DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.04.007

鱼类行为学研究进展及其在智能养殖中的应用

靳娇娇[1]，陈南雄[1]，鞠琦[2]，吴子杰[1]，刘永奎[1]，李色东[1*]

(1. 南方海洋科学与工程广东省实验室(湛江)，广东湛江，524025；
2. 广东海洋大学水产学院，广东湛江，524088)

摘要：鱼类行为学作为动物行为学的重要分支，致力于揭示鱼类在自然及人工环境下的活动模式与行为机制。随着水产养殖业向集约化、智能化发展，深入研究鱼类行为特征及其变化规律，对于提升养殖效率、优化管理策略和保障鱼类福利具有重要意义。系统综述了鱼类摄食行为、游泳行为、应激行为和社会行为的行为特征、影响因素与当前研究进展，重点介绍了视频监控、图像识别、行为量化指标构建及深度学习等技术在鱼类行为智能识别与数据感知中的应用。研究表明，不同行为类型与鱼类健康、生长、环境适应能力密切相关，其动态变化可为精准投喂、环境调控、疾病预警等养殖管理提供决策依据。鱼类行为学研究正从传统描述性观察迈向智能化、数据化方向，未来将在深远海养殖、生态化养殖与养殖装备智能升级中发挥关键作用。通过构建行为驱动的智能管理系统，有望实现更高效、更可持续的水产养殖模式。

关键词：鱼类行为学；摄食行为；应激行为；社会行为；智能养殖

中图分类号：Q958.8 **文献标识码**：A **文章编号**：2096-7217 (2025) 04-0073-11

靳娇娇，陈南雄，鞠琦，吴子杰，刘永奎，李色东. 鱼类行为学研究进展及其在智能养殖中的应用[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(4)：73－83

JIN Jiaojiao，CHEN Nanxiong，JU Qi，WU Zijie，LIU Yongkui，LI Sedong. Research progress of fish behavior and its application in intelligent aquaculture [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2025，6(4)：73－83

0 引言

党的二十大报告提出“加快建设农业强国”，首次将“农业现代化”与“高质量发展”并重，并强调要“树立大食物观，构建多元化食物供给体系”。水产品作为优质动物蛋白的重要来源，已成为国家粮食安全战略的重要组成部分。2024年中央一号文件进一步明确，要“推动设施渔业转型升级，提升水产养殖智能化水平”，加快建设“高效生态、智能绿色”的现代渔业体系。面对粮食安全、资源约束与绿色转型等多重挑战，亟须通过智能化手段重构水产养殖模式，推动产业可持续发展。

与此同时，我国养殖业正加速向规模化、深远海、智能化方向迈进，传统依赖经验的养殖管理方式逐渐暴露出效率低、饲料浪费严重、病害频发等问题[1-2]。这些问题的关键因素是缺乏对鱼类行为动态的实时监控与反馈，难以实施精准投喂、环境调控和早期预警。在此背景下，鱼类行为学作为动物行为学的重要分支，其研究成果为智能养殖提供“以鱼为本”的感知基础与决策依据，已成为推动养殖系统精准化与数字化管理的核心支撑。

鱼类行为学(fish behavior)旨在揭示鱼类在自然与人工环境下的活动模式、社会互动、应激反应、觅食策略及其与环境之间的相互作用机制。融合生态学、生理学、神经生物学、人工智能等多学科内容，鱼类行为学不仅有助于判断鱼体健康与环境适应性，更可作为智能投喂、病害预警与环境调控的重要反馈信号。摄食行为、游泳行为、应激行为与社会行为等关键行为表现，是构建“生物—环境”闭环调控系统的基础要素。

随着传感器技术、计算机视觉与深度学习算法的快速发展，鱼类行为研究正从传统的描述性观察迈向自动化、数据化与智能化的方向。在此背景下，本研究系统综述鱼类主要行为类型的研究进展，重点介绍视频监控、图像识别、行为量化指标构建及深度学习模型在智能养殖中的应用，探讨如何将行为学理论与现代水产工程技术相融合，为提升养殖效率、保障鱼类福利

收稿日期：2025-06-26 修回日期：2025-09-20

基金项目：国家重点研发计划海洋农业与淡水渔业科技创新专项(2022YFD2400204)；湛江市“现代化海洋牧场产业人才振兴计划”专项资金(013Z24006)；南方海洋科学与工程广东省实验室(湛江)项目(011Z23002)

第一作者：靳娇娇，女，1998年生，河南新乡人，硕士；研究方向为鱼类行为学、深远海养殖技术与标准化。E-mail：1950018491@qq.com

*通信作者：李色东，男，1963年生，广东湛江人，硕士，教授级高工；研究方向为水产育种、深远海养殖技术与标准化。E-mail：lisedong@163.com

与实现智慧渔业发展提供理论依据与实践路径。

1 鱼类主要行为类型及研究现状

鱼类在生命周期中表现出多种行为类型,这些行为不仅是其生存与繁殖的基础保障,也是评估其适养性、健康状况及环境适应能力的重要指标。近年来,随着行为观测手段的丰富及智能分析技术的发展,鱼类行为研究逐渐从传统的描述性观察迈向动态监测与定量分析,在精准投喂、疾病预警及环境优化等方面展现出广泛的应用潜力。

1.1 摄食行为

鱼类的摄食行为是指从寻找食物到吞食的全过程,涵盖游动接近、定位追踪、咬击摄食和摄后反应等阶段[3]。该过程受饥饿状态、水温、光照、水流速度、食物类型及投喂方式等因素显著影响。例如,饥饿程度越高,咬击频率、摄食持续时间和摄食参与率均显著增加[4],而在饱食状态下则表现为反应迟缓,甚至拒食[5]。水温升高会加快新陈代谢,从而增加摄食速率,但若超过最适温度则会抑制摄食[6]。光照强度同样对鱼类的摄食行为具有显著影响,研究表明,在低光照条件下,虹鳟(*Oncorhynchus mykiss*)的摄食效率下降,并表现出摄食行为的紊乱[7]。中等流速(0.5~1.5 BL/s)能促进鱼类摄食效率,而高流速则干扰定位与捕食[8]。饲料方面,高蛋白饲料或适口性强的颗粒饲料可缩短响应延迟时间[9];投喂频率过低会诱发抢食和攻击行为,而过高则导致残饵累积[10]。例如,卵形鲳鲹(*Trachinotus ovatus*)在群体摄食中具有明显的冲击性和竞争性,常伴随高速游动和水声信号[3];虹鳟则表现为“先观察后捕食”的策略[9];而尼罗罗非鱼(*Oreochromis niloticus*)则表现为反复接近与试探性咬食的行为特征[11]。

为实现行为定量分析,研究者提出了咬击频率、摄食时间、摄食间隔[12]、响应延迟时间与摄食参与率[13]等指标,通过与投喂量、生长率等参数拟合分析,可准确评估鱼群实际饲料需求,优化投喂策略。

