

基于改进人工蜂群算法的地下空间空地协同探测传感器优化配置



柏荣奕,陈谋,周同乐,雍可南,韩增亮

南京航空航天大学, 江苏 南京 211106

摘要:针对现有机器人传感器配置依赖工程经验,易受主观判断影响从而缺乏科学性的问题,本文构建了一种多异构机器人传感器配置模型,并提出了一种改进人工蜂群算法,实现了地下空间协同探测场景中4种空地异构机器人的传感器优化配置。综合考虑传感器覆盖范围、近距离识别精度、传感器重量、机器人载重约束、传感器数量约束以及信息维度数目约束,构建空地异构机器人传感器配置数学模型。在此基础上,定义离散距离衰减函数、信息维度奖励因子、冗余维度惩罚因子以及水平视角有效叠加函数,以更合理地表示实际配置过程。进一步基于三角游走策略和莱维飞行对人工蜂群算法进行改进,融合可行性准则处理约束条件,增强算法的局部搜索能力。经仿真试验验证了本文构建模型和提出算法的可行性及有效性。

关键词:空地协同探测; 地下空间; 传感器优化配置; 改进的人工蜂群算法; 三角游走策略; 莱维飞行

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2025.03.002

复杂的军事地下工程可以为战场提供强大的战略支撑,甚至可能成为军事对抗的战场。利用探测机器人精确高效的探测能力,可为突防士兵提供态势信息。地下空间因为光线暗淡、结构复杂、空间受限,又是典型的全球导航卫星系统(GNSS)拒止环境,导致机器人的部分传感器能力大打折扣,而且机器人的通过性和通信能力也可能受到影响,因此单一机器人系统难以完成地下空间的探测任务。异构多机器人系统覆盖范围更广,环境适应性更强,具有更加优越的数据匹配性、系统冗余性和鲁棒性^[1],通过多传感器信息融合进行协同探测可以得到更多的场景信息,以更低的成本完成更复杂的任务。

在异构多机器人系统中,空地异构机器人系统应用最为广泛。空地异构系统充分利用了地面机器人装载力强、长航程和长航时等优势^[2]和空中无人飞行器(UAV)结构紧凑、灵活性强和视野优良等优势,共同完成任务^[3]。如何根据机器人特点和场景需求,科学合理地配置空地异构机器人传感器群是高效安全地完成地下空间空地协同探测的基

础和关键。因此,地下空间空地协同探测的传感器优化配置技术研究对于地下空间的探索 and 开发具有重大的实际意义。

传感器优化分配问题本质上是一种非确定性多项式难(NP-hard)问题,当传感器增多时,求解复杂度成指数爆炸式增长^[4]。目前传感器分配算法主要有枚举法、群体智能优化算法和混合整数线性规划法等,但是在处理大规模的模型时,枚举法和混合整数线性规划法计算量大,而群体智能优化算法具有求解速度快等优势。当前的研究多为面向场景、目标或任务的传感器分配问题。温雅等^[5]考虑了有效覆盖率、电磁环境变化、态势变化等因素作为目标函数,研究多种工作环境的智能传感器分配问题,并采用粒子群算法进行求解。陈鹏波等^[6]建立了多传感器目标优化分配问题蚁群算法的模型,通过实例仿真证明了蚁群算法求解该问题的可行性。Tkach等^[7]提出了一种改进的分布式蜜蜂算法,将固定的异构传感器分配给即将到来的未知任务,以最大限度地减少任务检测时间。

收稿日期: 2024-09-07; 退修日期: 2024-11-25; 录用日期: 2025-01-15

基金项目: “智能机器人”专项(2023YFB4704400); 国家自然科学基金(U2013201); 江苏省基础研究计划自然科学基金(BK20220885); 中国博士后科学基金(GZC20242230)

引用格式: Bai Rongyi, Chen Mou, Zhou Tongle, et al. Optimized configuration of sensors for air-ground collaborative detection in underground spaces using an improved artificial bee colony algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(03): 10-19. 柏荣奕, 陈谋, 周同乐, 等. 基于改进人工蜂群算法的地下空间空地协同探测传感器优化配置[J]. 航空科学技术, 2025, 36(03): 10-19.

目前,机器人传感器的配置主要根据工程经验完成。这种配置方法容易受到个体经验的影响,难以在成本控制和系统鲁棒性之间找到平衡。这种经验导向的配置过程缺乏科学数据分析,可能导致探测系统的次优配置。针对地下空间空地协同探测问题,本文构建了一种异构机器人传感器配置模型并提出了一种改进人工蜂群算法以实现4种空地异构机器人传感器优化配置。

本文综合考虑传感器覆盖范围、近距离识别精度、传感器重量、机器人载重约束、传感器数量约束以及信息维度数目约束,构建地下空间异构机器人传感器配置模型。基于三角游走策略和莱维飞行的改进人工蜂群算法对地下空间空地协同探测传感器优化配置求解,与标准人工蜂群算法和标准粒子群算法进行多次试验对比,验证模型和改进算法的可行性和有效性。

1 问题描述

针对300m×200m的地下空间待探测区域,部署4类12个机器人执行搜索探测和近距离识别任务。待探测区域存在若干个地面目标,其中包括热源生物目标(即作战人员)、热源非生物目标(即正在运行的热源设备)和非生物目标(无明显热辐射的设备),目标的其他信息未知。待探测区域内存在若干随机障碍,且存在若干仅允许空中机器人或地面机器人通过的特殊区域。

1.1 空地机器人

针对地下空间的特性,如结构复杂性、空间受限等,以及可能存在的地形坡度、沙水地表和狭窄通道等因素^[8],在选择适用的机器人时,必须全面评估其避障能力和全地形适应能力。此外,还需考虑机器人的探测视角、载重能力以及控制复杂性等因素。选择以下4种空地异构机器人:第一种机器人为双翻转臂履带式机器人。其平坦的上部空间能够提供大量的载荷空间,具有强大的载荷能力。双翻转臂履带式机器人的能力定位为:便于携带各类高功率、大重量、大规格机载设备的地面载荷终端。第二种机器人为四足式机器人。针对地下空间的细小砂石、狭窄通道和特殊地表等多种情况,四足式机器人均能稳定通过。四足式机器人的能力定位为:能穿越狭窄通道实现高精度探测的地面机器人。第三种机器人为涵道式四旋翼机器人。涵道式四旋翼机器人能够轻松跨越各种地面障碍和穿越狭窄通道。由于其高度的灵活性,涵道式四旋翼机器人可以躲避部分突发的危险。该机器人的能力定位为:具有高度的灵活性,能够越过低层障碍实现高精度探测的空中机器人。

