



基于双目立体视觉方法的鱼类三维重建技术 ——以蓝点马鲛为例

徐安康, 黄六一*, 尤鑫星, 毕春伟, 何舒玥, 徐鑫乐, 王笑
(中国海洋大学水产学院, 山东 青岛 266003)

摘要: 为了解决现有计算机视觉方法难以精确表征鱼类多尺度形态特征的问题, 本研究以蓝点马鲛为对象, 采用双目立体视觉方法构建鱼类三维重建技术, 通过人工测量方法进行鱼类三维模型的体尺精度验证。结果显示, 以人工测量数据为基准, 蓝点马鲛叉长、体高、最大体周长、鳃盖后缘体周长的平均相对误差分别为 0.82%、4.47%、3.14%、2.87%; 相对线性拟合方法, 蓝点马鲛体周长(最大体周长、鳃盖后缘体周长)与叉长、体高的多元线性拟合式 ($R^2=0.826/0.833$) 预测精度更高。研究表明, 双目立体视觉方法能够构建高精度的鱼类三维模型, 可为渔业数智化应用提供重要的技术支撑与数据参考。本研究可为鱼类外形三维重建和渔业数字化信息采集提供方法参考。

关键词: 蓝点马鲛; 鱼类三维重建; 深度学习; 体尺测量

中图分类号: S 917.4; TP 181

文献标志码: A

鱼类是重要的食物蛋白质来源之一, 占人类摄入动物蛋白量的 20% 以上^[1]。体型是鱼类的重要表观特征, 主要通过体长、体高、体周长等体尺描述^[2], 是鱼类水动力及其仿生物、行为生理等领域的基石数据^[3], 能够为渔业领域中渔具设计、渔业数字化等应用提供重要的数据参考。目前鱼类体尺数据的获取方法主要有两种。一是人工测量: 使用游标卡尺等工具直接测量鱼类的主要体尺, 耗时费力、难以满足大规模鱼类形态学特征测量需求, 无法实现鱼体三维模型的构建^[4-6], 存在一定的主观误差; 二是计算机视觉方法测量: 使用单目或双目相机拍摄鱼类二维图像, 经图像处理获得体尺信息, 但受鱼体弯曲等形变约束, 仅局限于线性指标测量, 不能满足体周等鱼类三维体尺测量需求^[7-8]。因此, 开发一种便捷快速的立体测量方法对鱼类形态学特征调查工作具有重

要的现实意义。

基于计算机视觉的三维重建技术在农林牧渔领域已广泛应用^[9-10], 如四足动物三维重建方法 (skinned multi-animal linear model)^[11], 作物三维重建方法 (structure from motion-multi view stereo)^[12] 等, 而鱼类三维重建应用案例鲜有报道。Strachan^[13] 最早通过传送带配合光照检测与计算机视觉技术进行鱼类体长测量。欧利国等^[14] 利用轮廓提取和边缘检测技术进行黄鳍金枪鱼 (*Thunnus albacores*)、大眼金枪鱼 (*T. obesus*) 和长鳍金枪鱼 (*T. alalunga*) 的体尺测量。Ruff 等^[15] 利用双目相机提取鱼类头部尾部关键点进行鱼类体长测量。Rodrigo Telles 等^[16] 使用双目相机对尼罗罗非鱼 (*Oreochromis niloticus*) 测量了体积并估算了体重。Liao 等^[17] 基于三维扫描仪提出了一种鱼类表型自动提取算法, 测量的鱼类体尺平均相对误差为 6.32%。上述方

收稿日期: 2024-01-18 修回日期: 2024-03-21

资助项目: 国家重点研发计划 (2023YFD2401301); 山东省重点研发计划 (2021SFGCO701); 青岛市科技计划 (23-1-3-hysf-2-hy)

第一作者: 徐安康 (照片), 从事渔业智能装备设计研究, E-mail: xuankang@stu.ouc.edu.cn

通信作者: 黄六一, 从事渔具渔法和鱼类行为学研究, E-mail: huangly@ouc.edu.cn



法均采用阈值分割或边缘检测等传统图像处理方式进行鱼类特征提取, 泛化能力有限。目前, 日臻成熟的深度学习技术为鱼类图像分析和体尺测量提供了新的思路: Tseng 等^[18]使用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 进行了鱼类的体长测量。Lekunberri 等^[19]使用深度残差网络 (ResNet) 开展了金枪鱼围网渔业渔获物的鱼种鉴别工作。然而上述计算机视觉方法仍难以量度鱼类三维特征, 无法建立鱼类三维模型, 进行鱼类体尺性状指标量的精细测量。

蓝点马鲛 (*Scomberomorus niphonius*) 是我国重要的经济鱼种^[20], 主要通过拖网和刺网进行捕捞。研究表明, 纺锤形鱼类的体周长性状与捕捞渔具网目尺寸呈正相关, 个体间或种间三维表现特征差异亦与鱼类游泳性能优劣息息相关。本研究根据自主研发的双目立体视觉图像采集系统, 通过结构光投影法标记待测鱼双目图像, 采用 U²-Net 深度学习语义分割模型得到无结构光下的鱼类二值化掩膜, 经图像解码、匹配、双目视差法计算得到鱼类三维点云数据, 并以蓝点马鲛为对象进行鱼类三维模型技术的可行性验证。

1 材料与方法

1.1 图像采集系统

本研究建立的双目立体视觉图像采集系统由铝合金框架 (长 70 cm、宽 50 cm、高 70 cm), DLP 投影仪 (Digital-Light-Processing, EF-10 型, 1 920×1 080 像素, 1 000 lm, EPSON 公司), 双目相机 (ZED2 相机, 1 920×1 080 像素, 30 fps, StereoLab) 和上位机组成 (图 1)。其中, 投影仪与相机相距 30 cm, 分别平行固定在框架顶部, 框架底部处的亚克力板为待测平台 (绿色背景), 投影仪和相机分别通过 USB 和 HDMI 线连接上位机采集待测对象的图像。鱼类三维重建流程如图 1 所示。

