doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.022

基于文献计量学的农业工程技术发展动态分析

傅隆生[1,2]　家　博[1]　刘小娟[1]　贺磊磊[1]　杨莉玲[3]　毛吾兰[1,3]　李　瑞[1]
(1.西北农林科技大学机械与电子工程学院,陕西杨凌 712100;2.农业农村部农业物联网重点实验室,陕西杨凌 712100;
3.新疆维吾尔自治区农业科学院农业装备研究所,乌鲁木齐 830000)

摘要:为了宏观掌握农业工程技术的发展动态、前沿与研究热点,更好地推动农业工程技术的发展,本研究采用文献计量学的方法,利用 Web of Science 核心合集数据库和中国知网数据库检索平台,对农业工程技术 2015 年1 月—2025 年 6 月的相关发表论文进行分析总结。主要结论如下:农业工程技术研究呈现爆发式增长态势,国际期刊的年度发文量从 2015 年的 64 篇跃升至 2024 年的 910 篇,相较于国内期刊从 2015 年的 153 篇至 2021 年的 288 篇,其增长速率更快,年均增长率超 30%,凸显人工智能、机器人、遥感等前沿技术驱动下农业工程技术研究的蓬勃活力;国家(中国、美国、巴西)交流与合作较为密切,中国和美国是农业工程技术的主要推动国,总发文量占比 75.36%,但国际上的作者团队间交叉合作稍显不足;《Computers and Electronics in Agriculture》(占比 48.18%)发文占国际期刊榜首,《农业工程学报》(44.61%)与《农业机械学报》(32.69%)合计贡献国内超 77% 的文献,构成了农业工程领域核心学术阵地;农业工程技术的研究主题由早期的简单分类问题逐渐向人工智能、深度学习与机器学习等智能化技术演变。面对农业工程技术的复杂性与跨学科需求,未来应优先强化算法层,融合人工智能与大数据技术,提升多源数据的建模与基于数据的决策能力,从而实现农业系统的驱动智能决策。感知层需通过多模态传感与三维重建实现环境及作物状态的精准获取,执行层可借助环境适应性强、成本较低的智能农机或机器人完成高效作业,支撑层则通过边缘计算、云服务与数字孪生保障系统高效运行。整合多模态传感、三维重建与数字孪生等关键技术,构建"感知—建模—决策—执行"的闭环体系,为农业智能化可持续发展提供有力支撑。

关键词:文献计量学;数据库;农业工程技术;智能化;智慧农业
中图分类号:S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0249-28　　**OSID**:

Development Trends of Agricultural Engineering Technology Based on Bibliometrics

FU Longsheng[1,2]　JIA Bo[1]　LIU Xiaojuan[1]　HE Leilei[1]　YANG Liling[3]　MAO Wulan[1,3]　LI Rui[1]
(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
3. *Institute of Agricultural Mechanization, Xinjiang Academy of Agricultural Sciences, Urumqi* 830000, *China*)

Abstract: Aiming to gain a macro understanding of development dynamics, frontiers, and research hotspots in agricultural engineering technology, and better promote progress in the field, a bibliometric analysis of related articles from January 2015 to June 2025 was conducted, using Web of Science Core Collection and CNKI databases. The main conclusions were as follows: agricultural engineering technology exhibited explosive growth, with annual publications in international journals rising from 64 in 2015 to 910 in 2024. Compared with the Chinese journals increase from 153 publications in 2015 to 288 in 2021, the international growth rate was significantly faster, with an average annual growth rate exceeding 30%, highlighting the vitality of research driven by frontier technologies, including artificial intelligence, robotics, and remote sensing. Collaboration among countries, particularly China, United States, and Brazil, was relatively close, with China and United States serving as the main drivers of agricultural engineering technology, jointly accounting for 75.36% of the total publications. However, international cross-team collaboration remained somewhat limited. *Computers and Electronics in*

收稿日期:2025-06-14　修回日期:2025-07-21
基金项目:国家自然科学基金面上项目(32171897、32371999)、天山英才青年科技拔尖人才项目(2022TSYCCX0066)和国家外国专家项目(H20240238、Y20240046)
作者简介:傅隆生(1984—),男,教授,博士生导师,主要从事智慧农业技术与装备研究,E-mail:fulsh@nwafu.edu.cn

Agriculture (48.18%) is ranking the first in the international journals, *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (44.61%) and *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery* (32.69%) are the first two Chinese journals, leading among peer journals. Research themes in agricultural engineering gradually evolved from early-stage simple classification tasks to intelligent technologies, such as artificial intelligence, deep learning, and machine learning. In response to the complexity and interdisciplinary demands of agricultural engineering, future efforts should prioritize strengthening the algorithm layer by integrating artificial intelligence and big data technologies to enhance multi-source data modeling and data-driven decision-making, thereby enabling intelligent decision-making in agricultural systems. The perception layer should achieve precise acquisition of environmental and crop conditions through multimodal sensing and 3D reconstruction. The execution layer can leverage adaptive, low-cost smart agricultural machinery or robots to perform efficient operations, while the support layer should ensure system efficiency through edge computing, cloud services, and digital twins. By integrating key technologies such as multimodal sensing, 3D reconstruction, and digital twins, a closed-loop "perception – modeling – decision – execution" system can be established, providing strong support for the intelligent and sustainable development of agriculture.

Key words: bibliometrics; database; agricultural engineering technology; intelligentization; smart agriculture

0 引言

农业工程技术作为连接农业生产实践与工程技术创新的关键纽带,在推动农业向智能化、精准化、无人化转型中至关重要。随着全球人口增长、耕地资源紧张以及农业劳动力短缺问题日益突出[1-2],传统农业生产方式面临着产量与效率的双重挑战[3-4]。农业工程技术通过引入现代工程理念与技术手段,为农业提供了集成化、系统化的解决方案,涵盖作物种植、耕作、灌溉、施肥、植保、采收、加工等多个环节[5-11],实现了农业生产全过程的机械化与信息化。在智慧农业快速发展的背景下,传感器技术、物联网、人工智能、遥感、大数据和云计算等新兴信息技术的广泛应用[12-17],进一步加快了农业工程技术的智能化演进。

在国际尺度上农业工程技术发展格局呈现显著的区域不均匀性与技术多元化趋势。欧美国家依托其成熟的农业产业体系与科研能力,更加注重高端智能农机装备的研发与农业数字化转型,代表性成果包括自动驾驶农机平台[18]、田间作业机器人[19]、远程感知系统[20]等;亚洲部分国家则侧重发展中小型农业装备的智能升级与农艺农机融合路径,推动精准施肥[21]、智能喷药[22]、温室调控[23]等技术落地应用;而在非洲与拉美地区,农业工程更多聚焦于适应性强、成本可控的装备推广,旨在提升农业基础生产能力。这些差异性发展路径背后反映出不同区域在资源条件、农业结构、政策导向与发展阶段上的多样性,也对全球农业工程领域的研究热点和技术演化趋势提出了更高的系统识别需求。

文献计量学凭借对海量文献数据的解析能力,为多维度分析农业工程技术发展动态提供方法论基石。兰玉彬等[24]运用文献计量学与可视化工具系统分析了国内外智慧果园研究,揭示其核心主题、科研机构与合作网络,为智慧果园技术集成和智能化发展提供了重要参考。李莉等[25]则利用文献计量学和可视化图谱系统分析了全球农业工程学科的发展脉络、研究热点与前沿方向,梳理了各阶段关键内容与技术演进,为我国农业工程的创新发展提供了理论与实践参考。此外,任妮等[26]通过对智慧农业相关文献的宏观扫描和可视化处理,综合分析了全球范围内智慧农业的发展现状、技术趋势与研究热点,不仅揭示了未来可能的研究方向,也为推动农业现代化与智能化提供了理论基础和数据支持。因此,文献计量学在农业工程领域正逐步发挥其在知识图谱构建、研究态势评估与技术路径预测等方面的独特价值。

本文基于 Web of Science(WoS)核心合集数据库与中国知网(Chinese National Knowledge Infrastructure,CNKI)数据库,采用文献计量学方法,对近 10 年农业工程技术领域高影响力文献进行分析,旨在精准解析技术演进轨迹与创新前沿热点。通过使用 VOSviewer、CiteSpace 与 Pajek 等工具对年度发文量、关键词共现、主题聚类与高被引文献的数据分析和可视化,揭示农业工程技术的发展脉络与未来趋势,为学术研究和技术推广提供理论支持与数据依据。

1 材料与方法

1.1 数据来源与获取

合理、准确的文献检索是确保文献计量分析有效性的关键。在已有研究基础上,本文反复优化检索词,并进行了国内外文献检索,以确保结果在不同

的检索方法中保持稳健。最终，本文选择 WoS 核心合集数据库与 CNKI 数据库作为农业工程技术发展动态分析的文献检索数据源。

WoS 核心合集数据库检索过程如下：

（1）进入 Web of Science 官网，将“Search in”选择为“Web of Science Core Collection”，依次设置检索类型为“All fields”，检索词为" agricultural engineering"。

（2）选中“And”，设置检索类型为“All fields”，检索词为"computer vision" OR "machine vision" OR "image processing" OR "pattern recognition" OR "feature extraction" OR "artificial intelligence" OR "artificial- intelligence" OR "AI" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "reinforcement learning" OR "incremental learning" OR "neural networks" OR "convolutional neural network" OR "convolutional neural-network" OR "artifical neural network" OR "robot" OR "agricultural robot" OR "agribot" OR "field robot" OR "unmanned aerial vehicle" OR" unmanned vehicle" OR "drone" OR "UAV" OR "remote sensing" OR "internet of things" OR "IoT"。

（3）选中“And”，设置检索类型为“Publication Titles”，检索词为" bioresource technology" OR "agricultural systems" OR "artificial intelligence in agriculture" OR "computers and electronics in agriculture" OR "information processing in agriculture" OR "agricultural water management" OR "precision agriculture" OR "biosystems engineering" OR "smart agricultural technology" OR "agriengineering" OR "international journal of agricultural and biological engineering" OR "Journal of agricultural engineering" OR "revista brasileira de engenharia agricola e ambiental" OR "Journal of the ASABE" OR "engenharia agricola" OR "applied engineering in agriculture"。

（4）选中“Not”，设置检索类型为“All fields”，检索词为"agricultural product processing"，此时的检索结果为 4 938，限制搜索时间为 2015 年到 2025 年，检索结果为 4 507，在此基础上排除了弱相关研究领域“Biotechnology Applied Microbiology”和“Energy Fuels”，最终检索结果为 4 435，检索日期为 2025 年 6 月 26 日。对于文献计量分析，本文以“Full Record and Cited References”格式从数据库中导出包括标题、作者、摘要、关键词、引文信息等数据。

CNKI 数据库检索过程如下：

（1）进入 CNKI 官网，选择“高级检索”，依次设置检索类型为“全文”，检索词为“农业工程”。

（2）选中“And”，设置检索类型为“主题”，检索词为“计算机视觉 + 机器视觉 + 图像处理 + 模式识别 + 特征提取 + 人工智能 + 机器学习 + 深度学习 + 强化学习 + 增量学习 + 神经网络 + 卷积神经网络 + 人工神经网络 + 机器人 + 农业机器人 + 田间机器人 + 无人机 + 无人车 + 遥感 + 物联网”。

（3）选中“Not”，设置检索类型为“全文”，检索词为“农产品加工”，此时检索结果为 25 464，限制搜索时间为 2015 年 1 月 1 日到 2025 年 6 月 26 日，检索结果为 18 990，在此基础上对“农业机械学报、农业工程学报、中国农业大学学报、西北农林科技大学学报、华南农业大学学报、南京农业大学学报、华中农业大学学报、浙江大学学报、吉林大学学报、武汉大学学报、江苏大学学报、石河子大学学报、遥感学报、东北农业大学学报、吉林农业大学学报、沈阳农业大学学报、山东农业大学学报、青岛大学学报、安徽农业大学学报、河北农业大学学报、河南农业大学学报、山西农业大学学报、湖南农业大学学报、西南大学学报、重庆理工大学学报、江西农业大学学报、浙江农林大学学报、南京林业大学学报”等所发表的论文进行筛选，最终确定中文论文的数量为 1 930，检索日期为 2025 年 6 月 26 日，以“Refworks”格式从数据库中导出包括作者、标题、期刊、摘要、关键词等数据。

1.2　可视化

为进一步支持对农业工程技术发展动态与创新路径的系统揭示，本文引入多种主流文献计量与可视化分析工具，对数据进行深入处理与呈现。所选工具包括 VOSviewer（v1.6.20）、CiteSpace（v6.2.R6）、Pajek（v6.01）、Scimago、R 语言（v4.5.0）以及 Charticulator（v1.4.0）。其中，VOSviewer、CiteSpace、Pajek 是当前文献计量领域广泛使用的可视化软件[27-28]，能从文献共现、共被引、合作关系等多个维度生成结构化知识图谱，形象展现科学研究的内在联系与演化特征。

本文将上述 WoS 核心合集数据库所筛选的 4 435 篇文献与 CNKI 数据库所筛选的 1 930 篇分别导入相关工具，通过构建关键词共现网络、作者合作网络、机构及国家分布图谱等形式，挖掘研究主题的聚集态势与演进路径。同时，结合论文年发文数量分析整体研究趋势，并基于总被引频次识别出在该领域具有代表性的国家、机构与学者。此外，关键词聚类与时间演化分析进一步揭示了研究热点的形成

与变迁,为农业工程技术的知识发展提供了可靠的可视依据与理论支持。

2 农业工程技术研究内容与前沿热点

2.1 文献输出

年度论文产出可以作为评价特定领域研究发展水平的重要参数。在某种程度上,其可反映知识的增长和该领域的变化趋势。本文检索确定了 2015 年 1 月—2025 年 6 月间与农业工程技术相关的论文共计 6 365 篇。随着时间的推移,WoS 核心合集数据库所发表的农业工程技术相关文献数量稳步增加(图 1a,图中 2025 年表示截止至 2025 年 6 月,发文量指的是当年发文数量,累计发文量指的是从 2015 年至当年的总发文数量)。从发表论文数量来看,自 2015 年以来,农业工程技术领域的研究呈现出持续增长的态势。2015 年仅有 64 篇相关文献发表,而到 2020 年,这一数字迅速增长至 359 篇,显示出研究热度的显著上升。2022 年以后,年度发表量继续提升,2024 年多达 910 篇,2025 年 6 月已有 718 篇,预计 2025 年将超 1 436 篇。CNKI 数据库所发表文献数量自 2015 年的 153 篇至 2021 年的 288 篇呈现稳步增长趋势(图 1b)。然而,自 2022 年开始,其数量开始逐步下降,同一时期,图 1a 所显示的 2022 年文献数量开始爆发式增长,由此推断这可能与国内学者更加趋向于在国外英文期刊发表论文有关。根据年度发文的拟合曲线,显示该领域的文献产出具有良好的指数增长趋势。这一现象说明随着人工智能、机器人、遥感等前沿技术的广泛应用,农业工程技术的研究正步入快速发展阶段,正吸引越来越多的科研机构与研究人员加入。

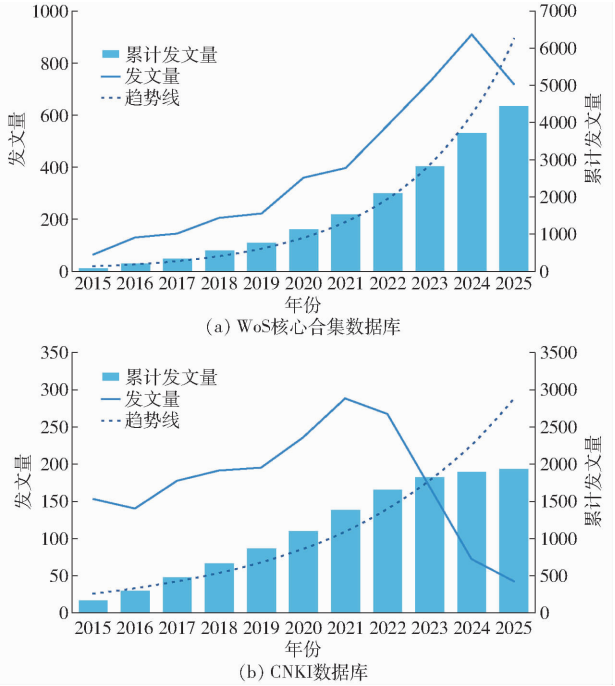


图 1 近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中的年度论文和累计数量统计

Fig. 1 Annual and cumulative articles statistics of agricultural engineering technology research across different databases over past ten years

