

控制与决策

Control and Decision

基于改进最小边际代价算法的多USV多AUV任务分配

白小山, 余桢奇, 郑心泉, 吴宗泽

引用本文:

白小山, 余桢奇, 郑心泉, 等. 基于改进最小边际代价算法的多USV多AUV任务分配[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 119–127.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0520>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于动态蚁群劳动分工模型的多AUV任务分配方法](#)

A multi-AUV dynamic task allocation method based on antcolony labor division model

控制与决策. 2021, 36(8): 1911–1919 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1312>

[基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法](#)

A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources

控制与决策. 2021, 36(5): 1147–1156 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1193>

[基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题](#)

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

[USV&AUV水下目标协同搜索与打击航迹规划](#)

Coordinated path planning of USV&AUV for an underwater target

控制与决策. 2021, 36(4): 825–834 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1038>

[FMM与改进GBNN模型相结合的多AUV实时围捕算法](#)

Multi-AUV real-time hunting control based on FMM and improved GBNN model

控制与决策. 2020, 35(12): 2845–2854 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0393>

基于改进最小边际代价算法的多USV多AUV任务分配

白小山¹, 余桢奇¹, 郑心泉², 吴宗泽^{1†}

(1. 深圳大学 机电与控制工程学院, 广东 深圳 518000; 2. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 随着自主水下机器人(AUV)和无人水面艇(USV)在民用和军事领域的应用不断扩展, USV与AUV协同完成相关任务的作业模式受到了广泛关注. 针对多USV和多AUV协同访问多目标点的任务分配问题进行研究, 旨在最小化多USV和AUV系统访问所有目标点的总旅行距离. 首先, 建立考虑通信约束和AUV最大航程约束的多USV多AUV协同多点访问任务分配问题的数学模型, 并对问题的NP-hard属性进行分析. 其次, 提出一个两阶段任务分配算法: 1) 先利用最小边际代价算法构建各USV访问完所有水面目标点的路径, 再采用最近插入策略分配水下目标点; 2) 通过多个邻域搜索算子对初始解进行优化, 得到可行最终解. 相对于已有流行的自组织映射算法, 仿真实验表明所提出任务分配算法能在较短计算时间内得到质量较优的任务分配方案.

关键词: 任务分配; USV-AUV协同; 启发式算法; 协同控制; 邻域搜索; 通讯约束

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0520

引用格式: 白小山, 余桢奇, 郑心泉, 等. 基于改进最小边际代价算法的多USV多AUV任务分配[J]. 控制与决策, 2025, 40(1): 119-127.

Task assignment for multiple USVs and AUVs based on improved minimum marginal cost algorithm

BAI Xiao-shan¹, SHE An-qi¹, ZHENG Xin-quan², WU Zong-ze^{1†}

(1. College of Mechatronics and Control Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518000, China; 2. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: With the rapid development of autonomous underwater vehicles(AUVs) and unmanned surface vessels(USVs) in both civil and military domains, the collaboration between USVs and AUVs for performing certain tasks has attracted widespread attention. This paper focuses on the task assignment problem for multiple USVs and AUVs to visit multiple target locations, aiming to minimize the total travel distance for multiple USVs and AUVs to visit all target locations. Firstly, a mathematical model for the studied task assignment problem is established, considering the AUVs' communication constraints and the maximum travel distance, and the NP-hard of the problem is analyzed. Secondly, a two-stage task assignment algorithm is proposed: 1) the initial routes of the USVs to visit all the surface target locations are first constructed using the minimum marginal-cost algorithm, and the nearest insertion strategy is adopted to assign underwater target locations; 2) the initial assignment solution is improved through several neighborhood search operators. Simulation results show that the proposed algorithm can obtain a better assignment solution within a shorter running time than the existing popular self-organizing map algorithm.

Keywords: task assignment; USV-AUV coordination; heuristic algorithm; cooperative control; neighborhood search; communication constraint

0 引言

随着全球经济的蓬勃发展, 各国对海洋资源的依赖性不断增强, 高效开发和利用海洋资源具

有重大战略意义^[1]. 在此背景下, 以自主水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)和无人水面艇(unmanned surface vessel, USV)为代表的海洋探索设

收稿日期: 2024-04-30; 录用日期: 2024-08-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62373255, 62003217); 国家重大科研仪器研制项目(62327808); 广东省基础与应用基础研究重大专项项目(2023B0303000009); 广东省自然科学基金项目(2024A1515011204); 深圳市自然科学基金稳定支持计划项目(20220809175803001); 大数据系统计算技术国家工程实验室开放基金项目(SZU-BDSC-OF2024-15).

责任编辑: 闫敬.

[†]通讯作者. E-mail: zzwu@szu.edu.cn.

备,在民用领域得到了广泛应用^[2],涉及海底勘探^[3-5]、数据采集^[6-7]以及钻井辅助^[8]等多个方面.在军事领域,这些海洋探索设备已广泛应用于执行侦察与打击任务^[9]等方面.随着人类对海洋开发的不断深入,海洋机器人所承担的任务日益复杂,对它们的性能要求也日益提高.然而,单一AUV受到其航程、载荷容量等限制,导致作业范围与作业能力受限.此外,USV技术正日益成熟,在载荷能力、续航时间和航行速度等方面能够有效弥补AUV的不足.USV-AUV协同系统不仅能够克服AUV在续航能力上的局限,还能有效解决USV无法执行水下任务的短板.通过AUV与USV协同作业,可以扩大任务执行范围,提高任务完成效率.

