

肖渝, 孙若辰, 王琛, 等. 基于 UQ-PyL 的 SWAT 模型参数不确定性分析综合评估[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2023, 21(2): 233-247. XIAO Y, SUN R C, WANG C, et al. Comprehensive evaluation of parameter uncertainty analysis of SWAT model based on UQ-PyL[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2023, 21(2): 233-247. (in Chinese)

基于 UQ-PyL 的 SWAT 模型参数不确定性 分析综合评估

肖渝^{1,2,3}, 孙若辰^{1,2,3}, 王琛⁴, 段青云^{1,2,3}

(1. 河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 南京 210098; 2. 河海大学水文水资源学院, 南京 210098;
3. 中国气象局水文气象重点开放实验室, 南京 210098; 4. 中国科学院华南植物园, 广州 510650)

摘要:为解决 SWAT (soil and water assessment tool) 模型在复杂情形下的参数不确定性分析问题, 引入参数不确定性分析平台 UQ-PyL(Uncertainty Quantification Python Laboratory), 开发 UQ-PyL 与 SWAT 模型的耦合模块, 使得 UQ-PyL 中的各种算法能够方便快捷地应用于 SWAT 模型的参数不确定性分析。为验证 UQ-PyL 用于 SWAT 模型参数不确定性分析的效果, 在我国不同气候条件下的 4 个流域构建 SWAT 模型, 综合对比评估 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 对模型参数的不确定性分析结果。结果表明: UQ-PyL 多种敏感性分析方法筛选出的敏感参数比 SWAT-CUP 单一方法筛选的结果更加合理; 使用 UQ-PyL 率定的参数在 4 个流域应用中都表现良好, 优化后模拟结果的纳什效率系数均在 0.55 以上, 收敛次数在 550 次以内; 在 4 个流域的模拟中, UQ-PyL 能提供计算效率更高的算法 ASMO, 也能提供模拟结果更准确的算法 SCE。综上, 与 SWAT 模型相耦合的 UQ-PyL 能够支持 SWAT 模型用户在不同系统下对模型参数进行更高效的不确定性分析研究。

关键词: SWAT 模型; 敏感性分析; 参数优化; UQ-PyL; SWAT-CUP

中图分类号: TV214 **文献标志码:** A **DOI:** 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2023.0024

SWAT (soil and water assessment tool) 模型能模拟和预测复杂流域土地管理措施对水文、泥沙和化学物质的长期影响^[1-2], 在应对下垫面变化、气候变化以及人类活动对水循环、水土流失影响等问题时发挥着重要作用^[3-6]。以往的研究及应用表明, 模型参数对 SWAT 模型的模拟结果有着显著影响^[7-8]。对模型参数进行筛选与率定, 不仅能提高模型的计算效率与准确程度^[2], 还能进一步加深对水文过程中不确定传播的认识。

研究模型参数不确定性的主要方式包括敏感性分析与参数优化。敏感性分析通过数学方法识别模型的关键参数^[8], 从而减少模型参数维度和异参同效的影响, 降低优化时的计算消耗。不同敏感性分析方法运用的数学原理不同, 其筛选的敏感参数也可能不同, 因此具有较大的不确定性。最传统的

敏感分析方法是针对某单一变量的局部分析方法, 而全局敏感性分析方法在参数变化范围内同时对多变量进行分析, 全局敏感性方法通常可分为定性敏感性分析与定量敏感性分析: 定性方法通过少量的模型运行结果计算出参数的相对敏感度, 如 Morris^[9]、MARS^[10](multivariate adaptive regression splines)、Delta Test^[11]等; 定量方法则通过大量的模型运行结果, 定量确定每个参数及不同参数间交互作用占模型输出总方差的比例, 比如 Sobol^[12]、傅里叶敏感性检验^[13]等。目前敏感性分析在许多不确定性研究中发挥着重要作用, 例如: Gan 等^[14]对 SAC-SMA 模型使用了 10 种敏感性分析方法, 发现定性敏感性分析能以较少的模拟次数识别模型敏感参数, 但准确性和鲁棒性不如定量方法; Gou 等^[15]指出, 应用不同的敏感性分析方法能得出更可靠的敏

收稿日期: 2022-11-25 修回日期: 2023-03-04 网络出版时间: 2023-04-17

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1430.TV.20230414.0939.001.html>

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC3201102); 国家自然科学基金项目(42101046;51979004); 水利部重大科技项目(SKS-2022001); 河海大学引进高层次人才科研启动基金(522020012); 广州市科技计划项目(202102020718)

作者简介: 肖渝(1997—), 男, 重庆永川人, 主要从事水文模型参数不确定性分析研究。E-mail: hhuxiaoy@qq.com

通信作者: 段青云(1960—), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博士, 主要从事水文集合预报及不确定性分析研究。E-mail: qyduan@hhu.edu.cn

感性分析结果,也能检验单一敏感性方法的可靠性;Li 等^[16]对陆面模型 CoLM 使用 5 种定性敏感性分析方法,该研究发现局部敏感性方法可靠性差,而 Morris、MARS 等全局敏感性分析方法可以得到一致的敏感参数筛选结果,尽管不同方法给出的敏感性排序不同,该研究一个重要结果是仅使用较少的模型运行次数就可以有效地从 40 个可调参数中挑选 2~8 个敏感参数,大大减少了计算负担。SWAT 模型参数众多,SWAT-CUP 作为 SWAT 官网配置的参数不确定性分析软件,仅拥有一个全局敏感性分析方法,该方法基于简单的回归分析筛选敏感参数,在描述非线性的输入与输出关系时效果较差,并且不能定量分析参数的敏感程度。同时,只利用单一敏感性分析方法可能得到不合理的敏感参数,会影响后续优化的准确性。此外,也有一些研究^[17-18]将其他的敏感性分析方法应用于 SWAT 模型,但是没有提供方便其他用户使用的软件平台,因此需要一个更加全面的敏感性分析软件平台。

一旦敏感参数确定后,需要使用参数优化对模型参数进行调整,使得模型模拟结果与实际观测更加匹配。传统的参数优化方法包括人工试错法和自动优化算法,人工试错法要求研究人员具备丰富的调参经验、且主观性较强,难以应用于复杂模拟问题;自动优化算法则能自动搜索更加客观的结果,如遗传算法^[19]、SCE-UA 算法^[20]等能在目标函数响应曲面上寻找全局最优解。然而全局优化算法往往需要成千上万次的模型运行才能找到全局最优解,这对于复杂水文模型会产生巨大的计算负担。近年来,出现了许多基于替代模型的优化算法,比如结合高斯过程替代模型与 SCE-UA 的 ASMO 算法^[21]、针对多目标优化问题提出的 MO-ASMO^[22]、MO-ASMOCH^[23]算法,可用于估计参数后验分布的 ASMO-PODE 算法^[24]等,它们借助替代模型寻找最优参数,有效地降低了复杂模型寻找最佳参数的难度。SWAT-CUP 使用了 5 种传统的自动优化算法(SUFI-2、PSO、GLUE、ParaSol 以及 MCMC)。以往的研究^[25]表明,SUFI-2 是半自动优化方法,可在模拟中结合研究者的主观认识调整参数范围;PSO 是经典的全局优化算法,收敛速度较快,计算结果相对稳定;GLUE 方法原理简单,但假设性很强,得到的参数后验分布具有较大不确定性;ParaSol 能够寻找到较好的目标函数,但违反了统计假设独立性和正态分布的特征;MCMC 算法用于估计参数后验

分布,其难点在于构造似然函数,并且需要大量的模拟才能找到最优参数。这些方法中,SUFI-2 方法适合于各类优化问题^[26],因此被广泛用于 SWAT 模型的优化,但优化效果有待提高^[27]。

团队开发了一个基于 Python 的参数不确定性分析平台 UQ-PyL (Uncertainty Quantification Python Laboratory)^[28],此软件具有开源、易耦合新算法、支持多系统平台使用的特点。它不仅提供了完整的参数不确定性分析框架,包括实验设计、构建替代模型、参数敏感性分析以及参数优化,而且该框架中每个模块还包含多种算法可供选择。例如:敏感性分析模块包括 Morris、MARS、Sobol'等多种敏感性分析方法,能够共同使用筛选出更可靠的敏感参数;参数优化模块包括 SCE-UA 等经典方法,也包括 ASMO、MO-ASMO 等优化算法,能极大降低计算消耗,从而克服传统优化算法面临的计算成本问题。近年来,UQ-PyL 中的很多方法已被应用到不同类型地球物理模型的参数不确定性研究^[29-31],并取得了很好的效果,但尚未有研究系统性地将 UQ-PyL 应用于 SWAT 模型的参数不确定性分析。

本文构建 SWAT 模型与 UQ-PyL 的接口模块,使得 UQ-PyL 中的多种功能能够方便地用于 SWAT 模型参数不确定性分析。选择中国不同气候条件下的 4 个流域构建 SWAT 模型,并以 SWAT-CUP 对模型的参数不确定性分析结果为参照,综合评估 UQ-PyL 筛选敏感参数的合理性、参数优化算法的计算效率和准确程度,以及在不同气候条件下表现的稳定性。希望通过本研究能够克服 SWAT 模型参数不确定性研究中存在的困难,为 SWAT 模型用户提供更加完善的参数不确定性分析平台。

1 研究方法

1.1 SWAT 模型

SWAT 模型自诞生以来,经过不断的发展与完善,已经出现多种类型的版本。设置 SWAT 模型首先需要根据流域的河网分布、地形地势因子等信息,将流域划分为若干子流域,再按照土地利用类型、土壤类型和坡度等信息,进一步将子流域划分为若干水文响应单元 HRU,计算每个 HRU 的径流量,最后通过河道汇流演算求得出出口断面流量^[32]。

