



面向环境探测的多智能体自组织目标搜索算法

吴莹莹, 丁肇红, 刘华平, 赵怀林, 孙富春

引用本文:

吴莹莹, 丁肇红, 刘华平, 等. 面向环境探测的多智能体自组织目标搜索算法[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 289–295.

WU Yingying, DING Zhaohong, LIU Huaping, et al. Self-organizing target search algorithm of multi-agent system for environment detection[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(2): 289–295.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201908023>

您可能感兴趣的其他文章

多约束下多无人机的任务规划研究综述

A survey of mission planning on UAVs systems based on multiple constraints

智能系统学报. 2020, 15(2): 204–217 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201811018>

基于改进D*算法的无人机室内路径规划

UAV indoor path planning based on improved D* algorithm

智能系统学报. 2019, 14(4): 662–669 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803031>

基于滚动时域的无人机动态航迹规划

Dynamic UAV trajectory planning based on receding horizon

智能系统学报. 2018, 13(4): 524–533 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201708031>

一种面向任务的对地观测卫星Agent团队构建方法

Agent team formation approach for task-oriented earth observation satellite

智能系统学报. 2017, 12(5): 653–660 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706017>

基于蚁群算法的四旋翼航迹规划

Four-rotor route planning based on the ant colony algorithm

智能系统学报. 2016, 11(2): 216–225 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201509009>

有人/无人机编队三位可视化系统的软件设计与实现

Design and implementation of manned/unmanned aircraft formations in 3D visualization

智能系统学报. 2016, 11(2): 272–278 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201508014>



关注微信公众号，获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201908023

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20200319.2009.004.html>

面向环境探测的多智能体自组织目标搜索算法

吴莹莹¹, 丁肇红¹, 刘华平^{2,3}, 赵怀林¹, 孙富春^{2,3}

(1. 上海应用技术大学 电气与工程学院, 上海 201418; 2. 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084;
3. 清华大学 智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 针对在复杂非结构化环境下如何协调多个无人机发现静态或动态目标的问题, 建立了自组织目标搜索算法框架。结合磁探仪等效平均探测宽度模型, 受昆虫协调方式和鸟群效应的生物机制启发, 提出了基于仿生集群算法的无人机集群分布式目标搜索模型; 采用改进的自适应差分进化算法帮助无人机集群模型在环境中平衡勘探和探索, 实现无人机群体的协同搜索优化。该自组织目标搜索算法旨在以最短时间实现跟踪目标数量的最大化。基于仿真平台的实验测试了该策略的性能, 验证了算法对具有未知目标的非结构化复杂环境的适用性。

关键词: 自组织算法; 目标搜索; 差分进化; 仿生集群; 无人机; 非结构化环境; 鸟群效应; 动态目标

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)02-0289-07

中文引用格式: 吴莹莹, 丁肇红, 刘华平, 等. 面向环境探测的多智能体自组织目标搜索算法 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 289-295.

英文引用格式: WU Yingying, DING Zhaohong, LIU Huaping, et al. Self-organizing target search algorithm of multi-agent system for environment detection[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(2): 289-295.

Self-organizing target search algorithm of multi-agent system for environment detection

WU Yingying¹, DING Zhaohong¹, LIU Huaping^{2,3}, ZHAO Huailin¹, SUN Fuchun^{2,3}

(1. School of Electrical and Electronics Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In this study, the framework of self-organizing target search algorithm was developed to coordinate unmanned aerial vehicle (UAV) swarm to find static and dynamic targets in a complex unstructured environment. First, the UAVs distributed target search model was developed from the biologically-inspired mechanisms called flocking and stigmergy, which incorporated the magnetic detector's equivalent average width feature. Secondly, an improved differential evolution algorithm, which introduced adaptive operators, was proposed for the balancing of exploration and exploitation in the multi-UAV collaborative search system and realizing optimization of UAV collaborative search. This self-organizing target search algorithm aims at optimizing the number of tracking targets in the shortest possible time. The target search strategy tested on the simulation framework validates the algorithm's adaptability for uncertain spatial targets in unstructured complex scenarios.

Keywords: self-organizing algorithm; target search; differential evolution algorithm; multi-agent bionic algorithm; unmanned aerial vehicle; unstructured environment; flocking; dynamic target

收稿日期: 2019-08-20. 网络出版日期: 2020-03-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U1613212); 上海市自然科学基金项目 (19ZR1455200); 校级基金项目 (XTCX2018-10).

