

8-15-2024

## An Improved Cat Swarm Optimization for Heterogeneous Multiple Mobile Robots

Liang Kang

*Engineering Training and Innovation Education Center, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China*

Yi Du

*School of Computer and Information Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China*

Lihua Yin

*Engineering Training and Innovation Education Center, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# An Improved Cat Swarm Optimization for Heterogeneous Multiple Mobile Robots

## Abstract

**Abstract:** At present, it is difficult to achieve the real homogeneity of the members of the multiple mobile robots. The existing swarm intelligence algorithm is also difficult to accommodate the heterogeneity of the team. Focusing on the heterogeneous cooperation of multiple mobile robots, the concept of mother and child robots is proposed. In order to realize the application of swarm intelligence algorithm in heterogeneous multiple mobile robots, the basic cat swarm algorithm is improved. The subdomain and neighborhood of cat swarm are defined, and eight improvements of cat swarm algorithm are proposed, including priority of search direction, extended trajectory tracking of robot, attraction of search space and candidate search area. The experimental results show that the concept of mother-child robot can realize the target search of heterogeneous multiple mobile robots, and can contain the heterogeneity of team members and verify the applicability and effectiveness of the improved cat swarm algorithm.

## Keywords

multiple mobile robots, cat swarm optimization, heterogeneous, sub-domain, search direction

## Recommended Citation

Kang Liang, Du Yi, Yin Lihua. An Improved Cat Swarm Optimization for Heterogeneous Multiple Mobile Robots[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1958-1968.

# 一种面向异质多移动机器人的改进猫群算法

康亮<sup>1</sup>, 杜奕<sup>2</sup>, 尹丽华<sup>1</sup>

(1. 上海第二工业大学 工程训练与创新教育中心, 上海 201209; 2. 上海第二工业大学 计算机与信息工程学院, 上海 201209)

**摘要:** 目前的多移动机器人群组很难做到成员的真正同质, 现有的群智能算法也很难包容团队的异质性。关注多移动机器人的异质性协同, 提出母子机器人概念。为实现群智能算法在异质多移动机器人中的应用, 改进了基本的猫群算法。定义了猫群的子域和邻域, 提出了搜索方向的优先级、机器人的扩展轨迹跟踪、搜索空间的吸引力和候选搜索区域等8个方面的猫群算法改进。实验结果表明: 母子机器人概念可以实现异质多移动机器人的目标搜索, 可以包容团队成员的异质性, 验证了改进猫群算法的适用性和有效性。

**关键词:** 多移动机器人; 猫群算法; 异质; 子域; 搜索方向

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)08-1958-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0783

**引用格式:** 康亮, 杜奕, 尹丽华. 一种面向异质多移动机器人的改进猫群算法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1958-1968.

**Reference format:** Kang Liang, Du Yi, Yin Lihua. An Improved Cat Swarm Optimization for Heterogeneous Multiple Mobile Robots[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1958-1968.

## An Improved Cat Swarm Optimization for Heterogeneous Multiple Mobile Robots

Kang Liang<sup>1</sup>, Du Yi<sup>2</sup>, Yin Lihua<sup>1</sup>

(1. Engineering Training and Innovation Education Center, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China;

2. School of Computer and Information Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

**Abstract:** At present, it is difficult to achieve the real homogeneity of the members of the multiple mobile robots. The existing swarm intelligence algorithm is also difficult to accommodate the heterogeneity of the team. *Focusing on the heterogeneous cooperation of multiple mobile robots, the concept of mother and child robots is proposed.* In order to realize the application of swarm intelligence algorithm in heterogeneous multiple mobile robots, the basic cat swarm algorithm is improved. *The sub-domain and neighborhood of cat swarm are defined, and eight improvements of cat swarm algorithm are proposed, including priority of search direction, extended trajectory tracking of robot, attraction of search space and candidate search area.* The experimental results show that the concept of mother-child robot can realize the target search of heterogeneous multiple mobile robots, and can contain the heterogeneity of team members and verify the applicability and effectiveness of the improved cat swarm algorithm.

**Keywords:** multiple mobile robots; cat swarm optimization; heterogeneous; sub-domain; search direction

收稿日期: 2023-06-29

修回日期: 2023-09-15

基金项目: 教育部科技发展中心中国高校产学研创新基金(2021ZYA03008)

第一作者: 康亮(1980-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为智能算法、移动机器人等。

## 0 引言

在自然界中, 一些动物群体通过交互协作, 能表现出来复杂的群体行为。于是人们考虑由多个机器人合作完成单个机器人无法或难以完成的工作。

但由于制造或磨损等原因, 多移动机器人不可能做到真正同质的机器人团队, 应该把异质性作为多机器人群组的基本出发点, 研究具有不同功能的异质机器人如何协同完成单一功能同质多机器人所不能或难以完成的复杂任务。多移动机器人的异质性研究, 目前国内公开的参考文献大多是传感器信息融合方面, 如文献[1-2]融合视觉传感器和激光传感器。国外公开的参考文献虽多于国内, 但也大多是研究异质性传感器<sup>[3-6]</sup>。关于结构异质性, 文献[7]利用异质结构机器人解决旅行商问题; 文献[8]通过添加旅行权重, 包含成本的不对称, 以此求解异质机器人TSP问题。

多移动机器人的协同问题为不同类型的优化问题, 然后设计和研究能有效求解这些优化问题的群体智能优化算法。目前, 群体智能算法<sup>[9-15]</sup>主要包括: 蚁群算法(ACO)、粒子群优化(PSO)、猫群算法(cat swarm optimization, CSO)、人工鱼群算法(artificial fish-swarm algorithm, AFSA)、蜜蜂交配优化(honeybee mating optimization, HBMO)、跳蛙算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)、萤火虫算法(glowworm swarm optimization, GSO)<sup>[16]</sup>、布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)、狼群算法(WCA)<sup>[17]</sup>等, 还有其他各种改进的群体智能算法等。

ACO利用蚂蚁信息素寻找最短路径提出。PSO受鸟群捕食启发提出。CSO结合猫的跟踪和搜寻行为提出。AFSA模拟鱼群自行寻找食物的方式。HBMO模拟蜂群交配行为提出。SFLA根据青蛙觅食时的种群变化提出。GSO受萤火虫闪烁进行食物寻觅和求偶交流提出。CS受布谷鸟寄生育雏启发提出。WOA仿生狼群的游走、追踪、

围捕、记忆等行为。这些群智能算法大多模拟自然界中生物信息系统而产生, 为求解复杂优化问题提供了有效方法。有的动态搜索能力强, 如ACO、HBMO等。有的深度搜索能力较强, 如WCA、CS等。

