

成像光谱技术在植物非生物胁迫表型高通量分析中的研究进展

曹晓峰^{1, 2, 3}, 余克强^{1, 2, 3}, 赵艳茹^{1, 2, 3*}, 张海辉^{1, 2, 3*}

1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100
2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西 杨凌 712100
3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西 杨凌 712100

摘要 植物非生物胁迫是指对植物产生不利影响的非生物因素, 非生物胁迫威胁植物发芽、生长、发育和繁殖, 是阻碍农作物高效栽培和农业可持续发展的主要因素。植物胁迫精准管理和抗逆植物育种是缓解和解决非生物胁迫的有效途径, 其中植物表型分析是一个不可或缺的环节, 但是传统滞后的如人工、破坏式表型测量方法很难满足高通量表型分析的需求, 制约着植物非生物逆境治理的精度和现代植物育种的效率。高通量表型分析技术旨在实现植物复杂性状的快速、自动、无损地获取与分析, 能实时原位监测植物胁迫状态与程度, 指导胁迫治理措施和资源精准投入, 可以为优良抗逆植物品种高通量筛选鉴定提供解决方案、能为植物抗逆基因解析与定位、植物遗传变异分析等提供大数据支撑。由于成像光谱技术能够实时、非接触、高效地测量植物结构形态、生理生化等多样化的表型, 在高通量表型分析中表现出良好的潜力, 近年来在植物精准种植和现代植物育种中得到广泛研究与应用。主要阐述可见光成像(RGB Imaging)、多光谱成像(MSI)、高光谱成像(HSI)、叶绿素荧光成像(ChlFI)、多光谱荧光成像(MFI)、热红外成像(TIRI)高通量表型分析技术在植物非生物胁迫表型分析中的研究进展以及评估分析其发展趋势; 首先简单介绍了不同成像光谱的技术特点以及在植物表型分析中的应用差异和高通量分析流程; 其次总结了近年来基于成像光谱技术高通量分析植物非生物胁迫表型的部分研究和应用, 介绍范围从植物胁迫监测、抗逆植物品种筛选鉴定、植物遗传分析3个方面出发, 主要涉及植物干旱、温度、盐害、养分胁迫以及其他非生物逆境。最后探讨了上述成像光谱技术在植物非生物胁迫表型高通量分析的机遇和其面临的挑战。

关键词 成像光谱; 非生物胁迫; 高通量表型分析; 精准管理; 植物育种

中图分类号: S126 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)11-3365-08

引言

干旱、极端温度、土壤盐害等引发的植物非生物胁迫严重威胁植物种植, 环境可持续基础上高效种植植物已经成为普遍要求, 这需要可靠的胁迫监测以支撑精准种植和同时加速培育抗逆植物品种, 两者都依赖可靠的植物表型分析^[1-3]。表型是植物基因型与环境交互的宏观(结构)和微观(生理生化)性状的总和, 获取评估植物复杂性状的过程被称为植物表型分析。种植中, 表型分析可以有助于了解植物胁迫程度, 优化资源投入; 育种中, 有助于筛选鉴定具有优良抗性的品种, 辅助遗传分析定位关键的遗传因素, 为目标环境培育抗逆性更强的植物品种, 实现遗传增益^[4-6]。现代农业和

植物育种需要高通量表型数据支持精准决策和基因挖掘^[2, 7-8], 传统表型分析方法费时费力的瓶颈使具备快速无损等优点的高通量表型分析技术得到了广泛关注, 从近距离到卫星尺度的高通量表型平台被用来研究特定条件下植物细胞、植株、群体以及生态系统等水平的表型及变化规律以揭示基因型、环境和表型间的复杂关系, 优化种植管理和提高育种效率, 被称为现代农业和育种的加速器^[9-11], 其中成像光谱技术将光谱和成像合二为一能定性定量分析植物结构、生理、生化等表型并评估其空间分布, 在高通量表型分析中表现出突出潜力^[8, 12-14], 如图1, 在植物育种中, 红外(infrared, IR)、可见(visible, VIS)、荧光(fluorescence, FLUO)等成像传感器获取植物高通量表型数据(high-throughput phenotype, HTP), 结合植物高通量基因数据

收稿日期: 2019-11-19, 修订日期: 2020-03-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(31901403, 31671587)资助

作者简介: 曹晓峰, 1989年生, 西北农林科技大学机械与电子工程学院博士研究生 e-mail: nwsuafcaoxf@163.com

* 通讯联系人 e-mail: yrzhao@nwfau.edu.cn; zhanghh@nwsuaf.edu.cn

(high-throughput genotype, HTG) 开展全基因组关联分析 (genome-wide association study, GWAS) 定位数量性状基因座 (quantitative trait locus, QTL) 等潜在基因, 再利用标记辅助育种 (marker assisted breeding)、基因工程 (genetic engineering) 等现代育种技术进行基因修饰实现作物改良 (crop improvement)。由此看出, 成像光谱高通量植物表型分析平台架起了沟通植物表型组学 (phenomics) 和基因组学 (genomics) 的桥梁^[14-16]。

