

红肉质量的高光谱无损检测研究进展分析

白雪冰, 马殿坤, 张梦杰, 马瑞芹*

中国农业大学信息与电子工程学院, 北京 100083

摘要 随着小康社会的全面建成, 居民对生活水平的要求已经从温饱过渡到高质量, 特别是对饮食安全问题尤为重视, 但是“变质肉”、“掺假肉”、“添加肉”和“注水肉”等食品质量安全事故频发, 已经严重威胁到了我国居民生命安全并阻碍了市场良性发展。目前, 红肉质量检测主要依托复杂的理化实验完成, 对红肉产品具有强烈的破坏性, 仅适用于市场监管部门的抽查。高光谱技术作为一种原位无损、高通量、快速的智能检测技术, 为解决传统检测方法在红肉生产销售全产业链中缺乏操作可行性提供了有效的技术手段, 可以极大的促进我国红肉质量安全监管体系的发展与健全。综述了近几年国内外关于红肉质量高光谱无损检测研究的最新进展: 首先, 总结了基于高光谱无损检测技术构建红肉质量无损检测模型的优缺点, 其优势是具有图谱合一、高分辨率等特性, 为模型多样性提供良好的数据基础; 其劣势是高光谱数据的冗余度高、信噪比低、非线性强, 对模型效率造成一定影响。然后, 重点分析了红肉质量无损检测建模中关键算法的研究进展: (1) 感兴趣区域一般通过手动获取, 感兴趣区域的自动分离方法是目前研究的重点之一; (2) 光谱预处理算法主要通过观察光谱信号或根据建模效果反推选择, 目前还未形成标准通用的预处理算法; (3) 综合红肉光谱和图像特征, 能够全面反映红肉的质量特性, 为建模提供了良好的数据基础; (4) 线性模型的发展应用较为成熟, 稳定性较好, 但是面向复杂的红肉质量检测环境, 非线性模型的研究潜力更加良好。最后, 通过综述近几年红肉质量的高光谱无损检测研究成果, 展望了未来的研究中, 提高算法自动化、充分利用图谱信息、加强非线性模型的应用将成为重点研究方向。

关键词 高光谱技术; 红肉质量安全; 特征融合; 无损检测

中图分类号: O433.4 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)07-1993-06

引言

2012年我国羊肉产量为405万吨, 到2019年我国羊肉产量已达488万吨。8年间, 羊肉产量上涨83万吨, 在畜肉产量中的占比从6.27%上升到了9.02%^[1]。与此同时, 消费者对红肉的质量安全问题愈加重视, 优质红肉因具有新鲜、营养、感官好等特点而受到消费者的青睐^[2]。然而, “变质肉”、“掺假肉”、“添加肉”和“注水肉”等食品质量安全事故频发, 已经成为威胁我国居民生命安全和阻碍市场良性发展的严重问题^[3]。目前, 消费者购买冷鲜红肉时只能根据红肉的色泽、触感等感官信息判别其新鲜度, 但是大多数消费者都不具备准确判别的能力。因此, 构建标准化的红肉质量无损快速检测方法, 可以极大的促进我国红肉质量安全监管体系的规范化发展。

目前, 红肉质量检测主要依托于质地剖面分析、半微量定氮法、平板计数法等理化实验, 对实验条件、时间和人员的专业知识技能都有苛刻的要求, 同时对样本具有较强的破坏性, 并不适用于在一般的生活生产中推广应用。高光谱技术具有无接触、高通量、对检测环境和人员专业能力要求宽松等优势, 为红肉质量安全检测开辟了一条新的研究方向^[4-5]。

本文简述了红肉质量的表征形式, 分析了高光谱技术在红肉质量无损检测研究中的优缺点, 重点综述了红肉质量无损检测建模中关键算法的研究进展, 讨论了采用高光谱技术无损检测红肉质量相关研究面临的挑战与发展趋势。

1 红肉质量高光谱无损检测概述

1.1 红肉质量表征形式

收稿日期: 2021-05-31, 修订日期: 2021-11-10

基金项目: 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系项目(CARS-38), 欧盟项目(DCI: ASIE/2012/307-186)资助

