

基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测方法

孙亮^{1,2}, 王瑞国², 张星星³, 胡纯涛¹, 姚宏¹, 李圣文¹, 刘超^{1*}

(1. 中国地质大学(武汉)计算机学院, 武汉 430074; 2. 中国交通信息科技集团有限公司, 北京 101300;

3. 永定河流域投资有限公司, 北京 100193)

摘要: 针对传统的作物需水预测模型存在模型精度不高、运行效率低下和缺乏动态调整能力, 该研究综合考虑参考作物蒸散量 ET_0 和作物系数 K_c 等影响需水预测的主要因素, 提出了一种基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测方法。该方法首先使用序列分解-线性回归模型(series decomposition and linear regression, SDLR)结合彭曼公式对未来1~7 d的 ET_0 进行预测, 然后使用 ArcGIS 软件标注了灌区的农田边界, 并在标注好的田块矢量边界上基于遥感反演模型(remote sensing inversion, RSI)实时反演未来1~7 d的 K_c , 最后使用灌溉需水预测模型(irrigation water requirement assessment model, IWRA)整合未来1~7 d的 ET_0 与 K_c , 预测得到各田块的需水量, 实现灌溉需水量的精确预测。结果表明: 1) SDLR 模型在未来1~7 d的 ET_0 预测中均方根误差为0.435~0.728 mm/d, 平均绝对误差为0.303~0.526 mm/d, R^2 在0.821~0.942之间, 均优于基线模型。2) 与两个基线模型比较, SDLR 模型参数数量分别降低了90.7%和92%, 推理时间分别降低了97.4%和98.5%。3) RSI 模型反演的作物系数符合FAO作物系数变化规律, 能够动态调整作物系数。4) 在洋河二灌区2018年灌溉需水预测试验中, 模型预测的灌溉需水量总体低于实际取水量8.17%, 节省了农业灌溉用水。该研究为区域尺度农业水资源精准作物管理提供可推广的技术框架。

关键词: 灌溉; 遥感; 反演; 需水量预测; 彭曼公式; 线性回归; 作物系数

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202503113

中图分类号: S275

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-23-0097-10

孙亮, 王瑞国, 张星星, 等. 基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(23): 97-106.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202503113 <http://www.tcsae.org>

SUN Liang, WANG Ruiguo, ZHANG Xingxing, et al. Predicting crop water requirements using remote sensing inversion and Penman-Monteith formula[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(23): 97-106. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202503113 <http://www.tcsae.org>

0 引言

中国人均水资源量仅为世界平均水平的35%^[1], 节约用水是解决水资源短缺的关键。根据中国水利部发布的2023年《中国水资源公报》, 2023年中国总用水量达到5 906.5亿 m^3 , 其中农业用水占该用水量的62.2%^[2]。农业作物灌溉用水需求预测研究可以持续推进农业用水效率, 实现水资源可持续发展。参考作物蒸散量 ET_0 可大致反映作物的水分蒸散状况, 通过分析作物参考蒸散量的变化趋势, 结合作物系数来估算农作物的需水量 ET_c , 对指导农业灌溉和合理分配农田水资源管理具有重要意义^[3-4]。

目前, 作物需水量 ET_c 的数学建模研究都是基于参考蒸散量 ET_0 和相应的作物系数 K_c ^[5-6]。 ET_0 预测模型可以分为两类: 1) 完全基于物理原理的模型; 2) 采用机器学习的黑箱模型。其中, FAO56 Penman-Monteith (FAO56-PM) 模型作为完全基于物理原理的标准方法, 被广泛推荐用于 ET_0 估算^[5]。例如, YANG等^[7]采用彭

曼公式和公共天气预报对未来7 d的每日 ET_0 进行预测。然而, 日照时数和风速无法直接从公共天气预报获取, 因此完全基于物理原理的模型可能产生较大误差^[8]。 ET_0 与气象因子之间通常呈非线性的复杂关系, 由于机器学习在处理模型输入和输出之间的非线性关系方面表现出色, 已被广泛用于揭示复杂的水文现象^[9-11]。近年来, 研究人员使用BP神经网络^[12]、随机森林模型^[13]、贝叶斯正则化人工神经网络^[14]、自适应Boost模型^[15]等方法对 ET_0 进行预测。这些模型虽然能够提供一定的预测能力, 但随着预测时间的变长后模型难以建模多变量之间复杂的关系, 导致其预测精度不能满足灌区管理的实际需求^[16]。为了提高预测精度, 一些学者采用深度学习模型预测 ET_0 和需水量^[17-19], 例如CHEN等^[20]开发了多种深度学习模型, 包括深度神经网络(deep neural networks, DNN)、时间卷积神经网络(temporal convolutional network, TCN)和长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM), 并利用来自中国东北平原的不完整气象数据来估计每日 ET_0 。李晶晶等^[21]利用LSTM对鲜食玉米的需水量进行了预测, 其 R^2 可达0.76。LONG等^[22]结合了LSTM与小波变换, 通过小波变换处理时序数据的多尺度特征, 从而改进了 ET_0 估算的精度。ABED等^[23]尝试将基于Transformer的深度学习架构应用于马来西亚4个不同地区的 ET_0 预测。这些深度学习模型虽然在一定程度上提升了预测精度, 但是因参数

收稿日期: 2025-03-14 修订日期: 2025-10-17

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42371420, 62073300, 42071382)

作者简介: 孙亮, 博士生, 高级工程师, 研究方向为深度学习、智慧水利及应用。Email: sunliang@cccltd.cn

*通信作者: 刘超, 副教授, 研究方向为智能计算、知识图谱与大数据应用。Email: cs_liuchao@cug.edu.cn

量过多导致计算开销庞大,难以在资源受限的灌区部署。

作物系数 (K_c) 也是需水预测的重要部分。通常 K_c 大多是采用联合国粮食及农业组织 (FAO) 推荐的作物系数法获取^[24-25],也有根据 FAO 作物系数作为参数通过 SIMDual- K_c 模型计算得出^[26]。然而,基于预先设定的作物类型和生长阶段确定 K_c 值,导致无法根据作物的实际生长状况动态调整^[27]。对此,有关学者利用作物生长天数、累积温度和叶面积指数 (leaf area index, LAI) 等指标分别与作物系数建立关系,以此动态地估算作物系数^[28-30]。但这类方法依赖的数据 (如 LAI) 获取难度较大,难以在实际应用中广泛推广。为此,基于遥感影像的作物需水预测应运而生。遥感技术因其长时间、大范围的物候监测的特点被广泛应用于农业领域。例如,张晓春等^[31] 基于多源高时空分辨率遥感数据建立时间上非均匀的归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 影像数据集,准确提取了 6a 冬小麦田区尺度物候期的空间分布图,为监测冬小麦生长发育状态提供了科学依据。葛冰洋等^[32] 基于 Sentinel-1 分别识别山东省禹城市冬小麦的灌溉事件,为区域尺度的灌溉事件识别和频次估算提供可靠方法。遥感影像中的 NDVI 能够实时反映植被的绿度和覆盖度,有助于动态调整 K_c 值,更精确地反映作物的水分需求。例如,SEGOVIA-CARDOZO 等^[33] 将遥感影像中获得的 NDVI 指数与地面实测作物系数 K_c 进行拟合,并与区域灌溉咨询处的建议 K_c 值进行了比较,证明了该方法的有效性。COSTA 等^[34] 采用了 K_c -METRIC、NDVI 和 NDVI2 三种方法估计作物系数 K_c ,并将其与 FAO-56 标准方法的 K_c 进行比较,结果表明, K_c -NDVI 方法表现突出,显示了基于遥感反演作物系数方法的巨大潜力。

