

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416283

配电室巡检机器人多目标点路径规划算法^{*}黄淼¹ 郝真鸣^{1,2} 冉宁¹ 戴少石³ 郝晋渊^{2,4}(1.河北大学电子信息工程学院 保定 071002; 2.河北大学物联网智能技术研究中心 保定 071002;
3.华能上安电厂 石家庄 050000; 4.河北大学中央兰开夏传媒与创意学院 保定 071002)

摘要: 配电室巡检机器人由于其特殊的应用环境,会使应用于多目标点路径规划的传统启发式算法求解结果劣化,从而无法得到实际应用意义上的全局最优解。针对上述问题,本文提出了一种基于改进灰狼优化与A^{*}串联融合的多目标点路径规划算法。首先,使用前置A^{*}配合栅格距离公式计算任意两目标点间的栅格距离;然后,采用改进了输入变量编码方式及收敛因子式的灰狼算法规划出多目标点的最优巡航顺序向量;最后,依次规划最优巡航顺序向量相邻两个目标点之间的路径,最终得出多目标点全局闭环规划路径。仿真结果表明,改进灰狼算法得出的最优路径长度相较于传统灰狼算法最大减少18.1%;融合算法相较于传统单一算法优化,其路径规划结果遍历栅格减少了808个,路径长度减少76.4%。

关键词: 巡检机器人;多目标点路径规划;灰狼优化算法;融合算法

中图分类号: TN96; TP11 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Multi-target point path planning algorithm for inspection robots
in power distribution roomsHuang Miao¹ Hao Zhenming^{1,2} Ran Ning¹ Dai Shaoshi³ Hao Jinyuan^{2,4}

(1. College of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. Laboratory of IoT Technology, Hebei University, Baoding 071002, China;

3. Huaneng Shangnan Power Plant, Shijiazhuang 050000, China;

4. HBU-UCLAN School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: Due to the special application environment of the power distribution room inspection robot, the traditional heuristic algorithm used for multi-objective point path planning may deteriorate the solution results, thus failing to obtain the globally optimal solution in practical applications. In response to the above issues, this paper proposes a multi-objective point path planning algorithm based on the serial fusion of improved grey wolf optimization and A^{*}. Firstly, the pre-A^{*} algorithm is used in conjunction with the grid distance formula to calculate the grid distance between any two target points. Then, an improved grey wolf algorithm, which has modified the input variable encoding method and convergence factor formula, is adopted to plan the optimal cruise sequence vector for multiple target points. Finally, the path between adjacent target points in the optimal cruise sequence vector is planned in sequence, and the globally closed-loop planning path for multiple target points is finally obtained. The simulation results show that the optimal path length obtained by the improved grey wolf algorithm is reduced by a maximum of 18.1% compared with the traditional grey wolf algorithm. Compared with the traditional single algorithm optimization, the fusion algorithm reduces the traversed grids by 808 and the path length by 76.4%.

Keywords: inspection robot of distribution room; multi-objective path planning; grey wolf optimization algorithm; fusion algorithm

0 引言

配电系统在电力体系中占据关键地位,它构成了电力

系统与用户间的桥梁,负责将电能有效地分发给终端用户。配电室,即配备有多功能低压负载开关的区域,其主要任务是为各类用电设备提供电力供应。作为配电系统重要组成

收稿日期:2024-06-21

* 基金项目:国家自然科学基金(62373132)、中央引导地方科技发展资金项目(236Z1602G)、教育部“春晖计划”合作科研项目(HZKY20220257)、石家庄市驻冀高校基础研究项目(241791367A)、河北大学优秀青年科研创新团队建设(QNTD202411)资助

部分,配电室设备可靠运行直接影响其挂载设施的用电安全,而配电室巡检是保证配电室设备可靠运行的重要手段。传统的人工定期巡检方式存在工作量大、数据更新效率低、工作记录纸质化、监督不善、管理滞后等问题。引入自动巡检机器人到配电室的维护工作中,不仅提升了检查流程的便利性和效率,还有效弥补了传统人工巡查的局限性^[1]。在当前推动机器人智能发展的趋势下,自动路径规划的创新和优化成为一项急切且重要的技术挑战,对提高巡检作业的效率起到决定性作用。

相较于传统移动机器人,巡检机器人需面对多目标点路径规划问题^[2]。移动机器人多目标点路径规划可以描述为:从一个起点出发,经过多个目标点(或路径点),最终到达终点或者回到起点,并且要求相关性指标最小,如时间最短、路径最短等,这是一种典型的旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)^[3]。多个目标位置可与 TSP 中的各个城市相对应,它们之间的距离与 TSP 的城市间距离相匹配^[4]。目前,针对多目标点全局路径规划问题,国内外学者进行了广泛的研究,并取得了一些研究成果。赵崇娟等^[5]对传统 A* 路径规划算法进行改进,通过引入网格调控因子克服划分网格不可调整的弊端,使规划过程更有效率。同时增加规划循环机制,实现了传统 A* 算法多个目标点路径连续规划。杨琛等^[6]提出一种多目标粒子群(particle swarm optimization, PSO)与蚁群(ant colony optimization, ACO)融合的无人艇路径规划算法。非线性地调整了惯性参数与学习因子,提出基于多目标的改进粒子群算法;调整蚁群算法的初始信息素,并对蚁群算法的信息素挥发因子和启发期望函数自适应改进,提出自适应优化蚁群算法。将上述两种算法融合,解决了单一算法寻优不足的问题。Qadir 等^[7]提出了一种解决未知动态环境下多智能体、多目标导航问题的进化方案。该策略将改进的人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)用于邻域搜索规划,用以平滑的生成的规划路径。孟浩德等^[8]提出了一种基于改进的模拟退火算法(simulated annealing, SA)与 A* 算法相结合的遍历多个目标点的路径规划方法,通过适当地提高算法运行温度,增加模拟退火算法对于较差解的接受概率,从而极大程度上增加了从局部最优中跳出的可能性。上述这些算法各有优点,但是在面对配电室巡检机器人应用的特殊工况环境及巡航要求时还有所不足。配电室面积狭小,开关柜投影面积占比较大,且巡检目标点会随机出现于开关柜前后两侧,在此种情况下采用启发式算法求解传统 TSP 问题,会使求解结果劣化,从而无法得到应用意义上的全局最优解。

