

基于机器视觉的葡萄品质无损检测方法研究进展

刘云玲¹ 张天雨¹ 姜明² 李勃³ 宋坚利⁴

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学烟台研究院, 烟台 264670;
3. 山东省葡萄研究院, 济南 250100; 4. 中国农业大学理学院, 北京 100193)

摘要: 我国葡萄产量逐年上升,田间葡萄品质检测有益于提高葡萄收获后流入市场的经济效益。传统田间葡萄品质检测主要依靠人工进行破坏性检测,存在经验差异导致的误差。随着深度学习、图像检测技术的发展,基于机器视觉的田间葡萄品质检测克服了传统人工检测的局限性,以快速精准、实时无损检测的优势得到了大量应用。葡萄品种不同,衡量其内、外在品质评级的指标也不同。本文根据葡萄品种与品质评价指标,从品种的机器视觉检测方法、品质的机器视觉检测方法展开,对国内外基于机器视觉技术的田间葡萄品质无损检测相关研究进行系统性分析与总结。总结了不同机器视觉检测方法对葡萄品质指标检测的优缺点,并对田间葡萄品质无损检测研究面临的问题进行了讨论,指出了今后的发展趋势与研究方向。

关键词: 田间葡萄; 深度学习; 无损检测; 机器视觉

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S1-0299-10

Review on Non-destructive Detection Methods of Grape Quality Based on Machine Vision

LIU Yunling¹ ZHANG Tianyu¹ JIANG Ming² LI Bo³ SONG Jianli⁴

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Yantai Academy, China Agricultural University, Yantai 264670, China
3. Shandong Academy of Grape, Ji'nan 250100, China
4. College of Science, China Agricultural University, Beijing 100193, China)

Abstract: As the grape production increases year by year, the quality detection of grapes in the field becomes more and more important to improve the economic benefits after flowing into the market. The traditional method of external quality detection, which mainly relies on the observation of workman, introduces non-negligible errors. The intrinsic quality detection is considered as destructive and inefficient by using the method of sugar level testing of grapes. With the development of deep learning and image processing technology, the field grape quality detection based on machine vision overcomes the limitations of traditional manual inspection and has the advantages of fast, accurate, real-time and lossless. According to grape varieties and quality evaluation indicators, a systematical analysis and summary of the research related to the non-destructive quality detection method of grapes in the field was provided based on machine vision technology. The main body consisted of two parts, which were machine vision detection methods of grape varieties and machine vision detection methods of grape quality. The common factors affecting the quality of grapes were obtained on the basis of the analysis of different grape variety evaluation factors. The intrinsic quality factors included soluble solids, total acid, total phenol and moisture content while the external quality factors included fruit size, quantity, color, and disease defects and so on. Several methods of grape variety identification based on fruit and leaf were introduced, including canonical correlation analysis, support vector machine, and deep learning. The detection method based on fruit characteristics was more accurate, while the detection method based on leaf characteristics can be applied to a longer growth period. As the variety of grapes differed, the standard of their internal and external quality also varied. A detailed summary of the research related to the non-

destructive quality detection methods for the intrinsic quality and external quality of grapes in the field was provided. For the quality detection of grapes, the comparison was conducted between the traditional morphological methods such as thresholding, the edge contour search and the corner detection algorithm with the deep learning methods such as Mask R - CNN. It was concluded that the deep learning detection method held the advantages of strong scalability, fast detection speed and high accuracy. In addition, the application principle and advantages and disadvantages of near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging technology in intrinsic quality detection were summarized. Hyperspectral technology outperformed in terms of accuracy, while near-infrared spectroscopy technology had lower cost and faster analysis speed. In the field of non-destructive quality detection of grapes, machine vision algorithms based on spectral analysis still faced the challenges of complex field grape growth environment and variable daytime light. Finally, in view of the difficulty of image acquisition, insufficient multi-dimensional image information, and weak foundation of detection instruments faced by non-destructive quality detection methods of grapes in the field, it was proposed that it was necessary to improve the intelligent equipment for data collection and analysis while improving the machine vision algorithm, thus providing efficient tools combining software and hardware for the quality detection of grapes in the field.

Key words: field grape; deep learning; non-destructive detection; machine vision

0 引言

近年来,我国葡萄产量稳步上升,2020 年全国葡萄产量为 $1.431\,41 \times 10^7$ t,位居世界第一^[1]。国家统计局数据显示,2020 年我国葡萄产量比 2019 年增加了 1.187×10^5 t,相较于 2010 年提升了 75.9%^[2]。随之带来的葡萄品质问题也日益突出,原因主要有:①葡萄品质监管力度较低,缺乏统一的品质评价标准。2001 年出台的 NY/T 470—2001《鲜食葡萄》标准^[3]作废,目前没有一套完整的葡萄果实分级评价标准。②人们的生活品质不断提升,对葡萄品质提出了更高的要求^[4]。消费者除了关注葡萄的大小、颜色、缺陷等外在品质,更关注葡萄的糖度、酸度等内在品质。

葡萄产业对成熟期葡萄外在品质检测主要依靠人工观察,存在认知差异而导致的误差;内在品质则采用糖度计等检测仪器采样单粒葡萄进行检测,方法具有破坏性,且效率较低,缺乏田间环境下对果实内部品质进行无损检测的有效方法和手段。近几年来,随着基于先进检测设备和人工智能的浆果无损检测技术的发展^[5],葡萄产业智能化、精细化管理得到了进一步发展。田间环境下的葡萄无损检测面临的问题主要有:葡萄果实呈簇状生长,单个果粒之间易遮挡;田间葡萄生长环境复杂、日间光线多变,导致葡萄无损检测设备的识别难度高、误差大。基于深度学习的图像分析算法布署到先进检测设备上,将有助于实现对田间葡萄果实品质的快速精准检测。

本文以田间葡萄的品种与品质评价指标为视角,总结近几年来国内外基于机器视觉的田间葡萄果实无损检测技术研究成果,主要包括品种和品质

的机器视觉检测方法,以期为田间葡萄的无损检测方法研究提供参考。

1 品种与品质评价指标

成熟的葡萄果实商品化渠道很多,有些直接进入鲜食水果市场销售,有些加工为葡萄酒、葡萄干和其他调味相关的副产品^[6]。不同的商品对葡萄品质分级有不同的要求,根据衡量葡萄品质的各种指标确立一套完整的葡萄品质评价指标,对葡萄的品质分级和进一步产品化具有指导意义。不同品种葡萄的评价指标虽有不同,但主要分为外在品质和内在品质两类。外在品质指标包括果粒大小、果粒色泽、每簇果粒数量、有无明显瑕疵等;内在品质指标包括可溶性固形物、总酸、总酚、维生素含量以及含水率等。

