

# 新型无损检测技术在番茄品质检测中的研究与应用进展

韩子馨, 张丽丽, 张博, 邹方磊, 尚楠\*  
(中国农业大学工学院, 北京 100083)

**摘要:** 番茄是我国种植面积最广的蔬菜之一, 受到广大消费者的青睐。近年来, 随着人们对健康饮食需求的逐步提升, 番茄的品质愈发受到关注。番茄形状较为规则, 但不同品种间的大小、果型、颜色差异较大, 蕴含的营养成分种类繁多、化学结构复杂, 导致其品质检测存在一定难度。传统番茄品质检测方法大多存在主观性强、破坏性强、耗时费力的缺点, 难以满足大规模品质检测的需求。近年来, 随着各类无损检测技术的发展, 机器学习、多光谱技术、电子鼻/电子舌等新型检测方法也已逐步应用于番茄品质的快速、无损检测中。本文在传统番茄品质检测技术的基础上, 重点总结了基于图像识别的人工智能、电子鼻技术和光谱技术在番茄无损检测方面的发展与应用, 为番茄品质检测的研究与发展提供参考。

**关键词:** 番茄品质检测; 可见-近红外光谱; 高光谱成像; 拉曼光谱; 电子鼻; 机器视觉

## Progress on Research and Application of New Non-destructive Testing Techniques in Tomato Quality Inspection

HAN Zixin, ZHANG Lili, ZHANG Bo, ZOU Fanglei, SHANG Nan\*  
(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Tomatoes are one of the most widely cultivated vegetables in China and are popular among consumers. In recent years, as the demand for healthy food has grown, the quality of tomatoes has aroused increasing attention. While tomatoes are generally uniform in shape, there are significant differences in size, fruit type and color among tomato varieties, and tomatoes contain a variety of nutrients with complex chemical structures, so its quality is difficult to assess. The traditional tomato quality testing methods are subjective, destructive, time-consuming and laborious, and thus cannot meet the demand of large-scale quality testing. Recently, with the development of non-destructive testing technologies, new detection methods such as machine learning, multispectral techniques, and electronic nose/electronic tongue have been developed and applied for the rapid and non-destructive testing of tomato quality. This paper provides a summary of the development and application of artificial intelligence based on image recognition, electronic nose technology and spectroscopic technologies for the non-destructive testing of tomatoes in order to provide a reference for future research and development of tomato quality inspection.

**Keywords:** tomato quality inspection; visible-near infrared spectroscopy; hyperspectral imaging; Raman spectroscopy; electronic nose; machine vision

DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230103-014

中图分类号: TS207

文献标志码: A

文章编号: 1002-6630 (2024) 01-0289-12

引文格式:

韩子馨, 张丽丽, 张博, 等. 新型无损检测技术在番茄品质检测中的研究与应用进展[J]. 食品科学, 2024, 45(1): 289-300.

DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230103-014. <http://www.spkx.net.cn>

HAN Zixin, ZHANG Lili, ZHANG Bo, et al. Progress on research and application of new non-destructive testing techniques in tomato quality inspection[J]. Food Science, 2024, 45(1): 289-300. (in Chinese with English abstract) DOI:10.7506/spkx1002-6630-20230103-014. <http://www.spkx.net.cn>

收稿日期: 2023-01-03

基金项目: 北京市乡村振兴科技项目 (20221230-01)

第一作者简介: 韩子馨 (2000—) (ORCID: 0000-0002-9929-7830), 女, 硕士研究生, 研究方向为农产品加工。

E-mail: h919hzx@163.com

\*通信作者简介: 尚楠 (1990—) (ORCID: 0000-0002-8620-4631), 女, 副教授, 博士, 研究方向为食品科学与工程、农产品加工与贮藏。E-mail: nshang@cau.edu.cn

番茄因其营养、风味、口感以及加工属性成为全球蔬菜市场的“宠儿”，是全球栽培最广、消费量最大的蔬菜作物，常年位列全球蔬菜作物产量榜首。我国作为农业大国，拥有全球最高的鲜食番茄产量以及全球最大的番茄种子市场。据统计，“十三五”期间我国番茄种植面积稳步提升，除露天种植外，设施番茄种植面积不断扩大；与此同时，我国番茄出口总量呈现上升趋势，在抗逆、抗病及优化育种方面硕果累累<sup>[1]</sup>。

当代番茄市场在育种科技发展和市场需要的双重催化下，诞生了一系列的“新生”番茄品种<sup>[2]</sup>；同时，随着人民消费水平的不断升级和生鲜领域的蓬勃发展，消费者对番茄的综合品质有了更全面的追求；此外，食品加工等行业飞速发展使番茄的精深加工逐渐成为主流趋势，贸易全球化也不断推动我国番茄及其制品的出口。面对当前市场需求，完善出品等级、提高加工质量、建立国际接轨的质量标准体系<sup>[3]</sup>，是满足消费者需求的必经之路。完善番茄品质的综合评价，首先需要对番茄的各项品质指标进行检测，以提供理论依据和数据基础，这个过程不仅需要大量数据的采集，同时对检测技术的精度和灵敏度也有较高的要求。番茄品质的检测可分为外部品质检测和内部品质检测。我国普遍应用的外部品质检测主要依靠人工检测方法，不仅主观性强、效率较低，且仅能对外部品质进行粗略评价，难以形成统一准确的评价标准；内部营养成分含量的检测方法虽然能够达到较高的准确度，但存在破坏性强、耗时费力、应用场景单一等缺点，难以对大规模的样品进行全面、高效、准确的检测，使其无法在市场上得到广泛应用。

综上，为满足各层面的消费需求和加工需要，急需探求更加全面、便捷、无损的番茄品质检测技术。20世纪中叶，西方一些国家已经开展了针对番茄无损检测的研究，当时主要集中在对番茄外部品质的检测上。我国番茄无损检测研究开展于20世纪90年代，近年来在智慧农业的大力推动下，先后在传感器和光谱技术领域取得大量成果。本文在传统番茄品质检测技术的基础上，重点总结了基于图像识别的人工智能、电子鼻技术和光谱技术在番茄无损检测方面的发展与应用。

## 1 番茄品质指标及传统检测方法

番茄的主要品质指标如表1所示，包括外观、风味、营养和安全等多个方面，所涵盖的指标类型众多，各指标均有其标准规定或常用的检测方法。

表1 番茄主要品质指标

Table 1 Major quality indicators of tomatoes

外观品质	风味品质	营养品质	安全品质
果色, 果形, 体积, 损伤、缺陷程度, 硬度	糖度、酸度、糖酸比、可挥发性风味物质含量、游离氨基酸含量	可溶性固形物含量 (soluble solids content, SSC)、糖分、有机酸、番茄红素、酚类物质	农药残留量、重金属含量、有害化合物含量、病虫害

### 1.1 番茄的品质指标

#### 1.1.1 外观品质

外观是消费者对商品产生印象的首要因素，番茄的外观品质包含果色、大小、果形、损伤、缺陷和硬度等指标<sup>[4]</sup>。作为最直观的因素，番茄的外观品质被作为其育种、种植以及采收等工作的关注重心<sup>[5]</sup>，对番茄的外观品质的研究，为番茄的种植条件优化、田间监控、采收贮存的科学化提供了依据，同时为番茄育种行业提供了重要参考。

#### 1.1.2 风味品质

番茄的风味是决定鲜食体验和加工产品质量的决定性因素，成熟番茄中的可溶性糖主要是葡萄糖和果糖，其酸度主要来自柠檬酸和苹果酸等有机酸，而番茄的糖酸比主要由影响较大的果糖和柠檬酸决定<sup>[6]</sup>。研究表明，番茄中较高的糖含量能提高番茄的适口性，适量的酸使风味浓厚<sup>[7]</sup>，最适宜的番茄糖酸比为7~11<sup>[8]</sup>。作为番茄独特风味的来源<sup>[9]</sup>，挥发性芳香物质的组成是决定番茄风味的重要因素，截至目前，在成熟的番茄果实中发现的醇、醛、酮、酯、萜等挥发性芳香物质多达400多种，其中醛类化合物使番茄具有新鲜感，增加了番茄的甜度，提升了感官愉悦度<sup>[10]</sup>，而酯类化合物和酚类化合物可接受度较低<sup>[11]</sup>。

#### 1.1.3 营养品质

SSC是番茄最主要的营养品质指标，它具体是指番茄汁液中诸如可溶性糖、有机酸、番茄红素等溶质所占的百分比。在番茄果实中，糖分占总干物质质量的55%，有机酸占总干物质质量的12%，主要是柠檬酸、苹果酸。

VC又称抗坏血酸，是维持人体健康不可或缺的必需维生素之一<sup>[12]</sup>，通过对控制基因的研究培育高VC含量的番茄可以满足人的摄取需要。在生长过程中，番茄果实的果色受番茄红素含量的正向调控，番茄红素与番茄酱等番茄制品的色泽等品质有关，且具有抗氧化性，可以降低一系列非传染性慢性疾病的发生率<sup>[13]</sup>。多酚是果蔬营养与风味品质的主要决定性因素，具有显著的抗氧化、抑菌、抗病毒和抗炎作用<sup>[14]</sup>。番茄中主要的类黄酮组分为槲皮素和芦丁，而果肉中主要的酚酸有绿原酸、没食子酸、龙胆酸及较少的咖啡酸和苯甲酸<sup>[15]</sup>。

