

基于信息局部共享群机器人的协同搜索方法

于爱茹, 徐望宝

辽宁科技大学电子与信息工程学院 辽宁鞍山

【摘要】协同搜索是机器人领域的重要研究方向, 目前研究多聚焦于算法优化和全局信息共享, 局部共享多面向简单环境。针对机器人在复杂未知环境且感知范围受限的协同搜索问题提出了一种基于信息局部共享群机器人的协同搜索方法。首先各机器人根据自身探测或通过局部信息共享获得的有关目标和障碍的信息确定自己的目标, 由此计算吸引点, 引导机器人避开障碍并靠近目标。其次, 机器人跟随领导者运动时设置可视阈值, 及时更新吸引点, 防止领导者丢失。最后机器人动态调整目标进行任务分配与协调, 提高资源利用率和搜索效率。通过仿真验证了该方法在搜索效率、任务分配和障碍规避等方面的可行性, 所提方法展现出良好的鲁棒性、灵活性和适应性。

【关键词】协同搜索; 信息局部共享; 吸引点; 任务分配

【收稿日期】2025 年 1 月 16 日 **【出刊日期】**2025 年 2 月 22 日 **【DOI】**10.12208/j.jer.20250043

Collaborative search method based on information localized shared swarm robots

Airu Yu, Wangbao Xu

School of Electronics and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning

【Abstract】 Collaborative search is an important research direction in the field of robotics, and the current research mostly focuses on algorithm optimization and global information sharing, while local sharing is mostly oriented to simple environments. A cooperative search method for swarm robots based on local information sharing is proposed to address the cooperative search problem of robots in complex unknown environments with limited sensing range. Firstly, each robot determines its own target based on the information about the target and obstacles it detects or obtains through local information sharing, from which it calculates the attraction point and guides the robots to avoid obstacles and approach the target. Secondly, the robots set a visual threshold when following the leader's movement to update the attraction point in time to prevent the leader from being lost. Finally, the robot dynamically adjusts the target for task allocation and coordination to improve resource utilization and search efficiency. The feasibility of the method in terms of search efficiency, task allocation and obstacle avoidance is verified through simulation, and the proposed method shows good robustness, flexibility and adaptability.

【Keywords】 Collaborative search; Localized information sharing; Attraction point; Task allocation

引言

随着智能机器人技术的飞速发展, 群机器人协同搜索因具有良好的网络互通、信息共享、群策群力、高效率等特性^[1-5], 在搜索救援、环境监测、资源勘探等领域得到广泛应用^[6-9], 群机器人协同搜索问题也成为了当前机器人相关研究的热点。

近年来, 许多国内外学者在群机器人协同搜索领域展开大量研究^[10-14], 比如蝙蝠算法^[15]、粒子群优化算法^[16]、强化学习算法^[17]等。随着研究的深入, 越来越多的学者认识到信息共享在协同搜索中的重要性。吴昌友等^[18]认为信息共享策略的有效性在于提升算法的种群多样性。他们提出的基于信息共享

作者简介: 于爱茹 (2001-) 女, 硕士, 研究生, 研究方向为机器人路径规划; 徐望宝 (1973-) 男, 博士, 教授, 研究方向为自主移动机器人的运动/路径规划。

的改进灰狼优化算法, 通过全局与局部信息结合传递优化了个体之间的交互, 有效避免算法陷入局部最优。谢永盛等^[19]重点结合全局和局部对布谷鸟搜索算法进行改进, 实现了任务的有效分配, 进一步强调了信息共享在优化决策过程中的重要性。这些研究表明, 局部信息共享不仅增强了机器人获取环境信息的能力, 还通过优化资源的利用提高整体系统的性能。Bowen Fei^[20]的多无人机协同搜索模型(MCSM)采用分布式决策控制编队, 建立局部通信网络, 使同一网络内的无人机实时交换信息, 但不同网络之间无法交流, 未能充分利用无人机之间的通信信息。王茂等^[21]提出的边界扫描的避障策略也强调了信息在未知环境中共享的重要性, 该机制通过准确感知周边环境, 将障碍物信息以特定方式转发给其他机器人, 有效提高了搜索效率和避障能力。但机器人所探测的行进路线未能为同伴的搜索任务带来助益, 资源未能得到最佳利用, 影响整体任务的执行效果。

群机器人协同搜索问题受到广泛关注, 现有工作主要集中于算法优化和全局信息共享。对于局部信息共享的研究相对较少, 且多面向无障碍或简单环境。在大多研究中, 每个机器人独立地规划路径和搜索目标, 探测的信息和路径无法为其他机器人提供帮助, 增加了搜索难度。在搜索过程中, 机器人很少或不互相交流目标、障碍等相关信息, 导致避障和搜索效率低、计算负荷高, 以及路径冗长等问题。

