中国农业大学学报 2026,31(9):11-23
Journal of China Agricultural University http://zgnydxxb.ijournals.cn

陈佳能,陈英义. 人工智能在鱼类繁育中的应用研究进展[J]. 中国农业大学学报,2026,31(09):11-23.
CHEN Jianeng,CHEN Yingyi. Research progress on the application of artificial intelligence in fish breeding[J]. *Journal of China Agricultural University*,2026,31(09):11-23.
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.09.02

人工智能在鱼类繁育中的应用研究进展

陈佳能 陈英义*
(中国农业大学 信息与电气工程学院/国家数字渔业创新中心/农业农村部智慧养殖技术重点实验室/
北京市农业物联网工程技术研究中心,北京 100083)

摘 要 鱼类繁育是水产养殖高质、高效、可持续发展的基石和种源保障,随着人工智能在渔业中的深入应用,结合环境组、表型组、代谢组、基因组等领域专业知识,具有"环境多维感知、表型精准监测、多组学联合分析"特征的智慧繁育技术得到发展。本文以养殖现场环境组、表型组等数据如何转化为种质评价依据为主线,综述人工智能在抗逆评价、抗病评价、生长与饲料效率分析、品质检测、种质资源数字化、基因挖掘、多组学建模和数字孪生平台中的应用进展,并分析相关技术在不同养殖场景中的适用条件和局限。总体来看,人工智能为鱼类繁育提供了新的数据来源和分析工具,但其应用仍受制于数据积累成本、采集标准、模型泛化能力、跨物种迁移基础和产学研协同机制。未来应依托良种场、设施化养殖单元和区域示范基地开展长期验证,建立可追溯的数据标准和共享机制,推动智慧养殖数据真正服务于水产种质创新和绿色高效养殖。

关键词 人工智能;鱼类繁育;种质资源;表型采集;智慧繁育;数字孪生
中图分类号 S96 **文章编号** 1007-4333(2026)09-0011-13 **文献标志码** A

Research progress on the application of artificial intelligence in fish breeding

CHEN Jianeng, CHEN Yingyi*
(College of Information and Electrical Engineering/National Innovation Center for Digital Fisheries/Key Laboratory of Smart Aquaculture Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/Beijing Engineering and Technology Research Center for Internet of Things in Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract High-quality fish breeding is the foundation and seed-source guarantee for high-quality, efficient and sustainable aquaculture. With the increasing application of artificial intelligence in fisheries, smart breeding technologies characterized by multidimensional environmental sensing, precise phenotypic monitoring and multi-omics integration have developed by combining knowledge from the environment, phenome, metabolome and genome. Focusing on how field environmental and phenotypic data from aquaculture can be transformed into evidence for germplasm evaluation, this review summarizes the application of artificial intelligence in stress tolerance evaluation, disease resistance evaluation, growth and feed efficiency analysis, quality detection, germplasm resource digitization, gene mining, multi-omics modeling and digital twin platforms. It also discusses the applicability and limitations of these technologies in different farming scenarios. Overall, artificial intelligence provides new data sources and analytical tools for fish breeding, but its application is still limited by data accumulation costs, collection standards, model generalization, cross-species transferability and collaboration

收稿日期:2026-05-22;接受日期:2026-06-10
基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD2400400,2023YFD2400401);北京市智慧农业创新团队项目资助(BAIC10-2026)
第一作者:陈佳能(ORCID:0009-0004-4410-9400),硕士,科研助理,主要从事水产养殖智能化与数字渔业相关研究,E-mail:m13235475463@163.com
通讯作者:陈英义(ORCID:0000-0002-9635-8044),教授,主要从事计算机科学技术与智能农业交叉应用研究,E-mail:chenyingyi@cau.edu.cn

among research institutions, enterprises and farms. Future work should rely on improved seed farms, facility-based aquaculture units and regional demonstration bases for long-term validation, establish traceable data standards and sharing mechanisms, and promote the use of smart aquaculture data in aquatic germplasm innovation and green, efficient aquaculture.

Keywords artificial intelligence; fish breeding; germplasm resources; phenotypic data acquisition; smart breeding; digital twin

我国是世界水产养殖大国[1]。水产养殖在保障优质动物蛋白供给、促进农民增收、服务乡村振兴和推动农业现代化中具有重要战略意义。当前，水产养殖正由传统池塘养殖加快转向设施化、工厂化、集约化和智能化生产，产业发展的主要矛盾也由单纯的规模扩张，逐步转向优良种质供给不足、生产效率不高、抗病抗逆能力偏弱[2]以及绿色低碳水平有待提升等深层问题。种质资源是水产种业创新的源头[3]，直接影响水产动物的生长速度、饲料利用率、抗病性能、环境适应性和产品品质；智慧繁育则为水产养殖由经验选择走向精准选育[4]、由单一性状评价走向多性状综合改良、由传统生产管理走向智慧养殖协同调控提供技术支撑。传统经验选择易受环境因素干扰，单一性状评价更难以兼顾多性状协同优化；现有研究多集中在生产环节，对种质创新源头的关注仍显不足。

近年来，人工智能在图像识别、行为分析、表型测量、基因组选择、环境预测和智能决策等方面快速发展[5-6]，为水产种质资源评价和智慧养殖管理提供了新的方法[7-9]。其中，计算机视觉已越来越多地用于鱼体形态、体色、病斑、摄食行为和游泳姿态等信息的非接触式获取[10]；多组学分析则为理解基因型、转录水平、代谢特征与经济性状之间的关系提供了依据。与此同时，物联网传感和边缘计算使水质、投喂、气象及设备运行数据能够在养殖现场做到持续积累，数字孪生技术也开始被用于描述养殖对象、环境条件、生产过程和管理措施之间的动态关系[11-12]。需要注意的是，这些技术进入鱼类繁育并不意味着已经形成成熟的智慧繁育体系。在现有研究中，仍有相当部分工作集中在单一表型识别或局部生产管理优化，对种质资源挖掘如何与智慧养殖过程相衔接讨论不足；基因型、表型和环境数据之间也经常处于分离状态，这就限制了复杂经济性状的解析。数字孪生和智能决策等概念在部分研究中使用十分宽泛，其与繁育目标、生产性能验证和产业应用场景之间的关系还需进一步明确。基于此，本综述从基因型-表型-环境协同角度，梳理人工智能在智慧养殖数据获取和鱼类种质评价中的应用进展，重点讨论相关技术如何为水产种质资源数字化、高通量表型感知、多组学融合建模、生产验证和数字孪生反馈调控提供支撑，以期为水产种业创新和智慧养殖应用提供参考。

1 人工智能在鱼类繁育中的主要应用场景

目前鱼类繁育中人工智能的应用，主要面向环境调控、精准投喂、病害防控、生产管理和品质检测等生产环节。当这些数据能够与种质来源、家系和性状测定结果对应时，才具备进一步服务鱼类繁育的价值。从应用链条来看，人工智能在渔业养殖中的作用主要有三类：一是通过传感器、图像和视频获取养殖过程数据；二是通过机器学习、深度学习、多组学融合和统计遗传模型构建预测或评价模型；三是将模型结果反馈到投喂、增氧、病害预警、亲本选择和生产验证等管理环节。与传统数字化管理侧重过程记录和设备自动控制不同，面向种质评价的人工智能应用，关键在于把养殖过程数据与种质、表型、基因型和生产结果连接起来，使环境调控、性状评价和繁育决策能够在同一数据链条中迭代。换言之，水质、投喂和行为数据本身不是繁育结论，只有在同一批种质、同一养殖阶段和同一评价指标下形成可追溯对应关系，才能用于亲本选择、家系评价、性状筛选和新品系验证。

1.1 人工智能在抗逆表型评价中的应用

在鱼类繁育中，抗逆性状主要反映养殖对象对不良环境的耐受和恢复能力。低氧、高氨氮、亚硝酸盐积累、温度或盐度突变、pH异常以及高密度养殖等因素，都将造成明显的胁迫。不同种质在这些条件下的生长维持、摄食恢复、免疫反应和存活表现存在差异，因此诸如耐低氧、耐高温、耐盐碱、抗氨氮胁迫、应激后恢复速度和存活率这类指标，常被用于进行抗逆性状评价。抗逆性状的评价主要依靠环境记录和个体表型响应的同步采集。如溶