作者简介: 白雪冰, 1991年生, 中国农业大学信息与电子工程学院博士研究生 e-mail: 464161695@qq.com

* 通讯作者 e-mail: maruiqin@cau.edu.cn

红肉质量是反映其新鲜程度的固有属性,可分类为由感官评价获取的外在属性和需要化学测量的内在属性。羊肉的品质变化究其根本是由微生物引起的,羊肉的肌肉组织一般是无菌的,由于外部污染导致微生物接种到羊肉组织并开始繁殖,由此构成了羊肉的微生物特性。在微生物和酶的共同作用下,使蛋白质和脂肪等营养物质逐渐分解,进而引起酸碱度属性变化并产生对人体健康有害的化学成分,由此构成了羊肉的化学特性。营养物质流失和有害物质积累等内在特性的变化会以一定的外在形式表现出来,例如肌红蛋白的氧化会引起肉色的变化、蛋白质的分解会导致羊肉质地瘫软,由此构成了羊肉的物理特性^[6],如图 1 所示。

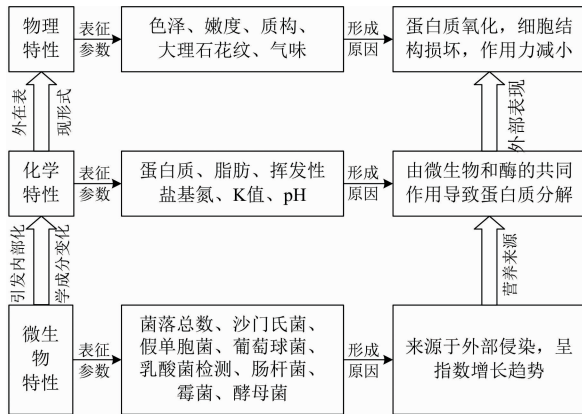


图 1 红肉质量特性分类及联系

Fig. 1 Classification and relationship of quality characteristics for red meat

1.2 高光谱成像技术特点

高光谱成像技术是一种基于多窄波段的图像数据技术,获取目标的二维图像和以一维光谱,形成连续、窄波段的图像数据^[7]。高光谱成像不仅具备图像和光谱技术的无损、高通量、快速等检测特点,还具有如下特点:

(1)图谱合一。高光谱成像技术同时获取目标的图像和光谱,可更加全面、有效、准确的描述目标外在特征(形状、色泽等)和内在特征(物理结构、化学成分)。融合红肉的光谱和图像特征构建多源信息的红肉质量无损检测模型,可以克服单一特征受噪声影响而导致的模型性能差等问题^[8]。

(2)分辨率高。高光谱相机覆盖波段范围广,可从可见光波段延伸到中红外波段,形成一条近似连续的曲线,分辨率小于 10 nm。较高的分辨率可以提高高光谱技术获取红肉质量信息的能力^[9]。

(3)模型多样。基于高光谱图谱合一特性进行多样化建模,可应用于目标的外在特征感知、成分定量预测、质量安全评估等研究,使得数据的分析和处理更加灵活、方便。

高光谱成像技术作为一种新兴的数据获取技术,目前也存在诸多问题有待进一步优化,具体如下:

(1)冗余度高。高光谱数据是由二维图像和一维光谱组成的三维数据,体量较大;相邻波段相关性强,同时包含背景等无用信息,导致高光谱数据的冗余程度较高。对于特定的目标,高光谱大体量的数据会掩盖目标特征信息,不利于

快速分析和识别目标参数^[10]。

(2)信噪比低。由于技术的不成熟,目前高光谱相机采集信息的信噪比较低,对光谱预处理算法的要求相对较高。

(3)非线性强。高光谱数据的非线性主要来源于光源照射样品后的反射过程和反射光在空气中的传播过程,这要求采用更复杂的非线性模型进行处理。

1.3 红肉质量高光谱无损检测机理

光谱检测目标主要为含氢基团的化合物及其衍生性质,例如 TVB-N 主要结构为 N—H 基团,而色泽等属性特征则是肌红蛋白氧化基团的衍生表现。可见/近红外光谱可有效记录 C—H, O—H 和 N—H 等含氢基团的基频、倍频及合频吸收的相关信息,当采用连续的可见/近红外光照射红肉样品时,样品会选择性的吸收与基团发生共振波段的光,通过采集样品漫反射的可见/近红外光谱就可以实现样品化学成分和物理结构的定性定量分析。

