引文格式:成思雨,吴云龙,刘素兰,等.融合注意力机制的水储量异常重构与干旱识别[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(7):1382-1392.DOI:10.13203/j.whugis20240132

Citation:CHENG Siyu,WU Yunlong,LIU Sulan,et al.Reconstruction of Water Storage Anomalies and Drought Identification Using Integrated Attention Mechanism[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(7):1382-1392.DOI:10.13203/j.whugis20240132

融合注意力机制的水储量异常重构与干旱识别

成思雨[1] 吴云龙[2,3] 刘素兰[2,3] 徐国栋[1] 张 渝[2,3]

1 中国地震局地震研究所,湖北 武汉,430071

2 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430074

3 中国地质大学(武汉)区域生态过程与环境演变湖北省重点实验室,湖北 武汉,430074

摘 要:湖泊水文干旱的辨识对于科学评估水文干旱的规模、危害程度及其综合治理至关重要。长期监测陆地水储量异常(terrestrial water storage anomaly, TWSA)可量化湖泊及其流域的干旱特征。相比传统测量方法,重力恢复与气候实验(gravity recovery and climate experiment, GRACE)卫星能精确监测TWSA变化,为湖泊水文干旱识别提供了空间对地观测手段。以鄱阳湖为例,利用经过季节性调整和线性趋势去除的水文数据和GRACE估算的TWSA作为输入值,基于融合卷积神经网络和注意力机制的长短期记忆网络模型重构1982—2002年间的TWSA时间序列。利用1982—2023年的TWSA时间序列识别鄱阳湖流域的水文干旱事件,并预估各干旱事件的潜在恢复时间。结果表明,使用重构数据成功识别鄱阳湖流域的水文干旱事件并量化其特征,发现水文干旱的持续时间、恢复时间与其总体严重程度呈指数关系,为中小尺度流域干旱监测研究提供了一种新手段。

关键词:GRACE重力卫星;陆地水储量异常;干旱识别;鄱阳湖流域

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-11-10

DOI:10.13203/j.whugis20240132 **文章编号**:1671-8860(2025)07-1382-11

Reconstruction of Water Storage Anomalies and Drought Identification Using Integrated Attention Mechanism

CHENG Siyu[1] *WU Yunlong*[2,3] *LIU Sulan*[2,3] *XU Guodong*[1] *ZHANG Yu*[2,3]

1 Institute of Seismology, China Earthquake Administration, Wuhan 430071, China

2 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China

3 Hubei Key Laboratory of Regional Ecology and Environmental Change, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China

Abstract: **Objective**: The identification of lake hydrological droughts is crucial for the scientific evaluation of drought scale, severity, and comprehensive management. Long-term monitoring of terrestrial water storage anomalies (TWSA) enables the quantification of drought characteristics in lakes and their catchments. Compared to traditional measurement methods, the gravity recovery and climate experiment (GRACE) satellite can precisely monitor changes in TWSA, providing a spatial observation tool for identifying lake hydrological droughts. **Methods**: Poyang Lake was taken as a case study. Hydrological data with seasonal components and linear trends removed, along with TWSA estimated from GRACE, were used as input values. A long short-term memory (LSTM) network model integrated with a convolutional neural network (CNN) and attention mechanism was employed to reconstruct the TWSA time series from 1982 to 2002. Finally, combining GRACE observations and the reconstructed TWSA time series, hydrological drought events in the Poyang Lake basin from 1982 to 2023 were identified, and the potential recovery time of each drought event was estimated. **Results**: The results indicate that the reconstructed data successfully identified hydro-

基金项目:国家自然科学基金(42274111, 41931074)。

第一作者:成思雨,硕士,主要从事深度学习方法在水文领域的应用。chengsiyu_geo@163.com

通信作者:吴云龙,博士,教授。wuyunlong@cug.edu.cn

logical drought events in the Poyang Lake basin and quantitatively analyzed their characteristics. **Conclusions**: The duration and recovery time of hydrological droughts are found to have an exponential relationship with their overall severity. This method provides a new approach for drought monitoring research in medium and small-scale basins.

Key words: GRACE satellite; terrestrial water storage anomalies; drought identification; the Poyang Lake basin

全球气候变暖导致干旱频发,社会经济的持续发展和人口的增长进一步加剧了对水资源的需求,从而扩大了干旱的程度和影响范围。虽然干旱演变缓慢,但其破坏性后果不可忽视。在极端水文事件中,干旱可能对农业、社会经济和生态环境等造成严重破坏,每年影响数百万人,成为全球关注的科学问题之一。文献[1]将干旱分为气象干旱、农业干旱、水文干旱和社会经济干旱4类。其中,水文干旱是指地区水资源供应不足,河流流量、湖泊水位和地下水位明显下降的情况。这种干旱与水循环系统的异常通常与人为活动相关,例如过度取水或不合理的水资源管理。由于水文干旱发展缓慢且具有滞后性,其监测和量化尤为重要[2]。为更好地监测和量化干旱事件,学者们定义了各种干旱指数。这些指数反映了干旱事件的起止时间、持续时间、最大强度和总强度等特征,揭示了干旱的演变过程,并以此评估社会和生态影响。常用的干旱指数包括标准化降雨指数、标准化降水蒸发指数、帕尔默干旱指数以及自校正帕尔默干旱指数[2-3]。这些指数主要依赖于降水、蒸发、温度和径流等单一或少数几个水文气象变量,广泛用于气象干旱、农业干旱和水文干旱的监测。然而,水文变化受到多种因素影响,还包括陆地水总储量、地下水及土壤水等,用传统干旱指数描述水文干旱事件特征存在一定局限性。

