

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20200337

无资料中小流域水文模型的参数移植与数据同化

麦合木提·图达吉¹, 胡智丹², 胡宏昌¹, 周国良², 田富强¹

(1.清华大学 水利水电工程系, 北京 100084; 2.水利部信息中心, 北京 100053)

摘 要:利用一种分布式水文模型参数的并行优化算法, 获取北江流域新安江模型参数的分布情况, 得出了蓄水容量曲线指数与流域面积的指数型回归方程, 并应用到无资料流域。针对有高时间分辨率的气象数据, 但没有相对应水文参数的流域, 研究了水文参数在不同时间尺度上的转换方法, 提高了流域低时间尺度上的预报精度。通过集合卡尔曼滤波, 利用逐日实测径流数据实现了对低时间尺度径流预报结果和水文参数的实时校正, 有效提高了水文模型的短期预报精度。上述方法在珠江支流的北江流域得到了验证和应用, 对其它无资料流域的水文预报有一定借鉴意义。

关键词:无资料流域; 并行优化; 参数移植; 时间尺度转换; 数据同化

中图分类号:P338

文献标识码:A

文章编号:1000-0852(2021)05-0032-06

0 引言

水文预报依赖于气象数据、地形数据、径流数据等多种资料。目前仍然有很多中小流域缺乏实测水文数据, 这就意味着这些中小流域的水文参数无法通过率定的方法直接得到。这是中小流域水文模拟和预报中的一个难点。参数移植是解决无资料流域水文预报问题的方法之一^[1], 即根据某种标准, 将参证流域的参数移植到无资料流域, 实现无资料流域的水文预报。

水文模型作为描述流域水文状态在不同空间和时间尺度上变化规律的研究工具, 除了空间尺度特征外, 还具有一定的时间尺度特征^[2]。尤其是在中小流域, 从发生大降水到形成洪水, 往往是在几小时内发生, 因此在中小流域低时间尺度的水文模拟和预报更具有实际意义。随着技术的发展, 可利用卫星遥感、数据融合等多种途径和方法^[3]获取到时间步长更小、分辨率更高的气象数据, 但水文资料却比较匮乏, 如果流域已有的水文参数仅适用于时间步长较大的情况, 需要对参数进行不同时间尺度下的转换^[4]。盛晟等人以福建闽江建溪流域为研究对象, 开展了不同时空尺度下新安江模型参数敏感性分析^[5]。

模型参数的不确定性是模型预报误差的来源之一。水文模型参数一旦利用长时间序列的实测资料率定之后, 一般不会再改变, 然而, 部分参数是时变的^[6]。集合卡尔曼滤波是一种顺序同化方法, 该方法在模型运行过程中融入实测数据, 对模型计算结果和模型参数进行实时校正^[7], 降低模型参数与预报值的不确定性, 减小误差的累积, 这尤其对提高中小流域短期预报精度有重要意义。岳延兵等人通过对集合卡尔曼滤波与神经网络模型的河道洪水预报技术的研究, 发现应用集合卡尔曼滤波技术优于单独使用神经网络的预报效果^[8]。

本文提出一种针对分布式水文模型参数的嵌套式并行优化算法, 提高参数优化效率, 获取研究流域内新安江模型参数分布情况; 利用回归分析法研究模型参数在不同流域和时间尺度上的移植和转换方法; 通过集合卡尔曼滤波, 实现对模型预报值和敏感参数的实时校正, 以提高中小流域的短期径流预报精度, 并讨论不同同化周期对预报精度的影响。

1 数据与方法

1.1 研究流域与数据

研究区域为珠江流域的北江(见图1), 属亚热带

收稿日期: 2020-08-24

基金项目: 国家重点研发计划课题“中小河流精细与智能实用预报模型及参数地理规律”(2018YFC1508103); 广东省水利科技创新项目(2020-12)

作者简介: 麦合木提·图达吉(1995—), 男, 维吾尔族, 新疆伽师县人, 研究生, 主要研究方向为水文水资源。E-mail: mhmtdj18@mails.tsinghua.edu.cn

