

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S1.037

田间作物高通量表型信息获取与分析技术研究进展

程曼¹ 袁洪波¹ 蔡振江¹ WANG Ning²

(1. 河北农业大学机电工程学院, 保定 071001; 2. 俄克拉荷马州立大学生物系统与农业工程系, 斯蒂尔沃特 OK 74075)

摘要: 田间作物表型信息获取种类、数量以及信息处理与分析方法对于发现有价值的表型特性并确定其遗传因素有着重要影响,而传统的田间表型信息获取方法依赖于研究人员的人工采样测量,不但费时费力,还存在效率低和主观性强等缺点。为解决这一问题,田间作物高通量表型信息获取及分析技术成为了当前植物表型领域的一个研究热点。目前,表型研究主要集中在3个方面:传感器、平台和信息分析。本文从这3个方面阐述国内外田间作物高通量表型信息获取及分析技术的最新研究成果,分析表型信息获取技术中常用传感器的应用范围和使用限制条件以及不同表型信息获取平台的优缺点,总结表型信息分析的方法,提出使用时需要根据具体情况,综合考虑实际需求以及经济合理性选择和设计。最后展望田间作物表型研究未来的发展方向,将集中在多类型数据融合、数据标准化管理、多学科知识整合等方面。该项研究成果对推广田间表型信息获取技术和分析方法、促进表型研究和遗传育种研究的深入融合提供了理论参考和技术支撑。

关键词: 田间作物; 高通量表型; 信息获取; 数据分析

中图分类号: S24; S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)S1-0314-11

Review of Field-based Information Acquisition and Analysis of High-throughput Phenotyping

CHENG Man¹ YUAN Hongbo¹ CAI Zhenjiang¹ WANG Ning²

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China

2. Department of Biosystems and Agricultural Engineering, Oklahoma State University, Stillwater OK 74075, USA)

Abstract: The discovery of valuable phenotypic traits and determination of their genetic factors are significantly affected by the types and quantities of phenotyping information obtained, as well as information processing and analysis methods. The traditional method of acquisition of field-based plant phenotyping information relies on manual sampling and measurement by researchers, which is time-consuming, laborious, inefficient and subjective. Therefore, the acquisition and analysis technology of high-throughput phenotypic information of field plants has been researched as a hotspot. There are three types of high-throughput phenotyping platforms, i. e., ground-based platform, air-based platform and space-based platform, which are distinguished by system loading modes. The research of field-based phenotyping mainly focuses on three fields: platform, sensors and information analysis methods. The latest research results of field crop high-throughput phenotyping information acquisition and analysis technology at home and abroad were described from these three aspects. The application scope and limitations of commonly used sensors in phenotyping information acquisition technology and the advantages and disadvantages of different phenotyping information acquisition platforms were analyzed. The methods of phenotyping information analysis were summarized, and it was proposed that the application of high-throughput phenotyping information acquisition and analysis technology should be based on the specific situations and considered the actual needs and economic rationality of the selection and designing. There were no advantages or disadvantages in the data analysis method, but there were differences on their applicability. The determination of the specific method needed to be determined

收稿日期: 2020-08-10 修回日期: 2020-09-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(32001412)、河北省重点研发计划项目(19227206D)、河北省引进留学人员项目(C201835、C201834)、河北省高等学校科学技术研究项目(QN2018081)和河北农业大学理工基金项目(LG201807)

作者简介: 程曼(1982—),女,副教授,主要从事表型信息获取与分析研究,E-mail: chengman1982@163.com

通信作者: WANG Ning(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事精细农业研究,E-mail: ning.wang@okstate.edu

according to the acquired data type, data magnitude and analysis purpose. The principle was simple, fast and accurate. It was not appropriate to use complex machine learning methods for any information, because advanced algorithms meant higher computing performance requirements, and it was not easy to achieve real-time online detection in the field. In the future, phenotyping research would focus on multi-type data fusion, data standardization management, and multi-disciplinary knowledge integration.

Key words: field plant; high-throughput phenotyping; information acquisition; data parsing

0 引言

作物表型是指特定的基因型在给定的环境中由于基因和环境互动而表现出来的一系列结构及生理特征。田间作物表型信息获取是当前作物遗传育种研究中的瓶颈,表型信息获取效率是制约育种研究的一个关键因素。当前田间表型信息获取的常用方法就是研究人员手工测量每个育种小区特定的植株高度、冠层温度等参数,但是人工测量的方法存在主观性强、随机性强、缺乏统一的标准、效率低下、费时费力、信息获取数量少等弊端。

由于田间作物表型信息获取存在的问题,高通量表型(High-throughput phenotyping, HTP)成为当前植物表型中的一个重要研究内容,高通量表型能够实现高容量、标准化的表型信息采集、处理和存储。HTP旨在加快表型分析的过程并提高表型信息获取系统的数据量,因为获取的信息种类和数量越多,发现有价值的表型特征并确定其遗传因素的概率就越高。HTP系统通常具备高度的装备化、自动化和非侵入性。前者便于快速筛选大量的植物。后者不会对植物的生长状态和生理结构构成干扰^[1]。HTP最初应用在环境可控的温室或培养室等设施环境中,利用自动化成像记录系统评估植物生长和性能^[2]。室内的HTP系统有助于研究者获取植物生长过程及其生理生态方面的相关知识,但是这些知识不能直接应用到实际种植过程中,因为田间条件下和设施条件下的环境因素存在着较大的差异,而且不可控,所以设施条件下获取的植物表型信息不能够完全反映田间环境下作物的实际表观形态;此外育种研究中需要较大的种植规模来评估种植的品质,而室内的设施环境不具备充足的种植空间,所以近年来HTP在田间环境的应用也受到了越来越多的关注^[3]。

现在高通量表型已经成为了一门快速发展的学科,它融合了植物科学、工程和计算机等学科,通过植株高度、生物量、开花时间和产量等关键作物性状评估作物品种的品质。各种先进的传感器提高了表型系统信息获取的吞吐量,自动化检测系统提高了表型信息获取的效率,统计及图像分析技术提高了表型数据分析的精度和速度。这些技术的应用加快了

育种研究的过程,提升了田间作物高产及抗性基因的获取效率。此外,田间表型信息获取技术在栽培管理、植物保护、水肥管理、病虫害防治等农业生产的各个环节都有着广泛的应用价值。当前的田间作物表型研究中,高通量与非侵入性是一个核心要求,也是研究焦点之一,围绕这一目标,国内外学者进行了大量而广泛的研究,本文将从田间表型信息采集平台、表型信息获取常用传感器和表型信息分析方法3个方面对当前国内外田间表型信息技术研究进展进行逐一分析。

1 田间高通量表型信息采集平台研究进展

传感器、遥感、航空及高性能计算机的发展为田间表型信息采集平台的开发提供了诸多便利条件,各种不同的表型信息采集平台得到了广泛的研究,根据系统搭载方式不同,当前的田间表型信息采集平台可以分为地基、空基、天基3种类型,如图1所示。

