

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2024.10.005

武伟, 汪璇, 王成秋, 等. 作物病害图像识别研究进展——基于文献计量的分析 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2024, 46(10): 59-79.

作物病害图像识别研究进展

——基于文献计量的分析

武伟^{1,2}, 汪璇^{1,2}, 王成秋³,
赖凡^{1,2}, 唐国祥⁴, 周鑫斌⁵

1. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715; 2. 重庆市数字农业重点实验室, 重庆 400715;
3. 西南大学 柑桔研究所/中国农业科学院柑桔研究所, 重庆 400712;
4. 重庆市林业局, 重庆 401147; 5. 西南大学 资源环境学院, 重庆 400715

摘要: 病害是影响农作物品质和产量的重要因素, 随着计算机视觉、光学、遥感和物联网技术的进步, 基于图像的作物病害自动识别研究发展迅速. 为深入了解全球作物病害图像识别的相关研究进展, 利用文献计量分析方法对 Web of Science 核心合集(SCI-E)2002—2022 年间作物病害图像识别研究领域发表的相关文献进行分析. 结果表明: 作物病害图像识别研究呈明显上升趋势; 学科领域涉及计算机科学、农学、植物科学、工程、环境生态学、遥感等, 体现出明显的综合性和交叉性特点; 中国、美国、印度、德国等国家发文数量最多, 整体而言各国之间均存在较为密切的交流与合作, 其中中美之间合作最为密切; 在发文量排在世界前 10 的研究机构中有 6 家来自中国, 展现出很强的整体优势; MAHLEIN A K、HUANG W J 和 KHAN M A 是发文量排在前三的核心作者; *Computers and Electronics in Agriculture*、*Frontiers in Plant Science*、*Remote Sensing* 等期刊为主要发表载体; 作物病害图像数据的获取、基于机器学习的作物病害图像识别以及基于深度学习的作物病害图像识别是近 20 年该研究领域的主要热点和重点. 作物病害图像识别的研究深受先进技术推动, 尤其是在当前人工智能技术背景下方兴未艾, 是面向智慧农业的重要组成部分. 而当前数据样本规模偏小, 相似症状的不同病害精确识别困难, 模型可解释性和泛化性有限等问题依旧制约其进一步发展. 构建基于生成式大模型的大规模作物病害数据集, 加强多模态数据融合, 提升模型的可解释性和泛化性, 开展实时监测识别等内容将是未来作物病害图像识别的主要研究方向.

关键词: 作物病害; 图像识别; 文献计量; Web of Science
数据库

中图分类号: S435

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1673-9868(2024)10-0059-21



Research Progress of Crop Diseases Image Recognition

——An Analysis Based on Bibliometrics

收稿日期: 2023-12-04

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0200208); 中国烟草总公司重庆市公司科技项目(B20221NY1314).

作者简介: 武伟, 博士, 教授, 主要从事数字农业、生态环境数字化空间模拟研究.

通信作者: 汪璇, 博士, 副教授.

WU Wei^{1,2}, WANG Xuan^{1,2}, WANG Chengqiu³,
LAI Fan^{1,2}, TANG Guoxiang⁴, ZHOU Xinbin⁵

- 1. College of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China;
- 2. Key Laboratory of Chongqing Digital Agriculture, Chongqing 400715, China;
- 3. Citrus Research Institute, Southwest University/Citrus Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Chongqing 400712, China;
- 4. Chongqing Forestry Bureau, Chongqing 401147, China;
- 5. College of Resources and Environment, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract: The threat of crop diseases is one of the most important factors affecting crop quality and yield. With the advance of computer vision, optics, remoting sensing, and the Internet of Things (IoT), research on imaged-based automated identification and diagnosis of crop diseases has grown rapidly. In order to gain an in-depth understanding of the global research progress in crop diseases image recognition, this study utilized bibliometric analysis methods to analyze the relevant literatures indexed by the Web of Science Core Collection (SCI-E) database from 2002 to 2022. It is found that crop diseases image recognition research has shown a significant upward trend, and the subject areas include computer science, agronomy, plant science, engineering, environmental ecology, and remote sensing, etc., demonstrating substantial interdisciplinary and cross-disciplinary characteristics. Most publications come from China, the United States, India and Germany, and there is a close cooperation among countries, with China-US cooperation being particularly extensive. Six Chinese research institutions are ranked among the top 10 research institutions in terms of publications, showing a strong overall advantage. The top 3 core authors are MAHL-EIN A K, HUANG W J, and KHAN M A. Computers and Electronics in Agriculture, Frontiers in Plant Science, Remote Sensing and other journals are the main publication carriers. The acquisition of crop diseases image data, machine learning-based crop diseases image recognition, and deep learning-based crop diseases image recognition have been the major research focuses in this filed. Technology has greatly accelerated the crop diseases image recognition research, especially in light of artificial intelligence technology, which is an important component of smart agriculture. However, the current development is limited by the lack of large-scale data sets, difficulties in identifying the diseases with similar symptoms, and weak interpretability and generalization of the diseases recognition models. The research direction of crop diseases image recognition can be expected as the construction of large-scale dataset using generative large models, the enhancement of multimodal data fusion, the improvement of interpretability and generalization of the models, as well as the conduct of real-time screening and monitoring in the future.

Key words: crop diseases; image recognition; bibliometric analysis; Web of Science database

病害是制约农业生产的重要因素之一，严重影响着农作物的产量和品质^[1]。随着作物品种类型的不断丰富，病害发生的种类及数量也在增加，使得作物病害有效防治面临着重大挑战^[2]。近年来由于气候变化的影响，肆虐主要粮食和经济作物的病害正变得更具破坏性，并对粮食安全和环境构成越来越大的威胁^[3]。联合国粮农组织(FAO)2021 年发布的科学报告指出，世界范围内每年因病虫害造成的农作物产量损失占全球农作物产量的 40%^[4]。病害的防治已经成为目前农业生产管理中最基本、最重要也是最值得关注的问题之一。

在作物病害的预防与治理中，首先需要精确识别作物所遭受的病害，并对这些病害的种类进行区分，对其严重程度进行评估^[5]。传统的作物病害识别诊断由植保技术人员或者有经验的农业从业者在作物生长

期通过田间作业进行人工观察判断,虽然有一定的准确率,但需要耗费大量的时间和人力物力,难以在大范围内展开,且受观察者自身经验的影响,具有主观性强、效率低、时效性差的缺点,导致经常出现杀菌剂的不当施用,不仅增加了农业生产成本,广泛施药也容易使得作物降质减产,并对环境造成污染^[6]。随着计算机视觉、光学、遥感和物联网技术的发展,可以从不同尺度上采集到 RGB 数码图像、多光谱、高光谱等多源作物信息,基于图像的作物病害自动识别得到了国内外学者的广泛关注,在病害特征提取和分类、病害目标检测和识别及相关算法改进、病害监测预警平台建设等方面开展了大量研究工作,展现出在作物病害诊断和不同植株病害高效识别上的独特潜力和优势^[7-11],可为作物病害的“有效防控”与“精准施药”提供直接支持,对于有效保障作物的产量和品质、提高农药利用率、降低环境风险、促进农业可持续性发展具有重要的应用价值和发展前景^[12]。

全球作物病害图像识别研究正在迅速发展,系统分析和总结现有研究成果,对于揭示该领域的总体特征与热点前沿,探索未来研究方向,寻求不同国家、研究机构和作者之间的合作具有重要意义。目前,虽然有文献^[13-15]对作物病害图像识别的相关研究进展进行过介绍,但主要集中在某些特定技术方面,全面详细的分析还比较有限,对于作物病害图像识别相关内容的计量整合分析更是十分缺乏,很难从整体上系统把握该领域的研究特征和发展趋势。作为一种基于统计学和数学的定量分析方法,文献计量法通过分析文献的分布结构、数量关系和变化规律,已成为对各研究领域总体发展、研究热点及趋势进行分析的得力工具,具有客观和定量的优势^[16]。有鉴于此,为量化梳理所作物病害图像识别研究进展,本研究应用文献计量法对 2002—2022 年累计 20 年间全球相关的核心期刊文献进行分析,借助文献的各种数量特征和知识图谱可视化解析,并结合相关文献阅读,全面揭示该研究领域的发展特征及热点趋势,在此基础上对未来研究工作提出建议和展望,以期为中国作物病害图像识别的深入研究提供参考。

1 材料与方法

1.1 数据来源

选择科学引文数据库(Web of Science, WOS)的核心合集(Web of Science Core Collection)数据库作为检索数据库, WOS 数据集的索引选择科学引文索引扩展(Science Citation Index Expanded, SCI-E),检索时间范围为 2002/01/01—2022/12/31,检索时间为 2023 年 8 月 18 日,文献类型设置为 Article 或 Review,语言为 English,以 TS=((("crop * disease * ") OR ("plant * disease * ") OR ("leaf disease * ") OR ("leaves disease * ")) AND (detection OR recognition OR identification OR treatment * OR diagnosis) AND (image * OR hyperspectral OR multispectral OR dataset *))为检索条件进行高级检索,共筛选出文献 1 193 篇,剔除无关文献和经去重处理后最终得到 1 056 篇文献。

1.2 研究方法

- 1) 使用 WOS 自带的分析功能对 1 056 篇文献进行发文年度变化、国家/地区、研究机构、出版物、作者、所属学科等信息的计量分析,利用 Excel 2019 与 Origin 2023 软件进行统计图计算与绘制,采用发文量、总被引频次、篇均被引频次、*h* 指数等指标定量评估文献的数量和质量。
- 2) 将检索筛选后的 1 056 篇文献以纯文本形式导出,利用 VOSviewer(v1.6.19)软件对检索数据进行共现分析和关键词频数统计。共现分析的内容及主要参数分别设置如下:① 基于检索数据构建文献发表国家/地区、研究结构合作网络图谱,分析类型选择“Co-authorship”,分析单元分别选择“Countries”和“Organizations”,阈值均设为 10;② 基于检索数据构建关键词共现密度图谱,分析类型选择“Co-occurrence”,分析单元为“All keywords”,频数阈值设为 20。关键词频数统计不设置阈值。
- 3) 利用 CiteSpace 6.2.4 软件对导出的检索数据进行关键词突现分析,其中文献时间跨度设定为

2002—2022 年,节点类型设为“keyword”,时间切片为 1 年,选择标准为 Top 10%.

