

基于机器视觉的鱼体长度测量研究综述

李振波^{1,2} 赵远洋¹ 杨 普¹ 吴宇峰¹ 李一鸣¹ 郭若皓¹

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学国家数字渔业创新中心, 北京 100083)

摘要: 体长作为鱼类主要可测量属性之一,是其生长状况监测、水质环境调控、饵料投喂、经济效益估算的重要信息依据。近年来,随着成像技术、计算能力和硬件设备的快速发展,基于机器视觉的无损测量方法迅速兴起,克服了传统方法在鱼体损伤、成本和性能方面的局限性,凭借快速准确、及时高效、可重复批量检测的优势成为鱼体长度测量的有力工具。通过文献整理和分析,对基于机器视觉的鱼体长度测量中所需的图像采集设备、鱼体轮廓提取算法和长度测量方法进行了系统的分析和总结,并对不同方法的优缺点和适用场景进行了比较。最后,提出了鱼体长度估算研究的主要挑战和未来趋势。

关键词: 鱼体长度测量; 图像采集; 轮廓提取; 深度学习; 机器视觉

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0207-12

Review of Research on Fish Body Length Measurement Based on Machine Vision

LI Zhenbo^{1,2} ZHAO Yuanyang¹ YANG Pu¹ WU Yufeng¹ LI Yiming¹ GUO Ruohao¹

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. National Innovation Center for Digital Fishery, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: As one of the visual attributes of fish appearance, body length is a key factor related to the monitoring of fish growth status, regulation of water environment, feeding of bait drugs, quality and safety of fish products and the estimation of economic benefits. However, traditional body length estimation methods involve processes such as capture, anesthesia and manual measurement, which are time-consuming, labor-intensive and low-precision. In addition, it can also cause physiological stress responses and negatively affect the tested fish. With the rapid development of imaging technology, computing power and hardware equipment, non-destructive measurement methods based on machine vision have emerged rapidly, overcoming the limitations of traditional methods in terms of cost and performance. With its advantages of fast, accurate, timely, efficient and repeatable batch detection, it has become a powerful tool for fish body length measurement and plays a positive role in improving the economic benefits of aquaculture. The existing domestic and foreign research literature was summarized and sorted out, and the machine vision-based image acquisition equipment, fish contour extraction algorithms and length measurement methods were systematically analyzed and discussed. High-efficiency image acquisition and high-quality image data were important guarantees for accurate measurement. The advantages, disadvantages and applications of monocular cameras, binocular cameras based on optical imaging were firstly compared and analyzed. Secondly, the extraction of fish body contours from two parts of traditional image processing technology and image segmentation technology based on deep learning was summarized. Then, it was concluded that the underwater fish segmentation method based on deep learning had better robustness and versatility in the complex underwater scene. Using the image acquisition mode as the classification basis, the body length measurement methods based on the 2D mode and the 3D mode were described respectively. From the perspective of manual participation, the measurement methods based on the 3D mode were divided into automation and semi-automation. The semi-automation of stereo intersection methods such as DLT, template matching, and the Haar classifier

收稿日期: 2021-07-16 修回日期: 2021-09-08

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFD0900204)

作者简介: 李振波(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉研究,E-mail: lizb@cau.edu.cn

were summarized. Also, convex hull algorithm, point cloud, and landmark point geometric morphology measurement method based on fully automated three-dimensional measurement methods were listed. However, due to the difficulty of deploying underwater cameras, the complication of underwater scenes, and the sensitiveness of the measured fish body, it was very challenging to apply machine vision technology to the measurement of fish body length widely. At last, the trend of fish body length measurement based on machine vision was proposed. Furthermore, image enhancement was the research focus, and fish contour extraction based on deep learning methods was the key technology. Also, developing length measurements based on 3D mode was the mainstream method and using three-dimensional point cloud data measurement and geometric features to fit contours was a direction. Machine vision combined with technologies such as deep learning, pattern recognition, and environmental perception, became a key method for obtaining fish growth information, which can provide technical support for the refined and intelligent management of aquaculture.

Key words: fish body length measurement; image acquisition; contour extraction; deep learning; machine vision

0 引言

我国是水产养殖大国,产量占全球总产量的70%以上,2020年全国水产品产量高达6 545万t,比2019年增长1.0%,渔业经济总产值26 406.50亿元,比2019年增长2.1%,水产养殖已成为国民经济发展的重要驱动力^[1]。水产养殖朝着智能化、集约化方向发展,对高效持续鱼类资源管理提出了新的要求,其中,体长作为鱼类的重要视觉属性,不仅是面积、体积、年龄等参数的重要判断依据^[2-3],还是水产品质量分级的一项重要指标^[4],尤其鱼苗长度作为鱼苗售卖价格的依据之一,具有重要的经济价值。而鱼的生长状况常与养殖方式、养殖管理密切相关,其长度远低于预期生长值可能意味着生存环境恶劣或者长时间处于营养不良状态。因此,养殖人员为了提高生产力和利润率,优化渔业资源管理,经常需在鱼类的不同生长阶段对体长参数进行监测,获知生长信息,为投饵量优化、水质环境调控、品质分级提供决策依据。

手工接触式测量是最传统的鱼类体长测量方法,操作员通过捕捞装置将鱼类捕捞并固定好后,利用经验知识肉眼观察或者皮尺、测量仪等仪器获取体长信息。这一过程不仅费时费力,而且大量的人力参与会引进操作失误等不确定的主观因素,致使检测结果可靠性低、一致性差、出错率高。此外,鱼类等水产动物对外界环境敏感^[5],捕捞、麻醉、固定等一系列的操作使鱼类长期离开养殖水环境,可能会对被测鱼类造成不同程度的物理损伤,产生一些如神经兴奋、食欲减退等生理应激反应^[6],严重时致使鱼体死亡,不利于鱼类的持续化健康养殖。因此,非接触式无损测量方法应运而生。

随着人工智能的飞速发展,渔业产业发展迎来了变革,其中,传感器、机器视觉、模式识别等技术在

渔业中的应用为鱼类体长测量带来了技术解决方案。机器视觉是利用机器代替人的视觉来感知、识别、解析三维场景,是一门结合图像处理、图像理解、模式识别、人工智能等的新型交叉科学^[7]。经典的机器视觉系统将摄像机采集的图像送入图像采集卡中,然后将在采集卡数字化后的信号传入计算机中以满足特定场景的需求^[8]。经过近30年的发展,先进的硬件技术保证了高质量的成像,机器视觉与物联网、深度学习、大数据等新兴技术的结合,推动水产养殖向着安全、稳定、高效的方向发展^[9-10],促进精细化、智能化、集约化的水产养殖模式演变,为水产养殖生物量估计带来了新的挑战和机遇。

本文从基于机器视觉的图像采集、图像分析、特征提取的基本步骤出发,阐述近些年国内外基于机器视觉的鱼体长度测量的现状,结合当下深度学习、三维点云等技术,对未来的研究方向进行探讨。

