

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2025.11.011

李瑞, 田婷, 季方芳, 等. 图像处理技术在番茄长势监测中的应用及展望[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(11): 74-82

Li Rui, Tian Ting, Ji Fangfang, et al. Application and prospects of image processing technology in tomato growth monitoring [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(11): 74-82

图像处理技术在番茄长势监测中的应用及展望*

李瑞, 田婷, 季方芳, 王敦亮, 何其全, 张青

(苏州市农业科学院/江苏太湖地区农业科学研究所, 江苏苏州, 215106)

摘要:随着农业科技的不断发展,图像处理技术在番茄生产中的应用逐渐成为关注的焦点。首先,介绍利用图像处理技术监测番茄长势的相关背景;其次,从物体检测和识别、生长轨迹跟踪、生长状态评估以及病害和虫害检测4个方面综述基于图像处理技术的番茄生长监测研究现状,指出图像处理技术在番茄生长监测方面具有极大潜力,并从图像采集和图像预处理方面对图像处理技术应用现状进行阐述。提出图像处理技术在番茄生长监测中存在一定的挑战,种植环境、采集的数据以及运用的算法均会影响监测精度。因此,在未来的研究中,建立基于云计算的远程监测和控制系统,耦合智能决策系统和机器学习算法,结合气象、土壤数据,集成多模态的图像融合技术,可以为番茄的精准管理提供更智能化的决策支持。

关键词:番茄;图像处理技术;机器学习;长势监测

中图分类号:S63; S-1 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553(2025)11-0074-09

Application and prospects of image processing technology in tomato growth monitoring

Li Rui, Tian Ting, Ji Fangfang, Wang Dunliang, He Qiquan, Zhang Qing

(Suzhou Academy of Agricultural Sciences/Jiangsu Taihu Lake Region Institute of Agricultural Sciences, Suzhou, 215106, China)

Abstract: With the continuous development of agricultural science and technology, the application of image processing technology in facility tomato production has gradually become the focus of attention. Firstly, this paper introduces the relevant background of tomato growth monitoring using image processing technology. Secondly, the current research status of tomato growth monitoring based on image processing technology is reviewed from four aspects such as object detection and target recognition, growth trajectory tracking, growth status assessment, and disease and pest detection. It is pointed out that the image processing technology has a great potential for tomato growth monitoring, and expounds the current status of the application of image processing technology from the aspects of image acquisition and image pre-processing. This paper proposes that image processing technology has certain challenges in monitoring tomato growth, and the planting environment, collected data, and applied algorithms all affect the monitoring accuracy. Therefore, in future research, a remote monitoring and control system based on cloud computing is established, coupled with an intelligent decision-making system and machine learning algorithms, combined with meteorological and soil data, and integrated with multimodal image fusion technology, to provide more intelligent decision-making support for the precise management of tomatoes.

Keywords: tomato; image processing techniques; machine learning; growth monitoring

0 引言

番茄是园艺作物中主要蔬菜之一,种植面积大,可进

行规模化种植,具有较高的经济效益。据统计,2023年全球番茄的总产量超过 1.9×10^8 t,主要集中于亚洲、欧洲和北美^[1];中国是世界上番茄产量最多的国家^[2],2023年

收稿日期:2024年1月19日 修回日期:2024年4月26日

*基金项目:苏州市科技项目(SNG2023005);苏州市农业科学院基金项目(24006)

第一作者:李瑞,女,1994年生,江苏徐州人,博士,助理研究员;研究方向为作物长势监测。E-mail: rui023@163.com

通讯作者:张青,男,1969年生,江苏苏州人,研究员;研究方向为智慧农业。E-mail: 244855435@qq.com

番茄产量超过 6.753×10^7 t。番茄生产是现代农业的重要组成部分,实时监测番茄植株的生长状况对优化番茄的生产管理、提高番茄产量和质量至关重要。

图像处理技术是通过使用计算机或其他数字设备对采集的图像进行加工和处理,将图像信息转化为数字信息的一项技术。利用图像处理技术可以分析和提取图像中蕴含的农情信息,更加高效地开展农情监测。与此同时,图像处理技术在农业的多个领域(例如农作物生长的实时监测、农作物的缺素诊断、农产品质量检测、农业机器人等)得到了广泛的应用。因此,图像处理技术因其非侵入性、高效性和自动化特点,在番茄长势监测中将展现出巨大的潜力。

为更好地分析图像处理技术在番茄长势监测领域所面临的问题与挑战,从番茄目标检测、生长轨迹跟踪、状态评估以及病虫害 4 个方面对图像处理技术在番茄监测研究的现状进行分析,阐述图像处理技术及应用过程中可能遇到的问题,展望未来发展趋势。

1 番茄长势监测的需求

番茄在生长过程中,会受到病害、虫害、土壤性状以及气候条件等因素的制约。温室环境下,番茄的水肥控制依赖于大量的环境、土壤和植物数据作为决策的重要基础^[3]。利用图像处理技术自动监测环境和土壤数据,对于监测番茄植株生长,仍然是一个挑战。

番茄的生长状况可以分为营养生长和生殖生长。对于番茄生长,农民期望在开花和坐果阶段(即生殖生长阶段)施用更多的光合营养物质,以产生更多的番茄果实。大量研究表明,可以通过环境控制,例如灌溉和施肥等农业管理措施,实现营养生长和生殖生长,两种状态达到平衡状况,这种平衡又称为源库平衡^[4],通过实现源库平衡达到番茄产量增长的生产目标。

