

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2020.06.023

基于机器视觉和机器学习的羊骨架自动分割方法

The calculation methods of goat trunk's segmentation trajectory based on machine vision and machine learning

李振强 王树才 赵世达 王玉泉

LI Zhen-qiang WANG Shu-cai ZHAO Shi-da WANG Yu-quan

(华中农业大学工学院, 湖北 武汉 430070)

(College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei 430070, China)

摘要:为实现羊骨架自动化加工,提出一种基于机器视觉和机器学习技术的羊骨架自动分割方法。采集 396 组羊骨架样本,利用图像处理技术提取 24 组坐标参数,分别为羊骨架躯体、腰椎、颈部和胸腔等 4 个部位最小外接矩形的 6 个特征点(中心、质心和 4 个顶点坐标)。通过显著性检验筛选出 16 组特征,进行异常值检测和归一化操作,按 7:3 的比例划分训练集和测试集。对比 Lasso、Ridge、SVR 和 GBDT 机器学习模型预测效果,优选 Lasso、SVR 和 GBDT 作为个体学习器,以 0.30:0.25:0.45 的权重集成时,模型预测效果最优,均方根误差为 7.93。在验证集上坐标残差绝对平均值为 2.32 像素点,拟合度 R^2 为 0.961,在测试集上坐标残差绝对平均值为 2.53 像素点,拟合度 R^2 为 0.947,测试表明模型预测精度较高且泛化能力较强。搭建多关节机器人平台进行分割试验,轨迹预测精度达到 3.4 mm,理论效率达 413 只/h,约提升了 37.9%,表明该方法有效可行且效率显著提升。

关键词:羊骨架;分割位置;机器视觉;特征提取;数据处理;机器学习

Abstract: An automated segmentation method of goat trunk with machine vision and machine learning was proposed. 396 images of goat trunk were acquired randomly in a goat slaughtering plant by using two industrial cameras. 24 sets of feature parameters were extracted by image processing. The characteristic parameters included the center (O), the centroid (Q) and the four vertex coordinates (ABCD) of the minimum circumscribed rectangle corresponding to the four parts of the body. 16 groups of characters

基金项目: 国家重点研发计划(编号:2018YFD0700800, 2018YFD0700804)

作者简介: 李振强,男,华中农业大学在读硕士研究生。

通信作者: 王树才(1966—),男,华中农业大学教授,博士。

E-mail: wsc01@mail. hzau. edu. cn

收稿日期: 2020-01-02

were selected by significance test. The data was preprocessed with abnormal value detection and normalization methods. The hierarchical sampling method is used to divide the training and test set to 7:3. The models such as Lasso, Ridge, SVR and GBDT in auto-sklearn are selected as individual learning cell. The automatic integrated learning algorithm is designed and constructed with Bayesian optimization method. When Lasso, SVR and GBDT are integrated with a weight of 0.30:0.25:0.45, the model predicts best. Finally, the MSE and R^2 scored 7.93 and 0.961, on test set. The experiment was carried out on a multi-joint robot. The error is 3.4 mm and the theoretical reached 413 units per hour, which increased by 37.9%. The results indicate that the method is effective and feasible.

Keywords: goat trunk; segmented position calculation; machine vision; feature extraction; data processing; machine learning

羊肉产业的发展和完善正在成为中国畜牧经济的重要推动力。目前中国羊屠宰行业机械化程度较低、技术成果转化率不高^[1],国内多数企业以传统倒挂式手工屠宰为主配以半自动化机械由人工主导完成^[2],劳动强度大、噪声严重、效率低(不超过 300 只/h),技术水平与发达国家存在较大差距。

随着计算机技术的发展,机器视觉、机器学习等方法技术越来越多地应用到工业和农业检测领域^[3-7],给相关研究注入了新的活力。熊俊涛等^[8]通过对不同生长阶段荔枝图像的分析,利用 YCBCr 颜色模型进行阈值分割识别出成熟与未成熟荔枝,结合纹理统计等方法建立荔枝品质预测模型;李鸿强等^[9]运用图像处理技术提取不同的绝对参数并重新定义新的相对参数,以相对参数作为 BP 神经网络的输入建立结球甘蓝形状鉴别模型;Thakre 等^[10]对刀具不同使用阶段的显微图像进行对比分析,建立了刀具磨损参数测量系统;Santosh 等^[11]运用多目视觉获取猪屠体视觉信息,分析预测不同位置的猪胴体

瘦肉率(LMP)。这种基于机器视觉和机器学习的检测加工方法不仅能有效减少二次污染、提升生产效率,而且羊骨架分割领域尚无类似研究。针对该领域研究相对空白的现状,试验拟以羊骨架为研究对象,运用机器视觉技术对目标进行识别并提取羊骨架 24 组特征坐标,筛选出 16 组特征建立机器学习模型,分别对羊骨架和胸腔部位分割线进行预测,搭建机器人平台进行羊骨架自动分割。

