

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.056

基于可控气流-激光检测技术的鸡肉嫩度评估方法

徐虎博¹ 赵庆亮² 何珂¹ 李永玉¹ 彭彦昆¹ 汤修映¹

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业机械化科学研究院, 北京 100083)

摘要: 以鸡肉嫩度为研究对象, 采用可控气流-激光检测技术的瞬态、蠕变回复和应力松弛等动静态检测模式, 并使用支持向量机分类器和全局变量偏最小二乘算法, 结合不同预处理方法, 对鸡肉嫩度进行定性判别和定量预测。结果表明 3 个激励模式结合不同预处理算法均可实现鸡肉嫩度的定性定量评估。在定性方面, 瞬态模式对嫩度具有最佳的分类效果; S-G 卷积平滑算法表现出最佳的预处理性能, 校正集嫩/老分类精度分别为 1 和 0.98, 马修斯相关系数为 0.97; 而验证集分类精度也达到了 0.95 和 0.84。在定量预测方面, S-G 卷积平滑算法在提升原始数据的信噪比上同样具有最佳效果; 瞬态模式校正集和验证集模型相关系数分别为 0.948 和 0.913, 均方根误差分别为 0.736 N 和 1.013 N。因此, 在组织结构引起的品质预测动态模式较静态模式更适用。本研究开展的可控气流-激光技术在鸡肉嫩度评估的应用, 为肉品检测领域提供了新的解决方案。

关键词: 鸡肉; 嫩度; 气流; 激光; 无损检测

中图分类号: TS251.5⁺5 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)S2-0457-09

Evaluation of Chicken Tenderness Based on Controlled Air-flow Laser Detection Technique

XU Hubo¹ ZHAO Qingliang² HE Ke¹ LI Yongyu¹ PENG Yankun¹ TANG Xiuying¹

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract: The air flow laser fusion technique has the characteristics of non-contact and non-destructive. A controlled air flow laser detection (CAFLD) method was proposed, which was based on the high-precision detection of micro deformation by laser, flexible on-off control and non-contact of the air flow. Five components were included in the air flow laser detection platform: laser ranging system, air force generation system, lifting testing bed system, force sensing system, and control and information processing system. The feasibility of chicken breast tenderness detection by using the CAFLD technique was explored. Three modes: transient (dynamic), creep-recovery (static) and stress relaxation (static) were adopted. The support vector machine and global variable partial least square algorithm were used to qualitatively identify and quantitatively predict the tenderness of chicken breast. The results demonstrated that the three modes combined with different preprocessing algorithms could carry out the qualitative discrimination of chicken tenderness, in which the transient mode had the best classification effect compared with the static modes. S-G convolution smoothing algorithm showed the best preprocessing performance. The classification accuracy (tender or hard) of the calibration set was 1 and 0.98, respectively, the Matthews correlation coefficient was 0.97; the classification accuracy (tender or hard) of the verification set was up to 0.95 and 0.84. For quantitative prediction of chicken tenderness, the S-G convolution smoothing algorithm was the optimum on improvement of the signal-to-noise ratio. The transient had the best prediction effect, the correlation coefficients of calibration set and validation set were 0.948 and 0.913, respectively, the root mean square error was 0.736 N and 1.013 N, respectively. Because tenderness was the quality of meat which was shown by the difference muscle fiber structure. it can be inferred that the dynamic mode was more suitable than the static mode in predicting

收稿日期: 2020-08-18 修回日期: 2020-09-20

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31571921)和北京市自然科学基金面上项目(6202020)

作者简介: 徐虎博(1990—),男,博士,主要从事多传感器融合智能检测技术研究,E-mail: hubo_xu@126.com

通信作者: 汤修映(1970—),男,教授,博士,主要从事智能检测技术与装备研究,E-mail: txying@cau.edu.cn

the quality caused by tissue structure. The application of CAFLD technique in meat quality multi-modal evaluation was researched. It would provide a new solution method in meat detection field, and also had important reference significance for broadening the application field of the CAFLD technique.

Key words: chicken; tenderness; air flow; laser; nondestructive detection

0 引言

鸡肉富含维生素,蛋白质含量较高且易于吸收,尤其鸡胸肉是运动员等高强度体力从业者首选的高蛋白低脂食物来源。据美国农业部统计数据,自2006年以来,全球鸡肉产量每年复合增长率为2.92%,2018年达到了9 247万t;按人均年化水平,美国鸡肉消费已达40.86 kg^[1],而同期我国的鸡肉总产量也达到了1 170万t。鸡肉嫩度是其品质的重要指标之一,与食用者的口感密切相关。传统的肉品嫩度检测方法有感官评价法,即请从事食品研究的专业人员对肉品样品进行品尝,然后根据实际口感进行打分。但这种方法主观性较强,不易量化。Warner-Bratzler方法是目前主流的肉品嫩度测定方法,符合农业行业标准。但这种方法也存在前处理较复杂、测试时间长以及破坏试样等缺点^[2]。近年来,在肉品嫩度检测上出现了一些无损的方法,如可见近红外光谱法、高光谱成像技术,研究证实光谱漫反射系数与肉品嫩度具有相关性^[3-4],也有研究通过空间散射光谱多参数融合方法对肉品嫩度进行回归预测分析^[2]。