2 红肉质量高光谱信息解析方法

2.1 感兴趣区域获取

光谱成像技术主要采用推扫式获取红肉的图谱信息,采集过程易受自然光影响,且数据体量较大。因此,借助聚四氟乙烯标准白板和封盖的方法分别获取反射率接近 100% 和 0 的标定图像,并进行红肉图谱校正,是提高数据准确性的必要手段。常用的高光谱图像校正公式^[11]为

$$R_{\text{ref}} = \frac{R_{\text{sample}} - R_{\text{dark}}}{R_{\text{white}} - R_{\text{dark}}} \quad (1)$$

式(1)中, R_{ref} 为校正后的高光谱, R_{sample} 为原始高光谱, R_{white} 为全白定标, R_{dark} 为全黑定标。

由于高光谱数据存在体量大、冗余高的问题,一般会主动选取出一个区域作为重点进一步处理,以减少处理时间,增加精度,这个区域称之为感兴趣区域(ROI)。ROI 一般采用手动选取,存在较大的主观性和误差,因此 ROI 的自动化选取是高光谱成像研究中的一个难点。Cheng 等^[12]通过红肉样本中反射率较高的波段图像与反射率较低的波段图像相减,对运算获得灰度图像进行阈值分割,实现背景、肌肉和脂肪区域的自动分离提取。

2.2 光谱预处理方法

红肉的成分较为复杂,对应的光谱包含了大量信息,容易受到环境噪声因素的影响,进而影响建模的可靠性和准确性。光谱预处理算法可以有效抑制噪声信号,提高光谱数据的质量。常见的预处理方法包括基线校正、散射校正、平滑处理和尺度缩放^[13],如表 1 所示。

由于仪器误差、环境因素的多变性,目前尚未有一种普适性高的光谱预处理算法,也不存在公认的评估参数。Berhe 等^[21]在基于拉曼光谱的熟肉制品终端温度检测研究中通过分析拉曼光谱信号的特征峰(谷),发现信号存在明显的基线抖动现象,并采用二阶导消除噪声干扰,获得了稳定的熟肉拉曼光谱信号,提高了模型的预测精度($\text{RMSECV} \leq 1.77\%$)。Xiong 等^[22]在基于高光谱成像和多元分析定量测定红肉总色素的研究中分别采用 S-G 平滑、MSC 和 SNV 等三种

算法处理高光谱数据并构建色素定量分析模型，对比发现基于 MSC 算法构建红肉色素预测模型最佳 ($R_p^2 = 0.953$, RMSEP = 4.628)。Kamruzzaman 等^[23]在高光谱检测牛肉掺假实验中同样分别采用一阶导、二阶导、MSC 和 SNV 等四种算

法处理牛肉高光谱数据并构建了掺假比例预测模型，对比模型性能发现 SNV 为最佳预处理方法 ($R_p^2 = 0.98$, RMSEP = 2.26)。

表 1 光谱预处理算法分类
Table 1 Classification of spectral preprocessing algorithm

分类	代表算法	公式	作用	文献
基线校正	一阶导	$X(i) = \frac{x(i+k) - x(i)}{k}$		[14]
	二阶导	$X(i) = \frac{x(i+k) - 2x(i) + x(i-k)}{k^2}$	消除仪器引起的信号漂移，提高光谱曲线的稳定性	[15]
	CWT	$W_{\Psi}f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{ a }} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$		[16]
散射校正	MSC	$X_{i(MSC)} = \frac{X_i - b_i}{m_i}$	消除光在样品固体颗粒间散射产生的光谱曲线变形	[17]
	SNV	$X_i = \frac{X'_i - \mu}{\sigma}$		[17]
平滑处理	移动平均平滑	$x_0 = \frac{(x_{-2} + x_{-1} + x_0 + x_1 + x_2)}{5}$	抑制仪器、环境因素造成的随机噪声，提高信噪比	[18]
	S-G 平滑	$Y_j^* = \frac{1}{N} \sum_{i=-m}^{i=m} C_i Y_{j+i}$		[18]
尺度缩放	归一化	$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$		[19]
	中心化	$x' = x - \mu$	降低光谱信号变化幅度过大导致的信号不稳定	[19]
	标准化	$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$		[20]

