

光谱技术预测牛肉嫩度研究进展

陈士进^{1,2}, 彭增起³, 李景军⁴, 沈明霞^{1,2,*}, 王复龙³, 李小林^{1,2}, 马鹏鹏^{1,2}

(1.南京农业大学工学院, 江苏 南京 210031; 2.江苏省智能化农业装备重点实验室, 江苏 南京 210031;

3.南京农业大学 农业部农畜产品加工与质量控制重点开放实验室, 江苏 南京 210095;

4.雨润肉类产业集团有限公司, 江苏 南京 210041)

摘 要: 肉的嫩度是肉品品质的首要指标。多年来, 牛肉嫩度一直是肉品学者关注的焦点, 而牛肉嫩度的检测是近年来研究的热点之一。本文从光谱谱信息和牛肉内部成分的关系及光谱成像和牛肉外部特征的关系两方面, 简要阐述牛肉嫩度检测的光谱技术特点。主要介绍国内外近十年来在牛肉嫩度检测方面所采用的近红外(NIR)、高光谱、多光谱、荧光光谱和可见光谱技术研究进展, 讨论现有技术的局限性, 并指出未来牛肉嫩度检测技术的发展方向。

关键词: 牛肉嫩度; 近红外光谱; 高光谱; 多光谱; 可见光谱; 荧光光谱

Research Progress in Spectroscopic Predication of Beef Tenderness

CHEN Shi-jin^{1,2}, PENG Zeng-qi³, LI Jing-jun⁴, SHEN Ming-xia^{1,2,*}, WANG Fu-long³, LI Xiao-lin^{1,2}, MA Peng-peng^{1,2}

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China;

2. Jiangsu Key Laboratory for Intelligent Agricultural Equipment, Nanjing 210031, China;

3. Key Laboratory of Agricultural and Animal Products Processing and Quality Control, Ministry of Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China; 4. Yurun Meat Industry Group Co. Ltd., Nanjing 210041, China)

Abstract: As one of the key indexes of meat quality, beef tenderness is the focus of meat science for many years. The detection of beef tenderness is becoming one of the hottest research topics in recent years. In this paper, the technical characteristics of the spectra during the beef tenderness detection were based on the relationship between spectral information and beef internal compositions as well as beef external characteristics. Beef tenderness detection using NIR, Hyper-spectrum, multi-spectrum, visible spectrum and fluorescence spectrum at home and abroad over the past ten years was introduced. Their research progress, limits and potential applications were also discussed.

Key words: beef tenderness; NIR; hyper-spectrum; multi-spectrum; visible spectrum; fluorescence spectroscopy

中图分类号: TS243.8

文献标志码: A

文章编号: 1002-6630(2013)01-0333-07

牛肉品质的5个重要指标包括嫩度、多汁性、风味、肉色和吸水力, 其中, 嫩度是肉品质量的首要指标^[1], 影响牛肉的食用和商业价值, 而大多数消费者也愿意付更高的价钱购买嫩牛肉^[2-3]。因此, 如何检测牛肉嫩度, 一直是国内外肉品科学研究工作的热点问题之一。目前牛肉嫩度检测主要使用的方法包括感官评定和剪切力方法。前者一般是由经过训练的评级员或消费者组成的品尝小组品尝判定, 后者一般利用剪切力法判定。剪切力方法主要有沃-布剪切力(WBSF)和切片剪切力(SSF)^[4]。感官评定牛肉嫩度, 主观性强、耗时、重复性差、花费高。剪切力法测定牛肉嫩度, 客观, 但操作过程很繁琐、耗时, 有损, 且不能在牛肉生产流程现场使用。随

着图像处理技术和光谱技术的发展, 国内外研究者报道不同波段的光照射牛肉时, 一些特定波段的光作用于牛肉内部, 光谱(吸收光谱、散射光谱及透射光谱等)携带牛肉内部的特征信息^[5-8]; 另一些波段的光作用于牛肉的表面, 所形成的图像携带牛肉的外部特征信息^[9-11]。应用近红外(NIR)、高光谱、多光谱、可见光谱、及荧光光谱等光谱技术进行牛肉嫩度的检测, 正逐渐成为牛肉品质检测技术研究的重点。

1 近红外光谱(NIR)分析技术

在20世纪70—90年代期间, 肉类质量的评估采用仪

收稿日期: 2012-08-09

基金项目: 国家现代农业(肉牛)产业技术体系建设专项(nycytx-38); 国家农业科技成果转化资金项目(SQ2011ECC100043)

作者简介: 陈士进(1974—), 女, 博士研究生, 主要从事机器视觉图像处理研究。E-mail: csjzsj@sohu.com

*通信作者: 沈明霞(1964—), 女, 教授, 博士, 主要从事机器视觉和信息农业研究。E-mail: mingxia@njau.edu.cn

器检测,如采用Warner-Bratzler剪切仪、Hunter色差计,或者人工感官评定。这些检测技术有损、耗时且不适合肉类产业在线运用。肉品研究者迫切寻找一种快速、无损且能在线检测肉类品质的技术,在这种趋势下,NIR光谱技术被尝试运用到肉类品质检测方面^[12-17]。NIR检测牛肉嫩度一般是将NIR谱信息和牛肉剪切力值或感官评定的嫩度相关联,建模预测嫩度。Mitsumoto等^[12]是第一个发布采用NIR技术测量牛肉嫩度的研究小组,他们获得了剪切力和NIR测量值较好的相关性, R^2 为0.83。

