doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.12.001

大田智能农机关键作业参数感知与检测方法综述

李名博[1]　金诚谦[1,2]　倪有亮[1]　勾富强[1]

(1.农业农村部南京农业机械化研究所,南京 210014;2.山东理工大学农业工程与食品科学学院,淄博 25500)

摘要:关键作业参数的合理选取和可靠获取是实现大田智能农机自主作业、智能决策与精准调控的重要基础,对提升田间复杂作业环境的感知能力和调控效率具有关键支撑作用。受作业环境多变、作业机理差异显著等因素影响,当前大田智能农机在参数采集过程仍面临数据冗余、感知结果与控制单元耦合度不足以及系统集成与通用性较弱等问题,制约作业决策精度与整机作业效能进一步提升。本文围绕大田作业耕作、播种、作物管理与收获 4 个阶段,系统梳理了大田作业不同环节关键作业参数类型、感知和主要检测方法,并对国内外相关学术研究成果与国际智能农机装备技术方案进行综合述评,在此基础上,归纳总结现有参数检测方法存在的问题,并从参数体系构建、感知与控制协同和系统集成等方面进行分析与讨论。最后,结合智能农机技术发展趋势,对多源数据筛选与融合、高鲁棒性感知系统设计、跨平台数据共享与标准化以及参数驱动的调控策略优化等研究方向进行展望,为大田智能农机关键作业参数高效感知系统构建提供参考。

关键词:大田作业;智能农机;关键作业参数;参数类型;检测方法

中图分类号:S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)12-0001-20　　**OSID**:

Review of Perception and Detection Methods for Key Operational Parameters of Intelligent Field Agricultural Machinery

LI Mingbo[1]　JIN Chengqian[1,2]　NI Youliang[1]　GOU Fuqiang[1]

(1. *Nanjing Institute of Agricultural Mechanization*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Nanjing* 210014, *China*
2. *College of Agricultural Engineering and Food Science*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 25500, *China*)

Abstract: The rational selection and reliable acquisition of key operational parameters constitute a fundamental basis for enabling autonomous operation, intelligent decision-making, and precise control in large-scale smart agricultural machinery. They play a critical role in supporting the enhancement of perception capabilities and control efficiency under complex field operation conditions. Due to the variability of operational environments and significant differences in working mechanisms, challenges persist in the parameter acquisition process of large-scale smart agricultural machinery. These included data redundancy, insufficient coupling between perception results and control units, and limited system integration and generalizability, which constrained the further improvement of operational decision accuracy and overall machine performance. The types of key operational parameters, sensing, and primary detection methods were systematically reviewed across four major stages of field operations: tillage, seeding, crop management, and harvesting. Relevant domestic and international research findings, as well as technological solutions of global smart agricultural machinery, were critically assessed. Based on this review, existing issues in parameter acquisition methods were summarized, and analyses were conducted from the perspectives of parameter system construction, coordination between sensing and control, and system integration. Finally, in light of the development trends in smart agricultural machinery, future research directions were identified, including multi-source data selection and fusion, design of high-robustness sensing systems, cross-platform data sharing and standardization, and optimization of parameter-driven control strategies. These directions were expected to guide the development of efficient perception systems for key operational parameters in large-scale smart agricultural machinery.

Key words: large-scale field operations; smart agricultural machinery; key operational parameters; parameter types; detection methods

收稿日期:2025-12-25　修回日期:2026-01-21

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD2000503)和国家自然科学基金项目(32171911)

作者简介:李名博(1998—),男,博士生,主要从事农业装备工程技术研究,E-mail:limingb257@163.com

通信作者:金诚谦(1973—),男,研究员,博士生导师,主要从事大田作物收获机械化与智能化技术研究,E-mail:jinchengqian@caas.cn

0 引言

作为国本所系、国强之基,农业机械智能化在中国走向高质量发展的强国道路上发挥着日益重要的作用[1],2025 年中央一号文件指出要推进农业科技力量协同攻关,加快国产智能农机的研发应用,推动农业由全面机械化向智能化迈进,为现代农业精准高效发展提供有力支撑[2]。智能农机已成为农业生产方式变革的核心力量,其中,关键作业参数的检测不仅是状态感知、决策制定与执行调控的基本依据,更是作业精度、效率与智能水平的重要保障[3]。在大田作业耕、种、管、收各阶段的作业过程中,只有精准获取作物状态、环境信息、机具工况、作业质量等关键参数,才能对作业策略进行动态调整,保证农业资源的高效利用。

近年来随着传感器技术、计算机视觉和智能控制方法的快速发展,农业机械作业参数的感知与采集能力显著提升,为智能农机的精准作业与自适应调控奠定了技术基础。然而现有参数采集体系在大田作业场景仍面临诸多问题:①部分作业参数的可测性、必要性与有效性边界尚不清晰,一些参数虽具备检测条件,但与作业目标和作业质量的相关性较弱,过度引入不仅难以提升决策精度,还会增加感知系统的算力负担,影响整机系统的稳定性。②参数感知与作业控制之间的耦合机制仍不完善,现有研究部分参数采集结果仅停留在状态监测或离线分析阶段,尚未融入控制策略和反馈逻辑,导致感知、决策与执行环节之间难以形成稳定、高效的闭环协同。③感知系统的通用性与环境适应性仍显不足,不同作业阶段的参数采集模块多以独立方式研发,缺乏统一的参数定义与接口规范,在田间复杂作业环境易出现测量精度波动、传感器失效、数据中断等问题,影响作业参数采集的连续性与数据可信度。

基于上述问题,本文聚焦大田作业的耕作、播种、作物管理与收获 4 个阶段,系统梳理各作业阶段的核心参数类型、感知与检测手段,综合分析应用现状、存在问题及改进方向。在此基础上,对国内外学者研究成果及国际先进农机产品的参数感知技术进行述评,总结概述技术特征和发展趋势。同时,从参数体系构建角度,进一步讨论参数选择优化、感知系统可靠性提升以及跨平台数据标准化等关键问题,并对基于数字孪生与强化学习的参数智能调控方法进行展望。

1 耕作阶段

作为农作物生产的第一步,耕作阶段是决定地表平整、根系生长环境和播种质量的基础,包括耕地和整地 2 个作业环节,耕地环节主要实现土壤翻松、打破犁底层和残茬埋覆;整地则旨在进一步平整地表、粉碎土块进而形成适宜的播种床。2 个作业环节虽然作业时间连续,但作业环境参数、机具状态参数和作业质量评价标准存在一定差异,为此,将耕作阶段划分为耕地环节和整地环节并结合国内外研究和国际前沿技术产品等分别进行论述。

1.1 耕地环节

耕地环节核心目标是实现高效松土、均匀翻耕与打破犁底层,关键参数如表 1 所示。与其他作业阶段不同,耕地对土壤-机具二者耦合状态较为敏感,土壤状态决定是否适合作业,机具状态则是决定作业效果,而作业质量参数则对作业效果进行评价。

1.1.1 耕地作业环境参数

土壤湿度、土壤硬度和地形高程作为作业环境参数,决定耕具入土阻力、碎土效果与能耗分布。目前土壤湿度研究重心主要集中在高精度传感测量与多源数据融合 2 方面:①基于频域法和高频电容边缘场效应的传感器精度和稳定性得到显著提升,能够实现厘米级检测[4-5]。②ZHANG 等[6]融合传感器、UAV 和卫星遥感等采集土壤湿度,进行空间插值与土壤水分分区,为智能耕地作业提供决策数据支撑。此外,国外多家企业已将土壤湿度检测推向系统集成与产业化阶段,以美国 METER Group 公司的 TEROS 12 为代表,采用频率 70 MHz 电容技术,最大限度减少盐分和温度影响[7]。Acclima 公司研发的 SDI-12 基于 TDT 原理实现 450 ms 级的感应精度[8]。Stevens 公司的 HydraProbe 基于介电阻抗测量原理可同时测量温度、盐度和湿度 3 个参数,面对大多数土壤环境无需校准即可保证准确性和稳定性[9]。Soil Scout 的 Happi100 可在深层土壤中长期测量,实时通过基站发送至云服务器,形成地块级湿度网格数据[10]。

土壤硬度作为衡量入土阻力的关键指标,近年来有学者及企业展开研究,JANBAZIALAMDARI 等[11]基于耕具振动和土壤湿度使用机器学习模型对土壤压实状态进行预测,为耕具传感-硬度估计-机具控制提供新思路。Sensorise GmbH 公司集成刀具力传感和 GNSS,在拖拉机行驶车道进行负载捕捉,生成土壤压实分布热力图,实时指导耕深和耕刀转速的调整[12]。

地形高程是指作业地区的地面高度信息,能够准确反映农田的坡度、起伏和高低差异,进而引起耕深、耕刀入土角度、机具姿态的不均匀变化。有学者

表 1　耕地环节参数

Tab.1　Parameters for tillage stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	土壤湿度	影响耕地效果	TDR、电容式探针	温度、盐分影响大，标定困难	多点传感，温度、盐分补偿校准
	土壤硬度	影响耕深设定	耕刀力传感、接触探头	传感器安装困难，噪声干扰较大	融合力传感与 GNSS，数据滤波
	地形高程	影响耕深与机具姿态调节	GNSS、RTK、LiDAR、无人机 DEM 生成	实时测量精度受 GPS 信号遮挡影响	GNSS、激光与视觉融合建图，多帧拼接实现地形拟合
机具状态参数	耕作深度	影响土层翻转和后续作业条件	激光/超声传感、位移传感、姿态间接测量	传感器受振动干扰较大，标定难度大	高频深度传感与实时补偿算法融合，优化机具结构
	作业速度	影响耕深与耕刀负载匹配	GNSS/RTK 测速、轮速编码器	田间阻力变化快，轮胎打滑会导致作业不均匀	速度实时反馈补偿控制，机具-地形耦合速度优化
	油温与油压力	反映液压系统工作状态与负载变化	压力传感、温度传感、CAN 总线读取	高温时信号存在接收不稳定和漂移	传感器可靠封装，引入压力、温度补偿模型
	机具姿态	保证耕具水平姿态与耕深均匀	姿态传感器、三轴陀螺仪 + 加速度计	地形波动大，姿态测量受振动干扰较大	GNSS 与 IMU 融合，姿态实时补偿控制，集成自动调平功能
	机具定位坐标	记录耕作路径	GNSS/RTK、差分 GPS	信号遮挡，轨迹数据量较大	GNSS、IMU、视觉等多传感融合
作业质量参数	重耕率	重复耕地面积比例	遥感数据、田间测量	GNSS 误差造成部分轨迹缺失	RTK 与 IMU 轨迹融合测量
	漏耕率	未耕区域面积比例	GIS 分析、机具传感记录、田间测量	光照及残茬影响识别精度，轨迹定位漂移会造成误判	图像、耕刀传感、UAV 多传感融合检测，同时进行地面抽样验证

采用高精度 GNSS、激光扫描或立体视觉技术等进行毫米级高程模型的生成[13]，用于耕地作业路径规划与深度补偿；同时起伏地形动态入土模型也在研究中，如根据耕具姿态和受力分析联合反演地形起伏，尽管研究较少，但部分企业研发方向指出地形补偿在农机控制系统中需求迅速增长[14]。瑞典 Hexagon 公司的 SMART7 - SI 系统内置惯导与高精度 GNSS，可为智能农机提供地形补偿和高程定位能力[15]。

1.1.2　耕地机具状态参数

耕地机具状态参数作为“状态-执行-反馈”闭环控制系统的关键变量，不仅反映机具的工作状态，而且扮演环境感知与作业质量控制间的桥梁角色。为实现耕地作业高精度、低能耗控制，机具状态参数应用沿着深度-负载耦合、位姿与高精度定位的技术路线发展。

（1）深度-负载耦合

合理的耕作深度可增加土壤透气性和蓄水能力，保证作物良好的生长环境，但在实际作业时常受到机具载荷、作业速度及液压系统等多因素的交互影响。近期有研究指出可通过采集机具不同位置的姿态信息、油温和油压力，并结合作业速度进行耕作深度的稳定测量[16-17]。日本 Topcon 公司研发了集成 GNSS、深度传感的耕深控制系统，在机具速度变化情况下仍能保持耕深稳定[18]。该方法主要挑战有液压执行元件响应滞后、系统非线性变化带来的深度瞬间波动，未来可聚焦模型预测控制（Model predictive control，MPC）与负载估计的深度耦合，利用土壤-机具动力学模型进行短时预测，实现作业速度波动和地形干扰下耕深稳定控制。

（2）位姿与高精度定位

高精度姿态与定位信息是保证入刀角度、深度控制和作业路线准确的前提。RTK - GNSS、IMU、LiDAR 等多传感融合方法被学者深度研究[19]。景云鹏等[20]基于 RTK 获取农田地势模型，以土方合理填挖和路线最短为目标，提出改进蚁群算法的路径规划模型，效率提升 33.3% 以上。上海华测和法国 Naïo Technologies 等公司将 GNSS 和 INS 技术集成到农机装备，保证高精度导航与耕深补偿[21-22]。但在实际作业过程遮挡、振动和时序同步问题仍较为突出，后续研究可融合双天线 GNSS + IMU + 视觉/LiDAR 等，采用实时置信度估计以及自动切换机制。

1.1.3　耕地作业质量参数

重耕率与漏耕率反映作业均匀性与土壤扰动效果，与播种作业质量息息相关。目前国内外检测方法主要有 3 类：①基于轨迹的网格映射法，基于 RTK - GNSS 轨迹数据实时映射作业路径，并通过机具幅宽获得田间作业区域，从而自动识别重叠与遗漏地块，美国 John Deere Section Control 和荷兰 Case IH AFS AccuSync 已实现该功能[23-24]，但易受 GNSS 精度和机具幅宽标定误差的影响。②基于 UAV 和遥感影像的离线验证法，REBELO 等[25]指出可在厘米级精度下获取作业前后土壤扰动特征，展示 UAV 数据在精准农业中潜力。③近地传感检测，利用力、加

