

无损检测技术在畜禽肉质评价体系中的应用 研究进展

杨莹 盛熙晖*

(北京农学院动物科学技术学院, 北京 102206)

摘要:随着人们生活水平的不断提高,消费者对高质量生活的追求逐渐增强,对畜禽产品的品质要求及消费观念也在发生改变。越来越多的人开始从最初的满足温饱问题转向追求高品质的营养摄入。为了适应现代肉类快速生产和营养检测的需求,开发准确、高效的畜禽肉质无损检测技术成为了当前的研究热点。无损检测技术能够在不破坏肉品结构的前提下,快速检测肉质水平及相关营养评价指标。作者综述了近红外光谱(near-infrared spectroscopy, NIR)、高光谱成像(hyperspectral imaging, HSI)、计算机断层扫描(computed tomography, CT)和计算机视觉(computer vision, CV)这4种肉质无损检测技术的工作原理、应用现状、存在问题及解决办法,并探讨了部分检测方法的未来发展趋势,旨在为推动各项技术的应用和建立肉质无损检测体系提供参考。

关键词:肉质无损检测;近红外光谱;高光谱成像;计算机断层扫描;计算机视觉

Application of Non-Destructive Testing Technology in Meat Quality Evaluation of Livestock and Poultry

YANG Ying SHENG Xihui*

(College of Animal Science and Technology, Beijing University of Agriculture, Beijing 102206, China)

Abstract: As living standards continue to rise, consumers' pursuit of a high-quality life is steadily increasing, and their expectations and consumption concepts regarding livestock and poultry products are changing. More and more people are shifting their consumption focus from merely satisfying basic dietary needs to pursuing high-quality nutritional intake. To meet the demands of modern rapid meat production and nutritional analysis, the development of accurate and efficient non-destructive testing methods for evaluating livestock and poultry meat quality has become a major focus of current research. Non-destructive testing technologies allow for the rapid evaluation of meat quality and nutritional indicators without damaging the structure of the meat. The author reviews the principles, current applications, existing challenges, a major focus of current research, and future trends of four non-destructive meat quality testing methods: near-infrared spectroscopy (NIR), hyperspectral imaging (HSI), computed tomography (CT), and computer vision (CV). It aims to provide a reference for promoting the application of these technologies and for establishing a non-destructive meat quality evaluation system.

Keywords: non-destructive meat quality testing; near infrared spectroscopy; hyperspectral imaging; computed tomography; computer vision

基金项目:国家“十四五”重点研发计划项目(2023YFD1300301);市属高校分类发展-都市农林特色教师队伍建设项目(11000024T000002961733)。

通信作者:盛熙晖(1983—),女,博士,教授,硕士研究生导师,主要从事家禽分子育种研究。E-mail:shengxh03@163.com

收稿日期:2024-06-18 **修回日期:**2024-10-11

畜禽产品能够满足人体代谢所需的蛋白质、脂肪、无机盐等营养成分,其肉质是影响畜禽产业及肉品加工业经济效益的重要因素。肉质是一个综合性状,包括肉色、嫩度、肌内脂肪含量等多个方面,这些性状共同作用影响肉的整体品质。肉质评价由感官评价和理化指标测定两种方法组成。

感官评价是指训练有素且经验丰富的评估人员利用眼睛看、鼻子闻、嘴巴尝等方式对肉品的颜色、气味、质地等进行评分,是评定肉质最直接的方式。但这种方法主观性较强、误差较大。理化指标测定方法则是利用精准仪器和模型构建对肉质进行客观评判。检测指标包括肉色、系水力、嫩度、pH、肉中重要代谢物(如氨、胺类、挥发性盐基氮、偏苯三酸酐、吡啶等)的含量等,这些检测指标使评价结果更加准确可靠。

畜禽肉产品上市前,既要检测其肉质,又要保证外观的完整性。用仪器检测理化指标克服了感官评价的主观差异,可替代传统的鉴定方法。无损检测的目的是在不破坏被测对象的前提下评估其质量,这对技术提出了较高的要求。因此,在硬件设备和软件设备发展的同时,需要与不同的信息技术相融合来提高无损检测的精度,在生产加工线上具有一定的应用潜力。

作者总结了目前应用较广泛的近红外光谱、高光谱成像、计算机断层扫描和计算机视觉这 4 种无损检测方法的原理、应用现状、存在问题及解决办法等,以期能快速鉴别肉品质量,推动建立肉质无损检测体系提供参考。

1 近红外光谱

1.1 近红外光谱工作原理

近红外光是介于可见光与中红外光之间的电磁辐射波,其光谱区为 780~2 526 nm,是吸收光谱中发现的第一个非可见光区。当有机分子中的含氢基团受到不同频率变化的近红外光照射时,化学键会呈现伸缩和弯曲振动。振动的合频与倍频吸收区一致,从而可以得到样品中有机分子含氢基团的特征信息。此外,近红外光谱区域还可以捕捉到振动合频谱带与倍频谱带的强度信息,从而立即吸收或发散不同波长的光。不同谱带强度与样品中化学物质的含量有关,借助化学计量学