1 材料与方 法

1.1 图像采集和数据集处理

1.1.1 图像采集 研究使用的图像采集于内蒙古美洋洋食品有限公司的羊分割车间,品种为波尔山羊。采集系统由光学镜头、CCD 摄像机、三角支架、黑色背景板等组成。相机型号均为 UI-6220SE-C-HQ,分辨率为 768 像素×576 像素,镜头型号为 H0814-3M。分别对悬挂羊骨架和胸腔部位进行拍摄,如图 1 所示,共计 396 组图像。

1.1.2 分割方案和数据标定 根据 NY/T 1564—2007 行业标准,将羊骨架分割为腰椎、胸椎、肋排、腹肌肉、锁骨和颈椎,如图 2(a)所示。参照该标准,通过预测切割点起点和终点坐标的方法对腰椎、锁骨和颈部分割线进行预测,如图 2(b)所示,通过预测起点坐标和切割线长度的方法对肋排、腹肌肉和胸椎分割线进行预测,其中分割线长度 L 为分割线 1 和 2 的中心点距离,数学公式:

$$\begin{cases} m_x = \frac{x_s + x_e}{2} \\ m_y = \frac{y_s + y_e}{2} \\ L = \sqrt{(m_{1x} - m_{2x})^2 + (m_{1y} - m_{2y})^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中:

m_x, m_y ——分割线中点坐标;

x_s, y_s ——分割线 1 端点坐标;

x_e, y_e ——分割线 2 端点坐标;

L ——分割线像素长度。

将 396 组图像从 0 开始进行编号,使用 Markman 工

具对分割线的起点和终点进行标记,如图 2(c)和(d)所示,获取切割点位置坐标,建立 xlsx 文件,将标记所得坐标作为 Label 按顺序依次写入文件,其中特征集通过图像处理技术提取。

1.2 羊骨架特征提取

1.2.1 图像预处理 将羊骨架原始图像分别转换到 YCbCr 和 HSV 空间,效果如图 3(a)和(b)所示。采用加权平均值法进行灰度化操作,数学公式:

$$p = 0.3 \times R + 0.59 \times G + 0.11 \times B, \quad (2)$$

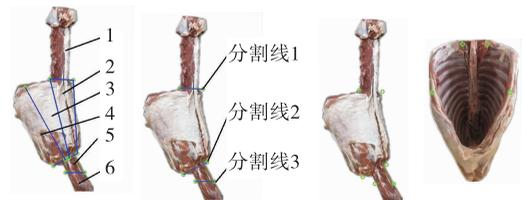
式中:

p ——灰度值;

R, G, B ——三通道像素值强度。

灰度化效果如图 3(c)所示,受传感器质量和环境因素的影响,图像中产生大量椒盐噪声,为去除噪声并保存边缘细节特征,采用 5×5 的模板进行中值滤波^[12-14],效果如图 3(d)所示,噪声得到有效抑制且轮廓较为清晰。

1.2.2 二值化 在数字图像中,二值图像不仅计算量小,而且有助于实现背景检测和目标识别^[15-17]。研究采用阈值化方法进行二值操作,根据像素点分布规律计算合适的阈值进行二值分割^[18-20]。分别对局部阈值、平均阈值和 OTSU 阈值 3 种方法进行对比,效果如图 4 所示,图 4(a)中轮廓内部出现许多干扰噪声,效果较差;图 4(b)



(a) 骨架分割产品 (b) 躯干分割线位置 (c) 躯干标记位置 (d) 胸腔标记位置
1. 腰椎骨 2. 胸椎骨 3. 肋排 4. 腹肌肉 5. 锁骨 6. 颈部

图 2 羊骨架分割标准

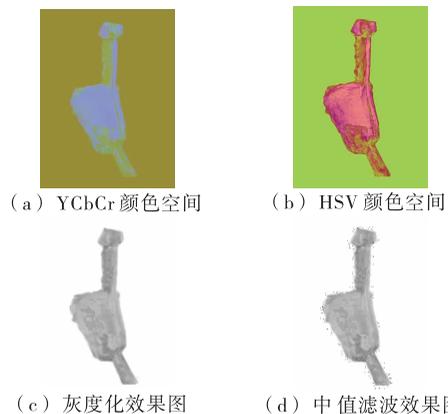
Figure 2 The images of division scheme



(a) 羊骨架原始图像 (b) 胸腔部位图像

图 1 羊骨架原始图像

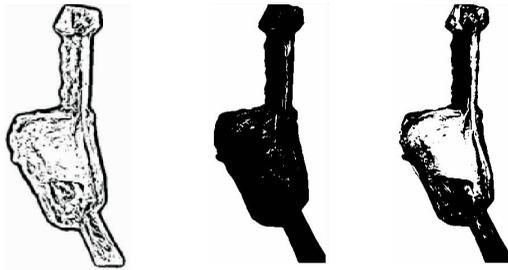
Figure 1 The original images of goat trunk



