

基于 CNN 的流域多源土壤湿度数据降尺度研究

李巧玲¹, 李晓梅¹, 仇娟娟², 刘兴文³, 谭忠成¹

(1. 河海大学水文水资源学院; 2. 江苏省水文水资源勘测局南通分局; 3. 水利部小浪底水利枢纽管理中心)

摘要:为获取流域高精度土壤湿度数据,融合 SMAP、AMSR2、CLDAS 土壤湿度数据,考虑降水、归一化植被指数、坡度等多种因素对土壤湿度的作用,基于卷积神经网络(CNN)建立了一种可考虑辅助因子空间邻域关系的土壤湿度 CNN 降尺度模型,生成空间分辨率为 1 km 的土壤湿度数据。模型在湖南省浦市—五强溪坝址区间流域的应用结果表明:降尺度前后土壤湿度空间分布特征一致,降尺度后数据能正确反映土壤湿度对洪水事件的响应,且增添了更多空间分布细节;与墒情站实测数据相比,降尺度后土壤湿度的平均偏差、平均绝对误差、均方根误差均值分别为-0.061、0.086、0.099 cm³/cm³;与随机森林降尺度模型结果对比,CNN 降尺度模型具有更好的稳定性。

关键词:土壤湿度;降尺度;卷积神经网络;深度学习;浦市—五强溪坝址区间流域

Study on downscaling of multi-source soil moisture data in basins based on CNN//Li Qiaoling¹, Li Xiaomei¹, Qiu Juanjuan², Liu Xingwen³, Tan Zhongcheng¹(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University; 2. Nantong Branch of Jiangsu Province Hydrological and Water Resources Investigation Bureau; 3. Xiaolangdi Multipurpose Dam Project Management Center, Ministry of Water Resources)

Abstract: To obtain high-precision soil moisture data in basins, three types of soil moisture data from SMAP, AMSR2, and CLDAS were integrated. Considering the effects of precipitation, normalized difference vegetation index, slope, and other factors on soil moisture, a convolutional neural network (CNN) downscaling model for soil moisture that can consider the spatial neighborhood relationship of auxiliary factors was established based on CNN, and the soil moisture data with a spatial resolution of 1 km were obtained. The model was applied to the basin from Pushi County to Wuqiangxi Dam site in Hunan Province, and the results show that the spatial distribution characteristics of soil moisture data before and after downscaling are consistent, and the soil moisture data after downscaling can correctly reflect the response of soil moisture to flood events and add more spatial distribution details. Compared with the measured soil moisture data at soil moisture stations, the mean bias, mean absolute error, and root mean square error of the downscaled soil moisture are -0.061, 0.086, and 0.099 cm³/cm³. The CNN downscaling model also shows better stability in comparison with the results of the random forest downscaling model.

Key words: soil moisture; downscaling; convolutional neural network; deep learning; the basin from Pushi County to Wuqiangxi Dam site

土壤湿度不属于常规水文和气象观测要素,难以获取有效、直接的观测信息^[1]。固定墒情站可直接观测不同深度土层对应的土壤水分含量,但当前土壤墒情站网布设密度低,新建站点存在成本高昂、代表性选址困难的问题。仅依靠墒情站网获取能反映流域内空间变异性的土壤湿度面状数据,要求高、难度大。卫星遥感技术的发展使得土壤湿度数据的获取变得更容易,通过反演可获得时间更连续、空间范围更广的土壤湿度数据,该技术逐渐成为区域土壤湿度时空变化监测的可靠手段^[2]。但是由于其分辨率较低,无法满足水文、气象、农业领域对高分

分辨率土壤湿度数据的要求^[3]。因此,对现有遥感产品进行降尺度研究,获取更加精确的土壤湿度时空变化信息,对于研究地球系统的水文循环至关重要^[4-6]。

近几十年来,为提升遥感土壤湿度数据的空间分辨率,满足精细尺度农业水资源管理及水文过程模拟的需求,国内外学者对土壤湿度遥感产品降尺度进行了诸多探索。由于陆地表面系统各要素相互作用过程复杂,且土壤湿度数据与其他参变量数据之间往往呈现非线性、不确定性大的特点,通过建立物理模型来表征数据之间的复杂关系具有较大技术

难度。机器学习模型因其较强的非线性问题学习能力和整合多源数据的灵活性^[7-11],可在缺乏物理背景时更合理地刻画土壤湿度与降尺度因子之间的非线性关系^[12],已广泛应用于土壤湿度降尺度研究中^[13-14]。这些机器学习模型往往关注辅助因子与土壤湿度在像元尺度上的对应关系,无法考虑土壤湿度的空间相关性和连续性^[15],而卷积神经网络(CNN)独特的卷积层结构能捕捉像元间的邻域关系,综合考虑辅助因子局部空间相关性对土壤湿度的影响,从而更好地刻画土壤湿度的空间分布特征。已有研究中考虑的辅助因子种类有限^[16],得到的高分辨率数据精度仍有提升空间。

