doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.002

农产品品质在线感知技术应用研究进展

贾志鑫[1,2]　杨　霖[3,4]　史　策[3,5]　杨信廷[1,2]

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255049; 2. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;
3. 农产品质量安全追溯技术及应用国家工程研究中心, 北京 100097;
4. 农业农村部农产品冷链物流技术重点实验室(北京), 北京 100097;
5. 国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

摘要: 在线感知技术包括一系列传感器模式、成像技术和智能数据处理算法等,已成为确保农产品质量、安全和适销性的关键工具。本文对该领域的最新研究进展进行了全面总结,重点关注在线感知系统在农产品品质中的应用,并系统分析了在线感知技术,包括机器视觉、高光谱成像、近红外光谱、荧光传感、3D 深度传感、算法及数据分析等。讨论传感器硬件演变、机器学习和深度学习算法开发,以及用于实时质量控制的多模态数据集成。介绍了不同类别的具体应用示例,如水果和蔬菜分拣、谷物质量监测以及肉类和乳制品的评估。指出了未来趋势及新兴技术在革新农业质量感知技术方面的潜力。综上所述,在线感知技术在提升质量评估准确性与效率的同时,有助于减少浪费、保障安全合规,促进农业可持续发展。

关键词: 在线感知技术; 农产品质量; 传感器融合; 农业自动化

中图分类号: P283.8; TP75　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0017-16　　**OSID**:

Research Progress on Application of Online Perception Technology for Agricultural Product Quality

JIA Zhixin[1,2]　YANG Lin[3,4]　SHI Ce[3,5]　YANG Xinting[1,2]

(1. *College of Agricultural Engineering and Food Science*, *Shandong University of Technology*, *Zibo* 255049, *China*
2. *Research Center of Information Technology*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
3. *National Engineering Laboratory for Agri-product Quality Traceability*, *Beijing* 100097, *China*
4. *Key Laboratory of Cold Chain Logistics Technology for Agro-product*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100097, *China*
5. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Beijing* 100097, *China*)

Abstract: The agricultural industry has witnessed transformative advances with the integration of digital technologies into quality assessment and processing. Online perception technology, which encompasses an array of sensor modalities, imaging techniques, and intelligent data processing algorithms, has emerged as a pivotal tool in ensuring the quality, safety, and marketability of agricultural products. A comprehensive survey of recent research progress in the field was provided, focusing on the application of online perception systems for agricultural product quality assessment. The technological components underpinning these systems were critically analyzed, including machine vision, hyperspectral imaging, near-infrared spectroscopy, and advanced data analytics. The discussion covered the evolution of sensor hardware, algorithmic developments in machine learning and deep learning, and the integration of multi-modal data for real-time quality control. Specific application examples were presented across different categories, such as fruit and vegetable sorting, grain quality monitoring, and the evaluation of meat and dairy products. The future trends and the potential of emerging technologies were also outlined to further revolutionize the perception of agricultural quality perception technologies. In summary, it highlighted how online perception technologies not only enhanced the precision and efficiency of quality assessment

收稿日期: 2025-04-21　修回日期: 2025-04-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2100500)

作者简介: 贾志鑫(1994—),男,博士生,主要从事功能纳米复合材料对农产品品质的无损检测研究,E-mail: 657903882@qq.com

通信作者: 杨信廷(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品供应链质量安全控制与溯源研究,E-mail: yangxt@nercita.org.cn

but also contributed to sustainable practices by reducing wastage and ensuring compliance with safety standards.

Key words: online perception technology; agricultural product quality; sensor fusion; agricultural automation

0 引言

全球食品供应链承受的压力主要源于日益严格的质量安全与可持续发展标准,以及人口增长、消费升级、气候变化和地缘政治等因素导致的供应不确定性和资源紧张。在此背景下,技术创新在实现传统农产品质量安全现代化方面发挥着至关重要的作用。在线感知技术越来越多地应用于农产品质量的评估和监控,从而实现实时、无损和快速的检测。

农产品品质包括外观、质地、组成和安全性等因素[1]。传统的品质评估方法在很大程度上依赖于人工检查和实验室分析,虽然这些方法可靠,但它们往往是劳动密集型的、耗时的,并容易出现人为错误。此外,在消费者对更高质量农产品的需求不断增长和更严格的监管标准中,迫切需要能够执行快速、客观和一致评估的自动化系统。在线感知技术利用先进的传感器来检测有关产品的详细信息,然后与模式识别、计算机视觉和数据融合中最先进的算法相结合,可以持续监控生产线、加工厂甚至现场应用中的质量参数[2]。其中,光学传感技术能够更直观地获取产品表面和内部结构信息,具有更高的空间分辨率、更丰富的光谱信息采集能力及更出色的非接触大样本高速检测性能,不存在电子鼻在复杂气味识别上的局限,也优于重量传感器在只提供质量测量、电化学传感器在接触需求及超声/红外技术在成像深度和分辨率上的制约,因而在农产品在线品质监测中具有显著优势[3]。农产品在线感知技术的发展可以追溯到早期的机器视觉系统,该系统最初部署用于基本的颜色分类和缺陷检测[4],而随着成像硬件和计算方法的快速发展,现代系统能够进行复杂的分析,例如形状重建、光谱分析,甚至根据视觉和非视觉线索预测化学成分[5]。深度学习和卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)集成到图像分析中显著提高了这些系统的准确性和稳健性。此外,高光谱和多光谱成像的发展为评估内部质量属性开辟了新的途径,并提供了丰富的光谱信息,可以揭示人眼无法察觉的产品质量的细微变化[6]。

现有文献多数侧重于对单一传感器或单一作物检测方案的综述,而缺乏对多模态传感器融合、端到端深度学习框架以及实时边缘计算部署的系统性探讨。本文综合评述光学、光谱、三维成像等多种传感器技术及其算法进展,且将物联网与边缘计算的应用实践纳入质量监控体系中,展示在线感知技术在全流程自动化与智能化管理方面的最新突破。通过横跨水果、蔬菜、谷物、肉乳水产品及香料草药等多个细分领域进行综述,为未来精准农业和可持续供应链构建提供更全面和前瞻的技术路线。

1 在线感知与传感系统概述

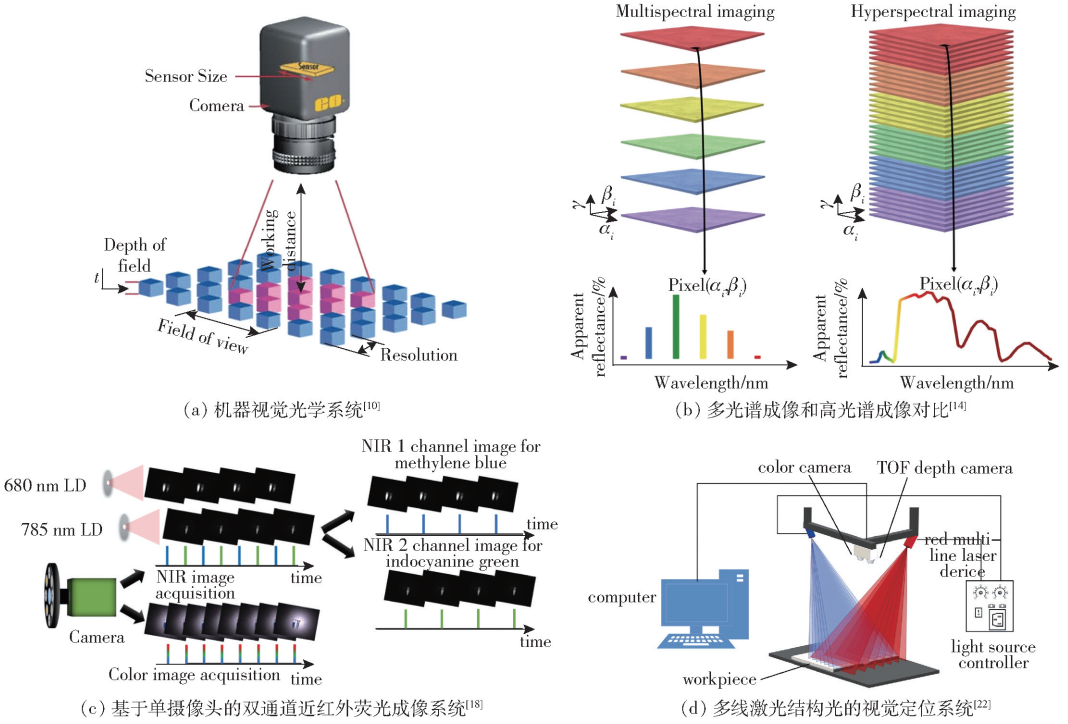
1.1 传感器技术概述

农产品品质在线感知技术的核心在于一套先进的传感器组,该系统能够实时采集与产品品质直接相关的数据。在现代农业环境中,这些传感器不仅专注于捕捉反映产品品质的详细视觉特征,如颜色、质构、形状及表面缺陷等直观指标,同时还记录温度、湿度、光照强度等关键环境参数,以及利用近红外或化学传感器获取的生化指标,如含水量、糖分浓度和蛋白质含量等。通过对这些多维数据的高效融合与实时处理,系统能够全面反映农产品在各个生长和储存阶段的品质状态,为后续的自动分拣、分级和质量追溯提供科学依据,并推动农业生产向智能化和精细化管理转型[7]。

1.1.1 光学和机器视觉传感器

光学传感器构成了许多在线感知系统的核心,能够实时捕捉高精度的视觉信息,为目标检测、识别、测量及环境感知提供关键数据支持。光学传感器利用先进的数字成像技术,以高动态范围(High dynamic range imaging, HDR)、低噪声和高信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)的方式捕获详细的图像,并随后进行图像处理以提取关键视觉特征,包括颜色分布、纹理模式、几何形态及表面缺陷等[8]。这一过程通常涉及多尺度分析、小波变换、傅里叶变换等数学工具,以优化特征提取的鲁棒性和精确度。此外,这些图像数据通过深度学习模型或传统机器视觉算法进行处理,从而实现实时的目标检测、分类和异常识别[9]。光学传感器的性能通常受到环境因素的影响,如强光、阴影、雾霾或透明材料的干扰,可能导致成像质量下降,从而影响检测的准确性。随着数字成像技术的进步,当前的高分辨率工业相机不仅具有卓越的空间分辨率,还支持超高速帧率,使其能够检测到即使是亚微米级的缺陷或生产过程