因此,针对配电室巡检机器人需面对的特殊工况环境,仅采用单一算法很难有效解决巡检机器人多目标点路径规划问题,因此需要将多种路径规划算法进行结合,进行优势互补^[9]。对此,本文提出了一种改进灰狼优化与 A* 串联融合的多目标点路径规划算法。该融合算法首先使用前置

A* 算法及栅格距离公式计算目标点间的栅格距离,其次使用改进灰狼算法计算目标点的最优路径规划排序,最后使用后置 A* 算法依次规划最优排序的目标点间的路径,从而得出巡检机器人多目标点巡航路径。经过与传统路径规划算法及参考文献中有代表性的路径规划算法进行对比实验,得出本文设计的算法具有显著改善迭代次数和最小路径的效果,能够有效缩短配电室巡检机器人路径规划时间,降低巡航距离成本。

1 配电室巡检机器人多目标点路径规划问题

本文所述的配电室巡检机器人需遍历所有检测热点后返回初始热点,等待下一轮巡检周期,其移动路径为闭合曲线。在实际应用环境中,操作员会根据现场进线柜与馈线柜摆放位置及配电柜电气设计,在栅格地图上选取巡检热点,巡检机器人移动至巡检热点后,开始电气检测作业,待检测完成后,移动至下一热点,如此往复直至遍历完所有热点,最后返回初始热点,进行充电与自检,等待下一轮巡检任务^[10]。因为配电室检修工作窗口期往往时间较短,检修人员需要尽快获得巡检结果,并判定是否需要开工作票停电检修,当操作员选取巡检热点后机器人需迅速规划出最短的巡航路径,从而减小巡检工作时间。

由于上述应用环境所致,巡检机器人相较于泛用式移动机器人,其路径规划任务目标有所不同;泛用式移动机器人路径规划主要目标是让规划对象在规定范围内的区域内找到一条从起点到终点的无碰撞安全路径;巡检机器人巡检路线上往往有若干个巡检热点,需要遍历所有的巡检热点后返回起点,完成路径闭环。因此机器人除需完成泛用式移动机器人路径规划目标外还需进行多目标点路径规划^[11]。多目标路径规划任务需在确保安全无碰撞的前提下,寻找一条穿越所有预设目标点的最优化路径^[12]。对于移动机器人来说,此类规划通常可分解为两个核心议题:其一是任意两个目标点间的最短路径设计;其二则是针对全部目标点的整体路径优化问题^[13]。

2 算法基础理论

2.1 A* 路径规划算法

A* 算法是一个融合了迪杰斯特拉算法(Dijkstra)和宽度优先搜索(breadth-first search, BFS)的高效路径规划算法,专长于寻找从初始点到目标点的全局最优路径^[14]。它在处理栅格地图路径问题时,基于成本效益原理,通过逐层探索节点,动态评估每个节点的价值,并根据这些信息构建出一条最短路径。尽管 A*、Dijkstra 和 BFS 的执行流程相似,关键区别在于它们各自的代价计算策略。A* 算法巧妙地整合了 Dijkstra 的精确性和 BFS 的广度优先特性,其核心在于一个估价函数^[15]:

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (1)$$

其中, n 代表路径中的栅格节点; $g(n)$ 为到达当前点

最短路径代价函数; $h(n)$ 为到达目标点最短路径代价函数。

在启发式搜索策略 A^* 中,估价函数的选用至关重要,本文决定采用曼哈顿距离作为核心的成本评估手段。当前节点位于 (x_n, y_n) ,而目标节点设定在 (x_g, y_g) 位置时,曼哈顿距离能有效地计算出两点间的最短路径。这个距离的数学表示形式如下:

$$h(n) = \sqrt{(x_n - x_g)^2} + \sqrt{(y_n - y_g)^2} \quad (2)$$

2.2 灰狼优化算法

2014 年由 MIRJALILI 等学者所研发的灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO),源于对自然界灰狼群落行为的模拟^[16]。灰狼群落的规模通常在 5~12 只之间,其社会组织结构严谨,类似倒置的金字塔结构,每个层级都有特定的角色分工。构建数学模型以体现灰狼社会的结构,其中阿尔法灰狼代表算法的顶级解决方案,德尔塔灰狼表示次优解,贝塔灰狼象征第 3 优解,而欧米茄灰狼则作为算法的备选解参与其中。在模拟灰狼的狩猎过程中,灰狼优化算法运用迭代方法,形似由 3 头领袖狼引导的群体狩猎行为,欧米茄灰狼遵从阿尔法、德尔塔和贝塔灰狼的指引进行追逐。算法中,前 3 个适应度的灰狼分别被标记为 α 、 δ 、 β ,其余则记作 ω 。灰狼的狩猎策略可概括为以下 3 个方面:

1) 灰狼围捕猎物,数学模型描述如下:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (3)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (4)$$

其中, t 代表当前迭代次数, A 与 C 是系数; $X_p(t)$ 是猎物的位置向量; $X(t)$ 代表灰狼的位置向量。 A 与 C 的计算公式为:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (5)$$

$$C = 2r_2 \quad (6)$$

其中, r_1 与 r_2 的模是 $[0,1]$ 之间的随机数 a 是收敛因子,随着迭代次数的增加从 2 线性减少到 0。

2) 灰狼追踪猎物位置的数学模型描述如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X| \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} X_1 = |X_\alpha - A_1 D_\alpha| \\ X_2 = |X_\beta - A_2 D_\beta| \\ X_3 = |X_\delta - A_3 D_\delta| \end{cases} \quad (8)$$

