

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.02.019

改进 QPSO 和 Morphin 算法下移动机器人 混合路径规划*

伍永健 陈跃东 陈孟元

(安徽工程大学 安徽省电气传动与控制重点实验室 芜湖 241000)

摘要:为了提高机器人在复杂环境下路径规划的能力,提出了一种基于改进量子粒子群优化算法(QPSO)和 Morphin 算法的混合路径规划方法。利用栅格地图建立环境模型并确定起始点和目标点,通过引入自适应局部搜索策略和交叉操作对 QPSO 进行改进规划出一条最优的全局路径,机器人根据全局路径行走,当发现未知静态或动态障碍物立即调用 Morphin 算法进行局部路径规划,避开障碍物后回到原全局路径上继续行走至目标点。该混合路径规划方法的有效性和可行性通过 Matlab 仿真和实际应用得到很好地验证。

关键词:复杂环境;移动机器人;障碍物;改进 QPSO;Morphin 算法;混合路径规划

中图分类号: TP24; TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Hybrid path planning of mobile robot based on improved QPSO and Morphin algorithm

Wu Yongjian Chen Yuedong Chen Mengyuan

(Anhui Polytechnic University, Anhui Key Laboratory of Electric Drive and Control, Wuhu 241000, China)

Abstract:To improve the ability of robot path planning in complex environment, a hybrid path planning method based on improved QPSO and Morphin algorithm is proposed. Firstly, using grid map establishes the environmental model and determines the starting point and the target point. Through the introduction of adaptive search strategy and crossover operation, the QPSO algorithm is improved to plan an optimal global path, the robot is walking according to the global path. When the unknown or dynamic obstacles are found, the Morphin algorithm is used to carry out the local path planning to avoid the obstacles and return to the original global path to continue walking for the target point. The simulation of Matlab and practical application verify the effectiveness and feasibility of the hybrid path planning method.

Keywords: complex environment; mobile robot; obstacle; improved QPSO; Morphin algorithm; hybrid path planning

1 引言

路径规划是指在具有未知静态或动态障碍物的环境下,机器人按照诸如距离、时间等性能指标,采用现有的或改进的算法搜索一条从起始位置到目标位置的最优路径^[1]。移动机器人路径规划方法大致分为3类,分别是全局路径规划方法、局部路径规划方法及混合路径规划

方法。全局路径规划方法适用于环境信息完全已知的情况,它是一种利用地图法(如栅格图法、可视图法、Voronoi图法等^[2])及路径搜索算法(如遗传算法^[3]、蚁群算法^[4]、粒子群(PSO)算法^[5]等)组合的规划方法。例如梁旭等人^[6]将遗传算法、混沌优化算法和基本粒子群算法结合得出一种新型混合粒子群算法运用于全局路径规划。康冰等人^[7]提出一种通过设置禁忌栅格并采用折返蚂蚁的搜索方式以及基于时空的信息素更新策略的改进

