引文格式：陈赛楠. 基于 Bucket 改进多箱体模型的降雨径流预报[J]. 地理空间信息, 2024, 22(7): 59-63. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.07.013

基于Bucket改进多箱体模型的降雨径流预报

陈赛楠[1,2]
（1. 上海市测绘院，上海 200063；2. 自然资源部超大城市自然资源时空大数据分析应用重点实验室，上海 200063）

摘　要：洪涝灾害造成的淹没区覆盖范围广、影响严重，灾前进行洪水预警评估能够在洪灾发生时及时疏散人员和保护财产。针对易受洪水侵袭的美国密西西比河圣路易斯流域，对比了不同复杂度、不同结构特点的Bucket、Simhyd、Smar、Hycy降雨径流模型，并分析了复杂度和结构对流域拟合结果的影响。通过对初始Bucket模型的不断改进，利用Bucket_3改进多箱体模型拟合流域水文，以KGE为模型拟合评价标准，利用2014—2016年的气象径流数据进行模型参数率定，校准精度为0.82；预估2016—2018年的径流数据，精度可达0.79，能很好地识别异常径流的出现，达到洪水灾前预警的目的。

关键词：洪水灾前评估；降雨径流预报；Bucket模型；圣路易斯流域
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）07-0059-05

Rainfall Runoff Forecast Based on Bucket_3 Improved Multi-box Model

CHEN Sainan[1,2]
(1. Shanghai Surveying and Mapping Institute, Shanghai 200063, China;
2. Key Laboratory of Spatial-temporal Big Data Analysis and Application of Natural Resources in Megacities, Ministry of Natural Resources, Shanghai 200063, China)

Abstract: The inundation area caused by flood covers a wide area and affects the local ecosystem and the safety of people's lives and properties. Flood warning assessment before a disaster can provide timely evacuation of people and property protection when a flood occurs. In this article we compared Bucket, Simhyd, Smar and Hycy rainfall runoff models with different complexity and structural characteristics for the Mississippi River St. Louis basin in the United States, which was prone to flooding, and analyzed the impacts of complexity and structure on the fitting results of basin. Through continuous improvement of the initial Bucket model, we used the Bucket_3 improved multi-box model to fit watershed hydrological, and took KGE as the model fitting evaluation criterion. The model parameters were rate calibrated by using meteorological runoff data from 2014 to 2016 with a calibration accuracy of 0.82. The runoff data from 2016 to 2018 was predicted with a prediction accuracy of 0.79. The result can well identify the appearance of abnormal runoff and achieve the purpose of pre-disaster warning of flood.

Key words: flood pre-disaster assessment, rainfall runoff forecast, Bucket model, St. Louis basin

洪水作为严重危害人民生命和财产安全的自然灾害，诱发因素复杂，土壤蓄水能力、地表植被状况和防洪工程等因素都会成为洪灾的孕灾因子[1-3]。中短期洪水预报对于预测和减轻全球洪水的影响至关重要，水文模型是洪水预报系统中的强大工具[4]，相关研究有助于开发更精确的全球近实时洪水预报服务，支持洪水管理[5]。洪涝情况下的紧急决策会受预报不确定性的影响，组成预报链的模型通常采用现场流速或水位测量值进行校准[6]，为减少预测的不确定性，需定期吸收外部观测数据来调整预测模型[7]。理想情况下可采用分布式流量测站数据[8]，但该类数据通常不可用，即使有可测量的数据，也很少能近实时地公开获得，且全球的测量站数量正在减少，现有覆盖范围很小[9]，因此本文采用集总式降雨径流模型模拟流域水文进程。

在建立有效降雨径流模型或改进现有模型时，必须确定反映集水区范围内水文行为的结构，这就需要有相应的标准来判断预期模型的质量，并找到合适的复杂程度，即自由参数的数量，以保证最佳性能[10]。Bingner R L[11]采用SWAT模型模拟密西西比河北部流域日径流和年径流的相对趋势发现，水文物理模型能充分模拟流域特征的时空变化对径流的影响。Joshi N[12]等采用HEC-HMS水文模型模拟了处于密西西比河

收稿日期：2022-12-28。
项目来源：上海市2021年度“科技创新行动计划”社会发展科技攻关资助项目（21DZ1204100）。
作者简介：陈赛楠（1996—），硕士研究生，工程师，主要研究方向为合成孔径雷达变化检测及洪水应用，E-mail：DianeChenhhu@163.com。