传统陆地水储量(terrestrial water storage,TWS)监测方法主要依赖径流量、地表水、地下水位、土壤湿度等水文变量的现场测量,存在效率低下、数据精确度差等问题,已不能满足湖泊水文干旱防治需求。流域陆地水储量异常(terrestrial water storage anomaly,TWSA)包含了全球地表水、土壤水以及地下水等所有水文成分的异常变化,可作为定量监测和分析水文干旱事件时空演变的基础[4]。如何获取高精度、长时段监测的TWSA时间序列成为了研究水文干旱问题的关键。2002年3月发射的重力恢复与气候实验(gravity recovery and climate experiment,GRACE)卫星能够精确监测包括由TWS变化引起的地球微小重力场变化[5-8]。GRACE及其后续任务(GRACE follow-on,GRACE-FO)提供了时间跨度超过20 a的月重力场模型产品,打开了卫星重力水文学研究新领域,诸多学者围绕极端旱涝事件开展了一系列的研究工作。为了进一步探究湖泊和流域极端干旱事件的成因、发展、消弭及其背后的机制,获取更长时间段的TWSA时间序列十分必要。因此,不少学者基于现有GRACE观测数据重构回溯其历史数据,以提升对干旱事件的分析理解。文献[9]利用线性回归模型和基于GRACE估算的TWSA数据重构1948—2012年亚马逊流域的TWSA时间序列,并用全球陆地数据同化系统(global land data assimilation system,GLDAS)数据集验证和校正重构结果。由于TWSA的变化包含多种非线性水文过程,传统的线性分析方法难以完整捕捉其变化,在处理复杂非线性关系和高维数据方面存在局限。随着机器学习的快速发展,许多学者尝试使用支持向量机[10]、随机森林[11]等监督分类方法预测TWSA时间序列。深度学习方法作为机器学习的一个分支,拥有更好的特征捕捉能力和泛化性,在水文领域得到广泛应用[12]。文献[13]运用多层感知器(multi-layer perceptron,MLP)方法,使用去除季节项和线性趋势的水文数据,重构1960—2002年印度南部4个流域的TWSA,并与近2 000个地下水观测井的实测值进行比较验证,结果显示MLP模型在跨流域尺度重构TWSA时间序列方面表现良好。文献[14]采用长短期记忆网络(long short-term memory networks,LSTM)成功重构1982—2016年中国西北塔里木河流域的TWSA,研究结果显示,重构的TWSA数据与GRACE TWSA数据的相关系数高达0.922,证实了LSTM模型与GRACE数据在大型流域长期TWSA分析中的有效性。文献[15]利用GRACE数据和人工神经网络重构了云贵高原1979—2012年的TWSA,研究发现该地区经历了极端洪水和干旱事件,验证了模型的适用性。文献[16]采用非线性自回归外生输入模型重构长江流域2003年以前的TWSA,结果显

示长江流域共发生了23次水文干旱事件,干旱频率、持续时间和恢复时间在近几十年显著增加。

然而,以往的研究主要聚焦于大尺度流域内干旱事件的时空演变,对于中小尺度流域的研究相对较少。特别是在小尺度流域,干旱事件成为主要自然灾害之一,有必要深入了解其发展规律和应对策略[17]。因此,本文以中国鄱阳湖流域为例,采用基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、LSTM和注意力(attention, ATT)机制的CNN-LSTM-ATT模型,重构该流域1982—2002年的TWSA。综合GRACE观测值和重构的TWSA时间序列,识别了鄱阳湖流域1982—2023年的历史水文干旱事件,量化分析其特征,包括起止时间、持续时间、总强度、平均强度、最大强度、干旱指数和干旱等级,根据分析结果预估各水文干旱事件的潜在恢复时间。

1 方法和原理

本文基于美国德克萨斯大学空间研究中心(Center for Space Research, CSR)发布的GRACE RL06 Mascon版本数据,估算鄱阳湖流域2002—2023年的TWSA,提出基于CNN-LSTM-ATT模型重构历史TWSA时间序列。总技术流程如图1所示。

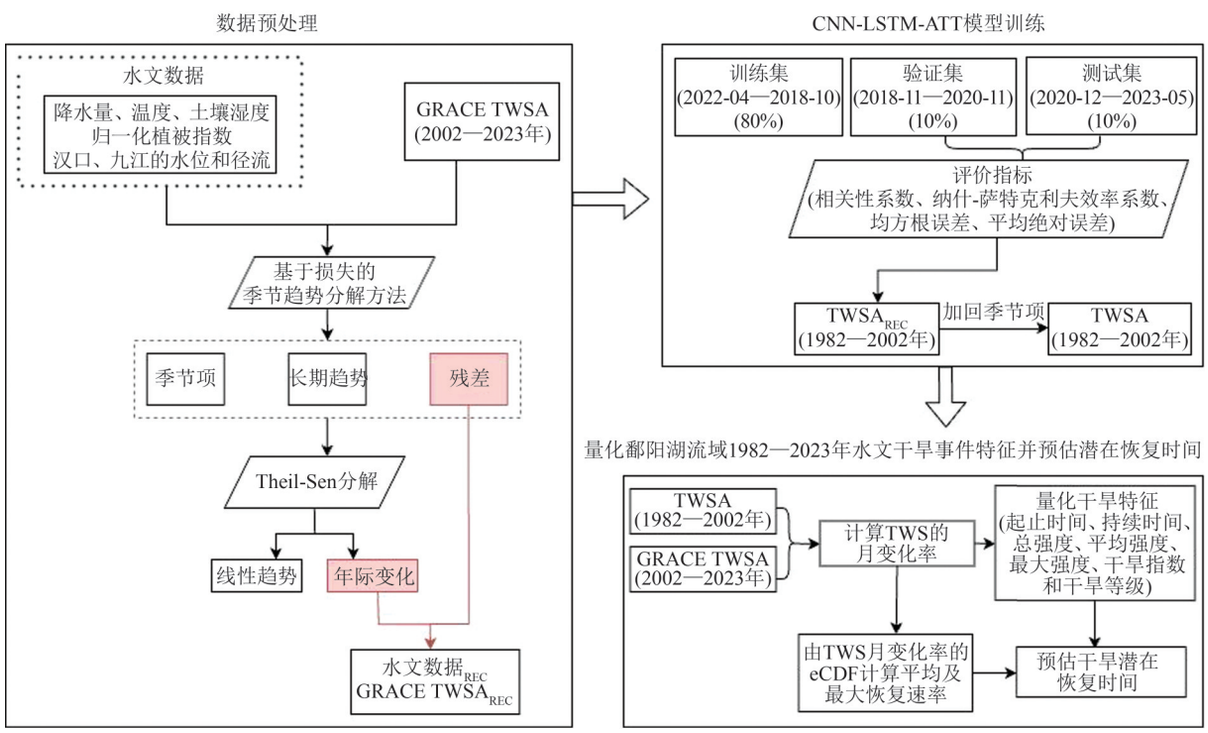


图1 总流程图

Fig. 1 Overall Flowchart

首先,利用去除季节项和线性趋势的水文数据以及GRACE估算的TWSA作为输入值,重构1982—2002年鄱阳湖流域TWSA时间序列。其次,综合GRACE观测值和重构的TWSA时间序列计算TWS的变化率,识别鄱阳湖流域1982—2023年的历史水文干旱事件,并量化分析其特征。最后,根据1982—2023年间TWS的月变化率的经验累积分布函数(empirical cumulative distribution function, eCDF)计算潜在的干旱恢复速率,并预估各干旱事件的潜在恢复时间。

