

汪小昆, 武尧, 肖茂华, 等. 水产养殖中智能识别技术的研究进展 [J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 24-33.
WANG Xiaochan, WU Yao, XIAO Maohua, et al. Research progress of intelligent identification technology in aquaculture[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(1): 24-33.



水产养殖中智能识别技术的研究进展

汪小昆✉, 武尧, 肖茂华, 施印炎
(南京农业大学 工学院, 江苏 南京 210031)

摘要: 智能识别技术是水产养殖由粗放型向集约型转变的关键技术。水产养殖中的智能识别是通过研究并利用机器视觉和机器学习技术实现水下生物和环境的监测, 并对生产管理中出现的问题进行判断、分析和预测, 以实现自动化养殖为目的。本文从生物的物种识别与分类、年龄识别、性别识别和行为识别 4 个方面分析了水产养殖中智能识别技术的研究和发展现状, 阐述了水产养殖中采用的主要智能识别技术和原理, 并对今后水产养殖中智能识别技术的发展进行了展望, 以期为中国渔业现代化、智慧化发展提供参考和新思路。

关键词: 智慧农业; 水产养殖; 智能识别; 生物识别; 行为监测; 环境监测
中图分类号: S96;TP27 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-411X(2023)01-0024-10

Research progress of intelligent identification technology in aquaculture

WANG Xiaochan✉, WU Yao, XIAO Maohua, SHI Yinyan
(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Intelligent identification technology is the key technology for the transformation of aquaculture from crude to intensive. Intelligent recognition in aquaculture is to realize the monitoring of underwater organisms and environment by researching and using machine vision and machine learning technology, and to judge, analyze and predict the problems arising in production management for the purpose of automated aquaculture. This review analyzed the research and development status of intelligent recognition technology in aquaculture from four aspects of species recognition and classification, age recognition, sex recognition and behavior recognition of organisms, described the main intelligent recognition technologies and principles used in aquaculture, and provided an outlook on the future development of intelligent recognition technology in aquaculture, with a view to providing references and new ideas for the modernization and intelligent development of Chinese fisheries industry.

Key words: Smart agriculture; Aquaculture; Intelligent identification; Biometric identification; Behavior monitor; Environmental monitor

水产养殖为全世界提供了优质的蛋白质来源^[1], 已成为全球食品生产中增长最快的行业之一。据统计, 新冠疫情以来全球消费者对于包装和冷冻鱼类产品的需求出现大幅上涨, 鱼产品需求整体呈上升

趋势, 全球渔业的压力也将继续增加^[2]。中国水产养殖形式已由粗放型向集约型转变, 随着生产结构不断调整升级, 水产养殖的核心技术环节从基因育种向生物识别转移^[3]。中国的智能化、信息化渔业生产模式处于初级阶段, 自动化与智能化的水平不高, 养殖的效率难以提升。利用现代信息技术实现中国智能渔业建设已经成为目前我国水产养殖领

域的重要任务。智能识别技术利用水产养殖对象的表型特征来实现养殖对象种类、年龄、性别和行为等信息的获取, 识别过程需要排除大量的干扰信息、提取出表征的关键信息, 并将各个阶段获取的特征数据整理成相对完整的知识集^[4-5], 水产养殖中智能识别主要技术方法和具体流程如图 1 所示。本文从水产养殖生物的物种识别与分类、年龄识别、

