

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.06.030

基于 CEEMDAN-混合算法-LSTM 的区域地下水埋深预测模型

刘东^{1,2} 覃胡涛¹ 张祥敏³ 张亮亮^{1,4} 齐晓晨^{1,5}

(1. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 教育部寒地黑土生境健康国际合作联合实验室, 哈尔滨 150030;
3. 黑龙江省泥河水库管理处, 兰西 151500; 4. 农业农村部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030;
5. 黑龙江省寒区水资源与水利工程重点实验室, 哈尔滨 150030)

摘要: 为提高区域地下水埋深预测精度, 提出一种 CEEMDAN-混合算法-LSTM 预测模型。基于完全自适应噪声集成经验模态分解法 (CEEMDAN), 将建三江分公司下辖 15 个农场的地下水埋深数据分解为 5 个模态分量, 从而有效降低输入数据的复杂性。同时, 将红狐优化算法 (RFO) 和鲸鱼优化算法 (WOA) 结合的混合算法, 用于优化长短记忆神经网络 (LSTM) 模型关键参数, 包括时间步长、隐藏单元数、批量大小和学习率, 以进一步提高模型预测精度。将月降水量和水田井灌水量作为 LSTM 模型输入因子, 分别对 5 个模态分量进行预测, 最终通过累加各分量预测值得到地下水埋深预测值。结果表明: 与反向传播神经网络 (BP) 模型和循环神经网络 (RNN) 模型相比, CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型均方根误差 (RMSE) 降低 43% 以上, 决定系数 R^2 和纳什效率系数 (NSE) 均提升超 18%; 预测结果表明, 2023—2027 年建三江分公司整体地下水埋深变化幅度达 6.22%, 其中南部农场地下水埋深普遍大于北部农场。

关键词: 地下水埋深; CEEMDAN; 混合算法; LSTM; 建三江分公司

中图分类号: TV21

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298 (2026)06-0320-09

OSID:



Regional Groundwater Depth Prediction Model Based on CEEMDAN - Hybrid Algorithm - LSTM

LIU Dong^{1,2} QIN Hutao¹ ZHANG Xiangmin³ ZHANG Liangliang^{1,4} QI Xiaochen^{1,5}

(1. School of Water Conservancy and Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Joint International Research Laboratory of Habitat Health of Black Soil in Cold Regions, Ministry of Education, Harbin 150030, China

3. Nihe Reservoir Management Office of Heilongjiang Province, Lanxi 151500, China

4. Key Laboratory of Effective Utilization of Agricultural Water Resources, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Harbin 150030, China

5. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Water Resources and Water Conservancy Engineering in Cold Region, Harbin 150030, China)

Abstract: Aiming to improve the accuracy of regional groundwater depth prediction, a CEEMDAN - hybrid algorithm - LSTM prediction model was proposed. Based on the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) method, the groundwater depth data from 15 farms under the jurisdiction of Jiansanjiang Branch office were decomposed into five modal components, effectively reducing the complexity of the input data. Meanwhile, a hybrid optimization algorithm combining the red fox optimization (RFO) algorithm and the whale optimization algorithm (WOA) was employed to optimize key parameters of the long short-term memory (LSTM) neural network model, including time step, number of hidden units, batch size, and learning rate, thereby further enhancing the model's prediction accuracy. Monthly precipitation and paddy field irrigation well volume were used as input factors for the LSTM model to separately predict the five modal components, and the final groundwater depth prediction was obtained by summing the predicted values of each component. The

收稿日期: 2025-01-25 修回日期: 2025-03-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52309012、52179008、51579044、41071053)、国家重点研发计划项目 (2023YFD1501004、2024YFD1511700) 和黑龙江省自然科学基金联合引导项目 (LH2023E003)

作者简介: 刘东 (1972—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事水土资源优化利用与管理研究, E-mail: liudong5511@sina.com

通信作者: 张亮亮 (1990—), 男, 副教授, 博士, 主要从事农业水资源优化利用与管理研究, E-mail: zhangliangliang@neau.edu.cn

results showed that compared with the back propagation (BP) neural network model and the recurrent neural network (RNN) model, the CEEMDAN-hybrid algorithm-LSTM model reduced the root mean square error (RMSE) by more than 43%, and increased the coefficient of determination R^2 and Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) by more than 18%. Prediction results indicated that from 2023 to 2027, the overall groundwater depth in the Jiansanjiang Branch office area would vary by up to 6.22%, with southern farms generally having greater groundwater depths than northern farms.

Key words: groundwater depth; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; hybrid algorithm; long short-term memory neural network; Jiansanjiang Branch office

0 引言

地下水作为极其重要的淡水资源之一,对于生态和谐稳定、农业正常生产、工业发展以及城市日常供水等方面发挥着至关重要的作用^[1]。然而,由于地下水埋藏位置隐蔽且补给速度缓慢,一旦遭到过度开采,将难以恢复,并可能引发地下水位下降、土壤盐渍化、水质恶化等一系列问题^[2]。在《2022年联合国世界水发展报告》中显示,1950—1980年全球每年以约3%的增长率对地下水进行抽取,截至2022年增长率仍高达1%,这种持续且超量抽取地下水的行为致使全球范围内基流、泉水和湿地等逐步减少,加重土地荒漠化与危及生物多样性^[3]。对此,各地区亟需开展关于地下水埋深动态变化规律的相关研究,分析地下水埋深的未来变化趋势,优化水资源管理策略,以达到有效保护并持续利用地下水资源的目的。