通信作者: 刘华平. E-mail: hpliu@tsinghua.edu.cn.

随着火灾救援, 海洋监测和地质勘查等活动日益频繁, 军事、工业和民用领域对广域复杂环境目标搜索提出了更多的应用需求^[1-2]。例如, 相比于陆地等任务环境, 海域环境多样性更强, 水

下环境特征变化频繁,目标运动具有较强的不确定性。这些因素要求执行系统能够时刻感知周围的未知环境信息,面对不同的环境特征自主做出调整,在有限的资源分配下,合理高效地完成多目标搜索任务^[3]。近年来,随着深度学习与强化学习等领域理论和实践技术的积累及发展,多目标搜索得到了广泛的研究和应用,主要集中在机器人和机器人群体的轨迹规划方面。

在单个机器人轨迹规划研究方面,多数研究仅仅考虑离线规划。例如用环境信息获取来选择使姿态不确定性最小化的轨迹的问题^[4],但是该优化框架计算量较大,预测的最优轨迹无法重新规划。使用强化学习进行自适应学习的方法主要支持单个机器人的静态识别任务,且并不包括动态移动对象^[5]。多机器人轨迹规划决定了信息收集和搜索任务的完成质量^[6]。例如把多目标搜索问题转换为多旅行商问题,基于自组织映射网络算法提出了多机器人协同在线主动感知方法^[7-9]。此外,使用深度神经网络(DNN)的探测器可以提高机器人团队对三维空间中移动的人或物体的追踪搜索能力^[10-12]。但是强化学习解决方案^[13-14]和深度神经网络^[12]方法需要大量的培训场景来确定策略,无法保证适应性。此外,随着代理的数量和映射的复杂性的增加,多机器人最优路径规划变得困难。

针对大规模未知动态环境的持续、时变和多源分布等特点,本文建立了一种新型的多智能体目标搜索算法框架,运用无人机集群在飞行空间构成相互协作、优势互补、效能倍增的协同体系,以提高系统在复杂非结构化环境下完成任务的能力和效率。当前的许多目标搜索研究和实际应用通常忽略观测目标的运动或假设监测目标进行简单运动,这类方法应用于海域等大规模环境时,受视距和活动范围限制,搜索性能并不理想。本文提出了一种多目标检测的多智能体分布式搜索模型,并结合该模型建立了自组织协同搜索的最优时间算法框架。机器人团队可以实现对一组机器人观测视角的并行改进,最大限度地观察感兴趣的区域,在时间和空间上扩大观测数量和质量。

1 问题描述

本文重点利用自组织目标搜索算法通过多智能体系统完成大规模未知环境的监视任务。监视任务要求在大范围复杂环境中迅速搜索尽量多的目标。该搜索任务要求无人机集群拥有自主的搜索能力,根据不同的环境特性做出反应和导航,克

服外部环境的信息干扰,高效自主地追踪即时目标。

本文定义无人机集群序号为 $\{1, 2, \dots, N\}$, X_i 为无人机 i 的状态序列,包括位置、传感距离、朝向等; N 为无人机数目; t 为模拟时刻 $t \in \mathbb{N}^+$; T 为环境中的目标位置集合; τ 为目标子集; $(x, y)_\tau$ 为目标 τ 的位置坐标, $(x_i, y_i)_{X_i}$ 为无人机 i 在 t 时刻的动态位置坐标; $T_F(T) \subseteq T$ 为 t 时刻已发现的目标集合。

磁探仪是主要反潜探测设备之一,它不受气象条件限制、可连续搜索、分类能力好、定位精度高、不受浅海等复杂环境影响。如图1所示,在未知的非结构化环境中,本文的无人机集群通过磁探测器和感知算法来了解周围的环境,最大限度地观察感兴趣的目标区域,以发现动态或静态未知目标,最大化监测区域中的目标信息。无人机群体事先不知道目标的位置和障碍物布局,利用航空磁测系统搜寻海面及水下目标。磁探仪分辨率为0.000 3 nT,探测宽度为 R 。探测宽度与磁噪声环境、无人机态势、目标态势、目标磁特性、磁探仪的工作参数、检测阈等因素有关,所以本文从概率的角度对磁探仪的探测宽度进行描述,根据等效平均探测宽度模型,获得磁探仪的时变探测宽度^[15]。

