

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2109071

一种面向室内 AGV 路径规划的改进蚁群算法*

肖金壮,余雪乐,周 刚,孙可可,周 振
(河北大学电子信息工程学院 保定 071000)

摘要:针对传统蚁群算法在大规模和复杂环境中,全局搜索效率差,收敛速度慢,路径转弯次数过多且不够平滑等问题,本文提出一种改进蚁群算法。该方法通过动态更新不同等级蚂蚁路径上的信息素,加快算法的收敛速度;通过引入距离函数和方向函数作为启发因子,改善路径搜索质量;采用一种改进自适应伪随机转移策略,减小陷入局部最优解的概率;在最优路径的基础上引入三次均匀 B 样条曲线进行优化,提高路径的平滑性。通过在 2 种不同规模环境下的路径规划实验表明,本文算法相比传统算法在分别减少 55.6% 和 59.4% 转弯次数的基础上,提升 87.5% 和 100% 的收敛速度,验证了本文算法的优越性。最后,以 QBot2e 为平台,将本算法应用到室内自动导引车 (AGV) 路径规划中,进一步验证了算法的实用性。

关键词: 路径规划; 蚁群算法; AGV; B 样条平滑

中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

An improved ant colony algorithm for indoor AGV path planning

Xiao Jinzhuang, Yu Xuele, Zhou Gang, Sun Keke, Zhou Zhen

(College of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding 071000, China)

Abstract: The traditional ant colony algorithm in large-scale and complex environment has problems of slow global search convergence, too many turns in the path and not smooth enough. To address these issues, an improved ant colony algorithm is proposed in this article. This method speeds up the convergence of the algorithm by dynamically updating the pheromones on different levels of ant paths. By introducing the distance function and the direction function as heuristic factors, the quality of path search is improved. An improved adaptive pseudo-random transition strategy is utilized to avoid the probability of falling into the local optimal solution. Based on the optimal path, the cubic uniform B-spline curve is introduced to improve the smoothness of the path. Compared with the traditional algorithm, the path planning experiments in two different scale environments show that the proposed algorithm reduces the number of turns by 55.6% and 87.5%, respectively. The convergence speed is improved by 87.5% and 100%, which verifies the superiority of the proposed algorithm. Finally, taking QBot2e as the platform, the algorithm is applied to indoor automated guided vehicle (AGV) path planning to further evaluate the practicability of the algorithm.

Keywords: path planning; ant colony optimization algorithm; AGV; B-spline smoothing

0 引 言

路径规划是实现移动机器人导航的关键技术之一,被应用于很多重要领域,如自动驾驶、物流仓储、自动导引车 (automated guided vehicle, AGV) 导航等。其中,AGV 的路径规划技术实际上是指基于某个或者多个参数指标,在 AGV 自由移动空间内找到一条从起点到目标

地点的安全路径^[1]。

随着人工智能算法的发展,相比传统路径规划算法^[2-3],智能仿生算法的优越性得以体现,比如蚁群算法^[4]、粒子群算法^[5]和麻雀算法^[6]等。其中,蚁群算法已被认为是一种高效且稳定的集群算法,具有分布式计算、易与其他算法结合、正反馈机制等特点。蚁群算法被证明可以求解最优路径问题,但是也表现出明显的缺点,比如:收敛速度慢、路径质量差、在大规模地图中搜索效率

收稿日期:2021-12-22 Received Date: 2021-12-22

* 基金项目:国家自然科学基金(62103127)、河北省自然科学基金(F2020201048)、中央地方引导科技发展专项(19941822G)项目资助

低等问题^[7],吸引了大量学者进行改进。其中, Bullnheimer等^[8]提出精英蚂蚁的概念,在信息素更新的过程中另外考虑了最优路径的信息素增量。文献[9]通过对蚁群算法的参数进行分析,总结出不同参数之间的联系,通过最优的参数配置得到一条最优路径。文献[10]针对蚁群算法前期盲目搜索而导致算法效率低下的问题,利用A星算法生成初始信息素分布,提高算法的整体优化能力。文献[11]引入回溯策略,减少了“死亡蚂蚁”的个数,提高算法的求解效率。文献[12]提出一种基于跳点搜索算法的改进蚁群算法,舍去路径中冗余节点,将算法应用到基于ROS的移动机器人中,验证算法在实际应用的可行性。江明等^[13]对改进蚁群算法得到的路径进行二次路径规划,优化路径并降低移动机器人能耗的损失。虽然各种蚁群优化算法已经被用于解决路径规划问题,但是针对不同规模的地图环境中,路径质量仍然有很大的改进空间。

