Journal of Marine Science and Engineering

MDPI

综述水下群体机器人中仿生协调、通信与系统架构方法的全面综述

Shyalan Ramesh [1,*] **Scott Mann** [1] **Alex Stumpf** [2]

[1] 拉筹伯大学计算、工程与数学科学学院计算机科学与信息技术系，澳大利亚维多利亚州墨尔本，邮编3086 [2] 拉筹伯大学计算、工程与数学科学学院工程系，澳大利亚维多利亚州墨尔本，邮编3086* 通讯作者：shyalan.ramesh@latrobe.edu.au

arXiv:2601.12244v1 [cs.RO] 18 Jan 2026

摘要

海洋作业日益复杂，进一步凸显了对智能机器人系统的需求，以支持海洋观测、探索和资源管理。水下群体机器人提供了一种前景广阔的框架，通过集体协调扩展单个自主平台的能力。受鱼群和昆虫群落等自然系统启发，仿生群体方法能够在严峻的海洋环境中实现分布式决策、适应性和韧性。然而，该领域的研究仍较为零散，在算法、通信和硬件设计视角之间的整合有限。本综述综合探讨了水下群体机器人的仿生协调机制、通信策略和系统设计考量，并考察了关键的海洋专用算法，包括人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法，重点介绍它们在编队控制、任务分配和环境交互中的应用。综述还分析了水下领域特有的通信约束，以及支持协同作业的新兴声学、光学和混合解决方案。此外，还探讨了能够提升系统效率和可扩展性的硬件与系统设计进展。本文提出一个多维分类框架，从通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性等方面评估现有方法。通过这一综合分析，综述整合了仿生协调算法、通信模态和系统设计方法，并指出了水下群体系统实际部署中的趋同趋势、关键挑战和未来研究方向。

关键词： 水下群体机器人；海洋机器人系统；仿生算法；协调与通信；自主水下航行器；多航行器协作；节能型系统设计；跨层优化

Check for updates

学术编辑：Jianjun Ni

收稿日期：2025年12月4日
修订日期：2025年12月26日
接受日期：2025年12月27日
发表日期：2025年12月29日

版权： © 2025年作者所有。被许可方为 MDPI，瑞士巴塞尔。本文为开放获取文章，依据以下条款和条件分发：知识共享署名（CC BY）许可。

1. 引言

海洋资源的可持续管理仍是全球最迫切的挑战之一，需要对海洋环境进行有效监测和探索 [1,2]。近几十年来，包括自主水下航行器（AUVs）、遥控潜水器（ROVs）和无人水面艇

（USVs）彻底改变了海洋观测与探索 [3,4]。一项重要趋势是从单航行器自主性转向集群自主性，即多台航行器协同合作，以提升空间覆盖、鲁棒性和任务适应性。

水下机器人系统已从早期用于巡检和干预的系留式遥控潜水器，发展到如今日益自主、能够长期执行传感和决策任务的自主平台。如今，自主水下航行器、遥控水下机器人和无人水面航行器被部署于广泛的任务中，包括海底测绘、栖息地与水质监测、海上基础设施检查、搜寻与回收，以及在冰下和深海区域等偏远环境中作业。这一自主性提升、部署范围扩大的趋势，自然而然地推动了对多机器人系统和集群系统的研究；在这些系统中，协作能够提升覆盖范围、冗余度以及在严峻海洋环境中的任务韧性 [3,4]。

群体机器人学从鱼群、鸟群和昆虫群落中观察到的自然集体行为汲取灵感，通过简单的局部交互实现复杂协调 [5]。将这些原则应用于水下领域会带来独特挑战，包括通信带宽受限、声学延迟和功率容量有限，但也创造了创新机遇 [6,7]。受生物启发的策略在海洋环境中特别有意义，因为水生生物已经进化出适应能力，能够在恰恰限制机器人系统的条件下生存：通信受限、位置不确定性以及能源匮乏 [4]。例如，鱼群依靠局部感知而非全局定位来维持队形 [8]，，这为机器人群体实现高效协调提供了直接启示。

尽管单个海洋机器人平台取得了显著进展，水下群体机器人学领域在概念和方法上仍然支离破碎。大量研究探讨了群体协调、通信和仿生设计的各个方面，但尚无统一框架能够将这些维度整合为连贯的知识体系 [7,9]。

本综述通过四项贡献弥补这一空白。第一，它从三个相互关联的层面统一探讨水下群体机器人学：仿生协调与优化、水下通信约束以及系统架构，从而在讨论算法的同时，纳入影响实际部署的物理限制和组网限制。第二，它聚焦于以海洋环境为基础的仿生方法及其水下适配，并以具有代表性的人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法为例，阐释常见的设计模式和评估考量。第三，它提出一个基于通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性的四维分类框架，以便对各种方法进行一致的定位和比较。第四，它综合梳理反复出现的评估差距和开放挑战，以支持更具可复现性的基准测试和更明智的算法选择。与许多广泛探讨一般机器人学中仿生算法的现有综述，以及聚焦于范围更窄的水下协调技术子集的综述不同，本文明确专注于水下领域，并将算法、通信和架构整合到一个统一的比较框架中。

为呈现该领域的范围及其发展脉络，图1展示了2001年至2025年水下群体机器人研究的出版趋势。

https://doi.org/10.3390/jmse14010059

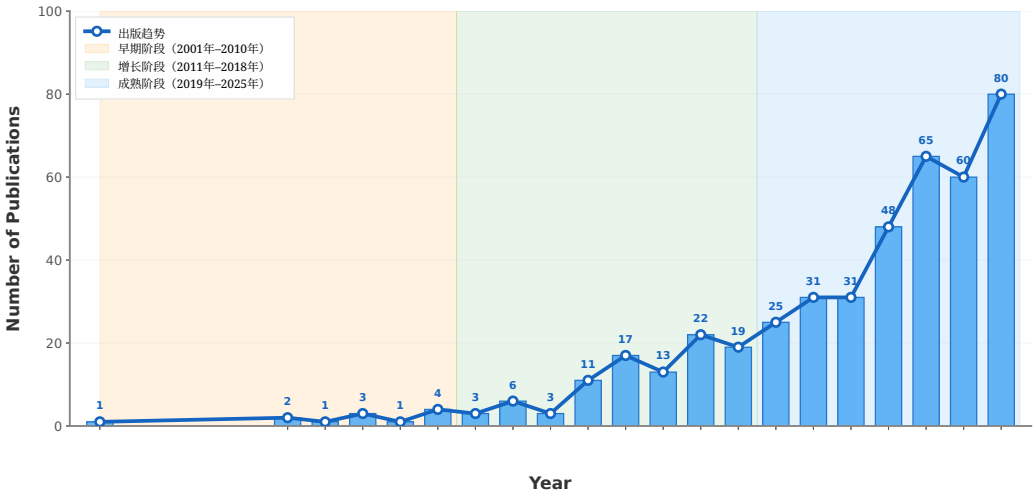

图1。 水下群体机器人学研究的出版趋势（2001年至2025年）。该分析涵盖来自主要数据库的446篇研究论文，展现了该领域的指数级增长。检索关键词包括：海洋群体机器人学、自主水下航行器群体机器人学、水下群体机器人以及相关术语。

综述方法

本研究采用结构化叙述性综述设计，并以透明、可复现的检索与筛选流程为指导。图2展示了三阶段方法，该方法结合了范围综述原则、主题分析和概念框架构建。

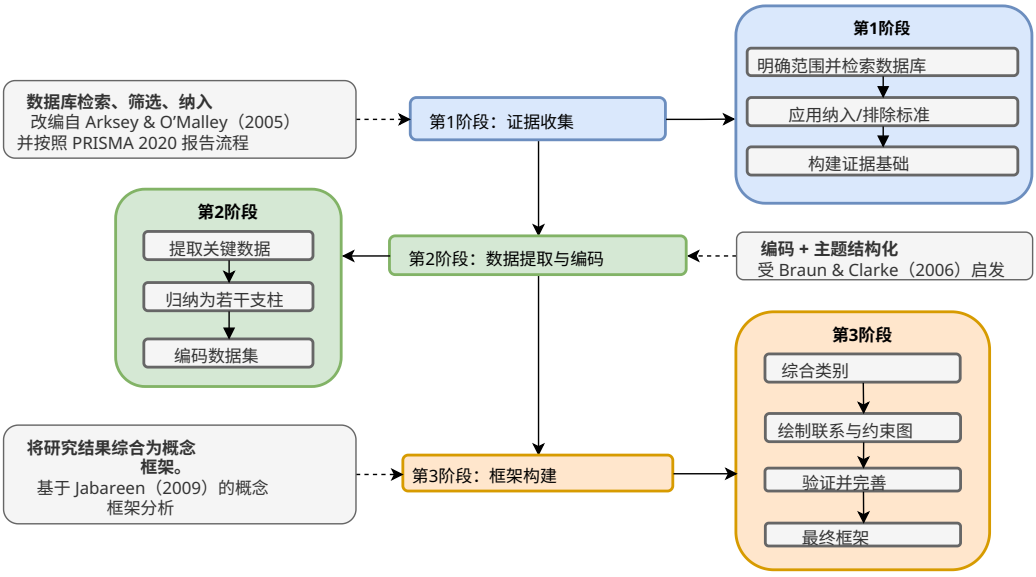

图2。 用于综合生物启发式水下群体机器人学文献的三阶段研究方法。该方法整合了证据收集、[10]，系统性数据提取与编码 [11]，以及综合综合 [12]，以整合算法、通信和系统设计领域的研究结果。

书目记录来自七个主要学术数据库（MDPI、OpenAlex、Scopus、Springer、ScienceDirect、IEEE 和谷歌学术），检索时组合使用了与水下群体机器人和海洋多机器人系统相关的关键词。选择这些数据库是因为它们是广泛使用的索引来源，涵盖机器人学、海洋工程和通信领域；然而，由于索引内容存在重叠，且不同数据库的索引范围各异，我们无法声称已覆盖所有相关出版物的某个精确比例

。检索关键词采用布尔逻辑组合，例如（“水下”或“海洋”）与（“群体”或“多机器人”或“多自主水下航行器”）以及（“机器人学”或“协调”或“协作”），并使用了“海洋群体机器人学”“自主水下航行器群体机器人学”“水下群体机器人”等具体短语及相关词语。所有检索均限定为英文出版物。检索时间范围为2001年至2025年。仅纳入同行评审研究论文；综述论文、会议论文集、学位论文及未经同行评审的来源均予以排除。

通过 DOI 匹配和标题比对筛除重复记录，并仅保留涉及水下或海洋群体机器人学、多自主水下航行器协作，或水生环境中密切相关的多航行器协调问题的研究。在筛选和整合过程中，原始来源中约65%的论文被排除，其中包括综述论文、会议论文和重复发表的论文。

最终语料库包含446篇同行评审研究论文。研究人员审查了标题、摘要，并在必要时审阅全文，以确认相关性，并根据每篇文章的主要贡献将其归入一个或多个主题类别：仿生协调与控制算法、水下通信与组网策略，以及系统设计与实现（包括平台、传感、能量管理和验证）。这种主题编码构成了综述的组织基础：第2节介绍基础背景，第3–5 节综合讨论协调、通信和系统设计主题，第6 节则提出综合分类，梳理语料库中算法、通信与硬件视角之间的联系。需要指出本研究的局限性：由于可能遗漏了部分期刊和来源，数据集或存在缺漏；此外，搜索策略可能无法涵盖使用其他术语发表的所有相关文献。

2. 海洋群体机器人学基础

水下群体机器人学所处的领域面临独特挑战，与陆地和空中环境有着根本差异。要开发有效且可持续的海洋机器人系统，必须了解这些挑战、群体智能的基本原理以及仿生设计的意义。这一基础背景确立了仿生协调、通信和系统设计方法必须遵循的环境与概念约束。

2.1. 水下环境的特点与挑战

水下环境带来的物理、声学和运行约束，会显著影响群体机器人系统的设计与行为。与陆地或空中系统不同，水下平台必须在一种限制通信、定位、传感和能量管理的介质中运行。

首要挑战是导航。全球定位系统（GPS）信号无法在水下传播，迫使自主水下航行器依赖惯性导航系统（INS）、航位推算和声学定位系统等替代方法 [7,13]。状态估计滤波器，尤其是（扩展）卡尔曼滤波和不变扩展卡尔曼滤波器变体，被广泛用于融合含噪测量并减少水下导航中的漂移 [14,15]。惯性导航系统会随时间累积漂移，而航位推算则会受到偏差和积分误差的影响。包括长基线（LBL）和超短基线（USBL）方法在内的声学定位系统能够提供绝对定位结果，但会受到传播时延、多径干扰以及需要预先部署基础设施等因素的限制。这些不确定性使编队控制和协同行为变得复杂，因为各个智能体对自身相对于邻近智能体的位置可能持有不一致的估计。

通信是另一项根本性局限。水下环境无法使用传统的射频信道。相反，通信主要依赖声学、光学或低频电磁模态，而这些模态在通信距离、带宽和可靠性方面各有取舍。例如，Awan等人综述了水下无线系统中的系统级约束和组网挑战 [16],Saeed等人调查了水下光无线通信和定位 [17],Alahmad等人则通过实验评估了面向自主水下航行器应用的水下射频/电磁传输 [18]。声学链路具有较长的通信距离，但存在数据速率低、延迟高和环境噪声等问题；光通信能够在短距离内实现高吞吐量，但对浑浊度较为敏感；而电磁传输由于在海水中衰减迅速，其通信距离被限制在数米以内。这些局限性要求采用能够容忍稀疏、延迟及间歇性连接的群体控制架构。

环境变化进一步加剧了这些挑战。温度、盐度和水流的变化会影响航行器动力学、感知性能和通信范围。深海的高压环境要求采用坚固的耐压壳体，而盐水腐蚀则需要使用防护材料和涂层。能量管理仍是一项持续存在的限制，因为有限的电池容量会限制续航能力，并要求在推进、传感、计算和通信之间进行审慎权衡。

总体而言，缺乏全局定位、通信受限、环境不确定性以及能源有限，共同构成了海洋群体机器人学复杂的设计空间。这些因素促使人们采用去中心化、自适应且能量感知的协调方法，使其能够在信息不完整且存在延迟的情况下可靠运行。

2.2. 群体智能原理

群体智能研究的是，许多简单智能体 [6]之间如何通过局部交互产生复杂的集体行为。自然界中的例子包括鱼群、鸟群和昆虫群落，其中个体依据邻居感知和环境线索遵循局部行为规则 [5]。这类群体无需中央控制器，便能完成探索、觅食、迁徙和防御等任务。

群体智能的关键原则包括去中心化、可扩展性、鲁棒性和涌现。在去中心化系统中，每个智能体都依据局部信息自主行动，从而减少对全局知识和集中式协调的依赖。可扩展性意味着相同的规则无需进行结构性修改，即可适用于规模较小或较大的群体。鲁棒性源于冗余：即使个别智能体丢失或发生故障，对整体性能的影响也很小。涌现是指通过简单的交互规则，自发形成复杂的自适应行为。