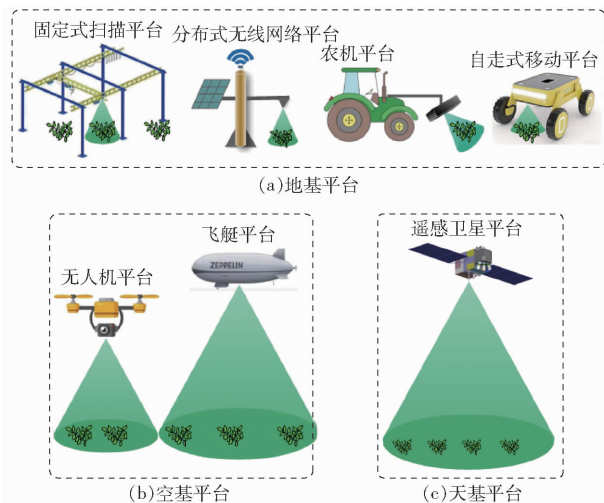


图1 田间作物高通量表型信息采集平台分类
Fig.1 Classification of high-throughput phenotyping platform

1.1 地基平台

在3种平台中,地基平台的研究起步较早,地基平台一般采用4种系统搭载方式:固定式轨道/吊索扫描平台、分布式无线网络平台、拖拉机为代表的农机平台以及自走式移动平台。固定式轨道/吊索扫描平台最早应用在室内表型系统中,随着田间表型系统研究的兴起,也逐渐开始部署在室外环境中,如

瑞士 ETH 田间表型平台^[4],使用吊索悬挂多种传感器进行田间作物扫描;英国 Rothamsted 研究中心利用固定轨道构建了一个全自动的表型平台 Field Scanalyzer^[5],可以搭载多种传感器构成传感器阵列进行持续的高通量作物表型信息获取。这种类别表型平台适用性较强,各种传感器接口较多,可以随时变更传感器以满足不同的扫描需求,而且系统运行平稳,受外界干扰(如地形、振动)较小,扫描数据品质较高,但是投资成本大、运行及维护费用高,不适用于面积较大的育种小区。

分布式无线网络平台一般利用物联网技术,通过无线传感器网络构建表型信息获取系统,无线通信模式的选择一般采用 WiFi、ZigBee、LoRa 等。这类平台通常安装温湿度传感器、红外及光照传感器、RGB 相机或光谱相机等,用于检测空气、土壤温湿度等作物生长环境参数和作物冠层信息及长势,如 Field Server^[6], CropQuant^[7], CropSight^[8] 等。分布式无线网络平台可以根据需求进行具体站点的动态配置,组网灵活方便,但是其单体覆盖面相对较小,需要组成一个网络系统才能检测整个地块,而且也是采样式信息获取,不能实现针对所有个体的全覆盖。

以拖拉机为代表的农机平台由于成本相对较低,传感器系统设计相对容易且能够承载较大的有效载荷,在田间表型研究中也得到了大量的应用。这种平台多搭载红外、超声、光谱、LiDAR^[9-10]和深度相机等传感器,广泛用于高粱^[11]、棉花^[12]、小麦^[13-14]等作物的生物量^[15]、植株高度^[16]、叶面积、茎直径、冠层温度等表型参数的信息获取。虽然相对于固定式表型平台,拖拉机平台移动更方便,设计更容易,能够扫描更大的地块,但是由于其体积较大,轮胎较宽,并不适用于行间距较小的种植模式,其速度也不易精确控制,而且大多数使用燃油动力,行进过程中振动相对较大,这些都对测量精度有一定的影响。此外,由于拖拉机平台自身的质量及其行走对作物地上部-土壤-根系的生长所带来的影响也值得考虑。

为了进一步降低成本,提高控制和测量精度,降低因为轮胎宽度带来的使用要求,越来越多的研究者开始采用自主设计的小型自走式地面移动平台来搭载表型获取系统^[17-20]。此外,还有一些研究者利用商业化的自走式地面漫游车底盘设计了用于不同目的的表型平台^[21],同样搭载了多种传感器用于田间作物表型信息获取。自走式小型田间移动表型平台一般都搭载 GPS 定位系统,能够记录不同位置地块的表型信息,而且成本较低、部署方便;此外由于

轮胎相对较窄,对于田间地面的影响较小,可以适应不同高度和行间距的作物。

1.2 空基平台

空基表型平台包括直升机、无人机、齐柏林飞艇等,这些平台可以在更大的尺度上获取数据,在几分钟内得到大量的田间作物特征点^[22]。有人驾驶的直升机和飞艇虽然能够携带较大的载荷,但是不能在较低的高度盘旋和飞行,获取的表型数据空间分辨率相对较低,容易受天气条件的限制,而且运营成本较高。无人机可以在相对较低的高度飞行,且成本较低,更适用于田间高通量表型信息的获取,因此利用无人机进行农田表型信息获取成为了当前的研究热点。由于受到载荷能力的限制,无人机相对于地基平台能同时搭载的传感器数量一般较少,多使用 RGB 相机、红外成像、多光谱/高光谱相机等传感器进行遥感解析作物表型^[23],如病害诊断^[24]、成熟度评判^[25]、产量估测^[26]、重要表型性状分析^[27]、生长状态监测与评估等^[28-29]。无人机表型平台的应用需要注意 2 个因素:一是无人机的稳定性、安全性和可控性,二是传感器的安装和控制以及使用条件。无人机平台成本低,可以在短时间内对大面积地块进行扫描,但是相对于地基平台来说无人机获取的信息精度较低,有效载荷不足,续航时间较短,易受天气影响,而且高空飞行时需要进行空域申请。

1.3 天基平台

对于大面积种植作物,通过天基卫星平台进行作物状态检测比较方便,基于卫星的表型平台一般搭载高光谱或多光谱相机进行区域级信息检测,如美国宇航局 NASA 的生态系统热辐射空间试验站(Ecosystem spaceborne thermal radiometer experiment on space station, ECOSTRESS)、土壤含水率主被动检测^[30]、干旱预警及用水效率检测^[31]等。此外,在未来几年内,搭载高分辨率 RGB 相机的纳米卫星和微型卫星可能会得到越来越多的应用。天基表型平台获取的表型数据通量最大,精度最低,只适用于大范围的检测,很难获取单株或某一局部小区域作物的表型信息。

综上所述,不同的田间作物表型平台各有特点,表 1 为不同类型田间表型平台的优点和缺点,使用时需要根据具体情况,综合考虑易用性、易操作程度、数据通量和精度等实际需求,以及成本和经济性^[32]合理选择、设计表型平台。

