• 综　述 •

# 机器视觉技术在中药材全产业链中的应用进展

刘　欢[1]，牛民浩[3]，戚武振[1, 2*]，徐　冰[1, 2*]

1. 北京中医药大学中药学院，北京　102400
2. 北京市科委 中药生产过程控制与质量评价北京市重点实验室，北京　102400
3. 宁夏大学机械工程学院，宁夏 银川　750021

**摘　要：**国家近期提出“人工智能＋”战略，机器视觉技术（machine vision technology，MVT）作为人工智能的“眼睛”，在多个领域展现出广泛的应用潜力。系统综述了 MVT 在中药材全产业链中的应用现状。通过采集常规视觉图像与多源光谱视觉图像，并结合传统机器学习与深度学习算法，MVT 已广泛用于中药材种子质量评价与分选、种植环境适宜性分析与区划、植株生长监测与田间管理、采收决策、产地初加工控制及产品质量评价等关键环节，显著提升了生产过程的智能化水平和质量管控能力。然而，当前 MVT 在中药材产业中的应用仍存在技术碎片化、数据孤岛化、模型实验室化及成本高昂化等突出问题。基于“人工智能＋”战略的引导，进一步提出应推动构建覆盖全产业链的智能体系统、建立共建共享的数据资源生态、研发轻量化自适应算法模型及创新普惠性商业模式等发展策略，以推动 MVT 在中药材产业中的深度融合与规模化应用，为实现全链条智能化与高质量发展提供技术支撑。

**关键词：**机器视觉技术；中药材；产业链；人工智能＋；机遇与挑战

**中图分类号：**R283　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**0253 - 2670(2026)16 - 6552 - 14

**DOI:** 10.7501/j.issn.0253-2670.2026.16.027

# Applications progress on machine vision technology in entire industrial chain of traditional Chinese medicinal materials

LIU Huan[1], NIU Minhao[3], QI Wuzhen[1, 2], XU Bing[1, 2]

1. School of Chinese Materia Medica, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 102400, China
2. Beijing Key Laboratory for Production Process Control and Quality Evaluation of Traditional Chinese Medicine, Beijing Municipal Science & Technology Commission, Beijing 102400, China
3. School of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China

**Abstract:** China has recently proposed the “artificial intelligence +” strategy. Machine vision technology (MVT), which serves as the visual perception interface for artificial intelligence, has demonstrated broad application potential across multiple domains. This review provides a systematic overview of MVT applications throughout the entire industrial chain of Chinese medicinal herbs. By acquiring conventional visual images and multi-source spectral images, and by integrating both traditional machine learning and deep learning algorithms, MVT has been widely implemented in critical processes including seed quality evaluation and sorting, suitability analysis and regional zoning of cultivation environments, plant growth monitoring and field management, harvesting decision-making, primary processing control at the place of origin, and product quality assessment. These applications have significantly enhanced the intelligence level of production processes and the capability for quality control. Nevertheless, prominent challenges remain, such as technological fragmentation, data silos, lab-bound models, and high implementation costs. Guided by the “artificial intelligence +” strategy, this

**收稿日期：**2026-03-18

**基金项目：**国家工信部重大任务专项“中药绿色智能制造技术”（2240STCZB2613）；北京中医药大学基本科研业务费（揭榜挂帅）项目（2023-JYB-JBZD-060）

**作者简介：**刘　欢，本科生，研究方向为中药学。E-mail: 20220221040@bucm.edu.cn

***通信作者：**徐　冰，教授，博士生导师，从事中药智能制药工程学研究。E-mail: xubing@bucm.edu.cn

戚武振，讲师，从事中药智能制药工程学研究。E-mail: Wuzhen.qi@bucm.edu.cn

paper further proposes strategic directions including establishing intelligent agent systems covering the entire industrial chain, creating collaborative data resource ecosystems, developing lightweight adaptive algorithm models, and innovating inclusive business models. These measures aim to promote deep integration and large-scale application of MVT in the Chinese medicinal herb industry, thereby providing technical support for intelligent, high-quality development of the entire value chain.

**Key words:** machine vision technology; Chinese medicinal herbs; industrial chain; artificial intelligence +; opportunities and challenges

近年来，随着人工智能与智能制造技术的快速发展，机器视觉技术（machine vision technology，MVT）在工业[1]、农业[2-3]、医疗健康[4]、交通运输[5]及航空航天[6]等领域得到广泛应用，并取得了显著的研究进展。在中药领域，MVT 的应用已从早期的简单图像处理阶段逐步发展至融合深度学习等先进技术的智能感知阶段。中药材产业链位于中药制造全链条的上游[7-9]，涵盖中药材种植、采收、加工、储存运输、销售直至应用等环节[10]，承担着为饮片加工和成药制造提供原材料的关键作用。凭借其非接触、高效率与低成本等优势[11]，MVT 正逐步用于中药材产业全链条的各个环节，推动其向智能化、精细化方向发展。

尽管已有部分研究将 MVT 用于中药材各环节，但现有成果分布零散，缺乏对全产业链应用现状的系统梳理。这种现状限制了研究者全面了解该领域的发展，也制约了技术的进一步推广与应用。因此，本文系统梳理 MVT 在中药材全产业链中的应用进展。如图 1 所示，中药材全产业链涵盖种植、采收、初加工、储存运输、销售及应用等环节。在种植环节，基于可见光图像与高光谱成像（hyperspectral imaging，HSI）技术可依据表型及内部特征实现优质种子筛选；结合航空、航天遥感与近地传感技术，分析多维环境因子以开展环境适宜性评价与种植区划；利用搭载可见光及多光谱/高光谱传感器的无人机，实现植株密度与生长状态的实时监测；并综合运用可见光相机、高清摄像设备、无人机多光谱/高光谱及卫星遥感等技术，支撑病虫害识别、水肥管理与杂草防控等田间作业的智能化实施。在采收、初加工、储存运输与质量评价等环节，MVT 则通过工业摄像机、多光谱成像、近红外高光谱及紫外-可见光谱等手段，实现中药材外观识别、自动化采收、质量检测与智能分级，为中药材质量控制提供了精准高效的技术支撑[12]。最后，本文结合“人工智能＋”战略，分析当前 MVT 在中药材产业应用中的瓶颈与挑战，探讨解决途径与未

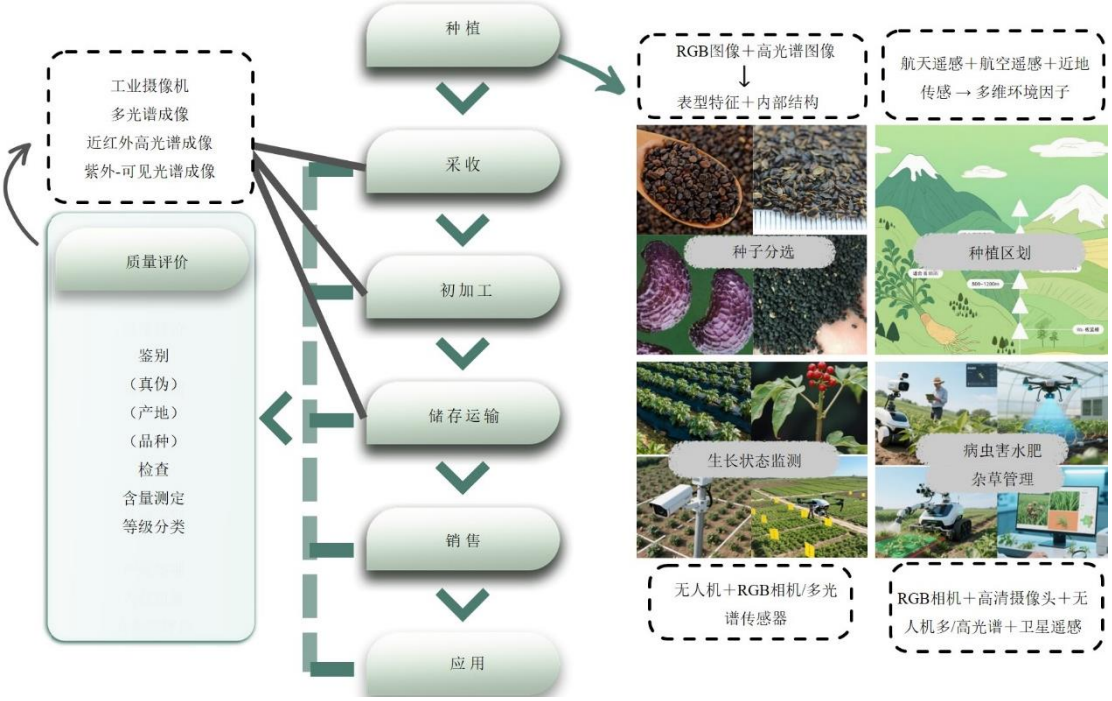


图 1 中药材全产业链关键环节示意图

**Fig. 1 Schematic diagram of key stages in industrial chain of Chinese medicinal materials**

来发展方向，为提升中药材产业整体竞争力提供技术参考与实践指导。

## 1 MVT 概述

MVT 是一种利用光学传感器获取目标图像信息，并结合图像处理与人工智能算法实现目标识别、检测和分析的智能化系统。该技术融合光学、计算机科学、图像处理、模式识别与自动化控制等学科[13-14]，能够获取可见光、红外、高光谱等多源信息[15-16]。相比人类视觉，MVT 具有非接触、高精度、高效率和稳定性强等优势[15,17-19]，已广泛用于智能制造[20]、精准农业[21-22]、医疗监测[23]、智能机器人[24]等领域。