技术,可以在近红外光谱检测结果中提取更多有意义的光学信息。

该分析方法因不需或仅需少量的样品、不破坏被测样品、分析过程不消耗试剂、产物不污染环境^[1]、成本低、方便、准确、高效等优点,受到越来越多人的青睐。

1.2 近红外光谱应用现状

近红外光谱技术主要用于肉类中肌内脂肪含量、脂肪酸含量、营养物质及异质肉等的检测。

肌内脂肪是指存在于肌肉组织内的脂肪,作为肉质检测的物理指标,对肌肉的嫩度和多汁性具有重要作用。近红外光谱技术及相关仪器已广泛应用于不同物种肌内脂肪含量的测定中。利用近红外光谱技术检测冻干碎羊肉的肌内脂肪含量决定系数 R^2 为 0.27,均方根误差(root mean square error, RMSE) 为 1.28,两者都保持在良好水平^[2]。Hitchman 等^[3]利用偏最小二乘回归模型预测羔羊腰最长肌肌内脂肪性能时,共收集了 26 个独立近红外光谱数据集并建立模型,进行交叉验证后,该模型的 R^2 为 0.52,有望将其应用于自动化肉类质量监测系统。此外,与实验室中化学方法测定的羔羊腰最长肌切面的肌内脂肪含量相比,在屠宰场利用近红外光谱扫描获得的数据建立方程能够以中等精度(R^2 为 0.38~0.48)预测肌内脂肪含量^[4],可为养殖一线的肉质育种过程提供数据参考。近红外光谱技术还可以对羔羊产品进行分类,准确区分牧场饲粮喂养与精料饲粮喂养的羔羊胴体肾周脂肪含量,其准确率在 98.5%~100.0%^[2]。手持式近红外光谱仪在预测羊肉肌内脂肪含量时, R^2 为 0.58,预测均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP) 为 0.85。预测处死 24 h 后肉羊腰部胴体肌内脂肪含量时,其 R^2 为 0.50, RMSEP 为 0.91^[5],均保持在较高水平。采用小型近红外分光光度计预测冻干碎羊肉肌内脂肪含量的偏最小二乘回归模型显示, R^2 为 0.86~0.89, RMSE 为 0.36~0.40,有潜力成为预测羊肉肌内脂肪含量成本效益最高的仪器^[6]。综合来看,小型近红外分光光度计拟合度较好,预测值与观测值间差异较小,在预测羊肉脂肪含量方面具有一定的优势。

采用近红外光谱成像在交互模式下评估肉牛完整的腰最长肌和腰最长肌切片的肌内脂肪含量

时,预测准确性 R^2 分别为 0.81 和 0.82, RMSEP 分别为 0.95 和 0.88^[7]。Renden 等^[8]发现近红外反射光谱能够预测成熟矮化母鸡整个胴体的脂肪含量,预测结果与实际化学测量值间一致性较好,偏最小二乘回归模型的 R^2 为 0.96。近红外高光谱成像在检测鲑鱼脂肪成分时,利用不同季节获得的独立测试集 ($N=20$) 显示,近红外高光谱成像的偏差较高且多变,但在交叉验证中 ($N=51$),模型的准确度 R^2 达 0.97^[9]。

台式光谱仪是用来测定胴体脂肪酸组成的近红外光谱仪之一,对饱和脂肪酸、单不饱和脂肪酸、共轭亚油酸含量等指标的预测精度 R^2 高达 0.97。对冻干碎羊肉中的饱和脂肪酸和多不饱和脂肪酸的预测精度 R^2 为 0.89~0.98^[10]。Realini 等^[11]运用近红外反射光对碎牛肉中的脂肪酸含量进行预测,发现总饱和脂肪酸的验证集决定系数为 0.87,总不饱和脂肪酸、硬脂酸、油酸及亚麻酸的 R^2 均超过 0.90。表明近红外反射光谱可用于产品加工与质量监测。Marchi 等^[12]发现近红外透射光谱对加工肉制品中饱和脂肪酸、单不饱和脂肪酸及多不饱和脂肪酸等脂肪酸的绝对含量预测效果较好,交叉验证中的决定系数均大于 0.90,相对含量预测效果较差。Barragán-Hernández 等^[13]基于遗传算法和径向核支持向量机回归模型预测脂肪和脂肪酸的含量,平均决定系数为 0.92。

此外,肉品的营养成分含量会受到肉品新鲜度的影响。赵钜阳等^[14]发现近红外光谱技术可直接定性判别新鲜肉和长期冻藏肉。该技术对冻干羊肉中的干物质、蛋白质、脂肪含量的检测准确度 R^2 分别为 0.96、1.00、1.00;对山羊碎肉中蛋白质、水分、脂肪含量的检测能力 R^2 分别为 0.87、0.94 和 0.60^[2],表明该技术对羊肉中营养物质的测定准确性非常高。赵文英等^[15]利用牛、羊、猪肉建立单个肉品及混合鲜肉肉糜近红外光谱与蛋白质测量值间的定量分析模型,结果显示鲜肉建模集和预测集相关系数分别为 0.954 和 0.929,表明该模型能够实现鲜肉蛋白质含量的快速测定。利用便携式可见光-近红外光谱仪、便携式近红外光谱仪、手持式近红外光谱仪收集牛肉胸最长肌光谱信息,发现牛肉中干物质、蛋白质和脂类等营养物质的验证集决定系数 R^2 为 0.23~0.70, pH 和蒸煮损失的 R^2 为 0.19~0.25,肉色的 R^2 为 0.35~0.77^[16]。总体而