速度、光学等传感器进行机具与土壤接触状态的即时确认,可在发现漏耕区域后进行局部补耕,尽管会增加短期作业时间,但对高价值农作物具有显著稳定性优势。

1.2 整地环节

整地环节主要任务为碎土、平整地面,为播种作业提供均匀的地面条件,相较于耕地,整地参数更关注地表特性与细化效果,如表 2 所示。

表 2 整地环节参数

Tab.2 Parameters for land preparation stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
地表环境参数	地表平整度	衡量高程变化,播深控制的重要输入	RTK 与 IMU 融合重建、结构光/ToF 激光线扫描	激光或视觉对尘土较敏感,作业颠簸会使 IMU 漂移	激光 + 视觉 + 惯导多源融合,引入数字孪生模型用于地表重建
机具运行参数	机具姿态	决定入土角度与压实轮接地均匀性	IMU 六轴姿态融合 RTK 解析计算	作业过程姿态漂移,单 IMU 难以反映多点姿态	分布式 IMU 阵列,多传感器融合,扩展卡尔曼滤波提高精度
	作业速度	决定碎土装置触地能力和整地均匀性	GNSS/RTK、轮速编码器	松软地面导致轮胎打滑,GNSS 遮挡出现信号丢失	轮速 + GNSS + 视觉光流融合,基于深度学习模型进行速度预测
	碎土装置转速	影响碎土颗粒分布和土壤破碎程度	轮速编码器、磁电式传感器	单点转速代表性较差,高频振动易带来噪声干扰	多点转速监测,搭建刀具载荷-转速耦合模型
	压实轮压力	影响土壤压实度和后续播种作业质量	液压压力传感、应变片压力传感	对土壤类型和湿度敏感,单点压力难以描述均匀性	多点压力阵列布置,利用机器学习构建压力-压实度映射模型
	机具定位坐标	作业轨迹、高程地图构建,作业质量溯源	RTK - GNSS、GNSS/IMU 组合	田间部分区域 GNSS 遮挡会造成轨迹中断	融合 GNSS、IMU、LiDAR 与视觉等,基于因子图的轨迹优化
作业质量参数	碎土率	表征土壤的破碎程度	随机取样筛分、激光扫描或视觉检测、声纹检测	尘土对视觉检测造成干扰,检测精度有待提高	激光 + 视觉融合检测,基于声学能量解析的碎土检测
	残茬覆盖率	表征地表秸秆的残留比例	RGB/多光谱影像分割,激光点云反射	光照变化对残茬识别造成干扰,土壤与残差颜色接近	采用多光谱、NIR 等构建残茬纹理与颜色的识别模型

1.2.1 整地地表环境参数

地表平整度的精准控制可降低机具振动和作业阻力,提高播种作业均匀性。NGUYEN 等[26]将激光平地技术应用于水稻地块,地表高差控制在 ±2cm 之内。AllyNav 公司的 W20 GPS 通过单一采集通道生成三维地块模型,作业精度为 ±2.5 cm[27]。目前平整度测量仍面临大面积布设成本和数据稀疏问题,难以在高湿度等复杂地形保证定位精度,未来研究可探索融合 UAV、LiDAR 和 RTK 的高密度测量,同时将实时地形偏差反馈至碎土、压实装置控制,构建自适应控制模型。

1.2.2 整地机具运行参数

机具参数方面,耕地侧重入土特性和刀具-土壤耦合,而整地强调平整精度、仿形效果和轨迹控制。

机具姿态影响表层土壤的切碎和分布,起伏地块作业时姿态误差会造成地面平整度降低。作业速度和碎土装置转速共同决定土壤的切碎能力和抛散轨迹,文献[28]数据显示前进速度对土壤切碎程度和作用力具有显著影响。压实轮压力是控制土壤表层密度和接触条件的直接因素,DEM 模拟与田间试验结果表明不同压力对土壤表面沉陷和密度波动具有明显影响,压实度自动调整有利于土壤平整度提高和最佳播种床形成[29]。机具作业的高频振动会对 IMU 姿态估计造成干扰,作业速度与碎土装置转速间的响应滞后也会带来误差积累,后续研究可融合 IMU、LiDAR 和视觉提高姿态与作业轨迹的检测精度,同时基于 MPC 算法,以速度、姿态和机具载荷作为输入参数,对作业轨迹进行短时预测。

1.2.3 整地作业质量参数

碎土率获取方式已由人工取样与筛分发展为基于视觉和近地传感的在线感知。CHEN 等[30]采用近景拍摄测量方法对作业后土壤表面结构进行高精度量化,实现毫米级的重建和测量。基于遥感与 UAV 残茬覆盖率检测方法在文献[31 - 33]研究得到验证,美国 Sentera 公司集成多光谱传感与云端分析,生成残茬覆盖率地图,并叠加作业轨迹用于决策制定[34]。尽管当前检测技术进步明显,但视觉/拍摄方法对光照、土壤湿度和残茬颜色仍较敏感,同时 UAV 高精度真值的获取成本与工作量较高,后续研究可进行视觉/光谱 + UAV 真值多源融合标定,同时结合 NIR 波段进行残茬识别研究,提高模型对光照、近似颜色等鲁棒性。

2 播种阶段

播种阶段主要任务是完成作物种子的精准均匀投放,避免漏播或重播,提高发芽和出苗率。考虑不

同播种方式在作业机理和控制目标上差异，分为精播环节和条播环节，精播作业通常用于粒距、行距要求严格的作物，如玉米、大豆等；条播作业则适用于小粒密植作物，如小麦、水稻、油菜等，如表 3 所示。

表 3　播种阶段参数

Tab. 3　Parameters for seeding stage

参数类别	典型参数	播种方式	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	土壤温度	精播/条播	影响种子出苗	热成像、温度传感	采样代表性较差，速度较慢	多点无线传感 + 空间插值
	土壤湿度	精播/条播	深度设定、影响发芽	TDR/FDR、微波检测	土壤扰动变化造成干扰	电磁 + 视觉融合估算
	地形坡度	精播/条播	行粒距、播深控制	IMU + RTK + GNSS	坡度突变控制难度较大	姿态补偿、坡度–播深联控
机具运行参数	排种盘转速	精播	控制播种频率和粒距一致性	霍尔/光电编码	高速作业时转速波动，易受振动干扰	伺服电控 + 机具实时速度补偿控制
	种箱料位高度	精播/条播	判断种子余量	超声/压力传感	田间振动、颠簸易导致料位检测产生误差	布设多方位传感，结合播种与作业速度进行预测
	机具行驶速度	精播/条播	影响种子下落速度和粒距误差控制	GNSS/IMU 融合、转速编码	轮胎打滑、GNSS 漂移降低速度测量精度	多传感器融合测速 + 预测修正补偿
	机具定位坐标	精播为主	控制轨迹精度、行距一致，避免重播漏播	RTK – GNSS、IMU	信号弱、遮挡造成定位偏差	RTK、IMU、视觉多模态融合定位 + 实时偏差修正
作业质量参数	播种深度	精播/条播	影响生长环境、出苗	超声/激光、压力反馈	地形起伏、湿度等造成误差	深度主动控制 + 压力闭环
	粒距	精播	减少植株竞争	光电/视觉单粒检测	高速作业易重播或漏播	单粒检测 + 视觉 + 自补播
	行距	条播为主	保证行间通风条件	RTK – GNSS、视觉	地形起伏造成横向漂移	自动导航 + 路径规划校正
	种子播量	条播	决定密度和产量	光电计数、流量监测	多粒径种子产生计数误差	优化结构，视觉动态计数
	种子破损率	精播	影响种子出苗率	高速摄影、力传感	在线识别难度较大	排种位置引入高速视觉识别系统
	漏播率	精播	评估漏播种子比例	视觉、光电/红外传感	高速漏播较严重，无法补播	优化吸附孔径、气压控制
	重播率	精播	评估重复播种比例	光电/红外、图像识别	轻微重播的识别难度高	分离机构优化、负压控制

2.1　精播环节

精播环节注重对单粒种子投放位置、粒距和播种深度的高精度控制，以提高出苗均匀性以及作物产量。

2.1.1　精播作业环境参数

土壤温湿度影响种子在种沟内水分可用度、胚根萌发条件，进而影响出苗率和播种深度。近年来逐步由传统点式探针检测转向高密度、多点在线检测。YE 等[35]采用改进的 Wyllie 模型探索土壤温度与声速间的关系，最大估计误差为 8.55%。美国 Precision Planting 公司推出的 SmartFirmer，可安装于种沟，实时检测土壤温湿度[36]，但部署成本较高，在高残茬覆盖与泥浆条件下稳定作业仍具有一定挑战。

地形坡度影响播种装置的下压力分布、开沟器姿态，进而导致播种深度误差、粒距漂移，甚至造成重播或漏播，因此精播环节对作业环境监测的实时性要求高于条播环节。RTK – GNSS、IMU、激光或超声等多传感融合方法[37]能在不平整作业环境中保证播种深度稳定性和粒距一致性，减少坡度对播种质量的影响，同时文献[38]指出，视觉、LiDAR 等在地面覆盖残茬条件下具备检测潜力。

2.1.2　精播机具运行参数

不同于条播作业强调播量均匀性，精播更关注单粒控制、行粒距一致性和机具调控能力，同时要求机具参数与播深、粒距等进行闭环耦合。

机具行驶速度变化直接影响排种盘转速的同步关系，进而对粒距造成影响，学者为此进行诸多研究工作，LIU 等[39]利用光电传感器和旋转编码器同时检测播种信号和排种盘转速，试验结果表明，在播种速度 8 ~ 9 km/h 时，对棉花播量的检测精度可达 98.75%。但仅仅监测参数状态并不能满足智能农机作业要求，关键在于实时控制系统。文献[40 – 41]分别利用雷达测速 + 薄面激光种子流检测和 GPS 测速 + 旋转编码器，实时感知机具速度的同时动态调整排种盘转速，保证粒距稳定，优化播种质量。

国际前沿产品方面，Precision Planting 公司的 Precision Meter 排种装置和 20|20 智能监测系统通过可调刷 + 精密带的排种盘结构提高单粒种子的分离性能，有效减少漏播和重播[42 – 43]。Kinze 公司的 Blue Vantage 可实时采集料位高度、排种盘转速、行驶速度和播深等参数，同时对“行异常”进行识别并生成地图化报告，为作业质量评估提供数据支持[44]。

上述研究与技术产品分析表明播种阶段机具参数的感知已从单参数监测转向多传感融合与数据建模，以提高机具对复杂工况的自适应调节能力，也是未来智能播种装备发展的重要方向。

2.1.3　精播作业质量参数

播深获取方式由地轮压力与开沟器角度换算发

展为激光测距、超声传感与角位移测量等多模态融合检测方法。WANG 等[45]融合激光、超声和角度传感进行播深检测,使用 EKF(Extended Kalman filter)算法对信号进行滤波,利用改进的麻雀搜索算法优化 EKF 关键参数,平均绝对误差为 0.083 cm。粒距检测易受尘土、强光、遮挡等作业工况影响,XIE 等[46]提出基于激光传感和无线通信的监测方法,传感器高低电压变化表示种子是否通过,GPS 实时获取行驶速度,为粒距计算提供数据支撑。John Deere 公司的 ExactEmerge 系统如图 1 所示,双电机驱动方式提高播深和粒距的控制精度,BrushBelt 和行单元可在作业速度 16 km/h 时精准投放种子,避免弹跳和滚动,稳定控制粒距,IRHD 每秒可调节 5 次下压力,不到 1 s 即可完成约 45 kg 的调整[47]。



图 1 约翰迪尔公司 ExactEmerge 系统

Fig. 1 John Deere ExactEmerge

为在作业速度波动情况下保证稳定的种子播量,现有研究多采用前进速度-排种盘转速同步+在线计数反馈的方式[48]。漏播、重播和种子破损检测以激光/光电传感计数为主,谯睿等[49]基于霍尔传感器和数据处理算法将排种信号转换为实际株距,试验结果表明单粒三七种子重播漏播识别准确率为 99.967%。尘土、遮挡与光照变化仍是主要挑战,激光/光电检测实时性较好但易被遮挡,微波/雷达检测抗干扰能力较强但对小粒径种子灵敏度有待提高。后续研究可采用光电/微波传感提供主信号、图像/LiDAR 高信息量传感用于校正和补偿方式,提高精播作业实时性与鲁棒性。

2.2 条播环节

与追求单株精度的精播相比,条播对行单元下压力、作业速度-振动响应与播量更为敏感。

2.2.1 条播作业环境参数

条播作业环境参数通过影响行单元受力以及种子和土壤的接触状态,决定种子的实际播深和出苗一致性。与精播实现单粒种子超高分辨率感知不同,条播更关注行单元在土壤温湿度和地形坡度存在差异的田间环境维持合适的下压力以避免浅播或过重压实。现有研究表明下压力设置过轻或过重均对出苗情况和产量造成负面影响。

SOIGNIER 等[50]评估下压力 0~1 334 N 对大豆出苗和产量的影响,试验结果表明下压力超过 890 N,播深会在原始深度上增加 35%,造成犁沟侧壁压实以及作物获得水分和养分减少,设置合适的下压力可显著提高作物出苗率与最终产量。