近年来,学术界和工业界开始探索利用USV与AUV协同作业的可行性.文献[10]利用AUV与USV协同构建水下通讯网络,以提高AUV的导航和控制性能.文献[11-12]利用AUV和USV协同进行水下目标搜索与打击,提出USV-AUV协同策略和航迹规划算法,有效改善了任务完成的效率.文献[13]利用非线性模型预测控制,针对未知外界干扰下的AUV-USV分布式动态会合问题进行了研究.针对未知海洋环境下AUV和USV在无先验信息情况下的目标搜索任务,文献[14]提出一种局部动态预测控制框架.文献[15]提出一种基于位置优化的移动通信中继算法,使得USV协同AUV收集相关海洋数据.上述文献大多关注单一AUV与单一USV的协同控制、通信和导航研究,而对多USV-AUV协同任务分配问题的研究不足.

针对多机器人任务分配问题,求解算法主要分为两类:精确算法和启发式算法.精确算法,如线性规划算法^[16]和动态规划算法^[17],致力于在给定问题的解空间中寻找最优解:线性规划算法用于在满足线性不等式约束的条件下,优化线性目标函数;动态规划则针对具有重叠子问题和最优子结构特性的问题,通过分解原问题并存储子问题的解来避免重复计算,实现问题的高效求解.文献[18]利用线性规划算法将多无人机旅行商问题(traveling salesman problem with drones, TSP-D)分解为多个子问题并求解.文献[19]构建了状态递推方程,设计了伪多项式时间的精确动态规划算法.然而,精确算法随问题规模增长而指数级上升的计算复杂度,限制了它们在大规模问题上的应用.相对而言,启发式算法是基于经验规则或群体智能进行解空间搜索,能以较短的计算时间提供任务分配的次优解.常用的启发式算法包括蚁群算法^[20]

和遗传算法^[21].文献[22]结合拓扑排序和最小边际代价算法(minimum marginal-cost algorithm, MMA),求解了时序约束下的卡车-无人机协同包裹递送任务分配问题.其后,在无人机有限操作范围和载荷能力约束下,文献[23]研究了卡车-无人机协同包裹任务分配问题.为减少人们在疫情期相互之间的互相接触,文献[24]提出多个两阶段任务分配方法,使得多个分散的机器人访问一系列指定地区,以执行诸如体温检测或咽拭子采样等任务.针对截止时间受限下的多机器人多目标点救援任务分配问题,文献[25]基于分布式性能影响算法及局部搜索策略对多异构机器人进行任务分配.针对通信距离受限下的多个机器人任务分配问题,文献[26]提出分布式拍卖算法,通过信息共识和边际代价策略对机器人进行任务分配.

基于上述文献分析,本文针对多USV多AUV协同访问多目标点任务分配问题进行研究.首先,针对USV与AUV之间有限的通讯距离和AUV有限的航行距离约束,本文对多USV多AUV多目标点访问任务分配问题进行建模;其次,对所研究问题NP-hard属性和最优解的下界进行分析;最后,提出改进的最小边际代价算法(improved minimum marginal-cost algorithm, IMMA)对多USV多AUV进行任务分配.

本研究的主要内容如下:

1) 对所研究的任务分配问题进行建模,并基于图论构建所研究问题最优解的下界,为后续所设计的启发式算法的性能进行有效评估.

2) 提出多个局部搜索策略,并结合MMA构建了任务分配算法IMMA.仿真实验表明,所提出的IMMA算法能在较短计算时间内得到质量较优的解.

1 问题建模

1.1 问题描述

在本文研究的问题中,初始位置分散的多USV多AUV系统需要在AUV有限通讯距离和航行距离约束下,以最短的总旅行距离对海域中的多个目标点进行高效访问.其中,各个水面目标点可以由单个USV或者单个AUV访问,而各个水下目标点只能由单个AUV访问,假设各个USV只能在水面目标点释放和回收对应协同的单个AUV,如图1所示.AUV具有最大航行距离约束:在每次离开其所协同的USV后,需要在最大航行距离内返回到该USV进行电池充电/更换.除此之外,各个AUV与其所协同的USV之间具有有限的通讯距离约束:各个AUV离开其所协同USV后需要与该USV保持在AUV有限的通讯

距离内以防止AUV失联.

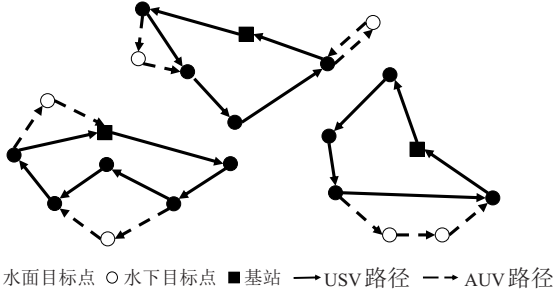


图1 多USV多AUV多点访问任务分配场景示意图

1.2 数学建模

该问题相关参数和变量定义如下.

$T_s = \{1, 2, \dots, n_s\}$: 水面目标点的编号集合.

$T_u = \{n_s + 1, \dots, n_s + n_u\}$: 水下目标点的编号集合.

$T = \{T_s \cup T_u\}$: 所有目标点的编号集合.

$V_u = \{1, 2, \dots, m\}$: m 个AUV的编号集合.

$V_s = \{1, 2, \dots, m\}$: m 个USV的编号集合, 其中AUV $k \in V_u$ 对应协同USV $k \in V_s$.

$O = \{n_s + n_u + 1, \dots, n_s + n_u + m\}$: m 个USV的初始位置/基地集合.

$d(i, j)$: 目标点 i 与 j 之间的欧几里得距离.

L : AUV的最大航行距离.

C : AUV与USV的最大通讯距离.

x_{ij}^k : 0-1变量, USV k 直接从目标点 i 移动到目标点 j 时为1; 否则, x_{ij}^k 为0.

y_{ij}^k : 0-1变量, AUV k 直接从目标点 i 移动到目标点 j 时为1; 否则, y_{ij}^k 为0.

b_{ij}^k : 0-1变量, AUV k 在目标点 i 被释放, 在目标点 j 被回收时为1; 否则, b_{ij}^k 为0.

