

基于气流脉冲和结构光成像的牛肉嫩度检测方法

卢伟¹ 胡庆迎¹ 代德建¹ 张澄宇¹ DENG Yiming²

(1. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210031; 2. 密歇根州立大学工程学院, 东兰辛 48824)

摘要: 针对传统牛肉嫩度检测速度慢、精度低的问题,提出了基于气流脉冲结合结构光 3D 成像的牛肉嫩度快速无损检测方法。首先,利用脉冲气流对牛肉表面进行冲击,同时通过结构光 3D 成像获取待测牛肉表面凹陷区域的三维点云信息;然后,采用去噪、点云分割、贪婪投影三角化、Delaunay 三角化、曲面拟合等算法进行点云处理,获得牛肉表面凹陷区域的深度、映射面积、表面积和体积等信息;基于此,分别建立基于最小二乘支持向量机回归 (LS-SVR)、BP 神经网络和广义回归神经网络 (GRNN) 的生鲜牛肉剪切力预测模型;结果表明,GRNN 模型预测表现最佳,预测集相关系数为 0.975,均方根误差为 5.307 N。采用基于 K-fold 交叉验证的 GRNN 神经网络对牛肉嫩度等级进行预测,结果显示该方法对较嫩牛肉分级效果较好,为 100%,对较老牛肉分级效果稍差,为 91.3%。研究表明,基于气流脉冲结合结构光 3D 成像进行牛肉剪切力以及嫩度快速、无损检测是可行的。

关键词: 牛肉; 嫩度; 气流脉冲; 结构光; 无损检测

中图分类号: TS251.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)12-0324-08 **OSID:** 

Beef Tenderness Detection Based on Pulse Air-puff Combined with Structural Light 3D Imaging

LU Wei¹ HU Qingying¹ DAI Dejian¹ ZHANG Chengyu¹ DENG Yiming²

(1. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China
2. College of Engineering, Michigan State University, East Lansing 48824, USA)

Abstract: With the aim to solve the problem of low detection speed and precision of beef tenderness, a fast nondestructive detection method for beef tenderness based on air-puff and structural light 3D imaging technology was proposed. The structural light 3D scanning technology was used to obtain the three-dimensional point cloud information on the surface of the beef and the point cloud processing technology was combined to extract the depth, area, surface area and volume parameters of the stressed depression area on the beef. In point cloud processing, denoising, point cloud segmentation, greedy projection triangulation, Delaunay triangulation, surface fitting and other algorithms were used to extract the characteristic parameters of beef samples. The modeling method was used to establish the prediction model of beef shear force which about the least squares support vector machine regression (LS-SVR), back propagation (BP) and general regression neural network (GRNN). The results showed that the GRNN model performed the best with the correlation coefficients of prediction set of 0.975, and root mean squared error of 5.307 N. The GRNN neural network based on K-fold cross validation was used to predict the tenderness grade. It was worth noting that the results showed that the method had a better grading effect on the tender beef of 100% and a slightly worse grading effect on the tougher beef of 91.3%. The results demonstrated that the proposed air-puff combined with structured light method was effective in beef tenderness detection nondestructively. The research result provided a method for poultry meat tenderness detection and a basis for on-line poultry tenderness detection which had broad application prospect not only in meat tenderness but also in fruit hardness and ripeness detection.

Key words: beef; tenderness; air-puff; structural light; nondestructive detection

收稿日期: 2020-07-26 修回日期: 2020-09-10
基金项目: 国家自然科学基金项目(32071896、31960487)、江苏省自然科学基金面上项目(BK20181315)、江苏省农业科技自主创新项目(CX(20)3068)和扬州市重点研发计划项目(YZ2018038)
作者简介: 卢伟(1978—),男,副教授,博士,主要从事智能机器人和无损检测技术研究,E-mail: njaurobot@njau.edu.cn

0 引言

牛肉蛋白质、维生素及矿物质含量高且脂肪含量低,是人们日常生活中的重要肉品,我国牛肉年消耗超 8×10^6 t^[1]。牛肉嫩度可反映牛肉肌肉中蛋白质结构特性、结缔组织结构含量及分布、肌纤维直径和牛肉大理石结构等,是评价牛肉食用品质的评价指标,直接决定其品质和市场价值^[2]。

传统牛肉嫩度检测方法为感官评价法和剪切力测试法。感官评价法主要由专业评审员根据个人经验,借助视觉和味觉对肉的品质特性进行评价^[3],其评审结果易受个人主观因素影响,且效率较低。剪切力法是把牛肉加热到一定温度再用刀具切断,根据切断力来判断肉的嫩度,其操作过程较为繁琐^[4]。以上两种方法采取抽样测量的方式,难以实现生鲜牛肉嫩度的大批量在线检测。随着光谱技术和计算机技术的发展,近红外光谱(NIR)、高光谱(HI)和机器视觉等方法逐渐应用于牛肉嫩度的无损检测。文献[5]采用近红外光谱,在 750 ~ 1 098 nm 范围内建立了牛肉背最长肌的嫩度模型;文献[6]在 $4\,000 \sim 10\,000\text{ cm}^{-1}$ 光谱范围内对牛肉进行扫描,并采用多元线性回归法得出其分级准确率为 84.21%;文献[7]应用高光谱成像技术,在 900 ~ 1 700 nm 范围内对牛肉嫩度进行了预测;文献[8]基于机器视觉和图像处理方法对牛肉纹理信息进行分析,并采用 Stepwise 多元线性回归对肉嫩度进行预测分级,预测准确率为 88.57%。以上方法能够获得较为全面的牛肉表面光学信息,但易受到外界环境光及牛个体生理差异等因素影响,检测精度和泛化能力难以进一步提高^[9]。

