

未知环境下群机器人多目标搜索协同控制

王 茂¹, 周少武^{1†}, 张红强¹, 吴亮红¹, 周 游^{1,2}, 何昕杰¹

(1. 湖南科技大学 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201; 2. 湖南理工职业技术学院, 湖南 湘潭 411206)

摘要: 未知环境下, 群机器人无法预先获取多目标搜索的环境信息, 仅可局部感知与局部通信. 本文针对避障效率与搜索效率的缺陷提出边界扫描的避障策略和目标位置估计的粒子群算法, 边界扫描的避障策略(BSOA)将障碍物简化成连续障碍物与非连续障碍物两种情况, 并根据情况向特定边界运动; 目标位置估计的粒子群算法(TPEPSO)则利用获取的目标信号估计目标位置, 结合粒子群算法到达目标附近, 从而实现目标搜索. 提出的方法与基于简化虚拟受力分析模型的循障避碰方法(SVF)及扩展粒子群算法(EP SO)、自适应机器人蝙蝠算法(ARBA)仿真比较, 搜索效率提高5.72%~21.58%, 总能耗减少4.30%~19.11%.

关键词: 群机器人学; 群体智能; 多目标搜索; 边界扫描避障策略; 目标位置估计; 粒子群算法

引用格式: 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. 控制理论与应用, 2022, 39(4): 750–760

DOI: 10.7641/CTA.2021.10075

Multi-target search of swarm robots cooperative control in an unknown environment

WANG Mao¹, ZHOU Shao-wu^{1†}, ZHANG Hong-qiang¹,
WU Liang-hong¹, ZHOU You^{1,2}, HE Xin-jie¹

(1. College of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan 411201, China;
2. Hunan Vocational Institute of Technology, Xiangtan Hunan 411206, China)

Abstract: In an unknown environment, the swarm robots have no access to obtain the environment information of multi-target search in advance, and their capabilities of sense and communication are limited. Aiming at improving the efficiency of multi-target search and obstacle avoidance, a boundary scan obstacle avoidance strategy (BSOA) and a target position estimation particle swarm optimization (TPEPSO) are proposed in this paper. The former simplifies obstacles into two types: continuous obstacles and discontinuous obstacles, and provides useful guides for the robots to move towards different boundaries based on specific situation. The latter is applied to estimate the target positions with the accessible signals, then the combination of the received information and the PSO helps to approach the targets successfully, which is the realization of target search. As simulated in this paper, the searching efficiency has been increased by 5.72%~21.58%, and the total energy consumption has been reduced by 4.30%~19.11%, according to the comprehensively comparison between the two and three other methods: the simplified virtual-force obstacle avoidance method (SVF), the extended particle swarm optimization (EP SO) and the adaptive robot bat algorithm (ARBA).

Key words: swarm robotics; swarm intelligence; multi-target search; boundary scan obstacle avoidance strategy; target position estimation; particle swarm optimization (PSO)

Citation: WANG Mao, ZHOU Shaowu, ZHANG Hongqiang, et al. Multi-target search of swarm robots cooperative control in an unknown environment. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(4): 750–760

收稿日期: 2021-01-19; 录用日期: 2021-08-12.

†通信作者. E-mail: shaowuzhou@163.com.

本文责任编辑: 夏元清.

国防基础科研计划项目(JCKY2019403D006), 湖南省自然科学基金项目(2021JJ30280), 湖南省教育厅优秀青年项目(19B200), 湖南科技大学博士科研启动基金项目(E56126)资助.

Supported by the National Defense Basic Research Program of China (JCKY2019403D006), the National Natural Science Foundation of Hunan Province (2021JJ30280), the Outstanding Youth Project of Education Department of Hunan Province of China (19B200) and the Doctoral Scientific Research Initiation Funds of Hunan University of Science and Technology (E56126).

1 引言

群体智能是受自然界社会型生物的群体行为所启发,是简单信息处理单元在信息交互中涌现的解决问题的能力,信息处理单元之间相互独立,是一种分布式方法.群机器人系统是以简单机器人为信息处理单元的群体智能系统,具有典型的分布式的特点,而机器人个体有着同构、结构简单的特点^[1].机器人与机器人之间以及机器人与环境之间有着简单的交互,根据交互获得的信息,各个机器人进行分布式运动,而在整个机器人系统上涌现出智能行为,进而可以完成一定的任务^[2].群机器人技术可广泛应用于灾后搜救^[3-4]、物料搬运^[5]、环境探测^[6]、目标围捕^[7-9]、火灾监控等任务中^[10],在军用、工业和民用等领域有着广泛的应用^[11-14].

目标搜索是群机器人的一个应用方向,可运用于搜救、搜寻某种信号源、勘探自然资源、探测敌军位置等^[15].XUE等^[16]将群机器人搜索映射到粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)并提出时变字符群(time-varying character swarm, TVCS)的概念后,基于预期演化位置的控制原理,提出了一种异步通信策略,该通信策略在搜索效率体现出一定优越性;ZHANG等^[17]针对多目标搜索提出多目标搜索中的合作协同和竞争协同以扩大感知范围降低空间冲突;类比于物理环境中引力等引入人工势场函数^[18-19],ZHANG等^[20]针对复杂环境提出一种基于简化虚拟受力模型的循障方法,ZHOU等^[21]引入简化虚拟受力模型的循障与避障方法于群机器人搜索中,使得机器人兼顾避障与搜索;CAO等^[22]将Glasius仿生神经网络(Glasius bio-inspired neural network, GBNN)和仿生级联跟踪控制方法结合,提出了一种多自主水下航行器协同团队集成算法,该方法参数少,并可解决速度跳跃问题;LI等^[23]提出一种概率有限状态机和三角形梯度估计的方法,平衡了探测与搜索、并行性与协作性,并提高了一定的搜索效率;TANG等^[24]提出一种自适应机器人蝙蝠算法,考虑了避障问题及跳出局部最优的机制.然而上述方案中没有针对复杂障碍物的高效避障方法,且在搜索方法上未充分利用可获取的目标信号.

以上述研究为基础,本文提出一种边界扫描的避障策略和一种目标位置估计的粒子群算法(boundary scan obstacle avoidance strategy and target position estimation particle swarm optimization, BSOA-TPEPSO),与其他方法相比有效地提高了针对复杂障碍物的避障效率,同时也提高了目标搜索的效率.在下面的内容中,第2节构建合适的模型以便验证分析所提方法;第3节详述所提的新方法;第4节分析文中所提方法的收敛性;第5节将文中所提方法与基于简化虚拟受力分析模型的循障避障方法(simplified virtual-

force obstacle avoidance method, SVF)、扩展粒子群算法(extended particle swarm optimization, EPSO)、自适应机器人蝙蝠算法(adaptive robotic bat algorithm, ARBA)仿真比较,验证所提方法的搜索性能,并分析仿真结果;第6节总结文章内容并对后续研究做出展望.

2 模型的构建

有限的二维空间内,全集 $A = \{R \cup T \cup B\}$,其中群机器人 $R = \{R_i | i = 1, 2, \dots, N_R; N_R \geq 10\}$,目标 $T = \{T_j | j = 1, 2, \dots, N_T; N_T > 1\}$,障碍物 $B = \{B_s | s = 1, 2, \dots, N_B; N_B \geq 1\}$,三者位置分别表示为 $\mathbf{X}_i(t)$, $\mathbf{T}_j(x_j, y_j)$, $\mathbf{B}_s(x_s, y_s)$,机器人及目标用质点表示.群机器人 R 作为搜索主体,任务是搜索到所有目标 T ,同时避免与障碍物及其他机器人发生碰撞.当存在机器人与某个目标的距离 T_d 小于目标到达阈值 L_0 ,即视为搜索到该目标.机器人的通信与感知都是局部的,考虑最大通信半径 L_{cm} ,最大障碍物感知半径 L_B ,最大目标感知半径 L_T ,机器人与其他机器人、目标、障碍物的欧式距离分别为 R_d , T_d , B_d .机器人可在特定条件下实现特定功能: $R_d \leq L_{cm}$ 时,机器人之间可通信; $T_d \leq L_T$ 时,可探测目标信号; $B_d \leq L_B$ 时,可探测障碍物位置.