针对群机器人协同搜索过程中存在的上述难题, 本文根据群机器人协同搜索任务的要求, 对感知范围受限的群机器人进行基于信息局部共享的协同搜索研究。本文所提方法主要贡献如下。1) 提出了一种局部信息共享机制, 使感知范围受限的群机器人在复杂未知环境中能够通过交换根据自身探测或通过局部信息共享获得的有关目标和障碍的信息, 实现高效的协同搜索任务。该机制不仅能促进信息的有效传递, 还能增强群体对环境变化的响应能力; 2) 在局部信息共享机制支持下, 机器人根据实时获取的目标与障碍物信息动态调整搜索行为, 这包括但不限于障碍规避、更换任务目标、以及基于局部信息的自主决策或跟随其他机器人进行群体协同运动。特别是在跟随领导者机器人运动时, 通过设置

可视阈值时更新领导者的吸引点, 防止领导者丢失, 从而增强群机器人系统的灵活性和适应性; 3) 本文结合群机器人系统的集体特性, 提出一种动态调整目标与任务分配策略。通过实时监控机器人的搜索进展及所处环境, 进行调整机器人的搜索目标, 从而优化运动路径、提高资源利用效率和搜索成功率。

1 系统模型与任务描述

在二维平面中, 机器人和目标分别用 R_i ($i=1,2,\dots,n$) 和 T_j ($j=1,2,\dots,m$) 表示。假设每个机器人的结构如图 1 所示, 是一个以 O_{R_i} 为圆心、以 D_H 为半径的圆, R_i 有一条以 O_{R_i} 为起点、长度为 S_{MR} 的基本运动方向线(PMDline), 其中 S_{MR} 是机器人的最大运动步幅, 另外沿着其 PMDline 还有一个运动分量。为方便陈述, 本文中 $\beta(A,B)$ 表示以点 A 出发过 B 的有向线段的方向角, $|AB|$ 表示线段 AB 的长度, 有向线段方向角定义及函数 $agl(x)$ 详见文献[22]。

假设每个机器人 R 都具备全方位传感器和局部通信功能, 能够感知周围信息并传递探测到的局部数据, 其通讯、探测和协调半径分别为 D_{HL} 、 D_{HV} 和 D_{HC} , 满足 $D_{HL} > D_{HD} > D_{HC}$ 。在本文中, 假设每个机器人的通信范围半径 D_{HL} 为 8m, 感知范围半径 D_{HV} 为 4m, 协调半径 D_{HC} 为 1m。在一个采样时间内, R_i 可以沿任意方向运动, 但步长不超过最大运动步幅 S_{MR} 。

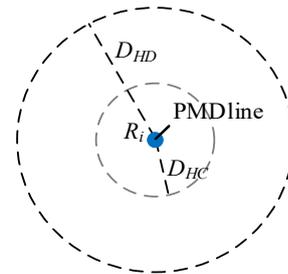


图 1 个体机器人模型

在二维复杂障碍的给定区域内, 群机器人在未知障碍环境和目标位置的情况下, 完成对所有静态无信号目标的搜索任务, 同时避开与其他机器人或障碍物的碰撞。当规定数量的机器人在距离目标安全距离 $2D_s$ 范围内时, 即视为完成该目标的搜索任务。 R_i 在 t_k 时刻的全局坐标和 PMDline 的方向角分别为 $(x_{R_i}(k), y_{R_i}(k))$ 和 $\beta_{R_i}(k)$ 。一般情况下 R_i 会持续地在未知区域自由搜索, 当发现目标, R_i 会主动靠近。 R_i 通讯范围内协同同伴的集合为 L_{RR_i} 、 R_i 探测范围

内无阻断的目标和其他机器人的集合分别为 V_{TRi} 和 V_{RRi} 、 R_i 协调范围内协调同伴的集合为 C_{RRi} 。

2 基于信息局部共享的协同搜索方法

信息局部共享的协同搜索方法可分为三个阶段：自由搜索、发现目标与招募、到达目标点形成搜救圈完成搜索任务。

t_k 时刻, 机器人 R_i 在自由搜索时获得目标 T_j 信息, 将根据算法 1 确定自身的搜索目标 P_{Ri} 和 PMDline 方向角 β_{Ri} , 并发布招募信息以使更多的机器人参与搜索。

算法 1 t_k 时刻机器人 R_i 确定目标的方法

1. 在 t_{k-1} 时刻, R_i 有目标, 结束算法, 否则执行步骤 2。

2. 若 $V_{TRi} \neq \emptyset$, 将 T_j 的位置存储到 R_i 的目标信息集合 W_i 内, 在集合 W_i 中选取距 R_i 欧氏距离最近的 T_g , $P_{Ri} = T_g$, T_j 所需成员个数 $g_j = g_j - 1$, R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{Tj})$; 否则执行步骤 3。

