

基于改进 PSO 算法的移动机器人最优路径规划*

党博宇^a, 李海燕^b

(东北大学 a. 信息科学与工程学院; b. 计算机科学与工程学院, 沈阳 110819)

摘要:针对机器人全局移动路径上出现动态障碍物, 影响其安全运动问题, 提出了一种随机障碍物环境下的改进粒子群(PSO)最优路径规划方法。目的是保证机器人沿全局路径移动, 并能躲避随机障碍物。通过 Dijkstra 算法规划全局路径, 并利用改进的 PSO 算法进行全局路径优化, 获得最短运动路径; 进一步, 利用动态窗口方法避开随机障碍物, 并使机器人返回规划的全局路径, 降低重新规划路径的计算成本; 仿真对比分析和实验研究结果表明, 所提出的路径规划方法能保障移动机器人避开随机障碍物并在规划的全局路径上安全运动。

关键词:最优路径规划; 改进粒子群算法; 动态窗口法; 随机障碍物

中图分类号:TH165; TG659

文献标识码:A

Optimal Path Planning for Mobile Robot Based on Improved PSO Algorithm

DANG Boyu^a, LI Haiyan^b

(a. School of Information Science and Engineering; b. School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: This paper presents an optimal path planning method in the environment of random obstacles to solve the problem that dynamic obstacles appear on the global path of the robot and affect its safe movement. The purpose is to ensure that the robot can move along the global path and avoid random obstacles. The Dijkstra algorithm is used to plan the global path, and the improved particle swarm algorithm is used to optimize the global path to obtain the shortest path. Furthermore, the dynamic window algorithm is used to avoid random obstacles and make the robot return to the planned global path, so as to reduce the calculation cost of re-planning path. Simulation and experimental results show that the proposed path planning method can ensure the mobile robot to avoid random obstacles and move safely on the planned global path.

Key words: optimal path planning; improved particle swarm optimization; dynamic window; random obstacle

0 引言

路径规划作为机器人自主导航的核心技术, 提出了多种算法, 如 A* 算法^[1]、蚁群优化算法^[2]、改进人工势场法^[3]、遗传算法^[4]等。上述方法在环境简单、静态障碍物条件下, 通过环境建模或者搜索可以完成路径规划任务^[5-6]。然而, 机器人实际运动中不仅有静态障碍物还有动态障碍物, 现实环境通常具有不确定性, 随机障碍物环境下机器人规划安全无碰撞的最优路径极为重要。

近年来, 粒子群算法(PSO)由于搜索快速、效率高、算法易于实现, 广泛应用于机器人路径规划的研究^[7]。TANG 等^[8]提出了多机器人协同粒子群优化算法, 改进了粒子停滞更新问题; ZHANG 等^[9]利用惯性权重和加速因子提高 PSO 算法的收敛速度, 避免粒子

陷入局部极小点; TAN 等^[10]将蚁群算法和 PSO 算法相结合, 规划了点焊机器人的最优运动路径。上述研究仅考虑了运动环境中的静态障碍物, 未能解决机器人遇到随机障碍物的问题。

移动机器人在实际工作场景中, 由于运动环境的不确定性, 往往会出现随机障碍物, 严重影响机器人的安全运动。LI 等^[11]提出了 A* 和动态窗口(DWA)融合的轨迹规划算法, 利用改进的 A* 算法规划全局路径, 再结合 DWA 算法实现实时避障; KOBAYASHI 等^[12]提出了 DWA 方法, 对静态和动态障碍物的位置进行预测, 实现了虚拟机械手的路径规划; DAI 等^[13]提出了改进的 Informed-RRT* 算法并融合 DWA 方法, 实现了机器人的自主导航。虽然上述研究利用 DWA 方法实现了动态障碍物的避障, 然而没有考虑避开障

收稿日期: 2023-04-04; 修回日期: 2023-05-24

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(61903261); 辽宁省自然科学基金项目(2022-MS-274)

作者简介: 党博宇(2004—), 男, 本科生, 研究方向为机器人路径规划与控制技术, (E-mail) dby0601@163.com; 通信作者: 李海燕(1979—), 女, 副教授, 博士, 研究方向为机器人控制技术, (E-mail) lihaiyan200503@163.com。

引用本文: 党博宇, 李海燕. 基于改进 PSO 算法的移动机器人最优路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(2): 71-74.

