

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.01.025

基于融合改进 A* 和动态窗口算法的叉车式 AGV 路径规划研究

严小虎,邱亚峰,田浩杰,李前位,刘康

(南京理工大学,江苏 南京 210094)

摘 要:针对传统 A* 算法和动态窗口算法在叉车式自主导航车 (AGV) 路径规划中搜索慢、冗余点多和灵活性差等问题,改进传统 A* 算法和动态窗口算法;提出融合算法开展叉车式 AGV 的路径规划和避障研究,使其在规划全局路径的同时规划局部路径,实现兼具全局避障的最优路径规划。通过与 4 种算法的仿真实验结果对比,融合算法能够达到全局路径最优且轨迹平滑性最好,同等条件下能够减少 5.73% 路径长度和节约 40.90% 时间。

关键词:AGV; 路径规划; 改进 A* 算法; 改进动态窗口算法; 融合算法

中图分类号:TH166;TP242 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)01-0119-04

Research on Forklift AGV Path Planning Based on Fusion Improved A* and Dynamic Window Algorithm

YAN Xiaohu, QIU Yafeng, TIAN Haojie, LI Qianwei, LIU Kang

(Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract:For slow search, plenty redundancy points and poor flexibility of traditional A* algorithm and dynamic window algorithm in forklift autonomous guided vehicle (AGV) path planning, the traditional A* algorithm and dynamic window algorithm is upgraded, and the fusion algorithm is proposed to carry out the path planning and obstacle avoidance research of forklift AGV, so that the local path is planned while the global path is planned to realize the optimal path planning with global obstacle avoidance. The comparison conducted among the simulation results of the four algorithms shows that the proposed fusion algorithm can achieve the optimal global path and the best trajectory smoothness, with a reduction of path length by 5.73% and time saving by 40.90% under the same conditions.

Keywords:AGV; path planning; improved A* algorithm; improved dynamic window algorithm; fusion algorithms

0 引言

近年来,由于物流运输行业需求的激增,在中小型制造业企业中,货物的搬运和装卸量也日益增加,人工成本随之而涨,而叉车式自主导航车 (automated guided vehicle, AGV) 因其兼具叉车和移动机器人的特点,能够实现自主导航、灵活移动等功能,成为了物流运输、工业制造等行业的新兴工具。但因其所在工作环境复杂多变,所以如何在复杂环境中规划出一条全局路径最优的线路并兼备随机避障的能力成为目前国内外研究的重点。

传统典型算法及其融合被用于研究上述问题中。其中,姚远等^[1]提出了 A* 算法与人工势场算法相结合的融合算法来实现路径规划问题,但人工势场算法在动态环境中规划局部路径的效果并不好,整体效率也较低。王凡等^[2]提出 A* 算

法与动态窗口算法融合解决局部规划和随机避障问题,虽效果良好,但传统 A* 算法搜索慢的问题依旧存在。程传奇等^[3]提出一种改进 A* 算法解决路线冗长和拐点处 AGV 的行进方向选择问题,但却丧失了局部动态调整路线的能力。

因此,为解决上述算法及研究中仍然存在的不足,本文提出一种基于融合改进 A* 算法和改进动态窗口算法的路径规划和避障算法,成功为叉车式 AGV 规划出路径长度最短、平滑度最高的安全路径。

1 传统算法

1.1 环境搭建

本文忽略叉车式 AGV 的外形等自身参数,把它看作 2 维平面上的 1 个点,其在 2 维平面上的运动在栅格地图里以 1 组 2 维坐标来表示 (图 1)。在 2 维栅格图中,黑色方块代表在实际环境中的

基金项目:国防预研基金项目(1171011485)

第一作者简介:严小虎(1998—),男,湖北随州人,硕士研究生,研究方向为无人车路径规划和避障,1273921742@qq.com。

障碍物,而实际环境中可通行区域在栅格图里显示为空白方格,假设整个栅格图大小为 30×30 ,障碍物覆盖率为30%,栅格图 M 由栅格 M_{ij} 组成^[4]:

$$M = \left\{ M_{ij} \begin{cases} M_{ij} = 0; \text{表示无障碍物} \\ M_{ij} = 1; \text{表示有障碍物} \\ M_{ij} = 2; \text{表示起始点} \\ M_{ij} = 3; \text{表示目标点} \end{cases} \right\} \quad (1)$$