和俄亥俄河汇合处的卡奇河流域降雨径流情况，降水输入采用降水网格而非水文站实测数据有助于在缺少水文数据的情况下估计峰值流量，分析极端洪水事件影响。本文以传统Bucket模型为基础，通过改进模型结构，增强其模拟径流的准确性；再以密西西比河圣路易斯流域为例，对比了Simhyd、Smar、Hycy模型，并确定模型参数和最优结构；最后分析了复杂度和结构对拟合结果的影响。技术路线见图1。

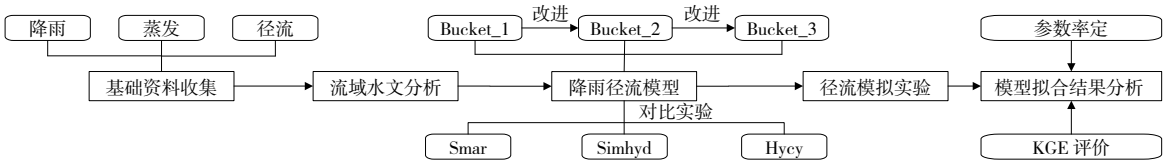


图1 技术路线图

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

美国圣路易斯流域位于38.6°~39.08°N、89.87°~90.71°W之间。圣路易斯作为密苏里州唯一的独立市，市区人口超过30万，坐落在密西西比河与密苏里河的交界处，春、夏常发生严重的洪水。密苏里河或密西西比河上游厚积雪的迅速融化也会导致洪涝灾害的发生，2017年的极端降雨事件导致洪水蔓延，居民的生命财产安全受到侵害。本文采用降雨径流水文模型对密西西比河圣路易斯流域进行洪水灾前评估。

1.2 洪水因子与数据来源

本文选取的洪水孕灾因子包括降雨、蒸发、流量等，通过美国圣路易斯流域4年的气候和流量数据进行洪水灾害风险分析，各因子间的相互作用导致洪灾的最终发生。通过加利福尼亚水文气象学和遥感中心开发的全球卫星降水CHRS数据门户获取2014—2018年圣路易斯流域降雨数据[13]。降雨给地表带来水分后，经过蒸散作用变成地表有效径流，累积到一定程度，就会产生洪水或内涝。本文采用美国地质勘探局（USGS）基于简化地表能量平衡（SSEBop）模型模拟每日蒸发量数据的方式，以MOD11A2的陆地表面温度乘积和气候变量为输入，获得2014—2018年美国圣路易斯流域基于SSEBop模型的蒸发数据。径流数据采用USGS提供的密苏里州圣路易斯水文站点的水文数据。

2 降雨径流模型

6种不同降雨径流模型的参数、存储区数量和适用区域见表1。Bucket模型简化描述了水文循环演化中的主要过程[14]。Bucket_1模型（图2a）能有效描述地表过程，但忽略了土壤沿垂直剖面以不同速率传输水的特点，对于土壤储水量与蒸散量之间的反馈采用了直接方式，土壤储水量短，其中E为蒸发、P为降雨，Q为径流。在此基础上，考虑流域内径流形成的复杂性与地下径流的存在，将蒸散过程分离为裸露土壤和植被蒸发两部分，得到改进的单一箱体Bucket_2模型（图2b）。基于流域复杂性考量，增加存储区数量可更加契合地拟合流域特征，将Bucket模型的单一存储区拓展为双存储区的多箱体模型，在Bucket_2模型的基础上，将地下径流部分分为非线性壤中径流和非线性地下水径流，得到改进的多箱体Bucket_3模型（图2c）。

$$\frac{\mathrm{d}S}{\mathrm{d}t}=P-E_b-E_v-Q_L-Q_{G1} \tag{1}$$

$$Q_L=\begin{cases}\left(a\left(S-S_{cs}\right)\right)^b & S>S_{cs}\\ 0 & S\leqslant S_{cs}\end{cases} \tag{2}$$

