

基于多光谱影像与模糊控制的精量灌溉决策模型研究

赵文举^{1,2} 杨鹏涛^{1,2} 战国隆^{2,3} 马宏^{2,4} 俞海英^{1,2}

(1. 兰州理工大学土木与水利工程学院, 兰州 730050; 2. 农业农村部智慧农业节水灌溉装备重点实验室, 兰州 730050;
3. 大禹节水(天津)有限公司, 天津 301712; 4. 酒泉职业技术大学土木工程学院, 酒泉 735000)

摘要: 为解决干旱地区农业灌溉精准度不高、灌溉决策智能化不足的问题,本研究构建基于多光谱影像与宽度学习的土壤含水率反演模型,并引入数据增强技术提高模型可靠性,在此基础上,利用多尺度土壤含水率反演结果计算水分亏缺率,生成空间差异化灌溉处方图,进而建立以水分亏缺率与有效积温为双输入参量的模糊控制器,构建基于多光谱和模糊控制深度融合的精量灌溉决策模型。结果表明:宽度学习算法(Broad learning system,BLS)结合数据增强技术显著提升反演模型性能,原始建模集决定系数为0.859 6,均方根误差RMSE为0.037 8 g/g,平均绝对误差MAE为0.017 5 g/g;测试集决定系数为0.825 8,均方根误差RMSE为0.045 8 g/g,平均绝对误差MAE为0.018 1 g/g;经数据增强处理后,测试集 R_p^2 提升8.1%,同时测试集RMSE下降47.6%,MAE下降7.7%。精量灌溉决策模型通过融合水分亏缺率与积温参数构建的模糊控制器,实现灌溉量动态优化;Pearson相关性分析表明,水分亏缺率与灌溉量在全生育期呈现显著正相关,Pearson相关系数均高于0.82,验证了规则库的合理性及空间-时间适配性。同时,误差传播敏感度分析揭示精量灌溉模型具备智能分级响应特性,在高水分亏缺区域,敏感度显著降低,驱动灌溉决策形成抗扰动区,通过持续性高量级灌溉抵抗水分胁迫风险;在低水分亏缺区,敏感度增强触发灌溉量动态微调,实现资源精准优化;灌溉决策结果显示,模型输出的灌溉量随积温升高呈现规律性变化,平均灌溉量从生长初期的1.8 mm增加至旺盛生长期的3.8 mm,中等灌溉策略占比从1%提升至77.9%,且各时期均保持显著的空间变异性,实现了时空协同的精量施灌。本研究结果可为干旱区精准灌溉与智能灌溉系统的优化设计提供理论支撑。

关键词: 精量灌溉; 多光谱影像; 灌溉决策; 模糊控制; 数据增强; 宽度学习算法

中图分类号: S275.6 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)21-0367-11 OSID: 

Decision-making Model of Precision Irrigation Based on Multispectral Image and Fuzzy Control

Zhao Wenju^{1,2} Yang Pengtao^{1,2} Zhan Guolong^{2,3} Ma Hong^{2,4} Yu Haiying^{1,2}

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China
2. Key Laboratory of Smart Agriculture Irrigation Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Lanzhou 730050, China
3. Dayu Water-saving (Tianjin) Co., Ltd., Tianjin 301712, China
4. School of Civil Engineering, Jiuquan Vocational Technical University, Jiuquan 735000, China)

Abstract: In order to solve the problems of low precision of agricultural irrigation and insufficient intelligence of irrigation decision-making in arid areas, an inversion model of soil moisture content was constructed based on multi-spectral image and broad learning, and data enhancement technology was introduced to improve the reliability of the model. On this basis, the water deficit rate was calculated by using the inversion results of multi-scale soil moisture content, and the spatial differential irrigation prescription map was generated. Then, a fuzzy controller with water deficit rate and effective accumulated temperature as double input parameters was established, and a precision irrigation decision-making model based on deep fusion of multi-spectral and fuzzy control was constructed. The results showed that the

收稿日期: 2025-07-31 修回日期: 2025-09-28

基金项目: 国家自然科学基金项目面上项目(52379042)、甘肃省重点研发计划项目(23YFFA0019、24YFFA033)、甘肃省东西协作专项(23CXNA0025)、甘肃省水利科学试验研究及技术推广项目(24GSLK064、25GSLK043)、甘肃省教育厅2024年高校教师创新基金项目(2024B-344)、甘肃省教育厅:研究生“创新之星”项目(2025CXZX-597)和甘肃省青年基金项目(25JRRG013)

作者简介: 赵文举(1981—),男,教授,博士,主要从事寒旱区生态水利研究,E-mail: wenjuzhao@126.com

broad learning system combined with data enhancement technology significantly improved the performance of the inversion model. The determination coefficient of the original modeling set was 0.859 6, the root mean square error (RMSE) was 0.037 8 g/g, and the average absolute error (MAE) was 0.017 5 g/g. The determination coefficient of the test set was 0.825 8, the RMSE was 0.045 8 g/g, and the MAE was 0.018 1 g/g. After data augmentation, the test set R_p^2 was increased by 8.1%, and the test set RMSE was decreased by 47.6%, MAE was decreased by 7.7%. The precision irrigation decision model realized the dynamic optimization of irrigation amount by integrating the fuzzy controller constructed by water deficit rate and accumulated temperature parameters. Pearson correlation analysis showed that there was a significant positive correlation between water deficit rate and irrigation amount during the whole growth period, and the Pearson correlation coefficient was higher than 0.82, which verified the rationality and space-time adaptability of the rule base. At the same time, the error propagation sensitivity analysis revealed that the precision irrigation model had intelligent hierarchical response characteristics. In the high water deficit area, the sensitivity was significantly reduced, which drove the irrigation decision to form an anti-disturbance area, and resisted the risk of water stress through continuous high-order irrigation. In the low water deficit area, the sensitivity enhancement triggered the dynamic fine-tuning of irrigation amount to achieve accurate optimization of resources. The results of irrigation decision-making showed that the irrigation amount output by the model changed regularly with the increase of accumulated temperature. The average irrigation amount was increased from 1.8 mm in the early growth period to 3.8 mm in the vigorous growth period, and the proportion of medium irrigation strategies was increased from 1% to 77.9%, and significant spatial variability was maintained in each period. The results can provide theoretical support for the optimal design of precision irrigation and intelligent irrigation systems in arid areas.

