

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.063

基于 R2U-Net 和空洞卷积的羊后腿分割目标肌肉区识别

刘楷东^{1,2} 谢斌^{1,2} 翟志强^{1,2} 温昌凯^{1,2} 侯松涛^{1,2} 李君^{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)

摘要: 针对前处理工序造成的羊肉智能精细分割目标肌肉区图像识别准确度低的问题,以羊后腿自动去骨分割工序为研究对象,提出一种基于 R2U-Net 和紧凑空洞卷积的羊后腿分割目标肌肉区识别方法。对传统的 U-Net 语义分割网络进行改进,以 U-Net 为骨架网络,采用残差循环卷积块替换原始 U-Net 的特征编码模块和解码模块中的卷积块以避免 U-Net 的梯度消失,在特征编码模块和特征解码模块之间增加一个紧凑的四分支空洞卷积模块对语义特征进行多尺度编码,实现缝匠肌图像分割模型的构建。一方面,针对缝匠肌这一核心目标肌肉区,采集羊后腿图像构建数据集训练与测试本文模型,以验证该方法的准确性与实时性;另一方面,通过旋量法标定夹爪坐标系、相机点云坐标系、机器人坐标系的齐次变换矩阵以计算分割路径,并采用主动柔顺的力/位混合控制方法操纵分割机器人进行目标切削运动,验证基于本文方法得到的目标图像开展目标肌肉分割的可行性。相关试验结果表明:当交并比为 0.858 8 时,本文方法平均精确度为 0.982 0,优于 R2U-Net 的(0.832 4,0.977 5);单样本检测时间平均为 82 ms,说明本文方法可快速、准确分割出缝匠肌图像,满足机器人自主分割系统的实时性要求,优于 U-Net、R2U-Net、AttU-Net 算法。最后,在本文方法得到的缝匠肌图像基础上开展机器人实机分割试验,机器人对 5 条羊后腿的平均切削时间为 7.9 s,平均偏移距离为 4.36 mm,最大偏移距离不大于 5.9 mm,满足羊后腿去骨分割的精度要求。

关键词: 羊后腿; 自主分割; 目标肌肉区识别; 语义分割; 空洞卷积; 残差神经网络

中图分类号: TP251.5⁺3; TP183 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)S2-0507-08

Target Muscle Region Recognition in Ovine Hind Leg Segmentation Based on R2U-Net and Atrous Convolution Algorithm

LIU Kaidong^{1,2} XIE Bin^{1,2} ZHAI Zhiqiang^{1,2} WEN Changkai^{1,2} HOU Songtao^{1,2} LI Jun^{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)

Abstract: Research on ovine meats intelligent segmentation remains limited because of the low recognition accuracy of target muscle region image caused by pre-processing process. A method of target muscle region recognition in ovine hind leg intelligent segmentation based on R2U-Net and dense atrous convolution algorithm was presented. The traditional U-Net semantic segmentation network was taken as the backbone network and improved. The convolution blocks in the feature encoder and decoder of the original U-Net were replaced with the residual recurrent convolution blocks to avoid the gradient loss of the U-Net and a four branch dense atrous convolutional module was added between the feature encoder and the feature decoder to code multi-scale semantic features. On the one hand, aiming at the sartorius muscle region, the ovine hind leg images were collected to build a dataset and the model was trained and tested using the dataset to validate the accuracy and real-time performance of this method; on the other hand, the homogeneous transformation matrix of gripper coordinate system, camera point clouds coordinate system and robot coordinate system was calibrated based on screw theory to calculate the segmentation path, and the robot cutting manipulation was controlled by an active compliant force/position hybrid control method, which validated the feasibility of target muscle segmentation based on the

收稿日期: 2020-08-10 修回日期: 2020-09-16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0700804)

作者简介: 刘楷东(1994—),男,博士生,主要从事农业机器人及机器视觉研究,E-mail: liukd@cau.edu.cn

通信作者: 谢斌(1973—),男,副教授,主要从事农业装备智能化、电液控制、车辆电控以及农业机器人研究,E-mail: xiebincau@126.com

target image obtained by this method. The experimental results showed that when the intersection over union (IOU) was 0.858 8, the average precision (AP) of the proposed method was 0.982 0, which was better than that of R2U-Net (0.832 4, 0.977 5); the average time of single sample detection was 82 ms, which showed that this method can segment the sartorius image quickly and accurately, which met the real-time requirements of robot autonomous segmentation system, and it was better than U-Net, R2U-Net and AttU-Net algorithms. Finally, based on the image of sartorius muscle obtained by this method, the real robot segmentation experiment was carried out. The average time of robot cutting on five sheep hind legs was 7.9 s, the average offset distance was 4.36 mm and the maximum offset distance was not more than 5.90 mm, which met the accuracy requirements of sheep hind leg boneless segmentation.

