

基于 U-Net 神经网络的禽翅图像分割方法

冯科^{1,2*}, 吴晓雯³

(¹ 武汉轻工大学机械工程学院, 湖北 武汉 430000; ² 湖北菲利华石英玻璃股份有限公司, 湖北 荆州 434000; ³ 湖北大学计算机学院, 湖北 武汉 430000)

摘要: 以家禽为研究对象, 提出一种基于 U-Net 神经网络的禽翅图像分割算法。采集家禽样本图像, 经预处理、归一化后, 建立家禽图像数据集。先将家禽图像进行卷积和池化, 对特征图通过反卷积操作进行上采样, 再把上采样结果和对应大小的下采样结果进行融合, 从而实现家禽图像语义分割; 采用分割精度 (ACC)、Dice 系数、交并比 (IOU) 3 种指标判断网络的分割性能。山鸡、芦花鸡、麻鸭和大石鸡家禽在评估指标上结果与乌鸡类似, 乌鸡试验结果表明: U-Net 分割禽翅图像 ACC、Dice 系数、IOU 分别为 93.64%, 87.52%, 81.24%。对比 3 种经典图像语义分割方法 SegNet、FCN-16s、FCN-8s, U-Net 的交并比 (IOU) 较上述 3 种方法分别高出 15.83%、8.89%、8.12%, Dice 系数高出上述 3 种方法 8% 左右, 分割精度 (ACC) 分别提高了 6.7%、3.12%、2.57%, 且 U-Net 在分割时间上较其他 3 种方法较优, 平均运行时间达到 0.13s 左右, 比次优的 SegNet 方法缩短 50ms 左右。

关键词: 禽翅; 图像分割; 深度学习; U-Net

DOI: <https://doi.org/10.71411/ai.2025.v1i1.1133>

Deep learning based image segmentation algorithm for poultry wings

Feng Ke^{1,2*}, Wu Xiaowen³

(¹ Wuhan Polytechnic University, School of Mechanical Engineering, Wuhan, Hubei, 430000, China; ² Hubei Feilihua Quartz Glass Co., Ltd, JingZhou, Hubei, 434000, China; ³, Hubei University, School of Computer Science Wuhan, Hubei, 430000, China)

Abstract: Based on the u-convolutional neural network (U-convolutional neural network), an algorithm for poultry wing image segmentation was proposed. The poultry sample images were collected, and the poultry image dataset was established after preprocessing and normalization. The U-Net segmentation network model was obtained by transfer learning. Firstly, the poultry images were convolved and pooled, and the feature images were up-sampled by deconvolution operation, and then the up-sampled results were fused with the down-sampled results of the corresponding size, so as to realize the semantic segmentation of poultry images. Segmentation accuracy (ACC), Dice coefficient and intersection ratio (IOU) were used to judge the segmentation performance of the network. The results of evaluation indexes of pheasant, Luhua chicken, ma duck and Big stone chicken were similar to those of black chicken. The t-

作者简介: 冯科 (1998-), 男, 湖北荆州, 硕士, 研究方向: 人工智能

吴晓雯 (1998-), 女, 湖北荆州, 硕士, 研究方向: 人工智能

通讯作者: 冯科, 通讯邮箱: 2325730274@qq.com

est results of black chicken showed that ACC, Dice coefficient and IOU of U-Net segmentation of poultry wing image were 93.64%, 87.52% and 81.24%, respectively. Compared with the three classical image semantic segmentation methods SegNet, FCN-16S and FCN-8S, the union ratio (IOU) of U-Net is 15.83%, 8.89% and 8.12% higher than the above three methods, and the Dice coefficient is about 8% higher than the above three methods. The segmentation accuracy (ACC) was improved by 6.7%, 3.12% and 2.57%, respectively. U-Net is better than the other four methods in terms of segmentation time, with an average running time of about 0.13s, which is about 50ms shorter than the suboptimal SegNet method.