DANG Boyu, LI Haiyan. Optimal path planning for mobile robot based on improved PSO algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(2): 71-74.

碍物后再次返回已经规划的全局路径的问题,增加了重新规划路径的计算成本。

针对随机障碍物环境下移动机器人路径规划问题,本文利用随机数和权函数改进了 PSO 优化算法,构建了机器人的全局最优运动路径;再结合 DWA 方法安全避障全局路径上的随机障碍物,并确保机器人返回全局路径;通过仿真和实验研究,验证了文中方法的有效性和优越性。

1 移动机器人运动学模型

移动机器人结构如图 1 所示,其具有独立驱动的 4 个防滑车轮,每个轮子均由轮毂无刷电机、变速箱和编码器组成,可以快速适应复杂的运动环境,并实现自主移动。

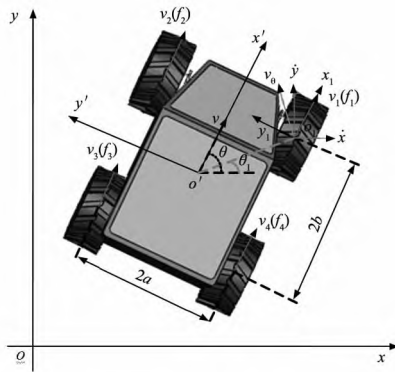


图 1 移动机器人结构

机器人运动学模型描述为:

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & a \\ \cos\theta & \sin\theta & -a \\ \cos\theta & \sin\theta & -a \\ \cos\theta & \sin\theta & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\dot{x}(t)$ 、 $\dot{y}(t)$ 、 $\dot{\theta}(t)$ 分别表示 x 轴、 y 轴和旋转角方向的运动速度, θ 表示 x' 轴与 x 轴之间的夹角, v_δ 表示机器人第 δ 个轮子的运动速度, $\delta = 1, 2, 3, 4$, $2a$ 表示机器人左右两轮间的轮距。

本文研究的主要目的是针对移动机器人系统式(1),从起点到终点规划一条最优避障运动路径,并且当局部出现随机障碍物,机器人能躲避这些障碍物,并回到已经规划的最优路径。在运动过程中移动机器人速度 v 和角速度 $\dot{\theta}(t)$ 分别满足:

$$v_{\min} \leq v \leq v_{\max} \quad (2)$$

$$\dot{\theta}_{\min} \leq \dot{\theta}(t) \leq \dot{\theta}_{\max} \quad (3)$$

式中: v_{\max} 和 v_{\min} 分别表示移动机器人的最大和最小运动速度, $\dot{\theta}_{\max}$ 和 $\dot{\theta}_{\min}$ 分别表示移动机器人的最大和最小角速度。

2 改进粒子群算法的最优路径规划

2.1 机器人的次优路径规划

为了构建机器人的可运动空间,利用 MAKLINK 线得到机器人的所有可允许运动路径(如图 2 所示),在此基础上采用 Dijkstra 算法规划机器人运动的次优

路径。

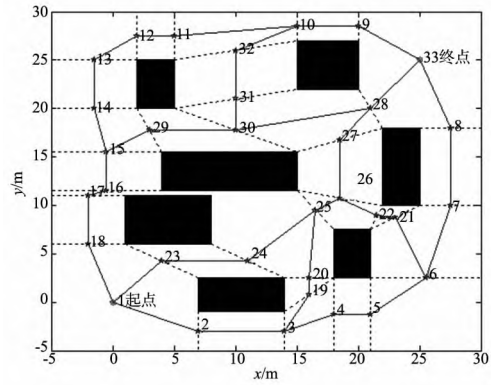


图 2 机器人的运动路径

令 d 表示两连接点间的距离,从起点 S_1 开始,有:

$$d(S_1, S_j) = d_{1j} \quad (4)$$

式中: S_j 表示一个连接点, d_{1j} 表示距离值, $j = 1, 2, 3, \dots, n$, $d(S_1, S_1) = 0$ 。将所有连接点放在两个集合 $M = \{S_1\}$ 和 $N = \{S_2, \dots, S_n\}$ 中,并从 N 中逐一找到点 S_k ($k = 2, 3, \dots, n$),使其满足:

$$d(S_1, S_k) = \min \{d(S_1, S_j)\} \quad (5)$$

将式(5)搜索得到的 S_k 放入 M 中,并更新 $d(S_1, S_j)$,直至搜索到目标点。于是有:

$$d(S_1, S_k) = \min \{d(S_1, S_j), d(S_1, S_k) + d_{kj}\} \quad (6)$$

利用式(6)反复搜索得到的次优运动路径如图 3 所示。

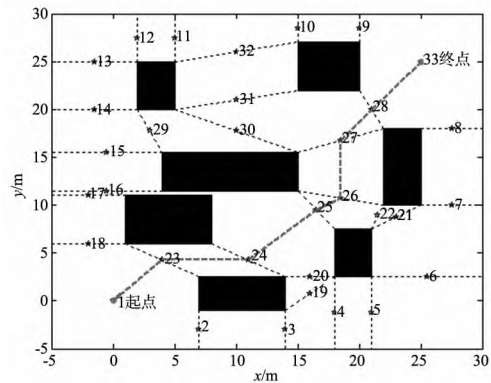


图 3 机器人运动的次优路径

2.2 机器人的最优路径规划

为了得到移动机器人从起点到终点的最短运动路径,在获得次优路径图 3 的基础上,设计优化性能函数为:

$$J(x) = \sum_{l=1}^7 d_l \quad (7)$$

式中: d_l ($l = 1, 2, 3, \dots, 7$) 表示图 3 中相邻的两个节点间的距离。

在 PSO 路径规划中,对于次优路径的链接线 P_{i1} P_{i2} ($i = 1, 2, 3, \dots, 6$),每个粒子的位置 x_{si} ($s = 1, 2, 3, \dots, m$) 用 $[0, 1]$ 间的比例数表示。因此,粒子的坐标 (x_{p_i}, y_{p_i}) 表示为:

$$\begin{cases} x_{p_i} = x_{p_{i1}} + (x_{p_{i2}} - x_{p_{i1}})x_{si} \\ y_{p_i} = y_{p_{i1}} + (y_{p_{i2}} - y_{p_{i1}})x_{si} \end{cases} \quad (8)$$

这样利用式(7)和式(8)便可得到移动机器人的

最短运动路径。

为了避免粒子陷入停滞更新的情况,提出随机数 $r_1^{t_0 > T_0}$ 和 $r_2^{t_g > T_g}$ 更新粒子的位置和速度为:

$$r_1^{t_0 > T_0} = \begin{cases} 1, & t_0 \leq T_0 \\ U(0,1), & t_0 > T_0 \end{cases} \quad (9)$$

$$r_2^{t_g > T_g} = \begin{cases} 1, & t_g \leq T_g \\ U(0,1), & t_g > T_g \end{cases} \quad (10)$$

式中: t_0 表示每个粒子达到最优停滞的步数, t_g 表示全部粒子达到最优停滞的步数, T_0 和 T_g 分别表示个体最优和全局最优的阈值。

为了平衡全局和局部的搜索次数,构造权函数 w 为:

$$w = \frac{1}{1 + \exp(0.15 * (a - \frac{1}{2}b))} \quad (11)$$

式中: a 表示迭代次数, b 表示最大的迭代次数。

利用式(9)~式(11)改进传统粒子群算法中粒子搜索的速度和位置,得到:

$$v_{si}(t+1) = w \cdot v_{si}(t) + c_1 \cdot r_3 \cdot (r_1^{t_0 > T_0} \cdot g_s(t) - x_{si}(t)) + c_2 \cdot r_4 \cdot (r_2^{t_g > T_g} \cdot g_g(t) - x_{si}(t)) \quad (12)$$

$$x_{si}(t+1) = x_{si}(t) + v_{si}(t+1) \quad (13)$$

式中: $v_{si}(t)$ 和 $x_{si}(t)$ 分别表示粒子的速度和位置, r_3 、 r_4 表示 $[0,1]$ 上的随机数, c_1 、 c_2 表示加速因子, $g_s(t)$ 表示粒子个体的位置最优值, $g_g(t)$ 表示粒子全局的位置最优值。

为了降低区间端点对粒子运动的影响,在迭代中对粒子的运动范围改进为:

若 $x_{si}(t+1) < X_{\min}$, 则:

$$x_{si}(t+1) = X_{\min} + \text{rand} * 0.01 \quad (14)$$

若 $x_{si}(t+1) > X_{\max}$, 则:

$$x_{si}(t+1) = X_{\max} + \text{rand} * 0.01 \quad (15)$$

式中: X_{\min} 和 X_{\max} 分别表示粒子 s 运动位置区间端点的最小值和最大值。

这样利用上述改进的粒子群算法,移动机器人从起点到终点规划了最优的运动路径。

2.3 局部随机障碍物安全避障

为了使机器人躲避最优路径上的随机障碍物,并回到已经规划的运动路径向目标点移动,文中提出了动态窗口随机避障方法,算法具体过程为:

步骤 1: 利用机器人运动学模型(1),在运动速度空间 $(v, \dot{\theta}(t))$ 进行数据采样,对机器人的运动速度约束如式(2)和式(3)所示,同时在执行电机加减速约束下,机器人运动速度和运动角速度分别满足:

$$v_e - \dot{v}_b \Delta t \leq v \leq v_e + \dot{v}_a \Delta t \quad (16)$$

$$\dot{\theta}_e - \ddot{\theta}_b \Delta t \leq \dot{\theta}(t) \leq \dot{\theta}_e + \ddot{\theta}_a \Delta t$$

式中: v_e 和 $\dot{\theta}_e$ 表示机器人当前运动速度和运动角速度, \dot{v}_b 和 $\ddot{\theta}_b$ 表示执行电机最大的线加速度和角加速度, \dot{v}_a 和 $\ddot{\theta}_a$ 表示执行电机最大的线减速度和角减速度。

步骤 2: 设计初始速度 $(v_0, \dot{\theta}_0(t))$, 并计算机器人与附近障碍物之间的距离,同时保障机器人在碰到障

碍物前安全停下来,在最大减速条件下约束机器人安全运动速度为:

$$|v| \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \dot{\theta}(t)) \dot{v}_b} \quad (17)$$

$$|\dot{\theta}(t)| \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \dot{\theta}(t)) \ddot{\theta}_b}$$

式中: $\text{dist}(v, \dot{\theta}(t))$ 表示速度 $(v, \dot{\theta}(t))$ 对应轨迹上离障碍物最近的距离。

步骤 3: 利用步骤 2 获得的安全运动速度,计算机器人一段时间的可行运动轨迹集,并对每条轨迹进行评价,评价函数为:

$$J(v, \dot{\theta}(t)) = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \dot{\theta}(t)) + \beta \cdot \text{dist}(v, \dot{\theta}(t)) + \gamma \cdot \text{velocity}(v, \dot{\theta}(t))) \quad (18)$$

式中: $\text{heading}(v, \dot{\theta}(t))$ 表示机器人到达每段可行运动轨迹末端时与终点的角度差, $\text{velocity}(v, \dot{\theta}(t))$ 表示当前轨迹的速度值, σ 表示权重因子, α 、 β 、 γ 表示权重系数。

