

WRF-3DVAR 逐小时雷达同化系统在华北地区 降雨径流预报中的应用

刘昱辰¹, 刘佳¹, 李传哲¹, 王维^{1,2}, 田济扬^{1,3}

1. 中国水利水电科学研究院 流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100038;

2. 中国电建集团成都勘测设计研究院有限公司, 成都 610072;

3. 水利部防洪抗旱减灾工程技术研究中心, 北京 100038

摘要: 本研究从当前数值大气模式应用于水文预报的现状出发, 分析了将数据同化技术融入到陆气耦合水文预报中的重要性, 针对时空分辨率较高的天气雷达测雨数据, 在 WRF 模式耦合 WRF-Hydro 陆面水文模式的基础上, 构建了逐小时快速更新的 WRF-3DVAR 同化系统, 并进一步验证了其在华北地区降雨径流预报中的应用效果。结果表明, 同化天气雷达结合传统气象监测数据可以有效提高 WRF 模式的预报降雨精度, 特别是针对时空分布均匀型的降雨, 同化后预报降雨的 CSI/RMSE 指标提高了 23.24%—50.00%。在径流预报中, 经过数据同化后, 更准确的预报降雨使径流预报结果也一定程度上得到了改善, 洪峰流量和洪量误差均有所降低, Nash 系数也有所提高, 整体上数据同化对预报水文过程的改进效果也较为明显。但对于时空分布不均匀型的降雨, 洪峰流量和峰现时间的预报结果仍不理想, 后续需要从陆面水文参数的精准率定、预报误差的实时校正等方面进行改进。

关键词: 遥感, 数据同化, 天气雷达, 快速更新, WRF-3DVAR, 降雨径流预报

中图分类号: P2

引用格式: 刘昱辰, 刘佳, 李传哲, 王维, 田济扬. 2023. WRF-3DVAR 逐小时雷达同化系统在华北地区降雨径流预报中的应用. 遥感学报, 27(7): 1590–1604

Liu Y C, Liu J, Li C Z, Wang W and Tian J Y. 2023. An hourly updated WRF-3DVar weather radar data assimilation system and its application for rainfall-runoff prediction in North China. National Remote Sensing Bulletin, 27(7): 1590–1604 [DOI: 10.11834/jrs.20221419]

1 引言

受全球气候变化与人类活动的影响, 极端降水事件出现更加频繁, 强度加剧, 其所引发的洪水灾害也给经济发展和人民生活带来了巨大损失。在传统的水文预报中, 水文模型的输入主要是雨量站观测到的“落地雨”, 预报的预见期受流域汇流时间的影响, 预报精度也受雨量站网的布设所限。为了进一步延长预见期, 提高预报精度, 将水文模型与中尺度数值天气预报 (NWP) 模式相结合进行实时预报已成为水文气象预报领域普遍采用的方法 (Arnault 等, 2016; Gochis 等, 2015; Senatore 等, 2015; Yucel 等, 2015)。

WRF 模式 (Weather Research and Forecasting

Model) 是目前应用最广泛的中尺度数值预报模式之一, 可用于模拟和预报中尺度大气过程。与其他中尺度大气模式相比, WRF 模式通过更加稳定的模式构建和数据同化的使用, 一定程度上降低了降雨预报的误差, 能够成功地再现中尺度过程中环流形势的演变和雨带分布特征 (Kusaka 等, 2005; 张芳华 等, 2004)。初祁等 (2019) 在北京地区评估了 WRF 模式各类参数化方案对北京地区短历时强降水过程的模拟效果, 结果表明, 模式对具有连续性且受地形抬升作用影响相对较小的强降水过程的模拟效果最好, 而对间歇性的深对流强降水及其相关的湿物理过程的模拟效果较差, 需进一步提高 WRF 模式对不同类型降雨的模拟能力。何光碧等 (2014) 针对中国西南地区的一次

收稿日期: 2021-07-02; 预印本: 2022-01-25

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 51822906); 国家重点研发计划 (编号: 2017YFC1502405)

第一作者简介: 刘昱辰, 研究方向为数值大气模拟、流域水文预报。E-mail: melodyu@163.com

通信作者简介: 刘佳, 研究方向为水文模拟与预报、中尺度数值大气模拟、天气雷达与数据同化。E-mail: jia.liu@iwhr.com

强降水过程,分析了WRF模式的定量降水预报能力,结果显示,模式对对流层中低层温度、水汽、流场的演变均有较好反映,但模拟对流层高层高压和中低层低压系统时出现了偏差,导致降水预报结果存在一定误差。Kryza等(2013)利用WRF模式在波兰西南部地区进行了定量降水预报,结果表明WRF模式能较好地预报出降雨发生的次数,但随预报范围和降雨强度的增大,其预报效果有所下降,存在所有物理参数化方案都无法在再现的局部强降雨过程。刘洋等(2016)使用WRF模式对新疆地区的两场强降水过程进行了数值模拟,以探索最优的物理参数化方案,结果表明不同边界层参数化方案的组合均能模拟出降雨的趋势变化特征,但最优参数化方案组合的模拟结果与实际观测结果仍然存在一些差异。提高降雨预报的精度是准确预报径流的前提,也是水文气象预报领域一直以来面临的严峻挑战(Fritsch和Carbone, 2004; Fritsch等, 1998)。影响WRF模式降雨预报精度的因素很多,其中大气初始状态的不准确是一个重要的原因。由于大气本身具有不稳定的特征,导致数值模式对降雨的发生演变、降雨强度和位置等特征的预报结果并不十分理想,无法满足流域水文预报的精度需求(Cuo等, 2011);(Sun等, 2014)。准确获得WRF模式降雨预报中的初始场和侧边界条件,是改进模式降雨预报能力的关键(Sugimoto等, 2009)。

研究发现,实时同化高分辨率的气象观测资料,可以有效促进数值大气模式对降雨过程,尤其是强对流天气的初始化,是改进模式降雨预报能力的重要途径(Liu等, 2012, 2013; Sokol, 2011; Vendraasco等, 2016)。近年来,随着遥感探测技术的发展,天气雷达凭借其迅速探测云雨结构演变情况和获取高分辨率瞬时降雨信息的能力,逐渐成为观测灾害性天气的新型工具(张沛源等, 2008)。研究已证实,在数值模式中运用天气雷达数据同化能够在初始化过程中更好地表现模式的中尺度结构,对对流性降雨的模拟产生积极影响(Chung等, 2009; Liu等, 2012; Rennie等, 2011; Tai等, 2011)。目前常用的数据同化方法有最优插值法、三维变分法(3DVAR)(Barker等, 2004; Skamarock和Klemp, 2008)、四维变分法(4DVAR)(Le Dimet等, 1986; Lewis和Derber, 1985)和Kalman滤波方法(Kalman, 1960)等。在这些方法

中,3DVAR被广泛用于中尺度大气模式的数据同化,具有较高的计算效率(Sugimoto等, 2009)。例如,Abhilash等(2012)通过在WRF-3DVAR系统中同化多普勒天气雷达径向速度、反射率以及GTS(Global Telecommunication System)数据,结果表明数据同化可以很大程度上改进降雨过程的空间演变。Tian等(2017)利用WRF-3DVAR研究同化不同高程层雷达资料对京津冀地区降水预报的影响,结果证明同化GTS数据、卫星遥感数据和雷达数据,并减少同化时间间隔,有助于改善降雨预报结果。Liu等(2018)认为利用3DVAR同化雷达反射率和GTS资料可以有效提高WRF降雨预报水平,提出通过降雨径流转化,数据同化对于水文应用具有重要意义。Wang等(2021)评价了WRF-3DVAR在提高降雨-径流预报精度方面的潜力,结果表明,数据同化后的降雨预报结果与实测降雨相关系数较高,进而使径流预报也更为准确。

虽然诸多研究证实了数据同化可以有效地改善数值大气模式的降雨预报能力,但关于数据同化的频率,即数据同化的时间间隔,目前还没有开展过深入的探讨。以往的研究侧重于每6 h循环一次的数据同化(Kawabata等, 2007),目前,多数预报系统已将大气模式的同化频率升级为每3 h循环一次(Sun等, 2014),以促进有效观测信息的利用。然而,对于中小尺度的流域而言,3—6 h的同化间隔仍然过长,模式的背景场未能得到及时修正。对于对流天气引起的强降雨过程而言,则需要开展更高频率,如逐小时的数据同化研究(Tong等, 2016)。Liu等(2021a)通过对比1 h同化时间间隔和6 h同化时间间隔WRF预报降雨的结果,证实逐小时快速同化雷达数据具有提高降雨预报的潜力。

在WRF模式的基础上,WRF-Hydro陆面水文模式的研发解决了大气模式耦合水文模式分辨率不匹配的问题,越来越广泛的应用于降雨的径流预报。Kim等(2021)评估了单向耦合WRF-Hydro模式的洪水预报能力,认为当缺乏参数精准率定时可以使用数据同化的方法改进模式的输入,以提高洪水的预报精度。

本研究在单向耦合的WRF/WRF-Hydro模式基础上,采用三维变分数据同化方法3DVAR,构建了逐小时快速更新的WRF-3DVAR同化系统,对

高时空分辨率的雷达反射率数据结合 GTS 传统气象监测数据进行了同化。研究以大清河流域南北两支的典型降雨过程为研究对象,开展基于陆气耦合的降雨径流预报研究,并对快速更新的雷达同化系统对 WRF 降雨预报和 WRF-Hydro 径流预报效果进行检验。研究成果将对大气模式数据同化系统的构建、中国北方地区洪水预报实践具有一定理论和实用价值。

