



智慧农业(中英文)
Smart Agriculture
ISSN 2096-8094, CN 10-1681/S

《智慧农业(中英文)》网络首发论文

题目: 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望
作者: 李道亮, 刘畅
收稿日期: 2020-04-26
网络首发日期: 2020-10-21
引用格式: 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/OL]. 智慧农业(中英文). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1681.S.20201020.1603.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi: 10.12133/j.smartag.2020.2.3.202004-SA007

人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望

李道亮^{1,2*}, 刘畅^{1,2}

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

摘要: 中国水产养殖的生产模式已由粗放型向集约型转变, 生产结构不断调整升级, 生产水平不断提高。但较低的劳动生产率、生产效率和资源利用率, 低质量的水产品以及缺乏安全保障等问题都严重制约中国水产养殖业的快速发展。利用现代信息技术, 研究智能设备来实现精确、自动化和智能化的水产养殖, 提高渔业生产力和资源利用率是解决上述矛盾的主要途径。水产养殖中的人工智能是研究利用计算机实现水产养殖的过程, 也就是利用机器和计算机监视水下生物的生长, 进行问题判断、讨论和分析, 提出养殖相关决策, 完成自动化养殖。为深入了解人工智能技术在水产养殖中的研究发展现状, 本文从水产养殖的生命信息获取、水产生物生长调控与决策、鱼类疾病预测与诊断、水产养殖环境感知与调控, 以及水产养殖水下机器人5个具体方面入手, 结合生产中面临的实际问题, 分析了人工智能在水产养殖中的研究应用现状和技术特点; 阐述了人工智能应用的主要技术手段和原理, 总结了近年来人工智能技术在水产养殖中的最新应用研究进展, 分析了当前人工智能技术在水产养殖发展中面临的主要问题和挑战, 并提出了推动水产养殖转型的主要建议, 以期加速推进中国渔业数字化、精准化和智慧化提供参考。

关键词: 水产养殖; 人工智能; 行为识别; 疾病诊断; 决策与控制; 水下机器人

中图分类号: S-1; TP18

文献标志码: A

文章编号: 202004-SA007



1 引言

水产养殖是指在人为控制条件下养殖鱼类、虾蟹类、贝类、软体动物、藻类等水产品, 养殖方式可分为池塘养殖、陆基工厂循环水养殖和网箱养殖三大类^[1], 主要业务环节包括育种选择、养殖环境控制、投喂、病害防控、捕捞等。目前, 中国的水产养殖形式已由粗放型向集约型转变, 生产结构不断调整升级, 但较低的劳动生产率、生产效率和资源利用率, 低质量的水产品以

及缺乏安全保障等问题都严重制约中国水产养殖业的快速发展。中国在2002~2016年期间一直是世界上最大的鱼类和鱼类产品出口国, 但随着近年来国外发达国家智能化、信息化的渔业生产模式逐渐开展, 挪威等欧盟国家和地区成为领先的鱼类和鱼类产品市场, 而中国目前仍处于从传统养殖向现代化养殖的过渡阶段, 智能化建设尚不完善。因此, 利用现代信息技术实现中国智慧渔业建设已成为目前水产养殖领域的重要任务^[2]。

收稿日期: 2020-04-26 修订日期: 2020-08-31

基金项目: 中国工程院咨询研究项目(2019-ZD-5-04-03)

*通讯作者: 李道亮(1971—), 男, 教授, 博士, 研究方向为农业信息先进感知与智能处理。电话: 010-62737679。E-mail: dlan-gl@cau.edu.cn。

随着物联网、大数据、人工智能等新一代信息技术的不断进步,在水产养殖中利用机器替代人工成为可能^[3]。其中,农业物联网技术可感知和传输养殖场信息,实现智能装备的互联;大数据与云计算技术完成信息的存储、分析和处理,实现养殖信息的数字化,人工智能技术作为智能化养殖中重要的一部分,通过模拟人类的思维和智能行为,学习物联网和大数据提供的海量信息,对产生的问题进行分析判断,最终完成决策任务,实现养殖场精准作业。物联网、大数据

和人工智能三者相辅相成,深度融合,共同为加快中国完成水产养殖转型升级阶段提供技术支持。与传统技术相比,人工智能技术侧重对问题的计算、处理、分析、预测和规划,这也是实现机器代替人工的关键^[4]。人工智能技术在水产养殖中应用的总体结构、过程和相关技术如图1所示。在传输和收集数据之后,人工智能技术进行数据归纳、分析以及经验学习,最后制定相关管理决策。



图1 人工智能为水产养殖提供技术支持逻辑框图

Fig.1 Logical block diagram of artificial intelligence provides technical support for aquaculture

为更好地总结人工智能技术在水产养殖中的研究和应用现状,本文按照水产养殖中主要的业务对象和生产环节,梳理了人工智能在“生命信息获取、水产生物生长调控与决策、鱼类疾病预测与诊断、水产养殖环境感知与调控,以及水产养殖水下机器人”5个方面的国内外研究进展,详细阐述了人工智能如何为水产养殖提供技术支持,总结了技术发展面临的挑战,同时提出了未

来发展展望,以期人工智能在水产养殖中的应用和推进提供参考,为中国智慧渔业和农业现代化发展提供新方法和新思路。

2 应用研究现状和挑战

基于以上人工智能技术在水产养殖中重要性的说明,本节将重点介绍人工智能技术如何在信息获取、问题判断、决策分析,以及智能作业等主

要环节进行应用。并通过对研究现状的总结，阐明目前技术发展面临的挑战和困难，为有针对性地解决水产养殖技术瓶颈、制定有效的解决方案提供参考。

2.1 水产生物生命信息获取

现代水产养殖中主要依靠传感器获得鱼、虾、贝等水产生物的生命信息，这些信息不仅量大且杂乱，难以被充分利用。作为实现“机器换人”的关键技术，人工智能技术的首要任务就是获取水下生物生命信息，具体内容为种类、行为识别和生物量估算。其中种类和行为识别的主要对象为鱼类^[5]。该过程是利用水产养殖对象的外部特征进行相关生命信息的获取，这些特征信息也是开发应用水产养殖领域智能化监测方法的数据基础^[6,7]。种类识别过程必须要排除输入的多余信息、抽取出关键的信息，并将分阶段获得的信息整理成一个完整的知识印象^[8,9]。人工智能技术在水产养殖信息获取关键技术主要技术方法、具体流程以及典型应用案例如图2所示。

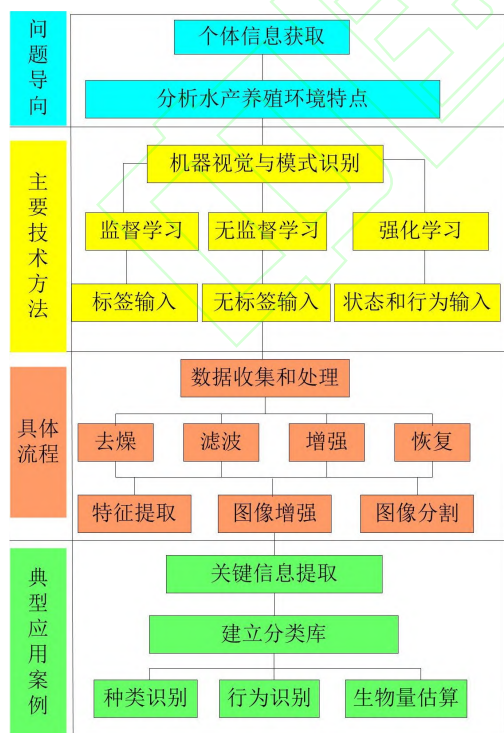


图2 信息获取关键技术

Fig. 2 Key technologies for information acquisition

2.1.1 鱼种类识别

在水产养殖实践中，通常在同一池塘中同时养殖几个品种的鱼，因此，在收获期有必要根据鱼种和大小对鱼进行分级分类，以达到最佳销售效果。人工智能技术主要依靠机器视觉的方法对鱼种类进行识别，其基本过程为：①获取鱼类图像信息；②对输入的图像提取鱼个体形态、颜色、纹理等人为设定的特征；③根据这些特征训练分类器；④将特征向量输入分类器实现种类识别^[10,11]。基于人工智能技术对鱼类进行种类分类的方法有神经网络分类法^[12,13]、决策树^[14]、Bayes分类法^[15]以及支持向量机等^[16]。

在这些经典的方法中，决策树和Bayes分类法对缺失数据不够敏感、算法简单、结果误差较大，已较少使用。而神经网络和支持向量机这两种方法以强大的泛化能力和较好的鲁棒性，近年来在鱼种类识别中被广泛应用。鱼种类识别过程中需要对多个不同种类鱼进行分类，因此需要大量的数据集。目前研究中使用的数据集可分为公开数据集和采集数据集两种。Jalal等^[17]将光流和高斯混合模型与YOLO深层神经网络相结合，对Fish4knowledge和西澳大学公开数据集中进行鱼种类划分，准确率分别为91.64%和79.8%，达到了两个数据集分类的最好效果。但这类研究局限在对特定场景下鱼类的识别，未能很好地减少水产养殖中环境等因素产生的识别误差。还有一部分学者从实际问题出发，通过水下摄像机等图像获取工具对真实水产养殖环境情况下的鱼进行分类。吴一全等^[18]提出了一种基于Krawtchouk矩、灰度共生矩阵和蜂群优化多核最小二乘支持向量机的识别方法，利用该方法对鳊鱼等5种淡水鱼进行了分类识别，识别精度均达到91.67%以上。除此之外，深度学习方法以其独特的视觉特征，在鱼种类划分上取得了较好的效果。胡涛^[19]针对船载电子监控场景下的目标检测，提出了基于深度学习的鱼类目标检测方法，对7种鱼成功进行划分，该方法对于复杂背景下低分辨率小目标具有较好的识别效果。

