

基于遥感与区域化方法的无资料流域水文模型参数优化方法

姜璐璐^{1,2} 吴欢^{2,3,4,†} Lorenzo Alfieri⁵ 李潇濛² John S. Kimball⁶ 陈秀万¹

1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871; 2. 中山大学大气科学学院, 珠海 519082; 3. 南方海洋科学与工程实验室, 珠海 519082; 4. Earth System Science Interdisciplinary Center, University of Maryland, College Park 20740; 5. European Commission, Joint Research Centre, Ispra 21027; 6. Numerical Terradynamic Simulation Group, University of Montana, Missoula 59812; † 通信作者, E-mail: wuhuan3@mail.sysu.edu.cn

摘要 针对无资料流域径流预报的难点, 探讨水文模型参数优化的共性问题, 综述区域化方法和遥感方法的研究现状。首先从水文模型参数优化面临的共性问题, 即水文地理数据生成、目标函数构建和优化方法选择等问题出发, 分析其对参数优选结果的影响, 并归纳出当前广泛认可的解决方案。然后结合区域化方法的技术原理和研究进展, 着重论述测站密度对区域化方法性能的影响, 并分析该方法在中国的适用性。接着从研究区域、水文模型结构、遥感资料以及率定目标等方面归纳总结遥感方法优化水文模型参数的最新研究进展。最后对区域化方法和遥感方法的优缺点及未来发展前景进行对比分析, 为中国无资料或缺资料流域径流预报实践提供参考。

关键词 水文模型; 径流预报; 无资料流域; 区域化方法

Review of Regionalization and Remote Sensing Based Method for Hydrological Model Parameters Calibration in Ungauged Basins

JIANG Lulu^{1,2}, WU Huan^{2,3,4,†}, Lorenzo Alfieri⁵, LI Xiaomeng², John S. Kimball⁶, CHEN Xiuwan¹

1. Institute of Remote Sensing and Geographical Information System, Peking University, Beijing 100871; 2. School of Atmospheric Sciences, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082; 3. Southern Marine Science and Engineering Laboratory, Zhuhai 519082; 4. Earth System Science Interdisciplinary Center, University of Maryland, College Park 20740; 5. European Commission, Joint Research Centre, Ispra 21027; 6. Numerical Terradynamic Simulation Group, University of Montana, Missoula 59812; † Corresponding author, E-mail: wuhuan3@mail.sysu.edu.cn

Abstract Challenges in calibration of hydrological model parameters in ungauged basins were discussed, and the latest advances in regionalization method and remote sensing based method were summarized. First, the common problems in the hydrological model calibration (derivation of hydrographic parameters, construction of objective function and selection of optimization method) and their influences on the results of parameter optimization) were analyzed and leading-edge solutions were then provided. Next, fundamental principles and study progress of regionalization method were introduced, and the importance of stream gauge network density of donor catchments for the streamflow prediction was emphasized. The advance of remote sensing based hydrological model calibration method was discussed in terms of model spatial domain, model structure, satellite data source, and calibration target. Finally, the advantages and disadvantages and the future development prospect between regionalization method and remote sensing based method were compared and analyzed, and potential practical strategies for continuous streamflow prediction in ungauged basins in China are suggested.

Key words hydrological model; streamflow prediction; ungauged basins; regionalization

国家自然科学基金(41775106, 41861144014, U1811464, 41905101)、国家重点研发计划(2017YFA0604300)、广东省自然科学基金(2017A030313221)和广东省引进创新创业团队计划(2017ZT07X355)资助

收稿日期: 2019-12-23; 修回日期: 2020-06-09

流域出口径流量是流域内气象、植被、土壤和地形等多种要素综合作用的结果。径流量的变化对水文系统的演化起主导作用,会对资源环境和区域经济发展产生重大影响,径流量时间序列是水文长期预报研究中的重要课题^[1-6]。在水循环实际观测的所有变量中,径流量是相对容易获得的可靠变量,可具有较长时间的连续观测资料,且数据误差小于5%^[7]。

获取径流量的动态时空分布具有重要的科学意义和应用价值。然而,地面径流观测站十分匮乏。截至2019年6月,全球径流数据中心(Global Runoff Data Center, GRDC)仅拥有7657个日径流观测站(分布如图1所示)^[8]。缺乏径流测站资料的地区集中在流域上游、无人区或调控的流域以及发展中国家或经济落后地区^[9]。造成径流测站资料缺乏的主要原因如下:1)径流测站造价和维护费用昂贵,一般情况下,美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)单个径流测站的建造价格和年维护费用各需约两万美元^[10];2)径流测站的数据共享意愿低,156个国家中,有48个自1984年后不再为GRDC提供数据^[10];3)受经济和政策因素的影响,20世纪80年代以来,美国、加拿大及俄罗斯等多个国家地区的水文测站数量明显下降^[10],不发达地区和发展中国家缺乏安装和维护水文站的软、硬件条件;4)偏远无人区、山区和高寒地带等环境苛刻地区,水文站的安装和维护存在极大的困难。

流域水文模型是认识复杂水循环过程和获取径流量动态时空分布的最有效工具。尤其是分布式水

文模型,将流域气象、土壤、植被和水文等特征要素离散化,可以较准确地描述水文物理过程^[1,4-5]。由于模型参数的不确定性是水文模型径流预报不确定性的来源,因此需要利用实测数据来确定未知参数的取值。在有测站流域,通常采用优化算法,使得径流量的观测值与模拟值尽可能接近,据此来寻找最优参数。如何在缺测站流域优化水文模型参数,提高径流预报的准确性,是当今水文科学界的研究热点和面临的挑战。国际水文科学协会(International Association of Hydrological Sciences, IAHS)2003—2012年开展无资料流域水文模拟(predictions in ungauged basin, PUB)计划,取得一些研究进展^[11-12]。其中,将水文信息从有测站流域移植到无测站流域的区域化方法是解决PUB问题的基础方法,获得广泛的应用。然而,测站密度或流域水文特征因子与未知参数相关性的强弱对区域化方法的模拟性能影响很大^[9,13]。与之相比,遥感方法不依赖径流测站资料,而是利用遥感资料估算的蒸散发和土壤湿度等直接率定无径流测站流域的水文模型参数,逐渐成为国际上水文模型参数优化的研究热点和前沿。

本文首先讨论水文模型参数优化面临的共性问题,并指出可行的解决方案,然后综述无资料流域区域化方法和遥感方法的技术原理和研究进展,最后分析和总结两种方法的优缺点及适用范围。

