

农作物表型组大数据工厂成套技术装备研究综述

郭新宇^{1,2} 吴升^{1,2} 苟文博^{1,3} 温维亮^{1,2} 李英伦^{1,3} 张颖^{1,2}
樊江川^{1,2} 王传宇^{1,3} 顾生浩^{1,2} 卢宪菊^{2,3} 刘海深^{2,3} 赵春江^{1,2}

(1. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 数字植物北京市重点实验室, 北京 100097)

摘要: 面向作物表型组大数据获取解析、作物种质资源表型鉴定等亟需高效率、智能化和低成本技术、装备及系统的问题,在系统梳理分析国内外农作物高通量表型平台相关技术产品研究现状的基础上,通过组织多学科协同技术攻关,突破了作物表型组大数据高通量获取和智能解析中的关键技术难题,设计了具有自主知识产权的轻小敏捷型多传感器阵列、通用化成像单元和适用于多生境的固定式、移动式高通量表型平台装备,以及配套算法和软件平台,构建了农作物表型组大数据工厂成套技术装备体系。该体系由大田和设施作物高通量自主作业表型平台、室内器官和显微表型平台、大田和设施环境自动化种植管控设备、作物模型系统、数字孪生智慧管控平台和大数据计算服务中心等构成,可实现多生境、自动化、高通量、高效率、高精度的多源作物表型-环境数据协同采集,涵盖农作物群体、个体、器官和显微多重尺度,能够重建农林作物的三维形态结构并精准解析株型、产品、品质、抗性等表型组指标,是发展数字育种和智慧栽培的新一代信息化基础设施。农作物表型组大数据工厂技术装备体系创新了作物表型组大数据的产生、处理和服务模式,可为作物表型组理论技术的发展、基于 AI for Science 的平台化科研和工厂化的作物种质资源表型鉴定等提供体系化的技术装备支撑。

关键词: 作物表型组; 大数据工厂; 高通量表型平台; 管道化解析软件; 数字孪生管控平台

中图分类号: TP391.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)01-0001-18 **OSID:** 

Review of Integrated Technology and Equipment System for Crop Phenomics Big Data Factory

GUO Xinyu^{1,2} WU Sheng^{1,2} GOU Wenbo^{1,3} WEN Weiliang^{1,2} LI Yinglun^{1,3} ZHANG Ying^{1,2}
FAN Jiangchuan^{1,2} WANG Chuanyu^{1,3} GU Shenghao^{1,2} LU Xianju^{2,3} LIU Haishen^{2,3} ZHAO Chunjiang^{1,2}

(1. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. Beijing Key Laboratory of Digital Plant, Beijing 100097, China)

Abstract: The rapid development of crop phenomics demands high-efficiency, intelligent, and cost-effective technologies and systems for large-scale data acquisition and analysis, as well as for germplasm phenotyping. To address these challenges, multidisciplinary innovations was integrated to overcome key technical bottlenecks in high-throughput data acquisition and intelligent traits extraction for crop phenomics. A suite of proprietary technologies was developed, including lightweight and agile multi-sensor arrays, universal imaging box, and both fixed and mobile high-throughput phenotyping platforms adaptable to diverse environments, together with corresponding algorithms and software systems. These developments culminate in the Crop Phenomics Big Data Factory (CPBDF). CPBDF is a comprehensive technology and equipment framework that conceptualizes farmlands, greenhouses, and growth chambers as “factories”, where phenotyping platforms function as “production lines”, and the output is high-quality phenomics big data. The system integrated field-based and facility-based autonomous phenotyping

收稿日期: 2025-10-01 修回日期: 2025-10-28
基金项目: 北京市农林科学院改革与发展项目 (GGFZ20240102)、国家重点研发计划项目 (2022YFD2002300)、北京市乡村振兴项目 (NY2401040025) 和北京市农林科学院协同创新中心建设项目 (KJCX20240406)
作者简介: 郭新宇 (1973—), 男, 研究员, 博士, 主要从事作物表型组学与智慧农业研究, E-mail: guoxy@nercita.org.cn
通信作者: 赵春江 (1964—), 男, 研究员, 博士, 主要从事农业信息技术与精准农业技术体系研究, E-mail: zhaocj@nercita.org.cn

platforms, organ- and microscopy-level phenotyping systems, automated cultivation control devices, crop modeling systems, a digital-twin intelligent management platform, and a big data computing center. It enabled automated, multi-source, and multi-scale data acquisition with high throughput, precision, and integration, supporting three-dimensional reconstruction and quantitative phenotypic analysis across crop populations, individuals, organs, and microstructures. The proposed framework established a paradigm for the production, processing, and application of crop phenomics big data. It provided foundational infrastructure for digital breeding and smart cultivation, and served as a key enabler for AI for Science-driven research platforms and factory-style germplasm phenotyping.

Key words: crop phenomics; big data factory; high-throughput phenotyping platform; pipelined traits extraction software; digital twin management platform

0 引言

当前,作物科学已进入“组学”和大数据时代^[1]。多组学研究成为全球作物科学前沿与品种创新的重要驱动力^[2-3]。随着基因测序和环境传感技术的快速发展,表型组大数据的获取与解析成为制约多组学研究、数字育种和智慧栽培的瓶颈。作物表型信息复杂多样,涵盖形态结构、颜色纹理、生理代谢等多维特征,跨越个体至细胞、不同生育时期与环境尺度,呈现多生境、多尺度、多模态、高时序特征。传统依赖人工观测与分析的方式,难以满足当今“组学”研究对大群体、多模态、跨尺度、高时序表型组大数据获取解析的需求。作物高通量表型平台等技术装备研发因此兴起,通过集成先进传感、机械、控制与人工智能(Artificial intelligence, AI)算法,构建固定式或移动式高通量表型平台与智能解析系统,实现表型组大数据的系统化、高效、低成本获取与解析,可为作物科学理论创新与产业发展提供坚实的数据支撑,并逐渐成为作物科学的研究热点。因此本文对作物高通量表型平台研发和应用现状加以综述,并系统阐述表型组大数据工厂成套技术装备设计理念和技术突破,以促进作物表型组学高质量发展。

1 农作物表型组大数据获取解析技术装备研究历程

1.1 总体历程及关键节点

作物表型组学是一个新兴的研究领域,从20世纪末开始,国内外相继建立了作物表型研究团队和商业组织,开发了一系列高通量、高精度、自动化或半自动的表型技术装备,以获取高质量、可重复利用的作物表型组数据(图1)。1998年,比利时CropDesign公司率先开发了用于大规模植物性状评价的高速获取设备TraitMill,该平台打破了几百年来“一把尺子一杆秤”的植物表型性状获取方式^[4]。2007年,第一个表型组学研究中心“澳大利亚植物表型组学研究机构”成立。2011年以后,作物表型组学进入系统化发

展期,为揭示植物的分子机制和基因功能提供大数据和决策支持。2012年欧洲植物表型网络(European Plant Phenotyping Network, EPPN)创建,并成功完成了第一个EPPN联合研究项目。2013年,MCCOUEH EPPN提出了下一代表型的概念,认为表型组学应该与高分辨率连锁图谱、全基因组关联研究、基因组选择模型等技术紧密相连。2015年,德国LemnaTec公司研发的大型田间高通量表型装置“Field Scanalyzer”在英国洛桑研究所正式投入运行,它不仅是当时世界上最大、最复杂的作物表型自动化监测设备,更标志着作物表型研究进入了一个全新的自动化、高通量时代。此后,室内植物表型平台、大田植物表型平台、便携式表型采集设备、航空及地面机器人采集平台^[5]等多层次表型获取技术迅猛发展^[6-7]。2017年,FRANCOIS和MALCOLM提出了多尺度表型组策略,认为表型组学研究不仅需要建立多领域、多尺度的表型大数据库,而且需要研究表型性状识别技术体系,开发生物信息学技术以从海量的组学数据中提取信息^[8]。2024年,赵春江团队提出植物表型组学大数据技术装备的产业图谱及标准体系^[9];2025年,团队进一步提出了作物微观表型的概念和内涵,为微观表型技术在植物功能基因组学、结构-功能的仿真计算及表型精准鉴定等方面的应用提供了创新性视角和思路^[10]。

1.2 作物表型组技术装备系统构成、典型产品及应用效果

作物表型组大数据^[11]获取解析技术装备的技术构成分为物理层、传输层、数据层、知识层和应用层^[12]。其中物理层主要是数据获取的硬件装备,包括传感器、成像单元和表型平台;物理层获取到的数据通过传输层进行数据回传到数据层;数据层包括表型解析、数据计算和数据存储与管理等;知识层是在数据层基础上进行多组学分析或表型精准鉴定等知识挖掘,最后应用层进行数字育种或智慧栽培等应用。

目前典型的技术产品包括PlantEye和PhenoWatch等进口成像单元,FieldScan田间高通量

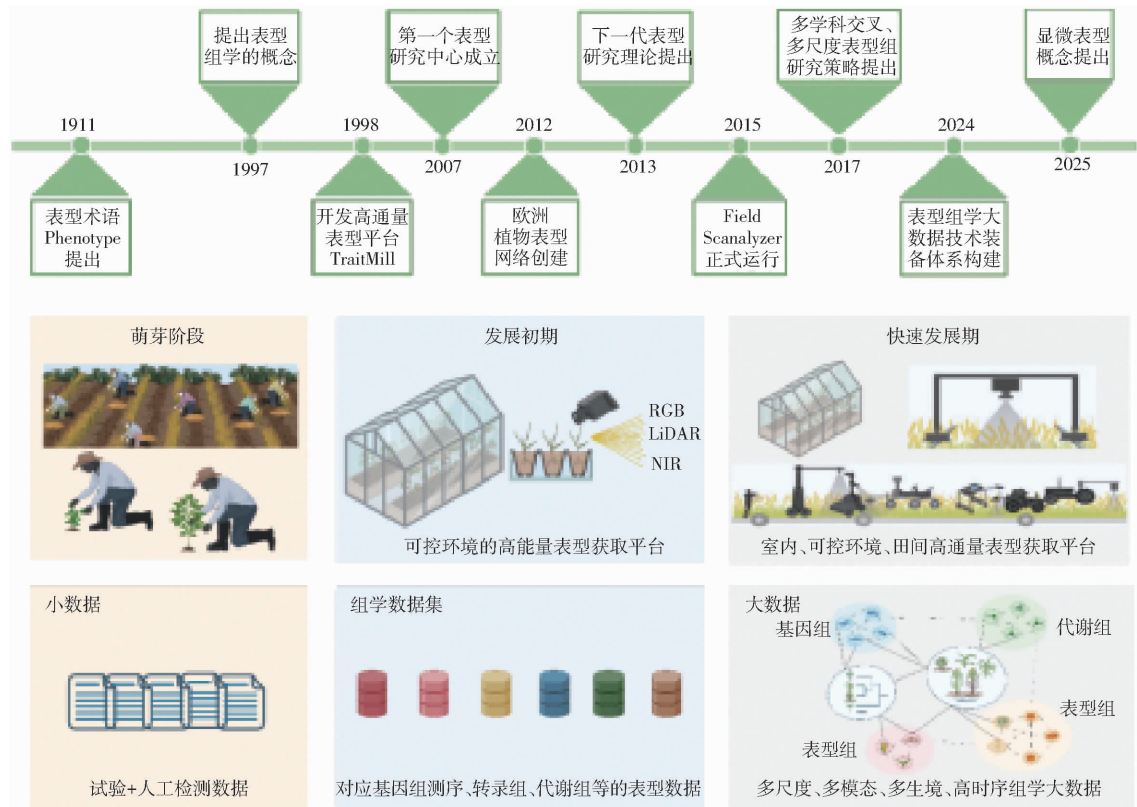


图 1 作物表型组技术装备发展历程图

Fig. 1 Schematic of development process of plant phenomics technologies and equipment