其中, D_α 、 D_β 、 D_δ 分别表示 ω 灰狼个体距离 α 层狼群、 β 层狼群、 δ 层狼群的距离。式(8)中 X_1 、 X_2 、 X_3 分别表示受 α 层狼群、 β 层狼群、 δ 层狼群影响。 ω 灰狼个体需要调整的位置,这里取平均值,即:

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (9)$$

3) 灰狼攻击猎物的数学模型描述如下:

$$a = 2 - 2 \frac{t}{t_{\max}} \quad (10)$$

其中, t 表示当前迭代次数, $t_{\max}$ 为设定的最大迭代次数。当 a 的值从 2 递减至 0 时, A 在 $[-a, a]$ 的区间内变化。这个动态调整的系数 A 扮演着关键角色,它调控着搜索策略的灵活性:当 $A \geq 1$ 时,表示灰狼正在扩大搜索领域;反之,当 $A < 1$,灰狼会聚焦并缩小对猎物的包围,这时的算法更倾向于局部优化。

3 基于改进灰狼优化与 A^* 串联融合的多目标点路径规划算法

3.1 改进灰狼算法

1) 构造多目标点编码方式

传统灰狼优化算法的运算环境局限于二维连续区间,它的核心在于设定输入变量的边界和目标函数的数学模型,借此能够找出在当前条件下的最优解及相应的变量配置。但巡检机器人需面对的 TSP 问题,自变量是离散的二维坐标点,求得的问题最优解应是二维坐标点的排序向量。因此,有必要对灰狼算法的自变量进行预处理,通过算法将二维坐标点降维生成一维变量,构造自变量与因变量之间的函数关系,方便灰狼算法进行优化,同时优化结果又很容易反解求取坐标点间的排序。

本文采用了一种多目标点编码方式。采用此编码方式的改进灰狼算法(improved grey wolf optimizer, IGWO)可以直接输入目标点坐标,经算法优化后,输出优化后的坐标点排序向量。该多目标点编码方式在传统灰狼算法输入结构前嵌入一预处理单元,将目标点之间的坐标编码为搜索空间矩阵 P 及距离矩阵 W ,将二者的映射结果作为灰狼算法优化函数的自变量,将映射结果的最小值作为灰狼优化结果,通过映射结果的最小值可以快速反解出坐标点间的排序向量,如图 1 所示。

多目标路径规划策略首先要求确定一系列目标点的访问序列,这种方法的出发点是寻求一条能有效覆盖所有目标点且路径长度最短的路径,这与传统 TSP 问题的求解策略有着共通之处。在巡检机器人的最优路径问题中,关键在于寻找一个环路路径,其目标在于最小化路径长度。适应度函数的数学表述可以表示为:

$$f(X_i) = \sum_{n=1}^{d-1} s(n, n+1) \quad (11)$$

其中, X_i 是规划顺序,每个目标点仅出现一次。 $s(n, n+1)$ 则是指从目标点 n 到其相邻点 $n+1$ 的距离。

灰狼优化算法的参数设定如下:首先设定狼的数量为 g ,目标点的顺序则对应为 d 维空间中的独立向量。对于第 i 只狼,其目标优化顺序 X_i 被定义为一组坐标向量,具体如下式所示:

$$X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{d-1}, x_i^d), i = 1, 2, \dots, g \quad (12)$$

其中, $x_i^1 \dots x_i^d$ 为目标点排序,每个目标点仅出现一次,表示第 i 只灰狼在 d 个目标方向上的位置。将所有灰狼的搜索方向集合在一起,可以形成一个搜索矩阵 P ,它反

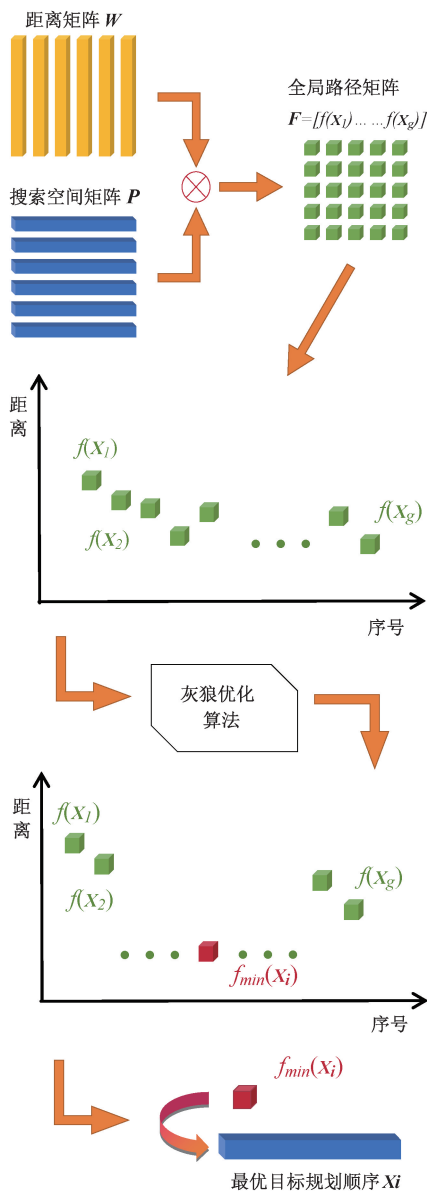


图 1 改进灰狼算法多目标点编码方式流程图

Fig. 1 Flowchart of multi-target point coding method based on improved grey wolf optimizer algorithm

