

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.05.003

基于雨量站-微波数据融合的雨场构建

欧思程¹, 史晓薇¹, 刘道君¹, 徐卫立¹, 杨涛²

(1. 中国长江电力股份有限公司; 2. 河海大学水科学研究院)

摘要: 针对传统插值方法难以有效融合雨量站-微波链路降雨观测数据的问题, 提出了基于随机混合惠特克-香农算法的雨场协同重构框架, 通过构建合成降雨基准场, 系统对比了雨量站单源插值与雨量站-微波数据融合的二维降水重构性能, 同时使用图像平滑处理技术改善了随机重构方法在雨场构建中噪声较大、不够光滑的问题。结果表明: 随机混合惠特克-香农算法的空间重构精度与雨量站密度及微波链路覆盖率显著正相关, 且随着可能重构场数量的增多, 精度更好, 但当可能重构场数量超过 20 时, 降雨范围高估率增至 80%; 5×5 均值滤波可使均方根误差降低 60%, 显著优于中值滤波及其他窗口尺度方案; 微波链路数据在提升雨场空间分辨率(达 1 km 级)与动态表征能力方面具有补充价值, 为 5G 通信背景下城市水文模型的实时数据同化提供了一条可扩展且极具应用前景的技术路径。

关键词: 雨场构建; 随机算法; 微波链路; 微波雨致衰减; 数据融合; 图像平滑

中图分类号: P412.13

文献标志码: A

文章编号: 1000-1980(2026)05-0018-11

Study on rainfall field construction based on rain gauge-microwave data fusion

Ou Sicheng¹, Shi Xiaowei¹, Liu Daojun¹, Xu Weili¹, Yang Tao²

(1. China Yangtze Power Co., Ltd.; 2. Institute of Water Science and Technology, Hohai University)

Abstract: To address the problem that traditional interpolation methods are difficult to effectively fuse rain gauge and microwave link rainfall observation data, a collaborative reconstruction framework for rainfall fields based on a stochastic hybrid Whittaker-Shannon algorithm was proposed. By constructing a synthetic rainfall reference field, the two-dimensional precipitation reconstruction performance of single-source interpolation of rain gauges and dual-source fusion of rain gauges and microwave data was systematically compared. At the same time, an image smoothing technique was used to mitigate the problems of excessive noise and lack of smoothness of the stochastic reconstruction method in rainfall field construction. The results show that the spatial reconstruction accuracy of the stochastic hybrid Whittaker-Shannon algorithm is significantly positively correlated with the rain gauge density and microwave link coverage. Moreover, as the number of possible reconstructed fields increases, the accuracy is better; however, when the number of possible reconstructed fields exceeds 20, the overestimation rate of rainfall extent increases to 80%. The 5×5 mean filter can reduce the root mean square error by 60%, which is significantly superior to the median filter and other window scale schemes. Microwave link data have complementary value in enhancing the spatial resolution (up to the 1 km scale) and dynamic representation capability of rainfall fields, providing a scalable and highly promising technical pathway for real-time data assimilation of urban hydrological models under the 5G communication context.

Key words: rainfall field construction; stochastic algorithm; microwave link; microwave rainfall attenuation; data fusion; image smoothing

降水是诸多自然灾害的一项关键触发因子, 触发的灾害严重威胁人民生命财产安全。开展精细化雨场构建, 兼具基础理论探索与防灾减灾应用的双重价值, 可为逐小时乃至逐分钟级降雨预报产品的研发奠定基础。高分辨率降水数据是实现精细化雨场构建的基本前提。传统以雨量计为主的观测手段虽能提供高精度的单点降雨信息, 但受限于站网密度与空间布设不均, 难以准确捕捉雨量场的时空连续演变特征^[1-11]。微波通讯信号在传播过程中携带的衰减、极化等信息, 为降水反演提供了新的技术路径——不仅能获取区域降水的空间分布, 还可有效规避传统遥感手段中扫描角度与地表杂波等因素带来的测量干扰^[12-14]。因此, 利用降雨衰减-雨强(attenuation-rain rate, A-R) 关系, 反演更加精确的降雨数据^[15], 能够为精细化降雨短临预

报提供有力数据支撑。围绕微波链路测雨这一方向,国内外学者已开展了大量探索性工作。Kramer 等^[16-17]分别发现了单频链路测量城市降水的潜力,将微波链路定位为传统雨量计的有益补充;Messer 等^[18]研究了利用商业微波链路(commerscial mircowave links,CMLs)测量降水的可行性,进一步指出其在特定场景下具备合作乃至替代传统技术的潜力。Leijnse 等^[19-21]验证了微波链路测量降水的可行性,Minda 等^[22]以 50 GHz 链路作为路径平均雨量计,通过与滴谱仪及地面雨量计的对比验证,证实其可有效发挥路径积分雨量计的功能,从而在一定程度上弥补传统雨量计空间分布稀疏与时间分辨率不足的缺陷。在降雨场重构层面,Goldshtein 等^[23]提出了面向稀疏商业微波网络的反演技术,Overeem 等^[24]进一步实现了城市区域雨量场的实际反演试验。

为此,本文提出基于随机混合惠特克-香农(the random mixing Whittaker-Shannon,RMWS)算法的雨量场重构方法。基于德国南部降水模拟数据,分别重构雨量站单源雨量场与雨量站-微波数据融合雨量场,并采用中值滤波等图像平滑技术抑制网格噪声,最终通过对比评价验证该方法在提升雨量场精细化水平方面的有效性。

1 研究方法

1.1 微波通信反演降水量

设微波初始发射能量为 $E_{f,a}^0$:

$$E_{f,a}^0 = C_{f,a} \exp(ikz_0) \quad (1)$$

式中: f 为微波频率; a 为微波偏振; $C_{f,a}$ 为微波振幅; k 为微波波数; z_0 为微波发射位置。

当微波在降雨场中进行传播时,在微波链路的频率范围内,因波长与雨滴尺寸处于同一量级,二者之间会产生显著的相互作用。此时,位置 z 处的微波能量可由下式近似估计:

$$E_{f,a} = C_{f,a} \exp\left\{-ik(z-z_0) + i\frac{\lambda^2}{\pi} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} F_{f,a}(D) N(D,z) dD\right\} \quad (2)$$

式中: λ 为微波波长; D 为微波传输路径上的等效直径; $F_{f,a}(D)$ 为前向散射振幅函数; $N(D,z)$ 为 z 处的雨滴谱分布函数; $N(D,z) dD$ 为在直径区间 $[D, D+dD]$ 内单位体积的液滴数目。

