

Plant phenomics: history, present status and challenges

ZHOU Ji^{1,2,3*}, Francois TARDIEU, Tony PRIDEMORE, John DOONAN, Neil HALL, Simon GRIFFITHS, CHENG Tao, ZHU Yan, WANG Xiu'e, JIANG Dong, DING Yanfeng (1. Plant Phenomics Research Center, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China; 2. Earlham Institute, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7UZ; 3. University of East Anglia, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7TJ; 4. INRA Univ Montpellier, LEPSE, 2 place Viala 34060 Montpellier France; 5. University of Nottingham, Nottingham UK, NG7 2RD; 6. Aberystwyth University, IBERS, Aberystwyth UK, SY23 3DA; 7. John Innes Centre, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7UH)

Abstract: With the development of remote sensing, robotics, computer vision and artificial intelligence, plant phenomics research has been developing rapidly in recent years. Here, we first introduced a concise history of this research domain, including the theoretical foundation, research methods, biological applications, and the latest progress. Then, we introduced some important indoor and outdoor phenotyping approaches such as handheld devices, ground-based manual and automated vehicles, robotic systems, Internet of Things (IoT) based distributed platforms, automatic deep phenotyping systems, and large-scale aerial phenotyping, together with their advantages and disadvantages during the applications. In order to extract meaningful information from big image- and sensor-based datasets generated by the phenotyping process, we also specified key phenotypic analysis methods and related development procedures. Finally, we discussed the future perspective of plant phenomics, with recommendations of how to apply this research field to breeding, cultivation and agricultural practices in China.

Keywords: phenomics; multi-scale phenotyping; remote sensing; robotics; imaging; IoT; artificial intelligence; high-throughput traits analyses

收稿日期: 2018-05-31

基金项目: [是否有项目???](#)

作者简介: 周济, 教授, 研究方向为表型组学、系统开发、机器学习、图像分析、小麦育种。E-mail: ji.zhou@njau.edu.cn ; ji.zhou@earlham.ac.uk。*通信作者。

植物表型组学:发展、现状与挑战

周济^{1,2,3*}, Francois Tardieu⁴, Tony Pridemore⁵, John Doonan⁶, Daniel Reynolds², Neil Hall², Simon Griffiths⁷, 程涛¹, 朱艳¹, 王秀娥¹, 姜东¹, 丁艳峰¹

(1.南京农业大学植物表型组学研究中心, 江苏 南京 210095; 2. Earlham Institute, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7UZ; 3. University of East Anglia, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7TJ; 4. INRA Univ Montpellier, LEPSE, 2 place Viala 34060 Montpellier France; 5. University of Nottingham, Nottingham UK, NG7 2RD; 6. Aberystwyth University, IBERS, Aberystwyth UK, SY23 3DA; 7. John Innes Centre, Norwich Research Park, Norwich UK, NR4 7UH)

摘要: 随着遥感、机器人技术、计算机视觉和人工智能的发展, 植物表型组学研究已经步入了快速成长阶段。本文首先介绍了植物表型组学的发展简史, 包括其理论核心、研究方法、在生物研究中的应用以及国际上最新的研究动向。然后, 针对各类表型技术载体平台如手持、人载、车载、田间实时监控、大型室内外自动化平台和航空机载等, 分析这些技术手段在室内、外植物研究中的应用情况和实际问题。为了对表型研究中产生的巨量图像和传感器数据进行量化分析, 把大数据转化为有实际意义的性状信息和生物学知识, 本文着重讨论了后期表型数据解析和相应的研发过程。最后, 提出表型组学的应用前景与未来展望, 以期为中国表型研究提供指导和建议。

关键词: 表型组学; 多层次表型; 遥感; 成像技术; 机器人技术; 物联网; 人工智能; 高通量性状分析

中图分类号:

文献标志码: A

文章编号:

1 植物表型组学发展简史 (A concise history of plant phenomics research)

在生命科学领域中, 表型 (phenotype) 一般指生物个体或群体, 在特定条件下 (如各类环境和生长阶段等) 所表现出的可观察的形态特征。生物学上的表型概念最早由丹麦遗传学家 Wilhelm Johannsen 在 1911 年提出, 他认为生物体的表型是基因型 (genotype, 即生物体遗传构成) 和环境因素 (environmental factors) 复杂交互的结果: 基因型是表型得以表达的内因, 而环境是各类形态特征得以显现的外部条件^[1]。20 世纪 90 年代, 随着基因、基因表达产物及各类遗传关联分析研究的开展, 美国凯斯西储大学流行病学和生物统计学专家 Nicholas Schork 率先在病症研究 (disease research) 中提出了与基因组学相对应的表型组学 (Phenomics) 概念^[2]。自此, 针对人、动物和植物单一或系列表型的研究开始受到了广泛关注^[3], 并逐渐发展成生物学中的一个重要分支^[4-5]。

在植物研究领域, 表型研究始于 20 世纪末。其核心是获取高质量、可重复的性状数据, 进而量化分析基因型和环境交互中 (genotype-by-environment interactions, GxE) 与产量、质量、抗逆等相关的关键性状^[6-7]。相对于单一性状, 植物表型组能为植物研究提供全面的科学证据^[8]。特别是伴随着基因组学的快速发展, 表型组学的理论基础和研究方法在过去 10 年间得到了极大的完善^[9]。2011 年, 澳大利亚植物表型研究所 (Australian Plant Phenomics Facility, CSIRO) 植物学家 Robert Furbank 在总结分析当时主流表型技术的基础上, 提出了著名的表型研究瓶颈问题, 包括多环境中对产量相关性状的多季重复测量、遥感技术在田间监测中的误差和关键表型的高通量分析等^[10]。为解决这些问题, 世界上很多顶尖科研团队和商业