在工厂化养殖中,饲料成本通常占总成本的50%以上。FØRE等[14]表明大西洋鲑(*Salmo salar*)的饲料支出约占总成本的一半;刘杨[15]指出鲶鱼(*Silurus asotus*)的饲料成本比例高达86%。然而,目前多数养殖场仍以人工经验判断投喂时机和投喂量,容易导致两个问题:其一,过量投喂增加残饵与氮磷负荷,污染水体;其二,投喂不足则影响鱼类生长发育,易造成体型差异大,甚至诱发个体间争食和自相残食[16-18]。研究表明,基于行为识别的智能化投喂系统有助于提升饲料利用率,降低残饵浪费与水体污染风险[19-22]。例如,通过视频监控和摄食噪声识别技术,可精准判断摄食时机、速率及饱食状态,进而科学制定投喂方案,实现节本增效[23-24]。

1.2 游泳行为

游泳行为是鱼类最直观的行为表现之一,能够直接反映其生理状态、环境适应能力和应激反应[25-26]。在人工养殖环境中,常用的量化参数包括游泳速度、加速度、转向角度、空间分布及群体同步性,这些指标可用于评估个体活动状态与群体协调性。游泳行为受到饥饿状态、群体密度、水质条件和水流速度等多方面因素的综合影响。一般而言,饥饿个体通常游泳活跃,表现为速度和加速度增加,以提高觅食效率,而饱食状态下活动减少,转向和加速度均有所下降[27]。在高密度环境(>80 kg/m^3)中,鱼体间的空间拥挤往往导致加速度下降、局部聚集增强和群体同步性降低[28]。水质胁迫亦是重要干扰因素,高浓度氨氮和低溶氧会使游泳速度和加速度下降,群体分布趋于分散,不规则游动增多[29-31],在虹鳟[32]和斑石鲷(*Oplegnathus punctatus*)[31]中也观察到类似反应。此外,适宜的水流(约0.5~2 BL/s)有助于促进肌肉发育与能量代谢,提升游泳速度、群体同步性、摄食效率及免疫能力[26],而过高流速则会增加能量消耗并限制活动范围[33]。因此,通过对游泳行为的动态监测,不仅能够敏感反应水质变化、饥饿状态与应激反应,还可为养殖环境调控、健康管理和智能感知系统建设提供可靠的生物学指标。

1.3 应激行为

鱼类应激行为是指其在遭受内外环境刺激时,为维持生理平衡而表现出的典型行为,包括逃逸、沉底、急停、集角、撞击和离群游动等[29-31]。这些行为主要由多种因素诱发。首先是环境因子,在低溶氧条件下,鱼类游泳速度和加速度显著下降,群体同步性降低,同时个体离群与沉底行为增加[30];高氨氮浓度会诱发频繁的急转向、撞击和角落聚集行为,并导致血浆皮质醇水平显著升高[31];当水温或pH超出适宜范围时,鱼类往往表现为急停、异常转向和沉底行为,且持续时间随偏离程度加大而延长[29];光照突变或泵机噪声则常引发跳跃、急停和逃逸,恢复时间随刺激强度而延长[31];其次是养殖密度,高密度环境(>80 kg/m^3)下,尼罗罗非鱼表现为游动减少、聚集性下降,并伴随血浆皮质醇升高[33],提示行为变化可作为应激的前兆。此外,操作干扰与社会冲突也会引发应激行为,例如拉网、转池或注药操作常导致撞击、跃水和离群游动,而鲷科鱼类则出现剧烈撞击与跳跃逃逸[34]。

随着计算机视觉与深度学习技术的发展,行为识别系统逐步应用于应激行为的实时监测中。BURKE

等[35]利用水下高清摄像系统实时追踪大西洋鲑鱼群体行为，成功识别出“离群游动”和“突然转向”等典型应激行为，实现了基于行为参数的预警系统构建。LI等[36]则开发了基于YOLOv4与LSTM（long short-term memory）组合神经网络的识别算法，对罗非鱼群体在抓捕操作前后的行为轨迹变化进行标注，准确率达到92.3%，结果表明基于行为的智能识别系统能够为养殖应激预警平台提供有效支撑。

综上，通过对应激行为及其参数化特征的量化分析，可实现对水质异常、操作干扰及社会冲突等诱发应激反应的早期识别，从而为养殖管理和环境优化提供科学依据。

1.4　社会行为

社会行为是指鱼类在与同类或异类个体互动中表现出的协调性、竞争性和等级性行为特征[37]，包括群游、觅食竞争、配对行为、领域行为以及趋同与排斥等[38-39]。这些行为受到群体密度、食物资源分布、个体性格、养殖环境和投喂策略等多因素影响，其参数变化会显著调控行为表现。高密度环境下（$>80\ kg/m^3$），鱼类的攻击行为、领地行为及群体等级结构明显增强[37]。欧鲈（*Dicentrarchus labrax*）和罗非鱼在高密度养殖条件下常表现为频繁咬斗和鳍条损伤，同时摄食效率下降，导致个体间生长差异增大[40]。相比之下，金鲳鱼性情温和，群体协同性强，即使在高密度条件下仍能保持一致游动和摄食，但在饵料有限或环境突变时仍可能出现抢食性冲撞行为[16]。

食物不足或集中投喂会强化“头鱼效应”，少数先摄食个体长期占据生长优势，导致体型分化加剧。攻击性强的鱼种，如红鳍东方鲀（*Takifugu rubripes*），在资源有限时易产生争食冲突，造成个体受伤甚至死亡[41-43]。

研究表明，合理的群体空间布局可改善社会行为表现。HAKUTA等[44]在真鲷（*Pagrus major*）群体中发现，高密度条件下社会网络连通性下降，攻击性增加；ZHANG等[45]在金鲳鱼实验中通过构建“中心—边缘”群体结构，提高了低等级个体的觅食成功率，降低了争食冲突。

鱼类的社会行为直接影响摄食效率、应激水平、生长一致性和群体稳定性。通过调控群体密度、投喂方式和空间布局，可优化个体生长与群体福利。在智能养殖条件下，结合三维轨迹分析、社交网络模型及行为识别技术，可实现对社会行为的量化监测与优化管理，从而提升养殖效益并降低养殖风险。

综上所述，鱼类的摄食、游泳、应激和社会行为均受环境因子、饲养条件及群体结构等多因素影响，不同参数变化会导致行为差异。将行为研究与智能感知及识别技术结合，有助于为工程化养殖提供精准管理策略和技术支撑。

2　研究方法与技术手段

鱼类作为重要的水生经济动物，其行为反应直接体现出其生理状态、环境适应能力以及福利水平。鱼类行为不仅广泛应用于生态学、毒理学、神经生物学等基础研究领域，也在现代水产养殖、智慧渔业和鱼类福利评估等实践中扮演着愈加关键的角色。随着人工智能、传感器技术和图像处理的发展，鱼类行为学研究方法正经历从人工观察向自动化、智能化、多模态融合的转变[46-48]。

