

融合局部搜索的多目标遗传路径规划算法

李 硕¹
LI Shuo

摘要

针对传统遗传算法在路径规划中收敛速度慢与易陷局部最优及单目标局限性问题,文章提出一种融合局部搜索的多目标遗传算法。建立栅格环境下的多目标路径规划模型,构建综合路径长度、平滑度与拥堵状况等因素的适应度评价体系,算法采用启发式策略初始化种群,设计改进的交叉变异算子提升全局搜索能力,融合局部搜索机制强化精细寻优性能。仿真实验表明,改进算法在10个目标点双机器人场景中路径综合代价降低20.6%,计算效率提升31.9%,有效解决多约束条件下的路径优化问题。

关键词

多目标优化;遗传算法;局部搜索;路径规划;启发式初始化

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.012

0 引言

路径规划技术在智能交通、移动机器人与无人机导航等领域发挥核心作用。复杂应用场景要求同时优化路径长度、行驶时间、道路等级与拥堵状况等多个相互制约的目标,遗传算法凭借全局搜索优势被广泛应用,但标准算法存在早熟收敛与种群多样性降低等固有缺陷,在高维复杂环境下求解精度难以保障。现有研究多聚焦单目标优化,忽略实际应用中的多目标权衡需求,而局部搜索机制具备较强的局部精细开发能力,能够有效弥补遗传算法局部寻优能力不足的缺陷,将两者融合是提升多目标路径规划求解性能的有效途径。基于此,提出融合局部搜索的多目标遗传算法并验证其在路径规划中的应用效果。

1 多目标路径规划技术的研究背景与发展现状

1.1 路径规划技术的应用背景与发展历程

路径规划问题的核心目标是为移动主体在给定环境找到满足特定约束条件的可行路径,其广泛应用于移动机器人导航、无人机飞行控制、仓储物流调度和智能交通管控等领域。随着上述应用场景不断扩展且趋于复杂化,路径规划算法的求解效率和路径质量面临越来越严峻的挑战。早期研究主要采用确定性算法,Dijkstra算法和A*算法因具备完备性与最优性保证在静态已知环境中得到广泛应用,但计算复杂度随搜索空间规模增大呈指数级上升,在大规模动态场景中其实时性难以满足实际需求。随着人工智能技术持续发展,以遗传算法、蚁群算法和粒子群算法为代表的进化计算方法逐渐引入路径规划领域,凭借对复杂非线性搜索空间的全局探索

能力,有效弥补传统确定性算法在复杂环境下的不足。栅格地图、拓扑地图等环境建模方法的成熟进一步推动路径规划技术在动态障碍环境和多机器人协同场景中的深度应用,相关研究逐渐从单一静态场景向高维动态复杂环境演进,对算法的自适应能力和全局寻优性能提出更高要求。

1.2 多目标优化方法的研究现状与局限性

在实际的路径规划任务当中,路径长度、行驶时间、平滑度和能量消耗等多个优化目标之间存在着内在竞争的关系,任意单一目标的极值化常常是以牺牲其他性能指标作为代价的,单目标优化框架已经很难满足复杂应用场景所提出的综合决策需求。多目标优化方法通过同时处理多个存在冲突的目标,以Pareto支配关系去构建非支配解集,能够为决策者提供兼顾多维性能的权衡方案,正逐渐成为路径规划领域的主流技术手段。多目标遗传算法凭借种群并行搜索机制在单次运行时就可以逼近完整的Pareto前沿,展现出较强的工程应用价值。不过,现有的多目标进化算法普遍存在局部搜索能力薄弱的问题,种群在进化后期容易陷入局部最优区域,Pareto前沿的分布均匀性与收敛精度难以同时得到保障。模拟退火等局部搜索方法虽然具备较强的局部精细开发能力,但全局探索能力不足且对初始解质量的依赖程度较高,单独使用时在复杂多目标问题中难以取得理想效果。将局部搜索机制有机嵌入多目标遗传算法的进化流程,有针对性地强化精英个体的邻域开发能力,是克服上述局限性、全面提升算法综合寻优性能的重要研究方向。