1 鱼体数据采集

图像采集是进行鱼体长度测量的首要步骤,高效率的图像采集和高质量的图像数据是实现精确测量的重要保证^[11],在鱼体数据采集前要选取合适的采集设备。

1.1 光学相机

光学相机基于可见光原理成像,是水下图像数据获取的主流设备。根据图像采集模式,光学相机分为单目相机和双目相机两大类。单目相机常用于平面测量中,即利用一个相机对一个平面内固定位置的目标进行测量,这种模式虽然对硬件设备要求不高,但对被测鱼的空间和方位都作了限定,操作时要求鱼的体轴和摄像机的光轴近似垂直,当稍有倾斜角度,需要根据单应性变换、坐标系求解等方法来校正^[12],一定程度上会引起鱼的应激反应^[10]。

基于 3D 模式的立体视觉技术可以避免强迫被测鱼类进入特定位置^[13],并且引入深度信息,通过确定其三维坐标实现自由游动鱼类体长的精准测量。其中,双目测量模仿人眼感知真实世界的原理,使用参数设置一致却位置不同的两个并排摄像机对同一目标进行同步采集,利用三角测量原理计算出对应像素点的视差,恢复三维位置坐标^[14]。最初 PETRELL 等^[15]提出的鱼体尺寸测量原型系统(Fish image capturing and sizing system,FICASS)是利用立体视觉技术估算鱼体体长的原型系统,但是对相机的对齐角度十分敏感。随着计算机技术的发展,许多研究人员设计的鱼类体长测量系统愈发精密,由最初操作员手动选择鱼体测量特征点到避免人工干预的自动化选点,基于 3D 模式的立体测量系统在鱼体体长测量研究中展现出了优势。

1.2 声呐相机

除光学相机之外,声呐相机也被用来获取图像数据。其中,双频识别声呐(Dual-frequency identification sonar, DIDSON)和自适应分辨率成像

声呐(Adaptive resolution imaging sonar, ARIS)使用最为广泛。如 ZHANG 等^[16]利用 DIDSON 估计我国两河口大坝下游鱼类的长度和数量,估计结果与人工测量结果具有较好的一致性。COOK 等^[17]将 ARIS 安装在旋转器单元中对鲷鱼等小体鱼类进行体长测量,平均测量误差小于 10%。声呐相机虽然不依赖于水的光学特性,在黑暗、浑浊的环境中表现良好,但是水体波动、水中气泡都会影响声呐相机的测量精度,与光学摄像机相比,对气候环境的要求更为苛刻。所以调整合适的测距方向分辨率来合理布置相机对测量精度的提升至关重要^[18]。而且,由于基于声学的计算程序复杂,成本代价较高,在捕鱼过程中能实时准确进行体长测量的系统大部分处于示范阶段^[19]。此外,处理声呐成像系统输出的大量数据仍然是一个主要挑战。3 种常见成像设备对比分析如表 1 所示。

2 鱼体检测及轮廓提取

图像分割是计算机视觉中的一项基础性问题,

表 1 3 种常见成像设备对比分析
Tab.1 Comparative analysis of three common imaging equipments

采集设备	适用范围	优势	劣势	发展方向
声呐相机	河流、湖泊、水库等	在黑暗、浑浊的环境中表现良好	对气候要求苛刻;成本代价高;数据量大	将声呐相机与深度学习、图像处理结合
单目光学相机	养殖水、海水等几乎所有深水、浅水环境	设备简单、成本低	对被测鱼的空间和方位进行限定	采用双目摄像机基于 3D 模式测量,结合图像预处理算法
双目光学相机	养殖水、海水等几乎所有深水、浅水环境	环境良好下测量精度高	测量精度易受光线、水体等影响	

是对图像中有相同性质的像素赋予相同标签的过程^[20]。对鱼体进行体长测量之前需要借助图像分割技术获取清晰的鱼体轮廓。依据是否引入深度神

经网络,将其分为传统鱼体分割方法和基于深度学习的鱼体分割方法。几种常见分割方法的对比分析如表 2 所示。

表 2 常见鱼体分割方法对比分析
Tab.2 Comparative analysis of common fish body segmentation methods

方法		优势	劣势
阈值法		简单快速	对像素在空间分布的关注度较低
边缘检测		快速简单,对光照变化具有鲁棒性	对噪声十分敏感
超像素分割		有利于局部特征的提取与结构信息的表达	不适用于目标结构复杂的水下场景
Grab - cut		具有多特征融合能力、全局最优和执行效率高特性	不适合背景和前景相似的场景,迭代过程复杂,处理速度慢
背景差分法		算法简单,不易受光线影响	难以适应水下复杂场景的变化,不能使用运动的摄像头
	Mask R - CNN		
深度学习	ResNet + FCN	无需手动选取特征,具有鲁棒性	缺乏可用的训练数据
	ResNetV2 + CRF		

2.1 传统鱼体分割方法

传统图像分割方法作为早期图像预处理的关键

步骤,能提供关键的图像特征信息,对提高后续视觉任务的处理效率具有重要意义。基于传统图像处理

技术的图像分割方法快速简单,对数据量和时间要求较低。

阈值法是一种以图像像素某一阈值作为分界线来划分目标区域和背景区域的图像分割方法。MISIMI 等^[21]对三文鱼圆角片进行全局阈值分割,并结合由开-闭滤波组成的形态学操作进行尺寸测量。然而,水下图像前景和背景对比度较低,仅用一个阈值分割会导致轮廓不完整。CHUANG 等^[22]提出在双局部阈值图像上采用直方图反投影方法克服鱼类与水下背景之间的亮度对比度低的问题。阈值法简单快速,但是对像素在空间分布的关注度较低,容易造成鱼体轮廓的划分错误^[23]。

边缘检测是一种直观简单的图像分割方法,可以检测出亮度急剧变化的轮廓和边缘。由于水下图像质量受光照、遮挡等影响,边缘检测常和形态学操作结合以增加分割效果。COSTA 等^[24]在对水箱中拍摄的金枪鱼图像进行 Sobel 边缘检测后,又使用一系列形态学操作对生成的图像进行处理最后捕获鱼体边界。边缘检测器虽然快速简单,对光照变化具有鲁棒性,但是对噪声十分敏感,应用于复杂的水下场景具有很大的不确定性。

超像素图像分割方法通过将具有相似特征的像素分组来降低算法的复杂度^[25]。SLIC (Simple linear iterative clustering)^[26]以相邻像素间颜色的相似度及距离作为依据来生成超像素,在水下图像分割领域得到了广泛的应用。IBRAHIM 等^[27]采用 SLIC 方法生成紧凑且均匀的超像素,构造鲁棒性强的鱼类分割模型。ALMERO 等^[28]通过快速前进方法将 SLIC 超像素合并到一个单一的框架中来稳健地将鱼类从背景中分割出来。但是在实际的水下场景中,目标结构较为复杂,单纯利用像素点的颜色、亮度、纹理等较低层次的内容信息极易产生错误的分割结果。

Grab-cut 是基于图像分割和最大流技术的一种交互式图像分割技术^[29],具有多特征融合能力、全局最优等特性。但是传统的 Grab-cut 不适于背景和前景相似的场景,而且迭代过程复杂,处理速度慢^[30],郭传鑫等^[31]针对这一缺陷,提出了融合显著图与 Grab-cut 的海参分割方法,为 Grab-cut 提供了更多的掩膜信息,算法正确分割率达到 90.13%。

