

# 引入动态加权地图的混合A\*算法

刘滨琿, 贾丹平\*, 康晓琦, 刘振宇

沈阳工业大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年3月22日; 录用日期: 2026年4月21日; 发布日期: 2026年4月29日

## 摘要

本文围绕多机器人路径规划中的前端搜索问题展开研究。传统混合A\*算法本质上主要面向单机器人场景, 其在初始路径搜索过程中更关注障碍物约束和机器人自身的运动学约束, 而对其他机器人带来的动态干扰考虑不足。针对这一问题, 本文在搜索阶段引入了动态加权地图, 将其他机器人可能造成的局部拥堵和潜在冲突转化为附加搜索代价, 从而引导机器人在路径生成过程中尽量避开风险较高的区域。基于该方法获得的初始路径能够更好地适应多机器人场景下的实际通行需求。

## 关键词

多机器人, 路径规划, 混合A\*算法, 动态加权地图

# Hybrid A\* Algorithm Incorporating a Dynamic Weighted Map

Binhui Liu, Danping Jia\*, Xiaoqi Kang, Zhenyu Liu

School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang Liaoning

Received: March 22, 2026; accepted: April 21, 2026; published: April 29, 2026

## Abstract

This paper focuses on the front-end search problem in multi-robot path planning. Traditional Hybrid A\* is essentially designed for single-robot scenarios. During initial path search, it mainly emphasizes obstacle constraints and the robot's own kinematic constraints, while giving insufficient consideration to the dynamic interference caused by other robots. To address this issue, a dynamic weighted map is introduced into the search stage, where local congestion and potential conflicts caused by other robots are transformed into additional search costs. In this way, the robot is guided to avoid high-risk areas as much as possible during path generation. The initial

\*通讯作者。

path obtained by this method is therefore better suited to the actual traffic requirements of multi-robot scenarios.

## Keywords

Multi-Robot, Path Planning, Hybrid A\* Algorithm, Dynamic Weighted Map

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在仓储物流、智能制造和服务机器人等场景中，移动机器人的应用正在不断地增多。路径规划作为自主导航中的基础环节，直接影响了机器人运行过程中的安全性与稳定性[1]。该模块需要结合环境感知信息，能够为机器人生成一条有效避开障碍物的可行路径[2]，并为后续运动控制提供可靠的参考。因此，路径规划始终是移动机器人领域中的核心研究内容。

Dijkstra 算法[3]于 1959 年提出，其可以获得最短路径。但是由于其探索范围大，当环境较为复杂时，搜索速度很慢，无法满足机器人实时路径规划的需求。A\*算法[4]对 Dijkstra 算法进行了改进，通过引入启发式函数来预测到目标节点的代价，以提高搜索速度。但是 A\*算法通常不显式考虑非完整运动学约束，因此得到的路径往往不能直接被具有非完整约束的机器人执行。为了解决上述问题，Dolgov 等人提出了混合 A\*算法[5]，该算法在搜索过程中将位姿信息纳入状态描述，并结合车辆运动学模型进行节点扩展，可以为机器人搜索到一条满足非完整运动学约束的路径。但在多机器人协同场景下，混合 A\*算法因以单机机器人为对象，难以体现其他机器人的影响，导致生成的初始路径在协同场景下易出现局部拥堵或潜在冲突。基于采样的 RRT 算法[6]通过随机采样和树扩展来搜索可行路径，具有较强的环境适应能力。但由于搜索过程随机性较强，往往存在路径不够平滑、收敛困难等问题。

针对上述问题，本文围绕多机器人路径规划方法展开研究。为使路径搜索能够反映机器人之间的相互影响，本文在混合 A\*算法中引入动态加权地图[7]，将邻近机器人可能引发的局部冲突风险融入路径代价评估过程，从而引导搜索结果主动避开高风险区域。通过上述改进，可以为后续的速度规划或轨迹优化提供更具可行性的初始路径。

## 2. 混合 A\*算法

混合 A\*算法是一种面向非完整约束移动平台的路径搜索方法。与传统 A\*算法仅在二维离散栅格空间中进行状态扩展不同，该方法在状态描述中进一步引入了航向角信息，使搜索过程能够在同时包含位置与姿态的状态空间内开展。节点扩展阶段不再局限于固定邻域遍历，而是结合车辆运动学模型构造可执行的运动原语，从而能够在搜索过程中直接体现最小转弯半径、航向连续性等运动约束。基于上述特点，算法得到的初始路径通常较传统栅格搜索结果更加贴近车辆的实际运动特性。为了提高搜索效率，混合 A\*算法还常利用 Reeds-Shepp 曲线对当前节点与目标节点进行解析连接。当连接路径满足无碰撞条件时，便可直接将其作为可行解输出。