目前国内外针对一种或者几种葡萄品种建立分级指标的研究较多,但是尚未形成系统的体系与标准。程大伟等^[7]通过随机采样调查,对河南省 6 个地市的“阳光玫瑰”葡萄的果粒大小、质量以及总酸、可溶性固形物含量等指标进行主成分分析和相关性分析研究,发现“阳光玫瑰”葡萄果穗质量 800 ~ 900 g、果粒质量 14 ~ 15 g 时,更容易保持较好的糖酸比。此时,“阳光玫瑰”葡萄果实的可溶性固形物质量分数不小于 18%,总酸质量分数不大于 5%,该品种综合内在品质较优。程大伟等^[8]通过对河南省“夏黑”葡萄的内在品质进行调查分析,发现“夏黑”葡萄果穗质量 400 ~ 800 g、可溶性固形物质量分数 18% 以上、总酸质量分数 5% 以下时可以保证较好的品质,初步建立了“夏黑”葡萄单一品种的品质分级评价依据。李彦彪等^[9]对河西走廊的“赤霞珠”酿酒葡萄进行品质测定,分析得出影响赤

霞珠葡萄品质的主要理化指标有维生素 C、单宁、果糖含量与糖酸比,并建立了赤霞珠葡萄品质的综合得分公式。

“阳光玫瑰”等鲜食葡萄和“赤霞珠”等酿酒葡萄的果实品质存在较大差异。鲜食葡萄相比酿酒葡萄,普遍果穗质量大,单个颗粒重,但是整体糖酸比近似,鲜食葡萄相对缺少引起口感酸涩的单宁等其

他物质。对阳光玫瑰葡萄、夏黑葡萄、巨峰葡萄以及赤霞珠葡萄 4 种不同葡萄品种^[10]的品质评价指标进行对比分析,如表 1 所示,可以总结出主要影响葡萄品质的部分关键共性指标:果穗(粒)质量、果实色泽以及可溶性固形物、总酸含量等。根据相关品质指标对葡萄进行无损检测,可以辅助分析葡萄品质,并根据品质进行合适的加工和商品化处理。

表 1 不同葡萄品种的优良品质指标对比
Tab.1 Comparison of good quality indicators of different grape varieties

葡萄品种	果穗质量/g	果粒质量/g	可溶性固形物质量分数/%	总酸质量分数/%	其他指标
阳光玫瑰 ^[7]	800 ~ 900	14 ~ 15	≥18	≤0.5	黄绿色,果面有光泽,果粉少
夏黑 ^[8]	400 ~ 800	5 ~ 9	≥18	≤0.5	黑蓝色,果皮厚,果粉厚
赤霞珠 ^[9]	165	1.9	≥20	0.6	高单宁,高酸度,有香味
巨峰 ^[10]	400 ~ 600	12	≥17	≤0.5	紫红色,果皮厚,有果粉

2 品种的机器视觉检测方法

葡萄主要分为鲜食葡萄和酿酒葡萄两大类^[4],包括阳光玫瑰、赤霞珠、夏黑等不同品种。葡萄品种不同,影响葡萄成熟果实的品质指标和品级划分也不同。对各项影响葡萄品质的指标进行检测前,首先需要对田间葡萄品种有效分类。传统葡萄品种分类主要依据葡萄的叶片或果实的特征差异,由人工依据知识经验进行品种分类,存在主观差异。

针对田间自然环境下葡萄果实品种的准确分类问题,在采集葡萄图像的基础上,机器视觉算法^[11-13]被用来对葡萄图像进行特征提取和特征分析。PENG 等^[14]提出了一种基于典型相关分析(Canonical correlation analysis,CCA)融合特征识别、支持向量机(Support vector machine,SVM)的葡萄品种识别方法,该方法对自然环境下葡萄果实图像数据识别的准确率为 97% 左右。XU 等^[15]提出一种基于集合经验模态分解和离散小波变换的改进去噪算法,该去噪算法与竞争性自适应重量采样、连续预测算法相结合,并利用 SVM 构建葡萄品种分类的高光谱判别系统,该模型对葡萄果实特征波段的品种识别性能达到了 99.312 5%,较未使用改进去噪算法的判别模型提升了 5.687 5 个百分点。

葡萄果实尚未成熟时,基于图像提取叶片等特征也可以用于对葡萄品种的识别。苏宝峰等^[16]提出了一种基于融合注意力机制的残差网络 ResNet50-SE,对不同时时期下葡萄的嫩梢、幼叶及成熟叶片特征进行识别,实现了葡萄的品种分类,准确率达到 88% 以上。LIU 等^[17]开发了一种基于卷积神经网络的 Android 客户端应用,通过识别分析葡萄叶片图像,对 21 个葡萄品种分类的准确性达到了

94% 以上,证明了迁移学习的方法通过叶片对野外环境下葡萄品种分类的可行性。GUTIÉRREZ 等^[18]将光谱相机部署到全地形车上,在田间采集葡萄叶片数据,基于叶片的光谱特征应用支持向量机和多层感知器的机器学习方法,实现了对葡萄品种的识别分类,预测性能达到了 90% 以上。根据果实或叶片的葡萄品种检测算法对比如表 2 所示,明显看出,基于叶片特征的品种分类比基于果实的品种分类准确度低,但是可以在较长生长期内实现品种识别。

表 2 葡萄品种检测方法对比
Tab.2 Comparison of grape variety detection methods

来源	检测类别	技术方法	准确度/%
文献[14]	果实	经典相关分析融合特征识别、支持向量机的识别算法	97
文献[15]	果实	基于集合经验模态分解和离散小波变换的去噪算法	99.31
文献[16]	叶片	融合注意力机制的残差网络 ResNet50-SE 识别算法	88
文献[17]	叶片	基于卷积神经网络的 Android 客户端应用	94
文献[18]	叶片	支持向量机和多层感知器的机器学习车载算法	90

3 品质的机器视觉检测方法

3.1 田间葡萄外在品质检测方法

应用机器视觉技术与深度学习技术分析田间采集的葡萄 RGB 图像,是葡萄外在品质鉴定的重要技术支撑。目前,国内外针对影响葡萄果实外在品质的研究主要集中在葡萄的果粒大小、果粒数量、果实色泽、外伤缺陷与病害缺陷等相关参数的识别与判定。