近年来,气流-光融合检测技术得到较为广泛的发展和探索,其中,以气流-激光技术最具代表性^[5]。学者们使用该技术在食品、医疗领域开展了一系列探索性研究。有研究将该技术应用于糖基和脂基食品的黏弹性检测,发现气流加载后的最大变形与试样的黏弹性具有良好的相关性,并指明了该技术是评价材料特性和品质潜在的快速无损检测技术^[6]。LI等^[7]使用相似的方法,预测牛肉的新鲜度,预测结果的相关系数为0.82。LI等^[8]使用该方法,利用6要素黏弹性模型拟合了变形曲线,使牛肉挥发性盐基氮的预测精度提高到0.89。在医疗领域,采用该技术通过建立人体眼球角膜的力学模型,对角膜的生物力学特性进行研究^[9]。文献[10]采用类似的原理,通过气流对眼球施加一定载荷,使用摄像机观察眼球的形变情况,以检测眼球疾病。文献[11-12]通过气压加载结合红外感测变形的方式,开发了一套眼压测试系统,重复性误差不大于6.01%。文献[13]针对眼压测试系统中的喷嘴,采用COMSOL Multiphysics软件构建了喷嘴的数学模型,采用 $k-\varepsilon$ 湍流模型对喷嘴进行研究,优化了基

本结构和尺寸。文献[14]将该技术应用于静脉曲张的检测,建立了静脉血压预测值和实测值的相关关系,结果表明该技术在静脉曲张检测上具有一定准确性。

上述研究表明气流-激光技术在生物组织特性检测上具有良好的应用潜力,但分析发现这些研究仍存在问题:首先是激励信号单一,多采用硬件(电磁阀)控制的方式。这一激励方式只控制了阀体输出端的气压,气流从喷嘴喷出后便失去控制,会造成样品表面受力不可控的问题。其次,这些研究关注的重点在于组织形变响应信号与组织特性信息或品质信息之间的关联性,而缺乏对不同激励信号的响应差异性分析^[15]。本文提出可控气流-激光检测技术。通过对系统、关键结构和激励信号的合理设计,对激励信号及其响应信号获取的有效控制以及配套软件系统的开发,以期实现对样品表面所受气力形式的有效控制。肉品是典型的黏弹性体,因此,本文以鸡肉嫩度为评估指标,采用不同动静态激励信号,不同的预处理和建模算法,探究可控气流-激光检测技术(Controlled air flow laser detection, CAFLD)在主要肉品品质定性评估和定量预测的可行性。

1 材料与方 法

1.1 可控气流-激光检测系统

如图1所示,可控气流-激光检测系统整机结构为开放式,易于样品装夹和观察实验进程。本检测系统的结构主要包括机体、实验台系统、气力产生系统、形变检测系统、应力感测系统、控制和信息处理系统^[16-17]。实验台系统包括驱动器(HST2802A-H型,北京惠斯通科技有限公司)、电动升降台(KSAV1010/2030-ZF型,北京卓立汉光仪器有限公司),用以调节样品位置。气力产生系统安装于机体的上部,包括空气压缩机(4X550W-120L型,台州市奥突斯工贸有限公司)、调压阀(P98020-501-3型,SMC(中国)有限公司)、两级空气过滤(AC30C-03DG-A型,SMC(中国)有限公司)、电气比例阀(ITV2030-21F2型,SMC(中国)有限公司)、电磁阀(VX21型,SMC(中国)有限公司)和气室,以实现气流的产生、调节。气室从上到下依次包括窗口、气室主体和喷嘴,窗口位于喷嘴的正上方,

窗口和喷嘴的材料为石英石。形变检测系统包括激光位移传感器(IL100型,基恩士(中国)有限公司)、激光信号放大器(IL1000型,基恩士(中国)有限公司)和激光信号转换模块(DL-RSIA型,基恩士(中国)有限公司)。激光位移传感器位于气室的正上方,并与激光信号放大器连接,激光信号放大器与激光信号转换模块连接,激光位移传感器用于实时采集样品变形信息,激光位移传感器的入射光路与喷嘴气路同轴。应力感测系统主要包括电磁力平衡传感器(定制,上海舜宇恒平科学仪器有限公司),电磁力平衡传感器安装于升降台上方,在电磁力平衡传感器上装有托盘,托盘用于放置样品,样品位于喷嘴正下方,借助托盘的支撑作用,电磁力平衡传感器以平面感测的方式实时采集气流对样品表面压力信息。

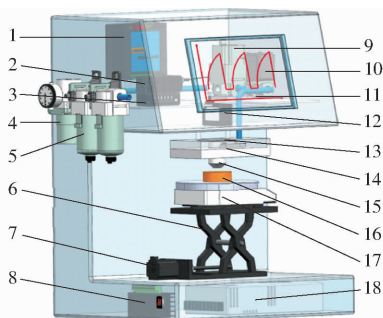


图1 可控气流-激光检测系统结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of controlled laser air-flow detection system

1. 模拟量输入输出转换模块
2. 激光信号放大器
3. 激光位移传感器 A/D 转换模块
4. 调压阀
5. 两级空气过滤
6. 升降台
7. 步进电机
8. 步进电机驱动器
9. 电气比例阀
10. 电磁阀
11. ARM 嵌入式一体机
12. 激光位移传感器
13. 石英窗口
14. 气室
15. 喷嘴
16. 样品
17. 电磁力平衡传感器
18. 开关电源

控制和信息处理系统包括嵌入式微处理器(Cortex-A8型,ARM公司)、嵌入式控制一体机(LJD-LINUX-LH070T型,北京蓝海微芯科技发展有限公司)、模拟量输入输出转换模块(DAM10AIAO型,北京聚英翱翔电子有限公司)及其相应软件系统^[18];嵌入式微处理器与激光器信号转换模块通过串口通讯连接,同时,激光器的空间位置通过三坐标平移台(7SWM03113型,北京塞凡光仪器有限公司)进行调节;嵌入式微处理器与升降台电机驱动器连接,并依次通过电机驱动器和驱动电机控制升降台的升降;嵌入式微处理器与电磁阀连接,用于控制电磁阀的通断;嵌入式微处理器与电磁力平衡传感器连接,用于实时采集气力信息;嵌入式微处理器与模拟量转换模块连接,并通过A/D转换模块对电气比例阀进行电压控制,进而对电气