$$\frac{\mathrm{d}G}{\mathrm{d}t}=Q_{G2}-Q_{sg} \tag{3}$$

$$Q=Q_L+(1-\lambda)Q_{G1}+Q_{sg} \tag{4}$$

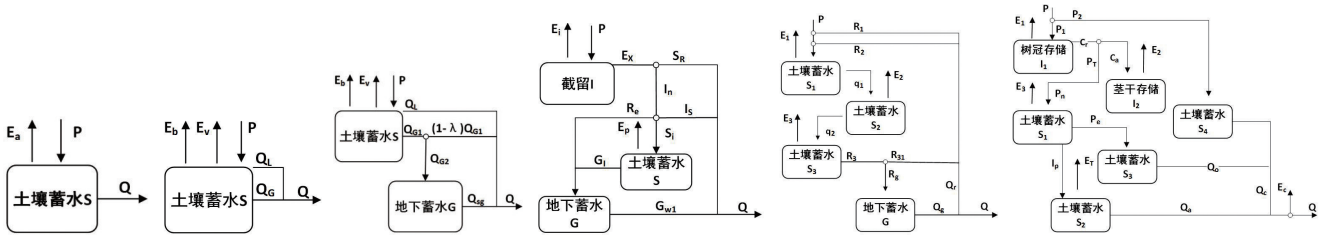
式中，E_b为裸地蒸发量；E_v为植物蒸腾；S_{cs}为土壤临界蓄水量；Q_L为饱和多余的陆上径流量；Q_{G1}为由径流系数$a[d^{-1}]$和$b[-]$调节的非线性壤中径流；Q_{G2}为流向地下水的部分Q_{G1}；Q_{sg}为非线性地下水流。

表1 降雨径流模型

水文模型	参数	存储区数量	适用区域
Bucket_1	1	1	湿润、半湿润半干旱流域
Bucket_2	4	1	湿润、半湿润半干旱流域
Bucket_3	6	2	湿润、半湿润半干旱流域
Simhyd	7	3	植被因素突出的流域
Smar	8	4	超渗、蓄满产流混合流域
Hycy	12	6	森林茂密的流域

Simhyd模型反映了植被拦截和渗透过流过程，优先地下水补给、水流和饱和过流，将缓慢流动的地下水补给判定为土壤储水量的填充而导致[15]。Smar模型是对原始“层模型”进行一系列修改的超渗、蓄满混合模式[16]，采用固定数量的深度可变的土壤水分存储，旨在表示地表径流过多时，水流下渗产生地表径

流。Hycy模型将水流渠道和地面降水分离，并考虑到渠道蒸发部分，模拟出树冠和茎干拦截过程[17]。本文假设 S_T [mm]是一个阈值参数，当存储下降到该阈值以下时，潜在蒸发线性下降到零。



a Bucket_1　b Bucket_2　c Bucket_3　d Simhyd　e Smar　f Hycy

图2　降雨径流模型

3　精度评定

常用的水文模型评价标准包括均方差标准（MSE）和纳什效率（NSE）。

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\times\sum_{t=1}^{n}(x_{s,t}-x_{o,t})^2 \tag{5}$$

$$\mathrm{NSE}=1-\frac{\sum_{t=1}^{n}(x_{s,t}-x_{o,t})^2}{\sum_{t=1}^{n}(x_{o,t}-\mu_o)^2} \tag{6}$$

式中，$x_{o,t}$、$x_{s,t}$分别为 t 时刻的径流观测值和模拟值；μ_o、μ_s 分别为径流观测值和模拟值的均值。

将NSE进行分解后发现，上述两个标准都有一定的局限性。

$$\mathrm{NSE}=2\times\alpha\times r-\alpha^2-\beta_n^2 \tag{7}$$

式中，α 为模拟值与真实平均值之间的差异，体现数据的精确度；r 为二者之间的线性相关系数；β_n 为二者的偏差部分，体现数据的准确度。

α 和 r 之间存在相互影响，最大化 NSE 会低估流量的变异性。α、r、β_n的不同组合可使MSE或NSE的总体值相同，导致替代模型的评价比较模糊。对 α、r、β_n进行多目标帕累托优化，将 $\beta=\frac{\mu_s}{\mu_o}$ 代替 β_n 作为偏差成分，使三者具有相同的理想值。本文选择NSE的分解指标KGE作为降雨径流水文模型评价标准[18]。

$$\mathrm{KGE}=1-\sqrt{\left[(r-1)\times\omega_r\right]^2+\left[(\alpha-1)\times\omega_\alpha\right]^2+\left[(\beta-1)\times\omega_\beta\right]^2} \tag{8}$$