不过, 传统的群智能算法, 例如, ACO并不适用于多移动机器人<sup>[18]</sup>, 因为群组中的机器人成员很难做到真正同质, 而且算法基本都需要该群组的全局信息。在实际中, 两者的实现都是很困难的, 因此, 需要使用改进的群体智能算法。

猫群算法在2006年被提出, 迄今为止, 猫群算法已经得到了重大发展<sup>[19]</sup>, 很多学者对该算法提出了修改。文献[20]提出的并行版本猫群算法在于将种群分为各子群, 同时消除最差方案实现算法的快速优化。文献[21]为提高算法搜索速度在猫群算法中加入投食机制, 加强局部搜索能力的同时, 却也可能陷入局部极值。文献[22]使用猫群算法解决了高校排课的问题。为解决多准则优化问题, 文献[23]结合Borda数排序对猫群算法进行了修改。

不过, 基于猫群算法对异质多移动机器人进行群组控制的文献暂时还没有找到。本文选择猫群算法是因为其修改简单, 有在异质群组机器人硬件本体实现的可能。

对于异质多移动机器人的协同问题, 近年来该领域研究逐渐从多机器人路径规划、编队等传统研究课题转向目标搜索、多机器人停驻等问题。

这类目标搜索应用可以理解为定位未知标量物理场的极值问题。通过求解优化问题的极值, 异质多机器人可以承担以下任务: 检测区域的放射性; 化学、生物或其他污染区域; 恶性藻类造成的破坏; 温度和海水盐度, 以及其他类似任务<sup>[24]</sup>。异质多移动机器人的目标搜索问题, 在于机器人单体并非真正同质。如何协同异质机器人在不同类型环境, 找到各种类型问题的目标极值, 是群智能算法要考虑改进的。

针对异质多移动机器人目标搜索的极值问题,

本文提出母子机器人概念，使用改进后的猫群算法对异质群组机器人进行控制。

为验证改进猫群算法的性能，本文选择具有多个全局极值和多个局部极值的非线性多模态测试函数。这类函数因存在很多局部最优陷阱，使得算法很难找到需要定位的目标，通常被认为是搜索算法很难处理的复杂多模态问题，可以用来检验改进算法的有效性和适用性。

## 1 异质多移动机器人

异质多移动机器人的优势在于能够根据具体的任务，分配不同能力的机器人去完成。协作研究的关键问题是异质团队中能力不同的各成员间如何彼此适应，如何展开有效合作。

### 1.1 母子机器人

根据大小、功能和数量的不同，本文划分异质团队成员为母机器人和子机器人。母机器人携带一定的 $|M|$ 大型的机器人本体 $s_i$ ,  $i \in [1: |M|]$ , 为母机器人，程序中设为M型机器人。母机器人携带一定数量 $|C|$ 的小型子机器人 $s_{i,j}$ ,  $j \in [1: |C|]$ , 程序中设为C型机器人。在母机器人 $s_i$ 周围距离 $\delta_x$ 内，这些子机器人 $s_{i,j}$ 可以测量物理场的标量值 $\phi(X) = \phi(x_1, x_2)$ 。图1中正方形 $\bar{\omega}_i$ 为母机器人的子域。子域内，M型 $s_i$ 的C型 $s_{i,j}$ 可执行的搜索次数是有限且相等的。C型的定位结果为相应的M型所共享。每个M型也可以执行测试(在其停止点)，其总数不超过 $n_M = \hat{i}$ (算法搜索次数下文)。

本文考虑的搜索空间 $R^2$ ，假定M型和C型的测试结果准确，也就是说，它们在测试点处搜索的物理值 $\phi(X)$ 不会因噪声或误差而失真。机器人确定其坐标 $x_1, x_2$ ，并且误差比 $\delta_x$ 要小很多，可以忽略这些误差。

### 1.2 邻域

机器人 $s_i$ 的邻域 $\Omega_i$ 是搜索空间中的点集，这些点与机器人 $s_i$ 的几何距离不超过 $r_x$ 。在这个距

离内，机器人之间的信息交互能保持畅通。邻域内的其他机器人属于该M型的邻居，构成该M型的“邻居”集合 $N_i$ 。 $|N_i|$ 表示M型的邻居数量(图2)。

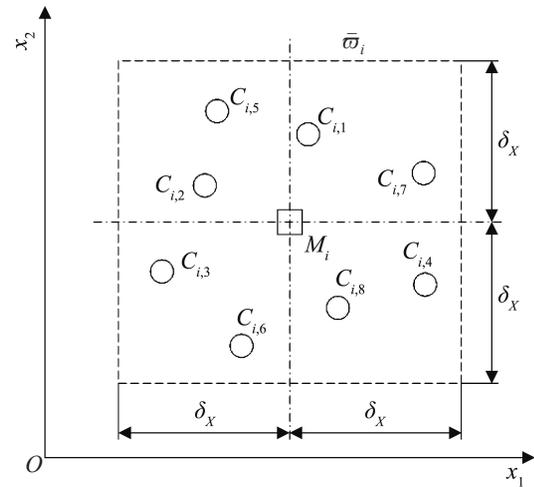


图1 母机器人 $s_i = M_i$ 子域 $\bar{\omega}_i$ 中的子机器人 $s_{i,j} = C_{i,j}$   
Fig. 1 Child robot  $s_{i,j} = C_{i,j}$  in parent robot  $s_i = M_i$  subdomain  $\bar{\omega}_i$

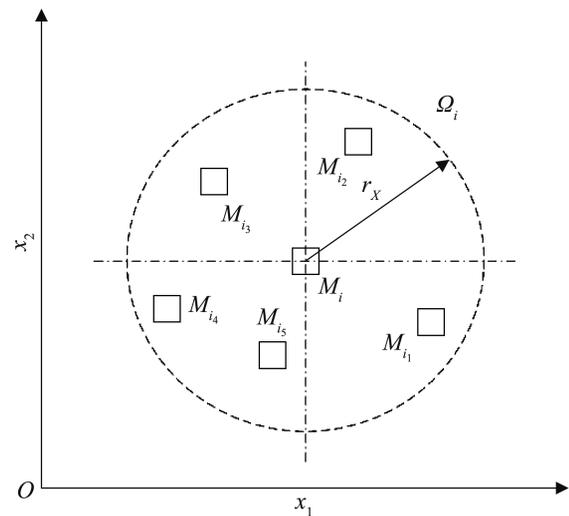


图2 机器人 $s_i = M_i$ 的邻域 $\Omega_i$   
Fig. 2 Neighborhood  $\Omega_i$  of the robot  $s_i = M_i$

