Computer Science and Application 计算机科学与应用, 2026, 16(11), 42-49
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/csa
https://doi.org/10.12677/csa.2026.1611324

Hans汉斯

水稻品种智能识别建模范式演进与高精度识别应用研究进展

黄　金[1,2]，亓盛敏[1,2]，张连慧[1,2]，张莉婉[3]，陈　蔚[3]，徐　龙[3]，徐跃峰[3]，任海斌[1,2]

[1]中粮营养健康研究院有限公司，北京
[2]营养健康与食品安全北京市重点实验室，北京
[3]中粮国际(北京)有限公司，北京

收稿日期：2026年10月1日；录用日期：2026年10月29日；发布日期：2026年11月9日

摘　要

大米品种真实性与纯度鉴定是保障我国粮食安全、推进种业振兴、规范粮油市场秩序的核心技术环节。传统鉴定方法存在效率低、主观性强、破坏性大等局限，随着计算机视觉与人工智能技术的迭代，以卷积神经网络(CNN)为核心的深度学习技术已成为大米品种鉴定的主流方向，同时多模态融合、大模型构建等前沿技术正为该领域带来革命性突破。本文系统梳理了大米品种鉴定技术的四代发展历程，剖析了基于AI的大米品种鉴定核心技术体系，结合现有研究成果总结了当前技术应用的瓶颈与挑战，并从多模态大模型、端侧边缘计算、全链条溯源、跨学科融合等维度提出了未来技术发展的前瞻性展望，旨在为大米品种智能鉴定技术的基础研究与产业化落地提供理论参考与技术路径。

关键词

大米品种鉴定，卷积神经网络，图像识别，AI建模，多模态融合，模型，种业振兴

Research Progress on Modeling Paradigm Evolution and High-Precision Recognition Application for Intelligent Rice Variety Identification

Jin Huang[1,2], Shengmin Qi[1,2], Lianhui Zhang[1,2], Liwan Zhang[3], Wei Chen[3], Long Xu[3], Yuefeng Xu[3], Haibin Ren[1,2]

[1]COFCO Nutrition & Health Research Institute Co., Ltd., Beijing
[2]Beijing Key Laboratory of Nutrition & Health and Food Safety, Beijing
[3]COFCO International (Beijing) Co., Ltd., Beijing

Received: October 1, 2026; accepted: October 29, 2026; published: November 9, 2026

文章引用: 黄金, 亓盛敏, 张连慧, 张莉婉, 陈蔚, 徐龙, 徐跃峰, 任海斌. 水稻品种智能识别建模范式演进与高精度识别应用研究进展[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(11): 42-49. DOI: 10.12677/csa.2026.1611324

Abstract

The identification of rice variety authenticity and purity serves as a core technical procedure for safeguarding national food security, advancing seed industry revitalization, and standardizing the order of grain and oil markets in China. Traditional identification methods suffer from limitations including low efficiency, strong subjectivity and high destructiveness. With the iteration of computer vision and artificial intelligence technologies, deep learning represented by convolutional neural networks (CNNs) has become the mainstream for rice variety identification. Meanwhile, cutting-edge technologies such as multimodal fusion and large model development are bringing revolutionary breakthroughs to this field. This paper systematically reviews the four-generation evolution of rice variety identification technologies, analyzes the core AI-based technical system for rice variety identification. Combining existing research findings, it summarizes the bottlenecks and challenges in current technical applications. Prospective outlooks for future technological development are proposed from dimensions including multimodal large models, edge computing, full-chain traceability and interdisciplinary integration, aiming to provide theoretical references and technical routes for basic research and industrial implementation of intelligent rice variety identification technologies.

