

基于 DeepLab V3+ 估测小龙虾虾头虾钳占比及分级

Grading crayfish by estimating the proportion of crayfish head and pincers based on DeepLab V3+

王子豪 胡志刚 付丹丹 蒋亚军

WANG Zihao HU Zhigang FU Dandan JIANG Yajun

(武汉轻工大学机械工程学院, 湖北 武汉 430048)

(College of Mechanical Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan, Hubei 430048, China)

摘要:目的:完善小龙虾分级工作。方法:搭建小龙虾图像拍摄平台,获取小龙虾原始图像,创建分割虾头、虾钳和虾尾 3 个部位的语义分割数据集。分析小龙虾虾头、虾钳、虾尾 3 个部位实际质量与数据集中对应部位像素大小之间的相关性,总结得到根据整虾中虾头虾钳占比进行分级的小龙虾分级新标准。使用数据集训练 DeepLab V3+ 神经网络,并用测试集检验模型语义分割效果以及小龙虾分级的准确率,语义分割评价指标为平均交并比(MIoU)、平均像素准确率(MPA)和像素准确率(PA)。结果:小龙虾语义分割测试集的 Miou 为 94.35%,MPA 为 96.56%,PA 为 99.44%,测试集小龙虾分级准确率为 85.56%。结论:DeepLab V3+ 模型可以准确分割小龙虾图像并估测虾头虾钳占比,模型能够完成小龙虾分级任务。

关键词:小龙虾;语义分割;分级;DeepLab V3+

Abstract: Objective: To achieve reasonable and effective grading of live crayfish, and improve the work of grading crayfish. **Methods:** The construction of crayfish image shooting platform, to obtain the original image of crayfish, and the semantic segmentation dataset which segmented the three parts of the crayfish head, crayfish pincers, and crayfish tail was created. The correlation between the actual weight of three parts and the corresponding pixel size in the dataset was analyzed, and a new grading standard for crayfish which was according to the proportion of head and pincers in the whole crayfish was summarized. The DeepLab V3+ neural network was trained

using the crayfish semantic segmentation dataset, and the test set was used to test the semantic segmentation effect of the model and the accuracy of crayfish grading. Semantic segmentation evaluation criteria were mean intersection over union (MIoU), mean pixel accuracy (MPA) and pixel accuracy (PA). **Results:** The MIoU of the crayfish semantic segmentation test set was 94.35%, the MPA was 96.56%, and the PA was 99.44%. The accuracy of crayfish grading in the test set was 85.56%. **Conclusion:** The DeepLab V3+ model can accurately segment crayfish images and estimate the proportion of crayfish head and pincers, and the model can complete the crayfish grading task.

Keywords: crayfish; semantic segmentation; grading; DeepLab V3+

小龙虾的蛋白质含量高,脂肪、胆固醇、热量低,是一种既美味又健康的水产品,具有较高的食用价值与经济价值^[1-2]。小龙虾价格随产品等级波动较大,传统的分级技术对小龙虾销售有一定限制,传统人工分拣小龙虾存在着分拣速度慢、效率低、人工代价高等问题^[3],机器称重或者振动式分拣容易造成鲜销小龙虾损伤率过高。因此,发展小龙虾的智能化、自动化分级技术有助于完善分级任务,推动小龙虾产业的发展。

小龙虾品质分级与检测领域,利用机器视觉无损检测技术具有快速检测和非接触式的优势^[4-5],可以克服传统人工分拣速度慢以及机器称重分拣损伤小龙虾等缺点,有效保证分级后的小龙虾质量。例如,使用机器学习算法中的支持向量机,根据小龙虾的生理特点,能够以较低的成本加快对健康和 unhealthy 小龙虾的分类过程,在使用基于 Pearson VII 函数的通用核函数时,对小龙虾健康与否的分类准确率可达 100%^[6]。王阳等^[7]设计了一种小龙虾分级算法,该算法主要用于检测小龙虾的生命状态、残缺度和尺寸。结果表明,与人工检测生命状态和残

基金项目:湖北省技术创新重大专项(编号:2019ABA085)

作者简介:王子豪,男,武汉轻工大学在读硕士研究生。

通信作者:胡志刚(1974—),男,武汉轻工大学教授,博士生导师,博士。E-mail: hzg@whpu.edu.cn

收稿日期:2023-08-18 **改回日期:**2024-03-19

缺度相比,算法存在 3% 的误差,然而算法并没有进一步具体说明小龙虾分级的标准。

在机器视觉分级任务中,模型的选择和使用对最终分级效果发挥着重要作用,发展迅速、使用简便的深度学习神经网络逐渐成为主流模型。在预测小龙虾新鲜度任务中,通过构造和优化卷积神经网络,对便携式显微镜采集的不同新鲜度小龙虾显微图像进行识别判断,试验结果表明训练完成的模型在两个不同测试集中准确率分别为 86.5% 和 83.3%^[8]。在水产品分类、分级任务中,图像分割也是较为常见的技术^[9-10]。尚雪阳^[11]验证了 DeepLab V3+神经网络对小龙虾图像进行语义分割的可行性,使用语义分割模型分割小龙虾整体,将小龙虾与背景分离,然后根据小龙虾像素面积直接划分等级,然而研究并没有说明此种小龙虾分级方法的分级准确率。