第四种机器人为空地两用机器人。空地两用机器人是集无人车和无人机于一体的系统^[9],因此该机器人能够轻松地穿越困难的地形。与普通四旋翼飞行器相比,其续航性能更佳,因此可以执行长航程、长航时等特殊场景任务。该机器人的能力定位为:用于应对长航时和超远距离任务的应急场景,可越过全地形障碍的特殊机器人。

1.2 传感器

机器人所携带的传感器根据功能可分为导航传感器和探测传感器,本文主要考虑深度相机、机械激光雷达、固态激光雷达和红外热成像仪等用于探测的传感器。选用的传感器具体信息见表1。其中机械激光雷达和固态激光雷达最远探测距离取在10%朗伯反射率、10⁵lx光照条件下在0.1s以内以90%检出概率可分辨水平垂直距离20cm立方体的最远探测距离。对于深度相机和红外热成像仪,1m处可分辨最小距离,根据视场角与像素计算,对于固态激光雷达和机械激光雷达则由视场角和线数进行计算^[10-13]。

表1 传感器信息表

Table 1 Sensor information table

传感器种类	探测距离/m	重量/g	视场角/(°)	1m处可分辨最小水平距离/cm	1m处可分辨最小垂直距离/cm
机械激光雷达	0.3 ~ 15	447	360×45	1.2	1.2
固态激光雷达	0.1 ~ 9	265	360×59	2.26	2.26
红外热成像仪	0.5 ~ 6.4	575	45×34	0.48	0.48
深度相机	0.3 ~ 3	75	85×58	0.14	0.15

2 传感器配置模型

为便于讨论地下空间空地协同探测传感器优化配置问题,又不失一般性,进行如下假设:(1)所有传感器均为理想安装,传感器视角不会互相遮挡,且不考虑传感器工作时的互相干扰;(2)所有传感器均在理想工作状态,机器人可以提供其他设备保证传感器正常运行;(3)不考虑传感器数据融合和数据处理算法的影响;(4)多个同一种传感器只考虑水平视角的叠加,不考虑各传感器之间垂直视角的叠加。基于以上假设,本文综合考虑传感器覆盖范围和近距离识别精度两种收益,以传感器重量作为代价,构造目标函数,旨在科学合理地为各种机器人配置传感器。

2.1 传感器覆盖范围收益

针对地下空间空地异构机器人协同探测任务,传感器

群广泛的覆盖范围可以提高机器人的环境感知能力,使其能够更好地适应环境变化,增加协同效率,还可以提前发现潜在的危险,保证多机器人系统的安全性和高效性。采用传感器视野空间体体积作为主要量化参数,设计多个量化辅助因子使模型更科学合理地描述实际的配置过程。

2.1.1 传感器视野空间体体积

根据传感器视场角和探测距离可计算视野空间体体积,其中由于深度相机测量的是目标与深度相机镜头表面的垂直距离,所以将深度相机视野视为棱锥体,其他视为球体一部分。固态激光雷达视场角为 $-7^{\circ}\sim 52^{\circ}$,其他传感器视场角无偏置。传感器视野空间体如图1所示,并计算体积见表2。

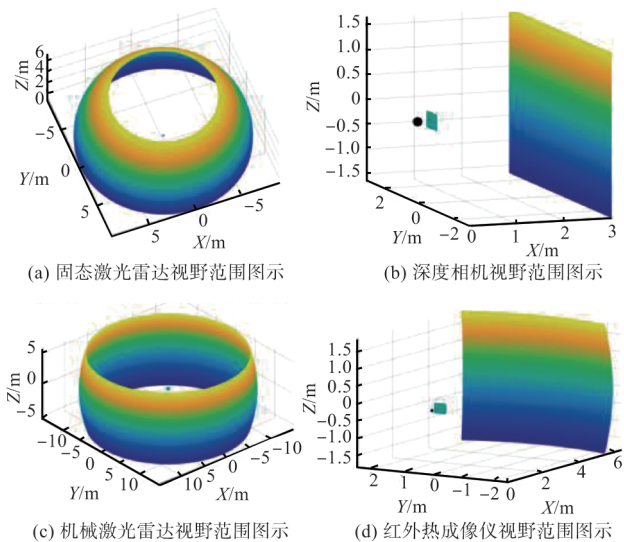


图1 传感器视野空间体示意图

Fig.1 Schematic diagram of sensor visual field space

表2 传感器视野空间体体积

Table 2 Sensor visual field volume

传感器	序号	视野空间体体积 V_0/m^3
机械激光雷达	1	5410.02
固态激光雷达	2	1389.22
红外热成像仪	3	40.11
深度相机	4	18.92

2.1.2 离散距离衰减函数

在实际工作中,因障碍物遮挡传感器群并不能完全探测到理论覆盖范围。近距离的障碍物可以直接遮挡远距离的空间,因此远距离的空间被遮挡的概率随距离增加而大幅度增大。设计距离衰减函数,将传感器视野空间体体积经过衰减处理,使其更加符合实际工作过程。

本文提出一种离散距离衰减函数来描述传感器信号遮挡的覆盖范围损失。

$$V^* = [V(l_1) - V(l_0)] \cdot \gamma_1 + [V(l_1 + \Delta l) - V(l_1)] \cdot \gamma_2 + \dots + [V(l_1 + (n-1)\Delta l) - V(l_1 + (n-2)\Delta l)] \cdot \gamma_n \quad (1)$$

式中, V^* 为经距离衰减函数处理后的传感器视野空间体体积; l_0 为传感器最小视野距离; l_1 为机器人安全距离裕量,即在距离机器人(传感器) l_1 内,不会出现障碍物; γ_n 为衰减因子,满足 $1 \geq \gamma_1 > \gamma_2 > \dots > \gamma_n \geq 0$; Δl 为离散区间长度; $V(l)$ 表示以 l 为探测距离的传感器视野空间体体积。

