

李远鲲,郭新宇,张颖,等.棉花表型技术研究进展[J].江苏农业科学,2023,51(11):27-36.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.11.004

# 棉花表型技术研究进展

李远鲲<sup>1,2,3</sup>,郭新宇<sup>1,2</sup>,张颖<sup>1,2</sup>,顾生浩<sup>1,2</sup>,张永江<sup>3</sup>,吴升<sup>1,2</sup>

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

3.河北农业大学农学院/华北作物改良与调控国家重点实验室/河北省作物生长调控重点实验室,河北保定071000)

**摘要:**棉花是重要的纺织原料,表型技术的应用对棉花智慧栽培管理和数字化育种具有重要意义。随着农业监测传感器及表型平台的发展,棉花表型技术研究进入重要阶段。概述了棉花的表型构成和主要表型指标;从图像类表型平台、点云类表型平台2个方面综述了棉花表型获取相关传感器及高通量系统平台的发展现状,总结其适用场景、通量、效率及精度;详细综述了棉花多元表型数据处理技术体系,包括图像、三维建模、机器学习、深度学习以及表型大数据建模等技术方法;总结讨论了当前表型技术在棉花精准栽培管理和数字育种方面的应用进展;展望了棉花表型技术的未来发展趋势。

**关键词:**棉花;表型技术;表型平台;高通量;多尺度;表型组学

**中图分类号:**S562.01 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)11-0027-09

植物表型研究始于20世纪末,其核心是高质量、可重复地获取性状数据,进而量化分析基因型和环境互作效应及其对产量、质量、抗逆等主要相关性状的影响<sup>[1]</sup>。植物表型是基因型与环境相互作用的结果<sup>[2]</sup>,能够反映植物细胞、组织、器官、植株和群体的结构及功能特征的物理、生理和生化性质,本质上植物表型是植物基因图谱的时序三维(3D)表达及其地域分异特征和代际演进规律<sup>[3]</sup>。通过表型大数据分析,可以为育种、栽培管理提供品种评价、品种筛选依据以及生产管理决策<sup>[4-5]</sup>。随着农业信息感知技术和人工智能技术的飞速发展,植物表型技术研究进入发展快车道。当前,植物表型研究被认为是未来作物学、育种学研究和应用的关键环节之一,受到国内外科研人员的广泛关注。

棉花是重要的纺织原料,在世界各地广泛种植。棉花品种繁多,其表型信息丰富,但其植株分枝较多,叶大叶密,生物学特性复杂,且生长过程需人为干预,无法通过采集设备直接获取信息。研究

棉花表型技术对育种和生产管理具有重要的指导意义,主要体现在:(1)栽培方案设计方面,基于表型-环境大数据,深入挖掘环境对棉株形态建成的作用,快速筛选目标品种,对过往经验性结论进行科学验证,设计适用于地域环境的栽培技术规程<sup>[6]</sup>;(2)生长监测方面,无损、精确地获取棉花生长表型数据,为生产决策、快速调控提供数据支持,实现数字化、高效化种植<sup>[7]</sup>;(3)品种选育方面,对单一性状或多重性状进行差异分析,将表型信息与全基因组关联分析、数量性状定位、高分辨率连锁图谱及基因组选择模型等技术紧密结合,加速品种选育和改良<sup>[8-9]</sup>,现代数字育种对表型数据需求迫切。

当前,棉花表型高通量获取及表型智能解析、大数据挖掘技术,受到国内外研究者的广泛关注,已形成一些卓有成效的科研成果<sup>[10]</sup>。本文详细描述棉花主要表型性状指标,系统综述棉花表型数据获取平台、相关表型解析算法和数据分析手段,列举棉花表型典型应用案例,总结前人在数字果树方面开展的工作、形成的技术成果以及应用案例,并对当前技术不足和未来技术发展进行展望,以期棉花表型技术研究提供参考。

## 1 棉花表型特征概述

棉花(*Gossypium hirsutum* L.),属锦葵科一年生或多年生草本植物,植株灌木状,一般株高1~2 m,

收稿日期:2022-08-30

基金项目:北京市农林科学院协同创新中心建设专项(编号:KJCX201917)。

作者简介:李远鲲(1998—),女,辽宁朝阳人,硕士研究生,主要从事棉花表型研究。E-mail:crispyl@qq.com。

通信作者:张永江,博士,教授,主要从事棉花栽培生理与信息技术研究,E-mail:yongjiangzh@sina.com;吴升,博士,高级农艺师,主要从事数字植物应用技术研究,E-mail:wus@nercita.org.cn。

是一种多分枝作物。受到基因调控和环境影响,从形态结构、生理生化表观特征以及生长变化动态来反映棉花品种特征和生长差异。棉花主要表型特征及表型指标列举如下。

### 1.1 形态结构表型

棉花植株由根、茎、叶、花、铃等器官组成,形成叶型、枝型、花型、铃型以及根冠株型结构。其中,叶片按裂口深浅可分为鸡脚叶、亚鸡脚叶、圆形叶、皱缩叶、丝状叶、卷曲叶等叶型<sup>[11]</sup>,叶片表型还包括叶角、叶面积等。棉花的分枝由主茎和分枝构成,分枝又包括叶枝和果枝,相关表型指标包括主茎长度、分枝长度、分枝个数、方位角、倾角等<sup>[12]</sup>。棉花的花由苞叶、花萼、花冠及其包围着的雄蕊和雌蕊组成,可获取的形态表型特征有花形、苞叶大小、柱头长短等<sup>[11]</sup>。花受精后形成铃,铃表型包括铃尖形态、铃长、铃宽、铃柄长等<sup>[13]</sup>;棉花株型根据果枝节间长短可分紧凑型、较紧凑型、较松散型、松散型等株型结构。棉花的形态结构表型还包括株高、冠层密闭度以及根系构型等参数<sup>[14-15]</sup>。

### 1.2 生理生化表型

不同的品种及种植条件下,棉花器官表现出不同的表观性状。表观性状表型通常由 RGB、多光谱、高光谱、热成像、荧光等图像数据反演得来,并从器官、冠层、群体不同尺度计算,获得棉花叶绿素含量、氮磷钾等元素含量、植被指数、病虫害检测等参数<sup>[16-20]</sup>。

### 1.3 微观性状表型

利用高倍显微镜、X 射线等设备,能够获得植物器官显微结构特征,包括细胞内空腔结构、叶绿体、内质网、高尔基体等细胞器表型,叶片叶肉微结构,气孔导度、流体和溶质运移结构等特征,这些表型特征通常反映了细胞、组织等的显微构型,为“源-库”物质运输提供“流”通道<sup>[21-27]</sup>。