综上所述，预处理算法选取主要有两种形式，一是通过观察光谱信号确定预处理算法，该方法主观性和经验主义强；一是根据建模效果反推预处理算法，其复杂度和时间成本较高。采用反推法选择光谱预处理算法所构建的预测模型相关系数和决定系数普遍较高，模型性能较好。

2.3 光谱与图像的特征筛选与融合

高光谱成像技术融合了光谱技术和计算机视觉的优势，

利用光谱“指纹”特性检测红肉中化学成分浓度，可以快速精准判断红肉的质量安全，结合特征波段图像的色泽、纹理等信息，可以进一步提高红肉质量安全评估模型的全面性和准确性。常用的红肉图像特征如表 2 所示。

采用单一的光谱特征信息构建红肉质量预测模型，模型会表现出较强的均一性，但模型受光源稳定性和环境影响较大，且缺乏对红肉不同区域质量评估的直观性。

表 2 红肉图像特征信息
Table 2 Feature information of red meat image

分类	分析方法	参数	特性	文献
颜色特征	L* a* b* 颜色模型	亮度 L, 颜色通道 a 和 b		[24]
	RGB 颜色模型	红色 R, 绿色 G, 蓝色 B	人眼感官或色泽测量仪器获取的红肉表面属性，反映了肌红蛋白的氧化还原进程。	[25]
	HSV 颜色模型	色调 H, 饱和度 S, 明度 V		[26]
纹理特征	灰度直方图统计矩	平均灰度、平均对比度、平滑度、三阶矩、一致性、平均熵		[12]
	灰度共生矩阵	均值、同质性、对比度、熵、能量、相关性	由大量微小的纹理基元组合排列而成，反映了红肉表面的自然属性。	[27]

Reis 等^[28]在采用高光谱技术评价肉类化学和结构特征的研究中分析了猪肉的高光谱图像信息，发现通过纹理特征可以捕捉到猪肉光谱信号无法承载的物理结构特性，有利于提高猪肉品质预测模型的性能。Yang 等^[29]在鸡胸肉滴水损失的高光谱无损检测研究中发现，高光谱图像的纹理特征是

光谱数据的有效补充量，融合纹理特征的滴水损失无损预测模型的准确性和稳定性都得到了改善。Liu 等^[30]采用主成分分析法选择 9 个特征光谱变量以及第一主成分图像的 13 个纹理特征变量，构建了偏最小二乘回归猪肉 pH 值模型，模型的 $R_p^2 = 0.794$ ，优于单独基于光谱 ($R_p^2 = 0.783$) 或纹理 (R_p^2

=0.593)构建的模型。Xiong 等^[31]采用主成分分析法和灰度共生矩阵从鸡胸肉高光谱数据中提取了两个主成分图像的 15 个纹理特征,并与特征光谱融合构建了鸡肉质判别模型,区分散养和圈养的鸡胸肉准确率为 93.33%,远高于基于近红外光谱构建的判别模型。

综上所述,加权融合光谱和图像两种特征信息共建红肉质量预测模型,可有效降低噪声对模型的影响,提高模型稳定性。仅计算特征波段图像的纹理特征,是降低高光谱数据维度和预测模型复杂度的可行方法。

表 3 红肉质量定量预测模型

Table 3 Quantitative prediction model of red meat quality

类型	代表模型	核心计算公式	特点	文献
线性模型	MLR	$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_i x_i + \dots + \beta_m x_m + \varepsilon$	适用于分析单一品质参数与特征变量之间的简单线性关系。	[32]
	PCA	$PC = \sum_{j=1}^n w_j H_j$	提取对红肉质量变化解释性强的重要特征变量,可降低数据维度,提高模型的解析性。	[33]
	PLSR	$Y_{\text{new}} = T_{\text{new}} BQ$	有效避免冗余数据造成的模型复杂度升高,可用于多品质参数的同时预测。	[34]
非线性模型	SVM	$y(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b$	适合样本量较小的红肉质量预测,可以有效解决光谱数据纬度高的问题。	[35]
	LS-SVM	$y(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b$	建模的收敛性强,适用于样本量小时的多质量同时预测建模	[36]
	BPNN	—	作为一种深度学习算法,适合样本量较大时的质量预测建模,对非线性关系具有较强的解释性。	[37]