在机器人应用中，这些原则体现为用于管理局部感知、控制和决策的算法。智能体会根据邻近个体的状态调整自身运动和角色，从而产生编队控制、聚集和探索等涌现现象。例如，机器鱼利用流体动力学交互节省能源 [19], ；去中心化的二元决策策略通过局部感知实现集体运动 [20], ；以及受信息素启发、用于分布式探索的协调机制 [21,22]。

这些特性尤其适用于水下环境。通信方面的局限性自然会促使局部交互，而不确定条件则要求具备自适应、容错的行为。因此，群体智能为设计协作式海洋机器人系统提供了概念基础，使其能够在通信极少且环境感知不完整的情况下有效运行。

2.3. 仿生设计在海洋系统中的相关性

仿生设计为开发水下群体机器人提供了强有力的框架，因为海洋生物已经进化出能够在与机器人系统面临相同约束的条件下高效运作的能力：受限通信、位置不确定性和有限能量供给 [4]。通过模仿自然协调和传感策略，机器人系统能够实现适用于水下环境的高韧性、低能耗和自适应行为。

海洋生物展现了高效的协调机制，只需极少的通信。鱼群通过局部对齐和间距控制，而非全局控制，来维持凝聚编队 [8], ；与独自游动相比，个体间的流体动力耦合可将总体能量消耗降低 50% 以上 [19]。这些自然演化形成的机制表明，无需持续进行数据交换和绝对定位，也能实现高能效协作与自适应编队控制。

若干海洋专用仿生算法以计算形式呈现了此类生物策略。人工鱼群算法（AFSA）模拟视野感知、群聚和跟随行为 [23]；鲸鱼优化算法（WOA）借鉴了座头鲸的气泡网捕猎模式 [24]；珊瑚礁优化算法（CRO）模拟珊瑚繁殖和捕食动态 [25]；海洋捕食者算法（MPA）则表现了不同速度阶段中的捕食者—猎物交互 [4]。这些算法天然适用于水下约束，所需通信有限，在位置不确定的情况下仍能有效运行，并能促进高能效探索与协作。近期的发展进一步应对了特定的水下挑战，例如强流环境中的流体动力约束和不可逆定居行为 [26]。研究者已提出多种自然启发式优化算法 [27]。图 3 展示了若干受海洋物种启发的基于水生生物的算法。

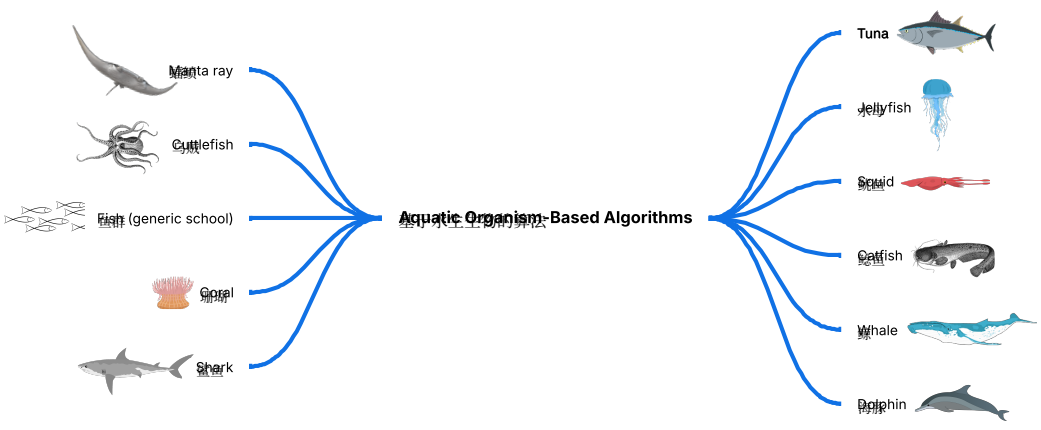

图3. 作为许多仿生优化算法基础的水生生物，展示了用作这些方法生物学基础的代表性海洋物种。

除基于优化的仿生算法外，受神经系统启发的控制范式也提供了互补的方法。脊髓神经系统模型已应用于异构自主水下航行器协同捕猎 [28], ，而仿生神经网络则使差速机器人能够进行决策和运动控制 [29]。强化学习方法，例如用于未知环境路径规划的基于神经网络的Q学习 [30], ，进一步拓展了仿生方法在基于学习的协调方面的应用范围。

仿生策略已应用于改进水下群体机器人中的通信拓扑、编队控制、任务分配和环境交互。它们能够增强鲁棒性、可扩展性和适应性，这些特性对于在难以预测的海洋环境中执行长期任务至关重要 [31]。尽管仿生策略的应用日益广泛，但关于如何将这些算法与通信协议和硬件架构相结合的系统性指导仍然有限。本综述通过整合仿生协调、通信和设计方法，构建了一个连贯的框架，以助力未来智能海洋机器人系统的发展。

3. 仿生协调机制

仿生协调机制是水下群体机器人学的核心，使多个自主智能体能够通过局部交互和分布式决策实现集体目标。本节考察源自海洋生物系统的主要协调策略，重点探讨局部交互如何实现去中心化控制、编队控制如何支持集体运动、任务分配如何分配职责，以及集体决策如何从个体行为中涌现。全文始终着眼于生物启发规则如何转化为具体的协调算法，以适用于通信受限、能量受限的水下群体。

3.1. 局部交互与去中心化控制

去中心化控制是群体机器人学的一项基本原则，其协调过程源于局部交互，而非集中式指挥。这种方法尤其适用于水下环境，因为通信约束和间歇性连接使全局协调难以实现。

局部交互机制使智能体能够基于邻居感知和环境感知，通过简单的行为规则进行协调。在生物群体中，单个生物体会对附近邻居的位置和速度作出反应，从而形成涌现的集体模式，而无需任何中央控制器 [5]。机器人群体通过实施局部控制策略来复现这些机制，以支配感知、运动和决策，使分布式协调能够随着群体规模扩大而高效扩展。

人工鱼群算法（AFSA）通过其视觉感知模型体现了局部交互：人工鱼会对预定义视觉范围内的邻居作出反应。Adeli 对 AFSA 方法及应用进行了早期综述 [32], Pourpanah 等人总结了较新的人工鱼群算法变体及其应用方向 [33],而 Peraza 等人则提出了一种计算智能领域的 AFSA 方法 [34]。每个智能体都会根据猎物吸引、群聚和跟随行为等局部刺激调整自身位置。这种机制通过环境感知而非显式消息交换实现协调，因此 AFSA 非常适用于低带宽声学通信环境。

图 4 展示了人工鱼群算法视觉感知与行为选择机制的概念示意图，说明人工鱼如何感知附近个体和环境刺激，并在猎物吸引、群聚和跟随行为之间进行动态选择。

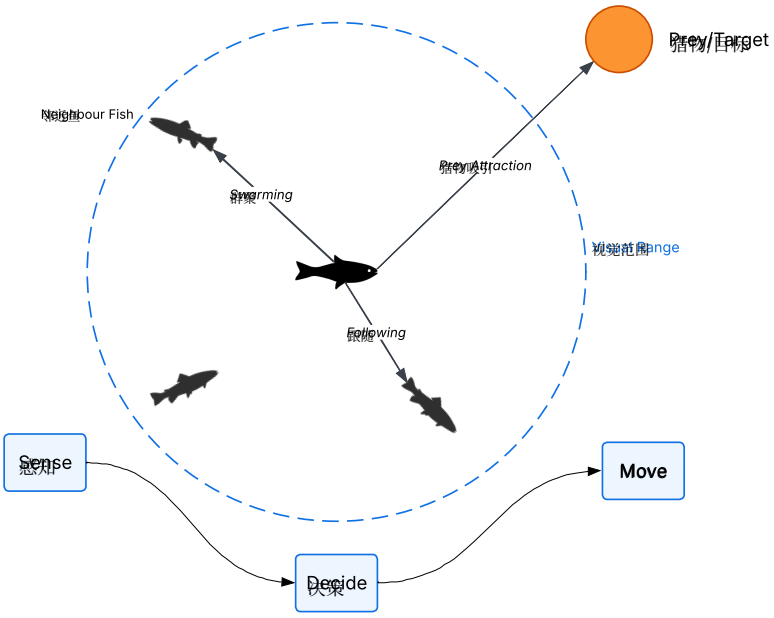

图4。人工鱼群算法（AFSA）中的视觉感知与行为选择。中央人工鱼感知其视野范围内的邻近智能体和环境刺激，并根据局部感官输入，在猎物吸引、群聚和跟随行为之间动态选择。协调源于环境感知，而非直接通信。

分散式控制架构消除了单点故障并增强了韧性。自适应协调策略使车辆能够根据通信质量的变化调整参数，即使存在丢包和延迟，也能保持运行的连续性。简约的二元协调策略同样体现了有效的去中心化：智能体仅根据邻居航向 [20]做出二元转向决策（例如向左或向右）。此类策略通过局部感知实现协调一致的集体运动，无需显式同步或全局定位。

因此，局部交互机制具有鲁棒性、可扩展性和适应性。随着群体规模增大，相同的局部规则无需结构性修改即可支配行为，使群体能够在广泛的作业尺度内维持协同性能。

3.2. 编队控制与集体运动

编队控制使水下群体能够在动态海洋环境中航行时保持所需的空间构型。仿生编队控制策略直接借鉴自然界的集体行为，尤其是鱼群行为：个体通过局部对齐和间距维持相对位置 [8]。

鱼群行为为节能型集体运动提供了天然范例。实验表明，与独自活动的个体相比，鱼类借助流体动力学交互，每次尾鳍摆动的能量消耗可减少 50% 以上 [19]。这些机制展示了协同运动如何在无需持续数据交换和精确全局定位的情况下涌现，为水下群体编队控制提供了参考模型。

WOA 对座头鲸的协作式气泡网捕食行为进行建模。在这一行为中，个体通过协同运动模式包围并围捕猎物 [24,35]。这一策略构成了算法包围机制的基础，其中智能体在搜索空间中保持自适应相对位置，而螺旋气泡网

模型引导收敛至有希望的区域，类似于自然界中观察到的协同机动。Rana 等人 [36]进一步分析了这些动态，强调了此类集体策略所实现的探索与开发之间的平衡。该行为的算法抽象如图 5 所示。

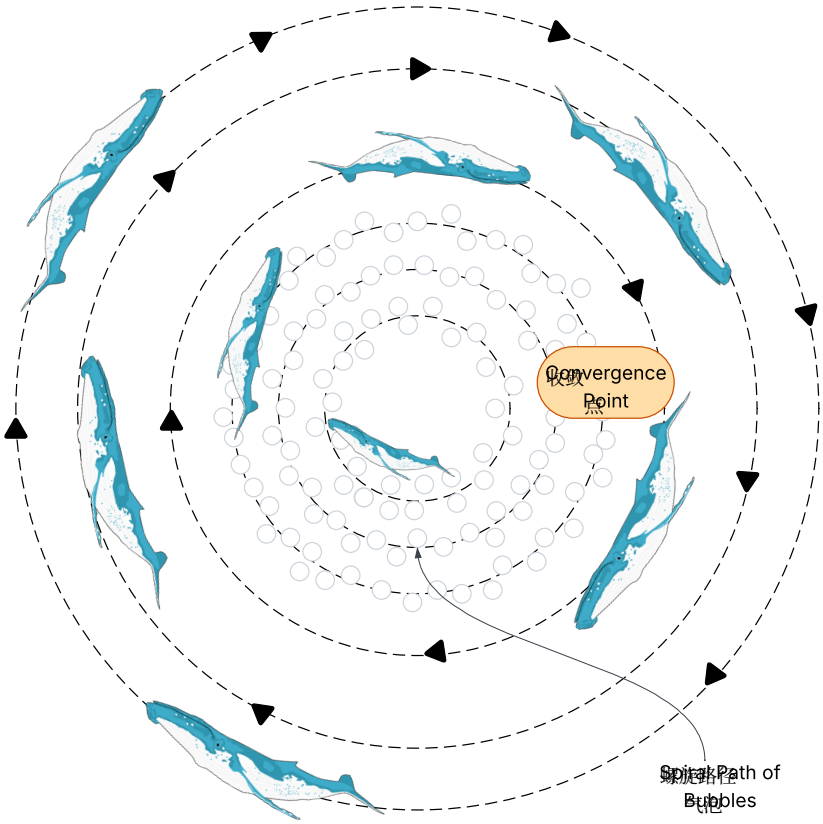

图 5。 座头鲸的气泡网捕食行为，展示了鲸鱼优化算法（WOA）的搜索机制。

珊瑚礁优化算法提供了一种替代性的仿生优化框架，其基础是珊瑚礁的竞争动态：单个珊瑚占据空间位置，并通过产卵和幼虫定居进行交互 [37]。该算法在离散珊瑚礁网格上模拟繁殖、定居和捕食等生态过程，通过空间竞争平衡探索与开发。这种分布式机制增强了对个体失效的冗余性和韧性，从而实现种群随时间的自适应进化。珊瑚礁优化算法的生物启发和算法过程如图6所示。图6b总结了离散珊瑚礁上的珊瑚礁优化算法迭代过程，其中 $R = \{R_1, \ldots, R_N\}$ 表示存储候选解的珊瑚礁单元，而 $f(\cdot)$ 表示待最大化的目标函数（适应度）。新的幼体 x' 由父代解生成（例如通过交叉和随机注入 x_{ext} 进行探索），随后幼体尝试定居到随机选择的单元 j 中。如果其性能优于当前驻留解，即 $f(x') > f(R_j)$，则将其替换，从而实现对空间的局部竞争。周期性捕食会以概率 P_d 移除一部分适应度最低的珊瑚，以防止停滞并促进探索；该循环持续到满足停止准则，并返回最优珊瑚。基于二元交互和局部决策规则的极简队形控制方法同样展现了有限通信条件下的凝聚性群体运动：每个自主水下航行器根据邻居航向作出简单的二元决策（例如以固定角度向左或向右转向），从而在没有预定义全局目标的情况下实现涌现式的协调一致的集体运动 [20]。

