

面向作物干旱胁迫诊断的表型成像技术研究进展

程 强^{1,3,4}, 刘雨欣¹, 杨涵青¹, 许新宇¹, 范继泽¹, 颜小飞², 杜太生^{3,4*}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 3. 农业水资源高效利用
全国重点实验室, 北京 100083; 4. 甘肃武威绿洲农业高效用水国家野外科学观测研究站, 武威 733009)

摘 要: 干旱胁迫是影响作物产量和农业可持续发展的重要因素。作物干旱胁迫的精准诊断是提高农业水资源利用率、推动高水效农业发展的重要基础。表型成像技术能够快速、无损、准确地获取和分析作物的表型特征, 为作物干旱胁迫的精准诊断提供了有力支持。该文重点综述了作物干旱胁迫诊断的表型成像技术, 首先介绍了 RGB 成像、三维成像、近红外成像、高光谱成像、叶绿素荧光成像和热成像 6 种主流表型成像技术的原理、研究现状、优势及不足, 然后总结了结合多种成像方法的融合成像技术的研究现状及应用优势。综述结果表明, 单一成像方法存在诸多不足, 如成本较高、数据处理复杂、获取表型类型单一等, 融合成像技术可在一定程度上有效弥补单一成像技术缺陷。最后根据当前发展现状, 从新装置、新设备的研发以及与人工智能新算法的结合两方面, 对未来面向作物干旱胁迫诊断的表型成像技术研究进行展望。

关键词: 作物; 干旱胁迫; 表型分析; 成像技术; 精准诊断

doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.202307188](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.202307188)

中图分类号: S147.2

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-20-0001-11

程强, 刘雨欣, 杨涵青, 等. 面向作物干旱胁迫诊断的表型成像技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(20): 1-11.

doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.202307188](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.202307188) <http://www.tcsae.org>

CHENG Qiang, LIU Yuxin, YANG Hanqing, et al. Research progress on the phenotype imaging technology for diagnosis of crop drought stress[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(20): 1-11. (in Chinese with English abstract) doi: [10.11975/j.issn.1002-6819.202307188](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.202307188) <http://www.tcsae.org>

0 引 言

干旱是全球作物面临的主要自然灾害, 具有出现频率高、持续时间长、波及范围广等特点^[1]。近年来, 随着全球气候变化异常, 干旱频繁发生, 导致各地区水资源匮乏, 严重影响了作物的生长及产量, 作物受到干旱胁迫后能通过表型可塑性来调节和适应多变的环境因素^[2], 主要体现在作物根系吸收功能下降、长势弱小矮、含水率低、气孔闭合、叶面积指数降低、叶片温度升高等。因此, 开展干旱胁迫下作物表型参数变化观测试验, 提取分析抗旱性作物关键表型, 对于助力抗旱作物品种的选育及农业可持续发展具有重要意义。

近年来, 随着电子、计算机和传感器技术的快速发展, 现代化作物表型参数自动化测量平台陆续出现, 如在作物生长过程中自动拍摄作物图像、评估干旱对不同玉米基因型影响的商业系统 PhenoVision^[3]; 可进行图像分割、叶片计数的台式多光谱信息采集平台 PlantMonitor;

用于低成本表型参数提取的台式扫描分析仪 LemnaTec; 还有用于测量叶片含水率、水分利用率^[4]和植物胁迫监测^[5]的商业表型平台等。而这些多样化的商业表型平台和快速准确的表型参数获取方法离不开表型成像技术的支撑。目前比较成熟的非侵入式表型成像技术主要包括: RGB 成像、三维成像、近红外成像、高光谱成像、叶绿素荧光成像、热成像等。但由于单一成像技术受环境条件影响较大、表型获取类型有限。而融合成像技术具备多种成像技术的优势、弥补了单一成像技术不足, 已逐渐成为作物表型获取的主流。

本文首先介绍用于作物干旱胁迫研究的单一表型成像技术, 分析其现状、优势及不足。然后介绍融合成像技术的优点和发展情况, 特别是基于综合性表型成像分析平台的作物表型获取方法。最后总结面向作物干旱胁迫诊断的表型成像技术研究, 针对现有问题提出展望, 包括新装置、新设备的研发以及与人工智能新算法的结合两方面。

1 面向作物干旱胁迫诊断的表型成像技术

表型成像技术能提供丰富的表型信息, 在作物干旱胁迫诊断中得到了诸多应用^[6]。本文对成像技术综述时主要从获取表型类型方面进行总结。目前, 表型成像技术中所涉及的表型类型主要包括形态学参数^[7]和生理生化参数^[8]两种表型类型。表 1 总结了 6 种成像技术的波长范围、相关作物表型参数以及在作物干旱胁迫表型成像中的优缺点。

收稿日期: 2023-07-19 修订日期: 2024-05-28

基金项目: 国家自然科学基金项目 (32271990); 国家重点研发计划项目 (2023YFD2301101-01); 拼多多中国农业大学研究基金资助项目 (PC2023A02002)

作者简介: 程强, 博士, 副教授, 博士生导师, 研究方向为土壤-植物-大气连续体 (SPAC) 系统水信息传感机理与检测方法、参数辨识与优化、数据分析与处理等。Email: chengqiang@cau.edu.cn

*通信作者: 杜太生, 教授, 研究方向为农业节水与水资源高效利用。Email: dutaisheng@cau.edu.cn

1.1 可见光成像技术

可见光成像技术通过捕获物体在可见光波段（380~780 nm）的反射或透射光信号，结合光电转换和数字信号处理技术将获取的信号转换成数字图像数据，并进行输出。在实际应用过程中，因为 RGB 相机成本相

对较低、通用性高，因此 RGB 成像技术在农业、工业、医学等诸多领域都应用广泛。在农业领域，可见光成像技术常用于作物表型提取以及对应的干旱检测和水分胁迫诊断。根据作物表型类型不同，可分为物理参数表型获取和生理生化参数表型获取。

表 1 表型成像技术波长范围、测量参数及优缺点

| Table 1 Wavelength range, measurement parameters, advantages and disadvantages of phenotypic imaging technology | | | | |
|---|---------------------------------------|--------------------------------|------------------|----------------------------|
| 成像技术 Imaging technology | 波长范围 Wavelength range/nm | 测量参数 Measurement parameters | 优点 Advantages | 缺点 Disadvantages |
| RGB 成像 RGB imaging | 380~780 | 形态学参数/气孔导度 | 成本低、 应用范围广泛 | 表型信息有限 存在遮挡问题 |
| 三维成像 Three-dimensional imaging | - | 形态学参数/生物量 | 形态表型信息丰富 | 价格高、 操作及数据处理较复杂 |
| 近红外成像 Near infrared imaging | 700~1 400 | 定量生理生化参数/ 内部结构特性 | 光谱表型信息较为丰富 | 存在遮挡问题、 及数据处理复杂、价格较高 |
| 高光谱成像 Hyperspectral imaging | 400~2 500 | 形态学参数/气孔导度 | 光谱表型信息非常丰富 | 数据量巨大、 数据处理复杂、价格很高 |
| 叶绿素荧光成像 Chlorophyll fluorescence imaging | 400~700 | 光合生化参数 | 光合生化信息丰富 | 获取表型类型有限、 数据处理较复杂、环境要求高 |
| 热红外成像 Thermal infrared imaging | 3 000~5 000（中红外） 8 000~14 000（远红外） | 生理参数 | 非接触性、温度变化灵敏 | 成本较高、受分辨率限制 |