2 结果与分析

2.1 年度发文量及变化趋势

不同年份的发文量能够反映研究人员对该领域的关注程度,一定程度上表明了相关研究领域的发展程度和发展速度^[17].对 WOS 收集到的 1 056 篇文献进行发文时间统计,可以看到 2002—2022 年间作物病害图像识别文献的年度发文量整体呈明显的上升趋势(图 1).从统计数据来看,作物病害图像识别研究大体分为 3 个阶段:2002—2011 年为初始期,相关研究较少,年均论文产出不到 10 篇,处于缓慢培养阶段;2012—2018 年为增长期,年均论文产出超过 30 篇,研究逐渐得到越来越多学者的重视;2019—2022 年为爆发期,论文数量大幅度增加,占 2002—2022 年间总发文量的 83.71%,研究方法、研究内容和研究范围都取得了长足发展^[18-20],这与人工智能发展第三次浪潮的时间节点高度吻合.目前全球农业正处于面向智慧农业的转型时期,人工智能、物联网、大数据、传感器等技术的突破为其提供了创新动力,以上统计数据可以看出作物病害图像识别研究正成为当下作物病害防治关注的焦点.

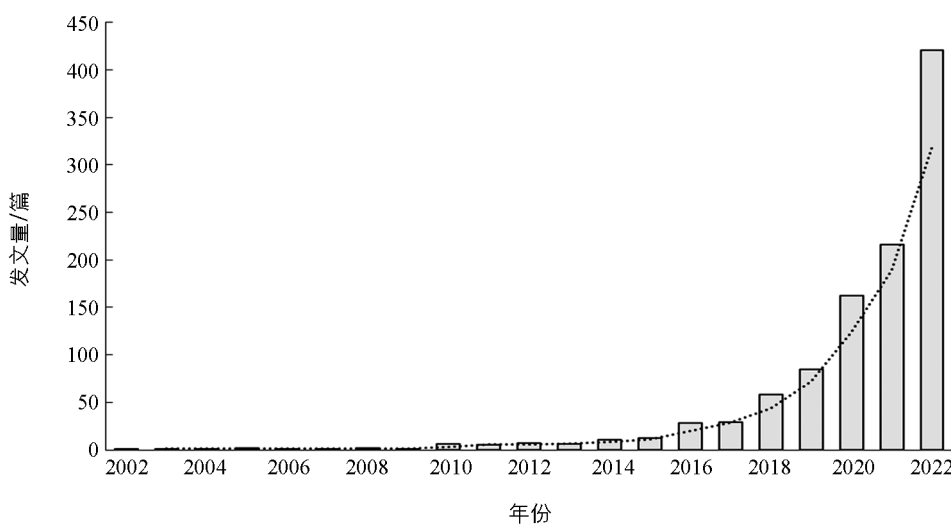


图 1 WOS 2002—2022 年间作物病害图像识别研究年度发文量及增长趋势

2.2 研究力量分布

2.2.1 国家/地区分布

不同区域的论文发表数量一定程度上可以代表该国家/地区在某领域研究的活跃程度,而被引频次则体现了所发表论文在该领域的国际影响力^[17].对全球作物病害图像识别研究发文量 Top 10 的国家/地区进行统计(表 1),其中中国发文量为 389 篇,占总发文量的 36.84%,排名世界第 1 位,体现出中国在该研究领域学术上的活跃性.但是,虽然中国在总发文量、总被引频次和 h 指数上均处于世界领先,篇均被引次数却偏低,表明虽然近年来中国在作物病害图像识别研究领域非常活跃,产出的论文数量也较多,但在全球范围内受关注的程度依然不太高,研究创新点或突破性还有待进一步提升.从国家/地区来看,美国的发文量和篇均被引次数均较高,是作物病害图像识别研究发展非常强劲的国家;德国、意大利和英格兰在 Top 10 的国家/地区中发文量排名较后,但篇均被引频次高,尤其是德国篇均被引频次高达 80.42,该领域被引频次 Top 10 的论文中有 3 篇来自德国^[21-23],研究质量和影响力受到全球广泛关注;印度、巴基斯坦、沙特阿拉伯这些国家虽然发文量排在第 2、4、5 位,但篇均被引频次均较低,研究成果的质量和影响力与先进国家相比仍有较大差距.

表 1 2002—2022 年发文量排名 Top 10 的国家/地区

排名	国家/地区	发文量	占比/%	总被引频次	篇均被引频次	<i>h</i> 指数
1	P. R. China	389	36.84	9 433	24.25	52
2	India	232	21.97	3 995	17.22	34
3	USA	117	11.08	6 299	53.84	37
4	Pakistan	60	5.68	1 414	23.57	20
5	Saudi Arabia	60	5.68	856	14.27	17
6	South Korea	54	5.11	1 490	27.59	15
7	Germany	45	4.26	3 619	80.42	27
8	Italy	35	3.31	1 855	54.00	16
9	England	34	3.22	1 647	48.44	18
10	Australia	30	2.84	796	26.53	14

为进一步了解不同国家/地区之间在作物病害图像识别研究领域的合作关系, 利用 VOSviewer 软件对 Top 10 的国家/地区绘制合作图谱(图 2). 图谱中形成了 2 大合作聚类, 左侧聚类以中国、美国、德国为核心, 右侧聚类包括印度、巴基斯坦、沙特阿拉伯、韩国. 10 个国家/地区之间均有合作关系, 合作交流比较密切. 除此之外, 图谱中最宽的连线出现在中美两国之间, 共有 38 篇合作文献, 其次是巴基斯坦与沙特阿拉伯以及印度与沙特阿拉伯, 分别有 27 篇和 19 篇, 表明以上国家之间的合作最为密切.

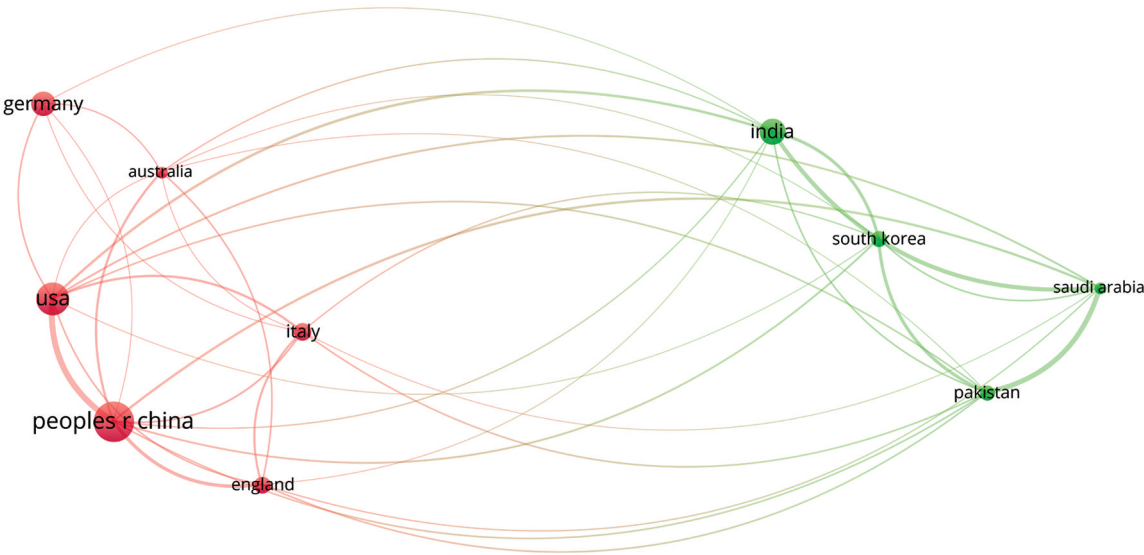


图 2 2002—2022 年 Top 10 的国家/地区合作图谱

2.2.2 核心机构分布

分析研究结构的分布可以帮助了解不同学术机构对该领域的投入和认可程度, 从而有利于机构之间的合作^[24]. 全球开展作物病害图像识别的研究机构中, 发文量排在 Top 10 的机构有 6 家来自中国, 2 家来自美国, 德国和巴基斯坦各有 1 家(表 2). 其中中国科学院发文量为 50 篇, 占世界总发文量的 4.74%, 排名第 2 和第 4 的分别为中国农业大学(42 篇)和国家农业信息化工程技术研究中心(29 篇), 此外安徽大学、中国农业科学院、北京农林科学院的发文量也进入了 Top 10, 体现出中国科研机构的整体优势. 德国波恩大学发文量为 29 篇, 但总被引频次、篇均被引频次和 *h* 指数均为世界第 1, 展现出很高的科研成果质量. 美国农业部农业研究局、佛罗里达大学和巴基斯坦伊斯兰堡 COMSATS 大学也是作物病害图像识别研究的主要核心机构.

表 2 2002—2022 年发文量排名 Top 10 的研究机构

排名	研究机构	发文量	占比/%	总被引频次	篇均被引频次	<i>h</i> 指数
1	Chinese Academy of Science (China)	50	4.74	1 712	34.24	23
2	China Agricultural University (China)	42	3.98	1 313	31.26	18
3	University of Bonn (Germany)	29	2.75	2 879	99.28	23
4	National Engineering Research Centre for Information Technology in Agriculture (China)	29	2.75	520	17.93	12
5	Anhui University (China)	28	2.65	717	25.61	16
6	COMSATS University Islamabad(Pakistan)	23	2.18	522	22.70	12
7	Chinese Academy of Agricultural Science (China)	22	2.08	344	15.64	8
8	United Sates Department of Agriculture(USA)	21	1.99	958	45.62	13
9	Beijing Academy of Agriculture Forestry Sciences(China)	20	1.89	374	18.70	9
10	University of Florida (USA)	19	1.80	654	34.42	12

从 TOP 10 的研究机构合作图谱(图 3)来看,大部分机构之间的交流与合作均较为密切,如中国科学院、中国农业大学、国家农业信息化工程技术研究中心、安徽大学、德国波恩大学、美国农业部农业研究局和佛罗里达大学均有直接的交流与合作.

