

作物气象自动化观测技术的研究现状与探索

李 鹏^{1,2}, 张志红^{1,3*}, 陈海波¹, 谢婷婷^{1,2}, 马志红^{1,3}, 阙艳红^{1,2}, 周 龙²

¹中国气象局·河南省农业气象保障与应用技术重点实验室, 河南 郑州

²中国电子科技集团公司第二十七研究所, 河南 郑州

³河南省气象科学研究所, 河南 郑州

收稿日期: 2021年10月25日; 录用日期: 2021年11月22日; 发布日期: 2021年11月29日

摘 要

作物气象自动化观测技术的开发、应用和推广是一项加速升级传统农业管理模式、促进我国现代农业发展的新的模式和技术途径, 可有力支撑现代农业的快速发展。本文详细介绍了国内外研究机构作物气象自动观测技术的发展研究与应用现状, 分析了存在的不足和痛点问题, 并指出了该技术与应用的关键技术及发展方向。

关键词

作物气象, 自动化观测技术, 现代农业, 应用现状, 发展方向

Research Status and Exploration of Crop Meteorological Automatic Observation Technology

Peng Li^{1,2}, Zhihong Zhang^{1,3*}, Haibo Chen¹, Tingting Xie^{1,2}, Zhihong Ma^{1,3}, Yanhong Que^{1,2}, Long Zhou²

¹Key Laboratory of Agro-Meteorological Safeguard and Applied Technique in Henan Province, China Meteorological Administration, Zhengzhou Henan

²The 27th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou Henan

³Henan Institute of Meteorological Science, Zhengzhou Henan

Received: Oct. 25th, 2021; accepted: Nov. 22nd, 2021; published: Nov. 29th, 2021

Abstract

The development, application and popularization of crop meteorological automatic observation

*通讯作者。

文章引用: 李鹏, 张志红, 陈海波, 谢婷婷, 马志红, 阙艳红, 周龙. 作物气象自动化观测技术的研究现状与探索[J]. 农业科学, 2021, 11(11): 1046-1051. DOI: 10.12677/hjas.2021.1111142

technology is a new mode and technical way to accelerate the upgrading of traditional agricultural management mode and promote the development of modern agriculture in China, which can effectively support the rapid development of modern agriculture. This paper introduces the development, research and application status of automatic crop meteorological observation technology in research institutions at home and abroad, analyzes the existing shortcomings and pain points, and points out the key technology and development direction of this technology and application.

Keywords

Crop Meteorology, Automatic Observation Technology, Modern Agriculture, Application Status, Development Direction

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

作物气象观测是农业气象业务、服务和科研的基础,是我国综合气象观测系统的重要组成部分,对保障我国粮食安全具有重要意义。增强作物气象观测能力是新世纪和新形势下我国作物生产、防灾减灾和气象事业发展的需要,也是现代气象业务发展的需要[1]。

随着先进传感器、通信网络和图像识别技术的发展,我国作物气象观测方式由人工观测向自动观测转变成为可能。作物气象自动观测可以实现作物生长连续观测,提高工作效率、增强观测资料的客观性、减少人为误差、提高业务的时效性和针对性。通过建立作物自动观测系统,对及时掌握作物生长状况、开展农事活动和现代化农田管理、科学评估气象因子对作物的影响、分析作物气象灾害实况与评估、制作作物产量预报、改进作物模型和陆面模型、提高卫星遥感应用的解译精度与验证能力等,具有重要应用价值。

作物气象观测包含物理要素和生物要素两大块,其中物理要素主要包含空气温度、湿度、风速、风向、降雨量、太阳总辐射、光合有效辐射、冠层叶温等常规气象要素[2] [3];土壤、水分观测等土壤要素,作物气象自动观测主要是测量生物要素作物长势。传统的作物长势观测以人工观测为主费时费力,工作效率低,并且标准不统一、误差大。利用作物自动观测系统,能够实现远程、自动、长期连续测量,并且数据真实、客观、可复现、可追溯。

作物气象自动观测系统从2016年开始进行试点对比观测试验,通过建设作物气象自动观测站对四种农作物(小麦、玉米、棉花、水稻)的发育期、盖度、密度、冠层高度、叶面积指数、干物质重量、生长状况七个特征参数进行自动识别。经过5年的对比观测试验,目前已经初步实现作物发育期、高度、盖度、密度等的自动识别,但是仍有部分特征参数在自动观测上存在困难,尚不具备业务推广条件,需改进算法或识别技术。