对于微波链路而言, $z-z_0=l$ (l 为链路长度),式(2)可改写为:

$$E_{f,a}(l) = C_{f,a} \exp\left\{-ikl + i\frac{\lambda^2}{\pi} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \operatorname{Re}(F_{f,a}(D)) \bar{N}(D) dD - \frac{\lambda^2}{\pi} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \operatorname{Im}(F_{f,a}(D)) \bar{N}(D) dD\right\} \quad (3)$$

其中 $\bar{N}(D) = \frac{1}{l} \int_0^l N(D,z) dz$

式中: $\bar{N}(D)$ 为微波传输路径上的平均雨滴谱分布函数。

联立式(1)(3)可得微波路径上的雨致衰减 A_r 为:

$$A_r = 10 \lg \left(\frac{|E_{f,a}|^2}{|E_{f,a}^0|^2} \right) \approx 0.434 \frac{\lambda^2}{\pi} l \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \operatorname{Re}(F_{f,a}(D)) \bar{N}(D) dD \quad (4)$$

式(4)两边同除以 l 可得到微波在其传输路径上的雨致衰减率 k_R :

$$k_R = 0.434 \frac{\lambda^2}{\pi} \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} \operatorname{Re}(F_{f,a}(D)) \bar{N}(D) dD \quad (5)$$

因为,前向散射振幅与雨滴的消光截面关系为:

$$C_{\text{ext},a} = \frac{\lambda^2}{\pi} \operatorname{Re}(F_{f,a}(D)) \quad (6)$$

因此,式(5)可改写为:

$$k_R = 0.434 \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} C_{\text{ext},a} \bar{N}(D) dD \quad (7)$$

对于降雨强度 R 而言,其与雨滴谱分布的关系为:

$$R = 6\pi 10^{-4} \int_0^\infty D^3 v(D) N(D) dD \quad (8)$$

式中: $v(D)$ 为等效直径为 D 的雨滴终端下落速度。

1.2 雨量场构建方法

随机混合算法是 Hu 等^[25]提出的渐进变形方法的扩展,任何正态分布的空间随机场 $Z(x)$ 都可以表示为 n 个独立的随机场 $Y_i(x)$ ($i=1,2,\cdots,n$) 的线性组合。同时,Bárdossy 等^[26]的研究表明,雨量计观测值可用于表示雨量场 $R(x)$ 的降雨频率,先根据 x 处雨量计的观测值估算边缘分布 $F(\cdot)$,然后将 $R(x)$ 转换为正态分布:

$$Z(x) = \varphi^{-1}(F(R(x))) \tag{9}$$

式中: φ^{-1} 为逆标准正态分布。

计算满足降雨场 $Z(x)$ 的权重 w_i ,则 $Z(x)$ 为:

$$Z(x) = \sum_{i=1}^n w_i Y_i(x) \tag{10}$$

其中

$$\sum_{i=1}^n w_i^2 \leq 1$$

式中: w_i 为 $Y_i(x)$ 权重。

若 $\sum_{i=1}^n w_i^2 > 1$,则增加无条件随机场 $Y_i(x)$ 的数量 n ,直到 $\sum_{i=1}^n w_i^2 \leq 1$,从而得到修正后的雨量场:

$$Z'(x) = \sum_{i=1}^n w'_i Y_i(x) \tag{11}$$

式中: $Z'(x)$ 为修正后的 $Z(x)$; w'_i 为修正后的权重。

为了保持 $Z(x)$ 的方差,必须添加第 2 个分量 $Z''(x)$:

$$Z''(x) = p(\mathbf{w}', \boldsymbol{\lambda}) \sum_{m=1}^{J-n} \lambda_m U_m(x) \quad (m = 1, 2, \cdots, J - n) \tag{12}$$

其中

$$U_m(x_{k'}) = 0$$

式中: $U_m(x)$ 为附加场,每个 $U_m(x)$ 被构造为 $J(J>n)$ 个无条件的随机场; $x_{k'}$ 为雨量站 k' 的位置; λ_m 为 $U_m(x)$ 的权重; $p(\mathbf{w}', \boldsymbol{\lambda})$ 为 $\mathbf{w}'=(w'_1, w'_2, \cdots, w'_n)$ 和 $\boldsymbol{\lambda}=(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{J-n})$ 映射到 $R(x)$ 的函数。

为确定 λ_m ,必须将 $R(x)$ 与 $Z(x)$ 的对应值进行比较,因此对于每条微波链路(microwave links, MWL) 的路径 $L_\xi(\xi=1, 2, \cdots, c)$,其中 c 为路径条数,则 $Z(x)$ 的路径平均降雨频率为:

$$R(x) = \int_{L_\xi}^{F^{-1}} \varphi(Z(x)) dx \tag{13}$$

式中: φ 为正态分布; F^{-1} 为逆边缘分布。

利用 MWL 观测值 R_ξ 与 $Z(x)$ 中对应的路径平均降雨频率(式(13))之间的对比,建立非线性条件(式(14)),使得 R_ξ 与式(13)之间的差异最小化。

$$f_{\text{obj}} = \sum_{\xi=1}^c (\int_{L_\xi}^{F^{-1}} \varphi(Z(x)) dx - \overline{R_\xi})^2 < \varepsilon \tag{14}$$

式中: f_{obj} 为目标函数; ε 为定义的阈值; $\overline{R_\xi}$ 为 R_ξ 的平均值。

可通过不断增大 J 找到一组使得 $f_{\text{obj}} < \varepsilon$ 的权重 $(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{J-n})$ 。最终得到满足式(10),并与 MWL 观测结果一致的场:

$$Z(x) = \sum_{i=1}^n w'_i Y_i(x) + p(\mathbf{w}', \boldsymbol{\lambda}) \sum_{m=1}^{J-n} \lambda_m U_m(x) \tag{15}$$

根据式(16)逆变换场 $Z(x)$,可得到基于给定雨量站和微波链路观测的重构雨量场的一种可能解。需要了解的是,选择不同的随机场 $Y_i(x)$ 和 $U_m(x)$,计算出的 $Z(x)$ 会有所不同,继而得到不同的 $R(x)$,因此使用随机混合算法得到的是与给定观测结果一致的解集。

$$R(x) = F^{-1}(\varphi(Z(x))) \tag{16}$$

1.3 图像平滑处理方法

图像平滑也称为图像去噪,是为了抑制图像噪声改善图像质量进行的处理。本文选择均值滤波法和中值滤波法进行图像处理,并分别使用不同大小的窗口进行效果比较。均值滤波法是将原有的像素灰度值用

邻域内各像素的灰度平均值代替,实现图像的平滑。中值滤波法用一个滑动窗口,对窗口内的像素灰度排序,用中值代替窗口中心像素的灰度值,是一种非线性的图像平滑法^[27-28]。