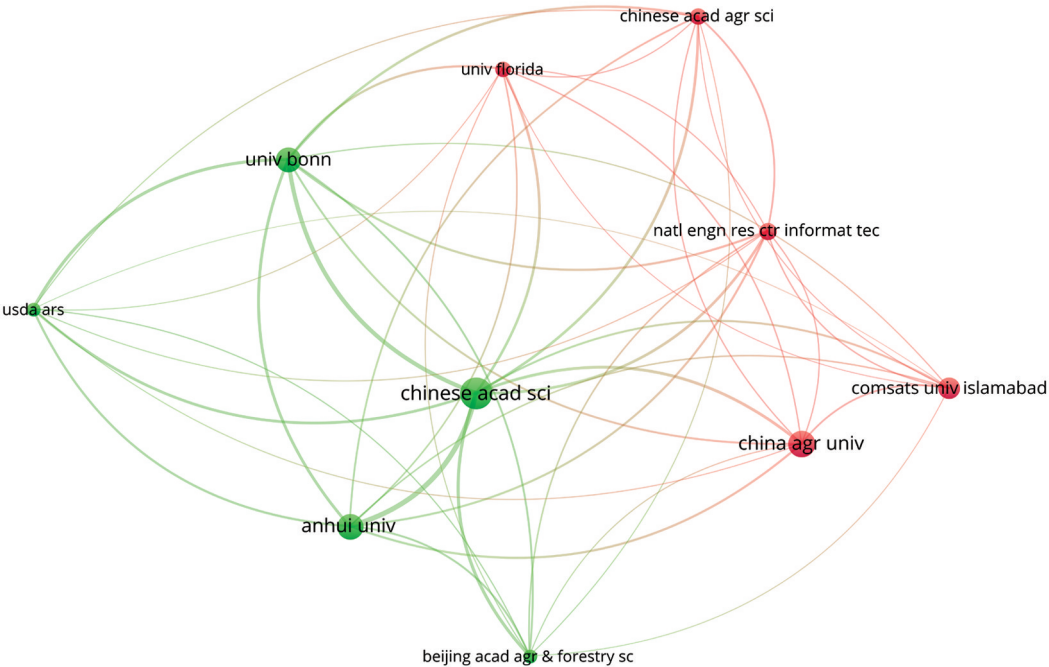


图 3 2002—2022 年 Top 10 的研究机构合作图谱

2.2.3 核心出版物与核心作者分析

对核心出版物进行分析,能够帮助研究人员掌握研究领域的主要期刊,为文献查询、论文撰写及投稿提供指导^[17]. 统计 2002—2022 年全球作物病害识别研究领域发文量 Top 10 的出版物,如表 3 所示. *Computers and Electronics in Agriculture* 是刊载作物病害图像识别相关研究文章数量最多的期刊,发文量占领域发文总量的 11.74%,无论是总被引频次、篇均被引频次和 *h* 指数均排在第 1 位,该刊从本世纪初就开始关注作物病害的图像自动识别诊断研究,目前领域被引频次前 10 的论文中有 5 篇来自该刊^[21, 25-28],是发表作物病害图像识别研究最具影响力的国际期刊. 其次是 *Frontiers in Plant Science* 和 *Remote Sensing*, 发文量占比分别为 8.05%和 5.49%,总被引频次和篇均被引频次中等偏上. 值得注意的是 *Precision*

Agriculture, 该刊作为一本双月刊刊载论文数量少,但是篇均被引频次达到 50.35,期刊刊载论文质量较高,体现出小而精的特点.

表 3 2002—2022 年发文量排名 Top 10 的出版物

排名	出版物	发文量	占比/%	总被引频次	篇均被引频次	<i>h</i> 指数
1	Computers and Electronics in Agriculture	124	11.74	8 119	65.48	44
2	Frontiers in Plant Science	85	8.05	2 735	32.18	18
3	Remote Sensing	58	5.49	1 553	26.78	23
4	IEEE Access	48	4.55	1 679	34.98	23
5	Multimedia Tools and Applications	45	4.26	549	12.20	11
6	Sensors	38	3.60	1 765	46.45	20
7	Agriculture Basel	31	2.94	289	9.32	8
8	CMC Computers Materials Continua	25	2.37	202	8.08	8
9	Agronomy Basel	20	1.89	197	9.85	8
10	Precision Agriculture	17	1.61	856	50.35	13

文献核心作者是科学研究的主体,可以反映一个领域的杰出贡献者.利用普赖斯定律法^[29]进行核心作者判断:根据普赖斯公式 $M_p=0.749(N_{pmax})^{1/2}$, $M_c=0.749(N_{cmax})^{1/2}$, 其中 N_{pmax} 和 N_{cmax} 分别为最高产作者所发表论文的数量和最高被引频次作者的总被引次数, M_p 和 M_c 值为区分核心作者与非核心作者的分界值,即发表论文数量和被引频次分别大于 M_p 和 M_c 值者为核心作者.本研究领域中发文数量和被引频次最多的作者均为德国波恩大学的 MAHLEIN A K, 发文量和被引频次分别为 23 篇和 2 575 次,分别代入公式,计算得到 $M_p=3.59$, $M_c=38.01$, 因此发文量 ≥ 4 篇且被引频次 ≥ 39 的作者即为核心作者.目前作物病害图像识别研究领域有 3 807 位作者发表过学术研究论文,核心作者 173 名,文章发表数量排在 Top 10 的核心作者主要来自德国、中国和巴基斯坦(表 4).来自德国波恩大学的 MAHLEIN A K 以 23 篇论文占据全球作物病害图像识别研究发文量的首位,其总被引频次、篇均被引频次和 h 指数均名列第 1,其中有 3 篇论文位列领域被引频次 Top 10^[21-23],是该领域全球备受关注的学者.中国以 7 名作者在 Top 10 的核心作者中占据绝对优势,发表论文数量、总被引次数和 h 指数均在国内学者中占据首位的是来自中国科学院的 HUANG W J 研究员. HUANG W J 长期从事植被遥感机理与病虫害应用研究,在作物病害图像识别研究方面取得了丰硕的成果,其团队另外 2 名研究人员 DONG Y Y 和 SHI Y 发文量分别排在第 4 和第 10,这些学者是国内从事作物病害监测和图像识别研究的重要力量,在国内外均具有较强的影响力.

表 4 2002—2022 年发文量排名 Top 10 的核心作者

排名	作者	所属机构	发文量	占比/%	总被引频次	篇均被引频次	<i>h</i> 指数
1	MAHLEIN A K	University of Bonn	23	2.18	2 575	111.96	20
2	HUANG W J	Chinese Academy of Science	22	2.08	881	40.05	15
3	KHAN M A	HITEC University	19	1.80	959	47.95	14
4	DONG Y Y	Chinese Academy of Science	15	1.42	426	28.40	10
5	ZHANG J C	Hangzhou Dianzi University	15	1.42	479	31.93	9
6	CHEN J D	Xiamen University	14	1.33	586	41.86	10
7	SHARIF M	COMSATS University Islamabad	13	1.23	804	61.85	10
8	ZHANG D F	Xiamen University	13	1.23	528	40.62	10
9	ZHANG S W	Xijing University	13	1.23	600	46.15	9
10	SHI Y	Chinese Academy of Science	12	1.14	559	46.58	10

2.3 学科分布

作物病害图像识别发表论文共涉及 38 个研究领域, 其中发文量排在 Top 10 的学科如图 4 所示. 计算机科学发文量最多, 共计 400 篇, 占总发文量的 37.88%; 其次是农学(330 篇, 31.25%)、植物科学(252 篇, 23.86%)和工程(251 篇, 23.78%). 此外, 还涉及环境生态学、影像科学与摄影技术、通信、遥感、地质、自然科学(其他主题)等多个学科. 作物病害的图像识别是面向智慧农业的重要组成, 涉及学科领域分布广泛, 以计算机科学、农学、植物科学、工程和遥感领域研究为主, 并且逐渐向其它学科领域渗透, 利用多学科交叉理论与方法来研究不同尺度下的作物病害自动监测与识别已经成为趋势.