3. 若 $L_{RRi} \neq \emptyset$, 对 L_{RRi} 中的每一个元素 R_a , 执行步骤 3.1-3.2; 否则结束算法。

3.1. 如果 $W_a \neq \emptyset$, 将 R_a 的目标信息集合 W_a 中的目标信息与 R_i 的目标信息集合 W_i 中的目标信息进行合并, 去除重复的目标信息, 并更新 R_i 的目标信息集合 W_i 。从 W_i 集合中筛选 $g_j > 0$ 的 T_j , 从筛选的 T_j 中选取距 R_i 欧氏距离最近的 T_b , $P_{Ri} = T_b$, $g_b = g_b - 1$, R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{Tb})$; 否则执行步骤 3.2。

3.2. 如果 R_a 实际知识障碍墙 kw_a 及其条数 tkw_a 或当前的可探测区域的线段 dow_a 及其总的条数 $tdow_a$ 不为 0, 则将 kw_a 、 tkw_a 、 dow_a 、 $tdow_a$ 更新融合到 R_i 的障碍信息库中。

4. 如果 $P_{Ri} = 0$, 且 R_i 搜索到给定区域的边界, R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O)$ (其中点 O 为给定区域的几何中心点); 否则, 为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta_{Ri}(k)$ 。

算法 1 的步骤 3 表示通讯范围内的不同机器人间可以交换目标信息和障碍信息。步骤 4 表示机器人搜索到边界处, 将向中心区域运动, 否则按原方向运动。

机器人 R_i 根据算法 1 的步骤 2-3 直接或间接获取目标信息, 从而确定自身的运动目标和 PMDline 方向角。 R_i 会实时监测周围环境, 以确保在运动过程中避免碰撞, 并自主向目标靠近。当探测范围内

有同伴时, 为减少计算量, 同时又为更快地走出障碍、尽快到目标点, 机器人 R_i 将根据算法 2 确定临时领导者 leader 及 PMDline 方向。

算法 2 R_i 选择 leader(E_{Ri}) 的方法

1. 如果 R_i 上一时刻有 $E_{Ri} = R_h$, 执行步骤 1.1-1.3 判断上一时刻的 leader 是否还能跟随; 否则执行步骤 2。

1.1. 如果 $|R_i P_{Ri}| < D_{HV} + 3D_H$, 则 $E_{Ri} = 0$, 令 R_i 的选择状态 $S_i = 1$ (选择状态 S_e 越小, 其优先级越高), 退出算法 2; 否则执行步骤 1.2。

1.2. 令候选 leader 集合 $U = \{R_e : R_e \in V_{RRe} \text{ 且 } R_e \text{ 有搜索目标}\}$ 。若存在 R_w 满足 $|R_e R_w| < D_{HV} + 2D_H$ 且 $S_w = z$, 则 $S_e = z+1$; 若集合 U 中选择状态最小的是 R_h , 则 R_i 的 leader 不变, 否则 $E_{Ri} = \min(S_e)$ 。执行步骤 4。

2. 令 $U = \{R_e : R_e \in V_{RRe} \text{ 且 } R_e \text{ 有搜索目标}\}$ 。如果 U 为空, 结束算法; 否则执行步骤 3。

3. 对于 U 中的每个 R_e , 根据状态 S_e 选择优先级高的 R_e 作为 leader, $E_{Ri} = \min(S_e)$, 执行步骤 4。

4. 如果 $E_{Ri} \neq 0$, 则令 R_i 的阻断标志 $G_i = 0$ 。若 R_i 与 E_{Ri} 的路径即将被障碍物 B_o 阻断, 即 $d(\text{line}(R_i, E_{Ri}), B_o) < 0.8D_s$, 则 $G_i = 1$, 并将此时 E_{Ri} 的位置存为 P_{ERi} , R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{PERi})$ 。否则 R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{ERi})$ 。

算法 2 的步骤 1.1 表示, 当机器人直接探测到目标时, 无需跟随其他机器人。步骤 1.2 判断机器人是否有更合适的 leader 可跟随。步骤 2-3 则处理上一时刻没有 leader 的情况, 机器人从视野范围内筛选离目标最近的同伴作为 leader。步骤 4 是为防止机器人与其 leader 的视野因障碍物遮挡导致 leader 丢失。在跟随 leader 运动时, 机器人提前设置吸引点。若 leader 丢失, 机器人将向吸引点运动。