2 雨量子场构建实验

为涵盖不同空间范围的降水分布特征,本文选取了 2015 年 8 月 23 日 12:22、13:22 和 14:22 这 3 个时次的小时降水量数据。在随机混合算法选择上,使用基于 Hörning 等^[29]提出的 RMWS 算法的开源 python 包 RMWSPy 进行计算。RMWS 算法利用了随机混合的属性,允许将标准优化替换为一维优化序列,使得在这个一维空间中,目标函数的单个分量可以使用单位圆上的简单惠特克-香农插值近似,可降低计算成本,并确保了目标函数的单调收敛。

2.1 研究区概况与数据来源

本文使用的数据是由 GCS 超级计算机 JUQUEEN^[30]使用 COSMO 模型 v4. 21^[31],结合名称为通用陆面模式(the Community Land Model,CLM)的地面模型^[32]在水平分辨率为 1. 1 km 的约束条件下对德国南部区域进行区域气候模拟所得到的降水数值模拟场景数据。该数据覆盖区域地形条件复杂,降雨分布符合复杂分布研究需求,面积达 57 850 km²,地理范围为 47. 80 °N~ 49. 63°N、7. 95°E~10. 37°E,包含德国南部的内卡河流域,流域面积约为 14 000 km²。

基于德国气象局(Deutscher Wetterdienst,DWD)下属气候数据中心(Climatic Data Center,CDC)提供的雨量计和微波链路数据,在研究区域内生成了 71 个数据点和 100 条微波链路(图 1),分别模拟雨量计和微波链路观测的小时降水量。虚拟雨量计与微波链路均布设于 2007—2015 年间实际设备所在的地理位置。降水数值模拟场景数据集作为本研究的参考“真值”,可在严格可控的边界条件与初始条件下生成降水场。基于该数据集,能够通过重复同一场景试验,分别对比分析雨量站独立构建的雨量子场与雨量站-微波链路融合构建的雨量子场。

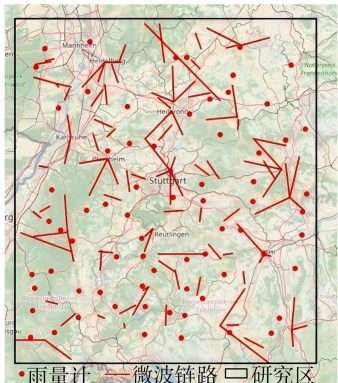


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

使用以下参数初始化 RMWS 算法:①domainsize=(ysize, xsize)设置网格大小,根据虚拟数据格式将其设置为(165, 183);②covmod=cmod 定义分步骤拟合的协方差模型;③nFields=nfields 设置想要模拟的条件场的数量,即可能重构场的数量;④cp=cp 定义模拟网格上的相等式约束坐标;⑤cv=cv 定义对应于 cp 的等式约束值;⑥le_cp=lecp 定义模拟网格上小于或等式约束的坐标;⑦le_cv=lecv 定义与 le_cp 对应的小于或等式的约束值(在本例中是记录零降雨的观测值);⑧optmethod='circleopt' 定义 RMWSCondSim 以倒置模式运行;⑨minObj=0. 4 定义终止阈值,即,如果目标函数达到该值,则反演终止;⑩maxiter=300 定义最大迭代次数,如果完成最大迭代次数后没有达到 minObj,反演将终止。

2.2 参数设置

2.3 基于雨量站数据的雨量子场构建

将边缘分布与雨量站数据进行拟合,并利用拟合的边缘分布函数和逆标准正态分布将线性观测值转换为标准正态值,再将空间协方差函数拟合到线性观测,计算出满足雨量计观测值场 $Z(x)$ 中的权重 w_i ,继而得到重构的雨量子场。由以上步骤计算得出的是一个解集,也就是多个可能的重构场,可以通过设置参数获得希望的解个数。

2.4 基于雨量站-微波数据融合的雨量子场构建

微波链路观测代表了链路路径上的非线性积分,可以视为随机混合算法计算中的非线性积分约束。由图 2 可知,各雨量子场的降雨分布基本一致,但是降水量呈现效果的清晰度不同,尤其是单一重构场噪声很大,随着取均值的可能重构场数量增多,图像逐渐清晰化,到了 20 个重构场均值,已呈现出较为良好的效果,但是一些极端降雨情况被模糊掉,如实况雨量子场为晴以及降雨较大的区域。

由图 3 可知,与 12:22 相比,14:22 的降雨范围更广,各雨量子场的降雨分布基本一致。降水量的呈现效果较 12:22 更清晰。单一重构场噪声仍然很大,随着取均值可能重构场数量增多,图像逐渐清晰化,到了