(a) YCbCr 颜色空间 (b) HSV 颜色空间 (c) 灰度化效果图 (d) 中值滤波效果图

图 3 预处理效果图

Figure 3 The pre-processing effect on image



(a) 局部阈值效果图 (b) 平均阈值效果图 (c) OTSU阈值效果图
图4 二值化效果图

Figure 4 Binary image with three threshold methods

中主体轮廓较为清晰且边缘细节得到较好保存,效果良好;图4(c)中腰椎和颈部存在较多孔洞且部分轮廓缺失,效果较差;因此采用平均阈值法进行二值化操作。

1.2.3 骨架躯干参数提取 通过二值操作,目标与背景之间的差异明显增强,利用 opencv 中轮廓查找[findContours()] 和轮廓绘制[drawContours()] 函数在二值图像上进行计算,效果如图5(a)所示,采用 boundingRect() 函数计算轮廓最小外接矩形的左上顶点坐标(X,Y)和长宽两个参数 w 和 h,将矩形4个顶点按顺时针方向命名为 A、B、C、D,计算矩形坐标参数,数学公式:

$$\begin{cases} O_x = X + \frac{w}{2}, O_y = Y + \frac{h}{2} \\ B_x = X + w, B_y = Y \\ C_x = X, C_y = Y + h \\ D_x = X + w, D_y = Y + h \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

O_x, O_y ——矩形中心点坐标;

B_x, B_y ——顶点 B 坐标;

C_x, C_y ——顶点 C 坐标;

D_x, D_y ——顶点 D 坐标;

X, Y ——顶点 A 坐标,px;

w, h ——矩形的宽和高,px。

用图像的几何矩求取图像质心 (x_q, y_q) , 数学公式:

$$\begin{cases} M_{00} = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f(x, y) \\ M_{10} = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n x \times f(x, y) \\ M_{01} = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n y \times f(x, y) \\ x_q = \frac{M_{10}}{M_{00}}, y_q = \frac{M_{01}}{M_{00}} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

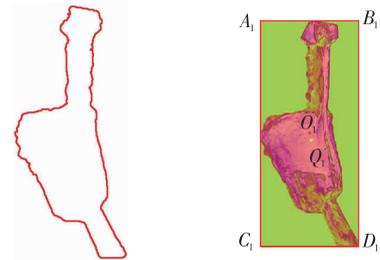
M_{00}, M_{01}, M_{10} ——图像的零阶矩和一阶矩;

m, n ——图像的尺寸;

x, y ——像素坐标;

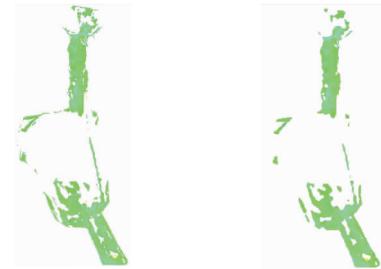
$f(x, y)$ ——点 (x, y) 处的像素值。

标记骨架轮廓最小外接矩形的中心点为 O_1 质心



(a) 羊骨架轮廓图像 (b) 羊骨架最小外接矩形
图5 躯干轮廓和最小外接矩形

Figure 5 The contour and minimum external rectangle of trunk image



(a) 颜色提取效果图 (b) 闭操作效果图

图6 颜色查找和闭操作效果图

Figure 6 Images of color-search and close operation

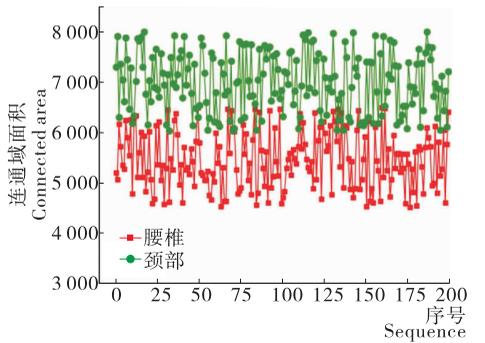
为 Q_1 , 4个顶点分别为 A_1, B_1, C_1 和 D_1 , 如图5(b)所示。

1.2.4 颜色特征提取和闭操作 HSV 模型在颜色量化和颜色特征提取方面表现优秀^[21-23]。图3(a)YCbCr 模型中背景为黄色,腹腔部位为蓝色,腰椎和颈部为绿色。根据该特征利用颜色对腰椎和颈部进行提取,将 YCbCr 图像进行颜色识别,搜索提取 HSV 颜色空间中绿色对应区间 $([35, 77], [43, 255], [46, 255])$, 效果如图6(a)所示,腰椎和颈部得到有效分割。由于部分区域仍存在干扰因素,采用 3×3 模板进行闭操作以消除干扰和平滑图像轮廓,效果如图6(b)所示,图像整体较为清晰,效果良好。

