

姜 鹏,高 进,邓 晔,等. 智能化技术在无人化农场中的应用研究与展望[J]. 江苏农业科学,2025,53(5):31-39.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2025.05.004

# 智能化技术在无人化农场中的应用研究与展望

姜 鹏,高 进,邓 晔,施 洋,孙艳茹,周小四,陆镇威,孙健雄,杨 华,王 为

(江苏沿海地区农业科学研究所,江苏盐城 224000)

**摘要:**智慧农业是现代农业的发展方向,通过信息技术与农业的深度融合,实现土壤-作物-机器-环境传感器协调下的智能决策与精准协调作业,最终使农业生产由机械化向智能化方向发展。从农业智能化关键技术以及自主无人系统与无人农场 2 个方面的研究现状进行综述,着重阐述现代科学技术对农业生产的应用研究。(1) 农业传感器是感知层面的核心技术之一,结合传感器技术,从环境信息感知、作物生理生长状况感知、作物表型参数检测等对农情信息感知技术进行归纳总结;农业人工智能技术基于农业大数据的获取,从机器学习的角度概述典型的算法模型,并对农业数据信息转化为农业推断决策技术进行归纳总结;无人农机装备执行农业生产活动的决策指令,分别从自主导航与自主避障、路径追踪与路径规划等方面对智能农机装备进行归纳总结。(2) 针对未来“谁来种地”和“如何种地”等问题,从“耕种管收”4 个方面阐述农机装备精准化作业与多机协同管理技术。并对智能化关键技术的发展趋势进行总结与展望,以期推动该技术在农业领域中的应用,进而促进现代化农业的转型升级。

**关键词:**智慧农业;环境感知;人工智能;农业机械;无人化农场

**中图分类号:**S126 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2025)05-0031-09

随着我国农业农村现代化和农业供给侧结构性改革的加速推进,智慧农业已逐步成为现代农业的发展方向,聚焦于未来“谁来种地”和“如何种地”这一日益突出的问题,对促进农业生产提质增效具有重要意义<sup>[1]</sup>。智慧农业是高度集成化的系统工程,是促进农业现代化高质量发展的方向<sup>[2]</sup>。国内外关于智慧农业的研究主要围绕数据、知识和智能装备,通过传感器技术、信息技术等现代科学技术,实现对作物、土壤、环境等信息的精准监测与诊断;利用农业大数据与人工智能算法实现对大田环境的数字感知与信息共享,此外近期与 ChatGPT 相关的生成式大语言模型的出现,为农业多模态知识图谱和科学决策体系的构建提供了技术支持;通过融合地图定位、智能感知与自动控制技术实现农机装备自主决策和智慧管理,实现土壤-作物-机器-环境传感器协调下的智能决策与精准协调作业,最

终使农业生产向智慧化方向发展<sup>[3-4]</sup>。无人农场是实现智慧农业的重要途径,随着新一代信息技术的跨界赋能,使其有了更深层次的发展<sup>[5]</sup>。以农田病虫害防治为例,当病虫害监测传感器或高光谱遥感在田间局部位检测到病虫害信息后,在云计算、边缘计算平台的支持下快速做出施药决策方案,规划农药喷洒路径,从而指导无人机精准对靶施药,减少药害产生。本研究针对农业生产过程,按照智慧农业“感知-决策-执行”的内在逻辑,分析并总结关键技术的应用现状和发展趋势。

## 1 农业智能化关键技术

### 1.1 智能感知技术

农业传感器技术是智慧农业感知层面的核心技术之一,是实现农业自主决策和智慧管理的基础,在获取农田环境信息、植物生理生化分析以及病虫害识别防控等方面得到国内外的广泛关注。

**1.1.1 土壤信息感知** 有机质、矿物质、墒情等是表征土壤信息的重要指标,其成分检测包括电化学和比色法、X 射线荧光、近红外光谱等,其中,近红外光谱检测具有统计学特征,适用于特定类型的土壤模型,对土壤成分测定具有较高的精度<sup>[6]</sup>。Christy 等基于近红外光谱设计研制了用于车载的土壤多属性动态检测平台,用于快速检测土壤中有机碳、

收稿日期:2024-03-25

基金项目:江苏沿海地区农业科学研究所科研基金(编号:YHS202209);盐城市社会科学基金(编号:24skA219)。

作者简介:姜 鹏(1994—),男,河南新乡人,硕士,研究实习员,主要从事农业机械化工程研究。E-mail:1786630553@qq.com。

通信作者:杨 华,硕士,副研究员,主要从事经济作物研究,E-mail:yeyanguayh@163.com;王 为,博士,研究员,主要从事经济作物研究,E-mail:ww462@126.com。

速效磷、速效氮等养分的含量<sup>[7-8]</sup>。此外,强激光束诱导土壤氮、磷、钾等元素光谱也是土壤成分检测的新方法。农田土壤信息也与当前范围的气象信息相关,通过田间气象站可获取相应的风速风向、温度、湿度、降水量等信息<sup>[9]</sup>。农田环境信息的采集与处理有利于生成作物生长信息处方图,从而以平衡地力、提高产量为目标指导变量播量和施肥决策<sup>[10]</sup>。