Key words: precision irrigation; multi-spectral imaging; irrigation decision; fuzzy control; data enhancement; broad learning system

0 引言

传统灌溉主要依靠人工控制,环境参数和农作物生长参数很难实时获取,作业人员基本凭借感觉和经验等主观意识进行灌溉,普遍存在精准度低下、调控缺乏动态响应的特征,在作物生长过程中难以实现土壤水分供给与实时需水的精准匹配^[1]。这导致局部过灌造成水资源浪费、欠灌引发生长胁迫等问题,进而造成作物产量波动、品质下降,制约农业精细化发展。在水资源稀缺区域,其不仅会因局部过灌进一步浪费有限水资源,还会打破区域水资源供需平衡,加剧水生态系统压力,甚至诱发土壤次生盐渍化、局部植被退化等生态问题^[2];农业作为保障粮食安全的核心领域,灌溉精准度不足导致的作物产量波动、品质下降,会直接制约农业规模化、高质量发展,这一问题已成为制约国家粮食产能稳定提升与农业可持续发展的关键瓶颈。据统计,传统灌溉方式下水资源利用效率不足 50%,在干旱地区这一问题更为突出,已成为农业可持续发展的关键制约因素。以提高农业用水效率为目标的精量灌溉是未来农业灌溉的主要模式,精量灌溉的前提条件是对作物缺水的精准诊断和科学的灌溉决策。用于作物缺水诊断和灌溉决策定量指标的信息获取技术主要基于田间定点监测、地面车载移动监测及卫

星遥感。无人机从根本上解决了卫星遥感时空分辨率低而导致的瞬时延拓、空间尺度转换、遥感参数与模型参数定量对应等技术难题,也克服了地面监测效率低、成本高、影响田间作业等问题,为精准灌溉决策提供科学高效的技术支撑^[3-6]。

水分亏缺率作为量化土壤实际水分与需水阈值差距的核心指标,能直接反映作物面临的水分胁迫程度,是触发灌溉决策的关键信号^[7];有效积温通过累积作物生长周期内的有效温度,客观表征生育阶段进程,不同生育期的作物需水量因生理特征差异呈现显著变化,需结合积温实现分阶段精准调控^[8-9]。农业灌溉系统中,水分亏缺率与积温对灌溉量的影响并非简单线性关系,而是存在复杂的非线性耦合机制,传统确定性模型难以精准刻画这种动态关联。现有研究中,虽已尝试结合生育期参数优化灌溉,但多聚焦单一参数的静态分析或简单耦合,缺乏通过模糊控制构建两者协同耦合机制的设计^[10]。作物灌溉需求的精准判断需兼顾土壤水分状态与生育期特征的协同作用,而模糊控制技术为这种协同调控提供了有效路径^[11]。模糊控制是一种基于模糊数学理论的智能控制方法,有效规避传统确定性模型难以刻画农业系统动态耦合关系的局限^[12]。

综上所述,本文构建基于多光谱影像与宽度学

习的土壤含水率反演模型,并引入数据增强技术以解决多光谱反演模型样本量有限、泛化能力不足的问题,该技术通过对原始光谱数据添加合理高斯噪声,在不改变数据本质特征的前提下扩展训练样本多样性,减少模型过拟合风险,提升反演精度与稳定性;在此基础上,利用多尺度土壤含水率反演结果计算水分亏缺率,生成空间差异化灌溉处方图,进而建立以水分亏缺率与有效积温为双输入参量的模糊控制器,以期构建基于多光谱影像和模糊控制深度融合的精量灌溉决策模型。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验区位于甘肃省兰州新区现代农业示范园(36°33'N,103°43'E),平均海拔 1 910 m,试验区东西向长度 80 m,南北向长度 16 m,年平均降水量 327 mm,年平均气温 6.9℃,年平均日照时数为 2 446 h,属温带大陆性季风气候,具有光照充足、干旱少雨的特点。本研究选取番茄农田为试验区,供试番茄品种为“草莓番茄”,采用沟垄相间的种植方式。番茄种植行距为 80 cm,株距为 40 cm,灌水量、施肥类型及施肥量等均采用前期已确定的水肥调控下的田间管理方式。在中间位置任选 16 垄,每垄中间选择 4 株作为样本,共 64 个 0.4 m ×

0.4 m 的样本区,样点整体排列呈东西走向分布,如图 1 所示。

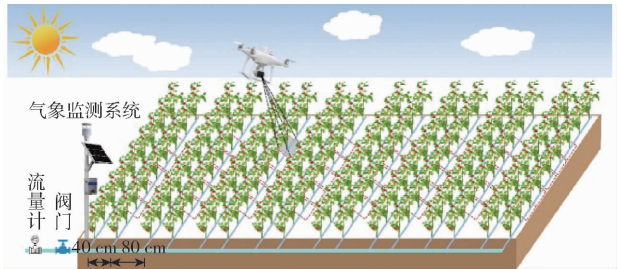


图 1 样本区分布图

Fig. 1 Sample area distribution map

1.2 精量灌溉决策模型设计思路

精量灌溉决策模型基于无人机多光谱影像数据,结合 BLS 反演模型与模糊控制,实现灌溉量的空间-时间动态调整与精准施灌,如图 2 所示。该方法已在 PyCharm 2023.3 环境中开发完成。通过带方向的 FAST 与旋转的 BRIEF 算法(ORB)结合相位互相关算法,对不同波段光谱影像进行配准,进而计算植被指数,并基于预训练完成的 BLS 反演模型实时反演各样本区的土壤含水率空间分布。随后,系统结合田间持水量与萎蔫点计算相应点的水分亏缺率,通过设计三角形与梯形隶属函数将水分亏缺率与番茄积温映射为模糊控制的输入,并依据模糊推理规则最终确定各区块的灌溉量。

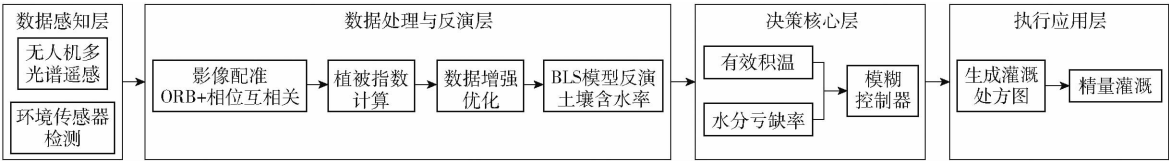


图 2 精量灌溉决策模型设计思路

Fig. 2 Design ideas of precision irrigation decision-making model

1.3 数据采集与预处理

1.3.1 多光谱影像采集

光谱影像采用大疆 Phantom 4 Multispectral (P4M)型无人机平台获取,覆盖蓝、绿、红、红边、近红外 5 个波段。为减小太阳高度角、大气辐射等影响,选择天空晴朗,无风天气,采样时间为 10:00—14:00,飞行高度 5 m,航向重叠度 80%,旁向重叠度 70%,确保影像覆盖完整且无显著阴影干扰,采样结束后及时导出数据,通过 PyCharm 软件完成数据处理。

1.3.2 多光谱影像配准

采用 ORB 特征匹配与相位互相关的混合配准算法:自动选取质量最优波段为参考影像,其余为待配准影像。ORB 算法通过 FAST 检测器提取关键点,生成带旋转不变性的二进制 BRIEF 描述子,以汉明距离筛选初始匹配点对;再经随机抽样一致算法(Random sampleconsensus, RANSAC)迭代剔除异

常值,保留仿射变换局内点。初步配准后,利用相位互相关算法优化亚像素偏移,其通过傅里叶变换处理频域相位差,增强对辐射差异的鲁棒性。最后经双三次卷积插值重采样消除像素错位,并自动计算公共有效区域剔除边缘冗余,最终输出空间对齐数据集,植被密集区配准误差小于 1.5 像素,满足后续分析精度需求^[13-14]。