Keywords

Rice Variety Identification, Convolutional Neural Network, Image Recognition, AI Modeling, Multimodal Fusion, Model, Seed Industry Revitalization

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

水稻是我国第一大粮食作物，大米的品种真实性与纯度直接关系到粮食产量、品质与消费者权益。随着我国《种业振兴行动方案》[1]的全面实施，水稻品种选育速度显著加快，市场上水稻品种数量持续增长，品种混杂、假冒伪劣等问题频发，对品种鉴定技术的效率、精度、无损性提出了前所未有的要求[1]。

传统大米品种鉴定主要依赖人工形态观察、苯酚染色法、生化标记法等[2]，存在主观性强、检测周期长、破坏样本、无法实现批量快速检测等缺陷，难以满足现代种业与粮油产业的发展需求。近年来，以机器视觉、深度学习为核心的人工智能技术快速发展，结合高光谱成像、太赫兹成像、代谢组学等无损检测技术，为大米品种鉴定提供了全新的技术路径。现有研究已证实，基于卷积神经网络的图像识别模型可实现对外观高度相似的水稻品种 96%以上的分类准确率[3]，多模态技术融合进一步将识别精度提升至 99.3%以上[4]，AI 建模已成为大米品种鉴定领域的核心发展方向。

本文基于现有研究成果，系统梳理大米品种鉴定技术的发展脉络，拆解 AI 技术在该领域的核心应用逻辑，分析当前技术落地的瓶颈，并结合大模型、边缘计算等前沿技术，对未来大米品种鉴定技术的发展方向进行深度展望，为该领域的技术创新与产业应用提供支撑。

[1]https://d.wanfangdata.com.cn/periodical/CiBQZXJpb2RpY2FsQ0hJU29scjkyMDI2MTAxMjE5NTI0NxIPbmNnenR4MjAyMjE2MDAzGghuZWRwZG5hMg%3D%3D

2. 大米品种鉴定技术发展历程

大米品种鉴定技术的发展始终围绕“精准、快速、无损、高通量”四大核心目标演进，截至目前已形成四代技术体系，每一代技术的突破都解决了前一代的核心痛点，同时也面临新的技术挑战(见表 1)。

Table 1. Comparison of advantages and disadvantages of identification technologies for each generation
表 1. 各代鉴定技术优缺点对比表

代际	代表技术	鉴定原理	准确率	检测速度	无损性	成本	优点	缺点
第一代	形态鉴定法、苯酚染色法	人工观察粒形粒色胚乳质地；化学显色差异	低(主观误差大，相似品种无法区分)	慢(数天/批)	染色法破坏样本	低	无需特殊设备、操作简便、门槛低	依赖经验、主观性强、重现性差、易受温湿度影响
第二代	SSR、SNP 分子标记	检测基因组特异性分子标记位点	最高	慢(需 DNA 提取，周期长)	破坏性(需取样提取 DNA)	高	精准、不受环境与生育期影响、结果可靠	流程复杂、设备与人员要求高、无法现场快检、难高通量
第三代	高光谱/近红外/太赫兹 + PCA、SVM	光谱捕获内在分子结构信息，人工提取特征后分类	较高	较快	无损	中高(光谱设备昂贵)	无损、可反映内在理化差异、适合相似品种初筛	特征依赖人工设计、泛化差、单模态信息不全、设备成本高
第四代	CNN (RiceFastNet、CS-ConvNeXt)、集成学习	深度网络自动学习细粒度特征，高端到端分类		快(数分钟/批，可自动化高通量)	无损(基于图像)	中(RGB 采集低，光谱融合高)	自动特征提取、区分相似品种、高通量、轻量模型可端侧部署	依赖大规模标注数据、黑盒不可解释、跨场景泛化不足、缺标准规范
未来方向	多模态大模型、端侧 AI、数字孪生、区块链溯源	多模态统一表征 + 零样本学习 + 云边端协同	100%精准	实时(<1 min/批)	无损	目标降至百元级	新品种免训练识别、全场景覆盖、全链条可溯源、多任务一体化	数据与算力需求巨大、标准与合规体系尚待建立、复合型人才缺乏

2.1. 第一代：传统形态与化学鉴定阶段

20 世纪 90 年代之前，大米品种鉴定主要依赖人工形态鉴定与化学染色法，核心依据是《农作物种子检验规程真实性和品种纯度鉴定》(GB/T 3543.5—1995)中规定的形态鉴定法与苯酚染色法。形态鉴定法通过人工肉眼观察米粒的粒形、粒色、胚乳质地等外观特征，结合经验判断品种，该方法无需特殊设备，但极度依赖鉴定人员的经验，主观性强、误差率高，对于外观高度相似的品种无法区分，且检测效率极低，单批次检测周期长达数天。苯酚染色法通过苯酚溶液处理米粒，根据染色反应的差异判断品种，该方法操作简单，但会对米粒造成不可逆的破坏，无法实现无损检测，且染色结果易受环境温度、湿度影响，稳定性差。