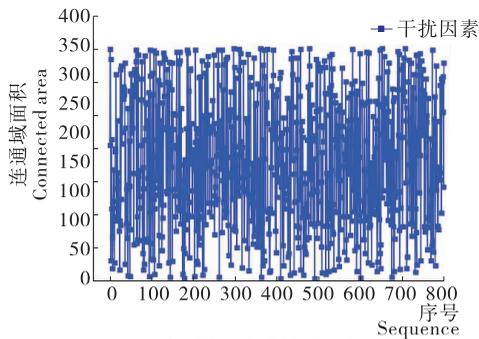
1.2.5 腰椎与颈部识别和参数提取 图6(b)中分布着腰椎、颈部以及多个小型连通域,研究对200副图像中连通域的面积进行统计,如图7(a)和(b)所示,小型连通域、腰椎和颈部的面积分布区间分别为 $3 \sim 400, 4\ 500 \sim 6\ 500$ 和 $6\ 000 \sim 8\ 000$; 切腰椎和颈部呈垂直分布状态, y 轴数值具有明显差别。根据以上特点采用决策树算法对干扰因素、腰椎和颈部进行分类识别,算法流程图见图7(c)。计算腰椎和颈部的最小外接矩形和质心坐标参数并标注到图像中,将中心和质心命名为 O_2, O_3 和 Q_2, Q_3 , 将顶点依次命名为 A_2, B_2, C_2, D_2 和 A_3, B_3, C_3, D_3 , 如图7(d)所示,羊骨架躯干部分共提取18组坐标参数。

1.2.6 胸腔部位特征提取 对腹腔部位图像进行灰度化、二值化、轮廓查找和轮廓绘制等操作并计算最小外接

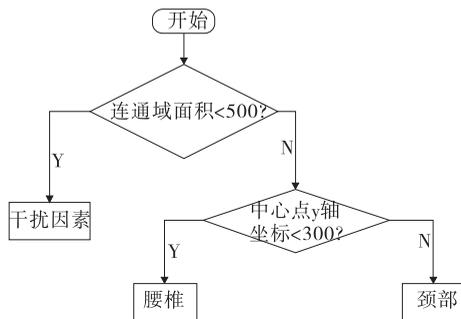
正矩形,效果如图 8(a)和(b)所示。分别标记中心、质心和 4 个顶点为 O_4 、 Q_4 、 A_4 、 B_4 、 C_4 和 D_4 ,如图 8(c)所示,胸腔部位共提取 6 组坐标参数。



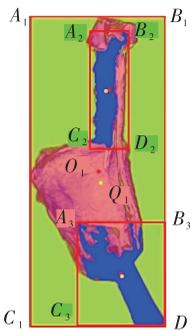
(a) 腰椎和颈部连通域面积分布图



(b) 干扰因素连通域面积分布图



(c) 决策树算法流程图



(d) 参数识别效果图

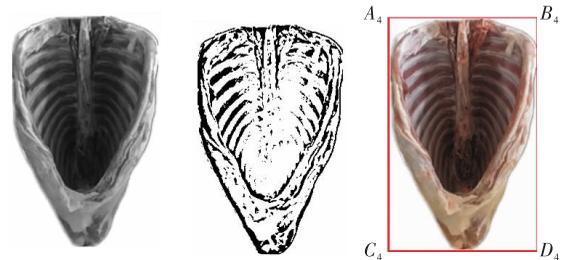
图 7 腰椎部位和颈部识别与特征提取效果图

Figure 7 Images of classification process and feature extraction

2 数据预处理与机器学习模型搭建

2.1 数据预处理

2.1.1 相关性分析 数据集共 396 组样本,包含 24 个坐标特征和 10 标签,其中骨架躯干部分对应 18 组特征和 6 组标签,胸腔部位对应 6 组特征和 4 组标签,分别进行参数显著性检验,如图 9 所示。当相关系数超过 0.9 即认为特征之间存在严重的共线性,根据图 9 对相关性较强



(a) 灰度化效果图 (b) 二值化效果图 (c) 特征标记效果图

图 8 胸腔部位处理过程图

Figure 8 Effect of image processing in thoracic cavity

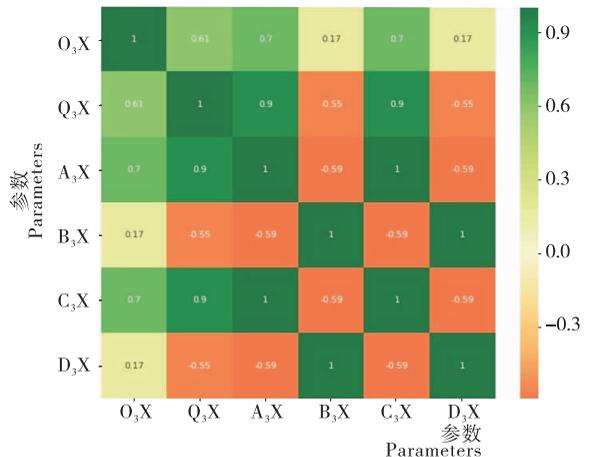
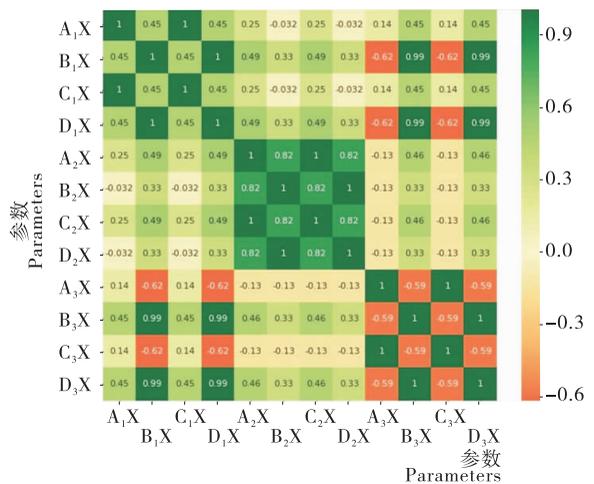