1.1 统计方法

NIR检测牛肉嫩度常用的统计方法有多元线性回归(MLR)、多元逐步回归(SMR)、主成分分析(PCA)、主成分回归(PCR)、偏最小二乘法(PLS)、人工神经网络(ANN)和拓扑(topological)等。Prieto等^[18]认为统计方法影响NIR预测的精度,建模时,采用恰当的统计方法,能提高预测精度。Liu等^[7]分别运用偏最小二乘回归和主成分分析法建模,将牛肉分成老牛肉和嫩牛肉2个级别,前者预测嫩度分级正确率达83%,后者高达96%。

1.2 采样面积

Mitsumoto^[12]、Byrne^[16]等在近红外区运用谱信息预测牛肉物理参数及品质特征,采样面积 4cm^2 ;Shackelford等^[19]在一项研究中,NIR设备采样面积 19.6cm^2 ,与前者采样面积 4cm^2 相比,认为其采样面积过小,样本不具有代表性,易漏失目标信息,比如当肉质不均匀时,采样的小区域可能是肌肉脂肪区域,易导致预测精度不高甚至错误结果;而采样面积大,可以避免上述缺点。Geesink等^[20]采用NIR谱数据预测猪肉嫩度(WBSF),研究也表明采样面积大,样本更具有代表性,Prieto等^[21]持相同的看法。在该项研究中,Shackelford等^[19]比较了2种类型的NIR光纤探头,一种是直径3mm反射探头,采样面积小;另一种是直径55mm高强度反射探头,采样面积大。实验结果表明,后一种探头在波长1080nm处,光谱重现性高达0.94~0.99,在波长462nm和1371nm处,光谱重现性大于0.9。在该项研究的基础上,Shackelford等^[22]在另一项研究中开发了在线预测牛肉背长肌嫩度(SSF)的可见光-近红外(VIS-NIR)光谱系统。在美国牛胴体商业评级(质量级和产量级)过程中,该系统采集美国精选等级的胴体第12和第3肋骨处的背长肌横截面VIS-NIR反射光谱谱数据,预测成熟2周后的最长肌嫩度(SSF)。光谱范围宽(350~2500nm),采用逐步回归建模,校正集 R^2 为0.38,预测集 R^2 为0.22。该研究与其他研究^[13-15,23]比较,前者在线采集样品谱数据,无需破坏样品;后者采集谱数据时需从牛肉商品上切取样品,采样有损,增加检测成本。另外,该项研究还表明牛肉中较丰富的大理石花纹影响NIR光谱技术预测嫩度的能力。2008年,Rust等^[24]对美国精选等级的牛肉进行

研究也得出类似的结论:2009年,Prieto等^[21]开发了VIS-NIR在线预测系统,成功预测了 L^* 、 a^* 、 b^* 的 R^2 分别为0.86、0.86和0.91;预测成熟14d的牛肉嫩度(SSF),结论与Shackelford等^[22]研究相同, R^2 为0.31。

1.3 光谱散射

2007年,美国学者Xia等^[6]首次提出利用牛肉光谱散射系数预测牛肉嫩度。该研究报道结缔组织和肌纤维蛋白是影响肉嫩度的最重要的因素,这些组织结构和光的散射特征密切相关。散射尺寸大小是光学散射研究中的重要参数。因为纤维束的直径约 $8\mu\text{m}$ 、肌纤维直径约 $1\sim 2\mu\text{m}$ 、肌小节长度约 $2\sim 3\mu\text{m}$,这些尺寸大小接近或大于光波波长 $600\sim 950\text{nm}$,因此最适合采用Mie散射算法计算散射系数。Xia等^[6]在波长 $450\sim 950\text{nm}$,采用光纤探针,对胸最长肌、腰大肌、半膜肌和肱二头肌,在波长721nm处测得光谱散射系数,采用线性回归方程分析散射系数和WBSF的相关性,结果表明,二者相关性显著($P<0.0001$), R^2 为0.59。

1.4 样本形状

Prieto等^[25]报道,分别采集公牛和小牛胸最长肌肉糜NIR谱信息,预测WBSF,前者 R^2 为0.448,交叉验证标准误差(SE_{CV})为10N,后者 R^2 为0.167, SE_{CV} 为15.89N。研究认为NIR预测牛肉的物理参数WBSF能力有限。文中分析认为,牛肉样本被切碎或做成糜状,严重改变了肌肉的组织结构,破坏了肌纤维的排列,导致NIR预测能力降低。Ripoll等^[26]持与上述相同的看法。

1.5 肉嫩度的动态变化

Geesink等^[20]报道,当样本的剪切力值变化范围很小时,无法构建猪肉嫩度校正模型。McGlone等^[27]建模时考虑所用指标变量取值范围宽广及指标测量值随时间变化等因素,研究揭示了NIR谱信息随成熟期间羊肉嫩度变化而变化。Shackelford等^[28]研究表明宰后1d所测得的牛肉剪切力值和宰后14d相比,61%样本的剪切力值发生了变化。Rodbotten等^[29]开发了一个校正模型,将尸僵后(屠宰后26~30h)NIR测量值与尸僵前(宰后2~4h)测量值相比,结果表明,屠宰后越早测量的NIR值,预测宰后嫩度的准确率越低。因为肉牛屠宰后,影响牛肉品质的许多因素发生了变化,如成熟的温度和成熟的时间。2009年,Katja等^[30]将NIR测量值与牛肉质量指标、特征随时间的动态变化相联系,从尸僵开始到尸僵后完全成熟这段时间,牛肉质量指标(pH值、糖原含量等)和特征(剪切力和持水率等)随时间变化而变化。文中指出,先前的NIR研究一般集中在牛肉成熟期间某一时间点的指标的预测方面,而在预测随时间变化的指标方面,NIR技术研究较少。Katja等^[30]为了扩大剪切力指标取值的变化范围,样品在尸僵前经过电刺激、包装贮存和冷却温度(5、15、35℃)等处理,运用NIR技术预测了尸僵开始至尸僵后90h