2.2. 第二代：分子生物学标记阶段

20 世纪 90 年代至 21 世纪初，随着分子生物学技术的发展，以 SSR、SNP 为代表的分子标记技术成为大米品种鉴定的主流技术。该技术通过检测水稻基因组中的特异性分子标记，实现对品种的精准鉴定，不受环境因素、生长阶段的影响，准确率可达 100%，是当前品种鉴定的“金标准”。但分子标记技术存在明显的局限性：检测过程需要提取基因组 DNA，操作流程复杂、检测成本高、周期长，需要专业的实验设备与技术人员，无法实现田间、收购现场的快速检测，也难以实现批量样本的高通量检测，仅适用于实验室精准鉴定，无法满足产业端的大规模应用需求[5]。

2.3. 第三代：光谱成像与传统机器学习结合阶段

21 世纪初至 2018 年，随着无损检测技术的发展，高光谱成像、近红外光谱、太赫兹成像等光谱技术开始应用于大米品种鉴定，结合传统机器学习算法，实现了鉴定效率与无损性的大幅提升。该阶段的核心逻辑是：通过光谱技术获取大米样本的内在分子结构与外观特征信息，提取光谱特征与图像特征，再通过主成分分析(PCA)、支持向量机(SVM)等机器学习模型实现品种分类。

现有研究证实，高光谱成像技术可通过水稻种子的光谱特征差异，实现对转基因水稻亲本与突变体的识别，全波段建模准确率最高可达 0.942 [6]；太赫兹成像技术基于“指纹峰”特性，可获取种子内部的分子振动信息，对水稻品种的识别准确率最高可达 0.991 [7]。但该阶段的技术存在明显瓶颈：特征提取依赖人工设计，需要专业的领域知识，对于复杂的品种特征提取不充分，模型泛化能力差，对于外观高度相似的品种识别准确率不足，且多数研究仅基于单一模态数据，无法全面反映大米品种的特征差异。

2.4. 第四代：深度学习主导的智能鉴定阶段

2018 年至今，随着深度学习技术的快速发展，以卷积神经网络为核心的 AI 建模技术成为大米品种鉴定的主流方向，实现了从人工特征提取到自动特征学习的革命性突破。该阶段的核心逻辑是：通过机器视觉技术获取大米样本的 RGB 图像、光谱图像等数据，构建大规模标注数据集，通过深度学习模型自动学习大米品种的细微特征，实现端到端的品种分类与纯度检测。

现有研究已取得了丰硕的成果：王晓飞等构建了包含 80,000 张水稻种子图像的数据集，设计的轻量级 RiceFastNet 模型对 5 个外观高度相似的水稻品种分类准确率达 96.41% [3]；陈卫东等提出的改进 ConvNeXt 模型(CS-ConvNeXt)，通过引入 ShuffNetV2 Unit 与 Channel Shuffle 模块，实现了 98.22%的品种识别准确率[8]；同时，集成学习、注意力机制等技术的应用，进一步提升了模型的精度与泛化能力，基于改进 Stacking 集成的水稻病害识别模型准确率可达 96.1%，为品种鉴定提供了技术参考[9]。

该阶段的技术突破在于：深度学习模型可自动提取大米种子的微观形态、纹理、颜色等细粒度特征，解决了传统方法无法区分的外观相似品种鉴定难题，同时实现了检测流程的自动化、高通量，单批次检测时间从数天缩短至数分钟，为产业化应用奠定了技术基础。

3. 基于 AI 的大米品种鉴定核心技术体系

AI 驱动的大米品种鉴定已构建起“数据采集–预处理与增强–模型构建与训练–性能评估与部署”的完整链路，具体涵盖图像识别基础技术、CNN 模型体系、多模态融合技术、大模型应用潜力四大板块。