表型平台和流水线成像室表型平台(图 2)等。由国外进口的表型传感器在集成和二次开发方面存在诸多问题,难以在短时间内对集成相关问题有效反馈;进口表型平台虽在建造时会考虑国内用户的个性化需求,但无法从核心逻辑框架上更改,因此难以满足国内用户诸多的个性化需求。此外,高通量表型平台是个复杂的系统,其在运维过程中问题频发,而国外工程师虽可进行远程收费调试,但很少到现场解决问题。这些因素导致进口表型平台在国内很难得到成功应用。



图 2 普渡大学设施高通量表型平台

Fig. 2 High-throughput phenotyping platform at Purdue University

1.3 我国作物表型组技术装备研究现状

我国作物表型组技术装备研究近年来取得了显著进展,在作物表型高通量信息获取与解析方面已有一定积累,主要研究团队包括北京市农林科学院信息技术研究中心、华中农业大学、南京农业大学、

中国科学院遗传与发育生物学研究所、中国农业大学等。然而,目前整体仍处于“跟跑”、“并跑”阶段,尚未完全打破欧美国家在高端表型技术装备领域的垄断格局;尤其在系统化表型基础设施构建、关键核心算法研发、标准体系建设及大数据实时解析等关键环节亟待解决或突破^[13](表 1)。

(1)系统化、综合性的作物表型研究基础设施与国外相比存在显著差距。国内整体设施缺乏系统化、综合性、整体性设计,田间、温室表型鉴定设备多分属不同机构各自运行和维护,缺乏像澳大利亚植物表型设施(Australia Plant Phenomics Facility, APPF)、荷兰植物生态表型中心(Netherlands Plant Eco-phenotyping Centre, NPEC)等综合性的国家设施;高通量测量平台多偏重于室内观测,整体而言适用于田间的自动化表型观测平台较少,得到的数据结果不能完全替代大田种植,参考价值有限^[14]。

(2)传感器核心零部件受制于人,整体运行与维护成本高。国内多数高通量表型平台仍依赖德国 Scanalyzer3D、荷兰 FieldScan、以色列 PhenoWatch 等国外系统作为核心控制与关键部件。适用于高温、高湿等复杂田间环境的高精度传感器(如高光谱、气体浓度传感等)严重短缺,新型传感材料研发滞后。同时,由于缺乏自主核心算法与硬件技术,系统兼容性差、数据处理效率低,进一步推高了运维成

表 1 作物表型组技术装备国内外对比

Tab.1 Comparison of crop phenotyping technologies and equipment between China and other countries

对比领域	国外现状	国内现状	对比差距
系统化、综合性基础设施	综合性国家设施建成并运行良好(如澳大利亚植物表型设施 APPF、荷兰植物生态表型中心 NPEC)	作物表型组学研究重大科技基础设施 2019 年立项;神农设施大装置 2025 年投入建设	缺乏综合性国家设施,系统化整合程度与国际水平存在差距
传感器关键零部件	已形成较为成熟的多层次传感器应用体系,传感器类型涵盖 RGB、多光谱、超光谱、热红外、激光雷达等,商业化程度高(如德国 Scanalyzer3D、荷兰 FieldScan、以色列 PhenoWatch 成像单元)	高端光电探测器芯片、精密光学镜头等核心元器件依赖进口,导致成本高、迭代慢;在细胞级原位成像、微环境多参数传感等前沿领域缺乏原创性突破,多处于实验室仿制阶段	核心技术受制于人,运维成本高、兼容性差
关键核心算法	掌握核心算法(如 PlantEye 配套解析软件、德国 LemnaTec 公司研发的基于图形化编程语言的 LemnaGrid 软件)	国内自主研发了系列表型解析软件,如玉米果穗、籽粒考种系统、显微表型解析软件 VesseePasser 等	经过近 10 年的快速发展,国内外形成了“并跑”之势
标准体系构建	国际植物表型组织(如 IPPN、EPPN)等机构推动技术标准与数据规范(如 MIAPE 标准)的建立,并依托活跃的开源社区共享硬件设计与算法,极大降低了技术门槛与重复研发成本	平台分散于不同机构,数据标准不统一;缺乏统一的元数据、元标准及存储管理标准	缺乏标准体系;数据孤立,共享困难
大数据解析能力	作物表型智能解析是当前国际研究的热点领域,需要提高可量化作物表型解析的精度和效率	已有表型解析算法主要面向单一模态数据,需要通过多源数据融合和跨平台解析提升表型解析精度	国内外无明显差距

本,制约了数据深度利用。

(3)表型组技术装备的标准体系建设缺乏。国际组织如 IPPN (International Plant Phenotyping Network)、EPPN 积极推动技术标准与数据规范,并通过开源社区促进资源共享。相比之下,国内表型平台分布于高校、科研院所与企业,作物类型、处理方式、环境条件与测量参数各异,缺乏统一的元数据、存储与管理标准,导致数据彼此孤立、难以共享。

(4)表型组大数据解析能力不足。国内表型专用算法开发与软件集成仍处于分散状态,尚未形成统一、开放的分析平台,影响数据处理时效。此外,随着多生境、多尺度表型数据的快速积累,数据异构性与复杂性日益突出,如何实现多源数据的有效融合、深度挖掘与知识发现,并转化为面向应用的系统服务,已成为当前国内外共同面临的关键挑战^[15]。

综上,国内外农作物表型组技术装备多是围绕单一表型平台开展,定位为数据获取设备,而非一个系统,因此往往难以得到高质量的表型组大数据。在数字育种和智慧栽培等需求的牵引下,迫切需要成本低、维度全、数据对齐性好、获取效率和解析精度高的工厂化、系统化解决方案。为此,本文提出农作物表型组大数据工厂成套技术装备研发理念,为获取高质量农作物表型组大数据提供参考。

2 农作物表型组大数据工厂成套技术装备系统设计思路

2.1 农作物表型组大数据工厂

农作物表型组大数据工厂就是将农田、温室、大

棚等基础设施视作“厂房”,各类作物高通量表型平台为“流水线”,而“产品”即高质量的作物表型组大数据。农作物表型组大数据工厂技术装备体系由大田作物高通量自主作业表型平台、设施环境作物高通量自主作业表型平台、室内器官和显微表型平台、大田和设施环境自动化种植管控设备、作物模型系统、数字孪生智慧管控平台和大数据计算服务中心等共同构成,可实现多生境、自动化、高通量、高效率、高精度、高集成度的多源作物表型-环境数据同步采集,涵盖农作物群体、个体、器官和显微多重尺度,能够重建农林作物的三维形态并精准解析表型指标,是发展数字育种和智慧栽培的新一代信息化基础设施(图 3)。

构建农作物表型组大数据工厂,是应对表型组大数据高速增长(Velocity)、海量(Volume)、多源异构(Variety)、高通量(High-throughout)、高维度(High-dimensional)与高时序(High-temporal)等特征的必然选择,也是推动作物表型组学从传统研究模式向“AI for Science”范式转型的关键路径。面对前所未有的数据复杂性,零散的单项技术突破或局部改良已经难以支撑持续发展,亟需建立贯穿数据“产生—汇交—解析—应用”全生命周期的标准化与自动化作业体系。这一过程要求农学、光学、计算机等多学科深度交叉与协同攻关,研发系统化、智能化的成套技术装备,以系统性破解当前作物种质资源和品种表型鉴定在效率、成本与智能化水平上的核心瓶颈,支撑大规模种质资源的深度挖掘、颠覆性品种设计和良种良法配套的迫切需求。

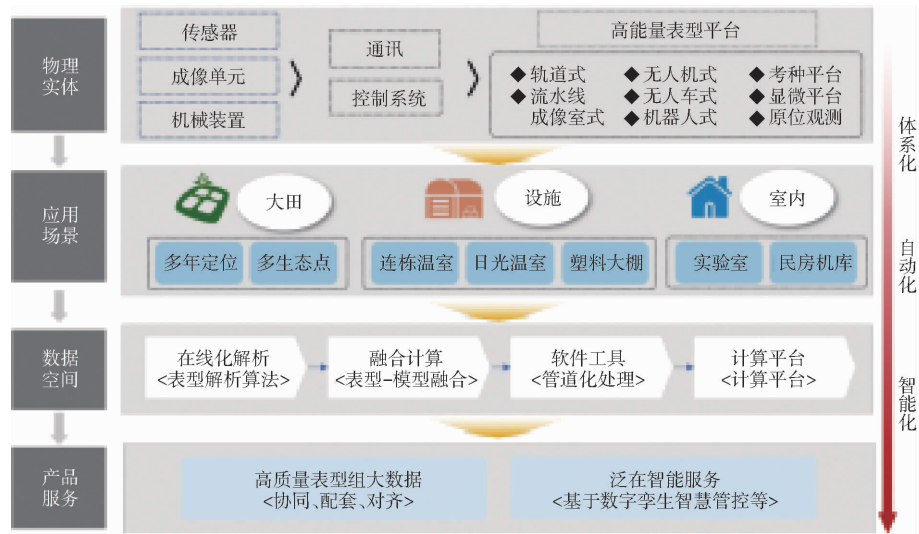


图 3 农作物表型组大数据工厂系统框架

Fig. 3 Framework of crop phenomics big data factory system

2.2 农作物表型组大数据工厂设计、开发和集成应用原则

以服务于表型组大数据的获取、解析、利用等全生命周期和质量管理为核心,农作物表型组大数据工厂成套技术装备的设计、开发和集成应用主要遵循通用化、标准化、智能化与协同化、平台化、低成本和容易部署、获取解析一体化的 6 个原则开展(图 4)。

2.2.1 通用化

通用化设计有益于农作物表型组大数据工厂降低成本,实现一体化部署。传感器方面,通过固定部署光照度、土壤温湿度等环境传感器的方式监测作物生长环境,并通过局部串口、全局无线的方式进行数据汇聚。采用非接触式的光电类传感器对农作物进行无损监测;二维图像类传感器利用常规 CMOS、InGaAs、MCT 等探测器配合光栅、窄带滤光片及锗单晶镜头等前置光路对植株进行紫外、可见光、近红外、短波红外、长波红外等光谱波段响应调查,以实现农作物颜色纹理和生理生化组分数据的采集;通过双目视觉、面阵 ToF(Time of flight)等探测器或高

功率 SPAD 芯片配合精密运动组成 LiDAR (Light detection and ranging) 对作物三维形态进行量化扫描和表征;光电类传感器则通常以 USB 或以太网为传输介质,通过 UVC(USB video class)、GigeVision 等标准通讯协议进行指令分发及数据传输。多种多样的传感器按照不同的应用需求和工作环境排列组合,以实现高通用化的农作物表型多模态数据获取和解析。

2.2.2 标准化

由于农作物表型组大数据从实验场景设计、表型平台设备、数据获取方案、数据处理方法到数据应用对象是一个环环相扣的过程,农作物表型组大数据工厂成套技术装备不只关注于一个或几个环节,需要进行全流程的标准化设计,保证表型组大数据的完整性和数据对齐。具体包括传感器、成像单元和表型平台等农作物表型获取硬件装备的研发标准,大田、设施和室内可控环境下的数据采集标准,表型大数据传输、存储和管理的标准,以及表型数据处理解析与应用的标准等^[9]。标准化的农作物表型组大数据工厂成套技术装备设计可有效提升表型



图 4 农作物表型组大数据工厂成套技术装备设计、开发和集成应用原则示意图

Fig. 4 Design, development, and integration principles of crop phenomics big data factory system

获取技术装备的实用性,保证农作物表型组大数据质量,并使得技术装备具有可复制的推广应用能力。

2.2.3 智能化和协同化

设计的农作物表型组数据获取装备应具有智能化、协同化特点。其智能化体现在装备使用操作的智能化和表型数据解析的智能化。使用操作一般要求“一键化”运行设备,从设备运行轨迹设置、传感器标定、并发控制到数据传输,由预制在中控系统的智能模块完成,设备运行过程减少人为干预,结合配置的工况报警系统,实现数据采集的自动化和远程化。从设备获取的多模态原始数据到解析出具体的表型指标,除了需要强大的算力,还需配置系列智能化的管道算法,使表型指标解析过程自动化完成。单一装备难以兼容数据获取的精度、效率和维度,因此系统化获取农作物表型组大数据,通常需要多平台的协同作业,涉及到多平台的路径规划、数据获取“一张图”配准、从整体到局部等协同技术和策略。