言,3种近红外光谱仪的测定能力相差较小。

异质肉中可能存在寄生虫或微生物等,食用后会对人体健康造成危害,因此应特别注意以确保食品安全。肉鸡的胸肌疾病直接影响鸡胸肉的品质,木质鸡胸肉的蛋白质含量和持水能力下降,肉质变硬。Carvalho 等^[17]发现近红外光谱结合连续投影算法及线性判别分析 (successive projections algorithm-linear discriminant analysis, SPA-LDA) 模型可作为检测胸肌疾病的工具,结合多种检测指标可将鸡胸肉按不同质量进行分级评定。将计算机视觉和近红外光谱相结合,可以根据蛋白质含量和持水能力识别出木质肉和正常肉,准确率分别为 91.8% 和 97.5%^[18]。

综上所述,在不同物种的脂肪含量、脂肪酸含量、营养物质和异质肉测定方面,近红外光谱技术的预测准确性较高,表明该技术在脂肪含量测定及异质肉辨别领域较为成熟。而对于 pH、蒸煮损失等其他肉质指标,近红外光谱的检测能力表现出一定差异。

1.3 近红外光谱存在问题及解决办法

第一,利用近红外光谱扫描非均质样品时,由于扫描覆盖面积较小,导致获得的有效信息数量有限,从而影响了数据获取效率。此外,非均质肉中内容物的种类存在差异,肌肉纤维或肌原纤维会充当光纤,通过一系列内部反射传导近红外光。与均质肉相比,非均质肉吸收的能量更多而获得的反射信息更少,导致检测结果不准确。因此,近红外光谱对非均质样品的检测存在一定的局限性。为了克服这些限制,可以通过扩大近红外光谱扫描仪的波长范围以容纳更多的指标信息。同时,提高扫描速度并增加非均质样品的检测位点,以便收集更多的反射信息,从而弥补内部反射造成的结果准确性低的缺点。

第二,近红外光谱在评估感官属性方面的能力有限,如外观和口感等指标。肉中肌红蛋白的含量及其氧合状态会对近红外光谱评估大理石纹等级时产生影响^[7]。为了提高近红外光谱技术的检测准确性,可以在建立标准感官评价体系后,参考该体系中相应的指标,对近红外光谱技术的感官属性进行综合评估。

第三,不同屠宰处理方法会使活体家畜产生多种应激反应,进而影响宰后品质。目前尚未证实近

红外光谱可以区分不同屠宰处理方式的肉品。

2 高光谱成像

2.1 高光谱成像工作原理

高光谱成像技术检测系统由光源、光学透镜、成像光谱仪、相机、样品保存平台、样品台及数据分析软件所连接的计算机和数据分析软件组成,是由两个空间维度和一个光谱维度构成的三维空间成像技术。

高光谱电磁波能够穿透置于样品台上的不同外形特征的待测样品,到达非均质组织表面。依据自身的生化特性和组织特性,这些电磁波会发生反射或透射,利用空间维度可以反映样品的化学成分,快速测定样品的空间信息与光谱信息。通过这两种方式,可以得到样品的物理结构、化学成分、外部形状和缺陷以及样品大小等特征。

高光谱成像技术是一种快速且非侵入式的检测方法,具有图谱合一、获取信息全面以及保持待测样品完整性等优点。

2.2 高光谱成像应用现状

高光谱成像技术已广泛应用于肉制品成分检测^[19]、质量评估、色泽鉴定及胴体部位识别等方面,以实现肉制品安全和质量参数的快速分析。

透射高光谱可在 700~900 nm 或 800~1 100 nm 波段内检测样品的内部成分。研究表明,在评估羊肉脂肪、蛋白质和水分等营养成分时,其准确性超过了 80%,预测准确度分别为 $R^2 > 0.91$ 、 $R^2 > 0.80$ 和 $R^2 > 0.88$ ^[2]。Wang 等^[20]利用 NIR-HSI 系统测定棕榈酸和油酸时,分别选择 29 个和 22 个最佳波长建立预测模型,其 R^2 分别为 0.91 和 0.88, RMSEP 分别为 0.18 和 0.37。Ma 等^[21]利用相同检测系统测定加工猪肉中单不饱和脂肪酸和多不饱和脂肪酸的含量,结果显示交叉验证集 R^2 分别为 0.84 和 0.92,交叉验证均方根误差分别为 0.79 和 0.76。高光谱成像在 1 100~1 250 nm 波段可检测肉中蛋白质和脂肪等化学成分^[22]。在 440、470、635 nm 处可分别预测脱氧肌红蛋白、肌红蛋白、磺肌红蛋白等与肉质鲜度和颜色相关的化学指标^[23]。Cheng 等^[24]将光谱数据与传统方法测量的肌红蛋白含量参考值进行关联,利用高光谱成像系统在 400~1 000 nm 光谱范围内对羊肉的肌红蛋白含量进行测定。其脱氧肌红蛋

白和氧合肌红蛋白的预测精度 R^2 分别为 0.810 和 0.914, RMSEP 分别为 1.127 和 2.598;高铁肌红蛋白的预测精度 R^2 为 0.915, RMSEP 为 2.777。Yuan 等^[25]证实,竞争自适应重加权采样-偏最小二乘回归模型的校正决定系数、预测决定系数和交叉验证决定系数分别为 0.913 5、0.765 4 和 0.817 1。因此,高光谱成像系统能快速预测煮熟的棕褐色羊肉中的高铁肌红蛋白含量,可以在肉中肌红蛋白的检测中广泛应用。

