doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.003

基于双目立体视觉的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量测量方法

刘雨青[1]　张昕程[1]　万家城[1]　王宸烨[1]　隋辰曦[1]　隋恒寿[2]　万　荣[3]

(1.上海海洋大学工程学院,上海 201306;2.中水集团远洋股份有限公司,北京 100032;
3.上海海洋大学海洋生物资源与管理学院,上海 201306)

摘要:针对传统的冷冻黄鳍金枪鱼的称量及测量环节主要依赖人工操作,从而造成测量结果误差较大,操作效率不高,以及存在安全隐患的问题,本研究基于双目立体视觉技术和 SAM(Segment anything model)图像分割算法,提出了一种基于双目立体视觉的鱼体体尺与体质量估算方法,以真实加工场景下的冷冻黄鳍金枪鱼作为研究对象,包含鱼体目标检测、鱼体图像分割、鱼体尺寸提取以及鱼体体质量预估模型 4 个模块。该方法通过深度相机对黄鳍金枪鱼进行拍摄,针对水产品加工场景的环境复杂问题,采用了 YOLO v8n 算法对冷冻黄鳍金枪鱼进行检测,结合 BotSort 的目标追踪算法与动态掩膜算法,去除了多余目标的干扰。采用 SAM 图像分割算法进一步提取精准的冷冻黄鳍金枪鱼图像及深度信息,以 Open3D 框架生成冷冻黄鳍金枪鱼的三维点云图及尺寸信息,建立了体质量预估模型,实现对冷冻黄鳍金枪鱼体质量的精确预测。该方法测得的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量数据误差较小,体长平均绝对百分比误差为 4.35%,体高平均绝对百分比误差为 3.37%,体质量预估值平均绝对误差为 0.604 kg,平均绝对百分比误差为 4.63%。该方法能够高效、准确地实现黄鳍金枪鱼的三维测量与体质量估算,为冷冻黄鳍金枪鱼加工的自动化管理提供参考。

关键词:双目视觉;体尺测量;体质量测量;图像分割;三维点云;黄鳍金枪鱼

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0036-09　　**OSID**:

Binocular Stereo Vision-based Measurement Method for Body Size and Body Weight Measurement of Frozen Yellowfin Tuna

LIU Yuqing[1]　ZHANG Xincheng[1]　WAN Jiacheng[1]　WANG Chenye[1]　SUI Chenxi[1]　SUI Hengshou[2]　WAN Rong[3]

(1. *College of Engineering Science and Technology*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*
2. *CNFC Overseas Fishery Co.*, *Ltd.*, *Beijing* 100032, *China*
3. *College of Marine Biological Resources and Management*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*)

Abstract: Aiming to address the issues of significant measurement errors, low operational efficiency, and safety hazards inherent in the traditional manual weighing and measurement process for frozen yellowfin tuna (*Thunnus albacares*), a fish body dimension and body weight estimation method was proposed based on binocular stereo vision and the segment anything model (SAM) image segmentation algorithm. Using frozen yellowfin tuna in real processing environments as the research subject, the method comprised four modules: fish body target detection, fish body image segmentation, fish body dimension extraction, and fish body weight estimation modeling. The method involved capturing images of yellowfin tuna by using a depth camera. To tackle the challenge of complex environments in aquatic product processing settings, the YOLO v8n algorithm was employed to detect frozen yellowfin tuna, coupled with the BotSort object tracking algorithm and a dynamic mask algorithm to eliminate interference from extraneous objects. The SAM image segmentation algorithm was then used to precisely extract the image and depth information of the frozen yellowfin tuna. Combined with the Open3D framework, a 3D point cloud map and dimensional information of the fish were generated. Based on the extracted dimensions and a body weight estimation

收稿日期:2025-08-08　修回日期:2025-08-19

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD2401301、2023YFD2401305)

作者简介:刘雨青(1976—),女,教授,博士,主要从事基于深度学习的图像识别技术研究,E-mail:yqliu@shou.edu.cn

通信作者:万荣(1963—),男,教授,博士,主要从事渔业资源养护和渔业装备研究,E-mail:rwan@shou.edu.cn

model, the method achieved accurate body weight prediction for frozen yellowfin tuna. The measured body dimensions and body weight data exhibited small errors: the mean absolute percentage error (MAPE) for body length was 4.35%, for body height was 3.37%, the mean absolute error (MAE) for estimated body weight was 0.604 kg, and the mean absolute percentage error was 4.63%. This method can efficiently and accurately achieve 3D measurement and body weight estimation of yellowfin tuna, providing a reference for the automated management of frozen yellowfin tuna processing.

Key words: binocular vision; body size measurement; body weight measurement; image segmentation; three-dimensional point cloud; yellowfin tuna

0　引言

黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)作为全球捕捞与加工领域的关键经济物种,其体尺、体质量是衡量黄鳍金枪鱼产品品质的重要参数[1]。然而现行的黄鳍金枪鱼处理工业流程中,仍然依赖人工测量方法。人工测量容易产生误差较大、效率过低等问题,此外在处理过程中,体质量大的冷冻黄鳍金枪鱼的滑动滚落容易造成严重的安全隐患。因此,需设计一种非接触式的自动化测量技术,对传统的人工处理方法进行革新。