### 1.4 数量性状及生长动态表型

出苗率、枝量、花量、棉铃量等数量性状,能够表征棉花长势和产量<sup>[28]</sup>。通过连续采集、观测棉花生长过程表型数据,可得到表征时序特征的表型性状,包括开花模式、植株长势、生育周期等<sup>[29]</sup>。

## 2 棉花表型数据采集传感器及平台

高通量获取植物表型数据,是开展植物表型研究的首要环节。棉花表型的采集精度与表型采集平台、传感器的选用、采集环境等有关。常用的表

型传感器包括 RGB 相机、光谱传感器、激光雷达、热红外传感器、荧光传感器等。根据表型性状采集目标和应用选用表型传感器,并以单传感器或多传感器组合的形式挂载在表型平台上,实现高通量数据采集。当前,按照表型获取平台可分为手持、定点、车载、无人机、卫星遥感等 5 种。针对棉花表型尺度、时空特征,本文着重从二维(2D)图像类表型平台和三维点云类表型平台 2 个方面综述当前棉花表型获取平台的构成和技术性能指标(表 1)。

### 2.1 图像类表型平台

以 RGB、光谱、热红外、荧光图像数据获取的表型,是植物表型性状的重要组成部分。该类型数据通常是由相机类传感器获得,其载具平台通常包括手持仪、轨道、表型车、无人机、卫星遥感等。在室内环境下,搭建均匀一致的光环境通常是相机类采集传感器的首要步骤。不同类型传感器有不同的补光措施,RGB 传感器需要 LED 光源,而光谱传感器需要使用卤素灯光源。室内环境下,受到空间限制,图像传感器通常集成在手持设备、轨道平台或表型车平台上,通常获取植株个体尺度表型数据<sup>[32-35]</sup>。在大田环境下,图像传感器通常挂载在表型车、无人机以及遥感平台上,图像畸变、光干扰还原、图像重叠度的设置是该类型平台主要关注的技术环节<sup>[30-31,42,46,51]</sup>。光谱图像传感器又分为多光谱传感器和高光谱传感器<sup>[17,47,52]</sup>。光谱图像通常分辨率较小,为了提高数据的精度,通常情况下光谱数据和 RGB 高清图像数据需要同步采集<sup>[45]</sup>。相比多光谱传感器,高光谱传感器同步采集的光谱波段要多得多,但采集效率较低<sup>[42,53]</sup>。挂在无人机平台的光谱传感器,要考虑到飞行高度和曝光时间以及飞行姿态等技术参数。热红外成像传感器被用来监测棉花植株生长过程中温度的变化规律,通常情况下该设备不单独使用,常将热红外仪与 RGB 相机、光谱设备集成来获取棉花表型<sup>[17,54]</sup>。近红外图像传感器通常应用于夜间环境工作<sup>[46]</sup>。荧光成像传感器平台价格昂贵,成像面积小,但剪度高,穿透力强<sup>[55]</sup>。

当前,图像类表型传感器及高通量平台的表型数据获取技术基本成熟,并得到广泛应用。但其剪度不高,受到环境干扰较大,仍然需要探究多传感器同步采集以及数据融合技术,进一步提升表型数据质量。

### 2.2 三维点云类表型平台

叶型、铃型、株型等形态结构表型参数基于二

表 1 棉花不同尺度表型平台、传感器及性能指标

表型尺度	平台系统	传感器	表型参数	参考文献	
细胞及组织	光学显微镜	显微镜	维管束细节	[21]	
	共聚焦激光扫描显微镜	共聚焦显微镜	根系特征	[22]	
	扫描电子显微镜	电子显微镜	棉短绒结晶区的微纤丝束、纤维表面的超微结构变化	[23–24]	
	透射电子显微镜	电子显微镜	叶绿体、维管束、液泡、细胞核、细胞壁	[25–26]	
	micro-CT	X 射线	短纤维的微观结构及其内部纤维的排列	[27]	
器官及植株		RGB 相机	棉叶病害	[30–31]	
	木制/金属框架内	Kinect-V2 相机	棉株高度	[32]	
		RGB 相机、激光雷达	棉株高度、叶片长宽、叶片面积、植株体积	[33]	
		RGB 相机	主茎高度、大小和倾角;叶柄长和起始角;叶宽、叶长、叶面积、叶片倾角和厚度	[34]	
	结构光三维扫描仪	RGB 相机	叶片面积、周长、生长角度、卷曲度和黄化叶片占比	[35]	
	表型车	RGB 相机	铃数、铃体积、铃位	[13]	
	机器人监测平台	RGB 相机	根系发育动态	[36]	
	表型车	2D 激光雷达	株高	[37]	
	群体	无人机	RGB 相机、多光谱、高光谱、激光雷达	株高、产量	[7,38–40]
		激光雷达扫描仪	3D 地面激光雷达	主茎长度、主茎节和分枝节的节点数	[41]
无人机		高光谱、热成像、RGB 相机	叶面积指数	[42,43]	
表型车		ZED 相机	棉铃 3D 位置和棉行检测	[44]	
无人机		RGB 相机	单铃质量预测	[45]	
机器人		近红激光外投影仪	叶面积指数	[46]	
无人机		多光谱	氮素状况评估、皮棉产量预测、光合参数	[17,29]	
无人机		RGB、多光谱	冠层反射率、棉苗长势、枯萎病侵染水平	[47–48]	
支架		RGB 相机	棉铃开放期的识别与预测	[49]	
地面移动成像系统		RGB 相机	棉花的开花模式	[50]	

维图像解析计算,常产生信息缺失,且缺少空间立体表型信息;但基于三维点云的数据获取手段,能够弥补该方面的不足。在株型表型数据获取方面,通过表型平台获取棉花植株点云数据,从三维点云数据中能够解析得到株高、分枝结果、分布信息等。深度相机是一种低成本的三维点云传感器,在表型车上安装深度相机 Kinect-V2 传感器,用于田间获取棉花植株点云数据;但该类型传感器会受到光干扰,因此需要在车体上方采用遮阳网遮阴,消除传感器对光感应的误差<sup>[32]</sup>。激光雷达能够避免光干扰,2D 激光雷达需要和惯导传感器配合使用,得到田间种植棉花植株三维点云数据<sup>[37]</sup>。3D 激光雷达通过多栈拼接激光雷达数据的方式,消除田间遮挡,获得比较完整的植株点云数据,能够实现棉花茎秆节数、长度等株型表型获取<sup>[41]</sup>。随着多视角三维重建技术的发展,有研究者基于无人机平台挂载高清图像传感器,低空获取棉花地块的倾斜摄影图像,并基于倾斜视角图像序列生成地块尺度点云数