目前,基于图像处理技术的番茄长势监测主要用于番茄的叶、茎、花和果等部位。不同生长阶段,番茄茎、叶和果实各部位的变化直接反映生长状况。对于不同的番茄生长管理环节,番茄长势监测的主体部位也存在差别。番茄茎的直径变化主要由水分供应状况决定,当番茄受到水分胁迫时,茎、叶两个部位会出现不同程度的收缩,利用图像技术监测其变化可以获取番茄水分需求情况,指导番茄灌溉。番茄器官中,叶片是对营养元素状况反应最敏感的部位之一,养分元素的多寡都会导致番茄叶片颜色、纹理等特征发生变化,所以监测番茄叶片变化是判断番茄养分状况的重要手段。番茄花为完全花,每一小梗上有一个环节,当出现过冷、过热、过湿、过干天气导致胚珠不能正常受精或因子房受到机械损伤时,番茄花梗的环节处会发

生离层,从而造成落花现象,因此监测番茄花可以直接反映番茄生长的环境状况。另外,番茄果实状态是水分供应、肥料供应、温湿度以及光合作用等综合因素影响的结果,良好的环境状况和水肥供应可以促进番茄果实成熟,而监测番茄果实状态也为环境和水肥调控提供了科学依据。因此,利用图像技术监测番茄长势状况对提高番茄产量具有重要意义。

2 图像处理技术的应用现状

2.1 图像处理技术

随着计算机视觉技术的发展,图像处理技术在农业生产上进行大范围的应用,也为作物生长的实时监测提供了新的技术支持^[5]。利用图像采集技术可以获得土壤和环境信息以及番茄的生长信息,及时掌握番茄生长的各项数据信息有利于指导番茄生产管理,可以有效防止病虫害的出现,进而增加番茄产量。此外,使用各类传感器设备采集番茄的生长发育信息进行数据传输和高精度的图像处理,为番茄的生产管理提供更为高效便捷、实时精准的数据支持^[6]。

2.1.1 图像采集

传感器、遥感技术和高性能的计算机技术的发展为图像采集质量的提升提供有利条件。随着传感器技术的发展,采集的图像分辨率越来越高,可以轻松实现多维、多参数的数据可视化。获取的多源图像可以用于量化番茄生长的复杂性状,实现番茄生长的实时监测。目前,图像采集主要应用的成像技术包括可见光成像、红外成像、近红外成像、光谱成像、荧光成像、三维成像、热成像、CT 技术以及激光成像等^[7]。

各种不同的图像采集平台也在近些年得到了广泛的研究,根据图像采集设备搭载方式的不同,当前番茄的图像采集平台可以分为面向温室和面向田间 2 种类型^[8],2 种采集平台及其搭载方式见表 1。

表 1 图像采集平台及搭载方式

Tab. 1 Image acquisition platforms and equipment methods

图像采集平台	搭载方式
面向温室	台式平台和传送带式
面向田间	车载式、自走式、门架式、悬索式、无人机、航空遥感和光谱卫星成像等

室内的图像采集平台可适用于气候箱、温室和生长室等环境,方便开展不同试验条件(包括水分、养分、温湿度以及光照变化等)的植物图像采集,试验具有可重复性,观测效果较好^[9]。温室环境的图像采集较为理想,可以解决自然生长下的重叠遮挡和阴影问题,同时可以满足多角度的图像拍摄,可以更全面地采集拍摄对象的细微特征,但是相比于田间自然环境的图像

采集,面向温室的图像采集效率较低^[10]。

面向田间的图像采集平台可以研究番茄在自然条件下的生长状况,气象条件真实,植物根系生长不受限制,环境开阔,便于进行卫星定位和地理信息系统技术应用,空间解析能力强,有助于研究田间自然条件对番茄生长多样性的影响,研发成果可直接应用于生长实践^[11]。但田间生产环境下的图像采集相对复杂:一方面,番茄群体结构的多样化、枝叶重叠状况等影响图像采集细节;另一方面,生长过程中的光照变化、温度波动以及环境背景等都相对复杂,影响图像采集质量。

2.1.2 图像处理

图像处理是对利用成像传感器采集到的作物图像进行数据的处理分析,将图像信息转化为数据信息。通过提取图像特征,与番茄表型参数进行整合分析,估算出与产量密切相关的生长参数(例如叶面积指数、生物量、生长速率等),通过研究该生长性状的调控基因,实现基因改良,最终实现优质高产的生产目标。

在图像处理算法中,需要考虑的2个主要因素是采集的图像类型以及对应的图像处理技术。图像处理技术的相关环节包括图像预处理、图像分割、图像特征提取以及分类学习算法应用等。不同的处理环节,其实施目的也存在差异。

