



遥感和人工智能融合技术赋能作物非生物胁迫监测的研究

宋扬^{1,2}, 张玉婉¹, 田喜^{1,2}, 张超^{1,2}, 贺勇^{1,2}, 邹尧^{1,2}, 万向元^{1,2*}

1. 北京科技大学现代农业学院, 玉米生物育种北京市重点实验室, 北京 100083

2. 北京中智生物农业国际研究院, 主要作物生物育种北京市工程实验室, 北京 100192

* 联系人, E-mail: wanxiangyuan@ustb.edu.cn

2026-02-11 收稿, 2026-04-15 修回, 2026-05-25 接受, 2026-05-29 网络版发表

国家自然科学基金(32301395)和国家农业生物育种重大项目(2023ZD0407602)资助

摘要 随着全球气候变化加剧, 干旱、高温及洪涝等非生物胁迫事件频发, 对农业生产与粮食安全造成了严重威胁。以往的手段难以满足智能化监测的实际需求。近年来, 融合遥感与人工智能(artificial intelligence, AI)的创新方法, 即“AI+遥感”, 在该领域取得了前所未有的进展。本文系统阐述了面向不同场景的“天空地”一体化监测体系, 归纳了卫星平台、无人机平台及近地面传感网络在作物非生物胁迫监测领域的应用, 调研了从机器学习向深度学习的算法演进、多模态遥感大数据的创新集成及可解释性AI的前沿探索, 回顾了当前我国农业防灾减灾领域的产业需求与挑战, 展望了通过数据、算法与应用场景的有机结合来针对性地应对作物非生物胁迫监测问题。本文面向保障国家粮食安全和农业可持续发展的战略需求, 系统评述了“AI+遥感”在作物非生物胁迫监测研究领域的应用, 旨在为建设我国农业灾害智能化监测预警体系提供思路, 助力将前沿科研成果转化为服务于“耕种管收”的新质生产力。

关键词 遥感, 人工智能, 作物, 非生物胁迫, 智慧农业, 粮食安全

气候变化引发的干旱、高温及洪涝等非生物胁迫事件已成为制约农业生产与粮食安全的关键因素^[1]。全球范围内因非生物胁迫导致的作物减产超过总损失的50%, 其影响范围与减产程度远超病虫害等生物胁迫^[2]。其中, 我国粮食主产区有约42%的耕地为雨养农业, 极易受到环境波动引发的逆境影响^[3]。因此, 要保障粮食稳产增产, 亟需突破技术瓶颈, 实现对作物非生物胁迫从早期预警到影响评估的全过程动态监测。

我国三大主粮作物玉米、水稻、小麦占全国粮食播种面积的70%以上, 贡献了超过80%的粮食总产量。其中, 玉米的年种植面积近年来持续攀升, 目前已超过6.7亿亩, 稳居三大主粮作物之首。因此, 确保玉米等作物的稳产高产将直接关系到国家粮食安全的基石。现

代育种技术与种植管控措施是合理应对气候变化的关键^[4-8]。目前已开展对玉米等作物的产量、株型、氮素利用效率、抗倒伏等关键农艺性状的基因挖掘和表型鉴定研究^[9-14]。智能育种为减缓非生物胁迫危害提供了基因层面精准改良的全新技术途径^[15-17]。

相比于病虫害造成的明显的外部形态损伤, 非生物胁迫对作物的影响更多表现为生理指标的变化, 尤其是气孔导度、光合速率以及叶绿素荧光等敏感参数^[18-20]。这些微弱的生理信号不仅受到土壤背景与冠层结构异质性的干扰, 还呈现出非线性的动态特征^[21]。以往的监测手段主要依赖于田间人工巡查、台站预报和专家经验判断, 不仅耗时费力、主观性强, 且难以实现大范围、标准化的快速诊断^[22]。当能观察到明显胁迫

引用格式: 宋扬, 张玉婉, 田喜, 等. 遥感和人工智能融合技术赋能作物非生物胁迫监测的研究. 科学通报

Song Y, Zhang Y, Tian X, et al. Integration of remote sensing and artificial intelligence technologies enables crop abiotic stress monitoring (in Chinese). Chin Sci Bull, doi: [10.1360/CSB-2026-0213](https://doi.org/10.1360/CSB-2026-0213)

迫症状时, 作物生长往往已受到不可逆的损伤, 错失了最佳的调控时机, 无法达到有效监测和有效补救的目的^[23].

进入21世纪以来, 遥感技术凭借其宏观、快速及无损等独特优势, 有效弥补了传统人工观测在时空覆盖与定量识别上的短板, 为作物非生物胁迫监测提供了革命性的技术突破^[24-26]. 从实现大范围区域灾害评估的卫星平台^[27], 到搭载多种传感器载荷进行精细化诊断的无人机平台^[28], 再到具备全天候、高频次定点采集的近地面传感网络^[29], 这种“天空地”一体化监测体系正逐步成熟. 面向不同应用场景的“天空地”一体化监测技术, 为揭示作物非生物胁迫的时空演变规律提供了坚实的数据支撑, 实现了从“点”到“面”、从“静态”到“动态”的全方位鉴定、诊断与评估.

尽管遥感技术带来了海量的图谱数据, 但如何从这些多源、异构、高维的大数据中智能地提取与作物非生物胁迫有关的信息, 是当前该领域面临的核心挑战^[30]. 早期遥感监测方法主要依赖于相关分析和回归建模等, 存在精度不足、时空迁移性差、可解释性弱等问题^[31]. 然而, 非生物胁迫的发生与发展是一个涉及作物生理、环境因子及田间管理等多因素互作的复杂过程, 这对数据预处理和模型建立具有极高要求.

近年来, 遥感技术与人工智能(artificial intelligence, AI)的深度融合(AI+遥感)为解决上述难题提供了革命性的契机. AI技术在图像分类、目标检测、时序分析及多模态数据融合等方面展现出前所未有的能力, 正驱动着从经验模型到智能模型的转变^[32]. AI算法能够从原始光谱信号及其派生特征(如纹理特征与植被指数等)中提取信息, 协同气象、土壤及基因型数据, 构建更为全面的作物非生物胁迫监测模型^[33]. 这种智能化监测方案能够提高对胁迫发生过程的动态响应能力, 让“早预警、早干预、早评估”成为可能^[34].

在此背景下, 本文面向我国农业防灾减灾与粮食安全保障的重大战略需求, 系统阐述“AI+遥感”在作物非生物胁迫监测领域应用的研究现状、进展及挑战. 通过梳理不同应用场景的“天空地”一体化监测体系, 阐明多尺度协同监测的数据基础; 其次, 通过剖析AI算法在该领域的演进路径, 明确其在作物非生物胁迫监测领域的关键作用; 最后, 针对当前技术瓶颈和应用局限, 展望数据、算法与应用场景有机结合的产业化体系, 为建设我国农业灾害智能预警体系提供有益参考.

1 面向不同应用场景的“天空地”一体化监测

传统手段存在覆盖范围窄、响应滞后及主观性强等局限, 难以满足现代农业大范围、高频次、精准化监测的迫切需求^[25]. 在此背景下, “天空地”一体化监测体系通过整合卫星平台、无人机平台及近地面传感网络三层次的观测优势, 构建了涵盖“区域-田间-植株”全尺度、时空多维度、多源异构数据源的立体监测框架(图1). 这种面向不同应用场景的监测架构通过协同多源遥感信息的互补融合, 为作物非生物胁迫的灾损评估、发生诊断及抗逆表型鉴定提供了全方位的技术支撑.

