 HSPF 模型精度. 为此,应用 PEST 自动校准程序识别出 9 个最为灵敏的模型参数,然后采用正交极差分析方法优化获得 9 个参数的校准结果^[8],即 LZSN 为 2,INFILT 为 0.167,AGWRC 为 0.95,DEEPR 为 0.209,BASETP 为 0.133,AGWETP 为 0.1,CEPSC 为 0.27,UZSN 为 1.35,IRC 为 0.483. 其余不灵敏参数则采用 HSPF 模型设定默认值,并进行相应参数不确定性的影响分析.

3.2 降雨随机模拟序列对 HSPF 模型模拟结果的影响

将上述获得的 200 组降雨随机模拟序列分别输入到 HSPF 模型中运行模拟,可以获得 200 组模拟径流序列(如图 8 所示). 并根据 2011 年实测径流数据与 HSPF 模型的模拟径流数据,计算获得 200 组 E_{NS} 值,如表 4 所示. 根据表 4,200 次 HSPF 模拟获得的 E_{NS} 值的变化范围为 [71.09%, 74.96%], E_{NS} 平均值为 73.03%, E_{NS} 波动幅度为 3.87%. 由此可以发现,在模型参数得到较好优化的前提下,降雨时间序列随机性仍会导致 HSPF 模拟 E_{NS} 值 3.87% 的起伏. 这表明降雨输入的随机性是影响 HSPF 模型模拟效果的显著因素,是改善 HSPF 模型模拟效果的重要考量.

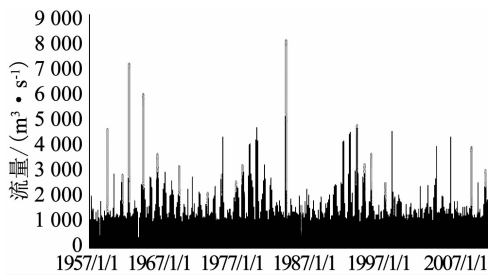


图8 模拟径流序列与实测径流序列比较

Fig. 8 Comparison of the simulated runoff series and the actual runoff series

表4 HSPF 随机模拟的 E_{NS} 值

Tab. 4 Nash-Sutcliffe efficiency (E_{NS}) values by HSPF stochastic simulations %

序号	E_{NS}	序号	E_{NS}	序号	E_{NS}	序号	E_{NS}
1	71.67	51	71.46	101	71.35	151	71.56
2	71.24	52	71.58	102	72.89	152	73.52
3	71.25	53	73.89	103	73.11	153	74.17
4	72.68	54	71.30	104	71.86	154	71.43
5	74.12	55	73.21	105	72.83	155	73.92
6	74.84	56	71.20	106	72.96	156	72.61
7	73.27	57	74.47	107	71.27	157	71.09
8	72.90	58	72.14	108	73.00	158	71.14
9	72.71	59	72.60	109	71.46	159	71.69
10	74.70	60	73.39	110	73.90	160	72.29
11	74.52	61	74.95	111	71.36	161	71.79
12	74.36	62	74.78	112	71.52	162	72.60
13	74.25	63	73.40	113	73.43	163	73.78
14	73.00	64	72.15	114	74.05	164	73.66
15	73.13	65	71.88	115	74.63	165	71.33
16	72.86	66	72.38	116	74.27	166	71.60
17	74.77	67	71.16	117	71.89	167	72.58
18	74.72	68	72.74	118	73.46	168	74.51
19	73.93	69	73.63	119	74.28	169	74.06
20	73.31	70	74.43	120	73.19	170	73.83
21	74.55	71	73.72	121	71.81	171	72.31
22	74.87	72	74.27	122	71.00	172	74.01
23	72.71	73	71.86	123	73.38	173	71.65
24	72.10	74	73.31	124	74.81	174	71.75
25	73.53	75	73.67	125	71.14	175	74.48
26	71.09	76	72.97	126	74.21	176	74.01
27	74.90	77	71.61	127	71.17	177	74.19
28	72.70	78	71.30	128	73.39	178	71.20
29	74.94	79	71.46	129	74.73	179	74.16
30	74.63	80	73.76	130	71.55	180	71.96
31	73.45	81	71.29	131	73.66	181	74.80
32	71.28	82	74.44	132	72.43	182	74.05
33	71.15	83	72.24	133	71.73	183	74.24
34	74.58	84	73.34	134	72.38	184	74.10
35	74.13	85	74.60	135	71.00	185	73.84
36	72.63	86	73.57	136	74.17	186	72.08
37	74.89	87	73.20	137	74.27	187	71.42
38	72.15	88	72.87	138	73.53	188	72.08
39	73.67	89	74.48	139	74.07	189	73.18
40	74.44	90	73.97	140	73.00	190	72.94
41	72.76	91	73.87	141	71.36	191	72.87
42	74.94	92	73.56	142	73.75	192	74.96
43	72.16	93	71.72	143	71.73	193	74.21
44	72.53	94	72.33	144	74.13	194	73.50
45	71.75	95	71.21	145	73.24	195	74.69
46	71.98	96	71.20	146	74.05	196	71.53
47	74.88	97	72.76	147	72.43	197	72.64
48	74.52	98	72.59	148	73.44	198	74.69
49	74.24	99	73.20	149	73.62	199	73.03
50	72.12	100	71.90	150	72.06	200	72.93