高光谱成像技术与分类器相结合可用于肉品质等级分类。如鸡肉品质分类是利用已知品质等级的光谱特征建立定标模型,再利用这些模型预测未知样品的品质等级^[26]。高光谱成像技术还可以用于检测鸡肉中卡拉胶的掺假情况,肉类掺假会降低肉品质并增加微生物污染风险^[27]。夏杨毅等^[28]发现高光谱成像技术能够鉴别同源肉掺假及杂肉掺假样品,模型决定系数均在 0.95 以上,分类准确率达 90% 以上。赵静远等^[29]在短波近红外波段构建模型,实现了羊肉掺假的定量检测,其预测集决定系数为 0.968 4。Zhao 等^[30]利用高光谱成像技术检测牛肉产品中肉类掺假情况,预测模型 R^2 为 0.95, RMSEP 为 5.67%。反射高光谱成像技术可以检测肉品污染物和缺陷等特征,当肉品发生污染导致内部成分发生变化时,肉品质等级下降,并出现肉眼可见的腐败迹象,如产品外表面滋生斑点或生肉颜色由红色、浅粉色变为灰色、深红色等^[26]。

肉色是影响消费者判断肉类品质的直接因素,是最基本的物理特性。高光谱成像技术对肉色中的亮度 (L^*) 具有良好的预测能力,其 R^2 为 0.77~0.97;而红度 (a^*) 和黄度 (b^*) 的预测能力较差, R^2 分别为 0.48~0.84 和 0.26~0.84^[2]。Kamruzzaman 等^[31]在 400~1 000 nm 波长范围内,利用连续投影算法选择 6 种特征波长,检测新鲜牛、羊、猪肉的颜色参数并建立多元线性回归模型,其 R^2 分别为 0.97、0.84、0.82, RMSEP 分别为 1.72、1.73、1.35。谢安国等^[32]运用支持向量机建立回归模型并用粒子群算法优化参数,对 100 块煎制的牛肉构建快速检测模型,牛肉水分和剪切力的预测 R^2 分别为 0.908 和 0.763。

在生产线上快速分辨不同物种的胴体部位特征极其重要。在 890~1 700 nm 高光谱范围内,分

别检测猪、牛、羊的背最长肌,结合验证集可知,猪肉、牛肉和羊肉样品的分类总体正确率达98.67%^[33]。此外,对羊肉的背最长肌、腰大肌、半膜肌和半腱肌等部位进行分类,结合最小均方可实现96.67%的分类率^[2]。

2.3 高光谱成像存在问题及解决办法

首先,基于高光谱成像系统预测的蛋白质模型比水分或脂肪模型预测准确度低,其应用仍处于实验室水平,样品检测数量、数据处理速度等方面与工业生产线要求相差较大。在高光谱成像系统的使用过程中,通过减小光谱范围和选择先进实用的机器学习算法,可以加快数据处理速度以满足现代生产线的要求。

其次,高光谱成像技术在预测羔羊肉质参数方面的准确度不同,长期采样测定需要进行跨季节持续校准与验证,以提高该技术对肉质客观评估的可靠性^[34]。提高频谱器件精度并减少无用信息干扰,可以提高定量分析的准确性。

最后,高光谱成像技术在肉类质量和安全评估中对样品形态具有高度依赖性,均质化样品能够克服肌肉纤维组织和肌肉物理特性的干扰,被测样品的形态也会直接影响测试结果。将高光谱成像技术与数字图像分析结合,可以改进待测样品的质量评估模型。光谱特性和图像信息具有一定的互补性,信息融合可以提高预测模型的稳定性,从而减少被测样品状态对结果的干扰。

3 计算机断层扫描

3.1 计算机断层扫描工作原理

计算机断层扫描系统由扫描设备、计算机系统和图像输出系统三部分组成。它集成了X射线、 γ 射线和超声波于一体,围绕物体进行旋转扫描以获取样品信息。这些信息经计算机处理后生成断层图像,最终非侵入性地反映物体的内部结构。该系统将X射线成像与断层扫描技术相结合,利用X射线通过物体或组织时产生的衰减差异来区分待测样品的特异性。通常,密度大的物体或组织会产生较大的X射线衰减。

3.2 计算机断层扫描应用现状

计算机断层扫描技术是通过X射线照射不同密度的组织,产生不同程度衰减,从而生成详细的内部结构图像。该技术可用于区分胴体部位和检

测脂肪含量等。

在畜牧领域,尤其是肉类生产环节,计算机断层扫描技术被视作一种能够替代胴体解剖的检测手段。在研究黑兵蝇幼虫对肉鸡胴体组成的影响时,将肉鸡以背腹位方式放置在扫描床上,并对包括头颈部在内的区域进行32次扫描以获得详细的胴体图像,再利用软件计算图像中的肌肉及脂肪组织质量^[35],从而有效区分胴体的不同部位。