牛肉嫩度是反映牛肉品质的综合指标,受到多种因素影响,其中,牛肉的粘弹性是预测质地的重要物性指标,与嫩度密切相关^[10]。基于此特性,文献[11]将气流脉冲结合激光测距技术应用于鸡胸肉,并将建立的弹性模型与剪切力进行对比,为禽肉嫩度快速检测提供了依据。文献[12]将恒定气流作用于牛肉上,并采用激光测距仪实时捕获牛肉表面凹陷深度,基于此建立六元粘弹性模型,用于牛肉新鲜度检测,但现有气流冲击法通过凹陷区域的深度检测肉嫩度易受牛肉纹理等因素影响,且牛肉颜色容易吸收部分激光而导致测量误差产生。

本文利用气流脉冲对牛肉表面施加冲击力,同时采用结构光 3D 成像技术及点云处理手段获取牛肉表面形变的信息,建立牛肉样本剪切力预测模型和牛肉嫩度分级模型,并进行实验验证,以实现牛肉嫩度的快速、无损测量。

1 材料与方法

1.1 样本采集

牛肉样本购自南京市浦口区南京苏食肉品直销中心,为鲁西黄牛肉,选取里脊、牛肩、后腿。样品采购后放入有冰袋的贮存箱中运输至实验室。按照文献[13]将牛肉切成适当形状,尺寸(长×宽×高)不小于 6 cm×3 cm×3 cm,且剔除表面筋膜。剪切处理后获得 72 个新鲜牛肉样本,将样本按顺序编号,并置于 4℃ 冰箱中冷藏。

1.2 牛肉嫩度标定

目前,剪切力测定法仍然是与感官评定结果最相吻合的一种牛肉嫩度评价法,也是目前普遍采用的牛肉嫩度测定方法。因此本研究参照文献[13]进行实验,获得牛肉样本剪切力参考值。采用 TMS-PRO 型质构仪(美国 FTC 公司)、DT-612 型热电偶测温仪(探头直径小于 2 mm,深圳华盛昌机械实业有限公司)、HH-1 型数显恒温水浴锅(金坛市城东超韵实验仪器厂)、M30-H2 型圆形钻孔取样器(直径 1.5 cm,哈尔滨量具刀具集团有限公司)等仪器对气流脉冲结构光成像系统检测后的牛肉样本进行处理。每块样本选取 6 个采样孔,选取最大剪切力的平均值作为样本的剪切力^[13]。

1.3 检测系统

本文采用的基于气流脉冲和结构光成像的检测系统如图 1 所示,主要由 800W-8L 型空气压缩机(台州市奥突斯工贸有限公司)、ITV2050 型 SMC 比例阀、VX220AAXB 型 SMC 气动电磁阀喷头、DLP 数字投影仪、USB 高清摄像头(1 920 像素×1 080 像素,30 帧/s)和计算机(Intel Core i5-7300HQ CPU 2.50 GHz)组成。

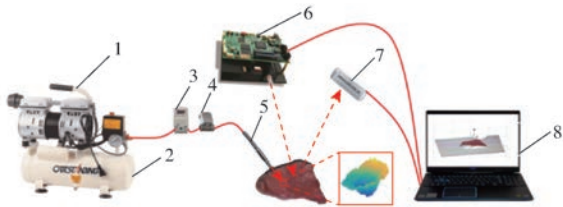


图 1 气流脉冲和结构光检测系统

Fig. 1 Air-puff and structural light system

1. 小型空气压缩机 2. 储气罐 3. SMC 比例阀 4. 气动电磁阀
5. 通气管道及喷头 6. DLP 数字投影仪 7. 摄像头 8. 便携式计算机

冲击脉冲气流由空气压缩机产生,经储气罐缓存稳压,通过比例阀和电磁阀控制脉冲气流压力。喷头内口径为 3 mm,气压优选为 50 kPa。结构光成像系统由投影仪、USB 高清摄像头和计算机组成。为使结构光成像与气流冲击位置一致,出口喷嘴、

DLP 数字投影仪和 USB 高清摄像头三者共面,且紧凑安装。为保证气流的冲击效果且不遮挡牛肉表面投影光栅,进行多次实验,标定获得气管倾斜角为 45° 。

1.4 基于格雷码编码结构光的点云获取

牛肉表面的受力形变信息由结构光 3D 重建技术获得。本实验采用单目格雷码编码结构光法^[14]对牛肉表面进行重建,采用图像处理技术实现格雷码的编码与解码^[15]。结构光成像流程如图 2 所示。