3.3 降雨时间序列中极值点对 HSPF 模拟结果的影响

由于一般的随机建模方法无法充分还原实际降雨时间序列极值点或将极值点作为奇异点滤除,从而导致随机模拟序列较实际时间序列更为平滑.因此,为了评估降雨时间序列中极值点对 HSPF 模拟结果的影响,此处随机模拟序列中考虑将实际降雨时间序列的若干极值点还原,从而考查极值点对 HSPF 模拟结果的影响.选用 3.2 节中 E_{NS} 最高值 (74.96%) 所对应的降雨随机模拟序列,按照每年中日降雨量由大到小顺序,依次还原 1 个、2 个、3 个、4 个和 5 个极值点,分别获得 5 个对应的降雨随机模拟序列,然后依次输入到 HSPF 模型中,评估其对模拟结果的影响,结果如表 5 所示.由表 5 可知,经过 5 次还原极大值后,HSPF 模拟 E_{NS} 的最小值为 75.35%,均大于没有还原极值的降雨随机模拟序列 (其 E_{NS} 最大值为 74.96%),这表明降雨时间序列极大值对于 HSPF 模拟效果具有显著影响.因此,提高 HSPF 模拟精度需要关注降雨时间序列极大值点的影响.此外,随着每年还原的日降雨极大值数量从 1 增长到 3 时, E_{NS} 值逐渐增大,每年还复极大值数量为 3 时, E_{NS} 值达到最大,而后逐渐下降.这说明降雨时间序列还原 3 个最大极值点时模拟结果最佳.这也启示,在 HSPF 模拟的降雨情景优选时,还原的极大值点并非越多越好,而是要重点考虑若干最大极值点的影响.

表 5 还原的日降雨极值个数与相应的 E_{NS} 值
Tab. 5 Number of modified daily rainfall extremes and the corresponding E_{NS} values %

每年还原的日降雨 极值个数	还原极大值点的 E_{NS} 值	还原极小值点的 E_{NS} 值
0	74.96	74.96
1	75.35	75.14
2	76.58	75.09
3	78.81	75.16
4	78.64	75.19
5	78.25	75.03

同理,为了考查降雨时间序列极小值点对模拟结果的影响,经过 5 次还原极小值后,HSPF 模拟 E_{NS} 的最小值为 75.03%,也均大于没有还原极值的降雨随机模拟序列 (其 E_{NS} 最大值为 74.96%),这表明降雨时间序列极小值点对于模拟结果具有优化作用.然而,还原极小值之后,HSPF 模拟的 E_{NS} 值的波动幅度仅为 0.16%,这表明将降雨模拟序列中每年日降雨量的极小值还原后,对于 HSPF 模型的影响

并不显著.此外,随着每年还原的日降雨极小值数量从 1 增长到 4 时, E_{NS} 值逐渐增大,每年还复极小值数量为 4 时, E_{NS} 值达到最大,而后下降.这说明降雨时间序列还原 4 个最大极值点时模拟结果最佳.这也启示,在 HSPF 模拟的降雨情景优选时,还原的极小值点并非越多越好,而是要重点考虑若干最小极值点的影响.