2 常用表型信息采集传感器研究进展

田间作物表型所用到的传感器范围非常广泛,根据其感知区域面积大致可以分为 2 类:检测物体

表 1 不同类型田间表型平台优点和缺点

Tab. 1 Advantages and disadvantages of different types of field phenotyping platforms

平台类型	优点	缺点
固定式轨道/吊索平台	无人值守,可以连续作业(例如夜间),可重复性好,测量精度高	通常成本较高,只能监测有限的区域
地基平台	组网灵活方便,可以根据需求进行站点的动态配置	单位覆盖面积小,不能实现针对所有个体的全覆盖
农机平台	视角恒定,可以搭载多种传感器,安装方便,操作便捷	燃油动力,振动较大,轮胎较宽,对行间距有要求
自走式移动平台	设计灵活,可以搭载多种传感器,适应性强,电动力	造价高,没有商业化的解决方案,需要自主设计
飞艇/探空气球	与其他空中平台相比价格低	受风速影响,不易精准移动
空基平台	无人机	成本相对较低,扫描速度快,GPS 导航,可以精准定位,适用于区域性地块
有人驾驶飞行器	载荷能力大,可以快速检测较大面积	运行成本很高,需要专业操作人员
天基平台	卫星	检测面积最大
		成本最高,精度相对较低,只适用于大面积检测

某点信息的点传感器和能够提供被检测物体空间分布信息的成像传感器。其中成像传感器又存在 2 种不同的成像模式:帧成像模式和线扫描成像模式。帧成像是指在某个时间点同时获取二维阵列像素点,如 RGB 相机即为帧成像模式;线扫描成像是指在某个时间点只能获取一个扫描线的像素点,通过各个扫描线所获得的不同行像素点合成图像,如单线激光雷达。行扫描成像模式下,需要精确确定每条扫描线的传感器位置和姿态,以便生成准确的图像,这就需要通过 GPS 和行程状态测量配合来实现。表型系统中常用的传感器有以下几种:

(1) RGB 相机

RGB 相机是应用最广泛的一种非侵入式传感器,它能够用于检测植株冠层的覆盖面积、颜色^[33-34],也可以用于估算叶面积指数和光拦截率^[35-36],另外利用 RGB 获取的图像信息也可以用来分析植株的形状、结构、密度以及各种胁迫和病虫害的预警^[37-38]。使用单一的 RGB 相机存在一定的局限性,如镜头附近会产生一定的畸变,而使用立体成像系统则可以有效地提高表型信息的精度和通量,还能够进行冠层结构的 3D 重建、估算叶面积和某些器官的长度等^[39-42]。

(2) 激光扫描传感器

很多传感器都能够提供 3D 结构信息,在植物表型中应用最为广泛的的就是地面激光雷达(LiDAR),由于其分辨率高,点云密度大的特点,在田间作物叶面积指数估算^[43]、冠层结构三维重建以及种植密度测量^[44-46]等方面得到了大量的应用。基因的差异和环境的变化经常导致作物冠层的生长速率和结构特征存在一些不同,最近的研究中,已经成功地应用 3D 激光扫描来评估作物生长对于不同基因和环境变化的反映情况^[47-49]。激光扫描传感器还经常和其他传感器配合使用,以获取更高的数据通量,例如配合蒸渗仪评估冠层特征(叶面积、叶

面积指数、蒸腾作用)与水分利用情况的关系,结合高光谱仪等检测植株的病害情况等^[50-52]。

(3) 热成像传感器

在进行水胁迫,如干旱胁迫检测时,热成像传感器是最有力的工具之一,因为冠层的温度和其蒸腾效率有直接的关系,通过检测冠层温度可以评估其当前的水分蒸发状态,并据此进行水胁迫的判断,也可以用于监测某些疾病的发生情况^[53-57]。无人机或有人驾驶飞机平台搭载热成像传感器可以在极短的时间内从大型野外试验田中同时获取成百上千个地块的作物冠层温度,极大地提高了表型信息获取的效率^[58]。

(4) 多光谱和高光谱传感器

多光谱和高光谱成像技术在作物表型研究中也得到了大量的应用,多光谱成像的光谱分辨率一般在 0.1 mm 数量级,而高光谱成像的光谱分辨率一般在 0.01 mm 数量级。根据波长范围可以将光分为紫外(200 ~ 400 nm)、可见光(400 ~ 700 nm)、近红外(700 ~ 1 300 nm)和远红外(1 400 ~ 3 000 nm)几个区域,光谱成像就是捕获成像范围内的每个像素在不同频率段的反射电磁波。不同的波长区域中可能会包含叶片生理的不同信息,如叶片生理状态、含水率、叶绿素含量、氮含量、生物量含量、光合速率等^[59]。作物反射的光谱能够传达其相关的结构和健康信息,以此为基础可以对其生长特性进行评估。例如,健康的绿色植物可以反射 700 ~ 1 500 nm 的光,当植物在胁迫状态下时叶绿素活性会降低,导致红色光的反射率增加^[60]。此外,光谱成像技术的高分辨率也是其成为作物病害检测的一种有效方法^[61-67]。

(5) 荧光成像

除了利用光谱仪检测作物的反射光谱之外,还可以利用主动光感测技术,如叶绿素荧光成像进行表型信息的检测。植物细胞内的叶绿素分子通过吸收光子得到能量后,可以从稳定的低能态跃迁到

不稳定的高能态,然后在几个纳秒之内释放能量再回到低能态。在此过程中会发出荧光光子,因此,可以通过荧光成像来检测光合作用,尤其是受到非生物胁迫和生物胁迫情况下的光合反应。这对于作物早期疾病检测非常有用^[68-70],因为荧光指数的变化通常发生在出现明显症状之前^[71-74]。荧光成像技术虽然较为先进,但是和其它光成像技术一样会受到光照和风等外界环境的影响,在野外条件下较难

得到应用^[75]。

上述传感器在表型研究中应用较多,除此之外其他一些传感器,如超声波传感器^[9]、深度相机^[11]等也不乏应用的案例。每种传感器都有使用条件的限制,需要针对特定的目标和要求进行合理选择,一般在表型平台或系统中搭载的传感器不止一种,经常通过多种传感器的组合来获取不同类型的作物表型信息,表2所示为常用表型传感器的应用范围和

表2 常用表型传感器应用范围和使用限制

Tab.2 Applications and limitations of common sensors of phenotyping

传感器类型	应用范围	使用限制
RGB 相机	冠层颜色及覆盖度、冠层形态及结构、植株高度、叶面积及叶倾角、根结构、开花检测、病害检测、发芽率	使用前需要进行校准,使用时受外界环境的光照条件影响较大
双目相机	冠层结构、冠层体积、植株高度、叶倾角	使用前需要进行校准,使用时受外界环境的光照条件影响较大,计算量大,对计算机硬件要求高
激光扫描传感器	冠层高度及结构,叶面积、体积和生物量估测	通常需要与GPS以及位置检测装置配合使用
热成像传感器	冠层温度、气孔导度、生物或非生物因素引起的水胁迫检测、病害检测、成熟度检测	需要校准,易受外界环境的影响,在稀疏的冠层条件下很难将土壤和冠层温度区分开
多光谱传感器	光合检测、氮素含量、生物量估测、叶面积指数	植株结构及外界光照会影响传感器信号,光谱信号难以描述组织结构内的信息
高光谱传感器	叶片/冠层生物成分、色素浓度、养分状态、含水量、LAI和NDVI、生物/非生物胁迫测量	使用前需要校准,外界环境光照条件会影响传感器信号,需要经常进行白平衡校准
荧光成像	光合状态,生物/非生物胁迫的间接测量	因为信噪比较小,很难在野外条件下使用