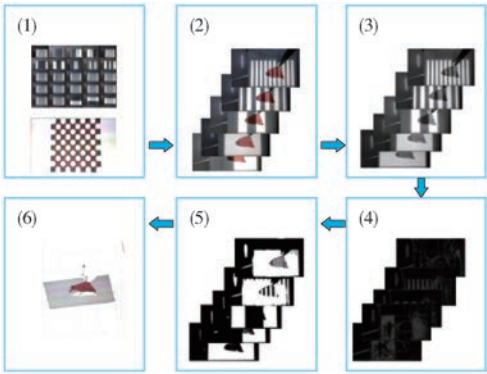


图 2 牛肉表面信息采集系统

Fig.2 Beef surface information acquisition system

(1) 相机、投影仪及系统的标定

为通过三角测量从捕获的图像中恢复三维坐标,需对摄像头、投影仪分别进行标定^[16],获得相机内参数矩阵 K_L 和投影仪的内参数矩阵 K_R 以及外参数矩阵 $R、T$ 。固定好相机和投影仪的位置后,将制作好的 10×10 棋盘格标定板放置于相机和投影仪的共同视角范围,标定板距离相机 40 cm。投影仪投射格雷码编码光栅图案后启动摄像头采集图像,并旋转、平移棋盘格,从不同角度采集棋盘格图案。使用 Harris 角点检测法从图像中提取角点,确定标定板位姿信息,然后使用奇异值分解(SVD)计算投影仪和相机的内参数及外参数^[17]。角点检测和标定均采用 Matlab 2016b 标定工具箱(Matlab calibration toolbox,单目标定)。

(2) 捕获调制后的编码结构光图像

格雷码编码采用黑白两种颜色对图像的每一个像素点进行编码,黑色标记为 0、白色标记为 1。设编码位数为 n ,因此,最多可对 2^n 个区域进行编码。实验中,投影仪分辨率为 $1\,024$ 像素 $\times$ 768 像素,当设置 n 为 10 进行编码时,每个区域对应单个像素点。

(3) RGB 图像转换为灰度图像

采集的图像为 RGB 图像,为增强图像信息中的图像特征,首先将 RGB 图像转换为灰度图像。由于相机捕获的视角范围较广,结构光在工作过程中除了捕获到投影区域外,还捕获到死角区域。可通过投影全黑和全白两幅图像来区分投影区域和死角

区域。首先投影全黑图像,转换为灰度图像后记为 I_{mg1} ,然后投影全白图像,转换为灰度图像后记为 I_{mg2} 。令 $I_{mg0} = I_{mg2} - I_{mg1}$,设定灰度阈值为 $t_{hreshold}$, I_{mg0} 小于 $t_{hreshold}$ 的区域即为死角区域。

(4) 灰度图像的边缘提取

采用 Canny 算子对灰度图进行处理,识别出黑白条纹的边界。条纹边缘提取有助于提高变形条纹边界的辨识精度和格雷码的解码准确度。

(5) 基于自适应阈值的图像二值化

由于环境光的影响,一幅图像中像素的灰度不均匀。因此需要采用自适应阈值法进行图像二值化。分别投射格雷码编码及其反码图案,则原来为黑(0)的区域变为白(1),原来白(1)的区域变为黑(0)。通过比较像素间灰度可完成图像二值化^[18]。利用正反编码图案可提高二值化和格雷码解码精度。

(6) 解码及保存点云数据

通过格雷码解码确定了相机坐标系中的格雷码编码。根据三角测距原理和小孔成像原理可得出每个像素点的空间坐标,即为相机视线和投影仪视线交线点的坐标。因此,可通过建立物体坐标系、投影仪坐标系和相机坐标系之间的关系来确定像素点的空间坐标。设三维空间中的物体在相机和投影仪的成像位置分别为 $P_c(u_c, v_c)$ 和 $P_p(u_p, v_p)$,且设世界坐标系的原点与相机坐标系的原点重合。则相机的外参数矩阵 R_c 和 T_c (相机和世界坐标系的转换矩阵)分别为

$$\begin{cases} R_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ T_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \end{cases} \tag{1}$$

标定所得外参数矩阵 $R、T$ 即为投影仪的外参数矩阵 R_p 和 T_p (投影仪和世界坐标系的转换矩阵)

$$\begin{cases} R_p = R \\ T_p = T \end{cases} \tag{2}$$

利用小孔成像原理可得

$$S_c \begin{bmatrix} u_c \\ v_c \\ 1 \end{bmatrix} = K_c [R_c | T_c] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$S_p \begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ 1 \end{bmatrix} = K_p [R_p | T_p] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{4}$$

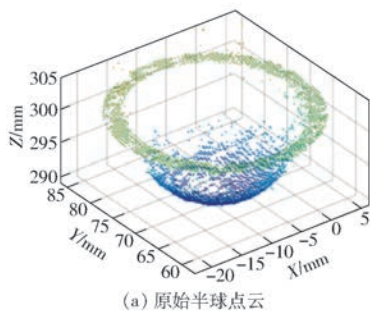
式中 K_c ——相机内参数矩阵
 K_p ——投影仪内参数矩阵
 S_c ——相机坐标系中尺度因子
 S_p ——投影仪坐标系中尺度因子