1.2 图像分割与图像标记

图像分割模型 本研究通过图像采集系统获取无结构光标记的所有待测鱼的图像集, 用于深度学习的图像分割模型掩膜提取。U²-Net 模型是一个两级嵌套的 U-Net 结构, 两侧设置对称的 U 残差模块组成编码-解码器, 是一种针对显著性目标检测设计的语义分割模型, 具有模型简练、分割效果好等优势^[21]。将待测鱼类图像输入 U²-

Net, 顺次经过各级编码和解码器, 输出一个由前景和背景组成的二值化掩膜, 用于后期图像组匹配与三维重建。本研究采用 Pytorch 深度学习框架, 训练轮次 200 个, 初始学习率 0.001; 使用 AdamW 优化器构建 U²-Net 深度学习图像分割模型, 训练环境 CPU 为 i5-13400F, GPU 为 RTX3060Ti-CUDA11.6; 具体使用 DUTS 数据集^[22]对 U²-Net 进行模型预训练, 采用待测鱼类图像集对 U²-Net 进行迁移学习, 以适应鱼类图像分割任务 (图 1-a, 图 1-b)。训练过程中设置了平均绝对误差 MAE (mean absolute error)、交并比 IoU (intersection over union) 和 F1 值 (模型召回率与准确率的加权平均数, F1 score) 作为模型分割效果的评估指标。其中, U²-Net 语义分割模型的 MAE 值越低, 模型预测准确率越高; IoU 和 F1 值越高, 图像分割效果越好。

结构光投影标记 由于难以确定双目图像间像素点对应关系, 本研究采用结构光投影方法, 确定待测鱼左右图像组的像素点对应关系, 同时可减少因鱼体表面鳞片和黏液导致的像素点匹配异常现象。结构光采用 3 幅相移图和 4 幅格雷码的组合形式 (图 1-c) 分别投影到待测鱼上, 通过图像采集系统得到结构光下的鱼类图像 (图 1-d)。3 幅相移图标记 $16(2^4)$ 个子区域中的局部相位值, 在 3 幅相移图中第 i 幅相移图可以描述为:

$$I_i(x, y) = A + B \left(\phi(x, y) + \frac{2\pi(i-1)}{3} \right) \quad (1)$$

式中, $I_i(x, y)$ 为图像在 (x, y) 处的灰度值, A 和 B 分别为背景灰度值和调制灰度值, $\phi(x, y)$ 为图像在 (x, y) 处的相位值。

1.3 双目图像组匹配

本研究通过结构光鱼类图像与掩膜乘算的方式, 去除原图背景, 获得具有结构光图案标记的鱼类图像组。采用自适应阈值方法^[23]识别结构光鱼类图像组中的格雷码, 用于恢复相移图中相位特异性。二值化公式:

$$t(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=0}^{N-1} I_i(x, y) \quad (2)$$

$$B(x, y) = \begin{cases} 0 & g(x, y) < t(x, y) \\ 1 & g(x, y) \geq t(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