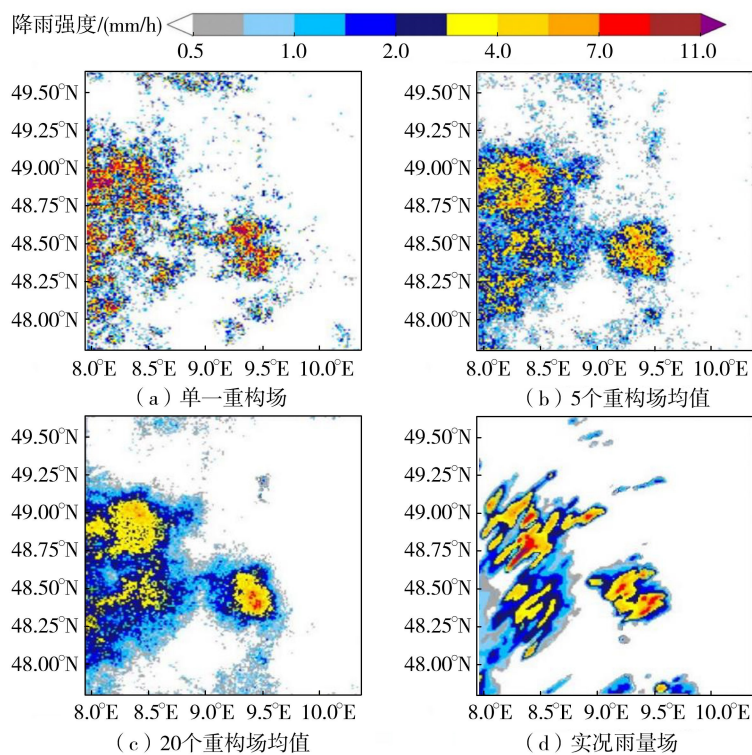


图 2 12:22 不同重构场对比

Fig. 2 Comparison of different reconstructed fields at 12:22

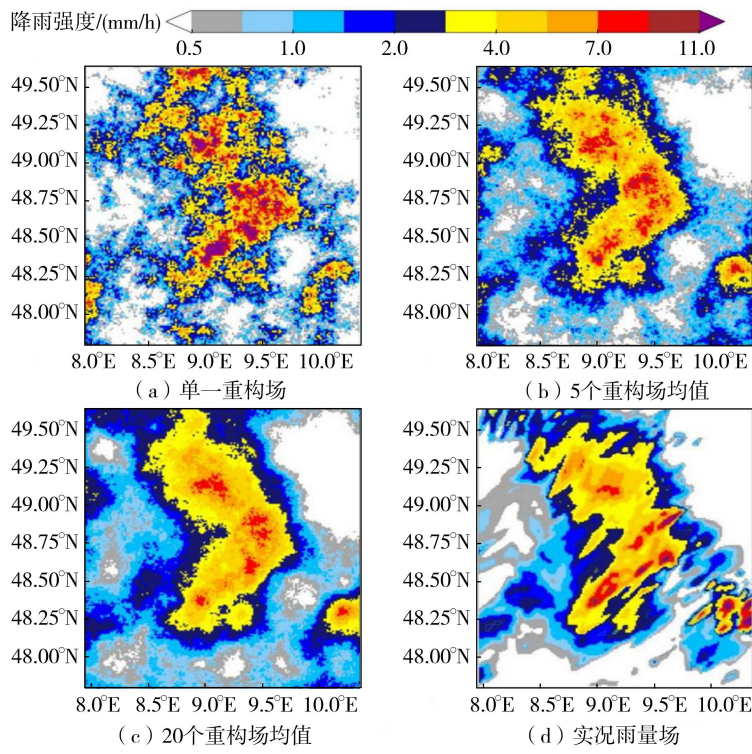


图 3 14:22 不同重构场对比

Fig. 3 Comparison of different reconstructed fields at 14:22

20 个重构场均值,已呈现出较为良好的效果,与 12:22 相同的是,局部降雨特征被平滑,且随着取均值的数量增大平滑的效果更加严重。

由图 2、图 3 可知,20 个重构场均值处理比 5 个重构场均值处理去噪的效果更有效,重构场数量越多,平滑的效果越明显,但同时局部特征也会被平滑掉。因此,选择合适的重构场数量进行均值处理尤为关键,在

后续的处理中选择 20 个重构场计算出的平均值作为随机混合算法插值的结果。

2.5 数据平滑处理

由图 2(c)、图 3(c)可知,20 个重构场均值仍然有较大噪声,但继续增大均值处理的场数量,则可能过度平滑降雨极值,掩盖极端降水信息。为此,本文采用均值滤波和中值滤波对插值场进行局部平滑处理,以期在有效去噪的同时,尽可能降低对极端值的过度平滑风险。由图 4 和图 5 可知,均值滤波去噪效果良好,但随着滑动窗口尺寸变大,局部特征被模糊的风险也相应增加。

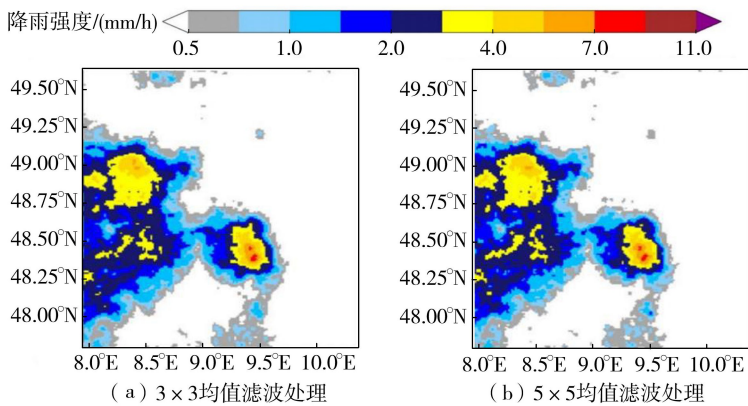


图 4 12:22 均值滤波处理对比
Fig. 4 Comparison of mean filter processing at 12:22

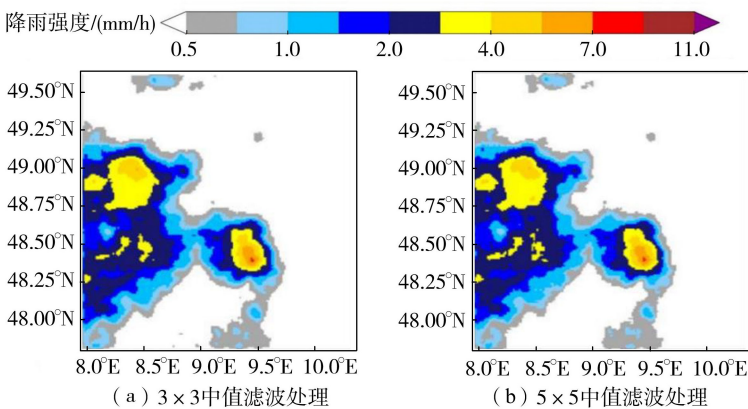


图 5 12:22 中值滤波处理对比
Fig. 5 Comparison of median filter processing at 12:22

3 结果评价与分析

3.1 基于雨量站-微波数据融合的雨量场构建评价

选取了 2015 年 8 月 23 日 12:22、14:22 连续降雨的起止 1 h 两个时刻的小时降雨数据 (virtual rainfall, VR), 设定阈值为 0.1 mm, 对基于随机混合算法的重构雨量场 (simulated rainfall field, Sim) 进行等级变量统计检验 (命中率、漏报率、空报率、TS 评分、BS 评分), 以及连续变量类检验 (平均误差、平均绝对误差、均方根误差、相关系数 (R)), 并对基于雨量站数据 (rain gauge, RG) 的重构雨量场与基于微波链路融合 (RG+MWL) 的重构雨量场的精度进行对比分析, 结果见表 1。

由表 1 可知, 2015 年 8 月 23 日 12:22, 基于 RG 数据的单一重构雨量场的平均误差较小, 均方根误差较大, 相关性系数较低 (<0.5), 但命中率较高 (>0.7), 漏报空报较低, TS 评分大于 0.5, BS 评分接近 1 且大于 1, 表明重构雨量场在降雨范围上高估了。相比基于 RG 的单一重构雨量场, 基于 RG+MWL 的重构雨量场各项指标都更为理想, 更具优势。2015 年 8 月 23 日 14:22, 基于 RG 数据的单一重构雨量场的误差较大, 命中率很高 (>0.95), 漏报空报趋于 0, TS 评分大于 0.85, BS 评分更加趋近 1 且大于 1, 表明重构降雨场在降雨范围上略微高估倾向。相比基于 RG 的单一重构雨量场, 基于 RG+MWL 的重构雨量场各项指标都更为理想,