2.2.2 条播机具运行参数

条播机具运行参数检测核心目标是保证大面积、长行程作业的播量稳定性和行间出苗的均匀性,主要包括行级下压力管理、地速-排种同步与行级断开、行单元作业稳定性。

行级下压力管理在 2.2.1 节已介绍,在不同温湿度土壤条件下采用动态下压力自适应调控可显著减少作物的产量损失。由于条播多以较高时速和较长行程进行作业,因此地速-排种同步对播量稳定性影响较大,国际前沿产品将机具速度用于排种盘转速的前馈调节[44],并通过电驱方式实现两者同步[47],同时结合行级断开系统在田间转弯、地头或障碍区防止漏播或重播。行单元稳定性方面,ZHAI 等[51]指出行单元振动主要频率集中在 3~10 Hz 低频带,当作业速度提高时频率不会随之增加,而振幅会明显提高。综上所述条播环节更偏向播种机具行级作业的长期性能。

2.2.3 条播作业质量参数

播深控制在 2.2.1 节已详细述评。条播环节对于作业质量的控制倾向通过行级下压力管理和深度传感融合检测方式进行实时调整,在大面积作业中较为关注行距一致性,即使部分行间存在漏播现象,只要总体播种密度保证在目标范围且空间分布均匀,仍能保证稳定产量。条播强调在不同地块和作业速度下保持目标播量,目前研究多采用地速-排种转速同步补偿减少播量误差[52]。SHAHBAZI 等[53]研究表明不同的播种高度和冲击面类型对种子破损率存在显著影响,因此条播多采用柔性、带缓冲减振的输送路径,虽不能完全消除种子损伤,但从出苗率角度考虑具备一定可靠性。

基于上述研究和国际前沿技术产品,未来条播环节可聚焦于大面积的田间试验,以行级指标为核心,量化播深、行距和出苗率间的关系,优化下压力

和播深的智能调节策略，提高行间均匀性和播量稳定性，同时进行种子破损在线检测的研发工作，用于评估和改良种子输送机构以减少种子损伤带来的出苗损失。

3　作物管理阶段

作物管理阶段主要包括施肥、灌溉、喷药等环节，与耕作、播种阶段注重土壤沟型和种子分布不同，作物管理阶段通过精准监测作物的生长状态和环境条件，及时发现病虫草害、营养物质缺乏等问题，合理分配水、肥、药等资源，实现作物产量与质量的同步提升。

3.1　施肥环节

施肥环节核心任务是根据土壤供肥能力和作物生长状态为作物提供均衡的养分供给，提高肥料利用率的同时实现作物生长过程精细化调控，施肥环节参数如表 4 所示。

3.1.1　施肥作业环境参数

作业环境参数作为精准施肥决策的基础信息，决定处方地图的质量和可行性，NPK、EC、SOM 等作为土壤区域划分的基础，高分辨率车载扫描技术已广泛应用。周鹏等[54]研发基于近红外光谱技术的车载式土壤氮含量检测仪，田间试验结果与实验室检测结果相关系数超过 0.9。美国 Veris 公司的 MSP3 型土壤扫描仪，可装载在拖拉机上，能够完成土壤 SOM、EC 和 pH 值实时扫描[55]。加拿大 SoilOptix 公司采用 γ 射线与光谱映射结合方法生成多层土壤图层，为高精度处方提供数据支撑，同时利用近地端传感器建立传感输出与土壤性质间的关系，构建 NPK 高分辨率地图[56]。然而，EC 和光谱信号受含水率影响较大，因此数据采集需进行土壤湿度校正，否则会给施肥作业分区带来误差。

表 4　施肥环节参数

Tab.4　Parameters for fertilization stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	NPK 含量	精准施肥的决策依据	NIR、电化学传感、取样	空间变异较大，采样成本高	融合 UAV、EC 构建养分地图
	电导率 EC	反映土壤质地和含盐量	地表电导车、γ 射线	需区域校准，水分影响	引入含水率校正模型
	土壤温湿度	影响肥料释放、根系吸收	TDR、FDR 传感器	测量范围有限，盐分影响	多点阵列检测，融合遥感信息
	有机质含量 SOM	决定土壤保肥和长期供肥能力	便携式 NIR、田间取样检测	田间现场检测稳定性较差	构建多点区域 SOM－光谱模型
	地形坡度	影响作业速度、均匀施肥	RTK－GNSS、IMU	坡地作业施肥量波动明显	引入坡度补偿、施肥闭环控制
作物养分状态参数	叶绿素含量	评估生长状态、营养状况	SPAD 仪、多光谱遥感	检测时间长，作物品种影响	结合光谱信息建立反演模型
	NDVI	变量施肥、营养诊断依据	Sentinel－2、UAV 多光谱	检测精度易受光照影响	可采用 NDRE，联合 LAI 模型
	冠层覆盖率	反映作物生长和需肥量	RGB/多光谱图像反演	受限光照条件，阴影影响	深度学习分类模型进行补偿
机具状态参数	施肥量	精准施肥的核心变量	流量计、旋转编码器	肥料流动性变化带来误差	施肥量-传感检测闭环控制
	排肥器转速	决定单位时间的施肥量	霍尔测速、编码器	负载变化较大带来误差	结合转矩、压力动态补偿修正
	肥料箱余量	避免施肥作业中途断料	压力传感、超声检测	颠簸使肥料堆积不均	结合施肥速率生成余量曲线
	机具行驶速度	与施肥量同步控制	GNSS、轮速编码	轮胎打滑速度突变，施肥响应滞后	建立行驶速度-施肥量-排肥器转速动态补偿机制
	机具定位坐标	构建变量施肥作业地图	RTK－GNSS、IMU	信号遮挡或坡地作业易造成导航误差	融合 GNSS、多基站 RTK 和视觉，坡度预测修正施肥方向

在时序修正方面，土壤温湿度对肥料转化具有显著影响。TDR、FDR 和 ISE（Ion selective electrode）等高频传感可实时检测土壤含水率和硝酸盐浓度用以施肥窗口的辅助判定[57]。电化学传感目前仍面临土壤基质干扰和漂移问题，更适合用于处方微调和信号预警。美国 NASA 公司的 SMAP 可监测土壤水分，用于灌溉规划和产量预测，同时在地块区域尺度辅助判断施肥窗口[58]。

在施肥执行方面，智能施肥系统逐步引入坡度补偿、喷幅-施肥速率联控等策略，保证田间作业处方准确执行，目前跨平台标准统一和田间试验的长期验证仍是亟待解决的问题。

3.1.2　作物养分状态参数

作物养分状态参数扮演土壤处方到作物需求映射的桥梁角色，包括叶绿素含量、NDVI 与冠层覆盖率。AI 等[59]利用 UAV 采集冬小麦冠层多光谱影像，同步结合地面 SPAD 测量值，与仅基于光谱和纹理数据的模型相比，准确率分别提升 23.81% 和 22.48%。由于叶绿素中富含氮元素，而且叶绿素含量与叶片氮含量在多种作物中呈相关性，因此常被用于氮含量快速推断，但有研究表明 SPAD 与氮含量关系会随作物种类、环境等因素发生变化[60]，因此需通过品种和生长期标定提高模型可靠性。

不同于 SPAD 点位测量，NDVI 覆盖作物冠层或

小尺度地块,更适合车载或机载的快速空间检测。为兼顾点测精度与空间覆盖,实际研究常采用多传感融合方法,SPAD 采样信息作为基准,NDVI 检测作为空间输入,冠层覆盖率用于评估生物量,融合叶片氮含量和生物量进行作物需氮量推算。ALI[61]采用该融合策略有效提高小麦变量施肥处方精度,降低过施和欠施作业风险。

目前 NDVI 等指数在高生物量阶段易出现饱和现象,机载传感受光照条件、观测角度和土壤背景等因素影响,不同传感器、波段与算法之间缺乏统一的处方映射标准。因此后续研究可聚焦 NDRE 等鲁棒性更好波段的利用,使用主动光源降低光照条件影响,融合 UAV、传感数据构建高分辨率处方图。

3.1.3 施肥机具状态参数

机具状态参数是将施肥处方转化为田间实际施肥量的关键。排肥器转速与实际施肥量并非恒定关系,目前多采用自动变量施肥系统实时控制排肥器转速,也有采用液压与数控结合控制排肥器参数和作业幅宽,实现施肥量变量调节。杨硕等[62]利用测速模块获取机具行驶速度,实时调整排肥器电机转速实现精量排肥,平均作业准确率为 94.69%。

现代精量施肥机具已将机具速度与排肥转速同步作为标配,同时以施肥流量作为反馈进行辅助修正,并考虑控制器响应延时、电机动态特性等[63],减少振荡或超调给同步控制带来的影响。精准定位是处方图准确实施的前提,RTK、GNSS 等保证处方图边界与机具位置的对齐,目前定位信号遮挡、RTK 中断与处方格式兼容性问题仍需解决。

目前施肥环节的研究工作呈由“单一参数决策”向“环境-作物-机具”融合决策的趋势,信息链也从“感知-决策-执行”拓展为“预测-处方-控制-验证”多层级闭环。未来,多参数协同作用将由“互补”发展为“模型级融合”,推动施肥系统从经验型向模型预测与驱动过渡,为精准变量施肥装备发展奠定技术基础。

3.2 灌溉环节

大田作业灌溉环节因其作业类型不同分为滴灌与喷灌 2 类,如表 5 所示涵盖喷灌与滴灌统一参数,对喷灌和滴灌分别进行述评。

表 5 灌溉环节参数

Tab.5 Parameters for irrigation stage

参数类别	典型参数	适用方式	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	土壤含水率	喷灌/滴灌	指导灌溉量决策	TDR、FDR、电容传感	盐分影响,多点布设成本高	近地传感-UAV-卫星反演
	风速风向	喷灌	影响作业均匀度	超声风速仪、微气象站	实现实时补偿难度较大	风场-喷幅模型,喷头调整
	空气湿度	喷灌/滴灌	估算蒸散量	微气象站、温湿度传感	对灌溉控制直接驱动力弱	融合遥感与传感数据补偿
作物需水参数	冠层温度	喷灌/滴灌	反映水分胁迫	UAV、红外热像仪	光照、田间障碍物影响	融合多光谱与热红外
	LAI	喷灌/滴灌	反映疏密与需水	多光谱遥感、LiDAR	光照、采集角度、重叠影响	融合多光谱与 LiDAR 补偿
设备运行参数	喷头压力	喷灌	决定喷洒均匀性	压力传感器、流量计	压力波动较大	分布式监测、卡尔曼滤波
	喷洒角度	喷灌	决定喷洒覆盖区	喷头旋钮编码器、视觉	实时测量困难,风速影响大	角度-风场模型,动态补偿
	水箱液位	喷灌	避免作业中断	超声液位、浮球传感	颠簸、液面波动造成干扰	多点测量+EKF、激光传感
	行驶速度	喷灌	单位面积灌溉量	RTK-GNSS、IMU、轮速	速度波动增加重叠与欠灌	速度-流量模型自动补偿
	定位坐标	喷灌	精准匹配处方图	RTK-GNSS、北斗导航	信号不稳定,定位精度欠佳	SLAM 辅助定位
	滴头堵塞	滴灌	判断故障、维护	视觉、压力差检测	缺乏实时监测,多依赖人工	分布压力传感,堵塞定位
	滴灌压力	滴灌	监测出水稳定性	压力传感、分布流量计	压力监测缺少空间连续性	压力实时校正、PID 调控
	灌溉量	喷灌/滴灌	控制地块用水量	流量计、流速检测	受水压波动影响较大	磁感应、喷头压力在线补偿

3.2.1 喷灌作业

喷灌作业具有大范围喷洒、受制气象条件等特点,对环境感知和机具自适应调控的依赖程度显著高于滴灌作业。

3.2.1.1 喷灌作业环境参数

土壤含水率是喷灌作业决定“是否灌”与“灌多少”首要变量,现有研究多采用点位传感作为校正基点,同时结合 UAV 或热成像与卫星反演进行空间插值,生成兼顾时间连续性和空间分辨率的需水场信息输入[64]。美国 Lindsay 公司的 FieldNET 控制平台已将土壤水分等传感器作为标配,并可实时监测压力、流量、温度等信息,同时这些点位数据联合遥感模型输出至灌溉决策界面[65],用于制定精准变量灌溉计划。

风速风向会影响喷滴轨迹、漂移距离以及蒸发速率,YOUNES 等[66]在喷杆附近部署微型阵列传感器,结合 CFD 与数据驱动进行喷幅偏移预测,用于喷头角度、流量和机具速度实时补偿。未来需加强更高分辨率传感检测和低延迟控制链路的研究工作。空气湿度对喷滴轨迹的直接影响弱于风场,但对于能量平衡方程 ET 参数的估算是必需项[67],进而间接决定灌溉量。

3.2.1.2　作物水分需求参数

冠层温度是快速反映水分胁迫的变量指标，美国 Sentera 公司研发的热成像传感已被多项试验用于生成水分胁迫图谱并接入决策平台[68]。目前冠层温度检测受光照条件、风速等因素影响，需要结合时间序列分析或微气象数据以降低检测误差。多项 UAV 多光谱研究表明，通过高分辨率影像反演 LAI 可显著提高田间地块需水的估算精度[69-70]。

3.2.1.3　喷灌设备运行参数

压力与灌溉量是喷幅和粒径分布的直接驱动参数，而喷头角度决定喷雾几何分布，机具定位坐标和速度决定单位时间覆盖区域面积，结合流量进而控制施水量。相关研究利用田间试验和 CFD 模型揭示了这些参数的非线性耦合关系[71]，并提出通过高频压力传感阵列、车载 IMU 和 RTK 的组合方式重建喷幅场和空间喷施轨迹。