随着机器视觉技术和三维感知技术的快速发展,各种畜牧业及水产的动物表型参数的获取正逐步从人工测量向自动化无接触检测转型。目前无接触式体尺测量技术主要分为基于二维图像的特征提取和基于三维点云的形态学分析 2 类方法。在二维图像处理领域,研究者常选取鱼体的一个或者多个特征,建立鱼体体质量-特征计算模型来进行体质量估算[2-3]。例如:唐潮等[4]提出了一种基于改进 Mask RCNN 算法和聚类双模型 SVR 的无接触测量方法,实现了梭子蟹尺寸特征的高精度提取及体质量预测,测试结果相对误差小于 18%。而基于双目相机建立三维模型获取体质量的研究方法在近年来也逐渐兴起,相比于二维图像采集到的数据,三维数据更为精确,且测量结果不会随相机物距、光照条件改变而产生较大误差[5-6]。LIANG 等[7]采用了 Kinect v2 深度相机进行拍摄,实现了非接触式绵羊身体的三维点云重建。HU 等[8]将深度相机与改进的 PointNet + + 点云分割模型相结合,实现了猪体尺自动测量。徐安康等[9]利用了双目立体视觉和深度学习技术,成功实现蓝点马鲛高精度三维重建。FENG 等[10]利用了双目立体视觉技术,提出了非接触式罗非鱼体质量估计方法,平均相对误差达到了 5.90%。

由于相关研究多在实验室环境下进行,而实际的水产产品加工生产往往环境较为复杂,难以确保实际应用时的准确度。针对自动提取冷冻黄鳍金枪鱼的尺寸及体质量信息的研究目前仍存在不足,为此本文提出一种基于双目立体视觉的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量测量方法,自动提取冷冻黄鳍金枪鱼的尺寸信息,进而计算出冷冻黄鳍金枪鱼的体质量数据,以期提升冷冻黄鳍金枪鱼测量的精度和效率,进而为黄鳍金枪鱼产业的标准化管理提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　数据采集与增强

1.1.1　数据采集

本研究数据采集地点位于中水集团远洋股份有限公司舟山分公司,黄鳍金枪鱼是其主要的鱼种之一。使用 Intel RealSense D435 型高精度双目深度相机采集冷冻黄鳍金枪鱼的体表特征数据[11]。实验对象为远洋捕捞后经 -60℃超低温冷冻保存的黄鳍金枪鱼,鱼体体质量范围为 10 ~ 15 kg。将深度相机固定于金枪鱼处理平台正上方约 2 m 处,配备冷光源确保均匀照明,通过 USB 3.2 口连接相机与计算机,采集冷冻鱼体俯视图像并传送到计算机中存储,同步记录每尾鱼的标识码,共采集 16 005 帧数据。由于冷冻黄鳍金枪鱼通常已经经过剪鳍、去尾等预处理,无法采集其完整的从鱼嘴到尾叉处的叉长距离数据,本研究通过采集鱼体从鱼嘴到鱼体末端去尾处距离为体长,鱼体背部到腹部垂直于体长的最长距离处为体高,采用体长与体高数据进行实验。人工测量时将鱼体依次放置到平台和电子秤上,分别测量并记录其体长、体高及体质量等数据。本研究共采集了 54 条冷冻黄鳍金枪鱼样本的体长、体高及体质量信息。

1.1.2　数据增强

冷冻金枪鱼数据采集较为不便,原始数据集包含 401 幅黄鳍金枪鱼图像,为了提升模型泛化能力,采用了综合数据增强策略。数据增强通过人为扩展训练数据集,可以增加模型训练的多样性,从而提升模型各方面的能力[12]。本研究采用的数据增强方案包含几何变换、噪声注入和颜色空间调整等多模态增强技术,丰富了图像数据集内容。经过数据增强处理,最终扩展后的数据集包含 1 604 幅黄鳍金

枪鱼图像。数据集随后按照比例 3∶1 划分为训练集和验证集。数据增强后数据集结果如图 1 所示。

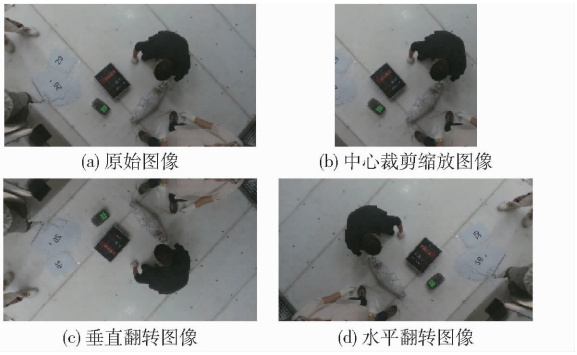


图 1 数据增强结果

Fig. 1 Data augmentation results

1.2 数据处理平台

本研究中使用的模型测试平台硬件配置包括 CPU 和 GPU，所采用的操作系统为 Windows 11。CPU 型号为 12th Gen Intel（R） Core（TM）i7 - 12650H，GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU（16 GB）。软件环境由 Python 3.8.20、PyTorch 2.0.1 和 CUDA V11.7.64 组成。

1.3 数据处理方法

先采用图像检测算法对深度相机获取到的图像信息及深度信息进行检测追踪与分条存储，再通过图像分割算法对检测到的冷冻黄鳍金枪鱼图像进行分割，将分割后得到的金枪鱼彩色图像和深度图像进行批量化 3D 建模处理得到对应的点云图，通过计算点云信息得到冷冻黄鳍金枪鱼的尺寸信息。通过冷冻金枪鱼的实际体尺、体质量信息训练得出最佳的体尺-体质量计算模型，将预测的鱼类尺寸信息导入体尺-体质量计算模型从而得出鱼体体质量预测数据。数据处理方法流程如图 2 所示。

1.4 图像检测方法

1.4.1 基于 YOLO 算法的冷冻黄鳍金枪鱼检测

本研究采用的图像检测算法为 YOLO（You only look once）算法，该算法是由 Ultralytics 公司开发的目标检测算法，因其实时性和高精度的特点而被广泛应用于工业领域[13]。本研究选用 YOLO v8n 作为本文的基础检测模型，该模型在保持良好的检测能力和效率的同时，还展现了强大的迁移学习能力和架构鲁棒性[14-16]。冷冻黄鳍金枪鱼检测模型训练时，输入图像尺寸调整为 1 280 像素 ×720 像素，初始学习率为 0.01，权重衰减系数为 0.000 5，动量因子为 0.937，批量大小为 8，数据加载线程数为 8，SGD 随机梯度下降用作优化策略。训练轮次设置为 300。训练过程启用 RandAugment 自动数据增强策略，设置强度为 0.4，使用学习率预热和标签平滑