表 1 基于随机混合算法的重构雨量场精度

Table 1 Accuracy of reconstructed rainfall field based on RM algorithm

时刻	重构数据	VR/mm	Sim/mm	平均误差/mm	平均绝对误差/mm	均方根误差/mm	相关系数
2015-08-23 T12: 22	RG	0.653	0.748	0.095	0.834	2.01	0.382
	RG+MWL	0.653	0.712	0.060	0.798	1.86	0.469
2015-08-23 T14: 22	RG	1.773	2.116	0.343	1.219	2.01	0.576
	RG+MWL	0.653	2.069	0.296	1.070	1.742	0.657
时刻	重构数据	命中率	漏报率	空报率	TS 评分	BS 评分	
2015-08-23 T12: 22	RG	0.737	0.263	0.340	0.534	1.116	
	RG+MWL	0.776	0.224	0.308	0.577	1.122	
2015-08-23 T14:22	RG	0.951	0.049	0.071	0.886	1.024	
	RG+MWL	0.970	0.030	0.072	0.902	1.046	

相关系数大于 0.65,命中率达 0.970,更具优势。

综上,基于随机混合算法的重构雨量场,在连续变量类检验中,降雨起止两个时刻的误差都相对较小,相关系数由低到高,在 12:22 甚至表现为弱相关,其原因可能是降雨区域范围太小,在雨区的雨量站和微波链路相应地也小(图 6),利用随机混合算法时约束条件过少,使得雨量场重构的能力无法呈现,随着降雨区域范围的变大相关系数也逐渐增大。在等级变量统计检验中,基于随机混合算法的重构雨量场有着较高的命中率与较低的漏报率和空报率,体现出较为良好的精度效果,而降雨区域范围越大效果越好,尤其在 14:22,命中率达到 0.9 以上,在 TS 评分上也有着相似的结论;在两个时刻中,重构雨量场的 BS 评分都较为理想,接近于 1 且都大于 1,说明整体上呈现高估的情况。因此,当雨区内雨量站和微波链路足够多时,利用随机混合算法重构的雨量场具有较为良好的精度,体现出雨量场重构的能力和可靠性。此外,相比基于 RG 的单一重构雨量场,基于 RG+MWL 的重构雨量场的各项指标都更为理想。

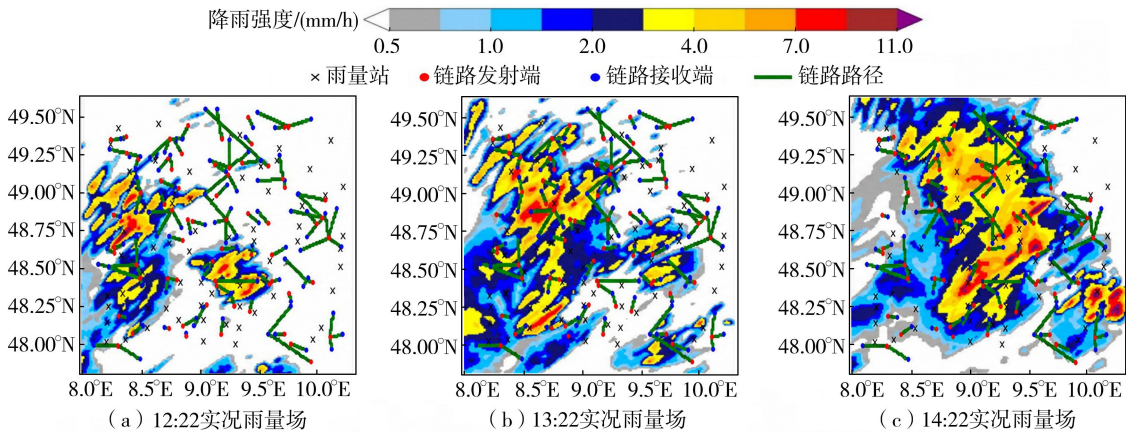


图 6 实况雨量场与雨量站分布

Fig. 6 Observed rainfall field and distribution of rain gauge stations

因为基于 RG+MWL 的重构雨量场各项指标都更为理想,因此继续对融合微波数据的单一可能重构场、5 个重构场均值、20 个重构场均值的精度进行对比分析,结果见表 2。由表 2 可知,2015 年 8 月 23 日 12:22,随着取均值重构场数量的增多,平均误差增大,平均绝对误差和均方根误差逐渐减小,相关性系数升高,20 个重构场均值时达到 0.725,命中率升高,在 20 个重构场均值时达到 0.977,漏报逐渐趋向 0,TS 评分趋于稳定,BS 评分大于 1 且逐渐增加,表明重构降雨场在降雨范围上高估现象加剧。2015 年 8 月 23 日 14:22,随着取均值重构场数量的增多,各项误差逐渐减小,相关性系数升高,在 20 个重构场均值时达到 0.847,命中率升高,在 20 个重构场均值时接近 1,漏报空报逐渐趋向 0,TS 评分趋于稳定,BS 评分大于 1,略微增加,表明重构雨量场在降雨范围上高估现象稍有加剧。基于 RG+MWL 的两个时刻的重构雨量场,在连续变量类检验中,随着取均值的重构场数量增多,误差指标减小,相关系数明显增大;在等级变量统计检验中,随着重构场的数量增多,空报率有小幅提高,命中率接近 1,相应的漏报率则接近于 0,在 TS 评分上没有明显的变化,BS 评分则随着重构场的数量增多而变大,说明整体上降雨高估的情况愈加明显。

表 2 基于微波融合数据的均值雨量场精度

Table 2 Accuracy of mean rainfall field based on microwave fusion data

时刻	雨量场重构方法	VR/mm	Sim/mm	平均误差/mm	平均绝对误差/mm	均方根误差/mm	相关系数
2015-08-23 T12:22	单一重构场	0.653	0.712	0.060	0.798	1.860	0.469
	5 个重构场均值	0.653	0.819	0.167	0.554	1.080	0.676
	20 个重构场均值	0.653	0.784	0.131	0.504	0.944	0.725
2015-08-23 T14:22	单一重构场	1.773	2.069	0.296	1.070	1.742	0.657
	5 个重构场均值	1.773	2.029	0.256	0.770	1.213	0.804
	20 个重构场均值	1.773	2.024	0.250	0.684	1.062	0.847
时刻	雨量场重构方法	命中率	漏报率	空报率	TS 评分	BS 评分	
2015-08-23 T12:22	单一重构场	0.776	0.224	0.308	0.577	1.122	
	5 个重构场均值	0.944	0.056	0.410	0.570	1.599	
	20 个重构场均值	0.977	0.023	0.461	0.532	1.813	
2015-08-23 T14:22	单一重构场	0.970	0.030	0.072	0.902	1.046	
	5 个重构场均值	0.999	0.001	0.099	0.900	1.108	
	20 个重构场均值	0.999	0.001	0.097	0.903	1.106	