首先是图像预处理环节,具体包括裁剪图像、改善对比度、划分感兴趣区域等,通过该环节可以提高图像对比度,消除图像中存在的噪声,增强图像的目标对象。其次是图像分割环节。从采集的图像中提取有效信息是通过图像分割实现的,图像分割是图像处理技术的重点,其目的是提取感兴趣部分的图像信息,去除其他要素或图像背景,最终得到具有重要区域的分区图像,重要区域即前景对背景,或从图像中选择的多个单独的图像特征^[12]。构建分区图像是建立在图像特征的基础上,图像特征包括颜色(如RGB)、光谱反射率(如植被指数)、纹理特征(如相邻近似性)等。因此,图像分割是基于颜色、纹理等特征参数中像素的内部相似性,例如阈值分割算法,根据图像灰度强度级别创建像素组,分离感兴趣的对象和背景^[11]。然后是图像特征的提取环节,它是建立在目标识别和分类的基础上。图像特征提取的目的是将不同组分信息提取出来,方便后期进行统计分析,如机器学习的训练过程。图像的像素强度、边缘信息、颜色信息以及几何形状等特征,这些提取的图像特征信息又被称为“特征向量”。总的来说,图像特征的提取是一项复杂且艰巨的任务,需要测试不同的特征提取算法,保障图像特征数据的可靠性。最后是分类学习算法的应用方面,使用机器学习或深度学习的统计方法和概率工具从植物特

征的大量数据中学习并筛选,实现目标识别和图像分类,并预测未来趋势^[13]。学习算法为图像数据分析提供了框架,使用特征组合识别模式,而不是进行片面的分析^[14]。此外,分类算法的准确性依赖于图像处理技术。例如,通过应用图像滤波、色域检测、边缘检测等算子变换,传统图像理论的计算机视觉在作物的花、果、叶的检测、分割和识别等方面取得了较好的效果^[15]。然而,在光照复杂、种植密度大的实际农业生产中,基于单一的数字图像技术的番茄长势识别较为困难。相比之下,基于多源图像融合的番茄检测具有较高精度,但实际应用较为复杂,检测速度慢、模型的泛化能力较差^[1]。

随着计算机视觉技术和各种学习算法的迅猛发展,图像处理技术也被更多地应用到番茄的生长监测中,番茄果实的目标识别与检测、生长轨迹的实时跟踪、生长状态评估以及病虫害检测等方面,图像处理技术都起着不可或缺的作用。

2.2 特定算法和技术在番茄监测中的应用

2.2.1 物体检测和目标识别

随着图像处理技术的快速发展,利用多源图像和模式识别相结合的方法在番茄物体检测领域快速应用起来。研究前期,学者多采用机器学习的方法,如基于模式匹配^[16]、模糊识别^[17]、决策树^[18]、支持向量机^[19]、人工神经网络^[20]等识别方法研究目标分类技术。尽管机器学习算法在图像识别方面具有较好应用,但还存在一些弊端,如图像误检率较高、模型泛化能力较差。深度学习是数据驱动机器学习方法的一个分支,已被证明在处理大容量、高维、时间序列数据和解决并行任务方面十分有效^[21]。因此,随着深度学习算法的迅猛发展,基于深度学习的图像识别技术已成为当前番茄应用领域的主要研究内容^[22]。

近年来,许多研究人员结合图像处理技术和多种检测算法在探索番茄目标检测和识别方面取得较高精度。在番茄花和果实的检测研究中, Lee等^[23]基于自动夹式物联网(IoT)摄像头,利用深度学习算法监测番茄花朵和果实的生长状况,准确检测了番茄植株的花期和未成熟果实的数量,成功预测了收获日期,误差范围为 ± 2.03 天。Ge等^[24]在YOLOv5s模型的基础上提出了一种视觉对象跟踪网络来识别和统计不同生长周期的番茄,利用卡尔曼滤波算法作为跟踪器,实现番茄果实和花朵的目标跟踪,对花朵、绿色番茄果实和红色番茄果实的识别精度分别为93.1%、96.4%和97.9%。Zhang等^[1]采用新型检测网络YOLOX建立多目标检测模型,实现了对温室密植、叶片遮荫、果实重叠、光照变化干扰下番茄群体的开花、结果及果色的

准确检测,其中,移动端设备对番茄花果的平均识别精度为 81.39%,计算机端设备对番茄花果的平均识别精度为 86.16%。Liu 等^[25]提出了一种改进的番茄检测模型 YOLO—Tomato,基于 YOLOV3 的密集架构,将传统的矩形边界框替换为圆形边界框来定位番茄,在轻微遮挡条件下,YOLO—Tomato 模型的番茄检测率为 94.58%。

2.2.2 生长轨迹跟踪

机器视觉和图像处理技术在番茄的生长监测和管理方面发挥了巨大的作用。利用大量图像数据,通过深度学习等技术建立番茄植株的生长模型,从而实现对其长势的预测和优化管理。Loresco 等^[26]采用图像处理技术识别了樱桃番茄的 3 个生长阶段:苗期、开花期和结果期。Luna 等^[27]利用计算机视觉监控系统检测番茄花果以评估番茄植株的生长状况,使用 2 种深度学习算法(区域卷积神经网络 R—CNN 和单步多框检测 SSD)检测番茄花果,并利用 3 种机器学习算法(支持向量机 SVM;K—近邻算法 KNN;人工神经网络 ANN)实现了对番茄果实成熟度的分级检测。Ge 等^[24]在 YOLOv5s 模型的基础上提出了一种视觉对象跟踪网络,即 YOLO—deepsort,来识别和统计不同生长周期的番茄,通过计数番茄花朵数量来展示模型对番茄植株生长轨迹的跟踪能力,为番茄生长状态监测提供了理论支撑。Kitpo 等^[28]利用物联网系统和深度学习模型,将采集的可见光图像进行 SVM 分类,将基于图像颜色特征提取的番茄果实划分为 6 个生长阶段,其准确率达 91.5%。Abreu 等^[29]使用图像处理技术和深度学习算法连续监测温室番茄生长,将投影面积与广义 S 函数进行比较来监测温室番茄果实的生长,其中广义 S 函数在先前的研究中主要被用于描述番茄的生物量积累量^[30]。Kim 等^[31]使用安装在监控机器人上的 RGB 摄像头获取番茄图像,裁剪样本图像生成用于训练分类模型的数据集,提出了一种基于深度神经网络的番茄成熟度估计方法,实现了对不同成熟度番茄的精确分类。Toda 等^[32]利用开发的机器人叶绿素荧光成像系统,使用 YOLOv3 算法进行番茄茎尖目标检测,以测量番茄植株的每日茎的伸长量。植物可视化技术对于指导形态模型构建和生长状态监测具有重要意义,Lu 等^[33]运用数字图像处理技术通过研究番茄植株的拓扑结构,进行 L 系统的生长规则推导,并引入智能优化算法的选择和淘汰机制,构建了基于推导的生长规则的虚拟番茄模型。

