

基于 Bézier 曲线的差速驱动机器人 混合避障路径规划算法

甘 新 基

(北华大学 机械工程学院, 吉林 吉林 132021)

摘要: 为实现差速驱动机器人在避障环境下的平滑最优路径规划, 提出一种基于 Bézier 曲线的差速驱动机器人混合避障路径规划算法. 首先, 建立差速驱动机器人运动模型, 用于操控左右两个驱动轮线速率, 完成机器人转弯及非匀速运动; 其次, 利用 Bézier 曲线描述路径状态, 将路径规划问题转换为产生 Bézier 曲线有限点方位优化问题, 提升机器人的运动平滑性; 最后, 引入遗传算法将二维路径编码简化为一维编码问题, 将路边约束、动态避障需求及最短路径需求混合成适应度函数, 使机器人尽快脱离局部极小解, 成功绕过障碍物抵达目标点. 仿真实验结果表明, 该方法的避障路径规划效果较好, 避障路径距离为 30.19 m, 且避障用时低于对比方法, 最长避障用时为 5.3 min.

关键词: Bézier 曲线; 差速驱动机器人; 避障路径规划; 运动规律

中图分类号: TP18; TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2021)04-0943-07

Path Planning Algorithm for Hybrid Obstacle Avoidance of Differential Drive Robot Based on Bézier Curve

GAN Xinji

(College of Mechanical Engineering, Beihua University, Jilin 132021, Jilin Province, China)

Abstract: In order to realize the smooth optimal path planning of differential drive robot in obstacle avoidance environment, the author proposed a path planning algorithm for hybrid obstacle avoidance of differential drive robot based on Bézier curve. Firstly, the motion model of differential drive robot was established, which was used to control the linear speed of the left and right driving wheels to complete the turning and non-uniform motion of the robot. Secondly, by using Bézier curve to describe the path state, the path planning problem was transformed into the problem of generating Bézier curve finite point orientation optimization, which improved the motion smoothness of robot. Finally, genetic algorithm was introduced to simplify the two-dimensional path coding problem into one-dimensional coding problem, and the roadside constraints, dynamic obstacle avoidance requirements and shortest path requirements were mixed into fitness function. The robot could get rid of the local minima as soon as possible and successfully bypass the obstacles to reach the target point. The simulation results show that the obstacle avoidance path planning effect of this method is better, the distance of the obstacle avoidance path is 30.19 m, and the obstacle avoidance time is lower than that of the comparison methods, the longest obstacle avoidance time is 5.3 min.

收稿日期: 2020-07-17.

作者简介: 甘新基(1969—), 男, 汉族, 博士, 副教授, 从事智能装备设计的研究, E-mail: ganxinji159@163.com.

基金项目: 吉林省科技发展计划自然科学基金(批准号: 201105040).

Keywords: Bézier curve; differential drive robot; obstacle avoidance path planning; motion law

目前, 移动机器人广泛应用于工业、航空等领域, 其中差速驱动机器人可在道路及野外进行持续、实时地自主运动, 是一种集环境感知、动态决策与执行等多功能于一体的智能化机器系统^[1]. 在机器人工作中, 难免会遇到不同的障碍环境, 为顺利完成作业内容, 对避障路径规划的研究尤为重要. 避障路径规划是在有障碍物环境下, 为机器人探寻一条从初始点至目标点的安全路径^[2]. 根据对环境数据了解状况的不同, 可使用相应的算法寻找最合适的路径, 从而快速通过前方全部障碍物, 顺利完成运动任务^[3]. 目前关于机器人路径规划的方法已有许多: 许凯波等^[4]提出了一种基于双层蚁群算法和动态环境的规划方法, 采用凸化处理栅格法建立环境模型, 加快了机器人路径规划速度, 并针对环境中不同动态障碍物的体积和速度, 提出 3 种避障策略, 完成路径避障; 王雷等^[5]在研究移动机器人避障时, 提出了一种改进的蚁群算法, 通过对信息素启发因子及期望启发因子实时调节, 自适应改变挥发因素, 以免陷入局部最优, 实现了快速避障. 但上述两种方法均存在路径规划耗时较长的缺点. 基于此, 本文提出一种基于 Bézier 曲线的差速驱动机器人混合避障路径规划算法. 通过分析差速驱动机器人运动规律, 了解机器人的运动原理及实时状态, 用 Bézier 曲线增强机器人路径平滑性能, 并引入遗传算法, 使机器人尽快脱离局部极小解, 以最快速率成功避障并到达目标点.

