

基于 IA*-ACO 算法的图书管理机器人路径规划算法

王珊珊¹
WANG Shanshan

摘要

通常机器人路径规划需要在保证准确性与高效性的同时,还必须具备多目标处理的能力。鉴于此,文章提出了一种新的机器人路径规划混合算法。通过函数动态加权、跳点搜索优化策略和智能障碍膨胀创新地改进了 A* 算法,结合 ACO 算法形成了面向图书管理机器人的路径规划算法。经实验测试实现了算法寻优精度和收敛性能的有效提升,所提算法在 cil76 数据集上路径解的最优值为 5 m、平均值为 27.5 m、最优误差率达到 0.5%,最优路径长度较 A* 算法和深度优先搜索算法至少分别降低 25.1%、18.3%。经实际应用满足了在图书管理机器人工程上的应用,采用改进 A* 及蚁群优化算法的机器人系统,其最优路径长度、实际移动路径和运行时间最大限度减少 39.7%、36.1% 和 4.3s,表明了研究提出的算法具备合理规划多目标路径的优越能力,在图书管理自动化方面具有重要价值。

关键词

A* 算法; 蚁群优化算法; 路径规划; 移动机器人; 自适应策略

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.016

0 引言

随着人工智能技术的快速发展,图书管理领域正逐步引入自动化设备以提高图书管理的效率和质量。A* 搜索算法作为一种经典的路径规划算法,能够结合实际代价和启发式估计代价,高效搜寻起始点间的最短路径^[1]。滕超凡等人^[2]为解决 A* 算法路径折点多、轨迹间断的问题,提出一种基于轨迹平滑改进的 A* 算法。实验结果表明,该算法的路径长度平均减少 11%。Choi 等人针对残疾人出行的路径规划,提出了一种改进的 A* 算法。实验结果表明,该算法极大提高了路径规划的安全性和准确性^[3]。上述研究基于 A* 算法并将其应用于路径规划领域虽取得了较好的实验结果,但仍存在一定的不足之处,基于轨迹平滑的 A* 算法可能仍然需要布置大量的节点,存在路径折点多以及轨迹间断的问题。在此背景下,研究提出一种基于自适应策略改进的 A* 算法(improved a-star, IA*)及 ACO 的图书管理机器人路径规划算法,创新地采取动态加权处理、跳点搜索优化策略和障碍物膨胀策略对 A* 算法进行优化,同时结合 ACO 算法形成适用于图书管理机器人的路径规划算法。期望实现机器人在复杂环境中的高效、灵活路径规划,从而推动图书管理自动化进程。

1 基于 IA* 算法的单目标点路径规划

A* 算法在搜索效率、搜索成本、环境适应性等方面性能优越,但是仍然存在计算资源大、路径节点冗余、规划时间较长等缺点。因此,研究提出一种 IA* 算法,其不仅能够

提高算法的搜索效率,还能显著提升路径规划的质量。

首先需要设置路径规划的起始点,并将其放置于开放列表中。对开放列表进行条件判定,如果开放列表为空则输出路径结果为“无解”。如果开放列表不为空,寻找其中代价值最小的节点作为当前节点。判断当前节点是否为目标点,若当前节点是目标点,输出路径结果并结束算法。接着根据当前节点的方向确定可能的跳点,对该跳点进行条件评估。若跳点位于开放列表中,根据新路径的代价值更新开放列表中的跳点信息;反之,则计算跳点的代价值。重复后续步骤直至找到目标点。若找到目标点,输出最终结果。若达到迭代次数上限仍未能找到目标点,则输出“无解”,如图 1 所示。

