

人工智能技术在水声网络路由协议中的应用探索

赵矣昊^{①②} 陈友淦^{*①②③⑤} 李姜辉^{①②} 万磊^{①④} 陶毅^{①②} 王栩琛^{①②}
董妍函^{①②} 涂中奥^{①②} 许肖梅^{①②}

^①(厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室 厦门 361005)

^②(厦门大学海洋与地球学院 厦门 361102)

^③(厦门大学深圳研究院 深圳 518000)

^④(厦门大学信息学院 厦门 361102)

^⑤(鹭江创新实验室 厦门 361005)

摘要: 随着海洋强国战略的发展,我国对海洋资源勘探、生态环境监测、军事安全应用等领域的海洋信息获取和数据传输需求迅速增加。水声网络作为水下数据传输的重要手段,其性能直接受到路由协议的影响。传统水声网络路由协议面临着动态海洋环境、节点能量有限以及网络安全等诸多挑战。近年来,人工智能技术凭借其强大的学习能力、数据洞察能力和适应性,逐渐被引入到水声网络路由协议中。该文综述了国内外人工智能技术在水声网络路由协议中的应用研究进展,详细分析了其在平面路由和层级路由中的应用情况。研究结果表明,人工智能技术能够有效优化路由决策,降低能耗,减少端到端时延,并在一定程度上提升网络安全性能。然而,当前的研究仍主要基于仿真,且在算法复杂度评估和硬件实现方面存在不足。未来的研究方向应包括开发更贴近实际海洋环境的仿真平台,进行海试实验以验证算法性能,同时降低人工智能算法的复杂度,以适应水声节点的硬件条件。该文旨在为水声网络路由协议中应用人工智能技术提供参考,并对未来研究方向提出建议。

关键词: 人工智能; 水声通信; 水声网络; 路由协议

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)08-2429-19

DOI: 10.11999/JEIT250110

CSTR: 32379.14.JEIT250110

1 引言

我国是一个海洋大国,随着海洋强国战略的发展,我国对海洋资源勘探、环境监测、军事安全应用等领域的海洋信息获取和数据传输需求迅速增加。2017年,国家海洋局印发《国家海洋局关于进一步加强海洋信息化工作的若干意见》,明确了加强海洋信息化建设的重要意义。如图1所示,水声网络是一种以水下声波为信息载体构成的水下无线网络,在海洋环境中能够实现大范围、高密度的数据采集和传输,在我国海洋信息化建设领域具有重要的应用潜力,为海洋资源勘探、环境监测、军事安全等应用提供了强大的技术支撑^[1,2]。水声网络的研究起步于20世纪90年代,其最早的应用概念是1993年美国提出的自主海洋采样网(Autonomous Ocean Sampling Network, AOSN)^[3]。自1998年起,美国海军多次进行海网(Seaweb)的海底无线

通信网络试验^[4],证实了运用水声通信技术进行组网的可行性,衍生出一系列水声网计划。随后,国际上一些机构也研究并组建了不少水声观测网络,如欧洲多学科海底及水体观测系统(European Multidisciplinary Seafloor and water-column Observatory, EMSO)、日本的地震与海啸监测密集海底网络系统(Dense Oceanfloor Network system for Earthquakes and Tsunamis, DONET)、美国的海洋观测计划(Ocean Observatories Initiative, OOI)等^[5]。我国的水声网络研究起步较晚。“十一五”计划期间的“863”重点项目“水声通信网络节点及组网关键技术”在海南近海开展了持续45天的海上试验,实现了对海区环境参数的连续、实时观测,验证了水声通信节点、网络协议的功能和性能^[6]。

在研究过程中,通常将水声网络划分为物理层、数据链路层、网络层和应用层,如图2所示。物理层解决的是点对点通信的问题,包括声信号调制解调、信号收发等技术,是水声网络的实现前提。水声网络协议建立在物理层之上,包含数据链路层和网络层。数据链路层负责在相邻节点之间可靠地传输数据。网络层位于数据链路层之上,它的主要作用是水声网络提供路由功能,负责在网络

收稿日期: 2025-02-25; 改回日期: 2025-05-02; 网络出版: 2025-05-20

*通信作者: 陈友淦 chenyougan@xmu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62271423, 62171394), 深圳市科技计划基础研究面上项目(JCYJ20230807091406013)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271423, 62171394), The Basic Research Program of Science and Technology of Shenzhen, China (JCYJ20230807091406013)

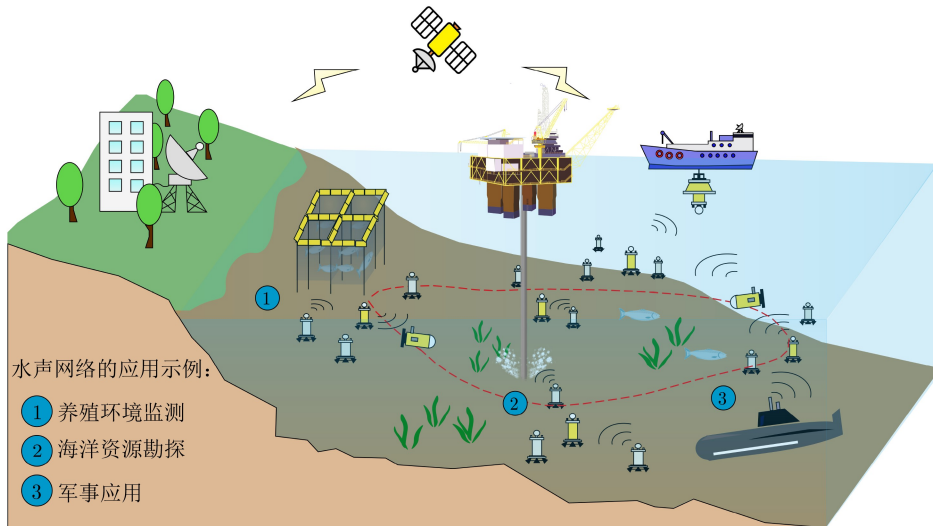


图1 水声网络应用场景示意

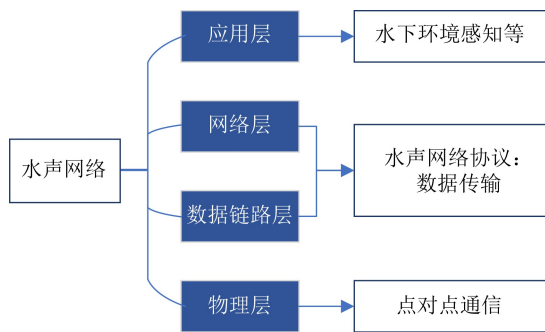


图2 水声网络层次划分

中的多个节点之间选择最佳的路径来传输数据，确保数据能够高效、准确地到达目的地。应用层是水声网络架构的最顶层，考虑的是水声网络的应用，如水下目标检测、水下定位和环境感知等。随着水声网络设计规模的扩大，对远距离、广范围数据传输的需求不断增长，水声网络路由协议的研究日益受到重视。

受限于复杂的海洋环境、能量有限的水声网络

节点等因素，水声网络路由协议的设计面临重重挑战。随着人工智能技术的发展，一些研究者尝试将人工智能技术引入水声网络路由协议，依靠人工智能的学习能力、数据洞察能力和适应性应对路由协议面临的问题。本文对国内外人工智能技术在水声网络路由协议中的应用探索进行了梳理，对研究情况进行了评述，旨在为水声网络路由协议中应用人工智能技术提供参考，并对未来研究方向提出建议。

2 技术概述

2.1 水声网络路由协议

水声网络路由协议是一项至关重要的技术，它决定了数据在网络中传输的路径和方式，直接影响着水声网络的性能。然而，海洋环境复杂多变，水声节点能量有限、定位困难等因素给水声网络路由协议的设计带来了挑战^[7]。

影响水声网络节点间通信的因素如图3所示，与陆地无线网络的部署环境不同，水声网络往往部

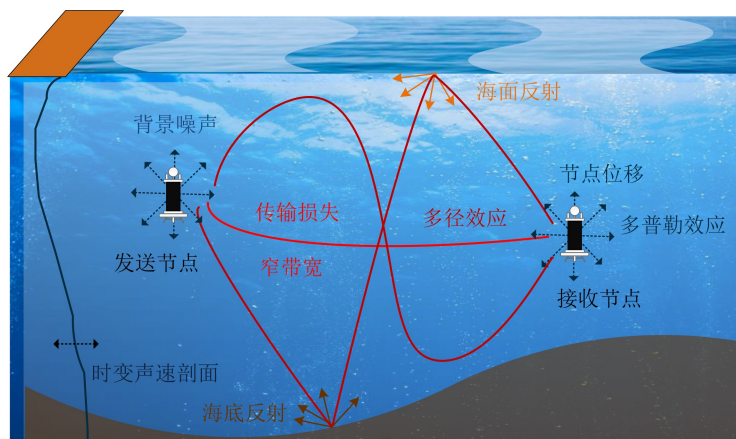


图3 影响水声网络节点间通信的因素

署在复杂的海洋环境中，水声网络中节点之间的通信受到诸多因素的影响：节点之间的通信信道，即水声信道是一种复杂多变、损耗严重的信道，其多径效应和频率衰减非常显著，可用带宽窄，多普勒效应严重，海洋背景噪声干扰强^[8]，通过可靠的声信号发射、接收与处理技术能够抑制信道带来的负面影响。应用这类技术对水声节点的处理能力提出了较高的要求，也往往带来较大的能耗。考虑到多数水声节点处理能力和能量都有限，必须设计合适的水声网络路由协议，选择信道质量较好、传输损耗较小的数据包传输路径，以缓解物理层技术带来的硬件条件、能耗负担。此外，水声网络中的节点定位困难，并且容易因洋流等发生位移，影响节点通信的诸多因素在时间和空间维度上也有比较复杂的变化情况，这导致一些传统的基于定位和静态环境的陆地无线网络路由协议无法直接适用，需要改进或重新设计以适应水声网络的需求。

2.2 人工智能技术

人工智能是一种使用计算机来模拟人的某些思维过程和智能行为的技术。自诞生后，其技术理论不断发展，应用领域不断延伸，集合了计算机科学、逻辑学、数学和生物学等众多学科，在信号识别、图像处理和自动控制等领域取得了显著的应用成果^[9]。人工智能的范畴较广，如图4所示。机器学习是人工智能技术的一个重要分支，有无监督学习、监督学习和强化学习等多种不同的学习范式。其中，无监督学习是一种在没有标签的数据中发现模式和结构的机器学习方法；监督学习则是一种利用带有标签的数据进行训练的机器学习方法，二者都可以对数据进行分析学习以实现特定的功能。强化学习是使智能体在环境中通过尝试和犯错进行学

习，以获取最优的行为策略。深度学习是机器学习的一个重要子集，通过多层非线性转换逐渐提取数据的抽象特征，可实现对数据的深层次理解和建模^[10]。

水声网络路由的设计需要考虑复杂多变的水下环境、水声信道条件以及能量有限的水声节点等因素。人工智能技术的特征使其在水声网络路由协议中颇具应用潜力^[11]：

(1) 具备强大的学习能力，依靠学习算法和模型，可以对大量的数据进行分析和学习，归纳出经验并运用于工作任务中。在水声网络路由协议的开发过程中，这类学习算法和模型可以允许路由协议对信道、节点能量等多种影响路由可靠性的因素进行分析，以获得最佳的路由选择结果；

(2) 拥有良好的适应性，部分人工智能技术能够通过与环境交互，调节算法和模型以提高自身性能。复杂多变的水下环境是水声网络路由协议设计面临的一大挑战，而人工智能算法的适应性使得路由协议能够灵活应对各种环境变化，如链路质量波动和节点位移等，并实时调节路由决策，确保网络的稳定性和传输的连续性；