1.1 卫星平台

基于卫星平台的区域尺度农业灾害评估是实现宏观、动态及客观的作物非生物胁迫监测的基石. 卫星遥感凭借其广域覆盖、高频重访、历史数据积累及大范围观测效费比高等独特优势, 为监测和评估区域、国家乃至全球尺度的干旱、高温及洪涝等农业灾害提供了可能. 通过深度整合多模态、多时相、多波段的卫星观测数据, 能够实现作物灾害发生识别、胁迫程度分级、产量损失预估及相应空间制图^[35]. 这一技术路径显著提升了政府对农业灾害风险的感知能力, 为灾前预警、灾中响应及灾后评估提供决策支持.

不同类型的卫星在农业灾害评估中发挥不同的优势^[36]. 例如, 商业卫星具备高时空分辨率, 能够准确绘制作物受灾面积并捕捉灾损细节^[37]; 多光谱卫星利用植被指数等信息, 可以实现对大范围作物胁迫程度的定量分级, 是区域尺度灾害评估的核心数据源^[38]; 高光谱卫星凭借纳米级光谱分辨率, 能够探测作物生化组分和农田土壤盐碱化、重金属污染等方面信息^[39]; 合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)卫星具有全天候穿透云雨优势, 可在洪涝灾害中精准识别作物倒伏区域^[40]; 静止气象卫星则凭借高时间分辨率观测, 追踪高温热浪的日内作物动态变化^[41]. 这种多模态卫星遥感数据的协同监测提升了区域尺度作物灾害评估的鲁棒性与可信度.

区域尺度农业灾害评估需同时具备有效识别与量化损失的能力, 这对遥感监测及评估模型构建提出了较高要求. 当前, 相关研究方法正从早期依赖植被指数的经验统计回归, 向“遥感+机理模型”及“数据驱动+AI”的全新方向演进. 例如, 作物生长模型通过高时空

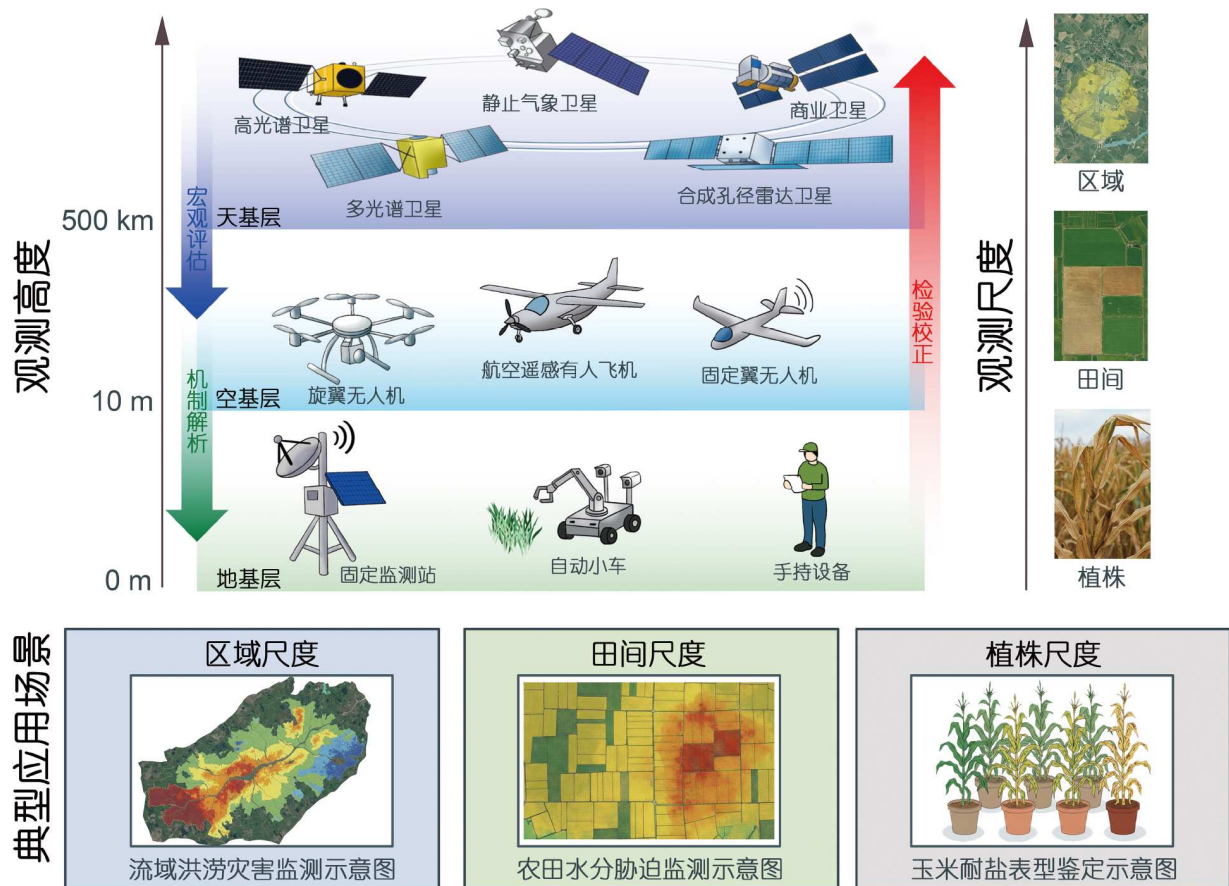


图1 面向不同应用场景的“天空地”一体化监测框架。其中的示意图案由Nano Banana生成，我们根据相关专业知识对AI生成的基础图件进行了修改和组装

Figure 1 Diagram of the integrated space-air-ground monitoring framework for diverse application scenarios. These schematic symbols were generated by Nano Banana, but we edited and organized the AI-generated base graphics based on our relevant expertise

分辨率遥感同化，可有效校正干旱、高温等特定胁迫环境下的模拟偏差，提升灾损评估的精准度^[42]。此外，“AI+遥感”能够深度挖掘多源遥感数据中的时空特征，实现田间尺度的智能化作物受灾评估^[43]。然而，多源异构数据在时空尺度上的匹配优化、复杂环境下模型泛化能力的提升等前沿技术面临的客观问题，仍是该领域亟需突破的核心瓶颈。

1.2 无人机平台

无人机平台凭借其高空间分辨率、灵活机动性及卓越的低云下作业性能，已成为田间尺度胁迫诊断的核心手段，能够识别胁迫发生并对其进行程度分级，为田间管理提供了很好的辅助信息。在干旱胁迫与高温热害监测方面，搭载热红外传感器的无人机能够精确捕捉作物冠层温度的空间异质性^[44]，为构建田间尺度

作物水分胁迫指数模型提供良好的数据源，进而为实施变量灌溉提供具有实际指导价值的技术服务^[45]。

当前无人机平台通过搭载更为先进的传感器设备，能够对作物非生物胁迫进行生理层面上的定量诊断^[46]。在营养亏缺和盐碱胁迫监测方面，高光谱成像仪通过探测作物冠层的叶绿素、氮素及类胡萝卜素等生化组分的光谱响应特征，实现对作物隐性胁迫的早期预警^[47]。激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)能够对作物株高、生物量及冠层结构进行数字重构，实现对洪涝或风雹等物理灾害造成的作物倒伏情况的定量评估^[48]。