3.1.1 葡萄果粒大小、数量识别

葡萄果实的整穗质量将决定葡萄果实的整体产量,也是影响葡萄内在品质的外在因素之一,而单个果粒的大小与整簇果粒数量是影响葡萄果穗质量的重要指标。田间采集的图像中葡萄果实遮挡严重,导致难以准确测出果实的大小、数量。研究者们应用机器视觉算法对田间复杂情况下葡萄簇图像进行识别与分割^[19-21],对田间葡萄果实的识别准确度达到90%以上,为后续针对葡萄图像进行外观品质分析提供了技术参考。

基于形态学的传统图像处理方法^[22]和基于深度学习的图像处理算法^[23]常用于分析葡萄果实图像特征中大小、数量信息。李俊伟等^[24]通过对新疆无核白和红提葡萄的RGB图像进行形态学运算、二值化处理和数学回归分析,用二次判别分析法建立了单粒葡萄果粒质量、果粒直径分级模型,该模型的葡萄果粒质量分级准确率高达90%以上,果粒直径分级准确率85%以上。陈英等^[25]提出了一种基于轮廓跟踪-凹点检测-曲线拟合的葡萄果粒尺寸检测算法,该算法在“巨峰”葡萄直径检测中,与人工测量直径的平均误差为0.61 mm,最大误差为1.69 mm,果粒大小分级准确率为72.7%。LUO等^[26]提出了一种基于边缘轮廓提取和角检测算法的葡萄大小与数量检测算法,根据提取识别的葡萄凹点位置,应用基于聚类搜索策略和旋转方向确定的轮廓段组合算法

进一步确认葡萄最佳轮廓段,通过对提取的葡萄轮廓段进行分析实现了葡萄数量和大小的准确计算,识别计算准确率为91.42%。NELLITHIMARU等^[27]应用Mask R-CNN深度学习方法对田间葡萄图像进行分割,通过构造一种基于摄像头的端到端管道,以构建葡萄的密集3D模型并计算葡萄数量,该方法简化了同步定位与建图过程,且平均计算精度为96.62%。BUAYAI等^[28]提出了一种基于深度学习网络的端到端葡萄果实自动计粒技术,将位置敏感Hybrid Task Cascade模型用于先进的实例分割模型中,成功地通过葡萄的2D图像预测了一簇蔬果期的3D葡萄果实数量,为葡萄果实数量的准确预测提供了技术参考。

相较于传统图像处理方法,深度学习算法识别精度高、速度快,两种方法对葡萄果粒特征检测准确度与优缺点的对比如表3所示。但是深度学习方法训练模型耗时较长、需要数据量较大,且依赖网络速度与硬件基础。深度学习模型的速度和精度提升、模型的轻量化等问题以及深度学习与传统图像处理方法的融合应用仍然是目前研究重点。葡萄2D图像中的遮挡干扰是应用深度学习模型识别葡萄大小、数量时面临的最大问题,国内外研究者通过点云成像、3D模型重建等方法分析植物表型参数,可以降低田间葡萄的信息缺失程度,但面临着耗时长、成本高的困境。

表 3 两种图像处理方法对比
Tab.3 Comparison of two image processing methods

来源	算法类别	准确度/%	优缺点
文献[24]	传统形态学	85~90	优点:单个葡萄果粒定位效果好、算法稳定性高、抗噪能力强;3D图像处理运算复杂度更低 缺点:随着葡萄图像增多,特征提取更为复杂,运算速度慢,冗余的线条较多,整体精度一般
文献[25]	传统形态学	72.7	
文献[26]	传统形态学	91.42	
文献[27]	深度学习	96.62	优点:处理大量葡萄图像速度快、精度高,算法可拓展性强、兼容性强
文献[28]	深度学习	96.55	缺点:依赖高性能计算机,前期标注工作繁琐;3D数据的卷积运算较为困难

3.1.2 葡萄果实色泽判断

葡萄果实色泽是对田间葡萄外在品质分级评价的重要指标之一^[29]。随着葡萄的不断成熟,田间葡萄果皮颜色会随之不断变化。葡萄果实的生长环境复杂,对葡萄果实的色泽识别受光源影响较大,在自然环境下对各种葡萄色泽进行快速且准确的识别判断存在较大问题。

陈英等^[30]设计了一套由两台数码相机和悬挂式的葡萄运输机构组成的葡萄颜色分级系统。该系统收集一串葡萄的两个角度图像,通过计算葡萄果面着色率进行分级,果皮颜色分级准确率为90%。袁雷明等^[31]通过平面镜成像,成功地获取了同一葡萄的多个角度图像,随后通过机器视觉算法对葡萄

颜色、穗型进行检测分级,该方法对葡萄穗形的准确率达95.5%,果皮颜色的分级准确率为81.1%。CECOTTI等^[32]提出了一种应用迁移学习的卷积神经网络模型,对Albariño白葡萄和Barbera红葡萄进行颜色识别,该方法无需重新训练深度学习框架,高性能的预训练残差网络对两种葡萄区分的准确率达到99%。CAVALLO等^[33]设计了一种基于图像处理和机器学习的计算机视觉检测系统,该系统对葡萄果实采摘后因自然品质衰退产生的颜色变化进行识别分级,对5种品质的颜色分级实现了92%以上交叉验证分类准确率,通过颜色对比设计了意大利和维多利亚品种的鲜食葡萄质量等级评定图(图1),图中5表示非常好(花序绿色,浆果坚硬,没

有腐烂迹象),4 表示良好(花序绿色伴有轻微脱水症状,浆果坚硬),3 表示可接受性或适销性限制(花序轴适度褐色,硬浆果略呈棕色),2 表示较差(花序轴褐色的明显迹象,浆果的硬度丧失),1 表示非常差(由于腐烂而不可接受的质量)。结合机器视觉技术实现了葡萄果实供应链中成熟葡萄的品质监测,但难以适用于田间复杂背景下藤上葡萄的颜色评级。