2 多目标路径规划问题

2.1 栅格环境建模方法

栅格法会把移动机器人的工作区域划分成若干尺寸相同

1. 西京学院 陕西西安 710123

的栅格单元,通过二值化编码的方式来表示环境拓扑结构,将障碍栅格赋值为1,把可通行栅格赋值为0,进而形成数字化的环境地图,如图1所示。



图1 栅格环境建模与路径生成示意图

把栅格中心坐标与编号建立起映射关系,这样做便于对路径点进行精确定位,路径连续性判定采用的是间隔距离评估方法,将相邻路径点的横纵坐标差值最大值定义成连续性指标 D ,当 $D=1$ 的时候说明路径点是直接相邻的,当 $D>1$ 时则表明路径存在断裂情况,断裂路径通过中间点插入法来进行修复,插入点坐标利用相邻点坐标的算术平均值来确定,若插入点处于障碍区域,就根据前后路径点的相对位置从障碍栅格周围的可通行栅格中挑选替代点,重复执行插入与检测操作直到全路径满足连续性约束,以此确保生成的路径在物理空间中能够实际执行^[1]。栅格分辨率的选取直接影响环境表达精度与算法计算复杂度之间的平衡,分辨率过低将导致障碍物边界失真,过高则显著增加搜索空间规模,因此栅格尺寸需根据实际场景的空间复杂度与计算资源约束综合权衡确定。合理的栅格划分策略是保障后续路径搜索算法高效运行的重要前提条件。

2.2 多目标优化模型

基于栅格环境建立的多目标路径规划模型同时优化路径总距离与完成时间均衡性。目标函数设计为:

$$\min \{ \alpha \cdot S + \beta \cdot g \} \quad (1)$$

式中: S 表示所有移动机器人的行走总路程; g 表示单个机器人的最长行走路程; α 与 β 表示权重系数,且 $\alpha + \beta = 1$ 。约束条件包含任务分配具有唯一性与起终点位置存在约束以及移动速度做恒定假设等内容,每个机器人的任务集合里面包含若干的目标点序列,不同机器人的任务集合需满足互不相交条件,以避免任务重复分配^[2]。路径总距离是通过累加各机器人任务序列中相邻目标点间的欧氏距离来获得,权重系数的调整能够实现优化侧重方面的转换,增大 β 值可强化时间均衡性,增大 α 值能强化总距离最短性,该模型为后续算法设计提供了明确的优化目标与约束框架^[3]。两类优化目标之间存在着内在制约关系,单纯去压缩总路径距离常常会导致机器人任务负载分配失衡,而过度去强调时间均衡则有可能使整体行驶里程出现增加,权重系数的合理配置是在两类目标间实现有效折中的关键手段。

2.3 适应度函数构建

适应度函数是用来评价路径优劣的定量标准,会综合考虑路径长度与平滑度这两个关键性能指标^[4]。路径长度是通过累加相邻路径点之间的欧氏距离计算得出的,适应度值采用长度倒数的形式,以此实现路径越短评价越高的优化导向,路径平滑度评估引入了旋转角惩罚机制,会对任意连续的三个路径点计算转向角度,再根据角度大小设置差异化的惩罚系数,直线路段对应的惩罚系数为0,小角度转弯会设置较小的惩罚值,大角度转弯与掉头路段则设置高惩罚值,累积惩罚总和的倒数构成了平滑度适应度^[5]。综合适应度函数采用加权求和方式整合两类指标:

$$f = w_1 \cdot f_1 + w_2 \cdot f_2 \quad (2)$$

式中: f 为综合适应度值; f_1 为路径长度适应度; f_2 为路径平滑度适应度; w_1 与 w_2 为权重系数。权重系数根据实际应用对路径长度与平滑性的需求差异进行配置,为遗传算法的选择操作提供个体优劣的量化判据^[6]。

适应度函数的设计质量直接决定遗传算法的进化方向与最终收敛结果,惩罚系数的差异化设置使算法在路径搜索过程中自然规避大角度转弯,从而在长度优化的同时兼顾路径的实际可执行性。适应度函数的合理设计使遗传算法的进化压力始终指向兼顾长度与平滑性的高质量路径,为后续遗传操作的有效性提供了可靠的评价基准。