本文针对传统蚁群算法在大规模地图中全局搜索效率低,收敛速度慢、规划的路径转弯过多等问题,提出一种面向室内AGV路径规划的改进蚁群算法,通过设计新的启发函数,减少拐角次数;采用一种新的自适应状态转移策略,避免陷入局部最优解;提出一种差异化-动态分级信息素更新规则,加快求解的收敛速度,在得到最优路径的基础上采用B样条对路径转角进行平滑,通过MATLAB进行仿真实验,验证了本文算法的可行性和有效性。然后在QBot2e实验平台验证算法在实际应用中的实用性。

1 蚁群算法原理

蚁群算法源于自然界蚂蚁觅食的场景。在传统蚁群算法数学模型中,状态转移概率和信息素更新方式对算法的求解质量起着关键作用^[14]。

1.1 状态转移概率

在 t 时刻蚂蚁 k 从节点 i 移动到节点 j 通过计算状态转移概率 $P_{ij}^k(t)$,然后按照轮盘赌的方式选择下一节点,公式为:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in \text{allowed}_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$, $d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$, $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数,表示当前节点到待选节点的欧拉距离, $\tau_{ij}(t)$ 为节点 (i, j) 间的信息素浓度, allowed_k 为蚂蚁下一待选移动节点的集合; α 和 β 分别为信息素重要程度影响因子和启发函数重要程度影响因子。

1.2 信息素更新

信息素更新策略是蚁群算法不断实现正反馈的一个过程,蚁群正是通过这种方式来引导后代的蚂蚁不断收敛得到一条最优的路径。当代所有蚂蚁都到达目标后,每只蚂蚁将根据式(3)~(5)更新信息素浓度。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } (i, j) \\ 0, & \text{未经过} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\tau_{ij}(t+1)$ 表示更新后的信息量, $\rho \in (0, 1)$ 为信息素挥发系数, $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示所有蚂蚁的信息素增量和, $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁的在路径 (i, j) 上的信息素增量, Q 表示信息素强度, L_k 为第 k 只蚂蚁在一次迭代后的路径总长。

2 改进蚁群算法

2.1 改进启发函数

传统的蚁群算法仅仅将当前节点到待选节点的倒数作为唯一启发因子,而相邻位置节点之间的差异很小,目标节点的启发性信息很弱。尤其在栅格较多的大规模环境地图中,传统启发函数的引导作用很差,这也是导致蚂蚁寻找的路径质量差的主要原因之一。

启发函数的作用在于引导蚂蚁找到高质量的移动节点。过于复杂的启发函数会增大算法的计算量,从而影响算法的效率。目前大多研究者采取当前节点到目标点的距离倒数作为启发函数。因此本文在此基础上设计新的距离启发因子,以增加其相邻节点之间的启发性。同时,考虑到减少路径产生尖锐拐角和转弯的次数。本文以AGV当前节点的上一节点 f 与当前节点 i 的直线和当前节点 i 与下一待选节点 j 的直线组成的夹角 ψ 作为方向启发因子。方向启发因子示意图如图1所示。

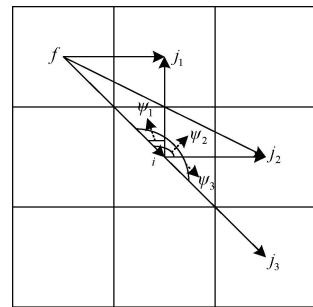


图1 方向因子示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the directional factor

方向因子函数为:

$$C_{ij} = \begin{cases} \frac{360^\circ}{\psi}, & \psi \neq 180^\circ \\ 0.1, & \psi = 180^\circ \end{cases} \quad (5)$$

当 ψ 角较大时,夹角的值较小,即方向因子的值较小,拐角较小,因此,该节点被选择的概率更高。当 ψ 为 180° 时,3个节点为直线,即下一节点与当前节点没有拐角,此时方向因子的值极小,蚂蚁更趋向于选择这个节点。

为了平衡不同规模地图中距离和方向的启发作用,分别对距离启发因子和方向启发因子施加不同的权重系数以调整其的影响程度。所述改进启发函数为:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{a \times d_{je} + b \times C_{ij}} \quad (6)$$

式中: $d_{je} = \sqrt[3]{(x_e - x_j)^2 + (y_e - y_j)^2}$, a, b 分别是用于调整距离和方向影响程度的权重系数, $a + b = 1$,为可调参数, C_{ij} 为方向因子函数, d_{je} 为距离因子函数,表示待选节点到目标节点的距离。