闭环执行层面可通过水泵转速和分区阀配合机具速度进行低频流量控制，同时利用脉宽调制高频喷头实现更短周期的流量调节[72]，在风速变化或行驶速度波动时及时调整补偿。

3.2.2　滴灌作业

滴灌作为点位、带状的局部供水方式，约束条件主要为根区环境的空间特性和滴灌带与滴头的通路健康。

3.2.2.1　滴灌作业环境参数

与喷灌作业关注风场信息不同，滴灌更强调根区环境的长期稳定性。根区水分方面，布设多深度阵列探针进行分区检测，并与卫星/气象信息耦合生成处方灌溉策略，支持滴灌实时调度[73]。空气湿度方面，以色列 Rivulis 公司的 ReelView 融合湿度传感、气温、光照等，预测灌区范围 ET 变化，进行闭环校正的同时给出精准补水建议[74]。

3.2.2.2　作物根区需水参数

滴灌主要采用点状及带状供水，冠层温度和 LAI 对滴灌决策偏向中长期的需水和长势指示。ADITI 等[75]研究表明冠层温度可作为灌溉策略的调整依据，较早反映水分蒸发。与喷灌不同，滴灌更依赖地块或带级处方调整，Rivulis 公司已将卫星、UAV 及近地传感等采集的植被指数与 LAI 相结合，生成周级甚至日级的灌溉处方建议[74]。

3.2.2.3　滴灌系统运行参数

滴头堵塞分为水中悬浮固体或颗粒引起的物理堵塞、水中溶解盐发生沉淀引起的化学堵塞和微生物附着等引起的生物堵塞。JULIEN 等[76]指出单一传感难以覆盖不同堵塞机制特征，检测方法主要有差压/流量时序分析、电导率/浊度检测和滴头出口声学高频振动信号分析。Netafim、Rain Bird 等公司采用增强流道路径、压力补偿等结构优化滴头设计[77-78]，减少颗粒和溶解盐等沉积风险。滴灌压力目前多采用水带干线和点位压力传感融合流量计数据进行间接估算，并结合静态水力模型对压力分布进行预测[79]。尽管压力补偿滴头与管网设计一定程度上能够减少压力不均匀性，但实时闭环压力控制仍是当前的研发重点，未来研究应重点关注多变量融合与时序异常检测技术，提高早期堵塞识别的灵敏度和准确性。

3.3　施药环节

与播种、施肥、灌溉不同，施药环节具有更明显的环境敏感性和对象差异性，如表 6 所示，作业效果不仅受风速风向、空气温湿度等影响，更依赖作物生长状态、冠层结构以及病虫草害等精确感知。

表 6　施药环节参数

Tab.6　Parameters for spraying stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	风速风向	决定漂移、沉积分布	超声/激光、微气象站	单点代表弱，机具移动影响	喷头附近布设小型阵列传感
	空气温湿度	影响蒸发、喷量设置	机载/地面温湿度传感	数据漂移、延迟、不同步	红外结合近地传感非接触测量
作物与杂草靶标参数	病虫草害	确定喷洒靶点位置	多光谱成像、视觉检测	光照、遮挡、密集识别困难	融合 RGB、NIR 和热成像
	冠层覆盖率	药液计算、穿透策略	视觉分割、UAV	遮挡、阴影、实时处理挑战	决策分区、穿透型喷头、压力调整
	冠层高度	调节喷头距离	LiDAR、ZED2i、超声	振动与行驶速度波动干扰	融合 IMU，结合速度预测动态调整
机具作业参数	施药量	保证对靶剂量准确	喷头流量计、比例阀	气泡、药液黏度等影响	结合黏度、压力、点位测量补偿
	喷头压力	决定穿透力与范围	压力传感、脉冲调制	波动导致粒径、沉积变化	传感阵列 + EKF，PWM 稳定控制
	喷头开闭状态	准确执行对靶喷洒	高速电磁阀传感	高速作业控制延迟	RTK、图像识别构建精准触发时序
	药液余量	避免中途断药	超声/电容/压力、视觉	液面晃动、表层浮沫干扰	融合液位传感、视觉、流量计预测
	机具行驶速度	决定均匀施药、密度	GNSS、轮速计、IMU	波动导致瞬间施药量增加	结合历史速度数据与处方图预测
	机具定位坐标	记录作业轨迹	RTK－GNSS、IMU、视觉	遮挡波动导致同步延迟	RTK + IMU + 双天线 + 视觉里程计

3.3.1　施药作业环境参数

高风速或大幅风向波动会使药液作用于非靶区域，GEORGIOS 等[80]研究表明在风速 0.6 ~ 3.5 m/s 条件下适宜施药作业。国际上已开发基于气动建模

与数值仿真的预测系统,用于评估风速风向、液滴大小、高度等对药液漂移的影响[81]。SAEED 等[82]指出湿度较高且温度较低有利于药液沉积与减少漂移。目前除了基于温湿度传感与蒸发速率进行喷雾补偿,也有研究尝试利用红外热成像反演湿度分布,以动态修正施药量。

3.3.2 作物与杂草靶标参数

国内学者基于 YOLO v5[83]、YOLO v7[84]、YOLO v8[85]、YOLO 11[86]以及高光谱成像[87]等对作物病虫害进行识别分割研究,强调多模型融合与高分辨率图像在田间复杂背景中的重要作用。SUNIL 等[88]改进模型在 8 种作物和 5 种杂草上 mAP 达 86.2%。国际上多款杂草管理机器人和智能喷洒系统已将病虫草害识别作为核心感知功能[89-94],如图 2 所示。集成高速成像和实时分类模型 See & Spray,实现作物和杂草对靶喷洒(图 2a);配备 RTK 导航及视觉传感 Naïo O_z(图 2b);单滴精准喷洒且除草剂使用量减少 95% 的 Asterix(图 2c);集导航、视觉、机械/化学除草于一体且杂草分类精度达 92.3% 的 AgBot Ⅱ(图 2d);配备 42 台高分辨率相机和 100 + AI 模型的世界第一台商业激光除草机 LaserWeeder(图 2e);可生成数字地图 One Smart Spray(图 2f)。上述智能除草设备将病虫草害信息直接转化为喷洒触发信号,表明施药技术由传统劳动型转变为精准、自主和智能方式。



图 2 精密杂草管理机器人

Fig. 2 Precision weed management robot

冠层覆盖率和冠层高度对药液沉积和喷头控制具有直接影响。HONG 等[95]提出基于 UAV 的冠层覆盖特征提取方法,喷嘴根据冠层覆盖率调整为对应的全喷、半喷和无喷洒状态,减少药液浪费。ZHANG 等[96]基于 LiDAR 点云重建冠层高度与体积信息,系统控制平均误差为 8.78%。未来研究可探索视觉、LiDAR、近地检测等多传感融合,实现更高精度的自适应喷洒控制。

3.3.3 施药机具作业参数

机具作业参数不仅反映装置运行状态,还决定作业精度和均匀性。PWM 技术通过调节电磁阀占空比实现喷头压力和施药量的动态调整[97]。大面积喷洒作业时,可采取分区方法动态控制喷杆不同段的喷头开闭,实现喷洒区域最低重叠与精确覆盖[98]。虽然目前公开的学术研究较少有专门讨论药液余量传感技术,但在实际应用中常采用超声、压力以及视觉辅助作为药液余量反馈,并与喷头状态进行联合调控,实现更精确的施药量控制。NASIR 等[99]研究表明行驶速度与喷头流量联合调控可有效提高药液利用率。定位坐标多采用 RTK - GNSS 与 IMU 融合,并与病虫草害、冠层信息等共同指导变量喷洒作业。

目前喷头 PWM 控制和压力反馈在高速和高负载下响应速度需进一步提高,以满足实时喷雾要求,同时病虫草害识别、冠层信息和机具作业参数耦合闭环调控,仍是未来的重要研究方向。

4 收获阶段

收获阶段作为作物-机具相互作用集中、作业参数耦合复杂的关键环节,作业目标为精准切割作物并稳定喂入,高效分离作物籽粒与秸秆,去除杂质,完成精准卸粮,实现作物的高质量收获。

4.1 喂入环节

喂入环节位于收获全过程的起始位置,作业状态直接决定进入脱粒和清选系统的物料特性和负载水平,进而影响割台损失、喂入稳定性以及整机作业效率,喂入环节参数如表 7 所示。

4.1.1 喂入作业环境参数

地形坡度通过影响割台姿态、切割高度和作物流向,间接放大作物密度和倒伏等参数对喂入过程的影响。John Deere 700FD 将高精度定位信息与前端传感测定的高度信息用于割台实时调整以适应地形变化[100]。喂入环节对地形坡度感知应作为割台高度和姿态协同调节的数据基础,进而为稳定喂入和损失控制奠定基础。

4.1.2 作物状态感知参数

作物状态参数并非独立存在,而是共同决定单位时间进入割台的作物流量,进而影响割台损失和脱粒、清选环节负载。联合收获机实际喂入量 M_F 计算式为[101]

$$M_F = S\rho = v\omega\rho \tag{1}$$

式中 v——机具行驶速度,m/s

ω——割台有效割幅,m

ρ——作物密度,kg/m^2

S——单位时间内收获机作业面积,m^2

近年来,多项研究融合作物高度、密度、动力学数据等多源信息进行喂入量估计。魏新华等[102]基

表 7　喂入环节参数

Tab. 7　Parameters for feeding stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作业环境参数	地形坡度	影响仿形与喂入均匀	角度、超声、IMU 解算	引起机具姿态和割台对地相对位置的同步变化	引入多轴姿态传感与割台位移信息融合，实现坡度变化与割台姿态补偿
作物状态参数	作物密度	决定喂入物料负载	速度割幅乘积、视觉	突变引起输送堆积、堵塞	融合视觉转矩，协调速度与转速
	作物高度	割台拨禾轮调节依据	超声、ZED2i、LiDAR	作物倒伏易出现误判	融合多线程激光、面状视觉感知
	作物倒伏	机具姿态调节依据	图像识别、深度感知	单帧图像难以准确表征	多视角及深度感知提取特征
	含水率	影响切割阻力、籽粒脱落	电容、微波、UAV 光谱	现有检测存在滞后性	UAV 巡航构建处方，近地修正
割台与喂入机具参数	割台高度	控制底部切割高度	超声激光、角度传感	高速作业调节滞后	多点位测量与地面拟合预测
	割台姿态	割台贴合地面，减少漏割	姿态、角度、IMU	单一传感难捕捉瞬时变化	融合多轴传感和割台位移信息
	拨禾轮转速	控制作物输送速率	电机编码器、转速反馈	缺乏与车速、密度匹配调节	转速-密度-速度闭环协同调控
	拨禾轮位置	扶正作物，均匀送入	位置传感器，人工设定	人工设置，缺乏感知反馈	结合作物高度、坡度，PID 调节
	螺旋输送器转速	控制作物喂入速率	转速编码	多为定速或人工手动调整	螺旋输送器转速-喂入量-速度联控模型
	行驶速度	决定喂入量和作业效率	GNSS、轮速传感	轮胎打滑易产生偏差	融合 GNSS 轮速，历史数据预测
	定位坐标	记录作业轨迹，生成边界	RTK－GNSS、IMU	失效、波动造成参数误调	融合 GNSS、IMU、视觉 SLAM
作业质量参数	割台损失率	反映割台高度、拨禾轮参数与作物状态匹配程度	人工接样称量为主，割台前方布设接样装置	人工方法实时性差，难以嵌入割台拨禾轮控制逻辑	与割台高度、拨禾轮参数等进行关联建模，实现参数自适应优化

于双目相机和 IMU 将三维距离数据转换为水稻实际高度，平均绝对误差为 0.043 m。BLANQUART 等[103]基于 LiDAR 采用横向方差法对作物密度进行检测，R^2可达 0.77。CLAAS AUTO HEADER 系统结合割台姿态、地形变化和作物冠层等信息，对作物切割高度进行实时估计，为喂入量调节提供有效约束参数，使喂入量成为连接作物状态参数与脱粒、清选调控的关键变量，也反映目前国际前沿产品对可测性和鲁棒性的技术趋向。

目前倒伏检测多采用 UAV 或近地视觉结合深度学习模型进行倒伏分类或检测，输出指标为倒伏概率、倒伏角度或倒伏等级等[104－105]。杨悦等[106]采用 LiDAR 进行稻麦倒伏识别，准确率达 95.26%。John Deere 推出新型三段式凸轮式拨禾轮，弹齿数量增加 32%，显著提升倒伏作物的收获效率和精度[107]。

含水率检测方法如图 3 所示，NIR 方法通过测量作物植株或籽粒近红外吸收光谱并建立回归模型进行含水率反演，检测均方根误差不大于 3%[108]，但对光照、作物品种差异较敏感。电容传感以其结构简单、响应迅速和集成方便等优势广泛应用于田间在线检测[109]。微波检测利用传播速度、衰减程度与介电常数、电导率的相关特性，通过测量微波信号变化进行含水率反演，穿透性较好，光照不敏感。LI 等[110]研究表明微波含水率检测对于水稻误差为 0.586%，玉米检测误差为 0.34%。微波检测精度虽高，但集成复杂度和高成本限制其广泛应用。后续研究可基于 UAV 构建收获前处方图，并以 NIR、电容或微波等近地传感进行在线动态补偿，提高检测稳定性。

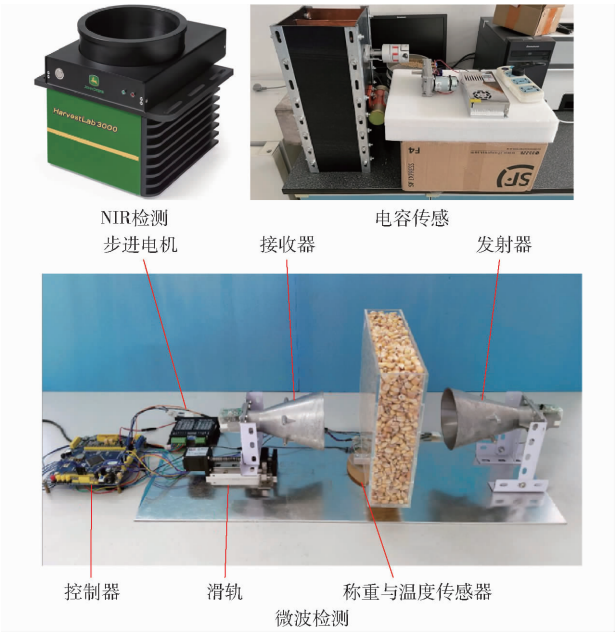

图 3　含水率检测方法

Fig. 3　Moisture content detection method

4.1.3　割台机具参数

现有研究主要通过角度或高度传感器进行割台高度检测，基于角度传感推算计算式为[111]

$$h = H - \Delta h = H - l(\sin\theta - \sin\theta') \tag{2}$$

式中　h——割台离地高度，mm

H——割台初始离地高度，mm

Δh——点 A 到点 B 高度差，mm

l——仿形杆长度，mm

θ——点 A 仿形杆与水平面夹角，(°)