鉴于上述内容, 本文回顾近年来在植物种植管理和育种中基于成像光谱高通量分析植物非生物胁迫表型的进展以分

析其发展趋势, 简单介绍了不同成像光谱技术 (可见光成像 (RGB imaging)、多/高光谱成像 (multispectral/hyperspectral imaging, MSI/HSI)、叶绿素/多光谱荧光成像 (chlorophyll/multispectral fluorescence imaging, ChlFI/MFI) 和热红外成像 (thermal infrared imaging, TIRI)) 的成像特点和在植物表型分析中的应用特点, 然后概述了成像光谱技术高通量分析植物表型的基本流程, 总结了近年来不同成像光谱技术高通量分析植物干旱、温度、盐、养分等胁迫表型的部分研究, 探讨了上述光谱成像分析植物非生物胁迫表型存在的挑战, 并对其发展趋势提了建议。

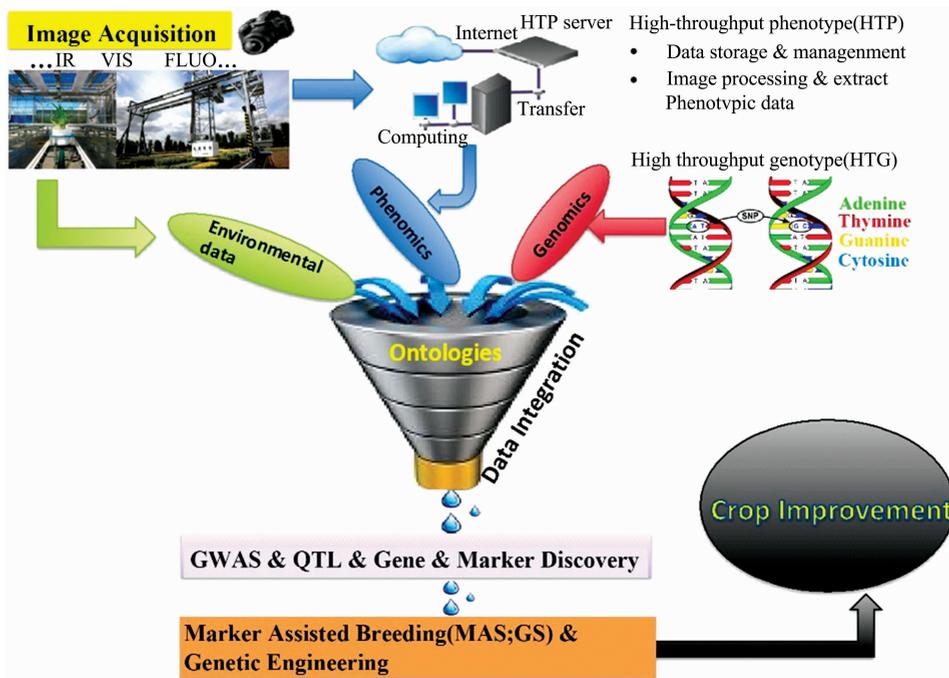


图 1 高通量表型平台加速作物改良^[14]

Fig. 1 High-throughput phenotyping platforms accelerate crop improvement^[14]

1 成像光谱高通量分析植物表型

光谱成像技术既能利用基于植物因不同状态、成分等与电磁波表现出的不同交互作用 (反射、透射、吸收、发射等) 的光谱来定性定量分析植物表型, 同时也能以图像呈现交互强度的空间分布实现对植物表型空间信息的评估^[15-16], 是便捷的植物表型分析工具。紫外至红外的光谱可以提供丰富的表征植物表型如光合、水分、色素、生物量的光谱信息, 为此, 紫外至红外光谱范围的常见的成像光谱技术在植物高通量表型分析中得到了广泛应用, 不同成像技术的光谱范围和数据的类型存在较大差异, 这也决定了不同技术在植物表型分析中的应用特点^[17-20], 如表 1 统计。

高通量分析通常是挖掘能表征植物表型的有效成像光谱信息建立定性定量模型实现自动分析, 其中图像处理和光谱分析是高通量分析的重要步骤。图像处理涉及预处理、分割、特征提取等; 预处理可以降低或消除噪声、压缩图像维度、增强对比度等; 分割是提取图像感兴趣区域, 如基于阈

值、区域以及神经网络架构的分割方法; 图像类型和复杂度是选择预处理、分割方法的基础; 特征提取是挖掘有效的图像特征, 如颜色、形状、纹理、空间关系特征^[10, 16, 20-22]。光谱分析主要获取具有植物生物学意义的光谱数据如连续的反射光谱信息、植被指数、荧光参数等, 并利用特征选择等算法挖掘能有效表征所分析表型的特征光谱参数^[14, 19, 23-25]。利用植物图像和光谱特征建立高通量表型分析模型涉及样本划分、模型建立与验证、模型评价等^[26-27], 样本划分将样本按比例在定性分析中分为训练集和测试集或定量分析中分为校正集和预测集, 利用训练/校正集样本建立模型, 并用测试/预测集样本验证模型。定性建模以分类算法构造分类器, 定量建模以回归算法建立预测模型, 如线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA), 偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR), 支持向量机 (support vector machine, SVM)、深度学习等分类或回归算法。模型评价是利用相关指标评估其性能, 混淆矩阵 (confusion matrix)、准确率 (accuracy), ROC 曲线 (receiver operating characteristic curve, ROC) 等用来评价分类模型, 决定/相关系数 (R^2/R)、