2.2 改进状态转移概率

传统蚁群算法采用轮盘赌的方式选择蚂蚁的下一移动节点,本文采用改进的伪随机状态转移概率策略选择蚂蚁移动的下一位置节点,改进的状态概率转移规则公式为:

$$J = \begin{cases} \operatorname{argmax}\{\tau_{ij}(t)^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta\}, & q < q_0 \\ P_{ij}^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:当 $q < q_0$ 时,状态转移概率 J 为启发函数和信息素浓度乘积的最大值,否则为传统的轮盘赌随机选择模式。

文献[15]通过控制变量法得到最佳参数的配置。可以发现 α 和 β 对算法的效率至关重要。在传统蚁群优化算法的路径探索过程中,信息素浓度会不断增加。后代蚂蚁会集中精力探索信息素浓度高的路径。在这种情况下,随着迭代次数的增加,算法很容易陷入局部最优解。本文采用一种改进自适应贪婪策略参数调整方法[16]。随着迭代次数的增加,浓度信息素和启发式信息的相对重要性的不断调整。参数由式(8)将在每次迭代的过程中以非线性的形式被加速,从而保证蚁群在搜索路径的过程中被充分挖掘,增加算法的全局探索能力,同时也保证了算法不易陷入局部最优解。

$$\begin{cases} \beta = \beta_{\max} - (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \times \left(\frac{N}{NC}\right) \\ \alpha = \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \times \left(\frac{N}{NC}\right) \end{cases} \quad (8)$$

式中:启发信息影响因子最大值和最小值为 $\beta_{\max}, \beta_{\min}$,信息素影响因子的最大值和最小值为 $\alpha_{\max}, \alpha_{\min}$, NC 表示最大迭代次数, N 表示当前迭代次数。

文献[17]对传统蚁群算法的参数进行研究发现, q_0 是影响算法求解结果的主要影响因素。因此本文采取自适应状态转移参数 q_0 调整确定性和随机选择下一移动节点的比例,公式如下:

$$q_0 = \frac{NC}{N + NC} \times e^{(q_0 - 1)} \quad (9)$$

式中: q_0 为自适应状态转移参数,在算法前期,由于 q_0 的值较大,蚂蚁趋向于选择启发函数和信息素浓度乘积的最大值的路径节点作为下一移动节点,这是一种确定性的选择模式,有利于加快算法的收敛速度。相反的,随着迭代次数的增加, q_0 不断减小,路径选择更加趋向于传统的轮盘赌随机选择模式,增加了蚂蚁选择不同路径的可能性,从而提升算法的全局搜索能力。

2.3 改进信息素更新方式

在传统蚁群算法中,每次迭代后,每只蚂蚁会根据其路径长度进行信息素更新,当路径长度相差较小时,信息素的差异变得非常小,后代蚂蚁难以搜索到新的较优解,影响算法优化的性能。为了加快收敛速度的同时提高解的质量,本文提出一种动态分级-差异化信息素更新策略。该方法主要分为2个方面:动态分级策略[18]和自适应差异化信息素更新策略。

1) 动态分级策略

在生物种群中,有严格的等级制度,高等级的个体具有更高的优先级,能引导低级的个体,本文根据式(10)~(11)计算每只蚂蚁的适应度对蚂蚁进行动态分级,3种等级蚂蚁并行完成搜索,寻找最优解。

$$fit_i = \frac{L_b}{L_k} \quad (10)$$

$$Rank = \begin{cases} \text{一级蚁}, & fit = 1 \\ \text{二级蚁}, & R < fit < 1 \\ \text{三级蚁}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: L_b 为当代最优路径长度, L_k 为当代第 k 只蚂蚁路径长度, fit 为每只蚂蚁的适应度, $R \in (0, 1)$ 是一级蚁和二级蚁的阈值。

2) 自适应差异化信息素更新

根据每次迭代过程中不同蚂蚁搜索得到的路径长度的差异性,调整其不同路径上的信息素增量。更新规则如式(12)~(14)所示。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q \times fit_i}{L_b} + \frac{Q \times fit_i}{L_a} - \frac{Q \times fit_i}{L_w}, & \text{一级蚁} \\ \frac{2 \times Q \times fit_i}{L_k} - \frac{Q \times fit_i}{L_w}, & \text{二级蚁} \end{cases} \quad (14)$$

式中: L_b 为本次迭代的最优路径长度, L_w 为最差路径长度, L_a 为每只蚂蚁的路径长度的均值。

此外,为了进一步加快收敛速度,使得信息素对后代蚂蚁的选择更具方向性,借鉴狼群算法中“弱肉强食”的思想,对每次迭代过程中的最优路径进行鼓励,增加其路径上的信息素量;相反的,对最差路径进行惩罚,减少其路径上的信息素量。则最终得到的全局信息素更新规则为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij} + \Delta\tau'_{ij} - \Delta\tau''_{ij} \quad (15)$$

$$\Delta\tau'_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{L_b}, & (i,j) \in L_b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$\Delta\tau''_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{L_w}, & (i,j) \in L_w \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