4　径流模拟实验

采用试错法确定模型参数的初始值，并将SCE全局优化法作为降雨径流水文模型的参数优选方法[19]。以Bucket_3改进多箱体模型为例，参数意义和取值范围见表2。土壤蓄满后产生的饱和径流按比例划分为地表径流、非线性壤中径流、非线性地下水径流，通过水文概化和数学物理方程计算产流过程，假定地下水库对相应地表径流具有补充作用，采用单位线性汇流的方式对地表径流和地下径流进行调蓄演算。利用降雨径流模型，对研究流域进行洪水灾前预警实验，以确定径流峰值拟合效果。

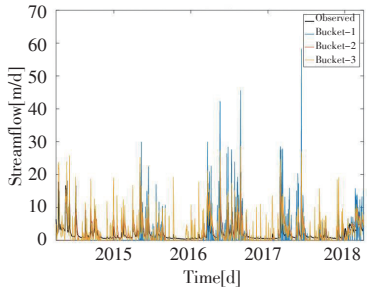
表2　Bucket_3改进多箱体模型的参数意义与取值范围

参数	单位	意义	最小值	最大值
$S_{\max}$	mm	最大土壤水分存储	1	2 000
S_{cs}	mm	土壤临界蓄水量	200	900
a	d^{-1}	径流系数	0.01	0.5
M	–	流域植被覆盖率森林分数	0.05	0.95
b	–	径流非线性	0	0.5
λ	–	流向地下水的比例系数	0.05	0.3

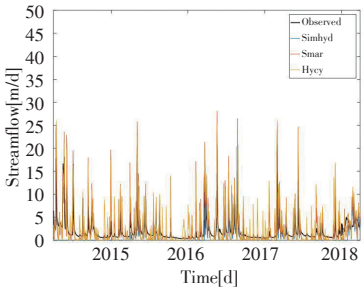
通过模型随机参数选取实验分析模型本身的优劣性，结果见图3，可以看出，在参数随机选取模式下，Bucket_1模型在2014—2015年的径流模拟中没有数据，模型对圣路易斯流域数据拟合效果最差，而Bucket_2与Bucket_3模型则能具有较好的径流模拟结果；Simhyd、Hycy、Smar的模拟结果相差不大，需经过模型校准得出进一步的结果。

利用降雨径流模型对圣路易斯流域密西西比河河段流量进行模拟，通过历史数据进行模型参数率定后模拟径流，再进行洪水灾前流量预报。经过参数校准，得到水文模型的最佳拟合效果（图4），将2014年4月—2016年4月的数据作为参数率定阶段，预测2016年4月—2018年4月的径流结果，并通过KGE指标进行精度评价，分析模型对流域的拟合效果。

所有模型实验在配备16 GB RAM和Intel i5处理器的电脑上进行，各模型的拟合精度与运行时长见表3，可以看出，2014年4月—2016年4月的水文数据进行模型参数率定后，Bucket_3模型的校准精度为0.82，训练模型后对2016年4月—2018年4月的径流数据进行