均方根误差(root mean square error, RMSE)包括校正集 $R^2/R_c^2/R_c$ 、RMSE(RMSEC)和预测集 $R^2/R_p^2/R_p$ 、RMSE (RMSEP), 剩余预测偏差(residual predictive deviation, RPD)等评估回归效果^[28-29]。

表 1 成像光谱技术及其应用特点

Table 1 Imaging spectroscopy techniques and their application characteristics

Technique	Spectrum Range	Spectral Data Type	Phenotype Targeted	Reference
可见光成像(RGB)	400~700 nm	红绿蓝 3 个波段强度分布信息	结构/形态/几何参数/颜色等	[3-5]
多光谱成像(MSI)	紫外-近红外	有限的离散光谱和宽带光谱植被指数	水分/色素/覆盖度/生物量等	[8, 12, 15]
高光谱成像(HSI)	紫外-近红外	连续高分辨率的光谱和功能丰富的光谱植被指数	色素/养分等丰富的性状	[1, 3, 5, 16]
叶绿素荧光成像(ChlFD)	600~800 nm	叶绿素荧光动力学参数等	叶绿素/光合状态/光量子效率	[2, 5, 7]
多光谱荧光成像(MFI)	440~800 nm	有限的离散荧光光谱和参数	酚类/苷类等次级代谢产物等	[12, 19]
热红外成像(TIRI)	3~5 或 7.5~13.5 μm	主要提供光谱空间强度分布信息	气孔导度/冠层温度	[2-3, 14, 17]

2 成像光谱技术高通量分析植物非生物胁迫表型的进展

非生物胁迫类型多, 如干旱、养分缺乏、倒伏、异常温度、盐害, 不同胁迫会伴随出现, 如盐害造成干旱, 高温伴随干旱等^[17, 26, 30]。胁迫下植物代谢状态(光合、蒸腾等)和生理成分(色素、水分、激素等)含量会产生变化, 持续胁迫会造成植物形态、结构等改变, 如叶面积减小, 生物量减少, 植物衰老或死亡^[31-32], 所以通过测量和分析植物相关的性状即植物表型分析, 可以了解植物受胁迫的状态以及不同植物响应胁迫的差异。加强胁迫治理和培育抗逆品种是缓解和解决胁迫的两种途径, 也是成像光谱高通量分析植物非生物胁迫表型应用的主要领域, 胁迫治理中主要实现非生物胁迫高通量监测以指导治理措施, 在抗逆育种中用于抗逆品种高通量筛选鉴定和高通量测量表型数据辅助遗传分析等。

2.1 植物非生物胁迫高通量监测

有效监测识别胁迫的类型、程度等可以实现水肥药等的按需投入和胁迫精准治理, 特别是胁迫早期监测, 及时采取措施将胁迫损失和治理成本降至最低。成像光谱技术能提供植物丰富的表型信息, 在植物非生物胁迫监测中得到了诸多应用, 如表 2 所示。Rapaport 等^[33]以高光谱成像研究葡萄干旱下叶片水势、气孔导度和非光化学猝灭与光谱的相关性, 530~550 和 1 500 nm 处的光谱能反映表型变化, 分析得到 3 个水分平衡光谱指数预测表型的效果优于已有的指数如光化学植被指数(PRI)、改进归一化植被指数(mNDVI)、结构不敏感色素指数(SIPI)。Yao 等^[19]利用叶绿素/多光谱荧光成像监测野生型(WT)和突变体(*oscal1*)拟南芥干旱胁迫, 分析得到与生理表型相关的特征荧光参数并建立了不同干旱程度的 SVM 分类模型, 胁迫 3 天和 7 天的分类准确率分别为 93.3% 和 99.1%, 并利用荧光参数(如蓝/绿荧光 Blue/Green Fluorescence(BF/GF)参数)图像分析了干旱对光合和代谢响

