

基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究

罗继曼,刘丰源

(沈阳建筑大学机械工程学院,辽宁 沈阳 110168)

摘要 目的 针对传统蚁群算法在全局搜索效率低、易陷入局部最优和局部路径不合理等问题,提出一种融合人工势场的蚁群路径规划算法。方法 首先,通过引入人工势场目标方向因子来增强目标方向的引导作用,从而提高搜索效率;然后,考虑路径质量和路径长度,提出新的信息素更新策略,从而得到最优解;最后,该算法利用三角修剪法对规划路径进行平滑处理,提高机器人的运行平稳性和安全性。结果 在相同地图中,笔者所提改进算法较传统算法路径长度缩短9.74%;在运行时间上,较传统算法缩短10.71%。结论 笔者提出的改进算法在整体路径上减少了拐点,且缩短了行走路径与时间,提高了搜索效率,更符合机器人的实际运行要求。

关键词 蚁群算法;路径规划;人工势场;信息素更新策略;三角修剪法

中图分类号 TP242.2

文献标志码 A

引用格式 罗继曼,刘丰源. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2024,40(6):1126-1136. (LUO Jiman, LIU Fengyuan. Research on path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science), 2024,40(6):1126-1136.)

Research on Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm

LUO Jiman, LIU Fengyuan

(School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: In view of the problems of low global search efficiency, easy to fall into local optima, and unreasonable local paths in traditional ant colony algorithms, this paper proposes a fusion of artificial potential field and ant colony path planning algorithm. This algorithm enhances the guidance effect of the target direction by introducing the artificial potential field target direction factor, thereby improving the search efficiency. At the same time, this algorithm improves the information pheromone update strategy, considering both the quality and length of the path, to obtain better solutions. Finally, this algorithm uses the triangle pruning method to smooth the planned path, improving the stability and safety of the robot's operation. Simulation and experimental results show that in the same map, the improved algorithm in this paper reduces the

收稿日期:2023-11-13

基金项目:国家自然科学基金项目(62003226)

作者简介:罗继曼(1966—),女,教授,主要从事机器人设计和工程机械等方面研究。

path length by 9.74% compared to the traditional algorithm. In terms of running time, it is shortened by 10.71% compared to the traditional algorithm. The conclusion shows that the proposed algorithm in this paper reduces the turning points in the overall path, shortens the walking path and time, improves the search efficiency, and is more in line with the actual operation and requirements of robots.

Key words: ant colony algorithm; path planning; artificial potential field; information pheromone update strategy; triangle pruning method

在机器人研究领域,路径规划是一个至关重要的问题。通常情况下,路径规划是指机器人在满足安全无碰撞的前提下,根据已知条件独立规划路径^[1-5]。常见的路径规划算法有遗传算法、A*算法、Dijkstra算法、人工势场算法、RRT算法等。相较于前述算法,蚁群算法具备良好的鲁棒性和路径规划效果,在复杂环境下,蚁群算法仍存在搜索时间过长、局部最优和路径不符合实际运行等问题,已成为学者们的研究热点^[6-14]。

M. Dorigo 等^[15]提出了精英蚂蚁算法,该算法在蚁群进行一次全局搜索后,提高了经过路径最短的蚂蚁所走过路径上的信息素浓度,以提高算法的收敛性,但可能导致算法陷入早熟,得到局部最优解,从而无法继续搜索全局最优解。F. Bullnheimer 等^[16]提出了一种“蚂蚁排序算法”的改进算法,在精英蚂蚁算法基础上进行,先根据蚂蚁的行驶路径长度对他们进行排序,可以选择从大到小或从小到大排序;再通过排序得到一个排名结果,并根据这个排名结果为蚂蚁设置信息素的挥发系数。李文振等^[17]提出了一种改进的蚁群算法,结果表明,该算法改进了搜索节点的规则,以降低无效解,并通过扩大搜索范围,可以更全面地探索搜索空间,增加解的多样性。潘玉恒等^[18]提出了一种基于动态扩展邻域蚁群算法,通过在动态扩展邻域方法、信息素计算方式、增量规则、自适应调整因子、迭代阈值和路径节点双优化策略等方面改进,解决了传统蚁群算法易陷入局部最优、路径转折点多和收敛速度慢的问题。

基于上述分析,笔者提出一种融合人工

势场的蚁群路径规划算法,解决传统蚁群算法全局搜索效率差、容易陷入局部最优和局部路径不合理等问题;通过引入人工势场目标方向因子和改进信息素更新策略,提高搜索效率和得到更加优秀的解。同时,通过三角修剪法对规划路径进行平滑处理,提高机器人运行的平稳性。研究表明,该算法在计算效率和搜索质量上都有所提高,为其他路径规划算法的改进提供参考和借鉴。

1 环境建模

在路径规划过程中,地图环境的建模是一个前置步骤。选择合适的环境建模方法可以有效地提高路径搜索算法的效率。目前,构建地图环境模型主要有可视图、栅格图和拓扑图^[18]。鉴于栅格图法具有简单、高效、准确和结构清晰的优点,笔者采用栅格图法进行地图环境构建。栅格法通过将实际环境空间进行栅格化和二值化编码处理,从而获得栅格环境模型。假设机器人在一个 30 × 30 的栅格环境中,如图 1 所示。栅格主要有两种类型:白色表示可通行,黑色表示不可通行。如果障碍物不足一个栅格大小,则将其视为一个黑色栅格进行处理。