**1.1.2 作物生理生长状况感知** 植物激素,外界光、温度、病原微生物等信号均会使植物细胞和植物体内引发特异性生理反应。近年来,柔性传感器因其独特的材料和制备工艺应用于农作物上,提高了生物的兼容性和适配性,适用于植株生长过程中的生理健康连续监测<sup>[11]</sup>。微型针状传感器如有机电化学晶体管传感器(OETC)等可以插入植物茎部,以植物汁液为电解质获取离子浓度变化,在不影响植物正常生理反应的情况下测量电信号变化,该类传感器可监测番茄植株的干旱胁迫、仙人掌茎中的盐分胁迫、树木韧皮部的葡萄糖转运及其在一定时间内的糖分波动(图1)<sup>[12-14]</sup>。此外,Church等提出一种固体接触微离子选择电极,对柑橘幼苗锌离子的浓度变化进行测定<sup>[15]</sup>。对于仙人掌和芦荟等皮肤光滑的植物,Ochiai等将硼掺杂金刚石电极传感器连接到一块绿色韧皮部组织上,以监测生物电势<sup>[16]</sup>。植物挥发性有机化合物(VOC)的释放受到外界环境胁迫和病害影响,为更好地了解温室番茄植株的生理状态,Lee等采用柔性电极材料设计出一种可监测VOC和环境条件的传感器(图2),并在番茄幼苗首次感染病原体后4d检测到患病所释放的VOC信号<sup>[17]</sup>。为分析植物健康、养分分布和运输等生理特性,Chai等设计出用于树液流量分析的植物可穿戴式传感器,并揭示了西瓜果实与其相邻分枝间水分分配的昼夜转换模式<sup>[18]</sup>。在植物生长、温湿度检测监测方面,以乳胶为材料的可拉伸传感器用于监测葫芦的圆周伸长率<sup>[19]</sup>;以聚酰亚胺薄膜为材料的植物水分传感器用于监测烟草植物的水分状况<sup>[20]</sup>。

**1.1.3 作物表型参数检测** 光学技术也广泛应用于植物表型参数的解析,对获取植物的结构形状、胁迫响应、生理信息、评估生物量和产量等信息具有较大优势。面向田间的表型平台包括无人机(UAV)遥感植物表型平台、无人地面车辆(UGV)植物表型平台等。无人机遥感植物表型平台具备便携、

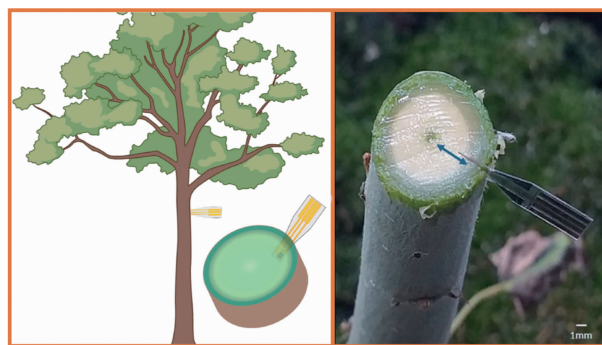


图1 OETC 传感器监测树木葡萄糖含量<sup>[14]</sup>

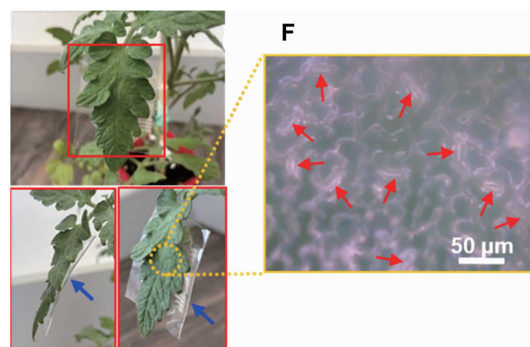


图2 番茄叶片 VOC 监测<sup>[17]</sup>

高机动性和避障能力,广泛应用于植物表型数据采集<sup>[21]</sup>。现阶段,RGB 相机、高光谱、激光雷达等传感器的应用较广泛,以大田玉米种植为例,UAV 搭载 RGB 相机对冠层覆盖率、植株高度和纹理信息进行提取,可以准确估计样地育种玉米的表型性状<sup>[22]</sup>;Hu 等搭载激光雷达提取玉米的冠层高度和倾斜角度,进而评估玉米的倒伏程度,发现基于作物三维结构数据的方法对预测作物倒伏具有较高精度<sup>[23]</sup>;高光谱传感器具有较高的光谱分辨率,Shu 等采用高光谱获取玉米叶片和冠层光谱反射率,通过构建水分指标模型,有效实现了玉米水分状况的快速监测<sup>[24]</sup>。Zhang 等通过高光谱获取玉米的地上生物量、叶绿素含量和叶片氮素含量等作物性状。UGV 机器人系统植物表型平台可按植物的生长状况和农业要求,同时搭载可收集不同类型数据的传感器,在导航和驱动系统的支撑下具备快速有效、运行时间长的特点。与 UAV 视角不同,UGV 可穿梭于作物行间,通过调整不同的检测角度以采集最佳的数字图像信息,进而分析 2D 图像或创建植物 3D 模型(图3)<sup>[25-26]</sup>。此外,农业遥感技术在不同尺度的作物病虫害监测识别上具有较大的潜力<sup>[27]</sup>。近年来,黄淮海夏玉米种植区南方锈病较严重,采用遥感探寻玉米南方锈病可能的冠层特征光



图3 大田玉米表型数据采集

谱,监测锈病扩散趋势对病害的防控具有重要意义。

### 1.2 农业大数据与人工智能技术

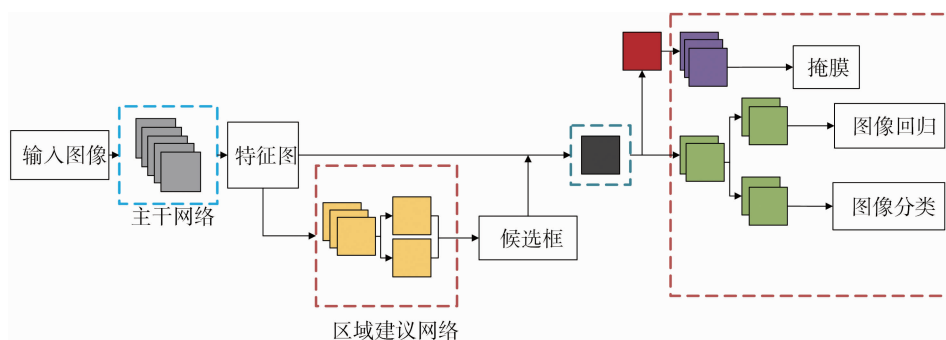
基于遥感与传感器技术获取的多源农业信息数据具备异构、动态的特点,数据挖掘是数据分析与决策执行的前提,通过机器学习算法从分散、无序的数据中发现知识和规律,从而构建知识图谱,并参与未来的决策<sup>[28]</sup>。

