doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.008

基于无人机多光谱影像的玉米涝渍胁迫产量估算方法

束美艳[1,2]　高　菲[3]　王之翼[1]　乔红波[1]　汤继华[3]　顾晓鹤[4]　汪　强[1]

(1.河南农业大学人工智能学院,郑州 450046;2.小麦玉米两熟高效生产全国重点实验室,郑州 450046;
3.河南农业大学农学院,郑州 450046;4.北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097)

摘要:涝渍胁迫是玉米生产的主要气象灾害之一,快速准确的涝渍胁迫产量估算对灾害管理与田间生产决策至关重要。传统田间人工观测方式难以满足突发性作物灾害评估的时效性要求。本研究基于水深、历时和品种的多变量拔节期玉米涝渍模拟试验,获取了 3 个时期的无人机多光谱影像,采用皮尔逊相关系数法筛选与产量敏感的植被指数,使用随机森林算法构建玉米产量估算模型,探究无人机多光谱影像估算涝渍胁迫下玉米产量的应用效果。研究结果表明:耐涝品种 MY73 表现出最优的抗逆性与高产潜力,不同处理下的 MY73 产量为 4 300 ~ 10 500 kg/hm^2,而所有品种在淹水及胁迫时间延长条件下产量均显著下降。不同植被指数对于产量的敏感性随着无人机影像获取时间不同而存在差异,其中任意时间点获取的 EVI、DVI 均与产量显著相关。随机森林算法与敏感植被指数相结合可实现涝渍胁迫下的玉米产量高精度估算,多时期协同的玉米产量估算模型的稳定性优于单一时间点,测试集 R^2 为 0.86,RMSE 为 954.15 kg/hm^2,MAE 为 700.65 kg/hm^2,NRMSE 为 10.50%。因此,无人机多光谱遥感技术可以实现涝渍胁迫下的玉米产量快速估算。

关键词:玉米;涝渍胁迫;估产;无人机;多光谱

中图分类号:TP391.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)17-0086-08　　**OSID**:

Estimation of Maize Yield under Waterlogging Stress Based on UAV Multispectral Images

Shu Meiyan[1,2]　Gao Fei[3]　Wang Zhiyi[1]　Qiao Hongbo[1]　Tang Jihua[3]　Gu Xiaohe[4]　Wang Qiang[1]

(1. *College of Artificial Intelligence*, *Henan Agricultural University*, *Zhengzhou* 450046, *China*
2. *State Key Laboratory of High-Efficiency Production of Wheat-Maize Double Cropping*, *Zhengzhou* 450046, *China*
3. *College of Agronomy*, *Henan Agricultural University*, *Zhengzhou* 450046, *China*
4. *Information Technology Research Center*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*)

Abstract: Waterlogging stress is one of the major meteorological disasters in maize production. Rapid and accurate estimation of maize yield under waterlogging stress is crucial for disaster management and field production decision-making. Traditional field-based manual observation methods are difficult to meet the timeliness requirements of disaster assessment. Multi-variable waterlogging simulation experiments were conducted during the maize jointing stage, incorporating factors such as water depth, submergence duration, and cultivar variation. Three sets of unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral images were acquired throughout the experimental period. Vegetation indices highly correlated with yield were identified by using the Pearson correlation coefficient method, and a maize yield estimation model was developed based on the random forest algorithm. This study aiming to evaluate the potential of UAV-based multispectral remote sensing for estimating maize yield under waterlogging stress. The results showed that the waterlogging-tolerant variety MY73 exhibited the strongest stress resistance and the highest yield potential. The yield of MY73 under different treatments ranged from 4 300 kg/hm^{2}to 10 500 kg/hm^2. However, the yield of all varieties significantly decreased with the increase of flooding severity and

收稿日期:2025-12-28　修回日期:2026-04-17

基金项目:国家自然科学基金项目(42401438)、河南省自然科学基金项目(252300421158)、国家资助博士后研究人员计划项目(GZC202307)和河南省高等学校重点科研项目(25A520027)

作者简介:束美艳(1993—),女,教授,博士,主要从事智慧农业、作物表型获取研究,E-mail:smy511@henau.edu.cn

通信作者:汪强(1979—),男,副教授,博士,主要从事智慧农业研究,E-mail:wqhda@henau.edu.cn

duration. The sensitivity of vegetation indices to yield varied with the acquisition time of UAV images, among which EVI and DVI were significantly correlated with yield at all time points. The combination of the random forest algorithm and sensitive vegetation indices enabled high-accuracy estimation of maize yield under waterlogging stress. The stability of the multi-period collaborative model for estimating maize yield per unit area was superior to that of a single time point, with an R^2 of 0.86, RMSE of 954.15 kg/hm^2, and MAE of 700.65 kg/hm^2, and NRMSE of 10.50% on the test set. Therefore, unmanned aerial vehicle multispectral remote sensing technology demonstrated the capability to achieve rapid estimation of maize yield under waterlogging stress.

