

基于接触状态感知的羊胴体后腿自适应分割控制方法

谢 斌^{1,2} 矫伟鹏^{1,2} 刘楷东^{1,2} 吴 竞^{1,2} 温昌凯³ 陈仲举^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室, 北京 100083;
3. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 针对羊胴体后腿骨肉边界未知、尺寸多变和可见性约束限制造成的机器人自主分割精确度低与易受阻卡住的问题,提出一种羊胴体后腿自适应分割控制方法,并开展羊胴体后腿分割试验进行验证。该方法以接触状态感知为核心,有效提取接触类型特征、接触异常度特征和接触方向特征,通过构建深度时空神经网络识别接触类型,构建深度自编码网络估计接触异常度,采用主成分分析方法检测主要接触方向,实现接触状态多模态感知,机器人通过动态运动基元模仿学习人类操作技能,并结合接触状态感知信息实现关节运动的自适应调节。试验结果表明:深度时空网络模型在羊胴体后腿分割验证集上的识别准确率为 98.44%;深度自编码网络模型能够较好地估计验证集样本的接触异常度,区分不同的接触状态。机器人基于自适应分割控制方法开展实际分割试验,与对照组相比,最大分割力下降幅度为 29 N,最大力矩下降幅度为 7 N·m,证明该方法的有效性;平均最大残留肉厚度为 3.6 mm,平均分割残留率为 4.9%,分割残留率与羊胴体质量呈现负相关,证明该方法具有良好的泛化性和准确性,并且整体分割效果较好,满足羊胴体后腿分割要求。

关键词: 羊后腿; 分割机器人; 接触状态感知; 深度学习; 模仿学习; 自适应控制

中图分类号: TP251.5⁺3; TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)09-0306-10

OSID:



Adaptive Segmentation Control Method of Sheep Carcass Hind Legs
Based on Contact State Perception

XIE Bin^{1,2} JIAO Weipeng^{1,2} LIU Kaidong^{1,2} WU Jing^{1,2} WEN Changkai³ CHEN Zhongju^{1,2}

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

2. Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment,
China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Research Center of Intelligent Equipment, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China)

Abstract: Due to unknown flesh and bone boundaries in the hind legs of sheep carcasses, variable size and visibility constraints, the robot autonomous segmentation accuracy is low and easy to be blocked. An adaptive segmentation control method was proposed for the hind legs of sheep carcasses, and the segmentation test of sheep carcass hind legs was carried out to verify it. The method was centred on contact state perception and effectively extracted contact type features, contact abnormality features and contact direction features. LSTM – FCN deep spatio-temporal neural network was constructed to identify contact types, constructing deep self-coding network to estimate contact anomalies, and using principal component analysis to detect the main contact directions to achieve multimodal sensing of contact states. The robot imitated and learned human manipulation skills through dynamic motion primitives, and incorporated contact state sensing information to achieve adaptive adjustment of joint motion. The experimental results showed that the recognition accuracy of LSTM – FCN model on the validation set of sheep carcass hind leg segmentation was 98.44%, with a high recognition accuracy. The DAE model can better estimate the contact anomalies of the validation set samples and distinguish different contact states. Robot conducted practical segmentation tests based on adaptive segmentation control method. Compared with the control group, the maximum segmentation force was decreased by 29 N and the maximum torque was decreased by 7 N·m, proving the effectiveness of the method. The average maximum residual meat

thickness was 3.6 mm, the average segmentation residual rate was 4.9%, and the segmentation residual rate showed a negative correlation with the quality of sheep carcasses. It proved that the method had good generalization and accuracy. And the overall segmentation effect was good, meeting the requirements of sheep carcass hind leg segmentation.

Key words: sheep hind legs; segmentation robot; contact state perception; deep learning; imitative learning; adaptive segmentation control

0 引言

整羊胴体深度加工的基础工序是四肢分割,良好的分割效果可以为消费者带来更高的肉质品质,也可供应商提供更好的市场竞争力^[1]。但是,传统的羊胴体分割大多仍然采用人工辅助机械的流水线作业方式,机械化程度较低,不可避免的出现分割效率低、分割损耗多、工作环境差、人力成本大、卫生安全隐患大等问题^[2-4]。目前国内家畜分割装备在肉品切块分割工序中已得到应用,但还没有实现智能化分割,并且不适用于去腿、肋排分割和剔骨等更为精细的肉类分割工序。为改善这种作业方式,自动化和机器人化越来越受到肉类行业公司关注。因此,自主研发羊胴体智能化分割机器人,实现羊胴体安全、高效、精准分割,已成为羊胴体加工业的重要研究内容^[5-7]。

羊胴体后腿分割是一种柔顺交互任务^[8],该任务主要通过接触状态感知和控制来实现相应功能^[9],其中力觉信息的获取与利用是解决该问题的关键。MISIONI 等^[10]针对多接触操作任务,提出一种基于运动学图像的接触分类方法,将力觉时序数据转换为图像并输入到神经网络,在推和切的操作任务中识别准确率最高为 87%,还具有一定的提升空间。STRAIŽYS 等^[11]针对多介质软组织的精确切割问题,提出一种基于二元介质分类器的闭环控制律,在柚子分割任务中的成功率为 72%。目前的研究主要集中在力觉信息的分类识别上,但受限于可见性约束、操作空间约束与接触操作多变,仅依靠分类信息不足以确保该任务的安全和有效。

在开展羊胴体后腿自主分割机器人研究时,为实现智能与精准分割,需融合模仿学习、深度学习^[12-13]以及机器人运动控制等技术。WU 等^[14]提出一种基于动态运动基元的框架,使机器人能够学习人类演示任务并将技能转换为人机交互。GUIRE 等^[15]利用力位混合控制实现牛胴体剖分。本文需要分割的羊胴体后腿区域组织结构复杂,羊胴体尺寸多变,因此,上述方法在此复杂场景的适用性尚未得到验证,需要结合实际分割特征开展系统的机器人分割控制研究。