据,计算棉花株高表型<sup>[38–39,51]</sup>。为了评估基于无人机平台和车载 2D 雷达平台的精度,有学者分别采用超声波传感器车载平台、激光雷达传感器车载平台以及无人机高清图像平台,开展田间棉花株高测量对比试验,结果表明,设置适宜飞行高度的低成本无人机平台比 2D 激光雷达车载平台有更高的精度表现<sup>[40]</sup>。

为了获得更精细的叶型特征,在室内搭建三维结构光扫描仪采集装置能够获得叶片面积、叶片周长、生长角度以及卷曲度等表型参数<sup>[35]</sup>;利用激光雷达扫描仪,采集室内盆栽棉花植株,得到叶片长度、宽度等表型参数<sup>[33]</sup>。研究表明,基于多视角三维重建技术,在室内环境下采集棉花植株多视角图像,能够获得致密点云的棉花植株数据和叶片数据,用来计算叶片长度、宽度、叶面积等表型数据;基于该方法能够同步得到叶倾角、叶与枝夹角等信息<sup>[34]</sup>。利用表型车挂载多角度图像传感器,获得吐絮期的棉花三维点云数据,基于点云识别技术,计

算棉铃的着生位置和田块内棉铃数量<sup>[13]</sup>。为了降低室外光线干扰,将 Zed 双目深度传感器挂载在表型车上,检测棉铃着生位置和数量,取得较好的精度<sup>[44]</sup>。大范围棉铃信息的高效率获取可以通过无人机遥感实现<sup>[45]</sup>,然而无人机数据精度与作业环境有极大关联<sup>[56]</sup>,实践中无法保证持续精准作业。除车载平台外,也可利用无人机平台挂载激光雷达,并配置惯导系统,采集棉田植株及棉铃数据,更鲁棒地获取棉铃特征<sup>[57]</sup>。

棉花器官形态简单,但现蕾后,苞叶包裹着棉蕾,导致蕾的表型信息不完整;且在生长过程中,棉花的叶与铃、叶与枝、叶与叶之间存在遮挡,采集过程中难以兼顾全部表型信息。如何完整无损地获取棉花全套表型信息,是有待解决的问题。

### 2.3 微观性状表型平台

显微镜是观察棉花组织及结构表型获取的有效工具。光学显微镜可观察到棉叶、花梗的维管束细节<sup>[21]</sup>,如维管束长度、宽度及纤维细胞壁层数、厚度。相对于普通光学显微镜,共聚焦激光扫描显微镜可进行无损观察,分析细胞的三维空间结构,定性观察菌株在棉花根系不同部位的定殖特性<sup>[22]</sup>。扫描电镜和透射电镜是电子显微镜的 2 个类别,扫描电镜可采集到棉花纤维表面的超微结构变化、棉

短绒结晶区的微纤丝束等表面形貌<sup>[23-24]</sup>;透射电子显微镜具有更高分辨率和更高放大倍数,可用于采集叶绿体、维管束、液泡、质膜、细胞核、细胞壁等的精细结构<sup>[25-26]</sup>。除了显微镜外,还可利用 micro-CT 获取棉花纤维完整的内部结构信息,包括纤维的微观结构及其内部纤维的排列等,用于棉花纤维品质的评价<sup>[27]</sup>。

## 3 表型解析分析技术研究进展

通过表型传感器及相关采集平台高通量获取大批量的原始表型数据,以图像、光谱、热红外、近红外、激光雷达等传感器产生的数据通常为非结构化数据,且含有大量的噪声。因此,如何高精度、高效率、自动化地解析具有农学意义的表型指标,是表型组学研究的技术瓶颈之一。当前,常用的表型解析技术主要包括图像处理、三维建模、机器学习、数据挖掘等计算机科学技术。表型解析通常要经过数据标定、数据去噪、数据分割、测量与计数、数据建模等关键环节。有效结合植物表型特征和数据采集场景特征,构建自动化、管道化的数据处理系统及管理系统,能够有效解决数据处理的人工成本,实现植物表型技术规模化推广应用。表型解析技术体系如图 1 所示。

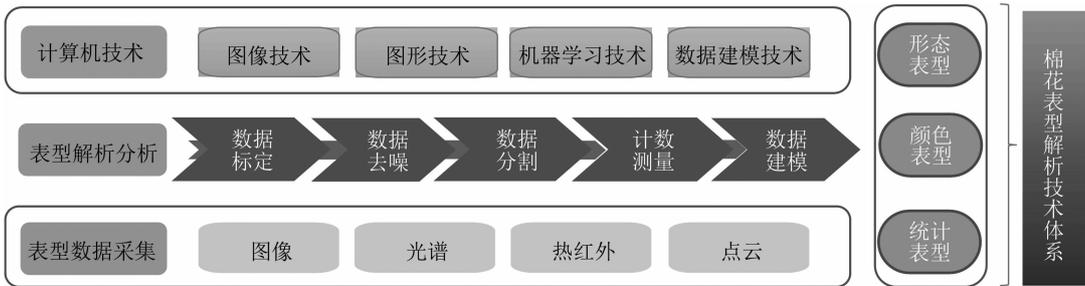


图1 表型解析技术体系

### 3.1 二维图像解析技术

以相机成像技术为代表的植物表型采集技术是快捷获取植物表型的重要技术手段,该类原始采集数据包括 RGB 图像、多光谱图像、高光谱图像等,受光照、被测环境以及相机传感器状态等影响,通常要利用复杂的图像处理技术来提取植物关键表型信息。

针对 RGB 图像解析,利用图像多阈值分割法提取无人机采集棉花地块植被覆盖指数<sup>[42]</sup>。利用无人机可见光图像,基于颜色指数、定量叶面积指数估测光合有效辐射(PAR)截获率<sup>[58]</sup>。基于二值图

像,量化棉苗期根系生长<sup>[36]</sup>。

针对多光谱图像,通过区域生长和 Otsu 自动化阈值算法,实现棉铃图像分割计算<sup>[7]</sup>。基于光谱指数、纹理指数及二者结合比较,估算棉花生物量<sup>[59]</sup>。利用光谱图像提取灰度图像,基于阈值提取植被指数,评估棉田受灾情况<sup>[60]</sup>。利用棉花冠层光谱反射率曲线特征数据,监测棉花冠层长势<sup>[52]</sup>。

针对高光谱图像,计算植被指数获取棉花水分数据<sup>[61]</sup>。通过自定义高光谱图像对齐和拼接算法,提取归一化植被指数(NDVI),对棉花几何特征进行计算<sup>[62]</sup>。通过构建棉花高光谱模型,提取棉花地块

