

改进人工势场法的移动机器人路径规划

于振中, 闫继宏, 赵 杰, 陈志峰, 朱延河

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 150080 哈尔滨, yzzrobot@126.com)

摘 要: 针对传统人工势场法应用于移动机器人路径规划存在的缺陷,建立了改进的人工势场模型:使用势场强度代替力矢量进行路径规划;在障碍物的斥力势场中添加系数项,解决障碍物与目标点过近导致的目标不可达问题;考虑移动障碍物速度与机器人速度的影响,将速度信息引入到势场函数中;引入“填平势场”引导机器人走出局部极小点.在改进人工势场模型基础上,将各种势场强度用代数和方式叠加,用遗传信赖域算法搜索机器人在一个采样周期中移动范围内的势场强度之和最小的点,多个最小点构成全局优化路径.实验结果表明,该方法能够较好地实现动态环境下移动机器人的路径规划.

关键词: 移动机器人;人工势场;遗传信赖域;路径规划

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)01-0050-06

Mobile robot path planning based on improved artificial potential field method

YU Zhen-zhong, YAN Ji-hong, ZHAO Jie, CHEN Zhi-Feng, ZHU Yan-he

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, 150080 Harbin, China, yzzrobot@126.com)

Abstract: To overcome the shortcomings of the traditional artificial potential field method in mobile robot path planning, an improved method was proposed, in which potential field intensity was used instead of force vector to plan the path for the mobile robot. By addition of coefficient item to repulsion potential field of obstacles, the destination unreachable problem caused by the closely distance between destination and obstacles was solved. Considering the speed-effect of mobile obstacles and mobile robot, the velocity information was introduced into potential field function and an “added potential field” was also introduced to guide the robot to be out of local minimum points. Based on the new method, all the potential field intensity was added by algebraic sum style, then the genetic trust region algorithm was used to search the minimum sum point of potential field intensity within the movement scope which the robot can arrive at during a sampling period, and the global optimization path was composed of all the minimum points. Experiment results show that better path planning for mobile robot in dynamic environment can be achieved by this new method.

Key words: mobile robotics; potential field; genetic trust region; path planning

动态环境下移动机器人的路径规划问题是移动机器人研究领域的一个热点和难点.它的任务是在有动态障碍物的环境中寻找一条从起始状态到达目标状态的无碰路径.目前,常用的路径规划

方法主要有手工势场法^[1-3]、栅格法、神经网络法、混沌遗传算法等^[4-6].人工势场法是路径规划算法中较成熟且较高效的规划方法,以其数学计算上的简单明了被广泛使用.但是,传统人工势场法存在局部极小点和目标不可达等问题.目前,已有多跳跳出局部极小点的方法,如随机逃走法、启发式搜索、沿墙走和 Tangent bug 法等^[7-9],这些方法需要对机器人施加附加控制力,没有从根本上解决问题.文献[10]提出一种基于遗传算法的

收稿日期: 2009-08-01.

基金项目: 高技术研究发展计划资助项目(2006AA04Z245);
国家重大科技专项项目(2009ZX04004-062).

作者简介: 于振中(1980—),男,博士研究生;

赵 杰(1968—),男,教授,博士生导师.

改进人工势场法实现最优路径搜索,用于解决目标不可达和局部极小值问题,但是算法的收敛速度有待提高。

本文针对传统人工势场法存在的缺点,提出一种应用于动态环境下改进的人工势场法。首先建立了改进的人工势场模型;然后使用遗传信赖域算法求解改进人工势场模型的子目标点问题,从而规划出优化路径。

1 人工势场模型

1.1 传统势场模型缺点

利用传统人工势场模型进行路径规划时,存在以下问题:

1) 由于传统人工势场法采用虚拟力控制机器人的运动,当2个障碍物离得很近时,将可能出现机器人无法从狭窄通道穿越的问题。此外,如果机器人、障碍物和目标点在同一条直线上,机器人受力控制只能在直线上反复运动,却不能到达目标点。

2) 如果障碍物位于目标点附近,将可能出现排斥力大于吸引力,导致目标不可达问题(GN-RON)。

3) 机器人尚未到达目标点但所受合力为零时,将陷入局部极小点而停止运动。

1.2 改进措施

针对传统人工势场模型存在的缺陷,提出如下改进措施:

1) 将目标对机器人的吸引力以及障碍物对机器人的排斥力转化为一种势场强度,采用计算势场强度的方法来代替传统的矢量力控制。

2) 在障碍物的斥力势中加系数项 $\|X - X_g\|_2$, 这样当机器人靠近目标点时,引力势减小的同时斥力势也在减小,直到到达目标点,引力势、斥力势同时减为0,从而解决了障碍物与目标点过近导致的目标不可达问题。

3) 对于局部极小点导致的“死锁”问题,引入“填平势场”来引导机器人走出局部极小点,即在局部极小点处增加一个附加势场 U_{add} 。

1.3 改进势场模型

根据以上改进措施,建立改进的人工势场模型。目标点对全方位移动车体的吸引力势模型为

$$U_{att}(X) = 0.5k\rho^2(X, X_g). \quad (1)$$

式中: $\rho(X, X_g)$ 为移动车体中心点当前位置与目标点之间的距离; k 为正比例位置增益系数; X 为机器人中心点在运动空间的位置 $[x \ y]^T$; X_g 为目标点位置 $[x_g \ y_g]^T$ 。

第 i 个静态障碍物对全方位移动车体的排斥力势模型为

$$U_{reps}(X_i) = \begin{cases} 0.5\eta\left(\frac{1}{\rho(X, X_i)} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2 \|X - X_g\|_2, & \text{if } \rho(X, X_i) \leq \rho_0; \\ 0, & \text{if } \rho(X, X_i) > \rho_0. \end{cases}$$

式中: $i \in (1, 2, \dots, n)$, n 为静态障碍物的总数; $\rho(X, X_i)$ 为移动车体中心当前位置与第 i 个障碍物间的最短距离; ρ_0 为障碍物的有效影响距离; η 为正比例位置增益系数。

动态障碍物是运动的,仅考虑位置并不能完全反应环境信息,把动态障碍物与机器人的相对速度引入到势场函数中,得到第 r 个动态障碍物对全方位移动车体的排斥力势模型:

$$U_{repm}(X_r) = \begin{cases} 0.5\eta\left(\frac{1}{\rho(X, X_r)} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2 \left(\|X - X_g\|_2 + \zeta |v - v_r \sin(\varphi - \phi)| \right), & \text{if } \rho(X, X_r) \leq \rho_0; \\ 0, & \text{if } \rho(X, X_r) > \rho_0. \end{cases}$$

式中: $r \in (1, 2, \dots, m)$, m 为移动障碍物的总数; ζ 为正比例系数; V 为移动车体的当前运动速度, $v \in (2v_{max}/3, v_{max})$; v_r 为第 r 个动态障碍物的当前运动速度; ϕ 为移动车体的当前运动方向; φ 为第 r 个动态障碍物的当前运动方向。

当机器人处于局部极小点时,引入填平势场解决局部极小点问题,填平势模型为:

$$U_{add}(X) = \begin{cases} s\rho^2(X, X_g), & \rho(X, X_g) > \rho_a; \\ 0, & \rho(X, X_g) \leq \rho_a. \end{cases}$$

式中: ρ_a 为移动车体是否到达目标点的评判距离; s 为正比例系数。

则全方位移动车体总的势场强度如式(2)所示。当机器人处于局部极小点时由式(2)加上填平势作为总的势场强度值(如式(2)所示)。

$$U = U_{att}(X) + \sum_{i=1}^n U_{reps}(X_i) + \sum_{r=1}^m U_{repm}(X_r). \quad (2)$$

$$U = U_{att}(X) + \sum_{i=1}^n U_{reps}(X_i) + \sum_{r=1}^m U_{repm}(X_r) + U_{add}(X). \quad (3)$$

基于以上模型,机器人运动过程中每个采样周期都以机器人可达范围内势场强度之和最小的点作为子目标点,多个子目标点构成了全局优化路径。势场强度之和由式(2)表示。为了避免子目标点在局部极小点附近震荡的情况,采用矢量合

成的方法判断机器人是否处于局部极小点,如果处于局部极小点,势场强度之和包含填平势,如式(3)表示. 设机器人的最大速度为 $v_{\max}$, 采样周期 t_0 , 则机器人在每个采样周期的可达范围就是以当前位置为中心, $v_{\max}t_0$ 为半径的一个圆. 为了保证机器人运动的平稳性和执行的效率, 机器人运动的速度不宜过大或过小, 因此可以在 $R \in (2V_{\max}t_0/3, V_{\max}t_0)$, $\theta \in (0, 2\pi)$ 的环形区域内选择子目标点. 如图1所示, 图中的环形阴影部分即为子目标点的可选区域. 因此, 求解子目标点是改进人工势场法的一个关键问题.

