

基于 A* 的移动机器人路径优化算法研究

潘 峰¹ 朱玉华¹ 张朝阳¹ 朱凯源¹

PAN Zheng ZHU Yuhua ZHANG Chaoyang ZHU Kaiyuan

摘 要

针对移动机器人 A* 算法中最核心最困难的启发函数的评估问题, 提出动态加权的优化算法。以当前路径点与终点的位置关系和距离条件给启发函数赋予权值, 利用贝塞尔曲线对路径中的转折点进行平滑处理, 达到减小拐点处大角度转向影响的目的。实验结果表明, 加入常数权值的 A* 优化算法相较于传统 A* 算法仍存在效率低、寻路结果不是最优路径的问题, 而引入动态权值的优化算法在路径和搜索时间上分别减少了 2% 和 27%, 路径拐点减少 50%, 且平滑转弯路径更适合机器人路径规划的实际应用。

关键词

路径规划算法; 移动机器人; A* 算法; 动态权值; 贝塞尔曲线

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.07.041

0 引言

在当前很多技术领域, 移动机器人越来越占据相对重要的位置。例如在物流仓库使用的 AGV 移动机器人, 在餐厅所使用的送餐机器人, 以及大型商场使用的引导型机器人。目前所使用的移动机器人部分是按照既定路线移动, 利用 RFID 技术^[1]沿事先铺设的磁条移动; 而部分搭载激光传感器^[2]或超声波传感器^[3]等感应设备的机器人可借助传感器达到在当前环境中实时寻路和避障功能。

目前, 移动机器人路径规划算法的研究和优化领域相当广泛, 最常见的方法包括蚁群算法^[4]、神经网络算法^[5]、栅格法^[6]、粒子群优化算法^[7]等, 并且多数都是以增强响应速度或优化搜索逻辑为优化目的。付豪^[8]提出了以蚁群算法为辅助遍历并判断最优转折点的方式处理全路段冗余路径点和频繁转向的问题。高欣宇等人^[9]引入转向角代价函数并添加启发函数进行系统评估, 提取关键点并借助 TEB 算法进行动态避障。孙齐等人^[10]借助适应度函数, 引入地磁信息熵, 并利用 MAGCOM 地磁匹配算法进行验证的方式提高适配性, 减小径向误差和均方误差。陈晨^[11]以曼哈顿距离和欧式距离作为启发函数降低代价函数误差, 以父节点和目标点的启发信息筛选无效路径点, 提高搜索效率。

1 机器人路径规划

移动机器人在实际使用过程中始终离不开如何规划合理路径的问题。根据工作环境使用适合的路径规划算法, 不仅可以有效提高工作效率, 还可以保障机器人移动过程中的安全性能。在逻辑算法设计过程中, 以机器人搭载的传感器捕

捉环境信息^[12], 由内部硬件分析并生成相应的模型, 生成的模型一般为点云或者网格形式。在机器人工作过程中, 从起点出发经由若干个路径点到达终点, 将该路径点按顺序连接即可得到一个完整的移动轨迹。移动轨迹起点和终点的坐标位置以及在工作环境内存在的各种障碍物信息, 都将影响最终的路径选择。

1.1 A* 算法

A* 算法是一种启发式的搜索算法, 利用预估代价和实际代价的关系权衡算法的精确性和快速性, 其基本公式为:

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

式中: $g(x)$ 为起始点到 x 的实际代价, 仅与路径点 x 的位置有关, 因此在公式当中 $g(x)$ 并不影响后续路径选择和启发函数。 $h(x)$ 为路径点 x 到目标点的预期代价成本, 又可称之为启发函数。启发函数本身代表了一个预期估计代价, 在绝大多数情况下与路径规划的实际代价 $t(x)$ 不相等, 因此预估代价和实际代价的关系影响整个算法的搜索效率和搜索结果。启发函数相较 $t(x)$ 越大, 在相同条件下符合条件的路径点越少, 在这种深度优先原则下算法效率越高, 但不确保可以找到最快路径; 启发函数相较 $t(x)$ 越小, 在这种广度优先的原则下越可以找到最佳路径, 但由于搜索更多路径点及其路径, 将会加大计算量。