1.1 数据来源

本文选用由CSR提供的GRACE RL06 Mascon解决方案计算鄱阳湖流域的GRACE TWSA。相较于CSR RL06球谐解决方案,该版本不需要经过额外的后处理,避免引入计算误差,可直接用于TWS变化研究[18-19]。GRACE卫星运行期间存在个别月份数据缺失,通过三次样条插值法填补差值。选用的水文数据为降水量、温度、土壤湿度、归一化植被指数以及汉口、九江水文站提供的水位、径流量实测值(其中水位和径流数据的时间分辨率为d)。为匹配GRACE卫星数据的时间分辨率,本文将日水位和日流量时间序列重采样为月平均值。相关数据源信息如表1所示。

1.2 数据处理

GRACE TWSA时间序列中包含了季节项、

表 1　实验数据参数

Table 1　Parameters Used in the Study

数据	来源	空间分辨率	时间分辨率	时期
GRACE TWSA	GRACE RL06 M	0.25°×0.25°	月	2002-04—2023-05
降水量和温度	中国气象局	0.25°×0.25°	月	1982-01—2023-05
土壤湿度	GLDAS_NOAH025_M_2.1	0.25°×0.25°	月	1982-01—2023-05
归一化植被指数	MOD13C2	0.25°×0.25°	月	1982-01—2023-05
水位和径流	汉口、九江水文站		d	1982-01—2023-05

长期趋势、年际和高频噪声等信息,其中季节项是主导成分,占总信号的70%以上。若未对数据中的季节项进行处理,则模型建模和训练时将难以捕捉异常值或极端的水文信号。因此,在GRACE TWSA以及水文数据输入模型训练前,需对数据进行预处理。数据处理流程包括以下3个步骤:

1)去季节项。采用基于局部加权回归的季节趋势分解法(seasonal-trend decomposition procedure based on loess,STL),该方法包含两层递归操作:内循环和外循环,其中内循环嵌套于外循环之内。内循环的每次迭代利用局部加权回归与低通滤波技术计算趋势和季节性分量的估值。外循环负责计算鲁棒性权重,用于下一轮内循环减少异常值对趋势和季节性估值的干扰。将GRACE数据和水文数据分解为季节项、长期趋势和残差3个主要分量[20],计算式如下:

$$X = X_{long} + X_{sea} + X_{res} \tag{1}$$

式中,X为GRACE TWSA和水文数据(降水量、温度、土壤湿度、归一化植被指数及汉口、九江水文站提供的水位、径流量的实测值)的时间序列;X_{long}为长期趋势;X_{sea}为季节项;X_{res}为残差,包括次季节项和噪声。

2)去线性趋势。针对数据集存在异常值或误差分布不符合正态分布的情况,Theil-Sen估计器的鲁棒性较好,能够提供比最小二乘法更准确的斜率估计[21]。因此,本文采用Theil-Sen估计器对步骤1)中的长期趋势进行分解,将其分为线性趋势和年际变化,最后综合残差和年际变化,得到用于输入模型训练的组分X_{REC}的计算公式为:

$$X_{long} = X_{trend} + X_{inter} \tag{2}$$

$$X_{REC} = X_{inter} + X_{res} \tag{3}$$

式中,X_{trend}为线性趋势;X_{inter}为年际变化。

3)加回季节项。假定STL方法分解得到的季节项是稳定的,应将季节项加回作为CNN-LSTM-ATT模型输出值1982—2002年间的$TWSA_{REC}$,即将$TWSA_{REC}+X_{sea}$作为鄱阳湖流域1982—2002年的TWSA重构值。

1.3　模型构建

CNN-LSTM-ATT模型综合了CNN在局部特征提取方面、LSTM在捕获时间序列关系方面,以及ATT在关键信息加权方面的优势,在处理具有复杂时空特征的预测任务时表现出色[22]。本文构建的模型包含6个主要层级:输入层、CNN层、LSTM层、注意力层、全连接层和输出层,具体结构见图2。其中,CNN层采用Leaky ReLU激活函数来缓解梯度消失问题,以避免ReLU导致的神经元死亡[23-24];全连接层采用softmax函数;输出层采用线性激活函数,并引入L2正则化以减少过拟合。

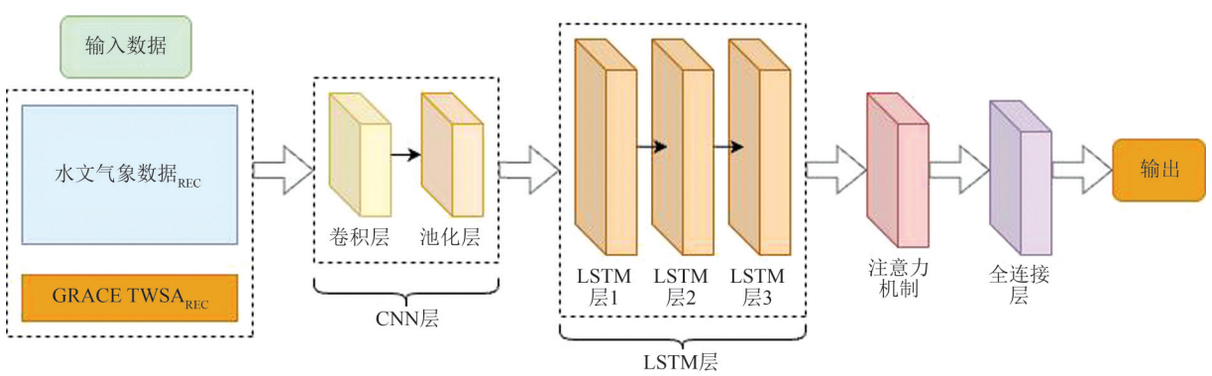


图 2　模型架构

Fig. 2　Model Architecture

模型的最佳超参数通过贝叶斯优化器进行选择,涉及的超参数包括优化器的迭代次数、批次大小、卷积核尺寸、LSTM层的隐藏单元数和时间步长等。超参数的选择范围可以是连续的或离散的,具体取决于各个超参数的特性。相关性系数被设定为贝叶斯优化器的评价指标,该优化器在超参数的参数选择范围内基于贝叶斯概率模型进行搜索,寻找使训练集与验证集之间存在最大相关性的超参数配置。在最佳超参数配置中,时间步长的最优值为1,意味着当模型利用前一个月的数据来重构当月数据时,CNN-LSTM-ATT模型的重构效果最好。因此,将1982-01—2002-03的水文数据输入CNN-LSTM-ATT模型进行重构时,模型最终输出的$TWSA_{REC}$时间范围为1982-02—2002-04。