2.1.3 信息维度

信息维度是传感器能力的重要评价指标,获取多维信息维度可以增加探测和识别概率、加快探测识别速度等。机械激光雷达与固态激光雷达均是获得目标的距离和角度信息,红外热成像仪获得目标的颜色、形状以及热分布信息,深度相机可以获得目标的颜色、形状和深度等信息。传感器的信息维度见表3。

表3 传感器信息维度

Table 3 Sensor information dimension

传感器	序号	信息种类	信息维度数目 D_i
机械激光雷达	1	角度,距离	2
固态激光雷达	2	角度,距离	2
红外热成像仪	3	热分布,颜色,形状	3
深度相机	4	深度,颜色,形状	3

2.1.4 水平视角有效叠加函数

根据假设(4),多个同种传感器进行配备时,只考虑水平视角的叠加。在同种传感器水平视角已经环绕一周后,再配置该传感器将不会带来传感器覆盖范围的收益。为描述这一现象,设计水平视角有效叠加函数

$$f(x_i) = \begin{cases} x_i, & x_i \cdot \text{HFOV}_i < 360 \\ \lfloor 360/\text{HFOV}_i \rfloor, & x_i \cdot \text{HFOV}_i \geq 360 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $f(x_i)$ 为传感器覆盖范围收益水平视角有效叠加函数; i 为传感器序号; x_i 为对应传感器配置数量; HFOV_i 为对应传感器水平视场角。

2.1.5 信息维度奖励因子

在实际探测任务中,需配备可获取多种信息种类传感器,多种传感器的数据融合可以加快探测效率,增强系统探测能力。因此,定义信息维度奖励因子表征多信息维度带来的额外收益

$$\alpha_i = \begin{cases} 5^n, & P-Q \neq \emptyset \\ 1, & P-Q = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

式中, α_i 为信息维度奖励因子; Q 为已配备的传感器信息种类集合; P 为正在配备的传感器信息种类集合; n 为配备此传感器所带来的全新信息维度数目。常数 5 为经多次试验得到的经验数据。需要说明的是, 如果正在配备的传感器为传感器群带来新的信息种类, 那么信息维度奖励因子将大于 1, 带来额外的收益。在计算传感器覆盖收益时, 为了让信息维度奖励因子正常工作, 应按照传感器视野空间体积降序配备。

2.1.6 冗余维度惩罚因子

在实际探测时, 机器人已配置机械激光雷达时再配置固态激光雷达, 在传感器覆盖范围角度收益甚微。因此定义冗余维度惩罚因子弥补模型对完全冗余维度表征的缺陷

$$\beta_i = \begin{cases} 10^{-t}, & P \subset Q \\ 1, & P \not\subset Q \end{cases} \quad (4)$$

式中, β_i 为冗余维度惩罚因子; t 为此传感器与已有传感器完全相同的信息种类数目。常数 10 为经多次试验得到的经验数据。需要说明的是, 如果正在配备的传感器的信息种类完全为传感器群已有的信息种类, 那么冗余维度惩罚因子将小于 1, 减小配备此传感器的收益。

综上, 传感器覆盖范围的收益 G_a 为

$$G_a = \sum_{i=1}^4 f(x_i) V_i^* \alpha_i \beta_i D_i \quad (5)$$

2.2 传感器近距离识别精度收益

针对地下空间空地异构机器人对目标近距离识别任务场景, 考虑传感器近距离识别精度收益。近距离识别精度高可以提高导航精度, 增强协作效率, 提升安全性, 以及改善任务完成质量。采用 1m 处可分辨的最小水平、垂直距离作为主要量化参数, 设计多个量化辅助因子使模型科学合理地描述实际的配置过程。

2.2.1 水平视角有效叠加函数

根据假设(4), 在执行近距离识别任务时, 多个同种传感器同时配备应优先考虑拓展视角以缩短识别时间和视野盲区, 在视野完成水平环绕时再进行视角叠加提高精度。为描述这一现象, 设计水平视角有效叠加函数

$$h(x_i) = \left[2 - 2^{1 - \left\lfloor x_i \frac{\text{HFOV}_i}{360} \right\rfloor} \right] \frac{\text{VFOV}_i}{360} + \text{mod} \left(x_i \frac{\text{HFOV}_i}{360} \right) \frac{\text{VFOV}_i}{360} 2^{\left\lfloor x_i \frac{\text{HFOV}_i}{360} \right\rfloor} \quad (6)$$

式中, $h(x_i)$ 为近距离识别收益水平视角有效叠加函数; VFOV_i 为对应传感器垂直视场角; mod 为取余函数。该函数可以分为两部分, 整数部分表示传感器视角每环绕一周,

额外带来的收益越少, 呈半数衰减; 小数部分则表示不满一周部分呈线性增加, 函数中涉及的垂直视场角能合理地表示近距离识别任务中垂直视场的贡献。该函数图像如图 2 所示。

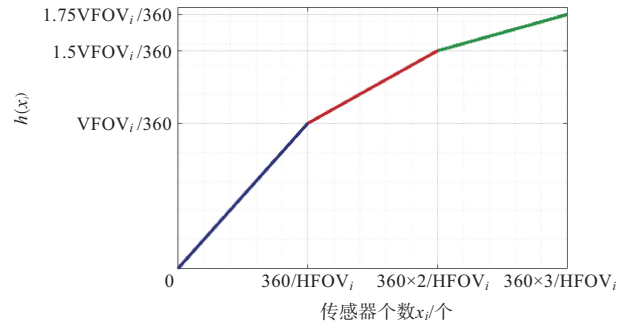


图2 近距离识别收益水平视角有效叠加函数图像

Fig.2 Effective superposition function image from horizontal perspective of close recognition income