联立上述方程组,可解出 S_c 、 S_p 以及空间点的三维坐标 (X, Y, Z) , 解法如下:

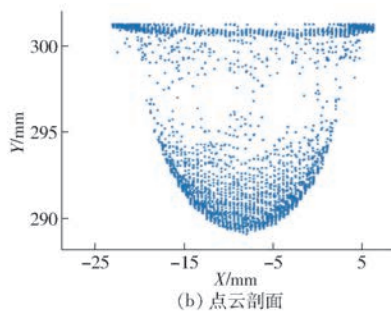
设矩阵 M_c 为空间点在相机坐标系中的坐标矩阵, 矩阵 M_p 为空间点在投影仪坐标系中的坐标矩阵, 表示为

$$M_c = K_c [R_c | T_c] \begin{bmatrix} m_{11}^{(c)} & m_{12}^{(c)} & m_{13}^{(c)} & m_{14}^{(c)} \\ m_{21}^{(c)} & m_{22}^{(c)} & m_{23}^{(c)} & m_{24}^{(c)} \\ m_{31}^{(c)} & m_{32}^{(c)} & m_{33}^{(c)} & m_{34}^{(c)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$M_p = K_p [R_p | T_p] \begin{bmatrix} m_{11}^{(p)} & m_{12}^{(p)} & m_{13}^{(p)} & m_{14}^{(p)} \\ m_{21}^{(p)} & m_{22}^{(p)} & m_{23}^{(p)} & m_{24}^{(p)} \\ m_{31}^{(p)} & m_{32}^{(p)} & m_{33}^{(p)} & m_{34}^{(p)} \end{bmatrix} \quad (6)$$



(a) 原始半球点云



(b) 点云剖面



(c) 标准块实物

图 3 扫描系统的标定

Fig. 3 Calibration of scan system

经过标准块的标定,结构光 3D 扫描系统的空间点距为 0.22 mm,有效误差不大于 2.5%,最大重建角 θ 为 123° ,重建点云精准度为 99.2%。因此,所研制的检测系统可满足牛肉表面精确重建的要求。

1.6 牛肉表面形变区域特征参数提取

采用格雷码编码结构光法获得的三维点云数据中包含牛肉及检测平台的信息。为提取代表牛肉嫩度的凹陷区域特征,分别进行点云去噪、区域生长、点云分割、点云映射、点云三角化、网格划分、最小包围盒处理等处理,获得形变区域的深度、映射面积、表面积、体积 4 个特征参数。点云处理示意图及流程图如图 4、5 所示。

1.6.1 预处理

首先,基于 K-近邻算法(KNN)剔除离群点。假设 $P_i = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为点云曲面 S 上的点云集合, S 中与 P_i 距离最近的 k 个点称为 P_i 的 K-近邻,记为 $N(P_i)$ 。搜索点云中任意点 P_i 的 K-近邻点,并计算当前点 P_j 与其 K 邻域内各点之间的距离,取其平均值 $D_{mid}(P_i)$,即

则结构光 3D 成像系统每个像素点的三维解为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^{(c)} - m_{31}^{(c)} u_c & m_{12}^{(c)} - m_{32}^{(c)} u_c & m_{13}^{(c)} - m_{33}^{(c)} u_c \\ m_{21}^{(c)} - m_{31}^{(c)} v_c & m_{22}^{(c)} - m_{32}^{(c)} v_c & m_{23}^{(c)} - m_{33}^{(c)} v_c \\ m_{11}^{(p)} - m_{31}^{(p)} u_p & m_{12}^{(p)} - m_{32}^{(p)} u_p & m_{13}^{(p)} - m_{33}^{(p)} u_p \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} m_{34}^{(c)} u_c - m_{14}^{(c)} \\ m_{34}^{(c)} v_c - m_{24}^{(c)} \\ m_{34}^{(p)} u_p - m_{14}^{(p)} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $m_{ij}^{(c)}$ 和 $m_{ij}^{(p)}$ 为矩阵 M_c 和矩阵 M_p 的第 i 行第 j 列元素^[19]。解出像素点的空间坐标后,寻找每个像素点坐标值对应的 R, G, B 值。获取的信息保存至点云文件中用于后续处理。

1.5 检测系统校准

由于待测牛肉表面受气体冲击形变后为近似球冠,因此,通过 3D 打印机制作标准半球,标定获得结构光有效成像视角及空间点距如图 3 所示。

$$D_{mid}(P_i) = \frac{1}{k} \sum_{P_j \in N(P_i)} \|P_i - P_j\| \quad (8)$$

计算距离的平均值、样本方差和样本标准差。阈值为平均距离加上标准差的倍数。若 $D_{mid}(P_i)$ 大于阈值,判为噪声并从数据中剔除^[20]。

去噪后进行点云分割处理提取牛肉样本区域。本文基于区域生长算法^[21],采用 MLESAC 算法^[22]选取种子点与相似点,共同组成生长区域。采用此方法选取背景板中一点作为种子点,标定法向量为参考标准,通过设定偏离角阈值和点间距最小值将背景板平面与牛肉分离。