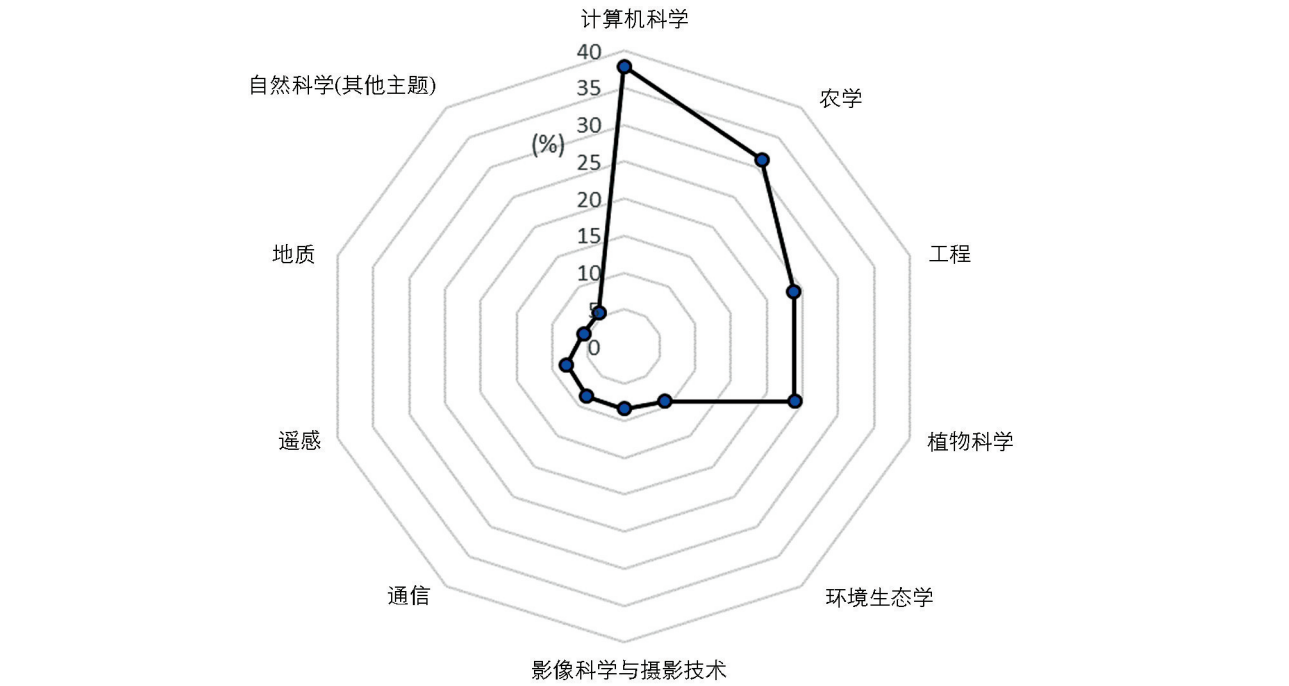


图 4 2002—2022 年发文量 Top 10 的学科领域

2.4 研究热点及其变化

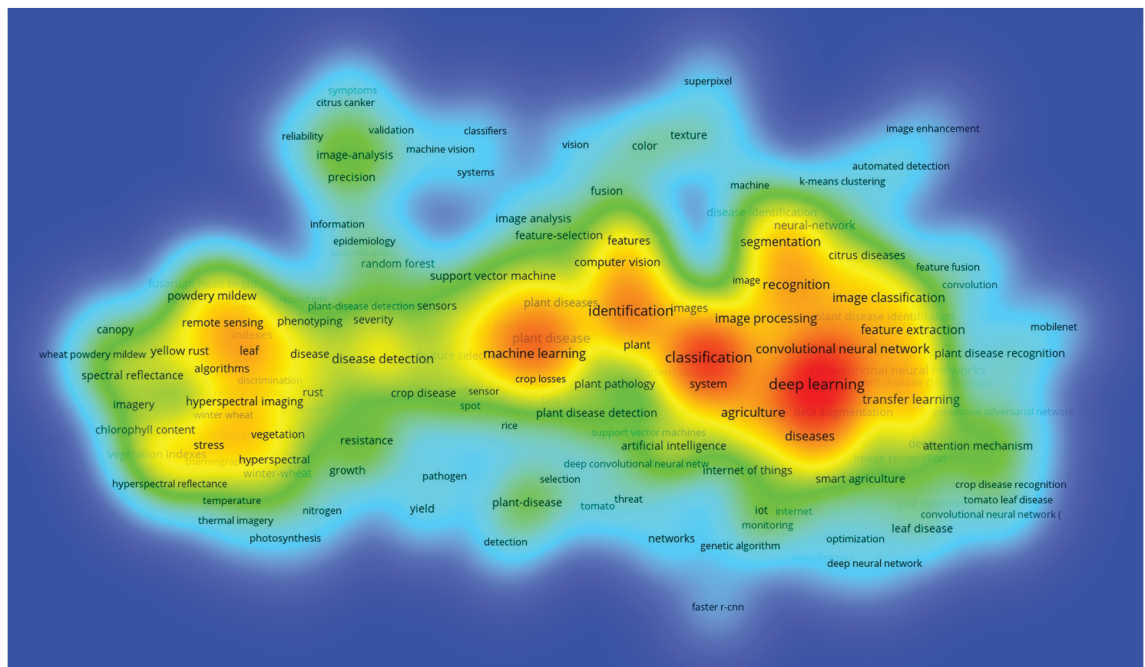
2.4.1 高频关键词分析

关键词是对文章核心内容的高度提炼和概括, 其出现频次和共现密度可以反映出某领域的研究热点^[17]. 利用 VOSviewer 对 1 056 篇文献进行分析, 共得到 3 307 个关键词, 大量关键词的出现意味着作物病害图像识别研究的广泛性和研究焦点的差异性, 对同义词进行合并后统计出现频次 Top 30 的高频关键词(表 5), 同时利用 VOSviewer 对出现频次超过 20 次的关键词绘制共现密度图谱(图 5), 图谱中颜色从绿到红表示关键词共现频次越来越高.

根据高频关键词统计和共现密度图谱并结合相关文献阅读, 梳理归纳该领域的研究文献, 可以发现过去 20 年作物病害图像识别研究热点主要呈现以下内容:

1) 作物病害图像数据获取: 主要关键词有图像、遥感、植被指数、高光谱成像、传感器、表型等. 引起作物病害的病原体以真菌为主^[30], 不同的病原菌危害作物过程中, 被感染作物外部的形态、颜色及生理等会发生变化, 这些特征变化为作物病害的图像识别提供了契机^[31], 因此获取作物病害图像数据是进行病害识别的首要任务. 作物病害的图像数据获取主要分为 4 类: ①基于田间/室内的手持式设备数据获取. 利用专业的相机或者手机在田间或室内拍摄的图像是作物病害数据的主要来源, 同时国内外研究人员还自行研发了一些小型便携式农业病害图像采集仪, 可灵活地将相机镜头推送至采集部位, 通过调整相机位置, 控

排名	频次	关键词	排名	频次	关键词
1	233	Deep learning 深度学习	16	76	Yellow rust 条锈病
2	226	Classification 分类	17	70	System 系统
3	223	Plant disease 作物病害	18	72	Model 模型
4	184	Convolutional neural network 卷积神经网络	19	67	Image 图像
5	154	Identification 识别	20	62	Vegetation index 植被指数
6	137	Machine learning 机器学习	21	50	Hyperspectral imaging 高光谱成像
7	121	Recognition 识别	22	48	Remote sensing 遥感
8	110	Agriculture 农业	23	47	Artificial intelligence 人工智能
9	107	Feature extraction 特征提取	24	46	Resistance 抗病性
10	102	Transfer learning 迁移学习	25	42	Powdery mildew 白粉病
11	97	Disease detection 病害监测	26	38	Reflectance 光谱反射率
12	90	Leaf 叶片	27	36	Support vector machine 支持向量机
13	86	Image processing 图像处理	28	35	Data augmentation 数据增强
14	84	Segmentation 分割	29	32	Color 色彩
15	80	Smart agriculture 智慧农业	30	31	Object detection 目标检测



制相机拍照实现对作物叶片和冠层的数据采集^[32-33]. 这些手持式设备制造成本较低, 具有良好的采集灵活性, 但是人工成本高, 数据采集范围有限, 无法满足高频率、大范围的数据采集需求. ②基于遥感的数据获取. 随着遥感技术特别是无人机技术的发展和成本的降低, 以无人机为代表通过装载不同传感器在大规模田间环境下进行数据采集的遥感方式受到研究人员的广泛关注^[34-37]. 相比传统田间定位, 遥感监测能够迅速采集信息, 空间覆盖率广, 可以从叶片、冠层和区域尺度获得高空间分辨率、高时间分辨率和高光谱分

分辨率的影像^[38]。③基于田间/室内的高通量作物表型数据获取平台。这些平台搭载了成像组件(高分辨率相机、多光谱仪、高光谱仪、热成像仪等)以车载、轨道式、自走式、门架式、悬索式等不同方式布设在田间或室内,能够全自动、无损、高通量对大量植株进行表型成像^[39-42]。但高通量平台价格昂贵,设备维护成本高,传感器组的校准、恶劣天气条件下工作稳定性等技术难题仍未得到有效解决。④作物病害公开数据集。目前公开的作物病害数据集主要包括 Plant Village^[43]、AI Challenger 2018^[44]、Fgvc7^[45]、Fgvc8^[46]、PlantDoc^[47]、Rice Leaf Disease Image Samples^[48]、LWDCD^[49]、Wheat Leaf Dataset^[50]、CGIAR Computer Vision for Crop Disease^[51]等,主要为 RGB 数码图像,涵盖了小麦、水稻、玉米、苹果、葡萄、番茄、棉花、马铃薯、甜菜等 20 余种作物,近百种病害类别。

2) 基于机器学习的作物病害图像识别:主要关键词有分类、识别、机器学习、特征提取、机器视觉、人工智能、支持向量机、随机森林等。自动化和智能化是近 20 年作物病害图像识别研究的主要发展方向^[52],从基于机器学习的作物病害图像识别研究被引频次 Top 10 的文献(表 6)可以看出,作为实现自动化和智能化的重要手段,机器学习在主要粮食和经济作物病害识别中得到了较为广泛的应用。由于作物受病害侵染达到一定程度后作物表型及生理等会发生变化,基于这些明显特征的变化进行病害特征信息提取,并在此基础上选择合适的分类模型进行分类从而完成对不同病害的图像识别是机器学习的主要方式,而特征提取和分类器的选择是机器学习最重要的 2 个部分^[53]。

在特征提取方面,对于 RGB 数码图像提取的目标以病害叶片、病斑为主,主要有形态提取^[54]、颜色提取^[55]、纹理提取^[56]以及颜色、纹理、形态相结合的提取^[57]。对于多光谱和高光谱图像,与病害胁迫相关的光谱特征和植被指数特征是最常被使用的 2 类特征提取信息^[58-59]。前者主要利用光谱反射率在作物表面病害区域和健康区域的差异,通过对不同作物不同胁迫的光谱响应分析确定具体某一个特定的波谱区间甚至特定波段。后者是指使用多光谱或高光谱数据经线性或非线性计算产生的与作物病害症状密切相关的敏感植被指数,如归一化植被指数^[60]、差异植被指数^[61]、重归一化差异植被指数^[62]、叶片叶绿素指数^[63]等,从而建立基于敏感植被指数特征的作物病害识别模型,在对小麦、水稻、棉花等作物病害识别上取得了较好的效果^[64-66]。此外由于作物病害发生初期,病害的危害较轻,但光谱信息仍会有细微变化,因此光谱特征对于早期作物病害识别监测具有特别的优势。