2 研究区域与降雨场次选取

大清河流域位于中国北方的海河流域内,属典型的温带大陆性季风气候。研究分别选取了位于大清河流域南支、北支的阜平、紫荆关流域为研究区。图 1 给出了两个研究流域的地理位置以及雨量站的分布情况。阜平流域和紫荆关流域的集水面积分别为 2210 km²和 1760 km²。两个流域的年平均降雨量约为 600 mm,5 月下旬和 9 月上旬的短历时强降水更为频繁。由于地形陡峭,洪水汇流时间短,加上高强度、历时短的降水过程,容易造成严重的洪涝灾害。

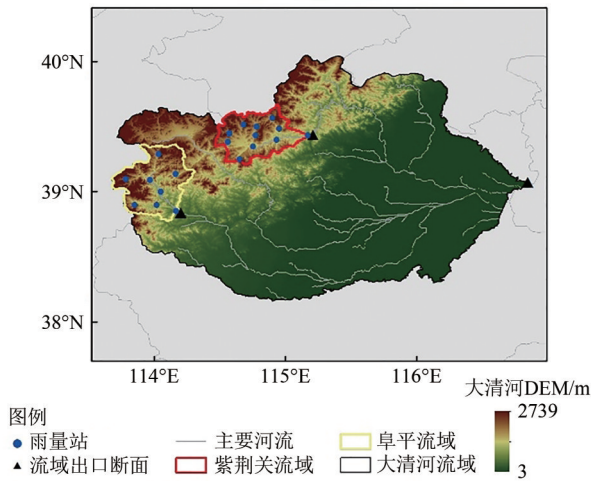


图 1 研究流域的地理位置及雨量站的分布情况
Fig. 1 Map of study area and the location of rain stations and discharge gauges (Also shown is the digital elevation model)

研究流域所处中国北方半湿润、半干旱地区,有效的降雨场次较少,同时由于下垫面条件较为干旱,某些量级较大的降雨场次存在降雨未产流现象。在此背景下,对研究区 2005 年—2018 年的降雨径流数据进行整理分析,尽可能选择流域内气象成因、强度历时、落区上有代表性的降雨产流过程开展预报研究,同时考虑到暴雨和洪水特

征的代表性,在研究区选取了 4 场典型的 24 h 的降雨过程开展研究。4 场降雨的开始和结束时间及面累积降雨量见表 1。实测雨量数据来自雨量站每小时一次的观测数据,利用泰森多边形法对雨量站的观测值通过加权平均求得流域面雨量。

表 1 降雨过程的开始与结束时间及面累积雨量
Table 1 Durations and accumulated rainfall of the storm events

场次	流域	开始时间	结束时间	面累积雨量/mm
I	阜平	2012-07-30 10:00	2012-07-31 10:00	50.48
II	阜平	2012-09-01 06:00	2012-09-02 06:00	40.30
III	紫荆关	2008-08-10 00:00	2008-08-10 24:00	45.53
IV	紫荆关	2013-06-06 22:00	2013-06-07 22:00	52.06

不同降雨场次的降雨强度、落区、历时的不同,会产生不同的径流形成结果。对流域而言,降雨时空分布的均匀程度是影响流域出口断面流量过程的最重要因素。为了定量描述雨过程的时空分布情况,研究采用变差系数 C_v ,分别从空间和时间尺度对典型降雨过程的均匀程度进行了定量评价,并将其作为划分降雨类型的指标。

$$C_v = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i}{\bar{X}} - 1 \right)^2} \quad (1)$$

在空间尺度上, X_i 为雨量站 i 的 24 h 累积降雨量(单位: mm), \bar{X} 是 X_i 的平均值, N 是流域内雨量站的数量。在时间尺度上, X_i 为 i 时刻所有雨量站的每小时平均面雨量, $N=24$ 为降雨历时。变差系数 C_v 值越高,降雨的时空分布越不均匀。结合田济扬等(2017)对研究区降雨的分类,将空间尺度上 $C_v=0.40$ 、时间尺度上 $C_v=1.00$ 作为时空均匀情况的判定。研究所选的 4 场降雨过程在时空尺度上的 C_v 值和降雨类型见表 2。

表 2 典型降雨过程在时空尺度上的 C_v 值与降雨类型
Table 2 C_v values and spatio-temporal evenness of typical rainfall processes

降雨过程	I	II	III	IV
空间分布 $C_{v空}$	0.1927 (均匀)	0.1418 (均匀)	0.4588 (不均匀)	0.4258 (不均匀)
时间分布 $C_{v时}$	1.0823 (不均匀)	0.8820 (均匀)	1.3779 (不均匀)	1.8865 (不均匀)

3 数据与实验方案

3.1 WRF 模式设置

本研究采用 WRF 3.7 版本，设置 3 层嵌套网格，从最外层到最内层的嵌套区域面积分别为 1260×1260 km²、450×360 km² 和 145×115 km²。最外层网格的分辨率设置为 9 km，最内层为 1 km (Givati 等，2011；Yang 等，2012)，嵌套降尺度比例为 3：1。嵌套方案如图 2 所示。

WRF 模式和 3DAVR 同化系统的积分时间步长为 6 s，输出时间间隔设定为 1 h。模式物理参数化方案的选择借鉴了田济扬等（2017）在相同研究流域的参数化方案敏感性试验结果，包括 WSM6 微物理方案（Hong 和 Lim，2006），RRTM 长波辐射（Mlawer 等，1997），Dudhia 短波辐射（Dudhia，1989），Noah 陆面模式（Chen 和 Dudhia，2001），MYJ 大气边界层（Janić，2001），KF 积云对流方案（Kain，2004）等。WRF 模式的基本设置见表 3。

表 3 研究采用的 WRF 模式基本设置

Table 3 The Configurations of the atmospheric model, WRF

参数	设置	参数	设置
驱动数据	GFS	嵌套方案	三层嵌套网格
预热时间	30 h	网格嵌套比例	1:3
积分步长	6 s		Domain1:140×140
输出数据时间间隔	1 h	网格划分	Domain2:150×120
流域网格中心	39°26′00″N 114°46′00″E		Domain3:145×115
垂直分层	40		Domain1:9 km
顶层气压	50 hPa	水平分辨率	Domain2:3 km
投影方式	Lambert 投影		Domain3:1 km

研究选择全球预报系统 GFS（Global Forecast System）提供 WRF 模式的初始场和侧边界条件。GFS 是美国国家环境预报中心提供的全球实时预报数据，每 6 h 更新一次，没有经过再分析处理，因此常被用于气象事件的预测和预报。经 WRF 模式降尺度处理后的降雨预报数据，用于驱动 WRF-Hydro 模式预报径流。

3.2 WRF-Hydro 模式设置

WRF-Hydro 最初是作为 WRF 模式的一个陆面水文模块进行研发的，它既是一个实现 WRF 模式

与陆面水文模块耦合的框架，又是一个可以独立运行的水文模型。本研究采用 WRF-Hydro 模式与 WRF 模式的单向耦合进行径流预报。表 4 为 WRF-Hydro 所采用的基本设置。WRF-Hydro 仅在 WRF 的最内层网格（Domain3，1 km 分辨率）的范围内运行，其次网格分辨率为 100 m。

表 4 研究采用的 WRF-Hydro 模式基本设置

Table 4 The Configurations of WRF-Hydro model

参数	设置
驱动数据输入步长	1 h
输出时间间隔	1 h
陆面模式	Noah
聚解/聚合比例因子	10
土柱高	2 m
4 层的土壤柱体高	10 cm, 30 cm, 60 cm, 100 cm
地下汇流选项	Yes
坡面汇流选项	Yes
河道汇流选项	Yes with diffusive wave
基流选项	No
	REFKDT=2.5
	MannN=1.5
主要产汇流参数取值	OVROUGHRTFAC=0.1
	RETDEPRTFAC=1

在运行 WRF-Hydro 模式前，采用逐步率定参数的方法（Senatore 等，2015；Silver 等，2017）对模式的关键产汇流参数进行了率定，包括入渗系数（REFKDT）、曼宁糙率（MannN）、地表持水深度（RETDEPRTFAC）和地表糙率（OVROUGHRTFAC）。REFKDT 和 RETDEPRTFAC 属于产流量控制参数，其中，入渗系数决定了河道汇流计算时的流量，地表持水深度取决于地表坡度，一般计算中认为在坡度大于 30°—45° 的区域没有蓄水（Naabil 等，2017）。增加这两个参数的取值可以为河道附近网格提供更多的局部入渗量，从而影响产流量。OVROUGHRTFAC 和 MannN 属于流量过程线控制参数，其中曼宁糙率反映了河道粗糙度对水流的影响，地表糙率由土地利用类型决定的，影响径流汇流到河网的速度，进而间接影响河道网格水量和流量过程线。减小这两个参数的取值会加速河道汇流，从而能够更快的产生更高的洪峰流量（Naabil 等，2017；Ryu 等，2017）。在研究区敏感性分析与自动寻优的基础上，研究

最终采用的参数组和为REFKDT=2.5, MannN=1.5, OVROUGHRTFAC=0.1, RETDEPRTFAC=1, 具体的率定过程可详见Liu等(2021b)。

3.3 3DVAR同化系统

3DVAR同化系统的基本目标是通过预先确定的函数(包括观测值、NWP系统的背景预测等)的迭代求解, 寻求模式大气初始状态的最佳估计(Lorenc, 1986):

$$J(x) = J^b + J^o = \frac{1}{2}(x - x^b)^T B^{-1}(x - x^b) + \frac{1}{2}(y - y^o)^T (E + F)^{-1}(y - y^o) \quad (2)$$