每个M型 $s_i$ 会保存自身轨迹，即搜索空间中进行测试的各点坐标以及测试结果(函数值 $\phi(X)$ )。此外，该机器人 $s_i$ 还保存其C型 $s_{i,j}$ ,  $j \in [1: |C|]$ 的踪迹。C型轨迹和M型自身轨迹构成该M型 $s_i$ 的扩展轨迹。在目标搜索时，每个M型都从其邻居

接收信号并保存这些机器人的扩展轨迹。

### 1.3 搜索

如果M型在子域 $\delta_x$ 范围内测试值 $\phi(X)$ 没达到目标搜索精度, 则它将更改搜索区域并移动到尚未被其自身及其邻居搜索的区域。系统中定位为最近的矩形子域附近。如果两个母机器人之间的距离小于预定值 $\rho_x$ , 则这些机器人彼此“商定”哪些继续在该区域搜索, 哪些移至另一个区域搜索。终止搜索的标准是每个M型完成给定数量的迭代次数 $\hat{t}$ 。全部的M型会将保存的所有轨迹信息传输到控制中心。

本文把机器人搜索空间的研究区域记为:  $\Pi = \{X | X^- \leq X \leq X^+ \} \in R^2$ , 其中,  $X^- = (x_1^-, x_2^-)$ ,  $X^+ = (x_1^+, x_2^+)$ 是搜索区域边界;  $t$ 为搜索的当前迭代次数;  $X_i(t) = X_i = (x_{i1}, x_{i2})$ 是机器人的当前位置;  $X^*$ 是该机器人搜索到的最佳坐标向量。搜索空间 $\Pi$ 的对角线长度用 $d$ 表示。

不失一般性, 将异质群组机器人的目标搜索定义为极值问题(极大或极小)。

$$\text{extr}_{X \in \Pi \subset R^2} (\phi(X)) = \phi(X^*) = \phi^*$$

式中:  $\text{extr}()$ 为数值函数的集合;  $*$ 表示极值, 可以是极大值也可以是极小值。

## 2 基本的猫群算法

将母子机器人概念初步应用于基本的猫群算法。猫群算法的操作分三个阶段: 初始化、搜索、跟踪。

### 2.1 初始化

种群的初始化根据以下方案进行:

- (1) 初始化算法的自由参数。
- (2) 在搜索区域 $\Pi$ 中创建均匀分布的猫群 $s_i$ 种群  $S = \{s_i, i \in [1: |S|]\}$ ;  
 $X_i^0 \in \Pi, i \in [1: |S|]$ 。
- (3) 设猫 $s_i$ 的初始速度 $\Delta X_i^0, i \in [1: |S|]$ 均匀随

机分布。初始速度范围  $\Pi_{\Delta} = \{\Delta X | \Delta X^- \leq \Delta X \leq \Delta X^+ \} \in R^2$ 。二维向量的 $\Delta X^-$ ,  $\Delta X^+$ 是算法的自由参数;  $\Delta X^- = (\Delta x_1^-, \Delta x_2^-)$ ,  $\Delta X^+ = (\Delta x_1^+, \Delta x_2^+)$ 。

(4) 随机设定处于搜索状态的猫的数量, 其余猫则是跟踪状态。

(5) 对于每只猫 $s_i \in S$ , 计算适应度函数的值 $\phi_i^0 = \phi(X_i^0)$ , 并找到具有该函数最小值 $\phi_{\min}$ 和最大值 $\phi_{\max}$ 的猫,  $i \in [1: |S|]$ 。

### 2.2 搜索

猫在搜索模式下的行为由两个自由参数 $n_c$ 和 $\delta_x$ 确定, 类似于猫群算法的记忆池和变化域。每只猫 $s_i$ 的搜索过程如下:

(1) 在母猫 $s_i$ (母机器人)的当前坐标位置 $X_i$ , 创建 $n_c$ 个子猫(子机器人) $X_{i,j}, j \in [1: n_c]$ 。

(2) 根据以下表达式更改 $n_c$ 中每个子猫的位置:  $X'_{i,j} = (1 + U_2(-1, 1)\delta_x)X_{i,j}$ 。

其中,  $U_2(-1, 1)$ 是在 $[-1, 1]$ 区间内均匀分布的随机二维向量。

(3) 计算子猫的适应度函数值 $\phi_{i,j} = \phi(X'_{i,j})$ , 并找到这些子猫的最大值 $\phi_i^{\text{best}}$ 和最小值 $\phi_i^{\text{worst}}$ 。

(4) 计算子猫的位置概率

$$p_{i,j} = \frac{\phi_{i,j} - \phi_i^{\text{worst}}}{\phi_i^{\text{best}} - \phi_i^{\text{worst}}}, j \in [1: n_c] \quad (1)$$

(5) 根据概率大小, 选择子猫新位置 $X'_{i,j}$ 和母猫新位置 $X'_i$ 。

### 2.3 跟踪

根据搜索结果, 每只猫 $s_i, i \in [1: |S|]$ 的跟踪过程由以下步骤确定:

(1) 根据寻优公式更新猫的速度(坐标增量)

$$\Delta X'_i = \Delta X_i + cU_2(0; 1)(X^{\text{best}} - X_i) \quad (2)$$

式中:  $c$ 为常数(算法的自由参数);  $X^{\text{best}}$ 为当前最优猫的位置。

(2) 检查坐标增量 $\Delta X'_i$ 是否在可接受的值范围:  $\Delta x'_{i,k} \in [\Delta x_k^-, \Delta x_k^+], k = 1, 2$ 。如果超限, 则将速度设置为最大允许值; 否则进行步骤(3)

(3) 更新猫的位置

$$X'_i = X_i + \Delta X'_i \quad (3)$$

### 3 猫群算法的改进

#### 3.1 母机器人的邻域

类似于人的社交空间，每个机器人应该有自己的邻域范围，保证算法可实施。

算法的母机器人邻域使用接近性概念。猫群搜索空间  $R^2$  中  $M$  型的邻域拓扑由范数  $\|X_i - X_j\|_E$ ， $i, j \in [1: |S|]$  确定。因此， $M$  型  $s_i \in S$  的邻居集  $N_i(t) = N_j$ ，需满足：

$$\left\{ X_j \mid \|X_i - X_j\|_E \leq r_X, s_j \in S \right\}$$

其中： $\|X_i - X_j\|_E$  为两个  $M$  型的邻域拓扑欧几里得范数距离。

#### 3.2 母机器人的跟踪和扩展跟踪

猫群的跟踪模式使得每个母机器人需要跟踪的位置不仅有自身，还有子机器人，扩展了机器人视野。

$M$  型  $s_i$ ， $i \in [1: |S|]$  的跟踪  $tr_i(t)$ ，包括了其在搜索空间中所有位置的集合，以及每个机器人对应的测试值，表示为  $tr_i(t) = tr_i = \{(X_i(\tau), \phi_i(\tau)), \tau \in [0: t]\}$ 。同样，可以定义该机器人的扩展跟踪轨迹  $tr_i(t)$ ： $tr_i(t) = \{tr_i(t) \cup (X_{i,j}, \phi_{i,j}), j \in [1: n_c(t)]\}$ ，在这里， $\phi_{i,j} = \phi(X_{i,j})$ ， $n_c(t) \in [0: n_c]$  为  $t$  时刻  $M$  型  $s_i$  派遣的  $C$  型  $s_{i,j}$  的测试函数值。