Key words: maize; under waterlogging stress; yield estimation; unmanned aerial vehicle; multispectrum

0　引言

玉米作为全球三大主粮之一，也是现代食品工业的重要原料，对稳定农村经济和保障国家粮食安全具有重要作用[1]。在全球气候变化的大背景下，极端天气事件的频率、强度和不确定性显著增加，对全球粮食生产构成了常态化的严峻挑战[2]。在诸多极端天气相关的胁迫因子中，暴雨天气与玉米生长周期高度重叠，涝渍胁迫是对玉米产量影响最直接的因素之一[3-4]。因此，快速、准确估算涝渍胁迫下的玉米产量对于实时掌握灾害损失、促进农业保险精准理赔具有重要意义。

涝渍胁迫下土壤孔隙被水填充导致根系缺氧，破坏根系结构，影响养分、水分的吸收[5-6]。同时，植株代谢紊乱，叶片黄化，光合能力下降，并易诱发根部病害[7-8]。在生育前期涝渍胁迫易导致弱苗甚至死苗；在后期则影响籽粒灌浆，导致籽粒质量降低和倒伏风险增加[9]。拔节期是玉米营养生长关键时期，若发生涝渍胁迫会干扰穗分化进程，可能导致雄穗发育不良、雌穗分化受阻、植株生长受抑制，从而导致产量严重降低[10-11]。

传统的灾情监测主要依赖于人工实地调查，成本较高，且效率较低，灾情评估存在一定的主观性。近年来，无人机遥感凭借其机动灵活、成本低和影像空间分辨率高的优势成为小范围精准农业管理的有力工具[12]。搭载于无人机的传感器类型主要有可见光数码相机[13]、多光谱相机[14]、高光谱相机[15]、热红外相机[16]及激光雷达[17]等。这些传感器各有其独特的原理、优势与适用场景，共同构成了无人机遥感的强大数据获取能力。其中，多光谱传感器因其在性能、成本、成像范围与应用广度上的优势，成为目前农业监测使用最为广泛、最具代表性的无人机遥感传感器[18]。

目前，国内外学者使用无人机多光谱影像对作物产量估算方法进行了大量研究。最常见的是利用多光谱波段组合构建多种植被指数来进行作物估产[19]，也有在植被指数的基础上融入纹理信息来提升产量估算精度的研究[20]。在无人机多光谱作物产量估算模型构建方面，除了简单的线性回归之外，机器学习[21]、深度学习[22]等智能算法也越来越多地应用到作物估产研究中。在众多机器学习与深度学习算法中，随机森林算法因其在处理高维、非线性多光谱数据时展现出的优异性能，成为该领域应用较为广泛且估产效果较为突出的方法之一[23]。已有研究表明，随机森林(Random forest, RF)算法在玉米产量估算中表现出较高的稳定性和预测精度[24]。随机森林算法不仅具有较高的预测精度和较强的鲁棒性[25]，还能够通过特征重要性评估揭示光谱信息与作物产量之间的内在关系，为后续模型构建与机制解释提供有力支撑。

灾害胁迫下的作物产量无人机估算具有一定的特殊性，需考虑不同灾害对作物产量的致灾机制。部分学者开展了病虫害、倒伏等作物胁迫的识别及作物产量无人机多光谱估算的相关工作[26-27]。涝渍灾害发生的时间与范围不确定，导致难以获取多时相无人机影像数据。此外，涝渍胁迫强度，如受淹历时、水深、受淹生育期，对作物产量的影响机制较为复杂，同样给作物涝渍胁迫无人机监测造成较大困扰。而使用多时相无人机多光谱影像对涝渍胁迫下的玉米产量进行估算的研究还鲜见报道。

本研究探索无人机多光谱影像在玉米涝渍胁迫产量估算中的应用效果。在玉米涝渍控制试验的支持下，获取涝渍胁迫后的多期无人机多光谱影像，使用相关系数法筛选与产量敏感的植被指数，并辅以农学知识解析，利用随机森林算法构建涝渍胁迫下的玉米产量估算模型，对比单时相和多时相植被指数协同在玉米产量估算中的差异，确定涝渍胁迫下的玉米产量最佳估算方式，分析品种耐涝性对不同涝渍强度的响应规律。

1　材料与方法

1.1　研究区概况与试验设计

玉米涝渍控制试验在中国农业科学院农田灌溉研究所新乡综合试验基地开展。该试验基地位于河

南省新乡市新乡县七里营镇,属于温带季风气候,土壤类型为潮土。年平均气温、日照时间和降水量分别为 14.3℃、2 407.7 h 和 548.3 mm。田间试验涉及不同的玉米品种、灌水量以及灌水历时 3 个变量。玉米品种分别为 MY73(抗涝性高)、DH682(抗涝性低)和 DK517(抗涝性中等);水分处理设置 3 个:对照组 CK(控制土壤相对含水率在田间持水量的 70%左右)、渍水(控制土壤相对含水率在田间持水量的 90%)、淹水(土壤表层水深保持 2 cm);涝渍持续时间为 3、6、9 d。渍水 3、渍水 6 和渍水 9 分别表示渍水胁迫处理持续 3、6、9 d;淹水 3、淹水 6 和淹水 9 分别表示淹水胁迫处理持续 3、6、9 d。试验共 27 组处理,每个处理 3 个重复,共计 81 个小区。小区尺寸设置为 3.0 m×2.5 m,植株行距 60 cm,株距为 25 cm。2024 年 6 月 10 日进行田间播种,于 7 月 5 日起(玉米拔节期)控制水量进行涝渍胁迫试验,其他田间管理方式与常规管理一致。图 1 展示了该试验所在的研究区地理位置及具体的小区试验设计。表 1 展示了试验期间玉米的关键生育期及其对应的时间节点。