1 差速驱动机器人运动规律分析

本文以双轮差速驱动机器人为例, 其模型如图 1 所示. 如果机器人两个驱动轮轴线的中心方位质心为 O 、坐标为 (x_0, y_0) 、驱动轮半径为 R , 则双轮差速驱动机器人运动方向可描述为

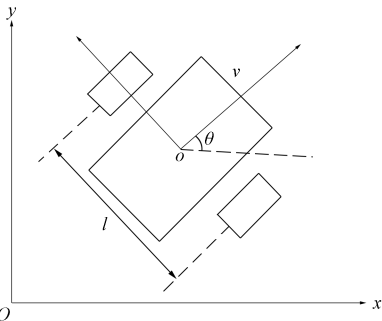


图 1 双轮差速驱动机器人模型

Fig. 1 Two wheel differential drive robot model

其中 θ 表示机器人运动方向与 x 轴的夹角, v 表示质心 O 位置的线速率, ω 表示转向角速率, l 表示驱动轮之间的轮距, v_l 表示左驱动轮线速率, v_r 表示右驱动轮线速率. 在车轮运动无滑动且保持纯滚动状态^[7-8]下, 应符合下列收敛条件:

$$\dot{y}_0 \cos \theta - \dot{x}_0 \sin \theta = 0,$$
 (4)

设圆周运动速度条件 u 、运动方向条件 \dot{q} 、运动角度条件 $s(q)$ 、位姿条件 $A(p)$ 分别为

$$u = (v, \omega),$$
 (5)

$$\dot{q} = (\dot{x}_0, \dot{y}_0, \dot{\theta}),$$
 (6)

$$s(q) = (-\sin \theta, \cos \theta, 0),$$
 (7)

$$A(p) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$
 (8)

则可得

$$\dot{q} = A(p)u.$$
 (9)

继而判定 \dot{q} 是否满足非完整约束解析式

$$s(q)\dot{q} = 0.$$
 (10)

双轮差速驱动机器人在运动时, 可采用依次操控左右两个驱动轮的线速率完成移动机器人的转弯及其余非匀速运动^[9], 所以假设采样周期是 T , 则将式(2)离散化后获得的方程组为

$$\begin{cases} x(k) = x(k-1) + v(k-1)T \cdot \cos \theta(k-1), \\ y(k) = y(k-1) + v(k-1)T \cdot \sin \theta(k-1), \\ \theta(k) = \theta(k-1) + \omega(k-1)T. \end{cases} \quad (11)$$

2 基于 Bézier 曲线的机器人混合避障路径规划方法

Bézier 曲线的定义依赖于某段曲线控制点的明确数量^[10], $(N+1)$ 个顶点可描述成 N 次多项式的曲线. Bézier 曲线内每个点的参数方程表示为

$$P(t) = \sum_{i=1}^N P_i B_i(t), \quad t \in [0, 1], \quad (12)$$

其中: P_i 为第 i 个顶点的坐标值; 基函数 $B_i(t)$ 为 Bernstein 多项式, 表示为

$$B_i(t) = C_N^i t^i (1-t)^{N-i}, \quad i=0, 1, \dots, n, \quad (13)$$

式中 C_N^i 是二项式系数. 利用式(12)和式(13)可得三次 Bézier 曲线中每个点的参数方程为

$$P(t) = P_0(1-t)^3 + 3P_1t(1-t)^2 + 3P_2t^2(1-t) + P_3t^3. \quad (14)$$

当 t 在区间 $(0, 1)$ 内变动时, 会产生三次 Bézier 曲线. Bézier 曲线性质为: 曲线的初始点与终点和特征多边形的起点与终点重叠^[11]; 一阶持续的 Bézier 曲线可通过较低次的 Bézier 曲线相连组成^[12-14], 如图 2 所示.