1.3.3 土壤样本采集与处理

土壤样本采集时间为 2024 年 5—10 月,采集作物根系土样,采样深度为 25 cm,采样方法为 5 点取样法,将 5 点取样的均值作为最终的样本数据,采样工具以土钻、铝盒为主,每次使用土钻打到规定的深度时,随即用工具获取适量的土壤样品,装入密闭的铝盒中,并在铝盒外部贴上标签纸对土样进行分类。

土壤含水率测定采用烘箱烘干法。将封装于铝盒的鲜土样品带回实验室后,立即使用精度为

0.001 g 的电子天平称量记录铝盒与湿土总质量。随后打开盒盖,将样品置于烘箱中持续烘干 8 h,待水分完全蒸发后,记录铝盒与干土质量。根据 2 次质量差计算出质量含水率。取每个采样点的 5 个土壤样本算术平均值作为最终土壤含水率数据,试验全过程在温度恒定的超净工作台内完成,以消除环境湿度对测量结果的影响。

1.4 光谱指数构建

本研究基于多光谱土壤含水率反演领域已有研究,采用已筛选优化的光谱指数^[15]。构建并筛选的光谱指数分别为:归一化差异土壤指数(NDSI_reg)、归一化差异绿色指数(NDGI)、归一化植被指数(NDVI)、土壤调整植被指数(SRVI)、优化土壤调节植被指数(OSAVI)、归一化比率(NR)、转化植被指数(TVI)、修正土壤调节植被指数(MSAVI)、差值植被指数(DVI)。

2 反演模型构建

2.1 数据增强

数据增强是一种通过对原始数据进行各种变换来扩展数据集的方法,旨在提高模型的鲁棒性和泛化能力,数据增强技术常用于图像增强,包括旋转、平移、缩放、裁剪、添加噪声等^[16-17]。这些方法能够有效增加样本多样性,减少模型对特定特征的过拟合。

本研究采用添加噪声的方式对原始数据进行增强,具体方法为

$$X_{\text{new}} = X_{\text{sample}} + N(0, 0.01^2) \tag{1}$$

式中 $N(\mu, \sigma^2)$ ——均值为 μ 和方差为 σ^2 的正态分布的噪声

X_{sample} ——原始数据

X_{new} ——增强后数据

将原始数据以比例 7:3 分为训练集和测试集,得到训练集 180 组数据,测试集 76 组数据,采用数据增强将训练集数据进行处理,得到增强后的新训练集数据 600 组。原始训练集、原始测试集与增强后训练集各植被指数的平均值、方差、标准差及变异系数如表 1 所示。

2.2 宽度学习

现有反演模型在实际应用中存在参数冗余度高、非线性特征表达能力有限等问题,模型的精度和泛化能力亟需提高。对此,本研究引入 BLS 反演算法,通过构建特征映射层与增强节点的协同计算架构,采用稀疏连接方式有效提取光谱特征的非线性组合,结合增量学习机制动态优化网络结构。该算法显著增强了模型对高维光谱数据的解析能力,在保持计算效率的同时提升了特征表达的完备性,解

表 1 不同数据集植被指数统计参数表
Tab.1 Vegetation index statistical parameters for different datasets

数据集	植被指数	平均值	方差	标准差	变异系数/%
原始训练集	NDSI_reg	2.179 8	1.598 3	0.399 7	18.33
	NDGI	1.648 2	1.417 4	0.376 4	22.83
	NDVI	1.492 3	1.572 9	0.396 6	26.57
	SRVI	1.687 1	2.713 1	0.520 8	30.86
	OSAVI	54.544 6	8.075 5	28.417 5	52.09
	NR	1.223 2	1.620 1	0.040 2	3.28
	TVI	16 254.303 4	2.329 2	4.826 2	0.02
	MSAVI	16 329.573 4	6.543 2	808.903 0	4.95
	DVI	27 092.701 2	8.924 0	2 987.310 6	11.02
原始测试集	NDSI_reg	2.262 5	1.565 7	0.395 6	17.46
	NDGI	1.690 1	1.155 6	0.339 9	20.06
	NDVI	1.450 9	1.147 4	0.338 7	23.31
	SRVI	1.768 5	2.405 1	0.490 4	27.71
	OSAVI	52.035 1	6.254 5	25.009 0	48.04
	NR	1.207 8	1.471 7	0.038 3	3.15
	TVI	16 253.976 3	2.166 7	4.654 8	0.03
	MSAVI	16 243.624 2	6.423 3	801.459 6	4.93
	DVI	27 002.198 4	1.003 7	3 168.221 6	11.73
增强后训练集	NDSI_reg	2.230 6	1.300 3	0.360 6	16.14
	NDGI	1.617 4	1.611 3	0.401 4	24.80
	NDVI	1.422 8	1.570 3	0.396 2	27.85
	SRVI	1.806 6	3.242 3	0.569 4	31.51
	OSAVI	49.372 9	7.548 2	27.474 1	55.65
	NR	1.220 1	3.605 1	0.060 1	4.92
	TVI	16 254.801 6	2.004 0	4.476 6	0.03
	MSAVI	16 305.828 8	6.410 2	800.637 6	4.91
	DVI	26 729.654 6	9.705 9	3 115.430 4	11.65

决了传统方法因固定网络结构导致的过拟合问题,为构建轻量化、高精度的土壤墒情实时监测体系提供了新的技术路径。

首先,BLS 将输入数据 X 转换为特征节点 Z_i , 计算式为

$$Z_i = \varphi_i(XW_i^e + \beta_i^e) \quad (i = 1, 2, \cdots, m) \tag{2}$$

式中 $\varphi_i(\cdot)$ ——激活函数

W_i^e, β_i^e ——随机权重和偏置

其次,对特征节点进行非线性变换,生成增强节点。将 n 组特征节点拼接为 $Z^{[n]} = [Z_1, Z_2, \cdots, Z_n]$, 则第 j 组增强节点 H_j 为

$$H_j = \xi_j(Z^{[n]}W_j^h + \beta_j^h) \quad (j = 1, 2, \cdots, m) \tag{3}$$

式中 $\xi_j(\cdot)$ ——非线性激活函数

W_j^h, β_j^h ——随机权重和偏置

最后,将特征节点和增强节点组合起来,形成隐藏层。将 m 组节点拼接为 $H^{[m]} = [H_1, H_2, \cdots, H_m]$, 进而可得到隐藏层 $A = [Z^{[n]} H^{[m]}]$, 则 BLS 的输出可表示为 $\hat{\gamma} = AW_s$, 其中 W_s 为隐藏层到输出层的权重^[18-19]。

2.3 模型精度评价

利用模型的决定系数(Coefficient of determination,

R^2)、均方根误差 (Root-mean-square error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 评价建模精度。 R^2 越接近 1, RMSE 和 MAE 越小, 表明预测值和实测值之间的偏差越小, 模型反演效果越好。

2.4 水分亏缺率计算

水分亏缺率是衡量水分供给与作物需水间动态失衡的核心指标, 其计算依赖于田间持水量与萎蔫点。田间持水量定义为土壤在自然排水条件下可稳定保持的最大含水率, 反映了作物根系可吸收的有效水分上限; 而萎蔫点则是植物发生永久性水分胁迫的临界含水率阈值^[20-21]。