式(1)的本质是使得衡量分析变量与背景场和观测场之间距离的目标泛函达到极小值, 目的是求使 $J(x)$ 最小的状态变量 x 。式中, x 是代表地表和大气表面状态的变量, x^b 是先前预报得到的北京信息, y^o 是同化的观测值。 $y=H(x)$ 是模式导出的观测值的空间状态, 由观测算子 H 从状态变量 x 转换而来, 与 y^o 进行比较。利用误差估计的权重对单个数据点进行拟合: B 、 E 和 F 分别为背景误差协方差矩阵、观测误差协方差矩阵和代表性误差协方差矩阵(Ide等, 1997)。

3DVAR是在WRF模式中设计和构建的变分数据同化系统, 在本研究中用于同化雷达反射率和GTS数据(Barker等, 2004; Gao等, 2004)。背景场误差采用美国国家环境预报中心(NCEP)构建的全球背景场误差协方差CV3进行处理, 其具有适用性广的优点。

3.4 同化数据

3.4.1 雷达反射率数据

研究使用的雷达反射率数据来源于石家庄市的S波段多普勒雷达。石家庄S波段雷达的扫描区域半径为250 km, 有效扫描半径为230 km, 可以完全覆盖阜平、紫荆关两个研究区域。雷达每6 min完成一次体积扫描, 扫描9个高度层。雷达数据在同化前进行了质量控制, 由中国气象局综合气象信息共享平台(CIMISS)提供支持, 以去除地物反射波、径向回波干扰、散斑等干扰因素。石家庄雷达的基本参数见表5, 雷达位置和覆盖区域如图2所示。

表5 石家庄雷达的基本参数

雷达参数	描述
地理位置	38.5°N, 114.68°E
行政区位置	石家庄市
天线直径	1.3 m
发射频率	2.7—3.0 GHz
观测半径	250 km
有效观测半径	230 km
空间分辨率	1 km
体扫时间	6 min
观测仰角	0.5°、1.5°、2.4°、3.4°、4.3°、6.0°、9.9°、14.6°、19.5°

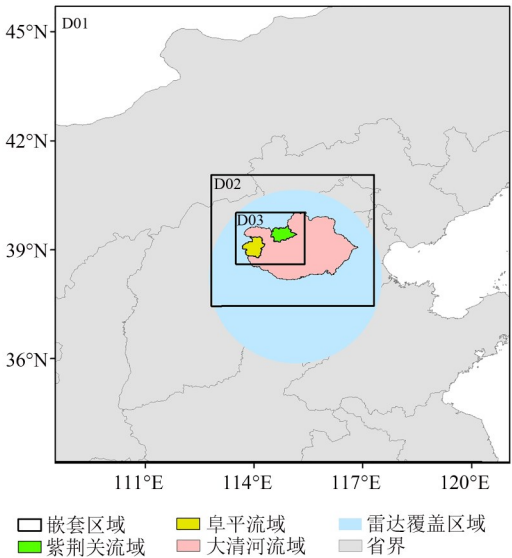


图2 石家庄雷达覆盖区域与WRF模式嵌套网格设置
Fig. 2 Shijiazhuang radar coverage area and nested configuration of WRF domains

3.4.2 GTS气象监测数据

GTS数据是由美国国家大气研究中心(NCAR)实时发布的全球观测数据, 每6 h更新一次。GTS数据集合了近地面及高空各类气象观测数据, 包括气温、气压、风速、湿度等(Tian等, 2017), 利用shell脚本将解码后的数据转换成3DVAR可识别的格式, 与雷达反射率同时进行同化。同化过程中, 将GTS数据直接插值到模式的背景场中, 通过一定的算法对背景场进行校正。

GTS数据具有覆盖范围广、数据空间密度小的特点, 适合在大尺度空间内同化; 而雷达数据的覆盖范围较小, 但数据空间密度较大, 适合在中尺度范围的同化(Liu等, 2018)。在本研究中,

由于石家庄雷达的扫描覆盖范围与 Domain2 的范围近似, 远小于外层嵌套区域, 大于最内层嵌套网格, 因此, 将雷达数据在 Domain2 中进行同化, 而 GTS 数据仅在外层网格同化。由于 GTS 数据时间间隔为 6 h, 因此在同化时, GTS 数据仅在第 6、12、18 和 24 h 被同化 4 次, 而雷达反射率则设置为每小时同化一次。

3.5 评价指标

研究采用水文序列误差分析中经常使用的评价指标对降雨和径流的预报结果进行评价。降雨评价指标包括 RMSE (Root Mean Square Error) 均方根误差、MBE (Mean Bias Error) 平均偏差、CSI (Critical Success Index) 临界成功指数 (Beusch 等, 2018), 并采用 CSI/RMSE 作为评价降雨预报结果的综合性指标, 对不同类型降雨的预报结果进行评价。径流评价指标采用洪峰流量的相对误差 (R_p)、洪量的相对误差 (R_v) 以及纳什效率系数 ($Nash$) (McCuen 等, 2006) 进行评价, 纳什效率系数被广泛作为模型预报和观测的径流过程线拟合优度的衡量指标 (Jain 和 Sudheer, 2008)。各个指标的计算方法如式(3)—(6)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (P_j - O_j)^2} \quad (3)$$

$$MBE = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (P_j - O_j) \quad (4)$$

$$CSI = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{NA_i}{NA_i + NB_i + NC_i} \quad (5)$$

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (R'_i - R_i)^2}{\sum_{i=1}^M (R_i - \bar{R})^2} \quad (6)$$

$$R_p = (R'_p - R_p) / R_p \quad (7)$$

$$R_v = (R'_v - R_v) / R_v \quad (8)$$

式中, P_j 和 O_j 分别为观测时刻 j 研究流域面平均雨量或研究流域出口断面流量的预报值与实测值; R'_i 和 R_i 分别为洪水过程中第 i 小时的预报值和实测值, \bar{R} 为实测流量系列的平均值。 R'_p 为场次洪水洪峰流量的模拟值, R_p 为场次洪水洪峰流量的实测值; R'_v 为场次洪水洪量的模拟值, R_v 为场次洪水洪量的实测值。 NA_i 、 NB_i 、 NC_i 代表某一雨量站 i , 在不同观测时刻将预报值与实测值进行对比的统计结果: 如预报值与实测值均大于零, 即模式

成功预报了降雨的发生, 则 NA_i 加 1; 如果预报值大于零, 实测值等于零, 即发生误报, 则 NB_i 加 1; 如果预报值等于零, 实测值大于零, 即发生漏报, 则 NC_i 加 1。由于数值模式预报的本质是求解方程组, 因此雨量计算结果难免有接近于 0 的情况, 为避免预报值中的微小雨量被计入 NA_i 或 NB_i , 本文判定降雨发生的条件是 >0.01 mm。 M 表示统计时段 ($M=24$)。需要指出的是, 在本研究中, 所选典型降雨过程的降雨发生概率大于未发生降雨的概率, 即发生误报的概率较小, 导致 NB_i 值可能偏低、CSI 指标偏大。因而 CSI 与 CSI/RMSE 指标在本研究中并不能完全反映客观评价结果, 仅将其作为数据同化前后 WRF 降雨预报能力的对比评估依据。

4 结果分析

4.1 数据同化对 WRF 预报降雨的改进效果

降雨场次 I、II、III 和 IV 在数据同化前后的预报降雨结果见图 3, 图 3 中采用逐小时雨量柱状图和累积降雨量曲线对 4 场降雨过程的观测值与预报值的进行了对比。可以看出, 同化前 WRF 模式的预报降雨与实测值相比明显偏低。WRF 模式基本可以基本预报出降雨的发生情况, 但对降雨强度的预报结果并不理想。数据同化后, 4 场降雨过程的预报降雨累积曲线都有明显的抬升, 与同化前相比更加接近于实测降雨累积曲线。对比 4 场降雨过程的预报结果, 可以发现, 随着降雨在时间尺度分布不均匀性的增加 (即雨强变化差异的增大), 准确预报降雨的发生和雨强变得更加困难。降雨场次 II 是几场降雨中时间分布最均匀的降雨过程 (时间 $C_t=0.8820$), 其同化后的累积降雨量与观测值基本一致; 而场次 IV 是一场历时较短、雨强变化较大的降雨过程 (时间 $C_t=1.8865$), WRF 模式则基本没有捕捉到这次降雨发生的准确时间, 同化后的累积降雨量误差也相对较大。

为了进一步对比 4 场降雨过程在同化前后的预报结果, 表 6 统计了同化前后预报降雨的评价指标。由表 6 可知, 同化前降雨场次 II 的均方根误差 RMSE 最小, 为 1.873; 场次 IV 预报降雨的 RMSE 最大, 为 4.717。平均偏差 MBE 绝对值最小的是降雨场次 II, 降雨场次 III 和 IV 的 MBE 绝对值都相对较高。由表 2 可知, 在时间尺度上, 降雨场次 I、II、III、IV 的 C_t 值分别为 1.0823、0.8820、1.3779 和

1.8865，即降雨场次 I、II 比场次 III、IV 的时间分布均匀程度更高，且属于空间分布均匀型降雨。可见，WRF 模式的预报效果与降雨的时空分布均匀性相关，对于时间分布较均匀，且空间分布均匀的降雨过程，模式的降雨预报结果更为稳定。

总体上，在数据同化之前，所有降雨场次的 RMSE 和 MBE 指标值都较大，WRF 模式很难准确预报出降雨发生的准确时间和雨强，如将 WRF 模式的预报降雨直接应用于水文预报，则会产生较大的预报误差。

