

doi: 10.7690/bgzdh.2024.01.017

未知环境中基于 A*算法改进的遍历式路径规划算法

刘翔宇¹, 骆云志¹, 樊鹏¹, 陶俊瞳²

(1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司武器装备信息与控制技术创新中心, 四川 绵阳 621000;
2. 陆装驻广元地区军代室, 四川 广元 628000)

摘要: 针对如何减少未知环境中因复杂地形造成规划路径中存在无效重复路径段问题, 提出 APF-A*算法。采用最近邻边界点选择策略保证规划路径对未知环境的高覆盖率, 利用人工势场算法改进传统 A*算法中估值函数。算法在栅格地图上进行了实验验证。结果表明: APF-A*算法规划出的路径与 A*算法相比在路径总长度方面降低了 5.3% 以上, 在平均路径重复率方面降低了 5.4% 以上, APF-A*算法有效减少了无效重复路径段。

关键词: 遍历式路径规划; 人工势场; A*算法; APF-A*算法; 栅格地图
中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

A Modified Ergodic Path Planning Algorithm Based on A * Algorithm in Unknown Environment

Liu Xiangyu¹, Luo Yunzhi¹, Fan Peng¹, Tao Juntong²

(1. *Weapon Equipment Information and Control Technology Innovation Center, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South Industries Group Corporation, Mianyang 621000, China;*
2. *Military Representative Office in Guangyuan District, Army Equipment Department, Guangyuan 628000, China*)

Abstract: APF-A* algorithm is proposed to solve the problem of how to reduce the invalid repeated path segments caused by complex terrain in unknown environment. The nearest-neighbor boundary point selection strategy is used to ensure the high coverage rate of the planned path in the unknown environment, and the artificial potential field algorithm is used to improve the evaluation function of the traditional A* algorithm. The algorithm is tested on a grid map. The results show that the path planned by APF-A* algorithm reduces the total path length by more than 5.3% and the average path repetition rate by more than 5.4% compared with the A* algorithm. This proves that the APF-A* algorithm can effectively reduce invalid duplicate path segments.

Keywords: ergodic path planning; artificial potential field; A* algorithm; APF-A* algorithm; grid map

0 引言

未知环境中的遍历式路径规划问题是提升移动机器人自主移动能力的关键问题。因其在扫地机器人、消防救援机器人等民用领域和侦察机器人等军用领域均有重要应用价值而被学界广泛关注^[1]。

目前, 解决路径规划问题的方法大体分为 4 类: 1) 侯嘉瑞等^[2]研究了面向未知环境的机器人动态路径规划算法, 提出了指定动态跳点策略。这是一种基于搜索的算法, 克服了传统 D* Lite 算法难以在凹型障碍物环境下规划出合理路径的问题, 但是避碰方面表现不佳。2) 于效民^[3]研究了未知环境中基于深度强化学习的路径规划算法, 提出了一种名为 C-RD3QN 的新型深度强化学习网络, 并用它实现了未知环境中的机器人路径规划, 算法相对于其他类型的路径规划算法所需运算空间较大, 收敛速

度仍然较慢。3) 杨海宇^[4]研究了未知环境下基于随机生成树和人工势场的路径规划算法, 这种方法通过分类讨论根据机器人所处的不同环境特点选择不同的路径规划算法, 有较好的避障性能, 然而此方法需要有明确的目的地目标, 并不适用于遍历式地图探索问题中的路径规划。4) 康玉祥等^[5]通过改进 PSO 算法实现了在提高算法规划出路径的精度和收敛效率, 但是这种方法需要全局地图, 不适用于未知环境中。

现有路径规划算法应用于未知环境时, 存在探测率低、探测路径长和无效路径长等问题, 不利于机器人执行探测任务^[6-8]。针对如何降低现有遍历式路径规划算法在未知环境中因不规则地形造成规划路径中存在大量无效重复路径段问题, 笔者通过将人工势场和 A*算法融合改进, 提出 APF-A*算法, 能在未知静态环境中实现地图有效全面覆盖和高效

收稿日期: 2023-09-06; 修回日期: 2023-10-08

第一作者: 刘翔宇(1998—), 男, 山东人, 硕士。

率探索。

1 APF-A*算法

传统 A*算法是用于解决点对点的路径规划问题的算法，不适用于本文中讨论的遍历式路径规划问题，因此需要进行改进。

1.1 最近邻边界点选择

首先，APF-A*算法设计采用最近邻边界点策略确定目标边界点。其中，边界点定义为在栅格地图中，如果单元格的半径为一个单元格的邻域内有已探索单元格且有未探索单元格，则这个单元格为边界点。