1 水文模型参数优化的共性问题

研究区域缺乏水文观测站时,可以使用区划方

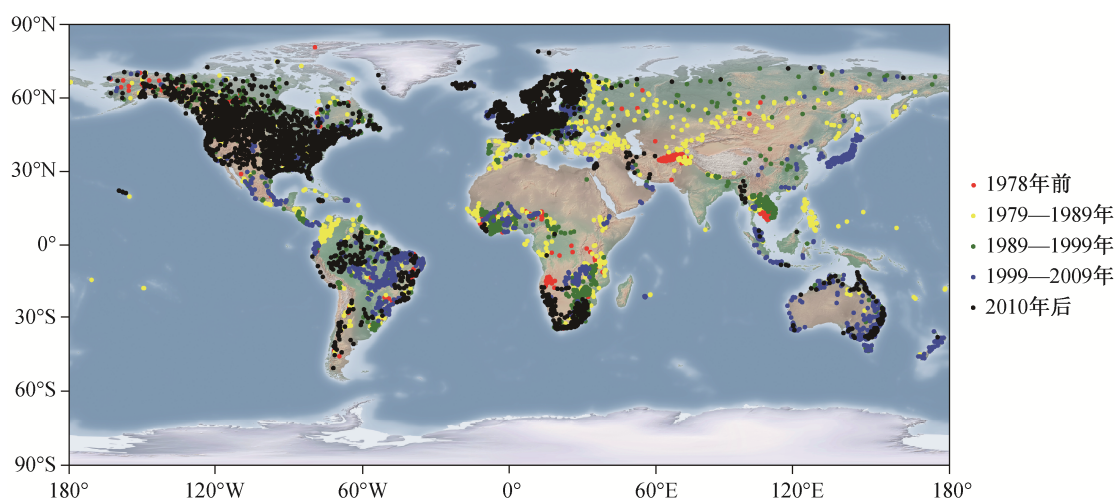


图1 7657个GRDC日径流观测站的分布情况

Fig. 1 Distribution of 7657 GRDC stations with daily data

法和遥感技术来优化模型参数,两种方法的技术路线如图2所示。区划方法通过空间相似性、物理相似性或回归方法,将有资料流域中径流率定得到的参数信息传递到无资料流域;遥感方法使用遥感蒸发和土壤湿度等资料,直接分布式地率定模型参数。在模型优化过程中,水文地理数据、目标函数和优化方法的选择都会对参数率定结果带来不确定性^[4]。

1.1 DRT 水文地理数据集

利用水文模型进行汇流计算时,必须采用与产流模型同尺度的河网参数化方法。低分辨率的水文地理信息通常由高分辨率的数字高程模型(digital elevation model, DEM)升尺度后计算获得,而升尺度算法的效率和DEM的精度对水文地形参数化引起的水文模拟不确定性影响很大。DRT (dominant river tracing)升尺度算法是Wu等^[14]2011年提出的一种用于高分辨率水文网络的分级主干汇水路径跟踪算法,其基本输入数据为高分辨率水文信息,如1 km的HydroSHEDS(hydrological data and maps based on SHuttle elevation derivatives at multiple scales)和HYDRO1k等基于高分辨率DEM直接获取的水文数据。早期的升尺度化方法采用先对DEM

升尺度、后计算水文信息的策略,会导致复杂地形平坦化,升尺度后低分辨率DEM计算的水文信息无法准确地描述流域特征。DRT算法充分利用高分辨率水文信息后再升尺度,所生产的尺度自适应的低分辨率(如1/16°, 1/8°, 1/4°, 1/2°, 1°和2°)水文地理数据能与高分辨率的水文信息特征保持高度一致。DRT水文地理数据集^[15]常作为通用的流域基础输入数据耦合到国际上大尺度水文模型中,如美国华盛顿大学的VIC(variable infiltration capacity)模型^[16]、美国马里兰大学的DRIVE (dominant river tracing-routing integrated with VIC environment model)模型^[1]以及欧盟委员会和欧洲中期天气预报中心的GloFAS (The Global Flood Awareness System)模型^[17]等。

将DRT水文地理数据集科学地应用到水文模型径流预报中,能最大程度地减少研究人员自行升尺度过程中可能发生的错误,提高汇流演算的精度。目前,DRT水文地理数据集在中国流域径流预报中尚未得到有效的利用。因此,本文以长江流域为例,分析其在中国的适用性。大通水文站距河口624 km,是长江干流的最后一个控制站,累计汇流面积为170.54 km² (数据来自GRDC),是国家一类

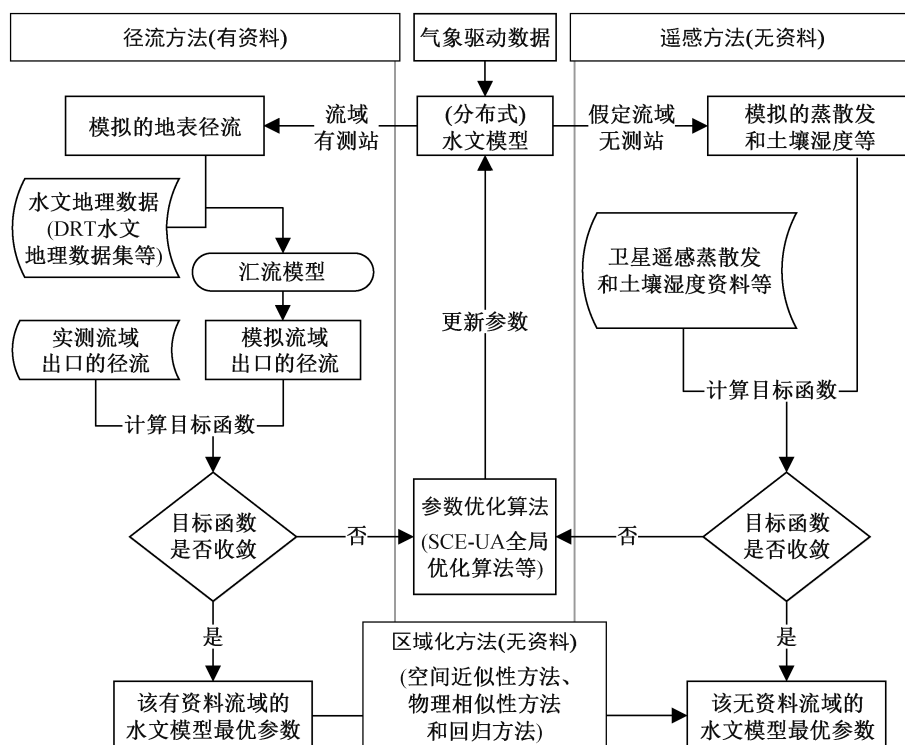


图2 流域水文模型参数优化技术路线及共性问题

Fig. 2 Workflow for calibration of a hydrological model and its common problems

水文站,对长江下游地区的径流监测起着重要的作用^[18]。我们利用DRT水文地理数据集,选取水文模拟中常用的 $1/16^\circ$, $1/8^\circ$ 和 $1/4^\circ$ 这3种空间分辨率,提取汇流到大通站的河流网络及流域边界线,如图3所示,其中长江流域高分辨率水文参考数据(流域边界和河流)来自中国国家地球系统科学数据中心湖泊-流域分中心(<http://lake.geodata.cn>)。从河流网络与流域形状来看,不同空间分辨率的DRT水文地理数据集均与高分辨率流域水文地理信息保持高度一致。从DRT水文地理数据集提取的大通站控制的上游汇流累积面积在 $1/16^\circ$, $1/8^\circ$ 和 $1/4^\circ$ 的空间分辨率上分别是168.03, 168.14和168.50 km^2 ,与从高分辨率水文信息提取的参考汇流累积面积的误差均

在1.5%以内,充分显示出DRT水文地理数据集的准确性。

1.2 目标函数

水文模型参数优化过程中,使用目标函数来描述模拟结果与实际观测数值的接近程度,目标函数的选取对参数优化的结果有一定程度的影响^[19-20]。参考Bennett等^[20]对环境模型性能评价函数的分析和总结,本文将目标函数计算方法划分为基于相对误差的和基于相关系数的两类,并对常用目标函数的计算公式、取值范围和最优值进行汇总,如表1所示。