通过式(15)对不同等级蚂蚁路径上的信息素进行动态更新,充分利用蚁群在迭代过程中的差异化路径信息,增加蚁群中较优蚂蚁对后代蚂蚁的引导作用,降低了较差蚂蚁对路径搜索的干扰。

2.4 三次均匀 B 样条平滑策略

文献[19]在得到最优路径后,采用 Bezier 曲线进行平滑处理,B 样条曲线表达式简单且保持了 Bezier 曲线的所有的优点,可以说 B 样条是 Bezier 曲线的改进版本。 n 次均匀 B 样条曲线的数学表达式为:

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i F_{i,n}(t), t \in [0,1] \quad (18)$$

式中: P_i 为给定 $n+1$ 控制点 p_i 的坐标,这些控制点用于定义样条曲线的走向、界限范围, $F_{i,n}$ 为 n 次 B 样条基函数。表达式为:

$$F_{i,n}(t) = \frac{1}{n!} \sum_{j=0}^{n-i} (-1)^j C_{n+1}^j (t+n-i-j)^n \quad (19)$$

因此,本文利用三次均匀 B 样条对最优路径进行平滑处理,减少因转弯的不连续性造成对车身硬件的磨损,满足 AGV 的运动学约束的同时,进一步缩短路径长度。

3 算法步骤

综上,本文改进蚁群算法具体步骤如下:

1):利用栅格法进行地图建模,为 AGV 设定起点和终点,算法参数初始化;

2):将所有蚂蚁放在起始节点上,添加起始节点到禁忌表;

3):利用式(6)计算启发函数,并按式(7)计算自适应伪随机概率,选择下一节点,更新禁忌表;

4):若蚂蚁抵达终点,继续下一步骤,否则跳转到步

骤 3);

5):蚂蚁个数+1,若达到最大蚂蚁数则转到下一步骤,否则转到步骤 2);

6):利用式(15)进行信息素更新;

7):迭代次数+1,若算法达到最大迭代次数则转到下一步骤,否则转到步骤 2);

8):对最优路径进行三次均匀 B 样条平滑处理,输出处理后的路径,算法结束。

4 仿真与实验验证

为验证本文算法的有效性和优越性,使用 MATLAB 2019a 软件进行仿真,实验运行环境:操作系统 Windows10(64 位),处理器 Inter(R)Core(TM)i7-7500U,CPU 1.80 GHz,内存 12 GB。

本文从如下几个方面进行实验验证:1)首先在 20×20 规模的栅格地图中采取梯度对比实验,验证本改进算法每一步改进的有效性。梯度对比实验具体过程:在传统蚁群算法基础上依次添加本文算法的改进方案,以此来验证每一步改进方案的有效性。实验 1:在传统蚁群算法的基础上添加本文改进的自适应伪状态转移概率;实验 2:在实验 1 的基础上添加本文的改进启发函数;实验 3:在实验 2 的基础上,添加本文提出的动态分级-差异化信息素更新策略。最后在实验 3 的基础上利用三次均匀 B 样条进行平滑得到本文改进算法。2)在不同规模的栅格地图中,通过本文算法与传统蚁群算法、文献[20]算法(使用文献参数)进行实验对比分析,验证改进算法的优点。3)最后,利用 QBot2e 移动机器人作为测试对象,验证本文算法在实际环境中的有效性。

4.1 20×20 仿真环境

传统蚁群算法仿真实验参数为: m 为 50, NC 为 100, α 为 3, β 为 7, ρ 为 0.3, Q 为 1。本文改进蚁群算法仿真实验参数设置如下: m 为 50, NC 为 100, β 和 α 根据文献[15]通过控制变量法得到最佳参数范围, β_{\max} 和 β_{\min} 的值分别为 8.5、2.5, α_{\max} 和 α_{\min} 分别为 1.5、0.5, ρ 为 0.1, Q 为 1, $q_0 \in (0,1)$, 开始时 q_0 较大,因此选取 q_0 为 0.9, a 和 b 分别为距离和方向因子权重,由于蚂蚁寻路中优先考虑最短距离,因此根据多次实验综合得到 a 和 b 的值分别为 0.75、0.25, a 和 b 可根据实际情况调整,综合文献[18]实验结果,考虑到本文地图环境较为复杂,为了更快得到路径的较优解, R 为 0.95。为了避免实验的偶然性,每次实验执行 20 次,以绘制算法性能对比表进行综合评价。

