

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2024.01.014

全球气象预报驱动流域水文预报研究进展与展望

赵钢铁¹, 张弛², 田雨³, 李昱², 陈泽鑫¹, 陈晓宏¹

(1. 中山大学水资源与环境研究中心, 广东广州 510275; 2. 大连理工大学水利工程学院, 辽宁大连 116024;
3. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038)

摘要: 全球气象模型及新兴人工智能模型为流域水文预报提供了日、次季节、季节等不同时间尺度的海量气象预报数据。与此同时, 基于气象预报开展水文预报, 涉及到数据获取、模型构建、评估检验等技术问题。本文以全球气象预报相关的研究计划为切入点, 调研现有的1 d至2周小时尺度中短期天气预报、1~60 d次季节尺度气象预报、1~12个月季节尺度气象预报以及新兴的人工智能气象预报; 梳理气象预报驱动下流域水文预报模型方法, 阐述气象预报订正、水文模型设置和预报评估检验等技术环节。基于全球气象预报生成实时和回顾性流域水文预报, 定量检验不同预见期下预报精度以评估相关模型方法的预报性能, 为水利工程预报-调度实践应用打下坚实的基础。

关键词: 全球气象模型; 气象预报; 流域水文模型; 水文预报; 实时预报; 回顾性预报; 预报检验

中图分类号: TV11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-6791(2024)01-0156-11

在全球气候变化的背景下, 流域水文要素呈现非一致性的特征, 给水利工程调度运行带来巨大挑战^[1-3]。传统的工程水文设计, 如设计洪水计算、干旱重现期评估等, 主要基于一致性假设, 认为“过去的水文序列代表未来的水文情景”; 然而, 非一致性意味着“过去不再代表未来”^[4-5]。全球范围内, 径流统计分布受气候变化和人类活动影响而整体发生变化, 并且极大值、极小值与均值常呈现出相似的变化趋势^[6]。淮河、长江、珠江等江河由于水量相对充沛, 径流量受人类活动影响相对较小, 整体变化不大; 黄河、海河、辽河、松花江等江河径流量则呈现不同程度变化, 海河流域尤为显著^[7]。

开发水文预报进行适应性管理, 是应对气候变化下水文非一致性的有效途径^[1,4]。以最长预见期分类, 水文预报整体上可以分为3 d以内的短期预报、3~14 d的中期预报、15 d至1 a的长期预报, 乃至1 a以上的超长期预报^[8-9]。其中, 短期降水预报应用于短期洪水预报, 进而支撑水库防洪调度; 防洪预报-调度是提升洪水资源化效率和提高防洪减灾效益的有效途径之一^[10-12]。与此同时, 中长期预报应用于制定周、月、季节等时间尺度的水库防洪、供水、发电、灌溉等调度计划^[13-14]。由于中长期预报信息包含相当的不确定性, 预报调度通常制定相对保守的决策以应对风险, 即风险对冲决策^[15-16]。

气象条件是流域水文过程的重要驱动要素, 气象预报预见期和精度直接影响着不同预见期下的水文预报精度^[17-19]。近年来, 全球气象模型(Global Climate Model, GCM)稳步发展, 人工智能气象预报模型方兴未艾, 为流域水文预报提供了日、次季节、季节等不同时间尺度的海量气象预报数据^[20-22]。与此同时, 气象预报驱动下的流域水文预报, 包含着初始状态设置、预报检验评估和预报统计订正等关键技术环节^[23-24]。相应的, 水文预报既受到气象预报的直接影响, 又与水文模型结构、参数以及流域初始状态

收稿日期: 2023-10-08; 网络出版日期: 2023-12-26

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/32.1309.P.20231226.0934.002>

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2023YFF0804900); 国家自然科学基金资助项目(52379033)

作者简介: 赵钢铁(1986—), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博士, 主要从事水文预报研究。

E-mail: zhaottg@mail.sysu.edu.cn

通信作者: 陈晓宏, E-mail: eescxh@mail.sysu.edu.cn

等要素紧密相关^[25-27]。立足于全球气象预报领域国内外相关综述^[20,25,28-30], 本文致力于梳理全球气象预报驱动流域水文预报的模型方法研究进展并进行展望, 期望为预报、预警、预演、预案“四预”工作提供有益的借鉴和参考。

1 全球气象预报

1.1 全球气象模型的发展

全球气象模型通过定义旋转球体的 Navier-Stokes 偏微分方程组来刻画全球水量与能量平衡相关物理过程, 进而耦合陆地、海洋、大气、海冰等模块从物理机制上来预报未来气象状况^[20]。全球气象模型的缘起可以追溯到 1904 年, 挪威气象学家 Vilhelm Bjerknes 发表著名论文《从力学和物理学的角度考虑天气预报问题》, 提出采用数学物理方程处理大气数据信息和开展数值预报的构想; 时隔近 50 a 后, 美国气象学家 Jule Charney 于 1950 年首次实现对于实际天气过程的数值预报, 开启了天气预报向客观化、数字化和自动化转型的时代^[31]。近年来, 得益于偏微分方程数值求解、大规模并行计算、卫星遥感与地面观测同化等先进技术的发展, 全球气象模型取得了长足的进步, 全球和区域尺度气象预报日益成为世界各大超级计算中心核心业务工作^[28-30]。与此同时, 欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)、美国国家环境预测中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)等重要气象机构面向不同时间尺度的气象预报推进了一系列国际合作研究计划, 如表 1 所示。

表 1 代表性全球气象预报相关的国际合作研究计划

Table 1 International cooperative research programs on representative global climate forecasts