目前,主要采用2类动态预测模型进行地下水埋深预测,分别为物理描述模型和数据驱动模型^[4-5]。其中,物理描述模型构建过程相对复杂,通常需要综合考虑种类繁多且数量庞大的水文地质参数和历史气象数据等,并在实际应用中,该类模型通常难以有效捕捉地下水系统中各因素之间的非线性特征和异常变化,故在地下水埋深预测中其适用范围相对有限,且预测结果的准确度往往较低^[6]。数据驱动模型构建相对简便,能够依赖较少类型的历史数据实现建模与预测,同时具备自动学习数据非线性关系的能力,因此特别适用于地下水埋深预测^[7]。在数据驱动模型中,深度学习模型 LSTM (Long short-term memory) 因其在处理非线性关系和高维数据等方面表现出色,且具有较高的预测准确性,已被广泛应用于地下水埋深预测的相关研究中^[8]。为进一步提高 LSTM 模型预测地下水埋深的精度与稳定性,研究者将时间序列分解法与 LSTM 模型相结合,以更好地处理非线性、非平稳、带有噪声的地下水埋深数据^[9]。然而,EMD-LSTM (Empirical mode decomposition-long short-term memory) 模型还是会在地下水埋深预测中存在不可

忽视的缺陷:如 EMD 在处理复杂信号时常受到模态混叠、分解不稳定以及端点效应等问题的影响,难以获得清晰、稳定且具备物理意义的分解结果^[10]; LSTM 模型在训练过程中容易陷入梯度局部最优,且参数设置较为敏感,包括时间步长 T 、隐藏单元数 n 、批量大小 (batch_size) 和学习率 a ^[11]。

CEEMDAN (Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise) 是一种在 EMD 基础上进行改进的信号分解法,其通过引入适应性白噪声和平均策略,有效弱化模态混叠现象和分解过程中的不稳定现象,从而增强分解结果的鲁棒性和准确性^[12]。当前已有研究显示 CEEMDAN 与 LSTM 模型结合能够实现优异的预测效果^[13]。混合算法的核心思想是将2种或多种优化算法优势结合,并通过互补机制提升整体性能,从而更有效地应对复杂型优化问题^[14]。红狐优化算法 (RFO) 与鲸鱼优化算法 (WOA) 均属于群智能优化算法,分别借鉴红狐觅食、迁徙行为和鲸鱼螺旋围捕行为^[15-16]。其中,RFO 具有动态适应搜索范围的特性,其全局搜索能力可以在较宽的范围内探索参数组合,从而避免模型陷入局部最优解,并提供更广泛的参数选择空间^[17]。WOA 具有螺旋收敛、动态自适应、多维适应等局部搜索特性^[18],能够在 RFO 提供初始解的基础上进行精细化调整,进一步优化模型参数。因此,考虑 RFO 与 WOA 的各自优势,将2种算法进行混合使用(即混合算法),在全局搜索和局部精细化之间实现平衡,提升优化效率和精度。

综上所述,为弥补 EMD-LSTM 模型在地下水埋深预测中的不足,本文采用分解精度更高、分解稳定性更强的信号分解算法 CEEMDAN 替代传统的 EMD 方法,并利用 RFO 与 WOA 协同优化 LSTM 模型,通过构建 CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型,以完成更高精度的区域地下水埋深预测,降低地下水埋深数据的非平稳波动性,优化 LSTM 模型参数,准确预测区域地下水埋深。探究区域地下水埋深未来的空间演变特征,分析部分区域埋深较大的形成原因,以评估水资源的可用性与持续性,为水资源合理调配提供科学依据。

1 研究区与数据来源

1.1 研究区

北大荒农垦集团有限公司建三江分公司(以下简称建三江分公司)地处三江平原腹地,位居黑龙江、松花江、乌苏里江汇流冲积的河间地带,地域范围介于北纬 $46^{\circ}49'47''\sim 48^{\circ}12'58''$,东经 $132^{\circ}31'38''\sim 134^{\circ}33'06''$,隶属于寒温带季风气候,年降雨量 $550\sim 600\text{ mm}$ 。辖区总面积 $1.23\times 10^4\text{ km}^2$,共划分为15个农场,具体位置如图1(基于自然资源部标准地图服务网站审图号GS(2023)2762地图,制图边界无修改)所示。

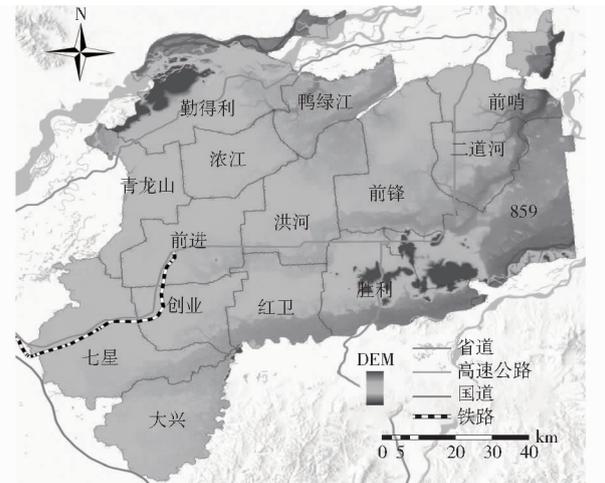


图1 研究区地理位置与行政区划

Fig.1 Geographical location and administrative division of study area

辖区气候温和湿润、土地集中连片、地势平坦、土质肥沃,水稻种植面积 $6.799\times 10^5\text{ hm}^2$,玉米种植面积 $3.64\times 10^4\text{ hm}^2$,大豆及其他作物种植面积 $3.7\times 10^4\text{ hm}^2$ 。辖区内水资源总量为 $2.577\times 10^9\text{ m}^3$,其中,地下水资源量约占水资源总量57.6%。随着水稻种植业的快速发展和地下水资源开发利用程度的不断提高,地下水开采量开始与日俱增,引起地下水埋深变化幅度过大,以及部分农场在枯水期无水可抽取的严重问题。因此,有必要预测建三江分公司的地下水埋深,合理调配地下水资源,避免过度开采,确保可持续利用。