梯度实验最优路径如图 2 所示,本文算法最优路径如图 3 所示,3 种算法最优路径如图 4 所示,算法收敛对比如图 5 所示,梯度实验结果对比如表 1 所示。

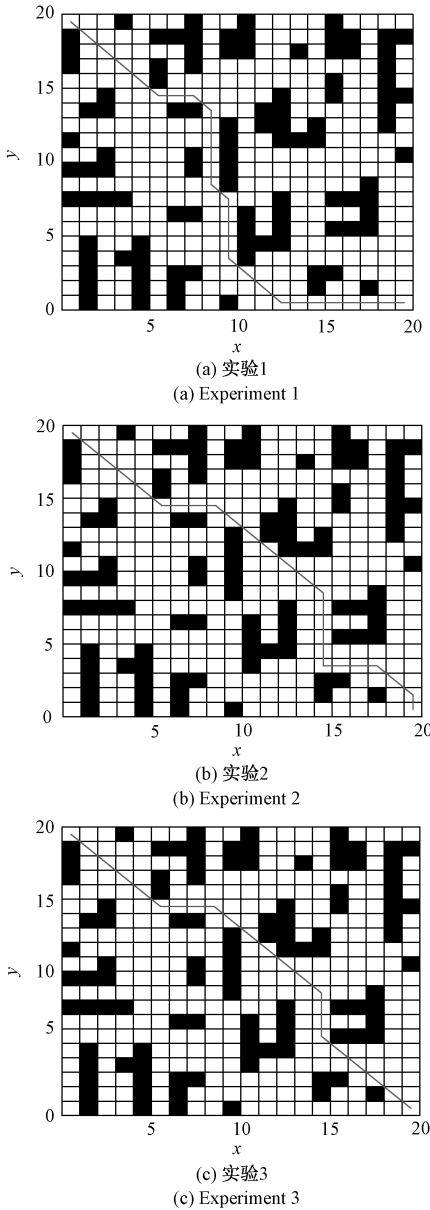


图2 梯度实验最优路径对比

Fig. 2 Comparison of optimal path in the gradient experiment

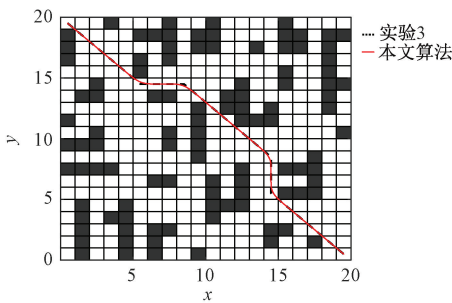


图3 本文算法最优路径

Fig. 3 The optimal path of the proposed algorithm

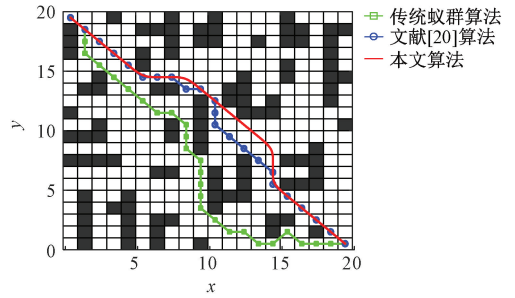


图4 20×20环境最优路径对比

Fig. 4 Comparison of optimal path of 20×20 environment

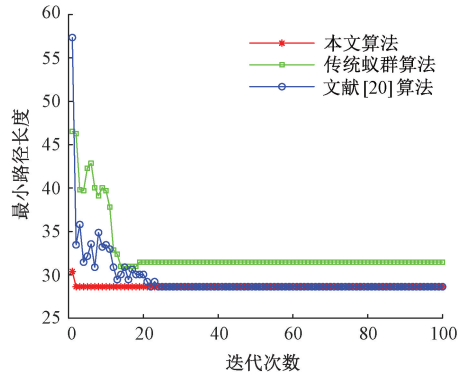


图5 20×20环境算法收敛对比

Fig. 5 Convergence comparison of algorithms of 20×20 environment

由仿真结果可看出,传统算法虽然能得到一条无碰撞路径,但是无论是从路径质量还是收敛速度都有待改进,这也是传统蚁群算法在复杂地图中常见的缺点。主要是因为传统蚁群算法启发性较弱;其次,信息素带来的正反馈性导致算法容易陷入局部最优解,从而影响算法的全局搜索能力,丧失最优解的求解。