解氧、氨氮、亚硝酸盐、pH、温度、盐度和浊度等指标，会直接影响水产动物的生长、免疫、代谢和繁殖性能[13]。人工采样和实验室检测虽然能够提供较准确的水质结果，但时间间隔较长，难以反映较短时间内的波动和个体响应。在线传感器、机器学习预测模型和智能执行装备[14-15]可连续记录环境变化，并将水质异常或胁迫条件与摄食强度、生长速度、死亡率、异常行为、应激指标等表型数据进行关联分析。具体而言，人工智能并非直接“检测”抗逆基因或抗逆能力，而是通过识别不同家系或个体在低氧、高氨氮、高温、盐度波动等胁迫条件下的行为变化、生长恢复速度、存活率和生理响应差异，辅助判断其耐受能力。

从智能繁育角度来看，水环境感知不仅服务于生产调控，也可成为抗逆性状识别和种质资源筛选的重要入口。例如，在低氧、高氨氮、温度波动或盐度胁迫条件下[16]，不同品系、家系或个体在游泳能力、摄食恢复、体表损伤、免疫反应和存活率等方面往往存在较大差异。借助人工智能模型识别环境扰动与个体表型响应之间的关系，可辅助识别耐低氧、耐高温、耐盐碱、抗氨氮胁迫等优异种质资源[17]，并为家系选育、基因组选择和新品种培育提供数据基础。因此，水质监测数据不应只用于日常调控，也可与摄食、生长、存活率和应激指标结合，用于评价不同群体应对环境胁迫的能力。

当前已有一些智能养殖管理系统的研究案例。Chiu 等[14]构建的 IoT 与人工智能代理模型结合的智慧养殖场管理系统，将水质传感器数据、历史养殖记录和预测模型用于水质状态判断与管理决策；这类系统虽然主要面向生产调控，但其连续记录的温度、溶氧、pH 等环境序列，若与同批家系或品系的摄食恢复、死亡率和生长停滞时间相对应，就能够转化为抗逆评价所需的场景化表型。由此可见，抗逆评价不宜仅利用水质数据，而应明确记录环境扰动强度、持续时间、恢复过程和不同种质群体之间的表型差异。

1.2　人工智能在生长与饲料性状评价中的应用

生长速度和饲料效率是水产养殖生产中的重要经济指标，也是种质评价和繁育选择时需要关注的性状。投喂量判断的准确与否会影响生长测定结果，进而改变水体负荷，最终干扰不同家系或品系之间的比较。人工智能投喂研究的重点不只局限于自动投饵设备[18]，而是围绕摄食行为识别、剩余饵料检测、生物量估计和投喂量预测构建投喂决策模型。现有研究通常整合鱼群摄食行为、游动轨迹、体长体重变化、水质状态、天气条件和历史生产数据[19]，通过机器学习、深度学习或强化学习方法建立动态投喂决策模型，使投喂量、投喂频次和投喂时机能够随鱼群状态和环境变化进行自适应调整[20]。这些数据如果能与家系、品系和规格信息同步记录，则可进一步用于区分管理因素和遗传因素对生长及饲料效率的影响。

摄食行为和饲料转化率本身也是智慧繁育关注的重要经济性状。不同品种、家系或个体在摄食主动性、群体竞争能力、饲料利用率、脂肪沉积和生长均匀度方面存在遗传差异。计算机视觉与深度学习方法可将鱼群聚集强度、抢食速度、游泳活跃度、摄食持续时间和残饵变化转化为连续数字表型；再结合家系信息、基因型数据和生长测定结果，可进一步建立饲料效率性状评价模型。表 1 列示了不同养殖与投喂模式下 FCR 的差异。

从饲料转化率指标来看，智能化投喂和设施化

表 1　不同养殖与投喂模式下饲料转化率（FCR）示例

Table 1　Examples of feed conversion ratios (FCR) under different aquaculture and feeding modes

养殖模式 Aquaculture model	具体类型 Specific type	FCR	数据来源 Source	备注 Note
传统养殖 Traditional breeding	混合饲料投喂	3.05	Ramakrishna 等[21]	印度主要鲤鱼，Andhra Pradesh
	固定定量投喂	4.58	黄海燕等[19]	循环水养殖系统，250 d 周期
	人工投饲模式	1.95	赵思琪等[20]	池塘养殖，模糊控制对照组
智慧化养殖 Smart breeding	颗粒饲料集约化系统	1.78	Ramakrishna 等[21]	同地域同品种，设施化养殖
	DQN 智能投喂	1.09	黄海燕等[19]	循环水系统，深度强化学习
	精准投饲系统	1.77	赵思琪等[20]	池塘养殖，模糊逻辑控制

养殖模式总体上有利于改善饲料效率。但表1数据来源于不同水产动物、规格、周期和试验条件，不能简单作横向优劣排序。例如，DQN智能投喂的FCR为1.09，主要反映特定循环水系统和试验条件下的投喂控制效果；固定定量投喂FCR为4.58，也受养殖周期、规格和管理方式影响。因而，FCR更适合在相同物种、相近规格和一致环境条件下作为比较指标。若在投喂过程中同步记录品系、家系、规格、生长速度和摄食行为，才能进一步区分管理因素和遗传因素对FCR的影响，使生产数据更好地服务饲料效率性状评价。

在投喂控制方面，现有研究已经提供了可量化的生产指标。基于视觉感知与深度Q网络的循环水养殖智能投喂研究，将摄食状态识别与投喂决策结合，表1中该类智能投喂条件下FCR为1.09[19]；基于模糊逻辑控制的鱼塘精准投饲试验则把水质监测、投饲决策和执行装置结合，形成可在池塘场景运行的投喂控制系统[20]。这些结果说明，智能投喂数据不仅可用于节料和减排，也可作为不同家系或品系饲料效率评价的生产端实证。

因此，FCR既是生产管理指标，也可作为评价不同种质资源生长效率和绿色养殖潜力的重要参考，但其繁育解释应以标准化试验设计和长期数据积累为前提。

1.3 人工智能在抗病性状中的应用

抗病性状评价需要同时记录病原信息、健康表型和环境条件。传统病害防控依赖人工巡塘、经验观察和事后诊断，存在发现滞后、判别主观性强和病原诊断周期长等不足[22]。水下图像采集、目标检测、姿态估计、行为识别和多模态分析[23]可连续记录游动异常、离群、摄食下降、体表损伤、鳃部异常、体色变化和病斑特征[24]。这些信号与水质、温度、密度、投喂和历史发病记录共同建模后，可用于病害风险预警，也可为抗病性状评价提供连续表型资料。从种质资源挖掘角度看，病害预警数据同样存在育种价值。不同种质群体对病原感染、环境胁迫和养殖密度变化的敏感性不同，其早期行为反应、免疫恢复能力和死亡曲线可能具有可遗传差异。若能在标准化挑战实验或真实养殖场景中，通过计算机视觉和生理指标同步记录抗病表型，并结合基因组数据、家系信息和病原检测结果[25]，即可建立抗病性状智慧评价体系。该体系不仅能够提高病害防控的及时性和精准度，还可为抗病新品种选育提供高通量表型数据。因此，计算机视觉病害识别的价值不只在于发现异常个体，还在于连续记录病害发生前后的行为和体表变化，为抗病性状评价提供更客观的表型资料。

抗病性状更需要由针对识别异常的研究推进到可验证的抗病表型。例如大西洋鲑海虱抗性研究在商业育种群体中记录个体海虱计数，并结合约33K SNP基因型开展育种值预测，结果表明海虱抗性表型在群体内可获得中等至较高预测准确度，且基因组预测优于仅依赖系谱预测[26]。凡纳滨对虾白斑综合征病毒抗性研究也通过实验挑战检验基因组选择效果，证明抗病育种需要把病原挑战、存活结局和基因型信息放在同一评价框架中[27]。这些案例均说明，病害识别模型若要更好地服务育种，应进一步与病原检测、挑战试验、家系信息和死亡/恢复曲线结合，而不是在图像异常分类研究中停留。

