

基于遗传算法的移动机器人路径规划研究

杨骑逊¹

YANG Qixun

摘要

随着工业智能化的不断发展,机器人技术得到了广泛应用。然而,移动机器人在路径规划方面仍面临着复杂的挑战。与传统的旅行商问题不同,移动机器人路径规划不仅考虑最短路径、能量消耗、避障风险、路径平滑度以及安全性等因素同样是关键性能指标。传统路径规划方法通常只关注单一目标(如最短路径),因此在复杂环境下往往缺乏适应性和有效性。为解决移动机器人在运输物品过程中的路径优化问题,文章将旅行商模型进行扩展,又提出了一个变种的旅行商问题,并将最小能耗和路径最佳平滑度作为多目标优化指标。针对这一问题,提出了一种改进的快速非支配排序遗传算法。该算法通过设定最大和最小参考点对优化目标进行归一化,并计算拥挤距离以改进解的多样性。实验结果表明,所提算法在超体积(HV)指标上优于多种传统遗传算法,在能耗和路径平滑度方面均取得了显著优化效果。

关键词

移动机器人; 路径规划; 多目标优化; 遗传算法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.045

0 引言

随着 5G、6G 通信技术的迭代,以及工业 4.0 时代的全面开启,各类智能技术不断发展,移动机器人在各个领域的应用日益广泛,尤其是在工业生产、仓储物流、智慧城市建设等方面,移动机器人以其高效、灵活的特点受到广泛关注^[1-4]。在这些应用场景中,如何高效、智能地规划机器人路径,成为提高作业效率和降低能耗的关键问题。路径规划作为机器人自主导航的核心任务之一,直接影响到机器人的运行效率和任务完成的质量。

传统的路径规划方法如图搜索算法(A* 算法、Dijkstra 算法等)、优化算法(动态规划、贪心算法等),虽然在某些特定场景下取得了较好的效果,但这些方法通常对环境的复杂性和动态变化缺乏足够的适应能力,且在高维度和复杂环境下容易陷入局部最优解。

本文基于一种改良后的非支配快速排序遗传算法,提出了一种适用于移动机器人路径规划的优化策略。通过对机器人的运动模型和任务要求进行建模,利用该遗传算法对路径进行全局优化,以实现最低能耗和最优平滑度的多目标优化。与此同时,本文提出了一个基于多目标优化的变种旅行商(TSP)路径规划问题和一种改良的遗传算法以解决多目标之间的尺度不匹配问题。通过实验验证,所提方法在多个测

试场景中表现出了较好的性能,为移动机器人在复杂环境中的高效导航提供了有力的支持。

1 相关工作

路径规划是移动机器人进行自主探索之前的重要问题之一,其定义可以描述为:给定一个作业环境和一个移动机器人,机器人需要按照一定的性能指标寻找从初始状态到目标状态的最优路径。一般来说,现有研究基本分为两类,一类是全局规划;一类是局部规划。

就算法而言,大致分为两类,一类是启发式算法,如 Dijkstra 算法、A* 算法、D* 算法等;一类是人工智能算法,如深度神经网络、遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等。

Adachi 等人^[6]研究了一种爬行机器人在山区环境中进行采伐、测量等路径规划中斜坡能耗损失问题,并将该问题建模为广义 TSP 问题,文中根据一种高效的大规模邻居搜索启发式算法找到了能够降低能耗损失 22% 的优化路径。魏博等人^[7]提出了一种改进的蝴蝶优化算法,用于解决复杂路径规划问题中陷入局部最优等问题,该改进方法引入了 Tent 映射、动态感觉模态、选择因子、动态变异因子等手段,保证了最短优化路径和更好的平滑度。闫建红等人^[8]提出了一种结合动态窗口的改进 A* 算法,用于解决转折点密集、耗时长以及遍历节点数多的路径规划问题,该方法引入最小代价融合角度约束策略、曼哈顿距离和切比雪夫代价函数以及融合关键点等方法,实现了路径长度、访问节点数以及转角总度数的全面优化。赵晓等人^[9]同样提出了一种改进 A* 算法,用

1. 贵州财经大学信息学院 贵州贵阳 550025

[基金项目] 贵州省科学技术厅一般项目(ZK〔2024〕693)