3.1. 图像识别基础技术：鉴定体系的底层支撑

图像识别技术是大米品种鉴定的基础，核心是实现大米样本的标准化数据采集与高质量预处理，为 AI 模型提供高质量的输入数据，直接决定了模型的性能上限。

3.1.1. 多模态图像采集技术

当前用于大米品种鉴定的图像采集技术主要包括四类：一是 RGB 图像采集，通过高分辨率扫描仪、工业相机、智能手机等设备获取大米种子的 RGB 图像，成本低、操作简单，是当前应用最广泛的采集方式，采集过程中需统一背景、光照、拍摄距离等参数，消除环境干扰；二是高光谱成像技术，可同时获取大米样本的空间图像信息与光谱信息，覆盖可见光至近红外波段，能反映大米种子的内在化学成分与物理结构差异，适用于外观高度相似的品种鉴定；三是太赫兹成像技术，基于太赫兹波的“指纹峰”特性，可获取大米种子内部的分子振动、旋转信息，对转基因品种、不同基因型品种的识别精度极高，最高可达 0.991 [10]；四是偏振成像技术，通过获取大米种子的偏振特征信息，反映种子表面的微观结构与光学

特性差异，为品种鉴定提供新的特征维度。

3.1.2. 图像预处理与分割技术

图像预处理是消除环境干扰、提升图像质量的核心环节，核心流程包括：背景标准化，通过 HSV 颜色分量法、固定阈值法等将图像背景统一为纯黑色，消除背景干扰；图像质量优化，通过亮度/对比度智能调节、中值滤波去噪、图像锐化等操作，提升图像清晰度；灰度变换与二值化处理，提取大米种子的有效轮廓，为后续分割提供基础。

单粒种子分割是大米品种鉴定的关键步骤，针对检测过程中普遍存在的种子粘连问题，现有研究主要采用凸包检测算法、实例分割模型(Mask RCNN)等技术，实现粘连籽粒的精准分割，其中 Mask RCNN 模型对粘连水稻籽粒的分割 mIoU 可达 0.893，能够为单粒种子特征提取提供高质量的二值化掩模图像，再通过最小外接矩形裁剪，得到单粒种子图像，确保种子位于图像中心，实现样本的标准化处理[11]。

3.1.3. 数据增强与标准化技术

数据增强是扩充数据集规模、提升模型泛化能力的核心手段，针对大米种子图像的特点，主要采用随机旋转、翻转、裁剪、亮度调节、噪声添加等方式进行数据扩增，可将数据集规模扩充 10 倍以上，有效解决深度学习模型训练过程中的过拟合问题。同时，需对图像进行尺寸归一化，统一单粒图像的尺寸、分辨率，确保输入模型的图像规格一致，结合数据清洗剔除失真、模糊的低质量图像，保障数据集的整体质量。

3.2. 卷积神经网络模型体系：鉴定核心算法的演进与优化

卷积神经网络(CNN)是大米品种鉴定的核心算法，经过多年发展，已形成从经典基准模型到定制化轻量级模型、再到集成学习模型的完整体系，实现了模型精度、效率、泛化能力的持续提升。

3.2.1. 经典基准模型的应用与迁移学习

经典 CNN 模型是大米品种鉴定的基础框架，包括 LeNet、AlexNet、ResNet、MobileNet、EfficientNet、ConvNeXt 等，这些模型在 ImageNet 等大规模数据集上完成了预训练，具备强大的特征提取能力，通过迁移学习可快速适配大米品种鉴定任务，大幅缩短模型训练周期，降低对标注数据的需求。现有研究证实，基于迁移学习的 VGG16 模型对大米品种的分类准确率可达 98.5%以上，ResNet 系列模型在水稻种子分类任务中也表现出优异的性能，是当前模型选型的主流基准[4]。

3.2.2. 定制化轻量级模型的设计与优化

针对大米品种鉴定的特定任务需求，现有研究设计了多款定制化轻量级 CNN 模型，核心优化方向是在保障高精度的同时，降低模型参数量与计算量，提升模型的推理速度，适配端侧设备的部署需求。

3.2.3. 集成学习模型的应用与性能提升

针对单一模型泛化能力不足、易受样本分布影响的问题，集成学习技术被广泛应用于大米品种鉴定领域，通过多个基模型的融合，提升模型的精度与鲁棒性。现有研究主要采用 Bagging、Boosting、Stacking 等集成策略，其中基于改进 Stacking 的集成模型，通过对基模型的样本扰动与参数扰动，增加基模型的差异性，再通过 SLSQP 最小化损失函数学习基模型权重，实现了对单一模型的性能提升，有效解决了弱分类器的性能瓶颈[9]。