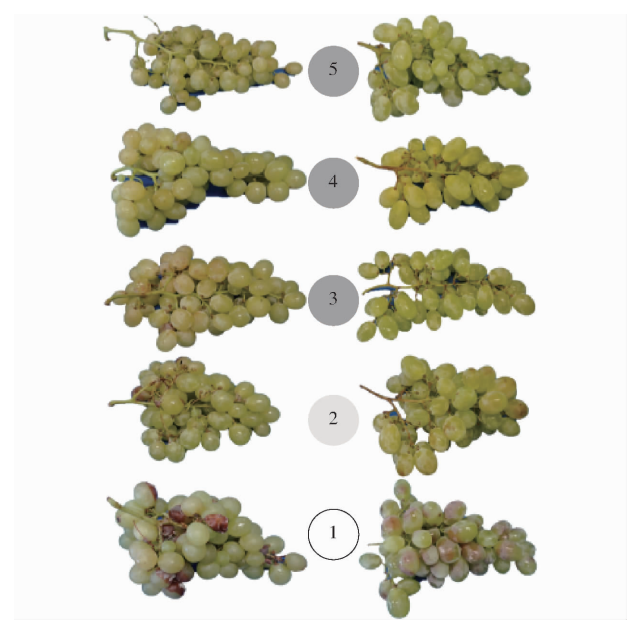


图 1 意大利(左)和维多利亚(右)品种的鲜食葡萄质量等级评定

Fig.1 Quality level rating scale for table grapes of cultivars Italia and Victoria

通过判断田间葡萄果实在藤上成熟过程中以及葡萄果实采摘后储存过程中的色泽变化来预测葡萄果实品质是目前国内外研究者的主要研究方向。目前“阳光玫瑰”等绿色系葡萄的色泽识别与分级较为困难,原因在于其葡萄颜色容易与葡萄藤等周围环境混淆,无法对葡萄果实进行有效识别。LV 等^[34]提出了一种基于压缩感知和非向下采样轮廓波变换-离散小波变换的多源图像融合的田间绿色葡萄识别方法,准确率为 92.1%,为下一步对“阳光玫瑰”等绿色系葡萄的色泽判断提供了技术支持。

3.1.3 葡萄病害缺陷判定

葡萄生长周期中主要有黑腐病、霜霉病、白粉病等病害^[35]。葡萄病害会直接影响葡萄的品质,降低葡萄产量,对经济效益产生巨大影响。研究者们运用机器视觉技术和高光谱成像技术对田间葡萄病害进行识别和预测,可以对病害进行针对性的处理,有利于保证葡萄的成熟浆果品质。

HERNÁNDEZ 等^[36]基于机器视觉与深度学习技术实现了对霜霉病的早期预测,准确率为 81%,

结果表明无损检测技术和计算机视觉适用于田间葡萄早期病害识别与防治。DWIVEDI 等^[37]基于深度学习提出一种利用双重注意力机制进行特征评价、检测和分类的葡萄叶病检测网络,该网络对埃斯卡病、黑腐病等葡萄早期病害的识别率为 99.93%,验证了深度学习对田间葡萄早期病害识别的高效性。何东健等^[38]提出了一种在田间应用的基于改进残差网络的葡萄霜霉病病害程度分级模型,在 ResNet-50 模型的基础上进行模型结构优化,改进网络的识别准确率为 99.92%,比原模型提升了 4.68 个百分点,为复杂田间环境下的葡萄霜霉病病害程度准确分级提供了一种快速的实时解决方案。FALASCETTI 等^[39]提出了一种基于 CANDECOMP/PARAFAC 张量分解的压缩卷积神经网络架构,该网络训练后布署到低功耗的可编程视觉相机上,可以实现对葡萄埃斯卡病的低成本、实时检测,准确率为 98%,为田间葡萄病害实时监测提供了工具。以上研究多为针对葡萄单一病害建立的预测模型,无法满足田间葡萄多种病害预防的实际需求。

3.2 田间葡萄内在品质无损检测方法

葡萄果实内在品质的检测是构成葡萄果实品质评价体系的关键环节。国内外有大量基于光谱图像的葡萄内在品质研究,主要集中在葡萄果实内部可溶性固形物含量(Soluble solids content,SSC)、总酸含量(Total acid content,TAC)、总酚含量(Total phenolic content,TPC)以及其他物质含量的分析与预测。

3.2.1 可溶性固形物、总酸含量

可溶性固形物^[40]与总酸^[41]的含量比又称为糖酸比,是影响成熟葡萄内在品质的重要指标,对葡萄果实糖酸比的检测分析,可以有效地预测葡萄的成熟度。相比破坏性的传统测量方法,近红外光谱技术^[42-43]和高光谱成像技术^[44]可以实现葡萄内部 SSC 和 TAC 的无损检测对比,表 4 中描述了两种方法的原理和优缺点。田间复杂条件下,基于光谱分析的葡萄果实 SSC、TAC 预测的准确度与速度低于实验室条件。

国内外研究者主要基于化学计量的特征选择和特征提取方法对田间葡萄的光谱图像中包含的 SCC、TAC 信息进行分析^[45]。许峰等^[46]使用光谱仪采集红提光谱数据,建立了葡萄糖度和酸度预测的随机森林预测模型,糖酸度预测模型的相关系数和均方根误差为 0.9 以上和 0.3 以上。张旭等^[47]基于可见光/近红外(Vis/NIR)光谱技术结合主成分分析等统计方法,对葡萄浆果样本吸收率光谱图进

表 4 近红外光谱技术和高光谱成像技术对比

Tab.4 Comparison of near-infrared spectroscopy technology and hyperspectral imaging technology

方法	原理	优缺点
近红外光谱技术 ^[4,6,42-43]	葡萄不同化学成分反射、透射的光谱信息不同,以此确定相关成分信息	优点:分析速度快,效率高,设备成本低 缺点:只能采集葡萄某个点的信息,获取的葡萄光谱数据较为单一且不全面
高光谱成像技术 ^[4,44]	结合了光谱技术与成像技术、同时获取葡萄的图像信息与对应的光谱信息	优点:后期处理能够实现图谱合一,获取连续的光谱信息 缺点:数据冗余,对计算机硬件和图像采集的要求相当高

行特征提取和分析,在实验室对比了 5 种不同的 SSC 预测模型,最优的模型结果表明预测值与真实值之间的平均相对误差在 0.44% 左右,证明了基于光谱技术的 SSC 化学计量预测模型对成熟葡萄有良好的预测能力。BENELLI 等^[48] 基于高光谱成像技术,开发了一种可以布署到车上的无损检测方法,该方法可以在自然光照下通过近端测量直接在田间应用高光谱成像技术结合化学计量方法实现对葡萄 SSC 的预测,准确率为 91%,为大田环境下的葡萄成熟度分级评价提供了参考。GOMES 等^[49] 提出了一种基于一维卷积神经网络的葡萄果实 SSC、酸碱度预测模型,该模型融合迁移学习机制,可以对模型训练中未出现的不同年份、品种的葡萄保持较好的预测性能。