基于 RG+MWL 的重构雨量场,随着重构场数量增多,多数指标都呈现出较好的结果,但也表现出更加严重的整体高估现象。各项指标的对比中,整体上 20 个重构场取均值的效果为佳。因此,将 20 场取均值的基于 RG+MWL 的重构降雨场为随机混合算法重构雨量场的结果。

将基于 RG 的重构雨量场(20 场取均值)与基于 RG+MWL 的重构雨量场(20 场取均值)数据分别与相应实况数据进行拟合,结果如图 7 所示。各时刻基于 RG+MWL 的重构雨量场结果的决定系数都比基于 RG 的高,更加接近 1,因此基于 RG+MWL 的重构雨量场更符合实际。

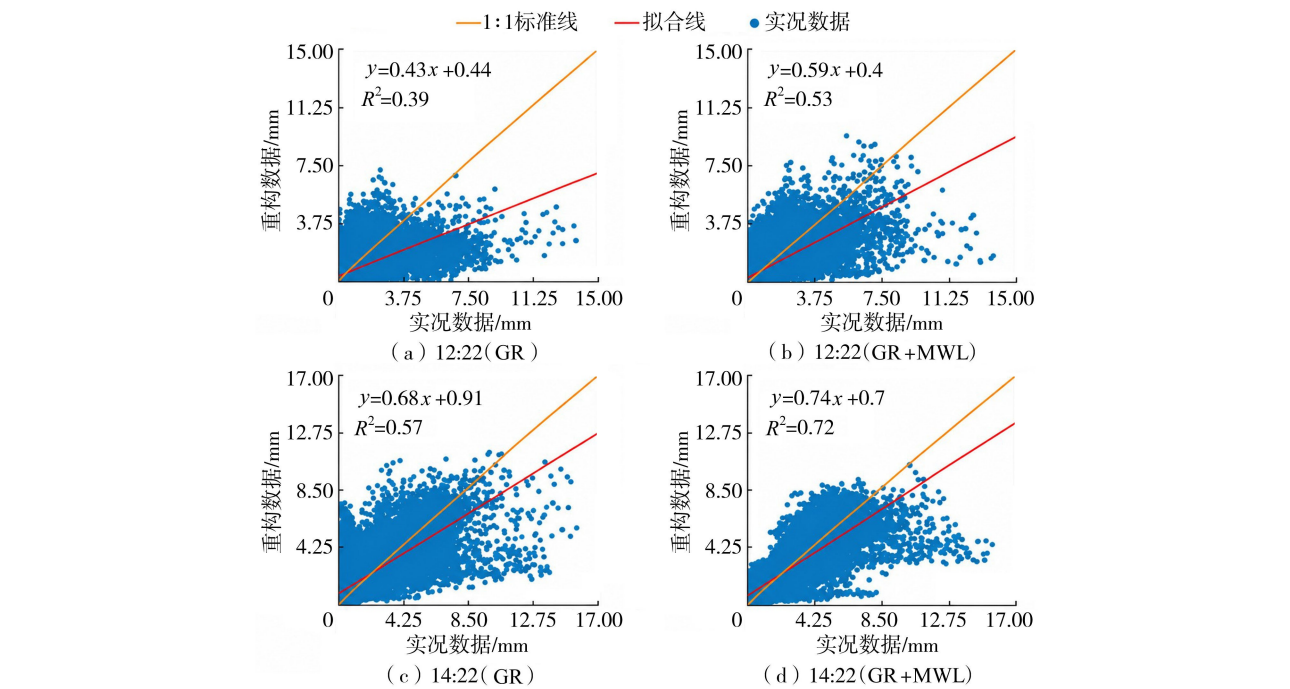


图 7 线性拟合

Fig. 7 Linear fitting

3.2 重构雨量场平滑处理评价

由表 3 可知,12:22 时刻和 14:22 时刻,对 20 个重构场均值的结果分别进行均值滤波与中值滤波处理,误差指标有着不同程度地减小,同时相关系数也有着不同程度的增大,等级变量指标没有太大的变化,趋于稳定。12:22 时刻 5×5 窗口均值滤波法均方根误差最小,相关性系数最高为 0.754,命中率最高为 0.988,漏报最低。14:22 时刻,5×5 窗口均值滤波法误差指标最小,相关性系数最高为 0.855。由于 20 个重构场均值在等级变量统计检验中表现出极为良好的精度效果,已然没有太大的上升空间,因此在均值滤波和中值滤波

中指标已趋于稳定,尤其是空报率和BS评分并没有进一步增加;而在连续变量类检验中,误差均有小幅度降低,相关系数则小幅度提高,而在两种滤波方法的两个滑动窗口大小中,5×5的均值滤波法在整体上表现出优势。因此,本文以经过5×5的均值滤波法平滑处理后的20个重构场取均值的基于RG+MWL的重构降雨场作为最终的重构雨量场。

表3 数据平滑处理雨量场精度分析

Table 3 Accuracy analysis of rainfall field for data smoothing

雨量场 重构方法	VR/mm		Sim/mm		平均误差/mm		平均绝对误差/mm		均方根误差/mm		相关系数	
	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22
20个重构场均值	0.653	1.773	0.784	2.024	0.131	0.250	0.504	0.684	0.944	1.062	0.725	0.847
均值滤波(3×3)	0.653	1.773	0.779	2.012	0.126	0.239	0.487	0.664	0.905	1.040	0.747	0.853
均值滤波(5×5)	0.653	1.773	0.775	2.003	0.123	0.230	0.483	0.655	0.894	1.031	0.754	0.855
中值滤波(3×3)	0.653	1.773	0.764	2.015	0.111	0.241	0.481	0.670	0.909	1.044	0.744	0.852
中值滤波(5×5)	0.653	1.773	0.755	2.006	0.103	0.233	0.472	0.662	0.895	1.036	0.752	0.854