此外, R_i 在向其目标方向运动时, 发现比当前目标更合适的新目标, R_i 将自动放弃原目标, 以更快地完成对所有目标的搜索, 具体见算法 3。

算法 3 R_i 目标调整策略

1. 如果机器人有目标且目标信息 $W_i > 1$, 执行步骤 2, 否则结束算法。

2. 如果存在目标 $T_m \neq P_{Ri}$, 执行步骤 3-5。

3. 若 $|R_i P_{Ri}| > D_{HV}$, $|R_i T_m| < |R_i P_{Ri}|$, $g_m > 0$, 则 $P_{Ri} = T_m$, R_i 的 PMDline 方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{Tm})$ 。

4.若 $|R_i P_{Ri}| < D_s$, $|R_i T_m| < |R_i P_{Ri}| + D_{HV}$, $0 < g_{PRi} + 1 < g_m$, 则 $P_{Ri} = T_m$, R_i 的PMDline方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta(O_{Ri}, O_{Tm})$ 。

5.若 $g_i < 1$ 且 $|R_i P_{Ri}| < 2D_{HV}$, 则 $P_{Ri} = 0$, R_i 的PMDline方向为 $\beta_{Ri}(k+1) = \beta_{Ri}(k)$ 。

算法3的步骤3表示 R_i 在运动过程中, 收到比原目标更近的目标信息, R_i 放弃原任务, 加入新目标的搜索团队。步骤4表示 R_i 在原目标附近, 接收到搜索成员需求量大且距 R_i 较近的目标信息, R_i 放弃原任务。步骤5则说明, R_i 资源竞争优势较弱, 选择放弃目标, 将目标信息传递给同伴, 转而搜索其他潜在目标。

协同搜索算法流程图如图2所示。

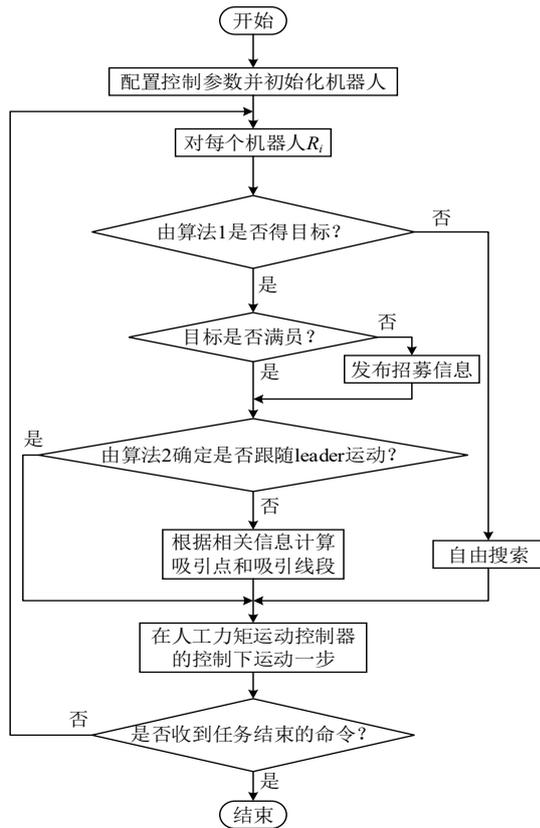


图2 未知障碍环境下的协同搜索算法流程图

在初始时刻, 系统进行参数配置。若机器人根据算法1得到目标信息且目标还需搜索成员, 则进行招募。然后根据算法2确定是否跟随leader运动, 如果机器人有leader, 则在人工力矩运动控制器的驱动下跟随leader运动一步; 否则根据相关信息计算吸引点和吸引线段, 运动一个步长。如果机器人没有目标, 就在人工力矩控制器的驱动下进行自由搜

索。当所有目标附近的机器人达到指定数量时, 任务结束。

3 人工力矩运动控制器

人工力矩控制器是一种具有许多优点的控制系统。比如该控制器能实现群机器人围捕^[23]、队形控制^[24]、穿过狭窄通道^[25]等。本文选择人工力矩运动控制器进行驱动机器人运动, 其运动控制器设计具体如下。

为使 R_i 不与障碍或其他机器人发生碰撞, 障碍会对 R_i 产生一个排斥矩, 其他机器人会对 R_i 产生一个协调矩。在 t_k 时刻, 若机器人 R_i 当前可探测区域的线段集合 dow_i 不为空, 则 dow_i 中的所有障碍会对 R_i 产生排斥力, 排斥矩梯度向量的和表示为式(1)。若机器人 R_i 的协调同伴集合 C_{RRi} 不为空, C_{RRi} 中所有成员对 R_i 产生的协调矩梯度向量的和为式(2)。排斥矩、协调矩的详情参考文献^[26], 文献中 D_{ij} 在本节中为 λ , 计算方法如式(3), 其中 $d_R = |O_{Ri} O_{Rj}| - 2D_{H0}$ 。

$$(\sum \Delta_1 \beta_{Ri}(k), \sum \Delta_1 x_{Ri}(k), \sum \Delta_1 y_{Ri}(k))^T \quad (1)$$

$$(\sum \Delta_2 \beta_{Ri}(k), \sum \Delta_2 x_{Ri}(k), \sum \Delta_2 y_{Ri}(k))^T \quad (2)$$

$$\lambda = \begin{cases} \frac{D_{HC}}{2\delta}, & d_R \leq 2\delta \\ \frac{D_{HC}}{d_R}, & 2\delta < d_R \leq 2S_{MR} \\ 1, & d_R > 2S_{MR} \end{cases} \quad (3)$$