收稿日期:2016-09 Received Date: 2016-09

* 基金项目:2016年度安徽高校自然科学基金项目(KJ2016A794)、2016年安徽工程大学研究生实践与创新基金(Y040116004)资助项目

蚁群算法,规划出一条无碰撞的最优路径。全局路径规划方法大多数情况下都可以寻找到全局最优解,但同时也存在全局信息难以预知、计算量较大和实时性差等不足。局部路径规划方法适用于环境信息完全未知或部分未知的情况,它是一种利用机器人自身携带的传感器探测当前环境中障碍物信息并结合局部算法(如人工势场法^[8]、动态窗口法^[9]、RRT 算法^[10]、Morphin 算法^[11]等)进行避障的规划方法。例如康亮等人^[12]利用机器人实时探测到的局部环境信息结合 RRT 算法与滚动窗口法规划出一条最优路径。张毅等人^[13]提出 3 重 Morphin 搜索树的方法,采用评价函数选择局部最优路径实现实时避障。局部路径规划方法具有较好的实时性,但由于缺乏全局信息且易陷入局部最优而导致无法到达目标点。混合路径规划方法是一种将全局规划和局部规划相结合的规划方法,它强调的是在全局环境总体预知,但存在部分事先未探测到的未知静态或动态障碍物的复杂环境,它首先利用全局路径规划方法寻求一条预定的最优路径,再运用局部路径规划策略避开障碍物使机器人回到原路径继续行走到达目标点。例如高扬等人^[14]将全局最优路径视为动态变化量,采用粒子滤波算法进行在线跟踪操作,并结合机器人运动信息和环境信息实时预测和更新路径而获得最优路径。万晓凤等人^[15]提出一种基于改进蚁群算法和 Morphin 算法的混合路径规划方法,采用改进的蚁群算法规划出全局路径,再利用 Morphin 算法进行实时避障。

目前混合路径规划方法在较复杂环境中,例如存在着部分事先未探测到静态障碍物或行走中的人、转动的门等动态障碍物的室内环境,相关的研究并不常见也不理想,另外,大多数改进算法只是通过修改某些性能或者参数达到全局或局部路径最优的目的,忽略了对机器人路径规划整体能力的改善。为了改善这些问题的不足,本文提出了一种结合了改进量子粒子群优化算法(QPSO)和 Morphin 算法各自优点的混合路径规划方法对机器人在复杂环境下的最优路径进行规划。

2 基于改进 QPSO 的全局路径规划

PSO 算法由于粒子速度的局限性而不能在整个可行空间进行搜索,从而无法保证算法全局收敛。QPSO 虽然可以有效地解决 PSO 的缺陷同时也具有良好的全局搜索性能,但它存在“早熟”现象以及容易陷入局部最优的不足。为了避免这种现象和提高算法性能,通过引入自适应局部搜索策略和交叉操作对 QPSO 进行改进可有效地获得全局最优路径。

2.1 建立适应度函数

适应度函数用来评价粒子是否达到最优解,可以选

择的种类有粒子走过路径的长度、完成路径的时间或运动中消耗的能量。本文选用粒子完成路径的长度作为适应度函数,并通过式(1)对第 i 个粒子的适应度值进行计算。

$$F_i(x) = \sum_{j=1}^D \sqrt{(x_j - x_{j-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2} \quad (1)$$

2.2 QPSO 算法

QPSO 算法由孙俊等提出一种在经典 PSO 的进化搜索策略中加入量子物理思想的改进算法,它通过建立 δ 势阱模型和具有量子行为的粒子群并引入平均最好位置对粒子位置进行更新。

在量子空间中,粒子根据聚集性在整个可行解空间进行搜索并利用波函数 $\varphi(X, t)$ 描述粒子状态,其中 X 表示粒子的位置向量。

在空间中的某一点,波函数的强度满足下式:

$$|\varphi(X, t)|^2 dx dy dz = Q dx dy dz \quad (2)$$

式中: Q 为概率密度函数,且满足归一化条件,如下式:

$$\iiint |\varphi(X, t)|^2 dx dy dz = \iiint Q dx dy dz \quad (3)$$

同时,在量子空间中运动的粒子也满足薛定谔方程,如式(4)、(5)所示。

$$i\hbar \frac{\partial}{\partial t} \varphi(X, t) = \hat{H} \varphi(X, t) \quad (4)$$

$$\hat{H} = -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 + V(X) \quad (5)$$

式中: \hat{H} 称为哈密顿函数算子, \hbar 称为普朗克常数, m 表示粒子质量, $V(X)$ 表示粒子所在的势场。

在一维 δ 势阱内,由薛定谔方程计算得出粒子出现在某一点位置的概率密度函数,如下式:

$$Q(X) = |\varphi(X, t)|^2 = \frac{1}{L} e^{21x-p/L} \quad (6)$$

式中: p 为粒子吸引子, $L = \frac{\hbar^2}{\beta} = \frac{\hbar^2}{m\gamma}$ 为 δ 势阱的长度。

同时采用蒙特卡罗模拟方法得出粒子运动的位置方程,如下式:

$$X = p + \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (7)$$

式中: $u \sim U(0, 1)$ 。

在 D 维搜索空间下,对于粒子 i ,吸引子 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,位置方程可变换为:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \frac{L_{i,j}(t)}{2} \ln\left(\frac{1}{u_{i,j}(t)}\right) \quad (8)$$