应的空间分布, 实现了叶片和冠层的表型的可视化(图 2); Wang 等^[34]用叶绿素荧光和多光谱成像监测番茄干旱、营养缺乏等胁迫, 表明合适的荧光参数和反射光谱指数能指示作物生理状态和区分胁迫类型。Simko 等^[36]以高光谱和叶绿素荧光成像分析生菜冻害、高温、盐胁迫的表型, 说明高光谱指数能反映叶绿素和花青素变化, 叶绿素荧光可揭示极端温度和盐胁迫对生长和光合的抑制。Song 等^[37]以日光诱导荧光(SIF)、归一化植被指数(NDVI)和增强型植被指数(EVI)遥感监测热胁迫对冬小麦的影响, 分析产量年际变化与 SIF、NDVI 和 EVI 的相关性发现 SIF 的相关性最高($R^2 = 0.8$), 胁迫早期 SIF 会显著降低而 NDVI 和 EVI 无明显变化。Pandey 等^[38]利用高光谱成像预测营养胁迫下玉米和大豆水分、大量和微量元素含量, 光谱建立的各成分 PLSR 预测模型中含水量效果最好($R^2 = 0.93$, RPD=3.8), 大量元素次之(R^2 0.69~0.92, RPD 1.62~3.62), 微量元素的精度较低(R^2 0.19~0.86, RPD 1.09~2.69)。Bai 等^[39]以 RGB 成像检测大豆缺铁褪绿病(iron deficiency chlorosis, IDC), 提取颜色特征建立了 IDC 的 LDA 和 SVM 分类模型, 准确度 > 81%。Raji 等^[40]利用荧光成像监测香芋和甘薯除草剂/干旱胁迫, 红荧光 F_{687} 和远红荧光 F_{760} 之比(F_{687}/F_{760})随胁迫增加而上升, 对照、除草剂和干旱下香芋的净光合速率与 F_{687}/F_{760} 相关系数分别为 0.78, 0.79 和 0.78, 甘薯分别为 0.77, 0.86 和 0.88。

这些研究表明成像光谱可以分析植物多种胁迫下的多样化表型, 在一定程度上可以为胁迫监测提供解决方案, 胁迫早期的响应通常表现在生理生化等微观的变化, RGB 成像适于分析胁迫后宏观表型的变化, 对早期未出现症状的胁迫监测存在局限。荧光、红外成像等可以反映植物光合、气孔导度等微观响应的变化, 具有监测植物早期胁迫的潜力, 但同时也会受到使用条件如暗适应、环境温度的影响。所以需要新的思路解决实际应用存在的问题。

表 2 成像光谱技术监测植物非生物胁迫的研究

Table 2 Studies on abiotic stress monitoring of plants by imaging spectroscopy

Plant	Stress	Technique	Traits Acquired & Analyzed	Reference
辣椒	干旱	热红外/高光谱	产量/叶绿素/含水量	[41]
葡萄	干旱	高光谱	叶片水势/气孔导度等	[33]
拟南芥	干旱	叶绿素/多光谱荧光	形态/气孔导度/丙二醛	[19]
斑豆	干旱	多光谱	作物产量	[42]
桃树	干旱	热红外	叶片温度	[43]
枣椰树	盐胁迫	RGB	植被覆盖度	[44]
生菜	盐胁迫	高光亲	渗透势/含水量	[45]
小麦	低温	日光诱导荧光	产量年际变化	[36]
番茄	低温	叶绿素荧光	空间异质性	[46]
玉米/大豆	营养胁迫	高光谱	水分/营养元素	[38]
大豆	缺铁褪绿病	RGB	颜色性状	[39]
水稻	钾肥	RGB	颜色/面积等	[47]
马铃薯	氮/钾等	RGB	颜色等性状/出苗率	[48]
芋属/甘薯	除草剂/干旱	日光诱导荧光	净光合速率	[40]
鹅掌柴	干旱/氮	叶绿素荧光	/	[49]
番茄	干旱/养分等	叶绿素荧光/多光谱	叶片水势/总氮	[34]
苔藓	重金属	叶绿素荧光	/	[35]
生菜	温度/盐胁迫	高光谱/叶绿素荧光	色素/生长/光合	[36]
梨树	干旱/高温	热红外	气孔导度/冠层温度	[50]

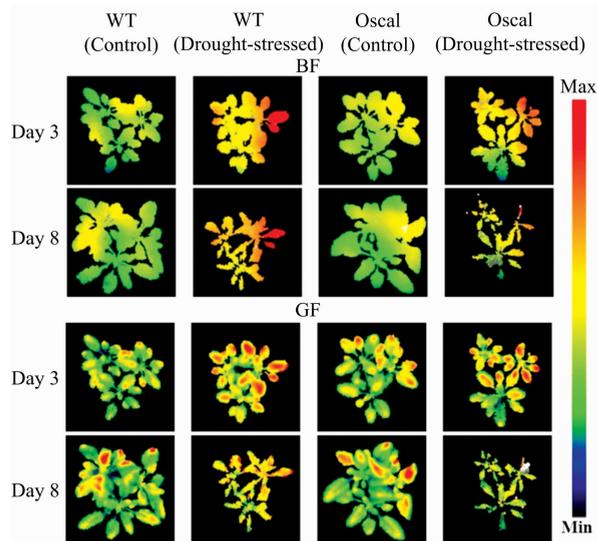


图 2 对照和干旱处理的拟南芥 BF 和 GF 荧光参数图像下表型的可视化

Fig. 2 Phenotype visualization under BF and GF of control and drought treated plants

2.2 抗逆植物品种高通量筛选鉴定

在非生物胁迫抗逆育种中, 品种筛选是重要的步骤, 通过表型分析将抗逆性好的品种筛选出来确定为后续研究中携带抗逆基因的潜在品种, 抗逆性鉴定是评定选育的品种耐性的过程, 可靠的筛选鉴定是育种成功的关键, 快速筛选鉴定可以有效缩短育种周期。成像光谱技术能揭示非生物逆境下不同基因型植物响应表型的差异, 在高通量筛选鉴定中也得到很多应用, 如表 3 所示。Duan 等^[51]利用 RGB 成像筛选耐旱水稻, 提取的绿色植被面积比、周长面积比、总植物面积/