1.2 A* 算法流程

A* 算法定义了 openlist 和 closelist 两个集合, openlist 代表未遍历节点集合, closelist 代表已遍历节点集合。该算法的寻路步骤为以下 4 步。

- (1) 初始化 openlist 和 closelist, 将起点放入 openlist。
- (2) 计算 openlist 所有节点的 $f(n)$, 搜索 $f(n)$ 最小的节

点 n_x 。

(3) 判断节点 n_x 是否为终点。

① 若 n_x 不为终点，则将该节点移出 $openlist$ ，放入 $closelist$ ，遍历节点 n_x 的所有临近节点 m_x 并进入步骤 4。

② 若 n_x 为终点，则从终点追踪路径遍历节点至起点，并返回路径结果，算法结束。

(4) 若邻近节点 m_x 在 $closelist$ 中，则跳过；若不在 $openlist$ 中，则放入 $openlist$ 中并计算 $f(m_x)$ ，重复步骤 3。

2 A* 算法优化

2.1 A* 启发函数优化

A* 算法使用过程中，需要更多考虑启发函数如何确定的问题。若遇到较多路径点构成的较大地图，盲目搜索会导致算法计算过程繁重，从而延长搜索时间影响效率，需要制定适合的启发函数。目前使用较为广泛的启发函数包括曼哈顿距离、切比雪夫距离和欧式距离。曼哈顿距离和欧式距离计算规则如图 1 所示。

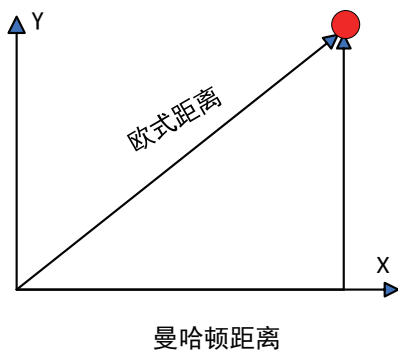


图 1 曼哈顿距离、欧式距离

考虑到实验对象的实际使用情况和计算效率，尤其是对于像机器人这类可以自由移动的物体，大部分会以曼哈顿距离或者欧式距离作为启发函数。本文以加权启发函数的方式，选择欧氏距离作为本文的启发函数。在二维平面中，设路径点和终点坐标为 (x_i, y_i) 、 (x_j, y_j) ，则欧式距离启发函数为：

$$h(x_i) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

根据启发函数定义， $h(x)$ 与 $t(x)$ 的关系将影响路径算法是以效率优先还是以寻路准确度优先。加入常数权值的方法，可以根据实际使用对于搜索速度和最优路径的优先级，更改启发函数的常数权值。常数权值下的启发函数为：

$$h(x_i) = n \times \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

根据算法过程中当前路径点位置以及与终点的距离，可以给启发函数加一个动态权值。在远离终点的位置应适当提高权值，以快速性为主，相较于高精度定位，更加注重快速向目标点靠近；当路径点位于靠近终点的位置时，则应适

当减小权值，以精确度为主，寻找该路径点下到终点的最短路径。在此逻辑下，根据与实际代价的关系，此时设启发函数为：

$$h(x_i) = n(x_i) \times \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (4)$$

2.2 路径平滑处理

针对二维图形图像处理，引入一种数学曲线——贝塞尔曲线^[13]，其使用逻辑为：选取若干个控制点，将控制点按顺序相连得到一条折线。用一条平滑曲线逼近折线，其曲线与控制点个数和位置有关。在路径规划中使用贝塞尔曲线优化，可以解决实际使用中突兀拐点处移动不自然现象。

选取平面内任意三个点 A 、 B 、 C 作为控制点，连接 AB 、 BC ，在 AB 上选取一个点 D ，在 BC 上选取一个点 E ，满足：

$$\frac{AD}{DB} = \frac{BE}{EC} \quad (5)$$

连接 DE ，在 DE 上选取一点 F ，使其满足：

$$\frac{DF}{FE} = \frac{AD}{DB} = \frac{BE}{EC} \quad (6)$$

依照这种方式，找出在 ABC 三个控制点下所有符合条件的 F 点，将所有 F 点用平滑曲线连接可得到该控制点下的贝塞尔曲线。三个控制点绘制成的二阶贝塞尔曲线如图 2 所示。