1.4 人工智能在品质性状评价中的应用

优良的品质性状是鱼类繁育的重要目标。传统水产繁育长期侧重生长速度和产量提升，对肌肉品质、营养组成、体型规格、风味特征、加工适性和消费者偏好等品质性状关注相对不足。随着消费需求由“吃得够”向“吃得好、吃得安全”转变，品质性状已成为鱼类繁育和产业增值中需要纳入优先考虑的内容[28]。

人工智能技术可通过机器视觉、光谱检测、电子鼻、电子舌和大数据分析等手段[29]，对水产品规格、体色、脂肪含量、肌肉质构、新鲜度和外观缺陷进行自动化识别与分级[30]；同时，结合冷链温湿度监控、物流路径记录和市场反馈数据，可构建覆盖种苗来源、养殖过程、投入品使用、病害防控、收获加工和终端销售的连续追溯体系[31]。对于智慧繁育而言，终端品质评价和市场反馈数据能够反向服务繁育目标优化，使品种选育不再局限于养殖端产量指标，而是延伸至品质溢价、加工适配性和消费认可度等全产业链价值指标。因此，品质检测和供应链追溯数据应与繁育评价相结合[32]，使品种选育目标从生长速度逐步扩展到品质、加工适性和市场反馈等指标。

在关于品质性状的研究中，Kumaravel等[29]将纸基pH传感器与随机森林等机器学习模型结合，

用于冷藏鱼类新鲜度预测，其中鲳鱼和鲭鱼的MAE（Mean absolute error）分别为 0.065 833 和 0.062 933，说明低成本传感数据已经可用于辅助冷链品质状态判断；Ismail 等[30]利用高光谱成像比较不同贮藏条件下鲭鱼片品质变化，展示了非破坏性光谱数据与品质指标关联的可行性。这些研究的育种意义在于，若终端品质检测结果能够追溯到品系、养殖环境、饲料方案和收获规格，就可以把品质问题从主观评价转化为可服务于育种目标的量化指标。

1.5　人工智能在鱼类繁育关键环节中的应用

在智慧繁育生产的核心环节中，人工智能的作用不宜被简单理解为某一类表型识别或生产监测工具，而应放在种质资源评价、性状解析和生产验证的连续链条中加以考察。首先，通过资源调查、种质保存和分子标记分析实现种质资源数字化；其次，通过计算机视觉、传感器网络和自动化测定平台获取生长、行为、健康和品质等高通量表型；再次，通过机器学习、多组学融合和基因组选择模型解析关键性状形成机制；最后，将繁育模型输出嵌入智能投喂、环境调控、病害预警和数字孪生平台，在真实生产环节中完成验证与迭代。该体系的核心不在于以单项技术替代人工，而在于把种质资源、表型采集、基因型信息和生产验证结果连接起来，形成从数据获取到繁育反馈的连续链条[33]。围绕这一逻辑，将分别从低成本高通量表型装备与场景化数据采集、水产种质资源数据库与多源数据标准化、基因组选择与多组学融合、计算机视觉和行为健康表型、智慧生产场景中的繁育成果评价与反馈优化，以及数字孪生辅助繁育决策与生产反馈等方面展开讨论。

1.5.1　低成本、高通量表型装备与场景化数据采集

高通量表型装备是智慧繁育的重要基础设施。未来，应围绕水产养殖场景的切实需求，研发低成本、轻量化、模块化和易维护的智能感知装备[34]，包括水下视觉采集装置、鱼体自动测量设备、行为监测系统、环境传感节点和边缘计算终端等[35-36]。与传统实验室环境下的封闭环境测定不同，智慧繁育需要在生产现场连续获取个体或群体表型[37]，因此装备设计必须兼顾精度、稳定性、成本和使用便利性。对于中小规模养殖主体而言，可有针对性地推广简易型水质监测、摄食行为识别和生长估测设备；对于良种场和科研平台，则可建设集图像采集、自动称量、分子检测和数据库管理于一体的综合表型平台。通过装备国产化、算法轻量化和系统标准化，装备成本和维护难度降低后，更多良种场和养殖主体才可能持续采集表型数据，后续模型训练和种质评价也才有较稳定的数据基础。在高通量表型平台研究领域，Freitas 等[38]在细鳞肥脂鲤（Piaractusmesopotamicus，pacu）育种项目中利用深度学习开展体型高通量表型分析，对头部、躯干、鳍和腹部等区域进行分割，并将自动测量结果用于体型差异和育种性状评价；Cheng 等[39]构建的HTBPPS对虾高通量行为表型平台，在多目标跟踪指标上达到较高检测精度，并用于长期记录不同类型、规格和高温胁迫下对虾行为差异。这些案例都表明，表型装备的价值不仅在于替代人工测量，而是把体型、行为节律和应激响应转化为可重复、可追溯、可与家系信息匹配的实用数据。

1.5.2　水产种质资源数据库与多源数据标准化

种质资源挖掘的前提，是资源信息的系统化保存和标准化表达。应以国家级水产种质资源平台和良种场为依托，构建涵盖资料来源、亲缘关系、形态特征、遗传标记、基因组信息、繁殖性能、生长性能、抗病抗逆表现和品质指标的综合数据库，并通过统一元数据规范、分级授权和数据质量审核机制促进跨单位共享。与此同时，应制定统一的数据采集标准、表型描述规范、样本编码规则、接口协议和数据安全管理制度，确保不同地区、不同物种、不同平台和不同设备采集的数据能够互联互通。

在技术层面，可通过知识图谱、数据湖和多模态数据库等方法，将图像、视频、传感器时间序列、文本记录和多组学数据统一组织，并建立可追溯的数据质量控制机制。对于涉及亲本来源、样本流转和表型测定过程的数据，可结合区块链存证或可信时间戳记录关键操作，既提高数据可信度，也便于后续权属确认和成果追溯。只有当种质资源数据、生产数据和市场数据形成统一底座，人工智能模型才能有效识别优异种质、预测复杂性状并辅助科学决策。因此，数据标准与要素共享不仅是数字养殖管理问题，更是鱼类智慧繁育实现规模化应用的根本条件。在基因组数据建设方面，除常规分子标记和候选基因信息外，还应重视参考基因组、群体重

测序、结构变异、调控区域注释和多组学关联结果的整理。这样不仅有利于基因组选择模型构建，也便于后续开展序列功能预测和复杂性状解析。

数据标准化的关键不是简单地建立数据库名称，而是让不同数据能够按同一对象、同一时间和同一评价指标回连。如pacu体型表型研究需要把图像分割结果与生长阶段和养殖环境对应[38]，对虾行为平台需要同步记录个体轨迹、昼夜节律和高温胁迫条件[39]，数字孪生渔场则需要把传感器、设备控制、云端运算和管理决策，搭建统一运行架构[40-41]。因此，水产种质数据库至少应包含样本唯一编号、家系/品系、养殖单元、采样时间、设备来源、算法版本和人工复核记录，否则多源数据即使数量很大，也难以作为可靠的育种证据。

1.5.3 基因组选择、多组学融合与基因挖掘模型

在鱼类繁育中，人工智能模型的价值主要体现在复杂数据的整合与性状预测。传统繁育已经形成了较为成熟的方法体系，包括家系选育、群体选育、数量性状位点（QTL）定位、全基因组关联分析（GWAS）和群体遗传学分析等。这些方法为遗传参数估计、亲缘关系控制、候选基因筛选和遗传多样性保护提供了基础。随着基因组测序和高通量表型技术的发展，繁育研究开始更多依赖基因型、表型和环境数据的联合分析。基因组选择可利用全基因组标记信息预测个体育种值，从而缩短选育周期并提高早期选择效率[42-43]；转录组、蛋白组、代谢组和微生物组等数据，则有助于解释抗病、抗逆、营养代谢和品质形成等性状的分子基础。在此基础上，引入机器学习、深度学习和统计遗传模型开展多组学融合分析[44]，有助于提高复杂性状预测的稳定性，尤其适用于生长速度、饲料效率、低氧耐受、抗病性和肌肉品质等受多基因与环境共同影响的数量性状。