#### 1.1.4 安全品质

为了减少病虫害造成的损失、提高产量，在实际种

植过程中会通过喷洒农药预防病虫害。为满足贮藏和运输的需求,市售的番茄一般通过外源乙烯利处理达到提前催熟的目的<sup>[16]</sup>。但是农药和乙烯利等化学用品的使用剂量始终难以在实际生产中得到完全的规范与控制,过量的有害化学物质残留危害人类健康,影响番茄的安全性<sup>[17]</sup>,故乙烯利残留量和农药残留量是番茄安全品质评价的重要指标。

## 1.2 传统检测方法

番茄的品质检测可分为外观品质检测和内部品质检测。目前,针对番茄外部品质的检测以人工检测为主。果色的判断和损伤缺陷的识别一般依靠人工筛选;番茄果实果径和硬度数值一般也是人工用游标卡和硬度仪尺测量获得,这些方法均依赖人工操作,过于依靠个人经验,主观性过强,难以形成固定的标准,也难以实现大规模的全面筛查。表2则列举了番茄内部主要成分的含量检测依据。

表2 番茄内部主要成分传统测定方法与参考依据

Table 2 Traditional detection methods established in national and industry standards for major components in tomatoes

内部主要成分	检测方法	参考依据
SSC	折射仪法	NY/T 2637—2014《水果和蔬菜可溶性固形物含量的测定 折射仪法》
可溶性糖含量	铜还原碘量法	NY/T 1278—2007《蔬菜及其制品中可溶性糖的测定 铜还原碘量法》
总酸	滴定法	GB 12456—2021《食品中总酸的测定》
番茄红素	高效液相色谱法	NY/T 1651—2008《蔬菜及制品中番茄红素的测定 高效液相色谱法》
农药及相关化学 品残留量	气相色谱-质谱法	GB 23200.8—2016《水果和蔬菜中500种农药及相关化学品残留量的测定 气相色谱-质谱法》
乙烯利残留量	气相色谱法	GB 23200.16—2016《水果和蔬菜中乙烯利残留量的测定 气相色谱法》

注:NY/T.推荐性农业部标准;GB.强制性国家标准。

综上,传统的番茄品质检测方法存在诸多问题,包括主观性强,难以形成固定的标准;破坏性强,预处理过程复杂,检测步骤繁多;难以直接获得指标,难以满足定性、定量分析的需求;基本停留在实验室层面,无法实现市场化、实时化、大规模的检测及监控。

## 2 新型检测技术及其利用

当今,传统的番茄品质检测方法难以满足我国番茄市场对番茄品质评价标准更加精细化的要求。在科技发展和消费升级的双重催化下,一系列新型检测技术快速发展,并更多的服务于番茄品质的检测。新型检测技术实现了对番茄各项指标更加快捷精准、高效、无损化的测定,借助各类数据分析方法以及数学模型,构建了各指标之间联系,为实现番茄品质的大规模的预测、监控提供了可能。下面,本文将结合国内外学者在该领域的研究,对新型检测技术及其在番茄品质检测方面的应用进行概述。

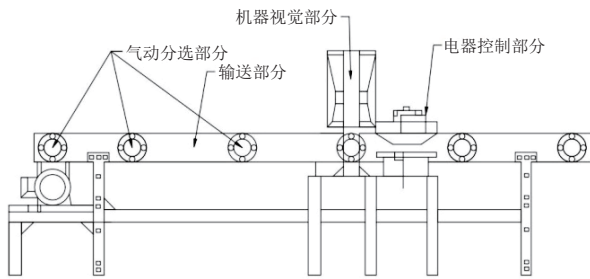
### 2.1 机器视觉

近年来,人工智能快速发展,并逐步在农业机械装备中得到实用化,机器视觉技术是其中的重要分支。机器视觉是通过计算机模拟人类的视觉功能的技术,该技术利用光学装置和图像传感器获得被检测物体的图像信息,通过图像处理系统将图像信号转化为数字化信息,提取目标特征信息,利用计算机进行分析处理而实现识别、检测等功能<sup>[18]</sup>。自20世纪末以来,基于机器视觉技术的番茄色泽<sup>[19-20]</sup>、大小<sup>[21-23]</sup>等指标的检测以及缺陷、病害等<sup>[24-25]</sup>的识别已获得了诸多成果,近年来,机器学习算法的进步为机器视觉在番茄无损化检测及分级应用方面带来了突破性的发展。

成熟度的判断对番茄的采收、贮藏及销售具有重要的参考意义。番茄果皮颜色是国内外接受度和实用性较高的成熟度判断依据,利用机器视觉技术对番茄成熟度进行判别的要点包括成熟阶段的定义和相应颜色特征的提取,契合度高的颜色特征可以提升判别效果。王俊平等<sup>[26]</sup>为探究机器视觉在果蔬成熟度检测中的能力,参考SB/T 10331—2000《番茄》划分了6个番茄成熟度阶段,并采集这6个阶段的番茄图像,在红色、绿色、蓝色(red, green, blue, RGB),色调、饱和度、明度(hue, saturation and value, HSV)和CIE  $L^*a^*b^*$  3种颜色模型下,获取各彩色单通道图像的灰色均值箱线图,提取出6个有效的颜色特征,建立颜色特征与番茄成熟度之间的最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)模型;为验证模型效果,取不同成熟度的番茄共108组,按照2:1的比例随机分为训练集和验证集,结果表明所建模型的验证集准确率可达88.09%。毕智健等<sup>[27]</sup>在基于机器视觉的番茄成熟度研究中,提出另一种成熟度定义和颜色分析方法,此研究依照GB 8852—1988《番茄》将成熟度定义为完熟、成熟、绿熟、未熟4个阶段,采集处于4个成熟阶段番茄的花萼区3个区域和顶部1个区域的RGB图像,处理后,提取R、G、B单分量的值,使用SPSS软件筛选有效的自由组合分量,又将RGB图像转换为HSV,色调、色彩、强度(hue, saturation and intensity, HSI) 2种颜色模型提取颜色特征H、S、V、I值,所有的特征分量运用Matlab软件进行归一化处理获得归一化均值,应用Mahalanobis、Quadratic、Linear 3种函数模型,利用所提取特征分量对不同成熟度番茄分别进行判别分析;但该实验中,仅使用Linear判别函数对绿熟阶段番茄的判别效果较佳,对于成熟阶段和完熟阶段番茄的判别,3种模型的效果均不理想。

对番茄进行有效的分级能够提高番茄的产品价值,然而传统的人工目测分级具有主观性强、费时费力的局限。近年来,各国学者研制的以传送单元搭载的机器视觉系统构成的分级系统,为机器视觉的商品化应用提供了可能。常英<sup>[28]</sup>基于机器视觉设计了一个由输送装置、图像采集装置和气泵分选装置构成的分级检测系统

(图1), 通过统计连通区域个数并比较樱桃番茄RGB分量结合度量范围的方法, 实现了对樱桃番茄缺陷果的识别, 检测精度可达90%左右。



该装置利用传送带输送番茄样品, 当样品抵达机器视觉部分时, 将触发内部光电传感器对样品进行图像采集, 所采信息经计算机(未体现)处理输出分级结果, 系统将依照分级结果控制对应气动分选部分阀门, 所分3个等级的番茄将经不同的气动分选阀门吹至不同等级分选箱。

图1 樱桃番茄在线分级检测装置

Fig. 1 Cherry tomato online grading device

以番茄果径作为指示番茄大小的参数, 对番茄进行分级是目前应用较为广泛的分级模式。曾令培等<sup>[29]</sup>基于机器视觉提取采集番茄图像的尺寸特征, 并以横径作为分级依据实现了对番茄的智能包装, 所采番茄图像首先经过图像灰度化、中值滤波器去噪音, 对比了不同灰度下的阈值分割效果, 结果显示将灰度值调节为180时可以获得最优的分割效果, 并利用二值图和形态学的结合处理, 填充了分割图产生的毛刺与孤立点。为提取番茄尺寸特征, 研究者对比了最小外接矩形法和最小外接圆法提取番茄横径的准确性, 他们从200组番茄中抽取10组番茄进行测定, 发现采用最小外接矩阵法得到的数值比较接近游标卡尺测量值。在另一组实验中, 研究者利用canny边缘检测提取番茄的果径, 通过统计像素点数提取番茄色泽特征, 最小外接矩阵法提取果形特征, 灰色共生矩阵法提取纹理特征; 结合判别树法和经粒子群优化算法(partical swarm optimization, PSO)优化的SVM分类法进行融合决策, 实现了对番茄的综合分级, 简明地对多个条件影响的结果进行了判别, 避免了单独决策的局限性, 分级速率可达4个/s, 分级准确率可达95%以上<sup>[28]</sup>。Nyalala等<sup>[23]</sup>利用机器视觉设计了一种樱桃番茄模式下的分级分选系统, 研究对所采图像进行二维、三维的深度分析, 并建立了樱桃番茄的体积-质量函数, 但所建立的模型只适用于樱桃番茄, 若想提高普适性还需大量数据。相关研究优化了基于视觉提取番茄尺寸特征的方法, 通过对算法的改良提高了分级准确度, 实现了对番茄的自动分级和智能包装, 为机器视觉的商品化提供了思路。