综上所述,传统的作物需水量预测方法存下以下 3 点问题:首先,传统的 ET_0 预测模型难以平衡模型复杂度与预测精度。其次,现有模型包含大量参数,导致运行效率低下,不利于实际应用。最后,传统的作物需水量预测方法依赖于 FAO 推荐的标准作物系数,不能根据作物生长状态进行动态调整,导致预测需水量与实际需水量存在较大偏差。针对上述问题,本研究提出了一种基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测方法,以期能够更好地解决作物需水预测中存在的精度不足、运行效率低和缺乏动态调整能力问题。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况与数据集

本研究区域为永定河流域洋河二灌区。洋河二灌区位于河北省西北部,官厅水库上游的永定河流域,张家口市东南部,地理坐标:东经 $115^{\circ}30' \sim 115^{\circ}50'$,北纬 $40^{\circ}15' \sim 40^{\circ}25'$ 。灌区西起张家口市下花园区,东至怀来县沙城镇,北至京张公路和京包铁路,南至洋河北岸。灌区渠首位于鸡鸣驿村西的洋河北岸,引洋河水进行农田灌溉。灌区内总耕地面积 83.33 km^2 。原设计灌溉面积 73.33 km^2 ,有效灌溉面积 66.67 km^2 ,现状实际灌溉面积 54.67 km^2 。最近的气象站为怀来气象站,多年平均气温 10.0°C ,极端最低气温 -23.0°C (发生在 1 月),极端最高

气温 41.7°C (发生在 7 月),多年平均风速为 2.7 m/s 。主要作物为玉米和小麦,其中玉米占 90% 以上。因此本研究主要对灌区玉米的需水量进行预测。根据当地资料,玉米的生育期如下:5 月 28 日到 6 月 15 日为初始生长期 (播种-拔节期),6 月 15 日至 7 月 6 日为快速发育期 (拔节-抽穗期),7 月 6 日至 8 月 15 日为生育中期 (抽穗-灌浆初期),8 月 15 日至 9 月 15 日为生育后期 (灌浆-成熟期),9 月中下旬收获。每日的气象数据从中国气象数据网 (<https://data.cma.cn/>) 获取。气象数据集共 7 列特征,包括平均气压、平均气温、日最高气温、日最低气温、平均相对湿度、平均风速、日照时数。气象数据以日为时间尺度,收集年份为 2010—2018 年。遥感数据从哨兵 2 号卫星获取,哨兵 2 号卫星的详细介绍如表 1 所示,遥感影像空间分辨率为 10 m ,数据获取时间选取作物生长季 (4—10 月) 的云量覆盖率低于 10% 的影像,采样时间为 5d。原始影像经过大气校正、几何校正和辐射定标等预处理后,计算得到归一化植被指数 NDVI,最后筛选出符合条件的遥感影像。试验结合遥感获取试验田的 NDVI 指数与遥感影像拍摄日期实测的试验田作物系数建立反演模型。

表 1 研究区域使用的影像数据集信息
Table 1 Information of the imagery dataset used in the study area

卫星 Satelliter	地面采样距离 Ground sample Distance/m	重访周期 Revisit time/d	成像幅宽 Visual field/ km	发射日期 Launching date
Sentinel 2 (2A)	10	16	180	2015-06-23
Sentinel 2 (2B)	5	5	290	2017-07-03

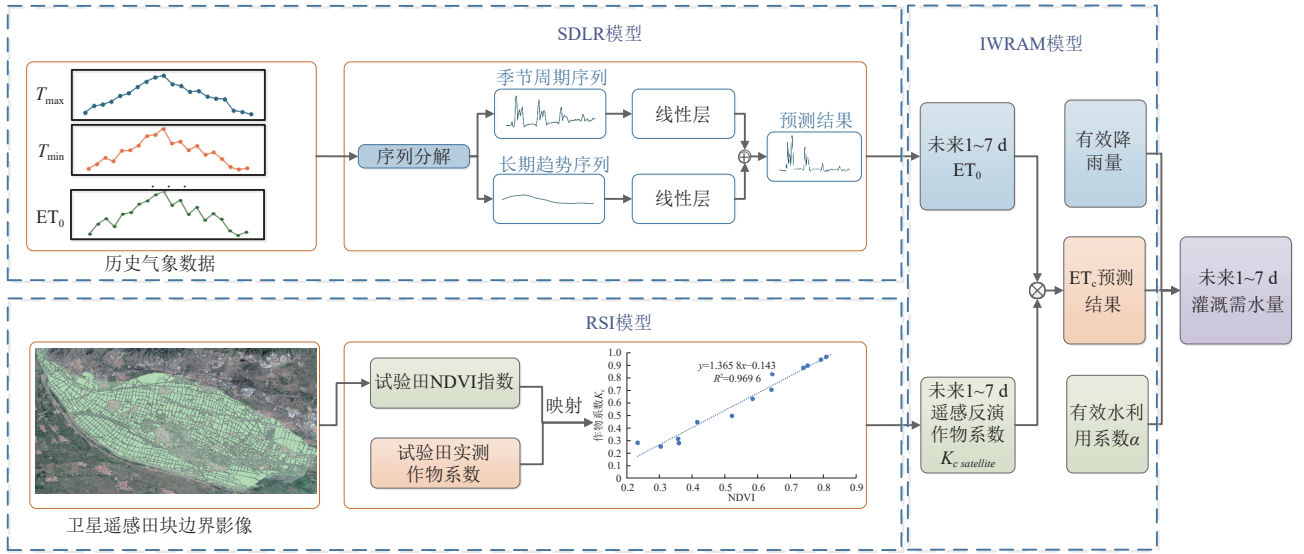
1.2 RSI-SDLR-IWRAM (remote sensing inversion-series decomposition and linear regression - irrigation water requirement assessment model) 模型

本研究提出了一种基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测模型,简称 RSI-SDLR-IWRAM。该模型首次将遥感融合进作物需水预测方法,利用遥感反演作物实时的作物系数,并且将 SDLR 引入 ET_0 预测领域,实现对未来 1~7 d 的灌区各田块的灌溉需水量高精度预测。RSI-SDLR-IWRAM 模型的结构图如图 1 所示,该模型包括 3 个子模型:

1) 序列分解-线性回归模型 SDLR^[35]。该模块深度融合彭曼公式的气象驱动机制,将日最高气温、日最低气温、平均气温、平均相对湿度、平均风速、平均气压、日照时数等历史气象数据与 ET_0 作为输入,通过趋势-残差双分支协同预测参考蒸散量 ET_0 ,模型兼具轻量化与高预测精度的特点。

2) 遥感反演作物系数模型 RSI。该模型利用哨兵二号遥感影像计算的归一化植被指数 NDVI 与试验田中实测的作物系数 K_c 建立反演模型,为作物需水预测提供动态调整的反演作物系数 $K_{c_satellite}$,最终能够根据作物生长情况动态调整需水量预测结果 ET_c 。

3) 作物灌溉需水量计算模型 IWRAM。该模型综合考虑了 SDLR 模型预测的 ET_0 、RSI 模型反演的 K_c 、有效降雨量 (effective precipitation, P_e) 和有效水利用系数 α 计算得到未来 1~7 d 的灌溉需水量。



注：历史气象数据包括日最高气温 (T_{max}) 和日最低气温 (T_{min}) 等。

Note: The historical meteorological data shown in the figure includes daily maximum temperature (T_{max}), daily minimum temperature (T_{min}), etc.