如果 R_i 有目标且未到达吸引点 P_i , 则 R_i 将会受到吸引点 P_i 对其的吸引矩, 如果 R_i 距离吸引点 P_i 越近, 则 R_i 受到的吸引矩就越大。吸引矩引起的变化量具体设计见式(4)。

$$\begin{cases} \Delta_3 \beta_{Ri} = -\frac{D_s}{D_s + |O_{Ri} O_{Pi}|} \text{agl}(\beta_{Ri} - \beta(O_{Ri}, O_{Pi})) \\ \Delta_3 x_{Ri} = 0 \\ \Delta_3 y_{Ri} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

倘若 R_i 有目标且与目标点 T_j 的距离小于 $D_s + 3D_H$, 为防止与目标相撞, 则目标点 T_j 对 R_i 产生一个不影响 R_i 的PMDline方向, 只影响 R_i 位置的排斥矩。

如果 R_i 距离目标点 T_j 越近, 则 R_i 受到的排斥矩就越大。排斥矩引起的变化量具体设计如式(5), 其中 μ 为径向调节因子。

$$\begin{cases} \Delta_4 x_{R_i} = \frac{\mu \cdot S_{MR}}{\pi} \text{dcmt} \left(\frac{\pi}{S_{MR}} (x_{R_i} - x_{T_j}) \right) \\ \Delta_4 y_{R_i} = \frac{\mu \cdot S_{MR}}{\pi} \text{dcmt} \left(\frac{\pi}{S_{MR}} (y_{R_i} - y_{T_j}) \right) \end{cases} \quad (5)$$

在 t_k 时刻, R_i 的 PMDline 方向受吸引矩、协调矩、障碍和目标排斥矩的影响。另外, R_i 沿其 PMDline 方向还有一个运动分量 $(\Delta_p x_{R_i}(k), \Delta_p y_{R_i}(k))^T$, 如式 (6)。

$$\begin{cases} \Delta_p x_{R_i}(k) = S_{MR} \cos \beta_{R_i}(k+1) \\ \Delta_p y_{R_i}(k) = S_{MR} \sin \beta_{R_i}(k+1) \end{cases} \quad (6)$$

R_i 的合力矩表示为 $(\Delta \beta_{R_i}(k), \Delta x_{R_i}(k), \Delta y_{R_i}(k))^T$, 具体如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} \Delta \beta_{R_i}(k) = \text{agl}(\sum \Delta_1 \beta_{R_i}(k) + \sum \Delta_2 \beta_{R_i}(k) \\ \quad + \Delta_3 \beta_{R_i}(k) + \Delta_4 \beta_{R_i}(k)) \\ \Delta x_{R_i}(k) = \sum \Delta_1 x_{R_i}(k) + \sum \Delta_2 x_{R_i}(k) \\ \quad + \Delta_3 x_{R_i}(k) + \Delta_4 x_{R_i}(k) + \Delta_p x_{R_i}(k) \\ \Delta y_{R_i}(k) = \sum \Delta_1 y_{R_i}(k) + \sum \Delta_2 y_{R_i}(k) \\ \quad + \Delta_3 y_{R_i}(k) + \Delta_4 y_{R_i}(k) + \Delta_p y_{R_i}(k) \end{cases} \quad (7)$$

当 $\sqrt{(\Delta x_{R_i}(k))^2 + (\Delta y_{R_i}(k))^2} > S_{MR}$ 时, 为保证 R_i 的运动步幅不大于最大步幅, $(\Delta x_{R_i}(k), \Delta y_{R_i}(k))^T$ 进行调整, 如式 (8) 所示。

$$\begin{cases} \Delta x_{R_i}(k) = \frac{\Delta x_{R_i}(k)}{\sqrt{(\Delta x_{R_i}(k))^2 + (\Delta y_{R_i}(k))^2}} S_{MR} \\ \Delta y_{R_i}(k) = \frac{\Delta y_{R_i}(k)}{\sqrt{(\Delta x_{R_i}(k))^2 + (\Delta y_{R_i}(k))^2}} S_{MR} \end{cases} \quad (8)$$