映了搜索的过程:

$$P = [X_1, X_2, \dots, X_g]^T \quad (13)$$

其中,矩阵 P 的大小为 $d \times g$, 表示 g 只狼在 d 维空间中探索,每个狼只访问一次各个目标点,不会重复访问。当目标点数量为 d 时,距离矩阵 W 如下式所示:

$$W = \begin{bmatrix} s(1,1) & \cdots & s(1,d) \\ \vdots & & \vdots \\ s(d,1) & \cdots & s(d,d) \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中,矩阵 W 中 $s(j, m)$ 衡量的是目标点 j 到 m 的距离,所有目标点到自身的距离均为 0,因此矩阵 W 的对角线值都为 0。距离矩阵 W 是连接目标点之间关系的关键,通过它和搜索空间矩阵 P ,可以构建出灰狼优化算法的搜索

映射,其数学形式为:

$$F = f(P, W) = [f(X_1) \cdots f(X_i) \cdots f(X_g)]^T \quad (15)$$

其中, $f(X_g)$ 为目标点优化顺序距离的和;灰狼优化算法达到最大迭代次数后,矩阵 F 中最小的适应度函数值 $f_{\min}(X_i)$ 对应的 X_i 即为最优目标规划顺序。

2) 改进收敛因子

传统的灰狼算法在优化过程中往往面临过早收敛且对复杂问题处理能力有限的问题。如何平衡全局搜索与局部搜索,这种动态转换主要受变量 A 的影响。当 $(|A| < 1)$ 时,灰狼群倾向于聚焦于某个目标,进行深度挖掘,即执行局部搜索。反之,当 $(|A| > 1)$,灰狼们则扩展搜索范围,进行全局探寻。在算法的式(5)中,参数 a 的调控对整体性能至关重要。本文创新性地提出了一种基于指数函数的非线性收敛因子,旨在更准确地适应灰狼优化算法的动态优化需求,提升其在复杂问题上的性能和效率。

$$a(t) = a_{init} - e^{(\frac{\lambda \cdot t}{G_{max}} - \eta)} \quad (16)$$

其中, a_{init} 为设定初始值, λ, η 为常数, t 是表示正在进行第几次迭代, G_{max} 表示设置的最大迭代次数。改进后的收敛因子使灰狼更多地进行全局搜索,可用于探索更广的范围。

3.2 改进灰狼优化与 A^* 串联的构建方式分析

当运用灰狼优化算法解决 TSP 问题时,通常用欧几里得距离来构建矩阵 W ,以此衡量各目标点的相互间隔。若两点靠近,其欧几里得距离则短;反之,距离远的点,此值则大。然而,这种方式未考虑配电室环境中的配电柜作为障碍物对两点间距离的实际影响。实际上,由于配电室内障碍物的存在,巡检机器人的行驶路径并不会遵循两点间的直线欧几里得距离。因此,直接用直线欧几里得距离来估算两个目标点间的最短路径并不准确。如图 2 所示,在栅格地图中只计算欧氏距离的情况下绿色目标点与黄色目标点的距离 $L2$ 要短于绿色目标点与蓝色目标点之间的距离 $L1$ 。但是在栅格地图中引入障碍物的情况下,目标点之间的实际距离则完全不同。从图中可明显得出,绿色目标点与黄色目标点的距离 $L2'$ 要大于绿色目标点与蓝色目标点之间的距离 $L1'$ 。

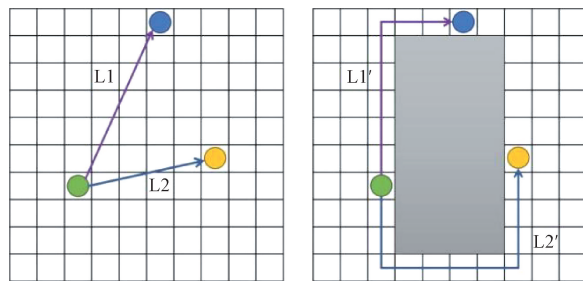


图 2 有障碍物情况下目标点之间的距离变化

Fig. 2 Change of distance between target points with obstacles

如图 3 所示,若按照传统 TSP 问题一般思路求解,由于黄绿点之间的欧氏距离 $L2$ 要短于蓝绿点间的欧氏距离

L1,求解结果一般为 W1 线路:绿色目标点至黄色目标点至蓝色目标点。但是,从图中可明显推出,此巡航线路显然不是最优线路,最优线路应为 W2 线路:绿色目标点至蓝色目标点至黄色目标点。

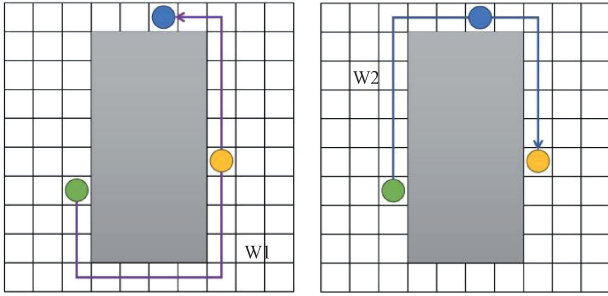


图 3 有障碍物情况下的优化结果对比

Fig. 3 Comparison of optimization results with obstacles

在配电室巡检机器人的实际应用中,机器人往往需要巡视检测开关柜前后两面,因此,如图 2 中出现的目标点存在于障碍物两端且欧式距离不远的情况会大量出现。若按照灰狼优化算法求解旅行商问题得出的目标点排序进行路径规划,则路径规划结果必然不会是最优结果。

针对上述问题,本文提出的多目标点路径规划算法,采用 A* -改进灰狼优化-A* 串联融合的构建方式。其中,前置 A* 用来分别对各个目标点两两间进行路径规划,并根据两个目标点间的规划路径来计算目标点间在有障碍物存在的情况下的栅格距离,将计算出来的栅格距离写入改进灰狼优化算法的距离矩阵 W 。当距离矩阵 W 填充完成后,使用改进灰狼算法得出目标点间的优化顺序。采用后置 A* 算法规划目标点间路径,最终将目标点间路径首尾相连,得出多目标点闭环优化路径。