由图 2 可见, 该曲线由两端三次 Bézier 曲线构成, 其中: 一段曲线包含 P_0, P_1, P_2, P_3 四个点, P_0 为起点, P_3 为终点, P_1 和 P_2 为控制点; 另一段曲线包含 Q_0, Q_1, Q_2, Q_3 四个点, Q_0 为起点, Q_3 为终点, Q_1 和 Q_2 为控制点. 为确保相连后的曲线为一阶持续关系, 需满足下列条件:

$$P_3 - P_2 = Q_1 - Q_0, \quad P_3 = Q_0. \quad (15)$$

使用 n 条三次 Bézier 曲线描述路径状态, 因为轨线初始点与终点已知^[15], 且符合一阶持续条件, 因此使用 $(4 \times n)$ 个参量进行路径规划. 由式(14), (15)可得粒子参数路径内每个点的公式:

$$P(t) = \begin{cases} P_0(1-t)^3 + 3P_1t(1-t)^2 + 3P_2t^2(1-t) + P_3t^3, \\ P_3^{i-1}(1-t)^3 + 3(2P_3^{i-1} - P_2^{i-1})t(1-t)^2 + 3P_2^{i-1}t^2(1-t) + P_3^{i-1}t^3, \\ P_3^{i-1}(1-t)^3 + 3(2P_3^{i-1} - P_2^{i-1})t(1-t)^2 + 3P_2^{i-1}t^2(1-t) + P_1t^3, \end{cases} \quad (16)$$

其中 P_0 为初始点, P_1 为终点, n 为路径的三次 Bézier 曲线个数. 当 t 在区间 $(0, 1)$ 内变化时, 会产生第 i 段的三次 Bézier 曲线. 最终产生的 n 段三次 Bézier 曲线即组成了全部路径曲线, 从而增强机器人路径平滑性能.

在 Bézier 曲线基础上, 引入遗传算法进一步提高差速驱动机器人混合避障路径规划的可靠性^[16]. 遗传算法是一种基于自然选择与遗传的全局优化方法, 该方法通过选择、遗传操作挑选算子, 对参数编码字符串实施遗传操作, 各字符串均对应一个可行解. 该遗传操作是关于多个可行解构成的群体实施的, 因此在进化时能并行地对解空间不同范围进行搜索, 令搜索结果接近于全局最佳解, 不会陷入局部极小解^[17].

在遗传算法中, 针对固定的适应度函数, 在线计算时长取决于编码长度与搜索空间大小. 所以, 本文使用简化编码长度的方法, 即将路径的二维编码化简成一维编码^[18], 编码技术如图 3 所示. 图 3 中, 初始点就是差速驱动机器人目前的方位, 目标点是机器视觉预瞄区域中的局部路径目标点, 规划的路径就是初始点与目标点之间, 即图内的路边约束范围. 在地面坐标系 XOY 内, 路径点序列坐标是二维坐标, 为减少编码长度, 对坐标系实施转换. 设新坐标为 xoy , 其中 x 轴是初始点与目标点相连的线段, 将 x 轴均匀划分为 x_1, x_2, \dots, x_n , 则优化的路径点即化简为一维 y 坐标编码优化问题. 使用浮

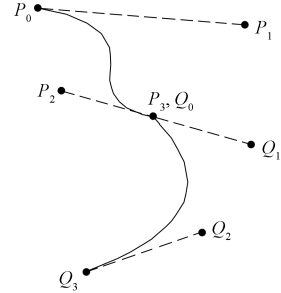


图 2 Bézier 曲线路径示意图

Fig. 2 Schematic diagram of Bézier curve path

点数编码方式,其编码格式如图 4 所示.

适应度函数是影响遗传算法收敛性与平稳性的关键因素,本文基于 Bézier 曲线,对遗传算法混合避障路径规划的要求为:路径在路边约束内可以动态避障及路径最短^[19].所以在构造适应度函数中,应尽可能使适应度函数的项数较少,同时将路径规划的 3 个要求融入遗传优化算法中.