在分类器的选择上,经典的分类器如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、决策树(Decision Tree, DT)、径向基函数(Radial Basis Function, RBF)网络、逻辑回归(Logistic Regression, LR)算法、K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法等均可用于作物病害图像识别,其中 SVM、RF 和 ANN 等应用最为普遍^[67-68]。同时很多研究还对分类器效果进行了对比试验与评价,如 Almoujahed 等^[69]以识别小麦生长晚期赤霉病为研究目标,通过推扫式高光谱平台拍摄高光谱图像构建数据集,用于 SVM、LR、ANN 等机器学习分类算法的训练,试验结果表明,小麦生长晚期可以利用 400~1 000 nm 光谱范围的高光谱相机在田间条件下对小麦赤霉病进行准确识别,其中 SVM 的性能优于 LR 和 ANN。

基于机器学习的识别方法有鲁棒性强、对计算资源要求不太高以及特征解释能力较强等方面的优势,在作物病害图像识别方面取得了一定的成效。但自动诊断模型的性能很大程度上依赖所获取图像的质量和人工选择的特征,而人工选择特征需要很强的专业背景和知识储备,并具有较强的主观性。同时受作物类型、病害种类、拍摄环境等因素的影响,作物病害症状复杂多样,不少病害对作物表型造成的损伤没有明显清晰的边界,人工很难对特征设计进行深入细致的优化,这些困难使得识别模型在模型精度方面,特别是在复杂场景下很难获得进一步提升^[52]。

表 6 2002—2022 年基于机器学习的作物病害图像识别主要研究成果

作物	病害	数据源	提取特征	分类器	分类精度	被引频次	文献
甜菜	叶斑病、叶锈病、白粉病	实验室高光谱	植被指数	SVM	叶斑病：98.90％ 叶锈病：61.70％ 白粉病：97.23％	510	[21]
柑橘	炭疽病、黑斑病、溃疡病、疮痂病、黄龙病、黑点病	病害公开数据集＋数码相机可控环境拍摄	形态＋颜色＋纹理	M-SVM	炭疽病：96.90％ 黑斑病：98.70％ 溃疡病：99.10％ 疮痂病：97.60％ 黄龙病：96.80％ 黑点病：97.10％	208	[70]
冬小麦	白粉病、叶锈病	星载多光谱	植被指数	DT	健康：64.20％ 染病：78.40％	189	[71]
水稻	白叶枯病、稻瘟病、褐斑病、东格鲁病	病害公开数据集＋数码相机可控环境拍摄	形态＋颜色＋纹理	SVM	白叶枯病：98.38％ 稻瘟病：96.43％ 褐斑病：96.70％ 东格鲁病：100.00％	153	[48]
棉花	细菌性角斑病、茎枯病	数码相机可控环境拍摄	形态＋颜色＋纹理	SVM	最高：83.00％	148	[72]
油橄榄	黄萎病	机载高光谱	植被指数	LDA＋SVM	5 级程度诊断，平均：79.20％	146	[73]
苜蓿	叶斑病、叶锈病、小光壳叶斑病、褐斑病	数码相机可控环境拍摄	形态＋颜色＋纹理	SVM、RF、KNN	均接近 80.00％	86	[74]
大豆	大豆茎秆炭腐病	实验室高光谱	敏感波段	GA＋SVM	97.00％	84	[75]
苹果	黑斑病、斑点落叶病	数码相机可控环境拍摄	颜色＋纹理	SVR_rbf SVR_poly ANN	最高：96.30％ 最低：82.30％	70	[76]
西葫芦	白粉病	实验室高光谱＋机载高光谱	植被指数	RBF	实验室数据 早期：82.00％ 后期：99.00％ 机载数据 早期：89.00％ 后期：96.00％	66	[77]

3) 基于深度学习的作物病害图像识别：主要关键词有深度学习、卷积神经网络、识别、目标检测、分割、迁移学习、图像处理、数据增强等。深度学习脱胎于机器学习，但相比传统机器学习复杂的特征提取工作，深度学习可以自动挖掘图像中的深层分类特征进而提升识别的准确度，实现了特征提取和分类的一体化，避免了人为特征选择和分阶段组合训练所导致的局限^[78]。

在深度学习中，卷积神经网络因其优秀的性能在图像识别领域得到了广泛的重视，已涌现许多经典的模型，如 LeNet^[79]、AlexNet^[80]、GoogLeNet^[81]、VGGNet^[82]和 ResNet^[83]等，在图像级图像分类任务中展现出很强的优势。研究人员围绕如何利用已有的卷积神经网络进行作物病害图像识别开展了大量的工作，

如 Mohanty 等^[84]采用 Plant Village 数据集的 14 种作物共 26 种实验室受控简单背景病害图像,利用 GoogLeNet 和 AlexNet 进行训练,通过统一训练和测试,发现在测试集中的平均识别准确率分别为 99.34%和 85.33%。此外为了减少训练参数,提升网络收敛速度,并提高识别模型的泛化能力和预测精度,不少研究人员在已有经典网络模型的基础上进行了改进和优化,主要包括网络架构的优化^[85]、样本数据正则化处理^[86]和网络深度调整^[87]等。

由于大量在实际自然环境下采集的作物病害图像数据包含了复杂的环境背景,为了准确获取病害目标在图像中的位置,并给出所属类别信息,目标检测算法被应用在作物病害目标级识别检测中。目前,目标检测主要有 2 类算法:一类是基于回归思想的单阶段算法,主要代表为 YOLO^[88]和 SSD^[89];另一类是基于分类思想的两阶段算法,主要代表有 R-CNN^[90]、Fast R-CNN^[91]和 Faster R-CNN^[92]。从表 7 可以看出 2 类目标检测算法均在作物病害目标级检测识别中得到应用。使用单阶段算法的学者选择 YOLO 系列算法的居多,不少研究聚焦于网络结构的改进以提高识别精度^[93],有的则专注于网络的轻量化工作,在获得更高准确率的同时提升了识别速度^[94]。由于两阶段算法能够选择不同的主干结构和特征融合方式,如何获取更好的卷积特征以及如何融合不同尺度的特征从而获得更好的识别效果,成为很多使用两阶段算法研究人员聚焦的重点^[95]。

表 7 作物病害目标级检测研究对比

类别	作物	病害	数据源	网络模型	平均精度/%	文献
单阶段	番茄	立枯病	数码相机田间拍摄 + 线上采集	MobileNetv2-YOLOv3	93.24	[96]
	甘蔗	白叶病	机载 RGB	YOLOv5	95.00	[36]
	茶叶	叶枯病	机载 RGB	YOLO-Tea	82.60	[97]
	苹果	斑点落叶病、褐斑病、灰斑病、花叶病、叶锈病	数码相机田间拍摄	MEAN-SSD	97.07	[98]
两阶段	水稻	东格鲁病	数码相机田间拍摄	Faster R-CNN	96.00	[99]
	水稻	稻瘟病、胡麻斑病	病害公开数据集 + 数码相机田间拍摄	Faster R-CNN	98.85	[100]
	甜菜	叶斑病	公开数据集	Faster R-CNN	95.48	[101]

在像素级的识别方面,作物病害图像识别常使用语义分割和实例分割 2 种方法。通过分割网络的处理,可以准确地识别每个像素点所在位置、所属类别以及相应的几何属性,能够更深入地了解病害的形态特征,进一步识别和分析病害的严重程度,从而极大地提高作物病害识别的准确性和细节表现。目前常用的分割网络主要包括全卷积网络 FCN^[102]、Mask R-CNN^[103]和 Transformer^[104],同时一些学者围绕网络模型的选择和改进开展了不少研究工作^[105-106]。

随着研究的深入,近年来出现了一批将深度学习和移动终端相结合的轻量级作物病害识别系统,可安装在移动终端供用户使用^[107-108]。同时边缘计算技术因其计算过程通过本地而无需与云端交互这一特点,较好地解决了作物病害识别时间延迟过长的瓶颈,促进了基于移动设备的作物病害识别研究^[109]。

深度学习之所以能有强大的特征表达优势,其必要条件之一是需具备大规模的样本数据进行训练和优化^[110]。但由于农业生产环境的复杂性以及不同作物不同病害发生频率的差异,作物病害图像样本数据规模普遍相对偏小且不同类型的病害数据数量存在严重的不均衡,而训练数据不足容易使模型出现过拟合^[110],从而影响模型的泛化识别效果。除了空间几何变换法和添加噪声法等常用数据增强方法,近年来对抗式生成网络 GANs^[111]的引入有助于增加训练样本的多样性。除此之外,迁移

学习的出现一定程度上缓解了训练数据不足的问题,其本质是将某个任务上学习到的知识应用到另一个不同但相关的任务^[112],如 Chen 等^[113]利用在大型公开图像数据集 ImageNet 上预训练好的 VGGNet 模型,以玉米和水稻为研究对象,在田间实际环境下分别采集了 5 种水稻病害和 4 种玉米病害的 RGB 图像,分别计 500 幅和 466 幅,利用预训练好的模型加以微调进行迁移学习,平均识别准确率达到 92%。此外迁移学习还在葡萄、番茄等作物病害识别中有着良好表现,证明了其在基于深度学习的作物病害识别方面的有效性^[114-115]。

目前基于深度学习的作物病害图像识别研究出现了多种类型的方法,各类方法均存在不同程度的优劣。以卷积神经网络为代表的作物病害图像分类由于能够自动提取图像中的关键特征,更好地捕捉病害表征丰富的细节特点,极大地提高了病害识别的效率和准确率,尤其是病害部位占据图像主要空间时具有很高的准确率,成为基于深度学习的作物病害图像识别主流方法之一,但其只能进行病害类型及等级的判断,无法自动检测出作物病害侵染区域及其准确位置。单阶段和两阶段目标检测算法在自然生产条件下对一些作物病害的位置定位和识别方面已取得了较好的检测效果,其中两阶段检测算法在精度方面略有优势,单阶段检测算法在保证精度的同时拥有更好的识别速度。但目前的目标检测也存在一些问题:一是缺乏统一的病斑边界框划定标准,导致不同研究的病斑边界框标识混乱,某些研究的可靠性有待验证;二是复杂自然场景下的病害目标检测研究还需提升,尤其是阴影、遮挡、复杂背景、小病斑等叠加的密集场景,小目标病害检测仍待进一步深入。像素级识别虽然在复杂场景识别定位方面更具优势,能获得更详细的病害信息,但数据集构建成本高、时间长,同时无论是语义分割还是实例分割,其使用的网络结构对输入数据规范化都有较高的要求。此外,深度学习算法的性能受作物病害数据质量及规模、计算资源等因素的影响,根据不同应用场景和实际需求,合理选择适用的模型、优化策略及数据增强技术有助于提升病害的识别效果。

