

郑君铮, 邱鹏鹏, 周显镬, 等. 基于动态事件触发的电网巡检机器人集群的多目标优化[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(6): 20-26. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240603

基于动态事件触发的电网巡检机器人集群的多目标优化

郑君铮¹, 邱鹏鹏², 周显镬³, 侯健², 鲁鹏³

(1 浙江理工大学 信息科学与工程学院, 杭州 310018; 2 浙江理工大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310018;

3 浙江大学 计算机创新技术研究院, 杭州 310014)

摘要: 该研究旨在助力于解决变电站复杂场景下的动态多目标巡检任务。以巡检机器人集群为依托, 引入动态事件触发和群体智能控制算法技术, 并提出一种群体智能下的动态分布式分组的控制算法, 实现对变电站动态多目标任务的巡检。首先, 在 Matlab 中建立仿真模型验证群体智能控制策略的可行性, 并在典型的动态多目标测试系统中进行多场景测试; 其次, 在变电站多机器人实物系统中验证该控制算法的有效性。实验结果表明, 基于所提控制算法的多机器人巡检系统在运行时间与路径长度方面均有不同程度的优化, 从而提高了系统整体的巡检效率。

关键词: 多目标; 群体智能; 事件触发; 分布式; 变电站

中图分类号: TP273+.2

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)06-0020-07

Dynamic event-triggering based multi-objective optimization of power grid inspection robot cluster

ZHENG Junzheng¹, QIU Pengpeng², ZHOU Xianke³, HOU Jian², LU Peng

(1 School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2 School of Computer Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

3 Institute of Computer Innovation and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310014, China)

Abstract: This study seeks to aid in the resolution of the dynamic multi-objective inspection task in the complex substation scene. Dynamic event triggering and swarm intelligence control algorithm technology are introduced based on the inspection robot cluster, and a dynamic distributed grouping control algorithm under swarm intelligence is suggested to realize the inspection of substation dynamic multi-objective tasks. Firstly, a simulation model is created in Matlab to validate the feasibility of the swarm intelligence control strategy, and multi-scenario tests are performed in a typical dynamic multi-objective test system; secondly, the effectiveness of the control algorithm is validated in a substation multi-robot physical system. The experimental findings indicate that the multi-robot inspection system based on the proposed control algorithm has varying degrees of optimization in terms of running time and path length, improving the overall inspection efficiency of the system.

Key words: multi-objective; swarm intelligence; event triggering; distributed; substation

0 引言

在机器人工程发展过程中, 巡检机器人作为其重要的组成部分, 不仅满足了在实际应用领域的大量需求, 而相关技术也愈加成熟。随着电网和变电站日趋数字化、智能化方案的加入, 产生了许多复杂动态场景下的多元数据采集和多目标任务规划的巡检需求。传统单一的巡检机器人巡检方式已经无法

满足要求, 而多机器人集群的群体智能分布式能力在多任务目标^[1]及动态实时协同任务规划^[2]问题上具有的重要优势, 结合帕累托模型在处理多目标问题上具有的适应性强、解集空间大并且其得到的最优解集^[3]中不存在更优的帕累托改善的特点, 就使得相关研究课题成为了学术热点。文章提出将结合动态事件触发机制的分布式多机器人集群系统应用到多任务处理^[4]上, 不但解决了传统单一巡检机

作者简介: 郑君铮(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 多智能体协同; 侯健(1986-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 多智能体系统, 联邦学习, 强化学习。

通讯作者: 鲁鹏(1987-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 数据库系统, 分布式系统, 云计算。Email: lupeng@zjuici.com

收稿日期: 2023-04-07

器人在巡检能力瓶颈上的问题,提高了系统的可靠性、可用性和扩展性。同时由于引入了自适应事件触发的多机器人协同工作机制,通过 Mesh 自适应组网技术^[5]减少了系统内非必要的信息交互和处理^[6],提高了机器人在处理问题能力上的冗余性。这2种方法的引入,使得多机器人巡检集群对变电站的非线性动态多目标优化具有更好的适应能力,满足了变电站分布式多任务处理的场景需求。