根据 SWAT 操作指南以及前人的研究^[33],本研究挑选 26 个参数进行敏感性分析, r_i 表示为原参数的乘法系数,见表 1。

表 1 SWAT 模型可调参数取值范围及说明
Tab. 1 Ranges and descriptions of tunable parameters of SWAT model

编号	参数	类别	描述	参数范围
P ₁	r_CN2	Mgt	SCS径流曲线值	[0.5, 1.5]
P ₂	GW_DELAY	Gw	地下径流延迟时间	[0, 500]
P ₃	ALPHA_BF	Gw	基流 α 因子	[0, 1]
P ₄	GWQMN	Gw	地下水汇入主河道时浅层含水层的水位阈值	[0, 5 000]
P ₅	GW_REVAP	Gw	地下水再蒸发系数	[0.02, 0.20]
P ₆	REVAPMN	Gw	浅层地下水蒸发深度阈值	[0, 500]
P ₇	RCHRG_DP	Gw	深层含水层渗透系数	[0, 1]
P ₈	r_SOL_AWC	Sol	土壤表层可利用水量	[0.5, 1.5]
P ₉	r_SOL_K	Sol	土壤饱和导水率	[0.5, 1.5]
P ₁₀	r_SOL_ALB	Sol	湿润土壤反照率	[0.01, 0.25]
P ₁₁	CH_N2	Rte	主河道曼宁系数	[-0.01, 0.30]
P ₁₂	CH_K2	Rte	河道有效渗透系数	[-0.01, 500]
P ₁₃	ALPHA_BNK	Rte	基流退水常数	[0.05, 1.00]
P ₁₄	TLAPS	Sub	温度直减率	[-10, 10]
P ₁₅	r_SLSUBBSN	Hru	平均坡长	[0.5, 1.5]
P ₁₆	r_HRU_SLP	Hru	平均坡度	[0.5, 1.5]
P ₁₇	r_OV_N	Hru	坡面流曼宁系数	[0.5, 1.5]
P ₁₈	CANMX	Hru	最大冠层蓄水量	[0, 100]
P ₁₉	ESCO	Hru	土壤蒸发补偿系数	[0.01, 1.00]
P ₂₀	EPCO	Hru	植物吸收补偿系数	[0.01, 1.00]
P ₂₁	SFTMP	Bsn	降雪日的平均空气温度	[-5.0, 5.0]
P ₂₂	SMTMP	Bsn	融雪基温	[-5.0, 5.0]
P ₂₃	SMFMX	Bsn	6月21日的融雪因子	[0, 20]
P ₂₄	SMFMN	Bsn	12月21日的融雪因子	[0, 20]
P ₂₅	TIMP	Bsn	积雪温度滞后系数	[0.01, 1.00]
P ₂₆	SURLAG	Bsn	地表径流延滞系数	[0.05, 24.00]

1.2 敏感性分析方法

UQ-PyL 包含多种敏感性分析方法, 选择其中 4 种(定量方法 Sobol'和定性方法 Morris、MARS、Delta Test), SWAT-CUP 中的敏感性分析方法为定性方法。

1.2.1 Morris 法

通过研究单个因子变化量引起的输出响应变化, Morris 法可以筛选敏感参数。参数 x_i 在第 j 组样本的基效应 $d_i(j)$ 为

$$d_i(j) = \frac{f(x_1, \dots, x_i + \Delta, \dots, x_n) - f(x_1, x_2, \dots, x_n)}{\Delta} \quad (1)$$

式中: $j=1, 2, \dots, r$ (r 为重复抽样的次数); n 为参数个数; Δ 为参数 x_i 变化前后的取值之差; f 为输出响应。

Morris 方法利用基效应的均值 μ 和标准差 σ 来评价参数的敏感性。当 μ 值越大时, 参数的敏感性越强; 而 σ 值越大时, 参数间的交互作用就越强。由于 $d_i(j)$ 可正可负, 求和时可能被抵消, 因此将 μ 调整为修正均值 μ^* , μ^* 与 σ 的表达式为

$$\mu_i^* = \frac{\sum_{j=1}^r |d_i(j)|}{r} \quad (2)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^r \left(d_i(j) - \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d_i(j) \right)^2} / r \quad (3)$$

1.2.2 MARS 方法

MARS 是一种线性模型的扩展, 它利用线性回归、样条构造、二次元递归分区法构建敏感性分析模型, 其表达式为

$$f(X) = a_0 + \sum_{K_m=1} f_i(x_i) + \sum_{K_m=2} f_{ij}(x_i, x_j) + \dots \quad (4)$$

式中: a_0 为常数项; K_m 为变量的个数; $f_i(x_i)$ 求和为单个变量 x_i 的所有基函数总和, 代表变量的一阶敏感性; $f_{ij}(x_i, x_j)$ 求和则包含了 x_i 与 x_j 所有基函数的总和, 考虑了变量间的交互作用。

1.2.3 Delta Test 敏感性分析

Delta Test(后文简称DT)是基于最近邻理论的残差方差估计方法, 能够提供参数的敏感性得分。对于每个输入点 x_i , 其最邻近的点定义为输入空间中到该点的距离最小的唯一点:

$$N(i) = \operatorname{argmin} \|x_i - x_j\|^2 \quad (5)$$

式中: 输入点 x_i 属于子集 $S \subseteq \{x_1, \dots, x_m\}$ 。

因此, DT 统计量被定义为

$$\operatorname{Var}(\varepsilon) \approx \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (y_i - y_{N(i)})^2 \quad (6)$$

式中: ε 为噪声; $y_{N(i)}$ 为 $N(i)$ 的函数值; y_i 为 x_i 对应的函数值; M 为输入点个数。DT 统计量最小的变量子集 S 则为最重要的变量子集, 即最敏感的参数。

1.2.4 Sobol' 敏感性分析

Sobol' 是一种定量敏感性分析方法, 能定量分析参数的主效应、总效应, 以及参数间的交互作用。设 $f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$, 使用 Sobol' 方法可将模型输出方差分解为

$$V = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{1 \leq i < j \leq n} V_{ij} + \dots + V_{1, 2, \dots, n} \quad (7)$$

式中: V 表示总方差; V_i 是单因子方差; V_{ij} 表示 x_i 与 x_j 的交互作用。

式(7)等式两端同时除以 V 得到标准形式:

$$1 = \sum_{i=1}^n S_i + \sum_{1 \leq i < j \leq n} S_{ij} + \dots + S_{1, 2, \dots, n} \quad (8)$$

式中: S_i 表示主效应; S_{ij} 表示 x_i 与 x_j 的交互效应。

1.2.5 SWAT-CUP 中的敏感性分析

SWAT-CUP 中包含局部敏感性分析与全局敏感性分析, 其全局敏感性分析亦为定性方法, 计算公式为

$$g = \alpha + \sum_{i=1}^n \beta_i b_i \quad (9)$$

式中: g 为目标函数的值; α 为回归常数; β 为参数系数。用 t 检验识别每个参数 b_i 的相对显著性, t 值越大,

对应的参数越敏感。

1.3 优化方法

UQ-PyL 中包含多种参数优化算法, 如动态多维搜索算法 DDS^[34] (dynamically dimensioned search)、粒子群优化算法 PSO、SCE-UA 以及 ASMO 等, 本文选择 UQ-PyL 中经典的 ASMO 优化算法和 SCE-UA 优化算法来率定模型参数, 并选择 SWAT-CUP 中最常用的 SUFI-2 算法进行对比。

1.3.1 SCE-UA 优化算法

SCE-UA(后文简称为 SCE)结合了单纯形算法和遗传算法的优势, 同时引入了竞争进化和复形洗牌的方法, 使得参数空间可以得到充分和高效的探索, 从而可以解决较复杂水文模型参数的全局优化问题。一般地, SCE 方法在参数空间中引入随机分布的样本点“群”, 将这些点群分成几个“复合形”, 每个复合形包含 $2n+1$ 个点, 其中 n 为需要优化的参数数目。每一个复合形都独立地根据下降单纯形算法进行优化。定时地将整个群体重新混合在一起, 并产生新的复合形。进化和混合不断重复进行直到满足设定的收敛准则为止。

1.3.2 ASMO 优化算法

ASMO 是一种基于替代模型的优化算法, 通过自适应采样建立并完善替代模型, 能快速找到最优解, 主要步骤为:

使用特定的实验设计方法 (design of experiment, DoE) 抽取一组初始参数样本。然后利用这些参数样本运行数值模型, 并计算目标函数值。

选定替代模型类型, 根据初始样本点的参数值和目标函数值拟合一个统计替代模型。

基于 SCE 在建立的替代模型上进行优化, 利用自适应采样策略在潜力区域 (包含最优解的区域) 选择新的参数样本点。利用这些参数样本运行原始数值模型, 计算目标函数值。将新的参数样本点及目标函数值添加到输入-输出数据库中并更新替代模型。

反复迭代上一步骤, 直到达到预先设置的停止标准。在最终的替代模型上进行优化搜索, 并将参数优化结果作为数值模型的最优参数值。

1.3.3 SUFI-2 优化算法

SUFI-2 是 SWAT-CUP 中最常用的优化算法, 其核心是通过迭代逐步更新参数范围, 然后在新的参数范围中采样, 比较抽样结果对应的目标函数值, 找到最佳结果^[35]。其参数范围更新公式为

$$b'_{j,\min} = b_{j,\text{lower}} - \max\left[\frac{(b_{j,\text{lower}} - b_{j,\min})}{2}, \frac{(b_{j,\max} - b_{j,\text{upper}})}{2}\right] \quad (10)$$

$$b'_{j,\max} = b_{j,\text{upper}} + \max\left[\frac{(b_{j,\text{lower}} - b_{j,\min})}{2}, \frac{(b_{j,\max} - b_{j,\text{upper}})}{2}\right] \quad (11)$$