2.2.4 平台化

农作物表型获取装备的平台化设计是区别于传统实验室设备的显著特点。表型装备除了硬件设备和传感器外,还应配套平台化的软件系统,对设备控制、数据采集、数据处理算法等进行平台化集成管理,为用户提供平台化服务。平台化设计主要体现在:设备采集工况的平台化,通过数据采集软件平台能够实时看到设备的运行工况信息,保证获取高质量的表型数据;数据管理的平台化,通过表型云服务平台,按照实验分类管理,对数据进行安全存储与在线访问,便于用户快捷查询;表型解析智能算法工具集的平台化,按照作物类别、模态、维度等对智能算法分类,以组件的形式进行组织和管理,形成算法工具集、工具库,并支持服务器调用运行。农作物表型获取装备的平台化设计可有效支撑设备的在线化运行管理,有效解决当前存在的表型组数据采集与解析脱节、严重滞后的问题。

2.2.5 低成本且易部署

便携式作物表型平台主要包括无人机、无人车和机器人等移动式表型平台,遵循“轻装备、重流程”的研发原则,进行分层模块化与标准化接口并重的体系化设计。平台统一采用 USB-C/以太网/标准热靴等通用接口与即插即用传感器及标准电源,并通过统一的边缘推理管线在端侧完成首轮质控与表型指标提取,生成携带完整时空与传感器元数据的标准化记录,经本地缓存与无线网络回传入库,端云协同闭环实现采集—质控—索引—汇交—增量计算。在流程设计上强调一人可操控两套甚至多套、随取随用与快速机动,田间可执行蛇形航线与

走查作业,典型日效率覆盖多地块、数十至上百小区,同时预留车载/背负式电源等配件扩展位,以低初始投入获得可成长、可维护、可复用的现场表型基础设施,兼顾不同作物、不同生育期与不同试验强度下的快速部署与规模化数据生产。

2.2.6 获取解析一体化

当前大量表型设备数据采集和处理脱节。数据采集不是限速步骤,但数据处理过程严重滞后,存在费时费力、数据处理成本较高、有大量的数据不能得到及时处理、数据无法被有效利用等问题。主要原因是表型设备缺乏获取与解析的一体化设计。为了采集的多模态数据后期能够被自动化处理,农作物表型获取装备的设计要遵循数据获取环节和数据解析环节的一体化设计原则,主要体现在通过表型设备自动化获取的数据在数据解析环节中能识别能衔接,避免脏数据、乱数据、未标定数据^[16]。

2.3 农作物表型组大数据工厂部署和应用方案

2.3.1 设施环境部署方案

针对设施环境种植农作物类型、场地特点和应用需求,对各类型表型平台进行合理布局、优势互补,典型的部署方案如图 5 所示,部署轨道表型平台^[17-18]、无人车表型平台^[19]、机器人表型平台以及流水线成像室表型平台^[20-21]。其中,在设施的顶部,结合设施立柱框架,安装立柱式轨道表型平台,通过俯视视角,自动化获取农作物冠层中上部多模态表型数据;弥补轨道平台固定式建设结构,数据采集覆盖面积受限的不足,部署无人车表型平台,通过半自动化的方式精细化采集农作物冠层多模态表型数据;针对吊蔓类作物,部署机器人表型平台,通过侧视、俯视、仰视等不同视角采集作物全局表型数据,机器人表型平台可在较狭窄的种植行间行走,弥补了轨道平台和无人车平台的不足;为了获取农作物单株、器官 3D 形态结构等精细化表型数据,以及需要在固定光源环境下采集表型数据,在设施中部署流水线成像室表型平台,这类设备通过传送带传输结合成像室成像方式,获取高精度的表型数据。除了多表型平台合理布局协同采集外,还包括网络覆盖环境建设、中控室建设和云服务中心建设,形成工厂化作业模式和应用场景。

2.3.2 大田环境部署方案

面向大田环境的农作物表型组大数据工厂,平台部署坚持“轻装备、重流程、强标准”的一体化原则,采用通用接口与统一供电的标准化传感器簇装配手持/杆载、地面移动与轻小型多旋翼 3 类机动平台,按作物与试验设计执行蛇形/网格化行走导航并现场完成曝光、几何与光谱标定及时间同步;在边缘

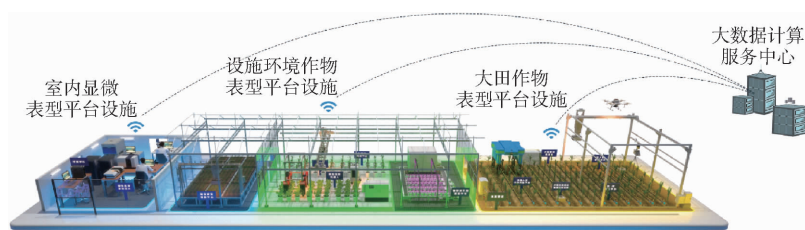


图 5 农作物表型组大数据工厂部署图

Fig. 5 Deployment diagram of crop phenomics big data factory

侧以 ARM(Advanced RISC machine) 盒或工控机运行容器化的轻量推理与质控,在线计算表型指标;在数据管道侧以 4G/5G/Wi-Fi 回传叠加本地缓存,结合消息队列与分段断点续传接入数据中台,统一落地对象存储构建“数据湖”,用时空网格+地块编码完成高效索引;在云端侧以可编排的模型服务沉淀特征仓与指标库,支撑从单株—小区—地块的多尺度度量;在应用侧以 GIS/数字孪生界面实现地块光谱等指数提取、长势与胁迫诊断、产量要素估计与空间异质性分析;以低初始投入实现快速部署与规模化生产,单人可携两套平台完成多地块、成百上千小区级日作业,边云协同确保高吞吐、低时延与稳定质量,构建跨作物与生育期可复用的田间表型基础设施与连续服务。

2.3.3 室内考种和显微成像表型平台部署方案

如图 5 所示,在实验室部署考种平台和显微成像表型平台。其中,农作物考种对于育种和遗传学家评估产量潜力、保存种质资源、辨析表型与基因型之间的关系具有重要作用,考种平台替代人工考种,解决效率低下及人工检测受主观影响误差大问题;综合应用立体视觉、图像处理、机电一体化和多传感器信息融合等技术,快速、无损地获取颜色、纹理、形状、数量、重量等指标。构建基于 Micro-CT 的植物器官组织样品处理—扫描成像—显微表型精准解析平台,结合显微表型分析软件,可进行高通量的植物籽粒、维管束等表型的数字化获取与智能化解析,实现了器官、组织等深层表型性状的高通量精准检测,为农作物种质资源和品种的表型筛选和精准鉴定提供显微表型大数据服务。

3 农作物表型组大数据工厂关键技术装备研发

3.1 轻小敏捷型传感器阵列和通用化成像单元

将多个传感器集成进行不同视角或多模态数据的时空同步采集可大幅提升表型数据获取效率,多传感器集成主要包括轻小敏捷型传感器阵列和通用化成像单元 2 类。轻小敏捷型传感器阵列主要是指多个同源或异源传感器在空间上形成阵列分布获取

表型数据;成像单元是将多个异源传感器,连同辅助补光、控温湿度、防雨等辅助设备有机集成封装到一起,组成一体化的箱体用以获取表型数据,可以在农业复杂环境下连续稳定作业。

3.1.1 轻小敏捷型传感器阵列

以“轻载荷、快部署”为核心理念,采用轻量化、模块化与跨平台通用设计,构建了轻小敏捷型传感器阵列。其最大特点是将三维激光雷达、RGB 相机、多/高光谱相机、热红外相机、全球定位系统(GPS)和惯性导航系统(IMU)等多种传感器集为一体,该设备适用于多种移动平台(无人机、无人车等),可在统一坐标系下实现 RGB 图像、三维点云、多/高光谱影像、热红外图像的时空同步采集^[22],提高影像获取效率,提取植物表型参数和统计变量,能够快速测得高度变量、密度变量、强度变量、覆盖度、叶面积指数和间隙率,快速反演植物株高、生物量、覆盖率,实现植物参数自动提取和三维重建,为作物育种田间栽培管理提供快速、准确的信息化手段。

3.1.2 通用化成像单元

以通用化、自动化、高集成度为理念设计了 LQ-PhenoPGU Gen4s/Lite 系列化成像单元(图 6)。标准版集成可见光相机、多光谱相机、长波红外热成像相机、广角 LiDAR、长焦 LiDAR、深度相机等传感器,与传感器厂家深度合作研发,在视场角、采集帧率、PTP(Precision time protocol)时间同步及尺寸方面进行了标准化定制开发。空间配准重投影平方根误差 RMSE 低于 1 像素,建立了近地表型传感器库,使得成像单元具备硬件级自动化及同步特性。同时内置高性能主控和网关、自适应风扇,支持外部扩展其他传感器或主控并支持分布式控制体系,支持对外供电;支持跨平台在 4G/5G/局域网环境下进行自动化作物表型多源数据采集作业。成像单元原生支持扩展高光谱相机、荧光相机及环境传感器等, Lite 版在标准版基础上减配激光雷达,以深度相机为主要三维点云获取传感器^[23],均支持标准 VESA(Video electronics standards association)挂架挂载,兼容多种供电方式。LQ-PhenoPGU Gen4s/Lite 系列成像单元已在多套轨道式表型平台、机器人表型平

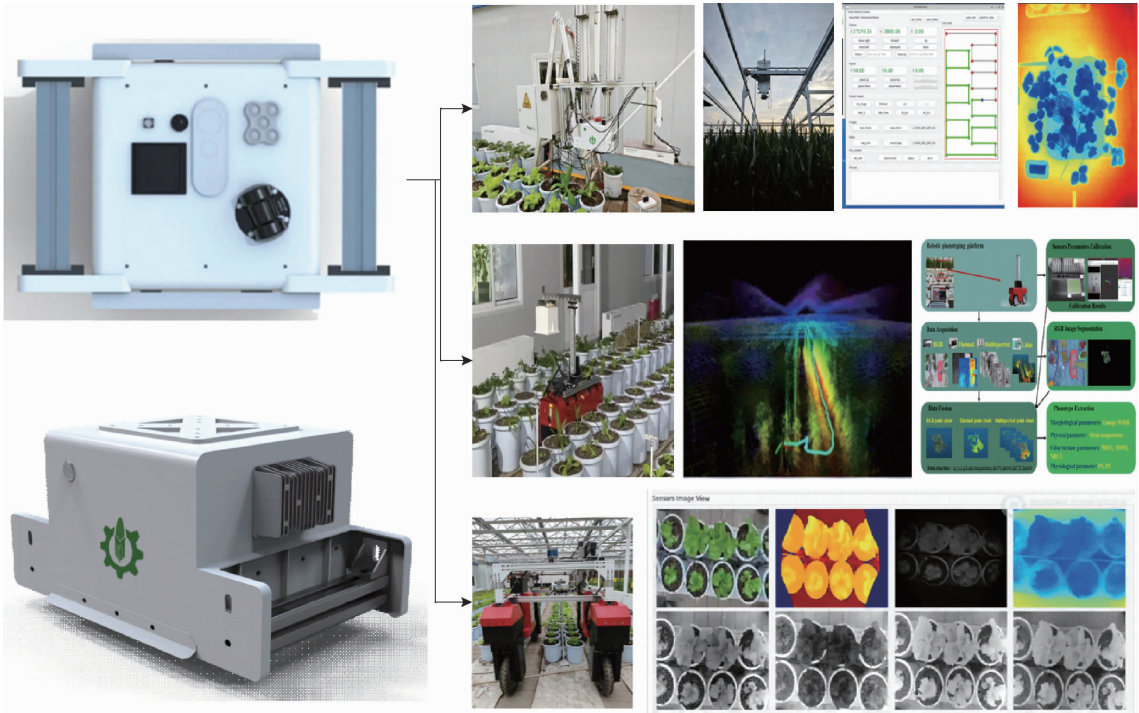


图 6 通用化成像单元实物图及在表型平台集成挂载方式

Fig.6 Physical view of universal imaging unit and its integration and mounting modes in phenotyping platforms