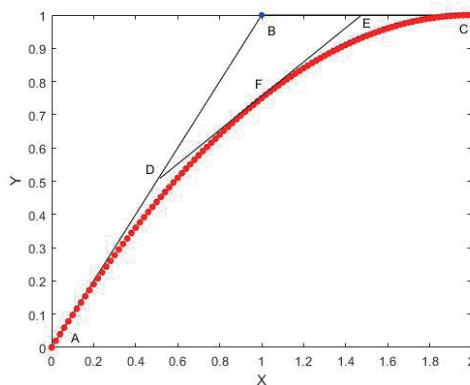


图 2 贝塞尔曲线示意图

当存在 2 个控制点时，所对应的一阶贝塞尔曲线则应当是以该两点连接形成的直线，其表达式为：

$$B(x) = (1 - x)P_0 + xP_1 \quad x \in [0, 1] \quad (7)$$

当存在 3 个控制点 $P_0 \sim P_2$ 时，以这 3 个控制点为基础建立二阶贝塞尔曲线，二阶贝塞尔曲线以 P_0P_1 、 P_1P_2 两两控制点为支点选取一阶点 Q_1 、 Q_2 ，在两个一阶点上再次按定义选取符合条件的点连接成二阶贝塞尔曲线，因此其表达式为：

$$B(x) = (1 - x)^2P_0 + 2x(1 - x)P_1 + x^2P_2 \quad x \in [0, 1] \quad (8)$$

当有 4 个控制点 $P_0 \sim P_3$ 时，所绘制的三阶贝塞尔曲线也可看作 3 个一阶贝塞尔曲线组合的复合型曲线：由 4 个控

制点按顺序生成 3 个一阶点 $Q_0 \sim Q_2$ ，再由 3 个一阶点按一阶点的比例生成 2 个二阶点 R_1 和 R_2 ，最后以二阶点生成所有符合条件的三阶点 F ，三阶点按顺序相连绘制三阶贝塞尔曲线。绘制所得的三阶贝塞尔曲线如图 3 所示。

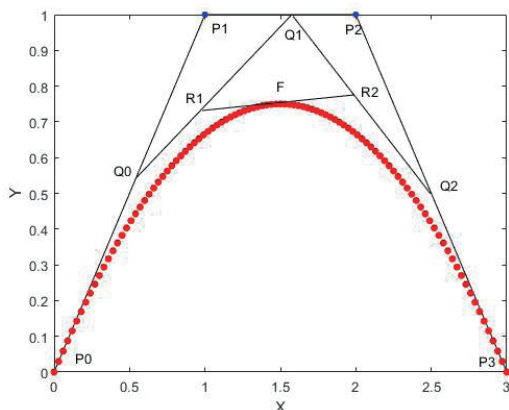


图 3 三阶贝塞尔曲线示意图

依此类推，在根据给定的 k 个控制点 $P_0 \sim P_{k-1}$ 条件下，贝塞尔曲线阶数 n 与控制点数量 k 存在关系： $n=k-1$ 。对于由 $n+1$ 个控制点约束下的 n 阶贝塞尔曲线，其可看作是 n 个一阶贝塞尔曲线通过上述方法阶次递增复合形成的高阶贝塞尔曲线。那么，在给定控制点坐标条件下，根据低阶贝塞尔曲线公式，可以得出 n 阶贝塞尔曲线的基本公式为：

$$B(x) = \sum_{i=0}^n x^i (1-x)^{n-i} P_i \quad x \in [0, 1] \quad (9)$$

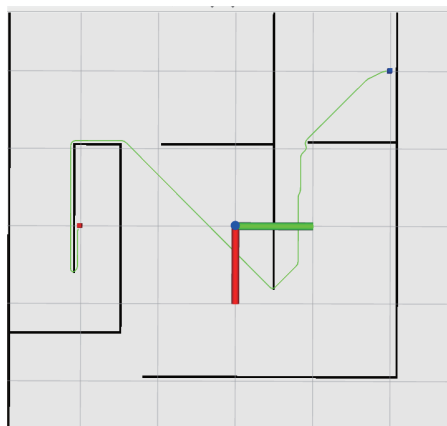
在实际应用选择上，高阶贝塞尔曲线表达式过于复杂。复杂的表达式将加重路径规划计算难度，并且高阶曲线对路径平滑优化程度与二阶三阶相比没有较为明显的差异，因此一般不会采用高阶贝塞尔曲线。鉴于该类原因，本文选用二阶贝塞尔曲线对传统算法的拐点进行优化，使其更符合移动机器人运动方式。