2.4.2 关键词突现分析

突现性较高的关键词是某个时期内频次变化率高的词,能反映其研究热点前沿^[17]。为了解作物病害图像识别不同时期研究热点的变化,利用 CiteSpace 对 2002—2022 年间的文献进行突现分析,共筛选出跨越 1 年以上的突现词 165 个,合并相近意思的关键词及短语后,最终筛选出突现强度高的 Top 20 个关键词(表 8)。可以看出,在研究的前期由于发表论文数量少,突现关键词少且突现强度也较低,研究主要围绕传统的图像分析技术进行作物病害识别诊断。从 2012 年开始,“叶片”“分类”“特征选择”“支持向量机”“遥感”“高光谱成像”“人工智能”“精准农业”等突现词大量出现,说明作物病害图像识别研究的热点发生了很大变化,面向精准农业发展成为作物病害识别研究的核心主题。随着人工智能技术的进步,对图像病害特征进行提取并在此基础上利用分类器进行分类的机器学习方法成为这一时期研究的重点,与此同时利用光学遥感监测进行作物病害区分与判别也受到广泛重视,热度一直持续至今。伴随着机器学习的发展,深度学习取得重大突破,2019 年后“深度学习”和“卷积神经网络”成为新的突现关键词且突现强度远高于其他突现词,将结合图像处理的深度学习技术应用于作物病害图像自动识别成为新的研究焦点,同时面向智慧农业的发展需求也为其提供了更多的应用场景和发展动力,无人机作为作物数据采集的主要方式在这一时期也是较为突出的热点。突现性距今最近的关键词是“数据增强”(突现时间 2021—2022 年)、“目标检测”(突现时间 2021—2022 年)和“边缘计算”(突现时间 2021—2022 年),表明如何解决作物病害样本数据规模有限的困难,以及提升复杂自然环境下小目标病害检测与细粒度识别的准确率是当前作物病害图像识别研究的热点前沿。除此之外,将图像识别技术与边缘计算相结合,以实现在农田等边缘环境中对作物病害的快速检测和识别也是目前作物病害图像识别研究的热点前沿。

表 8 2002—2022 年 Top 20 的高突现性关键词

序号	关键词	强度	突现年份
1	Image analysis 图像分析	2.98	2004—2008
2	Plant diseases 作物病害	2.74	2006—2011
3	Leaf 叶片	6.51	2012—2019
4	Classification 分类	16.51	2014—2018
5	Feature selection 特征选择	8.97	2014—2017
6	Support vector machine 支持向量机	5.41	2014—2016
7	Algorithms 算法	3.99	2014—2016
8	Remoting sensing 遥感	8.77	2015—2022
9	Hyperspectral imaging 高光谱成像	7.91	2015—2022
10	Artificial intelligence 人工智能	12.71	2015—2022
11	Precision agriculture 精准农业	7.31	2016—2018
12	Deep learning 深度学习	27.47	2019—2022
13	Convolutional neural network 卷积神经网络	20.69	2019—2022
14	Unmanned aerial vehicle 无人机	10.33	2019—2022
15	Smart agriculture 智慧农业	13.62	2020—2022
16	Transfer learning 迁移学习	8.54	2020—2022
17	System 系统	6.81	2020—2022
18	Data augmentation 数据增强	8.77	2021—2022
19	Objection Detection 目标检测	6.47	2021—2022
20	Edge computing 边缘计算	3.21	2021—2022

3 结论与展望

3.1 结论

本文以 Web of Science 核心数据集 2002—2022 年累计 20 年作物病害图像识别领域的 1 056 篇期刊论文为研究对象,利用文献计量的方法,从文献数量的年变化趋势、主要研究力量、学科分布以及研究热点及其变化等方面,分析研究了当前作物病害图像识别研究的现状与趋势,得到如下结论:

1) 作物病害图像识别研究在过去 20 年呈明显上升趋势,2002—2011 年为初始期,2012—2018 年为增长期,2019 年后高速发展,至 2022 年 12 月间发文量占总发文量的 83.71%,与人工智能第三次发展浪潮的时间节点高度吻合,已成为智慧农业发展研究的重要组成部分。

2) 中国、美国、印度、德国等国家发文数量最多,整体而言各国之间均存在较为密切的交流与合作,其中中美之间合作最为密切。发文量前 10 的机构中有 6 家来自中国,展现出中国科研结构的整体优势,德国波恩大学总被引频次、篇均被引频次和 h 指数均为世界第 1,体现出很高的科研成果质量。MAHLEIN A K、HUANG W J 和 KHAN M A 是发文量排在前 3 的核心作者。

3) *Computers and Electronics in Agriculture*、*Frontiers in Plant Science* 和 *Remote Sensing* 是作物病害图像识别研究领域主要来源出版物,其中 *Computers and Electronics in Agriculture* 发文量占领域发文总量的 11.74%,总被引频次、篇均被引频次和 h 指数均排在第 1 位。学科研究领域涉及计算机科学、农学、植物科学、工程、环境生态学、遥感等,体现出明显的综合性和交叉性特点。

4) 根据高频关键词统计、共现密度图谱和突现词分析并结合相关文献阅读发现,作物病害图像识别研

究的核心内容为作物病害图像数据获取、基于机器学习的作物病害图像识别以及基于深度学习的作物病害图像识别 3 个方面。其中作物病害图像数据获取主要聚焦于手持式设备获取、遥感、高通量作物表型数据获取平台和作物病害公开数据集。基于机器学习的作物病害图像识别重点关注特征选取和分类器的选择。近年来研究热点逐渐过渡到基于深度学习的作物病害图像识别,并从图像级分类向目标级和像素级检测深入,同时为缓解作物病害图像样本数据量不足的问题,数据增强技术和迁移学习成为研究者关注的重要内容。除此之外将图像识别技术与边缘计算相结合,以实现在农田等边缘环境中对作物病害的快速检测和识别是目前作物病害图像识别研究的热点前沿。

3.2 展望

随着计算机视觉、光学、物联网和遥感技术的进步,基于图像的作物病害自动识别发展迅速,在作物病害检测领域展现出强大的潜力和广阔的应用前景,为作物病虫害防治提供了重要的技术支持和解决方案,但由于农业生产条件及病害本身特点的复杂性,研究中仍然存在一些尚未解决的问题,有鉴于此,本文提出以下建议和展望:

1) 构建基于生成式大模型的大规模作物病害数据集。目前结合图像处理的深度学习是作物病害图像识别研究的主要技术趋势,但深度学习取得高准确率的前提条件之一是需要大规模的样本数据来进行训练和优化,然而农业生产环境的复杂性导致数据的采集有一定困难且总体成本较高,同时不同作物不同病害发生频率存在较大的差异,使得作物病害图像样本数据规模普遍相对偏小且不同类型的病害数据数量存在严重的不均衡。除了鼓励研究人员、农业技术人员和相关专家共享各自研究工作中获取的数据,积极打造作物病害数据共享资源平台外,生成式人工智能特别是生成式大模型的技术突破为从根本上解决作物病害图像数据规模问题提供了契机,构建基于生成式大模型的大规模作物病害数据集可能是未来作物病害图像识别研究最重要的方向之一。

2) 加强多模态数据融合。病害胁迫造成作物生理机制与形态特征发生变化,但不同病害在不同作物表面经常会有相似的症状,因此利用 RGB 数码图像进行具有相似症状表征的不同病害识别一直是领域内的难题。光谱数据具有光谱连续性的特点,由于病害胁迫会影响作物的光谱特征,使得利用光谱数据实现相似性状表征的不同病害识别成为可能。然而不同病害同一时期可能会出现相同的光谱特征,导致“同谱异物”现象的发生,使得仅利用单一光谱数据容易导致误判,因此未来须加强重要作物病害多模态数据融合,从而为科学判断不同病害在检测中表现出的表征和光谱差异性提供依据,提高复杂条件下作物病害的识别准确度。

3) 提升模型的可解释性和泛化性。作为目前作物病害图像识别研究主要技术趋势的深度学习,虽然在病害识别准确率方面展现出很大的优势,但深度学习的“黑箱”特点导致模型的可解释性差,使得识别结果及据此做出的决策可信度受到挑战,因此加强模型的可解释性研究,提高模型的透明度和信任度是后续研究应关注的重点之一。此外,目前不少在既定数据集上表现优异的模型泛化性有限,很难应对复杂自然环境下的识别要求,使得模型真实应用比较困难,如何提升模型的泛化能力,使其能真正应用于实际农业生产环境,更好地满足智能农情监测实际需要是研究人员未来应关注的重要内容。

4) 开展作物病害实时监测识别。当前大部分作物病害识别研究大都聚焦于静态图像,缺乏长时间序列的高时间分辨率监测成果,但作物病害从发病到凋枯直至死亡普遍时间较短,低时间分辨率尺度的研究很难满足对现有病情发展的精准监测。由于航空及无人机技术等的进步,病害的监测识别范围已从田间与实验室扩展到农户农场乃至区域尺度,随着智慧农业的快速发展,农业物联网、新型传感器、空天地遥感技术日趋成熟,初步形成了立体化、全方位的观测体系,这为实现作物生长状况的