基于相对误差构造的方法中,主要有均方根误差RMSE(root mean square error)、平均绝对误差

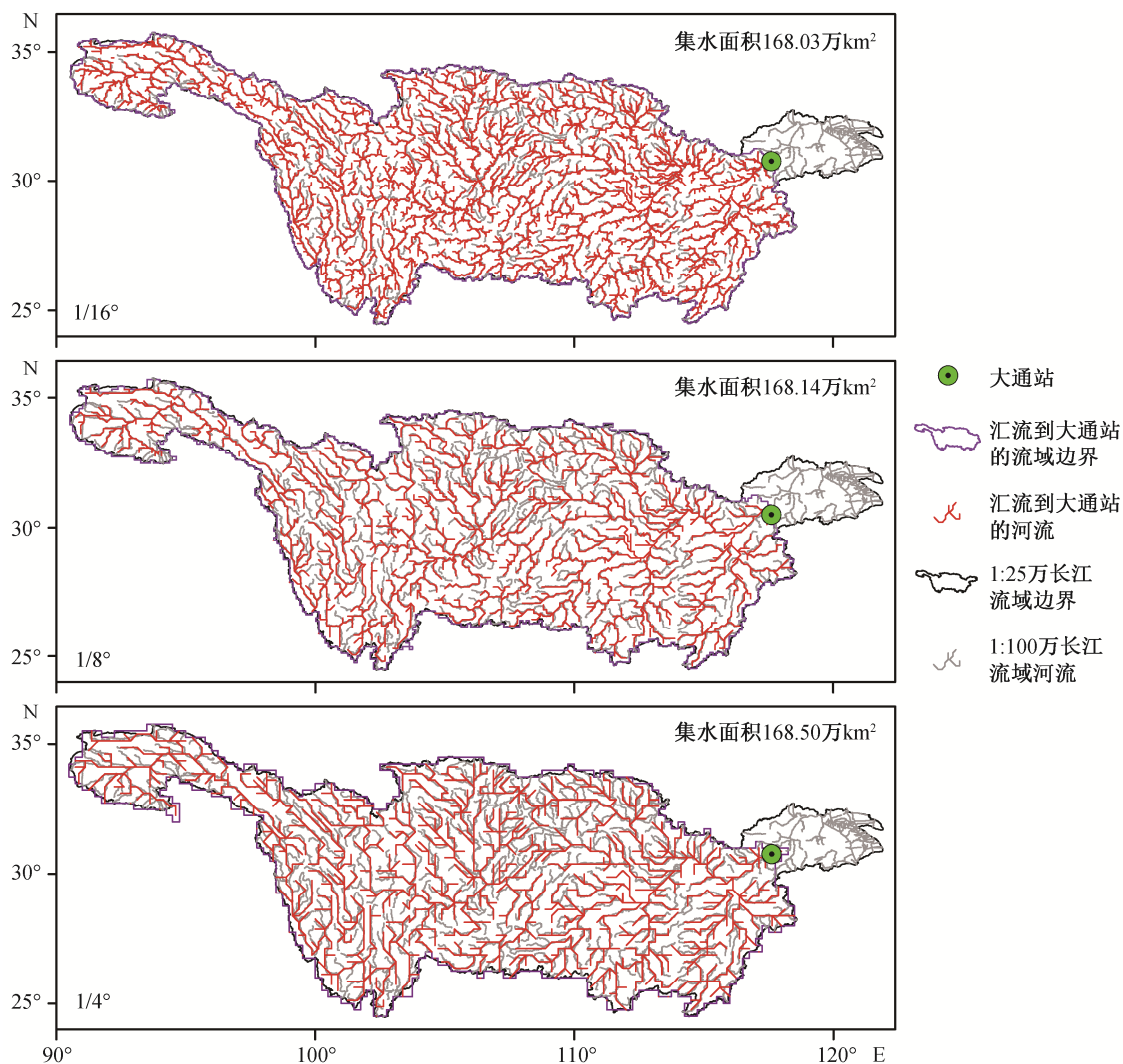


图3 DRT水文地理数据集对长江流域集水面积、流域形状和河流网络的描述

Fig. 3 Description of Yangtze River Basin using DRT hydrography database for drainage area, basin shape and river networks

表 1 水文模型参数优化中常用目标函数的计算公式、取值范围和最优值汇总
Table 1 Summary of objective functions and their equations, value ranges and optimal values

类型	目标函数	计算公式	取值范围	最优值
方法 1	均方根误差	$RMSE = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Sim - Obs)^2}$	$0.0 \sim \infty$	0.0
	平均绝对误差	$MAE = 1/n \sum_{i=1}^n Sim - Obs $	$0.0 \sim \infty$	0.0
	误差百分比	$PBIAS = \left(\sum_{i=1}^n (Obs - Sim) / \sum_{i=1}^n Obs \right) \times 100$	$-\infty \sim \infty$	0.0
方法 2	皮尔森相关系数	$r = \sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})(Obs - \mu_{Obs}) / \sqrt{\sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})^2 \sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2}$	$-1.0 \sim 1.0$	1.0
	确定性系数	$R^2 = \left[\sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})(Obs - \mu_{Obs}) / \sqrt{\sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})^2 \sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2} \right]^2$	$0.0 \sim 1.0$	1.0
	纳什效率系数	$NSE = 1 - \sum_{i=1}^n (Sim - Obs)^2 / \sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2$	$-\infty \sim 1.0$	1.0
	观测标准偏差	$RSR = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Sim - Obs)^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2}$	$0.0 \sim \infty$	0.0
	克林效率系数	$KGE = 1 - \sqrt{(\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2 + (\gamma - 1)^2}$ $\alpha = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})^2} / \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2}$ $\beta = \mu_{Sim} / \mu_{Obs}$ $\gamma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(Obs - \mu_{Obs})(Sim - \mu_{Sim})}{\sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Sim - \mu_{Sim})^2} \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Obs - \mu_{Obs})^2}}$	$-\infty \sim 1.0$	1.0

说明: 方法 1 和方法 2 分别指基于相对误差构造的方法和基于相关系数构造的方法, Obs 和 Sim 分别指观测和模拟的时间序列, μ_{Obs} 和 μ_{Sim} 分别指观测和模拟时间序列的平均值。

MAE(mean absolute error)以及误差百分比 PBIAS (percent bias)等方法, 其优势是能够侧重评估一些极值模拟的情况(如评估高流量或低流量模拟结果)。基于相关系数构造的方法主要包括皮尔森相关系数 R (Pearson's correlation coefficient)、确定性系数 R^2 (coefficient of determination)、纳什效率系数 NSE (Nash-sutcliffe efficiency)、观测标准偏差 RSR (RMSE-observations standard deviation ratio)、克林效率系数 KGE (Kling-Gupta efficiency)等方法, 其特点是对观测时间序列里所有结果同等重视, 可用于从整体上评估模拟结果与观测结果的拟合程度。

这些目标函数中, PBIAS, RSR, NSE 和 KGE 也常用来评估水文参数优化后径流模拟的性能, 其中 Moriasi 等^[19]提出的通过 PBIAS, RSR 和 NSE 在月份时间尺度上的结果来评价模型性能的方法得到广泛的认可。以水文模型中最常用的效率系数 NSE 为例, 若 $NSE > 0.75$, 视模型表现为“优秀(very good)”; 若 $0.65 \leq NSE < 0.75$, 视模型表现为“良好(good)”; 若 $0.50 \leq NSE < 0.65$, 视模型表现为“中等(Satisfactory)”; 若 $NSE < 0.50$, 视模型表现为“较差(Unsatisfactory)”。

