

非平坦环境下履带机器人多目标路径规划方法研究

张道德 卢子健 赵 坤 杨智勇*

湖北工业大学机械工程学院, 武汉, 430068

摘要:为实现非平坦环境下履带机器人路径规划高效、安全、节能等运行目标,提出了一种改进的快速精英多目标遗传算法(NSGA-II)多目标路径规划方法。首先综合分析非平坦环境下履带机器人的作业需求,建立 2.5D 栅格环境模型简化复杂的环境地图;然后选取路径长度短、能量消耗低和安全性高作为机器人路径规划子目标指标;最后通过 8 邻域曼哈顿防碰撞算法改进栅格选择方式避免机器人与障碍物栅格顶点碰撞,并在 NSGA-II 算法中引入精英替换策略扩大种群规模,防止优良路径基因流失,加速算法收敛。相较于多目标可变邻域搜索(MOVNS)算法,所提方法规划出的路径在路径长度上平均缩短 9.02%、能耗上平均节省 18.36%、危险率上平均降低 7.28%,有助于提高非平坦环境下的路径规划质量。

关键词:路径规划;非平坦环境;能量消耗;防碰撞;多目标优化

中图分类号:TP242.6

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.02.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research on Multi-objective Path Planning Method for Tracked Robots under Non-flat Environments

ZHANG Daode LU Zijian ZHAO Kun YANG Zhiyong*

School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan, 430068

Abstract: To achieve efficient, safe, and energy-saving operations of tracked robots under non-flat environments, an improved non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) multi-objective path planning method was presented. Firstly, comprehensively analyzing the operational requirements of tracked robots under non-flat environments, a 2.5D grid environmental model was established. Secondly, short path length, low energy consumption, and high safety were selected as sub-objective criteria for path planning. Finally, the 8-domain Manhattan collision avoidance algorithm was employed to improve the grid selection method, avoiding collisions between robots and vertices. Additionally, the NSGA-II algorithm introduced an elite replacement strategy to expand the population size, preventing the loss of excellent path genes and accelerating algorithm convergence. Compared to the multi-objective variable neighborhood search(MOVNS) algorithm, the proposed method plans paths with an average reduction of 9.02% in path length, an average energy savings of 18.36%, and an average decrease of 7.28% in danger rate, contributing to the enhancement of path quality under non-flat environments.

Key words: path planning; non-flat environment; energy consumption; collision-free; multi-objective optimization

0 引言

履带机器人的履带与地面接触面积大、跨度长,相较于一般轮式机器人,具有越障能力强、运动平稳、不易打滑、爬坡能力强、不易倾翻及负载高等优势,在矿道勘探、搜索救援、地质测绘和战场侦察等领域具有广阔的应用前景。但履带机器

人运动过程中将产生更大能耗,若与障碍物发生碰撞亦将产生更大的危害,因此,如何快速规划一条安全有效、节能的路径具有重要研究意义和实际应用价值。

路径规划质量的评价标准一般包括距离、能耗、安全性等因素。目前,关于最短距离路径规划的研究日趋完善,如 Dijkstra、A*、蚁群等算法已经得到了广泛应用,但是在非平坦环境下,最短距离的代价往往是高能耗,故低能耗路径规划逐渐成为研究热点。SAAD 等^[1]采用复合路由法改进

收稿日期:2024-01-15

基金项目:国家自然科学基金(51907055,52075152);湖北省农机购置与应用补贴资金(HBSNYT202213)

贪心规划算法,考虑地形土壤力学下的轮胎下沉效应,实现了非公路环境下的节能最短路径。ZHANG 等^[2]采用阿克曼转向约束改进的 A* 算法,完成了离线状态下的低能耗路径规划,但该算法存在实时性不足的问题。AHMAD 等^[3]采用 3D 可见图搜索法,完成了无人机在无人工厂场景下的无碰撞、低能耗路径规划。CONTRERAS 等^[4]采用可见图搜索法结合 A* 算法,实现了移动机器人在无人工厂环境下的低能耗路径规划,但其应用场景较为固定,在非平坦环境下的鲁棒性不足。

为将固定环境下的低能耗路径规划推广至普适环境下,部分学者基于路径代价对低能耗路径规划开展研究。JONES 等^[5]对当前最优路径进行光滑变形采样,更新自主船能耗代价函数,实现无碰撞、低能耗路径规划。WU 等^[6]采用高度感知费马螺旋的设计模式,利用精确的边界源检测地线距离,降低重力能耗代价函数,完成了三维自由曲面下的无碰节能路径规划。KYAW 等^[7]通过改进的 RRT* 抽样技术重构最大可接受估计代价状态函数,规划出一条无碰撞低能耗路径。YOU 等^[8]采用对偶协变哈密顿优化运动方法处理非凸代价函数,解决了蚁群算法易陷入局部收敛的问题,最终生成兼具时间短、能耗低的平滑路径。LIU 等^[9]引入能量邻接矩阵作为代价函数,配合邻接矩阵能耗准则,实现了低能耗路径规划,但该方法更新过程中存储的数据容量较大,且运行过程繁琐,效率不高。

此外,机器人完成运行任务过程中的安全性同样是影响路径规划质量的重要指标。LIU 等^[10]通过计算动能转换和克服牵引力的能耗模型,结合 A* 算法控制机器人运行时间和速度,达到降低能耗的目的,但牺牲了机器人运行效率。MEJRI 等^[11]设计了一款节能路径规划器,使得机器人在低速、不延长路径的前提下规划出低能耗路径。SUN 等^[12]引入限制功率与地形边界约束方法,解决了复杂地形环境下机器人易发生倾覆的问题,确定最优的低能耗安全路径。通过增加速度约束的能耗模型^[13-14]能够实现低能耗路径规划,但限制速度的同时也增加了完成任务的时间成本,如何解决能耗与运行时间的平衡问题迫在眉睫。WEI 等^[15]提出了一种在平坦环境下考虑能耗与运行时间的目标权重实时分配禁忌搜索法,实现了静态场景下的最优路径规划,但动态场景下既定路径会失效。SANGEETHA 等^[16]针对实时场景动态目标,利用蚁群信息增强机制改进

的动态绿色蚁群算法与优化元启发算法,获得了兼具路径长度短、能耗低和时间短的目标路径。DAS 等^[17]采用改进 EOPs 进化算子增强改进的粒子群优化(improved particle swarm optimization, IPSO)算法的优化能力,使得无碰撞和路径长度目标在集约化和多样化间取得平衡,但该方法属于单目标算法优化多目标问题,易产生权重分配不均或陷入局部最优的状况。