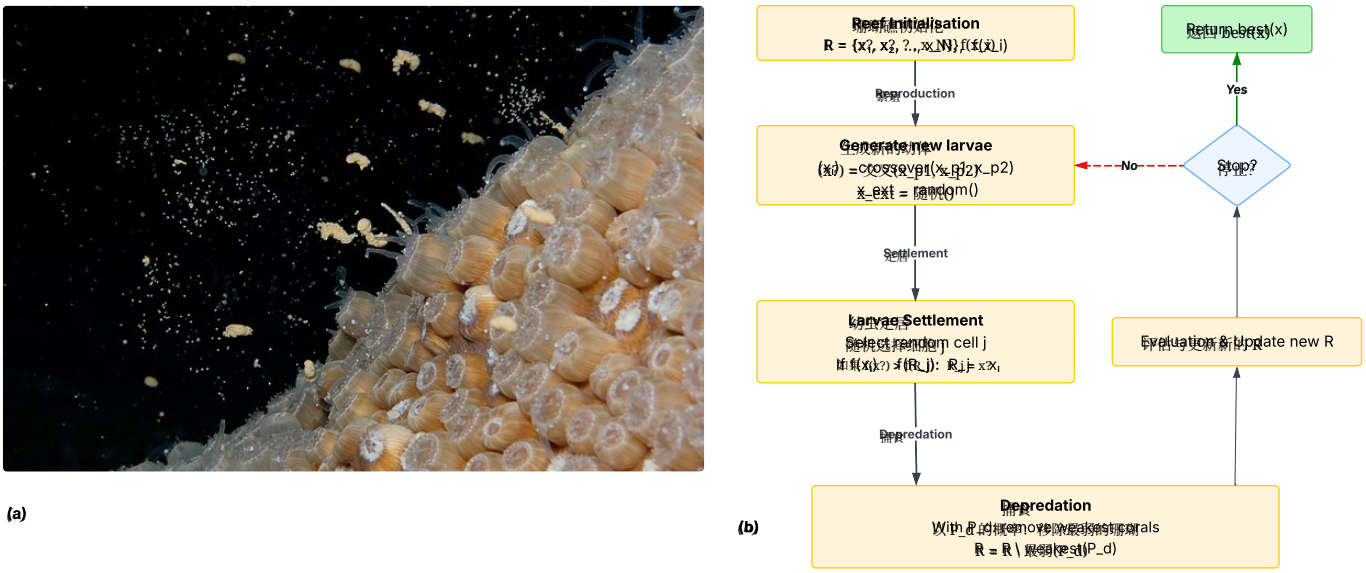

图 6. 珊瑚礁优化（CRO）算法：（**a**）珊瑚产卵，展示其生物启发来源；（**b**）CRO 流程图，展示珊瑚礁初始化、幼体生成与定居、评估和捕食步骤。

水下队形控制必须适应GPS拒止和位置不确定性。基于相对定位的算法能够自然地应对这些挑战，这与依赖邻居相对线索而非绝对全局参考的生物系统相似。因此，相对定位和邻居感知构成了实用海洋群体编队策略的基础。

3.3. 任务分配与角色分化

任务分配将任务职责分配给群体成员，以最大限度地提高效率并利用智能体能力的异质性。仿生任务分配借鉴自然系统，其中个体根据局部环境和资源可用性承担相应角色。

珊瑚礁优化算法通过竞争性的珊瑚礁动态实现自适应任务分配，珊瑚根据适应度值争夺空间 [25,37]。其掠夺机制会移除较弱的解决方案，形成自然的角色分化：较强的智能体承担更关键的职责，而其他智能体则被替换并重新分配任务。这种动态重新分配具有内在的容错性，并能适应不断变化的条件。

海洋捕食者算法（MPA）对由相对速度比控制的捕食者—猎物协作互动进行建模 [38,39]。智能体在探索阶段与开发阶段之间交替：速度比高时充当探索者，速度比低时充当改进者。这种基于阶段的转换能够实现自适应任务分配，并根据任务进展和环境复杂性动态响应。对速度比自适应和觅食动力学的建模有所改进，进一步提升了算法的搜索平衡 [40]。图 7展示了整体三阶段优化过程的概念示意图。

人工鱼群算法支持通过局部感知进行任务分配：每个智能体根据局部环境信息而非集中式分配来选择目标 [23]。这种方法非常适用于水下环境，能够让分布式智能体根据感官输入和空间邻近性自主选择任务。

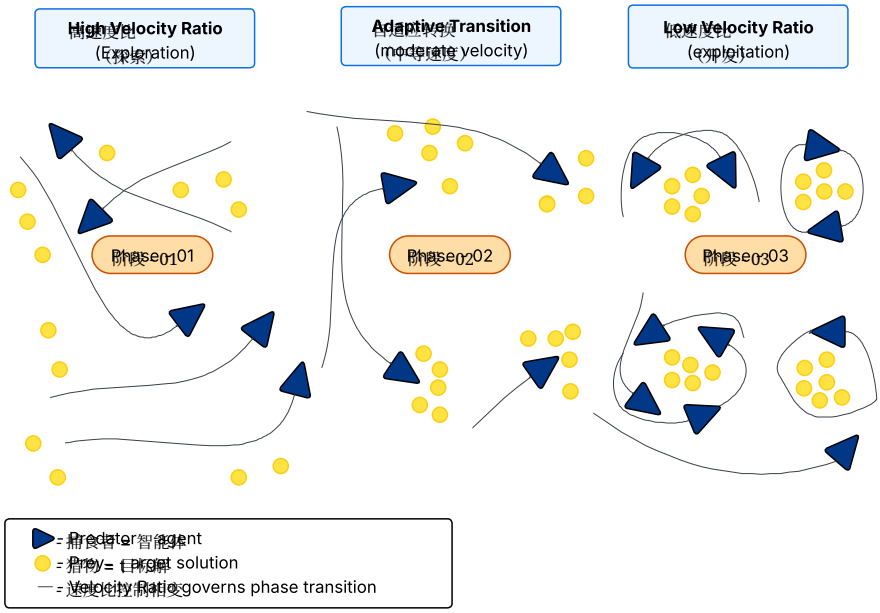

图7. 海洋捕食者算法（MPA）的概念示意图，展示由捕食者–猎物速度比控制的三阶段优化过程。该示意图描绘了从高速探索到低速开发的转变，体现了算法的自适应搜索动态。

角色差异化也可以扩展到异构群体，其中具备不同传感和移动能力的智能体承担互补职能。行为驱动框架能够根据任务需求和智能体属性动态实现联盟形成 [41]。此类框架将全局任务目标与局部自主性相结合，即使面临不确定性和通信延迟，也能确保协调。

3.4. 集体决策与学习

水下群体通过局部交互和分布式信息交换实现共识与协调行动。仿生集体决策无需明确的全局控制，而是依靠局部偏好的逐步收敛。

海洋捕食者算法通过三阶段优化过程展现分布式决策，智能体在此过程中集体完成探索与开发之间的转换 [38]。该算法的动态机制使智能体能够协作识别有前景的区域，并向共同目标收敛。同样，鲸优化算法通过智能体的包围行为，使智能体同步朝全局最优位置移动，从而达成集体共识 [35,36]。

学习机制通过支持基于环境反馈进行适应，进一步增强了集体协调能力。尽管大多数海洋专用仿生算法采用固定的行为规则，但融合强化学习与自适应参数调优的混合方法有望提升响应能力和自主性 [4]。基于神经网络的Q学习已被用于未知环境中的机器人路径规划 [30]，，而脊髓神经系统方法则实现了异构自主水下航行器之间的协同狩猎行为 [28]。近期关于运动控制神经调节的研究进一步展现了仿生神经架构在机器人决策方面的潜力 [29]。这些自适应扩展将使群体能够根据环境变化、通信退化和任务进展，逐步形成协调策略。

水下集体决策必须能够在通信延迟且受限的条件下运行。通过局部邻居交互而非全局同步来传播决策的算法，提供了一种稳健的解决方案。这类分布式学习和共识机制是提升未来海洋机器人群适应性的一个重要方向。

3.5. 混合协调方法

近期研究探索了混合协调算法，通过整合多种算法原理来克服单一范式系统的局限性。表1 总结了应用于水下群体机器人的代表性混合方法，结合了群体智能、基于图的推理和控制理论方法。第6节将 प्रस्तुत海洋专用算法的全面比较评估。

表1. 近期应用于水下群体机器人的混合算法。

算法	环境	# 机器人	应用领域	验证	Year
IMOPSO–DWA混合算法 [42]	3D	多个	协同路径规划	仿真	2025
神经网络领导者–跟随者控制 [43]	2D（含深度）	5（1 名领导者 + 4 名跟随者）	编队控制	仿真	2025
混合编队控制（领导者–跟随者） [44]	3D	7（1 位领导者 + 6位跟随者）	编队控制	仿真	2023
快速图指针网络（FGPN） [45]	2D	多个	任务分配	仿真	2023
PSO + ELKAI 求解器 [46]	3D	多个	覆盖路径规划	仿真	2025
HAP–IAPF（混合人工势场） [47]	3D	8	协同捕猎	仿真	2022

来源：Sun 等（2025年） [42], Praczyk（2025年） [43], Zhang 等（2023年） [44], Ru 等（2023年） [45], Mu 等（2025年） [46],Zhao 等（2022年） [47]。

4. 水下通信策略

水下通信系统构成群体协调的骨干，使在复杂多变的海洋环境中运行的自主智能体之间能够交换信息。与陆地或空中系统不同，水下通信必须应对物理约束，而这些约束会严重限制带宽、通信距离和可靠性。本节回顾海洋机器人系统所采用的主要通信模式，考察支持群体连通性的网络拓扑，探讨仿生通信协议，并讨论时延容忍、故障处理和同步机制。这些通信层提供了仿生协调与信令方案在实际应用中必须依托的物理基础和性能范围。

4.1. 声学、光学与混合通信方式

水下通信主要采用三种物理模态（声学、光学和电磁），其性能特征各不相同，并受信号在海水中的传播特性支配。声学通信凭借其远距离通信能力和广泛适用性，仍是海洋机器人系统的主导技术 [48]。声波的传播速度约为 1500 m/s，通信距离可达数十米至数千米，但带宽有限，且极易受到多径效应、多普勒效应和环境噪声的影响 [49]。表2 总结了这些技术的对比特性；对于水中的电磁链路，传播速度可近似表示为$v \approx c/n$ 其中海水的代表性折射率$n \approx 1$。33 [50]。需要注意的是，光学通信和射频通信都属于电磁通信，只是工作频率范围不同；光学通信采用蓝绿波长（450–550 nm），而射频通信采用较低频率（kHz–GHz）。

表 2. 比　　较水下通信技术的特征　　技术。

通信类型	典型范围	数据速率	传播速度	能源效率	环境灵敏度	典型用途
声学	100 米至 20 千米	10 比特/秒至100千比特每秒	1500 米/秒	中等	高（温度，盐度）	长距离群体协调
光学（电磁）	1至100米	1兆比特每秒至1吉比特每秒	≈2.25 × 10^8 米/秒	High（短距离）	非常高（浑浊度，散射）	数据交换在附近的自主水下航行器之间
电磁（射频）	<2 m	100千比特每秒至10 兆比特每秒	≈2.25 × 10^8 米/秒	Low	高（衰减）	近地表通信
磁感应（MI）	短至中等	High带宽	可忽略的延迟	High	低（可预测的信道）	短距离控制信令
混合（声学 +光学）	取决于上下文	自适应	自适应	自适应	自适应	多模态集群通信

来源：改编自 Li等人（2025年） [51], Wubben等人（2020年） [49], Gussen 等人（2021年） [48], Vali等人（2025年） [52], Wang等人（2022年） [53], Busacca等人（2024年） [54], 和 Quan和Fry（1995年） [50]。

水下无线通信的最新进展拓展了自主水下航行器集群的能力，但水生环境仍带来严苛的约束。声学通信是自主水下航行器集群进行远距离通信的主要模态 [48], ，可实现定位和信息共享等关键功能。然而，声学信道的数据速率约为 10 kbaud [49] ，且延迟高、噪声大，使大型群体中的协调面临挑战 [55]。

除了声学通信，人们也在探索光学和射频方法。光学系统可实现极高的数据速率（在实验室条件下超过 1 Gbit/s），但要求严格的视距条件，且信号会迅速被水衰减 [17,49]。测试表明，在清澈海水中，通信距离可达 60 至 70 m，而在浑浊水体中则会降至 10 m 以下。与声学通信相比，光链路的每比特能耗低得多，因此适用于短距离高数据率任务，例如对接或传感器载荷传输。由于海水电导率的影响，水下射频通信通常仅限于极浅水域或短距离使用，因此射频通常仅用于车辆内部链路或水面至水下通信 [49]。

磁感应（MI）通信提供了另一种短距离替代方案，它利用时变磁场，传播时延可忽略不计，且信道特性稳定 [56]。虽然其通信距离有限（不足 2 m），但由于对水体性质的灵敏度较低，MI信道在局部协调方面颇具潜力。

为平衡这些权衡，人们提出了混合声学–光学–MI网络 [49,56]。在此类多模态方案中，长距离声学链路维持连接，而光学或MI链路则提供高速本地交换。自适应切换协议根据环境条件和数据优先级选择合适的信道 [51]。对鲁棒性要求较高的控制数据可通过声学或磁感应方式传输，而传感器数据流则可在条件允许时利用光学信道。这些架构旨在为任务关键型集群行为提供韧性和灵活性。对于受生物启发的水下群体而言，这些物理通信模态决定了生物启发式协调算法（如人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法）及信令方案所需遵循的带宽、延迟和通信距离约束，并直接影响可行的邻域规模、更新速率和去中心化程度。

在第6节介绍的分类框架中，物理通信模态和混合架构的这些选择，主要通过限制智能体交换信息的频率和距离，影响通信依赖维度和能效维度。

4.2. 群体连接网络拓扑

水下群体网络必须在高延迟、间歇性连接和动态节点定位的条件下运行。由于声速较低且链路质量随时间变化，传统陆地网络范式并不直接适用 [55,57]。因此，针对水下环境，人们开发了自适应和机会性路由技术。

机会路由协议利用声学通信的广播特性，使多个候选转发节点能够竞争并协作中继消息 [49]。这避免了固定路径，并支持动态适应。地理路由方法将数据发送至目的地坐标，假定节点具备相对定位能力。在三维水下环境中，基于深度的路由可能十分有效，并以垂直位置作为主要度量指标 [58]。自适应多区域协议融合地理策略与深度感知策略，根据节点密度和链路质量选择路由。

时分多址（TDMA）方案通过为每个节点分配时隙来实现无碰撞通信。尽管长传播延迟和时钟漂移带来了挑战，但正如实地部署所示，通过采用保护间隔和自适应同步，TDMA 已成功应用并维持了可靠的定时 [48]。

群体拓扑因任务目标而异。线性链适用于管道巡检或中继任务，而集群式或网状拓扑则能分散连接，实现更广泛的覆盖。去中心化网络通过分散控制和路由职责，增强了抵御节点故障的鲁棒性；混合方案则结合了分层控制与局部自主性 [55]。最佳拓扑因任务而异，必须适应节点密度、移动性和环境扰动，这凸显了自适应通信架构的重要性。从仿生视角来看，这些网络拓扑构成了系统层面实现局部交互规则的基础，并制约着集群游动、觅食和捕食者—猎物动态等仿生行为在真实声学与光学连接条件下于群体中传播的速度。

4.3. 仿生通信协议

仿生通信协议借鉴自然界的机制：生物体即使面临严峻的感知和通信限制，也能高效协调。这类协议天然适用于水下环境，因为它们能在维持有效协调的同时最大限度地减少带宽占用 [4,59]。

信息素启发策略借助持久存在于环境中的标记实现间接通信，这与蚁群中的化学踪迹类似 [21,22]。在水下，虚拟标记物和临时数据梯度可表示共享信息，使智能体无需直接交换消息，也能相互影响彼此的轨迹。这种间接通信方式既支持协作探索和觅食，也能节省带宽。

声学拟态是另一种受生物启发的技术。通过模仿海洋哺乳动物发声的频谱模式，系统能够实现隐蔽且与环境融为一体的通信 [59]。这类方法或可减少干扰和被检测的风险，同时融入自然声学背景，但代价是效率有所降低，以换取隐蔽性。