机器学习可对数据进行深层次分析,从而在大数据环境下有效地获取知识,是人工智能领域下的研究方向,也是知识赋能智慧农业的重要手段之一。其中,机器视觉是通过计算机及相关设备模拟生物视觉的方法,根据 RGB 图像、激光点云、高光谱等数据以分析识别农业生产过程中复杂的视觉特征(颜色、纹理、形态)。决策树、支持向量机、随机森林、人工神经网络、贝叶斯学习等机器学习算法可用来构建模型并完成目标检测与识别。

然而,传统的机器学习方法识别或检测对目标特征提取的要求较高,实际研究中目标与背景环境相似,目标间的相互遮掩等是提高视觉特征表征提取精度过程中无法回避的问题。近年来,特别是包括区域卷积神经网络(R-CNN)、YOLO 等在内的深度学习模型的发展,强化了机器学习非线性映射能力,通过多层处理,将提取的低层特征组合转化为更加抽象的高层特征表达,突破了视觉特征表征困难的问题,提高了对图像的认知水平<sup>[29]</sup>。深度学

习模型广泛应用于农业视觉目标检测与场景语义识别,并为农业决策提供支持<sup>[30]</sup>。

目标检测方法通常采用二阶段的检测网络,该网络主要由 2 个子网络组成,首先利用候选区域生成网络,采用锚点机制生成一系列稀疏候选框;然后候选框会被传送至区域分类网络,如卷积神经网络等结构,经过一系列卷积层和池化层输出目标类别标签和对应置信度。二阶段检测网络能充分利用候选框信息,具有精度高、准确性高的优势。Madec 等使用高分辨率 RGB 图像和 Faster R-CNN 模型评估小麦的穗密度<sup>[31]</sup>;Yang 等基于无人机平台获取 RGB 和多光谱图像,使用 CNN 架构学习与水稻籽粒产量相关的重要特征,从而实现在水稻成熟期的产量估测<sup>[32]</sup>。为提升检测速度,可通过改进特征提取网络以使模型获得更好的检测精度和鲁棒性。如 Gong 等提出一种改进的 Faster R-CNN 架构进行苹果叶片疾病的检测,通过使用 Res2Net 和特征金字塔网络作为特征提取模型,并结合 RoIAlign 预测特征图位置,在 482 张苹果叶病图片测试集中进行模型性能评估,平均精度为 63.1%,高于其他目标检测方法<sup>[33]</sup>;再如章永龙等采用改进的 Mask R-CNN 深度学习算法获取不同生长周期的黄瓜叶片叶面积,同时有效解决了锯齿状边缘叶片的分割问题<sup>[34]</sup>(图 4)。

图4 Mask R-CNN 黄瓜叶面积测量网络结构<sup>[34]</sup>



与二阶段的检测网络不同,一阶段检测网络取消了候选区域生成环节,能够直接从原始图像中预测目标特征并基于此训练构建识别网络模型。YOLO 模型是典型的一阶段检测网络代表,从 YOLO v1 开始,之后每一代更新版本都在检测速度、精度以及鲁棒性方面取得显著提升。一阶段可通过卷积神经网络和多尺度特征融合的方法获取关键特征,再通过分类器和回归器进行分类和处理。尹川等在 YOLO v5s 算法中引入膨胀卷积网络,改进特征融合进程,构建 CBAM 注意力机制优化检测器,最后在多个维度对小尺度茶叶特征进行交互和融合<sup>[35]</sup>。最近,大语言模型因其高算力、大规模、知识表征表达全面等具有经验专家类型的智能服务特点,被广泛应用于知识交互式问答。Qing 等基于大语言模型,将 GPT-4 的深度逻辑推理能力与 YOLO 相结合,更加精准地识别和诊断了柑橘树的病虫害<sup>[36]</sup>。

数据集是确保算法准确评估的关键,但同时也应该注意到,数据集中都会存在样本数量较少的特殊目标,故需要通过数据增强或过采样等方法来提高模型对这些特殊目标的检测性能。赵兴等通过数据增强操作,对性状不规则或小目标苹果叶片病害进行检测,显著提高了原算法的检测精度<sup>[37]</sup>。综上,农业大数据与人工智能相结合是形成自主决策的基础,为提高决策能力以适应大田环境的复杂性,一方面需要通过大数据的多样性进行模型训练,另一方面也需要通过预处理和增强处理完善算法的规律模型。

### 1.3 无人农机装备

现代农机装备通过融合集成先进的信息、自动化、感知等测控技术,实现了对传统农机的智能化升级,形成了具备“耕种管收”各环节自主作业能力的智能农机工作新模式<sup>[38]</sup>。

**1.3.1 定位导航与自主避障** 农业机械定位导航依赖于对当前环境位置的感知,通过利用全球卫星导航系统(GNSS)、惯性导航(INS)、视觉导航结合运动控制技术共同处理田间多个不确定源,使农机主动跟踪预定路线或自主理解工作场景自动行走,在此过程中需充分获取农机当前的位置和工作状态。