式中, t 为灰度阈值, N 为相移图案幅数, I_i 为第 i 张相移图的灰度值, g 为格雷码灰度值。其次采

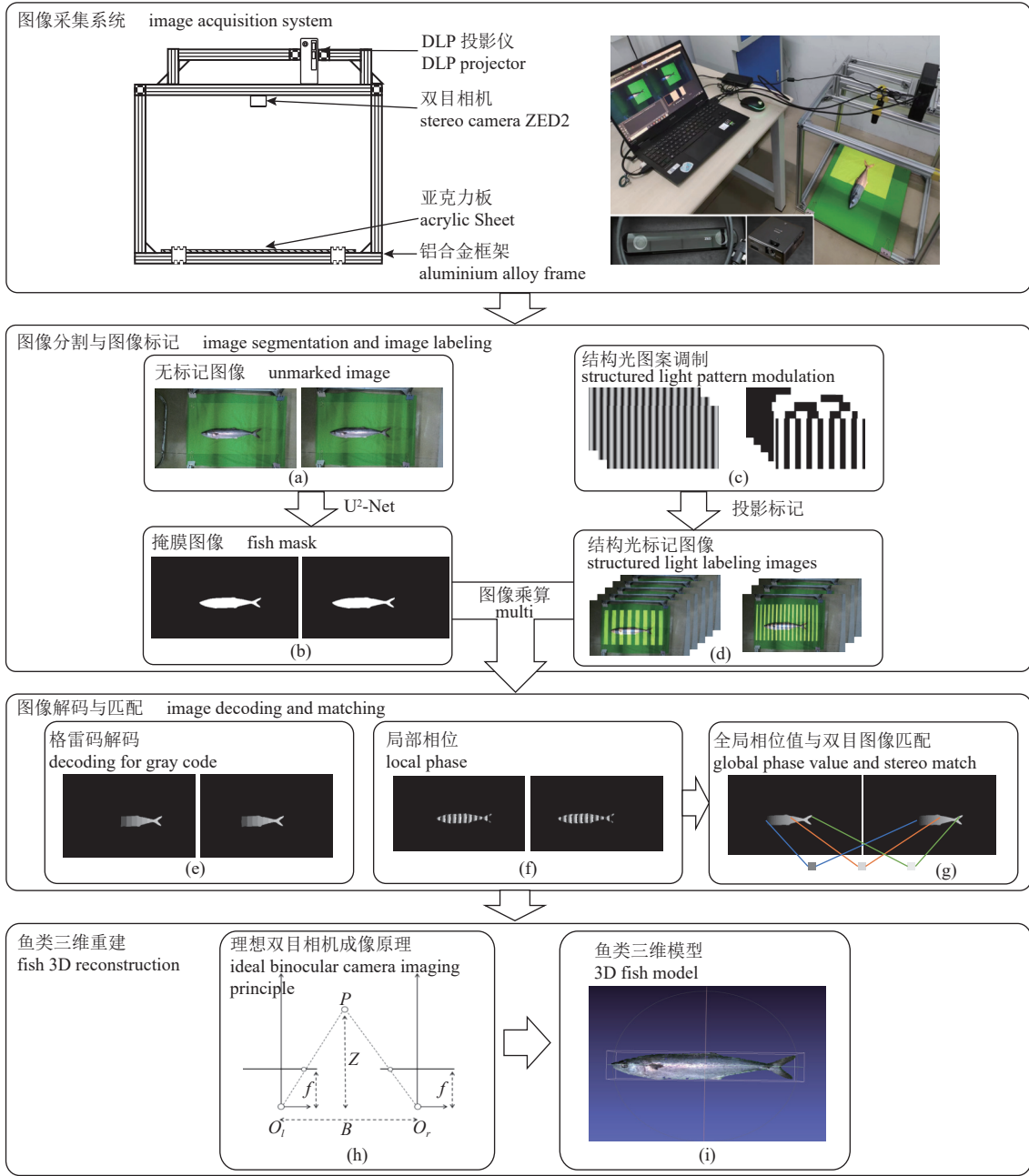


图 1 基于双目立体视觉的鱼类三维重建工作流程图

Fig. 1 Workflow of fish 3D reconstruction based on binocular stereo vision

用相移图解码, 获得每个像素点的局部相位值。根据公式 (1) 逆推得到相移法局部相位解码公式:

$$\phi(x, y) = -\arctan\left(\frac{\sqrt{3}I_2(x, y) - I_3(x, y)}{2I_1(x, y) - I_2(x, y) - I_3(x, y)}\right) \quad (4)$$

因调制过程中每幅相移图存在 16 个相移周期, 通过格雷码对相移周期之间相同的局部相位进行区分, 全局相位解码公式为:

$$P(x, y) = 2\pi \times G(x, y) + \phi(x, y) \quad (5)$$

式中, P 为全局相位值, G 为格雷码值, 经计算

可获得具有相位标记的双目视差图像组。通过解码获得的全局相位图用于双目视差图像组匹配 (图 1-g)。在全局相位值相同的前提下, 本研究将左右相机中 u 坐标值相同、左图 v 坐标值大于右图 v 坐标值的点, 视为同一测量点在左右相机的成像, 如下式所示。

$$\begin{cases} M_{(ul, vl)}^L = 1, M_{(ur, vr)}^R = 1 \\ D_{(ul, vl)}^L = D_{(ur, vr)}^R \\ D_{(ur, vr-1)}^R \leq D_{(ul, vl)}^L \leq D_{(ur, vr+1)}^R \end{cases} \quad (6)$$

式中, M 为 U^2 -Net 输出的掩膜, M 为 1 时为前景, M 为 0 为背景。 D 为全局相位图, 下标 u 和 v 为图像坐标值, 上标 L 和 R 分别表示左右图像, 下标 l 和 r 分别表示左右图像中的目标像素点坐标。

1.4 鱼类三维重建

双目视差法具有标定简单、测量精度高、设备依赖性小等特点^[24]。理想的双目相机视差模型中, 双目相机的左右相机光轴平行且成像平面位于同一平面上(图 1-h)。根据三角测量原理, 可知三维坐标计算公式为:

$$\begin{cases} X = \frac{u_1 - u_0}{d} B \\ Y = \frac{v_1 - v_0}{d} B \\ Z = \frac{f}{d} B \end{cases} \quad (7)$$

式中, B 为相机基线长度 (mm), u_1 、 v_1 为像素坐标值 (pixel), u_0 、 v_0 为相机焦点坐标 (pixel), f 为相机焦距 (mm), d 为视差值 (pixel), X 、 Y 、 Z 为

点 P 在世界坐标系坐标 (mm)。

本研究采用双目视差法, 通过左右像素点的二维图像坐标获得对应点的三维坐标, 遍历全局相位后得到待测物体 (前景) 的三维点云数据集, 经滤波半径 r 为 20 的均值滤波处理, 去除因误匹配产生的点云噪声和孤立点, 计算得到鱼类三维点云集, 最终建立待测鱼的三维模型(图 1-i)。

1.5 案例验证

本研究共购入黄海海域捕捞获得的野生蓝点马鲛 51 尾 (叉长 375~600 mm, 体重 430~1 350 g, 表 1)。擦拭表面水分后逐一人工测量其叉长、全长、体高等体尺并称重, 随后采用上述的双目立体视觉方法建立蓝点马鲛的三维模型。通过蓝点马鲛三维模型获取标记特征点的数据(图 2), 并与人工测量结果对比, 通过独立样本 t 检验检测点云测量结果与人工测量结果是否存在显著差异。蓝点马鲛是典型的左右对称体型鱼种, 双目立体视觉方法仅采集蓝点马鲛的单侧点云, 其体周长

