



论文

Crop 3D——基于激光雷达技术的作物高通量三维表型测量平台

郭庆华^{①*}, 吴芳芳^{①②}, 庞树鑫^{①②}, 赵晓倩^{①②}, 陈琳海^{①②}, 刘瑾^①, 薛宝林^①,
徐光彩^①, 李乐^③, 景海春^①, 储成才^④

① 中国科学院植物研究所, 植被与环境变化重点实验室, 北京 100093;

② 中国科学院大学, 北京 100049;

③ 北京师范大学生命科学学院, 北京 100875;

④ 中国科学院遗传与发育生物学研究所, 植物基因组学国家重点实验室, 北京 100010

* 联系人, E-mail: qguo@ibcas.ac.cn

收稿日期: 2016-03-29; 接受日期: 2016-05-27; 网络版发表日期: 2016-10-08

中国科学院战略性先导科技专项(A类)(批准号: XDA08040107)资助

摘要 作物表型测量技术发展的滞后已成为当前育种领域的发展瓶颈, 高通量的精确表型测量有助于加速育种进程. 激光雷达是一种新兴的主动遥感技术, 能够精确获取作物的空间形态数据, 在高通量作物表型监测中有广阔应用前景. 然而, 目前我国基于激光雷达技术的作物表型监测仍存在较大空白. 因此, 本课题组自主研发了一套以激光雷达为主, 集成高分辨率相机、热成像仪、高光谱成像仪等传感器的高通量作物测量平台——Crop 3D. 与传统作物表型测量技术相比, Crop 3D 优势在于能够通量化同步地对作物各生长时期进行多源表型数据的获取并提取株高、株幅、叶长、叶宽、叶倾角和叶面积等参数, 可为植物生物学和基因组学分析提供数据支持. 本文重点对 Crop 3D 平台的整体规划设计、传感器集成、运行模式及平台获取的表型参数做了详细描述, 并对其潜在应用领域做了简要探讨. 本课题组认为, 激光雷达与传统表型测量技术相结合的集成型平台有望成为未来作物表型参数获取的趋势所在.

关键词 作物育种, 表型参数, 数据融合, 激光雷达, 高通量, 集成平台

人口持续增加、土地资源骤减以及气候剧烈变化等不利因素使得全球粮食安全面临巨大威胁, 粮食增产刻不容缓^[1]. 培育优质品种以实现作物高产并保持其在胁迫环境下的稳产性是解决当前粮食问题的

重要途径^[2~4]. 过去 10 年, 得益于高通量测序技术的发展, 基因组学研究取得了巨大进步, 极大地加速了对调控作物重要性状基因的挖掘. 然而, 表型组学的研究技术和方法仍然停留在使用传统的测量仪器、数

引用格式: 郭庆华, 吴芳芳, 庞树鑫, 等. Crop 3D——基于激光雷达技术的作物高通量三维表型测量平台. 中国科学: 生命科学, 2016, 46: 1210–1221

Guo Q H, Wu F F, Pang S X, et al. Crop 3D: a platform based on LiDAR for 3D high-throughput crop phenotyping. Sci Sin Vitae, 2016, 46: 1210–1221, doi: 10.1360/N052016-00009

字图像分析等方法阶段^[5~7]。表型信息获取技术的滞后导致其无法同步匹配数据量丰富的基因组学数据,严重阻碍了育种进程,成为当前育种领域瓶颈所在^[8,9]。

作物表型测量最早开始于目视评估的经验阶段,终因主观臆断性过强而遭淘汰。伴随着测量工具的使用,作物表型测量进入了精准科学时代,并在传统农业生产和育种中起到了重要作用。科学技术的进一步发展带动了测量工具的发明和改良,一系列测量仪器如叶面积仪、冠层反射率测定仪、叶片含水量测定仪等使得作物表型的测量深入到生理生态领域,一定程度上提高了表型测量的速度和客观准确性^[5]。图像处理技术在农业工程中的应用始于 20 世纪 80 年代末期,通过相机获取目标图像后进行去噪、增强、复原、分割等处理,最终完成对目标物的表型描述和对特定参数的测量分析^[10]。其在表型测量中的应用集中在以彩色图像和多光谱影像为主的二维作物信息提取方面,涉及作物生长监测、胁迫响应、大田估产等^[11]。农业系统中,垂直维度信息对作物的物理参数提取、生长状况监测、种植管理等具有重要的意义^[12,13]。立体视觉、深度相机这些具有空间三维信息的测量方式开始走入大众视野,并逐渐在植物形态测量方面得到深入应用^[14~18]。激光雷达技术出现真正把测量带入了三维时代。激光雷达主要通过计算发射与返回脉冲之间的时间差来测算目标物体的位置,其主要数据格式——点云中包含了目标物的空间点坐标(XYZ)、强度(intensity)以及 RGB 信息。该技术已广泛应用在土地调查、城市设计、林业管理及商业规划方面,尤其在林业的清查和监测中,可精确地获取森林的单木位置、高度、地上生物量、冠层覆盖度、叶面积指数(leaf area index, LAI)等信息^[19~21]。随着应用领域的逐步拓展,国内外学者开始尝试将高精度的激光雷达应用于作物表型测量研究^[22~27]。以番茄(*Lycopersicon esculentum* Mill.)、水稻(*Oryza sativa*)和小麦(*Triticum aestivum*)为研究对象,激光雷达技术在作物的胁迫响应监测、作物经济产量估计以及农业地形探查方面的应用研究已相继展开,并显示出巨大的应用潜力^[28~30]。但从目前技术来看,无论是二维图像法、立体视觉法还是基于三维的激光雷达技术,单独获取作物表型信息时或受制于通量或局限于精度都不能全面满足科研及应用需求^[10,31]。