1.1.1 物理表型获取

利用 RGB 相机进行干旱胁迫监测，通常是在作物的生长过程中连续进行参数提取、图像分析，进而获取作物的叶面积、株高、生长轨迹、叶片形态等一系列形态学参数。RAMOS 等^[9]使用低成本数码相机结合机器学习技术，提取了玉米和大豆的叶片卷曲程度、叶面积等信息，对大豆和玉米的干旱程度进行量化，并基于 DenseNet-121 的预训练模型对未萎蔫与严重萎蔫作物的图像进行分类，模型准确率为 88%。MARCHETTI 等^[10]利用大麦的低倒伏特征，通过 RGB 成像获取大麦的株高，诊断作物干旱胁迫的程度。结果表明，株高与作物地上生物量、叶长呈正相关，与相对含水率也有着一定的相关性，决定系数达到 0.88。CHOUDHURY 等^[11]提出 VisStressPredict 算法，通过分析可见光相机采集的离散时间间隔图像序列，计算整体高度的时间序列，然后采用动态时间弯曲技术来判别是否存在干旱胁迫。LAMA 等^[12]使用两台佳能 EOS 1300D 数码单反相机进行 RGB 成像，从顶部和侧面对小麦植株的生物量进行了数字评估，获取投影叶面积，监测植物在干旱胁迫下的生长发育情况。

除了生长发育期的表型获取以外，近年也有研究人员探究作物生长成熟期表型与干旱胁迫的关系，进而根据作物产量情况选取抗旱基因、选育抗旱品种。KIM 等^[13]使用高通量图像对大豆进行巢式关联映射用于干旱胁迫评估，利用 RGB 成像技术获取小麦生长成熟期的穗数表型，在一定程度上反映了作物所受干旱胁迫情况。STEFANŃSKI 等^[14]利用 Faster RCNN 和 YOLOv4 算法对小黑麦的 RGB 图像进行目标检测获取穗数特征。

1.1.2 生理生化表型获取

气孔开合影响着作物的光合作用、呼吸作用和蒸腾作用，因此其作为生理参数表型适用于诊断作物干旱胁迫的程度。对于此类较为微小的生理性状，可以利用显

微镜结合 RGB 相机进行采集和分析。LIANG 等^[15]研究了玉米的气孔性状和干旱胁迫之间的关系，利用两种不同分辨率的便携式显微成像仪（带有 40 倍镜头的 TipScope 和带有 400 倍镜头的 ProScope HR2），分别提取不同分辨率的气孔图像，同时研发了深度学习模型提取和分析气孔数量和气孔密度、区分气孔开合状态，并计算开合气孔数量。研究发现在干旱胁迫下开放气孔数及总孔隙面积都会减小。

从上述物理和生理生化表型获取技术的文献可知，可见光成像技术在表型获取方面的研究仍主要集中于作物物理参数的提取以及结合人工智能算法的干旱图像识别与分类，关于作物生理生化参数表型获取的相关研究仍较少。可见光成像技术是应用最广泛的成像技术之一，这与其成本低、通用性强以及前人研究基础坚实密不可分。但因其获取的表型信息有限，且在成像过程中高郁闭度作物株间或同一株作物的叶片之间还可能

1.2 三维成像技术

鉴于可见光成像技术存在诸多局限，因此，可对高郁闭度作物进行三维结构的精准测量与建模，从而提取基于作物三维形态特征的表型性状，用于干旱胁迫诊断。三维成像技术主要包括多视角立体三维建模和基于激光扫描原理的三维建模^[16]。此外，基于激光雷达^[17]和飞行时间^[18]、结构光的三维成像技术同样可用于表型获取。激光雷达测量精度高、测量过程实时高效，但由于设备价格昂贵，导致其在表型获取领域难以大范围推广。

1.2.1 多视角三维建模

多视角三维建模是利用多目摄像头拍摄同一物体的多角度图像，利用视差和立体几何的关系及计算机视觉算法进行三维建模，重建物体的三维结构。SRIVASTAVA 等^[19]在总结以往建模方法的基础上，针对手持移动可见

光摄像头拍摄的干旱胁迫下的小麦图像,提出了一种改进型的端到端式的系统,结合小麦运动恢复结构和基于深层孪生网络特征的叶片形状先验知识,构建了精确的三维模型,克服了作物冠层中高度的自相似性和自阻塞性对干旱胁迫分析的干扰问题。TIAN 等^[20]获取了 4 个杨树品种干旱前后的可见光多角度图像,利用偏最小二乘回归算法建立颜色植被指数与叶绿素含量之间的回归模型,利用 SFM-MVS 算法重建植物三维点云,并进行颜色校正、点云降噪和形态校正,最后将训练好的叶绿素预测模型与点云颜色信息相结合,重新渲染点云颜色,实现杨树干旱前后叶绿素含量的三维数字化。

多视角三维建模也常结合高通量表型平台进行作物表型提取与分析^[21],高通量表型技术依靠自动化性状分析来生成表型数据,包括感知、数据采集和数据分析等,该技术可以现场快速评估植物性能,并使用破坏性较小的手段进行强有力的全生命周期评估。BRAHMI 等^[22]使用 Scanalyzer 3D 高通量表型平台收集大麦植株的形态参数,该平台通过采集和处理可见光和红外光谱的数字图像,以三维的方式分析植物形态发育,从早期发现植物生理胁迫反应的角度研究了水分亏缺对大麦植株发育的影响。ROSSI 等^[23]提出了一种用于自动收集植物结构参数的改进型分割算法,该算法基于表型平台和运动结构方法进行三维建模,能够自动提取植株高度、叶柄倾角、单叶面积和单叶角度,有效诊断了番茄早期水分胁迫。BRIGLIA 等^[24]构建了基于多视角三维立体重建的葡萄藤表型测量平台,使用 RGB 相机和测角仪测量了葡萄藤逐渐干旱条件下叶片角的变化,得到了叶片角和叶片水势的对应关系。

除此之外,作物往往以不可预测的方式生长,因此,作物表型信息的获取容易受到作物不同长势的干扰。为解决该问题,GÉLARD 等^[25]提出了一种适用于向日葵的生长监测方法。通过经典的运动恢复结构技术和多视图立体软件,获取了 6 种干旱胁迫、6 种水分充足条件下的向日葵点云数据,并设计了一种“标签算法”,跟踪生长过程中的向日葵叶子,最终通过计算得到了干旱胁迫和水分充足条件下单个叶面积的时间序列。

1.2.2 激光扫描系统

多视角三维建模技术重构算法较为困难,为此,可利用激光扫描系统直接获取三维点云信息。激光扫描系统通过发射激光束并测量经激光束照射后的目标物体的反射或散射信号,从而获取目标物体的三维结构信息^[26]。ZHAO 等^[27]提出了一种基于激光扫描系统的作物三维图像获取方法,定量分析了干旱胁迫下作物萎蔫程度,该方法以西葫芦叶片的形态参数为对象,定义了叶片萎蔫指数,量化了土壤体积含水率对作物样品干旱胁迫响应的影响。随后,CAI 等^[28]对叶片曲面的三维数据进行二维傅里叶变换,定义了频域上的萎蔫指数,并通过测量不同干旱胁迫下西葫芦的叶片萎蔫指数,验证了所定义的萎蔫指数的有效性。研究表明,频域上的萎蔫指数与环境温度、光合有效辐射都有良好的相关性。其中,与

环境温度的决定系数介于 0.814~0.908 之间,与光合有效辐射的决定系数介于 0.696~0.856 之间。郑力嘉等^[29]同样使用基于激光三角测距原理的 3D 扫描系统,获取了西葫芦叶片形态三维图像和茎秆直径,计算了基于微分几何算法的萎蔫指数,结果表明,叶片萎蔫指数和太阳全辐射、环境温度呈正相关,决定系数分别为 0.736 和 0.785,茎秆直径与萎蔫指数存在较好的线性相关性,决定系数为 0.845,可见,该萎蔫指数可以有效表达作物亏水状况。

综合上述研究可知,三维成像技术有效地解决了可见光成像过程中的遮挡问题,更全面、更立体、更迅速地展示了作物物理表型变化,为干旱胁迫诊断提供了强有力的支持。和可见光成像技术一样,三维成像技术获取的表型也主要集中于作物的形态、颜色等参数,表型获取类型较为单一,因此,建议研究人员应结合多类生理生化表型成像技术共同分析相关研究案例。与此同时,三维成像技术与高通量表型平台的结合为融合成像技术打下了基础,本文后续融合成像部分将会具体论述。