式中: $(b_{j,\min}, b_{j,\max})$ 为原参数范围; $(b'_{j,\min}, b'_{j,\max})$ 为更新的参数范围; $b_{j,\text{lower}}$ 和 $b_{j,\text{upper}}$ 可通过矩阵计算获得。

1.4 评价指标

对研究流域进行日流量模拟,选择纳什效率系数 (E_{NS}) 作为参数率定的目标函数,其计算公式为

$$E_{\text{NS}} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_{o,t} - Q_{s,t})^2}{\sum_{t=1}^T (Q_{o,t} - \bar{Q}_o)^2} \quad (12)$$

式中: $Q_{o,t}$ 为 t 时刻日流量的观测值; $Q_{s,t}$ 为 t 时刻日流量的模拟值; \bar{Q}_o 表示日流量观测值的平均值; T 为总模拟时长。 E_{NS} 越接近 1, 效果越好。

选择 Kling-Gupta efficiency, E_{KG} ^[36] 作为第二个评价指标,以验证模拟结果的可靠性,其计算公式为

$$E_{\text{KG}} = 1 - \sqrt{(R-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (13)$$

式中: R 为模拟值和观测值的相关系数; $\alpha = \frac{\sigma_s}{\sigma_o}$, σ_s 和 σ_o 分别表示模拟值和观测值的标准差; $\beta = \frac{\mu_s}{\mu_o}$, μ_s 和 μ_o 分别表示模拟值和观测值的均值, E_{KG} 越接近 1, 效果越好。

1.5 SWAT 模型与参数不确定性分析软件耦合

1.5.1 SWAT 模型与 UQ-PyL 耦合

UQ-PyL 是一个功能强大的参数不确定性分析软件,能够用于多种模型,其官方网站为 <http://uq-pyl.com/>。利用 UQ-PyL 对 SWAT 模型进行参数不确定性分析,需要准备模型参数文件、可执行文件以及观测数据,运行模板程序即能连接 UQ-PyL 与 SWAT 模型。该程序的功能主要包括:替换模型参数、运行模型以及计算目标函数。UQ-PyL 根据 SWAT 模型参数及范围进行采样,利用连接程序替换模型参数值,并调用模型可执行文件运行模型,结合模拟结果与观测数据计算目标函数值,进而可以利用其他算法进行不确定性分析。具体操作流程见 UQ-PyL 官网。

1.5.2 SWAT 模型与 SWAT-CUP 耦合

SWAT-CUP 是针对 SWAT 模型开发的参数不确定性分析软件,拥有交互界面,能够对模型参数进行定性敏感性分析和优化。使用 SWAT-CUP 中最常用的 SUFI-2 算法对模型参数进行不确定性分析,需要准备模型参数文件、可执行文件以及观测数据,具体步骤可参照其说明书。SUFI-2 算法结合了手动调参和自动率定,通过多次迭代不断优化目标函数值,每次迭代后将更新参数范围以及重新计算各参数敏感性。

1.6 实验方案

为了全面综合地比较 SWAT-CUP 与 UQ-PyL 应用于 SWAT 模型参数不确定性分析的效果,设计如下实验以分别对比两种软件中的敏感性分析和参数优化方法。

1.6.1 敏感性分析

从两方面比较 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 筛选敏感参数的合理性。前人的研究^[37]表明,定量方法 Sobol' 基于大量参数样本得到的敏感性分析结果具有很高的可靠性。本研究利用 Sobol' 方法得到每个参数的敏感度,将其作为参考以用来检验 4 种定性方法敏感性分析结果的合理性;另一方面,利用 SCE 算法分别优化 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 筛选的敏感参数组,比较最终收敛的目标函数值,可以从侧面验证两种软件筛选敏感参数的合理性。具体做法为:①在每个流域逐一利用 Sobol' 抽样,运行 SWAT 模型 5 400 次以构建统计替代模型,再利用基于替代模型的 Sobol' 方法(运行次数设置为 20 000)计算各参数的敏感度,并假定其为模型参数的真实敏感度;利用 UQ-PyL 中的 3 种定性敏感性分析方法(Morris、MARS 以及 DT)和 SWAT-CUP 中的定性敏感性分析方法筛选各流域的敏感参数,并与 Sobol' 方法得到的参数敏感度结果比较,从而验证定性敏感性方法的有效性。②确定 UQ-PyL 和 SWAT-CUP 筛选出各流域的最终敏感性参数组,分别记为“UQ”和“CUP”,两参数组的集合记为“UQ+CUP”;比较 SCE 算法分别优化“UQ”、“CUP”以及“UQ+CUP”参数组的结果,进一步从侧面验证参数筛选结果的合理性。每种敏感性分析所用的抽样方法见表 2。

1.6.2 参数优化

分别利用 ASMO、SCE 以及 SUFI-2 算法优化“UQ”参数组,通过计算最终目标函数收敛所需的运行次数(对比运行次数等效于对比计算时间)和收敛时的目标函数值,比较不同优化算法的计算效率

以及准确程度。此外,对比利用两种软件各自进行独立流程的参数敏感性分析和优化所得到的收敛

次数和目标函数值,以进一步验证 UQ-PyL 在不同气候区流域下的适用性。

表 2 敏感性分析方法与对应抽样方法

Tab. 2 The sensitivity analysis methods and their corresponding sampling methods

名称	特性	抽样方法	抽样次数
Morris	定性分析	Morris筛选法(D+1)×N	参数个数的10倍,共抽样270次
MARS	定性分析	对称拉丁超立方抽样(D×N)	参数个数的10倍,共抽样260次
Delta Test	定性分析	对称拉丁超立方抽样(D×N)	参数个数的10倍,共抽样260次
SWAT-CUP	定性分析	拉丁超立方抽样(D×N)	参数个数的10倍,共抽样260次
Sobol'	定量分析	Sobol'序列(2D+2)×N	实际抽样5 400次,替代模型20 000次

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

选择我国 4 个流域作为研究区:抚河流域、四湖流域、浑河流域以及黑河流域。抚河位于江西省东部,地势东南高西北低,河长 349 km,流域面积约为 1 786 km²,属于亚热带湿润季风气候,年平均降水量约为 1 680 mm,年平均气温 17.5 °C,雨季为 3—6 月。四湖流域发源于湖北长湖,河长 185 km,流域面积约为 11 547.5 km²,属于亚热带季风气候,年平均降水量约为 1 200 mm,主汛期为 6—8 月。浑河流域位于辽宁省中东部,河长 415 km,流域面积约为 11 500 km²,属于温带大陆性季风气候,年平均降水量约为 780 mm,集中在 6—9 月。黑河流域是我国第二大内陆河,选择黑河上游部分作为研究区,该区域年平均气温约为 2 °C,上游来水主要源于冰川融雪、积雪融雪和山区降水,年平均降水量为 350 mm,属于大陆干旱气候。研究流域见图 1。

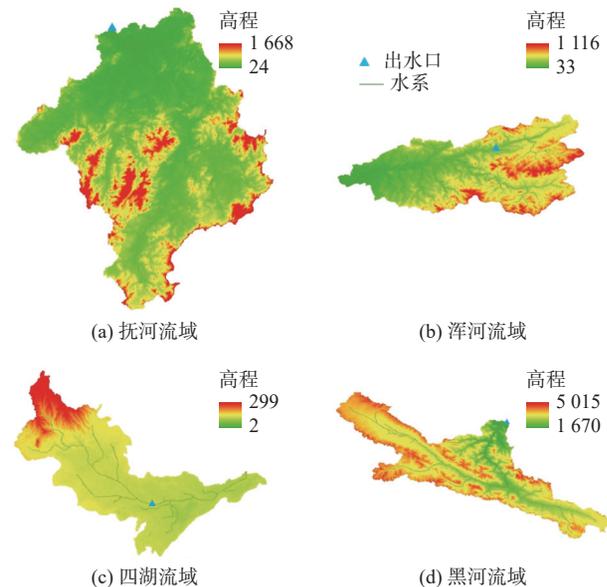


图 1 研究流域

Fig. 1 The maps of the study basins

2.2 实验数据

构建 SWAT 模型需要用到的数据有:DEM、土地利用、土壤类型以及气象数据,实测流量数据源于水文年鉴,见表 3 和表 4。

表 3 流域站点及模拟时段

Tab. 3 The hydrological stations and simulation periods of each basin

流域	站点	预热期	率定期	验证期
抚河流域	李家渡站	2010年	2011—2013年	2014—2015年
浑河流域	北前口站	2010年	2011—2013年	2009—2010年
四湖流域	福田寺站	2010年	2011—2013年	2009—2010年
黑河流域	莺落峡站	2012年	2013—2015年	2011—2012年

表 4 驱动数据来源及说明

Tab. 4 Sources and descriptions of the data used in SWAT model

数据类型	数据来源	特征说明
DEM	地理空间数据云	ASTER GDEM数据分辨率30 m×30 m
土壤	世界土壤数据库(HWSD)	HWSD数据空间分辨率1 km×1 km
土地利用	中国科学院资源环境科学与数据中心	2013年中国土地利用现状遥感监测数据1 km×1 km
气象数据	中国大气同化驱动数据集 CMADS v1.1 ^[38]	2008—2018年,空间分辨率0.25°