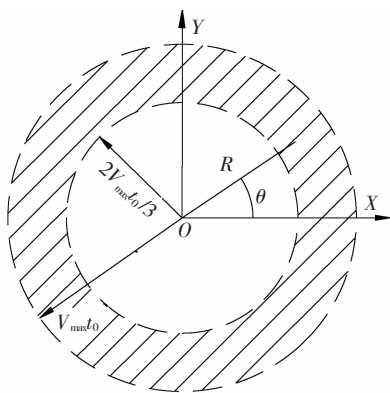


图1 子目标点的选择范围

2 基于遗传信赖域算法求子目标点

为了提高路径规划的效率, 考虑下面2种情况:

1) 机器人在离障碍物距离较远 ($>\rho_0$) 的自由空间运动时, 机器人只受引力势作用. 根据式(1), 子目标点就是机器人中心和目标点的连线与圆环外圆的交点, 已知机器人中心点当前的位置和目标点的位置, 此子目标点很容易求得. 无需使用遗传信赖域算法求子目标点, 有效减少算法执行时间.

2) 机器人离障碍物较近 ($<\rho_0$) 时, 求取图1所示环形区域势场强度之和最小的点(子目标点)是关键问题. 优化搜索算法中的信赖域方法具有很好的可靠性和快速的收敛性, 为子目标点的求取提供了解决思路. 但是, 它的迭代速度有时受到信赖域半径的影响. 当迭代速度受到信赖域半径的影响时, 用遗传算法在当前迭代点的一个邻域内快速求解一个比当前迭代点较优的点, 然后以这个点重新开始信赖域算法, 直到找到最优解, 能够大大提高算法的收敛速度^[11].

图1中阴影部分的点可以表示为 $x' = x + R\cos\theta$, $y' = y + R\sin\theta$. 因此, 式(2)和式(3)是关于变量 R 和 θ 的函数, $R \in (2V_{\max}t_0/3, V_{\max}t_0)$, $\theta \in (0, 2\pi)$. 设 $z_1 = x + R\cos\theta$, $z_2 = y + R\sin\theta$, $z = (z_1,$

$z_2)$. 由式(2)和式(3)可以得出, 使用遗传信赖域算法求解子目标点的目标函数如式(4)所示, 即求解一类线性约束最优化问题, 当用矢量合成方法判断出机器人处于局部极小点时, 式(4)加上填平势 $U_{\text{add}}(z)$ 作为目标函数.

$$\min U(z) = U_{\text{att}}(z) + \sum_{i=1}^n U_{\text{reps}}(z_i) + \sum_{r=1}^m U_{\text{repm}}(z_r). \quad (4)$$

使用二次逼近, 构造约束信赖域子问题:

$$\begin{aligned} \min q_k(d) &= g_k^T d + 0.5d^T G_k d \\ \text{s. t. } \|d\|_2 &\leq \Delta_k, z_k + d_k \in \Omega. \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $g_k = \nabla U(z_k)$; Δ_k 为信赖域半径; $G_k = \nabla^2 U(z_k)$. 求解 G_k 非常复杂, 用拟牛顿法的 BFGS 公式构造 Hessian 矩阵 B_k 来近似 G_k . d_k 为下降试探步. Ω 为 R 和 θ 的取值范围.

算法所涉及符号说明: $z \in \mathbf{R}^2$, $z_k = (z_{k1}, z_{k2})$, $z_{k+1} = (z_{(k+1)1}, z_{(k+1)2})$, $z_{k+1}^e = (z_{(k+1)1}^e, z_{(k+1)2}^e)$, $y_k = g_{k+1} - g_k$, $:=$ 表示赋值, $B_{k+1}^{\text{BFGS}} = B_k + y_k y_k^T / y_k^T d_k - B_k d_k d_k^T B_k / d_k^T B_k d_k$, 实际下降量与预估下降量的比值为

$$r_k = \Delta U_k / \Delta q_k = \frac{U(z_k) - U(z_k + d_k)}{q_k(0) - q_k(d_k)}.$$

算法1步骤.

