

基于多头注意力机制的非规则形状鱼片部位分割方法研究

赵源善

大连工业大学机械工程及自动化学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2026年9月7日; 录用日期: 2026年9月30日; 发布日期: 2026年10月14日

摘 要

针对非规则形状鱼片不同部位边界特征不明显、自动分割精度不足的问题, 以线激光扫描获得的200个三文鱼片点云为研究对象, 根据鱼体形态特征将其划分为上鱼背、鱼腹、鱼腩、后段和尾部五个区域, 并建立相应的部位分割数据集。在PointNet++第一层集合抽象模块中引入多头注意力机制, 强化局部点云特征及不同部位之间的特征联系, 构建Multi-PointNet++分割模型。以PointNet++和PointCNN为对比模型开展试验, 结果表明, Multi-PointNet++的平均交并比和总体精度分别达到0.822和0.911, 较PointNet++分别提高0.042和0.024, 较PointCNN分别提高0.029和0.019, 其中边界较复杂的后段区域交并比由0.588提高至0.681。该方法能够减少鱼片部位交界区域的误分类, 为高价值鱼类的精细化分割提供参考。

关键词

非规则鱼片, 部位分割, PointNet++, 多头注意力, 深度学习

Research on a Part Segmentation Method for Irregularly Shaped Fish Fillets Based on a Multi-Head Attention Mechanism

Yuanshan Zhao

School of Mechanical Engineering & Automation, Dalian Polytechnic University, Dalian Liaoning

Received: September 7, 2026; accepted: September 30, 2026; published: October 14, 2026

Abstract

To address the difficulties in automatically and accurately separating irregularly shaped fish fillets with indistinct boundaries between different parts, a fish fillet part segmentation method based on

a multi-head attention-enhanced PointNet++ is proposed. Salmon fillets were scanned using a line laser to obtain surface point clouds. According to their morphological characteristics, each fillet was divided into five regions: upper dorsal, abdominal, belly, posterior, and tail regions. A dataset containing 200 annotated fish fillet point-cloud samples was established. A multi-head attention mechanism was incorporated into the first set abstraction layer of PointNet++ to improve the extraction of local features and correlations among different parts. The Multi-PointNet++ segmentation model was then constructed. Experimental results showed that the proposed model achieved a mean intersection over union (mIoU) of 0.822 and an overall accuracy (OA) of 0.911, representing improvements of 0.042 and 0.024 over the original PointNet++, and improvements of 0.029 and 0.019 over PointCNN, respectively; the IoU of the posterior region, where the boundary was more complex, increased from 0.588 to 0.681. The proposed method effectively reduces misclassification near the boundaries of adjacent parts and provides a technical reference for the fine-grained segmentation of high-value fish.

Keywords

Irregularly Shaped Fish Fillet, Part Segmentation, PointNet++, Multi-Head Attention, Deep Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

鱼类分切是水产品加工中的重要环节，其加工效果直接影响产品质量和原料利用率。对于三文鱼等高价鱼类，不同部位在组织结构、食用品质和加工用途等方面存在差异，按部位进行精细化分割有利于提高产品附加值。目前，鱼片部位分割仍较多依赖人工操作，生产效率和分割一致性容易受到操作人员经验的影响。由于鱼片形状不规则，且不同个体的尺寸和表面形态存在差异，传统定参数加工方式难以准确适应，因此有必要研究自动化的鱼片部位识别与分割方法[1]。

机器视觉和深度学习的发展为鱼类部位自动分割提供了新的技术途径。Saberiooon 等系统综述了机器视觉技术在水产养殖领域，特别是鱼类相关研究中的应用现状及关键问题[2]；刘斌等采用语义分割方法识别条纹斑竹鲨的头部、躯干、尾部和鱼鳍等区域[3]。现有研究多以二维图像为数据基础，但开片鱼片不同部位的颜色和纹理较为接近，仅利用二维信息难以充分描述其空间形态。三维点云能够记录物体表面的空间坐标，在非规则形体描述和部位分割方面具有一定优势[4]。PointNet++和 PointCNN 等网络可以直接处理无序点云，并已用于点云分类和语义分割任务[5]。然而，线激光扫描获得的鱼片点云存在密度较低、局部信息不完整及部位边界不明显等问题，现有模型对相邻部位差异特征的提取能力仍有不足[6]。