2.1 目标信号

机器人搜索目标时,无法得知目标的位置,但可以不间断地通过传感器探测周围目标的信号.假设每个待搜索的目标类似,但目标信号频率有所区别,机器人可根据探测到的目标信号频率区分目标.机器人探测到的目标信号将满足目标响应函数

$$I_{ij} = \begin{cases} G(T_d) + \eta, & T_d \leq L_T, \\ 0, & T_d > L_T, \end{cases} \quad (1)$$

其中: I_{ij} 表示机器人探测到的目标信号; η 为环境干扰的随机量;机器人无法获取 T_d ,但 T_d 影响机器人探测目标信号的大小; $G(T_d)$ 表示在无干扰的环境中目标信号的衰减函数,搜索前可根据目标信号与距离的数值关系求得近似解.

2.2 基于目标信号的动态分工

群机器人在搜索目标时,总任务是搜索到所有目标,而搜索某个目标可以视为一个子任务,完成相同子任务的机器人所成集合称为子联盟,该过程中的机器人所处状态称为协同搜索状态,机器人按照以下方式组成子联盟.

借鉴文献[21, 29]中任务分工方法,将可获取目标信号的机器人分为两类:由自身传感器探测到目标信号的机器人记为I类机器人,由机器人之间的通信获取目标信号的机器人记为II类机器人.当I类机器人探测到多个目标的信号,先选择 $I_{ij} > I_{\min}$ 的目标作为备

选目标,再选取上一步相同的目标,若无相同目标则经轮盘赌法选择当前唯一的协同搜索目标,其中 I_{\min} 表示目标响应阈值.轮盘赌法可用以下等式表示:

$$p_{ij} = \frac{I_{ij}}{\sum_{\rho=1}^{k_i} I_{i\rho}}, j = 1, 2, \dots, k_i, \quad (2)$$

$$\begin{cases} P(i, j) = \sum_{\rho=1}^j p_{i\rho}, j = 1, 2, \dots, k_i, \\ P(i, 0) = 0, \end{cases} \quad (3)$$

其中 k_i 表示被机器人 R_i 作为备选目标的数量.当 $P(i, j-1) < r_a < P(i, j)$ 时,机器人 R_i 选择目标 T_j 作为协同搜索的目标,其中 $r_a \sim U(0, 1)$.其他I类机器人根据同样原则,选择协同搜索目标. II类机器人则直接加入可通信的机器人中距离最小且已经组成子联盟的I类机器人所在子联盟.

在上述子任务分配后,相同子联盟中机器人可能过多,造成机器人资源浪费.因此进一步引入闭环调节,即在上述子任务分配结束后,再评估各个子联盟的资源分配^[29].当某个子联盟的机器人数量 $g > g_{\max}$,该子联盟择优选取 g_{\max} 个机器人作为该子联盟个体,其中 g_{\max} 为子联盟机器人最大允许个数(择优原则为:优先选择I类机器人, I类机器人中优先选择目标信号强者, II类机器人选择距离通信机器人近者).选取示例详见表1^[21].

表1 子任务机器人排序

Table 1 Sequence of subtask robots

编号 序列	机器人 人	机器人 类型	目标信 号强度	通信机器 人的距离	通信 机器人	排 序
1	R_8	I	2.1703	—	—	2
2	R_{15}	II	2.8835	125.0506	R_{79}	6
3	R_{59}	II	2.8835	110.3372	R_{79}	4
4	R_{61}	II	2.1703	126.5248	R_8	7
5	R_{79}	I	2.8835	—	—	1
6	R_{81}	II	2.8835	98.6029	R_{79}	3
7	R_{92}	II	2.1703	123.8633	R_8	5
8	R_{96}	II	2.1703	136.2546	R_8	8

取 $g_{\max} = 6$,表1中按照择优原则排序,最终机器人 $R_{79}, R_8, R_{81}, R_{59}, R_{92}, R_{15}$ 6个机器人保持联盟完成子任务,机器人 R_{61}, R_{96} 退出子联盟.

2.3 群体状态协调控制

组成子联盟的机器人搜索对应的目标;每个子联盟作为子种群,以目标位置估计的粒子群算法优化机器人位置,以实现目标搜索;其他的机器人则进行漫游搜索,依据简化虚拟受力模型运动;当机器人搜索到目标后,完成状态声明.上述可总结为机器人的3种状态:组成子联盟的协同搜索,按照简化虚拟受力运

动的漫游搜索,搜索到目标后的状态声明^[27].3种状态的迁移可用图1表示.

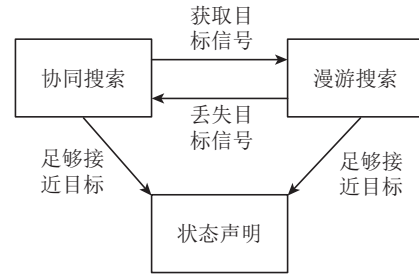


图1 状态迁移关系

Fig. 1 State transition relationship

3 群机器人系统控制

目标搜索需在同等情况下尽可能减小运动轨迹长度及搜索时长,本文按照位置迭代的方式进行搜索,因此搜索时间用迭代步数 t 替代.本文提出一种边界扫描的避障策略及目标位置估计的粒子群算法以提高目标搜索效率.

3.1 机器人运动模型

文中考虑二维环境下的目标搜索,机器人的运动学方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = \|\mathbf{V}_i(t)\| \times \cos \theta_i(t), \\ \dot{y}_i(t) = \|\mathbf{V}_i(t)\| \times \sin \theta_i(t), \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{V}_i(t) = \|\mathbf{V}_i(t)\| \times (\cos \theta_i(t), \sin \theta_i(t))$ 表示 t 时刻机器人 R_i 的速度,且 $\|\mathbf{V}_i(t)\| \leq V_{\max}$; t 时刻机器人 R_i 位置 $\mathbf{X}_i(t) = (x_i(t), y_i(t))$.

群机器人在搜索目标时,对象(其他机器人、障碍物)对机器人存在虚拟力满足

$$\|\mathbf{f}_{vr}\| = \begin{cases} c(\frac{l_1}{d})^2, & 0 \leq d \leq d_0, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (5)$$

其中: \mathbf{f}_{vr} 为虚拟力, $\|\mathbf{f}_{vr}\|$ 表示虚拟力的大小; d 为机器人与对象之间的欧氏距离; c 为虚拟施力函数系数; l_1 为增强避障距离;对象为机器人时 $d_0 = 2L_R$,对象为障碍物时 $d_0 = L_B$ ^[21].

机器人与机器人之间存在斥力,障碍物边界对机器人存在吸引力.漫游状态的机器人 R_i 受其最近的两个机器人排斥,且避障时机器人受障碍物边界吸引.简化虚拟受力模型示例如图2所示^[20].

图中 \mathbf{f}_{vr1} 和 \mathbf{f}_{vr2} 为离机器人 R_i 最近的两个机器人对机器人 R_i 施加的虚拟力,其大小 $\|\mathbf{f}_{vr1}\|$ 和 $\|\mathbf{f}_{vr2}\|$ 满足式(5),与横轴夹角 $\langle \mathbf{f}_{vr1} \rangle = \theta_1$, $\langle \mathbf{f}_{vr2} \rangle = \theta_2$. R_i 所受虚拟力矢量和 $\mathbf{f}_i = \mathbf{f}_{vr1} + \mathbf{f}_{vr2}$,漫游状态期望速度 $\mathbf{V}_{if}(t+1) = V_{\max} * (\cos \mathbf{f}_i, \sin \mathbf{f}_i)$.