1.3 近红外成像技术

近红外(700~1 400 nm)光谱成像技术通过捕获物体在近红外波段的反射或吸收光谱,实现对物体成分和性质的检测识别。作为一种快速、无损、准确的农作物检测技术,近红外成像近年来具有很大发展潜力^[30]。其中,在表型获取方面,近红外成像技术主要用于获取作物生理和生化参数,尤其是作物根系表型参数的获取。

与可见光成像技术相比,近红外成像技术可以增强作物根部和土壤之间的对比度,从而显著提高作物根部与土壤分割的精度。利用近红外成像中固有的分子选择性,可以直接可视化土壤和根部的水分分布。此外,还可以利用近红外成像获取作物生长周期中的延时图像,从而得到吸水量随时间的变化情况及水分分布。ARNOLD 等^[31]开发了一种近红外根系成像系统,获取了根盒空间分辨率下的近红外光谱数据,利用该范围内的吸水带可以确定实际含水率,同时还能估计作物根系的年龄。结果表明,在可见光和近红外光谱范围内,光谱反射率随着土壤水分的增加而降低。ZHAN 等^[32]利用近红外与红光光谱的反射空间开发了一种简单的水分检测方法,使用大气和几何校正的 ETM+数据建立反射空间,再根据反射空间中土壤水分的分布特征建立水分遥感监测模型。但由于种植作物的土壤类别具有多样性,上述方法在大面积监测的应用中存在较大误差。因此,YANG 等^[33]在近红外红光光谱特征空间中构建了模型距离干旱指数,建立了该指数与土壤水分更强的相关性。肖璐洁等^[34]探讨了不同生育时期、不同干旱胁迫程度下的冬小麦冠层光谱曲线和红边参数特征的变化,结果表明:随着干旱胁迫程度加剧,红边幅值减小、红边位置发生蓝移、红边面积逐渐减小。

作物的近红外部分光谱也可反映植物组织的细胞结构,用于定量测定作物生化参数^[35]。在干旱胁迫中,近红外成像技术可以通过无损检测作物的叶片含水率,对

作物干旱程度进行诊断^[36]。李朋成等^[37]将近红外相机加装滤光片,实现了对玉米活体叶片水分含量的成像检测。检测过程中,针对玉米水分检测的滤光片的特征波长分别为 1 150 和 1 400 nm,带宽小于 100 nm。在带宽为 25 nm 时,其建模集的决定系数和均方根误差分别达到 0.968 和 1.245%,预测集分别达到 0.960 和 1.298%,该结果证明检测具有较高的准确性。

相比于可见光和三维成像,近红外成像技术的相关研究和应用都较少,这与其仪器较昂贵、操作较复杂密不可分。在表型获取方面,可见光和三维成像获取的物理表型信息丰富,但近红外成像获取的表型种类则相对较少,主要集中于土壤和根系信息。近年来,小型手持仪器成本日趋低廉^[38],可以预见近红外光谱成像技术在未来将进一步推广。

1.4 高光谱成像技术

高光谱成像技术可以捕获物体的连续多波段光谱,比其他光谱成像所获取的更细致、更完整,是一种用于无损、快速、自动获取作物表型参数的新兴传感技术,在作物表型获取方面,该技术利用计算机视觉算法处理获取的高光谱图像,提取作物物理、生理和生化表型参数,进而实现对干旱胁迫状态下作物的识别与分类。

1.4.1 生理生化表型获取

高光谱成像技术会根据不同波段的光谱信息采集分析作物不同的生理生化参数。例如,在 400~700 nm 的光谱范围内,可以提取叶绿素、花青素、类胡萝卜素等植物色素;在 700~2 500 nm 的光谱范围内,可以提取与含有 C-H、N-H 和 O-H 键的化合物含量相关信息^[39]。该技术基于这些光谱信息可快速检测作物早期的、肉眼不可见的干旱胁迫症状。PRAPROTNIK 等^[40]选择耐旱性不同的两种玉米杂交,利用高光谱成像技术研究了线虫取食和干旱胁迫对玉米叶片光谱响应和多种生理性状的影响,结果表明,高光谱成像技术比传统方法更早地检测到虫害和干旱胁迫,总体精度更高。REHMAN 等^[41]开发了一种一维的卷积神经网络架构 DeepRWC,通过分析普渡百合的光谱数据,预测了其相对含水率。该架构无需预处理光谱数据,可实现自动学习提取与相对含水率相关性最强的特征。GENANGELI 等^[42]将低成本高光谱相机 Senop HSC-2 整合到高通量表型平台上,评估了 4 种番茄基因型在充分和亏缺灌溉两个周期下的抗旱性和生理响应,开发并应用了一种改进的分割方法,选择了基于红边斜率的高光谱指数,并将其与高通量表型平台获取的光学指数进行对比,筛选出了抗旱性能更佳的番茄品种。

1.4.2 物理表型获取

高光谱成像技术也可获取作物叶片的反射光谱,并借助机器学习算法处理和分析光谱数据,有效提高了干旱胁迫下作物图像自动分类算法的准确度。BARRADAS 等^[43]获取了完全展开叶片的反射光谱,使用不同的机器学习算法(决策树、随机森林和极端梯度提升)对反射光谱整个数据集进行分析,比较了在干旱胁迫下 3 种算

法对拟南芥的分类能力,结果证明,随机森林方法的性能最佳,准确率在 96% 左右。WENG 等^[44]基于番茄植株的干旱胁迫检测提出了一种利用高光谱成像多特征和子样本融合的干旱胁迫识别方法,获取了补蓝光条件下的高光谱图像,提取了不同干旱胁迫水平下幼叶和成熟叶高光谱图像的反射光谱,并利用遗传算法筛选出有效波长,构建了基于支持向量机、随机森林和密集卷积网络的识别模型,结果表明,补充蓝光可以有效去除高频噪声,获得高质量的高光谱图像,帮助分析番茄干旱胁迫情况。朱逢乐等^[45]基于叶片高光谱成像数据提出了多尺度三维和一维级联卷积神经网络模型,在罗勒叶片叶绿素含量回归和辣椒叶片干旱胁迫识别两类数据集上进行最优网络框架探究,结果表明,对于叶片高光谱图像回归和分类,该模型可在小样本条件下有效提升模型泛化性能并降低计算复杂度。

相比于其他表型成像技术,高光谱成像技术获取的表型参数更加丰富,提高了作物表型参数的获取效率,为作物干旱胁迫诊断提供了强有力的支持。但同时,过于丰富的光谱波段也会带来巨大的数据量,这为后续的数据处理工作增添了难度。

1.5 叶绿素荧光成像技术

叶绿素在光合作用中吸收光能以后会发出荧光信号,叶绿素荧光成像技术就是通过捕获这种荧光,进而获取相关的光合参数,来反映植物的光合情况和生理特征^[46]。在具体的作物干旱表型参数获取方面,叶绿素荧光成像技术主要包括作物生理生化表型获取技术和基于机器学习的作物生理生化表型提取与分类技术。

1.5.1 生理生化表型获取

叶绿素荧光成像技术是检测和分析作物光合作用的重要手段,通常用于研究作物光合作用与应激反应之间的关系^[47]。人们一般用可见光或紫外光来刺激作物,再利用仪器测量作物的相关荧光参数。SARIC 等^[48]利用多通道调制荧光仪连续监测了 4 种不同水分处理条件下的甘蔗,分析了其叶绿素荧光参数特征和光谱反射率的响应,结果表明,除了非光化学淬灭系数增加外,其他叶绿素荧光参数,如最大光化学量子产量、实际光化学效率、表观电子传递速率和光化学淬灭系数均随着干旱胁迫程度的增加而降低。ZHAO^[49]等利用德国沃尔茨的 MiNi-PAM 仪器获取了异叶牡荆叶绿素的荧光参数,将作物暴露在弱光与饱和脉冲光下,分别测定了初级荧光值和最大荧光值,计算了非光化学淬灭系数、光化学效率等一系列指标,探究了干旱胁迫下作物生理参数的敏感性。ARIEF 等^[50]开发了一种叶绿素荧光成像系统来测量光化学的最大量子效率,该系统的主要组成部分包括暗室、蓝色 LED 光源,以及一个带有镜头滤光片的单色相机。该研究选取 120 盆草莓植株培养 15d,将这些植株分为对照、干旱胁迫、热胁迫、旱热联合胁迫 4 个处理组,其测得的光化学最大量子效率分别为 0.802、0.780、0.768、0.749。CHEN 等^[51]利用光谱仪测定了干旱胁迫中玉米的荧光信息,研究了其太阳诱导的叶绿素