水分亏缺率的计算公式为

$$WDI = \left(1 - \frac{\theta - \theta_{wp}}{\theta_{fc} - \theta_{wp}}\right) \times 100\% \tag{4}$$

式中 θ ——实测土壤含水率
 WDI ——水分亏缺率
 θ_{fc} ——田间持水量 θ_{wp} ——萎蔫点

3 模糊控制器设计

3.1 模糊语言变量设计

在作物种植过程中, 灌溉决策不仅受到土壤水分含量的影响, 还与作物生育期密切相关。研究表明, 土壤含水率是影响灌溉需求的主要因素, 但作物在不同生育期对水分需求量也不同, 其需水量随生理特征变化呈现显著差异。为精准刻画番茄需水规律, 本研究采用积温作为核心指标。为提高灌溉决策精度, 分别对土壤水分亏缺率、积温和灌溉决策设计 4 个模糊语言变量等级, 其中土壤水分亏缺率和积温的模糊语言变量设计包括 {L(低), M(中), H(高), VH(极高)}; 灌溉决策的模糊语言变量设计包括 {0(不灌溉)、W(最小灌溉)、S(低灌溉)、B(中等灌溉)}。模糊语言变量等级设计为:

- (1) 土壤水分亏缺率: 土壤水分亏缺率划分为 4 个等级, 其阈值设定为: 0 ~ 40% 为 L(低); 20% ~ 60% 为 M(中); 40% ~ 80% 为 H(高); 60% ~ 100% 为 VH(极高)。
- (2) 积温: 作物积温离散化为 4 个需水等级, 其阈值设定为: 0 ~ 400℃ 为 L(低); 300 ~ 700℃ 为 M(中); 600 ~ 1 200℃ 为 H(高); 1 100 ~ 1 400℃ 为 VH(极高)。

3.2 模糊推理规则设计

根据以往灌溉经验与实测数据, 结合土壤水分亏缺率和生育期等多个因素, 设计模糊推理规则。模糊推理规则采用 IF-THEN 语句形式, 即当输入条件满足一定范围时, 输出对应的灌溉决策。模糊推理规则设计如表 2 所示。

表 2 模糊推理规则		
Tab.2 Fuzzy inference rule		
IF		THEN 灌溉决策
水分亏缺率	积温	
L	L	0
L	M	0
L	H	W
L	VH	S
M	L	W
M	M	W
M	H	S
M	VH	B
H	L	S
H	M	S
H	H	B
H	VH	B
VH	L	B
VH	M	B
VH	H	B
VH	VH	B

在模糊控制系统中, 采用隶属函数的目的是将模糊语言变量具体数值映射到模糊集合。三角形隶属函数 (Triangular membership function) 因其结构简单、计算方便且易于实现, 且在大多数情况下能够有效地表示模糊语言变量。积温因需覆盖较宽温度区间, 采用梯形隶属函数 (Trapezoidal membership function) 实现更平滑的过渡带。因此, 本研究水分亏缺率和灌溉决策采用三角形隶属函数实现模糊语言变量的映射, 积温采用梯形隶属函数实现模糊语言变量的映射^[22]。

基于三角形隶属函数, 土壤水分亏缺率和灌溉决策的三角形隶属函数变化曲线如图 3 所示。

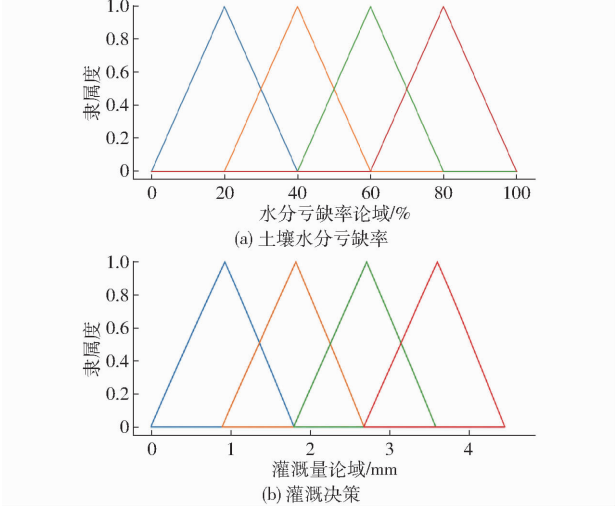


图 3 土壤水分亏缺率和灌溉决策隶属函数

Fig.3 Soil water deficit rate and irrigation decision membership function

基于梯形隶属函数,积温的梯形隶属函数变化曲线如图 4 所示。

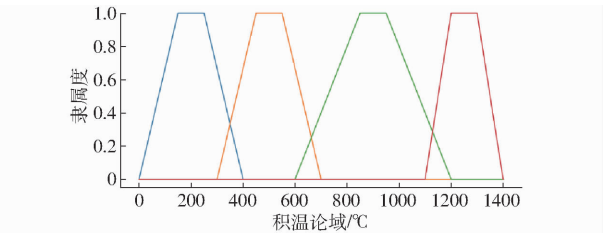


图 4 积温隶属函数

Fig. 4 Accumulated temperature membership function

图 3 呈现了土壤水分亏缺率与灌溉决策的三角形隶属函数分布,图 4 呈现了积温的梯形隶属函数分布。这些图示直观反映了各输入输出变量从精确值到模糊语言的映射关系,为后续模糊推理提供可视化依据。

3.3 反模糊化

反模糊化是模糊控制系统中将模糊输出转换为实际控制值的过程。在模糊推理过程中,系统通过模糊规则和推理机制生成了模糊控制量输出,其目的是将模糊输出转换为实际控制值,以便实际执行灌溉决策。质心法是常采用的反模糊化方法,其核心思想是将模糊集“重心”作为输出,即通过计算模糊集在横轴上的加权平均得到精确的实际控制值,该方法能较为准确地反映模糊输出的实际情况,并使得系统能够执行相应的控制决策。因此,本研究采用质心法进行反模糊化,其表达式为

$$y = \frac{\int x\mu(x) dx}{\int \mu(x) dx} \tag{5}$$

式中 $\mu(x)$ ——模糊集的隶属函数
 x ——模糊集的输出变量
 y ——反模糊化后的控制量

3.4 模糊控制器的输出

将 A、B 和 C 3 个不同采样点的不同生育期的输出结果绘制输入、输出变量关系曲面图,如图 5 所示。模糊控制的灌溉决策输出呈现非均匀连续曲面,其拓扑形态揭示了水分-积温-灌溉量的非线性耦合机制。全域无较大突变阶跃,验证了模糊隶属度函数设计的平滑性,避免灌溉量剧烈波动。当水分亏缺率低于 50% 时,灌溉量随积温增加呈缓坡上升趋势,此阶段系统通过渐进式补水满足作物生长需求,而灌溉量在水分亏缺率大于 50% 之后曲面形成稳定的灌溉高原区,既提升了节水效果,又避免了单次过量灌溉引发的根际缺氧风险。在水分亏缺率较低时,灌溉量随着积温的增大缓慢增长,而在水分亏缺率较高时,灌溉量随积温变化并不明显,表明水分状态是灌溉量的主导因子。在灌溉量缓慢上升过程中存在平缓台地,对应作物营养生长期适宜水分。从控制逻辑维度分析,曲面形态表明系统具有双重调节机制:在低水分胁迫区,积温参数间接影响灌溉决策,而在高水分胁迫区,灌溉量基本由水分亏缺率驱动,体现出应急补水策略对作物生理保护的优先