类型	预见期	中文名称	英文简称及全称	参考文献
中短期预报	未来 1~14 d	全球交互式大集合预报研究计划	TIGGE, THORPEX Interactive Grand Global Ensemble	Park 等 ^[28]
次季节预报	未来 1~60 d	次季节至季节预报研究计划	S2S, Sub-seasonal to Seasonal prediction	Vitart 等 ^[30]
季节预报	未来 1~12 个月	北美多模型集合预报研究计划	NMME, North American Multi-Model Ensemble	Kirtman 等 ^[29]

从偏微分方程组求解的角度, 全球气象预报主要受到初始状态和边界条件影响^[32,20]。对于表 1 所示 3 种类型的气象预报, 中短期天气预报主要受初始状态影响, 也即模型初始时刻状态直接影响未来中短期预报结果^[28,33]; 次季节尺度气象预报, 既会受到初始状态的影响, 又会受到边界条件的制约, 因而更加复杂^[30,34-35]; 进一步的, 季节到年际气象预报主要受边界条件制约, 也即海洋、海冰、陆地等下垫面条件对于大气的强迫作用^[29]。

1.2 中短期天气预报

面向未来 1—14 d 的小时尺度中短期天气预报, 世界气象组织(World Meteorological Organization, WMO)在全球观测系统研究与可预报性试验(The Observing system Research and Predictability EXperiment, THORPEX)科学计划中设置了 TIGGE^[28,36]。TIGGE 名称中的“大集合”指的是通过一定的数据协议整合发布源自全球 13 个气象中心的天气预报数据, 包括欧洲中期天气预报中心、中国气象局(China Meteorological Administration, CMA)、英国气象局(United Kingdom Met Office, UKMO)等; “交互式”指的是根据用户需求来更新模型设置以改进预报结果, 包括集合成员数量、网格空间分辨率、区域尺度预报等^[36]。

相比单一机构预报结果, TIGGE 综合多个机构预报结果, 能够从整体上显著地提升对于未来数天小雨、中雨到暴雨、大暴雨等不同天气事件的预报精度^[36-37]。与此同时, 随着预见期增加, 集合预报可能会高估未来小雨、中雨等降水事件, 同时会低估暴雨、大暴雨等降水事件; 对此, 需要引入统计订正方法以改进预

报结果^[38-40]。值得指出的是,中短期天气过程呈现混沌特性:天气预报对于初值较为敏感;相应的,预报误差随着预见期延长而迅速增加^[28,41]。受限于混沌特性,中短期天气理论上的可预报性局限在2周以内^[32]。

1.3 次季节气象预报

面向未来1~60 d的次季节气象预报,世界气象组织在全球气候服务框架(Global Framework for Climate Services, GFCS)的基础上提出S2S,旨在为水资源管理、农业与食品、能源与健康、灾害风险管理等行业提供气象预报基础数据^[30]。考虑到初始值的混沌效应^[32],次季节预报把用于天气预报的大气模式与海洋、陆地、海冰等模式耦合起来,通过考虑大气-海洋-陆地-海冰等相互作用以延长预见期^[30]。参照TIGGE的运行模式,S2S统筹发布欧洲中期天气预报中心、美国国家环境预测中心和中国气象局等机构开发的10余套全球预报数据^[34,36,42]。

相比于TIGGE仅仅发布实时预报^[28,36],S2S在业务运行过程中不仅采用耦合模式进行未来1~60 d的实时气象预报,还面向历史同期进行回顾性的气象预报^[30]。例如,欧洲中期天气预报中心的回顾性预报为过去20 a;即2023年10月1日(起报时间)对2023年10月1日至11月30日(预见期60 d)进行实时气象预报,同时还会生成2003—2022年(过去20 a)10月1日至11月30日(历史同期)的回顾性预报。回顾性预报不仅可以检验同一模型对于历史事件的预报效果,还可以定量评估不同预见期下系统与随机误差,有助于订正实时预报以提高预报精度^[35,40-41]。

1.4 季节气象预报

面向未来1~12个月的季节尺度气象预报,美国国家科学基金会(National Science Foundation, NSF)联合美国海洋与大气管理局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)、美国国家宇航局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)等多个部门联合设立NMME^[29]。NMME名称中的“北美”指的是该计划主要面向美国和加拿大的10余个季节气象预报模型。例如,美国国家环境预测中心的气象预报系统第一代(Climate Forecast System version 1, CFSv1)和第二代(CFSv2)季节预报,都通过NMME发布预报数据^[43];美国地球流体动力实验室(Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, GFDL)第二代气象模型(Climate Model version 2, CM2)曾经同时运行4个版本CM2p1、CM2p1-aer04、CM2p5-FLOR-A06和CM2p5-FLOR-B01,并且新开发了无缝预测和地球系统研究系统(Seamless System for Prediction and Earth System Research, SPEAR),这5套季节预报也都通过NMME发布数据^[44-45]。

不同气象中心开发的不同版本预报模型,通常给出不同时间步长和不同空间分辨率的预报数据,数据之间的差异性限制了相关研究的推进。针对这个问题,北美多模型集合预报研究计划先进行时间-空间重采样,即把时间步长统一为1个月、把空间分辨率统一为1°,而后才公开发布预报数据^[29]。这一举措极大地促进了多模型季节气象集合预报研究,包括精度检验、评估对比和推广应用等方面^[45-47]。