(3) 具有可靠的数据洞察能力，能够求解复杂系统问题，对大规模数据进行分析建模，从而得出具有预见性的计算结果。通过分析和学习历史数据，人工智能技术预测网络的未来状态，为路由决策提供预见性的指导。在水声网络路由协议中，这种能力尤为重要，因为环境的不确定性和动态性要求路由协议能够预测和应对未来可能发生的情况。

基于以上因素，人工智能技术在水声网络路由协议中极具应用潜力。20世纪90年代，一些基于人工智能技术的无线网络路由协议被提出^[12-14]，这些协议在陆地环境下表现较好，但因开销较大、依赖

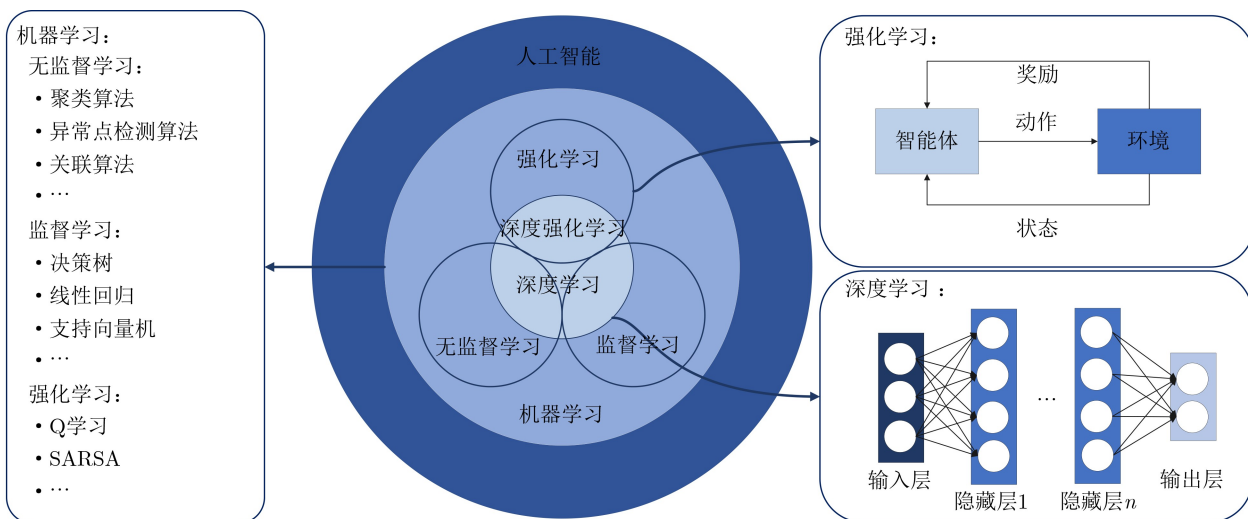


图4 人工智能技术构造图示

节点地理位置等因素,在水声网络中无法适用。21世纪初,基于向量转发(Vector-Based Forwarding, VBF)路由协议^[15]和基于深度路由(Depth-Based Routing, DBR)协议^[16]等考虑水声网络特点的路由协议相继被提出,但由于只考虑了水声网络的拓扑结构,未能充分利用其他因素和环境信息,性能不佳。2008年,美国康涅狄格大学的Hu等人^[17,18]发现Q学习(Q-Learning, QL)技术在解决水声网络路由问题方面的优越性,其具有低开销、算法框架扩展性好、对环境适应能力强等特点;因此提出了一种基于QL的自适应路由协议,能够适应动态拓扑并实现网络的负载均衡;这是人工智能技术在水声网络协议设计中的早期探索之一,仿真结果证明了人工智能技术通过对网络参数的分析、与复杂海洋环境的交互,有望学习并适应水声信道,自适应调节模型和算法以实现网络通信,突破水声网络路由协议面临的传统技术瓶颈^[19]。

3 人工智能技术在水声网络路由协议中的应用思路

3.1 水声网络路由协议的设计思路

水声网络具有特殊的部署环境、硬件条件以及复杂的应用需求,因此,水声网络路由协议的设计需要考虑以下的一个或几个因素:

(1) 动态变化的拓扑结构:水声节点的布放与陆地节点不同,一般没有可固定的基础结构,不能预先设定位置。海洋环境复杂多变,水声节点因洋流和海洋生物的运动产生位移或因腐蚀、结垢和能量耗尽而失效都会导致水声网络拓扑结构的变化,产生“路由空洞”,影响数据的传输^[20]。此外,在网络运维过程中,可能会额外加入节点用于实现更高精度广范围的通信和监测或弥补失效节点造成的网络性能下降,这也会导致拓扑结构变化。因此,水声网络路由协议需要能够适应动态的拓扑结构,能够根据网络变化情况自动调整传输路径,维持网络功能。

(2) 能量有限的水声节点:由于水下信道环境不稳定,相比于陆地无线网络,水声网络中节点的高重传率和对网络协议的频繁维护都会导致更高的能量消耗。水声节点往往采用电池供电,在海洋观测任务中,节点通常被布置在广范围的海洋环境中,能量耗尽后,难以对节点电池进行充电或更换^[21]。此外,在一些规模较大的网络中,部分水声节点会承担更多的负载,其能量容易提前耗尽,严重影响网络的可靠性和寿命。在设计水声网络路由时,需要以降低网络能耗为目标,同时兼顾节点能耗均衡性,以最大化网络寿命。

(3) 数据搜集的实时性需求:水声信道具有高传播延迟的特性。然而,水声网络的一些应用,如海洋环境探测、石油泄漏监测、水下军事预警等对数据的实时性要求很高^[22],一些文献中引入了数据分级概念,将水声数据划分为不重要、一般和重要数据3个级别,重要数据需要以最快的速度传输到基站^[23,24]。因此,有必要找到水声传感器节点快速地向基站交付数据的解决方案。除了优化物理层和数据链路层以提高数据速率外,也可以通过设计网络层的路由协议,使数据沿短路径传输至基站,避免拥塞,降低端到端时延。

(4) 网络安全需求:水声网络的一些特点使其在安全方面存在缺陷,如:3维拓扑结构带来的全方位易受攻击性,信道长时延窄带宽等问题导致的通信隐蔽性差,水声节点之间信息交互困难使得网络难以识别恶意节点的入侵等。针对水声网络的攻击可以分窃听攻击,即利用监听设备窃听信道,窃取数据;物理攻击,即针对节点的物理安全进行攻击,俘获和篡改节点;伪装攻击,即通过恶意节点伪装身份截获数据,控制传输;拒绝服务(Denial of Service, DoS)攻击,即利用载波冲突造成信道阻塞,使得有关节点间反复进行无效的数据传输,导致能量迅速耗尽^[25,26]。在某些可能受威胁的网络环境中,水声网络路由协议的设计还需考虑通过冗余路由、节点认证、加密传输等方式确保网络的安全性。

3.2 人工智能技术的优化目标

在水声网络路由协议中应用人工智能技术时,可以将水声网络的需求作为优化目标,包括:

(1) 可靠性和可扩展性:可靠性是指网络在一定时间内低故障率、稳定实现预期性能的能力,可扩展性则是指在在不影响网络性能的情况下增加设备数量或流量的能力。人工智能技术对环境有良好的适应性。将其应用到水声网络路由协议中,通过对节点位移或节点增减而产生变化的网络参数和网络环境的学习,不断调整算法和模型,可以适应动态变化的拓扑结构,提高网络的可靠性和可扩展性。

(2) 能耗:水声网络的寿命与其传输能耗息息相关。在一些以多跳形式进行传输的路由协议中,采用人工智能技术选择最优中继节点,可以降低传输路径上的能耗,同时提高能耗均衡性。在基于分簇的水声网络路由协议中,人工智能技术可参与分簇结构的形成,以均衡各簇负载,延长网络寿命。

(3) 端到端时延:是指数据包从源节点发送到被目标节点(或基站)接收过程中的时延,影响数据的实时性和网络吞吐量。将人工智能技术用于传输

路径规划，能够有效寻找最短传输路径以降低端到端时延。

(4) 网络安全性：网络安全性包含多个相关指标，如源隐私保护路由协议中，将源节点被发现的时间作为性能评估指标；在信任机制路由协议中，则将恶意节点的识别概率作为性能指标。在这些特殊功能的路由协议中应用人工智能技术，能够使节点做出更优的判别和决策，提高网络的安全性。

以强化学习中的QL为例说明人工智能在水声网络路由协议中的应用思路，其算法的基本更新公式可以表述为^[17,18]

$$Q(s, a) \leftarrow (1 - \alpha) \cdot Q(s, a) + \alpha \left[r + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s', a') \right] \quad (1)$$

其中， $Q(s, a)$ 表示在当前状态 s 下采取动作 a 的预期效用， α 和 γ 分别为学习率和折扣因子， r 是在状态 s 下采取动作 a 后获得的即时奖励， s' 是采取动作 a' 后达到的新状态， $\max_{a'} Q(s', a')$ 是在新状态 s' 下所有可能动作的最大预期效用，代表了对未来最优策略的估计。智能体通过选择一个动作 a ，观察结果(r 与 s')，以迭代更新当前 s - a 对应的 Q 值。随着时间的推移， Q 值会逐渐收敛到最优值，智能体可以通过选择具有最高 Q 值的动作来实现最优策略。如图5所示，以多跳水声网络中节点选择最优中继的任务为例，当前的状态 s 表示持有数据包的发送节点，动作 a 表示从中继候选中选择一个节点作为下一跳中继 s' ， a' 则为下一跳中继的传输策略。奖励函数 r 可以设置为

$$r = \Delta - \beta_1 \cdot E(a) - \beta_2 \cdot T(a) + \beta_3 \cdot C(s') \quad (2)$$

其中， Δ 为节点转发数据包时的恒定负值惩罚项，因为每次转发都会消耗能量或占用带宽， β_1 、 β_2 和 β_3 为权重因子， $E(a)$ 和 $T(a)$ 分别与执行动作 a 产生的能耗和时延有关， $C(s')$ 则表示下一跳中继的安全性指标(如信任度等)。将这些参数标准化后加权相加，即得奖励函数，执行动作的能耗越小、时延越短、安全性越高，奖励函数就越大。在实际应用

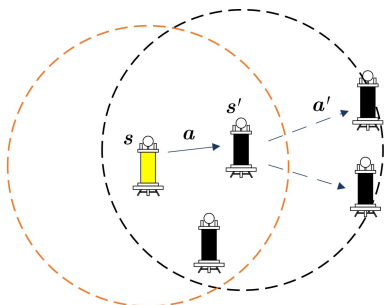


图5 QL算法选择最优中继示意图

过程中，奖励函数可按需设置，例如在文献[18]中，路由算法主要以优化能耗为目标，而对时延和安全传输的考量较少，因此设定 $\beta_2 = \beta_3 = 0$ ，仅将能耗作为奖励函数设计的参考因素，以尽可能地延长网络生命周期。

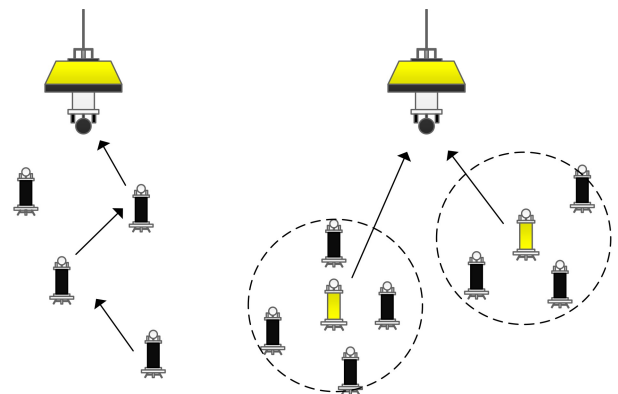
通过模拟传输过程或实际发送数据包，节点可以对 Q 值进行迭代更新。当 Q 值收敛时，节点将选择具有最高 Q 值的动作，即最优的下一跳中继，以优化能耗、时延和网络安全性。随着环境的变化、节点的移动或增加， Q 值会持续更新，这有助于提升网络的可靠性和可扩展性。