MVT 起源于 20 世纪 50 年代[11]，早期以二维图像识别和特征分析为主[13]。随着深度学习的突破，MVT 在目标识别、三维成像及智能控制等领域取得显著进展[25-26]。近年来，多传感器融合及高实时、高精度需求进一步推动其向智能化与自动化方向发展[15,27]。

典型机器视觉系统通常由图像采集、图像处理、分析与决策和执行控制 4 部分构成。图像采集单元负责获取目标对象的视觉信息，是整个系统的数据来源。根据应用需求，可采用常规视觉和光谱视觉 2 类技术路线，此外还包括基于热红外、太赫兹、激光雷达、立体视觉、X 射线、超声等特种成像方式[15,28-37]。常规视觉系统通常由光源、镜头、工业相机和图像传感器组成，主要获取目标的颜色、形态和纹理信息；光谱视觉系统则结合高光谱等技术，能够进一步获取目标内部化学组成等信息，为复杂品质评价提供数据支撑。

由于原始图像易受到光照、设备噪声和背景干扰等因素影响，通常需进行预处理。常规视觉图像主要采用滤波去噪[38-39]、图像增强[40]、二值化[39,41]、几何校正及目标区域提取[42]等方法；光谱图像则需进行平场校正、降维及光谱平滑等处理，以提高数据质量并降低冗余信息[43-44]。经过预处理，可实现目标与背景的有效分离，为后续分析提供可靠数据基础。

在分析决策阶段，系统首先提取颜色、纹理、形态及光谱等特征信息，再利用机器学习或深度学习模型完成分类、检测、回归预测和聚类分析等任务。传统机器学习方法通常依赖人工设计特征，并结合支持向量机（support vector machine，SVM）、随机森林（random forest，RF）、K 近邻（K-nearest neighbors，K-NN）、线性回归（linear regression，LR）、支持向量回归（support vector regression，SVR）、偏最小二乘回归（partial least squares regression，PLSR）、K 均值聚类（K-means clustering，K-Means）、K 中心点聚类（K-medoids clustering，K-Medoids）及基于密度的空间聚类（density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN）[45-46]等模型进行分析；深度学习则能够自动学习高层次特征表达，典型模型包括残差网络（residual network，ResNet）、高效网络（efficient network，EfficientNet）等卷积神经网络，及 YOLO（You Only Look Once）、更快区域卷积神经网络（faster region-based convolutional neural network，Faster R-CNN）等目标检测模型和 U 型分割网络（U-Net）、掩码区域卷积神经网络（Mask R-CNN）等图像分割模型。近年来，生成对抗网络（generative adversarial network，GAN）、变分自编码器（variational autoencoder，VAE）和视觉变换器（vision transformer，ViT）等新型网络结构的发展，进一步提升了 MVT 在复杂场景下的特征学习与理解能力[47-48]。

执行单元根据分析结果完成分类分拣、定位引导、测量记录及人机交互等任务，实现从信息感知到智能决策再到自动控制的闭环过程。在中药材产业中，该过程可用于病虫害监测、精准施药、自动采收、药材分级及质量检测等环节。

总体而言，机器视觉系统通过“图像采集-图像处理-特征提取与模型分析-执行控制”的技术流程（图 2），实现了对目标对象的自动感知与智能决策。随着多源传感器融合、深度学习模型优化及边缘计算技术的发展，MVT 正逐步成为推动中药材全产业链智能化升级的重要技术支撑。本文将围绕其在中药材种植、采收、加工、仓储运输及质量评价等环节中的应用展开论述。

## 2 MVT 在中药材全产业链关键环节中的应用

### 2.1 种子质量评价与分选

近年来，MVT 与 HSI 技术在种子质量检测、生存力预测与分选等环节提供了自动化、高精度且非破坏性的解决方案。通过构建“图像特征-智能算法-决策模型”的技术链条，能够实现种子表型与生理特性的多维度分析。在三原色图像层面，当前研究多采用形态、颜色、纹理等多维特征融合策略[49-52]。程莹等[53]利用扫描成像结合 PhenoSeed 种子自动化分析系统，提取黄芩、桔梗等 5 种小粒中药材种子的

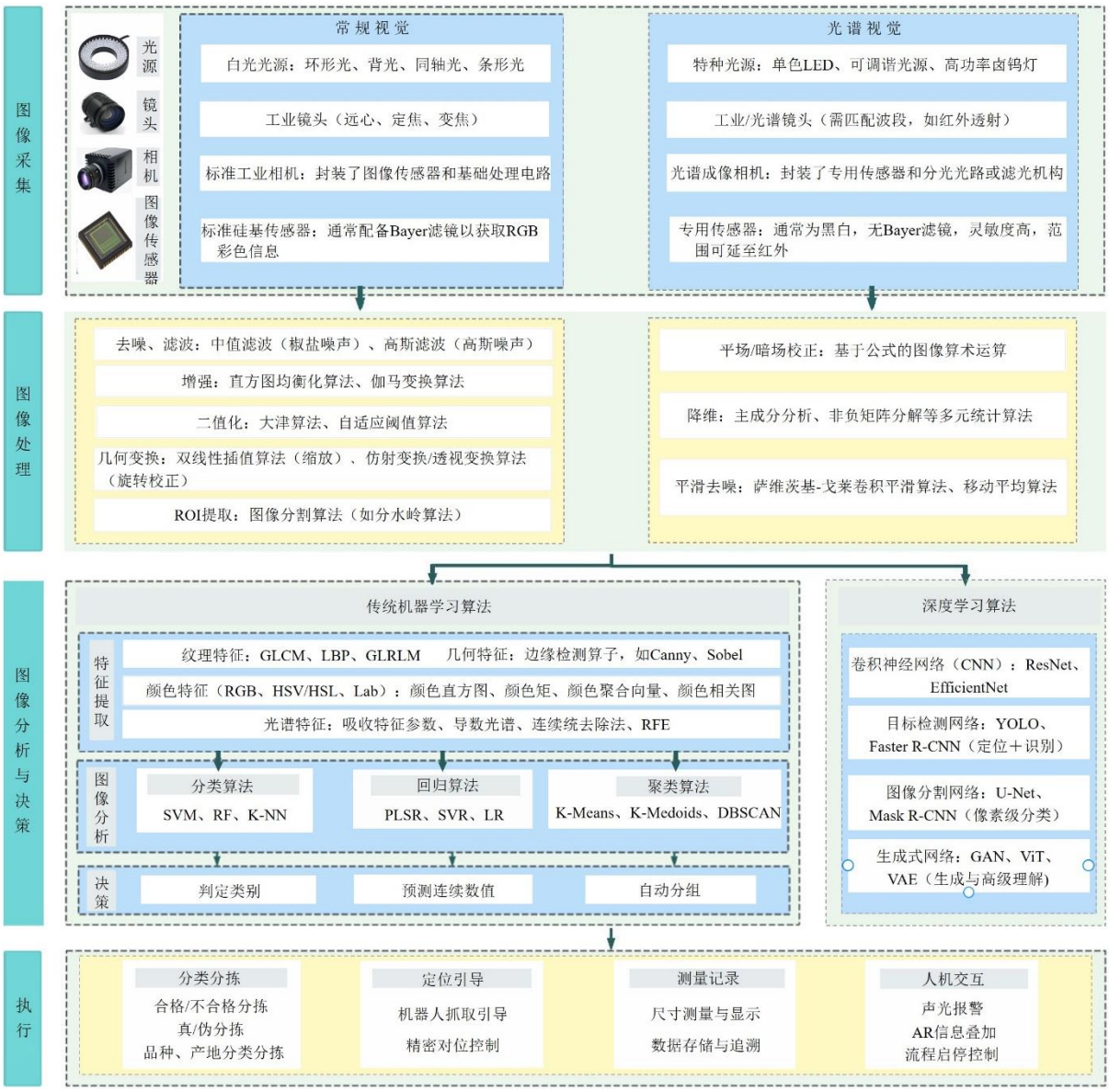


**图 2　机器视觉系统的基本构成**

**Fig. 2　Basic components of machine vision system**

颜色、尺寸及纹理等 54 项物理指标，通过相关性分析和主成分分析筛选关键特征，基于多层感知器构建净度检测模型，训练集与测试集准确率均超过 96%。Tu 等[50]开发的 AIseed 软件，通过高分辨率成像技术提取种子形态与纹理特征，结合机器学习模型预测种子净度、纯度、活力和生存力等质量指标。Loddo 等[54]开发了基于 ImageJ 的专用插件，能够从种子图像中批量提取 64 项形态、颜色和纹理特征，并集成 KNN、RF、SVM 等分类器，为种子类型鉴别和表型分析提供了开源且易用的工具。这类方法的优势在于设备成本低、通量高，适用于种子净度、形态分级等外观质量评价；但局限性在于难以区分遗传和表型高度相似的品种，且对光照、拍摄角度等条件敏感。

值得注意的是，检测维度正从表型特征向化学组成和内部结构延伸。HSI 技术通过捕获种子内部化学成分的细微差异，显著提升了对高度相似品种的区分能力。Tu 等[55]利用 HSI 结合 SVM 算法，对遗传位点仅差 2～10 个的玉米品种实现 99%以上的鉴别准确率。在黄芩种子活力判别中，经去趋势预处理后的高光谱图像数据结合 SVM 模型，准确率达 93.3%，显著优于基于三原色图像方法的 87.9%[52]。Xu 等[56]采用一阶导数结合无信息变量消除和 SVM 模型，对蒙古黄芪、黄芪及其同类种子