尽管无人机平台展现出巨大的应用潜力，但在迈向业务化应用过程中仍存在限制。当前无人机有效作业面积受限于单机续航能力，且遥感数据的预处理流程计算负荷大，导致监测信息的时效性不足。因此，未

来技术发展需要聚焦于无人机集群协同作业和边缘计算两大方向：通过构建无人机集群网络和高效路径规划，突破单机作业续航限制^[49]；同时，结合机载轻量化计算单元和云端协同计算，实现遥感数据预处理和关键参数即时反演^[50]。

1.3 近地面传感网络

近地面传感网络不仅能够实现对作物表型性状和田间环境数据的高频实时采集，还可以为其他平台提供反演模型校正所需的地面观测值。相较于人工调查的时效滞后、破坏性采样及主观误差等局限，近地面传感网络凭借其时序连续性的原位观测优势，可有效缓解遥感反演过程中常存在的尺度效应偏差和大气传输干扰等问题。例如，基于涡度相关技术(eddy covariance, EC)的通量数据被公认为验证作物蒸散发模型精度的基准参照^[51]。此外，不同深度的传感器阵列，在监测土壤水分的同时，也能够通过优化微波遥感中的介电常数反演算法，显著提升复杂地表覆盖条件下反演模型的精准度^[52]。

在作物抗逆表型鉴定方面，通过集成多模态传感器，深入解析作物对非生物胁迫的多维响应特征，能够定量评测育种材料间抗性差异，为选育新品种提供高通量表型数据。通过集成轨道车或手持设备搭载深度相机、叶绿素荧光仪及高光谱探头等传感器，能够实现对作物群体、单株乃至器官尺度的精准表型鉴定，从而获取作物三维形态与生理功能的响应信息，有效弥补航空航天遥感在细节监测上的不足^[53]。例如，利用LiDAR或深度相机能够精确提取植株物理形态信息^[54]；高光谱、叶绿素荧光及热红外成像可实现对光合生理参数的定量反演^[55]。这种高时空分辨率的表型鉴定手段，为作物抗逆基因挖掘与耐逆性种质资源筛选提供了数字化、智能化的高精度数据支撑。

近地面传感网络作为连接宏观遥感反演与生理机制解析的关键枢纽，提供了必要的地面观测值，更为作物复杂抗逆表型鉴定提供了多模态信息。当前边缘计算与嵌入式AI技术正在快速发展，新一代传感终端已具备前端推理能力，能够利用轻量化算法实时剔除背景噪声干扰，实现从海量原始数据中自动捕捉关键胁迫特征^[56]。然而，在实际育种与生产应用中，传感器获取的图谱信号与作物生理生化性状之间仍缺乏明确的、可解释的机理关联。同时，作物生长田间环境对传感设备的稳定性、能耗控制及部署成本提出了极高

要求。

综上所述，不同平台在作物非生物胁迫监测领域均展现出重要价值，但单一平台在观测尺度与适配能力方面仍存在显著局限，因此亟需构建多平台协同的“天空地”一体化监测框架。当前已有研究探索了该框架在实际中的应用路径，即通过时空匹配和数据融合等技术，协同多平台遥感数据来提升数据的分辨率和维度^[57]。例如，通过卫星平台展开大范围胁迫风险初筛，并进行胁迫区域的快速识别；进而对重点区域引入无人机平台开展高分辨率观测，以刻画胁迫等级的空间异质性；最后利用近地面传感网络获取连续观测数据，解析胁迫发生的环境驱动机制与作物响应过程^[58-60]。此外，通过时空配准与尺度转换方法整合卫星周期性观测、无人机高分辨率影像与近地面传感网络连续时间序列，实现多源遥感信息协同，从而显著提升胁迫识别的精度与稳定性^[61]。这种多平台联合应用形成的“天空地”一体化监测框架，不仅在整体上提升了作物非生物胁迫监测的精度与稳定性，同时也在不同观测层级上显著增强了各类平台的功能优势。

2 作物非生物胁迫智能化监测的AI算法迭代

面对海量、异构、多维度且长时间序列的遥感大数据，传统统计回归与经验建模在深层特征提取及非线性映射方面存在明显不足，难以满足复杂环境下对作物非生物胁迫的智能化监测需求。AI技术的快速迭代为解耦作物与环境间复杂的非线性互作机制提供了有效手段^[62,63]。当前，该领域正经历一场意义深远的技术革新，主要表现为：从机器学习(machine learning, ML)向深度学习(deep learning, DL)的演进；从单一模态数据向多源异构数据协同分析的跨越；从“黑箱”预测向可解释性机理解析的转型^[64-66](图2)。这些AI算法不仅拓展了遥感监测模型的时空迁移性，提升了对作物非生物胁迫的发生、发展及影响的时空动态机制解析，推动了新质生产力对农业生产的升级改造。

2.1 从机器学习到深度学习的算法演进

早期研究主要体现在利用ML算法挖掘图谱和作物胁迫之间的浅层关联，解决特定环境下作物非生物胁迫定量诊断的难题。这种探索侧重于“专家知识+数据驱动”模式，即利用支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)等对植被指数或纹理特征进行非线性回归或分类，以突破传统



图2 人工智能在作物非生物胁迫监测应用的发展路径。其中的示意图案由Nano Banana生成，我们根据相关专业知识对AI生成的基础图件进行了修改和组装

Figure 2 Pathways for the development of artificial intelligence in monitoring crop abiotic stress. These schematic symbols were generated by Nano Banana, but we edited and organized the AI-generated base graphics based on our relevant expertise

线性模型的局限^[67]。例如，在干旱、高温及洪涝等农业灾害监测当中，利用多时相的光谱特征与气象环境协变量，通过ML算法构建了作物冠层光谱响应与生理指标之间的非线性映射关系^[68]。然而，这种模式高度依赖特征工程的完备性，在田间复杂背景所伴随的光照动态变化与混合像元干扰的共同作用下，模型的时空迁移能力受限。

以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)为代表的DL算法，通过挖掘原始数据中的复杂特征进行深层关联，提升作物非生物胁迫监测性能。DL算法具有自动特征提取、高维数据处理、端到端学习等优点，能够显著增强对非结构化数据的解析能力。该方法通过融合影像的纹理结构与光谱异常特征，实现对受灾区域作物响应的精细提取^[69]。同时，DL算法凭借其强大的非线性拟合能力，可以构建遥感信息与叶绿素荧光、冠层含水量等生理参数之间的高精度反演模型^[70]。这种类似人脑处理信息方式的算法，显著提升了AI模型在复杂田间环境下对微弱胁迫信号的感知能力。

此外，Transformer架构正在推动作物非生物胁迫监测向“时空智能感知”阶段演进，以重构全生育期监测过程。针对遥感数据的长时序特性，此类算法不再局限于单时相的静态识别，而是通过捕捉作物生长曲线的时间依赖性，实现对干旱、高温及冷害等渐变型胁迫的动态追踪。例如，基于多源遥感指标的特征分析能够智能化识别干旱胁迫的关键时间节点、持续过程及恢复进程，为解析作物对非生物胁迫的响应机制提供

了新的技术路径^[71]。

不同的AI算法在作物非生物胁迫监测中的实际表现和适用场景存在一定的差异。例如，SVM和RF等传统ML方法在小样本、非线性数据场景下能够实现较高的精度^[72]；CNN适合捕捉空间模式信息，如叶片凋萎、倒伏及局部冠层纹理变化等，可有效减少阴影和土壤背景干扰，从而提升胁迫识别精度^[73]；而Transformer架构则擅长处理长时间序列数据，可动态刻画干旱、高温及冷害等渐变型胁迫的时间演化^[74]。由此可见，不同算法在非生物胁迫识别中的适用性取决于数据的空间、时间及多模态特征，并可根据宏观评估、田间诊断及机理解析等任务需求选择最合适的模型。