式中:起始点坐标为 $(0, 30)$;目标点坐标点为 $(30, 0)$ 。

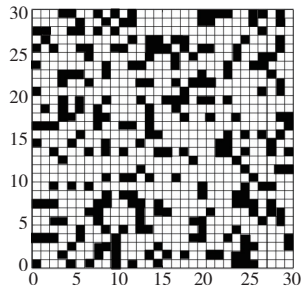


图1 栅格地图

1.2 传统A*算法

传统A*算法是在规划整个地图路径时所用的一种搜索方法,它的原理是在一个相对静止的环境下,把起始点、当前点和目标点之间的距离作为一种“代价”进行加和,形成最后的总代价函数,通过此函数的数值来进行搜索节点,从而形成最优路径。其定义函数为

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2)$$

式中 $f(n)$ 代表当前点 n 的总价值,分别由两部分组成。一部分由当前点已经实际产生代价值,是由当前点 n 和起始点 $(0, 30)$ 之间的距离产生的,被称为实际代价值;另一部分是由当前点预计估算产生的代价值,是由当前点 n 与目标点 $(30, 0)$ 之间的预估距离产生的,被称为预估代价值,同时它也是整个代价函数中最不可替代的部分。

$$G(v, w) = \sigma [\alpha \times \text{heading}(v, w) + \beta \times \text{dist}(v, w) + \gamma \times \text{velocity}(v, w)] \quad (6)$$

式中: $\text{heading}(v, w)$ 表示方位角评价子函数,表示在速度组模拟下一时间间隔内叉车式AGV运动方向与目标位置之间的角度偏差; $\text{dist}(v, w)$ 表示障碍物评价子函数,表示速度组模拟下一时间间隔内叉车式AGV与障碍物之间最小距离; $\text{velocity}(v, w)$ 表示速度评价子函数,代表模拟轨迹的速度大小; σ 为平滑系数; α, β, γ 分别为加权系数。

最后,利用最优轨迹速度空间的速度组作为

所以能选择一个正确的预估代价函数对于A*算法能否达到预期要求显得尤为重要。

在传统A*算法定义里,只能计算起始点到地图中某个点之间的总代价函数并进行搜索路径,因此会导致搜索出来的路径中存在较多的拐点和无意义点,且拐角较大,十分不利于叉车式AGV在复杂多变的工作环境下的工作^[5]。

1.3 传统动态窗口算法

动态窗口算法是针对于机器人在局部路径规划中避开障碍物的算法,在避开障碍物的同时使路径的突变减少。其主要原理如下。

首先,通过对一个速度空间内的线速度 v 和角速度 w 采样,并根据运动主体的运动学模型预测出在下一时间间隔 Δt 内的运动轨迹。因为时间间隔足够小,可以认为在这个时间间隔内主动主体做匀速直线运动,其运动模型可表示为

$$\begin{cases} x_t = x_{t-1} + v_x \times \Delta t \cos \theta_{t-1} - v_y \times \Delta t \sin \theta_{t-1} \\ y_t = y_{t-1} + v_x \times \Delta t \sin \theta_{t-1} + v_y \times \Delta t \cos \theta_{t-1} \\ \theta_t = \theta_{t-1} + w \times \Delta t \end{cases} \quad (3)$$

根据叉车式AGV所在工作环境和自身性能指标,在速度空间 (v, w) 内进行采样速度的条件约束,约束速度为

$$v_m = \{v \in [v_{\min}, v_{\max}], w \in [w_{\min}, w_{\max}]\} \quad (4)$$

同时,因加速度受驱动器件的性能约束,在一个时间间隔 Δt 内,AGV到达的速度为

$$v_d = \left\{ (v, w) \begin{cases} v \in [v_c - v_b \times \Delta t, v_c + v_a \times \Delta t] \\ w \in [w_c - w_b \times \Delta t, w_c + w_a \times \Delta t] \end{cases} \right\} \quad (5)$$

