

# 基于 GRACE 数据重建的黄河流域实际蒸散发及其时空演变特征分析

王芊予<sup>1,2</sup>, 粟晓玲<sup>1,2</sup>, 褚江东<sup>1,2</sup>, 胡雪雪<sup>1,2</sup>, 张特<sup>1,2</sup>

(1. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西 杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

**摘要:** 利用多种深度学习方法对重力场恢复与气候试验 (GRACE) 数据进行插补, 利用随机森林算法对 GRACE 数据进行空间降尺度, 基于水量平衡方程计算黄河流域实际蒸散发, 并采用 4 种蒸散发产品进行验证, 进而分析黄河流域实际蒸散发的时空演变规律。结果表明: 长短期记忆神经网络的整体插补精度优于深度神经网络和卷积长短期记忆神经网络; 基于 GRACE 数据估算的实际蒸散发与 4 种蒸散发产品的平均相关系数为 0.903, 表明基于 GRACE 数据估算的实际蒸散发结果适用性较好; 2003—2021 年黄河流域多年平均实际蒸散发为 144.38~775.62 mm, 空间上呈南多北少的分布特征, 时间上呈夏多冬少的季节变化特征, 2003—2016 年以 2.51 mm/a 的速率上升, 2017 年后呈下降趋势。

**关键词:** 实际蒸散发; GRACE 数据; 深度学习方法; 随机森林算法; 黄河流域

**中图分类号:** TV211.1; P223

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1004-6933(2024)05-0112-10

**Analysis of actual evapotranspiration and its spatio-temporal evolution characteristics in the Yellow River Basin based on GRACE data reconstruction**//WANG Qianyu<sup>1,2</sup>, SU Xiaoling<sup>1,2</sup>, CHU Jiangdong<sup>1,2</sup>, HU Xuexue<sup>1,2</sup>, ZHANG Te<sup>1,2</sup> (1. Key Laboratory for Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas of Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

**Abstract:** Multiple deep learning methods were used to interpolate gravity recovery and climate experiment (GRACE) data, and the random forest algorithm was used to spatially downscale GRACE data. The actual evapotranspiration in the Yellow River Basin was calculated based on the water balance equation. And the data were verified using four evapotranspiration products to analyze the spatio-temporal evolution of actual evapotranspiration in the Yellow River Basin. The results indicate that the overall interpolation accuracy of the long short-term memory neural network is superior to that of deep neural network and convolutional long short-term memory neural network. The average correlation coefficient between the actual evapotranspiration estimated based on GRACE data and four evapotranspiration products is 0.903, indicating that the applicability of the actual evapotranspiration results estimated based on GRACE data is good. The average annual actual evapotranspiration in the Yellow River Basin from 2003 to 2021 was 144.38 to 775.62 mm, with a spatial distribution pattern of more in the south and less in the north, and a seasonal variation pattern of more in summer and less in winter. From 2003 to 2016, it increased at a rate of 2.51 mm/a, and showed a downward trend after 2017.

**Key words:** actual evapotranspiration; GRACE data; deep learning method; random forest algorithm; Yellow River Basin

蒸散发是陆面生态过程的重要变量<sup>[1]</sup>, 也是水文循环中最为关键的环节<sup>[2]</sup>, 揭示其时空演变规律对区域水资源评价、水分利用效率评估、干旱预测等方面具有重要意义<sup>[3]</sup>。当前实际蒸散发的测定和计算方法较多, 如波文比-能量平衡<sup>[4]</sup>、空气动力

学<sup>[5]</sup>、Penman-Monteith 公式<sup>[6]</sup>等, 但上述方法所需数据较多, 参数化过程复杂, 在缺资料地区难以推广应用。水量平衡法几乎不受上述因素的影响, 适用性好<sup>[7]</sup>, 但需假定区域水储量多年不变, 在年内尺度或在人类活动频繁的地区计算结果存在较大不确

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (52079111); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (2023HHZX004)

**作者简介:** 王芊予 (2000—), 女, 硕士研究生, 主要从事深度学习与水文水资源研究。E-mail: wqy@nwfufu.edu.cn

**通信作者:** 粟晓玲 (1968—), 女, 教授, 博士, 主要从事水文模拟研究。E-mail: xiaolingsu@nwfufu.edu.cn

定性<sup>[8]</sup>。重力场恢复与气候试验 (gravity recovery and climate experiment, GRACE) 时变重力场数据于 2004 年公开,极大地推动了区域水储量变化的相关研究,也为计算实际蒸散发提供了新的思路。例如: Pascolini-Campbell 等<sup>[9]</sup>基于 GRACE 数据和水量平衡法估算了美国 11 个流域的实际蒸散发,发现基于 GRACE 数据估算的实际蒸散发较其他蒸散发产品的年际变幅更大;钟玉龙等<sup>[10]</sup>基于 GRACE 数据结合水量平衡法计算了西辽河流域的实际蒸散发,发现该方法可以有效估计干旱早期因地下水亏损导致的实际蒸散发。然而,GRACE 卫星于 2017 年 6 月坠毁,其后续卫星 GRACE-FO 于 2018 年 6 月开始提供数据,且 GRACE 数据的实际空间分辨率较低。数据间断期和空间分辨率限制了流域尺度的长序列水储量和实际蒸散发研究,因此,有必要对 GRACE 数据进行插补及空间降尺度处理。任立良等<sup>[11]</sup>的研究表明长短期记忆 (long short term memory, LSTM) 神经网络能有效插补 GRACE 的间断期数据,其中验证期纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE) 为 0.83。Long 等<sup>[12]</sup>基于 GRACE 数据和人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模拟了云贵高原 1979—2012 年的陆地水储量变化情况,结果表明 ANN 在云贵高原及其 3 个子区域(湄公河上游、珠江流域和乌江流域)具有较好的模拟效果。Foroumandi 等<sup>[13]</sup>采用卷积长短期记忆 (convolutional long short term memory, ConvLSTM) 神经网络、浅学习前馈神经网络 (shallow learning feed forward neural network, SLFFNN) 和随机森林算法对 GRACE 数据进行空间降尺度,结果表明 ConvLSTM 神经网络相较于随机森林算法和 SLFFNN 精度分别高出 7% 和 18%。目前,深度学习方法在干旱预测<sup>[14]</sup>、径流预测<sup>[15]</sup>等领域广泛应用,且相较于传统水文模型精度更高,能够提供更准确的预测结果。但由于建模方式、数据来源、研究尺度以及不同深度学习方法的适用性尚不明确,有待进一步明晰。

鉴于此,本文以黄河流域为研究区,基于深度神经网络 (deep neural network, DNN)、LSTM 神经网络、ConvLSTM 神经网络 3 种深度学习方法插补 GRACE 的间断期数据,基于水量平衡方程计算黄河流域实际蒸散发并与现有遥感蒸散发产品进行对比验证,同时分析黄河流域实际蒸散发的时空演变特征,以为黄河流域水资源管理和生态保护提供科学参考。