Keywords: bird wings; Image segmentation; Deep learning; U-Net

引言

随着全球家禽需求量逐步增长, 我国家禽产量需求也在以每年 8% 左右的速度稳定增长, 对家禽的需求提高, 提高家禽屠宰过程中的效率是极为重要的。

家禽屠宰行业中对禽翅的需求量大。在分翅工作中, 国内多采用人工分翅的方法, 不仅效率低, 而且分翅的精确度也不高, 极易对翅膀部位造成伤害。因此, 大量屠宰场寻求采用图像分割的方法, 对禽翅图像进行识别分割。王新鑫等对经典卷积神经网络及 YOLOV5 网络进行研究, 针对畜禽动物识别模型识别精度较低等问题提出改进方法^[1]。蔡璐结合家禽胴体的内脏长度与胴体长度的比例关系, 完成了家禽胴体切割曲线的预测^[2]。彭先辉等采用目标检测模型 YOLOV4-CSPDarknet53, 提出了针对鸡部位的分类检测方法, 为实现家禽屠宰加工及加工流水线的高效自动化奠定了坚实的基础^{[3][4]}。陶凯等在现有的家禽自动净膛技术基础上引入了机器视觉技术, 通过获取输送线上家禽胴体的相关位置坐标信息以指导净膛机械手准确进入家禽腹腔内, 机械手跟随家禽胴体同步运行, 实现在线净膛工作^{[5][6][7]}。

近年来, 图像分割技术常用于禽蓄部位的识别及分割^{[8][9][10]}, 用于家禽的图像分割技术也越来越受到关注。在对家禽的图像分割中, 常用到 U-Net、SegNet、FCN、Mask RCNN, DeepLabv3+ 等深度学习算法^{[11][12]}。在采用一些经典的算法进行图像分割时, 可能无法达到预期效果或操作较繁琐, 针对此类问题, 需根据实际的需求选择合适的图像分割算法。卜文斌等采用了一种基于大津法改进的图像分割方法, 该方法能较好地保存图像的细节, 图像边缘受光不均匀部分也能进行很好地分割^[13]。Goyal 利用同一全卷积网络 (FCN), 通过对黑色素瘤、角膜及良性病变三类目标进行联合训练, 实现了网络对这三类目标同步分割的能力, 使得网络能够同时对三种目标进行分割^[14]。Zhou X 通过将全卷积网络 (FCN) 与多数投票算法进行结合, 成功从人体躯干 CT 图像中分割出 19 个不同目标^[15]。该方法首先利用二维 CT 切片图像训练 FCN 网络, 进而采用三维多数投票算法对初步分割结果进行集成表决, 最终得到优化的分割效果。Shelhamer Evan 等将全卷积神经网络运用于各种农作物研究, 皆取得较好的效果^{[16][17]}。

本试验以家禽为研究对象, 提出一种基于 U-Net 神经网络的禽翅图像分割方法, 旨在提升禽翅图像分割的准确率。

1 材料与方 法

1.1 原料选取与处理

数据采集使用型号 DS-2DC2204IW-D3/W 海康威视 MINI PT2 摄像头, 参数 25mm F2.0 4/3" C 的海康 SA2520M-10MP 型号镜头。选取乌鸡、山鸡、芦花鸡、麻鸭和大石鸡进行图像采集, 如图 1 所示。本文方法是基于 Keras 和 Tensorflow 实现。