表 1 蓝点马鲛样本信息

Tab. 1 *S. niphonius* samples information

编号 ID	叉长/mm fork length	体重/g body weight	最大体周长/mm maximum body circumference	编号 ID	叉长/mm fork length	体重/g body weight	最大体周长/mm maximum body circumference
1	510.0	1 079	214.3	27	425.0	661	182.0
2	466.1	777	192.9	28	444.0	736	190.0
3	481.4	845	199.2	29	435.0	684	183.0
4	431.3	646	179.5	30	444.0	827	210.0
5	448.5	753	185.8	31	444.0	757	190.0
6	435.2	644	181.5	32	414.0	704	190.0
7	445.3	688	184.5	33	450.0	877	205.0
8	448.2	763	190.7	34	440.0	736	184.0
9	428.7	646	184.7	35	380.1	453	163.5
10	444.5	663	189.2	36	385.0	474	166.7
11	441.2	629	181.6	37	607.1	1 800	246.1
12	409.0	572	178.7	38	397.3	559	167.1
13	376.2	502	162.1	39	403.9	578	169.1
14	380.1	495	165.0	40	511.0	1 074	195.9
15	392.9	516	168.7	41	527.0	1 350	224.0
16	389.1	514	183.5	42	433.9	638	172.1
17	403.7	526	184.7	43	398.5	586	169.5
18	424.5	608	198.5	44	426.9	562	164.9
19	400.5	584	185.9	45	403.3	516	155.1
20	392.1	571	188.0	46	391.0	496	154.1
21	461.3	791	193.0	47	382.3	507	159.5
22	447.0	884	207.0	48	396.8	539	171.1
23	441.0	811	200.0	49	379.1	431	149.5
24	456.0	847	202.0	50	459.0	935	192.1
25	443.0	757	190.0	51	436.0	791	181.5
26	451.0	783	190.0				

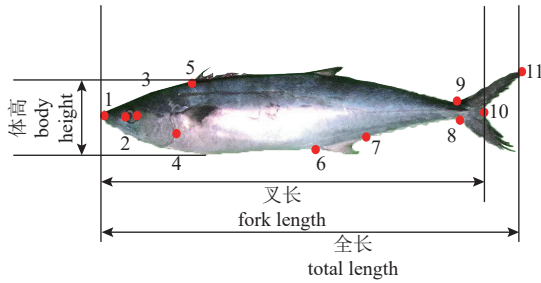


图2 特征点示意图

1.吻端, 2.眼前缘, 3.眼后缘, 4.鳃盖后缘, 5.第一背鳍前缘, 6.臀鳍前缘, 7.臀鳍后缘, 8.尾鳍基部, 9.尾柄最窄处, 10.尾叉点, 11.尾鳍最后缘。

Fig. 2 Feature point diagram

1.snout, 2. anterior edge of eye, 3. posterior margin of eye, 4. posterior margin of operculum, 5. anterior edge of first dorsal fin, 6. anterior edge of anal fin, 7. trailing edge of anal fin, 8. base of caudal fin, 9. the narrowest part of the caudal stalk, 10. caudal fork, 11. final margin of caudal fin.

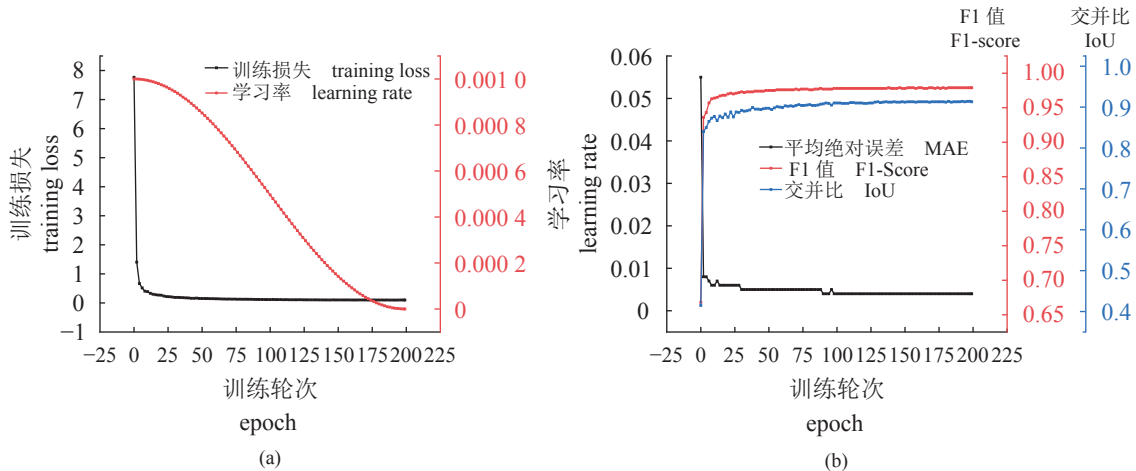


图3 训练过程图

(a) 训练过程中训练损失和学习率变化, (b) 训练过程中各评价指标变化。

Fig. 3 Training process

(a) training loss and learning rate during training, (b) evaluation indicators during training.

2.2 鱼类三维重建结果

图4为蓝点马鲛原始图像与三维重建点云对比图, 由图中可以看出, 点云能够较好地反映鱼体表观特征, 但部分体表区域出现点云缺失, 与成像平面夹角大的区域点云缺失更明显。

对比分析三维模型与人工测量获得的51尾蓝点马鲛的全长、叉长、体高和体周长的度量差异, 评估鱼类三维模型的重建效果(图5)。蓝点马鲛体尺绝对测量误差范围为3.44~12.37 mm (SD= 5.52 mm), 最大误差出现在全长测量中。全长、叉长、体高、最大体周长和鳃盖后缘体周长的平均相对

以单侧背部至腹部弧线长的2倍计算。实验过程中操作人员严格遵守中国海洋大学伦理规范, 并按照中国海洋大学伦理委员会制定的规章制度执行。

2 结果

2.1 图像分割效果

U²-Net的训练过程如图3所示。图3-a显示在训练过程中, 前20个训练轮次训练损失迅速衰减, 20个训练轮次之后训练损失衰减速率减缓至最终收敛, 同时学习率由初始值0.001逐渐衰减至0。图3-b显示在训练过程中评价指标MAE值逐渐下降, F1、IoU逐渐上升, 前100个训练轮次中评价指标波动比较明显, 100个训练轮次后逐渐稳定, MAE、F1和IoU值分别收敛至0.004、0.979和0.914, 模型的鱼类图像分割效果良好。