图 9 相关性检验效果图

Figure 9 The correlation test of parameters

的特征参数进行剔除,采用 $O_1、Q_1、A_1、D_1、O_2、Q_2、A_2、D_2、O_3、Q_3、A_3、D_3、O_4、Q_4、A_4$ 和 D_4 16 个特征建立机器学习回归模型。

2.1.2 异常值检测 假设羊骨架形状参数满足高斯分布,屠宰和冷藏中可能造成个别样本的结构和形态发生扭曲,导致数据失真或错误,因此采用统计学方法进行异常值检测,根据样本数据与平均值的离散程度以实现异常值检测过滤,数学公式:

$$P_{(|X-E(x)| \geq 3 \times \sigma)} \leq \frac{D(x)}{(3 \times \sigma)^2} \approx 0.3\%, \quad (5)$$

式中:

P ——数据与平均值之差超过 3 倍 σ 的概率;

σ ——标准差;

$E(x)、D(x)$ ——均值和方差。

以羊骨架外接矩形长度为标准进行异常值检测,对 9 组异常数据进行剔除操作,保证数据整体满足高斯分布。

2.1.3 数据平移和归一化 为保证骨架中心始终与图像中心重合,根据图像中心坐标和骨架中心坐标对数据进行平移操作,数学公式为:

$$\begin{cases} Data(x) = data(x) + (M_{1x} - O_{1x}) \\ Data(y) = data(y) + (M_{1y} - O_{1y}) \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

$data(x)、data(y)$ ——平移前坐标;

$Data(x)、Data(y)$ ——平移后坐标;

$O_{1x}、O_{1y}$ ——骨架中心坐标;

$M_{1x}、M_{1y}$ ——图像中心坐标。

由于数据集中特征分布范围存在明显差异,采用归一化操作使参数范围变为 $(0,1)$,以消除量纲不同造成的个别特征影响减弱甚至消失问题,数学公式为:

$$X = \frac{x - x_{min} + 1}{x_{max} - x_{min} + 1}, \quad (7)$$

式中:

x, X ——原始数据和归一化数据。

2.2 机器学习模型

2.2.1 模型设置 目前自动机器学习逐渐应用到机器学习算法领域中^[24-25],选取 Lasso、Ridge、SVR 和 GBDT 等机器学习算法作为个体学习器,个体学习器之间不存在依赖关系,其中 Lasso 和 Ridge 算法分别加入 L1 和 L2 范数的正则化,具有良好的防止过拟合能力;SVR 算法中加

入安全阈值,具有良好的控制误差能力;GBDT 算法不仅可以筛选特征而且集成性能优异,算法超参数设置如表 1 所示。选取均方根误差 MSE 和 R^2 决定系数作为评价指标,数学公式为:

$$\begin{cases} MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 \\ R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \\ SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2, SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \end{cases}, \quad (8)$$

式中:

$\bar{y}、y、y_i$ ——预测值、平均值和实际值;

$MSE、R^2$ ——均方根误差和决定系数;

$SSE、SST$ ——残差平方和与总平方和。

根据贝叶斯优化方法^[26-29]设置训练和集成方案,算法流程图如图 10 所示。

2.2.2 模型训练与验证 按 7 : 3 比例划分训练集和测试集,个体学习器单循环时间设置为 0.3 h,总时间设置为 10 h;集成学习单循环时间设置为 0.2 h,总时间置为 10 h,训练结果如表 2 所示,Lasso 和 SVR 算法误差最小,

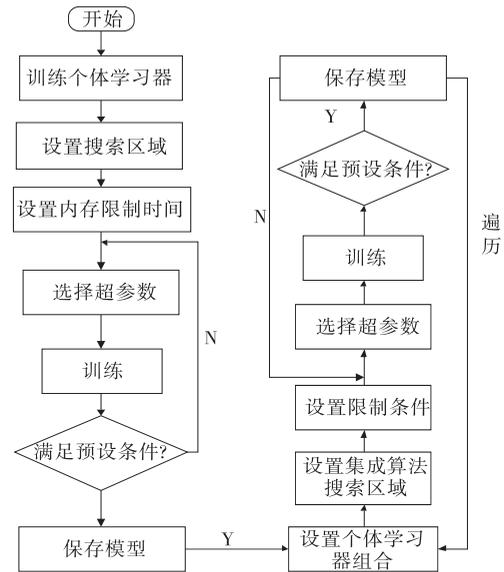


图 10 算法流程图

Figure 10 The flowchart of algorithm

表 1 机器学习超参数设置

Table 1 The hyperparameters setting of machine learning

超参数	迭代次数	K 折交叉验证	grid_search_cv	R^2 阈值	其他参数
Lasso	12	10	20	0.65	$\alpha = [0.022, 0.031]$
Ridge	12	10	20	0.75	$\alpha = [0.5, 4]$
SVR	12	8	20	0.55	$\alpha = [0.05, 0.2]$
GBDT	15	10	20	0.70	深度 $d = [3, 7]$