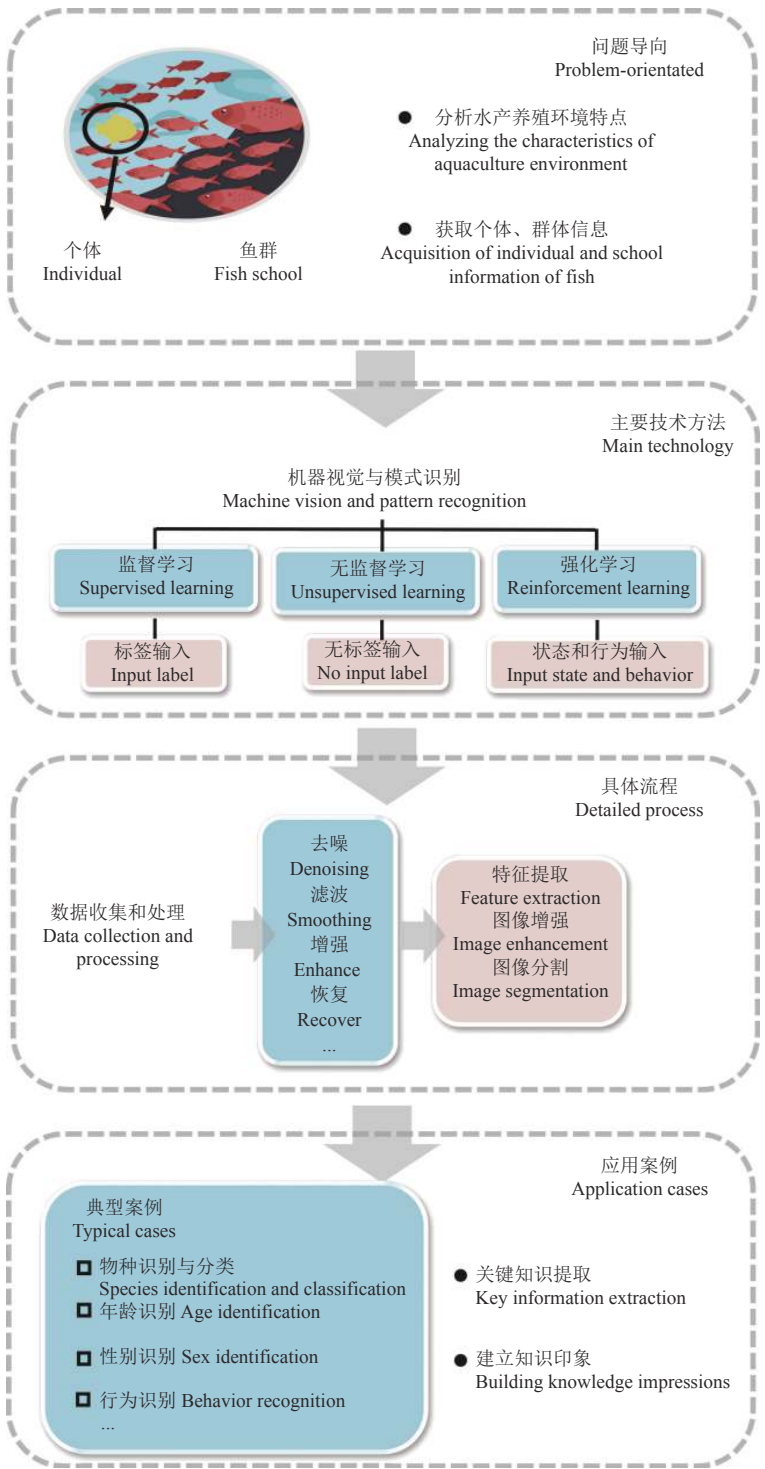


图 1 水产智能识别关键技术
Fig. 1 Key technology of aquatic intelligent identification

性别识别和行为识别 4 个方面综述了水产养殖中智能识别技术的研究和发展现状, 以期为中国渔业现代化、智慧化发展提供参考和新思路。

1 水产物种识别与分类

在水产养殖中, 养殖对象固有特征和复杂环境对水产物种的检测和识别提出了挑战^[6-9]。此外, 在水产养殖过程中将不同品种的养殖对象进行混养可以充分、合理地利用水体空间, 发挥物种间的互利作用, 促进养殖对象生长。因此, 在养殖监测期或收获期有必要根据物种进行分类。准确的物种识别对于水产养殖的有效管理、科学育种、繁殖密度控制和福利检测也至关重要。机器视觉具有长期、无损、非接触和低成本的优势, 结合机器学习技术

使物种识别和分类变得更加快速和准确, 并在水产养殖中得到更广泛的应用。以鱼类识别与分类任务为例, 过程可总结为: 1) 获取鱼类图像数据; 2) 根据先验知识对鱼表型特征进行提取; 3) 根据特征训练分类器; 4) 对分类器进行优化以提高识别精度。相比经典的机器学习方法, 决策树 (Decision tree, DT)^[10]、贝叶斯分类 (Naive bayes, NB)^[11]、支持向量机 (Support vector machine, SVM)^[12] 等深层次神经网络识别结果误差较小, 对缺失数据敏感性较强, 具有较好的泛化能力和鲁棒性。近年来, 卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN)^[13] 在鱼类识别任务中被广泛应用, 图 2 显示了使用 CNN 进行鱼类识别任务的过程。

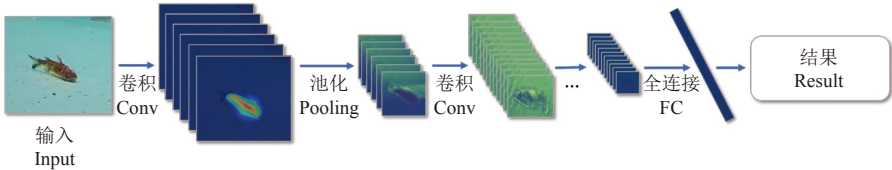


图 2 鱼类识别和分类过程
Fig. 2 Fish identification and classification process

在鱼类目标检测中, Villon 等^[14] 使用 GoogLeNet 框架提取鱼类特征, 并使用 Soft-max 分类方法实现珊瑚鱼的检测; 为了提高模型的准确性, 研究者还增加了一个决策规则来优化模型, 该方法的准确率达到 94.9%。关于 CNN 模型扩展方面, Rauf 等^[15] 以 CNN 基础框架为前提, 根据不同的鱼类识别任务加深卷积层数, 以此提高鱼类识别和分类任务的准确性。Li 等^[16] 利用 Faster R-CNN 模型来识别鱼类, 并利用预先训练好的 Zeiler 和 Fergus 模型初始化网络。Labao 等^[17] 采用 R-CNN 和 LSTM 模型级联结构的方法来识别鱼类, 并优化了 CNN 的检测精度; 与 Faster R-CNN 相比, 其精度、召回率和 *F-score* 都比较高。Cai 等^[18] 在 YOLOv3 模型的基础上进行了改进, 将 YOLOv3 中的 Darknet-53 网络替换为 MobileNet 以提高特征提取率; 结果证实, 与 YOLOv3 相比, 该模型可以实现高精度的鱼类检测。对于低分辨率图像数据集的鱼类检测方法也在相关研究中得到了实现, Shevchenko 等^[19] 提出了 GMM、KDE 和 ViBe 这 3 种背景提取算法, 通过背景减法技术将鱼与其他物体区分开来, 2 组试验数据的准确率分别达到 80% 和 60%。Gaude 等^[20] 采用改进的 GMM 来识别浑浊背景中的鱼类, 并利用 GMM 和三帧差分技

术的组合进行目标检测, 提高了鱼类检测的准确性。此外, 建立在水下环境的巨大挑战上, Tamou 等^[21] 通过微调真实数据获得 AlexNet 网络参数, 应用迁移学习来检测鱼类, 该方法的准确率达到 99% 以上。这些方法都为低分辨率图像识别提供了参考价值。在水下视频采集和处理方面, 研究人员已经开发了一个 360 全景系统来捕捉图像^[22]。此外, 基于双目视觉的图像处理技术和 CNN 识别鱼类, 识别精度分别达到 87% 和 83.2%^[23]。