1.2 数据来源

从建三江分公司搜集2009—2022年15个农场的逐月地下水埋深、逐月蒸发量、逐月相对湿度和逐月径流量数据;从《建三江分公司统计年鉴》(2009—2022年)获取建三江分公司15个农场2009—2022年逐月降水量及逐年水田面积;从文献[19]获知黑龙江省建三江地区水稻全育期(5—8月)灌溉定额;以黑龙江省泡田期(4月)灌水定额占

总灌溉定额40%为依据^[20],计算出建三江分公司15个农场泡田期灌水定额;结合建三江分公司15个农场2009—2022年水田面积及水稻全育期灌溉定额和泡田期灌水定额,计算2009—2022年含泡田期和水稻全生育期的逐月水田灌溉水量;依据文献[21]中黑龙江三江平原井灌水稻面积占比为80%,计算出建三江分公司2009—2022年逐月水田井灌水量(水田井灌水量指利用水井灌溉水田所消耗的水量)。

利用SHAP法^[22]量化逐月蒸发量、逐月相对湿度、逐月径流量、逐月降水量和逐月水田井灌水量对于逐月地下水埋深的重要性程度,获得对应SHAP值分别为0.235、0.185、0.255、0.425、0.383,可知逐月降水量和逐月水田井灌水量对地下水埋深的影响最为显著,而另外3个影响因子的重要性相对较小,其原因为:建三江地区地势平坦且土壤渗透性较强,地表径流量对地下水补给的贡献较小,其变化已被降水量的变化间接反映;蒸发量和相对湿度的变化可能更多地影响地表水和土壤含水量,而对地下水埋深的直接影响较弱;建三江地区属于温带季风气候,其降水量季节性变化明显,并且是补给地下水的主要来源;建三江地区作为重要的水稻产地,其规模化农业灌溉得益于持续且高强度的地下水开采,因此水田井灌水量是导致地下水埋深变化的重要因子。结合SHAP值反映的重要性程度与建三江地区实际情况,选取逐月降水量、逐月水田井灌水量作为输入因子。

基于Spearman法^[23]分析可知,逐月降水量、逐月水田井灌水量与逐月地下水埋深的相关系数分别为 $-0.648(p=0.043<0.05)$ 、 $0.694(p=0.036<0.05)$,说明逐月地下水埋深和逐月降水量之间有着显著的负相关关系,逐月地下水埋深和逐月水田井灌水量之间存在显著的正相关关系^[24]。这表明,降水量增加会促进地下水埋深缩小,而水田井灌水量增加则会促进地下水埋深增大,这与地下水埋深的客观变化规律一致,因此可以利用逐月降水量和逐月水田井灌水量对地下水埋深进行预测。

2 研究方法

2.1 数据归一化

因原始数据量纲不一致,为消除量纲差异对模型训练干扰,将原始数据归一化为 $[0,1]$ 。

2.2 CEEMDAN

CEEMDAN作为一种改进的时间序列分解方法,其特点在于引入自适应的白噪声,解决传统经验模态分解(EMD)和集合经验模态分解(EEMD)中

模态混叠的问题,从而精准分解出不同的模态分量(IMF)^[25]。

2.3 混合算法(RFO 和 WOA)

2.3.1 RFO

RFO 是一种模拟红狐觅食行为的自然启发式优化算法,其灵感来源于红狐的觅食方式和社交行为,通过模仿红狐群体如何在不同环境下寻找食物资源,从而有效地搜索最优解。在 RFO 全局搜索过程中,围攻行为和随机移动行为是 2 种关键的策略,它们共同作用于算法的全局探索能力,帮助算法有效地避免局部最优并加速找到全局最优解。这 2 种行为源于红狐的自然生存策略。

2.3.2 WOA

WOA 是一种模拟座头鲸狩猎行为的群体智能优化算法,特别适用于处理复杂的优化问题。该算法的局部搜索能力主要依赖于 2 种关键行为:构建气泡网行为和围攻行为。2 种行为在鲸鱼捕猎过程中具有重要作用,算法通过模拟这些行为增强搜索过程中局部优化能力,避免陷入局部最优解。

2.3.3 混合算法机制

权重分配:权重分配机制会在每次迭代过程中,界定 RFO 与 WOA 对种群更新的相对贡献程度。为优化性能,采用动态权重策略,基于迭代轮次或种群适应度的动态变化灵活地调整权重分配。

迭代策略:首先,随机生成初始种群并初始化相关参数。接着,利用 RFO 算法进行全局搜索,根据 RFO 动态权重 ψ_{RFO} 决定迭代后的个体数量,以在解空间中广泛搜寻潜在优化解。然后,使用 WOA 算法对当前最优解进行局部优化,根据 WOA 权重 ψ_{WOA} 调整优化强度,以精细调整解质量。之后,结合 RFO 和 WOA 的更新结果生成新一代种群,并计算新种群的适应度以更新全局最优解。最后,检查是否达最大迭代次数或适应度阈值,若未达到则重复上述过程,直至算法收敛。通过这种动态权重分配和协同迭代策略,混合算法能够有效平衡全局探索与局部开发,提升整体优化性能。

2.4 LSTM 模型

HOCHREITER 等针对递归神经网络(Recurrent neural network, RNN)中常见的梯度消失与梯度爆炸问题,提出了改进型模型 LSTM^[26]。LSTM 模型的核心在于通过遗忘门、输入门和输出门设计,使模型能够有选择地记住和遗忘信息,从而有效捕捉长期依赖关系。每个门的输出通过 Sigmoid 函数(σ)控制信息流动,而细胞状态 C_t 在整个序列中保留关键的长期依赖信息,使得 LSTM 在