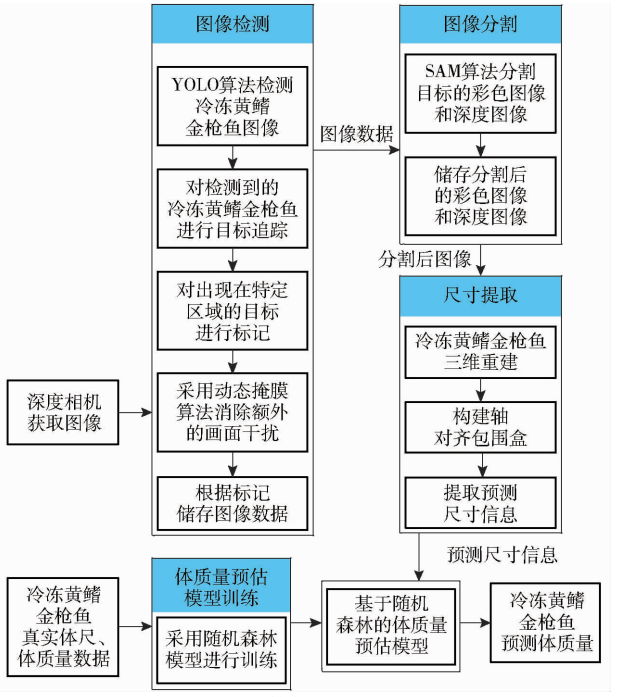


图 2 数据处理方法

Fig. 2 Data processing methods

技术[17]。模型采用 YOLO v8n 预训练权重初始化，边界框回归权重设为 7.5，分类损失权重设为 0.5，DFL 损失权重设为 1.5。验证阶段 IoU 阈值为 0.7，最大检测目标数 300，确保了训练效率和精度平衡。

1.4.2 基于 BotSort 的目标追踪算法

为了在处理冷冻黄鳍金枪鱼的复杂工业环境中实现精确追踪，采用了基于 BotSort 的多目标追踪算法框架。BotSort 算法融合改进了卡尔曼滤波，采用了相机运动补偿和 IoU - ReID 融合策略，使其成为当前多目标追踪领域性能最优方案之一[18-19]。

对追踪过程建立目标运动模型为

$$\boldsymbol{x}_k = [x_c \; y_c \; w \; h \; \dot{x}_c \; \dot{y}_c \; \dot{w} \; \dot{h}]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{x}_k$——卡尔曼滤波状态向量

x_c——目标边界框中心点图像横坐标

y_c——目标边界框中心点图像纵坐标

w——边界框的宽度

h——边界框的高度

$\dot{x}_c$——目标水平方向的速度

$\dot{y}_c$——目标垂直方向的速度

$\dot{w}$——目标边界框宽度的变化率

$\dot{h}$——目标边界框高度的变化率

通过该公式，BotSort 算法直接建模了几何尺寸，而不是传统的采用宽高比方法，改进了 Bounding box 预测不准确问题。

1.4.3 特定区域追踪标记方法

在冷冻黄鳍金枪鱼处理作业中，为了确保每条金枪鱼都存入单独的文件夹内，并且减少操作过程

中造成的遮挡干扰，本研究采用了特定区域追踪标记方法。首先，当金枪鱼被放至金枪鱼处理平台时，YOLO v8n 算法用于识别框取冷冻黄鳍金枪鱼，并为每只检测到的目标金枪鱼分配一个唯一的识别号。使用 BotSort 连续追踪这些金枪鱼，每个边界框的左上角显示一个唯一的目标 ID，用以区分每条金枪鱼。在后续的画面中，如果分配的 ID 保持不变，则追踪被视为有效，直到金枪鱼从画面中消失。如图 3 所示，仅当金枪鱼出现在干扰较少的特定区域，如图中的绿色框内，才会按照金枪鱼的唯一识别号进行存储。

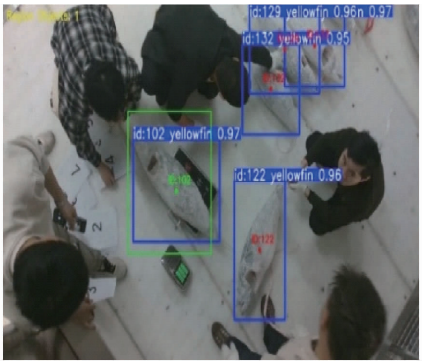


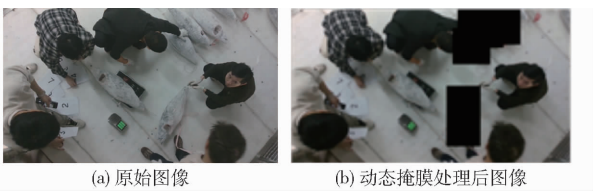
图 3　追踪标记效果

Fig. 3　Effect of tracking and tagging

1.4.4　基于动态掩膜算法的图像干扰去除方法

在实际操作过程中，冷冻金枪鱼通常会批量倾倒，深度相机拍摄到的画面中往往会出现多条鱼排列在一起的情况，在后续的图像分割处理过程中，可能与其他鱼类的画面产生混淆。

为避免上述情况的发生，本研究设计了动态掩膜算法，对检测到的冷冻黄鳍金枪鱼进行目标分离以及分条存储。首先创建原始彩色图和深度图的副本作为工作区，遍历检测到的所有目标边界框和追踪 ID。对于每个非当前目标，算法提取其边界框坐标并将该矩形区域内的像素置零。因此可以通过边界框精确定位干扰区域，确保储存的图像仅保留了当前目标的有效信息，最终生成的掩膜图像消除了其他目标的遮挡干扰。动态掩膜处理效果如图 4 所示。