计算机的高速发展辅助推动着机器视觉技术的应用, Joice等<sup>[30]</sup>基于机器视觉设计的番茄色选机利用微型电脑Raspberry Pi对所采图像进行分选, 经由Open CV-Python编程的系统提高了图像的实时处理效率, 该色选机处理效率可达2个/s, 且准确率高达98%。

在当前, 计算机技术的快速迭代为机器视觉的发展提供了支持, 国际上已经存在基于机器视觉研发的果蔬分级设备, 为推进机器视觉技术的商品化, 协调番茄在动态状态下的识别与分析可以作为后续研究的方向。由于待测物品为农产品的特殊属性造成的检测场景复杂多变、待测物结构缺乏统一标准等问题, 机器视觉在番茄检测技术方面依旧存在所需计算量大、所需数据量大、鲁棒性差等问题, 而机器视觉检测技术的核心在于图像的处理分析, 未来检测技术的提高还需依赖处理系统计算能力的提高与算法的改进升级。

## 2.2 可见-近红外(visible-near infrared, Vis-NIR)光谱

Vis-NIR光谱是分子吸收光谱的一种。Vis-NIR光谱分析方法利用各种物质组分对特定频率的光产生差异性吸收的特点结合化学计量学方法实现对物质组分进行定量和定性分析, 其检测设备如图2所示。Vis-NIR光谱具有特征性强、测定快速、不破坏试样、操作简便、能分析各种状态的试样的特点, 被广泛应用于番茄内部成分的检测<sup>[31-33]</sup>。

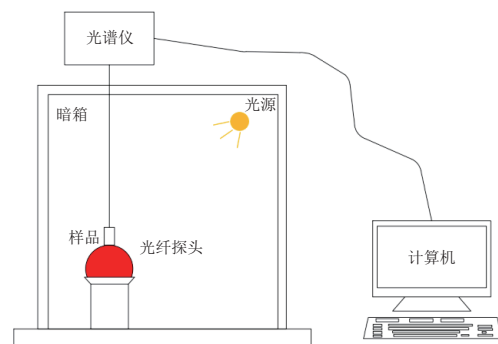


图2 Vis-NIR光谱检测设备

Fig. 2 Vis-NIR spectroscopic inspection equipment

近年来, 国内外各学者利用Vis-NIR光谱技术采集番茄样品光谱信息, 利用理化分析方法测定番茄的内部成分含量, 研究番茄光谱信息和内部品质的关联性, 比较不同的光谱预处理方法对番茄原始光谱预处理效果, 对比不同光谱变量优选算法, 构建番茄内部品质的定量模型, 选出预测性能最佳的模型, 进而综合评价番茄的内部品质。

Huang Yifeng等<sup>[34]</sup>基于全透射光谱获取番茄的Vis-NIR光谱, 建立SSC预测模型, 研究发现检测方向对SSC预测模型的性能有显著影响, 其茎顶轴垂直于输送带时的检测效果显著优于茎顶轴平行于输送带。为减少杂光、优化光路在番茄内部的传播, Yang Yi等<sup>[35]</sup>通过对不同番茄图像采集方向和不同光照参数设置下所采数据的全光谱建模, 确定了最优测量参数, 为建立番茄SSC预测模型, 原始光谱经Savitzky-Golay (S-G) 卷积平滑处理结合多元散射校正(multiplicative scatter correction,

MSC)的预处理方法消除光谱差异、降低系统噪声,应用竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)选择了22个关键波长;相较于全光谱,偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)建模结果显示特征波长的选择有效提高了分析精度。除此之外,为探究融合建模的效果,有研究将番茄的质量、高度和宽度3个数据单一或联合与特征波长光谱融合,分别建立特征波长光谱、融合数据与番茄SSC的PLSR模型,结果显示,数据的融合有效地提高了模型的拟合程度,其中联合质量和高度信息对CARS-PLSR模型补偿效果最好,补偿模型的预测相关系数(predictive correlation coefficient,  $R_p$ )为0.91、预测均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)为0.17%。研究证明了物理性状与光谱信息融合可以有效提高检测的准确性,为探究更加准确高效的番茄SSC检测方法提供了新的思路。

番茄内部结构较为复杂,不同部位的内部品质也具有一定差异,故图像采集点位的选择也成为学者研究的目标。有研究选择在番茄的赤道部位等角度取4点进行光谱采集,每点采集5次,共取20个光谱曲线的平均值作为该样品的分析光谱<sup>[36]</sup>,基于Vis-NIR光谱原理搭建了樱桃番茄SSC投射检测系统;以前人经验为参考,研究选取较为平滑的600~960 nm波段光波信息,分别经S-G卷积平滑处理平滑后进行一阶导数、二阶导数预处理,利用果径归一化进行番茄果径修正,分别建立光谱信息处理前后的偏最小二乘(partial least squares, PLS)模型以验证效果,结果显示,经果径归一化后的二阶微分光谱预测模型的校正集和预测集相关系数分别达到0.938 3和0.936 0,均方根误差分别为0.279 6 °Brix和0.395 5 °Brix,相较于原始光谱,建模效果明显提高。研究表明,果径归一化处理可有效消除基线漂移,改善因果径不同带来的预测误差,该方法对于提高番茄内部品质测量结果的稳定性做出了贡献。

为使检测方法更具普适性,Brito等<sup>[37]</sup>选择来自5个不同地区的两个收获季的番茄作为样本,基于Vis-NIR光谱技术开发番茄果实SSC的检测模型,采集840~1 050 nm波段的光谱信息,采用正交信号校正(orthogonal signal correction, OSC)预处理,进行主成分分析(principal component analysis, PCA)和番茄可溶性固形物PLSR建模,结果显示,PCA不能很好地识别不同来源的番茄光谱信息,PLSR模型则呈现了较好的拟合效果, RMSEP为0.32%、预测决定系数(prediction coefficient,  $R_p^2$ )为0.67%、标准差为0.56%,模型的预测标准偏差与矫正RMSEP的比值大于1.5,证明该模型具有区分高低值的能力。研究证明了Vis-NIR光谱预测番茄SSC的能力,实现了利用番茄SSC的快速量化,但这也同

样证明,想要获得更好的建模效果,还需要添加大量不同来源的番茄作为样本。

王凡等<sup>[38]</sup>基于Vis-NIR光谱技术搭建番茄中番茄红素含量的检测系统,考虑番茄红素对番茄果色的影响,选择78个不同成熟度的番茄作为样品,采集番茄的完整透射光谱,对比多种图像预处理方法,分别用PLS进行建模分析,结果表明标准正态变量变换(standard normal variate transform, SNV)预处理后的模型效果最好;为进一步简化模型,采用无信息变量剔除(uninformative variables elimination, UVE)法、连续投影算法(successive projections algorithm, SPA)、CARS 3种方法单独或联合处理(UVE-SPA、UVE-CARS)对全光谱进行变量优选,结果显示UVE-CARS-PLS模型预测效果最佳,以此构建了番茄红素含量检测方法。为证明有效性,选用25个番茄样品对所建立模型进行了验证,UVE-CARS-PLS模型的 $R_p$ 为0.981 2, RMSEP为0.707 1 mg/kg,平均相对误差为4.3%,预测效果显著优于针对全光谱的PLS模型,证明了采用UVE-CARS的特征波长筛选方法有效,可提高模型精度。实验室层面,Vis-NIR检测平台的搭建在果蔬品质无损检测方面取得了众多研究成果,但由于光学仪器的复杂性,无法实现实时检测的要求和市场化的推广。

在微机电加工技术进步的推动下,为实现Vis-NIR光谱检测技术的大范围的推广,检测仪器的便携化成为大势所趋。Zhang Dongyan等<sup>[39]</sup>基于Vis-NIR技术开发了一种便携式设备,在对不同成熟度番茄果实SSC的检测方面进行了尝试,研究利用开发的便携式设备采集番茄在500~930 nm和900~1 400 nm波段的光谱信息,对比CARS和随机蛙跳(random frog, RF)算法选择特征波长对模型优化,将光谱波段和特征波长选择方法作为因素,进行双因素完全随机设计,分别结合PLSR和LS-SVM两种建模方式进行分析,比较 $R_p$ 和RMSEP综合考察预处理效果。建模结果表明,通过CARS算法在900~1 400 nm范围内选择特征波长建立的PLS模型具有最佳性能。在后续实验中,模型效果得到了验证,模型可对5个不同成熟度的番茄进行预测,独立集检测的 $R_p$ 和RMSEP分别为0.830、0.316 °Brix。而孙阳等<sup>[40]</sup>利用AMBERII便携式近红外光谱仪器对樱桃番茄的糖分进行了快速分析,所采集的172个樱桃番茄样品的近红外光谱数据经SNV联合S-G卷积平滑预处理后,通过UVE和SPA两种方法联用提取12个特征波长,建立PLS模型, $R_p^2$ 为0.934 7, RMSEP为0.174 4,相对分析误差为2.81。为满足市场需求,国内外相关企业已成功研制并推出了商业化的便携式近红外分析仪,这些仪器在果蔬品质检测中均有较好的适用性,为进一步提高其实用性,完善相关