通信作者: 田富强(1975—), 男, 河南叶县人, 教授, 主要研究方向为水文水资源。E-mail: tianfq@mail.tsinghua.edu.cn

季风气候,春季多阴雨,夏季高温湿热,水气含量大,暴雨比较集中;秋季则常有台风雨;冬季一般低温,雨量较少。地势起伏较大,洪水涨退过程都比较快^[12]。

收集了该流域 2018 年的逐小时降雨、潜在蒸发资料,以及赤溪(四)、滙江、凤凰山、黄麝塘(二)、大庙峡、珠坑、长湖水库(坝下二)、梨市(二)、飞来峡、石角等 10 个水文站的逐小时径流资料,数据来源为广东省水文局。

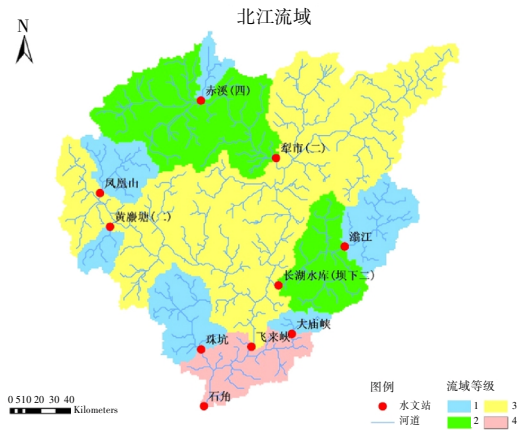


图1 研究流域
Fig.1 The study area

1.2 参数优化

本文中水文模型采用新安江模型^[9]及马斯京根法^[10]。针对多个区域的水文参数进行率定,加大了计算量,当模型比较复杂、流域较大或时间序列较长时,率定工作非常耗时,时间成本较高等问题,本文提出了基于水文站点分块分级的高效参数优化方法,通过并行的方式提高优化效率。其基本原理为:(1)基于实测站点将流域分块;(2)根据各站点上下游关系,对流域重新分级,上游没有其他观测站的流域被划分为 1 级,上游所含流域等级最高为 1 级的流域被划分为 2 级,以此类推,即:无上下游关系、相互独立的流域被分为同一级;(3)同级流域并行率定。采用 ϵ -NSGAI 优化算法^[11]作为模型参数的基本优化算法;(4)某级流域内的各个子块都完成率定之后,以率定后的最优参数运行模型,模拟结果作为下一级流域的输入。

构成“控制程序——参数优化算法——水文模型”依次调用、同级并行的参数优化框架,可实现分布式水文模型参数的高效优化。

1.3 参数移植

目前常用的参数移植方法有距离相近法、属性相

似法和回归分析法等^[12]。本文主要采用参数回归分析法,其核心是在有资料流域建立流域属性和水文参数之间的回归方程,从而推算无资料地区的水文模型参数。回归分析法不仅考虑了流域特性与水文参数之间的关系,更着眼于建立二者之间的回归方程,进而实现对无资料流域的参数移植和水文预报。

1.4 数据同化

数据同化技术是降低数值预报结果不确定性的有效方法^[13]。1994 年,Evensen 提出集合卡尔曼滤波(EnKF)^[14]。集合卡尔曼滤波是一种蒙特卡洛式的方法,它用集合统计来估计背景误差协方差矩阵及分析误差协方差矩阵,从而避免了扩展卡尔曼滤波的线性化和伴随方程问题。其基本步骤为:

(1)集合初始化:

$$X_{t,i} = X_t + \delta_{t,i} \quad \delta_{t,i} \sim N(0, S) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: X_t 为模型在 t 时刻的状态量; $\delta_{t,i}$ 为均值为 0; 方差为 S 的白噪声; n 为集合数目。

(2)预报:

$$X_{t+1,i}^m = \phi(X_{t,i}^a) + \varepsilon_{t,i} \quad \varepsilon_{t,i} \sim N(0, Q) \quad (2)$$

式中: ϕ 为预报模式; $X_{t+1,i}^m$ 为预报结果; $\varepsilon_{t,i}$ 为模型噪声序列。

(3)更新:

$$P_{t+1}^m = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_{t+1,i}^m - \overline{X_{t+1}^m})(X_{t+1,i}^m - \overline{X_{t+1}^m})^T \quad (3)$$

$$K_{t+1} = P_{t+1}^m H^T (H P_{t+1}^m H^T - R)^{-1} \quad (4)$$

$$X_{t+1,i}^a = X_{t+1,i}^m + K(Z_{t+1,i} - H Z_{t+1,i}^m) \quad (5)$$

式中: P_{t+1}^m 为背景协方差矩阵; R 为观测序列的方差矩阵; H 为观测算子; K 为卡尔曼增益矩阵; $X_{t+1,i}^m$ 为同化后的分析值。