使用图 3 的折线模式即能求解出每个折线的方程表达式.路边收敛制约了解空间的区域范围,即每个 y_i 值仅能在路边收敛区域中进行取值,每个点的 y_i 值取值范围计算方法为:首先推算每个 x_i 方位和 x 轴垂直的各直线与路两旁折线交叉的两个 y 坐标值,再依次向路中心进行收缩.收缩值以机器人远离路边的安全距离为准,安全距离要高于机器人的最大半径.若 y_i 的取值范围是 (y_{i1}, y_{i2}) ,则路边收敛适应度函数为

$$\text{fit}_1 = \begin{cases} 1, & y_{i1} \leq y_i \leq y_{i2}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \tag{17}$$

其中 i 表示路径内的全部点数.由式(17)可知,若每个路径点在路边安全距离内,则其适应度为 1,否则为 0.

混合避障是较重要的收敛条件.加入障碍物数量、位置与速度信息可通过机器视觉与激光雷达确认.在局部路径规划中,设机器人以当前的速度行走,每个障碍物也用当前测量的速度进行匀速直线运动^[20].此外,路径跟踪控制会自行操控机器人行走速度的改变,在进行路径规划时,不需考虑机器人与障碍物行走速度的改变.混合避障的基础条件是:关于某个路径,构成路径的点与障碍物间的最小距离一定大于机器人和障碍物的半径总和.

若差速驱动机器人从当前点 P_0 至 $P_i(x_i, y_i)$ 所需时间是 t_i ,从 $P_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1})$ 到 $P_i(x_i, y_i)$ 所需时间是 T_{i-1} ,则可得

$$T_{i-1} = \frac{\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}}{V}, \tag{18}$$

其中 V 表示差速驱动机器人的当前速率.如果差速驱动机器人位于 t_i 时段,第 k 个障碍物的方位是 $O_{bk}(x_{bk}(t_i), y_{bk}(t_i))$,则

$$\begin{cases} x_{bk}(t_i) = x_{bk}(t_0) + V_{kx}t_i, \\ y_{bk}(t_i) = y_{bk}(t_0) + V_{ky}t_i, \end{cases} \tag{19}$$

其中 $(x_{bk}(t_0), y_{bk}(t_0))$ 为第 k 个障碍物的初始坐标, V_{kx} 和 V_{ky} 分别为第 k 个障碍物的当前速度 V_k 在 xoy 坐标系内的分量.假设在 t_i 时段,路径点 $P_i(x_i, y_i)$ 与第 k 个障碍物的距离为 d_{ik} :

$$d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_{bk}(t_i))^2 + (y_i - y_{bk}(t_i))^2}, \tag{20}$$

则关于随机一条路径,路径内的点与障碍物的最小距离为

$$D_{\min} = \min\{d_{ik}\}. \tag{21}$$

继而得到混合避障的适应度函数为

$$\text{fit}_2 = \begin{cases} 1, & D_{\min} \geq R_0 + R_k, \quad k=1,2,\cdots,m, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \tag{22}$$

由式(22)可知,路径每个点与每个障碍物的最小距离高于机器人与障碍物的安全半径总和,机器人就会安全规避障碍物,因此适应度是 1,反之是 0.将路径最短适应度函数记为

$$\text{fit}_3 = \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}, \tag{23}$$

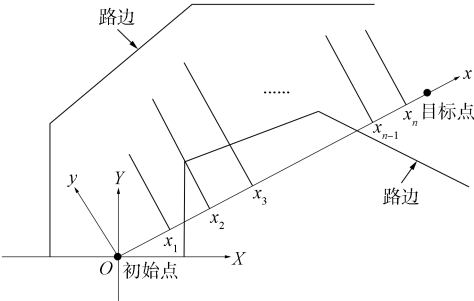


图 3 路径编码方法
Fig. 3 Path coding method

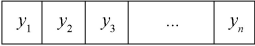


图 4 路径编码方式
Fig. 4 Path coding mode

最终获得综合适应度函数为

$$\text{fit} = \text{fit}_1 \times \text{fit}_2 \times \text{fit}_3.$$

(24)

综合适应度函数将 3 个收敛条件进行有机结合,使计算更便捷,同时可防止发生 3 项加权求和引起的优化不稳定问题,最后使机器人能尽快地脱离局部极小值,并成功绕过障碍物到达目标点.