观察原始图像, 能发现图像上均匀分散有噪声, 影响观察及后续操作, 故先对图像进行预处

理, 使用高斯模糊去噪, 高斯模糊能消除噪声且边缘留存完整, 接着对图像进行灰度处理, 处理完的图像即可进行下一步的操作。

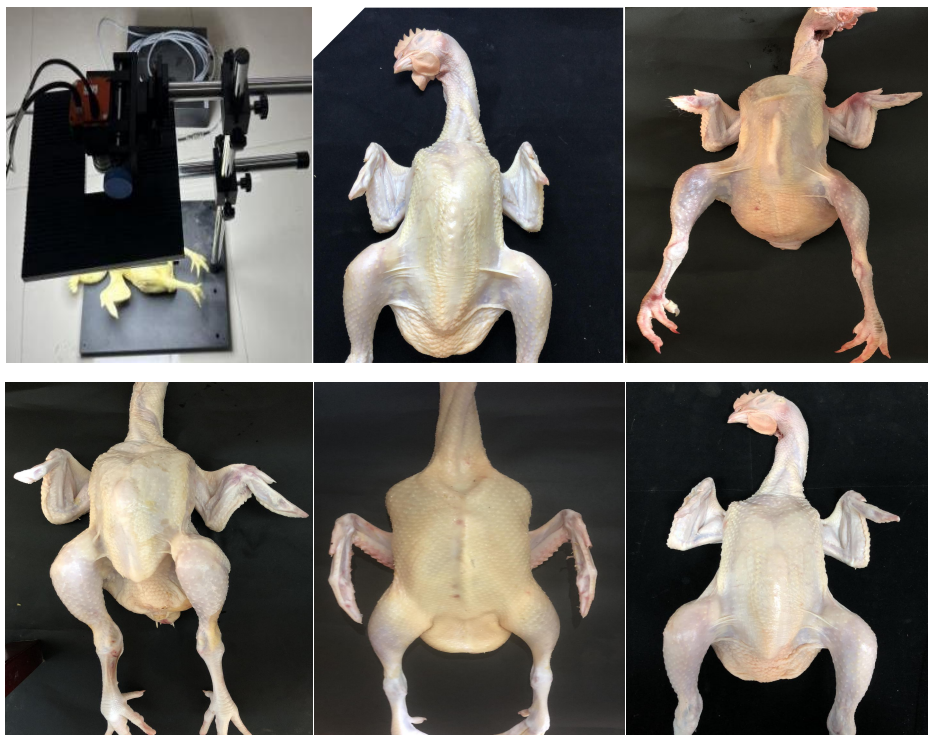


图 1 图像采集装置和原始图像

1.2 U-Net 网络禽翅图像数据集建立及模型构建

U-Net 网络能从极少的训练图像中, 依靠数据增强将有效的标注数据更为有效地使用。使用 Labelme 工具进行图像标注, 对 3200 张原始家禽图像中禽翅区域和背景进行标注, 得到家禽数据集, 文章将数据划分为 2320 张训练集、260 张验证集及 620 张测试集。为加速模型训练收敛, 输入图像被统一缩放至 512×512 像素, 并进行了归一化预处理。

U-Net 神经网络的结构主要包括编码器、跳跃连接和解码器三个部分。编码器通过重复的卷积操作与四次下采样, 逐步提取图像的浅层特征并缩小其空间尺寸^[18]。解码器则通过相应的卷积与四次上采样操作, 逐步恢复图像尺寸并提取深层特征, 从而优化分割结果。此外, 为提高对图像细节特征的捕获能力, 网络引入了跳跃连接机制, 即将编码阶段获取的特征图与解码阶段相应层级的特征图进行拼接, 从而有效融合浅层与深层特征, 进一步提升分割精度^[19]。

U-Net 整体的流程是编码和解码 (encoder-decoder)。U-Net 网络前半部分就是特征提取, 后半部分是上采样。由于网络的整体结构形似大写的英文字母“U”, 因此该模型被命名为 U-Net。在 U-Net 的左半部分, 每个下采样模块包含两个 3×3 卷积层 (均使用 ReLU 激活函数) 以及一个 2×2 最大池化层。右半部分则依次由上采样卷积层 (转置卷积)、特征拼接操作以及两个 3×3 卷积层 (ReLU 激活) 重复构成^[20], 具体结构如图 2 所示。