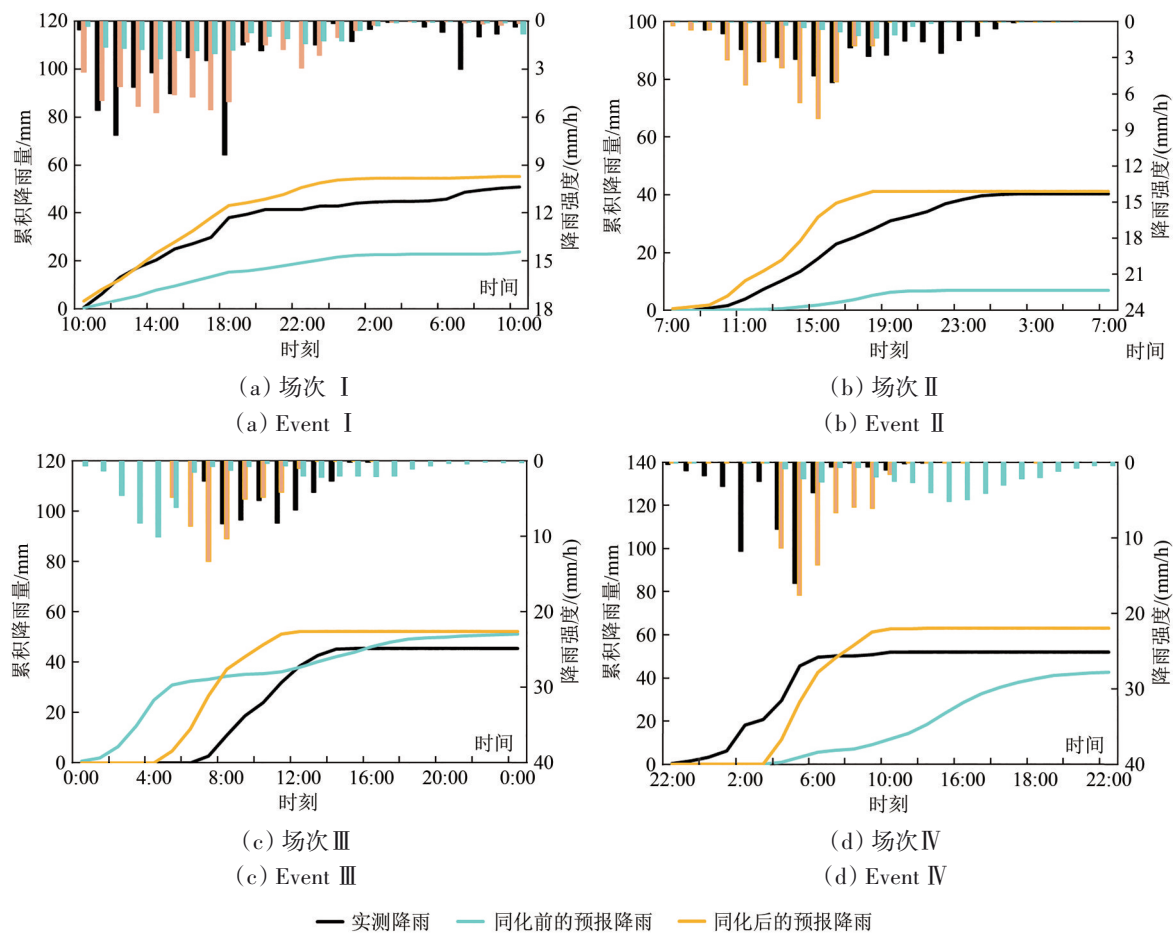


图 3 4 场降雨过程的观测值与数据同化前后的预报值
Fig. 3 Observation values of four rainfall processes and forecast values with and without data assimilation

表 6 同化前后预报降雨指标评价表
Table 6 Forecast rainfall index evaluation with and without data assimilation

降雨场次	预报方案	评价指标			
		RMSE	MBE	CSI	CSI/RMSE
I	数据同化前	2.375	-1.591	0.573	0.241
	数据同化后	1.947	1.310	0.579	0.297
II	数据同化前	1.873	-1.395	0.296	0.158
	数据同化后	1.650	1.148	0.306	0.237
III	数据同化前	4.354	3.193	0.688	0.158
	数据同化后	3.507	1.908	0.736	0.210
IV	数据同化前	4.717	-3.248	0.637	0.135
	数据同化后	3.886	2.185	0.667	0.172

与同化前相比，同化后的预报降雨指标有了明显的改进。例如，场次 II 在同化后的 RMSE 指标减小到 1.650，MBE 指标则减小到了 1.148。其他 3 场降雨过程在数据同化后也都呈现出了更好的 RMSE 和 MBE 指标。不管是否进行数据同化，4 场降雨过程都显示了不同程度的降雨误报率。同化前场次 III 和场次 IV 的临界成功率指标 CSI 较高，而场次 I、II 的指标值较低，但同化后几场降雨的 CSI 指标都有不同程度的改进。

为了进一步评价数据同化对不同类型降雨的影响，研究以 CSI/RMSE 作为综合指标对预报结果进行了评价。数据同化后，4 场降雨的综合指标值

都有明显的提升。场次 I 和场次 II 的预报效果较好, CSI/RMSE 指标值分别达到了 0.297 和 0.237; 场次 III 和场次 IV 的预报效果稍差, 综合指标值分别为 0.210 和 0.172。这也在一定程度上说明了模式更倾向于准确预报时空分布均匀的降雨过程。需要指出的是, 场次 II 同化后的综合指标值较同化前增加了 50%, 在 4 场降雨中的改进效果最为明显; 而场次 IV 的 CSI/RMSE 指标仅增加了 0.037, 改进效果最不明显。结合表 2 的降雨时空变差系数 C_v 可以看出, 场次 II (空间 $C_v=0.1418$, 时间 $C_v=0.8820$) 比场次 I、III 和 IV 在时间和空间上的分布更加均匀, 而场次 IV 则是雨强变化最大、空间分布比较不均匀的一场降雨过程。这可能与雷达观测降雨的空间分布情况有关。

雷达反射率可以较为真实反映区域降雨的落

区分布, 实现降雨的高精度网格化监测, 但对降雨量的估测可靠性较低。由于不同时刻雷达影像的有效数据量并不一致, 研究根据 4 个降雨场次中小时降雨量最大时刻的雷达影像, 绘制了雷达观测降雨的空间分布图。

图 4 显示了 4 场降雨过程中小时雨量最大时刻的观测雨量空间分布图, 左侧为雨量站观测降雨的空间分布, 右侧为雷达观测降雨的空间分布。可以看出, 雷达观测雨量在空间分布上有一定的优势, 从降雨落区看, 雷达与雨量站观测的降雨落区分布较为一致, 可以捕捉到主要的强降雨带, 但也会遗漏一些降雨量较低的区域, 如场次 I 的西北部和场次 IV 的东部, 这主要是因为低频降雨时, 雷达回波受云层变化的影响较大。

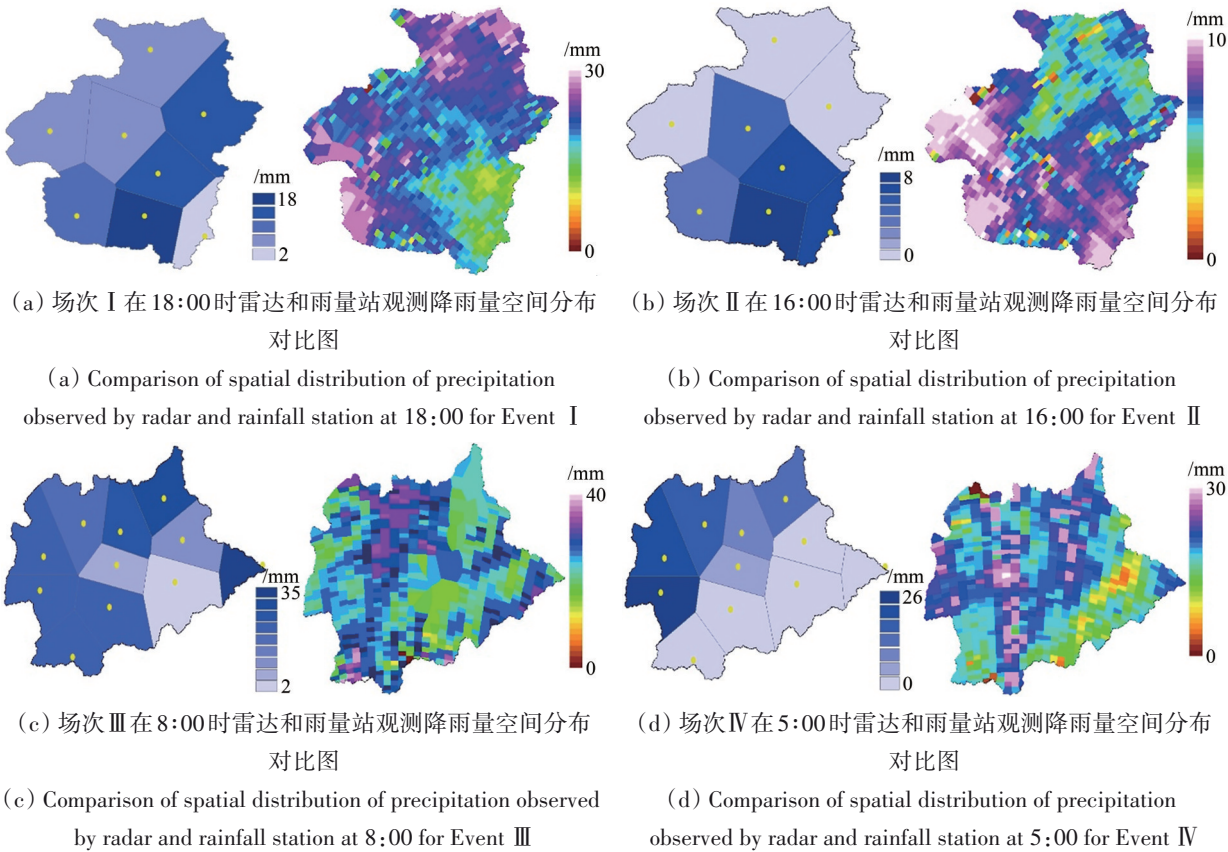


图 4 雷达观测降雨空间分布
Fig. 4 Radar observation of rainfall spatial distribution

从降雨的时空均匀性上来看, 场次 II 的降雨时空分布比较均匀, 而场次 III、IV 在空间和时间上是不均匀的。由此可见, 雷达对空间分布均匀的降水在空间上的捕捉效果更好, 而对空间分布