背景差分法是运动目标检测的主流方法,基本思想是将视频中的当前帧与事先确定的背景模板作差异比较确定运动目标的位置。ATIENZA-VANACLOIG 等^[32]基于背景差分法对金枪鱼视频作分割处理,使用背景模型来捕捉光线的空间变异性,成功提取出金枪鱼鱼体轮廓。MOTAMED^[33]在基于

codebook 模型进行前景背景分割的基础上,将鱼类视频帧中的动态场景划分为超像素进行前景提取。但是在实际的水下应用中,场景具有不稳定性,鱼类可能突然进入场景,也可能突然离开,背景差分法很难适应这些场景的变化^[34]。此外,它要求水下摄像机位置必须固定,相机发生轻微移动都会影响分割精度。

2.2 基于深度学习的鱼体分割方法

养殖水体中的浮游植物、微小颗粒和水体的流动影响成像质量,加大了图像分割的难度,基于传统图像技术的鱼体分割方法在复杂场景下表现出了劣势。随着深度学习的发展,基于卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN) 的分割模型涌现出来,它将所有的步骤整合到了一个网络之中,克服了传统图像处理技术中手动选取特征带来的弊端,对场景中亮度和运动的变化具有鲁棒性。

Mask R-CNN (Mask region convolution neural network) 是 HE 等^[35]借鉴全卷积网络^[36] (Fully convolutional networks, FCN), 在 Faster R-CNN (Faster region convolution neural network)^[37] 现有边界框识别分支的基础上,添加了并行网络分支,完成端到端的像素级分割。聚焦于分割精度的 Mask R-CNN 一度成为实例分割的标杆,被广泛用于渔业领域,特别在双鱼视觉特征测量研究上取得了进展。ELLACURIA 等^[38]使用 Mask R-CNN 对笼子中的鳕鱼进行检测和分割实现鱼体长度估计。GARCIA 等^[39]在对鱼的体长测量研究中,预处理步骤选择 Mask R-CNN 成功实现对重叠鱼的分割。

此外,其它网络在鱼体分割中也表现出了优秀的性能。LABAO 等^[40]设计了 152 层的全卷积残差网络 (ResNet-FCN) 对视频中的鱼类进行弱标记语义分割,模型仅依靠基于颜色的输入特征就能正确分割鱼类,并且在光照或者背景突然变化的场景下具有很好的鲁棒性。ALSHDAIFAT 等^[41]利用改进的 ResNet 提取出鱼类特征图后,使用 FCN 对鱼体作实例分割,对双鱼检测研究具有借鉴意义。LABAO 等^[42]在对水下视频的多条鱼同时执行目标定位和分割时,遵循 ResNet V2 架构,结合条件随机场 (Conditional random field, CRF), 实现轮廓和形状的细化,为视觉验证提供了新思路。

综上,在水下环境变化多样和图像噪声普遍的情况下,开展目标提取与识别是一项困难的工作^[43]。基于深度学习的水下鱼类分割方法在不受限于摄像机位置和不依赖于静态背景的情况下实现像素级别的分割,而且在光线突然变化、鱼类灵活好动、水生植物遮挡的水下场景具有很好的鲁棒性。但是,深度学习是一种数据驱动的学习方法,所以缺

乏可用的训练数据是深度学习目前面临的一大挑战。生成对抗网络(Generative adversarial networks, GAN)通过输入符合正态样本的随机噪声实现对样本数据分布的学习,有效补偿合成数据和真实数据间的差异^[44]。针对图像质量差、样本少的问题,WANG等^[45]先通过GAN生成异构目标图像以有效扩展图像样本,然后利用DeeplabV3+实现鱼体分割,交并比均值(Mean intersection over union, MIOU)达到95%。充分证明了GAN比传统的扩充样本方法有明显的优越性。GAN模型的飞速发展深度学习带来了新的机遇,为数据扩充、图像增强任务提供了技术支持。

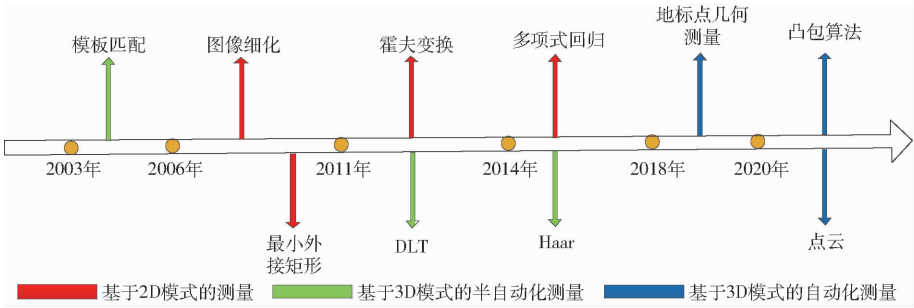


图1 基于机器视觉的鱼体长度测量方法时间维度图

Fig.1 Time dimension diagram of fish body length measurement method based on machine vision

3.1 基于2D模式的鱼体体长测量研究

利用机器视觉技术开展的基于2D模式的鱼体体长测量研究对象是由单个相机拍摄的只能反

映二维信息的图像。主要方法有最小外接矩形、霍夫变换、图像细化、多项式回归等,对比分析如表3所示。

表3 基于2D模式的鱼体体长测量方法对比分析

Tab.3 Comparative analysis of fish body length measurement methods based on 2D mode

方法	研究对象	适用范围	优势	劣势
最小外接矩形	阿拉斯加鲑鱼、海参	线性身体结构	简单、测量精度高	无法根据市场实际需求灵活改变测量点
霍夫变换	金枪鱼	线性身体结构	简单快速	对图像质量要求很高,内存消耗较高
图像细化	斑石雕鱼苗、自制数据集	线性、非线性身体结构	能对弯曲鱼体长度测量	对形态学操作要求高
多项式回归	虹鳟鱼、金枪鱼	线性、非线性身体结构	能对弯曲鱼体长度测量、简单快速	对鱼的方向和位置要求较高

最小外接矩形的算法思想是用一个初始矩形将鱼体全部包围,记录当前矩形面积后,不断旋转矩形并重新计算面积,直至面积最小,鱼体的长度就是最小矩形的长度。MISIMI等^[21]用最小外接矩形的方法对大西洋鲑鱼和鳕鱼的长度和宽度进行了测量。BALABAN等^[46]用这种方法获取了阿拉斯加鲑鱼的体尺长度。张韞峰等^[47]对于不规则的海参目标通过构建最小外接矩形标定轮廓,利用定义的长宽度公式计算海参体长。最小外接矩形虽然是基于2D模式进行鱼体体长测量的最常用方法,但是这种方法一般只用于测量总长度,无法根据市场实际需求灵活改变测量点。

霍夫变换是一种从图像中提取直线的有效方法,该过程基于投票算法,在一个参数空间中通过计算累计结果的局部最大值得到一个符合该特定形状的集合作为霍夫变换结果^[48],通过空间变换进行直线检测。HSIEH等^[49]通过霍夫变换算法将金枪鱼体长的平均测量误差下降到 $(4.5 \pm 4.4)\%$ 。基于霍夫变换的鱼体测量需要经历像素点的变换,对图像质量要求很高,而且在处理复杂图像时会引入大量无效采样点,增加了内存消耗且降低了处理速度^[50]。