式中: (v_c, w_c) 代表当前速度组; (v_a, w_a) 、 (v_b, w_b) 分别表示叉车式AGV的最大加速度组和最大减速度组。

然后,在叉车式AGV速度采样后会生成许多速度组对应的可行轨迹,删除那些会碰到障碍物的轨迹,根据特定的轨迹评价函数来筛选出最优轨迹,轨迹评价函数为

叉车式AGV下一时间间隔内的运动指标,完成对应运动^[6]。

2 改进A*算法和动态窗口算法

2.1 优化A*算法搜索点的选取策略

一般情况下,叉车式AGV在工作时进行的路径规划方法是向4邻域(正四边形)或者8邻域(正八边形)进行展开节点。这样虽不会导致遗

漏搜索方向,但很多时候会导致A*算法在搜索时工作量过大,浪费时间影响效率,使算法性能大打折扣。故本文提出基于象限来筛选搜索方向。通过计算当前点与目标点的坐标差值来确定两点之间的相对位置,再根据确定的位置划分所属象限,然后根据所在象限展开节点,这样计算量相比原方法可降低75%。判别条件如下:

$$\begin{cases} O_x \geq 0, O_y \geq 0; \text{目标点在第一象限} \\ O_x \leq 0, O_y \geq 0; \text{目标点在第二象限} \\ O_x \leq 0, O_y \leq 0; \text{目标点在第三象限} \\ O_x \geq 0, O_y \leq 0; \text{目标点在第四象限} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $O_x = x_2 - x_1$; $O_y = y_2 - y_1$; (x_1, y_1) 是运动中的节点坐标; (x_2, y_2) 是终点的坐标。但有时仍然会出现陷入局部死循环中,所以需要在此基础上加入一些限制措施,策略如下:确定好扩展象限后,扩展节点,当算法可扩展节点数 ≤ 1 时,将此节点进行标记后继续扩展直至节点数 = 0,再对此节点位置进行记录;最后将初始节点与节点数 = 0 时之间所有节点加入 close 表中,退回初始标记点且将初始位置的扩展结点设置为相反象限的扩展点。

2.2 优化A*算法启发函数

传统A*算法搜索全局路径时会经历许多不必要的节点,影响搜索效率^[7]。其原因是A*算法定义中的启发函数自身所带的局限性。当总代价值中的预估代价值大于实际代价值时,搜索目的性明确,效率提高,但很容易陷入局部最优;当预估代价值小于实际代价值时,搜索范围广,效率太低,浪费时间。这与实际应用时的需求不符合。故本文引进调节函数 $Q(x)$,使得开始时增大启发函数的权重,使算法搜索效率提高,目标明确;当接近目标点时,降低启发函数的权重,扩大其搜索范围,使其能够搜索到最优路径。故本文将式(2)改进为式(8)所示。

$$\begin{cases} f(n) = g(n) + Q(x) \times h(n) \\ Q(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \end{cases} \quad (8)$$

式中 x 为中点(起点到目标点直线距离的中心点)横坐标到当前点横坐标的差值,即 $x = x_{\text{mid}} - x_n$ 。

另外,在本论文实验的环境下,选择欧氏距离作为预估代价函数最为合适^[8],函数表达式为

$$h(n) = \sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2} \quad (9)$$

式中: $h(n)$ 为预估代价函数; (x_n, y_n) 为当前点在2维平面栅格图中的坐标; (x_g, y_g) 为目标点在2

维平面栅格图中的坐标。

2.3 优化A*算法关键点的选择及冗余点的删除

在计算轨迹时,当存在连续3点在同一直线且此3点中有任何1点经过障碍物时,则那1点为关键点;若此3点均没有经过障碍物,则3点中的中间点为冗余点,应该删除。依次每个点都计算一遍。在计算完一遍后,再依次计算某一节点与其他节点所连线段到障碍物之间的距离,直至距离小于所设安全距离后,则此节点与相连节点的前一节点就是最优路径。

2.4 优化动态窗口算法

由于动态窗口方法考虑因素只有许可的矢量速度集,没有考虑空间的连续性,采用固定的子评估函数,无法应对不同的情况,这样就导致叉车式AGV利用动态窗口算法在复杂的环境变量中进行路径规划时容易陷入U型陷阱中(即局部最小问题)^[9]。因此本文在动态窗口算法中引入障碍物数量评价因子和平衡方向角评价函数。