3 结果与分析

3.1 敏感性分析结果

Morris 分析结果见图 2, MARS、DT 以及 Sobol' 分析结果见图 3。

根据 1.2 敏感性分析方法的描述,在图 2 中, Morris 方法得到修正均值越大的参数越敏感,图 3 显示各方法得到的归一化后的参数敏感性指标,取值越大,对应参数越敏感。4 个流域的 Sobol' 分析结

果显示,前4个敏感参数对模型输出的影响超过95%,利用Sobol'分析结果检验不同定性方法筛选

的前4个敏感参数,以验证其合理性,结果见表5。

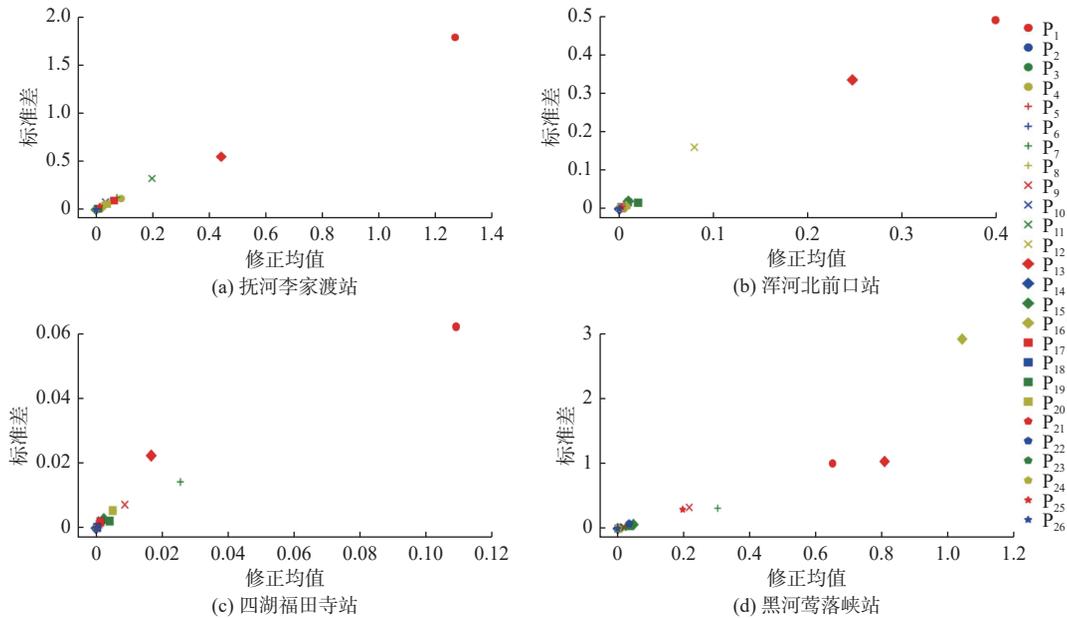


图2 定性方法 Morris 分析所得参数修正均值与标准差散点图

Fig. 2 Scatter plots of modified mean and standard deviation of SWAT parameters using the Morris method

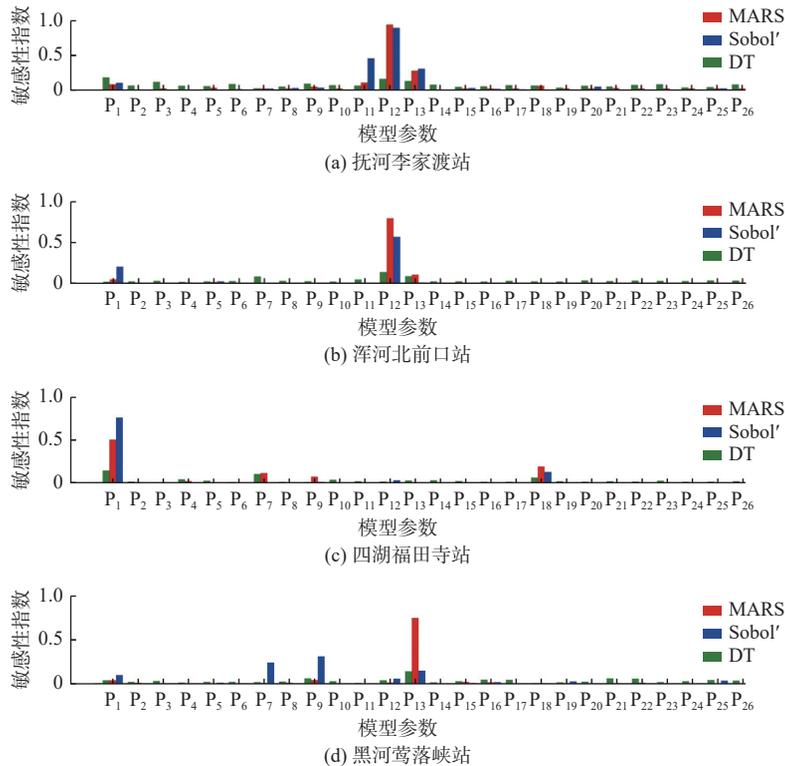


图3 定量方法 Sobol'与定性方法 MARS、DT 分析下的各参数归一化敏感性得分

Fig. 3 Normalized sensitivity scores of each parameter using the quantitative method of Sobol' and qualitative methods of MARS and DT

由表5可知,对比4个流域敏感性排序前四的参数,Morris 分别有3、3、2、3个参数与Sobol'一致,MARS 分别有4、4、3、3个参数与Sobol'一致,DT 分别有3、2、2、2个参数与Sobol'一致,SWAT-

CUP 敏感性方法分别有2、2、2、3个参数与Sobol'一致。整体上看,MARS 方法表现最佳,Morris 方法略好于DT方法与SWAT-CUP 敏感性分析方法。MARS 与SWAT-CUP 敏感性分析方法均是基于回归的方

法,但相比于 SWAT-CUP 敏感性方法的简单回归形式, MARS 方法采用的样条拟合函数形式更适用于参数较多的复杂情景。因此, UQ-PyL 定性敏感性方法筛选的敏感参数比 SWAT-CUP 定性敏感性方法筛选的敏感参数更加合理。

表 5 定量方法 Sobol' 与 4 种定性方法筛选的前 4 个敏感参数对比

Tab. 5 Comparison of the four most sensitive parameters screened using four qualitative SA methods and the Sobol' method

流域站点	Sobol'	Morris	MARS	DT	CUP
抚河李家渡站	P ₁₂	P ₁	P ₁₂	P ₁	P ₁₃
	P ₁₁	P ₁₃	P ₁₃	P ₁₂	P ₁
	P ₁₃	P ₁₁	P ₁₁	P ₁₃	P ₄
	P ₁	P ₄	P ₁	P ₃	P ₁₈
浑河北前口站	P ₁₂	P ₁	P ₁₂	P ₁₂	P ₁₁
	P ₁	P ₁₃	P ₁₃	P ₁₃	P ₁
	P ₅	P ₁₂	P ₁	P ₇	P ₁₂
	P ₁₃	P ₁₉	P ₅	P ₁₁	P ₁₆
四湖福田寺站	P ₁				
	P ₁₈	P ₇	P ₁₈	P ₇	P ₁₃
	P ₁₂	P ₁₃	P ₇	P ₁₈	P ₁₉
	P ₉	P ₉	P ₉	P ₄	P ₁₈
黑河莺落峡站	P ₉	P ₁₆	P ₁₃	P ₁₃	P ₁₃
	P ₇	P ₁₃	P ₉	P ₉	P ₁
	P ₁₃	P ₁	P ₁	P ₂₁	P ₁₆
	P ₁	P ₇	P ₁₅	P ₂₂	P ₉

3.2 SCE 优化不同敏感参数组结果

之前的研究^[39-40]表明,利用多种敏感性分析方法所筛选敏感参数的并集作为敏感参数组,可以使参数筛选结果更加可靠,因此本文中 UQ-PyL 筛选的敏感参数为 4 种定性敏感性分析方法所选取参数的集合,表 6 列出了两种软件最终筛选的敏感参数。为进一步验证 UQ-PyL 筛选敏感参数的合理性,利用 SCE 算法分别优化表 6 中 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 筛选的敏感参数组,直至目标函数值收敛,优化结果见图 4。

表 6 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 所选的最终敏感参数

Tab. 6 Final sensitive parameters screened using UQ-PyL and SWAT-CUP

站点	UQ-PyL 最终选择参数	SWAT-CUP 最终选择参数
李家渡站	P ₁ , P ₄ , P ₉ , P ₁₁ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₈	P ₁ , P ₄ , P ₁₁ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₈ , P ₂₄
北前口站	P ₁ , P ₅ , P ₇ , P ₁₁ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₉	P ₁ , P ₃ , P ₄ , P ₁₁ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₆
福田寺站	P ₁ , P ₄ , P ₅ , P ₇ , P ₉ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₈	P ₁ , P ₄ , P ₇ , P ₈ , P ₉ , P ₁₃ , P ₁₈ , P ₁₉
莺落峡站	P ₁ , P ₇ , P ₉ , P ₁₂ , P ₁₃ , P ₁₅ , P ₁₆ , P ₁₇ , P ₂₁ , P ₂₂	P ₁ , P ₈ , P ₉ , P ₁₃ , P ₁₆ , P ₁₉ , P ₂₁ , P ₂₂ , P ₂₃ , P ₂₆