1.5 新兴的人工智能气象预报

全球气象模型及各种遥感监测技术生成海量的地球系统数据集,推动人工智能(AI)预报模型迅速发展^[48,21-22]。其中的标志性成果,当属华为盘古气象大模型(Pangu-Weather)被开发和应用于全球气象预报^[22]。从输入与输出2个方面,盘古气象大模型类似于全球气象模型:一方面,模型输入数据为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的网格化全球气象场数据,具体而言,包括13个气压层的位势高度、比湿、温度、经向风速和纬向风速,以及海平面气压、地面2 m温度、10 m经向风速、10 m纬向风速,共69个变量;另一方面,模型输出数据对应于输入的69个变量,同样为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的网格化全球数据。得益于“相同的输入与输出数据”这种模型设置,华为云提供时间步长分别为1、3、6、24 h的4个盘古气象预训练大模型,以迭代运算的方式生成未来的全球气象预报^[22]。具体而言,对于18 h后的全球气象预报,只需要把6 h步长盘古气象大模型迭代运行3次:第1次运行采用观测的全球气象场作为输入;第2、3次运行均采用上一次的全球气象预报

作为输入。

依托华为云计算平台, 盘古气象大模型采用欧洲中期天气预报中心的第五代全球再分析数据集(ERA5)作为驱动, 以1979—2017年的数据用作训练, 2018年的数据用作测试, 2019年的数据用作验证。面向位势高度、温度、经向风速、纬向风速等多个气象变量进行预报检验, 盘古气象大模型相比欧洲中期天气预报中心的集成天气预报系统(Integrated Forecasting System, IFS)呈现出更高的预报精度^[22]。

2 气象预报驱动水文预报

2.1 气象预报数据获取与订正

气象预报数据是流域水文预报的重要基础^[3,17,19]。在20世纪七八十年代, 气象模型尚不发达, 气象预报能力极为有限; 当时, 美国国家气象局(National Weather Service, NWS)提出以历史同期气象条件作为流域水文模型的驱动要素来构建河流预报系统(River Forecast System, RFS), 即主要基于流域干湿状态的时限延长径流预报(Extended Streamflow Forecasting, ESP); 以实际需求为导向, 该预报系统提供最大径流、最小径流、累积径流量、河流水位等一系列水文预报数据, 得到了相当广泛的工程应用^[49]。从概念上, ESP方法基于“一致性”假设, 也即假设未来降水具有与历史同期降水相同的统计性质; 这种情况下, 径流预报精度主要取决于流域干湿状态, 也即土壤水、地下水、积雪等蓄水单元的存蓄状态^[50]。

伴随着天气预报技术和气象预报模型的发展, 确定性预报被应用于驱动水文模型, 生成单一情景的确定性水文预报; 进一步的, 气象集合预报也被应用于驱动水文模型, 得到包含诸多情景的水文集合预报^[17,25]。相比于历史同期气象条件, 确定性气象预报和气象集合预报能够更为有效地反映实时气象情况; 采用气象预报作为驱动可以生成更高精度的水文预报, 不同预见期下预报精度的提升, 既归功于流域干湿状态, 又得益于高精度的气象预报精度^[23,51]。如表2所示, TIGGE、NMME、S2S等气象预报国际合作研究计划, 以及最新开发的Pangu-Weather等, 提供了小时、日、月等不同时间步长和周、月、季节等不同预见期的全球气象预报。不同流域的水文预报通常会采用小时、日、月等不同时间尺度的水文模型; 实际预报业务中, 需要根据不同时间步长的水文模型建模灵活地获取对应的气象预报数据^[52-53]。

表2 气象预报模型与数据情况

Table 2 Overview of climate forecast models and data

研究计划	模型数	数据类型及年限	精度	预见期	下载链接
TIGGE	> 10	实时预报, 2006年至今 无回顾性预报	6 h	16 d	https://apps.ecmwf.int/datasets/data/tigge/levtype=sfc/type=cf/
S2S	> 10	实时预报, 2016年至今 回顾性预报, 随着预报模型版本更新而动态更新 ^[30]	1 d	60 d左右	https://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/.ECMWF/.S2S/index.html
NMME	> 10	实时预报, 2011年至今 回顾性预报, 1982—2010年	1月	12月	https://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/.Models/.NMME/
Pangu-Weather	4	下载时间步长分别为1、3、6、24 h的预训练大模型, 输入固定格式的ERA5全球再分析数据, 生成2019 年至今的实时预报	1 h	不限	https://github.com/198808xc/Pangu-Weather

值得指出的是, 受系统与随机误差影响, 全球气象模型原始预报的精度往往并不理想; 如果采用原始气象预报驱动水文模型, 水文预报不确定性既会受到原始气象预报误差的制约, 又会受到流域水文模型的影响^[23,37,52]。对此, 需要对气象预报进行统计订正以控制水文预报的误差来源^[38,40,54]。比较简单的订正方法有

同倍比缩放法和同差值加减法,即把所有原始预报的均值与所有观测的均值做对比,从而获得倍比因子和加减差值来订正原始预报,这2种方法可以快速消除系统误差^[39,54];稍微复杂一些的有分位数映射方法,即分别拟合原始预报与观测的边缘分布,根据边缘分布获得预报与观测的累积分布,由累积分布的统计分位数来确定原始预报与观测的映射关系从而订正原始预报,该方法既能消除系统误差,又能一定程度上处理随机误差^[38,53];更为复杂的有 Copula 和贝叶斯联合概率等模型方法,这些模型不仅考虑预报和观测的边缘分布,而且考虑预报与观测之间关联关系的强弱,依据二者的关联关系估算观测值对应于预报值的条件分布,由此订正原始降水预报^[23,40,54]。