2 结果与分析

2.1 参数优化

按 1.2 节中流域分级的方法,基于 10 个水文站上下游关系,对该研究流域进行分块分级,结果见图 1。

完成分级后,用嵌套式并行优化算法对研究流域参数进行自动优化。以 10 个水文站为参证站和以流域出口(石角)为参证站的率定对比结果见表 1。结果表明,嵌套式并行优化方法有效提高流域的整体水文模拟效果。除此之外,通过该步骤可获得水文模型参数在该流域的空间分布,以便进一步研究参数移植方法。

表1 以流域出口(石角)为参证站与以10个水文站为参证站的
嵌套式优化方法模拟结果比较

Table1 Comparison between the simulation results of one
station (exit) and parallel optimization based on 10 stations

流域出口 水文站	Nash 效率系数	
	仅以流域出口(石角) 为参证站	以 10 个水文站为参证站 (嵌套式并行优化算法)
赤溪(四)	0.69	0.81
滙江	0.78	0.90
凤凰山	0.68	0.78
黄麋塘(二)	0.74	0.91
大庙峡	0.79	0.89
珠坑	0.56	0.69
长湖水库(坝下二)	0.71	0.83
梨市(二)	0.62	0.71
飞来峡	0.71	0.77
石角	0.78	0.84

2.2 参数敏感性分析

选择在本研究中模拟结果较好($NSE=0.90$)的滙江流域作为研究流域,在它最优参数的基础上,依次改变每个参数(以 0.1 为梯度依次乘以 0.5~1.5 中的系数),观察参数改变之后模型结果在洪水期的纳什效率系数的变化率(见图 2)。(图中的数值为纳什效率系数的变化率,内容为空部分为该参数已经超过合理范围,模型无法正常运行)。

	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5
Kc	-0.0718	-0.0529	-0.0340	-0.0175	-0.0048	0.0000	-0.0060	-0.0246	-0.0566	-0.1031	-0.1634
C	0.0003	0.0003	0.0003	0.0003	0.0001	0.0000	-0.0001	-0.0003	-0.0005	-0.0009	-0.0013
WM	-0.0094	-0.0091	-0.0090	-0.0090	-0.0090	0.0000	0.0000	0.0000	-0.0001	-0.0003	-0.0004
WLM	-0.0720	-0.0530	-0.0304	-0.0153	-0.0079	0.0000	-0.0003	-0.0064	-0.0153	-0.0290	-0.0377
WUM	-0.1124	-0.0622	-0.0281	-0.0073	-0.0013	0.0000	-0.0094	-0.0252	-0.0462	-0.0717	-0.1006
B	-0.2376	-0.1308	-0.0664	-0.0290	-0.0088	0.0000	0.0014	-0.0022	-0.0092	-0.0179	-0.0275
SW	-0.0583	-0.0448	-0.0226	-0.0091	-0.0021	0.0000	-0.0017	-0.0069	-0.0123	-0.0203	-0.0294
ET	-0.0042	-0.0026	-0.0016	-0.0008	-0.0003	0.0000	0.0001	0.0003	0.0003	0.0003	0.0001
KSS	-0.0920	-0.0498	-0.0117	-0.0028	0.0010	0.0000	-0.0019	-0.0045	-0.0075	-0.0109	-0.0145
KG	-0.0006	-0.0004	-0.0003	-0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-0.0001	-0.0003	-0.0005
KKS	-0.1282	-0.0720	-0.0334	-0.0096	0.0012	0.0000	-0.0125	-0.0361	-0.0709	-0.1169	-0.1742
KKSS	-0.1543	-0.1168	-0.0805	-0.0462	-0.0168	0.0000	-0.1855	-0.0361	-0.0709	-0.1169	-0.1742
KKG	-0.2253	-0.1723	-0.1196	-0.0685	-0.0231	0.0000					
CI	-0.13934	-0.11928	-0.09631	-0.05957	-0.03796	0.0000	-0.00684	-0.00587	-0.01063	-0.01075	-0.01576
C2	-0.0967	-0.08111	-0.06336	-0.04419	-0.02662	0.0000	-0.00415	-0.00782	-0.01026	-0.01271	-0.01882