图像细化是将目标物体从多像素宽度减少到单位像素宽度的过程,在鱼类体尺测量中,是一种用来

描述鱼类骨架的方法。YAMANA 等^[51]用图像细化的方法测量了日本海参的大小,长度测量误差小于 7%。钮冰姗^[52]将获取的鱼苗图像进行图像细化操作后,利用像素点个数计算鱼苗体长。此外,图像细化并不局限于二维测量,如 GARICA 等^[39]利用图像细化方法获得主轴线上后,在立体视觉系统中通过建立起始点和终止点的立体匹配点计算距离,实现对重叠鱼体的体长估计。图像细化方法虽然在线性、非线性结构的鱼体尺寸测量研究上都取得了较好的成果,但是要获得一条连续光滑的曲线,对形态学操作提出了更高的要求。

多项式回归通过设计多项式方程,代入关键点拟合出像素值后,通过比例尺转化为目标测量长度值,也有学者将其运用于鱼体长度测量研究中。ROMERO 等^[53]将选取的关键点代入设计的三级多项式回归方程中拟合出回归曲线后,通过计算曲线内点之间的欧氏距离来估计虹鳟鱼长度。MIRANDA 等^[54]基于虹鳟鱼逆流游动的特性,利用三级多项式回归曲线逼近鱼体轮廓测量长度,平均绝对误差为 1.413 cm。SANCHEZ-TORRES 等^[55]利用三级多项式对金枪鱼鱼体中点进行回归,误差小于 4%。基于多项式回归的测量方法过程简单,精度较高,主要思想为利用鱼体典型轮廓点拟合多项式方程,将拟合的多项式曲线无限逼近鱼体轮廓,其中三级回归在鱼体测量中应用较为广泛,与图像细化相比,避免了高要求的形态学腐蚀操作,可以得到具有数学意义的曲线方程并能直接利用方程回归计算出鱼体长度。但是对鱼的方向和位置要求较高,不允许鱼的方向出现大幅度变化,实际场景中可能并不能完全保证。

3.2 基于 3D 模式的鱼体体长测量研究

近年来随着计算机技术的飞速发展和外部硬件设备的快速升级,基于 3D 模式开展鱼体体长的测量研究成为新趋势。3D 测量技术不仅对鱼的空间位置和方向限制较低,而且充分发掘深度信息,获得了更精确的测量结果^[56]。基于 3D 模式,研究者们主要利用两个摄像机的视差值还原三维坐标,分为半自动化和自动化两种。常见的测量研究方法如表 4 所示。

3.2.1 半自动化鱼体体长测量

基于 3D 模式开展半自动化的鱼体测量研究,无法全部依赖计算机,需要人力的参与。大多数的立体视频测量系统依赖于操作员使用鼠标在计算机屏幕上对拍摄的左右立体图像对中的特征点手动点击和定位,利用立体交点法将位置坐标转换为三维坐标,实现鱼体长度测量。TORISAWA 等^[57]在利用

立体摄像系统对网箱中的金枪鱼体长进行监测时,利用直接线性变换 (Direct linear transformation, DLT) 方法,在左右图像的同一位置标记鼻尖和尾叉后,利用图像处理软件从相机 8 个控制点计算 11 个 DLT 参数以估算关键点的三维位置坐标,误差小于 5%。HARVEY 等^[58]在测量系统的两个概览窗口上传金枪鱼立体图像对后,分别通过光标定位和鼠标点击左右概览框中的鼻尖、尾鳍特征点,对 54 条金枪鱼体长测量平均误差为 1.7 mm。

但是,由于上述方法每测量一次长度都需用鼠标精确点击 4 次,并且如果被测鱼数量过大,操作人员较少,会产生大规模的信息延迟,大幅度降低水产养殖管理的效率。针对这一问题,一些确定关键点的算法展现出了优势。常见的有模板匹配法和 Haar 分类器。模板匹配是用来确定关键点的常用方法,首先从样本图像中提取一个能代表目标对象的模板,被测图像与模板之间相似性最高的位置即为模板的最佳匹配位置^[59]。鱼体测量应用中,在视频的某一帧中手动标记鼻尖和尾叉的尖端部分作为中心来确定模板,立体对应帧和后续帧基于模板匹配策略自动定位嘴部和尾部,达到快速测量鱼体体长的目的。如 MARTINEZ-DE DIOS 等^[60]通过模板匹配法确定鱼体特征点后,基于立体视觉匹配实现三维分割,对 120 条鱼的体长测量平均误差为 1.58 cm。SHAFAIT 等^[61]在对金枪鱼体长测量的过程中,基于模板匹配策略减少了鼠标点击次数,并且采用帧差图像作为计算和匹配模板的基础,减少背景变化和不均匀照明对测量精度的影响,增加模板匹配的成功率,与手工测量相比,在误差基本一致的情况下时间缩短了近 5/6。但是模板匹配算法十分受制于图像中的匹配目标,如果目标产生角度的剧烈变化或者发生遮挡,会大幅度降低算法精度。Haar 分类器也是一种成熟的定位关键点的算法,在该分类器中通过设置 Haar-like 特征达到高精度检测的目的,被广泛应用于人脸检测中^[62]。由于 Haar 分类器具有较高的检测精度及较强的尺度空间搜索能力^[63],也被研究人员应用于鱼体关键点定位中。RAVANBAKSH 等^[64]使用 200 幅手动裁剪的图像训练 Haar 分类器,学习到能精确定位目标的特征后成功定位金枪鱼的嘴部和尾部。但是当被测鱼体发生严重扭曲变形时,测量精度会快速降低,对变形速率和方向建模来适应不同环境变化成为一项新的挑战。

3.2.2 自动化鱼体体长测量

在基于 3D 模式的半自动化鱼体体长测量研究

表 4 基于 3D 模式的鱼体体长测量方法对比分析

Tab.4 Comparative analysis of fish body length measurement methods based on 3D mode			
方法		原理	特点
半自动化测量	DLT	从相机 8 个控制点计算 11 个 DLT 参数估算三维坐标	手动选取控制点,依赖相机参数
	鼠标点击测量点	通过鼠标点击特征点,记录坐标	特征点选取次数多,易引起信息延迟
	模板匹配	提取能代表目标对象的模板,被测图像与模板之间相似性最高的位置为模板的最佳匹配位置	能选取关键点但是受制于图像中的匹配目标
	Haar 分类器	设置 Haar-like 特征训练分类器	能选取关键点但不适用于变形严重的鱼体
自动化测量	凸包算法	离轮廓点和凸包点的重合点组成的线段最远的点被定位为鱼嘴端	自动定位测量关键特征点,但处于起步阶段
	地标点几何形态测量	标定地标点构建 3D 几何模型,捕捉鱼体轮廓获得关键点位置信息	在变形严重的鱼体长度测量中表现良好
	三维点云	将轮廓点云投影到拟合平面上得到鱼的位置坐标	快速、无损、精细化