2.2 AI助力多模态遥感大数据集成创新

面对单一遥感数据源在复杂农业生境下存在的“同谱异物”“同物异谱”及对背景信息敏感等局限，基于AI算法的多模态大数据集成技术正成为突破该瓶颈的有效途径。传统数据集成方法往往局限于利用加权平均或简单的特征堆叠，难以平衡光学、SAR、热红外等多源异构数据在时空分辨率、成像原理及物理含义上的差异。AI算法凭借其强大的特征学习能力，可在高维信息空间中智能化集成不同模态信息，为构建全天候、全要素的作物胁迫监测模型提供海量数据源^[75]。这种AI驱动的多模态协同利用，已超越传统意义上的数据特征叠加，实现了对多源遥感信息的深度耦合。

针对多云雨地区光学遥感质量不佳的问题，AI算法有效拓展了其与SAR数据的互补优势^[76]。例如，基于

生成对抗网络(generative adversarial networks, GANs)的AI模型,能够利用SAR数据的穿透性与对物理结构的敏感性,实现对云层遮挡下光学影像的重构,显著提升对作物倒伏区域的识别精度^[77].该技术集成了两者对冠层几何结构和生化参数组分的监测优势,能够缓解作物生长后期冠层郁闭导致的图谱饱和问题^[78].

基于时空融合技术(spatio-temporal fusion, STF)的传感器、多时相数据联合建模,通过捕捉多源影像间的非线性映射关系,能够高精度插补缺失时相,为解析关键胁迫发展动态提供了连续时间窗口^[79].针对从低空间分辨率到高空间分辨率的像素重构,超分辨率重建技术(super-resolution, SR)引入逆问题求解与映射学习模块,在保留原始光谱特性的同时显著提升空间细节,能够实现胁迫监测指标的精细反演^[80].这类AI算法赋能的多模态遥感大数据集成应用,有效缓解了“时-空-谱”难以兼顾的矛盾,为智能化诊断提供高时空分辨率和多维度的数据支撑.

进一步来看,多模态遥感数据的AI集成不仅在数据层面提升了信息的完整性,更在非生物胁迫监测任务中展现出显著优势.例如,在干旱或高温胁迫识别中,光学数据对植被生理状态和纹理特征变化敏感,而热红外数据能够直接反映冠层温度异常,SAR数据则可表征作物结构与水分状况,这种多模态融合后的数据集有助于从多维视角刻画胁迫发生及发展过程^[81].然而,当前相关研究仍面临若干关键挑战.一方面,不同模态数据的物理机制存在差异显著,现有AI模型多依赖数据驱动方法,缺乏机理约束,容易导致结果可解释性不足;另一方面,高质量、多时序、多模态协同观测数据仍较为匮乏,制约了多模态遥感大数据的集成与应用.因此,未来需要进一步发展融合物理机制与数据驱动的混合建模方法,构建标准化多模态数据集,以更好地支撑作物非生物胁迫的智能化监测与动态评估.

2.3 可解释性AI在机理研究中的前沿探索

尽管AI算法在作物非生物胁迫监测中精度优异,但其目前存在的不透明性(即“黑箱”),尚未达到可信任人工智能水平,严重制约了其在农业领域的应用^[83].作物非生物胁迫监测的核心不仅在于发生识别与过程追踪,更在于解析各种驱动因素的影响机制,确保模型与农学及生物学原理相吻合^[83].因此,作为关键的一步,可解释性AI算法(explainable AI, XAI)的出现是必然且亟需的^[84].该方案通过引入SHAP(Shapley additive ex-

planations)和LIME(local interpretable model-agnostic explanations)等可视化解释技术,对AI模型的决策关注区域进行显式表征,初步破解了模型的“黑箱”效应^[85,86].例如,利用SHAP算法识别模型的关键驱动因子,排序它们对干旱或高温胁迫下气孔导度或光合速率的相对贡献,从而揭示非生物胁迫对作物生长的影响路径^[87].这一可解释算法不仅验证了特征提取的有效性,还揭示了模型运行的合理性.

为增强AI模型对作物响应胁迫过程的模拟能力,物理感知神经网络(physics-informed neural networks, PINNs)等新兴算法正成为连接数据驱动与物理模型的关键纽带^[88].该框架将生理或生态过程方程作为约束项嵌入AI算法的损失函数中,构建“数据×物理”双驱动混合模型^[89,90].例如,通过引入辐射传输模型或作物生长模型等机理过程,该算法能够将光能利用效率或水分传输模型嵌入网络训练中,实现对非生物胁迫响应机制的机理约束与定量表达^[91].该方法在学习数据特征的同时严格遵循物理规律,不仅有效降低模型训练时的过拟合风险,还能够显著增强模型部署时的时空可迁移性.

这一系列XAI算法正在逐步揭示作物非生物胁迫的时空演变规律与耦合机制^[92].通过分析时序网络中的注意力权重分布,能够精准识别作物响应胁迫的关键驱动因子,定量阐释气温或土壤水分异常的滞后效应与累积效应^[93].同时,针对光谱、气象及土壤等异构数据间的非线性关系,该技术能够为解析“基因×环境×管理”(genotype-by-environment-by-management, G×E×M)的复杂交互机制提供了新视角^[94].随着因果推断(causal inference, CI)的引入,通过构建特征变量与胁迫指标间稳健的因果关系,可以明确不同环境因子对作物非生物胁迫形成及演化的相对贡献^[95].

尽管XAI在作物非生物胁迫监测中展现出显著优势,但其在实际应用中仍面临诸多挑战.农业系统的高度异质性和非线性使得模型训练与解释变得复杂.不同来源的遥感观测数据在空间分辨率、时间分辨率、观测角度和传感器类型上存在显著差异,这会导致模型在不同数据源间的特征分布不一致^[96];且不同作物类型、品种及管理措施下的生理响应差异显著,使得模型训练过于依赖特定场景的统计特征,这将进一步限制遥感大数据协同和模型时空可迁移性^[97].此外,现有机理约束的物理或生理模型往往简化了G×E×M的复杂交互过程,无法准确解析极端事件或长期胁迫累

积效应的影响. 因此, 未来研究应当通过多模态、多尺度数据的深入融合, 加强跨模态对齐、特征标准化及约束方法的研究, 提高模型输入的代表性、完整性与时空覆盖能力. 同时, 逐步建立兼具高监测精度又符合农学原理的可信任AI框架, 提升作物非生物胁迫监测模型的时空泛化与机理解析能力.

3 我国作物生产防灾减灾的产业需求与挑战

在“藏粮于地、藏粮于技”的国家战略指引下, 面对耕地资源趋紧、水资源短缺及极端天气频发的多重压力, 构建自主可控、精准高效及智能感知的作物非生物胁迫监测体系, 是保障粮食安全与推动农业现代化转型的关键^[98]. 当前, 我国农业正处于从传统生产方式向智慧农业转型的关键阶段^[99]. 如何将前沿科研成果转化为服务于“耕种管收”的新质生产力, 解决多模态数据协同利用难、模型时空迁移性差及理论研究与产业实际需求相脱节等突出问题, 已成为构建我国作物生产防灾减灾体系的核心议题(图3).