使用限制。

3 表型信息分析方法研究进展

表型信息的来源是各种传感器,因为传感器多种多样,所以获取的表型信息无论是从数据内容、数据格式还是数据量级都存在很大的差别,这就导致表型信息的分析方法各有不同。表型数据来源大致可以分为图像数据、传感器数据和试验元数据^[76],根据数据处理使用的技术,表型信息分析方法大致可以分为经典统计分析方法、计算机视觉及图像处理、机器学习方法。

3.1 经典统计分析方法

统计分析是用来描述数据特征、分布状态和数据量之间关系的一类方法,经典统计分析包括相关性分析、主成分分析、聚类分析、回归分析等^[77],其中相关性分析和回归分析是最常被用到的方法。很多非图像类传感器获取的信息多是数字类型的数据,如激光雷达、超声波传感器和非成像光谱仪等,这些数据反映了植株某种特定的信息,如株高、株宽、叶片宽度、叶面积、叶绿素含量等。通过对这些数据进行回归分析,可以建立传感器数据与作物生长信息的反演模型,利用相关性分析不但可以检验模型的准确性,也可以用来检验自动化的表型信息获取系统与传统手工测量相比在信息获取方面的一

致性和有效性。

经典统计分析方法简单易行,常用的统计分析工具软件如SPSS、Stata、SAS、Origin等对计算设备硬件性能要求相对较低,但是只能通过大量的基础数据提炼和概况一些基本规律和趋势,难以从更深层次对作物生理特征进行描述和分析。

3.2 计算机视觉和图像处理方法

在现有的表型平台或系统中,图像传感器应用非常广泛,如RGB相机、双目立体视觉系统、RGB-D相机、成像光谱仪等。利用计算机视觉分析和图像处理方法可以对这些传感器获取的数据进行多角度的分析和处理,而且很多其他传感器获取的信息也经常转换为图像进行分析,如激光雷达获取的点云数据等,因此图像处理方法是表型信息分析中使用最为广泛的方法。图像处理的目的一般是针对目标植物,或者是植物的某些器官,如茎、叶、籽粒、果实等^[78-79],通过使用形态学^[80]和颜色特性^[81-82]进行特征提取,可以从复杂背景中提取目标的边缘和轮廓,常用于产量估计和病害检测等^[83-84],因此图像提取、分割算法非常重要。常用的计算机视觉及图像处理工具有OpenCV、Halcon、SciKit-Image等,Matlab也经常用于进行图像的处理和分析。

图像数据是所有图像处理方法的前提,高品质的图像数据将大大降低图像处理的难度,反之即使

图像处理方法很先进也很难获得良好的处理结果。在野外环境下所拍摄的图像或多或少都会受到环境因素的影响,因此,针对田间表型信息获取系统,尽量减少外部光照等因素的干扰,获取高品质的图像是关键问题,这样才能为后续图像处理和数据分析带来便利。

一般来说,无论是基于 RGB,还是多/高光谱、热或荧光原理的二维成像系统获取的数据普遍缺乏与植株结构相关的深层结构信息,因此,以 3D 重构为代表的计算机视觉方法在表型研究中得到了大量的应用,其中主要的方法有运动恢复结构(Structure from motion, SFM)、立体视觉(Stereo vision, SV)、3D 点云(3D point cloud)等方法。

SFM 是一种距离成像方法,可以通过在场景周围不同点拍摄的一系列二维图像数据中估计三维结构。应用这种方法需要进行以下步骤:摄像头校准和定位、不同位置图像拍摄、三维点云生成、曲面生成和纹理映射。该方法与二维成像最大的不同之处在于相机的位置和方向以及场景的几何位置不需要提前校准,而是通过从一组具有大量重叠信息的图像中自动提取的。这种方法适合于从某一高度通过大量重叠的图像构建三维场景的情况,或者通过移动传感器进行图像采集,然后重构物体结构。

立体视觉是最常用的一种三维重建方法,它使用一对固定位置的摄像头同时测量同一个场景,以此为基础进行三维重构。物体与摄像头的距离是根据每个像素的视差(同一个点在 2 幅图像中的不同位置)通过三角关系计算得到的,因此立体视觉中共轭对的匹配是最为重要的。立体视觉进行三维重构具有成本低、实现简单的特点,不需要其他特殊光源设备等,在田间作物表型中也有着一定的应用。

SFM 和立体视觉都需要在图像的基础上进行数学运算得到物体的三维结构,属于一种间接的方法,而通过深度相机或激光扫描传感器得到的 3D 点云能直接反映出物体各个位置点高度,更加简单快速,随着相应传感器价格的降低,这种方法在作物表型获取中应用越来越多,利用 3D 点云数据可以分析植株的高度、覆盖度和生物量等信息^[85-88]。

3.3 机器学习方法

机器学习(Machine learning, ML)是一系列计算机建模方法,可以在不编写明确规则程序的情况下从数据中自动学习并实现自主决策。ML 的主要思想是有效地利用经验或样本发现潜在的结构、相似性或数据中存在的不同之处,以对新的数据集进行解释和分类。ML 最大的优势在于从现有的数据中归纳出趋势或模式的能力,ML 方法可以应用在很

多方面,在作物表型中经常用于 4 种分析中:识别、分类、评估和预测。经典的机器学习方法包括支持向量机(Support vector machines, SVM)^[89]、决策树(Design tree, DT)^[90]、人工神经网络(Artificial neural networks, ANN)^[91]、K-Means 聚类^[92]、线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)^[93]等。

