

# 基于计算机视觉的玉米种子表型特征提取研究综述

鞠峰, 唐一佳, 邹文龙, 胡旭达, 李梓铭, 祁晓悦, 赵森源, 侯丽新, 周婧\*

吉林农业大学信息技术学院, 吉林 长春

收稿日期: 2026年3月28日; 录用日期: 2026年5月2日; 发布日期: 2026年5月12日

## 摘要

玉米种子表型特征是评估玉米产量和品质的关键指标。传统的人工考种方法存在耗时、主观性强及破坏性等局限。本文系统阐述计算机视觉技术在果穗与籽粒两个维度的研究进展, 具体分析果穗维度的几何参数测算、秃尖量化与穗行数提取, 以及籽粒维度的几何参数测算与内部品质无损检测等核心技术。同时系统梳理了从传统图像处理、经典机器学习、有监督深度学习, 再到自监督大模型的技术演进历程。总结开源数据集匮乏、跨场景泛化衰减与边缘部署受限等挑战, 并展望视觉大模型与多模态数字融合的发展趋势, 旨在为智能考种装备的研发以及玉米精准育种提供坚实的理论参考。

## 关键词

计算机视觉, 玉米种子, 表型特征, 深度学习, 智慧育种

## Summary of Research on Extraction of Phenotypic Features of Maize Seeds Based on Computer Vision

Feng Ju, Yijia Tang, Wenlong Zou, Xuda Hu, Ziming Li, Xiaoyue Qi, Senyuan Zhao, Lixin Hou, Jing Zhou\*

School of Information Technology, Jilin Agricultural University, Changchun Jilin

Received: March 28, 2026; accepted: May 2, 2026; published: May 12, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 鞠峰, 唐一佳, 邹文龙, 胡旭达, 李梓铭, 祁晓悦, 赵森源, 侯丽新, 周婧. 基于计算机视觉的玉米种子表型特征提取研究综述[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(3): 409-415. DOI: 10.12677/jsta.2026.143041

## Abstract

The phenotypic characteristics of maize seeds are the key indexes to evaluate the yield and quality of maize. The traditional manual seed testing method is time-consuming, subjective and destructive. In this paper, the research progress of computer vision technology in ear and grain dimensions is systematically expounded, and the core technologies such as geometric parameter calculation of ear dimension, bald tip quantification and ear row number extraction, geometric parameter calculation of grain dimension and nondestructive testing of internal quality are analyzed in detail. At the same time, it systematically combs the technological evolution process from traditional image processing, classic machine learning, supervised deep learning, and then to self-monitoring big model. The challenges such as lack of open source data sets, cross-scene generalization attenuation and limited edge deployment are summarized, and the development trend of visual large model and multimodal digital fusion is prospected, aiming at providing a solid theoretical reference for the research and development of intelligent seed testing equipment and corn precision breeding.

## Keywords

Computer Vision, Corn Seeds, Phenotypic Characteristics, Deep Learning, Wisdom Breeding

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

## 1. 引言

玉米是我国主要的粮食作物之一，其产量和品质对保障我国粮食安全与工业原料供应具有不可替代的作用[1]。在现代育种体系中，优良品种的选育是实现增产提质的根本途径，玉米果穗及籽粒的表型特征(如穗长、穗粗、秃尖程度、穗行数，以及籽粒形态与内部品质等)不仅反映了植株的遗传潜力和生长发育状况，也是品种筛选、性状遗传分析、产量预测和品质评价的关键依据[2][3]。因此，探索高效、无损的玉米种子表型特征提取方法，已成为当前智慧育种的研究重点[4]。

传统的表型测量高度依赖人工，不仅耗时费力、通量低下，并且易受主观疲劳干扰[5]，难以对微小秃尖或籽粒内部品质等复杂表型进行客观统一的量化评估。计算机视觉技术的引入有效打破了这一瓶颈，其技术演进脉络清晰：早期传统图像处理主要基于阈值分割与边缘提取，易受环境干扰[6]；经典机器学习提升了效能，但受制于人工特征提取[7]；近年来，深度学习凭借强大的自主学习能力，实现了复杂环境下稳定、精准的特征提取[8]。如今，技术正加速拓展：三维视觉与高光谱打破了内部观测盲区[9]；而SAM等视觉大模型凭借强大的泛化能力，为全景、无损的表型特征量化开辟了全新路径[10]。计算机视觉技术的持续迭代，显著增强了对复杂特征的解析能力，为实现玉米种子表型的高通量、无损化与精准量化提供了强大的技术支撑。