图 2 参数敏感性分析

Fig.2 Parameter sensitivity analysis

Kc 和 WM 与流域的水文属性关系较大,而本文研究流域区域跨度较小,在年均降水量、蒸发量和土壤干旱程度等方面没有太大差异,因此本文将重点对蓄水容量曲线指数 B 和出流系数、消退系数等参数进行讨论,通过回归分析法分别探究它们在不同流域和不同计算时间步长下的移植与校正方法。

2.3 蓄水容量曲线指数的移植

流域蓄水容量曲线指数 B 代表张力水蓄水条件

的不均匀性,一般来说,流域面积越大,各种地形地质配置越多样,下垫面条件越复杂,因此在一般情况下流域蓄水容量曲线指数与流域面积有关。研究流域的水文参数已通过嵌套式并行优化方法得到。综合考虑流域面积和模拟效果情况,取赤溪(四)、滙江、凤凰山、大庙峡、长湖水库(坝下二)、飞来峡、珠坑等 7 个水文站上游流域作为参证流域,对流域蓄水容量曲线指数与流域面积之间的关系进行分析,得出二者之间的回归关系见图 3。

将黄麋塘(二)、梨市(二)和石角 3 个水文站上游流域作为验证流域,通过距离相近法直接移植最近流域的水文参数,然后又根据图 3 中回归关系校正蓄水容量曲线指数。将两种方法的移植效果进行对比,结果见表 2。

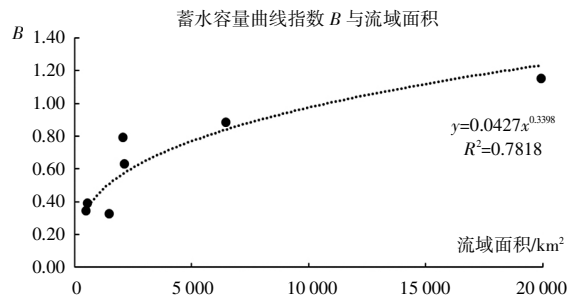


图 3 蓄水容量曲线指数 B 与流域面积之间的回归关系

Fig.3 Regression relationship between water storage capacity curve
index B and catchment area

表2 距离相近法与回归移植法移植蓄水容量曲线指数

Table2 Comparison of transferring water storage capacity curve
index by proximity method and regression transplantation method

NSE	距离相近法	回归移植法	实测资料率定
黄麋塘(二)	0.72	0.78	0.91
梨市(二)	0.55	0.59	0.71
石角	0.71	0.76	0.84

2.4 不同时间尺度下水文参数的移植

新安江模型中,自由水线性水库出流系数(KSS 、 KG)、径流消退系数(KKS 、 $KKSS$ 、 KKG)表征时刻初和时刻末状态量之间的比值关系,因此对时间步长比较敏感。不同计算步长 t 与 T 对应的消退系数与出流系数可通过理论公式(6)~(8)进行修正^[15]。

$$KKN=KK^{\frac{t}{T}} \quad (6)$$

$$KSSN+KGN=1-(1-(KSS+KG))^{\frac{t}{T}}$$

(7)

$$\frac{KSSN}{KGN}=\frac{KSS}{KG}$$

(8)

式中: KKN 、 $KSSN$ 、 KGN 为计算步长 t 时刻消退系数与出流系数。

马斯京根法中,马斯京根参数 C_1 、 C_2 和 C_3 分别代表计算时段初上游来流量、时段末上游来流量、时段初下游出流量在时段末下游出流量中的权重,因此对时间步长比较敏感。

通过滄江上游流域 2018 年逐小时的降雨、蒸发和径流资料进行数据处理,得到时间步长为 1h、2h、4h、6h、12h、24h 的数据。通过 24h 气象数据和径流数据,率定得到 24h 尺度相应的模型参数。保持其它参数不变,利用理论关系将出流系数以及消退系数修正到 1h、2h、4h、6h、12h 尺度;然后利用 1h、2h、4h、6h、12h 尺度气象数据驱动模型并利用对应尺度径流资料分别对 1h、2h、4h、6h、12h 尺度下的马斯京根系数进行率定,率定结果见表 3。结果表明,在保持其它参数不变的情况下,经过对产流参数和马斯京根系数的修正,在不同时间尺度下均能得到较好的模拟效果。不同时间

表3 不同时间尺度下马斯京根系数取值及模拟结果

Table3 The values of Muskingum coefficients and the simulation results under different time scales