4 人工智能技术在水声网络路由协议中的应用探索

在实际部署的水声组网系统中，尚未有基于人工智能技术的水声网络路由协议的应用案例。尽管已有部分研究开展了海试或湖试实验，但这些成果仍仅处于实验验证阶段。当前，人工智能技术在水声网络路由协议中的应用探索仍以仿真为主，即通过软件模拟水声节点布放和信道环境，以验证方案的性能。按照路由结构划分，可以将水声网络路由分为平面路由和层级路由，如图6所示。在基于平面路由的水声网络中，各个水声节点的地位和作用没有差异性；例如，机会路由协议多属于平面路由，如大多数机会路由。在基于层级路由的水声网络中，水声节点之间存在差异，部分水声节点在网络维护中承担更重要的作用；如分簇路由中，簇成员(Cluster Member, CM)节点仅负责获取和传输数据；簇头(Cluster Head, CH)节点需要搜集CM节点的数据，进行数据融合后，再发送给基站。

4.1 平面路由

在水声网络平面路由中，路由算法的设计通常是为了解决路由决策问题，即在特定的需求下，规划最优的数据多跳传输路径。按照算法的类别，可



(a) 平面路由示意图

(b) 层级路由示意图

图6 水声网络路由结构示意图

划分为常规智能算法、强化学习、深度学习和深度强化学习算法,其相关应用探索如下:

4.1.1 常规智能算法的应用

常规智能算法是指不依赖于强化学习或深度学习框架的智能算法。在常规智能算法中,蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法是一种经典的路径规划算法,一些研究者针对ACO进行了改进,并尝试将其应用于水声网络平面路由中^[27-31]。2020~2021年,Chen等人^[27,28]考虑到ACO容易收敛于局部最优而非全局最优的缺陷,结合人工鱼群(Artificial Fish Swarm, AFS)算法进行联合优化,能够更加准确地选择能耗最小的传输路径。2023年,袁青青等人^[29]提出一种基于蚁群算法的水声网络定向梯度传输机会路由协议,源节点通过ACO算法选择一组而非一个候选中继节点进行传输,从而增大数据传输成功的概率,并降低能耗。而Li等人^[30]结合水声网络特性,改进了传统蚁群算法的启发因子,将剩余能量、跳间距离、节点密度和ACO信息素浓度作为候选中继节点的排序依据以选择最优一跳中继,有效降低了网络能耗和端到端时延。Zhang等人^[31]将一种ACO变体,称为多目标混沌玻尔兹曼蚁群优化(Multi-Objective Chaotic Boltzmann ACO, MO-CBACO),应用于水声网络能耗最小化和安全路由决策,通过设计混沌算子和玻尔兹曼选择策略,有效避免了陷入局部最优解的问题,并显著提高了算法的收敛速度。

除ACO外,还有很多其他常规智能算法也被引入水声网络平面路由协议的设计中^[32-37],如布谷鸟搜索优化(Cuckoo Search Optimization, CSO)算法^[32]、博弈论^[33]、模糊控制算法^[34]和自适应支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[36]等。此外,部分研究聚焦于多种智能算法的性能对比或联合优化:例如,2022年,Uyan等人^[35]开发了一种优化框架,用于分析加密算法、数据碎片化和多路由路径传输对网络寿命的影响,分别采用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法和黄金分割搜索(Golden Section Search, GSS)算法对该优化框架进行求解,在保证网络安全性的同时最大化网络寿命。2024年,Gavali等人^[37]结合GA和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的优势进行水声网络路由决策,算法在收敛速度快的同时能有效搜寻全局最优,能够获得低能耗和时延的路由结果。

4.1.2 强化学习算法的应用

强化学习算法能够通过与环境交互,学习并适应复杂的网络。2019年,Valerio等人^[38]将强化学

习框架应用于水下路由决策,并在意大利南部的维博瓦伦蒂亚码头布放节点进行了海试实验,验证了方法在网络时延和能耗上的优越性能。2019~2024年,一系列研究^[39-49]将QL应用于水声网络平面路由决策,这些研究大多结合节点剩余能量、深度信息以及网络端到端时延等因素设计奖励函数;具体而言,源节点通过计算不同动作后的奖励或惩罚值来更新邻居节点的Q值,从而确定中继候选的优先级;仿真结果表明,将QL应用于水声网络机会路由协议能够有效降低能耗和端到端时延,并且算法复杂度较低^[39,41,43-46]。Li等人^[48]进一步引入信任评估机制以提升水下数据传输的安全性。Wang等人^[49]则考虑数据传输需求,引入信息价值以区分数据的重要度,针对不同信息价值设计不同的奖励函数以进行路由选择,实现高信息价值数据的快速传输和低信息价值数据的能量节约传输,从而满足数据传输的需求并延长网络寿命。

此外,QL在解决水声网络路由中的难点问题方面展现出较大潜力,如路由空洞问题:2020年,Lu等人^[40]在QL奖励函数的设计中额外考虑空洞检测因子,即节点在监听到来自深度更浅节点的数据包个数,在一段时间内该数值越大说明该节点更不可能成为路由空洞,随后根据奖励值选择下一跳中继,能够有效绕避路由空洞。2021年,Khan等人^[42]也以均衡网络节点能耗和绕避路由空洞为目标,设计基于节点剩余能量的QL奖励函数,源节点按照能量将邻居节点分组,转发时选择能量较高的组作为中继候选,根据Q值决定优先级。若最优中继节点位于路由空洞,则选择组内其他节点进行发送;该方法在绕避空洞的基础上,也能够均衡网络能量消耗。2023年,Wang等人^[47]直接将“选择空洞节点为中继”作为惩罚加入QL奖励函数中,也实现了路由空洞的有效绕避。

4.1.3 深度学习和深度强化学习算法的应用

一些研究也探索了深度学习算法在水声网络平面路由协议设计中应用的可能性^[50-53]。2021年,Hemavathy等人^[50]在路由决策问题中,使用深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)对中继候选节点进行分类,并据此选择最优路由方案。2023年,Zhu等人^[51]提出了一种基于反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BP-NN)的动态分层路由算法,使用BP-NN对节点的分层情况进行预测,以在节点分层变化时及时改变路由决策方案。2024年,Zhang等人^[52]选用图神经网络(Graph Neural Network, GNN)对网络状态进行预测并进行路由决策,均有效提高了水下网络整体的

鲁棒性和抗风险能力。Wang等人^[53]在平面路由设计中引入生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)来评估节点的信任度,并通过QL进行路由选择;仿真结果表明,该方案能够提供更加安全、可靠和高效的路由。

2019~2023年, Su等人^[54], Amitha等人^[55], Chen等人^[56]和Geng等人^[57]的研究尝试将深度强化学习技术应用于路由决策。QL在动作集和状态集较大的网络环境中应用性能较差,深度Q网络(Deep Q-Network, DQN)可以有效解决这一问题,运用DQN训练智能体(即节点)以能耗、深度等因素为依据选择合适的邻居节点作为下一跳中继,有效延长了网络生命周期,降低了端到端时延。

4.1.4 应用探索小结

人工智能技术在水声网络平面路由协议的应用探索情况和验证方法可归纳如表1。分析表1内容可知,在水声网络平面路由协议设计中,已对多种人工智能算法的效果进行了探索。这些算法都注重可靠性和可扩展性,并且大多数优化了路由协议以减少能耗和端到端时延,但鲜有研究将人工智能技术应用于网络安全优化方面。验证方法以仿真为主,不同研究中节点个数与网络范围的设置差异很大。值得一提的是,文献^[34]进行了简单的湖试实验,但仅仅部署了少量节点,与仿真场景存在显著差异。文献^[38]基于实际海洋环境设计了仿真实验,并在同样条件下进行了海试。

4.2 层级路由

在水声网络层级路由中,智能算法的作用可划分为仅层级划分、兼顾层级划分与路由决策以及仅路由决策3类:

4.2.1 仅进行层级划分的智能算法应用

在层级路由中,路由算法需要根据一定的标准为节点划分不同的层级。无监督学习中的聚类算法就是一种划分层级的有效方法,其能够按照水声节点之间的相似度对节点进行分簇,各簇包含1个CH和若干CM,承担不同的任务。

以聚类算法中的K-Means算法为例,该算法基于节点间距选取CH并划分簇范围^[58]。然而,由于仅考虑距离而不考虑能耗和负载等因素的缺陷,该方法难以直接应用于水声网络,因此需要进一步改进。2020~2022年, Wang等人^[59]、Omeke等人^[60]以及Li等人^[61]先后改进了传统K-Means算法,在考虑距离的基础上结合能量因素选取更优CH,以确保有足够的能量进行数据搜集和传输。Zhu等人^[62]将K-Means算法与QL相结合,利用改进的K-Means算法根据节点的剩余能量和与Sink节点的间距先对

CH进行选择;然后使用QL算法,设计与被选择CH的剩余能量、传输能耗相关的QL奖励函数,将CM分配到最合适的CH,形成簇结构;该方法有效均衡了各簇的负载,降低了网络能耗。

Birch算法也是一种传统聚类算法,相比K-Means算法,它可以在有限的内存和较差的硬件条件下处理更大规模的数据^[63]。2021年, Lin等人^[64]在SDN框架下,提出一种基于改进Birch算法的水声网络快速分簇方法;结合水声网络特征,改进了传统Birch算法结构中的聚类特征树,使其能够支持水声网络节点的快速分簇;仿真结果表明,所提方法能够在保持分簇性能较好的前提下减少分簇所需的时间。

除了改进传统聚类算法外,一些其他的人工智能算法也被应用于水声网络分层路由的层级划分^[65-72],例如:飞蛾火焰优化(Moth-Flame Optimization, MFO)算法^[65]、蜻蜓优化(DragonFly Optimization, DFO)算法^[68,72]、博弈论^[69]、PSO算法^[70]和萤火虫群优化(Glowworm Swarm Optimization, GSO)算法^[71],这些算法综合考虑节点能量和负载等因素设计优化目标函数,进行簇划分和CH选择。此外,部分研究尝试结合多种算法以进一步提升分簇效果;例如, Krishnaswamy等人^[66,67]结合PSO算法和模糊聚类方法对水声网络节点进行分簇:先使用模糊聚类模型将水声节点按照位置划分为多个模糊子集,设计基于节点剩余能量、到子集各成员的距离、与Sink节点间距相关的适应度函数,在模糊子集中通过PSO算法选出最优CH。仿真结果表明,这些方法均具有较高的能效。

4.2.2 兼顾层级划分和路由决策的智能算法应用

在一些分簇路由中,部分CH距离Sink节点很远,在簇间需要通过多跳的形式进行传输。相关研究除进行层级划分外,也需要考虑路由决策问题^[73-79]。其中一种思路是通过编码等方式表示CH选择结果和簇间传输路径,并将其输入人工智能算法中获得迭代优化结果,例如,2018年, Faheem等人^[73]用GA中的每一条“染色体”代表一种簇间多跳传输路径,设计时延和能耗等因素相关的GA适应度函数,通过多次杂交和突变操作进行迭代后获得最优分簇结果和多跳路径;该方法在保证网络整体能耗较低的同时也能降低端到端传输时延。2022年, Anuradha等人^[74]使用混沌搜救优化(Chaotic Search and Rescue Optimization, CSRO)算法解决水声网络的聚类和路由问题;初始随机生成一组代表CH和簇间传输路径的候选解,设计一个考虑节点剩余能量、间距和节点度的适应度函数,在迭代中改进候选解,最终选择最佳的CH和路由方案,