荧光和植被初级生产总产在昼夜和季节尺度上的关系,该关系在干旱胁迫下的相关性显著,且均方根误差值低于非干旱条件。司冰琦等^[52]选取龙井茶树幼苗进行干旱胁迫试验,利用叶绿素荧光成像技术提出斜率荧光指数评估茶树幼苗干旱胁迫状况,计算 1~8d 内同一时刻灰度均值的极差,建立该区间内曲线上各点斜率变化与胁迫天数的相关模型,分析比较了斜率荧光指数、动态荧光指数、光合功能指数与胁迫天数之间的相关性,结果表明:荧光衰减比率和光合功能指数与胁迫天数之间没有明显的相关性,斜率荧光指数和动态荧光指数与胁迫天数之间有相关性。

1.5.2 结合机器学习的生理生化表型提取与分类

机器学习算法常被用于叶绿素荧光成像技术所获取的荧光图像分类问题,以进行作物表型分析及作物干旱胁迫状态诊断。WAN 等^[53]用蓝色 LED (460 nm) 照射葡萄球菌、厚朴和鹅掌楸,并用 EMCCD 相机捕捉叶绿素荧光强度的动态变化,结合叶绿素荧光动力学成像方法与自组织映射神经网络,对干旱胁迫下的 3 种作物进行了精准分类。ZHOU 等^[54]开发了一种基于人工神经网络的叶绿素荧光诱导成像分析分类方法,通过数百张小麦荧光图像,分析了 3 种不同水处理和 3 种不同氮处理对荧光参数的影响,结果表明,叶绿素 a 的荧光图像可反映作物不同的水氮状态,并具有较高的识别精度。YAO 等^[55]将动态叶绿素荧光与多色荧光成像相结合进行作物表型分析,并结合支持向量机对 3d 和 7d 干旱胁迫处理的作物进行分类,分类准确率分别为 93.3% 和 99.1%。LONG 等^[56]采用叶绿素荧光成像技术采集苜蓿冠层的荧光参数和荧光图像,并使用连续投影算法、迭代保留信息变量和变量迭代空间收缩系数来选择重要参数,筛选了能够有效识别番茄苗期干旱胁迫状态的参数,提取了与干旱胁迫密切相关的荧光图像特征,建立了不同的干旱胁迫识别模型。

与其他成像技术相比,叶绿素荧光成像方法的优势主要在于通过获取与作物光合作用相关的生化参数来判断作物生长状况,但因其提取的表型种类有限,建议与其他成像技术相融合,以获取更丰富的作物表型。

1.6 红外热成像

红外热成像技术采集和分析物体发出的红外辐射,并将红外辐射幅值转换成伪彩色图像,反映场景中温差的空间分布^[57]。在作物表型获取方面,红外热成像技术常用于检测某些生理参数,如叶片温度、气孔导度等。

干旱胁迫下,作物的叶温升高,叶-气温差发生变化,红外热成像技术是用于可视化监测叶-气温差的有效工具^[58-59]。刘亚等^[60]以国内部分优良的玉米自交系为材料,利用高分辨率的远红外热成像仪,研究干旱胁迫条件下玉米自交系苗期叶温的变化趋势以及玉米叶温变化与植株生物量累积的关系,并以此作为选育玉米耐旱自交系的一个依据,该研究证明了利用远红外热成像仪辅助玉米耐旱育种的可行性。DRIEVER 等^[61]提出了一种在受控环境下整株植物红外热成像方法,该方法基于简化的

能量平衡方程,建造了一个双面、穿孔、开顶的有机玻璃室,测量了水分充足和干旱胁迫下的拟南芥叶片温度,结果表明,在给定的几种相对湿度下,叶片温度的差异可以反映蒸散速率和气孔导度。SENG 等^[62]采用红外热成像技术结合生理参数测量方法,研究了胭脂黄檀对干旱胁迫的响应,利用红外热成像仪测量了树叶的温度。除叶温以外,叶片膨压也可与热图像结合判断胁迫情况。CAMOGLU 等^[63]探讨了基于植物监测技术的叶片膨压压力和热图像在辣椒水分胁迫和灌溉时间检测中的可行性。在生长季节对叶片膨压、红外热成像和生理参数进行测量,结果表明,热图像计算的两个指标与膨压、产量和生理性状之间存在显著的相关关系。

红外热成像技术还可获取除叶片外的其他器官生理表型。BIJU 等^[64]利用红外热成像技术获取了扁豆的干根冠比、相对含水率和收获指数,开展了多变量数据分析,评价了 37 种扁豆基因型的耐旱性。MA 等^[65]利用红外热成像技术获取的作物胁迫指数及作物水分状况,以确定小麦不同生育期适宜的作物胁迫指数阈值范围,结果表明,不同生育期植物生理参数对土壤水分的敏感性不同,此外,干旱会导致作物叶片和冠层结构发生变化,进而改变能量的吸收耗散、光合作用强度、蒸腾和分配速率。CASARI 等^[66]利用热成像技术评估了干旱条件下玉米的气孔导度、日耗水量、叶片相对含水率、地上生物量和谷物产量,区分了不同的玉米基因型,效果与仅以谷物产量作为标准的田间选择方法类似。KURUNC 等^[67]利用热图像诊断了小麦水分胁迫,通过对热图像的分析,得出了灌溉前的图像比灌溉后的图像更能反映水分胁迫情况,尤其在严重亏水胁迫下,植物的暖色分布更为明显,而在无亏水胁迫下,植物以冷色为主。

红外热成像技术结合机器学习算法能有效地提高干旱胁迫的诊断效率。KURUMAYYA^[68]以绿豆和鹰嘴豆为研究对象,在温室条件下分别进行水分充足和水分胁迫处理。开发了一种用于从热图像中提取参数的算法,使用 OpenCV、Pandas 等对比了作物的耐旱性基因型,以便能够区分干旱响应与热成像。WEN 等^[69]将热成像结合 CNN 成功应用于玉米水分胁迫识别和严重程度量化,提高了识别精度,减少了计算时间。

红外热成像技术主要通过提取作物生理参数判断作物干旱胁迫情况,这种诊断方式高效而精准。但与叶绿素荧光成像类似,红外热成像单独作为成像方法来获取作物表型时,获取表型种类相对有限,如果能够融合不同成像技术综合获取作物表型,将更大程度地展示红外热成像技术的潜力。

2 面向作物干旱胁迫诊断的融合表型成像技术

上述的单一成像技术虽各有优势,但也各有不足,如可见光成像受天气环境影响较大、叶绿素荧光及热红外成像获取的表型类型相对单一等。因此,将多种表型成像技术融合,实现信息综合互补,可在很大程度上弥

补单一成像技术的缺陷。本节将分别从传统的作物表型融合成像技术和基于作物表型自动化平台的融合成像技术两方面进行综述。

2.1 作物表型融合成像技术

传统的作物表型融合成像技术是多种成像技术的直接结合,非自动化的获取表型数据,通过将获取到的不同类型表型信息汇总、整合,进而得到更完整、更全面的植物生长状况。在成像技术的选择上,可见光、高光谱、叶绿素荧光及热红外成像因其所具备的自身优势,在融合成像方面应用广泛。

