

个体机器人局部路径规划的人工力矩方法

徐望宝^{*1,2}, 陈雪波², 赵杰³

(1. 大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116024;

2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114051;

3. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 针对个体机器人的局部路径规划问题, 定义了最优路径代表点、危墙代表点等概念, 以优化路径和避障. 设计了吸引矩、排斥矩两种人工力矩函数, 其中吸引矩常使机器人的基本运动方向线(PMDline)指向最优路径代表点而排斥矩则总使机器人的 PMDline 背向相应的危墙代表点. 基于两种人工力矩, 设计了机器人运动控制器. 在机器人通向目标的路径被障碍阻断时, 该控制器总使机器人沿其 PMDline 以最大步幅运动, 所以无论环境多复杂, 机器人也不会停止运动, 即不会被陷住. 还给出了最优路径代表点的求解算法、局部路径规划的一般步骤及一个仿真. 仿真结果表明, 给出的方法是可行且有效的.

关键词: 机器人学; 路径规划; 运动控制; 人工力矩

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A

0 引言

二维障碍平面中个体自主移动机器人的局部路径规划问题, 是机器人学中的一个重要问题. 其目的就是要求一个对环境无任何先验知识的机器人, 仅依靠其传感器的实时探测和运动过程中积累的环境知识, 规划出一条从起点位置到目标位置的无碰较优路径, 或证明不存在这样的路径.

针对上述问题, 目前人们已提出了较多的解决方法, 其中比较重要的有“沿墙走”方法或“Bug”方法^[1~3]、人工势场法^[4~6]等. “Bug”方法的基本原理是: 机器人总试图直接向着目标点运动; 在遇到障碍时, 才沿着障碍往前走直到确定已绕过了障碍. “Bug”方法有直观、简单、在一定条件下能保证收敛的优点; 缺点是未曾考虑运动路径的长度, 即路径优化问题. 人工势场法的基本原理是: 机器人活动在一个人工力场中, 其中目标对机器人有一个吸引力, 障碍对机器人有一个排斥力; 在合力作用下, 机器人沿使合力减小的方向运动. 人工势场法有实时性强、计算简单、实现容易等优点; 缺点除了未曾考虑路径优化问题外, 还存在一

个比较难以解决的“局部极小点”问题^[2,6].

在满足约束的条件下, 机器人的运动路径越短越好. 所以在局部路径规划问题中, 也应考虑路径优化问题, 即利用现有的环境知识, 得到一条尽可能短的运动路径. 基于公路图的方法, 如可视图方法^[7]、切线图方法^[8]、Voronoi 图方法^[9,10]等, 是注重路径优化的方法. 这类方法的基本原理是: 首先, 机器人要得到一个由可行路径组成的公路图, 该图必包含机器人当前位置与目标间的最短可行路径; 然后, 运用某种技术如 Dijkstra 算法或图理论^[9], 机器人从该公路图中选出最短可行路径并沿该路径运动. 这类方法的主要优点是常能得到最优可行路径; 缺点是在局部路径规划问题中, 由于环境知识不断改变, 需要经常重新计算公路图及最短可行路径, 计算量很大, 难以在局部路径规划问题中使用.

本文首先将公路图方法中的有关概念进行推广, 提出广义可行路径和最优路径代表点(P_{owr})等概念. 最优路径代表点, 除在优化路径时, 有与最短广义可行路径相同的效果外, 还有存储量小,

收稿日期: 2010-04-04; 修回日期: 2012-05-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60874017); 机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学)开放基金资助项目(SKLRs-2011-MS-03).

作者简介: 徐望宝^{*}(1973-), 男, 博士, 副教授, E-mail: xuwangbao@sina.com.

不需要像公路图方法一样考虑机器人的半径与安全距离^[8],也不需要对环境做预处理等优点.然后将文献[11、12]提出的用于多机器人队形控制的人工力矩方法进行推广,设计在通常情况下会努力使机器人基本运动方向线(PMDline)指向 P_{OWR} 的新吸引矩函数和总努力使机器人的 PMDline 背向相应危墙代表点的新排斥矩函数.基于上述两种人工力矩,设计机器人运动控制器.当机器人与目标间的线段被障碍阻断时,该控制器会使机器人沿 PMDline 以最大步幅运动,从而即使面临复杂的障碍,机器人也不会停止运动,即不会被陷住.所以基于人工力矩规划机器人路径不会产生类似“局部极小点”的问题.

本文还给出最优路径代表点的求解方法、个体机器人局部路径规划的基本步骤及可达性证明.

1 系统模型与相关定义

本文仅讨论二维平面中个体机器人的局部路径规划问题,其中工作环境中分布有静态的多边形障碍;机器人对环境无任何先验知识,要求仅依靠传感器的实时探测和运动过程中积累的环境知识来规划一条能安全到达目标的路径;到达目标后,机器人还要尽可能地具有给定的位姿.

在讨论问题的解决方法前,首先规定文中使用的一些符号和概念,其中一有向线(射线或有向线段)到另一有向线的角,及有向线方向角的定义与文献[11]相同,即将一有向线绕其端点旋转到与全局坐标系中横坐标轴方向相同时所转的绝对值不大于 π 的有向角就是该有向线的方向角. 设 β_i, β_j 分别是有向线 l_i, l_j 的方向角,函数

$$agl(x) = \begin{cases} x; & |x| \leq \pi \\ x - 2\pi \text{sgn}(x); & |x| > \pi \end{cases} \quad (1)$$

那么 $\beta = \text{agl}(\beta_i - \beta_j)$ 就是从 l_i 到 l_j 的角.