实现 100%分类。表明 HSI 在化学成分敏感波段（如 400～500 nm 蛋白吸收区、980 nm 附近水与碳水化合物特征峰）具有独特优势，适用于品种真实性鉴别和活力预测等需要揭示内部生理状态的场景。此外，Wu 等[57]开发的 AFNet 深度学习网络巧妙融合 X 射线与卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）构建砂仁内部缺陷检测系统，准确率达 96.33%，突破了传统视觉检测的物理局限。

从技术演进趋势看，种子质量检测正从单一模态向多模态融合、从人工特征设计向深度学习自动特征学习发展。然而，现有研究多基于小规模数据集训练，模型跨品种、跨批次的泛化能力有限；高光谱数据采集速度慢、成本高，制约了高通量分选场景的应用；此外，稀有或特殊种子的样本稀缺问题仍然突出。

### 2.2 环境适宜性分析与种植区划

中药材种植前的环境适宜性分析与区划，需要实现从多源环境因子识别到空间适宜性制图的多尺度跨越。MVT 通过融合航天遥感（卫星）[58-61]、航空遥感（无人机）[62-63]、近地传感[64-67]等多平台观测手段，结合多光谱[63,68]与高光谱[69]技术，实现气候、地形、植被、土壤等因子的系统性图像采集与数据融合，为区划决策提供数据基础。

该领域的技术路径可概括为“多源数据获取-环境因子识别-空间分析与制图”3 个环节。在环境因子识别环节，土壤属性的快速准确识别是技术前提，但野外复杂性导致数据集规模受限，形成典型小样本困境。对此，现有研究形成了数据增强与算法优化 2 类技术应对策略。Jiang 等[65]引入 GANs 对土壤可见-近红外光谱与养分数据进行增强。Alshahrani 等[64]通过布谷鸟联合优化算法优化的轻量级卷积神经网络和克隆选择算法优化的 Elman 神经网络，在 7 类土壤 280 个样本条件下实现 98.47%的准确率。2 类研究均表明，小样本条件并非限制环境因子识别精度的决定因素，通过提高样本利用效率或增强模型特征学习能力，仍能够获得较好的分类效果。值得注意的是，Kaplan 等[66]采用传统贝叶斯网络在 600 个样本上达到 99.83%的准确率，提示样本质量如类别均衡性、标注准确性等可能比样本数量对模型性能的影响更为关键，这一发现对野外土壤采样的质量控制具有指导意义。

在适宜性区划方面，研究逐步从土地覆盖类型整体识别向药用植物精准定位深化。早期研究主要利用 Mask R-CNN、LWIBNet 等深度学习模型实现遥感影像中的土地利用分类和地物边界提取，为环境评价提供基础数据[58,61]。随着空间分析能力的提升，研究开始关注药用植物分布区域及其生态适宜性评价。如基于遥感技术（remote sensing，RS）、全球定位系统（global positioning system，GPS）、地理信息系统（geographic information system，GIS）技术对独一味[59]、小木通[60]、川红花[68]等进行大范围环境适宜性区划。进一步地，尚雪等[63]结合 RS、GIS 与层次分析法，对川牛膝的种植适宜性进行分级，明确了最适宜区、适宜区及次适宜区；孙洪兵[70]则利用 MaxEnt 模型结合 ArcGIS，将羌活划分出不同的适宜性等级区域，并揭示降水和坡度等环境因子对药材成分积累的重要影响。与传统区划仅关注植物能否生长不同，这类研究开始将生态适宜性与品质形成联系起来，推动种植区划由“适合种植”向“适合生产优质药材”转变。

然而，目前大部分研究仍主要聚焦于药材的生长适宜性分析，但生长最适宜的区域并不等同于药材品质最优的区域，将生长适宜性、品质适宜性及生态适宜性相结合的系统性研究尚显不足[70]。

### 2.3 生长监测与田间管理

**2.3.1** 生长状态无损监测 MVT 结合无人机遥感平台，通过三原色、多光谱及热红外传感器获取植株形态、冠层结构和生理状态等信息，实现生长过程的无损动态监测。研究表明，基于无人机影像可完成植株密度统计和群体均匀性评价，而引入全局尺度注意力机制的 DeNet 模型能够进一步识别不同密度水平的种植区域，为缺苗补种和种植结构优化提供依据[71]。

除形态特征外，植被指数已广泛用于评价中药材长势及生育进程[72-73]。由于单一视觉信息易受光照变化和植株遮挡影响，研究逐渐转向多模态融合。相关研究利用无人机获取三原色、多光谱及热红外时间序列数据，结合 RF 回归模型分析植被指数和可见光抗大气指数等特征，实现了对作物生长状况及生育阶段的准确预测[74]。此外，基于 Sentinel-1/2 多源遥感数据融合光谱、极化及时间序列特征，可进一步提高不同作物生长阶段的识别精度[75]。表明生长监测技术正由单一形态识别逐步向多源信息融合、生长过程解析及生长趋势预测方向发展。

**2.3.2** 水肥状态诊断与决策 MVT 在水肥管理中的应用主要依托地面视觉系统与无人机遥感。地面

设备通过高清电荷耦合器件（charge-coupled device，CCD）相机[76]、3D 结构光相机[77]或 ARM 开发板搭载的摄像头[78]获取植株和土壤信息，无人机则利用多光谱影像和植被指数反演群体水肥胁迫状态[79-80]。

研究表明，视觉系统不仅能够识别缺素和水分胁迫状态，还可与灌溉控制装置联动，实现精准施肥与自动灌溉[76,78-79]。随着多模态与大模型技术的发展，视觉信息与土壤传感器、环境监测数据进一步融合，并结合视觉-语言模型和大语言模型（如 Chat GPT）自动生成管理建议，推动水肥管理由状态识别向智能决策发展议[81]。

**2.3.3** 病虫害智能检测与预警 在病虫害检测领域，MVT 的应用主要集中于早期检测与预警防控。通过田间固定高清摄像头[82-84]、三原色相机[85-88]、智能手机[82,88]、无人机多光谱/HSI 及卫星遥感[85,89]等设备实现多尺度监测。算法方面，经历了从人工特征结合 SVM 到 CNN、YOLO 等深度学习模型的发展过程，识别准确率普遍提升至 90%以上[84,87]。为进一步适应田间实时检测需求，近年来研究聚焦于模型轻量化与结构优化，将 SSD 和 YOLO 系列的骨干网络替换为 MobileNet 或 ResNet，形成如 RFB-MobileNet-SSD[83]、SSD-Res50-3C[88]、YOLO-V5l＋ResNet50 两级检测[86]等先进方案。这些方法已成功用于三七[83]、广佛手[88]等中药材的病虫害识别任务中。目前，基于轻量化 YOLO 或 SSD 的两级检测框架被视为最具实用价值的田间实时检测方案。

近年来，多模态大模型进一步提高了复杂田间环境下的实时识别能力。Agri-LLaVA、LLMI-CDP、IPM-AgriGPT 等模型不仅能够完成病虫害识别，还可生成危害分析和防控建议，实现从“识别病虫害”向“辅助决策”转变[90-92]。未来，提高复杂环境下的泛化能力并加强与农机装备、灌溉设施等联动，将是重要发展方向。

### 2.4 中药材采收

**2.4.1** 中药材成熟度识别与采收时机判定 在生长状态监测基础上，MVT 用于中药材成熟度及最佳采收时机判定，直接关联药材品质与经济效益。成熟度识别侧重药用器官末期的形态、色素、纹理及内部光谱特征变化，实现精准采收。

目前，成熟度识别主要形成了基于表型特征和基于光谱特征 2 类技术路线。前者利用 CNN 等深度学习模型，从大量生长图像中自动学习成熟度相关特征，实现采收期的实时判断[93]；后者通过高光谱结合机器学习预测成熟度或生长年限，如林下参参龄和粉葛年限准确率均达 99%以上[94-95]。除单株检测外，无人机遥感结合植被指数[96]或集成 Hough 变换与峰值检测算法[97]，可实现药材的关键生长阶段（包括萌发期、旺盛生长期与枯黄期）识别和群体数量监测，为中药材采收决策提供技术支持。

**2.4.2** 中药材自动化采收系统 采收环节机械化程度相对较低，许多药材生长环境复杂、采收窗口期短、药用部位易损伤，人工采收成本长期居高不下。如太子参采收成本可占总成本的 70%以上[98]，金银花和黄蜀葵等花类药材则面临劳动强度大、最佳采收期短等问题[99-100]。部分传统机械化设备如根茎类药材收获机和花类药材采收装置虽然提高了作业效率，但普遍存在识别精度不足、损伤率较高及环境适应性差等问题[99,101-102]。

MVT 的发展为中药材智能采收提供了重要技术支撑。采收机器人通过双目视觉、飞行时间深度相机、多光谱成像等传感器结合目标检测算法，可实现药材目标的自动识别、定位与采摘[98-108]。现有研究已成功用于冬虫夏草、金银花、黄蜀葵等药材，其中改进 YOLOv8 模型在复杂背景下实现了冬虫夏草 89.6%的平均精度均值[105]，优化 Canny 边缘检测算法对金银花花蕾的识别率达到 93.75%[99]，双目视觉结合 SSDMobileNet 模型实现了黄蜀葵 100%的识别率与 75%的定位准确率[100]。针对嫩芽、花蕾等小目标及遮挡场景，研究进一步通过多尺度特征融合、轻量化检测头和边界框优化策略提升检测性能[109]，增强了复杂田间环境下的适应能力。