综上所述，本文旨在对基于计算机视觉的玉米种子表型提取技术进行系统论述。全文将按照物理对象层级，分别从果穗和籽粒两个维度出发，深入剖析各类视觉算法在具体任务中的应用现状与技术演进，并总结目前所遇到的挑战和展望其未来发展趋势。希望为科研人员、育种专家及实践工作者提供系统性参考框架，以指导未来研究方向和提升表型分析效率，并加速玉米智慧育种的现代化进程。

## 2. 玉米果穗特征的提取

玉米果穗的参数是评估玉米整体发育状况最直观的依据。本节主要围绕几何参数形态、生理缺陷部位及空间排布特征展开论述。

### 2.1. 果穗几何参数的测算

穗长与穗宽是评估玉米果穗发育状况及估算单穗产量的基础形态学指标。在传统图像处理阶段,梁文东[11]等人提出一种基于 MATLAB 的玉米果穗图像轮廓提取方法,通过图像预处理与 Log 算子边缘检测实现了清晰的果穗轮廓提取,该方法优点是实现简单、轮廓识别效果良好,这为后续的玉米果穗数据的测算奠定基础。李伟[12]等人使用色彩空间转换(如 HSV)与阈值分割提取果穗二值化掩膜,进而利用最小外接矩形计算出果穗的尺寸,但该研究主要依赖光照环境,泛化能力差。随着经典机器学习的不断发展,Liang [13]等人开发了一种高通量、低成本的玉米穗部性状评分系统(METS),用于 34 项玉米穗部性状的自动化测量。通过 METS 对 813 株玉米果穗进行测量,结果显示:自动化测量值与人工真实值高度吻合,其中穗长与穗直径的决定系数( $R^2$ )分别达到 0.96 与 0.79。为突破复杂背景的限制,Kienbaum [14]等人使用 Mask R-CNN 模型对玉米果穗 RGB 图像进行实例分割,发现其在图像质量鲁棒性和目标分割准确性方面( $r = 0.99$ )显著优于传统方法,并将这个方法用于高通量流水线中,实现了自动化图像处理和定量特征提取。

总体而言,基于计算机视觉的穗长与穗宽的测算技术起步较早,现已形成较为完善的研究体系,经历了“传统阈值分割-机器学习高通量集成-深度学习实例分割”的技术迭代。目前,科研人员普遍采用基于深度学习的方法测量穗长与穗宽,深度学习强大的抗干扰能力,有效突破了传统算法易受环境制约的瓶颈[15],为复杂工业流水线下的测量任务提供了高精度的技术保障。

### 2.2. 秃尖长度与面积占比的量化

秃尖是指玉米果穗顶端因未授粉或环境胁迫导致籽粒败育的非结实区域[16],对于评估玉米质量及品种选育有着重要作用。由于有效结实区与秃尖区域之间往往缺乏明显的物理边界,且两者的纹理与颜色过渡极其模糊。传统的基于颜色阈值的分割方法在此极易失效,常导致严重的过度分割或边界欠拟合现象。近年来,随着深度学习中语义分割技术的发展,为解决这一复杂局部特征的提取提供了新思路。Shi [17]等人利用 U-Net 模型对玉米果穗图像进行分割,模型在训练集上的准确率为 93.91%,在测试集上的准确率为 93.45%,这种分割的方法有效地提高了秃尖测量的准确率。

总体而言,目前,秃尖长度和面积占比的精准量化研究的数量较少,而且现有研究多为有监督的语义分割[18],这往往需要消耗大量的人力和物力资源,还需探索更低成本、高泛化性的测量方法。