研究拟通过搭建图像拍摄平台,获取小龙虾原始图像,创建小龙虾语义分割数据集。分析小龙虾虾头、虾钳和虾尾 3 个部位实际质量与数据集对应分割区域像素大小之间的相关性,总结并验证根据虾头虾钳在整虾中的占比划分等级的小龙虾分级新标准。使用 DeepLab V3+神经网络对小龙虾语义分割数据集进行训练,使用测试集检验模型对小龙虾图像的语义分割效果以及预测小龙虾等级的准确性。

1 试验材料与方法

1.1 试验材料

试验中采用的小龙虾于 2023 年 5—6 月分批次在农贸市场内购买,均为养殖小龙虾。批量购买的小龙虾先会剔除其中已经死亡的个体,然后再挑选外壳无明显破损的小龙虾(存活时间长)。最后用纸巾擦拭小龙虾表面,去除多余水分,减少对后续拍照和称重的影响。

1.2 小龙虾图像采集系统

图 1 为小龙虾图像采集系统示意图。小龙虾图像采集平台主要包括相机(MV-CA060-10GC 型,杭州海康威视数字技术股份有限公司),相机支架,两个辅助光源(均为正白光 LED 灯)以及作为背景的亮白色 PVC 板。相机位于 PVC 板正上方,两个辅助光源分别位于小龙虾两侧。拍摄时将小龙虾平放在 PVC 板中间,当小龙虾全身展开,虾尾主体部分未蜷缩时,连续快拍。选取拍摄图片中小龙虾纹理清晰且无明显阴影部位的图像作为数据集。

在拍摄小龙虾图像前需要校准相机位置,确保相机镜头端面与 PVC 板平行且两者之间的距离固定为 15 cm。相机拍摄图像的本质是将光信号转变为有序的电信号,而光线在整个传播过程中类似光学成像,符合光学放大倍数的公式,如式(1)所示。因此,通过固定相机与亮白色 PVC 板之间的距离,实现固定的光学放大倍数^[7],确保每张小龙虾原始图像与对应实体小龙虾尺寸、

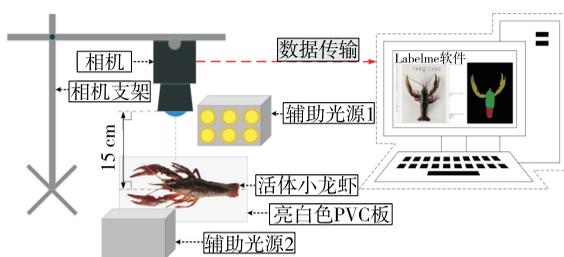


图 1 小龙虾图像采集系统

Figure 1 Crayfish image acquisition system

质量之间具有稳定关系,从而使分割数据集中小龙虾各部位像素大小与小龙虾实际面积、体积和质量之间存在稳定的联系。

$$M = \frac{F}{A} = \frac{S_i}{S_o}, \quad (1)$$

式中:

M ——光学放大倍数;

F ——相机感光靶面尺寸,mm;

A ——视场尺寸,cm;

S_i ——像的尺寸,mm;

S_o ——实际物体的尺寸,cm。

1.3 创建语义分割数据集

创建小龙虾语义分割数据集既是为模型提供训练数据,同时也是为后续小龙虾分级做准备。与普通语义分割时全选分割整体不同,研究所选方法需要明确分割区域,排除无意义的干扰部位。观察发现,小龙虾的虾头触角与虾尾尾肢具有较大活动性,同一只小龙虾拍摄时可能存在两种不同状态,导致数据集中头部与尾部像素面积大小产生变化,如图 2 所示。但触角与尾肢质量较轻,也不是分割的重要目标。因此,小龙虾分割图像数据集中只分割小龙虾头部中的头胸部,尾部中的腹部以及虾钳等具有固定大小的带有甲壳的部位。

对于相机拍摄的原始图像分辨率过高导致显存占用过大的问题,采取降低图像分辨率的措施,将其调整为

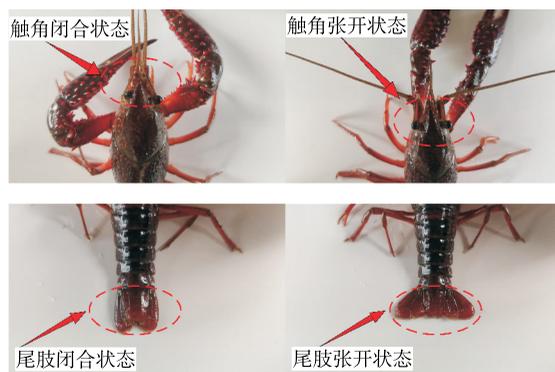


图 2 小龙虾头部触角和尾肢开合状态示意图

Figure 2 Diagram of opening and closing state of crayfish head tentacles and tail limbs

1 000×750。使用图像标签标注软件 Labelme,对小龙虾图像中各部位进行分割,创建小龙虾语义分割数据集^[12-13]。在数据集中,主要标注虾头、虾钳和虾尾 3 个部位,并使用绿色、浅黄色以及红色进行示意标注。最终,将分割完成的小龙虾图像导出为 VOC(visual object classes)格式的数据集,用于训练、验证和测试 DeepLab