误差分别为2.52%、0.82%、4.47%、3.14%和2.87%, 最小值和最大值分别出现在叉长和体高测量中。体高和体周长相对误差波动更大, 体周长相对误差离群点较多。研究表明鱼类三维模型与人工测量结果不存在显著差异(t -test, $P>0.05$)。

2.3 体周长拟合结果

渔具设计工作中鱼类体周长是网目大小设计的重要参考。当前鱼类的体周长主要通过体周长与体长的线性拟合式获得。本研究根据鱼类三维模型体尺结果, 分别将蓝点马鲛叉长和最大体周长与鳃盖后缘体周长进行线性拟合, 结果如图6

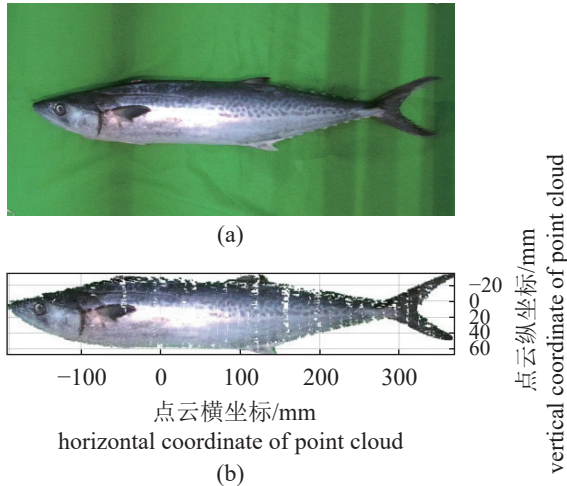


图4 鱼类三维模型示意图

(a) 鱼类原始图像, (b) 三维重建鱼类点云图像。

Fig. 4 Point cloud reconstruction results

(a) original fish image, (b) reconstructed fish point cloud image.

所示。最大体周长与叉长线性回归拟合结果 R^2 值为 0.727, 鳃盖后缘体周长与叉长的线性回归拟合结果 R^2 值为 0.797。

由于鱼类体周长指标可能与其他体尺性状相关, 经过 Spearman 相关性分析发现, 体周长与体重、体高、全长、叉长具有较高相关性(图 7)。因蓝点马鲛资源调查工作中使用叉长代替体长, 故选择叉长和体高分别对最大体周长和鳃盖后缘体周长进行多元线性回归拟合, 拟合结果如下:

$$C_1 = 0.144L_1 + 1.699L_2 \quad R^2 = 0.826 \quad (8)$$

$$C_2 = 0.241L_1 + 0.873L_2 \quad R^2 = 0.833 \quad (9)$$

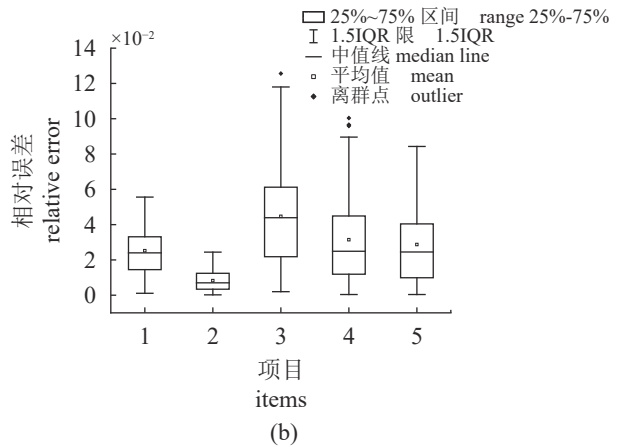
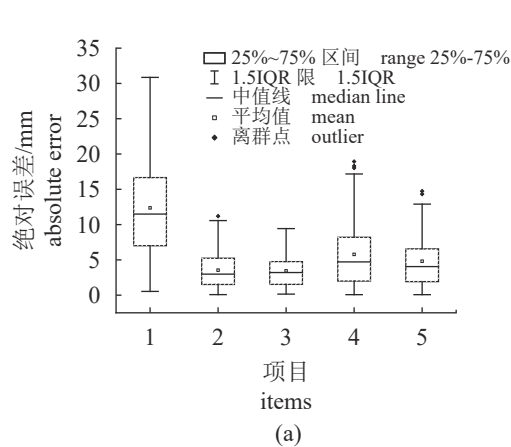


图5 鱼类三维模型体尺误差图

(a) 体尺绝对误差图, (b) 体尺相对误差图。1.全长, 2.叉长, 3.体高, 4.最大体周长, 5.鳃盖后缘体周长。

Fig. 5 3D reconstruction morphological traits error

(a) fish measurement relative error, (b) fish measurement absolute error. 1. total length, 2. fork length, 3. body height, 4. maximum body circumference, 5. posterior marginal body circumference of operculum.