图 1 30 × 30 栅格地图

Fig. 1 The grid map with size 30 × 30

2 传统蚁群算法

2.1 蚁群算法的基本原理

蚁群算法是一种启发式算法,基于模拟蚂蚁在寻找食物时的行为和交流方式。其基本原理是通过模拟蚂蚁在寻找食物时的行为,来寻找问题的最优解。

2.2 节点概率选择

在蚁群算法中,蚂蚁在选择下一个节点时,会依据路径上信息素的浓度来进行决策。信息素浓度较高的路径通常更受蚂蚁青睐,从而增加了被选中的可能性。节点选择的概率计算式^[19]:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{k \in allowed_k} \tau_{ik}^\alpha(t) \eta_{ik}^\beta(t)}, & j \in allowed_k; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (1)$$

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}. \quad (2)$$

P_{ij}^k 是关键参数之一,表示在 t 时刻蚂蚁 k 从节点 i 移动到节点 j 的概率。这一概率的计算受到多个因素的影响,其中包括信息素浓度 $\tau_{ij}^k(t)$,它反映了路径上信息素的积累情况。此外, α 作为信息素启发因子,用于调节信息素浓度在决策过程中的权重;而作为期望启发因子,则与启发函数 $\eta_{ij}^\beta(t)$ 共同影响着蚂蚁选择路径的期望。同时, $allowed_k$ 表示蚂蚁 k 在路径搜索过程中所有可达的下一节点集合。此外, d_{ij} 表示当前节点 i 与待选节点 j 之间的欧氏距离,这也是影响蚂蚁选择路径的一个重要因素。

2.3 信息素更新

在蚂蚁完成一轮搜索迭代之后,为了确保算法的持续有效性和收敛性,信息素必须得到更新。下一时刻,路径上的信息素浓度将依据更新公式进行调整^[19]:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t). \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t). \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & i, j \in L_k; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

式中: ρ 为信息素挥发因子,对信息素的衰减起到关键作用; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为所有蚂蚁在路径 ij 上的信息素增量总和,反映了该路径的受欢迎程度; m 为参与搜索的蚂蚁数量。 Q 为信息素强度,是控制信息素总量和影响力的关键因素; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为第 k 只蚂蚁在路径 ij 上的信息素增量,反映了该蚂蚁的搜索行为和路径选择; L_k 为第 k 只蚂蚁在本次搜索中的路径长度。

3 改进蚁群算法

3.1 引入人工势场算法

传统蚁群算法的启发函数仅考虑了两点之间的距离,会存在盲目搜索等行为,导致全局搜索的效率降低。笔者针对这种情况提出了一种改进的启发函数,即引入势场启发式函数。

人工势场算法的基本原理是模拟粒子在势场中的运动行为来寻找最佳路径。人工势场算法将问题空间抽象为一个二维或三维的势场,其中包含吸引势能和斥力势能。这种设置使得粒子受到吸引势的影响,朝着目标或目标区域移动。而斥力势通过斥力函数来表征,它在障碍物或不可行区域周围产生最大值,逐渐减小直到为零。

$$fa_{ij}(t) = \sigma d_{ij}. \quad (6)$$

$$ft_{ij}(t) = \gamma \left(\frac{1}{D_{ij} - R} \right). \quad (7)$$

式中: $fa_{ij}(t)$ 为每个点到目标点的吸引势; σ 为吸引力强度; d_{ij} 为当前节点 i 和待选节点 j 之间的欧氏距离; $ft_{ij}(t)$ 为障碍物对其产生的斥力势; γ 为排斥力的强度; D_{ij} 为距离障碍物的距离; R 为障碍物的影响范围。吸引势用于引导粒子朝着目标或目标区域移动,而斥

力势则用于避免粒子进入障碍物或不可行区域。

在人工势场算法中,粒子受到吸引势和斥力势的双重影响,在势场的力作用下,粒子会在问题空间中进行运动,直到达到目标或找到一条可行路径。

同时,综合考虑 $f_{ij}(t)$ 和 $fa_{ij}(t)$, 采用 $0.5^{fa_{ij}(t) + f_{ij}(t)}$ 调节吸引力和排斥力之间的平衡关系,当 $fa_{ij}(t) > f_{ij}(t)$ 时,吸引力的权重比排斥力更大,表示机器人或车辆更倾向于朝着目标点前进,并避开障碍物。反之,当 $f_{ij}(t) > fa_{ij}(t)$ 时,排斥力的权重比吸引力更大,表示机器人或车辆更倾向于避开障碍物。通过该公式使机器人能够在不与障碍物碰撞的前提下,尽可能地朝着目标点移动。将该公式应用在启发函数中,得到新的启发函数:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{0.5^{fa_{ij}(t) + f_{ij}(t)}}{d_{ij}}. \quad (8)$$

3.2 信息素更新策略的改进

蚁群算法的信息素更新策略是指在蚂蚁搜索过程中,蚂蚁根据搜索结果和经验信息来更新路径上的信息素浓度。蚂蚁在搜索时留下的信息素浓度越高,其他蚂蚁越可能选择该路径。这样经过多次迭代,信息素会在较优路径上累积,从而引导蚂蚁集体朝着全局最优解的方向进行搜索。