气象数据 时间尺度	C_1	C_2	径流模拟结果 NSE	
			各自对应尺度	日尺度
1h	0.2489	0.1282	0.8231	0.9235
2h	0.2499	0.2601	0.8324	0.9187
4h	0.2266	0.5044	0.8674	0.9134
6h	0.2010	0.6030	0.8977	0.9086
12h	0.1192	0.7443	0.8713	0.8973
24h	0.0658	0.8742	0.8517	0.8517

注:“日尺度”一栏是指将各时间尺度上的径流模拟结果转化为日平均径流量后的 NSE 值

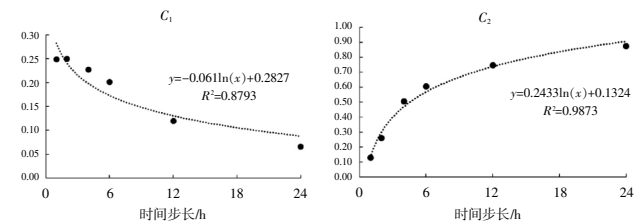


图4 不同时间尺度下的马斯京根系数率定结果

Fig.4 The calibration results of Muskingum coefficients under different time scales

尺度下的马斯京根系数率定结果见图 4。

由马斯京根演算式中, C_2 是河段出口流量中该计算时刻上游入口流量所占权重,随着时间步长的增大,河段上游径流更能在该时间步长内传播到河段出口,因此出口流量中该时刻入流量的比重会相应增大,时刻初入流量所占比重相应减小。 C_1+C_2 是河段出口流量中,在该时间步长内区间入流(该子流域产流量)所占权重,随着时间步长的增大,子流域产流量更能在该时间步长内汇到河道出口,因此 C_1+C_2 增大。

利用图 4 中回归方程求出 3h 和 8h 时间尺度上的马斯京根系数,并分别利用 3h 和 8h 时间尺度的气象资料驱动模型,验证回归方程。结果见表 4。

2.5 模拟结果与模型参数的实时校正

根据 Cunge 给出的 K 和 X 与水动力学方法中河道参数的关系^[16], K 与河道内流速有关, X 还和流量大小有关,因此马斯京根系数应该是时变的。若能通过实测径流数据及时校正马斯京根系数,则对提高模型预报能力有积极意义。

选择滄江上游流域作为研究流域,假设产流参数已知(由时间步长为 24h 时的参数通过参数移植和尺度转换方法得到),而马斯京根参数未知。假定马斯京根参数 C_1 、 C_2 为较小的值(用以模拟参数的不确定性),利用 2018 年 6 月 4 日 6 时~2018 年 6 月 20 日 18 时的洪水的逐小时实测径流数据,通过集合卡尔曼滤波校正马斯京根参数,并利用 7 月 30 日~9 月 6 日

表4 马斯京根系数修正前后3h、8h尺度下模拟结果

Table4 The simulation results before and after correction of Muskingum coefficients under 3h and 8h scale

时间尺度	修正前模拟结果 NSE		修正后模拟结果 NSE	
	各自对应尺度	日尺度	各自对应尺度	日尺度
3h	0.7142	0.8229	0.8354	0.9165
8h	0.8179	0.8748	0.8725	0.9103

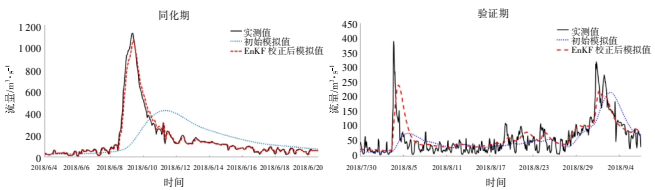


图5 通过集合卡尔曼滤波校正模型参数结果

Fig.5 Simulation results after correcting model parameters by Ensemble Kalman Filter

(包含两场洪水及中间的枯水期)的模拟结果与实测结果验证马斯京根系数的校正效果(见图 5)。结果表明,在同化期,EnKF 同化后水文预报精度明显由于同化前;在验证期,经过 EnKF 校正参数后的参数下的模拟效果($NSE=0.52$)也明显优于原来的初始参数下的模拟效果($NSE=0.06$)。

现研究不同同化周期对同化结果的影响。用滙江上游流域逐小时气象数据驱动模型,预热期(120d)后,每 1h、2h、3h、4h、6h、8h、12h、24h、48h、72h 和 96h 向模型输入实测值,通过集合卡尔曼滤波对逐小时径流预报结果进行同化,同化的变量包括流域出口流量和马斯京根系数 C_1 及 C_2 ,集合数目为 1000。在整个同化期(5月 1 日~12 月 31 日)的同化结果 NSE 值见图 6。