表1 人工智能技术在水声网络平面路由协议中的应用探索

文献索引	算法类别	算法	年份	优化目标				验证方法	节点个数	网络范围
				可靠性和可扩展性	能耗	端到端时延	网络安全			
[27]		ACO&AFS	2020	√	√	√	×	仿真	20	14×5 km ²
[28]			2021	√	√	√	×	仿真	18	12×5 km ²
[29]		ACO	2023	√	√	√	×	仿真	250	0.5×0.5×0.5 km ³
[30]			2023	√	√	√	×	仿真	15~50	5×5×3 km ³
[31]		MO-CBACO	2023	√	√	√	√	仿真	100~500	1×1 km ²
[32]	常规智能算法	CSO	2020	√	√	×	×	仿真	150~450	1.5×1.5×1.5 km ³
[33]		博弈论	2020	√	√	√	×	仿真	200~400	0.5×0.5×0.5 km ³
[34]		模糊控制	2021	√	√	√	×	仿真&湖试	仿真300-800&湖试5	仿真0.5×0.5×0.5 km ³
[35]		GA&SA &GSS	2022	√	√	×	√	仿真	10~40	-
[36]		SVM	2023	√	√	√	×	仿真	100~500	0.5×0.5×0.5 km ³
[37]		GA&PSO	2024	√	√	√	×	仿真	80~160	1×1×1 km ³
[38]		RL	2019	√	√	√	×	仿真&海试	仿真6~40&海试6	仿真4×4×0.24 km ³
[18]			2010	√	√	×	×	仿真	250	0.5×0.5×0.5 km ³
[39]			2019	√	√	√	×	仿真	100~300	5×5×2.5 km ³
[40]			2020	√	√	√	×	仿真	200~800	0.5×0.5×0.5 km ³
[41]			2021	√	√	√	×	仿真	100~500	0.5×0.5×0.5 km ³
[42]			2021	√	√	×	×	仿真	100	-
[43]	强化学习算法	QL	2021	√	√	×	×	仿真	18	14×5 km ²
[44]			2021	√	√	√	×	仿真	50~600	0.5×0.5×0.5 km ³
[45]			2022	√	√	√	×	仿真	100~500	4×4×5 km ³
[46]			2023	√	√	√	×	仿真	10~40	6×6 km ²
[47]			2023	√	√	√	×	仿真	40~90	4×4×4 km ³
[48]			2024	√	×	×	√	仿真	100~500	0.5×0.5×0.5 km ³
[49]			2024	√	√	√	×	仿真	40~90	4×4×4 km ³
[50]		DNN	2021	√	√	√	×	仿真	30	1.5×1.5 km ²
[51]		BP-NN	2023	√	√	×	×	仿真	60	1×1 km ²
[52]		GNN	2024	√	√	√	×	仿真	50~250	5×5×3 km ³
[53]	深度学习与 深度强化学习	GAN&QL	2024	√	√	√	√	仿真	100	0.5×0.5×0.5 km ³
[54]			2019	√	√	√	×	仿真	80	5×4×4.5 km ³
[55]		DQN	2021	√	√	√	×	仿真	100	0.5×0.4×0.45 km ³
[56]			2022	√	√	×	×	仿真	500~3 000	1×1×0.5 km ³
[57]			2023	√	√	√	×	仿真	10~50	0.6×0.6×0.5 km ³

实现能量效率的优化。2022~2023年, Sun等人^[75]和Yuan等人^[76]利用QL算法, 为节点自适应地选择最佳中继和CH; 仿真结果表明, 这些方法能够高效建立路由并显著降低网络能耗。2024年, He等人^[77]使用稳定、低复杂度且可以快速收敛的黑猩猩优化算法(Chimp Optimization Algorithm, ChOA)在水声网络中寻找CH, 并通过“黑猩猩”的“路线”迭代获得CH到达Sink节点的最短多跳路径。

另一种兼顾层级划分与路由决策的智能算法应用思路是, 采用多个智能算法分别解决两个问题, 如, Mohan等人^[78]、Subramani等人^[79]先通过混沌磷虾群算法(Chaotic Krill Herd Algorithm, CKHA)进行节点聚类, 再采用自适应GSO算法进行簇间多跳传输路径的确定^[78]; 该团队的另一项研究中, 采用帝企鹅优化(Emperor Penguin Optimization, EPO)聚类形成簇结构, 并使用蚱蜢优化算法(Grasshop-

per Optimization Algorithm, GOA)进行多跳路由决策^[79]；上述两种方法都表现出较好的性能。

4.2.3 仅进行路由决策的智能算法应用

一些研究在已完成分簇的网络中引入人工智能技术，重点解决簇间多跳传输路径的决策问题^[80-86]。与平面路由中应用人工智能算法类似，这类研究中的算法同样承担路径优化的职能，但需要额外考虑簇的负载等因素。Xiao等人^[80,81]和Chenthil等人^[82]分别采用ACO, GA和蝴蝶优化算法(Butterfly Optimization Algorithm, BOA)在分簇网络中进行路由决策；Alsalman等人^[83]和Zhu等人^[84]则分别利用强化学习中的QL确定簇间传输路径；秦利娟等人^[85]通过深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)从各簇收集的数据中提取特征，再根据这些特征参数更新路由策略；Zhu等人^[86]结合高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)、隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)和长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)评估簇内节点信任度，并采用PSO进行路由选择；这些方法均在仿真中取得了较好的性能评估结果。

4.2.4 应用探索小结

人工智能技术在水声网络层级路由协议的应用情况和验证方法可归纳如表2。由表2可知，基于算法功能，人工智能技术在水声网络层级路由协议中的应用可以划分为3类。对于层级划分的应用，主要思路包括改进传统聚类分簇算法和直接设计适用的算法，并以网络能耗为主要优化目标；而对于兼顾层级划分和路由决策需求的应用，则常常对簇成员和簇间多跳路径进行编码作为人工智能算法输入，并通过算法输出获取分簇结果和簇间传输路径，优化目标不仅限于网络能耗，还涉及端到端时延，部分涉及网络安全性；对于仅使用人工智能算法进行路由决策的情况，应用思路与平面路由中类似，但需要额外考虑与簇相关的因素，也能够对网络能耗、时延和网络安全性进行优化。层级路由的验证方法仅有仿真，不同研究中网络规模的设置同样展现出巨大的差异。

4.3 应用研究情况评述

为进一步分析仿真环境设置中网络规模的差异情况，统计两类路由协议仿真环境中的节点个数 n ，据此计算相邻节点间最大平均距离 d_{\max} 以反映仿真环境节点布放的密度，由式(3)表示

$$d_{\max} = \sqrt{\frac{\prod_{i=1}^{\dim} d_i}{n}} \quad (3)$$

其中， \dim 表示仿真网络环境的维数，例如，二维

仿真环境中 $\dim = 2$ ； d_i 表示第 i 维的长度， $\prod_{i=1}^{\dim} d_i$ 在2维仿真环境中表示仿真环境的面积，在三维仿真环境中则表示体积。由于实际水声网络中的节点布放常常较为稀疏，若 n 和 d_i 有范围，则 n 取最小值， d_i 取最大值以反映路由协议仿真环境的最小网络密度。进行计算和统计，绘制饼状图如图7所示。由图7可知：

(1) 不同算法的仿真验证环境中，节点个数和密度差异较大：仿真网络环境中的节点个数从小规模到超大规模各不相同，并且节点之间的距离设置也因研究而异。这些差异是难以进行跨文献量化和比较算法性能指标的主要原因之一。

(2) 许多算法仿真环境网络布放难以通过海试复现：基于人工智能技术的平面路由协议中，仅有3.23%的文献考虑了小规模网络(0~9个节点)情况下的仿真性能验证^[38]，鉴于海试时节点布放成本高昂，该仿真条件相对容易复现；而超过60%的文献将仿真环境设置为50节点以上的大规模到超大规模网络^[29,31-34,36,37,39-42,44,45,48,51-56]，在海试过程中，这种规模下布放和回收节点所需成本极高，很难实现，从而难以验证算法在实际情况下表现出来的性能。相较于平面路由协议，部分层级路由协议的性能需要在更大规模的网络中才能体现，因此其仿真环境中的节点个数往往远高于平面路由协议：超过90%的文献选择在大规模到超大规模网络中进行仿真性能验证^[59-62,64-67,69,70,72-86]，这使得层级路由的实际性能更加难以反映。

(3) 算法仿真环境与实际应用的匹配问题：约70%的平面路由相关文献中，节点最大平均间距小于1000 m^[29,31-34,36-41,44,45,48,50,51,53,55-57]，而在层级路由中，则有95%以上的文献出现该情况^[50-62,64-73,75-78,80-83,85,86]。这种设置在当前技术条件下可能面临多重挑战：较大的网络密度不利于隐蔽通信，即使是在大规模监测的应用场景下，过近的节点间距也将使得不同节点的通信相互干扰，增加接入困难，削弱了算法可行性与实用价值。需要指出的是，这些挑战主要基于现有节点硬件成本与协议设计的限制。若未来水声节点成本显著降低，结合抗干扰接入技术和智能MAC协议设计，密集组网的可行性或许能够得到一定程度的改善。

综上，在水声网络平面路由协议研究中，人工智能技术主要被运用于路由决策；而在水声网络层级路由协议中，人工智能技术除了进行路由决策外，还可以用于给水声节点划分层级。人工智能技术在水声网络路由协议中的应用探索表现出以下特点：

表2 人工智能技术在水声网络层级路由协议中的应用探索

文献索引	算法作用	算法	年份	优化目标				验证方法	节点个数	网络范围
				可靠性和可扩展性	能耗	端到端时延	网络安全			
[59]			2020	√	√	×	×	仿真	100	5×5 km ²
[60]		K-Means	2021	√	√	×	×	仿真	200	0.02×0.02 km ²
[61]			2022	√	√	×	×	仿真	100	0.1×0.1×0.1 km ³
[62]		K-Means & QL	2021	√	√	×	×	仿真	60	12.5×4 km ²
[64]		Birch	2021	√	√	×	×	仿真	15000	0.8×0.8×0.8 km ³
[65]		MFO	2019	√	√	×	×	仿真	40 (80)	0.5×0.5×0.5 km ³ (2×2×2 km ³)
[66]	仅层级划分	模糊聚类&PSO	2019	√	√	×	×	仿真	100	0.1×0.1×0.1 km ³
[67]			2021	√	√	×	×	仿真	100	0.5×0.5×0.5 km ³
[68]		DFO	2021	√	√	×	×	仿真	20~200	0.5×2 km ²
[69]		博弈论	2021	√	√	×	×	仿真	100	0.1×0.1×0.1 km ³
[70]		PSO	2022	√	√	×	×	仿真	100	0.1×0.1×0.1 km ³
[71]		GSO	2023	√	√	×	×	仿真	20~200	0.5×2 km ²
[72]		DFO	2023	√	√	×	×	仿真	100	0.2×0.2 km ²
[73]		GA	2018	√	√	√	×	仿真	350	1×1×0.1 km ³
[74]		CSRO	2022	√	√	×	×	仿真	300	-
[75]			2022	√	√	×	×	仿真	100	3×3×2.5 km ³
[76]	层级划分&路由决策	QL	2023	√	√	√	×	仿真	250	0.5×0.5×0.5 km ³
[77]		ChOA	2024	√	√	√	×	仿真	300	0.2×0.2 km ²
[78]		CKHA& GSO	2022	√	√	√	√	仿真	300	2×2×2 km ³
[79]		EPO&GOA	2022	√	√	√	×	仿真	400	-
[80]		ACO	2020	√	√	√	×	仿真	300~500	5×5×1 km ³
[81]		GA	2020	√	√	√	×	仿真	200~300	5×5×1 km ³
[82]		BOA	2022	√	√	√	×	仿真	150~450	0.5×0.5×0.5 km ³
[83]	仅路由决策		2021	√	√	√	×	仿真	170	0.25×0.25×0.08 km ³
[84]		QL	2022	√	√	√	×	仿真	100~500	5×5×5 km ³
[85]		DBN	2021	√	√	×	×	仿真	200	0.5×0.5×0.5 km ³
[86]		GMM-HMM-LSTM&PSO	2024	√	√	√	√	仿真	50-200	2×2×1.5 km ³