Ridge 和 GBDT 次之。将 Lasso,SVR 和 GBDT 模型作为个体学习器进行集成时模型效果显著提升,对应权重分别为 0.30 : 0.25 : 0.45。

集成算法在验证集上表现为:单点坐标残差绝对平均值为 2.32 像素点, $R^2=0.961$;在测试集上表现为:单点坐标残差绝对平均值为 2.53 像素点, $R^2=0.947$,由此可知模型在预测精度、拟合度和泛化能力等方面均表现良好,随机抽取两组预测结果进行可视化,如图 11 所示。由图 11 可知,该模型能够适应目标发生轻微形变的情况。

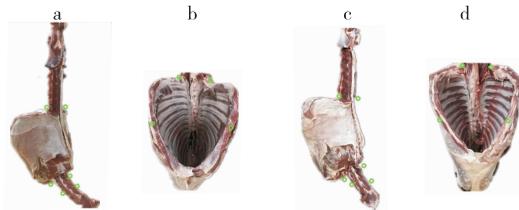
2.3 试验验证

2.3.1 试验平台搭建 根据羊骨架点 3D 云数据设计夹具模型(图 12),所示其中预留切割槽尺寸为 $x \text{ mm} \times 20 \text{ mm} \times 18 \text{ mm}$,在 Interobot 中进行机器人仿真试验,如图 13 所示,根据作业空间和最大负载两个指标选取华中数控 HSR-JR620L 型工业机器人。通过三脚架固定两台 CCD 相机,相机与电脑连接进行数据处理,电脑和机器人通过 modbus 协议通讯,工作流程如图 14 所示。

表 2 模型得分表

Table 2 The performance of model score

模型	验证集 MSE	测试集 MSE
Lasso 回归	8.73	9.12
Ridge 回归	9.17	9.54
SVR	8.91	9.23
GBDT	9.32	9.84
Lasso+SVR+GBDT	7.93	8.26



a. 样本 1 预测效果 b. 样本 1 胸腔预测效果 c. 样本 2 预测效果 d. 样本 2 胸腔预测效果

图 11 预测效果图

Figure 11 The impression drawing of position prediction



图 12 夹具模型

Figure 12 The model of fixture



图 13 机械臂选型

Figure 13 The selection of mechanical arm

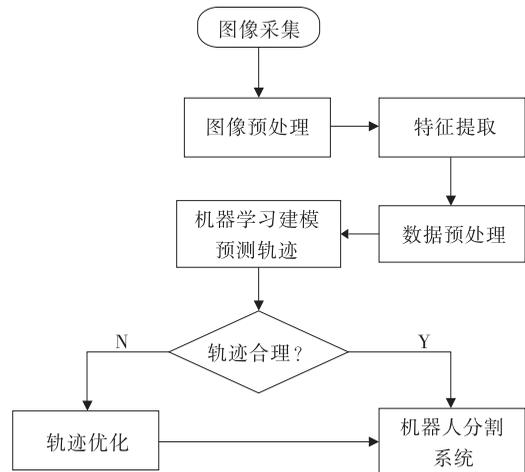
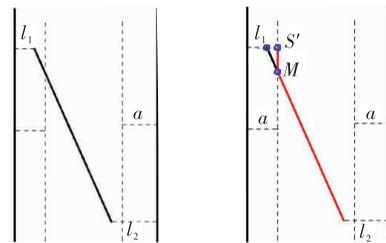


图 14 系统流程图

Figure 14 System flow chart

2.3.2 轨迹分析与优化 将预测轨迹与切割槽直线投影到其垂直面上,原理如图 15(a)所示,计算起点和终点到切割槽边缘的距离 l ,若 l_1 和 l_2 均大于安全距离 a ,则轨迹满足安全要求;若 l_1 或 l_2 小于安全距离 a ,则对轨迹进行优化,如图 15(b)红色线条所示,线条 MS' 为待优化轨迹,起点为 $M(x_m, y_m)$,终点为 $S(x_s, y_s)$,优化轨迹 MS' 的终点 S' 坐标为 (x_m, y_s) 。

2.3.3 试验与分析 采用 5 副羊骨架进行试验,将预测轨迹输入到机器人系统进行分割,根据 NY/T 1564—2007 标准对分割线偏移距离进行测量并记录消耗时间,数据如表 3 所示,单只平均偏移距离约 3.4 mm,平均消耗时间约 8.7 s,理论效率达 413 只/h,较人工分割效率约提升 37.9%。分割线 6 和 7(胸椎和肋排之间)误差最小仅