图 1 RSI-SDLR-IWRAM 模型结构
Fig.1 RSI-SDLR-IWRAM model architecture

1.2.1 灌溉需水量计算模型 IWRAM

根据土壤水平衡的灌溉需水量计算模型 IWRAM^[36], 总水平衡方程可描述为

$$IWR = \frac{ET_c - P_e}{\alpha} \quad (1)$$

式中 IWR 为灌溉需水量, mm。ET_c 为作物需水量, mm。P_e 表示有效降水量, mm。 α 是灌溉用水的有效利用系数, 根据当地农业部门的灌溉意见, α 取 0.6。

在式 (1) 中, 作物需水量 ET_c 表示作物在相应气候条件下的需水量, ET_c 计算式如下

$$ET_c = ET_0 \cdot K_c \quad (2)$$

式中参考蒸散量 ET₀ 由历史气象数据代入彭曼公式求得, 本研究中使用从彭曼公式中计算出的 ET₀ 来评估预测的 ET₀ 的准确性, 彭曼公式如下

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + r \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + r(1 + 0.34u_2)} \quad (3)$$

式中, 以日为步长, ET₀ 为参考蒸散量, mm/d; R_n 为作物表面上的净辐射, MJ/(m²·d); G 为土壤热通量, MJ/(m²·d); T 为 2 m 高处日平均气温, °C; u_2 为 2 m 高处的风速, m/s; e_s 为饱和水汽压, kPa; e_a 为实际水汽压, kPa; $(e_s - e_a)$ 为饱和水汽压差, kPa; Δ 为饱和水汽压曲线的斜率; r 为湿度计常数, kPa/°C。为方便起见, 将站点逐日气象数据导入 ET₀ Calculator 软件计算获得参考蒸散量 ET₀。

在实际预测中, 未来的有效降水量 P_e 通过天气预报获得。降雨除了能够保存在作物根系层中用于满足作物生长需要外, 还有部分田面损失, 包括植物截留、填洼、地表径流或深层渗漏等。将保存在根系层中的降水量称为有效降雨量。本研究有效降雨量计算式^[37] 如下:

$$P_e = \begin{cases} 0, & P < 5 \text{ mm} \\ 0.9P, & 5 \text{ mm} \leq P \leq 50 \text{ mm} \\ 0.75P, & P > 50 \text{ mm} \end{cases} \quad (4)$$

式中 P 为日降水量, mm。

1.2.2 SDLR 预测模型

灌区参考蒸发量 ET₀ 预测任务需要考虑温度、风速、气压、日照、湿度等因素在内的灌区历史数据 $X = \{x_1, \dots, x_L\}$, 其中 $X \in R^{L \times d}$, L 表示输入数据的长度, d 表示变量的个数, 通过对这些数据的复杂关系建模, 预测未来的参考蒸发量 $Y = \{y_1, \dots, y_b\}$, 其中 $Y \in R^{B \times 1}$, B 表示需要预测序列的长度, 在本研究中以日为时间尺度预测。

现有时序预测的深度学习模型都需要较大的计算开销, ZENG 等^[35] 提出了一种序列分解-线性回归的时序预测模型。该模型在较小的计算开销下取得了优于大部分深度学习模型的预测精度。因此, 本研究将该方法用于作物的 ET₀ 预测, 旨在利用更少的计算资源取得更好的预测效果。

通过分析灌区的历史数据, 注意到灌区的数据有很强的周期性。以最重要的参考蒸发蒸散量 ET₀ 为例, 洋河二灌区 2010—2018 年的 ET₀ 数据如图 2 所示, 数据具有显著的周期性。此外, 作物的生长是一个连续的过程, 这意味着数据具有时序性, 各个时间步之间存在着相关性。模型需要从过去的时间步中提取信息, 以预测未来的时间步。而现有的模型大多专注于对每一个时间步上的值进行建模, 忽略了数据的连续性。因此, 针对灌区的数据特点, SDLR 可以在降低参数数量的同时保持高预测精度。针对具有明显周期性和时序性的数据, 线性模型能够较好地捕捉这种关系。此外, 线性模型相对简单, 具有较少的参数和较简单的结构。在周期性、时序性强的数据上, 简单的模型往往更具泛化能力, 能够更好地适应数据的变化和噪声, 避免过拟合。

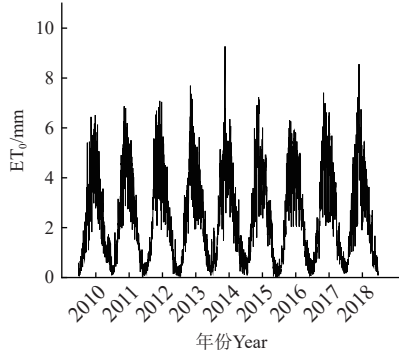


图2 洋河二灌区 2010—2018 年参考蒸散量 ET_0 时序图
Fig.2 Time series of reference evapotranspiration in the Yanghe-II Irrigation District from 2010 to 2018

为了充分提取灌区历史数据的重要趋势和季节性信息,并减少噪声的干扰,可以分两步来处理。首先对原始序列进行时序数据分解,接着通过调整移动平均池,来平滑灌区历史数据的周期波动,突出长期趋势。对于长度的输入序列 $X \in R^{L \times d}$, 如下表示:

$$X_t = \text{Avgpool}(\text{Padding}(X)) \quad (5)$$

$$X_s = X - X_t \quad (6)$$

式中 $X_t \in R^{L \times d}$ 存储着每个滑动窗口的均值,即长期趋势序列; $X_s \in R^{L \times d}$ 是减去长期趋势后保留的季节周期序列; Avgpool 是对滑动窗口进行平均池化操作,对窗口的数据取平均值; Padding 表示在滑动窗口两端填充零,使平均池化后的输出长度与输入一致。

通过以上分解,将原始序列分解为长期趋势序列 X_t 和季节周期序列 X_s 。其中长期趋势序列中包含数据的时序性,季节周期序列包含了数据的周期性。

对分解得到的两个序列分别应用单层线性网络,通过加权和操作直接对历史时间序列做回归,以预测未来。其数学表达式如下:

$$H_s = W_s X_s \quad (7)$$

$$H_t = W_t X_t \quad (8)$$

式中 $W_s, W_t \in R^{B \times L}$ 分别是季节周期序列和长期趋势序列沿时间轴的线性层, H_s 和 $H_t \in R^{B \times d}$ 分别是季节周期序列和长期趋势序列的隐藏层。SDLR 在不同变量间共享权重,并且不对任何空间相关进行建模。最后综合两部分得到最后的预测结果 $X' \in R^{B \times d}$, 其中 B 表示预测序列的长度, d 表示变量的个数。

$$X' = H_s + H_t \quad (9)$$

为了避免模型受到显著的错误累积效应影响,SDLR 使用了直接多步预测 (direct multi-step, DMS) 策略,原理如图 3 所示。其基本思想是直接预测未来多个时间步的数值。模型通过一次性的计算得出多个时间步的预测结果。相比于逐步预测可能会受到误差传播的影响,即每次预测的误差会影响下一步预测的准确性,直接多步预测可以减少这种误差传播的影响。因为它只进行一次预测。在该模型中选择使用均方误差 (mean squared error, MSE) 损失函数来衡量预测值与真实值之