针对羊胴体后腿骨肉边界未知、尺寸多变和可

见性约束限制造成的机器人自主分割精确度低与易受阻卡住的问题,本文提出一种基于接触状态感知的自适应分割控制方法。基于构建的 LSTM-FCN 深度时空神经网络提取接触类型特征,深度自编码 (Deep AutoEncoder, DAE) 网络提取接触异常度特征,主成分分析法 (Principal component analysis, PCA) 提取接触方向特征,从而实现接触状态多模态的实时感知。机器人通过动态运动基元 (Dynamic movement primitives, DMP) 模仿学习人类示教轨迹,生成目标关节运动,实现人机技能传递。基于接触状态感知建立自适应分割控制方法,在不同接触状态下实现机器人关节运动的自主调节。最后对所构建的 LSTM-FCN 和 DAE 网络进行训练,评估网络模型的性能,开展羊胴体后腿实际分割试验,验证自适应分割控制方法的有效性、泛化性和准确性。

1 材料与方法

1.1 试验平台与数据采集

1.1.1 试验平台

搭建羊胴体后腿自适应分割试验平台如图 1 所示,主要组成是羊后腿夹持固定系统、感知识别定位系统和机器人分割系统。



图 1 分割试验平台

Fig. 1 Segmentation test platform

1. 夹持机械臂 2. 固定机构 3. 垂直模组 4. 水平模组 5. 相机 6. 六维力传感器 7. ArUco 标记 8. 机械臂

羊后腿夹持固定系统包括多自由度固定台架和双手协调夹持机器人,多自由度固定台架对羊胴体后腿胯骨区域进行固定,并能够通过水平模组、垂直模组与回转电机实现羊胴体在 3 个自由度上的任意移动;双手协调夹持机器人用于夹持羊胴体后腿,实

现两条羊后腿向外侧的拉扯动作,便于羊后腿的顺利分割。

感知识别定位系统用于准确采集示教分割过程中刀具位姿数据,主要包括两个 Intel Realsense D435i 深度相机和 ArUco 标记。机器人分割系统是主要的控制执行单元,该系统主要包括分割机器人、六维力传感器和普通刀具。

此外,羊胴体后腿分割任务的操作模式有两种:示教分割模式和机器人自主分割模式,如图 2 所示。在示教分割模式下,将刀具从机器人末端拆卸下来,操作员手持刀柄操作刀具完成分割任务,相机通过识别定位 ArUco 标记采集分割刀具位姿数据,六维力传感器采集分割过程的反馈力。在机器人自主分割模式下,刀具重新安装在机器人末端,机器人通过学习人类示教轨迹规划新的目标分割轨迹,根据控制算法在线调节分割轨迹与分割力大小,最终实现自适应分割。

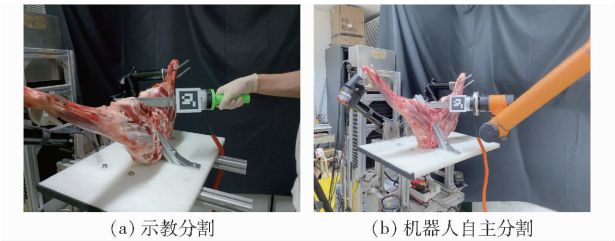


图 2 羊胴体后腿分割操作模式

Fig.2 Operation modes of sheep carcass hind legs segmentation

1.1.2 数据采集

本文的接触类型识别模型和接触异常度估计模型均需要采集力觉时间序列数据,采集地点为中国农业大学工学院,采集设备为六维力传感器,采集频率为 30 Hz,采集品种为波尔山羊。

接触类型大致可以分为 3 类,分别为在空气中、与硬介质接触、与软介质接触。分割刀与羊胴体髌骨的接触操作表示与硬介质接触,在羊胴体后腿肉上的分割操作表示与软介质接触。人类手持分割刀具分别针对羊胴体髌骨和后腿肉采集六维分割力数据,在数据采集过程中,以不同的姿态、轨迹和施加力在两种对象上执行分割操作,保证数据的多样性,共计获得的数据量为 96 101。

接触异常度估计模型需要采集人类示教分割羊胴体后腿数据,在人类示教分割模式下,采集力觉时序数据,共采集了 1 880 个示教分割数据样本。

对采集到的力觉时序数据进行预处理,为消除六维力传感器的高频信号噪声,采用卡尔曼滤波算法^[16]处理数据。为提高模型的精度、收敛速度并增强其稳定性,对数据作归一化处理。设置滑动窗口

的时间步长为 20,窗口重叠率为 50%,采用半重叠滑动窗口重采样分割数据,将重采样后的力觉时序数据堆叠为三维数组。

构建接触类型识别网络数据集,对 3 种接触类型的分类标签采用 One - Hot 编码,最终得到的数据集尺寸为(9 610,20,6)。构建接触异常度估计网络数据集,不需要进行数据标注,最终得到的数据集尺寸为(188,20,6)。

1.2 分割接触状态感知

羊胴体后腿分割接触状态是基于力觉信息感知得到的,接触状态包括 3 种特征:接触类型、接触异常度和接触方向,本文通过 LSTM - FCN 网络、DAE 网络和 PCA 方法提取 3 种接触特征,实现接触状态多模态的实时感知。

1.2.1 接触类型识别模型

受到可见性约束的严重限制以及软组织变形的不确定性,分割接触类型无明显的区分界限并且是高度可变的。由于该任务构型空间维度高、操作多变、接触丰富,很难对接触动力学用解析的方法进行描述与建模^[17-18]。

为解决以上问题并使网络模型适用于分割接触类型特征的识别任务,将长短期记忆网络(LSTM)^[19]和全卷积神经网络(FCN)^[20]相结合,构建一种并行 LSTM - FCN 深度时空神经网络,该网络结构如图 3 所示。

该网络有效结合了 FCN 模型提取时序数据局部特征的优势和 LSTM 模型善于学习时序数据长期依赖性的特点。LSTM - FCN 模型一个显著优势是不需要复杂的特征工程和大量的数据预处理,避免手动提取特征。该网络模型设计为并行结构,LSTM 通道模块能够学习长期的时间动态信息,FCN 通道模块可以提取空间维度上的深层特征,因此 LSTM - FCN 模型能在两个不同的视野中感知相同的时序数据输入,在相同的训练条件下提取双倍的特征参数,从而有效获取分割接触过程的时空特征。