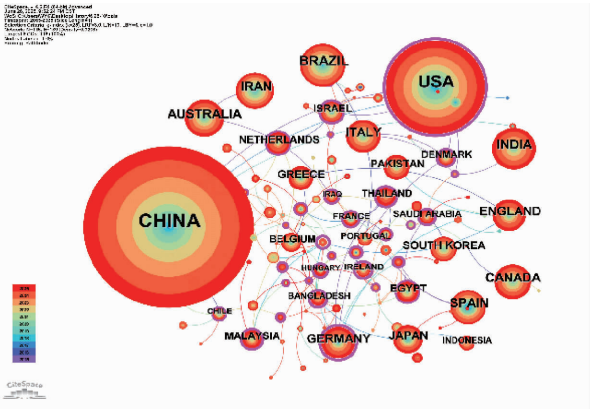
2.2 合作关系网络

合作网络分析是文献计量研究中的核心方法之一,旨在通过不同层级的合作关系揭示特定研究领域的发展结构与知识扩散路径。该方法通常从作者(微观层面)、科研机构(中观层面)和国家(宏观层面)3 个维度入手,以全面描绘科研活动中的协同关系与研究资源的分布格局。通过对合作网络的可视化分析,不仅可以观察全球范围内研究力量的空间分布,还能识别不同研究主题或关键词之间的关联强度与热点集中程度。本文重点分析了国家、科研机构与作者在全球农业工程技术研究网络中的关键地位与相互关系,通过构建合作网络图,揭示了各个节点在知识传播与科研协作中的影响力,以及其在科研体系中的角色定位。

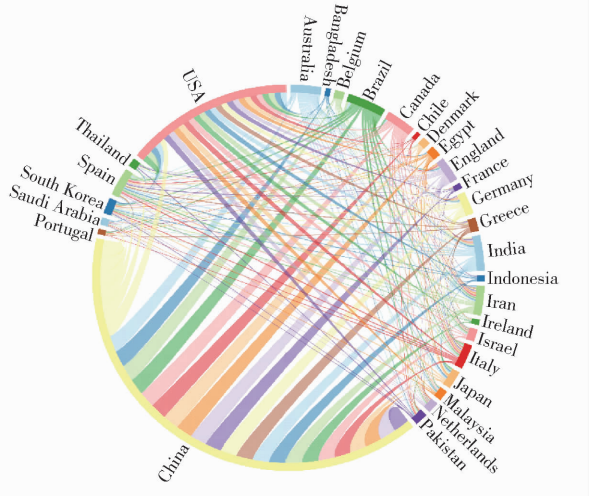
2.2.1 国家

国家合作网络图直观地展现了农业工程技术研究的科研产出分布及国家间的协作关系。图 2a 基于 CiteSpace 绘制,展示了近 10 年各国之间的合作网络结构。图中每个节点代表一个国家,节点的大小反映该国发表论文的数量与影响力,颜色则表示不同的时间演化阶段。连接线表明国家间的合作关系,线条越密集,合作越紧密。其中,中国和美国是该领域的核心研究力量,中国论文产出最多,美国次之,且在合作网络中占据中心位置,表明其在全球农业工程技术研究中具有主导地位。图 2b 为国家交叉和弦图,阈值选择发文量至少 23 篇的所有 30 个国家,图中国家之间弦及其粗细展示了国家之间的合作流向与合作强度。从图中可以看出,中国与美国、巴西、加拿大、澳大利亚、英国等国家之间合作频繁,构成了国际合作的主干网络。此外,德国、智利、法国等也在国际合作中表现活跃,参与度逐年提高。值得注意的是,合作网络呈现出以中国为中心的多极化格局,合作关系逐步加强,网络结构趋于紧密。

表 1 列出了近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中发表相关论文数量排名前 10 国家。其中,中国论文发表数量最多,为 2 468 篇,占比为 55.65%;其次为美国,为 874 篇,占比为 19.71%;巴西为 203 篇,占比为 4.58%。表 1 的论文发表包含不同国家的合作论文,但对于排名的影响结果不大。



(a) 国家网络可视化图



(b) 国家交叉和弦图

图 2　近 10 年各国在农业工程技术研究中的产出与合作交流图

Fig. 2　Output and collaboration map of different countries on agricultural engineering technology research over past ten years

表 1　近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中发表相关论文数量排名前 10 国家

Tab. 1　Top 10 countries by number of related articles on agricultural engineering technology research in WoS core collection database over past ten years

排名	国家	论文数量	占比/%
1	中国	2 468	55. 65
2	美国	874	19. 71
3	巴西	203	4. 58
4	印度	189	4. 26
5	澳大利亚	159	3. 59
6	伊朗	157	3. 54
7	加拿大	155	3. 49
8	西班牙	150	3. 38
9	英国	132	2. 98
10	意大利	131	2. 95

总体来看，在过去 10 年共有 116 个国家参与了农业工程技术相关研究，呈现出明显的国际化趋势。其中，美国、德国、以色列、荷兰等国家的节点外圈被紫色圆圈高亮标记，表明其具有较高的中心性指标，意味着这些国家在全球合作网络中的中介作用显著，具备较强的科研影响力和合作引领能力。

2.2.2　机构

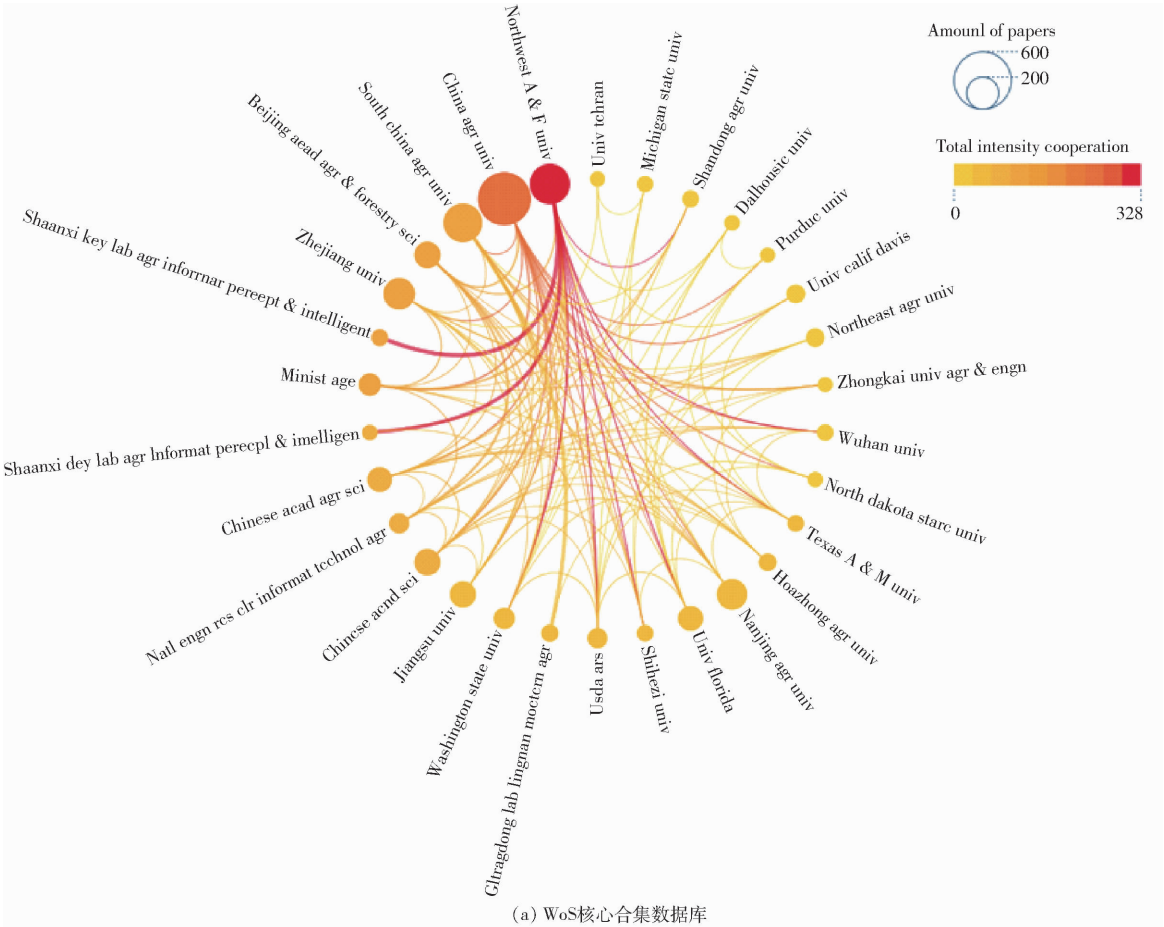
图 3 展示了近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中主要科研机构的产出和合作网络特征。图中圆圈大小代表各机构发表相关文献的数量，连线颜色反映合作强度，颜色越深表示合作越紧密。图 3a 主要展示了近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库发表论文数量较多的机构。结合表 2 来看，中国农业大学科研产出最多(482 篇)，处于合作网络核心位置，体现出其在农业工程技术研究中的学术引领地位，西北农林科技大学(277 篇)、华南农业大学(258 篇)、浙江大学(171 篇)与南京农业大学(160 篇)同样具有较高的科研产出和合作活跃度，后 5 名机构(6 ~ 10 名)也构成了农业工程技术的中坚力量，虽然单个产出量不及前 5 名，但它们之间竞争激烈，数量接近。其中，佛罗里达大学作为唯一的国际机构跻身前十，尤为值得关注。

在合作网络方面，中国主要科研机构，如中国农业大学、西北农林科技大学、中国科学院等之间联系紧密，可能是国家重点研发项目等相互介入多的原因。同时，中国与美国的多所高校和科研机构，如佛罗里达大学、德州农工大学、密歇根州立大学等也保持着频繁的国际合作，合作线多为橙红色或红色，显示出中美在该领域紧密的科研协作。

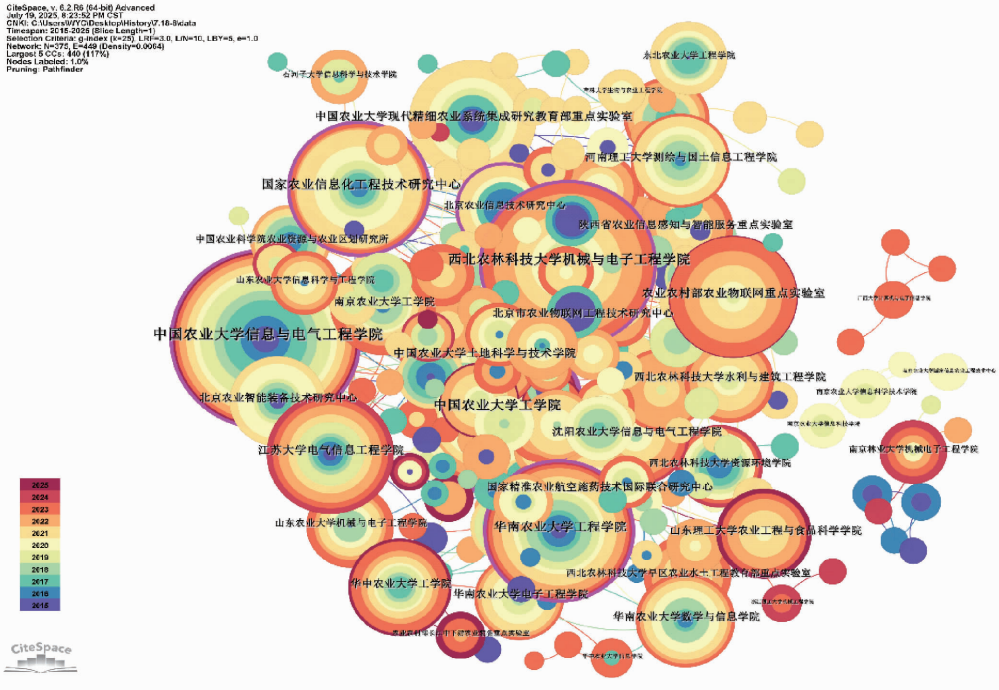
图 3b 为近 10 年农业工程技术研究在 CNKI 数据库发表论文数量较多的机构。结合表 3 来看，中国农业大学以 343 篇文章(17. 77%)处于遥遥领先的地位，显示其在该领域国内的强大研究实力和影响力。西北农林科技大学和华南农业大学分别以 193 篇(10. 00%)和 157 篇(8. 13%)紧随其后，构成第二梯队。江苏大学、南京农业大学、华中农业大学、国家农业信息化工程技术研究中心、中国科学院、山东理工大学和沈阳农业大学则分别位列 4 ~ 10 名，文章数量从 85 篇到 40 篇不等，占比在 4. 40% ~ 2. 07% 之间。高校和科研机构在农业工程技术研究领域表现活跃，占据了榜单的绝大多数位置，显示出其在该领域的研究实力和影响力。同时，这也反映出中国在推动农业工程技术研究和应用方面的积极努力和显著成效。

整体来看，国内科研机构丰富多样，反映了农业工程技术研究生态的丰富性，它们的产出不仅体现了各自在特定方向或地域的优势，也共同支撑起了该领域全球研究版图的重要一角。

总体来看，农业工程技术领域已形成以中国为研究中心、与欧美国家多机构协作共进的格局，



(a) WoS核心合集数据库



(b) CNKI数据库

图 3 近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中发表相关论文数量较多的机构合作网络图

Fig. 3 Collaboration network of institutions with the highest number of related articles on agricultural engineering technology research published in different databases over past ten years

并为深入理解全球科研合作结构与资源配置提供了直观依据,也为未来推动农业工程合作提供了战略参考。

2.2.3 作者

作者合作网络分析有助于了解主流研究者及其合作交流情况。共现作者合作网络呈现多组分布,

表 2　近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中发表相关论文数量排名前 10 机构

Tab. 2　Top 10 institutions by number of related articles on agricultural engineering technology research published in WoS Core Collection database over past ten years

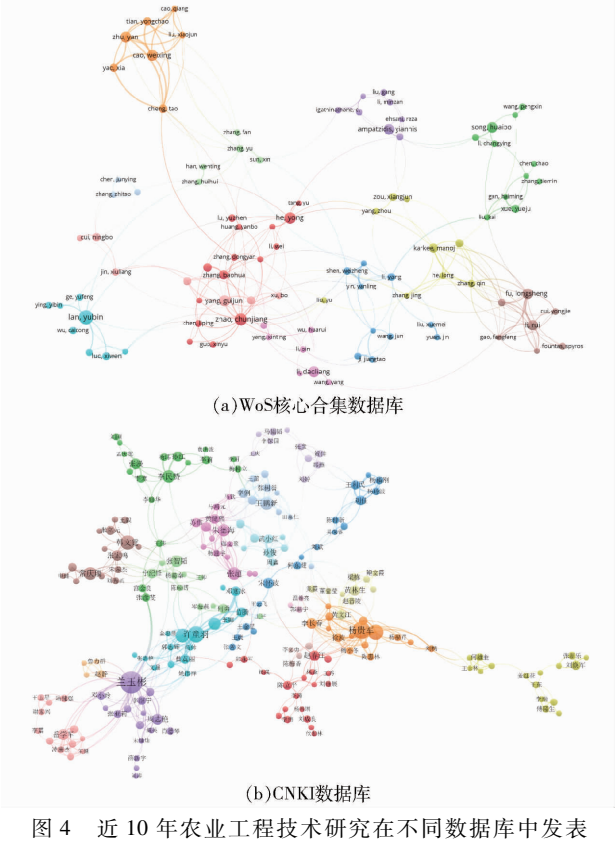
排名	机构	论文数量	占比/%
1	中国农业大学	482	10.87
2	西北农林科技大学	277	6.25
3	华南农业大学	258	5.82
4	浙江大学	171	3.86
5	南京农业大学	160	3.61
6	北京农业与林业科学院	121	2.73
7	中国科学院	120	2.71
8	江苏大学	118	2.66
9	佛罗里达大学	108	2.44
10	中国农业科学院	107	2.41

表 3　近 10 年农业工程技术研究在 CNKI 数据库中发表相关论文数量排名前 10 机构

Tab. 3　Top 10 institutions by number of related articles on international agricultural engineering technology research published in CNKI database over past ten years

排名	机构	论文数量	占比/%
1	中国农业大学	343	17.77
2	西北农林科技大学	193	10.00
3	华南农业大学	157	8.13
4	江苏大学	85	4.40
5	南京农业大学	80	4.15
6	华中农业大学	55	2.85
7	国家农业信息化工程技术研究中心	53	2.75
8	中国科学院	52	2.69
9	山东理工大学	41	2.12
10	沈阳农业大学	40	2.07

图 4 基于 VOSviewer 绘制，展示了近 10 年农业工程技术研究主要作者的科研合作与共现关系。图 4 中每个节点代表一位作者，节点大小反映其发表文献数量，连线表示作者间合作关系，颜色区分不同合作集群。从整体结构来看，农业工程技术研究已形成多个稳定的合作团体，以 ZHAO Chunjiang、CAO Weixing、ZHU Yan、HE Yong、LAN Yubin、LI Daoliang、YANG Guijun、SONG Huaibo、FU Longsheng、AMPATZIDIS Yiannis 等为代表的学者位于网络中心，图 4b 则主要以兰玉彬、许童羽、杨贵军、韩文霆、李民赞、朱德海、王鹏新、岳学军、赵春江、张宏鸣等学者为主要代表，显示出其在该领域的重要学术地位与较高的合作活跃度。中心区域的合作网络紧密，表明这些高产作者及其团队在农业工程技术研究中具有较强的组织力和学术引领作用。同时，图 4b 相较于图 4a 中的作者群体之间合作更为密切，这可能是由于项目驱动下的多学科协同需求以及与作者间合作在语言、文化与沟通方面的壁垒较低，进一步降低了协作成本，促进了更频繁和紧密的合作关系有关，同时也表明其在国际交流合作空间较大。作者群体之间紧密的学术伙伴关系对农业工程技术研究具有积极的影响，未来应加强不同国家作者之间的合作与交流。