### 2.3. 穗行数与行粒数的测算

穗行数与行粒数直接决定了单穗的籽粒数量,是构成玉米产量的核心要素。玉米果穗上的颗粒之间往往存在粘连现象,采用传统分水岭分割方法对玉米果穗进行分割时,不能对粘连区域实现良好分割[19]。随着卷积神经网络的发展,Shi [20]等人设计玉米籽粒计数网络(MKNet),精确预测每穗粒数、每穗行数和每行粒数,其平均绝对误差分别为 7.48、0.32 和 1.07。Khaki [21]等人,融合 VGG-16 的多尺度特征,采用半监督学习的方法在田间实现了玉米籽粒数量的计算。但上述方法只能测算单面的籽粒数,对于整个果穗籽粒的测算一般采用单面的籽粒数乘经验比例系数(2.5)来实现。为突破单一视角的局限性,王可[22]等人通过 Xtion 传感器配合电动转台多视角采集三维点云数据,获得较高精度的玉米果穗网格曲面模型;温维亮[23]等人使用三维扫描仪以及点云配准等方式,获取了玉米果穗网格模型,这为后续的三维点

云分割提供了基础。Sun [24]等人开发一种基于三维点云的玉米果穗表型特征量化方法——MEP3D，MEP3D结合了方向腐蚀和基于密度的聚类方法，实现了籽粒的分割和计数。该方法能够高精度地对不同品种的玉米穗粒进行计数，平均绝对百分比误差(MAPE)为0.91%，决定系数( $R^2$ )为0.9917。

综上所述，玉米穗行数与行粒数的测算技术经历了从二维深度学习到三维点云解析的迭代过程。近年来，三维重构与点云分割技术的成熟应用，彻底打破了二维视角的局限，实现了从“单面估算”到“全景精准量化”的跨越，使得玉米穗行数与行粒数的精准测量成为现实。

### 3. 玉米籽粒特征的提取

籽粒是玉米产量的最终载体。对籽粒的表型分析不仅用于测产，更是种子品种鉴定和品质分级的核心环节。

#### 3.1. 籽粒几何参数的测算

籽粒的几何参数(粒长、粒宽)是决定千粒重、容重与最终产量的核心特征。在传统图像处理过程中，汪珂[25]等人通过阈值分割将亮色籽粒与黑色背景分离，并利用形态学处理计算连通域的长轴与短轴，实现了对粒长、粒宽及长宽比的高通量测量，其平均相对误差分别为1.22%、3.34%与4.22%。宋鹏[26]等人设计了一种玉米高通量自动考种装置，使用基础的机器视觉图像处理算法(如背景分割、连通域提取、几何投影与测算)对籽粒图片进行参数提取。随着YOLO的提出，打破了当时目标检测算法的性能瓶颈，将籽粒特征提取的准确度进一步提升。Sun [27]等人针对籽粒特征提取的实时性需求，提出了一种基于YOLOv11n的轻量级目标检测模型(LWCD-YOLO)，实现了对玉米籽粒的快速检测，为后续分析籽粒的表型特征提供基础。

综合上述，由于在传统图像处理中，使用图像分割和等效椭圆拟合等方法就可以高效、精确地提取籽粒的粒长、粒宽，因此对玉米籽粒的二维常规尺寸测量而言，传统计算机视觉技术已具备极高的成熟度与工程应用价值。

#### 3.2. 内部品质的分析

籽粒含水率及内部营养成分(如淀粉、蛋白质、油脂含量)是决定玉米储藏安全与加工品质的核心品质指标。传统的可见光成像技术仅能捕捉籽粒表面的物理纹理，对内部化学成分的差异存在天然的“视觉盲区”。Zhang [28]等人利用近红外高光谱获取籽粒光谱特征，并结合CNN-LSTM深度学习模型，完成了单粒玉米水分含量的无损定量检测。针对玉米内部的蛋白质与淀粉含量，Qiao [29]等人利用可见-近红外高光谱提取籽粒的光谱与纹理特征，结合极限学习机(ELM)构建多源特征融合模型，成功实现了高精度无损定量预测。此外，在测定内部油脂含量时，Zhang [30]等人提出了一种基于注意力机制(A)的卷积神经网络回归(CNNR)模型，即ACNNR，用于结合高光谱成像技术预测单粒玉米籽粒的含油量。该模型免去了繁杂的光谱预处理，以0.9198的预测决定系数实现了含油量的精准预测。