快速、便携式的无损葡萄光谱检测仪^[50] 是目前研究的重点之一。高升等^[51] 设计了一种可野外工作的便携式红提果实品质参数检测仪(图 2),检测仪中集成了实时分析处理软件,建立了 SSC 的偏最小二乘回归预测模型,可以实时对光谱进行分析,验证了野外田间红提实时无损检测的可行性。肖慧等^[52] 设计了一种低成本、便携式的葡萄专用参数检测仪,可以实现葡萄采后品质的精准检测,验证了果蔬专用近红外检测仪开发的可行性。实时、便携地对田间葡萄果实进行快速、准确的糖酸比无损检测将是未来研究热点。

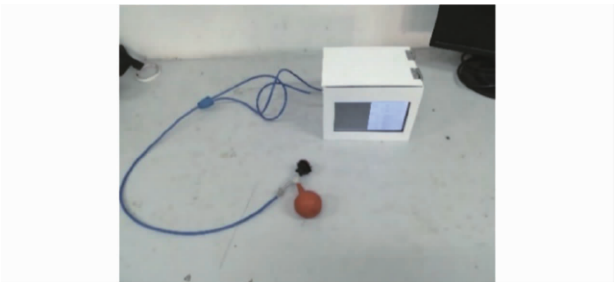


图 2 红提果粒内部品质检测仪实物图
Fig.2 Physical map of red globe grape fruit internal quality detector

3.2.2 其他物质含量

葡萄果实内维生素、酚类化合物^[53] 等其他物质

的含量也可以反映葡萄品质,是田间葡萄品质研究的重点之一。研究者们使用化学计量法、深度学习、光谱分析等技术对葡萄含水率、维生素含量等其他物质进行检测,可以更好地判断葡萄品质。

葡萄果实的含水率会随着葡萄果实采摘以后的自然腐败而衰减,含水率的高低将影响葡萄果实的饱满状态。蔡正云等^[54] 通过对葡萄原始光谱图像和 9 种预处理后的图像对比,采用竞争性自适应重加权方法进行特征波长提取,建立特征波长的偏最小二乘回归模型进行葡萄含水率检测,其模型真实值与预测值的相关系数为 0.806,均方根误差为 0.144 4,验证了高光谱成像技术对葡萄含水率进行无损检测的可行性。高升等^[55] 基于可见/近红外透射光谱技术对比了偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR) 和最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LSSVM) 两种方法对葡萄含水率的检测能力,两者最优模型预测集相关系数均为 0.93 以上,其中 PLSR 方法时间更短, LSSVM 方法精度略高,为田间葡萄含水率实时在线检测提供了参考。

葡萄果实的维生素 C 含量是判断葡萄成熟度与营养价值的重要指标之一。陈辰等^[56] 通过应用可见/近红外漫反射光谱检测技术,采用化学计量学建模方法,对红提葡萄的维生素 C 含量进行预测,预测值与定标分析值相关性较高,验证了近红外技术对维生素 C 含量检测的可行性。高升等^[57] 基于竞争性自适应重加权算法与连续投影算法建立了葡萄果实维生素 C 含量的检测模型,该模型仅需采集一次光谱,就可以快速实现葡萄维生素 C 含量的无损检测。

葡萄的总酚类化合物是影响酿酒葡萄品质的关键指标之一。罗一甲等^[58] 通过近红外光谱技术结合变量优选来建立葡萄总酚的遗传算法-极限学习机模型,实现了对葡萄总酚含量的定量分析。XIAO 等^[59] 提供了一种基于光谱学和多个内部质量参数分布来识别储存葡萄质量等级的方法,应用偏最小二乘回归来对葡萄果实采摘后储存期间的总酚含量

等葡萄内部物质含量变化进行预测,表明 TPC 对葡萄品质存在影响,并验证了通过近红外光谱技术预测葡萄总酚含量的可行性。

4 总结与展望

我国葡萄种植产业逐渐向智能化、精细化发展,田间复杂条件下葡萄果实无损检测方法的应用,可以有效地从源头把控葡萄果实品质,使得流向市场的葡萄果实品质得到进一步保障。田间葡萄果实品质评价方法的发展经历了从人工主观感知、传统破坏性的理化分析,到基于机器视觉的图像分析方法的过程。目前各类葡萄的品质评级指标体系需要完善,为田间葡萄机器视觉无损检测方法的应用提供指导。现阶段,基于机器视觉的葡萄无损检测方法仍然受田间环境复杂、检测仪器算力不足等问题的制约,研究者无法将实验室技术完美应用于大田环境。本文通过对比机器视觉类方法在田间不同品种葡萄品质检测方面的研究成果,从田间数据的采集和预处理、机器视觉检测算法、田间智能检测设备 3 方面,总结田间葡萄品质检测中面临的难点并提出技术建议:

(1)田间数据的采集和预处理。田间葡萄种植环境复杂,日间光线变化较大,采集装置受田间复杂环境影响导致采集的图像数据噪点多,存在光影干扰、相互遮挡现象,导致模型训练效果不佳、精度较差。如果在相对固定时间段和光照条件下采集葡萄图像数据,又容易导致数据集的图像样本结构单一,模型的训练结果容易过拟合,整体模型的泛化能力较差。机器视觉算法在应用过程中需要对采集的葡萄图像数据进行预处理,以提高模型的精度与泛化能力。针对田间复杂情况下的图像数据,运用均值滤波器、集合经验模态分解以及离散小波变换等图像去噪算法制作出特征丰富、干扰较少的高质量数据集,可以显著提高训练模型的精度。因图像样本单一、数据量少导致模型泛化能力低的问题,可以通过裁剪、平移、擦除、填充、增加高斯噪声等数据增强方法得到有效缓解。此外,为

了降低田间葡萄数据的预处理难度,可以研发空间封闭且光源固定的图像采集装置。通过人为制造一个可控光源的黑箱环境,保证每次采集的环境变量相同,从而有利于机器视觉检测算法分析葡萄表型信息。

(2)机器视觉检测算法。应用机器视觉检测方法对葡萄外在品质进行检测时,检测设备采集的图像多为二维的 RGB 图像,葡萄图像数据集的多维信息不足,因相互遮挡问题导致在检测时无法准确获取葡萄的数量、大小、面积等表型参数,模型检测效果不佳。针对以上情况,一方面可以对同一簇葡萄采集多角度的二维图像,综合分析多幅相互关联的葡萄图像;另一方面可以通过深度相机、双目相机等成本较低的数据获取方法,或者通过点云估计、Structure From Motion 算法等三维重建方法获取葡萄多维信息。在对葡萄光谱图像进行内在品质的机器视觉检测时,现阶段主要采用近红外光谱技术和高光谱成像技术。近红外光谱技术操作简单、成本较低,检测能力有限。高光谱成像技术优势在于能够实现图谱合一,同时获取空间信息和连续的光谱信息,但高光谱数据信息量大、冗余度高,需要对其进行数据降维,才能提取和分析有效信息。主成分分析算法、线性判别分析等统计方法常在光谱数据分析中用来实现数据降维。随着高光谱成像技术的图谱分辨率不断提升,卷积神经网络、自编码神经网络等以及不断迭代的新型深度学习模型、理论和方法,可以发挥强大的特征提取能力,有效地实现高光谱图谱数据的降维。