(a)WoS核心合集数据库

(b)CNKI数据库

图 4　近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中发表相关论文的作者合作网络图

Fig. 4　Collaboration network of authors with related articles on agricultural engineering technology research published in different databases over past ten years

2.3　交叉期刊和类别

农业工程技术研究的期刊双图叠加图谱能直观分析学科分布及知识流动路径。图 5 中，左侧为施引期刊，右侧为被引期刊，各学科按颜色和类别聚类。施引期刊主要集中于“农业、环境与生态学”“分子生物学与免疫学”以及“兽医、动物科学”等领域，而被引期刊则分布在“植物学、生态学、动物学”“环境科学、毒理学与营养学”“地球科学与地质学”及“材料科学与物理力学”等多个学科带上。连接线表明了知识从施引端向被引端的流动路径，揭示了农业工程技术研究具有明显的跨学科融合特征，尤其在生物、生态、环境科学与工程技术之间形成了紧密的知识互动。整体而言，农业工程技术的发展依托于多个基础与应用学科，为研究提供了多元的

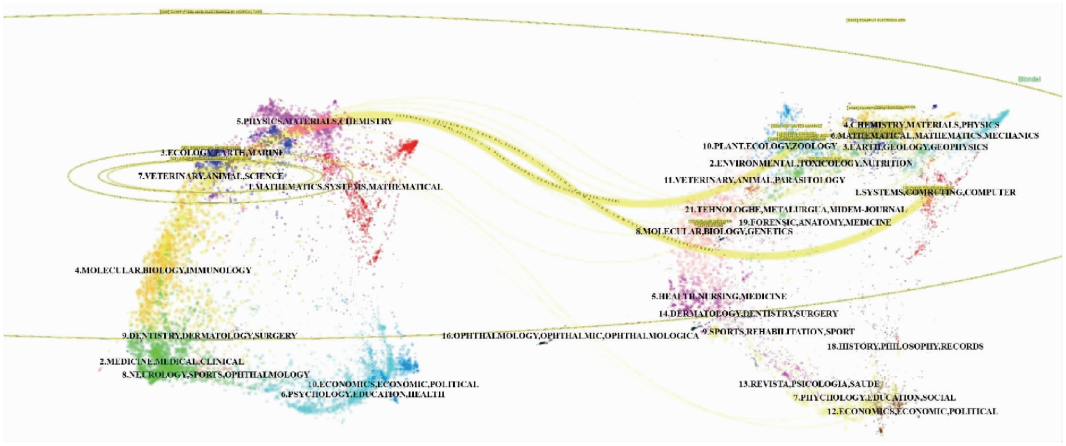


图 5 近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中期刊的双图叠加图谱

Fig. 5 Double-chart overlay of journals in WoS Core Collection database on agricultural engineering technology research over past ten years

理论与方法支持。

表 4 为近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中发表相关论文数量排名前 10 期刊。在论文数量与占比方面,《Computers and Electronics in Agriculture》以 2 137 篇论文、48.18% 的占比稳居第一,表明农业工程技术正日益依赖于计算机科学、人工智能、电子系统的支持,成为推动农业智能化的重要平台。该期刊 5 年影响因子为 9.3,不仅数量领先,学术质量与影响力同样出色。其次,《International Journal of Agricultural and Biological Engineering》(10.08%)和《Smart Agricultural Technology》(9.74%)分别排第 2 名与第 3 名,集中体现了传统农业工程与智慧农业的交叉趋势。其中,《Smart Agricultural Technology》的 5 年影响因子为 5.7,显示出新兴技术在农业工程领域的快速发展;同时,其出版物数量相比排名第一的期刊差距较大,但上升空间很大,说明该期刊内容处于快速发展阶段。

表 4 近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库中发表相关论文数量排名前 10 期刊

Tab. 4 Top 10 journals by number of related articles on agricultural engineering technology research published in WoS core collection database over past ten years

排名	期刊	论文数量	占比/%	5 年影响因子	最新影响因子
1	Computers and Electronics in Agriculture	2 137	48.18	9.3	8.9
2	International Journal of Agricultural and Biological Engineering	447	10.08	2.4	2.2
3	Smart Agricultural Technology	432	9.74	5.7	5.7
4	Biosystems Engineering	425	9.58	5.9	5.3
5	Agricultural Water Management	351	7.91	6.9	6.5
6	Precision Agriculture	193	4.35	7.4	6.6
7	AgriEngineering	155	3.49	—	3.0
8	Information Processing in Agriculture	89	2.01	—	7.7
9	Artificial Intelligence in Agriculture	88	1.98	12.7	12.4
10	Journal of Agricultural Engineering	56	1.26	2.8	2.5

表 5 为近 10 年农业工程技术研究在 CNKI 数据库中发表相关论文数量排名前 10 期刊。农业工程技术研究的期刊发文呈现“头部集中”特征,从刊文分布看,《农业工程学报》(861 篇,占比 44.61%)与《农业机械学报》(631 篇,占比 32.69%)合计贡献超 77% 的文献,构成了农业工程领域核心学术阵地,反映出该领域研究成果高度聚集于权威工程类期刊。《中国农业大学学报》和《华南农业大学学报》发文量虽少,但覆盖农业高校学术群落,支撑领

表 5 近 10 年农业工程技术研究在 CNKI 数据库中发表相关论文数量排名前 10 期刊

Tab. 5 Top 10 journals by number of related articles published on agricultural engineering technology research in CNKI database over past ten years

排名	期刊	论文数量	占比/%	复合影响因子	综合影响因子
1	农业工程学报	861	44.61	4.12	3.04
2	农业机械学报	631	32.69	4.69	3.03
3	华南农业大学学报	62	3.21	2.27	1.51
4	中国农业大学学报	54	2.30	3.47	2.18
5	沈阳农业大学学报	33	1.71	1.71	1.16
6	山东农业大学学报	26	1.35	2.07	1.41
7	遥感学报	26	1.35	4.79	3.25
8	华中农业大学学报	25	1.30	2.99	1.88
9	南京农业大学学报	24	1.24	2.13	1.57
10	湖南农业大学学报	20	1.03	1.73	1.27

域研究生态。但在复合影响因子维度下，《遥感学报》以 4.79 的最高影响因子领跑，凸显其“农业 + 遥感”跨学科研究的高影响力。《农业机械学报》(4.69)与《农业工程学报》(4.12)紧随其后，反映出农业工程技术研究的实际应用潜力与服务农业生产的能力。

2.4　研究主题

为揭示农业工程技术研究的主题演化趋势，本文使用 R 包 bibliometrix 对研究领域内文献进行了计量分析。使用 R 包 bibliometrix 可以分析农业工程技术领域主题演化路径，并直观展示近年来研究主题的变化轨迹[29]。需要指出的是，由于 R 文献计量工具对时间段的划分有限，不同主题间的内在联系可能未完全体现，但这并不否定其存在性和实际关联。

图 6 主要展示了近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库和 CNKI 数据库中的主题演变，揭示了该领域的研究热点和发展趋势。从图 6a 可以看出，从 2015—2020 年，农业工程技术研究主要集中在“分类”“系统”“遥感”等主题上，这反映了早期对农业工程技术基础研究的重视，如通过遥感技术监测作物生长状况和利用系统方法优化农业生产流程[30]。2021—2022 年，深度学习和遥感等智能化技术开始占据主导地位。与此同时，这一时期也开始关注“漂移”(喷雾漂移、花粉漂移以及模型漂移)问题，这涉及到农业机械的自动导航和精准作业技术的研究。2023—2025 年，研究主题进一步聚焦于“深度学习”“机器学习”“遥感”等研究方向上，反映了人工智能技术在农业工程领域中的持续深入应用。在图 6b 中，“深度学习”作为核心研究主题，其关注度持续上升，显示出在农业工程技术中应用的广泛性和重要性。“无人机”和“机器视觉”的研究热度在 2015 年后显著增加，反映了这些技术在农业监测和自动化中的应用潜力。遥感技术保持稳定增长，表明其在农业资源监测和环境评估中的重要性。“图像识别”和“图像分割”的研究热度在 2020 年左右达到高峰，显示出其在农业图像处理中的应用价值。“水稻”和“玉米”作为主要农作物，其研究基础地位稳固。模型和循环神经网络的研究热度上升，表明这些方法在农业数据分析和预测中的

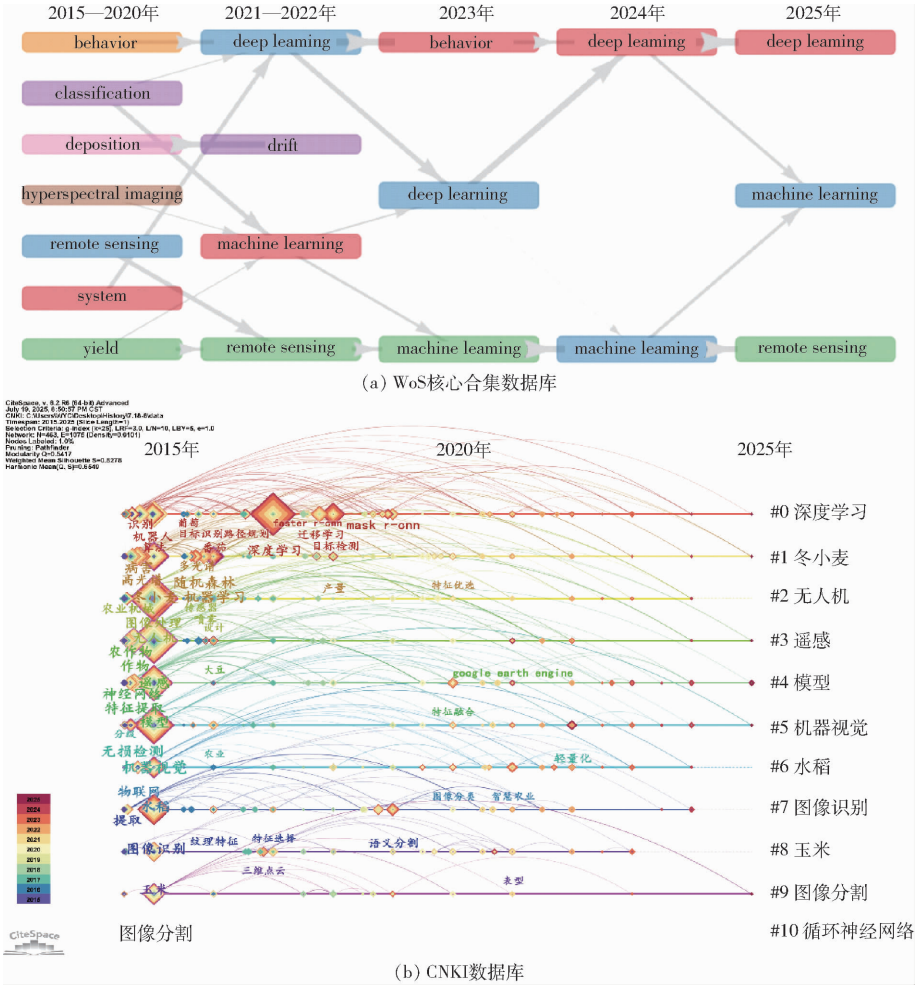


图 6　近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中的主题演变

Fig. 6　Thematic evolution of agricultural engineering technology research across different databases over past ten years

重要性。

总体来看,新兴技术的应用和传统农作物研究的持续关注共同推动了农业工程技术研究的多样性和创新性发展。其研究主题的演变趋势反映了农业工程技术研究逐步趋向农业生产智能化、精准化,以及对新兴技术的不断探索和应用。这些研究主题的演变不仅体现了农业工程技术研究的技术进步,也为未来农业的发展提供了新方向和可能性。

2.5 关键词可视化和爆发测试

高频关键词分析有利于洞察领域内的主要研究方向、技术方法和研究热点。关键词可视化可以有效反映领域研究热点,其时区分析可以预测研究趋势。为探究研究热点和前沿课题,本文对关键词的分布情况进行了分析。关键词聚类分析可以突出研究方向与关键词之间的关系[31]。图 7 列出了近 10 年农业工程技术研究在 WoS 核心合集数据库和 CNKI 数据库中主要关键词及其共现的分析结果,重点展示了精炼数据集和共引网络中被引用频率较高的关键词,其节点大小代表农业工程技术包含关键词的论文数量,节点之间的连线代表关键词之间的联系。

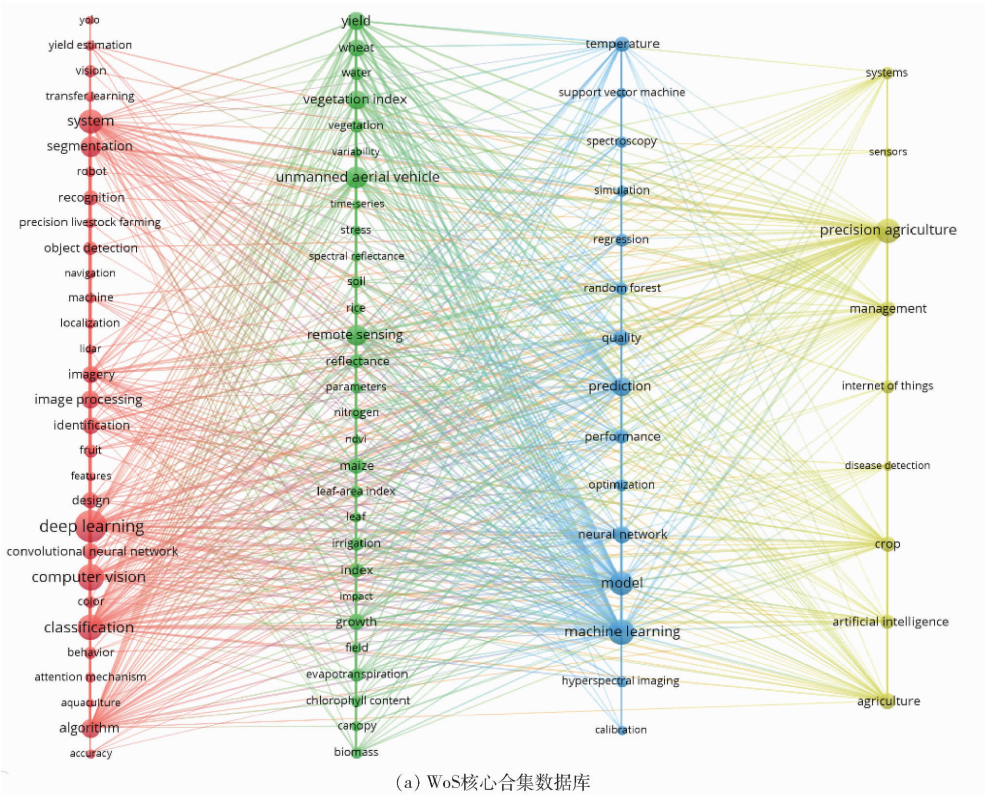
从图 7a 可以看出,“机器学习”“深度学习”“精准农业”等是农业工程技术高度关注的热点领域,研究热点从早期的图像处理和感知设备,到以深度学习驱动的多源信息融合与智能决策系统构建,体现了农业工程技术不断向高精度、高效率、系统化趋势的发展,未来研究或将更加注重轻量化模型部署、跨平台系统集成及农业场景的适应性优化。而在图 7b 中,“深度学习”作为核心关键词,与“图像识别”“卷积神经网络”“遥感”等多个技术领域紧密相连,显示出其在农业工程技术研究中的广泛应用。“无人机”“图像处理”“机器视觉”等技术也与“深度学习”形成了紧密的共现关系,表明这些技术在农业监测、作物识别和精准农业中的应用潜力。此外,“分类”“模型”“特征提取”等关键词的出现,反映了农业工程技术研究中对数据分析和模式识别的重视。整体来看,这些关键词的共现关系揭示了农业工程研究领域的多学科交叉特性,以及新兴技术在推动农业现代化和智能化发展中的重要作用。

图 8 为近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中主要关键词随时间变化的分布图。从图 8a 可以看出,2015—2017 年关键词相对分散,以“遥感”“机器视觉”等传统技术为主。从 2018 年开始,“图像处理”“机器学习”“卷积神经网络”等技术关键词频繁出现,并在 2020 年后热度持续攀升,并发展成为研究前沿。同时,“农业机器人”“物联网”“精准农业”等关键词在近年逐渐显现出更高的研究强度,反映出农业工程技术向数字化与智能化方向发展的明显趋势。而在图 8b 中,从 2015 年起,农业工程技术研究重点以“图像处理”“机器学习”“机器视觉”等感知与识别技术为主,随后“深度学习”在 2017 年后快速凸显,成为核心驱动技术。2018—2021 年,“语义分割”“特征融合”“三维重建”等关键词频繁出现,反映出深度学习与计算机视觉在农业中的深入应用。2022 年后,“轻量化”“迁移学习”等关键词兴起,表明不同研究正向模型优化和部署效率转向。综合分析,图 8 整体呈现出从基础感知到智能决策、从单点突破到系统融合的持续演进趋势。