在复杂多变的非平坦环境中,路径规划需要考虑路径长度、能耗、安全性等多个目标指标,多目标算法相较于传统单目标算法具备一定的优势。SURESH 等^[18]采用多目标遗传算法—基于改进随机优先搜索的多目标遗传算法(multi-objective genetic algorithm based on modified random priority search, MRPS-MOGA)处理机器人规划路径运行安全性、距离与行驶时间长短、路径平滑度和无碰撞五个子目标,求取最优路径。在无人机领域,JUNG 等^[19]考虑巡航节点间距、无人机速度、整机质量、航向角四个目标实现了无碰路径规划。AJEIL 等^[20]引入局部搜索 LS 的混合多目标具有多功能行为的粒子群优化(particle swarm optimization with multi-functional behavior, PSO-MFB)算法对路径长度、无碰撞和路径平滑度三个目标进行优化,获取最优无碰平滑路径。上述研究均集中于路径距离最短、安全性高、行驶时间短、路径平滑等目标参数指标,但并未涉及机器人能耗指标。

为保证履带机器人运行效率,需综合考虑路面材质、粗糙程度、坡度变化以及动态障碍物的影响,建立以距离短、能耗低以及安全性高作为履带机器人路径规划的目标准则,实现履带机器人在多个目标指标共同作用下的最优路径规划。本文针对非平坦环境中不同路面粗糙程度、坡度变化以及动态障碍物,建立 2.5D 栅格地图模型;选取路径长度、能耗、安全性作为履带机器人路径规划目标准则,建立多目标路径规划模型;提出一种基于 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法结合精英替换策略改进的 NSGA-II 多目标优化算法对最优路径进行求解,最后进行了软件仿真与样机实验验证。

1 目标函数建模

1.1 多信息 2.5D 栅格地图

传统栅格地图是常见的地图类型,具有易构建、表示、保存、计算以及位置唯一性的优势。本文提出一种含有多信息的 2.5D 栅格地图,如图 1 所示,将复杂环境内的障碍物信息、路面材质以及

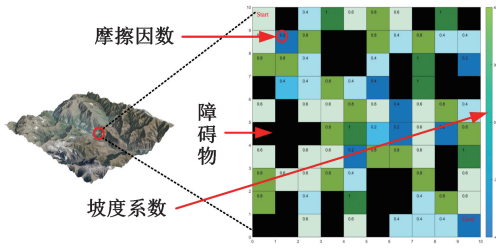


图 1 多信息 2.5D 栅格地图

Fig.1 Multi-information 2.5D grid map

坡度信息反映在地图上,以优化传统栅格地图无法准确反映环境复杂程度的问题。

1.2 路径规划目标函数建模

1.2.1 路径长度目标

传统路径规划问题偏重于考虑最短距离,在栅格地图上表示为最短几何距离。路径几何长度 L_{path} 如下:

$$L_{\text{path}} = \sum_{i=1}^{n-1} L(i, i+1) = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \quad (1)$$

式中: n 为路径从起点至终点经过的总节点数; i 为路径中由起点至终点的任意一点, $i = 1, 2, \dots, n$; x_i, y_i 分别为 i 点的横纵坐标; $L(i, i+1)$ 为第 i 点至第 $i+1$ 点间的距离。

但在非平坦实际环境中,机器人实际移动的路径长度不能单纯计算几何距离,也需要考虑坡度 θ_i 对实际路径长度产生的影响,如图 2 所示。以图 2 中第 $i+1$ 栅格为例,机器人运行的几何距离为

$$L_{i+1} = (L(i, i+1) + L(i+1, i+2))/2 \quad (2)$$

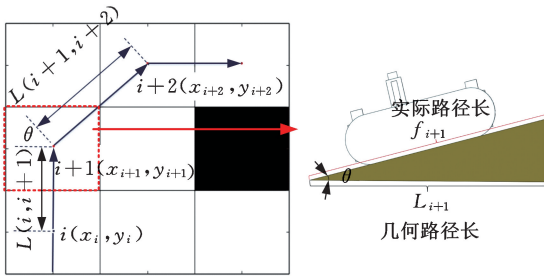


图 2 实际路径长度计算方法

Fig.2 Method for calculating the actual path length

由几何关系知,几何路径长度与坡度角的余弦值之比为实际路径长度,即第 $i+1$ 点内的实际路径长度 f_{i+1} 为

$$f_{i+1} = \frac{L_{i+1}}{\cos \theta_i} = \frac{L(i, i+1) + L(i+1, i+2)}{2 \cos \theta_i} \quad (3)$$

由式(3)可知,机器人实际路径应由三部分组成:

1) 当机器人位于起点栅格内,实际路径长度为

$$f_1 = \frac{L(1, 2)}{2 \cos \theta_1}$$

2) 由第 2 点至第 $n-2$ 点内的实际路径长度为

$$\sum_{i=2}^{n-2} f_i = \sum_{i=2}^{n-2} \frac{L(i, i+1) + L(i+1, i+2)}{2 \cos \theta_i}$$

3) 当机器人位于目标栅格点内,实际路径长度为

$$f_n = \frac{L(n-1, n)}{2 \cos \theta_n}$$

综上所述,路径长度目标函数 f_L 如下:

$$f_L = \sum_{i=1}^n f_i = \frac{L(1, 2)}{2 \cos \theta_1} + \frac{L(n-1, n)}{2 \cos \theta_n} + \sum_{i=2}^{n-2} \frac{L(i, i+1) + L(i+1, i+2)}{2 \cos \theta_i} \quad (4)$$

1.2.2 能耗目标

对履带机器人进行受力分析,如图 3 所示。

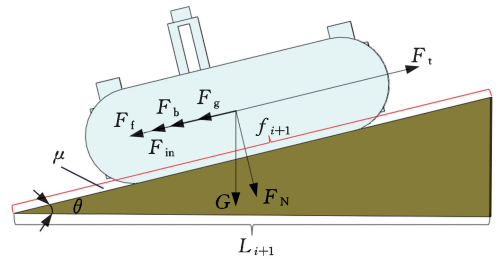


图 3 受力分析

Fig.3 Force analysis

假设机器人匀速行驶,则由牛顿第二定律知

$$\sum F = F_t - F_f - F_g - F_b - F_{in} = 0 \quad (5)$$

其中, $\sum F$ 为履带机器人在平缓斜坡上匀速前进时所受的合力; F_t 为机器人所受摩擦力; F_g 为机器人所受重力分量; F_{in} 为机器人内部传动阻力,在机器人运动过程中一般为定值。机器人电机提供的总动力 F_e 为牵引力 F_t 与刹车制动力 F_b 之差,则有

$$F_e = F_t - F_b \quad (6)$$

$F_e = F_t + F_g + F_{in} = \mu_i m g \cos \theta_i + m g \sin \theta_i + F_{in}$ (7) 式中: m 为履带机器人总质量; g 为重力加速度系数; μ_i 、 θ_i 分别为第 i 栅格内相应的地面摩擦因数和坡度。