线性回归模型可以清晰的描述特征变量与预测参数之间的关系,有利于决策分析。魏文松等^[38]对比了 MLR 和 PLSR 两种线性回归模型对于猪肉挥发性盐基氮定量预测的可靠性,实验证明 MLR 模型($R_p^2 = 0.904$, $RMSEP = 3.81 \times 10^{-5}$)性能好于 PLSR 模型。朱瑶迪等^[39]采用 PCA 提取了猪肉嫩度相关的 3 个波段的特征图像,分别计算 4 个纹理特征变量,形成了猪肉部位的识别方法,准确率为 91.24%。Aheto 等^[40]整合了高光谱图像的纹理和光谱信息预测猪肉脂肪氧化过程中 TBARS 和 PV 的浓度变化,选用 PLSR 算法构建定量预测模型,模型预测 TBARS 的 $R_p^2 = 0.896$, $RMSEP = 2.311$; 预测 PV 的 $R_p^2 = 0.899$, $RMSEP = 0.966$ 。Ma 等^[41]采用不同色散器件获取熏猪肉的高光谱信息,分别构建了水分、蛋白质和脂肪的 PLSR 预测模型,研究发现只要选取最佳的特征波长都可以得到较好的预测结果。

非线性回归模型可以解析特征变量与预测参数之间的复杂相关性,提高预测的准确性和稳定性。Guo 等^[42]基于高光谱和 SVM 多信息融合技术开发了肉类水分含量模型,将 pH 作为辅助参数可以有效提高模型的准确性和稳定性,并且通过不断扩充校正集,模型的性能逐步上升。Yang 等^[43]在基于高光谱在线监测腊肉干燥过程中挥发性盐基氮变化的实验中对比了 SVM 和 LSSVM 两种非线性建模方法,发现在样本量有限的情况下, LSSVM 模型的预测性能更好($R_p^2 = 0.861$, $RMSEP = 4.73$)。

综上所述,线性回归模型的模型解释性较强,对于小数据量、简单的关系很有效;但对于非线性数据或者数据特征

2.4 模型构建与优化

基于红肉质量的特征光谱和纹理信息构建定量预测模型,是实现红肉质量无损检测的关键。常见的高光谱无损预测模型可分为线性模型和非线性模型,线性模型主要包括多元线性回归(MLR)、主成分分析(PCA)、偏最小二乘回归(PLSR)等;非线性模型主要包括支持向量机(SVM)、偏最小二乘-支持向量机(LS-SVM)、反向传播神经网络(BPNN)等,如表 3 所示。

间具有较强相关性的分析能力较差;构建在深度学习理论基础上的非线性回归模型能够充分挖掘特征变量与红肉质量之间的深层联系,预测模型更加精准稳定;但是作为机器学习算法,建模一般需要较大的样本数量。

3 基于高光谱技术的红肉质量检测研究发展趋势

高光谱成像技术作为一种原位无损、高通量、快速的检测技术,兼顾了光谱技术和图像处理技术的优点,可有效综合红肉的光谱特性和色泽、纹理信息,降低某一检测技术中噪声干扰对模型的影响,提高红肉质量预测的准确度和稳定性。因此,高光谱技术已经成为红肉质量在线快速无损检测研究中最具研究价值的重点技术之一。

(1)ROI 获取的自动化算法已成为高光谱数据分析中迫切需要解决的难题。手动选取红肉高光谱图像 ROI 极大的限制了高光谱技术在红肉质量检测研究中的自动化程度,ROI 的自动选取算法研究处于初级阶段,开发有效的 ROI 自动选取算法,将极大的提高红肉质量高光谱无损检测模型的效率。

(2)高光谱技术的图谱合一将成为提高红肉质量快速无损检测模型性能的研究方向。高光谱技术在红肉质量无损检测研究中的优势已逐渐显现,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。因此,光谱与图像信息的加权融合方法也将成为红肉质量高光谱无损

检测研究中的重点。

(3) 基于机器学习的非线性回归模型将成为红肉质量检测方法的重点研究方向之一。在样本量充足的情况下, 基于机器学习的非线性回归模型可以有效的解析红肉质量与高光

谱数据间的复杂非线性关系, 更加准确的预测红肉品质变化。如何通过对新样本的学习, 提高模型的稳定性、传递性将是促进红肉质量无损检测模型在实际生产中应用的必要研究内容。