此外,随着羔羊加工行业对瘦肉比例测定的需求日益增长,计算机断层扫描技术也被用于评估羔羊各胴体部位的瘦肉含量^[36]。当使用计算机断层扫描技术对不同猪群构成的两个数据集进行瘦肉和脂肪含量成分预测时,发现该技术在测量脂肪总量和瘦肉总量方面表现出极高的准确性, R^2 分别达到了0.994和0.993^[37]。Anderson等^[38]为验证计算机断层扫描技术在预测牛肉肌内脂肪含量方面的准确性,与澳大利亚肉类分级标准的大理石花纹评分结果进行对比,证明了计算机断层扫描技术能够提供更精确的肌内脂肪含量评估。同时,对于绵羊和山羊而言,无论是腿部、肩部还是躯干部位,计算机断层扫描技术在预测肌肉及脂肪含量上表现都非常优秀,所有部位的预测能力 R^2 不低于0.90,但RMSE因检测品种及部位不同呈现出较大差异^[2]。有研究者对猪进行麻醉后,利用计算机断层扫描技术扫描155头种猪来评估生猪肉肌内脂肪含量。结果显示,直接从活猪身上获取准确的肌内脂肪含量存在一定的挑战性,需要进一步深入研究^[39]。与体内超声测定相比,计算机断层扫描技术获得的胴体脂肪含量较低,腰部肌内脂肪含量较高,其他肉质参数相似^[40]。另外,计算机断层扫描技术还可以测定兔群的整体肥胖程度,进而根据脂肪指数将兔群分为瘦肉选择系和脂肪选择系,以此达到创建不同兔子群体的目的^[41]。最后,结合螺旋计算机断层扫描和计算机断层扫描密度信息分析的方法,研究人员能够准确预测肉羊腰部剪切力和肌内脂肪含量,其准确性 R^2 分别为0.02~0.13和0.51~0.71^[42]。

3.3 计算机断层扫描存在问题及解决办法

目前,计算机断层扫描技术在畜牧领域的应用仍面临一些挑战。为了获取更多有效信息,需要针对不同体型的畜禽设计专门的扫描设备。同

时,建立标准化的分析流程可减少对分析人员专业知识和技能的依赖,使普通人员也能参与其中。此外,通过与多项检测技术相结合,可以弥补计算机断层扫描技术在评估活体种猪肌肉脂肪含量方面的不足。

4 计算机视觉

4.1 计算机视觉工作原理

计算机视觉系统由帧捕捉器、摄像机、光源、计算机硬件和软件组成^[43]。数码相机和图像处理系统在可视范围内运行,通过电子感知和图像分析来提高视觉质量^[44]。这一过程与人脑工作原理相似,物理传感器负责捕获图像并将其送至其他部分进行视觉分析。其光源类似于人眼^[45],而硬件和软件不仅决定了捕获图像的质量和分辨率,还影响着整个机器视觉系统的性能和效率。在工作过程中,一个高效的照明系统能够提供高质量的图像,良好的光源不仅可以减少反射、阴影和噪声,还能缩短图像处理时间。

4.2 计算机视觉应用现状

计算机视觉技术可用于肌肉脂肪含量测定、胴体部位识别以及肉品新鲜度的判断^[46]。

肌肉脂肪含量是影响猪肉品质的重要因素,通过对图像中肌肉和脂肪区域进行分割提取可以实现对肌肉脂肪含量的预测。计算机视觉技术可用于肌肉脂肪含量的测定。Chen等^[47]使用200头猪腰部肌肉的1481张照片获取计算机视觉评分,并测定200头猪的实际肌肉脂肪含量、大理石纹评分、肉色、pH和滴水损失。结果表明,5个性状的计算机视觉评分与实际测定结果的相关系数分别为0.68、0.64、0.48、0.25和0.45,在基于残差分布的分析中,逐步回归和梯度提升机模型的精度分别达到了0.88和0.89。Liu等^[48]在比较视觉图像与传统乙醚提取法获得的生猪肌肉脂肪百分比时发现,两者的相关性为0.66,而逐步回归和基于支持向量集回归模型的准确度分别为0.63和0.75,表明计算机视觉可用来评估猪肉肌肉脂肪含量。综上,计算机视觉技术可用于肌肉脂肪含量的测定,准确度在50%以上,相较于近红外光谱技术,该技术的准确度有待提高。计算机视觉系统还能间接评估活体动物的各项指标。Fernandes等^[49]研究发现,在完全自动化的设置下,使用在育肥猪农场

中收集的3D图像,可以通过计算机视觉系统预测活猪的质量、肌肉深度和背部脂肪含量,其预测精度 R^2 分别为0.86、0.50和0.45。

同时,计算机视觉技术能够识别不同胴体部位。由于猪肉的不同切割部位肉质存在差异,Huang等^[50]以生猪的火腿、里脊、腹部、颈部4个不同部位的原切图像为试验数据,证明了计算机视觉技术能较好地识别出猪肉的原始切块部位。

Fatahi等^[51]结合图像处理和人工智能技术对鸡肉新鲜度进行分类,结果表明该技术能够准确判断鸡肉的新鲜度。另一预测鸡肉新鲜度的系统包括图像捕获、图像预处理、图像处理、计算通道、特征提取、混合遗传算法、人工神经网络特征选择和预测8个阶段。最终以新鲜度作为输出指标,得到的人工神经网络模型具有较高性能,相关系数为0.98734,均方误差为0.00205^[52]。