1.4 模型精度指标

为了量化CNN-LSTM-ATT模型重构结果的精度,本文采用相关性系数R、纳什-萨特克利夫效率(Nash-Sutcliffe efficiency,NSE)系数、均方根误差(root mean square error,RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error,MAE)作为评价指标[25-26]。R用于衡量预测值与输入值GRACE $TWSA_{REC}$之间相关性的强度,其取值范围为[-1,1]。NSE量化了模型相对于观测均值的预测能力,对于预测值中的缩放和常数偏差很敏感,其取值范围是$(-\infty,1]$,最优值为1。RMSE通过测量预测值与输入值之间的差异,衡量预测模型的全局拟合度。通常,较低的RMSE表示预测值与输入值有更好的拟合度。MAE代表了所有单个预测值与相应输入值之间绝对偏差的平均值,它能避免误差相互抵消的问题,正确展现真实的预测误差。其中各指标的计算公式为:

$$R=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t-\bar{y})(o_t-\bar{o})}{\sum_{t=1}^{n}(y_t-\bar{y})^2(o_t-\bar{o})^2}} \tag{4}$$

$$E_{NSE}=1-\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t-o_t)^2}{\sum_{t=1}^{n}(o_t-\bar{o})^2} \tag{5}$$

$$E_{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t-o_t)^2}{N}} \tag{6}$$

$$E_{MAE}=\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n}|y_t-o_t|\right) \tag{7}$$

式中,y_t和$\bar{y}$分别为GRACE TWSA经数据预处理后得到的$GRACE\ TWSA_{REC}$及平均值;o_t和$\bar{o}$分别为CNN-LSTM-ATT模型预测得到的$TWSA_{REC}$及其平均值;n为测试集中$TWSA_{REC}$时间序列的长度。

1.5 水文干旱特征计算原理

为了获得鄱阳湖流域的水文气候基线,采用该地区2002-04—2023-05间共256个月的GRACE TWSA数据,分别计算12个月份的月均值。随后从GRACE TWSA数据中扣除水文气候基线,得到特定月份相对于该月月均值的偏差,即为TWS亏损。当TWS亏损为负值时,表示鄱阳湖流域陆地TWS亏损;当TWS亏损为正值时,代表鄱阳湖流域TWS盈余。

文献[27]将连续3个月或3个月以上的TWS亏损定义为一次水文干旱事件,其特征包括起止时间、持续期、总强度、GRACE-干旱严重程度指数(drought severity index,DSI)和干旱等级。为综合TWS亏损及其持续期的影响,定义了干旱的总强度$S(t)$(mm)和TWS亏损变化速率,计算式分别为:

$$S(t)=\bar{M}(t)D(t) \tag{8}$$

$$\frac{\mathrm{d}M}{\mathrm{d}t}(t_i)=\frac{M(t_i)-M(t_{i-1})}{t_i-t_{i-1}} \tag{9}$$

式中,$\bar{M}$为水文干旱事件持续期内的月平均TWS亏损值;$D(t)$为干旱事件持续期;M为TWS亏损值;t_i为时间,其中i为所使用的GRACE TWSA长度。

文献[28]提出了一种基于GRACE的DSI,不仅能反映自然因素对干旱的影响,还包括人类活动引起的水文变化,如地下水开采等。因此GRACE-DSI不受传统测量方法的限制,可以提供更全面准确的干旱监测数据[28],计算公式为:

$$\beta_{TWSdef_{i,j}}=\beta_{TWSA_{i,j}}-\beta_{\overline{TWSA_j}} \tag{10}$$

$$\beta_{DSI_{i,j}}=\frac{\beta_{TWSdef_{i,j}}}{\delta_j} \tag{11}$$

式中,i为年份,范围为1982—2023年;j为月份索引(1月至12月);$\beta_{TWSdef_{i,j}}$、$\beta_{TWSA_{i,j}}$分别为i年j月的TWS亏损和TWSA值;$\beta_{\overline{TWSA_j}}$为所有年份中第$j$月TWSA的平均值(即第$j$月的多年月均值);$\beta_{DSI_{i,j}}$为第$i$年第$j$月的干旱指数;$\delta_j$为所有年份中第$j$月TWSA的标准差。如表2所示,根据水文干旱事件的干旱指数,可以将干旱事件分为5类。

1.6 预估干旱潜在恢复时间

为了估算鄱阳湖流域水文干旱的潜在恢复

时间,本文采用文献[27]提出的潜在干旱恢复速率预估方法[27]。此方法首先构建了TWS亏损变化速率的eCDF,并计算分布函数中一个标准差和两个标准差值,分别对应为鄱阳湖流域TWS亏损恢复的平均速率和最大速率;然后将干旱持续期内每月的亏损值除以干旱恢复的平均或最大速率,可以得到每月从亏损到正常水平所需的平均和最短恢复时间,为每个干旱月份预测一个潜在的恢复时间范围。

表2　干旱程度分类

Table 2　Classification of Drought

干旱等级	干旱类别	GRACE-DSI
D0	一般干旱	(−0.8, −0.5]
D1	中度干旱	(−1.3, −0.8]
D2	重度干旱	(−1.6, −1.3]
D3	极端干旱	(−2.0, −1.6]
D4	异常干旱	(−∞, −2.0]

2　重构鄱阳湖流域历史TWSA

2.1　模型评估

本文所采用的数据集包含1982-01—2023-05的GRACE TWSA和水文数据(降水量、温度、土壤湿度、归一化植被指数及汉口、九江水文站提供的水位、径流量)时间序列数据。为了重构2002年以前的TWSA时间序列,采用了CNN-LSTM-ATT模型。将2002—2023年间的水文数据和GRACE数据估算的TWSA进行季节性调整和去除线性趋势后,作为CNN-LSTM-ATT模型的输入和输出值对模型进行训练。将2002-04—2023-05的数据按照80%、10%、10%的比例,分为训练集、验证集和测试集3个部分。在模型的训练与预测阶段,引入了鄱阳湖流域汉口与九江站点的观测径流量和水位数据。这些实测数据中包括了部分人为活动对TWSA的影响,如三峡大坝建设、南水北调工程等,有助于模型更准确地反映复杂水文过程中自然与人为因素的综合作用。