2.1　视频监控与图像识别技术

2.1.1　视频监控技术概述

视频监控系统已成为当前鱼类行为研究的核心手段之一。通过部署水下高清摄像设备，结合图像处理算法与行为分类模型，可实现对鱼类摄食、游泳、异常等行为的实时监测。结合背景差分法、目标追踪算法和深度学习模型，如卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN），以及基于CNN与RNN结合对行为数据进行分类与识别[49-52]。视频监测的主要优势在于可提供高分辨率影像，适合进行个体行为追踪与精细化分析；但其不足是对光照、水体透明度及摄像机布设依赖较大，在低照度或高浊度环境下识别效果显著下降。

2.1.2　行为识别模型

近年来，CNN[53-54]、YOLO[55]、C3D[56]、I3D[57]、RNN[58-60]等深度学习网络被广泛用于识别摄食强度、游泳活性、异常聚集等行为。HU等[55]基于YOLOv4算法的摄食行为识别流程，包括图像采集、行为检测、饱食判断与投喂反馈控制等关键环节。该系统应用于残饵识别，在金鲳鱼养殖中实现了饲料利用率提升与投喂精准化（如图1所示）。WEI等[60]结合动能模型和定制的RNN，提出基于鱼类行为时空特征的鱼类食欲评估方法，实现食欲水平的有效分类（如图2所示）。这类模型的优势在于识别精度高、适合大规模数据处理；但局限性在于对计算资源依赖较强，且在复杂水环境下表现易受干扰。

2.2　声学监测

随着生物监测技术的不断发展，声学信号监测已在鱼类资源丰度评估、生理行为识别及种群区分等领域得到广泛应用[61]。该技术的优势在于定位精度高、数据处理便捷和监测连续性强，尤其适用于低照度和高浊度等视频监控受限的环境。已广泛用于分析鱼类摄食行为[62]、游泳模式[63]及栖息地变迁[64]等行为特

征,在行为学研究中展现出良好前景。然而,其主要局限在于仅能获取鱼类的种类、体长及与设备之间的相对距离,难以实现对个体精确位置及运动轨迹的实时追踪[65]。相较于计算机视觉技术,声学监测在鱼类行为识别方面的应用范围较窄,需与其他手段结合以提升监测精度和维度。胥婧雯等[66]研究提出了一种融合声音与视觉特征的多级融合模型,用于提升在复杂环境下鱼类行为识别的准确率。试验结果显示,该模型在准确率、$F1$值和召回率方面均优于单一模态的识别方法,验证了多模态融合在鱼类行为识别中的有效性(如图3所示)。傅梁著[67]研究了基于视觉感知技术的鱼类行为辨别方法,提出了结合深度学习算法的鱼类行为识别模型。研究指出,尽管视觉感知技术在实验环境中表现良好,但在实际养殖环境中仍面临光照变化、水体浑浊等挑战,需与其他感知手段结合以提升识别效果。HU等[68]提出了一种基于全向扫描声纳的卵形鲳鲹在海洋网箱中分布估计方法。通过声纳技术,研究人员能够实时监测鱼类在网箱中的空间分布,为养殖管理提供数据支持。以金鲳鱼为代表的海水养殖鱼类在摄食过程中常产生特征性声信号,借助水下麦克风(hydrophone)系统的部署,可实时采集其摄食行为的声学特征,为非侵入式行为监测提供技术支持[69]。

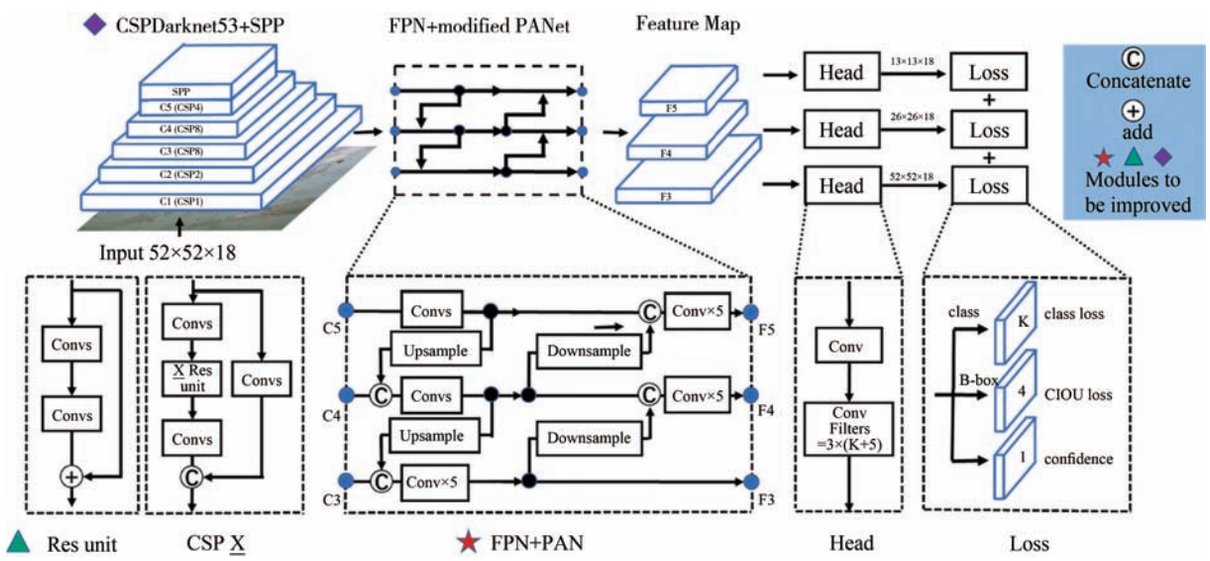


图1 YOLOv4的算法结构

Figure 1 Algorithm structure of YOLOv4

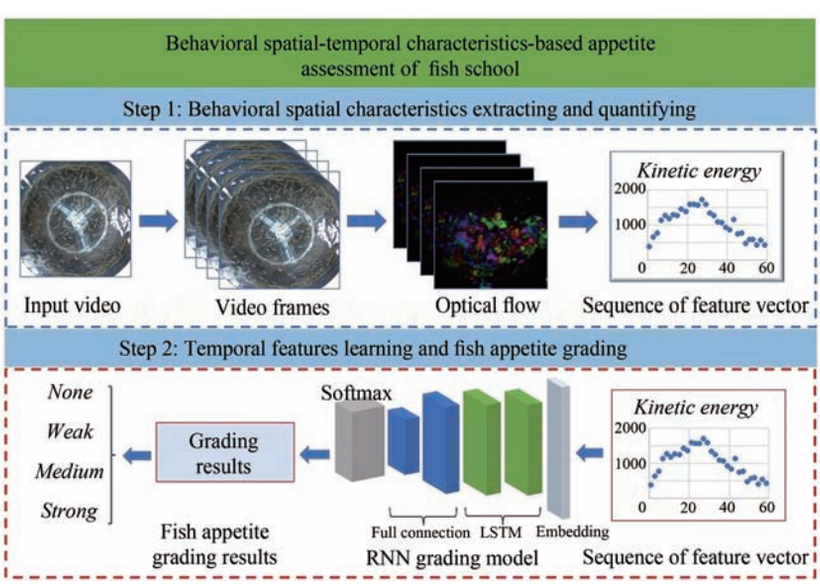


图2 基于鱼类行为时空特征的鱼类食欲评估方法示意图

Figure 2 Schematic diagram of fish appetite assessment method based on spatial and temporal characteristics of fish behavior