除目标识别外，多传感器融合技术进一步拓展了采收机器人的作业能力。通过融合激光雷达、CCD 相机及导航传感器等信息，可提高机器人在山地和复杂田间环境中的定位与路径规划能力[106]。同时，MVT 还可辅助优化根茎类药材收获机实现低能耗深挖与参土柔性分离的优化[98]。

总体而言，MVT 已贯穿中药材采收的“成熟度判定-目标识别-精准定位-自动采摘”全过程，成为智能采收装备的核心感知技术。

### 2.5 中药材产地初加工

中药材产地初加工是保障药材质量、维持药效成分及便于贮藏流通的重要环节，主要包括拣选、清洗、切制、去皮和干燥等工序。近年来，MVT 在

该领域的应用已从单一的杂质检测，逐步延伸至去皮、干燥等工艺过程的智能控制，为加工工艺优化与质量保障提供了新的技术手段。

在杂质分拣方面，深度学习显著提升了识别精度。基于改进 YOLO 模型的研究已实现茶叶中稻谷、瓜子壳等杂质及黄芪中杂草、碎石等异物的高精度识别[110-111]。在去皮环节，视觉传感器与自动控制系统相结合，实现了茯苓去皮过程的自动化控制，效率较人工操作提升 31.2%[112]。该技术突破在于将视觉定位与运动控制闭环集成，缩短了从感知到执行的链条，但去皮损失率仍接近 10%，反映出视觉引导下的切削深度控制精度不足。

干燥环节的品质控制是产地初加工的核心难点，MVT 通过图像特征提取与建模分析，实现了干燥过程的动态监测和品质预测。相关研究利用工业摄像机采集图像，并基于 Python 与 OpenCV 进行数据处理，拟合得到 HendersonandPabis 等 3 种最优干燥模型，精确描述了菊花干燥过程中水分变化规律[113]。该案例的技术价值在于建立了图像特征与水分含量的数学关联，为外观品质的无损检测与干燥工艺的精准调控提供了依据。此外，基于纹理特征与机器学习算法的模型可有效判别薄荷等药材的干燥状态[114]，非等温智能干燥系统则通过图像分析与模型预测实现干燥过程优化，在提高产品质量的同时，使人参和蓝莓的干燥时间分别缩短 75% 和 72.7%[115]。总体来看，MVT 已逐步实现从加工对象识别向工艺过程监控的拓展。

### 2.6 中药材质量评价

**2.6.1** 鉴别　中药材的真伪、产地与品种鉴别是保障其质量和临床疗效的重要基础。尤其对于名贵药材而言，因资源稀缺且价格高，常出现掺杂使假、以次充好现象。传统鉴别方法多依赖经验，鉴别效率低、主观性强，而 MVT 结合光谱技术和深度学习算法，可实现快速、客观的鉴别。

真伪鉴别的核心在于识别正品与伪品在化学组成或物理特征上的差异。相比传统理化分析仅关注少数指标成分，高光谱、近红外和拉曼光谱等技术能够获取反映样品整体特征的“光谱指纹”。相关研究表明，HSI 结合主成分分析（principal component analysis，PCA）、偏最小二乘法等方法可实现冬虫夏草伪品识别率 83.10%～99.30%[116]；近红外光谱结合贝叶斯优化的 1D-CNN 模型可实现对金线莲掺伪样品的高精度识别[117]；中红外光谱结合 PCA 与 SVM 能够快速识别梅花鹿角帽粉掺伪[118]。随着深度学习的发展，数据增强技术被用于解决名贵药材样本不足的问题。如利用深度卷积生成对抗网络增强拉曼光谱数据后，可显著提高珍珠粉掺假样品的鉴别能力[119]。同时，单一传感器的信息获取能力存在局限，多模态融合逐渐成为重要发展方向。以红花染色掺假为例，光谱信息能够反映内部化学组成变化，但对表面人工染色的敏感性相对有限。将颜色特征与近红外光谱信息融合则可实现染色红花约 100%的鉴别[120]。这一研究表明，外观视觉特征与化学信息具有较强互补性，多模态融合能够同时反映药材的表观特征与内在品质特征，从而构建更加稳定和可靠的鉴别模型。

除真伪鉴别外，产地鉴别也是质量评价的重要内容。黄璐琦院士基于全国中药资源普查数据指出，同一种药材在不同生态环境下形成的化学组成差异，可导致品质和药效显著变化[121]。目前，HSI、近红外及激光诱导击穿光谱等技术已广泛用于不同产地药材特征信息的获取，并结合机器学习模型实现甘草[122]、苦杏仁、桃仁[123]及黄芪[124]等药材高准确率的产地识别。从技术发展趋势来看，传统机器学习方法依赖特征工程和预处理过程，而深度学习模型能够自动提取高维特征，如利用 ResNet 模型可实现不同产地铁皮石斛的准确鉴别[125]，显示出深度学习在复杂光谱数据处理中的优势。

在品种鉴别方面，当前研究主要形成 2 条技术路线：一类利用高光谱、红外光谱等技术获取内在化学特征，结合深度学习模型进行分类；另一类则基于三原色图像提取颜色、纹理和形态等外观特征实现识别。前者适用于外观相似但化学组成存在差异的药材，已成功用于长鞭红景天与四裂红景天[126]、6 种黄精属物种的区分[127]；后者则在花椒[128]、金线莲[129]等材料中表现出较好的应用效果。总体而言，光谱技术具有较高鉴别精度，而基于图像的 MVT 方法成本较低、检测速度快，更适用于生产实践中的快速筛查，二者融合有望兼顾准确性与实用性。

随着检测对象复杂度不断提高，中药材鉴别已由完整药材逐步扩展至粉末、提取物及复杂基质样品。针对传统方法难以区分的样品，高光谱、质谱等高维数据与深度学习技术结合展现出明显优势。如基于 HSI 的 BCARS-XGBoost 判别模型可实现三七不同部位粉末的快速鉴别[130]，而结合深度学习的代谢组学分析则能够实现藏红花等复杂样品的

高精度品质鉴别[131]。这些研究表明，深度学习具备从复杂高维数据中自动提取关键特征的能力，为复杂样品质量评价提供了新的技术路径。

**2.6.2** 检查　在中药材安全性检测中，农药残留、重金属及真菌毒素等有害物质的识别至关重要。近年来，针对这些有害成分的检测方法取得了显著进展。尤其是通过高能射线成像、HSI、X 射线荧光（X-ray fluorescence，XRF）技术及多模态数据融合等创新方法，安全性检测的准确性得到了显著提升。在农药残留检测方面，高能射线成像技术通过三维稀疏重构与多尺度特征分解，显著提升了对农药残留区域的识别精度与抗干扰能力，其性能优于传统光谱与激光方法[132]；HSI 技术同样表现突出，张萌等[133]结合连续投影算法与细菌群体趋药性优化的最小二乘支持向量机（least squares support vector machine，LS-SVM）模型，在水果农药残留检测中准确率达 97.2%，该方法具有良好的迁移性，可适用于中药材农药残留检测。在重金属检测中，马骞等[134]借助 XRF 结合迁移学习与 TrAdaBoost-SVM 模型，通过土壤标准样品进行数据增强，实现了金银花中铅超标 96.7%的识别率，为小样本条件下的重金属检测提供了可行路径。真菌毒素检测方面，基于近红外荧光碳量子点的赭曲霉毒素 A（ochratoxin A，OTA）适配体传感方法，对连翘、甘草等药材中的 OTA 检测回收率为 96.8%～104.2%，显示出良好的准确性与适用性[135]。除了单一技术的应用，融合图像、光谱、色谱及文本等多模态数据的检测方法，也为中药材安全性检测开辟了新的方向。通过将液相色谱-质谱联用、气相色谱-质谱联用等技术与深度学习算法相结合，可以显著提升对 30 余种农药残留、多种重金属及 10 余种微生物毒素的检测准确性，准确率可达到 95%以上[136]，这种多技术融合的方式有效弥补了单一技术在复杂样本中的局限性，提升了检测的全面性和鲁棒性。

**2.6.3** 含量测定　MVT 在中药材含量测定中的应用主要涵盖 2 大方向：一是探究中药材颜色特征数据与有效成分含量的相关性，二是利用光谱技术直接对中药材有效成分含量进行预测与测定。

颜色特征分析是对传统经验鉴别方法的量化与客观化。研究发现，穿心莲中二萜内酯含量与亮度值呈显著负相关[137]；柞水五味子中多种木脂素成分同样与颜色参数存在稳定相关性，证实“色深质优”的传统经验具有科学依据[138]。这些结果表明，中药材颜色变化在一定程度上能够反映活性成分的积累状况。相比传统理化检测，该方法具有无损、快速和成本较低等优势，适用于生产过程中的初步质量筛查和在线监测，但其本质仍属于间接预测，受药材种类及环境因素影响较大。