履带机器人在运动过程产生的总能耗 f_E 为

$$f_E = F_e f_L = (F_t + F_g + F_{in}) f_L \quad (8)$$

1.2.3 安全性目标

履带机器人通过车载超声波和激光雷达等传感器实时定位与感知周围环境,当机器人距离障碍物越近时越危险。通过危险率指标评价机器人的安全性,危险率越大的路径安全性越低,则安全性目标函数 f_D 为

$$f_D = \sum_{i=1}^n \varphi(i) = \begin{cases} \infty & L(i, obj) \leq d_t \\ \frac{d_s - d_t}{L(i, obj) - d_t} & d_t < L(i, obj) \leq d_s \\ 0 & L(i, obj) > d_s \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\varphi(i)$ 为危险率; $L(i,obj)$ 为当前第 i 点与最近障碍物间的距离; d_l 为机器人宽度的 $1/2$; d_s 为机器人实现无碰撞的安全距离。

当机器人与障碍物间距小于机器人宽度的 $1/2$, 即 $L(i,obj) \leq d_l$ 时, 表示禁止通行, 危险率为 ∞ ; 当机器人与障碍物间距大于机器人宽度的 $1/2$ 但小于预设的安全距离, 即 $d_l < L(i,obj) \leq d_s$ 时, 表示存在通行危险, 且随着 $L(i,obj)$ 的增大而逐渐减小, 危险率取值范围为 $[1, +\infty)$; 当机器人与障碍物间距大于预设安全距离, 即 $L(i,obj) > d_s$ 时, 表示机器人允许通行, 危险率 $\varphi(i) = 0$ 。

1.2.4 多目标函数

本文采用最小评价函数, 将三个子目标集成为多目标模型进行求解, 如下:

$$\min_{x \in \Omega} \mathbf{F}(x) = (f_L(x), f_E(x), f_D(x))^T \quad (10)$$

式中: f_L 为路径长度子目标; f_E 为能量消耗子目标; f_D 为安全性子目标; x 为决策路径; $\mathbf{F}(x)$ 为目标路径矩阵。当且仅当决策路径 x^* 不被其他任何解支配, 称 x^* 为 Pareto 最优路径, 由所有 Pareto 最优解构成 Pareto 解集。

2 改进的 NSGA-II 多目标算法

非平坦环境中履带机器人进行路径规划时, 既要满足运行距离短、能耗少的要求, 又要求安全性高。针对多目标优化问题, 本文采用改进的多目标优化算法 NSGA-II 进行求解。

2.1 基于 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法

本文将 8 邻域搜索机制与曼哈顿思想结合, 提出 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法, 其栅格选择流程如下: 当障碍物处于偶数栅格且机器人与障碍物距离为 1 单位栅格时, 将起点 start 到该栅格的路径长度为 $\sqrt{2}$ 单元栅格且与障碍物栅格相邻的栅格标记为不可通行区域, 如图 4 中栅格 3、5 为不可通行栅格, 编号 1、2、6、7、8 的栅格标记为可通行区域; 当障碍物处于奇数栅格时, 将该奇数栅格标记为不可通行区域, 其余栅格记为可通行区域。当运动到下一栅格时, 重新进行机器人是否可通行判断。当机器人以图 4 中 start 栅格中心位置前往 5 号栅格中心位置时, 若直接由 start 斜向运行至 5 号栅格, 则存在与右侧障碍物栅格顶点发生碰撞的可能; 若用本文所提 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法, 由 start 先向下运行至 6 号栅格, 再向右运行抵达 5 号栅格, 则能够有效规避顶点碰撞的问题。图 5 为 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法流程图。

2.2 基于精英替换策略的迭代机制

在多目标优化算法中, 将可通行栅格视为基因, 将每条由可通行栅格连接而成的路径视为种

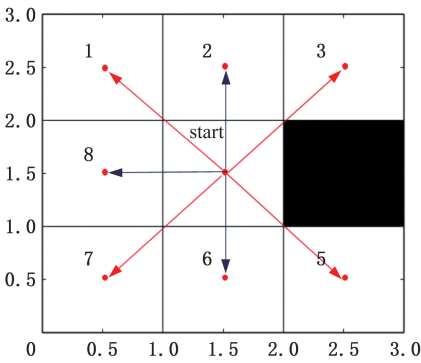


图 4 8 邻域搜索机制
Fig.4 8-domain search mechanism

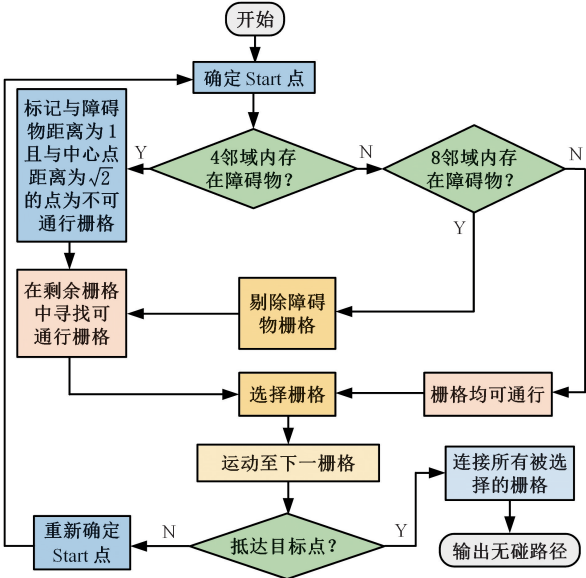


图 5 算法流程图
Fig.5 Algorithm flowchart

群个体。对种群执行遗传操作能持续生成新个体, 但新个体中存在掺杂劣质个体的问题, 需要对优秀个体实施保护措施, 使得优秀的基因在进化过程中保持迭代, 同时扩大初始种群规模以避免种群初始化不充分、随机性不足而导致算法陷入局部最优解的问题。如图 6 所示, 精英替换策略先扩大原种群规模, 再通过非支配排序从父代种群中筛选出 K 个最优解, 通过拥挤度排序替换子代中的 K 个劣质解, 最后淘汰剩余个体, 直至种群规模达到与原种群规模一致。