由图 4 可知,计算准确率方面,在 4 个流域 SCE 优化 UQ 参数组的表现均比优化 CUP 参数组更好,北前口站、福田寺站和莺落峡站前者的 E_{NS} 值比后者均高出 0.01,在李家渡站 SCE 优化 UQ 参数组的 E_{NS} 值也比 CUP 高出 0.007。在李家渡站和北前口站的率定中, UQ 参数组对应的目标函数几乎全程优于 CUP 参数组,而福田寺站和莺落峡站, UQ 参数组的目标函数则是在优化过程中超过 CUP 参数组,最终取得最优。SCE 优化 UQ+CUP 参数组比优化 UQ 参数组仅有小幅提升,李家渡站、北前口站以及福田寺站分别提升了 0.003、0.002 和 0.001,说明 UQ 参数组能够代表模型的敏感参数。计算效率方面,对比 UQ 组与 CUP 组,在李家渡站与北前口站 SCE 优化 UQ 参数组所需的计算次数比 CUP 分别减少 280 次和 546 次,在福田寺站 SCE 优化 UQ 参数组所需的计算次数与 CUP 相当,在莺落峡站 SCE 优化 UQ 参数组所需的计算次数则比 CUP 多出 918 次。对比 UQ+CUP 组与 UQ 组,在李家渡站与北前口站 SCE 优化 UQ+CUP 参数组所需的计算次数比 UQ 更多,在福田寺站 SCE 优化 UQ+CUP 参数组所需的计算次数与 CUP 相当,而在莺落峡站 SCE 优化 UQ 参数组所需的计算次数则更多。

综上,在 4 个流域的率定中, SCE 优化 UQ 参数组的表现均比优化 CUP 参数组的表现好,从侧面证明了 UQ-PyL 筛选的敏感参数更加合理。

3.3 ASMO、SCE 和 SUFI-2 优化效果比较

为比较 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 进行参数率定的计算效率以及准确程度,选择 UQ 参数组,在 4 个流域分别使用 ASMO、SCE 和 SUFI-2 算法优化该参数组,结果见图 5 和表 7。

由图 5 和表 7 可知,计算效率方面, ASMO 算法整体表现最好, SUFI-2 算法次之, SCE 算法较差。在李家渡站、福田寺站和莺落峡站目标函数收敛时, ASMO 算法所需计算次数最少,分别需要 231、271 和 441 次,而 SUFI-2 算法分别需要 456、597 和 786 次,在 3 个站点中 ASMO 算法比 SUFI-2 算法的计算效率提升接近 1 倍,而在北前口站, ASMO 算法第 148 次模拟时 E_{NS} 值已经达到 0.616,接近最终收敛值, SUFI-2 算法第 169 次模拟 E_{NS} 只有 0.603 ($\Delta E_{NS} = 0.013$),说明 ASMO 算法能更快地找到较高的 E_{NS} 值,此外, SCE 算法在 4 个站点的模拟

中所需次数均多于 ASMO 和 SUFI-2 算法。计算准确率方面(以 E_{NS} 值为例),在 4 个站点 SCE 算法能取得最高的目标函数值,ASMO 算法次之,SUFI-2 算法稍差。在李家渡站、北前口站、福田寺站以及莺落峡站 SCE 算法优化的最佳目标函数值分别为 0.836、0.639、0.635 和 0.759,与 SUFI-2 算法相比准确率分别提升 2.7%、5.1%、1.8%、4.3%,ASMO 算

法分别为 0.822、0.62、0.628 和 0.738,与 SUFI-2 算法相比准确率分别提升 1.0%、2.0%、0.6%、1.4%,而 SUFI-2 算法分别为 0.814、0.608、0.624 和 0.728。在评价指标 E_{KG} 方面,在各流域比较 3 种算法率定所得最优参数组对应的 E_{KG} 值,其大小趋势与 E_{NS} 的情况基本一致。

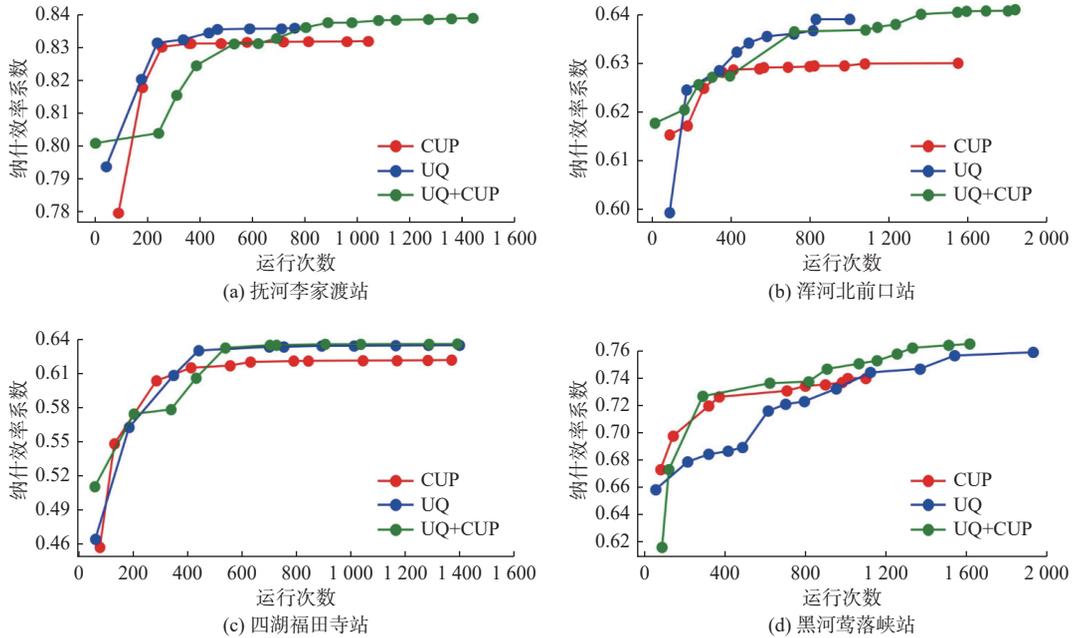


图 4 SCE 算法分别优化 CUP、UQ 以及 UQ+CUP 参数组的目标函数收敛情况

Fig. 4 The convergence of the objective functions using the SCE algorithm to optimize CUP, UQ and UQ+CUP parameter groups in each basin

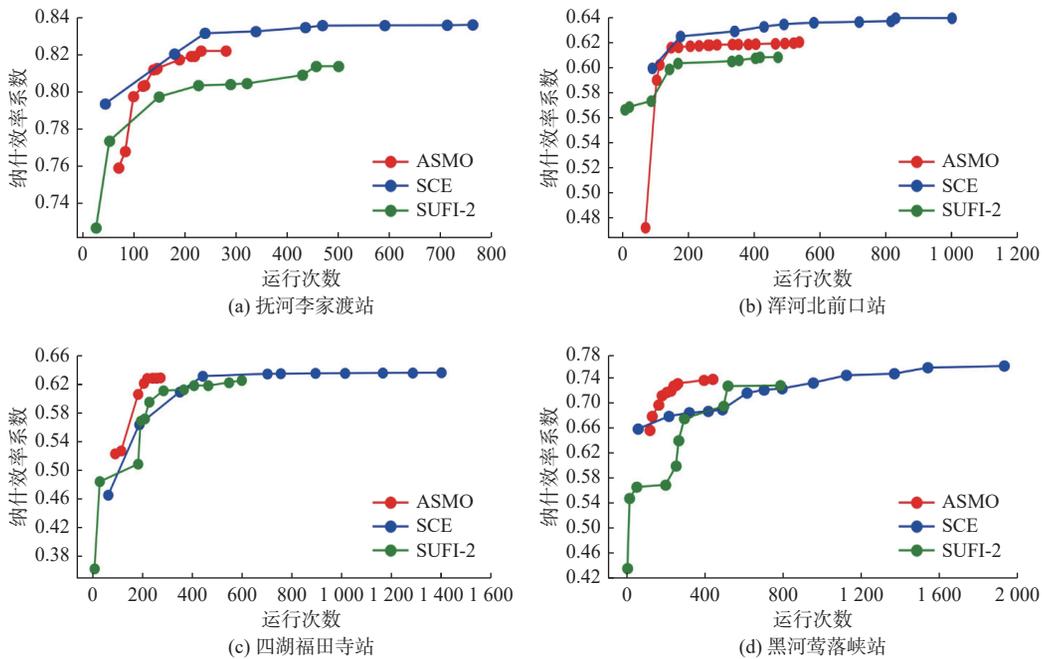


图 5 ASMO、SCE 以及 SUFI-2 算法优化结果对比

Fig. 5 Comparison of optimization results of ASMO, SCE and SUFI-2 algorithms

3.4 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 优化效果比较

为独立比较 UQ-PyL 与 SWAT-CUP 的效果,利

用 SWAT-CUP 最常用的 SUFI-2 算法优化 SWAT-CUP 筛选的敏感参数组 CUP,再利用 UQ-PyL 中

ASMO 算法以及 SCE 算法优化 UQ-PyL 筛选的敏感参数组 UQ, 对比两种软件独立用于 SWAT 模型

参数优化时的计算效率与准确程度, 结果见表 8 和表 9。

表 7 率定期 ASMO、SCE 以及 SUFI-2 算法收敛所需运行次数及收敛后的 E_{NS} 和 E_{KG} 值

Tab. 7 The number of model runs required for convergence of E_{NS} using ASMO, SCE and SUFI-2 algorithms in the calibration period and the corresponding E_{KG} values of convergence

流域站点	ASMO算法			SUFI-2算法			SCE算法		
	E_{NS}	E_{KG}	运行次数	E_{NS}	E_{KG}	运行次数	E_{NS}	E_{KG}	运行次数
抚河李家渡站	0.822	0.804	231	0.814	0.726	456	0.836	0.845	762
浑河北前口站	0.620	0.547	537	0.608	0.502	472	0.639	0.568	829
四湖福田寺站	0.628	0.689	271	0.624	0.740	597	0.635	0.800	1 399
黑河莺落峡站	0.738	0.831	441	0.728	0.712	786	0.759	0.787	1 929

