

doi: 103969/j.issn.0490-6756.2017.01.013

全方位移动避障实时轨迹控制算法的研究

蔡 琴

(成都工业学院电气工程学院系, 成都 611730)

摘要: 针对机器人避障轨迹控制过程中存在的路径优化以及如何躲避大障碍物或者是多障碍物的情况, 本文提出一种基于狄克斯特拉算法与贝塞尔曲线的机器人移动避障实时控制改进算法, 该算法引入机器人与目标终点路径的速度分量, 采用狄克斯特拉算法进行移动轨迹路径优化, 进而采用贝塞尔曲线修订优化路径, 以此满足动态约束条件. 仿真结果表明: 相对于改进人工势场算法, 本文构建的改进算法使得机器人移动时间缩短, 机器人避障运动规划明显改善, 具有较强的鲁棒性.

关键词: 全方位; 避障; 实时; 鲁棒性

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2017)01-0076-05

Robot omnidirectional mobile obstacle avoidance real-time trajectory control

CAI Qin

(School of Electrical Engineering, Chengdu Technological University, Chengdu 611730, China)

Abstract: For the robot obstacle avoidance trajectory control path optimization and how to avoid the big obstacles or obstacles, this paper presents a improved robot obstacle avoidance real-time control algorithm, which based on Dijkstra algorithm and Bezier curve. The algorithm pulled-in speed component of the paths between robot and the target endpoint, used Dijkstra algorithm to optimize the moving path trajectory. Thereby, it used Bezier curve to revise the optimization path, to meet the dynamic constraint condition. Compared with the improved artificial potential field algorithm, the simulation results show that the improved algorithm in this paper makes the robot move time shorter, the robot obstacle avoidance motion planning significantly improved and has strong robustness.

Keywords: Omnidirectional; Obstacle avoidance; Real time; Robustness

1 引言

近年来, 作为汽车领域的重要研究方向之一, 汽车运动规划得到越来越多的重视. 研究人员致力于研究不同类型、不同运动形式、不同驱动器对汽车运动轨迹的影响^[1-4].

目前, 对于汽车运动轨迹研究的模型主要有以下几种: (1) 最优轨迹差分驱动速度优化模型; (2) 预设几何路径和使用反馈控制跟踪器的全方位轨

迹模型; (3) 基于视觉引导法的非完整机器人导航模型. 其中, 第三种方法预设相对目标、相对障碍, 通过计算移动机器到预定目标所经过的距离以及所避开的障碍来控制机器人的速度、加速度等相关参数, 使其能够进行混合 $\frac{H_2}{H_\infty}$ 分散控制空间计算^[4].

此外, 国内外诸多知名学者专家相继提出并完善了一种基于人工势场法或者是改进人工势场法

收稿日期: 2016-05-10

基金项目: 四川省教育厅理工科重点项目(14ZA0287)

作者简介: 蔡琴(1979-), 女, 新疆石河子人, 硕士, 讲师, 研究方向为电气工程及其自动化、软件工程. E-mail: cqin1979@sina.com

的最短时间车辆全方位轨迹生成算法^[5-11],该算法假设没有任何障碍物存在,其多次试验结果证明最有控制策略是分段恒定的,但是,“无障碍物”的假设恰恰是该算法的缺陷所在.后来,专家学者在人工势场法的基础上,将 KAZE 特征检测算法应用于机器人动态避障移动轨迹中,继而提出一种满足大障碍物或者是多障碍物情况下避障要求的机器人全方位运动轨迹优化算法^[12-17].

本文以相关文献的研究结果为基础,提出一种基于狄克斯特拉算法与贝塞尔曲线的改进算法,该算法重点解决机器人在动态避障过程中如何躲避大障碍物或者是多障碍物的离散时间约束优化问题,即:在最短时间内实现机器人全方位移动避障的轨迹优化控制.

2 全方位动态移动避障算法

本文以三足移动机器人为例,选取扭矩量、三个轮子的速度和加速度为研究参数,用数学模型表示此类移动车型在任何方向的旋转移动与二维平面移动,其移动路径关系如图1所示^[18].