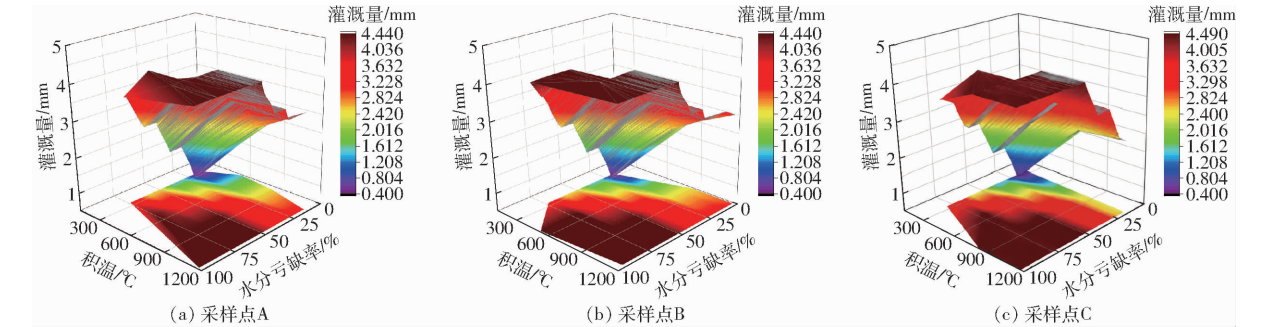


图 5 输入、输出变量关系曲面

Fig. 5 Input and output variable relationship surface diagrams

级。这种分区分级的响应特性,使模型能够在节水目标与产量保障间实现动态平衡。

4 结果与分析

4.1 BLS 反演模型精度评价

为探究数据增强技术在土壤含水率反演中的适用性以及在整个灌溉方法中的支撑效能,将数据增强后的数据使用 BLS 建立的土壤含水率反演模型与传统的 BLS 模型进行对比。

由图 6 可知,数据增强后的模型在训练集和测试集上的 R^2 值均显著提升,测试集 R_p^2 从 0.825 8 提升至 0.892 8,增加了 8.1%,这一变化不仅反映了模型在训练数据上拟合能力的增强,其在未知数据上的泛化能力也得到了显著改善。数据增强通过引入多样性和丰富性,模型泛化能力也相较于原始数据模型更优,使模型能够更好地适应不同的输入特征,减少了对过拟合的依赖,提升了模型在真实场景下的预测准确性。具体来说,经过数据增强处理后,模

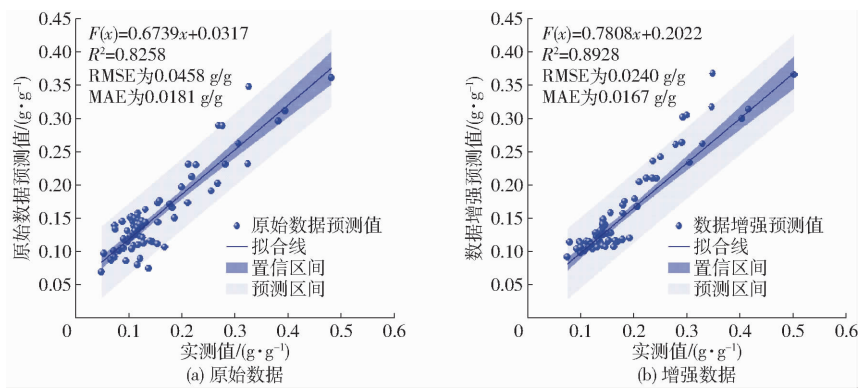


图 6 土壤含水率实测值与预测值对比图

Fig. 6 Comparison between measured and predicted soil moisture content values

型能够更有效地捕捉土壤特性与环境因素之间的复杂关系,对于灌溉系统的实时决策尤为重要。

4.2 精量灌溉模型的空间自洽性验证

为进一步验证精量灌溉决策模型在空间上的自洽性,分别采集番茄 4 个不同生育期的多光谱影像,

经过计算得到各个区域的水分亏缺率和灌溉量。对得到的数据进行 Pearson 相关性分析,如图 7 所示(左、中、右图分别对应采样点 A、B、C)。结果表明,在不同积温条件下,水分亏缺率与灌溉量的 Pearson 相关系数均高于 0.824,其中积温 260℃ 时相关性最