肉色是决定消费者购买意愿的关键指标,感知颜色的差异往往是主观选择的结果,并非基于颜色的定量分析^[53]。Girolami等^[54]在色度计与计算机视觉技术的比较试验中发现,计算机视觉技术的测试结果与真实颜色非常接近,可以用来预测猪肉的颜色属性^[55]。此外,通过对肉色的分析还可以判断牛肉的质量,再结合其他参数(如不同分类器等),可以将颜色与牛肉肉质联系起来,该结果可作为食品工厂的质量评估参数^[56]。Caffarini等^[57]对56头小牛进行成像研究,对30头小牛捕获了共327张深度图像,勾勒出其身体轮廓并进行特征提取;另外26头小牛采集了42536张深度图像,并从12、13根肋骨处为每头小牛收集3张超声图像。对超声图像进行人工分割,计算平均肋眼面积和圆度,然后与深度图像配对进行训练,实现嵌套交叉验证。所提出的模型预测肋眼面积的平均决定系数 R^2 为0.74%,平均预测绝对误差为7.3%,结果表明,计算机视觉系统可用于预测活体动物的肋眼面积和圆度,从而实现对不同分组动物的智能管理,提高杂交牛不同部位肉块分割的均匀性。

4.3 计算机视觉存在问题及解决办法

第一,在昏暗或黑暗的环境中,计算机视觉技术对待测样品的识别存在偏差,需要人工照明进行辅助。进一步研发计算机视觉系统的软件和硬

件,使用更小、更精准的硬件可以提高图像分辨率,增强捕获目标物体的能力,从而减小识别目标物的偏差。

第二,该技术测定结果局限于表面检测和外部质量属性检测,如大小、颜色、表面结构等。因此,在测定肉类内部质量和化学成分特征的化学计量学建模中,该方法无法单独使用。在数据处理过程中,可以结合计算机断层扫描技术、近红外光谱技术等,以获取更多的肉质内部质量和化学成分信息。

4.4 计算机视觉未来趋势

计算机视觉技术能够创建准确的描述性数据,具有一致、客观、无损、稳健等特点。通过成像方法,可以根据颜色、形状、尺寸和表面纹理特征对加工线上的肉类和食品质量进行快速直观的视觉评估,并且能够持续记录数据。这项技术具备成为食品质量检测行业基本要素的所有潜力和必要条件。未来,计算机视觉技术将在手机上应用,以便消费者可以轻松评估食品的质量安全。

5 展望

现阶段的畜禽肉质检测多停留在生产线水平,而肉质的无损检测则可应用近红外光谱、高光谱成像、计算机断层扫描和计算机视觉等技术来完成。不同检测技术对畜禽肌肉脂肪含量的检测研究较多,且呈现出较高的准确性。然而,对于肉色、剪切力和营养成分含量等检测技术的研究还不够深入。因此,将不同分析技术所获得的光谱信号与图像信息加权融合将成为肉质无损检测研究中的重点问题,这将促进无损检测技术在畜禽肉质评价领域的全方位发展。

无损检测技术的应用将来要向一线养殖场转移。定期监测和评估活体畜禽的相关肉质指标,将方便育种工作者高效选择优质品种并进行扩繁培育,从根本上解决畜禽品质问题。同时,这也方便养殖工作者及时获取最新数据,调整饲养策略,在养殖过程中提高肉产品的质量,从而获得优质的畜禽产品。

参考文献

- [1] PRIETO N, JUÁREZ M, LARSEN I L, et al. Rapid discrimination of enhanced quality pork by visible and near

- infrared spectroscopy[J]. *Meat Science*, 2015, 110: 76-84.
- [2] SILVA S, GUEDES C, RODRIGUES S, et al. Non-destructive imaging and spectroscopic techniques for assessment of carcass and meat quality in sheep and goats: a review[J]. *Foods*, 2020, 9(8): 1074.
- [3] HITCHMAN S, JOHNSON P, BAIN W, et al. Short communication: long term performance of near infrared spectroscopy to predict intramuscular fat content in New Zealand lamb[J]. *Meat Science*, 2021, 181: 108376.
- [4] LAMBE N R, CLELLAND N, DRAPER J, et al. Prediction of intramuscular fat in lamb by visible and near-infrared spectroscopy in an abattoir environment[J]. *Meat Science*, 2021, 171: 108286.
- [5] FOWLER S M, MORRIS S, HOPKINS D L. Preliminary investigation for the prediction of intramuscular fat content of lamb *in-situ* using a hand-held NIR spectroscopic device [J]. *Meat Science*, 2020, 166: 108153.
- [6] DIXIT Y, PHAM H Q, REALINI C E, et al. Evaluating the performance of a miniaturized NIR spectrophotometer for predicting intramuscular fat in lamb: a comparison with benchtop and hand-held Vis-NIR spectrophotometers[J]. *Meat Science*, 2020, 162: 108026.
- [7] WOLD J P, SOLBERG L E, GAARDER M Ø, et al. In-line estimation of fat marbling in whole beef striploins (*Longissimus lumborum*) by NIR hyperspectral imaging. A closer look at the role of myoglobin[J]. *Foods*, 2022, 11(9): 1219.
- [8] RENDEN J A, OATES S S, REED R B. Determination of body fat and moisture in dwarf hens with near-infrared reflectance spectroscopy [J]. *Poultry Science*, 1986, 65(8): 1539-1541.
- [9] LINTVEDT T A, ANDERSEN P V, AFSETH N K, et al. Raman spectroscopy and NIR hyperspectral imaging for in-line estimation of fatty acid features in salmon fillets[J]. *Talanta*, 2023, 254: 124113.
- [10] PRIETO N, LÓPEZ-CAMPOS O, AALHUS J L, et al. Use of near infrared spectroscopy for estimating meat chemical composition, quality traits and fatty acid content from cattle fed sunflower or flaxseed[J]. *Meat Science*, 2014, 98(2): 279-288.
- [11] REALINI C E, DUCKETT S K, WINDHAM W R. Effect of vitamin C addition to ground beef from grass-fed or grain-fed sources on color and lipid stability, and prediction of fatty acid composition by near-infrared reflectance analysis [J]. *Meat Science*, 2004, 68(1): 35-43.
- [12] MARCHI M D, MANUELIAN C L, TON S, et al. Feasibility of near infrared transmittance spectroscopy to