NDVI, 测量棉花种植面积以及评估产量<sup>[63]</sup>。

### 3.2 三维重建表型解析技术

二维图像难以解决植物器官空间遮挡问题<sup>[13]</sup>, 为了获得更加精细化的表型数据, 需利用三维建模技术获取植物三维表型。常用的三维数据源来自激光扫描、深度相机、结构光、多视角重建等途径<sup>[64]</sup>。其中:(1) 基于激光扫描的点云数据, 构建 RANSAC 算法结合直线模型、欧氏聚类算法, 可提取棉株主干特征<sup>[33]</sup>。结合 GPS 数据融合提取棉花株高表型<sup>[37]</sup>, 以高密度彩色点云为输入, 对数据进行校正、分析, 量化叶片参数<sup>[46]</sup>。激光扫描技术因其高精度、高分辨率的特征, 成为棉花冠层参数获取的常用手段, 但其成本较高且分辨率受距离影响。(2) 基于多角度图像重建技术, 其技术原理是通过 RGB 相机获取植物侧面不同倾斜角度的 RGB 图像, 然后基于运动结构恢复 (structure from motion, SFM) 和多视角立体视觉 (multi view stereo, MVS) 技术, 生成植物三维点云模型。研究者利用生成的棉花植株 3D 点云, 基于空间插值及拉普拉斯算子, 提取棉株高及棉铃特征<sup>[39]</sup>, 基于点密度和棉铃大小特征的聚类算法实现棉铃数据原位获取<sup>[13]</sup>。该技术在无人机平台上也有较好的应用效果, 通过结合 GPS 坐标、时间标记与图像进行匹配, 获取植物高度<sup>[34]</sup>; 利用无人机遥感连续影像, 基于运动恢复结构 (SFM) 的数字地表模型, 提取图像特征估算产量<sup>[54]</sup>。多角度图像重建技术因其只需普通的高清摄像头便能获取植物高精度三维点云数据, 是一种低成本的解决方法, 目前广泛地应用于植物三维表型获取。(3) 基于深度传感器和结构光传感器采集的植物点云数据, 利用 Kinect 相机获取深度图像, 通过开发六步算法测量棉花的最大高度和平均高度<sup>[32]</sup>。利用 RGB - depth 相机获得深度点云数据和 RGB 图像数据, 重建带有颜色的点云数据, 估测棉铃分布及棉产<sup>[65]</sup>。利用结构光传感器获得棉花点云, 基于直通滤波、超体聚类、条件欧氏距离算法等, 结合 RGB 三色光投影获取棉花幼苗的三维点云, 实现叶片参数量化<sup>[35]</sup>。基于该类技术方法的数据获取效率高, 但获得的点云数据分辨率较低。

随着传感器技术及计算机图形技术的发展, 基于三维重建技术获取多维度、高精度的表型信息, 是未来植物表型获取技术的发展趋势。当前获取的三维表型通常为静态表型, 要实现棉株生育动态可视化, 还需融入时间变量, 实现活体连续监测, 形

成更高维度的表型数据。

### 3.3 机器学习技术

机器学习过程是通过大样本特征提取、训练, 达到机器自主识别的一个过程, 训练的结果会受到训练集大小及训练次数的影响, 是当前植物表型解析较常用的一种技术手段。机器学习包括决策树、贝叶斯、深度学习等算法, 可分为监督学习、非监督学习、强化学习。近年来, 传统机器学习方法和深度学习技术在棉花表型解析平台开发方面发挥了重要作用。(1) 在传统机器学习技术方面, 基于 K - means、支持向量机 (support vector machine, SVM)、最小距离、最大似然和 马氏距离 (Mahalanobis distance, MD) 分类算法, 从棉花地块中提取棉花植株<sup>[66]</sup>, 对棉叶颜色和纹理特征进行分割, 实现棉叶病害的分类<sup>[31]</sup>; 基于 RGB 图像颜色变化, 应用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 实现棉花病害监测<sup>[30]</sup>; 通过多光谱图像, 基于多项逻辑回归增强、SVM 和随机森林进行分类, 实现棉病识别<sup>[47]</sup>; 使用 SVM 训练分类模型和点云处理技术检测单个棉铃<sup>[13]</sup>; 构建一种粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 优化算法, 实现复杂背景下棉花叶片图像分割<sup>[67]</sup>; 基于区域语义图像分割的方法, 使用简单线性迭代聚类 (simple linear iterative clustering, SLIC) 方法生成超像素图像, 再通过随机森林的方法对图像进行标注, 实现棉花吐絮期信息的自动获取<sup>[49]</sup>; 基于 ANN、SVM、高斯过程回归、随机森林和梯度增强回归树 (gradient boosting decision tree, GBRT) 技术处理卫星图像, 建立棉花整个生育期的回归模型<sup>[68]</sup>。(2) 在深度学习技术方面, 主要采用卷积神经网络 (convolution neural network, CNN) 深度学习算法框架, 通过近红外高光谱, 基于自设计卷积神经网络和残差网络建立分类模型, 实现棉种分类<sup>[69]</sup>; 利用位置、图像信息, 基于快速卷积神经网络 (Fast R - CNN)、CNN 模型实现棉花花蕾的检测、计数和表征<sup>[50]</sup>; 基于全卷积网络 (fully convolutional network, FCN) 识别、提取和构建上、中、下棉花层和平均单铃质量模型<sup>[45]</sup>; 利用无人机图像, 通过 YOLOv3 深度学习网络体系结构模型, 计算棉株出苗率<sup>[6]</sup>。

传统机器学习与深度学习的差别, 在于是否存在人工特征提取。相较于传统机器学习, 深度学习的学习能力更强, 适应性更广, 但其计算时间长, 需大量样本标记数据, 且对计算机硬件要求高。当

前,基于传统机器学习已开展大量研究工作,是棉花表型解析的主要途径,但在模型精度与鲁棒性上仍有不足。深度学习技术的成熟应用框架还较少,需研究者构建适用的算法模型,并和图形图像技术结合使用。

### 3.4 数据建模技术

数据建模技术主要体现在数据的统计分析方法、多因素指标建模方法等。基于线性、指数、对数和幂函数建立叶面积指数估算模型<sup>[70]</sup>。利用无人机影像、数码影像构建数字表面模型和高清正射影像,通过差值分析提取株高,基于成分回归法建立氮浓度反演模型<sup>[38,71]</sup>。另外,利用数据建模技术,可对棉花某种特征与光谱信息之间进行关联,基于一元线性回归、主成分回归、偏最小二乘回归等,建立光谱反射率多元回归模型,反演光合参数<sup>[29]</sup>。利用卫星影像及人工测量,构建植被指数 Metric 模型,可以评估棉花生长需水情况<sup>[72]</sup>。利用多光谱图像,基于棉花倒伏植被指数及主成分纹理特征建立 Logistic 二分类回归模型并进行效果评价<sup>[73]</sup>。