台、无人车表型平台挂载使用。

3.2 作物高通量表型平台与系统

3.2.1 作物固定式自主作业高通量表型平台

固定式自主作业表型平台主要包括轨道式和流水线成像室式两种。轨道式表型平台是 sensor to plant 的数据采集模式,主要面向作物群体和个体尺度,具有更高的效率;流水线成像室式表型平台采用 plant to sensor 的数据采集模式,主要面向植物个体和器官尺度,具有更高的精度。

(1)轨道式高通量表型平台

轨道式表型平台面向田间^[24]与设施^[18]两类场景,对作物群体冠层开展高通量、高时序与多维度的连续监测。平台采用龙门式/天车式三轴运动机构,实现对作物生长区域的全覆盖扫描,在全生育周期与全天候条件下以无人值守方式稳定运行。经 90 天连续运行与 500 次启停验证:通讯安全校验度 99.6%、任务完成率 98.9%,零安全事件。运动执行由高精度 PLC 闭环控制实现毫米级定位精度,经激光干涉仪测量,平台三轴静态定位精度为 $\leq 5.0\text{ mm (RMS)}$,重复定位精度为 $\leq 2.5\text{ mm (3}\sigma\text{)}$;测试在 20 m 行程、0~0.5 m/s、 $(25\pm 2)^{\circ}\text{C}$ 条件下完成。运动执行由高精度 PLC 闭环控制,结合实时视觉里程计完成位姿估计与轨迹校正;两者在控制与感知层面相互耦合,对成像单元中的光电传感器实施硬件级触发与时间戳对齐,保证多源传感器在同一空间参考与统一时钟下实现严格的时空同步。平台依据作物种植布局与轨迹信息生成数字化地图,

将环境因子数据、光谱响应成像数据与三维点云按时间序列组织为可检索的多源融合数据集,显著提升数据的可读性、可比性与表型特征的可分辨性,并为后续的生长动态分析与性状量化提供高质量输入^[25-27]。在系统架构上,轨道式表型平台通过分布式通信与模块化总线整合 PLC 电机控制、传感器采集控制、边缘侧数据预处理与缓存、任务编排与调度以及本地/远端存储等软硬件组件,形成“感知—控制—计算—存储”一体化闭环。边缘计算节点支持对多传感器数据进行实时质检、去噪与初步配准,并将关键元数据(位姿、曝光、光照、温湿度等)写入统一数据描述;任务调度根据作物物候期与环境条件进行自适应路径规划与采集频率调整,实现作业的全自动化与按需触发。系统同时预留与表型分析平台及实验信息管理系统的数据接口,支持在线状态监测、异常警告与远程维护,确保在复杂农田/温室(图 7)环境中持续、可靠地输出标准化的高通量表型数据。



图 7 大田和温室环境下轨道式高通量表型平台

Fig.7 Rail-driven plant phenotyping plat for munder both field and greenhouse conditions

(2)流水线成像室式高通量表型平台

流水线式表型平台是一种面向植物单株和器官

尺度自动化高精度表型高通量获取平台^[20-21], 大多部署于设施环境内, 由种植列传送单元、成像箱体单元、补光单元、称量单元、水肥一体化灌溉单元以及中控中心等组成, 如图 8 所示。种植列传送单元根据设备承载的植物样本个数, 采用多列设计, 通过电机及限位开关等模块, 驱动植物停放或向成像箱体传送, 完成数据采集后, 传送回原来的位置; 成像箱体单元采用箱体式设计, 通常可选配的成像箱体有植物 3D 成像箱体、高光谱成像箱体^[28]、荧光成像箱体、四合一(多光谱、热红外、RGB、深度相机)快照式成像箱体, 在不同的成像箱体中适配安装对应的传感器及光源系统, 在箱体的两侧安装电动开关

门; 补光单元安装于植物种植列的上方, 配置全光谱补光灯, 光源功率和高度可调节, 用于控制不同的植物生长补光; 称量单元由 4 个称量传感器组成, 安装在传送线的一端, 用于检测植物的质量; 水肥一体化灌溉单元由水肥机和灌溉节点组成, 灌溉节点置于传送线的一端, 对单盆植株进行水肥灌溉; 在中控中心部署工控机、PLC 系统、数据采集控制系统以及显示终端, 以上模块通过电信号、网络信号和中控中心连接, 通过 PLC 系统控制设备运行自动化, 显示终端提供设备运行工况展示, 采集的数据经由网络系统自动传送到云服务器进行管理和解析处理。



图 8 流水线成像室式高通量表型平台

Fig. 8 Conveyor belt and imaging chamber-based high-throughput phenotyping platform

3.2.2 作物移动式高通量表型平台

面向田间实地高通量与可追溯采集, 围绕“天地协同—多尺度覆盖—边缘质控”的技术主线, 形成无人机、环绕式田间表型无人车与冠层内部作业机器人协同联动的一体化移动式表型平台研发方案(图 9)。



图 9 用于田间作物高通量表型的移动式表型平台

Fig. 9 Prototype mobile phenotyping platforms for high-throughput field phenotyping of crops

无人机侧配置多旋翼/垂直起降固定翼可换平台与快拆载荷舱, 支持高光谱/多光谱/热红外/RGB 相机及轻量激光雷达, 实现厘米级定位与航测像控免布设; 通过规划航线模板、自适应航高—航速—重叠率联动控制与地物纹理驱动的曝光动

态优化, 完成地块级正射镶嵌、冠层高度模型与热/水分胁迫热区快速锁定。无人车^[19]侧秉承“环绕式”环行与径向路径规划、可热插拔传感器簇, 面向小区/行域精细结构与光谱信息的近地面高频采样, 采样与速度—曝光—视场协同控制, 完成聚焦/过曝/抖动在线质控与异常帧剔除。机器人^[29]则集成可伸缩云台与末端执行器, 提供近距离多模态测量与微操作能力, 并通过行内避障与同步触发总线与地面平台解耦耦合。

三平台统一完成相机阵列几何标定、IMU/GNSS 外参与时间同步、多段曝光/白板/灰卡的光谱—色彩标定, 构建跨平台共框与跨时段可比的数据基准; 在边缘算力上以工控机承载容器化微服务, 内置轻量快速拼接、时序配准与在线/准实时性状检测(覆盖度、行距/缺株、冠层高度/粗糙度、倒伏指数、病虫热区、花/穗等目标), 以消息队列与 Wi-Fi 断点续传接入数据中台; 数据管道结合时空网格与地块编码进行索引与版本治理, 按标准生成带完整元数据的分块化产品。在多平台联动执行任务过程中, 以无人机进行地块级快速巡检与热区初筛、无人车在目标行带开展精细扫描与稠密重建、机器人对疑难/关键部位进行近距离复核与微操作, 实现天—地一体化多源互证与任务级触发回查。田间验证表明, 该平台在多地块、百小区量级作业下可稳定输出

高时空分辨率、跨时段可比的表型组数据,覆盖效率与性状识别稳健性较单一平台显著提升,综合能耗与单位面积成本显著下降,为大田连续化、高通量、可追溯表型组数据生产提供可复制、可维护的工程化路径。

3.2.3 田间原位部署表型平台

连续在线监测玉米冠层结构变化,有助于理解环境参数、栽培手段、品种特性等诸多因素在冠层营养生长和生殖生长阶段的不同作用。通过连续原位获取冠层仰视鱼眼半球图像,根据冠层群体叶片分布球面模型,计算冠层覆盖度、孔隙度、叶面积指数、数字生物量等冠层群体结构指标,生成苗期至成熟期各个指标的时间序列,动态评价作物冠层整个生育时期内的结构变化,为高产栽培和耐瘠抗逆品种

选择提供数据依据。突破的关键技术包括:田间复杂光照条件下植株图像高光、阴影的多曝光融合消除技术;适应农田环境的半球图像传感器精度、续航、数据通讯等参数适配。系统安装简单、维护方便,配置有野外供电模块及远程通讯模块,可实现全生育时期、全天候无人值守自动测量。基于图像分析技术,针对作物冠层特点进行了模型算法优化,可在冠层内部原位无损连续监测冠层结构变化(图 10)。冠层参数计算软件操作简单,可批量自动化进行,计算结果以报告和图表形式呈现给用户,冠层图像数据自动上传到云端服务器,方便用户远程浏览查看和分析计算。测量指标包括:有效叶面积指数、平均叶倾角、孔隙度/覆盖度、丛生指数、直接辐射透过率等,相较于人工方式提升效率 50 倍以上。

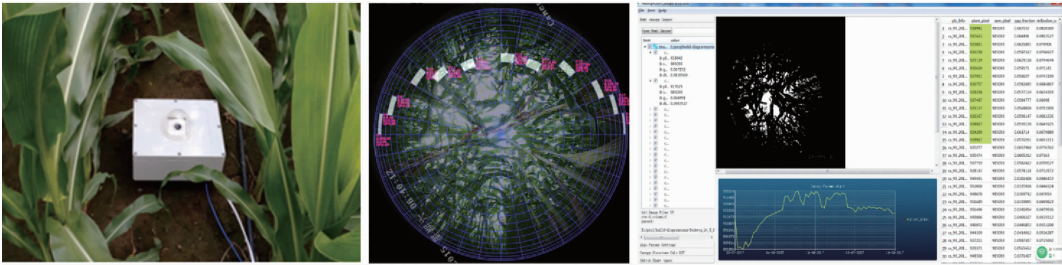


图 10 田间原位部署表型平台
Fig. 10 Field-based in-situ phenotyping platforms

3.2.4 室内考种表型平台

玉米果穗自动化考种流水线^[30](图 11)基于托辊链条传动机构实现玉米果穗的自动推送,利用高分辨率摄像头拍摄被测果穗连续图像,实现批量果穗自动编号、分组和管理,可完整、快速获取果穗表面图像数据,无损、全面解析果穗和籽粒的形状、数量、颜色和质量共 4 大类 32 个指标,为玉米穗粒表型性状自动化检测和分析提供解决方案。具体流程包括:实时检测果穗状态、完整采集果穗图像;批量果穗自动排序、分组、分项,无需人工操作;快速计算果穗、穗粒主要性状参数,包括穗行数、行粒数、穗粒数、穗长、穗粗、体积、粒长、粒宽、粒色、穗质量、百粒质量;自动生成果穗表面全景图,可用于表型性状分析和效果展示;考种结果统计分析 with 打印输出,可导出为 Office 表格和文本文件;系统工作状态提示、异常预警。果

穗托辊前进速度动态可调数据采集效率达 10 ~ 30 穗/min。完整保存果穗表面图像数据:每穗 50 ~ 100 幅图像,后台批量计算效率可达 5 ~ 15 穗/min, 525 份玉米自然群体每份 20 个重复的测试样本中果穗和穗粒数量、几何和质量性状测量误差与人工实测值相比低 3%,常规果穗的穗行数等指标的计算准确率可达 98%。

3.2.5 显微观测技术体系

通过无损、高分辨率技术解析作物细胞、组织及器官的微观结构特征(如细胞形态、气孔分布、维管系统等),揭示传统表型观测难以捕捉的遗传与环境互作机制,对于深入解析作物抗逆响应、养分利用效率及产量形成的生理基础至关重要^[10]。然而,作物微观性状鉴定存在显微成像通量低、样本预处理繁琐、复杂解剖结构识别度低、多源异构显微数据(二维图像、三维点云、光谱数据)整合困难等问题。针对上述问题,创新性建立了作物多器官显微 CT 全息成像技术体系,通过优化样品制备流程与无损成像方案,实现了玉米等作物茎秆、籽粒、根系等器官的亚微米级三维重构及表型参数智能解析^[31];创新性研发基于深度学习的显微图像分析模型,攻克了突破维管束轮廓模糊、空间分布非均一致性的识别难题,检测精度与效率分