中极微小的质量波动。为了确保成像的稳定性和一致性，这些相机通常配备专门的光源，如结构光照明、同轴照明或多光谱光源[10]，以优化目标物体的对比度并减少环境光干扰（图 1a）。此外，极化滤波、超分辨率重建和计算成像等技术结合，使得系统能够在复杂工业环境下仍然保持高精度的视觉检测能力，从而为自动化质量控制、精密制造和智能视觉检测提供坚实的技术支撑。



（a）机器视觉光学系统[10]　（b）多光谱成像和高光谱成像对比[14]

（c）基于单摄像头的双通道近红外荧光成像系统[18]　（d）多线激光结构光的视觉定位系统[22]

图 1　农业产品质量感知中不同视觉成像技术系统

Fig. 1　Different visual imaging technology systems in agricultural product quality perception

1.1.2　高光谱和多光谱成像

与传统成像技术仅在 3 个宽色通道上采集数据不同，高光谱成像（Hyperspectral imaging，HSI）能够在数百个窄波段上获取光谱信息，从而提供更丰富的光谱特征。这一技术基于成像光谱学原理，通过分光系统（如棱镜、光栅或液晶可调滤光器）将入射光分解为多个连续的光谱通道，以高光谱分辨率捕捉样本的光谱反射率、透射率或吸收率信息[11]。高光谱数据立方体由空间维度（x，y）和光谱维度（λ）组成，使得每个像素都包含完整的光谱曲线，从而实现对材料成分和结构的精确分析[12]，进而可用于基于物质的特征光谱指纹进行定量和定性分析。然而，HSI 技术的主要挑战在于数据获取和处理成本较高，成像速度较慢，并且对计算资源和存储需求较大，这在实时检测或高吞吐量工业应用中可能受到限制。例如，在农业和食品科学领域，HSI 已被广泛应用于评估果蔬的成熟度，预测水分含量，分析蛋白质、脂肪和糖分等化学成分，以及检测病害或污染物。该技术利用光谱反射率或吸收光谱的特定模式来区分不同成分，如近红外（Near-infrared，NIR，700 ~ 2 500 nm）波段常用于水分含量的测量，而短波红外（Short wavelength infrared，SWIR，1 000 ~ 2 500 nm）则对脂肪和蛋白质等有机物成分更为敏感[13]。此外，主成分分析（Principal components analysis，PCA）、独立成分分析（Independent components analysis，ICA）和偏最小二乘回归（Partial least squares regression，PLS）等光谱数据降维与建模方法能够进一步提高高光谱数据的分析精度。

多光谱成像（Multispectral imaging，MSI）虽然仅获取有限数量的离散光谱通道，但相较于传统 RGB 成像仍然提供了更丰富的光谱信息（图 1b），因而在目标分类、健康监测和食品质量控制方面具有重要应用价值[14-15]。MSI 的基本原理是利用特定波长的光照射目标物体，并通过光学滤波器或分光系统分离不同波段的光谱信息，再由成像传感器逐一捕捉这些光谱数据，从而形成包含空间和光谱维度的影像数据集。然而，由于 MSI 仅能捕获有限数量的光谱通道，相较于 HSI，其光谱分辨率较低，可能导致在某些精细材料成分分析或复杂环境监测任务中识别能力受限。两者在无损检测和质量评估中均发挥了重要作用，特别是在评估内部质量方面表现尤为突出。结合先进的机器学习和深度学习算法，这些光谱成像技术能够在非接触、无损的情况下，实现对复杂生物和工业材料的精确检测，为精准

农业、食品安全、医药分析及环境监测提供强大的技术支撑。

1.1.3 近红外和荧光传感器

NIR 传感器因其较长的波长具有较强的穿透能力,使其广泛应用于食品、农业和医药等领域的质量评估。NIR 基于分子振动和光吸收之间的相互作用,主要检测 C—H、O—H 和 N—H 键的倍频和合频振动,使其特别适用于定量和定性分析水分、糖类、脂肪、蛋白质和其他有机成分的浓度[16]。由于水分子在 1 400 nm 和 1 900 nm 处具有显著的吸收峰,近红外光谱法在水分含量评估方面尤为敏感[17]。此外,使用 PLSR、PCR 及机器学习算法对 NIR 光谱数据进行建模,可提高成分分析的准确性,从而实现无损、快速和高通量的食品质量监测。NIR 传感器的主要局限在于其光谱吸收特性较弱,导致成分分析可能受到背景噪声的干扰,特别是在复杂基质或多成分样品中,可能需要更复杂的数据处理算法来提高准确性。NIR 传感技术已广泛应用于水果的成熟度测定、蔬菜水分流失监测及谷物品质评估。

如图 1c 所示,荧光成像传感器基于光致发光现象,通过激发特定波长的光子,使目标分子进入激发态并发射较长波长的荧光信号[18-19]。荧光光谱分析可提供关于目标化合物的定性和定量信息,使其特别适用于检测食品中的特定化合物、生物标志物及污染物。例如,叶绿素荧光可用于监测水果和蔬菜的成熟度与光合作用效率,而内源荧光信号可指示食品品质变化[20],而外源荧光探针可用于增强霉菌毒素、农药残留或病原微生物等污染物的检测灵敏度[21]。荧光成像的主要限制在于易受环境因素(如背景荧光和光漂白效应)的影响,可能导致信号衰减或误判。此外,不同荧光分子的光谱重叠可能使得目标物的识别变得复杂,需要精确的光谱分离技术和数据处理方法来提高检测的可靠性。荧光成像通常与其他成像系统集成,以提供关于食品和农产品质量的多维度信息。在食品安全领域,荧光成像可与 NIR 光谱结合,形成多模态成像系统,用于综合评估产品的化学成分和微生物污染情况。这种多源数据融合方法结合数据挖掘、深度学习和多变量分析技术,能够提供更精确和高通量的食品质量控制手段,广泛应用于农产品分级、食品安全检测和制药分析等领域。

1.1.4 3D 和深度传感技术

三维(Three dimensions, 3D)成像与深度传感技术在需要高精度形状重建和体积测量的应用中正变得日益重要。3D 成像通常基于对同一场景进行多视角或多投影测量,通过重建物体在空间中的坐标点云来获取其三维结构信息;而深度传感则依靠测量从物体反射回来的光或其他信号的时间、相位或强度变化,以确定物体与传感器之间的距离[22]。这些技术依赖于先进的光学测量原理,如结构光、立体视觉和飞行时间相机(Time-of-Flight, ToF),能够获取目标物体的深度信息,并重建其完整的三维几何形态(图 1d),对于精确评估农产品的物理尺寸、体积、表面完整性以及可能的形变或缺陷至关重要[23]。结构光成像利用已知模式(如条纹、点阵或相移光栅)的投影光,通过摄像机捕获物体表面上的变形图案,并使用三角测量法计算深度信息[24]。这种方法具有高分辨率和亚毫米级测量精度,广泛应用于水果和蔬菜的分级以及食品加工过程中形态一致性的评估。此外,多光谱结构光成像可结合不同波长的投影光,实现对不同材料的精细分析。ToF 成像则基于测量光脉冲从发射到返回所需的时间来计算物体的深度信息,能够在高帧率下实时采集大范围三维点云数据,适用于动态环境下的体积测量和形状识别[25]。在自动分拣和质量分级系统中,ToF 相机能够快速测量水果、坚果或谷物的体积,并检测因损坏或疾病导致的形态畸变[26]。此外,相干飞行时间和相位测量飞行时间等增强技术可提高深度测量的精度,减少多路径干扰和背景噪声的影响[27]。

在自动化分拣和质量控制应用中,三维成像不仅用于尺寸、体积和形状的高精度测量,还可通过点云分析结合深度学习进行缺陷检测、分类和分级,而且结合光学相干层析成像,可在非破坏性检测场景下评估果实的内部结构完整性[28]。此外,多模态三维成像系统可融合几何信息与光谱特征,为食品和农业产品提供更加全面的质量评估手段。随着计算机视觉、人工智能和三维点云处理技术的进步,三维成像与深度传感正在广泛应用于智能农业、食品分选、精密制造以及医学影像等领域,为高效、自动化的质量检测提供强大的技术支撑。

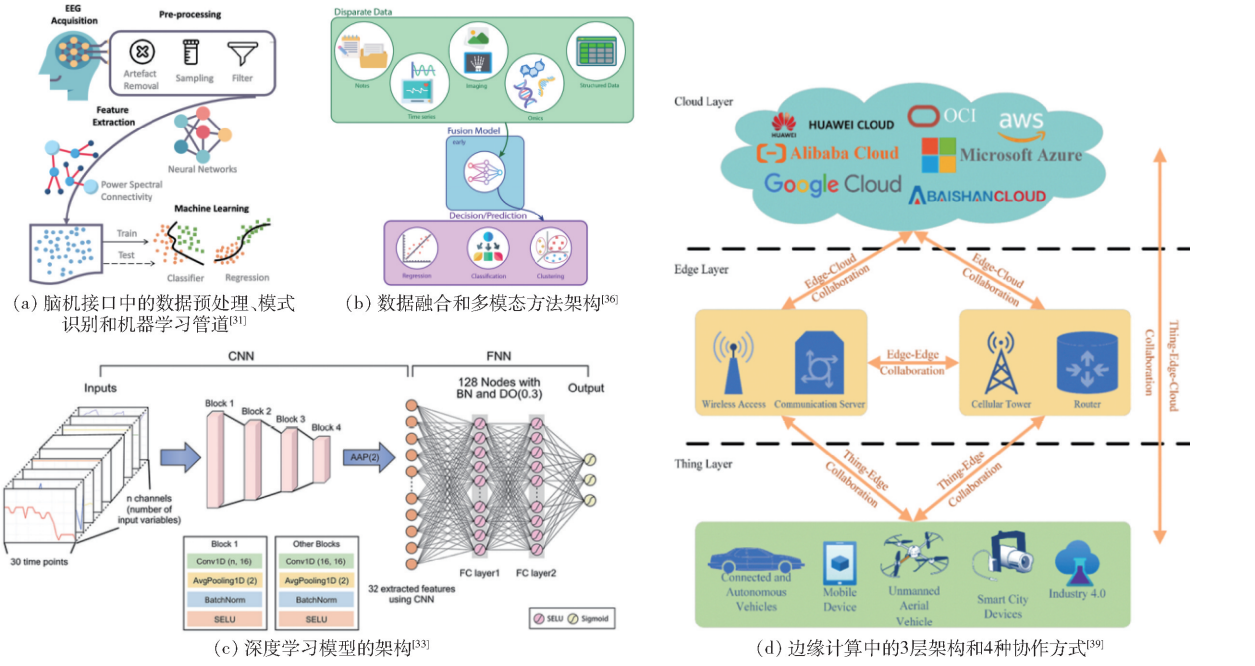
1.2 算法方法和数据处理

农产品在线感知技术的效能不仅依赖于先进的传感器硬件,还取决于对采集数据进行精准解析的智能算法。近年来,机器学习和深度学习技术的飞速发展推动了该领域的重大突破,通过构建和训练复杂的神经网络模型,系统能够从大量图像、光谱及多模态数据中提取关键特征,从而实现对农产品成熟度、缺陷、病虫害甚至化学残留的实时监控与精准评估[29]。同时,物联网技术的广泛应用促进了数据的高效采集与实时传输,使得在线感知系统在质量