不均匀降水的观测效果并不理想。这与数据同化前 WRF 模式的预报降雨结果是一致的, 即 WRF 能更好的预报空间分布更为均匀的降雨, 这可能也是雷达数据同化后的 WRF 降雨预报结果得到一定

程度改进的主要原因。

为了进一步分析模式预报降雨的时空分布情况，计算了WRF和WRF-3DAVR模式对4场降水时空分布均匀程度的表达能力（用 C_e 表示），结果如表7所示，其中 C_{et} 为WRF-3DAVR时间变异性指标， C_{es} 为WRF-3DAVR空间变异性指标， C'_{et} 为与观测时间 C_e 的差值， C'_{es} 为与观测空间 C_e 的差值，差值越小，与实际时空分布变异性越接近。

表 7 同化前后预报降雨的时空分布变异性指标
Table 7 C_e values of the simulated rainfall with/without data assimilation

降雨 场次	同化前时空评价指标				同化后时空评价指标			
	C_{et}	C'_{et}	C_{es}	C'_{es}	C_{et}	C'_{et}	C_{es}	C'_{es}
I	0.975	-0.107	0.626	0.433	1.292	0.210	0.477	0.284
II	2.424	1.542	1.079	0.938	2.199	1.317	0.572	0.431
III	0.808	-0.570	0.984	0.525	1.682	0.304	0.940	0.481
IV	1.209	-0.678	1.242	0.816	1.092	-0.795	1.082	0.656

通过对比同化前后降雨预报和实际降雨的时空 C_e 差值可以看到，雷达反射率的同化使大部分降雨过程产生的模拟更接近于实际的时空分布情况，特别是时空分布均匀的降雨，但对分布相对集中的强降雨过程，同化后其时空分布的改进效果略差。同时，通过对比可以发现，对空间尺度降雨变异性的改进比时间尺度更为理想。

4.2 数据同化对WRF-Hydro 预报径流的改进效果

WRF-Hydro的径流预报结果与降雨驱动数据密切相关，研究表明，气象预报的内在不确定性必然引起水文预报的不确定性（Fiori 等，2014；Strobach 和 Bel，2015）。图5给出了以数据同化前后的预报降雨驱动WRF-Hydro得到径流的预报结果，并与流域出口断面的实测流量过程进行了对比。从4场降雨场次的实测径流量可以看到，仅场次I在初期有基流存在。考虑到WRF-Hydro中的基流模块在本研究区并不适用，因此假设在场次I预报前进行了理想化的长期预热，并将场次I的径流初始值设置成实际基流量，以更为直观的展现数据同化前后的降雨改进对场次I造成的流量过程差异。

由图5可知，与数据同化前的WRF预报降雨相比，利用同化了雷达与GTS数据后的预报降雨数据来驱动WRF-Hydro模式，可以得到与实测流

量过程更为一致的径流预报结果。此外，4场洪水过程在数据同化前的洪峰流量都较实测偏小，而在数据同化后的预报值都明显增大。这是由于几场降雨过程的累积降雨量和逐小时雨强在数据同化后均有明显改善，更加接近降雨观测值，因此径流预报结果在数据同化后也有较大的提升。但值得注意的是，即使采用数据同化后的预报降雨驱动WRF-Hydro，所产生的流量过程，尤其是洪峰流量，与实测相比仍然偏低。场次I和II洪水过程的退水时间较长，相比之下场次III、IV的退水过程较快，通过图4可以看到，WRF-Hydro模式对量级小、陡涨陡落、退水较快的洪水过程有更好的模拟效果，而对量级较大且退水较慢的洪水过程存在较大的模拟误差。

通过对比数据同化后4场降雨过程的径流预报差异，发现场次I、III、IV的预报结果与场次II相比，在峰现时间与实测洪水都有一定的差距。场次II的预报洪峰时间较为准确，场次III、IV的预报洪峰时间都有不同程度的提前和推后。这可能与暴雨的时空分布有关：降雨场次II在空间和时间上的分布更为均匀，而场次III、IV的时空变化较大，场次I是空间相对均匀但时间不均匀的降雨过程，可见降雨空间分布的不均匀性对径流的预报结果存在较大的影响。数据同化后的径流预报的不确定性随着降雨时空分布不均匀程度的增加而增大，数据同化前的径流预报结果也存在相似的规律。

为进一步展现同化前后的降雨数据对径流预报的影响，表8给出了在不同预报降雨驱动下的预报径流Nash、洪峰误差 R_p 、洪量误差 R_v 和峰现时间。由表8可知，4场降雨过程在数据同化后的径流预报结果都较同化前得到了不同程度的改善。同化后的预报洪峰流量和洪量明显增大，这是由于累积降雨量在数据同化后都有不同程度的增加，且经过数据同化后，各小时的降雨量均有所增加，更接近降雨观测值，因此水文预报结果在数据同化后都有较大提升。4场洪水过程在同化后，洪峰流量误差分别降低了15.05%、38.07%、18.53%和6.99%，洪量误差分别降低了25.99%、29.32%、26.02%和23.95%，Nash分别提高了0.25、0.25、0.29和0.48，改进效果较为明显，尤其是III和场次IV。结合数据同化对降雨预报的改进分析，场次III和场次IV在数据同化后的累积降雨量的RMSE较

同化前分别提高 0.85 和 0.83, 而场次 I 和场次 II 在数据同化后的累积降雨量的 RMSE 较同化前分别提高 0.43 和 0.22, 因此场次 III 和场次 IV 径流预报结果在数据同化前后变化较大。

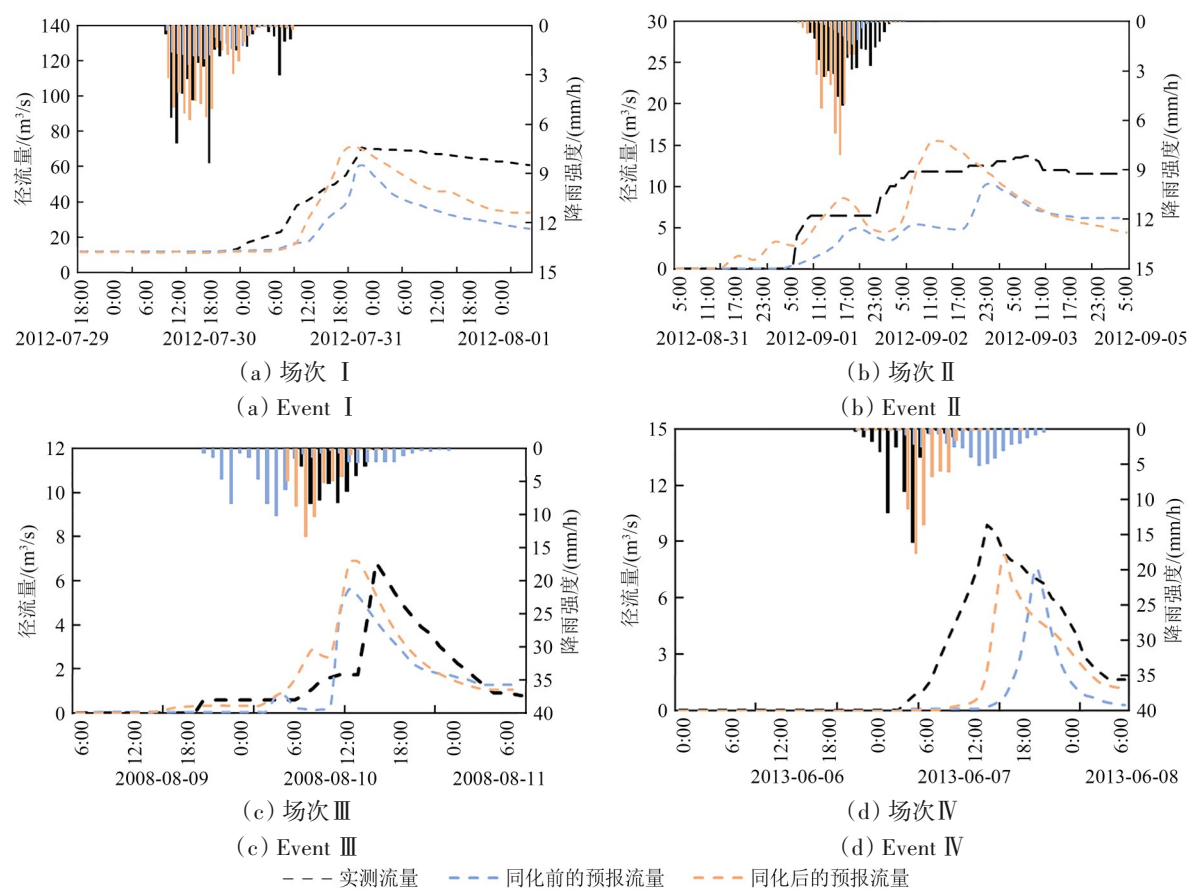


图 5 4 场降雨产流过程的实测值与同化前后的预报值

Fig. 5 Observation values of four rainfall-runoff processes and the predicted values with and without data assimilation