从目前已发表的文献中可以看出,根据所需要识别的鱼类进行特征训练的模型准确率都较高,但由于这些模型是针对特定数据集设计的,并不适用所有的数据集,其迁移能力较差,可识别的鱼种类也较少,只能在特定环境中应用。此外,光强和鱼运动产生的表型性状和纹理变化也为鱼种类识别带来了巨大挑战,在未来的研究中还需重点关注水下图像获取平台参数的改善,提高图像质量,延长设备寿命,从而减少生产投入,进行统一规模化养殖。

2.1.2 鱼类行为识别

水产生物对其生存环境十分敏感,当受到水体环境压力胁迫时,其游泳和摄食行为以及体色会发生不同程度变化。这些行为动作具有一定的连续性和时间相关性,利用机器视觉方法可通过分析视频相邻帧的时间和空间序列得到相关动作信息,例如,Israeli发现^[20]当水中溶氧过低时,鱼类的游泳速度和深度有降低趋势,鱼群的整体分布也会更加分散。在被疾病感染时,鱼类会伴随明显游速降低,跃出水面行为频率增加等^[21]。除此之外,鱼类个体摄食行为可反映水环境清洁程度、水质变化以及水中是否存在有害物质等问题,工作人员可根据这些行为判断水环境是否适合养殖,从而为生产管理者及时采取相应措施提供有效信息,达到最大的效益收入。

利用人工智能技术对鱼类游泳行为识别研究较早,主要通过视频监测系统对鱼类运动轨迹进行监测并描述。Mirat等^[22]开发了一款名为Zebra Zoom的自动化程序来检测斑马鱼的运动。Fukunaga等^[23]基于混合高斯模型,搭建了GroupTracker视频跟踪系统,可对严重遮挡情况下的鱼类进行跟踪,在跟踪的过程中提取出如速度、游泳距离、转弯方向等信息以判断单个鱼的行为。Perez-Escudero等^[24]开发了名为idTracker的视觉系统,采用多轨迹算法,在记录动物的视频中找到每只动物的指纹来追踪个体,并通过标识防止误跟踪。除了鱼类轨迹跟踪外,人工智能技术还主要集中应用在对鱼类摄食行为识别和强

度量化上。例如,Alzubi等^[25]通过结合传统的机器视觉和支持向量机对鱼类摄食行为进行识别分析。张重阳等^[26]针对目前检测方法特征单一、样本数量少、鲁棒性低等问题,利用BP神经网络提取图像中鱼群摄食时的颜色、形状和纹理等特征,并对其进行归一化和特征融合处理,测量精度达97.1%,比传统单一纹理特征方法准确率提高了4.1%。

目前科研团队利用人工智能技术已进行了鱼类游泳行为与环境因子变化关系的研究,但大都是在低氧或有毒物质等刺激环境下进行的,针对温度、pH或鱼群密度等压力因子研究的较少。近年来,Pautsina等^[27]、Wei等^[28]研究人员尝试开发基于池塘养殖环境的鱼类复杂行为的检测系统,但由于受到如水体浑浊、摄像机镜头内滋生藻类等不可避免的、不受控制的意外情况干扰,导致系统稳定性差,还未能大面积应用。除此之外,目前研究的算法大多只在特定的场景下效果较好,通用性较差,因此,在未来的发展中可重点关注池塘养殖环境特点,建立可在一定养殖条件范围和一类鱼中通用的量化模型,提供更加方便快捷的行为识别方法。

2.1.3 生物量估算

水产养殖中的生物量是指在特定水域中鱼类、虾类的总重量。不同生长期的鱼类、虾类等生物量信息至关重要,因为管理人员需根据此信息优化喂养需求并做出有效决策。生物的重量与其体长和图像面积之间存在一定的关系,因此可以利用间接估测重量的方法来预测水产生物每天饲料摄入量,监测水产生物生长速度,控制养殖密度,确定最佳收获时间,确保设施投资资本的最佳利用^[29,30]。早在20世纪20年代,国外学者就已开展了利用鱼的形状特征和重量之间的关系作为评估生长速度的方法^[31,32],但主要是依靠手工测量研究其相关性,自动化水平较低。计算机视觉技术的图像分析方法无接触式测量的特点为水产养殖生物量估计带来了新的挑战和机遇。

基于视觉系统的水产生物量估算研究对象主

要是鱼类，重点对长度、面积、重量等参数进行估算^[33,34]。生物量估算系统框图如图3所示，估算系统主要由相机、光源以及计算机组成。其中相机分为水上摄像机和水下摄像机两种，可单独或同时使用；光源用来弥补水下图像较暗的缺陷，而计算机则是对获取的图像进行预处理和特征提取实现对生物量信息估算。Costa等^[35]基于鱼的侧面轮廓形态，利用偏最小二乘模型估计养殖鲈鱼的重量，其均方根误差为16.03，该方法也证明了鱼的体长与重量之间具有很强的线性关系（ $R^2=0.9772$ ），为活鱼在线分拣和等级划分提供相关技术支持。与Costa等人^[36]不同，Verdal等^[37]从欧洲无鳍鲈鱼幼鱼的侧面图像中使用面积、周长、长度、高度和体积等参数对幼虫（体重范围从20.0 mg到419.3 mg）进行体重估计，试验测得 $R^2=0.98$ ，实现了对欧洲鲈鱼幼鱼生长的监测。Viazzi等^[38]基于去掉尾鳍的鱼侧面图像，利用面积、长度和高度估计自由游动鱼的重量，该方法很好的改善了质量估计模型效果（ $R^2=0.99$ ），并且证明与长度、高度等参数相比，利用面积进行鱼体重估计效果更好。

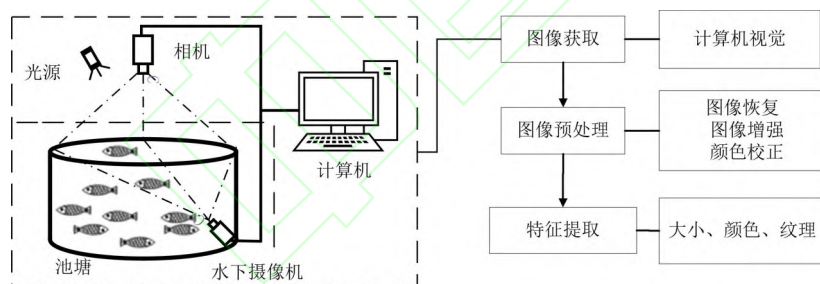


图3 生物量估算系统框图

Fig. 3 Block diagram of biomass estimation system

在集约化水产养殖环境中，生物量信息的获取非常困难并具有一定挑战性。其中一个主要原因是水下生物，尤其鱼类在自由移动的情况下非常敏感，环境中的光照强度、可见度和稳定性都无法控制；另一个原因是在对性状进行计算时不应该干扰动物的生长或造成压力，大大限制了传感器、声学等会对生物造成伤害的技术的应用。

在未来的发展中，可以采用多技术信息融合

的方法提高目标识别的准确性，例如将机器视觉技术与声学技术相结合，用图像弥补声呐信号无法监测到的区域，再充分利用声学技术不依赖光强的特性进行计数。除此之外，还可以将人工智能技术与光谱成像技术相结合，开发生物量估算新方法，进一步提高表型参数测量的精度和智能化水平。

2.2 水产生物生长调控与决策

2.2.1 生长决策调控

池塘环境因素对鱼类的生长有极大的影响，其中溶解氧、pH、水温等指标尤为重要^[39]。过高的氨氮含量会对水体造成污染，直接或间接造成水产生物的大量死亡；过高的溶解氧含量则会造成资源的浪费。因此有必要了解水产生物生长周期内生长与环境因素之间的逻辑关系^[40, 41]，找到最适合其生长的环境控制方案，从而避免水体污染和资源浪费。人工智能技术在生长决策调控中应用主要为根据环境参数以及一个养殖周期内生物的体长、体重等数据，利用计算机分析体重与各个环境因素之间关系，建立其相应的生长

模型，再通过决策支持系统综合模型结果，提出高效的生长调控方案，实现生长阶段智能化控制^[42]。

基于人工智能技术的生长调控决策支持系统通常包括数据库、模型库、策略评估系统、人机接口和用户界面等，具有系统性、动态性、机理性、预测性、通用性、研究性等特点

^[43]。生长决策调控主要应用在网箱和工厂循环水等大规模养殖中。Cobo等^[44]提出了一种网箱养殖的鱼类生长决策方案，使用粒子群优化确定最佳生长策略，在养殖过程中最大化当前生产利润。Supriatna等^[45]利用每一年的总投入和总收入产量等，使用非线性最小二乘法构建生长模型，在不阻碍渔业可持续发展的前提下，估算鱼群种内增长率并及时预警鱼类种群的最大允许生

物量。Supriatna 团队根据以上研究基础, 开发了一款决策支持系统, 结合使用感知机和人工神经网络的方法建立鱼类生长模型, 估算最大可持续产量, 及时调整生长方案, 为实现最大生产量提供技术支持^[46]。Kamiseti 等^[47]设计了一种用于淡水虾、鱼类养殖的池塘管理决策系统, 通过测量溶解氧、pH、温度、进料量等参数, 利用决策支持系统在线预测压力影响因子, 及时采取环境调控措施, 制定最适合鱼和虾类的生长方案。

准确掌握鱼类生长、死亡等特征是研究其种群行为进行资源评估的重要方法。目前对鱼类生长的预测有多种方法可以选择, 最常用的即为 Logistic 增长模型和 Gompertz 增长模型。由于每个模型采用的原理和方法不同, 目的和适用范围也都不同, 导致用户难以挑选适合的模型。虽然从文献中看, 所使用的生长模型可以为生长调控提供决策信息, 但其通用性和实用性较差。大多参数都是针对特定种类进行预测, 难以应用于其他水域和种类。要将模型应用扩展到更大空间则需要获取更为详细的数据, 且随着调控参数的增多, 模型的精度和适用性也会受到影响。在初步探索鱼类生长调控模型开发和应用后, 模块化和综合应用将会成为未来水产生物生长调控和决策的发展方向。