# 1 研究区概况与数据来源

## 1.1 研究区概况

黄河是我国第二大河流,发源自青藏高原,流经青海、四川、甘肃、宁夏、内蒙古、陕西、山西、河南和山东 9 省区,流域概况见图 1。结合自然环境和人文条件,黄河可划分为上中下游,黄河源头至内蒙古托克托河口镇为上游,河口镇至河南桃花峪花园口为中游,花园口至东营入海口为下游。流域东西长约 1900 km,南北宽约 1100 km,流域面积 79.5 万 km<sup>2</sup>,地势西高东低,形成自西向东、由高及低的三级阶梯。

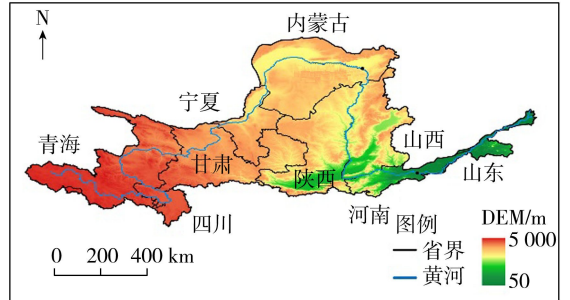


图 1 黄河流域概况

Fig. 1 Overview of the Yellow River Basin

## 1.2 数据来源

### 1.2.1 GRACE 数据

采用美国得克萨斯大学奥斯汀分校空间研究中心提供的陆地水储量距平数据 ([https://www2.csr.utexas.edu/grace/RL06\\_mascons.html](https://www2.csr.utexas.edu/grace/RL06_mascons.html)),该数据基于 Mascon 方法得到,已对泄漏误差进行处理,同时去除冰川均衡调整等的影响,相较于其他来源的 GRACE 数据具有更高的精度和分辨率<sup>[16]</sup>。时间尺度为月,空间分辨率为 0.25°×0.25°,但实际分辨率约为 1°×1°,时间序列取 2002 年 4 月至 2021 年 12 月。因卫星技术原因造成的短期缺测数据采用线性插值法进行补充,GRACE 与 GRACE-FO 卫星之间 11 个月的间断期数据采用 3 种深度学习方法进行插补。

### 1.2.2 全球陆地数据同化系统

采用全球陆地数据同化系统 (global land data assimilation system, GLDAS) (<https://ldas.gsfc.nasa.gov/gldas>) Noah 陆地表面模型提供的逐月 0~200 cm 土壤水储量、径流量 (地表径流和地下径流之和)、实际蒸散发数据,时间序列均为 2002 年 4 月至 2021 年 12 月,空间分辨率均为 0.25°×0.25°。其中,土壤水储量和径流量作为插补模型的输入数据;径流量用于构建水量平衡方程;实际蒸散发数据用于验证,用  $ET_c$  表示。

### 1.2.3 遥感蒸散发验证产品

除 GLDAS 提供的实际蒸散发数据外,本文还选取了 3 种遥感蒸散发产品作为验证产品,分别为可较好模拟复杂下垫面区域的 TerraClimate<sup>[17]</sup>、在灌溉区和地形复杂的山地地区精度较高的 ETMonitor<sup>[18]</sup>和能较好捕捉土地蒸发趋势的全球陆地实际蒸散发数据集<sup>[19]</sup>。这 3 种蒸散发产品精度较高,时间尺度均为月,空间分辨率分别为 4 km×4 km、1 km×1 km 和 0.25°×0.25°<sup>[20-21]</sup>,分别用  $ET_T$ 、 $ET_M$  和  $ET_R$  表示。为保证空间分辨率的一致,基于最邻近分配法将空间分辨率统一为 0.25°×0.25°,受限于各数据时间序列长度的不同,3 种产品验证数据时间段分别取 2002 年 5 月至 2021 年 11 月、2002 年 5 月至 2019 年 12 月、2002 年 5 月至 2017 年 12 月。

### 1.2.4 其他数据

降水和气温数据采用 CN05.1 数据集<sup>[22]</sup> (<https://ccrc.iap.ac.cn/resource/detail?id=228>),该数据是以中国大陆 2 400 多个地面气象站数据为基础内插而成,精度较高,能够较好反映中国地区近地面气象场的真实状况,空间分辨率为 0.25°×0.25°。植被条件指数(vegetation condition index, VCI)来源于美国国家海洋和大气管理局卫星应用与研究中心 ([https://www.star.nesdis.noaa.gov/smcd/emb/vci/VH/vh\\_ftp.php](https://www.star.nesdis.noaa.gov/smcd/emb/vci/VH/vh_ftp.php)),空间分辨率为 4 km×4 km,该指数可以很好地反映植被生长状况与历史同期的比较,采用最邻近分配法将 VCI 重采样至 0.25°×0.25°。降水、气温、VCI 数据时间序列均选取为 2002 年 4 月至 2021 年 12 月。

## 2 研究方法

### 2.1 基于深度学习方法的 GRACE 数据插补

与 ANN 相比,DNN 具有至少一个隐藏层,且各单元层之间采用全连接的方式进行组合,通过网络信息的向前传递和误差的反向传播梯度下降算法,在训练期不断调整网络的权重和偏置以减少预测误差。Hochreiter 等<sup>[23]</sup>于 1997 年首次提出 LSTM 神经网络,是一种引入隐藏单元的循环神经网络(recurrent neural network, RNN),通过记忆单元和门控记忆单元保存历史信息 and 状态,使用门控控制信息流动,能有效克服 RNN 存在的梯度消失问题<sup>[24]</sup>,可以对短期或长期依赖的数据进行精确建模。在降水临近预报研究中,Shi 等<sup>[25]</sup>基于扩展全连接 LSTM 神经网络的思路,提出了通过采用卷积形式输入、中间态卷积结构计算的 ConvLSTM 神经网络,该方法不仅保留了全连接 LSTM 神经网络的

优势,也可以更好地捕捉时空信息的相关性。

采用因果驱动式建模,以影响陆地水储量的驱动因子及其组分作为输入数据。降水和气温分别作为水储量的主要补给来源和重要耗散因素,常用于重构陆地水储量数据<sup>[26]</sup>;VCI 可表征当地植被生长状态和下垫面状况,而植被通过冠层截留、蒸腾作用参与水循环过程,与水储量之间相互联系<sup>[27]</sup>;土壤水和径流作为陆地水储量的主要组分,在 GRACE 数据的插补重建中常作为驱动因子<sup>[28]</sup>。故选择降水、平均气温、VCI、土壤水和径流数据以四维张量(样本数、图片高、图片宽、通道数)的形式作为输入。其中,训练集占样本总数 80%,验证集含在训练集中,占样本总数 20%,测试集占样本总数 20%,均为随机抽取得到,样本数量分别为 181、45 和 45。基于 Tensorflow 中的 keras 库,采用贝叶斯优化方法对不同方法进行两步调参:第一步为层数调参,即为寻找最优隐藏层层数;第二步为精细调参,即为寻找最优隐藏层层数对应的最优超参数组合。不同方法的超参数取值范围及间隔见表 1,选取精度最高的方法进行插补。

