

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201702101



采用粒子群优化和 B 样条曲线的 改进可视图路径规划算法

吕太之^{1,2}, 周武³, 赵春霞²

- (1. 江苏海事职业技术学院 信息工程学院, 江苏 南京 210012;
2. 南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094;
3. 浙江师范大学 工学院, 浙江 金华, 321019)

摘要: 针对传统局部路径规划中容易陷入局部陷阱和规划路径不平滑的问题,提出一种将改进可视图,基于 B 样条曲线和粒子群优化算法结合起来规划一条平滑路径的算法. 该算法由多边形动态生成、路径规划和路径平滑 3 个步骤组成,为了逃离局部陷阱,在多边形动态生成的过程中增加环境记忆功能,并通过路径平滑过程,使规划的路径更能满足移动机器人动力约束条件. 仿真实验结果验证了算法的有效性,对比其他几种路径规划算法,所提出算法规划的路径质量更高.

关键词: 移动机器人; 局部路径规划; 可视图; 粒子群算法; B 样条曲线

中图分类号: TP 312 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2018)01-0103-06

Improved Visibility Graph Method Using Particle Swarm Optimization and B-Spline Curve for Path Planning

LÜ Taizhi^{1,2}, ZHOU Wu³, ZHAO Chunxia²

- (1. School of Information Engineering, Jiangsu Maritime Institute, Nanjing 210012, China;
2. School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
3. School of Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321019, China)

Abstract: Trapping in local minima and discontinuities often exist in local path planning. To overcome these drawbacks, this paper presents a smooth path planning algorithm based on modified visibility graph which involves B-spline curves and particle swarm optimization. This algorithm consists of three steps: dynamically generate polygons, plan a path and smooth the path. To escape from traps, the environment is memorized in the dynamic polygon generation process. By the path smooth process, this planned path is more adapt the kinetics constraint of mobile robots. Simulations verify the effectiveness of the proposed algorithm. Comparing other several path planning algorithms, the planned path by the proposed algorithm posses a higher quality.

Keywords: mobile robot; local path planning; visibility graph; particle swarm algorithm; B-spline curve

移动机器人路径规划问题可以描述为移动机器人在有障碍的环境中,寻找一定指标(如距离、时间、能量等)下尽可能优化的避障路径^[1]. 从移动机器人对环境信息掌握程度和规划的目标范围,可将路径规划分为环境信息已知的全局路径规划和环境信息未知或者部分未知的局部路径规划. 局部或在线路

收稿日期: 2017-02-02

通信作者: 吕太之(1979-),男,高级工程师,博士,主要从事移动机器人导航技术的研究. E-mail:lvtaizhi@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61101197);江苏省高校优秀中青年教师和校长赴境外研修项目(201121)

径规划就是当机器人无法预先获得完整环境信息时,通过传感器感知环境信息,规划出一条无碰撞的路径^[2]. 由于移动机器人需要具备在动态环境中自主运行的能力,局部路径规划受到越来越多学者的关注. 传统局部路径规划算法包括人工势场法、快速扩展随机树、行为分解法、爬行虫 Bug 算法、滚动窗口法^[3-5]等. 然而,这些传统的算法存在着容易陷入局部陷阱和规划路径不平滑的问题. 针对这些问题,学者们提出一些改进的算法^[6-8],虽然能避开局部陷阱和提高路径规划的效率,但规划的路径却并不平滑. 鉴于此,本文提出基于粒子群优化(PSO)和 B 样条曲线的改进可视图路径规划算法.

1 改进的可视路径规划算法

1.1 移动机器人的环境感知

移动机器人通过激光雷达获取外部环境的原始数据,从中提取出有价值的环境结构信息;然后,根据这些信息实现路径规划和行动决策. 所提算法使用文献[9]的方法,基于空间采样点信息,将传感器感知到的信息提取为线段特征信息. 移动机器人通过激光雷达感知的环境信息,如图 1 所示. 图 1 中:可视部分是传感器对障碍物可以感知到的部分;不可视部分是传感器对障碍物感知不到的部分.