(3)田间智能检测装备。随着农业生产过程智能化的需求日益增加,研发布署机器视觉类检测算法的田间智能检测装备越来越重要,如田间自走式车辆、便携式手持检测装置等。现阶段的边缘端检测设备智能化程度和算力都有不足,难以快速准确反馈分析结果。通过选取更轻的主干网络、权值量化、模型剪枝等方法对训练好的模型进行轻量化处理,可以保证模型精度有效的情况下加快模型推理速度,更好地适配边缘端设备。

参 考 文 献

- [1] 张放. 2020 年我国水果生产统计简析[J]. 中国果业信息, 2021, 38(12): 29-39.
- [2] 中华人民共和国统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2021.
- [3] 中华人民共和国农业部. 鲜食葡萄: NY/T 470—2001[S]. 北京: 中国标准出版社, 2001.
- [4] 孙静涛, 罗一甲, 史学伟, 等. 葡萄品质无损检测技术的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(9): 2713-2720. SUN Jingtao, LUO Yijia, SHI Xuewei, et al. Research progress on non-destructive detection technology for grape quality[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(9): 2713-2720. (in Chinese)
- [5] WANG D, ZHANG M, MUJUMDAR A S, et al. Advanced detection techniques using artificial intelligence in processing of berries[J]. Food Engineering Reviews, 2022, 14: 176-199.
- [6] 张静, 徐阳, 姜彦武, 等. 近红外光谱技术在葡萄及其制品品质检测中的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41

(12):3653–3659.

- ZHANG Jing, XU Yang, JIANG Yanwu, et al. Recent advances in application of near-infrared spectroscopy for quality detections of grapes and grape products[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(12): 3653–3659. (in Chinese)
- [7] 程大伟,何莎莎,李正阳,等.‘阳光玫瑰’葡萄果实质量分级评价研究[J].*江西农业学报*,2020,32(7):30–35.
CHENG Dawei, HE Shasha, LI Zhengyang, et al. Research on grading evaluation of ‘Shine-Muscat’ grape fruit quality[J]. *Acta Agriculturae Jiangxi*,2020,32(7):30–35. (in Chinese)
- [8] 程大伟,陈锦永,顾红,等.‘夏黑’葡萄果实质量分级评价及质量标准研究[J].*果树学报*,2016,33(11):1396–1404.
CHENG Dawei, CHEN Jinyong, GU Hong, et al. Resarech on grading evaluation about fruit quality of ‘Summer Black’ grape [J]. *Journal of Fruit Science*,2016,33(11):1396–1404. (in Chinese)
- [9] 李彦彪,马维峰,贾进,等.河西走廊不同产地‘赤霞珠’酿酒葡萄果实品质评价[J].*西北植物学报*,2021,41(5):817–827.
LI Yanbiao, MA Weifeng, JIA Jin, et al. Evaluation on fruit quality of cabernet sauvignon wine grapes from different producing areas in Hexi Corridor[J]. *Acta Botanica Boreali-Occidentalia Sinica*,2021,41(5):817–827. (in Chinese)
- [10] 程大伟,何莎莎,李明,等.不同葡萄品种果实营养品质差异及综合评价[J].*江西农业学报*,2020,32(10):72–76.
CHENG Dawei, HE Shasha, LI Ming, et al. Difference and comprehensive evaluation of fruit nutritional quality of different grape varieties[J]. *Acta Agriculturae Jiangxi*,2020,32(10):72–76. (in Chinese)
- [11] 邱津怡,罗俊,李秀,等.基于卷积神经网络的多尺度葡萄图像识别方法[J].*计算机应用*,2019,39(10):2930–2936.
QIU Jinyi, LUO Jun, LI Xiu, et al. Multi-scale grape image recognition method based on convolutional neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(10): 2930–2936. (in Chinese)
- [12] 娄甜田,杨华,胡志伟.基于深度卷积网络的葡萄簇检测与分割[J].*山西农业大学学报(自然科学版)*,2020,40(5):109–119.
LOU Tiantian, YANG Hua, HU Zhiwei. Grape cluster detection and segmentation based on deep convolutional network[J]. *Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition)*, 2020,40(5):109–119. (in Chinese)
- [13] 陈泽宇.基于深度学习的移动端葡萄图像识别研究与实现[D].武汉:华中农业大学,2020.
CHEN Zeyu. Research and implementation of grape image recognition for mobile devices based on deep learning[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University,2020. (in Chinese)
- [14] PENG Y, ZHAO S, LIU J. Fused deep features-based grape varieties identification using support vector machine[J]. *Agriculture*, 2021, 11(9): 869.
- [15] XU M, SUN J, ZHOU X, et al. Research on nondestructive identification of grape varieties based on EEMD–DWT and hyperspectral image[J]. *Journal of Food Science*, 2021, 86(5): 2011–2023.
- [16] 苏宝峰,沈磊,陈山,等.基于注意力机制的葡萄品种多特征分类方法[J].*农业机械学报*,2021,52(11):226–233,252.
SU Baofeng, SHEN Lei, CHEN Shan, et al. Multi-features identification of grape cultivars based on attention mechanism[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2021,52(11):226–233,252. (in Chinese)
- [17] LIU Y, SU J, SHEN L, et al. Development of a mobile application for identification of grapevine (*Vitis vinifera* L.) cultivars via deep learning[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2021, 14(5): 172–179.
- [18] GUTIÉRREZ S, FERNÁNDEZ-NOVALES J, DIAGO M P, et al. On-the-go hyperspectral imaging under field conditions and machine learning for the classification of grapevine varieties[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2018, 9: 1102.
- [19] 刘平,朱衍俊,张同勋,等.自然环境下贴叠葡萄串的识别与图像分割算法[J].*农业工程学报*,2020,36(6):161–169.
LIU Ping, ZHU Yanjun, ZHANG Tongxun, et al. Algorithm for recognition and image segmentation of overlapping grapecluster in natural environment[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020,36(6):161–169. (in Chinese)
- [20] SANTOS T T, DE SOUZA L L, DOS SANTOS A A, et al. Grape detection, segmentation, and tracking using deep neural networks and three-dimensional association[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 170: 105247.
- [21] CHEN S, SONG Y, SU J, et al. Segmentation of field grape bunches via an improved pyramid scene parsing network[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2021, 14(6): 185–194.
- [22] PELLEGRINO R V, TARROBAGO A C, ZULUETA D L B. Automated RBC morphology counting and grading using image processing and support vector machine [C] // 2021 IEEE 13th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM). IEEE, 2021: 1–5.
- [23] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A review of Yolo algorithm developments[J]. *Procedia Computer Science*, 2022, 199: 1066–1073.
- [24] 李俊伟,郭俊先,胡光辉,等.基于机器视觉技术的单粒葡萄质量与果径预测分级研究[J].*新疆农业科学*,2014,51(10):1862–1868.
LI Junwei, GUO Junxian, HU Guanghui, et al. Prediction and classification of single grape weight and size based on machine vision techniques[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*,2014,51(10):1862–1868. (in Chinese)
- [25] 陈英,李伟,张俊雄.基于图像轮廓分析的堆叠葡萄果粒尺寸检测[J].*农业机械学报*,2011,42(8):168–172,121.
CHEN Ying, LI Wei, ZHANG Junxiong. Overlapped grapes berry size inspection based on image contour analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2011,42(8):168–172,121. (in Chinese)
- [26] LUO L, LIU W, LU Q, et al. Grape berry detection and size measurement based on edge image processing and geometric morphology[J]. *Machines*, 2021, 9(10): 233.
- [27] NELLITHIMARU A K, KANTOR G A. ROLS: robust object-level SLAM for grape counting[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019: 2648–2656.
- [28] BUAYAI P, SAIKAEW K R, MAO X. End-to-end automatic berry counting for table grape thinning[J]. *IEEE Access*, 2020,