表 1 不同方法超参数范围

Table 1 Ranges of hyperparameters for different methods

方法	超参数	取值范围及间隔
DNN	隐藏层层数	1~5
	隐藏层神经元个数	100~1 000,间隔 50
	学习率	0.01、0.001、0.000 1
LSTM 神经网络	LSTM 层数	1~5
	LSTM 单元数	100~1 000,间隔 50
	时间步长	1、2、4、5、8、10
	Dropout 比例	0~0.5,间隔 0.1
	学习率	0.01、0.001、0.000 1
ConvLSTM 神经网络	ConvLSTM 层数	1~5
	卷积核数	16、32、64、128、512
	卷积核大小	1、3、5
	步幅长度	1、2
	Dropout 比例	0~0.5,间隔 0.1
	学习率	0.01、0.001、0.000 1

### 2.2 基于随机森林算法的空间降尺度

随机森林算法最早由 Breiman<sup>[29]</sup>提出,该算法将多个决策树算法集成。参考褚江东等<sup>[30]</sup>提出的区域降尺度思路,选择与插补方法相同的输入数据(即降水、平均气温、VCI、径流和土壤水数据),对各月 GRACE 数据采用随机森林算法进行区域降尺度至 0.25°×0.25°。其中,超参数决策树个数的范围取 100~1 000,以 50 为间隔分别进行模拟,各月取 NSE 值最高的模型作为降尺度结果。其中,训练集占样本总数 80%,验证集含在训练集中,占样本总数 20%,测试集占样本总数 20%,均为随机抽取得到,样本数量分别为 2 944、736 和 736。



### 2.3 基于水量平衡方程的实际蒸散发计算

对于封闭流域,实际蒸散发可以结合降水、径流以及陆地水储量变化值,基于水量平衡方程进行计算<sup>[31]</sup>,其中,陆地水储量变化值由陆地水储量距平值(terrestrial water storage anomaly, TWSA)得到<sup>[32]</sup>。计算公式为

$$ET = P - R - \frac{dS}{dt} \quad (1)$$

其中  $\frac{dS}{dt} \approx \frac{W_{t+1} - W_{t-1}}{2\Delta t}$

式中:ET为实际蒸散发;P为月降水量;R为月径流深;dS/dt为月陆地水储量变化;W<sub>t+1</sub>、W<sub>t-1</sub>分别为t+1月和t-1月对应的陆地水储量距平值;Δt为时间分辨率。由于陆地水储量变化的计算需考虑前1月以及后1月陆地水储量距平值数据,故得到的实际蒸散发时间序列为2002年5月至2021年11月。同时,由于GRACE数据后处理和仪器测量以及各项输入数据的误差,导致基于水量平衡方程计算的实际蒸散发值在部分地区可能存在负值,修正后取0<sup>[33]</sup>。

### 2.4 时间序列分析方法

Theil-Sen斜率法是一种非参数型趋势斜率计算方法,通过计算序列中两两数据组间的斜率,取其中值衡量样本整体的变化情况,可以有效检测时间序列的变化趋势和变化量,适用性较强<sup>[34]</sup>。Mann-Kendall(M-K)检验法是世界气象组织推荐的非参数检验方法,具有不依赖样本特定分布、不受离群值干扰的特征<sup>[35]</sup>。本文利用Theil-Sen斜率法和M-K检验法检验数据序列的突变情况与趋势变化。

### 2.5 精度评价指标

采用NSE、相关系数(correlation coefficient,

CC)和标准化均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)3项指标评估模型模拟性能。其中,NSE取值范围为(-∞,1],可以量化水文模拟模型总体的预测效率;CC取值范围为[-1,1],可以评估模拟值和实际结果间的相关性;NRMSE取值范围为[0,+∞),可以反映真实值和预测值的相对误差。

## 3 结果与分析

### 3.1 插补模型精度评价

经过10次层数调参后,具有两个隐藏层结构的DNN占比50%,但平均精度低于具有一个隐层结构的DNN,故选择具有一个、两个隐藏层的DNN进行后续的精调参。LSTM神经网络呈现出随步长增大模拟精度降低的特性,当时间步长为5时,模拟精度有所上升,且无论时间步长取为何值,具有一层或两层LSTM单元的模拟精度较优,确定后对各步长对应的最优层数进行精细调参。由于ConvLSTM神经网络是基于卷积计算的LSTM神经网络,计算成本高,运算时间长,因此参考LSTM模型的调参结论,取精度最高对应的时间步长(即时间步长为1)进行层数调参,取最优层数进行后续的精调参。

对不同方法的最优层数进行精细调参后,得到最优DNN模型的NSE为0.725、CC为0.852、NRMSE为0.026;最优LSTM神经网络的NSE为0.732、CC为0.856、NRMSE为0.026;最优ConvLSTM神经网络的NSE为0.719、CC为0.849、NRMSE为0.027。精度评价指标空间分布如图2~4所示,可见LSTM神经网络的插补精度最高,ConvLSTM神经网络的插补精度最低。这是由于

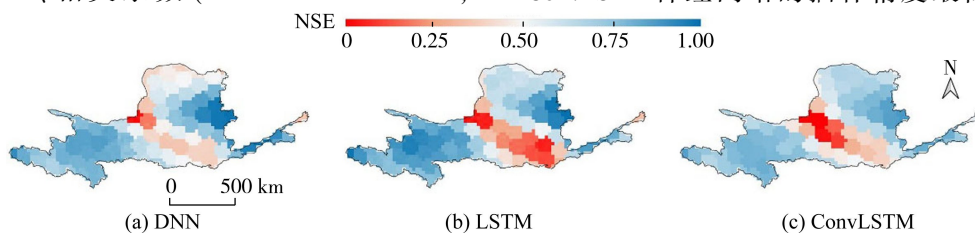


图2 3种深度学习最优模型测试集的NSE空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of NSE in test set of optimal models of three deep learning methods

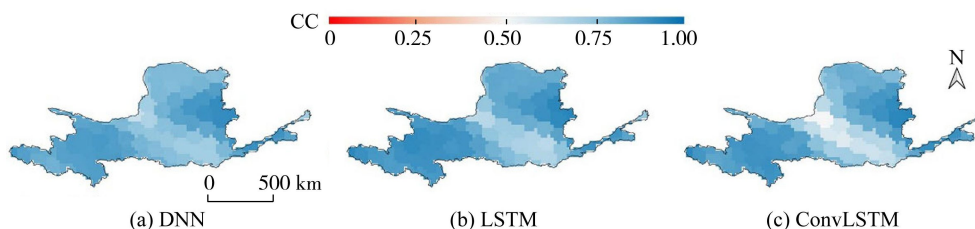


图3 3种深度学习最优模型测试集的CC空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of CC in test set of optimal models of three deep learning methods