深度学习是另外一类机器学习方法,近年来,基于深度卷积神经网络算法的深度学习成为了表型研究中的一个热点,被广泛应用于蔬菜、小麦等作物的图像目标识别和定位中^[94-95]。它对目标特征的高度提取,使得在实际环境比较复杂的情况下对目标识别检测准确率有了很大的提升。在基于深度学习的目标检测算法中,主要有 2 类方法。第 1 种是基于候选区域和分类的区域推荐类检测方式。以 RCNN、Fast-RCNN、Faster-RCNN 为代表。比如 RCNN 通过利用图像颜色、纹理、边缘等信息来进行候选区域的选取。而 Faster-RCNN 完全由网络自己进行学习得到候选区域,同时共享网络参数。这种方式虽然检测效果比传统的方法要好很多,但是训练时需要占用大量时间和存储空间,并且不能做到很好的实时性。第 2 种方法是将回归思想和深度卷积神经网络相结合的网格类目标检测方法,以 SSD 和 YOLO^[96]为代表。这种方法运用卷积神经网络提取的特征将目标检测和分类转换成回归问题,即给定输入图像,直接在图像的多个位置上回归出这个位置的目标边框以及目标类别。这种方法除了精度相对较高,检测的速度也相对较快,处理的实时性相对较强,在目标检测领域具有良好的应用前景。深度学习在表型研究中的焦点目前集中在目标物体的自动识别和提取^[97-98]、病虫害检测与诊断^[99-102]等领域。常用深度学习框架有 TensorFlow、Keras、Caffe 等,Python 由于具备简单、免费、兼容众多平台和标准函数库丰富等特点,成为了深度学习相对较为流行的编程语言。

机器学习相对于其他表型分析方法,需要的训练样本数据量较大,需要进行长时间的训练,而且训练样本的品质对最终的识别结果影响较大,数据集的收集和整理是机器学习的必要条件。此外,机器学习对设备硬件性能要求也较高,特别是深度学习,经常需要利用 GPU 进行模型的训练,难以在现场条件下进行大规模的实际应用。

4 讨论

在过去的十几年里,新型相机、传感器、自动化装备(如无人机等)、图像处理系统等为快速、准确、非侵入性的检测田间作物整株或冠层级别的形态及

物理特性的表型提供了丰富的工具和手段,植物表型相关研究得到了快速发展,目前田间作物表型系统一般具备以下特点:

(1)表型信息采集平台高度的装备化和自动化,不管是地基、空基还是天基平台,都可以在相对较短的时间内快速筛选和扫描大量的植物,大大提高了信息获取效率。

(2)表型信息获取所使用的传感器多为非侵入性传感器,如激光雷达、超声传感器、RGB 相机、深度相机、光谱仪等,这样不会对植物的生长状态和生理结构构成干扰。

(3)表型信息获取过程中数据采集维度较高,在信息采集过程中,可以通过平台搭载的多种传感器一次性获取不同类型的表型特征,这样便于以后分析不同特征之间的相互关系,有利于将注重植物功能性的基因研究和注重植物结构的表型研究进行有机结合。

(4)表型信息解析技术手段丰富,利用计算机视觉、信号处理、机器学习和统计分析等方法 and 丰富的软件平台和工具,对采集到的表型信息从数学和图像等不同的角度进行分析和处理。

5 展望

随着各种先进传感器的不断问世、计算机硬件性能的快速提高、信息处理和分析方法的层出不穷,田间作物表型技术将不断地由研究向实际应用转变。未来该领域将主要在以下几个方面展开研究:

(1)通量、分辨率和维度的有机结合。表型平台和系统的设计不但要考虑到高通量,还要考虑到高分辨率和多维度的因素。分辨率包括时间分辨率和空间分辨率,空间分辨率描述了表型系统将植物或其器官、组织、细胞分离成用于测量的基本单位或元素的能力,空间分辨率小到细胞环境,大到田间自然环境;时间分辨率表示表型系统用于数据测量和处理的最基本时间单位,时间分辨率的跨度可以从秒(例如用于测量气孔导度和光合速率)到数周或数月(例如用于估算作物干物质含量或产量等);维度是指表型系统在不同时间、空间、类别(如作物结构、生理、性状)条件下获取的表型特征的多样性,在表型组学中,维度还包括基因型的数量和环境条

件等。目前表型信息获取的研究热点多集中在植株冠层、整株、或叶片等单一级别的信息采集和分析,未来表型研究将兼顾通量、分辨率和维度。

(2)多层次数据解析与多类型数据融合。表型研究的目的是与基因研究相结合,明确不同基因型在不同外在环境因素影响下的性状表达,单一类型的的数据只能反映出某一种性状特征,难以全面总结出整个性状的表达规律,只有通过不同层次、不同类型的信息采集,从细胞到群体、从生理到环境,从基因到表型等不同类型的的数据进行融合分析才能找到准确的遗传特性和性状表达之间的对应关系。

(3)数据标准化及管理技术。针对表型信息获取系统中各种传感器所采集的多源异构数据,需要进行归一化和标准化处理并建立数据管理系统,为数据存贮、数据共享、数据挖掘、决策支持等信息处理技术的应用提供数据支撑。

(4)植物结构及生长建模研究。通过数学、图像、动画等建模方法,根据所获取的信息,通过模型详细展示和描述植物生长的各种生态生理过程及细节,并结合试验进行模型的校准验证及敏感性分析,为遗传育种提供数字化的工具。

(5)多学科集成应用技术,将表型研究和基因组学、蛋白组学等其他组学研究相结合,推动遗传、育种、精确农业的协同和融合发展。

(6)虽然作物表型的研究越来越受重视,但是目前作物表型的研究还远远落后于基因研究,当前大多数高通量作物表型方法及技术主要关注作物的外部表型,从而间接地评估作物生长的生理过程。但是,作物表型是其基因和多种环境因素相互作用的结果,本质上是复杂的,难以预测的,因此需要不同学科交叉融合,使表型研究能够促进和推动遗传育种的研究。在未来的表型研究中,应该加强植物表型组的体系化、学科化、专业化的建设,使其成为一个相对独立的多学科交叉的研究体系。当前的表型研究还没有将各个专业背景的人员进行很好的融合,研究过程中多从自身专业角度出发,研究内容存在一些重叠和隔离,缺乏体系化和规范化。在未来的发展中应该集中、集合不同专业背景的研究人员,围绕一个完整的体系从不同的视角和维度进行系统化的研究,以促进作物研究的快速发展。

参 考 文 献

- [1] FIONA L G, ARGELIA L, CHRISTOPHER N T, et al. Applying high-throughput phenotyping to plant-insect interactions: picturing more resistant crops [J]. *Current Opinion in Insect Science*, 2015, 9:69 - 76.
- [2] ARAUS J A, CAIRNS J E. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier [J]. *Trends Plant Science*, 2014, 19(1): 52 - 61.
- [3] LANGRIDGE P, REYNOLDS M P. Genomic tools to assist breeding for drought tolerance [J]. *Current Opinion in*