本文以湖南省浦市—五强溪坝址区间流域(以下简称“五强溪区间流域”)为例,融合 SMAP (soil moisture active passive)、AMSR2(advanced microwave scanning radiometer 2)、CLDAS(China meteorological administration land data assimilation system)遥感产品的土壤湿度数据,考虑降水、地表温度、归一化植被指数、坡度和坡向、土壤质地等辅助因子,基于 CNN 通过卷积操作捕捉输入数据空间的相关性和异质性,建立了一种考虑辅助因子空间邻域关系的土壤湿度降尺度模型。对 2023 年 1 月 1 日至 2024 年 5 月 31 日期间空间分辨率为 10 km 的融合遥感土壤湿度数据进行降尺度,生成空间分辨率为 1 km 的高精度土壤湿度数据。将 CNN 降尺度模型(以下简称“CNN 模型”)结果与常用的随机森林(RF)降尺度模型(以下简称“RF 模型”)结果进行比较,进一步论证本文提出方法的有效性,以期获得更准确的高精度土壤湿度数据,为流域洪水预报提供数据参考。

1 研究区概况与数据处理

1.1 研究区概况

五强溪区间流域(图 1)面积约 8 033 km²,位于 28°N~29°30'N、109°40'E~110°E 之间。流域西北方向和东南方向海拔较高,为丘陵山地;中部主要为林地、草地覆盖,整体地形起伏较大。水系干流沿地势自西南向东北方向流动,流域属于典型的亚热带季风气候,具有夏季炎热、冬季温和、降雨丰沛、气候湿润的特点。五强溪区间流域是我国典型的湿润流域,其土壤湿度数据的精度直接影响流域水文预报的可靠性及五强溪水库调度的精细化水平。

1.2 数据处理

1.2.1 土壤湿度数据

选取 SMAP^[17]、AMSR2^[18]和 CLDAS^[19]3 种土壤湿度产品,其基本信息如表 1 所示。由于原始土壤湿度产品时空分辨率不一致、文件格式不同,首先

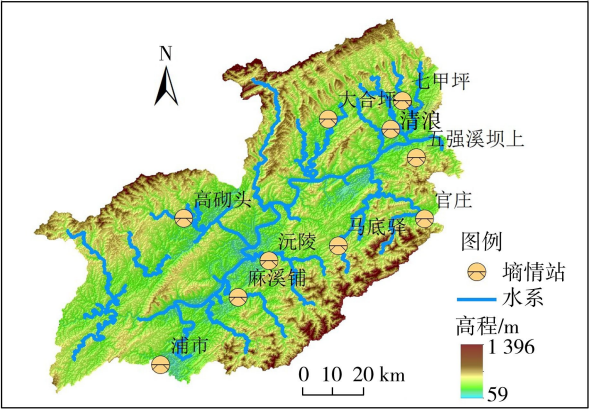


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

将 AMSR2、CLDAS 数据转化为 TIFF 文件格式,再采用集合平均法对 SMAP 产品进行处理,使其时间分辨率统一为 24 h,最后采用双线性插值法将 3 种产品数据统一重采样至 10 km。

表 1 土壤湿度产品基本信息

Table 1 Basic information of soil moisture products

产品名称	空间分辨率/km	时间分辨率/h	数据来源
SMAP	9.00	3	https://search.earthdata.nasa.gov/
AMSR2	10.00	24	https://www.eorc.jaxa.jp/AMSR/
CLDAS	6.25	24	https://data.cma.cn/

各种卫星的工作方式及数据处理方式不同,SMAP、AMSR2 产品分别采用 L 波段、C 波段监测土壤湿度,CLDAS 产品属于陆面数据同化系统。单一来源的土壤湿度产品在反映某一确定区域的实际土壤湿度状态及空间分布情况时存在一定的误差。为了获得时空连续、精度更高的土壤湿度数据,实现不同遥感数据的优势互补,本文基于最小二乘框架和三重搭配方法^[20-21],在不依赖真实值的情况下,对预处理后的 SMAP、AMSR2、CLDAS 数据进行时空误差估计,并根据误差为 3 种数据赋权融合,将融合后的土壤湿度数据用于后续降尺度。