3.3 基于改进灰狼优化与 A* 串联融合算法流程

1) 计算距离矩阵

使用 A* 算法计算出栅格地图上 d 个目标点两两之间的距离 $s(j, m)$, 其中 j, m 表示目标点 j 到 m 的栅格地图距离,其栅格地图距离如下所示:

$$s = (n + 1.4m) \times w \quad (17)$$

其中, w 为栅格地图每个栅格的边长, n 为纵向或者横向移动栅格的数量, m 为对角移动栅格的数量,其移动距离为栅格边长 w 的 $\sqrt{2}$ 倍,为方便计算取 1.4。输出所有计算结果填充距离矩阵 W 。

2) 灰狼种群进行初始化

IGWO 算法采用随机排列方式对灰狼种群进行初始化。种群中有 g 个灰狼个体,根据仿真经验,灰狼个体一般数倍于目标点个数再加上一定的个体灰狼补正,即:

$$g = d \times m + C \quad (18)$$

其中, d 为目标点数, m 为经验倍数,根据多次试验结果一般为 2~5, C 为个体灰狼补正,根据多次试验结果一般为 5~10 之间。

3) 使用改进灰狼算法优化目标点间顺序

将多目标点路径规划与 TSP 问题等价,使用改进灰狼优化算法对 TSP 进行计算得出矩阵 $F = f(P, W)$ 中最小的适应度函数值 $f_{min}(X_i)$, 式中 X_i 表示目标点规划顺序,即为路径最短规划顺序向量 X_{min} 。

4) 利用 A* 算法对编码目标进行全局路径规划

将向量 X_{min} 写入首尾相连的位置向量环形数组,利用 A* 算法对位置向量环形数组的相邻元素进行路径规划,将所有分段路径规划结果依次首尾拼接在一起,便得出多目标点闭环优化路径。

基于改进灰狼优化与 A* 串联融合算法的流程图,如图 4 所示。

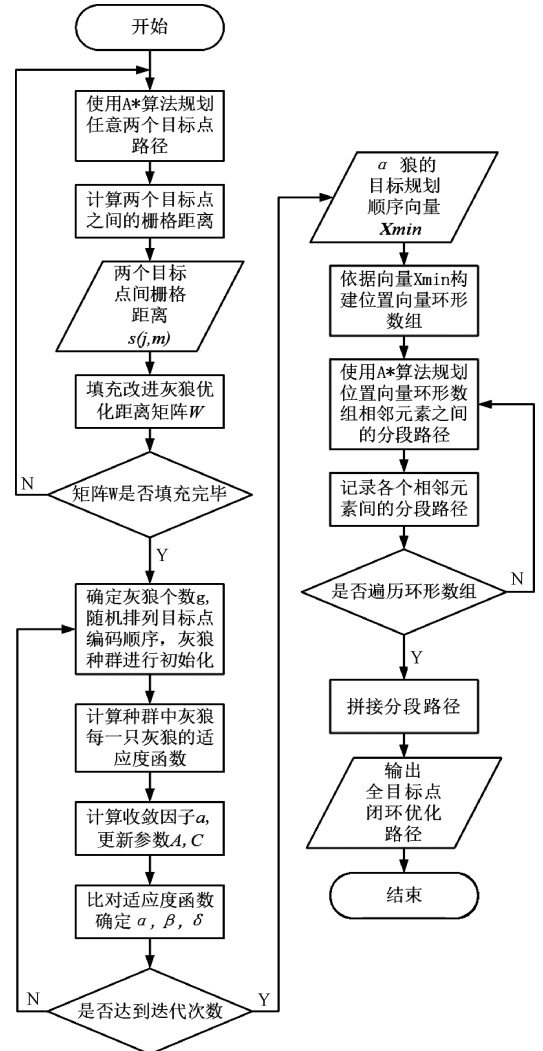


图 4 串联融合算法流程图

Fig. 4 Flowchart of serial fusion algorithm

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真参数

在本次的模拟实验环境中,操作系统选用的是

Windows 10,而编程语言则是 Python3.11 版本。实验硬件配置为 Intel Core i5-4460 CPU,其工作频率 3.20 GHz,同时配备有 8 GB 的内存容量。首先使用本文提出改进灰狼算法与传统灰狼算法进行对比实验,验证改进灰狼算法的性能。其次,使用本文提出的融合算法与单一路径规划算法对比,验证融合算法的有效性。

4.2 改进灰狼算法与传统灰狼算法对比实验

为了验证应用于配电室巡检机器人改进灰狼算法的性能,本项实验设计:将改进灰狼优化算法与传统灰狼优化算法针对多目标点路径规划问题进行仿真对比。

本次实验中,根据配电室巡检机器人所需面对的问题的规模,设置了 10、20、30 个目标点的 TSP 问题。使用改进灰狼优化算法与传统灰狼优化算法针对上述规模 TSP 问题进行优化,选择最优路径长度与迭代次数对应关系、平均路径长度两个方向对算法性能进行评估。本次实验根据 TSP 问题规模的不同,会相应修改灰狼种群规模参数区间范围、迭代次数,如表 1 所示。

表 1 三种不同目标点数量的 TSP 问题参数设置
Table 1 Parameter settings for TSP problems with three different numbers of target points

目标点数量/个	种群数量/个	迭代次数/次
10	20~100	100
20	30~150	150
30	40~210	200

为避免灰狼数量对实验结果的影响,本文会在灰狼数量参数区间内以 10 只灰狼增量为一次实验参数设置进行多次实验,最后选择最优路径长度与迭代次数对应关系、平均路径长度两个方向对算法进行评估。最后实验结果如表 2 及图 5~7 所示。

表 2 三种不同目标点数量的 TSP 问题仿真实验数据
Table 2 Simulation experiment data for TSP problems with three different numbers of target points

目标点数量/个	种群数量/个	迭代次数/次
10	GWO	84.57
	IGWO	73.63
20	GWO	169.21
	IGWO	145.15
30	GWO	395.10
	IGWO	323.53