3 融合局部搜索的多目标遗传算法

3.1 种群初始化策略

启发式初始化策略运用基于Dijkstra算法改进的半随机路径生成方法来构建初始种群,算法从起点开始出发,会依据环境邻接矩阵去选择连通节点当作下一路径点,以此避免选择到断路节点^[7]。已选择的节点会立即被标记并且禁止重复访问,这样能防止形成环路,当当前节点没有可选的未标记连通节点时,算法会回溯至上一节点重新去选择其他分支路径,如图2所示。



图2 启发式种群初始化策略示意图

该扩展过程会持续执行直到抵达目标终点,进而生成一条完整连通路程作为染色体个体,重复执行该路径生成流程直到染色体数量达到种群规模要求,该策略确保初始种群中每个个体都是满足连通性约束的可行解,避免传统随机初始

化产生大量包含断路与环路的有效个体，高质量的初始种群为后续遗传操作提供优良的进化基础，能够缩短算法达到收敛所需的迭代代数^[8]。与传统随机初始化情况相比较，启发式策略能显著压缩无效搜索空间，让种群整体适应度水平得到明显提升，为遗传进化操作提供更坚实的寻优起点，可有效降低算法陷入局部最优的风险，初始种群质量提升从根本上改善遗传算法进化起点，使后续交叉与变异操作能在更优质解空间区域定向搜索。

3.2 遗传操作算子改进

基于初始种群执行遗传进化操作，选择算子采用轮盘赌选择与精英保留相结合的机制。轮盘赌选择中个体被选中概率与适应度值成正比：

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^K F_j} \quad (3)$$

式中： P_i 为第*i*个体选择概率； F_i 为该个体适应度值； K 为种群规模。精英保留就是把当前代的最优个体直接留存到下一代，以此防止进化过程中优质解出现丢失，交叉操作针对路径规划的连通性约束作出改进，在父代个体当中随机挑选节点来作为交叉点，通过邻接矩阵检索该节点在另一父代里的全部邻接节点，计算各个邻接节点与交叉点之间的路径代价，挑选代价最小的邻接节点去执行基因片段交换，从而确保交叉后代路径具备连通性，变异操作采用邻接约束策略，提取待变异节点前后相邻节点的邻接点交集，从这个交集中随机选取节点来替换原节点，保证变异以后的个体依然属于可行路径，改进算子在维持种群多样性的同时维护解的可行性^[9]。和标准遗传算法中忽略连通性约束的盲目交叉与变异操作相比，改进算子把环境拓扑信息融入基因重组过程当中，能有效避免后代个体出现断路与环路等无效结构，明显提高种群进化方向的有效性，从机制层面确保种群进化过程中解的可行性，为局部搜索机制的介入打下可靠基础。

3.3 局部搜索机制融合

遗传操作完成后，模拟退火算法作为局部搜索机制对每代产生的最优个体执行精细化搜索，算法设置初始温度与冷却系数*d*，从当前最优解的邻域生成候选解，邻域解通过交换路径中两个节点或重组路径片段方式构造^[10]。计算候选解与当前解的适应度差值 ΔE ，采用 Metropolis 准则判断是否接受候选解：

$$P_{\text{accept}} = \begin{cases} 1, & \Delta E > 0 \\ e^{\Delta E/T}, & \Delta E \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中： P_{accept} 为接受概率； T 为当前温度。该准则允许以温度相关的概率接受适应度较低的解，帮助算法跳出遗传操作可能陷入的局部最优区域，温度按 $T = T \times d$ 递减^[11]。搜索范围从广域探索逐步收敛至局部精细优化，局部搜索弥补了遗传算法局部开发能力不足的缺陷，与遗传算法的全局搜索能力

形成互补，提升算法的整体寻优性能，如图 3 所示。局部搜索的介入时机设定在每代遗传操作完成之后，这样做能有针对性地对当代最优个体实施精细化改进，既避免了对全体个体执行局部搜索所带来的计算开销，又确保了精英解在每轮迭代中得到充分挖掘。在邻域解的构造过程中，节点交换操作负责路径局部结构的细粒度调整，路径片段重组则实现较大范围的结构优化，两种策略的交替运用使局部搜索在精英个体的不同路径区段均能实施有针对性的改进，从而最大化每轮局部搜索的优化增益。