针对以上问题,本文采用不同改进方法提升算法的效率。从数据中可以看出在加上实验1的改进之后,无论是最优值、最差值和其他的性能指标都有一定程度的改善。在实验1的基础上加上启发函数的改进之后,路径拐角次数显著减少,说明改进二的有效性;在实验2的基础上加入本文的信息素改进策略之后,最优路径长度较传统减少了11.6%,拐角次数减少了55.6%,得到的路径长度更优,拐角更少,收敛速度更快,总体算法搜索效率更高。

由表1可知,文献[20]和本文算法都能得到最优解,但是本文算法的收敛速度和转角次数显著优于文献[20]中的算法。相比传统算法和文献[20]算法路径长度分别减少12.6%和1.2%;转角次数减少55.6%和50.0%;迭代次数分别降低87.5%和91.3%。且本文算法在相同仿真条件下进行多次仿真实验,每次仍能得到最优解,说明本文算法具有更好的稳定性。

表1 梯度实验结果对比

Table 1 Comparison of gradient experimental results

| 算法 | 路径长度/m | | | 拐角次数 | | | 迭代次数 | | |
|----------|----------|----------|----------|------|-----|----|------|-----|----|
| | 最优值 | 最差值 | 均值 | 最大值 | 最小值 | 均值 | 最大值 | 最小值 | 均值 |
| 实验1 | 31.455 8 | 32.627 4 | 32.496 0 | 11 | 7 | 10 | 59 | 26 | 38 |
| 实验2 | 30.384 8 | 32.384 8 | 32.214 1 | 8 | 4 | 4 | 52 | 10 | 36 |
| 实验3 | 28.627 4 | 28.627 4 | 28.627 4 | 4 | 4 | 4 | 10 | 4 | 6 |
| 传统算法 | 32.384 8 | 44.284 3 | 34.515 3 | 20 | 9 | 13 | 27 | 16 | 20 |
| 文献[20]算法 | 28.627 4 | 30.041 6 | 28.768 8 | 11 | 8 | 9 | 41 | 23 | 26 |
| 本文算法 | 28.295 4 | 28.295 4 | 28.295 4 | 4 | 4 | 4 | 8 | 2 | 5 |

4.2 50×50 仿真环境

针对在实际环境中,往往是大规模场景的情况。本文采用50×50规模的栅格地图进行仿真实验。3种算法的最优路径图如图6所示,迭代收敛图如图7所示,实验结果对比如表2所示。从仿真结果中可以看出,传统蚁群算法在大规模地图中得到路径为82.812 2,转弯次数为32次,始终得不到AGV在当前转移准则下的全局最优解,且无法收敛。本文算法相比传统算法和文献[20]算法路径长度分别减少11.9%和1.4%;转角次数减少59.4%和13.3%;迭代次数分别降低100%和74.2%。实验充分表明,在大规模复杂的环境中,本文改进算法仍然具有良好的稳定性和优越性。与20×20规模地图实验相比,在较大规模的地图中,本文算法的效果更为明显。

4.3 实验验证

为了验证本文改进算法的有效性和可行性,将本文算法应用到加拿大Quanser公司推出的第2代机器人QBot2e上。

本文选择室内实验室作为实验环境,在该实验中放置多个随机障碍物,进行路径规划实验。控制机器人移动,利用QBot2e车载Kinect摄像头获取外界环境信息,能够生成环境的深度信息。这些信息,连同机器人底盘的位置和方向,可以用于自主地图构建,如图8所示。利用图像处理技术将包含环境的深度信息处理为AGV路