2.2.3 生长状态评估

利用图像处理技术从番茄植株图像中提取生长特征,如叶面积和植株高度等,可以用于评估植株生长状

态。叶面积指数 LAI 是植物主要的生理参数,Dorneles 等^[34]通过 Sentinel 卫星获取多光谱图像估算番茄 LAI,并使用破坏性方法获得 LAI 验证结果。Baar 等^[35]利用 RGB 图像语义分割来估计温室番茄的冠层 LAI,其结果与实际测量的 LAI 误差不到 10%。

番茄生长过程中发生缺素现象会引起严重的病害从而影响到产量,Tran 等^[36]基于数字图像处理技术,采用人工神经网络模型来识别、分析和预测番茄植株中发生的缺素症状,其试验考虑了 3 种矿质营养元素,即钙、钾和氮来评估番茄植株生长发育过程中的营养状况。Wu 等^[37]利用采集的 RGB 图像和近红外(NIR)图像计算植被指数,建立了估算番茄幼苗叶绿素含量的多元线性回归模型以评估番茄植株生长状况。Long 等^[38]通过采集 4 种干旱胁迫下的番茄叶绿素荧光图像,利用图像特征(直方图特征和纹理特征)和机器学习算法来研究和分析番茄幼苗的干旱胁迫等级,该研究为监测干旱胁迫类别提供了新的方法。

此外,图像处理技术在番茄产量预测方面也有一定的应用。Tatsumi 等^[39]利用无人机平台采集了多光谱图像和 RGB 图像,预测了番茄不同生育期的生物量及产量。张皓婷等^[40]在番茄苗期、结果期的前中后期分别进行图像采集,利用 Faster R—CNN 模型对标记图像进行训练,实现对不同施肥处理下的番茄识别和估产。

2.2.4 病害与虫害检测

图像处理技术可用于检测番茄植株上的病害与虫害,通过分析图像中的颜色、纹理等特征,实现对植株健康状况的实时监测。Rizk 等^[41]设计并制作了一款机器人,可以利用采集的可见光和近红外光谱对番茄植株的健康状况进行现场分析,制作一张包含植株健康状况和位置信息的实时地图,以检测不同地区的番茄健康状况。Pradhan 等^[42]采用图像处理技术和卷积神经网络模型(CNN)实现对番茄叶片病害类型检测,检测精度为 96.26%。Bouni 等^[43]使用数字图像处理技术和深度卷积神经网络以及迁移学习来识别番茄叶病,最佳识别精度为 99.9%。Wang 等^[44]以番茄植株图像为数据源,基于全局视觉变换器(ViT)和局部 CNN 网络进行算法改进,提取番茄植株图像特征,准确诊断番茄病害类型。Karthik 等^[45]也利用了图像处理技术和深度学习算法从番茄和马铃薯数据集中成功检测了植物叶片病害。此外,图像处理技术在作物虫害识别方面也有较好的应用。王圆等^[46]基于改进 ResNet50 识别 5 种不同类别的番茄病虫害叶片,改进后的检测算法准确率达 97.4%。崔得东等^[47]使用 AI Challenger 2018 农作物病虫害数据集,应用图像处理技术对数据集图像进行数据增强,结合轻量级卷积网

络 MobileNetV3 识别番茄叶片病虫害类别,模型分类准确率达 98.59%。

3 存在问题与展望

3.1 存在问题

在番茄的长势监测中,图像处理技术运用的关键在于可以获取番茄叶、花和果实等相应的图像资料,能够有效分割采集的植株图像,针对图像数据进行精准分析,从而得出可靠的结果,提高番茄机械化管理水平,减少人力投入,达到番茄优质高产的生产目标。现阶段,图像处理技术已广泛应用于番茄生产的多个关键环节,并取得一定研究成果。但是图像处理技术在实施过程中仍然存在一些挑战,例如种植环境的复杂性、采集数据的质量和实时性、应用算法的精准性和稳定性等,这些问题还需要技术人员进行深入的研究,才能为番茄的机械化生产提供更为优质的服务。

1) 种植环境的复杂性方面。涉及温室实际种植环境,包括温室的光照变化和温湿度波动。在应用环境中,目前的研究仅针对目标清晰显著的理想情况,实际温室内种植密度高、叶片遮挡多、果实重叠和光照变化等问题会大大影响图像采集细节,对检测模型也会造成相当大的干扰,大大增加了检测小目标(如番茄花和果实)的难度^[1]。因此,在未来的研究中,将多种传感器数据与图像数据进行融合,如气象数据和土壤数据等,实现多模态的数据融合,提高检测的全面性和准确性。