在信息素更新策略中,通常包含挥发与增强信息素两个步骤。

信息素的挥发:此过程旨在避免信息素在路径上的过度累积。每经过一次迭代,路径上的信息素浓度会经历一个递减的过程,以模拟自然界中信息素的自然挥发与蒸发。

信息素的增强:当蚂蚁在搜索过程中发现较优解时,会增强相应路径上的信息素浓度,从而吸引更多的蚂蚁选择这条路径。蚂蚁所释放的信息素浓度与其所找到的解的质量成正相关。即较优解对应的信息素增强量较大,而较差解则对应较小的增强量。

那么在信息素增强中,传统的信息素更

新策略只考虑了路径长度,而没有考虑路径的质量,路径的质量取决于拐点的多少,拐点越少,质量越高。为了更好地反映路径的质量,笔者引入了当前路径的质量及每次迭代中的最小和最大质量指标,将其作为信息素更新的权重。

定义路径的质量:

$$q_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^n z_i}. \quad (9)$$

式中: z_i 为该路径上的拐点。

基于路径定义,遍历迭代中的所有路径找到最高质量路径和最低质量路径和每一条路径的质量,并引入到信息更新策略中,得到新的信息素更新公式:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{bQ}{L_k} + \frac{mQ}{q_i} + \frac{mQ}{q_{\min}} - \frac{mQ}{q_{\max}}, & i, j \in L_k; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: q_{\min} 为所有路径中的最低质量; q_{\max} 为所有路径中的最高质量; b 和 m 分别为路径长度和质量的权重系数。基于此策略可以根据每次迭代中的质量差动态调整信息素的增强幅度使其避免陷入局部最优。

3.3 三角修剪法

为减少传统蚁群算法得到的路径冗余点,笔者提出一种三角修建法,该算法可以很好地缩短路径长度,并提高路径可靠性,具体实现方法的流程图如图2(a)所示。

首先从路径第一个点开始循环,在循环中,从最后一个点开始向前检测,找到与当前点连通的最远点。如果找到了连通点,则将该点作为新起点,继续循环。如果没有找到连通点,则继续向前检测下一个点并进行连接,直到所遍历的节点为终点,循环结束后,返回新路径。

该算法用是通过检测原始路径上的点之间是否连通,来优化路径。以图2(a)的路径规划为例,原路径为:A→B→C→D→E→F→

G, 由于 $A \rightarrow C$ 、 $D \rightarrow F$ 都两点连通, 则 $A \rightarrow B \rightarrow C$ 简化为 $A \rightarrow C$, 同理简化 $D \rightarrow F$, 最终优化

后路径为: $A \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow F \rightarrow G$ 。由图 2(b) 可知, 经过优化的路径长度更短、质量更高。

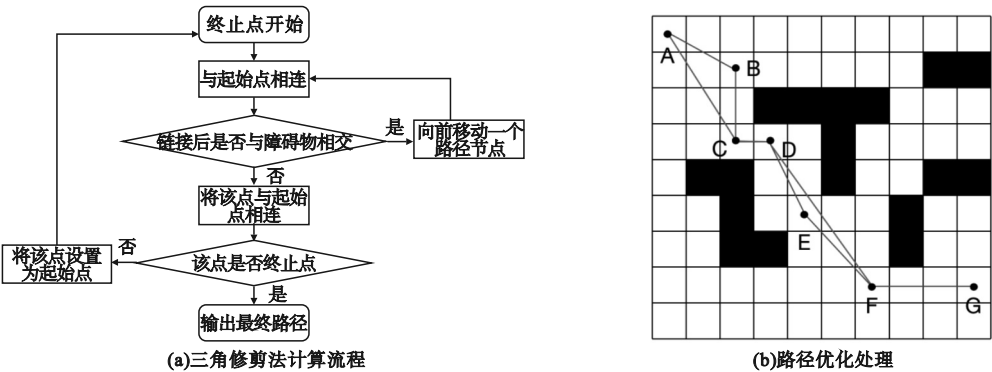


图 2 三角修剪法

Fig. 2 The triangular trimming method

3.4 算法步骤

改进蚁群算法的流程如图 3 所示。

(3) 利用改进后的启发函数计算并用轮盘赌来选择下一节点;

(4) 当蚂蚁抵达目标点, 则进入下一步, 否则回到上一步;

(5) 当蚂蚁达到 M 只, 则进入下一步, 否则回到第二步, 继续进行下一只蚂蚁的寻迹;

(6) 利用改进后的信息素更新公式更新新路径上的信息素;

(7) 当达到最大迭代次数时, 则进入下一步, 否则回到第二步;

(8) 利用拐点优化算法对规划出的初始路径进行平滑处理, 输出最终结果。

4 算法仿真及分析

为验证算法的优越性, 将通过梯度实验和对比实验进行验证, 并以路径长度、算法规划时间作为评价指标, 分别以 50% 的权重比例计算综合得分。根据文献[20]设置算法基本公共参数: 迭代次数 N 取 5; 蚂蚁数量 M 取 50; 信息素浓度函数加权常数 α 取 1; 启发函数加权常数 β 取 7; 信息素挥发系数 ρ 取 0.6; 信息素总量 Q 取 1。