控制、储存管理及供应链优化方面发挥出越来越重要的作用[30]。这种传感器与算法的深度融合不仅提升了农产品检测的准确性和速度，更为精准农业、食品安全保障和资源可持续利用提供了坚实技术支撑。早期的在线感知系统严重依赖传统的图像处理方法，例如阈值、边缘检测和形态学作。这些技术计算效率高，并已成功用于缺陷检测和颜色分类等任务，但是它们通常需要手动调整，并且对照明和背景的变化很敏感。

1.2.1　传统机器学习算法在农业在线感知系统中的应用与局限性

随着机器学习的迅猛发展，研究人员逐步引入统计模型和模式识别算法，以增强在线感知系统在复杂环境下的稳健性（图 2a）。诸如支持向量机（Support vector machine，SVM）、随机森林（Random forest，RF）及 k 近邻等监督学习方法已广泛应用于基于多模态视觉和光谱特征的农产品分类、缺陷检测、成熟度预测和病害识别等任务中。这些方法通



（a）脑机接口中的数据预处理、模式识别和机器学习管道[31]　（b）数据融合和多模态方法架构[36]

（c）深度学习模型的架构[33]　（d）边缘计算中的3层架构和4种协作方式[39]

图 2　农业智能感知与处理系统的关键技术与计算架构

Fig. 2　Key technologies and computing architecture of agricultural intelligent perception and processing systems

过优化决策边界、构建多层级投票或加权模型、利用局部样本的空间关系等手段，有效提升了分类准确率和模型的稳定性，尤其在数据量相对有限或类别分布不均衡的条件下表现良好[31]。

然而，这类传统算法普遍面临几个关键瓶颈：①它们在高维、多源输入数据的处理中通常依赖于手工特征工程，即需人工选取、构建并优化特征表达形式，从而增加建模成本并降低通用性。②这些模型对环境噪声、采集角度、光照变化等外界因素较为敏感，难以在多变的实际生产环境中保持稳定的性能。③模型的跨场景迁移能力有限，往往需要在每一个新应用中重新调整参数、校准数据分布，限制了其大规模部署与扩展能力。因此，尽管传统机器学习方法为早期在线感知系统奠定了基础，但其适应复杂农业场景的能力仍有待进一步提升。

1.2.2　深度学习的引入：农业在线感知系统的智能化转型核心

深度学习的集成已成为在线感知领域的范式转变，极大地提升了计算机视觉任务的自动化程度和智能化水平。CNN 因其强大的特征表达能力，在图像分类、目标分割及缺陷检测等应用中展现出卓越的性能[32]。CNN 通过构建多层可训练滤波器，能够自适应地从原始数据中提取低级纹理、边缘结构、高级形状及语义信息，从而显著降低了对手工特征工程的依赖，并增强了模型对大规模、异质性和高维数据集的处理能力[33]（图 2c）。此外，深度学习模型的端到端训练机制使其具备了跨领域迁移学习的潜力，使其能够适应多种复杂场景，如动态光照条件、遮挡以及多模态数据融合。近年来，研究人员广泛采用深度神经网络（Deep neural networks，DNN）进行农业产品质量评估，并在作物病害检测、果实成熟度预测、食品安全监测等任务中取得了突破性进展[34]。特别是，通过结合 CNN、循环神经网络、注意力机制及自监督学习等前沿技术，深度学习模型在农业视觉检测中的泛化能力和稳健性得到显著提升。此外，多模态融合方法，如光谱成像与超分辨率技术的结合，使得深度学习框架能够更有效地捕捉农业产品的细微品质特征，进一步提高了质量评估

的准确性和鲁棒性[35]。随着算力的不断提升及优化算法的持续进步,深度学习在在线感知系统中的应用将进一步拓展,为农业智能检测和精准农业发展提供更为高效、可靠的技术支撑。

1.2.3 多模态传感器数据融合

多模态数据融合是在线感知系统提升准确性和适应性的重要手段之一。在农业应用场景中,感知数据通常来源于多种异构传感器,包括 RGB 摄像头、高光谱和多光谱成像仪、NIR 探测器、3D 结构光/激光雷达系统以及热成像设备等[36](图 2b)。这些传感器分别擅长感知产品的不同属性,如颜色、纹理、化学组成、水分、表面温度及体积结构等,单一模态往往难以全面评估复杂农产品的综合质量[37]。为整合这些异构数据源,研究人员发展了多种融合策略,包括特征级融合、决策级融合和模型级融合。在统计学方法方面, PCA、典型相关分析以及 PLSR 等被广泛用于降维与相关性分析。而在深度学习领域,提出了多通道卷积融合网络、多任务学习结构和注意力机制加权融合模型,使得网络能够从不同模态中提取最具判别力的特征并实现联合决策[38]。这些方法不仅提高了准确性,还增强了系统在不同环境条件下的稳健性。

1.2.4 实时处理需求与边缘计算技术的发展

农业在线感知系统的一项主要技术难点在于数据处理的实时性与部署的可行性。由于农业现场数据生成速率高、带宽资源有限、网络环境复杂(如田间、温室或分散加工站),将大量原始数据传回中心服务器处理会产生延迟、网络拥堵和响应滞后等问题。因此,近年来边缘计算技术在该领域得到了快速推广与应用(图 2d)。边缘计算强调将数据处理、模型推理和初步决策转移至靠近数据源的边缘节点,如在采摘机器人、分拣流水线、无人机或田间感知设备中内置计算单元,使得高维数据可以在本地即时处理,显著减少了对云端依赖和数据传输时间,从而保障检测结果的时效性和可靠性[39]。为支撑边缘计算的高效运行,系统常集成图形处理器(Graphics processing unit,GPU)、张量处理单元或现场可编程门阵列等硬件加速器,并结合轻量化神经网络结构(如 MobileNet、ShuffleNet、Tiny-YOLO 等)进行部署。此外,量化、剪枝、知识蒸馏等模型压缩技术也被用于减小模型体积,提高边缘设备的推理速度。随着 5G 通信、边缘协同计算、低功耗 AI 芯片等技术的进步,农业在线感知系统的边缘部署将变得更加智能化、网络化和自治化。未来,结合时空感知与边缘智能融合的系统将实现“感-知-判-控”一体化闭环,助力农业生产的精细化、智能化升级。

2 农产品品质在线感知技术应用

对在线感知技术在农业领域中的应用情况进行系统评估,并展示先进传感器系统与复杂数据处理算法的深度融合。针对水果和蔬菜的色泽、形态及表面缺陷外部视觉指标以及谷物、肉类和乳制品的水分含量、化学成分及营养成分内部品质参数进行定量分析。在线感知技术不仅能够显著提升分拣精度和生产效率,降低人工成本,而且在减少资源浪费和保障产品一致性方面展现出明显优势。

2.1 水果品质感知

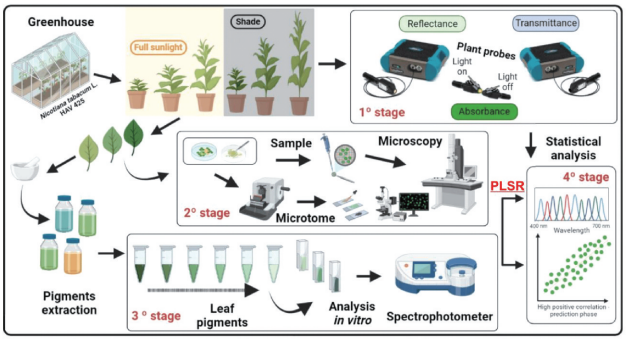
水果质量是一个多方面的属性,取决于颜色、大小、形状、质地和内部成分等参数[40]。在线感知系统已广泛用于水果分拣和分级过程,以确保只有符合严格质量标准的产品才能到达消费者手中。

2.1.1 颜色和成熟度评估

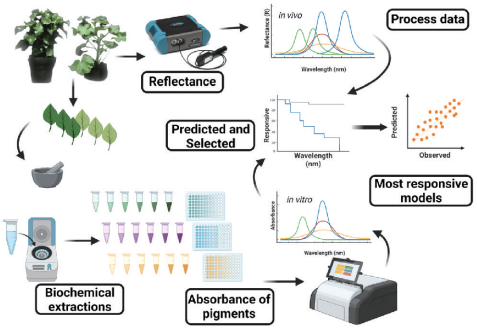
水果的颜色是其成熟度和整体质量的最明显指标。高分辨率 RGB 相机与色彩空间分析算法相结合,通常用于评估苹果[41]、番茄[42]和柑橘类[43]等水果的外观,先进的图像处理技术能够检测表明成熟阶段的细微颜色渐变。研究人员还集成了 HSI 来捕获光谱特征,从而更深入地了解成熟过程中的化学变化,还可以使用多光谱分析准确监测叶绿素和类胡萝卜素含量的变化,从而精确控制收获和加工计划。FALCIONI 等[44]使用两个高光谱传感器同时获取反射率和吸光度数据的技术能更准确地预测吸光度光谱(图 3a)。研究结果表明,叶绿素和类胡萝卜素的吸光度和反射率之间的相关性很强。使用 PLSR 方法,类胡萝卜素与高光谱吸光度数据的相关系数尤其高且显著。这些结果证明了使用两个高光谱传感器进行叶片光学剖面分析和使用多元统计方法预测光合色素浓度的有效性。与测量植物叶绿体变化和色素表型的传统单传感器技术相比,这种使用两个传感器的方法更加高效,效果更好。