2) 采集数据的质量和实时性方面。目标检测和识别的精度高度依赖于图像细节,而图像细节受相机镜头、传感器分辨率和照明条件的影响^[35]。许多研究使用简单的数码相机进行图像采集,而光谱信息更为丰富的高光谱和多光谱相机在物体检测和识别方面精度更高^[41]。数据质量与标注图像处理技术在番茄检测中仍面临着挑战,未来需要更加精细和准确的数据集来支持模型的训练。此外,针对番茄生产的实时性需求,未来的图像处理技术应更加注重实时监测和自动化决策,以提高生产效率。

3) 特定算法的检测精度和效率方面。目前番茄长势监测中主要应用基于深度学习的算法模型,这些检测算法可以根据是否含有区域推荐网络分为两大类,即一阶段检测算法和两阶段检测算法。一阶段算法又称为基于回归的检测算法,该类算法不直接生成感兴趣区域,而是将检测任务看作对整幅图像的回归任务,这类算法的特点是检测速度快,但精度较低,代表算法有 YOLO 系列算法和 SSD 算法等。两阶段算法又称为基于区域推荐的检测算法,通过推荐区域将检测任务转化为对生成的感兴趣区域内的局部图片的

分类任务,这类算法的特点是检测速度较慢,但识别精度高,代表算法有 R-CNN 系列算法^[48]。YOLO 系列算法是番茄目标检测中一种常用算法,不同系列优缺点如表 2 所示。此外,CNN 算法是构成深度学习中很多目标检测算法的基础,在番茄长势监测中也有众多应用,其优点是对于小目标的检测精度较高以及对监测对象长期状态的跟踪表现优秀,但是也存在一些弊端,例如其具有复杂的网络结构、运行需要更多的计算资源和内存且耗时较长。因此,在选择特定算法应用番茄长势监测方面,应考虑目标对象特点、监测环境状况、模型检测精度及效率等问题,围绕实时场景下的实时需求进行分析展望。

表 2 常用 YOLO 系列算法的优缺点
Tab. 2 Advantages and disadvantages of commonly used YOLO series algorithms

算法	优点	缺点	适用范围
YOLOv1	图像划分为网格单元,模型检测速度快	对密集目标和小目标检测效果不佳	目标检测
YOLOv2	使用聚类产生锚框,提高了分类精度	使用预训练,迁移难度大	目标检测和分类
YOLOv3	借鉴残差网络,可用于多尺度检测	模型比较复杂,对中、大目标检测效果较差	目标检测和分类
YOLOv4	在检测精度和检测速度之间取得权衡	检测精度不够高	目标检测
YOLOv5	模型尺寸小,部署成本低,灵活性较高,检测速度快	模型性能有待提高	目标检测
YOLOX	自适应锚框生成策略,可以实现多尺度目标检测,检测精度高	计算资源高,小目标检测效果不佳,对遮挡目标的鲁棒性较差	目标检测

4) 应用算法的精准性和稳定性方面。目前的算法或模型对物体检测,只能实现单个目标的识别检测或单个目标的多状态识别。对模型应用的部署,虽然模型可以达到较高的识别精度,但由于模型的调用参数较多,只能通过高性能的计算实现,技术成本较高^[49],不利于技术的推广和应用。因此,引入人工智能技术,构建智能化的决策支持系统,可以帮助农户更好地管理番茄生产,实现高效、可持续的农业发展。

5) 番茄的长势监测领域。利用图像处理技术提取图像特征进行目标检测和物体识别,与传统的研究方法相比,图像处理技术结合深度学习算法对番茄长势监测的精度更高,监测效果更好,但是现在的应用水平还处于初级阶段,这归因于番茄生长容易受到诸多因素(如番茄基因型差异、气候变化以及多种胁迫等)的制约。若要实现对番茄长势的精准监测,需要考虑诸多因素,但是在目前的研究中,只能将部分主要因子

作为变量数据来驱动深度学习模型的构建,对于全生长期特征差异较大的番茄进行长势监测还需融入知识图谱、专家经验等技术来推动本领域的应用研究^[50]。

3.2 展望

3.2.1 智能决策系统的应用

智能决策系统利用计算机技术对数据信息进行分析处理以提供决策信息与方案,该系统主要包括交互式计算机软硬件、数据库管理系统、数据模型库及其管理系统、图像处理及显示装置^[51],如图 1 所示。

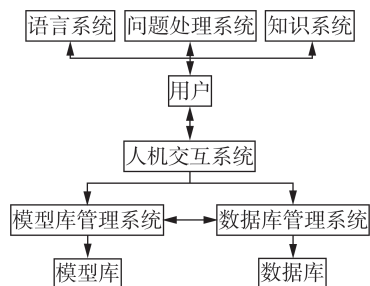


图 1 智能决策系统组成

Fig. 1 Intelligent decision-making system composition

通过图像处理技术获得的作物生长数据与标准生长数据进行对比,利用智能决策系统进行及时决策,对生长有异的作物群体采取干预措施。智能决策系统建立在图像采集和图像处理分析的基础上,是进行精确育种、精准施肥、精准灌溉、精准施药和精准采收等智慧化、现代化农业生产过程的重要理论支撑^[52]。