(a) 轨迹投影示意图 (b) 轨迹优化方法

图 15 轨迹优化示意图

Figure 15 The schematic of trajectory optimization

表 3 偏移距离和消耗时间统计表

Table 3 The statistics of offset distance and consumption time

样品	偏移距离/mm						单只消耗 时间/s
	分割线 1	分割线 2	分割线 3	分割线 4 和 5	分割线 6 和 7	误差均值	
1 号	3.2	3.4	3.7	3.3	3.4	3.4	8.86
2 号	3.5	3.5	3.9	3.4	3.4	3.5	8.52
3 号	3.3	3.4	3.5	3.2	3.2	3.3	8.63
4 号	3.3	3.4	3.6	3.5	3.3	3.4	8.79
5 号	3.4	3.2	3.8	3.3	3.3	3.4	8.68
平均值	3.34	3.38	3.70	3.34	3.00		8.70

为 3.0 mm;分割线 4 和 5(肋排与腹肌肉之间)、分割线 1(腰椎)与分割线 2(颈部)误差较小分别为 3.34, 3.34, 3.38 mm;分割线 3(锁骨和颈椎)误差达到 3.7 mm,该现象主要原因有以下 3 点:

(1) 分割线 1、2、4、5、6 和 7 本身具备明确的分割界限且与所提取特征相关性较强,因此基于统计学的机器学习模型预测效果较好。

(2) 锁骨与颈椎之间分割界限较为模糊,可预测性较差。

(3) 羊颈部扭曲形态复杂多变,个体差异明显,图像处理所提取特征较为固定,因此适应性相对较差,导致模型预测精度相对较低。

3 结论

(1) 利用工业相机采集图像,通过图像处理技术和决策树算法有效识别腰椎和颈部,共提取 24 组坐标参数作为模型输入。Lasso 和 SVR 算法表现较好,Ridge 和 GBDT 算法次之,当 Lasso、SVR 和 GBDT 以 0.30 : 0.25 : 0.45 的比例集成时预测效果显著提升。以集成后的机器学习模型对分割线起点和终点进行预测,模型整体表现良好具有较高的预测精度和泛化能力,单点坐标的残差绝对平均值为 2.53 个像素点,拟合度达到 0.947。程序反应时间约 0.15 s,较快的计算速度为机器人自动分割提供了支持。

(2) 通过机器人对 5 组样本进行分割试验,单只平均误差为 3.4 mm,单次切割约 8.7 s,预计理论效率可达 413 只/h,提升约 37.9%。研究结果表明图像处理和机器学习方法的联合应用在解决生物体分割加工方面具有良好的实用性和应用前景。

参考文献

[1] 丁存振, 赵瑞莹. 我国羊肉屠宰加工行业现状、问题及对策[J]. 肉类研究, 2014(3): 31-35.
 [2] 方梦琳, 张德权, 张柏林, 等. 我国羊肉加工业的现状与发展趋势[J]. 肉类研究, 2008(3): 3-7.
 [3] 郭静, 罗华, 张涛. 机器视觉与应用[J]. 电子科技, 2014, 27(7): 185-188.

[4] TENG Zhou, ZHEN Song, KAI Sundmacher. Big data creates new opportunities for materials research: A review on methods and applications of machine learning for materials design[J]. Engineering, 2019, 5(6): 1 017-1 026.
 [5] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7 553): 436.
 [6] KEENAN S J, DIAMOND J, MCCLUGGAGE W G, et al. An automated machine vision system for the histological grading of cervical intraepithelial neoplasia (CIN) [J]. Journal of Pathology, 2015, 192(3): 351-362.
 [7] 裴悦琨, 连明月, 姜艳超, 等. 基于机器视觉的樱桃缺陷检测与识别[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 137-140, 226.
 [8] 熊俊涛, 邹湘军, 刘念, 等. 基于机器视觉的荔枝果实采摘时品质检测技术[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 54-60.
 [9] 李鸿强, 孙红, 李民赞. 基于机器视觉的结球甘蓝形状鉴别方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊 1): 141-146.
 [10] THAKRE A A, LAD A V, MALA K. Measurements of tool wear parameters using machine vision system[J]. Modelling and Simulation in Engineering, 2019, DOI: 10.1155/2019/1876489.
 [11] LOHUMI S, WAKHOLI C, BAEK J H, et al. Non-destructive estimation of lean meat yield of souch korean pig carcasses using machine vision technique[J]. Food Science of Animal Resources, 2018, 38(5): 1 109-1 119.
 [12] TAO Chen, MA Kai-kuang. Tri-state median filter for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12): 1 834-1 838.
 [13] 张旭明, 徐滨士, 董世运. 用于图像处理的自适应中值滤波[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(2): 295-299.
 [14] LUKAC R. Adaptive vector median filtering[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1 889-1 899.
 [15] AGUI T, NAKAJIMA M, ARAI Y. An algebraic approach to the generation and description of binary pictures [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1982, 4(6): 635-641.
 [16] REN Ming-wu, YANG Jing-yu, SUN Han. Tracing boundary contours in a binary image[J]. Image & Vision Compu-