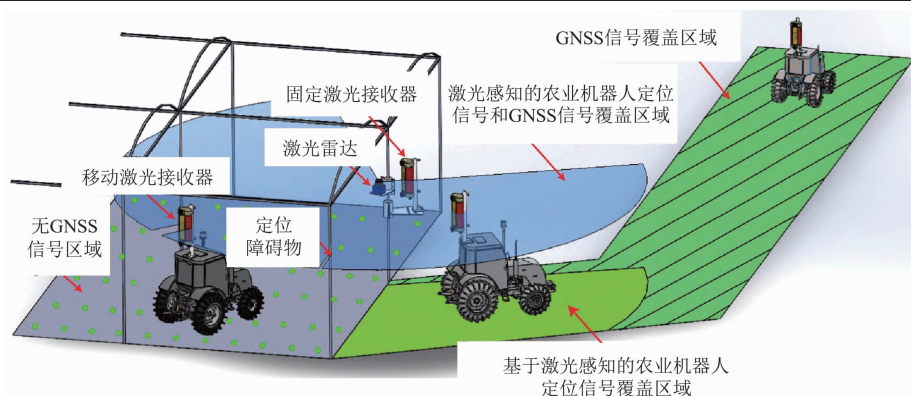
棉花、稻麦、玉米、大豆等种植与收获在定位导航技术的支持下可精确到厘米级,一方面土地利用效率会提高 0.5% ~ 1.0%,另一方面“播行直、接行

准”的连片种植也会提高作业质量<sup>[39]</sup>。载波相位差分技术(RTK)可以有效减弱 GNSS 定位误差,广泛应用于野外农机定位导航<sup>[40]</sup>。基于 RTK 技术的农机自动定位导航依赖于信号网络,为了适应非规划场景、无网络覆盖区域的农机自动定位导航,国内外结合组合导航、星基增强等技术开展组合导航系统的研究。组合导航是利用 GNSS、INS、激光传感器、视觉技术等多传感器融合的方法实时感知农田的空间位置局部信息,将其与预设轨迹进行比对并补偿随机误差,从而实现农业机械的自动导航。GNSS/INS 组合导航系统由差分基准站和车载流动端组成,根据惯性测量单元获取的加速度与角速度等信息,使东风 DF1004-2 智能农机(图 5)的导航位置误差和姿态角误差分别控制在 3 cm 和 0.5° 之内<sup>[41]</sup>。胡炼等采用二维激光雷达设计农业机械定位系统,用于应对农机在机库等弱卫星信号环境下的精确定位问题(图 6)<sup>[42]</sup>;基于星基增强技术的应用,张智刚等开发了配套的自动导航系统,该系统由 GNSS 天线、星际增强定位板卡、导航控制器等组成,集成于雷沃 TX1204 拖拉机,并经过试验验证了用于农机导航的可行性<sup>[43]</sup>。



图5 东风 DF1004-2 试验平台<sup>[89]</sup>

在实际应用中,无人农机需具备主动避让障碍物的功能,避让对象主要包括沟渠、田垄、电线杆、信号塔等固定目标,以及人、牲畜等移动目标。无人农机通过传感器对前方场景的纹理特征、颜色、结构等进行识别与理解,进而判断前方场景的可通过性。近年来,随着深度学习算法的成熟,机器视觉系统因其成本低、易安装、获取信息丰富等特点得到了广泛应用。机器视觉系统在实时捕捉的动态镜头中进行连续帧处理,通过帧间差分、图像特征识别等方法从中提取深度信息,从而在框出障碍物位置

图6 农业机械的定位原理示意<sup>[92]</sup>

的基础上区分固定和移动障碍物的类别<sup>[44-45]</sup>。视觉传感器获取的数据集中存在大量的小尺寸目标,如目标距离较远、目标受其他物体遮挡或目标处于图像边缘区域等,虽然深度网络目标特征具有较丰富的语义信息,但容易丢失小目标的定位信息,故需要改进算法或模型架构来提高小目标的检测率。陈斌等为提高图像中小目标的检测效果,以 YOLO v3 - tiny 为基础框架进行改进,在确保检测精度的同时可以满足无人农机快速检测障碍物的需求<sup>[46-47]</sup>。此外,为适应复杂多变的作业场景,探索包括激光雷达与机器视觉相结合的融合多模态信息也成为研究无人农机自主避障的方向之一。

**1.3.2 路径追踪与路径规划** 在农机自动驾驶过程中,由于田间道路环境约束的影响,如道路不平,特别是水田硬底层不平,易引起农机颠簸或车轮侧滑,车体姿态的频繁变化使无人农机难以及时修正调节参数,从而与期望路径存在偏差。因此,需要通过路径跟踪方法实现无人农机导航的精准控制。农业机械路径追踪分为直行和转向,控制方法包括 PID(比例-积分-微分)控制、模糊控制、纯追踪控制、模型预测控制和滑模变结构控制<sup>[48]</sup>。如 Xue 等基于模糊控制以及可变视场视觉方法设计了农业机器人的路径跟踪控制器,能够使得机器人在玉米地之间进行自主导航<sup>[49]</sup>。张朝宇等设计了改进的模糊自适应纯追踪控制器,提出油菜无人播种机两退三切鱼尾调头控制方法,对行精度为 1.48 cm<sup>[50]</sup>。迟瑞娟等以插秧机车辆参数及特点为约束条件,设计了以当前状态量  $p = (x, y, \theta)$  预测下一时刻行走状态的自动驾驶控制器<sup>[51]</sup>。刘国海等设计了滑模自抗扰高地隙喷雾机姿态控制系统,可以满足不同环境下喷雾作业的自主导航要求<sup>[52]</sup>。