机器学习的发展已经实现了在鱼类特征基础上的物种分类模型。Kartika 等^[24] 提出了一种 *K-mean* 分割背景和 HSV 颜色空间特征提取方法, 有效地提取了锦鲤鱼的颜色特征, 并最终使用 NBM 和 SVM 方法进行识别和分类, 准确率可以达到 97%。Tharwat 等^[25] 提出了一种局部描述符和颜色矩的方法来提取纹理和颜色特征, 并使用线性判别分析来减少区分类别的元素数量, 最后采用 AdaBoost 分类器对鱼类进行区分, 准确率达到 96.4%。考虑到恶劣的水下条件和低分辨率图像, Salman 等^[26] 开发了一种将 CNN 与 SVM、KNN 相结合的方法来对鱼类进行分类, 在 LifeCLEF14 和 LifeCLEF15 鱼类数据集上准确率超过 90%; Jalal 等^[27] 采用了光流和 GMM 与 YOLO 深度神经

网络的组合进行鱼类检测和识别, 这种组合能够在明显恶劣的水下视频中取得良好的识别和分类效果; Christensen 等^[28] 研究了一个具有深度学习架构的 Lightfish 检测网络, 用于应对恶劣条件下的鱼类识别和分类, 在浊水中取得了良好的效果。此外, 针对极端条件下采集的低分辨率图像问题, Sun 等^[29] 和 Pramunendar 等^[30] 提出了一种低分辨率改进方法, 实现物种分类。通常情况下, 采用单幅图像超分辨率法和插值法对图像进行缩放以提高分辨率, 从而提高鱼类物种的分类精度。Rachmatullah 等^[31] 采用 CNN 模型对低分辨率图像进行特征提取来实现物种分类, 在 Fish CLEF 2015 数据集上取得了 99.7% 的分类精度, 这些方法为低分辨率图像的鱼类识别提供了参考价值。

在小样本和有限的数据集方面, 研究人员开发了以迁移学习技术为前提的鱼类分类方法。Jin 等^[32] 和 Allken 等^[33] 在 ImageNet 分类数据集上进行预训练以获得模型参数, 随后通过实际数据集优化 CNN 模型, 对鱼类进行分类。Mathur 等^[34] 在预训练的 CNN 模型中利用交叉卷积层池化以提高迁移学习的分类精度, 准确率达到 98.03%。Siddiqui 等^[35] 采用 ImageNet 数据集的预训练模型结合 SVM 对实际鱼类样本进行分类, 准确率为 94.3%。Qin 等^[36] 在 Fish4Knowledge 数据集的基础上提出了一个深度结构的水下活鱼识别模型, 并使用 SVM 对鱼进行分类, 准确率为 98.64%。Rathi 等^[37] 采用 CNN 模型对 Fish4Knowledge 数据集进行分类, Deep 等^[38] 改进了 CNN 模型使用 SVM 和 KNN 进行分类, 结果表明识别准确率均比传统的 CNN 高。

针对其他的水产物种识别与分类研究, Sucharita 等^[39] 基于图像直方图对常见的几种对虾进行识别

和分类, 利用图像中的灰度频率在训练集和测试集中通过样本的灰度值相似度完成对虾的识别, 但该方法泛化能力差, 不能应用于其他品种的对虾识别。Liu 等^[40] 提出了一种改进 LeNet-5 深度卷积神经网络来进行虾的识别, 该方法有效地解决了传统的虾类识别算法效率低下的问题, 识别准确率为 96.84%。刘子豪^[41] 利用对虾外观差异特征, 针对传统特征与分类器融合规则存在的缺陷进行改进, 让其最大限度地适应于具有虾类特色的分类特点, 识别率达 93.72%。李渊博^[42] 在现有的关键点检测网络模型的基础上, 实现沙漏网络的优化和改进, 提出了一种平衡模型精度和运行效率的轻量级对虾检测网络, 模型的准确率为 95.7%。张超^[43] 使用离线学习的方法, 获取梭子蟹在多种光照变化和形状变化下的特征并建立分类器, 从而实现在复杂养殖环境下对梭子蟹的检测; 该方法保证了在光线变化等情况下对梭子蟹的有效地跟踪, 提出检测和跟踪算法的实现不需要增加额外的装置来改变养殖环境且使图像的背景变得简单, 具有经济实用性。

现阶段识别和分类任务的模型准确率相对较高, 但这类研究局限于所需要识别物种的数据集上, 模型较高的准确率不仅建立在庞大的模型参数下, 还需要提供海量的数据集; 此外, 此类模型迁移能力较差, 对于不同品种甚至包括亚种间的识别, 需要重复建立多个模型进行识别, 这样严重耗费人力物力。如何将概率分布不同的样本通过特征空间变化减小建模集到测试集的分布差异, 进行知识迁移, 实现模型在不同物种的样本上进行识别是一个重大挑战。如图 3 所示, 在未来的研究中可以通过域适应学习相关的方法刻画数据分布规律, 通过生成对抗网络将源域和目标域的数据变化到相同特