R_i 的运动控制器具体设计为式 (9)。

$$\begin{cases} \beta_{R_i}(k+1) = \text{agl}(\beta_{R_i}(k) + \Delta \beta_{R_i}(k)) \\ x_{R_i}(k+1) = x_{R_i}(k) + \Delta x_{R_i}(k) \\ y_{R_i}(k+1) = y_{R_i}(k) + \Delta y_{R_i}(k) \end{cases} \quad (9)$$

4 仿真结果与分析

为了校验本文所提搜索算法的可行及有效性, 本文进行了大量仿真研究。仿真中的系统参数值如表 1 所示, 以下是一个具有代表性的仿真及其对比仿真。仿真图中障碍用灰色方块表示; 机器人 R_i 用带有黑色 PMDline 的蓝色实心圆表示, 其右侧为它的序号 (黑色); 静态目标用红色实心圆表示, 其右侧为它的序号 (红色); R_i 运动轨迹为浅灰色实线; R_i 的临时吸引线段用黑色线段表示; 另外为了更直观地观察, 当 R_i 有目标后, 表示 R_i 的蓝色实心圆将变色进行标记。

表 1 系统参数值

参数	D_{HL}	D_{HV}	D_{HC}	D_H	S_{MR}	δ	μ
数值	8m	4m	1m	0.15m	0.15m	$\pi/90$	1

信息共享机制下, 在复杂障碍环境中群机器人搜索集中多目标的仿真图如图 3 所示。初始时刻, 13 个机器人较集中的分布在左上角。在图 3 (a) 中第 9 步时 T_2 的搜索团队满员, R_5 以第一搜索者的身份发现 T_2 并招募到 R_6, R_7, R_8, R_9 。 R_5 在围绕 T_2 时发现 T_1 , 且此时无搜索 T_1 的机器人, 因此 R_5 更换目标为 T_1 , 并发布针对 T_1 的招募信息。由图 (b) 第 45 步可以看到, R_5 招募到 R_1, R_2, R_4, R_3 , 其中 R_2, R_4, R_3 的 leader 分别为 R_1, R_2, R_4 。在后续运动中, R_6 同样在探测范围内发现 T_1 , 并且 T_1 的搜索成员只有 R_5 。此外, T_1 的搜索成员多数距 T_1 较远, T_2 搜索成员多数距 T_2 较近。因此 R_6 变更目标为 T_1 。与此同时, R_3 发现原目标搜索团队满员且自己竞争优势弱, 而 T_2 还需成员且自己优势较大, 紧接着变更目标为 T_2 。在运动过程中, 系统会持续进行资源的平均分配。最终在图 3 (c) 第 150 步完成搜索任务。