#### 3.3 母机器人的搜索方向

在众多的位置里，母机器人需要选择搜索方向，以尽快找到目标。

如果母机器人的两个位置  $(X_{i_1}, \phi_{i_1}) (X_{i_2}, \phi_{i_2})$  满足  $\phi_{i_1} > \phi_{i_2}$ ，可以计算这两个位置是否“接近”区域  $\Pi_i$ 。以极大值搜索为例，如果射线  $(X_{i_2}, X_{i_1}, \infty)$  穿过区域  $\Pi_i$ ，则由这两个点确定的区域  $\Pi_i$  方向被

认为是优先选择的搜索方向(图3)。这是因为，由于测试值  $\phi_{i_1} > \phi_{i_2}$ ，在  $(X_{i_2}, X_{i_1}, \infty)$  的射线方向上搜索值  $\phi(X)$  呈现增加趋势，使得母机器人有可能在射线相交的区域  $\Pi_i$  中找到搜索的目标极值。图3示例， $m=8$ ； $m_i=4$ ； $\phi_{i_k} > \phi'_{i_k}$ ， $k \in [1:4]$ ； $\phi_{i_k} < \phi'_{i_k}$ ， $k \in [5:8]$ 。

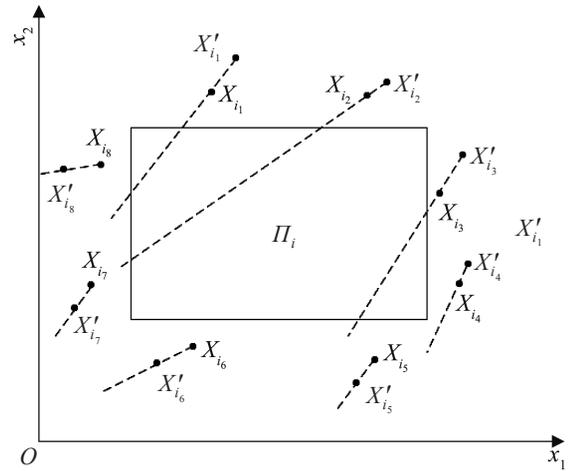


图3 搜索方向的确定

Fig. 3 Determination of search direction

图3中  $m_i$  方向的数量由以下方案确定：

- (1) 根据  $m = \min(\bar{m}, |tr_i(t)|)$  找到轨迹线  $tr_i(t)$  的位置  $(X_{i_1}, \phi_{i_1}), (X_{i_2}, \phi_{i_2}), \dots, (X_{i_m}, \phi_{i_m})$ ，其到区域  $\Pi_i$  中心  $X_i^c$  的距离最小。
- (2) 对每一个位置  $X_{i_j}$ ，在扩展跟踪  $tr_i(t)$  中找到最近的位置  $(X'_{i_j}, \phi'_{i_j})$ ， $j \in [1: m]$ 。
- (3) 计算由位置  $(X_{i_j}, \phi_{i_j}), (X'_{i_j}, \phi'_{i_j}), j \in [1: m]$  确定的射线方向  $\Pi_i$ ， $m_i$  表示这些射线方向的数量。

#### 3.4 区域 $\Pi_i$ 的吸引力

每一块搜索空间，对于机器人都有不同的吸引力，使得机器人可以避开或前往。

计算区域  $\Pi_i$  对于机器人的吸引力，赋予该区域候选对象称为吸引力  $a_i$  的特征。区域吸引力大小为

$$a_i = \lambda \frac{d_i}{d} + (1 - \lambda) \frac{m_i}{m} \quad (4)$$

式中:  $d_i$ 为矩形  $\Pi_i$ 的对角线;  $d$ 为整个搜索空间  $\Pi$ 的对角线;  $\lambda$ 为权重系数(算法的自由参数)。式(4)表示区域  $\Pi_i$ 的吸引力与其相对直径  $d_i$ 、以及优先区域的相对数量成正比。不难看出,  $\lambda$ 接近于1的值将使搜索多样化, 而接近于0的值则使搜索更加集中。该系数也可以在搜索过程中自适应地变化, 从而使得搜索方向自适应变化。

### 3.5 区域 $\Pi_i$ 候选对象

搜索空间的位置区域, 可以根据对目标搜索的影响, 进行排序候选, 实现机器人快速找到最佳路径。

在搜索空间  $\Pi$ 中处于位置  $X_i(t)$ 的母机器人  $s_i$ ,  $i \in [1: |S|]$ , 可以选择最邻近的未探索子区域  $\Pi_i$ 。如果该机器人的延伸射线具有足够的优先选择, 则M型  $s_i$ 会选择其中一个区域  $\Pi_i$ 。本文分3个阶段进行选择。

第一阶段: 寻找区域  $\Pi_i$ 的候选对象。

(1) 以升序对机器人系统中所有扩展轨迹坐标  $x_1$ 进行排序:  $x_1^-, x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^+$ 。同样, 对坐标  $x_2$ 进行排序:  $x_2^-, x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^+$ 。

(2) 在第一个排序列表中找到一对差值  $x_1^{k+1} - x_1^k$ 最大的坐标  $(x_1^k, x_1^{k+1})$ 。同理, 找到另一对坐标  $(x_2^l, x_2^{l+1})$ 。作为候选  $\tilde{\Pi}_{i,1}$ , 选择一个矩形, 其顶点为指示的点。计算矩形区域  $\tilde{\Pi}_{i,1}$ 的对角线  $\tilde{d}_{i,1}$ 及其中心坐标  $\tilde{X}_{i,1}^c$ 。

(3) 同理, 计算找到区域  $\tilde{\Pi}_{i,2}, \tilde{\Pi}_{i,3}, \dots, \tilde{\Pi}_{i,e}$ , 并确定其对角线和中心坐标。当满足条件  $\tilde{d}_{i,e} = d(\tilde{\Pi}_{i,e}) < 2\delta_x$ 时, 结束此过程。