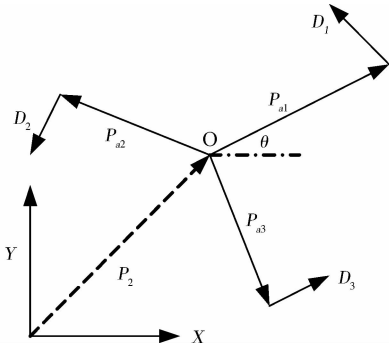


图1 全方位移动机器人几何路径

Fig.1 Omnidirectional mobile robot geometric path

机器人驱动速度定义为轮子速度、加速度的线性组合,如式(1)所示^[19].

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin\theta & \cos\theta & L \\ -\sin(\frac{\pi}{3}-\theta) & -\cos(\frac{\pi}{3}-\theta) & L \\ -\sin(\frac{\pi}{3}+\theta) & -\cos(\frac{\pi}{3}+\theta) & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)中, L 为机器人驱动单元中心距离; v_i 是轮子的速度 ($i = 1, 2, 3$); θ 是逆时针旋转的角度.

定义新的时间长度与位置尺度来正常量化变量 X, Y, T , 使其成为无量纲变量, 如式(2)和式(3)所示.

$$T = \frac{2m}{3\beta}, \quad \Psi = \frac{4\alpha m U_{\max}}{9\beta^2} \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{x}{\Psi}, \quad \bar{y} = \frac{y}{\Psi}, \quad \bar{t} = \frac{t}{T} \quad (3)$$

常数 α 和 β 由驱动电机铭牌参数确定; U_{\max} 是适用于驱动电价的极大值; m 是机器人的质量, 得到

$$q_x^2(t) + q_y^2(t) \leq 1 \quad (4)$$

其中

$$q_x(t) = \ddot{x} + \dot{x} \quad (5)$$

$$q_y(t) = \ddot{y} + \dot{y}$$

其约束条件为

$$q_x^2(t) + q_y^2(t) = 1, t \in [0, t_f] \quad (6)$$

根据式(1)~式(6),若能寻找最终时间 t_f ,则证明移动机器人在有限时间内可以实现无障碍移动轨迹的最优控制.

紧接着,构建一个泰森多边形(Voronoi图),分割成 n 区的 n 个点,每个点在一个特定的区域接近捕获点,再使用狄克斯特拉算法(Dijkstra)计算最优路径,以贝塞尔曲线作为寻找最优路径的边缘修订标准,最后找到路径,以此避免障碍.

$$\begin{cases} P(\lambda) = \sum_{i=0}^n B_i^n(\lambda) P_i, \lambda \in [0, 1] \\ B_i^n(\lambda) = \binom{n}{i} (1-\lambda)^{n-i} \lambda^i, i \in \{0, 1, \dots, n\} \end{cases} \quad (7)$$

这条曲线通过 P_0 和 P_n , 然后相切于 $\overline{P_0 P_1}$ 和 $\overline{P_{n-1} P_n}$. 此外,让 P_0, P_1, \dots, P_n 表示移动最优路径, P_0, P_n 分别表示起始点和终止点.

第一条贝塞尔曲线, $P_a(\lambda)$ 为 $\lambda \in [0, 1]$, 构建由 p_0, q, r, p_1 , 引入控制点 q 和 r 满足初始速度约束和在斜率为 p_1 的曲线. 第二条贝塞尔曲线由 $P_b(\lambda)$ 构建 p_1, \dots, p_n , 其边界条件如式(8)所示.

$$\frac{P_a(\dot{0})}{|P_a(\dot{0})|} = \frac{v_0}{|v_0|}, \quad \frac{P_a(\dot{1})}{|P_a(\dot{1})|} = \frac{P_b(\dot{0})}{|P_b(\dot{0})|} \quad (8)$$