序列建模上相比传统 RNN 具有显著优势。

2.5 CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型构建

2.5.1 地下水埋深预测

基于 CEEMDAN 的参数推荐范围^[27]与分解地下水埋深数据的稳定性状况,设置白噪声强度为地下水埋深标准差的 0.1 倍,噪声添加次数为 100。利用 CEEMDAN 分解地下水埋深数据,得到模态分量(IMF1、IMF2、…、IMFs),归一化逐月降水量和逐月水田井灌水量并与地下水埋深作为 LSTM 模型的输入数据,预测各模态分量的未来值。叠加预测结果,获得地下水埋深预测值。

2.5.2 混合算法优化 LSTM 模型

混合算法优化 LSTM 模型具体步骤为:

步骤 1:选取均方误差(MSE)作为优化目标函数。

步骤 2:参考文献[28-30]中 LSTM 模型的参数设置范围,设置时间步长 T 、隐藏单元数 n 、批量大小(batch_size)和学习率 a 初始值分别为 10、64、32、0.001,设置搜索范围为 [5, 50]、[10, 200]、[16, 128]、[0.000 1, 0.01],选用优化器 Adam,采用隐藏层神经元数为 18 的单层模型结构,划分数据集为训练集、验证集、测试集,占比分别为 70%、15%、15%。

步骤 3:以 T 、 n 、batch_size 和 a 为搜索目标,设置 RFO 与 WOA 种群规模分别为 50 和 30,最大迭代次数分别为 150 和 50,每个个体对应一组 LSTM 模型参数。

步骤 4:利用训练集训练 LSTM 模型,基于验证集计算适应度,不断更新红狐位置,直至满足最大迭代次数或达到适应度最小值,输出最优解 R_{prey} 。

步骤 5:基于 R_{prey} 初始化 WOA 的种群中心,利用训练集重新训练 LSTM 模型,计算适应度,更新位置,输出适应度最佳的参数组合。

步骤 6:基于测试集检测优化后的模型性能,并分析空间预测结果。

整体研究流程如图 2 所示。

3 结果与分析

3.1 CEEMDAN 分解结果

利用 CEEMDAN 分解建三江分公司下辖 15 个农场 2009—2022 年逐月地下水埋深数据,基于 CEEMDAN 分解时的自适应性与数据本身频率成分的影响^[27],各农场的的数据分解结果均为 5 个 IMF 分量(IMF1 ~ IMF5),见图 3。由图 3 可知,各农场 IMF1 ~ IMF5 为高频分量、中高频分量、中频分量、低频分量和单调趋势,分别显示地下水埋深的短期波

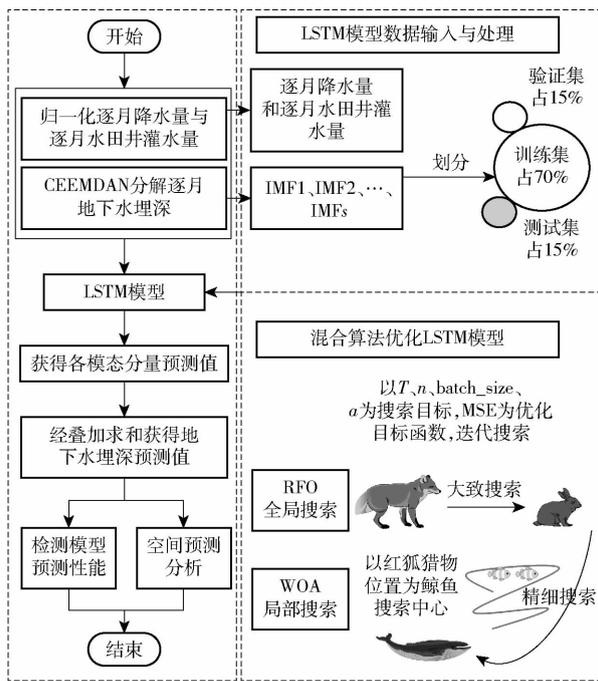


图2 整体研究流程图

Fig. 2 Overall research flowchart

动、季节性变化、长时间尺度波动、长期趋势和整体趋势。

3.2 模型预测结果与性能检测

3.2.1 模型预测效果

LSTM模型经混合算法优化后,获取 T 、 n 、 $batch_size$ 和 a 的最优值分别为 12、72、16、0.005。构建混合算法-LSTM模型和默认参数值下的 LSTM模型 ($T = 36$ 、 $n = 128$ 、 $batch_size$ 为 64、 $a = 0.001$)、CEEMDAN-LSTM模型。以 15 个农场地下水埋深平均预测值为目标,对比 CEEMDAN-混合算法-LSTM模型与该 3 种模型在测试集上的预测效果,各模型预测效果见图 4。图 4 中决定系数 R^2 越趋近于 1,表示模型拟合效果越好^[31];最大绝对误差 (Maximum absolute error, MAE) 越小,表示模型在最差条件下的预测误差较小,预测性能更稳定^[32];均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 越小,表示模型预测精度越高^[33]。由图 4a 可知,单独使用 LSTM模型的预测结果与实际值偏差较大,尤其在地下水埋深变化的波峰和波谷处,难以准确捕捉极值点的动态变化。引入 CEEMDAN 分解和混合算法后,LSTM模型的预测性能显著提升,预测曲线与实际值更加贴合。从整体趋势来看,CEEMDAN-混合算法-LSTM模型在捕捉地下水埋深变化的拐点方面表现尤为出色,与实际值的吻合度相对更高。由图 4b 可知,与单一的 LSTM模型相比,CEEMDAN-LSTM模型和混合算法-LSTM模型 RMSE 分别降低 6.6% 和 14.2%, R^2 分别提升 6.2% 和 12.6%,表明