$L_{i,j}(t)$ 的选择是关键问题,本文采用基于 δ 势阱和平均最好位置相结合的方法来获得 $L_{i,j}(t)$ 。

个体最好位置 $P_i(t)$,第 t 次迭代时第 i 个粒子的当前最佳位置,表示如下:

$$P_i(t) = \begin{cases} X_i(t), & F[X_i(t)] < F[P_i(t-1)] \\ P_i(t-1), & F[X_i(t)] \geq F[P_i(t-1)] \end{cases} \quad (9)$$

全局最好位置 $P_g(t)$, 第 t 次迭代时所有粒子中的最佳位置, 表示如下:

$$P_g(t) = \begin{cases} P_g(t), & F[P_g(t)] < F[G(t-1)] \\ G(t-1), & F[P_g(t)] \geq F[G(t-1)] \end{cases} \quad (10)$$

平均最好位置 $mbest_j(t)$, 第 t 次迭代时所有粒子当前最佳位置的平均值, 表示如下:

$$mbest_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i,j}(t) \quad (11)$$

则 $L_{i,j}(t)$ 可通过式(12)得出。

$$L_{i,j}(t) = 2\alpha \cdot |mbest_j(t) - X_{i,j}(t)| \quad (12)$$

式中: α 为收缩-扩张系数。一般地, α 值从 1 线性降到 0.5, 能够获得较好的效果。

由此粒子位置更新方程表示如下:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \alpha \cdot |mbest_j(t) - X_{i,j}(t)| \ln\left(\frac{1}{u_{i,j}(t)}\right) \quad (13)$$

式中: $p_{i,j} = f_j(t) \cdot P_{i,j}(t) + |1 - f_j(t)| \cdot P_{g_j}(t)$

$$f_j(t) \sim U(0,1) \quad (14)$$

2.3 改进 QPSO

由于 QPSO 存在陷入局部最优的可能, 提出一种自适应局部搜索的改进策略, 同时通过引入交叉操作, 提高算法性能。

算法开始阶段, 粒子搜索到的位置不一定是最好的位置, 粒子需要较大的搜索空间, 随着算法不断迭代, 在粒子搜索的范围内可能包含最优位置, 此时粒子只需在附近搜索即可。因此, 提出一种利用粒子的搜索状态自适应地调整局部搜索空间大小自适应局部搜索策略。对局部吸引子的每一维添加一个随机变量, 并按式(15)、(16)进行修正。

$$p'_{i,j} = p_{i,j} + \eta \quad (15)$$

$$\sigma = \frac{A}{t} |F(p_g) - \overline{F(p)}| \quad (16)$$

式中: $p'_{i,j}$ 表示 $p_{i,j}$ 的邻域解, η 表示修正值, 取 $(-\sigma, \sigma)$ 区间内的任意值。 t 为当前迭代次数, $F(p_g)$ 表示第 t 次迭代中全局最好位置的适应值, $\overline{F(p)}$ 表示第 t 次迭代中所有粒子的平均适应值, A 为已知的实数。

另一方面, 由于每次迭代是对粒子整体维信息同时的更新, 可能会丢失上次迭代时粒子较优的单维信息。因此, 在粒子群中选择一定比例 λ 的粒子进行多点交叉操作, 将不同粒子中优秀维信息结合从而保留了粒子中优秀维的信息, 产生新的粒子进行下次迭代。