其次，计算各边界点与机器人当前单元格的距离。被测边界点 O 与机器人当前位置 n 的距离根据下式计算得出：

$$S(O) = \max(|x_n - x_o|, |y_n - y_o|)。$$

式中： $n(x_n, y_n)$ 为机器人当前位置所在单元格； $O(x_o, y_o)$ 为被测边界点所在单元格。然后，选择 $S(O)$ 值最小的单元格为此阶段路径规划终点。当机器人移动到此阶段终点后，重新通过上述计算得出下一阶段的终点，直至无边界点。

1.2 估价函数改进

在机器人移动过程中，单元格的权重根据下式计算：

$$f(n) = V(n) + R(n)。$$

式中： $f(n)$ 为改进 A*算法对单元格 n 的估计代价，由 2 部分构成； $V(n)$ 为目前已经产生的实际代价，与单元格 n 和起点的实际移动距离有关，具体计算公式如下：

$$V(n) = V(n-1) + 1。$$

上式通过迭代计算的单元格 n 的实际代价，其中 $V(n-1)$ 为上一步单元格到起点的实际代价。显然，本模型中的实际代价就是起点到单元格 n 的实际步数。 $R(n)$ 为单元格 n 对于完成任务的预估价值，根据人工势场算法的建模思路，由此单元格附近的未知区域和障碍物按下式决定：

$$R(n) = F(q_n, q_{最近邻未知}) + \sum F(q_n, q_{障碍})。$$

式中： $F(q_n, q_{最近邻未知})$ 为单元格 n 与最近邻未知区域 $q_{最近邻未知}$ 的预估代价； $F(q_n, q_{障碍})$ 为单元格 n 到目的地因各已知障碍物 $q_{障碍}$ 造成的额外代价。

$F(q_n, q_{最近邻未知})$ 为单元格 n 与最近邻未知区域

$q_{最近邻未知}$ 两者间距离按下式确定：

$$F(q_n, q_{最近邻未知}) = \rho(q_n, q_{最近邻未知})。$$

式中 ρ 为切比雪夫距离。 $F(q_n, q_{障碍})$ 为单元格 n 与已知障碍物 $q_{障碍}$ 两者间距离按下式确定：

$$F(q_n, q_{障碍}) = \begin{cases} -\nabla\beta \left(\frac{1}{\rho(q_n, q_{障碍})} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & \text{if } \rho(q_n, q_{障碍}) \leq \rho_0。 \\ 0, & \text{if } \rho(q_n, q_{障碍}) > \rho_0 \end{cases}$$

式中： β 为调节参数； ρ 为欧氏距离。选择权重最小的单元格作为下一步移动到的位置。

2 仿真实验与分析

2.1 仿真环境构建

进行未知环境中的遍历式路径规划问题仿真实验，首先需要构建用于仿真实验的地图。在实际应用场景中，障碍物奇形怪状形态各异，因此单纯的使用矩形或者圆形代表障碍物严重失真。为了提高仿真环境的真实性，检验算法在各种不同环境中的普适性，采用本文中设计的仿真环境对不规则障碍物进行了建模，并在此基础上通过设计掩码地图的方式实现了未知环境地图构建。

随机地图的不规则障碍物建模。本文中设计的随机地图是一个大小为 10×10 的栅格地图。为了更好地检验算法的普适性，本算法首先通过随机算法构建随机地图。具体步骤如下：

步骤 1：生成一个 10×10 的全 0 矩阵作为随机地图模板。

步骤 2：采用随机算法将其中 30% 的单元格设置为 1 (可通行单元格)。

步骤 3：采用深度优先搜索检测各可通行单元的连通性，并将不可连通部分之间的不可通行单元格随机 30% 设置为 1 (转变为可通行单元格)。

步骤 4：重复步骤 3 直至可通行单元格都互相连通。

然后，生成一个 10×10 的零矩阵作为掩码地图，机器人每完成一步探测，掩码地图都会根据机器人探测情况将代表已探测区域单元格的值实时更新为 1。设仿真环境地图为 A ，掩码地图为 B ，则机器人实时已知地图 C 根据下式求出：

$$C = A \odot B。$$

式中 \odot 为哈达玛积运算。由此通过构建仿真地图和

掩码地图实现了初始仿真环境的构建。

2.2 实验结果与分析

本文中实验环境搭载在 64 GB 内存和 Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU 的计算机上, 使用 Matlab 2021b 搭建仿真实验环境。首先编程实现了基于 BFS(广度优先搜索)的遍历式路径规划算法, 基于 A*的遍历式路径规划算法, 最后编程实现了 APF-A*算法。