此时,寻找最优路径的问题归结为:若给定一个速度,如何根据速度运动的每个点获得曲线 $P(\lambda) = (X(\lambda), Y(\lambda))$, 而这个曲线必须在 $\alpha: t \in \{0, h, 2h, \dots\} \rightarrow \lambda \in [0, 1]$ 条件下使得 $X(\alpha(t))$ 与 $Y(\alpha(t))$ 满足动态约束:

$$(\ddot{x} + \dot{x})^2 + (\ddot{y} + \dot{y})^2 \leq 1 \quad (9)$$

又有

$$f(\lambda) = \left(\frac{x(\lambda) - x(\lambda_{n-2})}{2h} + \frac{x(\lambda) + x(\lambda_{n-2}) - 2x(\lambda_{n-1})}{h^2} \right)^2 + \left(\frac{y(\lambda) - y(\lambda_{n-2})}{2h} + \frac{y(\lambda) + y(\lambda_{n-2}) - 2y(\lambda_{n-1})}{h^2} \right)^2 - 1 + \epsilon \quad (10)$$

其中, $h \in \mathbf{R}^+$ 是采样时间间隔; $\epsilon \in \mathbf{R}^+$ 确保式(9)左侧的结果低于但接近 1. λ_n 通过以式(11)求解得

$$f(\lambda) = 0 \quad (11)$$

根据牛顿法得到 λ_{n-1} 与 λ_{n-2} . λ_n 的计算取决于以前的记忆值. 假设机器人初始位置定义为 $\lambda_0 = 0$, 那么, $x(\lambda_0)$ 定义为

$$x(\lambda_0) = \frac{x(\lambda_1) - x(\lambda_0)}{h} \approx v_{x0} \quad (12)$$

至此, 算法可以基本实现移动机器人的全方位移动避障轨迹的实时控制. 但是, 式(11)并没有足够 λ_n 保证所有的 n , 而且 $x(\lambda)$ 、 $y(\lambda)$ 都受制于 $P(\lambda)$, 所以, 此类算法只能是在小误差范围内有效, 也就是说, 此算法并不能真正实现移动机器人全方位移动避障的实时精确控制.

3 改进算法

根据前述全方位移动避障算法^[7-10], 本文提出了一种改进算法. 算法是以狄克斯特拉算法、贝塞尔曲线共通生成移动机器人全方位避障实时参考轨迹, 但是考虑到原算法无法真正实现全方位移动避障的精确控制, 改进算法中加入了任何时候都能够满足动态约束条件的封闭形式解析解, 以此确保运动曲线凸面构造的贝塞尔控制点不包含任何障碍信息^[11].

定义 1 $a_n = (a_{x_n}, a_{y_n})$, $v_n = (v_{x_n}, v_{y_n})$, $z_n = (x_n, y_n)$, 它们分别对应表示在离散采样时刻为 nh 时移动机器人的加速度、速度、位置信号.

所有加速度 R_n 表示为

$$R_n = \{(a_{x_n}, a_{y_n}) \mid (a_{x_n} + v_{x_n})^2 + (a_{y_n} + v_{y_n})^2 = 1\} \quad (13)$$

如果 v_n 已经给出, 式(13)也可以写为

$$R_n = \{(-v_{x_n} + \cos\theta_n, -v_{y_n} + \cos\theta_n) \mid \theta_n \in [0, 2\pi]\} \quad (14)$$

对于式(6)与式(9)而言, 式(14)把动态约束条件简化为只包含一个变量 θ_n 的不等式, 那么, R_n 则变成一个以 $(-v_{x_n}, -v_{y_n})$ 中心, 半径为 1 的圆.

在这个算法中, 假设机器人按照恒定加速度 a_n 运动, 采样周期时间间隔恒定, 均为 $t \in$

$[nh, (n+1)h]$. 那么, 一旦确定 a_n , 在下次采样时间, 速度、位置的计算方程为:

$$\begin{cases} v_{n+1} = v_n + ha_n, a_n \in \mathbf{R}_n \\ z_{n+1} = z_n + hv_n + \frac{h^2}{2}a_n, a_n \in \mathbf{R}_n \end{cases} \quad (15)$$

v_0, z_0 是初始值, 因此, a_0 完全由式(14)确定. 若 a_0 被确定, v_1, z_1, a_0 均会在式(15)中使用到, 那么, 只需要找到在所有采样时刻 nh 包含的 θ_n , 就可以概括 v_n, z_n , 也就可以得到机器人移动轨迹的路径.