通过降雨输入随机性和极值点对 HSPF 模型模拟结果的影响分析,发现在模型参数相对优化的条件下,两个因素对于 HSPF 模型模拟结果影响具有 7.33% 的贡献率,这表明降雨输入的不确定性是 HSPF 模型模拟结果不确定性的重要来源,也是提高 HSPF 模型精度的重要方面.

4 结 论

1) 采用趋势成分、周期成分与 ARMA 建模以及正态随机模拟获得降雨随机模拟序列是量化降雨输入随机性的可行方法.

2) 在模型参数优化的条件下,降雨随机模拟序列 HSPF 模拟 E_{NS} 值的变化区间为 [71.09%, 74.96%],波动幅度达 3.87%,表明降雨输入随机性对于 HSPF 模拟结果具有显著影响.

3) 当考虑每年的日降雨量极大值时, E_{NS} 值变化区间为 [75.35%, 78.81%],波动幅度达 3.46%,且结果均优于没有考虑降雨极值点的降雨随机模拟序列,表明降雨时间序列的极大值对于 HSPF 模拟效果具有显著影响.

4) 随着降雨时间序列中所考虑极大值点数量的逐渐增多,HSPF 模拟效果出现下降趋势,表明 HSPF 模拟应特别关注若干最大极值点的影响.

5) 当考虑每年的日降雨量极小值时, E_{NS} 值变化区间为 [75.03%, 75.19%],波动幅度仅为 0.16%,表明降雨时间序列的极小值对于 HSPF 模拟效果的影响并不显著.

6) 降雨输入的不确定性是 HSPF 模型模拟结果不确定性的重要来源,改善 HSPF 模拟效果需要考虑降雨时间序列随机性和极值点因素的影响.

本研究可为量化降雨输入对 HSPF 模型模拟的影响以及 HSPF 模拟降雨情景的选择提供借鉴.

参考文献

[1] 李兆富, 刘红玉, 李燕. HSPF 水文水质模型应用研究综述[J]. 环境科学, 2012, 33(7): 2217
LI Zhaofu, LIU Hongyu, LI Yan. Review on HSPF model for simulation of hydrology and water quality processes [J]. Environmental Science, 2012, 33(7): 2217. DOI: 10.13227/j.hjks.2012.07.022

[2]宋晓猛, 占车生, 夏军, 等. 流域水文模型参数不确定性量化理论方法与应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2014
SONG Xiaomeng, ZHAN Chesheng, XIA Jun, et al. Quantitative theory method and application of parameter uncertainty for watershed hydrological model [M]. Beijing: China Water Conservancy and Hydropower Press, 2014

[3]杨明祥, 雷晓辉, 蒋云钟, 等. 青狮潭水库降水集合预报模式构建及应用[J]. 水利学报, 2018, 49(2): 263
YANG Mingxiang, LEI Xiaohui, JIANG Yunzhong, et al. Construction and application of precipitation ensemble forecast model for Qingshitan Reservoir [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(2): 263. DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20170683

[4]程晓光, 张静, 官辉力. 半干旱半湿润地区 HSPF 模型水文模拟及参数不确定性研究[J]. 环境科学学报, 2014, 34(12): 3179
CHENG Xiaoguang, ZHANG Jing, GONG Huili. HSPF hydrologic simulation and parameter uncertainty in a semi-arid and semi-humid area [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2014, 34(12): 3179. DOI: 10.13671/j.hjkxb.2014.0783