(a) 原始图像　　(b) 动态掩膜处理后图像

图 4　动态掩膜处理效果

Fig. 4　Effect of dynamic masking

1.5　图像分割方法

图像分割的目的是从动态掩膜处理后的图像中将冷冻黄鳍金枪鱼的图像信息和深度信息单独提取出来，排除其他背景信息的干扰。本研究使用 YOLO v8n 算法与 SAM（Segment anything model）算法相结合，提出了 YOLO－SAM 算法，用于对冷冻黄鳍金枪鱼的图像进行分割提取。SAM 算法是由 Meta AI 公司于 2023 年提出的通用图像分割算法，其核心目标是通过“提示学习”实现任意物体的零样本分割[20－21]。

先通过 YOLO v8n 算法定位图像中可能是冷冻黄鳍金枪鱼的潜在目标，提供高质量的空间提示，再通过 SAM 模型对冷冻金枪鱼进行语义分割，生成前景掩膜。掩膜通过多边形顶点坐标定义，用于提取鱼体区域像素，避免背景干扰。分割后的彩色图像与深度图像通过坐标映射实现对齐。对于每个分割区域的像素点，其对应的深度值直接来源于深度传感器。再通过掩膜滤波进行处理，仅保留鱼体区域的深度信息，计算式为

$$D_{\text{filtered}}(u,v)=\begin{cases}D(u,v) & (M(u,v)=1)\\ 0 & (M(u,v)=0)\end{cases} \tag{2}$$

式中　u——图像像素的水平坐标

v——图像像素的垂直坐标

$M(u,v)$——语义分割掩膜

$D(u,v)$——原始深度图深度

$D_{\text{filtered}}(u,v)$——滤波后深度

式中 $M(u,v)$ 取值为二值化标签，$M(u,v)=1$ 处代表像素属于目标鱼体区域，$M(u,v)=0$ 处代表像素属于背景或非目标区域。$D_{\text{filtered}}(u,v)$ 在目标冷冻黄鳍金枪鱼鱼体区域处保留原始的深度值数据，在背景或非目标区域将深度值置零，从而达到去除非目标区域的干扰数据，仅保留金枪鱼目标区域深度信息的目的。

1.6　尺寸提取方法

1.6.1　基于 Open3D 框架的三维重建算法

为了提取冷冻黄鳍金枪鱼的尺寸信息，需要通过图像分割后 RGB 图和深度图像来重建鱼体的三维模型。采用 Open3D 框架，通过点云处理方法来构建鱼类的三维点云模型[22]。具体流程如下：首先读取相机内参数据，包括焦距、光心坐标及图像分辨率，构建针孔相机模型，相机内参矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{\text{Intrinsic}}=\begin{bmatrix}f_x & 0 & c_0\\ 0 & f_y & r_0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中　$\boldsymbol{P}_{\text{Intrinsic}}$——相机内参矩阵

f_x——相机在 x 轴方向的焦距

f_y——相机在 y 轴方向的焦距

c_0——光心水平坐标

r_0——光心垂直坐标

随后读取分割后的彩色图像与深度图像,将深度值转换为浮点型并创建 RGB - D 图像,基于 RGB - D 图像与相机内参,利用三角测量原理生成原始点云,其三维坐标计算公式为

$$\begin{cases} X = \dfrac{(c - c_0)Z}{f_x} \\ Y = \dfrac{(r - r_0)Z}{f_y} \\ Z = D_{\text{filtered}}(c, r) \end{cases} \tag{4}$$

式中 c——分割后深度图中像素点水平坐标

r——分割后深度图中像素点垂直坐标

$D_{\text{filtered}}(c,r)$——分割后深度图深度

X——物体沿水平方向位置坐标

Y——物体沿垂直方向位置坐标

Z——物体沿光轴方向深度坐标

将深度 Z 作为比例因子,将方向向量拉伸到实际距离。X、Y 通过归一化坐标乘以深度 Z,得到物体在相机坐标系中的真实 3D 位置。并通过相机的旋转矩阵与平移向量参数进行计算,将点云转换到彩色相机坐标系,确保彩色图像信息与 3D 几何位置精确匹配。

为优化冷冻黄鳍金枪鱼 3D 点云模型的质量,采用统计离群点去除算法,剔除孤立噪声点,生成滤波后点云。由于冷冻金枪鱼鱼体表面十分光滑,在点云可视化过程中,表面反射会导致一定的深度噪声问题,因此采用了 MLS 移动最小二乘平滑的方法,该方法相较于传统体素网格采样和均匀采样,能更均匀地保留点云特征信息并生成更光滑的曲面模型[23]。

1.6.2 基于轴对齐包围盒的尺寸提取方法

为了精准生成金枪鱼鱼体尺寸信息,采用了在生成鱼体三维点云图之后,通过主成分分析,对齐鱼体形态,建立轴对齐包围盒的方法[24]。先计算点云质心并平移至坐标系原点,以消除位置偏差。随后,计算中心化点云的协方差矩阵,通过特征值分解来获取主成分方向,特征向量即对应点云的空间分布主方向,构成局部坐标系基,再将点云投影至该主方向坐标系,沿特征向量轴计算投影坐标的极值,生成轴对齐包围盒,从而得出精准的鱼体尺寸信息。