1.2.2 降尺度辅助因子数据

降尺度辅助因子原始数据包括归一化植被指数、地表温度、降水、高程、土壤质地等。其中归一化植被指数、地表温度、降水属于动态因子,高程、土壤质地属于静态因子。归一化植被指数原始数据(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)的空间分辨率为 1 km,时间分辨率为 16 d,由于植被指数在短期内的波动性相对较小^[22-23],为了保证数据时间序列的连续性和完整性,本文在使用该数据时,设置 16 d 为一个周期,周期内均采用同一幅影像数据作为代表。地表温度数据(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)的空间分辨率为 1 km,时间分辨

率为 1 d。降水数据(<https://data.cma.cn/>)的空间分辨率为 0.0625°,时间分辨率为 1 d,需采用双线性插值方法将降水数据重采样至空间分辨率为 1 km。坡度、坡向数据基于高程数据(<https://landsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)利用地理空间分析软件计算获得,空间分辨率均为 1 km。采用的土壤质地数据(<https://data.tpdc.ac.cn/>)包括砂粒和黏粒。以上数据均需先进行重投影、裁剪等预处理,统一时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 1 km,最后重采样得到空间分辨率为 10 km 的数据影像,以匹配土壤湿度数据的分辨率,供模型训练阶段使用。

1.2.3 墒情站监测数据

五强溪区间流域内共设有 10 个墒情站(图 1)。其中浦市站、麻溪铺站由湖南省水文水资源勘测中心建设,每 8 h 传输一次数据,其余 8 个墒情站为后期建设墒情站,每 2 h 传输一次数据。选取 2023 年 1 月 1 日至 2024 年 5 月 31 日实测数据较为完整的 8 个土壤墒情站数据(除麻溪铺站、七甲坪站)作为土壤湿度降尺度结果的验证数据集。针对每个墒情站,计算其每日所有土壤湿度数据的平均值,作为该日的实测土壤湿度。

2 研究方法

2.1 降尺度辅助因子选择

土壤湿度动态变化是气象、生态、地形等多种因素共同作用的结果。为了得到高精度土壤湿度数据,需要选取一些与土壤湿度强相关的高分辨率辅助因子数据。气象因素对土壤湿度的时空动态变化有重要影响,降水直接影响土壤湿度,地表温度影响地表蒸散量及地表能量交换,是反映土壤湿度时空动态的常用变量^[23]。归一化植被指数是评估地表植被状况的关键指标,一般情况下,植被长势越好,与之对应的土壤湿度越大,二者呈正相关关系^[24]。此外,地形因素对土壤湿度空间分布的影响很大,坡度能够直接反映地形特征,地形通过影响地表径流从而间接影响土壤湿度;不同坡向接收到的太阳光照不同,这会影响地表的蒸发量。土壤质地影响土壤中水分的下渗速率和土壤的储水能力,因此,土壤湿度的空间分布与土壤质地存在强相关性^[25]。

降水、地表温度、归一化植被指数、坡度、坡向、土壤质地(砂粒与黏粒占比)共同构成了影响土壤湿度状况的复杂系统,故选择这些因素作为降尺度辅助因子,输入到降尺度模型中,以建立辅助因子与土壤湿度的映射关系。

2.2 CNN 模型构建与应用方案

CNN 最早由 Lecun 等^[26]提出,用于解决手写数

字识别任务。为平衡模型复杂度与拟合能力,本文通过超参数调优确定了 3 层卷积的 CNN 结构。卷积核矩阵在原始数据图像上滑动时会与其覆盖的区域进行卷积运算,此操作使得模型能够捕捉到原始数据的局部空间邻域关系,经卷积计算形成特征图矩阵,输入到全连接层后得到预测土壤湿度数据;采用均方误差(MSE)作为模型的损失函数,计算预测值与目标值间的损失,并进行误差反向传播计算;采用 AdamW 作为优化器优化模型的训练过程,更新模型每一层的权值,该优化器结合了自适应学习率和权重衰减,在处理深度学习任务中能够有效防止过拟合;在模型训练过程中加入早停法监测训练过程的损失值,设置耐心参数为 5 轮,在模型达到最佳性能时及时停止训练,减少计算资源的损耗,并提升模型最终的准确率。数据处理、模型构建与应用如图 2 所示。

依据尺度转换理论^[21],模型构建阶段将空间分辨率为 10 km 的融合土壤湿度数据和辅助因子数据作为输入,使用 70% 的数据训练模型参数,通过模型训练过程,精准捕捉这些辅助变量与土壤湿度数据之间的非线性关系,使用剩余 30% 的数据验证模型参数的合理性。在模型应用阶段,基于空间分辨率为 1 km 的辅助因子数据,利用训练好的 CNN 模型,生成空间分辨率为 1 km 的土壤湿度数据,实现土壤湿度数据的降尺度。