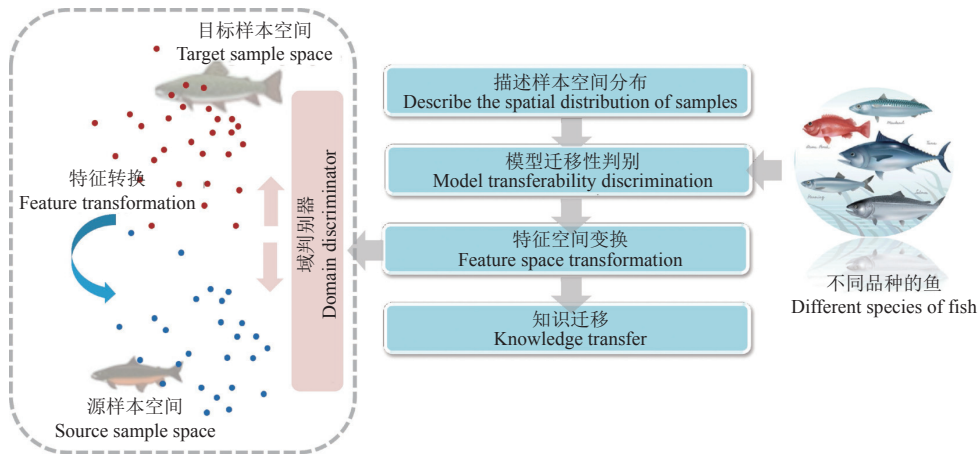


图 3 不同品种鱼的特征变换与知识迁移

Fig. 3 Feature transformation and knowledge transfer of different fish species

征空间,实现源域到目标域的特征变换与知识迁移,从而实现不同品种之间的识别。

2 鱼龄识别

鱼龄是研究鱼类种群的一个关键特征,它提供了有关鱼类生长率、死亡率、成熟年龄和补充情况的有用信息^[44-45]。海洋和淡水学家几十年来一直使用鱼鳞、椎骨、耳石、鱼体长度和质量等数据评估鱼龄,这些研究不仅要考虑耳石、鳞片、椎骨的数量和大小,还要考虑其厚度、长度和质量,这不仅需要专业知识,还需要相当大的工作量^[46-47]。传统的观察和技术可以被机器视觉和人工智能方法取代。自 2001 年 Robertson 等^[48] 将神经网络框架运用到鱼龄识别任务中,大量的研究人员使用相关方法开展研究。Fablet 等^[49] 使用鲈鱼耳石图像,根据峰值的特征和 C-SVM 结合训练,最佳模型的准确率为 86%。Bermejo 等^[50] 使用耳石轮廓信息,将鱼龄划分为 6 类 (1~6 每个年龄一类) 和 3 类 (1~6 每 2 个年龄一类),准确率分别为 77.33% 和 66.7%。刘凤连等^[51] 通过核成分分析和支持向量机,改进了鲈鱼耳石图像特征信息的提取,提高了鱼龄的识别精度。Moen 等^[52] 建立卷积神经网络和回归模型,使用格陵兰大比目鱼左右耳石以及 2 个耳石组合进行预测,模型的 MSE 值分别为 3.27、2.71 和 2.99;使用每个配对耳石预测平均值, MSE 值最低为 2.65。Ordonez 等^[53] 划分了格陵兰大比目鱼耳石图像的内部结构和特定区域,将年龄预测回归问题转

化为 26 类 (1~26 岁) 分类问题。Politikos 等^[54] 引入从红鲷鱼耳石图像中预测鱼的长度作为辅助训练任务来估计鱼龄,准确率为 71%。Benzer 等^[55] 研究长度、体质量、性别和年龄之间的关系,评估 3 种传统的机器学习算法 (NB、J48DT 和 RF) 与人工神经网络相比的有效性,结果表明 3 种算法都优于人工神经网络,并且在遇到嘈杂和非线性数据集的情况下可以被视为替代方案;此外,3 种算法中,J48DT 和 RF 在特定鱼类年龄组的数据并不丰富的情况下表现出卓越的性能。

现有研究主要是使用鱼的耳石来估计鱼龄,如图 4 所示,耳石位于鱼类的内耳,是增生过程形成的钙化结构。研究表明使用耳石特征 (包括这些钙化结构中半透明或不透明环、质量等) 来估计鱼的年龄是一种有效的技术^[56-58]。然而,许多外界因素,如季节变化、温度、栖息地和食物等,可能影响耳石的增长;其次,对于耳石信息解读的一致性取决于读者的经验,不同年龄读者之间的一致性很少超过 90%,通常要低得多^[59]。所以,客观的或经济上有利的年龄估计的替代方法可以减少由耳环解释引起的偏差,并通过增加抽样的个体数量减少由于抽样误差引起的偏差。在未来发展中,可以采用多数据信息融合的方法,使用各种容易获取的表型信息 (体长、纹理、颜色等) 来评估鱼龄。此外,除了体型的变化,鱼的其他部位也会随着年龄的增长而变化。因此特征变化亦可作为鱼龄判别的依据。



图 4 鱼的耳石图像和解释
Fig. 4 Otoliths image and interpretation of fish

3 性别识别

鱼类的性别除了在性染色体上具有多样性以外, 即使性染色体类型确定, 鱼类的性别分化也存在较多的不确定性^[60-62]。鱼类的性别可以在性激素的作用下发生变性, 既可以用雄性激素将遗传雌性个体转化为具有繁殖能力的生理雄鱼, 也可以用雌性激素将遗传雄性个体转化为具有繁殖能力的生理雌鱼。大多数硬骨鱼类属于雌雄异体, 但有一些种类在不同年龄表现为不同的性别, 即在生活史中有一个转换的过程, 这种现象称为性反转^[63-64]。对于鱼的性别鉴定, 过去曾使用生物方法来识别^[65-67]。这些方法存在着较高的检测误差, 并对鱼造成了不可逆的物理损伤。通过机器学习方法识别鱼的性别取决于鱼的相对形态参数, 而机器视觉技术可以有效地获取鱼的形态学参数。Barulin 等^[68]以鲟鱼的鳞片结构作为形态学参数进行了性别鉴定, 并分析了鳞片与其他特征之间的相对关系; 采用 DT 模型对培养了 3 年的鲟鱼后代进行性别鉴定, 并与其他算法进行比较, 结果表明该方法具有较高的识别性能, 为利用人工智能识别物种的性别创造了良好的前景。在其他物种中, 以 CNN 为前提的性别鉴定也取得了良好的效果。Cui 等^[69]应用深度神经网络研究了中国绒螯蟹的性别鉴定方法, 然而, 这项研究的数据集很小, 需要通过数据增强来丰富数据集, 这为小样本的神经网络学习提供了一种手段。