为确保鱼体尺寸测量的准确性,设计了多阶段异常值检测与过滤机制。程序预设了金枪鱼鱼体尺寸的合理生物学范围,直接排除明显超出该范围的异常数据,在提高准确性的同时降低了计算量。此外,设计了统计异常值检测的 IQR 方法,用于处理隐性统计异常,兼顾了处理的效率与精度[25]。

1.7 体质量预估模型训练方法

为精准预估冷冻黄鳍金枪鱼的体质量数据,提出了一种基于随机森林模型的金枪鱼体质量预测模型,通过构建多元特征工程和优化模型结构,实现鱼体体质量的精确预测。将样本数据的 20% 划为测试集,80% 划为训练集对模型进行训练,并且通过特征空间重构和超参数优化,显著提升了训练模型的预测精度。

随机森林是一种集成学习算法,该算法通过构建多个决策树并将它们的结果结合起来进行预测。这种组合方法相比于单一决策树方法,显著降低了过拟合的风险,提高了模型泛化能力和预测准确性,使随机森林成为了处理回归任务时的高效工具[26-27]。随机森林中每棵决策树的预测公式为

$$g_k(t) = \sum_{j=1}^{J} n_{kj} I(t \in R_{kj}) \tag{5}$$

式中 $g_k(t)$——第 k 棵决策树的预测值

t——冷冻黄鳍金枪鱼鱼体各特征变量

J——叶节点数量,反映树结构的复杂度

n_{kj}——第 k 棵树第 j 个叶节点的常数

$I(t \in R_{kj})$——指示函数

R_{kj}——第 k 棵树第 j 个叶节点特征空间区域

式中 n_{kj}用于存储该叶节点区域的预测结果,$I(t \in R_{kj})$取值为 0 或 1,用于判断样本 x 是否落入区域 R_{kj},随机森林最终的预测结果是所有决策树预测结果的平均值,具体计算式为

$$G(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} g_k(t) \tag{6}$$

式中 $G(t)$——随机森林的最终预测值

K——决策树的总数量

在训练过程中,随机森林采用了 2 种随机性来提高模型的泛化能力,分别是数据随机性和特征随机性,数据随机性通过自助采样法从原始数据集中有放回地抽取样本;特征随机性在每棵树的节点分裂时,仅考虑特征的一个随机子集。此外,本研究通过网格搜索优化了森林中树的数量、单棵树的最大深度、节点分裂所需的最小样本数、叶节点所需的最小样本数,寻找最佳分割时,考虑多个特征数量超参数,找到最佳组合。

2 结果与分析

2.1 图像检测效果

YOLO v8n 模型训练与验证阶段的损失函数及评估指标变化曲线如图 5 所示,本研究采用的 YOLO v8n 模型在 300 个训练周期后表现出卓越的性能指标,分类损失均随着训练过程进行而下降,并

在训练结束时趋近于 0。验证集精度、mAP50 均随着训练轮次的增加而稳步增加，均在训练结束时趋近于 1，达到较高的检测水平；并且损失函数收敛稳定，未出现明显的过拟合现象。

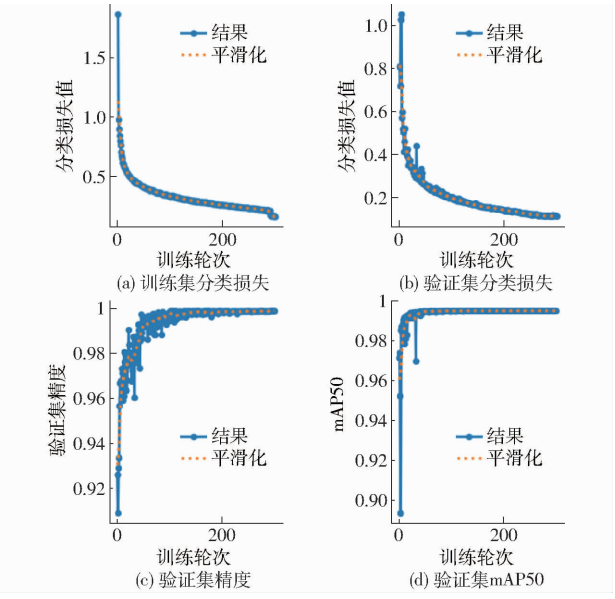


图 5　YOLO v8n 模型训练效果

Fig. 5　Training effect of YOLO v8n model

2.2　图像分割效果

本研究采用的 YOLO－SAM 算法能够有效地识别和分割图像中的目标对象。彩色图像及深度图像的分割处理效果如图 6 所示，可以看到本研究采用的 YOLO－SAM 算法能够在原本较为杂乱的冷冻黄鳍金枪鱼处理环境下，分割出较为完好、整洁的鱼体图像，以及其对应位置的深度图像。YOLO－SAM 算法的平均 IoU 值达到 89.73%，平均 F1 分数达到 94.58%，说明了 YOLO－SAM 算法有着卓越的性能，能够有效剔除背景画面的干扰，有助于实现后续冷冻黄鳍金枪鱼的三维点云绘制。



图 6　图像分割处理效果

Fig. 6　Image segmentation processing effect

2.3　尺寸提取效果

选取 10 个冷冻黄鳍金枪鱼样本的体长和体高数据进行比较和分析，先将每条冷冻黄鳍金枪鱼样本单独进行三维点云建模，并通过构建轴对齐包围盒提取其尺寸信息，可视化的冷冻黄鳍金枪鱼三维重建点云图及其轴对齐包围盒如图 7 所示。可以看到本文方法可以通过图像分割处理之后得到的彩色图像及深度图像成功构建出较为完整的冷冻黄鳍金枪鱼三维点云图，并且构建出符合鱼体布局的轴对齐包围盒。冷冻黄鳍金枪鱼的三维重建点云图中间的鱼鳃处的点云有些许缺失，是由于冷冻黄鳍金枪鱼在处理的过程中，会将其鱼鳃整个切掉，从而导致点云图看起来有些许不完整，但是不会影响后续尺寸提取过程。