辅助软件的开发,提高仪器的用户友好性和操作简便性可以作为制造商的研究方向<sup>[41]</sup>。

Vis-NIR检测技术具有低成本、高效率、普适性高等优点,被广泛的应用于番茄品质的在线无损检测,但Vis-NIR光谱检测技术存在易受环境等外界因素影响的缺点,提高检测技术的抗干扰性将是提高近红外光谱技术实用性的要点;就农产品成分组成复杂的特点而言,近红外光谱检测技术的精度有待提高。便携式红外光谱的商品化推进了近红外光谱检测技术的应用,但在应用于番茄品质检测时还需建立针对待测项目的方法和标准,另外还应扩大模型库的数据量,提高检测技术的通用性。

### 2.3 高光谱成像

高光谱成像技术是基于非常多窄波段的影像数据技术,它将成像技术与光谱技术相结合,探测目标的二维几何空间及一维光谱信息,具有多波段、高分辨率和图谱合一的技术优势<sup>[42]</sup>。高光谱图像具有更高的光谱分辨率,通常其精度可达到2~3 nm;高光谱图像的数据是三维的,其中两维是图像的空间像素坐标信息,第三维是波长信息,弥补了传统成像技术和光谱技术的局限性<sup>[43]</sup>。由于包含光谱和空间信息,在番茄无损化检测领域,高光谱图像不仅能反映番茄如果色<sup>[44]</sup>、缺陷<sup>[45-46]</sup>等的外在特征,还能反映番茄的化学成分<sup>[47]</sup>等品质特征。

由于光源类型、打光方式等条件的不同,光在果蔬内部所形成的光路不同,由此可将高光谱成像分为高光谱反射成像、高光谱透射成像和高光谱散射成像3种形式<sup>[48]</sup>。为探究3种成像形式对果蔬内部成分测定的效果,张若宇<sup>[49]</sup>以番茄为研究对象,搭建3种光谱成像系统,利用PLSR法建立番茄SSC和硬度定量分析模型,评价3种成像模式单一及联用模型的预测效果,研究创新性地利用简化的PC大津法进行背景分割并进一步获取目标光谱及纹理参数,引入像素点校正的思路,在高光谱反射和漫透射两种成像模式下,利用像素归一化校正减少了样本由于辐照不均、样本个体差异及其他因素对检测结果造成的影响。经过对比,高光谱漫透射成像技术在番茄SSC检测中更具优势,高光谱反射成像对修正硬度的检测效果最好,不同模式联用的模型较单一模型并无改善。研究表明3种成像模式下平均光谱对番茄SSC检测效果均较佳,而硬度检测中,仅针对F<sub>xz</sub>的检测较为有效。

针对高光谱检测技术难以对硬度进行精准预测的问题,龙燕等<sup>[50]</sup>基于改进型随机区间蛙跳算法结合高光谱技术检测番茄硬度,选择性地截取了信息量丰富且较为平滑的波段光谱的数据进行MSC和归一化处理。应用改进型随机区间蛙跳算法提取特征波长,对比结果证明,其改善了传统RF算法收敛时间过长和模型实用性差的缺陷,同时一定程度上克服了光谱信息缺失或冗余的问题,提高了番茄硬度检测的时效性和准确度,以此建立

番茄硬度的PLSR模型,测试集 $R_p$ 可达0.968 5, RMSEP为0.004 0 kg/mm<sup>2</sup>,证明高光谱技术和RF算法结合可实现对番茄硬度的快速、无损检测。

Rahman等<sup>[51]</sup>基于高光谱成像技术研发了一种无损化检测番茄化学成分的方法,采集了95个成熟番茄1 000~1 550 nm范围内的光谱信息,为探究更加高效准确的检测方法,分别应用移动加权平均平滑、归一化、S-G卷积平滑、MSC和SNV等方法对原始光谱进行预处理,分别建立对番茄水分含量、pH值和SSC的PLS模型, $R_p$ 和RMSEP被用于评价建模效果。结果表明,1阶S-G平滑预处理下的PLS模型的水分含量、pH值具有更好的性能,而基于移动加权平均平滑预处理光谱的模型对SSC中具有更优的预测效果, $R_p$ 分别为0.81、0.69和0.74, RMSEP分别为0.63%、0.06%和0.33%。该研究建立的基于高光谱成像技术建立的PLS模型可以有效地对番茄内部品质进行检测,这证明了高光谱技术可以作为番茄无损化快速检验的有效手段,但为获得更好的鲁棒性,还需要覆盖更多品种、收获季节的样本。

由于番茄内部番茄红素等胡萝卜素具有特殊的光谱吸收波段,并且这些成分与番茄的成熟度存在相关性,因此,国外一些学者尝试利用高光谱成像检测番茄的成熟度。石玉康<sup>[52]</sup>利用高光谱成像技术构建番茄成熟度判别模型,获取3个不同番茄品种不同成熟度果实的图像数据,原始图像数据首先经灰度处理等预处理后采用最小外接矩形法提取番茄的纵、横经尺寸,平均误差分别为0.27 mm和0.13 mm;以颜色特征 $a^*$ 和 $b^*$ 的比值作为划分不同成熟度的依据,对所获取的光谱信息进行PCA,选择11个特征波长后建立的番茄成熟度SPA-LIBSVM模型测试集的准确率可达86.3%;为建立番茄果实形态结构和组分含量性状表型的PLSR模型,使用SPXY算法将各性状表型值结合光谱值进行划分,利用SPA法进行特征波长提取,最终所得的预测模型对颜色性状参数的预测非常准确,对硬度的预测效果尚佳,但对番茄组分含量的预测效果较差,这仍为番茄的采摘期预测提供了有效的信息。

Jiang Yiping等<sup>[53]</sup>基于高光谱成像技术设计了一种半监督算法用于番茄成熟度判别,研究通过少量标记样本的稀疏编码描述未知样本的类概率信息,利用基于拉普拉斯分数和光谱信息散度的半监督算法将该信息构造为图以实现特征波长的选择,建立基于类概率信息的模型并构建连接图,利用标签传播算法对番茄成熟度进行了判别,最终所得算法的判别准确度高达96.78%,验证了该算法可以以少量样本构建精准的番茄成熟度标签,证明了深度学习的进步为光谱数据的处理提供了一种新的出路。

高光谱成像技术在番茄品质检测方面展现出极大的潜力,但目前,受硬件性能、数据处理速度和设备成本的限制,高光谱检测技术的相关研究基本还停留在实验

室规模, 依旧缺少在实际应用层面的经验。针对高光谱检测技术数据量大、算法复杂等问题, 还需探索有效措施对全波段高光谱图像进行特征波长选取, 降低数据冗余量, 提高高光谱图像的处理效率, 还期待机器学习背景下算法的升级。高光谱成像技术在番茄品质检测领域的实际应用, 还需提升检测性能、降低仪器成本, 这有赖于光学技术和计算机技术的发展。

#### 2.4 表面增强拉曼光谱 (surface-enhanced Raman spectroscopy, SERS) 技术

拉曼光谱基于拉曼效应, 通过记录拉曼位移波数实现从分子水平上反映样品化学组成和分子结构上的差异, 同时光谱强度与入射光强度和样品分子的浓度呈正比<sup>[54]</sup>, 拉曼光谱由此实现对样品的定性定量分析。SERS技术是基于入射光和电磁场在等离子体局域场表面的耦合作用, 使拉曼散射信号增强 $10^6\sim 10^{15}$ 倍的一种信号放大检测技术, SERS技术因其几乎不受水分影响、灵敏度高、响应迅速以及特异性强等优势<sup>[55]</sup>, 成为果蔬作物农残快速检测的主要手段。

近些年, 随着科学的不断进步, 传统的刚性SERS基底逐步被取代, 可弯曲、灵活性强、可吸附在复杂表面进行原位检测的柔性材料<sup>[56]</sup>被广泛应用于果蔬表面农药残留的鉴别。刘霄希<sup>[57]</sup>基于SERS技术研发了一种用于快速检测番茄表面农药残留的新型柔性材料, 研究首先以光谱信号强度和农药采样效率为依据选择3M9080作为柔性支撑物; 为进一步使信号增强优化, 针对3种待测农药分别确定了胶体的浓度和用量以及凝聚剂的种类和用量; 为去除无关变量、提升建模效果, 分别采用PLS、LS-SVM模型, 对SPA法、CASR法选择的特征变量和拉曼特征峰波段建模, 结果显示基于拉曼特征峰波段建立的LS-SVM模型效果最好。研究证明该新型柔性SERS基底可适用于番茄表面农药残留的快速无损检测。