1 变电站多目标优化

随着中国电力系统的快速发展,变电站综合巡检及机器人换人的普及,变电站的机器人巡检系统及其优化得到了高度重视。尤其在愈加数字化、智能化的复杂变电站巡检场景中,多机协同巡检即群体智能可以使其在多任务处理问题上具备快速定位并解决问题能力,有助于提升变电站巡检效率;但是多机集群的引入必然带来多机协同规划的难点,就要同步兼顾对多任务目标必须进行合理的“分配”,避免出现目标竞争、重复作业等问题。

群体智能实现任务目标的一致性优化算法包括了传统优化算法、粒子群优化算法^[7]、蚁群算法、灰狼算法、遗传算法、模拟退火算法和麻雀搜索算法^[8]等。以上算法均为特定应用场景下的多个待优化目标,诸如动态实时策略规划、多机器人集群协同以及分布式巡检效率之间的相互制约关系。因此本研究在考虑多目标优化、动态事件触发机制^[9]、分布式多任务规划策略^[10]的前提下,构建分布式动态多目标优化模型,并以实际工程应用为基础提出解决变电站复杂动态场景下多机器人协同巡检实现多目标优化的解决方案,提升变电站多任务问题的处理能力及效率,维护变电站供电网络的稳定性。

2 数学模型

户外复杂变电站下的子母机器人集群和巡检人员协同巡检环境如图1所示。在此背景下,本节深入考虑了实际变电站场景下的露天巡检场景、多设备数据采集及信息共享、错误点快速定位处理、动态多目标任务策略实时规划等问题,并建立如下的数学模型。模型主要包含:分布式多机器人集群、动态事件触发机制、多目标优化等3个方面。

2.1 多机器人集群

变电站智能巡检机器人集群采用 Mesh 组网技术,实时共享位置速度信息。本系统包含子母机器人共 n 台,其中母机器人作为任务分配的决策者,在

集群中起到主导的作用;子机器人作为任务执行者,服从任务决策并执行任务要求。此外,各机器人在巡检中不做固定路线分配,通过群体控制算法,自适应规划巡检路线。

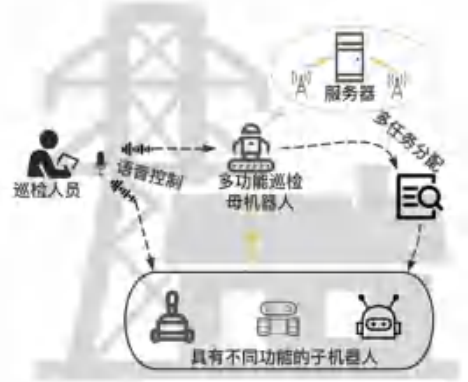


图1 户外复杂变电站下的子母机器人集群和巡检人员协同巡检环境
Fig. 1 The collaborative inspection environment of the child-mother robot cluster and inspection staff beneath the outdoor complex substation

在仿真实验中,设定粒子的位置和速度表示为:

$$X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}) \quad (1)$$

$$V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D}) \quad (2)$$

其中, X_i 表示巡检机器人 i 的位置; D 表示搜索空间的维度。在仿真实验中,地图为二维平面信息,所以默认维度 $D = 2$; V_i 表示巡检机器人 i 当前时刻的速度。

多机器人集群在电网巡检过程中,为了更好地管理机器人的行为动作,在每台机器人本体上建立相互独立的存储机制用以保存任务集信息。任务集的更新变化主要与其所在 Mesh 网络分组的任务目标、任务的优先级及当前时刻机器人所处环境位置与目标位置距离三者之间的关系而定。相应关系见下式:

$$A = (TS_i, R_i) \quad (3)$$

$$TS_i = (p_1, p_2, \dots, p_d) \quad (4)$$

其中, A 是一个二维数组,用来存储对应的数据集; TS_i 是机器人 i 的任务集,从左到右排列依次为机器人 i 将要执行的任务的次序; R_i 表示任务集和机器人之间的依赖关系,用来确定任务次序; p_i 等价于任务的目标点 X_i ,其来源可以是机器人 i 本身巡检时发现任务的目标位置、邻居节点共享的任务信息,也可以是变电站巡检人员通过远程设备随机加入的任务; d 是根据种群大小和任务量大小定义的数值,在仿真实验中 $d \leq 10$ 。