定义 2 在 $t = nh$ 时

式(15)可以改写为

$$z_{n+1} = c_{n+1} + r_{n+1} \quad (16)$$

其中

$$c_{n+1} = \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} + \left(h - \frac{h^2}{2}\right) \begin{bmatrix} v_{x_n} \\ v_{y_n} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$r_{n+1} = \frac{h^2}{2} \begin{bmatrix} \cos \theta_n \\ \sin \theta_n \end{bmatrix} \quad (18)$$

在 $t = nh$ 时, 若 v_n, z_n, c_{n+1} 已知, r_{n+1} 可以由 θ_n 求得, 那么, 所有 z_{n+1} 和 R_n 对应的 \tilde{S}_{n+1} 由以下表达式求出

$$\tilde{S}_{n+1} = \left\{ z_{n+1} \mid |z_{n+1} - c_{n+1}| = \frac{h^2}{2} \right\} \quad (19)$$

式(19)可以解释为以 c_{n+1} 为中心, 半径为 $\frac{h^2}{2}$ 的圆.

\tilde{S}_{n+1} 和贝塞尔曲线预计生成的交点曲线 $P(\lambda)$ 满足优化条件(6).

$P(\lambda)$ 是最接近 c_{n+1} 的参考轨迹. 在实际运动轨迹中, 加速度不可能一直保持恒定, 这是因为约束条件(4)造成的, 即: 在 $t = nh$ 时, 即使 $a_n \in \mathbf{R}_n$, 但是由于最优条件(6)的约束, 在采样间隔 $t \in (nh, (n+1)h)$ 时, 速度变化的优化条件将会违反动态约束.

因此, 必须增加在什么时候都能够满足动态约束条件的封闭形式解析解. 在 $t \in (nh, (n+1)h)$ 时, 约束条件为

$$\begin{cases} a(t) = \frac{dv}{dt}(t) = -v(t) + A \\ v(t) = \frac{dz}{dt}(t) \end{cases} \quad (20)$$

其中, $A = [\cos \theta_n \sin \theta_n]^T$ (θ_n 固定在采样间隔 $t \in (nh, (n+1)h)$), 则速度和位移表达式为

$$\begin{cases} v(t) = e^{-t}v_n + (1 - e^{-t})A \\ z(t) = z_n + (1 - e^{-t})v_n + (t - (1 - e^{-t}))A \end{cases} \quad (21)$$

采用小于时间间隔 h 的二阶泰勒级数展开速度与位置表达式, 即

$$z(nh+h) = z_n + \left(h - \frac{h^2}{2}\right)v_n + \left(h - \left(h - \frac{h^2}{2}\right)\right)A \quad (22)$$

在假设加速度为常数的情况下, 式(22)与式(19)的二阶封闭解析解是完全相同的。

若参考路径与 \tilde{S}_n 在所有时刻都相交, 那么, 只需要找到 θ_n 的解析域, 就可以得到 z_{n+1}^* 移动机器人的运动轨迹。但是, 在实际情况下, 因为噪声信号的存在, 参考路径与 \tilde{S}_n 不可能时时相交, 所以, 除了参考路径与 \tilde{S}_n 在所有时刻都相交的情况, 此类改进算法还有参考路径与 \tilde{S}_n 不时刻相交模式(IR)、参考路径与 \tilde{S}_n 相交完全不相交模式(OR)。

本文只讨论参考路径与 \tilde{S}_n 有相交的模式, 即 IR 模式。在 IR 模式中, 首先定义 z_{n+1}^* 点在贝塞尔曲线, $P(\lambda)$ 是最接近于 c_{n+1} 的参考轨迹。引入函数 $f(\lambda)$ 计算 $P(\lambda)$ 。

$$f(\lambda) = (x(\lambda) - c_{x_{n+1}})^2 + (y(\lambda) - c_{y_{n+1}})^2 \quad (\lambda \in [0, 1]) \quad (23)$$