随着注意力机制和 Transformer 结构在三维视觉领域的发展，利用注意力机制增强点云局部特征及长距离依赖关系的建模能力逐渐成为点云语义分割的重要研究方向。PCT 将 Transformer 思想引入点云处理，通过注意力机制建立不同点之间的特征联系；Point Transformer 进一步采用面向点云数据的注意力结构，提高了模型对局部几何关系的表达能力。此后，Point Transformer V2 通过分组向量注意力和基于分区的特征聚合进一步提高点云特征建模能力；Point Transformer V3 则更加关注点云 Transformer 的计算效率和可扩展性，为大规模三维场景理解提供了新的思路[7]。上述研究表明，注意力机制能够有效增强点云邻域特征之间的关联建模能力。

然而，现有点云 Transformer 和注意力网络主要面向室内场景、室外场景及通用三维数据集，其研究对象与线激光扫描得到的鱼片点云存在一定差异。鱼片点云具有样本规模有限、局部点云缺失以及相邻部位几何差异较小等特点，若直接采用较复杂的 Transformer 网络，不一定适合本文的应用场景[8]。因此，本文并未改变 PointNet++ 整体层次化特征提取框架，而是在第一层集合抽象模块完成局部特征映射后、最大池化之前引入多头注意力机制，使邻域点在特征聚合前建立关联，以较小的网络结构改动增强相邻部位交界区域的细粒度特征表达能力。在此基础上构建 Multi-PointNet++ 模型，并用于非规则形状鱼片部位分割。

2. 材料与方法

2.1. 试验材料与点云获取

以 100 条三文鱼为试验对象，去除头部、尾鳍、内脏及鱼鳍后进行三枚开片，获得脊骨两侧鱼片共 200 片。采用由传送机构、暗箱、LLT-2600 scanCONTROL 2D/3D 线激光轮廓传感器和数据处理单元组成的采集系统获取鱼片表面点云[9]。采集时，鱼片随传送带匀速通过扫描区域，传感器基于激光三角测量原理连续获取鱼片横截面轮廓，并结合传送方向信息生成三维点云。

原始点云中包含传送带背景、离群点和部分冗余数据。首先利用鱼片与传送带之间的高度差去除背景点；随后采用统计滤波剔除离群点，并通过体素栅格滤波降低点云密度，在保留鱼片整体形态特征的同时减少模型计算量[10]。处理后的点云仅包含各点的 x、y、z 三维空间坐标。

2.2. 鱼片部位划分与点云标注

根据三文鱼形态特征和实际分切方式，将开片鱼片划分为上鱼背、鱼腹、鱼腩、后段和尾部 5 个区域，部位划分示意如图 1 所示。以鱼鳍位置、鱼片外轮廓和腹背分界线为主要依据：将靠近臀鳍和脂鳍的区域作为尾部分界；将胸鳍与臀鳍连线以下区域划分为鱼腩；将背鳍至脂鳍之间的后部区域划分为后段；其余躯干部位依据腹背分界线划分为上鱼背和鱼腹[11]。

采用 CloudCompare 软件对鱼片点云逐点标注，不同部位分别赋予标签 0~4，标注效果如图 2 所示，具体类别见表 1。

Table 1. Fish fillet part categories and corresponding labels

表 1. 鱼片部位类别及对应标签

部位类别	上鱼背	鱼腹	鱼腩	后段	尾部
英文名称	Top loin	Loin	Belly	Second cut	Tail
分割标签	0	1	2	3	4

2.3. 数据集构建与增强

将 200 组鱼片点云按照 7:3 随机划分为训练集和测试集，对应原始样本数分别为 140 组和 60 组。为增加样本的空间形态差异，在完成数据集划分后，分别采用随机平移、绕 z 轴随机旋转和随机缩放进行数据增强[12]。缩放系数在 0.8~1.2 范围内随机选取，几何变换过程中各点的部位标签保持不变。经过 10 倍扩增后，训练集和测试集分别包含 1400 组和 600 组点云。不同增强方式下的点云形态如图 3 所示。所有增强操作均在数据集划分后独立进行，保证同一原始鱼片及其增强样本不会同时出现在训练集和测试集中[13]。