3.3. 多模态融合技术：解决单一模态局限性的核心路径

单一模态数据(如 RGB 图像、单一光谱数据)仅能反映大米品种的部分特征，对于外观高度相似、基因型差异微小的品种，识别精度难以提升，多模态融合技术成为突破这一瓶颈的核心路径，核心是融合

不同模态的特征信息，实现从外观到内在的全维度特征覆盖。

3.4. 大模型技术：未来鉴定体系的核心潜力

随着大语言模型与视觉大模型的发展，大模型技术为大米品种鉴定带来了全新的发展潜力，核心优势在于强大的特征提取能力、零样本/少样本学习能力与多模态融合能力，有望解决当前领域的核心痛点。

3.4.1. 零样本/少样本学习能力

大米品种数量繁多，新品种持续涌现，大规模标注数据集的构建成本极高，传统深度学习模型依赖大规模标注数据，对于未见过的新品种识别能力不足。视觉大模型(如 CLIP、ViT)通过在海量图像数据上的预训练，具备强大的零样本学习能力，可通过文本描述与图像的匹配，实现对未标注品种的识别，无需额外训练，大幅降低了对标注数据的依赖，适用于新品种的快速鉴定[12] [13]。

3.4.2. 多模态大模型的构建

多模态大模型可融合 RGB 图像、光谱数据、代谢组学数据、分子标记数据、文本描述等多模态信息，构建大米品种的全维度特征图谱，实现从外观形态到内在基因、代谢的全维度表征，有望实现大米品种的 100%精准鉴定，同时可实现品种的溯源、性状分析、品质评估等多任务一体化，为种业全链条应用提供技术支撑。

3.4.3. 领域大模型的定制化

针对大米品种鉴定的特定领域需求，可通过通用大模型的微调，构建定制化的大米品种鉴定领域大模型，融合水稻育种、栽培、品质检测等领域知识，提升模型的专业能力与可解释性，解决通用大模型在专业领域的适配性问题，实现对大米品种的精准、高效、可解释的鉴定。

4. 现有技术的瓶颈与挑战

尽管 AI 技术在大米品种鉴定领域已取得了显著的成果，但受限于数据、模型、产业应用等多方面因素，当前技术仍面临诸多瓶颈与挑战，制约了技术的大规模产业化落地。

4.1. 数据集的局限性：模型性能提升的核心制约

高质量、大规模、全覆盖的标注数据集是深度学习模型性能的核心基础，但当前大米品种鉴定领域的数据集仍存在明显的局限性：一是数据集规模不足，现有研究的数据集多数仅包含数个至数十个品种，样本数量最多仅数万张，与 ImageNet 等通用数据集存在数量级的差距，难以支撑大模型的训练；二是品种覆盖度不足，现有数据集多数集中于少数主栽品种，对地方品种、新品种、转基因品种的覆盖度极低，模型的泛化能力不足；三是场景多样性不足，多数数据集仅在实验室可控环境下采集，对田间复杂背景、不同光照、不同生长阶段、不同种植区域、不同年份的样本覆盖不足，模型在真实场景下的识别精度大幅下降；四是混样数据缺乏，现有研究多数基于单品种纯样本，对不同混配比例的样本数据采集不足，难以实现对品种纯度的定量检测，无法满足产业端的核心需求[14] [15]。

4.2. 模型的泛化与鲁棒性问题：真实场景应用的核心障碍

当前多数研究模型仅在实验室数据集上表现优异，在真实产业场景下的泛化能力与鲁棒性不足：一是外观相似品种的识别难题，多数水稻品种外观高度相似，仅存在细微的形态、颜色差异，现有模型对这些细粒度特征的提取能力不足，易出现混淆；二是环境干扰的影响，田间检测过程中，光照变化、背景复杂、种子含水量、病虫害等因素都会对图像质量产生影响，导致模型识别精度下降；三是模型的泛化能力不足，多数模型仅对训练集中的品种表现优异，对未见过的新品种识别准确率极低，无法适应市场上品种持续更新的需求；四是模型的抗干扰能力不足，对于种子破损、霉变、混杂等异常样本的识别