比例阀的空气通量进行控制;嵌入式一体机与嵌入式微处理器连接,包含指令触发软按键和图形显示区;嵌入式微处理器用于对接收的信息进行存储和处理,将处理信息在图形显示区实时显示,并接收命令触发按键的控制命令信息,对电磁阀、电气比例阀和升降台电机驱动器进行控制。嵌入式微处理器为Cortex A8架构的ARM嵌入式微处理器,采用RS232串口通讯。电气比例阀上设有压力表,用于显示和调节进入电气比例阀中的空气压力。在本研究中,根据电气比例阀的选型,电压变化范围为0~3V,当电压从0V变化到3V时,电气比例阀的空气通量逐渐增大,由于电气比例阀控制电压和输出气压之间满足线性相关关系,因此,从电气比例阀输出的空气压力从0MPa能够逐渐增加至0.3MPa。气力产生系统的气源来自空气压缩机。为确保气力产生系统供气稳定,并能确保气体清洁无污染,在系统中设置了调压阀和两级空气过滤。

1.2 样品制备

本研究所使用的鸡肉样品为鸡胸肉,购自北京市美廉美超市,品种为白羽肉鸡,制样尺寸为 $(160 \pm 15) \text{ mm} \times (100 \pm 10) \text{ mm} \times (25 \pm 2) \text{ mm}$ 。剔除肉样中的脂肪、筋膜和结缔组织等非肌肉组织,样本数量共计240块,3种激励模态样本各80块。

1.3 鸡胸肉线弹性区域确定

由于传统的肉品品质检测方法多数情况下需要破坏样品,而可控气流-激光检测技术能够实现对气力的有效控制,以确保肉品受力压缩产生的形变在其线弹性范围内,从而保证无损测试。

如图2所示,肉品压缩的应力曲线包括2个阶段,第1阶段样品受力线性增加,反映了试样的线弹性特性,即可恢复变形阶段。第2阶段试样所受应力迅速增大,应力符合指数函数变化规律,属不可恢复变形阶段,此阶段会对样品造成破坏。

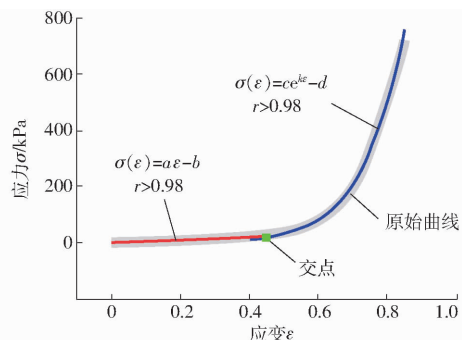


图2 典型的鸡胸肉压缩曲线

Fig. 2 Typical compression curve of chicken breast

本研究中,在确保拟合函数相关系数大于0.98的基础上,对两阶段函数进行拟合,线性函数与指数

函数的交点即为肉品线弹性区与不可恢复变形区的分界点。肉品线弹性范围为

$$\sigma(\varepsilon) = \begin{cases} ce^{k\varepsilon} - d \\ a\varepsilon - b \end{cases}$$

然而,探头压缩肉品组织的初始阶段,由于水分、空气等因素影响,压缩的初始阶段少部分变形量不能计入线弹性区域。因此,为了保证计算所得线弹性区域有效,以最大压缩量的0.1倍作为线弹性区域的下限,最大线弹性压缩量的0.8倍作为线弹性区域的上限。由此计算可得,鸡胸肉的线弹性范

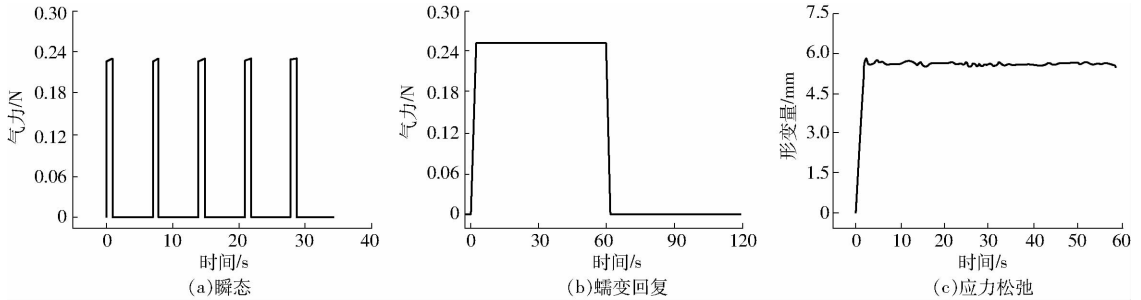


图3 不同模式激励信号

Fig. 3 Different mode excitation signals

围为 $(0.51 \pm 0.04) \sim (7.11 \pm 0.44)$ mm。围为 $(0.51 \pm 0.04) \sim (7.11 \pm 0.44)$ mm。

试过程中,首先通过人机界面将 CLAFD 系统自动复位至升降实验台最大位移处,根据激光光斑位置,放置鸡胸肉样品,使激光点位于样品中心区域。移动样品至距离喷嘴 10 mm 处待测。根据上述参数对单一模式进行设置,然后完成单一模式测试,并保存数据至系统存储器。测试完成后,移动升降试验台至最大位移处更换样品,重复上述直至 3 种模式测试完毕。清洁测试平台,关闭仪器。