鱼类性别鉴定是生产管理上的难题, 亦是水产养殖中亟待解决的关键科学问题。研究人员几十年来一直知道鱼类存在性别转换现象, 但是对于这种转换如何发生所知有限。Todd 等^[70]研究了双带锦鱼(俗名“蓝头鱼”)发现, 这种珊瑚鱼通常以小群形式活动, 鱼群由一只处于支配地位的蓝头雄鱼和一群体型较小的黄色雌鱼组成, 如果捕食者恰巧抓住了为首的雄鱼, 那么鱼群中处于支配地位的雌鱼就会变成雄鱼, 雌鱼的行为变得像雄鱼那样更具地盘意识和更加好斗。利用机器视觉相关技术鉴定鱼类性别的相关文献较少。在未来发展中, 除了依靠体色、体型等表型特征的变化来鉴别鱼的性别, 还可以从鱼的社会力角度入手, 通过量化其个体之间的相互作用力表征其领导阶层, 从而为鉴定鱼类性别提供更多的信息。

4 行为识别

鱼类行为分析是水产养殖的重要组成部分, 鱼类行为主要包括摄食行为、群体行为和应激行为

等, 鱼类行为的变化能够反映环境的变化, 分析鱼类行为可以有效地评估鱼类福利、渔业和生态系统。随着养鱼业的发展和水产养殖业的持续发展, 对鱼类饲料的需求也在大幅增加。传统的自动喂食方法在控制给鱼的饲料量方面遇到困难, 可能导致过度喂食或喂食不足, 从而危害鱼类^[71]。对鱼类摄食行为的准确识别可以有效地指导鱼类摄食过程, 实现最佳的摄食控制, 降低摄食成本, 提高经济效益。Zhou 等^[72]对鱼类摄食行为进行了广泛的研究, 使用近红外成像技术评估鱼类摄食行为, 并根据支持向量机和灰色梯度共生矩阵对摄食行为指数进行量化, 结果与专家预测得分之间的相关系数为 0.945。Zhou 等^[73]进一步对上述方法进行了改进, 并利用 ANFIS 对鱼类的摄食行为进行了评估和分析, 结果表明当 ANFIS 的输出值小于 0.55 时, 鱼没有食欲, 否则继续喂食, 这显著提高了喂食精度。Zhou 等^[74]在摄食强度评估方面, 使用深度卷积神经网络对鱼类摄食行为进行分类, 从而在“无”、“弱”、“中”和“强”水平下实现 90% 的准确率。此外, 一些研究人员还采用了神经网络模型来评估鱼类的进食行为。Måløy 等^[75]利用 CNN 和 LSTM 预测鲑鱼的摄食和非摄食行为, 准确率达到 80%, 而 Adegboye 等^[76]根据之前研究中使用的 Noda 和 Gleiss 样本数据集评估了摄食行为, 结果表明当傅里叶描述子阈值为 0.5 时, 准确率为 100%, 可以准确地实现鱼类的智能喂食。

在生物圈中, 从微小的生物细菌到巨大的哺乳动物鲸鱼, 都存在着集群现象。个人成员根据一些有限的局部信息采取行动, 这种信息在系统中流动, 产生集体模式。群体作为一个整体行动, 具有显著的协调性和适应性, 并通过成员的相互吸引而自发地维持^[77]。在鱼类群体行为中, 其异常性比个体行为更能解释一个特定的事件, 从而提供更深入的环境或群体社会变化的信息。在观察环境压力引起的不同鱼类群体的行为时, Han 等^[78]提出了一种基于 CNN 和时空信息融合的群体行为识别方法, 以识别鱼类的 6 种群体行为, 结果表明该模型的平均准确率为 82.5%。Zhang 等^[79]检测并识别了一群鱼中的单个目标, 并通过检测同一组物体中每条鱼的不同状态来达到群体行为分析的目的, 通过研究以 VGG-16 网络识别斑马鱼群体为前提, 计算正常状态和异常状态的熵来判断鱼群行为, 结果表明该模型的准确率为 91.94%。

鱼类应激行为可以提供对鱼类状态的无损理解, 并为水产养殖鱼类福利提供有效的参考指标^[80]。

Zhao 等^[81]开发了一种基于 RNN 的集约养殖鱼群应激行为检测方法,该方法识别了养殖鱼群的局部应激行为,并检测了经验证的人工视频,结果显示平均检测准确率为 89.89%。在水中溶解氧异常和疾病感染方面,Zhao 等^[82]和 Morimoto 等^[83]提出了基于机器视觉技术的罗非鱼和虾应激行为评估,通过监测鱼的游泳速度和虾的移动距离,可以实现应激行为监测。

鱼类可以对外部刺激做出一系列行为反应,如光线、水质、繁殖密度和流量,一些鱼类可以通过远离光源来减少刺激。如果暴露在高、中光密度下,大多数物种开始向多个方向快速、不稳定地游动,这可能会导致强烈接触;相反,在低光密度下,鱼类通常会降低攻击性活动的频率,游泳行为没有明显增加。在这种情况下,诸如“更快”“相互接触”“潜水”等短语描述了鱼类的行为,找到正常与异常行为之间的区别是一个挑战。因此,未来鱼类行为研究的目标是量化分析,将这种描述语言数字化;其次,计算能力和实用算法对于提取关键信息至关重要;对于大型群体中特定个体鱼类的信息提取,例如运动状态也是亟待解决的问题。

5 展望

本文回顾和分析了智能识别相关技术在水产养殖中的发展。与传统的方法相比,智能识别技术的发展促进了水产养殖的智能化水平,提高了养殖的效率和效益。尽管如此,智能识别技术基于机器视觉的使用仍然存在一些缺点,例如数据集的复杂性和不完整性、低质量的图像、缺失的数据以及高昂的技术实现成本;同时,生产模式、气候条件、地理位置、当地环境和水产养殖环境的生物组成等独特因素的不确定性也限制了机器视觉在水产养殖实践中的应用;此外,从数据采集到算法实现,对硬件设施都有较高的要求。目前,我国水产养殖的智能识别技术还处于起步阶段,要实现水产养殖的智能化,需要解决以下 4 个问题:1) 对水产养殖对象信息的获取方法需要进一步完善,以获得更加全面、稳定的相关数据,如利用多信息融合的技术将机器视觉与声学传感器结合,对水产养殖中的个体生物和环境从多角度、多手段进行信息获取,弥补单一技术获取信息存在检测缺陷,实现更加全面和智能化的水产养殖个体信息获取;2) 将现有的智能检测技术集成到水产机械化设备中,智能识别在图像和数据处理方面的优势可以有效地提取养殖对象信息特征,这将极大地促进其在水产养殖中的应