3.1 国家战略与生产实践驱动的产业升级需求

在气候变化加剧与国际形势复杂多变的双重背景下, 构建多尺度、全天候及智能化的作物非生物胁迫监测体系对保障我国粮食安全至关重要. 在国家战略

层面, 政府部门亟需利用“AI+遥感”建立覆盖全国的作物生产灾害预警与评估网络, 为核定作物灾损面积、制定农业保险政策及优化进出口贸易策略等提供数据支持. 在生产实践方面, 随着土地流转加速与高标准农田建设推进, 农业经营主体正经历规模化、集约化及专业化转型. 种植大户、合作社及涉农企业亟需依托无人机平台与近地面传感网络, 获取田间尺度的水分、养分等指标, 以指导灌溉、施肥及植保等精准作业. 因此, 国家战略与生产实践驱动的产业升级需求, 亟需高时效、高精度、低成本的监测手段, 以大幅降低田间观测的人工成本与专业门槛, 快速挖掘出高价值的农情信息, 为作物生长监测提供可行性与经济适用性兼备的产业化推广路径. 这些产业化需求直接推动了“AI+遥感”模型的发展, 为构建“天空地”一体化的作物非生物胁迫监测体系提供了现实驱动背景.

3.2 科研成果向新质生产力转化的暂时性瓶颈

融合遥感与AI技术的作物非生物胁迫监测研究虽取得了一定的进展, 但先进算法和模型向实际生产应用转化方面仍存在诸多的现实壁垒. 受限于田间环境的复杂性, 高质量且具有通用性的地面验证图谱数据极度匮乏, 加之尚未形成标准化的作物非生物胁迫数据库, 严重限制了大规模的模型训练. 现有用于作物非生物胁迫监测的AI模型往往只在特定区域表现优异,



图3 我国作物生产防灾减灾的产业需求与挑战. 其中的示意图案由Nano Banana生成, 但我们根据相关专业知识对AI生成的基础图件进行了修改和组装

Figure 3 Industrial needs and challenges in disaster prevention and mitigation of crop production in China. These schematic symbols were generated by Nano Banana, but we edited and organized the AI-generated base graphics based on our relevant expertise

其鲁棒性与时空迁移能力不足,难以满足区域及全国业务化运行的要求。软硬件成本与专业门槛也是制约成果转化、应用及推广的关键因素,而相关企业提供的有偿服务在精度和价格方面尚未达到市场预期,造成先进技术与实际应用之间在供需关系上出现暂时脱节。这些瓶颈不仅反映了现实应用的需求导向,也直接指明了后续技术研发的具体方向。下一步工作仍需提升训练数据的覆盖性与通用性,以构建可迁移、鲁棒性强的作物非生物胁迫监测的AI模型,并结合农学先验知识增强模型的可解释性。通过建立标准化、多源共享的AI训练数据底座,优化算法与软硬件协同,培养基层专业人才,使AI模型真正服务于作物生产监测与管理,真正地将“AI+遥感”转化为农业领域的新质生产力。

3.3 迈向数据、算法与应用场景有机结合的未来

研发具备数据共享、模型通用及场景闭环的作物非生物胁迫监测体系,是破解当前产业化困局的关键路径,是进一步升级我国农业防灾减灾手段的重要举措。针对数据获取难、实测成本高及信息封闭等难题,亟需打破科研机构与行业部门间的数据壁垒。针对数据获取难、实测成本高及信息孤岛等问题,亟需打破科研机构与行业部门之间的数据壁垒,建立国家级“天空地”多源模型训练样本库及开放共享机制,从而提升AI模型在不同区域、不同作物及多种胁迫条件下的泛化能力。通过引入农学先验知识与生理机理,将多模态信息与可解释性AI模型结合,不仅能够实现非生物胁迫的精准识别与动态监测,还能提供科学可信的胁迫驱动机制解析。进而,通过将遥感观测、算法分析与农

艺管理有机结合,形成“感知-诊断-决策-管控”的农业数字化链条,实现从胁迫感知到处方制定和管理干预的闭环应用,为精准施肥、灌溉调控及灾害预警提供可操作的科学依据。

4 结语

综合发展遥感、AI与生物育种的前沿交叉研究,已成为赋能我国农业新质生产力、保障国家粮食安全以及提升农业系统韧性的战略核心^[100]。“AI+遥感”技术不仅是对传统监测手段的补充,更是通过跨尺度、多模态的技术集成,实现了对作物非生物胁迫从宏观评估到微观机理辨识的深度贯通。面向未来,该领域的研究重点正在从单点技术的突破转向“数据-算法-应用”闭环系统的创新实现。数据层面上,将利用“天空地”遥感大数据作为基础,以破解模型泛化能力不足的瓶颈,为实现时空可迁移和高适用性的应用场景,提供多源异构的作物非生物胁迫的响应信息。算法层面上,应深度融合农学先验知识与物理机理约束,推动AI算法从“黑箱”预测向具有可解释性的机理解析进化,提升“AI+遥感”模型在复杂农业环境下的可信程度。应用层面上,要跨越从“实验室”到“田间”的科研转化鸿沟,将监测结果切实转化为支撑精准灌溉、变量施肥及减灾防控的科学依据,从而真正落实‘藏粮于技’的国家战略。随着农业大模型、边缘计算及新一代传感技术的协同演进,遥感与AI的深度融合将持续释放其在智慧农业转型升级中的巨大潜力。这不仅将为我国农业精准减灾提供自主可控的核心技术支持,更为全球主动应对气候变化挑战、达成可持续发展目标贡献独具特色的中国方案。

参考文献

- 1 Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, New York: Cambridge University Press, 2022
- 2 Boyer J S. Plant productivity and environment. *Science*, 1982, 218: 443–448
- 3 Zhao C, Liu B, Piao S, et al. Temperature increase reduces global yields of major crops in four independent estimates. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2017, 114: 9326–9331
- 4 Zhao Y, Guo S, Zhu X, et al. How maize-legume intercropping and rotation contribute to food security and environmental sustainability. *J Cleaner Prod*, 2024, 434: 140150
- 5 Chen F, Qiu H, Zhao Y, et al. Impact of new maize variety adoption on yield and fertilizer input in China: implications for sustainable food and agriculture. *Agric Syst*, 2024, 218: 104004
- 6 Wei X, Li Z, Zhu L, et al. Harnessing biotechnology to promote the utilization of crop heterosis (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2025, 70: 3017–3034
[魏珣, 李紫文, 祝蕾, 等. 生物育种技术助力作物杂种优势利用. 科学通报, 2025, 70: 3017–3034]