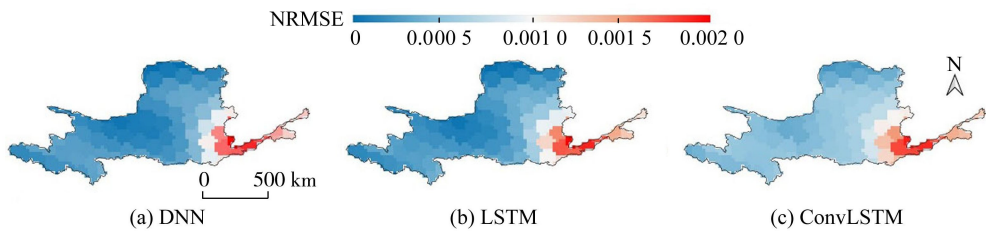


图 4 3种深度学习最优模型测试集的 NRMSE 空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of NRMSE in test set of optimal models of three deep learning methods

GRACE 数据实际分辨率较低,而 ConvLSTM 神经网络能够较好识别输入高分辨率图像的空间特征,使得模型在预测过程中与较低分辨率的实际数据产生偏差,导致插补精度较低。ConvLSTM 神经网络中存在卷积和池化操作,对算力要求较高,计算时间成本较高。DNN 的精度倾向于全局平滑化,也就是流域内各格点精度大小分布相对较为平均,而 LSTM 神经网络则呈现出高精度地区预测精度更高,低精度地区精度更低的趋势。综合考虑计算成本和精度,采用 LSTM 神经网络插补 GRACE 数据。

ConvLSTM 神经网络在 GRACE 数据降尺度<sup>[13]</sup>、短期干旱预测<sup>[36]</sup>显示出了较好的应用潜力。该方法架构更为复杂,可以更好地处理时间和空间信息,在时间序列数据预测中表现优异。然而本文研究结果表明 ConvLSTM 神经网络性能劣于 LSTM 神经网络和 DNN,这可能是因为 ConvLSTM 神经网络更好地识别了输入高分辨率图像的空间特征,与较低分辨率的实际数据产生偏差,因此,ConvLSTM 神经网络并不适用于插补黄河流域 GRACE 数据。后续可进一步采用结合物理机制的深度学习,或者结合融合模型<sup>[37]</sup>(例如线性超级集合平均法<sup>[38]</sup>,自适应加权融合法、贝叶斯平均等)的思路,组合多种机器学习和深度学习以提高插补重建精度。

### 3.2 基于随机森林算法的空间降尺度结果

基于随机森林算法对 GRACE 数据进行空间降

尺度,237 个降尺度模型中 NSE 最大值、最小值和平均值分别为 0.960、0.409 和 0.770,CC 的最大值、最小值和平均值分别为 0.980、0.642 和 0.876, NRMSE 的最大值、最小值和平均值分别为 0.067、0.013 和 0.026,已满足基本精度要求(NSE 大于 0.5,CC 大于 0.7,NRMSE 接近 0),具有一定的可靠性。不同模型降尺度前后 TWSA 的空间分布如图 5 所示,其中最优模型和最差模型分别表示 237 个降尺度模型中 NSE 最大和最小的模型。可以直观地看出,在未改变数据空间分布规律的基础上,基于随机森林算法的空间降尺度结果消除了原始数据的斑块化现象,有效提高了 GRACE 数据的空间分辨率。

褚江东等<sup>[30]</sup>分别以格点和区域为研究对象,对 GRACE 数据进行空间降尺度,发现区域降尺度模型在精度方面略低于格点降尺度模型,但有效改善了空间突变现象。为保证水储量空间分布的连续性,本文基于区域降尺度思路采用随机森林算法进行降尺度,研究结果表明降尺度结果在保留数据原始时空分布特征的基础上,有效消除了 GRACE 原始数据的斑块化现象,进一步提高了空间分辨率。

### 3.3 实际蒸散发的验证

为进一步验证基于 GRACE 数据计算的实际蒸散发  $ET_{GR}$  的可靠性,利用  $ET_T$ 、 $ET_C$ 、 $ET_M$ 、 $ET_R$  4 种实际蒸散发数据进行对比验证,如图 6 所示,皮尔逊相关系数分别为 0.928、0.904、0.887、0.892。由图 6

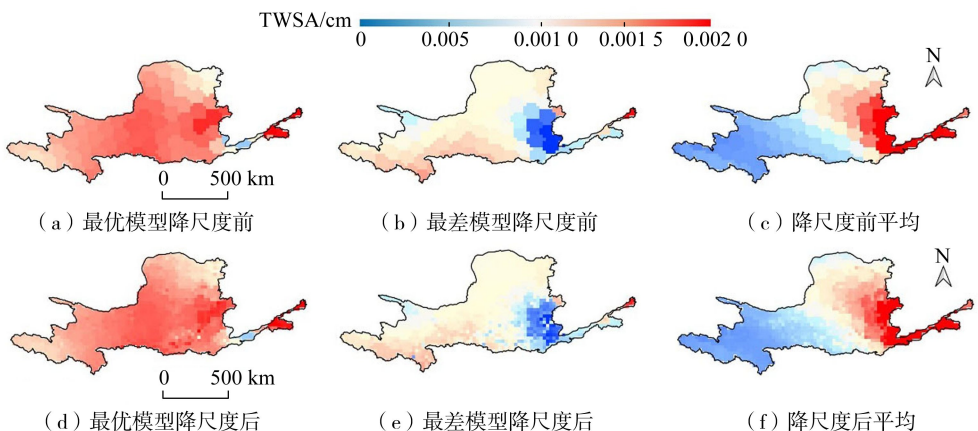


图 5 不同模型降尺度前后 TWSA 空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of TWSA before and after downscaling of different models

可知,  $ET_{GR}$  与另外 4 种实际蒸散发产品的时间变化趋势基本一致, 但呈现出部分高值区高估、波动幅度较大的特点, 这与姜艳阳等<sup>[39-40]</sup>的研究结果基本一致。但本文  $ET_{GR}$  在实际蒸散发峰值处呈现出更好的模拟效果, 除因采用的 GRACE 数据源不同外, 还与对 GRACE 数据进行空间降尺度处理有关。

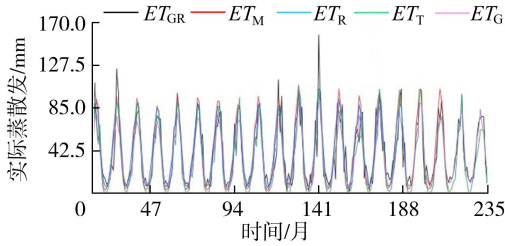


图 6 5 种蒸散发产品月平均实际蒸散发对比  
Fig. 6 Comparison of monthly average actual evapotranspiration among five products