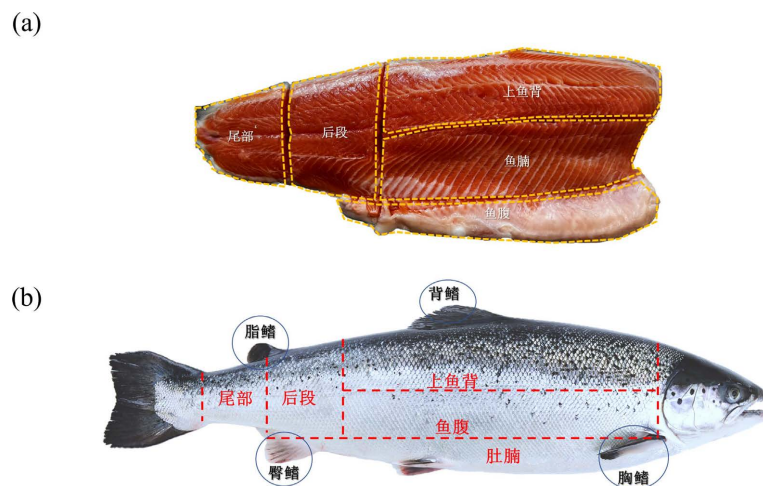


Figure 1. Schematic diagram of fish fillet part division
图 1. 鱼片部位划分示意图

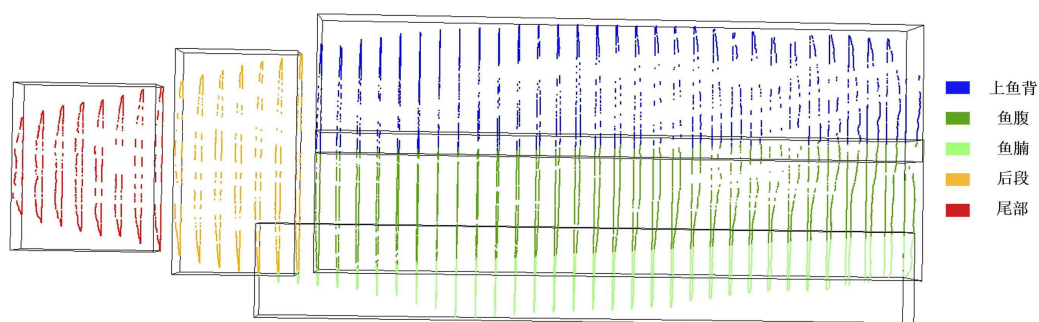


Figure 2. Point cloud annotation results of fish fillet parts
图 2. 鱼片部位点云标注结果

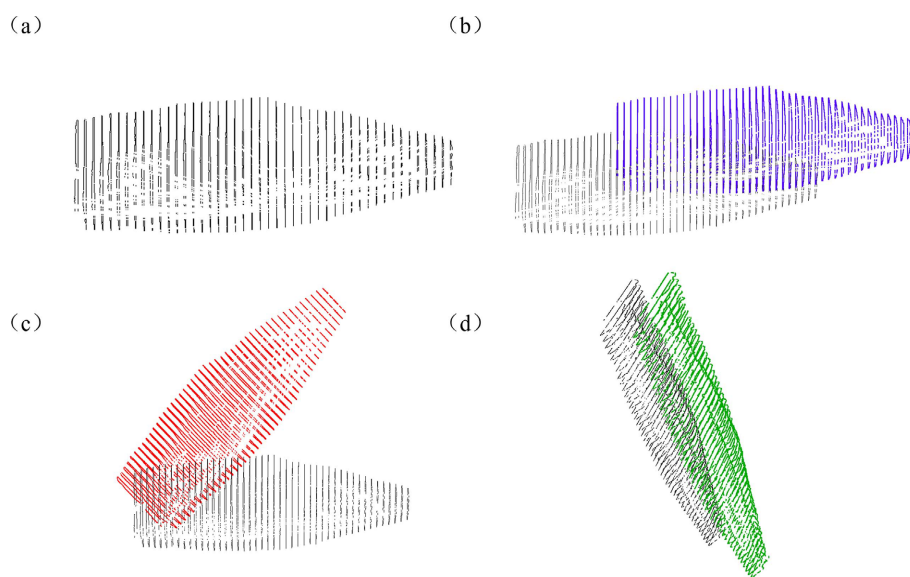


Figure 3. Point cloud data augmentation: (a) Original point cloud; (b) Random translation; (c) Random rotation; (d) Random scaling