综上所述，高光谱成像与深度学习的有效融合，弥补了传统可见光技术的“视觉盲区”，促使玉米表型分析由外部物理形态向内部理化与生理状态深度拓展。依托深度学习模型强大的特征提取能力，能够对籽粒内部成分进行高精度的无损检测，为种质资源的智能化鉴定与高通量筛选提供了可靠的技术支撑。

### 4. 挑战与未来展望

#### 4.1. 挑战

尽管计算机视觉技术在玉米表型特征提取中展现出巨大潜力，但其理论研究与规模化应用仍面临三

大挑战:

一是公共数据集匮乏。当前研究高度依赖特定环境下的私有小规模数据集,缺乏标准化、涵盖多品种与多模态的开源大型基准数据库[31]。且业内尚未形成统一的表型数据集构建框架,导致算法性能难以客观评估。Hobbs[32]等人指出,以往的籽粒计数研究大多基于私有数据集进行,这种数据的封闭性严重阻碍了不同算法间的横向定量比较。

二是模型泛化能力差。面对果穗苞叶遮挡、籽粒密集重叠及光照突变等复杂的背景,现有模型在跨品种、跨场景测试时极易出现性能衰减的问题。刘晓航[33]等人发现,在田间地表籽粒检测中,深色阴影或秸秆严重遮挡会造成籽粒关键特征丢失,致使深度学习模型的识别精度大幅下降。

三是边缘端部署受限。高精度模型计算开销庞大,而田间设备算力严重不足,难以满足低成本、低延迟的落地部署需求[34]。大规模视觉模型在嵌入式开发板上常因显存溢出或推理延迟过高,难以满足田间作业实时监测的需求。

## 4.2. 未来展望

针对上述挑战,未来基于计算机视觉的玉米表型提取研究应重点向以下三个维度深化:

一是构建开源数据,减少数据依赖。一方面可以整合跨地域、跨平台的多源数据,突破玉米种子表型数据的规模瓶颈;另一方面需发展少样本与零样本学习,从源头降低模型对精标注数据的依赖。利用自监督预训练与迁移学习技术,使模型在极低标注成本下即可实现高效性状解析,有效缓解高精度标注周期长、难度大的痛点。

二是深化多模融合,突破泛化瓶颈。例如可以构建融合 RGB、3D 点云与高光谱影像的多模态 Transformer 网络,旨在发挥各模态的互补优势:利用 RGB 图像解析颜色特征和纹理细节,通过 3D 点云重构空间几何结构,并结合高光谱信息反演内部理化参数。通过跨模态特征的深度融合,该网络可有效抑制复杂场景下的环境干扰,弥补单一模态特征表达的不足,显著提升模型在跨品种、跨场景表型解析中的精准度与鲁棒性。

三是推进轻量设计,实现边缘部署。利用知识蒸馏、参数剪枝等模型压缩技术,研发低功耗、低延迟的轻量级视觉网络[35]。结合边缘计算架构,实现高精度算法向农田移动终端的部署,破解传统大模型难以在嵌入式芯片上实时运行的难题,保障田间高通量监测的连贯性与时效性。

最终,通过“数据-算法-算力”的全面跨越,加速表型向基因型的精准反演,为新一代智能育种装备的研发与落地提供核心引擎,进而为保障国家粮食安全提供坚实的技术支撑。

## 5. 结论

计算机视觉技术已经重塑了玉米种子表型提取的研究流程。从果穗几何参数测量到秃尖精准分割,再到籽粒内部品质的无损探测,神经网络展现出了超越人工处理的效率与精度。未来,随着通用视觉大模型和多模态传感技术的深度融合,计算机视觉技术必将加速玉米的遗传改良与育种进程,最终为筑牢国家粮食安全底座、推动现代种业振兴贡献科技力量。