由表 8 可知, 在计算准确率方面, UQ-SCE 方案优化的 E_{NS} 值最佳, UQ-ASMO 次之, CUP-SUFI-2 较差。CUP-SUFI-2 方案采用 SUFI-2 算法优化 CUP 参数组, 由 3.1 敏感性分析结果可知, 单一的回归分析方法难以准确地筛选出流域敏感参数, 从而影响后续优化的准确性; 此外, SUFI-2 算法在多次更新参数范围和多次进行拉丁超立方抽样的过程中, 容易陷入局部最优, 进一步影响模拟结果的准确性。相比之下, ASMO、SCE 算法在全局范围内搜索最优参数, 并且与 CUP 参数组相比, UQ 参数组也更加合理, 因此 ASMO、SCE 算法的优化结果

更加准确。计算效率方面, UQ-ASMO 方案达到最优目标函数值所需的模拟次数最少, CUP-SUFI-2 次之, UQ-SCE 最多。UQ-ASMO 方案采用的 ASMO 算法利用统计模型代替原始物理模型, 通过在替代模型上运行 SCE 以搜索最优参数, 所需原始模型的运行次数最少, 能极大地降低计算成本; SCE 算法则需要反复大量运行模型以寻找全局最优。虽然 SUFI-2 算法通过多次迭代更新参数范围, 目标函数也能较快地达到收敛, 但其计算效率不如 ASMO 算法。

表 8 率定期 UQ~ASMO、UQ~SCE 以及 CUP~SUFI-2 收敛所需运行次数及收敛后的 E_{NS} 和 E_{KG} 值

Tab. 8 The number of model runs required for convergence of E_{NS} for UQ~ASMO, UQ~SCE and CUP~SUFI-2 in the calibration period and the corresponding E_{KG} values of convergence

流域站点	UQ~ASMO			CUP~SUFI-2			UQ~SCE		
	E_{NS}	E_{KG}	运行次数	E_{NS}	E_{KG}	运行次数	E_{NS}	E_{KG}	运行次数
抚河李家渡站	0.822	0.804	231	0.811	0.714	469	0.836	0.845	762
浑河北前口站	0.620	0.547	537	0.606	0.529	642	0.639	0.568	829
四湖福田寺站	0.628	0.689	271	0.610	0.763	634	0.635	0.800	1 399
黑河莺落峡站	0.738	0.831	441	0.712	0.749	649	0.759	0.787	1 929

表 9 验证期 UQ-ASMO、UQ-SCE 以及 CUP-SUFI-2 率定参数所得到的 E_{NS} 和 E_{KG} 值

Tab. 9 E_{NS} and E_{KG} obtained by UQ-ASMO, UQ-SCE and CUP-SUFI-2 calibrated parameters in the verification period

流域站点	UQ-ASMO		CUP-SUFI-2		UQ-SCE	
	E_{NS}	E_{KG}	E_{NS}	E_{KG}	E_{NS}	E_{KG}
抚河李家渡站	0.824	0.811	0.800	0.712	0.820	0.805
浑河北前口站	0.565	0.504	0.547	0.474	0.616	0.531
四湖福田寺站	0.743	0.652	0.708	0.682	0.719	0.682
黑河莺落峡站	0.564	0.508	0.573	0.508	0.629	0.548

由表 9 可知, 对比各方案验证期 E_{NS} 值, 在 4 个流域站点, CUP~SUFI-2 方案验证期的 E_{NS} 值最低, 李家渡站、北前口站、福田寺站和莺落峡站验证期的 E_{NS} 值分别为 0.800、0.547、0.708、0.573, 在李家渡站与福田寺站, UQ-ASMO 方案能比 UQ~SCE 取得更高的 E_{NS} 值, UQ-ASMO 的 E_{NS} 值分别为 0.824、0.743, UQ-SCE 分别为 0.820、0.719, 在北前口站与莺落峡站, UQ-SCE 方案取得的 E_{NS} 值则比 UQ-ASMO 更高, UQ-SCE 的 E_{NS} 值分别为 0.616、0.629, UQ-ASMO 分别为 0.565、0.564。3 组优化的最佳模拟径流图, 率定期与验证期分别见图 6 和图 7。

此外,由表8和表9可知,UQ-PyL对SWAT模型进行参数不确定性分析的效果在湿润流域表现最好,比如抚河李家渡站,验证期与率定期的 E_{NS} 均能达到0.820,而在较干的流域表现稍差。这可能与模型在不同气候类型流域中的模拟能力不同,降水

输入在干湿流域的表现差异等因素有关。

为检验对洪水的适用性,利用UQ-ASMO、UQ-SCE、CUP-SUFI-2的模拟结果,以抚河李家渡站为例,挑选大、中、小洪水各两场进行分析比较,结果见表10。

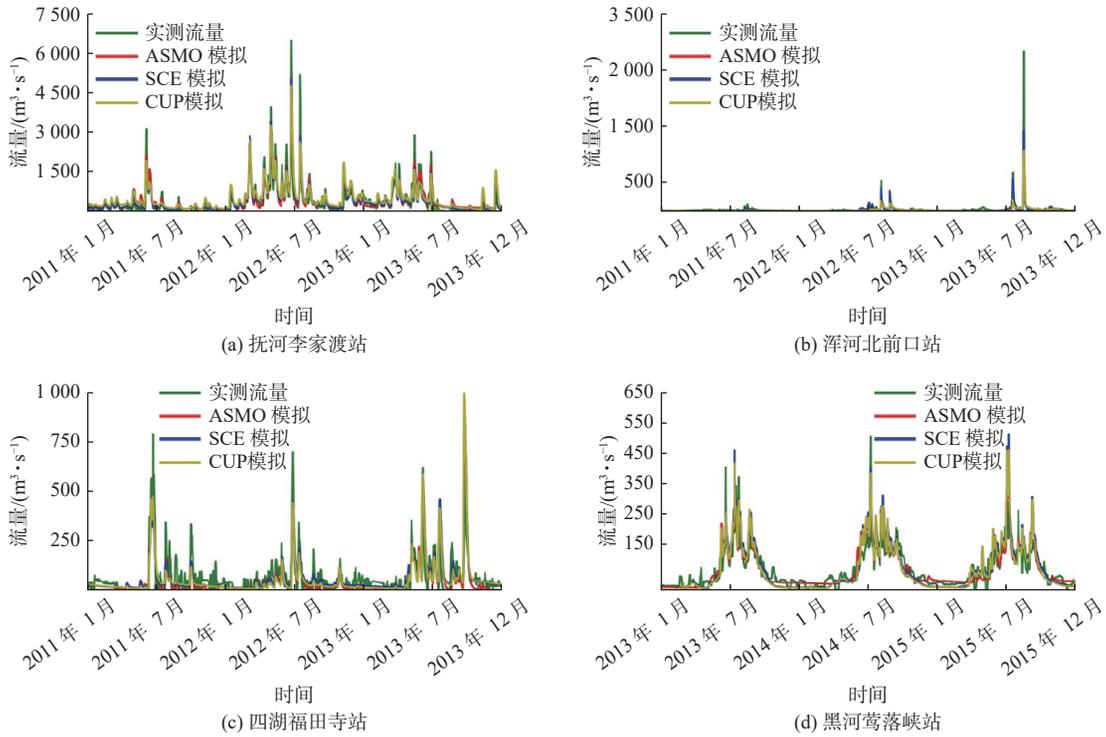


图6 UQ-ASMO、UQ-SCE以及CUP-SUFI-2率定期模拟流量与实测流量对比

Fig. 6 Comparison of simulated streamflow of UQ-ASMO, UQ-SCE and CUP-SUFI-2 and measured streamflow in the calibration period

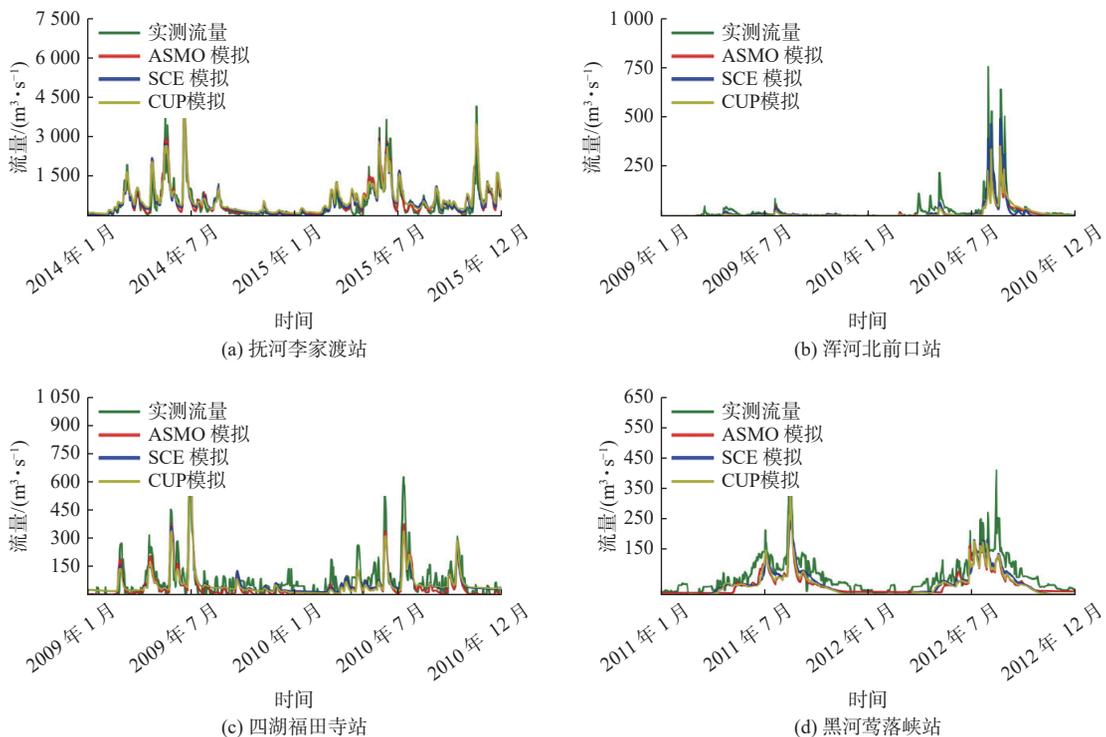


图7 UQ-ASMO、UQ-SCE以及CUP-SUFI-2下验证期模拟流量与实测流量对比

Fig. 7 Comparison of simulated streamflow of UQ-ASMO, UQ-SCE and CUP-SUFI-2 and measured streamflow in the verification period