2.2.2 智能投喂控制

在水产养殖中, 科学合理地投喂是提高养殖效率、降低成本的主要因素。近年来, 基于新一代信息技术的发展, 根据水生动物行为和生长状态的变化进行智能投喂控制越来越受到人们的关

注。智能投喂控制是根据水质及水产行为参数构建养殖饲料配方模型, 可以自动确定鱼类、虾类等的摄食需求, 决策出最优投喂方案^[48,49], 从而降低劳动成本, 提高生产效益^[50]。

智能投喂控制可分为检测残饵决定投喂量和分析行为确定摄食强度估测投喂量两种方法。如挪威 AKVA 集团开发的 Akvasmart CCS 投喂系统, 通过安装残饵数量计数器和残饵收集装置, 当残饵数量达到阈值时, 水下摄像头辅助确认残饵剩余信息, 系统将会根据反馈信号停止投喂, 该系统是目前世界上信赖程度较高的投喂系统^[51]。Atoum 等^[52]利用计算机视觉技术设计了一种可识别室内循环水养殖中浮性饲料的滤波器, 成功区分了饵料区和非饵料区, 并利用局部搜索方法提高计算残饵量精度和效率。在鱼类摄食行为方面, 北京农业信息技术研究中心杨信廷、周超团队已利用计算机视觉、红外光谱等多种方法完成了对鱼类摄食行为监测和投喂自动控制的研究, 为解决当前水产养殖中存在的投喂量不合理、饲料浪费严重等问题, 为促进精准养殖、智慧渔业发展做出了重要贡献^[53-55]。浙江大学叶章颖、赵健团队利用计算机视觉相关图像处理等方法, 对鱼群实时摄食欲望程度进行了表征和量化, 将鱼类的摄食强度分为四个等级, 所提出的方案对循环水养殖中游泳型鱼类的高效投喂具有较强的理论指导作用, 是近几年设计的较成功的智能化投喂系统^[56,57]。进一步对以上几种具有代表性的国内外鱼类摄食系统进行对比, 结果如表 1 所示。

表 1 近 5 年国内外典型鱼类摄食系统对比

Table1 Comparison of typical fish feeding systems in the past 5 years

文献	方法	鱼种类	试验环境	结果	优点	缺点
Atoum 等 ^[52]	单个摄像机	三文鱼	工厂循环水	$R^2=0.8942$	定量喂食	相关系数有待提高
Skoien 等 ^[58]	水下摄像机	金枪鱼	网箱	误差=1.3%	精确度高	算法复杂
周超等 ^[55]	红外工业相机	镜鲤	实验室	摄食强度准确率 87.78%	操作简单	适应性较好
赵建 ^[57]	水上摄像机	罗非鱼	工厂循环水	误差=(2.91±0.81)%	适用集约化养殖	不适用大密度养殖
Hung 等 ^[59]	水下摄像机	虾	池塘	$R=0.99$, 误差<0.005	精确度高	无法提供实时图像

水产养殖中的投喂工作是一个复杂的系统工程，有许多影响因素。由于鱼类等水生动物运动速度快，其运动会引起身体重叠、遮挡等不利因素从而影响监测方法的准确性。在未来的发展中还需充分利用信息技术手段，深入了解水产养殖环境、生物生理和饲料质量等因素对鱼类摄食行为和生长的持续影响，将人工智能技术与大数据、物联网等新技术结合，采用多信息融合的方法，从多个角度获取所需数据，弥补因个体重叠以及监测技术单一造成的数据丢失等缺陷。

2.3 鱼类疾病预测与诊断

2.3.1 疾病预测

自1993年中国沿海养殖区大规模爆发对虾流行病以来，水产病害已成为影响中国水产品质量和安全的主要因素。传统人工直接检测鱼类、虾类等水生动物疾病方法存在耗时久、准确性差等弊端，引起的误诊、滞后诊断等问题已对水产养殖业造成了严重的直接或间接损失，难以满足现代化渔业发展的需求^[60]。随着现代科学的进步和智慧农业的发展，一些研究学者开始利用相应的推理手段和信息技术方法对水产动物疾病进行预测和诊断，辅助养殖人员以及相关部门做好防范和预警工作，防止疾病的大面积爆发，减少经济损失。

基于人工智能技术的鱼类疾病预测主要是利用水质监测结果，建立鱼类疾病预测模型，构建完善的鱼类疾病预测系统。Li等^[61]利用支持向量机的方法构建了温度、溶解氧、化学需氧量等水质因子与鱼病之间的关系模型，并开发了相关的预警系统和基于web的鱼类疾病在线预测系统。陈造成等^[62]以养殖种类、养殖阶段、病原体、感染部位、水温、地域作为输入因素，将鱼类疾病种类作为输出单元，利用BP神经网络方法建立了池塘养殖疾病诊断模型，预测结果最大误差为0.3667，在误差允许范围之内。

目前鱼类疾病的预测研究较难，相关文献较少。由于鱼类疾病传播的不确定性，且影响因素众多，单一的预测模型无法考虑周全的情况。基

于深度学习的模型需要以大量的历史数据为基础，由于受到数据源的限制，往往会导致预测结果不够准确。基于机器学习的模型预测方法中，应用BP神经网络可对多因素影响过程预测，但该网络目前在鱼类疾病的预测方面还未广泛应用，因此今后可以尝试建立多种BP神经网络模型对相应的鱼类疾病进行患病风险的预测，提早发现以减少经济损失。

2.3.2 疾病诊断

疾病发生时通常伴随着生物性状的改变，疾病作为可反映鱼体生命活动是否受扰乱的依据，可从鱼类的游动状况和颜色、纹理等表型性状，对鱼的病因做出初步判断^[63,64]。深入了解鱼类的病原、病因、发病机理和防治手段，能够有效控制鱼病的扩散，具有重要经济价值。

目前进行鱼病诊断常用的方法为基于模型诊断和基于案例推理、知识库比对诊断两种方法，其具体诊断流程如图4所示。首先从数据库中找到与发病症状类似的疾病类型，然后进一步进行结果比对，确定疾病类型后制定相应的治疗方案。集美大学水产学院在1997年首次研究并开发了鱼病专家诊断系统，开创了中国鱼类疾病诊断智能化平台建设先河^[65]。关于鱼病知识库的研究方面，温继文和傅泽田^[66]建立了具有全面性、可靠性和精确性的鱼病知识库，将鱼病诊断知识的获取工作分为问题识别阶段、概念化阶段、形式化阶段和知识实现阶段、知识测试阶段，并形成了统一的认识和规范。案例推理是对出现的疾病状态进行分析，与案例库中已经确诊的案例进行比对，确定鱼病种类。在2000年，Hori等^[67,68]将鱼病诊断的推理知识构造分为3层，有效地解决了鱼病诊断的灵活性问题，减少了巨大搜索空间的负担，并为进一步知识建模及系统快速有效推理打下了基础。郭永洪和傅泽田^[69]对水产养殖中鱼病诊断的具体内容和特征进行分析，提出了将案例知识与规则相结合的方法，有效地解决了鱼病诊断时效性差的问题，并提高了系统的运行效率。除此之外，基于模型诊

断和数据驱动的诊断方法已逐步应用,基于这两种方式的人工智能技术在使用时通常利用传感器、物联网等设备对鱼类个体参数进行采集,计算机再根据这些参数判断出鱼类个体是否发生疾病以及疾病的种类等。例如, Xu 和 Wu^[70] 将粗糙集与神经网络紧密联系起来建立了高性能系统,该模型综合了粗糙集的强大提取能力和神经网络出色的分类能力,可实现对鱼类疾病快速、大规模诊断。

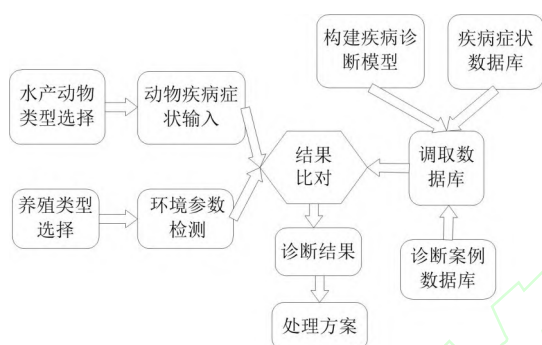


图4 鱼类疾病诊断流程图

Fig. 4 Flowchart of fish disease diagnosis

无论是模型诊断、案例推理还是诊断系统等方法,都是在鱼类个体表面发生了一定形状改变后进行的病害诊断,容易错过最佳治疗期,因此对病害进行早期诊断极为重要。

单一的性状监测无法准确反映水产生物疾病状态。因此,综合分析生物多个表型性状,并建立复杂的诊断模型将为未来疾病类型的确定和治疗提供更多的可靠依据。但由于鱼类发病的周期时间以及发病种类都是不固定因素,且水产养殖环境中覆盖面积大、获得自然水环境下的病鱼图片困难较大、影响因素多、研究成本较高,因此近年来大多采用生物病毒检测等方法进行鱼类疾病的诊断,但智能化程度较低。在今后的发展中,可将人工智能技术与病毒检测等方法结合使用,确保疾病判断的准确性和方法的适用性。

2.4 水产养殖环境感知与调控

水环境是水生生物赖以生存的环境,水环境的优劣将直接影响水产品的生长和发育情况。优质的水环境是保障水产养殖产量和质量的关键因

素^[71,72]。基于人工智能技术的水产养殖环境调控主要集中在水质预测和增氧控制两方面,本节通过对人工智能技术在这两方面的应用现状进行阐述,以期对养殖人员预测水质参数的变化、预防水产生物疾病、降低经济损失和风险等提供指导^[73,74]。