(1) 算法种类丰富：应用于水声网络路由协议设计的人工智能算法种类涵盖改进的无监督学习、监督学习、强化学习、深度学习等多个方面的内容。

(2) 具有适应动态海洋环境的强大潜力：在仿真过程中，人工智能算法在水声网络的路由决策、聚类分簇等方面表现出强大的性能。通过对各种网络参数的学习，以及与水下环境的交互，形成并不断调节算法和模型，有望适应环境、节点增减带来的拓扑变化，提供高可靠性和可扩展性。

(3) 对网络指标的性能优化显著：通过设计合适的智能算法目标函数，能够实现对网络能耗、时延

等指标的有效优化；优化网络安全方面的应用研究较少，但现有文献中的研究依然表现出良好的性能。

然而，算法的应用和验证尚存在一些局限性：

(1) 部分算法的假设不合理：在基于人工智能技术的部分平面路由协议和多数层级路由协议中，假设网络中所有节点的位置为已知，并且节点间相互知道各自的位置和能量等信息，这实际上是不合理的。为了获取其他节点的信息，需要进行大量的信息交换，这会显著增加通信开销。尽管通过设计数据包的帧结构并在其中加入相关字段，可以实现传输过程与信息交换的同步进行，从而缓解这一问

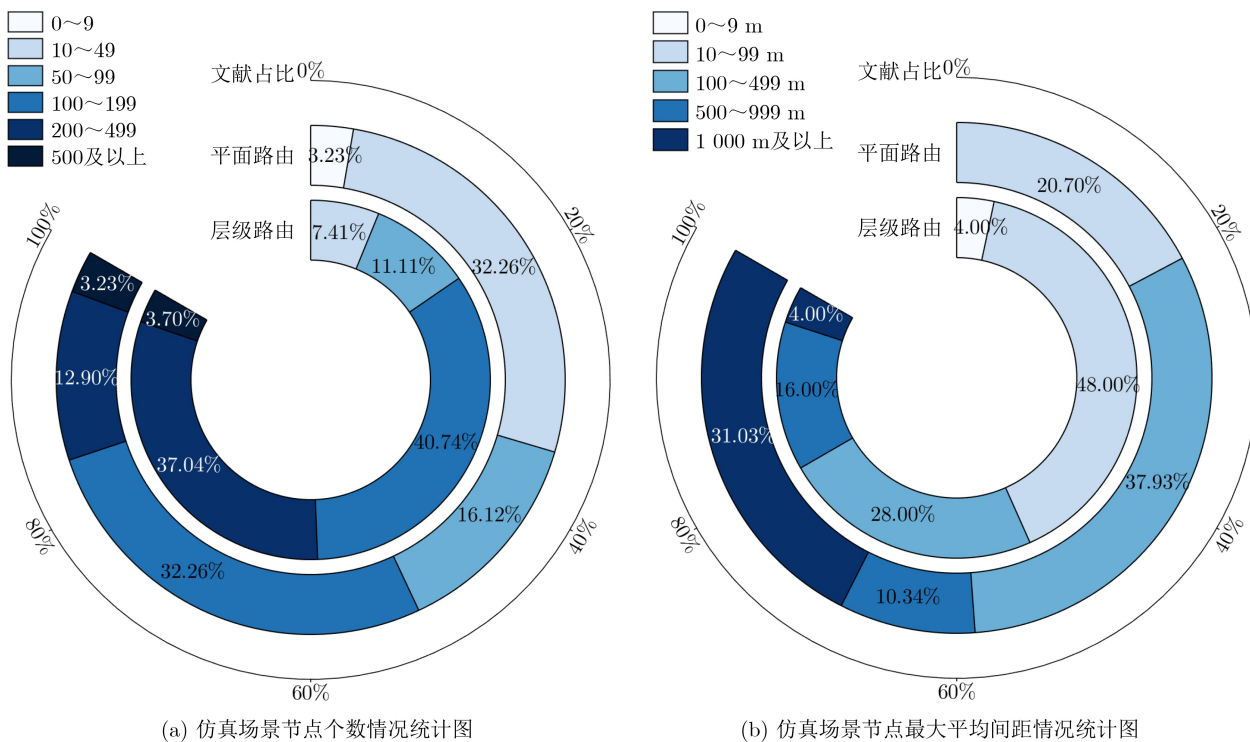


图7 基于人工智能的平面路由和层级路由仿真验证中网络规模情况统计图

题[18,34,36,38-41,45,47,49,52,57,76,83],但在某些由单个节点(通常是Sink)集中控制的水声网络中,决策节点通过数据传输获取的全局信息可能因拓扑变化或其他动态因素而过期,进而需要额外的控制信息交换。此外,节点自身的位置信息获取与更新也面临较大挑战。这些环节会产生较高的能耗和较长的时延,但在算法验证过程中往往被忽略不计,降低了算法的实用性。

(2) 算法复杂度评估的缺失:当前研究在算法复杂度评估方面存在不足,仅有少量文献[27,28,43,52,77,83]涉及算法复杂度的讨论,其中仅文献[77]明确提供了算法的时间复杂度信息。其余文献则通过实际运行时间来间接评估算法复杂度,然而,由于硬件性能差异显著,这种方法难以准确量化算法在实际水声网络中的计算资源消耗。例如,某些高复杂度算法虽然在仿真环境中表现出色,但在资源受限的水声节点上运行时,可能会因计算延迟和能耗过高而显著降低网络寿命。此外,前述文献均未探讨算法的空间复杂度指标(如内存占用),而这一指标是判断水声节点是否能够承载人工智能算法的关键因素之一。

(3) 性能验证以仿真为主,缺少硬件实现:鉴于目前已投入实用的水声网络较少,执行水声网络实验的成本要求较高,加之多数基于人工智能技术的路由协议需要在中大规模的水声网络中才能表现出较好的性能,进一步加大了实验的难度。目前基

于人工智能技术路由协议的性能验证以仿真为主,仅有极少数研究通过布放小规模节点进行了可行性验证,如文献[34,38]。由于缺少硬件实现,算法的真实性能较为难以体现。

5 挑战与展望

5.1 面临的挑战

近年来,一系列研究将人工智能技术引入水声网络路由协议的设计中,取得了一些成果,但仍面临着诸多问题与挑战,包括:

(1) 仿真场景难以反映真实算法性能:目前的基于人工智能技术的水声网络路由协议性能验证多数基于软件仿真。实际的海洋环境中,声速和背景噪声等影响路由协议工作的因素往往在时间和空间维度上都有比较复杂的变化情况,节点的位置也因洋流运动而呈现出动态变化。实际的水声信道是复杂多变的时延-多普勒频移双扩散信道,带宽窄、传播速度慢和噪声严重[7]。在软件仿真中,往往会将这些信道、海洋环境等条件进行一定的简化,以快速获取性能评估结果。然而,一些简化可能导致仿真结果无法反映方案的真实性能,例如,一些研究中,使用传输经验公式[87]计算传输损失以获得节点的接收信噪比,在该公式下,接收信噪比随距离增大而减小。然而,部分研究表明[88,89],由于声线在不均匀海水介质中弯曲传输,在不同传播方向上有不同的传播特性,会产生声能远低于平均水平的

声影区和声能远高于平均水平的聚焦区,接收信噪比不一定随距离增大而减小。因此,如果在仿真中采用传播经验公式获取信噪比,性能评估结果可能与实际应用存在较大差异。

此外,部分研究假设节点信息(如位置、能量)能够以零开销获取,但实际上这些信息需要通过数据帧捎带或专用控制包交换来实现。此类交互所引发的时延、能耗以及冲突概率在仿真过程中往往缺乏量化分析。在动态拓扑环境下,集中式协议需要频繁更新全局状态,而仿真通常简化了与此类控制信息传输相关的开销,从而导致性能评估结果呈现过于乐观的倾向。

(2) 仿真条件的设置缺乏参照标准,部分偏离实际:不同研究中仿真场景以及声速、数据速率、换能器功率和环境噪声等关键参数的配置上存在差异。这些因素对网络端到端时延和能量消耗具有重要影响。这种非标准化的仿真条件设置可能导致两个层面的问题:一方面,部分基于人工智能算法的水声网络路由协议可能仅在特定仿真环境下表现良好,但面临仿真环境变化时的泛化能力挑战;另一方面,由于仿真环境基准不一致,跨算法性能比较可能出现偏差,从而削弱结果的可信度。

此外,部分研究在小范围内部署高密度节点的设置,与当前实际水声网络的应用场景存在差异,可能影响性能评估的实际参考价值。

(3) 缺乏复杂度评估和硬件实现,人工智能算法的实际成本与效益是否匹配尚不明确:在仿真环境中,人工智能算法的计算资源和存储空间开销由计算机承担,而关于其时间复杂度和空间复杂度的讨论在相关研究中较为匮乏。而在实际应用过程中,这类成本则需要由水声节点承担。水声节点是否有能力运行人工智能算法,引入人工智能算法带来的额外成本与其效益是否相匹配,由于缺乏完备的算法复杂度评估和硬件实验,难以做出准确判断。

5.2 发展展望

(1) 构建成熟的仿真平台:目前常用的水声网络仿真平台包括NS-2, NS-3和OPNET等^[90],这些平台能够高效、低成本地进行基于人工智能算法的水声网络路由协议研究。然而,这些平台往往使用传输经验公式计算传输损失,将信道状态认为是时不变的,限制了其用于实际环境仿真的精确度。

2013年, Tomasi等人^[91]通过每隔一段合适的时间间隔向Bellhop模型中输入实测的声速剖面以仿真声线的传播情况并模拟与海上测量情况相似的信道质量波动,对水声泛洪路由和源路由的性能进行了测试;该方法在一定程度上能够反映时变水声

信道的特征,是一种增强仿真研究说服力的有益探索。2024年,刘奇佩等人^[92]通过定制NS-3的UACM接口,利用Bellhop模型扩展NS-3水声信道模块,取得了较为精确的水声网络仿真结果。在仿真研究中,若要更好地探究基于人工智能算法的水声网络路由协议性能,需要设置尽可能真实的水声信道条件,以获得更具说服力的性能评估结果。

同时,应构建统一的仿真条件标准体系,该体系既要充分考虑当前的实际限制,也要为未来技术发展预留足够的空间:在设定仿真参数时,需综合考虑当前可实现的节点性能和网络规模,并适当兼顾未来技术进步可能带来的改进空间,从而合理界定小规模、中规模及大规模网络的节点数量范围、网络空间范围以及节点性能指标的取值区间。对于环境噪声等外部因素,则可通过实测数据来界定其参数范围。通过将实测数据与合理预测相结合,构建更为完善且统一的仿真条件标准体系,从而提升算法性能评估结果在当前应用中的可靠性,同时确保对未来技术发展的适应性。

此外,未来的仿真研究应当更加注重对各类通信开销的建模,包括但不限于路由信息交换和拓扑维护等控制信息传输所产生的成本。建立标准化的开销评估模型,为不同路由协议的性能比较提供更真实的基准。

(2) 进行硬件实现,完善人工智能算法的成本效益分析:一方面需要加强水声节点的研发,提高节点的性能,降低节点生产和布放的成本;另一方面,应从算法本身下手,以降低算法复杂度和存储空间为目标。对于水声网络海试实验的高成本,可以探究通过小规模海试实验来验证路由协议功能的方案,或结合实物节点和仿真环境,进行半实物仿真实验,在控制成本的同时,提供接近实际应用场景的测试条件。

6 结束语

本文探讨了人工智能技术在水声网络路由协议中的应用前景,这一技术对于提升海洋资源勘探和监测的效率至关重要。水声网络面临动态环境、能量限制和安全隐患等挑战,而人工智能技术有望提供有效的解决方案。尽管人工智能技术展现出优化路由、降低能耗和时延的潜力,但其在实际水声网络中的效益仍需通过仿真平台的进一步研究和硬件实现来验证。

参考文献

- [1] 杨健敏,王佳惠,乔钢,等.水声通信及网络技术综述[J].电子与信息学报,2024,46(1):1-21. doi: 10.11999/JEIT230424.