图 3. 点云数据增强: (a) 原始点云; (b) 随机平移; (c) 随机旋转; (d) 随机缩放

2.4. 鱼片部位分割模型

2.4.1. PointNet++基础网络

PointNet++通过集合抽象模块逐层学习点云的局部及全局几何特征。本文采用的基础网络包括层次化特征学习和特征传播两部分，其结构如图4所示。特征学习阶段设置两层集合抽象模块，每层均包含采样、分组和特征提取操作。首先采用最远点采样选取局部区域中心，再通过球形邻域查询获得邻域点，最后利用 PointNet 提取局部特征[14]。特征传播阶段采用反距离加权插值恢复点云分辨率，并将插值特征与编码阶段对应特征进行拼接，最终输出每个点属于5个部位类别的概率。

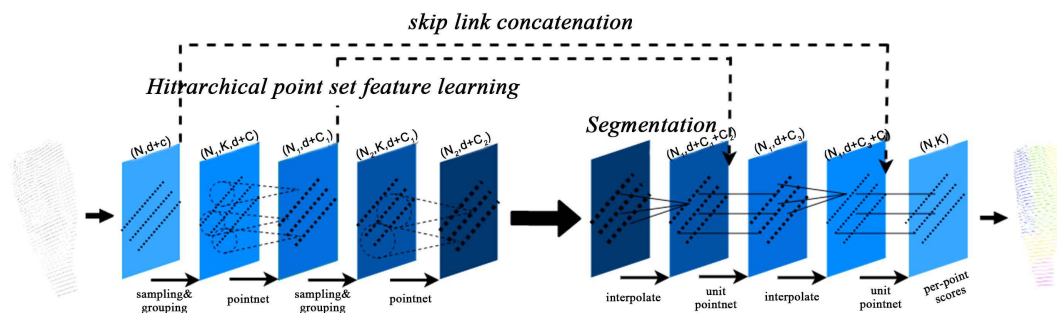


Figure 4. Architecture of PointNet++ for fish fillet part segmentation

图4. 用于鱼片部位分割的 PointNet++网络结构

2.4.2. 多头注意力特征增强

线激光扫描获得的鱼片点云密度相对较低，部分区域还可能因鱼肉表面对激光的吸收和反射而出现信息缺失。PointNet++主要通过局部邻域划分和最大池化提取特征，容易损失不同部位交界区域的细粒度信息。因此，本文在第一层集合抽象模块中引入多头注意力机制，构建 Multi-PointNet++鱼片部位分割模型，其结构如图5所示。

具体而言，在第一层集合抽象模块完成局部特征映射后、最大池化操作前加入多头注意力模块，将输入特征划分为8个注意力头，分别学习不同点及不同局部区域之间的关联关系，再对各注意力头的输出进行拼接和线性映射[15]。注意力模块的输入维度与输出维度保持一致，增强后的特征经最大池化后输入第二层集合抽象模块，并通过特征传播和跳跃连接恢复至原始点集。考虑模型计算量及过拟合风险，本文仅在第一层集合抽象模块中设置多头注意力模块[16]。

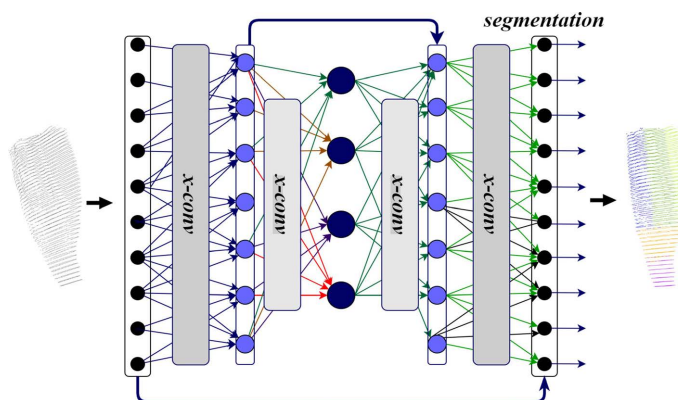


Figure 5. Architecture of the Multi-PointNet++

图5. Multi-PointNet++网络结构

2.4.3. 模型训练参数

选取 PointNet++ 和 PointCNN 作为对比模型。为保证对比试验的公平性, Multi-PointNet++ 与 PointNet++ 采用相同的训练参数, PointCNN 根据其网络结构设置相应参数[17], 具体如表 2 所示。