2.1.2 表面缺陷检测

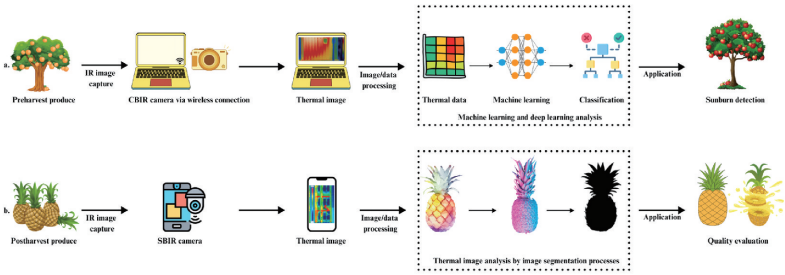
瘀伤、结痂和瑕疵等表面缺陷会显著影响水果的适销性,目前农业领域以配备高分辨率摄像头和 3D 成像传感器的机器视觉系统来实时检测这些缺陷[45-46]。利用基于 CNN 的模型,系统可以学习区分可接受的表面纹理自然变化和影响产品质量的实际缺陷[47]。在一些先进的系统中,图 3b 所示热成像还用于检测在标准光谱中可能不可见的亚表面瘀伤[48]。LIU 等[49]采用条件生成对抗网络(conditional Generative Adversarial Networks, cGANs)对单幅快照图像进行图像到图像的转换。在对 cGANs 进行训练和测试时,使用了 750 幅“红



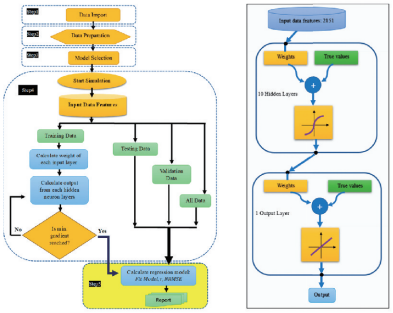
(a) 高光谱传感器预测烟草中叶绿素和类胡萝卜素[44]



(b) 热成像技术在新鲜农产品采收前和采后的应用[48]



(c) 使用 UV-VIS-NIR-SIR 高光谱传感器评估芙蓉和天竺葵叶中生化分子[60]



(d) 机器学习模型从高光谱数据中评估婴儿叶生菜中糖、维生素和营养物质的含量[63]

图 3　基于多光谱、热成像与机器学习的农产品生化成分评估技术

Fig. 3　Biochemical composition evaluation technology of agricultural products based on multispectral, thermal imaging and machine learning

富士”苹果的单幅快照图像作为输入，并以传统空间频域成像解调得到的交替分量图像作为地面实况参考。结果表明，在空间频率为 100 m^{-1} 和 200 m^{-1} 时，cGAN 预测图像的峰值信噪比和结构相似性指数值均高于通过蝶变处理的图像。此外，训练后的 cGAN 可用于“水晶富士”苹果和“皇冠”梨，且性能稳定。这种基于 cGAN 的方法有望应用于实时、野外现场、表层下缺陷检测和质量评估。DONG 等[50]构建了一个带有温度控制设备的 TI 系统，以获得更清晰的红枣热图像。基于热图像的数据集由 DLR 中的卷积神经网络 DenseNet 结构训练。研究表明，该系统以 99.5% 的成功率对瘀伤的红枣进行分类。

2.1.3　内部质量分析

糖含量、硬度和内部褐变等内部属性是水果品质的关键决定因素，但使用传统成像方法无法直接观察到。为了应对这一挑战，许多系统集成了 NIR 和 HSI，这些模式允许对内部化学成分进行无损分析[51]。算法用于将光谱数据与实验室测量相关联，从而提供质量参数的实时估计。研究表明，将 NIR 数据与可见光谱图像相结合可显著提高内部质量指标的预测准确性，从而减少对费力化学测试的依赖。CRUZ 等[52]评估了在半透射模式下利用单个 VIS－NIR 光谱测量来预测“Rocha”梨的可溶性固形物含量(Soluble solids content, SSC)、硬度及内部褐变病的可行性。开发的光谱测量装置模拟了商业水果分选设备的几何结构与技术要求，并通过在 4 个侧面对每个水果进行采样以反映实际随机放置的情况。校准模型分别基于单侧光谱及其平均值构建，并比较了 PLS、SVM 与 Ridge 回归在 SSC 和硬度预测中的性能，结果显示采用标准正态变量校正的二阶导数预处理结合 SVM 可达到最佳预测精度。此外，通过对比 5 种分类模型可知，基于原始光谱的 PLS－LDA 在内部褐变病检测中表现出最高灵敏度。研究结果证实，单个 VIS－NIR 光谱测量可同时实现梨的内部品质评价和病变检测，具有应用于自动化水果分级的潜力。

在线感知技术在水果品质评估中展示了卓越的应用前景。在颜色和成熟度评估方面，结合高分辨率 RGB 相机与色彩空间分析，以及集成 HSI 和 MSI 分析方法，不仅实现了对水果外观细微颜色变化的精准检测，还能够深入解析化学成分变化，为成熟度判断提供可靠依据；而在表面缺陷检测中，基于 CNN 及 cGAN 等深度学习模型的图像处理方法，与高分辨率摄像头、3D 成像及热成像技术的联合应用，有效区分了自然纹理变化与实际缺陷，显著提高了缺陷检测的实时性和准确性；在内部质量分析领域，通过融合 NIR 与 HSI 技术，结合先进的光谱数据处理算法，使得无损检测糖含量、硬度以及内部褐变等关键指标成为可能，并且通过机器学习模型优

化,实现了对内部品质参数的高精度预测。总体而言,这些研究成果证明了多模态数据融合与深度学习方法在自动化水果分级和品质监控中的有效性,为进一步推广应用及实现农业智能化管理提供了坚实的技术支持和实践依据。

2.2 蔬菜品质感知

蔬菜和水果一样,由于其形状、大小和表面纹理各不相同,在质量评估方面存在独特的技术难点。蔬菜的在线感知系统关注外部和内部质量参数,包括颜色、大小和污染程度。

2.2.1 形状和尺寸分析

对于黄瓜、胡萝卜和辣椒等蔬菜,形状和大小是影响消费者偏好和市场定价的关键质量属性[53]。3D 成像技术,包括结构光和 ToF 相机,已被用于高精度测量几何特征,系统通过捕获体积数据准确评估大小和曲率,从而促进根据预定义的质量标准进行自动分拣[54]。XIE 等[55]提出了一种基于 3D 重建的胡萝卜形态测量方法,以解决传统二维图像因缺乏深度信息而无法准确获取胡萝卜三维形态的问题。研究构建了 RGB - D 采集系统,包括 ToF 传感器和带有圆形标记的旋转台。利用 Kinect 传感器从不同角度获取 16 幅 RGB 图像和 16 幅深度图像,以覆盖整个胡萝卜表面。研究采用泊松重建方法生成 3D 模型,并基于模型测量 136 根胡萝卜的体积、长度和最大直径。实验结果表明,3D 模型测得的形态变量与实测值的平均绝对百分比误差均低于 3%。该方法成本低、精度高、鲁棒性强,适用于表面特征较少的果蔬 3D 重建与形态测量。

2.2.2 表面污染物的检测

蔬菜容易受到污垢、杀虫剂或微生物制剂的污染。先进的光学传感器和紫外线(Ultraviolet,UV)成像系统已被应用于检测表面污染物,而图像处理算法包括边缘检测和纹理分析,则有助于区分自然表面变化和污染物引起的异常[56-58]。KURNIAWAN 等[59]开发了一种基于荧光与彩色成像的双重成像技术,并结合简单高效的图像处理算法,以实现对鲜切蔬菜中异物的实时检测。检测系统包括送料和传感单元,其中包含两台平行放置的摄像头、白光 LED 和紫外光照明系统,以及输送带单元。一台带长通滤光片的摄像头采集荧光图像,另一台摄像头采集鲜切蔬菜及异物的彩色图像。送料单元将混有异物的鲜切蔬菜送入输送带,两台摄像头在软件界面同步采集目标区域的荧光和彩色图像。利用简单的图像处理算法,异物能够在两个不同的图像窗口中被检测并显示。实验结果表明,该双重成像技术可有效检测两种鲜切蔬菜(卷心菜和青葱)中的潜在异物。系统检测精度显示,该方法可识别最小尺寸为 0.5 mm 的异物,并对卷心菜样本的检测准确率为 95.77%,优于青葱样本的 87.89%。因此,该系统在卷心菜中的异物检测效果优于青葱样本,表明其在鲜切蔬菜异物检测中具有应用潜力。

2.2.3 营养和新鲜度评估

除了外观之外,蔬菜的营养质量和新鲜度也是重要的质量指标。HSI 与化学计量学模型相结合(图 3c),已被用于评估关键营养成分的浓度,如叶绿素、花青素和抗氧化剂[60-62]。通过分析光谱曲线,在线系统可以提供新鲜度估计值,帮助优化分销和储存条件,此应用在消费者偏好转向有机生产和最低限度加工蔬菜的市场中尤为重要。ESHKABILOV 等[63]采用 HSI 结合机器学习模型,成功估算了生菜叶片中的叶绿素、花青素、葡萄糖、果糖、蔗糖、维生素 C、β-胡萝卜素、氮、磷、钾、干物质含量及植物鲜质量(图 3d)。实验采用了 5 种分类和回归机器学习模型,结果表明,这些模型在根据施肥处理分类生菜样本及估算营养成分浓度方面均表现出较高的准确性。为降低高光谱数据维度,研究提取了 13 个主要成分并应用于模型训练。人工神经网络模型在预测生菜叶片鲜质量及叶绿素、花青素、氮、磷、钾、β-胡萝卜素含量方面表现出较高精度。此外,4 种分类模型在基于特定施肥处理对生菜幼叶表型进行分类时,均实现了 100% 的准确率。研究结果表明,HSI 结合机器学习可作为快速、无损、高效的生菜品质与营养检测手段。