- Biotechnology, 2015, 32: 130 – 135.
- [4] NORBERT K, FRANK L, KANG Y, et al. The ETH field phenotyping platform FIP: a cable-suspended multi-sensor system [J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1): 154 – 168.
- [5] VIRLET N, SABERMANESH K, SADEGHI-TEHRAN P, et al. Field scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring [J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1): 143 – 153.
- [6] HIRAFUJI M, YOICHI H, KIURA T, et al. Greeting high-performance/low-cost ambient sensor cloud system using OpenFS (Open Field Server) for high-throughput phenotyping [C]//SICE Annual Conference, Tokyo, Japan, 2011.
- [7] ZHOU J, REYNOLDS D, BALL J, et al. CropQuant: An automated and scalable field phenotyping platform for crop monitoring and trait measurement to facilitate breeding and digital agriculture [J/OL]. *BioRxiv*, 2017. DOI:10.1101/161547.
- [8] REYNOLDS D, BALL J, BAUERA, et al. Crop Sight: a scalable and open-source information management system for distributed plant phenotyping and IoT-based crop management [J]. *GigaScience*, 2019, 8(3): 1 – 11.
- [9] BAKER J, ZHANG N, SHARON J, et al. Development of a field-based high-throughput mobile phenotyping platform [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 122: 74 – 85.
- [10] BAO Y, TANG L. Field-based robotic phenotyping for sorghum biomass yield component traits characterization using stereo vision [J]. *IFAC-PaperOnLine*, 2016, 49(16): 265 – 270.
- [11] JIANG Y, LI C, ANDREW H P. High throughput phenotyping of cotton plant height using depth images under field conditions [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 130: 57 – 68.
- [12] SUN S, LI C, ANDREW H P, et al. In-field throughput phenotyping and cotton plant growth analysis using LiDAR [J]. *Frontiers in Plant Sciences*, 2018, 8: 16.
- [13] SALAS F M G, BAO Y, TANG L, et al. A high-throughput, field-based phenotyping technology for tall biomass crops [J]. *Plant Physiology*, 2017, 174(4): 2008 – 2022.
- [14] ANDRADE-SANCHEZ P, GORE M A, HEUN J T, et al. Development and evaluation of a field-based high throughput phenotyping platform [J]. *Functional Plant Biology*, 2014, 41(1): 68 – 79.
- [15] BUSEMEYER L, MENTRUP D, MOLLER K, et al. Breed vision—a multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding [J]. *Sensors*, 2013, 13(3): 2830 – 2847.
- [16] ALEXIS C, PHILIPPE B, BENOIT S, et al. A semi-automatic system for high throughput phenotyping wheat cultivars in-field conditions: description and first results [J]. *Functional Plant Biology*, 2012, 39(11): 914 – 924.
- [17] WEISS U, BIBER P. Plant detection and mapping for agricultural robots using a 3D LiDAR sensor [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2011, 59(5): 265 – 273.
- [18] BAI G, GE Y, HUSSAIN W, et al. A multi-sensor system for throughput field phenotyping in soybean and wheat breeding [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 128: 181 – 192.
- [19] LIU S, BARET F, ABICHOU M, et al. Estimating wheat green area index from ground-based LiDAR measurement using a 3D canopy structure model [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 247: 121 – 20.
- [20] YOUNG S N, KAYACAN E, PESCHEL J M. Design and field evaluation of a ground robot for high-throughput phenotyping of energy sorghum [J]. *Precision Agriculture*, 2019, 20(4): 697 – 722.
- [21] SHAFEKHANI A, KADAM S, FRITSCHI B F, et al. Vinobot and vinoculer: two robotic platforms for high-throughput field phenotyping [J]. *Sensors*, 2017, 17(1): 214.
- [22] LIEBISCH F, KIRCHGESSNER N, SCHNEIDER D, et al. Remote, aerial phenotyping of maize traits with a mobile multisensor approach [J]. *Plant Methods*, 2015, 11(1): 9.
- [23] 刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展 [J]. *农业工程学报*, 2016, 32(24): 98 – 106.
LIU Jian'gang, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform [J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(24): 98 – 106. (in Chinese)
- [24] SUGIURA R, TSUDA S, TAMIYA S, et al. Field phenotyping system for the assessment of potato late blight resistance using RGB imagery from an unmanned aerial vehicle [J]. *Biosystems Engineering*, 2016, 148: 1 – 10.
- [25] MALAMBO L, POPESCU S C, MURRAY S C, et al. Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2018, 64: 31 – 42.
- [26] YU N, LI L, SCHMITZ N, et al. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187: 91 – 101.
- [27] 丁国辉, 许昊, 温明星, 等. 基于经济型低空无人机对小麦重要产量表型性状的多生育时期获取和自动化分析 [J]. *农业大数据学报*, 2019, 1(2): 19 – 31.
DING Guohui, XU Hao, WEN Mingxing, et al. Developing cost-effective and low-altitude UAV aerial phenotyping and automated phenotypic to measure key yield-related traits for bread wheat [J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2019, 1(2): 19 – 31. (in Chinese)
- [28] HU P, CHAPMAN S C, WANG X, et al. Estimation of plant height using a high throughput phenotyping platform based on unmanned aerial vehicle and self-calibration: example for sorghum breeding [J]. *European Journal of Agronomy*, 2018, 95: 24 – 32.