2.4.1 水质预测

对水质参数进行实时监测和调控是水产养殖过程中的重要环节,也是保证水产品质量的重要措施。目前传感器、物联网等技术手段已经在水质环境大面积实时监测中得到应用,然而由于水质参数存在非线性、随机性以及依赖性等特点,硬件监测无法实现有效地预测^[75]。在实际水产养殖中,水质环境参数不仅特征复杂且相互影响,使得预测的难度大大增加,水质环境预测也成为近几年学者在水产养殖领域的研究热点之一^[76]。基于人工智能技术的水质环境预测是指借助计算机软、硬件技术,寻求某些不能或者不易测量的变量与其余易获取变量之间的关系,通过测量相关的辅助变量间接的获取被估计主导变量的含量,常用方法包括灰色预测法、回归分析、神经网络和支持向量机等^[77,78]。在人工智能发展初期,主要采用机器学习的方法建立参数预测模型,基于该方法进行水质预测主要采用的算法和处理流程如图5所示。但在进行大量数据处理时,预测模型缺乏鲁棒性,长期建模能力和普遍性也较差,无法充分反映数据的本质特征,随着深度学习技术逐步兴起,良好的应用性和非线性逼近能力弥补了传统方法的不足^[79,80]。

早在1925年,美国学者 Phelps 和 Streeter 在对 Ohio 河污染情况的可度量水质因素的分析过程中,首次提出并创建了氧平衡模型,该模型具有一定的实际应用价值^[81]。近年来,中国在水质预测方面已取得较大进步。刘双印^[82]提出了基于最小二乘支持向量回归机的水质非线性组合预测预警方法,与前向神经网络相比,该方法的均方根误差 MSE 和运行时间分别降低了 67.9% 和 2.3464 s,可以基本满足水产养殖溶解氧预测的

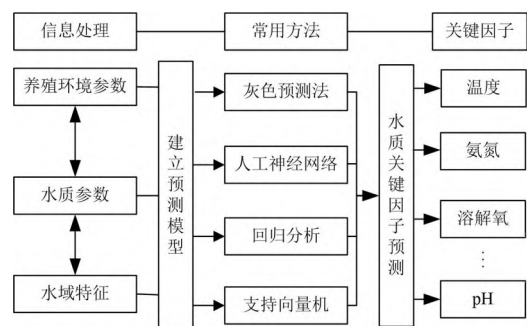


图5 基于机器学习的水产养殖环境因子预测流程

Fig. 5 Prediction flow chart of aquaculture environmental factors based on machine learning

需要。孟连子^[83]采用支持向量回归机的方法，选择径向基核函数，然后通过网格搜索法全面搜索并逐级缩小最优参数的搜索范围，实现了最佳参数的自动获取，对不同程度水质污染情况的预测准确率均在92%以上。宦娟^[84]通过对溶解氧时间序列进行自相关分析并用自适应蚁群算法以及最小二乘支持向量机参数建立最优预测模型，模型的均方根误差 MSE 为0.1745，决定系数 R^2 为0.9843，具有较好的预测精度和泛化能力。Liu等^[85]通过分析溶解氧与外界时空关系的表征特征、学习原理、因子序列等，利用注意力机制循环神经网络实现了对溶解氧短期和长期的准确预测。

尽管目前已经开展了众多水质多因子预测模型的研究，但由于这类预测模型大多在实验室条件下进行，可解决实际问题的应用较少。因此，目前对水质综合状况的预测预警理论和方法研究仍处于探索阶段，还需结合实际生产情况，重点关注可实际应用的多因子水质情况预测方法。

2.4.2 增氧控制

溶解氧作为水产养殖环境中最重要的制约性因子之一，水质低氧或高氧都会严重影响水下生物的生长和产出，甚至造成大面积死亡，恶化水质环境。以鱼类为例，一般鱼类对于溶解氧的最适需求量为5 mg/L，当水中溶解氧低于3 mg/L时，鱼类减少摄食，逐渐停止生长；当溶解氧小于2 mg/L时，鱼类开始浮头；当溶解氧小于1 mg/L

时，鱼类开始大量死亡^[86]。因此，对水产养殖环境中溶解氧含量的精准监测和控制可为水质管理提供有效的指导，降低水产养殖的经济损失和风险^[87]。传统水产养殖模式中的增氧方法存在监测和控制分离，传输能量消耗大，增氧能耗高，极易产生富氧和缺氧等问题。基于人工智能的增氧方法是指利用传感器等监测设备对池塘中的溶解氧含量进行实时检测，再将获取的数据通过物联网反馈给智能控制系统，智能控制系统根据适用该养殖场内生物生长溶解氧含量的上限和下限，对增氧机进行智能控制，从而提高操作的可靠性和易用性，节省大量人力物力^[88]。

基于人工智能进行增氧控制的方法主要分为直接控制和预测控制两种。直接控制是指智能系统根据水质实时环境直接制定方案进行控制，常用方法有模糊控制^[89]和专家系统控制^[90]两种。预测控制是指在充分掌握溶解氧变化规律的基础上进行的智能控制，常用的方法有时间序列、数理统计、神经网络以及支持向量机，或几种方法结合使用^[91]。人工智能增氧控制系统具有计算、知识处理、协同能力，可以弥补单独使用增氧机系统不能直接和环境交互的缺点，在水产养殖智能控制中融入人工智能技术已是大势所趋。

掌晓峰等^[92]提出了基于模糊径向基(Fuzzy Radial Basis Function, RBF)神经网络改进的PID控制策略，在某中华绒螯蟹养殖基地进行控制器应用试验对比，试验结果证明所提出的控制方法比模糊PID控制方法超调量缩小2倍，达到稳态用时缩短了10 min，最大稳态误差减小了3倍。简玉梅^[93]根据池塘养殖规模的差异，基于多Agent的方法，建立了多因素影响下溶解氧的模糊控制算法，分别设计了单台增氧机溶解氧闭环控制模型和多台增氧机联动控制模型，发现基于多Agent水产智能增氧的能耗较以往有明显降低。Huang等^[94]通过溶解氧监测系统，建立了水产养殖环境中溶解氧的数学模型，在模糊控制理论的基础上，实现了溶解氧的模糊控制。

江南大学郭亚团队在长短时记忆网络模型的基础上,优化反向传播时的损失函数,提出了提高溶解氧含量估算精度的溶解氧预测模型 LDO-LSTM^[95],并研发了基于荧光法的溶解氧传感器,能够精准感知和预测溶解氧含量^[96],为增氧控制提供了高效的决策方案,对降低水产养殖成本、提高溶解氧估算精度有着重要的作用。

一套完整的增氧控制系统不仅能实时监测池塘中溶解氧含量,还具备定时控制、阈值控制、变频控制等功能。目前国内已开发的增氧控制系统基本可以达到水产养殖行业中日常运行要求,但系统集成度较差,所需成本较高。在未来的发展中,还应重点提高增氧控制系统的智能化、精准控制、稳定运行、高度集成水平,从而在实际

生产中可以准确判断当前池塘溶解氧状态,及时输出相应的控制决策,有效地节约劳动力投入、减少电力能源消耗、降低养殖生产风险,进一步促进传统养殖生产的方式转变。

2.5 水产养殖水下机器人

水产养殖水下机器人又称为无人水下潜水器,是指可以对水产养殖水体环境进行远程监测、感知养殖对象信息和实现智能作业功能的机器人,可实现清理、放苗、饲养、管理、收获等智能化作业,但目前大多处于实验室研究阶段,未能在实际生产中广泛应用。水下机器人根据与水面支持系统间的联系方式可以分为遥控水下机器人和自治水下机器人两类,其涉及的关键技术分类和应用如图6所示。



图6 水下机器人关键技术分类应用^[97]

Fig. 6 Key technologies classification and application of underwater robots

遥控水下机器人是指通过脐带缆和母船进行通信,由母船通过电缆向其提供动力、实施遥控操作。遥控水下机器人多为开架式结构,易于布置和安装设备,具有作业能力强、适应能力强和操作灵活等优点。其缺点一是因电缆长度有限导

致活动范围较小,二是因电缆碰撞失效和断裂导致本体丢失的可能。自治水下机器人自带动力,和母船之间没有脐带缆连接,可以通过自主决策来完成运动路径的规划,多呈流线型来减小运动阻力从而获取更长的工作时间,具有活动范围

大、智能化、隐蔽性好等优点，缺点则是作业时间受携带的动力限制^[98,99]。水下机器人将人工智能、探测识别、信息融合、智能控制、模式识别、系统集成等技术应用于同一载体上，完成如电缆敷设检查、海底矿藏调查、捞救作业、环境监测及江河水库大坝检查等工作。

中国于20世纪90年代开始研究水下机器人，目前国内利用人工智能在水下机器人中的应用研究团队主要来自哈尔滨工程大学、中国科学院沈阳自动化研究所、中国船舶科学研究中心、浙江大学、华中科技大学等^[100]。本节从目标识别、路径规划与导航、控制与作业3方面说明人工智能技术如何在水下机器人领域中应用，以及研究现状和技术瓶颈。

2.5.1 目标识别

水产养殖水下机器人为实现定位和作业首先要进行水下目标的识别，在准确获取目标信息后才能做出决策控制。基于人工智能技术的目标识别是指利用计算机视觉的方法，对水下摄像机采集的图像进行智能化信息提取，之后对图像感兴趣区域利用边界、聚类、阈值、区域和人工神经网络等分割方法进行处理^[101]，提取出感兴趣区域后再用主动轮廓法^[102]、神经网络^[103]、多特征融合^[104]和机器学习^[105]等方法进行目标识别，无需外界干预，能够基本满足水下近距离快速准确识别目标的要求，并且具有较强的适应性。Cai等^[106]针对目标识别时面临的水质浑浊和目标遮挡等问题，提出了一种基于转移强化学习的多自主水下机器人协同目标识别方法，对干扰环境下的目标信息进行了强化训练，保证了算法的实时性；在浑水、目标遮挡、光线不足、背景复杂以及目标重叠5种环境下进行仿真实验，发现所提出的模型可以减少相似数据的重复计算，确保该方法的时效性。汤中强^[107]针对水下目标的三维位置估计问题，采用加速稳健特征点(Speeded Up Robust Features, SURF)的光流跟踪法对特征点进行跟踪，该算法在成本低于传感器测量的基础上，可对目标物实时定位，为机器