面对海量育种表型样本,通过高通量和高精度

的表型测量,将基因型、表型、环境因子三者关联分析,有计划地设计育种并指导作物生产成为当前育种学及表型组学研究的迫切需求^[9,32~34]。平台式测量为通量化作物表型测量提供了一种新的解决方案。通过搭载多种传感器(高分相机、成像光谱仪、热成像仪等),平台系统可短时间内完成多源数据的采集和分析,成为表型测量研究的国际发展趋势^[33]。作为平台式表型测量的先驱,比利时作物设计公司(CropDesign)率先研制出集大规模转基因、表型测量和基因定位于一体的高通量技术平台——TraitMill,并应用于禾谷类作物产量相关基因定位和性状评价上^[35]。德国 Lemna Tec 公司搭建了“全自动高通量植物 3D 成像系统”(Scanalyzer 3D),可提供样本的精细表型分析,满足植物胁迫响应等实验需求^[36]。以上两类平台以二维成像技术为主导,集中应用于室内单株样本的通量化培养和表型分析。基于传感器集成的思想,澳大利亚的 PlantScan™系统则集成了光谱成像仪、热成像仪、RGB 相机及荧光成像仪等多种传感器,实现了拟南芥(*Arabidopsis thaliana*)等小型模式植物的动态培养和监测^[37]。国内以杨万能等学者^[38]为代表,尝试了断层扫描和数字化考种等方法在作物表型分析方面的相关研究。总体来说,目前较为成熟的作物表型监测平台集中在澳大利亚、德国和美国等发达国家^[39]。我国的作物表型测量技术无论是从自主集成研发来看,还是从投入商业量产的成熟度考虑,均与上述国家存在较大差距。因此,研发一套具有自主知识产权的表型测量平台,实现作物的三维参数高通量测量分析不仅可以推动我国在表型组学相关领域的研究,填补该领域的技术空白,也将为作物育种、表型组学及基因组学的研究带来重大突破。本研究以激光雷达传感器为核心,集成其他多种类型传感器,采用 sensor-to-plant 的扫描作业方式,设计研发了国内首套高通量作物三维表型测量平台——Crop 3D。该平台在充分发挥平台式测量优势的基础上,通过激光点云完整地保留作物表型在空间上的伸展形态,使许多垂直维度结构参数(叶倾角、叶片卷曲度、植株挺立度)的定量分析成为可能。就整体而言,Crop 3D 平台能同步获取高分影像、热成像、高光谱图像等多源数据,不仅可进行常规参数(覆盖度、植被指数、叶片温度等)的提取,而且通量化的测量效率可实现作物全生育期监测,辅助室内育种筛选、作物建模和胁迫响应分析等研究。本文将对集

成型表型平台的设计搭建、操作运转进行详解介绍;针对软件平台,以水稻、高粱(*Chinese sorghum*)和玉米(*Zea mays*)为实验对象,重点介绍三维激光雷达技术在表型参数提取中的应用现状;同时,对集成平台式的表型测量技术的当前应用领域及未来发展方向进行探讨。

1 材料与方法

1.1 Crop 3D 平台设计与搭建

激光雷达在精确获取空间三维结构信息上的巨大优势为表型监测平台突破创新带来新的方向,基于此,本课题组提出了以激光雷达技术为核心的高通量表型测量平台设计方案——Crop 3D(图 1)。平台

集数据动态获取、数据回传、数据存储和处理于一体,通过一键式触发完成包括形态结构和生理生化等参数的同步数据采集。与此同时,与平台配套研发一套用户自选择、多参数、交互式的数据处理软件,真正实现室内作物表型的通量化测量。

Crop 3D 硬件系统关注于植物表型相关的多源数据获取,在传感器选择时对当前主流成像技术的应用范围和局限性进行了分析比较(表 1)。将各传感器优势与表型研究关注参数进行综合考虑后,系统选择集成激光雷达、CCD(charge coupled device)工业相机、成像光谱仪以及热红外成像仪,分别用于采集三维点云数据、二维真彩色影像、作物冠层高光谱数据以及热红外数据。各传感器集成为一体搭载于移动的室内平台上实现作物的全生育期无损表型测量。



图 1 Crop 3D 平台设计框架

传感器的参数和作用详细描述如下:

(i) 激光雷达(Faro Focus^{3D} X120)悬挂于扫描作物上方的传感器模块中央, 采用俯拍扫描以保证作物内部结构信息的最大完整性. 扫描仪单位时间内可发射约 100 万个点, 测量精度为±2mm@25m, 扫描视场角为 360°×300°(水平×垂直), 力求呈现完整的三维作物点云, 为作物的三维形态学参数提取以及冠层的结构分析提供更为精确的数据源.

(ii) 高分工业相机(Point Grey FL3)采用 SONY 芯片, 具有高像素和高敏感度. 作为目前应用最为广泛的作物表型监测传感器, 相机数据主要提供作物冠层覆盖的色彩信息. 为获取作物冠层覆盖的完整影像数据, 选用了集成度较低的工业相机, 便于二次开发. 镜头采用垂直向下的挂载方式, 以实现伴随平台运动单元运行过程中的顶部数据连续采集, 并在传感器模块的移动中采用等时间间隔曝光的数据采集方式, 行进速度和拍摄速度可自主设定.

(iii) 成像光谱仪(BaySpec OCI-UAV-1000)的光谱范围为 600~1000 nm, 光谱分辨率 4 nm, 覆盖与植被光谱特性密切相关的 100 个波段, 图像采集频率最高可达每秒 120 帧. 大范围的图像获取采用推扫模式, 空间分辨率为 2048×扫描长度. 软件可根据扫描轨迹进行拼接, 合成整幅图像, 适用于精准农业中的

物理参数估算、长势监测以及估产等方面.

(iv) 热成像仪(Keii MC1-640)原有的视场角 25°×18.7°经改装后进行了一定的扩展, 确保覆盖全区域. 热灵敏度为 0.03℃(在 30℃时), 测温范围为 -20℃~+200℃. 该成像仪具有白热、黑热、铁红等 12 种调色板, 可在-10℃~50℃的温度范围中运行工作, 测量精度控制在±2℃. 热成像采用垂直向下的挂载方式可进行作物冠层的全天候温度监测, 为胁迫响应分析提供数据支持.