此外,声学多普勒流速仪(ADCP)和主动声纳系统(如DIDSON、ARIS)等也被用于追踪群体移动、评估密度变化及逃逸行为。PATRO等[70]探讨了使用声学多普勒流速仪(ADCP)监测鱼类群体移动的可行

性。然而，声学方法的不足在于通常难以获取个体行为细节，更多停留在群体水平；同时，数据处理易受噪声干扰，且手动分析声学数据耗时。研究发现，ADCP可以通过回波强度检测鱼类的存在，并测量大型鱼群的游动速度和方向，尽管无法测量单个鱼的速度。该方法适用于观察鱼群的日垂直迁移等行为。MARTIGNAC等[71]介绍了DIDSON声纳技术在浅水区域监测洄游鱼类种群方面的应用。DIDSON作为一种声学相机，利用高频声波生成高分辨率图像，能够在不良光照和高浊度条件下观察鱼类的形态和游动行为。该技术为非侵入式、长期监测鱼类种群提供了有效工具。CUI等[46]使用ARIS和DIDSON等多波束成像声纳进行鱼类追踪、计数和行为分析的方法。研究指出，这些声纳系统能够在夜间和浑浊水域中提供高分辨率的水下视频输出，适用于鱼类计数和测量。此外，文章还提到，尽管手动分析DIDSON数据耗时且易出错，但新一代声学相机如ARIS在图像分辨率和后处理软件方面有所改进，提高了数据处理效率。综上所述，相较于视觉方法，声学监测更适应于低照度、高浊度等复杂水下环境。

综上所述，视频监控与图像识别在精细化个体行为识别方面优势突出，但在复杂环境下受限明显；声学监测在适应性和群体水平分析上更具优势，但缺乏个体化信息。二者各有优劣，未来研究趋势是通过多模态融合，实现环境适应性与识别精度的同步提升，从而为智能养殖中的精准投喂、健康监测和鱼群行为调控提供更全面的数据支撑。

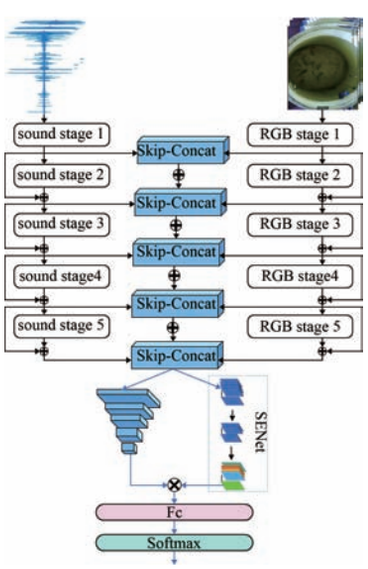


图 3　多级融合的 U-FusionNet-ResNet50+SENet 网络

Figure 3　Multilevel Fusion U-FusionNet-ResNet50＋SENet network

3　鱼类行为学在智能养殖中的应用

随着现代渔业向集约化、绿色化与智能化方向加速发展，鱼类行为学正逐渐成为连接鱼类状态感知与养殖管理智能决策的关键桥梁。通过对鱼类摄食、游泳、应激和社会行为的深入监测与解析，不仅可以提升养殖管理的科学性与精准性，还能增强系统对环境扰动和病害风险的响应能力，推动养殖系统从“经验主导”迈向“数据驱动”。

3.1　鱼类智能养殖对行为学的需求

智能养殖是指融合了物联网、大数据、人工智能等信息技术，实现水产养殖全流程自动化、智能化管理的一种新型模式。在此过程中，鱼类行为数据被认为是最直接、最具可操作性的“生物反馈”信号，可反映鱼类的健康、生长、饥饿状态与环境适应能力，因此成为智能养殖系统感知层与决策层之间的关键桥梁[72]。当前，智能养殖系统主要集成水质传感器、视频摄像头、水下声呐、水声采集器等多源传感模块，在此基础上通过机器学习、深度学习等算法对鱼类行为进行识别、预测与决策控制（如图4所示）。行为感知能力的增强不仅提升了系统反应灵敏度，更为构建“鱼—机—环”协同机制提供理论支撑。当前面临的挑战在于复杂环境下的识别准确性与模型的跨场景泛化能力。

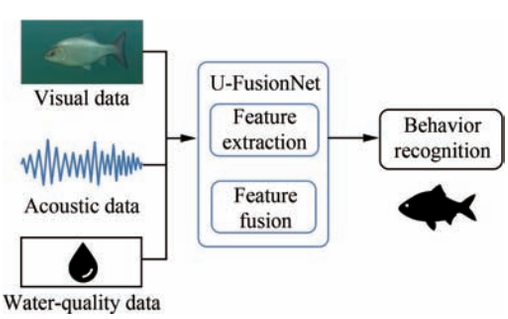


图 4　多模态鱼类识别系统

Figure 4　Multimodal fish behavior recognition sustem

3.2　智能化精准投喂

摄食行为识别是目前鱼类行为学应用最成熟的方向。传统定时投喂模式容易造成饲料浪费与水质恶化。基于鱼类摄食行为识别的智能投喂系统可根据鱼群饥饿状态、摄食强度及饱食反应，动态调整投喂时间与投喂量，实现“按需投喂”[73-74]。通过水下摄像、声音识别、行为建模等手段，可实现对金鲳鱼“抢食—减速—饱食停食”的全过程识别，自动调控投喂频率和饲料投放量。例如，LIU等[73]在其研究中建立了一套多尺度目标检测模型，实现了养殖鱼类摄食行为的高精度识别，系统可自动控制投喂时机与饲料量，相比传统模式节省饲料约18%，饵料系数下降0.2。摄食行为识别的准确性直接决定投喂策略的科学性，当前研究多集中于群体层面识别，未来应强化对个体异质性摄食行为的建模能力。

3.3 健康评估与预警系统

鱼类行为变化是疾病或环境应激的前兆。摄食减少、游泳异常、离群集角等行为被广泛认为是反映健康下降的重要行为信号[49]。MARTOS-SITCHA 等[75]提出低功耗生物传感器平台,可实时监测鱼类游动频率与呼吸速率,通过行为信号识别亚健康个体,在鲈鱼养殖实验中检测精度达 91.3%。LI 等[36]则采用 YOLO+LSTM 网络成功识别罗非鱼应激行为(如图 5 所示)。行为预警系统正逐步替代传统“观察+经验”模式,然而如何精细化地划分行为等级、提升跨品种识别精度仍是瓶颈问题。