3.2 目标位置估计

在此介绍提出的目标位置估计,以便进一步介绍目标位置估计的粒子群算法(TPEPSO).存在环境干

扰的情况下,由式(1)可估计机器人与目标的距离 $T_d \approx G^{-1}(I_{ij})$. 在群机器人搜索目标时,目标响应函数无法得知,因此 $G^{-1}(I_{ij})$ 无法直接获取. 在进行目标搜索之前,测试目标信号与距离的数值关系:在与目标信号源距离为 $(1, L_T)$ 之间均匀取 ζ 个不同距离,分别独立测量100次信号,对每个位置的信号取平均值得到距离为 d_ξ 时平均的目标信号为 I_ξ ,以此为基础进行插值,即可得到 T_d 与 I_{ij} 之间的近似函数关系

$$T_d \approx G^{-1}(I_{ij}) \approx d_\xi \frac{I_{\xi+1} - I_{ij}}{I_{\xi+1} - I_\xi} + d_{\xi+1} \frac{I_{ij} - I_\xi}{I_{\xi+1} - I_{ij}}, \quad I_\xi \leq I_{ij} < I_{\xi+1}, \quad \xi < \zeta, \quad (6)$$

式中: I_{ij} 为机器人 R_i 探测到目标 T_j 的信号强度,插值节点 $I_{\xi+1}$ 与 I_ξ 相邻.

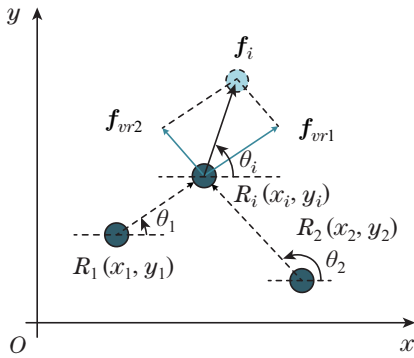


图2 简化虚拟受力模型
Fig. 2 Simplified virtual force model

机器人 R_i 可由式(6),根据目标信号 I_{ij} 估计目标 T_j 的距离 $d_{T,i} = G^{-1}(I_{ij})$. 当存在3个机器人同时可探测目标 T_j 的信号,可估计3个机器人所在位置 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , (x_3, y_3) 到目标 $T_j(x_j, y_j)$ 的距离 $d_{T,1}$, $d_{T,2}$, $d_{T,3}$. 环境无扰动时,目标位置为式(7)所示3个圆的交点.

$$\begin{cases} (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = d_{T,i}^2, & i = 1, 2, 3, \\ d_{T,i} = G^{-1}(I_{ij}), \end{cases} \quad (7)$$

其中: (x_i, y_i) 为圆心, $d_{T,i}$ 为圆的半径. 目标的估计点 $T_{est}(x, y)$ 满足式(8)

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 = d_1^2, \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 = d_2^2, \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 = d_3^2. \end{cases} \quad (8)$$

环境中存在干扰,因此方程(8)无解,此处考虑最小二乘解,由式(8)两边移项开根号后得到残量范数

$$\left\| \begin{bmatrix} \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} - d_1 \\ \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} - d_2 \\ \sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2} - d_3 \end{bmatrix} \right\|, \quad (9)$$

即

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^3 |\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i|. \quad (10)$$

$T_j(x_j, y_j) \approx T_{est}(x, y) = \arg \min(f(x, y))$ 为所求,本文采用基于杂交的粒子群算法,求其近似解.

3.3 目标位置估计的粒子群算法

将群机器人的协同搜索过程映射到PSO算法迭代过程^[16],以迭代更新机器人位置. 因在群机器人搜索目标时仅可获取子任务的目标信号,全局最优取子联盟的最优,即半全局最优;而个体历史最优取加入子联盟后的历史最优. 粒子群算法与上述的目标位置估计结合,得到目标位置估计的粒子群算法(TPEPSO):

$$\begin{cases} \mathbf{V}_{ip}(t+1) = \omega \mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 (\mathbf{pb}_i - \mathbf{X}_i(t)) + c_2 r_2 (\mathbf{sgb} - \mathbf{X}_i(t)) + c_3 r_3 (\mathbf{T}_{est} - \mathbf{X}_i(t)), \\ \mathbf{V}_{if}(t+1) = \mathbf{V}_i(t) + \alpha (\mathbf{V}_{ip}(t+1) - \mathbf{V}_i(t)), \\ \mathbf{X}_{if}(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1), \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{V}_{ip}(t+1)$ 为TPEPSO计算得到的 $(t+1)$ 步机器人 R_i 的速度; $\mathbf{V}_{if}(t+1)$ 为 $(t+1)$ 步 R_i 考虑运动惯性后的期望速度; $\mathbf{X}_{if}(t+1)$ 为 $(t+1)$ 步 R_i 的理想位置; c_1, c_2, c_3 分别为认知系数、社会系数、位置估计系数; r_1, r_2, r_3 是服从 $U(0, 1)$ 的随机数; ω 为惯性权重; α 是运动惯性环节; \mathbf{pb}_i 为个体历史最优; \mathbf{sgb} 为半全局最优; \mathbf{T}_{est} 为式(10)得到的位置估计.

3.4 边界扫描的避障策略

在目标搜索过程中,不论漫游搜索状态或协同搜索状态,机器人都可能遇到凸或非凸的障碍物. 凸障碍物即障碍物点所成集合为凸集,凸障碍物避障比较简单,但对非凸障碍物避障时容易陷入局部最优问题. 传统的处理方法是考虑最近两个障碍点所成方向左或向右循障运动,这种方法虽解决了非凸障碍物避障的问题,但是避障距离较长. 这里将机器人探测到障碍物的情形进行归类后简化,提出一种边界点扫描的避障策略(BSOA).

假设函数 $F(\theta)$ 的表达式如下:

$$\begin{cases} F(\theta) = \theta - 2\pi \cdot \text{sgn} \theta \cdot \delta(|\theta| - \pi), \\ -2\pi < \theta < 2\pi, \end{cases} \quad (12)$$

其中:

$$\text{sgn} \theta = \begin{cases} -1, & \theta < 0, \\ 0, & \theta = 0, \\ 1, & \theta > 0, \end{cases} \quad (13)$$

$$\delta(\theta) = \begin{cases} 0, & \theta \leq 0, \\ 1, & \theta > 0. \end{cases} \quad (14)$$

避障方向分为两种: 顺时针避障和逆时针避障. $F(\langle \mathbf{V}_i(t+1) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle) < 0$ 为顺时针避障, $F(\langle \mathbf{V}_i(t+1) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle) > 0$ 为逆时针避障, 其中 $\mathbf{V}_i(t+1)$ 为考虑避障后速度.

在有障碍物的环境下搜索目标, 不需要避障的情形有两种: 1) 机器人传感器扫描区域内没有探测到障碍物; 2) 机器人的传感器扫描区域内有障碍物, 但期望速度 $\mathbf{V}_{if}(t+1)$ 方向无障碍物, 如图3(a)所示. 机器人无需避障时, 速度 $\mathbf{V}_i(t+1) = \mathbf{V}_{if}(t+1)$.

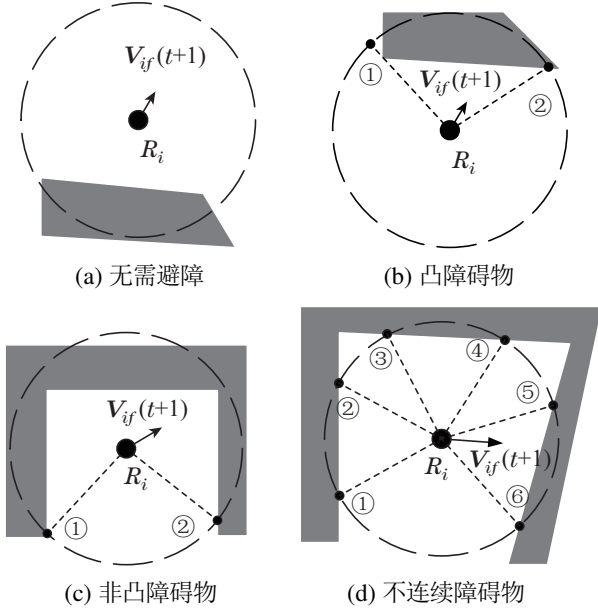


图3 障碍物情况分类

Fig. 3 Classification of obstacles

需要避障的情形有两种: 1) 如图3(b)(c), 机器人探测到连续障碍物: 前者探测的是凸障碍物, 后者探测的是非凸障碍物, 可将其都简化为探测到连续障碍物的情形; 2) 如图3(d), 机器人探测到不连续障碍物, 图中表示机器人探测到三段障碍物, 其他不连续障碍物的情形与此类似^[25].