雨量场 重构方法	命中率		漏报率		空报率		TS评分		BS评分	
	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22	12;22	14;22
20个重构场均值	0.977	0.999	0.023	0.001	0.461	0.097	0.532	0.903	1.813	1.106
均值滤波(3×3)	0.986	0.999	0.014	0.001	0.470	0.097	0.526	0.903	1.860	1.107
均值滤波(5×5)	0.988	1.000	0.012	0	0.473	0.096	0.524	0.903	1.875	1.106
中值滤波(3×3)	0.982	0.999	0.018	0.001	0.457	0.096	0.537	0.903	1.811	1.106
中值滤波(5×5)	0.983	0.999	0.017	0.001	0.457	0.096	0.538	0.904	1.81	1.105

4 结 语

融合重构的空间分辨率与区域内观测密度呈显著正相关,当雨量站和微波链路数量达到一定阈值时,相关系数趋于稳定;相较于单源重构,融合方案在误差指标上呈现显著降低,但随着可能场数量增加会引发系统性降雨范围高估;采用均值滤波可有效抑制高估效应,同时维持精度指标的优化平衡。本文算法在多源数据同化中具备显著优势,但其计算复杂度与随机场选择依赖性可能制约业务化应用,后续需结合并行计算与集合平均技术提升工程可行性。同时,本文研究尚有不足之处,例如使用的数据为合成虚拟数据,只能一定程度上反映真实降雨过程,且因为历史长时间降雨场次较少,没有选择多场不同强度的降雨进行研究,同时对降雨场范围高估现象成因缺乏深入分析。拟在后续研究中使用真实微波雨致衰减反演降雨数据,并通过对比试验进一步探究高估成因,提高降雨监测和预报的时空分辨率。

参考文献:

[1] 李英华,原立格. 信息化背景下5G通信技术对智慧水利建设的作用分析[J]. 水利水电科技进展,2022,42(6):132-133. (Li Yinghua, Yuan Lige. The role of 5G communication technology in the construction of smart water conservancy under the context of informationization [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42(6): 132-133. (in Chinese))

[2] 杨肖丽,张佳乐,黄星怡,等. 气候变化和人类活动对长江流域极端径流的影响[J]. 水资源保护,2025,41(4):1-9. (Yang Xiaoli,Zhang Jiale,Huang Xingyi,et al. Impacts of climate change and human activities on extreme runoff in the Yangtze River Basin[J]. Water Resources Protection,2025,41(4):1-9. (in Chinese))

[3] 鞠琴,吴金雨,王兴平,等. 机器学习算法在降水和气温多模式集成中的应用[J]. 水资源保护,2024,40(3):106-115. (Ju Qin,Wu Jinyu,Wang Xingping,et al. Application of machine learning algorithms in multimodal integration of precipitation and temperature[J]. Water Resources Protection,2024,40(3):106-115. (in Chinese))

[4] 朱凯莉,赖成光,王兆礼,等. 城市化背景下长三角核心城市群汛期降水时空演变特征分析[J]. 水资源保护,2023,39(6):95-103. (Zhu Kaili,Lai Chengguang,Wang Zhaoli,et al. Temporal and spatial evolution characteristics analysis of flood season precipitation in core city group of the Yangtze River delta under background of urbanization [J]. Water Resources Protection,2023,39(6):95-103. (in Chinese))

[5] 唐国强,万玮,曾子悦,等. 全球降水测量(GPM)计划及其最新进展综述[J]. 遥感技术与应用,2015,30(4):607-615. (Tang Guoqiang,Wan Wei,Zeng Ziyue,et al. An overview of the global precipitation measurement (GPM) mission and it's latest development[J]. Remote Sensing Technology and Application,2015,30(4):607-615. (in Chinese))

- [6] 陈浩然. 基于深度学习的气象降尺度及短临预报研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2023.
- [7] 沈哲辉,韩静妍,桂敬聪,等. 长江流域再分析与卫星反演降水数据的适用性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2025,53(1):50-61. (Shen Zhehui, Han Jingyan, Gui Jingcong, et al. Analysis of the applicability of reanalysis and satellite-derived precipitation data in the Yangtze River Basin[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025,53(1):50-61. (in Chinese))
- [8] 谈灿灿,张润润,邓志民,等. 基于暴雨空间自相关性的降水量插值方法比较[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024,52(6):8-14. (Tan Cancan, Zhang Runrun, Deng Zhimin, et al. Comparison of precipitation interpolation methods considering spatial autocorrelation of rainstorm precipitation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024,52(6):8-14. (in Chinese))
- [9] 胡文韬,余钟波,陈松峰,等. 长江上游卫星反演与再分析降水数据的适用性评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024,52(3):15-24. (Hu Wentao, Yu Zhongbo, Chen Songfeng, et al. Applicability evaluation of satellite and reanalysis precipitation products in upper Yangtze River Basin[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024,52(3):15-24. (in Chinese))
- [10] 张旭旻,陈颖冰,李永坤,等. 雨量数据缺失条件下基于实测流量的北京市“23·7”极端暴雨降水反演[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024,52(6):38-44. (Zhang Xumin, Chen Yingbing, Li Yongkun, et al. Precipitation retrieval of the “23·7” extreme rainstorm in Beijing based on measured discharge under the deficiency of rainfall data[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024,52(6):38-44. (in Chinese))
- [11] 李新,陈馨蕾,周义斌,等. 黄淮海和江淮平原小时极端降水时空演变及归因分析[J]. 水资源保护, 2025,41(5):285-295. (Li Xin, Chen Xinlei, Zhou Yibin, et al. Spatiotemporal evolution and attribution analysis of hourly extreme precipitation in the Huang-Huai-Hai Plain and Jiang-Huai Plain[J]. Water Resources Protection, 2025,41(5):285-295. (in Chinese))
- [12] 高清泉. 微波通讯链路测量降水[D]. 成都:成都信息工程大学,2018.
- [13] 杨涛,沈玉芳,陈渝青,等. 基于指数雨胞雨衰模型的微波链路雨强反演方法[J]. 水资源保护, 2024,40(5):11-17. (Yang Tao, Shen Yufang, Chen Yuqing, et al. A microwave link rain intensity inversion method based on exponential rain cell rain attenuation model[J]. Water Resources Protection, 2024,40(5):11-17. (in Chinese))
- [14] 陈渝青,郑鑫,宋莹,等. 短距离无线微波链路降雨反演模型研究[J]. 电波科学学报, 2024,39(3):579-586. (Chen Yuqing, Zheng Xin, Song Ying, et al. Study on a rainfall intensity retrieval model for short links[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2024,39(3):579-586. (in Chinese))
- [15] 宋泊明. 复杂气象条件下微波信号路径衰减估计与衰减场重构研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2020.
- [16] Kramer S, Verworn H R, Redder A. Improvement of X-band radar rainfall estimates using a microwave link[J]. Atmospheric Research, 2005,77(1/2/3/4):278-299.
- [17] Upton G J G, Holt A R, Cummings R J, et al. Microwave links: the future for urban rainfall measurement? [J]. Atmospheric Research, 2005,77(1/2/3/4):300-312.
- [18] Messer H, Zinevich A, Alpert P. Environmental monitoring by wireless communication networks[J]. Science, 2006,312(5774):713.
- [19] Leijnse H, Uijlenhoet R, Stricker J N M. Hydrometeorological application of a microwave link: 1. Evaporation[J]. Water Resources Research, 2007,43(4):W04416.
- [20] Leijnse H. Hydrometeorological application of microwave links; measurement of evaporation and precipitation[D]. Wageningen: Wageningen University, 2007.
- [21] Leijnse H, Uijlenhoet R, Stricker J N M. Rainfall measurement using radio links from cellular communication networks[J]. Water Resources Research, 2007,43(3):W03201.
- [22] Minda H, Nakamura K. High temporal resolution path-average rain gauge with 50-GHz band microwave [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2005,22(2):165-179.
- [23] Goldshtein O, Messer H, Zinevich A. Rain rate estimation using measurements from commercial telecommunications links[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009,57(4):1616-1625.
- [24] Overeem A, Leijnse H, Uijlenhoet R. Measuring urban rainfall using microwave links from commercial cellular communication networks[J]. Water Resources Research, 2011,47(12):W12505.
- [25] Hu L Y, Blanc G, Noetinger B. Gradual deformation and iterative calibration of sequential stochastic simulations[J]. Mathematical Geology, 2001,33(4):475-489.
- [26] Bárdossy A, Hörning S. Random mixing: an approach to inverse modeling for groundwater flow and transport problems[J]. Transport in Porous Media, 2016,114(2):241-259.