由于初始阶段叉车式AGV与目标点 heading (v, w) 方向角较小,能够保证机器人在导航过程中快速朝目标点移动,但随着越接近目标点,叉车式AGV与目标点的角度 θ 与转向角 w 的关联越深,轨迹评价函数中的方向角评价函数 heading (v, w) 会有较大范围的波动,导致叉车式AGV在接近目标点时运行不稳,有较大的安全隐患。因此,在叉车式AGV接近目标点时,方向角函数影响的权重应该减小,需引入一个与目标点距离有关函数,改进后的方向角评价函数 heading_{new} (v, w) 如下:

$$\text{heading}_{\text{new}}(v, w) = a \times \text{heading}(v, w) + (1 - a) \times P \quad (10)$$

$$a = \frac{l}{L} \quad (11)$$

式中: a 表示当前节点与目标点之间的距离; P 表示目标行进函数; l 表示当前节点到目标点的距离; L 表示起点到目标点的距离,即全局规划路径长度。

叉车式AGV在初始阶段应快速朝着目标点移动,故 a 值接近1,即方向角评价函数权重增大;当叉车式AGV接近目标点时, a 值接近0,此时 heading (v, w) 角度评价函数权重削弱,目标行进函数 P 为主导,快速朝着目标点行进。

进一步引入障碍物数量因子 num (v, w) , 则改进后的评价函数为

$$G(v, w) = \sigma [\alpha \times \text{heading}_{\text{new}}(v, w) + \beta \times \text{dist}(v, w) + \gamma \times \text{velocity}(v, w) + \rho \times \text{num}(v, w)] \quad (12)$$

式中: $\text{num}(v, w)$ 为障碍物数量评价函数, 当机器人周围障碍物数量越少, 函数值越小, 代表着该路径潜在的危險较小; ρ 为障碍物数量影响因子。

改进后的动态窗口算法的流程如图 2 所示。

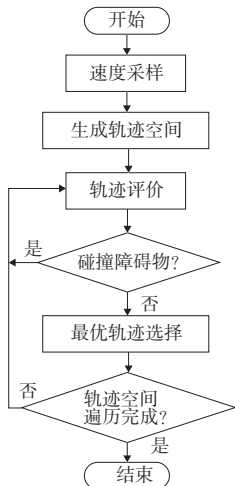


图 2 改进后动态窗口流程

2.5 融合算法

本文融合改进 A* 算法和改进动态窗口算法, 使其在规划出最优路径的同时也具备了良好的避障能力。融合算法的运行逻辑如图 3 所示, 首先是使用改进后的 A* 算法规划出一条全局路径, 再利用得到的关键点和改进后的动态窗口算法在节点间规划局部路径, 最后得到一条比较贴合实际的最优路径。

3 仿真验证

为了验证融合算法的有效性, 在地图环境相同的情况下, 分别用传统 A* 算法、改进 A* 算法、融合改进 A* 算法和传统动态窗口算法及融合改进 A* 算法和改进动态窗口算法 (即融合算法) 进行实验仿真, 实验结果如图 4 所示。

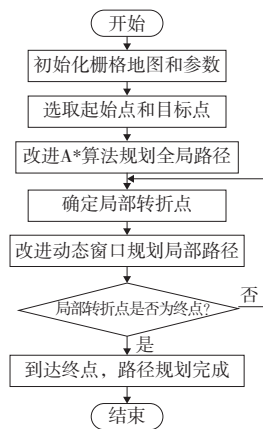


图 3 融合算法流程



图 4 仿真结果轨迹图

由实验仿真结果可知, 在同样的实验环境下, 4 种算法均能规划出一条全局路径, 但路径的长度、拐角和所用时间均有不同。不同算法的路径规划性能比较如表 1 所示。

表 1 4 种不同算法的路径规划性能比较

算法	路径长度/m	拐角/个	时间/s
传统 A* 算法	47.02	9	2.2
改进 A* 算法	44.95	7	1.5
融合改进 A* 算法和传统动态窗口算法	45.68	12	1.7
融合改进 A* 算法和改进动态窗口算法	43.14	6	1.3

由图 4 和表 1 可知, 相较于传统的 A* 算法, 改进后的 A* 算法在路径长度上减少了 4.14%, 在时间上节约了 31.81%; 而融合改进的 A* 算法和

传统动态窗口算法由于传统动态窗口算法在接近于目标点时易扰动, 造成在目标点附近时轨迹 (下转第 127 页)