混合 A\*算法通常采用由两类启发式函数组合而成的启发值，公式如下所示：

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

其中  $g(n)$  为起始节点到当前节点的实际累计代价， $h(n)$  为从当前节点到目标节点的预估代价。与 A\* 算法不同的是，混合 A\* 算法由于搜索空间是三维的，因此其需要更加强力的启发式函数进行引导。混合 A\* 算法的  $h(n)$  一般为忽略障碍物而考虑机器人运动学约束的非完整约束无障碍启发函数和忽略机器人运动学约束而使用障碍物地图计算的完整约束有障碍启发函数中的最大值。前者反映了机器人在满足运动学条件下到达目标的最短路径长度；后者则表示在障碍物环境中忽略运动学限制时从当前节点到目标节点的无碰撞最短距离。由于这两类启发函数在数学上均具有可接纳性，取其最大值既能够保持启发搜索的有效性，也有助于增强搜索方向性。混合 A\* 算法兼顾了离散搜索的高效性与连续运动学模型的可执行性，因此被广泛应用于移动机器人路径规划问题中。

### 3. 引入动态加权地图的混合 A\* 算法

混合 A\* 算法在进行搜索时，通常依赖离散栅格地图描述的环境信息。传统混合 A\* 算法主要针对静态障碍物进行路径规划，难以有效反映其他机器人路径分布及局部区域的拥挤情况。因此在多机器人规划的场景下，如果单纯依据路径代价进行搜索，多个机器人容易趋向选择局部代价较低的通道，进而造成局部拥堵，降低了整体的通行效率。为了改善上述问题，本文引入了动态加权地图，将其他机器人已规划路径所对应的潜在冲突风险映射为环境附加代价，从而引导机器人在路径规划阶段尽量避开拥堵区域。因此初始路径能够更好地适应多机器人协同通行需求，也为后续速度分配和轨迹优化提供了更合理的输入。

机器人首先根据其他机器人上一更新周期累计路径和当前时刻位置构建权重地图，然后使用混合 A\* 算法进行初始路径规划来规划一条可行路径，因此机器人可以避开多机器人的拥堵路段。使用二维矩阵  $W(x, y)$  表示栅格地图中各栅格单元的权重，权重越高，代表路段越拥挤，动态加权地图构建首先需要初始化地图权重  $W(x, y)$ ：

$$W(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

然后初始化机器人位置权重  $L(x, y)$ ，且  $L(x, y)$  的行列数需要与地图权重  $W(x, y)$  一致：

$$L(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

假设有  $n$  个机器人同时在进行路径规划，使用集合  $S$  表示所有机器人当前时刻位置：

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (4)$$

如果当前时间机器人  $i$  所处位置为  $(x_i, y_i)$ ，则将该位置的  $L(x_i, y_i)$  设为  $\omega_L$ ，然后遍历所有机器人位置，获得地图中机器人位置权重  $L(x, y)$ 。每当有一个机器人完成本次的路径规划后，都会将其加入到路径集合  $R$  中，在达到预设更新周期时，再统一利用路径集合  $R$  对地图权重进行更新，并在更新完成后清空路径集合  $R$ ，用于在下一更新周期重新收集新的规划路径。二维矩阵  $P(x, y)$  表示栅格地图中每个机器人规划好的路径对地图各栅格单元路径权重的影响，且  $P(x, y)$  行列数与  $W(x, y)$  一致。 $P(x, y)$  仅在初始化为 0，在后续更新节点权重时在使用之前的  $P_{old}(x, y)$  基础上进行运算，得出新的  $P_{new}(x, y)$ 。

通过遍历路径集合  $R$ ，获取当前时刻机器人规划好的路径，并对路径经过的栅格单元累计其路径权重。

$$P_{new}(x_m, y_m) = P_{old}(x_m, y_m) + 1 \quad (5)$$

通过对上述路径权重  $P(x, y)$  的计算, 可以获得当前时刻机器人已规划路径对地图的影响, 反映了道路的繁忙程度和未来流量趋势, 该权重越高, 代表道路越繁忙, 会有更多机器人经过该路段。如果权重只增不减, 地图记录的将是历史上所有经过这里的机器人流量总和, 而不是现在或即将经过这里的机器人流量。为了保证信息的时效性, 该权重不能无限制的增加, 因此需要引入衰减机制:

$$P(x, y) = P(x, y) \cdot \beta \quad (6)$$

其中  $\beta$  代表衰减因子, 且  $0 < \beta < 1$ , 当某条路段被频繁占用时, 该路段的权重升高, 从而引导其他机器人远离这段路径, 当机器人不再经过时, 权重随着时间自动降低, 新的机器人又可以重新选择这条路径。