V3+分割模型^[14],图 3 为数据集示意图。小龙虾语义分割数据集图像共 290 张,其中训练集 180 张,验证集 20 张,测试集 90 张。将测试集 90 张图片分为 A 组、B 组和 C 组 3 个测试集小组,每组包含 30 张图片。总测试集中一等小龙虾、二等小龙虾和三等小龙虾的图像数量分别为 23,47,20 张,等级分布比例接近 1:2:1。

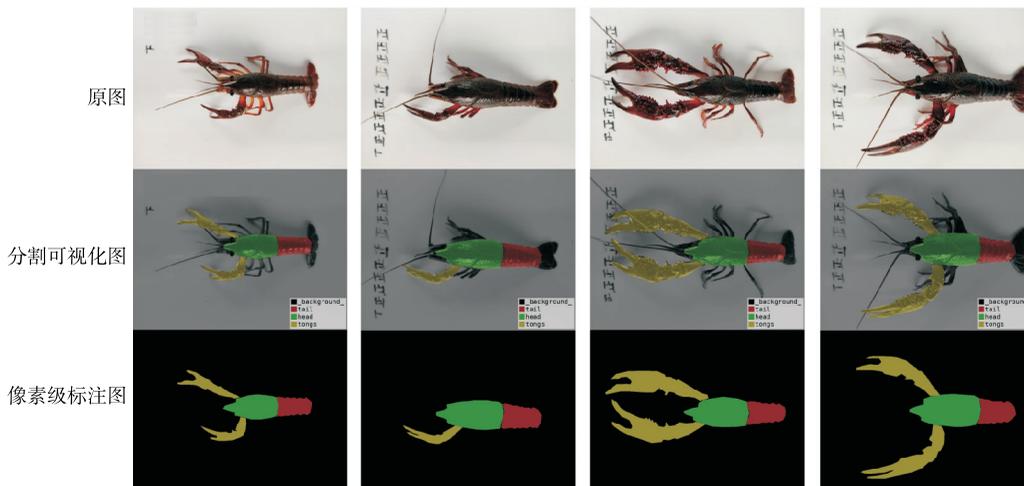


图 3 小龙虾原始图像和语义分割数据集

Figure 3 Crayfish raw image and semantic segmentation dataset

2 数据集扩充与 DeepLab V3+ 神经网络

2.1 小龙虾身体部位质量数据和平均占比

2022 年中国小龙虾产量 289.07 万 t,其中湖北省养殖产量 113.84 万 t,居全国首位^[15]。在 DB42/T 1394—2018《活体小龙虾分级标准》中,小龙虾根据颜色分为红虾与青虾。质量划分方面,红虾分为库虾和一级到四级虾共 5 级,每级相差 10 g;青虾分为库虾和小青、中青与大青共 4 级,每级相差 5 g 或 10 g。传统采用个体质量作为小龙虾分级指标,既是因为小龙虾质量是养殖和销售的关键指标,同时也是因为无法拆分小龙虾,将各部位分别称重分级销售。事实上虾尾质量才是小龙虾分级售卖的核心指标。

针对虾头、虾钳和虾尾 3 个部分,根据食用价值高低可以分为两个分级衡量指标,即食用价值低的虾头虾钳质量之和在整虾质量中的占比,以及食用价值高的虾尾质量占比。将小龙虾各部位相对于整虾的比重大小作为小

龙虾分级的新依据,能够减少个体差异对分级结果的影响。

试验中采集的质量数据包括整虾质量、虾头质量、虾钳质量、虾尾质量以及虾肉质量。对测试集和验证集共 200 只小龙虾进行数据分析,比较整虾质量、虾头虾钳质量占比、虾尾质量占比等数据的数值大小和分布范围,总结得到根据虾头虾钳占比划分等级的小龙虾分级新标准。表 1 为活体小龙虾等级标准表,包含 3 个等级小龙虾各部位平均占比和平均质量数值。

2.2 小龙虾实际质量与像素大小相关性

语义分割数据集中每张小龙虾图像都被像素级地进行标注,即图像中每个像素都被注释和分类,如图 3 中像素级标注图所示。图像中黑色像素部分为背景,绿色像素部分为虾头,浅黄色像素部分为虾钳,红色像素部分为虾尾。通过编写 Python 脚本程序,根据 RGB 颜色数值大小计算得到 4 种不同颜色像素的个数,从而得到每张图像中虾头、虾钳和虾尾 3 个部位的像素大小数值。

表 1 活体小龙虾等级标准表

Table 1 Standard list of living crayfish grades

小龙虾等级	虾头虾钳占比范围/%	虾头虾钳		虾尾		虾肉	
		平均占比/%	平均质量/g	平均占比/%	平均质量/g	平均占比/%	平均质量/g
等级一	60~70	68.08	12.60	31.92	5.88	18.68	3.36
等级二	70~80	75.18	19.69	24.82	6.39	14.78	3.32
等级三	80~90	82.02	28.79	17.98	6.26	8.87	3.03

将像素大小与对应虾头、虾钳和虾尾的实际质量结合,扩充数据集,使得二维图像数据集转变成同时包含小龙虾图像与质量信息的三维数据集。三维数据集的存在使得 DeepLab V3+模型在对小龙虾图像语义分割的

同时可以估测虾头虾钳占比,进而完成小龙虾分级。计算分析小龙虾各部位实际质量与像素大小之间的相关系数,可以得到三维数据集中估测小龙虾不同部位占比的可靠性和理论准确性,相关系数如表 2 所示。