其中,全卷积模块由 3 个堆叠的时序卷积块组成,每个时序卷积块都由 1 个一维卷积层、1 个批量归一化(动量为 0.99,学习率为 0.001)和 1 个 ReLU 激活函数组成,每个卷积层的滤波器大小分别为 128、256、128,卷积核大小分别为 8、5、3,最后在卷积块后面使用全局平均池化以减少参数数量。

在长短期记忆通道模块中,时序数据首先输入到维度混洗层,经过维度混洗转换后,数据集的随机性增加,随后经过具有 10 个隐藏层 LSTM 的处理,并采用 Dropout 避免模型出现过拟合,其参数设置为 0.6。

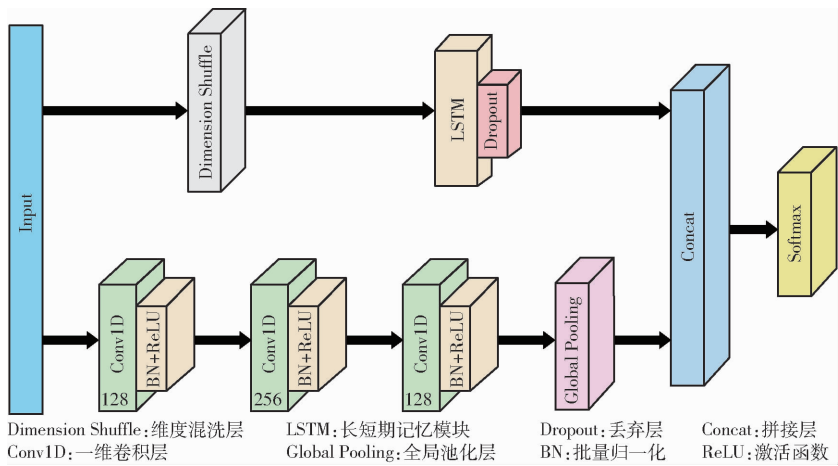


图3 LSTM-FCN 结构
Fig.3 LSTM-FCN structure

最后通过 Concat 层将 LSTM 与 FCN 的输出合并并拼接,将拼接后的特征输入到 Softmax 进行分类。

1.2.2 接触异常度估计模型

为了精准地调节分割力大小,需要获取当前分割力与示教分割力之间的接触异常度,机器人再根据接触异常度来决定调节量。由于输入数据与参数变化会影响简单的有监督学习模型的性能,所以为了更深入地挖掘数据本身的特征与规律,提出一种深度自编码网络,用于接触异常度的估计,这是一种无监督学习的神经网络,网络结构如图4所示。

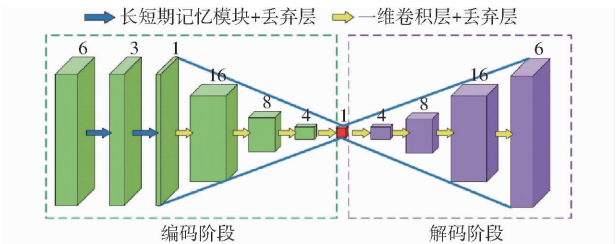


图4 DAE 结构
Fig.4 DAE structure

本文提出的 DAE 网络是以编码解码网络为总体框架,将 LSTM 与一维卷积相结合,左侧为编码阶段,右侧为解码阶段。DAE 网络可以挖掘数据内部更抽象的特征,通过在编码器中加入多个 LSTM 单元,增强模型的长期记忆能力,深度编码与解码器能有效提取数据更深层次的特征。

该网络通过学习重构人类示教分割的输入数据,探索能够简要表征该数据的深层规律,最终计算得到重构误差来表示接触异常度,重构误差是度量观测数据和训练数据偏离程度的评价指标,重构误差的计算公式为

$$R_e = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2 \tag{1}$$

式中 R_e ——重构误差

M ——一次训练的总样本数
 $\hat{y}_i$ ——重构预测值
 y_i ——真实值

DAE 网络的工作原理如下:编码器和解码器网络一共包括 2 个 LSTM 层、8 个一维卷积层和 10 个 Dropout 层,Dropout 层的丢弃率设置为 0.2。数据集首先输入到编码器的 LSTM 层,学习输入时间序列的向量表示,输出维度依次变为 3 和 1,然后再经过 1 个卷积层的升维和 3 个卷积层的逐层学习降维,得到一维的隐藏层。解码器采用 4 次一维卷积操作,学习重构得到 6 维输出数据,网络具体结构参数如表 1 所示。

表 1 DAE 具体结构参数			
Tab.1 DAE specific structural parameters			
阶段	层名	输出尺寸	参数量
编码器	Input	(batch_size,20,6)	
	LSTM	(batch_size,20,3)	120
	Dropout	(batch_size,20,3)	
	LSTM	(batch_size,20,1)	20
	Dropout	(batch_size,20,1)	
	Conv1D Block1	(batch_size,10,16)	128
	Conv1D Block2	(batch_size,2,8)	648
	Conv1D Block3	(batch_size,1,4)	100
解码器	Conv1D Block4	(batch_size,1,1)	13
	Conv1D Block5	(batch_size,1,4)	16
	Conv1D Block6	(batch_size,2,8)	168
	Conv1D Block7	(batch_size,10,16)	912
	Conv1D Block8	(batch_size,20,6)	678

其中,batch_size 为批量大小,Conv1D Block 表示卷积块层,内部包含 1 个一维卷积和 1 个 Dropout,总参数量为 2 803,网络模型小,运行速度快。

1.2.3 接触方向主成分分析

由于分割过程中六维力多变量之间的相关性,

采用 PCA 对高维数据降维^[21],对刀具坐标轴 X 、 Y 、 Z 的权重进行分配,根据权重决定机器人分割刀具的主要调节方向,本文 PCA 算法的实现流程如图 5 所示。