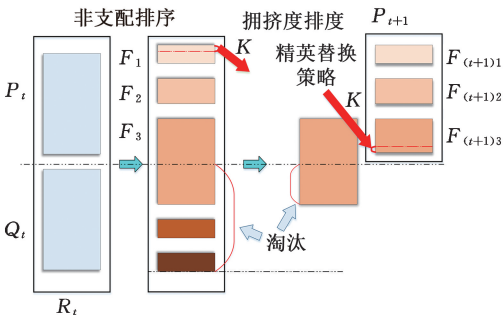


图 6 精英替换策略原理图
Fig.6 Schematic of the elite replacement strategy

2.3 算法流程

本文设计的改进多目标优化算法 NSGA-II 路径规划方法流程如下：

1) 采用 2.5D 栅格法进行非平坦环境建模, 确定子目标函数, 初始化参数, 获取初始化种群 P_t 及最优路径集合 U 。

2) 开始栅格选择, 依据轮盘对赌法结合 8 邻域曼哈顿防碰撞搜索算法选定可行栅格, 直至终点或路径不通。

3) 对当前种群 P_t 执行交叉、变异操作, 产生与其个数相同的子代种群 Q_t , 将当前种群 P_t 与子代种群 Q_t 合并, 记为 R_t 。

4) 对 R_t 进行快速非支配排序, 通过式(4)、式(8)、式(9) 计算个体的子目标函数值, 根据非支配排序等级, 依次将各等级个体加入下一种群 P_{t+1} 中, 直到当前等级个体不能全部放入时对当前等级进行拥挤度排序, 并将拥挤距离较大的个体加入下一种群 P_{t+1} 中, 直到种群规模达到与 P_t 一致时停止。淘汰剩余解。

5) 将父代种群 P_t 第一层的 K 个优质解, 替换子代种群 P_{t+1} 中最后一层的 K 个劣质解。更新最优路径集合 U 。对于排序后的第一层路径 u , 如果 u 对集合 U 来说是非支配的, 则加入集合 U , 并删除 U 中被 u 所支配的路径。

6) 更新迭代次数, $t \leftarrow t + 1$, 当达到最大迭代次数时结束迭代, 否则返回步骤 2)。

7) 输出最终路径集合。依据式(6) 计算路径评价函数值, 综合各子目标, 取最小评价函数输出为最终路径集。

3 实验结果与分析

为验证本文方法的有效性, 采用软件仿真与样机实验相结合的方式实验验证, 编程环境为 MATLAB 2022a。

3.1 仿真实验

多目标 NSGA-II 优化算法是一种依赖先验参数设置的算法。设置合理的种群初始化、交叉

变异概率能够提高算法性能和收敛能力, 同时避免陷入局部最优解的问题。本文将初始种群 P_t 设置为 50、交叉概率 P_c 设置为 0.75、变异概率 P_m 设置为 0.05、迭代次数设置为 50。

3.1.1 不同规格静态环境地图

设置栅格地图规格分别为 10 m×10 m、20 m×20 m、30 m×30 m, 地图中随机生成黑色栅格障碍物, 设置环境复杂度均为 4×5(即摩擦因数共 4 种: 0.2、0.4、0.6、0.8; 坡度等级共 5 种: -45°、-30°、0°、30°、45°, 对应图 1 中颜色由深蓝到深绿), 分别采用改进的 NSGA-II 多目标算法与 MOVNS 多目标搜索算法^[21] 进行对比实验。

每种算法分别进行 3 次独立重复实验, 图 7 中红色(R1)、粉色(R2)、黄色(R3) 三条路径均为 Pareto 解集 U 中的最优路径。以图 7a 为例, R1 每个节点的 8 邻域内累积出现障碍物 11 次, 均低于 R2(13 次)、R3(14 次), 由式(9) 计算可知 R1 为解集 U 中安全性最高的路径; 粉色路径(R2) 经过代表下坡的蓝色栅格 6 次, R1 与 R3 均为 5 次, 由式(8) 计算可知 R2 为解集 U 中能耗最低的路径; R3 经过 5 次代表平地的白色栅格均高于 R1(2 次)、R2(4 次), 由式(4) 计算可知, R3 为解集 U 中路径长度最短的路径; 棕色路径为 MOVNS 算法所得路径。结合图 8a~图 8c 中的路径规划实验数据可知, 相较于 R1、R2 路径, R3 路径长度最短但能耗最高, 其中 R2 能耗最低但长度最长, R1 则较为均衡。由表 1 知, 本文算法随着地图规格的扩大, Pareto 最优解集 U 中最优路径长度由 56.5977 m 涨至 751.1845 m; 能耗由 861.4774 J 涨至 1 581 435 J; 危险率由 98.67% 涨至 131%。

表 1 不同地图规模下 Pareto 解集 U 的均值

Tab.1 Mean of the Pareto solution set U under different map scales

地图规模	f_L/m	f_E/J	$f_D/\%$
10 m×10 m	56.5977	861.4774	98.67
20 m×20 m	230.5800	655 433	126
30 m×30 m	751.1845	1 581 435	131

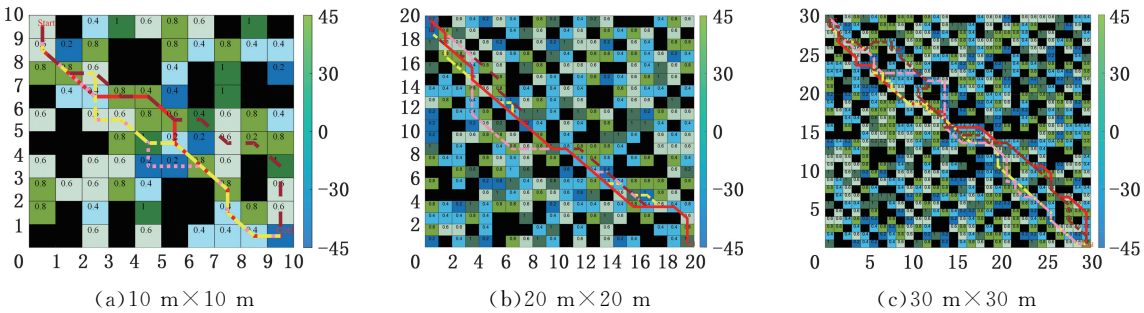


图 7 不同地图规格下路径规划

Fig.7 Path planning under different map specifications

考虑本实验有 3 种地图规格以及 3 个子目标指标,为便于说明,本节重点讨论最优路径集 U 中具有代表性的极值路径相较于 MOVNS 算法的提升率,验证本文算法所得最优路径集合 U 相较于 MOVNS 算法在整体性能上的优越性。以 $10\text{ m}\times 10\text{ m}$ 地图规格为例,最优路径集合 U 中路径 R3 具有最短路径长度 54.6415 m 、最高能耗 888.7501 J ;R2 具有最长路径长度 58.9240 m 、最低能耗 842.4329 J ;MOVNS 算法所得路径长度为 57.2912 m 、能耗为 1105.9536 J 。由于 R2 路径长度相较于 MOVNS 算法延长了 1.6328 m ,可知相较于 MOVNS 算法,路径长度最小提升率为 -2.85% ,R2 路径的能耗相较于 MOVNS 减少了