2.3 模型评价指标

选用平均偏差(BIAS)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)3 个评价指标^[3]评估降尺度模型的有效性和可推广性。利用 BIAS 衡量数据间的系统性差异,RMSE 评价数据间的整体差异,MAE 衡量数据间的平均差异。

3 结果与分析

3.1 CNN 模型结果与墒情站实测值对比

以墒情站实测值为参考数据,采用 BIAS、MAE 和 RMSE 评价 CNN 模型的精度,各评价指标如表 2 所示。从整体上看,墒情站所在像元上,降尺度结果的 BIAS、MAE、RMSE 均值分别为 -0.061、0.086、0.099 cm³/cm³,且大多数 RMSE 值小于 0.1 cm³/cm³,表明降尺度后大部分墒情站所在像元的土壤湿度与实测值较为接近,平均误差较小,降尺度精度较优。其中,沅陵站 BIAS 最小,五强溪坝上站降尺度精度整体表现最优。该结果表明,降尺度后的土壤湿度接近实际土壤湿度状况。

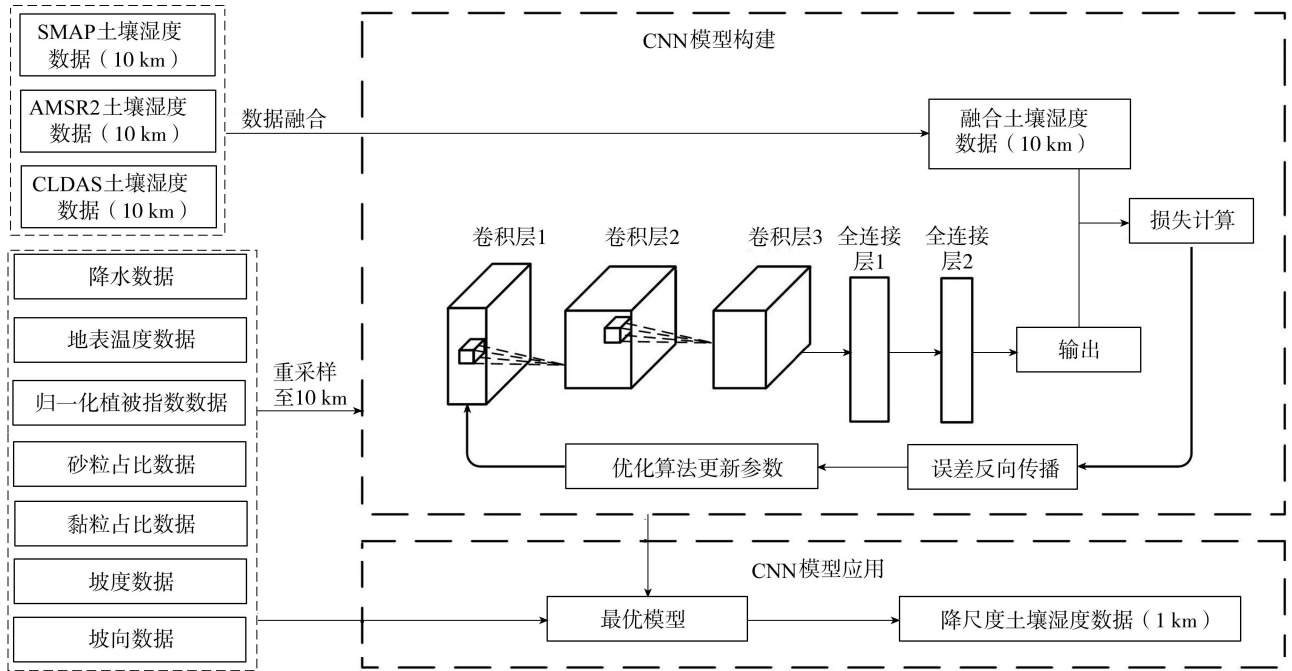


图 2 数据处理、模型构建与应用示意图

Fig. 2 Schematic diagram of data processing and model construction and application

表 2 降尺度结果评价指标 单位: cm^3/cm^3

Table 2 Evaluation indexes of downscaled results

unit: cm^3/cm^3

站名	BIAS	MAE	RMSE
浦市	-0.093	0.093	0.095
五强溪坝上	-0.020	0.051	0.068
清浪	-0.125	0.128	0.131
马底驿	-0.024	0.072	0.091
官庄	-0.033	0.063	0.089
高砌头	-0.102	0.113	0.132
沅陵	0.001	0.069	0.085
大合坪	-0.094	0.097	0.100
平均	-0.061	0.086	0.099