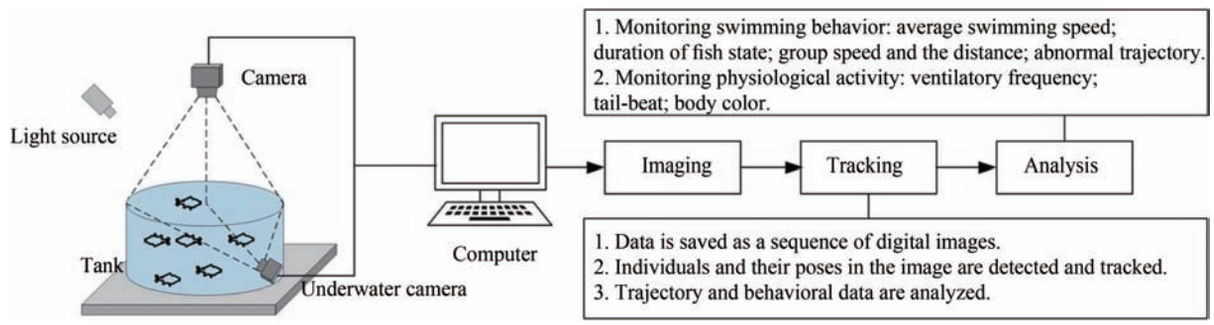


图 5 基于机器视觉的应激行为识别结构

Figure 5 Structural diagram of stress behavior recognition based on machine vision

3.4 环境调控

鱼类游泳速度、上浮深度和群体分布等行为特征,可用于判断水体溶氧水平、氨氮胁迫等环境状态。系统通过行为模式变化(如上浮、停游)触发增氧、换水等响应操作,实现以鱼为核心的闭环式环境调控。MARTIGNAC 等[71]利用 DIDSON 声学相机监测鱼类行为,结合 ADCP 等设备可用于调控环境因子。近年来,基于行为驱动的增氧装置启停系统在多地网箱养殖场试点取得良好反馈。行为—环境联动调控为“自适应管理”提供可能,未来应加强对多源数据融合机制与预警逻辑模型的构建[76]。

3.5 行为感知与智能决策融合

智能养殖系统正在逐步从“被动感知”向“行为驱动的自主决策系统”演进。通过构建鱼类“行为—环境—生理”三维动态模型,可实现养殖状态的实时评估与管理优化。近年来,已有研究尝试引入多模态融合技术(图像、声呐、水质等)与深度学习算法,实现鱼群行为的动态识别与预测,为构建精准、高效的智能养殖平台提供支撑[77]。例如,CUI 等[46]开发的多波束声呐与图像融合识别系统,在低照度、浑浊水体中展现良好性能。

随着模型精度的不断提升,行为识别系统正逐步融入智能决策体系,在提升系统响应速度与养殖管理精度方面发挥着日益关键的作用。多模态融合与行为建模技术的持续进展,将为后续数据库建设与跨学科研究提供技术支撑。

4 存在问题与未来研究方向

4.1 存在的主要问题

4.1.1 行为数据标准化与共享不足

当前缺乏覆盖多物种、多场景的统一行为数据库与标注体系,不同研究间数据格式、标签粒度和评价标准差异较大,导致模型训练的通用性和可比性不足,制约了研究成果的推广与复用。

4.1.2 多模态感知与融合能力有限

现有研究多依赖单一模态(视觉或声学),多模态融合尚处于探索阶段,信号一致性、时空对齐与深层次因果关联分析不足,难以全面反映鱼类在复杂环境下的真实行为特征。

4.1.3 工程化应用存在适应性与成本瓶颈

多数识别系统仍停留在实验室验证阶段,在深远海、低照度、高浊度等复杂养殖环境中表现不稳定。同时,硬件成本、能耗及运维要求较高,限制了其在产业中的规模化落地。

4.1.4 行为机制与生理健康关联研究不足

行为识别与鱼类应激、代谢、免疫等生理机制的关联尚不清晰,难以将行为指标直接转化为健康监测或疾病预警信号,从而削弱了其在精准养殖管理中的价值。

4.1.5 产业化推广与评价体系缺失

目前缺少统一的工程验收与经济效益评价标准,学术成果与产业需求之间存在“最后一公里”断层,导致智能行为识别技术在商业化应用中的说服力和推广力不足。

4.2 未来研究方向

4.2.1 建立多物种、多场景行为数据库与标准体系

构建覆盖关键养殖鱼类的多层级行为数据库,制定统一的分类与标注规范,为模型训练与跨场景应用提供坚实基础。

4.2.2 推动多模态融合与边缘智能化发展

发展视觉、声学、水质等多模态协同感知与因果建

模方法，并结合边缘计算实现实时识别与智能决策，提升系统的鲁棒性与工程适应性。

4.2.3　深化行为与生理机制的交叉研究

加强行为学与鱼类应激、代谢、免疫等领域的结合，揭示行为背后的生理学基础，为健康监测与疾病预警提供科学依据。

4.2.4　构建闭环智能养殖管理体系

以行为识别为核心，推动投喂、水质调控、群体管理等环节的闭环式智能决策，实现管理自动化与精准化。

4.2.5　服务遗传育种与产业化应用

探索将行为性状纳入遗传改良指标，识别关键行为相关基因，推动行为学向精准育种拓展；同时建立学术—工程—经济一体化的评价体系，促进科研成果产业化转化。

5　结论

鱼类行为学是智能养殖精细化管理的关键支撑。通过对摄食、游泳、应激、社交等行为的精准识别与监控，可实现对养殖环境适宜性、鱼群健康状态及投喂策略的实时优化。基于行为的健康预警机制有助于提升风险应对效率，降低病害与损耗。随着视频监控、声呐、水质传感等多模态数据的融合，以及AI算法的引入，养殖决策正向自动化、智能化加速迈进。为推动工程化应用，需加强行为数据的标准化与共享，提升模型通用性与平台兼容性。鱼类行为调控技术的推广应用，将为构建绿色、高效、可持续的水产养殖体系提供有力支撑与保障。

参　考　文　献

[1] 张铮，沈彦兵，张泽扬．基于运动特征提取和2D卷积的鱼类摄食行为识别研究[J]．农业机械学报，2024，55(6)：246－253.
ZHANG Zheng，SHEN Yanbing，ZHANG Zeyang. Recognition of feeding behavior of fish based on motion feature extraction and 2D convolution [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(6)：246－253.

[2] 朱明，李梦珂，万鹏，等．基于鱼体特征点检测的淡水鱼种类识别[J]．农业工程学报，2023，39(11)：155－164.
ZHU Ming，LI Mengke，WAN Peng，et al. Identification of freshwater fish species based on fish feature point detection [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2023，39(11)：155－164.

[3] 曹晓慧，刘晃．养殖鱼类摄食行为的特征提取研究与应用进展[J]．渔业现代化，2021，48(2)：1－8.
CAO Xiaohui，LIU Huang. Advances in the study and application of feature extraction in feeding behavior of cultured fish [J]. Fishery Modernization，2021，48(2)：1－8.