集体感知是一种隐式通信方式，智能体通过邻近个体运动和环境线索推断群体状态，而非依赖显式消息。例如，人工鱼群算法的视觉感知模型通过

对邻近个体的局部观察实现协调，这与鱼群中的视觉对齐类似 [33]。这些方法降低了对消息交换的依赖，并增强了应对丢包的韧性。

仿生协议强调效率与鲁棒性。与群体协调算法结合后，它们使通信受限系统仅凭少量共享信息就能维持群体行为的一致性，这是实现可扩展水下作业的一项关键特性。

4.4. 时延容忍、故障处理与同步

水下通信信道存在显著的传播时延、间歇性连接和链路不可靠性，因此，延迟容忍网络对于群体作业至关重要 [49]。容迟网络（DTN）无需持续的端到端连接，而是允许节点在连接可用时存储、携带并转发信息。即使在接触 sporadic 的情况下，这些机制也能实现有效协作。

声传播延迟在数公里通信距离上往往长达数秒，会扰乱实时协调与同步 [48]。容迟协调利用预测和局部自主性，即使信息过时也能维持功能。WOA 和 MPA 等算法主要依赖局部状态和全局趋势，而非直接通信，因此能够自然适应这些延迟 [35,38]。

故障处理确保即使个别智能体和链路发生故障，群体仍能持续运行。去中心化设计本质上提升了容错性，因为不存在任何一个对任务至关重要的单元。在受化学反应优化启发的框架中，竞争性捕食机制会自然而然地用新的参与者替代故障和性能不佳的智能体 [37]。冗余路由路径和自适应链路选择进一步增强了可靠性。

由于时钟漂移和较长的传播延迟，同步仍然是一项挑战。基于时分多址的协调方案需要设置保护间隔并进行周期性重新同步。自适应同步根据测得的延迟调整传输时序，而异步协调则依靠局部交互线索和环境反馈，消除了对共享时间基准的依赖。这些策略共同支持群体在不确定的时间条件下实现稳定的群体协调。

环境变化会通过改变声速剖面、衰减和噪声水平，进一步加剧这些挑战。自适应调制、动态功率控制和预测性环境建模可以通过预先调整通信参数来维持连接性和吞吐量，从而减轻性能下降。

4.5. 协作群体的跨层优化

跨层优化整合通信、控制和能源管理，以提升群体的整体性能，而不是孤立地优化各个子系统 [48,60]。这种整体性方法对于水下机器人学尤其有价值，因为通信成本和可靠性会显著影响系统设计与协调策略。

通信通常是水下机器人中能耗最高的过程，传输功率是总能耗的主要组成部分 [60]。因此，跨层优化着重于平衡通信可靠性与能源效率。具有低通信依赖性的算法（如 WOA 和 MPA）天然适用于能量感知运行 [35,38]。AFSA 和 CRO 涉及频繁的邻居交互，因此在长期任务中需要额外的能量管理策略 [33,37]。

自适应物理层技术根据环境反馈调整 OFDM 子载波分配和调制参数，以优化误码率和能源使用 [48]。这些

调整使群体能够在减少冗余传输能源成本的同时保持数据完整性。节能通信协议可通过自适应调制和动态功率控制，将传输功率降低约 30% 至 50%，从而直接延长能量受限的群体部署的任务续航能力 [48]。

混合通信架构进一步提升了跨层优化。通过在声学、光学和 MI 模态之间进行智能切换，系统可以根据任务紧迫性和环境适宜性分配带宽与能源 [56]。低速率、高可靠性的控制数据可采用声学和磁通信信道，而高速率的传感数据则可在能见度允许的情况下使用光链路。这种动态选择在维持任务性能的同时，最大限度地降低了能耗。

跨层集成在通信协议与协调算法之间形成协同效应。利用局部感知和间接通信的算法能够减少网络流量，而支持这种去中心化协调的通信策略则增强了自主性和鲁棒性。配备多模态通信接口的硬件平台支持这些自适应行为，使群体能够根据任务和环境需求动态重新配置通信与控制策略。

因此，跨层优化是实现实用型水下群体机器人的关键推动因素。通过综合考虑通信约束、算法设计和硬件能力，可以实现高效、具有韧性且可扩展的协作，在现实世界的局限性下满足任务目标。

5. 系统设计与实现

要实现有效的水下群体机器人学，必须谨慎集成硬件平台、传感器系统、能量管理和软件架构，以确保系统在严苛海洋环境中可靠运行。本节探讨实现水下群体系统时的主要设计考量，涵盖硬件架构、传感器集成、能源优化和实验验证。讨论既涉及理论设计原则，也总结已部署系统的实际实施经验，从而揭示塑造现实水下群体部署的权衡与约束。结合本文综述的背景，我们将从仿生视角解读这些设计选择，重点说明平台、传感和供电方面的决策如何支持或限制受生物启发的协调与通信策略。

5.1. 水下集群硬件架构

水下集群平台必须在载具尺寸、续航能力、通信能力、自主性和成本之间权衡。COMET 和 NEMOSENS 项目是两项基准实现，已在真实水下环境中验证去中心化协调、基于时分多址的调度和自适应物理层策略 [48]。COMET 自主水下航行器（长约 2 米，重 40 千克）具有较长的作业时间（20 小时）和深海作业能力（300 米），配备高续航声学通信和 INS/DVL 导航系统。然而，其较大的尺寸限制了其在大规模集群编队中的可扩展性。相比之下，NemoSens（0.9 米，9 千克）是一种紧凑型集群就绪平台，续航能力中等（10 小时），通信和导航模块灵活可配置，并采用基于 Linux 的模块化控制。两个平台均展示了有效的去中心化协调能力：每个自主水下航行器都能在没有中央节点的情况下保持网络感知并遵循通信时序；它们还成功实现了时分多址，通过保护间隔和自适应同步，即使存在较长的传播延迟和时钟漂移，也能保持可靠的定时。项目中展示的自适应物理层技术

会根据环境反馈调整 OFDM 子载波分配和调制参数，以优化误码率和能源使用，使群体在减少冗余传输能耗的同时保持数据完整性。这些项目遵循渐进式验证流程，从仿真、实验室测试到现场验证，为群体协调策略提供了关键的实证验证。

专为群体协调而设计的 MONSUN II 采用小型（60 cm）、低成本（4.2 kg）的架构，集成了六个推进器以实现 5 自由度机动性、机载传感器（惯性测量单元、深度、温度、红外），以及模块化 I^2C/SPI 扩展端口，便于扩展集成 [61]。其开放硬件设计简化了维护，并支持即插即用实验。这些架构优先考虑鲁棒性和在浅水环境中的快速部署。

Bluebot 等仿生微型设计通过基于 LED 的通信和鳍状驱动，实现基于视觉的集群游动行为，使其能够在受限水柱中进行精确的三维运动 [62]。M-AUE 等平台利用浮力驱动漂移和垂直机动性，追踪亚中尺度海洋动力学，并通过集体部署提供高空间分辨率数据 [63]。Mayberry 等人提出的开源微型水下机器人（MUR） [64] 集成了 5 自由度推进、多个摄像机和原生 ROS 控制器，可用于快速实验。

表 3 根据结构和功能参数比较了具有群体协作能力的代表性水下机器人。

表 3. 代表 性的具备水下群体协作能力的机器人平台 及其特性。

平台	长度	重量	续航能力	最大深度	备注
COMET 自主水下航行器 [48]	2.0 米	<40 千克	~20 小时	300 米	高续航能力、声学通信，INS/DVL 导航
NemoSens [48]	0.9 米	<9 千克	~10 小时	300 米	采用基于 Linux 的紧凑型集群就绪平台模块化控制
MONSUN II [61]	0.6 米	4.2 千克	~10 小时	10 m	六推进器设计，模块化 I^2C/SPI 架构用于群体测试
Bluebot（BlueSwarm） [62]	0.13 米	N/A	实验室规模	浅水	仿生视觉集群、鳍驱动，三维运动
M-AUE [63]	0.3 米	N/A	~8 h	100 米	用于水下图层跟踪
开源 MUR [64]	0.4 米	N/A	N/A	5 至 10 米	5 自由度推进、ROS、WiFi、摄像头套件；专为模块化群体应用而设计

来源：Gussen 等人（2021） [48], Osterloh 等人（2012） [61], Berlinger 等人（2021） [62], Jaffe 等人（2017） [63],Mayberry 等人（2025年） [64], Chen 等人（2025年） [65]。

分布式机载计算是集群行为的核心，可实现分散式编队控制和自适应任务执行。例如，群体平台已展示出有效的编队行为，每台自主水下航行器都在树莓派 4 板上运行基于 ROS 的控制器 [65]。其架构强调模块化传感器集成、热插拔接口和节能推进系统。通信系统涵盖从适用于深水的声学调制解调器，到适用于封闭或浅水环境的 WiFi 和光信号传输 [66]。

总体而言，这些硬件架构涵盖了从坚固耐用、具备长续航能力的自主水下航行器，到仿生微型集群体的设计谱系，为可扩展的水下多智能体系统提供了丰富的工具选择。对于仿生水下群体而言，沿这一谱系进行选择，将决定物理平台在多大程度上能够模拟鱼群等生物类比对象所假定的传感、机动性和交互尺度，或

漂流生物的这些特征，并因此决定仿生协调规则在实践中能够得到多大程度的真实实现。

这些平台决策最直接地影响群体可扩展性和环境适应性，从而为可部署的车辆数量，以及能够可靠维持仿生行为的海洋环境条件范围设定实际界限。

5.2. 传感器集成与环境感知 *on*

传感器集成为水下群体的导航、避障和环境监测提供了感知基础。声呐等声学传感器能够在不受浑浊度影响的情况下实现远距离检测，而光学传感器可提供高分辨率成像，但会受到光衰减和散射的限制 [67,68]。

传感器融合框架结合声学、光学、磁性和仿生模态，以提高异构环境下的可靠性 [67]。在 GPS拒止 条件下导航依赖于 惯性导航系统、航位推算和 声学定位系统 [13]。惯性导航系统与多普勒测速仪集成仍是声学更新之间保持位置精度的标准方法。

环境感知还通过局部感知支持隐式协同。人工鱼群算法的视觉感知模型体现了这一方法：智能体通过观察邻居的运动模式来推断群体行为 [33]。基于感知的协同减少了消息交换，这在 声学带宽限制 下尤为有益。

集成通信硬件需要在通信距离、带宽和功耗之间取得平衡。声学调制解调器可提供远距离联系，但延迟较高；光学系统可实现高速、短距离数据交换；混合配置则将两者结合，以实现自适应性能 [48,49]。有效载荷容量限制决定了传感器的选择，因此需要采用模块化架构，以便根据任务需求重新配置，同时维持整体水动力效率。图8 展示了水下群体机器人系统的软件架构，体现了分布式控制、通信协议、传感器融合和任务规划模块的集成。

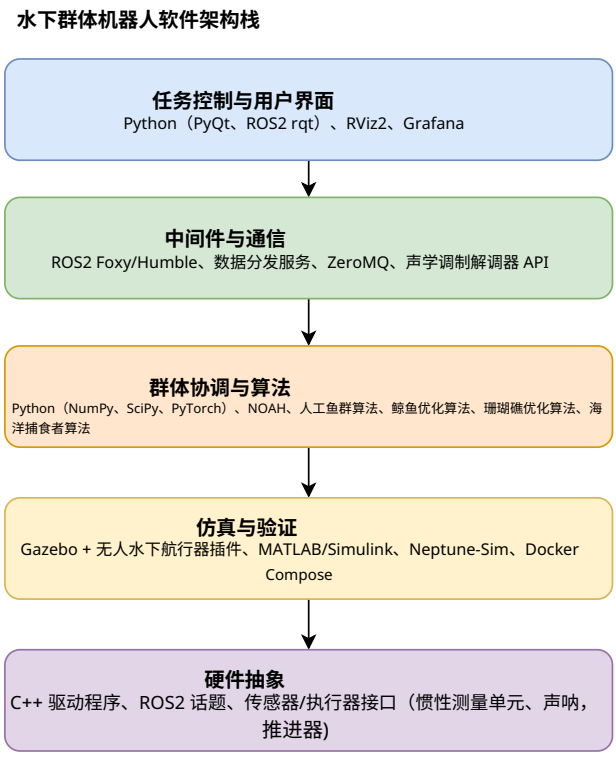

图8。 水下群体机器人系统的软件架构，展示了分布式控制、通信协议、传感器融合和任务规划模块如何整合到一个协调一致的多智能体平台架构中。

5.3. 能源管理与电源优化 *on*

能量管理决定了水下群体的运行时长和任务可行性 [69,70]。通信是总能耗的主要来源，因此需要优化传输功率、占空比循环和协调频率 [48,60]。

锂离子电池仍然是首选能源，在能量密度、功率输出和安全性之间实现平衡。在典型运行负载下，实地部署已证明其续航时间可达10至20小时 [48]。新兴的氢燃料电池系统以及从洋流中进行的能量采集，为未来延长续航能力提供了潜在途径。

生物群体为高能效协调提供了启发。WOA和MPA等仿生算法可最大限度地减少通信开销和运动冗余，从而降低能源需求 [35,38]。由于需要执行邻域评估过程，人工鱼群算法和珊瑚礁优化算法需要更严格的能量预算 [33,37]。流体动力学交互和洋流方向会显著影响避障动作期间的功率需求，凸显了战略性轨迹规划的重要性 [71]。

推进系统设计会显著影响能源使用。传统推进器运行可靠，但在低速下效率较低；波动鳍和振荡翼等仿生机构则能够提供更高的效率和隐蔽性 [67]。近期微型水下机器人的发展探索了多种驱动方式，包括电机、磁场驱动、压电致动器和软材料（例如形状记忆合金、介电弹性体致动器、离子聚合物-金属复合材料）；这些方式在功耗、响应速度和运动灵活性方面各有不同的权衡 [72]。这些驱动技术支持多种运动模式，例如仿鱼游动、喷射推进、划桨推进和爬行，为不同的群体应用和环境条件提供了灵活性 [72]。能量感知路径规划通过利用洋流进行被动漂移和洋流辅助航行，进一步提升了续航能力 [71]。实证研究表明，通过战略性洋流利用和轨迹优化，能量感知路径规划可使推进能源消耗降低约20%至30% [71]。跨层功率管理通过协调推进、传感和通信需求，确保在整个任务期间对有限能源储备进行最佳利用。

在分类框架中，这些能量管理策略直接塑造能效维度，并通过决定任务持续时间和群体规模如何与通信及推进成本进行权衡，间接支持可扩展性。

5.4. 仿真与实验平台

仿真与测试环境能够在进行成本高昂的现场试验之前，对算法、通信模型和控制架构进行验证。有效的水下仿真必须捕捉水动力阻力、浮力变化、声传播时延和环境噪声 [73,74]。逼真的三维建模能够提升编队控制和协调算法的预测保真度 [31]。