3.2 CNN 模型降尺度结果时空分布

为了从时间和空间两个维度评估 CNN 模型降尺度结果在洪水预报中的适用性,结合 2024 年首场洪水进行分析。该场洪水于 2024 年 4 月 1 日 16 时开始,至 2024 年 4 月 3 日 0 时结束,选取洪水发生前、发生期间及退水后的 3 个具体时间,对降尺度前后土壤湿度进行分析,结果如图 3 所示。对比相同日期的影像,可以看到,研究区降尺度前后的土壤湿度空间分布的主要特征一致,均呈现西部低、东部高的特点,且降尺度后土壤湿度的空间分布更具连续性,包含更精细的土壤湿度信息。从时间上看,洪水发生期间土壤湿度明显高于洪水发生前和退水后,这符合洪水来临时土壤湿度随时间动态变化的基本规律。由此可见,采用 CNN 模型对土壤湿度进行空间降尺度后,其结果与原始土壤湿度数据具有良好的空间对应关系,且能正确反映土壤湿度对洪水事

件的响应,更准确刻画洪水过程中下垫面土壤湿度状态,为流域产汇流计算提供准确数据支撑。

为了探讨降尺度处理对汛期土壤湿度空间分布细节的影响,选取 2023 年 8 月研究区西南部、东北部和中部 3 个典型小区域进行分析,降尺度前后土壤湿度空间分布如图 4 所示。由于原始土壤湿度图分辨率低,局部土壤湿度变化不明显,在引入多种辅助因子并应用 CNN 模型降尺度后,捕捉到更多空间细节。降尺度后土壤湿度空间分布图中,有水系分布的区域附近土壤湿度相对更高,这是因为 CNN 模型降尺度时,能有效识别并利用辅助因子所携带的空间纹理细节。因此,采用 CNN 模型降尺度对于提升土壤湿度空间分布细节具有显著优势。

3.3 与 RF 模型降尺度结果比较

为进一步论证 CNN 模型的有效性和可推广性,选择常用于土壤湿度降尺度的 RF 模型进行比较^[27-28],两种方法输入数据完全相同。以墒情站实测值为参考数据,采用 RMSE 和 MAE 对两种模型进行评价,其空间分布如图 5 所示。从整体上看,CNN 模型和 RF 模型的平均 RMSE 值相差不大,分别为 $0.099/0.098 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,表明两种模型在土壤湿度降尺度的实际应用中都具有良好的预测能力。进一步观察各墒情站数据,CNN 模型在一些墒情站(如五强溪坝上站、浦市站等)的精度比 RF 模型更高,且 CNN 模型在大多数墒情站的 RMSE 值约为 $0.1 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,表明其预测结果在整个流域相对准确且稳定;RF 模型在某些站的 RMSE 值大于 $0.14 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,表明在某