地图系统的构建使农机具有绕行行为和运动

规划能力。Zhou 等对葡萄园道路和路边葡萄进行同步识别,为采摘机器人根据沿路水果的随机分布作出合理的采摘响应和导航路径规划提供了必要前提<sup>[53]</sup>。农业机械的全局路径规划涉及 AB 线导航、转弯方式、机具转移等<sup>[54]</sup>。路径规划框架包括环境信息处理和路径规划 2 个模块,即先遍历整个区域后形成适用于农机参数的联通路程,如翟卫欣等以一个农田作业任务为研究对象,设计“区块套行”路径规划方法来实现农田全覆盖作业<sup>[55]</sup>;陈凯等在处理转弯约束和地块约束的基础上提出混合规则路径规划方法,所得路径作业平均覆盖率达 90.78%<sup>[56]</sup>。路径规划算法取决于作业环境,按照应用场景的不同,常见的全局路径规划优化改进算法包括 A\* 算法、蚁群算法等搜索算法,快速随机扩展树、概率路图等采样算法。基于算法的路径规划应用包括耕作、喷药、施肥、收获等领域,如崔永杰等分别对猕猴桃果园采摘机器人和油菜收获机进行了路径规划<sup>[57-58]</sup>。

## 2 自主无人系统与无人农场

自 2017 年英国哈帕亚当斯大学建立了全球第 1 个大田无人农场,并展示了 1 hm<sup>2</sup> 大麦从播种到收获全程无人化后,无人农场迅速成为国际现代农业科技前沿。无人农场是智慧农业的具体表现形式,是先进智能技术、工业技术和工程科技等高度集成。

### 2.1 精准化种植与大田管理

**2.1.1 精准化种植** 精准化作业涉及耕种管收各环节。在复杂的大田环境中实现农机装备的自动作业,需要研究相应农机的智能决策控制技术,使其实现从机库到田间的自动移动和智能决策精准作业<sup>[59]</sup>。

根据土壤性质和地形地貌,激光平地机通过倾角传感器、超声波传感器等多信息融合方式来感知平地铲的高程和姿态角信息;在播种阶段,根据土壤信息和种植气候,采用光电传感器、视觉传感器等对播种质量进行在线监测与评价,同时通过 STM32 单片机控制变量播种系统,最终实现因地制宜式的播量调控。与等距播种方式不同,变量播种技术涉及到农业大数据中的地理环境信息,能够有效挖掘土壤增产潜力,提高作物单产。基于位置信息的变量播种需要实现土壤肥力监测、播量决策和播量精准调控等 3 个环节,如 Du 等综合土壤肥力、天气和管理等农业大数据,建立基于梯度提升决策树算法的玉米产量预测模型,并制定播量决策规则为播量调控奠定了基础<sup>[60]</sup>。Muhammad 设计一种基于传感器的变量播种控制系统,可在检测土壤肥力的同时计算当前位置的播种量,从而实现变量播种<sup>[61]</sup>。变量播种处方图的获取是变量播种技术的核心,构建环境信息-播种量智能化控制系统,对满足大田作物种植要求、推动智能化变量播种机的应用具有重要意义。

**2.1.2 大田管理** 大田管理包括灌溉、施肥、除草和病虫害防治。传统的农田管理特别是经济作物管理需要消耗大量的人力物力资源。因此,大田作物的生长智慧化管理对现代化农业生产提质增效起到了重要作用。

作物每个阶段都有特定的生长特点和环境需求,需要通过信息获取系统实现作物的生长智慧化管理。如玉米生长周期分为发芽期、幼苗期、拔节期、抽雄期、抽穗期、灌浆期和成熟期,在各个时期可以通过观察叶片、茎秆的颜色、结构等性状表现信息获取玉米的生长状况以及判断是否受到病虫害的影响。大田作物的生长智慧化管理依赖多传感器的信息融合,具体表现在采用多光谱、高光谱无人机遥感在空天尺度上整体获取植被长势、病虫害、水盐胁迫等信息;在近地端尺度上采用田间摄像头、孢子捕捉仪等监控系统获取局部范围内的作物生长信息和孢子种类及数量信息,结合深度学习等人工智能算法实现病虫害的识别预警。植保机械通过监测作物冠层信息、作物位置、病虫害现象等,制定作物靶标位置的分段调控决策,实现对靶施药和施肥。水肥一体化精准控制系统可根据作物生长状况和环境信息合理控制灌溉用水量。结合遥感和地理信息,在物联网系统的支持下形成

作物-环境-装备的信息共享,为大田智慧化管理提供基础。

## 2.2 智能化收获与多机协同

**2.2.1 智能化收获** 在收获阶段,收获机通过自动控制方法调整作业参数,可调部件包括切割、输送、脱粒、清选、集粮等装置,并对各个环节的工作状况和作业质量进行监测,最终获取产量和收获损失率等信息,对提高工作效率、降低劳动强度、促进农业生产智能化、现代化具有重要意义。目前,收获机械正朝着控制智能化、操作自动化、驾驶舒适化的方向发展,如美国迪尔公司(John Deere)、Case IH、德国克拉斯农机公司(CLAAS)、久保田等公司生产的联合收获机,机械集成度较高,采用机电液一体化技术,同时也基于先进的传感器、自动驾驶等技术,实现最小损失和最大效率 2 种收获模式的作业。

**2.2.2 多机协同** 多台农机规模化协同作业是无人农场中提高农机利用率和作业效率的重要手段<sup>[62-63]</sup>。集群控制技术分为集中式控制系统结构,包括蚁群算法、粒子群算法等和分布式控制系统结构,包括优化算法、类市场机制等。关于农业机械多机协同技术多集中于主-从配合控制的研究,如同种农机的领航与跟随<sup>[64]</sup>;收割机与运粮车的主-从跟随协同<sup>[65]</sup>。多机协同作业包括同地块作业和跨地块作业。