CEEMDAN 分解和混合算法均能显著提高 LSTM模型的拟合能力和预测精度。而 CEEMDAN-混合算法-LSTM模型 RMSE、 R^2 和 MAE 均优于其他 3 种模型。与次优模型相比,其 RMSE 和 MAE 分别降低 30.6% 和 40.8%, R^2 提升 16.4%。说明 CEEMDAN 分解、混合算法与 LSTM模型结合,能够有效削弱数据非平稳特征对模拟预测的干扰,同时显著增强模型对非线性时间序列数据的学习能力,使预测结果更加接近实际值。因此,CEEMDAN-混合算法-LSTM模型适用于区域地下水埋深预测。

3.2.2 与 BP 和 RNN 模型预测效果对比

基于优化器 Adam、学习率 0.001、批量大小 32、训练次数 100,构建隐藏层数 1 层 (含 64 个节点) 的 BP模型与 1 层网络结构的 RNN模型。对比 BP模型、RNN模型和 CEEMDAN-混合算法-LSTM模型在相同时间段上的预测效果,结果见图 5。图 5 中纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency, NSE) 为描述预测值与实际值之间拟合程度的指标,其值越趋近于 1,表示模型预测精度越高^[32]。

由图 5a 可知,CEEMDAN-混合算法-LSTM模型预测曲线最接近实际值,能更准确地捕捉地下水埋深的波动趋势,尤其是在峰值和谷值附近,表现出较强的拟合能力;BP模型预测曲线与实际值偏差较大,特别是在波动幅度较大的时间段,表现出较低的预测精度;RNN模型较 BP模型,其预测精度略显提升,但在极值点 (2021 年 12 月和 2022 年 8 月) 偏差依然较大。由图 5b 可知,CEEMDAN-混合算法-LSTM模型较 BP模型和 RNN模型, RMSE 分别降低 43.52% 和 44.67%, R^2 分别提升 18.96% 和 33.18%, NSE 分别提升 38.48% 和 42.49%。

3.2.3 空间预测

利用 CEEMDAN-混合算法-LSTM模型预测三江分公司 15 个农场未来 2023 年与 2027 年的地下水埋深,计算该两年内 12 个月地下水埋深平均值,以探究 2023—2027 年地下水埋深的变化情况。2023—2027 年各农场地下水埋深变化量见图 6。

由图 6 可知,地处最南端的大兴农场与近南端的胜利农场,其地下水埋深相对较浅,均不超出 9.83 m。位于北部的前哨、勤得利、浓江、二道河 4 个农场,其地下水埋深相对最深,均超出 18.47 m,且最深能达到 26.15 m。中部地区的前进、洪河、前锋 3 个农场,其地下水埋深相对较深,为 15.54 ~ 18.41 m。浓江、二道河、洪河 3 个农场的地下水埋深变化幅度相对最大,其变化值分别为 1.74、1.76、1.83 m,变化幅度分别为 9.42%、9.75%、11.04%。胜利、红卫 2 个农场地下水埋深变化幅度相对最小,