1.6.2 剖面分析

为寻找形变区域,分别将点云切片投影到 YOZ 平面和 XOZ 平面。切片间隔根据点云密度确定,设为点云密度的 $2/3$ 。切片所得图像为牛肉表面点集,通过计算高程差获得切片处的表面形变深度变化,遍历以获得高程差最大处的坐标值,记为形变中心。

1.6.3 形变域提取

由于凹陷处俯视观察时横截面近似为圆形,通

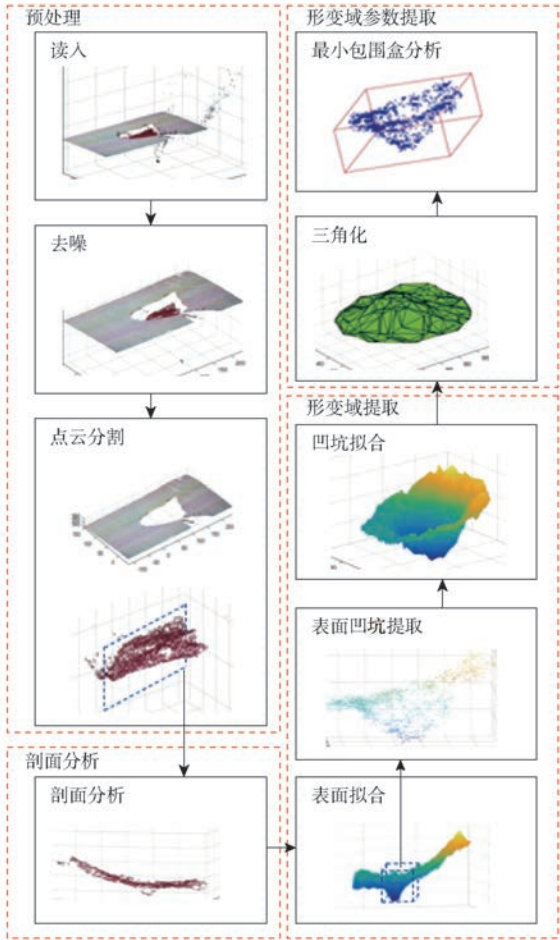


图4 牛肉点云处理效果

Fig.4 Effect of beef point cloud processing

过上述剖面分析获得凹陷的直径和最深凹陷处的横纵坐标 (x_0,y_0) 。以 (x_0,y_0) 为圆心,以凹陷直径为直径得到圆柱形区域,获得牛肉表面形变区域的点云信息。

1.6.4 形变域参数提取

形变域参数提取主要包括降采样处理^[23]、K-近邻算法、贪婪投影三角化算法^[24]、Delaunay三角剖分算法^[25]和包围盒(OBB)算法等^[26],并通过点云投影、曲面拟合等手段获得深度、映射面积、表面积和体积信息。

(1) 凹陷区域映射面积

将分割获得的牛肉凹陷点云进行降采样处理,并投影至 XOY 平面。采用Delaunay三角剖分算法对 X 平面点云进行包络处理,将单个点划分至三角形中,建立三角面片索引,遍历累加计算投影底面积 S_1 。其中,单个投影三角形的面积 S_i 利用海伦凯勒公式获得,即

$$S_1 = \sum_{i=0}^q S_i \tag{9}$$

其中 $S_i = \sqrt{h_i(h_i - a_i)(h_i - b_i)(h_i - c_i)}$ (10)
式中 i ——面片索引号

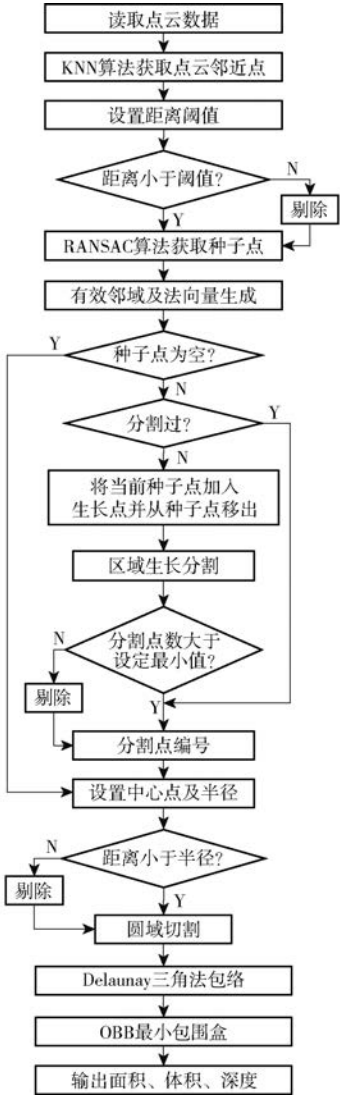


图5 牛肉表面信息处理流程

Fig.5 Flow chart of beef surface information processing

h_i ——面片三角化周长的1/2
 $a_i、b_i、c_i$ ——三角形各边长
 q ——总面片数

(2) 凹陷区域体积

对凹陷点云投影至 XOY 平面,三次样条插值处理对平面点进行网格划分。计算每个网格面积及原始点云高程参数差 H_i ,遍历累加获得形变区域的体积 V ,即

$$V = \sum_{i=0}^q S_i H_i \tag{11}$$

(3) 凹陷区域表面积

获得凹陷点云进行曲面插值拟合,并剔除离散点。采用贪婪投影三角化对凹陷点云进行三角面片处理。选取一个样本三角化面片作为空间区域增长点并向四周延伸形成完整三角网格曲面,每个面片包含对原始点云的索引,遍历获得空间牛肉点云面积 S_2 。