凸包面积比等形态形状特征可以量化干旱响应和区分耐旱品种。Bai 等^[52]以多光谱和热红外成像筛选抗旱小麦, 提取其生长指数(GI)和作物水分胁迫指数(CWSI)并计算对照和处理的 GI、CWSI 比值, 筛选出 GI 比值相近且 CWSI 比值低的 3 种耐旱小麦。类似地, Bai 等^[53]以热红外成像鉴定了 5 种慢速和 5 种快速萎蔫大豆的耐旱性, 与快速萎蔫品种相比, 慢速萎蔫品种冠层温度低, 产量与冠层温度呈负相关, 表明冠层温度可快速鉴定大豆耐旱性。Ludovisi 等^[54]用无人机热红外成像从杨树群体(503 种基因型)中筛选耐旱品种, 提取的冠层温度与气孔导度呈现良好相关性, 统计群体基因型的温度差异筛选出占群体 25% 的耐旱品种。Moghimi 等^[55]用高光谱成像鉴定 4 种小麦的耐盐性, 以矢量相似性度量将高光谱图像压缩为一维灰度图像后分别用配对最小差分法和贝叶斯方法分析灰度图像评估耐盐性, 两种方法鉴定结果相似且与常规表型和历史数据鉴定结果一致。Zhou 等^[56]以 RGB 成像评估大豆耐盐性, 提取大豆形态、颜色和纹理特征来估计叶片叶绿素含量和评价耐盐性, 分析表明叶绿素含量和人工评价的耐盐性与图像特征相关性很高。Johansen 等^[57]以无人机 RGB 和多光谱系统从 200 种番茄中筛选耐盐品种, 分析植物面积、生长速率和植物投影盖度等性状, 并从产量和耐盐性两方面选择优良品种, 最终筛选出 8 个高产和 5 个高产耐盐品种。Su^[58]利用无人机 RGB 成像估算玉米株高和倒伏面积以筛选抗倒伏品种, 建立了株高的数字表面模型(DSM)并以归一化 DSM 估算倒伏面积, 分析估算的株高与倒伏面积的关系筛选出抗倒伏品种, 而 Feng 等^[25]则用高光谱/叶绿素荧光成像研究了转基因(TG)和野生型(WT)玉米除草剂的耐受性, 从高光谱中选择特征波长建立了预测莽草酸(shikimic acid, SA)浓度的 PLSR 模型($R_c^2 = 0.79$, $R_p^2 = 0.82$), 并结合图像处理实现了 SA 浓度可视化(图 3), 利用

表 3 成像光谱技术筛选鉴定植物品种的研究

Table 3 Studies on screening & identification of plant varieties by imaging spectroscopy

Plant	Objective	Technique	Traits Acquired & Analyzed	Reference
水稻	抗旱筛选	RGB	结构形态性状	[51]
小麦	抗旱筛选	多光谱/热红外	/	[52]
大豆	耐旱鉴定	热红外	冠层温度	[53]
杨树	抗旱筛选	热红外	冠层温度/气孔导度	[54]
小麦	抗盐筛选	高光谱	形态性状	[55]
大豆	耐盐鉴定	RGB	形态/颜色/纹理/叶绿素等	[56]
番茄	抗盐筛选	RGB/多光谱	植物面积/生长速率	[57]
玉米	抗倒伏筛选	RGB	株高/纹理形态	[58]
大麦	耐盐鉴定	高光谱	颜色性状	[59]
大豆	抗 IDC 筛选	RGB/近红外	颜色特征	[60]
蚕豆	抗除草剂筛选	多光谱	生长和颜色性状	[61]
玉米	耐除草剂鉴定	高光谱/叶绿素荧光	莽草酸浓度	[25]
玉米	抗寒筛选	高光谱	/	[62]

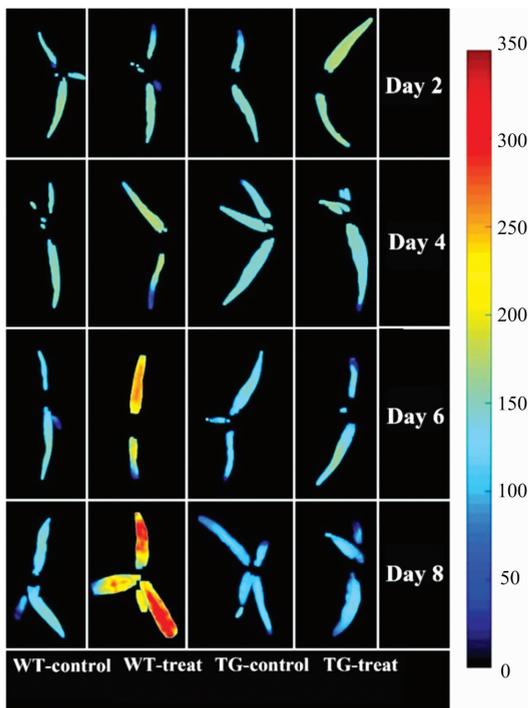


图 3 除草剂处理下野生型和转基因玉米植株莽草酸浓度的可视化

Fig. 3 Visualization of SA concentration in WT and TG maize under herbicide treatments