3 仿真实验

在 MATLAB 2018 b 软件中进行仿真实验,实验设备处理器为 Intel(R)CoreTMi5-4590 CPU@ 3.30 GHz,服务器内存大小为 32 GB,系统类型为 Windows 10,64 位处理器.设置避障栅格地图场景大小为 20×20,并在地图中加入障碍物,验证本文方法的避障性能.设机器人的最大线速度为 2 m/s,最大角速度为 20°/s.将基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法^[4]与改进蚁群算法在移动机器人避障中的应用^[5]这两种方法作为对照组.实验分为避障路径规划效果、相对步数对比、避障用时对比三部分,以验证本文方法避障路径规划的优势.

3.1 避障路径规划效果对比

为验证本文方法避障路径规划的效果,在仿真平台中模拟障碍物,设差速驱动机器人运行初始阶段在环境内没有任何数据信息,其使用传感器即能监测到自身周边 4 m 区域内的障碍物,机器人从初始点(0,0)运动至目标点(16,16),其引力系数为 15,斥力系数为 3,障碍物影响距离是 5 m,步长为 0.08,实验结果如图 5 所示.

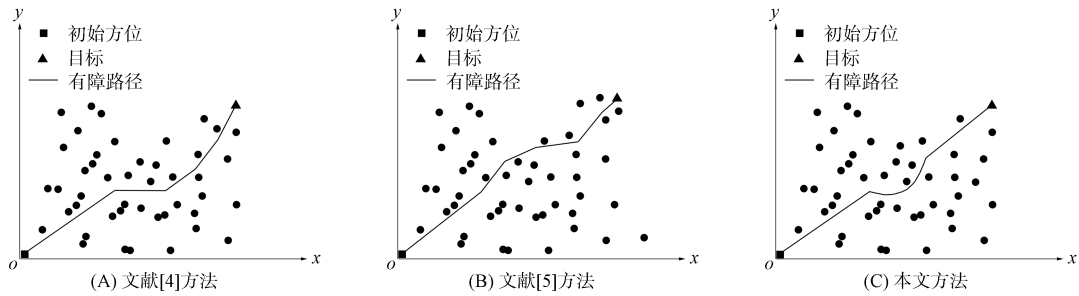


图 5 不同方法混合避障路径规划对比

Fig. 5 Comparison of mixed obstacle avoidance path planning of different methods

由图 5 可见,在相同避障环境下,文献[4]和文献[5]方法的避障规划路径较本文方法长,这是因为本文方法在 Bézier 曲线基础上引入了遗传算法,使避障路径更平滑,所以探寻到了全局最优路径.保证机器人能在最短时间内顺利抵达目标点,证明本文方法具有较高的鲁棒性与实用性.因为本文方法在利用 Bézier 曲线优化的基础上,构建了路边约束、动态避障及最短路径的混合函数,使机器人可以较快地脱离局部极小解,因此实现了较短路径的规划.

3.2 相对步数对比

为进一步验证本文方法在避障方面的优越性,基于上述实验环境对比 3 种方法在相同避障步长下的步数,步数越少说明避障效果越好.避障步长由仿真平台计算得出,实验结果列于表 1.

表 1 不同方法的相对步数对比

Table 1 Comparison of relative steps of different methods

步长	本文方法	文献[4]方法	文献[5]方法	步长	本文方法	文献[4]方法	文献[5]方法
0.02	2 065	2 598	2 654	0.08	258	287	301
0.04	741	964	998	0.10	203	254	286
0.06	401	475	485				

由表 1 可见,在相同步长的情况下,本文方法步数明显小于其他两种方法,表明本文方法将路径规划问题转换为产生 Bézier 曲线有限点方位优化问题,提升了机器人的运动平滑性,可有效解决不同环境下的机器人路径规划极小值问题,从而提高了混合避障路径规划效率.

3.3 避障用时对比

下面以避障用时作为实验指标,验证本文方法的避障效率.在上述实验环境的基础上,以 3.1 中的初始方位与目标作为起点与终点.为保证计算避障的可靠性,进行 40 次实验,计算应用 3 种方法进行避障的用时.用时时间越短,说明避障效率越高,实验结果如图 6 所示.由图 6 可见,在 40 次实验过程中,文献[4]方法的避障用时最长,为 8.4~11.8 min,避障用时波动较大;文献[5]方法的避障用时为 7~9.2 min;而本文方法避障用时较稳定,始终维持在 4.9~5.3 min,低于对比方法,说明本文方法的避障效率较高.这主要是因为本文方法利用遗传算法将二维路径编码简化为一维编码问题,提高了脱离局部极小解的速度,缩短了避障时间.