这样机器人利用体感摄像头感知周围的障碍物信息,采用动态窗口方法,通过航迹推算和评价函数可以实现全局路径上随机障碍物的安全避障。

3 仿真分析

为了验证文中提出的改进粒子群方法和随机障碍物避障方法的有效性,与传统粒子群方法进行了仿真对比。仿真中粒子数 $n=40$, 迭代次数 $i=300$, 并且运行 30 次。改进粒子群方法和传统粒子群方法的路径规划结果分别如图 4 和图 5 所示。

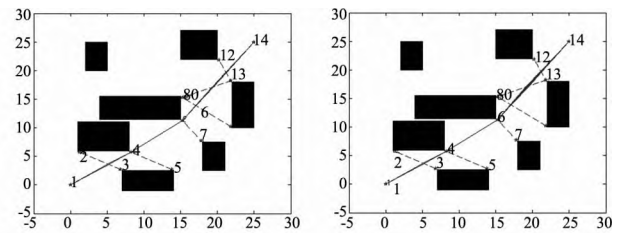


图 4 改进 PSO 算法规划的路径 图 5 PSO 算法规划的路径

由图 4 和图 5 可以看出,改进粒子群方法规划的路径更加聚拢,路径优化效果比较明显,与传统粒子群方法相比利用随机数 $r_1^{t_0 > T_0}$ 和 $r_2^{t_g > T_g}$ 更新粒子的位置和速度,避免了粒子陷入停滞更新的状态;同时改进的粒子运动范围式(14)和式(15),减小了区间端点对粒子运动的影响,获得了更优的运动路径。

为了进一步说明改进粒子群方法规划路径的优越性,与传统 PSO 各指标对比数据如表 1 所示。

表 1 仿真结果对比

算法	成功次数/次	运行时间/s	最短路径/cm
PSO	30	0.146 827	35.791 09
改进 PSO	30	0.137 998	35.790 46

由表 1 可知,成功迭代次数相同的情况下,改进后的 PSO 算法相比于传统 PSO 算法,运行时间减少,粒子的位置和速度不断进行更新,得到了更短的最优运动路径。

为了进一步说明机器人避开随机障碍物并返回全局路径的动态窗口方法的有效性,与粒子群局部避障

方法进行了仿真对比,结果如图 6 和图 7 所示。

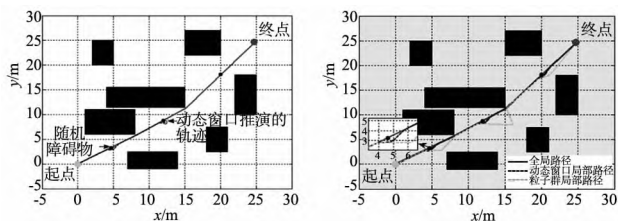


图 6 机器人躲避障碍物(本文方法) 图 7 机器人避障方法对比

图 6 给出了机器人在全局路径上躲避随机障碍物的仿真结果,可以看出动态窗口方法有效进行了局部路径规划,保证机器人避开随机障碍物后返回全局路径。图 7 给出了动态窗口方法和粒子群方法局部路径规划的仿真对比结果,由图可知,动态窗口方法可以规划更短更光滑的局部路径,最终到达目标点,而粒子群局部路径规划方法虽然躲避了随机障碍物,但躲避障碍物后不能及时返回规划好的全局最优路径,不仅增加了计算成本,而且比动态窗口方法避障的运动路径更长。

4 实验结果

为了进一步验证文中提出的随机障碍物环境下最优路径规划方法的有效性,对移动机器人 Summit-XL 进行了实验研究。Summit-XL 利用摄像头感知周围环境信息,从起点到终点规划全局运动路径,并对全局路径上出现的随机障碍物安全避障。实验中用纸箱代表运动环境中的静态障碍物,并在全局路径上设计随机障碍物(用圈标出),当传感器检测到该障碍物后,机器人利用动态窗口方法局部安全路径规划,实验环境如图 8 所示。