根据表 2 所示数据,针对不同规模下 TSP 问题,与传统灰狼算法相较,改进灰狼算法得出的平均路径长度均有所缩短,平均路径长度分别下降了 12.9%、14.8%,18.1%。根据图 5~7 所示曲线,针对不同规模的 TSP 问

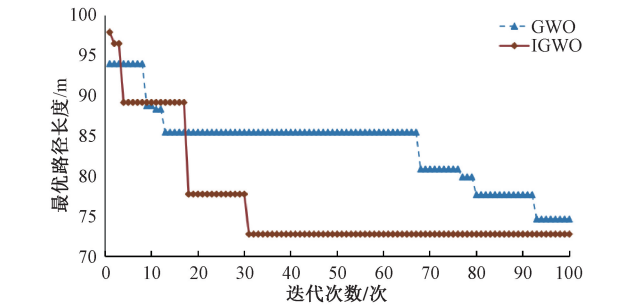


图 5 10 个目标点迭代结果对比图
Fig. 5 Comparison of iteration results for 10 target points

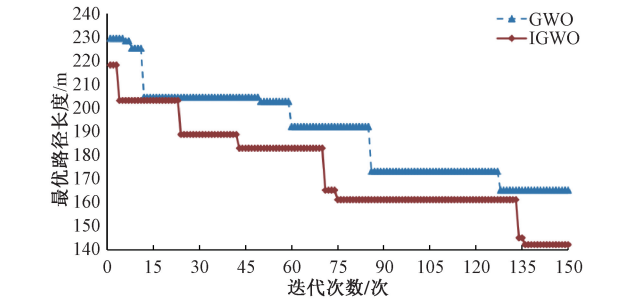


图 6 20 个目标点迭代结果对比图
Fig. 6 Comparison of iteration results for 20 target points

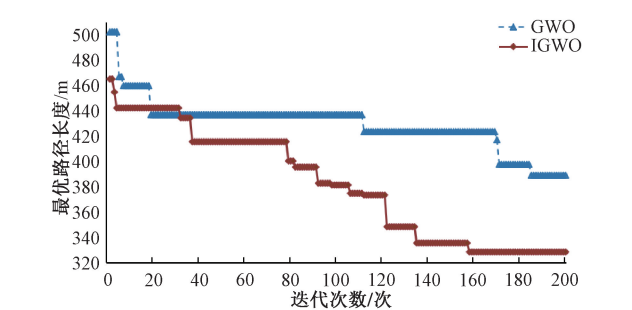


图 7 30 个目标点迭代结果对比图
Fig. 7 Comparison of iteration results for 30 target points

题,改进灰狼算法相较于传统灰狼算法,其得出的最优路径长度均为最短。从图 7 的曲线来看,可以明显对比出传统灰狼算法陷入了局部最优解,因此 100 次迭代后,最优路径长度减少不大。而改进灰狼算法,在迭代周期的大部分时期都在试图寻找全局最优解,因此能看到最优路径长度在整个迭代周期持续下降。

以上仿真实验证明改进灰狼算法相较于传统灰狼算法,减小了算法迭代过程中陷入局部最优、早熟收敛的比率,提升了算法寻找全局最优解的性能,得出的最优路径长度有了一定程度上减少,且面对的 TSP 问题规模越大,此种趋势越明显。

4.3 融合算法与传统单一优化算法对比实验

为了验证本文所提出的改进灰狼算法与 A* 串联融合算法的有效性,本项实验设计:将改进灰狼算法与 A* 串联

融合算法和单一的传统灰狼优化算法针对多目标点路径规划问题进行仿真对比。为了更好地证明本文所提出的多目标点路径规划方法的有效性,在仿真实验的栅格地图中设置了凹形障碍物,并在障碍物附近设置了 11 个目标点,如图 8 所示。目标点间含有一小部分“路径陷阱”:两个目标点在欧式距离上很近,但在实际环境中连接它们之间的路径却很长。

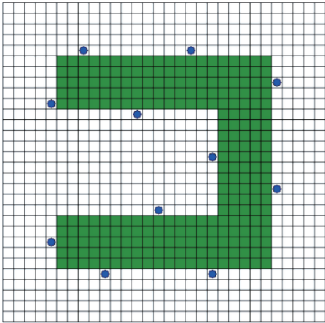
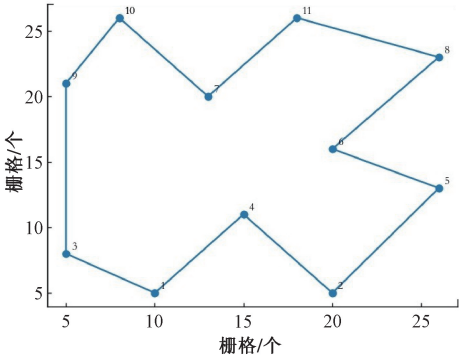


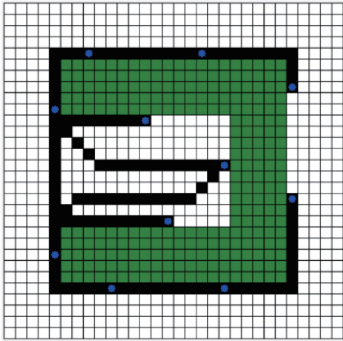
图 8 仿真实验环境

Fig. 8 Simulation experiment environment

在仿真对比实验中,算法 1 为参照算法,该算法目标点间采用欧式距离作为传统灰狼优化输入变量,不前置 A* 算法计算距离。算法 2 即本文提出的改进灰狼优化与 A* 串联融合算法。经仿真对比实验,算法 1 优化结果及遍历栅格如图 9 所示,算法 2 优化结果及遍历栅格如图 10 所示。