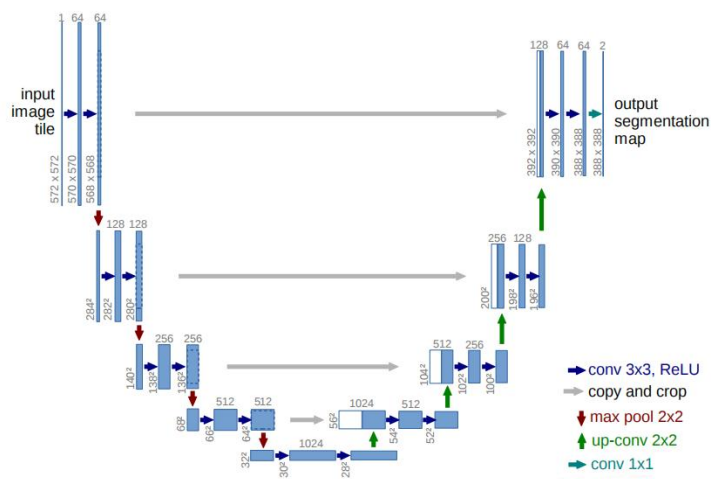


图 2 U-Net 网络结构图

Encoder 由卷积操作和下采样操作组成，网络所用的卷积层为 3x3 卷积核，padding 为 0，striding 为 1，因为卷积过程中没有 padding，所以每次卷积之后 feature map 的 hwxw 就会缩小。另外，每一次下采样后 U-Net 都会把特征通道的数量加倍。两次卷积之后会有一个 stride 为 2 的 max pooling，所以之后得到的 feature map 的大小就会变成 1/2 (h,w)。在编码器中，上述下采样过程共进行五次，其中最后一次不执行池化操作，而是将特征图直接传递至解码器。在解码器中，特征图通过上采样与跳跃连接等关键步骤逐步恢复至原始分辨率^[21]，该过程如图 3 所示。

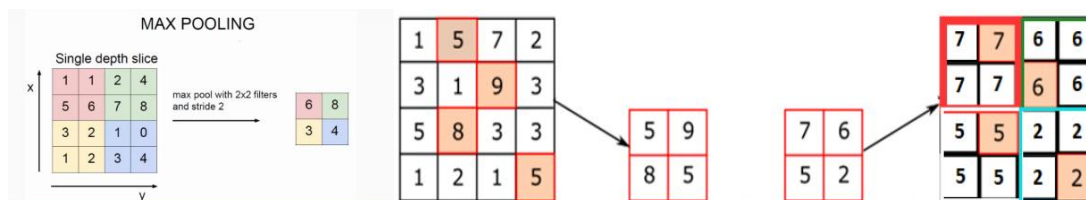


图 3 MaxPooling 和 Unsampling

除了上述的特征融合方式，U-Net 网络还有以下几个优点：通过五次池化操作，网络能够实现对图像多尺度特征的识别。在上采样阶段，通过融合编码器对应层级的特征输出，实现了多尺度特征的整合。以最后一个上采样步骤为例，其输入同时包含来自首个卷积块输出的同尺度特征，以及前一上采样层输出的大尺度特征。此类跨层级特征融合贯穿整个网络，共进行四次，这与仅在末端进行一次特征融合的全卷积网络形成了明显对比。

1.3 主流算法介绍

在 U-Net 之前，则是更老的 FCN 网络，现在还有 Segnet, Mask RCNN, DeepLabv3+ 等网络。全卷积网络 (FCN) 首次将卷积神经网络应用于语义分割任务，为后续诸多算法奠定了重要基础^[22]。以 FCN-16s 为例，其将最后一个特征图 (即 pool5 的输出) 通过步长为 2 的 3x3 反卷积 (参数可学习) 进行 2 倍上采样，得到的结果与 pool4 的输出相加——二者尺寸均为原图的 1/16。随后，该融合特征再经过 16 倍上采样，最终生成与原图尺寸一致的分割结果。而 FCN-8s 则在 FCN-16s 的基础上，进一步将 1/16 尺寸的特征图进行 2 倍上采样，并与 pool3 的输出融合，得到原图 1/8 大小的特征图，最后通过 8 倍上采样输出最终分割图^[23]。SegNet 于 2015 年被提出，