2.2 动态事件触发

由于变电站中的巡检任务集是根据集群中巡检遇到的任务问题,以及人为加入的突发任务组成,具有实时突发性。因此,为了更好地对突发性实时任务的集群协调控制进行优化,拟定系统中的动态触发机制(如图2所示),其数学模型如下:

$$t_{k+1}^i = \inf \left\{ (t > t_k^i \mid f_i(t)) < \beta \times \frac{\eta_i(t)}{m} \right\} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \varphi_i(t) = \|x_{i,d}^t - p_{i,d}^t\|^2, & \|x_{i,d}^t - x_{j,d}^t\|^2 \leq TD \\ \gamma_i(t) = \gamma_i(t) + \varphi_i(t), & f_i(t)^2 \leq \varphi_i(t) \end{cases} \quad (6)$$

式(5)中, t_k^i 表示动态事件的触发时间序列; m 表示当前通信分组中的机器人数量; $f_i(t)$ 表示机器人 i 距目标位置的相对距离; $\eta_i(t) / m$ 表示在以某个巡检机器人为中心的 Mesh 分组中其余所有机器人距离目标点的平均值; $\eta_i(t)$ 是分组中机器人 i 距目标点的距离总和; β 表示微小距离误差范围的系数,且 $\beta \in [0.9, 1)$ 。式(6)中的 TD 表示机器人最远通信距离的平方; $\varphi_i(t)$ 表示位置距离的平方; $\gamma_i(t)$ 表示相对位置小于目标距离平方的累积值,其初始值为 0。在满足该动态事件触发机制的条件下,机器人会在 Mesh 分组中共享 TS_i 任务集,用以告知周围机器人自身满足条件,若其它机器人未在其为中心的 Mesh 分组中和其竞争,则该机器人就可以将目标点列入其任务集中。

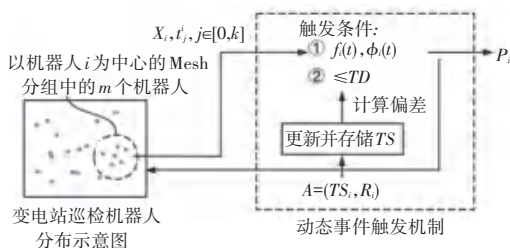


图2 Mesh通信分组下的动态事件触发机制

Fig. 2 Mesh communication group's dynamic event trigger mechanism

2.3 动态多目标

具有多个相互冲突且随时间变化的多目标优化问题,即动态优化问题中的目标函数不仅与决策变量优化,且会随环境(时间)动态变化。动态多目标问题通常定义如下:

$$\begin{cases} \min F(x, t) = (f_1(x, t), \dots, f_l(x, t))^T \\ \text{s.t.} \\ g_i(x, t) \leq 0, i = 1, 2, \dots, p \\ h_j(x, t), j = 1, 2, \dots, q \\ x \in \Omega_x, t \in \Omega_t \end{cases} \quad (7)$$

其中, $F(x, t)$ 表示时间 t 评估解 x 的目标函数向量; $f_l(x, t)$ 表示 x 在时间 t 的第 l 个目标函数; p 和 q 分别表示不等式约束和等式约束的个数; $g_i(x, t)$ 表示第 i 个不等式约束; $h_j(x, t)$ 表示第 j 个等式约束; Ω_t 表示可行的时间空间。

2.4 移动控制

为了贴近实际工程运用中的多任务目标优化问题,基于通信交互拓扑模型下的多机器人集群的动态任务规划策略,并结合帕累托最优解思想,设定了如下的多任务目标粒子移动控制模型:

$$v_{i,d}^{t+1} = \omega \cdot \exp(\text{iter}_{\max}/2n) \cdot v_{i,d}^t + r \cdot (P_{i,d}^t - x_{i,d}^t) \quad (8)$$

$$\begin{cases} x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}, & TS_i \notin \emptyset \\ x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + \delta, & TS_i \in \emptyset \end{cases} \quad (9)$$