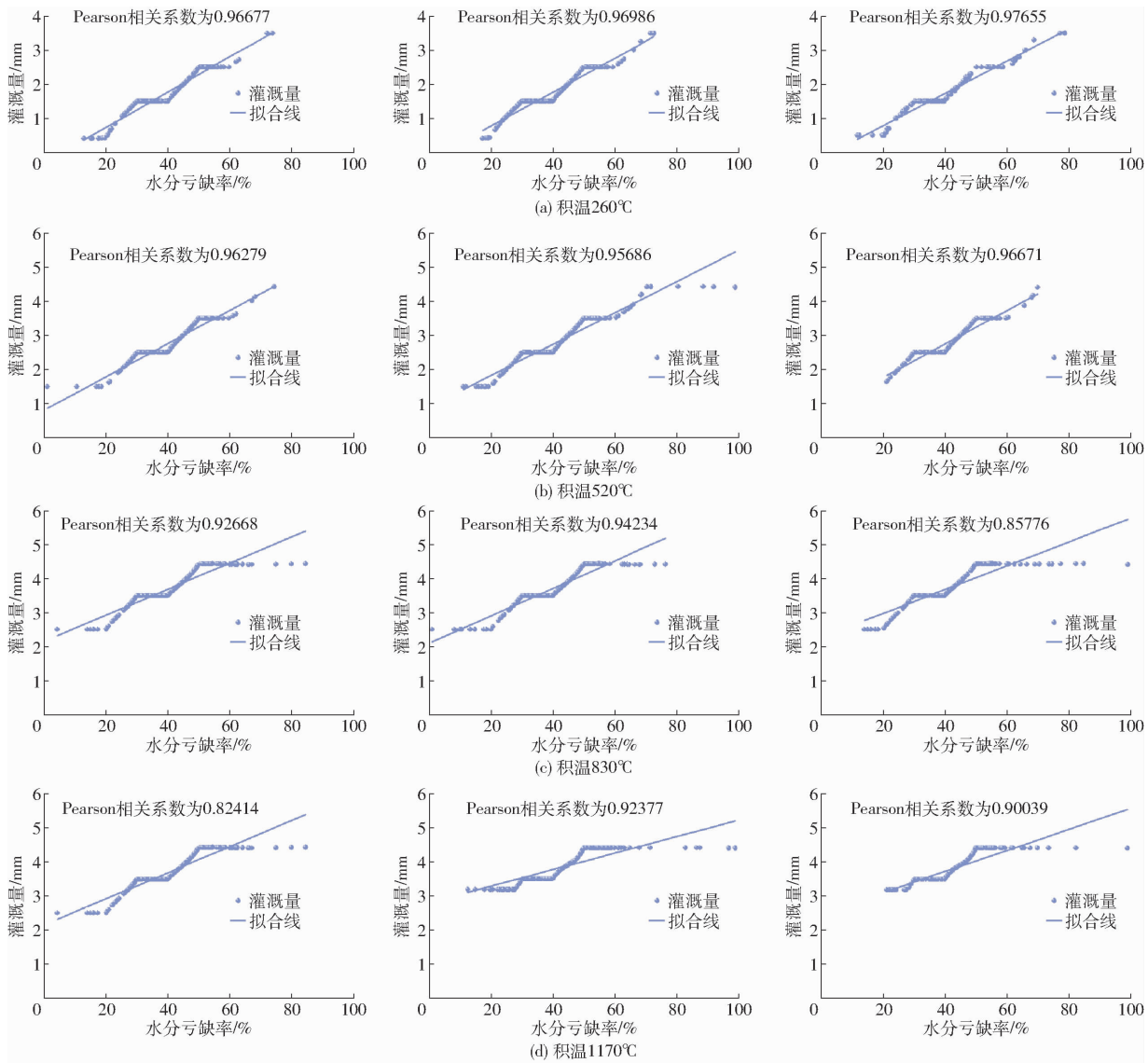


图 7 土壤含水率实测值与预测值对比图

Fig. 7 Comparison between measured and predicted soil moisture content values

强,达到 0.977,1 170℃ 时仍保持显著正相关。本模型全域相关系数达 0.824~0.977,灌溉决策量随土壤水分亏缺程度增加呈现单调递增趋势,与作物需水机理基本保持一致。

4.3 误差传播敏感度分析

为评估精量灌溉决策模型对田间水分监测数据的鲁棒性,识别可靠性薄弱区域以提升灌溉精准性。基于番茄同一采样点的 4 个生育期的采样数据进行双向扰动误差传播敏感度分析,并采用空间网格插值技术分别构建了水分亏缺率空间分布热力图和误差传播敏感度空间分布热力图,如图 8 所示。水分

亏缺程度与模型误差传播敏感度之间存在空间负向耦合关系,在水分亏缺率较高的区域,模型对监测数据的误差传播敏感性显著降低,灌溉决策稳定维持高量级输出,形成抗干扰的“灌溉平台”,该机制通过规避数据扰动风险优先保障作物生存需求。相反,在低水分亏缺率区域,模型表现出高误差传播敏感度特性,灌溉量响应曲线呈现精细化动态波动,通过误差传播敏感度调控优化水资源分配。该特性揭示模型具备分级智能鲁棒机制:高胁迫区以低敏感度加高灌溉锁定保障作物生存底线,低胁迫区以高敏感度加动态调节实现节水增效。

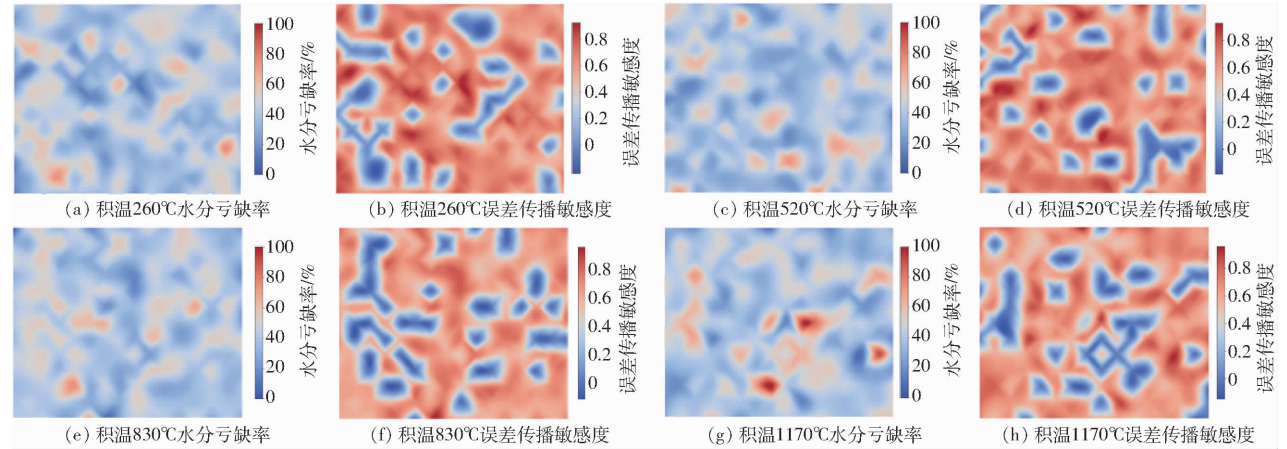


图 8 误差传播敏感度热力图

Fig. 8 Error propagation sensitivity heat maps

4.4 灌溉决策结果与分析

为直接验证精量灌溉决策模型的最终输出效果,本研究基于 4 个不同积温(对应番茄的 4 个生育期)的试验数据,模型生成研究区的空间差异化灌溉热力图,如图 9 所示。

分析图 9 可知,模型输出的灌溉量在空间上呈现出显著的异质性分布。存在明显的高灌溉需求区和低灌溉需求区。将灌溉热力图与同期的水分亏缺率空间分布进行对比发现,高灌溉量区域与高水分亏缺率区域在空间上高度吻合;反之,水分亏缺程度较低的区域,模型给出的灌溉建议量也相应较低。结果证明了本模型能够基于多光谱影像反演的土壤墒情空间差异,生成按需分配、变量施灌的精准灌溉决策,有助于优化水资源配置,从而有效缓解传统均

匀灌溉模式常见的水资源浪费问题。

如表 3 所示,不同积温条件下的灌溉决策呈现显著差异。随着积温升高,作物进入需水关键期,平均灌溉量从 1.8 mm 逐步增加至 3.8 mm,增幅达 111%,且中等灌溉区域占比从 1% 大幅提升至 77.9%。特别是在作物生长旺盛期,中等灌溉成为主导策略,占比达到 62%~77.9%,同时完全消除了不灌溉区域。此外,各时期灌溉量的变异系数均保持在 12.7%~32.7% 之间,表明模型在整个生育期内均能保持显著的空间变异性,实现了基于作物需水规律的变量施灌。这种灌溉策略的转变准确反映了作物从生长初期到旺盛期的水分需求变化,体现了模型通过积温参数实现生育期自适应调控的能力。