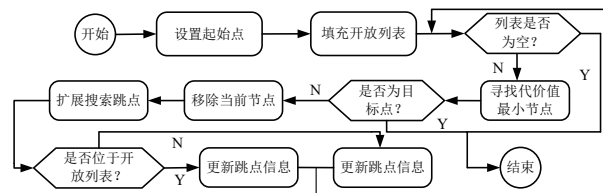


图 1 IA* 算法运算流程图

1.1 IA* 算法中启发式函数提高搜索效率和路径规划质量

在 A* 算法中,启发式函数是评估节点代价值、引导路径搜索方向的关键,对算法性能具有重要影响。研究采取动态自适应加权策略,对启发式函数进行优化,从而优化局部路径的搜索方向和代价评估。加权处理后的函数公式为:

$$F(n) = f(n) \times \exp[f(n)] \quad (1)$$

式中: $F(n)$ 表示加权处理后的启发式函数; $f(n)$ 表示原始启发式函数; $\exp$ 表示指数函数; n 表示当前节点。

1. 武汉铁路职业技术学院 湖北武汉 430205

研究在栅格地图中使用 IA* 算法规划路径时, 需要对启发式函数进行变换处理。变换处理后的函数为:

$$F(n, m) = f(n) \cdot \exp[k \cdot (1 - m) \cdot f(n)] \quad (2)$$

式中: $F(n, m)$ 表示变换处理后的启发式函数; m 表示障碍区域的比值; k 表示常数。

代价函数用公式表示为:

$$H(n, m) = g(n) + F(n, m) \quad (3)$$

式中: $H(n, m)$ 表示代价函数; $g(n)$ 表示起点至当前节点的实际代价; $F(n, m)$ 表示当前节点至目标点的预估代价。研究使用欧式距离作为启发式函数的具体表示, 计算节点间的最短直线距离。其计算公式为:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (4)$$

式中: d 表示欧式距离; x_1 和 x_2 分别表示节点 1、节点 2 的横坐标; y_1 和 y_2 分别表示节点 1、节点 2 的纵坐标。

将其应用于 IA* 算法代价函数, 具体表示为:

$$\begin{cases} g(n, m) = \sqrt{(x_c - x_s)^2 + (y_c - y_s)^2} \\ F(n, m) = \sqrt{(x_c - x_e)^2 + (y_c - y_e)^2} \\ \exp[k \cdot (1 - m) \cdot \sqrt{(x_c - x_e)^2 + (y_c - y_e)^2}] \end{cases} \quad (5)$$

式中: x_c 、 x_s 和 x_e 分别为当前节点、起点和目标点的横坐标; y_c 、 y_s 和 y_e 分别为当前节点、起点和目标点的纵坐标。

在路径规划中, 函数的启发性会随着障碍区域的大小而有所变化, 从而自适应地调整搜索时间, 提高路径搜索的效率^[4]。

1.2 JPS 优化 IA* 算法的搜索策略

对算法的启发函数进行加权处理后, 采取跳点搜索优化策略以减少冗余的路径节点。跳点搜索算法 (jump point search, JPS) 算法是一种基于格子的路径搜索算法, 能够高效处理大型栅格地图的路径规划问题。在 IA* 算法中, 跳点搜索包含 5 个环节: (1) 将起始点添加到待处理的开放列表中; (2) 选择开放列表中代价值最低的点作为当前处理节点; (3) 将该点从开放列表移至已处理的关闭列表, 并围绕该点进行水平和对角线方向的扩展; (4) 对于每个跳转点, 计算其代价值并加入开放列表; (5) 回到第二步, 判断当前点是否已经到达目标点, 如果到达, 则路径搜索完成; 反之, 重复上述步骤, 直到找到目标点为止^[5]。

1.3 采用智能障碍膨胀技术提高 IA* 算法的局部避障能力

采用跳点搜索优化策略减少冗余的路径节点后, 考虑到图书馆属于人流密集场所, 图书管理机器人在移动过程中面临着同障碍物相碰撞的风险, 故研究采用智能障碍膨胀技术, 对栅格地图的障碍进行动态膨胀处理。该技术通过对栅格地图中的障碍物进行动态膨胀处理, 增加了障碍物的实际占用空间, 为图书管理机器人提供更为充足的移动空间。障碍物的膨胀效果如图 2 所示。