2.2 流域水文预报模型设置

对接气象预报相关国际研究计划,国际水文集合预报研究计划(Hydrological Ensemble Prediction Experiment, HEPEX)从2004年延续至今,旨在开发水文学模型方法把气象预报转化为水文预报,更好地服务于水利工程调度管理^[55]。面向预报模型方法开发,HEPEX提出六大研究主题(<https://hepex.org.au/about-hepex/>),分别是:①气象预报数据降尺度用作水文模型输入;②基于水文模型的集合预报方法;③水文学及水力学预报模型的数据同化;④预报数据后处理与多模型预报集成;⑤预报检验及价值评估;⑥面向决策的预报需求识别、可视化及案例应用。TIGGE、S2S和NMME等国际合作计划以公开数据库的形式提供全球气象预报,极大地降低了水文工作面临的气象数据门槛(表2),为流域水文预报提供基础数据。相关科研团队下载气象预报作为集总和分布式水文模型的驱动条件,面向具体流域开展短期与中长期水文集合预报研究,取得了良好的效果^[23,37,52]。与此同时,欧洲中期天气预报中心等气象机构建立起区域尺度乃至全球尺度水文模型,采用自己的气象预报驱动水文模型从而生成区域及全球水文预报^[56]。例如,欧洲中期天气预报中心构建全球洪水预报系统(Global Flood Awareness System, GloFAS),采用集成天气预报系统IFS气象预报作为驱动生成未来1~30d的日尺度全球径流预报,实时预报从2019年11月至今,回顾性预报为1999年1月至2018年12月。

以气象预报作为驱动要素进行水文预报,流域水文模型参数率定和土壤水、地下水、积雪等蓄水单元初始状态取值等技术环节相当关键^[19,50,57]。一方面,可以借助于流域水文模拟,即对于每一次实时预报都依据前期观测的降水与径流进行模型参数率定和模拟计算,基于前期的降水—径流过程连续模拟来设定各个蓄水单元的初始状态^[52,56-57]。另一方面,如果参数已经率定完成,则可以采用数据同化来更新模型状态,即引入土壤水、地下水、积雪等蓄水单元相关的站点观测及卫星遥感等信息,随着实时预报进行不断引入观测和遥感信息以调整蓄水单元取值从而改进径流预报^[50]。对于水文模拟的思路,优点在于简单易行和对于数据要求较低,可以根据实时预报需要相对快速地率定模型参数和设置初始状态;局限性是前期降水—径流关系可能存在过拟合,并且前期模拟误差会影响后期径流预报,对此需要开发量化的误差统计模型^[52]。对于数据同化的思路,优点是综合地面观测和卫星遥感等多源信息;局限性在于卡尔曼滤波、粒子滤波等同化算法相对复杂,需要大量的长序列数据以支撑模型训练和结果校验等步骤^[17,50]。

2.3 流域水文预报评估检验

以观测作为基准进行流域水文预报评估检验,既是预报模型性能评价的主要依据,又是预报数据工程应用的重要支撑^[24,46,49]。流域水文预报具有偏度、可靠度、精度等不同的属性,分别对应不同的指标^[58]。例如,偏度属性面向集合预报整体均值与观测整体均值大小差异,可以用相对偏差(Relative Bias, RB)指标来评估;可靠度属性面向集合预报区间是否能够有效概括观测值变化范围,可以用概率积分转换(Probability Integral Transform, PIT)指标来评估;精度属性面向集合预报与对应观测之间的差异值,可以用连续分级概率评分(Continuous Ranked Probability Score, CRPS)指标来评估^[28,37,58]。考虑到统计指标计算通常需要20~30个样本,预报检验既需要实时预报,还有赖于长序列的历史同期回顾性预报^[20,44-45]。

不确定性是预报信息的固有属性, 集合预报采用多组情景来定量地描述预报不确定性及其统计分布, 近年来在水文气象领域得到了广泛关注和长足发展^[17,23,25]。从水利工程调度管理的角度, 集合预报所包含的系统与随机误差, 直接影响相关决策的最优性^[10-12]。受水文模型结构、参数等要素影响, 流域水文预报误差通常呈现有偏、非正态分布的特征, 并且相邻时段之间的误差相互关联^[52,59]。相比于单一时段的气象预报订正, 水文集合预报受制于误差自相关性的影响, 其统计订正需要同时考虑多个时段, 订正问题所涉及的统计变量个数大为增加。对此, 一种经典思路是误差时间序列分析, 首先对比预报与观测数据得到预报误差, 接着构建自回归等模型以拟合相邻时段之间误差关联关系, 然后根据预见期从近到远对误差进行累积分析^[52,60]。与此同时, 一种新的思路在于依托多元统计算法直接构建多时段预报与观测之间的高维联合分布, 根据联合分布生成给定预报值时观测值的条件分布, 直接从条件分布抽样而得到订正预报^[53]。以上 2 种订正水文预报的思路都有赖于实时预报与对应的回顾性预报^[50,56]。

3 讨 论

作为世界顶级的气象模型研发机构, 欧洲中期天气预报中心团队曾经于 2015 年在 *Nature* 撰文“*The quiet revolution of numerical weather prediction*”, 梳理 20 世纪 50 年代以来气象模型稳步发展的历程^[20]; 近期, 该团队在 *Nature Reviews Earth & Environment* 撰文“*Deep learning and a changing economy in weather and climate prediction*”, 指出以深度学习为代表的人工智能模型将会为气象预报带来变革性的影响^[61]。对于水文预报, 既可以采用全球气象模型预报数据作为驱动^[28-30], 又可以尝试采用盘古气象大模型等人工智能模型生成的全球气象预报数据作为驱动^[21-22]。与此同时, 人工智能模型不仅可以提供输入数据, 更是被广泛用于构建流域降水—径流模型^[62-64]。流域水文预报通常采用模块化的建模思路, 即把整个模块分解为气象输入、流域产流、流域汇流等模块^[17,56]。人工智能模型可以有力支撑相关水文预报模型的模块开发, 并且与已有的水文模块组合成为预报系统, 促进不同预见期下水文预报精度提升^[63-65]。