[4] 王嘉，薛敏，吴秀峰，等．鱼类对不同蛋白质源饲料选择性摄食调控机制的研究进展[J]．动物营养学报，2014，26(4)：833－842.
WANG Jia，XUE Min，WU Xiufeng，et al. Regulation mechanism of selective feed intake of fish when fed different protein source diets：A review [J]. Chinese Journal of Animal Nutrition，2014，26(4)：833－842.

[5] MARTINS C I M，CONCEICAO L E C，SCHRAMA J W. Feeding behavior and stress response explain individual differences in feed efficiency in juveniles of Nile Tilapia *Oreochromis Niloticus* [J]. Aquaculture，2011，312(1-4)：192－197.

[6] 詹秋羽，王骥腾，韩涛．鱼类摄食调控的研究进展[J]．饲料工业，2020，41(16)：41－47.
ZHAN Qiuyu，WANG Jiteng，HAN Tao. Research progress of fish feeding regulation [J]. Feed Industry，2020，41(16)：41－47.

[7] HU X，ZHANG Z，QIAN M，et al. Low light intensity dysregulated growth and behavior of juvenile rainbow trout (*Oncorhynchus Mykiss*) Via Microbiota-Gut-Brain Axis [J]. Aquaculture，2025，603：742388.

[8] 陈彩文．基于计算机视觉的鱼群摄食行为分析研究[D]．太原：太原理工大学，2017.
CHEN Caiwen. Analysis of feeding behavior of fish based on computer vision [D]. Taiyuan：Taiyuan University of Technology，2017.

[9] BRADFORD M，KROON F J，RUSSELL D J. The biology and management of *Tilapia Mariae* (Pisces：Cichlidae) as a native and invasive species：A review [J]. Marine and Freshwater Research，2011，62(8)：902－917.

[10] WU Y，HAN H，QIN J，et al. Effect of feeding frequency on growth，feed utilization，body composition and waste output of Juvenile Golden Pompano (*Trachinotus Ovatus*) reared in Net Pens [J]. Aquaculture Research，2013，46(6)：1436－1443.

[11] MARTINS C I，CONCEIÇÃO L E，SCHRAMA J W. Consistency of individual variation in feeding behaviour and its relationship with performance traits in Nile Tilapia *Oreochromis Niloticus* [J]. Applied Animal Behaviour Science，2011，133(1-2)：109－116.

[12] TOLKAMP B J，ALLCROFT D J，BARRIO J P，et al. The temporal structure of feeding behavior [J]. American Journal of Physiology-Regulatory，Integrative and Comparative Physiology，2011，301(2)：378－393.

[13] GEORGOPOULOU D，VOUIDASKIS C，

PAPANDROULAKIS N. Towards precision feeding using behavioral monitoring in marine cages [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2410.02821, 2024.

[14] FØRE M, ALVER M, Alfredsen J A, et al. Modelling growth performance and feeding behaviour of atlantic salmon (*Salmo Salar L.*) in commercial-size aquaculture net pens: model details and validation through full-scale experiments [J]. Aquaculture, 2016, 464: 268-278.

[15] 刘杨. 基于深度学习的水下残饵检测方法研究与实现[D]. 扬州: 扬州大学, 2021.
LIU Yang. Research and realization on underwater uneaten feed pellets detection method based on deep learning [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2021.

[16] 李笑天, 刘宝良, 费凡, 等. 投喂策略对水产动物生长生理及行为特征影响研究进展[J]. 渔业现代化, 2020, 47(2): 7-15.
LI Xiaotian, LIU Baoliang, FEI Fan, et al. Advances in research on effects of feeding strategies on growth physiology and behavioral characteristics of aquatic animals [J]. Fishery Modernization, 2020, 47(2): 7-15.

[17] 俞国燕, 张宏亮, 刘皞春, 等. 水产养殖中鱼类投喂策略研究综述[J]. 渔业现代化, 2020, 47(1):1-6.
YU Guoyan, ZHANG Hongliang, LIU Haochun, et al. Research summary on fish feeding strategies in aquaculture [J]. Fishery Modernization, 2020, 47(1): 1-6.

[18] 程学文, 史存卓, 刘鹰, 等. 投喂频率对珍珠龙胆石斑鱼生长影响的代谢组学分析[J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(4): 593-602.
CHENG Xuewen, SHI Cunzhuo, LIU Ying, et al. Metabolomics analysis of effects of feeding frequency on growth in pearl gentian grouper (*Epinephelus lanceolatus* ♂ × *E. fuscoguttatus* ♀) [J]. Journal of Dalian Ocean University, 2023, 38(4): 593-602.

[19] 黄平. 基于深度学习的鱼类摄食行为识别及精准养殖研究[D]. 南宁: 广西大学, 2022.
HUANG Ping. Research on fish feeding behavior recognition and precision culture based on deep learning [D]. Nanning: Guangxi University, 2022.

[20] 陈志鹏. 基于计算机视觉的鱼群摄食行为检测方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2019.
CHEN Zhipeng. Research on fish feeding behavior detection method based on computer vision [D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2019.

[21] 姜伟. 循环水养殖中基于鱼类行为的精准投喂方法的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
JIANG Wei. Research on precise feeding method based on fish behavior in circulating aquaculture [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.

[22] 曹海洋. 基于深度学习的鱼类摄食行为检测与精准投喂决策方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2023.
CAO Haiyang. Research of fish feeding behavior detection and accurate feeding decision method based on deep learning [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2023.

[23] CUI M, LIU X, LIU H, et al. Multimodal fish feeding intensity assessment in aquaculture [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024.

[24] PRADANA H, HORIO K. Automatic controlling fish feeding machine using feature extraction of nutriment and ripple behavior [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2208.07011, 2022.

[25] 吕为群, 袁明哲. 温度变化对鱼类行为影响的研究进展[J]. 上海海洋大学学报, 2017, 26(6): 828-835.
LÜ Weiqun, YUAN Mingzhe. The literature review of temperature change effect on fish behavior [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2017, 26(6): 828-835.

[26] 钱振家, 徐金铖, 余友斌, 等. 水流对鱼类游泳行为和生理代谢的影响的研究进展[J]. 中国农学通报, 2022, 38(32): 133-138.
QIAN Zhenjia, XU Jincheng, YU Youbin, et al. Effects of water flow on fish swimming behavior and physiological metabolism: research progress [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2022, 38(32): 133-138.

[27] 熊玉宇, 陈雷, 李莹, 等. 不同体质量和饥饿程度对红鳍东方鲀幼鱼游泳能力的影响[J]. 水生生物学报, 2023, 47(6): 940-949.
XIONG Yuyu, CHEN Lei, LI Ying, et al. Swimming ability of juvenile tiger puffer, *Takifugu rubripes* with different body masses and starvation levels [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2023, 47(6): 940-949.

[28] 李江涛, 张艳秋, 张虹, 等. 密度胁迫对大口黑鲈游泳行为及肌肉能量代谢的影响[J]. 南方水产科学, 2024, 20(2): 102-110.
LI Jiangtao, ZHANG Yanqiu, ZHANG Hong, et al. Effects of density stress on swimming behavior and muscle energy metabolism of *Micropterus salmoides* [J]. South China Fisheries Science ,2024, 20(2): 102-110.