其中, ω 表示机器人移动过程中存在的惯性系数,用以限制机器人在向目标位置靠近过程中的最大速度,使得机器人在向目标靠近时能够更加精确到达目标点; $v_{i,d}^t$ 表示速度; $x_{i,d}^t$ 表示位置坐标; iter_{\max} 为算法的最大迭代次数; δ 表示一个正态分布的随机数。在多机器人协同巡检过程中,为了提高探索效率,每当巡检机器人在完成分区下单次目标任务后,便更新机器人的速度为其初始速度,以保证每个机器人在接下来的任务目标中能保持和开始时刻一样的探索速度。

2.5 MODTA 算法

图3中包含了本文中所提出的算法框架。在算法框图中,先初始化生成种群,通过 Mesh 网络建立的位置距离关系评估成员条件并进行分组。然后,计算组内成员偏差距离及累计偏差并同步组内信息,随后通过动态事件触发机制更新每个成员的任务集。最后,控制成员对目标任务进行优化,返回迭代直至达到最大迭代次数。

3 实验结果分析

3.1 实验环境及评价指标

在本节中,用标准测试函数对算法在动态多目标优化问题上的可行性和有效性进行验证,同时将该算法与 SGEA、DMODOA 和 DNSGA-II 等算法进行比较。该实验的开发环境是 Matlab R2021b,操作系统为 macOS 12.6。

在评价指标中的反世代距离(Inverted Generational Distance, IGD) 指标,主要通过计算每个在真实帕累托前沿面上的粒子到算法获取的解集之间的欧式距离之和,来评价算法的收敛性能和分布性能。 IGD

值越小,算法的综合性能包括收敛性和分布性能越好。而在评价算法的多样性上采用超体积度量 (Hypervolume, HV) 指标,通过计算算法获得的非支配解集与参照点围成的目标空间中区域的体积,来反映算法的多样性。 HV 值越大,算法的多样性越好。

在功能测试函数(FDA)下设种群 $N = 100$, 决策变量维度 $D = 10$, 解决方案的初始化率 $zeta = 0.30、0.35、0.40$, 静态优化迭代次数 $n_i = 20$, 得到测试结果见表 1。从表 1 中的平均反世代距离 ($MIGD$) 指标可看出,在囊括 0.3~0.4 方案变化率的 FDA 问题中,MODTA 算法的 $MIGD$ 基本上都要比其它 3 种算法的值更小,从而证明了 MODTA 算法在处理动态目标问题上优于其它 3 种算法。

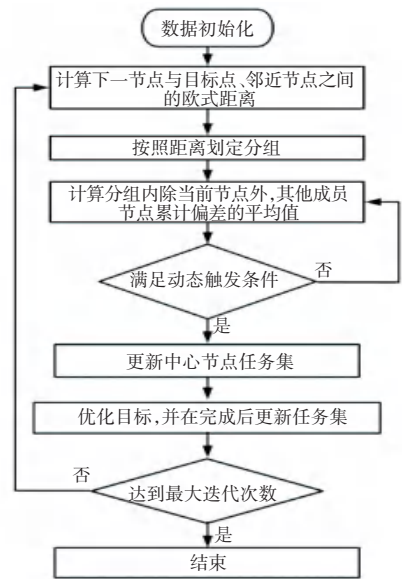


图 3 MODTA 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of MODTA algorithm

表 1 FDA1-5 函数下测试结果

Table 1 Test results of FDA1-5

Example	$(n_i, zeta)$	SGEA	DMDOA	DNSGA-II	MODTA
FDA1	(20, 0.30)	6.43E-03	8.24E-04	7.89E-04	6.10E-04
	(20, 0.35)	5.74E-03	7.94E-04	7.13E-04	5.71E-04
	(20, 0.40)	5.02E-03	7.11E-04	5.83E-04	4.84E-04
FDA2	(20, 0.30)	6.61E-03	7.24E-03	5.55E-03	6.97E-03
	(20, 0.35)	5.82E-03	6.98E-03	5.02E-03	6.62E-03
	(20, 0.40)	5.11E-03	5.57E-03	4.96E-03	6.12E-03
FDA3	(20, 0.30)	7.46E-02	7.78E-02	6.49E-02	6.92E-02
	(20, 0.35)	6.24E-02	5.24E-02	6.24E-02	6.76E-02
	(20, 0.40)	6.02E-02	6.90E-02	6.19E-02	6.52E-02
FDA4	(20, 0.30)	3.71E-02	4.33E-02	3.45E-02	3.29E-02
	(20, 0.35)	3.65E-02	4.02E-02	3.32E-02	3.12E-02
	(20, 0.40)	3.51E-02	3.94E-02	3.02E-02	3.07E-02
FDA5	(20, 0.30)	5.24E-02	6.13E-02	5.36E-02	5.02E-02
	(20, 0.35)	5.01E-02	5.79E-02	5.08E-02	4.89E-02
	(20, 0.40)	4.92E-02	5.52E-03	5.02E-02	5.49E-02