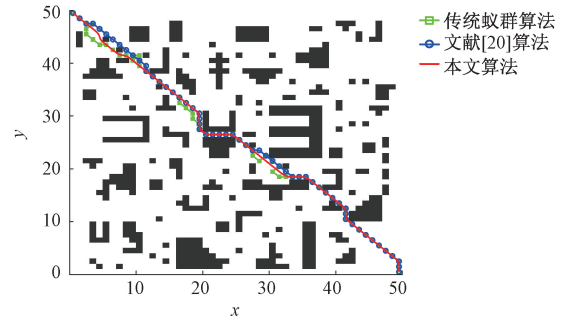


图6 50×50环境最优路径对比

Fig. 6 Comparison of optimal path of 50×50 environment

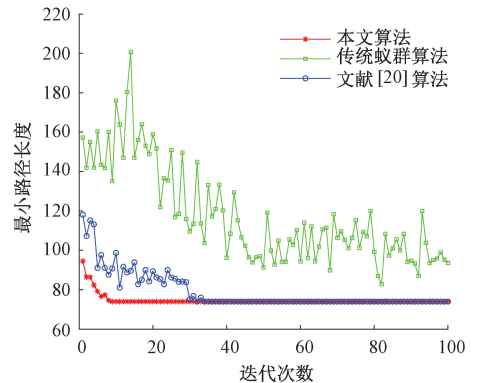


图7 50×50环境算法收敛对比

Fig. 7 Convergence comparison of algorithms of 50×50 environment

表2 50×50环境实验结果对比

Table 2 Comparison of 50×50 experimental results

| 算法 | 路径长度/m | | | 拐角次数 | | | 迭代次数 | | |
|----------|----------|-----------|-----------|------|-----|----|------|-----|----|
| | 最优值 | 最差值 | 均值 | 最大值 | 最小值 | 均值 | 最大值 | 最小值 | 均值 |
| 传统算法 | 82.811 2 | 200.622 4 | 117.778 7 | 141 | 32 | 59 | - | - | - |
| 文献[20]算法 | 73.982 8 | 74.568 5 | 74.070 7 | 19 | 15 | 16 | 48 | 31 | 37 |
| 本文算法 | 72.916 7 | 72.916 7 | 72.916 7 | 13 | 13 | 13 | 11 | 8 | 9 |

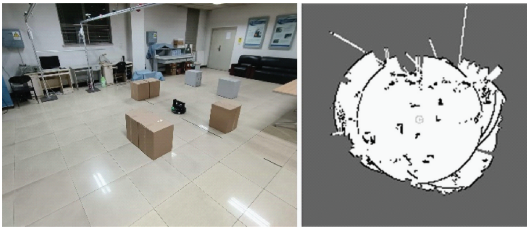


图8 室内实际环境

Fig. 8 Indoor actual environment

径规划所需的二维栅格地图。将3种算法应用在实际环境中,得到的最优路径如图9所示。

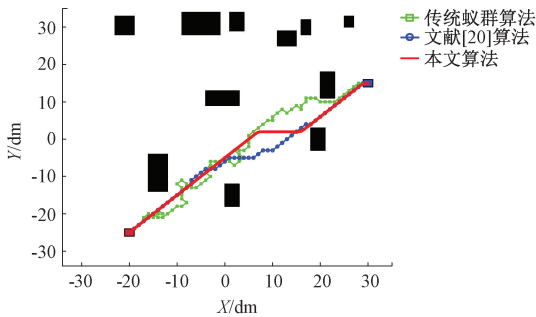


图9 实际环境最优路径对比

Fig. 9 Comparison of optimal paths in the actual environment

从规划结果可以看出,本文算法规划的路径明显优于传统蚁群算法和文献[20]中的算法,充分说明本文所提算法的优越性。将路径规划算法生成的目标路径点作为矢量,逐个发送给机器人。然后将路径点与机器人当前位置进行比较,并在反馈回路中使用PID控制器控制机器人的移动,直至AGV到达目标点,算法参数与计算机仿真参数一致。室内试验结果如图10所示。



图10 室内试验结果

Fig. 10 The indoor experiment results

考虑到实验室地面摩擦力较小,移动机器人在移动过程中会因为车轮打滑产生位置偏移,因此,对机器人的

速度设置一定限制,不影响整体的路径规划和路径跟踪过程。由室内实验结果可知,机器人按照算法规划的路径移动,成功地避开了障碍物,并与障碍物保持一定的距离。将本文算法在地图上运行5次,轨迹几乎相同,拐角处的路径也很平滑,这些试验结果证明了本文算法在实际应用中的实用性。

5 结 论

本文针对传统蚁群算法在大规模或者复杂地图环境中,转角次数多,收敛速度慢等问题,提出一种改进蚁群算法,通过改进启发函数增加算法的启发性,引导蚂蚁向着较优的节点搜索,提升路径质量。提出一种改进的自适应参数调整策略,减少算法陷入局部最优解的概率。采用一种动态分级-差异化信息素更新策略,使得算法在不同规模的地图中具有较快的收敛速度同时也保持着较优解。最后,利用三次均匀B样条平滑处理,提高路径的平滑度。通过对比2种不同规模的地图进行仿真实验,从算法的路径规划评价性能指标进行多角度分析,验证本文改进算法的有效性和优越性。最后,将本文算法移植到Quanser公司生产的QBot2e小车中,验证本文算法在实物中也是可行的。本文算法可应用于大规模、复杂环境下的室内AGV路径规划,具有一定的实用价值。由于本文主要针对全局路径规划,下一步可结合传感器和局部避障算法对动态避障以及多AGV协调路径规划展开深入研究。