中,仍然需要手动定位鱼的关键特征点,这不仅缓慢费力,而且添加了不确定的人为因素干扰,研究全自动化的鱼体体长测量算法成为新需求。

凸包是包含点集合 S 中所有点的最小凸边形,凸包算法是定位关键点的一种常见算法,在奶牛体况评分^[65]、人体三维轮廓测量^[66]、零件缺陷检测^[67]等方面都取得了进展。SHI 等^[68]首次将凸包算法应用于鱼体体长测量中。具体在定义了轮廓点和凸包点后,记录它们之间的重合点并计算相邻重合点之间的欧氏距离,选出 10 组距离最大的线段后,到这 10 组线段最大距离的轮廓点即为测量关键点 P_1 、 P_2 ,离线段 P_1P_2 最远的点被自动定位为鱼嘴点,结合立体标定信息将测量像素点转化为真实三维坐标,鱼体长度估计值与人工测量值之间的回归分析表明,决定系数 $R^2 > 0.91$,平均相对误差小于 2.55%,证明凸包算法可以实现自动无接触的石鲮鱼体长度测量。利用凸包算法自动定位关键点不仅精度高,而且能适应鱼体位置的各种角度,但是目前这方面的研究较少,还处于起步阶段。

地标点几何形态测量法指通过选取具有明显特征且高辨识度的点作为地标点以获取位置坐标信息,具有简便直观、可以同时分析轮廓和内部特征点的优势^[69],近些年来,在水生动物形态的研究中具有广泛的应用前景。几何模型可以提供一组参数和地标捕捉鱼体轮廓的基本特征,通过标定地标点构建 3D 几何模型成为一种自动估计鱼体体长的新方法。首先通过提取嘴尖和尾端的图像特征定位模型初始位置,再通过模板匹配获取当前目标在图像中的位置坐标,三维生物测量信息可以从一个标定的立体视觉系统获得。MUÑOZ-BENAVENT 等^[70]针对鱼体弯曲程度过大造成测量困难的现状,开发了一个基于立体视觉的金枪鱼体长测量系统,通过拟合鱼腹轮廓来构造金枪鱼几何模型,测量误差小于

3%。与 TILLET 等^[71]提出的基于概率分布、通过能量函数的最小化对测试鱼的立体图像进行拟合的三维点分布模型相比,该方法避免了人工标定图像地标点的过程,实现了对游动过程中的金枪鱼体长的精确无损测量。

点云作为一种重要的 3D 数据类型,因其丰富的几何、形状、尺度信息,在场景理解中发挥重要作用^[72-73]。三维点云测量技术是一种在不接触物体的情况下进行远距离测量的技术^[74],近年来取得了成熟的发展,其快速、无损、精细化的三维空间描述优势为鱼类体长测量提供了新的技术解决方案。HUANG 等^[75]在对多条鱼进行体长测量时,将立体视觉中获取的三维坐标与图像中鱼类的细化分割方法相结合,得到被测鱼类的三维点云数据后,利用最小二乘法将轮廓线的三维坐标拟合到平面上,基于变换后的三维数据点进行鱼体长度的估计,获得了 5.5 mm 的长度平均误差。虽然利用三维点云建模在测量方面取得了较好的成果,但是专门利用三维点云开展水下鱼体体长测量的研究较少,而且已有的研究假设鱼体轮廓共面,对测量位姿进行了限制。在未来的鱼体测量研究中,可以搭建人工智能、深度学习、模式识别的桥梁,充分发掘点云智能的潜力和优势,加深点云场景的智能理解,对三维点云信息进行更加细致的分析,实现无接触高精度的鱼体体长测量。

此外,基于图像分割进行鱼体体长测量虽然是研究的主流,随着 CNN 的流行,基于分类和目标检测的方法也被应用于鱼体长度测量研究中。李振波等^[76]在自建 10 种不同长度的鱼苗数据集后,基于 ResNet-50,实现了不同长度鱼苗的自动分级。基于分类的体长估计方法虽然简单快速,但是无法做到对体长精确到单位级别的估计,此外,鱼苗数据样本稀疏、长度区间小都是影响准确估算的重要因素。

目标检测作为 CNN 的一个重要应用,也成为无接触自动化估计鱼类体长的有利工具,主要估算思想是检测框的长度即是鱼体的像素体长。MONKMAN 等^[77]分别以 ResNet-101、NasNet、MobileNet 作为主干网络,添加基于回归的 R-CNN 作为检测分支,平均体长估计精度达到了 93%。基于目标检测的测量模型虽然鲁棒性强,但是在数据标注阶段要求标注框紧贴鱼体边缘,为测量精度引入了不确定因素。其次,这种测量方法适用于身体比较笔直的鱼体,如果身体变形严重,还需要结合其它方法如引入形状信息来克服。综上,基于分类和目标检测的鱼体体长估计方法虽然检测精度高,鲁棒性强,但是对鱼体结构要求高,限制因素较多,不具有普适性。

4 总结与展望

本文对近 20 年来鱼体体长估计的方法和技术进行了论述,基于机器视觉技术,分别对比分析了单目相机、双目相机、声呐相机等图像采集设备,基于传统方法和深度学习的轮廓提取算法以及基于 2D 模式和 3D 模式的体长测量方法的优缺点及适用情况。基于机器视觉的体长测量方法不受限于被测鱼体的数量和大小,能实现重复的大批量检测,避免了人工测量的主观性和对鱼体的伤害性,结合先进的图像获取设备、图像预处理算法,开展高精度、高效率的鱼体体长测量工作,为提高养殖生产效益,推动水产养殖模式向现代化、立体化、生态化、协同化、智慧化的转型升级具有现实意义。本文对基于机器视觉的鱼体体长测量技术作出以下展望:

(1)图像增强与扩充。由于被测鱼类生长环境的特殊性,养殖水体中悬浮颗粒对光的吸收和散射作用会导致采集的鱼类图像数据存在信噪比低、分辨率低等问题,严重影响鱼体的分割和测量精度。所以,在复杂的水体环境中对鱼类进行特征提取、目标识别及视觉属性分析前首先需要获取高质量的水下图像。传统方法的鲁棒性、实时性和自适应能力低下是图像增强复原工作的重要挑战^[78-79]。随着深度学习的发展,GAN 网络在水下图像增强中展现了强大的生命力,并且开展基于多尺度和自适应融合的研究以保证增强图像细节的丰富性和融合过程的可控性^[80]也是进行水下图像复原的关键科学问题。此外,CNN 训练时需要大量数据,通过裁剪、旋转等方法往往只能扩充样式单一且信噪比较低的图像^[81],利用 GAN 生成异构目标图像以有效扩展图像样本有助于缓解数据集不足、训练过拟合的问题,构建高质量的标注数据集。