Key words: ovine hind legs; intelligent segmentation; target muscle region recognition; semantic segmentation; atrous convolution; residual neural network

0 引言

我国羊肉近5年平均年需求量达到 4.7×10^6 t, 位于肉类产品前三名。但是,目前我国大型肉类加工企业和肉联厂羊肉分割加工仍然以人员密集的集约化生产模式为主,该模式具有难以解决的劳动力强度大、加工品质一致性差以及人员与肉品接触易传播流行性疾病的弊端^[1]。因此,具有更大负载能力、更精准切割技术以及更少人员操作干预的自主分割机器人应运而生。自主分割机器人可通过多种传感器扫描肉类表面提取分割特征参数,对应肉品内部的骨骼、肌腱等组织结构规划分割路径,匹配力/运动控制算法实现目标分割,最终实现快速、精准、智能、自主的肉品分割流程^[2-3]。

目前,国内外家畜肉类自主分割领域受到日益广泛的关注。针对分割边界比较清晰和切割工序相对简单类型的肌肉,基于表面图像特征点提取的分割路径规划方法在肉品分割切块工序中已得到应用^[4-9]。其中,文献[5]通过阈值分割提取羊骨架的躯体、腰椎、颈部和胸腔区域确定24个特征参数点,并采集396组羊骨架样本形成训练集,验证了该方法预测精度较高且泛化能力较强。文献[8]研究劈半胴体牛肉的“Z”型分割,采用工业机器人结合结构光相机测量分割路径。但是,若将上述方法直接应用于更为精细的四肢、肋排和带骨腿肉分割工序时,受限于分割对象尺寸较小,需要进行复杂路径的避骨切割处理,上述方法的适用性就明显降低。

在处理家畜肉类的精细分割工况时,需要进行像素级的图像分割,以获取分割目标肌肉区的精细图像提取特征点。但是受限于精细分割部位的前处理工序造成的尺寸变化范围大与血污脂肪外露等问题,像素级的目标肌肉区识别与分割难以实现。近年来,随着图像语义分割相关研究的逐渐深入,以U-Net为代表的“编码-解码”型网络得益于自身参数较少、易于训练的优点,在特征解码还原过程中与

编码层跳跃连接可以融合高级语义特征与局部细节特征的特点,使得家畜精细分割图像中的分割边界梯度不明显、训练集样本较少、外形尺寸变化大等问题逐渐得到解决^[10-16]。其中,文献[12-13]在特征编码-解码过程中使用残差卷积网络,从而避免了梯度下降的问题。文献[14]针对生物图像分割常见的多尺度语义分割问题采用了空洞卷积处理。上述方法在羊腿图像分割领域的适用性尚未得到验证,此外,羊腿图像分割需要结合羊后腿图像多尺度、表面组织特征干扰多的特点展开系统的图像识别研究。

针对前处理工序造成的羊肉智能精细分割目标肌肉区图像识别准确度低的问题,本文提出一种基于R2U-Net和紧凑空洞卷积的羊后腿分割目标肌肉区识别方法。首先,针对缝匠肌这一核心目标肌肉区,对传统的U-Net语义分割网络进行改进,以U-Net为骨架网络,采用残差循环卷积块替换原始U-Net的特征编码模块和解码模块中的卷积块,在特征编码模块和特征解码模块之间增加一个紧凑的四分支空洞卷积模块,实现缝匠肌图像分割模型的构建。然后,采集羊后腿图像构建数据集训练与测试本文模型,以验证该方法的准确性与实时性。最后,通过旋量法标定相关坐标系的齐次变换矩阵以计算分割路径,并采用主动柔顺控制方法操纵分割机器人进行目标切削运动,验证基于本文方法得到的目标图像开展目标肌肉分割的可行性。

1 材料和方法

1.1 图像采集和预处理

羊带骨后腿图像的采集品种为波尔山羊,采集核心部位为羊后腿内侧的缝匠肌,采集地点为中国农业大学工学院,采集光照条件为室内条形白色LED可调光源,采集设备为Intel RealSense Depth Camera SR300型相机,采集背景为模拟封闭式自主分割工作站环境的黑色无纺布,采集组数为525幅

图像。数据采集时将羊后腿肉通过股骨头和跗骨处的手指气缸固定在一个底座上,手指气缸的中轴线垂直于地面。采用安装在六自由度机器人末端的相机于距夹具中轴平面 0.5 m 处水平拍摄。