2.4 全局路径规划算法流程

基于改进 QPSO 的全局路径规划步骤如下。

1) 创建栅格地图, 建立环境模型。

2) 设置参数: 粒子数 N 、粒子维度 D 、最大迭代次数 M 、扩张-收缩系数 α 以及参与交叉操作粒子比例 λ 。

3) 初始化粒子群, 设置初始个体最好位置为 $P_i(0)$, 全局最好位置为 $P_g(0)$, 计算得出初始平均最好位置 $mbest_j(0)$ 。

4) 迭代次数加一, 根据式(1)、(9)计算每个粒子的适应度值 $F_i(x)$ 并将本次迭代粒子的 $X_i(t)$ 与上一次迭代的 $P_i(t-1)$ 比较来更新个体最好位置 $P_i(t)$ 。

5) 选择所有粒子中适应值最小对应的 $P_i(t)$ 作为本次迭代的全局最好位置 $P_g(t)$, 再根据式(10)将本次迭代的 $P_g(t)$ 和上次迭代的 $G(t-1)$ 比较来更新全局最好位置。

6) 根据式(11)得出本次迭代中的平均最好位置 $mbest_j(t)$, 再根据式(12)计算 $L_{i,j}(t)$ 。

7) 采用自适应局部搜索算法, 根据式(15)和(13)对粒子位置进行更新。

8) 选定一定比例的粒子进行多点交叉操作产生新的粒子, 并和其他粒子组合成新的粒子群进行下次迭代。

9) 判断条件: 是否全局收敛或迭代次数是否满足设定值, 如果没有, 迭代次数加 1, 返回步骤 4) 继续。当满足条件, 结束算法, 并记录最优解。

3 基于 Morphin 算法的局部路径规划

3.1 算法描述

Morphin 算法是一种基于地面分析以及对先验栅格地图进行可行性统计分析的局部路径避障算法。如图 1 所示, 机器人根据自身携带的传感器实时探测当前环境中各种障碍物的信息, 在探测到障碍物的同时机器人会在位置前设置数条避开障碍物的备选路径, 再根据机器人当前状态以及备选路径的评价函数选出一条最优避障路径。该算法计算量小、实时性好, 很好地运用于具有动态障碍物的路径规划问题, 另外, 它能与全局规划算法有效地结合, 对解决诸如室内等较复杂的环境下路径规划也具有满意的效果。

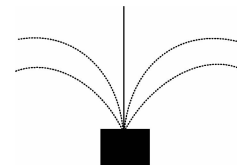


图 1 Morphin 算法备选路径

Fig. 1 Alternative path of Morphin algorithm

通常选取全局路径上距离障碍物较近的某一点确定为子目标点,并以机器人当前位置和子目标点的连线作为 Morphin 算法的中心弧线,其方向始终朝向子目标点;同时,在中心弧线左右两侧各画若干条弧线,并采用式 (17) 对每条弧线进行评价。

$$y = \begin{cases} \infty, & \text{障碍物位于弧线之上} \\ \varepsilon_1 D + \varepsilon_2 M + \varepsilon_3 \Delta L + \varepsilon_4 W, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中: D 表示每条弧线路径的长度, M 表示每条弧线路径的拐点参数, ΔL 表示弧线所经过的每个栅格点到子目标点距离的平均值, W 表示弧线终点与子目标点连线与障碍物栅格相交的次数, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4$ 表示各个参数的权值。当障碍物位于弧线上时,评价函数 y 的值为无穷大, y 值最小的那条弧线表示局部最优路径。