θ'——点 B 仿形杆与水平面夹角,(°)

该方法能避免与地面接触干扰,但易受机具结构变形和液压缸间隙误差累积影响,因此国外联合收获机更倾向于采用高度传感器直接测量割台对地距离,并结合割台姿态信息进行补偿校正[112]。未来研究应深度融合角度、高度、IMU、液压反馈等多源信息,构建割台-作物-地面空间模型,以面状特征代替单点测量作为调控依据,同时结合 MPC 将控制系统从被控响应转为前馈调控,降低系统滞后误差。

拨禾轮转速需与车速匹配[113],若匹配不当,会出现炸荚、损伤等现象。当作物高度、密度较高时,需提高拨禾轮转速并前移拨禾轮[114],保证作物流入角度。目前大多联合收获机采用固定螺旋输送器转速或有限档位切换设置,未来研究可将螺旋输送器转速融入拨禾轮转速、机具速度、喂入量等闭环调控体系。机具定位坐标作为处方执行的关键,在信号遮挡、波动地块可依赖视觉、LiDAR、INS 短时连续性保证稳定性[115]。

4.1.4 喂入作业质量参数

现有研究表明割台损失率目前仍主要通过人工接样称量方式进行测定,计算式为[116]

$$S_G = \frac{W_{GS} BL}{W} \times 100\% \tag{3}$$

式中 S_G——割台损失率,%

W_{GS}——割台每平方米实际损失量,g/m^2

B——机具割幅,m L——测区长度,m

W——测区内所接籽粒总质量,g

上述测区内所接籽粒总质量包括粮仓籽粒及未脱净、分离、清选和割台损失中籽粒质量。该方法测量结果可信度虽高,但难以保证实时性,常用于事后评价与参数分析。

尽管割台损失率没有融入实时闭环控制,但并不削弱其在智能收获作业中价值。未来研究可探索割台损失率在线或半在线检测方法,例如基于冲击敏感板的籽粒碰撞信号分析、基于声学特征的损失识别,以及基于近地视觉的地表残留籽粒和穗荚检测等,为割台高度、拨禾轮转速、作业速度等调控提供决策依据。

4.2 脱粒环节

脱粒环节是大田智能联合收获机实现籽粒与茎秆、穗荚等分离的关键作业环节,通过机具结构参数和运动参数协同调控,完成高效低损脱粒作业。脱粒环节参数如表 8 所示。

表 8 脱粒环节参数

Tab. 8 Parameters for threshing stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
作物特性参数	喂入量	滚筒转速、凹板间隙等参数调控的重要前馈信息	负载反演、视觉检测、行驶速度与割幅推算	存在不均匀性,单点测量难以反映脱粒区物料分布	多位置负载信息与时间序列联合建模
脱粒装置运行参数	脱粒滚筒转速 脱粒滚筒转矩 凹板间隙	决定脱粒强度、冲击频率 表征物料变化、脱粒强度 决定几何约束、接触强度	转速传感器、编码器 电机电流、液压压力 位移传感、位置编码	难以兼顾大喂入量与低损 存在调控滞后与噪声干扰 作业过程实时调整困难	融合喂入量、转矩,自适应调节 引入 EKF,融合喂入量、转速等 电控、液压,分工况自适应调节
作业质量参数	脱粒损失 (夹带损失)	反映籽粒随茎秆排出的程度	人工接样称量、冲击传感检测	人工检测实时性较差,实时检测稳定性和精度较弱	联合脱粒损失与机具状态参数,自适应优化与智能决策

4.2.1 脱粒环节作物特性参数

联合收获机在脱粒环节继承喂入环节的喂入量检测数据,作为预测脱粒负载以及堵塞风险的前馈控制信息,这种跨环节交互在 John Deere HarvestLab[117]和 CLAAS Cemos[114]中已得到广泛应用,为脱粒环节参数自适应控制的损失最小化提供连续信息支撑。

4.2.2 脱粒装置运行参数

脱粒装置运行参数对作业效率、脱粒损失等作业质量有直接影响。MIN 等[118]通过 EDEM 建立滚筒转速 500 ~ 540 r/min 对不同剖面段籽粒脱落的定量模型,仿真结果表明过高转速会增加脱粒损失与籽粒破碎风险。现有研究采用转矩传感或根据电机电流和液压压力间接估算滚筒转矩[119]。凹板间隙较小有利于充分脱粒但可能提高破碎率;较大有利于降低破碎率但可能增加未脱净损失。刘安稳等[120]研究表明采用凹板筛自适应调控大豆未脱净率和脱粒损失相比固定凹板间隙分别下降 0.27、0.28 个百分点。现有联合收获机脱粒系统凹板间隙已从传统辅助手动调节发展为液压与电控集成的智能调节系统,Fendt IDEAL 系列收获机可通过液压控制调整凹板间隙,最大可调节 35 mm[112]。

4.2.3 脱粒作业质量参数

作业质量分析聚焦于脱粒损失(夹带损失),破碎率、含杂率和清选损失虽与脱粒过程相关,但受筛分、气流和物料分层等因素影响,最终表现形式要在清选之后才得以体现,因此,将在清选环节述评,避

免关键参数指标在不同作业环节重复定义与混淆。夹带损失是指籽粒在脱粒过程未能有效分离，而随茎秆、荚壳等被排出机外造成的损失，发生原因与脱粒滚筒转速、转矩和凹板间隙等有直接关系[121]。梁振伟等[122]基于不同压电材料籽粒碰撞信号特征的差异性提出纵轴流联合收获机夹带损失实时检测方法，试验结果表明夹带损失最大测量误差为 3.03%。

除夹带损失，脱粒环节还有一项作业质量参数——未脱净率，反映籽粒从茎秆或穗荚上未能有效分离的比例[123]，依赖人工取样称量统计，目前难以通过稳定可靠的在线手段获得，所以并未纳入脱粒环节关键采集参数，主要作为脱粒质量分析与评价的离线指标。

4.3　清选环节

清选环节在保证籽粒完整的前提下，通过气流和筛面复合作用，将脱粒后的籽粒与碎秸秆、轻杂余等有效分离。清选环节参数如表 9 所示。

表 9　清选环节参数

Tab.9　Parameters for cleaning stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
机具状态参数	风机转速	控制气流、风压大小	转速传感、电机反馈	多数为固定挡位或人工设定	风速-清选损失模型，自适应调节
	风门开度	控制气流、风压分布	位移传感、角度传感	开度、风速关系依赖人工标定	局部检测，开度-风速定量模型
	振动频率	控制物料移动幅度	加速度、偏心驱动转速	振动风力干扰，多为固定频率	多点感知，振动频率-喂入量映射
	筛片开度	籽粒通过、杂质截留	电控/液压位移检测	电控/液压驱动缺乏开度反馈	引入角度传感器或位移编码器
作业质量参数	破碎率	反映籽粒受力、损伤	人工取样、机器视觉	视觉检测易受光照、堆积影响	融合冲击特征、声学和视觉预测
	含杂率	反映清选分离效率	人工称量、图像分割	粉尘、光照变化等因素影响	视觉-气流-振动特征联合检测
	清选损失率	籽粒误排比例	接样、声学信号、视觉	易受非籽粒物料干扰	结合风速、开度等预测损失趋势
	筛面堵塞率	反映系统运行状态	视觉、振动特征分析	缺乏直接、稳定在线检测手段	结合筛面振动、视觉和风压判别

4.3.1　清选机具状态参数

清选环节机具参数不仅与空气动力特性和筛分机制有关，而且气固交互作用对破碎、含杂、清选损失等产生非线性影响，因此对机具状态参数定量检测与控制是实现清选自适应调节的关键。

风机转速常由电机编码器检测获得，在 600 ~ 1 300 r/min 内调节，合适的振动频率配合相应风速，可实现较低的清选损失和杂质残留。当风速为 5.96 m/s、振动频率为 6 Hz 时，亚麻收获清选损失为 2.17%，含杂率为 2.97%，为清选参数设置提供定量依据[124]。不同风机转速和风门开度组合可显著改变筛面上方的空气状态分布，从而降低清选损失和含杂率[125]。筛片开度最优区间对作物类型和作业条件较为敏感，宗望远等[126]研究表明当清选筛孔直径为 16 mm、筛片安装倾角为 3°、喂入量为 0.6 kg/s 时，食葵收获清选损失为 1.97%。

虽然已有多因素试验说明导流板角度对清选作业质量有影响[127]，但现有机具系统尚无成熟的在线检测与控制方法，所以在表 9 中没有列出，未来将成为清选作业性能提升的突破方向。

4.3.2　清选作业质量参数

清选作业质量参数用于定量评价籽粒与秸秆等非籽粒物料分离效果，典型指标有破碎率、含杂率和清选损失率，计算式为[116]

$$Z_P = \frac{W_{XP}}{W_{Xi}} \times 100\% \tag{4}$$

$$Z_Z = \frac{W_{XZ}}{W_{Xi}} \times 100\% \tag{5}$$

$$S_Q = \frac{W_Q}{W_S} \times 100\% \tag{6}$$

式中　Z_P——破碎率，%

W_{XP}——样本破碎籽粒质量，g

W_{Xi}——第 i 个样本总质量，g

Z_Z——含杂率，%

W_{XZ}——杂质质量，g

S_Q——清选损失率，%

W_Q——测区内清选损失籽粒质量，g

W_S——测区内进入收获机体所有籽粒质量，g

近年来学者对作业质量在线检测展开研究，金诚谦等[128]将 VGG16 与 U - Net 结合，融入 CBAM 注意力模块，对大豆完整、破损籽粒和杂质识别 F1 值分别为 95.5%、91.88%、94.34%，破碎率和含杂率与人工取样检测误差为 0.18% 和 0.1%。XU 等[129]采用敏感板、隔振橡胶和支撑板组成检测元件，结合 EDEM 仿真和田间试验验证，油菜清选损失误差为 5.8%。现有作业质量评价体系中，筛面堵塞率尚未形成标准化定义，但其反映清选瞬时运行状态，可作为补充性“机具状态-作业质量”表征参数，具备较强的调控潜力。

多因素优化试验结果表明，清选损失率、破碎率和含杂率并非仅由清选环节参数决定，滚筒转速、凹板间隙、喂入量等上游参数同样会影响清选作业质

量,反映物料流脱粒-清选的耦合特性[130]。因此,未来研究需从单一指标独立检测转向多参数融合感知与跨作业环节协同优化,提高清选环节参数检测精度和自适应调控能力。

4.4 卸粮环节

与喂入、脱粒和清选环节不同,卸粮环节具有显著的多机协同和结果导向特征,并为农业生产管理提供关键数据支撑。卸粮环节参数如表 10 所示。

表 10 卸粮环节参数

Tab. 10 Parameters for grain unloading stage

参数类别	典型参数	作用	检测方法	存在问题	改进方向
机具状态参数	开闭状态	控制卸粮启停	开关传感、电磁、液压	多为人工触发或半自动控制	结合粮箱料位、运粮车位置判定
	卸粮速度	影响粮流稳定性	流速计、卸粮螺旋转速	难以反映谷物实际的流动状态	耦合谷物流量、运粮车容量
	料位高度	防止粮箱溢满	超声、压力或电容传感	振动、粉尘等影响,数据漂移	多位置传感,加权平均、拟合
	运粮车容量	优化卸粮调度	人工预设、图像识别	缺乏实时更新机制	结合谷物流量、车辆调度估计
	卸粮筒姿态	卸粮对准避免撒粮	角度传感、位移编码	开环控制,缺乏在线反馈	结合卸粮角度进行轨迹预测
作业协同参数	相对位置	决定对接卸粮时机	GNSS、UWB、视觉	依赖人工目测或距离信息计算	融合卫星定位、IMU 与近地感知
	相对速度	保证两车同步行驶	GNSS 解算、轮速编码	动态同步难度高,信号遮挡丢失	RTK - GNSS + 毫米波雷达数据预测
	路径规划	减少空行调头倒车	GNSS 点位建图、A* 等	缺乏环境、多机协同感知优化	感知环境与作业信息动态规划
结果感知参数	谷物流量	卸粮谷物质量体积	冲击传感、螺旋转矩	作物含水率、机械振动等影响	结合含水率修正,多源传感融合
	含水率	修正产量数据	电容式、电导式传感	采样限制,反映局部或瞬时状态	时间序列多点采样,融合作业轨迹

4.4.1 卸粮机具状态参数

机具状态参数在工程产品层面通过传感检测和状态反馈实现终端显示,但在学术研究中具体分析检测原理、传感方案和精度评估工作仍较少。CLAAS LEXION 系列收获机基于卸粮筒摄像头信息在驾驶室终端实时显示运粮车粮箱负载情况;Case IH 和 New Holland 收获机实现卸粮筒姿态检测,但关于测量精度和抗振动特性等定量评估尚未公开。机具参数作为离散、低维反馈量,难以像作物状态参数那样便于采集,其次与运粮车等协同设备的状态紧密耦合,导致独立检测方案研究较少。未来研究可采用基于多传感器融合的状态估计方法,如针对卸粮速度与料位高度等连续变量,融合编码器、IMU、视觉与 LiDAR 等多源数据,并将安装在卸粮筒和运粮车的深度相机与位置编码器结合,实现卸粮通道与运粮车的空间位置精准感知匹配。