探测到障碍物后, 为了保证障碍物附近的目标可被探测, 避障仅考虑可探测且在目标探测范围内的障碍物. 将该范围内障碍物投影到圆弧上, 得到图4的障碍物简化图, 粗弧线表示障碍物投影, 图4(a)中①②及图4(b)中①~⑥均表示边界点. 图4(a)表示连续障碍物的情况, 图4(b)表示不连续障碍物的情况.

在需要避障的情形下, 下一步速度可以表示为

$$\mathbf{V}_i(t+1) = V_{\max} \cdot (\cos a, \sin a). \quad (15)$$

考虑 N_P 为边界点数; $SF = 0, 1, 2$ 为避碰标志符号, 0, 1和2分别表示: 上一步无避障、上一步顺时针避障和上一步逆时针避障; $\mathbf{P}_j(x_j, y_j)$ ($j = 1, 2, \dots, N_P$), $\mathbf{Q}_1(x_1, y_1)$, $\mathbf{Q}_2(x_2, y_2)$ 分别表示机器人 R_i 可探测障碍物的边界点、最近点、第二近点; l_2 为强制避障距离; 下面求取角度 a :

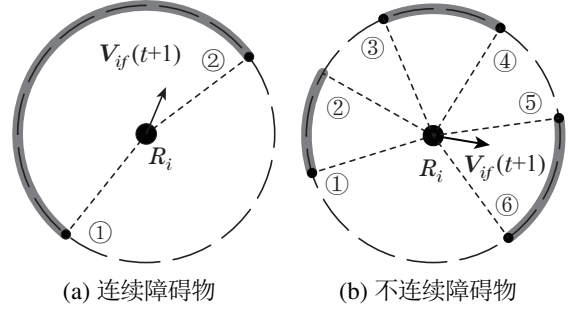


图4 障碍物简化

Fig. 4 Simplified obstacle

$$1) \|\mathbf{Q}_1 - \mathbf{X}_i(t)\| \leq l_2,$$

$$b = F(\langle \mathbf{V}_{if}(t+1) - \langle \mathbf{Q}_1 - \mathbf{Q}_2 \rangle), \quad (16)$$

$$\begin{cases} a = \arctan\left(\frac{x_i \cdot \sin b + y_i \cdot \cos b}{x_i \cdot \cos b + y_i \cdot \sin b}\right), \\ \mathbf{V}_{if}(t+1) = (x_i, y_i); \end{cases} \quad (17)$$

$$2) \|\mathbf{Q}_1 - \mathbf{X}_i(t)\| > l_2,$$

$$b_1 = \langle \mathbf{P}_{j_1} - \mathbf{X}_i(t) \rangle, \quad (18)$$

其中 j_1 满足: $SF = 0$ 时,

$$|F(\langle \mathbf{P}_{j_1} - \mathbf{X}_i(t) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle)| = \min |F|;$$

$SF = 1$ 时,

$$|F(\langle \mathbf{P}_{j_1} - \mathbf{X}_i(t) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle)| = \max |F < 0|;$$

$SF = 2$ 时,

$$|F(\langle \mathbf{P}_{j_1} - \mathbf{X}_i(t) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle)| = \min |F > 0|.$$

a) $N_P = 2$, 即连续障碍物避障情况下

$$a = b_1; \quad (19)$$

b) $N_P > 2$, 即不连续障碍物避障情况下

$$b_2 = \langle \mathbf{P}_{j_2} - \mathbf{X}_i(t) \rangle, \quad (20)$$

其中边界点 j_1 和 j_2 相邻, 且两者间无障碍物, 例如图4(b)中的②③, ④⑤或⑥①边界点.

$$a = \arctan \frac{\|\mathbf{f}_{vr1}\| \sin b_1 + \|\mathbf{f}_{vr2}\| \sin b_2}{\|\mathbf{f}_{vr1}\| \cos b_1 + \|\mathbf{f}_{vr2}\| \cos b_2}, \quad (21)$$

其中 \mathbf{f}_{vr1} , \mathbf{f}_{vr2} 为边界点 j_1, j_2 对机器人 R_i 的虚拟力, 满足式(5).

每一步求得 $\mathbf{V}_i(t+1)$ 后, 依下式更新 SF :

$SF =$

$$(F(\langle \mathbf{V}_i(t+1) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle) > 0) + 2 \cdot (F(\langle \mathbf{V}_i(t+1) - \langle \mathbf{V}_{if}(t+1) \rangle) < 0). \quad (22)$$

详细避障过程如表2所示.

3.5 群机器人目标搜索步骤

群机器人在未知环境下进行目标搜索时, 具体流程如图5所示.

表2 边界扫描的避障策略

Table 2 Boundary scan obstacle avoidance strategy

```

1: if  $\langle V_{if}(t+1) \rangle - \langle B_s - X_i(t) \rangle < 0.1$  &
    $\|B_s - X_i(t)\| < L_B$  &  $\|B_s - X_i(t)\| < L_T$ 
   then
2:   if  $\|Q_1 - X_i(t)\| \leq l_2$  then
3:      $a \leftarrow \begin{cases} F(\langle V_{if}(t+1) \rangle - \langle Q_1 - Q_2 \rangle), \\ V_{if}(t+1), \end{cases}$ 
4:   else
5:      $b_1 = \langle P_{j_1} - X_i(t) \rangle, V_{if}(t+1), SF$ 
6:     if  $N_p = 2$  then
7:        $a = b_1$ 
8:     else
9:        $b_2 \leftarrow \langle P_{j_2} - X_i(t) \rangle, j_1$ 
10:       $a = \arctan \frac{\|f_{vr1}\| \sin b_1 + \|f_{vr2}\| \sin b_2}{\|f_{vr1}\| \cos b_1 + \|f_{vr2}\| \cos b_2}$ 
11:    end if
12:  end if
13:   $V_i(t+1) = V_{\max}(\cos a, \sin a)$ 
14:   $SF \leftarrow V_i(t+1), V_{if}(t+1)$ 
15: else
16:   $V_i(t+1) = V_{if}(t+1), SF = 0$ 
17: end if
    
```

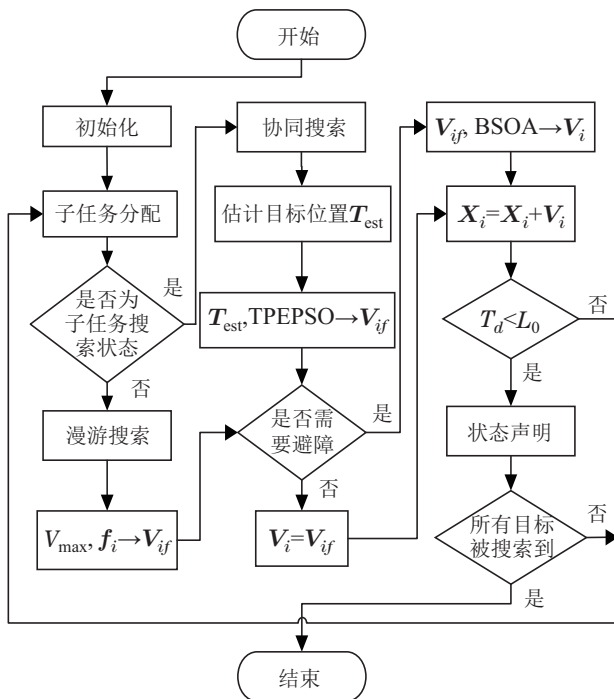


图5 未知环境下多目标搜索流程图

Fig. 5 Flow chart of multi-target search in unknown environment

4 算法收敛性分析

本文借鉴文献[28]所用收敛性分析方法, 为便于讨论, 有关内容以定义、定理方式给出.

定义 1 所有迭代步所成集合为迭代总集, 记为

Num; 漫游的迭代步所成集合为漫游迭代集, 记为 Num_r; 协同搜索的迭代步所成集合为协同迭代集, 记为 Num_g; 迭代总集 Num 对应全部机器人搜索路径长度记为 P_{th}, 迭代总集 Num 中机器人 R_i 对应搜索路径长度记为 P_{thi}.