3.2 局部路径算法流程

机器人通过自身携带的传感器实时检测一些未知静态或者动态障碍物,每隔一定的时间利用探测到的信息更新地图,并可以预测动态障碍物的运动轨迹与速度。

基于 Morphin 算法的局部路径规划步骤如下。

- 1) 机器人根据探测障碍物信息以一定时间更新栅格地图。
- 2) 确定子目标点。
- 3) 以机器人当前位置为起点,画一条指向子目标点的直线,在直线两侧以一定半径各画 2 条弧线,其中,弧线利用经过或附近的栅格点表示。
- 4) 根据评价函数 y 从备选的弧线中选择值最小且可行的弧线作为最优路径,跳到步骤 6); 当几条路径都不可行,执行步骤 5)。
- 5) 可将所画的备选路径在原子目标方向旋转一定角度进行尝试,如果不行,选择 y 值最小的弧线进行 2 重 Morphin 搜索树(即在弧线终端分别向左右两侧画 2 条备选弧线),如果还是不行,则终止局部路径规划,重新调用 QPSO 进行全局规划,则返回步骤 1)。
- 6) 机器人成功避开障碍物后立即回到全局路径上继续行走至目标点。

4 仿真实验及结果分析

本文算法流程如图 2 所示。根据现有的环境信息,构建栅格地图并选定起始点和目标点,首先采用改进 QPSO 规划出一条最优的全局路径,机器人沿着全局路径行走,当机器人探测到未知障碍物时,调用 Morphin 算法避开障碍物并回到全局路径上继续行走;若局部算法始终无法找到可行路径,则将机器人检测到障碍物时的位置作为起始点,重新调用改进 QPSO 进行全局路径规划。

为了验证本文算法的有效性,利用 MATLAB 平台进

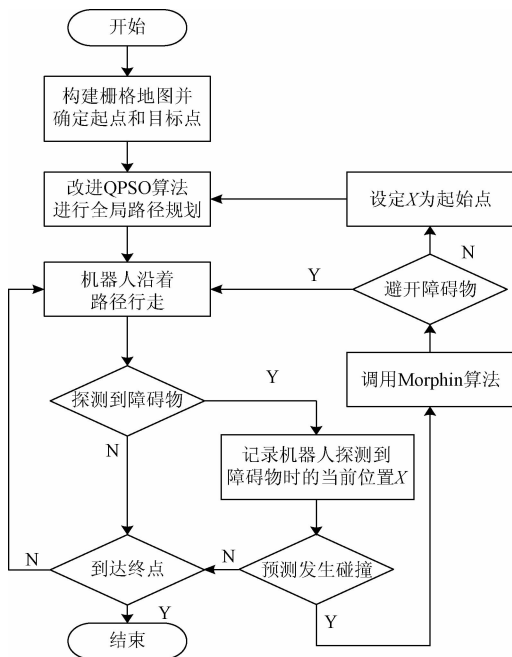


图 2 混合算法流程

Fig. 2 Flow chart of the hybrid algorithm

行仿真分析。实验中,栅格地图的大小为 20×20 。首先利用改进 QPSO 规划出一条全局最优路径,其中算法参数分别为 $N = 10, D = 10, M = 100, \lambda = 0.6$ 。同时,为了说明改进 QPSO 算法的优越性,将其与经典 PSO、QPSO 得出的全局路径进行对比。如图 3 所示为 3 种算法得出的全局最优路径。其中,直线对应改进 QPSO 的路径,虚线对应 QPSO 的路径,点线对应 PSO 的路径。

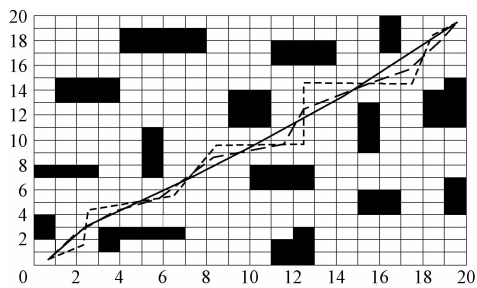


图 3 3 种算法路径规划结果

Fig. 3 Path planning results of three algorithms

从图 3、4 和表 1 可以看出,PSO 和 QPSO 虽然也可以找到一条路径,但无论从算法的收敛性,执行时间,路径长度等不如改进 QPSO 的效果好。

当全局路径规划之后,机器人会按照此路径行走,同时,机器人利用携带的传感器实时地检测障碍物,并调用 Morphin 算法及时躲避,然后再回到原路径。如图 5 所示,针对机器人在行走过程中可能探测到的不同障碍物进行避障行为的仿真分析。