近年出现的基因组基础模型，为基因组数据解析提供了另一类思路。这类模型借鉴序列建模方法，将DNA序列视为由碱基或片段组成的长序列，通过自监督学习识别序列上下文、调控元件和变异效应等信息[45-47]。与基因组选择主要依赖分子标记和表型之间的统计关联不同，基因组序列模型更强调从原始序列中提取潜在特征，可用于基因表达预测、调控区域识别和功能变异筛选等任务[39-40]。但是，这类模型在水产动物中的应用仍处于探索阶段，其预测结果还需要结合家系资料、表型测定和功能验证加以校准。对于水产动物而言，许多重要经济性状受多基因和环境共同影响，仅依靠少量候选基因或分子标记往往难以解释其复杂遗传基础。若能将序列模型提取的基因组特征与家系资料、高通量表型、水质环境和多组学数据结合，有助于提高抗病、耐低氧、耐高温、饲料效率和品质等复杂性状的解析能力。Tsai等[26]在大西洋鲑商业育种群体中利用海虱挑战表型和约33K SNP数据预测宿主抗性，表明在群体内基因组预测可优于系谱预测；Lillehammer等[27]在凡纳滨对虾白斑综合征病毒挑战试验中评估基因组选择，说明抗病选育可以通过表型到基因型再到存活结局的联合数据来验证[27]。这类案例既可作为本综述讨论多组学融合和育种值预测时的实证，也提示我们人工智能模型必须回到可验证的繁育场景：候选基因、繁育价值或预测评分最终应通过家系测定、挑战试验和生产性能记录来校准。

在基因组序列分析方面，一些研究开始利用基因组语言模型开展序列建模、功能元件识别和候选变异筛选。Nguyen等[48]提出的Evo模型可在分子到基因组尺度上进行序列建模并用于CRISPR-Cas系统、转座元件和功能片段设计等探索；也有研究尝试利用基因组上下文生成具有特定功能的人工基因序列[49]。这些研究表明人工智能在遗传信息解析和分子设计方面具有较大潜力，但在水产动物繁育中的应用仍需谨慎。一方面，现有模型的训练数据多来自人类、模式生物或微生物，直接用于鱼类、虾蟹和贝类时可能存在物种差异；另一方面，许多水产物种参考基因组连续性、注释质量和群体重测序数据仍不充分，野生群体、地方品系和育成品种之间的数据覆盖也不均衡。因此模型预测出的候选基因、调控序列或编辑靶点，仍需通过群体遗传分析、功能试验和养殖性能测定进行验证。在现阶段基因组语言模型更适合作为候选信息筛选和功能注释的辅助工具，而不能替代基因组选择、多组学分析和常规繁育评价。

1.5.4 计算机视觉、行为学与健康表型解析

计算机视觉是鱼类智慧繁育中实现非接触式、高通量表型采集的重要技术[50-52]。针对水产动物难以逐个测量、应激敏感和生活于水下环境等特点，视觉模型可在不干扰正常养殖的条件下，对体长体

宽、体型指数、体表颜色、畸形率、游泳姿态、群体分布、摄食强度和异常行为等进行连续识别[36-37,50-54]。进一步结合行为组学方法，可将传统依赖人工观察的行为性状转化为定量指标[39,54]，如游泳速度、转向频率、垂直分布、聚群程度、摄食响应时间和离群概率等。

这些行为与形态指标不仅反映生产状态，也与遗传潜力、健康水平和环境适应能力密切相关。例如，抗病个体在病原挑战后可能表现出更快的摄食恢复和更稳定的游泳行为；耐低氧个体在溶氧下降时可能具有更强的活动维持能力和较低的应激反应。通过人工智能模型对行为表型与健康结局进行关联分析，可建立早期健康风险识别和抗逆种质筛选模型。因此，计算机视觉在鱼类繁育中的作用，不只是识别鱼体或行为，更重要的是把连续行为记录转化为可用于健康状态和抗逆性状评价的表型数据。在具体应用上，视觉与行为表型可优先服务三类繁育数据：一是体尺、体型和畸形等形态性状，Freitas 等[38]以 pacu 育种项目为对象，利用深度学习开展体型高通量表型分析；二是摄食强度、游动轨迹和应激行为，可参考对虾 HTBPPS 平台的长期行为记录和高温胁迫案例[39]；三是异常行为和病害风险，可结合鱼类异常检测和应激行为识别研究[23-24]。将这些数据用于繁育评价时，应同步保存物种、家系、规格、养殖密度、水质背景和迭代的算法版本，使视觉结果能够经受检验并进入遗传参数库或新品系比较。

1.5.5　智慧生产场景中的繁育成果评价与反馈优化

鱼类繁育的成效最终要在养殖现场接受检验。实验室筛选和模型预测可以提高早期判断效率，但新品系或新品种能否稳定推广，还取决于其在真实生产条件下的生长、成活、抗逆、饲料利用和品质表现。因此，繁育成果评价不宜停留在实验室或模型层面，而应与智慧养殖过程相结合。借助智能投喂、环境调控、病害监测、品质检测和数字追溯等环节[55-56]，可在标准化养殖单元中持续记录不同种质群体的生产表现，包括生长速度、饲料转化率、成活率、抗逆表现、药物使用量、品质等级和经济收益等指标，并将这些结果回传至繁育数据库和模型训练体系。

这种从生产验证到模型修正、再到后续选育的反馈过程，有助于整体上提高育种评价的连续性和针对性。与传统育种主要依赖阶段性测定相比，智慧养殖场景中的连续数据能更好地呈现品种表现与养殖模式、饲料策略和环境条件之间的关系，从而为新品种推广和精准养殖方案制定提供依据。因此，繁育成果评价与生产反馈可以设计为可操作的案例验证流程：在同一设施化养殖单元中设置不同家系或品系的对照组，连续记录智能投喂系统输出的投喂量、摄食强度、残饵和 FCR[19-20]，同步采集水质、死亡率、病害预警、药物使用和品质检测数据[29-30]，再把这些结果回填到家系数据库和繁育价值预测模型中。若某一新品系在相同环境和管理条件下表现出更低的 FCR、更高的成活率、更快的摄食恢复速度或更稳定的品质等级，才最终将其作为生产验证证据。这样处理后，生产反馈不再只是概念描述，而是由可观测指标、对照设计和模型迭代共同构成的完整繁育评价环节。

1.6　数字孪生在繁育决策与生产反馈中的应用

1.6.1　平台数据底座与虚实映射

在面向智能育种的智慧渔业体系中，数字孪生平台的作用主要是把生物学数据、生产管理数据和模型预测结果放在同一系统中分析。这种平台并非简单呈现养殖场的三维场景，而是通过数据实时映射、模型动态更新和决策反馈控制，构建真实养殖系统与虚拟仿真系统之间的双向交互关系[57-58]。已有研究和案例表明，数字孪生在水产养殖中已经开始用于连接传感器数据、生产记录和模型预测结果：Chiu 等[14]构建的 IoT 与人工智能代理模型结合的智能养殖管理系统，可将水质监测数据和预测模型用于养殖场管理；Lima 等[59]以陆基虹鳟养殖为对象建立数字孪生，用于连接水质、生物量和管理情景模拟；Lan 等[40]、Ubina 等[41]则从系统架构评价和 AIoT 原型层面展示了传感器、边云协同计算、投喂与环境控制模块在渔场管理中的集成路径。在数据层，平台应整合种质资源信息、家系谱系、基因组数据、表型测定数据、水质环境数据、投喂记录、病害监测结果和品质评价数据；在模型层，应建立生长模型、摄食模型、环境响应模型、病害风险模型和繁育价值预测模型；在决策层，应围绕亲本选配、苗种筛选、投喂优化、环境调控、病害干预和收获管理形成智能推荐方案。已有水产数字孪生研究多集中在养殖环境监测、投喂控制和智能水产养殖系统管理方面[55-56]，这些案例说明数字孪生能够整合传感器数据、生产记录和模型预测；其进一步用于鱼