- predict fatty acid composition of commercial processed meat[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2018, 98(1):64-73.
- [13] BARRAGÁN-HERNÁNDEZ W, MAHECHA-LEDESMA L, BURGOS-PAZ W, et al. Using near-infrared spectroscopy to determine intramuscular fat and fatty acids of beef applying different prediction approaches[J]. *Journal of Animal Science*, 2020, 98(11):skaa342.
- [14] 赵钜阳, 姚恒喆. 利用近红外光谱及电子鼻技术快速无损鉴别长期冻藏猪肉[J]. *食品与生物技术学报*, 2021, 40(3):89-96.
- ZHAO J Y, YAO H Z. Non-Destructive identification of long-term frozen pork by near infrared analysis technology and electronic nose technique [J]. *Journal of Food Science and Biotechnology*, 2021, 40(3):89-96. (in Chinese)
- [15] 赵文英, 花锦, 张梨花, 等. 近红外光谱测定不同鲜肉肉糜中蛋白质含量[J]. *食品与机械*, 2017, 33(1):48-50, 118.
- ZHAO W Y, HUA J, ZHANG L H, et al. Prediction on protein concentration of fresh minced meat using near-infrared spectroscopy[J]. *Food & Machinery*, 2017, 33(1):48-50, 118. (in Chinese)
- [16] PATEL N, TOLEDO-ALVARADO H, BITTANTE G. Performance of different portable and hand-held near-infrared spectrometers for predicting beef composition and quality characteristics in the abattoir without meat sampling[J]. *Meat Science*, 2021, 178:108518.
- [17] CARVALHO L M, MADRUGA M S, ESTÉVEZ M, et al. Occurrence of wooden breast and white striping in Brazilian slaughtering plants and use of near-infrared spectroscopy and multivariate analysis to identify affected chicken breasts[J]. *Journal of Food Science*, 2020, 85(10):3102-3112.
- [18] GERONIMO B C, MASTELINI S M, CARVALHO R H, et al. Computer vision system and near-infrared spectroscopy for identification and classification of chicken with wooden breast, and physicochemical and technological characterization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, 96:303-310.
- [19] JIA W Y, VAN RUTH S, SCOLLAN N, et al. Hyperspectral Imaging (HSI) for meat quality evaluation across the supply chain: current and future trends [J]. *Current Research in Food Science*, 2022, 5:1017-1027.
- [20] WANG C X, WANG S L, HE X G, et al. Combination of spectra and texture data of hyperspectral imaging for prediction and visualization of palmitic acid and oleic acid contents in lamb meat[J]. *Meat Science*, 2020, 169:108194.
- [21] MA J, SUN D W. Enhanced hyperspectral imaging techniques for predicting monounsaturated and polyunsaturated fatty acids in various processed pork meats[J]. *Food Chemistry*, 2020, 321:126695.
- [22] KHALED A Y, PARRISH C A, ADEDEJI A. Emerging nondestructive approaches for meat quality and safety evaluation: a review [J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2021, 20(4):3438-3463.
- [23] PU H B, KAMRUZZAMAN M, SUN D W. Selection of feature wavelengths for developing multispectral imaging systems for quality, safety and authenticity of muscle foods: a review [J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2015, 45(1):86-104.
- [24] CHENG L J, LIU G S, HE J G, et al. Non-destructive assessment of the myoglobin content of Tan sheep using hyperspectral imaging [J]. *Meat Science*, 2020, 167:107988.
- [25] YUAN R R, LIU G S, HE J G, et al. Determination of metmyoglobin in cooked Tan mutton using Vis/NIR hyperspectral imaging system [J]. *Journal of Food Science*, 2020, 85(5):1403-1410.
- [26] XIONG Z, XIE A, SUN D W, et al. A review of hyperspectral imaging applications for detecting and evaluating safety and quality in chicken meat[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2015, 55(9):1287-1301.
- [27] ZHANG Y, JIANG H Z, WANG W. Feasibility of the detection of carrageenan adulteration in chicken meat using visible/near-infrared (Vis/NIR) hyperspectral imaging[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(18):3926.
- [28] 夏杨毅, 赵鸾. 高光谱成像技术在肉类安全无损检测的应用研究进展[J]. *食品与生物技术学报*, 2020, 39(12):6-13.
- XIA Y Y, ZHAO L. Advances in application of hyperspectral imaging in nondestructive testing for meat safety evaluation [J]. *Journal of Food Science and Biotechnology*, 2020, 39(12):6-13. (in Chinese)
- [29] 赵静远, 张俊芹, 孙梅, 等. 基于高光谱成像的羊肉掺假可视化无损定量检测[J]. *食品与机械*, 2022, 38(10):61-68.
- ZHAO J Y, ZHANG J Q, SUN M, et al. Visualization of lamb adulteration based on hyperspectral imaging for non-destructive quantitative detection [J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(10):61-68. (in Chinese)
- [30] ZHAO H T, FENG Y Z, CHEN W, et al. Application of invasive weed optimization and least square support vector machine for prediction of beef adulteration with spoiled beef based on visible near-infrared (Vis-NIR) hyperspectral imaging[J]. *Meat Science*, 2019, 151:75-81.