图 7　可视化冷冻黄鳍金枪鱼点云图

Fig. 7　Visualized point cloud of frozen yellowfin tuna

选取的 10 条冷冻黄鳍金枪鱼样本的鱼体真实体长和预测体长、真实体高和预测体高对比如表 1、2 所示。表 1 为鱼体体长获取结果。表 2 为鱼体体高获取结果。由表 1 可以看出，本文方法计算得到的鱼体体长均有较小的误差，平均绝对误差仅为 3.19 cm，平均绝对百分比误差仅为 4.35%。由表 2 可以看出，本文方法计算得到的鱼体体高误差同样

表 1　冷冻黄鳍鱼体体长结果对比

Tab. 1　Comparison of body length results of frozen yellowfin tuna

编号	真实长度/cm	预测长度/cm	绝对误差/cm	百分比误差/%
1	72	71.43	0.57	0.80
2	74	71.61	2.39	3.34
3	76	72.73	3.27	4.50
4	78	73.09	4.91	6.72
5	70	72.27	2.27	3.14
6	76	73.43	2.57	3.50
7	68	71.25	3.25	4.56
8	82	76.22	5.78	7.58
9	78	74.20	3.80	5.12
10	76	72.90	3.10	4.25

表 2　冷冻黄鳍鱼体体高结果对比

Tab. 2　Comparison of body height results of frozen yellowfin tuna

编号	真实高度/cm	预测高度/cm	绝对误差/cm	百分比误差/%
1	23	22.00	1.00	4.55
2	21	21.63	0.63	2.91
3	23	22.14	0.86	3.88
4	21	21.48	0.48	2.23
5	22	23.24	1.24	5.34
6	24	23.96	0.04	0.17
7	21	20.36	0.64	3.14
8	24	24.65	0.65	2.64
9	24	23.95	0.05	0.21
10	22	24.07	2.07	8.60

较小,平均绝对误差仅为 0.77 cm,平均绝对百分比误差仅为 3.37%。

由此可见,本研究所采用的尺寸提取方法能够准确提取并计算出鱼体的体长和体高,有助于提高后续冷冻黄鳍金枪鱼的体质量计算结果精确度。

2.4 基于真实尺寸的体质量预估模型训练效果

模型对比了随机森林、支持向量机、梯度提升树和 XGBoost 几种先进算法,对各算法采用了相同的冷冻黄鳍金枪鱼的真实尺寸及体质量数据进行训练,对比各算法的均方根误差(Root mean squared error,RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error,MAE)和平均绝对百分比误差(Mean absolute percentage error,MAPE),各模型性能比较如表 3 所示。可以看到,随机森林模型在各方面表现都较为优异,RMSE 与 MAE 值均低于其他模型,平均绝对百分比误差仅为 4.26%,展现了随机森林模型良好的预测效果。

表 3 各模型性能比较

Tab.3 Comparison of performance of each model

模型	RMSE/kg	MAE/kg	MAPE/%
随机森林	0.76	0.56	4.26
支持向量机	1.42	1.18	8.63
梯度提升树	0.83	0.66	5.07
XGBoost	1.20	0.99	7.69

为验证随机森林模型的预估准确度,选取 10 条冷冻黄鳍金枪鱼样本的真实体长、体高数据进行预测计算,将计算得到的结果与真实体质量相对比,用于评估随机森林模型的预测效果。预测结果如表 4 所示。

表 4 随机森林模型预测效果

Tab.4 Random forest model predictive effects

真实长度/cm	真实高度/cm	真实质量/kg	预测质量/kg	绝对误差/kg	绝对百分比误差/%
73	20	11.25	11.80	0.55	4.90
77	22	12.20	12.73	0.53	4.34
75	23	12.85	13.10	0.25	1.97
79	22	12.05	12.39	0.34	2.78
81	22	13.95	13.89	0.06	0.46
76	23	13.85	12.91	0.94	6.76
79	25	15.25	14.40	0.85	5.59
76	22	12.40	12.78	0.38	3.05
71	22	11.50	11.17	0.33	2.83
77	22	13.20	12.73	0.47	3.57

由表 4 可以看出,随机森林模型对冷冻黄鳍金枪鱼体质量预测准确度较高,体质量预测平均绝对误差为 0.47 kg,平均绝对百分比误差为 3.62%。最大误差为 6.76%,其余误差均在 0.46% ~5.59% 之间,整体表现出良好的稳定性和实用性。

2.5 基于点云提取尺寸的体质量预估效果

将通过三维点云重建所提取的冷冻黄鳍金枪鱼的体尺寸数据代入随机森林体质量计算模型进行计算,得出的鱼体体质量预估值如表 5 所示。

表 5 冷冻黄鳍金枪鱼体质量预测结果

Tab.5 Body weight prediction results of frozen yellowfin tuna

编号	真实体质量/kg	预测体质量/kg	绝对误差/kg	绝对百分比误差/%
1	10.90	11.17	0.27	2.50
2	11.50	11.21	0.29	3.79
3	11.45	11.97	0.52	4.58
4	11.80	12.42	0.62	5.27
5	12.35	11.86	0.49	3.99
6	14.60	13.31	1.29	8.86
7	10.75	11.27	0.52	4.87
8	15.20	14.29	0.91	5.99
9	14.90	13.99	0.91	6.07
10	13.15	12.93	0.22	1.66