Ma Pei等<sup>[58]</sup>基于SERS技术对番茄表面残留毒死蜱浓度进行检测, 研究首先以标准毒死蜱溶液为测量对象, 获得毒死蜱浓度与SERS关键特征峰之间的线性方程; 应用以银胶体作为增强基底的SESR技术获取番茄表面拉曼光谱, 光谱经过处理分析后, 将所获关键特征峰信息与标准方程进行对照以获得番茄表面农药残留的浓度信息, 结果表明SERS技术所获光谱的重复性极高, 所得线性方程也具有极高的拟合度, 为SERS技术在毒死蜱含量测定方面提供了新的思路。

SERS基底的制备是扩大SERS研究范围和应用领域的重点, 随着纳米材料的制备技术日益成熟, 可控粒度与形状的纳米颗粒被广泛作为模型材料应用于SERS检测。Hu Bingxue等<sup>[59]</sup>基于SERS技术, 以大面积的高密度金纳米棒阵列基板作为基底获取番茄表面混合农药的光谱信息; 采用简单线性混合光谱分解方法从所获拉曼

光谱中实现了对每种农药光谱的识别和分离, 结果表明SERS技术结合简单线性混合光谱分解方法, 可以将单一组分的光谱信息从混合物光谱中分离出来, 实现了对番茄表面残留农药的定性和定量分析。

#### 2.5 电子鼻

电子鼻又称气味扫描仪, 主要由气敏传感器阵列、信号预处理和模式识别3部分组成。电子鼻技术通过模拟人类嗅觉机理, 在检测过程中采集挥发成分的整体信息, 利用不同传感器对一种气味灵敏度的差异, 将气味信息转化为电信号, 与数据库中的信号加以比较从而实现智能检测<sup>[60]</sup>。电子鼻技术操作简单、快速高效, 且避免了样品复杂的预处理, 被广泛应用于果蔬品质检测领域。

芳香物质在番茄中的含量虽然不高, 但其种类和含量随着品种和成熟阶段的不同呈现明显差异, 对风味有着较大的影响, 而电子鼻通过对这些挥发性成分的实现实现对番茄品质的检测。

番茄在生长、采后贮藏的过程中, 营养成分和与气味相关的芳香物质也会发生改变, 利用电子鼻采集番茄的气味信息, 提取合适的气味特征, 结合模式识别, 可对番茄成熟度进行识别。潘思慧<sup>[61]</sup>基于电子鼻技术, 提取每根传感器对番茄气味响应信号的稳定值作为特征变量对番茄成熟度进行判断, 分别采用K近邻 (K-nearest-neighbor, KNN) 法和SVM建立番茄成熟度识别模型, 结果表明, 基于气味特征的SVM模型能更好地识别番茄成熟度, 模型训练集准确率为84.72%, 预测集准确率为83.33%。

不同成熟阶段中, 番茄的内部组分不断发生变化, 随着番茄内部果胶酶的作用, 番茄硬度也产生显著变化, 研究人员基于番茄成熟度与硬度之间的关系, 利用电子鼻技术采集番茄的特征信息实现对番茄成熟度的判别和硬度的预测<sup>[62]</sup>。实验划分了6个番茄成熟度等级, 选取不同成熟阶段的番茄共209个, 利用选定的10个传感器对番茄的气味做出交互响应, 记录传感器响应值, 提取传感器的平均值作为变量数据, 利用PCA法减少变量个数, 利用分析后的数据建立番茄成熟度的Fisher判别分析模型和支持向量分类器分类模型, 对比准确度发现后者对番茄成熟度的判别具有更高的准确性, 预测集准确度可达94.20%; 同时建立响应值和番茄硬度的PLS和支持向量回归模型, 结果显示, 硬度的支持向量回归模型的拟合程度更好,  $R_p$ 为95.14%, RMSEP为0.03 N, 呈现更好的线性关系。研究证明了电子鼻在番茄成熟度相关品质检测方面的潜力。

气味可以作为食物新鲜与否的判断依据, 冯蕾<sup>[63]</sup>证明了樱桃番茄的风味特征与其新鲜度及相关品质指标之间存在较强的相关性。电子鼻技术的发展, 成功克服了人类嗅觉的灵敏程度的局限性和感官难以量化的问题, 使得通过气味特征对番茄相关指标进行检测得以实现。

Wang Xiaoliang等<sup>[64]</sup>利用电子鼻对番茄的新鲜度进行判别, 比较了鞣系数特征、相似熵特征和能量特征3种特征提取方法, 实验证明相似熵特征提取方法在电子鼻检测中具有优势。Feng Lei等<sup>[65]</sup>直接以电子鼻传感器负载作为变量进行分析, 讨论了电子鼻评价樱桃番茄新鲜度的可靠性, 研究首先将番茄新鲜度分为4个等级, 樱桃番茄样品被随机分为两组, 一组作为空白对照, 另一组分别在0.4、0.8、1.2 MPa下进行高压氩气处理, 分别对贮藏0、5、10、15、20、25 d的两组樱桃番茄进行检测, 实验中14个电子鼻传感器被用于对番茄气味做出响应, 收集的响应值经PCA法处理确定了两个PC, 成功对不同压力条件不同贮藏时间的番茄进行新鲜度辨别, 得出0.8 MPa条件下高压氩气处理樱桃番茄具有更好的保鲜效果的结论。同样Xu Sai等<sup>[66]</sup>也以电子鼻响应值作为特征, 检测和监控采后不同处理番茄的风味变化, 实验使用10个传感器用于发生响应, 响应值采用PCA和线性判别分析进行处理, 为进一步验证电子鼻检测采后风味变化的效果, 采用非线性的KNN法建模, 结果显示, 电子鼻响应值的KNN模型可对室温放置、5℃冷藏的番茄和不同温度热烫处理的番茄进行识别, 验证集准确率高达100%。研究证实了电子鼻对于番茄风味变化检测的准确性, 电子鼻技术的应用为番茄采后处理中风味的检测提供了新的思路, 为番茄贮藏过程中的品质实时监测提供了可能。

气味特征与番茄物化指标之间的关系同样得到了验证。基于电子鼻响应值, PLS及SVM两种方法成功地识别新鲜、可接受及腐败3个新鲜度等级的樱桃番茄样品, 两种模型训练集、测试集正确识别率均可达100.00%; 采用PLS法对樱桃番茄的硬度、pH值及SSC进行建模, 以 $R_p^2$ 、RMSEP和相对百分比差异(relative percentage difference, RPD)作为标准对建模效果进行评价; 结果显示, 硬度预测模型的 $R_p^2$ 为0.907 9, RMSEP为0.539 9%, RPD为3.350 5; pH值预测模型的 $R_p^2$ 为0.932 3, RMSEP为0.024 7, RPD为3.907 0; SSC预测模型的 $R_p^2$ 为0.924 9, RMSEP为0.161 3%, RPD为3.710 8, 证明了樱桃番茄贮藏期间品质与风味特征变化具有良好的线性关系, 基于电子鼻结合PLS法可以对樱桃番茄的新鲜度相关品质指标进行快速而准确的定量预测。

由环境变化、待测组分变化、仪器老化等原因造成的电子鼻响应漂移<sup>[67]</sup>不可避免, 这将降低电子鼻的有效性, 解决电子鼻传感器响应漂移的问题, 对在农产品检测方面充分发挥电子鼻技术的作用具有重要意义。Valcárcel等<sup>[68]</sup>利用基于与分量校正的PLS自适应耦合的乘法漂移校正过程矫正了短期漂移, 并通过使用合成参考标准混合物标定了长期漂移, 在此基础上优化了电子鼻对番茄挥发性成分的分析。

随着电子鼻领域研究的不断进步, 以及纳米材料的创新研发与应用投产, 电子鼻的商业化产品已经在番茄品质检测方面得到了实际应用。目前, 研究人员不再局限于使用商业化模式下传感器阵列固定的电子鼻, 而是根据检测对象的特性, 设计相应的传感器阵列以获得更好的检测效果, 在未来, 结合待测目标的挥发性气体对电子鼻的传感器进行深入研究, 选择出检测精度更高的传感器是电子鼻技术的前进方向。同时, 电子鼻的传感器只能对气味信息做出响应, 获取的信息有限, 在后续的研究道路上还需结合实际用途与其他信息源的特征信息进行补充融合, 消除单一信息源的局限性, 结合人工智能算法, 寻求更好的数据特征提取技术和识别方法, 提升智能化程度。

### 3 展望

番茄是世界范围内种植最广泛的蔬菜之一, 消费的升级与贸易全球化的进程带动了人们对番茄品质更高的追求。对番茄的品质进行更加全面的检测、分析和评价, 为育种工作提供了理论基础, 为出品等级划分提供了依据, 为提高加工质量提供了保障, 对提升番茄的商业价值有重大意义。

但由于番茄复杂的结构与丰富的成分, 很难实现对番茄品质快速、准确的测量。随着科技的进步与时代的需要, 电子器官及各类光谱检测技术被广泛的用于番茄品质检测。国内外学者针对新型检测技术在番茄品质检测上做出了众多的研究, 这些研究开辟了番茄检测的新思路, 为我国番茄行业的进步创造了更多可能, 同时开拓了更大的进步空间。下文将从5个角度出发, 展望新型检测技术为我国番茄行业的创造的机遇以及面临的挑战。