2.2.2 信息维度奖励因子

在执行近距离识别任务时, 多维度信息可以帮助机器人快速识别, 迅速做出反应, 所以在计算近距离识别精度收益时保留信息维度奖励因子。与传感器覆盖范围收益不同的是, 引进冗余维度的传感器对近距离识别精度是有益的, 因此计算近距离识别收益将去除冗余维度惩罚因子。传感器近距离识别精度收益 G_b 为

$$G_b = \sum_{i=1}^4 h(x_i) \frac{1}{R_H R_V} \alpha_i D_i \quad (7)$$

式中, R_H 、 R_V 分别为传感器在 1m 处可分辨最小水平、垂直距离。

2.3 传感器重量代价

机器人配置传感器会增加机器人整体重量, 进而影响机器人的机动性能和续航性能。由于在地下空间执行探测任务, 可能面临毒气等特殊挑战, 各机器人需要携带其他气体传感器、温湿度传感器、生命探测仪等, 各机器人需要合理安排自身载重, 保证自身机动性能和续航性能。以传感器重量 $M(x_i)$ 为代价量化指标

$$M(x_i) = \sum_{i=1}^4 x_i m_i \quad (8)$$

式中, m_i 为对应传感器的重量。

2.4 约束条件

本文主要考虑的约束条件分为三种: 机器人载重约束、传感器数量约束以及信息维度数目约束。(1) 机器人搭载的传感器总重量不得超过机器人有效载荷; (2) 考虑机器人可挂载传感器位置, 机器人传感器数量不得超过额定数目;

(3)考虑机器人能力定位,机器人探测传感器所能提供信息维度数目不得少于目标信息维度数目。具体公式如下

$$\sum_{i=1}^4 x_i m_i \leq M_p \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^4 x_i \leq N \quad (10)$$

$$|Q| \geq D_L \quad (11)$$

式中, M_p 为机器人的有效载荷; N 为机器人所能搭载的传感器额定数目; Q 为机器人搭载传感器获取的信息种类集合, $|Q|$ 为该集合元素个数; D_L 为目标信息维度数目。

待优化目标函数为

$$F(x_i) = \frac{e_a G_a^*(x_i) + e_b G_b^*(x_i)}{e_m M^*(x_i) + e_n} \quad (12)$$

式中, $F(x_i)$ 为目标函数; e_a 和 e_b 为权重因子,描述机器人对各部分收益的重视程度; e_m 为惩罚因子,描述机器人对重量代价的惩罚程度; e_n 为辅助代价因子,由于代价只有一项,只调节 e_m 并不会改变最优解的位置,引入 e_n ,通过调整 e_m 与 e_n 的相对关系来调整最优解位置; $e_a > 0, e_b > 0, e_m > 0, e_n > 0$; *号代表对对应变量进行归一化。本文将采用线性归一化方法,对收益值进行归一化时,以各传感器数量均为0时对应收益为最小值,以各传感器数量均为最大值时对应收益为最大值;对代价进行归一化时,由于只取严格符合约束的解,即传感器总重量必须小于有效载荷,所以代价近似归一化公式如式(13)所示

$$M^*(x_i) = \frac{M(x_i)}{M_p} \quad (13)$$

3 基于改进人工蜂群算法优化传感器配置

人工蜂群算法是一种基于蜜蜂觅食行为的群体智能算法^[14],标准的人工蜂群算法并不能解决带约束的优化问题。可行性准则是一种约束条件处理方法,被广泛用于群智能算法解决带约束条件的优化问题^[15]。可行性准则通过改变个体选择方式,将不满足约束条件的解逐渐舍弃完成收敛。可行性准则具体选择方式如下:(1)满足约束条件个体优于不满足约束条件个体;(2)两个体均满足约束条件,与标准算法选择方式一致;(3)两个体均不满足约束条件,选择约束违反度小的个体。

改进人工蜂群算法求解流程如下:

(1)初始化算法参数、种群以及最大迭代次数等。每个蜜源是待优化问题的一个解,即传感器配置决策变量组成的矢量,蜜源的花蜜量是式(12)的值。初始化蜜源方程为^[14]

$$x_{id} = L_d + \text{rand}(0, 1)(U_d - L_d) \quad (14)$$

式中, U_d 、 L_d 分别为解的上下限,求解该问题时,设置每个机器人携带每个传感器数量大于0且不超过4,均为整数,即 $L_d = 0, U_d = 4$; x_{id} 代表第*i*个蜜源的第*d*维度的值,即 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = (1, \dots, D)$ 代表该问题的一个解; $\text{rand}(0, 1)$ 表示生成一个 $[0, 1]$ 的随机数。

(2)计算目标函数值以及约束违反度,寻找初始最优解。对于约束条件式(9)~式(11),定义约束违反度为

$$V = \max \left\{ \sum_{i=1}^4 x_i m_i - M_p, 0 \right\} + \max \left\{ \sum_{i=1}^4 x_i - N, 0 \right\} + \max \{ D_L - |Q|, 0 \} \quad (15)$$

并对每个约束条件对应项进行线性归一化处理。在初始蜜源中进行遍历寻优,初始当发现目标函数值更大且约束违反度更小的蜜源替换为最佳蜜源,遍历结束的最佳蜜源为第0代最优解。

(3)雇佣蜂阶段。雇佣蜂会存储自身采集的蜜源信息,雇佣蜂数目等于蜜源数目,二者一一对应。雇佣蜂在自身采集的蜜源附近搜索到新的蜜源,并进行贪心比较,选择目标函数值的更大的蜜源进行采集。由于是处理带约束问题,所以贪心比较原则为上文提及的可行性准则。针对原有的搜索策略随机性不足、局部搜索能力弱等问题,本文根据求解传感器配置问题时出现的收敛速度慢、可行解空间边界利用不足等情况,引入三角游走策略,增强算法的局部搜索能力,三角游走策略公式如下

$$R_1 = p_b - p_{\text{best}} \quad (16)$$

$$R_2 = \text{rand}(0, 1) \times R_1 \quad (17)$$

$$\beta = 2 \times \pi i \times \text{rand}(0, 1) \quad (18)$$

$$T = R_1^2 + R_2^2 - 2 \times P_1 \times P_2 \times \cos(\beta) \quad (19)$$

$$P_{\text{new}} = p_b + r \times T \quad (20)$$

式中, p_b 为雇佣蜂存储的蜜源位置; p_{best} 取目前最优蜜源的位置; P_{new} 为雇佣蜂在蜜源附近搜索到的新蜜源,以上均为矢量; r 为常数。引入三角游走策略,增强算法在当前最优解附近的搜索能力,挖掘可行解空间边界潜在价值,加快可行解空间内收敛速度。