表 2 实际质量与像素大小之间相关系数[†]
Table 2 Correlation coefficient between actual weight and pixel size

指标	整虾质量	整虾像素	虾头质量	虾头像素	虾钳质量	虾钳像素	虾尾质量	虾尾像素	虾头和虾钳质量	虾头和虾钳像素	虾头和虾钳质量占比	虾头和虾钳像素占比
整虾质量	1.000 0											
整虾像素	0.933 5	1.000 0										
虾头质量	0.918 5	0.779 0	1.000 0									
虾头像素	0.873 1	0.778 6	0.917 5	1.000 0								
虾钳质量	0.822 6	0.918 5	0.552 8	0.516 4	1.000 0							
虾钳像素	0.755 0	0.932 4	0.495 5	0.442 4	0.944 9	1.000 0						
虾尾质量	0.730 9	0.547 2	0.793 6	0.792 8	0.263 1	0.189 7	1.000 0					
虾尾像素	0.394 8	0.247 5	0.559 2	0.553 8	-0.082 0	-0.159 0	0.707 0	1.000 0				
虾头和虾钳质量	0.991 2	0.951 6	0.886 0	0.834 7	0.877 5	0.816 1	0.634 0	0.310 1	1.000 0			
虾头和虾钳像素	0.904 5	0.991 9	0.724 5	0.724 8	0.941 3	0.966 4	0.467 7	0.122 3	0.934 1	1.000 0		
虾头和虾钳占比	0.661 1	0.764 9	0.489 3	0.430 7	0.807 9	0.825 5	0.007 6	-0.183 2	0.747 6	0.807 5	1.000 0	
虾头和虾钳像素占比	0.638 0	0.793 1	0.413 1	0.418 5	0.814 6	0.893 5	0.120 5	-0.336 5	0.699 6	0.856 6	0.850 6	1.000 0

† 表中相关系数均使用双尾显著检验,并在 0.05 的水平下相关性显著。

由表 2 可知,虾头实际质量、虾钳实际质量、虾头虾钳实际质量之和与对应图像数据集中像素大小的相关系数均在 0.9 以上,具有强相关性。而虾尾实际质量与对应虾尾像素的相关系数为 0.71,相关性较差。在虾尾质量和虾头虾钳质量之和两个指标中,理论上应该根据虾尾占比分级,但在实际图像分割过程中,估测虾头虾钳占比进行分级的准确率明显更高。因此,在后续模型预测小龙虾等级时,采用直接估测虾头虾钳占比的方法,间接得到虾尾在整虾中的占比,以得到较高的分级准确率。

2.3 DeepLab V3+神经网络

语义分割(semantic segmentation)是计算机视觉中的一个重要任务,主要关注如何将图像分割成属于不同语义类别的区域,尤其适合应用在识别区分同一物体上不同部位图像,将图像中的每个像素分配给不同的语义类别^[16-17]。DeepLab V3+是一种语义分割神经网络,是 DeepLab 系列模型的最新版本,主要用于从小龙虾图像中准确地识别和分割出虾头、虾钳和虾尾 3 个不同部位。

DeepLab V3+结合了深度卷积神经网络(DCNN)、空间金字塔池化模块(ASPP)和深度可分离卷积等技术^[18]。DCNN 利用多层卷积和池化操作来提取图像的高级特征。ASPP 使用多个并行的卷积核和不同的扩张

率来处理输入特征图,以捕捉图像不同尺度的上下文信息,从而提高对不同大小和形状对象的感知能力,增强语义分割准确性。深度可分离卷积的编码器-解码器结构,是一种有效的卷积操作,可以将标准卷积分为深度卷积和逐点卷积两个步骤,使得网络具有较低的参数量和计算复杂度,有效地降低了计算成本。总体而言,DeepLab V3+是一种高精度的语义分割神经网络。

2.4 性能评价指标

性能度量是量化评判深度学习模型学习效果的指标,有助于直观了解训练好的模型能够达到何种级别的目标性能。神经网络训练过程中通用的评价指标包含损失函数、准确率和召回率。其中,损失函数是衡量模型预测好坏指标,用来体现模型预测与实际数据集的差距程度;准确率是模型训练过程中表达检测正确的样本比例^[19];召回率(recall)是指真实值中某类别被预测正确的概率。语义分割是像素级别的分类,与一般品种、等级分类模型不一样,其常用评价指标有像素准确率(pixel accuracy,PA)、类别像素准确率(class pixel accuracy,CPA)、平均像素准确率(mean pixel accuracy,MPA)、交并比(intersection over union,IoU)和平均交并比(mean intersection over union,MIoU)^[20-21]。

PA 是指在所有像素上预测正确的像素数量占总像素数量的比例,对应通用评价指标准确率,计算公式如式(2)所示。它衡量了模型在整个图像上的准确性,但并不区分不同类别。CPA 指在某一类别的预测值中,真实属于此类别的像素准确率。

$$P_A = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (2)$$

式中:

P_A ——像素准确率, %;

p_{ii} ——混淆矩阵的主对角线元素;

p_{ij} ——错误预测的像素数量;

k ——混淆矩阵的维度。

MPA 是指每个类别预测正确的像素数量占该类别总像素数量的比例的平均值,计算公式如式(3)所示。它体现了不同类别之间的平衡性,并对每个类别的预测准确性进行评估。

$$M_{PA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (3)$$

式中:

M_{PA} ——平均像素准确率, %。

IoU 是指模型对某一类别预测结果和真实值的交集与并集的比值。MIoU 是指每个类别预测的区域与真实标签的交集面积除以它们的并集面积的平均值,计算公式如式(4)所示^[22]。它衡量了模型对每个类别的分割准确性,并对不同类别之间的平衡性进行考虑。

$$M_{IoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} = \sum_{i=0}^k \frac{1}{k+1} I_{IoU} \quad (4)$$

式中:

M_{IoU} ——平均交并比, %;

I_{IoU} ——交并比, %;

p_{ji} ——模型判断为假负的像素数量。

语义分割的评价指标主要评估模型的准确性、平衡性和像素级分割能力等方面。试验中模型训练完成后,需要根据测试集图像分割结果预测小龙虾等级,此时任务的评价指标是小龙虾等级预测准确率,即预测等级时正确的等级数量占总测试集小龙虾数量的比例。

3 试验与分析

试验环境:Win11 系统,CUDA9.0,32 GB 内存,CPU 为 i7-12700k,GPU 为 GeForce RTX 3060 Ti。试验软件为 Pycharm,模型框架为基于 Python 的 Pytorch。

3.1 网络模型的训练

DeepLab V3+ 模型超参数设定,主干网络选用 MobileNet,预训练权重为使用 ImageNet 数据集预训练

的 MobileNet v2 网络权重。训练周期为 100 次,一个训练周期训练 200 张图像(训练集 180 张以及验证集 20 张),其中单个周期内训练批次大小为 2 张图片。同时,每隔 10 个训练周期模型评估一次。使用 SGD 优化算法,初始学习率为 0.007,最小学习率为 0.000 07,学习率衰减方法为余弦退火衰减,权重衰减系数为 0.000 1。超参数设置完成后开始训练模型,DeepLab V3+ 模型训练结果如图 4 和图 5 所示。训练曲线显示模型在第 10 次训练周期开始收敛,在第 50 次训练周期时收敛稳定。

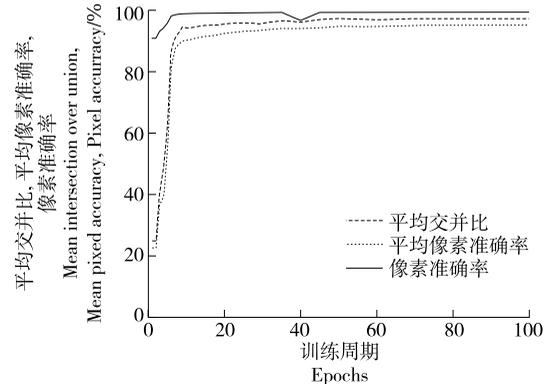


图 4 DeepLab V3+ 模型训练曲线

Figure 4 DeepLab V3+ model training curve

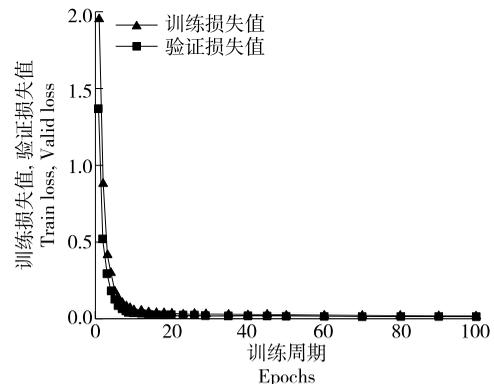


图 5 DeepLab V3+ 模型训练损失函数曲线

Figure 5 Training loss curve of DeepLab V3+ model

3.2 测试结果与分析

3.2.1 测试集语义分割结果与分析 DeepLab V3+ 模型训练完成后,对总测试集(A 组、B 组和 C 组)共 90 张小龙虾图像进行语义分割,评价指标与模型训练时相同,分别为 MIoU、MPA 和 PA。小龙虾测试集语义分割结果如表 3 所示,测试结果表明 DeepLab V3+ 模型能够高准确率地对小龙虾图像进行语义分割。

为了进一步详细分析单张小龙虾图像的语义分割效果,使用交并比(IoU)、类别像素准确率(CPA)、召回率(Recall)等指标衡量模型对虾头、虾钳和虾尾以及背景的分割效果,小龙虾测试集图像各区域语义分割结果如图 6

表 3 小龙虾测试集语义分割与分级结果

Table 3 Semantic segmentation and grading results of crayfish test set

来源	MIoU	MPA	PA	分级准确率/%
A 组测试集	95.32	97.21	99.42	83.33
B 组测试集	93.86	96.40	99.48	86.67
C 组测试集	93.89	96.07	99.42	86.67
总测试集	94.35	96.56	99.44	85.56