间的差异,以便有效地训练和优化模型。

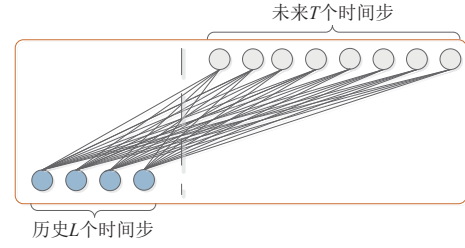


图3 DMS 原理示意图

Fig.3 Schematic of the DMS principle

MSE 损失函数形式如下:

$$L = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B (F_{B+i} - M_{B+i})^2 \quad (10)$$

式中 F 为模型预测值, M 为通过彭曼公式计算得到的真实值。

1.2.3 RSI 作物系数反演模型

K_c 作物系数是使用谷歌地球平台进行估计的,谷歌地球存储了自 2005 年以来的卫星图像的历史数据库,用于收集 NDVI 指数,并建立与 K_c 值的反演关系,卫星图像来自哨兵 2 号卫星的传感器。

首先对获取的遥感影像进行预处理,包括校正、大气校正、几何校正等,以确保数据质量和准确性。然后根据遥感影像获得 NDVI 指数。NDVI 是一种通过分析可见光和近红外波段的反射率差异来评估地表植被状况的指数。NDVI 的取值范围从 -1 到 1,数值越高表示植被越茂盛和健康,而数值越低则表示植被覆盖较少或不健康。

TOUREIRO 等^[38]指出对于给定作物和地区,可靠的经验方程可以用于从遥感数据中定义作物水平平衡参数。JAVED 等^[39]指出作物系数与卫星得到的 NDVI 值有很强的相关性,且两者相互成正比。基于反射率的反演作物系数 ($K_{c_satellite}$) 可以通过 NDVI 和灌区试验田实测的作物系数 K_c 值之间的线性关系计算出来,反演关系如下式:

$$K_{c_satellite} = 1.3658 \times \text{NDVI} - 0.143 \quad (11)$$

图 4 结果显示 NDVI 与实测作物系数具有强烈的相关性 ($R^2=0.9696$),也说明了该方法的可靠性。因此本研究利用谷歌地球计算目标区域的 NDVI 后结合上式得到反演作物系数 $K_{c_satellite}$ 。

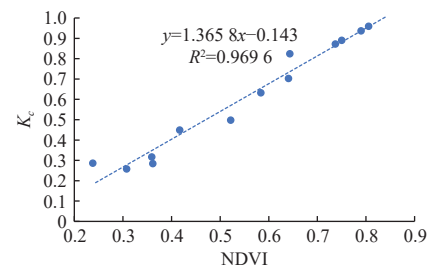


图4 灌区玉米的 NDVI 与作物系数 (K_c) 的反演关系图
Fig.4 Mapping relationship between NDVI and crop coefficient (K_c) for maize in the irrigation district

图 5 为玉米生育期 NDVI 时序图，研究用灌区试验田 2016—2018 年平均 NDVI 数据构建了当地玉米的典型生育期曲线，用来根据当前田块的 NDVI 值预测未来的 NDVI 值。

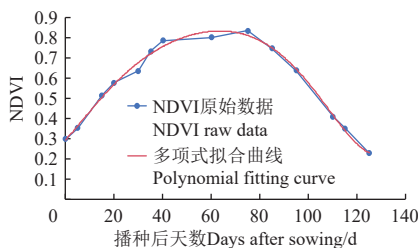


图 5 玉米生育期 NDVI 时序图

Fig.5 NDVI time series during the maize growth period.

研究作物系数反演模型，首先需要通过 ArcGIS 软件从高分辨率遥感影像中提取洋河二灌区的种植田块矢量边界，如图 6 所示，橙色线条代表灌区边界，其中每个绿色的多边形表示独立的田块。接下来，从遥感影像中提取每一个种植田块的 NDVI 指数，通过式 (11) 获取预测时间步长的各田块的作物系数 $K_{c_satellite}$ ，并用于作物需水量的计算。

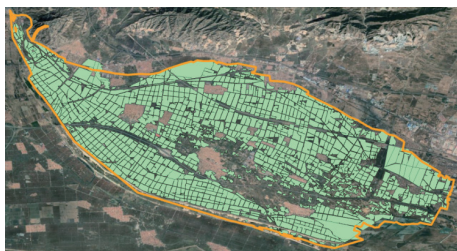


图 6 洋河二灌区种植田块边界矢量图

Fig.6 Yanghe II Irrigation District plantation plot boundary vector map

1.3 试验平台

本试验在 64 位操作系统 Ubuntu 18.04 LTS 下进行，服务器配置：GPU 为 RTX3090、内存为 24 GB、Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU，在 Python-3.8、PyTorch-2.0.1、CUDA11.1 搭建的深度学习环境中完成。

训练过程中训练批次 batch 为 16，一共训练 50 轮，学习率为 0.01。在试验中以 2010—2017 年的气象数据作为训练集，2018 年的数据作为测试集以预测 ET_0 。

1.4 模型评价指标

统计指标包括平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和决定系数 (R^2)。这些指标用来量化每日 ET_0 的预测性能^[40-42]。其中，MAE 提供预测和实际之间的误差范围，RMSE 用于测量预测值和观测值之间的一致性水平， R^2 则是用于量化预测的方差与观测值的方差。

1.5 试验设计

本试验的具体步骤如下：

1) SDLR 模型最佳时间窗口确定试验，该试验的目标是筛选使 SDLR 模型预测精度最高、计算效率最优的时间窗口参数，为模型应用提供参数依据。

2) SDLR 模型预测精度及与基线模型对比试验，该

试验的目标是评估 SDLR 模型预测精度，并与基准线模型对比，验证其性能优越性及应用价值。

3) RSI 模型反演玉米作物系数试验，该试验的目标是验证遥感反演作物系数的可靠性，为需水量预测方法提供支撑。

4) 两种作物系数指导下的节水评估试验，该试验的目标是对比两种作物系数指导下的灌溉节水效果，从而证明本文提出的需水预测方法的准确性与实用性。

根据师翊等^[43]的研究工作，随着气象输入因子的增加，模型的精度会有提升。这是因为更多的数据可以为模型提供更加丰富的特征，从而得到更准确的预测结果。由于 SDLR 模型的参数量很小，增加的数据带来的计算开销也相应很少。因此，在试验中选择 1.1 小节中的气象数据集（包括平均气压、平均气温、日最高气温、日最低气温、平均相对湿度、平均风速、日照时数）与基于彭曼公式计算得到的 ET_0 数据作为 SDLR 模型的输入对未来 1~7 d 的 ET_0 进行预测。

2 结果与分析

2.1 SDLR 模型最佳时间窗口确定

时间窗口是指在模型进行预测时使用历史数据的长度。为确定最佳的时间窗口，该研究选取了 7、15 和 30d 三种时间窗口去预测未来 7 d 的 ET_0 ，具体结果如下表 2 所示。

表 2 不同特征窗口下未来 7 d 的 ET_0 预测结果

Table 2 ET_0 prediction results for the next 7 days under different feature window lengths

特征窗口长度 Feature window length/d	MAE/ (mm·d ⁻¹)	RMSE/ (mm·d ⁻¹)	R^2
7	0.523	0.772	0.819
15	0.530	0.773	0.821
30	0.522	0.767	0.824

试验结果显示当特征窗口从 7 加大为 30 时，MAE 和 RMSE 下降了 0.001 和 0.005， R^2 上升了 0.005。这表明随着时间窗口的变大，模型能从历史的数据中学习到的更丰富的特征，提高了预测精度。因此，在之后的试验中选择过去 30 d 的气象数据作为输入。