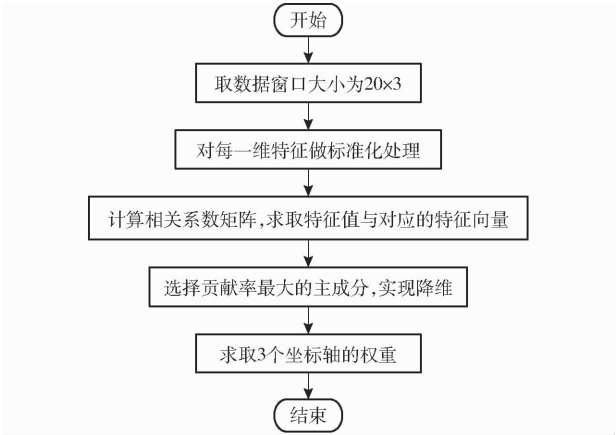


图 5 PCA 算法流程图
Fig. 5 PCA algorithm flow chart

(1)数据标准化。假设原始数据可以用 $m \times n$ 矩阵 $A_{m \times n}$ 表示,表示为

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} e_{11} & \cdots & e_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{m1} & \cdots & e_{mn} \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中 m ——对象个数
 n ——数据特征的维度

本文实时采集 20 个时间序列数据,即 $m = 20$,舍弃 X 、 Y 、 Z 坐标轴方向上的力矩数据,选取 X 、 Y 、 Z 方向上的力组成滑动窗口,即 $n = 3$ 。采用半重叠滑动窗口不断地对输入数据进行重采样。然后对数据进行标准化处理得到矩阵 B 的元素,计算式为

$$a_{ij} = (e_{ij} - \bar{e}) / s_j \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n) \tag{3}$$

式中 $\bar{e}$ ——矩阵 A 的元素均值
 s_j ——矩阵 A 的列向量方差
 e_{ij} ——矩阵 A 的元素
 a_{ij} ——矩阵 B 的元素

(2)计算相关系数矩阵 C ,并计算该矩阵的特征值 λ_1 、 λ_2 、 $\cdots$ 、 λ_n 及其对应的特征向量 μ_1 、 μ_2 、 $\cdots$ 、 μ_n 。

$$C = B^T B / (m - 1) \tag{4}$$

(3)计算累计方差贡献率 S ,选取贡献率最大的成分,方差贡献率越大,该主成分越能表征原始数据信息。最后求得最大贡献率成分的特征向量,并通过特征向量与原始数据计算得到 3 个坐标轴的权重 ω_j 。贡献率 S 和权重 ω_j 的计算公式为

$$S = \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i \tag{5}$$

$$\omega_j = \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} u_j \right) / \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} u_j \tag{6}$$

式中 u_j ——矩阵 C 中第 j 列的特征向量

1.3 自适应分割控制

1.3.1 羊胴体后腿分割步骤

羊胴体后腿分割实际上是将后腿与髌骨分离开,羊胴体髌骨结构如图 6 所示,羊胴体髌骨由坐骨、耻骨和髌骨组成,左右两侧几乎对称,所以羊胴体左右后腿的分割工序是相似的。

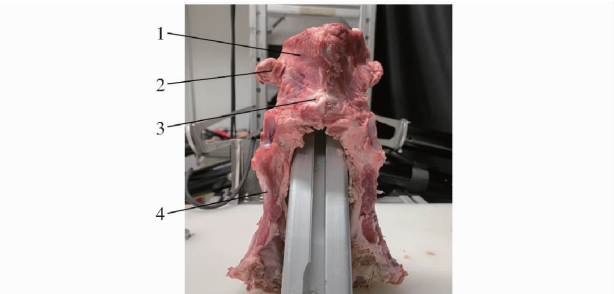


图 6 羊胴体髌骨结构

Fig. 6 Sheep carcass hip bone structure
1. 坐骨 2. 坐骨结节 3. 耻骨 4. 髌骨

考虑到羊胴体加工企业对羊胴体后腿分割工艺的实际需求,根据国家分割标准规划羊胴体后腿分割轨迹,包括 3 个分割工序,分割工序 1 为分割刀沿着坐骨腹侧面与耻骨切开肌肉与骨面的粘连;分割工序 2 为分割刀沿着坐骨结节、耻骨与关节连接处进行分割;分割工序 3 为分割刀沿着关节和髌骨向下分割,将羊后腿与髌骨分离开。

1.3.2 示教分割轨迹学习

本文采用 DMP 模仿学习人类示教轨迹,泛化生成适用于任务需要的目标轨迹^[22-23],通过逆向运动学生成机器人目标关节运动^[24-25]。

根据 DMP 的原理进行示教轨迹学习和泛化试验,该试验的目的主要是为了验证 DMP 在羊胴体后腿示教分割轨迹上的有效性和泛化性。

首先需要获取人类示教分割轨迹,在人类示教分割模式下,根据上文中规划的羊胴体后腿分割步骤执行分割操作,采集分割工序 1、2、3 的示教数据。然后运用 DMP 对采集的分割轨迹数据进行迭代学习,复现生成目标分割轨迹,再通过改变示教轨迹的起始位置和终点位置生成不同的轨迹。

比较不同分割工序下的示教、复现和泛化轨迹变化曲线,结果如图 7 所示。通过对比发现,人类示教轨迹和 DMP 学习复现轨迹误差很小,两者几乎拟合,并且 DMP 学习复现轨迹的变化曲线较平滑,表明 DMP 能够有效学习人类示教轨迹,复现生成目标轨迹。从图中看出,泛化轨迹的形状、变化趋势与示教轨迹相似,其能充分地表征示教轨迹信息,DMP

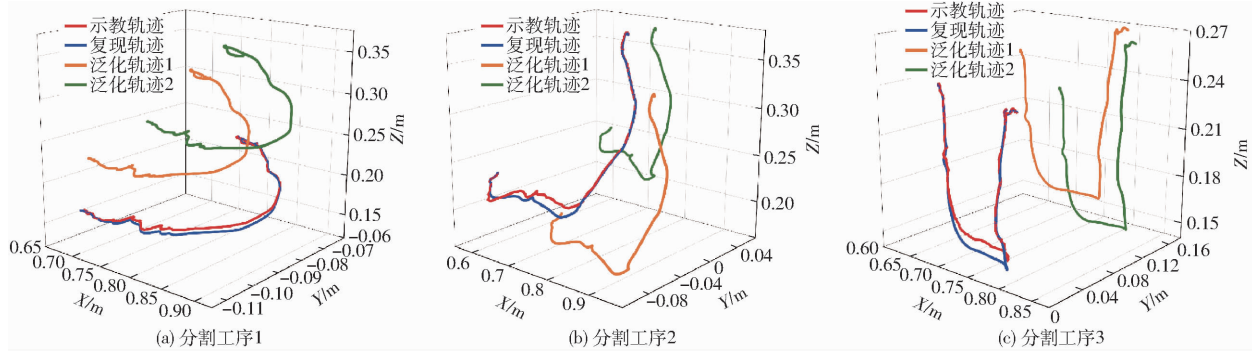


图7 不同分割工序下的示教、复现和泛化轨迹

Fig.7 Demonstration, replication and generalization trajectories

可以根据不同的起终点位置得到符合不同任务需要的目标轨迹,验证了 DMP 在羊胴体后腿示教分割轨迹上具有较好的泛化性能。

1.3.3 自适应分割控制方法

基于接触状态感知的自适应分割控制方法有效结合了接触类型、接触异常度和接触方向 3 因素特征,根据不同的接触状态自主调节机器人关节运动,确保机器人始终以合适的分割力和分割轨迹运动,基于接触状态感知的自适应分割控制流程图如图 8 所示。