表 8 WRF 驱动和 WRF-3DAVR 驱动的 WRF-Hydro 在径流预报的表现

Table 8 Performance of WRF-Hydro driven by WRF and WRF-3DAVR in runoff prediction

场次	预报方案	评价指标		
		Nash	洪峰误差 R_p /%	洪量误差 R_v /%
I	同化前预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.60	-13.82	-38.43
	同化后预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.85	1.23	-21.88
II	同化前预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.25	-24.65	-46.99
	同化后预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.51	13.41	-17.67
III	同化前预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.33	-17.91	-18.84
	同化后预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.62	0.62	7.18
IV	同化前预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.03	-23.15	-71.14
	同化后预报降雨驱动 WRF-Hydro	0.51	-16.16	-47.18

经过数据同化后, 尽管场次 II 的降雨在时空分布最为均匀, 累积降雨量与观测值较为接近, RMSE 指标在四场降雨场次中也最为最优, 但同化后的降雨过程发生了变化, 逐小时的雨量峰值较观测提前, 导致雨强在时间尺度上的更不均匀。同化后, 场次 II 在的最大雨强为 15.5 mm/h, 大于观测的最大雨强 13.7 mm/h, 也高于同化前的最大雨强 10.3 mm/h。不管在洪峰流量还是洪量上, 场次 II 在同化后的改进程度都是 4 场降雨中最大的, 这一方面反映了数据同化对时空分布均匀降雨的径

流预报改进效果更为明显,同时也可能是导致数据同化后场次Ⅱ的洪水过程出现较大波动的原因。

WRF-Hydro模式中基流的计算采用了水箱模型(bucket model)。在本研究中,基流模块是关闭的,这是因为水箱模型假设深层地下径流与河道之间存在单向直接联系,容易造成额外的河道入流,不适用于短期的预报(Senatore等,2015)。在半湿润半干旱地区,存在季节性河道,地下水补给不一定会到达河网,因此水箱模型对基流的表现较差(Lahmers等,2019)。此外,在中国北方,河道中的水会渗透到土壤含水层进行补给,而这种补给来源目前在水箱模型中没有体现出来。虽然研究中没有采用基流模块,但其可用于调节基流在河道流量中所占的比例(Arnault等,2016)。从图5中可以看出,场次Ⅰ的降雨过程发生之前存在较大的基流,本研究假设在预报之前进行了理想化的长期预热,径流初始值与实际基流量相等,基流模块的缺失也会导致偏小的洪峰和洪量,但在相同情况下,Nash系数在同化前为0.61,同化后为0.86,通过数据同化改进降雨预报结果可在一定程度上提高径流预报准确度,均表示模式具有可信度,这可以通过延长预热时间、进行长期的模拟等方式优化。同时应合理运用基流模块,如改进土壤含水量等陆面初始条件,可能会得到更好的径流预报结果。考虑到WRF-Hydro模式中目前采用的水箱模型的局限性,可以通过一个更贴近实际和基于物理机制的基流模型与WRF-Hydro模式相结合,来模拟半湿润半干旱地区的深层地下水补给。

5 讨 论

同化雷达数据可以有效提高降雨预报精度,进一步提高陆面水文模式的径流预报能力,但本研究中的洪峰流量和峰现时间依然存在一定的误差,特别是持续时间长、退水缓慢的降雨场次,预报径流过程会出现起伏波动的情况。

首先,通过同化雷达和GTS数据,可以使WRF模式为水文过程的模拟与预报提供更精确的初始场和边界条件,但径流与降雨并非简单的线性关系,模型结构的复杂程度和参数率定过程都会对径流预报产生影响。本研究选择了复杂程度高、可与WRF模式直接实现耦合的WRF-Hydro模式进行陆气耦合预报研究,结果显示,逐小时快

速更新的同化系统可以明显提高WRF/WRF-Hydro耦合系统的降雨径流预报能力,但在径流预报结果上仍存在一定的不稳定性。在未来的研究中,建议使用不同类型的陆面水文模式开展陆气耦合,如适用于中国北方半湿润、半干旱地区的河北模型(王洋,2018;Tian等,2020;田济扬等,2019)等,以进一步探索WRF模式及其三维数据同化模块在提高耦合系统预报能力方面的潜力。

其次,本文的主要研究目的是构建逐小时快速更新的WRF-3DVAR同化系统,探讨快速更新的数据同化技术对WRF预报降雨、WRF-Hydro预报径流的改进效果,因此仅对降雨和径流双要素进行了24 h短期实时预报和评价。虽然数据同化提高了WRF-Hydro所需的降水输入,但对于较为复杂的陆面水文模式WRF-Hydro来说,仍需更为精确的空间数据信息,如暴雨中心和土壤含水量的空间分布,来提升其径流预报效果。因此,未来还需要进一步开展对土壤含水量数据等陆面监测数据的空间同化。

6 结 论

研究以中国华北地区大清河流域的典型降雨过程为研究对象,构建了逐小时快速更新的WRF-3DVAR同化系统,通过单向耦合的WRF/WRF-Hydro大气—陆面水文模式,探讨了同化雷达反射率结合GTS传统气象监测数据对WRF预报降雨、WRF-Hydro预报径流的改进效果。研究表明,同化前WRF模式对降雨量的预报值整体偏低,也很难准确预报出降雨的发生时间和降雨强度。数据同化后,累积预报雨量明显增加,较同化前的CSI/RMSE指标整体提高了23.24%—50.00%。雷达反射率和GTS数据的同化使时空分布均匀的降雨过程产生了更明显的改进效果,而对时空分布相对集中的强降雨过程的改进效果略差。

利用数据同化前后的预报降雨驱动WRF-Hydro,进一步量化评估了WRF同化雷达数据对径流预报的改进效果。结果表明,同化后的预报降雨使径流预报结果在不同程度上得到了改进,4个典型降雨过程的洪峰流量和洪量误差都有所减小,Nash都有所提高,通过同化雷达数据对水文过程的改进效果也较为明显。与数据同化改进预报降雨的结论相似,径流预报的改进效果随降雨时空分布不均匀程度的增加而变的不稳定,这可能是

由于雷达反射率的同化使大部分降雨过程产生的模拟更接近于实际的时空分布情况,特别是时空分布均匀的降雨,但对分布相对集中的强降雨过程,同化后其时空分布的改进效果略差。对于时空分布不均匀和前期存在较大基流的降雨场次,洪峰流量和峰现时间的预报结果仍然不理想。在数据同化改进预报降雨基础上,通过合理运用基流模块、改进土壤含水量等陆面初始条件,结合有效的实时校正技术,将会在一定程度上实现对WRF-Hydro径流预报结果的进一步改进。

参考文献(References)

- Abhilash S, Sahai A K, Mohankumar K, George J P and Das S. 2012. Assimilation of Doppler weather radar radial velocity and reflectivity observations in WRF-3DVAR system for short-range forecasting of convective storms. *Pure and Applied Geophysics*, 169 (11): 2047-2070 [DOI: 10.1007/s00024-012-0462-z]
- Arnault J, Wagner S, Rummeler T, Ferschi B, Bliefernicht J, Andresen S and Kunstmann H. 2016. Role of runoff-infiltration partitioning and resolved overland flow on land-atmosphere feedbacks: a case study with the WRF-Hydro coupled modeling system for West Africa. *Journal of Hydrometeorology*, 17(5): 1489-1516 [DOI: 10.1175/JHM-D-15-0089.1]
- Barker D M, Huang W, Guo Y R, Bourgeois A J and Xiao Q N. 2004. A three-dimensional variational data assimilation system for MM5: implementation and initial results. *Monthly Weather Review*, 132(4): 897-914 [DOI: 10.1175/1520-0493(2004)132<0897:ATVDAS>2.0.CO;2]
- Beusch L, Foresti L, Gabella M and Hamann U. 2018. Satellite-Based rainfall retrieval: from generalized linear models to artificial neural networks. *Remote Sensing*, 10(6): 939 [DOI: 10.3390/rs10060939]
- Chen F and Dudhia J. 2001. Coupling an advanced land surface-hydrology model with the Penn State-NCAR MM5 modeling system. Part I: model implementation and sensitivity. *Monthly Weather Review*, 129(4): 569-585 [DOI: 10.1175/1520-0493(2001)129<0569:CAALSH>2.0.CO;2]
- Chu Q, Zhou J J and Xu Z X. 2019. Evaluation of the WRF model with different physical parameterization schemes in simulating short-duration heavy rainfall events in Beijing. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 55(5): 617-626 (初祁, 周晋军, 徐宗学. 2019. 适用北京地区短历时强降雨模拟的WRF模型物理参数化方案研究. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 55 (5): 617-626) [DOI: 10.16360/j.cnki.jbnuns.2019.05.010]
- Chung K S, Zawadzki I, Yau M K and Fillion L. 2009. Short-term forecasting of a midlatitude convective storm by the assimilation of single-Doppler radar observations. *Monthly Weather Review*, 137 (12): 4115-4135 [DOI: 10.1175/2009MWR2731.1]
- Cuo L, Pagano T C and Wang Q J. 2011. A review of quantitative precipitation forecasts and their use in short- to medium-range streamflow forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 12(5): 713-728 [DOI: 10.1175/2011JHM1347.1]
- Dudhia J. 1989. Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 46(20): 3077-3107 [DOI: 10.1175/1520-0469(1989)046<3077:NSOCOD>2.0.CO;2]
- Fiori E, Comellas A, Molini L, Rebora N, Siccardi F, Gochis D J, Tannelli S and Parodi A. 2014. Analysis and hindcast simulations of an extreme rainfall event in the Mediterranean area: the Genoa 2011 case. *Atmospheric Research*, 138: 13-29 [DOI: 10.1016/j.atmosres.2013.10.007]
- Fritsch J M and Carbone R E. 2004. Improving quantitative precipitation forecasts in the warm season: a USWRP research and development strategy. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(7): 955-966 [DOI: 10.1175/BAMS-85-7-955]
- Fritsch J M, Houze R A, Adler R, Bluestein H, Bosart L, Brown J, Carr F, Davis C, Johnson R H, Junker N, Kuo Y H, Rutledge S, Smith J A, Toth Z, Wilson J W, Zipser E and Zrnich D. 1998. Quantitative precipitation forecasting: report of the eighth prospectus development team, U.S. Weather research program. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(2): 285-299 [DOI: 10.1175/1520-0477(1998)079<0285:QPFROT>2.0.CO;2]
- Gao J D, Xue M, Brewster K and Droegemeier K K. 2004. A three-dimensional variational data analysis method with recursive filter for Doppler radars. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 21(3): 457-469 [DOI: 10.1175/1520-0426(2004)021<0457:ATVDAM>2.0.CO;2]
- Givati A, Lynn B, Liu Y B and Rimmer A. 2011. Using the WRF model in an operational streamflow forecast system for the Jordan River. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 51(2): 285-299 [DOI: 10.1175/JAMC-D-11-082.1]
- Gochis D J, Yu W and Yates D N. 2015. The WRF-Hydro Model Technical Description and User's Guide, Version 3.0. NCAR Technical Document. 120
- Gochis D J, Yu W, Yates D Net al. The WRF-Hydro model technical description and user's guide, version 3.0. NCAR Technical Document, 2015:1-120. http://www.ral.ucar.edu/projects/wrf_hydro/.
- He G B, Zhang L H and Tu N N. 2014. Analyses on a heavy rainfall process prediction of regional numerical models. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 34(2): 1-7 (何光碧, 张利红, 屠妮妮. 2014. 区域中尺度模式对西南地区一次强降雨过程的预报分析. *高原山地气象研究*, 34(2): 1-7) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-2184.2014.02.001]
- Hong S Y and Lim J O J. 2006. The WRF Single-Moment 6-Class microphysics scheme (WSM6). *Journal of the Korean Meteorological Society*, 42(2): 129-151
- Ide K, Courtier P, Ghil M and Lorenc A C. 1997. Unified notation for