1.2 Crop 3D 平台运行模式

平台主要由承重结构、运行模块、传感器模块和控制模块 4 部分组成(图 2). 控制模块集中管控平台整体的运行和传感器工作模式, 通过双语式触控面板进行人机交互, 实现运行模块的位置初始化、传感器系统的设备初始化、一键式传感器系统数据采集开始及停止等操作. 控制模块提供自动程序和手动程序两种模式, 具有单排扫描、多排扫描以及定点定位等扫描方式, 可根据用户需求选择最优扫描方案以节省数据采集时间. 运行模块的主要驱动力来源于高精度步进电机, 通过将系统控制模块发出的脉冲信号转变成角位移, 并以此带动运行模块实现单方向上的线位移. 行走结构连同传感器模块在单方向

表 1 不同传感器在数据类型、获取参数、应用优势及局限性等方面的比较^[10,38,40,41]

数据类型	传感器	获取参数	应用优势	局限性
二维成像	高分辨率相机	冠层参数 如覆盖度、病理状况等	费用低; 真彩色信息	后处理繁琐; 阳光和阴影导致 曝光过度或不足
	成像光谱仪	叶片和冠层生化组成、 色素含量、植被指数等	叶片和冠层的光谱数据; 健康状况监测; 物种识别	频繁校准; 空间分辨率低; 数据解译复杂
	热成像仪	冠层或叶片温度	作物虫害监测; 水分胁迫响应监测	环境噪声大; 混合像元误差
	荧光成像仪	叶绿素荧光动态监测; 光合中如光量子产率、 吸收光子通量等指标	叶片健康状态; 光合参数获取	荧光激发困难; 野外应用受限
	断层扫描仪	分蘖数量; 籽粒品质	品质检验	环境限制; 尺度覆盖小
三维成像	立体相机 深度相机	分枝结构; 冠层结构; 高度	三维形态参数获取; 拍照速度快; 费用低	后处理困难; 分辨率低、噪声大; 拍照受限因素多
	激光雷达扫描仪	地上生物量; 三维形态参数如分枝结构、 叶倾角分布、冠层结构	真实三维形态; 精度高; 穿透性强	费用相对较高; 风、雾等导致噪点



图2 Crop 3D 高通量作物三维测量平台

A: 平台整体结构和暗室系统; B: 传感器模块; C: 控制模块; D: 平台安装和调试

匀速运动的同时可以精确地记录实时位移坐标。因此,在设备位置初始化成功后可通过手动设定行走单元的运行坐标范围,以实现特定位置的作物扫描。

传感器集成模块的多个传感器的数据采集和存储均采用无线操作实现,即通过无线远程控制实现多源数据的自动化采集、传输和存储。由于各传感器数据采集方式多样,具有不同的设备通讯协议,控制模块采用嵌入式开发模式,由开发板引出不同设备接口,实现多传感器的同步控制。平台的整体行走机构则由可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)管控,实现平台的上电、自检归零调整和设定模式下的运行。以激光雷达为例,扫描仪通过云台垂直架设在平台的传感器模块框架下,扫描仪内部激光发射器接收控制单元指令后启动线扫描模式。即激光束在旋转镜头的反射下形成一条扫描线,开始进行测距数据及测角数据的采集和记录。在行走结构带动下,传感器根据用户预设的行走速度和扫描密度,沿速度矢量方向发射近红外激光扫描线,以实现对整个关注区域完整覆盖。随后,系统平台根据实时记录的传感器模块运动位置数据对线扫描数据进行解算,以获取高精度三维点云。集成模块的其他传感器,如 CCD 工业相机、热成像仪以及成

像光谱仪等均采用俯拍形式挂载拍摄,统一由控制模块发射指令实现同步拍摄。采集影像分辨率受传感器架设高度、成像平面尺寸以及传感器焦距的影响(公式(1)),

$$GSD=H \times a/f, \quad (1)$$

其中, GSD(ground sample distance)为地面分辨率; H 为传感器高度; a 为像素尺寸; f 为焦距。系统通过设定拍摄频率可实现系统运行方向上高达 80% 的影像重叠度,并以此获取作物的顶部冠层数据。以上同步获取的多源数据最终通过无线传输回传到存储服务器中,用于后期处理和参数提取(图 3)。

1.3 Crop 3D 软件概况

表型测量的“高通量”不仅体现在海量源数据的获取方面,更表现于数据处理和参数获取的同步和高效性。与硬件平台扫描数据相匹配,本课题组开发了参数提取的软件平台。Crop 3D 软件系统利用 Qt 进行用户界面设计(user interface, UI),以 VS2010 为开发环境,采用 C++编写一系列多源数据处理与表型提取算法(图 4)。主界面中分设了菜单栏、工具栏、目录树和主显示窗口 4 个部分。其中,工具栏包含了常用的裁剪、放大、缩小以及测量、保存等功能。热