[29] 张铮, 邹博胜. 基于视觉与水质特征融合的鱼类摄食行为识别模型[J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(4): 538-548.
ZHANG Zheng, ZOU Bosheng. Fish feeding behavior recognition model based on the fusion of visual and water quality features [J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(4): 538-548.

[30] 衣萌萌, 孙国祥, 杜以帅, 等. 杀鲑气单胞菌对大西洋鲑游泳行为和血细胞数量的影响[J]. 中国水产科学, 2015, 22(1): 121-128.
YI Mengmeng, SUN Guoxiang, DU Yishuai, et al. The

impacts of *Aeromonas salmonicida* on swimming behavior and numbers of blood cells of Atlantic salmon (*Salmo salar L.*) [J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2015, 22(1): 121－128.

[31] 张盛坤，徐进虎，孙雪倩，等. 氨氮急性胁迫对斑石鲷幼鱼行为模式和血液学参数的影响[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版)，2023，53(3)：120－132.
ZHANG Shengkun, XU Jinhu, SUN Xueqian, et al. Effects of acute ammonia nitrogen stress on behavior pattern and hematological parameters of juvenile spotted knifejaw (*Oplegnathus punctatus*) [J]. Periodical of Ocean University of China, 2023, 53(3): 120－132.

[32] SHINGLES A, MCKENZIE D J, TAYLOR E W, et al. Effects of sublethal ammonia exposure on swimming performance in rainbow trout (*Oncorhynchus Mykiss*) [J]. Journal of Experimental Biology, 2001, 204(15): 2691－2698.

[33] HERBERT N A, STEFFENSEN J F. The response of atlantic cod, gadus morhua, to progressive hypoxia: fish swimming speed and physiological stress [J]. Marine Biology, 2005, 147(6): 1403－1412.

[34] ASHLEY P J. Fish welfare: current issues in aquaculture [J]. Applied Animal Behaviour Science, 2007, 104(3-4): 199－235.

[35] BURKE M, NIKOLIC D, Fabry P, et al. Precision Farming in Aquaculture: Non-invasive monitoring of atlantic salmon (*salmo salar*) behaviour in response to environmental conditions in commercial sea cages for health and welfare assessment [J]. Frontiers in Robotics and AI, 2025, 12: 1574161.

[36] LI D, WANG G, DU L, et al. Recent advances in intelligent recognition methods for fish stress behavior [J]. Aquacultural Engineering, 2022, 96: 102222.

[37] 张宗航，郭浩宇，张雪梅，等. 鱼类社群等级及其在水产增养殖中的应用[J]. 生态学杂志，2018，37(4)：1257－1264.
ZHANG Zonghang, GUO Haoyu, ZHANG Xuemei, et al. Fish social hierarchy and its application in aquaculture and stock enhancement [J]. Chinese Journal of Ecology, 2018, 37(4): 1257－1264.

[38] CAO B, LUO H, ZENG L. Effects of external cues and group mate body size on the collective behavior of shoaling crucian carp [J]. Behavioural Processes, 2023, 208: 104873.

[39] 周应祺，王军，钱卫国，等. 鱼类集群行为的研究进展[J]. 上海海洋大学学报，2013，22(5)：734－743.
ZHOU Yingqi, WANG Jun, QIAN Weiguo, et al. Review of fish schooling behavior study [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2013, 22(5): 734－743.

[40] 刘宝良，雷霁霖，贾睿，等. 养殖密度对鱼类福利影响研究进展[J]. 中国工程科学，2014，16(9)：100－105.
LIU Baoliang, LEI Jilin, JIA Rui, et al. A review: The influence of stocking density on fish welfare [J]. Strategic Study of CAE, 2014, 16(9): 100－105.

[41] 张志君，马强，梁萌青，等. 适量限饲对红鳍东方鲀残食的影响[J]. 中国水产科学，2025，32(1)：35－47.
ZHANG Zhijun, MA Qiang, LIANG Mengqing, et al. Effects of moderate feeding restriction on cannibalism in *Takifugu rubripes* [J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2025, 32(1): 35－47.

[42] 张佳，葛晓雨，陈松猛，等. 投喂频率对红鳍东方鲀生长和行为的影响[J]. 水生生物学报，2024，48(1)：77－85.
ZHANG Jia, GE Xiaoyu, CHEN Songmeng, et al. Feeding frequency on the growth and behavior of *Takifugu rubripes* [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2024, 48(1): 77－85.

[43] 张佳. 养殖密度和投喂频率对红鳍东方鲀行为和生理的影响研究[D]. 大连：大连海洋大学，2024.
ZHANG Jia. The effects of stocking densities and feeding frequencies on the behavior and physiological of *Takifugu rubripes* [D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2024.

[44] HAKUTA K, TABETA S. Behavioral modeling of *Pagrus major* in the east seto inland sea [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2013, 18: 535－546.

[45] ZHANG S, LI D, ZHAO J, et al. Research advances on fish feeding behavior recognition and intensity quantification methods in aquaculture [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2502.15311, 2025.

[46] CUI M, LIU X, LIU H, et al. Fish tracking, counting, and behaviour analysis in digital aquaculture: A comprehensive survey [J]. Reviews in Aquaculture, 2025, 17(1): e13001.

[47] FITZGERALD A, IOANNOU C C, CONSUEGRA S, et al. Machine vision applications for welfare monitoring in aquaculture: Challenges and opportunities [J]. Aquaculture, Fish and Fisheries, 2025, 5(1): e70036.

[48] Al-ABRI S, KESHVARI S, Al-RASHDI K, et al. Computer vision based approaches for fish monitoring systems: A comprehensive study [J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(6): 1－44.

[49] MARTINS C I, GALHARDO L, NOBLE C, et al. Behavioural indicators of welfare in farmed fish [J]. Fish Physiology and Biochemistry, 2012, 38: 17－41.

[50] BARBEDO J G A. A review on the use of computer vision and artificial intelligence for fish recognition, monitoring, and management [J]. Fishes, 2022, 7(6): 335.

[51] ABANGAN A S, KOPP D, FAILLETTAZ R. Artificial intelligence for fish behavior recognition may unlock fishing

gear selectivity [J]. Frontiers in Marine Science, 2023, 10: 1010761.

[52] YANG H, FENG Q, XIA S, et al. AI-Driven aquaculture: A review of technological innovations and their sustainable impacts [J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025.

[53] 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.

[54] 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.

[55] HU X, LIU Y, ZHAO Z, et al. Real-time detection of uneaten feed pellets in underwater images for aquaculture using an improved YOLO-V4 network [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106135.

[56] HU Z, LI X, XIE X, et al. Abnormal behavior recognition of underwater fish body based on C3D model [C]// Proceedings of the 2022 6th International Conference on Machine Learning and Soft Computing. 2022: 92−97.