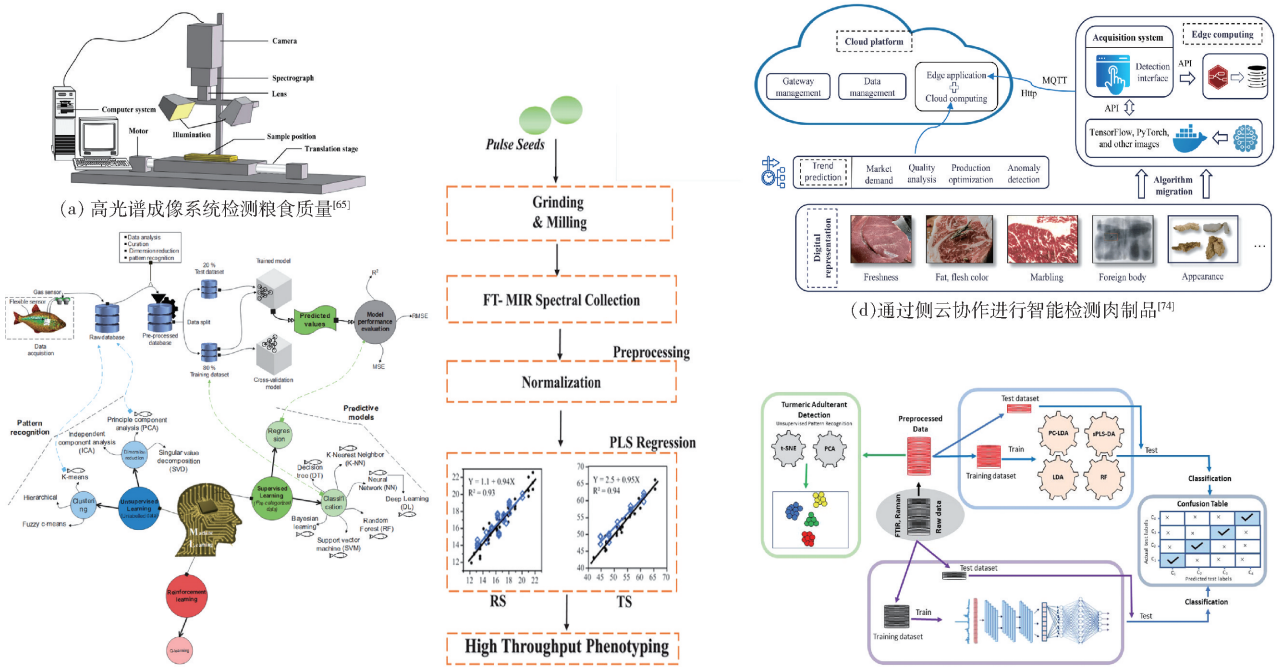
以上综述了蔬菜在线感知技术在形状尺寸分析、表面污染物检测以及营养和新鲜度评估等多方面的最新研究进展。通过利用结构光、ToF 相机等 3D 成像技术,研究人员能够精确测量蔬菜的几何参数,克服传统 2D 图像缺乏深度信息的问题,实现了高精度的形态重建和尺寸评估。在表面污染物检测方面,结合紫外成像、荧光成像和传统彩色成像的多重成像技术,再配合边缘检测和纹理分析等图像处理算法,有效区分了自然表面变化与由污染物引起的异常现象,显著提升了检测的准确率和实时性。此外,通过 HSI 与化学计量学和机器学习模型的融合,实现了对蔬菜关键营养成分和新鲜度的快速无损评估。整体而言,这些技术的集成应用不仅增强了蔬菜质量的全方位监控能力,也为实现农业智能化管理和提高产品市场竞争力提供了有力的技术支撑。

2.3 谷物质量监测

2.3.1 粮食分类和分选

谷物类型的多样性需要复杂的分拣机制。配备

高速摄像头和光谱传感器的机器视觉系统用于根据大小、形状和颜色对谷物进行分类，并且深度学习模型通过学习区分不同谷物品种的复杂模式（图 4a），进一步提高了这些分类的准确性[64-65]。自动分拣不仅可以确保质量的一致性，还可以最大限度地减少与传统分拣实践相关的体力劳动。ROCHA 等[66]开发了一种实时质量评估系统，以监测自走式青贮收获机（Self-propelled forage harvesters，SPFH）在收获过程中对整株玉米青贮（Whole plant corn silage，WPCS）的加工质量，特别是对玉米籽粒破碎度（Kernel processing score，KPS）的影响。该系统包括一个图像采集装置，可在 SPFH 的喷口处捕捉切碎后加工的青贮图像，并利用图像分析算法估算 KPS，从而实现质量评估的自动化，并可进一步用于实时调整机器参数。初步实验在高分辨率静态 WPCS 图像上进行玉米颗粒检测，取得了较好的检测效果，但发现图像标注方法存在不足，且无法准确估算 KPS。为此，研究团队优化了相机系统，采用特殊曝光组件，以 121 f/s 的速率拍摄青贮流动图像，并成功获取了流速 36.9 m/s 的青贮图像。KPS 的估算采用离线处理，分两步进行：首先，在 1 000 幅图像中使用机器学习方法计数完整未破损的玉米粒；然后，通过先前建立的线性回归模型预测 KPS。该估算方法与机械筛分 KPS 的比较显示出高度相关性，标准误差为 2.71%。受限于当前的图像采集速率，该方法在高端 GPU 的计算支持下可在不到 10 s 内完成一次估算。研究结果表明，该系统可为农民、营养师和定制收割服务商提供实时 WPCS 质量监测，有助于优化饲料质量，提高奶牛养殖效益。



(a) 高光谱成像系统检测粮食质量[65]　(b) 通过传感器将机器学习与鱼类品质结合[80]　(c) FT-MIR与高通量表型分析[70]　(d)通过侧云协作进行智能检测肉制品[74]　(e) 拉曼和MIR结合机器深度学习检测姜黄粉中的掺杂物[88]

图 4　多模态传感与智能算法在食品质量检测中的应用

Fig. 4　Application of multimodal sensing and intelligent algorithms in food quality detection

2.3.2　水分和化学成分分析

水分含量是谷物储存和加工过程中的关键因素，因为它直接影响对微生物污染和变质的敏感性[67]。近红外光谱已被广泛用于实时准确测量含水率，此外检测蛋白质、淀粉和其他常量营养素的化学传感器被集成到在线系统中，以提供谷物质量的全面概况[68-69]。这些测量有助于优化干燥过程和储存条件，最终延长产品的保质期。JOHNSON 等[70]开发并验证一种基于傅里叶变换中红外（Fourier-transform mid-infrared，FT-MIR）光谱的化学计量学技术（图 4c），以快速估算干豌豆、鹰嘴豆和小扁豆粉中的总淀粉和抗性淀粉含量。FT-MIR 光谱作为一种高通量、低成本的技术，已被用于种子营养特性测定，但在豆类淀粉分析领域尚无成熟模型。该团队选取不同育种系以覆盖广泛的淀粉含量范围，并采用酶法分析进行基准测定。随后，利用 PLSR 建立模型，对每种作物的总淀粉和抗性淀粉进行校准，所得模型的 R^2 在 0.91～0.96 之间，预测均方根误差为 0.16～4.0 g/(100 g)。研究结果表明，FT-MIR 光谱技术作为一种准确、高效的工具，用于快速测定豆类作物的淀粉含量，降低分析时间和成本，从而加速全球豆类育种进程，促进碳水化合物的工业应用，并支持更健康的食品和饲料研发。

2.3.3　异物和污染物的检测

确保粮食批次的纯度是一项重大的质量控制难

题。在线感知系统采用多光谱成像与模式识别算法相结合来检测和隔离异物,如石头、外壳或其他杂质[71]。这些系统的高通量和实时功能显著提高了谷物加工厂的安全和质量标准。GHATKAMBLE[72]提出了一种基于数字图像处理和神经网络的方法,通过提取稻米图像中的颜色、纹理和形态特征,自动识别非米粒物质(如杂草、石头、叶子等异物),以替代人工检查,提高稻谷质量评估的准确性和效率,并为农民在稻种和销售过程中提供辅助决策支撑。

综上所述,谷物在线感知技术通过多模态传感器融合与先进算法的应用,实现了对谷物分类、内部成分及异物检测等关键质量指标的全面监控。在粮食分类和分选方面,基于高速摄像头和光谱传感器的系统结合深度学习模型,不仅能精确区分不同品种,还能自动评估加工质量;在水分和化学成分分析中,NIR 和 FT - MIR 光谱技术与多元统计模型的结合,为实时监测谷物中水分、蛋白质和淀粉等指标提供了高效、准确的方法;而在异物和污染物检测领域,结合多光谱成像和改进的深度学习目标检测算法的系统显著提升了异物检测的准确性与速度。整体来看,这些技术的综合应用不仅大幅提升了谷物加工的自动化水平和产品一致性,也为确保食品安全和延长产品保质期提供了坚实的技术支撑,同时为农业智能化管理和全球粮食产业的高效运行奠定了基础。

2.4 肉类、水产品和奶制品质量监测

由于肉类和乳制品在成分、质地和保存特性上的高度异质性,以及其易腐败的生物化学特性,这类商品的质量评估面临诸多挑战[73]。传统的检测方法往往耗时且难以实时监测产品质量,而在线感知技术已被广泛应用于食品行业,以实现对这些产品外观特征以及内部质量属性的非破坏性监测。通过先进的光谱分析、成像技术和机器学习算法,在线感知系统能够提供快速、精准的质量评估,确保食品安全并优化生产流程。

2.4.1 肉类的视觉和质构分析

对于肉制品,视觉外观(包括颜色、大理石花纹和质地)是质量的主要指标。高清摄像头与机器视觉算法相结合用于评估这些视觉参数,此外,图 4d 所示深度学习技术在量化大理石花纹图案和检测瘀伤或出血等缺陷方面特别有效[74-75]。3D 成像的集成有助于确定肌肉体积和脂肪分布,这对于肉类质量分级至关重要[76]。SILVA 等[77]开发一种采用微软 Kinect 传感器获取的腿部体积来预测轻型羔羊胴体组成的设备。试验对象为 22 只公羔羊,胴体被分为 8 个部位,并根据商业价值分为高价值、中等价值和低价值 3 组。研究测量了腿部的线性尺寸、面积和体积,以预测胴体及其不同部位的组成。腿部体积通过两种方法获取:利用微软 Kinect 传感器进行 3D 图像重建和基于阿基米德原理测量。结果表明,两种腿部体积测量方法之间存在显著相关性。包含 Kinect 3D 传感器腿部体积的预测模型在中等价值部位和腿部切块重量预测中的表现良好。此外,该模型能够解释 85% 的胴体肌肉变异性。研究结果证实,利用 Kinect 3D 传感器测得的腿部体积可有效用于预测轻型羔羊胴体的切块组成和整体特征。