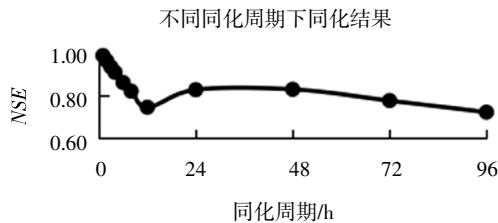


图 6 不同同化周期下同化结果 NSE 值

Fig.6 Assimilation results(NSE values) under different assimilation periods

6 月 7 日~13 日的典型洪水过程在不同同化周期下同化结果见图 7。当同化周期在 1~12h 时,随着同化周期的增加,模拟效果逐渐降低。这是因为 EnKF 算法作为一种自适应算法,对输入的观测数据的依赖性较强,观测数据(即上一时刻径流量)所对应的权重(C_3)会偏大,从而导致 C_1 、 C_2 偏小,因此当同化周期超过预报期后,预报精度会有所下降;当同化周期由 12h 增大到 24h 时,同化算法对输入的观测数据的依赖性降低(C_3 较小),相对来说模型参数更接近率定值,预报精度有所提升(见表 5)。随着同化周期的继续增大,模型可利用的实测径流资料减少,模型运行时初值的精度相对较低,因此预报精度也会相应降低。对于计算步长

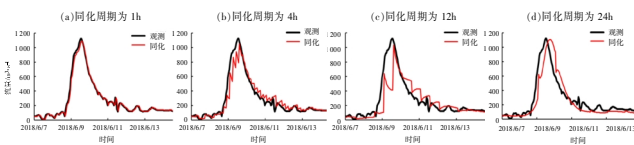


图 7 不同同化周期对洪水预报结果的影响

Fig.7 Comparison of various assimilation results under different assimilation periods

表5 不同同化周期下马斯京根系数

Table5 The value of Muskingum coefficient under different assimilation periods

	初始值	不同同化周期下的参数值(平均值)				率定值
		1h	4h	12h	24h	
C_1	0.100	0.009	0.014	0.031	0.051	0.249
C_2	0.100	0.027	0.088	0.125	0.227	0.128
C_3	0.800	0.964	0.898	0.843	0.722	0.623

为 1h 的水文预报和同化过程,当条件有限,无法提供高频率的实测径流数据时,同化周期为 24h 或 48h 是比较合理的选择。

3 结论

本文提出了一种针对分布式水文模型参数的嵌套式并行参数优化方法。经验证,该参数优化能够有效提高参数优化效率和流域的整体水文模拟效果。利用北江流域参数集,得到了新安江模型中蓄水容量曲线指数与流域面积之间的指数型回归方程,并利用该方法将参数移植到无资料流域,提高了无资料流域水文模拟精度,并且该方法优于距离相近法。出流系数、消退系数与马斯京根系数等与流域调蓄功能有关的参数对时间尺度比较敏感,在保持其它产流参数不变的情况下,可通过对出流系数、消退系数和马斯京根系数进行修正,提高在不同尺度上的水文预报精度。通过集合卡尔曼滤波,利用逐日径流数据对水文预报结果和马斯京根参数进行实时校正,有效提高了逐小时水文预报精度。分析了不同同化周期对水文预报同化效果的影响,对于计算步长为 1h 的水文预报和同化过程,当条件有限,无法提供高频率的实测径流数据时,同化周期为 24h 或 48h 是比较合理的选择。

由于资料有限,研究流域空间跨度较小,因此本文在参数移植方面着重研究了蓄水容量曲线指数这一个参数与流域面积之间的回归关系。在空间跨度更大的流域开展多个参数与多个属性之间的多元回归关系,将是下一步进行的工作,需要后续深入研究。

参考文献:

- [1] Gitau M W, Indrajeet C. Regionalization of SWAT model parameters for use in ungauged watersheds [J]. Water, 2010,2(4).
- [2] 朱吉生, 黄诗峰, 李纪人, 等. 水文模型尺度问题的若干探讨[J].