step0 初始化, 给定 z_0 , $\Delta_0 > 0$, $\varepsilon_1 > 0$, $\varepsilon_2 > 0$, $\varepsilon_3 > 0$, $a > 0$, $b > 0$, $M > 1$, $0 < \eta_1 < \eta_2 < 1$, $B_0 := I_{2 \times 2}$, $0 < \beta_1 \leq \beta_2 < 1 \leq \beta_3$, $k := 0$.

step1 计算 g_k , 如果 $\|g_k\|_2 < \varepsilon_1$, 停止计算, 输出结果.

step2 求解子问题式(5), 得到下降试探步 d_k .

step3 计算 r_k , 如果 $r_k > \eta_1$ 且 $z_k + d_k \in \Omega$, 则 $z_{k+1} := z_k + d_k$ 校正 B_{k+1} , 否则 $z_{k+1} := z_k$, $B_{k+1} := B_k$.

step4 选取 Δ_{k+1} , 使其满足:

$$\Delta_{k+1} \in \begin{cases} [\Delta_k, \beta_3 \Delta_k], r_k > \eta_2; \\ [\beta_2 \Delta_k, \Delta_k], r_k \in [\eta_1, \eta_2]; \\ [\beta_1 \Delta_k, \beta_2 \Delta_k], r_k < \eta_1. \end{cases}$$

step5 如果 $\Delta_{k+1} < \varepsilon_2$, $\|U_{k+1} - U_k\| < \varepsilon_3$, 则用遗传算法(算法2)快速求解 $\min U(z_{k+1}^e)$ 得到一个优于当前点的迭代点 z_{k+1}^e , 转 step6. 否则, 转 step7.

step6 如果 $\|U_{k+1} - U_{k+1}^e\| > M \|U_{k+1} - U_k\|$, 则令 $z_{k+1} := z_{k+1}^e$, $G_{k+1} := B_0$, $\Delta_{k+1} := \Delta_0$, 转 step1; 否则转 step7.

step7 用 BFGS 公式校正 B_k 得到 B_{k+1} , $k := k + 1$, 转 step1.

可以通过调节 ε_2 、 ε_3 、 M 的值来控制调用遗

传算法解子问题次数的多少,实现算法速度的优化,调节 ε_1 也能调节算法的收敛速度,但是求得的优化值有折中,需要根据实际情况加以考虑.

见算法 1 的 step5,当收敛速度受到信赖域半径的影响时,用遗传算法求解 $\min U(z_{k+1}^e)$ 满足

$$z_{k+1}^e \in \Omega, c < z_{(k+1)1}^e < f, l < z_{(k+1)2}^e < n.$$

其中: $c = z_{k1}^e - a, f = z_{k1}^e + a, l = z_{k2}^e - b, n = z_{k2}^e + b$, 求解 $z_{(k+1)1}^e, z_{(k+1)2}^e$ 时 c, f, l, n 为已知量.

适应度函数:建立目标函数与适应度函数之间的映射关系: $G(z) = 0.618^{U(z)}$; 编码采用二进制编码;复制策略为保留最佳个体混合轮盘赌选择;交叉算子为单点交叉;变异算子为基本位变异.

算法 2 步骤.

step1 参数初始化:种群规模 N , 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m , 当前代数 $T_c = 0$, 最大代数 $T_{\max}$, $0 < \kappa < 0.618$. 编码初始解,产生与初始解对应的个体. 随机产生 2 个 l 位二进制串作为 1 个个体,直到产生 N 个个体为止.

step2 求出当前代群体中各个体的适配值,得到最优个体 z_{1b}, z_{2b} ; 描述为:

IF $T_c \leq T_{\max}$

IF $G(z_b) - G(z_k) > \kappa$ 且 $z_b \in \Omega$, 则 $z_{(k+1)1}^e = z_{1b}, z_{(k+1)2}^e = z_{2b}$ 停止计算,转算法 1 的 step1

ELSE 转 step3

ELSE 更新初始化参数,转 step1

step3 将当前代中最优的 2 个个体替换最差的 2 个个体,然后使用轮盘赌选择法选择 N 个个体.

step4 进行交叉变异操作产生新的种群. 转 step2.