4.1 梯度实验

本实验采用 20×20 的栅格地图为实验地图, 并逐步叠加改进方案以证实每项改进的正向性。

实验 1: 首先基于原始蚁群算法进行仿

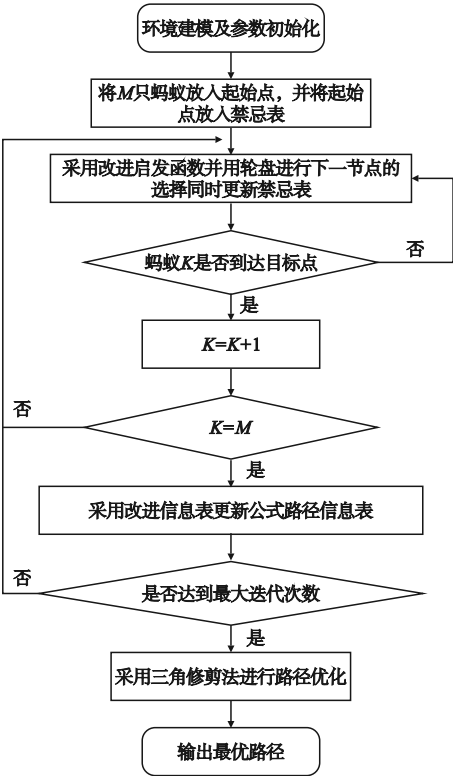


图 3 改进蚁群算法流程图

Fig. 3 The flowchart of improved ant colony optimization algorithm

(1) 首先进行栅格法建模及参数初始化设置;

(2) 将 M 只蚂蚁放在起始点, 并将起始点加入禁忌表;

真实验;

实验 2:基于实验 1 进行启发函数的改进实验;

实验 3:基于实验 2 进行信息素更新的改进实验;

实验 4:基于实验 3 进行路径优化的改

进实验。

本次实验以 $(0.5, 19.5)$ 为出发点, $(19.5, 0.5)$ 为终点,同时为保证实验的去随机性,每组实验运行 20 次,机器人运动轨迹的最终实验效果如图 4 所示,实验数据如表 1 所示。

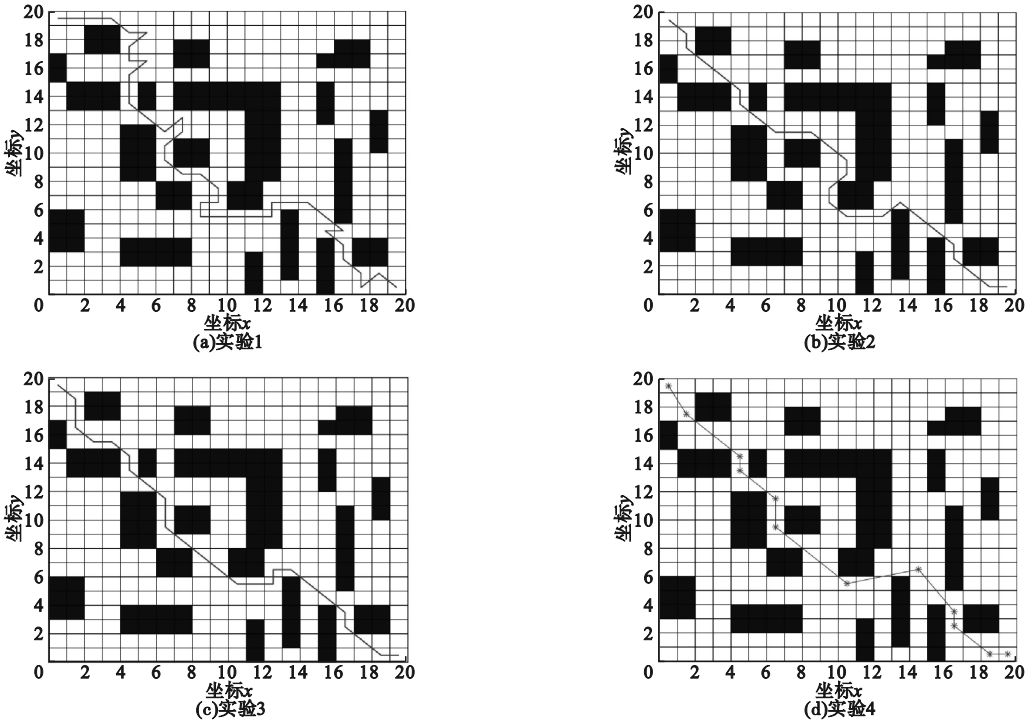


图 4 梯度实验对比

Fig. 4 The comparison results for gradient experiment

表 1 梯度实验结果

Table 1 The comparison results for gradient experiment

实验	路径长度		规划时间		综合得分	
	平均值/m	降低比例/%	平均值/s	降低比例/%	结果	降低比例/%
1	56.408	—	7.700	—	32.054	—
2	48.643	13.76	7.267	5.62	27.955	12.79
3	45.589	19.18	7.221	6.22	26.405	17.62
4	31.493	44.17	7.214	6.31	19.353	39.62

分析图 4 和表 1 可知:

(1)通过对比实验 1 和实验 2,可以观察到实验 2 中路径长度均值缩短 13.76%,规划时间均值缩短 5.62%,综合得分降低 12.79%;证明通过引入人工势场算法的启发函数,使路径规划更加高效,减少了路径的长度和搜索的时间。