用,并可广泛应用并集成于水产作业机械,为水产机械智能化发展提供技术支撑;3) 随着水产养殖信息透明度的提高以及传感器和摄像头质量的提高,数据集的获取将更加方便,建立渔业数据库,研究人员基于这些数据集开发的模型将更适合未来的挑战。4) 充分利用深度学习的优势,将其应用于水产养殖各个生产环节中,作为机器学习的重要组成部分,深度学习在水产养殖智能检测中正变得越来越重要,并将成为未来实现水产自动化和智能化的关键技术之一。未来,充分发挥深度学习在自然语言处理、计算机视觉、推荐系统、语音识别等领域取得的成果,这将在更大程度上解决复杂的水产养殖中生产、管理、销售等问题。

智能识别技术在数据处理、信息提取、实时监测、决策管理等方面为水产养殖提供了相对高效的技术手段。在未来的渔业发展中,智能识别技术仍然是一个新兴的领域,最终将被广泛应用于水产养殖。

参考文献:

[1] FAO. Fisheries and aquaculture statistics [M]. Rome: FAO fisheries and Aquaculture Department, Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2016.

[2] 粮农组织渔业及水产养殖部. 2019 冠状病毒 (COVID-19) 大流行对渔业和水产养殖的影响概述:《2020 年世界渔业和水产养殖状况》增补[M]. 罗马: 联合国粮食及农业组织, 2020.

[3] 中国水产学会. 水产学学科发展报告: 2006—2007 [M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2007.

[4] LANGAN R, COUTURIER M. Finfish aquaculture diversification[M]. London: CABI, 2002.

[5] DALSGAARD J, LUND I, THORARINSDOTTIR R, et al. Farming different species in RAS in Nordic countries: Current status and future perspectives[J]. *Aquacultural Engineering*, 2013, 53: 2-13.

[6] 陈桂芬, 李静, 陈航, 等. 大数据时代人工智能技术在农业领域的研究进展[J]. *中国农业文摘(农业工程)*, 2019, 31(1): 12-16.

[7] 黄志涛, 何佳, 宋协法. 基于鱼体运动特征和图像纹理特征的鱼类摄食行为识别与量化[J]. *中国海洋大学学报(自然科学版)*, 2022, 52(1): 32-41.

[8] 袁小平, 石慧. 基于迁移学习的鱼类识别方法研究[J]. *计算机技术与发展*, 2021, 31(4): 52-56.

[9] 袁红春, 张硕. 基于 Faster R-CNN 和图像增强的水下鱼类目标检测方法[J]. *大连海洋大学学报*, 2020, 35(4): 612-619.

[10] QUINLAN J R. Induction of decision trees[J]. *Machine Learning*, 1986(1): 81-106.

[11] LEWIS D D. Naive (bayes) at forty: The independence assumption in information retrieval [C]//Proceedings of the 10th European Conference on Machine Learning. Berlin : Springer-Verlag, 1998: 4-15.

- [12] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [13] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60: 84-90.
- [14] VILLON S, MOUILLOT D, CHAUMONT M, et al. A Deep learning method for accurate and fast identification of coral reef fishes in underwater images[J]. *Ecological Informatics*, 2018, 48: 238-244.
- [15] RAUF H T, LALI M I U, ZAHOOOR S, et al. Visual features based automated identification of fish species using deep convolutional neural networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 167: 105075.
- [16] LI X, SHANG M, HAO J, et al. Accelerating fish detection and recognition by sharing CNNs with objectness learning[C]//OCEANS 2016 - Shanghai. Shanghai: IEEE, 2016: 1-5.
- [17] LABAO A B, NAVAL P C JR. Cascaded deep network systems with linked ensemble components for underwater fish detection in the wild[J]. *Ecological Informatics*, 2019, 52: 103-121.
- [18] CAI K W, MIAO X Y, WANG W, et al. A modified YOLOv3 model for fish detection based on MobileNetv1 as backbone[J]. *Aquacultural Engineering*, 2020, 91: 102117.
- [19] SHEVCHENKO V, EEROLA T, KAARNA A. Fish detection from low visibility underwater videos[C]//The 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Beijing: IEEE, 2018: 1971-1976.
- [20] GAUDE G S, BORKAR S. Fish detection and tracking for turbid underwater video[C]//2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS). Madurai: IEEE, 2019: 326-331.
- [21] TAMOU A B, BENZINO A, NASREDDINE K, et al. Transfer learning with deep convolutional neural network for underwater live fish recognition[C]//2018 IEEE International Conference on Image Processing, Applications and Systems (IPAS). Sophia Antipolis: IEEE, 2018: 204-209.
- [22] MENG L, HIRAYAMA T, OYANAGI S. Underwater-drone with panoramic camera for automatic fish recognition based on deep learning[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 17880-17886.
- [23] XU W, MATZNER S. Underwater fish detection using deep learning for water power applications[C]//2018 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI). Las Vegas: IEEE, 2018: 313-318.
- [24] KARTIKA D, HERUMURTI D. Koi fish classification based on HSV color space[C]//2016 International Conference on Information & Communication Technology & Systems. Surabaya: IEEE, 2017: 96-100.
- [25] THARWAT A, HEMEDAN A A, HASSANIEN A E, et al. A biometric-based model for fish species classification[J]. *Fisheries Research*, 2018, 204: 324-336.
- [26] 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.
- [27] JALAL A, SALMAN A, MIAN A, et al. Fish detection and species classification in underwater environments using deep learning with temporal information[J]. *Ecological Informatics*, 2020, 57: 101088.
- [28] CHRISTENSEN J H, GALEAZZI R, MOGENSEN L V, et al. Detection, localization and classification of fish and fish species in poor conditions using convolutional neural networks[C]//2018 IEEE OES Autonomous Underwater Vehicle Symposium. Porto: IEEE, 2018: 1-6.
- [29] SUN X, SHI J, DONG J, et al. Fish recognition from low-resolution underwater images[C]//2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, Bio-Medical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Datong: IEEE, 2016: 471-476.
- [30] PRAMUNENDAR R A, WIBIRAMA S, SANTOSA P I. Fish classification based on underwater image interpolation and back-propagation neural network[C]//2019 5th International Conference on Science and Technology (ICST). Yogyakarta: IEEE, 2019: 1-6.
- [31] RACHMATULLAH M N, SUPRIANA I. Low resolution image fish classification using convolutional neural network[C]//2018 5th International Conference on Advanced Informatics: Concept Theory and Applications (ICAICTA). Krabi: IEEE, 2018: 78-83.
- [32] JIN L, HONG L. Deep learning for underwater image recognition in small sample size situations[C]//OCEANS 2017 - Aberdeen. Aberdeen: IEEE, 2017: 1-4.
- [33] ALLKEN V, HANDEGARD N O, ROSEN S, et al. Fish species identification using a convolutional neural network trained on synthetic data[J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2019, 76(1): 342-349.
- [34] MATHUR M, VASUDEV D, SAHOO S, et al. Cross-pooled FishNet: Transfer learning based fish species classification model[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(41/42): 31625-31643.
- [35] SIDDIQUI S A, SALMAN A, MALIK M I, et al. Automatic fish species classification in underwater videos: Exploiting pre-trained deep neural network models to compensate for limited labelled data[J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2017, 75(1): 374-389.
- [36] QIN H, LI X, LIANG J, et al. DeepFish: Accurate underwater live fish recognition with a deep architecture[J]. *Neurocomputing*, 2016, 187: 49-58.
- [37] RATHI D, JAIN S, INDU S. Underwater fish species classification using convolutional neural network and deep learning[C]//2017 9th International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR). Bangalore: IEEE, 2017: 1-6.
- [38] DEEP B V, DASH R. Underwater fish species recogni-