智能决策系统在 2 种场景的番茄图像采集均具有良好的应用。对于面向温室的图像采集平台的智能决策系统,根据番茄的标准生长数据进行判断,然后制定管理决策,采取干预措施。例如,番茄在氮素胁迫或水分胁迫的状态下,叶片会产生失绿、发黄、发蔫甚至枯萎等颜色和形态上的变化,通过图像处理技术监测到这种长势变化后,利用智能决策系统进行智能决策,保障肥料或水分的精准施用以确保番茄的正常生长^[53]。对于面向田间的图像采集平台的智能决策系统,可根据图像信息提取的番茄生长参数判断番茄长势、预测产量高低,从而制定对应的番茄栽培管理措施^[54]。例如在番茄生长发育的前期至中期,多次收集番茄冠层的光谱数据,计算相应的植被指数,建立生长动态变化模型和季节性产量预测模型,根据模型计算结果进行决策诊断和定量追肥调控管理,监测番茄生长,估计番茄产量,实现高产优质的生产目标^[55]。

3.2.2 机器学习/深度学习在长势监测中的应用

长势监测的研究目标是通过获取高通量的性状特征数据来量化分析作物基因型和环境因子的互作效应以及对产量、品质、抗逆性等指标的影响程度,是实现品种精准选育和作物生产智能管理的重要支撑^[56]。

机器学习算法在处理非线性问题上具有出色的表现,有望更好地从图像“大数据”中挖掘有效信息,进行作物长势监测^[57]。

近年来,深度学习算法成为机器学习领域的研究热点。通过多层神经网络连接、非线性特征的自动学习和优化大量参数,深度学习在解决大数据和高维复杂问题方面具有较好应用^[58]。本文对特定算法和技术在番茄长势监测中的应用进行总结梳理,可以发现深度学习算法在物体检测和目标识别、生长轨迹跟踪、生长状态评估、病害和虫害检测等多个方面均有较好的应用。深度学习算法在图像分类和目标识别方面取得比人工分类和识别更好的效果,在不同的应用场景及研究尺度(面向温室和面向田间)上,深度学习算法为番茄的长势监测研究带来了新的研究视角。

随着“农业大数据”概念的提出,将机器学习和深度学习应用于番茄生长监测,可以推动番茄“耕种管收”多个生产环节实现自动化和智能化,提高农业生产效率^[59]。

3.2.3 基于云计算的远程监测和控制系统的應用

随着信息技术的发展,监测系统从传统的基于单机、非在线的人工统计汇总的架构和技术模式,逐渐发展成网络在线的远程监测和控制系统^[60]。云计算是建立在互联网相关服务的增加、使用及交付模式上,利用互联网提供动态易扩展、虚拟化资源的一项技术,而采用分布式存储方式和并行计算的云平台,可以有效提高计算效率,利用资源收发共享降低计算和存储成本。集成物联网技术、计算机应用技术、传感器技术、网络通信技术以及云计算技术的监测和控制系统,可以利用云平台的高效性、容错性、可伸缩等特点,优化远程监测和控制系统的性能,实现大数据存储,按需扩容,负载均衡,有利于实现番茄的实时监测和智慧化诊断。

4 结语

近年来,图像处理技术在番茄长势监测中发挥着重要作用,不仅提高生产效率,还为番茄生产提供新的智能化手段。图像处理技术在番茄果实的检测和识别、生长轨迹跟踪、生长状态评估以及病虫害的检测等方面具有广泛的应用前景。

未来研究中,图像处理技术应聚焦两方面:(1)研究更为高效的图像特征提取算法,有效解决叶片重叠、遮挡和光照变化等复杂环境的影响,完善室内和室外基于现场作业的目标识别算法,提高图像检测精度,建成全场景和全天候作业的采摘机器人;(2)进一步加强计算机视觉与光谱、激光点云等检测技术的应用,结合气象、土壤数据,集成多模态的图像融合技术,提高