图3显示了CNN-LSTM-ATT模型在训练、验证和测试阶段的模拟$TWSA_{REC}$值与GRACE $TWSA_{REC}$目标值之间的差异。可以看出,两者的时间序列同时达到波峰和波谷,且同一时间的数值大致相同,两者之间的误差分布在−15~10 mm之间。根据模型评价指标对验证和测试阶段输出数据的精度进行验证,如表3所示,结果表明,通过CNN-LSTM-ATT模型重构TWSA具有可行性。

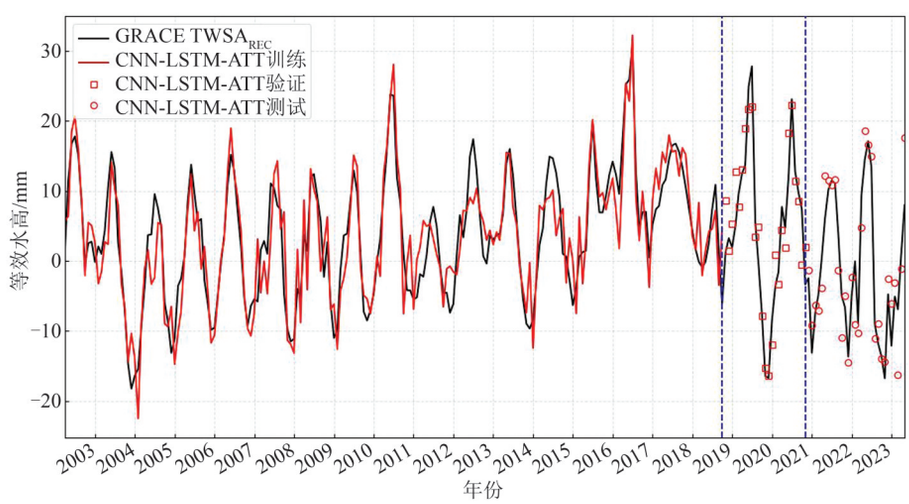


图3　2002−04—2023−05间鄱阳湖流域的$TWSA_{REC}$

Fig. 3　$TWSA_{REC}$ from Apr. 2002 to May 2023 for the Poyang Lake Basin

表3　CNN-LSTM-ATT模型在验证和测试阶段的评价指标

Table 3　Performance Metrics of CNN-LSTM-ATT Model During Validation and Testing Phases

时期	R	NSE	RMSE/mm	MAE/mm
验证阶段	0.91	0.85	5.2	4.2
测试阶段	0.89	0.83	5.8	4.8

此外,为验证CNN-LSTM-ATT模型在模拟鄱阳湖流域$TWSA_{REC}$的有效性,同时利用单样本Kolmogorov-Smirnov检验对模型在整个训练期间的模拟值和GRACE $TWSA_{REC}$观测值间的残差进行分析。结果表明残差呈标准正态分布,误差大部分集中在−7.5~7.5 mm的区间,只有4个月的预测误差超过10 mm,表明CNN-LSTM-ATT

模型重构的TWSA数据具有很高的准确性。

2.2 1982—2002年间鄱阳湖流域TWSA的变化趋势

验证了CNN-LSTM-ATT模型的可行性后,将1982—2002年间同样经过季节性调整和去除线性趋势的水文数据作为输入值,将重构得到的$TWSA_{REC}$时间序列加回季节项,得到鄱阳湖流域1982—2002年间TWSA时间序列。为了减小季节项和高频噪声的影响,本文利用霍德里克-普雷斯科特(Hodrick-Prescott, HP)滤波器处理TWSA时间序列,平滑参数设定为14 400[29],如图4中黑线所示。由经HP滤波后的CNN-LSTM-ATT模型重构结果表明,鄱阳湖TWSA经历了5个变化周期:1982—1984年、1986—1988年和1996—2002年TWSA均呈现下降趋势,最后一个时期下降趋势大且持续时间长,说明鄱阳湖流域在此期间的TWSA呈现亏损状态;1984—1986年、1988—1996年TWSA均呈现了小幅度的上升趋势,表明鄱阳湖流域的TWSA呈现正增长现象。

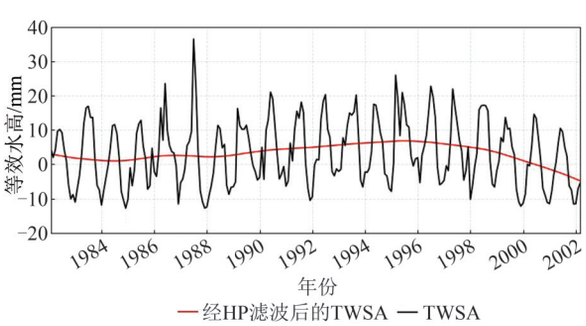


图4 CNN-LSTM-ATT模型重构1982—2002年间鄱阳湖流域TWSA

Fig. 4 Reconstruction of the Poyang Lake Basin TWSA Time Series Using CNN-LSTM-ATT Model from 1982 to 2002

3 量化历史水文干旱事件特征与预估干旱潜在恢复时间

3.1 识别鄱阳湖水文干旱事件与量化干旱特征

根据§1.5中的方法,由长时段的TWSA时间序列和鄱阳湖流域的水文基线计算的TWS亏损,结果如图5所示。由图5可以看出,1995年8月出现了最大的TWS盈余,等效水高为21.12 mm,而2022年5月出现了最大的TWS亏损,为−18.68 mm。在1982—2000年间,鄱阳湖流域的TWS波动比2000—2023年更频繁,并且TWS盈余更高。这表明在较早的年份该地区遭遇了频繁的湿润周期,如降水量增加等,导致TWS的短期急剧增加。相比之下,2000—2023年的TWS变化较为平缓,且整体趋于亏损,反映了长期的干旱状况。

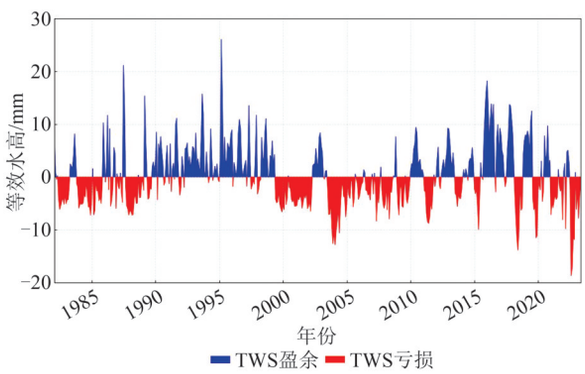


图5 1982—2023年间鄱阳湖流域的TWS亏损

Fig. 5 TWS Deficit in the Poyang Lake Basin from 1982 to 2023

1982—2023年间鄱阳湖TWS亏损数据可以用来识别这段时期是否发生水文干旱事件,并量化水文干旱的特征。表4列出了鄱阳湖流域在1982—2023年间发生的水文干旱事件及特征。