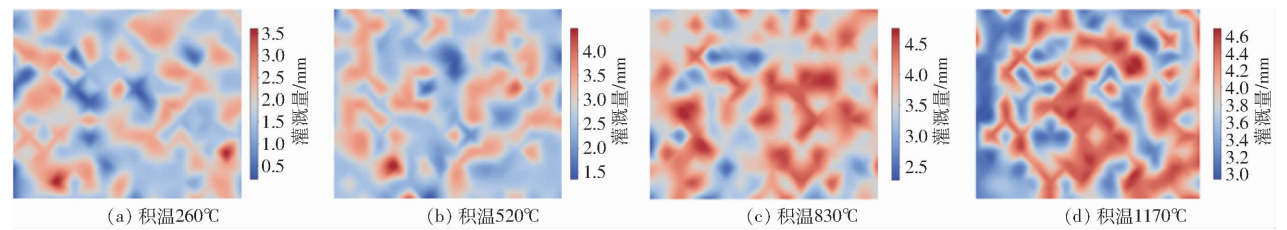


图 9 空间差异化灌溉热力图

Fig. 9 Spatially differentiated irrigation heat maps

表 3 不同积温梯度下灌溉指标统计结果

Tab.3 Statistics of irrigation index under different accumulated temperature gradients

指标	积温 260℃	积温 520℃	积温 830℃	积温 1 170℃
平均灌溉量/mm	1.8	2.8	3.7	3.8
灌溉量标准差/mm	0.6	0.5	0.5	0.5
变异系数/%	32.7	19.1	13.4	12.7
最大灌溉量/mm	3.5	4.4	4.4	4.4
最小灌溉量/mm	0.4	1.5	2.5	3.0
不灌溉区域占比/%	7.2	0	0	0
最小灌溉区域占比/%	54.8	6.2	0	0
低灌溉区域占比/%	37.0	83.2	38.0	22.1
中等灌溉区域占比/%	1.0	10.6	62.0	77.9

5 讨论

本研究构建的多光谱影像与模糊控制协同灌溉决策模型,通过高分辨率遥感数据与作物生理响应的闭环反馈系统,显著提升了灌溉决策的智能化水平。数据层采用亚像素配准技术与数据增强技术提升反演精度;决策层基于水分亏缺率和积温的模糊控制实现时间-空间协同驱动灌溉。有效克服了传统灌溉的空间均质性和时间静态性缺陷,在干旱区设施农业中验证了多源数据融合的技术可行性。在反演模型预处理阶段,通过高斯噪声数据增强生成 420 组增强数据,模型在有限样本条件下建立了更稳健的土壤水分-光谱反射率映射关系。同时,该技术与影像配准形成显著协同效应,基于 ORB 特征匹配与相位互相关算法配准误差可控制在 1.5 像素内,为光谱指数计算提供了精确的空间基准,进而显著增强了土壤含水率反演模型的空间精确性。

精量灌溉模型是以水分亏缺率作为水分胁迫指标、积温作为生育期标志的双输入模糊控制器,实现了时空维度的协同调控。乔帅帅等^[23]为量化气候变化对春玉米需水量和产量的影响,在 80% 保证率下分析了积温及春玉米栽培模式的空间变化,计算了春玉米生长季有效降雨量和作物需水量,采用逐步回归模型建立了气象因子和春玉米产量的关系,研究结果表明作物需水量随着积温的改变也会相应改变。这一结论为本研究将积温作为生育期划分的核心指标提供了重要理论支撑,而积温作为输入变量恰好实现了时间维度的动态适配,通过量化生育进程的时序特征,将抽象的生育阶段转换为可计算的温度累积指标,使模糊控制器能够精准捕捉不同生长时段的需水节律,为时间维度上的分阶段调控提供了量化依据^[24]。在空间维度上,本研究将无人机多光谱遥感技术引入调控体系,通过高分辨率多

光谱影像反演土壤水分空间分布特征,为水分亏缺率的空间化表达提供了关键数据支撑^[25]。祝长鑫等^[26]为了快速获取农田水分亏缺信息空间分布,提高利用无人机热成像系统生成变量灌溉处方图的精度,分析了无人机热成像系统飞行时刻和飞行高度对冠层温度空间分布和变量灌溉处方图生成的影响,证实了无人机遥感在捕捉田间水分空间异质性中的技术优势。许多学者也通过实践验证了无人机遥感在农业领域的土壤水分监测价值^[27]。在此基础上本研究将水分亏缺率作为量化空间维度作物水分胁迫的重要指标,使不同区域的水分状况统一转换为 0 ~ 100% 的水分胁迫指数,该指数与无人机遥感采集的空间图谱精准匹配,能有效表征作物实际水分胁迫状态。

本研究基于双输入模糊控制理论构建了精量灌溉模型,通过积温动态适配实现时间维度分阶段调控,结合无人机多光谱遥感技术完成空间维度水分亏缺率量化,形成了时空协同的精量灌溉调控机制。在未来的研究中,可尝试结合作物生理机理模型优化模糊控制规则,融合卫星-无人机-地面多源数据提升环境适应性,并集成气象预报数据动态修正积温计算,以期构建精度更高、普适性更强的灌溉调控模型,在此基础上,可进一步集成智能灌溉平台,通过嵌入式系统将精量灌溉决策模型与田间传感器网络、灌溉执行系统进行硬件耦合,构建集“多源信息感知-动态决策生成-自动执行调控”于一体的精量灌溉装备。

6 结论

(1) 本研究构建的基于多光谱影像与模糊控制的精量灌溉决策模型,通过引入数据增强技术,使土壤含水率反演模型性能显著提高。测试集 R^2 从 0.825 8 提升至 0.892 8,为灌溉决策提供高可靠性数据支撑。

(2) 基于水分亏缺率与有效积温构建的双输入模糊控制器,实现了灌溉量的动态优化。随着积温从 260℃ 升高至 1 170℃,平均灌溉量由 1.8 mm 增至 3.8 mm,中等灌溉策略占比从 1% 提升至 77.9%,体现了模型随作物生育进程的自适应调控能力,与需水规律吻合。

(3) 模型在全生育期内保持显著空间变异性,灌溉量变异系数介于 12.7% ~ 32.7%。误差传播敏感度分析进一步揭示其智能分级响应机制,高水分亏缺区敏感度低,灌溉决策稳定;低水分亏缺区敏感度高,实现灌溉量动态微调。该模型有效协调了节水与抗旱目标,为干旱区农业提供精准的智能灌溉解决方案。

参 考 文 献

[1] 张智,王正,刘杰成,等. 基于环境 VPD 决策的温室甜瓜灌溉系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 371 – 378.
Zhang Zhi, Wang Zheng, Liu Jiecheng, et al. Design and experiment of greenhouse melon irrigation system based on environmental VPD decision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 371 – 378. (in Chinese)

[2] 白涛,许佳,邓铭江,等. 注重干旱区河谷林草生态保护与修复的滴漫灌溉研究[J]. 水利学报, 2021,52(8): 989 – 1000.
Bai Tao, Xu Jia, Deng Mingjiang, et al. A study on flood irrigation for ecological protection and restoration of forest and grass in arid valley[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2021,52(8): 989 – 1000. (in Chinese)

[3] 李虎,钟韵,冯雅婷,等. 无人机遥感的多植被指数土壤水分反演模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(1): 207 – 214.
Li Hu, Zhong Yun, Feng Yating, et al. Multi-vegetation index soil moisture inversion model based on UAV remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024,44(1): 207 – 214. (in Chinese)

[4] 赵文举,李钊钊,马芳芳,等. 基于多光谱影像的苜蓿地不同生育期土壤含盐量反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 418 – 429.
Zhao Wenju, Li Zhaozhao, Ma Fangfang, et al. Inversion model of soil salinity in alfalfa field at different growth stages based on multi-spectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(12): 418 – 429. (in Chinese)

[5] Liu Y, Feng H, Fan Y, et al. Utilizing UAV-based hyperspectral remote sensing combined with various agronomic traits to monitor potato growth and estimate yield[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 109984.