相比之下，基于光谱技术的含量测定能够直接获取与化学组成相关的信息，已成为当前研究的主要方向。通过建立光谱特征与有效成分含量之间的定量模型，可实现化橘红、女贞子、野菊花等药材中活性成分的快速测定[139-141]。进一步研究表明，该技术不仅适用于单一成分分析，还可同步实现丹参、唐古特大黄等药材多种质量指标的协同评价[142-143]。这种由单指标检测向多指标综合评价的发展趋势，更符合中药整体质量控制的需求。此外，相比传统线性模型，非线性算法（如 LS-SVM 结合高斯径向基核）亦能够对人参皂苷进行定量分析，显著提高预测精度和模型稳健性[144]。这些研究表明，基于颜色与光谱特征的 MVT 不仅可实现多成分同步、快速测定，还能通过算法优化突破传统线性模型的局限性，为中药材含量测定的智能化与高效化提供了关键技术支撑。

**2.6.4** 等级分类　中药材分级是质量评价成果落地的关键环节，其核心目标是依据外观形态、尺寸、缺陷程度等指标实现标准化分级。传统人工分级存在效率低、主观性强和一致性不足等问题，而 MVT 结合智能算法能够实现无损、快速和客观的自动化分级，目前已成功用于枸杞[145]、人参[146]、浙贝母[147]、瓜蒌[148]、红枣[149]和三七[150]等中药材。

从技术发展路径来看，早期研究主要基于颜色、尺寸和形态等外观特征建立分级标准。马建华等[145]通过提取枸杞长径、横宽等形态参数实现自动分选；钟小华等[149]结合红枣表面纹理与尺寸特征建立等级判别模型，准确率均为近 90%；Zhu 等[150]则提取并筛选三七主根图像中的形状、颜色和纹理特征，采用灰狼优化算法优化 SVM 模型，达到了 98.704%的分类准确率。该类方法结构简单、运行效率高，但对于品质差异细微或外观相近的样品区分能力有限。

随着高光谱技术的发展，研究开始将外观信息与内部品质特征相结合。卢伟等[151]利用 HSI 获取黑枸杞光谱信息，并结合 Stacking 集成学习模型实现等级分类，准确率达到 98%以上。这表明 MVT 在提取中药材形态特征的基础上，还能利用高光谱

技术来表征化学组成差异，从而提高复杂样品的分级精度。由此可见，多维特征融合已成为提高中药材分级准确性的有效途径。

近年来，深度学习进一步推动了中药材分级向智能化方向发展。相比传统方法依赖人工设计特征，深度学习能够自动学习颜色、纹理、形态等高层次特征，并兼顾分类精度与实时性。如基于改进 YOLO 模型的人参和瓜蒌分级研究均取得较好的识别效果[146,148]。同时，轻量化网络结构和注意力机制的引入，使模型能够在保证准确率的同时降低计算成本，为移动终端和生产线实时应用提供了可能。

总体来看，中药材等级分类技术正呈现出由单一外观特征向多模态特征融合、由传统机器学习向轻量化深度学习发展的趋势。未来，随着 HSI、多传感器融合及智能分选装备的发展，MVT 有望实现中药材分级标准、品质评价与自动分选的一体化，为质量控制和产品标准化提供重要技术支撑。

## 3 结语与展望

当前，MVT 在中药材全产业链的应用研究已取得显著进展。然而，实际推广中仍普遍面临技术“碎片化”、数据“孤岛化”、模型“实验室化”及成本“高昂化”等突出问题，严重制约了其规模化、一体化和普惠化应用。因此，系统梳理现阶段关键瓶颈并提出未来发展路径，对于推动 MVT 深度赋能中药材产业链具有重要意义。

### 3.1 共性技术瓶颈与应对策略

中药材全产业链各环节的 MVT 应用痛点并非独立存在，而是相互关联、相互制约的系统性共性瓶颈。本节从模型性能、采集条件、数据资源 3 个核心维度梳理关键问题，并针对性提出优化策略。

**3.1.1** 模型泛化能力不足　从种子质量检测到饮片质量分级，几乎每一环节都面临“换品种掉精度、换批次失效、换场景崩溃”的困境。其根源在于中药材种类繁多和异质性高，加之多数模型基于小规模、单一条件数据集训练，难以学到视觉特征的本质规律。针对此问题，建议从数据、算法、架构 3 层面协同发力：数据层面应建立跨产地、跨品种、跨批次的多样性样本库，并利用生成对抗网络或扩散模型进行数据增强；算法层面可引入域自适应与元学习，增强模型对新场景、新品种的快速适应能力；架构层面宜构建“基础视觉模型＋轻量化任务头”的模块化系统，通过预训练通用特征提取器实现知识跨环节复用，降低对任务专用数据量的依赖。

**3.1.2** 成像设备与采集条件差异　种子检测、田间监测、多源遥感等环节均受到设备型号、环境光照、背景干扰等因素影响，形成“硬件域偏移”，使实验室训练的模型在实际部署中性能下降。为应对该问题，需推行前端采集标准化，制定全产业链图像采集规范，统一光源、拍摄条件并引入标准色卡校正；在算法层面，训练阶段应纳入多设备、多环境数据，采用域自适应对齐策略增强模型对设备差异的鲁棒性；在部署环节可集成图像质量实时评估模块，对低质量图像自动触发重拍，形成闭环质量控制。

**3.1.3** 训练数据标注成本高与稀缺样本不足　中药材品类繁多，专业标注依赖领域专家，成本极高；部分珍稀药材或罕见病害样本难以获取，制约了数据驱动模型的应用。解决数据瓶颈需结合多种策略：采用主动学习筛选高信息量样本，优化标注资源分配；利用半监督与自监督预训练方法先学习通用视觉表征，再用少量标注数据微调；通过迁移学习复用通用植物数据集知识，加速小样本品种适配；利用生成式人工智能合成稀缺条件下的药材图像，扩充训练样本；建立联邦学习机制，在保护各机构数据隐私的前提下协同训练模型，打破数据孤岛。

共性瓶颈的突破需技术突破、产业链协同与制度顶层设计协同推进。在国家“人工智能＋”战略引领下，未来可从产业生态、数据共享与算法普惠等方面进一步拓展发展空间。

### 3.2 打通信息孤岛，构建全产业链智能体

当前，MVT 在种植、采收、初加工、质量评价等各环节的应用相对独立，形成了“数据孤岛”，无法发挥协同效应。响应“人工智能＋”行动中“推动产业全要素智能化”的号召，未来的核心方向是构建一个贯通“种-采-加-检-储”全产业链的智能系统。如利用种植环节的图像数据指导智能采收，根据初加工过程中的视觉反馈实时调控设备参数，并将此数据作为质量评价环节的溯源依据。最终形成覆盖“从田间到仓库”的闭环智能管理，实现整体品质与效率的提升。

### 3.3 共建药材影像数据库，破解样本稀缺难题

中药材种类繁多，且同一药材因产地、品种、加工方式不同，其外观形态（颜色、纹理、形状）差异巨大，导致高质量、高代表性的图像数据不足，成为制约模型性能的关键瓶颈之一。依据“人工智能＋”战略“共建开源生态”与“加强数据供给创新”的要求，破题之策在于共建国家级开源数据库

与利用仿真技术。一方面，需由权威机构牵头，制定统一的数据采集、标注和质量标准，鼓励产学研各方贡献和共享数据。另一方面，可利用仿生技术生成高度逼真的图像数据，如模拟不同生长阶段、不同病害状态的植株图像等，弥补现实数据的不足。通过这些措施，为整个领域提供丰富、高质量的数据资源，使数据不再成为创新的障碍。

### 3.4 发展轻量化自适应算法，提升复杂场景下的鲁棒性与智能化水平

现有模型多基于相对理想的环境开发，但产业链中的实际应用环境复杂多变：种植采收时需应对户外光照变化、枝叶遮挡、背景干扰；初加工时面临水汽、粉尘等干扰，模型的泛化能力和鲁棒性不足会导致识别准确率显著下降，影响其实用价值。依据“人工智能＋”战略中“优化算力布局”和“推动算力普惠”的部署，未来需重点发展轻量化、高鲁棒性的专用算法。通过云端协同训练与边缘计算相结合，将优化后的模型部署到田间巡检设备、嵌入式加工装备或库房巡检机器人上，使其能真正适应各种复杂环境；同时开发持续学习算法，使模型能够利用新数据不断自我优化，适应不同生产环境。最终让可靠的视觉识别能力从实验室走向田间地头和生产线，成为广大从业者手中实用、易用的智能化工具。

### 3.5 降低应用门槛，推动技术普惠至产业链各类主体

中药材产业链参与主体多元，从大型药企到合作社、散户药农，对智能装备的成本承受能力存在显著差异。当前高昂的智能分选机、专用检测设备等难以在中小主体中普及。响应“人工智能＋”战略中的技术普惠导向，未来需着力降低技术使用门槛。一方面，可通过构建开源预训练模型与自动化算法工具包，或开发面向常见中药材的轻量化识别应用程序，使中小规模从业者无需专业技术团队即可便捷应用 MVT。另一方面，应积极探索设备共享租赁、智能检测服务外包等创新模式，让 MVT 真正普惠于产业链末端的每一个参与者，推动全产业升级。