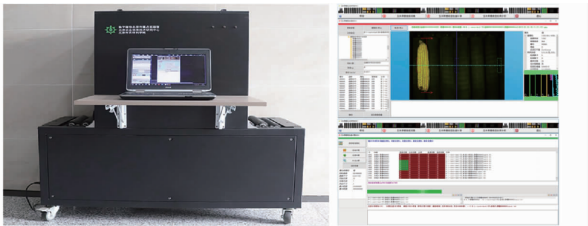


图 11 室内考种表型平台软硬件
Fig. 11 Hardware and software of indoor seed phenotyping platform

别提升至 95% 以上和 10 s/样本量级^[32]。依托该技术突破,建立了首个玉米关联分析群体多器官维管束显微表型综合利用平台,高效挖掘了一批调控维管束重要性状的显著 SNP(Single nucleotide

polymorphism) 位点及关键性状候选基因,构建了 30 项维管束关键表型-基因型调控网络图谱,为培育具有理想维管束构型的高产玉米新品种等提供了重要参考价值^[33](图 12)。

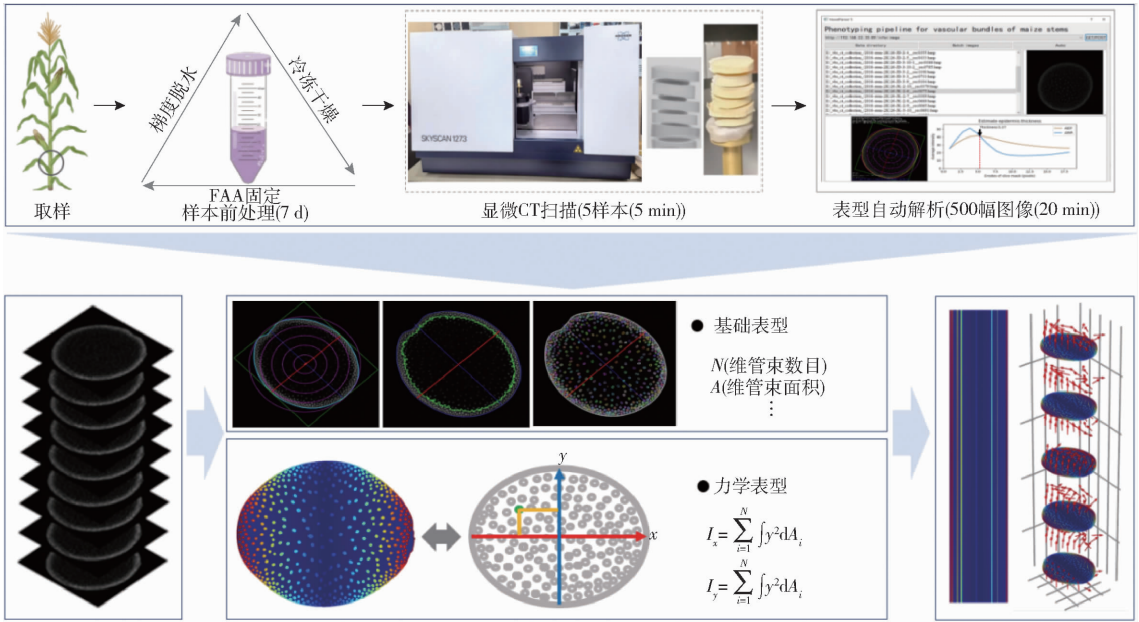


图 12 基于显微 CT 的作物显微表型精准鉴定技术体系

Fig. 12 Technical framework for precise microscopic crop phenotyping based on micro-CT imaging

3.3 表型组大数据管控、处理与分析系统构建

3.3.1 数字孪生管控平台

数字孪生管控平台作为农作物表型组大数据工厂的指挥中枢,通过构建与物理设施实时映射、交互驱动的虚拟工厂,实现对表型组数据“获取-解析-应用”全流程的精准感知与智能调控^[34]。其核心是

构建一个“感知-决策-调控”的一体化智能闭环(图 13)。这一闭环始于遍布“厂房”的传感器与表型平台,它们采集的原始数据驱动虚拟工厂同步演化。随后,平台调用管道化算法提取定量表型指标,并融合作物机理模型与 AI 分析模型,实现对作物生长的深度诊断与未来预测。基于此,平台能自动生

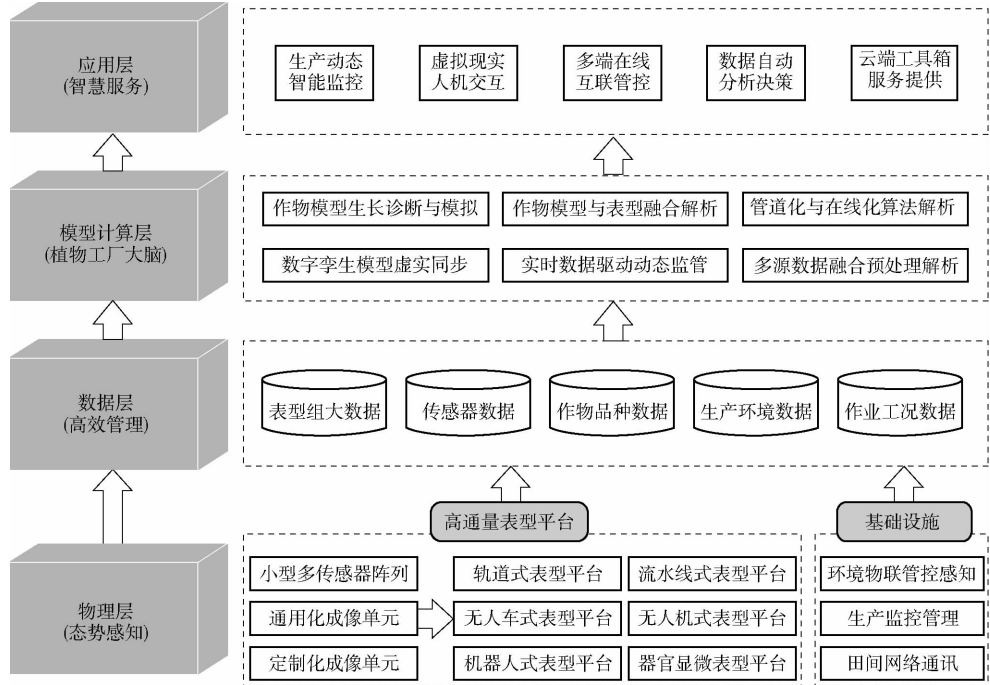


图 13 农作物表型组大数据工厂数字孪生体系架构图

Fig. 13 Diagram of digital twin system for crop phenomics big data factory

成最优决策(如优化环境参数、规划巡检任务),并精准下达至物理设备执行,从而完成从数据到认知、再到行动的完整闭环,确保表型组数据生产的高通量、自动化与高精度。平台严格遵循物理层、数据层、模型计算层与应用层的4层体系架构。物理层集成轨道平台、无人机、无人车、机器人、气象站等装备,构成全域态势感知网络;数据层对海量表型、传感器及实验数据进行高效管理与治理;模型计算层作为“植物工厂大脑”,集数字孪生驱动、表型分析与生长模型于一体,是实现智能决策的核心;应用层则最终通过作物表型云平台,为用户提供智能监控、虚实交互与智能决策分析等智慧服务。通过标准化接口,各层无缝协同,最终通过三维可视化场景,为用户提供对作物状态与设备运行的全局监控与透明化交互能力,并可支持远程协作与虚拟实训,为教学、培训和科普活动等培养提供平台支撑。

3.3.2 在线化解析算法

农作物表型组大数据工厂持续获取海量的表型组大数据,需构建在线化的解析算法,将初始的表型组大数据批量式地转化为农学家可用的表型性状。面向不同表型平台的在线化解析算法,主要包括对原始表型数据进行预处理(如尺寸和颜色矫正、去噪、感兴趣区域裁剪等)、对预处理后的表型数据进行语义理解(如分割、检测、骨架提取、网格重构等),以及基于语义信息的表型解析3个环节。以基于流水线成像室式表型平台的玉米3D株型解析为例,其主要流程如下:基于流水线成像室式表型平台的玉米3D株型解析(图14),首先利用流水线成像室式表型平台获取的玉米植株多视角图像数据,通过MVS(Multi-view stereo)或3DGS(3D Gaussian splatting)等三维重建方法重构玉米植株3D点云^[20],然后结合玉米植株点云标注工具^[35]所构建的数据集,基于点云的深度学习实现玉米植株到器官的点云分割^[36],对分割得到的叶片点云可采用骨架提取算法^[37]结合网格变形方法^[38]实现网格重建和表型指标提取,提取的叶长、叶宽、叶倾角、叶基高度、株高和茎高与实测值的相关性系数分别为0.90、0.82、0.94、0.95、0.99和

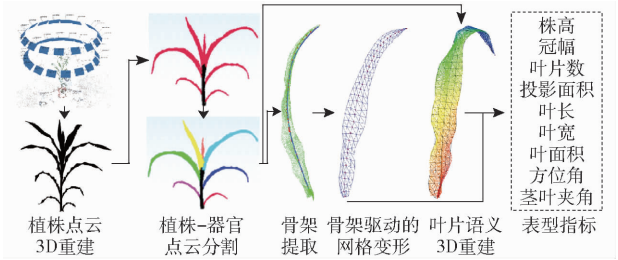


图 14 玉米 3D 株型解析算法流水线

Fig. 14 3D plant architecture traits extraction pipeline for maize

0.94^[36],单个植株点云包括分割和表型提取时间低于6 s。如果叶片点云质量较高可直接采用语义3D重建算法^[39]实现叶片网格3D重建和表型解析。由于玉米植株后期叶片多且存在器官包裹相交等问题,器官语义分割精度显著下降,除影响表型解析精度外,可能还需要中间过程的人工干预,直接影响算法是否能够实现管道化处理和在线化部署,迫切需要研发高泛化能力算法。

3.3.3 作物表型-模型融合解析计算框架

农作物表型组大数据工厂解析出大量基础表型性状,但仍无法满足育种家鉴定高产优质与资源高效等复合性状精准鉴定需求,也难以支撑智慧栽培对这些性状形成机制的深度解析。复合性状是多基因与环境因子动态互作的产物,是作物在整个生育周期中形态结构与生理功能系列性状的综合表现。为此,需构建作物表型-模型融合解析框架(图15),其核心是将高通量、多源的表型观测数据与机理明确的作物生长模型进行深度融合:一方面,借助机理模型,可将冠层结构、光谱信息等易于测量的基础表型参数,转化为资源利用效率等难以直接度量的复合功能性状;另一方面,通过全生育期的连续数据同化,将关键节点的离散观测值重构为连续的动态过程,从而实现对作物生长发育的精确模拟与预测。以大田玉米不同品种资源利用效率的解析为例,通过耦合作物模型、辐射传输模型与冠层光谱、图像及点云等多源表型数据,实现了对玉米等不同基因型光能利用效率(RUE)和氮素利用效率(NUE)的动态估算与精确评估^[40-43]。在此基础上,进一步整合地表能量平衡(SEBAL)模型和气象数据,实现了对逐日水分利用效率(WUE)时序动态的精确评估^[44]。该框架为资源高效利用等的田间大规模鉴定与筛选提供了关键技术支持。

3.3.4 管道软件工具和大数据计算服务平台

表型组大数据云计算服务平台(图16)采用数据存储管理、管道算法高性能计算、业务服务分布式架构设计,通过搭建集群计算环境,采用B/S结构面向用户访问。平台分基础设施层、数据层、算法计算层、业务层及访问层等5层结构。其中,基础设施层由多台服务器(包括计算服务器、存储服务器、业务服务器、网络系统和中间件)组成;数据层通过缓存、同步等数据库技术,解决结构化数据(业务数据)和非结构化数据(多模态表型数据,包括点云文件、图像、视频等)的安全高效存储问题,对于结构化数据采用SQL Server或My SQL等数据库设计,对于非结构化数据,采用MinIO等分布式文件存储服务器管理;算法计算层通过搭建算法管道,按照不