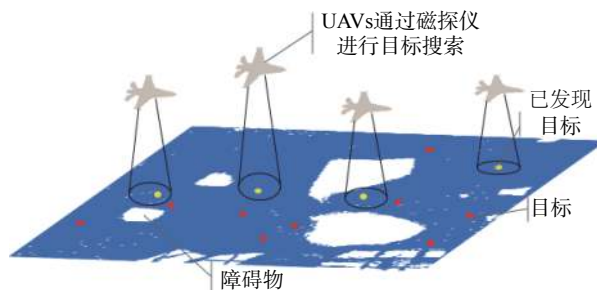


图1 面向大规模非结构化环境的目标搜索任务示意图
Fig. 1 Target search task for large unstructured environment

为了便于研究,做出以下假设:1) 同一个时刻每个单元格中仅存在一个目标;2) 各无人机之间通信良好,不考虑通信延迟、中断带来的影响;3) 无人机平台必须能够自主运行;4) 假定无人机集群固定在平稳的飞行高度,可保证磁探仪测量精度和对地分辨率。

本文旨在用一组无人机探测存在障碍物的大规模非结构化环境的动态和静态目标,通过合适的目标函数来衡量进程的质量,其中探测器的感知半径随环境和目标实时变化。本文将预期观测时间作为任务目标函数,通过最小化发现给定静态目标所需的时间,或者通过最大化一定搜索时间内发现动态目标的平均数量来优化总体质量,目标发现率不小于95%视为完成任务。

2 算法设计

本节介绍了为多机器人目标搜索系统设计的分布式仿生集群模型和协同搜索优化策略与协调方法。无人机集群分布式目标搜索模型考虑环境和目标运动特性对多智能体系统感知传感器探测性能的影响,基于启发式的仿生集群算法和传感器探测宽度模型建立;使用差分进化算法提取从环境中感知到的信息,以引导无人机通过环境。自组织目标搜索算法考虑元启发式的使用和代理之间的本地交互,以最小化完成任务时间为目标优化分布式模型的协调参数,产生一种在线的无人机集群协调模式。本文算法流程如图2所示。

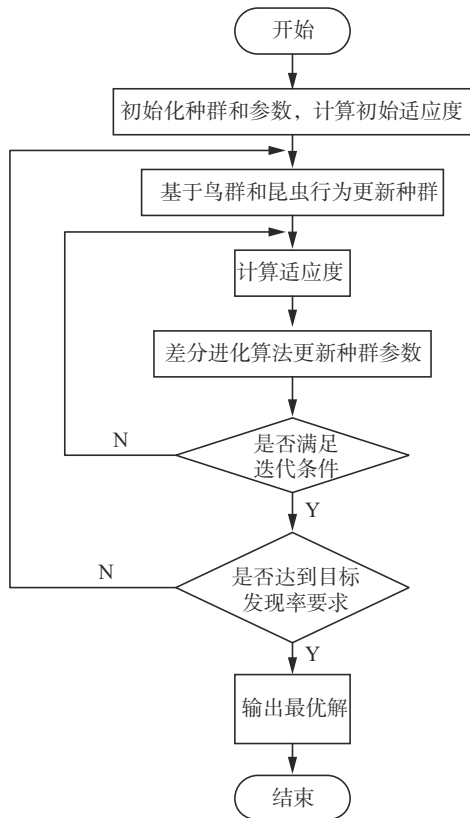


图2 多智能体自组织目标搜索算法流程

Fig. 2 The flow chart of self-organizing target search algorithm of multi-agent system

2.1 无人机集群分布式目标搜索模型

对多智能体系统而言,分布式规划避免了单一的故障点,即使通信暂时中断,机器人集群也能保证正常工作。此外,多个节点并行计算拓展了机器人团队可用的计算资源。相关的计算主要在执行计算结果的机器人个体中执行,这种规划机制能大大提高多智能体的感知决策速度。在本节中,通过采用结合不同的仿生集群算法,即基于昆虫协调方式和鸟群效应的生物机制建立了无人机集群分布式模型,同时该模型考虑了环境和

目标特性变化对航空磁探测的影响。昆虫群体行为通过生物制剂机制在环境中协调无人机集群的行为模式;鸟群效应基于对齐、分离和内聚的局部规则的影响。

具体来讲,无人机定期对其位置进行目标检查。在无人机的每一个执行周期里完成如下过程:1) 目标检测,如果无人机的磁探仪探测宽度内存在一个未知的目标,它会在它的位置上释放大量的吸引信息素。2) 目标和边界检测,如果在探测半径内有无人机或障碍物,那么无人机就会转向自由方向并离开。如果没有发现近距离物体,无人机就会释放排斥信息素,并尝试感知吸引信息素。如果在嗅觉半径内有吸引信息素,无人机就会转向其最大强度的方向。当没有信息素的时候,无人机将在分离区域检测到同伴后,放慢速度并转离同伴。如果在该分离区域内发现没有其他无人机,无人机将朝向更大区域内的其他无人机飞。如果既没有发现无人机,也没有发现信息素,更没有发现障碍物,如果可能的话,无人机会随机转向排斥信息素最小的方向并前进。无人机群体重复以上过程,直至发现的目标达到目标总数的95%。