其模型结构较为简洁直接。该网络在编码和解码阶段均采用了 VGG16 的前 13 层卷积层, 从而使编码器与解码器各层形成相对应关系^[24]。

1.4 评价指标

评价指标是衡量算法性能的直接依据, 本文主要采用以下三种常用指标对分割结果进行评估: 分割精度 (ACC)、Dice 系数以及交并比 (IOU)。上述 3 种指标数学定义如下:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (2)$$

$$IOU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (3)$$

式中: 真正例 (TP) 表示实际为正例的样本被模型正确预测为正例; 假正例 (FP) 表示实际为反例的样本被模型错误预测为正例; 假反例 (FN) 表示实际为正例的样本被模型错误预测为反例; 真反例 (TN) 表示实际为反例的样本被模型正确预测为反例。基于上述判据, 可综合计算多项指标, 从而全面反映模型的分类性能。

1.5 对比模型设计

本文采用 U-Net、SegNet、FCN-16s、FCN-8s 几种基准模型进行实验对比, 这些模型均为编码器-解码器结构。其中, Unet 和 Segnet 模型是图像分割方法中的经典方法, FCN 将传统 CNN 中的全连接层转化成一个个的卷积层。网络模型结构对比如表 1 所示。

表 1 网络模型结构对比

方法	全卷积网络	编码器结构	解码器结构
U-Net	√	5 个卷积块 (含瓶颈层, 共 8 个卷积层)	与编码器对应层进行跳跃连接的转置卷积 (反卷积)
SegNet	√	VGG16	利用编码器保存的最大池化索引进行上采样, 再通过卷积层进行特征细化
FCN-16s	√	VGG16 为主网络	融合 pool4 与 pool5 特征, 通过转置卷积进行上采样, 权重可由双线性插值初始化
FCN-8s	√	VGG 为主网络	融合 pool3、pool4、pool5 多尺度特征, 通过转置卷积进行上采样, 权重可由双线性插值初始化

2 结果与分析

为验证本文所提方法的优劣, 与 SegNet、FCN-16s、FCN-8s 分割方法进行对比, 并以新鲜乌鸡胴体进行了样机试验, 样机试验如图 4 所示。

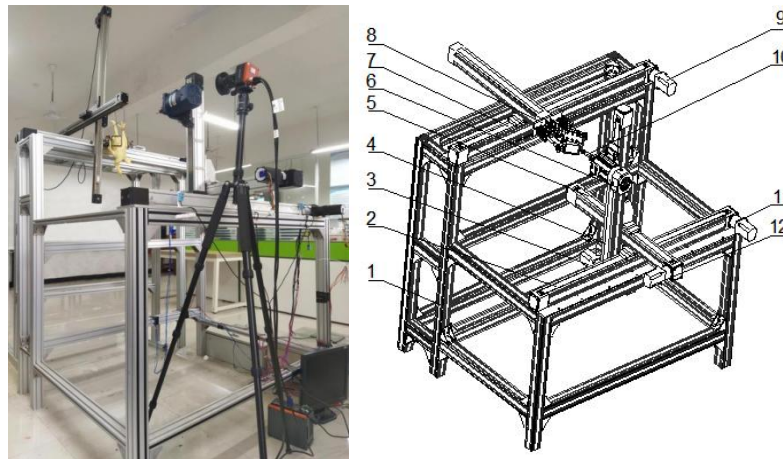


图 4 样机试验三维结构图和实物图

由家禽图像分割结果可知，本文提出的 U-Net 方法在 Dice 系数、分割精度 (ACC)、交并比 (IOU) 指标上均高于其他方法，以乌鸡为例，U-Net 分割禽翅图像 ACC、Dice 系数、IOU 分别为 93.64%，87.52%，81.24%。较 SegNet、FCN-16s、FCN-8s 图像分割方法，U-Net 方法分割精度 (ACC) 分别提高了 6.7%、3.12%、2.57%，交并比 (IOU) 分别高出 15.83%、8.89%、8.12%，Dice 系数均高出上述 3 种，说明在禽翅分割方面 U-Net 方法优于其他 3 种分割方法，是一种有效的卷积神经网络。如表 2 所示。