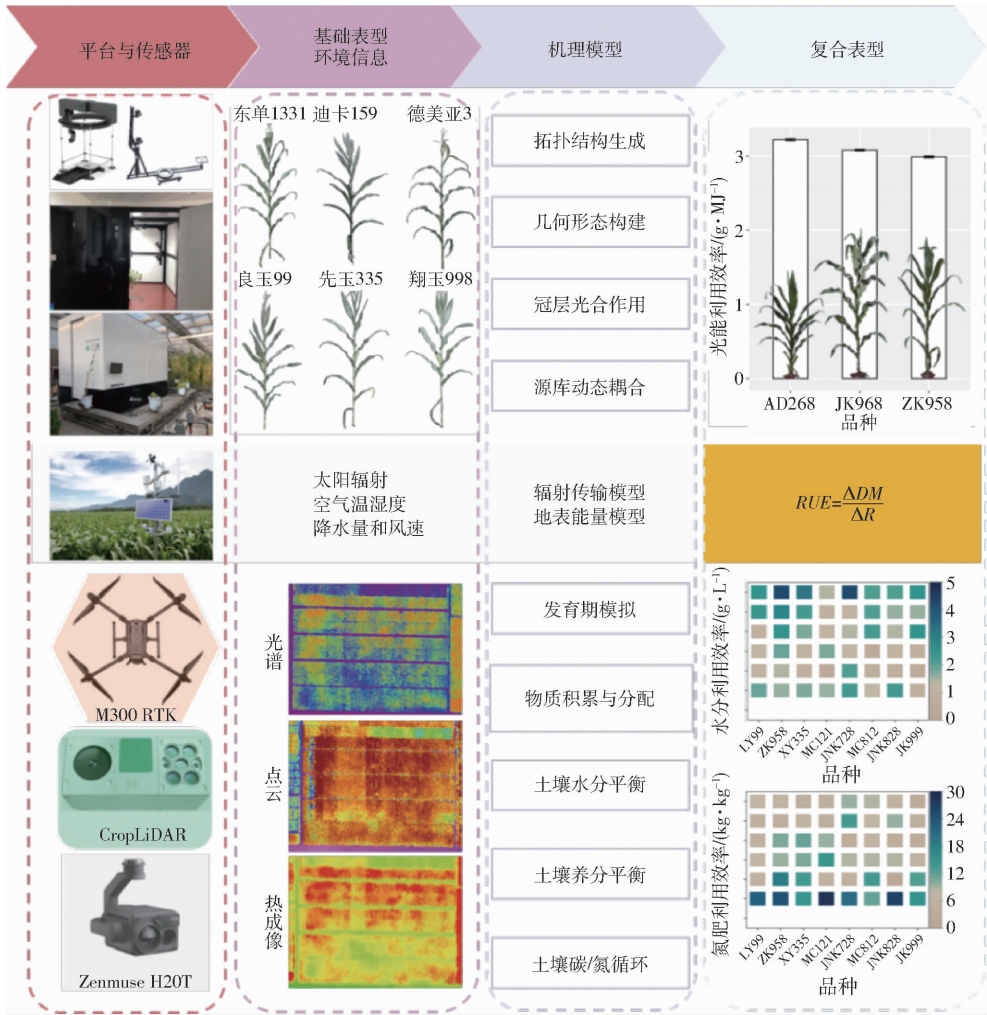


图 15 多源表型数据与机理模型融合解析资源利用效率等复合性状的技术框架
Fig. 15 Technical framework for integrating multi-source phenotypic data and mechanistic models to analyze complex traits such as resource-use efficiency

同类型算法进行分装,对于依赖复杂环境的深度学习类算,一般采用 Docker 打包分装,对于图形图像处理类算法一般采用 SDK 方式打包,所有算法管道的访问通过接口调用,并经由 JAVA/. NET 前端调用,在管道化算法封装服务的设计中,要充分考虑负载均衡、GPU、CPU 等计算资源的有效利用以及和前端界面的交互等技术问题;业务层根据用户需求,主要功能包括:设备管理、数据管理、实验管理、表型解析、数据分析以及权限管理等;访问层通过多端访问设计,其中用户通过平板计算机等移动终端,访问设备并控制设备的运行,用户通过 WEB 访问表型大数据云计算服务平台,进行表型数据管理及数据解析处理,页面在大屏幕等其他显示终端适配显示。

4 农作物表型组大数据工厂建设、运行和应用

4.1 面向农业科研院所的农作物表型组大数据工厂建设

基于以上平台系统,建设了农作物表型组大

数据工厂。该工厂位于北京市农林科学院院内,分为大田表型工厂区、设施表型工厂区和室内实验室表型工厂区,如图 17 所示。其中,在大田表型工厂区部署无人机式表型平台、轨道式表型平台、无人车式表型平台和机器人式表型平台;在设施表型工厂区部署轨道式表型平台、无人车式表型平台、机器人式表型平台、流水线成像室式表型平台以及种子萌发表型平台;在室内实验室表型工厂区部署考种系统和 CT 显微成像系统。通过网络架设,各平台和位于北京农科大厦的计算机机房计算中心网络连接,实时控制设备采集和数据传输存储。院表型组学协同创新中心成员团队,依托该农作物表型组大数据工厂,已连续开展 8 年小麦、玉米、生菜、草莓等农作物的全生育期的表型大数据的自动化采集,工厂每年产生 10 TB 以上的表型组大数据,为研究人员提供涵盖形态结构、颜色纹理、生理生化等不同类型的表型指标 100 种以上。工厂内各平台的自动化程度较高,基

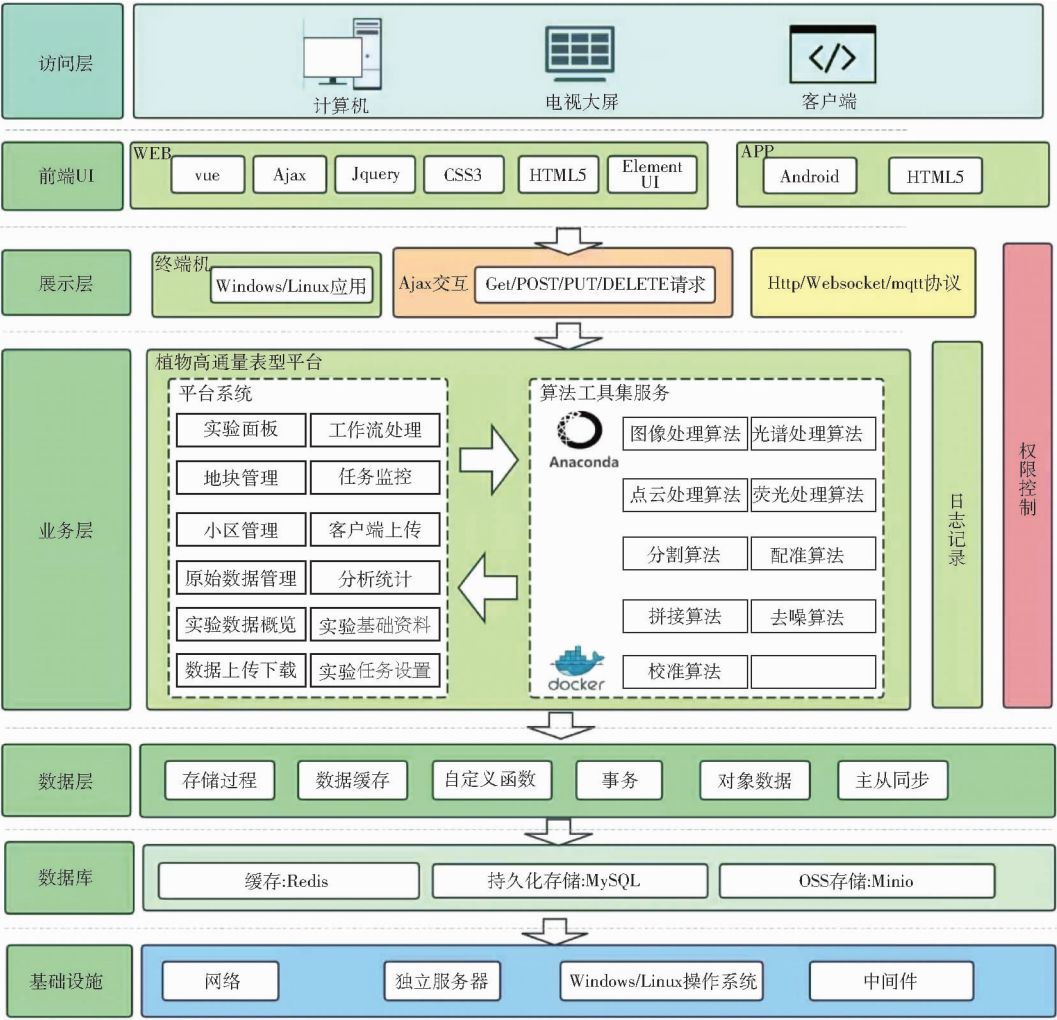


图 16 表型大数据云计算服务平台架构

Fig. 16 Architecture of phenomics big data cloud computing service platform

本达到“一键化”操作使用,2~3名实验员便能掌控工厂内的各表型设备的流水线数据采集工作,极大地节约了数据获取成本。相较人工测量或手持式设备等传统方法,数据获取效率提升了100倍以上,并产生出一批难以用手工获取的表型指标,人力投入成本降低了95%以上。通过表型工厂标准化、自动化的数据获取流程和模式,也极大地提高了种质资源鉴定效率,缩短了育种周期。

4.2 面向农业高等院校的农作物表型组大数据工厂建设

面向北京农学院的科研和教学需求,设计并建设了一套系统化的农作物表型组大数据工厂,该工厂实现了作物从种子到种子全生育期的表型组大数据自动化获取。该表型工厂位于北京农学院院内2座联栋温室内,空间布局如图18所示,表型平台部署在A、B两个联栋温室中,其中A区为1层联栋温室,部署多分区轨道式表型平台A1,无人车式表型平台A2,叶绿素荧光车A3;B区为2层联栋温室,其中一楼部署流水线表型平台B1,轨道式表型平台



图 17 北京市农林科学院农作物表型组大数据工厂建设部署图

Fig. 17 Construction and deployment diagram of crop phenomics big data factory at the Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences

B2, 种子萌发表型平台 B3, 气候室表型平台 B4, 植物荧光成像系统 B5, 中控室 B8;二楼部署根系表型平台 B6, 机器人式表型平台 B7。建设的表型平台包括:种子萌发表型平台、轨道式高通量表型平台、流水线成像室式高通量表型平台、无人车式表型平台、机器人式表型平台、植物叶绿素荧光成像系统、气候室表型平台、根系表型平台等共计10台套

设备,其中种子萌发表型平台可支撑开展 5 000 份以上种子样本实验,轨道式高通量表型平台覆盖面积大于 800 m²,流水线成像室式高通量表型平台可支撑开展 300 以上单株样本同步开展实验。配置的传感器包括:RGB、多光谱、热红外、激光雷达、深度相机、高光谱、叶绿素荧光等 7 种类型传感器。通过对 2 座联栋温室进行网络覆盖建设以及表型大数据中心服务器的建设,该农作物表型组大数据工厂内的所有设备和大数据中心网络连接,在大数据中心部署数字孪生系统和表型大数据管理解析云服务系统。使用者通过数字孪生系统远程操作设备运行,并监管设备运行工况,表型大数据管理解析云服务系统面向全校科研教学团队提供数据管理和表型解析分析的 WEB 在线服务。使用者通过该表型大数据工厂能高效开展植物多尺度、不同生育阶段的表型大数据的获取,包括株高、叶面积、投影面积、体积等株型相关的表型指标,颜色、病害、叶片脉络等颜色纹理相关指标,叶绿素含量、N 含量等光谱繁衍生理生化指标,叶绿素荧光等胁迫指标,发芽动态、生长速率、整齐度^[45]等生长动态指标。