为了充分检验预报模型系统的性能, 既需要生成实时水文预报, 还需要生成回顾性预报^[29-30,45]。回顾性预报的概念源自于大气科学领域: 回顾性指的是开发气象模型进行实时天气或气象预报的过程中, 也用该模型对于历史同期的过往天气或气象进行预报。实时预报基于当前气象初始场; 与之对应, 回顾性预报必须把历史上当时的(而不是事后的)气象场作为初始场; 由此, 实时预报与回顾性预报是基于相同的模型设置而生成的, 二者相结合可以充分地评估预报模型的性能^[20]。例如, 华为云盘古气象大模型与欧洲中期天气预报中心模型性能比较, 正是得益于针对历史事件, 尤其是台风极端事件, 回顾性预报对比分析^[22]。丰富的实时与回顾性全球气象预报数据集, 为生成实时和回顾性流域水文预报提供了有利条件。基于气象预报生成实时与回顾性水文预报, 面向历史洪水、干旱等代表性事件展开深入分析, 定量检验不同预见期下的预报精度, 评估相关模型方法预报性能, 可以为水利工程预报-调度实践应用打下坚实的基础。

4 结论与展望

得益于全球气象预报模型的稳步发展和人工智能模型的飞速进步, 各种时间步长、预见期和空间分辨率的全球气象预报数据层出不穷, 它们有助于解决传统水文预报所面临的气象预报数据短板问题, 为流域水文预报模型方法的研究提供肥沃的土壤。相比水文预报关注于具体的流域和预见期下的预报精度, 全球气象预报更多的是关注区域乃至全球尺度的整体预报效果。伴随着陆地-大气-海洋-海冰模式、卫星观测、数据同化、人工智能等先进技术的进步, 全球气象预报将会得到进一步的发展和提升。为了更好地将全球气象预报服务于流域水文预报, 需要立足于目标流域开展 3 个方面的工作:

(1) 全球气象预报适用性评估。长序列水文年鉴、水文站点观测、场次加密监测等水文业务工作积累了宝贵的流域历史水文气象数据集,以历史数据集作为基准,可以评定不同全球气象预报数据的精度,遴选出适宜的全球气象预报数据。进一步的,还可以依据历史数据集订正原始气象预报,有效地消除系统误差、量化随机误差,为水文预报提供高精度的气象预报驱动数据。

(2) 流域气象预报数据提取。在适用性评估基础上,依据流域水文模型的需要提取气象预报驱动数据。具体而言,对于集总式水文模型,需要从栅格化的气象预报数据提取面平均气象预报;对于分布式水文模型,需要根据水文模型的空间分辨率对气象预报数据进行栅格重采样。进一步的,依据水文模型的小时、日、月等不同计算步长,还需要调整气象预报时间步长以适应计算需要。

(3) 流域水文气象预报检验。以回顾性气象预报驱动水文模型,得到回顾性水文预报,针对历史洪水、典型干旱等目标事件进行预报精度评估。整体上,水文预报精度主要受到气象预报和水文模型 2 个方面的影响,通过检验归因,可以为水文预报的改进指明方向。进一步的,回顾性与实时预报还可以与调度模型相结合,支撑洪水、干旱等目标事件复盘、推演模拟和预演、预案分析。

参考文献:

- [1] 王浩,王旭,雷晓辉,等. 梯级水库群联合调度关键技术发展历程与展望[J]. 水利学报, 2019, 50(1): 25-37. (WANG H, WANG X, LEI X H, et al. The development and prospect of key techniques in the cascade reservoir operation[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2019, 50(1): 25-37. (in Chinese))
- [2] 胡春宏,郑春苗,王光谦,等. “西南河流域源区径流变化和适应性利用”重大研究计划进展综述[J]. 水科学进展, 2022, 33(3): 337-359. (HU C H, ZHENG C M, WANG G Q, et al. Reviews of the major research plan “runoff change and its adaptive management in the source region of major rivers in Southwestern China”[J]. Advances in Water Science, 2022, 33(3): 337-359. (in Chinese))
- [3] 张建云,舒章康,王鸿杰,等. 郑州“7·20”暴雨洪涝几个水文问题的讨论[J]. 地理学报, 2023, 78(7): 1618-1626. (ZHANG J Y, SHU Z K, WANG H J, et al. A discussion on several hydrological issues of “7·20” rainstorm and flood in Zhengzhou[J]. Acta Geographica Sinica, 2023, 78(7): 1618-1626. (in Chinese))
- [4] MILLY P C D, BETANCOURT J, FALKENMARK M, et al. Stationarity is dead: whither water management? [J]. Science, 2008, 319(5863): 573-574.
- [5] 郭生练,刘章君,熊立华. 设计洪水计算方法研究进展与评价[J]. 水利学报, 2016, 47(3): 302-314. (GUO S L, LIU Z J, XIONG L H. Advances and assessment on design flood estimation methods[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(3): 302-314. (in Chinese))
- [6] GUDMUNDSSON L, BOULANGE J, DO H X, et al. Globally observed trends in mean and extreme river flow attributed to climate change[J]. Science, 2021, 371(6534): 1159-1162.
- [7] 王国庆,张建云,管晓祥,等. 中国主要江河径流变化成因定量分析[J]. 水科学进展, 2020, 31(3): 313-323. (WANG G Q, ZHANG J Y, GUAN X X, et al. Quantifying attribution of runoff change for major rivers in China[J]. Advances in Water Science, 2020, 31(3): 313-323. (in Chinese))
- [8] 王富强,霍风霖. 中长期水文预报方法研究综述[J]. 人民黄河, 2010, 32(3): 25-28. (WANG F Q, HUO F L. Summary of research on medium and long-term hydrological forecasting methods[J]. Yellow River, 2010, 32(3): 25-28. (in Chinese))
- [9] 孙周亮,刘艳丽,张建云,等. 中长期径流预报研究进展与展望[J]. 水资源保护, 2023, 39(2): 136-144, 223. (SUN Z L, LIU Y L, ZHANG J Y, et al. Research progress and prospect of mid-long term runoff prediction[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(2): 136-144, 223. (in Chinese))
- [10] LU Q W, ZHONG P G, XU B, et al. Multi-objective risk analysis for flood control operation of a complex reservoir system under multiple time-space correlated uncertainties[J]. Journal of Hydrology, 2022, 606: 127419.
- [11] DING W, ZHANG C, LIN J, et al. Flood risk quantification, transmission, and propagation analysis for flood water utilization