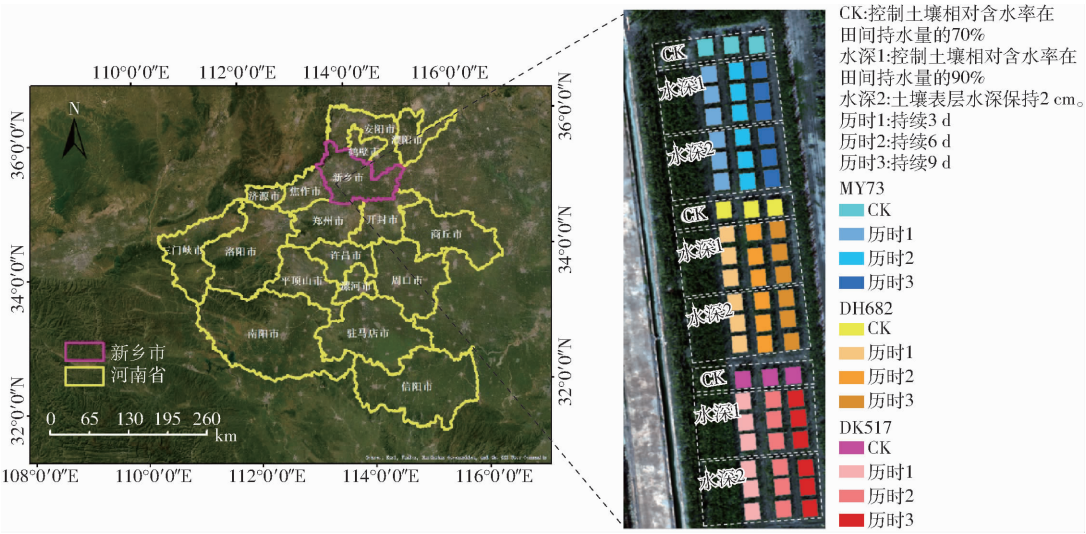

图 1 研究区地理位置及小区试验设计

Fig. 1 Geographical location of study area and experimental plot design

表 1 玉米关键生育期及对应的时间

Tab. 1 Critical growth stages of maize and corresponding times

生育期	播种期	拔节期	抽雄期	开花期	吐丝期	灌浆期	成熟期
对应时间	6 月 10 日	7 月 5—15 日	8 月 10—20 日	8 月 15—25 日	8 月 18—28 日	8 月下旬—9 月下旬	9 月下旬—10 月上旬

1.2 无人机多光谱影像获取与预处理

分别于涝渍后 3 d(8 月 11 日)、6 d(8 月 14 日)和 9 d(8 月 18 日)获取无人机多光谱影像。无人机多光谱影像获取使用大疆精灵 4 型多光谱无人机(DJI Phantom 4 Multispectral,大疆创新科技有限公司)。大疆精灵 4 型多光谱无人机包括 6 个 1/2.9 英寸 CMOS,分别为 1 个可见光通道和 5 个多光谱通道,能够同时获取可见光和多光谱影像。多光谱相机获取蓝、绿、红、红边和近红外 5 个波段的反射率,其中心波长和波段宽度分别为 450(16)、560(16)、650(16)、730(16)、840(26) nm。单个传感器的有效像素为 2×10^6。无人机视场角为 62.7°,焦距为 5.74 mm,光圈为 f/2.2,云台可控转动范围为俯仰 -90°至 30°,最长飞行时间为 27 min。田间采集数据时设置无人机飞行高度为 30 m,对应的地面空间分辨率为 2.5 cm。无人机飞行的航向和旁向重叠度均为 75%。配备有光强传感器和固定反射率校正板。

基于大疆智图软件(DJI Terra,大疆创新科技有限公司)将每次获取的无人机多光谱数据进行影像拼接,包括添加图像、对齐图像、辐射定标、建立点云、生成正射影像等。绘制每个小区的矢量边界并提取各小区的多光谱反射率。

1.3 敏感植被指数筛选

基于获取的无人机多光谱反射率,参照国内外相关研究,选取 NDVI、NDRE、LCI、GNDVI、RVI、DVI、CIred - edge、SAVI、OSAVI、MSAVI、GSAVI、EVI、VARI、VARIre、MTCI、mNDblue、NIRv、repRVI、ExG、ExR 等 20 个植被指数用于涝渍胁迫下的玉米产量估算。使用皮尔逊相关系数对产量与植被指数进行相关性分析,将显著相关的植被指数作为敏感植被指数用于后续产量估算模型的构建。

1.4　地面实测产量数据获取

于玉米成熟期采用破坏性取样方式进行测产。每个小区随机获取 3 株玉米穗，晾晒、脱粒，测量穗粒数、称取千粒质量。根据田间调查的单位面积穗数、穗粒数及千粒质量，按照理论产量计算方法得到每个小区的玉米产量，共计 81 个产量样本。

1.5　玉米产量估算模型构建与验证

采用随机森林回归算法构建玉米产量估算模型，并分别探究单一时期及多时期多光谱数据协同使用对产量估算精度的影响。单一时期的产量估算模型构建时输入数据为当期与产量显著相关的植被指数，多时期数据协同构建产量估算模型时的输入数据为 3 期与产量显著相关的植被指数。随机森林是一种基于集成学习的非参数机器学习方法，其核心思想是通过自助采样从原始训练集中重复抽取样本，构建多棵相互独立的决策树，并在每个节点分裂过程中随机选择部分特征参与建模，从而生成一组弱相关的基学习器[28]。最终通过对所有决策树的预测结果取平均值实现回归输出。