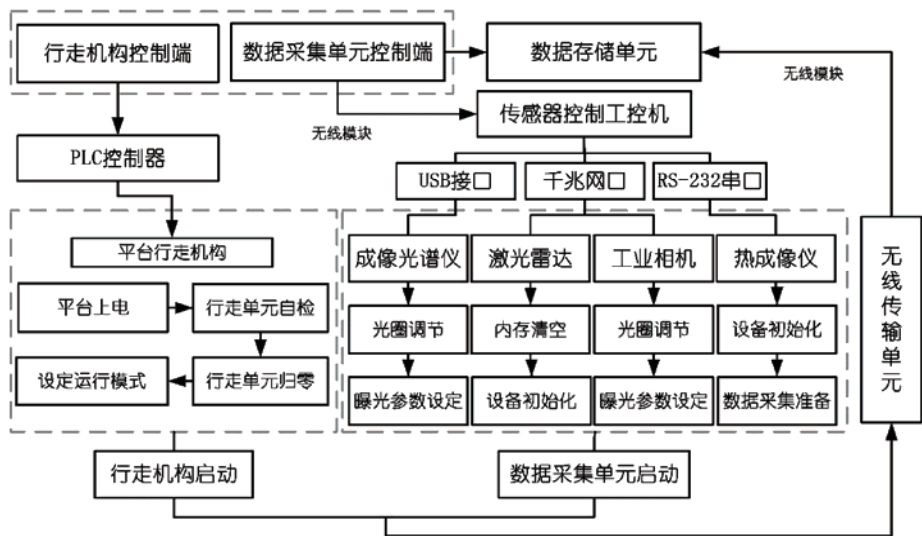


图 3 Crop 3D 硬件平台技术路线图

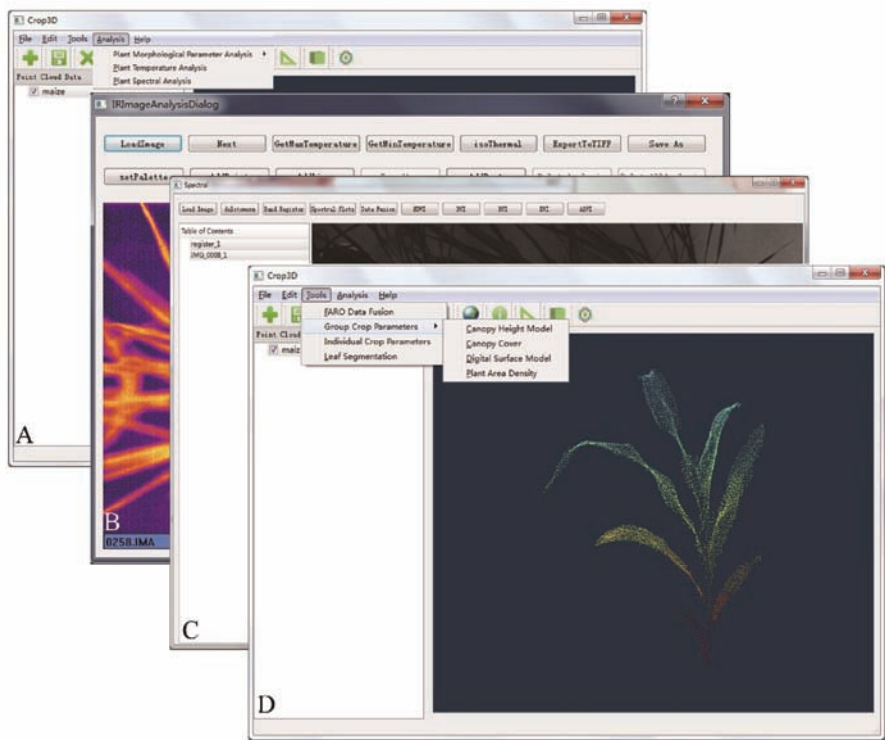


图 4 Crop 3D 软件界面

A: 软件主界面; B: 热成像数据处理模块; C: 光谱数据处理模块; D: 点云和相机数据处理模块

红外和高光谱的数据分析集成在菜单栏下的 Analysis 命令下, 相机数据目前基本完成了与点云的融合赋色, 其他功能正在开发中. 目前基于激光雷达点云的

参数提取主要包括单株作物的叶长、叶宽、叶倾角、叶面积, 群体水平的冠层高度模型(canopy height model, CHM)、冠层覆盖度(canopy cover)、数字表面

模型(digital surface model, DSM)以及单位面积作物密度(plant area density, PAD)等. 其他传感器方面, 热红外数据分析集中在获取最低、最高温, 定点温度分析、等温分析以及导出温度报告等方面. 基于高光谱成像则开发了常见的植被指数测算(normalized difference vegetation index, NDVI; difference vegetation index, DVI; ratio vegetation index, RVI 等).

2 结果

2.1 基于激光雷达的作物表型参数提取

通常, 目标作物点云中总是伴随着大量不相关或位置有偏移的杂点, 称之为噪声. 这些噪声的来源大致分为 3 类: (i) 由扫描系统自身误差引起的噪声; (ii) 由目标物物理属性引起的偏差, 如目标物表面过亮导致的镜面反射等; (iii) 偶然不可控因素, 如风、雾等引起的偏差和遮挡等^[14,42]. 噪声点将对特征参数提取的精度和质量产生较大的影响. 为了提高参数提取精度和作物建模的精度, 首要工作是对噪声点进行去除和平滑处理. 在对目标作物扫描数据进行多种算法对比后, 最终选取了效果最优的基于统计学的去噪算法. 即先计算每个点与其周围 K 个邻近点的平均距离, 假设所得结果服从高斯分布, 高斯分布的形状由平均值和标准差决定, 若平均距离在给定标准差范围内, 则将该点归为目标点, 若超出阈值范围则判定为噪点, 予以去除. 为了更清晰地显示算法效果, 这里以多排扫描后的高粱数据为例, 在进行了基于统计学的去噪后, 对比图 5 中 A 和 B 可发现, 茎叶间噪点明显减少, 作物形态特征更为清晰. 随后, 利用建模软件对点云漏洞及缺失部分进行修复, 在完整点云的基础上完成基于点云的作物精细建模(图 5). 下文选取了育种和实际生产中关注的作物株高、水稻分蘖、叶倾角及 PAD 进行基于 Crop 3D 软件的参数提取和精度评估, 旨在分析激光雷达在作物表型测量上的应用现状和潜力.

株高是指地面到叶片自然伸展最高处的高差, 是水稻品种培育中关注的重要性状, 直接影响着水稻品种的抗倒伏能力和收获潜力^[44]. 因此, 快速准确地进行株高测量以进行株高基因的定位, 实现株高的定向改良, 对水稻育种具有重要的意义. 算法通过识别点云数据中作物最高点和基部最低点进行差值运算, 获取的作物株高可达毫米级. 将分蘖期水稻点

云提取的株高与人工测量株高对比后发现 R^2 达 0.94, 均方根误差 RMSE 为 3.45(图 6), 使用激光雷达进行株高测算无论在速度还是精度上都具有极大的优势.