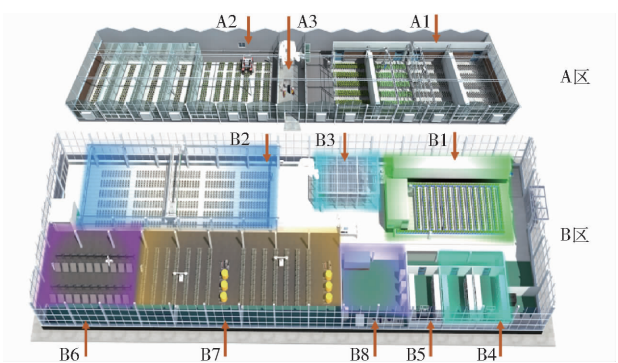


图 18 北京农学院农作物表型组大数据工厂建设部署示意图

Fig. 18 Construction and deployment diagram of crop phenomics big data factory at Beijing University of Agriculture

4.3 基于农作物表型组大数据工厂技术装备的多组学研究

基于多尺度、多维度、多生境表型组数据,研究团队构建了面向农作物大群体的多尺度表型综合利用平台,建立了完整的表型组大数据统计分析流程,涵盖数据质量控制、正态分布检验、相关性分析、聚类分析以及遗传力评估等环节,从而系统挖掘并筛选出一批具有高遗传力、高分度与高贡献度的关键表型指标。进一步结合基因型数据,开展全基因组关联分析(GWAS),高效鉴定了多个调控玉米株型(Baf1)^[46]、叶型(Dwf4)^[47-48]、籽粒空腔(ZmMrp11)^[49]、维管束重要性状(Myb4等)^[33,50]的显著 SNP 位点及关键候选基因,并构建了关键表型

与基因型之间的调控网络。这些研究为玉米高产、抗逆及适宜机械化收获等优良性状的分子设计育种提供了重要基因资源与技术支撑,并对优良自交系“京 724A1”的选育作出了实质性贡献^[51]。此外,团队整合了国内外优质玉米与生菜种质资源,构建了玉米关联群体籽粒与茎秆维管束的 CT 影像资源库 MaizeKPD 与 MaizeSPD,以及生菜多组学数据库 LettuceGDB^[33,52-53],实现了影像与表型数据的结构化存储、安全管控、智能检索与开放共享。通过构建种质资源“芯片”数字库,有力推动了农作物种质资源鉴定向数字化转型。

5 展望

5.1 作物生命-环境新型传感器研发和集成应用

作物生命与环境信息的精准感知,是智慧农业和数字育种的核心基础。未来,新型传感器研究将突破传统作物表型-环境监测范畴,向作物生命本体信息深度解析与环境互作机制的系统解码迈进。柔性电子与纳米材料的创新,正推动传感器向微型化、穿戴式、植入式演进。未来,具备生物相容性、可降解的柔性传感器,能与作物长期共融,实现对生理指标的无扰、原位、连续监测。传感器不再局限于温湿度等环境参数,而是深入激素、信号分子、病虫害早期胁迫等生命过程,这为解析作物抗逆、优质高产的内在机制提供了前所未有的工具。此外,单一传感器的作用有限,未来关键在于多模态感知、星-空-地一体化与 AI 深度解析的融合,对多源数据进行深度挖掘,最终形成从精准感知、智能诊断到自主决策的闭环。

5.2 表型平台的小型化、体系化和集群化

表型平台将沿“小型化-体系化-集群化”协同演进。在小型化方面,推进传感与算力的片上集成、低功耗设计与能量自持,叠加可插拔微型载荷与开源接口,显著降低单节点重量与成本,支撑“一田多节点”与随装随用的快速部署;在体系化方面,围绕标准化作业模板、统一数据/元数据规范与端到端质控-追溯链路,构建软硬件解耦的参考架构与任务编排中枢;引入本体与知识图谱以增强跨作物语义互通,实现跨平台、跨季节与跨作物的一致性与可复用;在集群化方面,发展“空-地-近地-静态哨点”异构多智能体协同,通过自适应任务分解、负载均衡与边云协同/联邦学习等实现大尺度、长周期稳定运行,并以冗余、容错与健康管理机制提升鲁棒性与安全性。上述方向有望同步提升表型数据的时空覆盖与实时性,进一步压缩单位面积成本,并在数字孪生驱动下实现规划—采集—分析—决策的闭环,为作

物遗传改良与精准栽培提供持续、高质量的数据底座。

5.3 高泛化能力的表型解析算法和大模型研发

当前,农作物表型组大数据工厂成套技术装备已使得自动化、高通量、高时序的表型组大数据获取成为可能。然而,由于农作物物种繁多、形态结构复杂、组织-器官-个体-群体等多尺度特征丰富、所处环境差异显著,使得表型解析算法需面向特定表型平台、特定作物、特定尺度,甚至特定的目标性状开展定制化研发,导致表型解析算法繁多、低水平的重复研发问题严重。因此,研发高泛化能力的农作物表型解析算法,构建农作物表型解析大模型,是农作物表型组大数据工厂成套技术装备甚至作物表型组学下一步的重要目标。由于特定表型平台所处的环境、获取的数据尺度、数据格式和分辨率等均易确定,且数据质量较为稳定,面向农作物表型组大数据工厂的高泛化能力表型解析算法将面向特定表型平台研发,如面向无人机、温室轨道式、流水线成像室式平台的高泛化能力表型解析算法和表型解析大模型等。算法将面向不同农作物抽提可提取的共性表型指标,研发表型解析大模型,并面向个性化性状补充小模型,形成大模型+小模型互补的农作物表型解析解决方案。

5.4 具身智能和智能体、低成本化

面向表型组大数据工厂的下一步建设,表型平台需与具身智能和自治智能体深度融合并走向低成本化:以平台为单位构建“感知—规划—执行—质控—回传”的闭环,依托多模态大模型驱动的世界模型/任务图实现无人机、环绕式无人车与近植株机器人等异构载体的自主感知、动作合成与主动回查;在算法体系上采用“大模型+小模型”协同策略,以跨作物、跨尺度的通用表型解析大模型提供高泛化能力,再以作物/性状定制的小模型进行边缘侧微调与快速适配,配合在线自监督校正提升复杂田间环境下的稳健性;在成本范式上以商用品与开源硬件的可重构架构、标准化总线与模块化载荷降低制造与改装门槛,通过模型蒸馏/量化与低比特推理将推断前移至边缘,结合批量化生产、组件租赁与远程运维/健康管理压缩全生命周期成本;在数据与治理层面,以联邦学习与标准化元数据管道保障隐私、追溯与可复用,并以边云协同的主动采样持续提升时空覆盖与样本效率。上述路线将把表型平台从“设备驱动的采集”升级为“智能体驱动的运营”,在确保可追溯与一致性的同时,实现高通量、低成本、可规模化的表型数据生产。

5.5 加强标准化建设和人才培养

基于统一的标准构建农作物表型组大数据工厂成套技术装备,是保障其可复制推广和高效运维的前提。为此,将围绕农作物表型组大数据技术装备标准体系构建^[9]的思路,面向不同表型平台形成硬件研发和集成标准规范,并配套数据获取和数据存储管理标准规范等,进而提升表型平台稳定性、提高使用效率并降低运维成本、提升数据结构化和一致性水平、推进数据处理的管道化和自动化,确保农作物表型组大数据工厂成套技术装备的高效运行和全流程的畅通。在人才培养方面,目前国内专门从事该领域的复合型人才数量有限,学科之间协作机制尚未建立,导致研发进展缓慢、创新活力较其他新兴领域不足。为此,需要吸引高端人才开展合作交叉研究,打破单一学科对表型组认知和应用的壁垒。当前,我国农业科研和生产对农作物表型技术手段存在着大量需求,在此契机下,需要加快具有自主知识产权的农作物表型组大数据工厂成套技术装备研发,降低技术装备进口率,推动我国农作物表型成果转化和产业化进程,直接提升从业人员社会认可度和待遇,逐步形成具有突破性和吸引力的政策,促进农作物表型人才队伍建设和跨界协同的良性发展。

5.6 推进配套体系化建设及社会化服务建设

为保障“农作物表型大数据工厂”高效运转并释放其最大价值,必须同步推进其配套体系与社会化服务能力的建设。未来建议应重点构建以下三大支撑体系:①构建国家表型组研究网络与协同生态,规划建设一个由国家级核心设施、区域中心节点和特色基地构成的三级表型组研究网络。国家级设施负责前沿技术研发、标准制定与海量数据汇交;区域中心聚焦于主要生态区与作物的规模化表型采集;特色基地则针对特定环境或作物进行深度解析,通过系统化网络布局,实现任务协同、数据互通与能力互补。②推进技术装备标准化与模块化体系建设,建立统一的表型数据元数据规范、接口协议与技术标准,实现从传感器、采集平台到分析软件的全链条兼容与数据可比,推动关键硬件与核心算法模块化开发,构建灵活可扩展的“即插即用”装备生态,显著降低系统构建与运维成本。③完善表型组技术知识产权保障机制,运用区块链等先进技术,明确数据与算法产权的归属与溯源路径。设计灵活的知识产权授权模式与成果转化利益分配机制,在保障原创者权益的同时,促进数据资源有序流通与二次创新,营造可持续的协同研发环境。

参 考 文 献

[1] XU Yunbi, ZHANG Xingping, LI Huihui, et al. Smart breeding driven by big data, artificial intelligence, and integrated genomic-enviromic prediction[J]. *Molecular Plant*, 2022, 15(11): 1664 – 1695.

[2] LI Guotian, AN Linna, YANG Wanneng, et al. Integrated biotechnological and AI innovations for crop improvement[J]. *Nature*, 2025, 643(8073): 925 – 937.

[3] YAN Jun, WANG Xiangfeng. Machine learning bridges omics sciences and plant breeding[J]. *Trends in Plant Science*, 2023, 28(2): 199 – 210.

[4] ZHAO Chunjiang, ZHANG Ying, DU Jianjun, et al. Crop phenomics: current status and perspectives[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 714.

[5] 宋鹏, 李正达, 杨蒙, 等. 作物表型机器人研究现状与展望[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(3): 1 – 17.

SONG Peng, LI Zhengda, YANG Meng, et al. Current status and prospects of crop phenotyping robots[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(3): 1 – 17. (in Chinese)

[6] YANG Wanneng, FENG Hui, ZHANG Xuehai, et al. Crop phenomics and high-throughput phenotyping: past decades, current challenges, and future perspectives[J]. *Molecular Plant*, 2020, 13(2): 187 – 214.

[7] 张慧春, 李杨先, 周宏平, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. *农业机械学报*, 2019, 51(3): 1 – 22.

ZHANG Huichun, LI Yangxian, ZHOU Hongping, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 51(3): 1 – 22. (in Chinese)

[8] TARDIEU F, CABRERA-BOSQUET L, PRIDMORE T, et al. Plant phenomics, from sensors to knowledge[J]. *Current Biology*, 2017, 27(15): 770 – 783.

[9] WEN Weiliang, GU Shenghao, ZHANG Ying, et al. Standard framework construction of technology and equipment for big data in crop phenomics[J]. *Engineering*, 2024, 42: 175 – 184.

[10] ZHANG Ying, GU Shenghao, DU Jianjun, et al. Plant microphenotype: from innovative imaging to computational analysis[J]. *Plant Biotechnology Journal*, 2024, 22(4): 802 – 818.

[11] 赵春江. 植物表型组学大数据及其研究进展[J]. *农业大数据学报*, 2019, 1(2): 5 – 18.

ZHAO Chunjiang. Big data of plant phenomics and its research progress[J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2019, 1(2): 5 – 18. (in Chinese)

[12] 温维亮, 郭新宇, 张颖, 等. 作物表型组大数据技术及装备发展研究[J]. *中国工程科学*, 2023, 25(4): 227 – 238.

WEN Weiliang, GUO Xinyu, ZHANG Ying, et al. Technology and equipment of big data on crop phenomics[J]. *Strategic Study of CAE*, 2023, 25(4): 227 – 238. (in Chinese)

[13] 戴翊超. 我国作物表型组学平台科技创新情况调研报告[J]. *中国农村科技*, 2023(8): 27 – 28.

DAI Yichao. Research report on innovation advances in crop phenomics platform technologies in China[J]. *China Rural Science & Technology*, 2023(8): 27 – 28. (in Chinese)

[14] 周济, TARDIEU F, PRIDMORE T, 等. 植物表型组学: 发展、现状与挑战[J]. *南京农业大学学报*, 2018, 41(4): 580 – 588.