(4) 凹陷区域深度

采用包围盒算法,以底面为基准获得主法向量

方向的包围盒,包围盒高度即为点云最低点到点云拟合底面的距离,即点云深度。计算包围盒垂直方向距离获得形变区域的深度 H ,公式为

$$H = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (12)$$

式中 $x_1、y_1、z_1$ ——法向量方向 z 值较大点的坐标
 $x_2、y_2、z_2$ ——法向量方向 z 值较小点的坐标

2 结果与讨论

2.1 牛肉剪切力统计分析及等级评价

采用气流脉冲结合结构光成像法无损提取牛肉特征参数后,对牛肉进行剪切力实测,获得样本的剪切力。

由 5 位受过专门训练并积累一定经验的评审人员对 72 个样本进行主观评价。将实验所测得的剪切力与主观评价实验中评审员的嫩度分级相对照,结合样本差异性得出对照表(表 1)。剪切力小于 63.5 N 嫩度等级为 1(嫩);剪切力大于

90.5 N 嫩度等级为 3(老);剪切力介于 63.5 ~ 90.5 N 之间的牛肉嫩度等级为 2(中等)^[6]。

表 1 牛肉剪切力与嫩度分级对照

Tab. 1 Beef shear force value and tenderness grading			
参数	嫩度等级		
	1	2	3
剪切力/N	0 ~ 63.5	63.5 ~ 90.5	> 90.5
样本个数	21	28	23

2.2 基于结构光成像的生鲜牛肉剪切力预测模型

通过本文方法获取 72 份牛肉样品的特征参数(牛肉凹陷的深度 H 、映射面积 S_1 、凹陷面积 S_2 和凹陷体积 V)。样本随机分成 3 份,2 份为训练集,1 份为预测集。因为数据集不大,CNN 等深度神经网络不适宜,因此比较最小二乘支持向量机回归(LS-SVR)、BP 神经网络和广义回归神经网络(GRNN)^[27-28]建立的牛肉剪切力预测模型,结果如图 6 所示。

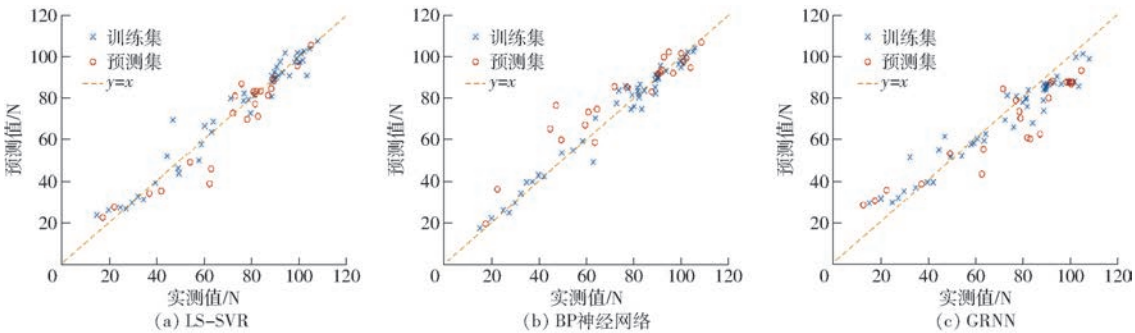


图 6 牛肉剪切力预测模型
Fig. 6 Prediction models of beef shear force

- (1) LS-SVR
- 采用 LS-SVR 进行建模,首先对数据进行归一化处理。LS-SVR 模型各参数设置如下:核函数类型选择径向基核(RBF),用网络搜索法确定此次剪切力模型的最佳惩罚系数 $c = 6.8$ 和最佳 RBF 核函数参数 $g = 2.4$ 。
- (2) BP 神经网络
- 采用 BP 神经网络建模,首先进行数据归一化处理;因为所建模型为 MISO 结构,因此网络结构输入层节点数为 4,隐藏层节点数为 10,输出层节点数为 1,各层之间全连接,同层之间无连接,激活函数为 Sigmoid 函数。网络最大训练次数为 100,期望误差为 4×10^{-5} ,学习速率为 0.2,计算过程采用梯度下降法计算权重系数。
- (3) GRNN

网络训练(K 取 10),并根据最小均方误差结合循环判别法寻找出 GRNN 光滑因子 $spread$ 的最优值(最优值为 0.3),同时获得目标识别训练样本的最优输入输出值。