在数据建模方面的进一步研究,应尝试多种建模方法,探究如何在保证模型稳健的情况下,减少数据规模或降低模型计算量。另外,当前的模型多基于冠层叶片特征表型数据而构建,探究多因子表型挖掘技术框架是未来的研究趋势。

## 4 棉花表型技术应用

### 4.1 表型技术助推精准栽培

表型采集设备以及表型解析方法的应用,大大促进了棉花精准栽培的发展。表型技术应用于棉花智慧栽培管理,主要表现在长势监测、产量预测、灾情评估以及病情诊断等方面。

(1)长势监测:表型技术可识别不同的棉花品种<sup>[67]</sup>。在棉株生长发育中,表型技术能对根系生长状态实时且原位监测<sup>[36,74]</sup>,对棉苗出苗情况也能实现动态监测<sup>[63,67]</sup>。在生理生化上,表型技术已实现对叶温、冠层的有效光合截获率、氮素营养、水分供应及叶面积指数等指标的持续监测<sup>[62,66,75-77]</sup>。这些表型性状可用于挖掘棉花不同品种的生长特性,及时调整管理方案与栽培措施,实现精准节约的水肥管理方式。

(2)产量预测:棉花产量通过棉铃三维建模及光谱、纹理指数结合的方式初步获取,进一步通过多源参数融合,实现无损、精准产量预测<sup>[59,77]</sup>。皮

棉产量与棉花早期冠层反射率具有高相关性<sup>[78]</sup>,可将冠层属性与植被指数相融合<sup>[29]</sup>,创新产量预测方法,挖掘棉产量潜力。

(3)灾情评估:在棉花生长发育阶段内,常遇到台风、冰雹、涝灾等恶劣天气,可利用受灾作物与正常作物存在色彩、光谱、纹理等方面的差异进行灾情监测<sup>[59,73]</sup>。台风天气,棉花因倒伏导致冠层结构塌陷,在红边和近红外波段的反射率降低约 0.12 ~ 0.20<sup>[73]</sup>,据此进行灾情评估,可为灾后恢复和生长发育提供准确数据。

(4)病情诊断:棉花病害体现在颜色、光谱差异<sup>[20]</sup>,有学者据此对棉花感病程度进行分级,将棉花炭疽病病原体光谱范围限定在 1 000 ~ 1 381 nm<sup>[79]</sup>,提供精准的棉花感病信息,为病害判断、精准施药提供了可靠的数据基础。

另外,可基于表型深度学习大数据挖掘技术,探究肥水限制因素,优化棉花种植模式,构建病虫害预测模型,为棉花智慧栽培提供技术支撑。

### 4.2 表型技术加速数字育种

二代测序方法(next-generation sequencing, NGS)、表型高通量获取、全基因组关联分析(genome-wide association study, GWAS)、全基因组选择等高通量现代育种方案,为棉花遗传图谱构建、功能基因挖掘和表型、基因型预测等开辟了新道路<sup>[80]</sup>。表型技术为棉花产量、品质性状的关键候选基因挖掘及遗传调控机理解析提供了重要支持,主要体现在育种快速筛选、精准鉴定、优化预测等环节。

(1)快速筛选:表型快速筛选不仅满足了同一时期作物的参数可比性和对培育作物长期跟踪测量的需求<sup>[81]</sup>,还可以评估育种品系表型均匀性<sup>[71]</sup>,筛选矮化、紧凑、抗逆、高产的优良亲本。

(2)精准鉴定:表型的精准鉴定有助于深入理解基因与环境的互作效应,充分挖掘棉花的种质资源。表型性状与 QTLs 定位、GWAS 分析相关联,可剖析复杂性状的遗传结构,发现与衣分、纤维长度和强度相关的重要基因片段,确定短绒性状的相关位点,鉴定逆境调控基因,验证干旱候选基因功能等<sup>[82-86]</sup>。真实可靠的表型数据在棉花遗传改良过程中显得尤为重要。

(3)优化预测:表型信息与基因信息的整合有助于模拟育种过程,优化根系结构<sup>[36]</sup>。结合基因互作效应,可调整棉花营养枝发育和开花时间<sup>[87]</sup>,还可根据过往表现,预测基因不同表达水平引起的棉

花结构变化。

另外,表型监测对于研究者探究产量和胁迫耐受性相关的遗传学数量性状具有重要意义,高通量和准确的表型分析将提高遗传增益的遗传力和潜力<sup>[6]</sup>。面对数字智能化育种发展趋势,表型监测是智能育种的核心之一<sup>[88]</sup>,高通量、实时、精准的表型采集解析技术是传统育种向数字育种转变的加速剂,也是实现育种工厂化、迈向智能设计育种阶段的关键。

## 5 展望

通过表型平台和表型解析技术,能够实现棉花生长过程动态、多源、高通量、多尺度、高维度表型数据的获取。棉花表型技术的研究和发展,对推动棉花育种、栽培管理数字化、智慧化发展具有重要意义。当前,棉花表型技术研究及应用取得了一定成效。随着智慧农业的发展和推广应用,笔者认为未来植物表型技术将进入高速发展期,从技术层面上体现在以下 3 个研究方向。

### 5.1 表型传感器平台低成本化

常用的 RGB 相机、多光谱等传感器成本降低,且可获得更清晰、准确的图像,使用更为便捷,功能更为强大,降低表型数据收集的门槛。对于高通量表型平台,将集成更多传感器设备,方便、快捷、一次性地提取更全面的高维表型信息,并实现平台使用的无人化、低成本化。

### 5.2 表型数据的多尺度融合

棉花生长是一个多种因素相互作用的过程,因此实现多方面、多层次、多通道表型数据的同步获取至关重要。应对表型信息进行多尺度融合,发展并构建图像光谱融合技术、图像点云 3D 图谱融合技术等,构建时间序列表型数据集,研究四维(4D)表型技术,从表型大数据中挖掘表型数据的相互关联与规律。

### 5.3 表型组学研究

从组学角度探究棉花表型及其内在规律,将是下一步的研究重点之一。系统深入地挖掘“基因型-表型-环境型”的内在关系,以多组学的方式全面揭示特定生物性状的形成机制,以工业化的标准来规划表型获取方式,以信息化的方式来处理表型数据,以多产融合的目标来推进棉花产业发展。过往表型数据大多集中在器官、单株、群体层面,关于细胞、组织的表型研究还未充分挖掘,多生

境、多模态的表型融合研究鲜有报道,棉花表型参数仍有较大的挖掘潜力。

棉花表型研究的最终目的是推动棉花智能化发展,利用表型技术提供数字育种、精准种植管理和智能决策支持等个性化服务,培育优质抗逆品种,减少生物及非生物胁迫,提高农业产能,使其更适于生态发展理念。