综上，MVT 在中药材全产业链的深度融合与系统应用，正处在由局部试点向全链条协同转型的关键阶段。国家“人工智能＋”战略的引领，为解决长期存在的数据、算法、协同与成本难题提供了清晰的路径和强大的政策保障。通过构建全产业链智能体、共建共享数据生态、攻关轻量化自适应算法以及创新普惠性商业模式，必将打破现有瓶颈，推动 MVT 从单一环节的辅助工具，逐步演进为驱动中药全产业链智能化升级的核心引擎，最终为实现中药材的优质、高效、可控与可持续发展奠定坚实的技术支撑与智能保障。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**参考文献**

[1] 杨振华. 工业自动化生产中机器视觉技术的应用与实现研究 [J]. 科技资讯, 2025, 23(19): 45-47.
[2] 秦昌友, 杨艳山, 顾峰玮, 等. 现代农业领域中计算机视觉技术的运用与发展 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44(12): 119-128.
[3] 田鹏菲, 王皞阳. 机器视觉技术在我国农业领域内的应用分析 [J]. 江苏农业科学, 2023, 51(14): 13-21.
[4] Li Z H, Li Y X, Li Q D, *et al*. LViT: Language meets vision transformer in medical image segmentation [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2024, 43(1): 96-107.
[5] 宋泽冈, 刘艳莉, 张长兴. 基于机器视觉的桥梁裂缝检测应用及发展综述 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 12796-12805.
[6] 张金松, 屈哲, 岳孟坤, 等. 高温风洞机器视觉系统: 原理、设计与装备 [J]. 中国科学: 技术科学, 2020, 50(6): 742-762.
[7] 黄璐琦. 中药材质量需要规范 [J]. 中医杂志, 2022, 63(8): 744.
[8] 张伯礼, 张俊华, 陈士林, 等. 中药大健康产业发展机遇与战略思考 [J]. 中国工程科学, 2017, 19(2): 16-20.
[9] 曹雪晓, 任晓亮, 王萌, 等. 中药材及饮片规格等级质量标准研究进展 [J]. 中药材, 2021, 44(2): 490-494.
[10] 朱浩, 郭盛, 严辉, 等. 人工智能技术在中药资源全产业链中的应用实践与探索 [J]. 中国中药杂志, 2025, 50(10): 2888-2904.
[11] 朱云, 凌志刚, 张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望 [J]. 图学学报, 2020, 41(6): 871-890.
[12] 刘瑞新, 陈鹏举, 李学林, 等. 人工智能感官: 药学领域的新技术 [J]. 药物分析杂志, 2017, 37(4): 559-567.
[13] 刘波. 计算机视觉研究综述 [J]. 数字通信世界, 2019(12): 97.
[14] 王耀南, 陈铁健. 智慧工厂机器视觉感知与控制关键技术综述 [J]. 中兴通讯技术, 2016, 22(5): 26-30.
[15] He Y Z, Deng B Y, Wang H J, *et al*. Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: A review [J]. *Infrared Phys Technol*, 2021, 116: 103754.
[16] Su X S, Wang Y N, Mao J X, *et al*. A review of pharmaceutical robot based on hyperspectral technology [J]. *J Intell Rob Syst*, 2022, 105(4): 75.
[17] Li J B, Huang W Q, Zhao C J. Machine vision technology for detecting the external defects of fruits: A review [J]. *Imag Sci J*, 2015, 63(5): 241-251.
[18] Dong C Z, Catbas F N. A review of computer vision-based structural health monitoring at local and global levels [J].

*Struct Health Monit*, 2021, 20(2): 692-743.

[19] Jia L M, Wang Y. Research on industrial production defect detection method based on machine vision technology in industrial internet of things [J]. *Traitement du Signal*, 2022, 39(6): 2061-2068.

[20] Li R R, Zhao S C, Yang B K. Research on the application status of machine vision technology in furniture manufacturing process [J]. *Appl Sci*, 2023, 13(4): 2434.

[21] Li Z B, Guo R H, Li M, *et al*. A review of computer vision technologies for plant phenotyping [J]. *Comput Electron Agric*, 2020, 176: 105672.

[22] Peng K Q, Ma W, Lu J Z, *et al*. Application of machine vision technology in citrus production [J]. *Appl Sci*, 2023, 13(16): 9334.

[23] Galata D L, Mészáros L A, Kállai-Szabó N, *et al*. Applications of machine vision in pharmaceutical technology: A review [J]. *Eur J Pharm Sci*, 2021, 159: 105717.

[24] 王成军, 韦志文, 严晨. 基于机器视觉技术的分拣机器人研究综述 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(3): 893-902.

[25] 卢荣胜, 史艳琼, 胡海兵. 机器人视觉三维成像技术综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 1-19.

[26] 王耀南, 陈铁健, 贺振东, 等. 智能制造装备视觉检测控制方法综述 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(3): 273-286.

[27] Ren Z H, Fang F Z, Yan N, *et al*. State of the art in defect detection based on machine vision [J]. *Int J Precis Eng Manuf Green Technol*, 2022, 9(2): 661-691.

[28] Wu J, He Y, Zhao J L. An infrared target images recognition and processing method based on the fuzzy comprehensive evaluation [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 12126-12137.

[29] Li X R, Li J X, Li Y H, *et al*. High-throughput terahertz imaging: Progress and challenges [J]. *Light Sci Appl*, 2023, 12: 233.

[30] Park H, Son J H. Machine learning techniques for THz imaging and time-domain spectroscopy [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1186.

[31] Altuntas C. Review of scanning and pixel array-based LiDAR point-cloud measurement techniques to capture 3D shape or motion [J]. *Appl Sci*, 2023, 13(11): 6488.

[32] Tychola K A, Vrochidou E, Papakostas G A. Deep learning based computer vision under the prism of 3D point clouds: A systematic review [J]. *Vis Comput*, 2024, 40(11): 8287-8329.

[33] Chen H W, Chen J, Guan Z H, *et al*. Stereovision-based ego-motion estimation for combine harvesters [J]. *Sensors*, 2022, 22(17): 6394.

[34] Du Y C, Muslikhin M, Hsieh T H, *et al*. Stereo vision-based object recognition and manipulation by regions with convolutional neural network [J]. *Electronics*, 2020, 9(2): 210.

[35] Zhu Y P, Zhang D, Zhou Y K, *et al*. A binocular stereo-imaging-perception system with a wide field-of-view and infrared- and visible light-dual-band fusion [J]. *Sensors*, 2024, 24(2): 676.

[36] Hamdy S, Charrier A, Le Corre L, *et al*. Toward robust and high-throughput detection of seed defects in X-ray images via deep learning [J]. *Plant Meth*, 2024, 20(1): 63.

[37] Rafiei M, Raitoharju J, Iosifidis A. Computer vision on X-ray data in industrial production and security applications: A comprehensive survey [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 2445-2477.

[38] Shreyamsha Kumar B K. Image denoising based on Gaussian/bilateral filter and its method noise thresholding [J]. *Signal Image Video Process*, 2013, 7(6): 1159-1172.

[39] Ashpreet S, Biswas M. A comparative study of Median based impulse noise reduction methods for color images [J]. *ICTACT J Image Video Process*, 2021, 12(1): 2541-2554.

[40] Severoglu N, Demir Y, Kaplan N H, *et al*. ACGC: Adaptive chrominance gamma correction for low-light image enhancement [J]. *J Vis Commun Image Represent*, 2025, 107: 104402.

[41] Singh T R, Roy S, Singh O I, *et al*. A new local adaptive thresholding technique in binarization [J]. *IJCSI*, 2011, 8(6): 271-277.

[42] Song P W, Si H Y, Zhou H, *et al*. Feature extraction and target recognition of moving image sequences [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 147148-147161.

[43] Wu K, Zhang Z L, He X H, *et al*. Using visible and NIR hyperspectral imaging and machine learning for nondestructive detection of nutrient contents in sorghum [J]. *Sci Rep*, 2025, 15: 6067.

[44] Nhaila H, Sarhrouni E, Hammouch A. A new filter for dimensionality reduction and classification of hyperspectral images using GLCM features and mutual information [J]. *Int J Signal Imag Syst Eng*, 2018, 11(4): 193.

[45] Shambulinga M, Sadashivappa G. Supervised hyperspectral image classification using SVM and linear discriminant analysis [J]. *Int J Adv Comput Sci Appl*, 2020, 11(10): 196-218.

[46] Lee J, Kim K, Lee K. Multi-sensor image classification using the random forest algorithm in google earth engine with KOMPSAT-3/5 and CAS500-1 images [J]. *Remote Sens*, 2024, 16(24): 4622.

[47] 王昊, 祝玉华, 李智慧, 等. 机器视觉在农作物种子检测中的研究进展 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(22): 69-83.

[48] Iqbal A. Comprehensive AI framework for automated classification, detection, segmentation, and severity estimation of date palm diseases using vision-language models and generative AI [J]. *Front Plant Sci*, 2025, 16:

1710188.

[49] Anvarkhah S, Hajeh-Hosseini M K, Davari-Edalat-Panah A, *et al*. Medicinal plant seed identification using machine vision [J]. *Seed Sci Technol*, 2013, 41(1): 107-120.

[50] Tu K L, Wu W F, Cheng Y, *et al*. AIseed: An automated image analysis software for high-throughput phenotyping and quality non-destructive testing of individual plant seeds [J]. *Comput Electron Agric*, 2023, 207: 107740.

[51] Wu W F, Cheng Y, Tu K L, *et al*. Study on the selection of processing process and parameters of *Platycodon grandiflorum* seeds assisted by machine vision technology [J]. *Agronomy*, 2022, 12(11): 2764.