机构开发了一系列高通量、高精度表型工具，涵盖了环境传感（environmental sensor）、非侵入式成像（non-invasive imaging）、反射光谱（reflectance spectroscopy）、机器人技术（robotics）、机器视觉（computer vision）和高通量细胞表型筛选（high-content screening）等技术领域^[10-12]。

上述技术方法的研发显著促进了植物表型分析研究。如西班牙巴塞罗那大学的作物学家 Jose Luis Araus 于 2012 年在对比作物基因组选择和高通量表型组技术中的研究与应用后指出：表型技术是整个作物育种中比较薄弱的环节，所以需重点改进该技术的精度、通量及价格^[13]。美国亚利桑那州立大学 Maricopa 研究中心的作物生理学家 Jeffrey White 和墨西哥国际玉米小麦改良中心（CIMMYT）的小麦生理学家 Matthew Reynolds 分别总结了在玉米和小麦育种中所使用的田间表型采集技术和表型分析方法（phenotypic analysis）^[14-15]，为此后的田间表型研究建立了初步框架。这一时期的室内表型技术大都由商业机构推动，其中最著名的当属德国 LemnaTec 公司的高通量室内植物表型筛分系统（Scanalyzer HTS）。该系统已被广泛应用于监测可控环境中的植物形态特征，如通过分析拟兰芥（*Arabidopsis thaliana*）基因型的表型差异来筛选突变体^[16]，通过量化植株形态表型分析大麦对干旱的响应^[17]，及在不同栽培条件下对玉米多个生长表型参数和产量表现的分析等^[18]。其他比较著名的室内表型平台还包括捷克 PSI 公司（Photon Systems Instruments）的 PlantScreen™ 系统，主要用于拟兰芥和豌豆（*Pisum sativum* L.）等植物叶片叶绿素荧光成像和测量等^[19-20]。

表型组学的快速发展使越来越多的科研人员意识到它与 20 世纪 90 年代的优化基因分型技术（genotyping）的发展轨迹十分相似。表型组学是一项跨学科的研究，其理论核心、研究方法和标准规范等需要由生物学家、计算机科学家、统计学家和软硬件工程师等共同推进完善^[21-22]。因此，康奈尔大学的植物分子遗传育种学家 Susan McCouch 于 2013 年提出了下一代表型研究（next-generation phenotyping）的概念^[23]。她认为表型组研究应与高分辨率连锁图谱（high-resolution linkage mapping）、全基因组关联（genome-wide association studies）和基因组选择模型（genomic selection models）等技术紧密结合：通过建立强大的表型分型系统来精确表征导致细胞，器官、组织，发育阶段，年份，环境和物种等层面上表型变异的遗传学基础。此后，多个致力于植物基础研究的团队也相继提出了系统化表型组学的研究策略，即不单单要从细胞到群体层面获取各类相关联的表型性状（traits），更重要的是表型组研究要为揭示控制性状形成的机制和机制背后的基因功能（gene functions）提供大数据和决策支持^[24-25]。

表型组理论的进展为表型组学技术手段的快速发展奠定了基础。近年来，由于越来越多的植物和性状参数需要被快速和准确测量，很多世界顶尖科研机构都把研究重心转移到诸如设计实验、定量分析和结论阐释等实际问题的解决^[18]。比如国际植物表型协会（International Plant Phenotyping Network）主席、德国尤利希研究中心的植物学家 Ulrich Schurr 针对通量、扩展性和准确性等问题详细探讨了室内外表型技术在作物研究和育种上的发展和应用^[12]；法国里昂大学的 David Rousseau 和英国诺丁汉大学的 Tony Pridmore 从计算机视觉角度介绍了植物成像、图像分析以及它们在定性表型分析中的应用价值^[26]；德国尤利希表型研究中心的 Hanno Scharr 基于高通量图像分析技术讨论了定量表型分析的设计方式和分析方法^[27]；德国莱布尼兹植物遗传与作物植物研究所（IPK）的分子遗传学家 Thomas Altmann 从生物实验设计角度出发介绍了室内外表型技术在生物实验中的应用场景^[18]。

2017 年，基于世界最新的表型研究成果，法国植物表型协会主席、法国国家农业研究院（INRA）作物生理生态学家 Francois Tardieu 和诺丁汉大学植物学家 Malcolm Bennett 共同提出了多层次表型组研究（Multi-scale Phenomics）的构想^[28]。他们指出表型组研究领域正在进入一个全新的发展阶段：如何把室内外表型研究中产生的巨量图像和传感器数据转化为有意义的生物学知识将成为下一个表型研究瓶颈。特别是针对与等位基因变体（allelic variants）和环境控制（environment control）紧密相关的动态性状，只有革命性的数据处理和动态建模才能解决这一技术瓶颈。图 1 总结了当今国际植物表型界对表型组学研究进程的共识：为了加速下一代作物的选择、提高作物在全球气候变化影响下的适应性和产量的可持续性，除了要完善自动化和遥感技术来解决大规模、高通量的表型数据采集环节外，科研人员还需要通过全新的统计方法来设计大数据生物实验^[29]；使用复杂的数据管理手段来注释（data annotation）、标准