## 基金项目

本研究由吉林省教育厅科学技术研究项目(JJKH20250572KJ),吉林省大学生创新训练计划国家级项目(202510193010)基金资助。

## 参考文献

[1] 项莹莹,耿献辉,彭世广.中国玉米产量与消费量预测研究——基于改进 GM(1,1)模型[J].数学的实践与认识,

- 2022, 52(4): 39-47.
- [2] Wang, B., Lin, Z., Li, X., Zhao, Y., Zhao, B., Wu, G., *et al.* (2020) Genome-Wide Selection and Genetic Improvement during Modern Maize Breeding. *Nature Genetics*, **52**, 565-571. <https://doi.org/10.1038/s41588-020-0616-3>
- [3] 周金辉, 马钦, 朱德海, 等. 基于机器视觉的玉米果穗产量组分性状测量方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 221-227.
- [4] Farooq, M.A., Gao, S., Hassan, M.A., Huang, Z., Rasheed, A., Hearne, S., *et al.* (2024) Artificial Intelligence in Plant Breeding. *Trends in Genetics*, **40**, 891-908. <https://doi.org/10.1016/j.tig.2024.07.001>
- [5] Panigrahi, S., Misra, M.K., Bern, C. and Marley, S. (1995) Background Segmentation and Dimensional Measurement of Corn Germplasm. *Transactions of the ASAE*, **38**, 291-297. <https://doi.org/10.13031/2013.27841>
- [6] 王传宇, 郭新宇, 温维亮, 等. 基于计算机视觉的玉米籽粒形态测量[J]. 农机化研究, 2011, 33(6): 141-144.
- [7] 王玉亮, 刘贤喜, 苏庆堂, 等. 多对象特征提取和优化神经网络的玉米种子品种识别[J]. 农业工程学报, 2010, 26(6): 199-204+389.
- [8] 朱德利, 余茂生, 梁明飞. 基于 SwinT-YOLACT 的玉米果穗实时实例分割[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 164-172.
- [9] Zhao, S., Huang, G., Yang, S., Wang, C., Wang, J., Zhao, Y., *et al.* (2025) Precise 3D Geometric Phenotyping and Phenotype Interaction Network Construction of Maize Kernels. *Frontiers in Plant Science*, **16**, Article ID: 1438594. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1438594>
- [10] 郭旺, 杨雨森, 吴华瑞, 等. 农业大模型: 关键技术、应用分析与发展方向[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(2): 1-13.
- [11] 梁文东. 基于 MATLAB 的玉米果穗图像轮廓提取[J]. 农业网络信息, 2014(6): 21-23.
- [12] 李伟, 胡艳侠, 吕岑. 基于 HSV 空间的玉米果穗性状的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2017, 43(1): 112-116.
- [13] Liang, X., Ye, J., Li, X., Tang, Z., Zhang, X., Li, W., *et al.* (2021) A High-Throughput and Low-Cost Maize Ear Traits Scorer. *Molecular Breeding*, **41**, Article No. 17. <https://doi.org/10.1007/s11032-021-01205-4>
- [14] Kienbaum, L., Correa Abondano, M., Blas, R. and Schmid, K. (2021) Deepcob: Precise and High-Throughput Analysis of Maize Cob Geometry Using Deep Learning with an Application in Genebank Phenomics. *Plant Methods*, **17**, Article No. 91. <https://doi.org/10.1186/s13007-021-00787-6>
- [15] Warman, C., Sullivan, C.M., Preece, J., Buchanan, M.E., Vejlupekova, Z., Jaiswal, P., *et al.* (2021) A Cost-Effective Maize Ear Phenotyping Platform Enables Rapid Categorization and Quantification of Kernels. *The Plant Journal*, **106**, 566-579. <https://doi.org/10.1111/tbj.15166>
- [16] 王振荣. 玉米秃尖产生的原因及预防对策[J]. 内蒙古农业科技, 2012(1): 125+129.
- [17] Shi, L., Xie, X. and Zhang, Y. (2022) Segmentation of Maize Ear Bold Tip Based on U-Net. In: Qin, Y., *et al.*, Eds., *Proceedings of the 5th International Conference on Electrical Engineering and Information Technologies for Rail Transportation (EITRT) 2021*, Springer, 609-616. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-9913-9\\_68](https://doi.org/10.1007/978-981-16-9913-9_68)
- [18] Shi, L., Xie, X. and Zhang, Y. (2022) Application of Deep Learning in Maize Image Segmentation. In: Kountchev, R., *et al.*, Eds., *New Approaches for Multidimensional Signal Processing*, Springer, 199-207. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-8558-3\\_15](https://doi.org/10.1007/978-981-16-8558-3_15)
- [19] 梁文东, 蒋益敏. 基于 MATLAB 的玉米果穗颗粒统计方法[J]. 江苏农业科学, 2015, 43(2): 406-408.
- [20] Shi, M., Zhang, S., Lu, H., Zhao, X., Wang, X. and Cao, Z. (2022) Phenotyping Multiple Maize Ear Traits from a Single Image: Kernels per Ear, Rows per Ear, and Kernels per Row. *Computers and Electronics in Agriculture*, **193**, Article ID: 106681. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106681>
- [21] Khaki, S., Pham, H., Han, Y., Kuhl, A., Kent, W. and Wang, L. (2021) Deepcorn: A Semi-Supervised Deep Learning Method for High-Throughput Image-Based Corn Kernel Counting and Yield Estimation. *Knowledge-Based Systems*, **218**, Article ID: 106874. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.106874>
- [22] 王可, 戈振扬, 郭浩, 等. 基于 Xtion 传感器的玉米果穗三维形态指标测量系统[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(4): 62-65.
- [23] 温维亮, 王勇健, 许童羽, 等. 基于三维点云的玉米果穗几何建模[J]. 中国农业科技导报, 2016, 18(5): 88-93.
- [24] Sun, X., Huang, T., Niu, Z., Yang, C., He, Y. and Qiu, Z. (2026) MEP3D: Improved Clustering-Based 3D Point Cloud Method for Comprehensive Maize Ear Phenotypic Trait Extraction. *Computers and Electronics in Agriculture*, **240**, Article ID: 111235. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.111235>
- [25] 汪珂, 梁秀英, 宗力, 等. 玉米籽粒性状高通量测量装置设计与实现[J]. 中国农业科技导报, 2015, 17(2): 94-