- [29] JIN X, LIU S, BARET F, et al. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198:105–114.
- [30] ENTEKHAVI D, NJOKU E G, O'NEILL P E, et al. The soil moisture active passive (SMAP) mission [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5):704–716.
- [31] REYNOLDS D, BARET F, WELCKER C, et al. What is cost-efficient phenotyping? Optimizing costs for different scenarios [J]. *Plant Science*, 2019, 282(5):14–22.
- [32] LEE C M, CABLE M L, HOOK S J, et al. An introduction to the NASA hyperspectral infraRed imager (HyspIRI) mission and preparatory activities [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 167:6–19.
- [33] JONES H G, VAUGHAN R A. *Remote sensing of vegetation: principles, techniques, and applications* [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2010.
- [34] LEE K J, LEE B W. Estimation of rice growth and nitrogen nutrition status using color digital camera image analysis [J]. *European Journal of Agronomy*, 2013, 48: 57–65.
- [35] LIU J, PATTEY E. Retrieval of leaf area index from top-of-canopy digital photography over agricultural crops [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2010, 150(11): 1485–1490.
- [36] LIU L, PENG D, HU Y, et al. A novel in situ FPAR measurement method for low canopy vegetation based on a digital camera and reference panel [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5: 274–281.
- [37] NEUMANN M, HALLAU L, KLATT B, et al. Erosion band features for cell phone image based plant disease classification [C]//22nd International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2014:3315–3320.
- [38] BOCK C, POOLE G, PARKER P, et al. Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging [J]. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 2010, 29(2):59–107.
- [39] KLODT M, HERZOG K, TOPFER R, et al. Field phenotyping of grapevine growth using dense stereo reconstruction [J]. *BMC Bioinformatics*, 2015, 16(1):143.
- [40] HUANG C, YANG W, DUAN L, et al. Rice panicle length measuring system based on dual-camera imaging [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 98:158–165.
- [41] 袁杰,杜建军,郭新宇. 基于可见光图像的玉米植株表型检测研究进展[J]. *中国农业科技导报*, 2016, 18(6):90–96.
YUAN Jie, DU Jianjun, GUO Xinyu. Research progress on maize plant phenotype detection based on visible image[J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2016, 18(6):90–96. (in Chinese)
- [42] 胡鹏程,郭焱,李保国,等. 基于多视角立体视觉的植株三维重建与精度评估[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(11):209–214.
HU Pengcheng, GUO Yan, LI Baoguo, et al. Three-dimensional reconstruction and its precision evaluation of plant architecture based on multiple view stereo method[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(11):209–214. (in Chinese)
- [43] KJAER K H, OTTOSEN C O. 3D laser triangulation, a simple and robust method for automated growth determination of crop plants in challenging environments [J]. *Sensors*, 2015, 15:2.
- [44] EITEL J U H, VIERLING L A, LONG D S, et al. Early season remote sensing of wheat nitrogen status using a green scanning laser [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011, 151(10): 1338–1345.
- [45] LLORESN J, GIL E, LLOP J, et al. Ultrasonic and LiDAR sensors for electronic canopy characterization in vineyards: advances to improve pesticide application methods [J]. *Sensors*, 2011, 11: 2177–2194.
- [46] SANZ R, ROSELL J, LLORENS J, et al. Relationship between tree row LiDAR-volume and leaf area density for fruit orchards and vineyards obtained with a LiDAR 3D dynamic measurement system [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 171–172:153–162.
- [47] VIRLET N, SABERMANESH K, SADEGHI-TEHRAN P, et al. Field scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring [J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1):143–153.
- [48] FIRLET M, KIRCHGESSNER N, GRIEDER C, et al. Terrestrial 3D laser scanning to track the increase in canopy height of both monocot and dicot crop species under field conditions [J]. *Plant Methods*, 2016, 12(1):9.
- [49] HOLMAN F H, RICHE A B, MICHALSKI A, et al. High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(12):1031.
- [50] VADEZ V, KHOLOVA J, HUMMEL G, et al. LeasyScan: a novel concept combining 3D imaging and lysimetry for high-throughput phenotyping of traits controlling plant water budget [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2015, 66(18):24.
- [51] ROSCHERA R, BEHMANN J, MAHLEIN A K, et al. Detection of disease symptoms on hyperspectral 3D plant models [C]//ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, 3(7):89–96.
- [52] KHOSROKHANI M, KHAIRUNNIZA-BEJO S, PRADHAN B. Geospatial technologies for detection and monitoring of Ganoderma basal stem rot infection in oil palm plantations: a review on sensors and techniques [J]. *Geocarto International*, 2018, 33(3):260–276.
- [53] BERDUGO C, ZITO R, PAULUS S, et al. Fusion of sensor data for the detection and differentiation of plant diseases in cucumber[J]. *Plant Pathology*, 2014, 63(6):1344–1356.
- [54] OERKE E C, STEINER U, DEHNE H, et al. Thermal imaging of cucumber leaves affected by downy mildew and environmental conditions [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2006, 57(9):2121–2132.

- [55] OERKER E C, FROHLING P, STEINER U. Thermographic assessment of scab disease on apple leaves [J]. Precision Agriculture, 2011, 12(5):699–715.
- [56] CALDERON R, NAVAS-CORTES J A, ZARCO-TEJADA P J. Early detection and quantification of verticillium wilt in olive using hyperspectral and thermal imagery over large areas [J]. Remote Sensing, 2015, 7(5):5584–5610.
- [57] GOMEZ C D, VIRLET N, LABBE S, et al. Field phenotyping of water stress at tree scale by UAV-sensed imagery: new insights for thermal acquisition and calibration [J]. Precision Agriculture, 2016, 17(6):786–800.
- [58] DEERY D M, REBETZKE G J, JIMENEZ-BERNI J A, et al. Methodology for high-throughput field phenotyping of canopy temperature using airborne thermography [J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7:1808.
- [59] YENDREK C, TOMAZ T, MONTES C M, et al. High-throughput phenotyping of maize leaf physiology and biochemistry using hyperspectral reflectance [J]. Plant Physiology, 2017, 173(1):614–626.
- [60] KARLOVSKA A, GRINFELDE I, ALSINA I, et al. Plant reflected spectra depending on biological characteristics and growth conditions [C]//International Scientific Conference Rural Development, 2015:45.
- [61] KUSKA M, WAHABZADA M, LEUCKER M, et al. Hyperspectral phenotyping on the microscopic scale: towards automated characterization of plant-pathogen interactions [J]. Plant Methods, 2015, 11(1):28.
- [62] WAHABZADA M, MAHLEIN A K, BAUCKHAGE C, et al. Metro maps of plant disease dynamics automated mining of differences using hyperspectral images [J]. Plos One, 2015, 10(1):e0116902.
- [63] LOPEZ M, CALDERON R, GONZALEZ D V, et al. Early detection and quantification of almond red leaf blotch using high-resolution hyperspectral and thermal imagery [J]. Remote Sensing, 2016, 8(4):276.
- [64] RAJI S N, SUBHASH N, RAVI V, et al. Detection and classification of mosaic virus disease in cassava plants by proximal sensing of photochemical reflectance index [J]. Journal Indian Society Remote Sensing, 2016, 44(6):875–883.
- [65] ADAM E, DENG H, ODINDI J, et al. Detecting the early stage of phaeosphaeria leaf spot infestations in maize crop using in situ hyperspectral data and guided regularized random forest algorithm [J]. Journal of Spectroscopy, 2017, 2017:6961387.
- [66] TATAGIBA S D, DAMATTA F M, RODRIGUES F A. Leaf gas exchange and chlorophyll a fluorescence imaging of rice leaves infected with *Monographella albescens*[J]. Phytopathology, 2015, 105(2):180–188.
- [67] DEVADAS R, LAMB D, BACKHOUSE D, et al. Sequential application of hyperspectral indices for delineation of stripe rust infection and nitrogen deficiency in wheat [J]. Precision Agriculture, 2015, 16(5):477–491.
- [68] WETTERICH C B, OLIVEIRA N R F, BELASQUE J, et al. Detection of Huanglongbing in Florida using fluorescence imaging spectroscopy and machine-learning methods [J]. Applied Optics, 2017, 56(1):15–23.
- [69] GRANUM E, PEREZ-BUENO M L, CALDERON C E, et al. Metabolic responses of avocado plants to stress induced by *Rosellinia necatrix* analyzed by fluorescence and thermal imaging [J]. European Journal of Plant Pathology, 2015, 142(3):625–632.
- [70] RAJI S N, SUBHASH N, RAVI V, et al. Detection of mosaic virus disease in cassava plants by sunlight-induced fluorescence imaging: a pilot study for proximal sensing [J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(11):2880–2897.
- [71] KONANZ S, KOCSANYI L, BUSCHMANN C. Advanced multi-color fluorescence imaging system for detection of biotic and abiotic stresses in leaves [J]. Agriculture, 2014, 4(2):79–95.
- [72] ROUSSEAU C, BELIN E, BOVE E, et al. High throughput quantitative phenotyping of plant resistance using chlorophyll fluorescence image analysis [J]. Plant Methods, 2013, 9(1):17.
- [73] BAURIEGEL E, BRABANDT H, GARBER U, et al. Chlorophyll fluorescence imaging to facilitate breeding of *Bremia lactucae*-resistant lettuce cultivars [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 105:74–82.
- [74] BAURIEGEL E, BRABANDT H, GARBER U, et al. Φ_{psII} and NPQ to evaluate *Bremia lactucae*-infection in susceptible and resistant lettuce cultivars[J]. Scientia Horticulturae, 2014, 180:123–129.
- [75] PAULI D, CHAPMAN S C, BART R, et al. The quest for understanding phenotypic variation via integrated approaches in the field environment [J]. Plant Physiology, 2016, 172(2):622–634.
- [76] 周济, FRANCOIS Tardieu, TONY Pridmore, 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, FRANCOIS Tardieu, TONY Pridmore, et al. Plant phenomics: history, present status and challenges[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2018, 41(4):580–588. (in Chinese)
- [77] 兰玉彬, 邓小玲, 曾国亮. 无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展[J]. 智慧农业, 2019, 1(2):1–19.
LAN Yubin, DENG Xiaoling, ZENG Guoliang. Advances in diagnosis of crop disease, pests and weeds by UAV remote sensing [J]. Smart Agriculture, 2019, 1(2):1–19. (in Chinese)
- [78] CHITWOOD D H, OTONI W C. Morphometric analysis of *Passiflora* leaves: the relationship between landmarks of the vasculature and elliptical Fourier descriptors of the blade [J]. Giga Science, 2017, 6(1):1–13.
- [79] MIGICOVSKY Z, LI M, CHITWOOD D H, et al. Morphometrics reveals complex and heritable apple leaf shapes [J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 8:2185.
- [80] WANG Z, WANG K, YANG F, et al. Image segmentation of overlapping leaves based on chan-veese model and sobel operator [J]. Information Processing in Agriculture, 2018, 5(1):1–10.