3 仿真实验

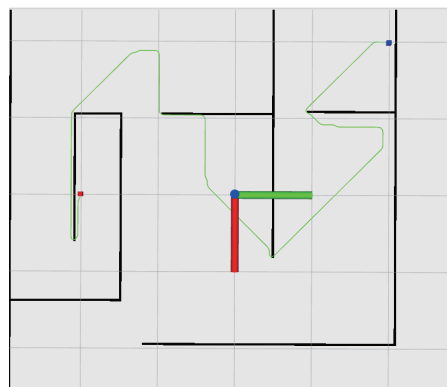
实验采用 Ubuntu20.04 版本，以 Rviz 作为路径和起点终点可视化工具。本文使用的地图为栅格地图，分辨率 N 为 0.03，地图图像原点在地图中的坐标 (X_0, Y_0) 为 $(-5, -5)$ 。因所属坐标系差异，所有路径点均以栅格地图坐标为准，设地图上某一点 M 的世界地图坐标为 (W_x, W_y) ，栅格地图坐标为 (R_x, R_y) ，则两个不同坐标系下的坐标关系为：

$$\begin{cases} R_x = \frac{W_x - X_0}{N} \\ R_y = \frac{W_y - Y_0}{N} \end{cases} \quad (10)$$

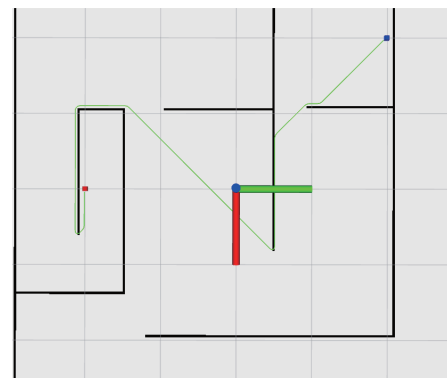
在本文给定的地图环境下，设置起始点和目标点，以 A* 算法为主体寻找合适路径，并使用二阶贝塞尔曲线拟合。实验将传统 A* 算法和 3 种优化算法设置相同的起始点和目标点。4 种路径算法的寻路结果如图 4 所示。



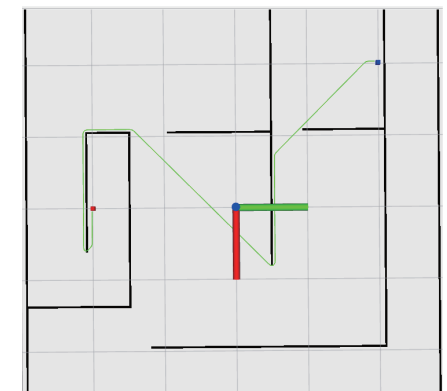
(a) 传统 A* 算法



(b) 常数权值 ($n>1$) A* 算法



(c) 常数权值 ($n<1$) A* 算法



(d) 动态权值 A* 算法

图 4 4 种 A* 算法路径结果

为了试验改进的 A* 算法的快速性和最短路径准确性，参照实际使用的移动机器人工作情况和便捷性要求，将对 3 种优化算法与传统 A* 算法进行对比，主要对比路径长度、寻路花费时间和拐点个数。对比结果如表 1 所示。

表 1 传统 A* 算法与 3 种优化算法性能比较

测试项目	路径点数量 (距离) / 个	计算时间 /ms	拐点数量 / 个
传统 A* 算法	270	14 756.8	11
常数权值 A* 算法 ($n>1$)	348	5 802.98	13
常数权值 A* 算法 ($n<1$)	264	29 776.7	7
动态权值 A* 算法	264	10 759.6	5