E_{ij}^k : AUV k 从目标点 i 释放后访问的目标点集合, 然后在目标点 j 被回收.

$P_k(t)$: USV k 在时间 t 的位置.

$p_k(t)$: AUV k 在时间 t 的位置.

s_i^k : USV k 访问目标点 i 的顺序.

目标函数为最小化所有AUV与USV的总旅行距离, 即

$$f = \min \left(\sum_{k \in V_s, i, j \in T_s} x_{ij}^k \cdot d(i, j) + \sum_{h \in V_u, p, q \in T} y_{pq}^h \cdot d(p, q) \right). \quad (1)$$

有以下约束:

$$\sum_{k \in V_s, i \in T_s \cup O} x_{ij}^k + \sum_{h \in V_u, p \in T \cup O} y_{pj}^h = 1, \forall j \in T_s; \quad (2)$$

$$\sum_{k \in V_u, i \in T \cup O} y_{ij}^k = 1, \forall j \in T_u; \quad (3)$$

$$\sum_{p, q \in \{E_{ij}^k \cup \{i, j\}\}} d(p, q) y_{pq}^k \leq L, \forall |E_{ij}^k| \geq 1, \forall k \in V_u; \quad (4)$$

$$|P_k(t) - p_h(t)| \leq C, \forall k \in V_s, \forall h \in V_u, k = h, t \geq 0; \quad (5)$$

$$b_{ij}^h (s_i^k - s_j^k) \geq 0, \forall i, j \in T_s, \forall k \in V_s, \forall h \in V_u, k = h; \quad (6)$$

$$\sum_{p, q \in S} y_{pq}^k \leq |S| - 1, \forall S \subseteq \{E_{ij}^k \cup \{i, j\}\}, \forall |E_{ij}^k| \geq 1, \forall k \in V_u. \quad (7)$$

约束(2)确保每个水面目标点将由且只由一个AUV或USV访问. 约束(3)确保每个水下目标点将由且只由一个AUV访问. 约束(4)确保各个AUV从被释放到被回收的总航行距离不能超过最大航行距离 L . 约束(5)确保各个AUV与其所协同USV的距离在各个时刻不能超过AUV的最大通讯距离 C . 约束(6)确保各个USV每次释放和回收其所协同AUV的时间应该遵循的先后顺序限制: 该USV应该首先移动到水面目标点释放AUV, 然后在当前或到达另一个水面目标点回收AUV. 约束(7)确保各个AUV访问所分配目标点的路径中没有子环.

2 问题分析

2.1 问题复杂度分析

所研究任务分配问题(1)是NP-hard TSP-D问题的广义化研究, 包含了多个TSP-D问题. 文献[27]表明, 即使是一个只包含10个目标点的TSP-D问题, 混合整数线性规划算法也可能需要耗费数小时来得到最优解. 对于较大规模的任务分配问题, 相比起精确算法, 启发式算法具有更高的效率. 因此, 本文将设计启发式任务分配算法, 用以快速求解所研究问题. 然而, 鉴于最优解往往不可知, 构建合适的性能评价机制对于衡量启发式算法的有效性至关重要.

2.2 最优解下界构建

受文献[22, 28]启发, 为构建多USV多AUV协同任务分配问题最优解的下界, 本文基于图论工具, 利用prim算法^[26]计算一个无向加权图 $G^* = (V^*, E^*, D^*)$ 的最小代价生成树 (minimum-cost spanning tree, MST). 其中: 顶点集 V^* 包含各个基地和目标点的位置, 边集 E^* 包含 V^* 中任意两个不同顶点之间的无向边, 矩阵 D^* 存储任意两个不同顶点之间的距离, 各个距离对应各条边的权值. 由MST与所研究任务分配问题解结构之间的关系可知, 无向加权图 G^* 所对应MST的边权之和 f' 构成了问题(1)最优解 f_0 的一个

下界,即 $f' \leq f_0$.

3 任务分配算法

为了求解所研究任务分配问题,本文提出一个两阶段的任务分配算法:1)使用MMA算法^[22]构建多USV访问各个水面目标点的路径,再结合当前各个USV的路径,使用最近插入策略将各个水下目标点分配给该USV所协同的AUV,形成一个初始解;2)利用多个邻域搜索算子对初始解进行邻域搜索,得到最终解.

3.1 初始解构建

为了给多USV多AUV系统分配目标点以构建一个较好的初始解,使用MMA算法构建USV访问各个水面目标点的初始路径.集合 T^s 包含当前还未被插入的水面目标点,其初始值为 $T^s = T_s$. 基于MMA机制,将当前选中的目标点为 $i^* \in T^s$ 插在USV k^* 路径 U^k 中的 q^* 位置,具体为

$$(k^*, i^*, q^*) = \underset{1 \leq q \leq |U^k|, i \in T^s, k \in V_s}{\arg \min} d(U^k \oplus_q i) - d(U^k). \quad (8)$$