能力不足，难以满足复杂的产业检测需求。

4.3. 产业化落地的痛点：技术与产业的适配性不足

技术的最终价值在于产业化应用，当前大米品种智能鉴定技术仍面临诸多落地痛点：一是精度与效率的平衡难题，高精度模型往往结构复杂、计算量大，推理速度慢，难以实现高通量、实时检测；而轻量级模型虽然效率高，但精度不足，无法满足产业端的精度要求；二是检测成本与设备标准化问题，高光谱、太赫兹等检测设备成本高昂，难以大规模普及，而低成本的 RGB 检测设备，标准化程度不足，不同设备采集的图像差异大，模型的适配性差[16]；三是全场景适配能力不足，现有技术多数适用于实验室静态检测，对于田间活体检测、收购现场批量检测、加工环节在线检测等不同场景的适配能力不足；四是专业人才缺乏，AI 模型的训练、调优、部署需要专业的技术人员，而种业、粮油行业的从业人员多数缺乏 AI 技术能力，制约了技术的推广应用。

4.4. 模型的可解释性与合规性问题：监管与信任体系的核心障碍

深度学习模型的“黑盒”特性是当前领域的核心痛点，制约了技术在监管、司法鉴定等场景的应用：一是模型的可解释性不足，多数深度学习模型的决策过程不透明，无法解释模型识别品种的核心依据，难以获得监管部门与市场的信任；二是模型的可靠性与稳定性不足，模型的性能易受数据分布、超参数设置的影响，难以保障不同批次、不同场景下的检测结果一致性；三是合规性标准不完善，当前尚未出台大米品种 AI 鉴定的行业标准、国家标准，对数据采集、模型训练、性能评估、设备准入等缺乏统一规范，技术的合规性应用缺乏依据；四是数据安全与隐私问题，大米品种的基因、性状数据属于种业核心知识产权，数据采集、存储、应用过程中的安全与隐私保护问题，制约了行业数据的共享与模型的迭代优化[17]。

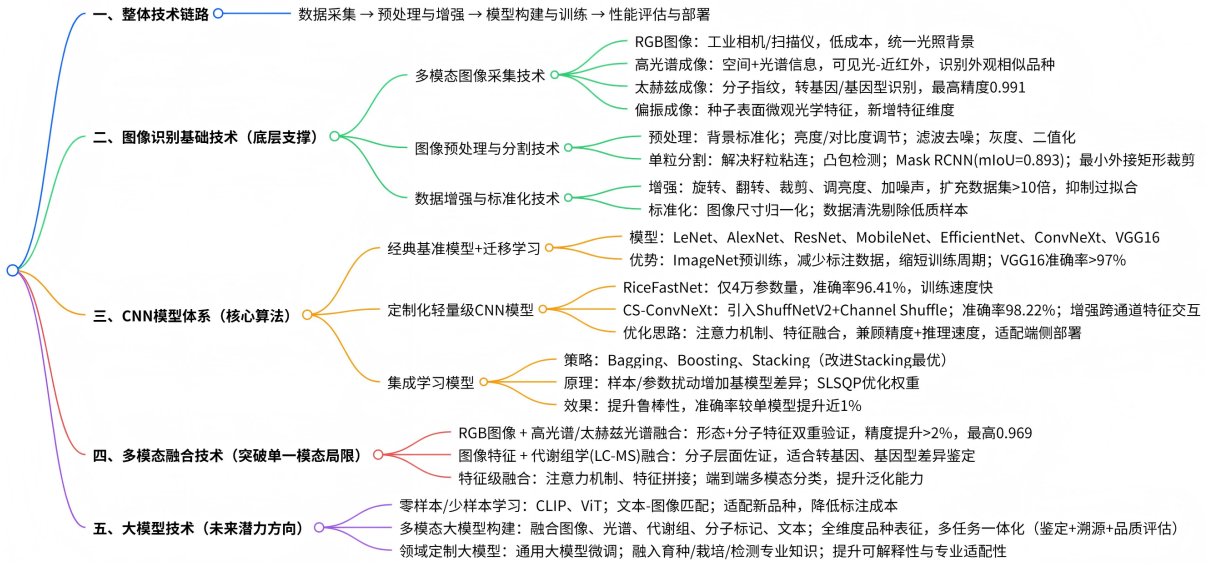


Figure 1. Core technical system of rice variety identification based on AI
图 1. 基于 AI 的大米品种鉴定核心技术体系