式中, C_1 为最大体周长 (mm), C_2 为鳃盖后缘体周长 (mm), L_1 为叉长 (mm), L_2 为体高 (mm)。拟合结果显示, 多元线性回归拟合具有较好的体周长预测效果。

3 讨论

3.1 图像分割效果

深度学习因其准确、高效的特点, 在图像处理领域逐渐取代传统图像处理方法^[25-26]。本研究使用为显著性目标检测任务开发的 U²-Net 进行图像分割。结果显示在鱼类图像分割任务中, U²-Net 的 F1 值和 IoU 值分别为 0.979 和 0.913, 能够较好地满足蓝点马鲛图像分割需求。郭奕等^[27]采用的改良 Mask-RCNN 模型, 其 F1 值为 0.955, IoU 值为 0.931。这可能因为相较于 Mask-RCNN 模型, 本研究的 U²-Net 模型更倾向于将像素归类为阳性, 造成假阳性结果过多。这表明本研究中使用的 U²-Net 模型倾向于将背景像素误判为鱼类前景像素, 导致三维重建模型中包含背景点云信息, 造成鱼类数字模型各项体尺偏大。这意味着后续多种鱼类三维模型构建工作中应重点考虑鱼种体色特征与入画背景之间的色差, 合理选择背景颜色, 提升 U²-Net 语义分割模型的泛化性, 提高多种鱼类图像分割精准度。

3.2 鱼类三维重建效果与精度分析

鱼类的形态学特征在鱼体水动力、鱼类行为

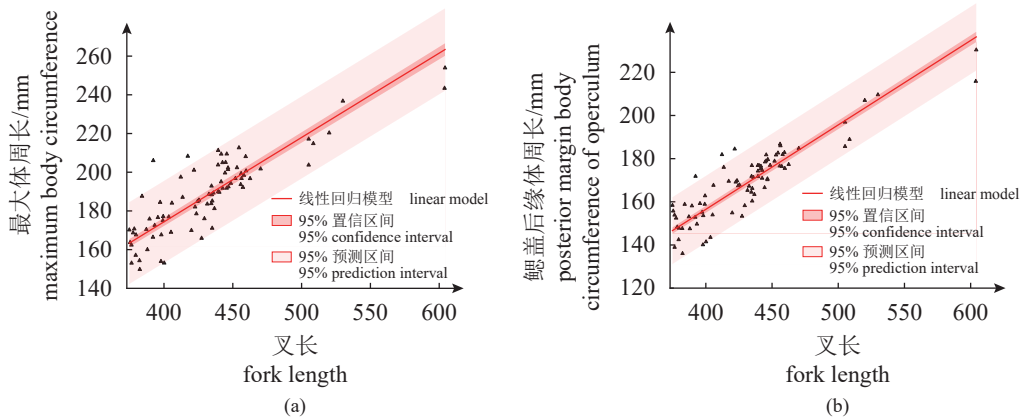


图 6 叉长、体高与体周长线性回归拟合图

(a) 叉长与最大体周长线性拟合结果, (b) 叉长与鳃盖后缘体周长线性拟合结果。

Fig. 6 The linear regression fitting graph of fork length and body circumference measured by point cloud

(a) linear fitting results between fork length and maximum body circumference, (b) linear fitting results between fork length and posterior marginal body circumference of operculum.

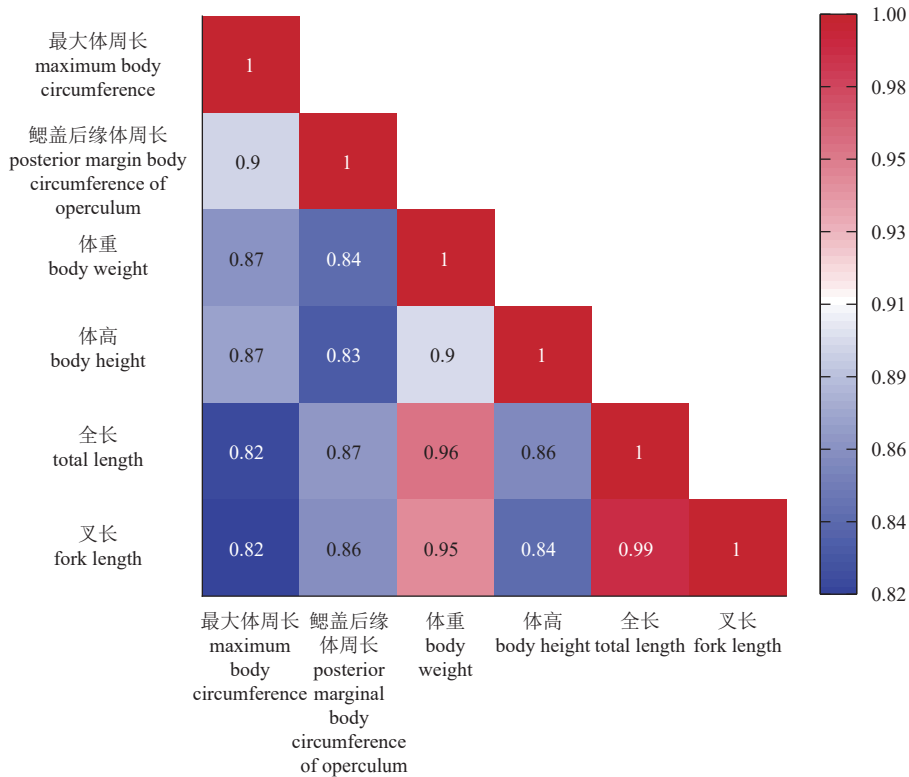


图 7 Spearman 相关系数热图

Fig. 7 Spearman coefficient heat map

生理等研究中具有重要参考价值。相比通过二维图像测量鱼类形态特征的计算机视觉方法, 三维点云数据构建鱼类数字模型能够更加直观表现鱼类三维形态。与传统双目立体视觉方法相比, 采用结构光标记辅助双目匹配的三维重建方法具有鲁棒性高、抗噪性能强等特点, 更适用于表面特征弱化的目标物三维重建工作^[28]。本研究选取 51

尾蓝点马鲛作为实验对象进行案例验证, 蓝点马鲛三维模型体尺性状测量值和人工测量结果的相对误差为 0.82%~4.47%, 这与房舒^[29]、黄康为^[30]的研究结果基本一致。通过结构光投影辅助双目相机的立体匹配, 能够有效减少鱼类表面相似纹理特征对立体匹配的影响, 完成鱼类单侧点云的提取工作。值得一提的是, 由于蓝点马鲛体色银