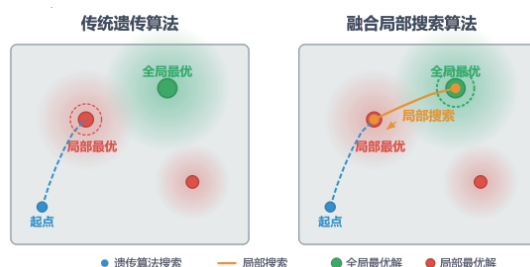


图 3 局部搜索机制融合示意图

4 路径规划应用实验

4.1 实验环境与参数配置

该实验是在 MATLAB R2020b 平台上，基于 Intel Core i7-12700H 处理器环境下开展实施的，构建了 20×20 以及 30×30 这两种规模的栅格地图当作测试场景来用，在地图当中随机分布着障碍区域，并且设置了起始点与多个目标点以此模拟实际的路径规划任务。算法的参数配置是依据多组预实验的结果来确定的，把种群规模设定成 40，交叉概率设置为 0.9，变异概率设置为 0.1，在适应度函数里，路径长度权重 w_1 取值为 2，平滑度权重 w_2 取值为 5，遗传算法的最大迭代次数限定为 200 代，模拟退火的初始温度 T_{max} 设定为 100，冷却系数 d 为 0.99。实验选取了 5 个与 10 个目标点的配置情况，机器人的数量在 1~4 之间进行变化，每组参数配置都独立运行 20 次然后取平均值作为最终结果，以此来消除随机因素所带来的影响。上面提到的参数配置不是独立进行设定的，各个参数之间存在着协同制约的关系，种群规模为 40 和交叉概率是 0.9 的组合保障了遗传信息能充分交换，变异概率设置为 0.1 是在这个基础上维持种群多样性且不破坏已积累的优质基因结构，冷却系数为 0.99 与初始温度为 100 的搭配让局部搜索在遗传操作收敛趋稳之后仍具备持续精细开发的能力。

4.2 算法性能对比分析

基于相同实验环境与参数配置，改进算法与传统遗传算法在不同目标点数量与机器人配置下的性能差异通过节拍时间、路径距离与计算时间三项指标量化评估。

表 1 数据表明改进算法在所有测试场景当中都比传统遗传算法更具优势，伴随问题规模持续不断地扩大，改进算法性能提升的幅度明显增强，在 10 目标点的场景里面节拍时间

平均缩短了 20% 并且路径距离降低超过 15%，启发式初始化可以提供高质量的初始解，改进遗传算子依靠连通性约束减少了无效搜索，局部搜索机制在收敛阶段精细开发有潜力的区域，这三者协同起来发挥作用实现了算法性能的全面提升。这一性能提升规律在收敛过程当中也有体现，改进算法依靠高质量初始种群在迭代前期快速建立较优解集，改进遗传算子于中后期有效抑制早熟收敛这一现象，模拟退火局部搜索在后期推动适应度值持续进行改善，三阶段协同作用让整体收敛代数较传统遗传算法平均缩短约 30 代。

表 1 不同算法性能对比结果

目标点 × 机器人	改进算法 节拍/s	传统 GA 节拍/s	改进算法 距离/m	传统 GA 距离/m	改进算法 时间/s	传统 GA 时间/s
5×1	61.11	69.93	61.11	69.93	6.82	8.89
10×1	102.08	134.57	102.08	134.57	26.28	35.72
10×2	77.11	90.52	150.12	189.02	27.19	39.94
10×4	73.84	81.49	266.18	285.60	31.44	48.37

4.3 多目标优化结果评估

多目标权重系数动态调整实现算法具备对不同优化侧重灵活响应能力，通过设置三组典型权重组合来验证算法在总距离最短与时间均衡间权衡特性。

表 2 呈现出权重系数调整会引发规律性的变化， β 值增大能够让优化重心从总距离往时间均衡转变，最长路程有所降低但总距离出现增加，这体现了多目标之间存在的冲突关系，平滑度评分和 β 值呈现正相关的联系，表明时间均衡优化可以促使算法选择转角更少的路径，权重配置 (0.5, 0.5) 在两类目标之间实现了较为优越的平衡，验证了多目标适应度机制具备的灵活性与实用性。