263.5207 J ,可知能耗最大提升率为 23.83% ;由路径 R3 知,相较于 MOVNS 算法,路径长度缩短了 2.6497 m ,能耗减少了 217.2035 J ,故路径长度最大提升率为 4.62% ,能耗最小提升率为 19.64% 。依次对三种地图规格下的路径长度、能耗、危险率三个目标分别进行量化计算,得到图 8d、图 8e 所示提升率曲线,分析后可得以下结论:在同一最优路径集合 U 中,本文算法路径长度与能耗成反比,即缩短路径长度将消耗更多能量、降低能耗将导致路径长度增加;在不同地图规格下,本文算法相较于 MOVNS 算法的优化能力随着地图规格的扩大而提升,路径长度最多缩短 9.27% 、能耗最多节省 30.87% 、危险率降低 15.28% 。

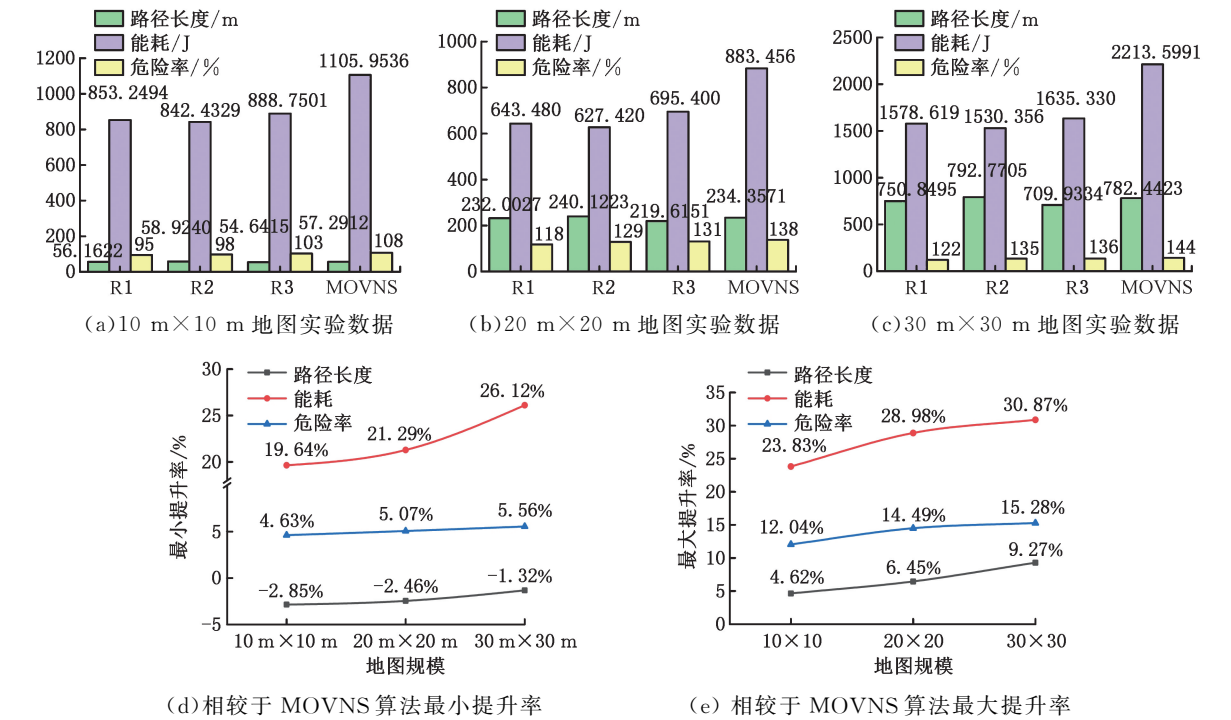


图 8 路径规划实验数据
Fig.8 Experimental data for path planning

3.1.2 不同复杂程度的环境地图

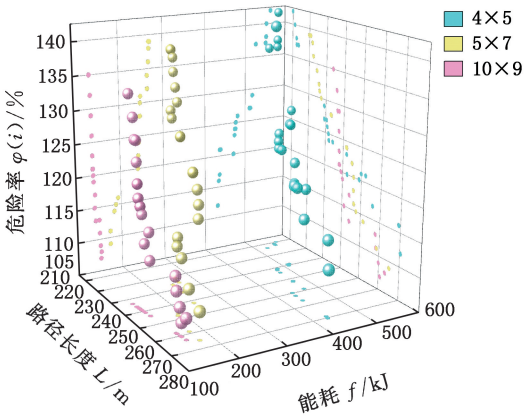
为了进一步验证本文算法在具有多级摩擦因数和坡度的复杂环境下的适应性,在上节中静态 $20\text{ m}\times 20\text{ m}$ 地图规格的 4×5 环境复杂度下,增加 5×7 环境(五级摩擦因数: $0.2、0.4、0.6、0.8、1.0$;七级坡度: $-45^\circ、-30^\circ、-15^\circ、0^\circ、15^\circ、30^\circ、45^\circ$)以及 10×9 环境(十级摩擦因数: $0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9、1.0$;九级坡度: $-60^\circ、-45^\circ、-30^\circ、-15^\circ、0^\circ、15^\circ、30^\circ、45^\circ、60^\circ$)。在上节的基础上增设不同复杂度的环境,以验证本文算法在更高复杂度环境下的适应性与有效性。

图 9a 中球体代表不同环境复杂度下,本文算法所得最优路径集 U 中的路径(X 轴表示路径长

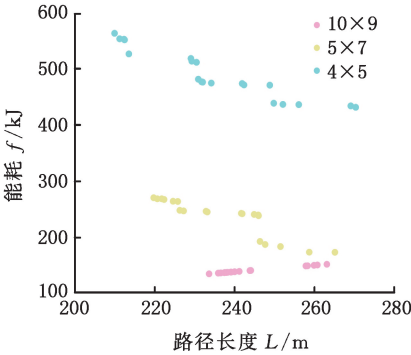
度,Y 轴表示能量消耗,Z 轴表示危险率)。图 9b~图 9d 分别为图 9a 在三个坐标面上的投影。