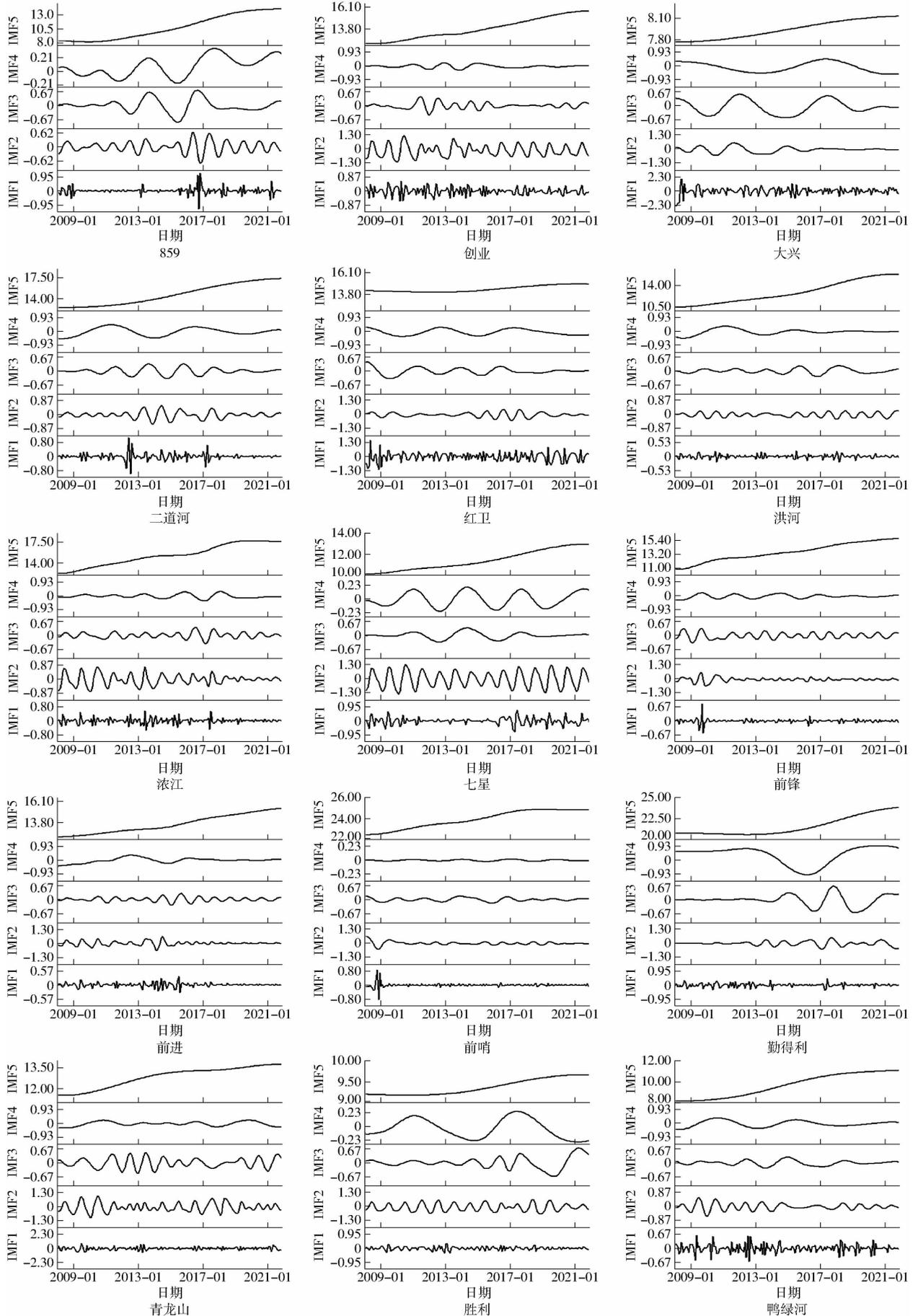


图 3 各农场 CEEMDAN 分解结果

Fig. 3 CEEMDAN decomposition results for each farm

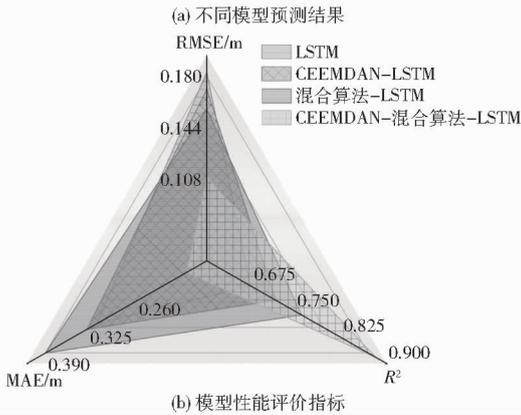
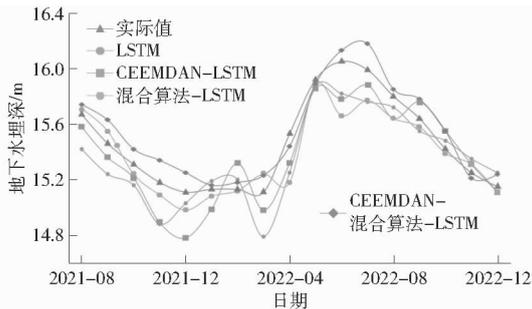


图4 4类LSTM模型预测效果

Fig. 4 Performance of 4 types of LSTM models in prediction

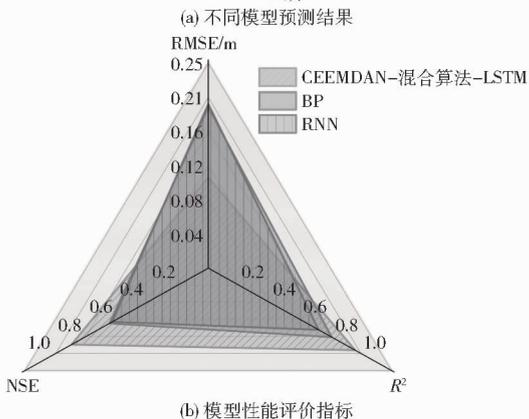
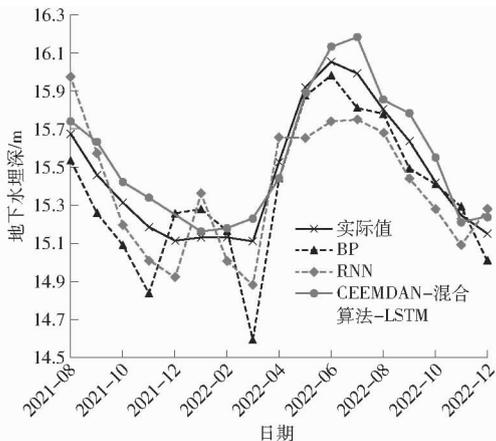