定义 $Time = \{t_k \mid k = 0, 1, \dots\}$ 为一离散时间点集. 任意变量 X 在 t_k 时刻的值用 $X(k)$ 表示; 如果一变量值的时间没有指定, 则为当前时刻; 如果 X 是一条连续曲线段, 则 $|X|$ 是它的长度. AB 表示以 A, B 为端点的线段; $S_d(A, B)$ 表示以 A 为起点、 B 为终点的有向线段, $\beta(A, B)$ 为 $S_d(A, B)$ 的方向角; $L_r(A, B)$ 表示以 A 为起点、经过 B 的射线. $\partial(W, -A_1, \dots, -A_n)$ 表示连续曲线 W 上除 $A_1, \dots, A_n$ 外的点; $\partial(L_r(A_1, A_2), -A_1 A_2)$ 表示 $L_r(A_1, A_2)$ 上除 $A_1 A_2$ 外的所有点.

R 表示机器人; S_R 表示 R 的最大运动步幅;

D_s 是一个与机器人的安全相关的正常数, R 的模型如图 1 所示, 其形状是一个半径为 D_R ($D_s > 2S_R + 2D_R$) 的圆. R 的位置(圆心位置)记为 P_R , 坐标记为 (x_R, y_R) . 像文献[11、12] 中的机器人模型一样, R 有且只有一条以其所在位置为端点的基本运动方向线(PMDline). 该 PMDline 是一条以 P_R 为端点、 β_R 为方向角的射线, 主要用来指示 R 的位姿或主要运动方向.

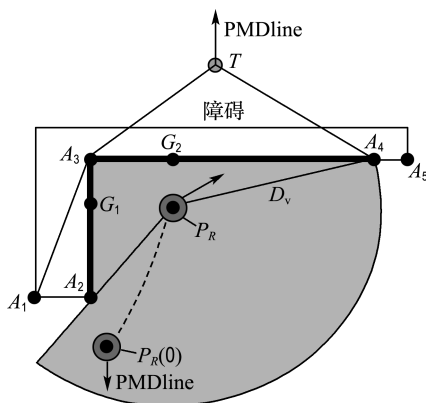


图 1 相关模型

Fig. 1 Associated models

R 有一个全方位传感器, 其有效半径为 D_v . 对于工作空间中的点 F , 只有当 $|P_R F| \leq D_v$ 且 $P_R F$ 不经过任何障碍时, R 才能探测到 F , 否则探测不到 F . 如在图 1 中, R 在当前时刻只能探测到灰色区域内及其边界上的点, 该区域外的点如 A_1 (A_1 在初始时刻能被 R 探测到)、 A_5 就不能被探测到.

目标记为 T , 其模型为一个静态的质点, 如图 1 所示, 坐标记为 (x_T, y_T) . T 有且只有一条以其位置为端点、 β_T 为方向角的 PMDline, 用来指示其位姿. 文中要求 R 到达目标后尽可能地具有给定的位姿, 即要求 R 到达目标后, $|\beta_R - \beta_T|$ 尽可能地小.

假设 1 在任意时刻, R 通过通信等方式, 总能知道 T 的位置及 PMDline 的方向角.

假设 2 任意两障碍间的最近距离都不小于 D_s ; R 与 T 间至少存在一条宽度不小于 D_s 的路径.

定义 1 设 Σ 是障碍物边缘线上一段连续的曲线. 如果 Σ 上不含从未被 R 探测过的点, 且对于任意的与 Σ 在同一个障碍物边缘曲线上的曲线段 Σ^* , $\Sigma^* \supset \Sigma$ 就意味着 Σ^* 上至少有一点从未被 R 探测到, 那么称 Σ 为知识障碍墙.

如在图 1 中,折线段 $A_1 A_2 A_3 A_4$ 就是一条知识

障碍墙;而折线段 $A_1 A_2 A_3 A_4 A_5$ 不是,因为上面有些点,如 A_5 ,从来没有被 R 探测到.

显然,知识障碍墙是环境知识积累的结果. R 会记下所有的知识障碍墙并及时更新,以方便应用.

定义 2 设 W 是一条以 F_1, F_2 为端点的连续曲线, S 是所有以 F_1, F_2 为端点,上面的点或在 W 上或无限地靠近 W 的连续曲线组成的集合.

① 如果 S 中存在一个元素 W^* ,使得集合 $\partial(W^*, -F_1, -F_2)$ 中不含任何知识障碍墙上的点,那么 W 就是一条以 F_1, F_2 为端点的广义可行路径.

② 如果存在一条知识障碍墙 Σ ,使得 S 中的每一个元素,都至少与 Σ 有一个公共点,那么就说 W 被 Σ 阻断.③ 如果一条射线上面的任何一条线段都没有被 Σ 阻断,那么该射线没有被 Σ 阻断,否则它就被 Σ 阻断.