实时监测识别提供了可能。因此未来应进一步加强与农业基础理论的结合,在对图像分析基础上,充分考虑作物生长规律以及病原生物学特性等因素,结合不同作物病害发病周期开发实时监测识别产品,从而及时发现新的染病植株并识别出不同病害严重度,这对病情及治理的精准把控和对新发病情“早发现、早防治”具有重要意义。

参考文献:

- [1] STRANGE R N, SCOTT P R. Plant Disease: A Threat to Global Food Security [J]. Annual Review of Phytopathology, 2005, 43: 83-116.
- [2] 刘万才,刘振东,黄冲,等. 近 10 年农作物主要病虫害发生危害情况的统计和分析 [J]. 植物保护, 2016, 42(5): 1-9, 46.
- [3] 谭光万,王秀东,王济民,等. 新形势下国家粮食安全战略研究 [J]. 中国工程科学, 2023, 25(4): 1-13.
- [4] Food and Agriculture Organization of the United Nations. 2021 Annual Report—Plant Production and Protection [R]. Rome, 2022.
- [5] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等. 农作物病虫害识别关键技术研究综述 [J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 1-18.
- [6] 邱德文. 我国植物病害生物防治的现状与发展策略 [J]. 植物保护, 2010, 36(4): 15-18, 35.
- [7] 陈雷,袁媛. 大田作物病害识别研究图像数据集 [J]. 中国科学数据, 2019, 4(4): 85-91.
- [8] 黄文江,刘林毅,董莹莹,等. 基于遥感技术的作物病虫害监测研究进展 [J]. 农业工程技术, 2018, 38(9): 39-45.
- [9] 张凝,杨贵军,赵春江,等. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望 [J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 403-422.
- [10] ZHANG J C, HUANG Y B, PU R L, et al. Monitoring Plant Diseases and Pests through Remote Sensing Technology: A Review [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104943.
- [11] 杭立,车进,宋培源,等. 基于机器学习和图像处理技术的病虫害预测 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2020, 42(1): 134-141.
- [12] 王海光. 智慧植保及其发展建议 [J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(10): 1-21.
- [13] 邵明月,张建华,冯全,等. 深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展 [J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(1): 29-46.
- [14] 慕君林,马博,王云飞,等. 基于深度学习的农作物病虫害检测算法综述 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(S2): 301-313.
- [15] BOULENT J, FOUCHER S, THÉAU J, et al. Convolutional Neural Networks for the Automatic Identification of Plant Diseases [J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 941.
- [16] 郑文晖. 文献计量法与内容分析法的比较研究 [J]. 情报杂志, 2006, 25(5): 31-33.
- [17] 张增可,王齐,吴雅华,等. 基于 CiteSpace 植物功能性状的研究进展 [J]. 生态学报, 2020, 40(3): 1101-1112.
- [18] AHILA PRIYADHARSHINI R, ARIVAZHAGAN S, ARUN M, et al. Maize Leaf Disease Classification Using Deep Convolutional Neural Networks [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(12): 8887-8895.
- [19] CHEN W R, CHEN J D, DUAN R, et al. MS-DNet: A Mobile Neural Network for Plant Disease Identification [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107175.
- [20] ALGULIYEV R, IMAMVERDIYEV Y, SUKHOSTAT L, et al. Plant Disease Detection Based on a Deep Model [J]. Soft Computing, 2021, 25(21): 13229-13242.
- [21] RUMPF T, MAHLEIN A K, STEINER U, et al. Early Detection and Classification of Plant Diseases with Support Vector Machines Based on Hyperspectral Reflectance [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 91-99.
- [22] MAHLEIN A K, RUMPF T, WELKE P, et al. Development of Spectral Indices for Detecting and Identifying Plant Diseases [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 128: 21-30.
- [23] MAHLEIN A K, OERKE E C, STEINER U, et al. Recent Advances in Sensing Plant Diseases for Precision Crop Pro-

- tection [J]. *European Journal of Plant Pathology*, 2012, 133(1): 197-209.
- [24] 肖春艳,胡情情,陈晓舒,等. 基于文献计量的大气氮沉降研究进展 [J]. *生态学报*, 2023, 43(3): 1294-1307.
- [25] TOO E C, LI Y J, NJUKI S, et al. A Comparative Study of Fine-Tuning Deep Learning Models for Plant Disease Identification [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 161: 272-279.
- [26] SANKARAN S, MISHRA A, EHSANI R, et al. A Review of Advanced Techniques for Detecting Plant Diseases [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 72(1): 1-13.
- [27] KHANAL S, FULTON J, SHEARER S. An Overview of Current and Potential Applications of Thermal Remote Sensing in Precision Agriculture [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 139: 22-32.
- [28] FERENTINOS K P. Deep Learning Models for Plant Disease Detection and Diagnosis [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 145: 311-318.
- [29] 钟文娟. 基于普赖斯定律与综合指数法的核心作者测评——以《图书馆建设》为例 [J]. *科技管理研究*, 2012, 32(2): 57-60.
- [30] 宋勇,陈兵,王琼,等. 无人机遥感监测作物病虫害研究进展 [J]. *棉花学报*, 2021, 33(3): 291-306.
- [31] MARTINELLI F, SCALENGHE R, DAVINO S, et al. Advanced Methods of Plant Disease Detection. A Review [J]. *Agronomy for Sustainable Development*, 2015, 35(1): 1-25.
- [32] LAMPSON B D, HAN Y J, KHALILIAN A, et al. Development of a Portable Electronic Nose for Detection of Pests and Plant Damage [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 108: 87-94.
- [33] POTTER J J, TAN S, PENCZYKOWSKI R M. Robotany: A Portable, Low-Cost Platform for Precise Automated Aerial Imaging of Field Plots [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(10): 1860-1866.
- [34] DENG X L, ZHU Z H, YANG J C, et al. Detection of Citrus Huanglongbing Based on Multi-Input Neural Network Model of UAV Hyperspectral Remote Sensing [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(17): 2678.
- [35] CHEN T T, YANG W G, ZHANG H J, et al. Early Detection of Bacterial Wilt in Peanut Plants through Leaf-Level Hyperspectral and Unmanned Aerial Vehicle Data [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 177: 105708.
- [36] AMARASINGAM N, GONZALEZ F, SALGADOE A S A, et al. Detection of White Leaf Disease in Sugarcane Crops Using UAV-Derived RGB Imagery with Existing Deep Learning Models [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(23): 6137.
- [37] 张晓东,杨皓博,蔡佩华,等. 松材线虫病遥感监测研究进展及方法述评 [J]. *农业工程学报*, 2022, 38(18): 184-194.
- [38] FENG L, CHEN S S, ZHANG C, et al. A Comprehensive Review on Recent Applications of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing with Various Sensors for High-Throughput Plant Phenotyping [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 182: 106033.
- [39] ENCISO J, MAEDA M, LANDIVAR J, et al. A Ground Based Platform for High Throughput Phenotyping [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 141: 286-291.
- [40] ZHANG C Y, CHEN W D, SANKARAN S. High-Throughput Field Phenotyping of *Ascochyta* Blight Disease Severity in Chickpea [J]. *Crop Protection*, 2019, 125: 104885.
- [41] ZHANG C Y, CRAINE W A, MCGEE R J, et al. High-Throughput Phenotyping of Canopy Height in Cool-Season Crops Using Sensing Techniques [J]. *Agronomy Journal*, 2021, 113(4): 3269-3280.
- [42] ANDRADE S M, TEODORO L P R, BAIO F H R, et al. High-Throughput Phenotyping of Soybean Genotypes under Base Saturation Stress Conditions [J]. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 2021, 207(5): 814-822.
- [43] HUGHES D P, SALATHE M. An Open Access Repository of Images on Plant Health to Enable the Development of Mobile Disease Diagnostics [EB/OL]. (2016-04-12) [2023-10-28]. <http://arxiv.org/abs/1511.08060>.
- [44] WU J H, ZHENG H, ZHAO B, et al. Large-Scale Dataset for Going Deeper in Image Understanding [C] //2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Shanghai, China. IEEE, 2019: 1480-1485.
- [45] KAGGLE. Plant Pathology 2020—Fgvc7 [DB/OL]. (2020-05-27) [2023-10-28]. <http://www.kaggle.com/c/plant>

pathology-2020-fgvc7.