3.2 结果分析

实验结果表明,本文所提出的 MODTA 算法,在动态任务决策上的改进实现基于位置拓扑的分区任务处理(如图 4 所示),为多机器集群的随机任务和多目标任务提出存储任务集 $A = (TS_i, R_i)$ 的方案,实现任务流的平滑进行,避免了多机器的工作环境下产生的非必要重复行为。当环境(动态任务)发生变化时,每个子机器上的任务集能够实时动态地根据分区信息进行调整,即通过引导单一分区中的个体实现区域个体的进化,使得在分区精度控制及总体任务多样性上能够独立并行执行。保证了 MODTA 算法在动态多任务环境下的算法收敛的多样性和分布性要优于另外 3 种算法。

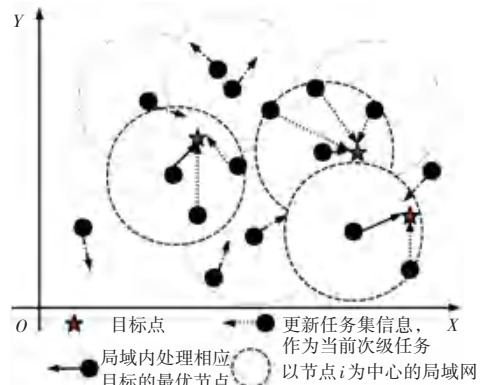


图 4 Mesh 分区下粒子的多目标收敛示意图

Fig. 4 Schematic diagram of multi-objective convergence of particles under Mesh partition

仿真实验中,图5分别是4种算法在FDA5的多目标函数下的帕累托前沿分布情况。图5中当MODTA算法在 $n_t = 20, zeta = 0.3 \sim 0.4$ 时,观察在