多机协同要求各农机的相对速度和位置保持一致,以实现同步作业。张闻宇等设计了 2 台收获机协同作业的相对位置控制方法,其 2 台收获机稳态最大偏差不超过 0.26 m,稳态标准偏差不超过 0.09 m<sup>[66]</sup>。此外,任务规划是多机协同作业的关键,具体表现在作业任务与农机调度需求信息的不对称上。多农机协同执行多任务是一个组合优化问题,类比于旅行商问题<sup>[67]</sup>,综合考虑农机作业参数和任务情况采用启发式算法规划任务序列,实现以最小的作业成本及时完成田间作业任务<sup>[68]</sup>。当农机群因作业冲突或任务空缺而无法执行既定任务时,需根据当前任务完成进展动态地进行下一步的任务分配。王猛通过改进合同网算法,设计了一种基于公告板模式的动态任务分配方法,该方法利用农机车载计算机进行动态任务分配,并将结果上传至服务器,从而避免了因服务器重新分配而造成的服务器拥堵问题(图 7)<sup>[69]</sup>。

随着大数据、云计算、4G/5G、无人驾驶、北斗导航等先进技术跨界赋能农业生产,在农业劳动力持



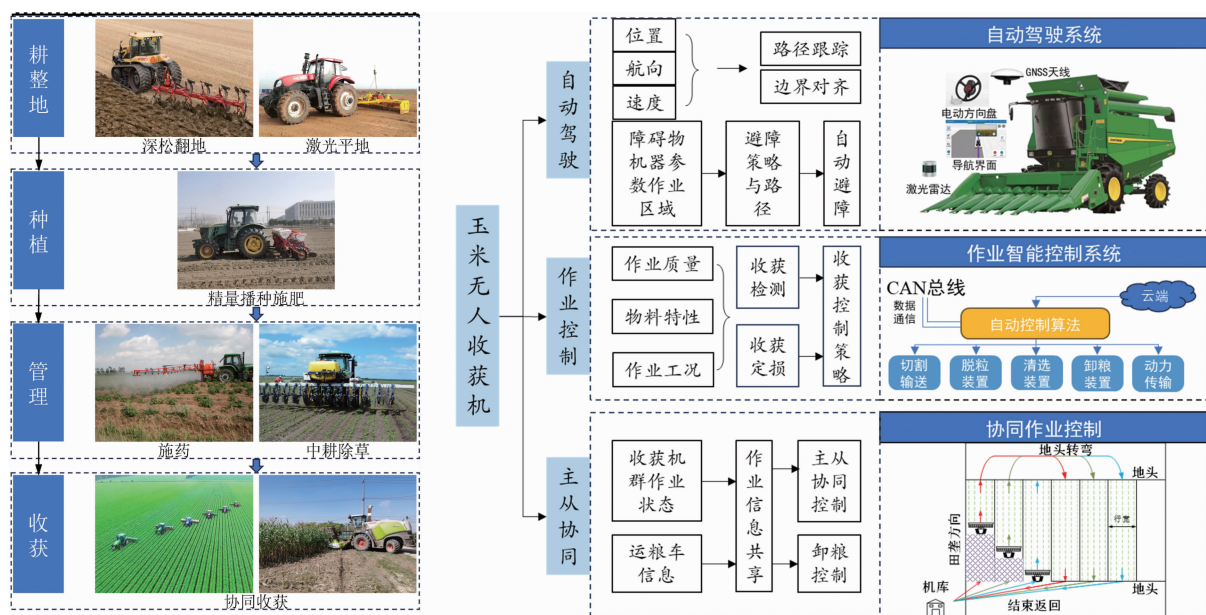


图7 生产应用场景与机械化主要作业环节

续减少、人工成本不断增加的现状下,无人农场在北京市、山东省、广东省、江苏省等地得到了快速发展。经调研对比,从作业成本的角度,江苏地区传统种植人工费用为 100 ~ 150 元/d,采用无人化技术装备后,播种成本约减少 67%,施肥、植保、收获成本均能减少 60% 左右。无人农场促进了农机装备的转型升级,在实现“机器换人”的同时,推动了现代农业发展模式的转变,具有重大的社会与经济效益。

### 3 结论与展望

#### 3.1 结论

近年来,我国智慧农业技术取得长足进步,支撑农业智能决策控制的模型和算法不断创新;一般性农业传感器基本实现国内生产并广泛应用于植物生理状况和环境监测;农业遥感与机器视觉通过采集农业信息,实现区域尺度和野外规模的病虫害监测、测产以及定损,水肥一体化、变量施肥技术等集约化施肥方式助力农田智慧管理;农机北斗导航在棉花、稻麦等作物生产过程得到了广泛应用;中国一拖集团有限公司自主研发的 400 马力拖拉机实现了大马力无级变速的突破,同时也研发推出一批电动拖拉机、油电混动拖拉机等新型动力拖拉机。随着“藏粮于技”要求的全面落地,发展智慧农业,通过物联网、大数据、智能农机装备等技术,因地制宜地赋能农业,可进一步提高农业生产效率,对实现农业高质量发展具有重要作用。

#### 3.2 展望

农业人工智能技术的核心在于农业大数据。农业的生态性意味着其与地理空间位置关系紧密,因此 GNSS 位置信息成为农业数据的基本要素特征点。建设智慧农业空天地一体化“数字农情”应用场景,运用区块链技术创建区域数据集,结合深度学习、神经网络对农业大数据进行深度挖掘和分析利用,以应用场景驱动为导向促进核心算法技术创新,增强算法适配度,促进数据信息转化为实用价值。如建立知识图谱,指导农民及时做出作物管理的物联网算法;分析作物生长状态和环境因素,适用于农作物类型南北差异较大的精准农业的决策模型算法;实现农产品溯源和质量追踪的区块链算法等。

智慧农业依赖精准信息感知,特别是在田间复杂环境下精度稳定、不漂移的传感器是信息感知的方向之一。目前,随着传感机理的突破,敏感材料、核心器件的工程化以及完整加工流水线的建立,通过整合计算机技术、通信技术、仿生及生物技术、微机电系统,农业传感器技术向着微型化、智能化、无源化、网络化的方向发展。农业传感器用于动植物生理生长信息感知、大气与农田环境信息感知、农田生态环境管理和农机装备传感器智能化和信息监测等,同时也能促使多源传感器的数据融合与系统开发,从而实现土壤-作物-机器-环境协调下的智能决策和精准作业。