如在图 1 中,折线段 $P_R A_4 T$ 和 $P_R A_2 A_1 A_3 T$ 都是以 P_R, T 为端点的广义可行路径;而折线段 $P_R A_2 A_3 T$ 就不是,因为它被知识障碍墙 $A_1 A_2 A_3 A_4$ 阻断.

广义可行路径与完全可行路径密切相关,因为在一条广义可行路径的附近一定存在一条完全可行路径.但由于广义可行路径上可能存在障碍点, R 的模型具有几何形状且 R 在运动过程中要与障碍保持一定的安全距离,所以广义可行路径又不一定完全可行.

定义 3 设 F 是 T 或知识障碍墙上的一个点,如果 $P_R F$ 位于以 P_R, T 为端点的最短广义可行路径上,且 $F \neq T$ 就意味着对任意的满足 $A \in \partial(L_r(P_R, F), -P_R F)$ 且 $|FA| < D_s$ 的点 A ,集合 $\partial(FA, -F)$ 中都不含知识障碍墙的点,那么称 F 为最优路径代表点,记为 P_{owr} .

例如,当 $P_R T$ 不被任何知识障碍墙阻断时, $P_R T$ 就是以 P_R, T 为端点的最短广义可行路径,此时 T 就是 P_{owr} .

概念“最优路径代表点”含有两层意思:一是指 P_{owr} 能够代表以 P_R, T 为端点的最短/最优广义可行路径,因为直接向着 P_{owr} 运动就会沿着该路径运动;二是指在所有能代表该路径的点中, P_{owr} 几乎是最优的,因为它几乎是所有既位于该路径上,同时与 P_R 的连线段又不被任何知识障碍墙阻断的点中,距 P_R 最远的点.

对于路径优化, P_{owr} 与以 P_R, T 为端点的最短广义可行路径的作用完全相同;但显然 P_{owr} 需要的存储量要少得多.同时 P_{owr} 也不需要像完全

可行路径那样考虑机器人的大小和安全距离,也不需要预处理环境,计算容易,所以在本文中, R 主要是在 P_{owr} 的引导下向着 T 运动.

定义 4 设 G 是知识障碍墙 Σ 上能被 R 探测且到 P_R 的距离不大于 D_s 的点,如果存在一个正常数 δ ,使得对任意的满足在 Σ 上且 $|AG| < \delta$ 的点 A ,都有 $|P_R A| > |P_R G|$,那么称 G 为危墙代表点.

显然,危墙代表点就是对 R 具有安全威胁的知识障碍墙上的局部最近点.由于仅是局部最近点,同一知识障碍墙上的危墙代表点可能不只一个,如在图 1 中的当前时刻,在知识障碍墙——折线段 $A_1 A_2 A_3 A_4$ 上就有两个危墙代表点 G_1, G_2 .危墙代表点的主要作用是防止 R 向其所在的区域靠近,所以同一知识障碍墙上有多个危墙代表点的特点可以防止机器人在避开该墙的一侧后,又撞上该墙的另一侧.

2 基于人工力矩的机器人运动控制器

人工力矩概念由文献[11、12]等根据物理学中力的大小与方向共同决定力矩的基本思想而提出,其与人工势场力的基本区别是:人工力矩的大小不但与机器人和目标、障碍间的远近等这些在人工力场中通常被定义成吸引力或排斥力的距离有关,还与机器人的 PMDline 等相关有向线的方向有关,即还与“力的方向”有关.相对于人工势场力的主要优点是:人工势场力只能影响机器人的位置,而人工力矩可以根据系统需要,同时影响机器人的位置和 PMDline 方向或只影响其中的一个,从而为设计带来了更多的便利.

例如,本文设计的用于路径规划的吸引矩和排斥矩,其中吸引矩常在 R 的 PMDline 指向 P_{owr} 时取得最大值,即通常只影响 R 的 PMDline;排斥矩则总在 R 的 PMDline 背离相应危墙代表点时取得最大值,即仅影响 R 的 PMDline.基于上述两种人工力矩函数设计的用于个体机器人路径规划的运动控制器,使 R 在大部分情况下,一方面沿合力矩增大的方向调整 PMDline 方向,另一方面则沿 PMDline 以最大步幅运动.即使在复杂的环境中, R 也不会停止运动,即不会被陷住.所以基于人工力矩规划机器人路径,不会产生类似人工势场法中的“局部极小点”问题.

吸引矩与排斥矩函数具体设计如下.设当前时刻为 t_k, δ_0 为远小于 $\pi/2$ 的正常数,函数

$$amt(x) = \begin{cases} \cos \delta_0 + (\delta_0^2 - x^2)/2; & |x| \leq \delta_0 \\ \cos x; & \delta_0 < |x| \leq \pi/2 \\ \frac{\pi}{2} - 1 - |x| + \cos \left[x - \frac{\pi}{2} \operatorname{sgn}(x) \right]; & |x| > \pi/2 \end{cases}; \quad (2)$$

则 P_{owr} 对 R 的吸引矩 $M_a(k)$ 设计如下:

(1) 如果 P_{owr} 不是目标 T 或到 P_R 的距离不小于 D_s , 则

$$M_a(k) = -\frac{\lambda_a}{2} [agl(\beta_R(k) - \beta_{RP}(k))]^2 \quad (3)$$

其中 $\beta_{RP}(k)$ 是 $S_d(P_R, P_{\text{owr}})$ 的方向角, λ_a 是一常数, 本文的取值方法是: 如果 t_k 时刻有一危墙代表点 G , 使得 $S_d(P_R, P_{\text{owr}})$ 到 $S_d(P_R, G)$ 的角的绝对值小于 $\pi/2$, 则 $\lambda_a = 0.5$; 否则 $\lambda_a = 0.8$. 按上述方法取 λ_a 的理由是: 如果 $S_d(P_R, P_{\text{owr}})$ 到 $S_d(P_R, G)$ 的角的绝对值小于 $\pi/2$, 则向着 P_{owr} 运动就有向着 G 运动的趋势, 在此情况下吸引矩太大会使 R 的 PMDline 在吸引矩的作用下向障碍物方向偏转太多, 从而使 R 的运动在障碍物前产生振荡. 否则吸引矩大可以加快 R 趋向 P_{owr} 的速度.

(2) 如果 P_{owr} 是目标 T 且到 P_R 的距离小于 D_s , 则

$$M_a(k) = amt[agl(\beta_R(k) - \beta_T(k))] + \left\{ \left(\frac{D_s}{\pi} \right)^2 \left\{ amt \left[\frac{\pi}{D_s} (x_R(k) - x_T(k)) \right] + amt \left[\frac{\pi}{D_s} (y_R(k) - y_T(k)) \right] \right\} \right\} \quad (4)$$

设 G 是 t_k 时刻的一个危墙代表点, $\beta_{GR}(k)$ 是 $S_d(G, P_R)$ 的方向角, $D_{GR} = |S_d(G, P_R)|$, $\lambda_p = \frac{D_s - D_{GR}}{D_s}$, 则 G 对 R 的排斥矩 $M_p(k)$ 设计为

$$M_p(k) = -\frac{\lambda_p}{2} [agl(\beta_R(k) - \beta_{GR}(k))]^2 \quad (5)$$

在式(5)中, $\lambda_p \left[= \frac{D_s - D_{GR}}{D_s} \right]$ 会随 D_{GR} 的减小而增大, 理由是 R 越接近 G 点, 排斥矩就越大, 从而使 R 的 PMDline 越能背向 G 点; R 在沿 PMDline 运动时, 也就越能远离 G 点, 从而能尽快地获得安全.

基于人工力矩的机器人运动控制器设计为

$$\begin{cases} \beta_R(k+1) = agl[\beta_R(k) + \Delta_1 \beta_R(k) + \sum \Delta_2 \beta_R(k)] \\ x_R(k+1) = x_R(k) + S_x(k) + \Delta_1 x_R(k) \\ y_R(k+1) = y_R(k) + S_y(k) + \Delta_1 y_R(k) \end{cases} \quad (6)$$

其中有关符号的意义和计算方法如下:

(1) $(S_x(k) \ S_y(k))^T$ 是 R 在时间段 $(t_k \ t_{k+1}]$ 内沿其 PMDline 的运动量. 计算方法是: 如果 P_{owr} 是 T 且到 P_R 的距离小于 D_s , 则 $(S_x(k) \ S_y(k))^T = (0 \ 0)^T$; 否则 R 将以最大步幅沿 PMDline 方向运动, 即

$$\begin{cases} S_x(k) = S_R \cos[\beta_R(k+1)] \\ S_y(k) = S_R \sin[\beta_R(k+1)] \end{cases} \quad (7)$$

(2) $(\Delta_1 \beta_R(k) \ \Delta_1 x_R(k) \ \Delta_1 y_R(k))^T$ 是能增加 R 吸引矩的变化量, 是吸引矩的梯度方向. 设函数

$$damt(x) = \begin{cases} -x; & |x| \leq \delta_0 \\ -\sin x; & \delta_0 < |x| \leq \pi/2 \\ -\operatorname{sgn}(x) - \sin \left[x - \frac{\pi}{2} \operatorname{sgn}(x) \right]; & |x| > \frac{\pi}{2} \end{cases}; \quad (8)$$

则据式(3)、(4)得

① 如果 P_{owr} 不是目标 T 或到 P_R 的距离不小于 D_s , 则

$$\begin{pmatrix} \Delta_1 \beta_R(k) & \Delta_1 x_R(k) & \Delta_1 y_R(k) \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} -\lambda_a [agl(\beta_R(k) - \beta_{RP}(k))] & 0 & 0 \end{pmatrix}^T \quad (9)$$

② 如果 P_{owr} 是目标 T 且到 P_R 的距离小于 D_s , 则

$$\begin{pmatrix} \Delta_1 \beta_R(k) \\ \Delta_1 x_R(k) \\ \Delta_1 y_R(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} damt[agl(\beta_R(k) - \beta_T(k))] \\ \frac{D_s}{\pi} damt \left[\frac{\pi}{D_s} (x_R(k) - x_T(k)) \right] \\ \frac{D_s}{\pi} damt \left[\frac{\pi}{D_s} (y_R(k) - y_T(k)) \right] \end{pmatrix} \quad (10)$$