在 FCOSv2 模型的基础上,通过提出融合细长物体的“细长度”和方向角度 θ 信息改进了正样本分配策略,确保了高质量的正样本用于训练,在主干网络和预测头加入了调制可变形卷积,进一步增强了主干网络的特征提取自适应能力;在细长物体数据集上达到 83.2% 的 mAP,并通过对比实验验证了算法的可行性,实现了检测精度与速度的均衡。

参考文献:

- [1] 陈曦.成立不到 2 年即填补世界空白 这个园区的企业怎么做到的[N].科技日报,2022-01-13(7).
- [2] 刘阳,谢永强,李忠博,等.基于深度学习的目标检测算法研究进展[J].通信技术,2021,54(9):2063-2073.
- [3] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. FCOS: fully convolutional one-stage object detection [C]//2019

IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV).Seoul,Korea (South):IEEE,2019:9626-9635.

- [4] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. FCOS: a simple and strong anchor-free object detector[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(4):1922-1933.
- [5] 李昱,盖绍彦,达飞鹏,等.基于语义采样和检测框优化的目标检测算法[J].激光与光电子学进展,2022,59(18):356-363.
- [6] ZHU X Z, HU H, LIN S, et al. Deformable ConvNets V2: more deformable, better results [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 9300-9308.

收稿日期:2023-06-30

(上接第 122 页)

起伏多的缺点,导致判断方向次数增多,所耗时间也比改进的 A* 算法长;因此在融合改进 A* 算法和改进动态窗口算法下,既保留改进 A* 算法路径短、拐角少的特点,又解决了传统动态窗口算法在接近目标点时易扰动的问题。在目标点附近能快速朝着目标点移动,在路径长度上较传统 A* 算法减小了 5.73%,时间上节约了 40.90%。

综合来看,本文提出的融合算法能够达到全局路径最优且轨迹平滑性最好,达到了预期的目的。

4 结语

1) 为提高在复杂环境下叉车式 AGV 的路径规划和随机避障能力,本文提出了一种基于改进 A* 算法和改进动态窗口算法的融合算法。该算法通过优化搜索点的策略和启发函数、改进关键点的选择和冗余点的删除等措施,能够显著减少规划的路径长度和拐点,并节约时间。

2) 优化后的动态窗口算法改善了传统动态窗口算法在接近目标点时扰动大的问题,能够在接近目标点时迅速朝着目标点行进,动态调整路径。

3) 通过 4 种算法仿真实验结果对比,证明本文提出的融合算法在同等环境条件下有最为优秀的路径规划和避障能力。后续可根据叉车式 AGV 实际工作环境结合视觉图像^[10]处理进一步优化,以提高算法解决实际问题的能力。

参考文献:

- [1] 姚远,周兴社,张凯龙,等.基于稀疏 A* 搜索和改进人工势场的无人机动态航迹规划[J].控制理论与应用,2010,27(7):953-959.
- [2] 王凡,李铁军,刘今越,等.基于 BIM 的建筑机器人自主路径规划及避障研究[J].计算机工程与应用,2020,56(17):224-230.
- [3] 程传奇,郝向阳,李建胜,等.融合改进 A* 算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J].西安交通大学学报,2017,51(11):137-143.
- [4] 周克帅,范平清.改进 A* 算法与人工势场算法移动机器人路径规划[J].电子器件,2021,44(2):368-374.
- [5] 邹文,韩丙辰,李鹏飞,等.融合改进 A* 算法和优化动态窗口法的路径规划[J].计算机集成制造系统,2022,55(5):145-162.
- [6] 迟旭,李花,费继友.基于改进 A* 算法与动态窗口算法融合的机器人随机避障方法研究[J].仪器仪表学报,2021,42(3):132-140.
- [7] 槐创峰,郭龙,贾雪艳,等.改进 A* 算法与动态窗口法的机器人动态路径规划[J].计算机工程与应用,2021,57(8):244-248.
- [8] 王彬,裴建军,李海洋,等.优化 A* 算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J].计算机集成制造系统,2022,68(9):221-237.
- [9] 绳红强,黄海英,石小锐,等.基于改进蚁群算法的自动驾驶路径规划研究[J].机械制造与自动化,2022,51(5):203-206.
- [10] MENG T C, YANG T H, HUANG J, et al. Improved hybrid A-star algorithm for path planning in autonomous parking system based on multi-stage dynamic optimization [J]. International Journal of Automotive Technology, 2023, 24(2):459-468.

收稿日期:2023-06-14