仿真实验过程中, 根据机器人实际侦察能力情况, 设计机器人的移动能力为一次移动一格, 探测能力为以移动方向为正向的半径为 1 个单元格的 180°区域。

笔者从路径总长度、平均路径重复率和平均地图探测率 3 个指标对比了上述 3 种算法的性能。其中路径总长度 S_A 是指探测全部 100 张随机地图的移动路径总长度。平均路径重复率按照下式计算:

$$MR = \sum_{i=1}^{100} S_R^i / \sum_{i=1}^{100} S_A^i \times 100\%。$$

式中: S_R^i 为第 i 张地图中重复路径长度, 从第 2 次经过该单元格开始每经过一次值加 1; S_A^i 为第 i 张地图中移动路径长度。平均地图探测率按照下式计算:

$$MS = \sum_{i=1}^{100} G_s^i / \sum_{i=1}^{100} G_A^i \times 100\%。$$

式中: G_s^i 为第 i 张地图中探测过的单元格数; G_A^i 为第 i 张地图所包含的总单元格数, 在该实验中 $G_A^i = 100$ 。3 种模型的性能对比如表 1 所示。

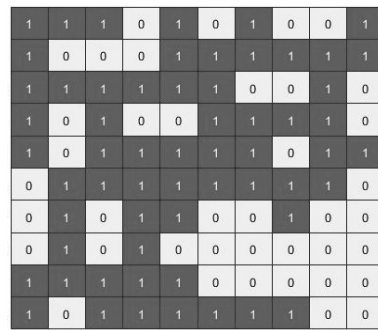
表 1 3 种模型对比

模型名称	路径总长度/m	平均路径重复率/%	平均地图探测率/%
基于 BFS 的遍历式路径规划算法	23 516	73.108	99.430
基于 A*的遍历式路径规划算法	9 044	46.782	99.430
APF-A*算法	8 559	41.372	99.430

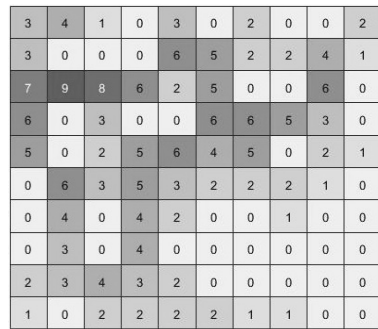
从上表中可以看出, 本文中提出的 APF-A*算法在路径总长度方面, 比改进前的 A*算法降低了 5.3%以上; 在平均路径重复率方面降低了 5.4%以上; 并且保持了与 A*算法相同的平均地图探测率。理论上, 本实验中对比模型的平均地图探测率应为 100%, 然而在实际仿真实验过程中, 由于部分障碍物体积过大, 因此障碍物中心无法被探测, 造成了实际探测率不足 100%。并且, 进一步研究实验数据证明, 所有可通行区域都被探测过; 因此, 本模

型达到了预期。

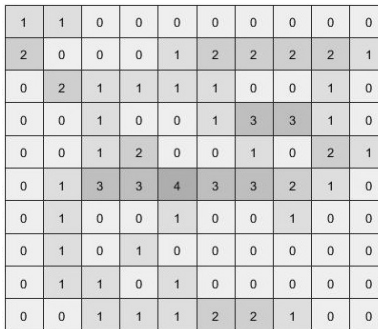
进一步, 笔者从 100 次实验选取了一个有代表性的实验结果进行进一步分析。这次代表性实验的全局地图如图 1(a)所示。其中浅色的 0 字单元格代表障碍物, 深色的 1 字单元格代表可通行区域。这张地图中有散布的小型障碍物和在右下方的大型凹凸不平的障碍物。