数据处理速度、模型识别精度以及系统运行的稳健性，为番茄的精准管理提供智能化的决策支持。

参 考 文 献

- [1] Zhang F, Lü Z, Zhang H, et al. Verification of improved YOLOx model in detection of greenhouse crop organs: Considering tomato as example [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 205: 107582.
- [2] Ding H, Fan J, Jia C, et al. Development status and trend of vegetable seed industry in China [J]. *Chin Veg*, 2020, 9: 1–8.
- [3] Uyeh D D, Akinsoji A, Asem-Hiablie S, et al. An online machine learning-based sensors clustering system for efficient and cost-effective environmental monitoring in controlled environment agriculture [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 199: 107139.
- [4] Wu X, Liu M, Li C, et al. Source-sink relations and responses to sink-source manipulations during grain filling in wheat [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2022, 21(6): 1593–1605.
- [5] Roy A M, Bhaduri J. Real-time growth stage detection model for high degree of occultation using DenseNet-fused YOLOv4 [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 193: 106694.
- [6] 夏小雨, 韩成浩. 基于无人机的低空图像处理技术在农业领域的应用[J]. *农业与技术*, 2023, 43(1): 38–41.
- [7] Li L, Zhang Q, Huang D. A review of imaging techniques for plant phenotyping [J]. *Sensors*, 2014, 14 (11) : 20078–20111.
- [8] Shakoor N, Lee S, Mockler T C. High throughput phenotyping to accelerate crop breeding and monitoring of diseases in the field [J]. *Current Opinion in Plant Biology*, 2017, 38: 184–192.
- [9] Candido V, Miccolis V, Rivelli A R. Yield traits and water and nitrogen use efficiencies of bell pepper grown in plastic-greenhouse [J]. *Italian Journal of Agronomy*, 2009, 4(3): 91–100.
- [10] 白静亚. 基于机器视觉的棉田害虫图像采集与识别系统研究与改进[D]. 石河子: 石河子大学, 2022.
- [11] 张慧春, 周宏平, 郑加强, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(3): 1–17.
- Zhang Huichun, Zhou Hongping, Zheng Jiaqiang, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 1–17.
- [12] Perez-Sanz F, Navarro P J, Egea-Cortines M. Plant phenomics: An overview of image acquisition technologies and image data analysis algorithms [J]. *GigaScience*, 2017, 6(11): gix092.
- [13] 袁培森, 任守纲, 翟肇裕, 等. 基于半监督主动学习的菊花表型分类研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(9): 27–34.
- Yuan Peisen, Ren Shougang, Zhai Zhaoyu, et al. Chrysanthemum phenotypic classification based on semi-supervised active learning [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(9): 27–34.
- [14] 张智韬, 谭丞轩, 许崇豪, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米根域土壤含水率研究[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(7): 246–257.
- Zhang Zhitao, Tan Chengxuan, Xu Chonghao, et al. Retrieving soil moisture content in field maize root zone based on UAV multispectral remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(7): 246–257.
- [15] Presta A, Pellegrino F A, Martellos S. Learning-based automatic classification of lichens from images [J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 213: 119–132.
- [16] Liu S, Zhang X, Wang X, et al. Tomato flower pollination features recognition based on binocular gray value-deformation coupled template matching [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 214: 108345.
- [17] Tian X, Meng X, Wu Q, et al. Identification of tomato leaf diseases based on a deep neuro-fuzzy network [J]. *Journal of the Institution of Engineers (India) : Series A*, 2022, 103(2): 695–706.
- [18] Goel N, Sehgal P. Fuzzy classification of pre-harvest tomatoes for ripeness estimation: An approach based on automatic rule learning using decision tree [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 36: 45–56.
- [19] Kumar S D, Esakkirajan S, Bama S, et al. A microcontroller based machine vision approach for tomato grading and sorting using SVM classifier [J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2020, 76: 103090.
- [20] Trivedi N K, Gautam V, Anand A, et al. Early detection and classification of tomato leaf disease using high-performance deep neural network [J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 7987.
- [21] Guo Q, Jin S, Li M, et al. Application of deep learning in ecological resource research: Theories, methods, and challenges [J]. *Science China Earth Sciences*, 2020, 63: 1457–1474.
- [22] 邱洪涛, 孙裴, 侯金波, 等. 基于 Caffe 的猪肉新鲜度分级的设计与实现[J]. *江苏农业学报*, 2019, 35(2): 461–468.
- [23] Lee U, Islam M P, Kochi N, et al. An automated,

- clip-type, small internet of things camera-based tomato flower and fruit monitoring and harvest prediction system [J]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2456.
- [24] Ge Y, Lin S, Zhang Y, et al. Tracking and counting of tomato at different growth period using an improving YOLO—deepsort network for inspection robot [J]. *Machines*, 2022, 10(6): 489.
- [25] Liu G, Nouaze J C, Touko Mbouembe P L, et al. YOLO—tomato: A robust algorithm for tomato detection based on YOLOv3 [J]. *Sensors*, 2020, 20(7): 2145.
- [26] Loresco P J, Valenzuela I, Gamara R P, et al. Growth Stage Identification for Cherry Tomato using Image Processing Techniques [C]. 2020 IEEE 12th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM). IEEE, 2020: 1—6.
- [27] Luna R G, Dadios E P, Bandala A A, et al. Tomato growth stage monitoring for smart farm using deep transfer learning with machine learning-based maturity grading [J]. *AGRIVITA Journal of Agricultural Science*, 2020, 42(1): 24—36.
- [28] Kitpo N, Kugai Y, Inoue M, et al. Internet of things for greenhouse monitoring system using deep learning and bot notification services [C]. 2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2019: 1—4.
- [29] Abreu F F, Rodrigues L H A. Monitoring mini-tomatoes growth: A non-destructive machine vision-based alternative [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2022, 53(3).
- [30] Faurobert M, Mihr C, Bertin N, et al. Major proteome variations associated with cherry tomato pericarp development and ripening [J]. *Plant Physiology*, 2007, 143(3): 1327—1346.
- [31] Kim T, Lee D, Kim K, et al. Tomato maturity estimation using deep neural network [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(1): 412.
- [32] Toda S, Higuchi T, Kanoh T, et al. Practical use of deep learning-based daily stem elongation measurement of tomato plants in two commercial greenhouses [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2022, 55(32): 113—118.
- [33] Lu C, Deng L, Fei M. An improved visualization modelling method of greenhouse tomato plants based on L-system [C]. 2015 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2015: 480—485.
- [34] Dorneles M M, Brito G H M, Rocha I J F, et al. Sentinel image to estimate industrial tomato leaf area index [J]. *Brazilian Archives of Biology and Technology*, 2023, 66: e23220422.
- [35] Baar S, Kobayashi Y, Horie T, et al. Non-destructive leaf area index estimation via guided optical imaging for large scale greenhouse environments [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 197: 106911.
- [36] Tran T, Choi J, Le T H, et al. A comparative study of deep CNN in forecasting and classifying the macronutrient deficiencies on development of tomato plant [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(8): 1601.
- [37] Wu Q, Sun H, Li M, et al. Development and application of crop monitoring system for detecting chlorophyll content of tomato seedlings [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2014, 7(2): 138—145.
- [38] Long Y, Ma M. Recognition of drought stress state of tomato seedling based on chlorophyll fluorescence imaging [J]. *Ieee Access*, 2022, 10: 48633—48642.
- [39] Tatsumi K, Igarashi N, Mengxue X. Prediction of plant-level tomato biomass and yield using machine learning with unmanned aerial vehicle imagery [J]. *Plant Methods*, 2021, 17(1): 77.
- [40] 张皓婷, 李明, 薛海峰, 等. 基于机器学习对不同施肥量处理的番茄识别与估产[J]. *安徽农学通报*, 2023, 29(10): 136—139.
- [41] Rizk H, Habib M K. Robotized early plant health monitoring system [C]. IECON 2018—44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2018: 3795—3800.
- [42] Pradhan P, Kumar B. Tomato leaf disease detection and classification based on deep convolutional neural networks [C]. 2021 First International Conference on Advances in Computing and Future Communication Technologies (ICACFCT). IEEE, 2021: 13—17.
- [43] Bouni M, Hssina B, Douzi K, et al. Impact of pretrained deep neural networks for tomato leaf disease prediction [J]. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2023(1): 5051005.
- [44] Wang Y, Chen Y, Wang D. Convolution network enlightened transformer for regional crop disease classification [J]. *Electronics*, 2022, 11(19): 3174.
- [45] Karthik K, Rajaprakash S, Ahmed S N, et al. Tomato and potato leaf disease prediction with health benefits using deep learning techniques [C]. 2021 Fifth International Conference on I—SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud)(I—SMAC). IEEE, 2021: 1—3.
- [46] 王圆, 祝俊辉, 周贤勇, 等. 基于改进 ResNet 模型的番茄叶片病虫害识别[J]. *激光杂志*, 2024(5): 209—214.
- [47] 崔得东, 冯涛, 白昆, 等. 复杂背景目标探测识别技术综述[J]. *前瞻科技*, 2022(4): 69—80.
- [48] 王琳毅, 白静, 李文静, 等. YOLO 系列目标检测算法研