(4)观察蜂阶段。观察蜂不存储蜜源信息,会在巢穴接收雇佣蜂蜜源信息,根据蜜源的待优化目标函数值选择蜜源,即目标函数值越大越容易被选中。通常利用适应度函数计算概率,基于轮盘赌机制选择蜜源^[14]。

$$f_i = \begin{cases} 1 + F_i, & F_i \geq 0 \\ 1/(1 - F_i), & F_i < 0 \end{cases} \quad (21)$$

$$p_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j \quad (22)$$

式中, p_i 为该蜜源被选中的概率。观察蜂选择蜜源出发后也会在蜜源附近进行搜索, 本文的算法将观察蜂搜索策略同样进行修改, 与雇佣蜂搜索策略一致。

(5) 侦察蜂阶段。雇佣蜂和观察蜂多次采集同一蜜源, 并在其附近未搜索到更优质蜜源次数超过设定阈值时, 对应雇佣蜂会转换为侦察蜂, 舍弃原蜜源, 重新搜索新的蜜源。这一机制可减小算法陷入局部最优的可能性。引入莱维飞行搜索策略代替标准搜索方法。莱维飞行能够保证算法的随机性同时提高群体搜索的多样性, 使搜索算法在可行解空间内更容易跳出局部最优^[16]。莱维飞行搜索策略公式如下^[16]

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\beta\pi/2)}{\Gamma((1+\beta)/2)2^{(\beta-1)/2}\beta} \right\}^{1/\beta} \quad (23)$$

$$\sigma_v = 1 \quad (24)$$

$$L_v = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \quad (25)$$

$$P_{\text{new}} = P_b + L_v \quad (26)$$

式中, u 、 v 满足正态分布, $u \sim N(0, \sigma_u^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$; L_v 为莱维飞行步长矩阵, 以上均为矢量; β 一般取值 $[0, 2]$ 之间。

(6) 同步步骤(2), 寻找第 n 代最优解。

(7) 重复步骤(3) ~ (6) 直至完成预期迭代次数。

图3为改进人工蜂群算法优化传感器配置流程图。

4 仿真分析

为了验证本文构建模型和所提出算法的有效性, 根据前文空地机器人能力定位、传感器具体信息, 基于改进的人工蜂群算法求解地下空间空地协同探测传感器优化配置问题。为验证模型和改进算法的有效性, 考虑一种障碍密度分布适中的地下空间, 设置 $\Delta l = 3\text{m}$; $l_1 = 3\text{m}$; $\gamma_1 = 1$; $\gamma_2 = 0.8$; $\gamma_3 = 0.6$; $\gamma_4 = 0.4$; $\gamma_5 = 0.2$, 经离散衰减处理后各传感器视野覆盖体体积见表4。雇佣蜂数量、观察蜂数量均设置为30, 迭代次数1500, 侦察蜂阈值为50。 $r=2$, $\beta=1.25$ 。

4.1 双翻转臂履带式机器人传感器配置方案

根据双翻转臂履带式机器人能力定位, 期望其拥有强大的远距离探测能力, 并且作为空地异构机器人群的载荷终端对传感器重量要求较低, 所以设置 $e_a = 0.8$, $e_b = 0.1$, $e_m = 0.01$, $e_n = 0.09$ 。根据实际机器人载荷、机器人传感器配置位置需求和实际探测任务需求, 设置 $M_p = 2500$, $N = 5$, $D_L = 6$ 。求解得 $F(x_i) = 6.59635$, 试验结果如图4所示, 配置方案

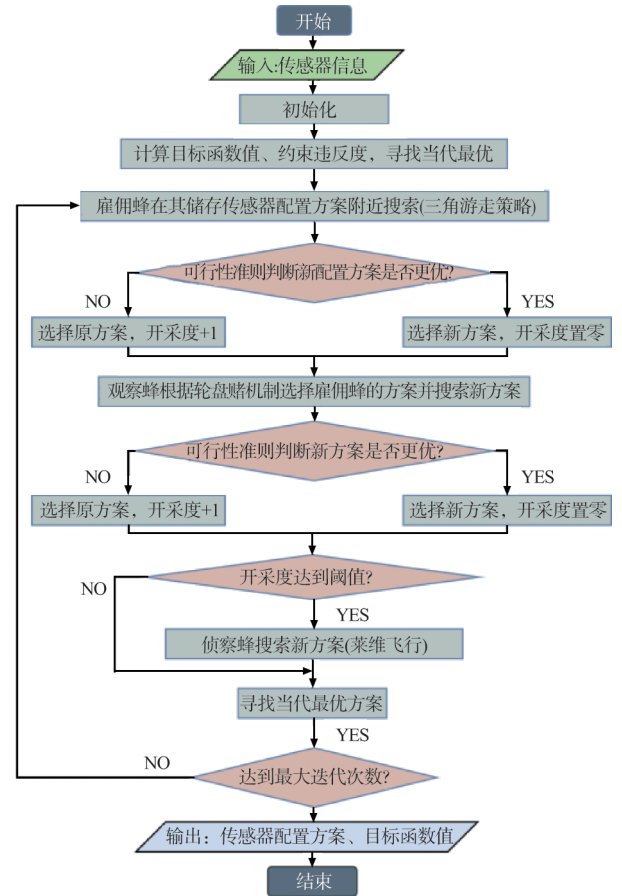


图3 改进人工蜂群算法优化传感器配置流程

Fig.3 Improved artificial bee colony algorithm optimizes sensor configuration flow chart

表4 离散距离衰减处理后的传感器视野空间体体积
Table 4 Spatial volume of sensor field of view after discrete distance attenuation treatment