2. 国内外作物气象自动化观测技术应用与研究现状

2.1. 国外作物气象自动化观测技术研究现状与应用

国外多个研究机构开展对作物气象自动化观测研究,主要都是通过图像采集设备,获取图像,利用图像分析和深度学习实现观测指标自动识别。2020年8月,Plant Phenomics发表了题为“Global Wheat Head

Detection (GWHD) Dataset: A Large and Diverse Dataset of High-Resolution RGB-Labelled Images to Develop and Benchmark Wheat Head Detection Methods” 的研究论文。来自 7 个国家、9 个研究机构的十几名研究人员通过国际共同研究构建了 Global Wheat Head Detection (GWHD)数据集。这是世界首个汇集了大规模且富于多样性的带有标签的小麦麦穗图像数据集。为了减少此类劳动，研究人员们正在推进通过图像分析和深度学习实现自动化的技术开发。GWHD 数据集在网上公开，旨在为全世界的研究人员在麦穗识别方法的开发和数据标准的制定上提供参考。一些作者提出了针对基于图像的植物表型的深度学习方法，已经提出了几种方法来从高分辨率 RGB 图像中量化小麦头。在文献[4]中，作者开发了一种编码器-解码器 CNN 模型，用于小麦头的语义分割，其性能优于传统的手工计算机视觉技术。文献[5]中吉布斯等人开发了一种小麦头检测和概率跟踪模型来表征田间种植的小麦植物的运动。

Guo 等人通过基于稠密 SIFT 描述子的视觉词典模型对时序图像中对水稻是否开花进行表征。美国加州的 The Climate Corporation 公司利用农业大数据技术采集海量的气候数据、土质检测数据以及农作物的根部检测数据，通过对这些数据进行分析，为人们提供自然灾害的有力预测和作物生长的良好建议。

但是，目前这些方法仅限于科研机构在试验田内做研究，没有一种通用的方法得以大面积推广应用，也没有权威机构统一评估。

2.2. 国内作物气象自动化观测技术应用与研究现状

作物观测是农业气象观测的重要组成部分，通过观测作物生长发育进程，为高产、优质、高效农业服务。中国气象局自 2009 年开始研发农业气象自动观测系统，该系统具有作物生长、农田气象要素观测及环境监控功能，可实现作物发育期、株高、盖度等的自动观测，为防灾减灾、预报预测提供依据[6]。我国学者利用计算机深度学习、图像处理等识别技术，对作物叶面积、发育期及覆盖度进行研究，取得了多方面的成果[7] [8] [9]。自 2016 年起，中国气象局综合观测司组织，河南省气象局牵头，先后在河南、新疆、广西、内蒙古四个省(区)的 13 个农业气象观测站开展了自动化观测试点工作。

在各试点观测区域布设作物气象自动观测站，开展试点实验工作。作物气象自动观测站集作物生长状况观测、监控和分析于一体，由作物气象自动观测仪和业务软件组成，其中作物气象观测仪包括图像传感器、冠层高度传感器、视频传感器、图像采集器和外围设备，其中视频传感器为选装设备，可以与图像传感器合并；软件包括嵌入式软件和省级中心站综合业务软件，详见图 1 作物气象观测站安装效果图。



Figure 1. Installation effect of crop meteorological observation station
图 1. 作物气象观测站安装效果图

自 2015 年起,河南中原光电测控技术有限公司、江苏省无线电科学研究所有限公司、华云升达华云升达(北京)气象科技有限责任公司相关研发团队对此展开研究,利用图像处理和模式识别等技术,分别设计并开发各自的农作物(玉米、小麦、棉花和水稻)长势自动观测系统,并在中国气象局组织开展的农气自动化试点工作中进行了试用,取得了一定的效果。

自动化观测项目包括:发育期、密度、冠层高度、生长状况评定、叶面积指数、干物质质量及覆盖度。经过近五年的试点试验,取得了初步的成效。其中作物发育期、生长状况评定、植株冠层高度、稀植作物密度自动化观测器测值与人工观测数值差异较小,识别精度较高,但年际间精度不够稳定,部分发育期器测值差异较大等问题;而叶面积指数、干物质质量、密植作物密度器测值与人工观测值差异较大,需改进算法或识别技术。