人水下作业提供了保障。贾玉珍和王玥^[108]为了削弱复杂恶劣的环境对水下成像造成的不利影响，并满足水下机器人目标识别任务实时性的需求，提出了基于人工鱼群算法优化BP神经网络的水下目标识别算法，试验结果表明该方法的准确率较粒子群优化神经网络和免疫遗传算法高出2%左右。

目前水下摄像机采集图像的质量受海水浊度和能见度影响很大，总体成像距离较短。由于水下成像环境较为复杂，在成像过程中水体对光散射和吸收效应等影响，导致一般成像设备的作用距离只有几米到十几米，且图像质量具有对比度低、边缘模糊、色彩丢失、噪声严重等不足，极大影响了水下目标的精准识别与定位。因此，研究利用的水下图像恢复算法和智能识别算法是提高水下目标识别准确性的关键。

2.5.2 路径规划与导航

水下机器人导航与定位是水下机器人进行路径规划以及准确作业的关键。由于水产养殖环境复杂，使得机器人在水下导航与定位比在陆地困难。基于人工智能的水下机器人路径规划是指水下机器人通过视觉系统获取水中环境图像，提取图像中的特征点实现全局和局部特征的匹配，同时使用滤波算法获得所需的理想边缘特征点，最终结合水下机器人和障碍物相关参数进行相应的路径规划，其主要方法分为建模和路径搜索两种^[109-111]。其中路径规划方法包括群智能和机器学习。群智能方法将路径规划问题转化为最优搜索问题，但该方法较依赖先验的环境知识，而具有自主学习能力的机器学习方法无需考虑环境因素，可以更好地解决水下机器人在未知环境下的局部路径规划问题。

表2对目前常用的各类智能路径规划方法的优缺点进行了比较，并列举了最新的研究进展。

从表2中可以看出，基于人工智能的各类路径规划方法已在水下机器人路径规划中广泛应用，但仍存在一些需要解决的问题。例如，基于蚁群算法的路径规划方法无法适用水下机器人运

表2 典型智能路径规划算法
Table 2 Typical intelligent path planning algorithms

方法	优点	缺点	验证类型
粒子群算法 ^[112-114]	鲁棒性较好,初期收敛速度快	搜索后期收敛速度慢	仿真
蚁群算法 ^[115-117]	鲁棒性较好,初期收敛速度快	搜索后期收敛速度慢	仿真
狼群算法 ^[118,119]	良好的收敛性和鲁棒性,全局优化较好	参数多,运算时间长	仿真
退火算法 ^[120]	精确度较高,可获取全局极点	收敛速度慢,随机性大 容易陷入局部最小值	试验
遗传算法 ^[121-123]	适应性广泛,局部最优解	处理速度慢,稳定性差	仿真
差分进化算法 ^[124,125]	鲁棒性优于遗传算法	处理速度慢,稳定性差	仿真
人工神经网络 ^[126-128]	学习能力强,鲁棒性较好	泛化性能不佳,速度慢	仿真

动速度较快的情况。基于人工神经网络的路径规划方法需要大量的数据样本,所需训练时间较长。针对以上问题,可考虑利用深度学习可靠稳定、准确率高的特点,实现水下机器人在无任何训练的前提下进行局部路径规划。

2.5.3 控制与作业

作业控制是水下机器人在水产养殖中实现自主作业的核心,对于水下机器人实现高精度、高稳定性作业具有重要意义。由于水产养殖环境的复杂性、作业对象的多样性和脆嫩易损性,要求水下机器人能够精确稳定地控制本体、机械臂和末端执行器,在作业过程中实现自主行走、机器臂准确达到目标点、末端执行器自主动作的有机协调,最终达到高精度、自主式作业的目的^[129]。人工智能技术在水下机器人应用中的最大优势在于无需事先了解水下机器人动力学知识,可对全部或部分非线性动力模型进行学习,并计算控制策略模型,当控制正确率足够高时,再将仿真计算中的控制策略模型作为初始模型移植到水下机器人平台并在真实的水产环境下学习。

随着人工智能技术的广泛应用,国内外学者主要利用神经网络、自适应控制、模糊控制等方法对水下机器人进行作业控制^[130]。Xu等^[131]提出了神经模糊控制器来实现水下机器人操作系统跟踪控制。虽然模糊控制器是一种不依赖于模型的智能控制方法,但是模糊控制的规则调整比较复杂,因此在实际应用中具有一定的难度。韩凌云^[132]利用径向基神经网络控制器整体补偿控制水下机器人运动,并利用Lyapunov方法证明了

控制系统的渐近稳定性,通过仿真验证了该自适应控制系统的灵活性、自适应性和可行性。Carlucho等^[133]开发了适用于水下机器人自适应控制系统的强化学习框架,该框架将最原始的感知信息作为输入,并输出连续的控制策略行为,可有效解决自主水下机器人控制中命令混乱问题。

目前人工智能技术在水下机器人中的应用研究多数都是在实验室条件下进行的,与农田、果园中的机器人相比,水产养殖中的机器人和智能装备面临的最大问题就是环境,水下机器人会受到风、浪、水压、酸碱度等复杂因素的严重干扰。因此,在未来的发展中,需重点关注水下信号传输技术和图像处理技术,这将为提高复杂环境下水下机器人作业精度提供新策略。除此之外,还需将机械手的精细化作业融合机械手的控制方法和抓取策略等内容作为研究重点,基于逆向强化学习的方法,机械手可以推测主从式机械手操作人员的意图,从而快速学习操作专家经验,这也是水下机械手智能作业的一个发展方向。

3 未来展望与建议

人工智能技术在水产养殖中的应用主要在生命信息获取、生长调控与决策、疾病预测与诊断、环境感知与调控、水下机器人等领域。本文阐述了人工智能技术在上述领域的研究和应用的相关技术及最新进展,深度分析了在上述领域应用中仍存在的待解决问题和困难。水产养殖环境特有的生产方式、气候条件、地理位置、局域环境、生物组成等因素的不确定性制约着人工智能

技术在水产养殖中的大范围应用, 目前基于人工智能技术在水产养殖中的各项应用大多处于试验阶段, 不能有效地转成产业。尽管如此, 人工智能技术仍然在数据处理、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方法。

(1) 生命信息获取。生命信息获取的手段需要进一步改善, 以获得更加完善、全面的相关数据。例如用信息融合的方法将计算机视觉与传感器、声学等技术结合, 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监测“死角”的缺陷, 实现更加全面和智能化的水产养殖个体信息获取。

(2) 生长调控与决策。遥感卫星图像和地理信息系统是预测模型的有效方法。目前遥感卫星图像已用于估计海洋或淡水中的绿素与鱼类生长之间的关系。因此, 在未来的发展中可以进一步确定遥感图像等与水产养殖中生物生长之间的关系, 将人工智能技术与地理信息系统相结合开展更多可适用实际生产中调控决策应用, 并尝试解决各类养殖环境下引起的客观问题, 提出可解决养殖生产问题的决策建议。

(3) 鱼类疾病预测和诊断。尽管研究团队已开发了很多可投入使用的鱼类疾病诊断系统, 但都是对已发生疾病种类的判断, 仅起到辅助诊断的作用。而根据实际生产需要, 鱼类疾病的预测更加有助于提早发现病情, 可重点关注以深度学习为基础的鱼病预测方法, 从时间序列和空间特征两方面考虑, 有效融合鱼病领域知识和深度学习方法, 构建可解释性强的预测模型是未来技术创新的重要方向

(4) 环境感知。由于水产养殖中水质和环境的影响因素较多且复杂, 所需使用的环境感知传感器种类较多, 且变量不易控制, 模型预测和控制的通用性也较差。人工智能技术在此方向上有很大的发展空间, 硬件系统方面可集成水质传感器与摄像机, 开发集水质参数和水下图像一体的环境感知系统。软件方面可进一步探索深度学

习、决策树等多因子参数预测和有效控制方法在环境感知中的应用。

(5) 水下机器人。从国内外发展情况来看, 可实际应用和操作的水下机器人大多在深远海网箱养殖环境中, 在池塘养殖、工厂循环水养殖中作业的小型机器人较少, 需将人工智能技术更多应用在池塘养殖、工厂循环水养殖机器人的研发上, 发展高可靠性、高集成度并具有综合补偿和校正功能的小型机器人。除此之外, 还需重点研究干扰较大环境下目标生物的快速准确识别算法, 提高水产养殖水下作业机器人目标识别速度和准确性。在水产养殖水下机器人可稳定作业的前提下, 提升控制系统的自适应性和容错能力。

针对中国目前水产养殖发展现状, 建议加快推进渔业数字化转型升级, 在国家现代农业示范区开展水产养殖数字渔业示范, 对水产养殖区域开展全天候、全覆盖、全状态数字化管理平台建设。开发出一批具有实用价值的数据库和信息管理系统, 突显渔业信息技术创新对产业发展的推动作用。大力加强陆基工厂、网箱、工程化池塘养殖的标准化建设, 重点完善移动互联网、云计算、大数据信息系统安全保障体系架构, 对关键数据安全进行防护和测评。推进渔业数字化资源的分类和分级管理, 实现全国统一、互联互通的渔业精细管理。

参考文献:

- [1] ANTONUCCI F, COSTA C. Precision aquaculture: A short review on engineering innovation[J]. Aquaculture International, 2020, 28(1): 41-57.
- [2] FAO. The state of food security and nutrition in the world 2018[EB/OL]. [2020-06-10]. <http://www.fao.org/3/I9553EN/i9553en.pdf>.
- [3] 封帅, 周亦奇. 人工智能时代国家战略行为的模式变迁——走向数据与算法的竞争[J]. 国际展望, 2018, 10(4): 34-59.
FENG S, ZHOU Y. Changes of national strategic behavior mode in the age of artificial intelligence—Towards the competition of data and algorithms[J]. International Outlook, 2018, 10(4): 34-59.
- [4] 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.
- CHEN G, LI J, CHEN H, et al. Research progress of artificial intelligence technology in agriculture in the era of big data[J]. China Agricultural Digest-Agricultural Engineering, 2019, 31(1): 12-16.
- [5] 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 Y, LI D, LI Z, 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.
- [6] SHORTIS M. A review of techniques for the identification and measurement of fish in underwater stereo-video image sequences[C]// Videometrics, Range Imaging, and Applications XII and Automated Visual Inspection. Bellingham, WA, USA: International Society for Optics and Photonics, 2013.
- [7] ZHENG H, ZHANG R, YANG C, et al. A method for real-time medaka (*Oryzias latipes*) detection base on machine vision technology[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 442: 494-500.
- [8] LI D, HAO Y, DUAN Y. Nonintrusive methods for biomass estimation in aquaculture with emphasis on fish: A review[J]. Reviews in Aquaculture, 2019, 12(3): 1390-1411.
- [9] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [10] SABERIOON M, GHOLIZADEH A, CISAR P, et al. Application of machine vision systems in aquaculture with emphasis on fish: State-of-the-art and key issues[J]. Reviews in Aquaculture, 2017, 9(4): 369-387.
- [11] ZION B. The use of computer vision technologies in aquaculture: A review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 88: 125-132.
- [12] SANTOS AADOS, GONCALVES W N. Improving pantanal fish species recognition through taxonomic ranks in convolutional neural networks[J]. Ecological Informatics, 2019, 53: ID 100977.
- [13] 顾郑平, 朱敏. 基于深度学习的鱼类分类算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(1): 200-205.
- GU Z, ZHU M. Fish classification algorithm based on deep learning[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(1): 200-205.
- [14] KHOTIMAH W N, ARIFIN A Z, YUNIARTI A, et al. Tuna fish classification using decision tree algorithm and image processing method[C]// 2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2015.
- [15] TIDD R A, WILDER J. Fish detection and classification system[J]. Journal of Electronic Imaging, 2001, 10(1): 283-288.
- [16] HU J, LI D, DUAN Q, et al. Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 88: 133-140.
- [17] 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: ID 101088.
- [18] 吴一全, 殷骏, 戴一冕, 等. 基于蜂群优化多核支持向量机的淡水鱼种类识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 312-319.
- WU Y, YIN J, DAI Y, et al. Identification method of freshwater fish species using multi-kernel support vector machine with bee colony optimization[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(16): 312-319.
- [19] 胡涛. 基于深度学习的鱼类识别研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
- HU T. Research on fish recognition based on deep learning[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2019.
- [20] ISRAELI D, KIMMEL E. Monitoring the behavior of hypoxia-stressed *Carassius auratus* using computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 1996, 15(6): 423-440.
- [21] FUREVIK DM, SMUND B, HUSE I, et al. Surface activity of Atlantic salmon (*Salmo salar* L) in net pens[J]. Aquaculture, 1993, 10(2): 119-128.
- [22] MIRAT O, STERNBERG J R, SEVERI K E. ZebraZoom: An automated program for high throughput behavioral analysis and categorization[J]. Frontiers in Neural Circuits, 2013, 7: 1-12.
- [23] FUKUNAGA T, KUBOTA S, ODA S, et al. Group tracker: Video tracking system for multiple animals under severe occlusion[J]. Computational Biology and Chemistry, 2015, 57: 39-45.
- [24] PEREZ-ESCUADERO A, VICENTE-PAGE J, HINZ R C, et al. IdTracker: Tracking individuals in a group by automatic identification of unmarked animals[J]. Nature Methods, 2014, 11(7): 743-748.
- [25] ALZUBI H S, AL-NUAIMY W, BUCKLEY J, et al. An intelligent behavior-based fish feeding system[C]// 2016 13th International Multi-Conference on Systems,

- Signals & Devices (SSD). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2016.
- [26] 张重阳, 陈明, 冯国富, 等. 基于多特征融合与机器学习的鱼类摄食行为的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2019, 45(1): 97-102.
- ZHANG C, CHEN M, FENG G, et al. Detection method of fish feeding behavior based on the multi-feature fusion and the machine learning[J]. Hunan Agricultural University (Natural Sciences), 2019, 45(1): 97-102.
- [27] PAUTSINA A, CISAR P, STYS D, et al. Infrared reflection system for indoor 3D tracking of fish[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 69: 7-17.
- [28] WEI Y, ZHENG D, HU L, et al. Research on intelligent bait casting method based on machine vision technology[J]. Advanced Materials Research, 2015, 1073-1076: 1871-1874.
- [29] LOPES F, SILVA H, ALMEIDA J M, et al. Fish farming autonomous calibration system[C]// OCEANS-2017. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2017: 1-6.
- [30] SABERIOON M, CISAR P. Automated within tank fish mass estimation using infrared reflection system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150: 484-492.
- [31] HUXLEY J S. Constant differential growth-ratios and their significance[J]. Nature, 1924, 114: 895-896.
- [32] LE E D. The length-weight relationship and seasonal cycle in gonad weight and condition in the perch (*Perca fluviatilis*) [J]. Journal of Animal Ecology, 1951, 20: 201-219.
- [33] HAO M, YU H, LI D. The measurement of fish size by machine vision-a review[C]// International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture. Berlin, German: Springer International Publishing AG, 2015: 15-32.
- [34] PEREZ D, FERRERO FJ, ALVAREZ I, et al. Automatic measurement of fish size using stereo vision[C]// IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2018: 1-6.
- [35] 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.
- [36] COSTA C, LOY A, CATAUDELLA S, et al. Extracting fish size using dual underwater cameras[J]. Aquacultural Engineering, 2006, 35(3): 218-227.
- [37] DE VERDAL H, VANDEPUTTE M, PEPEY E, et al. Individual growth monitoring of European sea bass larvae by image analysis and microsatellite genotyping[J]. Aquaculture, 2014, 434: 470-475.
- [38] VIAZZI S, SVANHOESTENBERGHE, GODDEERIS B, et al. Automatic mass estimation of Jade perch *Scortum barcoo* by computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 64: 42-48.
- [39] PANWAR S, KUMAR A, SINGH K N, et al. Growth modelling and forecasting of common carp and silver carp: A re-parametrisation approach[J]. Indian Journal of Fisheries, 2018, 65(3): 99-104.
- [40] SINGHI N O, PAUL A K, SINGH N G, et al. Modeling seasonal growth of fish using modified Gompertz model with sine wave function[J]. Indian Journal of Animal Sciences, 2011, 81(6): 648-650.
- [41] SINGH N O, KUMAR P, BHAR L M, et al. Forecasting of fish production from ponds—A nonlinear model approach[J]. Indian Journal of Sciences, 2013, 60(2): 67-71.
- [42] HAMRE J, JOHNSEN E, HAMRE K. A new model for simulating growth in fish[J]. PeerJ, 2014: ID e244.
- [43] 孙洪进. 农业管理决策支持系统的研制和开发与发展对策[J]. 农业与技术, 2017, 37(14): 25.
- SUN H. Research and development of agricultural management decision support system and development countermeasures[J]. Agriculture and Technology, 2017, 37(14): 25.
- [44] COBO A, LLORENTE I, LUNA L, et al. A decision support system for fish farming using particle swarm optimization[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 161: 121-130.
- [45] SUPRIATNA A K, RAMADHAN A P, HUSNIAH H. A decision support system for estimating growth parameters of commercial fish stock in fisheries industries[C]// 1st International Conference on Computer Science and Computational Intelligence (ICCS CI) Amsterdam, Netherlands: Elsevier B. V., 2015, 59: 331-339.
- [46] SHOLAHUDDIN A, RAMADHAN A P, SUPRIATNA A K, et al. The application of ANN-Linear perceptron in the development of DSS for a fishery industry[C]// 3rd Information Systems International Conference. Amsterdam, Netherlands: Elsevier B. V., 2015, 72: 67-77.
- [47] KAMISSETTI S, SHALIGRAM A, SADISTAP S. Smart electronic system for pond management in fresh water aquaculture[C]// 2012 IEEE Symposium on Industrial Electronics and Applications. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2012.