特征选择算法分析荧光参数与 SA 含量的相关性,发现处理 6 天的特征荧光参数可以鉴定玉米除草剂耐受性。

上述研究表明成像光谱可用于多种抗逆性的筛选鉴定,有助于实现品种高通量筛选鉴定,但 RGB 较难实现品种快速筛选鉴定,荧光、高光谱、热红外等成像可以实现品种快速的筛选鉴定,但荧光有限的光谱范围,只能定量分析光合、叶绿素等有限的性状,高光谱提供了诸多性状的特征光谱信息,可定量分析更多表型,但同时也面临信息冗余和数据处理的挑战,所以不同技术融合开展全面、精细的品种筛

选鉴定可以作为后续研究的参考。

2.3 高通量表型辅助遗传分析

高通量基因测序的发展使得获取高通量基因数据不再受限,但解析基因的功能和定位基因区域需要大量的表型数据,成像光谱技术快速准确地测量高通量表型数据,可为遗传功能解析和基因定位(GWAS 定位 QTL 等)提供大数据支持^[1, 63-64]。Condorelli 等^[65]用无人机和地面多光谱成像测量 248 种小麦不同水分下的 NDVI 光谱数据开展 GWAS,分别定位到 22 和 16 个影响 NDVI 的 QTL,表型方差分别占 89.6%和 64.7%;Dhanagond 等^[66]利用可见光成像连续长期测量大麦随干旱持续的生物量并计算其生长模型结合 GWAS 揭示大麦抗旱和干旱恢复的基因区域,发现生物量的 QTL 可以分为组成生物量 QTL、干旱适应性 QTL 和恢复适应性 QTL,揭示并定位了不同类型的 QTL 分布的不同位置。Chen 等^[67]用无人机、地面可见/多光谱成像估计 450 种小麦冬季田间条件下的存活率、量化品种间存活差异,结合 GWAS 定位提高冬季存活率的关键遗传因素,发现了 7 个抗冻 QTL;Wang 等^[68]以无人机成像预测的玉米株高数据开展 GWAS 分析,定位到 7 个与株高相关性状的 68 个 QTL,其中 35%的 QTL 与已发现的一致,这些证明了成像光谱技术精准预测表型辅助基因定位的潜力,有助于抗旱、冻和倒伏等育种。

此外,成像光谱技术无损可重复测量表型的优点能帮助揭示植物逆境的遗传变异和增加对植物响应胁迫过程的理解,有助于最终确定潜在的关键遗传因素。Klem 等^[69]以热成像和反射光谱揭示 6 种拟南芥干旱下生长减少和气孔关闭两个过程的基因型特异性,共鉴定出生长和光饱和 CO₂ 同化率 3 种不同表现的基因型类型;Enders 等^[70]利用 RGB 成像分析玉米恢复低温胁迫的遗传机制,量化和表征了 40 种玉米幼苗随胁迫持续的表型动态变化和从胁迫中恢复的过程,并用层次聚类比较了不同基因型的恢复能力;Awlia 等^[71]利用 RGB 和叶绿素荧光成像分析 3 种浓度 NaCl 下拟南芥的响应特性,发现 100 mmol · L⁻¹ NaCl 处理的响应最显著,胁迫对形态有显著影响,但对颜色和光合效率影响不明显,对植

株生长和荧光性状聚类发现胁迫早期耐性与非光化学猝灭相关,后期耐性与量子产量相关。

以上研究可以看出在遗传分析中获取准确和可重现的表型数据是分析遗传因素的基础和关键,所以如何建立更稳定、更高精度、更快速的目标表型预测模型值得深入研究。

3 结论与展望

介绍了可见-红外光谱范围的成像光谱高通量分析技术在植物非生物胁迫表型分析中的研究进展,总结了成像光谱技术在植物非生物胁迫监测、抗逆品种筛选鉴定以及遗传分析方面的相关研究,可以看出成像光谱技术能够有效的为植物种植管理和育种提供丰富的表型信息,集成光谱分析、图

像处理和机器学习并融合植物科学的知识可以成为支撑高通量分析植物非生物胁迫表型的理想工具来服务于植物种植和育种等农业实践。

不能忽视的是上述技术分析自然条件下植物地上部分具有优势,但对地下根系存在局限;高精度成像传感器(如高光谱,叶绿素荧光)的成本限制了其推广或现场部署;如何将光谱成像产生的表型大数据转化为种植和育种的有效参考等也是成像光谱技术在植物非生物胁迫表型分析中面临的一些挑战,所以融合更多的成像光谱技术如核磁共振、太赫兹成像等,更全面地分析植物表型;研发低成本、易推广的高通量表型平台;开发有效的表型大数据挖掘算法和高通量分析框架等可以作为后续的突破方向。