Table 2. Training parameters of different models

表 2. 不同模型的训练参数

参数	PointNet++	PointCNN	Multi-PointNet++
输入点数	2048	2048	2048
初始学习率	0.005	0.005	0.005
Batch Size	2	2	2
优化器	Adam	Adam	Adam
训练轮数	200	200	200
学习率衰减率	0.7	0.8	0.7
权重衰减	0	1×10^{-8}	0
注意力头数	0	0	8

2.5. 评价指标

为定量评价不同模型对鱼片各部位的分割性能, 采用精确率(Precision, P)、召回率(Recall, Re) [18]、交并比(Intersection over Union, IoU)、平均交并比(mean Intersection over Union, mIoU)和总体精度(Overall Accuracy, OA)作为评价指标[19], 计算公式如下:

$$P_k = \frac{TP_k}{TP_k + FP_k} \quad (1)$$

$$Re_k = \frac{TP_k}{TP_k + FN_k} \quad (2)$$

$$IoU_k = \frac{TP_k}{TP_k + FP_k + FN_k} \quad (3)$$

$$mIoU = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C IoU_k \quad (4)$$

$$OA = \frac{\sum_{k=1}^C TP_k}{N} \quad (5)$$

3. 结果与讨论

3.1. 分割结果的定性分析

为验证不同模型对非规则形状鱼片各部位的识别效果, 在相同数据集和训练参数条件下, 分别采用 PointNet++、PointCNN 和 Multi-PointNet++ 进行分割试验。选取测试集中的同一鱼片样本进行可视化对比, 所得结果如图 6 所示, 其中不同颜色表示不同鱼片部位, 红色点表示预测结果与真实标签不一致的点, 并对容易发生误分类的局部区域进行放大显示。

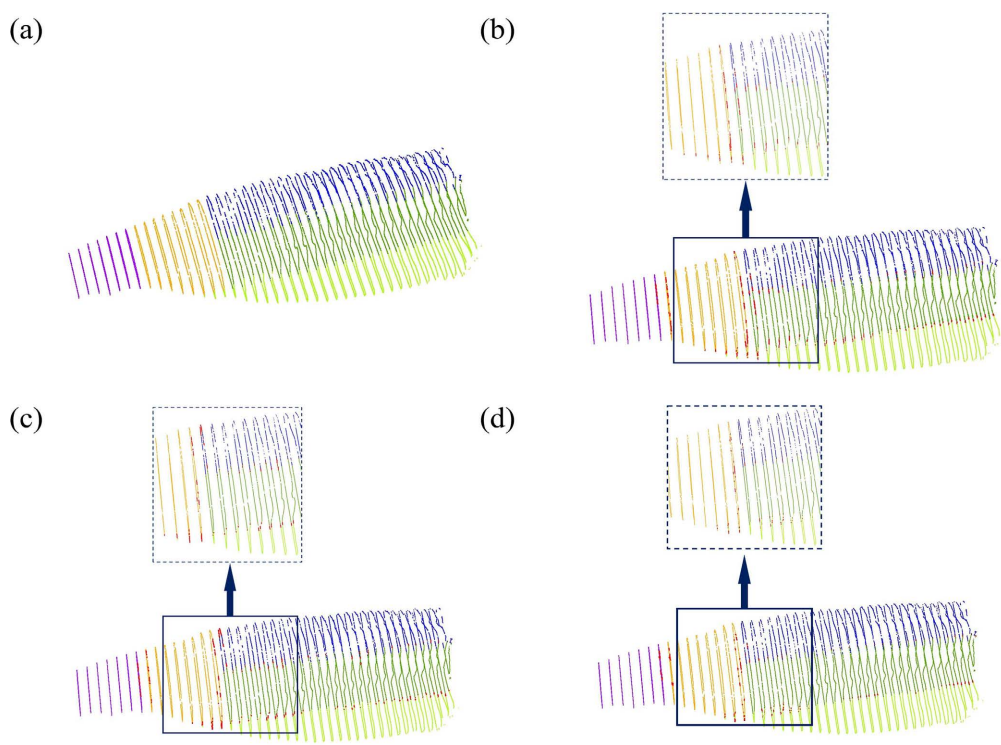


Figure 6. Comparison of segmentation results: (a) Ground truth; (b) PointNet++; (c) PointCNN; (d) Multi-PointNet++
图 6. 不同模型的分割结果对比: (a) 真实标签; (b) PointNet++; (c) PointCNN; (d) Multi-PointNet++