2.3. 对比分析国、内外作物气象自动化观测技术

技术手段上国、内外采用的主要方法相同,都是采用农业机器人、自动观测设备,通过定点观测或者无人机观测,核心技术集中在计算机视觉。计算机视觉处理方面,2015 年以前,依赖传统的方法,人工提取图像颜色、形状、纹理特征。2015 年以后,随着以卷积神经网络为核心的深度学习技术的发展,国内外研究人员都首选深度学习方法,充分利用对象检测、实例分割、语义分割、图像回归展开对各种农作物特征的自动识别。但是由于数据来源不同,不同方法提取观测指标间的差异,不同作物品种基因型差异导致作物气象观测技术在实际应用场景中都难以落地。很多学者的研究对象是盆栽中的植物,有些实验研究,选择的观测区域是人工移栽的植物,这与田间场景相距甚远。我国开展的农气观测试点工作,虽然是大田实景观测,但是不同厂家不同型号采集设备收集的样本视角视场不同、成像质量差异较大,再加上观测区域种植作物品种差异,阻挡了农气观测自动化进程。

3. 作物气象自动化观测技术目前存在的系列问题和不足

3.1. 仅依赖图像识别,技术手段过于单一,急需研发引用多种技术手段

作物自动化观测方面,作物发育期观测中,针对不同的作物与发育期,图像识别技术还需要进一步探索,田间环境较复杂、天气现象多变,相机拍摄光照强度不同、曝光不均衡等多种因素影响到图像质量。其次某些外型特征不明显,如拔节、乳熟等少数作物发育期依靠图像识别不易抓取发育期特征,只能综合多种要素进行推算。稻类、麦类生长植株茎之间密集且相互遮挡,不易使用图像观测密度。叶面积指数的主要从作物的实景图像中反演得到,无法保证测量精度。同时单纯基于图像识别的方式难以准确测量作物的冠层高度,有厂家研制了基于激光测量原理的冠层高度测量仪,试点应用效果较好。

作物气象作物观测中不同作物形态之间差异显著,每一种作物都需要特定的识别程序,不能通用,目前能够进行自动观测的作物较少,特别是关于特色作物的自动化观测仍需进一步探索。已经能够进行自动化观测的作物,还存在观测要素较少,特别是涉及产量构成的要素穗粒数、千粒重等还需人工观测。在识别中要积极研发引用大数据分析、机器学习、人工智能、多光谱遥感等新的技术,不断提高识别精度。

3.2. 高通量表型数据采集已经成为现实,但开发有效且稳健的模型仍然是一项重大挑战

虽然之前的研究已经在单个数据集上测试了部分作物观测指标检测方法,但在实践中,这些深度学习模型难以扩展到现实生活中的表型平台,因为它们是在有限的数据集上训练的,在推断新情况时存在预期的困难[10]。大多数训练数据集在基因型、地理区域和观察条件方面都受到限制。作物特征形态在基因型之间可能存在显著差异,包括大小、倾斜度、颜色和细节特征的存在。由于成熟和衰老,作物和背景冠层的外观也从出苗到成熟发生显著变化。此外,种植密度和模式在全球范围内因不同的种植系统和

环境而异,在种植密度较高的田地中,作物经常相互重叠和遮挡。

处理有限数据集的常见策略是在表型试验场的一部分上训练 CNN 模型,并在场的其余部分上进行测试[11]。这是针对因果模型的实证方法的一个根本缺陷:没有理论保证 CNN 模型对新收购是稳健的。此外,不同作者的方法之间的比较需要大型数据集。不幸的是,今天不存在如此庞大和多样化的作物表型数据集,因为它们主要由单个机构独立获取,限制了用于训练和测试模型的基因型数量、环境和观察条件。此外,由于标记过程繁琐而乏味,因此仅处理了采集图像的一小部分。最后,机构之间的标记协议可能不同,这将限制在共享标记数据集上训练时的模型性能。

4. 作物气象自动化观测技术发展方向

4.1. 建立统一标准,制作标准数据集

通过共同的国际合作努力,建立了一个庞大的、多样化的、和标记良好的不同作物图像数据集。首先,统一采集设备指标,保证不同采集设备采集角度一致,地面采样距离(GSD)一致,图像采集的高度范围一致。其次制定统一的规则,对数据集进行标注。由独立于子数据集机构的两个人审查第一个标记结果。当观察到审稿人之间的巨大差异时,开始另一轮标记和审阅。通过这种协作过程和反复审查确保子数据集的高度准确性和一致性。