(2)在实验 3 中,可以发现实验 3 的路

径长度较实验 1 缩短 19.18%,规划时间较实验 1 缩短 6.22%,综合得分降低 17.62%,证明改进后的信息素更新策略在路径规划的性能方面也具备正向性。

(3)在实验 4 中,路径长度较实验 1 缩短 44.17%,规划时间缩短 6.31%,综合得分降低 39.62%,证明路径优化策略在前两种改进策略的基础上仍具备正向性。

综上所述,笔者所提算法各项改进点在路径规划方案都具有正向作用。

4.2 对比实验

该实验将文献[20]中的蚁群算法作为对比算法,并通过分别对比该算法和笔者改

进算法相较于原始蚁群算法在 20 × 20、栅格地图中的数据表现,进一步证明笔者所提算法的优越性。在 20 × 20 环境下的对比实验结果如图 5 及表 2 所示。

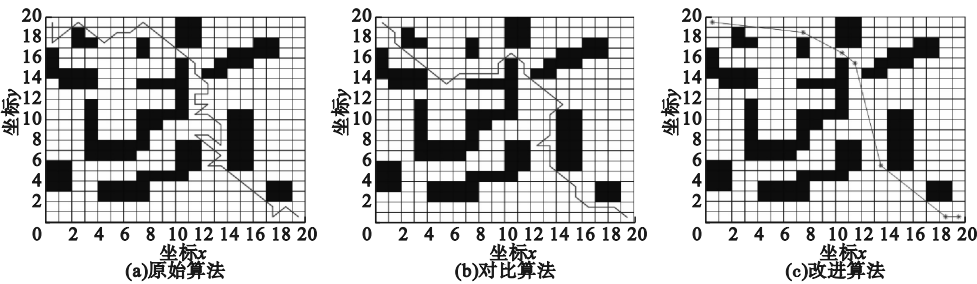


图 5 20 × 20 环境下对比实验

Fig. 5 The comparison results in 20 × 20 grid map

表 2 20 × 20 环境对比实验数据

Table 2 The comparison results in 20 × 20 grid map

算法	路径长度		规划时间		综合得分	
	平均值/m	降低比例/%	平均值/s	降低比例/%	结果	降低比例/%
原始算法	85.633	—	10.519	—	48.076	—
对比算法	56.010	34.59	10.178	3.24	33.094	31.16
改进算法	40.042	46.23	9.818	6.66	24.930	48.14

分析图 5 和表 2 可知:

(1)在路径长度方面,对比算法相较于原始算法,平均缩短了 34.59% 的距离,而本文改进算法相较于原始算法,平均缩短了 46.23% 的距离。此外,笔者改进算法在整体路径上呈现出较少的拐点,更符合机器人实际运行的需求。原因在于对比算法虽优先采用 A* 算法进行启发性引导并通过遍历所有路径平均值的方式针对小于平均值的路径增强信息素,反之则降低,但未对整体路径进行优化,导致仍存在较多不必要的转折点,并且由于仅针对每一轮迭代中小于平均值的路径增强信息素浓度,导致出现局部最优的现象。而改进算法不仅采用人工势场的思想进行启发性引导,同时针对每一条路径综合考虑其整体长度和拐点数量,使其规划出的路径能更符合全局最优。最后,为进一步优化了整体路径,采用三角修建法对整体路径进行优化。因此笔者所提算法所规划的路径长

度更短,质量更优。

(2)在规划时间方面,对比算法相较于原始算法,减少了 3.24% 的规划时间,而本文改进算法较原始算法缩短了 6.66% 的规划时间。原因在于原始算法在规划前期优先采用了 A* 算法进行了路径优化,随后在此基础上又采用了蚁群算法进行第二轮的路径优化,因此导致整体规划时间较长。而笔者改进算法仅采用改进后蚁群算法进行路径优化,使其在规划时间上更短。

(3)在综合得分方面,对比算法较原始算法降低了 31.16%,而改进算法较原始算法降低了 48.14%,这一综合结果进一步证明了笔者所提算法具备一定的优越性。

为验证笔者所提算法的改进策略具备一定的普适性,针对 30 × 30 的环境再次进行对比实验。实验结果如图 6 及表 3 所示。

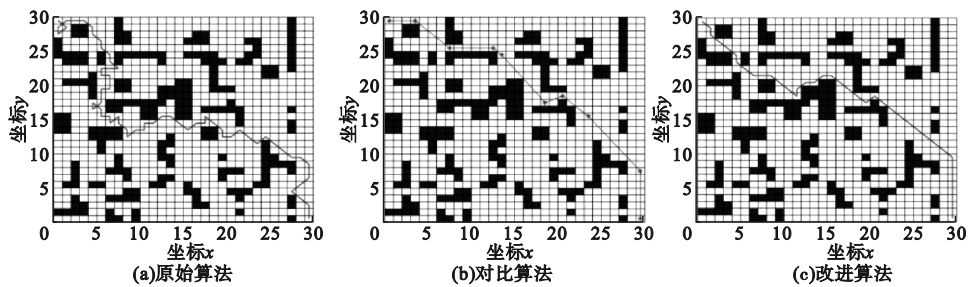


图 6 30×30 环境下对比实验

Fig. 6 The comparison results in 30×30 grid map

表 3 30×30 环境下对比实验数据

Table 3 The comparison results in 30×30 grid map

算法	路径长度		规划时间		综合得分	
	平均值/m	降低比例/%	平均值/s	降低比例/%	结果	降低比例/%
原始算法	112.254	—	37.623	—	74.938	—
对比算法	71.353	36.43	35.165	6.53	53.259	28.92
改进算法	60.152	46.41	34.376	8.63	47.264	36.92