3 仿真实验

选取算法的初始参数为: $\Delta_0 = 0.05 \| U(z_0) \|$, $\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 0.03, \varepsilon_3 = 0.05, a = b = 0.5, M = 1.5, \eta_1 = 0.15, \eta_2 = 0.3, B_0 = I_{2 \times 2}, \beta_1 = 0.35, \beta_2 = 0.75, \beta_3 = 1.25, N = 20, P_c = 0.99, P_m = 0.05, T_{\max} = 100, \kappa = 0.1$, 编码长度 $l = 32. v_{\max} = 0.3 \text{ m/s}$, $t_0 = 3 \text{ s}, z_0 = (5v_{\max} t_0/6, 0), k = 1, \eta = 2, \zeta = 0.1, n = 4, m = 1, s = 0.3$ 运动障碍物的速度 $v_r = 0.2(0.5 + \text{rand}()) \text{ m/s}, \varphi = \pi/2, \rho_0 = 2 \text{ m}, \rho_a = 0.15 \text{ m}$, 机器人起始点 $(0, 0)$, 目标点 $(20, 24)$, 单位为 m .

仿真结果如图 2 所示,由图可以看出,基于遗传信赖域算法优化的改进人工势场法用于全方位移动机器人路径规划,较好地解决了局部极小点以及目标不可达问题,算法求解子目标点的平均

时间为 16 ms . 在相同条件下,单纯采用遗传算法求解子目标点算法平均收敛时间为秒级,个别点的解算时间超过了 30 s , 因此,所提方法在快速性上具有明显的优势.

仿真得到的机器人运动轨迹上典型点的势场强度值见表 1. 由表 1 可见,在得到的优化路径上势场强度下降得很快,并在到达目标点时势场强度值基本降为 0.

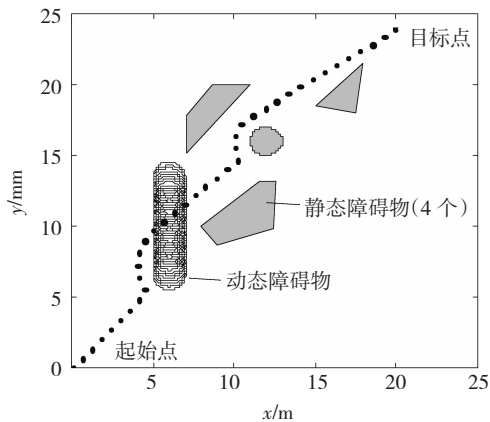


图 2 改进人工势场法仿真实验结果

表 1 运动轨迹上典型点的势场强度

点	x/m	y/m	场强
1	0.63	0.64	460.440
2	2.33	2.74	382.110
3	4.48	5.60	313.620
4	4.43	9.00	273.710
5	6.89	11.61	216.690
6	9.54	14.04	142.790
7	10.42	17.26	108.600
8	13.30	19.41	72.980
9	16.27	21.41	38.310
10	19.97	23.97	0.001

4 路径规划实验

为了进一步验证改进人工势场法用于移动机器人路径规划的有效性,利用现有条件,设计路径规划实验. 实验场景如图 3, 实验设备主要包括全方位移动机器人、激光跟踪仪、测距传感器、数字罗盘、动态障碍物和静态障碍物.

激光跟踪仪可以精确地测量移动机器人在移动过程中中心点的坐标值 (x, y) , 通过无线局域网把测得的位置信息实时发送给机器人控制器, 实现机器人的定位. 全方位移动机器人为圆筒形结构, 直径为 0.6 m , 周围均布了 12 个超声测距

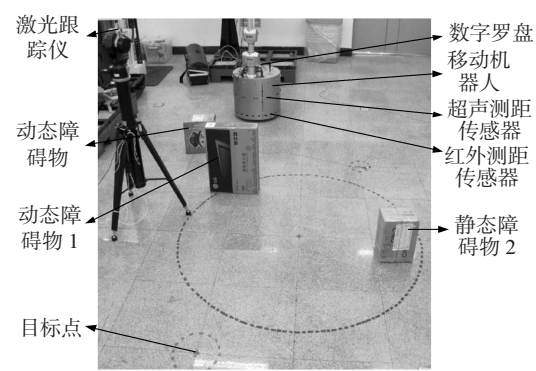


图 3 路径规划实验场景图

传感器用于远距离测距(0.1~6.0 m)和 32 个红外测距传感器用于近距离测距(0.1~0.8 m). 超声测距传感器用于检测障碍物到机器人的距离, 相邻 2 个传感器之间的夹角为 $\pi/6$, 12 个传感器分时测量, 周期为 0.015 s. 每个测量周期可能测得多组距离值, 取其中距离最短的加上车体半径近似作为移动车体当前位置与障碍物间的最短距离. 每个测距传感器有固定编号, 可以根据编号判断障碍物与车体的相对方位. 图 1 中环形区域的点到障碍物 i 的距离可以由图 4 所示的几何关系近似的用 R 和 θ 表示:

$$\rho(X', X'_i) \approx 300 + L - R \cos(\pi j/6 - \theta). \quad (11)$$

式中: j 为超声测距传感器的编号; $\rho(X', X'_i)$ 为点 (x', y') 到第 i 个障碍物的距离; L 为第 i 个障碍物到第 j 个超声波传感器的距离.