1.3 SCE-UA 全局优化算法

优化算法主要用来生成参数样本空间和确定搜

索机制, 不同的优化算法在搜索全局最优时, 迭代次数和最优值的准确性不一致。本文重点介绍 Duan 等^[21]1992 年在美国亚利桑那大学提出的一种全局优化算法: SCE-UA (shuffled complex evolution developed at University of Arizona)。该算法可以快速地搜索到水文模型参数优化问题中的全局最优解, 鲁棒性较强, 是最常用的优化算法^[4,22]。使用 SCE-UA 算法时, 需要根据水文模型待优化参数的个数, 设置相关参数(如每个复合形顶点个数、每个子复合形顶点数及种群大小等)。这些参数都可以依靠应用经验获得, 具体取值可参阅文献[21]。

为了验证 SCE-UA 算法的性能, 并讨论以测站径流为率定目标时可能出现的异参同效现象 (equifinality problem), 我们在美国西北太平洋地区的 Clearwater 流域开展了利用实测径流率定分布式水文模型 VIC 的实验^[23]。VIC 模型运行时, 时间分辨率为天, 空间分辨率为 $1/16^\circ$, Clearwater 流域共包含 424 个计算网格。使用 SCE-UA 算法对 VIC 模型的可变下渗率曲线参数(B)、第二层土壤含水层厚度($D2$)、第三层土壤含水层厚度($D3$)、最大基流量(Ds_{max})、最大基流量的比例系数(Ds)以及下层土壤最大含水量的比例系数(Ws)这 6 个参数进行优化,

结果如图4所示。

经过650次迭代计算(图4中圆圈)后, SCE-UA算法找到参数的全局最优解, 目标函数在此收敛(图4中五角星)。VIC模型也存在明显的异参同效现象, 即在确定最优参数时, 有多组不同的参数值可以使模型得到相同的效率系数(图4中正方形)。Beven等^[24]最早对这一问题进行系统的研究, 指出模型结构的不确定性或模型结构过于简化、模型参数冗余或模型参数相关性太强以及模型输入数据(尤其是降水资料)存在较大偏差等因素都可能造成异参同效现象。异参同效现象带来的模型解的不确定性是水文科学领域的另一个研究热点和难点, 由于水文模型是高度复杂的非线性系统, 因此异参同效问题无法在短期内得以解决^[25]。近期的研究发

现, 加入土壤湿度或蒸散发等遥感资料, 与实测径流一起构建多率定目标函数, 可以在一定程度上削弱异参同效现象带来的径流预报的不确定性^[26-29]。

2 基于区域化方法间接地传递水文模型参数

区域化方法是目前解决无资料流域水文预报问题常用的方法, 其本质是将水文信息从有测站流域移植到无测站流域, 实现时间序列、区域分类或统计关系的外推^[13]。在实践中可以分为3类: 1) 基于空间近似性的方法, 寻找与无测站流域邻近的有测站流域; 2) 基于物理相似性的方法, 寻找与无测站流域有相同水文属性(土壤、地形、植被和气候等)的有测站流域; 3) 基于回归关系的方法, 在有测站

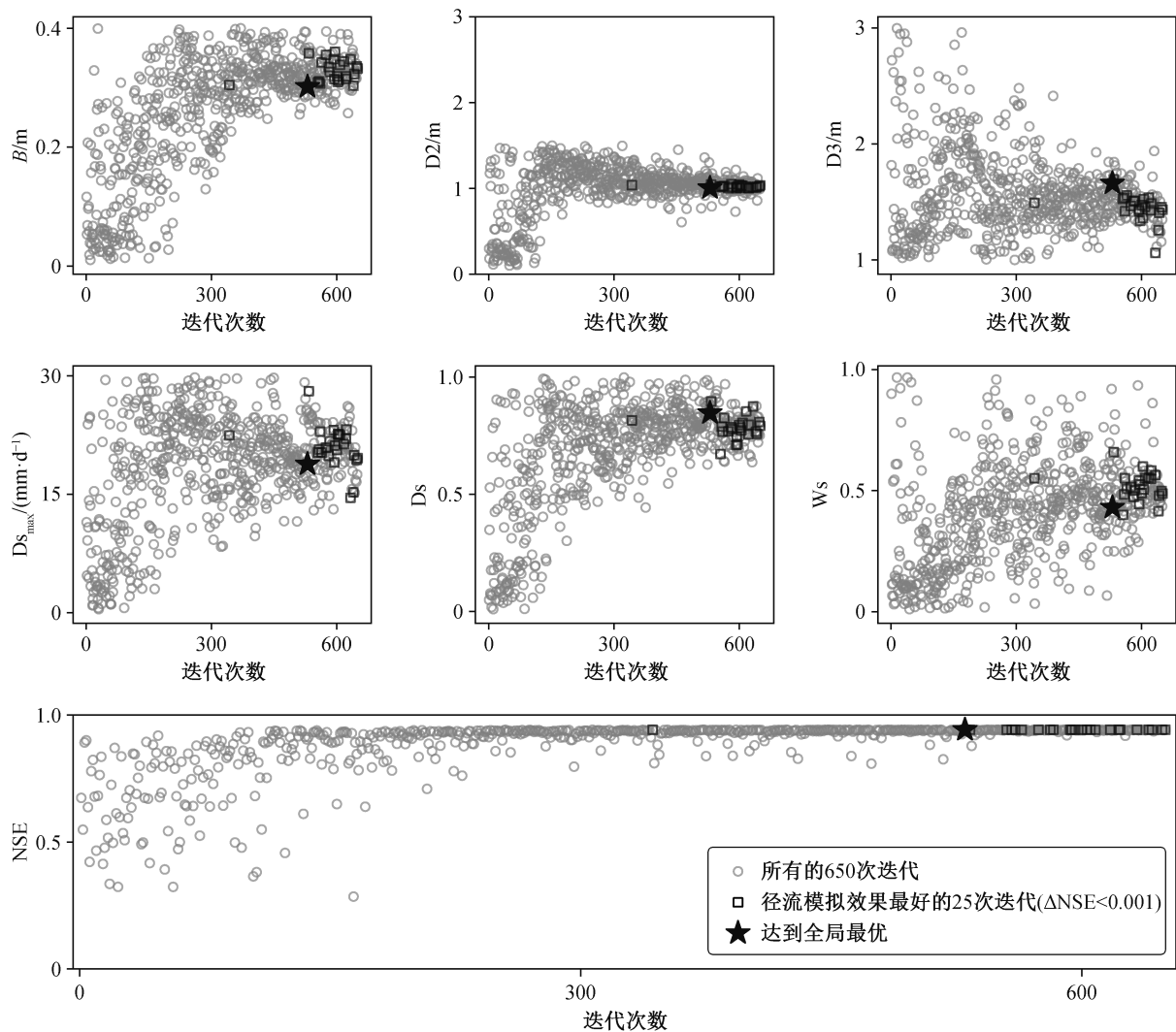


图4 参数取值、目标函数月径流效率系数(NSE)与迭代次数的散点图

Fig. 4 The scatter diagrams of parameters, objective function NSE of monthly streamflow and iteration times

流域寻找模型参数和流域特征之间的回归关系,将有测站流域的特征带入该回归关系,求解无测站流域的水文模型参数,是通用的区域化方法^[13]。

PUB计划实施以来,近百项研究针对不同的国家或地区、气候条件、植被土壤类型以及流域集水面积展开实验,已有许多研究者详细地总结区域化方法的理论突破与研究进展,如Blöschl等^[12]、Hrachowitz等^[11]、Razavi等^[9]、Parajka等^[30]和于瑞宏等^[13],本文对此不赘述。