按照式(10)计算, 有可能使 $\sqrt{(\Delta_1 x_R(k))^2 + (\Delta_1 y_R(k))^2} > S_R$, 即使 R 的运动步幅大于其最大步幅 S_R . 当上述情况发生时, 则令

$$\begin{cases} \Delta_1 x_R(k) = \frac{S_R}{\sqrt{\Delta_1 x_R(k)^2 + \Delta_1 y_R(k)^2}} \Delta_1 x_R(k) \\ \Delta_1 y_R(k) = \frac{S_R}{\sqrt{\Delta_1 x_R(k)^2 + \Delta_1 y_R(k)^2}} \Delta_1 y_R(k) \end{cases} \quad (11)$$

(3) 当 R 没有危墙代表点时, $\sum \Delta_2 \beta_R(k) = 0$. 否则 $\sum \Delta_2 \beta_R(k)$ 是所有危墙代表点排斥矩梯度方向的和. 设 $\Delta_2 \beta_R(k)$ 是危墙代表点 G 对 R 排斥矩的梯度方向, 则由式(5)得

$$\Delta_2 \beta_R(k) = -\lambda_p [agl(\beta_R(k) - \beta_{GR}(k))] \quad (12)$$

从式(6)~(12)可以看出,基于人工力矩的运动控制器,使得R的运动速度,不会因为吸引矩和排斥矩的相互抵消而降低,因为排斥矩不影响机器人的运动速度.这一特点,不仅使得R不至于陷在某一局部极值点而不能自拔,即在人工力矩法中,不会出现类似“局部极小点”的问题;同时也增加了机器人的平均运动速度,从而加快了收敛速度.

将本文的人工力矩函数和运动控制器与文献[11、12]中相应的人工力矩函数和运动控制器相比可以发现,本文的人工力矩函数和运动控制器要简单得多,原理也更易懂.

尽管运动控制器(6)有许多优点,但如果存在一个危墙代表点G,满足

$$|agl(\beta(P_R, P_{owr}) - \beta_R(k)) + agl(\beta_R(k) - \beta(G, P_R))| \geq \pi \quad (13)$$

那么直接运用该运动控制器,则R就有可能不趋近 P_{owr} .

R不趋近 P_{owr} 的原因,是因为不等式(13)意味着R的PMDline到 $S_d(P_R, P_{owr})$ 的角与到 $S_d(G, P_R)$ 的角的符号相反,如图2所示,因此相应吸引矩与排斥矩的作用就可能相互抵消,R就可能继续沿原来PMDline的方向运动;如果R原来的PMDline不指向甚或背向 P_{owr} ,那么在此情况下,R的运动就会不趋近 P_{owr} ,或虽然趋近,但速度缓慢.

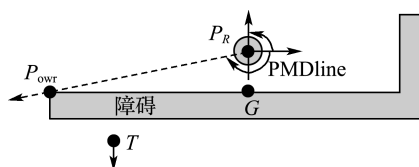


图2 R的PMDline背向 P_{owr}

Fig. 2 R's PMDline opposite to the P_{owr}

改进方法就是在运用如式(6)所述的运动控制器前,先检查所有的危墙代表点,判断式(13)是否成立.如果都不成立,则直接运用;否则先令 $\beta_R(k) = \beta(P_R, P_{owr})$,即令R的PMDline指向 P_{owr} ,然后再运用前述控制器.经过上述改进后发现,在当 $S_d(P_R, P_{owr})$ 不被知识障碍墙阻断时,基于人工力矩的运动控制器总能使R逐渐趋近 P_{owr} .

3 最优路径代表点求解及局部路径规划的基本步骤

首先探讨 P_{owr} 的求解方法,因为如果不求得

P_{owr} ,则基于人工力矩的运动控制器就无法进行,路径优化也无从谈起.为了方便论述 P_{owr} 的求解,下面给出两个新概念.

定义5 设F是广义可行路径上的一个点,A是知识障碍墙 Σ 上的一个点.(1)如果 $\partial(L_r(F, A), -FA) \cap \Sigma = \emptyset$ 且 $L_r(F, A)$ 不被 Σ 阻断,那么称 $L_r(F, A)$ 为从F到 Σ 的单向切线,A为切点.(2)当 $\partial(L_r(F, A), -FA) \cap \Sigma$ 不为空时,设 A^* 为其中距A最近的点.如果 AA^* 与 Σ 的一部分能形成一条将F和T分开的闭合曲线,那么 $L_r(F, A)$ 为从F到 Σ 的闭合切线,A为切点, A^* 为闭合点.

如在图3中, $L_r(P_R, A_1)$ 是从 P_R 到 Σ_1 的单向切线, A_1 为切点; $L_r(P_R, A_1)$ 是从 P_R 到 Σ_1 的闭合切线, A_1 为切点, F_1 为闭合点; $L_r(A_1, A_2)$ 和 $L_r(A_2, A_3)$ 则分别是 A_1, A_2 到 Σ_1 的闭合切线.

为了简化 P_{owr} 的求解,在运动过程中,R还会按照下述规则在环境中设置人工障碍线:(1)当 $P_R T$ 同时被知识障碍墙 Σ_1, Σ_2 阻断时,设 A_1, A_2 分别为 $P_R T$ 与 Σ_1, Σ_2 的交点,那么 $A_1 A_2$ 将被设置为一条人工障碍线;(2)当 $P_R T$ 仅被 Σ_1 阻断时,设 A_1 为从 P_R 到 Σ_1 的单向或闭合切线的切点.如果 $P_R A_1$ 被 Σ_2 阻断,那么设 A_2 为 $P_R A_1$ 与 Σ_2 交点中,距 A_1 最近的点,则 $A_1 A_2$ 将被设置为一条人工障碍线.