不同模型的训练集与测试集的相关系数 R_c 、校准集均方根误差、预测集相关系数 R_p 、预测集均方根误差等如表 2 所示。

表 2 特征参数建模结果

Tab. 2 Modeling results of feature parameters				
模型	训练集		预测集	
	R_c	校准集均方根误差/N	R_p	预测集均方根误差/N
LS-SVR	0.974	5.324	0.952	8.758
BP 神经网络	0.958	8.635	0.911	9.441
GRNN	0.961	7.008	0.975	5.307

可见,基于 LS-SVR 神经网络训练效果最佳,训练集相关系数为 0.974,均方根误差为 5.324 N;基于 GRNN 的预测效果最佳,预测集相关系数为 0.975,

均方根误差为 5.307 N。

2.3 基于剪切力的生鲜牛肉嫩度分级

在获得特征参数值和牛肉剪切力后,对照牛肉嫩度等级表进行嫩度划分,并采用基于 K-fold 交叉验证的 GRNN 对嫩度等级进行预测,预测结果如图 7 所示。

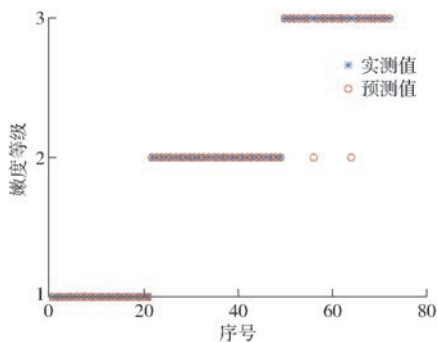


图7 牛肉样本嫩度等级预测结果

Fig.7 Prediction results of tenderness grade of beef samples

其中,采用交叉验证的 GRNN 对牛肉嫩度等级进行预测时,对等级 1(嫩)和等级 2(中等)的预测

效果较好,为 100%;对等级 3(老)的预测效果稍差,为 91.3%。可见,当牛肉样本数较少时,GRNN 模型最优,可对牛肉的剪切力等级进行精确预测。

3 结论

(1)提出一种基于气流脉冲结合结构光 3D 成像的牛肉嫩度无损检测方法。采用脉冲气流冲击牛肉样品表面,利用格雷码编码结构光 3D 成像技术获得点云信息,采用去噪、分割、剖面分析、变形区域提取等系列算法处理三维点云数据,提取牛肉凹陷区域的深度、映射面积、表面积和体积信息,并以此作为特征参数对牛肉剪切力和嫩度等级进行预测。

(2)在气流脉冲和结构光检测后,通过质构仪剪切牛肉实验获取了牛肉的实测剪切力,分别与基于 LS-SVR、BP 神经网络、GRNN 的牛肉剪切力预测模型进行对比,结果表明,GRNN 预测模型最佳,预测集相关系数为 0.975,均方根误差为 5.307 N。从嫩度等级预测结果看,较嫩的牛肉预测效果优于较老牛肉。

参 考 文 献

- [1] ALFREDO T, SANDRA R. Meat quality, brands and consumer trends[M]//LORENZO J, MUNEKATA P, BARBA F, et al. More than beef, pork and chicken—the production, processing, and quality traits of other sources of meat for human diet. Springer, Cham, 2019: 21–29.
- [2] 汤晓艳,王敏,钱永忠,等.牛肉分级标准及分级技术发展概况综述[J].食品科学,2011,32(19):288–293.
TANG Xiaoyan, WANG Min, QIAN Yongzhong, et al. An overview of standards and techniques for beef grading[J]. Food Science, 2011,32(19):288–293. (in Chinese)
- [3] AMSA. Research guidelines for cookery, sensory evaluation and instrumental tenderness measurements of fresh meat[M]. Chicago: American Meat Science Association, 1995.
- [4] BRATZLER L J. Determining the tenderness of meat by use of the Warner–Bratzler method[C]//Proc. Recip. Meat Conf., 1949: 117–121.
- [5] BYRNE C E, DOWNEY G, TROY D J, et al. Non-destructive prediction of selected quality attributes of beef by near-infrared reflectance spectroscopy between 750 and 1 098 nm[J]. Meat Science, 1998, 49(4):399–409.
- [6] 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.
ZHAO Jiewen, ZHAI Jianmei, LIU Muhua, et al. The determination of beef tenderness using near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2006,26(4):640–642. (in Chinese)
- [7] ELMASRY 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(1):127–140.
- [8] 陈士进,丁冬,李泊,等.基于机器视觉的牛肉结缔组织特征和嫩度关系研究[J].南京农业大学学报,2016,39(5):865–871.
CHEN Shijin, DING Dong, LI Bo, et al. Research on relationship between beef connective tissue features and tenderness by computer vision technology[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2016, 39(5): 865–871. (in Chinese)
- [9] 王卫,沈明霞,彭增起,等.基于图像纹理特征的牛肉嫩度预测方法研究[J].食品科学,2012,33(15):61–65.
WANG Wei, SHEN Mingxia, PENG Zengqi, et al. Prediction of beef tenderness based on image texture features[J]. Food Science, 2012,33(15):61–65. (in Chinese)
- [10] MYHAN R, MARKOWSKI M, DASZKIEWICZ T, et al. Non-linear stress relaxation model as a tool for evaluating the viscoelastic properties of meat products[J]. Journal of Food Engineering, 2015, 146: 107–115.
- [11] LEE Y S, OWENS C M, MEULLENET J F. A novel laser air puff and shape profile method for predicting tenderness of broiler breast meat[J]. Poultry Science, 2008, 87(7): 1451–1457.
- [12] LI Y, TANG X, SHEN Z, et al. Prediction 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.
- [13] 中华人民共和国农业部.肉嫩度的测定 剪切力测定法:NY/T 1180—2006[S].北京:中国农业出版社,2006.