第二阶段: 去除超限的  $\Pi_i$ 候选对象。

从候选集  $\tilde{\Pi}_{i,1}, \tilde{\Pi}_{i,2}, \dots, \tilde{\Pi}_{i,e}$ 中, 排除速度超限的子域  $(\tilde{X}_{i,j}^c - X_i) \in \Pi_\Delta$ 。剩下区域用  $\Pi'_{i,1}, \Pi'_{i,2}, \dots, \Pi'_{i,r}$ 表示。

第三阶段: 从候选集  $\Pi'_{i,1}, \Pi'_{i,2}, \dots, \Pi'_{i,r}$ 中选择区域  $\Pi_i$ 。

如果指定的候选区域集为空(即  $r=0$ ), 则跳

过, 将母机器人保留在其当前位置; 否则(即  $r>0$ ), 确定每个区域  $\Pi'_{i,j}$ 的吸引力  $a'_{i,j}$ , 并根据吸引力大小, 选择区域  $\Pi_i$ ,  $j \in [1:r]$ 。

### 3.6 母机器人相互接近的行为准则

考虑实际应用, 需设定M型之间的接近准则。

为避免碰撞, 规定M型  $s_{i_1}, s_{i_2} \in S$ 在搜索空间中的几何距离需小于  $\rho_x$ , 即  $\|X_{i_1} - X_{i_2}\| < \rho_x$ 。在这种情况下, 机器人  $s_{i_1}, s_{i_2}$ 的行为规则如下:

(1) 根据M型  $s_{i_1}, s_{i_2}$ 的区域  $\Pi_{i_1}, \Pi_{i_2}$ 确定其吸引力  $a_{i_1}, a_{i_2}$ , 并相互交换信息。

(2) 如果  $a_{i_1} > a_{i_2}$ , 则M型  $s_{i_1}$ 以跟踪模式移动到区域  $\Pi_{i_1}$ 的中心, M型  $s_{i_2}$ 继续以搜索模式进化。否则, M型  $s_{i_2}$ 以跟踪模式移动到区域  $\Pi_{i_2}$ 的中心, M型  $s_{i_1}$ 将在搜索模式下继续进化。

### 3.7 子机器人释放

每个母机器人释放子机器人都需要考虑何时释放、哪里释放、释放多少, 以避免无效多余动作。

释放子机器人时, M型  $s_i \in S$ 要选择释放时间  $t_{i,1}, t_{i,2}, \dots, t_{i,e}$ 和释放数量  $n_C(t_{i,1}), n_C(t_{i,2}), \dots, n_C(t_{i,e})$ 。在  $t_{i,j}$ 时刻, 当满足式(5)非零, 才可以释放子机器人着陆:

$$n_C(t_{i,j}) = \begin{cases} \lceil a_i \rceil, & \lceil a_i \rceil \geq n_C^{\text{rem}}(t_{i,j}) \\ n_C^{\text{rem}}(t_{i,j}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $n_C^{\text{rem}}(t_{i,j})$ 为到时间  $t_{i,j}$ 为止, M型  $s_i$ 剩余的子机器人数量;  $\lceil \cdot \rceil$ 为最接近整数的符号。因此, C型的释放数量  $n_C(t_{i,j})$ 与该区域  $\Pi_i$ 的吸引力  $a_i$ 成正比。区域的吸引力越大, C型释放的也越多。

### 3.8 机器人信息共享

单个机器人个体实现信息的共享交互, 整个种群才能快速搜索到目标。

每次迭代要前进时, 相邻机器人之间彼此交

换信息。每个机器人 $s_i \in S$ 执行以下操作：

(1) 将保存的所有机器人扩展轨迹 $tr_i(t)$ ，共享给该集合 $N_i$ 的所有机器人。

(2) 从集合 $N_i$ 中的其他机器人接收同样类似的共享信息。

显然，在技术实现中，可以通过消除重复传输使得机器人交换的信息量显著减少。

## 4 实验分析

### 4.1 算法方案

step 1: 种群初始化。

种群初始化是根据基本猫群算法的方案进行的，所不同的是将所有机器人 $|S|$ 都定义为搜索状态。在确保搜索函数 $\phi(X)$ 极值定位精度下，初始化机器人子域 $\delta_X$ 数值。

step 2: 算法的搜索。

改进算法的搜索模式与基本猫群算法的不同之处在于，并不是所有 $n_C$ 的子机器人都参与本地搜索。如果M型 $s_i$ 在 $t_{i,1}, t_{i,2}, \dots, t_{i,e}$ 时刻释放子机器人，则由于C型不可逆，所以需要保证以下等式成立：

$$n_C(t_{i,1}) \cup n_C(t_{i,2}) \cup \dots \cup n_C(t_{i,e}) = n_C$$

step 3: 算法的跟踪。

与基本猫群算法相比，改进猫群算法的跟踪模式发生了很大变化。

在以下两种情况下，M型可以进入跟踪模式：

(1) 搜索模式下，当测试函数在所有 $n_C(t)$ 位置上的差值不超过设定标准 $\delta_\phi$ 时，可以进入跟踪模式。这种情况被认为在母机器人子域 $\delta_X$ 范围内已找到既定任务的目标极值。

(2) 当两个M型之间的几何距离小于设定标准 $\rho_X$ 时，执行接近的行为准则，进入跟踪模式。

跟踪模式下的母机器人 $s_i$ 根据式(6)移动到下一个坐标位置。

$$X_i(t+1) = X_i^c + d_i N_2(0, \sigma) \quad (6)$$

式中： $X_i^c$ 为该区域 $\Pi_i$ 的中心； $N_2(0, \sigma)$ 为均值为0，标准差为 $\sigma$ 的随机数二维向量。仅当区域 $\Pi_i$ 足

够大，即满足不等式 $d_i > 2\delta_X$ 时才发生运动。式(6)确保了在任何情况下，M型 $s_i \in S$ 都不会超过区域 $\Pi$ 的边界。不过，M型的C型 $s_{i,j}, j \in [1: n_C]$ 有可能违反该限制 $X_{i,j} \in \Pi$ 。

### 4.2 实验描述

为验证异质母子机器人用改进猫群算法的有效性，实验研究进行了多次目标极值搜索。实验中母子机器人的感知范围和角色变化，可以根据目标任务和设备情况，针对性地设定角色转换和感知范围。

考虑后续实践的方便，本文实验设备是联想笔记本X230，采用MATLAB 2018A为仿真软件。

定义算法的自由参数： $|S|=10$ ； $\delta_X = \rho_X = \Delta x_i = d/100$ ； $i=1, 2$ ； $r_X \approx d/10$ ； $n_C=25$ ； $\hat{t}=100$ ； $\sigma = d/1000$