其中:操作算子 $U^k \oplus_q i$ 将目标点 i 插入到USV k 路径 U^k 中第 q 位置, $d(U^k)$ 表示USV k 访问其所分配目标点所对应的总旅行距离. 其后,更新还未被插入的水面目标点集合和USV k^* 路径如下:

$$T^s = T^s \setminus i^*, U^{k^*} = U^{k^*} \oplus_{q^*} i^*. \quad (9)$$

迭代执行式(8)和(9)的操作,直至所有水面目标点被分配完,即 T^s 集合为空. 在使用MMA算法对水面目标点进行任务分配后,将水下目标点通过最近插入的策略连接到各个USV的路径中(该USV所协同AUV将从所连接水面目标点释放去访问所连接的单个水下目标点,之后沿原路返回至所释放的水面目标点,如图2(a)所示). 集合 T^u 存储当前未被插入的水下目标点,初始值为 $T^u = T_u$. 最近插入策略则将当前水下目标点 $j^* \in T^u$ 连接在水面目标点 i^* 上,具体为

$$(i^*, j^*) = \underset{i \in T^s, j \in T^u}{\arg \min} d(i, j). \quad (10)$$

利用 A^k 表示AUV k 的路径. 将水下目标点 j^* 连接水面目标点 i^* 后,对应更新当前未被插入的水下目标点集合以及与访问水面目标点 i^* 的USV k^{i^*} 所协同AUV k^{i^*} 的路径如下:

$$T^u = T^u \setminus j^*, A^{k^{i^*}} = \{A^{k^{i^*}}, i^*, j^*, i^*\}. \quad (11)$$

迭代执行式(10)和(11)操作,直至所有水下目标点被分配完,即 T^u 集合为空. 为进一步提升任务执行

的效率,本研究下面将基于邻域搜索的方法对初始解进行优化.

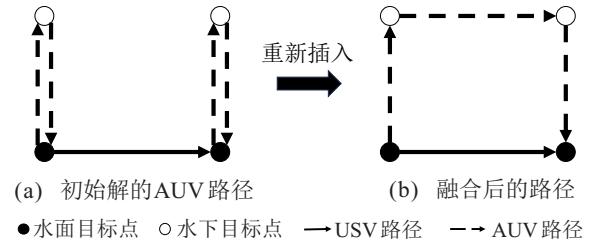


图2 路径融合示意图

1) 水下访问路径融合.

初始解中AUV在每次派遣中仅针对单一水下目标点进行访问,目标点访问效率低下. 对此,本文提出水下访问路径融合策略,即随机选取相邻的两次AUV派遣路径进行路径融合,如图2所示. 若融合后的路径使得整体路径代价减少,且满足约束(4)和约束(5),即更新当前解,接受此次路径融合;否则,不更新.

2) 目标点访问优化.

这部分优化针对单一目标点的访问顺序,部分水面目标点充当着AUV的出发点或者回收点的作用,对这部分目标点的顺序变换可能会导致路径不可行,所以仅将未作为AUV的出发或回收点的部分水面目标点以及全部水下目标点作为可移除目标点.

设访问水面目标点 i 对应USV k^i 的路径为 U^{k^i} , 对各个可移除的水面目标点 i 计算移除代价为

$$R_i = d(U^{k^i}) - d(U^{k^i} \setminus i), \forall i \in T_s, \forall k \in V_s. \quad (12)$$

根据移除代价的大小利用轮盘赌算法选择被移除的目标点,目标点 i 被选择到的概率为

$$\text{prob}_i = \frac{R_i}{\sum_{j \in T_s} R_j}, \forall i \in T_s. \quad (13)$$

除USV k^i 之外,计算将目标点 i 插入各个USV k 路径 U^k 中计算所有可插入位置中的最小插入代价 I , 并选择插入代价最小的位置 q 执行插入操作.

若优化后的路径满足各个约束且使得整体路径代价减少,则接受此次优化并更新当前解,如图3所

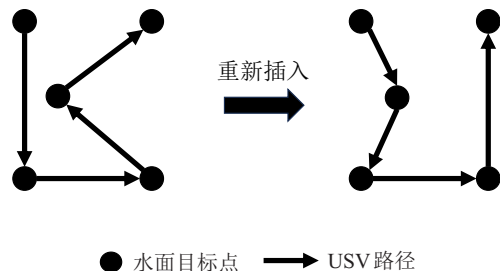


图3 水面目标点移除插入示意图

示. 水下目标点的移除插入策略与水面目标点一致, 如图4所示.

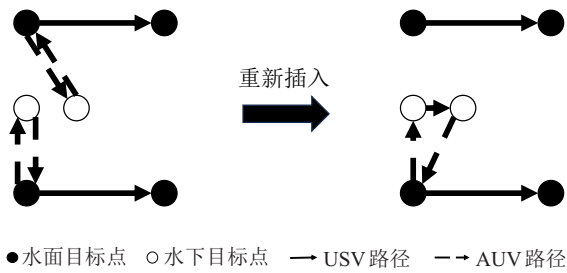


图4 水下目标点移除插入示意图

$$(k^*, i^*, q^*) = \arg \min_{1 \leq q \leq |U^k|, i \in T^s, k \in \{V_s \setminus k^i\}} d(U^k \oplus_q i) - d(U^k), \quad (14)$$

$$I = d(U^{k^*} \oplus_{q^*} i^*) - d(U^{k^*}). \quad (15)$$

若目标点移除插入后的路径满足整体路径代价的减少, 且满足约束(4)和约束(5), 则更新当前解, 接受此次优化; 否则, 不更新.

3) AUV访问水面目标点.

在该问题的初始可行解中, USV被分配负责访问水面目标点, AUV则被指派访问水下目标点. 但是, AUV既可以访问水下目标点, 也可以访问水面目标点. 该算子根据移除代价利用轮盘赌来挑选水面目标点, 计算其在USV路径中的移除代价和插入AUV路径中的插入代价, 若目标点移除插入后的路径满足整体路径代价的减少, 且满足约束(4)和约束(5), 则更新当前解, 接受此次优化; 否则, 不更新, 如图5所示.