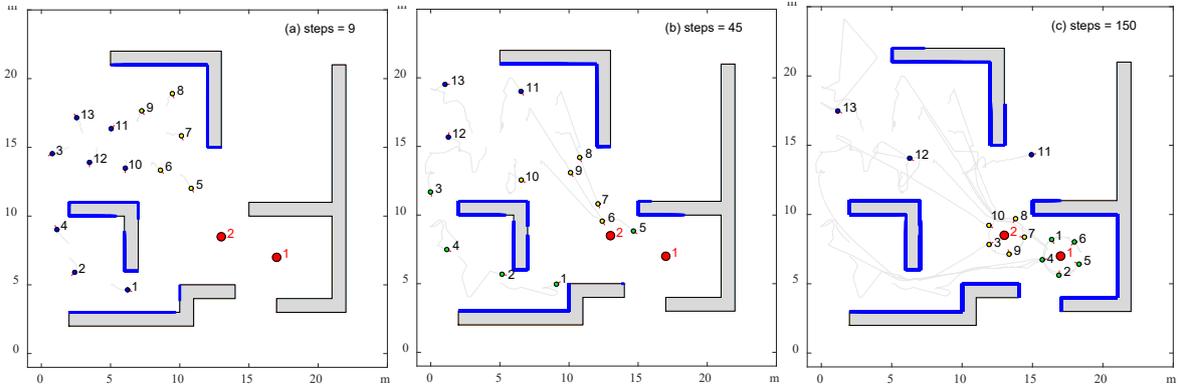


图 3 信息共享机制下的仿真图

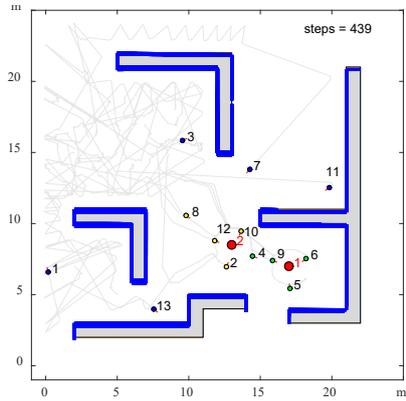


图 4 未共享目标信息的仿真图

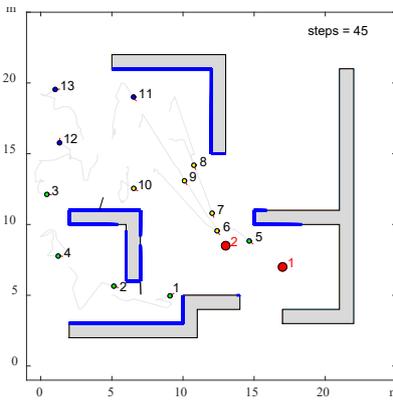


图 5 未共享障碍信息的仿真图

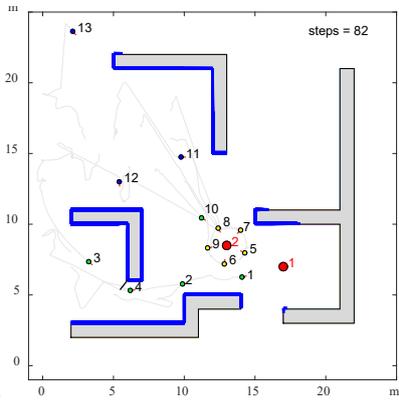


图 6 未动态调整目标的仿真图

为了验证方法的可行性,对初始状态和环境皆相同的群机器人系统进行控制变量分析,变量包括共享目标信息、共享障碍信息和动态调整目标。通过对比在不同条件下参与目标任务机器人的各指标,进行评估方法的有效性。

指标包括吸引线段总数量、机器人运动路径总长度以及最终完成任务的步数。

图 4 是未共享目标信息的第 439 步仿真图。在图 4 中, T_2 的搜索团队有新成员 R_8 加入,为平均分配系统资源,距 T_1 最近的 R_4 将目标调整为 T_1 。在整个运动过程中,一旦有新成员加入,系统会不断进行资源的平均分配。通过图 4 可以看出,由于未进行目标信息共享,机器人只能通过第一探测身份加入搜索联盟,无法进行招募,这导致信息孤立,搜索效率低下。

图 5 是未共享障碍信息的第 45 步仿真图。在未共享障碍信息的条件下,机器人只能依靠自身所探

测的信息计算吸引点,并自主做出运动决策。与图 3 (b) 的第 45 步相比,图 5 中的 R_3 没有跟随 R_4 运动,而是根据自身探测到的信息独自探索,向目标靠近。虽然 R_4 和 R_2 的运动方向相似,但 R_4 是根据探测信息独立计算吸引点并向目标运动, R_2 的运动规则也是如此。

图 6 是未动态调整目标的第 82 步仿真图。在未动态调整目标的情况下,机器人一旦确定了目标就不再更改。 R_5 探测到 T_1 后发布 T_1 的招募信息,但并未加入 T_1 的搜索团队。最终 T_1 的搜索成员确定为 R_5 、 R_6 、 R_7 、 R_8 、 R_9 , T_2 的搜索成员为 R_1 、 R_2 、 R_4 、 R_3 、 R_{10} 。其中 leader 关系与图 3 (b) 一致,在此后的运动中不再调整目标。通过图 6 第 82 步可以看到, T_2 的搜索任务已完成,但 T_1 附近却没有搜索成员。因此,机器人不进行目标调整,导致整体搜索效率下降。

最终得到 4 个仿真的各指标数据,如表 2 所示。

表 2 不同仿真的各指标数据

仿真	吸引线段总数量	运动路径总长度	最终完成任务的步数
信息共享机制下的系统	5 个	162.39m	150 步
未共享目标信息的系统	0 个	410.09m	491 步
未共享障碍信息的系统	4 个	164.89m	158 步
未动态调整目标的系统	5 个	169.84m	174 步

与未共享目标信息方法相比,本文方法在机器人运动路径总长度上节省了 60.4%,在任务效率上提高了 69.5%。机器人间通过共享目标信息能够显著节约运动路径、加快收敛速度。与未共享障碍信

息方法相比,本文方法在机器人运动路径总长度上节约了 5.3%、在任务效率上提高了 1.5%。通过共享有效的障碍信息,可以实现带队协作运动、降低计算负担以及优化运动路径。与未动态调整目标方法

相比, 本文方法在机器人运动路径总长度上节约了 4.4%、在任务效率上提高 13.8%。通过动态调整目标实现任务的再分配, 有效提高了系统的资源利用率、适应性和灵活性。结论证明, 本文所提的局部信息共享方法的系统性能最优。