表4显示,2002-04—2023-05期间,鄱阳湖共发生了25次水文干旱。2003年之前共有9次,之后共16次,特别是在2003-07—2005-08、2018-03—2018-07和2022-07—2022-11期间发生了3次干旱等级达到D_4的极端干旱事件。2003年之后,鄱阳湖流域干旱事件的频次和强度明显增加,表明鄱阳湖流域的干旱问题日益严重,特别是近年来出现了多次D_4等级的极端干旱事件。其中,持续时间最长的干旱发生在2003-07—2005-08,共26个月,其间2003-10 TWS亏损达到最大,为−12.47 mm,相应的DSI值降至−2.47。

导致极端气候事件的频率和强度均上升的原因,不仅与降水减少、全球变暖及相关极端气温上升有关,而且也与水库建设、土地使用变化和农业灌溉等人类活动紧密相关[17]。以2003年开始运行的三峡大坝为例,其通过调整巨大的水库库容来控制长江流量,进而影响鄱阳湖水文状况。汛期时,三峡大坝截留水流降低下游洪水风险,可能导致鄱阳湖水位上升幅度减少。干旱年份中,三峡大坝在夏季为发电和满足上游需水需求而保留较多水量,这使流向鄱阳湖的水量减少。在1982-02—2002-04的模型重构期,总共识别出了8次水文干旱事件。其中,1985-03—1985-11和1987-09—1988-08期间的水文干旱与文献[17]的结论一致。该研究根据实测月降水量和

表 4　鄱阳湖 1982—2023 年间干旱事件总结

Table 4　Summary of Drought Characteristics over the Poyang Lake from 1982 to 2023

时期	持续期/月	总强度/mm	平均强度/mm	最大强度/mm	GRACE-DSI	干旱等级
1982-06—1983-04	11	−47.83	−4.35	−6.19	−0.96	D_1
1983-11—1985-01	15	−63.19	−4.21	−7.26	−1.05	D_1
1985-03—1985-11	9	−33.75	−3.75	−7.21	−1.19	D_1
1987-09—1988-08	12	−64.90	−5.41	−7.25	−1.33	D_2
1988-10—1989-02	5	−11.96	−2.39	−3.95	−0.70	D_1
1991-11—1992-01	3	−7.61	−2.53	−3.00	−0.43	D_0
1997-07—1997-10	4	−9.76	−2.44	−3.35	−0.51	D_0
1999-06—2000-05	12	−55.65	−4.64	−6.66	−1.18	D_1
2000-07—2002-04	22	−95.20	−4.33	−6.52	−1.04	D_1
2003-07—2005-08	26	−149.99	−5.77	−12.69	−2.47	D_4
2005-10—2006-04	7	−4.03	−2.00	−4.28	−0.61	D_0
2006-07—2006-12	6	−16.62	−2.77	−4.40	−0.71	D_0
2007-04—2007-08	5	−20.39	−4.08	−8.42	−1.51	D_2
2007-10—2008-08	11	−40.58	−3.69	−7.99	−1.44	D_2
2008-12—2009-07	8	−29.59	−3.70	−7.20	−1.37	D_2
2009-09—2009-12	4	−14.21	−3.55	−4.20	−0.90	D_1
2011-02—2011-10	9	−50.36	−5.60	−8.84	−1.67	D_3
2013-07—2014-02	8	−25.93	−3.24	−5.63	−0.95	D_1
2015-01—2015-06	6	−15.01	−2.50	−7.97	−1.43	D_3
2018-03—2018-07	5	−35.99	−7.20	−11.91	−2.26	D_4
2019-08—2020-03	8	−44.14	−5.52	−11.59	−1.88	D_3
2021-01—2021-07	7	−33.61	−4.80	−7.18	−1.16	D_1
2021-09—2021-12	4	−14.27	−3.56	−8.10	−1.18	D_1
2022-07—2022-11	5	−60.96	−12.19	−18.76	−3.36	D_4
2023-01—2023-05	5	−21.47	−4.29	−7.86	−1.15	D_1

站点径流数据计算了 24 个月的标准降水和径流指数,指出 1985-03—1988-04 发生了极端干旱。以上结论表明,GRACE/GRACE-FO 重力卫星能够有效监测鄱阳湖流域水文干旱事件的发生,为中小尺度流域的干旱监测研究提供了一种新的手段。

3.2　预估水文干旱事件潜在的恢复速率

图 6(a)展示了 1982-02—2023-05 鄱阳湖的 TWS 亏损值,从图中可以明显看出,鄱阳湖的 TWS 亏损在 2003 年之后显著增加,这与之前的研究结果相吻合[17]。图 6(b)为 TWS 月亏损变化量,其中红色区域表示 TWS 亏损,蓝色区域表示 TWS 盈余,白色曲线为 TWS 月偏差变化量。根据§1.6 中的方法,拟合出 1982—2023 年间鄱阳湖流域 TWS 亏损变化速率的 eCDF。eCDF 的第 68 百分位(1 个标准差)和第 95 百分位(2 个标准差)分别代表了整个鄱阳湖流域的平均正变化速率是 0.5 mm/月,最大正变化速率达到 2.1 mm/月。图 6(c)显示了 1982—2023 年鄱阳湖流域每个水文干旱事件中各月潜在的最短和平均恢复时间。从图中可以看出,2022 年 8 月当月 TWS 亏损需要的潜在恢复时间最长。同时从图 6(b)可以看出,该月的 TWS 亏损值也为 1982—2023 年间的最大值。进一步比较图 6(b)和图 6(c),说明干