类繁育时，还需要把种质来源、家系和表型评价同步纳入平台，才能为新品系生产验证提供证据。

1.6.2 机理数据结合与决策支持

数字孪生平台若要服务鱼类繁育，不能只依赖数据驱动的预测模型，还需要引入能够反映生物过程和养殖环境变化的机理模型[57-59]。水产动物的生长和抗逆表现同时受遗传背景与外部环境影响，温度、溶氧、饲料、养殖密度和病原压力等因素都会改变性状表达。若仅采用黑箱模型，虽然可能获得较高的拟合结果，但对复杂性状形成过程的解释仍然有限。将生长动力学、能量分配、免疫响应和水环境变化等机理模型纳入数字孪生系统，并利用机器学习方法对模型参数进行动态校正，可在一定程度上提高预测结果的稳定性和可解释性。例如，在智能投喂场景中，平台可结合品系生长曲线、摄食行为和水质变化估计后续生物量与饲料需求；在病害防控中，可根据历史发病情况、环境风险因子和行为异常信号评估病害风险；在繁育辅助决策中，也可模拟不同亲本组合在特定养殖模式下的生产表现，为选育方案比较提供参考。面向鱼类智慧繁育的数字孪生平台，不应只是养殖现场的数字化展示，而应能够把真实养殖系统、连续采集的数据和模型推演结果连接起来，形成可用于状态判断、过程模拟和决策反馈的综合平台。

1.6.3 生产验证与模型迭代

智慧繁育数字孪生平台建设应以真实生产数据为基础，并结合生长、摄食、免疫和水环境变化等机理模型进行校正。只有预测结果能够在养殖现场得到检验，并反过来修正模型参数，数字孪生才具有实际繁育价值。当前公开报道中，水产数字孪生应用多集中于环境监测、投喂控制和园区管理，面向新品系生产验证的长期试点仍较少；因此，应在良种场或设施化养殖单元中开展生长曲线预测、投喂策略优化、病害风险预警和家系性能比较等连续验证，记录预测偏差、FCR变化、成活率和病害发生率等指标，用实际效果校正平台模型。

2 人工智能应用于鱼类繁育中存在的主要问题

尽管人工智能技术已在水产养殖环境监测、智能投喂控制、病害识别、养殖园区管理等场景实现阶段性落地应用[51]，但面向鱼类智慧繁育环节，相关技术的系统化集成、标准化体系构建与产业化落地程度仍存在明显短板。水产动物种类多、生活史复杂、养殖环境差异大，使繁育数据采集、表型评价、遗传解析和生产验证均面临较高难度。从当前应用来看，人工智能进入鱼类繁育还面临几类基础问题：种质资源信息不完整，表型采集成本高，基因型、表型和环境数据难以匹配，模型在复杂场景下稳定性不足，科研成果与养殖现场之间衔接不够。上述问题可归纳为种质资源数字化不足、高通量表型采集困难、多源异构数据融合难、模型泛化与可解释性不足以及成果转化协同不足5个方面。

2.1 高通量表型采集成本高与育种数据积累不足

智慧繁育的基础在于有高质量的数据，尤其是能够准确反映生长、抗病、抗逆、繁殖、摄食和品质等关键性状的高通量表型数据。然而在水产动物养殖条件下，表型采集易受水体浑浊、光照不足、个体遮挡、群体混养和应激反应等多种因素影响[38]，导致数据获取成本高、连续性差和标准化程度不足。高精度水下相机、声呐设备、在线传感器、多组学检测平台和自动化测量系统价格较高[60]，限制了其在中小规模养殖主体和基层良种场中的推广应用。降低数据采集门槛，可从三方面推进：一是优先推广低成本水质监测、摄食行为识别和体尺估测设备，形成可连续运行的基础数据源；二是依托良种场、科研平台和龙头企业建立共享表型测定平台，降低单个主体建设成本；三是通过项目补贴、数据服务和分级授权机制，鼓励养殖主体持续记录品系、家系、规格、环境和生产结果。当前更突出的问题不是缺少算法，而是缺少低成本、稳定、可连续运行且能够与种质信息对应的数据采集条件[39]。

2.2 基因型-表型-环境多源异构数据融合困难

人工智能辅助鱼类繁育的关键，在于实现基因型、表型、环境和管理数据的深度结合[61]。当前，水产领域数据来源高度分散：种质资源保存单位掌握亲本来源和遗传背景信息，繁育企业掌握家系构建和生产测定数据，养殖主体掌握环境、投喂和病害记录，科研机构掌握基因组、转录组和代谢组等多组学数据。由于不同主体之间缺乏统一的数据标准、接口协议和共享机制，繁育数据长期处于分割状态。可行的改进路径包括由主管部门或行业联盟牵头制定最小数据集、样本编码和接口规范，在保护商业数据和种质资源前提下，建立

分级授权共享机制；对亲本来源、样本流转、表型采集和模型调用等关键环节，采用时间戳或区块链手段增强数据可追溯性；同时建设多源数据融合平台或数据中台，使基因型、表型、环境和管理数据能够按统一编码进入同一分析框架。即使在同一养殖基地，不同设备采集的水质、图像、投喂和生长数据，也常因时间粒度、空间坐标、采样频率和数据格式不同而难以融合。该问题直接限制复杂经济性状解析和繁育价值预测模型的准确性，也影响人工智能模型在跨场景、跨品种和跨养殖模式中的泛化能力。从证据链的角度出发，多源异构数据融合至少应解决3个对应问题：一是个体或家系与图像、传感器和基因型数据的对应；二是生产事件与环境、投喂和病害记录的对应；三是模型输出与最终生产结果的对应。已有多模态融合研究都指出，水产养殖正在从单一模态分析走向图像、声学、水质和生产记录的联合建模[61]。因此，本续研究应强调统一编码、时间同步、设备校准和算法版本管理等可执行环节。

2.3　水下复杂场景智能识别模型鲁棒性不足

鱼类智慧繁育高度依赖真实养殖场景中的表型采集，但水下环境具有光照衰减快、背景复杂、悬浮颗粒多、目标遮挡频繁和个体形态相似等特点[62-63]，使计算机视觉模型在实际应用中容易出现识别误差。许多算法在实验室条件或小规模清水场景中表现较好，迁移到池塘、网箱、工厂化循环水或深远海养殖环境后，检测精度和稳定性往往明显下降。对于繁育研究而言，表型数据误差会进一步传导至遗传参数估计、繁育价值预测和优良个体筛选过程，影响选育决策可靠性。因此，未来应加强面向真实场景的鲁棒视觉模型研究，重点突破弱光水下成像增强、多目标遮挡跟踪、群体行为解析、跨场景域适应和小样本病害识别等技术难点[64]，使人工智能模型能够在复杂生产环境中稳定输出可用于繁育评价的高质量表型数据。

2.4　鱼类繁育与人工智能交叉人才不足

智慧繁育是一项高度交叉的系统工程[64]，既需要水产遗传选育、营养生理、病害防控和养殖工程等专业知识，也需要机器学习、计算机视觉、多组学数据分析、数据库构建和智能装备研发等技术能力。目前，水产种业领域熟悉遗传改良和生产实践的人才，往往缺少人工智能模型构建和数据工程能力；人工智能领域人才又普遍缺乏对水产动物生物学特性、养殖工艺和繁育流程的深入理解，容易使算法研发与产业需求脱节。复合型人才不足，会使智慧繁育平台在数据采集、模型训练、系统运维和结果解释等环节难以形成稳定支持。未来应以水产种业创新需求为导向，建立农工交叉、产教融合的人才培养机制：一方面推动水产遗传选育人员掌握数据科学方法，另一方面引导人工智能研究人员深入养殖一线，使人才培养更加贴近实际繁育和养殖场景。

2.5　科研、企业与养殖场景协同不足

数字技术在水产养殖中的产业化落地，需要科研机构、企业和养殖主体协同推进[65]。当前，产学研协同机制仍不完善，科研机构技术研发、企业产业转化和养殖主体实际需求之间存在脱节，导致部分成果停留在实验室阶段，难以转化为实际生产力。同时，企业与养殖主体对接不够紧密，企业开发的技术和产品难以精准匹配生产需求，养殖主体的实际痛点也难以及时反馈给科研机构与企业，这种脱节会影响技术推广速度，也会降低养殖主体使用智能装备和数据平台的积极性。后续可依托国家级平台、地方良种场和龙头企业建立联合示范基地，由科研机构提出模型与评价方法，装备企业完成系统集成，养殖主体提供连续场景验证，管理部门制定数据与推广规范，最后通过项目共建、数据分级共享和成果收益分配机制推动技术落地。