分蘖是指禾本科等植物在地面以上或接近地面

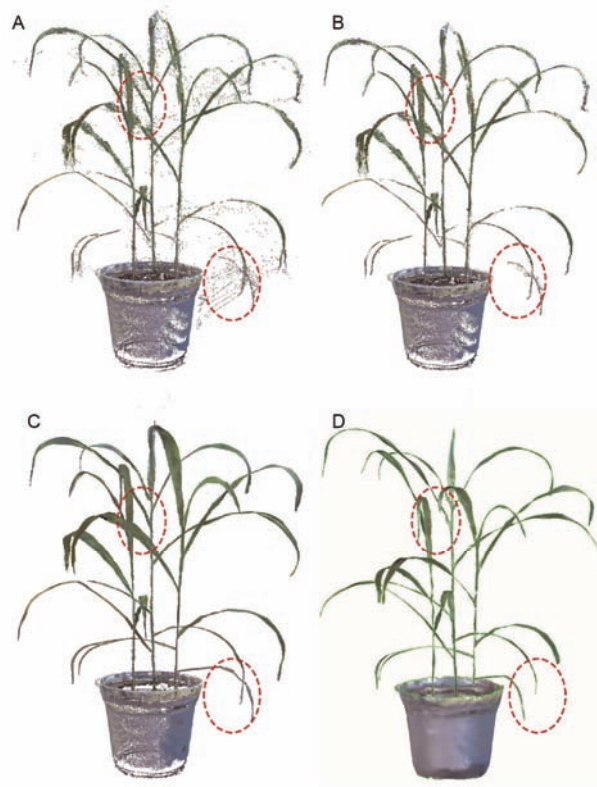


图 5 基于点云的作物建模流程

A: 原始点云; B: 噪点去除; C: 点云修复; D: 表面模型. 红色虚线框示意各流程细节对比

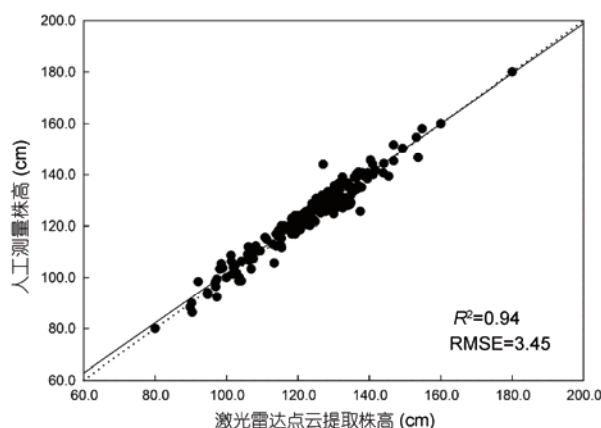


图 6 激光雷达作物株高提取与人工测量对比

处所发生的分枝. 作为水稻产量三要素之一, 分蘖在育种中尤为受到关注^[45]. 该算法中, 首先根据水稻的生长形态特征选取 2 cm 长的水稻基部点云数据, 采用结合层次聚类思想的 K-means 算法进行了聚类. 即先根据层次聚类法拟定空间 K 个点作为中心点, 然后根据相似性对其他点进行初步聚类, 通过迭代更新聚类中心的值, 得到最优聚类结果. 成熟期的水稻根部簇集情况严重, 分蘖数的提取精度也会随之下降. 以水稻分蘖期水稻点云为例, 与人工记录数据对比后 R^2 为 0.80(图 7). 分蘖的监测建议从水稻的幼苗期开始, 贯穿整个生长周期.

冠层结构直接影响着植物对太阳光截获量和光能利用率, 从而很大程度决定着作物最终产量^[46,47]. 传统图像方法由于只能得到平面信息, 对冠层复杂的垂直结构获取能力有限. 激光雷达特有的三维点云获取能力使其成为冠层结构研究的有效工具, 因此, 尝试利用点云对冠层相关参数(叶倾角、PAD)进行了算法提取试验. 叶倾角, 即叶片腹面的法线(L)与天顶轴(z 轴)的夹角(θ_L), 是评估作物冠层结构特征的重要指标^[48]. 由于水稻的交叉形态, 在三维点云中分离单叶十分困难, 目前尚未出现成熟的算法. Crop 3D 软件提供两种单叶分离方式, (i) 利用改进的区域增长算法进行单叶分割, 这一算法目前仍在优化; (ii) 采用人工交互的手动选取单叶方式. 针对水稻等叶片弯曲度较大的叶子, 采用追踪叶片伸展骨架线方法, 将单片叶子按延伸方向分割成 2 cm 小段, 进而对每小段点云进行平面拟合, 计算平面法向量与垂直方向夹角, 获取单株的叶倾角分布密度函

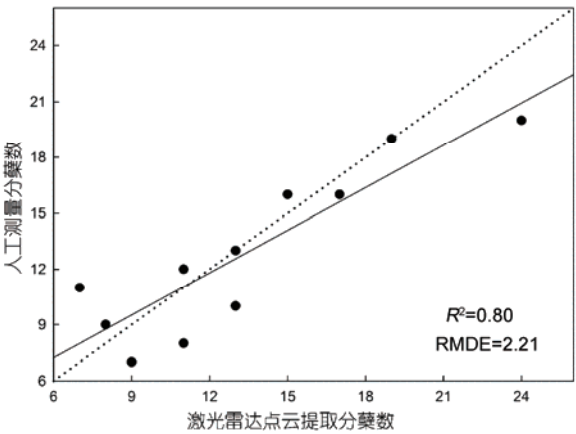


图 7 激光雷达提取的水稻分蘖数提取与人工测量值对比

数(表 2). PAD, 类似于树木测算的 LAD(leaf area density), 是表征作物光合作用能力的重要指标, 与作物的光能利用效率、产量和生长速率密切相关^[48]. 利用点云在垂直结构数据获取上的优势, 将群体水稻分为若干层片(作物高度不同, 层片高度不同), 再将每层水稻分为若干网格. 计算每一层片中有点云的网格数与该层片总网格数的比值, 将比值加和得到整体 PAD(公式 2).

$$PAD = \frac{\cos \theta_c}{G(\theta_c)} \cdot \frac{1}{\Delta H} \sum_{k=m_h}^{m_h+\Delta H} \frac{n_l(k)}{n_l(k) + n_p(k)}, \quad (2)$$

式中, θ_c 为激光束入射中央天顶角; $n_l(k)$ 和 $n_p(k)$ 分别为有点云的格网数和无点云的格网数; ΔH 为分层层片高度; m_h 和 $m_{h+\Delta h}$ 是体素坐标轴垂直方向增量; $G(\theta_c)$ 是消光系数; $\cos \theta_c / G(\theta_c)$ 在计算中设为 1.1. 以该方法计算出的水稻 PAD 会随着网格大小不同而变化, 根据文献和真值数据验证, 推荐选用 0.1 m 的层高对水稻进行层片划分(图 8), 在匹配叶片特征的基础上可进一步分析不同层片 PAD 贡献值^[48].

2.2 基于其他传感器的作物参数提取

Crop 3D 软件针对图像法表型参数获取分为热成像数据处理模块和光谱数据处理模块. 热成像是监测作物胁迫响应的有利工具, 依据作物在胁迫时叶片的水分蒸发或气孔开度与温度成比例这一原理,

表 2 叶倾角概率密度分布

$\theta_L(^{\circ})$	10	20	30	40	50	60	70	80
$P(\theta_L)$	0.117	0.279	0.147	0.088	0.073	0.147	0.073	0.441