2.2 SDLR 模型预测精度及与基线模型对比

为验证 SDLR 模型的有效性，本研究使用 SDLR 模型预测未来 1、4 和 7 d 的 ET_0 。表 3 最后一行是 SDLR 模型的精度指标，其中，预测步长是指模型预测的未来天数的长度。试验结果表明，模型整体精度较高， R^2 在 0.821~0.942 之间，但随预测时间逐渐变长模型的预测精度有所下降。例如，预测 7 d 相比预测 1 d，MAE 由 0.526 下降到 0.303，RMSE 由 0.782 下降到 0.435。这是因长期预测需捕捉时序数据的动态变化（如趋势、季节性），导致建模复杂度增加。总体来说，SDLR 预测能准确预测灌区未来 1~7 d 的参考蒸散量 ET_0 ，在各个预测时间步长上都保持了较高的预测精度。

同时，本模型也与常用的 LSTM 模型和 Transformer 模型进行了对比，结果如表 3 所示。结果表明，在所有不同预测时间步长的试验中，SDLR 模型相比于基准模

型预测准确性更高。LSTM 模型对于灌区未来 1~7 d 的 ET_0 预测的 MAE 和 RMSE 分别高于 SDLR 模型 0.041~0.213 和 0.017~0.314 mm/d。Transformer 模型对于灌区未来 1~7 d 的 ET_0 预测的 MAE 和 RMSE 分别高于 SDLR 模型 0.043~0.183 和 0.014~0.263 mm/d。试验结果显示 SDLR 模型能显著改善 ET_0 预测的性能, 同时, SDLR 模型相比 LSTM 和 Transformer, R^2 分别高出了 1%~10.8% 和 0.9%~8.6%。表现出更少的预测误差。

此外, 为了分析模型的预测特点, 图 7 给出了 SDLR 模型、LSTM 模型和 Transformer 模型在洋河二灌区 2018 年参考蒸散量预测的结果, 这里的预测方法是指研究采用基于滑动窗口的自回归预测方法, 模型每次只预测下一天的 ET_0 值, 然后将当天的实际观测值反馈到输入序列中, 具体步骤为: 1) 用历史 N 天的数据 (窗口

长度= N) 预测第 $(N+1)$ d 的 ET_0 , 2) 获取第 $(N+1)$ d 的真实观测值, 3) 将窗口向前滑动 1d, 剔除最旧的数据, 加入新的真实值, 4) 用更新后的窗口预测第 $(N+2)$ d 的值, 直到循环完成所有预测。

表 3 不同预测模型的性能对比

模型 Model	预测步长 Prediction step/d	MAE/ (mm·d ⁻¹)	RMSE/ (mm·d ⁻¹)	R^2
LSTM	1	0.516	0.749	0.834
	4	0.559	0.794	0.814
	7	0.567	0.799	0.811
Transformer	1	0.486	0.698	0.856
	4	0.561	0.795	0.813
	7	0.569	0.796	0.812
SDLR	1	0.303	0.435	0.942
	4	0.503	0.722	0.842
	7	0.526	0.782	0.821

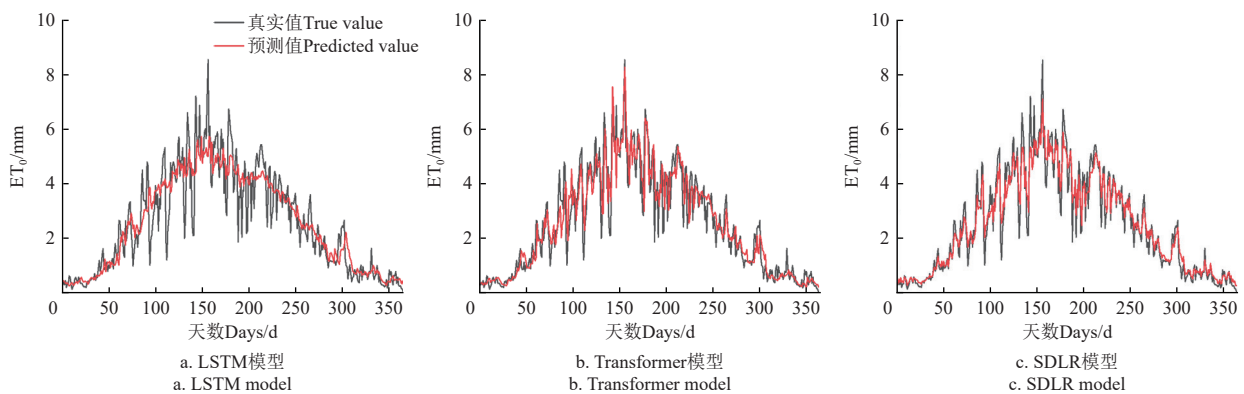


图 7 多种模型预测灌区 2018 年 ET_0 真实值与预测值的对比

Fig.7 Comparison of true and predicted ET_0 values in irrigation districts for 2018 using various models

结果显示 LSTM 模型由于难以捕捉长时间序列的依赖关系, 相比于其他两个模型在所有研究灌区中均表现不佳。Transformer 模型采用自注意力机制, 考虑计算序列中所有位置的影响。这种机制使得模型能够关注序列中所有的时间步, 捕捉长程依赖关系, 相比 LSTM 模型有更好的预测精度。但是这种全局自注意力会导致对极值点的过度关注。因为极值点在时间序列中通常具有显著的特征, 自注意力机制的 softmax 操作会过分强调这些极值点, 从而导致对预测结果的影响加大。而 SDLR 通过把时间序列分解为周期序列和趋势序列, 并分别建模, 在处理具有明显季节性和周期性的气象数据时具有更好的效果, 相比其他基线模型具有更高的精度。

为了评价 SDLR 模型的运行效率, 本研究对 SDLR、LSTM^[44] 和 Transformer^[23] 模型分别进行了未来 7 d 需水量预测的试验, 结果采用 5 次试验的平均效率值。表 4 结果表明, 与基线模型相比, SDLR 模型的参数量显著降低: 基线模型参数量分别为 1.5 M 和 1.75 M, 而 SDLR 模型仅为 0.14 M, 分别降低了 90.7% 和 92%; 同时, 模型推理效率大幅提升, 基线模型推理时间分别为 15.6 和 26.8 ms, SDLR 模型降至 0.4 ms, 分别降低了 97.4% 和 98.5%。其原因在于: LSTM 架构复杂度较高, 对数据进行建模时需依赖大量参数参与计算; Transformer 虽通过自注意力机制实现序列关系建模, 但同样存在参数规模大、计算时间长的问题。相比之下, SDLR 模型只有全

连接层, 这种简单的架构使得模型具有更小的参数, 同时显著缩短模型推理耗时, 有效降低推理过程中的空间占用, 在实际应用中能够得到更广泛的应用。

表 4 不同模型运行效率对比

模型 Model	参数量 Params/M	推理时间 Time/ms	推理空间 Memory/MB
LSTM ^[44]	1.50	15.6	3 680
Transformer ^[23]	1.75	26.8	6 091
SDLR	0.14	0.4	687