在上述搜索过程中,本文将搜索者、搜索环境、目标等因素条件抽象为搜索模型中的搜索要素,建立静态航空磁探仪搜索概率评估解析模型。假设在不同的横向距离 L 条件下,磁探仪的目标检测概率为 $P(L)$,则探测宽度 R 可以描述为目标检测概率在空间的累积,其物理含义表示航空磁探仪的等效平均探测宽度,定义为

$$R = \int_{-\infty}^{+\infty} P(L) dL$$

目标在横向探测距离 R_{mad} 范围内即被探测到,目标在 R_{mad} 范围之外则未被探测到,即检测概率表示为

$$p(L) = \begin{cases} 1, & |L| \leq R_{\text{mad}} \\ 0, & |L| > R_{\text{mad}} \end{cases}$$

因此在设定的环境条件下,只需计算不同横向距离 L 条件下的目标检测概率,便可以得到磁探仪的等效平均探测宽度,计算公式为

$$R = \int_{-R_{\text{mad}}}^{R_{\text{mad}}} p(L) dL = 2R_{\text{mad}}$$

其中,目标检测概率表达式为

$$P = 1 - P(x^*/\sigma^2 | M, \sum B_i^2/\sigma^2)$$

式中:假设磁噪声是高斯噪声,均值为0,方差为 σ^2 。检测概率 $P(x^*/\sigma^2 | M, \sum B_i^2/\sigma^2)$ 是 M 自由度的非中心卡方分布的随机变量的累积分布函数, B_i

表示磁探仪在 t 时刻输出的磁探仪的磁信号, 检测阈值为 x^* 。

具体来讲, 细胞 (x, y) 的 t 时刻释放的信息素强度 p 具有以下动力学特征:

$$p_{x,y}(t) = \varepsilon \cdot [(1 - \delta) \cdot p_{x,y}(t-1) + \Delta p_{x,y}(t-1, t) + d_{x,y}(t-1, t)]$$

其中, 扩散速率为 $\delta \in [0, 1]$; 蒸发速率为 $\varepsilon \in [0, 1]$ 。

$(1 - \delta) \cdot p_{x,y}(t-1)$ 表示扩散到邻近细胞后的剩余量; $\Delta p_{x,y}(t-1, t)$ 表示时间间隔 $(t-1, t]$ 内信息素的累积浓度; $d_{x,y}(t-1, t)$ 是 $(t-1, t]$ 时间内从周边细胞扩散来的输入信息素, 计算公式为

$$d_{x,y}(t-1, t) = \frac{\delta}{8} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 p_{x+i, y+j}(t-1) \quad (i, j) \neq (0, 0)$$

8 个相邻细胞在每个更新周期将一部分信息素传播到细胞 (x, y) 。

2.2 无人机集群协同搜索优化算法

2.1 节将无人机群体视为鸟群, 采用昆虫信息素协调方式探测存在障碍物和目标的非结构化环境。这一过程涉及无人机集群的多个参数, 如表 1。这些参数直接影响协同目标搜索任务的完成质量, 决定了无人机群体对不同场景的适应度和搜索过程的效率。为了产生一个与场景相适应的群体, 本节采用了基于自适应算子的改进差分进化算法进行仿生集群参数调整, 实现无人机集群的协同优化。

表 1 无人机集群分布式模型相关参数

Table 1 The parameters of distributed target search model

参数	描述	参数	描述
R	无人机磁探测距离	v_{hs}	无人机水平速度
R_{pd}	无人机信息素感应距离	R_{fm}	群体移动距离
θ_{fs}	群体分离角度限制	ς	信息素释放浓度
θ_{fa}	群体对齐角度限制	γ	信息素扩散率
θ_{fc}	群体内聚角度限制	μ	信息素蒸发率
ψ_{mw}	无人机最大随机转向角		