参考文献

- [1] 霍凤财,迟金,黄梓健,等. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 吉林大学学报:信息科学版, 2018, 36(6): 639-647.
HUO F C, CHI J, HUANG Z J, et al. Overview of path planning algorithms for mobile robots[J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2018, 36(6): 639-647.
- [2] 迟旭,李花,费继友. 基于改进A*算法与动态窗口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.
CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on the fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.
- [3] 高申勇,许方镇,郭鸿杰. 基于弹簧模型的移动机器

- 人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 796-803.
- GAO SH Y, XU F ZH, GUO H J. Research on mobile robot path planning based on spring model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 796-803.
- [4] YANG H, QI J, MIAO Y, et al. A new robot navigation algorithm based on a double-layer ant algorithm and trajectory optimization [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8557-8566.
- [5] 伍永健, 陈跃东, 陈孟元. 改进 QPSO 和 Morphin 算法下移动机器人混合路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 295-301.
- WU Y J, CHEN Y D, CHEN M Y. Hybrid path planning of mobile robots under improved QPSO and Morphin algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2): 295-301.
- [6] ZHANG Z, HE R, YANG K. A bioinspired path planning approach for mobile robots based on improved sparrow search algorithm [J]. Advances in Manufacturing, 2021: 1-17.
- [7] LI S, YOU X, LIU S. Co-evolutionary multi-colony ant colony optimization based on adaptive guidance mechanism and its application[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021: 1-19.
- [8] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRAUSS C. A new rank based version of the ant system—a computational study [C]. Central European Journal for Operations Research and Economics, 1997: 1-14.
- [9] 史恩秀, 陈敏敏, 李俊, 等. 基于蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 53-57.
- SHI E X, CHEN M M, LI J, et al. Research on global path planning method of mobile robot based on ant colony algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 53-57.
- [10] 毛嘉琪. 改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(5): 300-306.
- MAO J Q. Research on robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(5): 300-306.
- [11] Research on path planning of cleaning robot based on an improved ant colony algorithm [J]. MATEC Web of Conferences, 2021, 336: 07005.
- [12] 马小陆, 梅宏. 基于 JPS 策略的 ACS 移动机器人全局路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(4): 494-502.
- MA X L, MEI H. ACS mobile robot global path planning based on JPS strategy [J]. Robot, 2020, 42(4): 494-502.
- [13] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
- JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 113-121.
- [14] 张松灿, 普杰信, 司彦娜, 等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 10-19.
- ZHANG S C, PU J X, SI Y N, et al. Overview of the application of ant colony algorithm in mobile robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 10-19.
- [15] 张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 12(24): 1-10.
- ZHANG H, HE L, YUAN L, et al. Mobile robot path planning based on improved two-layer ant colony algorithm [J]. Control and Decision, 2021, 12(24): 1-10.
- [16] LI W, XIA L, HUANG Y, et al. An ant colony optimization algorithm with adaptive greedy strategy to optimize path problems [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021: 1-15.
- [17] 黄辰, 费继友, 刘洋, 等. 基于动态反馈 A~* 蚁群算法的平滑路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 34-40, 102.
- HUANG C, FEI J Y, LIU Y, et al. A smooth path planning method based on dynamic feedback A~* ant colony algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 34-40, 102.
- [18] LI S, YOU X, LIU S. Multiple ant colony optimization using both novel LSTM network and adaptive Tanimoto communication strategy [J]. Applied Intelligence, 2021: 1-21.
- [19] LI K, HU Q, LIU J. Path planning of mobile robot based on improved multiobjective genetic algorithm [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021,

2021:1-12.

- [20] YOU X M, LIU S, ZHANG C. An improved ant colony system algorithm for robot path planning and performance analysis [J]. International Journal of Robotics and Automation, 2018, 33(5): 527-533.

作者简介



肖金壮(通信作者),2000年于河北大学获得学士学位,2003年于燕山大学获得硕士学位,2010年于燕山大学获得博士学位,现为河北大学教授,主要研究方向为机器人控制,故障诊断,容错控制。

E-mail: robot@hbu.edu.cn

Xiao Jinzhuang (Corresponding author) received his B. Sc.

degree from Hebei University in 2000, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Yanshan University in 2003 and 2010, respectively. He is currently a professor at Hebei University. His main research interests include robot control, fault diagnosis, and fault tolerant control.



余雪乐,2020年于河北大学工商学院获得学士学位,现为河北大学硕士研究生,主要研究方向为AGV路径规划和智能算法。

E-mail: 1012028251@qq.com

Yu Xuele received his B. Sc. degree from Business School of Hebei University in 2020. He is currently a master student at Hebei University. His main research interests include AGV path planning and intelligent algorithm.