2.3 RSI 模型反演玉米作物系数分析

为了验证基于遥感影像反演作物系数的可靠性, 本研究对比了遥感反演作物系数 $K_{c_satellite}$ 与 FAO 推荐作物系数 K_{c_fitted} 随播种天数的变化趋势, 具体结果如图 8 所示。试验结果表明从反演作物系数符合 FAO 作物系数基本变化规律。在生长初期, 玉米叶面积较小, 蒸散主要以土壤蒸发为主, 受降水影响变动较大, 这一阶段的作物系数较低。在快速生长期, 随着作物生长发育, 作物叶面积指数逐渐增大, 作物蒸腾作用占主导, 作物系数在这一阶段呈线性增加, 在生育中期达到最大并保持相对稳定。在生育后期, 随着玉米的成熟、叶片的衰老以及环境因素的变化, 植物蒸腾降低, 作物系数也呈下降趋势。玉米生育期作物系数变化主要受叶面积指数变化的影响, 与叶面积指数变化规律基本一致。玉米生育初期、中期和生长结束点作物系数分别为 0.18、0.98 和 0.625。

FAO 规定的玉米生育初期、中期和后期作物系数分别为 0.3、1.2 和 0.6。除生育初期部分时间与生育末期的少量时间外，其余生育期反演作物系数均低于 FAO 规定值。在作物中期和后期，标准作物系数法确定的作物系数与实际作物系数误差较大，通过反演作物系数调整后能够达到更好的估算精度。

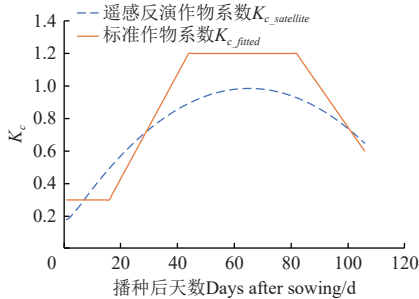


图 8 遥感反演与标准作物系数随播种天数变化趋势对比
Fig.8 Comparison of variation trends between $K_{c_satellite}$ and K_{c_fitted} with growing days

2.4 两种作物系数指导下的节水评估

考虑洋河二灌区夏玉米全生育期（以 2018 年 4 月 15 至 2018 年 8 月 21 日），进一步试验比较了反演作物系数计算的灌溉需水量、标准作物系数计算的灌溉需水量与实际取水量的差异度。其中，实际取水量是由在灌区地表渠系部署的超声波流量计精确测量得出。两种作物系数指导下的节水效果评估试验结果如图 9 所示。其中，灌溉需水量计算方法基于 1.2.1 小节中的灌溉需水量计算模型 IWRAM，需水量分别使用反演作物系数与标准作物系数计算，其他条件保持一致。试验根据获取实际取水量数据的时间将玉米的生育期划分 16 个灌溉区间进行统计。

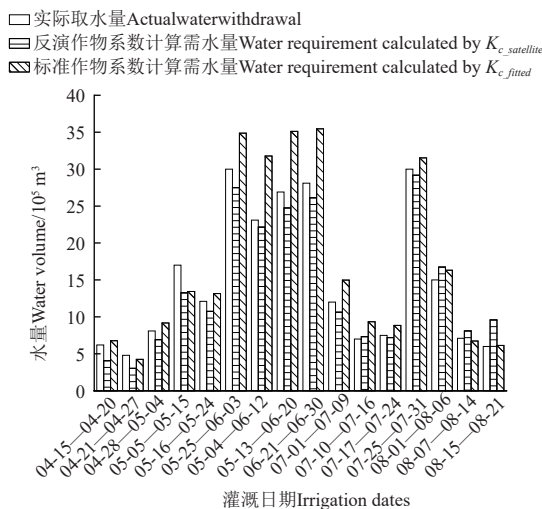


图 9 两种作物系数指导计算的灌溉需水量与实际取水量对比
Fig.9 Comparison of irrigation water requirements calculated using two crop coefficients versus actual water withdrawals

图 9 结果显示，在 16 个灌溉区间内，反演作物系数计算的灌溉需水量略低于实际取水量，可以更准确地反映作物的真实需水情况。而标准作物系数基于预先设定的作物类型和生长阶段来确定 K_c 值，难以反映作物真实的长势与需水需求，往往会高估作物真实的需水量。汇

总统计显示 16 个灌溉区间总取水量为 2 476 万 m^3 ，反演作物系数计算的灌溉需水量为 2 273.79 万 m^3 ，标准作物系数计算的灌溉需水量为 2 778.63 万 m^3 。利用反演作物系数计算的灌溉需水量理论上可以节约 202.21 万 m^3 的灌溉用水，相比实际取水量 2 476 万 m^3 ，占比 8.17%，提高了灌溉水资源利用效率。

3 结 论

本研究提出一种基于遥感反演与彭曼公式的作物需水量预测方法 RSI-SDLR-IWRAM，用以解决传统需水预测模型精度不足、运行效率低和不能动态调整的缺点。主要结论如下：

1) SDLR 模型相比于基线模型预测精度更高，性能更好。在未来 1~7 d 的 ET_0 预测任务中，SDLR 模型相比于基线模型 LSTM 与 Transformer 平均 MAE 分别降低了 0.041~0.213 和 0.043~0.183 mm/d，平均 R^2 分别高出了 1%~10.8% 和 0.9%~8.6%。相比两个基线模型 SDLR 模型参数量分别降低了 90.7% 和 92%，推理时间分别降低了 97.4% 和 98.5%。

2) 将遥感引入了作物需水预测领域，提出的 RSI 模型实现了作物系数的动态调整。在洋河二灌区 2018 年夏玉米全生育期中，RSI-SDLR-IWRAM 模型计算得到的灌溉需水量总体低于实际取水量 8.17%。该方法为区域尺度农业水资源精准管理提供了可推广的技术框架，尤其适用于算力资源有限的灌区及具备多时相遥感覆盖条件的农业生产区。

但是，本研究提出的模型仍有可以改进的空间。例如，在灌区田块分割研究中，为了确保分割精度，本研究采用了费时费力的人工标注方法。未来可以将田块自动分割方法与模型进行耦合，从而进一步提高灌溉需水预测的自动化水平。此外，由于数据的限制，本试验仅考虑了玉米单作物种植，忽略了不同农作物混合种植的情况。未来可在多种作物复杂种植环境下开展相关试验，提升模型的适用范围。今后也将进一步完善所提出方法的实际应用能力，以推动农业灌溉领域作物需水预测的智能化与数字化发展。

【参 考 文 献】

- [1] 李良生. 中华人民共和国中央人民政府. 解决水资源短缺问题 节水是根本出路[EB/OL]. (2024-03-28) [2025-05-30]. https://www.gov.cn/xinwen/jdzc/202403/content_6942239.htm.
- [2] 2023 年《中国水资源公报》发布[J]. 水资源开发与管理, 2024, 10 (7): F0002.
- [3] 李亚威, 刘笑吟, 徐哲威, 等. 不同蒸散量时间尺度提升方法用于节水灌溉稻田的对比分析[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 90-99.
LI Yawei, LIU Xiaoyin, XU Zhewei, et al. Comparative analysis of different temporal up-scaling methods for evapotranspiration applied to water-saving irrigated paddy fields[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(21): 90-99. (in Chinese with English abstract)
- [4] 崔宁博, 魏俊, 赵璐, 等. 基于 MEA-BPNN 的西北旱区参