[5]庞树江, 王晓燕, 马文静. 多时间尺度 HSPF 模型参数不确定性研究[J]. 环境科学, 2018, 39(5): 2030
PANG Shuijiang, WANG Xiaoyan, MA Wenjing. Research of parameter uncertainty for the HSPF model under different temporal scales[J]. Environmental Science, 2018, 39(5): 2030. DOI: 10.13227/j.hjxx.201710070

[6]罗川, 李兆富, 席庆, 等. HSPF 模型水文水质参数敏感性分析[J]. 农业环境科学学报, 2014, 10: 1995
LUO Chuan, LI Zhaofu, XI Qing, et al. Sensitivity analysis of hydrological and water quality parameters of HSPF model [J]. Journal of Agro-Environment Science, 2014, 10: 1995. DOI: 10.11654/jaes.2014.10.017

[7]李金城, 常学秀, 高伟. 目标函数权重对 PEST-HSPF 水文率定的影响研究[J]. 水文, 2017, 37(6): 9
LI Jincheng, CHANG Xuexiu, GAO Wei. Impact of objective function weight on hydrological calibration of PEST-HSPF [J]. Journal of China Hydrology, 2017, 37(6): 9. DOI: 10.3969/j.issn.1000-0852.2017.06.002

[8]刘兴坡, 陈翔, 胡小婷, 等. 基于正交极差分析的青龙河流域 HSPF 模型参数寻优模式[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(2): 131
LIU Xingpo, CHEN Xiang, HU Xiaoting, et al. Orthogonal range analysis-based HSPF parameter optimization pattern for Qinglong River watershed [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(2): 131. DOI: 10.11918/j.issn.0367-6234.201607069

[9]刘洁, 陈晓宏, 许振成, 等. 降雨变化对东江流域径流的影响模拟分析[J]. 地理科学, 2015, 35(4): 483
LIU Jie, CHEN Xiaohong, XU Zhencheng, et al. The impact of variation in rainfall on runoff in the Dongjiang River Basin [J]. Scientia Geographica Sinica, 2015, 35(4): 483. DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2015.04.014

[10]ZHOU Zhang, OUYANG Ying, LI Yide, et al. Estimating impact of rainfall change on hydrological processes in Jianfengling rainforest watershed, China using BASINS-HSPF-CAT modeling system [J]. Ecological Engineering, 2017, 105: 87. DOI: 10.1016/j.ecoleng.2017.04.051

[11]吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003: 153
WU Zhongru. Theory and application of safety monitoring for hydraulic structures [M]. Beijing: Higher Education Press, 2003: 153

[12]丁晶, 邓育仁. 随机水文学[M]. 成都: 成都科技大学出版社, 1988: 92
DING Jing, DENG Yuren. Stochastic hydrology [M]. Chengdu: Chengdu University of Science and Technology Press, 1988: 92

(编辑 刘 彤)

封面图片说明

封面图片来自本期论文“典型土壤改良剂对污染物生物可利用性的影响”,是描述 3 种不同土壤改良剂对土壤有机污染物生物可利用性影响过程的示意图. 生物炭和堆肥添加剂对有机污染物生物可利用性影响是多面的. 生物炭对有机污染物吸附抑制微生物对其降解,但生物炭添加可提高土壤微生物活性,可能促进有机污染物生物降解. 此外,生物炭电子介导能力可促进电子从电活性微生物转移到有机污染物,加快污染物降解. 堆肥产物中丰富的营养元素和有机质可提高本土微生物活性,引入一些活性降解菌,促进污染物降解. 同时,堆肥产物中溶解性有机质促进污染物解吸,有利于微生物对有机污染物吸收. 另外,堆肥产物中的有机质加强土壤对有机污染物的吸附,导致其生物可利用性降低. 表面活性剂可通过增加有机污染物表观溶解度,提高基质扩散性,改变微生物表面疏水性和膜通透性,增加有机污染物生物可利用性.

(图文提供:朱菁菁,任晓雅,汤琳,等. 湖南大学环境科学与工程学院)