- of parallel reservoirs[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 618: 129202.
- [12] 张晓菁, 刘攀, 周丽婷, 等. 考虑水文模型参数时变的水库水位多预见期实时预报: 以水布垭水库为例[J]. *水利学报*, 2023, 54(4): 426-438, 450. (ZHANG X J, LIU P, ZHOU L T, et al. Real-time forecasting of reservoir water levels over multiple lead times considering time-varying hydrological model parameters and its application in the Shuibuya Reservoir[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2023, 54(4): 426-438, 450. (in Chinese))
- [13] TURNER S W D, BENNETT J C, ROBERTSON D E, et al. Complex relationship between seasonal streamflow forecast skill and value in reservoir operations[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(9): 4841-4859.
- [14] ANGHILERI D, VOISIN N, CASTELLETTI A, et al. Value of long-term streamflow forecasts to reservoir operations for water supply in snow-dominated river catchments[J]. *Water Resources Research*, 2016, 52(6): 4209-4225.
- [15] CHANG J X, GUO A J, WANG Y M, et al. Reservoir operations to mitigate drought effects with a hedging policy triggered by the drought prevention limiting water level[J]. *Water Resources Research*, 2019, 55(2): 904-922.
- [16] LUO C X, XU B, DING W, et al. Characteristics of reservoirs to mitigate drought effects with a hedging rule triggered by drought limited water level[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 617: 129106.
- [17] CLOKE H L, PAPPENBERGER F. Ensemble flood forecasting: a review[J]. *Journal of Hydrology*, 2009, 375(3/4): 613-626.
- [18] BRUNNER M, SLATER L, TALLAKSEN L, et al. Challenges in modeling and predicting floods and droughts: a review[J]. *WIREs Water*, 2021, 8(3): e1520.
- [19] 雍斌, 张建云, 王国庆. 黄河源区水文预报的关键科学问题[J]. *水科学进展*, 2023, 34(2): 159-171. (YONG B, ZHANG J Y, WANG G Q. Key scientific issues of hydrological forecast in the headwater area of Yellow River[J]. *Advances in Water Science*, 2023, 34(2): 159-171. (in Chinese))
- [20] BAUER P, THORPE A, BRUNET G. The quiet revolution of numerical weather prediction[J]. *Nature*, 2015, 525(7567): 47-55.
- [21] RAVURI S, LENC K, WILLSON M, et al. Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar[J]. *Nature*, 2021, 597(7878): 672-677.
- [22] BI K F, XIE L X, ZHANG H H, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks[J]. *Nature*, 2023, 619(7970): 533-538.
- [23] 金君良, 舒章康, 陈敏, 等. 基于数值天气预报产品的气象水文耦合径流预报[J]. *水科学进展*, 2019, 30(3): 316-325. (JIN J L, SHU Z K, CHEN M, et al. Meteo-hydrological coupled runoff forecasting based on numerical weather prediction products[J]. *Advances in Water Science*, 2019, 30(3): 316-325. (in Chinese))
- [24] EMERTON R, ZSOTER E, ARNAL L, et al. Developing a global operational seasonal hydro-meteorological forecasting system: GloFAS-Seasonal v1.0[J]. *Geoscientific Model Development*, 2018, 11(8): 3327-3346.
- [25] YUAN X, WOOD E F, MA Z. A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting: physical understanding and system development[J]. *WIREs Water*, 2015, 2(5): 523-536.
- [26] 管晓祥, 金君良, 刘悦, 等. 基于数值天气预报模式的流域中期径流预报[J]. *水利水电技术*, 2018, 49(11): 46-53. (GUAN X X, JIN J L, LIU Y, et al. Numerical weather forecast mode-based medium-term runoff prediction of watershed[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2018, 49(11): 46-53. (in Chinese))
- [27] HIRPA F A, SALAMON P, BECK H E, et al. Calibration of the Global Flood Awareness System (GloFAS) using daily streamflow data[J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 566: 595-606.
- [28] PARK Y Y, BUIZZA R, LEUTBECHER M. TIGGE: preliminary results on comparing and combining ensembles[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2008, 134(637): 2029-2050.
- [29] KIRTMAN B P, MIN D, INFANTI J M, et al. The North American multimodel ensemble: phase-1 seasonal-to-interannual prediction; phase-2 toward developing intraseasonal prediction[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2014, 95(4): 585-601.
- [30] VITART F, ARDILOUZE C, BONET A, et al. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. *Bulletin of*

the American Meteorological Society, 2017, 98: 163-173.