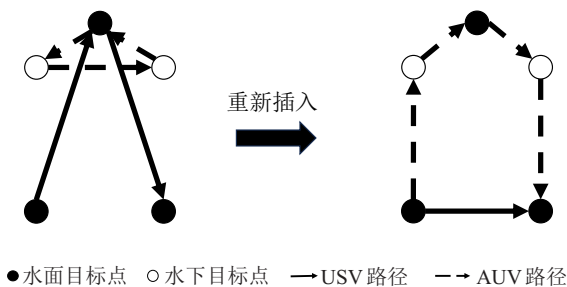


图5 AUV访问水面目标点示意图

4) 自适应权重.

为了提升算法的搜索效率和适应性, 本研究在局部搜索策略中引入了自适应权重机制, 依据算子在当前迭代中的表现动态调整其权重, 使得算法更倾向于选择那些能够显著提升解质量的算子. 在算法的初始化阶段, 所有算子被赋予相等的初始权重, 随着算法迭代, 根据算子生成解的质量和效率, 采用特定的权重更新策略来调整算子权重, 即

$$w'_{ij} = w_{ij} + f_{ij}/f'. \quad (16)$$

其中: w_{ij} 表示算子 i 在迭代 j 之前的权重, w'_{ij} 表示更新后的权重, f_{ij} 为在迭代 j 采用算子 i 所获得的解质量改进量, f' 为当前问题的下界.

3.2 算法流程

本研究提出的算法流程如下:

- step 1: 初始化参数, 获得各目标点位置以及基地位置.
- step 2: 将选中水面目标点以最小边际代价插入当前USV路径中.
- step 3: 当所有水面目标点插入至USV路径完毕时, 转到step 4; 否则, 转到step 2.
- step 4: 将选中水下目标点以最近邻方式插入当前AUV的路径中.
- step 5: 当所有水下目标点插入完毕时, 得到初始解, 转到step 6; 否则, 转到step 4.
- step 6: 根据权重随机挑选一种邻域搜索算子对当前解进行优化, 若满足代价减少且满足约束, 则更新当前解; 否则, 不更新.
- step 7: 当达到最大迭代次数1000时, 转到step 8; 否则, 转到step 6.
- step 8: 算法结束, 输出最终解.

4 仿真实验

4.1 参数设置

本文对比了IMMA算法和自组织映射 (self-organizing map, SOM) 算法^[29] 在不同目标点规模下的性能表现和计算时间. 所有数值仿真均在配置英特尔酷睿 (Intel Core) i7-12700 处理器、2.10 GHz、16 GB 内存 (RAM) 的64位计算机上运行, 各个算法在 windows 11 下采用 Matlab 编译运行.

本实验使用的地图大小为 $1000 \times 1000 \times 20$ (m). 本文的USV个数分别设置为3, 4, 5. 每个USV从各自的基地出发, 3个小组协同任务分配时, 基地位置设置为 $(0, -250, 0)$, $(-200, -150, 0)$, $(-200, 150, 0)$; 4个小组协同任务分配时, 基地位置设置为 $(250, 250, 0)$, $(-250, 250, 0)$, $(250, -250, 0)$, $(-250, -250, 0)$; 5个小组协同任务分配时, 基地位置设置为 $(300, 300, 0)$, $(-300, 300, 0)$, $(300, -300, 0)$, $(-300, -300, 0)$, $(0, 0, 0)$. 对应的目标点个数分别设置为50, 100, 150. 首先在地图中随机生成目标点位置, 水面目标点数量与水下目标点数量以3:2的比例随机生成. 随后在每张地图上执行算法20次, 并对结果取平均值. 将上述过程重复20次, 从而获得20个平均值并生成箱线图. 由于每次生成的地图目标点位置分布不同, 每个地图设置的AUV最大航行距离与USV-AUV通讯距离依据下式

生成:

$$D_i = \operatorname{argmin}_{i \in T_u, j \in T_s} d(i, j); \quad (17)$$

$$L = \alpha \max(D_i), \forall i \in T_u; \quad (18)$$

$$C = \beta \max(D_i), \forall i \in T_u. \quad (19)$$

式(17)代表每个水下目标点*i*计算到最近的水面目标点*j*的距离*d(i, j)*;式(18)代表以*d(i, j)*中最大的距离作为能产生可行解的最短距离,最大航行距离是在最短距离的基础上乘上参数 $\alpha (\alpha > 2)$ 得到;式(19)中最大通讯距离则是在最短距离的基础上乘以参数 $\beta (\beta > 1)$ 得到. AUV的速度设置为2 m/s, USV的速度设置为6 m/s.

4.2 仿真实验结果

图6和图7的纵坐标是下界比*q*,即算法得到的最终解与由最小生成树得到的最优解下界*f₀*的比

值,下界比*q*的数值越小,代表最终解越能逼近最优解.*n*为目标点个数,*m*为USV个数.图6显示在不同最大航行距离*L*、目标点数量*n*与USV个数*m*的条件下,IMMA算法得到的最终解与最优解下界的比值普遍低于SOM算法得到的最终解与最优解下界的比值.IMMA算法的求解策略本质上是一种贪婪方法,它在目标点数量较少时,能够以较低的计算时间对目标点进行有效地分配.然而,随着目标点数量的增加,IMMA算法的局限性开始显现,其与SOM算法在性能上的差距逐渐缩小.本研究中多个USV访问多个目标点,其中单个USV需要访问的目标点数量远小于总目标点数量,从而减轻了IMMA算法的局限性.