可以看到本文提出的冷冻黄鳍金枪鱼体质量测量方法的平均绝对误差为 0.604 kg,平均绝对百分比误差为 4.63%;体质量预测模型整体准确度良好。但仍存在个别样本误差显著高于平均水平,如样本 6 的体质量预测绝对百分比误差达到了 8.86%,其原因可能是黄鳍金枪鱼鱼体在低温冷冻的过程中产生了一定的变形,导致其冷冻后的尺寸与质量关系契合度有所变化,影响了体质量的预测。

3 讨论

当前机器视觉领域针对的金枪鱼的研究方向大多集中于识别活体金枪鱼,而在实际金枪鱼工业处理流程中所采用的经过低温冷冻处理的金枪鱼,其表面特征往往与活体金枪鱼不一致,使其难以被识别[28-30]。本研究构建了关于冷冻黄鳍金枪鱼识别模型,实现了黄鳍金枪鱼在捕捞冷冻后处理环节的识别,并且实现了冷冻黄鳍金枪鱼体长、体高尺寸的自动提取,平均绝对百分比误差均低于 5%。

金枪鱼在捕捞上岸的过程中往往会进行宰杀及放血处理,会改变金枪鱼的体质量,以及在冷冻处理的过程中鱼体会发生一定的变形,因此通过计算活体金枪鱼的体尺-体质量公式来用于冷冻黄鳍金枪鱼的体质量预估上,往往不能达到有效的计算结果[31]。本研究基于实际采集到的冷冻黄鳍金枪鱼数据,训练随机森林模型用于预估冷冻黄鳍金枪鱼体质量,平均绝对误差为 0.604 kg,平均绝对百分比误差为 4.63%,实现了较为精准的体质量预估。

本研究在针对遮挡目标进行计算时准确性会受到影响，同时，采集的数据集并未充分涵盖各种复杂情况，在遇上异常情况时可能会造成较大的误差。因此，在后续研究中，需要针对各种不同场景，系统性地构建更为丰富的数据集，结合金枪鱼冷冻加工的不同实际场景，进行更为准确分类。例如，在金枪鱼的处理流程中，检测到冷冻黄鳍金枪鱼目标被遮挡时，可以自动对被遮挡目标进行补全，对遮挡物进行剔除，保证鱼体尺寸提取的准确性。此外，冷冻黄鳍金枪鱼在人工宰杀、运输的环节中，可能会因为预处理程度的不一致，从而造成体质量与尺寸关系的偏差。可以通过规范化黄鳍金枪鱼处理环节，建立一致的金枪鱼处理标准，以减少金枪鱼处理流程的不一致而导致的鱼体体质量误差。不同的冷冻工艺及条件可能也会对鱼体形态造成差异化的影响，通过收集不同冷冻工艺，不同冷藏周期下的样本数据，引入冷冻温度与冷藏时间变量，可以建立更为准确的体质量预估模型。采用这种紧密贴合实际生产流程的深化研究方法，才能实现冷冻黄鳍金枪鱼在复杂多变的真实加工环境下的精准体质量预估，为黄鳍金枪鱼的自动分拣、价值评估和加工处理提供更为可靠的理论和技术支持。

4　结束语

本文提出了一种基于双目立体视觉的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量测量方法，通过 Intel RealSense D435 型深度相机采集彩色及深度数据，结合 YOLO v8n 目标检测算法与 SAM 图像分割算法实现鱼体高精度定位与轮廓提取。采用基于 Open3D 框架的三维重建技术，重建冷冻黄鳍金枪鱼点云图像，提取尺寸信息。进一步构建随机森林回归模型，用于计算冷冻黄鳍金枪鱼的预估体质量。实现了冷冻黄鳍金枪鱼体尺寸和体质量的自动提取，为冷冻黄鳍金枪鱼的自动化分拣和加工流程提供了依据。

参　考　文　献

[1] 张绍炜，戴小杰. 印度洋黄鳍金枪鱼渔业及我国发展策略研究[J]. 中国渔业经济，2025，43(1)：31－39.
ZHANG Shaowei, DAI Xiaojie. Study on Indian Ocean yellowfin tuna fishery and development strategy in China[J]. Chinese Fisheries Economics, 2025, 43(1):31－39. (in Chinese)

[2] HAO Y, YIN H, LI D. A novel method of fish tail fin removal for mass estimation using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193:106601.

[3] ZHANG L, WANG J, DUAN Q. Estimation for fish mass using image analysis and neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173:105439.

[4] 唐潮，胡海刚，史策，等. 基于改进 Mask RCNN 和 SVR 的无接触梭子蟹体质量预测研究[J]. 宁波大学学报(理工版)，2021，34(2)：31－41.
TANG Chao, HU Haigang, SHI Ce, et al. Weight estimation of non-contact swimming crabs based on improved Mask RCNN and SVR[J]. Journal of Ningbo University(Natural Science & Engineering Edition), 2021, 34(2):31－41. (in Chinese)

[5] 王宇啸，石源源，陈招达，等. 猪三维点云体尺自动计算模型 Pig Back Transformer[J]. 智慧农业(中英文)，2024，6(4)：76－90.
WANG Yuxiao, SHI Yuanyuan, CHEN Zhaoda, et al. Pig Back Transformer: automatic 3D pig body measurement model[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(4):76－90. (in Chinese)

[6] 郑亚澎，张璐，刘尊续. 双目视觉下基于 NGBoost 的鱼体质量估算方法[J]. 农业机械学报，2024，55(增刊 2)：294－302.
ZHENG Yapeng, ZHANG Lu, LIU Zunxu. Fish mass estimation method based on NGBoost under binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 2):294－302. (in Chinese)

[7] LIANG J, YUAN Z, LUO X, et al. A study on the 3D reconstruction strategy of a sheep body based on a Kinect v2 depth camera array[J]. Animals, 2024, 14(17):2457.