- [31] 许小峰. “精准”预报的追求与误区[J]. 气象科技进展, 2022, 12(4): 2-6. (XU X F. Pursuit and misunderstanding of “accurate” forecast[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2022, 12(4): 2-6. (in Chinese))
- [32] 丁一汇. 季节气候预测的进展和前景[J]. 气象科技进展, 2011, 1(3): 14-27. (DING Y H. Progress and prospects of seasonal climate prediction[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2011, 1(3): 14-27. (in Chinese))
- [33] 唐伟, 于丹, 肖芳, 等. 美国统一预报系统研发进展和展望[J]. 气象科技进展, 2023, 13(4): 114-120. (TANG W, YU D, XIAO F, et al. Progress and prospect in developing the unified forecast system in USA[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2023, 13(4): 114-120. (in Chinese))
- [34] 徐邦琪, 臧钰歆, 朱志伟, 等. 时空投影模型(STPM)的次季节至季节(S2S)预测应用进展[J]. 大气科学学报, 2020, 43(1): 212-224. (XU B Q, ZANG Y X, ZHU Z W, et al. Subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction using the spatial-temporal projection model (STPM)[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2020, 43(1): 212-224. (in Chinese))
- [35] 郭渠, 黄安宁, 付志鹏, 等. 北京气候中心次季节-季节预测系统对西南地区夏季降水次季节预报技巧评估及误差订正[J]. 高原气象, 2021, 40(3): 644-655. (GUO Q, HUANG A N, FU Z P, et al. Evaluation and bias correction on the subseasonal forecast of summer precipitation over southwestern China forecasted by the Beijing climate center sub-seasonal to seasonal predication system[J]. Plateau Meteorology, 2021, 40(3): 644-655. (in Chinese))
- [36] SWINBANK R, KYOUDA M, BUCHANAN P, et al. The TIGGE project and its Achievements[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2016, 97(1): 49-67.
- [37] 赵琳娜, 刘莹, 党皓飞, 等. 集合数值预报在洪水预报中的应用进展[J]. 应用气象学报, 2014, 25(6): 641-653. (ZHAO L N, LIU Y, DANG H F, et al. The progress on application of ensemble prediction to flood forecasting[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2014, 25(6): 641-653. (in Chinese))
- [38] ZHAO T, BENNETT J C, WANG Q J, et al. How suitable is quantile mapping for postprocessing GCM precipitation forecasts? [J]. Journal of Climate, 2017, 30(9): 3185-3196.
- [39] 苏翔, 袁慧玲, 朱跃建. 四种定量降水预报客观订正方法对比研究[J]. 气象学报, 2021, 79(1): 132-149. (SU X, YUAN H L, ZHU Y J. A comparative study of four objective quantitative precipitation forecast calibration methods[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2021, 79(1): 132-149. (in Chinese))
- [40] HUANG Z Q, ZHAO T, XU W X, et al. A seven-parameter Bernoulli-Gamma-Gaussian model to calibrate subseasonal to seasonal precipitation forecasts[J]. Journal of Hydrology, 2022, 610: 127896.
- [41] HUANG L, LUO Y L. Evaluation of quantitative precipitation forecasts by TIGGE ensembles for South China during the presummer rainy season[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2017, 122(16): 8494-8516.
- [42] 李恒, 朱坚. BCC_S2S 预报长江上中游流域夏季降水精度评估[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(6): 21-31. (LI H, ZHU J. Accuracy evaluation of BCC_S2S summer precipitation forecast in the upper and middle reaches of the Yangtze River[J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(6): 21-31. (in Chinese))
- [43] SAHA S, MOORTHI S, WU X R, et al. The NCEP climate forecast system version 2[J]. Journal of Climate, 2014, 27(6): 2185-2208.
- [44] DELWORTH T L, COOKE W F, ADCROFT A, et al. SPEAR: the next generation GFDL modeling system for seasonal to multidecadal prediction and projection[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2020, 12(3): e2019MS001895.
- [45] BECKER E J, KIRTMAN B P, L'HEUREUX M, et al. A decade of the North American multimodel ensemble (NMME): research, application, and future directions[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2022, 103(3): E973-E995.
- [46] SLATER L J, VILLARINI G, BRADLEY A A. Evaluation of the skill of North-American Multi-Model Ensemble (NMME) Global Climate Models in predicting average and extreme precipitation and temperature over the continental USA[J]. Climate Dynamics, 2019, 53(12): 7381-7396.
- [47] 黄泽青, 刘洋, 杨振华, 等. 北美多模型集合预报实验(NMME)全球降水预报对长江上游流域夏季降水适用性研究[J]. 水文, 2020, 40(6): 16-23. (HUANG Z Q, LIU Y, YANG Z H, et al. Global precipitation forecasts of summer precipitation in the Upper Yangtze River basin: an investigation based on the North Americamulti-model ensemble (NMME) experiment[J].