- [31] KAMRUZZAMAN M, MAKINO Y, OSHITA S. Online monitoring of red meat color using hyperspectral imaging [J]. *Meat Science*, 2016, 116: 110-117.
- [32] 谢安国, 康怀彬, 王飞翔, 等. 高光谱成像检测煎制中调理牛肉品质的变化[J]. *食品与机械*, 2018, 34(11): 20-23, 54.
- XIE A G, KANG H B, WANG F X, et al. Visual detection of beef quality during frying process by hyperspectral imaging technology [J]. *Food & Machinery*, 2018, 34(11): 20-23, 54. (in Chinese)
- [33] TAO L L, YANG X J, DENG J M, et al. A review of near infrared reflectance spectroscopy applications for predicting meat chemical compositions[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(11): 3002-3009.
- [34] CRAIGIE C R, JOHNSON P L, SHORTEN P R, et al. Application of Hyperspectral imaging to predict the pH, intramuscular fatty acid content and composition of lamb *M. longissimus lumborum* at 24 h post mortem [J]. *Meat Science*, 2017, 132: 19-28
- [35] DE SOUZA VILELA J, ALVARENGA T I R C, ANDREW N R, et al. Technological quality, amino acid and fatty acid profile of broiler meat enhanced by dietary inclusion of black soldier fly larvae[J]. *Foods*, 2021, 10(2): 297.
- [36] WALKOM S F, GARDNER G E, ANDERSON F, et al. Capturing lean distribution in lamb carcasses is of more value to the processor than the breeder[J]. *Meat Science*, 2021, 181: 108524.
- [37] CARABÚS A, SAINZ R D, OLTJEN J W, et al. Predicting fat, lean and the weights of primal cuts for growing pigs of different genotypes and sexes using computed tomography[J]. *Journal of Animal Science*, 2015, 93(3): 1388-1397.
- [38] ANDERSON F, COOK J, WILLIAMS A, et al. Computed tomography has improved precision for prediction of intramuscular fat percent in the *M. longissimus thoracis et lumborum* in cattle compared to manual grading[J]. *Meat Science*, 2018, 145: 425-430.
- [39] FONT-I-FURNOLS M, BRUN A, GISPERT M. Intramuscular fat content in different muscles, locations, weights and genotype-sexes and its prediction in live pigs with computed tomography[J]. *Animal: an International Journal of Animal Bioscience*, 2019, 13(3): 666-674.
- [40] FONT-I-FURNOLS M, GARCÍA-GUDIÑO J, IZQUIERDO M, et al. Non-destructive evaluation of carcass and ham traits and meat quality assessment applied to early and late immunocastrated Iberian pigs[J]. *Animal: an International Journal of Animal Bioscience*, 2021, 15(4): 100189.
- [41] CULLERE M, SZENDRŐ Z, MATICS Z, et al. Rabbits divergently selected for total body fat content: changes in proximate composition and fatty acids of different meat portions[J]. *Animals*, 2022, 12(18): 2396.
- [42] CLELLAND N, BUNGER L, MCLEAN K A, et al. Prediction of intramuscular fat content and shear force in Texel lamb loins using combinations of different X-ray computed tomography (CT) scanning techniques [J]. *Meat Science*, 2018, 140: 78-85.
- [43] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, OMID M, et al. Meat quality evaluation based on computer vision technique: a review [J]. *Meat Science*, 2019, 156: 183-195.
- [44] MODZELEWSKA-KAPITUŁA M, JUN S. The application of computer vision systems in meat science and industry: a review [J]. *Meat Science*, 2022, 192: 108904.
- [45] SHI Y Y, WANG X C, BORHAN M S, et al. A review on meat quality evaluation methods based on non-destructive computer vision and artificial intelligence technologies [J]. *Food Science of Animal Resources*, 2021, 41(4): 563-588.
- [46] FERNANDES A F A, DÓREA J R R, ROSA G J M. Image analysis and computer vision applications in animal sciences: an overview [J]. *Frontiers in Veterinary Science*, 2020, 7: 551269.
- [47] CHEN D, WU P X, WANG K, et al. Combining computer vision score and conventional meat quality traits to estimate the intramuscular fat content using machine learning in pigs[J]. *Meat Science*, 2022, 185: 108727.
- [48] LIU J H, SUN X, YOUNG J M, et al. Predicting pork loin intramuscular fat using computer vision system [J]. *Meat Science*, 2018, 143: 18-23.
- [49] FERNANDES A F A, DÓREA J R R, VALENTE B D, et al. Comparison of data analytics strategies in computer vision systems to predict pig body composition traits from 3D images[J]. *Journal of Animal Science*, 2020, 98(8): skaa250.
- [50] HUANG H Z, ZHAN W, DU Z Q, et al. Pork primal cuts recognition method via computer vision [J]. *Meat Science*, 2022, 192: 108898.
- [51] FATAHI S, TAHERI-GARAVAND A, SHAHBAZI F. Estimate freshness of chicken meat using image processing and artificial intelligent techniques [J]. *Iranian Journal of Biosystem Engineering*, 2017, 48(4): 491-503.

(下转第30页)