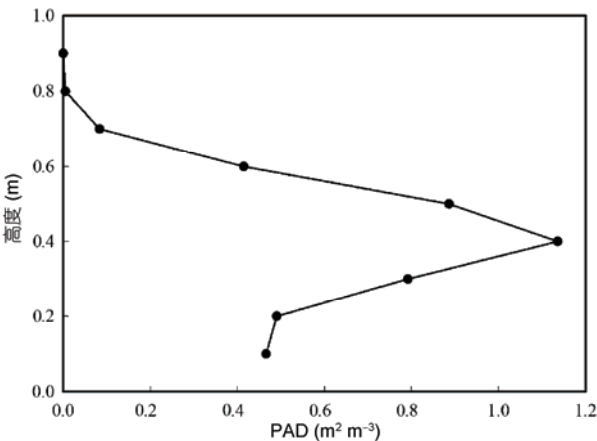


图 8 作物层片 PAD 计算

可通过叶温的监测分析进行高温胁迫、水分胁迫、冻害胁迫等研究^[43]。在热成像处理模块中,软件可自动识别数据库中的热成像数据,根据红外文件存储的温度数据搭配不同调色板达到最佳显示效果。数据加载后可进行不同点、线、面上的温度分析、等温分析以及3D成图显示(图9)。最后,软件生成分析报告,包括源数据属性、温度分析、温度趋势等各个指标,便于用户存储和进一步深度分析。作物的光谱特征随着品种、种植模式、虫害、胁迫等因素发生变化,通过特定波段的反射率可定量地与表型参数建立关系。光谱图像应用于作物的研究涵盖作物长势监测(覆盖度、叶面积指数等)、作物生化含量测定(叶绿素含量、氮素含量等)以及植被指数计算和作物估产等方面,鉴于光谱应用已比较成熟,在此不再赘述。光谱数据处理模块中,软件可针对高光谱数据进行影像配准,从而进行一系列植被指数的测算(图4)。

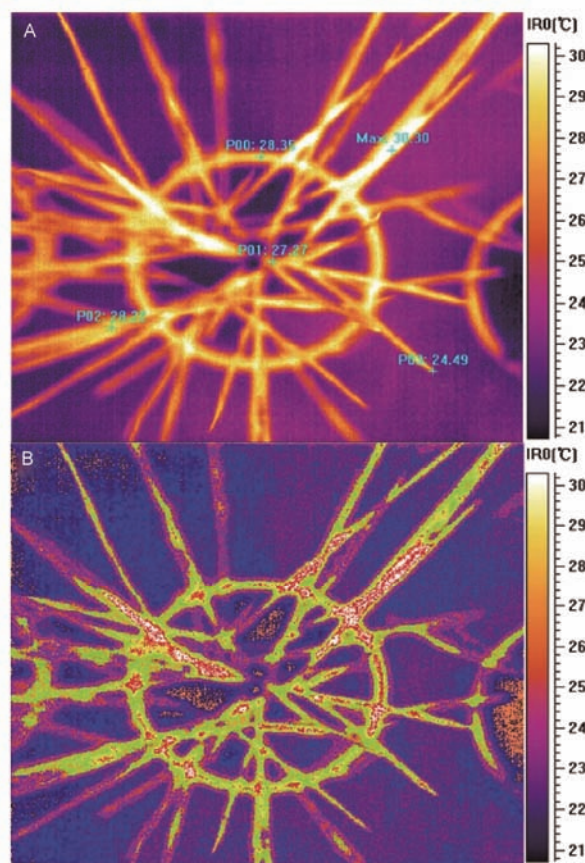


图9 作物热成像数据分析
A: 温度测量; B: 等温分析

3 讨论

3.1 Crop 3D 现状评估和未来规划

通量、维度和精确性是植物表型分析和参数提取中最为关注的特点^[32]。作物育种发展到当前,每天产生海量数据样本需要短时间完成分析。高通量的集成型测量平台可在短时间内完成多源数据的获取,兼顾效率和精度。高维度信息的获取是激光雷达集成平台最为突出的优势。在经历了目视、手动、二维的历程后,激光雷达的出现真正把测量带入三维世界,其获取的点云中的每个点包含了目标作物空间上对应点的XYZ, RGB, Intensity等丰富的维度信息,且不需进行破坏性取样。此外, Crop 3D平台精确的分辨能力涵盖时间和空间两个范畴,可应用于作物各生长发育时期,获取表型变化的多时序数据,实现全生育期的表型监测。在空间分辨率上,平台选用的激光雷达通过相位测距方式记录了目标物精确到米量级的精确位置信息,满足了“微作物表型”和“作物微表型”的精度测量需求。

同步于传感器的更新,搭载传感器的平台类型也在不断的发展,不同尺度的测量平台有其特有的适用范围和优势(表3)。随着精准农业时代的到来,精密监控不同环境变量下的作物表型动态以便更好地进行作物长势评估,调整资源配置成为平台式测量面临的新挑战^[2]。开发适用于田间表型参数无损快

表3 不同类型监测平台优缺点对比^[26,40,41,49]

平台类型	优势	局限
室内固定平台	重复性强; 连续作业; 精细测量	费用昂贵; 覆盖样本量少
室外固定平台	样地实时监测; 考虑实地环境因子	费用昂贵; 人力监控操作
手推车平台	费用低; 适用多种样地; 易控,灵活性强	负荷量有限; 尺度覆盖小
机动车平台	作业模式可调节; 适用大样地、自主作业	样地限制
机器人平台	可夜间作业; 自主连续作业	费用昂贵; 稳定性不足; 未投入商用
无人机平台	费用相对便宜; GPS \IMU 等协作定位精确	受空中管制; 负荷量有限
飞艇平台	固定长期监测; 费用低,区域覆盖	稳定性差; 天气影响大
机载平台	高载荷量; 快速大区域覆盖	费用昂贵; 航线不可重复

速测量的新平台有助于快速选育优质种源和进行农业估产^[26,34,50]. 为了进一步探讨激光技术应用于田间作物表型参数的可行性, 使用激光雷达在田间获取了水稻点云, 在与同期真彩色图像比对后发现点云较好地保留了作物三维空间特征, 并最终获取了高精度(0.5 m 分辨率)的产量相关参数(平均株高、覆盖度、最大株高)(图 10). 这一结果为进一步将激光雷达技术应用于室外集成平台奠定了基础, 未来将致力于室外平台的集成研发和田间表型参数获取研究.