$\delta_\phi = 0.01(\phi_{\max} - \phi_{\min})$ ，根据既定任务的不同，可预估物理场的测试函数最大和最小可能值 $\phi_{\max}, \phi_{\min}$ 。确定母机器人的速度限制 $\Delta x_{i,k}^- = 0.5x_k^-$ ， $\Delta x_{i,k}^+ = 0.5x_k^+$ ， $i \in [1: |S|]$ ， $k=1, 2$ 。

本文选择2个典型的具有多个全局极值和多个局部陷阱的非线性多模态目标函数，对改进的猫群算法测试。

(1) Himmelblau函数 $x_k^- = -6$ ， $x_k^+ = 6$ ， $k=1, 2$ ；

(2) Rastrigin函数 $x_k^- = -0.5$ ， $x_k^+ = 0.5$ ， $k=1, 2$ 。

### 4.3 实验结果

Himmelblau函数有4个不同的全局极值。Rastrigin函数在全局极值旁边有很多局部极值。测试函数的峰形呈现高低起伏不定，对于本文算法的目标搜索，是很好的检验。图4是Himmelblau函数在算法搜索 $\hat{t}=50, 75, 100$ 后，不同 $\lambda=0.25, 0.5$ 下的目标极值定位概率。

算法结束的标准是考虑机器人搜索值和函数极值之间的接近程度。误差小于 $\delta_\phi$ 时，搜索停止。实验中发现，较小的 $\lambda$ 值会加剧搜索集中，而较大的 $\lambda$ 值会使搜索多样化。

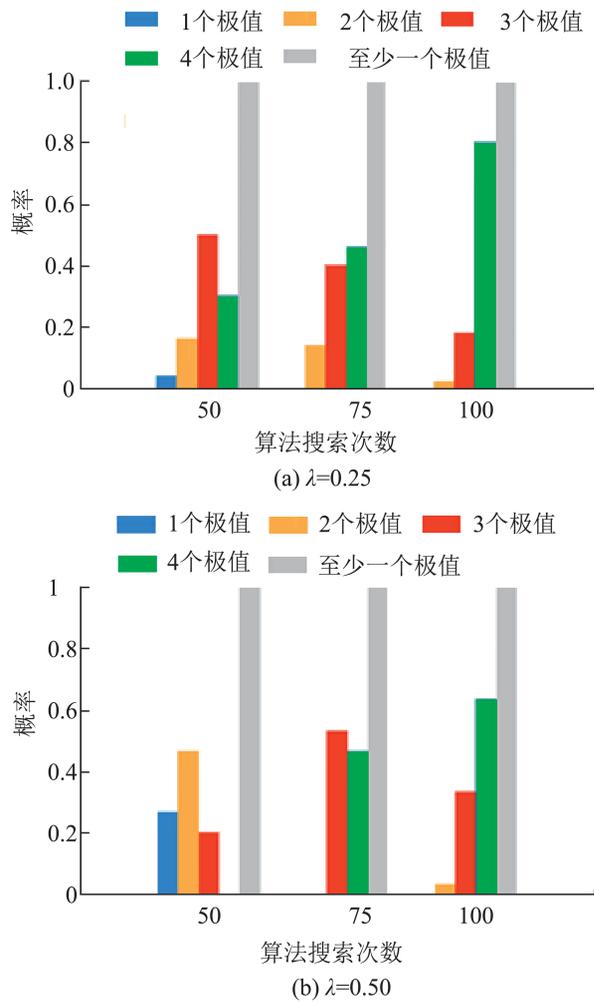


图4 Himmelblau函数的目标定位概率  
Fig. 4 Positioning probability of the Himmelblau function

从图4可以看出, 异质母子机器人应用改进猫群算法, 搜索Himmelblau函数的4个目标, 无论搜索次数多少都能至少找到1个全局极值。4个目标极值的定位概率最高达到80%。如果群组机器人的任务是至少搜索到一个目标极值, 则定位概率会达到100%。

图5是基于 $\delta_\phi$ 和 $\delta_x$ 两个标准进行的Rastrigin函数目标搜索。该函数在设定的搜索区域有1个全局极值和8个局部极值。

实验结果表明, 异质母子机器人应用改进的猫群算法, 即使工作空间存在局部极值陷阱, 也可以通过较小的迭代次数(50, 75)搜索找到目标的全局极值。全局极值的定位概率接近于100%。通

过图5(a), (b)的对比可以知道, 对于这种具有多重局部极值的物理场, 选择较大的 $\lambda$ 参数, 会使得机器人有更大概率找到目标极值。

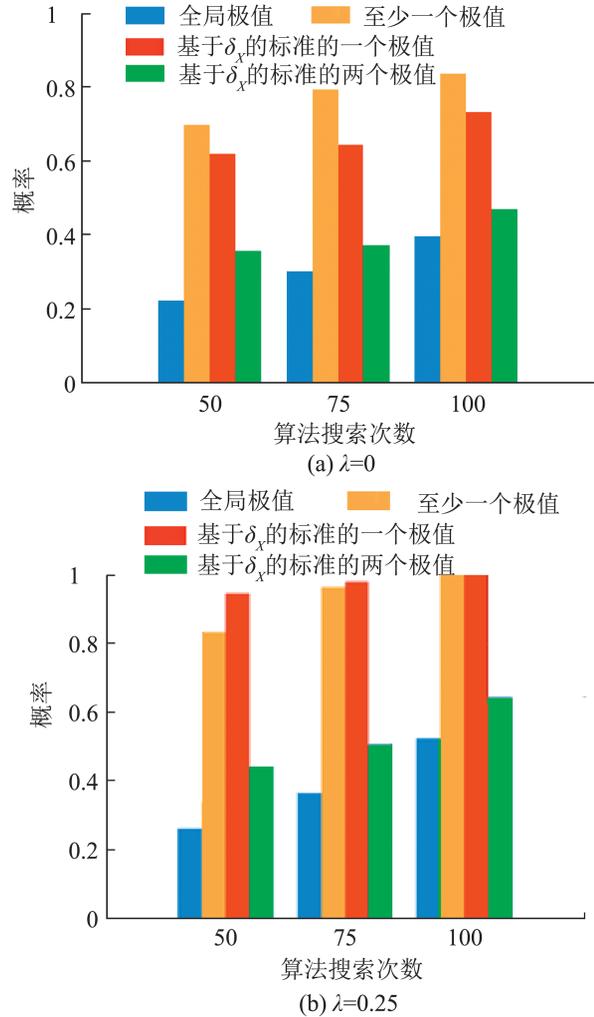


图5 Rastrigin函数的目标定位概率  
Fig. 5 Positioning probability of the Rastrigin function

为与其他改进猫群算法进行更全面的比较, 本文选择搜索测试函数CF1~CF6的极值。表1列出了CF1~CF6的函数公式和理论极值。这里选择比较的其他猫群算法是原始CSO<sup>[25]</sup>、SCSO(sand cat swarm optimization)<sup>[26]</sup>、MCSO(modified cat swarm optimization)<sup>[27]</sup>。从表2的测试结果可以得知, 本文改进猫群算法的性能, 在准确性和稳定性方面, 总体上要优于其他改进猫群算法。