设 λ^p 表示 $f(\lambda)$ 最大限度减少参数: $\lambda^p = \arg \min_{\lambda \in [0, 1]} f(\lambda)$, 则 $P(\lambda)$ 可定义为

$$P(\lambda) = p(x(\lambda^p), y(\lambda^p)) \quad (24)$$

贝塞尔曲线内圆 \tilde{S}_{n+1} 可以被认为是线段, 其中切线斜率为 p , 时间间隔 h 是足够小, 因此, 可以近似线性化处理 z_{n+1}^* 交点之间的圆和直线。

设 ϕ 表示切线的斜率, 有

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\dot{y}(\lambda^p)}{\dot{x}(\lambda^p)} \right) \quad (25)$$

z_{n+1}^* 和 c_{n+1}, θ_n 定义如下

$$\theta_n = \phi + \zeta \quad (26)$$

其中

$$\zeta = \Delta z_{n+1}^* p c_{n+1} = \sin^{-1} \left(\frac{2|p - c_{n+1}|}{h} \sin(\pi - \gamma + \phi) \right) \quad (27)$$

其中, γ 是向量 $\overrightarrow{c_{n+1}p}$ 的方向角。

4 仿 真

为了体现改进算法的先进性, 本文选取基于改进人工势场法的研究结果作为比对, 假设参数相同, 都增加了 $\epsilon = 0.01$ 的噪声信号, 以此证明本文提出的改进算法在机器人移动避障轨迹的实时控制的精确性。

起始点条件为: $z_0 = (1.75, 0.54)$ (单位:m), $v_0 = (0, 0)$ (单位:m/s)

终止点条件为: $z_f = (6.85, 3.28)$ (单位:m)

采样时间间隔定义为 $h = (0.0033)$ (单位:s)

特征变量定义为

$\alpha = 1(N/V), \beta = 1$ (单位:kg/s), $m = 1$ (单位:kg), $U_{\max} = 3$ (单位:V)

那么, 可以计算得到

$$p_0 = (1.75, 0.54), p_1 = (3.46, 2.07),$$

$$p_2 = (3.70, 2.15), p_3 = (4.52, 2.0),$$

$$p_4 = (5.32, 3.27), p_5 = (6.89, 3.31)$$

控制方式选择开环控制和闭环控制两种方式; 路径识别方式选择红外无噪声、红外光谱噪声及无噪声三种情况^[21-24]。其中, 红外无噪声用于开环轨迹, 红外光谱噪声用于闭环轨迹。

本文提出的改进算法的仿真曲线如图 2 所示, 仿真结果如表 1 所示。表 1 中, 交叉跟踪误差 c_{err} 线定义为通过位置正常路径距离。

表 1 不同算法仿真结果

Tab. 1 Simulation results of different algorithms

方式	$t_f [s]$	误差率	$\int_0^{t_f} c_{err} dt$
红外无噪声	3.6667	0	
红外光谱噪声	3.4667	0	0.0018
无噪声	13.2667	31.91	0

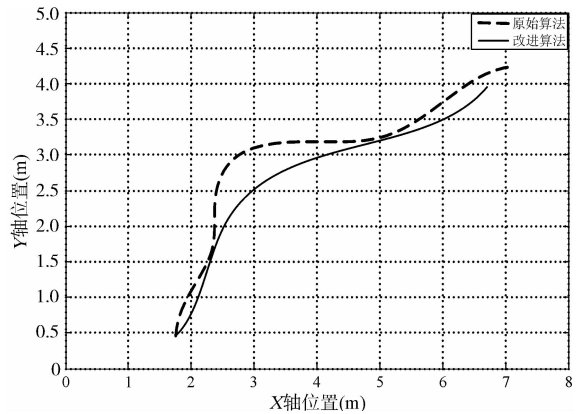


图 2 不同算法产生的参考轨迹

Fig. 2 Reference trajectory generated by different algorithms

由表 1 可见, 采用红外噪声或者是红外光谱噪声路径识别方式时, 误差率均为零, 这意味着机器人在抵达终点的过程中, 既可以实时有效地避开大障碍物, 又可以有效躲避多障碍物对目的终点的包围, 从而在较短时间内相对快速准确地抵达终点。因此, 本文构建的基于狄克斯特拉算法与贝塞尔曲

线的改进算法能够避免过多的走弯路,在实时避障的过程中能够对移动路径进行动态优化.