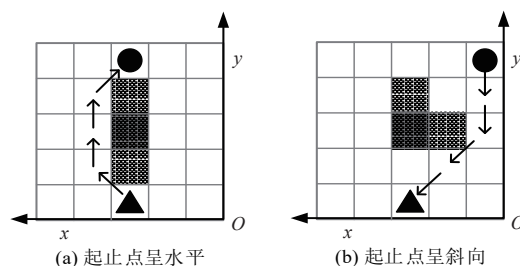


图 2 障碍物动态膨胀示意图

图 2 中, 起点与目标点的相对位置分为水平和斜向两种情况, 深色栅格是障碍物, 浅色栅格为膨胀区域, 三角形和圆形分别是起点和目标点。首先构建图书馆环境地图, 将每一栅格标记为可行区域或者障碍区域。按照机器人尺寸和安全距离要求, 对障碍物所处栅格进行膨胀。通过这一操作, IA* 算法在避免路径狭窄堵塞情况的同时, 能够进一步降低机器人和路径故障的碰撞风险。针对路径规划的安全评估, 研究提出基于二维高斯模型的评估方法, 对图书管理机器人的路径移动进行风险计算。风险量化函数公式为:

$$W = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sigma(x_c, x_{obs}) \quad (6)$$

式中: W 表示风险度量; M 表示路径距离; N 表示路径作用区域中的障碍物数量; $\sigma(x_c, x_{obs})$ 表示当前节点与节点作用区域中的障碍物距离。

节点与障碍物的距离计算公式为:

$$\sigma(x_c, x_{obs}) = \begin{cases} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\sigma^2}{\alpha^2}\right)^\beta\right], & \sigma \leq d \\ 0, & \sigma \geq d \end{cases} \quad (7)$$

式中: α 表示图书管理机器人的材质参数; β 表示障碍物的材质参数; d 表示节点的作用区域。

2 基于 IA*-ACO 算法的全局路径优化

基于前面的研究, IA* 算法的效率、准确性和安全性均得到显著提升。ACO 算法是由 Marco Dorigo 提出的一种启发式全局优化算法, 是解决优先级排序问题的经典方法^[6]。因此, 研究提出一种 IA*-ACO 算法, 通过引入多目标性能指标以及自适应调整因子使得机器人增加了全局寻优能力以及平衡了 ACO 算法的收敛性, 同时角度引导因子以及障碍物排除因子加快了机器人路径规划的实时性以及安全性。ACO 算法的基本原理是利用蚂蚁在路径上留下信息素, 并根据信息素浓度选择路径, 从而找到最优解。在寻优过程中, 每只蚂蚁主要依据路径的信息素以及启发式函数, 确定移动方向和目标点。目标点的选择概率计算为:

$$P_{ij}^r = \begin{cases} \frac{\varepsilon_{ij}^\alpha(t) \delta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_r} \varepsilon_{ij}^\alpha(t) \delta_{ij}^\beta(t)}, & j \in \text{allowed}_r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: P_{ij}^r 表示蚂蚁 r 由节点 i 向目标点 j 移动的概率; ε_{ij} 表示

该路径的信息素浓度; δ_{ij} 表示节点 i 向目标点 j 移动的启发式函数; allowed_j 表示可能选择的目标点集合; α 表示信息素的权重; β 表示启发因子的权重。用于计算蚂蚁在每个节点选择下一个目标点的概率, 该概率取决于信息素浓度和启发式函数, 从而指导蚂蚁选择更优的路径, 同时保持路径多样性, 避免陷入局部最优解。当遍历所有目标点后, 各路径都将进行信息素更新, 具体公式为:

$$\varepsilon_{ij}(t+1) = (1-\gamma) + \sum_{i=1}^w \Delta \varepsilon_{ij}^r(t, t+1) \quad (9)$$