1.5 鸡肉嫩度测定

参考畜禽肉质测定标准^[19],首先将鸡胸肉按长×宽×高 6 cm×3 cm×3 cm 制样,将所制样品放入 0~4℃ 冰箱降温 0.5 h,待试样凉透,放入 80℃ 恒温水浴箱中加热,使用热电偶传感器测定肉样中心温度达到 70℃ 后,将肉样取出,放置 0~4℃ 冰箱中冷却至设定温度。使用内孔直径为 1.27 cm 取样器,沿鸡肉肌肉纤维进行取样,孔样长度为 3 cm,取样位置与样品表面距离大于 5 mm,剔除有明显缺陷试样。每个样品取 3 个孔样。使用质构仪(TA 公司,美国)对鸡肉嫩度进行测定,其中刀具尺寸为 (3 ± 0.2) mm,刃口角为 60°,高度为 35 mm,砧床口宽度为 (4 ± 0.2) mm。每次测定结束后,记录剪切力数据,取 3 个试样剪切力平均值为样本值,然后减去空载剪切力,嫩度计算公式为

$$X = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{n} - X_0$$

式中 X ——肉样嫩度, N

1.4 气力激励模式

如图 3 所示,本研究 CAFLD 的激励信号包括瞬态(动态)、蠕变回复(静态)以及应力松弛(静态) 3 个激励模式。测试过程参数设定为:对于瞬态激励,气力的设定值为 0.22 N,加载时间为 1 s;蠕变回复测试中,其中加载气力为 0.25 N,加载时间为 60 s,卸载气力为 0 N,卸载时间为 60 s;应力松弛肉样恒定变形量为 5.8 mm,加载时间为 60 s。

由于 CLAFD 系统配备了完整的软件系统,在测

X_i ——孔样嫩度, N, $i = 1, 2, 3$

X_0 ——空载剪切力, N

n ——有效孔样个数

1.6 预测模型构建与评价方法

本研究使用的判别和预测模型构建方法包括支持向量机分类和全局变量偏最小二乘算法。由于 CAFLD 系统所采集的激光响应数据可能会受到振动、温度等环境因素的干扰,因此,需要对其进行预处理。同时,模型构建完成后,需要进一步对定性和定量模型的判别预测效果进行评价。

1.6.1 预处理

采用 Savozky - Golay (S - G) 卷积平滑、标准正态变量转换 (SNV) 和多元散射校正 (MSC) 等预处理算法对不同肉品 CAFLD 响应信号进行预处理,并比较各算法的适用性,确定最佳的预处理算法。

1.6.2 定性判别模型构建

支持向量机算法基于统计学理论,是重要的机器学习分类算法^[20-21],本文采用支持向量机分类器对鸡肉嫩度进行分类。根据 KEERTHI 等^[22]关于支持向量机核函数的研究结论,采用径向基函数作为支持向量机的核函数。同时,由于 CAFLD 各激励模式变量维度高,因此,使用主成分分析算法对激光响应变量进行降维处理,采用 Venetian Blinds 算法对校正集建模效果进行交叉验证。对于鸡肉嫩度的分类,以剪切力 40 N 为分界限,将鸡胸肉分成嫩和老两级,低于 40 N 认为肉质嫩,高于 40 N 认为肉质

老。80 块鸡胸肉样品中,有嫩鸡胸肉 30 块,老鸡肉 50 块。采用瞬态、蠕变回复和应力松弛 3 种动静态模态对上述试样进行激励和响应信号的分类建模分析。

1.6.3 定量预测模型构建

较多元线性回归,主成分回归法对数据进行压缩降维使预测模型具有更好的鲁棒性。本文采用偏最小二乘算法建立鸡肉嫩度的定量预测模型^[15]。偏最小二乘算法是基于因子分析的多变量校正算法。在主成分回归中,只需要对独立变量矩阵进行分解,并且对不同模态激励的响应信号中的冗余信息进行了剔除。然而,在偏最小二乘算法建模过程中,激励模态响应信号的独立变量矩阵和硬度的非独立变量矩阵都需要进行分析。在独立变量的分解过程中,引入非独立变量。从而建立激励模态响应信号矩阵(激光位移数据矩阵)的主成分与鸡肉嫩度的关联。

1.6.4 定性模型评价

定性模型的评价指标包括预测精度、召回率、 F_1 得分以及马修斯相关系数,计算公式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad F_1 = \frac{2PR}{P + R}$$

$$M_{CC} = \frac{T_p T_N - T_p F_N}{\sqrt{(T_p + F_p)(T_p + F_N)(T_N + F_p)(T_N + F_N)}}$$

式中 P ——预测精度

R ——召回率 F_1 ——得分

M_{CC} ——马修斯相关系数

T_p ——实际是正例而被分类器最终判别为正例的样本数

F_p ——实际是负例而被分类器最终判别为正例的样本数

F_N ——实际是正例而被分类器最终判断为负例的样本数

T_N ——实际是负例而被分类器最终判断为负例的样本数

1.6.5 定量模型评价

将 80 块鸡肉试样对应的激光响应和嫩度数据分成校正集和验证集。校正集用于构建校正模型,验证集用于构建预测模型。其中验证集用于测试校正集模型的效果。所构建的两模型的具体评价指标主要包括模型相关系数 r 、均方根误差 RMSE 和剩余预测偏差 RPD。 r 绝对值越接近 1,表明嫩度预测值与实测值具有更高的相关性。校正集模型相关系数表示为 r_c ,验证集模型相关系数表示为 r_v 。比较两个模型时,当它们的相关系数相同时,模型的均方根误差用于进一步评估模型的预测精度,本文包括