基于改进差分算法的优化策略把任务完成所需的总时间作为衡量协同搜索任务质量的评价指标。该算法需要通过最小化发现给定静态目标所需的时间。因此静态仿真场景的适应度函数被定义无人机集群目标发现率超过 95% 的最短时间, 定义为

$$\text{fitness}(\Omega) = \min_{t \in \mathbb{N}^+} \{t : |T_F(t)| \geq 0.95|T|\}$$

式中: t 时刻已发现的目标集合 $T_F(t) \subseteq T$, 计算公式为

$$T_F(t) = \{t \mid \exists D_i, \exists t' \leq t : (x_{t'}, y_{t'})_{D_i} = (x, y)_\tau\}$$

式中: t 为模拟时刻; T 为环境中的目标位置集合; τ 为目标子集; $(x, y)_\tau$ 为目标 τ 的位置坐标; $(x_t, y_t)_{D_i}$ 为无人机 i 在 t 时刻的动态位置坐标。

在动态场景下, 通过最大化一定搜索时间内发现动态目标的平均数量来优化总体质量。动态模拟场景 Ω 的适用性定义为所有帧中发现目标的平均百分比, 如式 (1):

$$\text{fitness}(\Omega) = \frac{\lambda}{\Phi} \sum_{\varphi=1}^{\Phi} \frac{|T_F(\varphi)|}{|T(\varphi)|} \quad (1)$$

式中: λ 为每个帧过渡周期; 目标动态位置为 $(x, y)_{\tau(\varphi)}$, $\varphi=0, \lambda, 2\lambda, \dots, t \cdot \lambda, \Phi$, 其中 Φ 是预设的模拟时间的最终时刻。

设 k 为待调整的参数个数。进化算法的解用 K 维向量表示。采用基于自适应算子的改进差分进化算法选择并产生一个无人机群体, 每个无人机代表搜索空间的某个 k 维向量解, 该群体的基因型代表该可行解的各个分量, 它与对应的场景相适应。 $X(0)$ 为随机均匀分布产生的初始种群, 代表 N 个初始解集合。第 t 代无人机种群为 $X(t)$, $x_i(t)$ 为第 t 代种群 $X(t)$ 的第 i 个基因型。本文采用改进的差分进化算法, 通过自适应差分策略实现个体变异。种群变异的中间变量 h 计算公式为

$$h(t+1) = x_{r_1}(t) + F \cdot (x_{r_2}(t) - x_{r_3}(t)) \quad i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$$

式中, x_{r_1} 、 x_{r_2} 、 x_{r_3} 为随机选择的突变成员, 自适应变异算子为

$$\lambda = e^{1 - \frac{G_m}{G_m + 1 - G}} \\ F = F_0 \cdot 2^{\lambda}$$

式中: F_0 为变异算子; G_m 代表最大进化代数; G 代表当前进化代数。

然后通过变异的中间变量 h 和第 t 代种群 $x_i(t)$ 的二项式交叉创建一个试验向量 x_i^* , 其中交叉公式为

$$x_i^*(t+1) = \begin{cases} h(t+1), & \text{rand} \leq CR \\ x_i(t), & \text{其他} \end{cases}$$

其中, CR 为交叉概率。然后, 基于贪婪算法原则, 根据适应度函数的值从迭代中每个个体的试验向量 x_i^* 和原向量 $x_i(t)$ 中选择出适应度更高的, 以此作为下一代的最佳拟合向量对种群进行修正。当达到终止条件时, 将当前种群中最优解向量作为最优群参数, 得到对应最短搜索时间的解向量。

3 仿真实验与分析

为了测试第 2 章提出的自组织目标搜索策略的运行情况, 本文搭建了基于多智能体仿真平台 Netlogo 和算法开发框架 Matlab 的二维数字环境来验证本文设计的协同目标搜索算法。实验考虑

在大面积的非结构化环境里找到静态或动态目标,无人机通过机载磁探测仪器来探测目标。在仿真数字环境中,各无人机平台能够独立自主运行,同时,各无人机之间能够正常通信,不考虑通信延迟或中断等异常情况,此外,同一个时刻每个单元格中仅存在一个目标。

3.1 静态场景实验设置与分析

静态仿真场景设置为正方形区域,由不同的障碍物和随机分布的42个目标构成。为了测试算法性能,本文开展了基于传统差分进化算法的协同策略和基于仿生集群与改进差分算法的自组织目标搜索策略的多组实验,并统计了不同规模无人机集群的测试性能。