化 (data calibration) 和存储 (data storage) 所采集的数据集^[30]; 基于本体论 (ontology) 进行数据的优化整合^[31]; 引入最新的机器学习 (machine learning)、深度学习 (deep learning) 等人工智能 (artificial intelligence) 方法来分析多维表型组数据集 (multi-dimensional phenotypic datasets)^[32]; 进而萃取可靠的性状特征信息 (feature extraction of phenotypic information), 最终挖掘有意义的生物学知识、解决实际的科学问题。

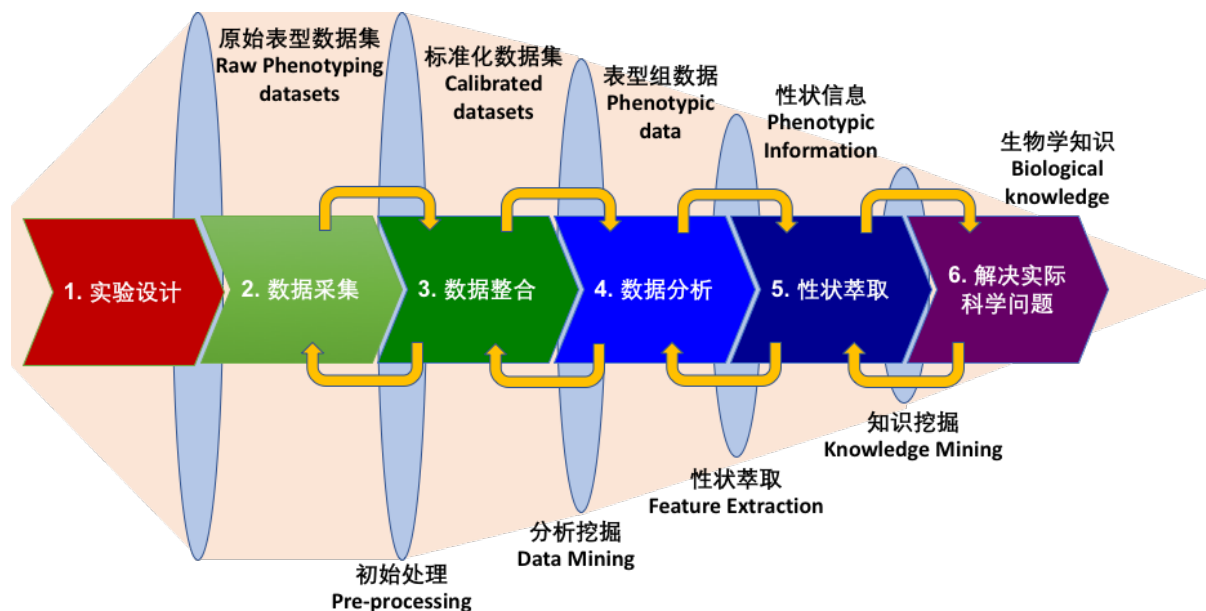


图 1 植物表型组学研究策略
Fig. 1 The strategy of plant phenomics research

2 多层次表型采集技术和数据解析方法 (Multi-scale plant phenotyping and phenotypic analysis)

现代多层次表型采集技术可以获取多维植物表型数据集, 而数据解析方法则致力于从数据集提取性状, 以获得高可信度、可重复的生物学结论^[33]。根据不同的应用载体平台, 表型采集技术大致可分为手持、人载、车载、田间实时监控、大型室内外自动化平台、航空机载、以及不同级别的卫星成像平台等。如图 2 所示, 由英国诺维奇科学研究院和南京农业大学植物表型交叉研究中心周济实验室领导开发的多层次作物表型平台可以从空中、近地面以及田间等不同空间尺度进行作物表型分析, 实现了不同作物的研究目标。包括: 通过装载三维激光成像仪 (PlantEye™) 的 Phenospex 田间表型平台^[34]动态比较小麦近等基因系 (near isogenic lines) 的发育特征, 基于机器学习算法大规模筛查种子萌发和出芽表型的 SeedGerm 系统^[35], 基于移动设备 (如智能手机) 拍摄的作物图像序列自动分析多个生长表型指标的开源软件 Leaf-GP^[36], 基于物联网技术 (IoT) 的分布式实时作物监测平台 CropQuant^[37]、农用田间表型机器人 CropQuant-Robot、及高通量航空图像分析平台 AirSurf 等。



图 2 英国诺维奇科学研究院使用的多层次作物表型平台
Fig. 2 Multi-scale Crop Phenotyping Platforms at Norwich Research Park, UK

当然，室内表型设施也是多层次表型研究中一个非常重要的组成部分。例如，华中农业大学和华中科技大学共同开发的高通量室内水稻表型设施（High-throughput Rice Phenotyping Facility, HRPF）^[38]，德国 IPK 和浙江大学生命科学学院一起研发的基于 LemnaTec 系统的高通量植物生长和干旱反应分析系统^[39]。本文将着重介绍讨论各类田间作物表型技术。

2.1 基于航空影像的表型技术（Aerial plant phenotyping）

基于航空成像的表型技术一般指在卫星、飞艇、直升机、固定翼微型飞机和无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 等飞行设备上装载近远程光学遥感成像仪来进行大规模田间表型采集。因为航空表型技术可以在短时间内对多个田间实验地块进行取样，所以这类技术通常被应用于大规模作物育种和栽培实验。比如，卫星影像^[40]和软式飞艇^[41]被用于研究不同作物品种在田间的生长规律和遗传差异；改装后的载人直升机被应用于测量数以千计的田间小区的冠层温度和倒伏情况^[42]；各类无人机和固定翼微型飞机被用于获取不同试验点的冠层结构变化等信息^[43]。