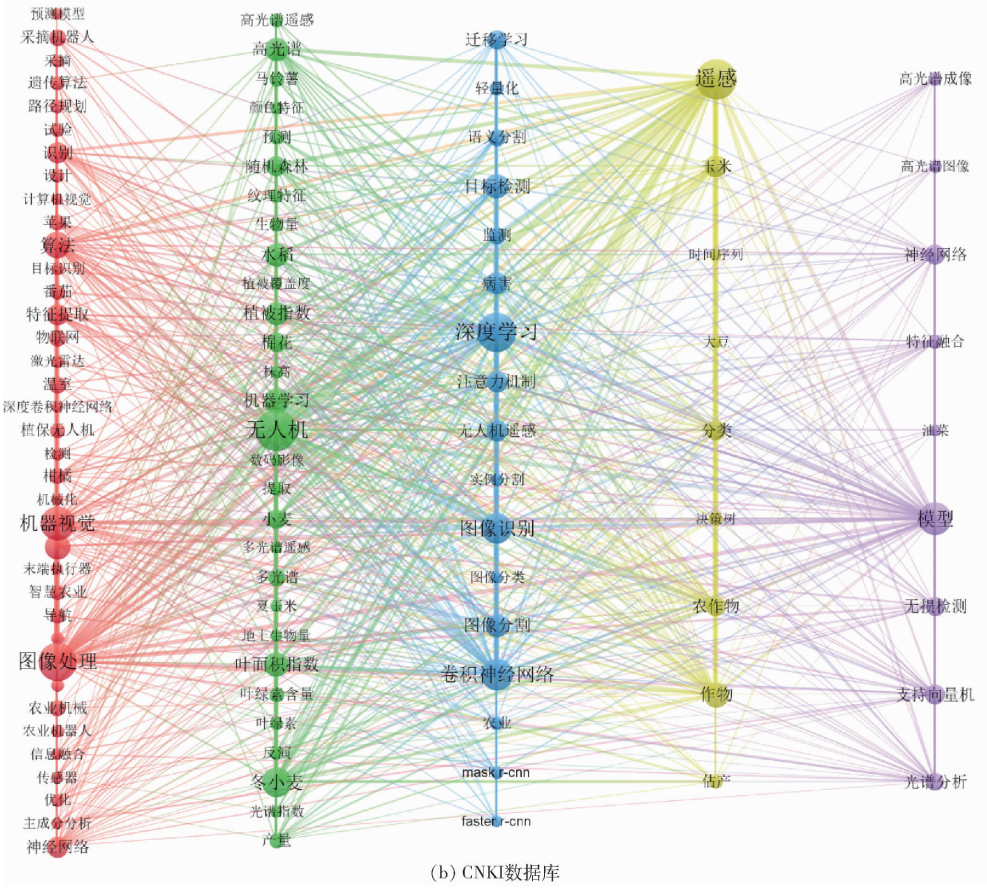
基于 CiteSpace 对近 10 年农业工程技术研究的高频关键词进行聚类分析。图 9 为关键词聚类图,直观展示了研究热点的主要方向及其内在关联性。WoS 核心合集数据库中识别出的 10 个聚类,覆盖作物栽培、畜牧工程、智能装备、数字技术及资源调控等领域,如图 9a 所示。其中,第 5 聚类深度学习等智能技术向第 1 聚类收获机器人、第 6 聚类智慧农业等多领域渗透,驱动传统农机与管理模式向智能化升级,第 0 聚类冬小麦、第 3 聚类奶牛等传统领域通过第 2 聚类蒸散、第 9 聚类氮含量实现水氮精准调控,结合第 8 聚类高通量技术加速遗传改良,向精准化进阶;第 7 聚类轮作、第 4 聚类植物保护与生态调控协同,支撑绿色低碳目标,整体呈现传统与智能交织、单域与系统协同、生产与生态平衡的格局,为农业工程技术交叉突破与产业数字化转型提供可视化参照。图 9b 为 CNKI 数据库中识别出的 10 个聚类,以第 0 聚类深度学习为核心驱动,农业工程技术实现了从第 7 聚类图像识别、第 9 聚类图像分割到第 5 聚类机器视觉的突破,构建了农业“视觉大脑”;第 4 聚类模型作为算法支撑,在作物预测、病虫害识别等场景中提供精准计算基础,是技术落地的核心保障;第 2 聚类无人机则在数据采集、遥感监测和精准施肥中扮演关键角色,与第 3 聚类遥感形成协同,提升农业作业效率和精准度;在应用层,第 1 聚类冬小麦、第 6 聚类水稻与第 8 聚类玉米主粮作物成为智能农业的重点对象,支持表型监测、胁迫诊断与精准调控的全流程。

整体来看,基于 WoS 核心合集数据库与 CNKI 数据库从多维视角揭示了农业工程技术的研究格局与发展趋势。农业工程技术正加速实现“智能引领、系统协同、生态优先”的融合创新路径,为全球农业高质量发展提供关键支撑。

为进一步揭示农业工程技术研究的热点主题与动态趋势,本文对关键词的突现频率进行了统计分



(a) WoS核心合集数据库

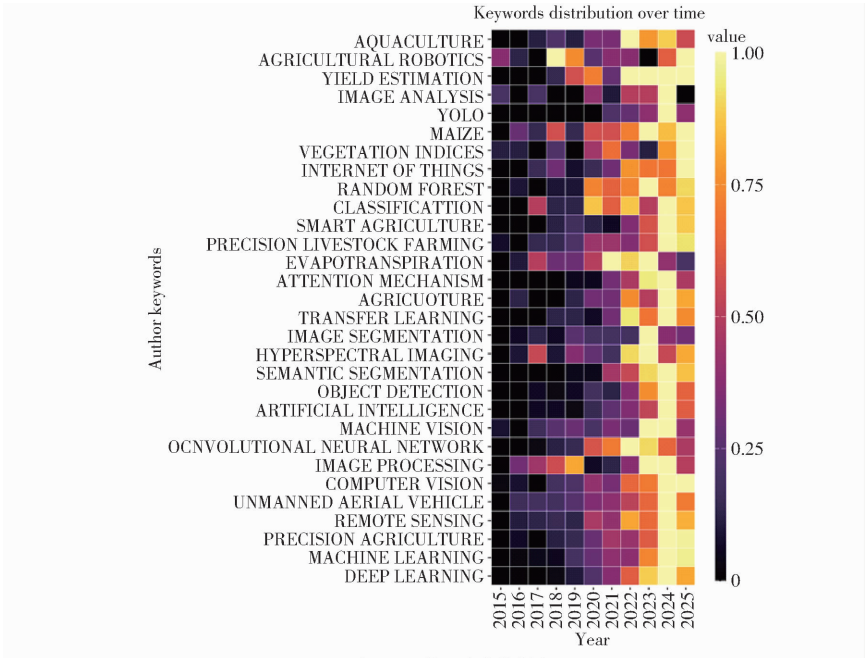


(b) CNKI数据库

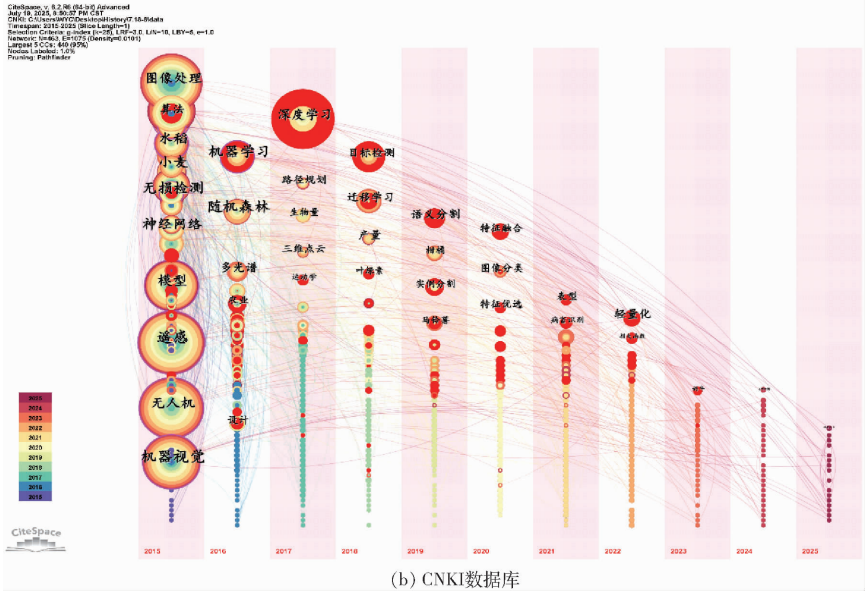
图 7　近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中主要关键词共现的可视化分析

Fig. 7　Visualization analysis of major keyword co-occurrence in agricultural engineering technology research across different databases over past ten years

析。关键词突现频率统计了某一关键词在一定时间段内出现频率的增长情况，可作为研究前沿和研究趋势预测的重要指标[32]。图 10 为近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中引用量前 25 的关键词



(a) WoS核心合集数据库



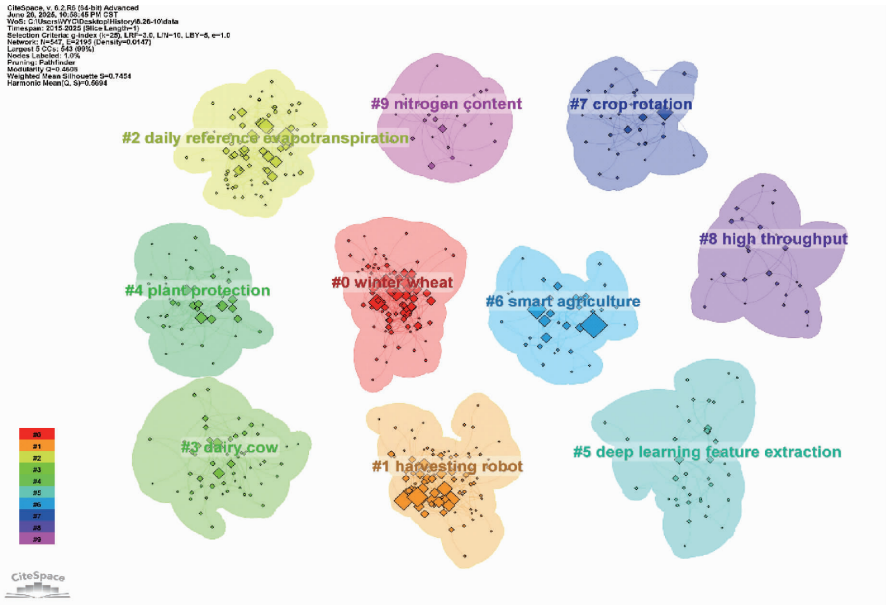
(b) CNKI数据库

图 8 近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中主要关键词随时间分布图

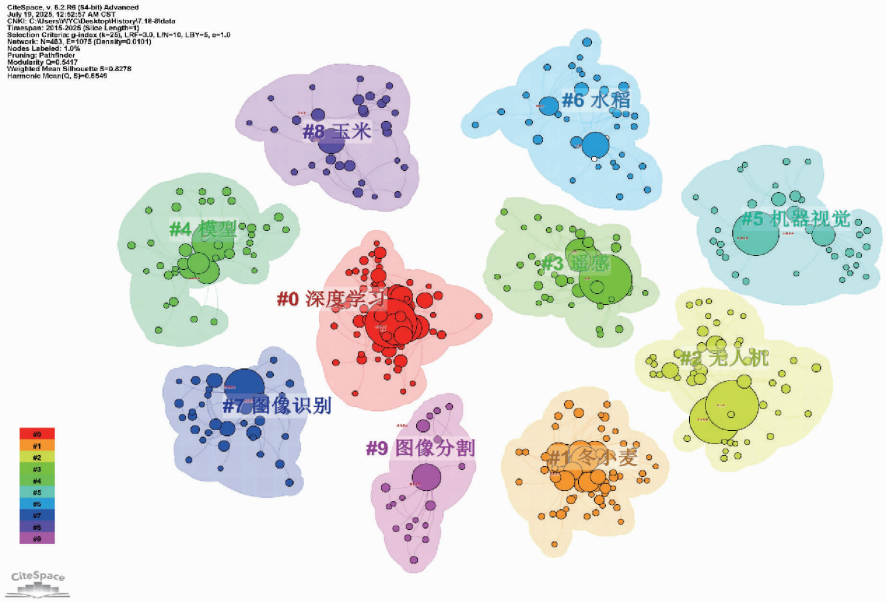
Fig. 8 Temporal distribution of major keywords in agricultural engineering research across different databases over past ten years

突现图。关键词爆发中,蓝色线条表示时间轴,红色粗线水平线表示爆发持续时间。通过识别短时间内增长迅速的关键词,并进行爆发检测分析,可以观察到主题的快速增长,从而洞察近年来主题的变化。

从图 10a 可以看出,农业工程研究热点经历了从“图像处理”与“农业机器人”(如 image processing、Agribot)到智能算法与系统集成(如 neural networks、IoT、plant phenotyping)的演进。早期聚焦于感知与自动化装备,中期引入“人工智能”与“自主导航”技术,推动精准作业发展。近年来,“attention mechanism”“3D reconstruction”等突现,显示研究正深入复杂环境建模与智能算法优化。整体趋势显示,农业工程正加速迈向高自主性、深智能化和系统融合的新阶段。而在图 10b 中,农业工程技术研究热点呈现出从图像处理与自动化感知向深度学习与智能决策演进的趋势。早期以“信息融合”、“二值化”等传统感知类技术为主,随后“Faster R-CNN”“Mask R-CNN”与“语义分割”等深度学习快速凸显,构建了农业工程研究的“视觉大脑”。2022 年后,“深度学习”“轻量化”与“YOLO”等关键词持续突现,标志着对模型精度与作业效率的协同追求。2023 年起,“目标检测”“全景拼接”等技术成为新兴热点,农业工程正迈向多源融合、高效识别与遥感大模型的智能化阶段。



(a) WoS核心合集数据库



(b) CNKI数据库

图 9　近 10 年农业工程技术研究在不同数据库中主要关键词聚类可视化图

Fig. 9　Visualization of major keyword clusters in agricultural engineering technology research across different databases over past ten years

3　农业工程技术发展动态分析

农业工程技术的发展动态划分为算法层、感知层、执行层与支撑层 4 个层面，能够系统反映农业智能系统的技术结构与演进逻辑。该划分不仅有助于揭示不同层面关键技术的发展路径和协同关系，也便于分析其在智能化升级过程中的分工与作用。四层结构覆盖从数据获取到智能决策、作业实施再到平台支撑的全过程，体现了农业工程由机械化向信息化、智能化转型的全链条特征。基于此结构开展分层论述，可全面呈现农业工程技术的演进趋势与融合特征。

3.1　农业工程技术算法层

农业工程技术算法构成了整个智慧农业系统的智能核心。该层通过构建能够自主学习、感知、预测与决策的模型，实现了对复杂农业场景的高效处理与精准控制。近年来，随着人工智能的飞速发展，其分支机器学习、深度学习、强化学习等技术的先进算法在农业领域得到了持续应用和发展，对农业生产效率提升、作物品质改良、环境可持续管理等提供了坚实的技术支撑。本节从人工智能及其关键子技术出发，深入探讨其在农业工程领域中的技术原理、典型应用、不足之处与发展趋势。

Keywords	Year	Strength	Begin	End	2015—2025
image processing	2015	21.5	2015	2019	
machine vision	2015	7.72	2015	2018	
artificial neural networks	2015	7.53	2015	2020	
hyperspectral imaging	2015	3.73	2015	2017	
image analysis	2015	3.72	2015	2017	
robot	2015	3.41	2015	2018	
mobile robot	2015	2.94	2015	2016	
navigation	2015	2.21	2015	2016	
image segmetation	2016	1.44	2015	2017	
autonomous robot	2016	3.83	2016	2017	
harvesting robot	2016	3.46	2016	2018	
neural networks	2016	4.62	2017	2020	
agricultural robotics	2015	6.28	2018	2019	
artificial neural network	2016	3.68	2018	2020	
autonomous navigation	2015	1.53	2018	2019	
support vector machine	2016	3.92	2019	2020	
neural network	2018	1.85	2019	2020	
sensors	2019	0.80	20119	2020	
unmanned aerial vehicle(UAV)	2017	0.53	2019	2020	
IOT	2020	3.26	2020	2021	
plant phenotyping	2020	2.55	2020	2021	
convolutional neural network(s)	2018	0.75	2021	2022	
SVM	2022	3.95	2022	2023	
attention mechanism	2021	3.66	2023	2025	
3d reconstruction	2023	3.17	2023	2025	