图5 不同模型预测效果对比

Fig. 5 Comparison of prediction performance of different models

其变化值分别为 0.18、0.19 m, 变化幅度分别为 1.87%、1.31%。综上可知, 2023—2027 年, 地下水

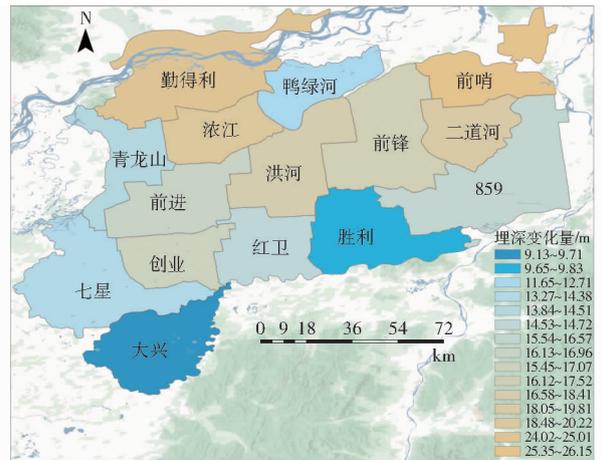


图6 2023—2027年各农场地下水埋深变化量

Fig. 6 Variation of groundwater depth of each farm from 2023 to 2027

埋深整体呈现自南向北变深的分布规律, 2023 年与 2027 年整体地下水平均埋深分别为 15.92 m 和 16.91 m, 变化幅度为 6.22%。

结合建三江分公司实际情况可知以上变化主要受自然条件和人为活动的共同影响, 具体为: 南部地区(如大兴农场、胜利农场)地势较低, 松散黑土占比相对较大, 土壤渗透性较强, 地下水流动速度较快, 补给效率较高, 因而地下水埋深较浅(均不超过 9.83 m), 变化幅度较小; 北部地区(如前哨、勤得利、浓江、二道河农场)地势较高, 黏土和砂质土占比相对较大, 土壤渗透性较差, 地下水流动速度较慢, 地下水补给条件相对较差, 且水田范围较为广阔、水田井数量较多, 因而地下水埋深较深(均超过 18.47 m, 最深达 26.15 m), 变化幅度较大; 中部地区(如前进、洪河、前锋农场)的地形和土壤条件介于南部和北部之间, 地下水埋深也介于两者之间。截至 2022 年, 北部地区的灌溉井分布密度较高, 地下水开采强度较大, 如前哨、勤得利、浓江、二道河 4 个农场共建设 7 740 眼水田井, 均用于灌溉 96.1 km² 的农作物面积, 因此该部分农场因农业种植需求而消耗大量的地下水资源, 影响地下水水位抬升。就整体而言, 建三江分公司水田面积达 467.64 km², 占总耕地面积近 80%, 因此该地需逐年耗费巨额水资源以满足水田灌溉, 造成整体年地下水埋深的变化幅度增大。

4 结论

(1) CEEMDAN-LSTM 模型和混合算法-LSTM 模型较单一的 LSTM 模型, RMSE 分别降低 6.6% 和 14.2%, R^2 分别提升 6.2% 和 12.6%, 验证 CEEMDAN 分解法和混合算法提升 LSTM 预测性能的有效性。CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型较 BP

模型 RMSE 降低 43.52%, R^2 上升 18.96%, NSE 上升 38.48%, 较 RNN 模型 RMSE 降低 44.67%, R^2 上升 33.18%, NSE 上升 42.49%, 说明 CEEMDAN 分解法与混合算法的耦合使用, 可以显著提升 LSTM 模型的预测精确度和拟合度, 反映出该耦合模型在地下水埋深预测中出色的预测能力和较好适用性。CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型较 BP 模型和 RNN 模型, 其 RMSE 降低 43% 以上, R^2 和 NSE 均提升超 18%, 进一步表明 CEEMDAN 分解法和混合算法显著优化了 LSTM 模型的非线性动态建模能力, 预测误差最小, 拟合效果和相关性表现最佳, 适用于复杂时间序列预测任务。

(2) 基于 CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型的预测结果可知, 2023—2027 年建三江分公司可能因

大范围农业灌溉和多处地下水抽取而造成整体地下水埋深从 15.92 m 增长至 16.91 m, 变化幅度达 6.22%。空间上, 北部农场地下水埋深普遍大于南部农场。因此, 未来北部农场有必要通过改进农业灌溉方式与精细化管理地下水开采作业等方式, 降低地下水资源的使用量和浪费程度, 促进地下水埋深的恢复。

(3) 初步探究了 CEEMDAN-混合算法-LSTM 模型在地下水埋深预测中的运用。今后可在 LSTM 模型中引入注意力机制, 促使 LSTM 可以自动分配更高的权重给关键时间点数据, 改善对地下水埋深预测精度, 还可增加 LSTM 模型的网络层数, 使模型能够从更复杂的层次上对数据进行分析, 学习更多的时间序列特征, 从而提升预测精度。

参 考 文 献

- [1] ZHANG X, DING B, HOU Y, et al. Assessing the feasibility of sprinkler irrigation schemes and their adaptation to future climate change in groundwater over-exploitation regions[J]. *Agricultural Water Management*, 2024, 292: 108674.
- [2] SCANLON B R, FAKHREDDINE S, RATEB A, et al. Global water resources and the role of groundwater in a resilient water future[J]. *Nature Reviews Earth Environment*, 2023, 4(2): 87-101.
- [3] POINTET T. The United Nations world water development report 2022 on groundwater, a synthesis[J]. *LHB*, 2022, 108(1): 2090867.
- [4] NTONA M M, BUSICO G, MASTROCICCO M, et al. Modeling groundwater and surface water interaction: an overview of current status and future challenges[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 846: 157355.
- [5] 苏凯, 岳德鹏, YANG Di, 等. 基于 IL-HMMs 预测模型的地下水埋深预测研究[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(12): 263-268. SU Kai, YUE Depeng, YANG Di, et al. Groundwater depth forecast based on IL-HMMs[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(12): 263-268. (in Chinese)
- [6] 孟庆玉. 灰色统计模型在辽河平原灌区地下水埋深预测的适用性分析[J]. *黑龙江水利科技*, 2020, 48(10): 14-16, 48. MENG Qingyu. Analysis of applicability of grey statistical model for groundwater depth prediction in irrigated area of Liaohe Plain[J]. *Heilongjiang Hydraulic Science and Technology*, 2020, 48(10): 14-16, 48. (in Chinese)
- [7] 张传奇, 王晓曦. 基于数据驱动的黄河三角洲地下水位预测模型[J]. *环境保护与循环经济*, 2020, 40(12): 41-45. ZHANG Chuanqi, WANG Xiaoxi. Data-driven groundwater level prediction model in the Yellow River Delta[J]. *Environmental Protection and Circular Economy*, 2020, 40(12): 41-45. (in Chinese)
- [8] SUN J, HU L, LI D, et al. Data-driven models for accurate groundwater level prediction and their practical significance in groundwater management[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 608: 127630.
- [9] ZHANG X, CHEN H, ZHU G, et al. A new groundwater depth prediction model based on EMD-LSTM[J]. *Water Supply*, 2022, 22(6): 5974-5988.
- [10] RIZI F Y. A review of notable studies on using empirical mode decomposition for biomedical signal and image processing[J]. *Signal Processing and Renewable Energy*, 2019, 3(4): 89-113.
- [11] GULMEZ B. Stock price prediction with optimized deep LSTM network with artificial rabbits optimization algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 227: 120346.
- [12] CAO J, LI Z, LI J. Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2019, 519: 127-139.
- [13] CHEN L, LIU X, ZENG C, et al. Temperature prediction of seasonal frozen subgrades based on CEEMDAN-LSTM hybrid model[J]. *Sensors*, 2022, 22(15): 5742.
- [14] AZIZ R M. Cuckoo search-based optimization for cancer classification: a new hybrid approach[J]. *Journal of Computational Biology*, 2022, 29(6): 565-584.
- [15] JASZCZ A, POLAP D, DAMASEVICIUS R. Lung X-ray image segmentation using heuristic red fox optimization algorithm[J]. *Scientific Programming*, 2022, 2022(1): 4494139.
- [16] CHAKRABORTY S, SAHA A K, SHARMA S, et al. A novel enhanced whale optimization algorithm for global optimization[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 153: 107086.
- [17] POLAP D, WOZNIAK M. Red fox optimization algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 166: 114107.