在参数设置方面，基于交叉验证对随机森林模型的关键参数进行优化。具体而言，决策树数量设置为 300 或 500，以平衡模型精度与计算效率；最大树深在无限制、15 和 30 之间进行搜索，以控制模型复杂度；节点划分最小样本数设为 2 和 5，叶节点最小样本数设为 1 和 2，用于防止模型过拟合；最大特征数设置 sqrt 和 0.7，用于控制每次分裂时参与建模的特征比例，从而增强模型随机性。在模型训练过程中，采用 5 折交叉验证对随机森林模型参数组合进行评估。同时设置随机种子为 42，以保证试验结果的可重复性。

1.6　模型精度验证

将玉米涝渍产量样本按比例 2∶1 随机划分为训练集和测试集，分别用于玉米涝渍产量估算模型构建和验证。采用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）以及归一化均方根误差（NRMSE）4 个指标评价玉米产量估算模型的精度和稳定性。

2　结果与分析

2.1　涝渍胁迫下的玉米产量分析

图 2 展示了不同涝渍胁迫下的玉米产量。在选用的 3 个玉米品种中，耐涝性最强的 MY73 产量最高，不同处理下对应的产量为 4 300 ~ 10 500 kg/hm^2，整体上显著优于其他 2 个品种，说明该品种在本试验条件下具有较好的产量潜力和抗逆性。DK517 产量处于中等水平，但与 MY73 存在明显差距。DH682 产量最低，不同处理下对应的产量在 3 000 ~ 6 000 kg/hm^2，说明该品种对试验中的胁迫条件较为敏感。由此可见，玉米品种是影响产量的关键因素。不同玉米品种的产量差异受水分供应影响显著，同一品种在不同灌水条件下呈现不同的产量水平，不同品种淹水处理下的产量水平明显低于渍水处理。随着涝渍历时的延长，各品种产量整体呈明显的下降趋势。

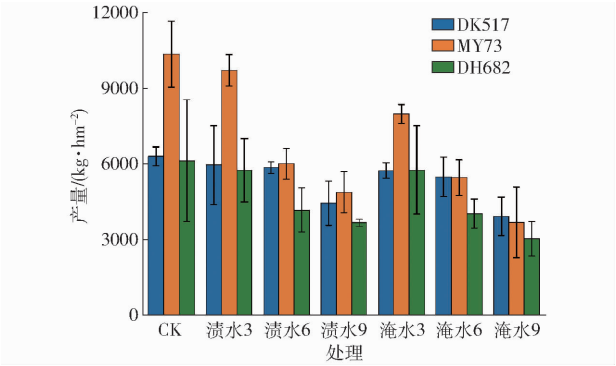

图 2　不同涝渍胁迫下的不同玉米品种的产量

Fig. 2　Yields of different maize varieties under varying levels of waterlogging stress

2.2　植被指数与玉米实测产量的相关性

从无人机影像的时相来看，单时期计算得到的植被指数与产量的相关性普遍较高（图 3）。3 个单时期获取的数据中，绝大多数植被指数与产量呈极显著正相关（$p < 0.01$），相关系数集中在 0.40 ~ 0.57。将全时期数据合并分析后，所有植被指数与产量的相关性均低于单时期，部分指数（如 GNDVI、VARI、ExG）相关性大幅下降至不显著或较低水平。不同时期也有一些与产量相关性表现突出的植被指数，如 8 月 11 日与产量相关性最高的植被指数分别

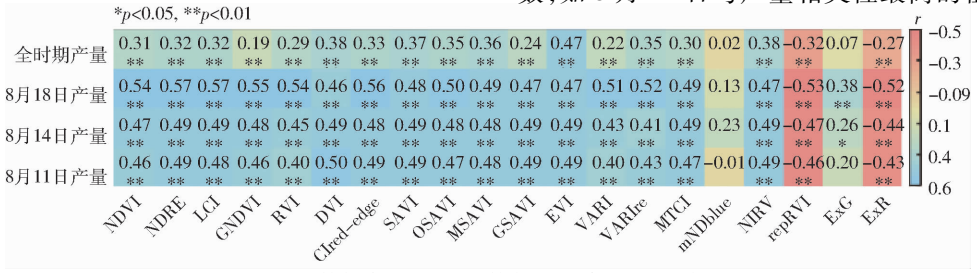

图 3　不同数据集下植被指数与玉米产量的相关性分析

Fig. 3　Correlation between vegetation indices and maize yield under different datasets

为 DVI、GSAVI、NDRE，相关系数在 0.50 左右；8 月 14 日对应的是 MTCI、NDRE、LCI，相关系数均为 0.49；8 月 18 日对应的是 LCI、NDRE、CIred - edge，对应的相关系数分别为 0.57、0.57 和 0.56。尽管全时期数据集下的植被指数与产量的相关性普遍下降，仍有一些指数与产量保持较好的相关性，如 EVI、DVI、SAVI、OSAVI 等。