- 7 Wan X, Wu S, Li X. Breeding with dominant genic male-sterility genes to boost crop grain yield in the post-heterosis utilization era. *Mol Plant*, 2021, 14: 531–534
- 8 Wan X, Wu S, Wei X, et al. Plant biotechnology and molecular breeding for global food security. *ACS Agric Sci Technol*, 2024, 4: 521–523
- 9 Yin F B, Wang C, Long Y, et al. Progress on dissecting genetic architecture and formation mechanism of maize ear traits (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 30–46 [殷芳冰, 王成, 龙艳, 等. 玉米雌穗性状遗传分析与形成机制. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 30–46]
- 10 Yin Z C, Wang X F, Long Y, et al. advances on genetic research and mechanism analysis on maize resistance to ear rot (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 103–115 [尹泽超, 王晓芳, 龙艳, 等. 玉米穗腐病抗性鉴定、遗传分析与分子机制. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 103–115]
- 11 Wang Y B, Wei J, Long Y, et al. Research advances on genetic structure and molecular mechanism underlying the formation of tassel traits in maize (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 88–102 [王彦博, 魏佳, 龙艳, 等. 玉米雄穗性状遗传结构与形成分子机制. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 88–102]
- 12 Qin W X, Liu X, Long Y, et al. Progress on genetic analysis and molecular dissection on maize Leaf angle traits (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 74–87 [秦文萱, 刘鑫, 龙艳, 等. 玉米叶夹角形成的遗传基础与分子机制解析. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 74–87]
- 13 Ma Y J, Gao Y X, Li Y P, et al. Progress on genetic analysis and molecular dissection on maize plant height and ear height (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 61–73 [马雅杰, 高悦欣, 李依萍, 等. 玉米株高和穗位高的遗传基础与分子机制. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 61–73]
- 14 Wang R P, Dong Z Y, Gao Y X, et al. Research progress on genetic structure and regulation mechanism on starch content in maize kernel (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2021, 41: 47–60 [王锐璞, 董振营, 高悦欣, 等. 玉米籽粒淀粉含量遗传基础与调控机制. 中国生物工程杂志, 2021, 41: 47–60]
- 15 Xing J, Zhang J, Wang Y, et al. Mining genic resources regulating nitrogen-use efficiency based on integrative biological analyses and their breeding applications in maize and other crops. *Plant J*, 2024, 117: 1148–1164
- 16 Wang S, Li H, Dong Z, et al. Genetic structure and molecular mechanism underlying the stalk lodging traits in maize (*Zea mays* L.). *Comput Struct Biotechnol J*, 2023, 21: 485–494
- 17 Yin Z, Wei X, Cao Y, et al. Regulatory balance between ear rot resistance and grain yield and their breeding applications in maize and other crops. *J Adv Res*, 2025, 75: 1–22
- 18 Zhang Y, Xu J, Li R, et al. Plants' response to abiotic stress: mechanisms and strategies. *Int J Mol Sci*, 2023, 24: 10915
- 19 Li S, Tan T, Fan Y, et al. Responses of leaf stomatal and mesophyll conductance to abiotic stress factors. *J Integr Agr*, 2022, 21: 2787–2804
- 20 Liu S, Ma A, Qin F, et al. Research advances in plant drought resistance (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2025, 70: 4297–4314 [刘升学, 马爱芳, 秦峰, 等. 植物抗旱性研究进展. 科学通报, 2025, 70: 4297–4314]
- 21 Galieni A, D'Ascenzo N, Stagnari F, et al. Past and future of plant stress detection: an overview from remote sensing to positron emission tomography. *Front Plant Sci*, 2021, 11: 609155
- 22 Zhao C J. Advances of research and application in remote sensing for agriculture (in Chinese). *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2014, 45: 277–293 [赵春江. 农业遥感研究与应用进展. 农业机械学报, 2014, 45: 277–293]
- 23 Jiang Z, van Zanten M, Sasidharan R. Mechanisms of plant acclimation to multiple abiotic stresses. *Commun Biol*, 2025, 8: 655
- 24 Karmakar P, Teng S W, Murshed M, et al. Crop monitoring by multimodal remote sensing: a review. *Remote Sens Appl-Soc Environ*, 2024, 33: 101093
- 25 Berger K, Machwitz M, Kycko M, et al. Multi-sensor spectral synergies for crop stress detection and monitoring in the optical domain: a review. *Remote Sens Environ*, 2022, 280: 113198
- 26 Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: a meta-review. *Remote Sens Environ*, 2020, 236: 111402
- 27 Wu B, Zhang M, Zeng H, et al. Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review. *Natl Sci Rev*, 2022, 10: nwac290
- 28 Liu J G, Zhao C J, Yang G J, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform (in Chinese). *Trans Chin Soc Agric Eng*, 2016, 32: 98–106 [刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展. 农业工程学报, 2016, 32: 98–106]
- 29 Ge W J, Zhao C J. State-of-the-art and developing strategies of agricultural internet of things (in Chinese). *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2014, 45: 222–230+277 [葛文杰, 赵春江. 农业物联网研究与应用现状及发展对策研究. 农业机械学报, 2014, 45: 222–230+277]
- 30 Huang Y, Chen Z, Yu T, et al. Agricultural remote sensing big data: management and applications. *J Integr Agr*, 2018, 17: 1915–1931
- 31 Han H, Liu Z, Li J, et al. Challenges in remote sensing based climate and crop monitoring: navigating the complexities using AI. *J Cloud Comp*, 2024, 13: 34
- 32 Yasir M, Jianhua W, Shanwei L, et al. Coupling of deep learning and remote sensing: a comprehensive systematic literature review. *Int J Remote Sens*, 2023, 44: 157–193
- 33 Paul N, Sunil G C, Horvath D, et al. Deep learning for plant stress detection: a comprehensive review of technologies, challenges, and future