推论 1

$$\begin{cases} P_{th} = \sum_{i=1}^n p_{thi}, \\ p_{thi} = \sum_{t \in \text{Num}} V_i(t), \end{cases} \quad (23)$$

$$\begin{cases} p_{thi} = \sum_{t \in \text{Num}_r} \|V_i(t)\| + \sum_{t \in \text{Num}_g} \|V_i(t)\|, \\ \text{Num} = \text{Num}_r \cup \text{Num}_g. \end{cases} \quad (24)$$

定义 2 对于任意的正数 ε 都存在 t, 使得不等式 |X_i(t+1) - X_i(t)| < ε 成立, 则 X_i(t) 收敛.

漫游搜索过程中, 据式(5)、图2, 若 ∃ R_{dis} < 2L_R, 不同机器人之间相互排斥, 机器人将均匀分布于搜索区域, 探测到目标的信号后进入协同搜索状态. 因此漫游搜索对机器人能否搜索到目标无影响, 仅影响探测目标信号的速率, 从而影响目标的搜索速率. 下面讨论协同搜索, 即 $\sum_{t \in \text{Num}_g} \|V_i(t)\|$ 部分的收敛性.

推论 2 存在定值 ψ, 使得 $\lim_{t \rightarrow \infty} X_i(t) = \psi$ 成立, 则 X_i(t) 收敛.

定义2与推论2在群机器人上的体现为, 机器人根据该算法到达某位置后, 速度趋近于0, 由于机器人在 L₀ 范围内即可探测到目标位置, 完成搜索任务, 因此对于机器人目标搜索只需 |ψ - X_i(t)| ≤ L₀.

定理 1 当参数满足式(25), 协同搜索过程收敛.

$$\begin{cases} 2\alpha\omega - 2\alpha + 4 > \alpha \sum_{i=1}^3 c_i r_i, \\ \alpha \sum_{i=1}^3 c_i r_i > 0, \\ \alpha(\omega - 1) > 0. \end{cases} \quad (25)$$

证 将式(11)速度与位置的关系整理得

$$\begin{aligned} X_i(t+1) = & X_i(t) + C_0 V_i(t) + C_1 (pb_i - X_i(t)) + \\ & C_2 (\text{sgb} - X_i(t)) + C_3 (T_{est} - X_i(t)) + C_4, \end{aligned} \quad (26)$$

式中 C₄ 表示机器人的避障, 其他系数满足下式:

$$\begin{cases} C_0 = 1 + \alpha\omega - \alpha, \\ C_1 = \alpha c_1 r_1, \\ C_2 = \alpha c_2 r_2, \\ C_3 = \alpha c_3 r_3. \end{cases} \quad (27)$$

由式(26)易得

$$X_i(t+2) =$$

$$X_i(t+1) + C_0V_i(t+1) + C_1(pb_i - X_i(t+1)) + C_2(sgb - X_i(t+1)) + C_3(T_{est} - X_i(t+1)) + C_4, \quad (28)$$

式(25)–(26)得差分方程

$$X_i(t+2) + \left(\sum_{i=1}^3 C_i - C_0 - 1\right)X_i(t+1) + C_0X_i(t) = C_1pb_i + C_2sgb + C_3T_{est} + C_4, \quad (29)$$

其特征方程为

$$\lambda^2 + \left(\sum_{i=1}^3 C_i - C_0 - 1\right)\lambda + C_0 = 0, \quad (30)$$

特征方程判别式 $\Delta = \left(\sum_{i=1}^3 C_i - C_0 - 1\right)^2 - 4C_0$, 下

面差分方程的通解公式讨论差分方程(29)的解.

当 $\Delta < 0$, λ 有两个虚数解, 差分方程的解为

$$X_i(t) = A_0 + A_1\lambda_1^t + A_2\lambda_2^t;$$

当 $\Delta = 0$, λ 有两个实数重根, 差分方程的解为

$$X_i(t) = (A_3 + A_4t)\lambda^t;$$

当 $\Delta > 0$, λ 有两个实数解, 差分方程的解为

$$X_i(t) = A_5 + A_6\lambda_1^t + A_7\lambda_2^t.$$

解中常数 A_i ($i = 0, 1, \dots, 7$) 由式(29)中系数确定, 对差分方程的解求极限

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} X_i(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} (A_0 + A_1\lambda_1^t + A_2\lambda_2^t), \\ \lim_{t \rightarrow \infty} X_i(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} [(A_3 + A_4t)\lambda^t], \\ \lim_{t \rightarrow \infty} X_i(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} (A_5 + A_6\lambda_1^t + A_7\lambda_2^t). \end{cases} \quad (31)$$

由式(31)可知方程收敛的充要条件为 $0 < \|\lambda\| < 1$; 联立上式可得收敛区间

$$\begin{cases} 2C_0 - \sum_{i=1}^3 C_i + 2 > 0, \\ \sum_{i=1}^3 C_i > 0, \\ C_0 < 1. \end{cases} \quad (32)$$

式(27)代入式(32), 整理可知定理1得证. 证毕.

5 仿真与验证

为分析算法性能, 本文在Core i5-8300H、内存为24 GB的硬件环境下, 运用MATLAB 2019a进行了若干组仿真实验. 将避障方法与搜索算法综合考虑, 对6种搜索模式: BT, BE, BA, ST, SE, SA 分别仿真; 分析BSOA和TPEPSO与传统方法在综合搜索性能上的提升, 每种模式对应的具体方法如表3所示.

根据参考文献[17, 26], 可假设式(1)所述函数关系

表示为式(33), 仿真时由式(33)生成数据, 并结合式(7)估计 $G^{-1}(I_{ij})$.

$$I_{ij} = \begin{cases} \frac{mQ}{T_d^2} + \eta, & T_d \leq L_T, \\ 0, & T_d > L_T, \end{cases} \quad (33)$$

式中: m 为环境衰减系数, $0 < m < 1$; Q 为目标恒定信号功率; η 代表高斯白噪声, 满足标准正态分布.

表3 搜索模式

搜索模式	避障方法	搜索方法
BT	BSOA	TPEPSO
BE	BSOA	EPSO
BA	BSOA	ARBA
ST	SVF	TPEPSO
SE	SVF	EPSO
SA	SVF	ARBA

仿真比较时, 需设置环境、机器人、目标、搜索过程等的参数, 本文的参数设置如表4所示.