非结构化静态环境仿真场景模型如图3,其中绿色为无人机,灰色为障碍物;红色为目标位置。

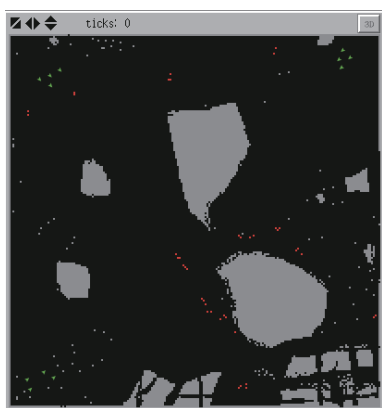


图3 基于Netlogo软件的静态非结构化环境模型

Fig. 3 Unstructured environment model based on Netlogo

图4~5统计了无人机数目分别为6、12、22、32、42、52、62的情况下的实验结果。实验结果表明,就完成目标发现任务所需的最短时间这一指标,采用改进差分进化算法的协同搜索方案较传统进化算法方案需要的时间更短,具有更高的搜索效率。此外,随着无人机群体数量的增加,目标搜索速度不断提高,任务完成时间迅速衰减。

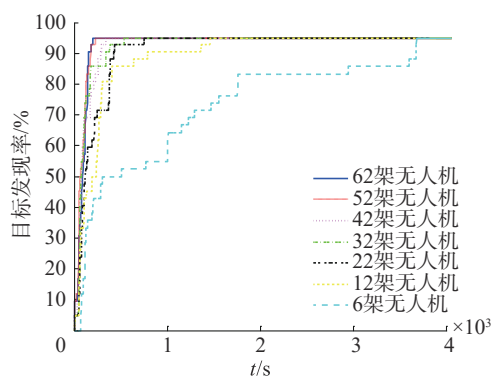


图4 不同规模无人机集群目标发现率随时间变化曲线

Fig. 4 Real-time target discovery rate for different UAVs

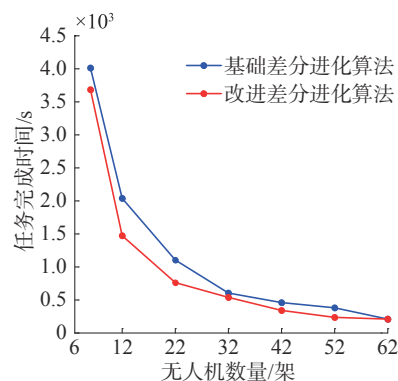


图5 不同规模无人机集群的任务完成时间对比图

Fig. 5 Task completion time comparison for different UAVs

由图6~7可知,本文采用的自组织目标搜索策略实现静态环境的目标发现任务时,在无人机规模相同的情况下,较传统差分进化算法方案拥有更小的环境覆盖率。无人机数量大于32之后,无人机集群完成任务时的环境覆盖率随着集群规模的增加而减小,这意味着无人机群体在环境感知和目标探测的过程中不断朝感兴趣的区域搜索,在未知环境中的探索效率不断提高。

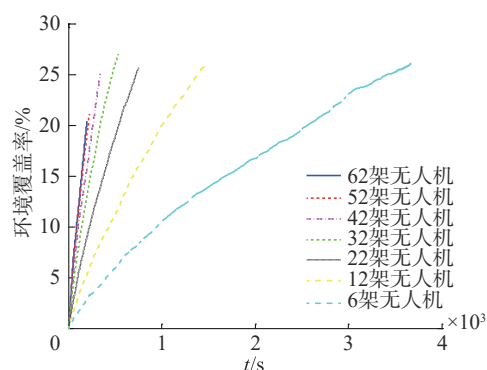


图6 不同规模无人机集群环境覆盖率随时间变化曲线

Fig. 6 Real-time environmental coverage for different UAVs

3.2 动态场景实验设置与分析

对于大规模的动态场景,本文的协同目标搜索策略通过将动态环境视为不同帧,每隔一个固定周期目标变换一次,求解使所有帧中的目标的平均百分比最大的群体最优参数。仿真海域动态场景模型如图8所示。其中,场景每隔240s更新一次,绿色箭头为无人机,红色点为目标集群,灰色表示海域内的岛屿、礁石等障碍物。图8中 t 分别为240、480、720、960s的场景模型,每一帧目标总数不断增加,且随机扩散。图8中的目标总数分别为140、240、340、340。实验结果表明,动态模拟场景的适合度定义为在所有帧中发现的目标的平均百分比。