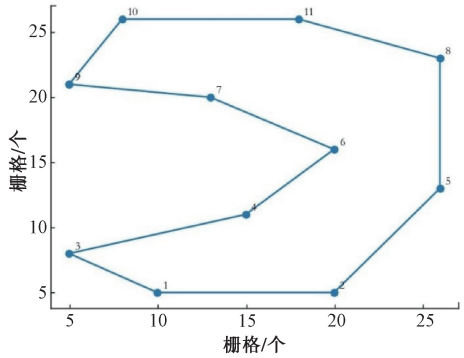
(a) 算法1灰狼优化结果
(a) GWO results of algorithm 1



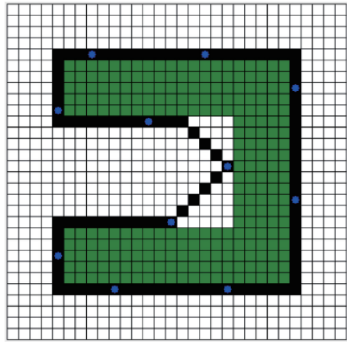
(b) 算法1遍历栅格
(b) Traverse grid of algorithm 1

图 9 算法 1 仿真对比实验结果

Fig. 9 Simulation experiment results for algorithm 1



(a) 算法2灰狼优化结果
(a) GWO results of algorithm 2



(b) 算法2遍历栅格
(b) Traverse grid of algorithm 2

图 10 算法 2 仿真对比实验结果

Fig. 10 Simulation experiment results for algorithm 2

对比分析,两种算法的优化结果及遍历栅格,可以得出:算法 1 作为参照算法采用目标点间的欧式距离作为输入变量,很容易陷入设置在实验环境中的“路径陷阱”,致使其优化结果虽然拓扑图形的路径最短,但是在栅格地图上路径冗长。算法 2 即本文提出的改进灰狼优化与 A* 串联融合算法采用前置 A* 计算距离作为输入变量,没有陷入设置在实验环境中的“路径陷阱”,优化结果的拓扑图形虽然非最短路径,但是其拓扑图形的外形与障碍物外形基本拟合。统计两种算法的对比实验结果,如表 3 所示。

表 3 仿真对比实验结果

Table 3 Simulation comparison experiment results

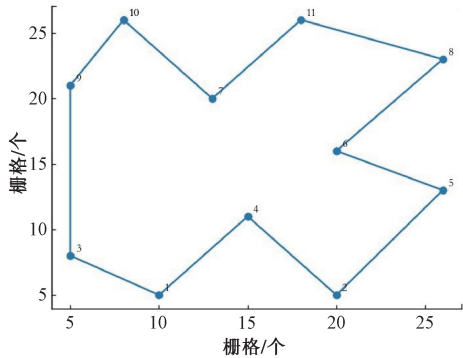
项目	灰狼优化 路径长度	遍历栅格	栅格路径 长度	备注
算法 1	85.4	1 057	422.8	参照算法
算法 2	92.6	249	99.6	本文算法

综合对比两种算法,相较于传统的使用欧式距离作为灰狼优化输入变量的算法,本文提出的融合算法虽然灰狼优化结果的路径长度高于前者,但是优化结果可以避免巡检机器人陷入“路径陷阱”,从而减少巡航距离与巡航栅格。从表 3 来看,相较于参照算法,本文提出的改进灰狼优化与 A* 串联融合算法使巡检机器人巡航栅格减少了 808 个,巡

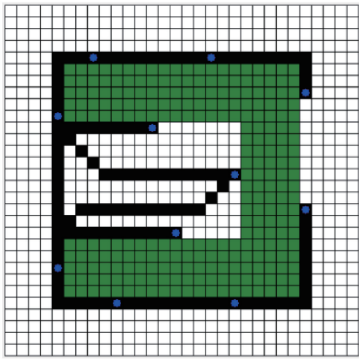
航栅格路径减少 76.4%。仿真对比实验结果证明了本文提出了算法在减少巡检机器人巡航距离上的有效性与优越性。

4.4 本文算法与其他多目标点算法对比实验

为了验证本文所提出的改进灰狼算法与 A* 串联融合算法的有效性,本项实验设计:将本文提出的融合算法和参考文献[8]提出的“模拟退火算法和 A* 算法结合的灭火小车多目标点路径规划”进行对比。为了突出本文前置 A* 算法的必要性,此次实验再次使用本文 4.3 节中使用的带有路径陷阱的栅格地图。经仿真对比实验,参考文献中的算法优化结果及遍历栅格,如图 11 所示。



(a) 参考文献[8]模拟退火算法优化结果
(a) SA results of reference [8] algorithm



(b) 参考文献[8]算法遍历栅格
(b) Traverse grid of reference [8] algorithm

图 11 参考文献[8]算法仿真对比实验结果

Fig. 11 Simulation comparison experiment results for the referenced [8] algorithm

通过分析实验结果,可以发现:参考文献[8]中的模拟退火算法与本文 4.3 节中传统单一算法中的灰狼优化算法得出的优化结果一致。这是因为在不对优化算法的变量进行前置处理,而是采用传统欧氏距离作为输入变量的情况下,本次实验 TSP 问题的全局最优解就是图 9(a)及图 11(a)的结果(已使用精确算法实验证实)。本文与参考文献[8]的算法不同在于,前置串联了 A* 算法与栅格距离计算公式,对 TSP 问题的输入变量面对障碍物占比较大且不可忽视的行业特殊环境进行了针对性优化。最终得出了本次实验 TSP 问题的特殊局部最优解,从图 10(b)中可以

看出,此特殊局部最优解在栅格地图上确实为全局最优解。

此实验证明了本文提出的算法中前置 A* 算法及栅格计算公式的必要性与创新性。

5 结 论

本文针对巡检机器人在配电室工况环境下的应用需面对的问题,提出了一种基于改进灰狼优化算法和 A* 算法串联融合的巡检机器人巡航路径规划方法。仿真实验结果表明,相较于传统灰狼算法,改进灰狼算法减小了算法迭代过程中陷入局部最优、早熟收敛的概率,提升了算法寻找全局最优解的性能,得出的最优路径长度最大减少为 18.1%;相较于传统单一算法优化结果,融合算法优化结果的拓扑图形的外形与障碍物外形基本拟合,避免了传统算法陷入实验环境中设置的“路径陷阱”的可能,规划结果栅格减少了 808 个,巡航栅格路径减少 76.4%。鉴于现有的实验条件和数据限制,本文侧重于多目标点的全局规划技术探讨。以此为基点,后续研究将聚焦于巡检机器人的局部规划方法,并持续优化全局规划技术。