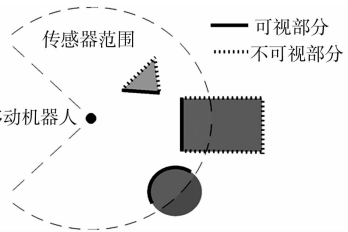


图 1 移动机器人环境感知
Fig. 1 Mobile robot environment awareness

1.2 多边形动态生成

对于没有感知到障碍物的地方及不可视部分,移动机器人都假定为不存在障碍物,可以直接通过. 对于感知到的障碍物可视部分,移动机器人认为存在障碍物,必须要避开它们,甚至不能接近它们. 通过文献[9]的方法将障碍物的可视部分信息提取为线段特征,然后,通过线段分组、多边形膨胀和多边形合并实现多边形动态生成.

1.2.1 线段分组 线段分组就是将若干线段分成若干折线组. 如果相邻线段的点是角点,即第一个线段的终点和第二个线段的起始点相同,则相邻两个线段合并为一个折线. 相邻两个线段点(第一个线段终点和第二个线段起始点)的距离小于移动机器人防碰撞半径,即移动机器人无法从这两个点中间通过,第一个线段、相邻两个线段点的连线和第二个线段合并为一个折线.

1.2.2 线段膨胀 通过线段分组获得一组折线,每个折线由若干线段组成. 如果某折线中只包含一条线段,直接将该线段膨胀为四边形,折线转换为多边形过程结束. 假定某线段从点 $P_1(x_1, y_1)$ 到 $P_2(x_2, y_2)$, 根据移动机器人防碰撞半径 R 将线段膨胀为包含 4 个顶点 $\{V_1, V_2, V_3, V_4\}$ 的多边形. 首先将线段向两端延长 R 长度,获得点 $P_{e_1}(x_{e_1}, y_{e_1})$ 和 $P_{e_2}(x_{e_2}, y_{e_2})$; 然后,经 P_{e_1} 做 P_{e_1} 到 P_{e_2} 连线的垂线,在垂线上离 P_{e_1} 距离为 R 的 V_1 和 V_2 是多边形的两个顶点. 则有

$$\left. \begin{aligned} x_{V_1} &= x_{e_1} - \sqrt{(R \times R) / (\frac{1}{k} \times \frac{1}{k} + 1)}, & y_{V_1} &= y_1 - \frac{1}{k} \times x_{e_1}, \\ x_{V_2} &= x_{e_1} + \sqrt{(R \times R) / (\frac{1}{k} \times \frac{1}{k} + 1)}, & y_{V_2} &= y_1 + \frac{1}{k} \times x_{e_1}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式(1)中: (x_{V_1}, y_{V_1}) 是顶点 V_1 的坐标位置; (x_{V_2}, y_{V_2}) 是顶点 V_2 的坐标位置. 过 P_{e_2} 做 P_{e_1} 到 P_{e_2} 连线的垂线,与确定 V_1 和 V_2 相同的方法,在该垂线上确定多边形的顶点 V_3 和 V_4 .

单线段和相邻线段的膨胀,如图 2 所示. 图 2(a)显示线段 $P_1 \rightarrow P_2$ 膨胀的过程. 如果某个折线由多

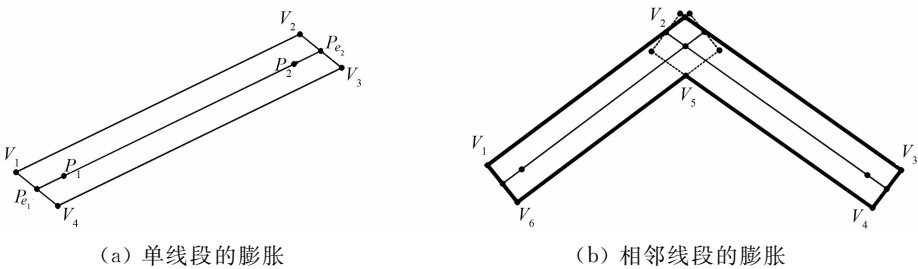


图 2 线段的膨胀
Fig. 2 Line expansion

条线段组成, 首先, 将每条线段按照单线段的处理方法膨胀为一个四边形, 然后, 将相邻的四边形合并。对于相交部分, 将两个多边形的交点作为顶点, 舍弃部分原有的顶点, 合并成一个多边形。图 2(b) 将相邻两个线段膨胀后合并为一个含有 6 个顶点的多边形。根据图 1 感知环境生成的多边形, 如图 3 所示。