由图 6 可知，三种模型均能够识别鱼片的主要部位，整体分割结果与真实标签基本一致。PointNet++ 在鱼腹与后段、鱼腩与后段等相邻部位的交界区域出现了较多误分类点；PointCNN 对部分边界区域的识别效果有所改善，但后段附近仍存在较明显的错误点。相比之下，Multi-PointNet++ 预测结果中的误分类点数量较少，各部位边界更加连续，分割结果与真实标签的吻合程度更高。结果表明，引入多头注意力机制有助于增强模型对局部点云特征及相邻部位差异的识别能力，改善鱼片部位交界区域的分割效果。

3.2. 分割性能的定量分析

为进一步评价不同模型的分割性能，分别计算 PointNet++、PointCNN 和 Multi-PointNet++ 在测试集上的精确率、召回率和交并比，并采用平均交并比和总体精度评价模型的整体分割效果，结果如表 3 所示。

Table 3. Quantitative comparison of different segmentation models
表 3. 不同分割模型的定量结果对比

评价指标	部位类别	PointNet++	PointCNN	Multi-PointNet++
P	上鱼背	0.932	0.921	0.948
	鱼腹	0.894	0.904	0.911
	鱼腩	0.916	0.915	0.929
	后段	0.678	0.724	0.757
	尾部	0.936	0.939	0.946

续表

Re	上鱼背	0.897	0.895	0.913
	鱼腹	0.832	0.833	0.868
	鱼腩	0.912	0.906	0.929
	后段	0.819	0.859	0.867
	尾部	0.926	0.913	0.941
IoU	上鱼背	0.843	0.831	0.869
	鱼腹	0.758	0.790	0.801
	鱼腩	0.842	0.837	0.868
	后段	0.588	0.647	0.681
	尾部	0.871	0.862	0.895
mIoU	—	0.780	0.793	0.822
OA	—	0.887	0.892	0.911

由表 3 可知, Multi-PointNet++在 5 个鱼片部位上的精确率、召回率和交并比均高于 PointNet++. 其中, 后段区域的 IoU 由 0.588 提高至 0.681, 提高了 0.093; 鱼腹区域的 IoU 由 0.758 提高至 0.801, 提高了 0.043。与 PointCNN 相比, Multi-PointNet++在 5 个部位上的 IoU 也均有所提高, 表明改进模型对不同部位均具有较好的分割能力。

从整体评价指标来看, PointNet++的 mIoU 和 OA 分别为 0.780 和 0.887, PointCNN 分别为 0.793 和 0.892。Multi-PointNet++的 mIoU 和 OA 分别达到 0.822 和 0.911, 较 PointNet++分别提高 0.042 和 0.024, 较 PointCNN 分别提高 0.029 和 0.019。为更加直观地反映不同模型之间的性能差异, 根据表 3 中的试验数据绘制各部位 IoU 及模型整体性能对比图, 如图 7 所示。