[52] Tu K L, Cheng Y, Ning C L, *et al*. Non-destructive viability discrimination for individual *Scutellaria baicalensis* seeds based on high-throughput phenotyping and machine learning [J]. *Agriculture*, 2022, 12(10): 1616.

[53] 程莹, 许亚男, 侯浩楠, 等. 基于机器视觉技术的小粒中药材种子净度快速检测 [J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(5): 114-122.

[54] Loddo A, Di Ruberto C, Vale A M P G, *et al*. An effective and friendly tool for seed image analysis [J]. *Vis Comput*, 2023, 39(1): 335-352.

[55] Tu K L, Wen S Z, Cheng Y, *et al*. A model for genuineness detection in genetically and phenotypically similar maize variety seeds based on hyperspectral imaging and machine learning [J]. *Plant Meth*, 2022, 18(1): 81.

[56] Xu Y N, Wu W F, Chen Y, *et al*. Hyperspectral imaging with machine learning for non-destructive classification of *Astragalus membranaceus* var. *mongholicus*, *Astragalus membranaceus*, and similar seeds [J]. *Front Plant Sci*, 2022, 13: 1031849.

[57] Wu Z Y, Xue Q L, Miao P Q, *et al*. Deep learning network of *Amomum villosum* quality classification and origin identification based on X-ray technology [J]. *Foods*, 2023, 12(9): 1775.

[58] 梁碧仪, 陈颖, 黄梓煌, 等. 基于深度学习的卫星影像自动数字化技术 [J]. 现代测绘, 2023, 46(6): 39-43.

[59] 祝聪, 罗瑶, 董永波, 等. 基于 3S 技术的四川省独一味生长适宜区研究 [J]. 中草药, 2018, 49(6): 1405-1412.

[60] 董丽君, 尚雪, 文路军, 等. 基于遥感与 GIS 技术的四川道地药材川木通分布研究—以小木通为例 [J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2015, 17(11): 2398-2404.

[61] 陈玲玲, 施政, 廖凯涛, 等. 基于卷积神经网络的高分遥感影像耕地提取研究 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 168-177.

[62] Ding R, Luo J W, Wang C H, *et al*. Identifying and mapping individual medicinal plant *Lamiophlomis rotata* at high elevations by using unmanned aerial vehicles and deep learning [J]. *Plant Methods*, 2023, 19(1): 38.

[63] 尚雪, 董丽君, 文路军, 等. 基于遥感与 GIS 技术的四川省羌活资源适宜性分布研究 [J]. 中国中药杂志, 2015, 40(13): 2553-2558.

[64] Alshahrani H, Alkahtani H K, Mahmood K, *et al*. Chaotic Jaya optimization algorithm with computer vision-based soil type classification for smart farming [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 65849-65857.

[65] Jiang C L, Zhao J Y, Ding Y Y, *et al*. Vis-NIR spectroscopy combined with GAN data augmentation for predicting soil nutrients in degraded alpine meadows on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Sensors*, 2023, 23(7): 3686.

[66] Kaplan S, Ropelewska E, Günaydın S, *et al*. Machine learning and computer vision technology to analyze and discriminate soil samples [J]. *Sci Rep*, 2024, 14: 19945.

[67] Ali M J S, Angelina D J J R, Ramaiah K S, *et al*. An analytical approach for soil classification using image processing [J]. *Int Res J Adv Engg Hub*, 2024, 2(4): 761-765.

[68] 孙雪倩, 杨彬, 李遇伯. 多基原中药质量评价研究进展 [J]. 中草药, 2024, 55(12): 4214-4224.

[69] 李冠东, 张春菊, 高飞, 等. 双卷积池化结构的 3D-CNN 高光谱遥感影像分类方法 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(4): 639-654.

[70] 孙洪兵. 羌活品质及区划的定量法研究 [D]. 广州: 广东药科大学, 2016.

[71] Peng J B, Rezaei E E, Zhu W X, *et al*. Plant density estimation using UAV imagery and deep learning [J]. *Remote Sens*, 2022, 14(23): 5923.

[72] 赵喆, 谭吉锋, 陈鹏, 等. 基于多光谱传感技术的中药材生长监测系统设计与应用研究 [J]. 科技资讯, 2024, 22(24): 160-162.

[73] Chaves A A, La Scalea R A, Colturato A B, *et al*. Using UAVs and digital image processing to quantify areas of soil and vegetation [J]. *J Phys*: *Conf Ser*, 2015, 633: 012112.

[74] Karmakar P, Teng S W, Murshed M, *et al*. Crop monitoring by multimodal remote sensing: A review [J]. *Remote Sens Appl Soc Environ*, 2024, 33: 101093.

[75] Su R N, Wu N L, Na M L, *et al*. ICIS: Intelligent and Label-Free crop identifying using Multi-Source time series and model transfer [J]. *Inf Process Agric*, 2026, 13(2): 283-302.

[76] 王立环, 盖立丰. 高精度视觉感应技术在水肥一体机中的应用 [J]. 农机化研究, 2024, 46(9): 232-235.

[77] 胡菊, 朱宇林, 梁芳, 等. 一种基于机器视觉的朱砂根大棚种植浇灌方法及系统: 中国, CN111011065A [P]. 2020-04-17.

[78] 梁丽丽. 基于 ARM 机器视觉的田间浇水设计 [J]. 农业科学, 2018(4): 272-278.

[79] Li W B, Wang K, Han G Q, *et al*. Integrated diagnosis and time-series sensitivity evaluation of nutrient deficiencies in medicinal plant (*Ligusticum chuanxiong* Hort.) based on UAV multispectral sensors [J]. *Front Plant Sci*, 2023, 13: 1092610.

[80] 熊小飞, 吴建康, 孙凡, 等. 基于图像分析的连翘套种魔芋生长智能决策方法及系统: 中国, CN118966520A [P]. 2024-11-15.
[81] Li J J, Xu M L, Xiang L R, *et al*. Foundation models in smart agriculture: Basics, opportunities, and challenges [J]. *Comput Electron Agric*, 2024, 222: 109032.
[82] Han F F, Guan X B, Xu M. Method of intelligent agricultural pest image recognition based on machine vision algorithm [J]. *Discov Appl Sci*, 2024, 6(10): 536.
[83] 杨康, 熊凯, 周平, 等. 基于改进 SSD 算法的轻量化三七病害检测 [J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(3): 447-455.
[84] 温艳兰, 陈友鹏, 王克强, 等. 基于机器视觉的病虫害检测综述 [J]. 中国粮油学报, 2022, 37(10): 271-279.
[85] 秦韬, 庄卫东. 机器视觉技术在现代农业生产中的研究现状 [J]. 现代化农业, 2024(4): 90-93.
[86] 柳春源, 陈洪建, 曾小辉, 等. 基于 YOLO-V5l 与 ResNet50 的农田害虫检测 [J]. 人工智能与机器人研究, 2022, 11(3): 236-247.
[87] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(B7): 313-317.
[88] 胡凯, 骆润玫, 刘泽乾, 等. 基于改进 SSD 的广佛手病虫害检测方法 [J]. 南京农业大学学报, 2023, 46(4): 813-821.
[89] 袁德宝, 张冰瑞, 叶回春, 等. 水稻病虫害遥感监测与预测研究进展 [J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 97-107.
[90] Wang L Q, Jin T, Yang J Y, *et al*. Agri-LLaVA: Knowledge-infused large multimodal assistant on agricultural pests and diseases [J]. *arXiv E Prints*, 2024: arXiv: 2412.02158.
[91] Wang Y Q, Wang F H, Chen W B, *et al*. A large language model for multimodal identification of crop diseases and pests [J]. *Sci Rep*, 2025, 15: 21959.
[92] Zhang Y Q, Fan Q J, Chen X, *et al*. IPM-AgriGPT: A large language model for pest and disease management with a G-EA framework and agricultural contextual reasoning [J]. *Mathematics*, 2025, 13(4): 566.
[93] 蒋安, 许慧, 张群华. 一种基于人工智能的中药材采收时间的鉴别方法: 中国, CN109934277A [P]. 2019-06-25.
[94] 韩路生, 王昱丹, 李宇航, 等. 高光谱结合机器学习鉴别林下参参龄 [J]. 应用化学, 2025, 42(1): 69-77.
[95] 胡会强, 位云朋, 徐华兴, 等. 基于高光谱成像技术和主成分分析对粉葛年限的鉴别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(6): 1953-1960.
[96] 王哲, 郑永春, 李锦飞, 等. 基于多时相无人机遥感的玉竹 GLI 数值研究 [J]. 中国中药杂志, 2020, 45(23): 5663-5668.
[97] Bai Y, Nie C W, Wang H W, *et al*. A fast and robust method for plant count in sunflower and maize at different seedling stages using high-resolution UAV RGB imagery [J]. *Precis Agric*, 2022, 23(5): 1720-1742.
[98] 喻丽华, 郑乐, 张龙, 等. 贵州根茎类中药材生产全程机械化现状与发展模式研究: 以太子参为例 [J]. 贵州大学学报: 自然科学版, 2025, 42(1): 17-25.
[99] 郑如新, 孙青云, 肖国栋. 基于机器视觉的金银花图像识别处理算法研究 [J]. 中国农机化学报, 2022, 43(4): 153-159.
[100] 桑一男, 徐增莱, 汪琼, 等. 一种轮式采花机器人设计: 以黄蜀葵为例 [J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 202-208.
[101] 王伟州, 毛卫平. 辊轮式金银花采摘机器人的设计 [J]. 人工智能与机器人研究, 2024, 13(3): 541-549.
[102] 张涛, 张晓芳, 于国英. 可调速金银花采摘机的设计与创新研究 [J]. 湖北农机化, 2020(13): 116-117.
[103] 陈立挺, 聂晓根. 基于双目视觉的机械手识别、定位、抓取系统研究 [J]. 机电工程, 2019, 36(8): 862-866.
[104] 荆旭, 何智宏, 沈行健, 等. 基于视觉识别的自动收获分拣机器人设计与实验 [J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(3): 9-13.
[105] 李品, 于莲芝. 基于改进 YOLOv8 的虫草小目标检测算法 [J]. 软件工程与应用, 2025(2): 499-510.
[106] 刘娇, 刘扬. 大数据分析在智能采摘机器人路径规划中的应用 [J]. 农机化研究, 2020, 42(10): 221-225.
[107] 柳长源, 赖楠旭, 毕晓君. 基于深度图像的球形果实识别定位算法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 228-235.
[108] 郑可建, 张劲东, 黄少波. 基于 OpenMV 视觉分拣机器人的研发 [J]. 电子制作, 2022, 30(9): 27-30.
[109] Yu C Y, Xue Y, Zhang L Y, *et al*. YOLO-MEST: A re-parameterized multi-scale fusion model with enhanced detection head for high-accuracy tea bud detection [J]. *Inf Process Agric*, 2026, 13(2): 163-175.
[110] 黄少华, 梁喜凤. 基于改进 YOLOv5 的茶叶杂质检测算法 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 329-336.
[111] 李文杰, 项安. 基于改进 YOLOv6 的中药材分选 [J]. 电脑与信息技术, 2023, 31(6): 15-18.
[112] 王文杰, 郑志安, 吴敏, 等. 基于 PLC 的茯苓自动去皮机控制系统设计 [J]. 中国农机化学报, 2022, 43(9): 88-94.
[113] 徐辉煌, 吴敏, 王梦露. 基于图像处理的菊花收缩率及色泽变化研究 [J]. 智能化农业装备学报: 中英文, 2024, 5(4): 24-38.
[114] Ropelewska E, Sabanci K, Aslan M F. The use of digital color imaging and machine learning for the evaluation of the effects of shade drying and open-air sun drying on mint leaf quality [J]. *Appl Sci*, 2023, 13(1): 206.
[115] Martynenko A, Kudra T. Non-isothermal drying of medicinal plants [J]. *Dry Technol*, 2015, 33(13): 1550-1559.
[116] 孙梅, 王睿, 陈兴海, 等. 高光谱在冬虫夏草含量及真伪鉴别中的应用 [J]. 中国现代应用药学, 2017, 34(8): 1114-1117.
[117] 柴琴琴, 曾建, 张勋. 基于贝叶斯优化卷积神经网络的金线莲伪品鉴别 [J]. 浙江农业学报, 2022, 34(2): 391-