(2)水下机器人。摄像机的安装与布署是进行

鱼体长度测量的基础步骤。传统的水上测量技术一般需要利用三脚架固定摄像机,无法多角度多方位获得鱼类数据。而水下测量技术需要潜水员潜入水下布署摄像机,费时耗力且引入了大量不确定的人为因素。水下机器人作为一种灵活高效的水下作业装备,集成了智能控制、模式识别、信息融合等技术,在水产养殖领域取得了飞速的发展。长久以来,水下机器人被用来进行环境监测以及水下捕捞等作业,但在对养殖对象的生理特征和行为特征等方面研究较少,而且我国的水下机器人技术尚未成熟,大多处于实验室研究阶段。此外,昂贵的机器人外部设备也是制约其发展的重要因素。未来可以利用水下机器人搭载声呐、光学相机等成像设备,借助人工智能、模式识别、海洋环境感知等技术,实时跟踪被测鱼体的运动轨迹,实现对鱼类长度信息的提取,为其生长调控提供决策依据。

(3)3D 模式测量技术。鱼类行为对养殖水体环境的改变及刺激十分敏感,在不稳定的水体环境中,游动姿态的灵活多变性和鱼体的易弯曲性是体长测量的重大挑战,基于 3D 模式的测量方法能及时获取深度信息反映其空间分布情况,通过三维重建还原鱼体特征点的真实世界坐标,为实时估算自由游动的动态鱼体体长信息提供技术支撑,目前已成为鱼体体长测量的重要方法。其中,基于凸包算法、地标点几何形态测量、点云等自动化的立体测量方法成为研究热点。基于凸包和轮廓的算法能对不同角度的鱼体进行准确长度估计。地标点几何形态测量通过引入鱼体形状特征拟合轮廓模型,这类模型能将尺度、旋转、平移的变化完全从纯形状的变化中分离出来,在弯曲鱼体测量中表现出了优势。利用双目相机生成水下场景点云图,结合深度学习方法在点云图上进行鱼体轮廓识别和测量点定位成为体长测量的新方向。而且,鱼体与光轴的角度是影响测量精度的关键因素,地标点几何形态测量和点云方法对鱼体与光轴的角度要求较高,而凸包算法无此限制。所以这几种新型方法结合使用成为未来研究的新趋势。

(4)深度学习。轮廓提取是进行体长测量的关键技术问题,传统的分割方法难以在视觉变形严重和图像噪声普遍的水体环境中对鱼体进行准确分割。随着深度学习的发展,利用 FCN、Mask R-CNN 等卷积神经网络进行图像分割可以充分利用图像的语义信息,满足实际测量场景需求。针对多鱼测量中互相遮挡以及尺度变化的问题,优化现有的分割网络如引入注意力机制或改进特征金字塔网络将高层级粗糙的实例信息和低层级的细粒度信息融合起

来,是将深度学习应用于鱼体长度测量研究的重要方向。此外,基于图像分类、目标检测等不需要轮廓提取的深度学习方法也在鱼体体长测量研究中取得了发展,但是基于分类的估算方法受数据集大小限制,基于目标检测的方法对数据标注要求高且适用于线性身体结构的鱼体,所以构建满足深度学习训练的数据集以及有效克服鱼体身体结构的弯曲程度才能充分发挥这类算法的优势。

(5)信息融合技术。当前,鱼类体长等生命信

息的获取手段较为单一,为了更全面地对养殖鱼体的生长状况进行监测,可以利用信息融合技术,将机器视觉、声学、光谱成像等技术有机结合起来,如机器视觉与声学的结合一方面用图像弥补声学监测不到的区域,另一方面利用声波远距离传输的特性进行水声探测^[82]。通过多层次、多方面、多手段、多角度的数据处理,将不同信息源的数据关联组合,补充完善局部的不完整信息,加快检测过程以及提高检测结果的客观性和准确性。

参 考 文 献

- [1] ANTONUCCI F, COSTA C. Precision aquaculture: a short review on engineering innovations[J]. Aquaculture International, 2019, 28(2): 41–57.
- [2] 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.
- [3] LI D, HAO Y, DUAN Y. Nonintrusive methods for biomass estimation in aquaculture with emphasis on fish: a review[J]. Reviews in Aquaculture, 2020, 12(3): 1390–1411.
- [4] HONG H, YANG X, YOU Z, et al. Visual quality detection of aquatic products using machine vision[J]. Aquacultural Engineering, 2014, 63: 62–71.
- [5] PAPADAKIS V M, PAPADAKIS I E, LAMPRIANIDOU F, et al. A computer-vision system and methodology for the analysis of fish behavior[J]. Aquacultural Engineering, 2012, 46: 53–59.
- [6] KARPLUS I, GOTTDIENER M, ZION B. Guidance of single guppies (*Poecilia reticulata*) to allow sorting by computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2003, 27(3): 177–190.
- [7] 黄伟. 计算机视觉技术及产业化应用态势分析[J]. 信息通信技术与政策, 2018(9): 59–62.
HUANG Wei. Computer vision technology and industrialization application trend analysis [J]. Information and Communications Technology and Policy, 2018(9): 59–62. (in Chinese)
- [8] 朱从容. 计算机视觉技术在水产养殖中的应用[J]. 浙江海洋学院学报(自然科学版), 2008, 27(4): 439–443.
ZHU Congrong. Application of computer vision technology in aquaculture[J]. Journal of Zhejiang Ocean University(Natural Science), 2008, 27(4): 439–443. (in Chinese)
- [9] 彭芳. 基于深度学习的水下海参图像目标检测方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2020.
PENG Fang. Research on target detection method of underwater sea cucumber images based on deep learning[D]. Beijing: China Agricultural University, 2020. (in Chinese)
- [10] 徐建瑜, 崔绍荣, 苗香雯, 等. 计算机视觉技术在水产养殖中的应用与展望[J]. 农业工程学报, 2005, 4(8): 174–178.
XU Jianyu, CUI Shaorong, MIAO Xiangwen, et al. Application and prospect of computer vision technology in aquaculture[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 4(8): 174–178. (in Chinese)
- [11] 于红. 水产动物目标探测与追踪技术及应用研究进展[J]. 大连海洋大学学报, 2020, 35(6): 793–804.
YU Hong. Research progress of aquatic animal target detection and tracking technology and application[J]. Journal of Dalian Fisheries University, 2020, 35(6): 793–804. (in Chinese)
- [12] 郭清达. 机器人智能抓取与可容空间位姿估计研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
GUO Qingda. Research on robot intelligent grasping and capable space pose estimation [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [13] ZION B. The use of computer vision technologies in aquaculture—a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 88: 125–132.
- [14] 陈炎, 杨丽丽, 王振鹏. 双目视觉的匹配算法综述[J]. 图学学报, 2020, 41(5): 702–708.
CHEN Yan, YANG Lili, WANG Zhenpeng. Overview of matching algorithms for binocular vision [J]. Journal of Graphics, 2020, 41(5): 702–708. (in Chinese)
- [15] PETRELL R J, SHI X, WARD R K, et al. Determining fish size and swimming speed in cages and tanks using simple video techniques[J]. Aquacultural Engineering, 1997, 16(1–2): 63–84.
- [16] ZHANG P, QIAO Y, JIN Y, et al. Upstream migration of fishes downstream of an under-construction hydroelectric dam and implications for the operation of fish passage facilities[J]. Global Ecology and Conservation, 2020, 23: e01143
- [17] COOK D, MIDDLEMISS K, JAKSONS P, et al. Validation of fish length estimations from a high frequency multi-beam sonar (ARIS) and its utilisation as a field-based measurement technique[J]. Fisheries Research, 2019, 218(23): 59–68.
- [18] HAN J, HONDA N, ASADA A, et al. Automated acoustic method for counting and sizing farmed fish during transfer using