2.4.2 水产品在线新鲜度和安全性检测技术

水产品因其高水分、高蛋白的特性,极易受到微生物污染、氧化变质以及重金属、农药残留等化学污染的影响[78]。然而,传统检测方法通常存在样品前处理复杂、检测周期长、成本高等问题,难以满足现代食品安全监管对实时、高效检测的需求。因此,近年来,基于多传感器信息融合和人工智能算法的水产品安全与品质评价技术逐渐受到关注。实时检测技术可用于监测鱼类、贝类等水产品中的重金属、农药残留及其他有害元素,同时结合 NIR 对水分、蛋白质及其他关键营养成分进行快速分析[79]。多源数据融合后,通过深度学习和机器学习算法进行动态判别(图 4b),使得水产品的新鲜度、品质和安全性能够得到综合评价[80]。该类技术具有无损、快速、精准的优势,为水产品质量控制和食品安全监管提供了重要的技术支持,并推动了智能检测系统在水产品行业的应用与发展。LIU 等[81]通过构建表面氧缺陷、聚合导电聚合物、修饰纳米金属以及复合柔性基底等调控技术,开发了 4 种可在室温下工作的双金属氧化物气体传感器。随后,对传感器阵列采集的信号进行特征工程处理,以消除噪声并降低数据维度。基于 SVM 模型实现了气体的高精度分类识别,准确率达 98.86%。此外,建立了 CNN -长短时记忆网络组合模型,用于去除干扰样本并定量估算目标气体浓度。该深度学习模型有效避免了局部最优解导致的过拟合问题,使浓度识别的均方根误差最低可达 2.3。最后,研究构建了一种低功耗人工嗅觉系统,通过融合多传感器数据,实现食品新鲜度的实时、精准评估。

2.4.3 乳制品中的化学和微生物评估

乳制品需要严格的质量检查,以确保安全并符合营养标准。目前,光学传感器和光谱方法用于评估 pH 值、脂肪含量、蛋白质水平和乳糖浓度等关键参数[82],此外还开发了在线感知系统,通过监测光谱图的细微变化来检测细菌污染和腐败指标[83]。在高通量乳制品加工生产线中,这些系统对实现快

速且准确的质量评估具有关键作用。GILLESPIE 等[84]探索了一种基于光谱数据和机器学习技术的牛奶质量实时评估方法。研究使用 FreshDetect BFD－100 3D 荧光光谱仪采集了 12 份牛奶样本在 48 h 内的光谱数据，并将其与牛奶变质的重要指标——酸度增加进行关联。通过 pH 值设定新鲜与变质的分类标准，并测试了 7 种分类算法。其中，朴素贝叶斯分类器表现最佳，在 10 折交叉验证训练中达到 92.2% 的平均准确率，并在独立测试集上取得 95.4% 的准确率。研究结果表明，结合光谱数据与机器学习技术，可为消费者提供可靠、实时的牛奶新鲜度评估手段，有助于食品安全和减少浪费。

肉类、乳制品和水产品的在线质量评估均通过多模态传感器、先进光谱及成像技术与深度学习算法的紧密结合，实现了对外观、质构、内部成分及微生物指标的综合检测。对于肉类，系统不仅能够利用高清摄像头和 3D 成像精准捕捉颜色、大理石纹理及体积特征，还能通过深度学习模型有效检测瘀伤及出血等缺陷；在水产品方面，多传感器信息融合与人工智能算法的应用使得重金属、农药残留和营养成分等关键指标得以实时监测，并通过气体传感器和深度学习模型进一步实现了新鲜度评估；而在乳制品检测中，通过光谱数据与机器学习技术的协同作用，系统可以快速准确地监控 pH 值、脂肪和蛋白质含量以及微生物污染情况。这些综合应用不仅显著提高了检测的准确性和实时性，也为食品安全监管、生产流程优化以及减少食品浪费提供了强有力的技术支撑。

2.5　其他农产品品质感知

除了水果、蔬菜、谷物和动物性产品等主要类别，在线感知技术还应用于香料、草药和加工食品等更多细分领域[85]。这些产品通常需要结合感官分析，包括视觉、光谱甚至嗅觉线索等，以确保其真实性和质量。

2.5.1　真伪和掺假检测

香料和草药极易掺假，这会影响质量和安全性。已经开发了采用 HSI 和高级化学计量学分析的在线感知系统来检测掺杂物并验证这些产品的真实性，通过将光谱指纹图谱与已建立的数据库进行比较，这些系统甚至能够检测出微小偏差从而指示掺假物质的存在[86－87]。TEKLEMARIAM[88]评估了传统化学计量学算法与基于一维（One-dimensional，1D）CNN 的现代机器学习和深度学习技术在降低维度和提高掺假姜黄样本分类精度方面的有效性（图 4e）。研究对象包括常见的色素增强剂和填充剂，如柠檬黄、偶氮染料及苏丹红。采用 t 分布随机邻域嵌入与标准线性 PCA 进行无监督降维和模式识别，结果揭示了数据中的细节模式，提高了数据探索的深度。监督分类分析方面，比较了基于整体数据的线性判别分析、基于特征选择的主成分线性判别分析和偏最小二乘判别分析，以及基于集成学习的 RF。实验结果表明，在拉曼光谱和傅里叶变换红外光谱分析中，1D CNN 分类精度始终优于其他算法，且 RF 在多次实验中表现出较高的准确度。1D CNN 不仅具备更强的特征提取能力，还可直接对原始数据进行训练和测试，展现出最高效的数据处理能力。这一优势凸显了 1D CNN 在食品安全光谱分析中的应用潜力。FERRARI 等[89]评估了 NIR－HSI 作为快速、无损的牛至真实性鉴别方法，并结合光谱与空间信息提高分类精度。检测限为 10% 掺假浓度，而市场掺假水平通常更高，因此该方法在食品掺假筛查中具有广阔应用前景，并兼具快速、无损优势。

2.5.2　加工食品的质构

加工农产品，如干果和膨化休闲食品，因其质地、水分含量和颜色的变化会影响消费者的接受度[90]。在线感知系统将高速成像与统计质地分析相结合，以监控加工过程中的一致性，这种实时反馈使制造商能够动态调整工艺参数，确保最终产品符合所需的质量标准。HUANG 等[91]采用红外辅助热风干燥技术进行实验，探讨了温度、气流速度和红外辐射距离对苹果片干燥特性及品质的影响。结果表明，干燥温度和气流速度对干燥动力学、颜色、总酚含量、总黄酮含量、维生素 C 含量具有显著影响，而红外辐射距离对维生素 C 和颜色的影响较小。在 70℃、气流速度 3 m/s、红外辐射距离 10 cm 的条件下，干燥时间最短。此外，研究基于 4 526 组苹果片干燥数据构建了 DNN 模型，以预测干燥过程中水分比和干基水分含量的变化。DNN 模型的 R^2 分别达到 0.997 5 和 1.000 0，平均绝对误差分别为 0.001 100 和 0.000 127，预测精度优于多层感知机和支持向量回归。研究表明，DNN 可用于快速检测苹果水分含量，并为苹果加工的质量提升及干燥过程的智能控制提供新思路。

综上所述，在线感知技术在香料、草药和加工食品等细分领域中的应用，充分展示了其在食品真实性鉴定和品质监控方面的显著优势。通过采用 HSI、傅里叶变换红外光谱及拉曼光谱等技术，结合先进的化学计量学方法和深度学习模型，这些系统能够准确检测微小的掺假痕迹，并对原始光谱数据进行高效处理，从而实现对产品真伪和掺假情况的快速评估（表 1）。同时，在加工食品质量监控方面，结合高速成像与统计质地分析的方法，不仅可以实

时监测产品在加工过程中的质构、水分含量和颜色变化,还能通过深度神经网络模型实现对干燥过程中关键参数的精确预测,为工艺参数的动态调整提供依据。总体来看,这些研究成果不仅为食品安全和质量保障提供了强有力的技术支持,也为加工食品生产的智能控制和优化管理奠定了坚实基础。

表 1 农产品品质在线感知技术应用典型成果

Tab. 1 Application of online perception technology for agricultural product quality

目标物	传感器	算法方法和数据处理	输入	输出	文献序号
苹果	高光谱	PLS - DA	光谱数据	成熟度	[41]
番茄	高光谱	多变量回归模型随机森林	差分光谱指数	成熟度	[42]
柑橘	高光谱	非线性反向传播人工神经网络	图像-光谱	腐烂和健全橙分类	[43]
烟草植物	高光谱	PLSR	反射率 、透射率	叶绿素、类胡萝卜素	[44]
苹果、梨	相机	cGANs	快照图像	亚表面瘀伤	[49]
红枣	TI 系统	DLR	热图像	瘀伤	[50]
梨	VIS - NIR	SVM	光谱数据	SSC、硬度	[52]
胡萝卜	ToF、Kinect	支持向量回归	RGB 图像、深度图像	体积、长度和最大直径	[55]
卷心菜和青葱	长通滤光片相机	LabVIEW	荧光和彩色图像	识别表面污染异物	[59]
生菜	高光谱	人工神经网络	反射率	叶片鲜质量及叶绿素、花青素、氮、磷、钾、β-胡萝卜素含量	[63]
玉米	相机	深度学习	图像	KPS	[66]
干豌豆、鹰嘴豆和小扁豆粉	傅里叶光谱仪	PLSR	FT - MIR 光谱	总淀粉和抗性淀粉含量	[70]
核桃	相机	WT - YOLOM	图像	内源性异物	[72]
羔羊肉	ToF、Kinect	多元回归	图像	脂肪含量	[77]
鱼	气体传感器	SVM,CNN -长短时记忆网络	气体信号	目标气体浓度	[81]
牛奶	3D 荧光光谱仪	朴素贝叶斯	光谱数据	pH 值、脂肪和蛋白质含量	[84]
姜黄	傅里叶变换红外和拉曼光谱	CNN	光谱数据	识别掺杂物	[88]
牛至	NIR、HSI	Soft PLS - DA	光谱与空间信息	真假分类	[89]
苹果片	IRAHAD 烘干机	DNN	苹果片干燥数据	水分比和干基水分含量	[91]

3 问题分析与展望

综上所述,在线感知技术通过采用先进的传感器系统、精密的成像手段以及最前沿的数据处理算法,为农业产品质量检测提供了一种快速、精确且非破坏性的解决方案。该领域已由最初的基础机器视觉系统演化为高度集成的平台,这些平台通过将 HSI、NIR、3D 深度传感的技术融合深度学习算法,从而实现了对产品微小缺陷检测、成熟度评估及内部质量参数的精细判定。通过边缘计算和物联网技术的集成,在线感知系统能够实时处理海量数据,并迅速反馈生产调整需求,极大地提高了工业应用中的数据处理效率与响应速度。此外,多模态数据融合技术通过整合来自光学、光谱及三维传感器的多维信息,显著增强了系统在复杂、多变环境下的鲁棒性和准确性。未来的研究应着重于进一步优化算法性能、降低模型计算复杂度以及提升数据融合策略,以适应更广泛的农业应用场景,从而推动农业智能化质量控制向更高水平发展。这些进展不仅为提升产品质量和生产效率提供了有力支持,也为实现农业生产的可持续发展奠定了坚实的技术基础。

尽管取得了重大进展,但仍存在需要进一步研究的领域:

(1)传感器稳健性和校准:需要继续提高传感器系统在各种多变环境条件下的稳健性。自适应校准技术和稳健的传感器融合方法至关重要。

(2)数据量和模型泛化:克服季节性和区域变化中的数据稀缺。迁移学习、数据增强和半监督学习方法的开发有助于提高模型泛化。

(3)计算效率:随着深度学习模型变得越来越复杂,确保它们可以实时部署仍然是一个关键问题。硬件加速、模型压缩和高效网络架构方面的创新是解决问题的发展方向。

(4)模块化和可扩展系统:未来的系统应强调模块化和可扩展性,以确保该技术能够适应广泛的农业环境,同时保持成本效益。

在线感知技术已成为农业质量评估领域的变革性工具。它能够提供快速、准确和非侵入性的产品质量评估,正在彻底改变传统方法,并为行业树立新标准。先进成像模式与最先进计算算法的整合为研究和实际应用开辟了新的途径。通过解决当前的挑战,可以进一步优化在线感知系统,以

满足全球食品供应链不断变化的需求。综上所述，农产品质量在线感知技术的研究进展凸显了技术和农业融合以确保食品生产更高质量、安全性和可持续性的光明未来。

参 考 文 献

[1] HUANG W, YIN M, XIA J, et al. A review of cross-scale and cross-modal intelligent sensing and detection technology for food quality: mechanism analysis, decoupling strategy and integrated applications[J]. Trends in Food Science & Technology, 2024, 151:104646.