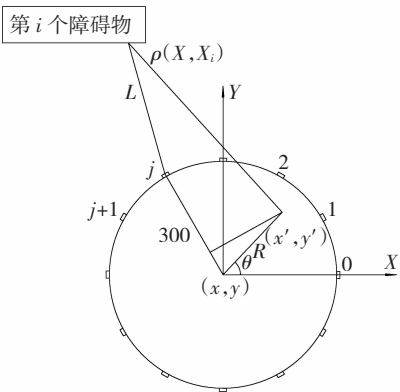


图 4 计算子目标点近似表达式几何关系

机器人初始位置为 $(1.375, -2.328)$, 目标位置为 $(1.248, 1.353)$. 移动障碍物的速度 $v_r = 0.08 \text{ m/s}$, $\varphi = \pi/6$ (标定后由电机带动). 移动机器人速度为 0.05 m/s , 移动方向 ϕ 由数字罗盘实时测得.

初始参数为: $k = 1, \eta = 2, \zeta = 0.1, n = 2, m = 1, \rho_0 = 1 \text{ m}, \rho_a = 0.15 \text{ m}$, 其他选取参数与仿真实验初始参数相同.

激光跟踪仪记录了移动机器人在运动过程中的多个点, 多个点拟合的路径曲线如图 5 所示. 运

动轨迹上典型点的势场强度和算法执行时间如表 2 所示. 可以看出, 将改进势场模型与遗传信赖域算法相结合用于动态环境下移动机器人实时路径规划, 在算法执行速度和克服传统人工势场法的缺点上都有一定优势.

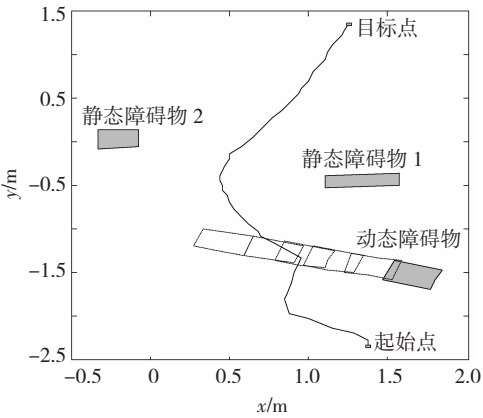


图 5 全方位移动车体运动轨迹

表 2 运动轨迹上典型点算法执行时间和势场强度

点	x/m	y/m	t/ms	场强
1	1.375	-2.328	13	6.783
2	0.845	-1.795	11	5.439
3	0.947	-1.330	15	4.247
4	0.694	-1.075	12	3.703
5	0.475	-0.612	19	2.831
6	0.504	-0.145	14	1.932
7	0.686	0.118	9	1.241
8	0.822	0.363	21	0.981
9	1.031	0.807	12	0.273
10	1.217	1.319	10	0.001

5 结 论

1) 针对传统人工势场法的缺点, 提出了改进措施并建立了改进的势场模型. 采用计算势场强度的方法代替矢量力控制; 在障碍物的斥力势中添加系数项, 解决了障碍物与目标点过近导致的目标不可达问题; 考虑移动障碍物速度与机器人速度的影响, 把动态障碍物与机器人的相对速度引入到势场函数中, 实现动态环境下的路径规划; 引入“填平势场”, 即在局部极小点处增加一个附加势场来引导机器人走出局部极小点.

2) 基于改进的人工势场模型, 将各种势场强度用代数和方式相加, 在一个采样规划周期中, 用遗传信赖域算法搜索机器人在这个周期中移动范围内势场强度之和最小的点构成局部最优路径. 多个局部最优路径构成了全局最优路径.