- [48] 俞国燕, 张宏亮, 刘峰春, 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 G, ZHANG H, LIU H, et al. Research summary on fish feeding strategies in aquaculture[J]. Fishery Modernization, 2020, 47(1): 1-6.
- [49] ZHOU C, XU D, LIN K, et al. Intelligent feeding control methods in aquaculture with an emphasis on fish: A review[J]. Reviews in Aquaculture, 2018, 10: 975-993.
- [50] ZHOU C, ZHANG B, LIN K, et al. Near-infrared imaging to quantify the feeding behavior of fish in aquaculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 135: 233-241.
- [51] 漏斗式投喂系统 CCS Series[EB/OL]. [2020-9-20]. <https://www.agriexpo.cn/prod/akva-group/product-174736-105877.html>.
- [52] ATOUM Y, SRIVASTAVA S, LIU X. Automatic feeding control for dense aquaculture fish tanks[J]. ISPL, 2015, 22: 1089-1093.
- [53] 陈彩文, 杜永贵, 周超, 等. 基于图像纹理特征的养殖鱼群摄食活动强度评估[J]. 农业工程学报, 2017, 33(5): 232-237.
CHEN C, DU Y, ZHOU C, et al. Intensity assessment of feeding activity of farmed fish based on image texture features[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(5): 232-237.
- [54] 陈澜, 杨信廷, 孙传恒, 等. 基于自适应模糊神经网络的鱼类投喂预测方法研究[J]. 中国农业科技导报, 2020, 22(2): 91-100.
CHEN L, YANG X, SUN C, et al. Fish feeding prediction method based on adaptive network fuzzy inference system[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2020, 22(2): 91-100.
- [55] 周超, 徐大明, 吝凯, 等. 基于近红外机器视觉的鱼类摄食强度评估方法研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 76-84.
ZHOU C, XU D, LIN K, et al. Evaluation of fish feeding intensity in aquaculture based on near-infrared machine vision[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 76-84.
- [56] 赵建, 鲍伟君, 叶章颖, 等. 基于不同检测方法的养殖鱼类昼夜摄食节律研究进展[J]. 渔业现代化, 2016, 43(2): 17-21, 38.
ZHAO J, BAO W, YE Z, et al. Different detection methods based research progress on diel feeding rhythms of cultured fishes[J]. Fishery Modernization, 2016, 43(2): 17-21, 38.
- [57] 赵建. 循环水养殖游泳型鱼类精准投喂研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- ZHAO J. Precise feeding for the swimming fish in recirculating aquaculture system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [58] SKOIE K R, ALVER MO, ALFREDSEN J A. A computer vision approach for detection and quantification of feed particles in marine fish farms[C]// IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2014: 1648-1652.
- [59] HUNG C C, TSAO S C, HUANG K H, et al. A highly sensitive underwater video system for use in turbid aquaculture ponds[J]. Scientific Reports, 2016, 6: ID 31810.
- [60] 张锋, 尹纪元. 全国水生动物疾病远程辅助诊断服务网在水产病害防控中的应用[J]. 中国水产, 2019(2): 21-23.
ZHANG F, YIN J. Application of the national aquatic animal disease remote aided diagnosis service network in the prevention and control of aquatic diseases[J]. China Aquaculture, 2019(2): 21-23.
- [61] LI N, WANG R M, ZHANG J, et al. Developing a knowledge-based early warning system for fish disease/health via water quality management[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 6500-6511.
- [62] 陈浩成, 袁永明, 张红燕, 等. 池塘养殖疾病诊断模型研究[J]. 广东农业科学, 2014, 41(7): 186-189.
CHEN H, YUAN Y, ZHANG H, et al. Study on pond culture disease diagnosis model[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2014, 41(7): 186-189.
- [63] 温继文, 李道亮, 傅泽田, 等. 鱼病诊断专家系统中概念模型的构建[J]. 农业系统科学与综合研究, 2006, 22(3): 208-211.
WEN J, LI D, FU Z, et al. A conceptual model in fish disease diagnosis expert system[J]. System Sciences and Comprehensive Studies in Agriculture, 2006, 22(3): 208-211.
- [64] HAN Q. Development and application of remote intelligent diagnosis mobile phone system for animal diseases[J]. Revista Científica, Facultad de Ciencias Veterinarias, Universidad del Zulia, 2019, 29(2): 393-401.
- [65] 王成志, 黄少涛, 纪荣兴. 鱼病诊疗专家系统——“鱼医生”[J]. 集美大学学报, 1997(3): 35-41.
WANG C, HUANG S, JI R. Fish doctor-an expert system for diagnosing and treating the fish disease[J]. Journal of Jimei University, 1997(3): 35-41.
- [66] 温继文, 傅泽田. 基于分布式网络体系结构的鱼病诊断智能系统的实现[J]. 计算机应用研究, 2006(2): 31-34.
WEN J, FU Z. Realization of fish disease diagnosis ex-

- pert system based on distributing network[J]. Application Research of Computers, 2006(2): 31-34.
- [67] HORI K. An ontology of strategic knowledge: Key concepts and applications[J]. Knowledge-based Systems, 2000, 13: 369-374
- [68] ISHINO Y, HORI K, NAKASUKA S. Concept development of consumer goods utilizing strategic knowledge[J]. Knowledge-based Systems, 2000, 13(6): 417-427.
- [69] 郭永洪, 傅泽田. 基于案例推理(CBR)的鱼病诊断模型研究[J]. 计算机与现代化, 2005(9): 1-4.
GUO Y, FU Z. Research on fish disease diagnosis model based on CBR[J]. Computer and Modernization, 2005(9): 1-4.
- [70] XU M, WU Y. Fish diseases diagnosis based on rough set and neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(7): 1738-1741.
- [71] JOHNSON O, SAHLIN D, LINDE J, et al. A mid-ranging control strategy for non-stationary processes and its application to dissolved oxygen control in a bioprocess[J]. Control Engineering Practice, 2015, 42: 89-94.
- [72] CHEN Y, CHENG Y, CHENG Q, et al. Short-term prediction model for ammonia nitrogen in aquaculture pond water based on optimized LSSVM[J]. International Agricultural Engineering Journal, 2017, 26(3): 416-427.
- [73] YU H, CHEN Y, HASSAN S, et al. Dissolved oxygen content prediction in crab culture using a hybrid intelligent method[J]. Scientific Reports, 2016, 6: ID 27292.
- [74] ZHANG S, LI M, CHENG J, et al. Response and environmental assessment of two Chinese conventional carps to water quality regulation in recirculating aquaculture[J]. Aquaculture Engineering, 2016, 74: 180-185.
- [75] 李道亮, 杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 1-20.
LI D, YANG H. State-of-the-art review for internet of things in agriculture [J]. Transactions of the CSAM, 2018, 49(1): 1-20.
- [76] 笪英云. 基于机器学习理论的水质预测技术研究[D]. 金华: 浙江师范大学, 2015.
DA Y. Water quality predict based on machine learning technology[D]. Jinhua: Zhejiang Normal University, 2015.
- [77] WEI Y, JIAO Y, AN D. Review of dissolved oxygen detection technology: From laboratory analysis to online intelligent detection[J]. Sensors, 2019, 19(18): 3995-4033.
- [78] 尹宝全, 曹闪闪, 傅泽田, 等. 水产养殖水质检测与控制技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 1-13.
YIN B, CAO S, FU Z, et al. Review and trend analysis of water quality monitoring and control technology in aquaculture[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(2): 1-13.
- [79] LIU Y, ZHANG Q, SONG L, et al. Attention-based recurrent neural networks for accurate short-term and long-term dissolved oxygen prediction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: ID 104964.
- [80] HU Z, ZHANG Y, ZHAO Y, et al. A water quality prediction method based on the deep LSTM network considering correlation in smart mariculture[J]. Sensors, 2019, 19(6): 1-20.
- [81] SCHREINER S P, GAUGHAN M, MYINT T, et al. The exposure models of library and integrated model evaluation system: A modeling information system on a CD-ROM with world-wide web links[J]. Water Science and Technology, 1997, 36(5): 243-249.
- [82] 刘双印. 基于计算智能的水产养殖水质预测预警方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2014.
LIU S. Prediction and early-warning of water quality in aquaculture based on computational intelligence[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014.
- [83] 孟连子. 基于支持向量机的渔业养殖水质预测与预警[D]. 天津: 天津理工大学, 2016.
MENG L. Prediction and early-warning of fishery water quality based on support vector machine[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2016.
- [84] 宦娟. 水产养殖溶解氧智能预测方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
HUAN J. Research on intelligent prediction method of dissolved oxygen in aquaculture[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019.
- [85] LIU Y, ZHANG Q, SONG L, et al. Attention-based recurrent neural networks for accurate short-term and long-term dissolved oxygen prediction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: ID 104964.
- [86] 于辉辉. 基于机器学习的池塘养殖水质关键因子预测方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2018.
YU H. Prediction research of water quality in aquaculture based on machine learning method[D]. Beijing: China Agricultural University, 2018.
- [87] TA X, WEI Y. Research on a dissolved oxygen prediction method for recirculating aquaculture systems based on a convolution neural network[J]. Computers

- and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 302-310.
- [88] SUBRATO G. Simple means of water aeration adopted by progressive fish breeders in West Bengal, India[J]. Aquaculture Asia Magazine, 2020, 24(1): 15-18.
- [89] YUSWANTORO D, NATAN O, ANGGA A N, et al. Fuzzy logic-based control system for dissolved oxygen control on indoor shrimp cultivation[C]// International Electronics Symposium on Engineering Technology and Applications (IES-ETA). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2018: 37-42.
- [90] ANGANI A, OH S M, KIM E S, et al. Realization of eel fish farm with artificial intelligence part 2: IoT based flow control using MQTT[C]// 2019 IEEE International Conference on Architecture, Construction, Environment and Hydraulics (ICACEH). Piscataway, New York, USA: IEEE, 2019: 97-100.
- [91] AZWAR, RASHID M M, HUSSAIN M A. Design of AI neural network based controller for controlling dissolved oxygen concentration in a sequencing batch reactor[J]. International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems, 2008, 12(2): 121-136.
- [92] 掌晓峰, 虞丽娟, 毛文武, 等. 基于 Zigbee 网络的中华绒螯蟹养殖中溶氧量智能控制系统研究与应用[J]. 上海大学学报, 2016, 6: 866-872.
- ZHANG X, YU L, MAO W, et al. The research and application of oxygen intelligent control based on Zigbee in *Eriocheir sinensis* aquaculture[J]. Journal of Shanghai University, 2016, 6: 866-872.
- [93] 简玉梅. 基于多 Agent 的水产智能增氧关键技术研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2014.
- JIAN Y. Research on key technologies of intelligent aquatic oxygen system based on multi-agent[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2014.
- [94] HUANG D, HU A, CHEN S, et al. A fuzzy control based on dissolved oxygen monitoring system in aquaculture[J]. INMATEH-Agricultural Engineering, 2013, 41(3): 45-54.
- [95] 朱南阳, 吴昊, 尹达恒, 等. 基于长短时记忆网络(LSTM)的蟹塘溶解氧估算优化方法[J]. 智慧农业, 2019, 1(3): 67-76.
- ZHU N, WU H, YIN D, et al. An improved method for estimating dissolved oxygen in crab ponds based on Long Short-Term Memory[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 67-76.
- [96] 顾浩, 王志强, 吴昊, 等. 基于荧光法的溶解氧传感器研制及试验[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(2): 48-58.
- GU H, WANG Z, WU H, et al. A fluorescence based dissolved oxygen sensor[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(2): 48-58.
- [97] 庞硕, 纠海峰. 智能水下机器人研究进展[J]. 科技导报, 2015, 33(23): 66-71.
- PANG S, JIU H. Current status of autonomous underwater vehicles research and development[J]. Science and Technology Review, 2015, 33(23): 66-71.
- [98] WANG L, YUE X, WANG H, et al. Dynamic inversion of inland aquaculture water quality based on UAVs-WSN spectral analysis[J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): ID 402.
- [99] WU H, HE S, DENG Z. Fishery monitoring system with AUV based on YOLO and SGBM[C]// 2019 Chinese Control Conference (CCC). Shanghai, China: Shanghai Systems Science Press, 2019: 4726-4731.
- [100] 林海燕, 王皓. 机器视觉技术在水下机器人中的应用研究现状及展望[J]. 信息记录材料, 2019, 20(9): 18-19.
- LIN H, WANG H. The application and prospect of machine vision technology in underwater robot[J]. Information Recording Material, 2019, 20(9): 18-19.
- [101] AGRAWAL S, XAXA D K. Survey on image segmentation techniques and color models[J]. International Journal of Computer Science & Information Technologies, 2014, 5(3): 3025-3030.
- [102] LIU T, WAN L, LIANG X. An image segmentation method of underwater targets based on active contour model[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 511-512: 457-461.
- [103] BAE H, KIM G, KIM J, et al. Multi-robot path planning method using reinforcement learning[J]. Applied Sciences-Basel, 2019, 9(15): ID 3057.
- [104] RIZZINI D L, KALLASI F, OLEARI F, et al. Investigation of vision-based underwater object detection with multiple datasets[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2015, 12: 1-13.
- [105] WANG H, DONG F, SONG L. Bubble-forming regime identification based on image textural features and the MCWA feature selection method[J]. IEEE Access, 2017, 5(99): 15820-15830.
- [106] CAI L, SUN Q, XU T, et al. Multi-AUV collaborative target recognition based on transfer-reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 39273-39284.
- [107] 汤中强. 基于视觉增强的水下机器人目标识别与定位[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- TANG Z. Target recognition and location of underwater vehicles based on vision enhancement[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.