机器人软件框架（RSF）和多智能体系统框架（MASF）为分布式仿真和控制提供了必不可少的中间件 [75]。这些平台对硬件依赖进行抽象，支持智能体间通信，并实现可扩展的群体测试。中间件必须在动态水下拓扑中管理有限的带宽、延迟和服务发现 [49]。本综述关注这些功能能力，而非特定的软件技术栈，以避免不必要的架构细节，并防止主要关注仿生协调、通信和系统设计的读者产生困惑。

通过仿真-实验集成进行验证至关重要。已有成功部署案例展示了渐进式验证流程：从仿真，经实验室测试，直至现场验证 [48]。实验室环境（水池设施、声学测试平台和光学校准装置）可提供受控条件，在开放水域部署前评估传感器可靠性和子系统性能。在环硬件（HIL）仿真连接软件与硬件领域，可在可重复的条件下对传感器、通信和控制算法进行逼真测试 [67]。这种多阶段验证可降低开发风险并提升系统鲁棒性。表4 展示了用于水下群体机器人测试的渐进式验证框架，说明了从仿真到硬件在环测试，再到受控现场试验的结构化路径。这些仿真与验证框架提供了测试平台，可在受控且逼真的条件下检验仿生群体算法和通信协议，从而系统评估生物启发行为转化为可靠水下性能的程度。

表4. 用于水下群体机器人测试的渐进式验证框架。该框架展示了从仿真到硬件在环测试，再到受控现场试验的结构化流程。

验证级别	测试环境	协议	成功标准	数据采集
第一级：算法验证	仿真平台（例如，Gazebo，MATLAB/Simulink，DESERT Underwater）	蒙特卡洛运行、合成数据集、参数扫描、比较分析	算法收敛、计算效率，跨运行一致性	算法指标，收敛数据，计算时间
第 2 级：硬件-在环	水槽测试，声学调制解调器集成	传感器集成，通信延迟表征，能耗分析	功能集成、链路可靠性、传感器精度	传感器数据、通信日志、能耗曲线
第 3 级：实验室测试	受控水池/水槽环境部署，多自主水下航行器	协调与避障验证，编队控制测试	无碰撞运行，编队保持，群体协同	位置跟踪、队形指标、协调日志
第4级：现场试验	开阔水域海洋环境	长期任务，环境适应，系统韧性评估	任务成功、运行可靠性、环境鲁棒性	环境数据，任务日志，性能指标

来源：改编自 Zhao 等 [4], Connor 等人 [7], Cong 等人 [67], Cai 等人 [23]。

5.5. 新兴原型与实地部署

尽管仿真日趋成熟，但很少有集群系统实现持续的现场运行 [7]。基准实现已在真实水下环境中验证了分布式协调、基于时分多址的调度以及自适应物理层策略 [48]。

实地测试需要严格的运行规程和安全规程，包括环境监测（水温、盐度、浑浊度、水流和噪声）、实时遥测以及回收系统。任务评估指标包括通信可靠性、能耗、定位精度和任务成功率。安全程序涵盖紧急回收、故障安全关机，以及通信联系丢失时采用的冗余协议。

作业场景展现了其实际应用价值：珊瑚礁监测、海底管道检查、搜救和深海探索 [4,23]。每种场景都在各异的环境约束下检验算法，范围从浅水高浊度区域到深海高压条件。通过渐进式现场验证（从仿真到实验室，再到真实环境），可以系统地隔离故障并逐步降低风险 [4,48]。

5.6. 群体性能评估指标

评估水下群体的性能，需要采用涵盖协调、通信、能源效率、鲁棒性和可扩展性的多维指标。协调通常通过速度相关性、最近邻距离和覆盖率进行评估。导航精度通常使用横向偏差和队形偏差来衡量 [76]。通信性能则通过分组投递率（PDR）、端到端时延和吞吐量进行量化。例如，EVA框架在大规模水下无线传感器网络仿真中实现了超过 96% 的分组投递率 [77]，，而 ILAF协议的投递可靠性达到 99% [78]。AQUA-GLOMO仿真记录的控制时延为 0.1–0.54 秒 [79]。

每米焦耳数和完成任务能耗比等能耗指标反映了任务效率。基于分层强化学习的导航将队形误差降低至0.7米以下 [76]，，基于DSUA的协同控制则将能源使用降低了12.6% [80]。容错控制方案能够将群体协调中的性能下降控制在15%以内 [81]。通过在 400+ 个节点时仍保持80%以上的基准性能，验证了其可扩展性 [77]。文献中常见且用于水下群体验证的代表性基准阈值汇总于表5。

表5。 用于水下群体验证的代表性性能基准。

指标	目标阈值	参考依据
分组投递率（PDR）	≥95%	EVA：400 个节点时为 96% [77]；ILAF：可靠性为 99% [78]
队形误差（米）	≤0.5	基于强化学习的多自主水下航行器：误差为 <0.7 米 [76]
能源效率（J/m）	≤1.2× 单自主水下航行器基线	DSUA导航：能源消耗降低12.6% [80]
延迟（s）	≤2 s	AQUA-GLOMO：0.1–0.54 s 延迟 [79]
容错性能退化	≤15%	模型预测控制：故障情况下损失 ≤15% [81]
可扩展性性能比	≥0.8	EVA：在 400 个节点下保持 96% 的分组投递率 [77]

来源：改编自 Khasawneh 等人 [77], Ali 等人 [78], Zhu 等人 [76], Zhang 等人 [80], Dhurandher 等人 [79],和 Chen 等人 [81]。注：阈值表示根据实证研究得出的数值，用作系统验证与比较的基准。

6. 分类与综合框架

前几节分别考察了仿生协调机制、通信策略和系统设计方面的考量。然而，有效的水下群体机器人学需要对这些组成部分进行系统整合，以应对影响现实系统性能的复杂相互依赖关系。本节提出一个多维分类框架，综合算法、通信和硬件领域的研究发现，从而能够根据任务需求和运行约束对协调策略进行评估与选择。

6.1. 分类维度：通信、适应性、能源与可扩展性

要对水下群体机器人学中的仿生算法进行有效分类，必须从多个维度进行评估，以反映海洋环境的基本约束和要求。基于水下群体机器人学文献中所识别的特征 [4]，，该框架从四个关键维度评估算法：通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性。从概念上说，由此形成的四维分类空间可以视为一个多维矩阵，每种算法根据其在通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性方面的特征，占据其中一个独特区域。

通信依赖性衡量算法在有效协调过程中对显式消息交换或全局状态信息的依赖程度。算法

通信依赖性较低的算法，如 WOA 和 MPA，只需极少的消息交换即可有效运行，因此非常适合带宽受限且存在传播延迟的声学环境 [35,38]。通信依赖性中等的算法，如人工鱼群算法和珊瑚礁优化算法，需要进行邻域交互或局部信息交换，因此必须谨慎管理带宽 [33,37]。这一维度会直接影响基于可用通信基础设施和能量约束进行的算法选择。

环境适应性反映了算法在多变海洋环境下维持性能的能力，这些环境条件包括洋流、温度梯度、浑浊度和压力变化。受能够自然适应环境变化的海洋生物启发的算法，例如人工鱼群算法的鱼群行为和海洋捕食者算法的捕食者—猎物动态，展现出较强的适应性 [32,82]。鲸鱼优化算法的气泡网捕猎策略能够适应猎物运动和洋流，而珊瑚礁优化算法的竞争机制则通过珊瑚礁空间动态响应环境变化 [83,84]。对于需要在多种环境条件下运行的任务而言，这一维度至关重要。

能源效率评估计算复杂度和通信开销，这两者都会影响任务持续时间和运行可行性。据报道，四种海洋领域专用算法每次迭代的复杂度均为$O(N \cdot D)$，具体包括鲸鱼优化算法 [35]，、海洋捕食者算法 [38]，、人工鱼群算法 [33]，和珊瑚礁优化算法 [37]，；但它们在参数需求和邻域计算方面有所不同。鲸鱼优化算法和海洋捕食者算法所需控制参数较少，运行效率较高；人工鱼群算法和珊瑚礁优化算法则因邻域评估和定居过程而产生额外开销。通信能耗也进一步区分了这些算法，通信量较低的方法天然有助于延长任务持续时间。

群体可扩展性用于评估智能体数量增加时算法的性能，并考察协调机制能否在不同群体规模下保持有效。主要依赖局部交互的算法（如人工鱼群算法基于邻域的协调机制）可通过分布式机制实现良好的扩展性 [33]。鲸鱼优化算法和海洋捕食者算法也展现出良好的可扩展性，其基于种群的优化随群体规模线性扩展 [85,86]。珊瑚礁优化算法的基于网格的结构具有中等可扩展性，其性能取决于网格大小和繁殖参数 [37]。

这四个维度并非彼此独立，而是相互作用，形成复杂的权衡关系。通信依赖性较低的算法通常能源效率较高，但可能会牺牲协同保真度。较高的环境适应性可能需要更多计算资源，从而降低能源效率。了解这些相互依存关系，有助于根据特定任务的优先事项和约束，系统地进行算法选择。

6.2. 现有仿生算法的映射

该分类框架能够在四维空间中系统地映射海洋专用仿生算法，揭示各算法的独特定位，反映其生物启发来源与计算特征。这种映射为理解算法对不同任务需求和运行约束的适用性提供了结构化依据。表6 全面比较了适用于水下群体机器人应用的海洋专用仿生算法。

表6. 水下群体机器人应用中海洋专用仿生算法的综合比较。

算法	灵感来源	参数	复杂度	典型种群规模	通信模式	效率	可扩展性	收敛	应用
AFSA	鱼类觅食，群聚，跟随行为	视野（v）、步长（s），try_number，拥挤度（δ）; N,D	$O(N \cdot D)$	50 至 100	中等邻域交互	简单规则；距离计算开销	关于 N 呈线性；多样性通过……维持拥挤因子	均衡的开发/开发；收敛较慢	水下无线传感器网络路由与拓扑；多自主水下航行器协同；声学约束导航；混合人工鱼群算法变体
WOA	座头鲸气泡网捕食	衰减因子 a （2 到 0），螺旋常数 b，概率 $p = 0.5$；N，D	$O(N \cdot D)$	30 到 50	低；全局以最优解为导向更新	少量参数（a,b, p）；最小开销	线性于N；本质上可并行化	通过以下方式进行强力开发螺旋；快速收敛	AUV三维路径规划；多AUV编队；避障；洋流感知导航；节能路由
CRO	珊瑚广播产卵、育幼，幼虫定居，捕食	珊瑚礁网格（$R \times C$），广播比例 F_b，捕食概率 P_d，定居尝试次数 κ；N，D	$O(N \cdot D)$	50 到 100（基于网格的）	中等；礁宽广的空间竞争	定居记录；与 EA 相当	线性于 N；对网格大小和 F_b、P_d 敏感	通过……实现平衡产卵/育幼；争夺空间控制开发	潜力：水下基础设施布置；当前验证仅限于一般优化问题
MPA	海洋捕食者 Lévy 和布朗运动运动；鱼类聚集装置效应	基于阶段的（布朗运动/莱维运动比率）；鱼类聚集装置概率；速度比；N，D	$O(N \cdot D)$	10 至 50	低；最佳解和相位驱动的更新	无导数；最少调参；高效觅食模型	线性于 N；阶段转换处理规模	快速探索（Lévy）；局部细化（布朗运动）；FAD 避免停滞	水下无线传感器网络部署和覆盖；多目标自主水下航行器任务分配；自适应海洋采样；群体协调

来源：Adeli（2012年） [32], Pourpanah等人（2022年） [33], Mirjalili 和 Lewis（2016年） [35], Nadimi-Shahraki 等（2023年） [87], Salcedo-Sanz 等（2014年） [37], Faramarzi 等（2020年） [38], Al-Betar 等（2023年） [39], Chun 等（2024年） [40], Bujok（2023年） [88]种群规模表示基准研究中报告的典型范围；实际实现会因问题维度和资源约束而异。

人工鱼群算法具有中等通信依赖性、高环境适应性、中等能源效率和良好的可扩展性[32,33]。人工鱼群算法的鱼群行为启发使其能够通过集体行为自然适应海洋环境，而其视觉感知系统则使其能够通过环境感知而非显式消息传递实现协调。该算法对通信的需求适中，源于群聚和跟随行为所需的邻域交互，在协调效果与通信效率之间实现了平衡。

鲸鱼优化算法表现出低通信依赖性、高环境适应性、高能源效率和良好的可扩展性。Mirjalili 和 Lewis 提出了鲸鱼优化算法 [35], Rana 等人回顾了其后续应用和改进 [36], 而 Yan 等人展示了一种基于鲸鱼优化算法的自主水下航行器三维路径规划方案 [24]。鲸鱼优化算法的气泡网捕食策略几乎不需要显式通信，其协调依靠共享环境线索和全局最优解实现。该算法精简的优化过程和较少的控制参数有助于提升能源效率，而其基于种群的结构则能够随着群体规模扩大而有效扩展。

珊瑚礁优化算法具有中等程度的通信依赖性、环境适应性、能源效率和可扩展性。Salcedo-Sanz 等提出了珊瑚礁优化算法 [37],，后续研究则在更广泛的优化领域中改进并应用了珊瑚礁优化算法的变体 [25,89]。珊瑚礁优化算法的基于珊瑚礁的竞争机制需要适度的通信，以实现空间组织和竞争性交互。该算法均衡的探索—开发行为支持中等程度的能源效率，而其基于网格的结构则具有可扩展性，具体取决于网格大小和繁殖设置。

海洋捕食者算法表现出较低的通信依赖性、较高的环境适应性和能源效率，以及良好的可扩展性。Faramarzi 等提出了海洋捕食者算法 [38], ， Al-Betar 等报告了改进版／扩展版变体 [39], ， Bujok 则针对基准函数进行了比较评估 [88]。海洋捕食者算法的捕食者—猎物动态能够以较低的通信开销实现有效协调，而其三阶段优化过程可适应不同的速度比和环境条件。其无导数形式和有限的参数集有助于提高能源效率，基于种群的结构则支持扩展。

这一映射表明，没有任何一种算法能在所有维度上占据主导地位，这凸显了任务驱动选择的重要性。算法聚集在分类空间中的不同区域：WOA 和 MPA 位于相似区域，具有较低的通信依赖性和较高的效率；AFSA 和 CRO 则处于通信需求适中的位置，其适应性和可扩展性各有不同。

6.3. 海洋专用算法的比较评估（人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法、海洋捕食者算法）

对人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法进行系统比较，可揭示其不同的性能特征，而这些特征直接影响它们在水下群体机器人中的适用性。然而，一个关键局限在于，缺乏在一致的水下特定条件下评估这四种算法的统一比较研究，导致基于证据的算法选择存在空白 [7]。目前的见解依赖于对不同研究的综合解读，而这些研究采用了不同的基准、指标和环境假设。

从通信依赖性来看，WOA 和 MPA 的通信需求较低，主要依靠全局阶段转换或隐式协调机制，而非频繁的智能体间交换 [35,38]。相比之下，人工鱼群算法和

珊瑚礁优化算法需要适度的邻域级交互，以维持群体凝聚并支持空间竞争 [33,37]。这一差异在带宽受限的声学通信环境中尤为关键。

从能源和计算效率的角度来看，四种算法的每次迭代复杂度均为$O(N \cdot D)$，其中N是智能体的数量，D是解空间维度。鲸鱼优化算法和海洋捕食者算法受益于较少的控制参数和更简单的更新机制，而人工鱼群算法和珊瑚礁优化算法则涉及额外的局部决策规则和基于竞争的资源分配，从而增加了处理开销。