对采集的羊后腿肉图像进行预处理,包括图像裁剪和数据集标注。采集的羊后腿肉图像尺寸为 1 920 像素 × 1 080 像素,其中包含较多的背景特征,因此先以左上角坐标为(500,0)、尺寸为 1 000 像素 × 1 000 像素的正方形 ROI 对原图进行裁剪。并对裁剪后的羊后腿图像进行水平翻转、垂直翻转、旋转 180°处理,得到 2 152 幅图像数据。将原始图像调整为 224 像素 × 224 像素,使用 LabelMe 软件对数据集样本中的缝匠肌进行分割掩码的手动标注,标注生成的 json 文件转换为 8 位灰度图作为标签图像。数据集由标签图像和对应的彩色图像组成。试验中,采用 6:2:2 的比例将数据集划分成训练数据集、验证数据集和测试数据集。标注后的羊腿及缝匠肌分割掩码如图 1 所示。

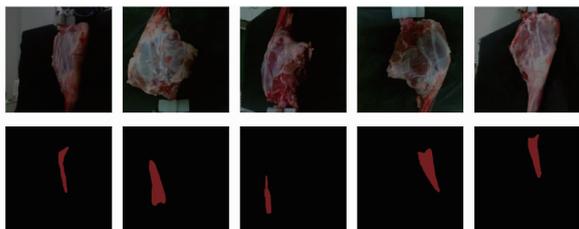


图 1 缝匠肌图像及手工分割掩码示例

Fig. 1 Example of sartorius image and manual segmentation mask

1.2 缝匠肌图像分割模型

为了满足羊肉机器人自主分割工作站路径规划的需要,实现目标肌肉区的实时精准图像分割,本文提出了基于 R2U-Net 模型和紧凑空洞卷积算法的羊带骨后腿肉缝匠肌图像分割方法,实现对表面边界梯度不明显与外形尺寸变化大的缝匠肌图像的分割。该模型由特征编码模块、紧凑空洞卷积模块 (Dense astro convolutional module, DAC)、特征解码

模块、输出模块 4 部分组成,模型框架如图 2 所示。

(1) 特征编码模块的结构

特征编码模块的功能是通过卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN) 从输入图像中提取高级的语义特征。在经典的 U-Net 网络架构中,其特征编码模块由 5 个卷积块组成,每个卷积块包括 2 个卷积层和 1 个最大池化层 (Max pooling layer, MPL),U-Net 卷积块的结构如图 3a 所示。本文方法使用循环残差卷积块结构替换 U-Net 特征编码模块中的卷积块。本文的特征编码模块由 5 个卷积块组成,每个卷积块包含 1 个循环残差卷积块 (Recurrent residual convolutional block, RRCB) 和 1 个 MPL。每个循环残差卷积单元包含 2 个循环卷积层 (Reccurent convolutional layer, RCL)。单个 RCL 包含 3 个循环子序列,其结构如图 3c 所示,图中 T 为循环次数,其计算式为

$$\begin{cases} {}^{k(l)}o_{ij}(t) = (w_f^k)^T x_{f(i,j)}^l(t) + (w_r^k)^T x_{r(i,j)}^l(t-1) + b_k \\ F(x_l) = f({}^{k(l)}o_{ij}(t)) = \max(0, {}^{k(l)}o_{ij}(t)) \\ x_{l+1} = x_l + F(x_l) \end{cases} \quad (1)$$