FDA5测试函数下的帕累托前沿分布,可知相较于其他3种算法其IGD值更小(如图6所示)。

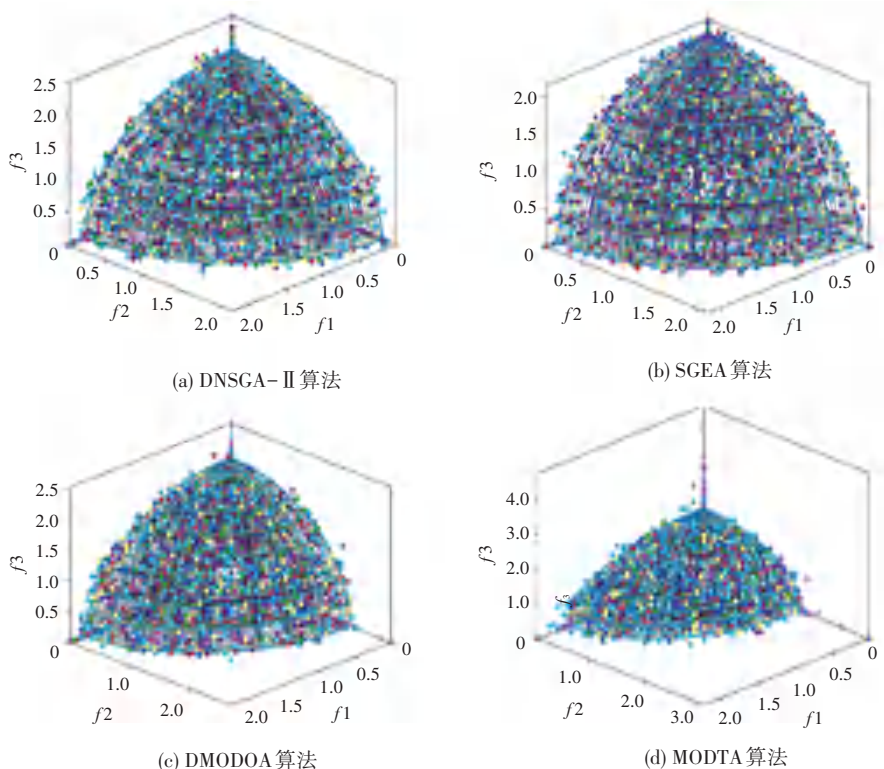


图5 DNSGA-II, SGEA, DMODOA 和 MODTA 算法在 FDA5 函数下的分布前沿

Fig. 5 Distribution frontiers of DNSGA-II, SGEA, DMODOA and MODTA algorithms under FDA5 function

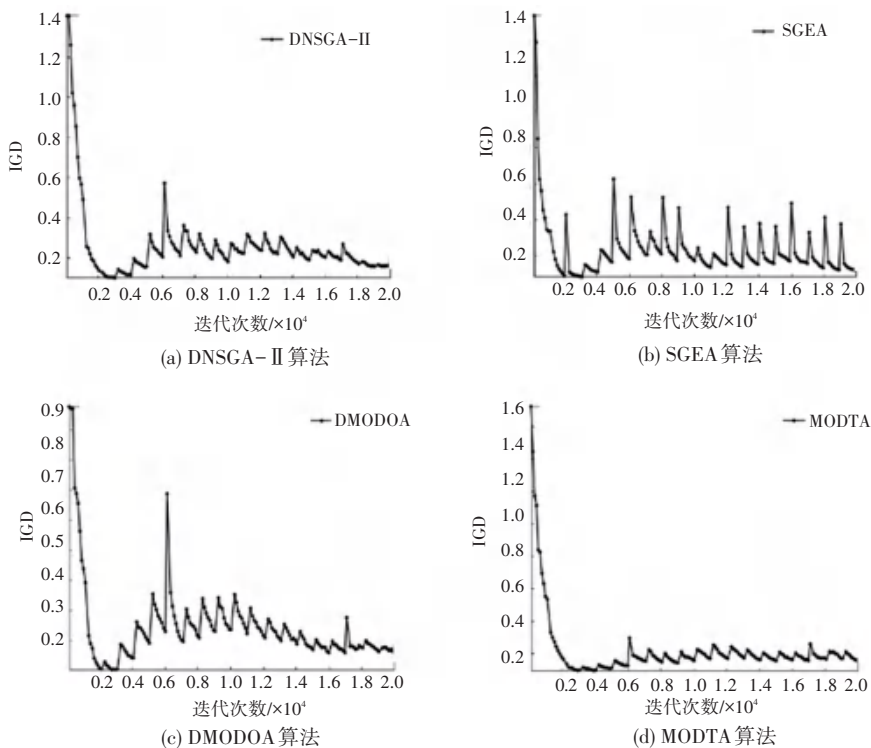


图6 各个算法在 FDA5 函数下的反世代距离

Fig. 6 The FDA5 function's inverse generational distance for each method

由于采用了动态事件触发机制,使得 MODTA 算法对于动态目标具有更好的适应能力;而 Mesh 网络动态分组的方法,使得各个分组更加灵活地来分布式执行指定任务。在超体积度量 (Hypervolume, HV) 中(如图 7 所示,其中 $n_i = 20$, $zeta = 0.30$),可知 MODTA 算法的 HV 的均值相对其他 3 种算法更大、也更加平稳。这进一步证明了 MODTA 算法比另外 3 种算法在保证快速收敛的同时也具有更好的分布性。

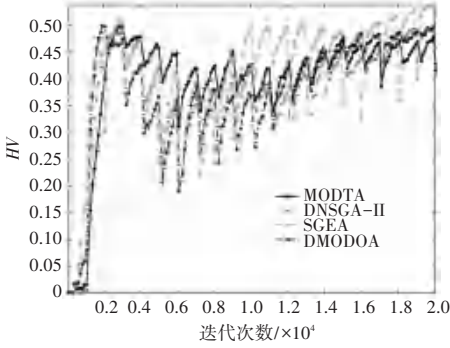


图 7 MODTA、DNSGA-II、DMODOA、SGEA 四个算法的超体积度量 (Hypervolume, HV) 对比图

Fig. 7 Hypervolume (HV) comparison chart for MODTA, DNSGA-II, DMODOA and SGEA

4 实物验证

本文立足于现实变电站中子母多机器人集群巡

检的多任务目标问题,提出适用于多任务处理场景的算法。并将算法应用于真实的变电站巡检环境,实现了动态事件触发下的多机器人机协同一体化巡检,使仿真实验结果进一步得到了真实环境验证。