4.2. 引用多种技术手段,协同观测

发育期识别,图像特征不明显,无法通过图像识别的发育期,要积极引入新的设备辅助观测。例如冬小麦的越冬、返青期图像特征无法提取,只能根据温度传感器获取的积温进行推算。玉米、小麦、水稻的拔节期是作物茎节快速发育的阶段,玉米拔节期定义为玉米基部节间由扁平变圆,近地面用手可摸到圆而硬的茎节,节间长度约为 3.0 厘米。此特征通过顶部拍摄图像很难准确识别,引入高精度高度测量设备,可以及时准确捕捉作物高度急速变化,精确识别拔节期。

叶面积指数的主要从作物的实景图像中反演得到,无法保证测量精度。后期可考虑增加叶面积指数传感器。通过布设一定数量的向上向下的光量子传感器,同时结合算法模型,可以直接测量作物的叶面积指数。盖度指作物群落总体地上部分垂直投影面积与样方面积之比的百分数,目前试点利用图像识别的方法,可以解决作物绿色叶片垂直投影面积占统计区总面积的百分比问题,但是离实际需求仍有差距,采用激光点云测量技术可以解决植被覆盖度识别问题。按照《作物气象观测规范-作物分册》生长状况评定标准,根据植株密度、高度、叶色、花序、穗大小、籽粒饱满程度、病虫害、气象灾害等方面进行综合评定。作物气象自动观测站只能观测其中个别指标,因此,识别结果具有局限性,需要利用新的技术手段增加识别项。

5. 结论

作物气象自动化观测,是农业生产实现由传统经验转向人工智能,由人工干预转向智能托管转变的关键。尤其是以 AI 为核心的作物气象自动化观测技术的开发、推广和大范围应用,是实现我国由农业大国到农业强国的重要途径和手段。将人工智能、物联网、大数据等通用技术应用于农气气象观测设备研发,推进农业气象定量监测,为“乡村振兴”战略的实施贡献科技的力量和支撑,需要研究人员、开发人员与领域专家通力协作,持续投入。

基金项目

中国气象局·河南省农业气象保障与应用技术重点实验室开放基金(AMF202101),中国气象局创新发展专项(CXFZ2021Z079)。

参考文献

- [1] 中国气象局. 农业气象观测规范[M]. 北京: 气象出版社, 1993.
- [2] 王建林. 现代农业气象业务[M]. 北京: 气象出版社, 2010.
- [3] 侯英雨, 张蕾, 吴门新, 等. 国家级现代农业气象业务技术进展[J]. 应用气象学报, 2018, 29(6): 641-656.
- [4] Sadeghi-Tehran, P., Virlet, N., Ampe, E.M., Reyns, P. and Hawkesford, M.J. (2019) DeepCount: In-Field Automatic Quantification of Wheat Spikes Using Simple Linear Iterative Clustering and Deep Convolutional Neural Networks. *Frontiers in Plant Science*, **10**, 1176. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.01176>
- [5] Gibbs, J.A., Burgess, A.J., Pound, M.P., Pridmore, T.P. and Murchie, E.H. (2019) Recovering Wind-Induced Plant Motion in Dense Field Environments via Deep Learning and Multiple Object Tracking. *Plant Physiology*, **181**, 28-42. <https://doi.org/10.1104/pp.19.00141>
- [6] 张雪芬, 薛红喜, 孙涵, 等. 自动农业气象观测系统功能与设计[J]. 应用气象学报, 2012, 23(1): 105-112.
- [7] 李明, 张长利, 房俊龙. 基于图像处理技术的小麦叶面积指数的提取[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 205-209.
- [8] 杨大生, 吴东丽, 崔石林, 等. 一种基于迁移学习的玉米发育期识别方法研究[J]. 农业科学, 2021, 11(4): 7.
- [9] 李涛. 基于深度学习的棉花发育期自动观测[J]. 安徽农业科学, 2019, 47(11): 237-240.
- [10] Ubbens, J., Cieslak, M., Prusinkiewicz, P. and Stavness, I. (2018) The Use of Plant Models in Deep Learning: An Application to Leaf Counting in Rosette Plants. *Plant Methods*, **14**, No. 1. <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0273-z>
- [11] Jin, X., Madec, S., Dutartre, D., de Solan, B., Comar, A. and Baret, F. (2019) High-Throughput Measurements of Stem Characteristics to Estimate Ear Density and Above-Ground Biomass. *Plant Phenomics*, **2019**, 1-10. <https://doi.org/10.34133/2019/4820305>