3　展　望

人工智能要在鱼类繁育领域中深化应用，需由单一识别、预测功能逐渐延伸至生产场景验证与数据闭环回填。现有研究表明，投喂智能管控、水生行为实时监测、水产品质智能评估、鱼类表型自动化采集、数字孪生等技术已可在养殖现场持续采集海量环境参数、行为表型、健康指标及生产记录数据。但这些数据只有与种质来源、家系谱系、基因型信息及养殖产出结果实现稳定精准匹配，才可转化为鱼类繁育的有效支撑依据。未来研究仍需加强算法基础研究，但相关模型能否用于鱼类繁育，还取决于真实养殖场景中的数据积累、连续验证和应用效果评估。因此，后续工作应更多关注模型在实际生产条件下的稳定性、适用范围和验证过程。

3.1 解决工程化部署与场景化推广

水产动物生活于水体中，个体识别、连续测量和跨周期追踪都比陆生动物更加困难。因此，后续应优先建设低成本、可长期运行的水质监测、摄食行为识别、体尺估测和健康预警设备，并在良种场和设施化养殖单元中形成稳定的数据采集流程。对育种而言，关键不是采集更多零散数据，而是保证每条图像、传感器、投喂和品质记录都能对应到具体家系、规格、养殖单元和采集时间。只有这样，现场数据才能进入遗传评价和新品系比较。

3.2 建立应用评价体系

人工智能模型的应用价值最终要由生产结果检验。生长预测、病害预警、摄食行为识别和繁育价值估计，不能只报告模型准确率，还应进一步观察其是否带来FCR降低、成活率提高、病害损失减少、品质稳定或繁育周期缩短。未来可在同一物种、相近规格和一致管理条件下设置对照组，连续记录投喂量、残饵、成活率、病害发生率、品质等级和经济收益等指标。这样既能评价模型本身，也能判断其是否真正服务于亲本选择、家系评价和新品系推广。应用评价体系应围绕指标、数据来源和对照方式落实。以投喂为例，可将FCR、单位增重投饵量和残饵率作为核心指标，并以同物种、同规格、同养殖周期下的人工投喂或固定投喂作为对照[19-20]；以品质为例，可把高光谱或传感器预测结果与TVB-N、pH、脂肪含量、质构和市场等级对应[27-28]；以抗病为例，则应采用挑战试验、病原检测、死亡曲线和基因组预测准确度共同评价[26-27]。

3.3 加强标准化、数据安全与协同机制

鱼类繁育涉及种质资源、基因组信息、生产数据和企业经营数据，单个主体很难独立完成长期积累和验证。后续应围绕样本编号、家系记录、表型采集、基因型检测、模型评估和数据接口建立基本规范，并明确数据权属和共享边界。在此基础上，可依托国家级平台、地方良种场和龙头企业建设示范场景，由科研机构提供评价方法，装备企业完成系统集成，养殖主体提供连续生产数据。数字孪生平台也应在这一框架下发挥作用，把生产验证结果回填到繁育数据库和模型训练过程中，而不是停留在养殖过程展示。

4 结 论

本文围绕人工智能在鱼类繁育中的应用，梳理了其在抗逆表型评价、生长与饲料效率分析、抗病性状评价、品质检测、种质资源数字化、多组学建模和数字孪生平台中的研究进展。总体来看，人工智能为鱼类繁育提供了新的数据获取和分析手段，特别是在连续表型采集、复杂性状预测和生产过程反馈方面具有相当应用潜力。但这些技术不能简单等同于智慧繁育体系本身。只有当环境监测、行为表型、健康状态、品质评价和生产管理数据能够与家系、品系和基因型稳定相对应时，相关结果才有可能转化为繁育证据。

当前制约人工智能应用于鱼类繁育的主要问题，依旧是高质量场景数据不足、采集标准不统一、模型跨场景泛化能力有限以及生产验证周期较长。未来，应以良种场和设施化养殖单元为依托，建立可追溯的数据采集和评价流程，并通过长期生产验证校准模型结果。人工智能的真正价值，不在于替代传统育种经验，而在于把养殖现场连续产生的数据转化为更客观、更可复核的种质评价依据，从而支撑水产种业创新和绿色高效养殖。

参考文献 References

[1] FAO. The State of World Fisheries and Aquaculture 2024: Blue Transformation in action[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2024. DOI:10.4060/cd0683en

[2] 陈松林，徐文腾，卢昇，胡炜，王德寿，胡晓丽，周茜，刘清华，赵紫霞，覃钦博，王师，刘洋，崔忠凯. 水产育种生物技术发展战略研究[J]. 中国工程科学，2023，25(4)：214-226
Chen S L, Xu W T, Lu S, Hu W, Wang D S, Hu X L, Zhou Q, Liu Q H, Zhao Z X, Qin Q B, Wang S, Liu Y, Cui Z K. Development strategy for aquatic breeding biotechnology [J]. *Strategic Study of CAE*, 2023, 25(4): 214-226 (in Chinese)

[3] 刘永新，邵长伟，侯吉伦，张殿昌，郑先虎. 中国水产育种研究现状与发展建议[J]. 水产学报，2023，47(1)：54-67
Liu Y X, Shao C W, Hou J L, Zhang D C, Zheng X H. Research status and development suggestion of China's aquaculture breeding [J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(1): 54-67 (in Chinese)

[4] 王施龙，胡红浪，熊雪梅，高泽霞. 遗传改良对世界水产养殖业发展的推动作用[J]. 水产学报，2023，47(1)：25-36
Wang S L, Hu H L, Xiong X M, Gao Z X. Promotion of genetic improvement to world aquaculture development[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(1): 25-36 (in Chinese)

[5] 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(中英文)，2020，2(3)：1-20
Li D L, Liu C. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture [J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(3): 1-20 (in Chinese)

[6] Song H L, Dong T, Yan X Y, Wang W, Tian Z H, Sun A, Dong Y, Zhu H, Hu H X. Genomic selection and its research progress in aquaculture breeding[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2023, 15(1): 274-291

[7] Mandal A, Ghosh A R. Role of artificial intelligence (AI) in fish growth and health status monitoring: A review on sustainable aquaculture [J]. *Aquaculture International*, 2024, 32(3): 2791-2820

[8] Asharf Rather M, Ahmad I, Shah A, Ahmad Hajam Y, Amin A, Khursheed S, Ahmad I, Rasool S. Exploring opportunities of artificial intelligence in aquaculture to meet increasing food demand[J]. *Food Chemistry*: X, 2024, 22: 101309

[9] Ragab S, Hoseinifar S H, Van Doan H, Rossi W, Davies S, Ashour M, El-Haroun E. Overview of aquaculture artificial intelligence (aai) applications: Enhance sustainability and productivity, reduce labor costs, and increase the quality of aquatic products[J]. *Annals of Animal Science*, 2025, 25(2): 441-453

[10] 张胜茂, 李佳康, 唐峰华, 吴祖立, 戴阳, 樊伟. 基于深度学习的鱼类养殖监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(5): 1-13
Zhang S M, Li J K, Tang F H, Wu Z L, Dai Y, Fan W. Research progress on fish farming monitoring based on deep learning technology [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(5): 1-13 (in Chinese)

[11] Aung T, Abdul Razak R, Rahiman Bin Md Nor A. Artificial intelligence methods used in various aquaculture applications: A systematic literature review[J]. *Journal of the World Aquaculture Society*, 2025, 56(1): e13107

[12] 刘晃, 刘世晶. 智慧渔业技术发展现状与展望[J]. 大连海洋大学学报, 2025, 40(4): 541-551
Liu H, Liu S J. The current development status and future prospects of smart fisheries technology:A review[J]. *Journal of Dalian Ocean University*, 2025, 40(4): 541-551 (in Chinese)