如在图3中, $V_1 V_2$ 就是R设置的人工障碍线.设置人工障碍线的主要根据是“沿墙走”方法中尽量不让机器人往回走的原则.因为如果 $A_1 A_2$ 是当前时刻设置的人工障碍线,则根据设置方法

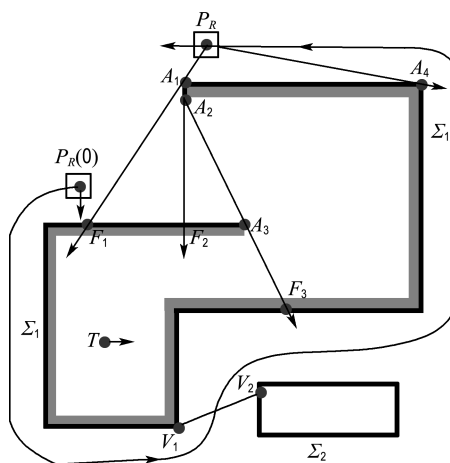


图3 单向切线、闭合切线与人工障碍线

Fig. 3 Single-direction tangents, closed tangents and artificial obstacle segments

知, $A_1 A_2$ 在当前时刻不能被 R 探测, 但由于 A_1 、 A_2 都在知识障碍墙上, 所以 $A_1 A_2$ 在过去一定可以被 R 探测到. 上述分析说明了 R 从曾经距 $A_1 A_2$ 较近的位置运动到了现在距 $A_1 A_2$ 较远的位置. 所以把 $A_1 A_2$ 设置成人工障碍线, 防止 R 向 $A_1 A_2$ 运动就可以防止 R 往回走, 从而在一定程度上可以保证全局收敛性.

虽然通常情况下, 人工障碍线被当作知识障碍墙的一部分处理, 但如果人工障碍线的设置导致形成一条能将 R 、 T 分开的闭合知识障碍墙, 则该墙上的所有人工障碍线都会被撤除.

结论 1 如果 R 在当前时刻不能设置人工障碍线, 那么, (1) $P_R T$ 最多被一条知识障碍墙阻断; (2) 设 $P_R T$ 被知识障碍墙 Σ 阻断, A_1 为从 P_R 到 Σ 的单向或闭合切线的切点, 那么 $P_R A_1$ 不会被任何知识障碍墙阻断.

结论 2 如果 $P_R T$ 被知识障碍墙 Σ 阻断且从 P_R 到 Σ 有一条闭合切线, 那么该闭合切线的切点为 P_{owr} .

结论 3 当 $P_R T$ 被知识障碍墙 Σ 阻断, 从 P_R 到 Σ 有两条单向切线时, 设两单向切线的切点分别是 A_1 、 Q_1 , 那么根据下面算法 1 可以得到一条记为 W_{A_1} 的路径 $P_R A_1 A_2 \cdots A_n T$.

算法 1 (求路径 W_{A_1})

Step 1 令 $A_i = A_1$, $A_0 = P_R$.

Step 2 如果 $A_i T$ 没有被 Σ 阻断, 那么停止运算, A_i 、 T 为 W_{A_1} 上的最后两个节点; 否则转 Step 3.

Step 3 如果 R 有一条从 A_i 到 Σ 的闭合切线, 则 A_{i+1} 就是该闭合切线的切点; 令 $A_i = A_{i+1}$, 然后返回 Step 2. 否则转 Step 4.

Step 4 如果 $A_i = A_1$, 那么 A_2 就是从 A_1 到 Σ 满足如下条件单向切线的切点: 该切线与 $L_r(P_R, Q_1)$ 没有交点. 否则 A_{i+1} 就是从 A_i 到 Σ 满足如下条件单向切线的切点: 该切线与 $L_r(A_{i-2}, A_{i-1})$ 没有交点. 令 $A_i = A_{i+1}$, 然后返回 Step 2.

结论 4 当 $P_R T$ 被知识障碍墙 Σ 阻断且从 P_R 到 Σ 没有闭合切线时, 则 (1) R 有两条从 P_R 到 Σ 的单向切线; (2) 设两条单向切线的切点分别是 A_1 、 Q_1 , 那么如果 W_{A_1} 、 W_{Q_1} 都是广义可行路径, 则其中有一条必是以 P_R 、 T 为端点的最短广义可行路径; P_{owr} 必是 A_1 、 Q_1 中的一个.

综合前面的讨论, 得到了一个计算 P_{owr} 的算法, 即算法 2.

算法 2 (计算 P_{owr} 的近似算法)

Step 1 如果 $P_R T$ 未被知识障碍墙阻断, 那么 T 就是 P_{owr} ; 否则转 Step 2.

Step 2 设 $P_R T$ 被知识障碍墙 Σ 阻断. 如果从 P_R 到 Σ 有一条闭合切线, 则该闭合切线的切点为 P_{owr} ; 否则转 Step 3.