旱月份潜在的恢复时间与当月的TWS亏损值呈正相关关系。统计分析表明,TWS亏损值每增加1 mm,潜在平均恢复时间增加约2个月,潜在最大恢复时间增加约0.5个月。

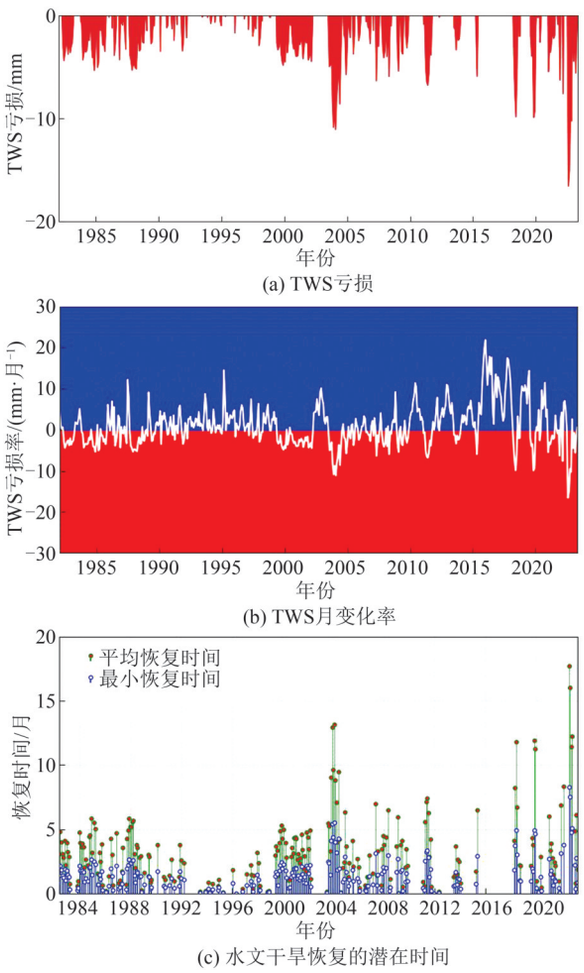


图6 使用1982—2023年长时段的TWSA数据预估水文干旱恢复情况

Fig. 6 Estimating Recovery of Hydrological Drought Using Long-Term TWSA Data from 1982-02—2023-05

在水文干旱研究中,通常更关注事件从开始至完全恢复所需的最短时间。本文通过估计每个水文干旱事件中各月潜在的最短和平均恢复时间,得到每个水文干旱事件的潜在最短和平均恢复时间,即为各月所需恢复时间之和。由此可以分析恢复时间与干旱的总强度及其持续期的定量关系。由于长期干旱的累积影响可能导致土壤和植被的持续退化,从而削弱生态系统的恢复能力,使得水循环过程表现为非线性响应。因此,采用多项式、幂级数及指数等多种非线性函数来拟合总强度与干旱持续时间的关系,结果表明指数函数的拟合效果最佳,拟合情况如图7所示。蓝色实线代表总强度与干旱持续时间的最

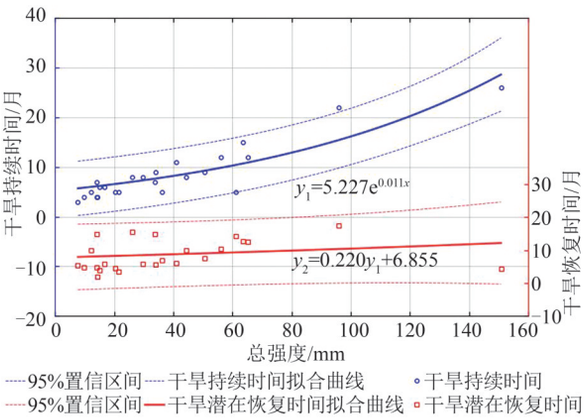


图7 总强度、干旱持续期和干旱恢复时间之间的关系

Fig. 7 Relationship Between the Severity, Duration, and Recovery Time

佳拟合指数函数,红色实线代表与干旱恢复时间的最佳拟合指数函数,而虚线则标示出95%置信区间。同时还可以看出,尽管个别干旱事件持续时间超出了95%置信区间,但大多数数据点仍落在该区间内,这一观察结果支持干旱持续时间随总强度指数增长的假设。拟合得到的定量关系为:

$$D(t)=5.227\mathrm{e}^{S(t)} \tag{12}$$

从图7红色区域可以看出所有干旱事件的恢复时间都在置信区间,说明选择线性函数形式拟合干旱持续期和干旱恢复时间之间的效果较好,且两者拟合的定量关系如下:

$$R(t)=0.220D(t)+6.855 \tag{13}$$

以上结果进一步表明,GRACE/GRACE-FO重力卫星数据结合非线性拟合方法能够有效量化干旱恢复时间及其与干旱严重程度的关系,为中小尺度流域的干旱监测提供了一种新的手段。

4 结 语

湖泊水文干旱特征的识别需要长期TWSA数据。由于GRACE卫星的数据限制,必须采用适当方法进行数据重构。本文基于CNN-LSTM-ATT模型重构得到鄱阳湖流域1982—2023年间完整的TWSA,从而识别水文干旱事件、计算干旱特征,并以此为基础预估干旱的潜在恢复时间。GRACE重力卫星观测的真实陆地TWS异常变化可能包含了其他水文因素的影响,例如农业灌溉和土地利用等人工干预。因此,利用CNN-LSTM-ATT模型预测的TWS异常和GRACE的观测值之间也存在一定的差异。通过计算分析得到结论如下:

1)提出将CNN-LSTM-ATT模型用于重构历史TWSA,通过数据预处理和模型训练,有效地挖掘了TWSA与水文数据之间的非线性关系。基于模型重构识别出1985—1988年的水文干旱与实测结果一致,证实了通过模型重构TWSA来识别干旱事件的可行性。

2)总结了鄱阳湖1982—2023年间发生的水文干旱事件及其对应的干旱特征。在此期间,鄱阳湖流域共发生25次水文干旱事件,其中2003年之前有9次,之后有16次。最长的一次干旱持续了26个月,发生在2003-07—2005-08。具体分析表明,三峡大坝在2003年开始运行后,通过调整库容对长江流量的控制可能对鄱阳湖水位产生显著影响,从而影响该区域的水文状况。这一结论需要进一步结合流量数据和气候变化的综合分析,以确定三峡大坝运行对干旱事件的具体影响。

3)定量分析表明,干旱持续时间和平均恢复期与总强度之间存在显著的指数关系。

参 考 文 献

[1] WILHITE D A, GLANTZ M H. Understanding: The Drought Phenomenon: The Role of Definitions[J]. *Water International*, 1985, 10(3): 111-120.