由表 10 可知:在抚河流域李家渡站验证期的模拟中,UQ-PyL 对小洪水的模拟结果最好,UQ-ASMO 与 UQ-SCE 的 E_{NS} 均达到 0.78, E_{KG} 达到 0.74, 而 CUP-SUFI-2 在第二场小洪水中表现较差,其径流模拟均偏大;UQ-PyL 对大洪水的模拟效果较好,UQ-ASMO 与 UQ-SCE 的 E_{NS} 均达到 0.65, E_{KG} 达到 0.75;UQ-PyL 对中洪水的模拟效果较差,在第一场中洪水中,UQ-ASMO 与 UQ-SCE 的 E_{NS} 能达到

0.54, E_{KG} 达到 0.70,但在第二场中洪水中,3 种方案模拟的 E_{NS} 与 E_{KG} 均不超过 0.3。本文侧重于传统的长时间日径流模拟,对于洪水的模拟则更加推荐使用 UQ-PyL 中的多目标优化算法(如 MO-ASMO 优化算法)。最近,汤岭等^[41]将 MO-ASMO 算法应用于 TOPKAPI 模型在临沂流域洪水模拟的优化中,取得了良好的模拟效果。

表 10 抚河李家渡站验证期部分洪水模拟的 E_{NS} 和 E_{KG} 值

Tab. 10 E_{NS} and E_{KG} of partial simulation in the verification period of Lijiadu Station in Fuhe River

洪水类型	日期	UQ-ASMO		CUP-SUFI-2		UQ-SCE	
		E_{NS}	E_{KG}	E_{NS}	E_{KG}	E_{NS}	E_{KG}
大洪水	2014-06-19—2014-06-25	0.876	0.820	0.949	0.791	0.938	0.858
	2015-06-09—2015-06-17	0.784	0.752	0.538	0.669	0.658	0.754
中洪水	2014-03-07—2014-03-16	0.549	0.720	0.472	0.706	0.561	0.708
	2015-05-10—2015-05-20	0.200	0.183	0.186	0.160	0.257	0.261
小洪水	2014-08-23—2014-08-31	0.790	0.741	0.840	0.683	0.884	0.747
	2015-10-02—2015-10-14	0.847	0.877	0.492	0.618	0.788	0.896

4 结论与展望

本文构建 SWAT 模型与 UQ-PyL 的接口模块,使得 UQ-PyL 中的多种功能如实验设计、替代模型、参数敏感性分析以及参数优化能够方便地用于 SWAT 模型参数不确定性分析。选择我国不同气候条件下的 4 个流域构建 SWAT 模型,通过与 SWAT-CUP 中进行对比,研究基于 UQ-PyL 进行敏感性分析筛选参数的合理性和优化时的计算效率以及准确程度,并验证 UQ-PyL 在不同气候区对于 SWAT 模型的适用性。UQ-PyL 选取 4 种敏感性分析方法(定量方法 Sobol 和定性方法 Morris、MARS、DT)和两种参数优化算法(ASMO 和 SCE 算法),SWAT-CUP 则采用其定性敏感性分析方法和最常用的 SUFI-2 优化算法,结果表明:

在敏感性分析方面,SWAT 模型参数众多,利用 UQ-PyL 能够有效地筛选流域的敏感参数,4 个流域的敏感参数均在 10 个以内。相比于 SWAT-CUP 中的单一敏感性分析方法,UQ-PyL 不仅能对 SWAT 模型参数进行定量敏感性分析(Sobol'方法),其包含的定性敏感性分析方法(MARS、Morris 以及 DT 算法)筛选的敏感参数也更加合理。

在参数优化方面,相比于 SWAT-CUP 中的 SUFI-2 算法,UQ-PyL 不仅能提供计算效率更高的优化算法 ASMO(ASMO 算法在抚河李家渡站中,模拟

231 次 E_{NS} 为 0.822,浑河北前口站模拟 537 次 E_{NS} 为 0.620,四湖福田寺站模拟 271 次 E_{NS} 为 0.628,黑河莺落峡站模拟 441 次 E_{NS} 为 0.738),也能提供准确程度更高的优化算法 SCE(SCE 算法在抚河李家渡站中, E_{NS} 达到 0.836,浑河北前口站 E_{NS} 达到 0.639,四湖福田寺站 E_{NS} 达到 0.635,黑河莺落峡站 E_{NS} 达到 0.759)。

在 4 个流域的应用方面,UQ-PyL 的表现均要好于 SWAT-CUP,其在湿润流域表现最好,在较干的流域表现稍差。

在之后的工作中,团队将进一步针对 SWAT 模型模拟水质、泥沙等其他过程,增加模型可调参数,并在更多流域应用 UQ-PyL 进行 SWAT 模型参数不确定性分析,探究 UQ-PyL 用于 SWAT 模型的适用性,并据此做出相应改进。此外,后期将陆续把团队开发的最新方法加入软件中,也将继续开发软件交互界面、优化代码,并及时将其开源发布在网上,从而为水文领域研究人员提供更加便利、可靠的 SWAT 模型参数不确定性分析平台。

参考文献:

- [1] 张银辉. SWAT模型及其应用研究进展[J]. 地理科学进展, 2005, 24(5): 123-130. DOI: 10.3969/j.issn.1007-6301.2005.05.014.
- [2] ARNOLD J G, MORIASI D N, GASSMAN P W, et al.

- SWAT: Model use, calibration, and validation[J]. *Transactions of the ASABE*, 2012, 55(4): 1491-1508. DOI: 10.13031/2013.42256.
- [3] 董晓华, 方燕琴, 李英海, 等. 基于SWAT模型的淮河上游土地利用变化情景的水文响应研究[J]. *南水北调与水利科技*, 2016, 14(5): 32-40. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2016.05.006.
- [4] 陈鑫, 刘艳丽, 刁艳芳, 等. 基于SWAT模型对气候变化与人类活动影响下径流变化的量化分析[J]. *南水北调与水利科技*, 2019, 17(4): 9-18. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2019.0079.
- [5] 李燕, 梁忠民, 赵卫民, 等. 基于SWAT模型的农业干旱评价方法与应用[J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(1): 7-11. DOI: 10.3724/SP.J.1201.2014.01007.
- [6] GUO H, HU Q, JIANG T. Annual and seasonal streamflow responses to climate and land-cover changes in the Poyang Lake basin, China[J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 355(1-4): 106-122. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2008.03.020.
- [7] 宋晓猛, 张建云, 占车生, 等. 水文模型参数敏感性分析方法评述[J]. *水利水电科技进展*, 2015, 35(6): 105-112. DOI: 10.3880/j.issn.1006-7647.2015.06.020.
- [8] RAZAVI S, JAKEMAN A, SALTELLI A, et al. The future of sensitivity analysis: An essential discipline for systems modeling and policy support[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2021, 137: 104954. DOI: 10.1016/j.envsoft.2020.104954.
- [9] MORRIS M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. *Technometrics*, 1991, 33(2): 161-174. DOI: 10.1080/00401706.1991.10484804.
- [10] JEROME H F. Multivariate Adaptive regression splines[J]. *Annals of Statistics*, 1991, 19(1): 1-67.
- [11] PI H, PETERSON, CARSTEN. Finding the embedding dimension and variable dependencies in time series[J]. *Neural Computation*, 1994, 16(3): 509-520. DOI: 10.1162/neco.1994.6.3.509.
- [12] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2001, 55(1-3): 271-280. DOI: 10.1016/S0378-4754(00)00270-6.
- [13] TISSOT J Y, PRIEUR C. Bias correction for the estimation of sensitivity indices based on random balance designs[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2012, 107: 205-213. DOI: 10.1016/j.res.2012.06.010.
- [14] GAN Y J, DUAN Q Y, GONG W, et al. A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 51: 269-285. DOI: 10.1016/j.envsoft.2013.09.031.
- [15] GOU J, MIAO C, DUAN Q, et al. Sensitivity analysis - based automatic parameter calibration of the VIC model for streamflow simulations over China[J]. *Water Resources Research*, 2020, 56(1): e2019WR025968. DOI: 10.1029/2019WR025968.
- [16] LI J D, DUAN Q Y, GONG W, et al. Assessing parameter importance of the Common Land Model based on qualitative and quantitative sensitivity analysis[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(8): 3279-3293. DOI: 10.5194/hess-17-3279-2013.
- [17] CHEN L, CHEN S B, LI S, et al. Temporal and spatial scaling effects of parameter sensitivity in relation to non-point source pollution simulation. *Journal of Hydrology*, 2019, 571: 36-49. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.01.045.
- [18] KOO H, CHEN M, JACKMAN A J, et al. A global sensitivity analysis approach for identifying critical sources of uncertainty in non-identifiable, spatially distributed environmental models: A holistic analysis applied to SWAT for input datasets and model parameters[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2020, 127: 104676. DOI: 10.1016/j.envsoft.2020.104676.
- [19] WANG Q J. The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall - runoff models[J]. *Water Resources Research*, 1991, 27(9): 2467-2471. DOI: 10.1029/91WR01305.
- [20] ABBASPOUR K C. SWAT calibration and uncertainty programs[J]. *A User Manual*, 2015, 103: 17-66.
- [21] WANG C, DUAN Q, GONG W, et al. An evaluation of adaptive surrogate modeling based optimization with two benchmark problems[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 60(C): 167-179. DOI: 10.1016/j.envsoft.2014.05.026.
- [22] GONG W, DUAN Q, LI J, et al. Multi-objective parameter optimization of common land model using adaptive surrogate modeling[J]. *Hydrology & Earth System Sciences*, 2015, 19(5): 2409-2425. DOI: 10.5194/hess-19-2409-2015.
- [23] SUN R, DUAN Q, MAO X. multi-objective adaptive surrogate modelling-based optimization algorithm for constrained hybrid problems[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2022, 148(C): 105272. DOI: 10.1016/j.envsoft.2021.105272.
- [24] GONG W, DUAN Q. An adaptive surrogate modeling-based sampling strategy for parameter optimization and distribution estimation (ASMO-PODE)[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2017, 95: 61-