地图权重  $W(x, y)$  为位置权重  $L(x, y)$  和路径权重  $P(x, y)$  之和:

$$W(x, y) = L(x, y) + P(x, y) \quad (7)$$

位置权重主要用于描述其他机器人在当前时刻对局部区域造成的即时占用影响, 路径权重则用于累计其他机器人已规划路径对未来通行区域的影响, 两者叠加后得到总权重, 从而使动态加权地图同时具备对当前拥挤状态和短时未来流量趋势的表达能力。动态加权地图更新方法如下图 1 所示。

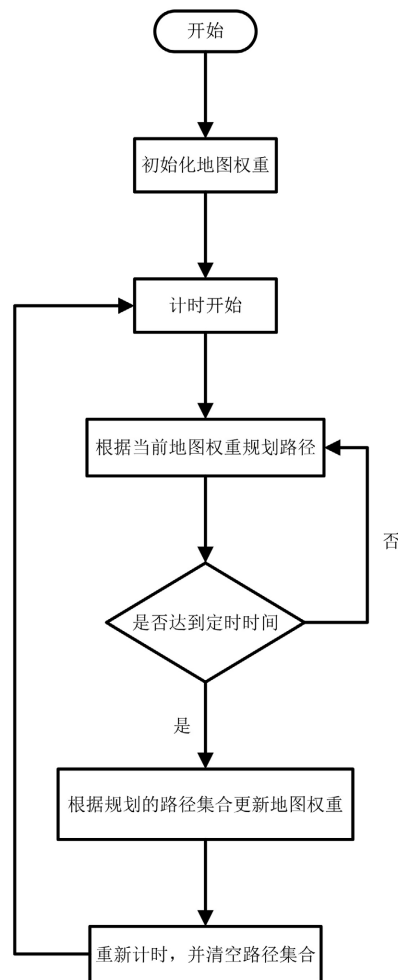


Figure 1. Flowchart of dynamic weighted map construction  
图 1. 动态加权地图构建流程

为了避免地图权重在各机器人规划过程中频繁变化而影响搜索的稳定性,系统以  $t$  为周期对地图各栅格单元权重进行更新。当达到周期时,再统一利用集合  $R$  对地图权重进行更新来生成下一周期所使用的动态加权地图,并在生成新的地图权重后清空集合  $R$ 。该权重旨在动态表征当前道路的拥挤状况及未来机器人流量的演变趋势。通过将此权重引入混合 A\*算法,能够有效实现道路交通流量的全局均衡,从而显著降低因局部拥堵而引发的机器人排队等待现象。

传统混合 A\*算法主要基于静态栅格地图进行路径搜索,其搜索过程重点考虑静态障碍物约束,而缺乏对其他机器人路径占用和局部拥堵情况的描述能力。在多机器人场景下,这种方法容易使多个机器人趋向于选择相近的低代价通道,从而导致局部区域出现拥堵,降低整体通行效率。为改善这一问题,本文引入动态加权地图,将其他机器人的当前位置及其已规划路径对局部环境的影响转化为附加代价,并将其融入混合 A\*的代价函数中,使机器人在规划阶段能够主动规避潜在拥堵区域。由此得到的路径更适合作为后续速度分配和时空优化的初始输入,改进后的代价函数如下所示:

$$f_{new}(n) = f_{old}(n) + \lambda_w W(x, y) \quad (8)$$

其中  $\lambda_w$  为权重系数,用于协调最短路径搜索与拥堵区域规避之间的关系。在动态加权地图上使用传统混合 A\*算法和改进后混合 A\*算法,所规划出的路径如图 2 所示,机器人所规划路径重叠越多,则该路段对应栅格单元的路径权重越大,体现在图中的颜色越深,可以看到使用改进后的混合 A\*算法进行绕路避开了拥堵路段,获得了更好初始路径,为后续的速度分配和时空优化提供更好的初始值。