- DIDSON[J]. Fisheries Science, 2009, 75(6): 1359 – 1367.
- [19] BERGES B, SANDE J, QUESSON B, et al. Practical implementation of real-time fish classification from acoustic broadband echo sounder data[R]. Wageningen Marine Research, 2019.
- [20] 黄鹏,郑淇,梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(5): 519 – 531.
HUANG Peng, ZHENG Qi, LIANG Chao. Overview of image segmentation methods [J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2020, 66(5): 519 – 531. (in Chinese)
- [21] MISIMI E, ERIKSON U, DIGRE H, et al. Computer vision-based evaluation of pre- and postrigor changes in size and shape of Atlantic cod (*Gadus morhua*) and Atlantic salmon (*Salmo salar*) fillets during rigor mortis and ice storage: effects of perimortem handling stress[J]. Journal of Food Science, 2008, 73(2): E57 – E68.
- [22] CHUANG M C, HWANG J N, WILLIAMS K, et al. Automatic fish segmentation via double local thresholding for trawl-based underwater camera systems[C]//2011 18th IEEE International Conference on Image Processing, 2011: 3145 – 3148.
- [23] 王秋萍,张志祥,朱旭芳. 图像分割方法综述[J]. 信息记录材料, 2019, 20(7): 12 – 14.
WANG Qiuping, ZHANG Zhixiang, ZHU Xufang. Overview of image segmentation methods [J]. Information Recording Materials, 2019, 20(7): 12 – 14. (in Chinese)
- [24] COSTA C, LOY A, CATAUDELLA S, et al. Extracting fish size using dual underwater cameras [J]. Aquacultural Engineering, 2006, 35(3): 218 – 227.
- [25] 宋熙煜,周利莉,李中国,等. 图像分割中的超像素方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 599 – 608.
SONG Xiyu, ZHOU Lili, LI Zhongguo, et al. Review of research on super pixel method in image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(5): 599 – 608. (in Chinese)
- [26] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274 – 2282.
- [27] IBRAHIM A, AHMED A, HUSSEIN S, et al. Fish image segmentation using salp swarm algorithm[C]//AMLTA 2018: The International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications, 2018: 42 – 51.
- [28] ALMERO V J D, ALEJANDRINO J D, BANDALA A A, et al. Segmentation of aquaculture underwater scene images based on slic superpixels merging-fast marching method hybrid[C]//2020 IEEE Region 10 Conference (TENCON), 2020: 432 – 437.
- [29] BOYKOV Y Y. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in n - d images [C] // Proc. Eighth IEEE International Conference on Comput Vis IEEE Computer Society, 2001: 105 – 112.
- [30] LI Y, ZHANG J, GAO P, et al. Grab cut image segmentation based on image region[C]//IEEE International Conference on Image. IEEE, 2018:311 – 315.
- [31] 郭传鑫,李振波,乔曦,等. 基于融合显著图与 GrabCut 算法的水下海参图像分割[J]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 147 – 152.
GUO Chuanxin, LI Zhenbo, QIAO Xi, et al. Image segmentation of underwater sea cucumbers based on fusion saliency map and GrabCut algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 147 – 152. (in Chinese)
- [32] ATIENZA-VANACLOIG V, ANDREU-GARCIA G, LOPEZ-GARCIA F, et al. Vision-based discrimination of tuna individuals in grow-out cages through a fish bending model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 130: 142 – 150.
- [33] MOTAMED C. Automatic fish detection from video sequences using an adaptive background modeling algorithm[C]//ICISPC, 2017: 20 – 23.
- [34] ZIVKOVIC Z, HEIJDEN F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773 – 780.
- [35] HE K, GEORGIA G, PIOTR D, et al. Mask R - CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961 – 2969.
- [36] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T, et al. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640 – 651.
- [37] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2017, 39(6): 1137 – 1149.
- [38] ELLACURIA A A, CATALAN I A, LISANI J L, et al. Fish size estimation from instance segmentation results obtained with a deep convolutional network[C]//22nd International Conference of the Catalan-Association-for-Artificial-Intelligence (CCIA), 2019.
- [39] GARCIA R, PRADOS R, QUINTANA J, et al. Automatic segmentation of fish using deep learning with application to fish size measurement[J]. ICES Journal of Marine Science, 2020, 77(4): 1354 – 1366.
- [40] LABAO A B, NAVAL P C. Weakly-labelled semantic segmentation of fish objects in underwater videos using a deep residual network[C]//Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems. Springer, Cham, 2017: 255 – 265.
- [41] ALSHDAIFAT N F F, TALIB A Z, OSMAN M A. Improved deep learning framework for fish segmentation in underwater videos[J]. Ecological Informatics, 2020, 59: 101121.
- [42] LABAO A B, NAVAL P C. Simultaneous localization and segmentation of fish objects using multi-task CNN and dense CRF