在收敛性和可扩展性方面，鲸鱼优化算法的螺旋泡网搜索能够在平滑环境中快速收敛 [35,87]，，而海洋捕食者算法的双阶段 Lévy 和布朗运动动力学则平衡了探索与开发 [38]。人工鱼群算法通过拥挤因子保持较高的种群多样性，但收敛速度较为渐进 [33]。珊瑚礁优化算法通过珊瑚礁位置之间的竞争性资源定居实现了平衡 [37]。

在适应性方面，人工鱼群算法和海洋捕食者算法凭借其具有生物学基础的觅食动力学，对环境波动表现出稳健的响应 [32,82]。研究表明，鲸鱼优化算法能够很好地适应动态目标和洋流驱动变化 [24]，，而珊瑚礁优化算法的生态系统建模则使其在多目标优化任务中具备中等程度的灵活性 [84]。

水下应用研究显示，这些算法的应用各有侧重。人工鱼群算法已用于环境监测、协同数据采集和水下无线传感器网络路由 [23,31]。鲸鱼优化算法的变体已应用于自主水下航行器路径规划和洋流感知导航 [24]。海洋捕食者算法已用于传感器网络部署与覆盖优化，近期也开始应用于自主水下航行器控制 [39,88]。珊瑚礁优化算法在通用优化中表现出色，但针对水下应用的验证有限 [37]。

近期基准测试中的比较评估进一步彰显了各算法的独特优势。Pourpanah等人 [33] 报告称，通过融入任务特定启发式方法构建混合变体后，人工鱼群算法仍能保持群体多样性，并实现精准的局部搜索。Nadimi-Shahraki 等 [87] 表明，鲸鱼优化算法通过相对简单的参数设置即可快速收敛，在一系列基准优化任务中的表现优于若干传统优化器。Salcedo-Sanz 等 [37] 证明，珊瑚礁优化算法在多目标优化中具有竞争力，能够在受约束搜索空间中可靠地识别近最优权衡。Bujok [88] 发现，海洋捕食者算法凭借其基于阶段的移动策略，在多种基准函数上的绝对排名得分极具竞争力。这表明它具备稳健的全局搜索能力和适应性。

没有任何一种协调模型能在所有性能指标上占据优势。算法选择必须结合任务特定目标、通信限制和能量预算。在此背景下，融合互补算法优势的混合方法代表着一个颇具前景的方向。例如，此类方法可以整合人工鱼群算法的局部适应性、鲸鱼优化算法的全局搜索效率以及海洋捕食者算法的阶段转换。这些集成框架能够在不确定水下环境中提升收敛性、可扩展性和鲁棒性。经验趋势表明，整合算法特征大有裨益，例如将海洋捕食者算法的 Lévy-布朗运动阶段与人工鱼群算法的拥挤度机制相结合，从而构建能够应对水下群体机器人学所面临多方面挑战的混合协调模型。

需要采用统一的评估框架，使用共同的指标、任务剖面和环境模型，以实现公平、透明的比较，并补充本节对算法特定优势所作的叙述性综合。

6.4. 算法、通信与硬件视角的整合

要实现有效的水下群体机器人，必须对算法、通信策略和硬件能力进行协调整合。这些领域彼此高度依赖，无法各自独立优化。分类框架为分析这些相互作用，以及使设计选择与任务需求保持一致，提供了依据。

算法选择会同时影响通信和硬件需求。WOA 和 MPA 等通信需求低的算法可减少声学通信流量和传输能耗，从而支持更简单的调制解调器配置，并延长任务持续时间 [35,38]。AFSA 和 CRO 等通信需求中等的算法，可能需要更高性能的调制解调器或混合声学—光学架构，以维持性能 [33,37]。

通信约束会影响算法的可行性和群体架构。严苛的带宽限制更适合依赖局部感知和最少消息交换的算法；间歇性连接则要求采用容错协调机制，使系统在通信中断期间仍能正常运行 [7,48]。硬件平台必须集成合适的通信模式和天线设计，以支持这些策略，并影响尺寸、成本和有效载荷分配。

反过来，硬件能力也会限制算法和通信的选择。有效载荷和功率有限的紧凑型车辆无法支持繁重的感知负载或多个高功率调制解调器，因此更适合采用在稀疏感知和低速率通信条件下仍能有效运行的算法 [61,70]。能源限制要求算法和协议尽量减少通信和计算，从而进一步凸显能量感知设计的重要性 [60,69]。

这些相互依存关系体现了因任务而异的权衡。长期环境监测更适合采用通信需求低、能源效率高的算法，并配备性能适中的硬件。高精度巡检任务可能优先考虑队形保真度和感知准确性，并接受较高的通信和能源成本。复杂的多阶段任务可能需要自适应系统，以便根据目标和条件的变化，重新配置算法参数、通信模式和感知策略。

跨层优化方法提供了一种整体管理这些权衡的途径 [48,60]。根据信道条件调整调制和功率设置的自适应物理层方法，体现了通信目标与能源目标之间的协调。利用洋流的能量感知轨迹规划，则说明如何借助硬件和环境来实现算法目标，同时最大限度地减少能源使用。这种集成式设计是迈向实用化、大规模水下群体部署的关键一步。

6.5. 关键趋势与局限性总结

综合仿生协调、通信和系统设计方面的研究成果，可以看出水下群体机器人学领域存在若干关键趋势，同时也面临着制约当前发展的长期局限性。

首先，一个明显的趋势是转向海洋专用仿生算法，使其生物机制与水下约束相适应。人工鱼群算法（AFSA）、鲸鱼优化算法（WOA）、珊瑚礁优化算法（CRO）和海洋捕食者算法（MPA）表明，人们日益认识到，与通用优化方法相比，以生物学为基础的策略能够更自然地应对通信限制、环境变化和能量约束。

其次，通信研究已从简单的声学链路发展到融合正交频分复用、多模态链路和仿生信号传输的自适应混合架构。实地部署已证明，在真实水下环境中进行自适应物理层优化和基于时分多址的调度是可行的 [48]。

第三，硬件趋势表明，模块化且经济高效的平台能够支持群体规模部署。涵盖高能力平台到紧凑型系统的多样化设计策略，展示了针对不同任务剖面进行调整的不同方法 [48]。

一个关键局限是缺乏真实世界数据和纵向现场试验。现有文献主要以仿真研究为主，在代表性环境中开展实证验证的进展有限 [7]。这限制了我们对算法、通信策略和硬件在真实海洋条件下表现的理解，因为在这些条件下，不确定性和未建模效应都十分显著。

本综述指出的未来研究方向包括：(i) 在真实海洋环境中对集群系统进行实证验证；(ii) 开发混合算法，结合人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法各自的优势；(iii) 针对多航行器自主性设计先进的通信协议；(iv) 建立标准化基准测试和报告框架；以及 (v) 制定能够明确考虑跨层相互依赖关系的集成设计方法。

本文提出的分类框架为应对这些挑战提供了结构化基础，通过从通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性等方面对算法进行映射。这种映射支持系统化、以任务为导向的决策，有助于弥合当前水下群体机器人研究中的碎片化现状，并引导海洋集群系统朝着稳健、可扩展且可投入实际运行的方向发展。

7. 讨论与研究展望

本综述综合了仿生协调机制、通信策略和系统设计方面的研究成果，揭示了水下群体机器人学取得的显著进展以及仍然存在的挑战。尽管各个领域均有所发展，但这些要素仍未能充分整合为协调一致的作业系统。本文讨论了生物学、工程学与计算研究融合所带来的跨学科洞见，也指出了制约实际部署的技术差距，概述了未来研究方向，并探讨了借助水下群体机器人实现智能与可持续海洋作业的途径。

7.1. 跨学科洞见与趋同趋势

综合生物学、控制理论、海洋工程和计算机科学领域的研究成果，可以发现若干推动水下群体机器人学发展的趋同趋势。这些跨学科洞见表明，生物启发、通信约束与硬件能力如何相互作用，共同塑造系统设计与性能。

一个主要趋势是，人们日益认识到海洋专用仿生算法天然适用于水下运行约束。人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法的发展，展现了在海洋环境中演化而来的生物机制，如何契合机器人对通信受限条件下协调、环境适应性和能源效率的需求 [4]。这种生物学与工程学融合反映出人们逐渐认识到，自然系统已经解决了许多机器人群体面临的挑战，并提供了可迁移至技术系统的经验证的设计原则。

通信研究显示，研究方向正趋于采用自适应和混合方法，通过智能资源管理应对带宽限制。自适应物理层方法、混合声学-光学架构以及

仿生通信协议表明，人们已认识到固定的通信策略无法适应水下环境的多变性 [48,56]。这些自适应方法与生物系统相似，能够根据环境线索动态调整行为，从而使仿生算法与通信策略产生协同作用。

硬件设计趋势表明，平台正朝着模块化、经济高效的方向收敛，在维持运行能力的同时支持可扩展的群体部署。综合平台与轻量化解决方案之间的对比，展示了不同设计理念如何针对不同的任务需求 [48]。这种多样性反映出，人们已经认识到，群体可扩展性取决于对单体航行器能力、续航能力和制造成本之间权衡的优化。

一个关键的趋同认识是，算法、通信和硬件领域彼此相互依存。算法的选择不能脱离通信约束；通信协议必须满足算法需求；硬件则必须同时支持计算和通信功能。这种相互依存关系形成了复杂的设计空间，需要进行集成优化，而非孤立地进行组件设计。这种集成凸显了跨学科协作以及制定系统化框架来处理这些关系的重要性。

7.2. 技术差距与实际挑战

尽管已取得显著进展，但若干技术差距与实际挑战仍制约着水下群体机器人学从研究走向实际部署。

一个根本性缺口在于，针对真实水下条件的实证验证研究十分匮乏。大多数已发表工作仍以仿真为基础，仅有少量研究推进到受控测试或现场试验 [7]。这种仿真到实地的差距降低了人们对性能主张的信心，也限制了对真实海洋变化性下系统行为的理解。在真实海洋条件下，不确定性、未建模动力学和环境异质性会显著影响结果。现场测试受到成本、后勤复杂性和安全问题的制约，持续构成实证研究进展的障碍。

缺乏针对海洋专用算法的统一比较评估，是另一个重大缺口。当前比较依赖异质的指标和测试条件，使得直接的性能基准测试难以可靠开展 [7]。因此，实践者缺少用于算法选择的标准化参考，只能依赖特定案例研究，而这些研究可能无法推广到不同任务或环境中。

还必须承认，生物启发优化和群体研究文献中一直存在方法论争议：即使底层方法与现有元启发式算法密切相关，或仅代表相对 minor 的修改（例如重新参数化、算子替换或问题特定混合），研究者仍经常引入新的算法名称。在本综述中，我们主要将算法名称视为传达生物启发和设计意图的一种分类体系，而不是宣称其具有根本性的新颖性。在可能的情况下，我们强调以下方面的实质性原创性：（i）明确定义的更新算子或交互规则；（ii）对水下约束（通信延迟、定位不确定性、能量限制、流体动力学）进行明确建模；以及（iii）透明的实证证据（在共同基准上的比较、消融实验，以及报告对超参数的灵敏度）。这一观点促使我们认识到，有必要开展标准化基准测试并规范报告，以便依据可测量的性能和可复现性，而非命名体系，评估新命名算法的贡献。

集成挑战仍是实践中的一项核心限制。尽管算法、通信协议和硬件平台各自独立运行时都表现良好，但它们的

集成到运行系统中会引入复杂的相互依赖关系 [48,49]。缺乏全面的系统级研究，限制了我们对涌现行为、协同鲁棒性和群体容错能力的理解。这些因素对现实世界中的可靠性至关重要。要确保运行可靠性，必须了解完全集成的群体中涌现的特性和失效模式。

结合现有方法互补优势的混合算法框架研究仍不充分。AFSA-WOA 和 CRO-MPA 混合为解决超出单一算法能力范围的多目标任务提供了有前景的途径 [6,60]，，但目前仍缺乏用于设计和验证此类混合算法的系统化框架。

另一项核心局限源于现有算法在时间维度上的简单性。人工鱼群算法对集群游动和觅食进行建模，鲸鱼优化算法体现气泡网捕猎，珊瑚礁优化算法刻画产卵动态，而海洋捕食者算法则编码捕食者–猎物追逐。然而，现实中的海洋生物会呈现多种行为状态，并随刺激、季节性和生态环境而变化 [82,83]。现有算法仅捕捉静态行为，因此在需要进行行为转换的动态任务阶段中适应性有限。

从文献覆盖范围来看，本综述不可避免地有所取舍。本文聚焦于人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法等海洋专用仿生算法，因此，许多最初为陆地与空中领域开发的通用仿生算法和群体优化方法仅被简要提及，或不在主要讨论范围之内。其中包括已适配于水下应用的粒子群优化（PSO）和人工蜂群算法（ABC） [90,91]。同样，其他受海洋启发的优化框架，如混沌磷虾群算法、鱼群搜索算法和基于海豚回声定位的优化算法 [92–94]，本文也未作详细考察。这些其他算法类别为未来开展比较研究，以及结合海洋专用与通用仿生优化策略的混合设计，提供了重要方向。

一个关键的研究缺口是缺乏标准化，这限制了互操作性、可复现性和比较评估。硬件接口、通信协议栈和软件框架各不相同，阻碍了模块化，也使跨平台评估难以保持一致 [48]。由于缺少标准化基准测试协议、统一的评估指标和共享的测试条件，因此难以公平地比较算法和系统架构。标准化的测试环境、数据格式、接口协议和评估框架对于实现系统互操作性和促进算法选择至关重要。这种标准化将加速循证设计的累积进展 [7,95]。

7.3. 仿生海洋机器人研究的未来方向

解决这些局限性需要开展协调一致的多领域研究工作，重点关注算法创新、通信效率、硬件集成和验证方法。

在算法开发与优化方面，对面向海洋的专用算法进行实证验证，尤其是在真实水下环境中开展验证，仍是首要任务。结合人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法中互补机制的混合算法，有望满足复杂的多目标任务需求 [6,60]。通过自适应参数调优和在不同的行为模式间进行上下文感知切换，算法能够动态响应环境变化和任务变化。引入类似于生物状态转变的行为转换，可显著提升适应性和韧性。这类转换可能包括探索、聚集或规避模式，并根据任务需求进行切换。

通信与组网领域的未来工作必须开发新一代通信协议，以应对带宽有限、延迟高和可靠性不稳定等综合挑战 [49]。我们需要能够实时适应环境条件的自适应节能策略。整合多种模态（声学、光学、射频、磁感应）为构建稳健的混合网络提供了途径。利用环境线索或隐式协同的仿生通信机制，有望在维持群体协同的同时减少数据流量。