由表 2 可知:随着环境复杂度的提升,本文 Pareto 最优路径集合 U 中路径各子目标指标均值呈现长度递增、能耗递减、危险率递减的趋势。

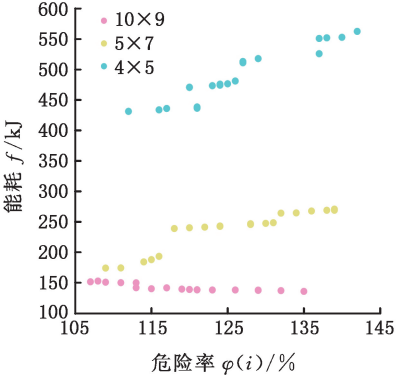
综合分析图 9 以及表 2,可得到以下结论:①随着环境复杂度的提升,本文最优路径集合 U 在距离目标上由 4×5 环境下的 235.37 m 提高至 10×9 环境下的 244 m ;但在能耗目标上由 4×5 环境下的 489.29 kJ 减至 10×9 环境下的 141.69 kJ ,证明了本文算法的能耗模型以及精英替换策略改进的有效性;②本文算法在危险率目标上体现为路径长度越长,伴随能耗降低的同时,危险率也将降低,且随着环境复杂度的提升,危险率进一



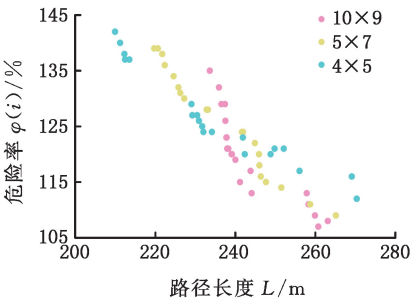
(a) Pareto 分布



(b) 能耗×路径长度



(c) 能耗×危险率



(d) 危险率×路径长度

图 9 不同环境复杂度实验结果
Fig.9 Experimental results under different environmental complexities

步降低,由 125.4 降低至 120.55,证明了本文曼哈顿防碰撞搜索机制的有效性。

表 2 不同环境复杂度 Pareto 解集均值
Tab.2 Mean of the Pareto solution set under different environmental complexities

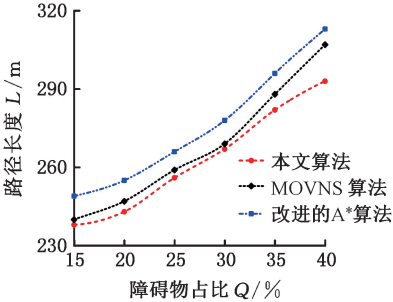
环境	f_L/m	f_E/kJ	$f_D\%$
4×5	235.37	489.29	125.4
5×7	237.20	235.65	126.3
10×9	244	141.69	120.5

综上所述,本文算法能够在不同环境复杂度的地图中规划出最优路径。

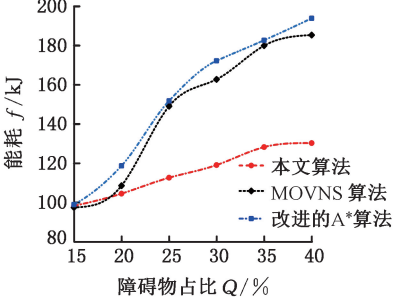
3.1.3 多种障碍物占比仿真结果分析

为了进一步验证本文算法在安全性问题上的有效性,在 3.1.2 节中 10×9 地图环境的基础上,设置不同数量障碍物占全地图比例分别为 15%、20%、25%、30%、35%、40% 的环境,将本文算法所得最优路径解集 U 中的均值与 MOVNS 以及改进的 A* 算法^[22] 进行对比。

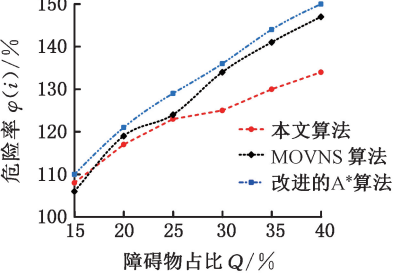
随着障碍物密度由占环境总栅格数的 15% 增长到 40%,本文算法所得路径长度增加了 23.11%,能耗增加了 32.58%,危险率增加了 24.07%。但由图 10 可知,本文算法的增长幅度远



(a) 路径长度子目标变化曲线



(b) 能耗子目标变化曲线



(c) 危险率子目标变化曲线

图 10 各子目标随障碍物数量增加的变化曲线
Fig.10 Curves depicting the changes of each sub-objective with increasing obstacle quantity

小于MOVNS 算法和改进 A* 算法的增幅,说明本文算法能够有效地规避障碍物,适应障碍物密集的环境。

3.2 样机实验与分析

3.2.1 履带机器人平台介绍

本文使用的履带机器人两侧履带由独立电机驱动,通过速差进行转向,履带机器人移动平台如图 11 所示。机器人通过激光传感器提取包含坡度信息的点云地图,视觉传感器识别地面材质的摩擦因数,传入履带机器人控制系统。履带机器人控制系统由 NVIDIA TX2 主板接受传感器数据并进行配准、栅格化处理,完成 2.5D 栅格地图构建、定位和路径规划任务,并向控制执行部分的控制器下达运动指令;控制执行部分的控制器为 TrongLong M8 控制板,主要负责接受运动指令并完成具体运动任务。

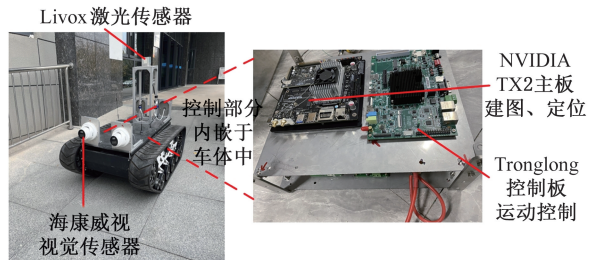


图 11 履带机器人移动平台

Fig.11 Tracked robot mobile platform

前文中进行了多个仿真实验,其中摩擦因数与坡度角均为主观设置的理想值。为更好地证明所提算法的有效性,本文将履带机器人样机在两种不同复杂度、不同规模的实验场景下进行测试。

在实验测试场景中,通过 8 邻域曼哈顿防碰撞算法选择可通行栅格节点,并结合相应栅格的路面摩擦因数和坡度系数,由式(4)计算路径长度目标;在所得长度目标的基础上,通过式(8)计算实际运动过程中产生的能耗值;通过激光传感器得到与障碍物之间的距离信息,并由式(9)计算危险率目标。最后通过改进的 NSGA-II 算法进行 50 次迭代输出 Pareto 最优路径。将最优路径的长度目标值、能耗目标值、危险率目标值分别与 MOVNS 算法和改进的 A* 算法进行比较。