### 3.4 $ET_{GR}$ 的时空演变特征分析

图 7 为 2003—2021 年黄河流域  $ET_{GR}$  的 M-K 趋势分析结果, 图 8 为  $ET_{GR}$ 、降水和平均气温的年均值序列变化情况。由图 7 可见, 时间序列的突变点发生在 2016 年左右, 故将时间序列分为 2003—2016 年和 2017—2021 年两个时段, 将  $ET_{GR}$ 、降水、气温分段进行线性拟合。2004—2007 年黄河流域年平均实际蒸散发呈显著下降趋势, 2003 年及 2008—2013 年, UF 统计量始终为负值, 且持续高于显著性水平  $\alpha = 0.05$  的临界值, 年平均实际蒸散发呈不显著下降趋势; 2014—2021 年, UF 统计量始终为正值, 且持续低于显著性水平  $\alpha = 0.05$  的临界值, 年平均实际蒸散发呈不显著上升趋势。由图 8 (a) 可见, 2003—2016 年黄河流域年平均实际蒸散发呈上升趋势, 上升速率约为 2.20 mm/a, 而 2017—2021 年呈下降趋势, 下降速率约为 1.83 mm/a, 2003—2021 年整体呈明显上升趋势, 上升速率约为 2.51 mm/a。实际蒸散发通常受水分条件、热力学条件、动力学条件以及植被覆盖情况的影响, 为进一步分析突变发生的原因, 选取降水、平均气温、比湿度、

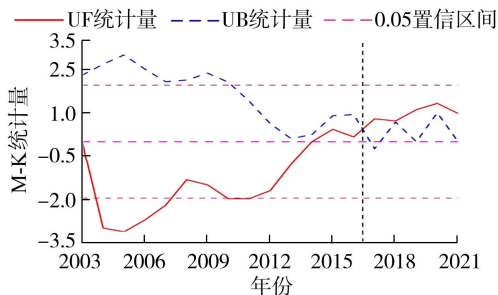


图 7 2003—2021 年黄河流域  $ET_{GR}$  的 M-K 趋势分析结果  
Fig. 7 M-K trend analysis results of  $ET_{GR}$  in the Yellow River Basin from 2003 to 2021

风速以及 VCI 作为实际蒸散发的影响因子, 采用归一化多元线性回归<sup>[41]</sup>方法进行主导因素分析, 结果表明降水和平均气温是影响黄河流域年际实际蒸散发的主导因素。由图 8 (b) (c) 可见, 2016 年前后年均降水的增加速率由 2.51 mm/a 突变至 18.4 mm/a, 平均气温由 0.03℃/a 的增加趋势转变为 0.02℃/a 的减少趋势, 由此推断降水和气温是  $ET_{GR}$  在 2016 年发生突变的重要因素。

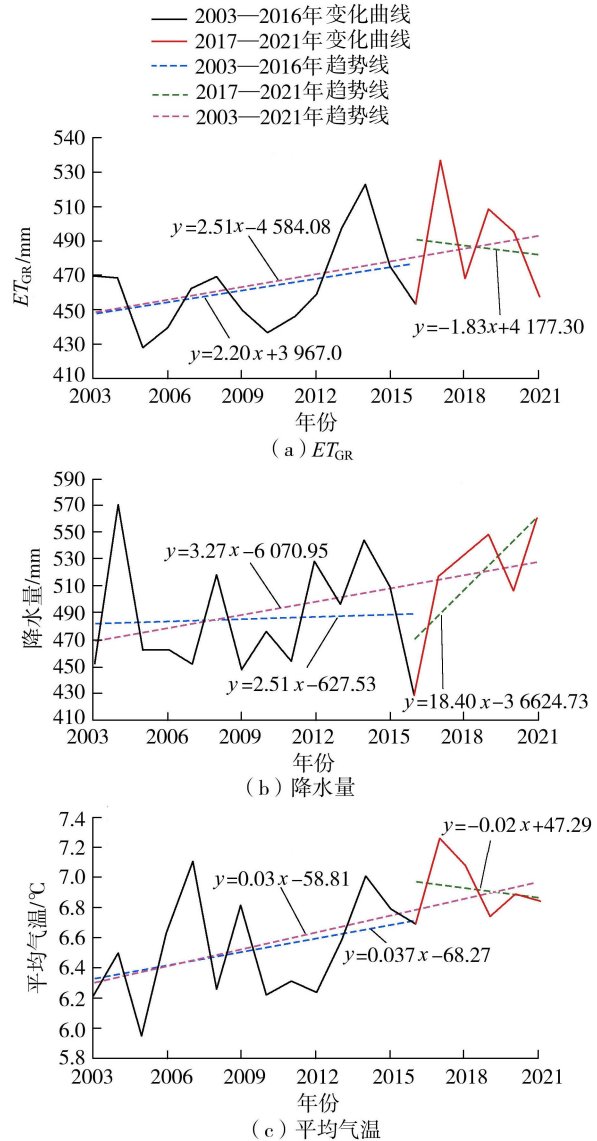


图 8 2003—2021 年黄河流域  $ET_{GR}$ 、降水、平均气温时间序列  
Fig. 8 Time series of  $ET_{GR}$ , precipitation and average temperature in the Yellow River Basin from 2003 to 2021

图 9 为 2002 年 5 月至 2021 年 4 月基于 Theil-Sen 斜率和 M-K 趋势分析的黄河流域  $ET_{GR}$  年均值、变化速率以及显著性的空间分布。由图 9 可见, 黄河流域  $ET_{GR}$  年均值的变化范围为 144.38~775.62 mm, 整体呈现出南多北少的空间分布特征, 其高值区集中在黄河中下游南部地区, 低值区主要集中在甘肃、宁夏和河套灌区等地, 这些地区气候较

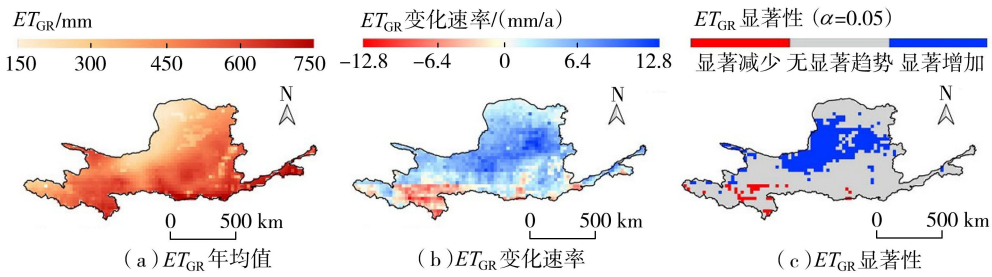


图 9 2003—2021 年黄河流域  $ET_{GR}$  年均值、变化速率以及显著性的空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of annual average value, change rate and statistical significance of  $ET_{GR}$  in the Yellow River Basin from 2003 to 2021

为干燥,降水量较少,水分条件不充沛,故实际蒸散发量值较小。黄河流域中北部地区的  $ET_{GR}$  年均值大多呈现不显著增加趋势,宁夏、甘肃北部、陕西北部、内蒙古南部呈显著增加趋势,甘肃南部、四川北部、青海东部地区呈不显著减少趋势。