- [81] KUMAR J P, DOMNIC S. Image based leaf segmentation and counting in rosette plants [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2019, 6(2):233 – 246.
- [82] VASSEUR F, WANG G, BRESSON J, et al. Image-based methods for phenotyping growth dynamics and fitness in large plant populations [J/OL]. *BioRxiv*, 2017. DOI: 10.1101/208512.
- [83] AQUINO A, MILLAN B, DIAGO M P, et al. Automated early yield prediction in vineyards from on-the-go image acquisition [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 144:26 – 36.
- [84] ZHENG X, CARRINGTON J C, FAHLGREN N, et al. Antiviral functions of ARGONAUTE proteins during turnip crinkle virus infection revealed by image-based trait analysis in *Arabidopsis* [J/OL]. *BioRxiv*, 2018. DOI: 10.1101/487322.
- [85] BAO Y, SHAH D S, TANG L. 3D Perception-based collision-free robotic leaf probing for automated indoor plant phenotyping [J]. *Transactions of the ASABE*, 2018, 61(3): 859 – 872.
- [86] ADAR V, GUY S. Comparing RGB – D sensors for close range outdoor agricultural phenotyping [J]. *Sensors*, 2018, 18(12):4413.
- [87] THAPA S, ZHU F, WALIA H, et al. A novel LiDAR-based instrument for high-throughput, 3D measurement of morphological traits in maize and sorghum [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1187.
- [88] JIMENEZ B J A, DEERY D M, ROZAS L P, et al. High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9:237.
- [89] MOKHTAR U, ALI M A S, HASSANIEN A E, et al. Identifying two of tomatoes leaf viruses using support vector machine [C]//*Information Systems Design and Intelligent Application*, Springer, 2015, 1:771 – 782.
- [90] HAN D, WANG H Z, ZHENG B Y, et al. Vegetation type classification and fractional vegetation coverage estimation for an open ELM (*Ulmus pumila*) woodland ecosystem during a growing season based on an unmanned aerial vehicle platform coupled with decision tree algorithms [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(18):6655 – 6663.
- [91] FORTIN J G, ANCTIL F, PARENT L E, et al. Site-specific early season potato yield forecast by neural network in Eastern Canada [J]. *Precision Agriculture*, 2011, 12(6):905 – 923.
- [92] HUO Z, DING Y, LIU S, et al. Meat-analytic framework for sparse K-means to identify disease subtypes in multiple transcriptomic studies [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2016, 111(513): 27 – 42.
- [93] BAUER A, BOSTROM A, BALL J, et al. Combining computer vision and deep learning to enable ultra-scale aerial phenotyping and precision agriculture: a case study of lettuce production [J]. *Horticulture Research*, 2019, 6(1):1 – 12.
- [94] ALKHUDAYDI T, REYNOLDS D, GRIFFITHS S, et al. An exploration of deep-learning based phenotypic analysis to detect spike regions in field conditions for UK bread wheat [J]. *Plant Phenomics*, 2019:7368761.
- [95] GARRIGA M, ROMERO B S, ESTRADA F, et al. Assessing wheat traits by spectral reflectance: Do we really need to focus on predicted trait-values or directly identify the elite genotypes group? [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8:280.
- [96] MA J, DU K, ZHENG F, et al. A recognition method for cucumber diseases using leaf symptom images based on deep convolutional neural network [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154:18 – 24.
- [97] 杨国国, 鲍一丹, 刘子毅. 基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别 [J]. *农业工程学报*, 2017, 33(6):156 – 162.
YANG Guoguo, BAO Yidan, LIU Ziyi. Localization and recognition of pests in tea plantation based on image saliency analysis and convolutional neural network [J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(6):156 – 162. (in Chinese)
- [98] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(3):164 – 173.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network for picking robot in complex background [J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(3):164 – 173. (in Chinese)
- [99] 王丹丹, 何东健. 基于 R – FCN 深度卷积神经网络的机器人疏果前苹果目标的识别 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(3): 156 – 163.
WANG Dandan, HE Dongjian. Recongnition of apple targets before fruits thinning by robot based on R – FCN deep convolution neural network [J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(3):156 – 163. (in Chinese)
- [100] 孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别 [J]. *农业工程学报*, 2017, 33(19):209 – 215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Recongnition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network [J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(19):209 – 215. (in Chinese)
- [101] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(18): 194 – 201.
LONG Mansheng, OUYANG Chunjuan, LIU Huan, et al. Image recongnition of *Camellia oleifera* diseases based on convolutional neural network & transfer learning [J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(18):194 – 201. (in Chinese)
- [102] HASAN M, CHOPIN J P, LAGA H, et al. Correction to: detection and analysis of wheat spikes using convolutional neural networks [J]. *Plant Methods*, 2019, 15(1):27.