式中: $\varepsilon_{ij}(t+1)$ 表示更新后的路径信息素浓度; γ 表示信息素的挥发系数; w 表示蚁群中的蚂蚁数量; $\Delta \varepsilon_{ij}^r(t, t+1)$ 表示该时段内蚂蚁 r 所留信息素浓度。主要用于更新路径上的信息素浓度。结合图书管理机器人路径规划问题的具体需求, 研究选择 Ant-Density 模型作为 ACO 算法的信息素更新模型。在 Ant-Density 模型中, 每当蚂蚁完成一步移动, 便立即更新该段路径的信息素, 同时蚂蚁对信息素的贡献为固定的常量。Ant-Density 模型具体表示为:

$$\Delta \varepsilon_{ij}^r(t, t+1) = \begin{cases} Q / d_{ij} \\ 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: Q 表示常量; d_{ij} 表示节点 i 和目标点 j 间的距离。用于 Ant-Density 模型中信息素的实时更新, 该模型考虑了蚂蚁在路径上的分布密度, 即路径上蚂蚁的数量和路径长度。IA*-ACO 算法的整体流程如图 3 所示。

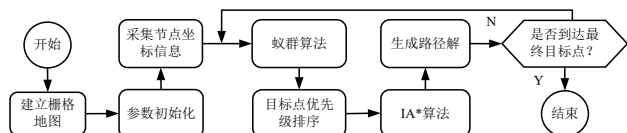


图 3 IA*-ACO 算法运算流程图

图 3 中, 首先构建一个精确的栅格地图。接着设定各项初始化参数, 包括栅格大小、分辨率等。通过精确的坐标采集技术, 获取起点和所有目标点的位置信息, 同时使用蚁群算法对所有目标点进行智能排序。确定图书管理机器人遍历各目标点的最优访问顺序, 减少总的访问距离和时间成本。确保障碍物避让的前提下, 按照既定的遍历顺序逐次搜索目标点并规划到达每个目标点的最短路径。当访问至最终目标节点时, 即可生成一条连接所有目标节点的最优路径解。经过 IA*-ACO 算法的路径规划, 图书管理机器人根据系统内部的最优路径指令, 能够执行图书管理任务, 包括对目标区域的盘点、检测, 从而实现了图书馆管理的自动化和智能化。

3 仿真实验分析

3.1 IA*-ACO 算法性能分析

以上述研究中的算法为基础验证算法的性能和路径规划效能。数据集为 *eil76* 和 *pcb442* 数据集以及某图书馆环境信息, 采用 MATLAB 2023a 运行系统和 Intel i5-9300 中央处理器, 固定设置处理器频率为 5.6 GHz、种群数量为 50、

迭代为 500 次、栅格单位长度为 1 m。实验选取收敛曲线、路径规划栅格图、路径长度和运行时间作为评价指标, 对比 IA*-ACO 算法、A* 算法和深度优先搜索算法 (depth-first search, DFS) 的收敛性能, 仿真实验的设备如图 4 所示。

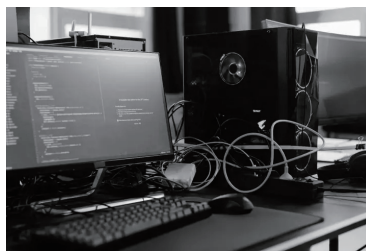


图 4 仿真实验设备

运用栅格化方法对实验场地进行建模, 并绘制了用于路径规划的栅格地图, 如图 5 所示。在栅格化的环境中, 机器人的起始点和目标节点分别用三角形和圆形标识, 允许机器人在 8 个可能的方向上移动。每个栅格都被视为可探索的单元, 白色栅格代表可通行区域, 而黑色栅格则表示障碍物区域。栅格地图的整体尺寸设定为 50 cm×50 cm 的正方形。