图 10~12 为 2003—2021 年黄河流域各季节  $ET_{GR}$  平均值、变化速率以及显著性的空间分布。由图 10 可见, $ET_{GR}$  的平均值表现出显著的季节差异,夏季  $ET_{GR}$  值最大且变化剧烈,冬季最小且变化较为缓慢,秋季实际蒸散发略大于春季,这与 Qu 等<sup>[40]</sup>的

研究结果一致。从空间分布来看,春季  $ET_{GR}$  的峰值区位于黄河下游南部,夏季峰值集中在流域上游,秋季峰值位于中游南部,冬季峰值位于下游。从变化速率来看,黄河流域上游南部春季  $ET_{GR}$  呈现出不显著的上升趋势,夏季转为较高变化速率的不显著减少趋势,到秋季减少速率变缓,冬季逐渐转为较低速率的增加趋势;黄河上游北部(青海省西部、甘肃中北部)春季  $ET_{GR}$  呈现出不显著的下降趋势,夏季转为较高变化速率的不显著增加趋势,到秋冬季增加速率逐渐变缓,冬季呈显著增加趋势;宁夏及陕西中

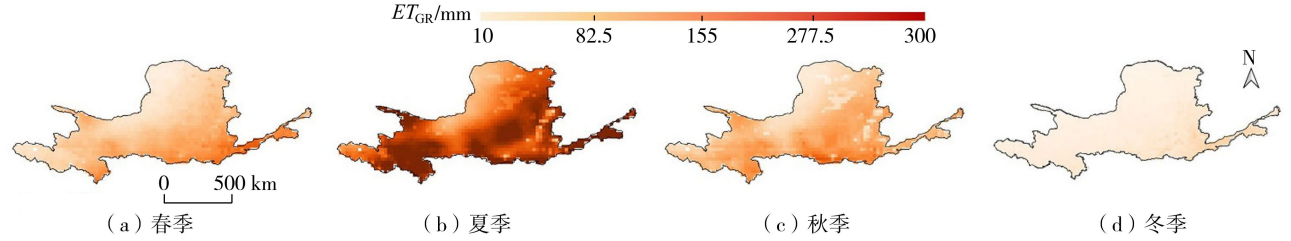


图 10 2003—2021 年黄河流域各季节  $ET_{GR}$  平均值的空间分布

Fig. 10 Spatial distribution of average seasonal  $ET_{GR}$  values in the Yellow River Basin from 2003 to 2021

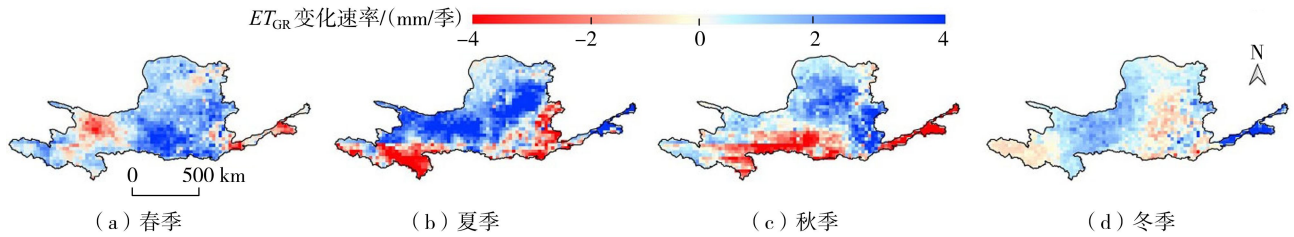


图 11 2003—2021 年黄河流域各季节  $ET_{GR}$  变化速率的空间分布

Fig. 11 Spatial distribution of seasonal  $ET_{GR}$  change rate in the Yellow River Basin from 2003 to 2021

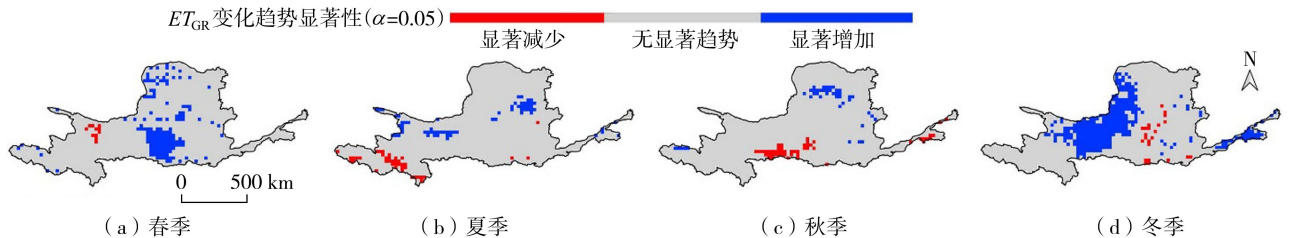


图 12 2003—2021 年黄河流域各季节  $ET_{GR}$  平均值变化趋势显著性的空间分布

Fig. 12 Spatial distribution of trend significance of average seasonal  $ET_{GR}$  change in the Yellow River Basin from 2003 to 2021



北部地区自夏季之后  $ET_{GR}$  增加趋势变缓;黄河流域下游地区,  $ET_{GR}$  则呈现出春季、秋季不显著减少,夏季不显著增加,冬季显著增加的变化趋势。呈现出这样季节变化特征的主要原因是春季气温回暖、降水增多以及植被生长提供了充足的蒸发条件;夏季气候炎热,降水充沛,植被处于茂盛期,蒸发蒸腾作用显著;秋季及冬季,气温逐渐降低,植被处于非生长季节,故实际蒸散发呈减少趋势。

## 4 结 论

**a.** 相较 DNN 和 ConvLSTM 神经网络, LSTM 神经网络在黄河流域 GRACE 数据的整体插补精度最高(NSE 为 0.732, CC 为 0.856, NRMSE 为 0.026)。后续研究中可引入多源遥感数据中的水储量数据进行建模,并尝试将人类活动和冰川融化等其他因素作为影响因素。

**b.** 基于 GRACE 数据和水量平衡方程计算的实际蒸散发与  $ET_T$ 、 $ET_G$ 、 $ET_M$ 、 $ET_R$  4 种蒸散发产品具有较好的一致性,平均相关系数为 0.903,但呈现出部分高值区高估,波动幅度较大的特点。

**c.** 2003—2021 年黄河流域  $ET_{GR}$  多年平均值的变化范围为 144.38~775.62 mm,呈南多北少、夏季多冬季少的时空分布特征。 $ET_{GR}$  总体呈增加趋势,但 2016 年后呈减少趋势,降水和气温趋势的改变是 2016 年前后  $ET_{GR}$  出现突变的重要因素。

## 参考文献:

[ 1 ] 曹易,张珂,李致家,等.宁夏三河源地区 2000—2017 年水循环关键要素时空变化分析[J].水文,2021,41(3):88-94. (CAO Yi,ZHANG Ke,LI Zhijia, et al. Study on spatiotemporal variability and changes of key water cycle elements in the hree River Source Area of Ningxia from 2000 to 2017[J]. Journal of China Hydrology,2021,41(3):88-94. (in Chinese))

[ 2 ] THORNTHWAITE C W. An approach toward a rational classification of climate[J]. Geographical Review, 1948, 38(1):55-94.