### 参考文献:

- [1]Tester M, Langridge P. Breeding technologies to increase crop production in a changing world[J]. Science, 2010, 327(5967): 818-822.
- [2]Johannsen W. The genotype conception of heredity[J]. International Journal of Epidemiology, 2014, 43(4): 989-1000.
- [3]Zhao C J, Zhang Y, Du J J, et al. Crop phenomics: current status and perspectives[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 714.
- [4]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.
- [5]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.
- [6]Yang W N, Feng H, Zhang X H, et al. Crop phenomics and high-throughput phenotyping: past decades, current challenges, and future perspectives[J]. Molecular Plant, 2020, 13(2): 187-214.
- [7]Yeom J, Jung J, Chang A J, et al. Automated open cotton boll detection for yield estimation using unmanned aircraft vehicle (UAV) data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 1895.
- [8]王 莉, 杨维才. 陆地棉基因组测序一开辟棉花育种新篇章[J]. 中国科学: 生命科学, 2015, 45(5): 517-518.
- [9]Cobb J N, DeClerck G, Greenberg A, et al. Next-generation phenotyping: requirements and strategies for enhancing our understanding of genotype-phenotype relationships and its relevance to crop improvement[J]. Theoretical and Applied Genetics, 2013, 126(4): 867-887.
- [10]Pabuayon I L B, Sun Y Z, Guo W X, et al. High-throughput phenotyping in cotton: a review[J]. Journal of Cotton Research, 2019, 2(1): 1-9.
- [11]臧新山, 耿延会, 裴文锋, 等. 棉花形态性状质量遗传分析与基因定位研究进展[J]. 棉花学报, 2018, 30(6): 473-485.
- [12]顾生浩. 棉花功能结构模型建立与新疆棉花产量预测[D]. 北京: 中国农业大学, 2018: 13-14.
- [13]Sun S P, Li C Y, Chee P W, et al. Three-dimensional photogrammetric mapping of cotton bolls *in situ* based on point cloud segmentation and clustering[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 160: 195-207.
- [14]付远志, 薛惠云, 胡根海, 等. 我国棉花株型性状遗传育种研究进展[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(5): 16-19.
- [15]李建峰, 王 聪, 梁福斌, 等. 新疆机采模式下棉花株行距配置对冠层结构指标及产量的影响[J]. 棉花学报, 2017, 29(2): 157-165.
- [16]Suo X M, Jiang Y T, Yang M, et al. Artificial neural network to

- predict leaf population chlorophyll content from cotton plant images [J]. *Agricultural Sciences in China*, 2010, 9(1): 38–45.
- [17] Ballester C, Hornbuckle J, Brinkhoff J, et al. Assessment of in-season cotton nitrogen status and lint yield prediction from unmanned aerial system imagery [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(11): 1149.
- [18] Dong Z Q, Liu Y, Ci B X, et al. Estimation of nitrate nitrogen content in cotton petioles under drip irrigation based on wavelet neural network approach using spectral indices [J]. *Plant Methods*, 2021, 17(1): 90.
- [19] Xu R, Li C Y, Paterson A H. Multispectral imaging and unmanned aerial systems for cotton plant phenotyping [J]. *PLoS One*, 2019, 14(2): e0205083.
- [20] Nagasubramanian K, Jones S, Singh A K, et al. Plant disease identification using explainable 3D deep learning on hyperspectral images [J]. *Plant Methods*, 2019, 15: 98.
- [21] de Oliveira R H, Dias Milanez C R, Moraes – Dallaqua M A, et al. Boron deficiency inhibits petiole and peduncle cell development and reduces growth of cotton [J]. *Journal of Plant Nutrition*, 2006, 29(11): 2035–2048.
- [22] Dong L H, Guo Q G, Wang P P, et al. Qualitative and quantitative analyses of the colonization characteristics of *Bacillus subtilis* strain NCD-2 on cotton root [J]. *Current Microbiology*, 2020, 77(8): 1600–1609.
- [23] Yu Y Y, Yuan J G, Wang Q, et al. A study of surface morphology and structure of cotton fibres with soluble immobilized-cellulase treatment [J]. *Fibers and Polymers*, 2014, 15(8): 1609–1615.
- [24] Zhao H B, Kwak J H, Conrad Zhang Z, et al. Studying cellulose fiber structure by SEM, XRD, NMR and acid hydrolysis [J]. *Carbohydrate Polymers*, 2007, 68(2): 235–241.
- [25] van Nhan L, Ma C X, Rui Y K, et al. Phytotoxic mechanism of nanoparticles: destruction of chloroplasts and vascular bundles and alteration of nutrient absorption [J]. *Scientific Reports*, 2015, 5: 11618.
- [26] Zhang M, Han L B, Wang W Y, et al. Overexpression of *GhFIM2* propels cotton fiber development by enhancing actin bundle formation [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2017, 59(8): 531–534.
- [27] Haleem N, Liu X, Hurren C, et al. Investigating the cotton ring spun yarn structure using micro computerized tomography and digital image processing techniques [J]. *Textile Research Journal*, 2019, 89(15): 3007–3023.
- [28] Adke S, Li C Y, Rasheed K M, et al. Supervised and weakly supervised deep learning for segmentation and counting of cotton bolls using proximal imagery [J]. *Sensors*, 2022, 22(10): 3688.
- [29] 陈俊英, 陈硕博, 张智韬, 等. 无人机多光谱遥感反演花蕾期棉花光合参数研究 [J]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 230–239.
- [30] Shah N, Jain S. Detection of disease in cotton leaf using artificial neural network [C]//2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI). Dubai, United Arab Emirates, 2019: 473–476.
- [31] Jenifa A, Ramalakshmi R, Ramachandran V. Classification of cotton leaf disease using multi-support vector machine [C]//2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS). Tamilnadu, India, 2020: 1–4.
- [32] Jiang Y, Li C Y, Paterson A H. High throughput phenotyping of cotton plant height using depth images under field conditions [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 130: 57–68.
- [33] 阳旭, 胡松涛, 王应华, 等. 利用多时序激光点云数据提取棉花表型参数方法 [J]. *智慧农业(中英文)*, 2021, 3(1): 51–62.
- [34] Paproki A, Sirault X, Berry S, et al. A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis [J]. *BMC Plant Biology*, 2012, 12: 63.
- [35] 黄成龙, 李曜辰, 骆树康, 等. 基于结构光三维点云的棉花幼苗叶片性状解析方法 [J]. *农业机械学报*, 2019, 50(8): 243–248, 288.
- [36] Wu J, Wu Q, Pagès L, et al. RhizoChamber – Monitor: a robotic platform and software enabling characterization of root growth [J]. *Plant Methods*, 2018, 14: 44.
- [37] Sun S P, Li C Y, Paterson A. In-field high-throughput phenotyping of cotton plant height using LiDAR [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(4): 377.
- [38] 颜安, 郭涛, 陈全家, 等. 基于无人机影像的棉花株高预测 [J]. *新疆农业科学*, 2020, 57(8): 1493–1502.
- [39] Huang Y, Brand H J, Sui R, et al. Cotton yield estimation using very high-resolution digital images acquired with a low-cost small unmanned aerial vehicle [J]. *Transactions of the ASABE*, 2016, 59(6): 1563–1574.
- [40] Thompson A L, Thorp K R, Conley M M, et al. Comparing nadir and multi-angle view sensor technologies for measuring in-field plant height of upland cotton [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(6): 700.
- [41] Sun S P, Li C Y, Chee P W, et al. High resolution 3D terrestrial LiDAR for cotton plant main stalk and node detection [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106276.
- [42] 雷亚平, 韩迎春, 杨北方, 等. 利用无人机数字图像监测不同棉花品种叶面积指数 [J]. *中国棉花*, 2018, 45(12): 9–15.
- [43] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数 [J]. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 102–108.
- [44] 马怡茹, 吕新, 易翔, 等. 基于机器学习的棉花叶面积指数监测 [J]. *农业工程学报*, 2021, 37(13): 152–162.
- [45] Xu W C, Yang W G, Chen S D, et al. Establishing a model to predict the single boll weight of cotton in northern Xinjiang by using high resolution UAV remote sensing data [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179: 105762.
- [46] Dube N, Bryant B, Sari – Sarraf H, et al. *In situ* cotton leaf area index by height using three-dimensional point clouds [J]. *Agronomy Journal*, 2019, 111(6): 2999–3007.
- [47] Xavier T W F, Souto R N V, Statella T, et al. Identification of *Ramularia* leaf blight cotton disease infection levels by multispectral, multiscale UAV imagery [J]. *Drones*, 2019, 3