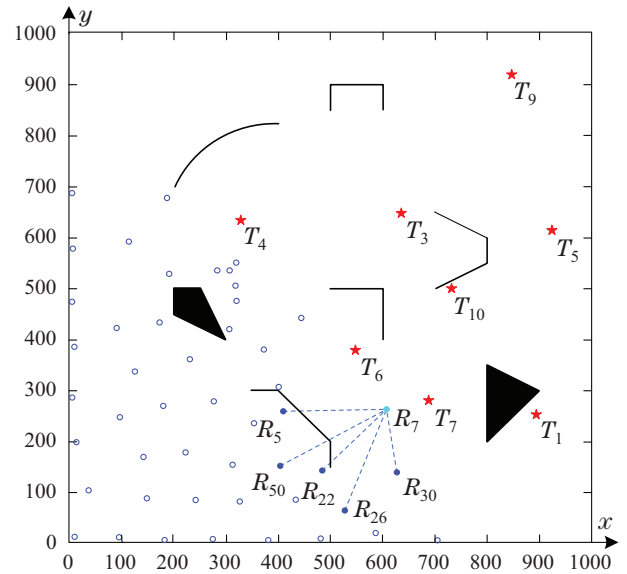
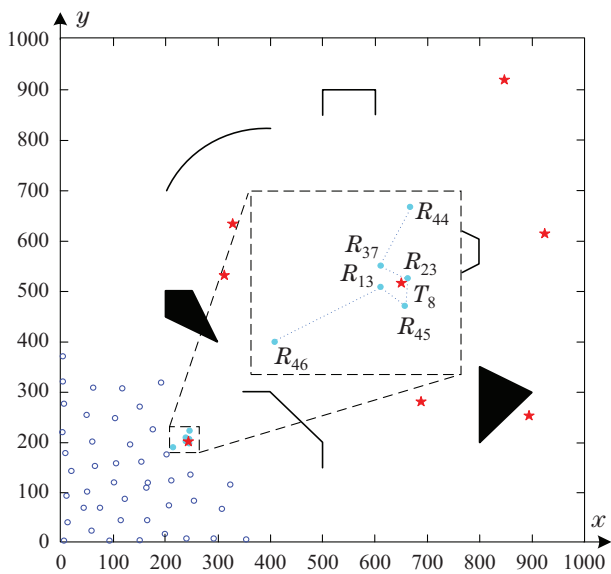
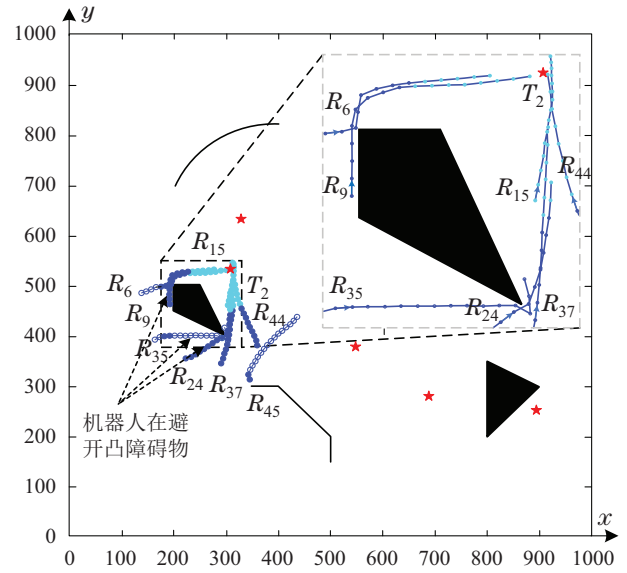
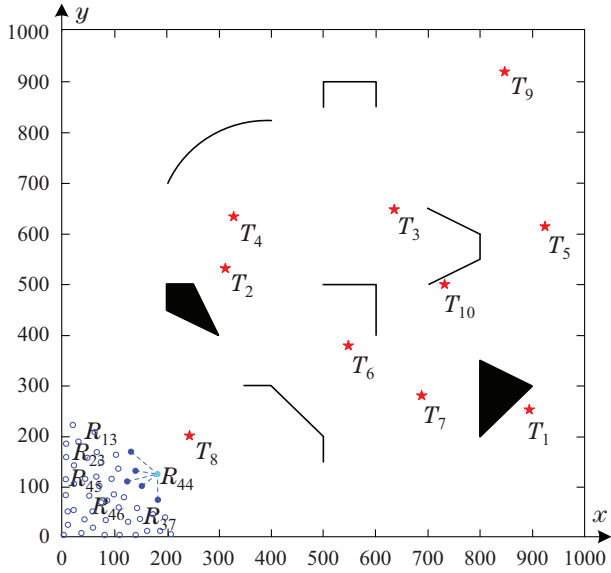
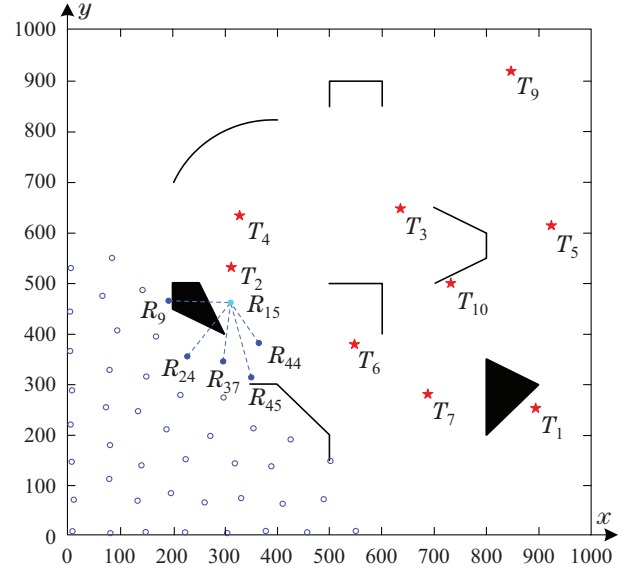
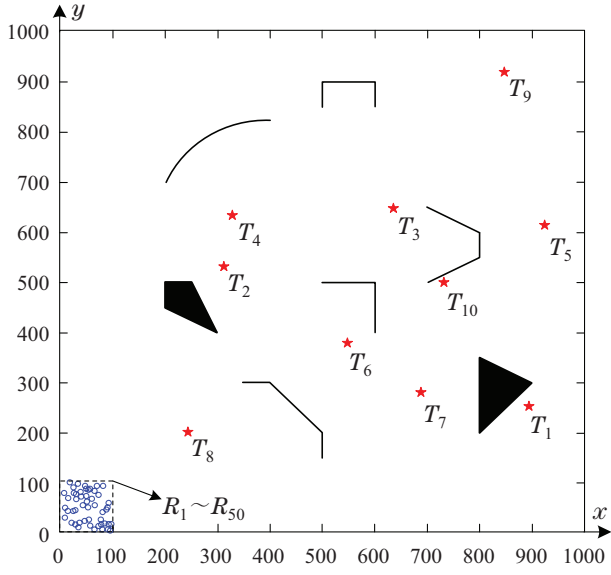
表4 参数设置

参数	设置	参数	设置
搜索区域	1000 × 1000	l_1	10
N	2 ~ 100	l_2	10
t	10	c_1	1
I_{\min}	1	c_2	1.2
V_{\max}	10	c_3	1.2
L_T	100	ω	0.5
L_B	100	α	0.1
R_{cm}	300	c	3.9
Q	10^5	L_0	5
m	0.1	G_{\max}	6

5.1 障碍物环境的目标搜索

未知环境下, 考虑凸障碍物与非凸障碍物, 以 $N = 50$ 为例, 演示仿真的目标搜索过程, 主要搜索过程如图6所示, 图中蓝色圆圈表示漫游搜索的机器人, 绿色实心圆圈表示协同搜索并可探测到目标信号的机器人, 即A类机器人, 蓝色实心圆圈表示协同搜索但仅由通信获取目标信号的机器人, 轨迹上的箭头表示运动方向.

图6(a)中 $t = 1$, 地图、机器人位置和初始位置初始化, 所有机器人位于左下角 100×100 的空间内, 所有目标随机分散于地图右上角的 800×800 的范围内, 机器人无法得知目标信号及障碍物位置, 图中黑色的不规则形状表示障碍物.



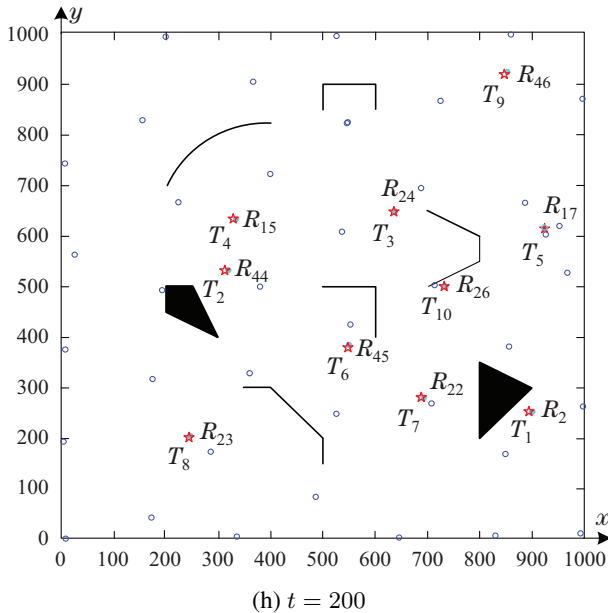
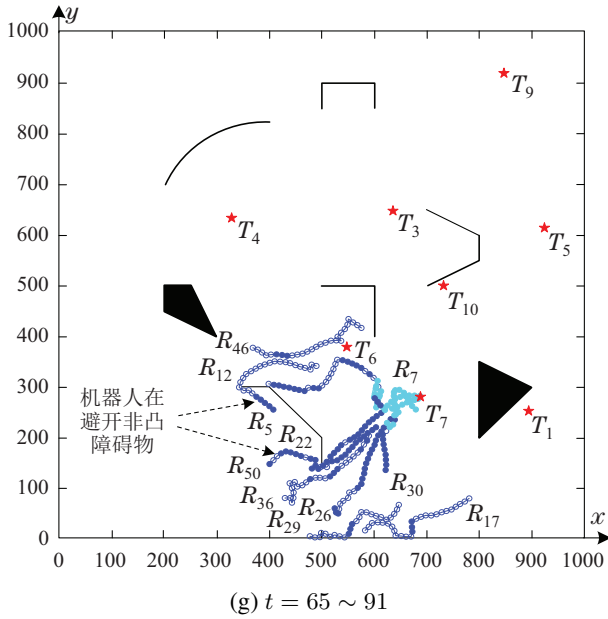


图6 未知环境下多目标搜索过程

Fig. 6 The process of multi-target search in an unknown environment

图6(b)中 $t = 15$, 机器人 R_{44} 探测到目标 T_8 的信号, 并通过通信将目标信息广播至其半径 R_{cm} 范围内的所有机器人, 距 R_{44} 最近的5个机器人与 R_{44} 结成子联盟, 开始协同搜索 T_8 . 如图6(c)所示 $t = 29$ 时, R_{23} 与 T_8 之间的距离小于 L_0 , 机器人搜索到 T_8 , R_{23} 声明 T_8 被其搜索到并停止搜索任务, 其他机器人退出子联盟重新进入漫游搜索状态并继续后续的目标搜索.