于解决寻路过程中内存开销大、计算时间长等问题，该方法结合跳点搜索算法，实现了寻路过程中扩展结点变少的优点，并且随着节点规模变大，加速效果较为明显。时维国等人^[10]研究了全局规划蚁群算法和局部规划人工势场法结合的融合算法，引入了多因素启发函数和新型蚂蚁行进机制解决了对角障碍问题，该算法进一步减少了寻路路径长度和转折次数，并且收敛速度有所优化。Hu 等人^[11]基于一种改进的遗传算法，研究了移动机器人路径规划中最短路径、最优平滑度以及最佳安全度问题，实现了机器人在避障过程中对于路线选择上的多个优化目标的良好权衡。Li 等人^[12]研究了避障情况路径规划中的最短路径问题，并通过粒子群优化方法实现了机器人的实时导航和避障。

从国内外研究现状来看，国内研究者更偏向于采用 A* 等启发式算法解决路径规划问题，但随着问题规模的增加，这类启发式算法通常需要耗费更多内存和时间，只能解决问题规模较小的情况，但是优化效果比较好；国外研究者更多偏向于用粒子群优化、遗传算法等方式迭代优化，这类方法通常不需要耗费较多空间复杂度和时间复杂度，也能取得和启发式算法同等的效果。在移动机器人路径规划研究方面，最短路径、节点数等是大多数研究会考虑的性能指标，有相当一部分会考虑避障因素，但是只有较少的研究会考虑平滑度、安全度等其他指标，这些指标仍旧有较大研究空间。

2 移动机器人路径规划模型

假设在一个方形区域中，随机分布不同重量的物品，一个以电机为主要驱动力的二轮机器人需要从中心点出发，收集所有物品并卸载到中心点，且二轮机器人的负载重量有上限，收集一定重量物品后的机器人需要先回到中心点卸载后再进行移动。机器人的任务是不超过自身负载上限的情况下收集所有的物品到中心点，如图 1 所示。

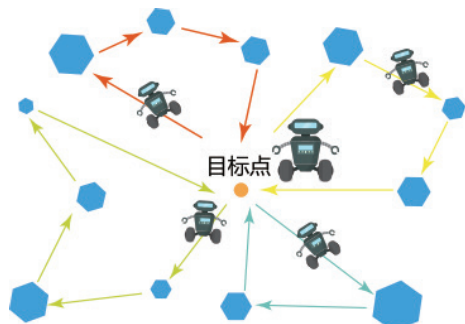


图 1 机器人路径规划系统模型

记中心点为 p_0 ，总共有 K 件物品，则其余物品标识为：

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_K\} \quad (1)$$

物品的重量表示为 $m_i, \forall i \in K$ 。与传统的旅行商问题有所不同的是，由于机器人能够负载的重量有上限，该上限加上

自身重量记为 $m_{\max}$ ，因此机器人需要多次往返于目标点，一条完整的路径会包含多次目标点，记为：

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}, P \in Q \quad (2)$$

式中： $N > K$ 。令机器人的重量为 m_{robot} ，每个子路径上的负载重量为 m_{load} ，故整体重量为：

$$m = m_{\text{robot}} + m_{\text{load}} \quad (3)$$

在每个子路径上，机器人靠电机驱动产生加速、匀速、减速环节，并且在子路径之间会调整目标方向，因此会同时存在平移动能和旋转动能^[13]。在加速环节，机器人从静止状态开始加速的动能表示为：

$$\begin{aligned} E_{\text{kinetic}} &= \frac{1}{2}mv_t^2 + \frac{1}{2}I\omega_t^2 \\ &= \int_t \left(d\left(\frac{1}{2}mv_t^2\right) + d\left(\frac{1}{2}I\omega_t^2\right) \right) \\ &= \int_t (mv_t a + I\omega_t \rho) dt \end{aligned} \quad (4)$$