ZHOU Ji, TARDIEU F, PRIDMORE T, et al. Plant phenomics: history, present status and challenges[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2018, 41(4): 580 – 588. (in Chinese)

[15] 张颖, 廖生进, 王璟璐, 等. 信息技术与智能装备助力智能设计育种[J]. *吉林农业大学学报*, 2021, 43(2): 119 – 129.

ZHANG Ying, LIAO Shengjin, WANG Jinglu, et al. Information technology and intelligent equipment facilitating smart breeding[J]. *Journal of Jilin Agricultural University*, 2021, 43(2): 119 – 129. (in Chinese)

[16] LI Yinglun, WEN Weiliang, FAN Jiangchuan, et al. Multi-source data fusion improves time-series phenotype accuracy in maize under a field high-throughput phenotyping platform[J]. *Plant Phenomics*, 2023, 5: 0043.

[17] MA Hanyu, WEN Weiliang, GOU Wenbo, et al. 3D time-series phenotyping of lettuce in greenhouses[J]. *Biosystems Engineering*, 2025, 250: 250 – 269.

[18] DU Jianjun, FAN Jiangchuan, WANG Chuanyu, et al. Greenhouse-based vegetable high-throughput phenotyping platform and trait evaluation for large-scale lettuces[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 186: 106193.

[19] CAI Shuangze, GOU Wenbo, WEN Weiliang, et al. Design and development of a low-cost UGV 3D phenotyping platform with integrated LiDAR and electric slide rail[J]. *Plants*, 2023, 12(3): 18.

[20] WU Sheng, WEN Weiliang, WANG Yongjian, et al. Mvs-pheno: a portable and low-cost phenotyping platform for maize shoots using multiview stereo 3D reconstruction[J]. *Plant Phenomics*, 2020, 2020: 1848437.

[21] WU Sheng, WEN Weiliang, GOU Wenbo, et al. A miniaturized phenotyping platform for individual plants using multi-view stereo 3D reconstruction[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 897746.

[22] 赵燕东, 刘浩宇, 宋润泽, 等. 多传感器作物表型时间同步采集方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(3): 58 – 66.

- ZHAO Yandong, LIU Haoyu, SONG Runze, et al. Multi-sensor crop phenotype time synchronous acquisition method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 58–66. (in Chinese)
- [23] LIANG Yuqiang, GOU Wenbo, WEN Weiliang, et al. Comparative evaluation of 3D data acquisition approaches for rail-driven field plant phenotyping platforms[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12: 101398.
- [24] FAN Jiangchuan, LI Yinglun, YU Shuan, et al. Application of internet of things to agriculture—the lq-fieldpheno platform: a high-throughput platform for obtaining crop phenotypes in field[J]. Research, 2023, 2023: 0059.
- [25] MA Hanyu, WEN Weiliang, GOU Wenbo, et al. Three-dimensional time-series monitoring of maize canopy structure using rail-driven plant phenotyping platform in field[J]. Agriculture, 2025, 15(1): 6.
- [26] ZHAO Yue, FAN Jiangchuan, YANG Si, et al. Exploring phenotypic differences and dynamic associations among lettuce types based on high-throughput phenotyping platform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 236: 110454.
- [27] ZHAO Yue, LI Tao, WEN Weiliang, et al. Yomask: an instance segmentation method for high-throughput phenotypic platform lettuce images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 230: 109868.
- [28] ZHAO Yue, FAN Jiangchuan, LU Xianju, et al. From leaf to canopy: inversion of lettuce pigment distribution using hyperspectral imaging technology combined with deep learning algorithms[J]. Plant Phenomics, 2025, 7(4): 100104.
- [29] TAN Xi, LI Yinglun, GOU Wenbo, et al. Design and application of a multi-source sensor data fusion system based on a robot phenotype platform[J]. Fruit Research, 2025, 5(1): e032.
- [30] 杜建军, 郭新宇, 王传宇, 等. 基于全景图像的玉米果穗流水线考种方法及系统[J]. 农业工程学报, 2018, 34(13): 195–202.
- DU Jianjun, GUO Xinyu, WANG Chuanyu, et al. Assembly line variety test method and system for corn ears based on panoramic surface image[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(13): 195–202. (in Chinese)
- [31] WANG Juan, YANG Si, WANG Chuanyu, et al. A deep learning-based micro-CT image analysis pipeline for nondestructive quantification of the maize kernel internal structure[J]. Plant Phenomics, 2025, 7(1): 100022.
- [32] DU Jianjun, ZHANG Ying, LU Xianju, et al. A deep learning-integrated phenotyping pipeline for vascular bundle phenotypes and its application in evaluating sap flow in the maize stem[J]. Crop Journal, 2022, 10(5): 1424–1434.
- [33] ZHANG Ying, WANG Jinglu, DU Jianjun, et al. Dissecting the phenotypic components and genetic architecture of maize stem vascular bundles using high-throughput phenotypic analysis[J]. Plant Biotechnology Journal, 2020, 19(1): 35–50.
- [34] LIU Haishen, WEN Weiliang, GOU Wenbo, et al. Research on intelligent control technology for a rail-based high-throughput crop phenotypic platform based on digital twins[J]. Agriculture, 2025, 15(11): 1217.
- [35] MIAO Teng, WEN Weiliang, LI Yinglun, et al. Label3Dmaize: toolkit for 3D point cloud data annotation of maize shoots[J]. Gigascience, 2021, 10(5): 1–15.
- [36] LI Yinglun, WEN Weiliang, MIAO Teng, et al. Automatic organ-level point cloud segmentation of maize shoots by integrating high-throughput data acquisition and deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106702.
- [37] 胡建平, 刘凯, 郭新宇, 等. 自适应加权算子结合主曲线提取玉米叶片点云骨架[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2): 166–174.
- HU Jianping, LIU Kai, GUO Xinyu, et al. Point cloud skeleton extraction of maize leaves based on adaptive weighting operator and principal curve[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 166–174. (in Chinese)
- [38] WEN Weiliang, WANG Yongjian, WU Sheng, et al. 3D phytomer-based geometric modelling method for plants—the case of maize[J]. AoB PLANTS, 2021, 13(5): plab055.
- [39] WEN Weiliang, WU Sheng, LU Xianju, et al. Accurate and semantic 3D reconstruction of maize leaves[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108566.
- [40] ROBLES-ZAZUETA C A, MOLERO G, PINTO F, et al. Field-based remote sensing models predict radiation use efficiency in wheat[J]. Journal of Experimental Botany, 2021, 72(10): 3756–3773.
- [41] CABRERA-BOSQUET L, FOURNIER C, BRICHET N, et al. High-throughput estimation of incident light, light interception and radiation-use efficiency of thousands of plants in a phenotyping platform[J]. New Phytologist, 2016, 212(1): 269–281.
- [42] GU Shenghao, WEN Weiliang, XU Tianjun, et al. Use of 3D modeling to refine predictions of canopy light utilization: a comparative study on canopy photosynthesis models with different dimensions[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 735981.
- [43] CHEN Bo, GU Shenghao, HUANG Guanmin, et al. Improved estimation of nitrogen use efficiency in maize from the fusion of uav multispectral imagery and lidar point cloud[J]. European Journal of Agronomy, 2025, 168: 127666.
- [44] CHANG Wushuai, GU Shenghao, WANG Baiyan, et al. Estimating water use efficiency in maize: a UAV-based approach integrating multisensory data with sebal evapotranspiration modeling[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110695.
- [45] CHANG Wushuai, WEN Weiliang, GU Shenghao, et al. Canopy height uniformity: a new 3D phenotypic indicator linking individual plant to canopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109491.

ZHENG Tong, GUO Weibin, FAN Guisheng. Research on optimization method of merging and prefetching for massive small files in HDFS[J]. Computer Science, 2017, 44(Supp.2): 516–519, 541. (in Chinese)

[20] 陈法河, 柴小丽. 基于 Ceph 存储系统的小文件存储优化方案[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 108–113.
CHEN Fahe, CHAI Xiaoli. Optimization of small file storage algorithm based on Ceph storage system[J]. Computer Systems Applications, 2022, 31(2): 108–113. (in Chinese)

[21] 梁懿, 刘迪, 陈又咏, 等. 国产化环境下的海量小文件数据分布式存储技术[J]. 计算技术与自动化, 2023, 42(3): 141–146.
LINAG Yi, LIU Di, CHEN Youyong, et al. Distributed storage technology of massive small file data in localization environment[J]. Computing Technology and Automation, 2023, 42(3): 141–146. (in Chinese)

[22] 秦加伟, 刘辉, 方木云. 大数据平台下基于类型的小文件合并方法[J]. 软件工程, 2020, 23(10): 12–14, 11.
QIN Jiawei, LIU Hui, FANG Muyun. Type-based small file merging method on big data platform[J]. Software Engineering, 2020, 23(10): 12–14, 11. (in Chinese)

[23] 谢磊, 吴建华, 廖卓凡, 等. 一种基于 LRFU 缓存替换策略的 HDFS 客户端本地缓存设计与实现[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(5): 15–20, 94.
XIE Lei, WU Jianhua, LIAO Zhuofan, et al. Design and implementation of an HDFS client local cache based on LRFU cache replacement policy[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(5): 15–20, 94. (in Chinese)

[24] ZHAI Y L, KONDI J T, LIN K J, et al. Hadoop perfect file: a fast and memory-efficient metadata access archive file to face small files problem in HDFS[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2021, 156: 119–130.

[25] 许昌涛, 黄连生. 基于 HBase 的极向场电源系统异构数据存储设计[J]. 仪表技术, 2024(2): 1–5, 38.
XU Changtao, HUANG Liansheng. Design of heterogeneous data storage for poloidal field power supply system based on HBase[J]. Instrumentation Technology, 2024(2): 1–5, 38. (in Chinese)

[26] 陈龙跃, 段丹丹, 徐卫兵, 等. 地、空尺度的农作物高通量表型分析的应用与挑战[J]. 广东农业科学, 2024, 51(11): 149–162.
CHEN Longyue, DUAN Dandan, XU Weibing, et al. Applications and challenges of high-throughput phenotyping of crops at ground and aviation scales[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2024, 51(11): 149–162. (in Chinese)

(上接第 18 页)

[46] WU Sheng, ZHANG Ying, ZHAO Yanxin, et al. Using high-throughput phenotyping platform mvs-pheno to decipher the genetic architecture of plant spatial geometric 3D phenotypes for maize[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109259.

[47] WANG Jinglu, WANG Chuanyu, LU Xianju, et al. Dissecting the genetic structure of maize leaf sheaths at seedling stage by image-based high-throughput phenotypic acquisition and characterization[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 826875.

[48] WU Sheng, WANG Jinglu, ZHAO Yanxin, et al. Characterization and genetic dissection of maize ear leaf midrib acquired by 3D digital technology[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1063056.

[49] LIAO Shengjin, ZHANG Ying, WANG Jinglu, et al. Exploring the developmental progression of endosperm cavity formation in maize grain and the underlying molecular basis using X-ray tomography and genome wide association study[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 847884.

[50] GUO Shangjing, ZHOU Guoliang, WANG Jinglu, et al. High-throughput phenotyping accelerates the dissection of the phenotypic variation and genetic architecture of shank vascular bundles in maize (*Zea mays* L.) [J]. Plants, 2022, 11(10): 1339.

[51] WANG Xiaqing, SHI Zi, ZHANG Ruyang, et al. Stalk architecture, cell wall composition, and qtl underlying high stalk flexibility for improved lodging resistance in maize[J]. BMC Plant Biology, 2020, 20(1): 515.

[52] GUO Zhonglong, LI Bo, DU Jianjun, et al. LettuceGDB: the community database for lettuce genetics and omics[J]. Plant Communications, 2023, 4(1): 100425.

[53] WANG Jinglu, ZHAO Shuaihao, ZHANG Ying, et al. Investigating the genetic basis of maize ear characteristics: a comprehensive genome-wide study utilizing high-throughput phenotypic measurement method and system[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1248446.