- tion using deep learning techniques[C]//2019 6th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). Noida : IEEE, 2019: 665-669.
- [39] SUCHARITA V, JYOTHI S. An identification of penaeid prawn species based on histogram values[J]. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 2013, 3(7): 807-811.
- [40] LIU Z, JIA X, XU X. Study of shrimp recognition methods using smart networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 165: 104926.
- [41] 刘子豪. 基于机器视觉技术的南美白对虾分类算法研究与在线实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- [42] 李渊博. 基于轻量级深度学习的虾关键点检测及个体识别算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- [43] 张超. 计算机视觉技术在梭子蟹养殖中的应用研究[D]. 宁波: 宁波大学, 2014.
- [44] 韩牧轩, 秦杰文, 段友健, 等. 鸭绿沙塘鳢耳石质量与年龄的关系[J]. *辽东学院学报 (自然科学版)*, 2022, 29(1): 6-11.
- [45] 轩中亚, 姜涛, 刘洪波, 等. 基于耳石微化学分析的鱼类种群生态学研究进展[J]. *渔业科学进展*, 2022, 43(1): 1-14.
- [46] 王继隆, 刘伟, 杨文波, 等. 基于耳石微化学特征的大麻哈鱼生境履历分析及其在群组鉴别中的应用[J]. *中国海洋大学学报 (自然科学版)*, 2021, 51(10): 51-59.
- [47] 杨坤, 刘小帅, 李天才, 等. 鲈鲤早期鱼苗的耳石标记研究[J]. *水生生物学报*, 2021, 45(4): 889-897.
- [48] ROBERTSON S, MORISON A. Development of an artificial neural network for automated age estimation[M]. Department of Natural Resources and Environment, Victoria, 2001.
- [49] FABLET R, JOSSE N L. Automated fish age estimation from otolith images using statistical learning[J]. *Fisheries Research*, 2005, 72(2/3): 279-290.
- [50] BERMEJO S, MONEGAL B, CABESTANY J. Fish age categorization from otolith images using multi-class support vector machines[J]. *Fisheries Research*, 2007, 84(2): 247-253.
- [51] 刘凤连, 王玲, 温显斌, 等. 基于图像处理技术与支持向量机的鱼龄识别[J]. *光电子·激光*, 2010, 21(11): 1730-1733.
- [52] MOEN E, HANDEGARD N O, ALLKEN V, et al. Automatic interpretation of otoliths using deep learning[J]. *PLoS One*, 2018, 13(12): e0204713.
- [53] ORDONEZ A, EIKVIL L, SALBERG A B, et al. Explaining decisions of deep neural networks used for fish age prediction[J]. *PLoS One*, 2020, 15(6): e0235013.
- [54] POLITIKOS D V, PETASIS G, CHATZISPYROU A, et al. Automating fish age estimation combining otolith images and deep learning: The role of multitask learning[J]. *Fisheries Research*, 2021, 242: 106033.
- [55] BENZER S, GARABAGHI F H, BENZER R, et al. Investigation of some machine learning algorithms in fish age classification[J]. *Fisheries Research*, 2022, 245: 106151.
- [56] WILLIAMS T, BEDFORD B C. The use of otoliths for age determination[C]//BAGENAL T B. The ageing of fish: Proceedings of the International Symposium. London: Allen & Unwin, 1974.
- [57] PANFILI J, PONTUAL H D, TROADEC H, et al. Manual of fish sclerochronology[M]. Brest: IFREMER-IRD, 2002.
- [58] WANG C H, WALTHER B D, GILLANDERS B M. Introduction to the 6th International Otolith Symposium[J]. *Marine and Freshwater Research*, 2019, 70: 1-3.
- [59] ELSDON, T S, WELLS, B K, CAMPANA, S E. Otolith chemistry to describe movements and life-history parameters of fishes: Hypotheses, assumptions, limitations and inferences[J]. *Oceanography and Marine Biology: An Annual Review*, 2008, 46: 297-330.
- [60] 陶彬彬, 胡炜. 鱼类性别控制育种研究进展[J]. *中国农业科技导报*, 2022, 24(2): 1-10.
- [61] 韩玥, 蔺佳文, 韩英. 鱼类性别调控机制的研究进展[J]. *黑龙江动物繁殖*, 2020, 28(1): 47-51.
- [62] 龙娟, 郑树清, 王晓双, 等. TGF- β 信号通路在鱼类性别决定与分化中的作用[J]. *水产学报*, 2020, 44(1): 166-177.
- [63] 喻杰, 杨弘. 鱼类性别决定的遗传基础及性别控制技术在水产养殖中的应用[J]. *大连海洋大学学报*, 2020, 35(2): 161-168.
- [64] 齐飘飘, 陈敏, 于跃, 等. 高温和皮质醇对黄颡鱼性别分化的影响[J]. *水生生物学报*, 2021, 45(1): 106-117.
- [65] DU H, ZHANG X, LENG X, et al. Gender and gonadal maturity stage identification of captive Chinese sturgeon, *Acipenser sinensis*, using ultrasound imagery and sex steroids[J]. *General and Comparative Endocrinology*, 2017, 245: 36-43.
- [66] GOLPOUR A, BROQUARD C, MILLA S, et al. Gonad histology and serum 11-KT profile during the annual reproductive cycle in sterlet sturgeon adult males, *Acipenser ruthenus*[J]. *Reproduction in Domestic Animals*, 2017, 52: 319-326.
- [67] YARMOHAMMADI M, POURKAZEMI M, KAZEMI R, et al. Sex steroid level and sexual dimorphism expression of genes in gonads of the great sturgeon *Huso huso* Linnaeus, 1758 during maturity developmental stages[J]. *Aquaculture Research*, 2017, 48(4): 1413-1429.
- [68] BARULIN N V. Using machine learning algorithms to analyse the scute structure and sex identification of sterlet *Acipenser ruthenus* (Acipenseridae)[J]. *Aquaculture Research*, 2019, 50: 2810-2825.
- [69] CUI Y, PAN T, CHEN S, et al. A gender classification method for Chinese mitten crab using deep convolutional neural network[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(11/12): 7669-7684.
- [70] TODD E V, ORTEGA-RECALDE O, LIU H, et al. Stress, novel sex genes, and epigenetic reprogramming orchestrate socially controlled sex change[J]. *Science Advances*, 2022, 8(12): eabf1234.