Oudin等^[31]以法国913个有测站的流域为实验区域,使用四参数的GR4J概念性水文模型,研究3种区域化方法的径流模拟性能以及局限性。他们首先计算两套参考数据,当所有流域采用同一套经验参数时,日径流NSE效率系数中值为0.67。在利用测站数据率定后,模型的日径流模拟NSE效率系数中值优于0.8。接着评估测站密度对区域化方法的性能影响,当测站密度过低时,基于空间相似性或物理相似性的方法失效;当测站密度为5000~20000 km²/站时,3种区域化方法的日径流模拟性能与使用经验参数模型的性能一致;当将越来越多的测站作为有资料测站加入实验时,回归方法的径流模拟性能仍保持在较低水平,而基于空间近似性方法的性能随着测站密度的增加而明显提高,最终优于基于物理相似性的方法,但总体上仍劣于测站径流率定参数后的模型。

区域化方法适用的广泛性仍然是水文科学领域面临的严重挑战^[9,11-13,30],不同的实验区域,不同的水文模型,或不同的区域化方法,得到的结果均有差异。总体来说,基于空间相似性或物理近似性的方法受水文模型结构和研究区气候的影响较小,而基于回归关系的方法多适用于集总式水文模型和某些暖温带气候区^[9,13]。Bao等^[32]在中国选取55个流域(集水面积从2582 km²至121972 km²不等),使用分布式VIC水文模型来评估不同区域化方法的性能,实验结果显示基于回归关系方法的性能不如基于空间相似性或物理近似性的方法。

中国横跨湿润、半湿润和干旱气候区,流域下垫面条件空间异质性高,宜采用分布式水文模型和基于空间相似性或物理近似性的区域化方法,但这两种方法对测站密度要求高。世界气象组织(World Meteorological Organization, WMO)推荐的“温带、内陆和热带平原区”的水文站网容许密度最稀为1000~2500 km²/站^[33]。根据何惠^[34]的统计,截至

2009年,中国有基本水文站3183个,平均站网密度为3203 km²/站,西部地区仅为6117 km²/站;全国集水面积大于500 km²的河流有3742条,但只有40%的河流有径流观测站,且仅有22%的测站设立在河口附近(完整地计算整个流域的流量)。根据李海源等^[33]的统计,长江流域目前站网密度为2132 km²/站,流域内有967条集水面积大于500 km²的河流,43%的河流设有水文站,只有一半的水文站设立在流域出口。区域化方法是目前无资料流域水文预报的基础方法,受水文站网密度过稀等条件影响,依赖于实测径流资料的区域化方法在中国适用的广泛性有待进一步研究。

3 基于遥感资料直接率定水文模型参数

遥感资料已经广泛地应用到水文模型径流预报研究中,如提供卫星降水资料等气象要素驱动水文模型,提供DEM、土地覆盖类型和植被分布类型等多种流域下垫面信息,提供土壤湿度和蒸散发等水循环参数资料用于参数优化或数据同化^[35]。其中,利用遥感水循环参数资料来约束水文模型参数是国际上近十年来提高无资料流域水文预报的前沿与热点,但目前中国对这一技术的应用较为罕见。

土壤湿度和蒸散发等水循环要素的地面资料测量精度高,但站点十分稀少。涡度相关仪(Eddy Covariance, EC)是直接测量地面蒸散发的有效工具,可以在不同的陆地生态系统布设,组成观测网络来研究流域的水热通量变化。但是,蒸散发地面测站建设成本高,站点十分有限。截至2016年5月,在服务的国际通量观测网络FLUXNET仅有526个测站,中国通量观测网络ChinaFLUX仅有79个测站。卫星遥感影像种类丰富,时空分辨率逐步提高,能有效地弥补地面测量资料应用到水文模型参数优化中时“以点带面”的缺陷。遥感资料与水文模型有效地结合,可以提高无资料流域水文预报精度。

土壤湿度能够调节蒸散发量和地表流量,对流域水热平衡具有重要影响^[36-37]。Parajka等^[38]2006年选择澳大利亚320个流域为研究区(流域面积从10 km²到9770 km²不等),最早将遥感土壤湿度资料应用到集总式水文模型HBV(Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning)的参数优化中。他们使用遥感土壤湿度数据ERS-1/2 SCAT(European remote sensing-1/2 satellite scatterometer)作为率定目标,待优化的参数为11个与积雪、土壤湿度和径流计

算相关的参数。结果显示,将遥感土壤湿度资料加入模型参数优化中,不会明显地降低径流模拟的准确度,但能够使土壤水分计算的结果在空间上更具连续性。

在陆面水文循环过程中,蒸散发也具有极重要的分量,在年均尺度上约占降水总量的70%,在干旱区占降水总量可以高达90%^[39]。Immerzeel等^[40]在2008年选择印度Bhima流域为研究区(流域面积为45678 km²),最早将遥感蒸散发资料应用到分布式水文模型SWAT(soil and water assessment tool)模型参数优化中。以SEBAL(surface energy balance algorithm for land)算法和MODIS(moderate-resolution imaging spectroradiometer)卫星遥感资料估算的蒸散发作为率定目标,待优化的参数为6~53个与径流和地下水计算相关的参数。参数优化后的模型蒸散发模拟效率确定性系数 R^2 从0.41提升到0.80。但是,Bhima流域自然径流量受到人类活动

的严重影响,故无法直接评估率定后模型的径流模拟性能。

在Parajka等^[38]和Immerzeel等^[40]的研究之后,共计二十余篇文献报道遥感土壤湿度或蒸散发资料能否提高流域水文预报的准确度的研究成果,如表2和3所示。

利用遥感技术,可以直接对土壤湿度进行反演,光学遥感资料与微波遥感影像反演土壤湿度的原理和算法有很大的区别。微波辐射不受云层和大气影响,并且能穿透植被,可以测量5 cm深度的土壤水分,空间覆盖范围广,已经成为大范围及全球尺度土壤湿度监测的重要工具^[37]。微波遥感反演土壤湿度的基本原理是,土壤介电常数主要受土壤水分的影响,而土壤介电常数又决定土壤表面微波的发射率和后向散射特性^[37]。目前应用最广泛的全球微波土壤湿度产品有ASCAT^[57],AMSR-E^[58],SMOS^[59]和SMAP^[60]等(表2)。Babaeian等^[37]和潘宁等^[61]等都

表2 土壤湿度遥感资料优化水文模型参数的研究进展

Table 2 Literature reviews on integrating remote sensed soil moisture data in hydrological model calibration