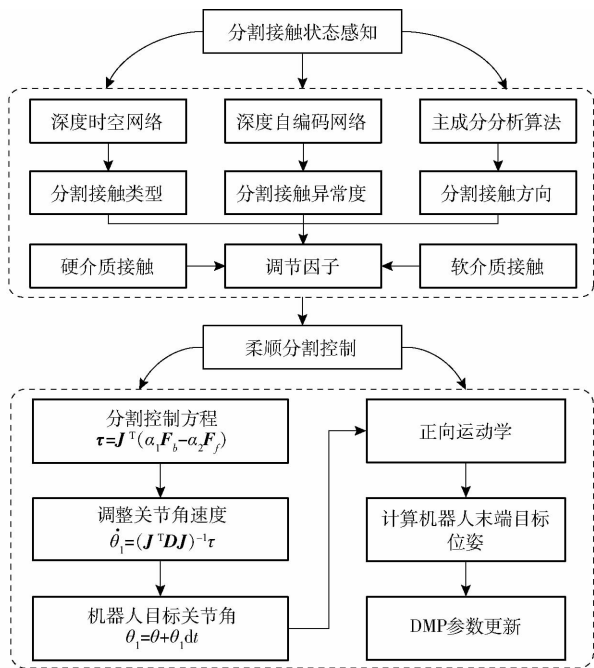


图8 自适应分割控制流程图

Fig.8 Adaptive segmentation control flow chart

(1) 控制方法

本文提出一种机器人自适应分割控制方法,构造机器人关节力矩与反馈力、示教分割力之间的关系,计算式为

$$\tau = J^T (\alpha_1 F_b - \alpha_2 F_f) \quad (7)$$

式中 τ ——关节力矩

J ——雅可比矩阵

F_b ——六维力传感器获取的反馈力

F_f ——示教分割力

α_1 ——反馈力的调节因子

α_2 ——示教分割力的调节因子

这两个调节因子是由接触类型、接触异常度和接触方向 3 因素构造组成, α_1 越小, 机器人柔顺性降低, 系统刚性越强, α_2 越小, 示教目标力作用越小, 对外施加力越小, 机器人更加柔顺。

根据调整后的关节角速度和力矩的关系式, 进一步计算得到经过调整后的机器人关节角, 计算式为

$$\begin{cases} \tau = J^T F \\ F = Dv \\ v = J\dot{\theta} \end{cases} \quad (8)$$

$$\dot{\theta}_1 = (J^T D J)^{-1} \tau \quad (9)$$

$$\theta_1 = \theta + \dot{\theta}_1 dt \quad (10)$$

式中 F ——分割力 D ——阻尼矩阵

v ——机器人末端速度

$\dot{\theta}$ ——机器人关节角速度

θ_1 ——调整后的机器人目标关节角

$\dot{\theta}_1$ ——调整后的机器人目标关节角速度

θ 是由已知的机器人末端位姿通过逆向运动学得到的关节角位置, 然后再经过感知调节得到最终目标关节角位置 θ_1 。随后采用正向运动学获取当前的机器人末端位姿, 并将位姿信息重新输入到动态运动基元中, 不断地更新动态运动基元中的参数。

(2) 调节因子

在提出的自适应分割控制方法中, α_1 和 α_2 两个调节因子的求解和优化尤为重要。首先, 采用 LSTM-FCN 模型实时检测当前的接触类型, 根据接触类型的不同识别结果, 设置不同的控制策略。当在空气中时, 机器人不采用任何分割控制策略, 只需按照规划的分割轨迹运行即可, 不需要施加额外的分割力。

当分割刀与硬介质接触时,需要根据接触异常度和接触方向实时改变调节因子的值,适当减小分割力,从而避免分割刀受阻卡住或发生碰撞,其调节因子控制策略计算式为

$$\begin{cases} \alpha_1^{(t)} = -0.2 \frac{1 - e^{0.05\omega_f/0.05}}{1 + e^{0.05\omega_f/0.05}} + \alpha_1^{(t-1)} \\ \alpha_2^{(t)} = -0.2 \frac{1 - e^{R_e\omega_f/\gamma}}{1 + e^{R_e\omega_f/\gamma}} + \alpha_2^{(t-1)} \end{cases} \quad (11)$$

式中 $\alpha_1^{(t)}$ ——当前时刻调节因子 α_1 的值
 $\alpha_1^{(t-1)}$ ——上一时刻调节因子 α_1 的值
 $\alpha_2^{(t)}$ ——当前时刻调节因子 α_2 的值
 $\alpha_2^{(t-1)}$ ——上一时刻调节因子 α_2 的值
 α_1 中 R_e 设置为定值 -0.05 , α_2 中 R_e 为变量, γ 为常量, 设置为 0.05 , 保证分割刀在检测到硬介质接触时能够快速回调。

当分割刀与软介质接触时,为了最大限度地将羊髁骨上粘连的后腿肉分割下来,需要施加更大的分割力,从而减少分割残留的羊后腿肉,其调节因子控制策略计算式为

$$\begin{cases} \alpha_1^{(t)} = -0.2 \frac{1 - e^{0.005\omega_f/0.05}}{1 + e^{0.005\omega_f/0.05}} + \alpha_1^{(t-1)} \\ \alpha_2^{(t)} = -0.2 \frac{1 - e^{0.005\omega_f/0.05}}{1 + e^{0.005\omega_f/0.05}} + \alpha_2^{(t-1)} \end{cases} \quad (12)$$