[27] 杨建华,李丽,张伟. 基于形态学的锯材表面缺陷图像处理研究方法[J]. 林业机械与木工设备,2012,40(9):18-20. (Yang Jianhua,Li Li,Zhang Wei. Research on processing methods for sawn timber surface defect images based on morphology[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment,2012,40(9):18-20. (in Chinese))

[28] 孙永生,刘大健,秦蒙. 多幅图像中值法在滤除噪声中的应用[J]. 电视技术,2012,36(23):15-17. (Sun Yongsheng,Liu Dajian,Qin Meng. Many images median method in application of noise filtering[J]. Video Engineering,2012,36(23):15-17. (in Chinese))

[29] Hörning S,Haese B. RMWSPy (v 1. 1): a Python code for spatial simulation and inversion for environmental applications[J]. Environmental Modelling & Software,2021,138:104970.

[30] Stephan M,Docter J. JUQUEEN:IBM Blue Gene/Q[®] supercomputer system at the Jülich Supercomputing Centre[J]. Journal of Large-Scale Research Facilities,2015,1:A1.

[31] Baldauf M,Seifert A,Förstner J, et al. Operational convective-scale numerical weather prediction with the COSMO model: description and sensitivities[J]. Monthly Weather Review,2011,139(12):3887-3905.

[32] Lawrence P J,Chase T N. Representing a new MODIS consistent land surface in the Community Land Model (CLM 3. 0) [J]. Journal of Geophysical Research:Biogeosciences,2007,112(G1):G01023.

(收稿日期:2025 - 05 - 28 编辑:刘晓艳)

(上接第 17 页)

[23] 许明家,孙龙,李爽,等. 基于图神经网络的地下水位动态模拟模型[J]. 水文,2025,45(1):30-36. (Xu Mingjia,Sun Long,Li Shuang,et al. Dynamic model of groundwater level based on graph neural networks[J]. Journal of China Hydrology,2025,45(1):30-36. (in Chinese))

[24] Pang Min,Du Erhu,Zheng Chunmiao. Contaminant transport modeling and source attribution with attention-based graph neural network[J]. Water Resources Research,2024,60(6):e2023WR035278.

[25] Wu Zonghan,Pan Shirui,Chen Fengwen, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2021,32(1):4-24.

[26] Scarselli F,Gori M,Tsoi A C,et al. The graph neural network model[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2009,20(1):61-80.

[27] 李小根,刘泓辰,付景保,等. 基于 CNN-Attention-LSTM 模型的地下水水位预测[J]. 水资源保护,2025,41(4):228-235. (Li Xiaogen,Liu Hongchen,Fu Jingbao,et al. Groundwater level prediction based on CNN-Attention-LSTM model[J]. Water Resources Protection,2025,41(4):228-235. (in Chinese))

[28] 梅超,石虹远,李瑞栋,等. 基于数值试验的降雨径流过程对不透水面空间分布的响应分析[J]. 水资源保护,2024,40(1):86-92. (Mei Chao,Shi Hongyuan,Li Ruidong,et al. Response analysis of rainfall runoff process to spatial distribution of impervious area based on numerical experiments[J]. Water Resources Protection,2024,40(1):86-92. (in Chinese))

[29] 黄强,尚嘉楠,方伟,等. 基于可解释机器学习的黄河源区径流分期组合预报[J]. 人民黄河,2024,46(9):50-59. (Huang Qiang,Shang Jianan,Fang Wei,et al. Combined forecasting of streamflow in the source region of the yellow river based on interpretable machine learning[J]. Yellow River,2024,46(9):50-59. (in Chinese))

[30] 吴学文,瞿永钢,李玲. 基于复杂网络理论的河流网络建模与分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2014,42(2):177-182. (Wu Xuewen,Qu Yonggang,Li Ling. River network modeling and analysis based on complex network theory[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2014,42(2):177-182. (in Chinese))

[31] 李云良,张小琳,赵贵章,等. 鄱阳湖区地下水位动态及其与湖水侧向水力联系分析[J]. 长江流域资源与环境,2016,25(12):1894-1902. (Li Yunliang,Zhang Xiaolin,Zhao Guizhang,et al. Dynamics of groundwater level and laterally hydraulic connection between lake and groundwater in Poyang Lake Area[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin,2016,25(12):1894-1902. (in Chinese))

[32] 黄一凡,张翔,邓梁堃,等. 基于机器学习的汉江流域径流模拟与时滞变化分析[J]. 水资源保护,2024,40(6):173-180. (Huang Yifan,Zhang Xiang,Deng Liangkun,et al. Runoff simulation and time-lag change analysis in the Han River Basin based on machine learning[J]. Water Resources Protection,2024,40(6):173-180. (in Chinese))

(收稿日期:2025 - 04 - 25 编辑:刘晓艳)