表 2 不种方法的家禽图像分割结果

方法	交并比 (IOU)					Dice 系数					分割精度 (ACC)				
	乌鸡	山鸡	芦花鸡	麻鸭	大石鸡	乌鸡	山鸡	芦花鸡	麻鸭	大石鸡	乌鸡	山鸡	芦花鸡	麻鸭	大石鸡
U-Net	81.24	79.52	77.13	83.52	80.54	87.52	85.62	83.61	89.62	86.14	93.64	91.34	88.95	92.31	92.16
SegNet	65.41	62.86	60.53	70.31	64.52	78.06	75.43	72.95	81.25	76.98	86.94	83.37	81.25	84.95	84.26
FCN-16s	72.35	69.14	68.15	75.35	71.64	80.73	78.64	77.35	84.39	79.52	90.52	87.86	86.42	88.13	87.91
FCN-8s	73.12	68.71	68.21	74.86	71.96	81.13	78.84	78.67	85.93	80.13	90.89	89.53	87.64	90.12	89.82

图 5 所示为 5 种家禽图像下不同分割方法结果图，可以明显看出，不同种类的家禽图像在色调、形状、边缘轮廓等方面具有明显的差异。SegNet 方法细节纹理信息处理效果较差，FCN-16s、FCN-8s 方法进行分割时，禽翅图像边缘均分割不准确，在分割结果中，目标区域内部存在若干未被正确识别的黑色小孔洞，同时其边缘轮廓显得较为粗糙且不平滑。类似问题在 SegNet 方法的分割结果中同样可以观察到。由于禽翅区域与周围背景颜色差异较小，而 FCN 系列方法采用固定尺寸的卷积核进行特征提取，其在全局与局部特征的协同利用上存在局限性，导致最终分割效果显著欠佳；在分割时间上，U-Net 平均运行时间达到 0.13s 左右，较次优的 SegNet 方法缩短 50ms 左右，如表 3 所示。试验结果表明，相较于 SegNet、FCN-16s 及 FCN-8s，U-Net 在分割性能上表现最优，能够实现对家禽图像的精确分割。