4.4.2 卸粮作业协同参数

相对速度是保证两车协同跟随与作业节奏一致的关键参数,误差较大会造成卸粮口偏移、两车姿态频繁调整,影响作业连续性。张闻宇等[131]根据两车当前位置和速度差控制运粮车油门实现相对位置协同调整,纵向位置偏差为 9.18 cm,速度误差为 0.012 3 m/s,直线跟踪算法使横向距离控制精度达 5 cm。New Holland CX 收获机提供 4.75 m、5.5 m 和扩展 6.4 m 卸粮长度,适配不同作业条件和车辆类型,不影响收割前提下完成谷物卸载[132]。

路径规划作为多目标、动态调度与协同最优问题,本质是收获机和运粮车协同关系的紧密耦合,不仅需考虑收获机转弯路经,例如 U、Ω 和鱼尾形[133],还需兼顾运粮车加入时机、行驶速度匹配和任务响应等,进而构建高效、连续和低等待的作业路线和调度策略。李文鑫等[134]在两车协同调度中引入相对距离最近动态响应策略,相比传统蚁群算法作业时间和等待时间分别缩短 17.5% 和 19.02%。现有路径研究多为静态规划,难以应对田间障碍物感知、行驶速度波动、协同响应延迟等复杂作业工况,未来研究可集成 RTK - GNSS、视觉定位和机具状态等信息,融合全局覆盖规划与局部避障规划,以协同作业时间、能源消耗和路径长度为定量优化指标,实时调整路径,适应真实场景变化。

4.4.3 卸粮结果感知参数

谷物流量主要有动态称量、对射式光电传感和冲击传感等方法。称量传感是在升运器底部或卸粮输送通道下方布设称量单元实时测定;对射式光电传感通过测量谷物遮挡光束占空比变化,建立占空比与谷物质量映射关系实现产量估计,现有研究表明光电传感监测最大相对误差为 3.83%[135];冲击传感是基于升运器谷物冲击单元产生的力信号和输送速率对谷物流量进行估计,CHAI 等[136]在螺旋升运器出口布设多点阵列差分流量传感器,基于随机森林回归模型对水稻、小麦和油菜进行产量在线估计,测量误差为 -7.21% ~8.23%。称量式虽精度较高,但集成与动态补偿设计比较复杂,对射光电法响应快且结构简单,但易受粉尘、光照等影响,目前冲击传感凭借实时性和环境适应性在现有研究和国际联合收获机产品中被广泛应用[132]。

不同于 4.1.2 节割台调控策略影响因素,含水率在卸粮环节扮演产量数据修正因子。产量监测系

统需融合谷物流量和含水率，将谷物传感测得的湿基质量修正为干基质量，消除水分差异带来的测量偏差，获得不同地块高精度产量图，为智慧农业管理提供坚实的数据支撑。

尽管目前检测方案较为成熟，并得到产品化应用，但仍面临田间复杂环境和作物多样性挑战，未来研究可通过机器学习算法提升环境适应性和检测鲁棒性；研发在线标定机制，根据作物类型变化与实时作业条件进行参数调整，提高现场作业精度；将产量监测数据融入机具控制，实现卸粮作业机具参数自适应调节与闭环优化。

5　总结与展望

围绕大田智能农机装备在耕作、播种、作物管理与收获 4 个阶段的关键作业参数类型、感知、检测方法及其应用特征进行系统梳理，综合分析了国内外相关学术研究进展与国际先进农机装备的技术手段。不同作业阶段在作业对象、作业目标和作业机理上存在显著差异，相应的参数体系在感知对象、精度要求和响应时效等方面呈现明显的阶段特征，同时在高精度感知、实时响应、多源信息融合、参数耦合等方面，各作业阶段面临一系列共性挑战，贯穿于感知层、控制层和系统集成层。

在关键参数体系构建方面，现有研究普遍存在作业参数“可测性”与“必要性”边界不清晰的问题，部分参数虽已具备检测条件，但与对应作业环节的关联性较低，且对作业质量改善和调控效果提升直接贡献有限，若缺乏以作业目标和控制需求为导向的参数筛选机制，容易增加传感数据处理负担和系统复杂度，限制实时响应能力和运行效率。未来研究需围绕不同作业阶段的核心作业目标，构建参数分类与筛选体系，明确关键调控参数和辅助评价参数的功能定位，实现感知资源合理分配与控制系统性能优化。

在参数与控制系统协同方面，尽管智能农机装备在各作业阶段实现多源传感数据实时采集与传输，但参数信息在决策层利用深度仍显不足，感知结果与执行机构之间尚未形成高效、稳定的闭环反馈机制，存在反馈脱节、响应延迟等问题。后续研究应进一步聚焦基于参数驱动的自适应调控机制构建，推动关键作业参数由“状态表征量”转变为“控制决策量”，结合强化学习、模糊控制等方法，使关键参数真正成为控制策略制定与优化的核心依据，提升复杂作业环境下智能农机装备的控制精度和环境适应性。

在系统集成与应用方面，耕、种、管、收各阶段作业环境差异显著，感知单元多以针对性方式集成，传感器接口、数据格式和通信协议缺乏统一规范，制约了多设备、多平台之间的数据互通与协同应用。值得注意的是，产业界已开始针对该问题进行系统性布局，在 2025 年汉诺威农机展上，AEF（The agricultural industry electronics foundation）发布了面向新一代智能农机装备高速数据传输标准，适配多摄像头、多传感器等高带宽感知数据实时传输需求，数据传输能力相较 ISOBUS 实现了数量级提升，同时围绕该标准的通用数据格式与配套软件工具也在同步推进，为不同类型农机具与农场管理系统之间数据交互提供坚实基础。这一进展表明面向未来智能农机装备系统，关键作业参数采集能力的提升不仅依赖传感器性能优化，更需要在通信协议与数据传输层面实现系统性突破，以支撑多源参数的高频获取、融合处理与跨平台交互。

大田作业各阶段关键参数合理选取和可靠获取不仅是提高智能农机装备系统感知、决策与控制能力的基础条件，更是实现高效、低损与自主作业的核心支撑。未来可围绕参数驱动的作业机理建模与协同决策方法开展研究，为数字孪生、强化学习等智能调控技术在农机装备中应用奠定坚实的数据与模型基础，推动农业生产向更加智能化、自主化与协同化方向发展。

参　考　文　献

[1] 金文成，靳少泽. 加快建设农业强国：现实基础、国际经验与路径选择[J]. 中国农村经济，2023(1)：18－32.
JIN Wencheng, JIN Shaoze. Accelerating China's transformation into an agricultural powerhouse: present basis, international experiences and path selection[J]. Chinese Rural Economy, 2023(1): 18－32. (in Chinese)

[2] 朱华东，张蚌蚌. 中国农田建设政策的演进脉络与深化改革方向——基于以“三农”为主题的中央“一号文件”文本分析[J]. 农业经济问题，2025(9)：38－57.
ZHU Huadong, ZHANG Bangbang. The evolution of China's farmland construction policies and the direction of further reform: an examination based on the text analysis of No. 1 central documents themed on agriculture, rural areas and farmers[J]. Issues in Agricultural Economy, 2025(9): 38－57. (in Chinese)

[3] 黄亿红，鲁春光. “十四五”时期中国农业现代化技术发展的创新驱动路径[J]. 青海社会科学，2021(1)：55－62.
HUANG Yihong, LU Chunguang. The innovation-driven path of China's agricultural modernization technology development during the 14th Five-Year Plan period[J]. Qinghai Social Sciences, 2021(1): 55－62. (in Chinese)

[4] YAN H, TANG Z J, XING Z, et al. Design of soil moisture distribution sensor based on high-frequency capacitance[J].

International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2016,9(3):122 – 129.
[5] 孟德伦,孟繁佳,段晓菲,等. 基于频域法的便携式无线土壤水分测量装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017,33(增刊 1):114 – 119.
MENG Delun, MENG Fanjia, DUAN Xiaofei, et al. Design and experiment of portable wireless soil moisture measuring device based on frequency-domain method[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp. 1): 114 – 119. (in Chinese)
[6] ZHANG X M, FENG G, SUN X. Advanced technologies of soil moisture monitoring in precision agriculture: a review[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2024, 18: 101473.
[7] Teros 12. Advanced soil moisture sensor + temperature and EC[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://metergroup.com/products/teros – 12.
[8] Sdi-12. Tdt soil moisture sensor[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://acclima.com/tdt-soil-moisture-sensor.
[9] HydraProbe. Reliable soil insight[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://stevenswater.com/products/hydraprobe/.
[10] Happi100. See your soil breathe[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://soilscout.com/solution/happi100.
[11] JANBAZIALAMDARI S, FLIPPO D, RIDDER E, et al. Soil compaction prediction in precision agriculture using cultivator shank vibration and soil moisture data[J]. Agriculture-Basel, 2025, 15(17): 1896.
[12] Tackling soil compaction[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://sensorise.de/case-studies/soil-compaction-monitoring.
[13] ZANG Y, MENG S B, HU L, et al. Optimization design and experimental testing of a laser receiver for use in a laser levelling control system[J]. Electronics, 2020, 9(3): 536.
[14] John Deere precision AG technology[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://www.deere.com.au/assets/pdfs/common/industries/agriculture/precision-ag-technology.pdf.
[15] Single antenna solutions for autonomy[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://hexagon.com/products/product-groups/autonomy-perception-for-ag/single-antenna.
[16] ZHU Y Y, CUI B B, YU Z L, et al. Tillage depth detection and control based on attitude estimation and online calibration of model parameters[J]. Agriculture-Basel, 2024, 14(12): 2130.
[17] HAN J Y, YAN X X, TANG H. Method of controlling tillage depth for agricultural tractors considering engine load characteristics[J]. Biosystems Engineering, 2023, 227: 95 – 106.
[18] Improve efficiency and quality, stay at the right depth[EB/OL]. [2025 – 10 – 15]. https://www.topconpositioning.com/us/en/solutions/technology/agriculture-products/depth-control.
[19] GAO P, LEE H, JEON C W, et al. Improved position estimation algorithm of agricultural mobile robots based on multisensor fusion and autoencoder neural network[J]. Sensors, 2022, 22(4): 1522.
[20] 景云鹏,金志坤,刘刚. 基于改进蚁群算法的农田平地导航三维路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 333 – 339.
JING Yunpeng, JIN Zhikun, LIU Gang. Three dimensional path planning method for navigation of farmland leveling based on improved ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 333 – 339. (in Chinese)
[21] Chcnav Nx612. Automated steering system[EB/OL]. [2025 – 10 – 17]. https://agriculture.chcnav.com/products/chcnav-NX612.
[22] GNSS compass keeps the naïo technologies "ted" agricultural robot accurately tending vineyards[EB/OL]. [2025 – 10 – 17]. https://www.advancednavigation.com/case-studies/gnss-compass-keeps-the-naio-technologies-ted-agricultural-robot-accurately-tending-vineyards.
[23] Section control[EB/OL]. [2025 – 10 – 17]. https://displaysimulator.deere.com/onscreen_help/4640/current/en/section_control/section_control.htm.
[24] Field solutions[EB/OL]. [2025 – 10 – 17]. https://www.caseih.com/en/asiapacific/products/precision-technology/field-solutions.
[25] REBELO C, NASCIMENTO J. Measurement of soil tillage using UAV high-resolution 3D data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(21): 4336.
[26] NGUYEN V H, BALINGBING C, SANDRO J, et al. Precision land leveling for sustainable rice production: case studies in Cambodia, Thailand, Philippines, Vietnam, and India[J]. Precision Agriculture, 2022, 23(5): 1633 – 1652.
[27] W20 land leveling system[EB/OL]. [2025 – 10 – 19]. https://www.allynav.com/precision-agriculture-solutions/gps-land-leveling-system.
[28] ABBASPOUR G Y, FAZELI M, ROSHANIANFARD A, et al. Effect of different working and tool parameters on performance of several types of cultivators[J]. Agriculture-Basel, 2020, 10(5): 145.
[29] ZHAO Z, LI H C, LIU J K, et al. Control method of seedbed compactness based on fragment soil compaction dynamic characteristics[J]. Soil and Tillage Research, 2020, 198: 104551.
[30] CHEN X X, GUO Y X, HU J P, et al. Quantitative evaluation of post-tillage soil structure based on close-range photogrammetry[J]. Agriculture-Basel, 2024, 14(12): 2124.
[31] LIANG Z W, DU J, YU W L, et al. Evaluating maize residue cover using machine learning and remote sensing in the meadow soil region of Northeast China[J]. Remote Sensing, 2024, 16(21): 3953.
[32] WILLIAMS F, GELDER B, PRESLEY D, et al. Estimation of crop residue cover utilizing multiple ground truth survey techniques and multi-satellite regression models[J]. Remote Sensing, 2024, 16(22): 4185.