- Journal of China Hydrology, 2020, 40(6): 16-23. (in Chinese))
- [48] SHEN C P. A transdisciplinary review of deep learning research and its relevance for water resources scientists[J]. Water Resources Research, 2018, 54(11): 8558-8593.
- [49] DAY G N. Extended streamflow forecasting using NWSRFS[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 1985, 111(2): 157-170.
- [50] TROIN M, ARSENAULT R, WOOD A W, et al. Generating ensemble streamflow forecasts: a review of methods and approaches over the past 40 years[J]. Water Resources Research, 2021, 57(7): e2020WR028392.
- [51] 侯东儒, 张雪丽, 邬强, 等. 一种基于径流系数的山洪预报模型构建及应用[J]. 水电能源科学, 2022, 40(5): 83-86. (HOU D R, ZHANG X L, WU Q, et al. A flood forecast model for small watersheds in mountainous area based on runoff coefficient[J]. Water Resources and Power, 2022, 40(5): 83-86. (in Chinese))
- [52] BENNETT J C, ROBERTSON D E, WANG Q J, et al. Propagating reliable estimates of hydrological forecast uncertainty to many lead times[J]. Journal of Hydrology, 2021, 603: 126798.
- [53] MATTHEWS G, BARNARD C, CLOKE H, et al. Evaluating the impact of post-processing medium-range ensemble streamflow forecasts from the European Flood Awareness System[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26(11): 2939-2968.
- [54] LI W, DUAN Q, MIAO C, et al. A review on statistical postprocessing methods for hydrometeorological ensemble forecasting [J]. WIREs Water, 2017, 4(6): e1246.
- [55] SCHAAKE J C, HAMILL T M, BUIZZA R, et al. HEPEx: the hydrological ensemble prediction experiment[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2007, 88(10): 1541-1548.
- [56] HARRIGAN S, ZSOTER E, CLOKE H, et al. Daily ensemble river discharge reforecasts and real-time forecasts from the operational Global Flood Awareness System[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2023, 27(1): 1-19.
- [57] 苟娇娇, 缪驰远, 徐宗学, 等. 大尺度水文模型参数不确定性分析的挑战与综合研究框架[J]. 水科学进展, 2022, 33(2): 327-335. (GOU J J, MIAO C Y, XU Z X, et al. Parameter uncertainty analysis for large-scale hydrological model: challenges and comprehensive study framework[J]. Advances in Water Science, 2022, 33(2): 327-335. (in Chinese))
- [58] HUANG Z, ZHAO T. Predictive performance of ensemble hydroclimatic forecasts: verification metrics, diagnostic plots and forecast attributes[J]. WIREs Water, 2022, 9(2).
- [59] ZHAO T, WANG Q J, BENNETT J C, et al. Quantifying predictive uncertainty of streamflow forecasts based on a Bayesian joint probability model[J]. Journal of Hydrology, 2015, 528: 329-340.
- [60] MCINERNEY D, THYER M, KAVETSKI D, et al. Multi-temporal hydrological residual error modeling for seamless subseasonal streamflow forecasting[J]. Water Resources Research, 2020, 56(11): e2019WR026979.
- [61] BAUER P, DUEBEN P, CHANTRY M, et al. Deep learning and a changing economy in weather and climate prediction[J]. Nature Reviews Earth & Environment, 2023, 4(8): 507-509.
- [62] 邓超, 陈春宇, 尹鑫, 等. 融合数据同化与机器学习的流域径流模拟方法[J]. 水科学进展, 2023, 34(6): 839-849. (DENG C, CHEN C Y, YIN X, et al. Catchment runoff simulation by coupling data assimilation and machine learning methods [J]. Advances in Water Science, 2023, 34(6): 839-849. (in Chinese))
- [63] 吴旭树, 王兆礼, 陈柯兵, 等. 基于大气环流和海温场的降水组合预报模型[J]. 水资源保护, 2022, 38(6): 81-87. (WU X S, WANG Z L, CHEN K B, et al. A precipitation combined forecasting model based on atmospheric circulation and sea surface temperature[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6): 81-87. (in Chinese))
- [64] 刘成帅, 孙悦, 胡彩虹, 等. 考虑产流模式空间分布的流域-城市复合系统洪水预报模型[J]. 水科学进展, 2023, 34(4): 530-540. (LIU C S, SUN Y, HU C H, et al. Study on flood forecasting model of watershed-urban complex system considering the spatial distribution of runoff generation pattern[J]. Advances in Water Science, 2023, 34(4): 530-540. (in Chinese))
- [65] 林康聆, 陈华, 陈清勇, 等. 耦合 Encoder-Decoder 的 LSTM 径流预报模型研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(8): 755-761. (LIN K L, CHEN H, CHEN Q Y, et al. Research on LSTM runoff forecast model coupled with Encoder-Decoder[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(8): 755-761. (in Chinese))

Research progresses and prospects of catchment hydrological forecasting driven by global climate forecasts*

ZHAO Tongtiegang¹, ZHANG Chi², TIAN Yu³, LI Yu², CHEN Zexin¹, CHEN Xiaohong¹

(1. *Center of Water Resources and Environment, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China*; 2. *College of Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China*; 3. *China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China*)

Abstract: Global climate models and emerging artificial intelligence models generate big climate forecasts data for catchment hydrological forecasting at daily, sub-seasonal and seasonal timescales. The utilization of global climate forecasts to drive catchment hydrological models are confronted with the technical issues of climate forecast data retrieval, hydrological forecasting model set-up and verification of hydro-climatic forecasts. Starting with international collaborative research projects on global climate forecasting, this paper conducts a survey of short-term weather forecasts for the next 1 day to 2 weeks, sub-seasonal climate forecasts for the next 1 to 60 days, seasonal climate forecasts for the next 1 to 12 months and artificial intelligence-based climate forecasts. Furthermore, the processes of catchment hydrological forecasting driven by global climate forecasts are illustrated by detailing the technical aspects on the calibration of climate forecasts, the setting-up of hydrological models and the verification of predictive performance. By generating real-time and retrospective catchment hydrological forecasts from global climate forecasts, the efficacy of forecasting models can be quantitatively examined by verifying forecast skill at different lead times, laying a solid basis for practical forecasts-based operations of hydraulic infrastructure.

Key words: global climate model; climate forecasts; catchment hydrological model; hydrological forecasts; real-time forecasts; retrospective forecasts; forecast verification

* The study is financially supported by the National Key R&D Program of China (No. 2023YFF0804900) and the National Natural Science Foundation of China (No. 52379033).