MERTENS 等^[70]使用了一种 3 个摄像系统的成像舱,包括用于监测表型变化的多视角可见光摄像系统、用于估计作物用水行为的红外热成像仪以及用于获取生理表型的高光谱成像系统,通过融合成像技术实现了对干旱引起的水势指数与光合作用效率的监测,分析了昼夜变化与干旱引起的作物生理变化之间的相互作用。何婷婷等^[71]为了准确提取作物冠层温度、监测作物水分亏缺状态,以不同水分处理的生菜为研究对象,分别利用手持式热像仪和佳能相机获取了生菜的热红外和可见光图像,计算了生菜冠层可见光图像与热红外图像的仿射变换参数并进行配准融合,然后计算了不同处理下的基于冠层温度的水分胁迫指数与日蒸散量,结果表明,水分胁迫指数可以应用在生菜水分胁迫状态监测,能够很好地反应土壤水分含量变化状况。LAZAREVIĆ 等^[72]使用多光谱和叶绿素荧光成像技术量化了干旱引起的植物表型变化,结果表明,总叶面积和数字生物量对水分亏缺反应最快,其次是叶片衰老,还可利用干旱处理最后一天测定的性状来计算表型可塑性。EJAZ 等^[73]研究了在可控环境下利用高光谱和叶绿素荧光成像技术表征小麦孕穗期单株和互作在霜冻和干旱胁迫下的响应能力。测量了叶片的高光谱全范围反射率、叶绿素荧光成像和传统响应,通过建立偏最小二乘回归模型,研究了高光谱成像在酶活性方面检测细胞损伤的潜力,并计算了光谱指数用以表征对单个和组合应激的反应。KATUWAL 等^[74]通过对干旱胁迫下肯塔基蓝草多光谱、高光谱和叶绿素荧光成像的不同指标进行比较分析,获取了与草皮质量和叶片水分状况相关的主要植被和光合指标,并监测了植物胁迫症状,结果表明,与多光谱和叶绿素荧光成像相比,高光谱综合植被指数更好地预测了植物干旱胁迫响应。

关于结合机器学习算法和融合成像技术的研究也与日俱增,LYSOV 等^[75]探寻基于可解释人工智能的包含植物干旱胁迫早期诊断的有效解决方案,其主要思想是将高光谱图像和热红外图像的优势结合到一个可解释人工智能模型中。研究了试验当天植物掩膜热红外图像与高光谱通道的相关性,结果表明高光谱通道 143 (820 nm) 与热红外的相关性最强,解决了利用可解释人工智能模型训练植物对应温度值的高光谱特征的问题。SUN 等^[76]的研究旨在通过可见光和热成像融合成像技术来估计干旱胁迫下马铃薯的光合和荧光变量,采用颜色分量提取、离散小波变换、灰度共生矩阵和局部二值模式算法,分

别从可见光和热成像图像中提取作物冠层的多模态图像特征。随后利用提取的特征构建偏最小二乘回归模型,估算蒸腾速率、净光合速率、气孔导度、电子传递速率和最大光化学效率,结果表明,同时使用可见光和热图像特征作为输入时,模型对于干旱胁迫下的马铃薯光合变量具有较好的估计效果。

人为筛选对非生物胁迫耐受的基因型,是作物改良的重要步骤,在此过程中,融合成像技术可用于开发表型分析系统,进而更好地控制施加给作物的干旱胁迫程度。BAI 等^[77]开发了一个带有多光谱相机和红外相机的观测平台,观察几种不同基因型的小麦在不同水分条件下的俯视图,并提取小麦生长指数和作物水分胁迫指数,以其比率作为评估不同基因型耐旱性的代表性参数,最终发现 G5、G6 和 G7 基因型在耐旱性方面具有优势。MIKOLAJCZAK 等^[78]获取了两种基因型的春季大麦种群的可见光图像、荧光图像和近红外图像,得到了大麦动态表型数据与高分辨率连锁图谱,并根据时间尺度上统计参数和遗传参数的变化情况,探讨了其在亏水情况下基因型-表型关系随时间的演变情况。ACOSTA-GAMBOA^[79]结合两种“组学”平台(表型组学与离子组学),使用可见光、荧光和近红外成像技术获取了高分辨率图像,并进行表型分析,剖析了拟南芥叶片水分限制和种子产量的时间相关性,成功识别了作物发育过程中可能影响其生物量、产量、营养质量的因素。

2.2 基于作物表型自动化平台的融合成像技术

作物表型平台是一种先进的智能农业平台,通常基于传感器、图像处理、数据分析等技术高通量自动获取作物表型,进而监测作物生长发育情况,作物干旱胁迫时的表型获取,也常依靠表型信息采集平台来实现。

张慧春等^[80]设计了由可见光相机、热成像模块等多传感器组成的表型信息采集平台,实现了作物形态结构和冠层热红外图像信息的采集功能,评估了作物干旱胁迫程度。MERTENS 等^[81]评估了热成像分析方案从田间转移到温室表型平台的可行性,评价了融合热红外与高光谱成像技术共同监测干旱对植物蒸腾速率影响的附加价值,并在自动化表型平台上研究了 8 个玉米自交系常用热红外指标对干旱诱导水分状况和基因型差异的敏感性,将指标与高光谱指数和环境变量相结合,建立了经验蒸腾速率预测模型。FINDUROVÁ 等^[82]在自动化表型平台上使用基于可见光、热红外和叶绿素荧光融合成像技术测量表型参数,评估了 6 种大麦基因型对连续干旱和恢复浇水的动态响应,证实了这些基因型具备广泛的耐旱性。PAPPULA-REDDY 等^[83]在气候可控环境下的 Lemnatec 高通量表型平台上使用射频识别了标记的植物载体,研究了 6 个鹰嘴豆基因型在结荚早期干旱胁迫条件下的生理特性,针对某些耐旱作物性状,融合可见光、高光谱、叶绿素荧光成像技术等,弥补了单一传感器的缺陷。

综合上述研究可知,多种成像技术融合能够为获取丰富的作物表型信息提供支持,也可进一步结合机器学习

习算法,进行特征的精准提取及图像的高效处理。但在实际开发中,融合成像技术结合自动化表型平台受环境和研发成本的限制仍较大,在保证稳定性的前提下,研发低成本、轻量化、便携式可拆卸型的表型平台能够更快地推动融合成像技术的发展。

3 总结与展望

3.1 总 结

6种成像技术各有优缺点,相比之下,可见光成像技术成本最低、应用范围最广泛,但在获取表型种类方面仍有所欠缺,且受环境影响较大;三维成像技术有效解决了可见光成像中作物遮挡问题,且在自动化表型平台中应用,但重构算法较为复杂,激光型成像技术价格昂贵;高光谱成像技术可以获取丰富的光谱信息,但同时数据量也较大、数据处理过程较复杂;近红外光谱成像由于获取表型信息有限、成本相对较高,应用范围受限;叶绿素荧光和高光谱成像更多侧重于获取作物生理生化参数,红外热成像获取的热图像亦常用于作物生理参数获取,它们在融合成像方法中被广泛应用。融合成像技术在一定程度上避免了单一成像的缺点,但实际应用时受成本与应用场景的限制仍较大。因此,对于作物干旱胁迫诊断的表型成像技术的研究仍需深入研究。

3.2 未来展望

未来针对干旱胁迫表型信息获取的研究可分别从新装置、新设备的研发,以及与人工智能新算法的结合等方面考虑。

1) 新装置、新设备的研发。用于干旱胁迫表型提取的成像装置研发主要应包括以下3个方面:第一,加快高通量作物表型融合成像自动化平台的研发,为融合成像技术的高速发展与作物表型提取算法提供强有力支撑;第二,研究从地上到地下的高通量田间作物表型立体监测技术,突破基于融合成像技术的作物根系表型高通量监测平台技术瓶颈,开发低成本的表型提取算法,提高测量精度和时效性;第三,获取作物干旱胁迫下的表型最终目的是加快耐旱作物品种选育、指导农业生产,这促使研究人员需进一步考虑设备在农田场景的应用与普及。因此,如何在原有设备的基础上降低购买成本、提高应用范围,值得继续进行深入探究。

2) 成像技术与人工智能新算法的结合。上述研究曾涉及的人工智能算法,主要用于对于干旱胁迫下获取的表型图像进行图像处理、识别与分类等。常见的机器学习算法,如随机森林、支持向量机、神经网络等,在本研究领域均有所应用,而其中以深度学习为基础的各类网络模型在近年来应用最为广泛。因此,如何在大模型盛行的趋势下,合理匹配最适合本研究的人工智能算法、进一步平衡时间成本与算法精度的关系以及将算法成功应用于实际的干旱诊断问题,均存在广阔的探索空间。