实验中,机器人规划了全局运动路径,并成功躲避随机障碍物,同时返回全局路径安全运动,实验结果如图 9 所示。

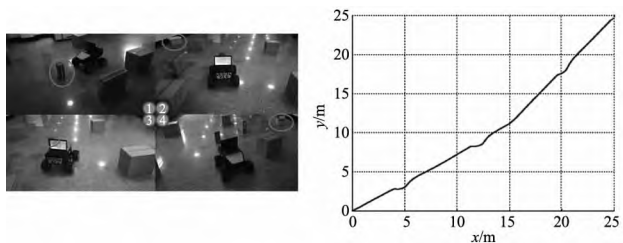


图 8 机器人随机避障实验环境 图 9 随机障碍物环境路径规划

图 9 给出了移动机器人在随机障碍物环境下的路径规划结果。由图可知,机器人从起点出发规划全局路径,对全局路径上出现的随机障碍物可安全避障,并继续返回全局路径向目标点移动。实验结果表明,文中提出的改进粒子群方法可规划全局最优运动路径,再结合动态窗口方法可避开随机障碍物,并保障机器人安全返回全局路径,实现了随机障碍物环境下的移动机器人最优安全运动。

5 结论

研究了随机障碍物环境下的移动机器人最优路径规划问题,通过设计随机数更新粒子的位置和速度并

减小区间端点对粒子运动的影响,提出了改进 PSO 方法规划机器人的全局运动路径;同时对于全局路径上出现的随机障碍物,利用 DWA 方法安全避障,并使机器人返回全局路径;通过与传统 PSO 方法仿真对比,改进的 PSO 方法运行时间减少并且运动路径更短,进一步实验验证了改进 PSO 算法融合 DWA 方法的有效性和优越性,为随机障碍物环境下机器人安全避障并返回全局最优路径提供了解决方法。

[参考文献]

- [1] FU B, CHEN L, ZHOU Y T, et al. An improved A* algorithm for the industrial robot path planning with high success rate and short length [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 106: 26 - 37.
- [2] LIAN J, YU W, XIAO K, et al. Cubic spline interpolation-based robot path planning using a chaotic adaptive particle swarm optimization algorithm [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(3): 1 - 20.
- [3] 易先军, 耿翰夫, 付龙, 等. 模糊改进人工势场法移动机器人路径规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(5): 65 - 68.
- [4] GUERNANE R, ACHOUR N. Generating optimized paths for motion planning [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59(10): 789 - 800.
- [5] 孙辉辉, 胡春鹤, 张军国. 移动机器人运动规划中的深度强化学习方法 [J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1281 - 1292.
- [6] LIU Y, ZHENG Z, QIN F Y, et al. A residual convolutional neural network based approach for real-time path planning [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 242: 1 - 12.
- [7] SUN P, SHAN R. Predictive control with velocity observer for cushion robot based on PSO for path planning [J]. Journal of System Science and Complex, 2020, 33(4): 988 - 1011.
- [8] TANG B, XIANG K, PANG M, et al. Multi-robot path planning using an improved self-adaptive particle swarm optimization [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(5): 1 - 20.
- [9] ZHANG L, ZHANG Y, LI Y. Mobile robot path planning based on improved localized particle swarm optimization [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(5): 6962 - 6972.
- [10] TAN Y, YANG J, ZHANG Z, et al. Path planning for spot welding robots based on improved ant colony algorithm [J]. Robotica, 2022, 41(3): 1 - 13.
- [11] LI Y G, JIN R C, XU X R, et al. A mobile robot path planning algorithm based on improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. IEEE Access, 2022, 10(5): 57736 - 57747.
- [12] KOBAYASHI M, MOYOI N. Local path planning: dynamic window approach with virtual manipulators considering dynamic obstacles [J]. IEEE Access, 2022, 10(5): 17018 - 17029.
- [13] DAI J, LI D F, ZHAO J W, et al. Autonomous navigation of robots based on the improved informed-RRT* algorithm and DWA [J]. Journal of Robotics, 2022, 2022: 3477265.

(编辑 祝智铭)