- 人民黄河, 2015,37(5):31–37. (ZHU Jisheng, HUANG Shifeng, LI Jiren, et al. Some scale issues in hydrological modes [J]. Yellow River, 2015,37(5):31–37. (in Chinese))
- [3] Federico C. A review of data fusion techniques [J]. Scientific World Journal, 2013, 2013:704504.
- [4] 戚晓明. 水文模型的尺度性探讨[J]. 人民黄河, 2008(8):38–40. (QI Xiaoming. Approach to dimensionality of hydrologic model [J]. Yellow River, 2008(8):38–40. (in Chinese))
- [5] 盛晟, 陈华, 林康聆, 等. 不同时空尺度下新安江模型参数敏感性分析[J]. 水资源研究, 2018,7(6):541–550. (SHENG Sheng, CHEN Hua, LIN Kangling, et al. Parameters sensitivity analysis of the Xin'anjiang model under different temporal and spatial scales [J]. Journal of Water Resources Research, 2018,7(6):541–550. (in Chinese))
- [6] Merz R, Parajka J, Bloeschl G. Time stability of catchment model parameters: Implications for climate impact analyses [J]. Water Resources Research, 2011,47(2):2144–2150.
- [7] Bannister R N. A review of operational methods of variational and ensemble - variational data assimilation [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2017,143(703): 607–633.
- [8] 岳延兵, 李致家, 范敏. 集合卡尔曼滤波与神经网络融合的洪水预报研究[J]. 水力发电学报, 2014,33(1):23–28. (YUE Yanbing, LI Zhijia, FAN Min. Study of flood forecasting by ensemble Kalman filtering and neural network [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014,33(1):23–28. (in Chinese))
- [9] 赵人俊. 流域水文模拟——新安江模型与陕北模型[M]. 北京:水利电力出版社, 1984. (ZHAO Renjun. Hydrological Model—Xin'anjiang Model and Shanbei Model [M]. Beijing: China Water & Power Press, 1984. (in Chinese))
- [10] McCarthy, G T. Unit Hydrograph and Flood Routing [C]. Conference of North Atlantic Division, 1939.
- [11] Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002,6(2):182–197.
- [12] 程艳, 敖天其, 黎小东, 等. 基于参数移植法的 SWAT 模型模拟嘉陵江无资料地区径流[J]. 农业工程学报, 2016,32(13):81–86. (CHENG Yan, AO Tianqi, LI Xiaodong, et al. Runoff simulation by SWAT model based on parameters transfer method in ungauged catchments of middle reaches of Jialing River [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016,32(13):81–86. (in Chinese))
- [13] 张学峰, 黄大吉, 章本照, 等. 集合数据同化方法的发展与应用概述[J]. 海洋学研究, 2007,25(1):88–94. (ZHANG Xuefeng, HUANG Daji, ZHANG Benzao, et al. The developments and applications of ensemble-based data assimilation methods [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007,25(1):88–94. (in Chinese))
- [14] Evensen G. Inverse methods and data assimilation in nonlinear ocean models [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1994,77(1–3): 108–129.
- [15] 赵人俊, 王佩兰. 新安江模型参数的分析[J]. 水文, 1988(6):4–11. (ZHAO Renjun, WANG Peilan. The parameters analysis of Xin'anjiang model [J]. Journal of China Hydrology, 1988(6):4–11. (in Chinese))
- [16] Cunge J A. On the subject of a flood propagation computation method (Muskingum method) [J]. Journal of Hydraulic Research, 1969, 205–230

Parameter Transfer and Data Assimilation of Hydrological Models in Small and Medium Sized Ungauged Basins

MAHMUT Tudaji¹, HU Zhidan², HU Hongchang¹, ZHOU Guoliang², TIAN Fuqiang¹

(1. Department of Hydraulic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. Information Center, Ministry of Water Resources, Beijing 100053, china)

Abstract: Parameter transfer and data assimilation are effective methods for flood prediction in ungauged basins. This paper applied a parallel optimization method of distributed hydrological model parameters to obtain the distribution of the parameters of Xin'anjiang Model in Beijiing basin. The exponential regression equation of the curve index of water storage capacity and the basin area was obtained based on the distribution law of the parameters, and applied to the ungauged basins. It also studied the conversion method of hydrological parameters on different time scales, which would improve the prediction accuracy on low time scales. The real-time correction of hydrological prediction results and hydrological parameters in low time scale is realized by using the measured runoff data, which effectively improves the short-term prediction accuracy of hydrological model. The above methods have been verified and applied in the Beijiing River basin, and have certain reference significance for other ungauged basins.

Key words: ungauged basins; parallel optimization; parameter transfer; time scale conversion; data assimilation