除此之外,图6显示在最大通信距离*C*不变时,各个算法所得可行解与最优解下界的比值*q*随着最大航行距离*L*的增加呈现递减趋势.随着最大航行距离

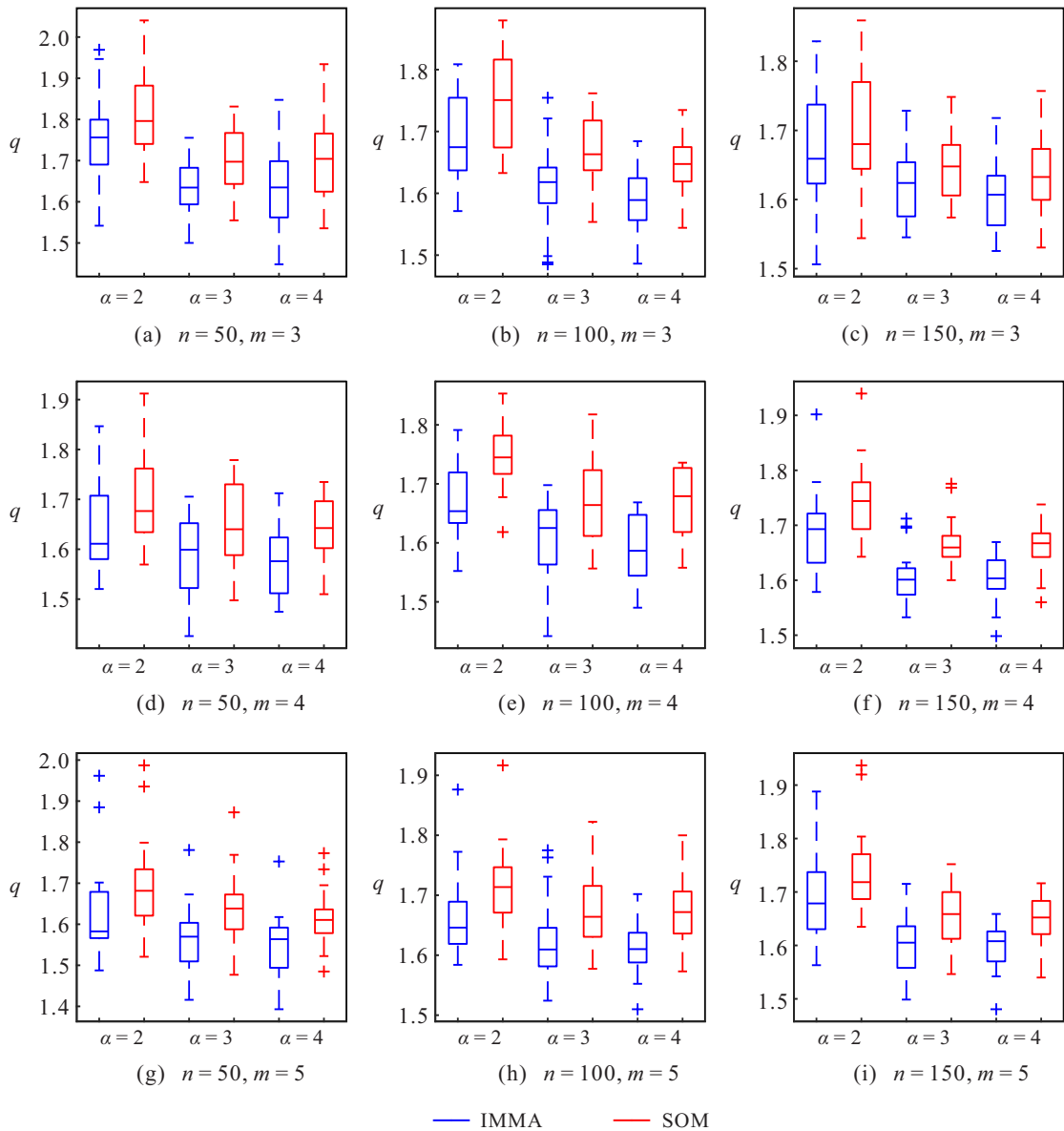


图6 不同*L*下算法解与最优解下界比值对比箱线图($\alpha \in \{2, 3, 4\}, \beta = 1.5, m \in \{3, 4, 5\}, n \in \{50, 100, 150\}$)