- YANG Jianmin, WANG Jiahui, QIAO Gang, *et al.* Review of underwater acoustic communication and network technology[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(1): 1–21. doi: [10.11999/JEIT230424](https://doi.org/10.11999/JEIT230424).
- [2] 乔钢, 刘淞佐, 刘奇佩. 水声通信网络协议、仿真与试验综述[J]. *水下无人系统学报*, 2017, 25(3): 151–160. doi: [10.11993/j.issn.2096-3920.2017.02.002](https://doi.org/10.11993/j.issn.2096-3920.2017.02.002).
- QIAO Gang, LIU Songzuo, and LIU Qipei. Review of protocols, simulation and experimentation for underwater acoustic communication network[J]. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2017, 25(3): 151–160. doi: [10.11993/j.issn.2096-3920.2017.02.002](https://doi.org/10.11993/j.issn.2096-3920.2017.02.002).
- [3] 许肖梅. 水声通信与水声网络的发展与应用[J]. *声学技术*, 2009, 28(6): 811–816. doi: [10.3969/j.issn1000-3630.2009.06.026](https://doi.org/10.3969/j.issn1000-3630.2009.06.026).
- XU Xiaomei. Development and applications of underwater acoustic communication and networks[J]. *Technical Acoustics*, 2009, 28(6): 811–816. doi: [10.3969/j.issn1000-3630.2009.06.026](https://doi.org/10.3969/j.issn1000-3630.2009.06.026).
- [4] RICE J and GREEN D. Underwater acoustic communications and networks for the US Navy's Seaweb program[C]. 2008 Second International Conference on Sensor Technologies and Applications, Cap Esterel, France, 2008: 715–722. doi: [10.1109/SENSORCOMM.2008.137](https://doi.org/10.1109/SENSORCOMM.2008.137).
- [5] 李风华, 路艳国, 王海斌, 等. 海底观测网的研究进展与发展趋势[J]. *中国科学院院刊*, 2019, 34(3): 321–330. doi: [10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.010](https://doi.org/10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.010).
- LI Fenghua, LU Yanguo, WANG Haibin, *et al.* Research progress and development trend of seafloor observation network[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2019, 34(3): 321–330. doi: [10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.010](https://doi.org/10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.010).
- [6] 朱敏, 武岩波. 水声通信技术进展[J]. *中国科学院院刊*, 2019, 34(3): 289–296. doi: [10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.006](https://doi.org/10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.006).
- ZHU Min and WU Yanbo. Development of underwater acoustic communication technology[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2019, 34(3): 289–296. doi: [10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.006](https://doi.org/10.16418/j.issn.1000-3045.2019.03.006).
- [7] KHAN H, HASSAN S A, and JUNG H. On underwater wireless sensor networks routing protocols: A review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(18): 10371–10386. doi: [10.1109/JSEN.2020.2994199](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2994199).
- [8] 温晓强, 孙运强, 申运哲, 等. 微小型无人潜航器水声通信系统研究[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(5): 76–82. doi: [10.19652/j.cnki.femt.2203605](https://doi.org/10.19652/j.cnki.femt.2203605).
- WEN Xiaoliang, SUN Yunqiang, SHEN Yuanzhe, *et al.* Research on underwater acoustic communication system of micro-unmanned underwater vehicle[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(5): 76–82. doi: [10.19652/j.cnki.femt.2203605](https://doi.org/10.19652/j.cnki.femt.2203605).
- [9] 崔雍浩, 商聪, 陈懿奇, 等. 人工智能综述: AI的发展[J]. *无线电通信技术*, 2019, 45(3): 225–231. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2019.03.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2019.03.01).
- CUI Yonghao, SHANG Cong, CHEN Siqi, *et al.* Overview of AI: Developments of AI techniques[J]. *Radio Communications Technology*, 2019, 45(3): 225–231. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2019.03.01](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2019.03.01).
- [10] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(8): 2806–2810. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.002).
- SUN Zhijun, XUE Lei, XU Yangming, *et al.* Overview of deep learning[J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(8): 2806–2810. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.002).
- [11] 贺倩. 人工智能技术的发展与应用[J]. *电力信息与通信技术*, 2017, 15(9): 32–37. doi: [10.16543/j.2095-641x.electric.power.ict.2017.09.006](https://doi.org/10.16543/j.2095-641x.electric.power.ict.2017.09.006).
- HE Qian. Development and application of artificial intelligence technology[J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2017, 15(9): 32–37. doi: [10.16543/j.2095-641x.electric.power.ict.2017.09.006](https://doi.org/10.16543/j.2095-641x.electric.power.ict.2017.09.006).
- [12] BOYAN J A and LITTMAN M L. Packet routing in dynamically changing networks: A reinforcement learning approach[C]. The 7th International Conference on Neural Information Processing Systems, Denver, Colorado, 1993: 671–678.
- [13] KUMAR S and MIKKULAINEN R. Dual reinforcement Q-routing: An on-line adaptive routing algorithm[M]. DAGLI C H, AKAY M, ERSOY O, *et al.* Smart Engineering Systems: Neural Networks, Fuzzy Logic, Data Mining, and Evolutionary Programming. New York: ASME Press, 1997: 231–238.
- [14] DI CARO G and DORIGO M. Ant colonies for adaptive routing in packet-switched communications networks[C]. The 5th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Amsterdam, The Netherlands, 1998: 673–682. doi: [10.1007/BFb0056909](https://doi.org/10.1007/BFb0056909).
- [15] XIE Peng, CUI Junhong, and LAO Li. VBF: Vector-based forwarding protocol for underwater sensor networks[C]. The 5th International IFIP-TC6 Networking Conference on NETWORKING 2006. Networking Technologies, Services, Protocols; Performance of Computer and Communication Networks; Mobile and Wireless Communications Systems, Coimbra, Portugal, 2006: 1216–1221. doi: [10.1007/11753810_111](https://doi.org/10.1007/11753810_111).
- [16] YAN Hai, SHI Z J, and CUI Junhong. DBR: Depth-based routing for underwater sensor networks[C]. The 7th International IFIP-TC6 Networking Conference on NETWORKING 2008 Ad Hoc and Sensor Networks, Wireless Networks, Next Generation Internet. Singapore, 2008: 72–86. doi: [10.1007/978-3-540-79549-0_7](https://doi.org/10.1007/978-3-540-79549-0_7).
- [17] HU Tiansi and FEI Yunsi. QELAR: A Q-learning-based

- energy-efficient and lifetime-aware routing protocol for underwater sensor networks[C]. 2008 IEEE International Performance, Computing and Communications Conference, Austin, USA, 2008: 247–255. doi: [10.1109/PCCC.2008.4745119](https://doi.org/10.1109/PCCC.2008.4745119).
- [18] HU Tiansi and FEI Yungsi. QELAR: A machine-learning-based adaptive routing protocol for energy-efficient and lifetime-extended underwater sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(6): 796–809. doi: [10.1109/TMC.2010.28](https://doi.org/10.1109/TMC.2010.28).
- [19] 陈友淦, 许肖梅. 人工智能技术在水声通信中的研究进展[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(10): 1536–1544. doi: [10.11990/jheu.202007110](https://doi.org/10.11990/jheu.202007110).
CHEN Yougan and XU Xiaomei. Research progress in artificial intelligence technology for underwater acoustic communications[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020, 41(10): 1536–1544. doi: [10.11990/jheu.202007110](https://doi.org/10.11990/jheu.202007110).
- [20] YILDIZ H U. Joint effects of void region size and sink architecture on underwater WSNs lifetime[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(10): 11046–11056. doi: [10.1109/JSEN.2023.3264159](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3264159).
- [21] YADAV S, GARG N, AGGARWAL S G, *et al.* Recent Advances in Metrology: Select Proceedings of AdMet 2022[M]. Singapore: Springer, 2024: 309–320.
- [22] CHAUDHARY M, GOYAL N, BENSLIMANE A, *et al.* Underwater wireless sensor networks: Enabling technologies for node deployment and data collection challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(4): 3500–3524. doi: [10.1109/jiot.2022.3218766](https://doi.org/10.1109/jiot.2022.3218766).
- [23] LIU Zhixin, MENG Xiangyun, LIU Yang, *et al.* AUV-Aided hybrid data collection scheme based on value of information for internet of underwater things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(9): 6944–6955. doi: [10.1109/jiot.2021.3115800](https://doi.org/10.1109/jiot.2021.3115800).
- [24] DONG Yanhan, CHEN Zheyang, SONG Zhixian, *et al.* Reconfigurable intelligent surface transmission for data importance classification in underwater acoustic networks with energy holes[C]. IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, Zhengzhou, China, 2023: 1–4. doi: [10.1109/icspcc59353.2023.10400354](https://doi.org/10.1109/icspcc59353.2023.10400354).
- [25] 董阳泽, 许肖梅, 刘平香. 水声对抗中的水声网络及其对抗[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(7): 1–6. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2011.07.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2011.07.001).
DONG Yangze, XU Xiaomei, and LIU Pingxiang. Counterworking to UAN in underwater acoustic warfare[J]. *Fire Control & Command Control*, 2011, 36(7): 1–6. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2011.07.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2011.07.001).
- [26] 魏志强, 杨光, 丛艳平. 水下传感器网络安全研究[J]. 计算机学报, 2012, 35(8): 1594–1606. doi: [10.3724/SP.J.1016.2012.01594](https://doi.org/10.3724/SP.J.1016.2012.01594).
WEI Zhiqiang, YANG Guang, and CONG Yanping. Security of underwater sensor networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(8): 1594–1606. doi: [10.3724/SP.J.1016.2012.01594](https://doi.org/10.3724/SP.J.1016.2012.01594).
- [27] CHEN Yougan, ZHU Jianying, WAN Lei, *et al.* ACOA-AFSA fusion dynamic coded cooperation routing for different scale multi-hop underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 186773–186788. doi: [10.1109/access.2020.3029533](https://doi.org/10.1109/access.2020.3029533).
- [28] CHEN Yougan, TANG Yuying, FANG Xing, *et al.* PB-ACR: Node payload balanced ant colony optimal cooperative routing for multi-hop underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 57165–57178. doi: [10.1109/access.2021.3072283](https://doi.org/10.1109/access.2021.3072283).
- [29] 袁青青, 袁丁, 严清. U-WSNs中基于蚁群算法的定向梯度传输机会路由协议[J]. 无线电工程, 2023, 53(7): 1502–1508. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2023.07.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2023.07.002).
YUAN Qingqing, YUAN Ding, and YAN Qing. Directional gradient transmission for opportunistic routing protocol based on ant colony algorithm in U-WSNs[J]. *Radio Engineering*, 2023, 53(7): 1502–1508. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2023.07.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2023.07.002).
- [30] LI Chong, DU Xiujian, and WANG Lijuan. IATLR: Improved ACO and TOPSIS-based layering routing protocol for underwater acoustic networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(3): 3262–3269. doi: [10.1109/jsen.2022.3230069](https://doi.org/10.1109/jsen.2022.3230069).
- [31] ZHANG Mingyue, XIE Jianpeng, WANG Zongyang, *et al.* MO-CBACORP: A new energy-efficient secure routing protocol for underwater monitoring wireless sensor network[J]. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2023, 35(9): 101786. doi: [10.1016/j.jksuci.2023.101786](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.101786).
- [32] KUMARI S, MISHRA P K, and ANAND V. Integrated load balancing and void healing routing with Cuckoo search optimization scheme for underwater wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2020, 111(3): 1787–1803. doi: [10.1007/s11277-019-06957-z](https://doi.org/10.1007/s11277-019-06957-z).
- [33] WANG Qingwen, LI Jianghui, QI Qian, *et al.* A game-theoretic routing protocol for 3-D underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9846–9857. doi: [10.1109/jiot.2020.2988503](https://doi.org/10.1109/jiot.2020.2988503).
- [34] HAN Duoliang, DU Xiujian, LIU Xiuxiu, *et al.* FCLR: Fuzzy control-based layering routing protocol for underwater acoustic networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(23): 23590–23602. doi: [10.1109/jsen.2022.3218136](https://doi.org/10.1109/jsen.2022.3218136).
- [35] UYAN O G, AKBAS A, and GUNGOR V C. A reliable and secure multi-path routing strategy for underwater acoustic sensor networks[J]. *Computer Networks*, 2022, 212: 109070.