2.3 玉米产量估算模型及精度评价

对比不同单一时期的玉米产量估算结果（表 2）可知，8 月 11 日影像构建的产量模型在训练集与测试集上均表现最优，说明该时期植被指数对产量的解释力强且模型稳健。8 月 14 日和 8 月 18 日两期获取的数据构建的产量模型 R^2 相近，但均低于 8 月 11 日（训练集 R^2 为 0.95，测试集 R^2 为 0.93）。8 月 18 日测试集 R^2 下降至 0.80，说明玉米胁迫严重时单一时期数据构建的玉米产量估算模型的稳定性略低。RMSE 与 MAE 在不同时期变化趋势与 R^2 相反，进一步验证 8 月 11 日为玉米产量估算最佳单期建模时段。从 NRMSE 结果来看，各单期模型的误差范围为 10.16% ~ 10.98%。其中，8 月 11 日的 NRMSE 最低（训练集 NRMSE 为 10.16%，测试集 NRMSE 为 10.27%），表明该时期模型相对误差最小，估算精度最高；而 8 月 14 日和 8 月 18 日的 NRMSE 均有所升高，尤其是 8 月 18 日测试集 NRMSE 达到 10.98%，进一步说明在胁迫加重条件下模型精度下降。NRMSE 的变化趋势与 R^2 和 RMSE 结果保持一致，从相对误差角度进一步验证了 8 月 11 日为最优单期建模时间。多期数据协同使用在训练集与测试集上 R^2 完全一致，均为 0.86，表明该模型泛化能力最强，未见明显过拟合。从测试集来看，多期协同建模的 R^2 略低于效果最优的 8 月 11 日，但更稳定；RMSE 误差略增，但训练集 RMSE 相比单期最低，MAE 绝对误差最小，构建的模型估算更稳定。

表 2 不同数据集下的玉米产量随机森林估算精度

Tab. 2 Estimation accuracy of maize yield using random forest under different datasets

时期	训练集				测试集			
	R^2	RMSE/(kg·hm^{-2})	MAE/(kg·hm^{-2})	NRMSE/%	R^2	RMSE/(kg·hm^{-2})	MAE/(kg·hm^{-2})	NRMSE/%
8 月 11 日	0.95	922.95	697.95	10.16	0.93	933.30	712.20	10.27
8 月 14 日	0.85	978.00	703.35	10.77	0.82	985.35	733.80	10.84
8 月 18 日	0.87	958.50	702.15	10.55	0.80	997.65	746.25	10.98
多期协同	0.86	898.80	662.25	10.32	0.86	954.15	700.65	10.50

从散点图（图 4）中可以看出，8 月 11 日的训练集和测试集样本点分布集中，沿趋势线紧密排列，无明显偏离。8 月 14 日的样本点略分散，中低产量区（<6 000 kg/hm^2）稍有离散，测试集样本的离散度增加，低产区间（<4 500 kg/hm^2）出现更多离群点。8 月 18 日的样本点分布进一步扩散，高产区间（>9 000 kg/hm^2）出现预测偏差，测试集离散明显，尤其在产量两端，表明模型对极端产量区间的预测能力减弱。多期协同下，训练集样本点分布集中且沿趋势线排列紧密，优于任何单期，测试集分布与训练集高度吻合，离散度小，表明多期整合显著提升分布一致性。

2.4 基于最佳估算模式下的玉米产量制图

从以上构建的玉米估算模型的整体精度及稳定性来看，基于 8 月 11 日构建的玉米产量模型最佳。为分析玉米产量在空间上的分布特征，绘制了最佳估算模型下的玉米产量的空间分布图。从图 5a 中可以看出，研究区玉米产量呈现出明显的空间异质性，不同区域之间产量差异显著。整体来看，高值区与低值区分布清晰，产量在空间上表现出一定的梯度变化特征。在田块尺度上，估算结果能够较好地刻画不同种植条带之间的产量差异，表现出较强的空间分辨能力。部分区域呈现连续的高产或低产分布，反映出水分胁迫及品种差异等因素对产量空间格局的综合影响。此外，估算产量图以连续色带形式表达，相较于传统分级统计结果，能够更加细致地反映产量的空间渐变过程，有助于识别局部高低产区域及其过渡区。图 5b 为产量误差区间分布图，横坐标为实测产量与估算产量的差值，纵坐标为样本出现的频率（定义为该区间的样本占总样本的百分数）。从产量误差区间可以看到，玉米产量估算模型存在一定的左偏误差分布，最大负误差区间（-800 ~ 0 kg/hm^2）频率高达 40.6%。

3 讨论

本研究基于多时相无人机多光谱影像，构建了涝渍胁迫下玉米产量估算模型，通过比较单时相与多时相数据的估算效果，确定了玉米涝渍产量最佳估算方法。研究表明 MY73、DK517、DH682 3 个品种产量依次递减，说明品种是决定产量潜力的重要因素之一。MY73 具备优良的遗传背景，如较高的光合效率和更好的穗部性状[29]，对于不同涝渍胁迫