[13] Flores-Iwasaki M, Guadalupe G A, Pachas-Caycho M, Chapa-Gonza S, Mori-Zabarbur ú R C, Guerrero-Abad J C. Internet of things (IoT) sensors for water quality monitoring in aquaculture systems: A systematic review and bibliometric analysis[J]. *AgriEngineering*, 2025, 7(3): 78

[14] Chiu M C, Yan W M, AhmadBhat S, Huang N F. Development of smart aquaculture farm management system using IoT and AI-based surrogate models[J]. *Journal of Agriculture and Food Research*, 2022, 9: 100357

[15] Essamlali I, Nhaila H, El Khaili M. Advances in machine learning and IoT for water quality monitoring: A comprehensive review[J]. *Heliyon*, 2024, 10(6): e27920

[16] Yáñez J M, Barr í a A, López M E, Moen T, Garcia B F, Yoshida G M, Xu P. Genome-wide association and genomic selection in aquaculture [J]. *Reviews in Aquaculture*, 2023, 15(2): 645-675

[17] Huang Y, Li Z Y, Li M C, Zhang X H, Shi Q, Xu Z. Fish genomics and its application in disease-resistance breeding[J]. *Reviews in Aquaculture*, 2025, 17(1): e12973

[18] 韩欣冉, 李子牛, 张胜茂. 自动投饵技术在水产养殖中的应用进展[J]. 渔业信息与战略, 2025, 40(2): 98-109
Han X R, Li Z N, Zhang S M. Reviews on the application of automatic feeding technology in aquaculture[J]. *Fishery Information & Strategy*, 2025, 40(2): 98-109 (in Chinese)

[19] 黄海燕, 崔丹, 叶佳鑫, 周月明, 陈猷鹏, 杨军超, 申渝. 基于视觉感知与深度Q网络的循环水养殖智能投喂方法[J]. 南方水产科学, 2026, 22(2): 37-49
Huang H Y, Cui D, Ye J X, Zhou Y M, Chen Y P, Yang J C, Shen Y. An Intelligent feeding method for recirculating aquaculture systems based on visual perception and deep Q-Network[J]. *South China Fisheries Science*, 2026, 22(2): 37-49 (in Chinese)

[20] 赵思琪, 丁为民, 张建凯. 基于模糊逻辑控制的鱼塘养殖精准投饲系统设计与试验[J]. 农业现代化研究, 2019, 40(3): 527-536
Zhao S Q, Ding W M, Zhang J K. Design and experiment of a precision feeding system of pond culturing based on fuzzy-logic control[J]. *Research of Agricultural Modernization*, 2019, 40(3): 527-536 (in Chinese)

[21] Ramakrishna R, Shipton T A, Hasan M R. Feeding and feed management of Indian major carps in Andhra Pradesh, India[R]. Rome: FAO, 2013

[22] Li D L, Li X, Wang Q, Hao Y F. Advanced techniques for the intelligent diagnosis of fish diseases: A Review[J]. *Animals*, 2022, 12(21): 2938

[23] Liu C H, Wang Z Y, Li Y C, Zhang Z Z, Li J W, Xu C, Du R X, Li D L, Duan Q. Research progress of computer vision technology in abnormal fish detection[J]. *Aquacultural Engineering*, 2023, 103: 102350

[24] Li D L, Wang G X, Du L, Zheng Y Y, Wang Z H. Recent advances in intelligent recognition methods for fish stress behavior[J]. *Aquacultural Engineering*, 2022, 96: 102222

[25] Islam S I, Ahammad F, Mohammed H. Cutting-edge technologies for detecting and controlling fish diseases: Current status, outlook and challenges [J]. *Journal of the World Aquaculture Society*, 2024, 55(2): e13051

[26] Tsai H Y, Hamilton A, Tinch A E, Guy D R, Bron J E, Taggart J B, Gharbi K, Stear M, Matika O, Pong-Wong R, Bishop S C, Houston R D. Genomic prediction of host resistance to sea lice in farmed atlantic salmon populations [J]. *Genetics Selection Evolution*, 2016, 48(1): 47

[27] Lillehammer M, Bangera R, Salazar M, Vela S, Erazo E C, Suarez A, Cock J, Rye M, Robinson N A. Genomic selection for white spot syndrome virus resistance in whiteleg shrimp boosts survival under an experimental challenge test[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 20571

[28] Cheng J H, Sun D W, Pu H. Hyperspectral imaging as an effective tool for quality analysis and control of fish and other seafoods: Current research and potential applications[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2014, 37(2): 78-91

[29] Kumaravel B, Amutha A L, Milintha Mary T P, Agrawal A, Singh A, Saran S, Govindarajan N. Automated seafood freshness detection and preservationanalysis using machine learning and paper-based pH sensors[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 26051

[30] Ismail A, Ryu J, Yim D G, Kim G, Kim S S, Lee H J, Jo C. Quality evaluation of mackerel fillets stored under different conditions by hyperspectral imaging analysis[J]. *Food Science of Animal Resources*, 2023, 43(5): 840-858

[31] Bharathi S V, Perdana A, Vivekanand T S, Venkatesh V G, Cheng Y, Shi Y. From ocean to table: Examining the potential of blockchain for responsible sourcing and sustainable seafood supply chains[J]. *Production Planning & Control*, 2025, 36(7): 950-969

[32] Pratiwi R A I, Fani L A, Kusasi F. Blockchain technology in fisheries industry: A systematic literature review[J]. *BIO Web of Conferences*, 2024, 134: 05004

[33] Capetillo-Contreras O, Pérez-Reynoso F D, Zamora-Antuñano M A, álvarez-Alvarado J M, Rodríguez-Reséndiz J. Artificial intelligence-based aquaculture system for optimizing the quality of water:A systematic analysis [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(1): 161

[34] 刘世晶, 李国栋, 刘晃, 郑浩君, 陈军. 中国水产养殖装备发展现状[J]. 水产学报, 2023, 47(11): 119615
Liu S J, Li G D, Liu H, ZhengH J, Chen J. Current development status of aquaculture equipment in China[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(11): 119615 (in Chinese)

[35] 李道亮, 王帅星, 王聪. 柔性可穿戴传感技术在智慧渔业中的应用进展[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 1-13
Li D L, Wang S X, Wang C. Application progress of flexible wearable sensing technology in smart fisheries[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2023, 39(13):1-13 (in Chinese)

[36] 李振波，赵远洋，杨普，吴宇峰，李一鸣，郭若皓. 基于机器视觉的鱼体长度测量研究综述[J]. 农业机械学报，2021，52(S1)：207-218
Li Z B，Zhao Y Y，Yang P，Wu Y F，Li Y M，Guo R H. Review of research on fish body length measurement based on machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*，2021，52(S1)：207-218 (in Chinese)

[37] 王静，李蔚然，刘业强，李振波. 基于计算机视觉的养殖动物计数方法研究综述[J]. 农业机械学报，2023，54(S1)：315-329
Wang J，Li W R，Liu Y Q，Li Z B. Review of vision counting methods and applications for farmed animals [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*，2023，54(S1)：315-329 (in Chinese)

[38] Freitas M V，Lemos C G，Ariede R B，Agudelo J F G，Neto R R O，Borges C H S，Mastrochirico-Filho V A，Porto-Foresti F，Iope R L，Batista F M，Brega J R F，Hashimoto D T. High-throughput phenotyping by deep learning to include body shape in the breeding program of pacu (piaractus mesopotamicus)[J]. *Aquaculture*，2023，562：738847

[39] Cheng W Z，Peng H M，Chen C X，Zhang H Q，Wei Y M，Yang J Q，Deng X J，Hou Y L，Li S Q，Huang T T，Chen Y G，Liu C C，Sun S Y，Huang H Y，Liu X R，Mao Y. HTBPPS：A high-throughput behavioral phenotyping platform for shrimp[J]. *Aquaculture*，2025，597：741932

[40] Lan H Y，Ubina N A，Cheng S C，Lin S S，Huang C T. Digital twin architecture evaluation for intelligent fish farm management using modified analytic hierarchy process[J]. *Applied Sciences*，2023，13(1)：141