推进研发包括大马力自动驾驶拖拉机、农业机器人、农业植保无人机在内的智能农机装备,通过 GNSS、信息技术、机器视觉、车载计算机等开展田间农机自主导航、路径规划、自主避障、多机协同研究,发展大载荷自主控制的农业无人机平台,提高农机装备的识别精度和响应速度。探索农机农艺相结合的生产方式,根据南北气候差异以及丘陵山区的高效农业生产需求,降低农机装备作业环境的复杂性,形成变量播种与施肥、精量施药、收获在线可控的智能控制体系,提高农业机械精准作业的适应性。

#### 参考文献:

- [1] Ju C, Kim J, Seol J, et al. A review on multirobot systems in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202:107336.
- [2] 赵春江,李 瑾,冯 献. 面向 2035 年智慧农业发展战略研究[J]. 中国工程科学,2021,23(4):1-9.
- [3] 赵春江. 智慧农业发展现状及战略目标研究[J]. 智慧农业, 2019,1(1):1-7.
- [4] 兰玉彬,赵德楠,张彦斐,等. 生态无人农场模式探索及发展展望[J]. 农业工程学报,2021,37(9):312-327.
- [5] 李道亮,李 震. 无人农场系统分析与发展展望[J]. 农业机械学报,2020,51(7):1-12.
- [6] 何东健,杨成海,杨 青,等. 面向精准农业的农田土壤成分实时测定研究进展[J]. 农业工程学报,2012,28(7):78-85.
- [7] Christy C D. Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(1):10-19.
- [8] Wan M D, Yan T Y, Xu G X, et al. MAE-NIR: a masked autoencoder that enhances near-infrared spectral data to predict soil properties[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215:108427.
- [9] 韩 冷,何雄奎,王昌陵,等. 智慧果园构建关键技术装备及展望[J]. 智慧农业(中英文),2022,4(3):1-11.
- [10] 杜兆辉,和贤桃,杨 丽,等. 玉米精准变量播种技术与装备研究进展[J]. 农业工程学报,2023,39(9):1-16.
- [11] 渠纯纯,孙文秀,李 臻,等. 植物柔性传感器研究进展与展望[J]. 农业工程学报,2023,39(8):32-43.
- [12] Diacci C, Lee J W, Janson P, et al. Real-time monitoring of glucose export from isolated chloroplasts using an organic electrochemical transistor[J]. Advanced Materials Technologies, 2020,5(3):1900262.
- [13] Sneha M, Ravindranath N A, Murugesan N, et al. A biosensor for monitoring of salt stress in plants[J]. Organic Electronics, 2023, 113:106698.
- [14] Diacci C, Abedi T, Lee J W, et al. Diurnal *in vivo* xylem sap glucose and sucrose monitoring using implantable organic electrochemical transistor sensors[J]. iScience, 2020,24(1):101966.
- [15] Church J, Armas S M, Patel P K, et al. Development and characterization of needle-type ion-selective microsensors for *in situ* determination of foliar uptake of  $Zn^{2+}$  in *Citrus* plants[J]. Electroanalysis, 2018,30(4):626-632.
- [16] Ochiai T, Tago S, Hayashi M, et al. Highly sensitive measurement of bio-electric potentials by boron-doped diamond (BDD) electrodes for plant monitoring[J]. Sensors, 2015, 15(10):26921-26928.
- [17] Lee G, Hossain O, Jamalzadegan S, et al. Abaxial leaf surface-mounted multimodal wearable sensor for continuous plant physiology monitoring[J]. Science Advances, 2023,9(15):eade2232.
- [18] Chai Y F, Chen C Y, Luo X, et al. Cohabiting plant-wearable sensor *in situ* monitors water transport in plant[J]. Advanced Science, 2021,8(10):2003642.
- [19] Tang W, Yan T, Wang F, et al. Rapid fabrication of wearable carbon nanotube/graphite strain sensor for real-time monitoring of plant growth[J]. Carbon, 2019,147:295-302.
- [20] Im H, Lee S, Naqi M, et al. Flexible PI-based plant drought stress sensor for real-time monitoring system in smart farm[J]. Electronics, 2018,7(7):114.
- [21] Herwitz S R, Johnson L F, Dunagan S E, et al. Imaging from an unmanned aerial vehicle: agricultural surveillance and decision support[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(1):49-61.
- [22] Shu M Y, Fei S P, Zhang B Y, et al. Application of UAV multisensor data and ensemble approach for high-throughput estimation of maize phenotyping traits[J]. Plant Phenomics, 2022(1):206-222.
- [23] Hu X, Gu X, Sun Q, et al. Comparison of the performance of multi-source three-dimensional structural data in the application of monitoring maize lodging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,208:107782.
- [24] Shu M Y, Dong Q Z, Fei S P, et al. Improved estimation of canopy water status in maize using UAV-based digital and hyperspectral images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197:106982.
- [25] Zhang Z Z, Kayacan E, Thompson B, et al. High precision control and deep learning-based corn stand counting algorithms for agricultural robot[J]. Autonomous Robots, 2023(7):1289-1302.
- [26] Fan Z Q, Sun N, Qiu Q, et al. *In situ* measuring stem diameters of maize crops with a high-throughput phenotyping robot[J]. Remote Sensing, 2022,14(4):1030.
- [27] 张 凝,杨贵军,赵春江,等. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望[J]. 遥感学报,2021,25(1):403-422.
- [28] 刘 现,郑回勇,施能强,等. 人工智能在农业生产中的应用进展[J]. 福建农业学报,2013,28(6):609-614.
- [29] 赵春江. 农业知识智能服务技术综述[J]. 智慧农业(中英文),2023,5(2):126-148.
- [30] 赵立新,邢润哲,白银光,等. 深度学习在目标检测的研究综述[J]. 科学技术与工程,2021,21(30):12787-12795.
- [31] Madec S, Jin X, Lu H, et al. Ear density estimation from high