- (2);33.
- [48] Ashpore A, Jung J, Chang A J, et al. A comparative study of RGB and multispectral sensor - based cotton canopy cover modelling using multi - temporal UAS data [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (23) :2757.
- [49] Li Y N, Cao Z G, Lu H, et al. In - field cotton detection via region - based semantic image segmentation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127:475 - 486.
- [50] Jiang Y, Li C Y, Xu R, et al. DeepFlower: a deep learning - based approach to characterize flowering patterns of cotton plants in the field [J]. *Plant Methods*, 2020, 16(1) :156.
- [51] Feng A J, Zhang M N, Sudduth K A, et al. Cotton yield estimation from UAV - based plant height [J]. *Transactions of the ASABE*, 2019, 62(2) :393 - 404.
- [52] 王 刚, 王 静, 陈 兵, 等. 基于不同配置棉花化学控顶的光谱特征和光合特征响应研究 [J]. *西北农业学报*, 2021, 30(1) : 83 - 92.
- [53] 刘焕军, 康 苒, Ustin S, 等. 基于时间序列高光谱遥感影像的田块尺度作物产量预测 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(8) : 2585 - 2589.
- [54] Feng A J, Zhou J F, Vories E D, et al. Yield estimation in cotton using UAV - based multi - sensor imagery [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 193:101 - 114.
- [55] Mustafic A, Roberts E E, Toews M D, et al. LED - Induced fluorescence and image analysis to detect stink bug damage in cotton bolls [J]. *Journal of Biological Engineering*, 2013, 7(1) :5.
- [56] 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取 [J]. *农业工程学报*, 2015, 31(21) :184 - 190.
- [57] Fue K, Porter W, Barnes E, et al. Evaluation of a stereo vision system for cotton row detection and boll location estimation in direct sunlight [J]. *Agronomy*, 2020, 10(8) :1137.
- [58] 王康丽. 基于无人机可见光和热红外图像的棉花冠层信息识别 [D]. 北京:中国农业科学院, 2019:5 - 37.
- [59] Chen P F, Wang F Y. New textural indicators for assessing above - ground cotton biomass extracted from optical imagery obtained via unmanned aerial vehicle [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12 (24) :4170.
- [60] Yang W G, Xu W C, Wu C S, et al. Cotton hail disaster classification based on drone multispectral images at the flowering and boll stage [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 180:105866.
- [61] 郭晓飞. 基于光合特征参数的棉花水分状况高光谱遥感监测研究 [D]. 石河子:石河子大学, 2017:14 - 41.
- [62] Feng A J, Zhou J F, Vories E, et al. Evaluation of cotton emergence using UAV - based narrow - band spectral imagery with customized image alignment and stitching algorithms [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11) :1764.
- [63] Sun L, Zhu Z S. Using spectral vegetation index to estimate continuous cotton and rice - cotton rotation effects on cotton yield [C]//2019 8th International Conference on Agro - Geoinformatics (Agro - Geoinformatics). Istanbul, Turkey: IEEE, 2019:1 - 4.
- [64] Paulus S. Measuring crops in 3D: using geometry for plant phenotyping [J]. *Plant Methods*, 2019, 15(1) :103.
- [65] Dube N, Bryant B, Sari - Sarraf H, et al. Cotton boll distribution and yield estimation using three - dimensional point cloud data [J]. *Agronomy Journal*, 2020, 112(6) :4976 - 4989.
- [66] Wang T Y, Thomasson J A, Isakeit T, et al. A plant - by - plant method to identify and treat cotton root rot based on UAV remote sensing [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15) :2453.
- [67] 李 凯, 张建华, 冯 全, 等. 复杂背景与天气条件下的棉花叶片图像分割方法 [J]. *中国农业大学学报*, 2018, 23(2) :88 - 98.
- [68] Mao H H, Meng J H, Ji F J, et al. Comparison of machine learning regression algorithms for cotton leaf area index retrieval using sentinel - 2 spectral bands [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9 (7) :1459.
- [69] Zhu S S, Zhou L, Gao P, et al. Near - infrared hyperspectral imaging combined with deep learning to identify cotton seed varieties [J]. *Molecules*, 2019, 24(18) :3268.
- [70] Chen P F. Cotton leaf area index estimation using unmanned aerial vehicle multi - spectral images [C]//2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan, 2019:6251 - 6254.
- [71] Erpelding J E. Genetic characterization of the brown lint phenotype for desi cotton (*Gossypium arboreum*) accession PI 408765 (cv. 'Sanguineum - 1') [J]. *Plant Breeding*, 2021, 140(6) :1115 - 1122.
- [72] Spiliotopoulos M, Loukas A. Hybrid methodology for the estimation of crop coefficients based on satellite imagery and ground - based measurements [J]. *Water*, 2019, 11(7) :1364.
- [73] 戴建国, 张国顺, 郭 鹏, 等. 基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(2) :63 - 70.
- [74] 肖 爽, 刘连涛, 张永江, 等. 植物微根系原位观测方法研究进展 [J]. *植物营养与肥料学报*, 2020, 26(2) :370 - 385.
- [75] 陈鹏飞, 梁 飞. 基于低空无人机影像光谱和纹理特征的棉花氮素营养诊断研究 [J]. *中国农业科学*, 2019, 52(13) :2220 - 2229.
- [76] 冯 璐, 邢芳芳, 杨北方, 等. 基于红外热成像的棉花叶片温度分布量化方法研究 [J]. *棉花学报*, 2020, 32(6) :569 - 576.
- [77] Meng L H, Liu H J, Zhang X L, et al. Assessment of the effectiveness of spatiotemporal fusion of multi - source satellite images for cotton yield estimation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162:44 - 52.
- [78] He L M, Mostovoy G. Cotton yield estimate using sentinel - 2 data and an ecosystem model over the southern US [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17) :2000.
- [79] Aires P, Gambarra - Neto F F, Coutinho W M, et al. Near infrared hyperspectral images and pattern recognition techniques used to identify etiological agents of cotton anthracnose and ramulosis [J]. *Journal of Spectral Imaging*, 2018, 7(1) :a8.
- [80] 朱乾浩, 丹尼·卢埃林, 印·威尔逊. 高通量测序技术在多倍体作物基因组学研究中的应用 [J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2014, 40(4) :355 - 369.
- [81] 李 伟. 高通量作物表型检测关键技术研究与应用 [D]. 合