3) 设计仿真实验和实物实验验证了所提方

法能够满足实时性要求,能够较好地实现移动机器人在动态环境下的路径规划任务。

参考文献:

- [1] PARK M, JEON J, LEE M. Obstacle avoidance for mobile robots using artificial potential field approach with simulated annealing[C]//Proceedings of the 2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Pusan: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2001: 1530 - 1535.
 - [2] KITAMURA Y, TANAKA T, KISHINO F, *et al.* 3-D path planning in a dynamic environment using an octree and an artificial potential field[C]//Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 1995: 2474 - 2481.
 - [3] JANABI - SHARIFI F, VINKE D. Integration of the artificial potential field approach with simulated annealing for robot path planning[C]//Proceedings of the 1993 IEEE International Symposium on Intelligent Control. Piscataway: IEEE, 1993: 536 - 541.
 - [4] HSU K C. Variable structure control design for uncertain dynamic systems with sector nonlinearities[J]. *Automatica*, 1998, 34(4): 505 - 508.
 - [5] 周浦城, 洪柄炳, 杨敬辉. 基于混沌遗传算法的移动机器人路径规划算法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2004, 36(7): 880 - 883.
 - [6] ASHIRU I, CZARNECKI C, ROUTEN T. Characteristics of a genetic based approach to path planning for mobile robots[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 1996, 19(2): 149 - 169.
 - [7] 张建英, 赵志萍, 刘瞰. 基于人工势场法的机器人路径规划[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2006, 38(8): 1306 - 1309.
 - [8] 陈立彬, 尤波. 基于改进人工势场法的机器人动态追踪与避障[J]. *控制理论与应用*, 2007, 26(4): 8 - 10.
 - [9] VADAKKEPAT P, TAN K, WANG M L. Evolutionary artificial potential fields and their application in real time robot path[C]//Proceedings of the 2000 IEEE Conference on Evolutionary Computation Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2000: 256 - 263.
 - [10] 况菲, 王耀南. 基于混合人工势场 - 遗传算法的移动机器人路径规划仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2006, 18(3): 774 - 777.
 - [11] 孙小军, 焦建民, 何俊红. 解优化问题的遗传加速信赖域搜索算法[J]. *安徽大学学报: 自然科学版*, 2008, 32(3): 22 - 25.
- (编辑 杨 波)
-
- (上接第 49 页)
- [2] YIM M, ZHANG Y, DUFF D. Modular robots [J]. *IEEE Spectrum Magazine*, 2002, 39(2): 30 - 34.
 - [3] SHEN W M, SALEMI B, WILL P. Hormone-inspired adaptive communication and distributed control for CONRO self-reconfigurable robots [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, 8(5): 700 - 712.
 - [4] MURATA S, YOSHIDA E, KUROKAWA H, *et al.* Concept of self-reconfigurable modular robotic system [J]. *Artificial Intelligence in Engineering*, 2001, 15: 383 - 387.
 - [5] SALEMI B, MOLL M, SHEN W M. SUPERBOT: a deployable, multi-functional, and modular self-reconfigurable robotic system [C]//Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Beijing: IEEE Robotics and Automation Society, 2006: 3636 - 3641.
 - [6] 夏平, 朱新坚, 费燕琼. 同构阵列式自重构机器人的设计和变形策略[J]. *上海交通大学学报*, 2006, 40(11): 1822 - 1826.
 - [7] 张亮, 赵杰, 蔡鹤皋. 自重构机器人的硬件设计及自重构规划研究[J]. *东南大学学报: 自然科学版*, 2005, 35(2): 243 - 247.
 - [8] CHEN I M, BURDICK J W. Enumerating the non-isomorphic assembly configurations of modular robotic systems [C]//Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Yokohama: IEEE, 1993: 1985 - 1992.
 - [9] FEI yanqiong, ZHAO xifang, XU W L. Kinematics and dynamics of reconfigurable modular robots [C]//Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. California: IEEE, 1998: 3335 - 3341.
 - [10] CASTANO A, WILL P. Representing and discovering the configuration of Conro robots [C]//Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seoul: IEEE, 2001: 3503 - 3509.
 - [11] LAU H Y K, KO A W Y, LAU T L. The design of a representation and analysis method for modular self-reconfigurable robots [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2008, 24: 258 - 269.
 - [12] 张玉华, 朱延河, 闫继宏, 等. 三维自重构机器人重构运动规划策略的仿真研究 [C]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2006: 9178 - 9182.
- (编辑 杨 波)