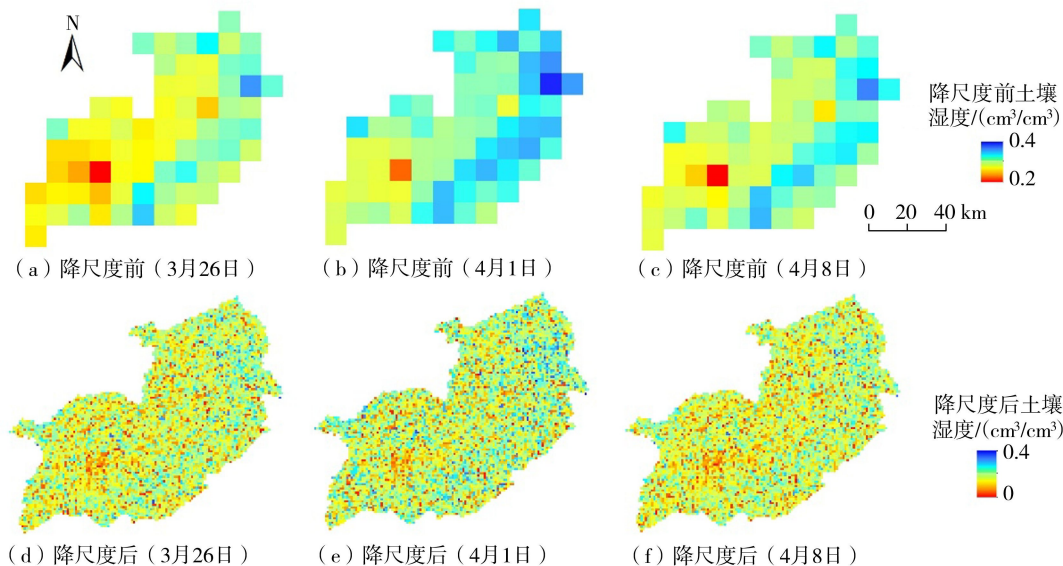


图3 降尺度前后土壤湿度空间分布

Fig. 3 Spatial distributions of soil moisture before and after downscaling

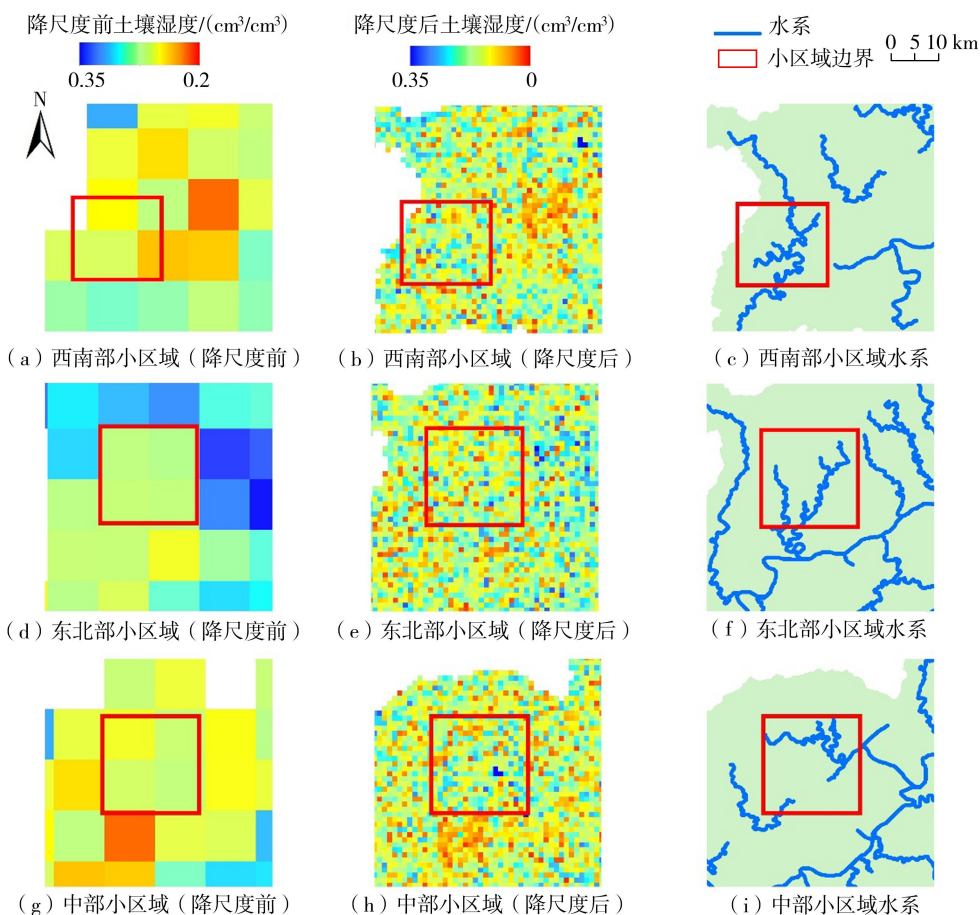


图4 降尺度前后土壤湿度小区域空间细节对比

Fig. 4 Comparison of spatial details of soil moisture before and after downscaling in small areas

些特定区域,RF 模型的预测精度较低,模型泛化能力较差。MAE 的空间分布也表现出类似的特征,CNN 模型和 RF 模型的平均 MAE 值分别为 0.086 、 $0.084 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,RF 模型略小,但 CNN 模型在保证整体精度的前提下,在各站点的表现更为稳定,泛化能力更强。这源于 RF 模型采用逐像元方法进行计

算,当某个像元的输入数据存在较大偏差时,如果不考虑邻域信息,误差就会被传递到模型中且很难修正。而 CNN 模型采用卷积操作可以结合多个像元之间的邻域关系和空间结构,在一定程度上减少了这种误差,展现出更稳定的模型性能。因此,CNN 模型不仅具备与 RF 模型相当的非线性关系学习能