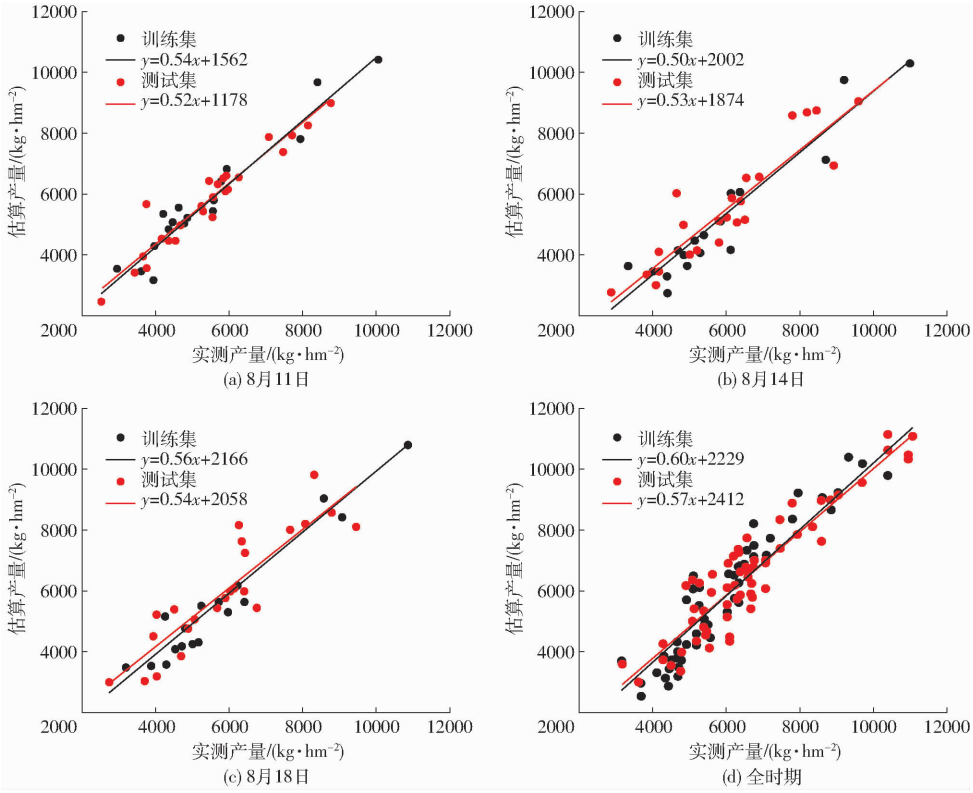

图 4　不同数据集下的玉米产量估算散点图

Fig. 4　Scatter plots of maize yield estimation under different datasets

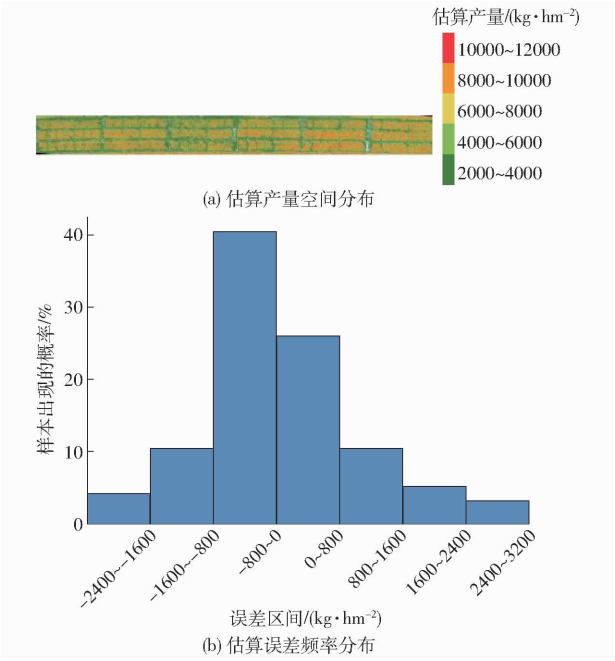

图 5　玉米估算产量空间分布及产量估算误差频率分布

Fig. 5　Spatial distribution of estimated maize yields and frequency distribution of yield estimation errors

强度表现出较好的抗逆性。对于 DK517，渍水 3 d 与渍水 6 d、淹水 3 d 和淹水 6 d 的产量差异较小，而与渍水 9 d 或淹水 9 d 的差异显著，说明该品种短历时轻度胁迫可通过后期补偿缓解；长历时胁迫则导致不可逆损伤。淹水处理下所有品种产量均低于渍水和对照组，但品种间降幅不同，说明品种抗涝能力对于不同涝渍胁迫强度具有明显的响应。

研究表明，红边指数（NDRE、LCI、CIred－edge、MTCI）在 3 个时期均保持高相关性，说明其在不同生育阶段对产量有稳定的预测能力，可能与作物氮素状况、叶绿素含量密切相关，这与现有的一些研究具有一致性[30－31]。EVI 在全时期数据集中与产量的相关性最高，说明其对背景噪声的抗干扰能力较强，适用于多时期协同分析。部分指数（如 GNDVI、VARI、ExG）在多期协同使用时与产量的相关性大幅下降至不显著或较低水平，可能是由于玉米品种抗涝性和自我恢复能力不同，多时相协同增加了噪声，掩盖了特定生育阶段的关键响应能力。红边指数和土壤调节指数表现出较好的时间稳健性。多数指数在 8 月 18 日相关性达到峰值，说明胁迫后期是产量预测的关键时期，植被指数对最终产量的指示性最强。DVI、SAVI、OSAVI、MSAVI、GSAVI、EVI、NIRV 在 8 月 11 日或 8 月 14 日与产量的相关性略高于或接近 8 月 18 日，说明这些指数在胁迫前期也有较好的产量预测能力。mNDblue 在所有时期均不显著，可能不适用于玉米产量估算。总的来说，植被指数与产量的相关性受生育阶段、指数类型和影像数据的使用方式显著影响。