图6(d)中 $t = 49$, 机器人 R_{15} 探测到目标 T_2 的信号, 然后与较近的5个机器人组为子联盟, 参与搜索 T_8 的 R_{44} 也在该子联盟中. 图6(e)中, $t = 49 \sim 65$ 期间有 $R_6, R_9, R_{15}, R_{24}, R_{35}, R_{37}, R_{44}, R_{45}$ 先后参与子联盟, 但同一时刻子联盟的机器人总数不超过 G_{max} . 上述8个

机器人的轨迹如图所示, 协同搜索期间子联盟根据基于目标响应函数的动态分工原则对成员机器人进行动态调整, 以适应搜索进程及环境的变化. 例如图6(e)中, 在 R_{35} 避开凸障碍物的过程中, 由于 R_{24} 逐渐比 R_{35} 更接近通信机器人, R_{35} 退出子联盟进入漫游搜索状态. 搜索过程中, 机器人逐渐接近目标, 最终在 $t = 65$ 时, R_{44} 搜索到 T_2 并声明搜索成功, 其他机器人退出子联盟, 同时进入漫游搜索状态继续搜索其他目标.

图6(f)中 $t = 65$, 同样也表示机器人探测到目标并广播目标信号, 并与较近的机器人组成子联盟. 图6(g)中显示了机器人对目标 T_7 的搜索, 在搜索过程中, 机器人有效地以较短路径避开了非凸障碍物, 具体的避障过程以 R_5 和 R_{50} 的轨迹所示.

群机器人按照基于目标响应函数的动态分工及本文提出的BSOA, TPEPSO方法对目标进行搜索, 最终在 $t = 200$ 时, 搜索到所有目标, 所有的目标及机器人的位置如图6(h)所示.

分别运用: BT, BE, BA, ST, SE, SA. 按照机器人数量 $N = 20, 40, 60, 80, 100$ 的顺序, 在上述环境中分别独立仿真30次. 统计每次独立运行完成所有目标搜索的迭代步数, 全体机器人的总运动距离——总能耗, 求取平均值, 对运行结果最大值、最小值、平均值进行比较, 得到对比数据如表5.

由表5可知随着参与目标搜索的机器人总数增加, 搜索总迭代步数逐渐减小, 总能耗逐渐增加: 将总迭代步数与总能耗的平均值为纵轴, 总机器人数为横轴, 对搜索效率及总能耗进行比较, 如图7所示. BT分别与BE, BA, ST, SE, SA比较, 其搜索效率分别提高5.32%, 11.25%, 21.30%, 26.11%, 30.31%, 总能耗分别减少4.17%, 15.05%, 20.47%, 23.99%, 28.75%.

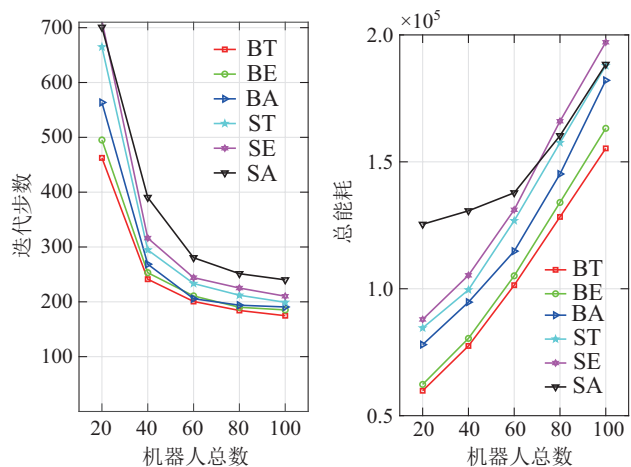


图7 多目标搜索迭代步数和能耗

Fig. 7 Iterative steps and energy consumption of multi-target search

表5 6种不同搜索模式下的搜索步数及能耗
Table 5 Search efficiency and energy consumption of six different search modes

N	搜索模式	总迭代步数			总送能耗($\times 10^4$)		
		最小	平均	最大	最小	平均	最大
20	BT	272	463	935	3.979	5.982	10.72
	BE	295	495	959	4.211	6.231	11.02
	BA	277	564	952	4.439	7.799	12.05
	ST	371	665	973	5.263	8.455	11.79
	SE	436	713	966	5.820	8.791	12.23
	SA	410	701	973	7.286	1.254	17.95
40	BT	192	241	333	6.431	7.747	10.55
	BE	203	253	416	6.553	8.044	12.59
	BA	194	269	350	7.010	9.472	12.01
	ST	223	295	412	7.795	9.956	13.20
	SE	236	316	483	8.063	10.53	15.63
	SA	278	390	520	9.569	13.07	17.98
60	BT	162	201	230	9.015	10.14	11.50
	BE	173	211	246	8.475	10.51	11.98
	BA	185	206	255	10.35	11.48	13.95
	ST	190	233	277	11.05	12.68	14.77
	SE	201	244	332	11.07	13.11	17.45
	SA	231	280	381	11.30	13.78	19.07
80	BT	160	184	212	11.82	12.83	14.43
	BE	166	190	228	11.32	13.40	15.51
	BA	169	194	222	12.92	14.52	16.67
	ST	179	212	242	13.77	15.75	18.10
	SE	191	225	270	14.23	16.60	19.77
	SA	219	251	327	13.90	16.03	20.73
100	BT	153	175	193	14.02	15.53	17.21
	BE	164	185	235	14.65	16.32	21.22
	BA	167	191	245	16.03	18.21	23.07
	ST	175	199	225	16.44	18.79	20.85
	SE	177	210	254	16.84	19.71	23.49
	SA	203	240	285	14.80	18.84	22.57

5.2 仿真结果分析

本文提出了一种边界扫描的避障方法(BSOA)及一种目标位置估计的粒子群算法(TPEPSO), 将其与传统的简化虚拟受力的循障策略(SVF)、扩展粒子群算法(EPFO)、自适应机器人蝙蝠算法(ARBA)综合比较, 可知BSOA搜索效率提高21.58%、总能耗减少19.11%; TPEPSO相比于EPFO, ARBA搜索效率分别提高5.72%, 11.35%, 总能耗分别减少4.30%, 12.73%, 且在机器人总数较少时, 仍保持较高搜索效率。

6 结论

本文考虑未知且包含凸障碍物和非凸障碍物的二维环境, 进行多目标搜索。优化搜索算法与避障策略, 对于搜索算法, 考虑群机器人搜索时的目标信号强度与目标位置的数值关系, 利用目标信号估计目标位置,

并与PSO算法结合, 得到目标位置估计的粒子群算法(TPEPSO), 该方法在保证不陷入局部最优的前提下, 进一步提高目标搜索效率; 对于避障方法, 将障碍物简化成两类, 并以不同的方式趋向某一边界点运动, 得到边界扫描的避障策略(BSOA), 策略在保证搜索范围的前提下, 提高了避障的效率。经仿真验证, 文中所提算法的搜索效率及搜索总能耗均优于传统的算法。