表 1 测试函数 CF1-CF6  
Table 1 Test function of CF1-CF6

Name	Definition	Global Minimum $X^*$
CF1	$f(X) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$X^* = (0, \dots, 0)$
CF2	$f(X) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{1/D \sum_{i=1}^D x_i^2} - \exp(1/D \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i))\right) + 20 + \exp(1)$	$X^* = (0, \dots, 0)$
CF3	$f(X) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2]$	$X^* = (1, \dots, 1)$
CF4	$f(X) = 10D + \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \times \cos(2\pi x_i)]$	$X^* = (0, \dots, 0)$
CF5	$f(X) = \sin^2(\pi x_i) + \sum_{i=1}^{D-1} [(w_i - 1)^2 (1 + 10 \times \sin^2(\pi w_i + 1))] + (w_d + 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi w_d)]$ $w_i = 1 + (x_i - 1)/4, i = 1, \dots, d$	$X^* = (1, \dots, 1)$
CF6	$f(X) = \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 - \sum_{i=2}^D x_i x_{i-1}$	$X_i^* = i(D + 1 - i), i = 1, \dots, D$

表 2 猫群算法在 CF1~CF6 测试结果的最小值、中间值、均值和标准差  
Table 2 Min, median, mean and std of all recorded at the CF1-CF6 of other CSO

		CF1	CF2	CF3	CF4	CF5	CF6
最小值	CSO	$1.554 6 \times 10^{-11}$	1.875 8	<b><math>1.594 9 \times 10^{-5}</math></b>	$1.831 7 \times 10^2$	$1.812 3 \times 10^2$	$4.286 4 \times 10^3$
	SCSO	$1.498 8 \times 10^{-28}$	1.373 3	$6.113 5 \times 10^{-5}$	$1.622 8 \times 10^2$	$1.850 3 \times 10^2$	$1.357 0 \times 10^4$
	MCSO	$1.182 7 \times 10^{-150}$	$7.539 5 \times 10^{-15}$	$1.600 5 \times 10$	<b><math>1.780 9 \times 10</math></b>	<b><math>9.323 3 \times 10^{-33}</math></b>	$7.476 5 \times 10^2$
	本文 CSO	<b>0</b>	<b><math>4.340 9 \times 10^{-16}</math></b>	$1.817 7 \times 10^{-4}$	$8.138 7 \times 10$	<b><math>9.403 3 \times 10^{-33}</math></b>	<b><math>3.137 3 \times 10^{-1}</math></b>
中间值	CSO	$1.835 7 \times 10^{-99}$	4.137 9	$2.278 7 \times 10^1$	$4.118 1 \times 10^2$	$1.438 1 \times 10^3$	$5.053 9 \times 10^3$
	SCSO	$4.518 4 \times 10^{-27}$	3.437 5	<b><math>1.961 1 \times 10^1</math></b>	$4.337 2 \times 10^2$	$5.941 6 \times 10^3$	$1.467 0 \times 10^4$
	MCSO	$1.348 5 \times 10^{-14}$	<b><math>1.475 5 \times 10^{-14}</math></b>	$2.919 5 \times 10^1$	<b><math>3.870 3 \times 10^1</math></b>	<b><math>9.323 3 \times 10^{-33}</math></b>	$7.057 9 \times 10^3$
	本文 CSO	<b>0</b>	1.501 5	2.081 6	$1.323 2 \times 10^2$	$1.110 7 \times 10$	<b><math>2.102 9 \times 10^3</math></b>
均值	CSO	$1.402 4 \times 10^{-91}$	5.336 4	$5.639 8 \times 10^1$	$4.971 0 \times 10^2$	$2.130 0 \times 10^3$	$5.264 9 \times 10^3$
	SCSO	$9.157 3 \times 10^{-21}$	4.524 1	$4.037 0 \times 10^3$	$5.439 5 \times 10^2$	$6.304 3 \times 10^3$	$1.437 0 \times 10^4$
	MCSO	<b><math>2.588 3 \times 10^{-143}</math></b>	3.477 5	$1.417 9 \times 10^2$	<b><math>4.121 5 \times 10^1</math></b>	<b><math>2.101 4 \times 10^{-32}</math></b>	$8.507 8 \times 10^3$
	本文 CSO	$9.445 3 \times 10^{-105}$	<b><math>1.687 5</math></b>	<b><math>5.631 4</math></b>	$1.417 1 \times 10^2$	$2.527 7 \times 10^1$	<b><math>2.324 5 \times 10^3</math></b>
标准差	CSO	$1.028 5 \times 10^{-90}$	4.135 4	$1.221 8 \times 10^2$	$2.710 3 \times 10^2$	$2.154 9 \times 10^3$	$8.475 2 \times 10^2$
	SCSO	$6.544 7 \times 10^{-20}$	4.128 0	$2.858 5 \times 10^4$	$3.513 3 \times 10^2$	$4.316 4 \times 10^3$	<b><math>3.472 3 \times 10^{-2}</math></b>
	MCSO	<b><math>1.548 7 \times 10^{-14}</math></b>	6.455 1	$4.873 1 \times 10^2$	<b><math>1.778 8 \times 10^1</math></b>	<b><math>2.431 0 \times 10^{-32}</math></b>	$7.043 5 \times 10^3$
	本文 CSO	$2.888 1 \times 10^{-10}$	<b><math>7.690 8 \times 10^{-1}</math></b>	<b><math>5.688 3</math></b>	$3.010 4 \times 10^1$	$3.666 6 \times 10^1$	$3.021 5 \times 10^3$

## 5 结论

本文针对异质多移动机器人，提出母子机器人概念，较好地解决了结构异质性和功能异质性问题。

选择猫群算法进行异质多移动机器人目标搜索是由于其修改上的简单易行，也为将来群组机器人的硬件实现提供基础。改进后的猫群算法包

含较多自由参数，这些参数可以在很大范围内均衡算法的多样化和集中性。

实验结果可知，即使异质多移动机器人所研究的物理场具有多个局部极值或者数个全局极值，改进猫群算法也可以实现将近 100% 的目标定位。和其他猫群算法相比，改进的猫群算法在处理不同优化问题的目标搜索时，展现了更出色的性能