文献	研究区域	水文模型	遥感土壤湿度资料	率定目标
Parajka 等 ^[38]	320 个流域, 澳大利亚, 10~9770 km ²	集总式, HBV 模型	ERS-1/2 SCAT 土壤湿度产品	Q_{obs} +集总式 SM_{RS} , 集总式 SM_{RS}
Parajka 等 ^[41]	148 个流域, 澳大利亚, 25~9770 km ²	集总式, HBV 模型	ERS-1/2 SCAT 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS} , 集总式 SM_{RS}
Sutanudjaja 等 ^[42]	单个流域, 欧洲, 200000 km ²	分布式, PCR-GLOBWB 模型	ERS-1/2 SCAT 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS} , 集总式 SM_{RS}
Wanders 等 ^[36]	单个流域, 欧洲, 135000 km ²	分布式, LISFLOOD 模型	AMSR-E 土壤湿度产品, ASCAT 土壤湿度产品, SMOS 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS} , 集总式 SM_{RS}
Silvestro 等 ^[43]	两个流域, 意大利, 75 和 800 km ²	分布式, Continuum 模型	ASCAT 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS} , 集总式 SM_{RS}
Kunnath-Poovakka 等 ^[44]	11 个流域, 澳大利亚, 62~1028 km ²	分布式, AWRA-L 模型	AMSR-E 土壤湿度产品	Q_{obs} , 集总式 SM_{RS}
Rajib 等 ^[45]	两个流域, 美国, 700 和 18500 km ²	分布式, SWAT 模型	AMSR-E 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +分布式 SM_{RS}
Kundu 等 ^[46]	单个流域, 澳大利亚, 50144 km ²	分布式, SWAT 模型	ESA CCI 土壤湿度产品	分布式 SM_{RS}
Lopez 等 ^[47]	单个流域, 摩洛哥, 38025 km ²	分布式, PCR-GLOBWB 模型	ESA CCI 土壤湿度产品	Q_{obs} , 集总式 SM_{RS}
Demirel 等 ^[48]	单个流域, 欧洲, 165000 km ²	集总式, HBV 模型	ESA CCI 土壤湿度产品, AMSR-E 土壤湿度产品, SMAP 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS}
Xiong 等 ^[49]	两个流域, 中国, 38064 和 81158 km ²	分布式, DDRM 模型	SMAP 土壤湿度产品	Q_{obs} , Q_{obs} +集总式 SM_{RS}

说明: PCR-GLOBWB 模型, PCRaster global water balance model; AWRA-L 模型, Australian water resource assessment landscape model; DDRM 模型, distributed rainfall-runoff mode; ASCAT 土壤湿度产品, advanced scatterometer product; AMSR-E 土壤湿度产品, advanced microwave scanning radiometer for earth observing product; SMOS 土壤湿度产品, soil moisture and ocean salinity product; ESA CCI 土壤湿度产品, European space agency's climate change initiative product, SMAP 土壤湿度产品, soil moisture active passive product; Q_{obs} 表示实测径流资料; SM_{RS} 表示遥感土壤湿度资料; 集总式 SM_{RS} 表示使用流域平均值; 分布式 SM_{RS} 表示使用遥感土壤湿度资料的空间分布性, 例如在分布式 VIC 模型中逐格点率定, 在分布式 SWAT 模型中逐水文单元率定; Q_{obs} + SM_{RS} 表示在参数优化的同时, 使用实测径流和遥感土壤湿度资料作为率定目标。

表 3 蒸散发遥感资料优化水文模型参数的研究进展

Table 3 Literature reviews on integrating remote sensed evapotranspiration data in hydrological model calibration

文献	研究区域	水文模型	蒸散发遥感资料	率定目标
Immerzeel 等 ^[40]	单个流域, 印度, 45678 km ²	分布式, SWAT 模型	SEBAL 方法(MODIS 卫星资料)	集总式 ET _{RS}
Zhang 等 ^[50]	120 个流域, 澳大利亚, 50~2000 km ²	集总式, SIMHYD 模型	Penman-Monteith (MODIS 卫星资料)	Q _{obs} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Rientjes 等 ^[51]	7 个流域, 伊朗, 1286~9873 km ²	集总式, HBV 模型	SEBS 方法 (MODIS 卫星资料)	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Vervoort 等 ^[52]	4 个流域, 澳大利亚, 147~2183 km ²	集总式, SMA 模型	MOD16 蒸散发产品	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Lopez 等 ^[47]	单个流域, 摩洛哥, 38025 km ²	分布式, PCR-GLOBWB 模型	GLEAM 蒸散发产品	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS}
Demirel ^[28]	单个流域, 丹麦, 2500 km ²	分布式, mHM 模型	TSEB 方法(MODIS 卫星资料)	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Herman 等 ^[53]	单个流域, 美国, 1110 km ²	分布式, SWAT 模型	ALEXI 方法(GOES 卫星资料), SSEBop 方法(MODIS 卫星资料)	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Kunnath-Poovakka 等 ^[44]	11 个流域, 澳大利亚, 62~1028 km ²	分布式, AWRA-L 模型	CMRSET 蒸散发产品	Q _{obs} , 集总式 ET _{RS}
Pan 等 ^[26]	单个流域, 中国, 5996 km ²	分布式, DHSVM 模型	SEBAL 方法(MODIS 卫星资料)	Q _{obs} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Pomeon 等 ^[29]	36 个流域, 非洲, 1672~74604 km ²	分布式, AWRA-L 模型	GLEAM 蒸散发产品, MOD16 蒸散发产品	Q _{obs} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Rajib 等 ^[27]	单个流域, 美国, 1670 km ²	分布式, DHSVM 模型	MOD16 蒸散发产品	Q _{obs} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS} , Q _{obs} +分布式 ET _{RS}
Wambura 等 ^[54]	单个流域, 坦桑尼亚, 41170 km ²	分布式, mHM 模型	MOD16 蒸散发产品	Q _{obs} , Q _{obs} +集总式 ET _{RS}
Becker 等 ^[55]	单个流域, 巴基斯坦, 15000 km ²	分布式, SWAT 模型	SEBAL 方法(MODIS 卫星资料)	分布式 ET _{RS}
Odusanya 等 ^[56]	单个流域, 尼日利亚, 20292 km ²	分布式, SWAT 模型	GLEAM 蒸散发产品, MOD16 蒸散发产品	集总式 ET _{RS}
Jiang 等 ^[23]	28 个流域, 美国, 325.7~14331.7 km ²	分布式, VIC 模型	MOD16 蒸散发产品	分布式 ET _{RS}

说明: 根据文献[23]修改; SIMHYD 模型, simplified version of the HYDROLOG model; SMA 模型, soil moisture accounting model; mHM 模型, mesoscale hydrologic model; DHSVM 模型, distributed hydrology soil vegetation model; SEBS 方法, surface energy balance system method; TSEB 方法, two-source energy balance method; ALEXI 方法, atmosphere-land exchange inverse method; SSEBop 方法, simplified surface energy balance method; CMRSET 蒸散发产品, CSIRO MODIS ReScaled potential ET product; GLEAM 蒸散发产品, global land evaporation Amsterdam model product; ET_{RS} 表示遥感蒸散发资料; 集总式 ET_{RS} 表示使用流域平均值; 分布式 ET_{RS} 表示使用遥感蒸散发资料的空间分布性, 例如在分布式 VIC 模型中逐格点率定, 在分布式 SWAT 模型中逐水文单元率定; Q_{obs}+ET_{RS} 表示在参数优化的同时, 使用实测径流和遥感蒸散发资料作为率定目标。

对遥感技术反演土壤湿度的原理、数据和不确定性做了综述和分析。

遥感技术无法直接监测地表蒸散发, 但结合卫星遥感资料反演的陆表能量通量、植被特征等数据与经验或机理模型, 可以估算区域地表蒸散发(表 3)。目前, 较为成熟且应用最广泛的遥感蒸散发产

品是 Mu 等^[62] 2011 年改进的 Penman-Monteith 方法以及 MODIS 卫星资料生产的全球 1 km/8 天地表蒸散发估计产品 MOD16。冯景泽等^[63]和 Liou 等^[64]等都对遥感技术估算蒸散发的原理、数据和不确定性做了综述和分析。