- [18] YANG W, XIA K, FAN S, et al. A multi-strategy whale optimization algorithm and its application[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 108:104558
- [19] 张运鑫. 黑龙江省建三江规模化稻区光伏提水灌溉研究[D]. 北京:中国水利水电科学研究院,2018.
ZHANG Yunxin. Study on photovoltaic pumping irrigation in large-scale rice planting area in Jiansanjiang of Heilongjiang Province[D]. Beijing: China Academy of Water Resources and Hydropower Research,2018. (in Chinese)
- [20] 张殿君,张盛学. 一项水稻泡田期的省水措施[J]. *灌溉排水*,1994(1):61-62.
- [21] 丁元芳,曹国忠,李月宁,等. 三江平原地下水开发利用及其管理和保护[C]//中国水利学会2020学术年会论文集第五分册,2020.
- [22] 葛建坤,雷国相,陈皓锐,等. 基于 SHAP 重要性排序和机器学习算法的灌区渠道调度流量预测[J]. *农业工程学报*, 2023,39(13):113-122.
GE Jiankun, LEI Guoxiang, CHEN Haorui, et al. Irrigation district channel dispatch flow prediction based on SHAP importance ranking and machine learning algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*,2023,39(13):113-122. (in Chinese)
- [23] 苏孙卿. 不同更新方式米楮群落优势树种的种间联结性[J]. *福建林业科技*,2024,51(4):1-7,31.
SU Sunqing. Interspecific association of dominant tree species in *Castanopsis carlesii* community with different regeneration methods[J]. *Journal of Fujian Forestry Science and Technology*,2024,51(4):1-7,31. (in Chinese)
- [24] GREENLAND S, SENN S J, ROTHMAN K J, et al. Statistical tests, P values, confidence intervals, and power: a guide to misinterpretations[J]. *European Journal of Epidemiology*, 2016,31(4):337-350.
- [25] ZHOU F, HUANG Z, ZHANG C. Carbon price forecasting based on CEEMDAN and LSTM[J]. *Applied Energy*,2022,311:118601.
- [26] 祖林禄,柳平增,赵妍平,等. 基于 SSA-LSTM 的日光温室环境预测模型研究[J]. *农业机械学报*,2023,54(2):351-358.
ZU Linlu, LIU Pingzen, ZHAO Yanping, et al. Solar greenhouse environment prediction model based on SSA-LSTM[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023,54(2):351-358. (in Chinese)
- [27] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP),2011:4144-4147.
- [28] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNIK J, et al. LSTM: a search space odyssey[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*,2016,28(10):2222-2232.
- [29] GRAVES A. Long short-term memory[J]. *Studies in Computational Intelligence*,2012,385:37-45.
- [30] HEWAMALAGE H, BERGMEIR C, BANDARA K. Recurrent neural networks for time series forecasting: current status and future directions[J]. *International Journal of Forecasting*, 2021,37(1):388-427.
- [31] 张琛,郗笃隽,裴嘉博,等. 不同因素对猕猴桃可溶性固形物便携式无损检测仪精度的影响[J]. *上海农业学报*,2024,40(6):119-124.
ZHANG Chen, XI Dujun, PEI Jiabo, et al. Influence of different factors on the precision of portable nondestructive testing instrument for soluble solid of kiwifruit[J]. *Acta Agriculturae Shanghai*,2024,40(6):119-124. (in Chinese)
- [32] 范严伟,唐兴鹏,史金红,等. 基于圆筒入渗仪的田间膜孔灌土壤入渗参数研究[J]. *农业机械学报*,2023,54(2):302-310,367.
FAN Yanwei, TANG Xingpeng, SHI Jinhong, et al. Soil infiltration parameters for field film hole irrigation based on cylinder infiltrometer[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2023,54(2):302-310,367. (in Chinese)
- [33] 陈俊英,项茹,贺玉洁,等. 基于 Landsat8 与 Sentinel-1 遥感图像融合的土壤含水率反演模型[J]. *农业机械学报*,2024,55(2):208-219.
CHEN Junying, XIANG Ru, HE Yujie, et al. Soil moisture content inversion model based on Landsat8 and Sentinel-1 image fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2024,55(2):208-219. (in Chinese)