(a) WoS核心合集数据库

Keywords	Year	Strength	Begin	End	2015—2025
信息融合	2015	1.75	2015	2016	
目标识别	2016	2.68	2016	2019	
机械臂	2016	2.59	2016	2017	
算法	2015	3.08	2017	2018	
霍夫变换	2017	2.47	2017	2018	
二值化	2017	0.99	2017	2018	
三维重建	2015	0.39	2017	2018	
Faster R-CNN	2918	2.41	2018	2021	
逐步回归	2018	1.55	2018	2019	
高光谱	2015	3.19	2019	2020	
特征融合	2020	3.19	2020	2023	
迁移学习	2018	2.93	2020	2021	
特征优选	2020	2.06	2020	2022	
语义分割	2019	5.08	2021	2025	
遥感影像	2021	1.63	2021	2022	
Mask R-CNN	2019	1.63	2021	2025	
深度学习	2017	22.75	2022	2025	
轻量化	2022	6.38	2022	2025	
损失函数	2022	3.38	2022	2023	
实例分割	2019	2.22	2022	2025	
数据增强	2022	1.93	2022	2023	
YOLO v5	2022	1.93	2022	2023	
目标检测	2018	10.90	2023	2025	
机器学习	2016	7.50	2023	2025	
全景拼接	2023	1.14	2023	2025	

(b) CNKI数据库

图 10 近 10 年农业工程技术研究在不同数据库发表相关论文中引用量前 25 的关键词突现图

Fig. 10 Keyword burst map of top 25 most-cited keywords in agricultural engineering research articles across different databases over past ten years

3.1.1 人工智能

人工智能(Artificial intelligence,AI)作为现代农业工程技术体系的核心支撑力量,不仅显著提升了农业作业的效率与智能化水平,而且推动了农业向

精细、高效、可持续方向深度变革。AI 技术已经在农业工程多个关键环节得到了广泛应用。常见场景包括作物识别、病虫害检测、智能灌溉、农机导航与路径规划、作物产量预测、农产品品质分级等[33]。以视觉识别为例，深度卷积神经网络（如 YOLO）已被广泛用于果实识别与计数[34]，为现代苹果园的果实产量估计提供技术支持。在灌溉控制中，AI 可结合土壤湿度、气候数据与作物模型，构建模糊控制或强化学习算法，实现对作物产量的精确预测[35]。此外，AI 是智慧农业系统的“大脑”部分，支撑智慧农场的远程调度与大数据管理系统[36]。

尽管 AI 技术在农业工程研究中潜力巨大，但在实际应用中仍面临诸多挑战。首先，农业环境具有天然的复杂性与不确定性，光照变化、遮挡、地形起伏等会严重干扰视觉识别系统的稳定性[37]。其次，不同作物种类、生长周期与种植模式差异较大，AI 模型难以通用，需针对性开发并反复调优，增加了研发与部署成本[38]。此外，农业数据获取困难且样本稀缺，制约了模型训练的广度与深度[39]。

为应对上述问题，研究者和工程技术人员正从多方面开展优化工作。首先，应加强 AI 系统的环境适应性设计，通过融合 RGB 图像、深度传感器、激光雷达等多模态感知技术提升系统的鲁棒性[40]。其次，推动轻量化模型与迁移学习技术的结合[41]，减少训练资源需求并提升跨作物迁移能力。最后，在数据层面，建议构建农业 AI 开源数据平台与标准化采集框架[42]，推动农业知识图谱与数据共享机制建设。

3.1.2　机器学习

随着 AI 技术的快速发展，机器学习（Machine learning，ML）作为其核心技术之一的重要原因在于其具备从数据中自主提取规律与知识的能力，使得农业生产从“经验依赖“转向“数据驱动”。ML 技术已在农业工程多个子领域中得到广泛应用。在作物识别与病虫害诊断方面，如支持向量机（Support vector machine，SVM）[43]、随机森林（Random forest，RF）[44]、卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）[45]等算法可对作物病斑图像进行特征提取与分类识别，准确率不断提升。在精准农业管理中，ML 模型被用于预测作物产量[46]、优化灌溉与施肥方案[47]，实现资源的最优配置。此外，在农机路径规划、农业机器人导航、农产品分级等方面，ML 也发挥了关键作用[48-49]。

农业场景具有高度的多样性与动态变化特征，现有 ML 模型往往难以直接迁移到不同作物类型、地理区域或气候条件中使用[50]，需针对具体场景重新训练，缺乏通用性，造成部署成本持续偏高。此外，农业智能系统通常依赖于 ML 进行实时分析与决策，但在偏远地区的企业中，通常缺乏运行模型所需的计算能力与数据处理资源[51]。同时，由于本地存储能力有限，数据需远程传输至服务器处理，易引发访问延迟[52]，从而影响 ML 系统的实时响应与决策效率。

为提升模型的通用性与适应性，可探索多种迁移学习算法[53]，实现跨作物、区域或任务场景的知识迁移与复用。针对资源受限的农业应用场景，需重点开发轻量级、高效率的 ML 模型[54]，以降低计算与部署成本。同时，可结合分布式与边缘计算架构，将部分计算任务前移至终端设备，提升系统的实时响应能力[55]。此外，需持续优化数据管理与存储机制[56]，以实现大规模数据的高效处理与安全访问，为农业智能系统提供坚实的基础支撑。

3.1.3　深度学习

深度学习（Deep learning，DL）是一种基于多层神经网络结构的先进算法框架，能够自动提取数据的多层次特征，实现复杂模式识别和高维数据建模，显著提升图像处理与数据分析的性能和精度。在农业领域，DL 技术已在作物生长管理、产量预测、智能灌溉等方面展现出了巨大潜力。作物生长管理包括农作物病虫害检测和杂草识别内容，LI 等[57]提出基于 Faster R－CNN 改进的 TPest－RCNN 模型来监测蓟马和白粉虱等温室微小害虫；KHANRAMKI 等[58]融合 AlexNet、VGG16 等多种 CNN 架构对柑橘的害虫进行分类；FAN 等[59]采用 CBAM 模块、BiFPN 结构和双线性插值算法构建一种新的杂草检测模型对棉田杂草进行精准监测和控制。在作物产量预测与智能灌溉方面，WANG 等[60]开发了一种名为 CNN－GRU 的新型 DL 模型，并利用 3 个遥感变量对关中平原的县级冬小麦产量进行估算；CHEN 等[61]设计了一种浅层 CNN 体系结构，为农业灌溉用水的循环与节约问题提供智能化技术支持。近年来，DL 技术不断为智慧农业与精细农业的发展提供强大技术支撑。

使用 DL 的最大障碍在于依赖海量数据集和模型泛化能力不足。MOHANTY 等[62]发现现有模型在监测农作物病害时过于依赖受控环境数据，在真实场景中需要更多样化的训练数据集；CHEN 等[63]认为 DL 可有效处理不同光照、遮挡条件下的水果计数，但需要大量数据样本作为支撑。在模型泛化能力方面，RAHNEMOONFAR 等[64]用于计算西红柿的模型可以计算成熟和半成熟的水果，却无法计算绿色水果；CHRISTIANSEN 等[65]发现模型存在检测

严重遮挡和远处物体的困难,这些研究均表明 DL 模型存在着明显的“泛化”边界。

在未来,相关研究可在数据集构建、模型优化等方面进行改进。陆军等[66]以 PointRCNN 为基础构建多尺度的网格金字塔,提高了远距离和遮挡目标的检测精度,从而减少了数据不足等问题。同时,可以使用生成对抗网络(Generative adversarial network,GAN)或 3D 建模模拟光照、遮挡等真实环境,以此来扩充训练样本的多样性并提升模型的泛化能力。其中,FEI 等[67]通过将三维作物模型与语义约束的 GAN 结合,进行葡萄水果日夜图像的生成,实验表明生成的图像可显著加快域自适应过程,并且提高图像标记效率和模型泛化性。

3.1.4 强化学习

农业工程现存作物生长环境多变、种植模式复杂、资源分布不均等问题,亟需具备自适应与在线优化能力的智能系统。强化学习(Reinforcement learning,RL)通过“状态-动作-奖励-新状态”四元组构建学习机制[68],能够在无需明确模型的前提下实现连续决策控制,表明其在多变量、多目标、反馈滞后的农业系统中具有普适性。RL 技术在农业工程相关研究与实践中已取得了初步成果。在农业机器人导航与作业路径规划方面,Q - learning 等算法被广泛应用于果园巡检、播种与收获路径的自动优化,能够实现障碍规避与路径能耗最小化[69];在温室环境智能控制中,RL 被用于动态调节温度、湿度、光照等参数[70],既保障作物生长需求,又提高资源利用率;在精准灌溉系统中,根据土壤湿度、天气预测与作物生长状态,RL 动态制定灌溉方案,实现水资源的高效调配[71]。此外,近年来 RL 逐步与 DL 结合,称为深度强化学习(Deep reinforcement learning,DRL)[72],其作为 RL 的一种扩展方法,利用深度神经网络来增强 RL 在复杂与高维环境下的感知与决策能力。

RL 技术在农业工程领域应用中存在样本效率低、实时性限制等问题。比如,CHEN 等[73]发现 RL 依赖与环境的实时交互,而农作物增长周期的复杂性和持续时间都会为其实际应用带来挑战,这种建模空间的不确定性会降低学习效率;朱玉娇[74]提出基于值分布强化学习的多机协作定位优化方法,有效提高无人机定位精度。此外,还包括安全与伦理风险、模型泛化能力不足等局限[75]。

针对上述问题,未来研究可通过开发新模型框架、引入数字孪生技术来平衡,实现效率优化与实时性提升的最佳效果。作为物理对象或系统的虚拟表示或数字复制品,数字孪生技术通过实现实时监控、预测性维护、性能优化和决策,彻底改变了各个行业[76]。在农业工程领域,数字孪生已涵盖许多研究领域,比如温室、农场管理和果园管理等[77-81],不仅提高了生产效率,而且为农业专业人士创造了新机会。在提升模型实时性问题上,庞彤[82]通过集成 DRL 开展育苗温室环境设施数字孪生系统研究,生成真实事物在虚拟空间的实时镜像,从而实现温室环境自主协同调控;王红军等[83]借助 Unity 虚拟平台构建了基于数字孪生的果园虚拟交互系统,为智慧果园建设提供了理论指导与技术支持;姚书杰等[84]搭建了采摘机器人采摘试验平台,通过采摘场景仿真分析获取采摘决策,可预测机器人真实作业性能,降低采收作业成本。

3.2 农业工程技术感知层

农业工程技术感知层是农业系统感知环境、识别作物的基础。计算机视觉使农业设备具备图像识别与目标检测能力,广泛应用于果实计数、杂草识别等场景;遥感技术具备非接触、大范围、周期性强等优势,支撑作物长势监测与灾害评估;高通量表型技术通过多传感器集成,实现作物生长特征的快速获取,助力育种与精准管理。尽管面临环境干扰大、数据处理难、标准缺失等挑战,感知层正朝多模态融合与智能化方向发展。

3.2.1 计算机视觉

在农业工程中,计算机视觉(Computer vision,CV)通过图像采集、识别、分割、跟踪等技术手段,实现对不同研究中目标物的精准感知与理解,其赋予了计算机从图像或视频中“看懂”世界的能力。CV 技术在农业工程中的应用已覆盖生产管理全过程,主要体现在通过图像处理技术识别作物种类、分割叶片、叶面积等指标[85-87],用于生育期追踪和长势分析。在果园中,通过 YOLO、Mask R - CNN 等目标检测模型统计果实数量与分布[88],为采摘计划和产量预测提供依据。农业机器人依靠视觉系统识别可采摘目标[89],并定位执行路径,同时结合深度图像与 3D 重建完成抓取操作。图像识别区分作物与杂草[90],实现精准除草、节药控草,提升农机作业效率。

CV 技术是实现农业智能化和精准化管理的核心支撑之一,其在实际应用当中仍面临诸多挑战。比如,田间环境复杂性高,光照变化剧烈、风雨干扰频繁等因素都会影响图像质量[91],导致识别准确率下降。同时,农业图像数据集构建成本高且公开数据较少[92],缺乏高质量标注数据,难以训练通用模型。此外,现有视觉模型常针对特定作物或场景训练[93],跨区域或跨季节部署时效果不稳定,其模型

泛化能力不足。

为解决上述问题，可采用图像增强、模糊补偿、遮挡恢复等预处理手段[94]提升图像质量，也可引入注意力机制增强模型对关键区域的关注，减少背景干扰对预测的影响，还可构建多模态融合感知[95]系统，通过融合视觉、温湿度、土壤水分、位置等传感器信息，提高识别决策的综合准确性。为缓解数据集短缺的问题，可通过合成数据的方式生成真实感较强的农业图像，用于训练或预训练模型。另外，采用元学习与自监督学习技术以改善模型泛化能力不足的问题。

3.2.2　遥感

遥感（Remote sensing，RS）技术是农业工程信息获取的重要手段，具有非接触、大范围、周期性长的特点。在农业工程领域，RS 技术已广泛应用于作物种植结构识别、生长状态监测、灾害评估与预警、土壤水分与肥力检测等多个方面。例如，通过无人机多光谱遥感技术可以对农业作物进行分类[96]，精准获取农田作物种植分布信息；利用植被指数等遥感参数可动态监测作物长势[97]，判断作物营养状况和发育进程；遥感影像与气象数据结合还能实现旱涝灾害[98]、病虫害等农业灾害的快速监测和预警；在精准农业领域，RS 可作为灌溉、施肥[99]和农药喷洒的决策依据，实现农业资源的优化配置和节约利用。因此，RS 技术凭借其非接触、高效和多时相监测优势，成为农业工程信息获取与精准管理的重要工具，助力提升农业生产的科学决策水平和资源利用效率。

尽管 RS 技术在农业工程研究中发挥了显著作用，但其应用仍存在若干技术与实践瓶颈。首先，遥感数据存在获取周期限制，尤其是卫星遥感受天气影响较大[100]，云层遮挡常导致成像不完整，影响数据连续性和可用性。其次，遥感影像分辨率之间存在权衡关系，不同作物类型和应用需求对数据分辨率要求不一[101]，制约其统一适用性。最后，不同传感器来源（如深度相机、无人机、高光谱等）导致数据异构性强[102]，信息融合与处理难度大且数据预处理过程仍需大量人工干预，影响效率。

为应对上述问题，可从多方面优化技术路径：推动迁移学习与自监督学习[103]的发展，提升模型在不同区域和不同作物间的迁移能力，降低对大规模标注数据的依赖；发展轻量级神经网络结构，如 MobileNet[104]、EfficientNet[105]等，以适配低计算资源环境下的边缘部署需求，提升模型的泛化性；通过构建农业遥感大数据共享平台[106]，促进多源数据集标准化、标签化与公开化，为算法训练提供数据支撑。此外，还可以加强多模态遥感融合方法研究[107]，集成多光谱、高光谱、雷达等数据建模，实现多源遥感信息优势互补，提升模型识别精度与稳定性。

3.2.3　高通量表型

高通量表型（High-throughput phenotyping，HTP）技术是智慧农业与精准农业的重要支撑手段之一。与传统表型手段依赖人工测量相比，HTP 技术通过集成遥感、传感器、图像处理、机器人、计算机视觉等技术，大幅提升了作物表型数据采集的效率、频率和客观性[108]。与 RS 技术利用非接触方式从远处获取目标区域信息不同，HTP 可用自动化手段高效获取作物表型信息，如快速获取作物株高、冠幅、叶绿素含量、生长速度等表型指标，加速作物育种与田间病害检测；为农业决策系统提供表型数据输入，指导变量施肥、精准灌溉与喷药[109]；早期发现胁迫迹象，优化农艺管理，例如基于热成像、高光谱[110]与 RGB 图像识别病害斑点、水分胁迫迹象等。因此，HTP 通过集成多种先进手段，实现了作物表型数据的高效、精准获取，为智慧农业精准管理和决策提供了坚实的数据支撑。

HTP 技术仍然面临诸多挑战与难题：在极端天气或复杂地形条件下，高通量设备稳定性与采集精度下降[111]，且其采集的数据量庞大，数据类型多样，对数据预处理、标注、存储、建模和可视化提出了较高要求[112]，传统数据处理方式难以胜任；当前尚缺乏统一的表型特征定义、传感格式与采集标准[113]。

为解决上述难题，可以利用农业工程技术算法层的 4 种技术、融合多模态传感器、增强图像预处理方式进一步提升图像识别的准确性与泛化能力[114]。通过多传感器融合与补偿机制，提升设备稳定性与数据完整性，同时结合边缘计算和云平台[115]实现数据实时上传。在数据处理方面，可以利用 AI 算法实现图像自动校正、去噪、配准等对数据进行预处理。此外，还需要推动作物表型指标定义、采集流程、数据结构等的国际标准建设。

3.3　农业工程技术执行层

以农业机器人、无人机与物联网为代表的执行层技术，是推动智慧农业从智能感知走向智能行动的关键环节。农业机器人在播种、采摘等场景中展现出高精度与自动化能力，无人机则以灵活、高效的特点广泛应用于遥感监测与农药喷洒，物联网通过构建设备互联网络，实现对作物与环境的动态感知与精准控制。三者在提升农业作业效率与智能化水平方面发挥着核心作用，下面围绕农业机器人、无人