所提出的方法旨在提供一种可以广泛运用于未知环境下群机器人对特定目标的搜索方法, 例如运用于灾后搜救、雷区探雷、资源探寻等领域。但是标准的二维环境在现实中基本不存在, 而且目标可能是动态的, 同时在该模型中, 多目标搜索的分工是以机器人可根据目标信号区分不同目标为假设, 现有传感器中难以广泛地实现该功能, 因此今后的工作中可考虑在崎岖路面的三维环境或者三维空间, 动态目标的搜索, 同时在算法模型上进一步完善。

参考文献:

- [1] ZHAO Jian, ZHANG Xinti, LI Jiaming, et al. Research review of crowd intelligence 2.0. *Computer Engineering*, 2019, 45(12): 1-7. (赵健, 张鑫祺, 李佳明, 等. 群体智能2.0研究综述. *计算机工程*, 2019, 45(12): 1-7.)
- [2] NEDJAH N, JUNIOR L. Review of methodologies and tasks in swarm robotics towards standardization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 50: 100565.
- [3] BAKHSHIPOUR M, GHADI M, NAMDARI F. Swarm robotics search & rescue: a novel artificial intelligence-inspired optimization approach. *Applied Soft Computing*, 2017, 57: 708-726.
- [4] DIN A, JABEEN M, ZIA K, et al. Behavior-based swarm robotic search and rescue using fuzzy controller. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 70: 53-65.
- [5] EBEL H, EBERHARD P. Optimization-driven control and organization of a robot swarm for cooperative transportation. *IFAC-Papers OnLine*, 2019, 52(15): 115-120.
- [6] MASAR M. A biologically inspired swarm robot coordination algorithm for exploration and surveillance. *IEEE 17th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)*. San Jose, Costa Rica: IEEE, 2013: 271-275.
- [7] ALTSHULER Y, YANOVSKY V, WAGNER I, et al. The cooperative hunters-efficient cooperative search for smart targets using uav swarms. *Second International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO), the First International Workshop on Multi-Agent Robotic Systems (MARS)*. 2005: 165-170.
- [8] LUAN X, SUN Y. Research on cooperative encirclement strategy of multiple underwater robots based on wolf swarm algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*. UK: IOP Publishing, 2020, 1570(1): 012017.
- [9] CAI L, SUN Q. Multiautonomous underwater vehicle consistent collaborative hunting method based on generative adversarial network. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(3), DOI: 10.1177/1729881420925233.
- [10] PENDERS J, ALBOUL L, WITKOWSKI U, et al. A robot swarm assisting a human fire-fighter. *Advanced Robotics*, 2011, 25(1/2): 93-117.
- [11] KWA H, TOKIĆ G, BOUFFANAIS R, et al. Heterogeneous swarms for maritime dynamic target search and tracking. *Global Oceans 2020: Singapore - U.S. Gulf Coast*, 2020, DOI: 10.1109/IEEECON-F38699.2020.9389145.

- [12] CHERAGHI A, JANETE A, GRAFFI K. Robot swarm flocking on a 2d triangular graph. *2020 5th Asia-Pacific Conference on Intelligent Robot Systems (ACIRS)*. New York: IEEE, 2020: 154 – 162.
- [13] PENG Y, WANG N, DIAO Y, et al. Swarm robotics platform for intelligent interaction. *Virtual Reality & Intelligent Hardware*, 2019, 1(3): 316 – 329.
- [14] ALBINA K, LEE S. Hybrid stochastic exploration using grey wolf optimizer and coordinated multi-robot exploration algorithms. *IEEE Access*, 2019, 7: 14246 – 14255.
- [15] SENANAYAKE M, SENTHOORAN I, BARCA J, et al. Search and tracking algorithms for swarms of robots: a survey. *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, 75: 422 – 434.
- [16] XUE S, ZHANG J, ZENG J. Parallel asynchronous control strategy for target search with swarm robots. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2009, 1(3): 151 – 163.
- [17] ZHANG Yunzheng, XUE Songdong, ZENG Jianchao. Cooperative and competitive coordination in swarm robotic search for multiple targets. *Robot*, 2015, 37(2): 142 – 151.
(张云正, 薛颂东, 曾建潮. 群机器人多目标搜索中的合作协同和竞争协同. 机器人, 2015, 37(2): 142 – 151.)
- [18] GHANAATPISHE M, MOUSAVI S, ABEDINI M, et al. Following, surrounding and hunting an escaping target by stochastic control of swarm in multi-agent systems. *The 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation*. New York: IEEE, 2011: 576 – 581.
- [19] HUANG T, CHEN X, XU W, et al. A self-organizing cooperative hunting by swarm robotic systems based on loose-preference rule. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(1): 57 – 68.
- [20] ZHANG Hongqiang, ZHANG Jing, ZHOU Shaowu, et al. Hunting in unknown complex environments by swarm robots based on simplified virtual-force model. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(4): 665 – 674.
(张红强, 章兢, 周少武, 等. 基于简化虚拟受力模型的未知复杂环境下群机器人围捕. 电子学报, 2015, 43(4): 665 – 674.)
- [21] ZHOU Shaowu, ZHANG Xin, ZHANG Hongqiang, et al. Coordinated control of swarm robots for multi-target search based on simplified virtual-forced model. *Robot*, 2016, 38(6): 641 – 650.
(周少武, 张鑫, 张红强, 等. 基于简化虚拟受力模型的群机器人多目标搜索协调控制. 机器人, 2016, 38(6): 641 – 650.)
- [22] CAO X, SUN H, JAN G. Multi-auv cooperative target search and tracking in unknown underwater environment. *Ocean Engineering*, 2018, 150: 1 – 11.
- [23] LI J, TAN Y. A probabilistic finite state machine based strategy for multi-target search using swarm robotics. *Applied Soft Computing*, 2019, 77: 467 – 483.
- [24] TANG H, SUN W, YU H, et al. A multirobot target searching method based on bat algorithm in unknown environments. *Expert Systems with Applications*, 2020, 141: 112945.
- [25] RUAN Xiaogang, ZHOU Jing, ZHANG Jingjing, et al. Robot goal guide rrt path planning based on sub-target search. *Control and Decision*, 2020, 35(10): 2543 – 2548.
(阮晓钢, 周静, 张晶晶, 等. 基于子目标搜索的机器人目标导向RRT路径规划算法. 控制与决策, 2020, 35(10): 2543 – 2548.)
- [26] PUGH J, MARTINOLI A. Inspiring and modeling multi-robot search with particle swarm optimization. *IEEE Swarm Intelligence Symposium*. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2007: 332 – 339.
- [27] XUE Songdong. *Swarm robotic search for target: cooperative control techniques, strategies, and simulations*. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2009.
(薛颂东. 面向目标搜索的群机器人协调控制及其仿真研究. 兰州: 兰州理工大学, 2009.)
- [28] HE X, ZHOU S, ZHANG H, et al. Multiobjective coordinated search algorithm for swarm of uavs based on 3d-simplified virtual forced model. *International Journal of Systems Science*, 2020, 51(14): 2635 – 2652.
- [29] ZHANG Yunzheng, XUE Songdong, ZENG Jianchao. Dynamic task allocation with closed-loop adjusting in swarm robotic search for multiple targets. *Robot*, 2014, 36(1): 57 – 68.
(张云正, 薛颂东, 曾建潮. 群机器人多目标搜索中带闭环调节的动态任务分工. 机器人, 2014, 36(1): 57 – 68.)

作者简介:

王茂 硕士研究生, 目前研究方向为群机器人系统、群体智能优化算法, E-mail: wangmao.hnust@163.com;

周少武 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂系统的鲁棒控制、机器人学, E-mail: shaowuzhou@163.com;

张红强 讲师, 博士, 目前研究方向为群机器人系统、群体智能、优化和智能控制, E-mail: hongqiangzhang@hnust.edu.cn;

吴亮红 教授, 博士生导师, 目前研究方向为群体智能优化算法、智能调度, E-mail: lhwu@hnust.edu.cn;

周游 博士研究生, 目前研究方向为数字图像处理、机器人视觉、群机器人系统, E-mail: zhouyou613@163.com;

何昕杰 硕士研究生, 目前研究方向为群无人机系统、群体智能优化算法, E-mail: hnxinjiehe@163.com.