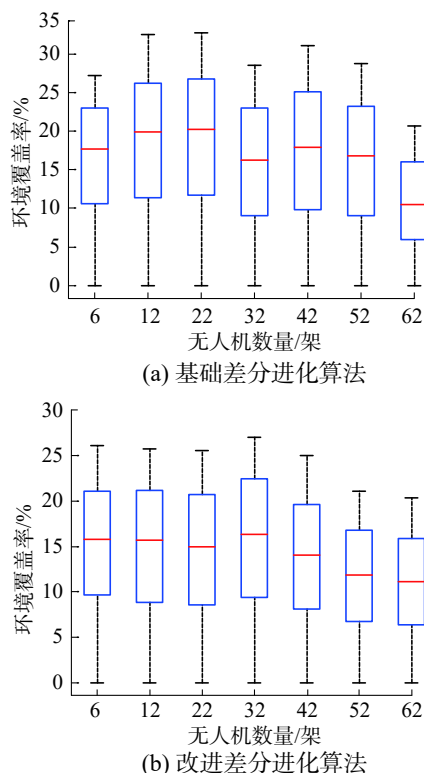


图7 不同规模无人机集群完成任务时的环境覆盖率箱线图

Fig. 7 Boxplot of environmental coverage of different UAVs

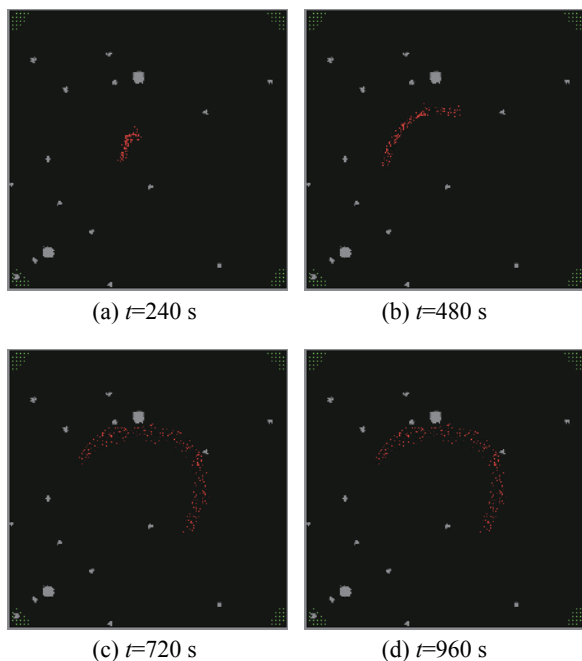


图8 基于Netlogo软件的动态海域环境模型

Fig. 8 Dynamic marine environment model of Netlogo

图9为目标发现率随时间变化曲线,由仿真结果可知,利用本文的多目标搜索算法能够高效地实现大规模动态环境下的快速目标搜索任务。图10为不同目标规模时任务完成时间的折线图,由仿真结果可以看出,随着节点数目的增