白, 鱼体反光影响投影效果, 少部分区域出现点云缺失现象。此外通过单机位双目相机获取蓝点马鲛图像时, 与相机光轴夹角小的鱼体区域处点云较为稀疏, 这可能是造成本研究体高指标相较全长、叉长指标误差稍大, 体尺测量失真的原因之一。后续工作中计划使用偏振片与多机位成像源等组合方式, 完善鱼类三维点云数据的精确捕捉。

3.3 体周长拟合效果

渔具设计工作中, 鱼类鳃盖后缘周长和最大体周长是确定网衣最小网目和最适网目大小的重要依据。本研究分别使用传统单因素线性回归和多元线性回归方法对蓝点马鲛点云模型的体周长与叉长、体高进行拟合, 拟合结果显示, 多元线性回归方法预测精度高于单因素线性回归方法, 在蓝点马鲛体周长预测工作中有更好的效果。这是因为鱼类体周长与多个鱼类体尺相关, 仅使用单一指标进行拟合存在因其他指标差异导致的波动。在蓝点马鲛体周长拟合工作中, 建议使用多元线性回归方法代替单因素线性回归方法。

4 结论

本研究基于双目立体视觉方法设计的鱼类图像采集系统能够精准构建鱼类三维点云模型, 可为渔业数字化应用提供技术支持。通过蓝点马鲛点云模型体尺与人工测量体尺对比, 结果表明本研究构建的鱼类三维点云模型主要体尺误差均在5%以下, 与此前研究中使用计算机视觉方法测量鱼类体尺的精度基本一致, 能够满足鱼类建模和体尺测量的精度要求。在当前渔业领域的计算机视觉应用中, 尚未有普适的鱼类三维重建模型, 需要根据不同的鱼类测量需求对既有模型进行完善。未来本研究团队将结合大体量鱼类数据集优化神经网络模型、使用多机位图像采集设备, 以实现不同体型的鱼类三维重建。

(作者声明本文无实际或潜在的利益冲突)

参考文献 (References):

- [1] Gladju J, Kamalam B S, Kanagaraj A. Applications of data mining and machine learning framework in aquaculture and fisheries: a review[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2022, 2: 100061.
- [2] 王禹莎, 王家迎, 辛瑞, 等. 基于计算机视觉的大黄鱼体尺、体重性状表型测量装置开发和应用 [J]. *水产学报*, 2023, 47(1): 019516.
- Wang Y S, Wang J Y, Xin R, *et al.* Application of computer vision in morphological and body weight measurements of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*)[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(1): 019516 (in Chinese).
- [3] Ju I, Yun D. Hydraulic variable stiffness mechanism for swimming locomotion optimization of soft robotic fish[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 286: 115551.
- [4] Li D L, Hao Y F, Duan Y Q. Nonintrusive methods for biomass estimation in aquaculture with emphasis on fish: a review[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2020, 12(3): 1390-1411.
- [5] Vilas C, Antelo L T, Martin-Rodriguez F, *et al.* Use of computer vision onboard fishing vessels to quantify catches: the iObserver[J]. *Marine Policy*, 2020, 116: 103714.
- [6] Costa C, Antonucci F, Boglione C, *et al.* Automated sorting for size, sex and skeletal anomalies of cultured seabass using external shape analysis[J]. *Aquacultural Engineering*, 2013, 52: 58-64.
- [7] 段延娥, 李道亮, 李振波, 等. 基于计算机视觉的水产动物视觉特征测量研究综述 [J]. *农业工程学报*, 2015, 31(15): 1-11.
- Duan Y E, Li D L, Li Z B, *et al.* Review on visual characteristic measurement research of aquatic animals based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(15): 1-11 (in Chinese).
- [8] 李振波, 赵远洋, 杨普, 等. 基于机器视觉的鱼体长度测量研究综述 [J]. *农业机械学报*, 2021, 52(S1): 207-218.
- Li Z B, Zhao Y Y, Yang P, *et al.* Review of research on fish body length measurement based on machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(S1): 207-218 (in Chinese).
- [9] 洪星, 姬江涛, 段意洁, 等. 基于点云精准分割的奶牛臀宽自动测量方法 [J]. *南京农业大学学报*, 2024, 47(5): 1028-1036.
- Hong X, Ji J T, Duan Y J, *et al.* Automatic measurement of cow rump width based on precise segmentation of point cloud[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024, 47(5): 1028-1036 (in Chinese).