与传统 A* 算法相比，本文加入权值改变启发函数的方式在缩短路径长度或减少计算时间方面均有较明显提升，但路径和测试项目结果显示，大于 1 的权值算法下算法得出的路径长度比传统算法延长了 28%，并且过多的拐点会导致机器人频繁转向，这对于具有实体的机器人来说不易计算本体与障碍物之间的安全裕量，因此并不适合实际机器人使用；小于 1 的权值算法下可以得到相对最优路径，但计算效率非常低，搜索时间为传统算法的 2 倍。因此，单一常数数值无法在路径最优解和计算效率中达到平衡，需要根据不同工作需求和不同位置选择优先保障精确度或优先保证效率。

相较于常数权值算法，动态权值的 A* 算法更适合实际情况的机器人移动路径规划，在当前地图环境下，缩短了 2% 的路径长度和 27% 的计算时间，并减少一半的转弯次数；在引入二阶贝塞尔曲线平滑处理之后，路径拐点处转弯角度较小，避免大角度转弯可能造成的漂移问题。

4 总结

本文通过改变 A* 算法启发函数在综合优先级中比重的方式解决传统算法中精确度不足、效率低下和拐点突兀的问题。相较于用常数权值影响启发函数比重，动态权值更能满足在不同路径点处对于精确度和快速度的需求。以贝塞尔曲线拟合方式，可以缓解拐点处突兀的问题，不会像传统算法一样存在大角度转向的问题，使路径更加符合移动机器人实际需求。优化后不仅缩短了路径，也提升了搜索效率。但通过实验也发现，一方面，仍存在较多冗余节点和拐点，未能达到实际最优路径；另一方面，二阶贝塞尔曲线对于路径平滑处理相当有限，面对因较多障碍物导致移动的连续转向，二阶贝塞尔曲线拟合效果并不明显，需要进一步优化寻路算法。

参考文献：

[1] 尤赞, 张坤, 李秋玲. RFID 技术在仓库叉车设备定位中的应用 [J]. 综合运输, 2023,45(12):161-165.

[2] 郭金淋, 康杰, 马志远. 基于 ROS 的室内自主导航移动机器人的研制 [J]. 南方农机, 2024,55(2):36-38.

[3] 杨亭, 周健, 陈文辉, 等. 基于超声波传感器的双足步行机器人避障系统设计 [J]. 现代制造技术与装备, 2024,60(1):45-47.

[4] PANG X, CHEN C, TONG X, et al. Application of improved genetic algorithm and ant colony algorithm in multi-objective path planning [J]. Journal of physics: conference series, 2023, 2562(1): 012011.

[5] 郭锦春, 秦可, 王超, 等. 基于优化 Hopfield 神经网络的海事飞机巡航路径规划 [J]. 航海, 2023(5):28-31.

[6] 续隆臣. 基于改进势场栅格法的拖轮路径规划技术研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2023.

[7] SELMAN D, CHAWKI M. Inverse kinematic model of multi-section continuum robots using particle swarm optimization and comparison to four meta-heuristic approaches [J]. Simulation, 2023, 99(8): 817-830.

[8] 付豪. 融合改进 A* 和蚁群算法的多目标路径规划 [J]. 信息技术与信息化, 2023(9):39-42.

[9] 高欣宇, 田国富. 融合改进 A* 和 TEB 算法的机器人路径规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(8):42-46+51.

[10] 孙齐, 卞强, 童余德. 基于地磁匹配辅助导航的改进 A* 算法路径规划 [J]. 江苏大学学报 (自然科学版), 2023, 44(6): 696-703.

[11] 陈晨. 改进 A* 算法的机器人最短路径规划研究 [J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(8): 1697-1701.

[12] 杨文章. 基于多传感器融合的移动机器人 SLAM 算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.

[13] VAHIDE B. Path planning of mobile robots in dynamic environment based on analytic geometry and cubic Bézier curve with three shape parameters [J]. Expert systems with applications, 2023, 233: 120942.

【作者简介】

潘峥 (2000—), 男, 江苏南通人, 硕士研究生, 研究方向: 路径规划算法。

朱玉华 (1971—), 通讯作者 (email:zyh567890@sina.com), 女, 辽宁辽阳人, 硕士, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 智能控制。

(收稿日期: 2024-05-07)