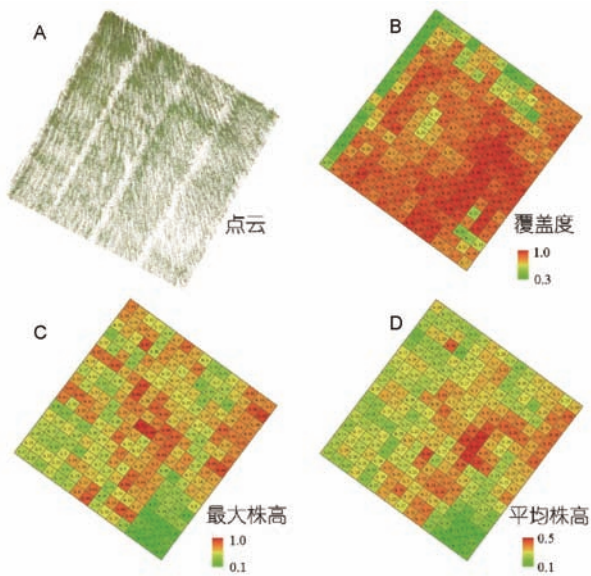


图 10 水稻田作物表型参数提取

A: 原始点云; B: 稻田覆盖度; C: 稻田最大株高; D: 稻田平均株高

3.2 集成型平台发展展望

基于近地面遥感技术的集成型表型测量平台彻底突破了以往表型数据采集困难的瓶颈, 为植物生物学、表型组学及育种学提供了一种强有力的研究手段^[8,51]. 然而, 通量化的基因型和表型数据造就了育种学的大数据时代, 伴随高通量数据采集而来是海量数据的存储、管理和分析等问题. 表型测量平台应该进一步完善、创新并拓宽其应用领域. 本课题组认为, 集成型平台的应用和发展应该关注以下 3 个方面: (i) 提高系统平台的集成度和稳定性, 以便推广应用于工业化大规模育种. 在硬件方面考虑各类型传感器的接口衔接和数据传输, 同时为未来更多类型的传感器融入平台预留可能. (ii) 开发处理软件以满足大数据背景下的高效数据分析需求. 成熟的平台系统应该集软硬件为一体, 数据采集和自动化数据处理保持同步. 软件的数据处理和分析中可适时采用人机交互模式以提高效率和精度. (iii) 拓宽应用领域, 以学科交叉优势推动多学科创新和突破. 通过多学科之间的交叉合作, 将表型数据与环境数据、基因型数据进行关联分析, 探究基因型、表型和环境的相互作用机制. 同时, 对海量数据进行有序管理和分析, 将高通量表型参数转化为模型参数, 从而建立精确的作物生长模型, 或是作为元数据为虚拟模型提供验证^[52]. 可以预见, 不久的将来, 得益于传感器的更新换代和计算机科学的进步, 作物表型测量平台能更为精确地获取多维度的表型特征参数, 迎来表型组学和育种的新时代.

参考文献

- Bruinsma J. The Resource Outlook to 2050: by how much do land, water and crop yields need to increase by 2050? FAO Expert Meeting on How to Feed the World in 2050. Rome, Italy. 2009. 1–33
- Bongiovanni R, Lowenberg-DeBoer J. Precision agriculture and sustainability. *Precis Agric*, 2004, 5: 359–387
- Peleman J D, van der Voort J R. Breeding by design. *Trends Plant Sci*, 2003, 8: 330–334
- 万建民. 作物分子设计育种. *作物育种信息*, 2006, 32: 455–462
- Pask A, Pietragalla J, Mullan D, et al. Physiological Breeding II: A Field Guide to Wheat Phenotyping. Mexico: CIMMYT, 2012. 10–61
- 梁淑敏, 杨锦忠. 图像处理技术在玉米株型上的应用研究. *玉米科学*, 2007, 15: 146–148
- 徐歆恺, 郭楠, 葛庆平, 等. 计算机视觉技术在作物形态测量中的应用. *计算机工程与设计*, 2006, 27: 1134–1136
- Houle D, Govindaraju D R, Omholt S. Phenomics: the next challenge. *Nat Rev Genet*, 2010, 11: 855–866
- Furbank R T, Tester M. Phenomics-technologies to relieve the phenotyping bottleneck. *Trends Plant Sci*, 2011, 16: 635–644
- Li L, Zhang Q, Huang D. A review of imaging techniques for plant phenotyping. *Sensors*, 2014, 14: 20078–20111
- Sritarapipat T, Rakwatin P, Kasetkasem T. Automatic rice crop height measurement using a field server and digital image processing. *Sensors*, 2014, 14: 900–926
- Mulla D J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps. *Biosyst Eng*,