75. DOI: [10.1016/j.envsoft.2017.05.005](https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.05.005).
- [25] YANG J, REICHERT P, ABBASPOUR K, et al. Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe basin in China[J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 358(1-2): 1-23. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2008.05.012](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.05.012).
- [26] 李倩楠, 张静, 宫辉力. 基于SWAT模型多站点不确定性评价方法的比较[J]. *人民黄河*, 2017, 39(1): 24-29. DOI: [10.3969/j.issn.1000-1379.2017.01.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1379.2017.01.007).
- [27] 瞿思敏, 杨庆一, 郑何声园, 等. 系统微分响应参数率定方法在SWAT模型中的应用[J/OL]. *水资源保护*. URL: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1356.TV.20220307.1348.002.html>.
- [28] WANG C, DUAN Q, GONG W, et al. A GUI platform for uncertainty quantification of complex dynamical models[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 76: 1-12.
- [29] QUAN J, DI Z, DUAN Q, et al. An evaluation of parametric sensitivities of different meteorological variables simulated by the WRF model[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(700): 2925-2934. DOI: [10.1002/qj.2885](https://doi.org/10.1002/qj.2885).
- [30] WANG C, QIAN Y, HUANG M, et al. Assessing the sensitivity of land-atmosphere coupling strength to boundary and surface layer parameters in the WRF model over Amazon[J]. *Atmospheric Research*, 2020, 234: 104738. DOI: [10.1016/j.atmosres.2019.104738](https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104738).
- [31] SHI Y, GONG W, CHARLES J, et al. How parameter specification of an earth system model of intermediate complexity influences its climate simulations[J]. *Progress in Earth and Planetary Science*, 2019, 6(1): 1-18. DOI: [10.1186/s40645-019-0294-x](https://doi.org/10.1186/s40645-019-0294-x).
- [32] WILLIAMS J, SRINIVASAN R, ARNOLD J, et al. Soil & water assessment tool: Input/output documentation version 2012[M]. Texas: Texas Water Resources Institute, 2013.
- [33] YANG J, REICHERT P, ABBASPOUR K, et al. Hydrological modelling of the Chaohe basin in China: Statistical model formulation and Bayesian inference[J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 340: 167-182. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2007.04.006](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.04.006).
- [34] TOLSON BA, SHOEMAKER CA. Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration[J]. *Water Resources Research*, 2018, 44(12): W12604. DOI: [10.1029/2008WR006862](https://doi.org/10.1029/2008WR006862).
- [35] ABBASPOUR K, YANG J, MAXIMOV L. Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT[J]. *Journal of Hydrology*, 2006, 333(2): 413-430. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2006.09.014](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.09.014).
- [36] GUPTA H, KLING H, YILMAZ K, et al. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling[J]. *Journal of Hydrology*, 2009, 377(1-2): 80-91. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2009.08.003](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003).
- [37] TANG Y, REED P, WAGENER T, et al. Comparing sensitivity analysis methods to advance lumped watershed model identification and evaluation[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2007, 11(2): 793-817. DOI: [10.5194/hess-11-793-2007](https://doi.org/10.5194/hess-11-793-2007).
- [38] MENG X, WANG H, CHEN J. Profound impacts of the China Meteorological Assimilation Dataset for SWAT model (CMADS)[J]. *Water*, 2019, 11(4): 832. DOI: [10.3390/w11040832](https://doi.org/10.3390/w11040832).
- [39] 李剑铎, 段青云, 戴永久, 等. CoLM模拟土壤温度和湿度最敏感参数的研究[J]. *大气科学*, 2013, 37(4): 841-851. DOI: [10.3878/j.issn.1006-9895.2012.12046](https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2012.12046).
- [40] LI M, DI Z, DUAN Q. Effect of sensitivity analysis on parameter optimization: Case study based on streamflow simulations using the SWAT model in China[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 603: 126896. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2021.126896](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126896).
- [41] 汤岭, 王海军, 李致家, 等. 代理模型参数率定方法在TOPKAPI模型中的应用[J/OL]. *河海大学学报(自然科学版)*. URL: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1117.TV.20221121.1715.004.html>.

Comprehensive evaluation of parameter uncertainty analysis of SWAT model based on UQ-PyL

XIAO Yu^{1,2,3}, SUN Ruochen^{1,2,3}, WANG Chen⁴, DUAN Qingyun^{1,2,3}

(1. State Key Laboratory of Hydrology - Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. China Meteorological Administration Hydro-Meteorology Key Laboratory, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. South China Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510650, China)

Abstract: The SWAT model is a widely used hydrological model that offers a range of simulation capabilities.

However, it is well-established that the accuracy of model simulations is heavily dependent on the proper specification of SWAT model parameters. While the official SWAT-CUP software is widely used for parameter uncertainty quantification of SWAT model, it has several limitations. For example, it relies on simple sensitivity analysis methods, lacks flexibility in terms of additional options, and its parameter optimization methods are computationally inefficient. Furthermore, as a closed-source software, SWAT-CUP can only be used on the Windows platform, which hampers the applicability of the SWAT model and may compromise simulation results. To overcome these issues, the Uncertainty Quantification Python Laboratory (UQ-PyL) platform, which offers a comprehensive toolset for parameter uncertainty analysis. In addition, a new module has been developed to couple UQ-PyL with the SWAT model, providing a user-friendly and efficient way to perform parameter uncertainty analysis using various algorithms offered by UQ-PyL.

To assess the efficacy of UQ-PyL in analyzing parameter uncertainty of SWAT models, four distinct SWAT models across different watersheds in China were constructed, each subjected to varying climatic conditions. The results of parameter uncertainty analysis were comprehensively evaluated by comparing UQ-PyL with SWAT-CUP. In terms of sensitivity analysis, four different methods (Morris, MARS, DT, and Sobol') in UQ-PyL, and qualitative sensitivity analysis in SWAT-CUP were employed to analyze model parameters. The selection of sensitive parameters between UQ-PyL and SWAT-CUP was compared in terms of rationality, by the Sobol' method as a reference to test the validity of the results from the four qualitative methods of sensitivity analysis. Additionally, the SCE-UA algorithm was used to optimize the sensitive parameter groups selected by UQ-PyL and SWAT-CUP separately, and the final converged objective function values was compared, thereby indirectly validating the appropriateness of the selected sensitive parameters by both software tools. Regarding optimization effectiveness, the sensitive parameters using ASMO, SCE-UA of UQ-PyL, and SUFI-2, which is the most widely used algorithm in SWAT-CUP. The computational efficiency and accuracy of different optimization algorithms were compared by evaluating the number of runs required for the final objective function to converge, and the value of the objective function when it converged. Moreover, the applicability of UQ-PyL in watersheds with different climate zones was further validated.

The findings reveal that, among the four sensitivity analysis techniques, MARS exhibits the strongest performance, followed by Morris, DT and the SWAT-CUP sensitivity analysis method. Moreover, when utilizing the SCE-UA optimization algorithm to optimize the sensitive parameters identified by UQ-PyL and SWAT-CUP, the optimization outcomes of the UQ-PyL parameter group are relatively superior to those of the SWAT-CUP parameter group across the four watersheds. In terms of parameter optimization, the ASMO optimization algorithm in UQ-PyL demonstrates a higher level of computing efficiency, while the SCE-UA optimization algorithm yields greater accuracy compared to the SUFI-2 algorithm. Additionally, when optimizing independent processes, UQ-PyL solutions offer higher efficiency and accuracy compared to SWAT-CUP solutions. Moreover, UQ-PyL outperformed SWAT-CUP in terms of overall performance across the four watersheds, indicating its robustness.

In summary, compared to the single sensitivity analysis method in SWAT-CUP, UQ-PyL offers both quantitative sensitivity analysis using the Sobol' algorithm, as well as qualitative sensitivity analysis using the MARS, Morris, and DT algorithms. This enables a more comprehensive and reasonable screening of sensitive parameters. In terms of parameter optimization, UQ-PyL outperforms the SUFI-2 algorithm in SWAT-CUP by providing two optimization algorithms with better computational efficiency (ASMO) and higher accuracy (SCE-UA). In the four watersheds, UQ-PyL demonstrated superior performance to SWAT-CUP, with the best results observed in humid watersheds and slightly lower performance in drier watersheds.

Key words: SWAT model; sensitivity analysis; parameter optimization; UQ-PyL; SWAT-CUP