航空表型技术在过去的 5 年中发展迅速，其主要原因是由于飞行器和遥感硬件的成本降低，技术可靠性的提高，以及近远程传感设备性能的提升^[33]。由于商业和开源图像处理软件的进步，研究人员可以结合全球定位系统（global positioning system, GPS）和无人机影像信息来创建精确的正射影像图（orthomosaic map）^[41]，以此计算分析植物覆盖率和光合作用^[44]。最近几年，一些半专业的无人机（如大疆的 DJI 系列）已可以搭载价格相对低廉的高清可见光相机（Red-Green-Blue, RGB）和轻型激光雷达（LiDAR），通过重建密度很高的三维点云（point clouds）获得植物高度和生长表型数据^[45]。专业无人机和固定翼飞机搭载价格不菲的多光谱（multispectral）、高光谱（hyperspectral）和热成像（thermal imaging）设备也被逐渐应用到对重要作物冠层性状（如氮素营养状况和冠层温度等）的高精度采样中^[46]。

航空影像技术的高通量、大规模及相对经济的实验成本等特性使这项技术被大量应用于大规模田间表型数据的采集。但是，这项技术需要在相对稳定的天气条件下进行操作：风力不能太强（风速通常要低于 $35 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ），不能在大雨、浓雾、云层较厚（特别是高空表型技术，如卫星）等情况下运行。此外，因为光谱设备对光照度要求很高，不同时间段获取的图像信息可能会出现较大的偏差。这些因素影响了该技术在应用中的数据质量、使用频率以及实验数据

的连续性和可靠性。值得指出的是，由于各国航空法和人员培训政策上的不断变化^[41]，该技术在今后作物研究中的大规模应用存在一定的不确定性。此外，海量航空影像数据的产生显著增加了科研人员在性状萃取和后续量化分析上的工作量和难度^[28]。因此，在应用推广这类表型技术时应特别注意并优先研发切实可行的后期数据解析方案。

2.2 田间移动和固定表型平台 (Ground-based phenotyping platforms)

田间移动表型平台通常指将成像组件加装到现有农用车辆上所构建的车载表型采集系统。例如，在拖拉机上装载传感器（如彩色摄像机和激光距离扫描仪）后可以把拖拉机改装为移动式车载表型平台^[47]；单轮或多轮人力推车也可以被设计为田间表型装置来测量株高较低的农作物^[48]；在农用车辆上加装吊杆可以移动大型密闭舱、加装人工光源来测量田间植株或小区的多光谱数据^[49]；通过车载自动化机械臂可以控制热红外相机和低成本的 LiDAR 相机来获取田间表型数据^[50]。

使用上述车载表型平台的最大问题是传感器校准和数据预处理。由于不同传感器组 (sensor group) 在不同实验点和环境条件下的差异很大，校准传感器组来保证多区域数据的可靠性和可比性至今仍是一项艰巨的任务。如果需要在整个生长季节中连续获取不同监测点的作物图像和传感器数据，获取的表型数据上必须添加实验元数据（如时间、空间坐标和各类实验参数等）。为此车载表型设备不但要加装复杂的控制系统，还要由训练有素的专业人员来操作。因此，车载表型技术代价相对高昂，实际应用中也有较多的限制^[51]。

机器人技术和智能机器人的研发可以在一定程度上改善这一技术问题^[52]。例如，专为野外表型分析而设计的全自动机器人通过使用多个 GPS 系统互作而获得厘米级的精确定位，加装模块化传感器的机器人可以完成一些基于图像的表型采集任务^[53]。植入智能图像分析系统的简易机器人已被用来分析葡萄树育种中的浆果外形和颜色^[48]。这类移动式表型机器人逐渐成为田间移动表型技术发展的新方向。但是无论是车载还是机器人系统，他们共同的问题是难以在短时间内完成高频率、多地点的表型采集。比如在花期对瞬息即逝的花药性状 (anther extrusion) 的捕获，至今没有合适的智能技术手段来完成从发现性状、移动至观察点、选择合适设备到采集表型数据的实验过程。

为了解决车载和机器人系统的技术缺陷，配备有价格高昂的近红外三维激光扫描仪、多光谱或高光谱等传感仪的大型轨道式田间表型监测平台在最近几年被应用到了作物研究中。其中比较著名的系统有苏黎世联邦理工学院 (ETH Zürich) 的 Field Phenotyping Platform (FIP)^[34]，Phenospex 公司的 Field Scanner^[54]和 LimnaTec 公司的 Field Scanalyzer 平台^[55]。它们通过程控系统对固定数量的植株或小区进行长时间、多次数（一般每天 8~12 次）的扫描监测。因为大型轨道平台可以带动沉重的高精度监测仪，这类技术又被称作深度植物表型技术 (deep plant phenotyping)^[56]。近年来，英国的洛桑实验站 (Rothamsted Research)、诺维奇科研院的约翰英纳斯中心 (John Innes Centre) 和厄尔汉姆研究中心 (Earlham Institute)、苏黎世联邦理工学院、美国的 Maricopa 研究中心、南京农业大学植物表型组学研究中心等都建设了这类表型平台，为研究作物生长和环境互作等育种项目提供大规模的田间表型数据。但是由于这类系统需要定制、价格非常昂贵（至少需要千万元人民币的硬件和基建投资），同时需要建立一支团队提供在安装、调试、运行、保养和后期分析上的技术支持，因此这类平台一般很难在多地点的大型育种、栽培项目中使用。而且，田间轨道式表型平台至今仍有多个技术难关未能攻克，比如多个激光仪在风、雨条件下的点云采集，三维校准和高质量植物的精确重建等。特别需要指出的是，由于大型轨道表型平台通常依靠专门的商业软件来完成硬件调控、数据管理和性状分析，以及商业公司对自身知识产权的保护，所以限制了科研人员根据各自科学问题对平台和分析软件的二次开发和技术推广。