[2] 张磊, 孟昭平, 岳洪水, 等. 中药工业智能制造转型模式及监管问题探讨[J]. 中国医药导刊, 2024, 26(2): 129-138.
ZHANG Lei, MENG Zhaoping, YUE Hongshui, et al. The mode of the transformation of intelligent manufacturing in Chinese medicine industry and the discussions on regulatory concerns[J]. Chinese Journal of Medicinal Guide, 2024, 26(2): 129-138. (in Chinese)

[3] BUTT M A, MATEOS X, PIRAMIDOWICZ R. Photonics sensors: a perspective on current advancements, emerging challenges, and potential solutions[J]. Physics Letters A, 2024, 516: 129633.

[4] 任梦凡, 朱磊, 马晓敏, 等. 基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410008.
REN Mengfan, ZHU Lei, MA Xiaomin, et al. Fabric defect detection method based on coarseness measurement and color distance[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410008. (in Chinese)

[5] AMARASINGHE C, RANASINGHE N. Digital food sensing and ingredient analysis techniques to facilitate human-food interface designs[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 57(1): 1-39.

[6] LI L, JIA X, FAN K. Recent advance in nondestructive imaging technology for detecting quality of fruits and vegetables: a review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2024, 18: 1-19.

[7] GAO X, LI S, HE Y, et al. Spectrum imaging for phenotypic detection of greenhouse vegetables: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109346.

[8] DING D, SHI F, CHENG H, et al. Development and consideration on low-light-level real-time color imaging technology[C]// AOPC: Optical Sensing, Imaging Technology, and Applications. SPIE, 13496: 58-71.

[9] PATEL D, BHISE S, KAPDI S S, et al. Non-destructive hyperspectral imaging technology to assess the quality and safety of food: a review[J]. Food Production, Processing and Nutrition, 2024, 6(1): 69.

[10] Vision systems design. Machine vision optics[EB/OL]. (2019-09-19)[2025-03-11]. https://www.vision-systems.com/knowledge-zone/article/14040174/machine-vision-optics.

[11] 胡炳樑. 干涉光谱成像技术发展的回顾(特邀)[J]. 光子学报, 2022, 51(7): 0751401.
HU Bingliang. Review of the development of interferometric spectral imaging technology(invited)[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(7): 0751401. (in Chinese)

[12] 卢旭恒, 蒙庆华, 唐柳, 等. 高光谱成像在农产品疾病以及农药残留检测中的应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(11): 4566-4574.
LU Xuheng, MENG Qinghua, TANG Liu, et al. Application of hyperspectral technology in the detection of crop diseases and pesticide residues[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2021, 12(11): 4566-4574. (in Chinese)

[13] BADARÓ A T, E TAVARES J P H, BLASCO J, et al. Near infrared techniques applied to analysis of wheat-based products: recent advances and future trends[J]. Food Control, 2022, 140: 109115.

[14] VINES P L, ZHANG J. High-throughput plant phenotyping for improved turfgrass breeding applications[J]. Grass Research, 2022, 2(1): 1-13.

[15] MUKHTAR S, ARBABI A, VIEGAS J. Advances in spectral imaging: a review of techniques and technologies[J]. IEEE Access, 2025, 13: 35848-35902.

[16] STRACHAN C, SAARINEN J, LIPIÄINEN T, et al. Spectroscopic methods in solid-state characterization[J]. Characterization of Pharmaceutical Nano and Microsystems, 2021: 27-95.

[17] TIANHAO S, RUIHUA C, JUNHUA Z, et al. Estimation of soil organic matter content in Yinchuan Plain based on fractional derivative combined with spectral indices[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2023, 34(3): 717-725.

[18] CHOI J, SHIN J G, TAK Y O, et al. Single camera-based dual-channel near-infrared fluorescence imaging system[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9758.

[19] 黄忠伟, 姬源宗, 王雍恺, 等. 生物气溶胶的光学探测技术研究进展与展望(特邀)[J]. 光学学报, 2025, 45(6): 0600001-1-0600001-15.
HUANG Zhongwei, JI Yuanzong, WANG Yongkai, et al. Research progress and prospects of optical technologies for detecting bioaerosols (invited)[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(6): 0600001-1-0600001-15. (in Chinese)

[20] CROCE A C. Light and autofluorescence, multitasking features in living organisms[J]. Photochem, 2021, 1(2): 67-124.

[21] SHI L, LI Y, JIA C, et al. An overview of fluorescent microfluidics into revealing the mystery of food safety analysis: mechanisms and recent applications[J]. Trends in Food Science & Technology, 2023, 138: 100-115.

[22] YAN Z, HU F, FANG J, et al. Multi-line laser structured light fast visual positioning system with assist of TOF and CAD[J]. Optik, 2022, 269: 169923.
[23] ZHOU L, WU G, ZUO Y, et al. A comprehensive review of vision-based 3D reconstruction methods[J]. Sensors, 2024, 24(7): 2314.
[24] 杜雨馨, 张贺, 王树臣, 等. 综掘系统视觉处理技术研究现状及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2023, 49(11): 22-38, 75.
DU Yuxin, ZHANG He, WANG Shuchen, et al. Research status and development trend of visual processing technology for fully mechanized excavation systems[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(11): 22-38, 75. (in Chinese)
[25] 魏加立, 曲慧东, 王永宪, 等. 基于飞行时间法的 3D 相机研究综述[J]. 红外技术, 2021, 43(1): 60-67.
WEI Jiali, QU Huidong, WANG Yongxian, et al. Research review of 3D cameras based on time-of-flight method[J]. Infrared Technology, 2021, 43(1): 60-67. (in Chinese)
[26] MHAMED M, KABIR M H, ZHANG Z. Developments of the automated equipment of apple in the orchard: a comprehensive review[M]//WANG X, ZHANG Z. Towards unmanned apple orchard production cycle: recent new technologies. Springer Nature Singapore,2023: 1-49.
[27] BAMJI C, GODBAZ J, OH M, et al. A review of indirect time-of-flight technologies[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2022, 69(6): 2779-2793.
[28] ESPINOZA S, AGUILERA C, ROJAS L, et al. Analysis of fruit images with deep learning: a systematic literature review and future directions[J]. IEEE Access, 2023, 12: 3837-3859.
[29] 眭海刚, 刘畅, 干哲, 等. 多模态遥感图像匹配方法综述[J]. 测绘学报, 2022, 51(9): 2137-2161.
SUI Haigang, LIU Chang, GAN Zhe, et al. Overview of multi-modal remote sensing image matching methods[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(9): 2137-2161. (in Chinese)
[30] RATH K C, KHANG A, ROY D. The role of Internet of Things (IoT) technology in Industry 4.0 economy[M]//KHANG A, ABDULLA YEV V, HAHANOV V, et al. Advanced IoT technologies and applications in the industry 4.0 digital economy, CRC Press, 2024: 1-28.
[31] GU X, CAO Z, JOLFAEI A, et al. EEG-based brain-computer interfaces (BCIs): A survey of recent studies on signal sensing technologies and computational intelligence approaches and their applications[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2021, 18(5): 1645-1666.
[32] 山显英, 张琳, 李泽慧. 深度学习驱动下的目标检测研究进展综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(1): 24-41.
SHAN Xianying, ZHANG Lin, LI Zehui. Review of research progress in object detection driven by deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(1): 24-41. (in Chinese)
[33] KIM H W, HEO S J, KIM M, et al. Deep learning model for predicting intradialytic hypotension without privacy infringement: a retrospective two-center study[J]. Frontiers in Medicine, 2022, 9: 878858.
[34] SINGH R, NISHA R, NAIK R, et al. Sensor fusion techniques in deep learning for multimodal fruit and vegetable quality assessment: a comprehensive review[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(9): 8088-8109.
[35] GUERRI M F, DISTANTE C, SPAGNOLO P, et al. Deep learning techniques for hyperspectral image analysis in agriculture: a review[J]. ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 12: 100062.
[36] ASHWIN R. Multimodal machine learning & data fusion[EB/OL]. (2022-06-22)[2025-03-11]. https://pub.towardsai.net/multimodal-machine-learning-data-fusion-d1d8776e2cb0.
[37] SINGH R, NICKHIL C, UPENDAR K, et al. A comprehensive review of a dvanced deep learning approaches for food freshmess dection[J]. Food Engineering Reviews,2024:1-34.
[38] HUANG W, TAN K, ZHANG Z, et al. A review of fusion methods for omics and imaging data[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2022, 20(1): 74-93.
[39] CAO L, HUO T, LI S, et al. Cost optimization in edge computing: a survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57: 312.
[40] MENGIST M F, POTTORFF M, MACKEY T, et al. Assessing predictability of post-storage texture and appearance characteristics in blueberry at breeding population level[J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 214: 112964.
[41] AKTER T, FAQEERZADA M A, KIM Y, et al. Hyperspectral imaging with multivariate analysis for detection of exterior flaws for quality evaluation of apples and pears[J]. Postharvest Biology and Technology, 2025, 223: 113453.
[42] FASS E, SHLOMI E, ZIV C, et al. Machine learning models based on hyperspectral imaging for pre-harvest tomato fruit quality monitoring[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109788.
[43] GHANEI GHOOSHKHANEH N, MOLLAZADE K. Optical techniques for fungal disease detection in citrus fruit: a review[J]. Food and Bioprocess Technology, 2023, 16(8): 1668-1689.
[44] FALCIONI R, ANTUNES W C, DEMATTÊ J A M, et al. A novel method for estimating chlorophyll and carotenoid concentrations in leaves: a two hyperspectral sensor approach[J]. Sensors, 2023, 23(8): 3843.
[45] DHANUSH G, KHATRI N, KUMAR S, et al. A comprehensive review of machine vision systems and artificial intelligence algorithms for the detection and harvesting of agricultural produce[J]. Scientific African, 2023, 21: e01798.
[46] XIAO Z, WANG J, HAN L, et al. Application of machine vision system in food detection[J]. Frontiers in Nutrition, 2022,