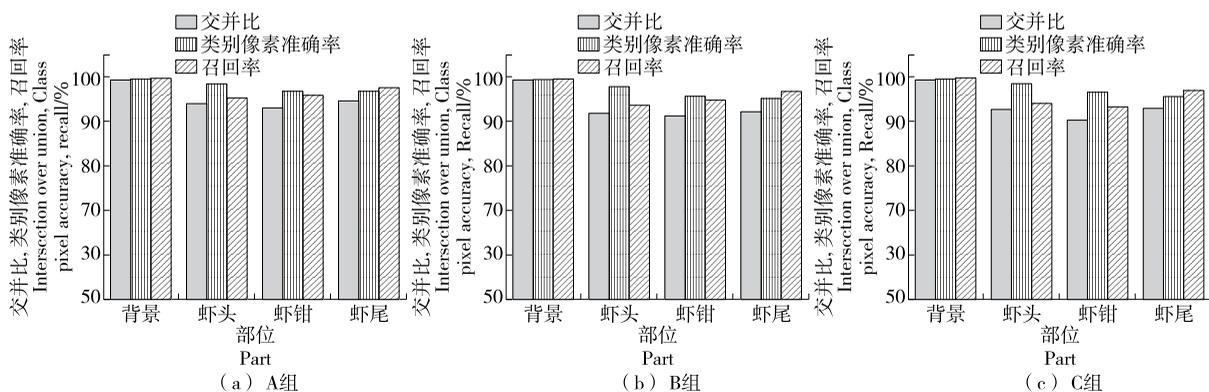


图 6 测试集小龙虾各部位语义分割结果

Figure 6 Semantic segmentation results of various parts of crayfish in the test set

被分割识别,从而误判为虾钳像素类别,导致虾钳部位像素分割准确率降低。此外,虾尾部位与虾头部位连接处存在透明薄膜状结构,当小龙虾虾尾受到拉扯或者整虾状态较差时该结构会显现出来。虾尾与虾头连接处薄膜结构表面光滑呈现白色与正常虾尾甲壳明显不同,导致对该结构像素种类错判和漏判的情况,降低虾尾部位像素准确率。

3.2.2 小龙虾测试集分级结果与分析 DeepLab V3+模型测试集语义分割各项评价指标准确率均在 90%以上,分割效果满足要求,可以从分割结果像素级标注图中得到虾头、虾钳和虾尾 3 个部位像素大小。根据小龙虾分级新方法计算虾头虾钳像素之和占整虾像素比例,估测实际虾头虾钳占比,进而预测小龙虾等级。将测试集(A

所示。A 组、B 组和 C 组测试集中四块区域的评价指标随着测试样本的变化,数值也在发生变化,但整体分布趋势相同,说明训练模型收敛稳定,小龙虾各部位语义分割结果准确可靠。

在类别像素准确率方面,虾头部位准确率明显优于虾尾部位和虾钳部位,原因在于虾钳张开时图像轮廓清晰,而闭合时由于虾钳无法完全合拢,导致虾钳图像中间部分存在细小缝隙。缝隙过于细小且受光照影响不易

组、B 组和 C 组)预测等级结果与根据实际虾头虾钳质量占比划分的实际等级进行比较,实际等级与预测等级对比图如图 7 所示。一等小龙虾图像(23 张)、二等小龙虾图像(47 张)和三等小龙虾图像(20 张)的分级准确率为 86.96%,78.72%,100.00%。测试集的小龙虾分级结果如表 2 所示,A 组、B 组和 C 组测试集分级准确率分别为 83.33%,86.67%,86.67%,总测试集分级准确率为 85.56%。

等级对比图中,两条曲线重叠区域积分面积分别占预测等级曲线面积的 97.49%和实际等级曲线面积的 98.77%,两条曲线具有一定重合度。预测等级曲线与实际等级曲线的相关系数为 0.918 1,两条曲线变化趋势在大部分区域内相同,说明模型估测虾头虾钳占比与实际

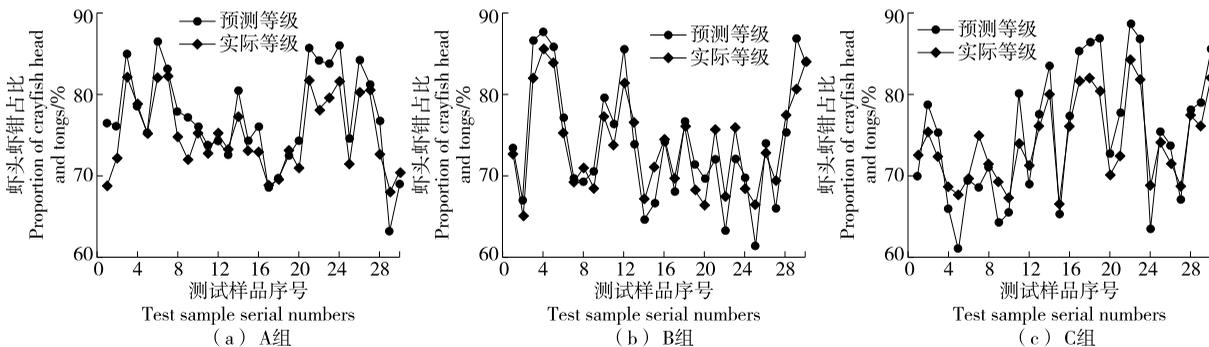


图 7 小龙虾实际等级与模型预测等级对比图

Figure 7 Comparison chart between the actual grade of crayfish and the predicted grade of the model