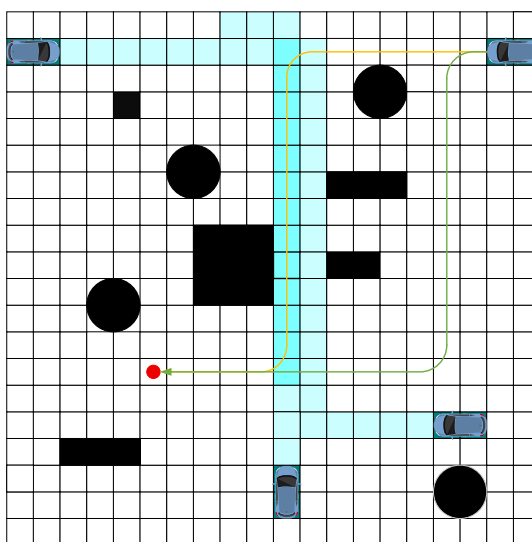


Figure 2. Comparison of paths with dynamic weighted map  
图 2. 动态加权地图路径对比图

#### 4. 仿真验证

本节围绕多移动机器人路径规划问题展开研究,重点分析动态加权地图对混合 A\*算法搜索性能的影响,并通过对比实验验证所提出改进方法的有效性。为了便于分析算法性能并降低系统建模的复杂度,实验中对机器人运动模型作如下简化假设:所有机器人均视为占据单个栅格单元;各机器人按照预先设定的顺序依次完成路径规划;机器人以相同速度运行,且在执行过程中保持匀速运动;同时,机器人具备对环境障碍物及其他机器人潜在碰撞风险的检测能力。在发生路径冲突时,采用在线等待策略对机器人间的冲突进行协调,以保证系统能够继续完成路径的执行。通过随机生成障碍物地图并对随机起始和

终止位置的 25 个机器人分别使用混合 A\*算法和引入动态加权地图的混合 A\*算法进行对比实验, 实验结果如下图 3 和图 4 所示。

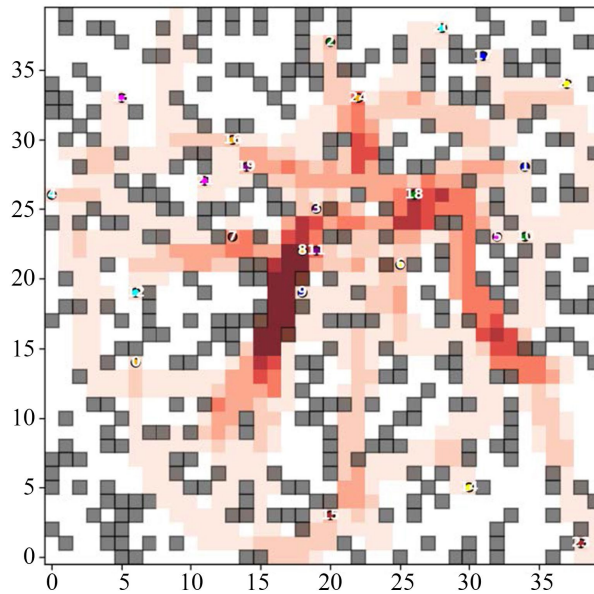


Figure 3. Result without dynamic weighted map  
图 3. 无动态加权地图结果图

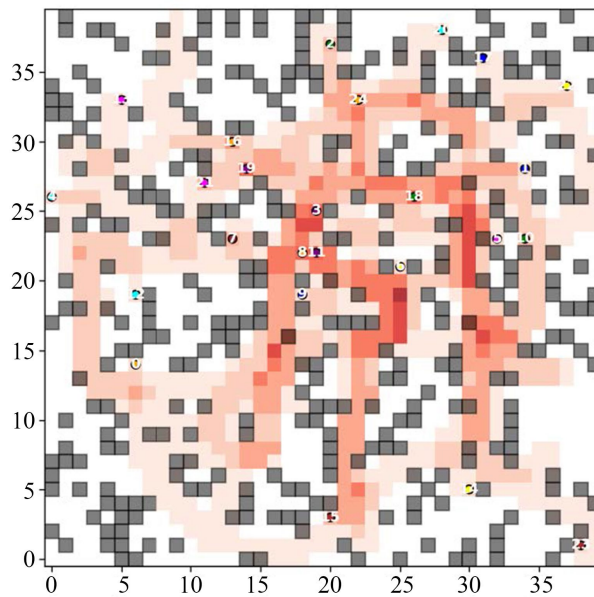


Figure 4. Result with dynamic weighted map  
图 4. 动态加权地图结果图

由上图可以观察到原始算法因没有考虑其他机器人的影响而在路口堵塞, 使用动态加权地图的改进算法在路径规划阶段就可以提前避开拥堵路段。通过设置多次实验来降低偶然性对实验结果产生的影响, 每次实验仅有机器人起始和终止位置不同, 对实验结果取平均值作为最终结果。使用混合 A\*算法和使用动态加权地图的混合 A\*算法对比结果主要包含机器人的平均移动距离、机器人移动最大时间和机器人平