References

- [1] ZHANG Hai-feng, GE Wang(张海峰, 葛 旺). Chinese Journal of Animal Science(中国畜牧杂志), 2020, 56(10): 171.
- [2] LI Ang, LI Wei-hua, TENG Xiang-yan, et al(李 昂, 李卫华, 滕翔雁, 等). China Animal Health Inspection(中国动物检疫), 2020, 37(4): 35.
- [3] LI Jiang-hua, SUN Xiao-yu, ZHANG Peng, et al(李江华, 孙晓宇, 张 鹏, 等). Meat Research(肉类研究), 2017, 31(10): 58.
- [4] CUI Ying-ying, YANG Ming-duo, FANG Wei-jia, et al(崔莹莹, 杨铭铎, 方伟佳, 等). Meat Research(肉类研究), 2019, 33(6): 70.
- [5] LI Dong-ze, WU Gui-fang, LIU Han-tao, et al(李东泽, 吴桂芳, 刘汉涛, 等). Meat Research(肉类研究), 2018, 32(7): 59.
- [6] Cazedey H P, Torres Filho R D A, Fontes P R, et al. Ciência Rural, 2016, 46(12): 2241.
- [7] Sun J, Ma B, Dong J, et al. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(3): e12496.
- [8] Wu D, Sun D. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 19: 1.
- [9] Dong W, Fu F, Shi G, et al. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(5): 2337.
- [10] Chen J, Du L, Li J, et al. IOP Conference Series. Earth and Environmental Science, 2017, 57(1): 12044.
- [11] PU Rui-liang. Hyperspectral Remote Sensing Fundamentals and Practices(高光谱遥感基础与应用). Translated by ZHANG Jing-cheng(张竞成, 译). Beijing: Higher Education Press(北京: 高等教育出版社), 2020. 35.
- [12] Cheng W, Sun D, Pu H, et al. LWT—Food Science and Technology, 2016, 72: 322.
- [13] DIWU Peng-yao, BIAN Xi-hui, WANG Zi-fang, et al(第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2019, 39(9): 2800.
- [14] GUO Qing-hui, PENG Yan-kun, LI Yong-yu, et al(郭庆辉, 彭彦昆, 李永玉, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2020, 51(S2): 484.
- [15] Shirai H, Oshita S, Makino Y. Journal of Food Engineering, 2016, 168: 173.
- [16] Yang G, Dai J, Liu X, et al. Analytical Methods, 2020, 12(2): 169.
- [17] Liu Y, Liu Y, Chen Y, et al. Remote Sensing, 2019, 11(4): 450.
- [18] SUN Hong-wei, PENG Yan-kun, WANG Fan(孙宏伟, 彭彦昆, 王 凡). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2019, 39(11): 3365.
- [19] Keshavarzi Z, Barzegari Banadkoki S, Faizi M, et al. Iranian Journal of Pharmaceutical Research; IJPR, 2019, 18(Suppl1): 190.
- [20] Mecca J N, Meireles L R, de Andrade H F. Meat Science, 2011, 88(3): 584.
- [21] Berhe D T, Lawaetz A J, Engelsen S B, et al. Food Control, 2015, 52: 119.
- [22] Xiong Z, Sun D, Xie A, et al. Food Chemistry, 2015, 178: 339.
- [23] Kamruzzaman M, Makino Y, Oshita S, et al. Food and Bioprocess Technology, 2015, 8(5): 1054.
- [24] SHANG Meng-yu, WANG Song-lei, HE Jian-guo, et al(尚梦玉, 王松磊, 何建国, 等). Food Industry(食品工业), 2018, 39(9): 287.
- [25] Bandara W G C, Prabhath G W K, Dissanayake D W S C, et al. A Multispectral Imaging System to Assess Meat Quality, IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)(R10HTC'18), 2018. 1.
- [26] Chmiel M, Słowiński M, Dasiewicz K. Meat Science, 2011, 88(3): 566.
- [27] Jiang H, Yoon S, Zhuang H, et al. Meat Science, 2018, 139: 82.
- [28] Reis M M, Van Beers R, Al-Sarayreh M, et al. Meat Science, 2018, 144: 100.
- [29] Yang Y, Wang W, Zhuang H, et al. Applied Sciences, 2018, 8(4): 640.
- [30] Liu D, Pu H, Sun D, et al. Food Chemistry, 2014, 160: 330.
- [31] Xiong Z, Sun D, Pu H, et al. LWT—Food Science and Technology, 2015, 60(2): 649.
- [32] ZHANG Lei-lei, PENG Yan-kun, TAO Fei-fei, et al(张蕾蕾, 彭彦昆, 陶斐斐, 等). Journal of Food Safety and Quality(食品安全质量检测学报), 2012, 3(6): 575.
- [33] Kang X, Xiang X, Li S, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(12): 7140.
- [34] Hitchman S, Loeffen M P F, Reis M M, et al. Meat Science, 2021, 179: 108492.
- [35] Zhang L, Peng Y. Applied Spectroscopy, 2016, 70(8): 1309.
- [36] Cheng L, Liu G, He J, et al. Meat Science, 2020, 167: 107988.
- [37] Timsorn K, Thoopboochagorn T, Lertwattanasakul N, et al. Biosystems Engineering, 2016, 151: 116.
- [38] WEI Wen-song, PENG Yan-kun, ZHENG Xiao-chun, et al(魏文松, 彭彦昆, 郑晓春, 等). Acta Optica Sinica(光学学报), 2017, 37(11): 382.
- [39] ZHU Yao-di, SHEN Ting-ting, ZHAO Gai-ming, et al(朱瑶迪, 申婷婷, 赵改名, 等). Journal of Chinese Institute of Food Science and