式中 k ——RCL 中的特征图序号

l ——RRC 中的 RCL 序号

x ——循环残差单元的输入特征图

w_f^k ——第 k 个特征图中 x 的权重

w_r^k ——第 k 个特征图中前次循环输出的权重

f ——ReLU 激活函数

F ——RCL 的输出特征

o ——循环子序列输出的特征图

i, j ——输入特征图中行、列序号

t ——循环次数

b_k ——偏差补偿

与 U-Net 原本的卷积块相比,本文的卷积块结构既保留了 U-Net 网络参数较少的特点,又通过循环残差结构避免了梯度消失。

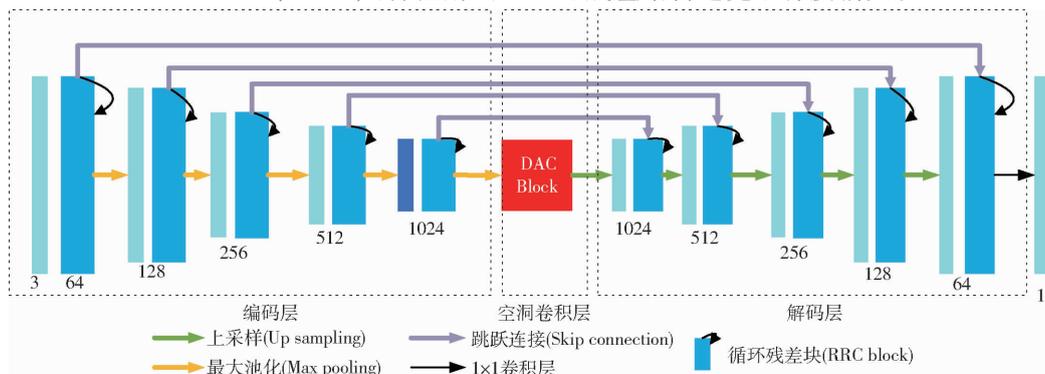


图 2 缝匠肌分割模型

Fig. 2 Segmentation model of sartorius muscle

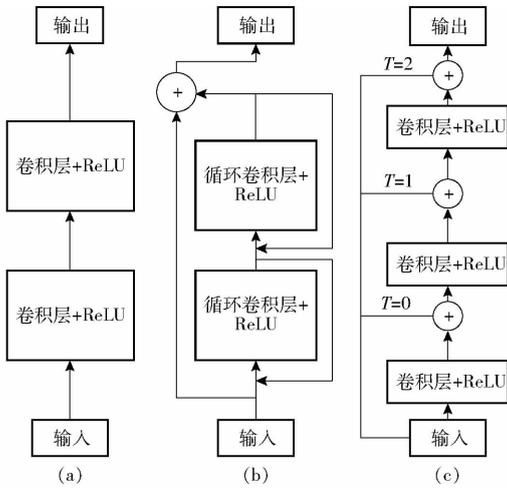


图3 循环残差卷积块结构

Fig.3 Structure of recurrent residual convolution block

(2) 空洞卷积模块的结构

为实现多尺度特征图的融合以适应羊只后腿尺度上的多变,在特征编码模块和特征解码模块之间添加一个 DAC 对高级语义特征图进行编码^[17]。该模块对同一特征图采用 4 个空洞卷积分支进行卷积处理,模块的结构如图 4 所示。各分支分别包含 1、2、3、4 个空洞卷积层,空洞卷积的计算式为

$$t_i = \sum_k u_{i+rk} v_k \quad (2)$$

式中 u ——紧凑空洞卷积输入的特征图

v ——卷积系数

r ——空洞率,即卷积的步长

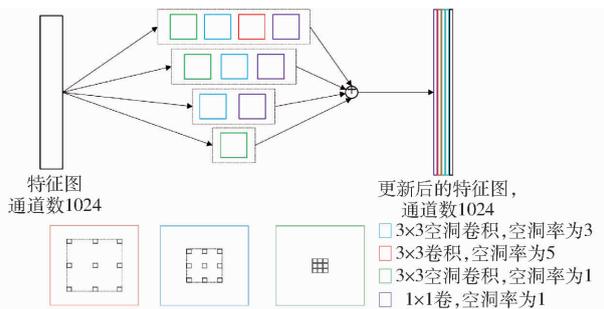


图4 空洞卷积模型

Fig.4 Model of atrous convolution block

各分支的感受野大小分别为 3、7、9、19,较大的感受野实现提取大尺度目标的特征,较小的感受野提取小目标的特征。将输出的特征图直接相加输出尺度融合以后的特征图。

(3) 特征解码模块的结构

特征解码模块的功能是将特征编码模块和上下文提取模块中提取的低分辨率的高级语义特征恢复成高分辨率的图像特征。常用的特征解码操作包括反卷积和上采样。常规的 U-Net 特征解码模块设置了 5 个卷积块,每个卷积块都包含: 1 个上采样层 (Up-sampling layer), 1 个 2×2 的转置卷积层

(Up-convolution layer), 1 个级联层, 2 个 3×3 的卷积层。本文使用循环残差卷积块结构替换 U-Net 特征解码模块中的卷积块。其中,每个卷积块由 1 个上采样层、1 个 2×2 的转置卷积层、1 个级联层和 1 个循环残差卷积单元组成。上采样层转置卷积层 U-Net 相同。为了解决特征编码过程的最大池化操作和卷积操作造成的局部细节信息丢失和分辨率下降的问题,在 U-Net 这类 U 形网络架构中,通过跳跃连接 (Skip connection) 将特征编码过程的特征图和特征解码过程恢复的特征图进行特征融合,对损失的局部细节信息进行补偿,本文保留了这一结构。

(4) 输出模块

本文使用的模型最后一层为输出层,该层通过对特征图进行 1×1 卷积操作,将 64 通道的特征图输出为 n 通道的特征图, n 为分类的个数,取值为 1。在输出层后连接 Sigmoid 激活函数,得到每个像素属于缝匠肌的概率特征图,再将其转换为二值图像输出作为分割结果。