加,时间成本的增加幅度越来越缓慢,该结果验证了该自组织目标搜索算法在大规模集群系统中的可行性。

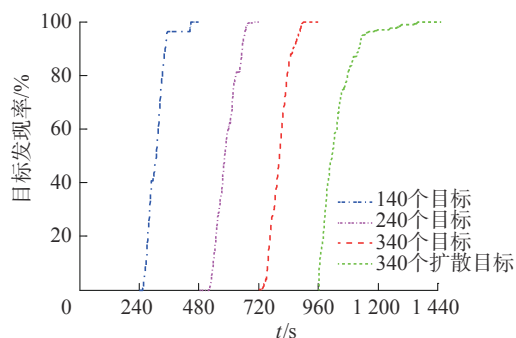


图9 动态海域场景的目标发现率随时间变化曲线

Fig. 9 Real-time curve of target detection rate for dynamic marine environment

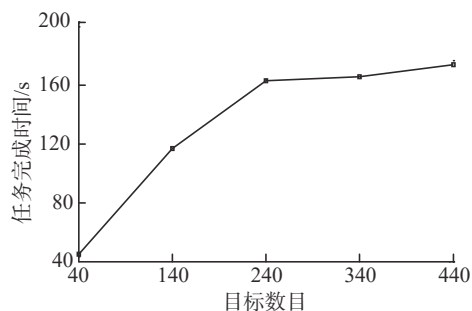


图10 任务完成时间随目标规模变化折线图

Fig. 10 Line chart of task completion time in distinct targets

4 结束语

本文提出了一种面向无人机群目标搜索的自组织目标搜索策略,该策略采用基于仿生集群算法的分布式目标搜索模型,采用自适应差分进化算法实现无人机集群的协同目标搜索优化。无人机的分布式搜索模型结合了磁探仪等效平均探测宽度模型,考虑目标检测过程中环境和目标特性变化的影响,概率性发现环境中的静态和动态目标。仿真实验证明了,该协同策略明显降低了无人机集群勘探的冗余度。随着无人机群体数量的增加,目标搜索速度不断提高,任务完成时间迅速衰减;无人机的环境覆盖率随着无人机规模的增加而减少,表明该协同目标搜索算法的优势随着代理数的增加逐渐显现出来,无人机集群在未知环境中的探索效率不断提高。此外,在未知非结构化环境中,利用本文的多智能体自组织目标搜索算法能够快速发现数目增加且无规律运动的动态目标。

参考文献:

- [1] BENKOSKI S J, MONTICINO M G, WEISINGER J R. A

- survey of the search theory literature[J]. *Naval research logistics*, 1991, 38(4): 469–494.
- [2] 吴军, 徐昕, 连传强, 等. 协作多机器人系统研究进展综述[J]. *智能系统学报*, 2011, 6(1): 13–27.
WU Jun, XU Xin, LIAN Chuanqiang, et al. A survey of recent advances in cooperative multi-robot systems[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2011, 6(1): 13–27.
- [3] 袁波. 面向卫星资源规划的海面运动目标分析方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010: 4–5.
YUAN Bo. Research on analysis of maritime moving target for satellite resource scheduling[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010: 4–5.
- [4] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. Appearance-based active, monocular, dense reconstruction for micro aerial vehicle[C]//Proceedings of 2014 Robotics: Science and Systems Conference. Berkeley, USA, 2014.
- [5] XIA Fei, ZAMIR A R, HE Zhiyang, et al. Gibson Env: real-world perception for embodied agents[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA, 2018: 9068–9079.
- [6] RAMIREZ-PAREDES J P, DOUCETTE E A, CURTIS J W, et al. Distributed information-based guidance of multiple mobile sensors for urban target search[J]. *Autonomous robots*, 2018, 42(2): 375–389.
- [7] BEST G, CLIFF O M, PATTEN T, et al. Dec-MCTS: decentralized planning for multi-robot active perception[J]. *The international journal of robotics research*, 2019, 38(2/3): 316–337.
- [8] FAIGL J. GSOA: growing self-organizing Ar-ray-unsupervised learning for the close-enough traveling salesman problem and other routing problems[J]. *Neuro-computing*, 2018, 312: 120–134.
- [9] BEST G, FAIGL J, FITCH R. Online planning for multi-robot active perception with self-organising maps[J]. *Autonomous robots*, 2018, 42(4): 715–738.
- [10] PRICE E, LAWLESS G, LUDWIG R, et al. Deep neural network-based cooperative visual tracking through multiple micro aerial vehicles[J]. *IEEE robotics and automation letters*, 2018, 3(4): 3193–3200.
- [11] TALLAMRAJU R, RAJAPPA S, BLACK M J, et al. Decentralized MPC based obstacle avoidance for multi-robot target tracking scenarios[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. Philadelphia, USA, 2018.
- [12] AHMAD A, LAWLESS G, LIMA P. An online scalable approach to unified Multirobot cooperative localization and object tracking[J]. *IEEE transactions on robotics*, 2017, 33(5): 1184–1199.
- [13] CHEN Yufan, LIU Miao, EVERETT M, et al. Decentralized non-communicating Multiagent collision avoidance with deep reinforcement learning[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Singapore, 2017.
- [14] LONG Pinxin, LIU Wenxi, PAN Jia. Deep-learned collision avoidance policy for distributed multiagent navigation[J]. *IEEE robotics and automation letters*, 2017, 2(2): 656–663.
- [15] 熊雄, 杨日杰, 沈阳. 基于等效平均探测宽度的航空磁探潜搜索概率评估模型[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(3): 487–493.
XIONG Xiong, YANG Rijie, SHEN Yang. Search probability evaluation model of airborne magnetic anomaly detection based on equivalent average sweep width[J]. *Systems engineering and electronics*, 2014, 36(3): 487–493.

作者简介:

吴莹莹, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人控制、多智能体控制。



丁肇红, 副教授, 主要研究方向为智能控制与决策、系统建模。主持完成多项上海市教委科研项目。主编《自动控制原理》教材。发表学术论文数十篇。



刘华平, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器人感知、学习与控制、多模态信息融合。发表学术论文10余篇。