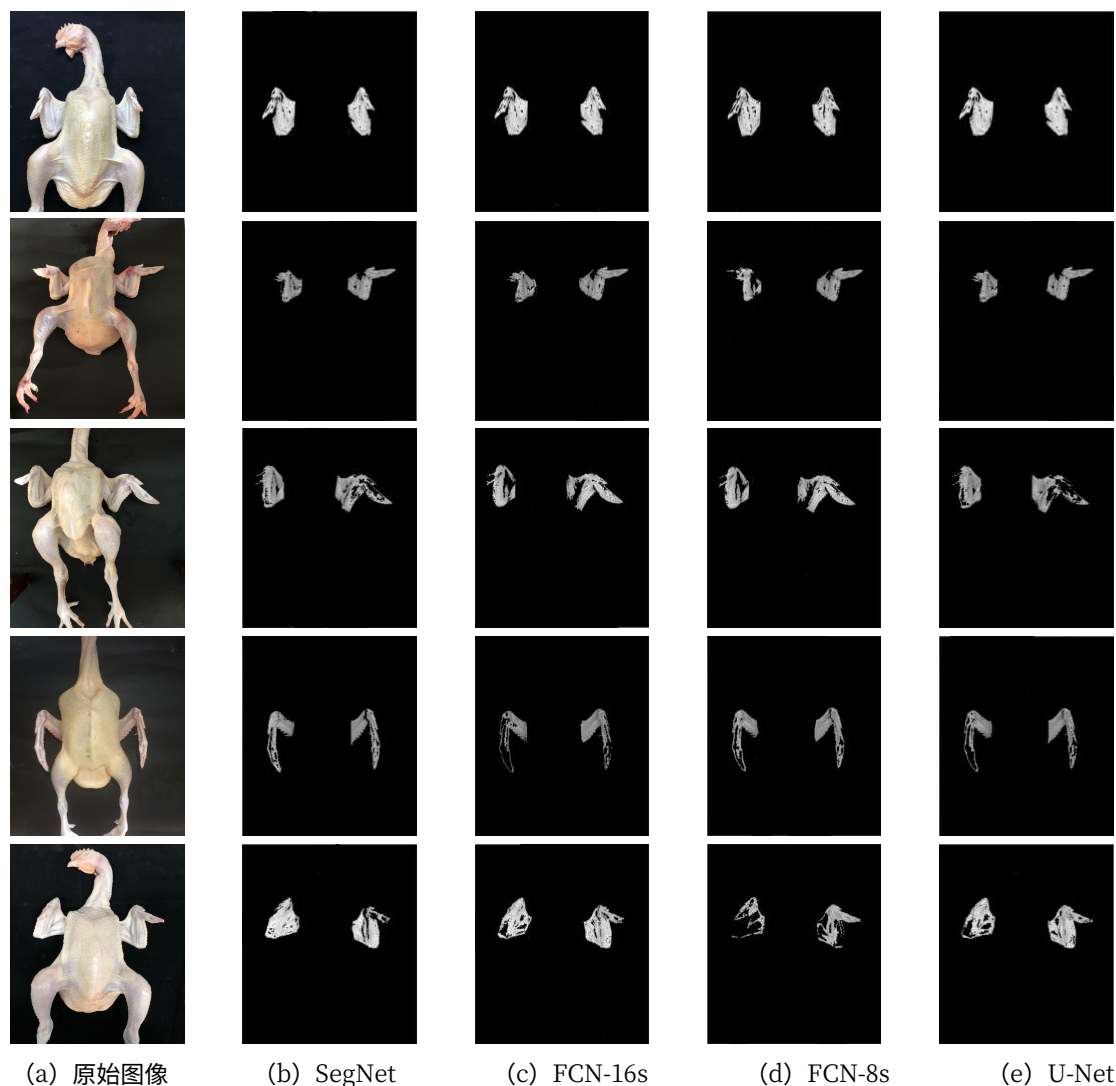


图 5 试验对比结果

表 3 不同方法分割时间比较 (时间/s)

方法	乌鸡	山鸡	芦花鸡	麻鸭	大石鸡
U-Net	0.13	0.14	0.12	0.13	0.15
SegNet	0.18	0.19	0.18	0.17	0.21
FCN-16s	1.16	1.18	1.16	1.15	1.18
FCN-8s	1.02	1.10	0.92	0.98	1.14

3 结论

提出了一种基于 U-Net 的家禽图像分割方法。乌鸡试验表明, 此方法分割精度 (ACC) 为 93.64%, 交并比 (IOU) 为 81.24%, 其余家禽与乌鸡结果相似, 且 U-Net 处理图像耗时约 0.13 s, 分割后禽翅图像细节清晰、轮廓完整, 表明该模型能够实现禽翅的准确分割, 且具备较高的分割精度。

试验分割方法与 SegNet、FCN-16s、FCN-8s 3 种图像分割方法比较, FCN-16s、FCN-8s 过分割、欠分割现象明显, 耗时较长, 但分割精度较 SegNet 高。U-Net 方法分割精度 (ACC) 较

其他 3 种方法分别提高了 6.7%、3.12%、2.57%，交并比（IOU）分别高出 15.83%、8.89%、8.12%，且耗时比次优的 SegNet 方法缩短 50ms 左右。对比结果表明 U-Net 的家禽图像分割方法性能显著。

参考文献:

- [1] 王新鑫. 基于深度学习的畜禽动物图像识别技术研究及移动端应用[D]. 沈阳: 沈阳化工大学, 2023.
- [2] 蔡璐. 基于三维点云与机器视觉的家禽胴体切割技术研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2024.
- [3] 彭先辉. 基于视觉引导的鸡部位在线切割系统的研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2024.
- [4] 陈艳. 基于机器视觉的家禽机械手掏膛及可食用内脏分拣技术研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2018.
- [5] 陶凯. 基于机器视觉的家禽屠宰净膛系统的设计与试验[D]. 武汉: 华中农业大学, 2018.
- [6] 王树才, 陶凯, 李航. 基于机器视觉定位的家禽屠宰净膛系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(01): 335-343.
- [7] 冯科. 禽翅自动分割系统设计与试验[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2023.
- [8] 张傲. 基于图像处理技术研究鸡胴体重精准测定方法[D]. 扬州: 扬州大学, 2024.
- [9] 赵宁, 李星, 江勇, 等. 图像识别技术在鸡养殖领域的应用[J]. 中国农业科技导报, 2023, 25(09): 13-22.
- [10] 姚超, 倪福川, 李国亮. 基于深度学习的图像分割在畜禽养殖中的应用研究进展[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(03): 39-46.
- [11] 王硕. 基于深度学习的异源图像匹配算法与畜禽目标双目视觉定位系统开发[D]. 天津: 天津理工大学, 2021.
- [12] 庞明明, 杨鑫. 基于 U-Net 网络的医学图像分割算法应用[J]. 电子技术, 2025, 54(02): 98-99.
- [13] 卜文斌, 游福成, 李泉, 等. 一种基于大津法改进的图像分割方法[J]. 北京印刷学院学报, 2015, 23(04): 76-78+82.
- [14] Goyal M, Yap M H. Multi-class Semantic Segmentation of Skin Lesions via Fully Convolutional Networks[J]. arXiv preprint arXiv:1711.10449, 2017.
- [15] Zhou X, Ito T, Takayama R, et al. Three-Dimensional CT Image Segmentation by Combining 2D Fully Convolutional Network with 3D Majority Voting[J]. Springer International Publishing, 2016.
- [16] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4):640-651.
- [17] Boudra Safia, Yahiaoui Itheri, Behloul Ali. Tree trunk texture classification using multi-scale statistical macro binary patterns and CNN[J]. Applied Soft Computing Journal, 2022(118-).
- [18] Azadnia R, Jahanbakhshi A, Rashidi S, et al. Developing an automated monitoring system for fast and accurate prediction of soil texture using an image-based deep learning network and machine vision system[J]. Measurement, 2022(190-): 190.
- [19] Gonçalves Juliano P, Pinto Francisco A C, Queiroz Daniel M, et al. Deep learning architectures for semantic segmentation and automatic estimation of severity of foliar symptoms caused by diseases or pests[J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 129-142.
- [20] Ryu S M, Shin K, Shin S W, et al. Enhancement of evaluating flatfoot on a weight-bearing lateral radiograph of the foot with U-Net based semantic segmentation on the long axis of tarsal and metatarsal bones in an active learning manner[J]. Computers in biology and medicine, 2022, 145: 105400.
- [21] Frédéric Claux, Baudouin M, Clément Bogey, et al. Dense, deep learning-based intracranial

aneurysm detection on TOF MRI using two-stage regularized U-Net[J]. Journal of neuroradiology = Journal de neuroradiologie, 2023, 50(1): 9-15.

[22] 梅光. 基于改进 U-Net 卷积神经网络的数字图像智能分类方法[J]. 长江信息通信, 2024, 37(10): 57-59.

[23] 杨鹏程, 张津京, 李小成, 等. 改进 U-net 神经网络的干涉图像齿面域分割方法[J]. 西安工程大学学报, 2024, 38(06): 90-97.

[24] 梅迪. 应用于图像语义分割的神经网络——从 SegNet 到 U-Net[J]. 电子制作, 2021, (12): 49-52.