表 2 不同权重配置的优化结果对比

权重配置 (α, β)	总距离/m	最长路程/m	路径点数量	平滑度评分
(0.8, 0.2)	142.35	89.27	78	82.3
(0.5, 0.5)	150.12	77.11	82	85.6
(0.2, 0.8)	168.94	73.84	87	88.2

值得关注的是路径点数量会随 β 值增大呈递增趋势，这表明时间均衡优化驱动算法倾向选择绕行长转角少路径方案，此情况与平滑度评分同步提升规律相互得到印证，在权重配置为 (0.8, 0.2) 时总距离最短但最长路程明显偏高，机器人间任务负载失衡问题表现得较为突出，而权重配置为 (0.2, 0.8) 虽能有效均衡各机器人行驶里程，但总距离代价的增幅也不可忽视，上述结果表明权重系数选取要结合具体应用场景对效率与均衡性侧重程度综合判断，不存在能适用于所有场景的最优固定配置。

5 结语

融合局部搜索的多目标遗传算法依靠启发式初始化、改进遗传算子和模拟退火局部搜索机制协同驱动，在路径规划求

解质量和计算效率这两个维度都有显著提升，启发式初始化为种群进化提供了高质量的起始解，改进遗传算子在维持种群多样性时保障了后代路径的可行性，局部搜索机制在遗传操作趋于稳定后持续推动精英个体适应度改善，三者相互配合形成覆盖全局探索与局部开发的完整优化链路。多目标优化机制赋予算法依据权重配置灵活调整优化侧重的能力，能针对不同应用场景生成相应的 Pareto 最优路径集，但动态环境下的实时响应能力和大规模问题的计算可扩展性仍是制约算法工程应用的主要瓶颈，未来研究可从自适应参数调节、并行计算架构以及深度学习与进化算法融合等方向入手，进一步增强算法在复杂动态场景中的适应能力和实用价值。

参考文献：

[1] 宋呈群, 张可, 杨梦杰, 等. 智能移动巡逻系统的多目标点路径规划方法 [J/OL]. 计算机工程, 1-22[2026-04-15]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0252655>.

[2] 刘行俊, 高焕兵, 孙庚, 等. 基于改进蚁群算法的变电站巡检机器人多目标路径规划方法 [J]. 自动化与仪表, 2025, 40(11): 43-49.

[3] 张震, 杨凤. 基于多目标优化自适应的冷链仓储多机器人协同调度算法 [J]. 物流科技, 2025, 48(22): 124-129.

[4] 闫琼, 曾蕊, 王晗, 等. 考虑 AGV 路径规划的多目标柔性作业车间调度优化 [J]. 物流科技, 2025, 48(19): 1-6.

[5] 姚力铭. 智能技术赋能物流调度与动态路径规划创新 [J]. 中国物流与采购, 2025(16): 105-106.

[6] 师旭源. 移动机器人多目标点路径规划仿真研究 [D]. 太原: 太原科技大学, 2025.

[7] 张弛承, 林富生, 宋志峰, 等. 改进遗传算法在机器人多目标路径规划的应用 [J]. 传感器与微系统, 2025, 44(8): 164-168.

[8] 徐亚军, 郝博扬, 高田露, 等. 基于多目标遗传局部搜索算法的航空导航台频率指配 [J]. 科学技术与工程, 2025, 25(15): 6530-6537.

[9] 杨骑逊. 基于遗传算法的移动机器人路径规划研究 [J]. 信息技术与信息化, 2025(4): 192-196.

[10] 孙睿, 黄海超, 霍欣婷, 等. 多目标优化 - 改进遗传算法路径规划模型 [J]. 贵州大学学报 (自然科学版), 2023, 40(1): 95-100.

[11] 向征, 袁博轩, 刘玥琳. 基于多目标融合及改进遗传算法的终端区进场协同排序 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(29): 13104-13113.

【作者简介】

李硕 (1996—), 女, 山西吕梁人, 硕士研究生, 专任教师、助教, 研究方向: 多目标优化算法。

(收稿日期: 2026-02-10 修回日期: 2026-04-16)