3.4 算法收敛性对比

为进一步验证本文方法在路径规划方面的优势,对比 3 种方法搜索到最优路径的迭代次数,实验结果如图 7 所示.由图 7 可见,本文方法搜索的最优路径短于文献[4]与文献[5]方法.经计算,本文方法迭代至 40 步时路径长度不再下降,规划的路径长度为 30.19 m;文献[4]方法迭代至 50 步时路径长度不再下降,搜索到的最优路径长度为 41.03 m;文献[5]方法迭代至 20 步时缓慢下降,直到 57 步时路径长度才趋于稳定,搜索到的路径长度与文献[4]方法接近,为 40.02 m.上述分析表明,本文方法寻优的速度优于对比方法,这是因为本文方法混合了路边约束、动态避障需求及最短路径需求,构建的适应度函数兼顾了算法的收敛性与寻优速度,因此本文方法的路径规划效果较好.

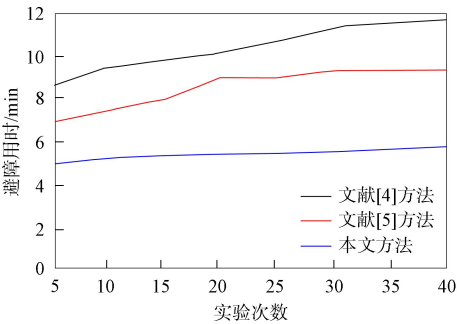


图 6 不同方法的避障用时结果

Fig. 6 Results of obstacle avoidance time of different methods

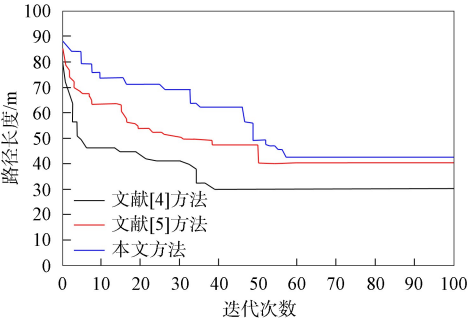


图 7 不同方法的迭代收敛性

Fig. 7 Iterative convergence of different methods

综上所述,针对差速驱动机器人避障路径规划效率低、精度不高等问题,本文提出了一种基于 Bézier 曲线的差速驱动机器人混合避障路径规划方法.先通过分析差速驱动机器人运动规律,用 Bézier 曲线提高机器人运动平滑性,再代入遗传算法将动态避障需求及最短路径需求混合为适应度函数,完成高效率混合避障路径规划目标.仿真对比实验结果表明:该方法规划后的避障路径较对比方法路径短,且避障用时最长为 5.3 min;该方法迭代至 40 步时搜索到的最优路径长度为 30.19 m,优于其他两种对比方法,避障路径规划效果较理想.

参 考 文 献

[1] HACENE N, MENDIL B. Fuzzy Behavior-Based Control of Three Wheeled Omnidirectional Mobile Robot [J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16(2): 163-185.

[2] LORENTE M T, OWEN E, MONTANO L. Model-Based Robocentric Planning and Navigation for Dynamic Environments [J]. The International Journal of Robotics Research, 2018, 37(8): 867-889.

[3] 封声飞,雷琦,吴文烈,等. 自适应蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 35-43. (FENG S F, LEI Q, WU W L, et al. Mobile Robot Path Planning Based on Adaptive Ant Colony Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(17): 35-43.)

[4] 许凯波,鲁海燕,黄洋,等. 基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法 [J]. 电子学报, 2019, 47(10): 2166-2176. (XU K B, LU H Y, HUANG Y, et al. Robot Path Planning Based on Double-Layer Ant Colony Algorithm and Dynamic Environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(10): 2166-2176.)