[ 3 ] 刘堃,何祺胜,荆琛琳,等.基于机器学习的蒸散量插补方法[J].河海大学学报(自然科学版),2020,48(2):109-115. (LIU Kun, HE Qisheng, JING Chenlin, et al. Gap filling method for evapotranspiration based on machine learning [J]. Journal of Hohai University ( Natural Sciences ), 2020, 48 ( 2 ): 109-115. ( in Chinese ))

[ 4 ] BOWEN I S. The ratio of heat losses by conduction and by evaporation from any water surface[J]. Physical Review, 1926,27(6):779-787.

[ 5 ] 杨永民,冯兆东,周剑.基于 SEBS 模型的黑河流域蒸散

发[J].兰州大学学报(自然科学版),2008,44(5):1-6. (YANG Yongmin, FENG Zhaodong, ZHOU Jian. Evapotranspiration in Heihe River Basin based on SEBS model [J]. Journal of Lanzhou University ( Natural Sciences ),2008,44(5):1-6. (in Chinese))

[ 6 ] 钟昊哲,徐宪立,张荣飞,等.基于 Penman-Monteith-Leuning 遥感模型的西南喀斯特区域蒸散发估算[J].应用生态学报,2018,29(5):1617-1625. (ZHONG Haozhe,XU Xianli,ZHANG Rongfei, et al. MODIS-driven estimation of regional evapotranspiration in Karst area of Southwest China based on the Penman-Monteith-Leuning algorithm[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2018,29(5):1617-1625. (in Chinese))

[ 7 ] LIU Wenbin, WANG Lei, ZHOU Jing, et al. A worldwide evaluation of basin-scale evapotranspiration estimates against the water balance method [J]. Journal of Hydrology,2016,538:82-95.

[ 8 ] MAO Yuna, WANG Kaicun. Comparison of evapotranspiration estimates based on the surface water balance, modified Penman-Monteith model, and reanalysis data sets for continental China[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres,2017,122(6):3228-3244.

[ 9 ] PASCOLINI-CAMPBELL M A, REAGER J T, FISHER J B. GRACE-based mass conservation as a validation target for basin-scale evapotranspiration in the contiguous United States [J]. Water Resources Research, 2020, 56 ( 2 ): e2019WR026594.

[ 10 ] 钟玉龙,钟敏,冯伟,等.联合 GRACE 重力卫星与实测资料估计西辽河流域蒸散发量[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(2):173-178. (ZHONG Yulong, ZHONG Min, FENG Wei, et al. Evaluation of the evapotranspiration in the West Liaohe River Basin based on GRACE satellite and in situ measurements [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020,45(2):173-178. (in Chinese))

[ 11 ] 任立良,王宇,江善虎,等.基于 GRACE 和 GRACE-FO 的黄河流域陆地水储量及影响因素分析[J].水资源保护,2022,38(4):26-32. (REN Liliang, WANG Yu, JIANG Shanhu, et al. GRACE and GRACE-FO-based terrestrial water storage and its influencing factor analysis of the Yellow River Basin [J]. Water Resources Protection,2022,38(4):26-32. (in Chinese))

[ 12 ] LONG Di, SHEN Yanjun, SUN A, et al. Drought and flood monitoring for a large karst plateau in Southwest China using extended GRACE data [J]. Remote Sensing of Environment,2014,155:145-160.

[ 13 ] FOROUMANDI E, NOURANI V, HUANG J J, et al. Drought monitoring by downscaling GRACE-derived terrestrial water storage anomalies: a deep learning approach[J]. Journal of Hydrology,2023,616:128838.

[ 14 ] 米前川,高西宁,李玥,等.深度学习方法在干旱预测中

- 的应用[J]. 应用气象学报, 2022, 33(1): 104-114. (MI Qianchuan, GAO Xining, LI Yue, et al. Application of deep learning method to drought prediction [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2022, 33(1): 104-114. (in Chinese))
- [15] 岳兆新, 艾萍, 熊传圣, 等. 基于信息熵与改进极限学习机的中长期径流预测[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(4): 7-14. (YUE Zhaoxin, AI Ping, XIONG Chuansheng, et al. Medium-long term runoff forecasting based on information entropy and improved extreme learning machine [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(4): 7-14. (in Chinese))
- [16] 褚江东, 粟晓玲, 吴海江, 等. 2002—2021 年中国陆地水储量及其组分变化分析[J]. 水资源保护, 2023, 39(3): 170-178. (CHU Jiangdong, SU Xiaoling, WU Haijiang, et al. Analysis of terrestrial water storage and its component changes in China from 2002 to 2021[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(3): 170-178. (in Chinese))
- [17] ABATZOGLOU J T, DOBROWSKI S Z, PARKS S A, et al. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015[J]. Scientific Data, 2018, 5: 170191.
- [18] ZHENG Chaolei, JIA Li, HU Guangcheng. Global land surface evapotranspiration monitoring by ETMonitor model driven by multi-source satellite earth observations [J]. Journal of Hydrology, 2022, 613: 128444.
- [19] LU Jiao, WANG Guojie, CHEN Tiexi, et al. A harmonized global land evaporation dataset from model-based products covering 1980-2017 [J]. Earth System Science Data, 2021, 13(12): 5879-5898.
- [20] 高晓宇, 郝海超, 张雪琪, 等. 中国西北干旱区植被水分利用效率变化对气象要素的响应: 以新疆为例[J]. 干旱区地理, 2023, 46(7): 1111-1120. (GAO Xiaoyu, HAO Haichao, ZHANG Xueqi, et al. Responses of vegetation water use efficiency to meteorological factors in arid areas of northwest China: a case of Xinjiang [J]. Arid Land Geography, 2023, 46(7): 1111-1120. (in Chinese))
- [21] 张才金, 龙笛, 崔英杰, 等. 遥感反演蒸散发在灌溉用水管理中的应用综述[J]. 水利学报, 2023, 54(9): 1087-1098. (ZHANG Caijin, LONG Di, CUI Yingjie, et al. Applications of remote sensing retrieval of evapotranspiration in irrigation water management: a review [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2023, 54(9): 1087-1098. (in Chinese))
- [22] 吴佳, 高学杰. 一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其他资料的对比[J]. 地球物理学报, 2013, 56(4): 1102-1111. (WU Jia, GAO Xuejie. A gridded daily observation dataset over China region and comparison with the other datasets [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(4): 1102-1111. (in Chinese))
- [23] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [24] GERS F A, SCHRAUDOLPH N N, SCHMIDHUBER J. Learning precise timing with LSTM recurrent networks [J]. Journal of Machine Learning Research, 2002, 3: 115-143.
- [25] SHI Xingjian, CHEN Zhouong, WANG Hao, et al. Convolutional LSTM Network: a machine learning approach for precipitation nowcasting [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2015: 802-810.
- [26] 杨鑫春, 游为, 万祥禹, 等. 利用多元线性回归模型重构中国九大流域陆地水储量变化[J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43(2): 116-120. (YANG Xinchun, YOU Wei, WAN Xiangyu, et al. Reconstruction of terrestrial water storage changes of nine major river basins in China using a Multiple Linear Regression model [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2023, 43(2): 116-120. (in Chinese))
- [27] XIE Xiaoming, HE Bin, GUO Lanlan, et al. Detecting hotspots of interactions between vegetation greenness and terrestrial water storage using satellite observations [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 111259.
- [28] 石通, 刘新, 穆大鹏, 等. 基于多层感知机重建 GRACE 与 GRACE-FO 之间数据缺失的黄河流域陆地水储量变化[J]. 地球物理学报, 2022, 65(7): 2448-2463. (SHI Tong, LIU Xin, MU Dapeng, et al. Reconstructing gap data between GRACE and GRACE-FO based on multi-layer perceptron and analyzing terrestrial water storage changes in the Yellow River Basin [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(7): 2448-2463. (in Chinese))
- [29] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [30] 褚江东, 粟晓玲, 张特, 等. 基于随机森林模型的 GRACE 数据 3 种空间降尺度对比[J]. 湖泊科学, 2024, 36(3): 951-962. (CHU Jiangdong, SU Xiaoling, ZHANG Te, et al. Comparison of three spatial downscaling concepts of GRACE data using random forest model [J]. Journal of Lake Sciences, 2024, 36(3): 951-962. (in Chinese))
- [31] 李炳锋, 张珂, 鞠艳, 等. 金沙江流域实际蒸散发 GRACE 重力卫星遥感重构不确定性分析[J]. 水资源保护, 2023, 39(4): 159-166. (LI Bingfeng, ZHANG Ke, JU Yan, et al. Uncertainty analysis of actual evapotranspiration reconstructed with GRACE gravity satellite data in the Jinsha River Basin [J]. Water Resource Protection, 2023, 39(4): 159-166. (in Chinese))