【参 考 文 献】

[1] 贺鹏,王鹏新,解毅,等.基于动态模拟的冬小麦水分胁迫敏

- 感性研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2016, 34(1): 213-219, 271.
- HE Peng, WANG Pengxin, XIE Yi, et al. Analysis on the sensitivity to water stress of winter wheat based on a dynamic simulation model[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2016, 34(1): 213-219, 271. (in Chinese with English abstract)
- [2] 沈少炎, 吴玉香, 郑郁善. 植物干旱胁迫响应机制研究进展: 从表型到分子[J]. *生物技术进展*, 2017, 7(3): 169-176.
- SHEN Shaoyan, WU Yuxiang, ZHENG Yushan. Review on drought response in plants from phenotype to molecular[J]. *Current Biotechnology*, 2017, 7(3): 169-176. (in Chinese with English abstract)
- [3] 岑海燕, 朱月明, 孙大伟, 等. 深度学习在植物表型研究中的应用现状与展望[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(9): 1-16.
- CEN Haiyan, ZHU Yueming, SUN Dawei, et al. Current status and future perspective of the application of deep learning in plant phenotype research[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2020, 36(9): 1-16. (in Chinese with English abstract)
- [4] GE Y, BAI G, STOERGERR V, et al. Temporal dynamics of maize plant growth, water use, and leaf water content using automated high throughput RGB and hyperspectral imaging[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 625-632.
- [5] ASAARI M S M, MISHRA P, MERTENS S, et al. Close-range hyperspectral image analysis for the early detection of stress responses in individual plants in a high-throughput phenotyping platform[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 138: 121-138.
- [6] RUPPEL M, NELSON S K, SIDBERRY G, et al. RootBot: high-throughput root stress phenotyping robot[J]. *Applications in Plant Sciences*, 2023, 11(6): 11541.
- [7] 何勇, 李禧尧, 杨国峰, 等. 室内高通量种质资源表型平台研究进展与展望[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(17): 127-141.
- HE Yong, LI Xiyao, YANG Guofeng, et al. Research progress and prospect of indoor high-throughput germplasm phenotyping platforms[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2022, 38(17): 127-141. (in Chinese with English abstract)
- [8] 仇瑞承, 魏爽, 张漫, 等. 作物表型组学测量方法综述[J]. *中国农业文摘-农业工程*, 2019, 31(1): 23-36, 55.
- QIU RUICHENG, WEI SHUANG, ZHANG MAN, et al. Study on the correlation between nitrogen, phosphorus, potassium and ph in five crop garden economic crops[J]. *Agricultural Science and Engineering in China*, 2019, 31(1): 23-36, 55. (in Chinese with English abstract)
- [9] RAMOS G P, REBERG H C, LOCKE A M, et al. Drought stress detection using low-cost computer vision systems and machine learning techniques[J]. *IT Professional*, 2020, 22(3): 27-29.
- [10] MARCHETTI C, UGENA L, HUMPLÍK J F, et al. A novel image-based screening method to study water-deficit response and recovery of barley populations using canopy dynamics phenotyping and simple metabolite profiling[J]. *Frontiers in*

- Plant Science*, 2019, 10: 1252.
- [11] CHOUDHURY S D, SAHA S, SAMAL A, et al. Drought stress prediction and propagation using time series modeling on multimodal plant image sequences[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14: 1003150.
 - [12] LAMA S, LEIVA F, VALLENBACK P, et al. Impacts of heat, drought, and combined heat-drought stress on yield, phenotypic traits, and gluten protein traits: capturing stability of spring wheat in excessive environments[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14: 1179701.
 - [13] KIM J, LEE C, PARK J, et al. Comparison of various drought resistance traits in soybean (*Glycine max* L.) based on image analysis for precision agriculture[J]. *Plants*, 2023, 12(12): 2331.
 - [14] STEFAŃSKI P, ULLAH S, MATYSIK P, et al. Triticale field phenotyping using RGB camera for ear counting and yield estimation[J]. *Journal of Applied Genetics*, 2024, 65(2): 271-281.
 - [15] LIANG X, XU X, WANG Z, et al. StomataScorer: a portable and high-throughput leaf stomata trait scorer combined with deep learning and an improved CV model[J]. *Plant Biotechnology Journal*, 2022, 20(3): 577-591.
 - [16] 李百明, 吴茜, 吴劼, 等. 基于多视角自动成像系统的作物三维点云重建策略优化[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(9): 161-171.
LI Baiming, WU Qian, WU Jie, et al. Optimization of crop 3D point cloud reconstruction strategy based on the multi-view automatic imaging system[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE)*, 2023, 39(9): 161-171. (in Chinese with English abstract)
 - [17] MOHAMED I, DUDLEY R. Comparison of 3D imaging technologies for wheat phenotyping[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2019, 275(1): 012002.
 - [18] XIANG L, WANG D. A review of three-dimensional vision techniques in food and agriculture applications[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2023, 5: 100259.
 - [19] SRIVASTAVA S, BHUGRA S, LALL B, et al. Drought stress classification using 3D plant models[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Venice, IEEE, 2017: 2046-2054.
 - [20] TIAN Q, ZHANG H, BIAN L, et al. Three-Dimensional quantification and visualization of leaf chlorophyll content in poplar saplings under drought using SFM-MVS[J]. *Forests*, 2024, 15(1): 20.
 - [21] YE D, WU L, LI X, et al. A synthetic review of various dimensions of non-destructive plant stress phenotyping[J]. *Plants*, 2023, 12(8): 1698.
 - [22] BRAHMI W, DANZI D, JANNI M, et al. The use of imaging as non-destructive tool for water stress tolerance in spring barley (*Hordeum Vulgare* L.) [J]. *SSRN Electronic Journal*, 2022, 11(8): 244-255.
 - [23] ROSSI R, COSTAFREDA S, LEOLINI L, et al. Implementation of an algorithm for automated phenotyping through plant 3D-modeling: A practical application on the early detection of water stress[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 197: 106937.
 - [24] BRIGLIA N, WILLIAMS K, WU D, et al. Image-based assessment of drought response in Grapevines[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 595.
 - [25] GÉLARD W, HERBULOT A, DEVY M, et al. 3D leaf tracking for plant growth monitoring[C]. 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing. Athens: IEEE, 2018: 3663-3667.
 - [26] BOOGAARD F P. Digital Plant Phenotyping in Three Dimensions: what's the Point? [D]. Wageningen: Wageningen University, 2023.
 - [27] ZHAO Y D, SUN Y R, CAI X, et al. Identify plant drought stress by 3D-based image[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2012, 11(7): 1207-1211.
 - [28] CAI X, SUN Y, ZHAO Y, et al. Smart detection of leaf wilting by 3D image processing and 2D Fourier transform[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 90: 68-75.
 - [29] 郑力嘉, 孙宇瑞, 蔡祥. 基于激光扫描 3D 图像的植物亏水体态辨识与萎蔫指数比较[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(2): 79-86.
ZHENG Lijia, SUN Yurui, CAI Xiang. Identification of plant morphology induced by water stress and comparison of indices using laser scan 3D images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE)*, 2015, 31(2): 79-86. (in Chinese with English abstract)
 - [30] YE W, XU W, YAN T, et al. Application of near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging combined with machine learning algorithms for quality inspection of grape: A review[J]. *Foods*, 2023, 12(1): 132.
 - [31] ARNOLD T, LEITNER R, BODNER G. Application of NIR hyperspectral imaging for water distribution measurements in plant roots and soil[C]. 2016 IEEE SENSORS. Orlando, IEEE, 2016: 1-3.
 - [32] ZHAN Z, QIN Q, GHULAN A, et al. NIR-red spectra space based new method for soil moisture monitoring[J]. *Science in China Series D Earth Sciences*, 2007, 50(2): 283-289.
 - [33] YANG N, QIN Q, JIN C, et al. The comparison and application of the methods for monitoring farmland drought based on nir-red spectral space[C]. IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Boston: IEEE, 2008: 871-874.
 - [34] 肖璐洁, 杨武德, 冯美臣, 等. 干旱胁迫对冬小麦冠层光谱及红边参数的影响[J]. *山西农业大学学报 (自然科学版)*, 2020, 40(5): 92-98.
XIAO Lujie, YANG Wude, FENG Meichen, et al. Effects of drought stress on canopy spectra and red edge parameters of winter wheat[J]. *Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition)*, 2020, 40(5): 92-98. (in Chinese with English abstract)