1.2.3 多边形合并 陷入局部陷阱而无法到达目标点是许多传统局部路径规划算法所面临的问题。文中算法使用了多边形合并实现移动机器人环境记忆的功能, 从而解决了局部陷阱问题。移动机器人在每个控制周期保存了该周期内生成的多边形, 同时会将上一周期与本周期相交的多边形合并为新的多边形, 而上一周期与本周期没有相交的多边形将不再保存。

多边形之间的关系有相同、相离、相切(内切和外切)、包含和相交。相同、内切和包含表示了一个区域内的顶点都在另外一个区域内(包括在多边形的边上), 此时, 只保留大的多边形。对于相离和外切的情况, 只保留最新生成的多边形。这里主要讨论的是多边形相交情况下的合并。如果两个多边形相交, 他们之间有两个或以上的交点。多边形相交分为普通相交、顶点与边相交、顶点相交和共同边相交。两个多边形合并有如下 3 个主要步骤。

步骤 1 从第一个多边形中选取一个不在第二个多边形内的顶点。

步骤 2 判断当前顶点是否是第一个顶点, 如果是, 合并结束; 否则, 执行步骤 3。

步骤 3 取出下一个节点, 如果是顶点, 直接添加到新多边形中; 如果是交叉点, 则根据相交的类型确定是否添加到新多边形, 以及是否切换当前多边形。该步骤执行完成后, 跳转到步骤 2。

1.3 基于同步可视图构造和路径搜索算法的路径规划

完整可视图构造方法效率低下无法满足实时性要求^[10], 文中使用同步可视图构造和路径搜索(SVGA)算法可以快速查找到达目标点的最优路径。在前期工作的基础上, 融入了移动机器人动力约束, 即评价函数增加机器人转向的耗费, 有

$$f(x) = g_n + h_n + \omega_{\text{steerangle}} + \text{visitedCount} \times \text{MAX}. \quad (2)$$

式(2)中: $f(x)$ 表示从起始节点经过当前节点到目标节点最短路径的估计值; g_n 表示起始点到当前节点的估计值; h_n 表示该节点到目标点的估计值; $\omega_{\text{steerangle}}$ 表示移动机器人从上一节点到达当前节点需要转向的耗费; visitedCount 是节点的访问次数; MAX 表示了从起始点到目标点可能的最大距离。基于图 3 多边形环境下, SVGA 算法的路径搜索过程, 如图 4 所示。由图 4 可知: 通过 5 次两点之间可视性判断(即两点之间的连线是否穿越障碍物), SVGA 算法能快速地找到一条最优路径。

1.4 基于粒子群优化和 B 样条曲线的路径平滑

SVGA 算法规划的路径不够平滑, 往往无法满足移动机器人动力约束条件。基于 SVGA 规划的路径, 采用粒子群优化和 3 次 B 样条曲线进行路径的平滑。

B 样条曲线通过逼近多边形而获得曲线, 是 Bezier 样条曲线的一种特例^[11]。给定 $n+1$ 个控制点 $P_i (i=0, 1, 2, \dots, n)$, n 次 B 样条曲线表示为

$$Q_n(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,n}(t) P_i. \quad (3)$$

式(3)中: $B_{i,n}(t)$ 是 n 阶($n-1$ 次) B 样条曲线的基函数, 也称 B 样条分段混合函数。

第 k 段四阶(3 次)均匀 B 样条曲线表示为

$$Q_{k,4}(t) = [B_{0,4}(t), B_{1,4}(t), B_{2,4}(t), B_{3,4}(t)] [P_{k-1}, P_k, P_{k+1}, P_{k+2}]^T. \quad (4)$$

式(4)中: $B_{i,4}(t)$ 为 3 次 B 样条基函数; $[P_{k-1}, P_k, P_{k+1}, P_{k+2}]$ 为 B 样条曲线的一组控制点。

通过对 SVGA 生成的路径参数化实现路径平滑。SVGA 规划的是路径上一系列的顶点, 路径平滑需要 B 样条曲线通过路径上的每个顶点, 这就需要根据顶点倒推出控制点来确定 B 样条曲线的形状。