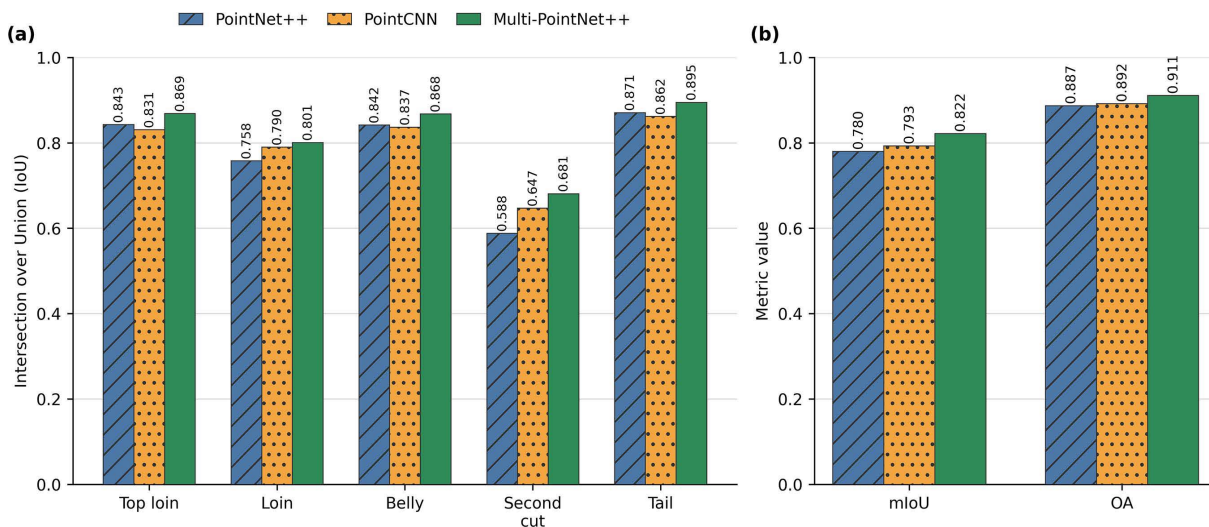


Figure 7. Quantitative comparison of segmentation performance: (a) IoU of different fish fillet parts; (b) mIoU and OA of different models

图 7. 不同模型分割性能的定量对比: (a) 不同鱼片部位的 IoU; (b) 不同模型的 mIoU 和 OA

由图 7(a)可知, Multi-PointNet++在各部位上的 IoU 均高于另外两种模型。其中, 尾部、上鱼背和鱼

脑的 IoU 分别达到 0.895、0.869 和 0.868, 说明具有相对明显形态特征的部位能够获得较稳定的分割结果; 后段区域的 IoU 提升幅度最大, 表明多头注意力机制对复杂交界区域的分割具有较明显的改善作用。由图 7(b)可知, Multi-PointNet++的 mIoU 和 OA 均为三种模型中的最高值, 与定性分割结果相一致。

虽然改进模型提高了后段区域的分割精度, 但该区域的 IoU 仍低于其他 4 个部位。其主要原因是后段同时与上鱼背、鱼腹、鱼腩和尾部相邻, 不同部位之间缺少明显的几何突变, 导致边界附近的点云特征较为相似, 容易产生误分类。总体而言, Multi-PointNet++能够提高非规则形状鱼片各部位的分割精度, 并减少相邻部位交界处的误分类。后续可通过增加不同规格和不同形态的鱼片样本, 进一步提高模型在实际加工环境中的适应能力。

4. 结论

针对非规则形状鱼片不同部位边界特征不明显、传统点云网络容易在交界区域产生误分类的问题, 本文在 PointNet++第一层集合抽象模块中引入多头注意力机制, 构建了 Multi-PointNet++鱼片部位分割模型。试验结果表明, 该模型的 mIoU 和 OA 分别达到 0.822 和 0.911, 较 PointNet++分别提高 0.042 和 0.024, 较 PointCNN 分别提高 0.029 和 0.019; 其中, 后段区域的 IoU 较 PointNet++提高 0.093。改进模型能够减少相邻部位交界处的误分类, 提高上鱼背、鱼腹、鱼腩、后段和尾部的分割效果, 可为鱼片精细化分切提供技术参考。本研究仍存在一定局限性。首先, 试验数据均来源于三文鱼, 原始样本数量为 200 组, 鱼种及样本规模相对有限, 当前结果尚不能充分反映模型在不同鱼种和不同加工条件下的泛化能力。不同鱼种在体型比例、表面形态及不同部位之间的几何关系等方面存在差异, 现有部位划分标准及模型参数可能无法直接迁移。后续研究将进一步扩充不同鱼种、不同规格及不同形态的鱼片点云数据, 并根据不同鱼种的形态特点对部位定义进行适当调整; 同时可采用迁移学习和模型微调等方法, 研究 Multi-PointNet++在不同鱼种间的迁移能力和泛化性能, 从而提高模型在实际水产品加工场景中的适用性。