均等待时间三项数据。机器人移动最大时间是以最后一个机器人到达目标点的时间为准，机器人平均等待时间是机器人在复杂障碍物环境下，为了避免与其他机器人碰撞而在原地停留等待的时间，等待时间越长，代表机器人路径规划时越集中，多机器人轨迹规划系统越难以在避碰和效率之间取得平衡，造成后续整个轨迹规划系统时间变长。

**Table 1.** Comparison of simulation results

**表 1.** 仿真结果数据对比表

算法	平均移动距离	移动最大时间	平均等待时间
原始算法	27.487	76.292	6.693
改进算法	29.166	65.704	5.032

如表 1 所示，机器人使用混合 A\*算法规划出的路径会比使用动态加权地图后的混合 A\*算法更短，这是因为混合 A\*算法是为单机器人在静态环境中设计的，其规划过程仅考虑静态障碍物，以路径长度为主要优化目标生成满足运动学约束的轨迹，而使用加权地图后的改进算法根据其他机器人的已规划路径，规划出一条避让其他机器人造成拥堵的初始路径，因此平均移动距离会更长。而机器人移动最大时间、平均等待时间，由于改进算法在路径规划阶段就考虑到其他机器人的路径，提前避开了交通拥堵的路段，因此使用动态加权地图后的改进算法的移动最大时间、平均等待时间比原始算法的时间更短。

采用动态加权地图改进后的混合 A\*算法能够综合考虑其他机器人的已规划路径信息，因此在多机器人复杂环境中更容易获得冲突风险较低、通行性更好的初始路径。然而，该方法仍存在一定的局限性。例如，随着机器人数量的持续增加，可行通道可能会被大量机器人占用，导致环境中的拥堵进一步加剧，从而削弱平均等待时间的改善效果。因此，在复杂障碍物环境下，有必要结合场景规模与通行能力，对参与规划的机器人数量进行合理控制，以保证算法性能能够得到有效发挥。

## 5. 总结

本文围绕多机器人路径规划中的前端搜索问题，对传统混合 A\*算法进行了改进。针对传统混合 A\*算法难以反映多机器人之间相互作用的局限性，本文引入了动态加权地图，将邻近机器人可能带来的局部冲突风险融入路径搜索的过程中，从而使生成的初始路径更符合多机器人协同通行的需求。为了验证所提方法的有效性，本文构建了相应的仿真实验场景，并对改进算法进行了测试。实验结果表明，该方法在复杂环境下能够生成质量更高、冲突风险更低的初始路径。总体而言，本文的研究提升了前端路径规划结果的质量与实用性，也为后续速度规划和轨迹优化提供了更加可靠的初始条件。后续研究可以考虑在现有二维动态加权地图的基础上进一步引入时间维度，构建时空权重模型，以刻画不同机器人在未来时段内对局部区域的动态占用情况。该方法有望降低二维权重对潜在冲突的保守估计，并提升通行效率。

## 基金项目

辽宁省科技创新团队领军人才项目(LJ222410142060): 基于多模态多传感器融合导航的复合机器人系统研究。

## 参考文献

- [1] 王旭, 朱其新, 朱永红. 面向二维移动机器人的路径规划算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 51-66.
- [2] 王天然, 曲道奎. 工业机器人控制系统的开放体系结构[J]. 机器人, 2002, 24(3): 256-261.

- [3] Dijkstra, E.W. (1959) A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische Mathematik*, **1**, 269-271. <https://doi.org/10.1007/bf01386390>
- [4] Hart, P., Nilsson, N. and Raphael, B. (1968) A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, **4**, 100-107. <https://doi.org/10.1109/tssc.1968.300136>
- [5] Dolgov, D., Thrun, S., Montemerlo, M. and Diebel, J. (2010) Path Planning for Autonomous Vehicles in Unknown Semi-Structured Environments. *The International Journal of Robotics Research*, **29**, 485-501. <https://doi.org/10.1177/0278364909359210>
- [6] LaValle, S.M. and Kuffner, J.J. (2001) Randomized Kinodynamic Planning. *The International Journal of Robotics Research*, **20**, 378-400. <https://doi.org/10.1177/02783640122067453>
- [7] 吴嘉璇. 面向智能仓储的多 AGV 协同调度方法研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2023.