两种均方根误差,即校正集模型均方根误差和验证集模型均方根误差。

RPD 为样本分组验证集的标准差与验证集模型的均方根误差的比值,这是评价预测模型稳定性和动态调节性能的重要指标。根据 NØRGAAR 等^[23]的研究结果,当 RPD 小于 1.4 时,预测模型预测精度低且模型稳定性差;当 $1.4 \leq RPD \leq 2$ 时,模型具有较好的稳定性和预测精度;当 RPD 大于 2 时,模型具有良好的稳定性和预测精度。

2 结果与讨论

2.1 鸡肉嫩度分类判别

瞬态模态对鸡肉嫩度分类评估的结果如表 1 所示。表中 F_{PR} 表示将负例错分为正例的概率, T_{PR} 表示能将正例分对的概率; T_{NR} 表示将负例分对的概率, F_{NR} 表示将正例分为负例的概率。 N 表示样本数, E_r 表示分类误差。从表 1 可以看出,当使用瞬态模态响应数据直接对鸡肉嫩度进行建模分类时,校正集分类模型的精度、 F_1 得分和马修斯相关系数出现了无效值(NaN),这说明瞬态模态原始数据不能直接用于分类。当使用 S-G 卷积平滑、MSC 和 SNV 等预处理算法对原始数据进行预处理后,分类效果得到改善。校正集分类模型的预测精度、 F_1 得分和马修斯相关系数均在 0.9 以上。可以发现,S-G 卷积平滑具有最佳的校正集分类效果,其分类误差仅为 0.01,嫩和老两类鸡肉的预测精度分别为 1 和 0.98, F_1 得分分别为 0.98 和 0.99,此时的马修斯相关系数为 0.97。对于验证集分类模型有相似的结论,S-G 卷积平滑的分类效果最优,此时验证分类误差为 0.13。两类鸡肉的分类精度分别为 0.95 和 0.84, F_1 得分分别为 0.81 和 0.91,马修斯相关系数为 0.74。

当使用静态激励时,蠕变回复模态鸡肉嫩度分类效果如表 2 所示。使用蠕变回复模态响应原始数据校正分类模型误差为 1,分类精度为 0, F_1 为无效值,马修斯相关系数为 -1。这说明蠕变回复原始数据对鸡肉嫩度两类样本分类全部错误。说明蠕变回复响应原始数据不能直接用作鸡肉嫩度的预测。当使用 MSC 和 SNV 预处理算法时,校正分类模型的预测精度、 F_1 得分和马修斯相关系数均出现了无效值,且验证集分类模型马修斯相关系数仅为 0.12 和 0.18。这说明上述两种算法不能用作蠕变回复模态鸡肉嫩度分类数据的预处理方法。当使用 S-G 卷积平滑算法对原始数据进行预处理时,校正分类模型分类误差为 0,分类精度为 1,且 F_1 得分和马修斯相关系数均为 1。这说明校正分类模型具有很好

表1 不同预处理算法下鸡肉嫩度模态瞬态定性预测结果

Tab. 1 Qualitative modelling prediction of chicken tenderness based on transient mode

预处理算法	集合	分类	T_{PR}	F_{PR}	T_{NR}	F_{NR}	N	E_{rr}	P	F_1	M_{CC}
原始数据	校正	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
	验证	嫩	0.20	0.02	0.98	0.80	30	0.31	0.86	0.32	0.31
		老	0.98	0.80	0.20	0.02	50	0.31	0.67	0.80	
S-G	校正	嫩	0.97	0	1	0.03	30	0.01	1	0.98	0.97
		老	1	0.03	0.97	0	50	0.01	0.98	0.99	
	验证	嫩	0.70	0.02	0.98	0.30	30	0.13	0.95	0.81	0.74
		老	0.98	0.30	0.70	0.02	50	0.13	0.84	0.91	
MSC	校正	嫩	0.90	0	1	0.10	30	0.04	1	0.95	0.92
		老	1	0.10	0.90	0	50	0.04	0.94	0.97	
	验证	嫩	0.43	0.10	0.90	0.57	30	0.28	0.72	0.54	0.39
		老	0.90	0.57	0.43	0.10	50	0.28	0.73	0.80	
SNV	校正	嫩	0.90	0	1	0.10	30	0.04	1	0.95	0.92
		老	1	0.10	0.90	0	50	0.04	0.94	0.97	
	验证	嫩	0.43	0.12	0.88	0.57	30	0.29	0.68	0.53	0.36
		老	0.88	0.57	0.43	0.12	50	0.29	0.72	0.79	

表2 鸡肉嫩度蠕变回复模态定性预测结果

Tab. 2 Qualitative modelling prediction of chicken tenderness based on creep recovery mode

预处理算法	集合	分类	T_{PR}	F_{PR}	T_{NR}	F_{NR}	N	E_{rr}	P	F_1	M_{CC}
原始数据	校正	嫩	0	1	0	1	30	1	0	NaN	-1.00
		老	0	1	0	1	50	1	0	NaN	
	验证	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
S-G	校正	嫩	1	0	1	0	30	0	1	1	1.00
		老	1	0	1	0	50	0	1	1	
	验证	嫩	0.73	0.12	0.88	0.27	30	0.18	0.79	0.76	0.62
		老	0.88	0.27	0.73	0.12	50	0.18	0.85	0.86	
MSC	校正	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
	验证	嫩	0.07	0.02	0.98	0.93	30	0.36	0.67	0.12	0.12
		老	0.98	0.93	0.07	0.02	50	0.36	0.64	0.77	
SNV	校正	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
	验证	嫩	0.10	0.02	0.98	0.90	30	0.35	0.75	0.18	0.18
		老	0.98	0.90	0.10	0.02	50	0.35	0.64	0.78	