Step 3 计算出从 P_R 到 Σ 的两条单向切线的切点, 设分别是 A_1 、 Q_1 .

Step 4 运用算法 1, 分别得到 W_{A_1} 、 W_{Q_1} ; 然后计算出 $|W_{A_1}|$ 、 $|W_{Q_1}|$.

Step 5 如果 $|W_{A_1}| < |W_{Q_1}|$, 则 A_1 是 P_{owr} ; 否则 Q_1 是 P_{owr} .

据算法 2 得到的 P_{owr} 不一定位于以 P_R 、 T 为端点的最短广义可行路径上, 原因是 W_{A_1} 、 W_{Q_1} 不一定是以 P_R 、 T 为端点的广义可行路径, 不一定满足结论 3 的条件, 所以算法 2 只是一个近似算法. 但据算法 2 得到的解, 对路径仍有显著的优化效果.

算法 2 在最坏情况下的计算量, 就是要分别得到 W_{A_1} 、 W_{Q_1} . 设知识障碍墙中边数最多知识障碍墙的节点数为 m , 则根据算法 1 知: 最多经过 m 步的计算, 就可以得到 W_{A_1} 、 W_{Q_1} ; 所以算法 2 的时间复杂度为 $O(2m)$.

综合算法 2 和前面关于机器人运动控制器的讨论, 得到了算法 3.

算法 3 (个体机器人局部路径的规划)

Step 1 给定系统参数值; 对 R 、 T 及环境初始化; 令 $t_k = t_0$.

Step 2 判断当前时刻能否设置人工障碍线. 如果能够, 则设置好人工障碍线.

Step 3 调用算法 2, 得到 P_{owr} ; 同时得到所有危墙代表点.

Step 4 对每一个危墙代表点, 判断式 (13) 是否成立; 一旦式 (13) 成立, 即令 $\beta_R(k) = \beta(P_R, P_{owr})$.

Step 5 在基于人工力矩运动控制器的控制下, R 运动一步到达下个时刻的位置.

Step 6 如果 R 还没有到达 T , 则更新知识障碍墙集, 然后转 Step 2. 如此循环, 直到到达 T , 结束程序.

定理 1 如果运用算法 3 规划个体机器人的路径, 那么在本文所给条件下, R 能最终到达 T , 即系统具有可达性.

证明 根据算法 3 和前面的讨论, 可以得到

如下结论:如果 t_k 时刻没有探测到新的障碍点,没有也不能设置人工障碍线,那么在不考虑那些不能阻断 $P_R(k-1)T$ 与 $P_R(k)T$ 的知识障碍墙的条件下,以 $P_R(k)$ 、 T 为端点的最短广义可行路径一定比以 $P_R(k-1)$ 、 T 为端点的最短广义可行路径短. 得到上述结论的理由是 R 会逐渐靠近 P_{owr} , 从而在环境没有变化的情况下,相应的最短广义可行路径会缩短.

根据上述结论可以推出,在最坏情况下:当所有可能被探测到的障碍点全都被探测,所有的知识障碍墙都通过人工障碍线连成了一条,那么环境就不可能再变化,以 P_R 、 T 为端点的最短广义可行路径就会逐渐缩短并最终为零,即 R 能最终到达 T ,所以系统具有可达性. 证毕.

4 仿真结果与分析

下面给出一个比较典型的仿真,以证明本文所给方法的可行性与有效性. 在该仿真中,系统参数值如表 1 所示; R 不具备任何先验的环境信息,要求它仅依靠传感器的实时探测和运动过程中积

累的环境知识,运用本文所提方法来规划出一条到达目标 T 的路径.

表 1 参数值

Tab. 1 Values of parameters

参数名称	参数值	参数名称	参数值
D_R	0.3	D_s	1.2
D_v	3.5	$\hat{\partial}_\theta$	$\pi/90$
S_R	0.24		

仿真结果如图 4 所示,其中图 4(a)、(b) 分别显示了 R 在运动 79 步和 147 步后的状态. 从图 4 可以看出, R 在障碍物前的运动像“沿墙走”方法一样光滑;但显然又不是简单的“沿墙走”. 如当 R 在 M 点时,发现如果继续近似沿 1 号障碍的墙走,有可能要走更长的路径,就转向墙的另一端运动. 如此调整显然极大地缩短了 R 的运动路径. 同时从图 4 可以看出, R 安全地通过了 2 号与 3 号障碍间等狭窄通道,准确地到达了距障碍很近的目标,在整个运动过程中没有出现被陷住的现象. 而上述结果,是人工势场法难以得到的,所以人工力矩法相对于人工势场法有显著的优势.