- ting, 2002, 20(2): 125-131.
- [17] GATOS B, PRATIKAKIS I, PERANTONIS S J. Adaptive degraded document image binarization[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3): 317-327.
- [18] URIEL Feige. A threshold of $\ln n$ for approximating set cover[J]. Journal of the ACM, 1998, 45(4): 634-652.
- [19] AMBROS V. Threshold resummation of the structure function F_L [J]. Journal of High Energy Physics, 2009, 4(4): 81.
- [20] 陈琪, 熊博莅, 陆军, 等. 改进的二维 Otsu 图像分割方法及其快速实现[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1 100-1 104.
- [21] SURAL S, QIAN Gang, PRAMANIK S. Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval[C]// Proceedings International Conference on Image Processing. [S.l.]: IEEE, 2002: 589-592.
- [22] STRICKER M A, ORENGO M. Similarity of color images[J]. Proc Spie Storage & Retrieval for Image & Video Databases, 1995, 2 420: 381-392.
- [23] 杨红颖, 吴俊峰, 于永健, 等. 一种基于 HSV 空间的彩色边缘图像检索方法[J]. 中国图象图形学报, 2018, 13(10): 2 035-2 038.
- [24] ENRIQUE B, MUNTEANU C R, MAYKEL C M, et al. Net-net auto machine learning (AutoML) prediction of complex ecosystems[J]. Scientific Reports, 2018, DOI: 10.1038/s41598-018-30637-w.
- [25] CHEN Tian-qi, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System [C]// Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. [S.l.]: ACM, 2016, DOI: 10.1145/2939672.2939785.
- [26] SNOEK J, LAROCHELLE H, ADAMS R P. Practical bayesian optimization of machine learning algorithms[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 2: 2 951-2 959.
- [27] ZHENG Yu-ling, FRAYSSE A, RODET T. Efficient variational bayesian approximation method based on subspace optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(2): 681-693.
- [28] WU Jia, CHEN Xiu-yun, ZHANG Hao, et al. hyperparameter optimization for machine learning models based on bayesian optimization[J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2019(1): 26-40.
- [29] 崔佳旭, 杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述[J]. 软件学报, 2018, 29(10): 3 068-3 090.

(上接第 115 页)

- [3] YANG Zhen-lei, ZHAO Ling-yun, GU Liang-tian. The internet of things coffee vending machine [J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 734: 340-344.
- [4] GEORGE C D. Automated pickup & delivery system: US, 2014258168[P]. 2014-09-11.
- [5] 杨波. 无人微型超市的研究与设计[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017: 40-42.
- [6] 徐晓东. 一种智能快递存取系统设计[J]. 现代制造工程, 2018(5): 50-55.
- [7] CHO Byungho, AHN Heuihak. Analysis and design of smart vending machine system based on IoT[J]. The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, 2019, 19(3): 121-126.
- [8] 朱月松, 沙杰, 张坦, 等. 基于 PLC 的米/面一体售卖机控制系统设计与实现[J]. 食品工业, 2019, 40(3): 202-207.
- [9] 王克站. 自动售餐机控制系统设计与研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017: 11-12.
- [10] 阮学云, 丁恒, 胡自然, 等. 一种智能立体旋转快速存取装置设计研究[J]. 机械设计与制造, 2018(9): 83-85, 89.
- [11] 丁雅东. 基于 STM32 的智能售餐机设计[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2019: 30-32.
- [12] 徐灏, 邱宣怀, 蔡春源, 等. 机械设计手册: 第 4 卷[M]. 北京: 机械工业出版社, 1991: 260-261.
- [13] 买买提明·艾尼, 陈华磊, 王静. ANSYS Workbench 18.0 有限元分析入门与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2017: 162-164.
- [14] 肖新帅. 集群式自动售货机控制系统设计[D]. 西安: 西安工程大学, 2019: 12-14.

(上接第 124 页)

- [3] 王伯楠, 杨维平, 李兴勇, 等. 烟支滤嘴搓接装置的优化设计[J]. 新技术新工艺, 2017(7): 25-27.
- [4] 唐根利. 接装机搓板形状结构不同与搓接质量关系的研究[C]// 中国烟草学会 2006 年学术年会论文集. 广州: 中国烟草学会, 2007: 913-922.
- [5] 姜冬子, 王金晨, 褚洪国, 等. YJ212 接装机搓板自动清洁装置的研究与设计[J]. 化工自动化及仪表, 2017, 44(4): 383-387, 412.
- [6] 王治伟. 基于 PLC 控制的 YJ29 接装机搓板堵塞装置的改进[J]. 工业控制计算机, 2010, 23(4): 100, 102.
- [7] 栗勇伟, 乔建军, 马少军, 等. 卷接机组烟支搓接质量的研究及改进[J]. 烟草科技, 2012(10): 24-27.
- [8] 白云飞. 烟支滤嘴搓接过程的分析与研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2018: 11-14.
- [9] 宋燕宏. 烟支滤嘴搓接质量分析与新型搓接方式研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2015: 28-31.
- [10] 陈国建. 基于 CREO 的机柜参数化设计[J]. 机械制造与自动化, 2014(6): 143-145.
- [11] 刘谦. ZJ17 卷烟机组控制系统改造[D]. 南宁: 广西大学, 2017: 16-21.
- [12] 占百胜. ZJ17 卷接机组 SRM 重量控制系统的 IPC 改造[J]. 科技创新导报, 2019, 16(29): 74-75, 77.