传感器	序号	V'/m^3
机械激光雷达	1	1947.58
固态激光雷达	2	926.15
红外热成像仪	3	31.50
深度相机	4	18.92

见表5。

经验证, 最优解满足约束条件。双翻转臂履带式机器人载重能力强, 配置机械激光雷达, 优先增加红外成像仪数量, 红外成像仪可以为机器人提供多维度的传感信息, 其采集的热分布信息是空地异构系统识别热源目标的重要依据, 其他机器人由于载荷能力有限难以搭载热成像仪, 双翻转臂履带式机器人搭载多个红外热成像仪, 探测识别效能增加显著, 为合理配置结果。整体配置结果为多传感器组合配置, 无完全冗余配置, 符合实际配置经验。

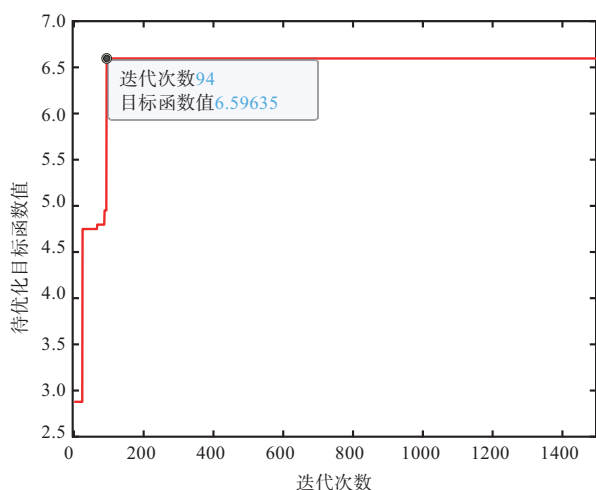


图4 双翻转臂履带式机器人传感器配置收敛曲线

Fig.4 Convergence curve of sensor configuration for double-flip arm tracked robot

表5 双翻转臂履带式机器人传感器配置方案

Table 5 Sensor configuration scheme of double-flip arm tracked robot

传感器	机械激光雷达	固态激光雷达	红外热成像仪	深度相机
配置数目	1	0	3	1

4.2 四足式机器人传感器配置方案

同理,求解四足式机器人传感器配置方案设置 $e_a=0.3$, $e_b=0.5$, $e_m=0.1$, $e_n=0.1$; $M_p=1800$ 、 $N=5$ 、 $D_L=6$ 。求解得 $F(x_i)=1.83714$,收敛曲线如图5所示,配置方案见表6。

经验证,最优解满足约束条件。四足式机器人载重能力较强配置机械激光雷达,考虑传感器重量代价优先拓展

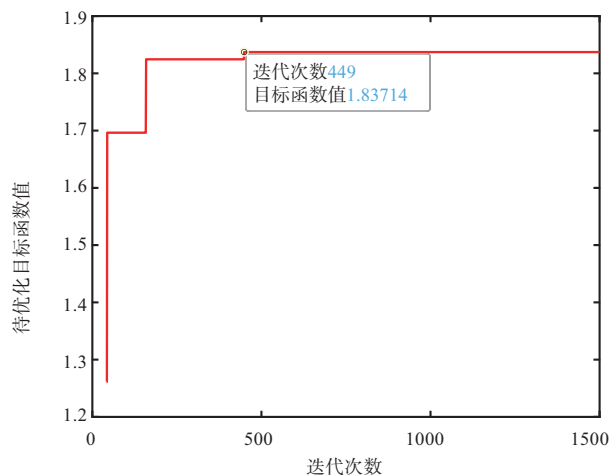


图5 四足式机器人传感器配置收敛曲线

Fig.5 Convergence curve of sensor configuration for quadruped robot

表6 四足式机器人传感器配置方案

Table 6 Sensor configuration scheme of quadruped robot

传感器	机械激光雷达	固态激光雷达	红外热成像仪	深度相机
配置数目	1	0	1	2

深度相机。深度相机作为探测、识别收益可观,重量轻代价小的传感器,是载荷能力有限机器人的首选拓展。配备双深度相机的机器人能扩大视野范围,加速近距离目标识别,提升对周边潜在威胁的快速响应能力,增强系统的鲁棒性。整体配置结果为多信息维度组合配置,无完全冗余配置,符合实际配置经验。

4.3 涵道式四旋翼传感器配置方案

求解涵道式四旋翼传感器配置方案设置 $e_a=0.28$, $e_b=0.5$, $e_m=0.2$, $e_n=0.02$, $M_p=1000$, $N=3$, $D_L=4$ 。求解得 $F(x_i)=2.16843$,收敛曲线如图6所示,配置方案见表7。

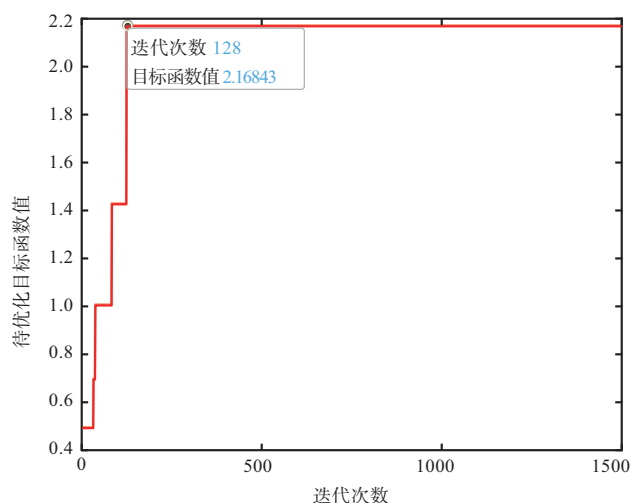


图6 涵道式四旋翼传感器配置收敛曲线

Fig.6 Convergence curve of sensor configuration of ducted quadrotor

表7 涵道式四旋翼传感器配置方案

Table 7 Sensor configuration scheme of ducted quadrotor

传感器	机械激光雷达	固态激光雷达	红外热成像仪	深度相机
配置数目	0	1	0	2

经验证,最优解满足约束条件。鉴于涵道式四旋翼飞行器载重能力的局限性,采用轻量级的固态激光雷达替代机械激光雷达。由于红外成像仪重量大,为提高其近距离识别性能,配置两个深度相机来替代红外热成像仪,拓宽飞行器的视野范围,增强系统的鲁棒性。最终配置方案实现了多信息维度的有效组合,避免了完全冗余配置,与实际应