- [5] 王雷, 石鑫. 改进蚁群算法在移动机器人避障中的应用 [J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(5): 728-734. (WANG L, SHI X. Improved Ant Colony Algorithm of Obstacle Avoidance for Mobile Robot [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2019, 51(5): 728-734.)
- [6] WANG M M, LUO J J, FANG J, et al. Optimal Trajectory Planning of Free-Floating Space Manipulator Using Differential Evolution Algorithm [J]. Advances in Space Research, 2018, 61(6): 1525-1536.
- [7] LI X, LUK K M, DUAN B Y. Aperture Illumination Designs for Microwave Wireless Power Transmission with Constraints on Edge Tapers Using Bézier Curves [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2019, 67(2): 1380-1385.
- [8] 王晓芳, 柴劲, 周健. 基于分段贝塞尔曲线的多导弹协同航迹规划 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(10): 2317-2324. (WANG X F, CHAI J, ZHOU J. Cooperative Path Planning for Multiple Missiles Based on Piece Wise Bézier Curve [J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(10): 2317-2324.)
- [9] CAO Z, FU H, HAN Z. Comparative Study on Bézier Curve and Linear Variable Angle Method for Variable Stiffness Laminates [J]. Polymer Composites, 2019, 40(3): 952-960.
- [10] 韩浩, 王舜燕. 基于混合贝塞尔曲线模型的车道检测算法 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(3): 732-737. (HAN H, WANG S Y. Lane Detection Algorithm Based on Mixed Bézier Curve Model [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(3): 732-737.)
- [11] 朱大奇, 刘雨, 孙兵, 等. 自治水下机器人的自主启发式生物启发神经网络路径规划算法 [J]. 控制理论与应用, 2018, 36(2): 183-191. (ZHU D Q, LIU Y, SUN B, et al. Autonomous Underwater Vehicles Path Planning Based on Autonomous Inspired Glasius Bio-inspired Neural Network Algorithm [J]. Control Theory & Applications, 2018, 36(2): 183-191.)
- [12] VROHIDIS C, VLANTIS P, BECHLIOULIS C P, et al. Reconfigurable Multi-robot Coordination with Guaranteed Convergence in Obstacle Cluttered Environments under Local Communication [J]. Autonomous Robots, 2018, 42(4): 853-873.
- [13] 杨帆, 薛亚冲, 李靖. 静态障碍物下的遍历多任务目标机器人路径规划 [J]. 天津工业大学学报, 2018, 37(4): 65-71. (YANG F, XUE Y C, LI J. Traversal Multi-task Target Robot Path Planning under Static Obstacles [J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2018, 37(4): 65-71.)
- [14] SONG A L, SU B Y, DONG C Z, et al. A Two-Level Dynamic Obstacle Avoidance Algorithm for Unmanned Surface Vehicles [J]. Ocean Engineering, 2018, 170(15): 351-360.
- [15] 梅壮, 陈洋, 张思伦, 等. 基于连续动态运动基元的移动机器人路径规划 [J]. 信息与控制, 2019, 48(4): 392-400. (MEI Z, CHEN Y, ZHANG S L, et al. Path Planning for Mobile Robots Based on Continuous Dynamic Movement Primitives [J]. Information and Control, 2019, 48(4): 392-400.)
- [16] BENJAMIN M R, DEFILIPPO M, ROBINETTE P, et al. Obstacle Avoidance Using Multiobjective Optimization and a Dynamic Obstacle Manager [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 44(2): 331-342.
- [17] CHEON H, KIM B K. Online Bidirectional Trajectory Planning for Mobile Robots in State-Time Space [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(6): 4555-4565.
- [18] 胡晓东, 黄学祥, 胡天健, 等. 一种动态环境下空间机器人的快速路径规划方法 [J]. 空间控制技术与应用, 2018, 44(5): 14-21. (HU X D, HUANG X X, HU T J, et al. A Fast Path Planning Method for Space Robot in Dynamic Environment [J]. Aerospace Control and Application, 2018, 44(5): 14-21.)
- [19] PATASHOV D, MENAHEM Y, BEN-HAIM O, et al. Methods for Gait Analysis During Obstacle Avoidance Task [J]. Annals of Biomedical Engineering, 2020, 48(2): 634-643.
- [20] 张玮, 马焱, 赵捍东, 等. 基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划 [J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 335-343. (ZHANG W, MA Y, ZHAO H D, et al. Obstacle Avoidance Path Planning of Intelligent Mobile Based on Improved Fireworks-Ant Colony Hybrid Algorithm [J]. Control and Decision, 2019, 34(2): 335-343.)