- [35] MISHRA P, POLDER G, VILFAN N. Close range spectral imaging for disease detection in plants using autonomous platforms: A review on recent studies[J]. *Current Robotics Reports*, 2020, 1(2): 43-48.
- [36] 杨玉清, 张甜甜, 李军会, 等. 近红外高光谱的活体玉米叶片水分成像研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(12): 3743-3747.
- YANG Yuqing, ZHANG Tiantian, LI Junhui, et al. Water imaging of living corn leaves based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(12): 3743-3747. (in Chinese with English abstract)
- [37] 李朋成, 刘含, 赵龙莲, 等. 基于高光谱数据研究应用近红外相机加装滤光片实现玉米叶片水分测量的关键参数[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(10): 3184-3188.
- LI Pengcheng, LIU Han, ZHAO Longlian, et al. Key parameters for maize leaf moisture measurement using NIR camera with filters based on hyperspectral data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(10): 3184-3188. (in Chinese with English abstract)
- [38] TSUCHIKAWA S, MA T, INAGAKI T. Application of near-infrared spectroscopy to agriculture and forestry[J]. *Analytical Sciences*, 2022, 38(4): 635-642.
- [39] MISHRA P, LOHUMI S, KHAN H, et al. Close-range hyperspectral imaging of whole plants for digital phenotyping: Recent applications and illumination correction approaches[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105780.
- [40] PRAPROTNIK E, VONČINA A, ŽIGON P, et al. Early detection of wireworm (Coleoptera: Elateridae) infestation and drought stress in maize using hyperspectral imaging[J]. *Agronomy*, 2023, 13(1): 178.
- [41] REHMAN T U, MA D, WANG L, et al. Predictive spectral analysis using an end-to-end deep model from hyperspectral images for high-throughput plant phenotyping[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 177: 105713.
- [42] GENANGELI A, AVOLA G, BINDI M, et al. Low-cost hyperspectral imaging to detect drought stress in high-throughput phenotyping[J]. *Plants*, 2023, 12(8): 1730.
- [43] BARRADAS A, CORREIA P, SILVA S, et al. Comparing machine learning methods for classifying plant drought stress from leaf reflectance spectra in arabidopsis thaliana[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(14): 6392.
- [44] WENG S, MA J, TAO W, et al. Drought stress identification of tomato plant using multi-features of hyperspectral imaging and subsample fusion[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14: 1073530.
- [45] 朱逢乐, 刘益, 乔欣, 等. 基于多尺度级联卷积神经网络的高光谱图像分析[J]. *吉林大学学报 (工学版)*, 2023, 53(12): 3547-3557.
- ZHU Fengle, LIU Yi, QIAO Xin, et al. Analysis of hyperspectral image based on multi-scale cascaded convolutional neural network[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2023, 53(12): 3547-3557. (in Chinese with English abstract)
- [46] MOUSTAKA J, MOUSTAKAS M. Early-stage detection of biotic and abiotic stress on plants by chlorophyll fluorescence imaging analysis[J]. *Biosensors*, 2023, 13(8): 796.
- [47] 陈雨焯, 王培娟, 张源达, 等. 基于 SIF 的东北春玉米干旱动态阈值构建[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(19): 103-110.
- CHEN Yuye, WANG Peijuan, ZHANG Yuanda, et al. Constructing the drought dynamic threshold of spring maize in Northeast China using SIF index[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE)*, 2023, 39(19): 103-110. (in Chinese with English abstract)
- [48] SARIC K M, BOZIC D, RADIVOJEVIC L, et al. Impact of field dodder (*Cuscuta campestris* Yunk.) on chlorophyll fluorescence and chlorophyll content of alfalfa and sugar beet plants[J]. *Russian Journal of Plant Physiology*, 2018, 65(5): 726-731.
- [49] ZHAO Y, HOU N, WANG Q, et al. Responses of chlorophyll content and fluorescence to water stress in vitex negundo var. heterophylla: Take hilly area of Taihang mountain in Henan for example[C]. 2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology. Macao: IEEE, 2012: 1656-1659.
- [50] ARIEF M A A, KIM H, KURNIAWAN H, et al. Chlorophyll fluorescence imaging for early detection of drought and heat stress in strawberry plants[J]. *Plants*, 2023, 12(6): 1387.
- [51] CHEN J, LIU X, DU S, et al. Effects of drought on the relationship between photosynthesis and chlorophyll fluorescence for maize[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 11148-11161.
- [52] 司冰琦, 景敏, 姜宁超, 等. 基于斜率荧光指数的茶树幼苗干旱胁迫分析[J]. *光学技术*, 2023, 49(6): 685-691.
- SI Bingqi, JING Min, JIANG Ningchao, et al. Analysis of drought stress in tea tree seedlings based on slope fluorescence index[J]. *Optical Technique*, 2023, 49(6): 685-691. (in Chinese with English abstract)
- [53] WAN W, HUA D, LE J, et al. Laser-induced chlorophyll fluorescence lifetime measurement and characteristic analysis[C]. 2013 IEEE 11th International Conference on Electronic Measurement & Instruments. Harbin: IEEE, 2013: 574-578.
- [54] ZHOU C, LE J, HUA D, et al. Imaging analysis of chlorophyll fluorescence induction for monitoring plant water and nitrogen treatments[J]. *Measurement*, 2018, 136: 478-486.
- [55] YAO J, SUN D, CEN H, et al. Phenotyping of arabidopsis drought stress response using kinetic chlorophyll fluorescence and multicolor fluorescence imaging[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 603.
- [56] LONG Y, MA M. Recognition of drought stress state of tomato seedling based on chlorophyll fluorescence imaging[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 48633-48642.