- [108] 贾玉珍, 王玥. 基于人工鱼群优化BPNN的AUV目标识别方法[J]. 测控技术, 2015, 34(6): 34-40.
- JIA Y, WANG Y. AUV target recognition based on BPNN optimized by artificial fish-swarm algorithm[J]. Measurement & Control Technology, 2015, 34(6): 34-40.
- [109] XIONG C, LU D, ZENG Z, et al. Path planning of multiple unmanned marine vehicles for adaptive ocean sampling using elite group-based evolutionary algorithms[J]. Intelligent and Robotic Systems, 2020. doi: 10.1007/s10846-020-01155-7.
- [110] WANG X, YAO X, ZHANG L. Path planning under constraints and path following control of autonomous underwater vehicle with dynamical uncertainties and wave disturbances[J]. Intelligent and Robotic Systems, 2020. doi: 10.1007/s10846-019-01146-3.
- [111] SUN Y, RAN X, ZHANG G, et al. AUV 3D path planning based on the improved hierarchical deep Q network[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2020, 8(2): ID 145.
- [112] SUN J, LIU X. Path plan of unmanned underwater vehicle using particle swarm optimization[C]// 2015 International Conference on Intelligent Systems Research and Mechatronics Engineering. Amsterdam, The Netherlands: Atlantis Press B. V., 2015: 1764-1767.
- [113] ZHUANG Y, SHARMA S, SUBUDHI B, et al. Efficient collision-free path planning for autonomous underwater vehicles in dynamic environments with a hybrid optimization algorithm[J]. Ocean Engineering, 2016, 127: 190-199.
- [114] ZENG Z, SAMMUT K, Lian L, et al. A comparison of optimization techniques for AUV path planning in environments with ocean currents[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 82: 61-72.
- [115] ZADEH S, POWERS D, SAMMUT K, et al. A novel versatile architecture for autonomous underwater vehicle's motion planning and task assignment[J]. Soft Computing, 2018, 22(5): 1687-1710.
- [116] CHE G, LIU L, YU Z. An improved ant colony optimization algorithm based on particle swarm optimization algorithm for path planning of autonomous underwater vehicle[J]. Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020, 11(8): 3349-3354.
- [117] CAI W, ZHANG M, ZHENG Y. Task assignment and path planning for multiple autonomous underwater vehicles using 3D dubins curves[J]. Sensors, 2017, 17(7): ID 1607.
- [118] SHEN J, SHI J, XIONG L. A route planning method for underwater terrain aided positioning based on gray wolf optimization algorithm[J]. Intelligent Data Engineering and Automated Learning (Lecture Notes in Computer Science), 2017, 5: 126-133.
- [119] ZHANG L, ZHANG L, LIU S, et al. Three-dimensional underwater path planning based on modified wolf pack algorithm[J]. IEEE Access, 2017, 5: 22783-22795.
- [120] COUILLARD M, FAWCETT J, DAVISION M. Optimizing constrained search patterns for remote mine-hunting vehicles[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2012, 37(1): 75-84.
- [121] MAHMOUDZADEH S, YAZDANI A, SAMMUT K, et al. Online path planning for AUV rendezvous in dynamic cluttered undersea environment using evolutionary algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2018, 70: 929-945.
- [122] YAO P, ZHAO S. Three-dimensional path planning for AUV based on interfered fluid dynamical system under ocean current[J]. IEEE ACCESS, 2018, 6: 42904-42916.
- [123] ATAIEI M, YOUSEFI-KOMA A. Three-dimensional optimal path planning for waypoint guidance of an autonomous underwater vehicle[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 67: 23-32.
- [124] LI J, ZHANG R, YANG Y. Multi-AUV autonomous task planning based on the scroll time domain quantum bee colony optimization algorithm in uncertain environment[J]. Plos One, 2017, 12(11): ID e0188291.
- [125] ZHANG C, GONG Y, LI J, et al. Automatic path planning for autonomous underwater vehicles based on an adaptive differential evolution[C]// Gecco14: Proceedings of the 2014 Genetic and Evolutionary Computation Conference. Broadway, New York, USA: ACM Digital Library, 2014: 89-95.
- [126] ZHU D, LIU Y, SUN B, et al. Autonomous underwater vehicles path planning based on autonomous inspired Glasius bio-inspired neural network algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2019, 36(2): 183-191.
- [127] CAO X, ZHU D. Multi-AUV task assignment and path planning with ocean current based on biological inspired self-organizing map and velocity synthesis algorithm[J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2017, 23(1): 31-39.
- [128] NI J, WU L, SHI P, et al. A dynamic bioinspired neural network based real-time path planning method for autonomous underwater vehicles[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2017, 2017: ID 9269742.

- [129] FILARETOV V F, YUKHIMETS D A, SHCHER-BATYUK A F, et al. The method of tracking control of autonomous unmanned underwater vehicle motion[J]. *Mechatronics, Automation and Control*, 2014, 8: 46-56.
- [130] 李道亮, 包建华. 水产养殖水下作业机器人关键技术研究进展[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(16): 1-9.
- LI D, BAO J. Research progress on key technologies of underwater operation robot for aquaculture[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(16): 1-9.
- [131] XU B, PANDIAN S, SAKAGAMI N, et al. Neuro-fuzzy control of underwater vehicle-manipulator systems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2012, 349(3): 1125-1138.
- [132] 韩凌云. 基于RBF神经网络补偿器的水下机器人运动控制研究[D]. 济南: 山东大学, 2019.
- HAN L. Research on motion control of underwater vehicle based on RBF neural network compensator[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [133] CARLUCHO I, DE PAULA M, WANG S, et al. Adaptive low-level control of autonomous underwater vehicles using deep reinforcement learning[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 107: 71-86.

Recent Advances and Future Outlook for Artificial Intelligence in Aquaculture

LI Daoliang^{1,2*}, LIU Chang^{1,2}

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

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

Abstract: The production of China's aquaculture has changed from extensive model to intensive model, the production structure is continuously adjusting and upgrading, and the production level has been continuously improved. However, as an important part of China's agricultural production, aquaculture plays an important role in promoting the development of China's agricultural economy. Low labor productivity, production efficiency and resource utilization, low-quality aquatic products, and the lack of safety guarantees have severely limited the rapid development of China's aquaculture industry. Using modern information technology and intelligent devices to realize precise, automated, and intelligent aquaculture, improving fishery productivity and resource utilization is the main way to solve the above contradictions. Artificial intelligence technology in aquaculture is to use the computer technology to realize the production process of aquaculture, monitor the growth of underwater organisms, judge, discuss and analyze problems, and then perform feeding, disease treatment, and breeding. In order to understand the development status and technical characteristics of artificial intelligence technology in aquaculture, in this article, five main aspects of aquaculture, i.e., life information acquisition, aquatic product growth regulation and decision-making, fish disease prediction and diagnosis, aquaculture environment perception and regulation, and aquaculture underwater robots, combined with the practical problems in aquaculture, were mainly focused on. The application principles and necessity of artificial intelligence technology in each aspect were explained. Commonly used technical methods were point out and the classic application cases were deeply analyzed. The main problems, bottlenecks and challenges in the current development of artificial intelligence technology in aquaculture were analyzed, including turbid water, multiple interference factors, corrosion of equipment, and movement of underwater animals, etc., and reasonable research directions for these potential challenges were pointed out. In addition, the main strategic strategies to promote the transformation of aquaculture were also proposed. The development of aquaculture is inseparable from artificial intelligence technology, this review can provide references to accelerate the advancement of digitalization, precision and intelligent aquaculture.

Key words: aquaculture; artificial intelligence; behavior recognition; prediction and diagnosis; decision and control; underwater robot

(登陆 www.smartag.net.cn 免费获取电子版全文)