3.2.2 实验场景一下的算法有效性验证

图 12 所示为测试履带机器人多目标路径规划实验场景一,由 4 片地势颠簸的草地和若干不同材质的道路组成,场景规模为 80 m×80 m,场景中的雕塑、自行车以及路障组成不可跨越的障碍物。障碍物信息、路面信息(路面摩擦因数 μ 为实际测量值,地面坡度 θ 为测量值的均值)以及

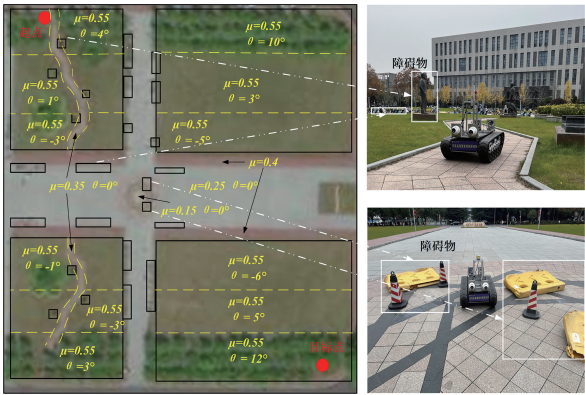


图 12 实验场景一

Fig.12 Experimental scenario one

场景中起点位置与终点位置均预先已知。

履带机器人分别采用 MOVNS 算法、改进的 A* 算法及本文改进的 NSGA-II 算法进行路径规划,如图 13 所示。

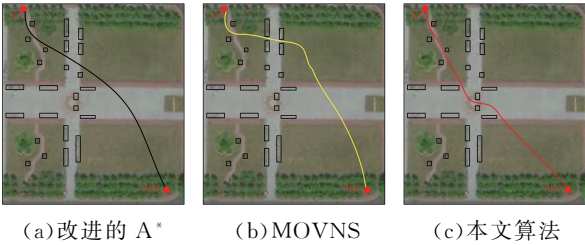


图 13 实验场景一路径规划

Fig.13 Path planning for the experimental scenario one

由图 13 可知,三种规划算法均能够成功规划出一条从起点至终点的安全无碰路径。本文算法相较于 MOVNS 算法和改进的 A* 算法具有更短的路径长度、更低的能耗、更低的危险率。为了提高实验的准确性,进行 10 次独立重复实验并分别记录三种算法的三个子目标参数,均值见表 3。

表 3 场景一实验数据

Tab.3 Experimental data for the scenario one

环境	f_L/m	f_E/kJ	$f_D\%$
MONVS	137.64	7671.72	116.24
改进的 A*	135.52	7799.58	124.84
本文算法	126.27	6393.10	108.56

根据表 3 中数据对实验结果进行定量分析,本文算法与 MOVNS 算法相比,平均路径长度缩短了 8.26%,平均能耗降低了 16.67%,平均危险率降低了 6.61%;与改进的 A* 算法相比,平均路径长度缩短了 6.88%,平均能耗降低了 18.03%,平均危险率降低了 13.04%。这说明本文改进的 NSGA-II 算法在环境信息已知的静态环境中能够高效完成多目标路径规划任务,且所规划路径优于 MOVNS 算法与改进的 A* 算法。

3.2.3 实验场景二下的算法有效性验证

履带机器人多目标路径规划实验场景二为某

块尚未开发的荒地(100 m×100 m),由石块、草地以及土壤组成的地形,石块为不可跨越的障碍物,土壤地形中存在坡度分布不均以及摩擦因数不同的问题,本文经过测试得到坡度值与地形摩擦因数,如图 14a 所示,图 14b 为简化信息图。

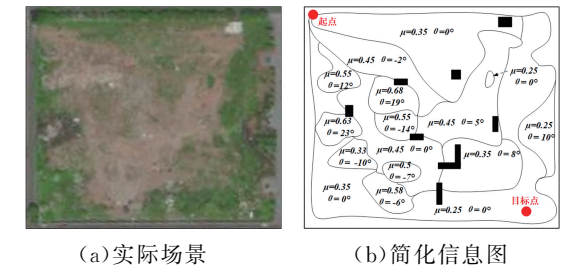


图 14 实验场景二
Fig.14 Experimental scenario two

图 15 为采用 MOVNS 算法、改进的 A* 算法以及本文算法分别进行路径规划的实验对比图,分别进行 10 次独立重复实验所得的路径规划实验数据见表 4。

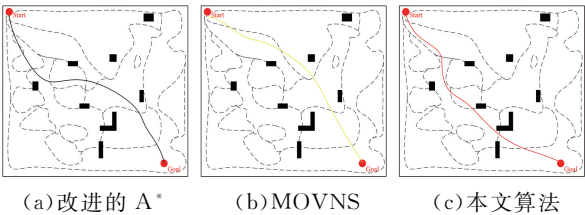


图 15 实验场景二路径规划
Fig.15 Path planning for the experimental scenario two
表 4 场景二实验数据
Tab.4 Experimental data for the scenario two

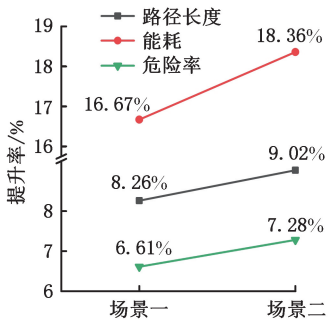
算法	f_L/m	f_E/J	$f_D/\%$
MONVS	180.61	9265.53	123.18
改进的 A*	176.78	9460.21	135.49
本文算法	164.32	7564.38	114.21

根据表 4 中数据对实验结果进行定量分析,本文改进的 NSGA-II 算法与 MOVNS 算法相比,平均路径长度缩短了 9.02%,平均能耗降低了 18.36%,平均运行时间减少了 8.25%,平均危险率降低了 7.28%;与改进的 A* 算法相比,平均路径长度缩短了 7.05%,平均能耗降低了 20.04%,平均危险率降低了 15.71%。这说明本文算法在坡度分布不均的复杂环境下,相较于 MOVNS 算法与改进的 A* 算法,具有更好的适应能力。

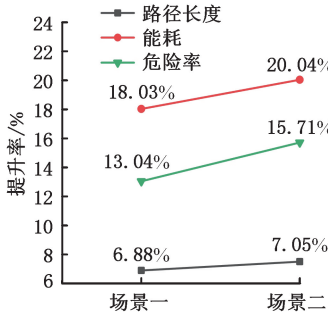
3.2.4 结果分析

在实验场景一中,场景规模为 80 m×80 m,且地形相对规整、坡度变化较缓,实验场景二规模为 100 m×100 m,且地形更复杂、坡度以及路面摩擦因数变化较大,两个场景中本文算法分别相较于 MOVNS 算法以及 A* 算法的提升率如图 16 所示。