- data assimilation: operational, sequential and variational (gtSpecial Issue) Data assimilation in meteorology and oceanography: theory and practice). *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 75(1B): 181-189 [DOI: 10.2151/jmsj1965.75.1B_181]
- Jain S K and Sudheer K P. 2008. Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash-Sutcliffe index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 13(10): 981-986
- Janić Z I. 2001. Nonsingular Implementation of the Mellor-Yamada Level 2.5 Scheme in the NCEP Meso model. NCEP Office Note 437
- Kain J S. 2004. The Kain-Fritsch convective parameterization: an update. *Journal of Applied Meteorology*, 43(1): 170-181 [DOI: 10.1175/1520-0450(2004)043<0170:TKCPAU>2.0.CO;2]
- Kalman R E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1): 35-45 [DOI: 10.1115/1.3662552]
- Kawabata T, Seko H, Saito K, Kuroda T, Tamiya K, Tsuyuki T, Honda Y and Wakazuki Y. 2007. An assimilation and forecasting experiment of the Nerima heavy rainfall with a cloud-resolving nonhydrostatic 4-Dimensional variational data assimilation system. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 85(3): 255-276 [DOI: 10.2151/jmsj.85.255]
- Kim S, Shen H J, Noh S, Seo D J, Welles E, Pelgrim E, Weerts A, Lyons E and Philips B. 2021. High-resolution modeling and prediction of urban floods using WRF-Hydro and data assimilation. *Journal of Hydrology*, 598: 126236 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.126236]
- Kryza M, Werner M, Walszek K and Dore A J. 2013. Application and evaluation of the WRF model for high-resolution forecasting of rainfall - a case study of SW Poland. *Meteorologische Zeitschrift*, 22(5): 595-601 [DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0444]
- Kusaka H, Crook A, Dudhia J and Wada K. 2005. Comparison of the WRF and MM5 models for simulation of heavy rainfall along the baiu front. *SOLA*, 1: 197-200 [DOI: 10.2151/sola.2005-051]
- Lahmers T M, Gupta H, Castro C L, Gochis D J, Yates D, Dugger A, Goodrich D and Hazenberg P. 2019. Enhancing the structure of the WRF-Hydro hydrologic model for semiarid environments. *Journal of Hydrometeorology*, 20(4): 691-714 [DOI: 10.1175/JHM-D-18-0064.1]
- Le Dimet F X and Talagrand O. 1986. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects. *Tellus A*, 38(2): 97-110 [DOI: 10.1111/j.1600-0870.1986.tb00459.x]
- Lewis J M and Derber J C. 1985. The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints. *Tellus A*, 37(4): 309-322 [DOI: 10.3402/tellusa.v37i4.11675]
- Liu J, Bray M and Han D. 2012. A study on weather radar data assimilation for numerical rainfall prediction. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 9: 10323-10364 [DOI: 10.5194/hessd-9-10323-2012]
- Liu J, Bray M and Han D W. 2013. Exploring the effect of data assimilation by WRF-3DVar for numerical rainfall prediction with different types of storm events. *Hydrological Processes*, 27(25): 3627-3640 [DOI: 10.1002/hyp.9488]
- Liu J, Tian J Y, Yan D H, Li C Z, Yu F L and Shen F F. 2018. Evaluation of Doppler radar and GTS data assimilation for NWP rainfall prediction of an extreme summer storm in northern China: from the hydrological perspective. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(8): 4329-4348 [DOI: 10.5194/hess-22-4329-2018]
- Liu Y, Li C Z, Liu Z H, Deng X Y and Zhu J H. 2016. Analysis on the numerical simulation of heavy rainfall based on WRF model in Bayanbuluk Basin. *Arid Zone Research*, 33(1): 28-37 (刘洋, 李诚志, 刘志辉, 邓兴耀, 朱金焕. 2016. 基于WRF模式的新疆巴音布鲁克盆地强降雨天气数值模拟效果分析. *干旱区研究*, 33(1): 28-37) [DOI: 10.13866/j.azr.2016.01.03]
- Liu Y C, Liu J, Li C Z, Yu F L and Wang W. 2021a. Effect of the assimilation frequency of radar reflectivity on rain storm prediction by using WRF-3DVAR. *Remote Sensing*, 13(11): 2103 [DOI: 10.3390/rs13112103]
- Liu Y C, Liu J, Li C Z, Yu F L, Wang W and Qiu Q T. 2021b. Parameter sensitivity analysis of the WRF-Hydro modeling system for streamflow simulation: a case study in semi-humid and semi-arid catchments of northern China. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 57(3): 451-466 [DOI: 10.1007/s13143-020-00205-2]
- Lorenc A C. 1986. Analysis methods for numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 112(474): 1177-1194 [DOI: 10.1002/qj.49711247414]
- McCuen R H, Knight Z and Cutter A G. 2006. Evaluation of the Nash-Sutcliffe efficiency index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(6): 597-602 [DOI: 10.1061/(ASCE)1084-0699(2006)11:6(597)]
- Mlawer E J, Taubman S J, Brown P D, Iacono M J and Clough S A. 1997. Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres: RRTM, a validated correlated-k model for the longwave. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 102(D14): 16663-16682 [DOI: 10.1029/97JD00237]
- Naabil E, Lamptey B L, Arnault J, Olufayo A and Kunstmann H. 2017. Water resources management using the WRF-Hydro modelling system: case-study of the Tono dam in West Africa. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 12: 196-209 [DOI: 10.1016/j.ejrh.2017.05.010]
- Rennie S J, Dance S L, Illingworth A J, Ballard S P and Simonin D. 2011. 3D-Var assimilation of Insect-Derived Doppler radar radial winds in convective cases using a high-resolution model. *Monthly Weather Review*, 139(4): 1148-1163 [DOI: 10.1175/2010MWR3482.1]
- Ryu Y, Lim Y J, Ji H S, Park H H, Chang E C and Kim B J. 2017. Applying a coupled hydrometeorological simulation system to flash flood forecasting over the Korean Peninsula. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 53(4): 421-430 [DOI: 10.1007/s13143-017-0045-0]
- Senatore A, Mendicino G, Gochis D J, Yu W, Yates D N and Kunst-