从硬件与系统设计的角度来看，需要自主且模块化的硬件架构来支持可扩展的群体部署。配备可互换有效载荷的紧凑型可重构平台，有望实现跨任务的经济高效适配。先进的传感器集成与分布式感知系统将提升态势感知能力。能量采集、电池技术创新和能量感知推进将为更长时间的任务提供支撑，而成本效能优化则可支持部署大型群体，开展大范围监测。

在评估与验证方面，提供连续性能指标的实时监测系统能够增强自适应控制与安全性。渐进式验证（从仿真开始，逐步推进至硬件在环，最终开展受控现场试验）为实现运行就绪提供了一条结构化路径。透明的报告标准和开放数据集将进一步增强可复现性并促进协作。

对于集成与系统级设计，能够联合优化算法、通信与硬件层的集成方法对于实际部署至关重要 [48]。跨层优化能够提升能源使用效率和协调保真度，而标准化接口将促进模块化开发与技术转移。针对现实条件下的涌现行为、协同故障处理和韧性开展大规模系统研究，仍是亟待推进的研究前沿。

在应用与商业化方面，将群体机器人学转化为商业实践，有赖于基础设施巡检、资源监测和搜救行动等应用得到验证。为确保部署可持续且负责任，还需要开展经济可行性研究、环境影响评估，并建立监管框架。与海洋产业合作，有助于使技术发展与实际运营需求相契合。

7.4. 局限性

尽管本综述旨在整合仿生协调、通信和系统设计方面的观点，但仍应承认其中存在若干局限。所纳入的文献仅限于从选定数据库中检索到的英文出版物，因此可能遗漏其他语言或形式的相关研究。本文未进行正式的定量质量评估，而是根据相关性和方法学清晰度对研究进行定性评估。最后，大多数纳入研究依赖基于仿真的验证，现实环境测试或长期实地试验有限，这限制了研究结果向复杂海洋环境推广的能力。这些因素凸显了未来水下群体机器人研究开展标准化基准测试、实证评估并建立开放数据集的必要性。此外，由于发表渠道和形式的选择，某些主题领域可能未得到充分体现（例如，以会议为主的水下机器人研究和网络研究、非英语地区文献，以及应用型行业／技术报告）。

7.5. 迈向智能与可持续海洋作业

推动水下群体机器人实现智能且可持续的运行，需要概念与技术两方面的演进。智能是指系统能够在以下情形下实现自主适应、动态重构和鲁棒决策：

不确定性。可持续性涵盖能源效率、环境责任以及长期运行的可行性。

未来的智能集群系统将采用融合行为转换的多模态算法，从而能够根据任务目标、环境条件和突发事件动态调整。这类系统可根据传感器反馈，自主切换探索、巡检或应急模式。通过整合自适应学习和参数调优，系统能够根据运行经验持续进行自我优化。这种能力可使系统凭借积累的经验，逐步提升性能。

可持续性取决于系统各层面的能量感知设计。能够最大限度减少通信的仿生算法、优化能源消耗的自适应协议，以及借助水流辅助的轨迹规划，共同提升任务续航能力 [19,71]。能量采集、高效电源管理和先进储能技术将进一步支持长期运行，以满足持续开展海洋观测的需求。海上风电场监测、海底管道检查和海洋灾害应对等应用，展现了智能集群系统在实现可持续海洋作业方面的变革性潜力。这些应用凸显了高能效集群系统如何实现大规模、持续的分布式监测，而这在过去难以切实开展。

将群体机器人学融入更广泛的海洋科学与工程目标，有望带来变革性益处。持久、分布式的观测网络可提升气候监测、生物多样性评估和污染检测能力。多航行器检查与维护作业可在降低成本和环境足迹的同时，提高基础设施可靠性。

要实现这些能力，需要持续开展跨学科协作，连接海洋工程、计算机科学与环境科学 [4]。教育与知识转移框架同样至关重要，有助于培养专业人才，并促进学术界、产业界和政策机构之间的协作。开源平台和社区驱动的数据集还可进一步加快海洋机器人研究的进展，并推动各方公平参与。

迈向智能与可持续海洋作业，需要在所有这些领域循序渐进地取得基于证据的进展。本综述提出的分类框架与综合分析，为解决该领域的碎片化问题奠定了系统基础。该框架有助于系统评估并选择协调策略，以平衡相互竞争的目标。通过整合算法、通信和硬件方面的考量，水下群体系统能够朝着稳健、可扩展且环境可持续的作业模式发展。这一演进将同时推动技术能力进步与海洋 stewardship。

8. 结论

本综述综合了水下群体机器人领域关于仿生协调、通信和系统设计的研究，涵盖2001年至2025年的446篇同行评议论文，其中大多数出版物集中于过去十年，反映出该领域近年来的快速发展。本文的主要贡献在于提出了一个四维分类框架，从通信依赖性、环境适应性、能源效率和群体可扩展性四个维度评估算法，为面向任务的算法选择提供了系统基础。

对人工鱼群算法、鲸鱼优化算法、珊瑚礁优化算法和海洋捕食者算法的比较分析揭示了各自不同的权衡：鲸鱼优化算法和海洋捕食者算法表现出较低的通信依赖性和较高的能源效率，因此适用于带宽受限的声学环境；而人工鱼群算法则具有较强的

环境适应性，这得益于局部邻域交互。本综述指出，自适应物理层通信策略可将传输能耗降低 30–50%，而能量感知路径规划可将推进成本降低 20–30%。COMET 和 NemoSens 等经过实地验证的平台表明，在真实水下环境中实现基于TDMA的分散式协调是可行的。

有三个关键问题制约着发展：(i) 验证过度依赖仿真，现场试验有限；(ii) 缺乏用于跨算法比较的标准化基准；(iii) 算法、通信和硬件层未能充分整合为协调统一的系统。解决这些问题需要开发融合互补优势的混合算法，在真实海洋环境下开展实证验证，并建立标准化评估框架。本文提出的分类框架为此类进展奠定了基础，可引导水下群体系统向稳健、可扩展且能源高效的海洋作业方向发展。

作者贡献： 概念构思，S.R.、A.S.和S.M.；方法设计，S.R.；正式分析，S.R.；调查研究，S.R.；资源提供，S.R.和S.M.；数据整理，S.R.；撰写——初稿准备，S.R.；撰写——审阅与编辑，S.M.和A.S.；监督指导，S.M.和A.S.。所有作者均已阅读并同意发表该稿件。

资助： 本研究未获得外部资助。

数据可用性声明： 本研究未生成或分析任何新数据。本文不涉及数据共享。

致谢： 作者谨向 Eric Pardede、Alex Tomy、Kiki Adhinu-graha、Tony de Souza-Daw、Fernando Galetto 和 Adam Console 致谢，他们各自以独特的方式为本文的研究工作作出了贡献。他们宝贵的建议、鼓励和建设性反馈丰富了我们的思路，拓宽了我们的视野。无论是技术讨论还是战略指导，他们的共同投入都影响了本研究的成果。

利益冲突： 作者声明不存在利益冲突。

缩略语

本文使用了以下缩略语：

人工鱼群算法 AFSA ABC 人工蜂群算法 自主水下航行器 BER 误码率 CKH 混沌磷虾群算法 珊瑚礁优化算法 CRO 基于海豚回声定位的优化算法 DTN 容迟网络 DVL 多普勒速度计 FAD 鱼群聚集装置 鱼群搜索算法 FSS 全球定位系统 硬件在环 HIL 惯性测量单元 惯性导航系统

长基线 LBL 多智能体系统框架 磁感应 MI 海洋捕食者算法 海洋机器人系统 正交频分复用 分组递送率 PSO 粒子群优化 射频 ROS 机器人操作系统 遥控潜水器 ROV 机器人软件框架 时分多址 超短基线 无人水面艇 USV 无人水下航行器 水下无线传感器网络 鲸鱼优化算法

参考文献

1. Di Ciaccio, F.; Troisi, S. 利用自主水下航行器监测海洋环境：文献计量分析。《工程成果》2021年，9，100205。 [CrossRef]2. Franke, A.; Blenckner, T.; Duarte, C.M.; Ott, K.; Fleming, L.E.; Antia, A.; Reusch, T.B.; Bertram, C.; Hein, J.; Kronfeld-Goharani, U.; 等。将海洋健康付诸实践：开展海洋健康与恢复一体化研究，以实现海洋可持续性。《ONE Earth》2020年，2，557–565。 [CrossRef]3. Petillot, Y.R.; Antonelli, G.; Casalino, G.; Ferreira, F. 水下机器人：从遥控潜水器到作业型自主水下航行器。《IEEE机器人与自动化杂志》2019年，26，94–101。 [CrossRef]4. Zhao, Q.; Yang, T.; Tang, G.; Yang, Y.; Dong, F.; Xi, Z.; Zou, Y.; Xu, M.; Li, S.; Wang, C. 仿生水下机器人群：综述。《仿生与仿生学》2025年，20，041002。 [CrossRef]5. Brambilla, M.; Ferrante, E.; Birattari, M.; Dorigo, M. 群体机器人学：从群体工程视角出发的综述。《群体智能》2013年，7，1–41。 [CrossRef]6. Ismail, Z.H.; Hamami, M.G.M. 群体机器人学策略应用于受环境约束的目标搜索问题：系统性文献综述。《应用科学》2021年，11，2383。 [CrossRef]7. Connor, J.; Champion, B.; Joordens, M.A. 水下群体机器人学的现有算法、通信方法与设计：综述。《IEEE传感器期刊》2021年，21，153–169。 [CrossRef]8. Chen, P.; Wang, F.; Liu, S.; Yu, Y.; Yue, S.; Song, Y.; Lin, Y. 利用深度Q网络对鱼群的集体行为进行建模。《IEEE开放获取》2023年，11，36630–36641。 [CrossRef]9. Dorigo, M.; Theraulaz, G.; Trianni, V. 群体机器人学：过去、现在与未来 [观点]。《IEEE会议录》2021年，109，1152–1165。[CrossRef]10. Arksey, H.; O’Malley, L. 范围综述：构建方法学框架。《国际社会研究方法学杂志》2005年，8，19–32。[CrossRef]11. Braun, V.; Clarke, V. 在心理学中运用主题分析。《心理学质性研究》2006年，3，77–101。 [CrossRef]12. Jabareen, Y. 构建概念框架：哲学、定义与程序。《国际质性方法杂志》2009年，8，49–62。[CrossRef]13. Fogh Sørensen, F.; Mai, C.; von Benzon, M.; Liniger, J.; Pedersen, S. 水下航行器定位问题：实际解决方案概述。《海洋工程》2025年，330，121173。 [CrossRef]14. Potokar, E.R.; Norman, K.; Mangelson, J.G. 用于水下导航的不变扩展卡尔曼滤波。《IEEE机器人与自动化快报》2021年，6，5792–5799。 [CrossRef]15. Ligeza, P. 根据速度分量的测量结果重建物体运动轨迹。《测量》2023年，221，113546。 [CrossRef]16. Awan, K.M.; Shah, P.A.; Iqbal, K.; Gillani, S.; Ahmad, W.; Nam, Y. 水下无线传感器网络：近期问题与挑战综述。《无线通信与移动计算》2019年，2019，6470359。 [CrossRef]17. Saeed, N.; Celik, A.; Al-Naffouri, T.Y.; Alouini, M.S. 水下光无线通信、组网与定位：综述。《自组网络》2019年，94，101935。 [CrossRef]

18. Alahmad, R.; Ishii, K.; Nishida, Y.; Fukumoto, Y.; Matsushima, T. 面向自主水下航行器应用的实时视频传输水下射频通信实验研究。《机器人、网络与人工生命杂志》2023年，10，84–90。 [CrossRef]19. Zhang, Y.; Lauder, G.V. 鱼群行为中的群体动力学如何实现能量守恒。《eLife》2024年，12，RP90352。 [CrossRef]20. Wu, X.; Deng, X.; Wen, B.; Yue, S.; Shao, S.; Zhang, F.; Wang, F.; Lin, Y. 受鱼群行为启发的拥挤无人水下航行器群编队控制简约式去中心化方法。《仿生工程学杂志》2025年，22，2646–2659。 [CrossRef]21. Geng, C.; Li, G.; Xu, H. 水下机器人群中融入方向变量的信息素启发方法。载于：2019年中国控制与决策会议（CCDC）论文集，中国南昌，2019年6月3–5日；第5036–5040页。 [CrossRef]22. Li, G.; Chen, C.; Geng, C.; Li, M.; Xu, H.; Lin, Y. 一种受信息素启发的水下机器人群监测策略。《传感器》2019年，19，4089。 [CrossRef]23. Cai, W.; Liu, Z.; Zhang, M.; Wang, C. 面向水下机器人群的协同人工智能。《机器人与自主系统》2023年，164，104410。 [CrossRef]24. Yan, Z.; Zhang, J.; Zeng, J.; Tang, J. 基于鲸鱼优化算法的自主水下航行器三维路径规划。《海洋工程》2022年，250，111070。 [CrossRef]25. Emami, M.; Nazif, S.; Mousavi, S.F.; Karami, H.; Daccache, A. 一种结合机器学习的混合约束珊瑚礁优化算法，用于多水库系统运行优化。《环境管理杂志》2021年，286，112250。 [CrossRef]26. Ramesh, S.; Mann, S.; Stumpf, A. 面向自主水动力学的无节幼体优化。arXiv 2025年。 [CrossRef]27. Darvishpoor, S.; Darvishpour, A.; Escarcega, M.; Hassanalian, M. 从海洋到太空的自然启发式算法：启发式与元启发式优化算法及其在无人机中潜在应用的全面综述。《无人机》2023年，7，427。 [CrossRef]28. Ni, J.; Yang, L.; Wu, L.; Fan, X. 一种用于异构自主水下航行器协同捕猎的改进型脊髓神经系统方法。《国际模糊系统杂志》2018年，20，672–686。 [CrossRef]29. Guerrero-Criollo, R.J.; Castaño López, J.A.; Hurtado-López, J.; Ramirez-Moreno, D.F. 用于差速机器人决策机制与运动控制神经调节的仿生神经网络。《神经机器人学前沿》2023年，17，1078074。[CrossRef]30. Ni, J.; Li, X.; Hua, M.; Yang, S.X. 一种基于仿生神经网络的Q学习方法，用于未知环境中的机器人路径规划。《国际机器人与自动化杂志》2016年，31，464–474。 [CrossRef]31. Kaur, P.; Kaur, K.; Singh, K.; Saleem, K.; Ur Rehman, A.; Gupta, R.; Hussen Adem, S. 基于人工鱼群的节能聚类协议，可延长水下无线传感器网络的生命周期。《无线通信与网络杂志》2024年，2024，92。 [CrossRef]32. Adeli, A. 人工鱼群优化方法及其应用综述。《国际智能传感与智能系统杂志》2012年，5，107–148。 [CrossRef]33. Pourpanah, F.; Wang, R.; Lim, C.; Wang, X.Z.; Yazdani, D. 人工鱼群算法综述：近期进展与应用。《人工智能评论》2022年，56，1867–1903。 [CrossRef]34. Peraza, C.; Ochoa, P.; Amador, L.; Castillo, O. 用于基准函数集优化的人工鱼群算法。载于《基于模糊逻辑、神经网络与元启发式算法的混合智能系统设计新视角》；Castillo, O., Melin, P., 编；Springer国际出版：查姆，瑞士，2022年；第77–92页。 [CrossRef]35. Mirjalili, S.; Lewis, A. 鲸鱼优化算法。《先进工程软件》2016年，95，51–67。 [CrossRef]36. Rana, N.; Latiff, M.S.A.; Abdulhamid, S.I.M.; Chiroma, H. 鲸鱼优化算法：当代应用、改进与发展的系统综述。《神经计算与应用》2020年，32，16245–16277。 [CrossRef]37. Salcedo-Sanz, S.; Ser, J.D.; Landa-Torres, I.; Gil-López, S.; Portilla-Figueras, J. 珊瑚礁优化算法：一种高效求解优化问题的新型元启发式算法。《科学世界杂志》2014年，2014，739768。 [CrossRef]38. Faramarzi, A.; Heidarinejad, M.; Mirjalili, S.; Gandomi, A. 海洋捕食者算法：一种受自然启发的元启发式算法。《专家系统与应用》2020年，152，113377。 [CrossRef]39. Al-Betar, M.A.; Awadallah, M.A.; Makhadmeh, S.N.; Alyasseri, Z.A.A.; Al-Naymat, G.; Mirjalili, S. 海洋捕食者算法：综述。《计算机方法与工程档案》2023年，30，3405–3435。 [CrossRef]40. Chun, Y.; Hua, X.; Qi, C.; Yao, Y.X. 用于工程设计优化问题的改进型海洋捕食者算法。《科学报告》2024年，14，13000。 [CrossRef]41. Liang, H.; Fu, Y.; Kang, F.; Gao, J.; Qiang, N. 一种用于无人水下航行器智能群体目标捕猎的行为驱动协调控制框架。《IEEE开放获取》2020年，8，4838–4859。 [CrossRef]42. Sun, B.; Lv, Z. 在三维地形与洋流环境中，结合混合粒子群与动态窗口算法的多自主水下航行器动态协同路径规划。《仿生学》2025年，10，536。 [CrossRef]43. Praczyk, T. 用于水下航行器的神经领航者–跟随者群体控制算法。《神经计算与应用》2025年，37，19867–19893。[CrossRef]44. Zhang, Y.; Wang, S.; Heinrich, M.K.; Wang, X.; Dorigo, M. 水下机器人群的三维混合编队控制：切换拓扑、不可测速度与系统约束。《ISA汇刊》2023年，136，345–360。 [CrossRef] [PubMed]