- 9: 4829–4842.
- [29] 吴升,温维亮,王传宇,等. 数字果树及其技术体系研究进展[J]. 农业工程学报,2021,37(9):350–360.
WU Sheng, WEN Weiliang, WANG Chuanyu, et al. Research progress of digital fruit trees and its technology system[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(9):350–360. (in Chinese)
- [30] 陈英,廖涛,林初靠,等. 基于计算机视觉的葡萄检测分级系统[J]. 农业机械学报,2010,41(3):169–172.
CHEN Ying, LIAO Tao, LIN Chukao, et al. Grape inspection and grading system based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(3):169–172. (in Chinese)
- [31] 袁雷明,蔡健荣,孙力,等. 鲜食葡萄果穗形状颜色的多视角投影成像检测[J]. 现代食品科技,2016,32(4):218–222.
YUAN Leiming, CAI Jianrong, SUN Li, et al. Imaging study of the cluster shape and color of table grape by multi-perspective projection[J]. Modern Food Science and Technology,2016,32(4):218–222. (in Chinese)
- [32] CECOTTI H, RIVERA A, FARHADLOO M, et al. Grape detection with convolutional neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 159: 113588.
- [33] CAVALLO D P, CEFOLA M, PACE B, et al. Non-destructive and contactless quality evaluation of table grapes by a computer vision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 558–564.
- [34] LV JIDONG, LV XIAOJUN, MA ZHENGHUA. A fruit recognition method of green grape images in the orchard[J]. New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science, 2022, 50(1):1–16.
- [35] 高琪,李兴红,刘梅. 我国葡萄园病害发生危害及防治用药情况调查[J]. 中国果树,2021(9):97–102.
- [36] HERNÁNDEZ I, GUTIÉRREZ S, CEBALLOS S, et al. Artificial intelligence and novel sensing technologies for assessing downy mildew in grapevine[J]. Horticulturae, 2021, 7(5): 103.
- [37] DWIVEDI R, DEY S, CHAKRABORTY C, et al. Grape disease detection network based on multi-task learning and attention features[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(16): 17573–17580.
- [38] 何东健,王鹏,牛童,等. 基于改进残差网络的田间葡萄霜霉病病害程度分级模型[J]. 农业机械学报,2022,53(1):235–243.
HE Dongjian, WANG Peng, NIU Tong, et al. Classification model of grape downy mildew disease degree in field based on improved residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):235–243. (in Chinese)
- [39] FALASCHETTI L, MANONI L, RIVERA R C F, et al. A low-cost, low-power and real-time image detector for grape leaf esca disease based on a compressed CNN[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2021, 11(3): 468–481.
- [40] LI J L, SUN D W, CHENG J H. Recent advances in nondestructive analytical techniques for determining the total soluble solids in fruits: a review[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2016, 15(5): 897–911.
- [41] BURBIDGE C A, FORD C M, MELINO V J, et al. Biosynthesis and cellular functions of tartaric acid in grapevines[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 309.
- [42] BOIDO E, FARIÑA L, CARRAU F, et al. Application of near-infrared spectroscopy/artificial neural network to quantify glycosylated norisoprenoids in Tannat grapes[J]. Food Chemistry, 2022, 387: 132927.
- [43] ROUXINOL M I, MARTINS M R, MURTA G C, et al. Quality assessment of red wine grapes through NIR spectroscopy[J]. Agronomy, 2022, 12(3): 637.
- [44] GUO A, HUANG W, DONG Y, et al. Wheat yellow rust detection using UAV-based hyperspectral technology[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 123.
- [45] VROCHIDOU E, BAZINAS C, MANIOS M, et al. Machine vision for ripeness estimation in viticulture automation[J]. Horticulturae, 2021, 7(9): 282.
- [46] 许锋,付丹丹,王巧华,等. 基于 MCCV–CARS–RF 建立红提糖度和酸度的可见–近红外光谱无损检测方法[J]. 食品科学,2018,39(8):149–154.
XU Feng, FU Dandan, WANG Qiaohua, et al. Nondestructive detection of sugar content and acidity in Red Globe table grapes using visible near infrared spectroscopy based on Monte–Carlo cross validation–competitive adaptive reweighted sampling–random forest (MCCV–CARS–RF)[J]. Food Science, 2018, 39(8): 149–154. (in Chinese)
- [47] 张旭,张天罡,穆维松,等. 基于 Vis/NIR 光谱技术的酿酒葡萄成熟期间 SSC 预测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2021,41(1):229–235.
ZHANG Xu, ZHANG Tiangan, MU Weisong, et al. Prediction of soluble solids content for wine grapes during maturing based on visible and near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(1): 229–235. (in Chinese)
- [48] BENELLI A, CEVOLI C, RAGNI L, et al. In-field and non-destructive monitoring of grapes maturity by hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2021, 207: 59–67.
- [49] GOMES V, MENDES-FERREIRA A, MELO-PINTO P. Application of hyperspectral imaging and deep learning for robust prediction of sugar and pH levels in wine grape berries[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3459.
- [50] MAJEED N F, BRASCHI A M, WALD C, et al. Spectral detector CT applications in advanced liver imaging[J]. The British Journal of Radiology, 2021, 94(1123): 20201290.
- [51] 高升,王巧华,施行,等. 便携式红提葡萄多品质可见/近红外检测仪设计与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(2):308–319.
GAO Sheng, WANG Qiaohua, SHI Hang, et al. Design and test of portable red globe grape extraction multi-quality visible/near infrared detector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 308–319. (in Chinese)