[6] 赵文举,马芳芳,马宏,等. 基于无人机多光谱影像的土壤盐分反演模型[J]. 农业工程学报, 2022,38(24): 93 – 101.
Zhao Wenju, Ma Fangfang, Ma Hong, et al. Soil salinity inversion model based on UAV multispectral images[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(24): 93 – 101. (in Chinese)

[7] Chen F, Cui N B, Jiang S Z, et al. Effects of water deficit at different growth stages under drip irrigation on fruit quality of citrus in the humid areas of South China[J]. Agricultural Water Management, 2022, 262:107407.

[8] 王全九,蔺树栋,苏李君. 马铃薯主要生长指标对有效积温响应的定量分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 306 – 316.
Wang Quanjiu, Lin Shudong, Su Lijun. Quantitative analysis of the response of main growth indexes of potato to effective accumulated temperature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 306 – 316. (in Chinese)

[9] 任贺靖,路凯超,蔡甲冰,等. 基于水热耦合的冬小麦-夏玉米产量响应与变化预测[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 429 – 443,484.
Ren Hejing, Lu Kaichao, Cai Jiabing, et al. Response and change prediction of winter wheat – summer maize yield based on water-heat coupling [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 429 – 443,484. (in Chinese)

[10] 孙伟,史海滨,李仙岳,等. 河套灌区典型夹砂层农田水分通量模拟与灌溉制度优化[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 639 – 652.
Sun Wei, Shi Haibin, Li Xian Yue, et al. Simulation of water flux and optimization of irrigation schedule in typical sandy layer farmland in Hetao Irrigation District[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 639 – 652. (in Chinese)

[11] 朱德兰,阮汉铨,吴普特,等. 水肥一体机肥液电导率远程模糊 PID 控制策略[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 186 – 191.
Zhu Delan, Ruan Hancheng, Wu Pute, et al. Remote fuzzy PID control strategy of fertilizer liquid conductivity of water and fertilizer integrated machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(1): 186 – 191. (in Chinese)

[12] 谢家兴,高鹏,莫昊凡,等. 荔枝园智能灌溉决策系统模糊控制器设计与优化[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 26 – 32,58.
Xie Jiaxing, Gao Peng, Mo Haofan, et al. Design and optimization of fuzzy controller for intelligent irrigation decision system in litchi orchard [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 26 – 32,58. (in Chinese)

[13] 伞红军,冯金祥,陈久朋,等. 基于改进双目 ORB – SLAM3 的特征匹配算法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 625 – 634.
San Hongjun, Feng Jinxiang, Chen Jiupeng, et al. Feature matching algorithm based on improved binocular ORB – SLAM3

[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 625–634. (in Chinese)

[14] 江自真, 周俊, 韩宏琪, 等. 基于 RANSAC 拟合点云去噪的苹果采摘位姿构建方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 72–81.

Jiang Zizhen, Zhou Jun, Han Hongqi, et al. Construction method of apple picking pose based on RANSAC fitting point cloud denoising[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 72–81. (in Chinese)

[15] 赵文举, 段威成, 王银凤, 等. 基于敏感变量筛选的多光谱植被含水率反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 343–351, 385.

Zhao Wenju, Duan Weicheng, Wang Yinfeng, et al. Study on inversion model of multi-spectral vegetation water content based on sensitive variable screening[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 343–351, 385. (in Chinese)

[16] Liu X, Wang B, Jin S, et al. Missing value interpolation algorithm for long-term temperature observation data based on data augmentation multiple interpolation method[J]. Results in Engineering, 2025, 27: 106211.

[17] Khalifa, Eldeen N, Loey, et al. A comprehensive survey of recent trends in deep learning for digital images augmentation[J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 55(3): 1–27.

[18] Chen C L P, Liu Z. Broad learning system: an effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 29(1): 10–24.

[19] 李泽祺, 杨铮, 周壮飞, 等. 高光谱与宽度学习检测草莓叶片含水率[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(6): 1534–1542.

Li Zeqi, Yang Zheng, Zhou Zhuangfei, et al. Detection of water content in strawberry leaves by hyperspectral and width learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(6): 1534–1542. (in Chinese)

[20] Kumari A, Singh D, Sarangi A, et al. Optimizing wheat supplementary irrigation: integrating soil stress and crop water stress index for smart scheduling[J]. Agricultural Water Management, 2024, 305: 109104.

[21] Liu Y, Mizuta K, Morokuma M, et al. Effects of combined high temperature and water stress on soybean growth and physiological processes in a temperature gradient chamber[J]. Field Crops Research, 2025, 333: 110063.

[22] 戴文战, 李昀. 基于梯形模糊隶属函数的复合语言多目标决策[J]. 控制与决策, 2015, 30(12): 2205–2211.

Dai Wenzhan, Li Yun. Composite language multi-objective decision making based on trapezoidal fuzzy membership function [J]. Control and Decision, 2015, 30(12): 2205–2211. (in Chinese)

[23] 乔帅帅, 高晓瑜, 屈忠义, 等. 1959—2018 年气候变化对内蒙古春玉米需水量和产量的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(增刊 1): 87–97.

Qiao Shuaishuai, Gao Xiaoyu, Qu Zhongyi, et al. Impact of climate change on water requirement and yield of spring maize in Inner Mongolia from 1959 to 2018[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(S1): 87–97. (in Chinese)

[24] Wu F Q, Qiu Y R, Huang W B, et al. Water and heat resource utilization of cotton under different cropping patterns and their effects on crop biomass and yield formation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 323: 109091.

[25] 郝震, 赵红莉, 王建华, 等. 基于多源遥感协同的灌溉用水动态监测方法研究[J]. 水利学报, 2025, 56(3): 328–340.

Hao Zhen, Zhao Hongli, Wang Jianhua, et al. Research on dynamic monitoring method of irrigation water based on multi-source remote sensing collaboration[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2025, 56(3): 328–340. (in Chinese)

[26] 祝长鑫, 赵伟霞, 单志杰, 等. 变量灌溉处方图设计中无人机飞行高度和起飞时间确定[J]. 农业工程学报, 2023, 39(5): 61–69.

Zhu Changxin, Zhao Weixia, Shan Zhijie, et al. Determination of UAV flight height and take-off time in the design of variable irrigation prescription map[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(5): 61–69. (in Chinese)

[27] 王玮莹, 彭金榜, 朱婉雪, 等. 基于无人机遥感的盐渍化土壤有机质反演方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(3): 736–752.

Wang Weiying, Peng Jinbang, Zhu Wanxue, et al. Research on inversion method of salinized soil organic matter based on UAV remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science, 2024, 26(3): 736–752. (in Chinese)