分析图 6 和表 3 可知:

(1)在路径长度方面,对比算法相对于原始算法的路径长度缩短了 36.43%,而改进算法较原始算法的路径长度缩短了 46.41%;在复杂环境下,笔者所提算法在路径长度方面的策略优势仍具备有效性。

(2)在规划时间方面,对比算法相对于原始算法缩短了 6.53%,而改进算法较原始算法的规划时间缩短了 8.63%;在复杂环境下,笔者所得算法在规划时间方面的策略优势也具备有效性。

(3)在综合得分方面,改进算法和对比

算法较原始算法分别降低了 28.92%、36.92%;在复杂环境下,笔者所提算法仍具备一定的优越性和普适性。

4.3 落地实验

本次实验采用自研移动机器人进行实验。硬件搭建框架如图 7 所示。整体移动机器人硬件平台决策层将由树莓派 4B 作为上位机控制器,并通过 USB 接口连接激光雷达,同时通过串口通信的方式与底层驱动层进行连接。其中底层驱动层将基于 STM32F103RCT6 的集成底层控制器作为下位机控制器。电机作为运动控制的执行单

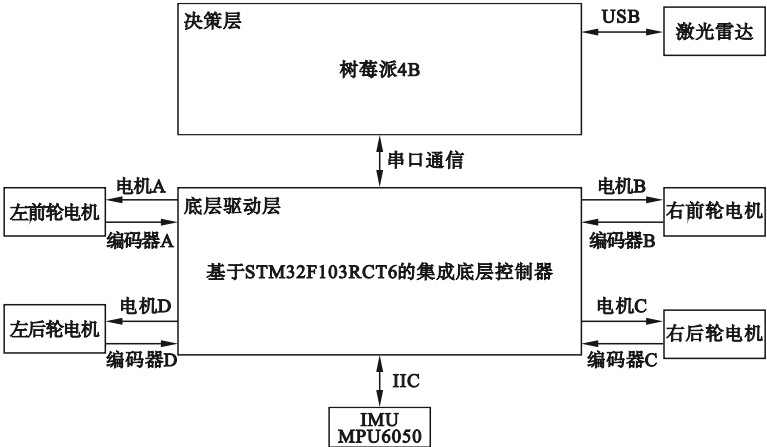


图 7 移动机器人搭建框架图

Fig. 7 The framework diagram of mobile robot

位,编码器以及IMU传感器分别作为反馈转速数据及姿态数据的感知单位。

组装后机器人如图8所示。为了评估和验证算法的性能,笔者使用两种不同场景的地图进行路径规划实验,并以路径长度、

机器人运行时间作为评价指标,并分别以50%的权重比例计算综合得分。路径规划实验依赖于建图算法构建的地图,图9展示了走廊场景的路径规划实验,其实验结果如表4所示。

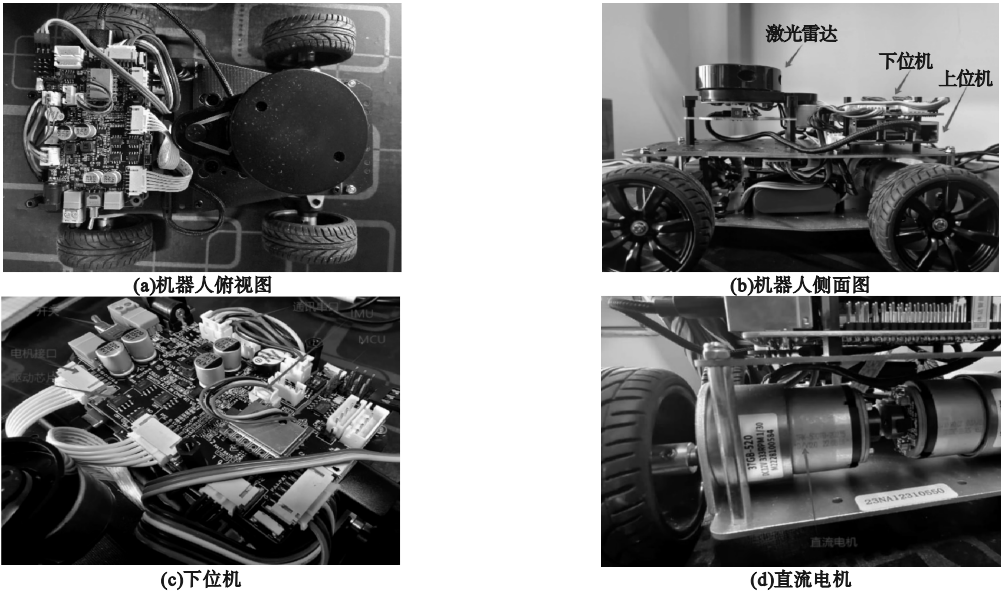


图8 移动机器人实验平台

Fig. 8 The experimental platform for mobile robots

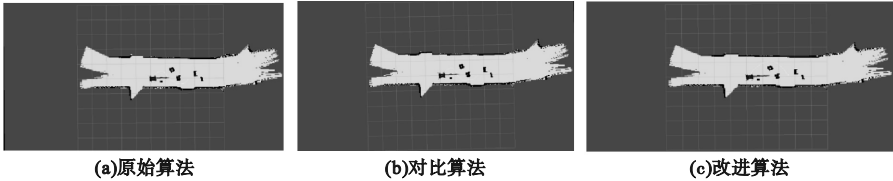


图9 走廊场景路径规划效果图

Fig. 9 The path planning results in corridor scene

表4 走廊场景路径规划实验结果

Table 4 The experimental results of path planning in corridor scene

算法	路径长度		规划时间		综合得分	
	平均值/m	降低比例/%	平均值/s	降低比例/%	结果	降低比例/%
原始算法	5.83	—	6.58	—	6.205	—
对比算法	5.45	6.51	6.12	6.99	5.785	6.76
改进算法	4.83	17.15	5.48	16.71	5.155	16.92

分析图9和表4可知:

(1)在路径长度方面,可以观察到对比算法相较于原始算法实现了6.51%的缩短,改进算法相较于原始算法实现了17.15%的缩短;在路径长度方面可以证明笔者所提改进算法在实际环境中具备有效性。

(2)在运行时间方面,对比算法与原始