式中： v_t 、 ω_t 、 I 分别表示机器人的直线速度、角速度以及转动惯量； a 和 ρ 分别表示平移加速度和旋转加速度。对于两轮机器人来说，转向的原因在于左轮和右轮的线速度不一样，因此两轮的驱动功率也不同，可以描述为：

$$\begin{bmatrix} P_{\text{left}} \\ P_{\text{right}} \end{bmatrix} = \mu mg \begin{bmatrix} |v_{\text{left}}| \\ |v_{\text{right}}| \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中： μ 、 g 分别表示滚动摩擦系数和重力势能常数； $|v_{\text{left}}|$ 和 $|v_{\text{right}}|$ 分别表示左右两轮的速度。在加速环节，除对机器人产生动能，电机功率还需要抵抗地面的摩擦力进行做功，故电机抗阻的能耗可表示为：

$$\begin{aligned} E_{\text{res}} &= \int_t (P_{\text{left}} + P_{\text{right}}) dt \\ &= \int_t \mu mg (|v_t - l\omega_t| + |v_t + l\omega_t|) dt \end{aligned} \quad (6)$$

本文中忽略电机电能向其他能量转换的转换效率，因此在加速环节，电机的功率能耗主要表示为机器人的动能和摩擦做功的能耗，记为：

$$E_{\text{motor}} = E_{\text{kinetic}} + E_{\text{res}} \quad (7)$$

当机器人加速到最大速度 $v_{\max}$ 时进入匀速行驶阶段，电机的主要能耗为摩擦能耗，因此式 (7) 可化简为：

$$E_{\text{motor}} = E_{\text{res}} = 2\mu mg v_t t \quad (8)$$

在减速行驶阶段，由于刹车制动的关系，机器人动能主要转化为制动器的热能，电机只需要克服加速区域的滚动摩擦力，不需要额外的能量消耗，因此本文将沿用式 (8) 计算减速时产生的能耗。在机器人行进了一条完整的路径 Q 后，电机所产生的总能耗记为：

$$E(Q) = \int_0^T E_{\text{motor}} dt = \sum_{i=1}^n E_{\text{motor}}(q_i q_{i+1}) \quad (9)$$

式中： T 表示机器人完成任务的总时间； $q_i q_{i+1}$ 表示任一子

路径,子路径中可能只包含加速和减速阶段。

文本将考虑一条完整的路径中的平滑程度,使得机器人尽量按照平滑且安全的路径进行移动,该平滑度记为:

$$S(Q) = \sum_{i=1}^{n-2} \theta(q_i q_{i+1}, q_{i+1} q_{i+2}) \quad (10)$$

式中: $\theta(q_i q_{i+1}, q_{i+1} q_{i+2})$ 表示两两子路径之间的夹角,且 $0 < \theta < \pi$ 。

给定一条特殊的路径 Q^* , 本文的多目标优化问题是同时最小化机器人电机消耗的能量以及路径的平滑度,该多目标优化问题可分别表示为:

$$\min_{Q^*} \{E(Q), S(Q)\} \quad (11)$$

subject to:

$$m \leq m_{\max}, \forall t \in T \quad (12)$$

$$v_t \leq v_{\max}, \forall t \in T \quad (13)$$

$$P \in Q^*, \forall Q^* \leftarrow Q \quad (14)$$

其中,式(12)(13)(14)为多目标优化问题的约束条件,机器人不能超过单次负载上限、移动速度上限,每个物品只经过一次而目标点需要多次往返。可以看到,最小化能耗和最小平滑度存在冲突关系,最小化能耗的路径并不一定能做到最小平滑度,因此采用传统的单目标优化方法依次对目标进行优化并不能得到最佳的效果。

3 参考点归一化的快速非支配排序遗传算法

遗传算法是一种全局优化算法,通过模拟自然界物种进化过程而寻找最优解,其主要步骤包括初始化种群、适应度评估、基因的选择交叉和变异,图2改进遗传算法流程为改进后的快速非支配排序遗传算法流程图,其主要改进步骤包括设置参考点和对拥挤距离归一化比较。该遗传算法中的一些术语介绍如下:

(1) 种群:所有个体集合作为一个种群,代表一组解。

(2) 个体:个体代表一个特殊解,解的具体形式为基因表达。

(3) 适应度:个体适应环境的程度,在本文中对应优化目标,用于决定个体优胜劣汰的标准。

(4) 非支配关系:某个解在至少一个优化目标上优于另外的解成为支配关系,否则为非支配关系。

(5) 拥挤距离:判断非支配解之间的密集关系和多样性,用于筛选出多样性高的解集。

(6) 选择交叉变异:针对两个个体基因的遗传操作,可以使得个体的解得到进一步的搜索,遗传算法的核心步骤。

(7) Pareto 前沿:最佳的一组非支配解集,这组解集会分布在所有解中最外部最优的位置区域。

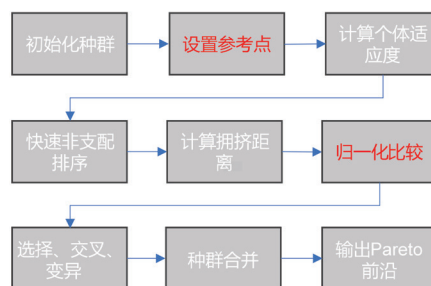


图2 改进遗传算法流程

本文中采用固定长度基因编码,其长度对应路径 Q^* 。参考点设置通过计算潜路径中最大和最小的目标值范围,即 $Z_{\max}$ 和 $Z_{\min}$ 。在拥挤距离比较阶段,目标值 f 的归一化结果为 $\frac{f - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}}$ 。通过归一化结果对比,相比于原始的拥挤距离计算,进一步提高了种群的多样性,淘汰了更多的次优解。

针对本文中的变种 TSP 问题,在选择交叉变异阶段,当基因进化为新的基因时,即 $Q^* \rightarrow Q''$, 本文采用最小修复原则对缺失的基因位置进行修复。

4 实验分析

实验仿真部分采用程序模拟仿真实验,仿真平台包括 Intel® i7-12800HX CPU, 32 GB 内存, NVIDIA RTX 4070 GPU, 算法和环境基于 Python 3.7 编写。

在环境设置中,机器人被放置在宽和高均为 100 m 的方形区域中,目标点和物品点的位置均采用笛卡尔坐标系 (XY) 表示,任务的物品卸载目标点位于方形区域正中心,其余物品位置基于正态分布随机生成。机器人采用两轮行走模式,通过电机驱动提供车轮转向和加速,并通过制动器减速。机器人重量设置为 $m_{\text{robot}}=50 \text{ kg}$, 可载重 100 kg, 整体最大重量为 $m_{\max}=150 \text{ kg}$, 各个物品的重量为 10~50 kg 之间随机生成。机器人转动惯量为 $I=0.16245 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$, 滚动摩擦系数设置为 $\mu=0.05$, 滑动摩擦忽略不计。机器人直线加速度和角加速度分别为 $a=0.5 \text{ m/s}^2$ 和 $\rho=0.5\pi \text{ rad/s}^2$, 最大速度为 $v_{\max}=2 \text{ m/s}$ 。详细参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

参数	值
m_{robot}	50 kg
$m_{\max}$	150 kg
I	0.16245 (kg·m ²)
μ	0.05
a	0.5 m/s ²
ρ	0.5π rad/s ²
$v_{\max}$	2 m/s

为得到较为合理的实验对比效果,本文对物品数量进行 3 种设置,即 $K=30$ 、 $K=40$ 和 $K=50$, 以检验算法在面对不同规模下得到的性能指标。算法共经历 500 个迭代周期,个体

数量设置为 100。同时，本文将改良后的算法和另外 3 种算法进行对比，这些算法都是用于解决多目标优化问题，各算法将介绍如下：

(1) NSGA-II^[14]：快速非支配排序进化算法，算法核心基于拥挤距离计算和非支配排序，以达到优化结果多样化结果。

(2) MOEA/D^[15]：基于分解的多目标进化算法，算法核心基于目标分解和依次优化得到收敛结果。

(3) NORM-MOEAD：在 MOEA/D 基础上采用参考点的优化目标归一化改良版本。

(4) NORM-NSGA-II：在 NSGA-II 基础上采用参考点的优化目标归一化改良版本，即本文算法。

在多目标优化问题中，为衡量算法的性能，特别是其在 Pareto 前沿上的表现，常使用超体积（HV）指标^[16]。HV 指标衡量的是 Pareto 前沿的覆盖面积，是由 Pareto 前沿与参考点所形成的超体积的大小来计算。指标越大，代表优化算法在多目标空间中能够找到更多的优质解，并且这些解覆盖的区域越大。给定一组解集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和一个参考点 r ，HV 指标定义为：

$$HV(X,r) = \text{Volume}\left(\bigcup_{x \in X} [x,r]\right)$$

(15)