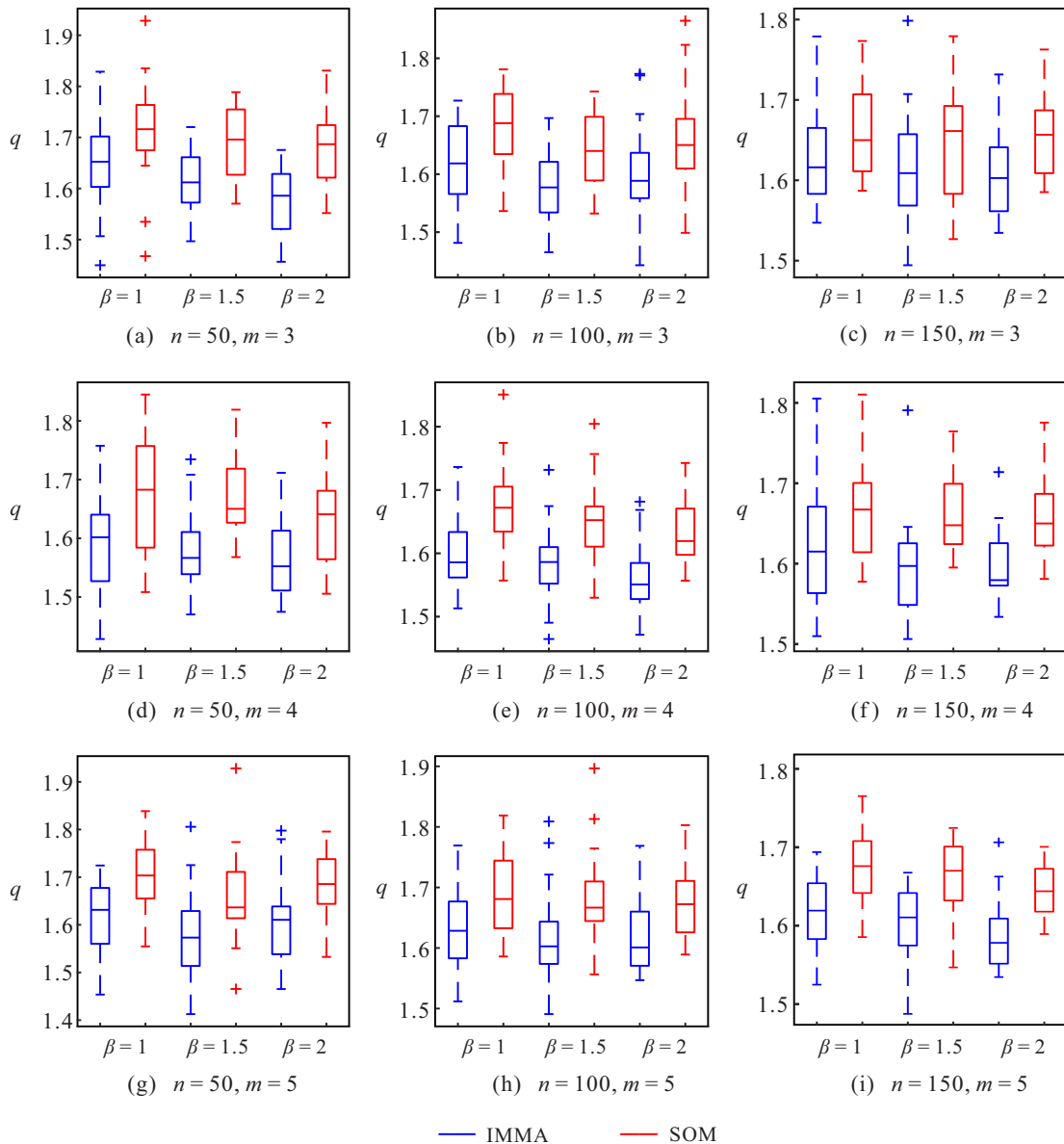


图7 不同C下算法解与最优解下界比值对比箱线图($\alpha = 3, \beta \in \{1, 1.5, 2\}, m \in \{3, 4, 5\}, n \in \{50, 100, 150\}$)

的增加, AUV在单次任务派遣中能够一次性访问更多的目标点, 节省一部分返回USV和从USV出发的不必要的代价, 从而更有机会降低旅行成本. 进一步分析可以发现, 当最大航行距离L增大到一定程度后, 对旅行成本的节约效应逐渐减弱. 这表明AUV在单次任务中已经能够以最小的成本实现对附近目标点的访问, 因此, 进一步增大最大航行距离对于成本节约的贡献变得有限.

图7显示在不同最大通讯距离C、目标点数量n与USV个数m条件下, IMMA算法得到的任务分配方案与最优解下界的比值均低于SOM算法得到的可行解与最优解下界的比值. 与不同最大航行距离L的算法结果相似, 在最大航行距离L不变情况下, 各个算法得到的可行解与最优解下界的比值q随着最大通讯距离C的增加呈现递减趋势. 随着最大通讯

距离的增加, AUV有机会在节省旅行距离的情况下访问到更远的目标点, 为任务分配方案的构建提供了更多选择. 同样地, 当最大通讯距离C增大到一定程度后, 对旅行成本的节约效应逐渐减弱. 这表明AUV受最大航行距离影响, 进一步增大最大通讯距离对于成本节约的贡献变得有限.

在本研究中, 最大通信距离C与最大航行距离L的变化对两种算法的计算时间影响甚微, 因此不将这些变量纳入主要的分析范畴. 表1列出了在不同目标点数量n与USV个数m情况下IMMA算法和SOM算法的平均计算时间. 可以看出, 随着目标点的增加, 两个算法的计算时间均有所增加. 此外, 当目标点数量保持不变时, USV数量的增加也会相应地提高时间成本. 在所有测试的案例中, IMMA算法的计算时间始终低于SOM算法, 显示出IMMA算法的高效性.

表1 $\alpha \in \{2, 3, 4\}, \beta \in \{1, 1.5, 2\}$ 时不同地图规模
下各个算法的平均计算时间对比 单位: s

地图规模	IMMA	SOM
n50m3	0.089	0.182
n100m3	0.125	0.384
n150m3	0.156	0.544
n50m4	0.114	0.223
n100m4	0.144	0.388
n150m4	0.179	0.550
n50m5	0.119	0.190
n100m5	0.152	0.370
n150m5	0.202	0.602

5 结论

本文研究了通信约束和AUV最大航程约束下的多USV多AUV多目标点访问任务分配问题,提出一个两阶段的任务分配算法.仿真实验表明,对于现有任务分配算法,所提出算法能够在保证任务分配方案质量的同时,显著减少计算时间.本文的研究为多USV多AUV协同任务分配问题提供了一种有效的解决方案,对于提高海洋资源开发利用的效率具有重要的理论和实践意义.未来的研究可以进一步扩展所设计算法在复杂海洋环境中的应用,如考虑USV和AUV通信过程中的时延和丢包等约束.