算法相比,其运行时间降低了6.99%,而改进算法相较于原始算法实现了16.71%的降低;从机器人运行时间的角度可以进一步证明笔者改进算法在实际环境下的有效性。

(3)在综合得分方面,对比算法与原始算法降低了6.76%,改进算法相较于原始算法降低了16.92%。从综合得分的角度充分

证明改进算法在长廊环境下的有效性。

为进一步验证所提算法在实际环境下的有效性和普适性,针对实验室环境进行实际环境实验,实验室场景路径规划效果如图 10 所示,实验结果如表 5 所示。

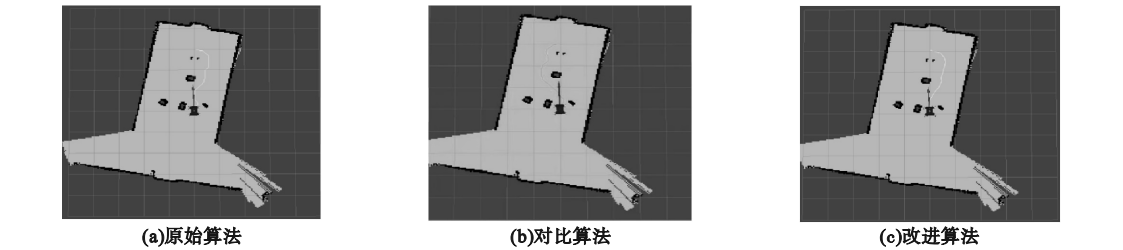


图 10 实验室场景路径规划效果图

Fig. 10 The path planning results in laboratory scene

表 5 实验室场景路径规划实验结果

算法	路径长度		规划时间		综合得分	
	平均值/m	降低比例/%	平均值/s	降低比例/%	结果	降低比例/%
原始算法	7.59	—	8.12	—	7.855	—
对比算法	7.13	6.06	7.56	6.89	7.345	6.49
改进算法	6.85	9.74	7.25	10.71	7.050	10.24

分析图 10 和表 5 可知:

(1)在路径长度方面,对比算法相较于原始算法,路径长度缩短了 6.06%,而改进算法相较于原始算法缩短了 9.74%,改进算法所规划出的路径拐点数量也有所降低,路径质量也更为优秀。

(2)在运行时间方面,对比算法相较于原始算法,运行时间缩短了 6.89%,而改进算法相较于原始算法缩短了 10.71%,效率有所提高。

(3)在综合得分方面,对比算法相较于原始算法降低了 6.49%,改进算法相较于原始算法缩短了 10.24%,证明笔者所提算法的改进策略在实验室环境下仍具备有效性和普适性。

从定性角度分析,由图 9 和图 10 可以清晰地观察到原始算法生成的路径存在许多微小的转折点,导致在机器人实际运行过程中出现抖动的情况,同时对对比算法所生成的路径又较为偏远。而改进算法所生成的路径既没有许多微小的转折点,且路径长度更短。

从定性的角度可以证明笔者所提算法具备更优秀的实用性,在解决路径抖动和路径选择问题方面更具有优势。相较于原始算法和对比算法,改进算法能够生成更优的路径规划结果,既减少了路径的抖动,又避免了选择过于偏离的路线。改进算法在路径规划中能够更好地平衡路径的平滑性和运动规律,提供更优质的路径规划解决方案。

5 结 论

(1)提出了一种融合人工势场的蚁群路径规划算法,解决了传统蚁群算法在全局搜索效率低、易陷入局部最优和局部路径不合理等方面存在的问题。

(2)所提改进算法通过引入人工势场目标方向因子,增强了目标方向的引导作用,从而提高了搜索效率;该算法考虑路径质量和路径长度,改进了信息素更新策略,从而得到更优秀的解;该算法利用三角修剪法对规划路径进行平滑处理,提高了机器人的运行平稳性和运行效率。

(3)经仿真实验验证,该算法具有更好的搜索能力和收敛性,更符合机器人运动的实际要求;与传统蚁群算法相比,该算法不仅能够在更短的时间内找到更优秀的路径,还能够避免陷入局部最优解。