研究表明，尽早使用多期协同的数据估算玉米产量效果较佳。若只选用单一时期估算拔节期涝渍胁迫下的玉米产量，8 月 11 日是最优选择，兼顾高

精度与强泛化能力。多期数据协同使用在训练集上 RMSE、NRMSE 与 MAE 均为最低，说明整合多时段信息可提升模型拟合精度。测试集上 R^2 与训练集完全一致，体现其突出的泛化能力。若有多个时期数据，推荐使用多期协同建模，虽 R^2 略降，但模型更稳健、误差更小。多期协同建模优于多数单期模型，说明整合不同胁迫时间的光谱信息能更全面捕捉胁迫累积效应，提升产量预测稳健性。在所有散点图中，测试集在低产区间（$<4\ 500\ kg/hm^2$）均表现出更大离散性，可能是由于低产样本受胁迫因素复杂，植被指数响应非线性增强所致。全时期的模型稳健性最好，整体分布最集中，高低产区间相对更稳定。

本研究使用无人机多光谱影像对拔节期涝渍胁迫下的玉米产量进行了高精度估算。无人机多光谱技术为实现涝渍胁迫早期诊断和产量损失预测提供了强大工具，其高分辨率、灵活性和对隐性胁迫的探测能力是传统方法无法比拟的。拔节期是玉米营养生长与生殖生长的转折点，此时期发生涝渍胁迫会严重影响根系发育、茎秆强度和穗分化，最终导致减产[10-11]。无人机多光谱能够在此关键窗口期早期、无损地捕捉到胁迫引起的冠层生理变化（如叶绿素含量下降、冠层含水率异常、生物量增长减缓），远早于肉眼可见的症状（如黄化、萎蔫）。本研究可为涝渍胁迫早期预警与田间管理提供技术支撑。

本研究也存在一定的不足。在特定地点、年份、品种和土壤类型下建立的“涝渍胁迫-光谱响应-产量估算”方法，直接应用到其他环境时精度可能大幅下降。针对以上不足，未来可通过 3 方面进行改进：扩展多地点、多品种、多土壤类型的涝渍试验数据；引入迁移学习或元学习框架，并嵌入环境特征以动态调整光谱-产量响应关系；将光谱统计模型与作物水分传输、光合作用等生理模型耦合，从而提升模型的泛化性、解释力与外推能力。

4 结论

（1）无人机多光谱可用于拔节期涝渍胁迫下的玉米产量估算，并可确定玉米产量估算的最佳方式。

（2）品种、历时、水深等涝渍强度指标对玉米产量具有较大影响。整体上与渍水相比，淹水对产量的影响更大。随着涝渍历时的延长，玉米产量逐渐降低。MY73 产量最高，为 4 300 ~ 10 500 kg/hm^2，显著优于其他 2 个品种。

（3）单时期植被指数与产量普遍呈现较高的正相关性，而多时期协同的植被指数相关性有所下降。不同时期表现最佳的指数存在差异，但 EVI、DVI 等少数指数在多时相协同中仍保持相对稳定的相关性，相关系数在 0.5 左右。

（4）在单时期建模中，涝渍胁迫前期（8 月 11 日）构建的产量估算模型精度最高且最稳健，训练集和测试集 R^2 分别为 0.95 和 0.93，RMSE、MAE 和 NRMSE 也较低；多时期数据协同建模在测试集上精度略低，但泛化能力强、效果稳定。

参 考 文 献

[1] 韦琦，花露，包天赠，等. 干旱气象灾害对玉米产量的影响研究[J]. 棉花科学，2025，47(9)：103-105.
Wei Qi, Hua Lu, Bao Tianzeng, et al. Research on the impact of drought meteorological disasters on maize yield[J]. Cotton Sciences, 2025, 47(9): 103-105. (in Chinese)

[2] Yuan X N, Li S, Chen J L, et al. Impacts of global climate change on agricultural production: a comprehensive review[J]. Agronomy, 2024, 14(7): 1360.

[3] 孙博，吕海深，朱永华，等. 不同生育期涝渍胁迫对夏玉米产量影响的试验研究[J]. 节水灌溉，2024(8)：94-101，109.
Sun Bo, Lü Haishen, Zhu Yonghua, et al. Experimental study on the effect of waterlogging stress on summer maize yield at different growth stages[J]. Water Saving Irrigation, 2024(8): 94-101, 109. (in Chinese)

[4] 王成雨，慕丽，李森郁，等. 拔节期水分冗余胁迫对淮北平原夏玉米产量形成机制的影响[J]. 农业工程学报，2022，38(2)：87-94.
Wang Chengyu, Mu Li, Li Senyu, et al. Effects of water redundancy stress at the jointing stage on the yield formation mechanism of summer maize in Huaibei Plain of China[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 87-94. (in Chinese)

[5] 蔡昆争. 作物根系生理生态学[M]. 北京：化学工业出版社，2011.

[6] Salin M L. Toxic oxygen species and protective system of the chloroplast[J]. Physiologia Plantarum, 1987, 72: 681-689.

[7] Posso D A, Borella J, Reissig G N, et al. Root flooding induced changes in the dynamic dissipation of the photosynthetic energy of common bean plants[J]. Acta Physiologiae Plantarum, 2018, 40: 212.

[8] Zhang F, Zhu K, Wang Y Q, et al. Changes in photosynthetic and chlorophyll fluorescence characteristics of sorghum under drought and waterlogging stress[J]. Photosynthetica, 2019, 57: 1156-1164.