内的剪切力,验证系数 R^2 为0.58。研究认为NIR不仅可以预测随时间变化的牛肉质量指标和特征,而且这些指标的预测精度和采用其他参考方法(如采用WBSF法测牛肉嫩度)一致或更准确。

1.6 2种发射光谱对比

Bowling等^[31]进行了一项2种波段光谱谱数据与WBSF相关性对比的研究。在波段375~1100nm范围内,分别采集87头小母牛的前腰脊肉切面的可见光光谱区的谱数据、NIR区域的谱数据、整个波段375~1100nm的谱数据,分别与WBSF建立相关性,线性回归建模,研究结果表明,可见光谱区($R^2=0.22$ 、均方根误差(RMSE)=0.760)、NIR近红外光谱区($R^2=0.14$ 、RMSE=0.784)、整个光谱区($R^2=0.19$ 、RMSE=0.767)。Bowling等^[31]认为2种方法都可以预测牛肉嫩度:一种方法是采用可见光区谱数据和WBSF的关系预测嫩度,另一种方法是采用NIR光谱谱数据和WBSF的关系预测嫩度。而且,与在可见光光谱区相比,在NIR谱区预测牛肉嫩度的能力并未提高。

1.7 预测感官评定的嫩度

2008年,Ripoll等^[26]研究报道NIR能更好地预测牛肉的感官评定嫩度($R^2=0.98$),预测部分化学成分和WBSF稍差一点($R^2=0.7$),但预测蛋白质不成功(R^2 仅为0.110)。在以前的研究中,肉品研究者运用NIR技术预测牛肉的感官评定嫩度,一般是由经过专门训练的小组通过品尝法来品定嫩度。2010年,Yancey等^[32]选择240名未经过训练的消费者组成小组,对美国牛胴体质量等级中的精选、低优选、高优选及特级胴体上的眼肌,进行嫩度及整体印象(指多汁、风味等肉质特点)评价。他还将在NIR光谱(光谱波长范围400~2498nm)法、WBSF法和MORS(Meullenet-Owens razor shear)法3种方法进行比较,预测上述牛肉的感官品定嫩度及整体印象。研究表明,NIR光谱法能更好地预测感官品定的牛肉嫩度($R^2=0.74$),同时还可以预测肉品多汁性、风味($R^2=0.79$)等特点,预测效果优于采用剪切力方法,MORS和WBSF法预测感官嫩度 R^2 范围分别为0.38~0.58、0.15~0.37,采用剪切力法预测牛肉整体印象 R^2 更小。

运用NIR技术时,如果考虑模型选择、采样面积大小、样品形状、样品嫩度的动态变化及建模时变量取值范围宽广、预测目标(预测感官嫩度还是剪切力)等因素,那么可以提高预测精度;NIR技术是间接技术,建立校正模型需要大量典型样本;样品代表性变化,影响测试结果;目前NIR设备价格仍然昂贵,使用成本高;研究者们正在找寻某一小范围的波段或某一波长,通过这些关键小波段或特定波长制造一个简单、价廉性能良好、安全的NIR肉类品质检测仪。

2 高光谱图像技术

为了促进规范肉牛市场,美国农业部(USDA)早在1926年颁发了牛肉分级标准(将牛胴体分为质量级和产量级)。2006年,Naganathan等^[33]在美国农业与生物工程师学会(ASABE)会议上报道,尽管牛肉嫩度是一个非常重要的品质特征,但USDA分级系统至今没有包含嫩度评定这一环节。所以市场上,所售牛胴体没有按嫩度定价,生产者也缺乏提供嫩牛肉产品的动机,导致消费者的需求不能正常反馈给生产者。从市场发展的观点来看,越来越多的人认为必须把牛肉嫩度这一指标加入到USDA质量分级过程中,但一直没有一个精确、快速、无损的检测牛肉嫩度的方法。他认为视频图像分析(video image analysis)和NIR技术有望无损、在线和快速检测牛肉嫩度。前者检测牛肉外部颜色、纹理特征(和肌肉的组织结构有关),但牛肉的内部特征如成熟过程中发生一系列生物化学反应对嫩度的影响无法检测;后者仅检测光谱信息,光谱信息携带牛肉内部的生物化学信息(如成熟过程中的蛋白质降解引起嫩度的变化)。基于二者预测嫩度的局限性,他首次提出高光谱图像技术预测牛肉嫩度。

高光谱图像技术将图像处理技术和光谱分析技术融合为一体,能同时采集样本的光谱信息和空间信息,兼有这两种技术的优势。近年来,基于无损分析在许多研究领域及产业部门的运用,世界各地的研究者们对此技术越来越关注^[34-40]。