- doi: [10.1016/j.comnet.2022.109070](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2022.109070).
- [36] ZHANG Shuyun, CHEN Huifang, and XIE Lei. ASVMR: Adaptive support-vector-machine-based routing protocol in the underwater acoustic sensor network for smart ocean[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(9): 1736. doi: [10.3390/jmse11091736](https://doi.org/10.3390/jmse11091736).
- [37] GAVALI A B, VAZE V M, and UBALE S A. HOCOR: Hybrid optimization-based cooperative opportunistic routing for underwater wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2024, 135(3): 1449–1472. doi: [10.1007/s11277-024-11106-2](https://doi.org/10.1007/s11277-024-11106-2).
- [38] DI VALERIO V, LO PRESTI F, PETRIOLI C, et al. CARMA: Channel-aware reinforcement learning-based multi-path adaptive routing for underwater wireless sensor networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(11): 2634–2647. doi: [10.1109/jsac.2019.2933968](https://doi.org/10.1109/jsac.2019.2933968).
- [39] JIN Zhigang, ZHAO Qinyi, and SU Yishan. RCAR: A reinforcement-learning-based routing protocol for congestion-avoided underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(22): 10881–10891. doi: [10.1109/jсен.2019.2932126](https://doi.org/10.1109/jсен.2019.2932126).
- [40] LU Yongjie, HE Rongxi, CHEN Xiaojing, et al. Energy-efficient depth-based opportunistic routing with Q-learning for underwater wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 1025. doi: [10.3390/s20041025](https://doi.org/10.3390/s20041025).
- [41] ZHOU Yuan, CAO Tao, and XIANG Wei. Anypath routing protocol design via Q-Learning for underwater sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(10): 8173–8190. doi: [10.1109/jiot.2020.3042901](https://doi.org/10.1109/jiot.2020.3042901).
- [42] KHAN Z A, KARIM O A, ABBAS S, et al. Q-learning based energy-efficient and void avoidance routing protocol for underwater acoustic sensor networks[J]. *Computer Networks*, 2021, 197: 108309. doi: [10.1016/j.comnet.2021.108309](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2021.108309).
- [43] CHEN Yougan, ZHENG Kaitong, FANG Xing, et al. QMCR: A Q-learning-based multi-hop cooperative routing protocol for underwater acoustic sensor networks[J]. *China Communications*, 2021, 18(8): 224–236. doi: [10.23919/jcc.2021.08.016](https://doi.org/10.23919/jcc.2021.08.016).
- [44] ZHANG Ying, ZHANG Zheming, CHEN Lei, et al. Reinforcement learning-based opportunistic routing protocol for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(3): 2756–2770. doi: [10.1109/tvt.2021.3058282](https://doi.org/10.1109/tvt.2021.3058282).
- [45] ZHU Rongxin, JIANG Qihang, HUANG Xiangdang, et al. A reinforcement-learning-based opportunistic routing protocol for energy-efficient and void-avoided UASNs[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(13): 13589–13601. doi: [10.1109/jсен.2022.3175994](https://doi.org/10.1109/jсен.2022.3175994).
- [46] NANDYALA C S, KIM H W, and CHO H S. QTAR: A Q-learning-based topology-aware routing protocol for underwater wireless sensor networks[J]. *Computer Networks*, 2023, 222: 109562. doi: [10.1016/j.comnet.2023.109562](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2023.109562).
- [47] WANG Chao, SHEN Xiaohong, WANG Haiyan, et al. Reinforcement learning-based opportunistic routing protocol using depth information for energy-efficient underwater wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(15): 17771–17783. doi: [10.1109/jсен.2023.3285751](https://doi.org/10.1109/jсен.2023.3285751).
- [48] LI Feiyan, HAN Guangjie, LIN Chuan, et al. SDN-QLTR: Q-learning-assisted trust routing scheme for SDN-based underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(6): 10682–10694. doi: [10.1109/jiot.2023.3328356](https://doi.org/10.1109/jiot.2023.3328356).
- [49] WANG Chao, SHEN Xiaohong, WANG Haiyan, et al. Multi-agent reinforcement learning-based routing protocol for underwater wireless sensor networks with value of information[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(5): 7042–7054. doi: [10.1109/jсен.2023.3345947](https://doi.org/10.1109/jсен.2023.3345947).
- [50] HEMAVATHY N and INDUMATHI P. Deep learning-based hybrid dynamic biased track (DL-HDBT) routing for under water acoustic sensor networks[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(1): 1211–1225. doi: [10.1007/s12652-020-02165-x](https://doi.org/10.1007/s12652-020-02165-x).
- [51] ZHU Xiuling, CHEN Yougan, WAN Lei, et al. Dynamic layered routing protocols based on BP-NN for underwater acoustic sensor networks[J]. *Applied Acoustics*, 2023, 211: 109454. doi: [10.1016/j.apacoust.2023.109454](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2023.109454).
- [52] ZHANG Shuyun, CHEN Huifang, and XIE Lei. GNN-IR: An intelligent routing method based on graph neural network in the underwater acoustic sensor network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(13): 21566–21582. doi: [10.1109/jсен.2024.3398375](https://doi.org/10.1109/jсен.2024.3398375).
- [53] WANG Bin and BEN Kerong. GTR: GAN-based trusted routing algorithm for underwater wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2024, 24(15): 4879. doi: [10.3390/s24154879](https://doi.org/10.3390/s24154879).
- [54] SU Yishan, FAN Rong, FU Xiaomei, et al. DQELR: An adaptive deep Q-network-based energy- and latency-aware routing protocol design for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 9091–9104. doi: [10.1109/access.2019.2891590](https://doi.org/10.1109/access.2019.2891590).
- [55] ANITHA D and KARTHIKA R A. DEQLFER—A deep extreme Q-learning firefly energy efficient and high performance routing protocol for underwater communication[J]. *Computer Communications*, 2021, 174: 143–153. doi: [10.1016/j.comcom.2021.04.030](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2021.04.030).
- [56] CHEN Yan, BAI Jie, and LI Yun. PDDQN-HHVBFBF routing protocol based on empirical priority DDQN to improve HHVBFBF[J]. *Electronics*, 2022, 11(23): 4031. doi: [10.3390/](https://doi.org/10.3390/)

- electronics11234031.
- [57] GENG Xuan and ZHANG Bin. Deep Q-network-based intelligent routing protocol for underwater acoustic sensor network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(4): 3936–3943. doi: [10.1109/jsen.2023.3234112](https://doi.org/10.1109/jsen.2023.3234112).
- [58] 杨俊闯, 赵超. K-Means聚类算法研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(23): 7–14,63. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0347](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0347).
- YANG Junchuang and ZHAO Chao. Survey on K-Means clustering algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(23): 7–14,63. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0347](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1908-0347).
- [59] WANG Meihuang, CHEN Yougan, SUN Xiang, et al. Node energy consumption balanced multi-hop transmission for underwater acoustic sensor networks based on clustering algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 191231–191241. doi: [10.1109/access.2020.3032019](https://doi.org/10.1109/access.2020.3032019).
- [60] OMEKE K G, MOLLEL M S, OZTURK M, et al. DEKCS: A dynamic clustering protocol to prolong underwater sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(7): 9457–9464. doi: [10.1109/jsen.2021.3054943](https://doi.org/10.1109/jsen.2021.3054943).
- [61] LI Luyao, QIU Yang, and XU Jing. A K-Means clustered routing algorithm with location and energy awareness for underwater wireless sensor networks[J]. *Photonics*, 2022, 9(5): 282. doi: [10.3390/photonics9050282](https://doi.org/10.3390/photonics9050282).
- [62] ZHU Jianying, CHEN Yougan, SUN Xiang, et al. ECRKQ: Machine learning-based energy-efficient clustering and cooperative routing for mobile underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 70843–70855. doi: [10.1109/access.2021.3078174](https://doi.org/10.1109/access.2021.3078174).
- [63] ZHANG Tian, RAMAKRISHNAN R, and LIVNY M. BIRCH: An efficient data clustering method for very large databases[J]. *ACM SIGMOD Record*, 1996, 25(2): 103–114. doi: [10.1145/235968.233324](https://doi.org/10.1145/235968.233324).
- [64] LIN Chuan, HAN Guangjie, WANG Tingting, et al. Fast node clustering based on an improved birch algorithm for data collection towards software-defined underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(22): 25480–25488. doi: [10.1109/jsen.2021.3055948](https://doi.org/10.1109/jsen.2021.3055948).
- [65] DURRANI M Y, TARIQ R, AADIL F, et al. Adaptive node clustering technique for smart ocean under water sensor network (SOSNET)[J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1145. doi: [10.3390/s19051145](https://doi.org/10.3390/s19051145).
- [66] KRISHNASWAMY V and MANVI S S. Fuzzy and PSO based clustering scheme in underwater acoustic sensor networks using energy and distance parameters[J]. *Wireless Personal Communications*, 2019, 108(3): 1529–1546. doi: [10.1007/s11277-019-06483-y](https://doi.org/10.1007/s11277-019-06483-y).
- [67] KRISHNASWAMY V and MANVI S S. Trusted node selection in clusters for underwater wireless acoustic sensor networks using fuzzy logic[J]. *Physical Communication*, 2021, 47: 101388. doi: [10.1016/j.phycom.2021.101388](https://doi.org/10.1016/j.phycom.2021.101388).
- [68] KHAN M F, BIBI M, AADIL F, et al. Adaptive node clustering for underwater sensor networks[J]. *Sensors*, 2021, 21(13): 4514. doi: [10.3390/s21134514](https://doi.org/10.3390/s21134514).
- [69] XING Guanglin, CHEN Yumeng, HOU Rui, et al. Game-theory-based clustering scheme for energy balancing in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(11): 9005–9013. doi: [10.1109/jiot.2021.3055857](https://doi.org/10.1109/jiot.2021.3055857).
- [70] HOU Rui, FU Juan, DONG Mianxiong, et al. An Unequal clustering method based on particle swarm optimization in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(24): 25027–25036. doi: [10.1109/jiot.2022.3195223](https://doi.org/10.1109/jiot.2022.3195223).
- [71] BHARANY S, SHARMA S, ALSHARABI N, et al. Energy-efficient clustering protocol for underwater wireless sensor networks using optimized glowworm swarm optimization[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1117787. doi: [10.3389/fmars.2023.1117787](https://doi.org/10.3389/fmars.2023.1117787).
- [72] KAVERIPAKAM S and CHINTHAGINJALA R. Clustering-based dragonfly optimization algorithm for underwater wireless sensor networks[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2023, 81: 580–598. doi: [10.1016/j.aej.2023.09.047](https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.09.047).
- [73] FAHEEM M, TUNA G, and GUNGOR V C. QERP: Quality-of-Service (QoS) aware evolutionary routing protocol for underwater wireless sensor networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2018, 12(3): 2066–2073. doi: [10.1109/jsyst.2017.2673759](https://doi.org/10.1109/jsyst.2017.2673759).
- [74] ANURADHA D, SUBRAMANI N, KHALAF O I, et al. Chaotic search-and-rescue-optimization-based multi-hop data transmission protocol for underwater wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(8): 2867. doi: [10.3390/s22082867](https://doi.org/10.3390/s22082867).
- [75] SUN Yao, ZHENG Maochun, HAN Xiao, et al. Adaptive clustering routing protocol for underwater sensor networks[J]. *Ad Hoc Networks*, 2022, 136: 102953. doi: [10.1016/j.adhoc.2022.102953](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2022.102953).
- [76] YUAN Yufan, LIU Meiyuan, ZHUO Xiaoxiao, et al. A Q-learning-based hierarchical routing protocol with unequal clustering for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(6): 6312–6325. doi: [10.1109/jsen.2022.3232614](https://doi.org/10.1109/jsen.2022.3232614).
- [77] HE Shukun, LI Qinlin, KHISHE M, et al. The optimization of nodes clustering and multi-hop routing protocol using hierarchical chimp optimization for sustainable energy efficient underwater wireless sensor networks[J]. *Wireless Networks*, 2024, 30(1): 233–252. doi: [10.1007/s11276-023-](https://doi.org/10.1007/s11276-023-)