- [57] 张舜凯, 杨慧, 杜太生. 基于热红外成像的温室番茄植株水分评估方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(18): 229-236. ZHANG Shunkai, YANG Hui, DU Taisheng. Evaluating the water status of greenhouse tomatoes using thermal infrared imagings[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE), 2022, 38(18):229-236.(in Chinese with English abstract)
- [58] HUMPLÍK J, LAZAR D, HUSÍČKOVÁ A, et al. Automated phenotyping of plant shoots using imaging methods for analysis of plant stress responses: A review[J]. *Plant Methods*, 2015, 11(1): 29.
- [59] MANGUS D, SHARDA A, ZHANG N. Development and evaluation of thermal infrared imaging system for high spatial and temporal resolution crop water stress monitoring of corn within a greenhouse[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 121: 149-159.
- [60] 刘亚, 丁俊强, 苏巴钱德, 等. 基于远红外热成像的叶温变化与玉米苗期耐旱性的研究[J]. *中国农业科学*, 2009, 42(6): 2192-2201. LIU Ya, DING Junqiang, Subhash Chander, et al. Identification of maize drought-tolerance at seedling stage based on leaf temperature using infrared thermography[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(6): 2192-2201. (in Chinese with English abstract)
- [61] DRIEVER S M, MOSSINK L, OCAÑA D N, et al. A simple system for phenotyping of plant transpiration and stomatal conductance response to drought[J]. *Plant Science*, 2023, 329: 111626.
- [62] SENG M, JEONG U, CHEONG E J. Detection of responses to drought stress of dalbergia cochinchinensis seedlings using the physiological parameters and thermal imaging[J]. *Forest Science and Technology*, 2023, 19(2): 105-115.
- [63] CAMOGLU G, DEMIREL K, KAHRIMAN F, et al. Plant-based monitoring techniques to detect yield and physiological responses in water-stressed pepper[J]. *Agricultural Water Management*. 2024, 291: 108628.
- [64] BIJU S, FUENTES S, GUPTA D. The use of infrared thermal imaging as a non-destructive screening tool for identifying drought-tolerant lentil genotypes[J]. *Plant Physiology and Biochemistry*, 2018, 127: 11-24.
- [65] MA S, LIU S, GAO Z, et al. Water deficit diagnosis of winter wheat based on thermal infrared imaging[J]. *Plants*, 2024, 13(3): 361.
- [66] CASARI R, PAIVA D, SILVA V, et al. Using thermography to confirm genotypic variation for drought response in maize[J]. *International Journal of Molecular Sciences*, 2019, 20(9): 2273.
- [67] KURUNC A, TEZCAN N Y, BIMURZAYEV, N. Determination of water stress in wheat crops by thermal images under mediterranean conditions[J]. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 2023, 54(12): 1713-1726.
- [68] KURUMAYYA V. Infrared imaging indices for genotype screening in plant drought responses[J]. *Acta Physiologiae Plantarum*, 2023, 45(11): 126.
- [69] WEN T, LI J H, WANG Q, et al. Thermal imaging: The digital eye facilitates high-throughput phenotyping traits of plant growth and stress responses[J]. *Science of the Total Environment*. 2023, 899: 165626.
- [70] MERTENS S, VERBRAEKEN L, SPRENGER H, et al. Proximal hyperspectral imaging detects diurnal and drought-induced changes in maize physiology[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2021, 12: 640914.
- [71] 何婷婷, 黄媛, 高海荣, 等. 基于热红外与可见光图像融合的生菜水分胁迫指数模型研究[J]. *节水灌溉*, 2023(3): 116-122. HE Tingting, HUANG Yuan, GAO Hairong, et al. Study on water stress index model of lettuce based on fusion of thermal infrared and visible light images[J]. *Water Saving Irrigation*, 2023(3): 116-122. (in Chinese with English abstract)
- [72] LAZAREVIĆ B, KONTEK M, CAROVIĆ-STANKO K, et al. Multispectral image analysis detects differences in drought responses in novel seeded Miscanthus sinensis hybrids[J]. *GCB Bioenergy*, 2022, 14: 1219-1234.
- [73] EJAZ I, LI W, NASEER M A, et al. Detection of combined frost and drought stress in wheat using hyperspectral and chlorophyll fluorescence imaging[J]. *Environmental Technology & Innovation*, 2023, 30: 103051.
- [74] KATUWAL K B, YANG H, HUANG B. Evaluation of phenotypic and photosynthetic indices to detect water stress in perennial grass species using hyperspectral, multispectral and chlorophyll fluorescence imaging[J]. *Grass Research*, 2023, 3(1): 1-12.
- [75] LYSOV M, PUKHKIY K, VASILIEV E, et al. Ensuring explainability and dimensionality reduction in a multidimensional hsi world for early xai-diagnostics of plant stress[J]. *Entropy*, 2023, 25(5): 801.
- [76] SUN S, ZHU L, LIANG N, et al. Monitoring drought induced photosynthetic and fluorescent variations of potatoes by visible and thermal imaging analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 215: 108433.
- [77] BAI G, BLECHA S, GE Y, et al. Characterizing wheat response to water limitation using multispectral and thermal imaging[J]. *Transactions of the ASABE*, 2017, 60: 1457-1466.
- [78] MIKOLAJCZAK K, OGRODOWICZ P, ĆWIEK H, et al. Image phenotyping of spring barley (*Hordeum vulgare* L.) ril population under drought: selection of traits and biological interpretation[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 743.
- [79] ACOSTA-GAMBOA L, LIU S, LANGLEY E, et al. Moderate to severe water limitation differentially affects the phenome and ionome of Arabidopsis[J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1): 94.
- [80] 张慧春, 杨琨琪, 李杨先, 等. 面向植物抗旱性研究的多源表型信息采集和分析技术[J]. *农业机械学报*, 2022,

- 53(2): 203-211.
ZHANG Huichun, YANG Kunqi, LI Yangxian, et al. Multi-source phenotypic information collection and analysis techniques for drought resistance of plants[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(2): 203-211. (in Chinese with English abstract)
- [81] MERTENS S, VERBRAEKEN L, SPRENGER H. et al. Monitoring of drought stress and transpiration rate using proximal thermal and hyperspectral imaging in an indoor automated plant phenotyping platform[J]. *Plant Methods*, 2023, 19(1): 132.
- [82] FINDUROVÁ H, VESELÁ B, PANZAROVÁ K, et al. Phenotyping drought tolerance and yield performance of barley using a combination of imaging methods[J]. *Environmental and Experimental Botany*, 2023, 209: 105314.
- [83] PAPPULA-REDDY S, KUMAR S, PANG J, et al. High-throughput phenotyping for terminal drought stress in chickpea (*Cicer arietinum* L.) [J]. *Plant Stress*, 2024, 11: 100386.

Research progress on the phenotype imaging technology for diagnosis of crop drought stress

CHENG Qiang^{1,3,4}, LIU Yuxin¹, YANG Hanqing¹, XU Xinyu¹, FAN Jize¹, YAN Xiaofei², DU Taisheng^{3,4*}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 3. State Key Laboratory of Efficient Utilization of Agricultural Water Resources, Beijing 100083, China; 4. National Field Scientific Observation and Research Station on Efficient Water Use of Oasis Agriculture, Wuwei 733009, China)

Abstract: Drought stress of crops is an important factor affecting their yield and sustainable agricultural development. Accurate diagnosis of crop drought stress is the basis for improving water resource utilization. Imaging technology can quickly, automatically, non-destructively, accurately acquire and analyze the phenotype characteristics of crops, providing a powerful new tool for crop science research. This paper focuses on the review of phenotype imaging analysis techniques for crop drought stress diagnosis. First, the single imaging technique for crop drought stress diagnosis was introduced, and then we introduced the fusion imaging technique for crop drought stress diagnosis. In the aspect of single imaging technology introduction, firstly, the principles of six phenotype imaging techniques including RGB imaging, 3D imaging, near-infrared imaging, hyperspectral imaging, chlorophyll fluorescence imaging and thermal imaging are introduced in this paper, and then we introduced research progress of the single imaging technology in crop drought stress phenotype analysis, beside the research achievements in crop drought stress in recent years were further summarized. Finally, the imaging technology was summarized and prospected at the end of each imaging technology introduction. In the fusion imaging technology of crop drought stress, this paper first summarized the research results of the automatic comprehensive phenotype imaging analysis platform of crop drought stress in recent years, and then summarized and analyzed the research of different fusion imaging methods, analyzed their advantages and disadvantages, and prospected the future research direction of fusion imaging technology in the end. With the horizontal and vertical comparative analysis of the research results of a single imaging technology, we found that RGB imaging technology has the lowest application cost and the most extensive application range, but the lowest accuracy. The 3D imaging solves the problem of crop occlusion in RGB imaging, improves the accuracy, and is widely used in high-throughput phenotype extraction platforms. The information on crop phenotype parameters can be obtained by near-infrared spectroscopy, chlorophyll fluorescence and hyperspectral imaging in a fast and non-destructive way. Among them, the application scope of NIR imaging is limited due to its limited ability to obtain phenotype information and relatively high cost. Chlorophyll fluorescence and hyperspectral imaging are better at obtaining physiological and biochemical parameters of crops, and are widely used in the fusion of imaging methods. Thermal images obtained by infrared thermal imaging are often used to obtain crop physiological parameters, and are also combined with visible light images for phenotype extraction. In the meantime, the method of obtaining crop phenotype by using the fusion of multiple imaging technologies has the advantages of different imaging technologies, which can effectively avoid the defects of a single imaging technology and make up for the deficiencies of obtaining single imaging phenotype parameters, so as to reflect the crop growth status more accurately and efficiently. More accurate feature extraction can be achieved by integrating various image information obtained by various imaging technologies and using artificial intelligence methods for integrated image processing. The use of fusion imaging technology to obtain crop phenotypes will be one of the important directions of crop drought stress phenotypes extraction in the future. Finally, according to the current development situation, future research on phenotypic imaging technology for crop drought stress diagnosis prospects, including the development of new devices and the combination of new artificial intelligence algorithms.

Keywords: crops; drought stress; phenotyping; imaging techniques; precision diagnosis