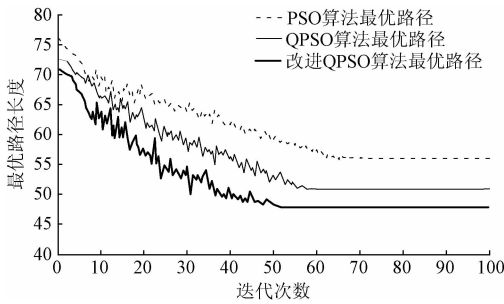


图4 3种算法收敛比较

Fig. 4 Convergence comparison of three algorithms

表1 3种算法仿真数据

Table 1 Simulation data of three algorithms

算法	最优路径长度	迭代次数	运行时间/s
本文算法	47.85	51	1.054
QPSO 算法	50.89	59	1.763
PSO 算法	56.07	67	2.762

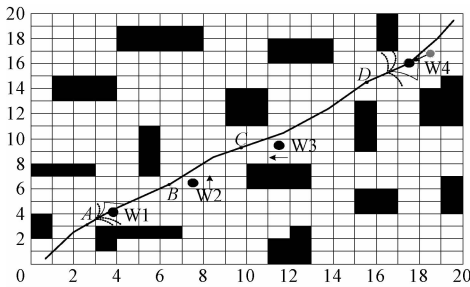


图5 不同障碍物下机器人避障行为仿真

Fig. 5 Simulation of robot obstacle avoidance behavior under different obstacles

首先机器人根据全局路径行走至 A 点,探测到静态障碍物 W1,调用 Morphin 算法生成 4 条弧线,选择 y 值最小的弧线作为局部避障的最优路径(W1 周围的实现部分),然后回到全局路径继续行走。当到达 B 点时,机器人探测前方有动态障碍物 W2,并分析得出 W2 的运动方向和速度,在预测不会与障碍物相撞后,继续行走。机器人到达 C 时,探测到前方有动态障碍物 W3,同时预测两者在某处发生碰撞,机器人将停留几秒等待障碍物离开。在 D 点时,机器人探测到对向而来的动态障碍物 W4,两者相撞不可避免,此时机器人会预测发生碰撞的位置并在此处调用 Morphin 算法进行避障。

以上是针对移动机器人行走过程中遇到不同障碍物进行避障的仿真分析,下面讨论局部避障算法不可用时重新规划全局路径的情况。

如图 6 所示,移动机器人在到达 F 点前探测到一个较大的动态障碍物,预测在 F 点与之发生碰撞,并立即

调用 Morphin 算法避障。图 6 中所画出的弧线都接触到障碍物,而且不论将弧线在原子目标点旋转还是进行 2 重搜索树操作都找不到可行的路径,此时只能终止局部避障,同时以当前点作为起始点重新调用改进 QPSO 进行全局路径规划。图中虚线为重新规划后的全局路径。

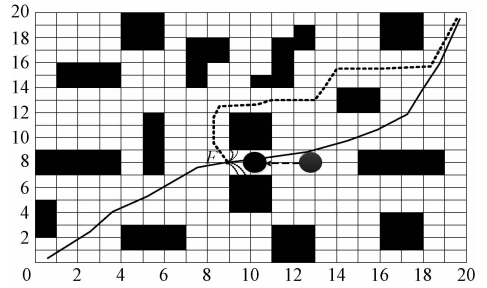


图6 重新全局规划

Fig. 6 Global planning again

5 实际应用

进一步验证本文算法更好的优越性和实用性,将算法应用到 Voyager-II 机器人系统,并在室内环境下进行混合路径规划。室内环境选择 1.5 m × 3.5 m,机器人尺寸为 480 mm × 460 mm × 440 mm,机器人运动速度限定为 0.3 m/s。