1.3 去骨路径规划

(1) 切削坐标系的标定

刀具坐标系的原点为刀尖,刀具坐标系在 $\{b\}$ 中的位置 $({}^b x_t, {}^b y_t, {}^b z_t)$ 通过机器人控制器读取,为方便使用旋量法^[18-19]进行计算,将刀具在 $\{b\}$ 中的位置表示为列向量 ${}^b p_t$ 的形式,即

$${}^b p_t = [{}^b x_t \quad {}^b y_t \quad {}^b z_t \quad 1]^T \quad (3)$$

式中 ${}^b x_t, {}^b y_t, {}^b z_t$ ——刀尖在机器人基座坐标系下的坐标值

${}^b p_t$ ——刀尖在机器人基座坐标系下的平移向量

以夹爪的中心为坐标原点,建立平行于机器人基座坐标系 $\{b\}$ 的夹爪坐标系 $\{m\}$,通过示教器操控机器人移动使刀尖与夹爪中点接触,此时机器人基座坐标系 $\{b\}$ 到 $\{m\}$ 的齐次变换矩阵 ${}^b T_m$ 满足

$${}^b T_m = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & {}^b p_t \\ & & 1 & \\ 0 & & & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 ${}^b T_m$ —— $\{b\}$ 到 $\{m\}$ 的齐次变换矩阵

点云坐标系 $\{v\}$ 、机器人基座坐标系 $\{b\}$ 、夹爪坐标系 $\{m\}$ 的位置关系如图 5 所示。通过 SR300 的数据流直接读取彩色图像坐标对应的点云坐标。SR300 相机安装在机器人末端执行器上,根据手眼视觉标定理论得到机器人基座坐标系 $\{b\}$ 到点云坐标系 $\{v\}$ 的齐次变换矩阵 ${}^b T_v$ 。

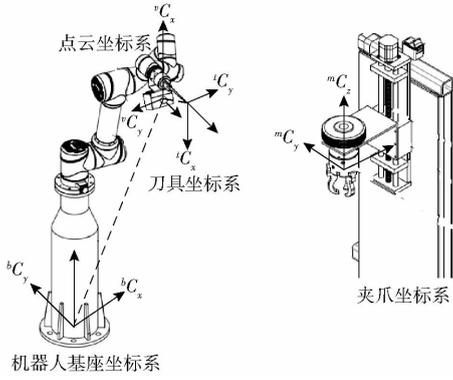


图 5 坐标系转换

Fig. 5 Transformation of coordinators

通过缝匠肌图像分割模型获取缝匠肌区域,将其尺寸还原至裁剪前的原图尺寸。在还原图像坐标系中提取缝匠肌上端左侧边缘点 o 、上端中点 b 、下端中点 a 的坐标。通过 SR300 相机的数据流读取点云坐标系 $\{v\}$ 下的点 o 和点 a 对应点的坐标 $({}^v x_o, {}^v y_o, {}^v z_o)$ 和 $({}^v x_a, {}^v y_a, {}^v z_a)$, 对应的列向量为 ${}^v \mathbf{p}_o$ 和 ${}^v \mathbf{p}_a$ 。以点 o 为原点建立平行于 $\{m\}$ 的 z 轴, 法线为点 o 到 $\{m\}$ 的 z 轴的垂线的切削坐标系 $\{l\}$ 。点 o 在夹爪坐标系中的坐标 ${}^m \mathbf{p}_o$ 计算公式为

$$\begin{cases} {}^m \mathbf{p}_o = {}^m \mathbf{T}_v {}^v \mathbf{p}_o = {}^b \mathbf{T}_m^{-1} {}^b \mathbf{T}_v {}^v \mathbf{p}_o \\ {}^v \mathbf{p}_o = [{}^v x_o \quad {}^v y_o \quad {}^v z_o \quad 1]^\top \\ {}^m \mathbf{p}_o = [{}^m x_o \quad {}^m y_o \quad {}^m z_o \quad 1]^\top \\ {}^m \mathbf{T}_v, {}^b \mathbf{T}_m, {}^b \mathbf{T}_v \in SE(3) \end{cases} \quad (5)$$

式中 ${}^m \mathbf{p}_o$ ——点 o 在夹爪坐标系中的坐标

${}^v \mathbf{p}_o$ ——点 o 在点云坐标系中的坐标

${}^b \mathbf{T}_v$ ——机器人基座坐标系 $\{b\}$ 到点云坐标系 $\{v\}$ 的齐次变换矩阵

$\{m\}$ 到 $\{l\}$ 的旋转算子 ${}^m \mathbf{R}_l$ 计算公式为

$${}^m \mathbf{R}_l = \begin{bmatrix} \frac{{}^m x_o^2}{\sqrt{{}^m x_o^2 + {}^m y_o^2}} & -\frac{{}^m y_o^2}{\sqrt{{}^m x_o^2 + {}^m y_o^2}} & 0 \\ \frac{{}^m y_o^2}{\sqrt{{}^m x_o^2 + {}^m y_o^2}} & \frac{{}^m x_o^2}{\sqrt{{}^m x_o^2 + {}^m y_o^2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

则可得到 $\{l\}$ 到 $\{m\}$ 的齐次变换矩阵 \mathbf{T} , 进而计算缝匠肌下 endpoint a 在切削坐标系中 $\{l\}$ 的位置 ${}^l \mathbf{p}_a$, 计算公式为

$$\begin{cases} {}^l \mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} {}^m \mathbf{R}_l & {}^m \mathbf{p}_o \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ [{}^l x_a \quad {}^l y_a \quad {}^l z_a \quad 1]^\top = {}^l \mathbf{p}_a = {}^l \mathbf{T}_m {}^m \mathbf{p}_a \end{cases} \quad (7)$$