参考文献(References)

- [1] Wang C Q, Mei D, Wang Y, et al. Task allocation for Multi-AUV system: A review[J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 112911.
- [2] Abbasi A, MahmoudZadeh S, Yazdani A. A cooperative dynamic task assignment framework for COTSBot AUVs[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(2): 1163-1179.
- [3] 张伟龙, 单梁, 常路, 等. 基于改进DWA的多无人水面艇分布式避碰算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 951-962.
(Zhang W L, Shan L, Chang L, et al. Distributed collision avoidance algorithm for multiple unmanned surface vessels based on improved DWA[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 951-962.)
- [4] 余明裕, 李仲昆, 王泊桦. 基于固定时间扰动观测器的水面无人艇精确编队控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 379-387.
(Yu M Y, Li Z K, Wang B H. Fixed-time disturbance observer-based accurate formation control of unmanned surface vehicles[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 379-387.)
- [5] 王元慧, 任哲达, 邵兴超, 等. 基于非奇异快速终端滑模的多水面船固定时间协同控制[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2637-2646.
(Wang Y H, Ren Z D, Shao X C, et al. Fixed-time cooperative control for multiple surface vessels based on nonsingular fast terminal sliding mode[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2637-2646.)
- [6] Dawson H A, Allison M. Requirements for Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) for scientific data collection in the Laurentian Great Lakes: A questionnaire survey[J]. Journal of Great Lakes Research, 2021, 47(1): 259-265.
- [7] Han S, Zhang T, Li X B, et al. The unified task assignment for underwater data collection with multi-AUV system: A reinforced self-organizing mapping approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(2): 1833-1846.
- [8] Wang Y H, Shao S, Wang S X, et al. Measurement error analysis of multibeam echosounder system mounted on the deep-sea autonomous underwater vehicle[J]. Ocean Engineering, 2014, 91: 111-121.
- [9] Du F, et al. Analysis of the development status and trend of unmanned combat platforms in water[J]. Technology Innovation and Application, 2019, 27: 6.
- [10] Hu C Q, Fu L, Yang Y Y. Cooperative navigation and control for surface-underwater autonomous marine vehicles[C]. 2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference. Chengdu, 2017: 589-592.
- [11] 吴宇, 苏析超, 崔佳鹏, 等. USV&AUV水下目标协同搜索与打击航迹规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 825-834.
(Wu Y, Su X C, Cui J P, et al. Coordinated path planning of USV & AUV for an underwater target[J]. Control and Decision, 2021, 36(4): 825-834.)
- [12] Wu Y, Low K H, Lv C. Cooperative path planning for heterogeneous unmanned vehicles in a search-and-track mission aiming at an underwater target[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6782-6787.
- [13] Jia Z H, Lu H B, Li S Q, et al. Distributed dynamic rendezvous control of the AUV-USV joint system with practical disturbance compensations using model predictive control[J]. Ocean Engineering, 2022, 258: 111268.
- [14] Li C Y, Li J, Zhang G S, et al. IROA-based LDPC-Lévy method for target search of multi AUV-USV system in unknown 3D environment[J]. Ocean Engineering, 2023, 286: 115648.
- [15] Cheng M Y, Guan Q S, Ji F, et al. Mobile relaying between USV and AUV under FER constraints for underwater data transmission[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(12): 3429-3433.
- [16] Bürger M, Notarstefano G, Bullo F, et al. A distributed simplex algorithm for degenerate linear programs and multi-agent assignments[J]. Automatica, 2012, 48(9): 2298-2304.
- [17] Zhao B, Zhang Y W, Liu D R. Adaptive dynamic programming-based cooperative motion/force control

- for modular reconfigurable manipulators: A joint task assignment approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(12): 10944-10954.
- [18] Cavani S, Iori M, Roberti R. Exact methods for the traveling salesman problem with multiple drones[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 130: 103280.
- [19] 杨媛, 钱斌, 胡蓉, 等. 精确动态规划算法求解绿色单机调度问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1891-1900. (Yang A, Qian B, Hu R, et al. Exact dynamic programming algorithm for green single machine scheduling problem[J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 1891-1900.)
- [20] 杨惠珍, 王强. 基于动态蚁群劳动分工模型的多AUV任务分配方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1911-1919. (Yang H Z, Wang Q. A multi-AUV dynamic task allocation method based on antcolony labor division model[J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 1911-1919.)
- [21] Bai X S, Yan W S, Ge S S, et al. An integrated multi-population genetic algorithm for multi-vehicle task assignment in a drift field[J]. Information Sciences, 2018, 453: 227-238.
- [22] Bai X S, Cao M, Yan W S, et al. Efficient routing for precedence-constrained package delivery for heterogeneous vehicles[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(1): 248-260.
- [23] Bai X S, Ye Y Q, Zhang B, et al. Efficient package delivery task assignment for truck and high capacity drone[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(11): 13422-13435.
- [24] Bai X S, Li C, Li C, et al. Multi-robot task assignment for serving people quarantined in multiple hotels during COVID-19 pandemic[J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2023, 13(3): 1802-1813.
- [25] Bai X S, Li C, Zhang B, et al. Efficient performance impact algorithms for multirobot task assignment with deadlines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(11): 14373-14382.
- [26] Bai X S, Yan W S, Ge S S. Distributed task assignment for multiple robots under limited communication range[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(7): 4259-4271.
- [27] Murray C C, Chu A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54: 86-109.
- [28] Bai X S, Yan W S, Cao M. Clustering-based algorithms for multivehicle task assignment in a time-invariant drift field[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(4): 2166-2173.
- [29] Zhu D Q, Huang H, Yang S X. Dynamic task assignment and path planning of multi-AUV system based on an improved self-organizing map and velocity synthesis method in three-dimensional underwater workspace[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(2): 504-514.

作者简介

白小山(1987—), 男, 研究员, 博士, 主要研究方向为多机器人任务分配和路径规划, E-mail: baixiaoshan@szu.edu.cn;

余桢奇(2000—), 男, 硕士, 主要研究方向为多机器人任务分配, E-mail: 2210295024@szu.edu.cn;

郑心泉(1992—), 男, 博士, 主要研究方向为多智能体协同控制, E-mail: xqzheng@stumail.ysu.edu.cn;

吴宗泽(1975—), 男, 特聘教授, 博士, 主要研究方向为工业视觉、人工智能、智能制造, E-mail: zzwu@szu.edu.cn.