Naganathan等^[33]还分析了美国肉产品系统,一般牛胴体分割后约3d,牛肉产品离开包装加工工厂,14d左右到达消费者手中。因此,牛肉产业需要一个检测宰后2~3d的鲜牛肉特征,预测最后成熟14d的熟牛肉嫩度。面临的主要挑战是成熟过程及蒸煮过程中牛肉发生了变化。针对上述分析,Naganathan等^[38]成功地开发了预测牛肉嫩度的高光谱图像系统。在波段400~1000nm内,采集背长肌高光谱图像三维数据块,通过偏最小二乘回归(PLSR)或主成分分析(PCA)降维,优选特征波长,去除数据中的冗余信息,寻找最能表征牛肉样本嫩度品质指标的特征图像。从特征图像中选取感兴趣区域(ROL),基于灰度共生矩阵方法提取该区域中的8个纹理特征,如图1。

运用这些特征构建一个典型的判别式校正集模型,采用全交叉方法评价模型性能,将牛肉分为嫩牛肉、中等程度的嫩牛肉和老牛肉3类,分类正确率达96.4%。类似的研究表明高光谱图像技术能无损、快速地预测牛肉的品质特征^[37,39]。2012年,ElMasry等^[41]在波长900~1700nm范围内,预测 L^* 、 b^* 、pH值和嫩度,交叉验证相关系数 R^2_{cv} 分别为0.88、0.81、0.73和0.83,采用全交叉验证均方根误差分别为1.21、0.57、0.06N和

40.75N。使用高光谱散射特性预测牛肉的嫩度, Cluff等^[36]预测相关系数最高为0.76, Wu等^[42]预测WBSF的 R^2_{CV} 为0.91, 预测颜色参数 L^* 、 a^* 、 b^* 的 R^2_{CV} 分别为0.96、0.96、0.97。

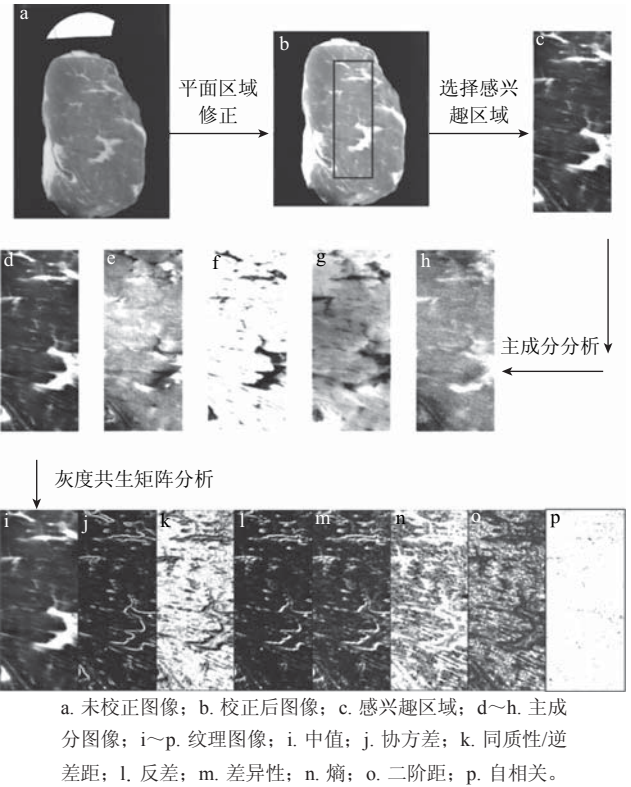


图1 高光谱图像纹理特征提取方法

Fig.1 Extraction methods of hyperspectral image textural features

高光谱技术由于既能检测牛肉的外部特征信息, 又能检测牛肉的内部, 信息, 与NIR技术、可视光谱下的机器视觉技术相比, 在检测牛肉嫩度方面, 或许高光谱技术更具有优势(比如检测精度更高)。Jackman等^[43]认为高光谱图像技术的出现提供了一种方法来补充和加强经典的可见光波长系统; 对于提高机器视觉解决方案的最好的机会取决于高光谱成像。

高光谱成像技术作为新兴的研究手段也具有一些缺点, 如系统成本高(但是这个成本正在下降)、数据量大、高光谱图像的获取、处理和分类需要较长时间, 这些限制了其在线检测的应用。然而, 高光谱成像系统在确定产品品质参数的特征波长具有优势, 通过确定与检测参数相关性强的特征波长, 可为进一步在检测速度和设备成本方面具有优势的多光谱系统的开发提供一定的支持。

3 多光谱和荧光光谱分析技术

3.1 多光谱

Sun等^[44]开发了多光谱图像采集系统。采集股二头

肌、半膜肌、肩胛下肌和胸最长肌多光谱图像。分别运用灰度共生矩阵、二维快速傅里叶变换、Gabor小波3种方法提取多光谱图像纹理(肌肉的纹理)特征, 基于这些特征建立2种牛肉嫩度预测模型, 分别是多元逐步回归模型、支持向量机模型(SVM)。126头小母牛股二头肌、半膜肌、肩胛下肌和胸最长肌4个部位的肌肉样本依据WBSF分为嫩牛肉组和老牛肉组, 根据多光谱图像纹理(分别来自于波段440、550、710、810nm的图像)特征, 采用多元逐步回归模型预测嫩牛肉组样本, 分级正确率为80%~85%; 对于老牛肉组, 预测率低, 但预测精度仍然接近80%。与前者预测模型比较, SVM模型预测率较高, 对于嫩牛肉组, 分级正确率高达92%~100%, 但对于老牛肉组, 预测效果不理想。