(2) 切削路径的计算

在羊后腿去骨分割的肌肉分割工序中,缝匠肌区域是最重要的目标肌肉区。羊后腿去骨分割中肌

肉分割过程如图 6 所示为:识别定位缝匠肌上端中点 b 、下端中点 a ;对齐股骨和缝匠肌中点;沿缝匠肌上端中点插入羊腿至刀刃与股骨接触,如图中 b 至 b_1 所示;沿缝匠肌从上至下进行分割;横向将膝关节上连接的肌肉切开。

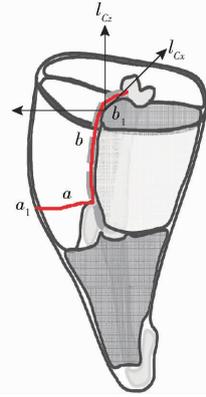


图 6 去骨分割路径图例

Fig. 6 Legend of boneless segmentation path

刀具与 $\{l\}$ 的 x 轴平行,以实现股骨和缝匠肌的对齐。在坐标系 $\{l\}$ 的 $y-z$ 平面上计算切削路径。点 a 与 b 点在 $y-z$ 平面上的投影分别为 $({}^l y_a, {}^l z_a)$ 和 $({}^l y_b, {}^l z_b)$, 切削深度 h 的计算公式为

$$h = \sqrt{{}^m x_o^2 + {}^m y_o^2} \quad (8)$$

在刀刃不与股骨接触的情形下,切削路径包括切入段、纵切段、转换段和横切段。切入段的起点是 b 点,运动方向沿 $\{l\}$ 的 x 轴正向,行程是 h ,切入段的终点为 b_1 。纵切段的起点是 b_1 ,运动方向沿 ab 连线的方向。横切段路径为平行于 $\{l\}$ 的 y 轴,方向为 y 轴正向, z 轴坐标为 ${}^l z_a$ 。转换段为半径为 20 mm 的圆弧,用于连接纵切段和横切段。将分割路径离散化并表示于机器人基座坐标系,导入 ROS 系统的 moveit 工具箱进行轨迹规划,得到机器人的运动轨迹。

1.4 机器人力/位混合控制方法

由于切削过程中刀刃可能与股骨接触,在 1.3 节路径规划的基础上,本文采用在机器人腕部安装六维力传感器的方式进行机器人力/位混合控制^[20]。其中,该控制方法将机器人的 6 个自由度划分为正交的两个子空间,其中一个子空间中使用力控制,另一个子空间使用位置控制^[21-22]。本文中股骨视为刚体,将刀具与股骨曲面的接触视作点接触,当不考虑肌肉造成的阻力时,分割机器人仅受到来自股骨的力约束,为了避免与股骨碰撞,将刀具的 z 轴和 y 轴设为力学约束,刀具的其他轴设为运动学约束,则刀具所受的约束如图 7 所示。

刀具的力、位空间选择矩阵为

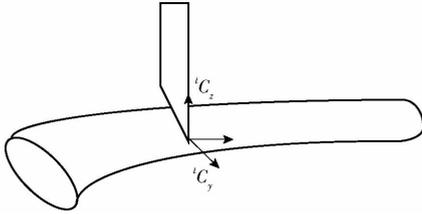


图7 刀具约束图例

Fig. 7 Legend of tool constraints

$$S_f = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$S_v = E_{6 \times 6} - S_f \quad (10)$$

刀具的力空间下的控制采取导纳控制^[23]的方法,控制律为

$$q = \frac{\iint \left(kdp + c \frac{dp}{dt} + e + k_p e + k_i \int_0^t e dt + k_d \frac{de}{dt} \right) dt dt}{m} \quad (11)$$

式中 k ——弹性系数 c ——阻尼系数
 m ——惯性系数 p ——刀具位置
 k_p, k_i, k_d ——PID 系数 q ——刀具位姿
 e ——刀具作用力的误差

2 试验结果与分析

2.1 缝匠肌分割模型的训练与评价指标

本文构建了基于改进 U-Net 语义分割网络的缝匠肌图像分割模型。硬件环境为 GeForce RTX2060 SUPER 显卡,8 GB 显存,16 GB 内存,AMD R1500X 处理器。训练过程中使用 CUDA 加速,模型一共迭代 150 次。使用 Sigmoid 交叉熵函数作为损失函数,使用 ADAM 优化器进行优化,使用 Kaiming 初始化方法^[24]对模型进行初始化。使用精确度 (Precision, P)、交并比 (Intersection over union, IOU) 以及平均精确度 (Average precision, AP) 作为缝匠肌图像分割模型的评估指标。训练过程中 P、IOU 随迭代次数的变化曲线如图 8 所示。