- [M]. Cham:Springer International Publishing, 2019: 600–612.
- [43] SALMAN A, JALAL A, SHAFAIT F, et al. Fish species classification in unconstrained underwater environments based on deep learning[J]. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2016, 14(9): 570–585.
- [44] YIN R. Multi-resolution generative adversarial networks for tiny-scale pedestrian detection[C] // 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2019: 1665–1669.
- [45] WANG H, JI X, ZHAO H, et al. Semantic segmentation of freshwater fish body based on generative adversarial network[C] // 2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2020: 249–254.
- [46] BALABAN M O, UNAL SENGOR G F, SORIANO M G, et al. Using image analysis to predict the weight of Alaskan salmon of different species[J]. *Journal of Food Science*, 2010, 75(3): 157–162.
- [47] 张轹峰, 李娟, 黎明. 基于图像处理的水下海参识别和定位方法[J]. *水下无人系统学报*, 2021, 29(1): 111–123.
ZHANG Yunfeng, LI Juan, LI Ming. Recognition and positioning method of underwater sea cucumbers based on image processing[J]. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2021, 29(1): 111–123. (in Chinese)
- [48] BALLARD D H. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111–122.
- [49] HSIEH C L, CHANG H Y, CHEN F H, et al. A simple and effective digital imaging approach for tuna fish length measurement compatible with fishing operations[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1): 44–51.
- [50] 张炫, 杨艳. 基于改进随机霍夫变换的直线提取算法[J]. *信息技术*, 2017(12): 6–9.
ZHANG Xuan, YANG Yan. Straight-line extraction algorithm based on improved randomized Hough transform[J]. *Information Technology*, 2017(12): 6–9. (in Chinese)
- [51] YAMANA Y, HAMANO T. New size measurement for the Japanese sea cucumber *Apostichopus japonicus* (Stichopodidae) estimated from the body length and body breadth[J]. *Fisheries Science*, 2006, 72(3): 585–589.
- [52] 钮冰珊. 基于计算机视觉的鱼苗体长估算方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2020.
NIU Bingshan. Study on the estimation method of fish fry body length based on computer vision [D]. Beijing: China Agricultural University, 2020. (in Chinese)
- [53] ROMERO M, MIRANDA J M, MONTES-VENEGAS H A. Measuring rainbow trout by using simple statistics [M] // DELIGIANNIDIS L, ARABNIA H R. Emerging trends in image processing, computer vision and pattern recognition. Boston: Morgan Kaufmann, 2015: 39–53.
- [54] MIRANDA J M, ROMERO M. A prototype to measure rainbow trouts length using image processing[J]. *Aquacultural Engineering*, 2017, 76: 41–49.
- [55] SANCHEZ-TORRES G, CEBALLOS-ARROYO A, ROBLES-SERRANO S. Automatic measurement of fish weight and size by processing underwater hatchery images[J]. *Engineering Letters*, 2018, 26(4): 461–472.
- [56] 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 Yan'e, LI Daoliang, LI Zhenbo, et al. Review on visual characteristic measurement research of aquatic animals based on computer vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(15): 1–11. (in Chinese)
- [57] TORISAWA S, KADOTA M, KOMEYAMA K, et al. A digital stereo-video camera system for three-dimensional monitoring of free-swimming pacific bluefin tuna, *Thunnus orientalis*, cultured in a net cage[J]. *Aquatic Living Resources*, 2011, 24(2): 107–112.
- [58] HARVEY E, CAPPO M, SHORTIS M, et al. The accuracy and precision of underwater measurements of length and maximum body depth of southern bluefin tuna (*Thunnus maccoyii*) with a stereo-video camera system[J]. *Fisheries Research*, 2003, 63(3): 315–326.
- [59] MAHMOOD A, KHAN S. Correlation-coefficient-based fast template matching through partial elimination [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 2099–2108.
- [60] MARTINEZ-DE DIOS J R, SEMA C, OLLERO A. Computer vision and robotics techniques in fish farms[J]. *Robotica*, 2003, 21(3): 233–243.
- [61] SHAFAIT F, HARVEY E S, SHORTIS M R, et al. Towards automating underwater measurement of fish length: a comparison of semi-automatic and manual stereo-video measurements[J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2017, 74(6): 1690–1701.
- [62] 李娥. 人脸检测方法综述[J]. *信息技术与信息化*, 2018(4): 24–26.
LI E. Overview of face detection methods [J]. *Information Technology and Informatization*, 2018(4): 24–26. (in Chinese)
- [63] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137–154.
- [64] RAVANBAKSH M, SHORTIS M R, SHAFAIT F, et al. Automated fish detection in underwater images using shape-based level sets[J]. *The Photogrammetric Record*, 2015, 30(149): 46–62.
- [65] 姬江涛, 赵凯旋, 刘晓航. 基于 EfficientNet 与点云凸包特征的奶牛体况自动评分方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(5): 192–201.
JI Jiangtao, ZHAO Kaixuan, LIU Xiaohang. Automatic scoring method of dairy cow body condition based on EfficientNet and point cloud convex hull feature [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(5): 192–201. (in Chinese)

- [66] QI F, GUANGWU S, YU C. Improved convex hull algorithm applied to body size measurements[J]. Journal of Physics. Conference Series, 2021, 1790(1): 12089.
- [67] 赵强,黄远,赵春海. 基于凸包的电池片边缘缺陷检测算法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(6): 129–134.
ZHAO Qiang, HUANG Yuan, ZHAO Chunhai. Convex hull-based detection algorithm for cell edge defects [J]. Computer Measurement & Control, 2020, 28(6): 129–134. (in Chinese)
- [68] SHI C, WANG Q, HE X, et al. An automatic method of fish length estimation using underwater stereo system based on LabVIEW[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105419.
- [69] 姜晓东,成永旭,潘建林,等. 基于地标点几何形态测量法区分不同水系野生中华绒螯蟹[J]. 中国水产科学, 2019, 26(6): 1116–1125.
JIANG Xiaodong, CHENG Yongxu, PAN Jianlin, et al. Landmark-based morphometric identification of wild *Eriocheir sinensis* with geographically different origins[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2019, 26(6): 1116–1125. (in Chinese)
- [70] MUÑOZ-BENAVENT P, ANDREU-GARCIA G, VALIENTE-GONZ J M, et al. Enhanced fish bending model for automatic tuna sizing using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150(3): 52–61.
- [71] TILLET R, MCFARLANE N, LINES J. Estimating dimensions of free-swimming fish using 3D point distribution models[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 79(1): 123–141.
- [72] 景庄伟,管海燕,臧玉府,等. 基于深度学习的点云语义分割研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 1–26.
JING Zhuangwei, GUAN Haiyan, ZANG Yufu, et al. Survey of point cloud semantic segmentation based on deep learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 1–26. (in Chinese)
- [73] ZHANG J, ZHAO X, CHEN Z, et al. A review of deep learning-based semantic segmentation for point cloud[J]. IEEE Access, 2019, 7: 179118–179133.
- [74] 杨必胜,董震. 点云智能研究进展与趋势[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1575–1585.
YANG Bisheng, DONG Zhen. Progress and perspective of point cloud intelligence [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(12): 1575–1585. (in Chinese)
- [75] HUANG K, LI Y, SUO F, et al. Stereo vision and Mask-RCNN segmentation based 3D points cloud matching for fish dimension measurement[C]//2020 39th Chinese Control Conference (CCC), 2020: 6345–6350.
- [76] 李振波,钮冰姗,彭芳,等. 基于可见光谱的鱼苗体长估测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(4): 1243–1250.
LI Zhenbo, NIU Bingshan, PENG Fang, et al. Research on estimation method of fry body length based on visible spectrum [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(4): 1243–1250. (in Chinese)
- [77] MONKMAN G G, HYDER K, KAISER M J, et al. Using machine vision to estimate fish length from images using regional convolutional neural networks[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(12): 2045–2056.
- [78] 郭继昌,李重仪,郭春乐,等. 水下图像增强和复原方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(3): 273–287.
GUO Jichang, LI Chongyi, GUO Chunle, et al. Research progress of underwater image enhancement and restoration methods [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(3): 273–287. (in Chinese)
- [79] 丛润民,张禹墨,张晨,等. 深度学习驱动的水下图像增强与复原研究进展[J]. 信号处理, 2020, 36(9): 1377–1389.
CONG Runmin, ZHANG Yumo, ZHANG Chen, et al. Research progress of deep learning driven underwater image enhancement and restoration[J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(9): 1377–1389. (in Chinese)
- [80] 颜阳. 基于图像融合的自适应水下图像增强方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
YAN Yang. Research on adaptive underwater image enhancement method based on image fusion[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020. (in Chinese)
- [81] 王海文,邱晓辉. 一种基于生成式对抗网络的图像数据扩充方法[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(3): 51–56.
WANG Haiwen, QIU Xiaohui. An image data augmentation method based on generative adversarial network[J]. Computer Technology and Development, 2020, 30(3): 51–56. (in Chinese)
- [82] 李道亮,刘畅. 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望[J]. 智慧农业, 2020, 2(3): 1–20.
LI Daoliang, LIU Chang. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 1–20. (in Chinese)