的分类效果。通过交叉验证对校正模型进行分析时,验证分类模型精度嫩、老鸡肉分别为0.79和0.85。此时 F_1 得分分别为0.76和0.86,马修斯相关系数为0.62。这说明蠕变回复模态结合S-G卷积平滑预处理算法能够实现鸡肉嫩度的有效分类。

应力松弛模态对鸡肉嫩度进行支持向量机分类预测的结果如表3所示,使用模态原始数据和SNV预处理算法处理后的数据进行分类预测时,校正分类模型的精度、 F_1 得分和马修斯相关系数均为无效值。这说明这两类应力松弛响应模态数据不能对鸡肉嫩度进行分类预测。当使用MSC预处理算法数

据时,校正分类模型分类误差为0.16,嫩、老鸡肉分类精度分别为1和0.79,此时 F_1 得分分别为0.72和0.88,马修斯相关系数为0.67,说明该模型具有较好的分类效果。然而,通过交叉验证可以发现,分类误差达到0.33,且嫩鸡肉分类精度和 F_1 得分分别为0.59和0.50,此时马修斯相关系数为0.28。这说明MSC仍不适用于对应力松弛模态响应数据鸡肉嫩度分类的预处理。当采用S-G卷积平滑算法时,校正分类模型分类误差为0.14。对于嫩、老两类鸡肉分类精度分别达到0.91和0.84,此时 F_1 得分分别为0.79和0.90,马修斯相关系数为0.71。这说明S-G卷积平滑预处理数据的分类

模型具有较高的分类精度。验证分类模型分类误差为 0.16, 预测精度分别为 0.87 和 0.82, 均在 0.8 以上; F_1 得分分别为 0.75 和 0.88, 马修斯相

关系数为 0.65。综上所述, 应力松弛模态可用于鸡肉嫩度的分类评价, S-G 卷积平滑算法是最优的预处理算法。

表 3 鸡肉嫩度应力松弛模态定性预测结果

Tab.3 Qualitative modelling prediction of chicken tenderness based on stress relaxation mode

预处理算法	集合	分类	T_{PR}	F_{PR}	T_{NR}	F_{NR}	N	E_{rr}	P	F_1	M_{CC}
原始数据	校正	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
	验证	嫩	0.20	0.08	0.92	0.80	30	0.35	0.60	0.30	0.18
		老	0.92	0.80	0.20	0.08	50	0.35	0.66	0.77	
S-G	校正	嫩	0.70	0.04	0.96	0.30	30	0.14	0.91	0.79	0.71
		老	0.96	0.30	0.70	0.04	50	0.14	0.84	0.90	
	验证	嫩	0.67	0.06	0.94	0.33	30	0.16	0.87	0.75	0.65
		老	0.94	0.33	0.67	0.06	50	0.16	0.82	0.88	
MSC	校正	嫩	0.57	0	1	0.43	30	0.16	1.00	0.72	0.67
		老	1	0.43	0.57	0	50	0.16	0.79	0.88	
	验证	嫩	0.43	0.18	0.82	0.57	30	0.33	0.59	0.50	0.28
		老	0.82	0.57	0.43	0.18	50	0.33	0.71	0.76	
SNV	校正	嫩	0	0	1	1	30	0.38	NaN	NaN	NaN
		老	1	1	0	0	50	0.38	0.63	0.77	
	验证	嫩	0.27	0.08	0.92	0.73	30	0.33	0.67	0.38	0.25
		老	0.92	0.73	0.27	0.08	50	0.33	0.68	0.78	

经过对瞬态、蠕变回复和应力松弛 3 种模态对鸡肉嫩度建模分类分析, 可以发现 3 种模态均可以对鸡肉嫩度进行分类。其中, 瞬态模态分类效果最佳, 校正、验证分类模型对两嫩度鸡肉分类精度分别达到 1、0.98、0.95 和 0.84, 马修斯相关系数分别达到了 0.97 和 0.74。在预处理算法提高信噪比效果的分析上, S-G 卷积平滑算法具有最佳的预处理性能。

2.2 鸡肉嫩度的定量预测

瞬态模态鸡肉嫩度建模预测校正集样本数量为 60, 验证集的样本数量为 20, 符合 3:1 的分组比例。嫩度取值范围为 15.23 ~ 127.74 N, 验证集样本嫩度取值范围为 21.15 ~ 122.51 N, 前者的范围高于后者。均值、标准差和变异系数如表 4 所示。

表 4 瞬态模态鸡肉嫩度预测校正集和验证集分组参数

Tab.4 Reference measurement of chicken tenderness in calibration and prediction sets for transient mode

样本数	最小值/N	最大值/N	均值/ N	标准 差/N	变异 系数	
校正集	60	15.23	127.74	51.21	23.32	0.455
验证集	20	21.15	122.51	52.43	25.15	0.480

瞬态模态鸡肉嫩度建模预测的评价指标如表 5 所示, 当模态原始响应数据和经过多元散射校正集和标准正态变量转换两种算法预处理后的数据进行建模时, 校正集模型相关系数较高, 均在 0.8 以上;

然而, 验证集模型相关系数不足 0.6, 且剩余预测偏差小于 1.4。这证明瞬态模态原始数据不适用于直接用于鸡肉嫩度定量预测, 多元散射校正和标准正态变量转换两种预处理算法不适用于对瞬态模态鸡肉嫩度定量预测进行数据预处理。当 S-G 卷积平滑预处理算法对响应数据进行预处理, 主成分为 8 时, 校正集和验证集模型相关系数分别达到 0.948 和 0.913, 均方根误差分别降低至 0.736 N 和 1.013 N, 剩余预测偏差达到了 2.483。说明 S-G 卷积平滑算法的预处理效果明显优于其他预处理算法。CAFLD 技术的瞬态模态结合 S-G 预处理算法、主成分分析算法和全局变量偏最小二乘能够实现鸡肉嫩度高精度预测, 且模型具有较高的稳定性。