2.3 田间手持和分布式表型设备 (Handheld and distributed phenotyping devices)

小型手持设备在提高田间表型数据采集灵活性的基础上大大降低了采集硬件的成本。例如，使用数码相机和三维重建软件，可以通过完全开源 (open source) 的运动恢复结构技术

(Structure from Motion, SfM) 和多视点立体视觉技术 (Multi-View Stereo, MVS) 对数十幅二维图像序列进行植物形态的三维重建^[57]; 使用立体相机装置 (Stereo Imaging Rig) 可以对三维冠层和叶片空间结构进行分析^[58]; 通过安装在手持杆上的笔记本电脑可以调控红外线温度等传感器计算归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) ^[50]; 在小型手持设备中集成发光二极管 (LED)、可见光及红外传感器等可以测量叶面透光率与光合效率效能等关键参数^[59]。

手持表型装置的缺陷是人工和软件成本相对偏高。为了获取高质量、可重复的表型数据集, 该技术需要通过手动方式来选择合适的采集区域, 然后使用分析软件标准化数据以此来提高数据的可靠性。虽然手持表型设备通常简单易用, 它仍需要具有一定生物和技术背景的人员进行操作。因此, 人工测量的规模和通量一般较小, 而且操作者必须遵循标准化的流程来完成采集任务。

针对现代高频率、多地点、标准化的表型采集需求, 通过集成低成本传感器建立的分布式全生长季田间表型监测平台的重要性开始显现。比如, 基于“开放硬件”设计思想 (open hardware design) 的经济型、模块化的电子仪, 通过制造独立运行的田间小型工作站来完成小区的作物生长及微环境 (micro-environment) 的测量^[60]; 通过通用分组无线业务 (general packet radio service, GPRS) 或者无线通讯 (radio transmission) 的传输模式, 可以完成多地点的数据互联和校验^[61]; 在集成多个低成本传感器的基础上, 日本东京大学开发了开放式田间服务器 (Open Field Server, OpenFS), 并通过网络云服务来实现对植物在不同环境下的长期观察^[62]。

这类技术还包括了前面提及的、由英国诺维奇科学研究院开发的基于 IoT 技术的分布式作物表型监测平台 CropQuant^[37]。通过单板电脑 (如树莓派电脑, Raspberry Pi Computers, 或者英特尔的 Galileo 系列) 来调控多个低成本环境传感器, 对田间气候和土壤信息 (如土壤含水量和温度) 进行连续测量。使用二次开发的成像软件可以动态控制对田间作物的连续拍摄 (如根据不同光照条件自动调整成像模式), 同时在田间可以使用基于 Python 的开源图像分析库^[63]来完成初步的表型分析, 从而实现对作物全生育期关键性状的高通量、高频率表型分析。由于微型单板机在外接无线适配器后可建立可扩展的网状网络 (expandable mesh network), 因此多地点的植物生长表型和气候数据均可通过多工作站的物联网互联完成校准。最后, 性状和环境数据可以输出至嵌入式神经网络 (embedded neural network) 进行机器学习, 以此来分析预测作物生长和环境互作。多年的作物田间数据亦可用于作物生长模型的建立, 预测不同作物品种、基因型之间的生长差异, 提供作物精确管理和农业生产中的智能化决策。值得指出的是, 田间分布式表型技术面临的主要问题是完成大规模田间工作站的生产、安装、运行、维护及后期大数据的综合分析。

2.4 表型组数据解析 (Phenotypic analysis)

如上所述, 无论是固定式 (如田间分布式和固定式大型表型平台) 还是移动式 (航空、田间移动、手持式表型设备) 的表型系统, 如何在特定的时间点或时间段内获取研究人员感兴趣的性状是最重要的表型采集任务。然而, 如果不能把各类表型采集技术获取的大规模数据 (数万亿字节计, terabytes data) 转化为研究人员可以理解的信息 (数千字节计, kilobytes data), 那无论采用什么样的技术平台都是没有实际意义的。因此, 数据解析在表型组学研究中的重要性不言而喻。

由于表型组数据涵括了可视图像数据、传感器数据及实验元数据等多种数据集, 因此数据解析实际涵盖了从最初数据采集到最终细化分析的整个过程。图 3 展示了田间表型研究各阶段的数据解析环节, 分为数据采集、数据整合和数据分析三部分。在数据采集环节中, 需要考虑各实验点和各种实验方法间的数据预处理, 包括基本数据删选、数据校准和多实验的数据交叉验证 (cross reference)。在数据整合环节中, 需要考虑对包含表型图像、环境传感、实验设计和各种元数据的多维数据集的整合, 以此分类管理采集的多维表型组数据集。而在分析环节, 需重点考虑分析结果的可视化表现 (data visualisation), 各类性状在不同实验条件下的对比, GxE 动态互作分析, 生长预测建模, 以及模型与实际性状之间的差异及原因分析等。