[33] AZIMI F, JUNG J. Automated crop residue estimation via unsupervised techniques using high-resolution UAS RGB imagery [J]. Remote Sensing, 2024, 16(7): 1135.
[34] Award-winning sensor technology[EB/OL]. [2025-10-21]. https://senterasensors.com.
[35] YE Y, CHEN Y R, CHEN Y Y, et al. Soil temperature detection based on acoustic method and improved Wyllie model[J]. Geoderma, 2024, 448: 116948.
[36] See inside the soil[EB/OL]. [2025-10-23]. https://www.precisionplanting.com/products/planters/smartfirmer.
[37] 翟卫欣,王东旭,陈智博,等.无人驾驶农机自主作业路径规划方法[J].农业工程学报,2021,37(16):1-7.
ZHAI Weixin, WANG Dongxu, CHEN Zhibo, et al. Autonomous operation path planning method for unmanned agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(16): 1-7. (in Chinese)
[38] MRUTYUNJAY P, DEBAPAM S, RAUSHAN K, et al. Enhancing precision agriculture: a comprehensive review of machine learning and AI vision applications in all-terrain vehicle for farm automation[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 8: 100483.
[39] LIU Z Y, XIA J F, HU M J, et al. Design and analysis of a performance monitoring system for a seed metering device based on pulse width recognition[J]. PLoS One, 2022, 16(12): e0261593.
[40] 丁幼春,张驰海,董万静,等.基于雷达测速的棉花精量直播机排种测控系统设计与试验[J].农业机械学报,2025,56(5):59-70.
DING Youchun, ZHANG Chihai, DONG Wanjing, et al. Design and test of seeding measurement and control system for cotton precision directing machine based on radar speed measurement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 59-70. (in Chinese)
[41] 陈黎卿,解彬彬,李兆东,等.基于双闭环 PID 模糊算法的玉米精量排种控制系统设计[J].农业工程学报,2018,34(9):33-41.
CHEN Liqing, XIE Binbin, LI Zhaodong, et al. Design of control system of maize precision seeding based on double closed loop PID fuzzy algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 33-41. (in Chinese)
[42] Precision planting precision meter[EB/OL]. [2025-10-25]. https://www.precisionagriservices.com/planter-maintenance/precision-meter.
[43] 20|20. Visualize data in the cab[EB/OL]. [2025-10-25]. https://www.precisionplanting.com/products/planters/2020.
[44] Blue vantage[EB/OL]. [2025-10-25]. https://www.kinze.com/planter-performance/displays/blue-vantage.
[45] WANG S, YI S J, ZHAO B, et al. Sowing depth monitoring system for high-speed precision planters based on multi-sensor data fusion[J]. Sensors, 2024, 24(19): 6331.
[46] XIE C J, ZHANG D X, LI Y, et al. Precision seeding parameter monitoring system based on laser sensor and wireless serial port communication[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106429.
[47] Plant more acres per day with ExactEmerge[EB/OL]. [2025-10-27]. https://www.deere.com/en/technology-products/precision-ag-technology/precision-upgrades/planter-upgrades/exactemerge-upgrade.
[48] 廖庆喜,吴崇,张青松,等.油菜精量联合直播机随速播种控制系统设计与试验[J].农业机械学报,2022,53(12):49-58,159.
LIAO Qingxi, WU Chong, ZHANG Qingsong, et al. Design and experiment of speed-dependent seeding control system of rapeseed precision combined seeding machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 49-58,159. (in Chinese)
[49] 谯睿,杨文彩,韩文霆,等.三七精密播种机漏播重播检测系统设计与试验[J].传感技术学报, 2019, 32(7): 1115-1122.
QIAO Rui, YANG Wencai, HAN Wenting, et al. Design and test of missed broadcast and over sowing system for panax precision seeder[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(7): 1115-1122. (in Chinese)
[50] SOIGNIER T S, PLUMBLEE M T, MUELLER J D, et al. The evaluation of planter downforce on emergence and grain yield in soybean[J]. Crop Forage & Turfgrass Management, 2022, 8(2): e20186.
[51] ZHAI C Y, LONG J, TAYLOR R, et al. Field scale row unit vibration affecting planting quality[J]. Precision Agriculture, 2020, 21(3): 589-602.
[52] Dr12 planter[EB/OL]. [2025-11-01]. https://www.deere.com/en/planting-equipment/dr12-planter.
[53] SHAHBAZI R, SHAHBAZI F, NADIMI M, et al. Assessing the effects of free fall conditions on damage to corn seeds: a comprehensive examination of contributing factors[J]. AgriEngineering, 2023, 5(2): 1104-1117.
[54] 周鹏,李民赞,杨玮,等.基于近红外漫反射测量的车载式原位土壤参数检测仪开发[J].光谱学与光谱分析, 2020, 40(9):2856-2861.
ZHOU Peng, LI Minzan, YANG Wei, et al. Development of vehicle-mounted in-situ soil parameters detector based on NIR diffuse reflection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2856-2861. (in Chinese)
[55] Msp3-tractor series[EB/OL]. [2025-11-02]. https://www.veristech.com/sensing.
[56] Gamma ray spectroscopy applications in soil mapping-the ideal tool for precision farming[EB/OL]. [2025-11-04]. https://soiloptix.com/our-blog/gamma-ray-spectroscopy-applications-in-soil-mapping-the-ideal-tool-for-precision-farming.
[57] BRISTOW N, RENGARAJ S, CHADWICK D, et al. Development of a LoRaWAN IoT Node with Ion-selective electrode soil nitrate sensors for precision agriculture[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9100.
[58] Soil moisture active passive[EB/OL]. [2025-11-04]. https://smap.jpl.nasa.gov.

[59] AI W J, YANG G F, LI Z R, et al. Two-year remote sensing and ground verification: estimating chlorophyll content in winter wheat using UAV multi-spectral imagery[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2026, 16(1): 480 - 494.
[60] XIONG D L, CHEN J, YU T T, et al. SPAD-based leaf nitrogen estimation is impacted by environmental factors and crop leaf characteristics[J]. Scientific Reports, 2015, 5: 13389.
[61] ALI A M. Development of an algorithm for optimizing nitrogen fertilization in wheat using GreenSeeker proximal optical sensor [J]. Experimental Agriculture, 2020, 56(5): 688 - 698.
[62] 杨硕,王秀,翟长远,等.支持种肥监测的变量施肥系统设计与试验[J].农业机械学报,2018,49(10):145 - 153.
YANG Shuo, WANG Xiu, ZHAI Changyuan, et al. Design and test on variable rate fertilization system supporting seeding and fertilizing monitoring[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 145 - 153. (in Chinese)
[63] SILVESTRI N, ERCOLINI L, GROSSI N, et al. Integrating NDVI and agronomic data to optimize the variable-rate nitrogen fertilization[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(5): 2554 - 2572.
[64] BABAEIAN E, SADEGHI M, JONES S, et al. Ground, proximal, and satellite remote sensing of soil moisture[J]. Reviews of Geophysics, 2019, 57(2): 530 - 616.
[65] Control your irrigation system from anywhere[EB/OL]. [2025 - 11 - 07]. https://www.lindsay.com/apac/en/irrigation/fieldnet/control
[66] YOUNES A, DARYA D, ENRIQUE P, et al. Estimation of wind drift and evaporation losses of sprinkler irrigation systems using dimensional analysis[J]. Agricultural Water Management, 2023, 289: 108518.
[67] RODRIGUES G C, BRAGA R P. Estimation of reference evapotranspiration during the irrigation season using nine temperature-based methods in a hot-summer mediterranean climate[J]. Agriculture, 2021, 11(2): 124.
[68] Unlocking agricultural insights: the power of sentera 6X thermal imaging[EB/OL]. [2025 - 11 - 10]. https://dynatech.ae/unlocking-agricultural-insights-the-power-of-sentera-6x-thermal-imaging.
[69] 徐洪刚,陈震,程千,等.无人机多源光谱反演大田夏玉米叶面积指数[J].灌溉排水学报,2021,40(8):42 - 49.
XU Honggang, CHEN Zhen, CHENG Qian, et al. Leaf area index of summer maize estimated using UAV-based multispectral imageries[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(8): 42 - 49. (in Chinese)
[70] 郝子源,杨玮,李浩,等.基于多源信息和深度学习的多作物叶面积指数预测模型研究[J].光谱学与光谱分析,2023,43(12):3862 - 3870.
HAO Ziyuan, YANG Wei, LI Hao, et al. Study on prediction models for leaf area index of multiple crops based on multi-source information and deep learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(12): 3862 - 3870. (in Chinese)
[71] SALCEDO R, ZHU H P, JEON J, et al. Characterisation of activation pressure, flowrate and spray angle for hollow-cone nozzles controlled by pulse width modulation[J]. Biosystems Engineering, 2022, 218: 139 - 152.
[72] ORTI E, CUENCA A, PEREZ M, et al. Preliminary evaluation of a blast sprayer controlled by pulse-width-modulated nozzles [J]. Sensors, 2022, 22(13): 4924.
[73] Vertex soil sensor-design features and benefits[EB/OL]. [2025 - 11 - 13]. https://cropx.com/cropx-system/hardware.
[74] Accessible micro irrigation for a sustainable future[EB/OL]. [2025 - 11 - 13]. https://www.rivulis.com.
[75] ADITI Y, HITESH U, GOPAL D S. Crop water stress index and its sensitivity to meteorological parameters and canopy temperature[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2024, 155: 2903 - 2915.
[76] JULIEN P, SILVIA M G, RYAD B, et al. Methods for drip irrigation clogging detection, analysis and understanding: state of the art and perspectives[J]. Agricultural Water Management, 2022, 272: 107873.
[77] Precision irrigation products and solutions[EB/OL]. [2025 - 11 - 15]. https://www.netafim.com/en/products-and-solutions.
[78] Accessories[EB/OL]. [2025 - 11 - 15]. https://www.rainbird.com/agriculture/products/accessories.
[79] ALI M, HAQUE M A, ALI M R, et al. Spatial, vertical, and temporal soil water content variability affected by low-pressure drip irrigation in sandy loam soil: a soil bin experimental study[J]. Agronomy, 2024, 14(12):2848 - 2868.
[80] GEORGIOS B, MICHAEL K, VASILIOUS P, et al. Development and field evaluation of a spray drift risk assessment tool for vineyard spraying application[J]. Agriculture, 2019, 9(8): 181.
[81] ZHANG X Y, LUO Y Z, GOH K S. Modeling spray drift and runoff-related inputs of pesticides to[J]. Environmental Pollution, 2018, 234: 48 - 58.
[82] SAEED S A, VEERLE L J, LUISA O, et al. Beyond the field: how pesticide drift endangers biodiversity[J]. Environmental Pollution, 2025, 366: 125526.
[83] 兰玉彬,孙斌书,张乐春,等.基于改进 YOLO v5s 的自然场景下生姜叶片病虫害识别[J].农业工程学报,2024,40(1):210 - 216.
LAN Yubin, SUN Binshu, ZHANG Lechun, et al. Identifying diseases and pests in ginger leaf under natural scenes using improved YOLO v5s[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(1): 210 - 216. (in Chinese)
[84] 张楠楠,张晓,白铁成,等.基于 CBAM - YOLO v7 的自然环境下棉叶病虫害识别方法[J].农业机械学报, 2023,54(增刊 1):239 - 244.
ZHANG Nannan, ZHANG Xiao, BAI Tiecheng, et al. Identification method of cotton leaf pests and diseases in natural environment based on CBAM - YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 239 - 244. (in Chinese)

[85] 杨森,张鹏超,王磊,等.集成改进 YOLO v8n 与通道剪枝的轻量化番茄叶片病虫害识别方法[J].农业工程学报,2025,41(2):206 - 214.
YANG Sen, ZHANG Pengchao, WANG Lei, et al. Identifying tomato leaf diseases and pests using lightweight improved YOLO v8n and channel pruning[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(2): 206 - 214. (in Chinese)

[86] 曾昆峰,张鹏超,王磊,等.基于改进 YOLO v11n 的轻量化茶叶病虫害识别方法[J].农业工程学报,2025, 41(24): 1 - 10.
ZENG Kunfeng, ZHANG Pengchao, WANG Lei, et al. Lightweight method for identifying tea pests and diseases based on an improved YOLO v11n[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(24): 1 - 10. (in Chinese)

[87] 李杨,李翠玲,王秀,等.高光谱成像的黄瓜病虫害识别和特征波长提取方法[J].光谱学与光谱分析,2024,44(2):301 - 309.
LI Yang, LI Cuiling, WANG Xiu, et al. Identification of cucumber disease and insect pest based on hyperspectral imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(2): 301 - 309. (in Chinese)

[88] SUNIL G C, ARJUN U, YU Z, et al. Field-based multispecies weed and crop detection using ground robots and advanced YOLO models: a data and model-centric approach[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 9: 100538.

[89] See & Spray™ technology[EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://www.deere.com/en/sprayers/see-spray.

[90] OZ robot[EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://www.naio-technologies.com/en/oz-robot.

[91] Weeding robot for precision farming reducing herbicide usage by 95% [EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://cordis.europa.eu/project/id/829983/reporting.

[92] AgBot II robotic site-specific crop and weed management tool[EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://research.qut.edu.au/qcr/Projects/agbot-ii-robotic-site-specific-crop-and-weed-management-tool.

[93] LaserWeeder[EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://carbonrobotics.com/laserweeder.

[94] One smart spray[EB/OL]. [2025 - 11 - 20]. https://www.onesmartspray.com.

[95] HONG J B, LAN Y B, YUE X J, et al. Adaptive target spray system based on machine vision for plant protection UAV[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2020, 3(3): 65 - 71.

[96] ZHANG C, LI Q J, YUAN P C, et al. Orchard variable-rate sprayer using LiDAR-based canopy volume measurement[J]. 2025, 15(12): 2709.

[97] Independent control of rate and pressure [EB/OL]. [2025 - 11 - 21]. https://www.precisionplanting.com/products/sprayers/symphonynozzle.

[98] PLESSEN M. Nominal evaluation of automatic multi-sections control potential in comparison to a simpler one- or two-sections alternative with predictive spray switching[J]. Agriculture-Basel, 2025, 15(21): 2304.

[99] NASIR F E, TUFAIL M, HARIS M, et al. Precision agricultural robotic sprayer with real-time tobacco recognition and spraying system based on deep learning[J]. PLoS One, 2023, 18(3): e0283801.