Technology(中国食品学报), 2017, 17(11): 239.

- [40] Aheto J H, Huang X, Tian X, et al. Journal of Food Process Engineering, 2019, 42(6): e13225.
- [41] Ma J, Sun D, Nicolai B, et al. Journal of Food Engineering, 2019, 261: 100.
- [42] Guo P, Xu J, Xu P, et al. MATEC Web of Conferences, 2016, 61: 1013.
- [43] Yang Q, Sun D, Cheng W. Journal of Food Engineering, 2017, 192: 53.

Hyperspectral Non-Destructive Analysis of Red Meat Quality: A Review

BAI Xue-bing, MA Dian-kun, ZHANG Meng-jie, MA Rui-qin*

College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract With the complete construction of the All-Roundly Well-off Society in China, residents have higher and higher requirements for the quality of life, especially for food safety. However, food quality and safety accidents such as “deteriorated meat”, “adulterated meat”, “added meat” and “water-injected meat” frequently occurring to threaten the life safety of Chinese residents seriously and hinder healthy development of the market. The quality test method of red meat is a physical and chemical experiment that seriously damages the samples and is only applicable to the spot check of the market supervision department. Hyperspectral technology is a kind of in-situ non-destructive, high-throughput and, fast intelligent detection technology which provides effective technology for solving the low operational feasibility of traditional detection methods. It greatly promotes the development and improvement of the quality and safety supervision system of red meat in China. This paper aims to review the research progress of hyperspectral technology in non-destructive detection of red meat quality. Firstly, the advantages and disadvantages of the red meat quality model based on the Hyperspectral technique are summarized. Its advantage is high resolution and a combination of image and spectrum, which will provide better data for the model. Then, the key algorithms in the model are analyzed: (1) Due to regions of interest obtained manually, automatic separation of regions of interest will be one of the focus of research; (2) The spectral preprocessing algorithm is mainly selected by observing the spectral signal or extrapolating by model, so there is no standard general preprocessing algorithm; (3) The combination of spectrum and image features can more comprehensively describe the quality of red meat and provide a better basis for modeling; (4) The linear model is more mature and stable, but the research potential of nonlinear model is better for the complex environmental factors in red meat quality detection. Finally, the future development direction and research focus of hyperspectral technology in red meat quality prospect. Finally, the key research direction of hyperspectral non-destructive detection for red meat quality is concluded as improving algorithm automation, making full use of spectrum information and strengthening the application of the nonlinear model based on the summary of the research results in recent years.

Keywords Hyperspectral technology; The red meat quality; Feature fusion; Non-destructive testing

(Received May 31, 2021; accepted Nov. 10, 2021)

* Corresponding author