- 究进展[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(14): 15-29.
Wang Linyi, Bai Jing, Li Wenjing, et al. Research progress of YOLO series target detection algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(14): 15-29.
- [49] Li R, Ji Z, Hu S, et al. Tomato maturity recognition model based on improved YOLOv5 in greenhouse [J]. Agronomy, 2023, 13(2): 603.
- [50] 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, 2020, 36(9): 1-16.
- [51] 任嘉宇. 精细农业下智能管理决策支持系统的研究[J]. 农机使用与维修, 2023(4): 93-95.
- [52] Mahlein A, Oerke E, Steiner U, et al. Recent advances in sensing plant diseases for precision crop protection [J]. European Journal of Plant Pathology, 2012, 133(1): 197-209.
- [53] Sancho-Adamson M, Trillas M I, Bort J, et al. Use of RGB vegetation indexes in assessing early effects of Verticillium wilt of olive in asymptomatic plants in high and low fertility scenarios [J]. Remote Sensing, 2019, 11(6): 607.
- [54] 王丽燕, 朱梦婷, 李莉, 等. 施肥胁迫对温室番茄不同生长期表型数据的影响[J]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 321-326.
Wang Liyan, Zhu Mengting, Li Li, et al. Influence of different fertilization on phenotypic data of greenhouse tomato in all growth periods [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(S1): 321-326.
- [55] Zhang K, Ge X, Shen P, et al. Predicting rice grain yield based on dynamic changes in vegetation indexes during early to mid-growth stages [J]. Remote Sensing, 2019, 11(4): 387.
- [56] Tester M, Langridge P. Breeding technologies to increase crop production in a changing world [J]. Science, 2010, 327(5967): 818-822.
- [57] Fu Y, Yang G, Pu R, et al. An overview of crop nitrogen status assessment using hyperspectral remote sensing: Current status and perspectives [J]. European Journal of Agronomy, 2021, 124: 126241.
- [58] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [59] 毛林, 王坤, 成维莉. 人工智能技术在现代农业生产中的应用[J]. 农业网络信息, 2018(5): 14-15.
- [60] 陈梦娇. 基于云平台的远程环保在线监测系统研究及实现[D]. 北京: 北方工业大学, 2018.

(上接第 73 页)

- [20] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2014: 580-587.
- [21] Girshick R. Fast R-CNN [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2015: 1440-1448.
- [22] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [23] He K, Gkioxari G, Dollar P, et al. Mask R-CNN [J]. arXiv preprint arXiv: 1703.06870, 2017.
- [24] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 779-788.
- [25] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 6517-6525.
- [26] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [27] Bochkovskiy A, Wang C, Liao H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [28] Glenn J. YOLOv5[EB/OL]. <https://github.com/ultralytics/YOLOv5>, 2021-01-15.
- [29] Liu S, Zha J, Sun J, et al. EdgeYOLO: An edge-real-time object detector [C]. 2023 42nd Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2023: 7507-7512.
- [30] Ge Z, Liu S, Wang F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021 [J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.
- [31] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [32] Tian Z, Shen C, Chen H, et al. FCOS: Fully convolutional one-stage object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 9627-9636.