式中： $[x, r]$ 表示从解 x 到参考点 r 的区域；Volume 表示超体积。

表 2 四种算法在 3 种测试场景中 HV 指标

算法	$K=30$	$K=40$	$K=50$
NSGA-II	0.381	0.254	0.284
MOEA/D	0.264	0.176	0.193
NORM-MOEAD	0.264	0.174	0.162
NORM-NSGA-II	0.416	0.292	0.271

如表 2 所示，四种算法在 3 种仿真测试环境下的 HV 性能对比结果，对比结果经过归一化。本文中的 NORM-NSGA-II 算法在 $K=30$ 和 $K=40$ 的场景中均优于其他算法，而在 $K=50$ 场景中仅次于原算法，说明改良后的算法性能得到了提升。而改良后的 NORM-MOEAD 算法相比于 MOEA/D 算法并无明显性能提升，说明同样的改进步骤并不会对不同的多目标进化算法产生同样的提升效果。其原因可能在于 NSGA-II 中的拥挤距离计算相对直观，目标归一化可以得到明显效果，而 MOEA/D 中对目标分解后再单独收敛的方式对归一化的操作方法不够敏感，从而使得改良后的版本没有得到性能提升。

为更加直观地看到算法性能对比，图 3~ 图 5 分别展示了 3 种测试环境下的 Pareto 前沿效果图，横纵坐标为优化目标，横坐标为机器人的总能耗，纵坐标为路径的总平滑度。在图 3 中 NORM-NSGA-II 获得了最优的 Pareto 前沿，优化目标均

支配其余算法结果，而 MOEA/D 和 NORM-MOEAD 几乎是获得同样的结果集。在图 4 中 NORM-NSGA-II 同样取得最优的支配解集，但是解集较为集中。在图 5 中 NORM-NSGA-II 的解集范围对比 NSGA-II 无明显优势，但是处于偏中间的区域，而 NSGA-II 则偏向边缘区域，相对来说 NORM-NSGA-II 更为理想一些。综合来看，NORM-NSGA-II 算法获得的解集优于其他算法。

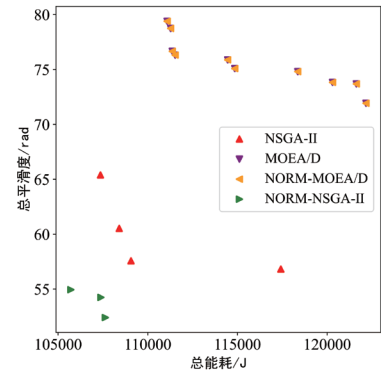


图 3 $K=30$ 的 Pareto 前沿

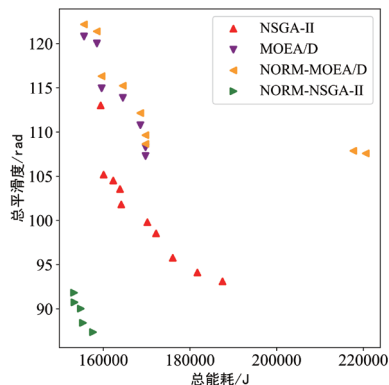


图 4 $K=40$ 的 Pareto 前沿

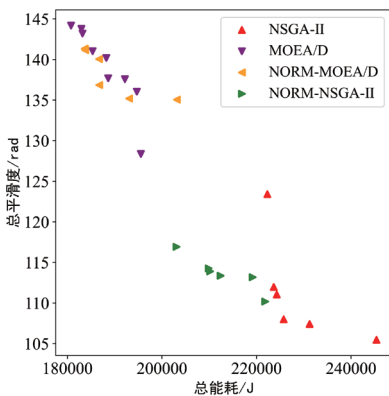


图 5 $K=50$ 的 Pareto 前沿

图 6 展示了 $K=30$ 时 NORM-NSGA-II 算法获得的一种路径规划轨迹，该轨迹下的机器人总能耗为 105 707.9 J，总平滑度为 54.95 rad，颜色接近的子路径为机器人一次往返目标点的过程。并且可以看到，子路径之间保持了相对较短的距