#### 3.1 番茄品质检测技术的无损化发展

在国内外的各项研究中, 诸如各类光学检测技术作为无损化检测手段被广泛应用于番茄品质检测领域。利用各类光学技术对番茄SSC、番茄红素含量等理化指标进行检测的研究均获得了良好的预测结果, 证明了该技术在番茄品质无损化检测技术方面的潜力。但在目前的研究中, 无损检测技术在番茄品质的检测上也体现出一些局限性, 例如Vis-NIR光谱的使用依赖待测组分对特定频率的光产生差异性吸收, 而针对可挥发性物质等, 这些成分在番茄中的含量较低, 难以通过光吸收差异对其进行定性定量分析。

目前的研究中, 有学者分析番茄各组分之间的相关性, 以此构建方程, 间接获得相关待测指标, 但番茄成分复杂导致的干扰多等问题, 使得所建方程存在预测效果一般、鲁棒性差等缺陷。在后续研究中, 还需进一步研究对于此类指标的无损化研究手段, 或通过优化数据处理手段减少干扰, 构建更有效的数学模型。



### 3.2 番茄检测技术优缺点及应用现状对比

与传统检测技术相比,新型检测技术克服了传统方法费时费力、操作繁琐、破坏性强等缺点,可作为快速有效的检测技术应用于番茄品质检测,具备极大的应用潜力。然而,目前基于硬件设施以及处理方法等因素的约束,新型检测技术仍具有一定局限性,商品化程度和应用推广度的提高还需要大量的理论研究和应用研究支撑。表3总结了现有无损检测技术的优势、局限性以及应用现状,旨在为后续研究提供参考。

表3 新型番茄检测技术的优势、局限性和应用现状  
Table 3 Advantages, limitations and current status of application of new tomato detection technologies

检测技术	优势	局限	应用现状
机器视觉	自动化程度高、工作时长	无法获得待测物内部信息	搭载机器视觉的果蔬分级设备已投入实际应用
Vis-NIR光谱	操作简单、普适性高	抗干扰性差、模型通用性差	聚光科技(杭州)、美国Thermo Fisher Scientific等公司生产的商业便携式近红外光谱仪已在果蔬品质检测中得到应用
高光谱	高分辨率、图谱合一	数据量大、数据处理繁琐、仪器成本高	仍在实验室应用阶段
SERS	检测精度高、准确度高、响应迅速	前期处理复杂、实时性差	仍在实验室应用阶段
电子鼻	操作简单、小型化、实时化	信息来源单一、环境要求高、智能化程度低	德国AIRSENSE、上海保圣等公司已具备商品化电子鼻产品

### 3.3 智能化检测技术的多元融合

机器学习是一门多领域交叉的学科。机器学习以计算机作为工具通过模仿人类的学习行为获取新的知识和技能并改善自身的性能,是人工智能的核心。随着农业智能化进程的推进,机器学习被广泛的应用于农业生产领域的研究。在农产品检测方面,机器学习在果实的识别与检测的研究方面取得了令人满意的成果,RF算法、SVM法、KNN法等显著提高了数据处理速度,提高了检测效率。但针对庞大的数据量和复杂的实际应用背景,传统的机器学习算法依然存在处理步骤繁杂、识别精度不足等问题。

深度学习是机器视觉的一个子部分,是近些年机器学习领域热门的研究方向。深度学习的概念源于人工神经网络,“深度”是一个技术术语,指的是“网络”中的层/段数<sup>[69]</sup>,深度学习通过各种卷积提供数据的分层表示,提供了更大的学习能力,从而提高了算法的性能和精度。深度学习是一类模式分析方法的统称,其中比较典型的模型有卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、深度信念网络、堆栈自编码网络模型等。Kamilaris等<sup>[70]</sup>通过分析农业领域内40余项采用深度学习技术的研究工作得出结论,深度学习的图像处理和数据分析能力优于其他的主流技术。

CNN是目前较为流行的算法之一。在农业领域,CNN结合的图像识别技术被广泛的应用于果蔬的识别与分类等<sup>[71-73]</sup>,相关研究证明CNN具备对果蔬进行品质检

测的潜力<sup>[74-75]</sup>。CNN模型需要大量的数据进行训练,在数据量较小的情况下模型会出现过度拟合导致性能下降的情况;但针对大规模的数据样本,模型的特征提取能力将会相应提高,处理速度和准确率增强。

由此,结合机器学习的检测技术将会是农业智能化的必然趋势,但其实用化进程需要建立相应数据库的支持。目前,在我国农产品检测领域,机器学习还需要克服成本投入较高和专业人才缺乏的局限。

### 3.4 番茄品质的消费段快速查询

番茄的品质决定了番茄的产品等级、加工用途等,是番茄产业消费段的选择依据。当今的番茄消费群体中,番茄深加工企业为追求良好的产品品质,希望明确番茄的各项内部品质;番茄零售商希望对番茄有更明确的分级以实现利益最大化;广大的消费者不仅追求“形”,更对番茄的“味”有更高的追求。在这样的要求下,实现对番茄品质消费端的快速检测成为新的想法。新型检测技术的诞生,极大地提高了番茄品质检测的效率,使这样的想法成为了可能。随着光谱技术的进步,众多研究采用多种光谱处理方法消除噪音,极大地减弱了番茄背景对检测效果的影响,实现了番茄品质的田间监控,电子鼻的应用可对贮藏期番茄的品质进行监控,但目前检测应用的手段还存在检测仪器体积庞大、操作专业性强等问题,难以实现番茄品质现场快速检测的预期。

为解决上述问题,便携式检测仪器的开发成为主流趋势,众多学者在该领域做出了尝试,但大多存在鲁棒性不佳、检测重现性差等问题,还需要通过数据处理方法的优化和对更广泛样本的建模以提高效率。另外,有学者开发了一种从手机拍摄的单幅RGB图片的重建高光光谱图像的技术<sup>[76]</sup>,重建技术解决了光谱仪器价格高昂、操作专业性强的问题,为实现番茄各项指标的现场化检测提供了新的思路。

除在技术方面的提高外,我国番茄市场还应大力推广番茄快速检测技术,通过多行业接力实现对番茄品质的监控,以实践经验为技术进步提供数据技术,以技术进步推动方法实际应用。搭建番茄品质检测平台,从种植基地对番茄进行编码,沿产业链布置番茄品质检测系统,番茄生产过程中的各类信息均可云端同步,下级的使用者可通过“智能标签”对上级信息进行查看。

在数字化的当今,手机成为人们生活中重要的工具,相关手机软件的开发为番茄质量品质信息的实时化共享提供了可能,真正实现番茄“从田间到餐桌”的品质检测。目前已有学者基于Android系统开发了相应软件<sup>[77]</sup>,用户通过手机客户端下载软件获得权限,即可获得相应便携式装置获得的樱桃番茄近红外光谱实时数据,软件可经实验所验证的SPA-PLS模型实时分析、显

示样品的待测指标结果。该软件的成功开发,推进了番茄品质实时检测的进程,为后续研究指引了新的道路。

### 3.5 番茄品质标准的升级革新

经济全球化进程趋势下,出口贸易是我国番茄的主要销售手段之一,但目前我国番茄质量的相关标准存在标龄较长、指导力度不足等问题,同时相较于一些进口国,这些标准在系统性、科学性和实用性等方面也亟待提高。为使我国番茄品质标准体系与国际接轨,需要实现对番茄品质更加具体、更加精确的检测,同时对番茄品质的综合评价提出了新的期望。

表4展示了我国标准NY/T 940—2006《番茄等级规格》与外标FFV-36:2000《番茄》中关于番茄规格的划分标准,可见,FFV-36:2000的划分标准不仅更加细致,且对测量的精度有着更高的要求。为此,在后续的研究中,新型检测技术除要提高检测准确性外,还需提高其检测精度。

表4 国内外标准对番茄规格的划分

Table 4 Classification of tomato specifications by national and international standards

NY/T 940—2006《番茄等级规格》		FFV-36:2000	
规格	直径/cm	尺寸代号	直径/mm
大	>7	0	≤20
中	5~7	1	>20、≤25
小	<5	2	>25、≤30
樱桃番茄	2~3	3	>30、≤35
		4	>35、≤40
		5	>40、≤47
		6	>47、≤57
		7	>57、≤67
		8	>67、≤82
		9	>82、≤102
		10	>102

我国的划分标准较为笼统,应更多地关注不同品种、不同地域番茄之间的差异,这要求更大规模样本的番茄品质参数的采集;目前我国的标准也较为单一,大多是针对番茄的某几个指标对番茄进行等级规格的划分,各项研究中大多也是针对番茄单个指标进行建模,而面向番茄综合品质评价模型的研究较少。在后续的研究中,应考虑多种快速检测方法所获信息的联合处理,结合多种不同的数据建立番茄综合品质的评价模型,既可使各项指标彼此之间互为弥补,又可避免单一数据源造成的偏差。应结合各类数据处理方法,建立番茄综合品质的量化评价模型,输入番茄的各个品质参数获得番茄的评分;同时考虑各类用途番茄中各项品质参数的最佳配比,对待测番茄给出响应的评价;综合考量多个因素对番茄进行等级、用途等的划分,使划分更具有科学性和目的性。