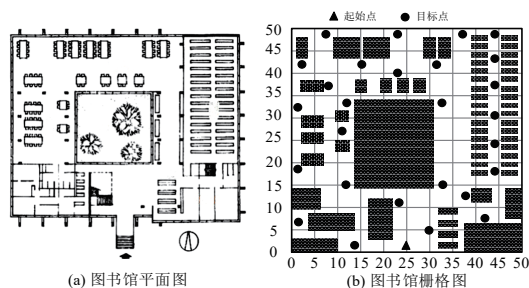


图 5 图书馆栅格地图绘制结果

图 6 (a) 中, 在 *eil76* 数据集上, 传统 A* 算法收敛曲线波动幅度较大, 前期路径长度颇高且存在较大变化, 经过 120 次迭代后趋于平稳。IA*-ACO 算法寻得的最优路径长度始终低于 30 步长, 在迭代初期曲线快速下降, 迭代至 50 次时稳定收敛至 5 m。图 6 (b) 中, 在 *pcb442* 数据集上, 各算法的最优路径长度均有所增加。IA*-ACO 算法的曲线仍旧最为平滑, 算法收敛效果最佳。其历次最优路径长度皆不超过 100 步长, 收敛曲线迭代至 50 次时趋于平稳, 最终的路径长度解为 60 m。

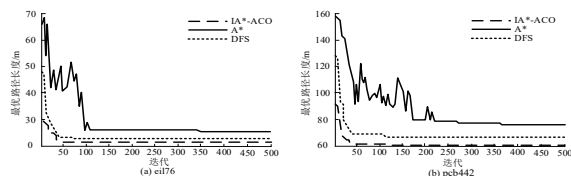


图 6 不同数据集上算法收敛曲线图

图 7 中, 经过自适应策略改进的 IA*-ACO 算法则表现最好, 寻优求解性能最优, 在 *eil76* 数据集上的误差最小, 平均值为 27.5 m, 最优误差率达到 0.5%。在 *pcb42* 数据集上的表现同样出色, 平均值和最优误差率分别为 63.9 m、4.9%。

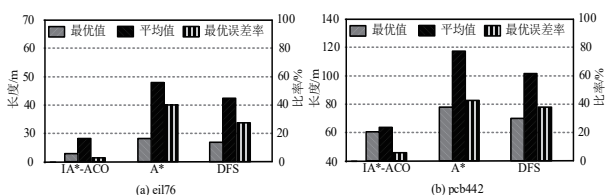


图7 不同数据集上算法寻优直方图

3.2 控制路径规划效能分析

研究进一步针对图书管理机器人移动路径规划进行论述, 栅格图如图8所示。图8(a)中, 采用A*-ACO算法规划图书管理机器人移动路径时, 尽管能够成功地连接所有目标点, 在很大程度上避开了障碍物。在图8(b)中, 使用IA*-ACO算法所规划的图书管理机器人移动路径则更为简洁和直接, 提高了图书管理机器人路径移动的安全性, 大幅减少了能源内存开销, 展现出了更高的效率和经济性。

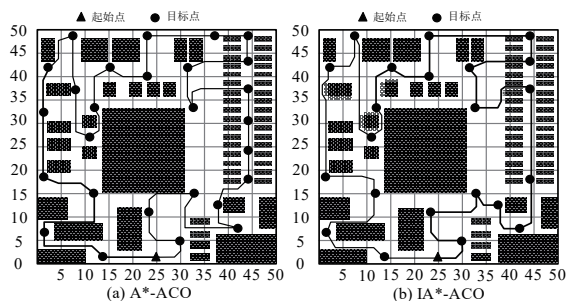


图8 图书管理机器人移动路径规划栅格图

图9(a)中, 系统使用A*-ACO算法的最优路径为189.3 m, 实际移动路径为300 m, 整个路径规划和移动过程耗时6.3 s。当系统更换采用IA*-ACO算法时, 其最优路径长度降低了39.7%, 实际移动路径减少了36.1%, 运行时间缩短了4.3 s。图9(b)中, 相较于A*-ACO算法, 所提算法的最优路径和实际移动路径降低了35.1%、30%, 运行时间缩短了3.6 s。