- 考作物蒸散量预报模型[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 228-236, 307.
- CUI Ningbo, WEI Jun, ZHAO Lu, et al. Reference crop evapotranspiration prediction model of arid areas of northwet China based on MEA-BPNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 228-236, 307. (in Chinese with English abstract)
- [5] ALLEN R G. Crop evapotranspiration[J]. FAO Irrigation and Drainage Paper, 1998, 56: 60-64.
- [6] SUN J, CHEN L, QI P, et al. Agricultural irrigation water requirement and its response to climatic factor RSI based on remote sensing and single crop coefficient method[J]. *Water Resources Management*, 2024, 38(13): 5215-5233.
- [7] YANG Y, CUI Y, BAI K, et al. Short-term forecasting of daily reference evapotranspiration using the reduced-set Penman-Monteith model and public weather forecasts[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 211: 70-80.
- [8] 侯苗, 杨星, 齐斐, 等. 江苏高邮灌区水稻需水量时频域特征及影响因素分析[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 119-127.
- HOU Miao, YANG Xing, QI Fei, et al. Time-frequency domain characteristics and key factors of rice water requirement in Gaoyou irrigation district of Jiangsu, China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(1): 119-127. (in Chinese with English abstract)
- [9] 周浩, 夏卫生, 雷国平. 挠力河流域水土资源平衡及耕地合理利用规模特征[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 278-287.
- ZHOU Hao, XIA Weisheng, LEI Guoping. Balance between land use and water resources for cultivated land and its appropriate scale in Naoli River Basin[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 278-287. (in Chinese with English abstract)
- [10] 李玖颖, 王欣亮, 王忠波, 等. 黑龙江省近 50 年大豆需水量与干旱时空分布特征研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 223-237.
- LI Jiuying, WANG Xinliang, WANG Zhongbo, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of soybean crop water requirement and drought in heilongjiang province in recent 50 years[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 223-237. (in Chinese with English abstract)
- [11] 宋孝玉, 刘雨, 覃琳, 等. 内蒙古鄂托克旗天然草地植被生态需水量研究[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 107-115.
- SONG Xiaoyu, LIU Yu, QIN Lin, et al. Ecological water requirement of natural grassland vegetation in the Otog Banner of Inner Mongolia[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(3): 107-115. (in Chinese with English abstract)
- [12] 王怡宁, 张晓萌, 路璐, 等. 通径分析结合 BP 神经网络方法估算夏玉米作物系数及蒸散量[J]. 农业工程学报, 2020, 36(7): 109-116.
- WANG Yining, ZHANG Xiaomeng, LU Lu, et al. Estimation of crop coefficient and evapotranspiration of summer maize by path analysis combined with BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(7): 109-116. (in Chinese with English abstract)
- [13] WU M, FENG Q, WEN X, et al. Random forest predictive model with uncertainty analysis capability for estimation of evapotranspiration in an arid oasis region[J]. *Hydrology Research*, 2020, 51(4): 1-18.
- [14] DIEGO B D S F, DANIEL A, LINEU N R, et al. Performance evaluation of numerical and machine learning methods in estimating reference evapotranspiration in a Brazilian agricultural frontier[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2020, 142(3): 1481-1492.
- [15] SEVIM S Y, MLADEN T. Estimation of daily potato crop evapotranspiration using three different machine learning algorithms and four scenarios of available meteorological data[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 228: 105875.
- [16] PEREA R G, GARCÍA I F, POYATO E C, et al. New memory-based hybrid model for middle-term water demand forecasting in irrigated areas[J]. *Agricultural Water Management*, 2023, 284: 108367.
- [17] KHOZANI Z S, BANADKOOKI F B, EHTERAM M, et al. Combining autoregressive integrated moving average with long short-Term memory neural network and optimisation algorithms for predicting ground water level[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 348: 131224.
- [18] KAISSI O, BELAQZIZ S, KHARROU M H, et al. Advanced learning models for estimating the spatio-temporal variability of reference evapotranspiration using in-situ and ERA5-Land reanalysis data[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2024, 10(2): 1915-1939.
- [19] Yan Z, Lu X, Wu L. Evaluating the impact of different decomposition methods on the accuracy of reference evapotranspiration forecasts in humid regions[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2025, 27(3): 406-441.
- [20] CHEN Z, ZHU Z, JIANG H, et al. Estimating daily reference evapotranspiration based on limited meteorological data using deep learning and classical machine learning methods[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 591: 125286.
- [21] 李晶晶, 张钟莉莉, 闫华, 等. 基于多特征选择的鲜食玉米需水量预测及可解释性分析[J]. 农业工程学报, 2025, 41(6): 422-429.
- LI Jingjing, ZHANG Zhonglili, YAN Hua, et al. Prediction and interpretability analysis of fresh corn water demand based on multi feature selection[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(6): 422-429. (in Chinese with English abstract)
- [22] LONG X, WANG J, GONG S, et al. Reference evapotranspiration estimation using long short - term memory network and wavelet - coupled long short - term memory network[J]. *Irrigation and Drainage*, 2022, 71(4): 827-1126.
- [23] ABED M, IMTEAZ M A, AHMED A N, et al. A novel application of transformer neural network (TNN) for estimating pan evaporation rate[J]. *Applied Water Science*, 2023, 13(2): 1-19.
- [24] SUN B, WANG W, LIU G, et al. Projecting the impact of