- mann H. 2015. Fully coupled atmosphere-hydrology simulations for the central Mediterranean: impact of enhanced hydrological parameterization for short and long time scales. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 7(4): 1693-1715 [DOI: 10.1002/2015MS000510]
- Silver M, Karnieli A, Ginat H, Meiri E and Fredj E. 2017. An innovative method for determining hydrological calibration parameters for the WRF-Hydro model in arid regions. *Environmental Modelling and Software*, 91: 47-69 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2017.01.010]
- Skamarock W C and Klemp J B. 2008. A time-split nonhydrostatic atmospheric model for weather research and forecasting applications. *Journal of Computational Physics*, 227(7): 3465-3485 [DOI: 10.1016/j.jcp.2007.01.037]
- Sokol Z. 2011. Assimilation of extrapolated radar reflectivity into a NWP model and its impact on a precipitation forecast at high resolution. *Atmospheric Research*, 100(2/3): 201-212 [DOI: 10.1016/j.atmosres.2010.09.008]
- Strobach E and Bel G. 2015. Improvement of climate predictions and reduction of their uncertainties using learning algorithms. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 15(15): 8631-8641 [DOI: 10.5194/acp-15-8631-2015]
- Sugimoto S, Crook N A, Sun J Z, Xiao Q N and Barker D M. 2009. An examination of WRF 3DVAR radar data assimilation on its capability in retrieving unobserved variables and forecasting precipitation through observing system simulation experiments. *Monthly Weather Review*, 137(11): 4011-4029 [DOI: 10.1175/2009MWR2839.1]
- Sun J Z, Xue M, Wilson J W, Zawadzki I, Ballard S P, Onvlee-Hoomeyer J, Joe P, Barker D M, Li P W, Golding B, Xu M and Pinto J. 2014. Use of NWP for nowcasting convective precipitation: recent progress and challenges. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(3): 409-426 [DOI: 10.1175/BAMS-D-11-00263.1]
- Tai S L, Liou Y C, Sun J Z, Chang S F and Kuo M C. 2011. Precipitation forecasting using Doppler radar data, a cloud model with adjoint, and the weather research and forecasting model: real case studies during SoWMEX in Taiwan. *Weather and Forecasting*, 26(6): 975-992 [DOI: 10.1175/WAF-D-11-00019.1]
- Tian J Y, Liu J, Wang Y, Wang W, Li C Z and Hu C Q. 2020. A coupled atmospheric-hydrologic modeling system with variable grid sizes for rainfall-runoff simulation in semi-humid and semi-arid watersheds: how does the coupling scale affects the results?. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(8): 3933-3949 [DOI: 10.5194/hess-24-3933-2020]
- Tian J Y, Liu J, Yan D H, Li C Z, Chu Z G and Yu F L. 2017. An assimilation test of Doppler radar reflectivity and radial velocity from different height layers in improving the WRF rainfall forecasts. *Atmospheric Research*, 198: 132-144 [DOI: 10.1016/j.atmosres.2017.08.004]
- Tian J Y, Liu J, Yan D H, Zhang G J, Ding L Q, Li C Z and Wang Q. 2019. Flood forecast in using a coupled atmospheric-hydrologic modeling system with dual correction models in Daqinghe Basin. *Journal of China Hydrology*, 39(3): 1-7, 57 (田济扬, 刘佳, 严登华, 张国娟, 丁留谦, 李传哲, 王琼. 2019. 双校正模式下的大清河流域陆气耦合洪水预报研究. *水文*, 39(3): 1-7, 57) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-0852.2019.03.001]
- Tian J Y. Coupled atmospheric-hydrological modeling for hydrological forecast based on multi-source data assimilation containing radar data. *China Institute of Water Resources and Hydropower Research*, 2017 (田济扬. 2017. 天气雷达多源数据同化支持下的陆气耦合水文预报. *中国水利水电科学研究院*, 2017)
- Tong W X, Li G, Sun J Z, Tang X W and Zhang Y. 2016. Design strategies of an hourly update 3DVAR data assimilation system for improved convective forecasting. *Weather and Forecasting*, 31(5): 1673-1695 [DOI: 10.1175/WAF-D-16-0041.1]
- Vendrasco E P, Sun J Z, Herdies D L and de Angelis C F. 2016. Constraining a 3DVAR radar data assimilation system with large-scale analysis to improve short-range precipitation forecasts. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 55(3): 673-690 [DOI: 10.1175/JAMC-D-15-0010.1]
- Wang W, Liu J, Li C Z, Liu Y C and Yu F L. 2021. Data assimilation for rainfall-runoff prediction based on coupled atmospheric-hydrologic systems with variable complexity. *Remote Sensing*, 13(4): 595 [DOI: 10.3390/rs13040595]
- Wang Y. 2018. Research on Coupled Atmospheric-Hydrologic Modeling for Hydrologic Simulation in Watersheds Based on Different Grid Sizes. Beijing: China Institute of Water Resources and Hydropower Research (王洋. 2018. 基于不同网格尺度的流域陆气耦合水文模拟研究. 北京: 中国水利水电科学研究院)
- Yang B, Zhang Y C and Qian Y. 2012. Simulation of urban climate with high-resolution WRF model: a case study in Nanjing, China. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 48(3): 227-241 [DOI: 10.1007/s13143-012-0023-5]
- Yucel I, Onen A, Yilmaz K K and Gochis D J. 2015. Calibration and evaluation of a flood forecasting system: utility of numerical weather prediction model, data assimilation and satellite-based rainfall. *Journal of Hydrology*, 523: 49-66 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2015.01.042]
- Zhang F H, Ma X L and Yang K M. 2004. Numerical simulation and diagnostic analysis of a heavy rainfall in Jiangnan Area during 24-25 June 2003. *Meteorological Monthly*, 30(1): 28-33 (张芳华, 马旭林, 杨克明. 2004. 2003年6月24~25日江南特大暴雨数值模拟和诊断分析. *气象*, 30(1): 28-33) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-0526.2004.01.006]
- Zhang P Y, Yang H P and Hu S P. 2008. Applications of new generation weather radar to nowcasting and warning of severe weather. *Meteorological Monthly*, 34(1): 3-11 (张沛源, 杨洪平, 胡绍萍. 2008. 新一代天气雷达在临近预报和灾害性天气警报中的应用. *气象*, 34(1): 3-11)

An hourly updated WRF–3DVar weather radar data assimilation system and its application for rainfall–runoff prediction in North China

LIU Yuchen¹, LIU Jia¹, LI Chuanzhe¹, WANG Wei^{1,2}, TIAN Jiyang^{1,3}

1. State Key Laboratory of Simulation and Regulation of Water Cycle in River Basin, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China;

2. Power China Chengdu Engineering Corporation Limited, Chengdu 610072, China;

3. Research Center on Flood & Drought Reduction of the Ministry of Water Resources, Beijing 100038, China

Abstract: The frequency of extreme rainfall and flooding in North China has increased because of the influence of climate change and human activities. Convective and strong precipitation processes occur in summer. Under the influence of the mixed flow generation mechanism in semihumid and semiarid areas, the flood burst is strong and difficult to forecast. Based on the Weather Research Forecast (WRF) model, namely, coupled WRF-Hydro, this study uses three-dimensional variational data assimilation (3DVAR) in constructing the WRF-3DVAR assimilation system for a rapid hourly update to assimilate high spatial and temporal resolution radar reflectivity data with the traditional meteorological observed data from the Global Telecommunication System (GTS). The study of rainfall-runoff prediction based on the land-atmosphere coupling is conducted by taking the typical rainfall processes of the north and south branches of the Daqinghe River Basin as the research object. Moreover, the performance of the rainfall-runoff prediction method in North China is further verified. The research results have some theoretical and practical values for constructing the data assimilation system of the atmospheric model and flood forecast practice in northern China.

We employ three nested domains and adopt the GFS data for driving the WRF model. This study evaluates the improvement effect of WRF on forecasting rainfall and WRF-Hydro forecasting runoff by assimilating radar reflectivity and GTS data. The GTS data are released every 6 h. Thus, in the hourly assimilation scheme, GTS is only assimilated at the 6th, 12th, 18th, and 24th h from the start of the storm. However, radar reflectivity is set to assimilate once every hour. The rainfall evaluation indexes include Root Mean Square Error (RMSE), Mean Bias Error (MBE), and Critical Success Index (CSI). CSI/RMSE is a comprehensive index for evaluating rainfall forecast results. RMSE, MBE, and Nash (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient) are used to evaluate runoff.

The results show that the precipitation forecasted by the WRF model is always lower than the observed rainfall. However, assimilation systems can increase rainfall. The improved initial conditions in the WRF-3DVAR system via radar data assimilation and GTS data achieve good short-term and convectively strong precipitation. The high assimilation frequency significantly helps trigger and maintain the convective activities in the 3DVAR framework and the storm case applied. The assimilation weather radar combined with the traditional meteorological observed data can effectively improve the rainfall prediction accuracy of the WRF model, particularly for the rainfall with uniform spatial and temporal distribution. The CSI/RMSE index of the forecast rainfall after assimilation is increased by 23.24%–50.00%. Whether data assimilation is carried out or not, the CSI index results show different degrees of rainfall false alarm frequency. In the runoff forecast, the accurate rainfall forecast after data assimilation also improves the runoff forecast results to a certain extent. The peak flow error is reduced by 15.05%, 38.07%, 18.53% and 6.99%, the flood volume error is reduced by 25.99%, 29.32%, 26.02% and 23.95%, and the Nash efficiency coefficient is increased by 0.25, 0.25, 0.29 and 0.48, respectively. However, the forecast results of flood peak discharge and the peak occurrence time for the rainfall with uneven spatial and temporal distribution, large magnitude, and slow water retreat are still not ideal. Moreover, subsequent improvements should be made in terms of accurate calibration of hydrological parameters and real-time correction of forecast errors. The accuracy of the WRF-Hydro runoff forecast in the mixed runoff generation areas of northern China mainly depends on two aspects. One is the accuracy of the rainfall forecast of WRF model, which is related to the driving data and rainfall distribution type. For the rainfall with uneven spatial-temporal distribution, the poor rainfall forecast indirectly affects the runoff forecast effect. On the contrary, it is related to different runoff characteristics, such as the complexity of the runoff process, the magnitude of runoff, the presence or absence of base flow in the early stage, and the soil water content. Data assimilation improves rainfall forecast. Thus, the runoff forecast results of WRF-Hydro are improved to a certain extent by reasonably using a basic flow module, improving land surface initial conditions, such as soil water content, and combining with effective real-time correction technology.

Key words: remote sensing, data assimilation, Doppler Weather Radar, quick cycle update, WRF-Hydro, rainfall-runoff forecasting

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51822906); National Key Research and Development Project (No. 2017YFC1502405)