机、物联网 3 类关键技术,展开相应分析。

3.3.1 农业机器人

农业机器人(Agricultural robot,Agribot)作为农业工程技术体系的重要组成部分,正加速农业生产方式从机械化向智能化跃迁,对推动农业高质量发展至关重要。Agribot 在田间作业过程中的研究和应用较为广泛,如苹果的目标识别算法作为苹果采摘机器人的核心技术之一,WILLIAMS 等[19]开发了一种多臂协同的猕猴桃采摘机器人,采用 CNN 机器视觉在自然光照下识别果实,配合新型末端执行器和动态调度算法协调 4 支机械臂,在商业果园实地测试中实现了 51.0% 的成功采摘率和平均 5.5 s/果的作业效率,为后续猕猴桃机器人的研究和改进提供了参考依据。房文泰[116]针对猕猴桃棚架种植特点以及果实冠层分布特性,开发了双笛卡尔并联机械臂猕猴桃采摘机器人,基于同步带并联驱动结构设计能够实现一次行域作业覆盖,采用可伸缩 Z 轴设计有效提升了机器人可用作业空间利用率,田间实地采摘成功率为 88.00%,采摘速度约为 2 s/果。此外,Agribot 已被应用于番茄[117-118]、草莓[119-121]、胡椒[122-124]与棉花[125-126]等多种农作物中。

尽管当前 Agribot 已广泛应用于各类农业作业场景,但其发展仍面临诸多挑战。首先,农田环境复杂多变,对机器人底盘稳定性、续航能力与防护性能提出了更高的要求[127]。其次,不同作物在种类、种植模式和作业流程上存在显著差异,导致 Agribot 难以实现“一机多用”或“通用化作业”。此外,在自然条件下,如果实被叶片遮挡、光照不均或地形不平整等因素,会显著影响 Agribot 的视觉识别与定位精度[128]。同时,高精度传感器、人工智能芯片与复杂结构的集成也使整机整体造价较高[129],使普通农户难以负担。由此可见,Agribot 的发展仍任重道远,亟需在环境适应性、作业柔性与成本控制等方面持续突破。

未来 Agribot 的发展可通过采用可拆卸模块重组底盘[130]或可调悬挂系统、履带-轮式混合驱动结构,提升崎岖不平地形下的通过能力。为快速适配温室、大田和果园等场景,也可以结合深度信息、高精度激光扫描仪[131],利用多种三维重建技术,如结构光重建、立体视觉[132]、激光雷达点云建模等,进一步提升遮挡环境下的目标识别率。针对不同作物,建立作物结构建模库,匹配不同农作物的行距、株高、冠幅等特征,实现可配置路径规划与执行参数。对于成本问题,可以优先使用国产化 AI 芯片,并采用开源硬件与软件平台,降低 Agribot 的研发成本。

3.3.2 无人机

无人机(Unmanned aerial vehicle,UAV)是一种自主无人驾驶飞机,可以远程控制或基于预编程的飞行计划或更复杂的动态自动化系统自主飞行。在农业领域,UAV 凭借重量轻、空速低等优势,在低空农业遥感和农业喷洒等方面得到广泛应用,且能以更低飞行高度聚焦于小块农田,以更高的精度执行特定地点的农田管理,成为推动精准农业发展的核心动力[133]。在低空农业遥感方面,XIANG 等[134]开发了基于自主无人机的低成本农业遥感系统,集成多光谱相机与扩展卡尔曼滤波导航,具有较高的时空分辨率,为农田遥感提供了一种灵活可靠的方法;在农业喷洒方面,ZHANG 等[135]基于静电喷雾技术和六旋翼 UAV,设计了一种静电喷雾系统,旨在提高多旋翼 UAV 施药过程中农药的使用效率;WANG 等[136]提出 UAV 空间农药喷洒沉积质量平衡测试方法,对单旋翼 UAV 在麦田的喷洒沉积分布及下洗流场特性进行测试,极大提高了生产保护材料的施用效率。因此,无人机技术在农业遥感与精准施药等关键环节中展现出显著优势,已成为提升作物管理效率与推动精准农业可持续发展的重要技术支撑。

尽管无人机农业应用前景广阔且成果颇丰,但在目前的实际实施中仍存在诸多局限。比如,YANG 等[137]认为无人机在农业应用中存在喷雾漂移严重、载荷有限且续航短、抗风能力弱受气象影响大、多旋翼能耗高且可靠性差等问题;何勇等[138]阐述了飞行器自主避障、多机协同控制、能源续航等技术局限。为更好解决现存的问题,需朝向自动化起降、多传感器集成如 LiDAR、Hyperspectral 成像、标准化作业流程方向发展[139];同时,需要努力突破避障算法、建立集群协同控制机制,适应实时农业环境的复杂变化[140]。因而,基于具体农业环境或条件制定适应性策略并提供定制化方案,有望全面提升农业 UAV 的可靠性与作业效能。

3.3.3 物联网

物联网(Internet of Things,IoT),通过互联网连接物理设备使物体具备感知与通信能力,实现设备间的数据交换、自动连接与智能协作,从而达到降本增效的目的。围绕这一核心目标,IoT 技术从微小的传感器到复杂的智慧农场管理系统,已经涵盖节水灌溉、作物监测等多个环节的应用。在节水灌溉方面,沈建炜等[141]提出一种基于 IoT 技术并包含无线通信、信息采集等多个模块的智能灌溉系统;BENYEZZA 等[142]提出并验证了一种基于 IoT 与模糊控制的温室分区智能灌溉系统,实现了远程控制,

有效优化了灌溉条件并显著降低了用水与能耗，二者都实现高效的水资源利用。在作物实时监测方面，夏于等[143]设计了一种基于 IoT 的远程小麦智能监测与诊断系统，融合多网络通信与传感数据；杜克明等[144]构建了一种融合 IoT 与网络地理信息系统（WebGIS）的农业环境监测系统，实现了从田间到区域尺度的作物生长与气象灾害动态监测与智能评估，二者都提高了对作物生长状况的动态监测能力与精准感知水平。总之，IoT 技术通过实现设备智能互联与数据共享，有效提升了农业生产的自动化与精准化水平，推动了节水灌溉和作物实时监测等关键环节的高效管理。

在农业工程领域，IoT 技术主要依靠射频识别技术（Radio frequency identification，RFID）、条形码等进行无线通信技术对农产品进行信息追溯[145]，但也存在未经授权的 RFID 访问的主要问题。RFID 能包含任何类型信息但可能易被读取器修改读取，无法保证用户数据安全的难题[146]。除此之外，传感器多样、通信标准不一，系统集成复杂，扩展性差[147]，以及现有农业 IoT 监测研究多集中于采集与单点处理，系统化应用不足等问题[148]。

要有效解决上述 IoT 技术存在的问题，一方面需要标准化传感器与通信协议接入，建立统一的设备接入规范与接口协议[149]，为系统化的应用提供条件。另一方面，需要将 RFID 与无线传感器网络、加密传输和分层架构结合[150]，系统性解决其在感知能力、隐私安全及数据处理方面的短板。

3.4　农业工程技术支撑层

大数据、云计算等技术支撑着数据传输、存储、管理与计算服务等农业智能系统的关键功能，是实现感知、决策与执行各层协同高效运行的信息枢纽与计算引擎。随着农业数字化程度的不断提升，农业系统产生的数据量呈指数级增长，对算力资源与数据管理能力提出了更高要求。以大数据、云计算与边缘计算为代表的支撑层技术，正成为智慧农业系统构建中不可或缺的关键组成部分。下面对大数据与云计算两类关键技术原理、应用场合和发展趋势进行探讨和分析。

3.4.1　大数据

大数据技术有效衔接农业工程技术的感知层和算法层，是支撑智慧农业系统持续演进与升级的核心基础。随着大数据技术的不断迭代和发展，其已广泛应用于农业工程的各个领域[151-155]，如 ASTILL 等[156]为了能够充分利用智能传感器实时收集有关家禽养殖过程中的各种参数数据，使用大数据分析工具来制定数据驱动的决策；JABER 等[157]提出了一种基于大数据分析的农业灾害管理模型，融合多源数据并应用线性回归与 Map－Reduce 技术，有效提升了灾害预测与决策效率，为农业防灾提供了数据驱动支持。因此，大数据技术作为连接农业感知与智能决策的关键桥梁，推动了智慧农业的精细化管理与高效运行，显著提升了农业工程技术的智能化水平和应用价值。

当下，大数据技术发展迅速，然而仍存在三大核心问题：技术方案与农业特殊性不匹配，如田间传感器布设不均、设备厂商标准不统一，导致数据采集存在断点与格式混乱[158]；由于一些偏远山区或边缘农田受制于网络基础设施薄弱、高成本投入与部署标准缺失等因素，此技术规模化部署困难[159]；技术开发者提供的解决方案与实际使用者的真实需求存在偏差[160]。

未来，大数据技术发展应聚焦于推广模块化、低成本、高鲁棒性的传感设备并制定统一的数据采集与接口标准[161]，依托现有设施推进基础网络建设，解决规模化部署困难的问题，从农户操作习惯与场景真实需求出发，认清技术先进性并不等于实用价值的事实，必须从终端需求反向设计系统。

3.4.2　云计算

农业工程领域现在涉及遥感影像、环境传感器、无人机监测、农机轨迹等多源数据，数据量大、类型杂，而传统个人计算机或本地服务器存储和计算能力不足，无法支撑深度学习模型运行和高频数据分析，需要强大的远程计算能力、数据管理平台和智能服务接口，因而云计算技术应运而生。现有的系统大多将云计算与物联网进行融合使用[162]，即基于云计算的物联网范式。SAGAR 等[163]通过将云计算与物联网进行融合，发现可显著增强农业监测和控制，提高生产力和效率。此外，在土壤含水量监测方面，VANI 等[164]开发了一套基于云计算的土壤湿度监测系统，采用传感器采集数据，通过 Wi-Fi 上传至云平台，农户可通过网页或手机 App 实时查看数据，实现土壤湿度的远程监测和智能灌溉管理。由此可见，基于云计算的物联网范式应用于各方各面，为农业工程提供了高效的数据处理与远程管理能力，显著提升了农业监测、决策与智能控制水平，是实现智慧农业的关键技术路径之一。

与物联网和大数据相同，云计算并未有统一的标准协议和架构[165]，且用户的数据集中存储在云端，有遭受攻击和发生泄漏的风险[166]，数据在传输过程中也存在被截获或篡改的风险。另外，一些通用的云计算平台并非针对农业场景进行优化，无法直接满足复杂的农田环境感知、边缘控制、低功耗传

输[167]等需求。

为解决云计算技术存在数据泄露损坏的问题，未来可以采用加密传输数据，制定统一的标准协议并结合 TLS 协议建立安全通道[168]，以此来保证数据安全，对于云计算高功耗的难题，可以通过适度牺牲本地计算资源来节省通信带宽和降低传输延迟，进而边缘计算能够显著提升云计算系统的整体性能[169]。

4 总结与展望

4.1 总结

本文通过 WoS 核心合集数据和 CNKI 数据库检索 2015 年 1 月 1 日—2025 年 6 月 26 日累计 10 年来农业工程技术相关论文分别为 4 435 篇与 1 930 篇（共计 6 365 篇），基于 CiteSpace、VOSviewer 文献计量学分析软件和 R 语言软件统计农业工程技术的研究信息，分析主要研究内容和前沿热点，主要结论如下：

（1）农业工程技术的研究在近 10 年迅速发展，且增长量和增长趋势仍逐步加快。整体来看，机构（中国农业大学、西北农林科技大学、华南农业大学）、国家（中国、美国、巴西）交流与合作较为密切，中国和美国是农业工程技术的主要推动者，总发文量占比 75.36%。从国际科研机构来看，发文量前 10 的机构当中有 9 个来自中国，中国农业大学排名第 1；1 个来自美国，为佛罗里达大学，排名第 9。而在国内，发文量最高的仍为中国农业大学，西北农林科技大学和华南农业大学紧随其后；江苏大学、南京农业大学等高校及国家级科研机构也持续产出高质量成果，形成了多元协同、优势互补的研究格局。

（2）中科院一区 Top 期刊《Computers and Electronics in Agriculture》、中科院二区《International Journal of Agricultural and Biological Engineering》、《Smart Agricultural Technology》和《Biosystems Engineering》等国际期刊有较多相关文献产出。其中，5 年影响因子为 9.3 的《Computers and Electronics in Agriculture》期刊，文献占比最多，为 48.18%。而《International Journal of Agricultural and Biological Engineering》期刊文献占比超过 10%；《Smart Agricultural Technology》与《Biosystems Engineering》期刊，占比分别为 9.74% 与 9.58%，排名 5～10 的期刊虽然论文未超过前 4 名，但仍具有巨大潜力，同时国内的《农业工程学报》、《农业机械学报》以及《华南农业大学学报》等本土期刊也是农业工程技术发展不可缺少的研究传播平台与学术支持力量，在农业机器人、遥感应用和智慧农业系统等特定领域扮演着关键推动角色。

（3）自 2015 年以来，农业工程技术研究主题经历三阶段演变：从早期遥感监测与系统分类（2015—2020 年），研究主要聚焦于感知层与作物分类应用，转向深度学习主导的智能化技术（2021—2022 年），即研究从感知转型到智能识别，最终聚焦机器学习与人工智能深度融合（2023—2025 年）。总体来说，国内外对于深度学习、计算机视觉和无人机的研究在农业工程诸多领域已经取得了突破性进展。

（4）技术体系面临分层挑战：农业工程技术算法层由于作物种类多样、生长环境异质性强，导致深度学习等主流算法难以适应跨区域、跨季节的变化，训练出的模型在真实场景中易出现性能衰减等问题，造成其模型泛化能力弱与农业数据稀缺；感知层因田间环境复杂性如光照不均、遮挡物较多等，导致计算机视觉识别率下降，且遥感数据异构性强，导致数据融合与统一建模难度显著增加；执行层的农业机器人因其存在环境适应性差与成本高昂的问题，难以进行大规模普及；支撑层的大数据与云计算虽然提供了强大的数据处理与存储能力，但仍存在数据泄露与通信安全风险。

4.2 展望

未来农业工程技术将在农业 5.0 框架下加速迈向“高精度感知—动态仿真—智能执行”的新范式。智能传感器正向多模态融合与柔性化方向发展，通过集成深度相机、热红外、激光雷达等低成本传感器，实现作物生理状态与病虫害的实时无损监测，并结合边缘计算提升本地响应效率。三维重建技术虽尚处于起步阶段，但依托无人机与视觉算法，有望构建高精度农田实景模型与作物 4D 生长动态图谱，为农机导航和机器人作业提供高精度空间支撑。数字孪生平台可融合多源传感数据与三维场景，模拟“土壤-作物-农机”全链条农业自动化作业过程，借助人工智能和强化学习等技术推演农艺策略并生成最优决策方案，推动农业生产从经验依赖转向模型驱动。

智能传感器、三维重建与数字孪生三者将形成协同互补的“技术三角”，共同支撑农业智能系统的高效运行。其中，传感器提供获取作物与环境的多维数据，三维重建技术还原农田场景中的空间结构与作物几何特征，数字孪生则基于感知与建模结果进行模拟预测与智能决策，形成“感知—建模—决策—执行”的闭环体系。然而，当前仍面临传感器稳定性不足、多尺度作物建模困难以及大范围三维

重建对计算资源提出较高要求等挑战。未来，需从算法优化、设备升级和数据协同等方面持续努力，以加快农业领域智能系统的一体化建设步伐，为农业智能化升级与可持续发展提供关键技术支撑。

参 考 文 献

[1] 全银华，柯宓，曹斌，等. 发达国家和地区引进外籍农业劳动力的政策特点及启示——以欧盟、美国和韩国为例[J]. 世界农业，2023(1)：44－56.
QUAN Yinhua, KE Mi, CAO Bin, et al. Policy characteristics and implications of foreign agricultural labor importation in developed countries and regions——a case study of the European Union, the United States and South Korea[J]. World Agriculture, 2023(1): 44－56. (in Chinese)

[2] 甘怀场. 农业机械自动化在现代农业中的应用现状及前景[J]. 农业工程技术，2023，43(11)：32－33.
GAN Huaichang. Application status and prospects of agricultural machinery automation in modern agriculture[J]. Agricultural Engineering Technology, 2023, 43(11): 32－33. (in Chinese)

[3] KEATING B A, CARBERRY P S, BINDRABAN P S, et al. Eco-efficient agriculture: concepts, challenges, and opportunities[J]. Crop Science, 2010, 50(Supp.1): 109－119.

[4] BEGNA T. Major challenging constraints to crop production farming system and possible breeding to overcome the constraints[J]. International Journal of Research Studies in Agricultural Sciences, 2020, 6(7): 27－46.

[5] MONTAZEAUD G, ROUSSET F, FORT F, et al. Farming plant cooperation in crops[J]. Proceedings of the Royal Society B, 2020, 287(1919): 20191290.

[6] POEPLAU C, DON A. Carbon sequestration in agricultural soils via cultivation of cover crops—a meta-analysis[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2015, 200: 33－41.

[7] KANG S, HAO X, DU T, et al. Improving agricultural water productivity to ensure food security in China under changing environment: from research to practice[J]. Agricultural Water Management, 2017, 179: 5－17.