- resolution RGB imagery using deep learning technique [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 264: 225–234.
- [32] Yang M D, Tseng H H, Hsu Y C, et al. Semantic segmentation using deep learning with vegetation indices for rice lodging identification in multi-date UAV visible images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 633.
- [33] Gong X L, Zhang S J. A high-precision detection method of apple leaf diseases using improved faster R-CNN [J]. Agriculture, 2023, 13(2): 240.
- [34] 章永龙, 解亚玲, 徐向英, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的黄瓜叶面积测量模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 182–189.
- [35] 尹川, 苏议辉, 潘勉, 等. 基于改进 YOLO v5s 的名优绿茶品质检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(8): 179–187.
- [36] Qing J J, Deng X L, Lan Y B, et al. GPT-aided diagnosis on agricultural image based on a new light YOLOPC [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108168.
- [37] 赵兴, 岳喜申, 邹欢欢. 基于改进 YOLO v5 的苹果叶部病害检测[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(8): 183–192.
- [38] 翟长远, 杨硕, 王秀, 等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1–20.
- [39] 赵岩, 陈学庚, 温浩军. 新疆兵团精准农业发展与北斗卫星导航技术的应用[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2018, 36(4): 397–404.
- [40] Ortiz B V, Balkcom K B, Duzy L, et al. Evaluation of agronomic and economic benefits of using RTK-GPS-based auto-steer guidance systems for peanut digging operations [J]. Precision Agriculture, 2013, 14(4): 357–375.
- [41] 钟银, 薛梦琦, 袁洪良. 智能农机 GNSS/INS 组合导航系统设计[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 40–46.
- [42] 胡炼, 王志敏, 汪沛, 等. 基于激光感知的农业机器人定位系统[J]. 农业工程学报, 2023, 39(5): 1–7.
- [43] 张智刚, 王明昌, 毛振强, 等. 基于星基增强精密单点定位的农机自动驾驶系统开发与测试[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 109–116.
- [44] 万欢, 欧媛珍, 管宪鲁, 等. 无人农机作业环境感知技术综述[J]. 农业工程学报, 2024, 40(8): 1–18.
- [45] 孟志军, 王昊, 付卫强, 等. 农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 1–24.
- [46] 陈斌, 张漫, 徐弘祯, 等. 基于改进 YOLO v3-tiny 的全景图像农田障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊 1): 58–65.
- [47] 李文涛, 张岩, 莫锦秋, 等. 基于改进 YOLO v3-tiny 的田间行人与农机障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 1–8, 33.
- [48] 史扬杰, 程馨慧, 奚小波, 等. 农业机械导航路径跟踪控制方法研究进展[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15): 1–14.
- [49] Xue J, Lei Z, Grift T E. Variable field-of-view machine vision based row guidance of an agricultural robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 84: 85–91.
- [50] 张朝宇, 卢邦, 李强, 等. 油菜无人播种作业两退三切鱼尾自动调头方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 66–75.
- [51] 迟瑞娟, 熊泽鑫, 姜龙腾, 等. 基于模型预测的插秧机路径跟踪控制算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 22–30, 99.
- [52] 刘国海, 李持衡, 沈跃, 等. 基于滑模自抗扰的同步转向高地隙喷雾机姿态控制[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 180–189, 300.
- [53] Zhou X Z, Zou X J, Tang W, et al. Unstructured road extraction and roadside fruit recognition in grape orchards based on a synchronous detection algorithm [J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1103276.
- [54] 王宁, 韩雨晓, 王雅萱, 等. 农业机器人全覆盖作业规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊 1): 1–19.
- [55] 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.
- [56] 陈凯, 解印山, 李彦明, 等. 多约束情形下的农机全覆盖路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 17–26, 43.
- [57] 崔永杰, 王寅初, 何智, 等. 基于改进 RRT 算法的猕猴桃采摘机器人全局路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 151–158.
- [58] 罗承铭, 熊陈文, 黄小毛, 等. 四边形田块下油菜联合收获机全覆盖作业路径规划算法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 140–148.
- [59] 罗锡文, 胡炼, 何杰, 等. 中国大田无人农场关键技术研究为建设实践[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1): 1–16.
- [60] Du Z H, Yang L, Zhang D X, et al. Corn variable-rate seeding decision based on gradient boosting decision tree model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107025.
- [61] Munaf M A, Mouazen A M. An automated system of soil sensor-based site-specific seeding for silage maize: a proof of concept [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107872.
- [62] Wang N, Yang X, Wang T, et al. Collaborative path planning and task allocation for multiple agricultural machines [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108218.
- [63] 华明圆, 宋健, 王晓平, 等. 农机装备物联网技术研究现状与展望[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(1): 17–27.
- [64] 白晓平, 王卓, 胡静涛, 等. 基于领航-跟随结构的联合收获机群协同导航控制方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 14–21.
- [65] Ding F, Zhang W Y, Luo X W, et al. Gain self-adjusting single neuron PID control method and experiments for longitudinal relative position of harvester and transport vehicle [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108215.
- [66] 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.
- [67] 曹如月, 李世超, 季宇寒, 等. 基于蚁群算法的多机协同作业任务规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊 1): 34–39.
- [68] 张帆, 罗锡文, 张智刚, 等. 基于改进多父辈遗传算法的农机调度优化方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 192–198.
- [69] 王猛. 农机多机协同作业任务分配关键技术研究[D]. 北京: 中国农业机械化科学研究院, 2021.