基金项目

本项目受辽宁省教育厅基本科研项目(LJ212410152033、LJ212410152024)资助。

参考文献

- [1] Zion, B. (2012) The Use of Computer Vision Technologies in Aquaculture—A Review. *Computers and Electronics in Agriculture*, **88**, 125-132. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.07.010>
- [2] Saberioon, M., Gholizadeh, A., Cisar, P., Pautsina, A. and Urban, J. (2017) Application of Machine Vision Systems in Aquaculture with Emphasis on Fish: State-of-the-Art and Key Issues. *Reviews in Aquaculture*, **9**, 369-387. <https://doi.org/10.1111/raq.12143>
- [3] 刘斌, 王凯歌, 李晓蒙, 等. 基于语义部位分割的条纹斑竹鲨鱼体运动姿态解析[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 179-187.
- [4] Feng, G., Wang, H., Chen, M. and Liu, Z. (2023) Accurate Segmentation of Tilapia Fish Body Parts Based on Deeplabv3+ for Advancing Phenotyping Applications. *Applied Sciences*, **13**, Article 9635. <https://doi.org/10.3390/app13179635>
- [5] Chen, L., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F. and Adam, H. (2018) Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C. and Weiss, Y., Eds., *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, 833-851. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_49
- [6] Geng, J. (2011) Structured-Light 3D Surface Imaging: A Tutorial. *Advances in Optics and Photonics*, **3**, 128-160. <https://doi.org/10.1364/aop.3.000128>
- [7] Guo, Y., Wang, H., Hu, Q., Liu, H., Liu, L. and Bennamoun, M. (2021) Deep Learning for 3D Point Clouds: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **43**, 4338-4364. <https://doi.org/10.1109/tpami.2020.3005434>
- [8] Qi, C.R., Su, H., Mo, K., et al. (2017) PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation.

-
- Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, 21-26 July 2017, 652-660.
- [9] Zhang, X., Gong, Z., Liang, X., Sun, W., Ma, J. and Wang, H. (2023) Line Laser Scanning Combined with Machine Learning for Fish Head Cutting Position Identification. *Foods*, **12**, Article 4518. <https://doi.org/10.3390/foods12244518>
 - [10] Li, Y., Bu, R., Sun, M., *et al.* (2018) PointCNN: Convolution on X-Transformed Points. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **31**, 820-830.
 - [11] Zhao, H., Jiang, L., Fu, C. and Jia, J. (2019) PointWeb: Enhancing Local Neighborhood Features for Point Cloud Processing. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Long Beach, 15-20 June 2019, 5565-5573. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00571>
 - [12] Wu, W., Qi, Z. and Fuxin, L. (2019) PointConv: Deep Convolutional Networks on 3D Point Clouds. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Long Beach, 15-20 June 2019, 9621-9630. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00985>
 - [13] Thomas, H., Qi, C.R., Deschaud, J., Marcotegui, B., Goulette, F. and Guibas, L. (2019) KPConv: Flexible and Deformable Convolution for Point Clouds. 2019 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, 27 October 2019-2 November 2019, 6411-6420. <https://doi.org/10.1109/iccv.2019.00651>
 - [14] Qi, C.R., Yi, L., Su, H., *et al.* (2017) PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **30**, 5099-5108.
 - [15] Rusu, R.B. and Cousins, S. (2011) 3D Is Here: Point Cloud Library (PCL). 2011 *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, 9-13 May 2011, 1-4. <https://doi.org/10.1109/icra.2011.5980567>
 - [16] Li, R., Li, X., Heng, P. and Fu, C. (2020) Pointaugment: An Auto-Augmentation Framework for Point Cloud Classification. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, 13-19 June 2020, 6378-6387. <https://doi.org/10.1109/cvpr42600.2020.00641>
 - [17] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., *et al.* (2017) Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **30**, 5998-6008.
 - [18] Guo, M., Cai, J., Liu, Z., Mu, T., Martin, R.R. and Hu, S. (2021) PCT: Point Cloud Transformer. *Computational Visual Media*, **7**, 187-199. <https://doi.org/10.1007/s41095-021-0229-5>
 - [19] Zhao, H., Jiang, L., Jia, J., Torr, P. and Koltun, V. (2021) Point Transformer. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Montreal, 10-17 October 2021, 16259-16268. <https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.01595>