王昕彤,奚小波,陈 猛,等. 大豆玉米带状复合种植技术与装备发展现状[J]. 江苏农业科学,2023,51(11):36-45.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.11.005

# 大豆玉米带状复合种植技术与装备发展现状

王昕彤<sup>1</sup>,奚小波<sup>1</sup>,陈 猛<sup>2</sup>,黄盛杰<sup>3</sup>,金亦富<sup>1</sup>,张瑞宏<sup>1,4</sup>

(1.扬州大学机械工程学院/扬州大学江苏省现代农机农艺融合技术工程中心,江苏扬州 225127;

2.宁波方太厨具有限公司,浙江宁波 315336; 3.江苏省农业机械试验鉴定站,江苏南京 210017;

4.南京沃杨机械科技有限公司,江苏南京 211200)

**摘要:**大豆玉米供需矛盾是国家粮食安全面临的重要难题。2022 年中央一号文件提出了“大豆玉米带状复合种植技术”,并将在全国范围内大力支持并推广该技术。大豆玉米带状复合种植技术采用大豆带与玉米带间套作,充分利用玉米的边行优势,实现作物间的协同共生,是现代高效集约化、新型立体农业的创新发展。本文对大豆玉米带状复合种植技术中以地域划分的间作或套作种植模式及其经济效益进行了分析,对大豆和玉米适宜品种选配按地区进行了阐述,对田间配置参数中的带宽、行比、带间距、密度与播期按种植模式进行了归纳,对田间管理的施肥、控旺、病虫害防治方法进行了详述,对复合种植技术中所选用的播种机械和收获机械进行了综述,并着重对国内外播种机械和大豆玉米带状复合播种机进行探究,指出目前大豆玉米带状复合种植技术没有规范的指引、复合播种机过于简单等问题,并针对问题提出完善标准化种植技术和精密化播种机械的建议,以期为大豆玉米带状复合播种技术创新和设备研发提供一定的参考和借鉴。

**关键词:**大豆玉米生产;复合种植;种植技术;播种装备

**中图分类号:**S231;S344.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)11-0036-10

玉米和大豆是我国的主要粮食和经济作物,我国常年种植玉米 4 200 万 hm<sup>2</sup>,大豆 800 万 hm<sup>2</sup> 左右,种植面积大。但现有的生产水平远满足不了国内市场和社会经济发展的需求,我国已成为玉米和大豆净进口国,进口依赖程度高<sup>[1-3]</sup>。近些年,在大食物观背景下,尤其在百年变局和世纪疫情的双重

夹击下,玉米和大豆供需矛盾显得更加突出,粮食安全是“国之大者”。因此,提高大豆和玉米的产量并减轻进口依赖有助于解决中国粮食安全的后顾之忧<sup>[4]</sup>。2021 年中央农村工作会议贯彻落实习近平总书记关于“三农”工作的精神,把扩大大豆油料生产作为 2022 年必须完成的政治任务,支持在黄淮海、西北、西南地区推广玉米大豆带状复合种植。2022 年中央一号文件也明确提出在适宜区域推广该复合种植技术,并要求在 16 省进行推广。目前多数试验已证明玉米大豆复合种植比单作不仅能够提高作物的质量,还更有生产力<sup>[5-6]</sup>,可见复合种植是当前抓好粮食生产安全和实施大豆和油料产能的重要举措<sup>[7-8]</sup>。农业的根本出路在于机械化。大

收稿日期:2022-09-14

基金项目:江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(编号:NJ2022-01);扬州大学“高端人才支持计划”。

作者简介:王昕彤(2000—),女,江苏淮安人,硕士研究生,研究方向为农业机械化工程研究。E-mail:wwxt2000@163.com。

通信作者:奚小波,博士,副教授,硕士生导师,主要从事农业工程与装备研究。E-mail:xxbctg@126.com。

肥;中国科学技术大学,2017:1-6.

[82] Li H M, Liu S D, Ge C W, et al. Analysis of drought tolerance and associated traits in upland cotton at the seedling stage [J]. International Journal of Molecular Sciences, 2019, 20(16):3888.

[83] 宿俊吉. 陆地棉早熟与产量纤维品质性状的全基因组关联分析及候选基因筛选[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2017:25-67.

[84] 王晓阳. 亚洲棉短绒的遗传研究和候选基因鉴定[D]. 武汉:华中农业大学,2020:38-67.

[85] Li B Q, Chen L, Sun W N, et al. Phenomics-based GWAS analysis

reveals the genetic architecture for drought resistance in cotton[J]. Plant Biotechnology Journal, 2020, 18(12):2533-2544.

[86] 马建江. 棉花纤维长度、油份和株高性状 QTL 定位及候选基因鉴定[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2019:79-90.

[87] Li Y, Chen H, Li S T, et al. GhWRKY46 from upland cotton positively regulates the drought and salt stress responses in plant [J]. Environmental and Experimental Botany, 2021, 186:104438.

[88] 应继锋, 刘定富, 赵 健. 第 5 代(5G)作物育种技术体系[J]. 中国种业, 2020(10):1-3.