- [46] KAGGLE. Herbarium 2021—Half-Earth Challenge-Fgvc8 [DB/OL]. (2021-05-27) [2023-10-28]. <https://www.kaggle.com/c/herbarium-2021-fgvc8>.
- [47] SINGH D, JAIN N, JAIN P, et al. PlantDoc: A Dataset for Visual Plant Disease Detection [C] //Proceedings of the 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD. Hyderabad, India. ACM, 2020: 249-253.
- [48] SETHY P K, BARPANDA N K, RATH A K, et al. Deep Feature Based Rice Leaf Disease Identification Using Support Vector Machine [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105527.
- [49] GOYAL L, SHARMA C M, SINGH A, et al. Leaf and Spike Wheat Disease Detection & Classification Using an Improved Deep Convolutional Architecture [J]. Informatics in Medicine Unlocked, 2021, 25: 100642.
- [50] GETACHEW H. Wheat Leaf Dataset [DB/OL]. (2021-08-03) [2023-10-28]. <https://data.mendeley.com/datasets/wgd66f8n6h/1>.
- [51] CHALLENGE I W. CGIAR Computer Vision for Crop Disease [DB/OL]. (2020-12-20) [2023-10-28]. <https://www.kaggle.com/datasets/shadabhussain/cgi-ar-computer-vision-for-crop-disease>.
- [52] 周长建, 宋佳, 向文胜. 基于人工智能的作物病害识别研究进展 [J]. 植物保护学报, 2022, 49(1): 316-324.
- [53] THAKUR P S, KHANNA P, SHEOREY T, et al. Trends in Vision-Based Machine Learning Techniques for Plant Disease Identification: A Systematic Review [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 208: 118117.
- [54] DIAO Z H, ZHENG A P, WU Y Y. Shape Feature Extraction of Wheat Leaf Disease Based on Invariant Moment Theory [C] //International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture (CCTA 2011). Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 168-173.
- [55] XU G L, ZHANG F L, SHAH S G, et al. Use of Leaf Color Images to Identify Nitrogen and Potassium Deficient Tomatoes [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(11): 1584-1590.
- [56] VISHNOI V K, KUMAR K, KUMAR B. A Comprehensive Study of Feature Extraction Techniques for Plant Leaf Disease Detection [J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(1): 367-419.
- [57] ALI H, LALI M I, NAWAZ M Z, et al. Symptom Based Automated Detection of Citrus Diseases Using Color Histogram and Textural Descriptors [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 138: 92-104.
- [58] NARMILAN A, GONZALEZ F, SALGADOE A, et al. Detection of White Leaf Disease in Sugarcane Using Machine Learning Techniques over UAV Multispectral Images [J]. Drones, 2022, 6(9): 230.
- [59] WAN L, LI H, LI C S, et al. Hyperspectral Sensing of Plant Diseases: Principle and Methods [J]. Agronomy, 2022, 12(6): 1451.
- [60] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel Algorithms for Remote Estimation of Vegetation Fraction [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(1): 76-87.
- [61] ROKNI K, MUSA T A. Normalized Difference Vegetation Change Index: A Technique for Detecting Vegetation Changes Using Landsat Imagery [J]. Catena, 2019, 178: 59-63.
- [62] GITELSON A A. Remote Estimation of Crop Fractional Vegetation Cover: The Use of Noise Equivalent as an Indicator of Performance of Vegetation Indices [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(17): 6054-6066.
- [63] HUNT E R Jr, DAUGHTRY C S T, EITEL J U H, et al. Remote Sensing Leaf Chlorophyll Content Using a Visible Band Index [J]. Agronomy Journal, 2011, 103(4): 1090-1099.
- [64] THOMAS S, KUSKA M T, BOHNENKAMP D, et al. Benefits of Hyperspectral Imaging for Plant Disease Detection and Plant Protection: A Technical Perspective [J]. Journal of Plant Diseases and Protection, 2018, 125(1): 5-20.
- [65] YAO Z F, LEI Y, HE D J. Identification of Powdery Mildew and Stripe Rust in Wheat Using Hyperspectral Imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 969-976.
- [66] ZHANG J C, TIAN Y Y, YAN L J, et al. Diagnosing the Symptoms of Sheath Blight Disease on Rice Stalk with an In-

- situ Hyperspectral Imaging Technique [J]. *Biosystems Engineering*, 2021, 209: 94-105.
- [67] LIAKOS K G, BUSATO P, MOSHOU D, et al. Machine Learning in Agriculture: A Review [J]. *Sensors*, 2018, 18(8): 2674.
- [68] DOMINGUES T, BRANDÃO T, FERREIRA J C. Machine Learning for Detection and Prediction of Crop Diseases and Pests: A Comprehensive Survey [J]. *Agriculture*, 2022, 12(9): 1350.
- [69] ALMOUJAHED M B, RANGARAJAN A K, WHETTON R L, et al. Detection of Fusarium Head Blight in Wheat under Field Conditions Using a Hyperspectral Camera and Machine Learning [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 203: 107456.
- [70] SHARIF M, KHAN M A, IQBAL Z, et al. Detection and Classification of Citrus Diseases in Agriculture Based on Optimized Weighted Segmentation and Feature Selection [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 150: 220-234.
- [71] FRANKE J, MENZ G. Multi-Temporal Wheat Disease Detection by Multi-Spectral Remote Sensing [J]. *Precision Agriculture*, 2007, 8(3): 161-172.
- [72] CAMARGO A, SMITH J S. Image Pattern Classification for the Identification of Disease Causing Agents in Plants [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2009, 66(2): 121-125.
- [73] CALDERÓN R, NAVAS-CORTÉS J A, ZARCO-TEJADA P J. Early Detection and Quantification of Verticillium Wilt in Olive Using Hyperspectral and Thermal Imagery over Large Areas [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 5584-5610.
- [74] QIN F, LIU D X, SUN B D, et al. Identification of Alfalfa Leaf Diseases Using Image Recognition Technology [J]. *PLoS One*, 2016, 11(12): e0168274.
- [75] NAGASUBRAMANIAN K, JONES S, SARKAR S, et al. Hyperspectral Band Selection Using Genetic Algorithm and Support Vector Machines for Early Identification of Charcoal Rot Disease in Soybean Stems [J]. *Plant Methods*, 2018, 14: 86.
- [76] OMRANI E, KHOSHNEVISAN B, SHAMSHIRBAND S, et al. Potential of Radial Basis Function-Based Support Vector Regression for Apple Disease Detection [J]. *Measurement*, 2014, 55: 512-519.
- [77] ABDULRIDHA J, AMPATZIDIS Y, ROBERTS P, et al. Detecting Powdery Mildew Disease in Squash at Different Stages Using UAV-Based Hyperspectral Imaging and Artificial Intelligence [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 197: 135-148.
- [78] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning [J]. *Nature*, 2015, 521: 436-444.
- [79] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [80] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [81] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going Deeper with Convolutions [C] //2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 1-9.
- [82] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [EB/OL]. (2015-04-10) [2023-10-28]. <http://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [83] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition [C] //2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770-778.
- [84] MOHANTY S P, HUGHES D P, SALATHÉ M. Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1419.
- [85] ÖZBİLGE E, ULUKÖK M K, TOYGAR Ö, et al. Tomato Disease Recognition Using a Compact Convolutional Neural Network [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 77213-77224.

- [86] HUANG X B, CHEN A B, ZHOU G X, et al. Tomato Leaf Disease Detection System Based on FC-SNDPN [J]. *Multi-media Tools and Applications*, 2023, 82(2): 2121-2144.
- [87] XU W C, YAN Z. Research on Strawberry Disease Diagnosis Based on Improved Residual Network Recognition Model [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 2022: 6431942.
- [88] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [89] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C] //14th European Conference on Computer Vision (ECCV 2016). Amsterdam, Netherlands. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [90] 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. Columbus, OH, USA. IEEE, 2014: 580-587.
- [91] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. //2015 IEEE Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile. IEEE, 2015: 1440-1448.
- [92] REN S Q, HE K M, 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.
- [93] LIU J, WANG X W. Tomato Diseases and Pests Detection Based on Improved Yolo V3 Convolutional Neural Network [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 898.
- [94] WANG Y W, WANG Y J, ZHAO J B. MGA-YOLO: A Lightweight One-Stage Network for Apple Leaf Disease Detection [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 927424.
- [95] ZHANG K K, WU Q F, CHEN Y P. Detecting Soybean Leaf Disease from Synthetic Image Using Multi-Feature Fusion Faster R-CNN [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 183: 106064.
- [96] LIU J, WANG X W. Early Recognition of Tomato Gray Leaf Spot Disease Based on MobileNetv2-YOLOv3 Model [J]. *Plant Methods*, 2020, 16: 83.
- [97] XUE Z Y, XU R J, BAI D, et al. YOLO-Tea: A Tea Disease Detection Model Improved by YOLOv5 [J]. *Forests*, 2023, 14(2): 415.
- [98] SUN H N, XU H W, LIU B, et al. MEAN-SSD: A Novel Real-Time Detector for Apple Leaf Diseases Using Improved Light-Weight Convolutional Neural Networks [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 189: 106379.
- [99] ANANDHAN K, SINGH A S. Detection of Paddy Crops Diseases and Early Diagnosis Using Faster Regional Convolutional Neural Networks [C] //2021 International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE). Greater Noida, India. IEEE, 2021: 898-902.
- [100] BARI B S, ISLAM M N, RASHID M, et al. A Real-Time Approach of Diagnosing Rice Leaf Disease Using Deep Learning-Based Faster R-CNN Framework [J]. *PeerJ Computer Science*, 2021, 7: e432.
- [101] OZGUVEN M M, ADEM K. Automatic Detection and Classification of Leaf Spot Disease in Sugar Beet Using Deep Learning Algorithms [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2019, 535: 122537.
- [102] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(4): 640-651.
- [103] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(2): 386-397.
- [104] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is All You Need [C] //Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). Long Beach, CA, USA. Curran Associates Inc. , 2017: 5998-6008.

[105] GUO Y F, LAN Y T, CHEN X D. CST: Convolutional Swin Transformer for Detecting the Degree and Types of Plant Diseases [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107407.

[106] QIAN X F, ZHANG C Q, CHEN L, et al. Deep Learning-Based Identification of Maize Leaf Diseases is Improved by an Attention Mechanism: Self-Attention [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 864486.

[107] CHEN W R, CHEN J D, ZEB A, et al. Mobile Convolution Neural Network for the Recognition of Potato Leaf Disease Images [J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(15): 20797-20816.

[108] BI C K, WANG J M, DUAN Y L, et al. MobileNet Based Apple Leaf Diseases Identification [J]. Mobile Networks and Applications, 2022, 27(1): 172-180.

[109] GU M S, LI K C, LI Z W, et al. Recognition of Crop Diseases Based on Depthwise Separable Convolution in Edge Computing [J]. Sensors, 2020, 20(15): 4091.

[110] GU J X, WANG Z H, KUEN J, et al. Recent Advances in Convolutional Neural Networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.

[111] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Networks [J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.

[112] ZHUANG F Z, QI Z Y, DUAN K Y, et al. A Comprehensive Survey on Transfer Learning [J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(1): 43-76.

[113] CHEN J D, CHEN J X, ZHANG D F, et al. Using Deep Transfer Learning for Image-Based Plant Disease Identification [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105393.

[114] SUBRAMANIAN M, SHANMUGAVADIVEL K, NANDHINI P S. On Fine-Tuning Deep Learning Models Using Transfer Learning and Hyper-Parameters Optimization for Disease Identification in Maize Leaves [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(16): 13951-13968.

[115] THANGARAJ R, ANANDAMURUGAN S, KALIAPPAN V K. Automated Tomato Leaf Disease Classification Using Transfer Learning-Based Deep Convolution Neural Network [J]. Journal of Plant Diseases and Protection, 2021, 128(1): 73-86.

责任编辑 柳剑

崔玉洁