## 4 结语

番茄无损检测技术能够快速、准确的判断番茄的质量,提高产品的附加值和市场竞争力。本文从外观、风味、营养、安全4个方面系统性的总结了番茄品质检测的主要指标,着重对机器视觉、电子鼻、Vis-NIR光谱、高光谱成像技术和SERS等新型检测技术进行综合性的论述与分析,结合当前研究所暴露的问题和当今番茄市场的需求,对新型检测技术在番茄品质检测领域的发展进行了展望。

目前番茄无损检测技术已具有相当的突破,但在实际应用中仍存在一定局限性。因此,未来的发展前景还有很大的提升空间。一方面,可以通过不断优化检测技术,提高检测的准确性和效率,同时减少检测成本,提高技术的可行性和经济性;另一方面,还可以通过与智能化设备和大数据技术的结合,实现对大规模番茄生产的检测和控制,为农业生产的智能化发展提供更加完善的解决方案。

总之,番茄无损检测技术具有广泛的应用前景,在农业、食品等领域具有重要意义。随着技术的不断发展和完善,它将成为提高番茄生产质量和效率的重要手段,也将为现代农业的智能化发展提供强有力的支持。

## 参考文献:

- [1] 李君明, 项朝阳, 王孝宣, 等. “十三五”我国番茄产业现状及展望[J]. 中国蔬菜, 2021(2): 13-20. DOI:10.19928/j.cnki.1000-6346.2021.2009.
- [2] 马兆红. 从生产市场需求谈我国番茄品种的变化趋势[J]. 中国蔬菜, 2017(3): 1-5.
- [3] 程力, 韩葆颖. 我国番茄产业如何应对市场新挑战[J]. 农产品加工, 2013(6): 14-15. DOI:10.3969/j.issn.1671-9646.2013.06.007.
- [4] 王飞燕, 许红军, 宋羽. 鲜食番茄果实品质相关指标的研究[J]. 新疆农业科技, 2021(6): 38-42. DOI:10.3969/j.issn.1007-3574.2021.06.019.
- [5] 王仁杰, 蔡红明, 夏海波, 等. 不同品种番茄的果实品质及感官评价[J]. 中国果菜, 2022, 42(7): 42-50. DOI:10.19590/j.cnki.1008-1038.2022.07.007.
- [6] 尚乐乐, 宋建文, 王嘉颖, 等. 番茄果实品质形成及其分子机理研究进展[J]. 中国蔬菜, 2019(4): 21-28.
- [7] LI X, TIEMAN D, LIU Z M, et al. Identification of a lipase gene with a role in tomato fruit short-chain fatty acid-derived flavor volatiles by genome-wide association[J]. Plant Journal, 2020, 104(3): 631-644. DOI:10.1111/tpj.14951.
- [8] 丁剑, 田园, 张喜春. 番茄品系不同时期果实糖酸含量的变化[J]. 北京农学院学报, 2017, 32(2): 29-33. DOI:10.13473/j.cnki.issn.1002-3186.2017.0207.
- [9] ZHAO J, SAUVAGE C, ZHAO J, et al. Meta-analysis of genome-wide association studies provides insights into genetic control of tomato flavor[J]. Nature Communications, 2019, 10(1): 1534. DOI:10.1038/s41467-019-09462-w.
- [10] CHENG G T, LI Y S, QI S M, et al. *SICCD1A* enhances the aroma quality of tomato fruits by promoting the synthesis of carotenoid-

- derived volatiles[J]. *Foods*, 2021, 10(11): 2678. DOI:10.3390/foods10112678.
- [11] KLEE H J, TIEMAN D M. The genetics of fruit flavour preferences[J]. *Nature Reviews Genetics*, 2018, 19(6): 347-356. DOI:10.1038/s41576-018-0002-5.
- [12] 车秀琴. 维生素C与人体健康[J]. *科学之友*, 2013(1): 112-113.
- [13] 田玉娟, 赵文琪, 邢竹青, 等. 番茄红素保健功效研究进展[J]. *现代食品*, 2022, 28(5): 11-17. DOI:10.16736/j.cnki.cn41-1434/ts.2022.05.004.
- [14] 夏婷, 赵超亚, 杜鹏, 等. 食品中多酚类化合物种类、提取方法和检测技术研究进展[J]. *食品与发酵工业*, 2019, 45(5): 231-238. DOI:10.13995/j.cnki.11-1802/ts.017498.
- [15] 柳帆红. 番茄果实多酚类物质检测方法的优化与品质综合评价[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2021: 10-25.
- [16] 刘广洋, 刘中笑, 张延国, 等. 乙烯利和追肥处理对番茄品质的影响[J]. *江苏农业科学*, 2020, 48(5): 121-126. DOI:10.15889/j.issn.1002-1302.2020.05.026.
- [17] 黄晓春, 周禹, 赵丽丽, 等. 番茄中农药残留现状调查与风险评估[J]. *安徽农业科学*, 2020, 48(23): 231-233. DOI:10.3969/j.issn.0517-6611.2020.23.060.
- [18] 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.
- [19] LIU G X, MAO S Y, KIM J H. A mature-tomato detection algorithm using machine learning and color analysis[J]. *Sensors*, 2019, 19(9): 19. DOI:10.3390/s19092023.
- [20] LIU G X. A robust mature tomato detection in greenhouse scenes using machine learning and color analysis[C]// 2019 11th International Conference on Machine Learning and Computing. New York: Association for Computing Machinery, 2019: 11-15.
- [21] LI H Y, SUN Q, LIU S N, et al. A novel tomato volume measurement method based on machine vision[J]. *Technical Gazette*, 2021, 28(5): 1674-1680. DOI:10.17559/tv-20210616091307.
- [22] NYALALA I, OKINDA C, CHAO Q, et al. Weight and volume estimation of single and occluded tomatoes using machine vision[J]. *International Journal of Food Properties*, 2021, 24(1): 818-832. DOI:10.1080/10942912.2021.1933024.
- [23] NYALALA I, OKINDA C, NYALALA L, et al. Tomato volume and mass estimation using computer vision and machine learning algorithms: cherry tomato model[J]. *Journal of Food Engineering*, 2019, 263: 288-298. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2019.07.012.
- [24] ARJENAKI O O, MOGHADDAM P A, MOTLAGH A M. Online tomato sorting based on shape, maturity, size, and surface defects using machine vision[J]. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 2013, 37(1): 62-68. DOI:10.3906/tar-1201-10.
- [25] MEHRA T, KUMAR V, GUPTA P. Maturity and disease detection in tomato using computer vision[C]// 4th IEEE International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (IEEE PDGC). New York: Ieee, 2016: 399-403.
- [26] 王俊平, 徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. *食品与机械*, 2022, 38(2): 148-152. DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2022.02.025.
- [27] 毕智健, 张若宇, 齐妍杰, 等. 基于机器视觉的番茄成熟度颜色判别[J]. *食品与机械*, 2016, 32(12): 133-136. DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2016.12.029.
- [28] 常英. 基于机器视觉的樱桃番茄在线分级检测研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2019: 8-9.
- [29] 曾令培, 张廷婷, 庞智. 基于机器视觉的番茄横径测量技术研究[J]. *机电信息*, 2022(3): 6; 68-71. DOI:10.19514/j.cnki.cn32-1628/tm.2022.03.020.
- [30] JOICE A A, RAJKUMAR P, DEEPA J, et al. Colour discernment of tomatoes using machine vision system with OpenCV Python and Raspberry Pi[J]. *Indian Journal of Engineering and Materials Sciences*, 2022, 29(4): 502-508. DOI:10.56042/ijems.v29i4.55059.
- [31] DEÁK K J, SZIGEDI T, PALOTÁS G, et al. Determination of °Brix, lycopene,  $\beta$ -carotene and total carotenoid content of processing tomatoes using near infrared spectroscopy[J]. *Acta Horticulturae*, 2015, 1081: 253-258. DOI:10.17660/ActaHortic.2015.1081.32.
- [32] IBÁÑEZ G, CEBOLLA-CORNEJO J, MARTÍ R, et al. Non-destructive determination of taste-related compounds in tomato using NIR spectra[J]. *Journal of Food Engineering*, 2019, 263: 237-242. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2019.07.004.
- [33] TORRES I, PÉREZ-MARÍN D, DE LA HABA M J, et al. Fast and accurate quality assessment of Raf tomatoes using NIRS technology[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2015, 107: 9-15. DOI:10.1016/j.postharvbio.2015.04.004.
- [34] HUANG Y F, DONG W T, CHEN Y, et al. Online detection of soluble solids content and maturity of tomatoes using Vis/NIR full transmittance spectra[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2021, 210: 104243. DOI:10.1016/j.chemolab.2021.104243.
- [35] YANG Y, ZHAO C J, HUANG W Q, et al. Optimization and compensation of models on tomato soluble solids content assessment with online Vis/NIRS diffuse transmission system[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 121: 104050. DOI:10.1016/j.infrared.2022.104050.
- [36] 王凡, 彭彦昆, 汤修映, 等. 樱桃番茄可溶性固形物含量的可见/近红外透射光谱无损检测[J]. *中国食品学报*, 2018, 18(10): 235-240. DOI:10.16429/j.1009-7848.2018.10.030.
- [37] BRITO A A D, CAMPOS F, NASCIMENTO A D R, et al. Determination of soluble solid content in market tomatoes using near-infrared spectroscopy[J]. *Food Control*, 2021, 126: 108068. DOI:10.1016/j.foodcont.2021.108068.
- [38] 王凡, 李永玉, 彭彦昆, 等. 便携式番茄多品质参数可见/近红外检测装置研发[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(19): 295-300. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2017.19.038.
- [39] ZHANG D Y, YANG Y, CHEN G, et al. Nondestructive evaluation of soluble solids content in tomato with different stage by using Vis/NIR technology and multivariate algorithms[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2021, 248: 119139. DOI:10.1016/j.saa.2020.119139.
- [40] 孙阳, 刘翠玲, 孙晓荣, 等. 基于便携式近红外光谱仪的樱桃番茄糖分快速分析模型[J]. *食品与发酵工业*, 2021, 47(23): 214-220. DOI:10.13995/j.cnki.11-1802/ts.026939.
- [41] GOISSER S, FERNANDES M, WITTMANN S, et al. Evaluating the practicability of commercial food-scanners for non-destructive quality assessment of tomato fruit[J]. *Journal of Applied Botany and Food Quality*, 2020, 93: 204-214. DOI:10.5073/jabfq.2020.093.025.
- [42] 高泽东, 郝群, 刘宇, 等. 高光谱成像与应用技术发展[J]. *计测技术*, 2019, 39(4): 24-34. DOI:10.11823/j.issn.1674-5795.2019.04.03.
- [43] WANG B, SUN J F, XIA L M, et al. The applications of hyperspectral imaging technology for agricultural products quality analysis: a review[J]. *Food Reviews International*, 2021, 39(3): 1043-1062. DOI: 10.1080/87559129.2021.1929297.
- [44] VAN ROY J, KERESZTES J C, WOUTERS N, et al. Measuring colour of vine tomatoes using hyperspectral imaging[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 129: 79-89. DOI:10.1016/j.postharvbio.2017.03.006.
- [45] LEE H, KIM M S, JEONG D, et al. Detection of cracks on tomatoes using a hyperspectral near-infrared reflectance imaging system[J]. *Sensors*, 2014, 14(10): 18837-18850. DOI:10.3390/s141018837.