a Bucket及其改进模型

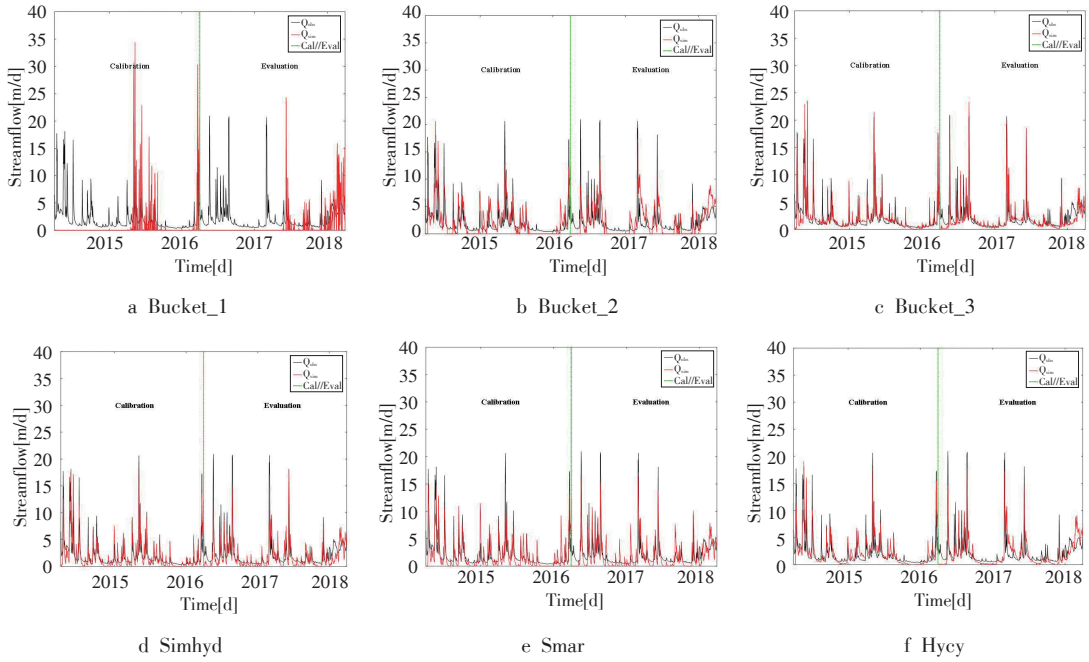


b Simhyd、Smar、Hycy模型

图3 降雨径流模型随机参数实验结果

预估，拟合精度达到0.79。由此拟合得到的2017年圣路易斯洪灾期间的洪水径流基本符合实际径流变化，从4月24日开始河流径流量不断加大，越过警戒径流的异常期为2017年4月30日，可达到灾前洪水预测的目的。

由水文模拟实验结果可知，参数复杂度、存储区数量均会对水文预测结果产生影响。本文评估了4类降雨径流模型，结果表明：①模型结构的定义对其可靠性起关键作用，Bucket_1、Bucket_2、Bucket_3均基于水桶模型，但初始的水桶模型结构过于简略，在定义上不如Simhyd、Smar、Hycy模型具体和可靠；②模型中4~6个参数的复杂度足以在日时间尺度获得令人满意的性能，Bucket_1模型只有1个参数，性能最低，径流拟合阶段精度只有0.02，当参数增加到4个，Bucket_2模型的性能得以提高，拟合精度升至0.67，当参数增加到6个，Bucket_3模型的综合性能达到最好，拟合精度为0.79，而随着参数的继续增加，



a Bucket_1　b Bucket_2　c Bucket_3

d Simhyd　e Smar　f Hycy

图4 Bucket及其改进模型、Simhyd、Smar、Hycy模型径流拟合实验

表3 模型精度

项目	Bucket_1	Bucket_2	Bucket_3	Simhyd	Smar	Hycy
校准阶段	0.09	0.67	0.82	0.78	0.8	0.85
评估阶段	0.02	0.67	0.79	0.73	0.78	0.75
运行时长	13 s	52 s	29 min51 s	36 min15 s	49 min23 s	6 h13 min

Simhyd、Smar、Hycy模型的性能提高程度不大，虽然Hycy模型在校准阶段取得的最高精度为0.85，但模型复杂性和繁琐性加剧，模型运行时长均高于Bucket_3模型；③Bucket_1、Bucket_2、Bucket_3模型的改进证明比较练习可以开辟改进模型的途径。测试表明，六参数结构相当于Bucket模型所能承受的最大复杂程度，增加更多的自由参数并未带来显著改进。Bucket_3模型稳健性的提高将使得其在水资源管理中的实际应

用得到增强。

5 结 语

本文基于降雨径流模型在洪水灾前评估中的优势实现洪水灾前径流预警，以美国圣路易斯流域为例，以KGE为模型拟合评价标准，将原始Bucket模型经过多箱体改进后，与Simhyd、Smar、Hycy模型同步进行密西西比河圣路易斯河段的径流量拟合实验，Bucket_3模型的校准阶段精度为0.82，评估阶段精度为0.79，证明比较练习可以开辟改进模型的途径，同时4~6个参数的复杂度足以在日时间尺度获得令人满意的性能，继续提高参数复杂度虽能提高一定的精度，但模型耗时过长，不能达到效益最大化。