图 3 田间表型采集、表型数据整合及表型组数据解析过程

Fig. 3 The analytic procedure in plant phenomics research, including multi-scale field phenotyping, multi-dimensional data integration, and phenotypic analysis

随着各类计算机视觉算法、图像处理和机器学习分类方法 (classification methods) 在表型数据解析中的应用^[64-67], 许多商业或科研团队研发了各类自动分析管线软件 (analysis pipeline software), 对植物大小、形状、生长动态等重要性状进行提取。由商业机构开发的软件包一般针对特定的硬件系统或分析任务而设计, 因此很难被广泛应用。通过使用开源软件库如 OpenCV^[63]、SciKit-Image^[68]、Scikit-Learn^[69]和 TensorFlow^[70]等设计开发的自动化表型分析流程, 有望解决表型组学研究中的数据解析瓶颈。但是研发这类分析流程需要开发者或开发团队具备数学、算法设计、软硬件开发、生命科学等多方面的专业背景, 因此需要多个科研团队之间的学科交叉和长期合作。从长远考虑, 我国的科研体系也需要针对性培养可引领世界的跨学科综合性人才, 为将来在育种、栽培、功能和调控机制等方面的科研工作提供技术和人才的储备。

3 植物表型组学的展望 (The future perspective of plant phenomics)

表型组学是突破未来作物学研究和应用的关键研究领域, 通过表型分析来描述关键性状可以为育种、栽培和农业实践提供基于大数据的决策支持。但是, 没有针对性的全表型标记在植物研究领域中没有太多实际意义的。因为即使只针对某一个物种, 全表型测量会产生海量、无重点的数据集。在今后相当长的时间内, 数据解析方法很难从这类数据集中高效地总结共性规律、提取有生物学意义的信息。对于希望在植物研究中使用表型组学的团队而言, 这样的科研方式也是比较低效的。因此, 表型组研究需要明确的目标, 在快速筛选关键性状集的基础上, 为针对性解决科学问题提供决策数据, 在研究中体现实际价值。需重点指出的是, 表型组学研究不等同于表型仪器的购置。正如上文所提及的, 各类表型设备只是完成了数据采集工作, 而真正对生物学有意义的表型组知识需要由跨学科团队的紧密合作来完成。无论是 F_1/F_2 的群体分离、植物数量性状位点 (quantitative trait locus) 的分析, 还是通过近等基因系开展的基因克隆研究, 表型设备和分析手段的选择应该目的明确, 为解决具体生物学问题服务。因此, 认为只要购买了先进表型仪器就能完成整个性状测量、数据分析和生物知识构建是对表型组学研究的误解。

表型组学的巨大潜力还体现在其与其他组学（omics research，如基因组学、表观组学、转录组学、蛋白组学、代谢组学、离子组学等）知识的融合分析^[7]，分析特定表型的遗传规律，对作物器官、细胞、群体不同层次以及作物不同发育阶段的动态表型性状进行量化分析，并与其他组学分析结果融合，可对生命过程进行多方位的解释。此外，中国幅员辽阔，各地区实际情况差别较大，有必要针对不同生态环境中的作物表型组和其他组学数据进行整合分析，揭示农业植物生物学规律，切实支撑中国各作物的生理学、发育学、遗传学、育种、栽培等的研究，提升中国农作物遗传育种、栽培管理和农业生产服务能力。

参考文献 References:

1. Johanssen W. The genotype conception of heredity[J]. *Int J Epidemiol*, 2014, 43(4):989–1000.
2. Schork N J. Genetics of complex disease: Approaches, problems, and solutions[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 1997, 156:S103-S109.
3. Siebner H R, Callicott J H, Sommer T, et al. From the genome to the phenome and back: linking genes with human brain function and structure using genetically informed neuroimaging[J]. *Neuroscience*, 2009, 164(1):1–6.
4. Bilder R M, Sabb F W, Cannon T D, et al. Phenomics: the systematic study of phenotypes on a genome-wide scale[J]. *Neuroscience*, 2009, 164(1):30–42.
5. Houle D, Govindaraju D R, Omholt S. Phenomics: the next challenge[J]. *Nat Rev Genet*, 2010, 11(12):855–866.
6. Tester M, Langridge P. Breeding technologies to increase crop production in a changing world[J]. *Science*, 2010, 327(5967):818–822.
7. Ribaut J M, de Vicente M C, Delannay X. Molecular breeding in developing countries: challenges and perspectives[J]. *Curr Opin Plant Biol*, 2010, 13(2):213–218.
8. Finkel E. With ‘Phenomics,’ plant scientists hope to shift breeding into overdrive[J]. *Science*, 2009(5939):380–381.
9. Bevan M W, Uauy C, Wulff B B H, et al. Genomic innovation for crop improvement[J]. *Nature*, 2017, 543(7645):346–354.
10. Furbank R T, Tester M, Berry S, et al. Phenomics: technologies to relieve the phenotyping bottleneck[J]. *Trends Plant Sci*, 2011, 16(12):635–644.
11. McCoy J P. High-content screening: getting more from less[J]. *Nat Methods*, 2011, 8(5):390–391.
12. Fiorani F, Schurr U. Future scenarios for plant phenotyping[J]. *Annu Rev Plant Biol*, 2013, 64:267–291.
13. Cabrera-Bosquet L, Crossa J, von Zitzewitz J, et al. High-throughput phenotyping and genomic selection: the frontiers of crop breeding converge[J]. *J Integr Plant Biol*, 2012, 54(5):312–320.
14. White J W, Andrade-Sanchez P, Gore M A, et al. Field-based phenomics for plant genetics research[J]. *Field Crop Res*, 2012, 133:101–112.
15. Pask A, Pietragalla J, Mullan D, et al. *Physiological Breeding II: A Field Guide to Wheat Phenotyping*[M] Mexico: CIMMYT, 2012.
16. Arvidsson S, Pérez-Rodríguez P, Mueller-Roeber B. A growth phenotyping pipeline for *Arabidopsis thaliana* integrating image analysis and rosette area modeling for robust quantification of genotype effects[J]. *New Phytol*, 2011, 191(3):895–907.
17. Chen D, Neumann K, Friedel S, et al. Dissecting the phenotypic components of crop plant growth and drought responses based on high-throughput image analysis[J]. *Plant Cell*, 2014, 26(12):4636–4655.
18. Junker A, Muraya M M, Weigelt-Fischer K, et al. Optimizing experimental procedures for quantitative evaluation of crop plant performance in high throughput phenotyping systems[J]. *Front Plant Sci*, 2014, 5:770.