- [14] ZHANG S. High-speed 3D shape measurement with structured light methods; a review[J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2018, 106(1):119 – 131.
- [15] 安冬, 盖绍彦, 达飞鹏. 一种新的基于条纹投影的三维轮廓测量系统模型[J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 130 – 135.
AN Dong, GAI Shaoyan, DA Feipeng. A new model of three-dimensional shape measurement system based on fringe projection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 130 – 135. (in Chinese)
- [16] JIANG Jun, ZENG Liangcai, CHEN Bin, et al. An accurate and flexible technique for camera calibration[J]. *Computing*, 2019, 101(4):1 – 18.
- [17] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11):1330 – 1334.
- [18] XU Y, ALIGA D G. Robust pixel classification for 3D modeling with structured light[C]//*Graphics Interface*. ACM, 2007.
- [19] LI B, AN Y, CAPELLERI D, et al. High-accuracy, high-speed 3D structured light imaging techniques and potential applications to intelligent robotics[J]. *International Journal of Intelligent Robotics & Applications*, 2017, 1(1): 86 – 103.
- [20] ABEYWICKRAMA T, CHEEMA M A, TANIAR D. K-nearest neighbors on road networks; a journey in experimentation and in-memory implementation[J]. *arXiv preprint arXiv: 1601.01549*, 2016.
- [21] AMITAB K, RUHUL A H, DEBDATTA K. Image segmentation by fuzzy edge detection and region growing technique[M]. Singapore: Springer, Singapore, 2019.
- [22] XU F, GAO D, WANG S, et al. MLESAC based localization of needle insertion using 2D ultrasound images[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018, 1004(1): 012037.
- [23] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 57:103 – 112.
- [24] MARTON Z C, RUSU R B, BEETZ M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2009: 3218 – 3223.
- [25] KIM J, CHO J. Delaunay triangulation-based spatial clustering technique for enhanced adjacent boundary detection and segmentation of LiDAR 3D point clouds[J]. *Sensors*, 2019, 19(18): 3926 – 3929.
- [26] SAHIN C, GARCIA-HERNANDO G, SOCK J, et al. A review on object pose recovery: from 3D bounding box detectors to full 6D pose estimators[J]. *Image and Vision Computing*, 2020, 96:103898.
- [27] MESQUITA D P P, FREITAS L A, GOMES J P P, et al. LS – SVR as a Bayesian RBF network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 31(10): 4389 – 4393.
- [28] LEE G E, ZAKNICH A. A mixed-integer programming approach to GRNN parameter estimation[J]. *Information Sciences*, 2015, 320:1 – 11.

(上接第 251 页)

- [15] MOHANTY S P, HUGHES D P, SALATHÉ M. Using deep learning for image-based plant disease detection[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1419.
- [16] TODA Y, OKURA F. How convolutional neural networks diagnose plant disease[J]. *Plant Phenomics*, 2019(3): 9237136.
- [17] 陈立潮, 郑佳敏, 曹建芳, 等. 基于胶囊网络的智能交通标志识别方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(4): 1045 – 1049.
CHEN Lichao, ZHENG Jiamin, CAO Jianfang, et al. Intelligent traffic sign recognition method based on capsule network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(4): 1045 – 1049. (in Chinese)
- [18] 贾旭东, 王莉. 基于多头注意力胶囊网络的文本分类模型[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2020, 60(5): 415 – 421.
JIA Xudong, WANG Li. Text classification model based on multi-head attention capsule networks[J]. *Journal of Tsinghua University (Sci. & Technol.)*, 2020, 60(5): 415 – 421. (in Chinese)
- [19] AFSHARY P, MOHAMMADIY A, PLATANIOTIS K N. Brain tumor type classification via capsule networks[C]//*2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, 2018.
- [20] JIMENEZ-SANCHEZ A, ALBARQOUNI S, MATEUS D. Capsule networks against medical imaging data challenges[C]//*Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, 2018.
- [21] NGUYEN H H, YAMAGISHI J, ECHIZEN I. Capsule-forensics: using capsule networks to detect forged images and videos [C]//*ICASSP 2019 – 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2019.
- [22] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(增刊): 313 – 317.
JIA Shaopeng, GAO Hongjun, HANG Xiao. Research progress on image recognition technology of crop pests and diseases based on deep learning [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Supp.): 313 – 317. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s048&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.048. (in Chinese)