如图 7 所示,在室内静态环境下,分别将 PSO、QPSO 以及改进 QPSO 应用于机器人全局路径规划,均得到一条从起始点到目标点的最优路径。从表 2 所示的验证数据可以看出无论是路径长度还是执行时间,改进 QPSO 在全局路径规划具有更好的效果。



(a) Starting point (b) Process (c) Target point

图7 机器人全局路径规划

Fig. 7 Global path planning of robot

表2 3种算法验证数据

Table 2 Validation data of 3 algorithms

算法	路径长度/m	执行时间/s
本文算法	3.85	12.8
QPSO 算法	4.03	13.4
PSO 算法	4.24	14.1

机器人按照规划好的全局路径行走,一旦发现突然出现的动态障碍物立即调用 Morphin 算法及时地避障。如图8所示,由人扮作障碍物验证机器人在不同障碍物下的避障行为。

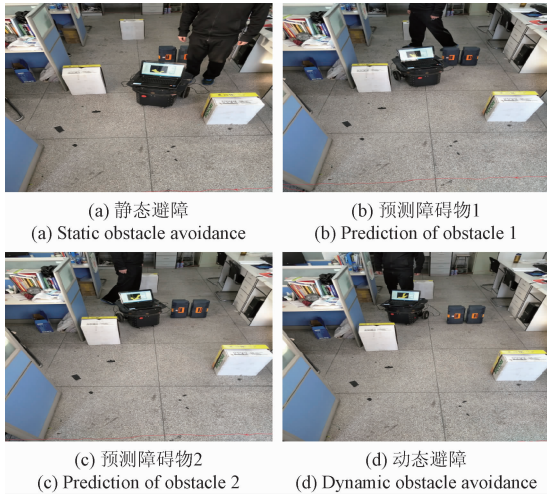


图8 机器人避障

Fig.8 Robot obstacle avoidance

其中,图8(a)表示机器人突然探测到静止的人,立即避障;图8(b)表示机器人探测到行动的人方向和速度,预测不会发生碰撞,继续行走;图8(c)表示机器人探测到行动的人预测发生碰撞,等待障碍物离开再行走;图8(d)机器人预测会和相对而来的人发生碰撞,进行避障。

6 结论

针对全局环境总体预知,但还存在未知障碍物的复杂环境,本文提出了一种全局路径与局部路径结合的路径规划方法。首先引入自适应局部搜索策略和交叉操作对量子粒子群算法进行改进并规划出一条全局路径,机器人在行走过程中遇到障碍物会及时调用 Morphin 算法进行局部避障,同时通过仿真和实际应用使机器人有效地完成从起始点行走目标点的任务。

参考文献

[1] 史久根,刘春霞,席海强. CA 模型下的改进 D* 路径规划算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1): 30-37.
SHI J G, LIU CH X, XI H Q. Improved D* path planning algorithm based on CA model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016, 30(1): 30-37.

[2] 朱大奇,颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J].

控制与决策, 2010, 25(7):961-967.

ZHU D Q, YAN M CH. Mobile robot path planning technology review [J]. Control and Decision, 2010, 25(7):961-967.