19. Bourdais G, Burdiak P, Gauthier A, et al. Large-scale phenomics identifies primary and fine-tuning roles for crks in responses related to oxidative stress[J]. *PLoS Genet*, 2015, 11:1–36.
20. Humplík J F, Lazár D, Fürst T, et al. Automated integrative high-throughput phenotyping of plant shoots: a case study of the cold-tolerance of pea (*Pisum sativum* L.) [J]. *Plant Methods*, 2015, 11:1–11.
21. Goff S a, Vaughn M, McKay S, et al. The iPlant collaborative: cyberinfrastructure for plant biology[J]. *Front Plant Sci*, 2011, 2:34.
22. McCouch S R, Baute G J, Bradeen J, et al. Feeding the future[J]. *Nature*, 2013, 499(7456):23–24.
23. 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]. *Theor Appl Genet*, 2013, 126(4):867–887.
24. Cardona A, Tomancak P. Current challenges in open-source bioimage informatics[J]. *Nat Methods*, 2012, 9:661–665.
25. Fritsche-Neto R, Borém A. Phenomics: How Next-Generation Phenotyping is Revolutionizing Plant Breeding[M]. Switzerland:Springer; 2015.
26. Rousseau D, Dee H, Pridmore T. Imaging methods for phenotyping of plant traits[M] Phenomics in Crop Plants: Trends, Options and Limitations. Edited by Kumar S. India: Springer, 2015:61–74.
27. Scharr H, Dee H, French A P, et al. Special issue on computer vision and image analysis in plant phenotyping[J]. *Mach Vis Appl*, 2016, 27:607–609.
28. Tardieu F, Cabrera-Bosquet L, Pridmore T, et al. Plant phenomics, from sensors to knowledge[J]. *Curr Biol*, 2017, 27:R770–R783.
29. Rahaman M M, Chen D, Gillani Z, et al. Advanced phenotyping and phenotype data analysis for the study of plant growth and development[J]. *Front Plant Sci*, 2015, 6:619.
30. Shrestha R, Matteis L, Skofic M, et al. Bridging the phenotypic and genetic data useful for integrated breeding through a data annotation using the Crop Ontology developed by the crop communities of practice[J]. *Front Physiol*, 2012, 3:326.
31. Li Y F, Kennedy G, Ngoran F, et al. An ontology-centric architecture for extensible scientific data management systems[J]. *Futur Gener Comput Syst*, 2013, 29:641–653.
32. Libbrecht M W, Noble W S. Machine learning applications in genetics and genomics[J]. *Nat Rev Genet*, 2015, 16(6):321–332.
33. Tardieu F, Simonneau T, Muller B. The physiological basis of drought tolerance in crop plants : a scenario-dependent probabilistic approach[J]. *Annu Rev Plant Biol*, 2018, 69:733–759.
34. Kirchgessner N, Liebisch F, Yu K, et al. The ETH field phenotyping platform FIP: a cable-suspended multi-sensor system[J]. *Funct Plant Biol*, 2017, 44:154–168.
35. Benjamins R, Lanfermeijer F, Westland B, et al. Automated Germination Analysis. In Syngenta ISSS Monterey[M]. Syngenta A G; 2017:1–4.
36. Zhou J, Applegate C, Alonso A D, et al. Leaf-GP: an open and automated software application for measuring growth phenotypes for *Arabidopsis* and wheat[J]. *Plant Methods*, 2017, 13:1–30.
37. Zhou J, Reynolds D, Corn T Le, et al. CropQuant: the next-generation automated field phenotyping platform for breeding and digital agriculture[J]. *BioRxiv*, Sep 2017: doi:doi.org/10.1101/161547.
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[J]. *Nat Commun*, 2014, 5:5087.