在检测牛肉嫩度方面, 多光谱技术与NIR、可视光谱下的机器视觉技术相比, 预测精度高; 与高光谱技术相比, 系统运行速度快。但目前运用多光谱技术检测牛肉品质的研究并不多见。

3.2 荧光光谱

紫外光的波长范围是100~400nm, 有显著的化学效应和荧光效应。波长380nm是激发胶原蛋白荧光波长^[45], 胶原蛋白是结缔组织的主要成分。Purslow^[46]研究了肌肉内结缔组织的形态、分布和数量, 认为结缔组织主要影响牛肉的硬度, 在不同类型的肌肉中不同。

2010年, Jabri等^[47]分别在紫外光(波长为380nm)、可见光及可见光中添加紫外光3种光谱波段下, 采集牛肉半膜肌切面图像, 通过图像处理, 转换成二值化图像。在二值化图像中提取结缔组织分布特征, MLR建模预测牛肉感官嫩度得分、胶原蛋白含量和脂肪含量。

表1 不同光源下的 R^2 值

Table 1 Coefficient determination (R^2 in the training and testing) or the regression models between tenderness and compositions in the different light sources

项目	数据源	训练集	测试集
嫩度	可见光	0.89	0.81
	紫外光	0.80	0.63
	可见光加紫外光	0.88	0.79
胶原蛋白	可见光	0.84	0.60
	紫外光	0.82	0.65
	可见光加紫外光	0.87	0.64
脂类	可见光	0.69	0.30
	紫外光	0.85	0.62
	可见光加紫外光	0.91	0.76

由表1可知: 1)对于可见光特征来说, 添加的紫外光参数没有提高嫩度预测结果, 或者说可见光谱区允许提取的相关信息(结缔组织分布特征信息)足够预测嫩度; 2)2种类型光的结合提高了预测胶原蛋白含量的精度(训练集 R^2 达0.87, 测试集略低 R^2 为0.64), 显著提高了预测脂类含量的精度(训练集 R^2 达0.91, 测试集 R^2 为0.76); 3)与

以前的肉品研究者研究结果相比,例如, Li等^[10]采用肉色、大理石纹和肌肉纹理作为嫩度指标,得出 R^2 最高为0.70, Tian等^[48]得出 R^2 仅为0.58, Jabri等^[47]($R^2=0.88$)的嫩度预测精度较高,说明肌肉内的结缔组织可以作为牛肉嫩度的一个重要预测指标。

4 可见光谱分析技术

4.1 机器视觉技术

在可见光谱范围内,许多文献^[10-11,43-60]报道运用机器视觉技术检测肉品质量。机器视觉技术是一种尝试人眼到大脑评估过程的复制,人眼由数码相机模拟,大脑由学习算法代替。相机记录客观图像(数据),学习算法将图像(数据)和专家评定的肉品质量指标相关联,从而评定肉品质量等级^[43]。通常用CCD相机或视频相机在可见光波段范围内采集图像^[10-11,48,50-51],常用的学习算法有线性判别式分析(QDA)、K-邻聚类(KNN)、多元线性回归、PLSR和PCA。

牛肉的颜色、大理石花纹、纹理这3个特征在最近10年来已经成为大量研究和讨论^[10-11,44,48-49,55-59]的主题。以美国、日本、澳大利亚和欧盟体系为主要代表,这些特征是牛肉质量分级体系中的重要质量评价指标,例如,1997年,USDA发布了牛胴体评级标准,2010年,USDA农业市场服务部(USDA-AMS)发布了肉品专家评级指南。

嫩度是牛肉最重要的食用品质^[23,48], Warriss^[61]认为影响肉嫩度的主要因素为肌小节长度、结缔组织含量极其交联程度、宰后条件下或成熟期间牛肉发生变化的程度。肌纤维束的大小、结缔组织含量和肌肉的纹理特征相关^[10-11]。应用计算机视觉技术提取牛肉表面特征,建模预测牛肉嫩度也是近年来肉品研究者的热点问题之一。

4.2 基于大理石纹和颜色预测嫩度

McDonald等^[51]根据大理石纹得分预测剪切力, R^2 很低,为0.13。Wulf等^[52]研究了色度读数(亮度 L^* 、红色 a^* 、黄色 b^*)和嫩度的相关性,报道 b^* 值与剪切力相关性最高($R^2=0.14$)。基于Wulf等^[52]的研究结论,美国科罗拉多大学和Hunter合作实验室合作开发了BeefCam系统预测牛肉嫩度。Wyle等^[53]用2组实验评估了BeefCam系统,预测嫩度决定系数 R^2 值在2组实验中分别是0.19和0.07,认为BeefCam系统预测牛肉嫩度能力有限。还有研究^[10]报道,颜色和大理石纹特性仅占大约30%的嫩度变化。Smith等^[54]发现,USDA质量等级可以解释约30%的嫩度变化,因为USDA质量等级主要依赖颜色和大理石纹特征评级。上述研究表明仅采用大理石纹和肉色或二者的组合,预测牛肉嫩度的能力是很有限的。

4.3 基于纹理预测嫩度

Li等^[10]基于USDA的牛胴体专家评级系统,根据颜色、大理石脂肪和纹理特性预测感官嫩度, R^2 为0.7。Tian等^[48]做了类似的研究,预测感官嫩度, R^2 为0.62。Li