2.2 缝匠肌图像分割结果

为验证所提出的基于 U-Net 语义分割网络的缝匠肌分割方法的准确性与实时性,本文使用同一训练集训练 U-Net、AttU-Net^[25]、R2U-Net 模型,与本文所改进模型进行试验对比。测试数据集共包含 421 组羊后腿图像。使用测试数据集进行对比试验,图 9 为缝匠肌的分割样例,第 1 行图像为训练标签,第 2 行图像为本文方法的分割结果,分析可知本

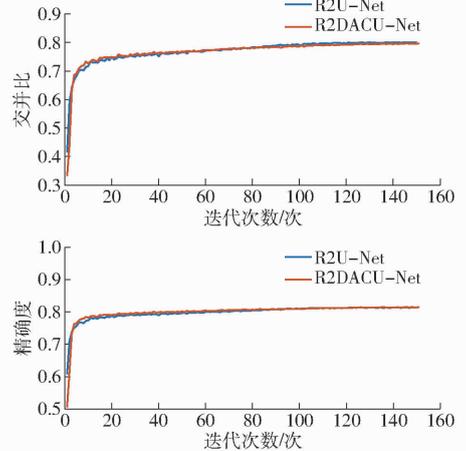


图8 训练过程中精确度、交并比曲线

Fig. 8 Curves of accuracy and intersection ratio in process of training

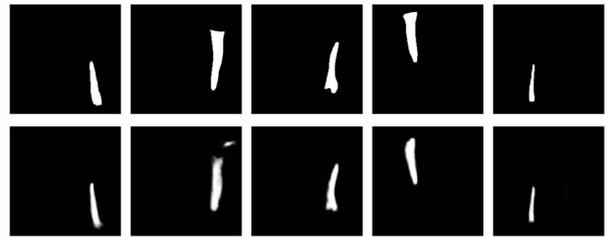


图9 缝匠肌分割结果样例

Fig. 9 Example of sartorius muscle segmentation results

文方法可以较好地分割出缝匠肌图像并保留其轮廓完整性,验证了本文方法分割缝匠肌的准确性。

4 种分割模型的方法评价指标试验结果如表 1 所示。本文方法在羊后腿缝匠肌数据集上精确度可达到 85.37%,当 IOU 为 0.858 8 时,本文方法的 AP 为 0.982 0,优于 R2U-Net 的各指标值,说明本文方法可准确分割出缝匠肌图像,优于 U-Net、R2U-Net、AttU-Net 算法。本文分割模型的单样本检测时间平均仅为 82 ms,可满足羊肉自主分割机器人工作站流水线作业的实时性要求。

表1 4种方法在羊后腿数据集上的测试结果

Tab.1 Test results of four methods on sheep

hind leg data set

方法	IOU	AP
U-Net	0.856 5	0.959 4
R2U-Net	0.832 4	0.977 5
AttU-Net	0.706 1	0.959 5
本文方法	0.858 8	0.982 0

2.3 机器人实机分割试验

为验证本文方法的可行性,采用如图 10 所示的分割机器人装置进行试验验证。该装置由分割机器人、相机和夹持装置组成。分割机器人为六自由度工业机器臂,其末端与力传感器的一端连接,力传感器的另一端与刀具连接,实时采集刀具所受的力。



图 10 机器人实机切割现场图

Fig. 10 Robot operation field site

此次试验验证采用 5 条羊带骨后腿肉, 将基于本文图像处理方法预测的轨迹输入到机器人系统进行分割, 平均切削时间约 7.9 s, 试验结果如表 2 所

表 2 切削运动偏移距离测试结果

Tab. 2 Test results of cutting movement offset distance

序号	平均偏移距离	最大偏移距离
1	4.10	5.50
2	4.50	5.80
3	4.40	5.70
4	4.50	5.90
5	4.30	5.60
平均值	4.36	5.70

示。1 号样本的误差最小, 其平均偏移距离为 4.10 mm, 最大偏移距离为 5.50 mm; 4 号样本的误差较大, 平均偏移距离达到 4.50 mm, 最大偏移距离为 5.90 mm, 可满足羊后腿去骨分割的精度要求。

3 结论

(1) 针对羊后腿自主去骨分割问题, 提出了基于 R2U-Net 语义分割网络和紧凑空洞卷积的羊后腿分割目标肌肉区识别方法, 可适应羊后腿图像多尺度、表面组织特征干扰多的特点, 适用于机器人自主分割系统。