表 5 瞬态模态鸡肉嫩度建模预测结果

Tab.5 Quantitative modelling prediction of chicken tenderness based on transient mode

预处理算法	主成分 分数	校正集		验证集		RPD
		r_c	RMSEC/N	r_c	RMSEV/N	
原始数据	9	0.874	1.133	0.544	2.191	1.148
MSC	8	0.885	1.086	0.489	2.128	1.182
SNV	8	0.886	1.084	0.490	2.116	1.189
S-G	8	0.948	0.736	0.913	1.013	2.483

当蠕变回复模态用于鸡肉嫩度定量预测时, 校正集样本数为 54, 验证集样本数为 26, 基本按 2:1 比例分组。校正集样本嫩度的取值范围为

15.23 ~ 127.74 N, 验证集样本嫩度的取值范围为 21.15 ~ 109.77 N, 前者的取值范围大于后者, 满足校正集和验证集的建模要求。均值、标准差和变异系数如表 6 所示。

表 6 蠕变回复模态鸡肉嫩度预测校正集和验证集

分组参数

Tab. 6 Reference measurement of chicken tenderness in calibration and prediction sets for creep recovery mode

	样本数	最小值/N	最大值/N	均值/N	标准差/N	变异系数
校正集	54	15.23	127.74	51.81	24.58	0.474
验证集	26	21.15	109.77	50.90	22.00	0.432

蠕变回复模态鸡肉嫩度模型的评价指标如表 7 所示, 与前述瞬态建模预测结果类似, 使用模态原始响应数据和多元散射校正、标准正态变量变换预处理数据建模的校正集和验证集模型的相关系数均不足 0.6, 剩余预测偏差小于 1.4。这说明蠕变回复模态原始数据同样不适于直接构建鸡肉嫩度预测模型, 同时多元散射校正和标准正态变量变换预处理算法也不适用于对模态响应原始数据进行预处理。当使用 S-G 卷积平滑算法处理模态响应数据所构建的预测模型, 主成分为 8 时, 校正集模型的相关系数明显提升至 0.954, 均方根误差降低至 0.734 N; 验证集模型相关系数也有一定程度的提升, 达到 0.798, 均方根误差降低至 1.304 N, 剩余预测偏差上升至 1.687, 这说明 S-G 卷积平滑算法适用于对蠕变回复模态响应数据进行预处理。CAFLD 技术的蠕变回复模态结合 S-G 卷积平滑算法、主成分分析和全局变量偏最小二乘可以用于对鸡肉嫩度进行建模预测。

表 7 蠕变回复模态鸡肉嫩度建模预测结果

Tab. 7 Quantitative modelling prediction based on creep relaxation mode

预处理算法	主成分数	校正集		验证集		RPD
		r_c	RMSEC/N	r_v	RMSEV/N	
原始数据	5	0.528	2.002	0.507	3.607	0.610
MSC	4	0.538	2.053	0.521	3.819	0.576
SNV	4	0.538	2.053	0.517	3.772	0.583
S-G	8	0.954	0.734	0.798	1.304	1.687

应力松弛模态鸡肉嫩度建模分组情况如表 8 所示, 校正集样本数为 60, 验证集样本数为 20, 满足 3:1 比例。校正集样本嫩度的取值范围为 15.23 ~ 127.74 N, 验证集样本嫩度的取值范围为 21.15 ~ 122.51 N。前者的取值范围大于后者, 这说明该分组有效。

应力松弛模态鸡肉嫩度定量预测模型评价指标

表 8 应力松弛模态鸡肉嫩度预测校正集和验证集

分组参数

Tab. 8 Reference measurement of chicken tenderness in calibration and prediction sets for stress relaxation mode

	样本数	最小值/N	最大值/N	均值/N	标准差/N	变异系数
校正集	60	15.23	127.74	51.21	23.32	0.455
验证集	20	21.15	122.51	52.43	25.15	0.480

如表 9 所示, 当使用模态原始响应数据进行建模时, 模型校正集和验证集模型相关系数均不足 0.5, 同时, 剩余预测偏差仅为 0.964, 小于 1.4。这表明应力松弛模态响应原始数据不能直接用于对鸡肉嫩度的定量预测。采用多元散射校正和标准正态变量变换算法对原始数据进行预处理之后, 模型效果有所改善, 模型的相关系数和剩余预测偏差均较低, 即模型的预测精度低, 且模型的稳定性较差。同样的当采用 S-G 卷积平滑算法对模态数据进行预处理后, 嫩度的建模预测效果明显优化, 两集合模型相关系数分别达到 0.967 和 0.906, 此时两集合均方根误差分别为 0.588 N 和 1.089 N, 剩余预测偏差也达到了 2.309。说明 S-G 卷积平滑算法适用于应力松弛模态数据的预处理。CAFLD 技术的应力松弛模态结合 S-G 卷积平滑算法、主成分分析算法以及全局变量偏最小二乘算法能够实现对鸡肉嫩度的高精度预测。虽然该模态实现了对鸡肉嫩度的高精度预测, 且这一结果优于蠕变回复模态的建模效果, 但就整体而言, 瞬态模态的预测效果仍优于应力松弛模态。

表 9 应力松弛模态鸡肉嫩度的建模预测结果

Tab. 9 Quantitative modelling prediction of chicken tenderness based on stress relaxation mode