45. Ru, J.; Hao, D.; Zhang, X.; Xu, H.; Jia, Z. 关于用于解决多约束异构自主水下机器人群任务分配问题的混合神经网络算法的研究。海洋科学前沿 2023, 16, 1055056. [CrossRef]46. Mu, X.; Gao, W. 考虑洋流和声呐性能的多自主水下航行器覆盖路径规划。海洋科学前沿 2025, 11, 1483122. [CrossRef]47. Zhao, Z.; Hu, Q.; Feng, H.; Feng, X.; Su, W. 弱信息水下环境中面向多自主水下航行器集群的协同捕猎方法。海洋科学与工程杂志 2022, 10, 1266. [CrossRef]48. Gussen, C.M.G.; Laot, C.; Socheleau, F.X.; Zerr, B.; Le Mézo, T.; Bourdon, R.; Le Berre, C. 自主水下航行器集群声学通信链路优化：COMET和NEMOSENS实例。应用科学 2021, 11, 8200. [CrossRef]49. Wübben, D.; Könsgen, A.; Udugama, A.; Dekorsy, A.; Förster, A. 自主水下航行器通信面临的挑战与机遇。载于《水下机器人人工智能技术》；Kirchner, F., Straube, S., Kühn, D., Hoyer, N., 编；《智能系统、控制与自动化：科学与工程》；Springer：查姆，瑞士，2020；第96卷。 [CrossRef]50. Quan, X.; Fry, E.S. 海水折射率的经验公式。应用光学 1995年, 34, 3477–3480. [CrossRef]51. Li, Z.; Li, W.; Sun, K.; Fan, D.; Cui, W. 水下无线通信方法及应用的最新进展。海洋科学与工程杂志 2025年, 13, 1505. [CrossRef]52. Vali, Z.; Michelson, D.; Ghassemlooy, Z.; Noori, H. 水下光无线通信湍流研究综述。光学 2025年, 320, 172126. [CrossRef]53. Wang, T.; Wang, B.; Liu, L.; Zhu, R.; Wang, L.; Tong, C.; Song, Y.; Zhang, P. 基于声光调制器和非归零开关键控调制的15兆比特每秒水下无线光通信。光学与激光技术 2022年, 150, 107943. [CrossRef]54. Busacca, F.; Galluccio, L.; Palazzo, S.; Panebianco, A.; Qi, Z.; Pompili, D. 水下声学通信网络中的自适应技术与预测技术。计算机网络 2024, 252, 110679. [CrossRef]55. Pal, A.; Campagnaro, F.; Ashraf, K.; Rahman, M.; Ashok, A.; Guo, H. 水下传感器网络通信：综合概述。ACM传感器网络汇刊 2022年, 19, 22. [CrossRef]56. Lodovisi, C.; Loreti, P.; Bracciale, L.; Betti, S. 用于海洋监测的混合光学—声学自主水下航行器集群性能分析。未来互联网 2018年, 10, 65. [CrossRef]57. Theocharidis, T.; Kavallieratou, E. 水下通信技术：综述。电信系统 2025年, 88, 54. [CrossRef]58. Li, X.; Xu, S.; Zhao, H.; Han, S.; Yan, L. 面向水下声学传感器网络的自适应多区域地理路由协议。无线网络 2022, 28, 209–223. [CrossRef]59. Liu, S.; Qiao, G.; Ismail, A. 利用海豚叫声实现隐蔽水下声学通信。美国声学学会期刊 2013年, 133, EL300–EL306. [CrossRef]60. Khan, I.; Rauf, M.; Jamil, A. 一种基于 CT-DEWCA 、面向水下声学传感器网络中数据与存储节点的节能混合路由协议。IEEE开放获取 2025, 13, 91392–91408. [CrossRef]61. Osterloh, C.; Pionteck, T.; Maehle, E. MONSUN II：用于水下群体的小型低成本自主水下航行器。载于《ROBOTIK 2012》论文集；第七届德国机器人学会议，德国慕尼黑，2012年5月21日至22日；第1–6页。62. Berlinger, F.; Wulkop, P.; Nagpal, R. 仿生水下机器人群体的自组织规避式喷泉机动。载于2021年IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA）论文集，中国西安，2021年5月30日至6月5日；第9204–9211页。 [CrossRef]63. Jaffe, J.S.; Franks, P.J.S.; Roberts, P.L.D.; Mirza, D.; Schurgers, C.; Kastner, R.; Boch, A. 用于探索亚中尺度海洋动力学的自主微型水下机器人漂流器群。自然通讯 2017, 8, 14189. [CrossRef]64. Mayberry, S.; Cai, J.; Yang, R.; Wang, J.; Zhang, F. 面向水生环境研究与探索的开源水下机器人平台。HardwareX 2025年, 24, e00715. [CrossRef]65. Chen, Y.; Zhou, X.; Hu, W.; Zhao, B. 无人水下航行器集群控制综合实验系统。传感器 2025年, 25, 6413. [CrossRef]66. Zhang, H.; Gao, Y.; Tong, Z.; Yang, X.; Zhang, Y.; Zhang, C.; Xu, J. 面向水下群体机器人的全向光通信系统。光学快报 2023年, 31, 18630–18644. [CrossRef]67. Cong, Y.; Gu, C.; Zhang, T.; Gao, Y. 水下机器人感知技术：综述。基础研究 2021年, 1, 337–345. [CrossRef]68. Jiang, Y.; Renner, B.C. 低成本水下集群声学定位：综述。IEEE开放获取 2024年, 12, 25779–25796.[CrossRef]69. Guo, H.; Sun, Z.; Wang, P.; Akyildiz, I.F. 利用自主移动无线能量传输构建可持续水下机器人网络。载于IEEE全球通信大会（GLOBECOM）论文集，美国夏威夷州威可洛亚，2019年12月9日至13日；第1–6页。 [CrossRef]70. Zhang, B.; Ji, D.; Liu, S.; Zhu, X.; Xu, W. 自主水下航行器导航：综述。海洋工程 2023年, 273, 113861.[CrossRef]71. Cai, W.; Xie, Q.; Zhang, M.; Lv, S.; Yang, J. 面向水下物联网中移动自主水下航行器的基于流函数的三维避障机制。IEEE开放获取 2021年, 9, 142997–143012. [CrossRef]

72. Wang, P.; Liu, X.; Song, A. 微型水下机器人的驱动与运动：综述。《工程》2025年, 51, 195–214.[CrossRef]73. Ciuccoli, N.; Screpanti, L.; Scaradozzi, D. 面向数字孪生的水下仿真器分析。IEEE开放获取 2024, 12, 34306–34324.[CrossRef]74. Szlęg, P.; Barczyk, P.; Maruszczak, B.; Zieliński, S.; Szymańska, E. 用于水下航行器测试与训练的Unity3D仿真环境。载于国际智能自主系统会议论文集，克罗地亚萨格勒布，2022年6月13日至16日；第844–853页。 [CrossRef]75. Iñigo-Blasco, P.; del Rio, F.D.; Romero-Ternero, M.C.; Cagigas-Muñiz, D.; Vicente-Diaz, S. 用于多智能体机器人系统开发的机器人软件框架。机器人与自主系统 2012, 60, 803–821. [CrossRef]76. Zhu, Z.; Zhang, L.; Liu, L.; Wu, D.; Bai, S.; Ren, R.; Geng, W. 一种基于分层强化学习的高效多自主水下航行器协同导航方法。海洋科学与工程杂志 2023, 11, 1863. [CrossRef]77. Khasawneh, A.M.G.; Altalhi, M.; Kumar, A.; Aggarwal, G.; Kaiwartya, O.; Khalifeh, A.; Al-Khasawneh, M.A.; Alarood, A.A. 一种支持水下物联网的高效空洞感知框架。海洋科学与工程杂志 2021, 9, 1219. [CrossRef]78. Ali, S.; Nadeem, M.; Ahmed, S.; Khan, F.; Khan, M.; Alharbi, A. 基于物联网位置感知框架的声学传感器数据传输完整性与续航能力。PeerJ计算机科学 2024, 10, e2452. [CrossRef]79. Dhurandher, S.K.; Obaidat, M.S.; Gupta, M. 一种基于声学通信的水下网络AQUA-GLOMO仿真器。人本计算与信息科学 2012, 2, 3. [CrossRef]80. Zhang, J.; Xu, B.; Wang, Z.; Razzaqi, A.; Wang, C.; Liu, X. 一种基于隐式声学导航传感器的自主水下航行器集群协同导航方法及DSUA传感器灵敏度分析。《IEEE传感器期刊》2024年, 24, 32343–32355. [CrossRef]81. Chen, Y.; Hao, S.; Gao, J.; Wang, J.; Li, L. 考虑未知扰动的自主水下航行器容错模型预测控制。海洋科学与工程杂志 2025年, 13, 171. [CrossRef]82. McCluskey, S.; Sprogis, K.; London, J.; Bejder, L.; Loneragan, N. 通过胃内容物和稳定同位素分析揭示顶级海洋捕食者的觅食偏好。《全球生态与保护》2021年, 25, e01396. [CrossRef]83. Clapham, P. 座头鲸：须鲸的季节性觅食与繁殖。载于《鲸类社会：海豚与鲸的实地研究》；Mann, J., Connor, R., Tyack, P., Whitehead, H., 编；芝加哥大学出版社：美国伊利诺伊州芝加哥，2000；第173–196页。84. Garcia-Hernandez, L.; Salas-Morera, L.; Carmona-Muñoz, C.; Abraham, A.; Salcedo-Sanz, S. 一种用于不等面积设施布局问题的新型多目标交互式珊瑚礁优化算法。《群体进化计算》2020, 55, 100688.[CrossRef]85. Alyasseri, Z.A.A.; Ali, N.S.; Al-Betar, M.A.; Makhadmeh, S.N.; Jamil, N.; Awadallah, M.A.; Braik, M.; Mirjalili, S. 鲸鱼优化算法及其变体与应用的最新进展。载于《群体智能进展：优化问题的变体与改进》；爱思唯尔：阿姆斯特丹，荷兰，2024；第1–54页。 [CrossRef]86. Makhadmeh, S.N.; Kassaymeh, S.; Rjoub, G.; Bataineh, B.; Sanjalawe, Y.; Al-Betar, M.A. 多目标鲸鱼优化算法及其变体与应用的最新进展。《沙特国王大学计算机与信息科学杂志》2025年, 37, 200. [CrossRef]87. Nadimi-Shahraki, M.H.; Zamani, H.; Varzaneh, Z.A.; Mirjalili, S. 鲸鱼优化算法系统综述：理论基础、改进与混合化。《计算机方法与工程档案》2023年, 30, 4113–4159. [CrossRef]88. Bujok, P. 使用工程优化问题评估海洋捕食者算法。《数学》2023年, 11, 4716.[CrossRef]89. Pérez-Aracil, J.; Camacho-Gómez, C.; Hernández-Díaz, A.; Pereira, E.; Camacho, D.; Salcedo-Sanz, S. 用于水下拱形结构最优几何设计的模因珊瑚礁优化算法。《群体进化计算》2021, 67, 100958. [CrossRef]90. Guo, S.; Gao, B. 通过粒子群优化方法实现水下微型机器人在三维空间中的路径规划优化。载于2009年IEEE机器人与仿生国际会议（ROBIO）论文集，中国桂林，2009年12月19日至23日；第1615–1620页。[CrossRef]91. Prasath, R.; Kumanan, T. 用于水下图像增强与分类的改进人工蜂群方法。《国际计算机应用杂志》2022, 44, 433–443. [CrossRef] 92. Wang, G.G.; Guo, L.; Gandomi, A.H.; Hao, G.S.; Wang, H. 混沌磷虾群算法。《信息科学》2014, 274, 17–34. [CrossRef]93. Bastos Filho, C.J.A.; de Lima Neto, F.B.; Lins, A.J.C.C.; Nascimento, A.I.S.; Lima, M.P. 一种基于鱼群行为的新型搜索算法。载于2008年IEEE系统、人类与控制论国际会议论文集，新加坡，2008年10月12日至15日；第2646–2651页。 [CrossRef]94. Kaveh, A.; Farhoudi, N. 一种新的优化方法：海豚回声定位。《先进工程软件》2013, 59, 53–70. [CrossRef]95. Milner, E.; Sooriyabandara, M.; Hauert, S. 群体性能指标：衡量鲁棒性、容错性、可扩展性和适应性的指标。arXiv 2023, arXiv:2311.01944. [CrossRef]

免责声明/出版商说明： 所有出版物中包含的声明、观点和数据仅代表各自作者和贡献者的意见，并不代表 MDPI 和/或编辑的意见。对于因内容中提及的任何观点、方法、说明或产品而对人员或财产造成的任何伤害，MDPI 和/或编辑不承担责任。