[8] HU H, YU J, YIN L, et al. An improved PointNet + + point cloud segmentation model applied to automatic measurement method of pig body size[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205:107560.

[9] 徐安康，黄六一，尤鑫星，等. 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[J]. 水产学报，2024，48(12)：53－62.
XU Ankang, HUANG Liuyi, YOU Xinxing, et al. 3D reconstruction of fish based on binocular vision: a case study of *Scomberomorus niphonius*[J]. Journal of Fisheries of China, 2024, 48(12):53－62. (in Chinese)

[10] FENG G, PAN B, CHEN M. Non-contact tilapia mass estimation method based on underwater binocular vision[J]. Applied Sciences, 2024, 14(10):4009.

[11] SERVI M, PROFILI A, FURFERI R, et al. Comparative evaluation of Intel RealSense D415, D435i, D455 and Microsoft Azure Kinect DK Sensors for 3D vision applications[J]. IEEE Access, 2024, 12: 111311－111321.

[12] 杨楷文. 深度学习中的图像数据增强方法[D]. 合肥：中国科学技术大学，2024：83－84.
YANG Kaiwen. Image data augmentation in deep learning[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2024: 83－84. (in Chinese)

[13] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报,2024,55(11):1 - 20.
ZHAI Zhaoyu,ZHANG Zihan,XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(11):1 - 20. (in Chinese)

[14] GANDHI V, GANDHI S. Fine-tuning without forgetting: adaptation of YOLOv8 preserves COCO performance[J]. arXiv Preprint, arXiv:2505.01016, 2025.

[15] 朱惠斌,李仕,白丽珍,等. 基于改进 YOLO v8 的玉米大豆间套复种作物行导航线提取方法[J]. 农业机械学报,2025,56(6):205 - 217.
ZHU Huibin, LI Shi, BAI Lizhen, et al. Extraction method of navigation lines for maize soybean intercropping based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(6):205 - 217. (in Chinese)

[16] KALA A, WALSH K B, WANG Z, et al. Deep learning for real-time fruit detection and orchard fruit load estimation: benchmarking of 'MangoYOLO'[J]. Precision Agriculture, 2019, 20(6): 1107 - 1135.

[17] 周维,牛永真,王亚炜,等. 基于改进的 YOLOv4 - GhostNet 水稻病虫害识别方法[J]. 江苏农业学报,2022,38(3):685 - 695.
ZHOU Wei, NIU Yongzhen, WANG Yawei, et al. Rice pests and diseases identification method based on improved YOLOv4 - GhostNet[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences,2022,38(3):685 - 695. (in Chinese)

[18] AHARON N, ORFAIG R, BOBROVSKY BZ. Bot-sort: robust associations multi-pedestrian tracking[J]. arXiv Preprint, arXiv:2206.14651, 2022.

[19] SIRIANI A L, MIRANDA I B, MEHDIZADEH S A, et al. Chicken tracking and individual bird activity monitoring using the bot-sort algorithm[J]. AgriEngineering, 2023, 5(4):1677 - 1693.

[20] ZHANG C, PUSPITASARI F D, ZHENG S, et al. A survey on segment anything model (SAM): vision foundation model meets prompt engineering[J]. arXiv Preprint, arXiv:2306.06211, 2023.

[21] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N,et al. Segment anything[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV),2023:4015 - 4026.

[22] NIEMIREPO T T, VIITANEN M, VANNE J. Open3DGen: open-source software for reconstructing textured 3D models from RGB - D images[C]// Proceedings of the 12th ACM Multimedia Systems Conference, 2021: 12 - 22.

[23] KANG C L, LU T N, ZONG M M, et al. Point cloud smooth sampling and surface reconstruction based on moving least squares[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, 42:145 - 151.

[24] ELFIZAR E, HERAWAN T, SUKAMTO S. Implementation of enhanced axis aligned bounding box for object collision detection in distributed virtual environment[J]. Journal of Applied Data Sciences, 2024, 5(3):1286 - 1298.

[25] ALABRAH A. An improved CCF detector to handle the problem of class imbalance with outlier normalization using IQR method [J]. Sensors, 2023, 23(9):4406.

[26] HADDOUCHI M, BERRADO A. A survey and taxonomy of methods interpreting random forest models[J]. arXiv Preprint, arXiv:2407.12759, 2024.

[27] 向进勇, 王振华, 邓芸芸. 基于随机森林算法的机器学习分类研究综述[J]. 人工智能与机器人研究, 2024, 13(1): 143 - 152.
XIANG Jinyong, WANG Zhenhua, DENG Yunyun. A review of machine learning classification based on random forest algorithm[J]. Artificial Intelligence and Robotics Research, 2024,13(1):143 - 152. (in Chinese)

[28] 欧利国. 基于计算机视觉的金枪鱼生物信息智能化识别研究[D]. 上海:上海海洋大学,2023:15 - 43.
OU Liguo. Intelligent identification of bioinformation of tuna based on computer vision[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2023: 15 - 43. (in Chinese)

[29] SAQIB M, KHOKHER M R, YUAN X, et al. Fishing event detection and species classification using computer vision and artificial intelligence for electronic monitoring[J]. Fisheries Research, 2024, 280:107141.

[30] OU L, LIU B, CHEN X, et al. Automatic classification of the phenotype textures of three thunnus species based on the machine learning SVM algorithm[J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2023, 80(8):1221 - 1236.

[31] 李炎璐,陈超,于宏,等. 中国南海黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)幼鱼形态特征及其与体重的关系[J]. 渔业科学进展,2016,37(1):8 - 14.
LI Yanlu, CHEN Chao, YU Hong, et al. Morphological characteristics and their relationships with the body weight of wild juvenile *Thunnus albacares*[J]. Progress in Fishery Sciences, 2016,37(1):8 - 14. (in Chinese)