References

- [1] Mir R R, Reynolds M, Pinto F, et al. *Plant Science*, 2019, 282: 60.
- [2] Pratap A, Gupta S, Nair R M, et al. *Agronomy-Basel*, 2019, 9(3): 126.
- [3] Chawade A, van Ham J, Blomquist H, et al. *Agronomy-Basel*, 2019, 9(5): 258.
- [4] Zhao C, Zhang Y, Du J, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 714.
- [5] Campbell Z C, Acosta-Gamboa L M, Nepal N, et al. *Phytochemistry Reviews*, 2018, 17(6): 1329.
- [6] Pieruschka R, Schurr U. *Plant Phenomics*, 2019, 2019: 1.
- [7] Rahaman M M, Chen D, Gillani Z, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2015, 6: 619.
- [8] Hassler S C, Baysal-Gurel F. *Agronomy*, 2019, 9(10): 618.
- [9] Dhondt S, Wuyts N, Inzé D. *Trends in Plant Science*, 2013, 18(8): 428.
- [10] Perez-Sanz F, Navarro P J, Egea-Cortines M. *Gigascience*, 2017, 6(11): 1.
- [11] Luis Araus J, Cairns J E. *Trends in Plant Science*, 2014, 19(1): 52.
- [12] Zhang Y, Zhang N. *Frontiers of Agricultural Science and Engineering*, 2018, 5(4): 406.
- [13] CEN Hai-yan, YAO Jie-ni, WENG Hai-yong, et al(岑海燕, 姚洁妮, 翁海勇, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(12): 3773.
- [14] Awada L, Phillips P W B, Smyth S J. *Euphytica*, 2018, 214(8): 148.
- [15] Fahlgren N, Gehan M A, Baxter I. *Current Opinion in Plant Biology*, 2015, 24: 93.
- [16] Mishra P, Asaari M S M, Herrero-Langreo A, et al. *Biosystems Engineering*, 2017, 164: 49.
- [17] Kim K, Yoon H, Lee S, et al. *Plant Breeding and Biotechnology*, 2015, 3(4): 299.
- [18] Dreccer M F, Molero G, Rivera-Amado C, et al. *Plant Science*, 2019, 282: 73.
- [19] Yao J, Sun D, Cen H, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 603.
- [20] Humplik J F, Lazar D, Fuerst T, et al. *Plant Methods*, 2015, 11: 20.
- [21] Mochida K, Koda S, Inoue K, et al. *Gigascience*, 2019, 8(1): 1.
- [22] Humplik J F, Lazar D, Husickova A, et al. *Plant Methods*, 2015, 11: 29.
- [23] Lu J, Ehsani R, Shi Y, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 135: 289.
- [24] Padilla F M, Gallardo M, Teresa Pena-Fleitas M, et al. *Sensors*, 2018, 18(7): 2083.
- [25] Feng X, Yu C, Chen Y, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 468.
- [26] Singh A, Ganapathysubramanian B, Singh A K, et al. *Trends in Plant Science*, 2016, 21(2): 110.
- [27] Rehman T U, Mahmud M S, Chang Y K, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 585.
- [28] Singh A K, Ganapathysubramanian B, Sarkar S, et al. *Trends in Plant Science*, 2018, 23(10): 883.
- [29] Silva J C F, Teixeira R M, Silva F F, et al. *Plant Science*, 2019, 284: 37.
- [30] Khanna R, Schmid L, Walter A, et al. *Plant Methods*, 2019, 15: 13.
- [31] van Bezouw R F H M, Keurentjes J J B, Harbinson J, et al. *Plant Journal*, 2019, 97(1): 112.
- [32] LIU Lei-zhen, WU Jian-jun, ZHOU Hong-kui, et al(刘雷震, 武建军, 周洪奎, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析)*, 2017, 37(9): 2780.
- [33] Rapaport T, Hochberg U, Shoshany M, et al. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 109: 88.
- [34] Wang H, Qian X, Zhang L, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 407.
- [35] Chen Y, Wu N, Zhang Z, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 35.