占比之间存在较强相关性。同时,新分级方法将小龙虾的等级量化成虾头虾钳占比区域,有利于消除拍摄图像波动和语义分割不完整导致的误差。小龙虾等级错判的原因,当实际虾头虾钳占比接近等级分界线的 70% 或 80% 时,拍摄误差和语义分割误差综合导致模型预测虾头虾钳占比过大,越过分界线落入错误等级区间从而错判等级。其次,存在极少数不符合实际质量与分割像素大小之间相关性的异常小龙虾个体。小龙虾虾头、虾钳和虾尾的实际质量与体积和密度相关,小龙虾生长时间、蜕壳与否、营养与健康状态都影响其密度属性,密度等内在属性的剧烈变化都会影响质量与像素的相关性,导致模型错误预测小龙虾等级。

4 结论

研究通过图像分割的方法获得虾头、虾钳和虾尾 3 个部位在小龙虾图像中的像素大小,建立像素大小与对应部位实际质量的相关性模型,提出小龙虾新等级划分标准,即依据虾头虾钳在整虾中的占比划分小龙虾等级。小龙虾新分级标准可以满足实际消费需求,有助于进一步提高小龙虾经济价值。训练 DeepLab V3+ 模型对小龙虾图像进行语义分割,测试集语义分割结果,平均交并比为 94.35%, 平均像素准确率为 96.56%, 像素准确率为 99.44%。通过机器视觉技术和训练深度学习模型,可以完成获取小龙虾图像、小龙虾图像分割和预测小龙虾等级全过程工作。在小龙虾新分级标准下,训练完成的 DeepLab V3+ 模型对测试集小龙虾等级的预测分级准确率为 85.56%, 进一步完善了活体小龙虾分级工作。使用平面视觉预测小龙虾各部位占比存在一定的局限性,下一步可以结合 3D 机器视觉,增加数据集信息含量,如高度信息、三维模型等,实现对小龙虾各部位体积和质量的直接预测,提高小龙虾分级准确率。

参考文献

[1] 全沁果,张泽伟,陈铭,等. 小龙虾的综合利用研究进展[J]. 食品研究与开发, 2019, 40(3): 213-219.
 QUAN Q G, ZHANG Z W, CHEN M, et al. Research progress on comprehensive utilization of crayfish [J]. Food Research and Development, 2019, 40(3): 213-219.

[2] 苏雨瞳,余进祥,傅雪军,等. 小龙虾预制食品品质综述[J]. 包装工程, 2023, 44(9): 71-80.
 SU Y T, YU J X, FU X J, et al. A review on the quality of crayfish prepared food[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(9): 71-80.

[3] 高竞博,李晔,杜闯. 基于深度学习的小龙虾分级算法[J]. 现代计算机, 2020(26): 7.
 GAO J B, LI Y, DU C. Crayfishgrading algorithm based on deep learning[J]. Modern Computer, 2020(26): 7.

[4] NYALALA I, OKINDA C, KUNJIE C, et al. Weight and volume estimation of poultry and products based on computer vision

systems: A review[J]. Poultry Science, 2021, 100(5): 101072.

[5] SANT'ANA D A, PACHE M C B, MARTINS J, et al. Weighing live sheep using computer vision techniques and regression machine learning[J]. Machine Learning with Applications, 2021, 5: 100076.

[6] GARABAGHI F H, BENZER R, BENZER S, et al. Effect of polynomial, radial basis, and Pearson VII function kernels in support vector machine algorithm for classification of crayfish[J]. Ecological Informatics, 2022, 72: 101911.

[7] 王阳,杨晨,曾瑞敏,等. 基于机器视觉的小龙虾分级算法设计[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(17): 234-238.
 WANG Y, YANG C, ZENG R M, et al. Design of crayfish grading algorithm based on machine vision[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(17): 234-238.

[8] WANG C, LIU Y, XIA Z Z, et al. Convolutional neural network-based portable computer vision system for freshness assessment of crayfish (*Prokaryophyllus clarkii*) [J]. Journal of Food Science, 2022, 87(12): 5 330-5 339.

[9] WANG M, LIU B Y, FOROOSH H. Factorized convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. [S.l.]: IEEE, 2017: 545-553.

[10] DAI J F, QI H Z, XIONG Y W, et al. Deformable convolutional networks[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S.l.]: IEEE, 2017: 764-773.

[11] 尚雪阳. 小龙虾轮廓识别与头尾定位方法研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2022: 47-52.
 SHANG X Y. Research on contour recognition and head and tail location method of crayfish [D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2022: 47-52.

[12] 谢新林,尹东旭,续欣莹,等. 基于图像级标签的弱监督图像语义分割综述[J]. 太原理工大学学报, 2021, 52(6): 894-906.
 XIE X L, YIN D X, XU X Y, et al. A survey of weakly supervised image semantic segmentation based on image-level labels [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021, 52(6): 894-906.

[13] 马志伟,李豪杰,樊鑫,等. 真实场景水下语义分割方法及数据集[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(8): 1 515-1 524.
 MA Z W, LI H J, FAN X, et al. Underwater semantic segmentation method and dataset for real scenes[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(8): 1 515-1 524.

[14] 张军锋,尚展垒. 基于深度学习卷积神经网络的花生籽粒完整性检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 24-29, 36.
 ZHANG J F, SHANG Z L. Peanut kernel integrity detection based on deep learning convolutional neural network [J]. Food & Machinery, 2022, 38(5): 24-29, 36.