[57] UBINA N, CHENG S, CHANG C, et al. Evaluating fish feeding intensity in aquaculture with convolutional neural networks [J]. Aquacultural Engineering, 2021, 94: 102178.

[58] ZHAO J, BAO W, ZHANG F, et al. Modified motion influence map and recurrent neural network-based monitoring of the local unusual behaviors for fish school in intensive aquaculture [J]. Aquaculture, 2018, 493: 165−175.

[59] 刘世晶, 涂雪滢, 钱程, 等. 基于帧间光流特征和改进Rnn的草鱼摄食状态分类[J]. 水生生物学报, 2022, 46(6): 914−921.
LIU Shijing, TU Xueying, QIAN Cheng, et al. Feeding state classification of grass carp based on optical flow and improved RNN [J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2022, 46(6): 914−921.

[60] WEI D, BAO E, WEN Y, et al. Behavioral spatial-temporal characteristics-based appetite assessment for fish school in recirculating aquaculture systems [J]. Aquaculture, 2021, 545: 737215.

[61] SIMMONDS J, MACLENNAN D N. Fisheries Acoustics: Theory and practice [M]. John Wiley &Sons, 2008.

[62] ZENG Y, YANG X, PAN L, et al. Fish school feeding behavior quantification using acoustic signal and improved swin transformer [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107580.

[63] Steig T W, Timko M A. Innovative techniques for analyzing the three-dimensional behavioral results from acoustically tagged fish [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2005, 117(4_Supplement): 2367.

[64] PINNIX W D, NELSON P A, STUTZER G, et al. Residence Time and Habitat Use of Coho Salmon in Humboldt Bay, California: An Acoustic Telemetry Study [J]. Environmental Biology of Fishes, 2013, 96(2): 315−323.

[65] 黄月群, 蔡德所, 宋晓红, 等. 基于声学标签系统的鱼类运动轨迹监测技术[J]. 南方水产科学, 2020, 16(4): 114−120.
HUANG Yuequn, CAI Desuo, SONG Xiaohong, et al. Study on monitoring technology of fish motion trajectories based on Acoustic Tag System [J]. South China Fisheries Science, 2020, 16(4): 114−120.

[66] 胥婧雯, 于红, 张鹏, 等. 基于声音与视觉特征多级融合的鱼类行为识别模型U-FusionNet-ResNet50+SENet [J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(2): 348−356.
XU Jingwen, YU Hong, ZHANG Peng, et al. A fish behavior recognition model based on multi-level fusion of sound and vision U-fusionNet-ResNet50+SENet [J]. Journal of Dalian Ocean University, 2023, 38(2): 348−356.

[67] 傅梁著. 基于视觉感知技术的鱼类行为辨别方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
FU Liangzhu. Research on fish behavior monitoring method based on visual perception technology [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2022.

[68] HU Y, HU J, SUN P, et al. A method for estimating the distribution of *Trachinotus ovatus* in marine cages based on omnidirectional scanning sonar [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(9): 1571.

[69] 沈晨. 网箱养殖金鲳鱼季节性与特殊时段声特性研究[D]. 湛江: 广东海洋大学, 2023.
SHEN Chen. Study on seasonal and special acoustic characteristics of golden pomfret cultured in cages [D]. Zhanjiang: Guangdong Ocean University, 2023.

[70] PATRO R, ZEDEL L, SPANU-Tollefsen C. Monitoring fish movement using an ADCP [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2000, 108(5_Supplement): 2489.

[71] MARTIGNAC F, DAROUX A, BAGLINIERE J L, et al. The use of acoustic cameras in shallow waters: New hydroacoustic tools for monitoring migratory fish population. A review of DIDSON technology [J]. Fish and Fisheries, 2015, 16(3): 486−510.

[72] ZHANG K, YE Z, QI M, et al. Water quality impact on fish behavior: A review from an aquaculture perspective

[J]. Reviews in Aquaculture, 2025, 17(1): e12985.

[73] LIU H, MA X, YU Y, et al. Application of deep learning-based object detection techniques in fish Aquaculture: A Review[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(4): 867.

[74] IQBAL U, LI D, AKHTER M. Intelligent diagnosis of fish behavior using deep learning method [J]. Fishes, 2022, 7(4): 201.

[75] MARTOS-SITCHA J A, SOSA J, RAMOS-VALIDO D, et al. Ultra-low power sensor devices for monitoring physical activity and respiratory frequency in farmed fish [J]. Frontiers in Physiology, 2019, 10: 667.

[76] 赵思琪，丁为民．水产养殖精准投喂关键技术研究进展[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(1)：42－53.
ZHAO Siqi, DING Weimin. Research progress on key technology of precision feeding in aquaculture [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(1): 42－53.

[77] GEORGOPOULOU D G, STAVRAKIDIS-ZACHOU O, MITRIZAKIS N, et al. Tracking and Analysis of the Movement Behavior of European Seabass (*Dicentrarchus Labrax*) in Aquaculture Systems[J]. Frontiers in Animal Science, 2021,2:754520.

Research progress of fish behavior and its application in intelligent aquaculture

JIN Jiaojiao[1], CHEN Nanxiong[1], JU Qi[2], WU Zijie[1], LIU Yongkui[1], LI Sedong[1*]

(1. *Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhanjiang)*, *Zhanjiang* 524025, *China*;
2. *Fisheries College*, *Guangdong Ocean University*, *Zhanjiang* 524088, *China*)

Abstract: Fish behavior, as a vital sub-discipline of animal behavior, aims to uncover the activity patterns and behavioral mechanisms of fish under both natural and artificial conditions. With the intensification and intelligent transformation of aquaculture, in-depth research on fish behavioral characteristics and their dynamic changes is of great significance for improving farming efficiency, optimizing management strategies, and ensuring fish welfare. This paper systematically reviews the characteristics, influencing factors, and recent research progress of feeding, swimming, stress, and social behaviors in fish. It highlights the application and practice of technologies such as video monitoring, image recognition, behavioral quantification, and deep learning in intelligent behavior recognition and data perception. Current studies have shown that various behavior types are closely related to fish health, growth, and environmental adaptability. Their dynamic changes can serve as critical references for precise feeding, environmental regulation, and disease early warning in aquaculture management. Fish behavior research is evolving from traditional descriptive observation toward intelligent and data-driven approaches. In the future, it is expected to play a key role in deep-sea aquaculture, ecological farming, and the intelligent upgrading of aquaculture equipment. Building behavior-driven intelligent management systems will contribute to achieving more efficient and sustainable aquaculture models.

Keywords: fish behavior; feeding behavior; stress behavior; social behavior; intelligent aquaculture

Foundation items: National Key R & D Program of Marine Agriculture and Freshwater Fishery Science and Technology Innovation Project(2022YFD2400204); Zhanjiang's "Modern Marine Ranching Industry Talent Revitalization Plan" Special Fund (013Z24006); Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhanjiang) (011Z23002)

First Author: JIN Jiaojiao, E-mail: 1950018491@qq.com

*** Correspondence Author:** LI Sedong, E-mail: lisedong@163.com