39. Chen D, Neumann K, Friedel S, et al. Dissecting the phenotypic components of crop plant growth and drought responses based on high-throughput image analysis[J]. *Plant Cell*, 2014, 26(12):4636–4655.
40. Zaman-Allah M, Vergara O, Araus J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. *Plant Methods*, 2015, 11:35.
41. Sankaran S, Khot LR, Espinoza C Z, et al. Low-altitude, high-resolution aerial imaging systems for row and field crop phenotyping: a review[J]. *Eur J Agron*, 2015, 70:112–123.
42. Chapman S C, Merz T, Chan A J, et al. Pheno-Copter: a low-altitude, autonomous remote-sensing robotic helicopter for high-throughput field-based phenotyping[J]. *Agronomy*, 2014, 4:279–301.
43. Jonckheere I, Fleck S, Nackaerts K, et al. Review of methods for *in situ* leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography[J]. *Agric For Meteorol*, 2004, 121(1):19–35.
44. Gracia-Romero A, Kefauver S C, Vergara-Diaz O, et al. Comparative performance of ground versus aerially assessed RGB and multispectral indices for early-growth evaluation of maize performance under phosphorus fertilization [J]. *Front Plant Sci*, 2017, 8:2004.
45. Watanabe K, Guo W, Arai K, et al. High-throughput phenotyping of sorghum plant height using an unmanned aerial vehicle and its application to genomic prediction modeling[J]. *Front Plant Sci*, 2017, 8:1–11.
46. Verger A, Vigneau N, Cheeron C, et al. Green area index from an unmanned aerial system over wheat and rapeseed crops[J]. *Remote Sens Environ*, 2014, 152:654–664.
47. Stark B, Zhao T, Chen Y. An analysis of the effect of the bidirectional reflectance distribution function on remote sensing imagery accuracy from Small Unmanned Aircraft Systems[C]// International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). 2016.
48. Cendrero-Mateo M P, Muller O, Albrecht H, et al. Field phenotyping: challenges and opportunities[M]//Terrestrial Ecosystem Research Infrastructures, Boca Raton:CRC Press. 2017:53-80.
49. Svensgaard J, Roitsch T, Christensen S. Development of a mobile multispectral imaging platform for precise field phenotyping[J]. *Agronomy*, 2014, 4(3):322–336.
50. Crain J L, Wei Y, Barker J, et al. Development and deployment of a portable field phenotyping platform[J]. *Crop Sci*, 2016, 56(3):965–975.
51. Reina G, Milella A, Rouveure R, et al. Ambient awareness for agricultural robotic vehicles[J]. *Biosyst Eng*, 2016, 146:114–132.
52. Nielsen S H, Jensen K , Jorgensen Q J, et al. A low cost, modular robotics tool carrier for precision agriculture research[C]// 11th International Conference on Precision Agriculture International Society of Precision Agriculture, 2012.53. Grimstad L, From P.The thorvald II agricultural robotic system[J]. *Robotics*,2017, 6(4):24.
54. Vadez V, Kholová 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]. *J Exp Bot*, 2015, 66(18):5581–5593.
55. Virlet N, Sabermanesh P, Sadeghitehran K, et al. Field Scanalyzer: an automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring[J]. *Funct Plant Biol*, 2017, 44(1):143–153.
56. Hawkesford M J, Lorence A. Plant phenotyping : increasing throughput and precision at multiple scales[J]. *Funct Plant Biol*, 2017,44(1):v-vii.
57. Rose J C, Paulus S, Kuhlmann H. Accuracy analysis of a multi-view stereo approach for phenotyping of tomato plants at the organ level[J]. *Sensors*, 2015, 15:9651–9665.
58. Müller-Linow M, Pinto-Espinosa F, Scharr H, et al. The leaf angle distribution of natural plant populations: assessing the canopy with a novel software tool[J]. *Plant Methods*, 2015, 11:11.

59. Kuhlert S, Austic G, Zegarac R, et al. MultispeQ Beta: a tool for large-scale plant phenotyping connected to the open PhotosynQ network[J]. *R Soc Open Sci*, 2016, 3(10):160592.
60. Millet E, Welcker C, Kruijer W, et al. Genome-wide analysis of yield in Europe: allelic effects as functions of drought and heat scenarios[J]. *Plant Physiol*, 2016, 172(2):749-764.
61. Villarrubia G, de Paz J F, de La Iglesia D H, et al. Combining multi-agent systems and wireless sensor networks for monitoring crop irrigation[J]. *Sensors*, 2017, 17(8):1775.
62. Hirafuji M, Yoichi H. Creating high-performance/low-cost ambient sensor cloud system using OpenFS (Open Field Server) for high-throughput phenotyping[C]. *Sice Conference. IEEE*, 2011:2090–2092.
63. Rosebrock A. *Practical Python and OpenCV*. [M] New York: Pyimageeach, 2015.
64. Tsafaris S A, Minervini M, Scharr H. Machine learning for plant phenotyping needs image processing[J]. *Trends in Plant Science*, 2016, 21(12): 989-991.
65. Pound M P, Atkinson J A, Townsend A J, et al. Deep machine learning provides state-of-the-art performance in image-based plant phenotyping[J]. *Gigascience*, 2017, 6(10):1–10.
66. Eliceiri K, Berthold M, Goldberg I, et al. Biological imaging software tools [J]. *Nat Methods*, 2012, 9(7): 697-710.
67. King A. Technology: the future of agriculture[J]. *Nature*, 2017, 544:(7651):S21–S23.
68. van der Walt S, Schönberger J L, Nunez-Iglesias J, et al. Scikit-image: image processing in python[J]. *PeerJ*, 2014, 2:e453.
69. Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: machine learning in python[J]. *J Mach Learn Res*, 2011, 12:2825–2830.
70. Rosebrock A. *Deep Learning for Computer Vision with Python*. [M] New York: Pyimageeach, 2017.
71. Lin E, Lane H Y. Machine learning and systems genomics approaches for multi-omics data[J]. *Biomark Res*, 2017, 5:2.