离,安排了一次往返路径,可以保持较小的路径距离和总能耗,而且在多个路径上的中间点衔接较为平滑,保持了较低的平滑度,最终维持了两个目标的平衡和优化效果。

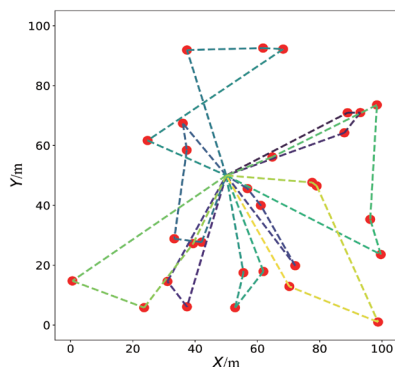


图6 K=30的NORM-NSGA-II路径规划

5 结论

在智能技术的不断发展下,移动机器人的路径规划问题一直是研究热点,机器人如何按照指定路径移动完成任务并满足各种指标如最短路径、能耗最低、避障等都是关键问题。本文将该问题扩展为一个多目标优化的旅行商问题,旨在同时优化机器人的总能耗和总平滑度,优化目标之间可能存在冲突关系。文中提出的算法基于快速非支配排序遗传算法进行了优化目标归一化改良。仿真实验表明,通过与多个多目标优化算法进行比较,本文算法在多个测试问题上表现出优异的HV指标性能,并且有优秀的Pareto前沿覆盖效果,其中给出了一种场景下的路径实例效果。未来工作将会结合粒子群优化、机器学习等方法探索避障情况下的多目标路径规划问题。

参考文献:

- [1] TZAFESTAS S G. Mobile robot control and navigation: a global overview[J]. Journal of intelligent & robotic systems, 2018, 91: 35-58.
- [2] ZHANG H Y, LIN W M, CHEN A X. Path planning for the mobile robot: a review[J]. Symmetry, 2018, 10(10): 450.
- [3] ALATISE M B, HANCKE G P. A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods[J]. IEEE access, 2020, 8: 39830-39846.
- [4] RAJ R, KOS A. A comprehensive study of mobile robot: history, developments, applications, and future research perspectives[J]. Applied sciences, 2022, 12(14): 6951.
- [5] RAZALI N M, GERAGHTY J. Genetic algorithm performance with different selection strategies in solving TSP[C/OL]//International Conference of Computational Intelligence and Intelligent Systems (ICCIIS'11).Berlin:Springer,2011[2024-03-19].https://www.researchgate.net/publication/236179245_Genetic_Algorithm_Performance_with_Different_Selection_Strategies_in_Solving_TSP.
- [6] ADACHI N, DATE H. Path planning considering energy consumption of crawler robots in mountain environments[C/OL]//2024 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). Piscataway:IEEE,2024[2024-09-12]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10417395>.DOI:10.1109/SII58957.2024.10417395.
- [7] 魏博,汤荣杰,郑英豪,等.基于改进蝴蝶优化算法的移动机器人路径规划[J].北京工业大学学报,2025,51(3):295-307.
- [8] 闫建红,柳长叶,孙慧霞,等.改进A*融合DWA的移动机器人路径规划算法研究[J].运城学院学报,2024,42(6):45-51.
- [9] 赵晓,王铮,黄程侃,等.基于改进A*算法的移动机器人路径规划[J].机器人,2018,40(6):903-910.
- [10] 时维国,宁宁,宋存利,等.基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J].农业机械学报,2023,54(12):407-416.
- [11] HU J, ZHU Q B. Multi-objective mobile robot path planning based on improved genetic algorithm[C]//2010 International conference on intelligent computation technology and automation. Piscataway:IEEE,2010: 752-756.
- [12] LI C L, WANG N, WANG J F, et al. A path planning algorithm for mobile robot based on particle swarm[C]//2023 2nd International Symposium on Control Engineering and Robotics (ISCEER).Piscataway:IEEE,2023: 319-322.
- [13] LIU S, SUN D. Minimizing energy consumption of wheeled mobile robots via optimal motion planning[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2014, 19(2): 401-411.
- [14] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [15] ZHANG Q F, LI H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [16] GUERREIRO A P, FONSECA C M, PAQUETE L. The hypervolume indicator: Computational problems and algorithms[J]. ACM computing surveys (CSUR), 2021, 54(6): 1-42.

【作者简介】

杨骑逊(1993—),男,贵州毕节人,硕士研究生,研究方向:多目标优化、无人机、边缘计算、机器学习、强化学习。

(收稿日期:2025-01-12)