预处理算法	主成分数	校正集		验证集		RPD
		r_c	RMSEC/N	r_v	RMSEV/N	
原始数据	7	0.447	2.134	0.229	2.610	0.964
MSC	7	0.594	1.918	0.451	2.139	1.176
SNV	7	0.693	1.721	0.516	1.996	1.260
S-G	12	0.967	0.588	0.906	1.089	2.309

3 结论

(1) CAFLD 的 3 种模态结合不同的预处理算法均可实现对鸡肉嫩度的定性判别, 其中, 瞬态模态对嫩度具有最佳的分类效果。

(2) 3 种模态对嫩度的定性判别中, S-G 卷积平滑算法表现出最佳的预处理性能。

(3) 在定量预测方面, S-G 卷积平滑算法在提升模态原始响应数据的信噪比上同样效果最佳, 瞬

态模态也具有最佳的预测效果。

表现出的品质,由此推测在肉品组织结构引起的品质

(4) 由于嫩度为肉品由其自身肌纤维结构差异 预测,动态模态较静态模态更适用。

参 考 文 献

- [1] 孙啸. 木质鸡胸肉肉质分析及无损检测方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2017.
SU Xiao. Meat quality and nondestructive detection methods of broiler breast fillets with woody breast myopathy[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [2] 孙宏伟, 彭彦昆, 王凡. 空间分辨散射光谱多参数信息融合方法的生鲜肉嫩度无损检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(11): 3365-3371.
SUN Hongwei, PENG Yankun, WANG Fan. Nondestructive detection of pork tenderness using spatially resolved hyperspectral imaging technique based on multivariable statistical analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(11): 3365-3371. (in Chinese)
- [3] XIA J J, WEAVER A, GERRARD D E, et al. Heating induced optical property changes in beef muscle[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 84(1): 75-81.
- [4] XIA J 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): 78-83.
- [5] PRUSSIA S E, ASTLEFORD J J, HEWLETT B, et al. Non-destructive firmness measuring device; 5372030[P]. 1996-07-24.
- [6] MORREN S, VAN DYCK T, MATHIJS F, et al. Applicability of the food texture puff device for rheological characterization of viscous food products[J]. Journal of Texture Studies, 2015, 46(2): 94-104.
- [7] LI Y L, WANG W J, LONG Y, et al. A feasibility study of rapid nondestructive detection of total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in beef based on airflow and laser ranging technique[J]. Meat Science, 2018, 145: 367-374.
- [8] LI Y L, TANG X Y, SHEN Z X, et al. Predication of total volatile basic nitrogen (TVB-N) content of chilled beef for freshness evaluation by using viscoelasticity based on airflow and laser technique[J]. Food Chemistry, 2019, 287: 126-132.
- [9] ROY A S, KURIAN M, MATALIA H, et al. Air-puff associated quantification of non-linear biomechanical properties of the human cornea in vivo[J]. Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials, 2015, 48: 173-182.
- [10] KOPROWSKI R, AMBRÓ J R. Quantitative assessment of corneal vibrations during intraocular pressure measurement with the air-puff method in patients with keratoconus[J]. Computers in Biology and Medicine, 2015, 66: 170-178.
- [11] 陈骥, 庞娜娜, 赵晓明, 等. 采用空气静压技术的非接触眼压测量系统[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(6): 54-59.
CHEN Ji, PANG Nana, ZHAO Xiaoming, et al. Non-contact IOP measuring system based on aerostatic technology[J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(6): 54-59. (in Chinese)
- [12] 陈骥, 方典典, 赵晓明, 等. 基于力平衡原理的非接触式眼压计研制[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(1): 91-101.
CHEN Ji, FANG Diandian, ZHAO Xiaoming, et al. Research and fabrication of noncontact tonometer based on principle of force equilibrium[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(1): 91-101. (in Chinese)
- [13] 陈骥, 王园园. 基于 COMSOL Multiphysics 非接触眼压计喷嘴的数值模拟[J]. 振动与冲击, 2015, 34(2): 61-65.
CHEN Ji, WANG Yuanyuan. Numerical simulation of non-contact tonometer nozzle based on COMSOL Multiphysics[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(2): 61-65. (in Chinese)
- [14] HU C H, HUANG F Z, ZHANG R, et al. A study on new method of noninvasive esophageal venous pressure measurement based on the airflow and laser detection technology[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2015, 26: S413-S422.
- [15] XU H B, LIN Y Z, ZHANG B B, et al. A multi-mode excitation hardness prediction method based on controlled laser air-force detection (CLAFD) technique[J]. Materials Research Express, 2019, 6(12): 125419.
- [16] 汤修映, 徐虎博, 彭彦昆, 等. 一种食品流变特性检测系统; 201810429325.X[P]. 2020-04-28.
- [17] 汤修映, 徐虎博, 彭彦昆, 等. 一种食品流变特性检测的气力产生及其控制方法; 201810429372.4[P]. 2020-04-17.
- [18] 汤修映, 徐虎博, 彭彦昆, 等. 一种食品流变特性检测系统软件开发方法; 201811181912.8[P]. 2019-12-13.
- [19] 中华人民共和国农业部. NY/T 1333—2007 畜禽肉质的测定[S]. 北京: 中国标准出版社, 2007.
- [20] BOSER B E, GUYON I, VAPNIK V. Proceedings of the fifth annual workshop on computational learning theory[M]. New York: ACM Press, 1992.
- [21] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector network[J]. Machine Learning, 1995, 20: 273-297.
- [22] KEERTHI S S, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel[J]. Neural Computation, 2003, 15(7): 1667-1689.
- [23] NØRGAARD L, SAUDLAND A, WAGNER J, et al. Interval partial least-squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy[J]. Applied Spectroscopy, 2000, 54: 413-419.