vances, 2019, 5(7): eaaw7006. doi: 10.1126/sciadv.aaw7006.

[71] LI D, WANG Z, WU S, et al. Automatic recognition methods of fish feeding behavior in aquaculture: A review[J]. *Aquaculture*, 2020, 528: 735508.

[72] ZHOU C, ZHANG B, LIN K, et al. Near-infrared imaging to quantify the feeding behavior of fish in aquaculture[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2017, 135: 233-241.

[73] ZHOU C, SUN C, LIN K, et al. Handling water reflections for computer vision in aquaculture[J]. *Transactions of the ASABE*, 2018, 61(2): 469-479.

[74] ZHOU C, XU D, CHEN L, et al. Evaluation of fish feeding intensity in aquaculture using a convolutional neural network and machine vision[J]. *Aquaculture*, 2019, 507: 457-465.

[75] M&L&OY H, AAMODT A, MISIMI E. A spatio-temporal recurrent network for salmon feeding action recognition from underwater videos in aquaculture[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 167: 105087.

[76] ADEGBOYE M A, AIBINU A M, KOLO J G, et al. Incorporating intelligence in fish feeding system for dispensing feed based on fish feeding intensity[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 91948-91960.

[77] GIARDINA I. Collective behavior in animal groups: Theoretical models and empirical studies[J]. *HFSP Journal*, 2008, 2(4): 205-219.

[78] HAN F, ZHU J, LIU B, et al. Fish shoals behavior detection based on convolutional neural network and spatiotemporal information[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 126907-126926.

[79] ZHANG B, XIE F, HAN F. Fish population status detection based on deep learning system[C]//2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Tianjin: IEEE, 2019: 81-85.

[80] 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.

[81] ZHAO J, BAO W, ZHANG F, et al. Modified motion influence map and recurrent neural network-based monitor-

ing of the local unusual behaviors for fish school in intensive aquaculture[J]. *Aquaculture*, 2018, 493: 165-175.

[82] ZHAO J, GU Z, SHI M, et al. Spatial behavioral characteristics and statistics-based kinetic energy modeling in special behaviors detection of a shoal of fish in a recirculating aquaculture system[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 271-280.

[83] MORIMOTO T, ZIN T T, ITAMI T. A study on abnormal behavior detection of infected shrimp[C]//2018 IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE). Nara: IEEE, 2018: 291-292.



汪小昆, 博士, 教授, 博士生导师。现任南京农业大学工学院院长, 江苏省“青蓝工程”学科带头人, 全国农机化科技创新专家, 江苏省特色农业机械化专家组成员, 中国农业机械学会常务理事, 教育委员会副主任委员、江苏省农业机械学会/江苏省农业工程学会副理事长, 江苏省农机工业协会副理事长、中国农业工程学会设施农业专委会委员。

长期从事温室环境的计算机模拟与控制、设施作物的信息采集、设施农业作业机械以及水产养殖传感及相关装备的研发工作。先后作为主要参加人参与国家级、省级重点研发项目 12 余项。在设施农业智能化装备和控制方面以第一作者或通信作者发表相关论文近 130 篇, 其中 SCI、EI 收录论文 60 余篇。作为第一承担人获得高等学校科学研究优秀成果奖技术发明奖二等奖 1 项、江苏省农业科技奖二等奖 1 项、江苏省农机工业科技奖一等奖 1 项; 承担的“江苏省果菜茶水肥一体化技术集成与推广”获得江苏省农业技术推广奖二等奖。

【责任编辑 周志红, 庄 延】