- directions. [Comput Electron Agr](#), 2025, 229: 109734
- 34 Xu H, Lu C, Zhang H, et al. Artificial intelligence-assisted remote sensing observation, understanding, and decision. [Innovation](#), 2025, 6: 101016
- 35 Wang F M, Li J L, Duan S B, et al. New demands and challenges for the development of agricultural remote sensing (in Chinese). *China Agric Inform*, 2023, 35: 9–21 [王福民, 李嘉乐, 段四波, 等. 农业遥感技术发展新需求与新挑战. *中国农业信息*, 2023, 35: 9–21]
- 36 Haq S I U, Wang G, Khan S N, et al. Multi-dimensional optical remote sensing in agriculture: spectral, angular, and spatial scaling for crop stress monitoring. [Smart Agric Tech](#), 2025, 12: 101583
- 37 Sagan V, Maimaitijiang M, Bhadra S, et al. Field-scale crop yield prediction using multi-temporal WorldView-3 and PlanetScope satellite data and deep learning. [ISPRS J Photogrammetry Remote Sens](#), 2021, 174: 265–281
- 38 Song Y, Jiao W, Wang J, et al. Increased global vegetation productivity despite rising atmospheric dryness over the last two decades. [Earths Future](#), 2022, 10: e2021EF002634
- 39 Ge X, Ding J, Teng D, et al. Exploring the capability of Gaofen-5 hyperspectral data for assessing soil salinity risks. [Int J Appl Earth Observation Geolnf](#), 2022, 112: 102969
- 40 Han D, Yang H, Yang G J, et al. Monitoring model of maize lodging based on Sentinel-1 radar image (in Chinese). *Trans Chin Soc Agric Eng*, 2018, 34: 166–172 [韩东, 杨浩, 杨贵军, 等. 基于Sentinel-1雷达影像的玉米倒伏监测模型. *农业工程学报*, 2018, 34: 166–172]
- 41 Li X, Ryu Y, Xiao J, et al. New-generation geostationary satellite reveals widespread midday depression in dryland photosynthesis during 2020 western U.S. heatwave. [Sci Adv](#), 2023, 9: eadi0775
- 42 Wang J, Wang Y, Qi Z. Remote sensing data assimilation in crop growth modeling from an agricultural perspective: new insights on challenges and prospects. [Agronomy](#), 2024, 14: 1920
- 43 Mena F, Pathak D, Najjar H, et al. Adaptive fusion of multi-modal remote sensing data for optimal sub-field crop yield prediction. [Remote Sens Environ](#), 2025, 318: 114547
- 44 Messina G, Modica G. Applications of UAV thermal imagery in precision agriculture: state of the art and future research outlook. [Remote Sens](#), 2020, 12: 1491
- 45 Ramírez-Cuesta J M, Martínez-Gimeno M A, Badal E, et al. UAV-based multispectral and thermal indexes for estimating crop water status and yield on super-high-density olive orchards under deficit irrigation conditions. [Precision Agric](#), 2025, 26: 47
- 46 Rejeb A, Abdollahi A, Rejeb K, et al. Drones in agriculture: a review and bibliometric analysis. [Comput Electron Agr](#), 2022, 198: 107017
- 47 Yang X, Chen J, Lu X, et al. Advances in UAV remote sensing for monitoring crop water and nutrient status: modeling methods, influencing factors, and challenges. [Plants](#), 2025, 14: 2544
- 48 Liu T, Zhu S, Yang T, et al. Maize height estimation using combined unmanned aerial vehicle oblique photography and LIDAR canopy dynamic characteristics. [Comput Electron Agr](#), 2024, 218: 108685
- 49 Alqudsi Y, Makaraci M. UAV swarms: research, challenges, and future directions. [J Eng Appl Sci](#), 2025, 72: 12
- 50 Gu X, Zhang G. A survey on UAV-assisted wireless communications: recent advances and future trends. [Comput Commun](#), 2023, 208: 44–78
- 51 Volk J M, Huntington J, Melton F S, et al. Development of a benchmark eddy flux evapotranspiration dataset for evaluation of satellite-driven evapotranspiration models over the CONUS. [Agric For Meteorol](#), 2023, 331: 109307
- 52 Dorigo W, Himmelbauer I, Aberer D, et al. The International Soil Moisture Network: serving Earth system science for over a decade. [Hydrol Earth Syst Sci](#), 2021, 25: 5749–5804
- 53 Smith D T, Potgieter A B, Chapman S C. Scaling up high-throughput phenotyping for abiotic stress selection in the field. [Theor Appl Genet](#), 2021, 134: 1845–1866
- 54 Xu R, Li C. A review of high-throughput field phenotyping systems: focusing on ground robots. [Plant Phenomics](#), 2022, 2022: 9760269
- 55 Behmann J, Steinrücken J, Plümer L. Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. [ISPRS J Photogrammetry Remote Sens](#), 2014, 93: 98–111
- 56 Miller T, Mikiciuk G, Durlak I, et al. The IoT and AI in agriculture: the time is now—a systematic review of smart sensing technologies. [Sensors](#), 2025, 25: 3583
- 57 Nie P C, Qian C, Qin R M, et al. Development status and trends of space-air-ground integrated information sensing and fusion technology (in Chinese). *J Intell Agric Mech*, 2023, 4: 1–11 [聂鹏程, 钱程, 覃锐苗, 等. 天空地一体化信息感知与融合技术发展现状与趋势. *智能化农业装备学报(中英文)*, 2023, 4: 1–11]
- 58 Yang X, Gao F, Yuan H, et al. Integrated UAV and satellite multi-spectral for agricultural drought monitoring of winter wheat in the seedling stage. [Sensors](#), 2024, 24: 5715
- 59 Jiang J, Atkinson P M, Chen C, et al. Combining UAV and Sentinel-2 satellite multi-spectral images to diagnose crop growth and N status in winter wheat at the county scale. [Field Crops Res](#), 2023, 294: 108860
- 60 Zhang B, Shu M, Bao X, et al. Large-scale wheat lodging monitoring by band transformation of UAV and sentinel-2A multispectral imagery. [Inf Processing Agr](#), 2026, 13: 15–25

- 61 Allu A R, Mesapam S. Impact of remote sensing data fusion on agriculture applications: a review. *Eur J Agronomy*, 2025, 164: 127478
- 62 Waqas M, Naseem A, Humphries U W, et al. Applications of machine learning and deep learning in agriculture: a comprehensive review. *Green Technologies Sustainability*, 2025, 3: 100199
- 63 Wang J, Wang Y, Li G, et al. Integration of remote sensing and machine learning for precision agriculture: a comprehensive perspective on applications. *Agronomy*, 2024, 14: 1975
- 64 Hong C D, Li C C, Zhang C B, et al. Multimodal artificial intelligence foundation models: unleashing the power of remote sensing big data in Earth observation. *Innov Geosci*, 2024, 2: 100055
- 65 Joshi A, Pradhan B, Gite S, et al. Remote-sensing data and deep-learning techniques in crop mapping and yield prediction: a systematic review. *Remote Sens*, 2023, 15: 2014
- 66 Wang D, Cao W, Zhang F, et al. A review of deep learning in multiscale agricultural sensing. *Remote Sens*, 2022, 14: 559
- 67 Muhammad A, Khan Z U, Khan J, et al. A comprehensive review of crop stress detection: destructive, non-destructive, and ML-based approaches. *Front Plant Sci*, 2025, 16: 1638675
- 68 Sharghi S, Zeynolabedin A. Integration of machine learning models and remote sensing for estimating the Water Deficit Index. *Agric Water Manage*, 2025, 319: 109827
- 69 Jin K, Zhang J, Wang Z, et al. Application of deep learning based on thermal images to identify the water stress in cotton under film-mulched drip irrigation. *Agric Water Manage*, 2024, 299: 108901
- 70 Leng M, Liu Y, Li B, et al. Analysis of crop leaf area index, leaf chlorophyll content, and canopy chlorophyll content based on deep learning and hyperspectral remote sensing. *Int J Remote Sens*, 2025, 46: 6937–6955
- 71 Zhang M, Fernández-Torres M Á, Camps-Valls G. Domain knowledge-driven variational recurrent networks for drought monitoring. *Remote Sens Environ*, 2024, 311: 114252
- 72 Chlingaryan A, Sukkarieh S, Whelan B. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: a review. *Comput Electron Agr*, 2018, 151: 61–69
- 73 Chen Q, Xia C, Shi Y, et al. UAV remote sensing imagery-based semantic segmentation approach for lodged rice region. *Smart Agric Tech*, 2026, 13: 101689
- 74 Miller L, Pelletier C, Webb G I. Deep learning for satellite image time-series analysis: a review. *IEEE Geosci Remote Sens Mag*, 2024, 12: 81–124
- 75 Li J, Hong D, Gao L, et al. Deep learning in multimodal remote sensing data fusion: a comprehensive review. *Int J Appl Earth Observation Geolnf*, 2022, 112: 102926
- 76 Zhang R, Yang Y, Li Z, et al. Optical and SAR image fusion: a review of theories, methods, and applications. *Remote Sens*, 2026, 18: 73
- 77 Ety N J, Chu Z, Masum S M. Monitoring of flood water propagation based on microwave and optical imagery. *Quat Int*, 2021, 574: 137–145
- 78 Hanan A, Khan M, Fernandez-Anez N, et al. DeepBioFusion: multi-modal deep learning based above ground biomass estimation using SAR and optical satellite images. *Ecol Inf*, 2025, 90: 103277
- 79 Sun E, Cui Y, Liu P, et al. A decade of deep learning for remote sensing spatiotemporal fusion: advances, challenges, and opportunities. *Inf Fusion*, 2026, 126: 103675
- 80 Liu S, Liu J, Tan X, et al. A hybrid spatiotemporal fusion method for high spatial resolution imagery: fusion of Gaofen-1 and Sentinel-2 over agricultural landscapes. *J Remote Sens*, 2024, 4: 0159
- 81 Jiao W, Wang L, McCabe M F. Multi-sensor remote sensing for drought characterization: current status, opportunities and a roadmap for the future. *Remote Sens Environ*, 2021, 256: 112313
- 82 Xu B, Yang G. Interpretability research of deep learning: a literature survey. *Inf Fusion*, 2025, 115: 102721
- 83 Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature*, 2019, 566: 195–204
- 84 Pai D G, Balachandra M, Kamath R. Explainable AI in agriculture: review of applications, methodologies, and future directions. *Eng Res Express*, 2025, 7: 032202
- 85 Pant H, Joshi G, Rawat B, et al. Comparative study of crop yield prediction using explainable AI and interpretable machine learning techniques. In: 2025 Fifth International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT), 2025. 1–7
- 86 Yenikar A, Mishra V P, Bali M, et al. An explainable AI-based hybrid machine learning model for interpretability and enhanced crop yield prediction. *MethodsX*, 2025, 15: 103442
- 87 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. *Comput Electron Agr*, 2025, 231: 110036
- 88 Karniadakis G E, Kevrekidis I G, Lu L, et al. Physics-informed machine learning. *Nat Rev Phys*, 2021, 3: 422–440