用中的配置经验高度契合。

4.4 空地两用机器人传感器配置方案

求解空地两用机器人传感器配置方案设置 $e_a=0.28$ 、 $e_b=0.5$ 、 $e_m=0.2$ 、 $e_n=0.02$ ； $M_p=1400$ ， $N=4$ ， $D_L=6$ 。求得 $F(x_i)=1.5895$ ，收敛曲线如图 7 所示，配置方案见表 8。

经验证，最优解满足约束条件。空地两用机器人载重能力较弱，配置固态激光雷达，在载荷能力允许的条件下配备热成像仪和深度相机，但优先拓展深度相机数量，保证机器人续航和机动性能的同时增加探测系统的信息维度和视野范围，提高系统的探测识别效率。整体配置结果为多传感器组合配置，无完全冗余配置，符合实际配置经验。

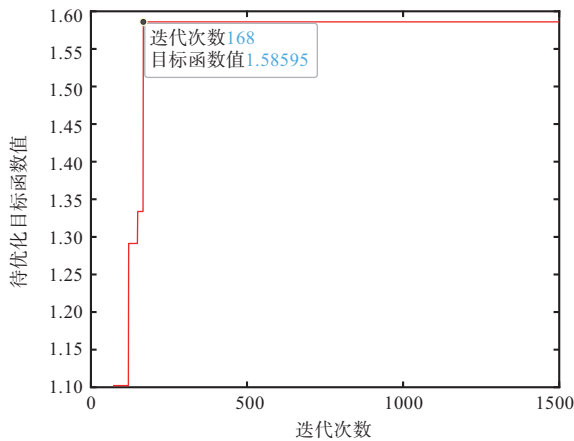


图 7 空地两用机器人传感器配置收敛曲线

Fig.7 Convergence curve of sensor configuration for air-ground dual-use robot

表 8 空地两用机器人传感器配置方案

Table 8 Sensor configuration scheme of air-ground dual-use robot

传感器	机械激光雷达	固态激光雷达	红外热成像仪	深度相机
配置数目	0	1	1	2

因此，传感器优化配置模型在一定范围内有效，具有配置优化意义。

4.5 试验结果和算法对比分析

从数据收敛曲线来看，4 组试验的目标函数均在 500 次迭代内收敛到最小值，且得到的解均为可行解。因此，改进的人工蜂群算法具有良好的快速收敛性和全局寻优性。

为验证改进算法的优越性，将双翻转臂履带式机器人试验数据基于标准粒子群算法、标准人工蜂群算法和改进人工蜂群算法分别求解 100 次，设置最大迭代次数为 1500，粒子群算法群体数为 60，记录求得最优解的最小迭代次数。经试验，标准粒子群算法 51 次试验收敛到满足约束条件最优解；

标准人工蜂群算法 88 次收敛到满足约束条件最优解，改进人工蜂群算法 95 次收敛到满足约束条件最优解，表明改进人工蜂群算法跳出局部最优能力最强，约束收敛性更好。将迭代次数频率分布绘制为直方图，如图 8 所示。由图 8 可得，改进人工蜂群算法 88% 概率在 500 次迭代内完成收敛，而标准人工蜂群算法只有 58% 的概率在 500 次迭代内完成收敛，标准粒子群算法只有 49% 的概率在 500 次迭代内完成收敛。由平均迭代次数得，标准算法平均 400 次完成收敛，改进算法平均 172 次完成收敛。改进人工蜂群算法不仅收敛到满足约束条件的最优解概率更大，平均迭代次数也更少。

由于标准粒子群算法 100 次试验中 49 次试验未收敛至满足约束的最优解，所以仅统计标准人工蜂群算法和改进人工蜂群算法的收敛时间，见表 9。最小迭代时间、最大迭代时间、平均迭代时间均为改进算法更短，所以改进算法收敛速度更快，另外改进算法的迭代时间标准差更小，因此其稳定性更好，跳出局部收敛能力更强。

因此，基于三角游走策略和莱维飞行的改进蜂群算法在解决地下空间空地协同探测传感器优化配置问题时，迭代次数少，收敛速度更快，表现性能更好。

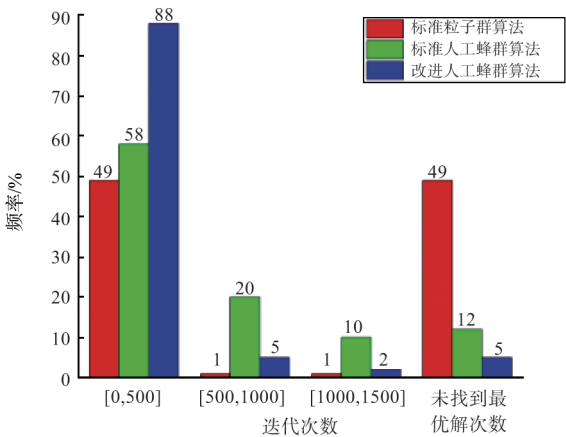


图 8 改进人工蜂群算法与其他算法迭代次数分布图

Fig.8 Distribution of iteration times between the improved artificial bee colony algorithm and other algorithms

表 9 改进人工蜂群算法与标准人工蜂群算法迭代时间对比

Table 9 Comparison of iteration time between the improved artificial bee colony algorithm and the standard artificial bee colony algorithm

算法	最小迭代时间/s	最大迭代时间/s	平均迭代时间/s	迭代时间标准差/s
改进算法	0.0049	4.3588	0.8755	0.8475
标准算法	0.0055	4.6208	1.3771	1.3989

5 结论与展望

本文针对工程师根据工程经验为机器人配置传感器易受到个体经验影响、难以平衡成本和系统性能等问题,为科学合理地描述为地下空间空地协同探测背景下机器人传感器优化配置过程,构建了一种传感器优化配置模型,提出了基于三角游走策略和莱维飞行的改进人工蜂群算法,通过双翻转臂履带式机器人、四足式机器人、涵道式四旋翼机器人和空地两用机器人传感器配置试验,验证了模型有效性,通过多次双翻转臂履带式机器人试验,验证了改进人工蜂群算法相对于标准人工蜂群算法和标准粒子群算法的优越性。