396.
[118] 杨承恩, 武海巍, 杨宇, 等. 中红外光谱和支持向量机的梅花鹿角帽粉假冒与掺假识别模型 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(8): 2359-2365.
[119] 谈爱玲, 楚振原, 王晓斯, 等. 基于拉曼光谱和 DCGAN 数据增强的珍珠粉掺伪检测研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, (3): 769-775.
[120] Lin L, Xu M F, Ma L J, *et al*. A rapid analysis method of safflower (*Carthamus tinctorius* L.) using combination of computer vision and near-infrared [J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2020, 236: 118360.
[121] 张小波, 徐成东, 张明旭, 等. 中药地理学药地关系的研究框架 [J]. 地理学报, 2025, 80(3): 643-660.
[122] 胡爱芬, 黄云, 任理雪, 等. 紫外-可见光谱传感对甘草品种及产地的准确鉴别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(9): 2647-2656.
[123] 郑洁, 茹晨雷, 张璐, 等. 基于近红外高光谱成像技术对不同产地苦杏仁和桃仁药材的鉴别 [J]. 中国中药杂志, 2021, 46(10): 2571-2577.
[124] 刘宇强, 石胜群, 张猛胜, 等. LIBS-NIR 光谱信息融合的黄芪产地鉴别 [J]. 红外与激光工程, 2025, 54(6): 20250003.
[125] 苏俊宇, 杨绍兵, 王元忠. 基于 FT-NIR 和 ATR-FTIR 光谱的铁皮石斛地理溯源 [J]. 分析测试学报, 2025, 44(6): 1005-1015.
[126] 丁丹, 李涛, 杨语. 高光谱成像技术鉴别长鞭红景天和四裂红景天 [J]. 华西药学杂志, 2024, 39(4): 427-429.
[127] 胡晓燕, 王元忠. 基于傅里叶变换中红外光谱的不同维度光谱图像结合残差神经网络鉴别黄精属物种 [J]. 分析测试学报, 2024, 43(11): 1709-1724.
[128] 吴莉莉, 邢玉清, 郑宝周, 等. 机器视觉在花椒品种鉴别中的初步研究 [J]. 传感技术学报, 2016, 29(1): 136-140.
[129] 谢文涌, 柴琴琴, 甘勇辉, 等. 基于多特征提取和 Stacking 集成学习的金线莲品系分类 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 203-210.
[130] 姚坤杉, 孙俊, 陈晨, 等. 基于高光谱技术的三七不同部位粉末的无损鉴别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(7): 2027-2031.
[131] 宋含, 房芳, 魏哲文, 等. 高分辨质谱与深度学习视阈下的藏红花品质分析 [J]. 分析测试学报, 2023, 42(10): 1388-1394.
[132] 陈述. 高能射线成像技术在中药农药残留检测中的应用 [J]. 激光杂志, 2020, 41(6): 175-179.
[133] 张萌, 贾世杰. 基于高光谱成像技术的水果表面农药残留无损检测 [J]. 食品与机械, 2021, 37(1): 99-103.
[134] 马骞, 杨婉琪, 李福生, 等. 基于迁移学习与 TrAda Boost-SVM 方法的 XRF 中药重金属超标研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(9): 2729-2733.
[135] 曾云龙, 赵敏, 张敏, 等. 近红外荧光传感法测定中药材中赭曲霉毒素 A [J]. 发光学报, 2019, 40(1): 115.
[136] 王超超, 张先超, 谷正昌, 等. 中药材及饮片检测中人工智能应用探讨 [J]. 中国工程科学, 2024, 26(2): 245-254.
[137] 张晓, 吴宏伟, 于现阔, 等. 基于电子眼技术的穿心莲质量评价 [J]. 中国实验方剂学杂志, 2019, 25(1): 189-195.
[138] 吴亚楠, 问思华, 杨凯, 等. HPLC 结合电子眼技术评价柞水五味子药材质量 [J]. 中华中医药杂志, 2023, 38(6): 2868-2873.
[139] 梁颖, 高鸿彬, 李晓丹, 等. 近红外光谱法快速测定化橘红中柚皮苷的含量 [J]. 广州化学, 2020, 45(4): 23-29.
[140] 张迪文, 白雁, 谢彩侠, 等. 近红外光谱法快速测定女贞子药材中女贞苷的含量 [J]. 中国药房, 2016, 27(36): 5140-5143.
[141] 毛佩芝, 杨凯, 金叶, 等. 近红外光谱法快速测定野菊花药材中水分及蒙花苷含量 [J]. 中国现代应用药学, 2015, 32(12): 1428-1432.
[142] 李真, 周立红, 杨功俊, 等. 近红外漫反射光谱法快速测定丹参药材中多指标成分的含量 [J]. 中国药房, 2017, 28(30): 4247-4251.
[143] 冯丹, 罗西, 臧利艳, 等. 唐古特大黄多指标关键质量属性近红外光谱评价研究 [J]. 分析测试学报, 2024, 43(11): 1697-1708.
[144] 丁海泉, 温江北, 高洪智, 等. 最小二乘支持向量机用于人参皂苷近红外光谱分析研究 [J]. 现代农业装备, 2021, 42(5): 17-22.
[145] 马建华, 张冬, 何建国, 等. 枸杞自动化输送和分级装置机械设计 [J]. 农机化研究, 2017, 39(2): 108-111.
[146] 张丽娟, 游浩海, 李芝贻, 等. 基于改进 YOLOv8n 轻量化的人参外观质量精准识别 [J]. 农业工程学报, 2024, 40(24): 274-282.
[147] 王红莉, 史淑敏, 孙晓林, 等. 浙贝母智能化分级设备研究及应用 [J]. 福建茶叶, 2020, 42(2): 7-8.
[148] 霍正瑞, 孙铁波. 基于改进 YOLOv5 算法的瓜蒌分级方法 [J]. 中国农机化学报, 2024, 45(4): 100-107.
[149] 钟小华, 曹玉华, 张永清, 等. 基于机器视觉技术的红枣全表面信息无损分拣系统研究与实现 [J]. 食品与机械, 2017, 33(5): 114-118.
[150] Zhu Y L, Zhang F J, Li L X, *et al*. Research on classification model of *Panax notoginseng* taproots based on machine vision feature fusion [J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 7945.
[151] 卢伟, 蔡苗苗, 张强, 等. 高光谱和集成学习的黑枸杞快速分级方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7): 2196-2204.

[责任编辑 赵慧亮]