实验中用到了 1 台母机器人、2 台子机器人的方案验证(如图 8 所示)。其中,子母机器人搭载深度摄像头、红外、超声波、RFID、激光雷达等传感器,用于实时捕捉环境信息。接着将采集到的变电站运检数据回传给母机器人进行融合,实现了多机器人设备全维度运检数据获取。

实验组分为单机母机器人巡检、子母多机协同巡检、人机协同巡检等 3 种组合方式(如图 9 所示)。其中,单机巡检用于验证单机作业下的多个传感器数据融合功能以及巡检功能;子母多机协同验证机器人子母集群实时任务驱动的自组网技术和动态开放环境中基于多源传感信息的分布式感知和协同目标识别技术及面向多任务应用的机器人子母集群系统自主协同规划、任务分配和分布式控制技术;人机协同验证了巡检人员、机器人集群基于语音识别的辅助运检合一的检修协同技术,检修过程中通过语音控制附近机器人协助检修,并将检修信息通过自组网机制共享给周围机器人,任务信息通过显示器实时更新提供即时的检修信息给巡检人员下载查阅,实现软硬结合的一体化装置。



(a) 机器人 1 (b) 机器人 2 (c) 机器人 3

图 8 变电站子母机器人

Fig. 8 Substation mother-child robot



(a) 单机巡检 (b) 多机协同 (c) 人机协同

图 9 巡检方式

Fig. 9 Inspection modes

5 结束语

本文所提出的一种基于动态事件触发机制的分布式多机器人集群控制算法(MODTA),该算法不局限于简单的任务分配和固定的分组优化,而是通过Mesh动态网络实现基于位置拓扑关系进行分组,然后在分组中分别对目标进行优化,且分组之间通过Mesh的多跳转发功能实现信息的共享。动态事件触发机制的加入有效地应对了突发性的动态任务,避免了固定方式下的机器人控制,让机器人自适应地根据触发条件进行任务判断,实现多机器人集群的智能化协同。结果表明,该算法在动态多目标任务的处理上,对比其他3种算法有较好的收敛速度和多样性。能够有效处理变电站场景下的动态多目标问题,实现人机协同的变电站运检一体化作业,提升了运检效率,保障了电网的稳定运行。

参考文献

- [1] 张梦婷,杜建强,罗计根,等.多目标优化特征选择研究综述[J].计算机工程与应用,2023,59(3):23-32.
- [2] 刘若辰,李建霞,刘静,等.动态多目标优化研究综述[J].计算机学报,2020,43(7):1246-1278.
- [3] NGATCHOU P, ZAREI A, EI-SHARKAWI A. Pareto multi objective optimization[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems. Arlington, USA: IEEE, 2005: 84-91.
- [4] 呼子宇,李紫晗,孙浩,等.基于决策变量关系的动态多目标优化算法[J].控制与决策,2024,39(1):78-86.
- [5] ZHANG Zhongshan, LONG Keping, WANG Jianping, et al. On swarm intelligence inspired self-organized networking: its bionic mechanisms, designing principles and optimization approaches[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 16(1): 513-537.
- [6] HU Wenfeng, YANG Chunhua, HUANG Tingwen, et al. A distributed dynamic event-triggered control approach to consensus of linear multiagent systems with directed networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 50(2): 869-874.
- [7] ZHANG Weizheng, LI Guoqing, ZHANG Weiwei, et al. A cluster based PSO with leader updating mechanism and ring-topology for multimodal multi-objective optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 50: 100569.
- [8] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [9] GIRARD A. Dynamic triggering mechanisms for event-triggered control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2014, 60(7): 1992-1997.
- [10] CHEN Jiming, CAO Xianghui, CHENG Peng, et al. Distributed collaborative control for industrial automation with wireless sensor and actuator networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(12): 4219-4230.