[15] 于秀娟,郝向举,杨霖坤,等. 中国小龙虾产业发展报告(2023) [J]. 中国水产, 2023(7): 26-31.
 YU X J, HAO X J, YANG L K, et al. China crayfish industry development report (2023) [J]. Chinese Fisheries, 2023(7): 26-31.

(下转第 218 页)

- heat-treatment on the physico-chemical properties of egg white proteins: A kinetic study[J]. *Journal of Food Engineering*, 2006, 75(3): 316-326.
- [77] MA Y Q, SHAN A S, WANG R H, et al. Characterization of egg white powder gel structure and its relationship with gel properties influenced by pretreatment with dry heat[J]. *Food Hydrocolloids*, 2021, 110: 106149.
- [78] CHENG Y, WANG J T, CHI Y, et al. Effect of dry heating on egg white powder influencing water mobility and intermolecular interactions of its gels[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2021, 101(2): 433-440.
- [79] 熊舟翼, 马美湖, 蔡朝霞, 等. 卵白蛋白修饰改性对功能活性影响的研究进展[J]. *湖北农业科学*, 2013, 52(15): 3 473-3 477.
- XIONG Z Y, MA M H, CAI C X, et al. Research advance on the influence of modification on functional activity of ovalbumin[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2013, 52(15): 3 473-3 477.
- [80] SUN J, MU Y Y, JING H, et al. Effects of single- and dual-frequency ultrasound on the functionality of egg white protein[J]. *Journal of Food Engineering*, 2020, 277: 109902.
- [81] XIONG W F, WANG Y T, ZHANG C L, et al. High intensity ultrasound modified ovalbumin: Structure, interface and gelation properties[J]. *Ultrasonics Sonochemistry*, 2016, 31: 302-309.
- [82] WANG Y C, ZHANG M, ADHIKARI B, et al. The application of ultrasound pretreatment and pulse-spouted bed microwave freeze drying to produce desalted duck egg white powders[J]. *Drying Technology*, 2013, 31(15): 1 826-1 836.
- [83] 刘松, 张东旭, 堵国成, 等. 微生物谷氨酰胺转胺酶的表达及分子改造研究进展[J]. *生物工程学报*, 2011, 27(12): 1 681-1 689.
- LIU S, ZHANG D X, DU G C, et al. Progress in expression and molecular modification of microbial transglutaminase[J]. *Chinese Journal of Biotechnology*, 2011, 27(12): 1 681-1 689.
- [84] HUYST A M R, DELEU L J, LUYCKX T, et al. Impact of heat and enzymatic treatment on ovalbumin amyloid-like fibril formation and enzyme-induced gelation [J]. *Food Hydrocolloids*, 2022, 131: 107784.
- [85] LU X, HUANG X, MA B, et al. Modification methods and applications of egg protein gel properties: A review [J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2022, 21(3): 2 233-2 252.

(上接第 87 页)

- [16] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[J/OL]. *arXiv*. (2017-12-05) [2024-03-19]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.05587>.
- [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*, 2017, 40(4): 834-848.
- [18] 马冬梅, 李鹏辉, 黄欣悦, 等. 改进 DeepLabV3+ 的高效语义分割[J]. *计算机工程与科学*, 2022, 44(4): 737-745.
- MA D M, LI P H, HUANG X Y, et al. Improved efficient semantic segmentation of DeepLab V3+ [J]. *Computer Engineering and Science*, 2022, 44(4): 737-745.
- [19] 王淑青, 黄剑锋, 张鹏飞, 等. 基于 YOLOv4 神经网络的小龙虾质量检测方法[J]. *食品与机械*, 2021, 37(3): 120-124, 194.
- WANG S Q, HUANG J F, ZHANG P F, et al. Crayfish quality detection method based on YOLOv4[J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(3): 120-124, 194.
- [20] 郑帅. 语义分割技术在船舶卫星图像识别中的应用[J]. *舰船科学技术*, 2022, 44(14): 155-158.
- ZHENG S. Application of semantic segmentation technology in ship satellite image recognition[J]. *Ship Science and Technology*, 2022, 44(14): 155-158.
- [21] 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 S D, WANG S C, LI Z Q, et al. Image segmentation of sheep ribs based on U-shaped convolutional neural network[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(9): 116-121, 154.
- [22] 马冬梅, 黄欣悦, 李煜. 基于特征融合和注意力机制的图像语义分割[J]. *计算机工程与科学*, 2023, 45(3): 495-503.
- MA D M, HUANG X Y, LI Y. Image semantic segmentation based on feature fusion and attention mechanism [J]. *Computer Engineering and Science*, 2023, 45(3): 495-503.

(上接第 121 页)

- [11] 河野澄夫. 近赤外分光法による果実糖度の測定[J]. *食糧その科学と技術*, 2005, 43(3): 69-86.
- HEYE C F. Determination of fruit sugar content by near-infrared spectroscopy[J]. *Food and Science and Technology*, 2005, 43(3): 69-86.
- [12] 常汉. 水心病苹果水心病程度与可溶性固形物含量在线无损检测方法方法与分级装备研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021: 22.
- CHANG H. Research on online nondestructive testing method and grading equipment for water-centered degree and soluble solids content of apple with water heart disease[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021: 22.
- [13] WORKMAN J R J, WEYER L. Practical guide to interpretive near-infrared spectroscopy[M]. Boca Raton: CRC Press, 2007: 27.