- [3] SAMADI M, OTHMAN M F. Global path planning for autonomous mobile robot using genetic algorithm [C]. International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, IEEE, 2013:726-730.
- [4] LEE J W, LEE D H, LEE J J. Global path planning using improved ant colony optimization algorithm through bilateral cooperative exploration [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies Conference, IEEE, 2011:109-113.
- [5] 张谢宏,禹文科,杨鹏,等. 多子群分层差分粒子群算法的逆运动求解方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10):1456-1463.
ZHANG X H, YU W K, YANG P, et al. Multi swarm particle swarm algorithm with hierarchical difference converse movement solution [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(10): 1456-1463.
- [6] 梁旭,刘才慧. 基于混合粒子群算法的在线检测路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(12):30-34.
LIANG X, LIU C H. Online detection path planning based on hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(12): 30-34.
- [7] 康冰,王曦辉,刘富. 基于改进蚁群算法的搜索机器人路径规划[J]. 吉林大学学报, 2014, 44(4): 1062-1068.
KANG B, WANG X H, LIU F. Search robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Jilin University, 2014, 44(4):1062-1068.
- [8] 高申勇,许方镇,郭鸿杰,等. 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, et al. Research on path planning of mobile robot based on spring model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4):796-803.
- [9] 陈光明,曾碧,吕凌. 一种动态窗口下改进的机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(22): 244-248.
CHEN G M, ZENG B, LV L. An improved path planning for robot under dynamic window [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(22):244-248.
- [10] 杜明博,梅涛,陈佳佳,等. 复杂环境下基于 RRT 的智能车辆运动规划算法[J]. 机器人, 2015(4):

- 443-450.
- DU M B, MEI T, CHEN J J, et al. Intelligent vehicle motion planning algorithm based on RRT in complex environment [J]. Robot, 2015(4):443-450.
- [11] 诸葛程晨, 唐振民, 石朝侠. 基于多层 Morphin 搜索树的 UGV 局部路径规划算法[J]. 机器人, 2014(4): 491-497.
- ZHUGE CH CH, TANG ZH M, SHI ZH X. UGV local path planning algorithm based on multi layer Morphin search tree [J]. Robot, 2014(4):491-497.
- [12] 康亮, 赵春霞, 郭剑辉. 未知环境下改进的基于 RRT 算法的移动机器人路径规划[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(3):337-343.
- KANG L, ZHAO CH X, GUO J H. Path planning of mobile robot based on RRT algorithm in unknown environment [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(3):337-343.
- [13] 张毅, 杜凡宇, 罗元. 基于改进 Morphin 搜索树的局部路径规划算法[J]. 电光与控制, 2016(7):15-19.
- ZHANG Y, DU F Y, LUO Y. Local path planning algorithm based on improved Morphin search tree [J]. Electronics Optics and Control, 2016(7):15-19.
- [14] 高扬, 孙树栋, 赫东锋, 等. 部分未知环境中移动机器人动态路径规划方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(12):1885-1890.
- GAO Y, SUN SH D, HE D F, et al. Dynamic path planning for mobile robot in partially unknown environment[J]. Control and Decision, 2010, 25(12): 1885-1890.
- [15] 万晓凤, 胡伟, 郑博嘉, 等. 基于改进蚁群算法与 Morphin 算法的机器人路径规划方法[J]. 科技导报, 2015, 33(3):84-89.

WAN X F, HU W, ZHENG B J, et al. Robot path planning method based on improved ant colony algorithm and Morphin algorithm [J]. Science and Technology Review, 2015, 33(3): 84-89.

作者简介



伍永健, 1992 年出生, 安徽工程大学硕士研究生, 目前主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: 2569513970@qq.com

Wu Yongjian was born in 1992, M. Sc. candidate in Anhui Polytechnic University.

The main research direction is mobile robot path planning.



陈跃东, 1956 年出生, 毕业于东华大学, 现任安徽工程大学教授, 硕士生导师, 目前主要研究方向为传感器信号处理和移动机器人定位和导航。

E-mail: ydchen@ahpu.edu.cn

Chen Yuedong was born in 1956, graduated from Donghua University, professor and M. Sc. tutor in Anhui University of Engineering. The main research direction is sensor signal processing, mobile robot localization and navigation.



陈孟元, 1984 年出生, 毕业于安徽工程大学, 现任安徽工程大学讲师, 目前主要研究方向为嵌入式系统开发、图像处理、传感器信息融合及优化。

E-mail: mychen@ahpu.edu.cn

Chen Mengyuan was born in 1984, graduated from Anhui Polytechnic University, lecturer in Anhui Polytechnic University. The main research direction is development of embedded system, image processing, sensor information fusion and optimization.