- 89 Cao B, Yu L, Zhong L, et al. Physics-guided deep learning for crop yield estimation. *Eur J Agronomy*, 2026, 172: 127850
- 90 Kheir A M S, Govind A, Nangia V, et al. Hybridization of process-based models, remote sensing, and machine learning for enhanced spatial predictions of wheat yield and quality. *Comput Electron Agr*, 2025, 234: 110317
- 91 Dehghan-Shoar M H, Kereszturi G, Pullanagari R R, et al. A physically informed multi-scale deep neural network for estimating foliar nitrogen concentration in vegetation. *Int J Appl Earth Observation GeolInf*, 2024, 130: 103917
- 92 Zheng L, Zhang H Y, Liu S, et al. From mechanistic-driven to data-driven: a review of the evolution of crop models. *Smart Agric Tech*, 2026, 13: 101699
- 93 Aviles Toledo C, Crawford M M, Tuinstra M R. Integrating multi-modal remote sensing, deep learning, and attention mechanisms for yield prediction in plant breeding experiments. *Front Plant Sci*, 2024, 15: 1408047
- 94 Mohan R N V J, Rayanoothala P S, Sree R P. Next-gen agriculture: integrating AI and XAI for precision crop yield predictions. *Front Plant Sci*, 2025, 15: 145160
- 95 Liu J, Wang Q, Zhan W, et al. When and where soil dryness matters to ecosystem photosynthesis. *Nat Plants*, 2025, 11: 1390–1400
- 96 Höhl A, Obadic I, Fernández-Torres M Á, et al. Opening the Black Box: a systematic review on explainable artificial intelligence in remote sensing. *IEEE Geosci Remote Sens Mag*, 2024, 12: 261–304
- 97 Rajbongshi A, Johora F T, Hossain A, et al. Leveraging explainable AI for sustainable agriculture: a comprehensive review of recent advances. *Artif Intell Rev*, 2026, 59: 105
- 98 Wan X Y. Development of new quality productive forces in the seed industry to enhance crop output and ensure national food security (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2025, 70: 3009–3011 [万向元. 发展种业新质生产力, 提高作物产量, 保障国家粮食安全. 科学通报, 2025, 70: 3009–3011]
- 99 Wei X, Wu S, Wan X. Restructuring strategies for crop seed industry innovation: challenges and prospects (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2025, 70: 3012–3016 [魏珣, 吴锁伟, 万向元. 作物种业科技创新思路重塑: 形势与展望. 科学通报, 2025, 70: 3012–3016]
- 100 Wei X, Zhang J, Jiang Y L, et al. Research progress of advanced technologies in biological agriculture (in Chinese). *Chin Biotechnol*, 2024, 44: 41–51 [魏珣, 张娟, 江易林, 等. 生物农业前沿技术研究进展. 中国生物工程杂志, 2024, 44: 41–51]

Summary for “遥感和人工智能融合技术赋能作物非生物胁迫监测的研究”

Integration of remote sensing and artificial intelligence technologies enables crop abiotic stress monitoring

Yang Song^{1,2}, Yuwan Zhang¹, Xi Tian^{1,2}, Chao Zhang^{1,2}, Yong He^{1,2}, Yao Zou^{1,2} & Xiangyuan Wan^{1,2*}

¹ Beijing Key Laboratory of Maize Bio-Breeding, School of Advanced Agricultural Sciences, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

² Engineering Laboratory of Main Crop Bio-Tech Breeding, Zhongzhi International Institute of Agricultural Biosciences, Beijing 100192, China

* Corresponding author, E-mail: wanxiangyuan@ustb.edu.cn

As global climate change intensifies, the frequency and severity of crop abiotic stress events (e.g., droughts, heatwaves, floods, and salinity) are increasing, posing severe threats to agricultural production and national food security. In China, crop abiotic stresses exert pronounced impacts on staple crops, highlighting the urgent need for accurate, timely, and scalable monitoring approaches. Traditional approaches based on field surveys, empirical indices, and expert judgment struggle to capture early-stage physiological responses and spatiotemporal dynamics, limiting their ability to meet the practical demands of intelligent and large-scale crop stress monitoring. Consequently, they fall short of the requirements of modern smart agriculture and disaster risk management. In recent years, the deep integration of remote sensing and artificial intelligence (AI) technologies, known as “AI + remote sensing”, has made significant progress in crop abiotic stress monitoring. This review provides a comprehensive overview of the integrated “space–air–ground” monitoring framework across different application scenarios. We discuss the applications of satellite platforms, unmanned aerial vehicle platforms, and ground-based sensor networks in monitoring crop abiotic stresses. The integration of these platforms provides multi-scale and multi-source datasets for crop stress detection, damage assessment, and phenotyping. Moreover, we outline the evolution from machine learning to deep learning approaches, as well as recent advances in multimodal remote sensing data fusion and explainable AI. AI-driven multimodal data fusion strategies integrate optical, thermal infrared, hyperspectral, and synthetic aperture radar data, substantially enhancing the capability for continuous, reliable, and large-scale monitoring of crop physiological responses under complex environmental conditions. In addition, emerging explainable AI approaches are highlighted for their ability to improve model interpretability and robustness while strengthening the link between model outputs and underlying agronomic or physiological mechanisms. Furthermore, we analyze the industrial demands and practical challenges of agricultural disaster prevention and mitigation in China, including data fragmentation, limited model generalization, and gaps between research outputs and operational deployment. We also explore how to address these challenges by coordinating data infrastructure, algorithmic innovation, and application-oriented system design. Overall, this review offers valuable insights into the development of intelligent agricultural disaster monitoring and early-warning systems and facilitates the translation of advanced “AI + remote sensing” technologies into practical applications for smart agriculture, sustainable crop production, and food security. By systematically reviewing technological breakthroughs in integrating remote sensing and AI technologies for monitoring crop abiotic stresses, this review provides scientific guidance for establishing smart monitoring and early-warning systems in China. It will drive the transformation of state-of-the-art research outcomes into practical technologies and operational tools across the crop production lifecycle.

remote sensing, artificial intelligence, crop, abiotic stress, smart agriculture, food security

doi: [10.1360/CSB-2026-0213](https://doi.org/10.1360/CSB-2026-0213)