- [52] 肖慧,孙柯,屠康,等. 便携式葡萄专用可见-近红外光谱检测仪器开发与实验[J]. 食品科学,2019,40(8):300-305.
XIAO Hui, SUN Ke, TU Kang, et al. Development and application of a specialized portable visible and near-infrared instrument for grape quality detection[J]. Food Science, 2019, 40(8): 300-305. (in Chinese)
- [53] 张宁,赵旭,兰义宾,等. 中国东亚种红葡萄酒的颜色特征及酚类组成研究[J]. 中国酿造,2022,41(5):34-41.
ZHANG Ning, ZHAO Xu, LAN Yibin, et al. Color features and phenolic composition of red wines made from East Asian Vitis species native to China[J]. China Brewing,2022,41(5):34-41. (in Chinese)
- [54] 蔡正云,吴龙国,王菁,等. 宁夏赤霞珠葡萄水分含量的高光谱无损检测研究[J]. 食品工业科技,2017,38(2):79-83.
CAI Zhengyun, WU Longguo, WANG Jing, et al. Non-destructive determination of moisture composition in Ningxia wine grapes based on visible near-infrared hyperspectral imaging technique[J]. Science and Technology of Food Industry,2017,38(2):79-83. (in Chinese)
- [55] 高升,王巧华. 基于可见/近红外透射光谱技术的红提糖度和含水率无损检测[J]. 中国光学,2021,14(3):566-577.
GAO Sheng, WANG Qiaohua. Non-destructive testing of red globe grape sugar content and moisture content based on visible/near infrared spectroscopy transmission technology[J]. Chinese Optics,2021,14(3):566-577. (in Chinese)
- [56] 陈辰,鲁晓翔,张鹏,等. 红提葡萄 VC 含量的可见/近红外检测模型[J]. 食品与机械,2015,31(5):70-74.
CHEN Chen, LU Xiaoxiang, ZHANG Peng, et al. Determination of vitamin C in red globe grape based on visible/near-infrared diffuse reflectance spectroscopy[J]. Food and Machinery,2015,31(5):70-74. (in Chinese)
- [57] 高升,王巧华,李庆旭,等. 基于近红外光谱的红提维生素 C 含量、糖度及总酸含量无损检测方法[J]. 分析化学,2019,47(6):941-949.
GAO Sheng, WANG Qiaohua, LI Qingxu, et al. Non-destructive detection of vitamin C, sugar content and total acidity of red globe grape based on near-infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry,2019,47(6):941-949. (in Chinese)
- [58] 罗一甲,祝赫,李潇涵,等. 赤霞珠酿酒葡萄总酚含量的近红外光谱定量分析[J]. 光谱学与光谱分析,2021,41(7):2036-2042.
LUO Yijia, ZHU He, LI Xiaohan, et al. Quantitative analysis of total phenol content in cabernet sauvignon grape based on near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2036-2042. (in Chinese)
- [59] XIAO H, FENG L, SONG D, et al. Grading and sorting of grape berries using visible-near infrared spectroscopy on the basis of multiple inner quality parameters[J]. Sensors, 2019, 19(11): 2600.

(上接第 276 页)

- [20] 马丽. 基于热红外视频的生猪耳根体表温度自动检测技术研究[D]. 北京:中国农业大学,2020.
MA Li. Research on automatic detection technology of pig ear-root body surface temperature based on thermal infrared video [D]. Beijing:China Agricultural University,2020. (in Chinese)
- [21] CHEN Y, HU M, XIE Y. Claim frequency predicting based on LightGBM[J]. Journal of Nonlinear and Convex Analysis, 2020, 21(8):1759-1770.
- [22] 刘梦雅,毛剑琳. 基于灰度关联分析法的卷积神经网络算法优化[J]. 电子科技, 2018, 31(6): 84-88, 95.
LIU Mengya, MAO Jianlin. Optimization of convolutional neural network algorithm based on grayrelational analysis [J]. Electronic Science and Technology,2018,31(6):84-88,95. (in Chinese)
- [23] LI Li, CHEN Shiwan, YANG Chengfei, et al. Prediction of plant transpiration from environmental parameters and relative leaf area index using the random forest regression algorithm[J]. Journal of Cleaner Production, 2020,261: 121-136.
- [24] 赵奇慧,李莉,张森,等. 基于迁移学习的温室番茄叶片水分胁迫诊断方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊1): 340-347,356.
ZHAO Qihui, LI Li, ZHANG Miao, et al. Water stress diagnosis algorithm of greenhouse tomato based on fine-tuning learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.1): 340-347,356. (in Chinese)
- [25] 国银银. 基于茎秆直径微变化和叶温的温室葡萄水分亏缺诊断与蒸腾模拟[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2019.
GUO Yinyin. Water deficit diagnosis and transpiration simulation of greenhouse grape based on stem diameter micro change and leaf temperature[D]. Yangling: Northwest A&F University,2019. (in Chinese)
- [26] SILVA B B D, RAO T V R. The CWSI variations of a cotton crop in a semi-arid region of Northeast Brazil[J]. Journal of Arid Environments, 2005, 62(4):649-659.
- [27] MUSTAFA Ü, RIZA K, BURÇAK K, et al. The crop water stress index (CWSI) for drip irrigated cotton in a semi-arid region of Turkey[J]. African Journal of Biotechnology, 2011, 10(12): 2258-2273.
- [28] ZHANG T, SU H, YANG X, et al. Remote sensing prediction of global subsurface thermohaline based on LightGBM[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(10):1255-1269.
- [29] SHARMA A, SINGH B. AE-LGBM: sequence-based novel approach to detect interacting protein pairs via ensemble of autoencoder and LightGBM[J]. Computers in Biology and Medicine, 2020, 125:103964.