- [10] 刘鸿琛. 基于双目视觉的树果定位算法研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
Liu H C. Research and implementation of tree fruit localization algorithm based on binocular vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022 (in Chinese).
- [11] 蒋岚. 基于图像的大熊猫三维重建算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
Jiang L. Research on image-based 3D reconstruction algorithm of giant panda[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020 (in Chinese).
- [12] 宫金良, 刘镛霄, 魏鹏, 等. 基于相机位姿恢复与神经辐射场理论的果树三维重建方法[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(22): 157-165.
Gong J L, Liu B X, Wei P, *et al.* Three-dimensional reconstruction of reconstructing fruit tree images using camera pose recovery and neural radiance fields theory[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2023, 39(22): 157-165 (in Chinese).
- [13] Strachan N J C. Length measurement of fish by computer vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1993, 8(2): 93-104.
- [14] 欧利国, 王冰妍, 刘必林, 等. 基于计算机视觉的3种金枪鱼属鱼类形态指标自动测量研究[J]. *海洋学报*, 2021, 43(11): 105-115.
Ou L G, Wang B Y, Liu B L, *et al.* Automatic measurement of morphological indexes of three *Thunnus* species based on computer vision[J]. *Haiyang Xuebao*, 2021, 43(11): 105-115 (in Chinese).
- [15] Ruff B P, Marchant J A, Frost A R. Fish sizing and monitoring using a stereo image analysis system applied to fish farming[J]. *Aquacultural Engineering*, 1995, 14(2): 155-173.
- [16] da Silva Vale R T, Ueda E K, Takimoto R Y, *et al.* Fish volume monitoring using stereo vision for fish farms[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2020, 53(2): 15824-15828.
- [17] Liao Y H, Zhou C W, Liu W Z, *et al.* 3DPhenoFish: application for two-and three-dimensional fish morphological phenotype extraction from point cloud analysis[J]. *Zoological Research*, 2021, 42(4): 492-502.
- [18] Tseng C H, Hsieh C L, Kuo Y F. Automatic measurement of the body length of harvested fish using convolutional neural networks[J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 189: 36-47.
- [19] Lekunberri X, Ruiz J, Quincoces I, *et al.* Identification and measurement of tropical tuna species in purse seiner catches using computer vision and deep learning[J]. *Ecological Informatics*, 2022, 67: 101495.
- [20] Sassa C, Yamamoto K, Tsukamoto Y, *et al.* Distribution and migration of age - 0 jack mackerel (*Trachurus japonicus*) in the East China and Yellow Seas, based on seasonal bottom trawl surveys[J]. *Fisheries Oceanography*, 2009, 18(4): 255-267.
- [21] Qin X B, Zhang Z C, Huang C Y, *et al.* U²-Net: going deeper with nested U-structure for salient object detection[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 106: 107404.
- [22] Wang L J, Lu H C, Wang Y F, *et al.* Learning to detect salient objects with image-level supervision[C]//Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 3796-3805.
- [23] 李洋, 李岩, 赵爱国, 等. 四步相移结合互补格雷码的快速相位展开[J]. *激光杂志*, 2022, 43(2): 36-41.
Li Y, Li Y, Zhao A G, *et al.* Fast phase unwrapping of four-step phase shift combined with complementary Gray code[J]. *Laser Journal*, 2022, 43(2): 36-41 (in Chinese).
- [24] Jiang Y S, Wu Z J, Liu Y K, *et al.* High-speed 3D shape measurement using efficient moiré-assisted three-frequency heterodyne phase unwrapping algorithm[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 161: 107383.
- [25] Yu C, Fan X, Hu Z H, *et al.* Segmentation and measurement scheme for fish morphological features based on Mask R-CNN[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7(4): 523-534.
- [26] Yu X N, Wang Y Q, Liu J C, *et al.* Non-contact weight estimation system for fish based on instance segmentation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 210: 118403.
- [27] 郭奕, 黄佳芯, 邓博奇, 等. 改进 Mask R-CNN 的真实环境下鱼体语义分割[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(23): 162-169.
Guo Y, Huang J X, Deng B Q, *et al.* Semantic segmentation of the fish bodies in real environment using improved Mask-RCNN model[J]. *Transactions of the*

- Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(23): 162-169 (in Chinese).
- [28] Zhu S J, Wu Z J, Zhang J, *et al.* Superfast and large-depth-range sinusoidal fringe generation for multi-dimensional information sensing[J]. *Photonics Research*, 2022, 10(11): 2590-2598.
- [29] 房舒. 基于深度学习的鱼类表型数据测量方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- [30] 黄康为. 基于机器视觉的水下动态鱼体尺寸测量方法研究与实现 [D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- Fang S. Research on fish phenotypic data measurement method based on deep learning[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021 (in Chinese).
- Huang K W. Research and implement of machine vision based underwater dynamic fish size measurement method[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021 (in Chinese).

3D reconstruction of fish based on binocular vision: a case study of *Scomberomorus niphonius*

XU Ankang, HUANG Liuyi*, YOU Xinxing, BI Chunwei,
HE Shuyue, XU Xinle, WANG Xiao
(College of Fisheries, Ocean University of China, Qingdao 266003, China)

Abstract: Fish are an important source of dietary protein for humans, contributing significantly to national food security and public health. The body size of fish holds significant guiding and practical value for both aquaculture and marine fishing industries. With the advancement of computer vision, non-contact measurement methods are gradually replacing traditional labor-intensive manual measurements to acquire fish morphological characteristics. However, current computer vision methods cannot construct complete three-dimensional models of fish, failing to meet the current demand in the aquaculture sector for three-dimensional digital models of fish. This study utilized structured light projection combined with binocular stereovision methods to reconstruct three-dimensional digital models of fish. A fish point cloud acquisition system was designed, incorporating deep learning networks for fish body image segmentation during the acquisition process. Phase-shifting was used to mark the grayscale on the surface of fish bodies, and finally, a binocular stereovision system was employed to reconstruct fish point clouds. The accuracy of the system was validated using the economically important mackerel species (*Scomberomorus niphonius*). Results indicated that this method could construct fish point cloud models, with relative errors for fork length, body height, maximum body circumference, and posterior gill cover circumference of the reconstructed mackerel models being 0.82%, 4.47%, 3.14% and 2.87%, respectively. Correlation analysis and fitting of the relationships between body measurements showed that the multivariate linear regression method ($R^2=0.826/0.833$) outperformed linear regression methods. This study provides a methodological reference for digital information collection in the fisheries industry.

Key words: *Scomberomorus niphonius*; fish 3D reconstruction; deep learning; fish body measurement

Corresponding author: HUANG Liuyi. E-mail: huangly@ouc.edu.cn

Funding projects: National Key Research and Development Program of China (2023YFD2401301); Key R & D Program of Shandong Province, China (2021SFGCO701); Qingdao Science and Technology Plan (23-1-3-hysf-2-hy)