等^[11]在其另一项研究中,采用基于小波的方式,提取牛肉图像的纹理特征,然后根据图像的纹理特征参数,对牛肉进行嫩度分级。与人工感官评定结果相比较,根据图像纹理特征参数得出的分级正确率为83.3%。

Jeyamkondan等^[62]采用不同放大倍率的镜头(8、50mm镜头)采集可见光谱下的RGB图像,将RGB图像转换到CIE颜色空间,基于灰度差直方图提取纹理特征,在正常放大倍率(镜头8mm)下,预测WBSF, R^2 为0.50,将样本分为老牛肉和嫩牛肉两类,分级正确率达79%;在高放大倍率(镜头50mm)下, R^2 为0.72,分级正确率达92%。他认为具有高放大倍率的机器视觉技术,捕捉更多的纹理信息,不仅能提高嫩度预测精度,而且减少系统计算时间。基于USDA专家评级标准预测牛肉质量,Jackman等^[49,55-60]做了大量的工作。以高放大率相机采集牛肉背长肌切面图像,考虑大范围的肉色和大理石脂肪特征,提供更丰富的品质信息(牛肉在食用方面的品质如多汁、风味等),小波法提取高放大倍率图像的纹理特征,而不是用传统的方法如行程长度、直方图差和共现矩阵。预测感官整体可接受性、多汁、风味, R^2 分别为0.88、0.69、0.78;预测感官嫩度、WBSF,分别为0.76、0.85。Jackman等^[55]还对线性模型,和非线性模型作了对比,认为非线性模型对预测精度稍有提高,但以付出大量的计算负担作代价。

在可见光下,以高放大倍率采集RGB图像,基于图像的纹理特征预测牛肉嫩度,把牛肉分成嫩牛肉和老牛肉两类,与上述研究结果相比,Sun等^[44]分类率更高,采用常规的统计模型STEPWISE回归,分类率达94.9%,而采用支持向量机(SVM)模型能100%地识别嫩牛肉组的牛肉,但对于老牛肉,SVM模型识别率较低。

肉色和大理石纹特征对嫩度贡献较小^[10,51],结缔组织含量和肌纤维束大小对牛肉嫩度贡献较大^[10-11,61]。如果从图像中既提取出肌肉纹理特征,又提取出结缔组织纹理特征及结缔组织含量,二者共同作为嫩度预测指标(多一些反映肌肉嫩度的信息),或许能建立更好的预测模型,提高嫩度预测精度。

可视光谱下的机器视觉技术,由于不需要透视成像设备(透视成像设备价格高如CT、核磁共振等),其成像设备(如CCD相机等,价格较低),和上述光谱技术设备相比是一项可以负担得起的技术,而且其技术简单(高度复杂的图像分割算法除外)^[34],牛肉品质、指标等在未来也不可能发生大幅度的变化。因此,可视光谱下的机器视觉技术也许最有希望在线检测牛肉嫩度,并且在未来生产线上普及使用。

5 结 语

上述几种光谱技术和传统的牛肉嫩度检测技术相

比,优点是客观、无损、快速,有望实现在线检测;可视光谱下的机器视觉技术,和其他光谱技术相比,由于其设备成本低、技术简单,加之牛肉品质及评价标准在未来不可能发生很大变化,因此该技术在牛肉嫩度检测方面最有希望实现在线运用;随着成像设备成本降低,高光谱和多光谱技术将给可视光谱下的机器视觉技术提供更好的技术支持和解决方案;在牛肉嫩度检测方面,目前,这几种光谱技术国内还处于起步阶段,国外虽有少量在线运用报道,但距离其真正地在牛肉生产线上被普及使用,还有很长的一段距离,这需要肉品工作者们继续探索和努力。

参考文献:

- [1] 周光宏. 肉品学[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1999.
- [2] SHACKELFORD S D, WHEELER T L, MEADE M K, et al. Consumer impressions of tender select beef[J]. *Journal of Animal Science*, 2001, 79: 2605-2614.
- [3] HUFFMAN K L, MILLER M F, HOOVER L C, et al. Effect of beef tenderness on consumer satisfaction with steaks consumed in the home and restaurant[J]. *Journal of Animal Science*, 1996, 74: 91-97.
- [4] SHACKELFORD S D, WHEELER T L, KOOHMARRAIE M. Evaluation of slice shear force as an objective method of assessing beef *longissimus* tenderness[J]. *Journal of Animal Science*, 1999, 77: 2693-2699.
- [5] KANDASWAMY J, BAJWA S G, APPLE J K, et al. Effect of near-infrared scanning angle in prediction of tenderness and sensory attributes in *longissimus thoracis* steaks[C]// Presentation at the 2005 ASABE Annual International Meeting. Florida: ASABE Tampa Convention Center, 2005.
- [6] XIA J, BERG E P, LEE J W, et al. Characterizing beef muscles with optical scattering and absorption coefficients in VIS-NIR region[J]. *Meat Science*, 2007, 75(1): 8-83.
- [7] LIU Y, LYON B G, WINDHAM W R. Prediction of color, texture, and sensory characteristics of beef steaks by visible and near infrared reflectance spectroscopy: a feasibility study[J]. *Meat Science*, 2003, 65: 1107-1115.
- [8] 赵杰文, 翟剑妹, 刘木华, 等. 牛肉嫩度的近红外光谱法检测技术研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, 26(4): 640-642.
- [9] JACKMAN P, SUN D W, DU C J, et al. Prediction of beef eating quality from colour, marbling and wavelet texture features[J]. *Meat Science*, 2008, 80: 1273-1281.
- [10] LI J, TAN J, MARTZ F A, et al. Image texture features as indicators of beef tenderness[J]. *Meat Science*, 1999, 53(1): 17-22.
- [11] LI J, TAN J, SHATADAL P. Classification of tough and tender beef by image texture analysis[J]. *Meat Science*, 2001, 57(4): 341-346.
- [12] MITSUMOTO M, MAEDA S, MITSUHASHI T, et al. Near infrared spectroscopy determination of physical and chemical characteristics in beef cuts[J]. *Journal of Food Science*, 1991, 56: 1493-1496.
- [13] HILDRUM K I, NILSEN B N, MIELNIK M, et al. Prediction of sensory characteristics of beef by near-infrared spectroscopy[J]. *Meat Science*, 1994, 38: 67-80.
- [14] HILDRUM K I, ISAKSSON T, NAES T, et al. Near-infrared reflectance spectroscopy in the prediction of sensory properties of beef[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 1995, 3: 81-87.
- [15] NAES T, HILDRUM K I. Comparison of multivariate calibration and discriminant analysis in evaluating NIR spectroscopy for determination of meat tenderness[J]. *Applied Spectroscopy*, 1997, 51: 350-357.
- [16] BYRNE C E, DOWNEY G, TROY D J. Non-destructive prediction of selected quality attributes of beef by near infrared reflectance spectroscopy between 750 and 1098 nm[J]. *Meat Science*, 1998, 49: 399-409.
- [17] PARK B, CHEN Y R, HRUSCHKA W R, et al. Near-infrared reflectance analysis for predicting beef *longissimus* tenderness[J]. *Journal of Animal Science*, 1998, 76: 2115-2120.
- [18] PRIETO N, ROEHE R, LAVIN P, et al. Application of near infrared reflectance spectroscopy to predict meat and meat products quality: a review[J]. *Meat Science*, 2009, 83: 175-186.
- [19] SHACKELFORD S D, WHEELER T, KOOHMARRAIE M. Development of optimal protocol for visible and near-infrared reflectance spectroscopic evaluation of meat quality[J]. *Meat Science*, 2004, 68: 371-381.
- [20] GEESINK G H, SCHREUTELKAMP F H, FRANKHUIZEN R, et al. Prediction of pork quality attributes from near infrared reflectance spectra[J]. *Meat Science*, 2003, 65: 661-668.
- [21] PRIETO N, ROSS D W, NAVAJAS E A, et al. On-line application of visible and near infrared reflectance spectroscopy to predict chemical-physical and sensory characteristics of beef quality[J]. *Meat Science*, 2009, 83: 96-103.
- [22] SHACKELFORD S D, WHEELER T, KOOHMARRAIE M. On-line classification of US select beef carcasses for tenderness using visible and near-infrared reflectance spectroscopy[J]. *Meat Science*, 2005, 69: 409-441.
- [23] PARKB, CHEN Y R, HRUSCHKA W R, et al. Principle component regression of near-infrared reflectance spectra for beef tenderness prediction[J]. *Trans ASAE*, 2001, 41(3): 609-615.
- [24] RUST S R, PRICE D M, SUBBIAH J. Predicting beef tenderness using near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Animal Science*, 2008, 86(1): 211-219.
- [25] PRIETO N, ANDRE'S S, GIRA'LDEZF J, et al. Ability of near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) to estimate physical parameters of adult steers (oxen) and young cattle meat samples[J]. *Meat Science*, 2008, 79: 692-699.
- [26] RIPOLL G, ALBERTI P, PANEAJ B, et al. Near-infrared reflectance spectroscopy for predicting chemical, instrumental and sensory quality of beef[J]. *Meat Science*, 2008, 80: 697-702.
- [27] McGLON V A, DEVINE C E, WELLS R W. Detection of tenderness, postmortem age and water status changes in sheep meat using near infrared spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2005, 13(5): 277-285.
- [28] SHACKELFORD S D, KOOHMARRAIE M, WHIPPLE G, et al. Predictors of beef tenderness: development and verification[J]. *Journal of Food Science*, 1991, 56(5): 1130-1135.
- [29] RODBOTTEN R, NILSEN B N, HILDRUM K I. Prediction beef quality attributes from early post mortem near infrared reflectance spectra[J]. *Food Chemistry*, 2000, 69: 427-436.
- [30] KATJA R, ELISABETH M, PER W H, et al. Temporal, biochemical and structural factors that influence beef quality measurement using near infrared spectroscopy[J]. *Meat Science*, 2009, 82: 379-388.
- [31] BOWLING M B, VOTE D J, BELK K E, et al. Using reflectance spectroscopy to predict beef tenderness[J]. *Meat Science*, 2009, 82(1): 1-5.
- [32] YANCEY J W S, AAPPLE J K, MEULLENET J F, et al. Consumer responses for tenderness and overall impression can be predicted by visible and near-infrared spectroscopy, Meullenet-wens razor shear, and Warner-ratzler shear force[J]. *Meat Science*, 2010, 85: 487-492.