- climate change and elevated CO₂ concentration on rice irrigation water requirement in China[J]. *Science of The Total Environment*, 2024, 912: 168489.
- [25] OHANA-LEVI N, BEN-GAL A, MUNITZ S, et al. Grapevine crop evapotranspiration and crop coefficient forecasting using linear and non-linear multiple regression models[J]. *Agricultural Water Management*, 2022, 262: 107317.
- [26] 李丰琇, 刘泽龙, 左顺利. SIMDual_Kc 蒸散模型在南疆滴灌夏玉米的适用性[J]. 农业工程学报, 2025, 41(5): 68-78. LI Fengxiu, LIU Zelong, ZUO Shunli. Suitability of SIMDual_Kc model for summer maize with drip irrigation in the Southern Xinjiang of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(5): 68-78. (in Chinese with English abstract)
- [27] SHAO G, HAN W, ZHANG H, et al. Mapping maize crop coefficient Kc using random forest algorithm based on leaf area index and UAV-based multispectral vegetation indices[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 252: 106906.
- [28] 宿梅双, 李久生, 饶敏杰. 基于称重式蒸渗仪的喷灌条件下冬小麦和糯玉米作物系数估算方法[J]. 农业工程学报, 2005, 21(8): 25-29. SU Meishuang, LI Jiusheng, RAO Minjie. Estimation of crop coefficients for sprinkler-irrigated winter wheat and sweet corn using a weighing lysimeter[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2005, 21(8): 25-29. (in Chinese with English abstract)
- [29] 张淑杰, 周广胜, 李荣平. 基于涡度相关的春玉米逐日作物系数及蒸散模拟[J]. 应用气象学报, 2015, 26(6): 695-704. ZHANG Shujie, ZHOU Guangsheng, LI Rongping. Daily crop coefficient of spring maize using eddy covariance observation and its actual evapotranspiration simulation[J]. Journal of Applied Meteorology Science, 2015, 26(6): 695-704. (in Chinese with English abstract)
- [30] 王维, 王鹏新, 解毅. 基于动态模拟的作物系数优化蒸散量估算研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 129-136. WANG Wei, WANG Pengxin, XIE Yi. Estimation of evapotranspiration optimized by crop coefficient based on dynamic simulation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 129-136. (in Chinese with English abstract)
- [31] 张晓春, 况梦柯, 史良胜, 等. 基于多源遥感 NDVI 时序曲线特征的田区尺度冬小麦物候期提取[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 181-191. ZHANG Xiaochun, KUANG Mengke, SHI Liangsheng, et al. Extracting the phenological periods of winter wheat at field scale based on the characteristics of NDVI time series curves from multisource remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(1): 181-191. (in Chinese with English abstract)
- [32] 葛冰洋, 于砚宁, 孙佑涛, 等. 基于 Sentinel-1 SAR 数据的冬小麦灌溉事件识别与频次估算[J]. 农业工程学报, 2025, 41(5): 116-125. GE Bingyang, YU Yanning, SUN Youtao, et al. Identification and frequency estimation of winter wheat irrigation events using Sentinel-1 SAR data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(5): 116-125. (in Chinese with English abstract)
- [33] SEGOVIA-CARDOZO D A, RODRÍGUEZ-SINOBAS L, ZUBELZU S. Water use efficiency of corn among the irrigation districts across the Duero river basin (Spain): Estimation of local crop coefficients by satellite images[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 212: 241-251.
- [34] COSTA J O, COELHO R D, GUIMARÃES E A, et al. Assessing the water use efficiency of irrigated fruit crops in semi - arid regions of Brazil using remote sensing and meteorological data[J]. *Irrigation and Drainage*, 2024, 73(3): 974-987.
- [35] ZENG A, CHEN M, ZHANG L, et al. Are transformers effective for time series forecasting?[C]// Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Washington, D.C., USA, 2023: 11121-11128.
- [36] DANG C, ZHANG H, YAO C, et al. IWRAM: A hybrid model for irrigation water demand forecasting to quantify the impacts of climate change[J]. *Agricultural Water Management*, 2024, 291: 108643.
- [37] 慕臣英, 梁红, 纪瑞鹏, 等. 沈阳春玉米不同生育阶段需水量及缺水变化特征[J]. 干旱气象, 2019, 37(1): 127. MU Chenying, LIANG Hong, JI Ruipeng, et al. Variation characteristics of spring maize water requirement and water deficit in different growth stages in shenyang[J]. Journal of Arid Meteorology, 2019, 37(1): 127. (in Chinese with English abstract)
- [38] TOUREIRO C, SERRALHEIRO R, SHAHIDIAN S, et al. Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition[J]. *Agricultural Water Management*, 2017, 184: 211-220.
- [39] JAVED M A, RASHID AHMAD S, AWAN W K, et al. Estimation of crop water deficit in lower Bari Doab, Pakistan using reflection-based crop coefficient[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(3): 173.
- [40] PERERA K C, WESTERN A W, NAWARATHNA B, et al. Forecasting daily reference evapotranspiration for Australia using numerical weather prediction outputs[J]. *Agricultural and forest meteorology*, 2014, 194: 50-63.
- [41] LUO Y, CHANG X, PENG S, et al. Short-term forecasting of daily reference evapotranspiration using the Hargreaves-Samani model and temperature forecasts[J]. *Agricultural Water Management*, 2014, 136: 42-51.
- [42] 王婷, 刘春伟, 张佩, 等. 江苏地区不同参考作物蒸发蒸腾量估算模型[J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41(1): 70-79. WANG Ting, LIU Chunwei, ZHANG Pei, et al. Estimation model of evapotranspiration of different reference crops in Jiangsu area[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2023, 41(1): 70-79 (in Chinese with English abstract)
- [43] 师翊, 王应宽, 赵龙, 等. 基于 CART 重要度排序和混合 ELM 模型的蒸散预测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 89-96. SHI Yi, WANG Yingkuan, ZHAO Long, et al. Evapotran-

spiration prediction using CART importance ranking and hybrid ELM models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(14): 89-96. (in Chinese with English abstract)

[44] ROY D K, LAL A, SARKER K K, et al. Optimization algorithms as training approaches for prediction of reference evapotranspiration using adaptive neuro fuzzy inference system[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 255: 107003.

Predicting crop water requirements using remote sensing inversion and Penman-Monteith formula

SUN Liang^{1,2}, WANG Ruiguo², ZHANG Xingxing³, HU Chuntao¹, YAO Hong¹, LI Shengwen¹, LIU Chao^{1✉}

(1. School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China; 2. China Communications Information & Technology Group Co. Ltd., Beijing 101300, China; 3. YongDing River Investment Co., Ltd., Beijing 100193, China)

Abstract: Water demand prediction is often required for high accuracy and operational efficiency. However, the conventional model is still lacking in the dynamic adjustment under various scenarios. Particularly, there are the ever-increasing challenges of water management in sustainable agriculture under increasingly variable and unpredictable climates. This research aims to systematically integrate the critical agrometeorological parameters, with particular emphasis on the reference evapotranspiration (ET_0) and dynamic crop coefficients (K_c). A crop water demand prediction was developed and then validated using remote sensing and the Penman formula, termed the Remote Sensing Inversion-Time Series Decomposition and Linear Regression-Irrigation Water Requirement Assessment Model (RSI-SDLR-IWRAM). The framework was then designed with both precision and practicality in mind. A structured multi-stage computational architecture was first employed using the advanced Sequence Decomposition-Linear Regression (SDLR) algorithm in conjunction with the physically-based and theoretically robust Penman-Monteith equation. The high-accuracy 1-7 day-ahead forecasts of the reference evapotranspiration were generated systematically. Subsequently, the geospatial processing was incorporated using the widely used ArcGIS platform. Agricultural field boundaries were precisely delineated and digitally characterized to obtain the vector-based parcel maps. The fundamental spatial units served as the geospatial foundation for the subsequent analysis. The Remote Sensing Inversion (RSI) component was dynamically derived from the near-real-time crop coefficient values using multi-temporal spectral imagery. Furthermore, the complex spatiotemporal variability of the crop growth was effectively captured and then quantified over the different agricultural field parcels. The IWRAM module was then integrated with these diverse meteorological and biophysical inputs using advanced data assimilation techniques. Field-specific irrigation water requirement was estimated to characterize the unprecedented levels of both spatial and temporal resolution. Validation experiments were conducted during multiple growing seasons. The results demonstrated that there was the superior performance of the integrated system: 1) The SDLR prediction module was consistently achieved in the remarkable accuracy over all forecasting horizons (1-7 days), with the root mean squared error metrics ranging between 0.435-0.782 mm/day, mean absolute errors within 0.303-0.526 mm/day bounds, and coefficient of determination values in the range of 0.821-0.942, all of which outperform the baseline models; 2) Computational efficiency analysis revealed that, compared with the two baseline models, the SDLR model reduces the number of parameters by 90.7% and 92%, and the inference time by 97.4% and 98.5%, respectively. Thereby, the highly efficient deployment was realized near real-time operation in actual agricultural settings; 3) The RSI-based K_c estimation subsystem successfully reproduced the characteristic temporal trajectories, which were documented in the authoritative FAO-56 guidelines. While the dynamic adjustments were obtained under actual vegetation status using remote sensing platforms; 4) Most significantly, the full-scale implementation resulted in a substantial 8.17% reduction in the water consumption during the critical 2018 growing season in the Yanghe II irrigation district, compared with the conventional irrigation scheduling practices. There was a significant water conservation potential without any compromise in the crop productivity. Therefore, the framework can be expected to implement the precision water strategies at operational regional scales. Substantial improvements can be offered over existing approaches in terms of the prediction accuracy, operational efficiency, and adaptive capacity. Modular architecture can be suitable for the practical adaptability under the diverse agroecological contexts and farming systems. Essential computational tractability is also maintained for the large-area implementation. The timely advancement in the irrigation decision-support technologies can bridge the gap between theoretical modeling and practical water management applications.

Keywords: irrigation; remote sensing; inversion; water requirement prediction; Penman-Monteith formula; linear regression; crop coefficient