- 03464-9.
- [78] MOHAN P, SUBRAMANI N, ALOTAIBI Y, *et al.* Improved metaheuristics-based clustering with multihop routing protocol for underwater wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(4): 1618. doi: [10.3390/s22041618](https://doi.org/10.3390/s22041618).
- [79] SUBRAMANI N, MOHAN P, ALOTAIBI Y, *et al.* An efficient metaheuristic-based clustering with routing protocol for underwater wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(2): 415. doi: [10.3390/s22020415](https://doi.org/10.3390/s22020415).
- [80] XIAO Xingxing and HUANG Haining. A clustering routing algorithm based on improved ant colony optimization algorithms for underwater wireless sensor networks[J]. *Algorithms*, 2020, 13(10): 250. doi: [10.3390/a13100250](https://doi.org/10.3390/a13100250).
- [81] XIAO Xingxing, HUANG Haining, and WANG Wei. Underwater wireless sensor networks: An energy-efficient clustering routing protocol based on data fusion and genetic algorithms[J]. *Applied Sciences*, 2020, 11(1): 312. doi: [10.3390/app11010312](https://doi.org/10.3390/app11010312).
- [82] CHENTHIL T R and JESU JAYARIN P. An energy-aware multilayer clustering-based butterfly optimization routing for underwater wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2022, 122(4): 3105–3125. doi: [10.1007/s11277-021-09042-6](https://doi.org/10.1007/s11277-021-09042-6).
- [83] ALSALMAN L and ALOTAIBI E. A balanced routing protocol based on machine learning for underwater sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 152082–152097. doi: [10.1109/access.2021.3126107](https://doi.org/10.1109/access.2021.3126107).
- [84] ZHU Rongxin, HUANG Xiwen, HUANG Xiangdang, *et al.* An on-site-based opportunistic routing protocol for scalable and energy-efficient underwater acoustic sensor networks[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(23): 12482. doi: [10.3390/app122312482](https://doi.org/10.3390/app122312482).
- [85] 秦利娟, 刘鑫. 融合深度学习的UASN智能路由算法研究[J]. *计算机仿真*, 2021, 38(12): 118–121,266. doi: [10.3969/j.issn.1006-9348.2021.12.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2021.12.024).
QIN Lijuan and LIU Xin. Intelligent routing algorithm for UASN based on deep learning[J]. *Computer Simulation*, 2021, 38(12): 118–121,266. doi: [10.3969/j.issn.1006-9348.2021.12.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-9348.2021.12.024).
- [86] ZHU Rongxin, BOUKERCHE A, and YANG Qiuling. An efficient secure and adaptive routing protocol based on GMM-HMM-LSTM for internet of underwater things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(9): 16491–16504. doi: [10.1109/jiot.2024.3354820](https://doi.org/10.1109/jiot.2024.3354820).
- [87] STOJANOVIC M. On the relationship between capacity and distance in an underwater acoustic communication channel[J]. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 2007, 11(4): 34–43. doi: [10.1145/1347364.1347373](https://doi.org/10.1145/1347364.1347373).
- [88] YAN Honglu, MA Tianlong, PAN Chenyu, *et al.* Statistical analysis of time-varying channel for underwater acoustic communication and network[C]. 2021 International Conference on Frontiers of Information Technology (FIT), Islamabad, Pakistan, 2021: 55–60. doi: [10.1109/fit53504.2021.00020](https://doi.org/10.1109/fit53504.2021.00020).
- [89] ZHONG Xuefeng, JI Fei, CHEN Fangjiong, *et al.* A new acoustic channel interference model for 3-D underwater acoustic sensor networks and throughput analysis[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9930–9942. doi: [10.1109/jiot.2020.2990414](https://doi.org/10.1109/jiot.2020.2990414).
- [90] 张育芝, 张效民, 王安义, 等. 水声通信网络信道建模与仿真研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(4): 1249–1261. doi: [10.3969/j.issn.1671-1815.2021.04.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-1815.2021.04.002).
ZHANG Yuzhi, ZHANG Xiaomin, WANG Anyi, *et al.* Research progresses on channel modeling and simulation for underwater acoustic communication and networks[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(4): 1249–1261. doi: [10.3969/j.issn.1671-1815.2021.04.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-1815.2021.04.002).
- [91] TOMASI B, TOSO G, CASARI P, *et al.* Impact of time-varying underwater acoustic channels on the performance of routing protocols[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013, 38(4): 772–784. doi: [10.1109/joe.2013.2279735](https://doi.org/10.1109/joe.2013.2279735).
- [92] 刘奇佩, 刘琨, 罗逸豪, 等. Bellhop模型在水声网络仿真中的实现和应用[J]. *水下无人系统学报*, 2024, 32(1): 124–129. doi: [10.11993/j.issn.2096-3920.2023-0015](https://doi.org/10.11993/j.issn.2096-3920.2023-0015).
LIU Qipei, LIU Kun, LUO Yihao, *et al.* Implementation and application of Bellhop model in underwater acoustic network simulation[J]. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2024, 32(1): 124–129. doi: [10.11993/j.issn.2096-3920.2023-0015](https://doi.org/10.11993/j.issn.2096-3920.2023-0015).
- 赵矣昊：男，博士生，研究方向为水声通信及组网技术。
陈友淦：男，教授，研究方向为水声通信及组网技术。
李姜辉：男，教授，研究方向为水声通信、离岸碳捕集利用与存储。
万磊：男，副教授，研究方向为水声通信与信号处理。
陶毅：男，助理教授，研究方向为水声信号处理。
王栩琛：男，博士生，研究方向为水下噪声处理。
董妍函：女，博士生，研究方向为水声数据安全传输技术。
涂申奥：男，博士生，研究方向为水声网络智能组网技术。
许肖梅：女，教授，研究方向为水声遥测遥控技术。

Exploration of Application of Artificial Intelligence Technology in Underwater Acoustic Network Routing Protocols

ZHAO Yihao^{①②} CHEN Yougan^{①②③⑤} LI Jianghui^{①②} WAN Lei^{①④} TAO Yi^{①②}
WANG Xuchen^{①②} DONG Yanhan^{①②} TU Shen'ao^{①②} XU Xiaomei^{①②}

^①(Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology
(Xiamen University), Ministry of Education, Xiamen 361005, China)

^②(College of Ocean and Earth Sciences, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

^③(Shenzhen Research Institute of Xiamen University, Shenzhen 518000, China)

^④(School of Informatics, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

^⑤(Fujian Ocean Innovation Center, Xiamen 361005, China)

Abstract:

Significance In response to the strategic emphasis on maritime power, China has experienced growing demand for ocean resource exploration, ecological monitoring, and defense applications. Underwater acoustic networks provide an effective solution for data acquisition in these domains, with network performance largely dependent on the design and implementation of routing protocols. These protocols determine the transmission path and method, forming a foundation for optimizing underwater communication. Recent advances in Artificial Intelligence (AI) have prompted efforts to apply AI techniques to underwater acoustic network routing. By leveraging AI's learning capacity, data insight capability, and adaptability, researchers aim to address challenges posed by dynamic underwater environments, energy limitations of nodes, and potential security threats. This paper examines the integration of AI technology into underwater acoustic network routing protocols and provides a critical evaluation of current research progress.

Progress This paper reviews the application of AI technology in underwater acoustic network routing protocols, classifying existing approaches into flat and hierarchical routing categories. In flat routing, AI methods such as conventional heuristic algorithms, reinforcement learning, and deep learning have been applied to improve routing decisions. For hierarchical routing, AI is utilized not only for routing optimization but also for node clustering and layer structuring. These applications offer potential benefits, including enhanced routing efficiency, reduced energy consumption, improved end-to-end delay, and strengthened network security. Most performance evaluations are based on simulations. However, simulation environments vary considerably across studies, particularly in node quantity and density, ranging from small-scale to very large-scale networks. This variability complicates quantitative comparisons of performance metrics. Additionally, replicating these simulation scenarios in sea trials is limited by the logistical and financial constraints of deploying and recovering large numbers of nodes, thus impeding the validation of protocol performance under real-world conditions. The review further identifies critical challenges in applying AI to underwater acoustic networks. Many AI-based protocols operate under impractical assumptions, such as global knowledge of node positions and energy levels, which is rarely achievable in dynamic underwater settings. Maintaining such information requires substantial communication overhead, thereby increasing energy consumption and delay. Furthermore, the computational complexity of AI algorithms—particularly deep learning models—presents difficulties for implementation on underwater nodes with limited power, processing, and storage capacities. Few studies provide detailed complexity analyses, and hardware-based performance verifications remain scarce. This lack of real-world validation limits the assessment of the practical feasibility and effectiveness of AI-enabled routing protocols.

Conclusions AI technology offers considerable potential for enhancing underwater acoustic network routing protocols by addressing key challenges such as environmental variability, energy constraints, and security threats. However, current research is constrained by several limitations. Many studies rely on unrealistic assumptions regarding the availability of complete node information, which is impractical in dynamic

underwater settings. The acquisition and maintenance of such information entail substantial communication overhead, leading to increased energy consumption and delay. Moreover, the computational demands of AI algorithms—particularly deep learning models—often exceed the capabilities of resource-limited underwater nodes. Performance assessments remain predominantly simulation-based, with limited hardware implementation, thereby restricting the verification of real-world feasibility and effectiveness.

Prospects Future research should prioritize the development of more accurate and realistic simulation platforms to support the evaluation of AI-based routing protocols. This includes the integration of advanced channel models and real-world observational data to improve simulation fidelity. Establishing standardized simulation conditions will also be essential for enabling consistent performance comparisons across studies. In parallel, greater emphasis should be placed on hardware implementation of AI algorithms, with efforts directed toward reducing algorithmic complexity and storage demands to accommodate the limitations of energy-constrained underwater nodes. Exploring cost-effective validation approaches, such as small-scale sea trials and semi-physical simulation frameworks, will be critical for assessing the practical performance and deployment feasibility of AI-enabled routing protocols.

Key words: Artificial Intelligence (AI); Underwater acoustic communication; Underwater acoustic network; Routing protocol