[2] 赵雅娴, 张子占, 郑硕, 等. 长江流域陆地水储量异常的卫星重力监测与干旱指数对比分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43(2): 121-127.
ZHAO Yaxian, ZHANG Zizhan, ZHENG Shuo, et al. Comparison of Satellite Gravimetry of Terrestrial Water Storage Anomaly and Drought Indices in the Yangtze River Basin[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2023, 43(2): 121-127.

[3] 熊景华, 郭生练, 王俊, 等. 长江流域陆地水储量变化及归因研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(12): 2241-2248.
XIONG Jinghua, GUO Shenglian, WANG Jun, et al. Variation and Attribution of Terrestrial Water Storage in the Yangtze River Basin[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(12): 2241-2248.

[4] XU G D, WU Y L, LIU S L, et al. How 2022 Extreme Drought Influences the Spatiotemporal Variations of Terrestrial Water Storage in the Yangtze River Catchment: Insights from GRACE-Based Drought Severity Index and In-Situ Measurements[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 626: 130245.

[5] LIU S L, WU Y L, XU G D, et al. Characterizing the 2022 Extreme Drought Event over the Poyang Lake Basin Using Multiple Satellite Remote Sensing Observations and in Situ Data[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(21): 5125.

[6] 王杰龙, 杨玲, 陈义, 等. 结合季节调整和NAR神经网络的流域地下水储量预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(10): 1796-1804.
WANG Jielong, YANG Ling, CHEN Yi, et al. Prediction of Watershed Groundwater Storage Based on Seasonal Adjustment and NAR Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1796-1804.

[7] MENG E H, HUANG S Z, HUANG Q, et al. The Reconstruction and Extension of Terrestrial Water Storage Based on a Combined Prediction Model[J]. *Water Resources Management*, 2021, 35(15): 5291-5306.

[8] 张思慧, 吴云龙, 张毅, 等. 一种基于联合变分自编码器的卫星重力数据粗差探测方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(6): 986-995.
ZHANG Sihui, WU Yunlong, ZHANG Yi, et al. A Gross Error Detection Method of Satellite Gravity Data Based on Joint Variational Autoencoder[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(6): 986-995.

[9] BECKER M, MEYSSIGNAC B, XAVIER L, et al. Past Terrestrial Water Storage (1980—2008) in the Amazon Basin Reconstructed from GRACE and In-Situ River Gauging Data[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(2): 533-546.

[10] KALU I, NDEHEDEHE C E, OKWUASHI O, et al. Reconstructing Terrestrial Water Storage Anomalies Using Convolution-Based Support Vector Machine[J]. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2023, 46: 101326.

[11] KHORRAMI B, ALI S, GÜNDÜZ O. An Appraisal of the Local-Scale Spatio-temporal Variations of Drought Based on the Integrated GRACE/GRACE-FO Observations and Fine-Resolution FLDAS Model[J]. *Hydrological Processes*, 2023, 37(11): e15034.

[12] NIE N, ZHANG W C, ZHANG Z J, et al. Reconstructed Terrestrial Water Storage Change (ΔTWS) from 1948 to 2012 over the Amazon Basin with the Latest GRACE and GLDAS Products[J]. *Water Resources Management*, 2016, 30(1): 279-294.

[13] KUMAR K S, ANANDRAJ P, SREELATHA K, et al. Reconstruction of GRACE Terrestrial Water Storage Anomalies Using Multi-Layer Perceptrons for South Indian River Basins[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 857: 159289.

[14] WANG F, CHEN Y N, LI Z, et al. Developing a Long Short-Term Memory (LSTM)-Based Model for Reconstructing Terrestrial Water Storage Variations from 1982 to 2016 in the Tarim River Basin, Northwest China [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5): 889.

[15] LONG D, SHEN Y J, 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.

[16] ZHENG S, ZHANG Z Z, YAN H M, et al. Characterizing Drought Events Occurred in the Yangtze River Basin from 1979 to 2017 by Reconstructing Water Storage Anomalies Based on GRACE and Meteorological Data[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 868: 161755.

[17] ZHANG Z X, CHEN X, XU C Y, et al. Examining the Influence of River-Lake Interaction on the Drought and Water Resources in the Poyang Lake Basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 522: 510-521.

[18] SAVE H, BETTADPUR S, TAPLEY B D. High-Resolution CSR GRACE RL05 Mascons[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2016, 121(10): 7547-7569.

[19] ŚLIWIŃSKA J, WIŃSKA M, NASTULA J. Validation of GRACE and GRACE-FO Mascon Data for the Study of Polar Motion Excitation[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1152.

[20] DOKUMENTOV A, HYNDMAN R J. STR: Seasonal-Trend Decomposition Using Regression [EB/OL]. 2020: 2009.05894. https://arxiv.org/abs/2009.05894v2.

[21] SABZIPOUR B, ARSENAULT R, TROIN M, et al. Comparing a Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Network with a Physically-Based Hydrological Model for Streamflow Forecasting over a Canadian Catchment[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 627: 130380.

[22] LIU H Y, YANG Q L, LIU Z Y, et al. An Attention-Mechanism-Based Deep Fusion Model for Improving Quantitative Precipitation Estimation in a Sparsely-Gauged Basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 628: 130568.

[23] AHMED M, SULTAN M, ELBAYOUMI T, et al. Forecasting GRACE Data over the African Watersheds Using Artificial Neural Networks[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(15): 1769.

[24] GUO Y, ZHANG L F, HE Y, et al. LSTM Time Series NDVI Prediction Method Incorporating Climate Elements: A Case Study of Yellow River Basin, China[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 629: 130518.

[25] SUN Z L, LONG D, YANG W T, et al. Reconstruction of GRACE Data on Changes in Total Water Storage over the Global Land Surface and 60 Basins[J]. *Water Resources Research*, 2020, 56(4): e2019WR026250.

[26] HUMPHREY V, GUDMUNDSSON L, SENEVIRATNE S I. A Global Reconstruction of Climate-Driven Subdecadal Water Storage Variability [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(5): 2300-2309.

[27] THOMAS A C, REAGER J T, FAMIGLIETTI J S, et al. A GRACE-Based Water Storage Deficit Approach for Hydrological Drought Characterization [J]. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41(5): 1537-1545.

[28] ZHAO M, GERUO A, VELICOGNA I, et al. A Global Gridded Dataset of GRACE Drought Severity Index for 2002-14: Comparison with PDSI and SPEI and a Case Study of the Australia Millennium Drought[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2017, 18(8): 2117-2129.

[29] RAVN M O, UHLIG H. On Adjusting the Hodrick-Prescott Filter for the Frequency of Observations [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2002, 84(2): 371-376.