---

99+140.

- [26] 宋鹏, 张晗, 王成, 等. 玉米高通量自动考种装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017, 33(16): 41-47.
- [27] Sun, W., Xu, K., Chen, D., Lv, D., Yang, R., Yang, S., *et al.* (2025) LWCD-YOLO: A Lightweight Corn Seed Kernel Fast Detection Algorithm Based on YOLOv11n. *Agriculture*, **15**, Article No. 1968. <https://doi.org/10.3390/agriculture15181968>
- [28] Zhang, L., Zhang, Q., Wu, J., Liu, Y., Yu, L. and Chen, Y. (2022) Moisture Detection of Single Corn Seed Based on Hyperspectral Imaging and Deep Learning. *Infrared Physics & Technology*, **125**, Article ID: 104279. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2022.104279>
- [29] Qiao, M., Cui, T., Xia, G., Xu, Y., Li, Y., Fan, C., *et al.* (2024) Integration of Spectral and Image Features of Hyperspectral Imaging for Quantitative Determination of Protein and Starch Contents in Maize Kernels. *Computers and Electronics in Agriculture*, **218**, Article ID: 108718. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108718>
- [30] Zhang, L., An, D., Wei, Y., Liu, J. and Wu, J. (2022) Prediction of Oil Content in Single Maize Kernel Based on Hyperspectral Imaging and Attention Convolution Neural Network. *Food Chemistry*, **395**, Article ID: 133563. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.133563>
- [31] Jin, C., Zhou, L., Pu, Y., Zhang, C., Qi, H. and Zhao, Y. (2025) Application of Deep Learning for High-Throughput Phenotyping of Seed: A Review. *Artificial Intelligence Review*, **58**, Article No. 76. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11079-5>
- [32] Hobbs, J., Khachatryan, V., Anandan, B.S., Hovhannisyan, H. and Wilson, D. (2021) Broad Dataset and Methods for Counting and Localization of On-Ear Corn Kernels. *Frontiers in Robotics and AI*, **8**, Article ID: 627009. <https://doi.org/10.3389/frobt.2021.627009>
- [33] 刘晓航, 张昭, 刘嘉滢, 等. 基于多种深度学习算法的田间玉米籽粒检测与计数[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 49-60.
- [34] 黄成龙, 柯宇曦, 华向东, 等. 边缘计算在智慧农业中的应用现状与展望[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 224-234.
- [35] 赵仲文, 张永立, 韩镇宇, 等. 基于改进的 SS-YOLOv8 轻量化鲜食玉米果穗优劣检测模型[J]. 农业工程学报, 2025, 41(11): 183-192.