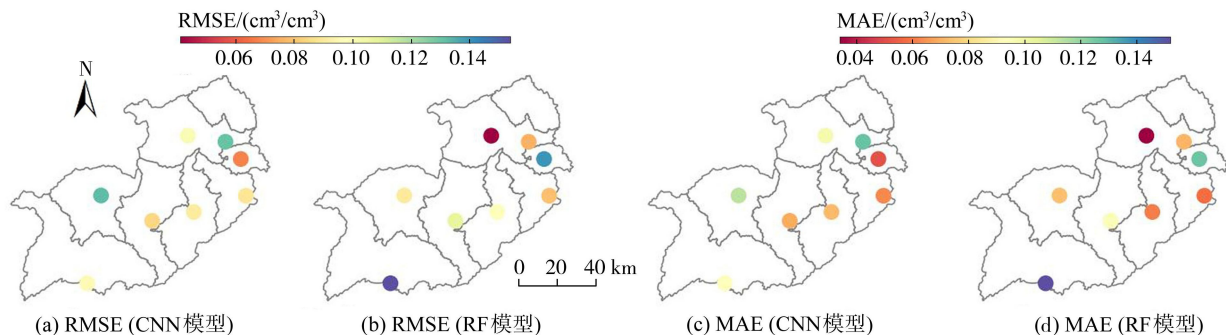


图5 两种模型降尺度评价指标空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of downscaling evaluation indexes of two models

力,还能更有效地提取输入数据中的局部空间特征,这使得该模型能在不同地理环境和水文气象条件下得到较为可靠且稳定的预测结果。

4 结 论

a. CNN 模型降尺度结果与实测土壤湿度具有很好的一致性,平均 BIAS、MAE、RMSE 分别为 -0.061 、 0.086 、 $0.099 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,能正确反映原始土壤湿度的空间分布以及土壤湿度对洪水事件的响应,且增添了更多空间细节。

b. 与 RF 模型相比,CNN 模型能更准确地捕捉气象、地形等因子的空间邻域关系,对土壤湿度空间细节的描述更精细,精度更稳定。

参考文献:

[1] 何涯舟,张珂,晁丽君,等.基于多源遥感土壤湿度与模型数据同化的流域径流模拟[J].水资源保护,2023,39(2):145-151. (He Yazhou, Zhang Ke, Chao Lijun, et al. Watershed runoff simulation based on multi-source remotely sensed soil moisture and data assimilation[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(2): 145-151. (in Chinese))

[2] Wei Zushuai, Meng Yizhuo, Zhang Wen, et al. Downscaling SMAP soil moisture estimation with gradient boosting decision tree regression over the Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 225: 30-44.

[3] 孙灏,周柏池,李欢,等.耦合 MOD16 和 SMAP 的微波土壤湿度降尺度研究[J].遥感学报,2021,25(3):776-790. (Sun Hao, Zhou Baichi, Li Huan, et al. A primary study on downscaling microwave soil moisture with MOD16 and SMAP[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(3): 776-790. (in Chinese))

[4] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, et al. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review[J]. Earth-Science Reviews, 2010, 99(3/4): 125-161.

[5] 刘娣,孙佳倩,余钟波.基于机器学习模型的多层土壤

湿度反演[J].河海大学学报(自然科学版),2024,52(3):7-14. (Liu Di, Sun Jiaqian, Yu Zhongbo. Multi-layer soil moisture inversion based on machine learning models[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024, 52(3): 7-14. (in Chinese))

[6] 段浩,朱彦儒,赵红莉,等.考虑人类活动用水的土壤含水量神经网络反演[J].水利水电科技进展,2021,41(1):49-54. (Duan Hao, Zhu Yanru, Zhao Hongli, et al. Inversion of soil moisture using neural network considering human activities[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(1): 49-54. (in Chinese))

[7] 宋蕾玥,张珂,晁丽君,等.基于随机森林模型的长江流域分区多源融合降水模拟方法研究[J].水资源保护,2024,40(3):125-132. (Song Leiye, Zhang Ke, Chao Lijun, et al. Research on zoning multi-source fusion precipitation simulation method of the Yangtze River Basin based on random forest model[J]. Water Resources Protection, 2024, 40(3): 125-132. (in Chinese))

[8] 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))

[9] 周鹏,许月萍,周欣磊,等.基于多模型融合的椒江流域季节性径流集合预报[J].水利水电科技进展,2025,45(3):62-69. (Zhou Peng, Xu Yueping, Zhou Xinlei, et al. Ensemble forecasting of seasonal streamflow in the Jiaojiang River Basin based on multi-model fusion[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2025, 45(3): 62-69. (in Chinese))

[10] Zhou Lanting, Long Guanlin, Hu Cancan, et al. Reservoir water level prediction using combined CEEMDAN-FE and RUN-SVM-RBFNN machine learning algorithms[J]. Water Science and Engineering, 2025, 18(2): 177-186.