- [32] LONG D, LONGUEVERGNE L, SCANLON B R. Uncertainty in evapotranspiration from land surface modeling, remote sensing, and GRACE satellites [J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(2):1131-1151.
- [33] PAN Yun, ZHANG Chong, GONG Huili, et al. Detection of human-induced evapotranspiration using GRACE satellite observations in the Haihe River basin of China [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(1):190-199.
- [34] 袁丽华, 蒋卫国, 申文明, 等. 2000—2010年黄河流域植被覆盖的时空变化[J]. *生态学报*, 2013, 33(24):7798-7806. (YUAN Lihua, JIANG Weiguo, SHEN Wenming, et al. The spatio-temporal variations of vegetation cover in the Yellow River Basin from 2000 to 2010[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(24):7798-7806. (in Chinese))
- [35] 石淞, 李文, 翟育涔, 等. 中国东北虎豹国家公园植被NDVI时空变化及原因探究[J]. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2023, 47(4):31-41. (SHI Song, LI Wen, ZHAI Yucen, et al. Spatiotemporal changes of vegetation NDVI and those reasons in northeast China Tiger and Leopard National Park[J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition)*, 2023, 47(4):31-41. (in Chinese))
- [36] PARK S, IM J, HAN D, et al. Short-term forecasting of satellite-based drought indices using their temporal patterns and numerical model output[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21):3499.
- [37] FOOLADI M, GOLMOHAMMADI M H, SAFAVI H R, et al. Fusion-based framework for meteorological drought modeling using remotely sensed datasets under climate change scenarios: resilience, vulnerability, and frequency analysis[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 297:113283.
- [38] KRISHNAMURTI T, KISHTAWAL C M, LAROW T E, et al. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble [J]. *Science*, 1999, 285(5433):1548-1550.
- [39] 姜艳阳, 王文, 周正昊. MODIS MOD16 蒸散发产品在中国流域的质量评估[J]. *自然资源学报*, 2017, 32(3):517-528. (JIANG Yanyang, WANG Wen, ZHOU Zhenghao. Evaluation of MODIS MOD16 evapotranspiration product in Chinese River Basins[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(3):517-528. (in Chinese))
- [40] QU Wei, JIN Zehui, ZHANG Qin, et al. Estimation of evapotranspiration in the Yellow River basin from 2002 to 2020 based on GRACE and GRACE follow-on observations [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3):730.
- [41] 鞠艳, 张珂, 李炳锋, 等. 金沙江流域实际蒸散发时空分布特征及其影响因子[J]. *水资源保护*, 2022, 38(6):104-110. (JU Yan, ZHANG Ke, LI Bingfeng, et al. Spatiotemporal distribution of actual evapotranspiration and its influencing factors in the Jinsha River Basin[J]. *Water Resources Protection*, 2022, 38(6):104-110. (in Chinese))

(收稿日期:2023-12-21 编辑:王芳)

(上接第77页)

- [31] WANG Yuanyi, HUANG Guohe, WANG Suo. CVaR-based factorial stochastic optimization of water resources systems with correlated uncertainties[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2017, 31(6):1543-1553.
- [32] 江燕, 刘昌明, 胡铁松, 等. 新安江模型参数优选的改进粒子群算法[J]. *水利学报*, 2007, 38(10):1200-1206. (JIANG Yan, LIU Changming, HU Tiesong, et al. Improved particle swarm optimization for parameter calibration of Xin'anjiang model[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2007, 38(10):1200-1206. (in Chinese))
- [33] 安宝晟, 姚檀栋, 郭燕红, 等. 拉萨河流域典型区域保护、修复、治理技术示范体系[J]. *科学通报*, 2021, 66(22):2775-2784. (AN Baosheng, YAO Tandong, GUO Yanhong, et al. Protection, restoration, and governance technology demonstration system in the typical regions of the Lhasa River Basin [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2021, 66(22):2775-2784. (in Chinese))
- [34] 黄草, 黄梦迪, 胡铁松, 等. 拉萨河干流梯级水库库容-径流响应关系[J]. *水利水电科技进展*, 2020, 40(1):64-70. (HUANG Cao, HUANG Mengdi, HU Tiesong, et al. Storage-runoff response of cascade reservoirs in mainstream of Lhasa River [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2020, 40(1):64-70. (in Chinese))
- [35] 肖长伟, 何军, 向飞. 拉萨河水库调度模式对河流生态的影响及生态调度对策研究[J]. *水利发展研究*, 2013, 13(7):14-19. (XIAO Changwei, HE Jun, XIANG Fei. The impacts of Lhasa River Reservoir regulation mode on river ecology and the ecological regulation countermeasures [J]. *Water Resources Development Research*, 2013, 13(7):14-19. (in Chinese))
- [36] GAO J Y, CASTELLETTI A, BURLADO P, et al. Soft-cooperation via data sharing eases transboundary conflicts in the Lancang-Mekong River Basin [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 606:127464.

(收稿日期:2023-11-30 编辑:王芳)