- [46] LEE H, KIM M S, JEONG D, et al. Hyperspectral near-infrared reflectance imaging for detection of defect tomatoes[C]// Conference on the Sensing for Agriculture and Food Quality and Safety III. United States: SPIE, 2011, 8027: 148-156.
- [47] SHAO Y Y, SHI Y K, QIN Y D, et al. A new quantitative index for the assessment of tomato quality using Vis-NIR hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2022, 386: 7. DOI:10.1016/j.foodchem.2022.132864.
- [48] 马本学, 肖文东, 祁想想, 等. 基于漫反射高光谱成像技术的哈密瓜糖度无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(11): 3093-3097. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2012)11-3093-05.
- [49] 张若宇. 番茄可溶性固形物和硬度的高光谱成像检测[D]. 杭州: 浙江大学, 2014: 42-67; 117-128.
- [50] 龙燕, 连雅茹, 马敏娟, 等. 基于高光谱技术和改进型区间随机蛙跳算法的番茄硬度检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(13): 270-276. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.13.032.
- [51] RAHMAN A, KANDPAL L, LOHUMI S, et al. Nondestructive estimation of moisture content, pH and soluble solid contents in intact tomatoes using hyperspectral imaging[J]. Applied Sciences, 2017, 7(1): 109. DOI:10.3390/app7010109.
- [52] 石玉康. 基于高光谱成像技术的番茄果实表型获取与分析方法研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022: 41-50.
- [53] JIANG Y P, CHEN S F, BIAN B, et al. Discrimination of tomato maturity using hyperspectral imaging combined with graph-based semi-supervised method considering class probability information[J]. Food Analytical Methods, 2021, 14(5): 968-983. DOI:10.1007/s12161-020-01955-5.
- [54] 田国辉, 陈亚杰, 冯清茂. 拉曼光谱的发展及应用[J]. 化学工程师, 2008(1): 34-36. DOI:10.16247/j.cnki.23-1171/tq.2008.01.001.
- [55] ZHANG D, PU H, HUANG L, et al. Advances in flexible surface-enhanced Raman scattering (SERS) substrates for nondestructive food detection: fundamentals and recent applications[J]. Trends in Food Science & Technology, 2021, 109: 690-701. DOI:10.1016/j.tifs.2021.01.058.
- [56] 郭雨. 柔性SERS基底的制备及其性能研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2019: 25-41.
- [57] 刘霄希. 基于柔性材料和SERS技术的番茄表面农药残留快速检测的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021: 33-58.
- [58] MA P, WANG L Y, XU L, et al. Rapid quantitative determination of chlorpyrifos pesticide residues in tomatoes by surface-enhanced Raman spectroscopy[J]. European Food Research and Technology, 2019, 246(1): 239-251. DOI:10.1007/s00217-019-03408-8.
- [59] HU B X, SUN D W, PU H B, et al. Rapid nondestructive detection of mixed pesticides residues on fruit surface using SERS combined with self-modeling mixture analysis method[J]. Talanta, 2020, 217: 120998. DOI:10.1016/j.talanta.2020.120998.
- [60] 谢晟. 基于电子鼻技术的水果品质与品种识别系统的实现[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2021: 38-54.
- [61] 潘思慧. 贮藏过程中番茄成熟度的智能化检测方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2018: 33-46.
- [62] HUANG X Y, PAN S H, SUN Z Y, et al. Evaluating quality of tomato during storage using fusion information of computer vision and electronic nose[J]. Journal of Food Process Engineering, 2018, 41(6): e12832. DOI:10.1111/jfpe.12832.
- [63] 冯蕾. 基于电子鼻及低场核磁共振的黄瓜与樱桃番茄新鲜度智能检测研究[D]. 无锡: 江南大学, 2019: 21-37.
- [64] WANG X L, GUAN X H, WANG J Y, et al. The research of feature extraction methods in the tomatoes detection[C]// 2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Harbin: IEEE, 2012: 702-705. DOI: 10.1109/IMCCC.2012.170.
- [65] FENG L, ZHANG M, BHANDARI B, et al. A novel method using MOS electronic nose and ELM for predicting postharvest quality of cherry tomato fruit treated with high pressure argon[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 411-419. DOI:10.1016/j.compag.2018.09.032.
- [66] XU S, SUN X X, LU H Z, et al. Detecting and monitoring the flavor of tomato (*Solanum lycopersicum*) under the impact of postharvest handlings by physicochemical parameters and electronic nose[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1847. DOI:10.3390/s18061847.
- [67] MARCO S, GUTIERREZ-GALVEZ A. Signal and data processing for machine olfaction and chemical sensing: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(11): 3189-3214. DOI:10.1109/jsen.2012.2192920.
- [68] VALCÁRCEL M, IBÁÑEZ G, MARTÍR, et al. Optimization of electronic nose drift correction applied to tomato volatile profiling[J]. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2021, 413(15): 3893-3907. DOI:10.1007/s00216-021-03340-5.
- [69] HAGGAG M, ABDELHAY S, MECHETER A, et al. An intelligent hybrid experimental-based deep learning algorithm for tomato-sorting controllers[J]. IEEE Access, 2019, 7: 106890-106898. DOI:10.1109/access.2019.2932730.
- [70] KAMILARIS A, PRENAFETA-BOLDÚ F X. Deep learning in agriculture: a survey[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 70-90. DOI:10.1016/j.compag.2018.02.016.
- [71] FAHAD L G, TAHIR S F, RASHEED U, et al. Fruits and vegetables freshness categorization using deep learning[J]. CMC-Computers, Materials & Continua, 2022, 71(3): 5083-5098. DOI:10.32604/cmc.2022.023357.
- [72] GILL H S, KHALAF O I, ALOTAIBI Y, et al. Multi-model CNN-RNN-LSTM based fruit recognition and classification[J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2022, 33(1): 637-650. DOI:10.32604/iase.2022.022589.
- [73] RAUT R, JADHAV A, SORTE C, et al. Classification of fruits using convolutional neural networks[C]// 2nd IEEE International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (IEEE ICAECT). New York: IEEE, 2022: 1-4.
- [74] XIANG Y, CHEN Q J, SU Z J, et al. Deep learning and hyperspectral images based tomato soluble solids content and firmness estimation[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 11. DOI:10.3389/fpls.2022.860656.
- [75] WANG Z, LING Y, WANG X, et al. An improved Faster R-CNN model for multi-object tomato maturity detection in complex scenarios[J]. Ecological Informatics, 2022, 72: 101886. DOI:10.1016/j.ecoinf.2022.101886.
- [76] ZHAO J, KECHASOV D, REWALD B, et al. Deep learning in hyperspectral image reconstruction from single RGB images: a case study on tomato quality parameters[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3258. DOI:10.3390/rs12193258.
- [77] 程武. 樱桃番茄内部品质近红外光谱检测方法研究及便携式装置研发[D]. 镇江: 江苏大学, 2019: 18-29.