[9] 晏斌，戴秋杰，刘晓忠，等. 玉米叶片涝渍伤害过程中超氧自由基的积累[J]. 植物学报，1995，37(9)：738-744.
Yan Bin, Dai Qiujie, Liu Xiaozhong, et al. Accumulation of superoxide radical in maize leaves during waterlogging[J]. Acta Botanica Sinica, 1995, 37(9): 738-744. (in Chinese)

[10] 刘祖贵，刘战东，肖俊夫，等. 苗期与拔节期淹涝抑制夏玉米生长发育、降低产量[J]. 农业工程学报，2013，29(5)：

44 – 52.
Liu Zugui, Liu Zhandong, Xiao Junfu, et al. Waterlogging at seedling and jointing stages inhibits growth and development, reduces yield in summer maize[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(5): 44 – 52. (in Chinese)
[11] 周新国, 韩会玲, 李彩霞, 等. 拔节期淹水玉米的生理性状和产量形成[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9): 119 – 125.
Zhou Xinguo, Han Huiling, Li Caixia, et al. Physiological characters and yield formation of maize under waterlogging stress at jointing stage[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(9): 119 – 125. (in Chinese)
[12] Li D L, Yang S, Du Z Z, et al. Application of unmanned aerial vehicle optical remote sensing in crop nitrogen diagnosis: a systematic literature review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109565.
[13] 葛焱, 朱志畅, 臧晶荣, 等. 融合无人机多时相参数的冬小麦单产估测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 344 – 355.
Ge Yan, Zhu Zhichang, Zang Jingrong, et al. Yield estimation of winter wheat based on multi-temporal parameters by UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 344 – 355. (in Chinese)
[14] 李阳, 苑严伟, 赵博, 等. 基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 186 – 196.
Li Yang, Yuan Yanwei, Zhao Bo, et al. Estimation of wheat yield in wheat-maize rotation based on multi-temporal and multi-parameter fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 186 – 196. (in Chinese)
[15] Sun Q, Chen L P, Zhang B Y, et al. Evaluation of growth recovery grade in lodging maize via UAV-based hyperspectral images[J]. Journal of Remote Sensing, 2024, 4: 0253.
[16] Zhang H, Li W, Wang G, et al. Predicting stomatal conductance of chili peppers using TPE-optimized LightGBM and SHAP feature analysis based on UAVs' hyperspectral, thermal infrared imagery, and meteorological data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 110036.
[17] Zhou L F, Gu X H, Cheng S, et al. Analysis of plant height changes of lodged maize using UAV – LiDAR data[J]. Agriculture, 2020, 10(5): 146.
[18] Maes W H, Steppe K. Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture[J]. Trends in Plant Science, 2019, 24(2): 152 – 164.
[19] Fei S P, Hassan M A, He Z H, et al. Assessment of ensemble learning to predict wheat grain yield based on UAV-multispectral reflectance[J]. Remote sensing, 2021, 13(12): 2338.
[20] Yu X J, Qian L, Chen K N, et al. Estimating winter wheat leaf water content by combining UAV spectral and texture features with stacking ensemble learning[J]. Agronomy, 2025, 15(11): 2610.
[21] Fei S P, Hassan M A, Ma Y T, et al. Entropy weight ensemble framework for yield prediction of winter wheat under different water stress treatments using unmanned aerial vehicle-based multispectral and thermal data[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 12: 730181.
[22] Mia M S, Tanabe R, Habibi L N, et al. Multimodal deep learning for rice yield prediction using UAV-based multispectral imagery and weather data[J]. Remote Sensing, 2023, 15(10): 2511.
[23] Shahi T B, Xu C Y, Neupane A. Peanut yield prediction with UAV multispectral imagery using a cooperative machine learning approach[J]. Electronic Research Archive, 2023, 31(6): 3343 – 3361.
[24] Yang B, Zhu W, Rezaei E E, et al. The optimal phenological phase of maize for yield prediction with high-frequency UAV remote sensing[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1559.
[25] Liu Y, Nie C, Zhang Z, et al. Evaluating how lodging affects maize yield estimation based on UAV observations[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 13: 979103.
[26] Lee K, Aa H, Ryu J H, et al. Estimation of rice yield in paddy damaged by rice blast using UAV imagery[J]. Korean Journal of Soil Science and Fertilizer, 2022, 55(4): 361 – 368.
[27] Xu X M, Fang Y S, Sun G Y, et al. Soybean lodging classification and yield prediction using multimodal UAV data fusion and deep learning[J]. Remote Sensing, 2025, 17(9): 1490.
[28] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.
[29] 张梦雨, 何在菊, 王星星, 等. 玉米大豆带状复合种植模式下不同株高玉米品种搭配对群体冠层光分布及玉米光合特性的影响[J]. 中国农业科学, 2025, 58(23):4886 – 4904.
Zhang Mengyu, He Zaiju, Wang Xingxing, et al. The influences of different plant height combinations of maize varieties on light distribution in the canopy and the photosynthetic characteristics of maize under maize-soybean strip intercropping pattern[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2025, 58(23): 4886 – 4904. (in Chinese)
[30] 冯海宽, 陶惠林, 赵钰, 等. 利用无人机高光谱估算冬小麦叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(11): 3575 – 3580.
Feng Haikuan, Tao Huilin, Zhao Yu, et al. Estimation of chlorophyll content in winter wheat based on UAV hyperspectral[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(11): 3575 – 3580. (in Chinese)
[31] 杨福芹, 李昌浩, 张英发, 等. 融合高光谱和数码影像的冬小麦氮营养指数遥感监测[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(6): 1719 – 1728.
Yang Fuqin, Li Changhao, Zhang Yingfa, et al. Remote sensing monitoring of nitrogen nutrition index in winter wheat by integrating hyperspectral and digital imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(6): 1719 – 1728. (in Chinese)