评估遥感资料优化水文模型参数的性能时, 基

本上采取以下策略：以遥感资料为单率定目标，或同时以遥感资料和实测径流作为双率定目标，与直接利用实测径流率定水文模型参数的方法进行比较。遥感方法的性能与区域化方法的类似之处在于，不同的实验区域和遥感资料，或不同的水文模型，模型的模拟性能都不一致。但是，与直接利用径流优化水文模型参数的方法相比，以遥感资料及实测径流作为双率定目标的方法可以提高蒸发或土壤湿度的模拟性能，尤其能体现空间上的连续性，同时也能保持径流模拟的性能。仅以遥感蒸发或土壤湿度作为单率定目标时，模型性能远低于直接利用径流率定参数的方法。Jiang 等^[23]充分地考虑模型输入、模型输出、模型结构以及模型植被参数叶面积指数(leaf area index, LAI)的不确定性对径流预报结果不确定性的影响，选择美国西北太平洋地区 28 个不受人类活动影响的有自然径流量的流域为实验区域，利用实测降水资料驱动大尺度分布式水文模型 VIC 模型，并利用同时期的 LAI 资料表征植被的覆盖情况，进一步探讨遥感蒸发资料优化水文模型参数的性能，发现基于遥感资料的方法可明显地提高径流预报能力，并且，在降水合理的情况下，可以在 40%~68% 的流域与以径流为率定目标的方法有类似的性能。

4 分析与结论

在进行水文模型参数优化时，水文地理数据、目标函数和优化方法的选择会给模型参数率定结果带来不确定性。Wu 等^[14-15]的 DRT 水文地理数据集在不同尺度下都能对中国长江流域的河流网络及流域界线进行准确的描述。因此，在进行大尺度流域水文模拟时，有效地利用该数据集将简化数据准备工作，并能够提高汇流演算的精度。根据需要合理地构建目标函数，对高、低流量模拟的效果特别关注时，采用基于误差的方法构造的目标函数；在对时间序列内的所有模拟同等重视时，使用相关系数方法构造的目标函数。此外，Moriassi 等^[19]定义的模型效率指标得到水文科学界的广泛认可，可以用来定性地评价模拟径流与实测径流在月份尺度上的拟合效果。Duan 等^[21]的 SCE-UA 全局优化算法收敛速度快，算法稳健性强。利用测站径流优化分布式水文模型参数时，异参同效现象明显，由此带来的模型解的不确定性是短时间内无法攻克的难题。然而，近期的研究表明，加入水循环要素的遥感资料

与径流测站资料一起来约束模型参数，可以在一定程度上削弱异参同效现象。

受经济及政策因素的影响，中国水文站网的发展属于稳中有升但升幅不大的状态，发展动力有所减退^[34]。许多流域，尤其是西部欠发达地区，在未来很长的一段时间内仍面临无资料流域水文预报的难题，区域化方法和遥感方法是解决这一问题的主要手段。

区域化方法是常用的无资料流域径流预报方法，基于空间近似性、物理相似性和回归方法是实现水文区域化的主要技术手段。回归方法最为常用，但是，当流域特征因子、模型参数以及流域的水文相关性比较弱的时候，该方法性能有限，且对流域特征因子的选取主观性较强。基于空间相似性和物理相似性的方法可以很好地与分布式水文模型配合，适用于复杂下垫面和气候条件下的参数移植，但这两种方法对测站密度较为敏感。

遥感方法是无资料流域径流预报研究领域处于国际前沿的方法，基于遥感蒸发和土壤湿度资料的水文模型参数优化方法受到广泛的关注。利用遥感资料的空间分布特征对模型进行分布式率定，可以使优化后的参数在空间上也具有分布性，且容易实现并行计算，提高运算速度。但是，受模型结构和遥感资料不确定性的影响，该技术手段目前还无法取代区域化方法。

总的来说，区域化方法仍是实现无资料流域径流预报最重要的方法，但对其中的流域特征因子选取、径流资料率定时的异参同效现象以及模型结构的不确定性等科学问题还需进一步研究。在测站十分匮乏的经济欠发达地区以及流域上游的高山地区，遥感方法具有独特的优势。随着遥感资料不确定性的进一步降低，遥感方法将在全球尺度的洪水和干旱模拟中得到广泛的应用。

参考文献

- [1] Wu H, Adler R F, Tian Y, et al. Real-time global flood estimation using satellite-based precipitation and a coupled land surface and routing model. *Water Resources Research*, 2014, 50(3): 2693–2717
- [2] Tao J, Wu D, Gourley J, et al. Operational hydrological forecasting during the IPHEX-IOP campaign — meet the challenge. *Journal of Hydrology*, 2016, 541: 434–456

- [3] 陈秀万. 遥感与GIS在洪水灾情分析中的应用. 水利学报, 1997, 28(3): 71–74
- [4] 王浩, 李扬, 任立良, 等. 水文模型不确定性及集合模拟总体框架. 水利水电技术, 2015, 46(6): 21–26
- [5] 徐宗学, 程磊. 分布式水文模型研究与应用进展. 水利学报, 2010, 41(9): 1009–1017
- [6] Wu H, Adler R F, Tian Y D, et al. Evaluation of quantitative precipitation estimations through hydrological modeling in IFloodS River Basins. *Journal of Hydrometeorology*, 2017, 18(2): 529–553
- [7] Oberg K, Mueller D S. Validation of streamflow measurements made with acoustic Doppler current profilers. *Journal of Hydraulic Engineering — ASCE*, 2007, 133(12): 1421–1432
- [8] Fekete B M, Vorosmarty C J, Grabs W. High-resolution fields of global runoff combining observed river discharge and simulated water balances. *Global Biogeochemical Cycles*, 2002, 16(3): 15–11
- [9] Razavi T, Coulibaly P. Streamflow prediction in ungauged basins: review of regionalization methods. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2013, 18(8): 958–975
- [10] Fekete B M, Looser U, Pietroniro A, et al. Rationale for monitoring discharge on the ground. *Journal of Hydrometeorology*, 2012, 13(6): 1977–1986
- [11] Hrachowitz M, Savenije H H G, Blöschl G, et al. A decade of predictions in Ungauged Basins (PUB) — a review. *Hydrological Sciences Journal — Journal des Sciences Hydrologiques*, 2013, 58(6): 1198–1255
- [12] Blöschl G, Sivapalan M, Wagener T, et al. Runoff prediction in ungauged basins: synthesis across processes, places and scales. Cambridge: Cambridge University Press, 2013
- [13] 于瑞宏, 张宇瑾, 张笑欣, 等. 无测站流域径流预测区域化方法研究进展. 水利学报, 2016, 47(12): 1528–1539
- [14] Wu H, Kimball J S, Mantua N, et al. Automated up-scaling of river networks for macroscale hydrological modeling. *Water Resources Research*, 2011, 47(3): W03517
- [15] Wu H, Kimball J S, Li H, et al. A new global river network database for macroscale hydrologic modeling. *Water Resources Research*, 2012, 48(9): W09701
- [16] Liang X, Lettenmaier D P, Wood E F, et al. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1994, 99 (D7): 14415–14428
- [17] Alfieri L, Burek P, Dutra E, et al. GloFAS — global ensemble streamflow forecasting and flood early warning. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(3): 1161–1175
- [18] 荣艳淑, 刘晓延. 长江大通水文站流量减少及其原因分析. 水资源研究, 2014, 3(4): 326–336
- [19] Moriasi D N, Arnold J G, Van Liew M W, et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 2007, 50(3): 885–900
- [20] Bennett N D, Croke B F W, Guariso G, et al. Characterising performance of environmental models. *Environmental Modelling & Software*, 2013, 40: 1–20
- [21] Duan Q, Sorooshian S, Gupta V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 1992, 28 (4): 1015–1031
- [22] Wu H, Kimball J S, Elsner M M, et al. Projected climate change impacts on the hydrology and temperature of Pacific Northwest rivers. *Water Resources Research*, 2012, 48(11): 287–297
- [23] Jiang L, Wu H, Tao J, et al. Satellite-based evapotranspiration in hydrological model calibration. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 428
- [24] Beven K, Freer J. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology*, 2001, 249: 11–29
- [25] 芮孝芳. 水文学前沿科学问题之我见. 水利水电科技进展, 2015, 35(5): 95–102
- [26] Pan S L, Liu L, Bai Z X, et al. Integration of remote sensing evapotranspiration into multi-objective calibration of distributed hydrology-soil-vegetation model (DHSVM) in a humid region of China. *Water*, 2018, 10(12): 1841
- [27] Rajib A, Evenson G R, Golden H E, et al. Hydrologic model predictability improves with spatially explicit calibration using remotely sensed evapotranspiration and biophysical parameters. *Journal of Hydrology*, 2018, 567: 668–683
- [28] Demirel M C, Mai J, Mendiguren G, et al. Combining satellite data and appropriate objective functions for improved spatial pattern performance of a distributed hydrologic model. *Hydrology and Earth System Sci-*