- [33] NAGANATHAN G K, GRIMES L M, SUBBIAH J, et al. Predicting beef tenderness using hyperspectral imaging[C]//Presentation at the 2006 ASABE Annual International Meeting. Oregon: ASABE Oregon Convention Center, 2006.
- [34] EIMASRY G, WANG N, EISAYED A, et al. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 8(1): 98-107.
- [35] ELMASRY G, WANG N, VIGNEAULT C. Detecting chilling injury in red delicious apple using hyperspectral imaging and neural networks[J]. Postharvest Biology and Technology, 2009, 52(1): 1-8.
- [36] CLUFF K, NAGANATHAN G K, SUBBIAH J, et al. Optical scattering in beef steak to predict tenderness using hyperspectral imaging in the VIS-NIR region[J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2008, 2: 189-196.
- [37] NAGANATHAN G K, GRIMES L M, SUBBIAH J, et al. Partial least squares analysis of near-infrared hyperspectral images for beef tenderness prediction[J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2008, 2: 178-188.
- [38] NAGANATHAN G K, GRIMES L M, SUBBIAH J, et al. Visible/near-infrared hyperspectral imaging for beef tenderness prediction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008b, 64: 225-233.
- [39] MENESATTI P, ZANELLA A, D'ANDREA S, et al. Supervised multivariate analysis of hyper-spectral NIR images to evaluate the starch index of apples[J]. Food and Bioprocess Technology, 2009, 2(3): 308-314.
- [40] 吴建虎, 彭彦昆, 江发潮, 等. 牛肉嫩度高光谱法检测技术[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 135-150.
- [41] EIMASRY G, SUN D W, ALLEN P. Near-infrared hyperspectral imaging for predicting colour, pH and tenderness of fresh beef[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110: 127-140.
- [42] WU J H, PENG Y K, LI Y Y, et al. Prediction of beef quality attributes using VIS/NIR hyperspectral scattering imaging technique[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 109: 267-273.
- [43] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P. Recent advances in the use of computer vision technology in the quality assessment of fresh meats[J]. Trends in Food Science & Technology, 2011, 22: 185-197.
- [44] SUN X, CHEN K J, MADDOCK-CARLIN K R, et al. Predicting beef tenderness using color and multispectral image texture features [J]. Meat Science, 2012, doi:10.1016/j.meatsci.2012.04.030.
- [45] SKJERVOLD P O, TAYLOR R G, WOLD J P, et al. Development of intrinsic fluorescent multispectral imagery specific for fat, connective tissue and myofiber in meat[J]. Journal of Food Science, 2003, 68: 1161-1168.
- [46] PURSLOW P P. Intramuscular connective tissue and its role in meat quality: a review[J]. Meat Science, 2005, 70: 435-447.
- [47] JABRI E M, ABOUELKARAM S, DAMEZ J L, et al. Image analysis study of the perimysial connective network, and its relationship with tenderness and composition of bovine meat[J]. Journal of Food Engineering, 2010, 96: 316-322.
- [48] TIAN Y Q, MCCALL D G, DRIPPS W, et al. Using computer vision technology to evaluate the meat tenderness of grazing beef[J]. Food Australia, 2005, 57: 322-326.
- [49] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P, et al. Correlation of consumer assessment of *longissimus dorsi* beef palatability with image colour, marbling and surface texture features[J]. Meat Science, 2010, 84(3): 564-568.
- [50] VTOE D J, BELK K E, TATUM J D, et al. Online prediction of beef tenderness using a computer vision system equipped with a BeefCm module[J]. Journal of Animal Science, 2003, 81: 457-465.
- [51] McDONALD T P, CHEN Y R. Visual characterization of marbling in beef ribeyes and its relationship to taste parameters[J]. Trans ASAE, 1991, 34(6): 2499-2504.
- [52] WULF D M, O'NNOR S F, TATUM J D, et al. Using objective measures of muscle color to predict beef longissimus tenderness[J]. Journal of Animal Science, 1997, 75: 684-692.
- [53] WYLE A M, CANNELL R C, BELK K E, et al. An evaluation of the prototype portable Hunterlab Video Imaging System (BeefCam) as a tool to predict tenderness of beef carcasses using objective measures of lean and fat color[R]. Fort Collins: Colorado State University, 1999.
- [54] SMITH G C, SAVELL J W, CCOSS H R, et al. Relationship of USDA quality grades to palatability of cooked beef[J]. Journal of Food Quality, 1986, 10: 269.
- [55] JACKMAN P, SUN D W, DU C J, et al. Prediction of beef eating quality from colour, marbling and wavelet texture features[J]. Meat Science, 2008, 80(4): 1273-1281.
- [56] JACKMAN P, SUN D W, DU C J, et al. Prediction of beef eating qualities from colour, marbling and wavelet surface texture features using homogenous carcass treatment[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5): 751-763.
- [57] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P, et al. Automatic segmentation of beef *longissimus dorsi* muscle and marbling by an adaptable algorithm[J]. Meat Science, 2009, 83(2): 187-194.
- [58] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P, et al. Comparison of various wavelet texture features to predict beef palatability[J]. Meat Science, 2009, 83(1): 82-87.
- [59] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P, et al. Comparison of the predictive power of beef surface wavelet texture features at high and low magnification[J]. Meat Science, 2009, 82(3): 353-356.
- [60] JACKMAN P, SUN D W, ALLEN P, et al. Prediction of beef palatability from colour, marbling and surface texture features of *longissimus dorsi*[J]. Journal of Food Engineering, 2010, 96(1): 151-165.
- [61] WARRISS P D. Meat science[M]. UK: CABI Publishing, 2000.
- [62] JEYAMKONDAN S, KRANZLER G A, LAKSHMIKANTH A. Predicting beef tenderness with computer vision[J]. Agricultural Engineering, 2001, 300: 1-10.