5 结语

针对复杂未知环境下感知范围受限的协同搜索问题, 提出了一种基于信息局部共享群机器人的协同搜索方法, 本文的主要贡献如下。(1) 提出机器人 leader 基于共享获得的局部信息确定与调整的方法。该方法具有优化机器人运动路径、降低计算量、提高群体搜索效率的优点。(2) 在信息共享的基础上, 机器人能够根据自身位置选择自主运动或者跟随运动。该策略更有效的应对复杂环境, 具有良好的灵活性和适应性。(3) 给出群机器人动态调整目标的策略, 实现任务的协调和分配。该方法有利于调整资源分配, 减少资源浪费。最后, 通过控制变量进行仿真对比分析, 验证了所提方法的可行性。

参考文献

- [1] Dorigo M, Theraulaz G, Trianni V. Swarm robotics: Past, present, and future [point of view][J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(7): 1152-1165.
- [2] Zhen Z, Chen Y, Wen L, et al. An intelligent cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 100: 105826.
- [3] Ferrer E C, Hardjono T, Pentland A, et al. Secure and secret cooperation in robot swarms[J]. *Science Robotics*, 2021, 6(56): eabf1538.
- [4] Zhou Y, Chen A, Zhang H, et al. Multitarget search of swarm robots in unknown complex environments[J]. *Complexity*, 2020, 2020(1): 8643120.
- [5] Du Y. A novel approach for swarm robotic target searches based on the DPSO algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 226484-226505.
- [6] Xu L, Cao X, Du W, et al. Cooperative path planning optimization for multiple UAVs with communication constraints[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 260: 110164.
- [7] 夏清松, 唐秋华, 张利平. 多仓储机器人协同路径规划与作业避碰[J]. *信息与控制*, 2019, 48(1): 22-28, 34.
- [8] Duan H, Huo M, Fan Y. From animal collective behaviors to swarm robotic cooperation[J]. *National Science Review*, 2023, 10(5): nwad040.
- [9] Song Y, Fang X, Liu B, et al. A novel foraging algorithm for swarm robotics based on virtual pheromones and neural network[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 90: 106156.
- [10] Zhou W, Liu Z, Li J, et al. Multi-target tracking for unmanned aerial vehicle swarms using deep reinforcement learning[J]. *Neurocomputing*, 2021, 466: 285-297.
- [11] 成永盛, 王强. 一种基于遗传算法的协同搜索方法[J]. *信息技术与信息化*, 2023, (12): 52-55.
- [12] Garg V, Shukla A, Tiwari R. AERPSO—An adaptive exploration robotic PSO based cooperative algorithm for multiple target searching[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 209: 118245.
- [13] Saadaoui H, El Bouanani F, Illi E. Information sharing based on local PSO for UAVs cooperative search of moved targets[J]. *Ieee Access*, 2021, 9: 134998-135011.
- [14] Wei C, Ji Z, Cai B. Particle swarm optimization for cooperative multi-robot task allocation: a multi-objective approach[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 2530-2537.
- [15] Tang H, Sun W, Yu H, et al. A novel hybrid algorithm based on PSO and FOA for target searching in unknown environments[J]. *Applied Intelligence*, 2019, 49: 2603-2622.
- [16] Yang J, Xiong R, Xiang X, et al. Exploration enhanced RPSO for collaborative multitarget searching of robotic swarms[J]. *Complexity*, 2020, 2020(1): 8863526.
- [17] Wang X, Fang X. A multi-agent reinforcement learning algorithm with the action preference selection strategy for massive target cooperative search mission planning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 231: 120643.
- [18] 吴昌友, 付熙松, 裴均珂. 基于信息共享搜索策略的自适应灰狼算法研究[J]. *电光与控制*, 2022, 29(07): 22-28.
- [19] 谢永盛, 曾箫潇, 冯文健. 改进布谷鸟搜索算法在多机

- 器人任务分配及路径规划中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(02): 285-290.
- [20] Fei B, Bao W, Zhu X, et al. Autonomous cooperative search model for multi-UAV with limited communication network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19): 19346-19361.
- [21] 王茂, 周少武, 张红强, 等. 未知环境下群机器人多目标搜索协同控制[J]. Control Theory & Applications/Kongzhi Lilun Yu Yinyong, 2022, 39(4).
- [22] Xu W, Chen X, Zhao J, et al. Function-segment artificial moment method for sensor-based path planning of single robot in complex environments[J]. Information Sciences, 2014, 280: 64-81.
- [23] 徐望宝, 孙明炎. 群机器人自组织围捕多个入侵者的链阵方法[J]. Control Theory & Applications/Kongzhi Lilun Yu Yinyong, 2023, 40(1).
- [24] 徐望宝, 荣根熙, 祝超超, 等. 群机器人复杂搬运队形形成的人工社会职位法[J]. 信息与控制, 2016, 45(6): 647-652.
- [25] 董百超, 徐望宝, 张笑笑. 群机器人狭窄通道相遇问题的解决方法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(19): 60-64.
- [26] 徐望宝. 移动机器人局部路径规划的人工力矩方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2014.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