- ences, 2018, 22(2): 1299–1315
- [29] Pomeon T, Diekkruiger B, Kumar R. Computationally efficient multivariate calibration and validation of a grid-based hydrologic model in sparsely gauged West African River Basins. *Water*, 2018, 10(10): 1418
- [30] Parajka J, Viglione A, Rogger M, et al. Comparative assessment of predictions in ungauged basins — Part 1: runoff-hydrograph studies. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(5): 1783–1795
- [31] Oudin L, Andreassian V, Perrin C, et al. Spatial proximity, physical similarity, regression and ungauged catchments: a comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. *Water Resources Research*, 2008, 44(3): 164–178
- [32] Bao Z X, Zhang J Y, Liu J F, et al. Sensitivity of hydrological variables to climate change in the Haihe River Basin, China. *Hydrological Processes*, 2012, 26(15): 2294–2306
- [33] 李海源, 香天元, 徐汉光. 长江流域水文站网系统评价及发展建议. *人民长江*, 2011, 42(17): 20–23
- [34] 何惠. 中国水文站网. *水科学进展*, 2010, 21(4): 460–465
- [35] 杨大文, 徐宗学, 李哲, 等. 水文学研究进展与展望. *地理科学进展*, 2018, 37(1): 36–45
- [36] Wanders N, Bierkens M F P, de Jong S M, et al. The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale hydrological models. *Water Resources Research*, 2014, 50(8): 6874–6891
- [37] Babaeian E, Sadeghi M, Jones S B, et al. Ground, proximal, and satellite remote sensing of soil moisture. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(2): 530–616
- [38] Parajka J, Naeimi V, Blöschl G, et al. Assimilating scatterometer soil moisture data into conceptual hydrologic models at the regional scale. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2006, 10(3): 353–368
- [39] Rosenberg N J, Blad B L, Verma S B. *Microclimate: the biological environment*. New York: John Wiley & Sons, 1983
- [40] Immerzeel W W, Droogers P. Calibration of a distributed hydrological model based on satellite evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, 2008, 349(3/4): 411–424
- [41] Parajka J, Naeimi V, Blöschl G, et al. Matching ERS scatterometer based soil moisture patterns with simulations of a conceptual dual layer hydrologic model over Austria. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2009, 13(2): 259–271
- [42] Sutanudjaja E H, van Beek L P H, de Jong S M, et al. Calibrating a large-extent high-resolution coupled groundwater-land surface model using soil moisture and discharge data. *Water Resources Research*, 2014, 50(1): 687–705
- [43] Silvestro F, Gabellani S, Rudari R, et al. Uncertainty reduction and parameter estimation of a distributed hydrological model with ground and remote-sensing data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2015, 19(4): 1727–1751
- [44] Kunnath-Poovakka A, Ryu D, Renzullo L J, et al. The efficacy of calibrating hydrologic model using remotely sensed evapotranspiration and soil moisture for streamflow prediction. *Journal of Hydrology*, 2016, 535: 509–524
- [45] Rajib M A, Merwade V, Yu Z Q. Multi-objective calibration of a hydrologic model using spatially distributed remotely sensed/in-situ soil moisture. *Journal of Hydrology*, 2016, 536: 192–207
- [46] Kundu D, Vervoort R W, van Ogtrop F F. The value of remotely sensed surface soil moisture for model calibration using SWAT. *Hydrological Processes*, 2017, 31(15): 2764–2780
- [47] Lopez P L, Sutanudjaja E H, Schellekens J, et al. Calibration of a large-scale hydrological model using satellite-based soil moisture and evapotranspiration products. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(6): 3125–3144
- [48] Demirel M C, Zen A, Orta S, et al. Additional value of using satellite-based soil moisture and two sources of groundwater data for hydrological model calibration. *Water*, 2019, 11(10): 2083
- [49] Xiong L, Zeng L. Impacts of introducing remote sensing soil moisture in calibrating a distributed hydrological model for streamflow simulation. *Water*, 2019, 11(4): 666
- [50] Zhang Y Q, Chiew F H S, Zhang L, et al. Use of remotely sensed actual evapotranspiration to improve rainfall-runoff modeling in Southeast Australia. *Journal of Hydrometeorology*, 2009, 10(4): 969–980
- [51] Rientjes T H M, Muthuwatta L P, Bos M G, et al. Multi-variable calibration of a semi-distributed hydrological model using streamflow data and satellite-based evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, 2013,

- 505: 276–290
- [52] Vervoort R W, Mielchels S F, van Ogtrop F F, et al. Remotely sensed evapotranspiration to calibrate a lumped conceptual model: pitfalls and opportunities. *Journal of Hydrology*, 2014, 519: 3223–3236
- [53] Herman M R, Nejadhashemi A P, Abouali M, et al. Evaluating the role of evapotranspiration remote sensing data in improving hydrological modeling predictability. *Journal of Hydrology*, 2018, 556: 39–49
- [54] Wambura F J, Dietrich O, Lischeid G. Improving a distributed hydrological model using evapotranspiration-related boundary conditions as additional constraints in a data-scarce river basin. *Hydrological Processes*, 2018, 32(6): 759–775
- [55] Becker R, Koppa A, Schulz S, et al. Spatially distributed model calibration of a highly managed hydrological system using remote sensing-derived ET data. *Journal of Hydrology*, 2019, 577: 123944
- [56] Odusanya A E, Mehdi B, Schürz C, et al. Multi-site calibration and validation of SWAT with satellite-based evapotranspiration in a data-sparse catchment in southwestern Nigeria. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2019, 23(2): 1113–1144
- [57] Wagner W, Hahn S, Kidd R, et al. The ASCAT soil moisture product: a review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, 2013, 22(1): 5–33
- [58] Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(2): 215–229
- [59] Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J P, et al. Soil moisture retrieval from space: the soil moisture and ocean salinity (SMOS) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(8): 1729–1735
- [60] Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, et al. The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5): 704–716
- [61] 潘宁, 王帅, 刘焱序, 等. 土壤水分遥感反演研究进展. *生态学报*, 2019, 39(13): 4615–4626
- [62] Mu Q Z, Zhao M S, Running S W. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(8): 1781–1800
- [63] 冯景泽, 王忠静. 遥感蒸散发模型研究进展综述. *水利学报*, 2012, 43(8): 36–47
- [64] Liou Y A, Kar S K. Evapotranspiration estimation with remote sensing and various surface energy balance algorithms — a review. *Energies*, 2014, 7(5): 2821–2849