参考文献

- [1] 林韩熙,向丹,欧阳剑,等. 移动机器人路径规划算法的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021,57(18):38-48.
(LIN Hanxi, XIANG Dan, OUYANG Jian, et al. Review of path planning algorithms for mobile robots[J]. Computer engineering and applications, 2021,57(18):38-48.)
- [2] 毛新军. 自主机器人软件工程的研究综述[J]. 计算机学报, 2021,44(8):1661-1678.
(MAO Xinjun. A systematic review on software engineering for autonomous robot[J]. Chinese journal of computers, 2021,44(8):1661-1678.)
- [3] 姜辰凯,李智,盘书宝,等. 基于改进 Dijkstra 算法的 AGVs 无碰撞路径规划[J]. 计算机科学, 2020,47(08):272-277.
(JIANG Chenkai, LI Zhi, PAN Shubao, et al. Collision-free path planning of AGVs based on improved Dijkstra algorithm[J]. Computer science, 2020,47(8):272-277.)
- [4] GUO B, KUANG Z, GUAN J H, et al. An improved a-star algorithm for complete coverage path planning of unmanned ships[J]. International journal of pattern recognition and artificial intelligence, 2022,36(3):2259009.
- [5] ZHAI L Z, FENG S H. A novel evacuation path planning method based on improved genetic algorithm[J]. Journal of intelligent & fuzzy systems, 2022,42(3):1-11.
- [6] XU T Y, ZHOU H B, TAN S X, et al. Mechanical arm obstacle avoidance path planning based on improved artificial potential field method[J]. Industrial robot: the international journal of robotics research and application, 2021,49(2):271-279.
- [7] KANG J G, LIM D W, CHOI Y S, et al. Improved RRT-connect algorithm based on triangular inequality for robot path planning[J]. Sensors, 2021,21(2):333.
- [8] ZHANG S C, PU J X, SI Y N, et al. Path planning for mobile robot using an enhanced ant colony optimization and path geometric optimization[J]. International journal of advanced robotic systems, 2021, 18(3):172988142110192.
- [9] ZHOU Y Y, WANG D S. Path planning of mobile robot based on improved ant colony optimization[J]. Journal of the institution of engineers(India): series B, 2022,103(6):2073-2083.
- [10] CUI Y N, REN J, ZHANG Y. Path planning algorithm for unmanned surface vehicle based on optimized ant colony algorithm[J]. IEEE transactions on electrical and electronic engineering, 2022,17(7):1027-1037.
- [11] XUE T, LI L, SHUANG L, et al. Path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm for logistics[J]. Mathematical biosciences and engineering: MBE, 2021, 18(4):3034-3045.
- [12] 许凯波,鲁海燕,黄洋,等. 基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法[J]. 电子学报, 2019,47(10):2166-2176.
(XU Kaibo, LU Haiyan, HUANG Yang, et al. Robot path planning method based on double-layer ant colony algorithm and dynamic environment[J]. Acta electronica sinica, 2019,47(10):2166-2176.)
- [13] 徐菱,付文浩,江文辉,等. 基于 16 方向 24 邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021,36(5):1137-1146.
(XU Ling, FU Wenhao, JIANG Wenhui, et al. Path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm in 16 directions and 24 neighborhoods[J]. Control and decision, 2021,36(5):1137-1146.)
- [14] 乔佳,史艳霞,王浩陈. 基于改进蚁群算法的森林火灾救援机器人三维路径规划[J]. 消防科学与技术, 2023,42(07):989-994.
(QIAO Jia, SHI Yanxia, WANG Haochen. Three-dimensional path planning for forest fire rescue robots based on improved ant colony optimization algorithm[J]. Fire science and technology, 2023,42(7):989-994)
- [15] DORIGO M, MANIEZZO V. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. Systems, man, and cybernetics, part b: IEEE transactions on cybernetics, 1996, 26(1):29-41.
- [16] DAHAN F, HINDI K E, GHONEIM A, et al. An enhanced ant colony optimization based algorithm to solve QOS-aware web service composition[J]. IEEE access, 2021(99):34098-34111.
- [17] 李文振,李富康,蔡宗琰,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(4):49-52.
(LI Wenzhen, LI Fukang, CAI Zongyan, et al. Mobile robot path planning using an improved ant colony algorithm[J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2021(4):49-52.)
- [18] 潘玉恒,奥日格拉,鲁维佳,等. 基于动态扩展邻域蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2024,55(2):423-432.
(PAN Yuheng, Aorigela, LU Weijia, et al. Path planning of mobile robots based on dynamic extended neighbour hoods ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural machinery, 2024,55(2):423-432.)
- [19] 齐博文. 室内玻璃场景中移动机器人 SLAM 与避障技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2021.
(QI Bowen. Research on slam and obstacle avoidance technology for mobile robots in indoor glass environments [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.)
- [20] 李根,李航,张帅阳,等. 基于蚁群算法的最优路径规划及参数研究[J]. 中国科技论文, 2018,13(16):1909-1914.
(LI Gen, LI Hang, ZHANG Shuaiyang, et al. Optimal path planning and parameter study based on ant colony algorithm[J]. China sciencepaper, 2018,13(16):1909-1914.)
(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)