由图 16 可知,实验场景二相较于实验场景一



(a)相较于 MONVS 算法



(b)相较于改进的 A* 算法

图 16 两个场景间的对比数据

Fig.16 Comparative data between the two scenarios

具有更大的地图规模、更复杂的路面材质以及更多的坡度变化,相较于 MOVNS 算法与改进的 A* 算法,实验场景二的提升率高于实验场景一,这一结论验证了仿真实验(3.1.1 节与 3.1.2 节)结论的有效性,即本文算法在面对更大地图规格以及更大环境复杂程度的应用场景时具有较好的适应性。

4 结语

本文提出的基于精英替换策略改进的 NSGA-II 多目标算法能通过迭代完成路径长度、能量消耗、危险率三个子目标指标综合考虑的多目标路径规划,结合最小化目标模型求得 Pareto 最优路径集合和 Pareto 最优解。通过 2.5D 栅格模型简化了复杂环境地图,并减小计算量;通过 8 邻域曼哈顿防碰撞算法改进栅格选取机制,强化规避障碍物的能力,降低危险率;利用精英替换策略扩大种群规模,防止优秀的路径基因的遗失,加速算法收敛。实验结果表明,与 MOVNS 算法和改进的 A* 算法相比,本文算法在不同地图规模、不同复杂程度环境以及不同障碍物占比环境中具有更好的性能。

参考文献:

[1] SAAD M, SALAMEH A I, ABDALLAH S, et al. A Composite Metric Routing Approach for Energy-efficient Shortest Path Planning on Natural Terrains [J]. Applied Sciences, 2021, 11(15):6939.
[2] ZHANG Haojie, ZHANG Yudong, LIU Chuankai,

- et al. Energy Efficient Path Planning for Autonomous Ground Vehicles with Ackermann Steering[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2023, 162:104366.
- [3] AHMAD Z, ULLAH F, TRAN C, et al. Efficient Energy Flight Path Planning Algorithm Using 3-D Visibility Roadmap for Small Unmanned Aerial Vehicle[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2017, 2017(1):2849745.
- [4] CONTRERAS J D, MARTÍNEZ F S, FREDY H M S. Path Planning for Mobile Robots Based on Visibility Graphs and A* Algorithm[C]// Seventh International Conference on Digital Image Processing(ICDIP 2015). Los Angeles, 2015:96311J.
- [5] JONES D, HOLLINGER G A. Planning Energy-efficient Trajectories in Strong Disturbances[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(4):2080-2087.
- [6] WU Chenming, DAI Chengkai, GONG Xiaoxi, et al. Energy-efficient Coverage Path Planning for General Terrain Surfaces[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3):2584-2591.
- [7] KYAW P T, LE A V, VEERAJAGADHESWAR P, et al. Energy-efficient Path Planning of Reconfigurable Robots in Complex Environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(4):2481-2494.
- [8] YOU Bo, LI Zhi, DING Liang, et al. A New Optimization-driven Path Planning Method with Probabilistic Completeness for Wheeled Mobile Robots[J]. Measurement and Control, 2019, 52(5/6):317-325.
- [9] LIU Jing, LI Zhaojun, HE Liping, et al. Energy Efficient Path Planning for Indoor Wheeled Mobile Robots[C]// 2020 Global Reliability and Prognostics and Health Management. Shanghai, 2020:1-7.
- [10] LIU Shuang, SUN Dong. Minimizing Energy Consumption of Wheeled Mobile Robots via Optimal Motion Planning[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(2):401-411.
- [11] MEJRI E, KELOUWANI S, DUBE Y, et al. Energy Efficient Path Planning for Low Speed Autonomous Electric Vehicle[C]// 2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC). Belfast, 2017:1-6.
- [12] SUN Zheng, REIF J H. On Finding Energy-minimizing Paths on Terrains[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(1):102-114.
- [13] MEI Yongguo, LU Y H, HU Y C, et al. Energy-efficient Motion Planning for Mobile Robots[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, 2004:4344-4349.
- [14] TOKEKAR P, KARNAD N, ISLER V. Energy-optimal Trajectory Planning for Car-like Robots[J]. Autonomous Robots, 2014, 37(3):279-300.
- [15] WEI Hongxing, WANG Bin, WANG Yi, et al. Staying-alive Path Planning with Energy Optimization for Mobile Robots[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3):3559-3571.
- [16] SANGEETHA V, KRISHANKUMAR R, RAVICHANDRAN K S, et al. Energy-efficient Green Ant Colony Optimization for Path Planning in Dynamic 3D Environments[J]. Soft Computing, 2021, 25(6):4749-4769.
- [17] DAS P K, JENA P K. Multi-robot Path Planning Using Improved Particle Swarm Optimization Algorithm through Novel Evolutionary Operators[J]. Applied Soft Computing, 2020, 92:106312.
- [18] SURESH K S, VENKATESAN R, VENUGOPAL S. Mobile Robot Path Planning Using Multi-objective Genetic Algorithm in Industrial Automation[J]. Soft Computing, 2022, 26(15):7387-7400.
- [19] JUNG S. Development of Path Planning Tool for Unmanned System Considering Energy Consumption[J]. Applied Sciences, 2019, 9(16):3341.
- [20] AJEIL F H, IBRAHEEM I K, SAHIB M A, et al. Multi-objective Path Planning of an Autonomous Mobile Robot Using Hybrid PSO-MFB Optimization Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89:106076.
- [21] HIDALGO-PANIAGUA A, VEGA-RODRÍGUEZ M A, FERRUZ J. Applying the MOVNS(Multi-objective Variable Neighborhood Search) Algorithm to Solve the Path Planning Problem in Mobile Robotics[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 58:20-35.
- [22] 赵江, 张岩, 马泽文, 等. 对 AGV 路径规划 A 星算法的改进与验证[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(21):217-223.
- ZHAO Jiang, ZHANG Yan, MA Zewen, et al. Improvement and Verification of A-star Algorithm for AGV Path Planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(21):217-223.

(编辑 陈 勇)

作者简介:张道德,男,1973年生,教授、博士研究生导师。研究方向为智能控制系统。E-mail:hgddd@126.com。杨智勇*(通信作者),男,1987年生,副教授。研究方向为机器人技术。E-mail:zyzy017@126.com。

本文引用格式:

张道德,卢子健,赵坤,等.非平坦环境下履带机器人多目标路径规划方法研究[J].中国机械工程,2025,36(2):305-314.

ZHANG Daode, LU Zijian, ZHAO Kun, et al. Research on Multi-objective Path Planning Method for Tracked Robots under Non-flat Environments[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(2):305-314.