由于在与软介质接触时,接触异常度较小,重构误差较小,所以将 R_e 设置为固定值以提高调节速度。最后将 α_1 和 α_2 代入到式(7)中,即构成了完整的自适应分割控制方法。

2 结果与分析

2.1 网络训练与分析

本文的实验是在 Tensorflow 深度学习框架下完成的,操作系统为 Ubuntu 20.04.2 LTS,处理器为 Intel Core i7-9850H,采用 NVIDIA GEFORCE GTX 3060 显卡。在网络训练过程中,设置批量大小为 32,学习率为 0.001,选择 Adam 算法作为优化器。

(1) LSTM-FCN 网络

在训练 LSTM-FCN 网络过程中,采用固定步长训练迭代 100 轮,将上述经过预处理的 9 610 个数据样本按照 8:1:1 的比例划分为训练集、测试集与验证集,损失函数选用交叉熵损失函数。

将构建的羊胴体后腿分割接触数据集输入到 LSTM-FCN 网络中训练,训练集与测试集的损失值变化曲线如图 9 所示。随着迭代次数的增加,训练集和测试集的损失值都在下降,训练集下降更快,最终均趋于稳定。

经过 100 轮的迭代训练,得到网络模型在训练

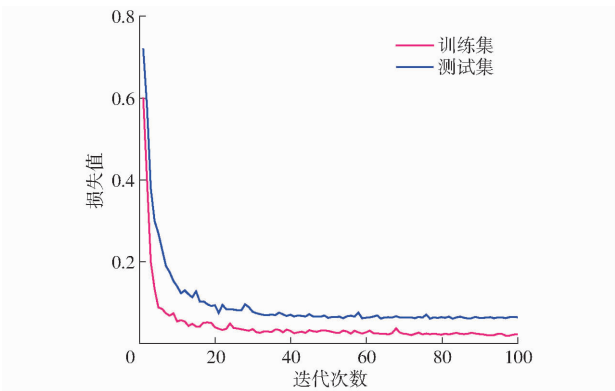


图 9 损失值变化曲线

Fig.9 Change curves of loss value

集上预测的准确率为 98.52%,在测试集上预测的准确率为 97.36%,再用训练好的网络模型预测验证集,得到其混淆矩阵,如图 10 所示。

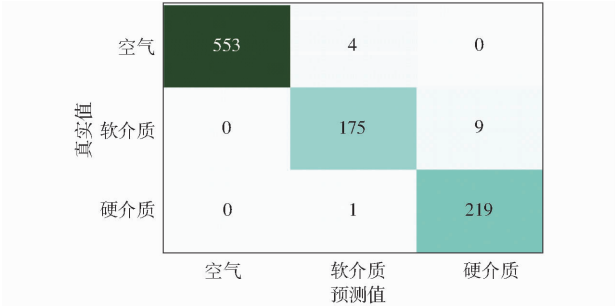


图 10 测试集的混淆矩阵

Fig.10 Confusion matrix of test set

从混淆矩阵中可以看出,在验证集上预测的准确率为 98.44%,只有极少数识别错误的接触类型,说明 LSTM-FCN 模型在羊胴体后腿分割数据集上具有较好的识别性能,识别准确性高。

(2) DAE 网络

在训练 DAE 网络过程中,采用固定步长训练迭代 200 轮,损失函数选用均方误差。

为验证 DAE 模型的有效性,选择多组不同的羊胴体后腿分割接触类型数据,构建 DAE 网络模型的验证数据集,输入到训练好的模型中,计算得到其重构误差,如图 11 所示。

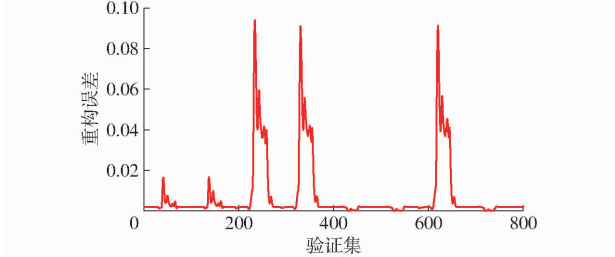


图 11 验证集重构误差

Fig.11 Validation set reconstruction error

重构误差最小为 0,在 400~600 之间和 700~800 之间有 3 段重构误差为 0,说明其与示教训练

数据差异程度小,接触异常度最小,其余部分的重构误差变化明显,重构误差越大说明其与示教训练数据差异越大,接触异常度则越高。说明 DAE 模型能够较好地估计接触异常度,区分不同的接触状态。

2.2 自适应分割控制方法试验验证

为验证自适应分割控制方法的有效性,在羊胴体后腿完整的分割过程中,对比有无自适应分割控制方法的分割效果,六维力与力矩变化曲线如图 12 所示。

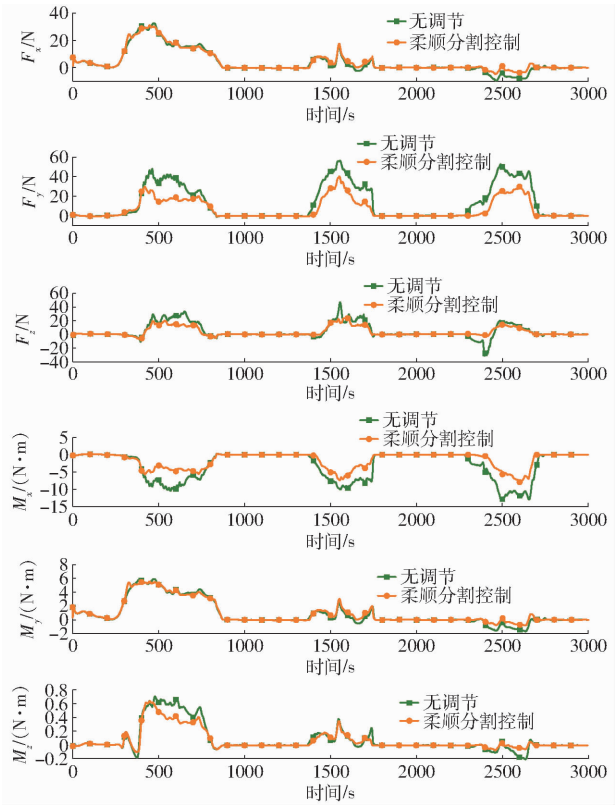


图 12 六维力与力矩变化曲线

Fig. 12 Six dimensional force and moment change curves

与对照组相比,机器人在加入自适应分割控制方法后,每一个分割工序的六维力与力矩均减小,其中以 F_y 、 F_z 、 M_x 、 M_z 下降最为明显,最大分割力下降幅度为 29 N,最大力矩下降幅度为 7 N·m,有效减小了分割过程阻力,修正效果显著。