在后续研究中若流域面积较大，降水的空间分布不均将对集总式降雨径流模型的产、汇流存在一定影响，建议对流域进一步细分，对每个小流域分布进行产汇流计算。根据降雨、土壤、湿度等动态特征和地形、植被等静态特征的不同，产流模式多分为蓄满产流和超渗产流，Bucket_3改进多箱体模型仅考虑蓄满产流模式，对超渗流域不一定适用。本文蒸发数据采用遥感观测获取的面数据，但受限于技术、算法和分辨率，所得的蒸散发数据存在较大误差，可考虑综合地面测站蒸发数据和遥感蒸发数据进行校正，得到同化蒸发数据，作为模型输入，以提高模拟精度。

参考文献

[1] Balasch C, Pino D, Ruiz L, et al. The Extreme Floods in the Ebro River Basin Since 1600-CE[J]. Science of the Total Environment, 2019(646):645-660

[2] 王家祁，骆承政. 中国暴雨和洪水特性的研究[J]. 水文，2006,26(3):33-36

[3] 徐志远，王山东，征程，等. 洪水灾害应急避难场所选址规划研究[J]. 地理空间信息，2016,14(6):25-27

[4] 靖凤伟，杨永国，邓世赞，等. 洪水灾害模拟及评估[J]. 地理空间信息，2011,9(4):122-124

[5] 曹永强，杜国志，王方雄. 洪灾损失评估方法及其应用研究[J]. 辽宁师范大学学报(自然科学版),2006,29(3):355-358

[6] 李致家，姚成，张珂，等. 基于网格的精细化降雨径流水文模型及其在洪水预报中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2017,45(6):471-480

[7] Hostache R, Chini M, Giustarini L, et al. Near-real-time Assimilation of SAR-derived Flood Maps for Improving Flood Forecasts[J]. Water Resources Research, 2018, 54(8): 5 516-5 535

[8] Bianxamaria S, Durand M, Andreadis M, et al. Assimilation of Virtual Wide Swath Altimetry to Improve Arctic River Modeling[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(2): 373-381

[9] 都金康，谢顺平，许有鹏，等. 分布式降雨径流模型率定的多目标分析方法[J]. 南京大学学报(自然科学版),2005,41(6): 639-647

[10] 舒鹏，熊立华，陈石磊，等. 基于多卫星降雨产品和多降雨径流模型的西江流域径流集合模拟[J]. 人民珠江，2020，41(5):25-32

[11] Bingner R L. Runoff Simulated from Goodwin Creek Watershed Using SWAT[J]. Transactions of American Society of Agricultural Engineers, 1996, 39(1):85-89

[12] Joshi N, Bista A, Pokhrel I, et al. Rainfall-runoff Simulation in Cache River Basin, Illinois, Using HEC-HMS[C]. World Environmental and Water Resources Congress 2019: Watershed Management, Irrigation and Drainage, and Water Resources Planning and Management. Pittsburgh, P A: American Society of Civil Engineers, 2019

[13] Nguyen P, Shearer J, Tran H, et al. The CHRS Data Portal, an Easily Accessible Public Repository for PERSIANN Global Satellite Precipitation Data[J]. Scientific Data, 2019, 6:180-190

[14] 刘晓琴，刘国龙，胡彩虹，等. BUCKET模型在降雨径流预报中的应用[J]. 人民黄河，2013,35(4):25-28

[15] Chiew F, Peel C, Western W, et al. Application and Testing of the Simple Rainfall-runoff Model SIMHYD[M]. Application and Testing of the Simple Rainfall-runoff Model SIMHYD, 2002

[16] O'Connor B. Application of an Empirical Infiltration Equation in the SMAR Conceptual Model[J]. Journal of Hydrology, 1996, 185(1/4):275-295

[17] Devia K, Ganasri P, Dwarakish S. A Review on Hydrological Models[J]. Aquatic Procedia, 2015, 4:1 001-1 007

[18] Gupta V, Kling H, Yilmaz K, et al. Decomposition of the Mean Squared Error and NSE Performance Criteria: Implications for Improving Hydrological Modeling[J]. Journal of Hydrology, 2009, 377(1):80-91

[19] Wei C, Gao X, Sorooshian S. A New Evolutionary Search Strategy for Global Optimization of High-dimensional Problems[J]. Information Sciences, 2011, 181(22):4 909-4 927