和稳定性。

猫群在修改上的简单易懂, 使得算法在实践中得到应用。提出的母子机器人概念使种群可以包容结构功能异质性, 实现多单体协同。测试结果验证了本文算法目标搜索的可靠性。算法的自由参数也给后续研究以改造升级的可能。

后续可以进一步研究参数的自适应变化; 测量结果因有附加噪声而失真的算法改进; 针对搜索空间为三个维度的算法扩展。参数的自适应, 可以考虑融合鲁棒性较好的智能算法, 如 PSO、SOA 等进行参数整定。算法实际应用时, 测量结果要考虑降噪, 如 Kalman 滤波、FIR 滤波、Bessel 滤波、ElliPse 滤波等。算法在三维空间扩展, 如收割机器人采摘目标水果, 避开相邻树枝是重大挑战, 可以考虑猫群算法融合 Lin 等的深度强化学习进行目标搜索。

### 参考文献:

- [1] 陈超, 李强, 闫青. 基于异质传感器信息融合的移动机器人同步定位与构图[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(13): 86-91.  
Chen Chao, Li Qiang, Yan Qing. Mobile Robot Simultaneous Localization and Mapping Based on Heterogeneous Sensor Information Fusion[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(13): 86-91.
- [2] 陈少斌, 蒋静坪. 运用异质传感器信息融合的移动机器人自定位[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 883-886.  
Chen Shaobin, Jiang Jingping. Self-localization of the Mobile Robot Utilizing the Heterogeneous Sensor Information Fusion[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(5): 883-886.
- [3] Guilherme Carlos R de Oliveira, Kevin B de Carvalho, Alexandre S Brandão. A Hybrid Path-planning Strategy for Mobile Robots with Limited Sensor Capabilities[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1049.
- [4] Lin H Y, Huang Yichun. Collaborative Complete Coverage and Path Planning for Multi-robot Exploration[J]. Sensors, 2021, 21(11): 3709.
- [5] Wei Yongyong, Zheng Rong. Multi-robot Path Planning for Mobile Sensing Through Deep Reinforcement Learning[C]//IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE, 2021: 1-10.
- [6] Brian Lee K M, Kong F, Cannizzaro R, et al. An Upper Confidence Bound for Simultaneous Exploration and Exploitation in Heterogeneous Multi-robot Systems[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE, 2021: 8685-8691.
- [7] Bae J, Park M. A Heuristic for Efficient Coordination of Multiple Heterogeneous Mobile Robots Considering Workload Balance[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 4064-4070.
- [8] Patil A, Bae J, Park M. An Algorithm for Task Allocation and Planning for a Heterogeneous Multi-robot System to Minimize the Last Task Completion Time[J]. Sensors, 2022, 22(15): 5637.
- [9] Wu Guohua, Rammohan Mallipeddi, Suganthan P N. Ensemble Strategies for Population-based Optimization Algorithms—A Survey[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 44: 695-711.
- [10] Ouarda Zedadra, Antonio Guerrieri, Nicolas Jouandea, et al. Swarm Intelligence-based Algorithms Within IoT-based Systems: A Review[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2018, 122: 173-187.
- [11] Iztok Fister, Andres Iglesias, Akemi Galvez, et al. Novelty Search for Global Optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 347: 865-881.
- [12] Mirjalili S, Lewis A. The Whale Optimization Algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [13] Asli Agirbas. Façade Form-finding with Swarm Intelligence[J]. Automation in Construction, 2019, 99: 140-151.
- [14] Prabhat R Singh, Mohamed Abd Elaziz, Xiong Shengwu. Modified Spider Monkey Optimization Based on Neldermead Method for Global Optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 110: 264-289.
- [15] Kavita Singh, Shyam Sundar. Artificial Bee Colony Algorithm Using Problem-specific Neighborhood Strategies for the Tree T-spanner Problem[J]. Applied Soft Computing, 2018, 62: 110-118.
- [16] Krishnanand K N, Ghose D. Detection of Multiple Source Locations Using a Glowworm Metaphor with Applications to Collective Robotics[C]//Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium. Piscataway: IEEE, 2005: 84-91.
- [17] 李国亮. 狼群算法的研究与应用[D]. 南昌: 东华理工大学, 2016.  
Li Guoliang. Research and Application of Wolf Colony Algorithm[D]. Nanchang: East China University of Technology, 2016.
- [18] Vaishak N L, Shilpa B. A Review of Swarm Robotics: A

- Different Approach to Service Robot[J]. International Journal of Science, Engineering and Technology Research, 2013, 2(8): 1560-1565.
- [19] Meysam Orouskhani, Yasin Orouskhani, Mohammad Mansouri, et al. A Novel Cat Swarm Optimization Algorithm for Unconstrained Optimization Problems[J]. International Journal of Information Technology and Computer Science, 2013, 5(11): 32-41.
- [20] Tsai P W, Pan J S, Chen S M, et al. Parallel Cat Swarm Optimization[C]//2008 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2008: 3328-3333.
- [21] 李昂, 付敬奇, 沈华明, 等. 基于模糊聚类和猫群算法的室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 185-194.  
Li Ang, Fu Jingqi, Shen Huaming, et al. Indoor Positioning Algorithm Based on Fuzzy Clustering and Cat Swarm Optimization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 185-194.
- [22] Ali Hussein Khala, Hazem M El-Bakry, Sahar Fawzy Sabbeh. University Courses Scheduling Using Cat Swarm Optimization Algorithm[J]. International Journal of Advanced Research in Computer Science & Technology, 2016, 4(1): 18-23.
- [23] Maysam Orouskhani, Mohammad Teshnehlab, Mohammad Ali Nekoui. Integration of Cat Swarm Optimization and Borda Ranking Method for Solving Dynamic Multi-objective Problems[J]. International Journal of Computational Intelligence and Applications, 2016, 15(3): 1650014.
- [24] Pettersson L M, Durand D, Johannessen O M, et al. Monitoring of Harmful Algal Blooms: [R]. London: Praxis Publishing, 2012.
- [25] Chu Shuchuan, Tsai P W, Pan J S. Cat Swarm Optimization[C]//PRICAI 2006: Trends in Artificial Intelligence. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 854-858.
- [26] Amir Seyyedabbasi, Farzad Kiani. Sand Cat Swarm Optimization: A Nature-inspired Algorithm to Solve Global Optimization Problems[J]. Engineering with Computers, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [27] Guo Lei, Meng Zhuo, Sun Yize, et al. A Modified Cat Swarm Optimization Based Maximum Power Point Tracking Method for Photovoltaic System Under Partially Shaded Condition[J]. Energy, 2018, 144: 501-514.