[11] 郭明辰,张润润,闻余华.基于 PSO-LSTM 模型的平原河网汛期水位预测[J].水利水电科技进展,2024,44(6):64-70. (Guo Mingchen, Zhang Runrun, Wen

- Yuhua. Prediction of water level of plain river network during flood season based on PSO-LSTM model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024,44(6):64-70. (in Chinese))
- [12] Xu Jiaxin, Su Qiaomei, Li Xiaotao, et al. A spatial downscaling framework for SMAP soil moisture based on stacking strategy[J]. Remote Sensing,2024,16(1):200.
- [13] Güngör Şahin O, Gündüz O. A novel land surface temperature reconstruction method and its application for downscaling surface soil moisture with machine learning [J]. Journal of Hydrology, 2024,634:131051.
- [14] Im J, Park S, Rhee J, et al. Downscaling of AMSR-E soil moisture with MODIS products using machine learning approaches [J]. Environmental Earth Sciences, 2016, 75 (15):1120.
- [15] 王逸男,安如,尤加俊,等. CCI 土壤湿度产品在中国区的降尺度与融合研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018,46(3):196-202. (Wang Yi'nan, An Ru, You Jiajun, et al. Downscaling and merging of the CCI soil moisture product over China [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2018,46(3):196-202. (in Chinese))
- [16] Xu Wei, Zhang Zhaoxu, Long Zehao, et al. Downscaling SMAP soil moisture products with convolutional neural network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 4051-4062.
- [17] Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, et al. The soil moisture active passive (SMAP) mission[J]. Proceedings of the IEEE, 2010,98(5):704-716.
- [18] Bindlish R, Cosh M H, Jackson T J, et al. GCOM-W AMSR2 soil moisture product validation using core validation sites[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11 (1):209-219.
- [19] 韩帅,师春香,姜立鹏,等. CLDAS 土壤湿度模拟结果及评估[J]. 应用气象学报, 2017,28(3):369-378. (Han Shuai, Shi Chunxiang, Jiang Lipeng, et al. The simulation and evaluation of soil moisture based on CLDAS [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2017, 28(3): 369-378. (in Chinese))
- [20] Gruber A, Dorigo W A, Crow W, et al. Triple collocation-based merging of satellite soil moisture retrievals [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017,55(12):6780-6792.
- [21] 刘兴文,李巧玲,宋淑红. 基于 2D Triple-Collocation 和机器学习方法的多源遥感土壤湿度融合与降尺度研究[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(6):1317-1327. (Liu Xingwen, Li Qiaoling, Song Shuhong. Fusion and downscaling of multi-source remote sensing soil moisture based on 2D Triple-Collocation and machine learning methods[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023,38(6):1317-1327. (in Chinese))
- [22] 余琦殷,宋超. 基于 MODIS 数据的白芨滩自然保护区人工植被恢复区植被指数研究[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2023, 52(6):837-845. (Yu Qiyin, Song Chao. Vegetation index of artificial vegetation restoration area in Baijitan Nature Reserve based on MODIS data [J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2023, 52(6):837-845. (in Chinese))
- [23] Long Di, Bai Liangliang, Yan La, et al. Generation of spatially complete and daily continuous surface soil moisture of high spatial resolution[J]. Remote Sensing of Environment, 2019,233:111364.
- [24] 邓雅文,凌子燕,孙娜,等. 基于广义回归神经网络的京津冀地区土壤湿度遥感逐日估算研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(4):749-761. (Deng Yawen, Ling Ziyang, Sun Na, et al. Daily estimation of soil moisture over Beijing-Tianjin-Hebei Region based on general regression neural network model [J]. Journal of Geo-information Science, 2021,23(4):749-761. (in Chinese))
- [25] Kim G, Barros A P. Downscaling of remotely sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data [J]. Remote Sensing of Environment, 2002,83(3):400-413.
- [26] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998,86(11):2278-2324.
- [27] Ghafari E, Walker J P, Zhu Liujun, et al. Spatial downscaling of SMAP radiometer soil moisture using radar data: application of machine learning to the SMAPEX and SMAPVEX campaigns [J]. Science of Remote Sensing, 2024,9:100122.
- [28] 吴颖菊,朱奎,鲁帆,等. 基于 CLDAS 数据和机器学习算法模型的大清河流域地表土壤湿度降尺度研究[J]. 水利水电技术, 2019, 50(10):18-24. (Wu Yingju, Zhu Kui, Lu Fan, et al. CLDAS soil moisture downscaling using MODIS products through machine learning in Daqinghe River Basin [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2019,50(10):18-24. (in Chinese))

(收稿日期:2025-03-06 编辑:施业)