[8] 丁幼春，李浩鹏，董万静，等. 基于处方图的油菜精准变量施肥调控系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2025，56(3)：256－266，300.
DING Youchun, LI Haopeng, DONG Wanjing, et al. Design and experiment of precise variable fertilization control system for oilseed rape based on prescription maps[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 256－266, 300. (in Chinese)

[9] LI J W, QIAO Y, LIU S, et al. An improved YOLOv5-based vegetable disease detection method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107345.

[10] 郑洲洲，胡耀华，赵鹏飞，等. 抓摇式设施冬枣摘熟留青振动采收装置参数优化与试验[J]. 农业机械学报，2025，56(1)：245－253.
ZHENG Zhouzhou, HU Yaohua, ZHAO Pengfei, et al. Optimization and test of ripe-picking and green-leaving harvesting parameters for winter jujube catch-and-shake vibration device under facility orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 245－253. (in Chinese)

[11] DE BOER I J M, VAN ITTERSUM M K. Circularity in agricultural production[R]. Wageningen University & Research, 2018.

[12] DÍAZ S E, PÉREZ J C, MATEOS A C, et al. A novel methodology for the monitoring of the agricultural production process based on wireless sensor networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 252－265.

[13] BOURSIANIS D A, PAPADOPOULOU S M, DIAMANTOULAKIS P, et al. Internet of Things (IoT) and agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) in smart farming: a comprehensive review[J]. Internet of Things, 2020(18): 100187.

[14] HOLZINGER A, FISTER I, KAUL H P, et al. Human-centered AI in smart farming: toward agriculture 5.0[J]. IEEE Access, 2024, 12: 62199－62214.

[15] HUANG Y, CHEN Z, TAO Y U, et al. Agricultural remote sensing big data: management and applications[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2018, 17(9): 1915－1931.

[16] WEERSINK A, FRASER E, PANNELL D, et al. Opportunities and challenges for big data in agricultural and environmental analysis[J]. Annual Review of Resource Economics, 2018, 10(1): 19－37.

[17] NAMANI S, GONEN B. Smart agriculture based on IoT and cloud computing[C]// 2020 3rd International Conference on Information and Computer Technologies. IEEE, 2020: 553－556.

[18] DUCKETT T, PEARSON S, BLACKMORE S, et al. Agricultural robotics: the future of robotic agriculture[J]. arXiv Preprint, arXiv:1806.06762, 2018.

[19] WILLIAMS H A M, JONES M H, NEJATI M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 140－156.

[20] KHANAL S, KC K, FULTON J P, et al. Remote sensing in agriculture—accomplishments, limitations, and opportunities[J]. Remote Sensing, 2020, 12(22): 3783.

[21] LU Y, LIU M, LI C, et al. Precision fertilization and irrigation: progress and applications[J]. AgriEngineering, 2022,

4(3): 626 – 655.
[22] 刘雪美, 李扬, 李明, 等. 喷杆喷雾机精确对靶施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 37 – 44.
LIU Xuemei, LI Yang, LI Ming, et al. Design and test of smart-targeting spraying system on boom sprayer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 37 – 44. (in Chinese)
[23] WANG C, GONG J. Intelligent agricultural greenhouse control system based on Internet of Things and machine learning[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2402.09488, 2024.
[24] 兰玉彬, 林泽山, 王林琳, 等. 基于文献计量学的智慧果园研究进展与热点分析[J]. 农业工程学报, 2022, 38(21): 127 – 136.
LAN Yubin, LIN Zeshan, WANG Linlin, et al. Research progress and hotspot of smart orchards based on bibliometrics[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(21): 127 – 136. (in Chinese)
[25] 李莉, 王应宽, 傅泽田, 等. 世界农业工程学科研究进展及发展趋势[J]. 农业工程学报, 2023, 39(3): 1 – 15.
LI Li, WANG Yingkuan, FU Zetian, et al. Progress and development trends of agricultural engineering discipline[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(3): 1 – 15. (in Chinese)
[26] 任妮, 郭婷, 孙艺伟, 等. 全球智慧农业领域研究态势分析[J]. 农业图书情报学报, 2021, 33(9): 48 – 63.
REN Ni, GUO Ting, SUN Yiwei, et al. An analysis of global smart agriculture research situation[J]. Journal of Library and Information Science in Agriculture, 2021, 33(9): 48 – 63. (in Chinese)
[27] ARRUDA H, SILVA E R, LESSA M, et al. VOSviewer and bibliometrix[J]. Journal of the Medical Library Association, 2022, 110(3): 392.
[28] CHEN C. Visualizing and exploring scientific literature with CiteSpace: an introduction[C]// Proceedings of the 2018 Conference on Human Information Interaction & Retrieval, 2018: 369 – 370.
[29] CHEN B, YE X, DAI F. Research on sustainable building development in the context of smart cities: based on CiteSpace, VOSviewer, and Bibliometrix[J]. Buildings, 2025, 15(11): 1811.
[30] OMIA E, BAE H, PARK E, et al. Remote sensing in field crop monitoring: a comprehensive review of sensor systems, data analyses and recent advances[J]. Remote Sensing, 2023, 15(2): 354.
[31] WANG M, CHAI L. Three new bibliometric indicators/approaches derived from keyword analysis[J]. Scientometrics, 2018, 116: 721 – 750.
[32] CHEN C M, LI J. CiteSpace: text mining and visualization in scientific literature[M]. Beijing: Capital University of Economics and Business Press, 2016: 149 – 152.
[33] JAVAID M, HALEEM A, KHAN I H, et al. Understanding the potential applications of artificial intelligence in agriculture sector[J]. Advanced Agrochem, 2023, 2(1): 15 – 30.
[34] 武星, 齐泽宇, 王龙军, 等. 基于轻量化 YOLOv3 卷积神经网络的苹果检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 17 – 25.
WU Xing, QI Zeyu, WANG Longjun, et al. Apple detection method based on light-YOLOv3 convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 17 – 25. (in Chinese)
[35] ELAVARASAN D, VINCENT P M D. Crop yield prediction using deep reinforcement learning model for sustainable agrarian applications[J]. IEEE Access, 2020, 8: 86886 – 86901.
[36] MOHAMED E S, BELAL A A, ABD-ELMABOD S K, et al. Smart farming for improving agricultural management[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2021, 24(3): 971 – 981.
[37] ZHANG Y, ZHANG B, SHEN C, et al. Review of the field environmental sensing methods based on multi-sensor information fusion technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2024, 17(2): 1 – 13.
[38] AL RIDHAWI I, OTOUM S, ALOQAILY M, et al. Generalizing AI: challenges and opportunities for plug and play AI solutions[J]. IEEE Network, 2020, 35(1): 372 – 379.
[39] RATHER I H, KUMAR S, GANDOMI A H. Breaking the data barrier: a review of deep learning techniques for democratizing AI with small datasets[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(9): 226.
[40] 李道亮, 赵晔, 杜壮壮. 农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 1 – 15.
LI Daoliang, ZHAO Ye, DU Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 1 – 15. (in Chinese)
[41] LIU G, PENG J, EL-LATIF A A A. SK – MobileNet: a lightweight adaptive network based on complex deep transfer learning for plant disease recognition[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2023, 48(2): 1661 – 1675.
[42] COB-PARRO A C, LALANGUI Y, LAZCANO R. Fostering agricultural transformation through AI: an open-source AI architecture exploiting the MLOps paradigm[J]. Agronomy, 2024, 14(2): 259.
[43] PRAJAPATI H B, SHAH J P, DABHI V K. Detection and classification of rice plant diseases[J]. Intelligent Decision Technologies, 2017, 11(3): 357 – 373.
[44] SAMAJPATI B J, DEGADWALA S D. Hybrid approach for apple fruit diseases detection and classification using random forest classifier[C]//2016 International Conference on Communication and Signal Processing. IEEE, 2016: 1015 – 1019.
[45] PICON A, ALVAREZ-GILA A, SEITZ M, et al. Deep convolutional neural networks for mobile capture device-based crop

disease classification in the wild[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 161: 280 – 290.
[46] INIYAN S, VARMA V A, NAIDU C T. Crop yield prediction using machine learning techniques[J]. Advances in Engineering Software, 2023, 175: 103326.
[47] ABIOYE E A, HENSEL O, ESAU T J, et al. Precision irrigation management using machine learning and digital farming solutions[J]. AgriEngineering, 2022, 4(1): 70 – 103.
[48] YANG J, NI J, LI Y, et al. The intelligent path planning system of agricultural robot via reinforcement learning[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4316.
[49] LI T, DE LA P P F, CORCHADO J M, et al. Multi-source homogeneous data clustering for multi-target detection from cluttered background with misdetection[J]. Applied Soft Computing, 2017, 60: 436 – 446.
[50] SIDHU B S, MEHRABI Z, RAMANKUTTY N, et al. How can machine learning help in understanding the impact of climate change on crop yields? [J]. Environmental Research Letters, 2023, 18(2): 24008.
[51] ARAÚJO S O, PERES R S, RAMALHO J C, et al. Machine learning applications in agriculture: current trends, challenges, and future perspectives[J]. Agronomy, 2023, 13(12): 2976.
[52] BIAN J, Al ARAFAT A, XIONG H, et al. Machine learning in real-time Internet of Things (IoT) systems: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(11): 8364 – 8386.
[53] 赵奇慧, 李莉, 张淼, 等. 基于迁移学习的温室番茄叶片水分胁迫诊断方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 340 – 347, 356.
ZHAO Qihui, LI Li, ZHANG Miao, et al. Water stress diagnosis algorithm of greenhouse tomato based on fine-tuning learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 340 – 347, 356. (in Chinese)
[54] PAREZ S, DILSHAD N, ALANAZI T M, et al. Towards sustainable agricultural systems: a lightweight deep learning model for plant disease detection[J]. Computer Systems Science and Engineering, 2023, 47(1): 515 – 536.
[55] GEZER V, UM J, RUSKOWSKI M. An introduction to edge computing and a real-time capable server architecture[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2018, 11(7): 105 – 114.
[56] ZHAO Y, LI Q, YI W, et al. Agricultural IoT data storage optimization and information security method based on blockchain [J]. Agriculture, 2023, 13(2): 274.
[57] LI W, WANG D, LI M, et al. Field detection of tiny pests from sticky trap images using deep learning in agricultural greenhouse[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 183: 106048.
[58] KHANRAMKI M, ASLI-ARDEH E A, KOZEGAR E. Citrus pests classification using an ensemble of deep learning models [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 186: 106192.
[59] FAN X, CHAI X, ZHOU J, et al. Deep learning based weed detection and target spraying robot system at seedling stage of cotton field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108317.
[60] WANG J, WANG P, TIAN H, et al. A deep learning framework combining CNN and GRU for improving wheat yield estimates using time series remotely sensed multi-variables[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107705.
[61] CHEN H, CHEN A, XU L, et al. A deep learning CNN architecture applied in smart near-infrared analysis of water pollution for agricultural irrigation resources[J]. Agricultural Water Management, 2020, 240: 106303.
[62] MOHANTY S, HUGHES D, SALATHÉ M. Using deep learning for image-based plant disease detection[J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 1419.
[63] CHEN S W, SHIVAKUMAR S S, DCUNHA S, et al. Counting apples and oranges with deep learning: a data-driven approach [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 781 – 788.
[64] RAHNEMOONFAR M, SHEPPARD C. Deep count: fruit counting based on deep simulated learning[J]. Sensors, 2017, 17(4): 905.
[65] CHRISTIANSEN P, NIELSEN L N, STEEN K A, et al. DeepAnomaly: combining background subtraction and deep learning for detecting obstacles and anomalies in an agricultural field[J]. Sensors, 2016, 16 (11): 1904.
[66] 陆军, 李杨, 鲁林超. 远距离和遮挡下三维目标检测算法研究[J]. 智能系统学报, 2024, 19(2): 259 – 266.
LU Jun, LI Yang, LU Linchao. Long-distance and occluded 3D target detection algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2024, 19(2): 259 – 266. (in Chinese)
[67] FEI Z, OLENSKYI A G, BAILEY B N, et al. Enlisting 3D crop models and GANs for more data efficient and generalizable fruit detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 1269 – 1277.
[68] LIANG J, MIAO H, LI K, et al. A review of multi-agent reinforcement learning algorithms[J]. Electronics, 2025, 14(4): 820.
[69] HUANG Y Y, LI Z W, YANG C H, et al. Automatic path planning for spraying drones based on deep Q-learning[J]. Journal of Internet Technology, 2023, 24(3): 565 – 575.
[70] MORCEGO B, YIN W, BOERSMA S, et al. Reinforcement learning versus model predictive control on greenhouse climate control[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108372.
[71] SUN L, YANG Y, HU J, et al. Reinforcement learning control for water-efficient agricultural irrigation[C]// 2017 IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications and 2017 IEEE International Conference on Ubiquitous Computing and Communications. IEEE, 2017: 1334 – 1341.

[72] ARULKUMARAN K, DEISENROTH M P, BRUNDAGE M, et al. Deep reinforcement learning: a brief survey[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(6): 26 - 38.

[73] CHEN D, HUANG Y. Integrating reinforcement learning and large language models for crop production process management optimization and control through a new knowledge-based deep learning paradigm [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110028.

[74] 朱玉娇. 基于多机协作的非合作无人机定位技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025.
ZHU Yujiao. Research on non-cooperative UAV localization technology based on multi-UAV cooperation[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025. (in Chinese)

[75] XU M, LIU Z, HUANG P, et al. Trustworthy reinforcement learning against intrinsic vulnerabilities: robustness, safety, and generalizability[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2209.08025, 2022.

[76] LIU X, JIANG D, TAO B, et al. A systematic review of digital twin about physical entities, virtual models, twin data, and applications[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 55: 101876.

[77] KANTAROS A, PIROMALIS D. Setting up a digital twin assisted greenhouse architecture [J]. American Journal of Engineering and Applied Sciences, 2022, 15(4): 230 - 238.

[78] ARIESEN-VERSCHUUR N, VERDOUW C, TEKINERDOGAN B. Digital twins in greenhouse horticulture: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107183.

[79] VERDOUW C, TEKINERDOGAN B, BEULENS A, et al. Digital twins in smart farming[J]. Agricultural Systems, 2021, 189: 103046.

[80] KIM S, HEO S. An agricultural digital twin for mandarins demonstrates the potential for individualized agriculture[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 1561.

[81] 王纪章, 王涛, 付益辉, 等. 数字孪生技术在农业生产管控中的应用现状与展望[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 1 - 20.
WANG Jizhang, WANG Tao, FU Yihui, et al. Application status and development prospects of digital twin technology in agricultural production process control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 1 - 20. (in Chinese)

[82] 庞彤. 基于深度强化学习的育苗温室设施数字孪生系统开发[D]. 武汉: 华中农业大学, 2024.
PANG Tong. Development of a digital twin system for seedling greenhouse facilities based on deep reinforcement learning[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[83] 王红军, 林俊强, 邹湘军, 等. 基于数字孪生的果园虚拟交互系统构建[J]. 系统仿真学报, 2023, 36(6): 1 - 13.
WANG Hongjun, LIN Junqiang, ZOU Xiangjun, et al. Construction of a virtual interactive system for orchards based on digital twins[J]. Journal of System Simulation. 2023, 36(6): 1 - 13. (in Chinese)

[84] 姚书杰, 王红军, 林俊强. 虚拟荔枝果园建模与采摘行为仿真研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(11): 6 - 12.
YAO Shujie, WANG Hongjun, LIN Junqiang. Modeling of virtual litchi orchard and simulation of picking behavior[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(11): 6 - 12. (in Chinese)

[85] SHWETANK J K, BHATIA K. Review of rice crop identification and classification using hyper-spectral image processing system[J]. International Journal of Computer Science & Communication, 2010, 1(1): 253 - 258.

[86] ARCHANA K S, SAHAYADHAS A. Automatic rice leaf disease segmentation using image processing techniques [J]. International Journal of Engineering & Technology, 2018, 7(3): 182 - 185.

[87] 袁洪波, 赵努东, 程曼. 基于图像处理的田间杂草识别研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 323 - 334.
YUAN Hongbo, ZHAO Nudong, CHENG Man. Review of weeds recognition based on image processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 323 - 334. (in Chinese)

[88] JIA W, TIAN Y, LUO R, et al. Detection and segmentation of overlapped fruits based on optimized Mask R - CNN application in apple harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105380.

[89] ZHAO Y, GONG L, HUANG Y, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 311 - 323.

[90] 陈树人, 邹华东, 吴瑞梅, 等. 基于高光谱图像技术的稻田苗期杂草稻识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 253 - 257, 163.
CHEN Shuren, ZOU Huadong, WU Ruimei, et al. Identification for weedy rice at seeding stage based on hyper-spectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 253 - 257, 163. (in Chinese)

[91] ZHUANG Y, CHEN W, JIN T, et al. A review of computer vision-based structural deformation monitoring in field environments[J]. Sensors, 2022, 22(10): 3789.

[92] LU Y, YOUNG S. A survey of public datasets for computer vision tasks in precision agriculture [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105760.

[93] ZHENG Y Y, KONG J L, JIN X B, et al. CropDeep: the crop vision dataset for deep-learning-based classification and detection in precision agriculture[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1058.