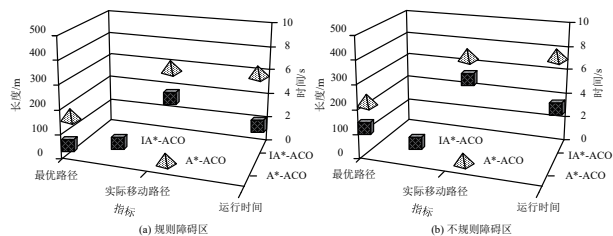


图9 图书管理机器人移动路径规划结果图

最后, 研究引入Dijkstra-ACO混合算法, 并将其与IA*-ACO算法进行对比, 相关实验结果如表1所示。表1中, IA*-ACO算法在搜索效率上较Dijkstra-ACO混合算法缩短了0.4 s, 路径长度缩短了29 m, 路径规划质量评分提高了1.4分。冗余节点的数量减少了12, 空间占有率增加了15%, 表明IA*-ACO算法相较于Dijkstra-ACO混合算法减少了计算资源的消耗。

表1 IA*-ACO算法与Dijkstra-ACO混合算法在图书管理机器人移动规划中指标比较

指标名称	IA*-ACO	Dijkstra-ACO
搜索效率 /s	0.8	1.2
路径长度 /m	124	153
路径规划质量评分	8.5	7.1
冗余节点数量	22	34
空间占有率 /%	21	36
路径安全性评分	9.1	6.5

4 结论

针对传统A*算法计算资源大、时间成本高等问题, 研究提出了一种基于自适应策略改进的IA*算法。结果表明, IA*-ACO算法在cil76数据集上路径解的最优值为5 m、平均值为27.5 m、最优误差率达到0.5%。同时, 采用IA*-ACO算法的机器人系统面对规则障碍区的最优路径长度、实际移动路径、运行时间减少了39.7%、36.1%和4.3 s, 面对不规则障碍区的最优路径长度、实际移动路径、运行时间减少了35.1%、30%和3.6 s。研究证明, 所提算法有效提高了路径规划的精度、效率 and 安全性, 在图书管理机器人应用方面具有优越性能。但算法对于路径平滑控制效果不够理想, 路径转折点仍然较多, 后续研究将尝试引入贝塞尔曲线和动态窗口法, 全面提升在图书管理机器人路径规划中的实用性。

参考文献:

- [1] 叶楠, 高峰, 韩宝睿. 基于改进A-star算法的轮椅无障碍出行路径规划策略研究[J]. 物流科技, 2024, 47(17): 83-87.
- [2] 滕超凡, 王路平. 基于IA*算法的机器人路径规划[J]. 自动化应用, 2024, 65(18): 183-187.
- [3] CHOI M H, SEO M H, WOO J S, et al. Development of destination optimal path search method using multi-criteria decision making method and modified A-STAR algorithm[J]. Journal of the Korean Society of Industry Convergence, 2021, 24(6): 891-897.
- [4] 李娟, 金志雄. 基于轻量化Transformer的农作物检测机器人路径规划[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 227-233.
- [5] 崔子鹏, 汪雨洋, 张磊, 等. 基于优化跳点搜索和车道采样的巡检机器人路径规划方法[J]. 控制工程, 2024, 31(9): 1634-1643.
- [6] 聂清彬. 基于动态自适应蚁群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2024, 44(1): 351-354.

【作者简介】

王珊珊(1980—), 女, 湖北荆门人, 硕士, 副教授、高级会计师, 研究方向: 教育、教学、信息技术等。

(收稿日期: 2025-04-15 修回日期: 2025-08-05)