- [36] Simko I, Hayes R J, Furbank R T. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1985.
- [37] Song L, Guanter L, Guan K, et al. *Global Change Biology*, 2018, 24(9): 4023.
- [38] Pandey P, Ge Y, Stoerger V, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1348.
- [39] Bai G, Jenkins S, Yuan W, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 1002.
- [40] Raji S N, Aparna G N, Mohanan C N, et al. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2017, 45(3): 463.
- [41] Camoglu G, Demirel K, Genc L. *Quantitative Infrared Thermography Journal*, 2018, 15(1): 81.
- [42] Ranjan R, Chandel A K, Khot L R, et al. *Information Processing in Agriculture*, 2019, 1: 5.
- [43] Kim G. *Journal of Biosystems Engineering*, 2019, 44(2): 87.
- [44] Al-Rahbi S, Al-Mulla Y A, Jayasuriya H, et al. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2019, 13(3): 034514.
- [45] Lara M A, Diezma B, Lieo L, et al. *Applied Sciences-Basel*, 2016, 6(12): 412.
- [46] Dong Z, Men Y, Li Z, et al. *Scientia Horticulturae*, 2019, 246: 490.
- [47] Chen L, Huang S, Sun Y, et al. *Journal of Spectroscopy*, 2019, (9): 1. doi: 10.1155/2019/4623545.
- [48] Li B, Xu X, Han J, et al. *Plant Methods*, 2019, 15: 15.
- [49] Zhou C, Le J, Hua D, et al. *Measurement*, 2019, 136: 478.
- [50] Struthers R, Ivanova A, Tits L, et al. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 39: 9.
- [51] Duan L, Han J, Guo Z, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 492.
- [52] Bai G, Blecha S, Ge Y, et al. *Transactions of the ASABE*, 2017, 60(5): 1457.
- [53] Bai H, Purcell L C. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 2018, 204(3): 243.
- [54] Ludovisi R, Tauro F, Salvati R, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1681.
- [55] Moghimi A, Yang C, Miller M E, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 1182.
- [56] Zhou J, Chen H, Zhou J, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 151: 319.
- [57] Johansen K, Morton M J L, Malbeteau Y M, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 370.
- [58] Su W, Zhang M, Bian D, et al. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 2021.
- [59] Brugger A, Behmann J, Paulus S, et al. *Remote Sensing*, 2019, 11(12): 1401.
- [60] Dobbels A A, Lorenz A J. *Plant Methods*, 2019, 15: 97.
- [61] Duddu H S N, Johnson E N, Willenborg C J, et al. *Plant Phenomics*, 2019, 2019: 1.
- [62] Yang W, Yang C, Hao Z, et al. *IEEE Access*, 2019, 7: 118239.
- [63] Herzig P, Backhaus A, Seiffert U, et al. *Plant Science*, 2019, 285: 151.
- [64] Fusari C M, Kooke R, Lauxmann M A, et al. *Plant Cell*, 2017, 29(10): 2349.
- [65] Condorelli G E, Maccaferri M, Newcomb M, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 893.
- [66] Dhanagond S, Liu G, Zhao Y, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 1307.
- [67] Chen Y, Sidhu H S, Kaviani M, et al. *Theoretical and Applied Genetics*, 2019, 132(9): 2591.
- [68] Wang X, Zhang R, Song W, et al. *Scientific Reports*, 2019, 9: 3458.
- [69] Klem K, Mishra K B, Novotna K, et al. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(3): 312.
- [70] Enders T A, St Dennis S, Oakland J, et al. *Plant Direct*, 2019, 3(1): 1.
- [71] Awlia M, Nigro A, Faikus J, et al. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1414.

Current Status of High-Throughput Plant Phenotyping for Abiotic Stress by Imaging Spectroscopy: A REVIEW

CAO Xiao-feng^{1, 2, 3}, YU Ke-qiang^{1, 2, 3}, ZHAO Yan-ru^{1, 2, 3*}, ZHANG Hai-hui^{1, 2, 3*}

1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling 712100, China

3. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling 712100, China

Abstract Abiotic stress refers to the abiotic factors that have adverse effects on plants and threatens plants germination, growth, development and reproduction and hinders crops cultivation and agricultural sustainable development. Plants stress precision management and stress-resistance breeding are effective ways to alleviate and solve stress, in which plant phenotyping is an indispensable segment, but traditional lagged methods such as artificial destructive phenotype measurement are difficult to obtain high throughput phenotypes and restrict plant stress management precision and modern breeding efficiency. High throughput plant phenotyping (HTPP) technology, aims to acquire and analyze complex plant traits quickly, automatically and nondestructively, could rapidly monitor plant status in situ for precision input to control abiotic stress and could also provide solutions for high throughput screening and identification for excellent varieties and phenotype big data for revelation & mapping of resistance genes and genetic variation analysis. Latterly, imaging spectroscopy had shown good potential in high-throughput plant phenotyping due to its advantages in real-time, noninvasive and repeatable measurement for multiple phenotypes and had been widely used in precision agriculture and breeding. The papers mainly introduced the studies of high-throughput plant phenotyping for abiotic stress by imaging spectroscopy including visible light imaging (RGB), multispectral imaging (MSI), hyperspectral imaging (HSI), chlorophyll fluorescence imaging (ChlFI), multispectral fluorescence imaging (MFI) and thermal infrared imaging (TIRI) and estimated their development trends. Firstly, the technical characteristics and application differences for plant phenotyping and high-throughput plant phenotyping frameworks of imaging spectroscopy were briefly introduced. Secondly, some recent studies on plants stress monitoring, plant varieties screening & identification, genetic analysis for drought, temperature, salinity, nutrient and other stress by imaging spectroscopy were summarized. Finally, the chances and challenges of imaging spectroscopy in high-throughput plant phenotyping for abiotic stress were discussed.

Keywords Imaging spectroscopy; Abiotic stress; High-throughput plant phenotyping; Precision farming; Plant breeding

(Received Nov. 19, 2019; accepted Mar. 15, 2020)

* Corresponding authors