在未来研究中,将本文的试验结果应用于实际的地下空间空地协同探测,分析验证传感器配置方案的优越性;将验证动态变化 γ 值的环境下的优化模型和改进算法的优化效果,拓宽模型的环境以及机器人类型的适用范围。‘AST

参考文献

- [1] Miller I D, Cladera F, Smith T, et al. Stronger together: Air-ground robotic collaboration using semantics[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9643-9650.
- [2] 胡子峰, 陈洋, 郑秀娟, 等. 空地异构机器人系统协作巡逻路径规划方法[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 48-58.
Hu Zifeng, Chen Yang, Zheng Xiujuan, et al. Cooperative patrol path planning method for air-ground heterogeneous robot system[J]. Control Theory and Technology, 2022, 39(1): 48-58.(in Chinese)
- [3] 李淮, 黄诗怡, 刘宏明, 等. 无人机集群对抗决策算法研究综述[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 9-17.
Li We, Huang Shiyi, Liu Hongming, et al. Review of UAV swarm air-combat decision-making algorithms[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4): 9-17. (in Chinese)
- [4] 卢晓东, 王一鸣, 王伟. 通信约束下 UAV 集群协同拦截任务分配算法[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 18-24.
Lu Xiaodong, Wang Yiming, Wang Wei. Multi-target assignment methods for UAV swarm under communication constraints[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4): 18-24. (in Chinese)
- [5] 温雅, 贾婧, 张宾, 等. 一种基于粒子群优化算法的异构传感器分配方法[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(4): 54-58.
Wen Ya, Jia Jing, Zhang Bin, et al. A heterogeneous sensor allocation method based on particle swarm optimization algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2021, 46(4): 54-58. (in Chinese)
- [6] 陈鹏波, 那彦. 多传感器优化分配问题蚁群算法求解[J]. 电子科技, 2011, 24(3): 94-96,100.
Chen Pengbo, Na Yan. Solution for multi-sensor optimize assignment based on ant colony algorithm[J]. Electronic Science and Technology, 2011, 24(3): 94-96,100. (in Chinese)
- [7] Tkach I, Jevtic A, Nof S Y, et al. A modified distributed bees algorithm for multi-sensor task allocation[C]. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2013: 1401-1406.
- [8] Rubio Sierra C, Domínguez Fernández D, Gonzalo de Grado J, et al. Path planner for autonomous exploration of underground mines by aerial vehicles[J]. Sensors, 2020, 20: 1-27.
- [9] Zhang Shiyong, Zhang Xuebo, Li Tianyi, et al. Fast active aerial exploration for traversable path finding of ground robots in unknown environments[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-13.
- [10] Javed Z, Kim G W. PanoVILD: a challenging panoramic vision, inertial and LiDAR dataset for simultaneous localization and mapping[J]. Journal of Supercomputing, 2022, 78(6): 8247-8267.
- [11] Miao Ziliang, He Buwei, Xie Wenya, et al. Coarse-to-fine hybrid 3d mapping system with co-calibrated omnidirectional camera and non-repetitive lidar[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(3): 1778-1785.
- [12] Tichý T, Švorc D, Růžicka M, et al. Thermal feature detection of vehicle categories in the urban area[J]. Sustainability, 2021, 13(12): 6873.
- [13] Jinwoo J, Sungwook J, Eungchang L, et al. Run your visual-inertial odometry on NVIDIA Jetson: Benchmark tests on a micro aerial vehicle[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 5332-5339.
- [14] 公冕, 龚晓刚, 方艺忠, 等. 基于人工蜂群算法的固定时间多脉冲交会[J]. 空间控制技术与应用, 2023, 49(5): 65-72.
Gong Mian, Gong Xiaogang, Fang Yizhong, et al. Optimal multiple-impulse orbital rendezvous using artificial bee colony [J]. Aerospace Control and Application, 2023, 49(5): 65-72. (in Chinese)

- [15] Wei Fengfeng, Chen Weineng, Zhang Jun. A hybrid regressor and classifier-assisted evolutionary algorithm for expensive optimization with incomplete constraint information[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(8): 5071-5083.
- [16] 周钊,朱延娟. 基于布谷鸟算法的多目标公差设计[J]. 航空科学技术, 2019, 30(5): 29-35.
- Zhou Zhao, Zhu Yanjuan. Multi-objective tolerance design based on Cuckoo search algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(5): 29-35. (in Chinese)

Optimized Configuration of Sensors for Air-ground Collaborative Detection in Underground Spaces Using an Improved Artificial Bee Colony Algorithm

Bai Rongyi, Chen Mou, Zhou Tongle, Yong Kenan, Han Zengliang

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract: To address the issue of existing robotic sensor configuration being heavily reliant on engineering experience and subjective judgment, leading to a lack of scientific rigor, a model for a multi-heterogeneous robot sensor configuration is constructed in this paper, and an improved artificial bee colony algorithm is proposed to achieve the optimal configuration of four types of air-ground heterogeneous robot sensors. A mathematical model of an air-ground heterogeneous robot sensor configuration is constructed by taking into account factors such as sensor coverage, close-range recognition accuracy, sensor weight, robotic payload, sensor number constraints, and information dimensions. On this basis, the discrete distance decay function, the information dimension reward factor, the redundancy dimension penalty factor, and the horizontal perspective effective superposition function are defined to represent the actual configuration process more rationally. Furthermore, the artificial bee colony algorithm is enhanced by incorporating the triangle random walk strategy and Lévy flights. Integrate feasibility criteria to address constraints and improve the algorithm's local search capability. The results of simulation experiments verify the feasibility and effectiveness of constructing models and proposed algorithms in this paper.

Key Words: air-ground collaborative detection; underground spaces; optimal configuration of sensors; improved artificial bee colony algorithm; triangle random walk strategy; Lévy flights

Received: 2024-09-07; **Revised:** 2024-11-25; **Accepted:** 2025-01-15

Foundation item: "Intelligent Robotics" Project (2023YFB4704400); National Natural Science Foundation of China (U2013201); Jiangsu Provincial Basic Research Plan Natural Science Foundation (BK20220885); China Postdoctoral Science Foundation (GZC20242230)