参考文献

[1] 李杰,董林杰,汤小兵,等. 变电站二次设备全向巡检机器人精确定位与作业辨识[J]. 电力工程技术, 2024, 43(3): 234-243.
LI J, DONG L J, TANG X B, et al. Precise positioning and operation identification of omnidirectional inspection robot for substation secondary equipment[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(3): 234-243.
[2] 毛建旭,贺振宇,王耀南,等. 电力巡检机器人路径规划技术及应用综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3009-3024.
MAO J X, HE ZH Y, WANG Y N, et al. Review of research and applications power inspection robots on path planning technology for power inspection robots [J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3009-3024.
[3] VENKATESH P, SINGH A. An artificial bee colony algorithm with variable degree of perturbation for the generalized covering traveling salesman problem [J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 481-495.
[4] DEB S, FONG S, TIAN ZH H, et al. Finding approximate solutions of NP-hard optimization and TSP problems using elephant search algorithm [J]. Journal of Supercomputing, 2016, 72: 3960-3992.
[5] 赵崇娟,朱奕弢,胡钰莹,等. 基于改进 A* 算法的变电站自动巡检路径规划研究[J]. 机械设计, 2024, 41(S1): 153-158.
ZHAO CH J, ZHU Y T, HU Y Y, et al. Research on automatic path planning of substation inspection robot

- based on improved A* algorithm [J]. Journal of Machine Design, 2024, 41(S1): 153-158.
- [6] 杨琛, 陈继洋, 胡庆松, 等. 基于多目标 PSO-ACO 融合算法的无人艇路径规划[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 65-73.
YANG CH, CHEN J Y, HU Q S, et al. Path planning of unmanned vehicle based on multi-objective PSO-ACO fusion algorithm [J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(1): 65-73.
- [7] QADIR A F, SANJEEV S, ANUPAM S, et al. Multi-robot multi-target dynamic path planning using artificial bee colony and evolutionary programming in unknown environment [J]. Intelligent Service Robotics, 2018, 11(2): 171-186.
- [8] 孟浩德, 吴征天, 吴闻笛, 等. 基于改进模拟退火算法的灭火小车多目标路径规划[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(2): 394-398.
MENG H D, WU ZH T, WU W D, et al. Multi-objective path planning of fire fighting vehicle based on monotone simulated annealing algorithm and A* algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2024, 52(2): 394-398.
- [9] 穆莉莉, 王超, 史程, 等. 融合 A* 和 TEB 算法的巡检机器人路径规划研究[J]. 黑龙江工业学院学报(综合版), 2024, 24(3): 143-149.
MU L L, WANG CH, SHI CH, et al. Research on path planning of inspection robot based on A* and TEB algorithms [J]. Journal of Heilongjiang University of Technology (Comprehensive Edition), 2024, 24(3): 143-149.
- [10] LIN L L, GUO J X, LIU L CH. Multi-scene application of intelligent inspection robot based on computer vision in power plant[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 10657.
- [11] 梁寿愚, 李映辰, 赵化时, 等. 基于 PLC 构建电力巡检机器人自动化控制系统[J]. 自动化与仪表, 2024, 39(5): 73-77.
LIANG SH Y, LI Y CH, ZHAO H SH, et al. Constructing an automation control system for electric power inspection robot based on PLC[J]. Automation & Instrumentation, 2024, 39(5): 73-77.
- [12] 于家斌, 陈志豪, 邓维, 等. 一种无人巡航船遍历多目标点的路径规划算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(5): 840-848.
YU J B, CHEN ZH H, DENG W, et al. A traversal multi-target path planning algorithm for unmanned cruise ship [J]. Computer Engineering & Science, 2023, 45(5): 840-848.
- [13] 圣文顺, 徐爱萍, 徐刘晶. 基于蚁群算法与遗传算法的 TSP 路径规划仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(12): 398-402, 412.
SHENG W SH, XU AI P, XU L J. Simulation of traveling salesman path planning based on ant colony algorithm and genetic algorithm [J]. Computer Simulation, 2022, 39(12): 398-402, 412.
- [14] 张志文, 张鹏, 毛虎平, 等. 改进 A* 算法的机器人路径规划研究[J]. 电光与控制, 2021, 28(4): 21-25.
ZHANG ZH W, ZHANG P, MAO H P, et al. Path planning of mobile robot based on improved A* algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(4): 21-25.
- [15] 赵倩楠, 黄宜庆. 融合 A* 蚁群和动态窗口法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 28-38.
ZHAO Q N, HUANG Y Q. Robot path planning based on A* ant colony and dynamic window algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 28-38.
- [16] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(1): 46-61.

作者简介

黄森, 硕士研究生, 主要研究方向为 AGV 路径规划和智能算法。

E-mail: 296182797@qq.com

郝真鸣, 正高级工程师, 硕士生导师, 中国电子节能技术协会第六届理事会理事, 河北工业大学校友会总会第三、四届理事会理事。主要研究方向为自动化控制、检测技术等。

E-mail: hbdxhzm@163.com

冉宁, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能系统与控制、系统优化等。

E-mail: ranning87@hotmail.com

戴少石, 工程师, 主要研究方向为信息安全、高速数据通讯。

E-mail: dshaoshi@126.com

郝晋渊(通信作者), 讲师, 河北大学物联网智能技术研究中心主任, 主要研究方向为人工智能、信息技术、网络与新媒体等。

E-mail: hjy@hbu.edu.cn