- 2013, 114: 358–371
- 13 Quan L, Tan P, Zeng G, et al. Image-based plant modeling. *ACM Trans Graph*, 2006, 25: 599–604
 - 14 Paulus S, Behmann J, Mahlein A-K, et al. Low-cost 3D systems: suitable tools for plant phenotyping. *Sensors*, 2014, 14: 3001–3018
 - 15 Rovira-Más F, Zhang Q, Reid J F. Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture. *Comput Electron Agric*, 2008, 60: 133–143
 - 16 Wang H, Zhang W, Zhou G, et al. Image-based 3D corn reconstruction for retrieval of geometrical structural parameters. *Int J Remote Sens*, 2009, 30: 5505–5513
 - 17 Paproki A, Sirault X, Berry S, et al. A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis. *BMC Plant Biol*, 2012, 12: 63
 - 18 Chéné Y, Rousseau D, Lucidarme P, et al. On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants. *Comput Electron Agric*, 2012, 82: 122–127
 - 19 Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G, et al. Lidar remote sensing for ecosystem studies. *BioScience*, 2002, 52: 19–30
 - 20 Li W, Guo Q, Jakubowski M K, et al. A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud. *Photogramm Eng Rem Sens*, 2012, 78: 75–84
 - 21 郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 等. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望. *科学通报*, 2014, 59: 459–478
 - 22 Hoffmeister D, Curdt C, Tilly N, et al. 3D terrestrial laser scanning for field crop modelling. In: Victoria Lenz-Wiedemann, Georg Bareth, eds. *Workshop on Remote Sensing Methods for Change Detection and Process Modelling*. Cologne. 2010.
 - 23 王安. 基于地面 lidar 的冬小麦生长参数提取研究. 硕士学位论文. 南京: 南京大学, 2013
 - 24 Andújar D, Rueda-Ayala V, Moreno H, et al. Discriminating crop, weeds and soil surface with a terrestrial lidar sensor. *Sensors*, 2013, 13: 14662–14675
 - 25 Saeys W, Lenaerts B, Craessaerts G, et al. Estimation of the crop density of small grains using lidar sensors. *Biosyst Eng*, 2009, 102: 22–30
 - 26 Montes J, Technow F, Dhillon B, et al. High-throughput non-destructive biomass determination during early plant development in maize under field conditions. *Field Crop Res*, 2011, 121: 268–273
 - 27 Tilly N, Hoffmeister D, Cao Q, et al. Multitemporal crop surface models: accurate plant height measurement and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice. *J Appl Remote Sens*, 2014, 8: 083671-083671
 - 28 Fujino M, Endo R, Omasa K. Nondestructive instrumentation of water-stressed cucumber leaves: comparison among changes in spectral reflectance, stomatal conductance, psii yield and shape. *Agri Inform Res*, 2002, 11: 161–170
 - 29 Hosoi F, Nakabayashi K, Omasa K. 3D modeling of tomato canopies using a high-resolution portable scanning lidar for extracting structural information. *Sensors*, 2011, 11: 2166–2174
 - 30 Andújar D, Escolà A, Rosell-Polo J R, et al. Potential of a terrestrial lidar-based system to characterise weed vegetation in maize crops. *Comput Electron Agric*, 2013, 92: 11–15
 - 31 Fiorani F, Schurr U. Future scenarios for plant phenotyping. *Annu Rev Plant Biol*, 2013, 64: 267–291
 - 32 Dhondt S, Wuyts N, Inzé D. Cell to whole-plant phenotyping: the best is yet to come. *Trends Plant Sci*, 2013, 18: 428–439
 - 33 Montes J M, Melchinger A E, Reif J C. Novel throughput phenotyping platforms in plant genetic studies. *Trends Plant Sci*, 2007, 12: 433–436
 - 34 White J W, Andrade-Sanchez P, Gore M A, et al. Field-based phenomics for plant genetics research. *Field Crop Res*, 2012, 133: 101–112
 - 35 Reuzeau C, Pen J, Frankard V, et al. Traitmill: a discovery engine for identifying yield-enhancement genes in cereals. *PGT*, 2010, doi: 10.5376/pgt.2010.01.0001
 - 36 Hartmann A, Czauderna T, Hoffmann R, et al. Htpheno: an image analysis pipeline for high-throughput plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, 2011, 12: 148
 - 37 Sirault X, Fripp J, Paproki A, et al. PlantscanTM: a three-dimensional phenotyping platform for capturing the structural dynamic of plant development and growth. In: Sievänen R, Nikinmaa E, Godin C, et al. eds. *In Proceedings of the 7th International Conference on Functional-Structural Plant Models*. Saariselka, Finland. 2013. 45–48
 - 38 Yang W, Guo Z, Huang C, et al. Combining high-throughput phenotyping and genome-wide association studies to reveal natural genetic variation in rice. *Nat Commun*, 2014, 5: 5087
 - 39 Rundquist D, Gitelson A, Leavitt B, et al. Elements of an integrated phenotyping system for monitoring crop status at canopy level. *Agronomy*, 2014, 4: 108–123
 - 40 Busemeyer L, Mentrup D, Möller K, et al. Breedvision—a multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding. *Sensors*, 2013, 13: 2830–2847

- 41 Deery D, Jimenez-Berni J, Jones H, et al. Proximal remote sensing buggies and potential applications for field-based phenotyping. *Agronomy*, 2014, 4: 349–379
- 42 Paulus S, Dupuis J, Mahlein A K, et al. Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, 2013, 14: 238
- 43 Möller M, Alchanatis V, Cohen Y, et al. Use of thermal and visible imagery for estimating crop water status of irrigated grapevine. *J Exp Bot*, 2007, 58: 827–838
- 44 李秀兰, 徐承水. 水稻株高基因及其在育种上的应用. *山东农业科学*, 2009, 10: 24–28
- 45 Li X, Qian Q, Fu Z, et al. Control of tillering in rice. *Nature*, 2003, 422: 618–621
- 46 Hosoi F, Nakai Y, Omasa K. Estimating the leaf inclination angle distribution of the wheat canopy using a portable scanning lidar. *J Agri Meteorol*, 2009, 65: 297–302
- 47 吴伟斌, 洪添胜, 王锡平, 等. 叶面积指数地面测量方法的研究进展. *华中农业大学学报*, 2007, 26: 270–275
- 48 Hosoi F, Omasa K. Estimating vertical plant area density profile and growth parameters of a wheat canopy at different growth stages using three-dimensional portable lidar imaging. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 2009, 64: 151–158
- 49 Araus J L, Cairns J E. Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier. *Trends Plant Sci*, 2014, 19: 52–61
- 50 Andrade-Sanchez P, Gore M A, Heun J T, et al. Development and evaluation of a field-based high-throughput phenotyping platform. *Funct Plant Biol*, 2014, 41: 68–79
- 51 玉光惠, 方宣钧. 表型组学的概念及植物表型组学的发展. *分子植物育种*, 2009, 7: 639–645
- 52 赵春江, 陆声链, 郭新宇, 等. 数字植物研究进展: 植物形态结构三维数字化. *中国农业科学*, 2015, 48: 3415–3428

Crop 3D: a platform based on LiDAR for 3D high-throughput crop phenotyping

GUO QingHua¹, WU FangFang^{1,2}, PANG ShuXin^{1,2}, ZHAO XiaoQian^{1,2}, CHEN LinHai^{1,2}, LIU Jin¹, XUE BaoLin¹, XU GuangCai¹, LI Le³, JING HaiChun¹ & CHU ChengCai⁴

¹ State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³ College of Life Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

⁴ State Key Laboratory of Plant Genomics, Institute of Genetics and Developmental Biology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

With the growth of population and the reduction of arable land, breeding has been considered as an effective way to solve the food crisis. As an important part in breeding, high-throughput phenotyping can accelerate the breeding process effectively. Light detection and ranging (LiDAR) is an active remote sensing technology that is capable of acquiring three-dimensional (3D) data accurately, and has a great potential application in crop phenotyping. Given that crop phenotyping based on LiDAR technology is not common in China, we developed a high-throughput crop phenotyping platform, named Crop 3D, which integrated LiDAR, high-resolution camera, thermal camera and hyperspectral imager. Compared with traditional crop phenotyping techniques, Crop 3D can acquire the multi-source phenotypic data in the whole crop growing period and extract plant height, plant width, leaf length, leaf width, leaf area, leaf inclination angle and other parameters for plant biology and genomics analysis. In this paper, we described the designs, functions and testing results of the Crop 3D platform. Then, the potential applications and future development of the platform in phenotyping were briefly discussed. We concluded that platforms integrating LiDAR and traditional remote sensing techniques might be the future trend of crop high-throughput phenotyping.

crop breeding, phenotypic parameters, data fusion, LiDAR, high-throughput, integrated platform

doi: 10.1360/N052016-00009