[94] THAKUR A, VENU S, GURUSAMY M. An extensive review on agricultural robots with a focus on their perception systems [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108146.

[95] BAYOUDH K, KNANI R, HAMDAOUI F, et al. A survey on deep multimodal learning for computer vision: advances, trends, applications, and datasets[J]. The Visual Computer, 2022, 38(8): 2939 – 2970.

[96] 杨蜀秦, 宋志双, 尹瀚平, 等. 基于深度语义分割的无人机多光谱遥感作物分类方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 185 – 192.
YANG Shuqin, SONG Zhishuang, YIN Hanping, et al. Crop classification method of UVA multispectral remote sensing based on deep semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 185 – 192. (in Chinese)

[97] SHAMMI S A, MENG Q. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling[J]. Ecological Indicators, 2021, 121: 107124.

[98] 田苗, 李卫国. 基于 TRMM 遥感数据的旱涝时空特征分析[J]. 农业机械学报, 2015, 46(5): 252 – 257.
TIAN Miao, LI Weiguo. Analysis of spatial and temporal characteristics of drought and flood based on TRMM remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5): 252 – 257. (in Chinese)

[99] ABDELRAHMAN M A E, HEGAB R H, YOSSIF T M H. Soil fertility assessment for optimal agricultural use using remote sensing and GIS technologies[J]. Applied Geomatics, 2021, 13(4): 605 – 618.

[100] DORAISWAMY P C, MOULIN S, COOK P W, et al. Crop yield assessment from remote sensing[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(6): 665 – 674.

[101] LÖW F, DUVEILLER G. Defining the spatial resolution requirements for crop identification using optical remote sensing[J]. Remote Sensing, 2014, 6(9): 9034 – 9063.

[102] SCHMITT M, ZHU X X. Data fusion and remote sensing: an ever-growing relationship[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2016, 4(4): 6 – 23.

[103] GUI J, CHEN T, ZHANG J, et al. A survey on self-supervised learning: algorithms, applications, and future trends[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(12): 9052 – 9071.

[104] 张欢, 周毅, 王克俭, 等. 基于 MobileViT – PC – ASPP 和迁移学习的果树害虫识别方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 57 – 67.
ZHANG Huan, ZHOU Yi, WANG Kejian, et al. Fruit tree pest identification method based on MobileViT – PC – ASPP and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 57 – 67. (in Chinese)

[105] XU J, LAN J, LV G, et al. Corn variety identification based on improved EfficientNet lightweight neural network[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1603073.

[106] 陈栋, 吴保国, 陈天恩, 等. 分布式多源农林物联网感知数据共享平台研发[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊): 300 – 307.
CHEN Dong, WU Baoguo, CHEN Tianen, et al. Development of distributed data sharing platform for multi-source IoT sensor data of agriculture and forestry[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp.): 300 – 307. (in Chinese)

[107] LI J, HONG D, GAO L, et al. Deep learning in multimodal remote sensing data fusion: a comprehensive review[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 112: 102926.

[108] 宋鹏, 李正达, 杨蒙, 等. 作物表型机器人研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 1 – 17.
SONG Peng, LI Zhengda, YANG Meng, et al. Current status and prospects of crop phenotyping robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 1 – 17. (in Chinese)

[109] CHAWADE A, VAN HAM J, BLOMQUIST H, et al. High-throughput field-phenotyping tools for plant breeding and precision agriculture[J]. Agronomy, 2019, 9(5): 258.

[110] 梁琨, 杜莹莹, 卢伟, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 309 – 315.
LIANG Kun, DU Yingying, LU Wei, et al. Identification of fusarium head blight wheat based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 309 – 315. (in Chinese)

[111] ZHANG Y, ZHANG N. Imaging technologies for plant high-throughput phenotyping: a review[J]. Frontiers of Agricultural Science and Engineering, 2018, 5(4): 406 – 419.

[112] ANGIDI S, MADANKAR K, TEHSEEN M M, et al. Advanced high-throughput phenotyping techniques for managing abiotic stress in agricultural crops: a comprehensive review[J]. Crops, 2025, 5(2): 8.

[113] LUSSIER Y A, LIU Y. Computational approaches to phenotyping: high-throughput phenomics[J]. Proceedings of the American Thoracic Society, 2007, 4(1): 18 – 25.

[114] YANG K, LIU H, WANG P, et al. Convolutional neural network-based automatic image recognition for agricultural machinery[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(4): 200 – 206.

[115] HOSSAIN M E, TARAFDER M T R, AHMED N, et al. Integrating AI with edge computing and cloud services for real-time data processing and decision making[J]. International Journal of Multidisciplinary Sciences and Arts, 2023, 2(4): 252 – 261.

[116] 房文泰. 基于机器视觉的双笛卡尔并联机械臂猕猴桃采摘机器人研发[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2024.
FANG Wentai. Machine vision-based dual Cartesian parallel-arm kiwifruit harvester[D]. Yangling: Northwest A&F

University, 2024. (in Chinese)

[117] 于丰华, 周传琦, 杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 41 - 49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 41 - 49. (in Chinese)

[118] 王亚薇, 何津立, 林熙淼, 等. 温室番茄采摘机器人伸缩式机械臂设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 18 - 28.
WANG Yawei, HE Jinli, LIN Ximiao, et al. Design and experiment of tomato picking robot based on telescopic robotic arm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 18 - 28. (in Chinese)

[119] 应仇凯, 程泓超, 马锃宏, 等. 基于 YOLO v8-Seg 的地栽草莓采摘机器人垄面视觉导航控制方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 9 - 17.
YING Qiukai, CHENG Hongchao, MA Zenghong, et al. Ridge visual navigation control method for ground-planted strawberry picking robots based on YOLO v8-Seg algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 9 - 17. (in Chinese)

[120] 董乃深, 程泓超, 应仇凯, 等. 垄作草莓双臂采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 29 - 40, 50.
DONG Naishen, CHENG Hongchao, YING Qiukai, et al. Design and experiment of picking robot with dual arms for ground planting strawberries[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 29 - 40, 50. (in Chinese)

[121] XU Y, IMOU K, KAIZU Y, et al. Two-stage approach for detecting slightly overlapping strawberries using HOG descriptor [J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 144 - 153.

[122] 俞国燕, 张嘉伟, 张园, 等. 基于 SSAPSO - PID 的白胡椒熟化温度控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 589 - 596.
YU Guoyan, ZHANG Jiawei, ZHANG Yuan, et al. Design and test of temperature control system for white pepper curing based on SSAPSO - PID[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 589 - 596. (in Chinese)

[123] VITZRABIN E, EDAN Y. Changing task objectives for improved sweet pepper detection for robotic harvesting[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(1): 578 - 584.

[124] BAC C W, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Stem localization of sweet-pepper plants using the support wire as a visual cue [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 105: 111 - 120.

[125] GHARAKHANI H, THOMASSON J A, LU Y. An end-effector for robotic cotton harvesting[J]. Smart Agricultural Technology, 2022, 2: 100043.

[126] 韩长杰, 燕长辉, 仇世龙, 等. 基于机器视觉的双圆盘式棉花打顶装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 36 - 46.
HAN Changjie, YAN Changhui, QIU Shilong, et al. Design and experiment of double disc cotton topping device based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 36 - 46. (in Chinese)

[127] BECHAR A, VIGNEAULT C. Agricultural robots for field operations: concepts and components[J]. Biosystems Engineering, 2016, 149: 94 - 111.

[128] JIN Y, LIU J, XU Z, et al. Development status and trend of agricultural robot technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 1 - 19.

[129] 刘继展, 江应星. 农业采摘机器人产业化进程分析与多臂高速化技术走向[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 1 - 17.
LIU Jizhan, JIANG Yingxing. Industrialization trends and multi-arm technology direction of harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 1 - 17. (in Chinese)

[130] GRIMSTAD L, FROM P J. The Thorvald Ⅱ agricultural robotic system[J]. Robotics, 2017, 6(4): 24.

[131] YU S, LIU X, TAN Q, et al. Sensors, systems and algorithms of 3D reconstruction for smart agriculture and precision farming: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109229.

[132] PRIYA L, ANAND S. Object recognition and 3D reconstruction of occluded objects using binocular stereo[J]. Cluster Computing, 2018, 21: 29 - 38.

[133] VELUSAMY P, RAJENDRAN S, MAHENDRAN R K, et al. Unmanned aerial vehicles (UAV) in precision agriculture: applications and challenges[J]. Energies, 2021, 15(1): 217.

[134] XIANG H, TIAN L. Development of a low-cost agricultural remote sensing system based on an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV)[J]. Biosystems Engineering, 2011, 108(2): 174 - 190.

[135] ZHANG Y L, LI Q, ZHAO W. Design and test of a six-rotor unmanned aerial vehicle (UAV) electrostatic spraying system for crop protection[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(6): 68 - 76.

[136] WANG C, HE X, WANG X, et al. Testing method and distribution characteristics of spatial pesticide spraying deposition quality balance for unmanned aerial vehicle[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(2): 18 - 26.

[137] YANG F B, XU X Y, ZHANG L, et al. Numerical simulation and experimental verification on downwash air flow of six-rotor agricultural unmanned aerial vehicle in hover[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(4): 41 – 53.

[138] 何勇, 王月影, 何立文, 等. 低空经济政策和技术在农业农村的应用现状与前景[J]. 农业工程学报, 2025, 41(8): 1 – 16.
HE Yong, WANG Yueying, HE Liwen, et al. Current status and prospects of low-altitude economy policies and technologies in agriculture and rural areas[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(8): 1 – 16. (in Chinese)

[139] HUANG Y, THOMSON S J, HOFFMANN W C, et al. Development and prospect of unmanned aerial vehicle technologies for agricultural production management[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2013, 6(3): 1 – 10.

[140] 滕菲, 王迎春, 姚永辉, 等. 基于深度强化学习的无人机动态避障规划[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2025, 1 – 13. [2025 – 07 – 05]
TENG Fei, WANG Yingchun, YAO Yonghui, et al. Dynamic obstacle avoidance planning for UAV based on deep reinforcement learning[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 1 – 13. [2025 – 07 – 05] (in Chinese)

[141] 沈建炜, 李林, 魏新华. 丘陵地区蓝莓园智能灌溉决策系统设计[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 379 – 386.
SHEN Jianwei, LI Lin, WEI Xinhua. Design of intelligent irrigation decision system for blueberry garden in hilly area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 379 – 386. (in Chinese)

[142] BENYEZZA H, BOUHEDDA M, REBOUH S. Zoning irrigation smart system based on fuzzy control technology and IoT for water and energy saving[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 302: 127001.

[143] 夏于, 孙忠富, 杜克明, 等. 基于物联网的小麦苗情诊断管理系统设计与实现[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 117 – 124.
XIA Yu, SUN Zhongfu, DU Keming, et al. Design and realization of IoT-based diagnosis and management system for wheat production[J]. Transactions of the CASE, 2013, 29(5): 117 – 124. (in Chinese)

[144] 杜克明, 褚金翔, 孙忠富, 等. WebGIS 在农业环境物联网监测系统中的设计与实现[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4): 171 – 178.
DU Keming, CHU Jinxiang, SUN Zhongfu, et al. Design and implementation of monitoring system for agricultural environment based on WebGIS with Internet of Things[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(4): 171 – 178. (in Chinese)

[145] RUIZ-GARCIA L, LUNADEI L. The role of RFID in agriculture: applications, limitations and challenges[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 79(1): 42 – 50.

[146] BALAJI S, NATHANI K, SANTHAKUMAR R. IoT technology, applications and challenges: a contemporary survey[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 108: 363 – 388.

[147] MADAKAM S, RAMASWAMY R, TRIPATHI S. Internet of Things (IoT): a literature review[J]. Journal of Computer and Communications, 2015, 3(5): 164 – 173.

[148] XU J, GU B, TIAN G. Review of agricultural IoT technology[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2022, 6: 10 – 22.

[149] SINHA B B, DHANALAKSHMI R. Recent advancements and challenges of Internet of Things in smart agriculture: a survey[J]. Future Generation Computer Systems, 2022, 126: 169 – 184.

[150] MEHTA R, SAHNI J, KHANNA K. Internet of Things: vision, applications and challenges[J]. Procedia Computer Science, 2018, 132: 1263 – 1269.

[151] 苑严伟, 冀福华, 赵博, 等. 基于 Solr 的农田数据索引方法与大数据平台构建[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 186 – 192.
YUAN Yanwei, JI Fuhua, ZHAO Bo, et al. Index method of farmland data based on Solr and construction of big data platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 186 – 192. (in Chinese)

[152] KAMILARIS A, KARTAKOULLIS A, PRENAFETA-BOLDÚ F X. A review on the practice of big data analysis in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 23 – 37.

[153] LOKERS R, KNAPEN R, JANSSEN S, et al. Analysis of big data technologies for use in agro-environmental science[J]. Environmental Modelling & Software, 2016, 84: 494 – 504.

[154] PYLIANIDIS C, OSINGA S, ATHANASIADIS I N. Introducing digital twins to agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 105942.

[155] VERDOUW C, SUNDMAEKER H, TEKINERDOGAN B, et al. Architecture framework of IoT-based food and farm systems: a multiple case study[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104939.

[156] ASTILL J, DARA R A, FRASER E D G, et al. Smart poultry management: smart sensors, big data, and the Internet of Things[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 105291.

[157] JABER M M, ALI M H, ABD S K, et al. Predicting climate factors based on big data analytics based agricultural disaster management[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2022, 128: 103243.

[158] LEZOCHE M, HERNANDEZ J E, DÍAZ M M E A, et al. Agri-food 4.0: a survey of the supply chains and technologies for

the future agriculture[J]. Computers in Industry, 2020, 117: 103187.
[159] BHAT S A, HUANG N F. Big data and AI revolution in precision agriculture: survey and challenges[J]. IEEE Access, 2021, 9: 110209 - 110222.
[160] OSINGA S A, PAUDEL D, MOUZAKITIS S A, et al. Big data in agriculture: between opportunity and solution[J]. Agricultural Systems, 2022, 195: 103298.
[161] KHATOON P S, AHMED M. Semantic interoperability for IoT agriculture framework with heterogeneous devices[C]// Proceedings of International Conference on Recent Trends in Machine Learning, IoT, Smart Cities and Applications. Springer Singapore, 2021: 385 - 395.
[162] STERGIOU C, PSANNIS K E, KIM B G, et al. Secure integration of IoT and cloud computing[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 78: 964 - 975.
[163] SAGAR S, N BIRJE M. Precision agriculture using Internet of Things and cloud computing: a review[J]. SN Computer Science, 2025, 6(4): 1 - 18.
[164] VANI P D, RAO K R. Measurement and monitoring of soil moisture using cloud IoT and android system[J]. Indian Journal of Science and Technology, 2016, 9(31): 1 - 8.
[165] NAMASUDRA S, ROY P, BALUSAMY B. Cloud computing: fundamentals and research issues[C]// 2017 Second International Conference on Recent Trends and Challenges in Computational Models. IEEE, 2017: 7 - 12.
[166] TABRIZCHI H, KUCHAKI RAFSANJANI M. A survey on security challenges in cloud computing: issues, threats, and solutions[J]. The Journal of Supercomputing, 2020, 76(12): 9493 - 9532.
[167] BOTTA A, DE DONATO W, PERSICO V, et al. Integration of cloud computing and Internet of Things: a survey[J]. Future Generation Computer systems, 2016, 56: 684 - 700.
[168] HOLZ R, AMANN J, MEHANI O, et al. TLS in the wild: an internet-wide analysis of TLS-based protocols for electronic communication[J]. arXiv Preprint, arXiv:1511.00341, 2015.
[169] DENG R, LU R, LAI C, et al. Optimal workload allocation in fog-cloud computing toward balanced delay and power consumption[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(6): 1171 - 1181.

(上接第 199 页)

[90] CHEN D, YANG P, CHEN I R, et al. SusFL: energy-aware federated learning-based monitoring for sustainable smart farms[J]. arXiv Preprint, arXiv:2402.10280, 2024.
[91] HUSSAINI M, VOIGT M, THEISS J, et al. Federated learning for data-sovereign training of weed and crop detection machine learning models[C]// 45. GIL-Jahrestagung, Digitale Infrastrukturen für eine nachhaltige Land-, Forst-und Ernährungswirtschaft. Gesellschaft für Informatik eV, 2025: 59 - 70.
[92] ZHANG Q, ZHAO X, HAN Y, et al. Maize yield prediction using federated random forest[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107930.
[93] ONOUFRIOU G, HANHEIDE M, LEONTIDIS G. EDLaaS: fully homomorphic encryption over neural network graphs for vision and private strawberry yield forecasting[J]. Sensors, 2022, 22(21): 8124.
[94] MANOJ T, MAKKITHAYA K, NARENDRA V G. A federated learning-based crop yield prediction for agricultural production risk management[C]//2022 IEEE Delhi Section Conference (DELCON). IEEE, 2022: 1 - 7.
[95] DEY T, BERA S, MUKHERJEE A, et al. FLyer: federated learning-based crop yield prediction for agriculture 5.0[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2025, 6(7):1943 - 1952.