[41] Ubina N A，Lan H Y，Cheng S C，Chang C C，Lin S S，Zhang K X，Lu H Y，Cheng C Y，Hsieh Y Z. Digital twin-based intelligent fish farming with artificial intelligence internet of things (AIoT)[J]. *Smart Agricultural Technology*，2023，5：100285

[42] Zenger K R，Khatkar M S，Jones D B，Khalilisamani N，Jerry D R，Raadsma H W. Genomic selection in aquaculture：Application，limitations and opportunities with special reference to marine shrimp and pearl oysters[J]. *Frontiers in Genetics*，2019，9：693

[43] Boudry P，Allal F，Aslam M L，Bargelloni L，Bean T P，Brard-Fudulea S，Brieuc M S O，Calboli F C F，Gilbey J，Haffray P，Lamy J B，Morvezen R，Purcell C，Prodöhl P A，Vandeputte M，Waldbieser G C，Sonesson A K，Houston R D. Current status and potential of genomic selection to improve selective breeding in the main aquaculture species of international council for the exploration of the sea (ICES) member countries [J]. *Aquaculture Reports*，2021，20：100700

[44] Wang Y F，Ni P，Sturrock M，Zeng Q F，Wang B，Bao Z M，Hu J J. Deep learning for genomic selection of aquatic animals[J]. *Marine Life Science &Technology*，2024，6(4)：631-650

[45] Avsec Ž，Agarwal V，Visentin D，Ledsam J R，Grabska-Barwinska A，Taylor K R，Assael Y，Jumper J，Kohli P，Kelley D R. Effective gene expression prediction from sequence by integrating long-range interactions [J]. *Nature Methods*，2021，18(10)：1196-1203

[46] Dalla-Torre H，Gonzalez L，Mendoza-Revilla J，Lopez Carranza N，Grzywaczewski A H，Oteri F，Dallago C，Trop E，de Almeida B P，SirelkhatimH，Richard G，Skwark M，Beguir K，Lopez M，Pierrot T. Nucleotide transformer：Building and evaluating robust foundation models for human genomics[J]. *Nature Methods*，2025，22(2)：287-297

[47] Zhou Z H，Ji Y R，Li W J，Dutta P，Davuluri R V，Liu H. DNABERT-2：Efficient foundation model and benchmark for multi-species genome[EB/OL]. [2026-05-22]. https://arxiv. org/abs/2306. 15006

[48] Nguyen E，Poli M，Durrant M G，Kang B，Katrekar D，Li D B，Bartie L J，Thomas A W，King S H，Brixi G，Sullivan J，Ng M Y，Lewis A，LouA，Ermon S，Baccus S A，Hernandez-Boussard T，Ré C，Hsu P D，Hie B L. Sequence modeling and design from molecular to genome scale with Evo[J]. *Science*，2024，386(6723)：eado9336

[49] Merchant A T，King S H，Nguyen E，Hie B L. Semantic design of functional de novo genes from a genomic language model[J]. *Nature*，2026，649(8097)：749-758

[50] Zhao Y X，Qin H X，Xu L，Yu H H，Chen Y Y. A review of deep learning-based stereo vision techniques for phenotype feature and behavioral analysis of fish in aquaculture[J]. *Artificial Intelligence Review*，2024，58(1)：7

[51] Lin K，Zhang S Y，Wang W，Dong T，Ding W，Geng C F，Lu Y H，Hu H X. Advancing non-contact fish phenotyping via optical sensing：Toward precision aquaculture[J]. *Reviews in Aquaculture*，2026，18：e701

[52] Liu W Z，Tan J Y，Lan G Y，Li A. Benchmarking fish dataset and evaluation metric in keypoint detection-towards precise fish morphological assessment in aquaculture breeding [C]. In：*Proceedings of the Thirty—Third International Joint Conference on Artificial Intelligence*. ACM 2024：7376-7384

[53] Li D L，Du L. Recent advances of deep learning algorithms for aquacultural machine vision systems with emphasis on fish[J]. *Artificial Intelligence Review*，2022，55(5)：4077-4116

[54] 彭秋珺，李蔚然，李振波. 基于人工智能的鱼类行为识别研究综述[J]. 农业机械学报，2023，54(S1)：283-295
Peng Q J，Li W R，Li Z B. Review of fish behavior recognition methods based on artificial intelligence [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*，2023，54(S1)：283-295

[55] Føre M，Alver M O，Alfredsen J A，Rasheed A，Hukkelås T，Bjelland H V，Su B，Ohrem S J，Kelasidi E，Norton T，Papandroulakis N. Digital twins in intensive aquaculture：Challenges，opportunities and future prospects[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*，2024，218：108676

[56] Kim J，Hwang H，Ko Y，Lee C H，Lee B G，Bae J. Digital twin-based smart aquafarm monitoring system with multi-instance learning based on autoencoder model[J]. *Aquacultural Engineering*，2025，112：102656

[57] Le N B V，Woo H，Lee D，Huh J H. AgTech：A survey on digital twins based aquaculture systems[J]. *IEEE Access*，2024，12：125751-125767

[58] Chen J L，Xu Y，Li H，Zhao X G，Su Y，Qi C H，Qu K M，Cui Z G. The application of digital twin technology in the development of intelligent aquaculture：Status and opportunities[J]. *Fishes*，2025，10(8)：363

[59] Lima A C，Royer E，Bolzonella M，Pastres R. Digital twins for land-based aquaculture：A case study for rainbow trout (Oncorhynchus mykiss)[J]. *Open Research Europe*，2023，2：16

[60] Li D，Du Z，Wang Q，Wang J，Du L. Recent advances in acoustic technology for aquaculture：A review[J]. *Reviews in Aquaculture*，2024，16(1)：357-381

[61] Li W，Du Z，Xu X，Bai Z，Han J，Cui M，Li D. A review of aquaculture：From single modality analysis to multimodality fusion[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*，2024，226：109367

[62] Al-Abri S，Keshvari S，Al-Rashdi K，Al-Hmouz R，Bourdoucen H. Computer vision based approaches for fish monitoring systems：A comprehensive study[J]. *Artificial Intelligence Review*，2025，58：185

[63] Li W R，Liu Y Q，Guo Q N，Wei Y J，Leo H L，Li Z B. When trackers date fish：A benchmark and framework for underwater multiple fish tracking[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*，2026，40(8)：6459-6467

[64] 曹冰雪，李瑾，冯献，何昉. 我国智慧农业的发展现状、路径与对策建议[J]. 农业现代化研究，2021，42(5)：785-794
Cao B X，Li J，Feng X，He F. Development status，path，and countermeasures of smart agriculture in China[J]. *Research of Agricultural Modernization*，2021，42(5)：785-794 (in Chinese)

[65] 曹冰雪，赵春江，李瑾，范贝贝．中国智慧农业技术发展现状、挑战与展望[J]．农业工程学报，2025，41(21)：1-10
Cao B X，Zhao C J，Li J，Fan B B. Current status，challenges and prospects of smart agriculture technology development in China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*，2025，41(21)：1-10 (in Chinese)

责任编辑：秦梅



第一作者简介：陈佳能，浙江海洋大学硕士毕业，中国农业大学科研助理。主要从事水产养殖智能化与数字渔业相关研究，参与设施化养殖环境监测、水产动物行为识别与智能育种技术等相关课题研究。目前以第一作者或参与作者身份发表学术论文多篇。



通讯作者简介：陈英义，博士，教授，博士生导师，中国农业大学信息与电气工程学院教师，农业农村部国家数字渔业创新中心副主任，中国农业工程学会理事。主要从事农业物联网、农业人工智能与数字渔业交叉应用研究，重点开展智能农业模型构建、水产养殖先进传感、鱼类个体与行为智能识别、养殖水体环境预测预警等方向研究。主持和参与国家重点研发计划、国家自然科学基金项目、省部级重点研发计划等课题 20 余项，在国内外学术期刊发表论文 100 余篇，参编《数字渔业技术与应用》《智慧农业先进传感技术》等学术专著多部，获省部级科技奖励多项。