5. 结论

大米品种鉴定是保障我国粮食安全、推进种业振兴的核心技术环节，经过四代技术的发展，已从传

统的人工鉴定发展到以深度学习为核心的智能鉴定阶段。当前，以卷积神经网络为核心的 AI 技术已实现了大米品种鉴定精度与效率的大幅提升，多模态融合技术进一步突破了单一模态的局限性，大模型技术为该领域带来了全新的发展潜力(如图 1)。

但同时，当前技术仍面临数据集局限性、模型泛化能力不足、产业化落地困难、可解释性与合规性不足等瓶颈与挑战，制约了技术的大规模应用。未来，需要通过多模态大模型的构建、端侧 AI 与边缘计算的融合、全链条溯源体系的建设、跨学科技术的融合、标准化与合规体系的完善，突破现有技术瓶颈，构建“精准、高效、无损、高通量、可解释、可溯源”的大米品种智能鉴定体系，为我国水稻产业的高质量发展、种业振兴行动的全面实施、国家粮食安全的牢牢守住提供坚实的技术支撑。

参考文献

[1] 《种业振兴行动方案》审议通过[J]. 农村工作通讯, 2022(16): 4.

[2] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. GB/T 3543.5-2025 农作物种子检验规程 第 5 部分: 品种质量品种纯度鉴定[S]. 北京: 中国标准出版社, 2025.

[3] 王晓飞, 刘维, 巫浩翔, 等. 一种基于深度学习的水稻种子分类方法[J]. 中国稻米, 2024, 30(5): 49-56.

[4] 傅婕, 吴跃. 基于偏振成像技术的大米品种真实性识别[J]. 食品工业科技, 2025, 46(7): 235-247.

[5] 中华人民共和国农业部. NY/T 1433-2014 水稻品种鉴定技术规程 SSR 标记法[S]. 北京: 中国农业出版社, 2014.

[6] Zhang, J., Feng, X., Jin, J. and Fang, H. (2023) Concise Cascade Methods for Transgenic Rice Seed Discrimination Using Spectral Phenotyping. *Plant Phenomics*, **5**, Article No. 0071. https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0071

[7] 王倩, 葛宏义, 蒋玉英, 等. 基于太赫兹时域光谱的大米品种识别研究[J]. 食品工业科技, 2022, 43(23): 19-25.

[8] 陈卫东, 范冰冰, 刘超, 等. 基于改进 ConvNeXt 的水稻种子品种分类识别研究[J]. 中国粮油学报, 2025, 40(4): 197-204.

[9] 卫雅娜. 基于卷积神经网络和集成学习的水稻病害识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023.

[10] Liu, W., Liu, C., Hu, X., Yang, J. and Zheng, L. (2016) Application of Terahertz Spectroscopy Imaging for Discrimination of Transgenic Rice Seeds with Chemometrics. *Food Chemistry*, **210**, 415-421. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2016.04.117

[11] 尚玉婷, 王粤, 刘彬. 基于深度学习的粘连米粒实例分割算法研究[J]. 中国粮油学报, 2022, 37(9): 224-230.

[12] Radford, A., Kim, J.W., Halliday, D., *et al*. (2021) Learning Transferable Visual Models from Natural Language Supervision. *Proceedings of the* 38*th International Conference on Machine Learning*, 18-24 July 2021, 8748-8763.

[13] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., *et al*. (2020) An Image Is Worth 16 × 16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. https://arxiv.org/html/2010.11929v1

[14] Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P. (1998) Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. *Proceedings of the IEEE*, **86**, 2278-2324. https://doi.org/10.1109/5.726791

[15] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 25, Curran Associates, 1097-1105.

[16] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.90

[17] Howard, A.G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M. and Adam, H. (2017) MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. https://arxiv.org/abs/1704.04861