在整个羊胴体后腿的分割过程中,当实际任务轨迹或实际分割对象与任务规划不相符时,自适应分割控制方法都在进行稳定有效的修正。试验证明自适应分割控制方法作用于每一个分割工序,在完整的羊胴体后腿分割过程中是有效的。

2.3 羊胴体后腿分割结果

为验证本文所提出的羊胴体后腿自适应分割控制方法的有效性,准备了 7 只羊胴体带臀后腿,质量分别在 5 ~ 6 kg、6 ~ 7 kg 和 7 ~ 8 kg 区间内,每个区

间分别有 2、3、2 个试验样本,其中一只 6 ~ 7 kg 羊胴体带臀后腿用作人类示教分割样本。

机器人首先采集人类示教分割轨迹和分割力,再根据示教轨迹规划新的目标轨迹,然后机器人运动到分割工序 1 的起点,沿着规划的分割轨迹进行分割,实时调节分割刀的位姿与受力,直到运动到终点位置,再依次执行分割工序 2 与分割工序 3 的分割任务,从而完成羊胴体左后腿的分割工序,羊胴体左右后腿的分割工序是对称的,每个分割工序的分割效果和羊胴体后腿最终分割效果如图 13 和图 14 所示。

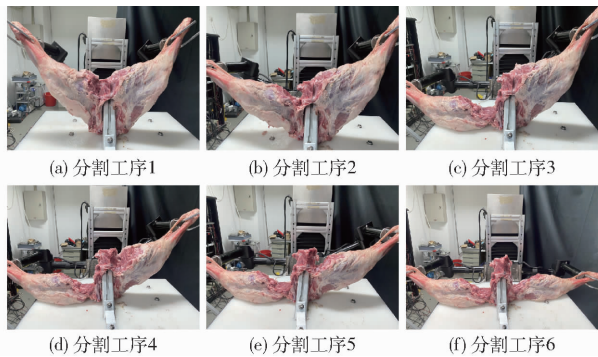


图 13 每个分割工序的分割效果

Fig. 13 Segmentation effect of each segmentation process



图 14 最终的分割效果

Fig. 14 Final segmentation effect

从图 13、14 中可以看出,经过 6 次分割工序后,羊胴体髌骨与后腿已基本分离开,分割后的羊胴体后腿较完整,羊胴体髌骨上残留的肉较少,大部分残留肉的厚度小于 3 mm,并且髌骨表面轮廓完整,分割过程中没有骨屑残留,并且没有发生分割刀具与骨头的碰撞事故,表明机器人规划与调整后的目标分割轨迹与分割力合适且准确。

本文试验选择分割残留率、最大残留肉厚度作为羊胴体后腿分割的评价标准,分割残留率定义为羊胴体髌骨残留后腿肉的质量占分割后的两只羊后腿总质量的比率,计算式为

$$r = \frac{g}{g_1 + g_2} \times 100\% \quad (13)$$

式中 r ——分割残留率

g ——羊胴体髌骨上残留后腿肉的质量

g_1 、 g_2 ——分割后羊胴体左、右后腿的质量

表 2 中的 1 ~ 3 组分别对应质量区间 5 ~ 6 kg、

6 ~ 7 kg、7 ~ 8 kg,质量由小到大排列,分析表 2 可知,平均最大残留肉厚度为 3.6 mm,随着羊胴体质量增大,最大残留肉厚度也变大,两者呈现正相关的变化趋势,1、2、3 组分割残留率的平均值分别为 5.4%、4.9%、4.3%,分割残留率与羊胴体质量呈现负相关。羊胴体每只后腿的分割时间为 30 s,与项目前期调研中人工分割效率相近,但机器人可以在恶劣环境与大负载下长时间工作。

表 2 分割结果
Tab.2 Segmentation results

评价标准	1 组		2 组		3 组		平均 值
	1 号	2 号	3 号	4 号	5 号	6 号	
最大残留肉厚度/mm	3.1	3.5	3.6	3.8	4.1	4.3	3.6
分割残留率/%	5.6	5.2	5.0	4.8	4.4	4.2	4.9

试验结果表明,本文提出的自适应分割控制方法在不同尺寸羊胴体上的分割效果均较好,具有良好的泛化性和有效性,此外,试验得到的最大残留肉厚度与分割残留率均较小,说明分割准确性较高,满足羊胴体后腿分割要求。

3 结论

- (1)针对羊胴体后腿自主分割精确度低与易受阻卡住的问题,提出了一种基于接触状态感知的羊后腿自适应分割控制方法,该方法通过 LSTM-FCN 网络、DAE 网络和 PCA 方法提取 3 种分割接触特征,实现接触状态多模态的实时感知。
- (2)采集羊胴体后腿分割力觉时序数据,构建网络训练与验证数据集,LSTM-FCN 模型在验证集上的识别准确率为 98.44%,识别准确率较高,DAE 模型能够较好地估计验证集样本的接触异常度,区分不同的接触状态。
- (3)机器人基于自适应分割控制方法开展实际分割试验,与对照组相比,最大分割力下降幅度为 29 N,最大力矩下降幅度为 7 N·m,证明本文方法的有效性;平均最大残留肉厚度为 3.6 mm,平均分割残留率为 4.9%,分割残留率与羊胴体质量呈现负相关,证明本文方法具有良好的泛化性和准确性,并且整体分割效果较好,满足羊胴体后腿分割要求。

参 考 文 献

[1] PANNIER L, GARDNER G E, O'REILLY R A, et al. Factors affecting lamb eating quality and the potential for their integration into an MSA sheepmeat grading model[J]. Meat Science, 2018,144: 43-52.