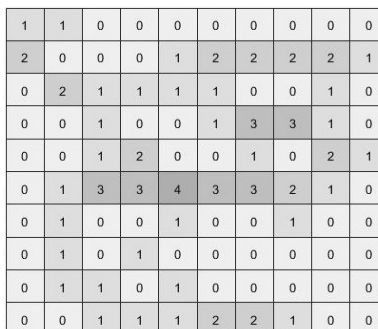
(a) 实验地图



(b) BFS 路径



(c) A*法路径



(d) APF-A*法路径

图 1 实验地图与 3 种模型的实验结果

在本次对比实验中, 笔者记录并标注出了不同算法经过地图中每个单元格的次数, 如图 1(b)–1(d)。图中, 颜色越深代表此单元格被机器人经过次数越多。单元格上的数字代表机器人经过的次数。图 1(b)中, 基于 BFS 的遍历式路径规划算法在起点附近进行了大量重复移动。图 1(c)中, 基于 A*的遍历式路径规划算法在中心区域进行了更多的重复运动。实验结果证明, APF-A*算法不但在全局中重复移动次数较少, 而且能够在地图边缘和地图凹多边形障碍物边缘减少重复探测。并且 APF-A*算法规划的路径完全没有与地图中任何障碍物重合, 体现出了此算法具有较好的避障性能。从图 1(d)中能明显看出, APF-A*算法能够更好地指导机器人避障和探索, 显著减少重复经过地图中心区域的次数和在边缘重复探索次数。

综上所述, APF-A*法能够更好解决在未知环境中的遍历式路径规划问题, 减少不必要的重复路径, 提升遍历效率。

3 结束语

针对传统算法存在的缺点, 笔者融合人工势场算法和 A*算法进行改进, 提出 APF-A*算法, 并在 100 幅随机地图上执行仿真探测任务。实验结果表明, 本文中提出的新模型能够提升机器人在未知环

境中的探索效率和探索全面性, 在多种复杂环境中表现出良好的普适性。未来可以通过对边界点的选择进一步优化和实现引力调节参数与斥力调节参数的环境自适应来提高算法性能。

参考文献:

- *****
- (上接第 77 页)
- [3] 谭子恒. 大连机场场内草坪植物种类调查及与鸟类关系的研究[J]. 黑龙江科学, 2018(10): 6-8.
- [4] 王曰承. 大连国际机场内昆虫的调查及治理建议[J]. 科技信息, 2011(1): 407-416.
- [5] 施泽荣. 机场生态灾害防范植物卷[M]. 合肥: 合肥工业大学出版社, 2018: 243-252.
- [6] 张志强. 长沙黄花国际机场鸟情调查与鸟击防范措施研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2007.
- [7] 马良. 福州机场草坪植物月动态特征及与鸟情关系研究[D]. 福州: 福建农林大学, 2015.
- [8] 徐洁. 南京禄口国际机场草坪节肢动物和草本植物发生的规律及与鸟类关系[D]. 南京: 南京农业大学, 2018.
- [9] 刘禹阳, 王朋乐, 汪碧云, 等. 基于停机等待时间特征的隧道运输机械数量配置[J]. 科学技术与工程, 2020(10): 4095-4100.
- [1] CHENG Y, CHEN Z, ZENG D, et al. Study of a Complete Traversal Path Planning Algorithm[C]//2022 7th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS). IEEE, 2022: 481-486.
- [2] 侯嘉瑞, 万熠, 梁西昌, 等. 面向未知环境的机器人动态路径规划算法研究[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2022, 22(1): 29-32, 38.
- [3] 于效民. 基于深度强化学习的移动机器人路径规划研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
- [4] 杨海宇. 未知环境下移动机器人自主源搜索方法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
- [5] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进 PSO 算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1): 71-78.
- [6] 张朋, 王宇. 机器人战术靶示教路径采样和跟踪控制[J]. 兵工自动化, 2022, 41(2): 81-86.
- [7] 郭翰卿, 付丽霞, 张勇, 等. 安全性 A*算法融合动态窗口法的路径规划[J]. 兵工自动化, 2022, 41(12): 41-48.
- [8] 王倩, 李俊丽, 杨立炜, 等. 改进蚁群融合 DWA 算法的移动机器人路径规划[J]. 兵工自动化, 2023, 42(4): 79-84.
- [10] 杨雷, 钱晓明, 肖海宁. 基于遗传算法的自动导引车系统数量配置方法研究[J]. 机械设计与制造工程, 2016(5): 18-23.
- [11] 韩晓龙. 集装箱港口装卸中的龙门吊数量配置[J]. 系统工程, 2005(10): 12-16.
- [12] 岳奎志, 孙聪, 罗明强, 等. 舰载机动态调运系统的运行模型[J]. 北京航空航天大学学报, 2013(8): 1062-1068.
- [13] 路倩, 王亚飞, 杨玲, 等. 基于等维新息灰色马尔科夫的地铁客流量预测[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(1): 54-60.
- [14] 曹建, 施式亮, 曹华娟, 等. 基于 GM(1, 1)-Markov 的危化品道路运输事故与交通事故预测及关系研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2019, 15(1): 26-31.
- [15] 岳奎志, 孙聪, 罗明强, 等. 载机军舰回收舰载机的运行模型[J]. 系统工程与电子技术, 2013(12): 2527-2532.