由图 2 可知,产生的参考轨迹足够光滑, \tilde{S}_{n+1} 包含了所有的采样轨迹.在障碍轨迹相对简单的情况下,即便是有大障碍物或者是多障碍物的情况下,因为本文改进算法引入了机器人与障碍物之间的速度、角度分量,使得本文改进算法相对于改进人工势场算法的原始算法具有更好的收敛速度,且改进算法到达终点(最优解)的时间 t_f 远远小于改进人工势场算法.

5 结 论

本文提出了一种新型移动机器人运动避障实时轨迹控制算法.它已被证明是一种计算有效的方法,可以有效地满足避障以及具有较强的鲁棒性,算法使得机器人移动时间缩短.仿真结果表明,相比较于改进人工势场算法,该算法的运动规划明显改善.

参考文献:

- [1] 吴光强, 盛云. 混沌理论在汽车非线性系统中的应用进展[J]. 机械工程学报, 2010, 46(10): 81.
- [2] 王慧芳. 非完整性机器人的运动优化和规划算法[D]. 北京: 北京工业大学, 2008.
- [3] 高明. 基于全景视觉的单目 SLAM 系统[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2009.
- [4] 文俊. 全方位移动机器人设计与运动控制[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2009.
- [5] 张煌辉. 基于动态人工势场的路径规划研究与应用[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2010.
- [6] NC Yung, C Ye. An intelligent mobile vehicle navigator based on fuzzy logic and reinforcement learning[J]. IEEE Trans Sys Man Cybern Part B Cybern, 1999, 29(2): 314.
- [7] 孟蕊, 苏维均, 连晓峰. 基于动态模糊人工势场的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(7): 1558.
- [8] 潘炼, 严文, 陶辉. 基于改进人工势场的移动机器人路径规划[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(4): 969.
- [9] 殷路, 尹怡欣. 基于动态人工势场法的路径规划仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(11): 3325.
- [10] Oliver B, Oussama K. Elastic strips; a framework for motion generation in human environment[J]. Int J Robotics Res, 2012, 21(12): 1.
- [11] L Chaimowicz, T Sugar, V Kumar. etc. Architecture for tightly coupled multi-Robot cooperation [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, San Francisco, USA: IEEE, 2000, 3(5): 2992.
- [12] 王斌, 吴玉培, 吴志红. 基于 SRAA 延迟渲染抗锯齿[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2010, 52(6): 1230.
- [13] 李丹, 张蒙, 孙海涛, 等. 一种改进的 KAZE 特征检测算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52(3): 523.
- [14] 高国琴, 李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 25.
- [15] 李睿, 曲兴华. 工业机器人运动学参数标定误差不确定度研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2192.
- [16] 李东洁, 邱江艳, 尤波. 一种机器人轨迹规划的优化算法[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(1): 123.
- [17] Pizarro D, Bartoli A. Feature-based deformable surface detection with self-occlusion reasoning[J]. Intl J Comput Vision, 2012(97): 66.
- [18] 童亮, 王准. 强化学习在机器人路径规划中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(12): 351.
- [19] 翁理国, 纪壮壮, 夏旻. 基于改进多目标粒子群算法的机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(12): 2892.
- [20] GohShyChyan S, Ponnambalam G. Obstacle avoidance control of redundant robots using variants of particles swarm optimization [J]. Robot Com Int Manuf, 2011, 25: 282.
- [21] Rui M. MI-SIFT: Mirror and inversion invariant generalization for SIFT descriptor[C]//Proceedings of International Conference on Image and Video Retrieval, Xi'an; ACM, 2010.
- [22] Han M A, Tian Y, Yu P. Small-amplitude limit cycles of polynomial lienard systems [J]. Sci China Math, 2013, 56(8): 1543.
- [23] Korayem N H, Rahimi H N, Nikoobin A. Mathematical modeling and trajectory planning of mobile manipulators with flexible links and joints[J]. Appl Math Model, 2012, 36(36): 3229.
- [24] Ogren P, Egerstedt N, Hu X. Reactive mobile manipulation using dynamic trajectory tracking[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation, San Francisco, USA: IEEE, 2000.