9：888245.
[47] YOON W B, AN S, OYINLOYE T M, et al. Developing a quality control system in a continuous hot air heating process in surimi seafood processing using image analysis and artificial intelligence[J]. Processes, 2023, 11(11): 3187.
[48] YANG B, HUNG Y C, KUMAR G D, et al. From sunburn detection to optimal cooling: a review of recent applications of thermal imaging to improve preharvest and postharvest handling of fruit and vegetables[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 337: 113527.
[49] LIU N, CHEN X, LIU Y, et al. Deep learning approach for early detection of sub-surface bruises in fruits using single snapshot spatial frequency domain imaging[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2022, 16(5): 3888 - 3896.
[50] DONG Y Y, HUANG Y S, XU B L, et al. Bruise detection and classification in jujube using thermal imaging and DenseNet [J]. Journal of Food Process Engineering, 2022, 45(3): e13981.
[51] NICOLAÏ B, DE KETELAERE B, DIZON A, et al. Nondestructive evaluation: detection of external and internal attributes frequently associated with quality and damage[M]//FLORKOWSKI W J, BANKS N H, SHEWFELT R L, et al. Postharvest handling, Academic Press, 2022: 399 - 433.
[52] CRUZ S, GUERRA R, BRAZIO A, et al. Nondestructive simultaneous prediction of internal browning disorder and quality attributes in 'Rocha' pear (*Pyrus communis* L.) using VIS - NIR spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 179: 111562.
[53] ANDINI T P, ADAWIYAH R, INDRIANI Y. Attitudes, decision making and purchasing patterns of online vegetable consumers[J]. Journal of Consumer Sciences, 2023, 8(3): 296 - 317.
[54] NEUPANE C, PEREIRA M, KOIRALA A, et al. Fruit sizing in orchard: a review from caliper to machine vision with deep learning[J]. Sensors, 2023, 23(8): 3868.
[55] XIE W, WEI S, YANG D. Morphological measurement for carrot based on three-dimensional reconstruction with a ToF sensor [J]. Postharvest Biology and Technology, 2023, 197: 112216.
[56] TEET S E, HASHIM N. Recent advances of application of optical imaging techniques for disease detection in fruits and vegetables: a review[J]. Food Control, 2023, 152: 109849.
[57] LI Z, LIN H, WANG L, et al. Optical sensing techniques for rapid detection of agrochemicals: strategies, challenges, and perspectives[J]. Science of the Total Environment, 2022, 838: 156515.
[58] XIE C, ZHOU W. A review of recent advances for the detection of biological, chemical, and physical hazards in foodstuffs using spectral imaging techniques[J]. Foods, 2023, 12(11): 2266.
[59] KURNIAWAN H, ARIEF M A A, LOHUMI S, et al. Dual imaging technique for a real-time inspection system of foreign object detection in fresh-cut vegetables[J]. Current Research in Food Science, 2024, 9: 100802.
[60] FALCIONI R, GONÇALVES J V F, DE OLIVEIRA K M, et al. Chemometric analysis for the prediction of biochemical compounds in leaves using UV - VIS - NIR - SWIR hyperspectroscopy[J]. Plants, 2023, 12(19): 3424.
[61] FATCHURRAHMAN D, NOSRATI M, AMODIO M L, et al. Comparison performance of visible-nir and near-infrared hyperspectral imaging for prediction of nutritional quality of goji berry (*Lycium barbarum* L.)[J]. Foods, 2021, 10(7): 1676.
[62] FALCIONI R, ANTUNES W C, DEMATTÊ J A M, et al. Biophysical, biochemical, and photochemical analyses using reflectance hyperspectroscopy and chlorophyll a fluorescence kinetics in variegated leaves[J]. Biology, 2023, 12(5): 704.
[63] ESHKABILOV S, SIMKO I. Assessing contents of sugars, vitamins, and nutrients in baby leaf lettuce from hyperspectral data with machine learning models[J]. Agriculture, 2024, 14(6): 834.
[64] FENG Y, ZHAO X, TIAN R, et al. Research on an intelligent seed-sorting method and sorter based on machine vision and lightweight YOLOv5n[J]. Agronomy, 2024, 14(9): 1953.
[65] AVIARA N A, LIBERTY J T, OLATUNBOSUN O S, et al. Potential application of hyperspectral imaging in food grain quality inspection, evaluation and control during bulk storage[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2022, 8: 100288.
[66] ROCHA E M C, DREWRY J L, WILLETT R M, et al. Assessing kernel processing score of harvested corn silage in real-time using image analysis and machine learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107415.
[67] ZIEGLER V, PARAGINSKI R T, FERREIRA C D. Grain storage systems and effects of moisture, temperature and time on grain quality—a review[J]. Journal of Stored Products Research, 2021, 91: 101770.
[68] BEĆ K B, GRABSKA J, HUCK C W. Miniaturized NIR spectroscopy in food analysis and quality control: Promises, challenges, and perspectives[J]. Foods, 2022, 11(10): 1465.
[69] JIMOH K A, HASHIM N, SHAMSUDIN R, et al. Development of near-infrared hyperspectral-based smart interface for glutinous rice quality detection[J]. Food Control, 2025, 174: 111252.
[70] JOHNSON N, THAVARAJAH P, MADURAPPERUMAGE A, et al. Fourier-transform infrared spectroscopy: an inexpensive, rapid, and less-destructive tool for starch and resistant starch analysis from pulse flour[J]. The Plant Phenome Journal, 2023, 6(1): e20086.
[71] OUYANG Q. Advanced physical technologies in foods[M]//LIN H, ZHANG L, CHEN Q, et al. Advanced Technologies for Physical Properties Measurement of Food and its Processing. Singapore: Springer Nature Singapore, 2025: 321 - 363.

[72] GHATKAMBLE R. Identification and classification of foreign bodies from rice grains using digital image processing[C]//ICJ System and Sustainability: Proceedings of IC74SO 2020,2021:289 - 296.
[73] MARTÍNEZ S, CARBALLO J. Physicochemical, sensory and nutritional properties of foods affected by processing and storage [J]. Foods, 2021, 10(12): 2970.
[74] LIU J, ZHOU C, WEI H, et al. Decoupling and collaboration: an intelligent gateway-based internet of things system architecture for meat processing[J]. Agriculture, 2025, 15(2): 179.
[75] PUSHPARAJ K, BALASUBRAMANIAN B, MEYYAZHAGAN A, et al. Advancements in sustainable techniques for dried meat production: an updated review[J]. Food and Bioprocess Technology, 2025, 18(3): 2170 - 2194.
[76] GARDNER G E, CALNAN H B, CONNAUGHTON S L, et al. Changing Australia's trading language has enhanced the implementation of objective carcase measurement technologies[J]. Meat Science, 2025, 219: 109625.
[77] SILVA S R, ALMEIDA M, CONDOTTA I, et al. Assessing the feasibility of using kinect 3D images to predict light lamb carcasses composition from leg volume[J]. Animals, 2021, 11(12): 3595.
[78] SHENG L, WANG L. The microbial safety of fish and fish products: recent advances in understanding its significance, contamination sources, and control strategies[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2021, 20(1): 738 - 786.
[79] WANG B, LIU K, WEI G, et al. A review of advanced sensor technologies for aquatic products freshness assessment in cold chain logistics[J]. Biosensors, 2024, 14(10): 468.
[80] SAEED R, FENG H, WANG X, et al. Fish quality evaluation by sensor and machine learning: a mechanistic review[J]. Food Control, 2022, 137: 108902.
[81] LIU S, SUN G, REN X, et al. Real time detection and identification of fish quality using low-power multimodal artificial olfaction system[J]. Talanta, 2024, 279: 126601.
[82] ZHU Z, GUO W. Recent developments on rapid detection of main constituents in milk: a review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2021, 61(2): 312 - 324.
[83] LOUDIYI M, TEMIZ H T, SAHAR A, et al. Spectroscopic techniques for monitoring changes in the quality of milk and other dairy products during processing and storage[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2022, 62(11): 3063 - 3087.
[84] GILLESPIE J, VINCENT J, DIB O, et al. Handheld spectroscopy for dairy quality control: towards a real time milk spoilage classification model[C]//International Conference on Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence, Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 829 - 840.
[85] JOHNSON N A N, ADADE S Y S S, EKUMAH J N, et al. A comprehensive review of analytical techniques for spice quality and safety assessment in the modern food industry[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2025, 22:1 - 26.
[86] ALIKORD M, MOHAMMADI A, KAMANKESH M, et al. Food safety and quality assessment: comprehensive review and recent trends in the applications of ion mobility spectrometry (IMS)[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2022, 62(18): 4833 - 4866.
[87] SINGH N, YADAV S S. Nanotechnological advancement in spices adulteration detection and authenticity validation[J]. Food Control, 2024, 167: 110806.
[88] TEKLEMARIAM T A. Raman and mid-infrared spectroscopy coupled with machine-deep learning for adulterant detection in ground turmeric[J]. Applied Spectroscopy Practica, 2024, 2(2): 27551857241250014.
[89] FERRARI V, CALVINI R, MENOZZI C, et al. Addressing adulteration challenges of dried oregano leaves by NIR hyperspectral imaging[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2024, 249: 105133.
[90] LISIECKA K, WÓJTOWICZ A, SAMBORSKA K, et al. Structure and texture characteristics of novel snacks expanded by various methods[J]. Materials, 2023, 16(4): 1541.
[91] HUANG X, LI Y, ZHOU X, et al. Prediction of apple slices drying kinetic during infrared-assisted-hot air drying by deep neural networks[J]. Foods, 2022, 11(21): 3486.