(2) 采集羊后腿图像构建数据集训练与测试本文模型, 当交并比为 0.858 8 时, 本文方法平均精确度为 0.982 0, 优于 R2U-Net 的 (0.832 4, 0.977 5); 平均单样本检测时间为 82 ms, 说明本文方法可快速、准确分割出缝匠肌图像, 满足机器人自主分割系统的实时性要求, 优于 U-Net、R2U-Net、AttU-Net 算法。

(3) 在本文方法得到的缝匠肌图像基础上开展机器人实机分割试验, 机器人对 5 条羊后腿的平均切削时间为 7.9 s, 平均偏移距离为 4.36 mm, 最大偏移距离不大于 5.90 mm, 满足羊后腿去骨分割的精度要求。

参 考 文 献

- [1] 郭楠, 叶金鹏, 王子骥, 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)
- [2] CHOI S, ZHANG G, FUHL BRIGGE T, et al. Applications and requirements of industrial robots in meat processing[C]// IEEE International Conference on Automation Science & Engineering, Madison, 2013.
- [3] 杨璐, 刘佳琦, 周海波, 等. 面向畜禽加工的智能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)
- [4] PURNELL G, MADDOCK N A, KHODABANEDHLOO K. Robot deboning for beef forequarters[J]. Robotica, 1990, 8(4): 303-310.
- [5] 李振强, 王树才, 赵世达, 等. 基于机器视觉和机器学习的羊骨架自动分割方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(6): 125-132. LI Zhenqiang, WANG Shucai, ZHAO Shida, et al. The calculation methods of goat trunk's segmentation trajectory based on machine vision and machine learning[J]. Food & Machinery, 2020, 36(6): 125-132. (in Chinese)
- [6] HU A P. Intelligent automation of poultry deboning[J]. Food Science & Technology, 2013, 27(4): 36-38.
- [7] NABIL E, BELHASSEN-CHEDLI B, GRIGORE G, et al. Soft material modeling for robotic task formulation and control in the muscle separation process[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2015, 32: 37-53.
- [8] 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, 2010, 37(6): 532-541.
- [9] 刘毅, 丛明, 刘冬, 等. 基于改进遗传算法与机器视觉的工业机器人猪腹剖切轨迹规划[J]. 机器人, 2017, 39(3): 377-384. LIU Yi, CONG Ming, LIU Dong, et al. Trajectory planning for porcine abdomen cutting based on an improved genetic algorithm and machine vision for industrial robot[J]. Robot, 2017, 39(3): 377-384. (in Chinese)
- [10] ALBERTO G, SERGIO O, SERGIU O, et al. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2018, 70: 41-65.
- [11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//

- International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Munich, 2015.
- [12] ALOM M Z, HASAN M, YAKOPCIC C, et al. Recurrent residual convolutional neural network based on U-Net (R2U-Net) for medical image segmentation[J]. *Journal of Medical Imaging*, 2019, 6(1): 014006.
- [13] XIAO X, LIAN S, LUO Z, et al. Weighted Res-UNet for high-quality retina vessel segmentation [C] // International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME), Hangzhou, 2018.
- [14] GU Zaiwang, CHENG Jun, FU Huazhu, et al. CE-Net: context encoder network for 2D medical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(10): 2281-2292.
- [15] HUANG Huimin, LIN Lanfen, TONG Ruofeng, et al. UNet 3+: a full-scale connected UNet for medical image segmentation [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Barcelona, 2020.
- [16] 赵世达, 王树才, 李振强, 等. 基于U型卷积神经网络的羊肋排图像分割[J]. *食品与机械*, 2020, 36(9): 116-121, 154. ZHAO Shida, WANG Shucai, LI Zhenqiang, et al. Image segmentation of sheep ribs based on U-shaped convolutional neural network[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(9): 116-121, 154. (in Chinese)
- [17] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848.
- [18] 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/OL]. *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/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 419-426. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200349&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.049. (in Chinese)
- [19] 李盛前, 谢小鹏. 基于旋量理论和Sylvester结式法的6自由度机器人逆运动学求解分析[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(20): 48-54. LI Shengqian, XIE Xiaopeng. Analysis of inverse kinematic solution for 6R robot based on screw theory and Sylvester resultant [J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(20): 48-54. (in Chinese)
- [20] SCHUMACHER M, WOJTUSCH J, BECKERLE P, et al. An introductory review of active compliant control[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 119: 185-200.
- [21] MASON M T. Compliance and force control for computer controlled manipulators[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics*, 1981, 11(6): 418-432.
- [22] HOU Y, MASON M T. Robust execution of contact-rich motion plans by hybrid force-velocity control [C] // Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation. Montreal, 2019.
- [23] 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/OL]. *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/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 386-393. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200345&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.045. (in Chinese)
- [24] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on ImageNet classification [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, 2015.
- [25] OKTAY O, SCHLEMPER J, FOLGOC L L, et al. Attention U-Net: learning where to look for the pancreas[J/OL]. 2018. <https://arxiv.org/abs/1804.03999>.