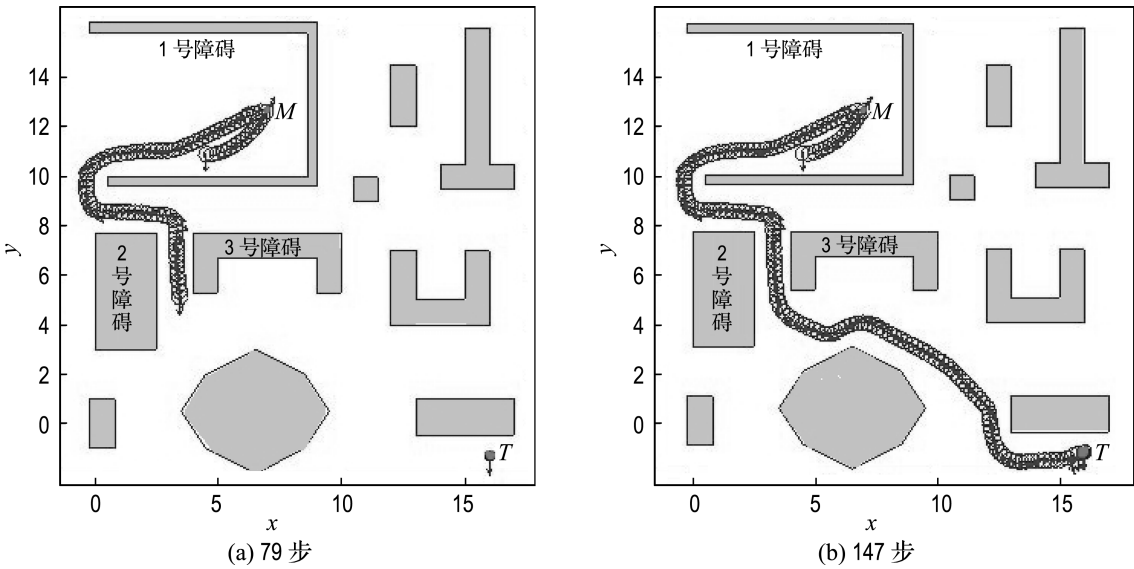


图 4 复杂环境中个体机器人的路径规划

Fig. 4 Path planning of single robot in a complicated environment

5 结 语

利用当前全部环境知识而得到的最优路径代表点,不但可以帮助机器人优化路径和最终到达目标,且有存储量小,不需要预处理环境等优点. 最优路径代表点的近似计算方法,虽然不一定总能得到精确解,但却有时间复杂度低、具有良好优

化效果的特点. 基于人工力矩的运动控制器,继承了人工势场法的实时性强、计算容易等优点,而使机器人不会在复杂环境中被陷住,且能控制机器人准确地到达距障碍很近的目标.

下一步将研究更一般环境中,最优路径代表点的计算方法及如何运用本文所提方法解决多机

机器人的避碰和路径规划等问题.

参考文献:

- [1] GE S S, LAI X, MAMUM A A. Boundary following and globally convergent path using instant goals [J]. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, 2005, **35**(2):240-254
- [2] ZHU Yi, ZHANG Tao, SONG Jing-yan. An improved wall following method for escaping from local minimum in artificial potential field based path planning [C] // **Proceedings of Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference**. Shanghai: IEEE Press, 2009: 6017-6022
- [3] NG J, BRÄUNL T. Performance comparison of bug navigation algorithms [J]. **Journal of Intelligent and Robotic Systems**, 2007, **50**(1):73-84
- [4] RIMON E, KODITSCHKE D E. Exact robot navigation using artificial potential functions [J]. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, 1992, **8**(5):501-518
- [5] GE S S, CUI Y J. New potential functions for mobile robot path planning [J]. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, 2000, **16**(5):615-620
- [6] KIM Dong-hun. Escaping route method for a trap situation in local path planning [J]. **International Journal of Control, Automation, and Systems**, 2009, **7**(3):495-500
- [7] HUANG H P, CHUNG S Y. Dynamic visibility graph for path planning [C] // **Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems**. Sendai: IEEE Press, 2004:2813-2818
- [8] LIU Y H, ARIMOTO S. Proposal of tangent graph and extended tangent graph for path planning of mobile robots [C] // **Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation**. Sacramento: IEEE Press, 1991:312-317
- [9] TAKAHASHI O, SCHILLING R J. Motion planning in a plane using generalized Voronoi diagrams [J]. **IEEE Transactions on Robotics and Automation**, 1989, **5**(2):143-150
- [10] SUD A, ANDERSEN E, CURTIS S, *et al.* Real-time path planning in dynamic virtual environments using multiagent navigation graphs [J]. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, 2008, **14**(3):526-538
- [11] XU Wang-bao, CHEN Xue-bo. Artificial moment method for swarm-robot formation control [J]. **Science in China Series F: Information Science**, 2008, **51**(10):1521-1531
- [12] 徐望宝,陈雪波. 一种基于人工力矩的动态队形控制方法[J]. **控制理论与应用**, 2009, **26**(11):1232-1238

Artificial moment method for local path planning of single robot

XU Wang-bao^{*1,2}, CHEN Xue-bo², ZHAO Jie³

(1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China;

3. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: For the local path planning of single robot, two new concepts, optimal way representative point and dangerous wall representative point, are defined for path optimization and obstacle-avoidance. A new attraction moment function to make robot's principal motion direction line (PMDline) face to the present optimal way representative point in general and a new repulsion moment function to make robot's PMDline away to the corresponding dangerous wall representative point are designed. Then, a motion controller is designed based on the two artificial moments. As the controller will make robot move along its PMDline with its longest step length when the line segment between robot and target is blocked by obstacles, robot will not be trapped even in complicated environments. The algorithm for optimal way representative points, the general steps for the path planning and a simulation are also given. The simulation results indicate that the proposed method is of feasibility and validity.

Key words: robotics; path planning; motion control; artificial moment