[100] 700FD-Flexible draper[EB/OL]. [2025 - 11 - 22]. https://www.deere.com/assets/pdfs/common/qrg/700fd-ahhc-guide.pdf.

[101] 孙意凡,刘仁杰,李世超,等.基于 GWO - MPC 的联合收获机喂入量控制方法与仿真实验[J].农业机械学报,2023,54(11):83 - 91.
SUN Yifan, LIU Renjie, LI Shichao, et al. Feed rate control method and simulation experiment of combine harvester based on GWO - MPC[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 83 - 91. (in Chinese)

[102] 魏新华,张敏,刘青山,等.基于双目视觉的田间作物高度和收割边界信息提取[J].农业机械学报,2022,53(3):225 - 233.
WEI Xinhua, ZHANG Min, LIU Qingshan, et al. Extraction of crop height and cut-edge information based on binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 225 - 233. (in Chinese)

[103] BLANQUART J E, SIRIGNANO E, LENAERTS B, et al. Online crop height and density estimation in grain fields using LiDAR[J]. Biosystems Engineering, 2020, 198: 1 - 14.

[104] 朱文静,冯展康,戴世元,等.无人机多光谱影像的小麦倒伏信息多特征融合检测研究[J].光谱学与光谱分析,2024,44(1):197 - 206.
ZHU Wenjing, FENG Zhankang, DAI Shiyuan, et al. Multi-feature fusion detection of wheat lodging information based on UAV multispectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(1): 197 - 206. (in Chinese)

[105] 刘美辰,田勇鹏,王璐,等.收获作业时小麦倒伏检测方法[J].农机化研究,2019,41(2):40 - 44,54.
LIU Meichen, TIAN Yongpeng, WANG Lu, et al. Detection of lodging wheat during harvest operation[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(2): 40 - 44,54. (in Chinese)

[106] 杨悦,刘阳春,周海燕,等.基于激光雷达的稻麦倒伏区域实时监测方法[J].农业工程学报,2025,41(9):125 - 133.
YANG Yue, LIU Yangchun, ZHOU Haiyan, et al. LiDAR-based real-time detection method for lodged rice and wheat regions [J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(9): 125 - 133. (in Chinese)

[107] John Deere announces harvester updates for 2026[EB/OL]. [2025 - 11 - 25]. https://www.farmmachinerysales.com.au/editorial/details/john-deere-announces-harvester-updates-for-2026-148992.

[108] 张亚伟,王书茂,陈度,等.基于近红外的小麦植株含水率检测方法[J].农业机械学报,2017,48(增刊):118 - 122,261.
ZHANG Yawei, WANG Shumao, CHEN Du, et al. Measurement of wheat plants water content based on near-infrared photoelectric sensors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 118 - 122, 261. (in Chinese)

[109] SUN W S, WAN L, CHE G, et al. Design and experiment of capacitive rice online moisture detection device[J]. Sensors,

2023, 23(12): 5753.
[110] LI C X, YU X T, CHEN Z Z, et al. Free space traveling-standing wave attenuation method for microwave sensing of grain moisture content[J]. Measurement and Control, 2021, 54(3): 336 - 345.
[111] WANG S G, LI B, CHEN S R, et al. Design and performance test of soybean profiling header suitable for harvesting bottom pods on film[J]. Agriculture, 2024, 14(7): 1058.
[112] Make your harvest legendary with the Fendt IDEAL combine[EB/OL]. [2025 - 11 - 27]. https://www.fendt.com/us/products/combines/fendt-ideal.
[113] LENG Y C, FU Y, LIU K Y, et al. Design and test of reel speed control system for soybean combine harvester in the strip intercropping mode[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 25133.
[114] Cemos operators are unbeatable[EB/OL]. [2025 - 11 - 27]. https://www.claas.com/en-us/smart-farming/cemos/cemos-automatic.
[115] Guidance[EB/OL]. [2025 - 11 - 27]. https://www.deere.com/en/technology-products/precision-ag-technology/guidance.
[116] 油菜籽联合收获机收获损失率简易测定方法[EB/OL]. [2025 - 11 - 27]. https://www.liuzhi.gov.cn/newsite/zwgk_5753282/zdlyxxgk/nync_5753546/nyjxhgl_5753553/202404/t20240417_84222084.html.
[117] John Deere harvestlab 3000[EB/OL]. [2025 - 11 - 25]. https://www.deere.com/en/technology-products/precision-ag-technology/data-management/harvest-lab-constituent-sensing.
[118] MIN J P, HYEON H J, SEUNG Y B, et al. Development of threshing cylinder simulation model of combine harvester for high-speed harvesting operation[J]. Korean Journal of Agricultural Science, 2023, 50(3): 499 - 510.
[119] 江涛,李海同,黄鸣辉,等. 联合收获机螺旋交错排布式脱粒滚筒设计与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(2):314 - 324.
JIANG Tao, LI Haitong, HUANG Minghui, et al. Design and experiment of spiral interlaced threshing cylinder for combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 314 - 324. (in Chinese)
[120] 刘安稳,谢方平,朱立学,等. 大豆联合收获机脱粒间隙自适应装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(12): 322 - 330,342.
LIU Anwen, XIE Fangping, ZHU Lixue, et al. Design and experiment of adaptive threshing gap device for soybean combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 322 - 330,342. (in Chinese)
[121] 李骅,吕大伟,王永健,等. 基于 BP - NSGA - Ⅱ 算法的小麦低损脱粒自适应调控方法[J]. 农业机械学报,2025,56(11):243 - 252.
LI Hua, LÜ Dawei, WANG Yongjian, et al. Adaptive regulation of low-loss threshing in wheat based on BP - NSGA - Ⅱ algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 243 - 252. (in Chinese)
[122] 梁振伟,李耀明,赵湛. 纵轴流联合收获机籽粒夹带损失监测方法及传感器研制[J]. 农业工程学报,2014,30(3):18 - 26.
LIANG Zhenwei, LI Yaoming, ZHAO Zhan. Monitoring method and sensor for grain separation loss on axial flow combine harvester[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(3): 18 - 26. (in Chinese)
[123] 金诚谦,康艳,郭红星,等. 脱粒滚筒结构形式对大豆机收质量影响的试验研究[J]. 农业工程学报, 2021, 37(4): 49 - 58.
JIN Chengqian, KANG Yan, GUO Hongxing, et al. Experimental research on the influence of threshing roller structures on the quality of mechanically-harvested soybeans[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(4): 49 - 58. (in Chinese)
[124] DAI F, XU P Q, YUAN Z X, et al. Simulation and optimization experiment: working process of a cleaning device for flax combine harvester[J]. Agriculture, 2023, 13(11): 2123.
[125] WADA M E, LIANG Z W. Design optimization of cleaning fan blades for rice combine harvesters: an experimental and CFD simulation study[J]. Applied Sciences, 2025, 15(16): 9043.
[126] 宗望远,魏鑫鑫,马丽娜,等. 食葵联合收获机圆筒清选筛结构优化与试验[J]. 农业工程学报,2023,39(6):44 - 53.
ZONG Wangyuan, WEI Xinxin, MA Li'na, et al. Structural optimization and experiments of cylinder cleaning sieve for the edible sunflower combine harvester[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(6): 44 - 53. (in Chinese)
[127] 金诚谦,郭飞扬,徐金山,等. 大豆联合收获机作业参数优化[J]. 农业工程学报,2019,35(13):10 - 22.
JIN Chengqian, GUO Feiyang, XU Jinshan, et al. Optimization of working parameters of soybean combine harvester[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(13): 10 - 22. (in Chinese)
[128] 金诚谦,刘士坤,陈满,等. 采用改进 U - Net 网络的机收大豆质量在线检测[J]. 农业工程学报,2022,38(16):70 - 80.
JIN Chengqian, LIU Shikun, CHEN Man, et al. Online quality detection of machine-harvested soybean based on improved U - Net network[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(16): 70 - 80. (in Chinese)
[129] XU L Z, WEI C C, LIANG Z W, et al. Development of rapeseed cleaning loss monitoring system and experiments in a combine harvester[J]. Biosystems Engineering, 2019, 178: 118 - 130.
[130] 滕悦江,金诚谦,陈艳普,等. 稻麦联合收获机分段式脱粒装置设计与优化[J]. 农业工程学报,2020,36(12):1 - 12.
TENG Yuejiang, JIN Chengqian, CHEN Yanpu, et al. Design and optimization of segmented threshing device of combine harvester for rice and wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(12):1 - 12. (in Chinese)
[131] 张闻宇,张智刚,罗锡文,等. 收获机与运粮车纵向相对位置位速耦合协同控制方法与试验[J]. 农业工程学报,2021,37(9):1 - 11.
ZHANG Wenyu, ZHANG Zhigang, LUO Xiwen, et al. Position-velocity coupling control method and experiments for longitudinal relative position of harvester and grain truck[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 1 - 11. (in Chinese)

(下转第 175 页)

HONG Fangwei, CHEN Dongshun, LAI Hailin, et al. Design and experiment of weeding end between plants in paddy field based on discrete element method[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(12): 29 - 37. (in Chinese)

[17] 张志熠,程博宇,王胜蒲,等.摆动型正弦转轭式玉米株间除草装置设计与试验[J].农业工程学报,2025,41(8):28 - 38.
ZHANG Zhiyi, CHENG Boyu, WANG Shengpu, et al. Design and experiment of swinging sinusoidal rotary yoke weeding device for maize[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(8): 28 - 38. (in Chinese)

[18] 韩豹,郭畅,高英玲,等.大豆株间除草单体机构及关键部件设计与试验[J].农业机械学报,2020,51(6):112 - 121.
HAN Bao, GUO Chang, GAO Yingling, et al. Design and test of soybean inter-plant weeding monomer mechanism and key components[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6): 112 - 121. (in Chinese)

[19] 赵淑红,刘汉朋,杨超,等.玉米秸秆还田交互式分层深松铲设计与离散元仿真[J].农业机械学报,2021,52(3):75 - 87.
ZHAO Shuhong, LIU Hanpeng, YANG Chao, et al. Interactive layered subsoiler design and discrete element simulation of corn straw returning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(3): 75 - 87. (in Chinese)

[20] 马中洋.基于改进 U - Net 模型的白菜株间避苗除草装置设计与试验[D].长春:吉林大学,2023.
MA Zhongyang. Design and experiment of Chinese cabbage seedling avoidance and weeding device based on improved U - Net model[D]. Changchun:Jilin University, 2023. (in Chinese)

[21] 孙叶丰.农业机器人发展现状及展望[J].现代农业研究,2022,28(3):92 - 94.
SUN Yefeng. Development status and prospect of agricultural robots[J]. Modern Agricultural Research, 2022,28(3): 92 - 94. (in Chinese)

[22] SUN C,JIANG Z,CAI Y, et al. Dual-branch CNN-transformer synergy with multi-scale striped convolution for sugarcane-weed segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2025,239(PC):111059.

[23] 张馨悦,王庆杰,王超,等.旱田智能化机械除草技术与装备研究进展[J].农业机械学报,2025,56(4):22 - 41,71.
ZHANG Xinyue, WANG Qingjie, WANG Chao, et al. Research progress on weeding technology and equipment of intelligent mechanical weeding in dryland[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(4): 22 - 41, 71. (in Chinese)

[24] 赵润茂,丁帅奇,何杰,等.履带式除草机路径跟踪误差补偿改进型 MPC 控制方法[J].农业机械学报,2025,56(9): 326 - 334,354.
ZHAO Runmao, DING Shuaiqi, HE Jie, et al. Improved MPC control method for path tracking error compensation of crawler weeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(9): 326 - 334, 354. (in Chinese)

[25] 陈佶,刘伟华.稻田机械除草技术装备研究与应用现状[J].农业工程,2024,14(11):17 - 22.
CHEN Ji, LIU Weihua. Research and application status of mechanical weeding technology and equipment in paddy fields[J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(11): 17 - 22. (in Chinese)

[26] 刘军恒,何春霞,刘静,等.硼改性酚醛树脂与丁腈橡胶比例对摩擦材料性能的影响[J].农业工程学报,2013,29(18): 84 - 89.
LIU Junheng, HE Chunxia, LIU Jing, et al. Effect of the ratio of boron modified phenolic resin to nitrile rubber on the properties of friction materials[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 84 - 89. (in Chinese)

(上接第 20 页)

[132] High-capacity grain handing and unloading system[EB/OL]. [2025 - 12 - 05]. https://www.newholland.com/en/cis/products/combine-harvesters/cx5-cx6-tier-3.

[133] 胡炼,张鸿,何杰,等.再生稻头季低碾压收获作业路径规划技术研究[J].农业机械学报,2025,56(2):19 - 27.
HU Lian, ZHANG Hong, HE Jie, et al. Path planning technical research of low-rolling compaction harvesting operation for the first season of ratoon rice[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 19 - 27. (in Chinese)

[134] 李文鑫,张璠,姚竟发,等.联合收割机与运粮车协同作业调度技术研究[J].中国农机化学报,2023,44(2):119 - 125.
LI Wenxin, ZHANG Fan, YAO Jingfa, et al. Research on cooperative operation scheduling technology of combine harvester and grain truck[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023,44(2):119 - 125. (in Chinese)

[135] 金诚谦,蔡泽宇,杨腾祥,等.基于占空比测量的谷物联合收获机产量监测系统研究[J].农业机械学报,2022,53(5): 125 - 135.
JIN Chengqian, CAI Zeyu, YANG Tengxiang, et al. Design and experiment of yield monitoring system of grain combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 125 - 135. (in Chinese)

[136] CHAI X Y, ZHANG P T, HU J P, et al. Development and experimentation of a universal array-style grain flow sensor for multiple crops based on random forest flow regression model[J]. Electronics, 2024, 13(23): 4791.