[2] 郭楠,叶金鹏,王子戡,等. 畜禽肉品分割加工智能化发展现状及趋势[J]. 肉类工业, 2020(2): 37-41.
GUO Nan, YE Jinpeng, WANG Zikan, et al. Development status and trend of intelligent segmentation processing of livestock and poultry products[J]. Meat Industry, 2020(2): 37-41. (in Chinese)

[3] 郭楠,潘满,王子戡,等. 我国羊屠宰加工关键技术装备现状及发展趋势[J]. 肉类工业, 2020(8): 27-31.
GUO Nan, PAN Man, WANG Zikan, et al. Development trend and current situation of key technology and equipment in sheep slaughtering and processing in China[J]. Meat Industry, 2020(8): 27-31. (in Chinese)

[4] CHOI S, ZHANG G, FUHLBRIGGE T, et al. Applications and requirements of industrial robots in meat processing[C]//2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2013.

[5] DE MEDEIROS ESPER I, FROM P J, MASON A. Robotisation and intelligent systems in abattoirs[J]. Trends in Food Science & Technology, 2021,108: 214-222.

[6] 杨璐,刘佳琦,周海波,等. 面向畜禽加工的智能化装备与技术研究现状和发展趋势[J]. 农业工程, 2019,9(7): 42-55.
YANG Lu, LIU Jiaqi, ZHOU Haibo, et al. Research status and development trend of intelligent equipment and technology on livestock and poultry processing[J]. Agricultural Engineering, 2019,9(7): 42-55. (in Chinese)

[7] ALRIC M, STEPHAN F, SABOURIN L, et al. Robotic solutions for meat cutting and handling: European workshop on deformable object manipulation[C]//Innorobo Lyon, France, 2014.

[8] 黄玲涛,王彬,倪水,等. 基于力传感器重力补偿的机器人柔顺控制研究[J]. 农业机械学报, 2020,51(3): 386-393.
HUANG Lingtao, WANG Bin, NI Shui, et al. Robotic compliant control based on force sensor gravity compensation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(3): 386-393. (in Chinese)

[9] 赵杰,武睿,张赫,等. 面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制研究[J]. 机械工程学报, 2022,58(18): 116-132.
ZHAO Jie, WU Rui, ZHANG He, et al. Research on operation skill transfer and control oriented to complex force interaction tasks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(18): 116-132. (in Chinese)

[10] MITSIONI I, KARAYIANNIDIS Y, KRAGIC D. Modelling and learning dynamics for robotic food-cutting[C]//Conference on Automation Science and Engineering, 2021.

[11] STRAIŽYS A, BURKE M, RAMAMOORTHY S. Surfing on an uncertain edge: precision cutting of soft tissue using torque-based medium classification[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020.

[12] 刘楷东,谢斌,翟志强,等. 基于 R2U-Net 和空洞卷积的羊后腿分割目标肌肉区识别[J]. 农业机械学报, 2020,51(增刊 2): 507-514.
LIU Kaidong, XIE Bin, ZHAI Zhiqiang, et al. Target muscle region recognition in ovine hind leg segmentation based on

- R2U-Net and atrous convolution algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(Supp.2): 507-514. (in Chinese)
- [13] XIE B, JIAO W, WEN C, et al. Feature detection method for hind leg segmentation of sheep carcass based on multi-scale dual attention U-Net[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,191: 106482.
- [14] WU M, TAETZ B, HE Y, et al. An adaptive learning and control framework based on dynamic movement primitives with application to human-robot handovers[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022,148: 103935.
- [15] GUIRE G, SABOURIN L, GOGU G, et al. Robotic cell for beef carcass primal cutting and pork ham boning in meat industry[J]. Industrial Robot an International Journal, 2010,37(6): 532-541.
- [16] 邱权, 胡青含, 樊正强, 等. 基于自适应系数卡尔曼滤波的农业移动机器人组合定位[J]. 农业机械学报, 2022,53(增刊1): 36-43.
- QIU Quan, HU Qinghan, FAN Zhengqiang, et al. Adaptive-coefficient Kalman filter based combined positioning algorithm for agricultural mobile robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(Supp.1): 36-43. (in Chinese)
- [17] HU Z, HAN T, SUN P, et al. 3-D deformable object manipulation using deep neural networks[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019,4(4): 4255-4261.
- [18] WU R, BILLARD A. Learning from demonstration and interactive control of variable-impedance to cut soft tissues[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021,27(5): 2740-2751.
- [19] KARIM F, MAJUMDAR S, DARABI H. Insights into LSTM fully convolutional networks for time series classification[J]. IEEE Access, 2019,7: 67718-67725.
- [20] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [21] 曹益飞, 徐焕良, 吴玉强, 等. 基于时序高光谱和多任务学习的水稻病害早期预测研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 288-298.
- CAO Yifei, XU Huanliang, WU Yuqiang, et al. Early forecasting of rice disease based on time series hyperspectral imaging and multi-task learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(11): 288-298. (in Chinese)
- [22] GAMS A, NEMEC B, IJSPEERT A J, et al. Coupling movement primitives: interaction with the environment and bimanual tasks[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014,30(4): 816-830.
- [23] 曾超, 杨辰光, 李强, 等. 人-机器人技能传递研究进展[J]. 自动化学报, 2019,45(10): 1813-1828.
- ZENG Chao, YANG Chenguang, LI Qiang, et al. Research progress on human-robot skill transfer[J]. Acta Automatic Sinica, 2019,45(10): 1813-1828. (in Chinese)
- [24] 曹鹏飞, 甘亚辉, 戴先中, 等. 物理受限冗余机械臂逆运动学凸优化求解[J]. 机器人, 2016,38(3): 257-264.
- CAO Pengfei, GAN Yahui, DAI Xianzhong, et al. Convex optimization solution for inverse kinematics of a physically constrained redundant manipulator[J]. Robot, 2016,38(3): 257-264. (in Chinese)
- [25] 张俊, 许涛, 方汉良, 等. 一类6自由度Delta型机器人运动学分析[J]. 农业机械学报, 2020,51(3): 419-426.
- ZHANG Jun, XU Tao, FANG Hanliang, et al. Kinematic analysis of novel 6-DOF Delta robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(3): 419-426. (in Chinese)