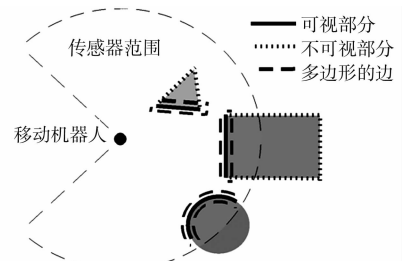
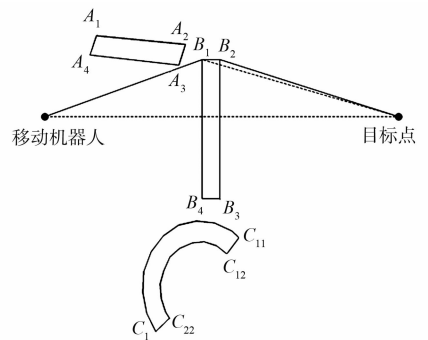


图 3 多边形的生成
Fig. 3 Polygon generation



设 SVGA 搜索的路径序列为 $\{V_1, V_2, V_3, \cdots, V_M\}$, 根据 B 样条曲线的端点性质, 路径点与 B 样条控制点的关系为

$$Q_{k-1}(0) = Q_k(0) = V_k, \quad k = 1, 2, \cdots, M, \tag{5}$$

$$Q_{k-1}(0) = Q_k(0) = \frac{1}{6}(P_{k-1} + 4P_k + P_{k+1}), \quad k = 1, 2, \cdots, M. \tag{6}$$

每相邻两个路径点用一段 B 样条曲线连接, 整条路径由 $M-1$ 段 B 样条曲线连接而成. 由于 B 样条曲线保证了路径的平滑性, 所以这里对路径的评价主要考虑的是行驶安全和路径长度.

1) 规划路径的安全性. B 样条曲线规划的路径不能与障碍物有碰撞. 路径安全性惩罚函数定义为

$$f_{\text{safe}} = \begin{cases} 0, & d_{\min} > D_{\text{safe}}, \\ (1 - d_{\min}/D_{\text{safe}})^2, & 0 \leq d_{\min} \leq D_{\text{safe}}, \\ \text{MAXDISTANCE}, & d_{\min} < 0. \end{cases} \tag{7}$$

式(7)中: D_{safe} 代表安全距离; d_{\min} 代表整条路径与所有障碍物之间的最小距离. 当 d_{\min} 大于 D_{safe} , 表示路径是安全的; 当 d_{\min} 小于或等于 0, 表示规划的路径与障碍物有冲突; 当 d_{\min} 小于 D_{safe} , 表示路径可能存在一定的风险. 所以, 设计一定的惩罚, 可使规划的路径与障碍物保留一定的距离.

2) 规划路径的长度. 规划的路径长度越短越好. 路径长度惩罚函数定义为

$$f_{\text{len}} = \int_0^1 \sqrt{(x'(t))^2 + (y'(t))^2} dt. \tag{8}$$

评价路径质量的函数定义为

$$f = a_1 f_{\text{safe}} + a_2 f_{\text{len}}. \tag{9}$$

式(9)中: a_1 和 a_2 为权重系数, 用来调整路径安全性和长度在路径规划中的权重. 评价函数值越低, 说明规划路径的品质越好.

通过 3 次 B 样条曲线描述路径, 路径规划问题转换为 B 样条曲线控制点位置优化问题. 根据定义的评价函数, 采用基于动态分数阶和 Alpha 稳定分布的粒子群优化算法^[12], 可以快速搜索到优质的平滑无碰撞路径.

1.5 算法流程

移动机器人在每个控制周期感知外部环境信息, 根据感知的环境信息使用基于粒子群优化和 B 样条曲线的改进可视图算法规划一条避障路径, 具体算法有如下 3 个主要步骤.

步骤 1 根据点云信息提取线段特征.

步骤 2 判断提取的线段特征是否与当前路径有冲突, 如果有冲突, 执行步骤 3 的 1); 否则, 执行步骤 3 的 2).

步骤 3 1) 首先, 根据线段特征生成多边形; 然后, 使用改进可视图方法搜索一条可行的路径; 最后, 使用 3 次 B 样条曲线和 PSO 算法平滑路径. 2) 创建后台线程, 根据线段特征生成多边形.

为了使移动机器人可以逃离陷阱, 即使当前感知的障碍物与规划的路径没有冲突, 文中算法也需要保存环境地图信息. 同样, 为了尽快将规划结果发送到下层控制模块中, 在不需重新规划路径的情况下, 通过后台线程动态生成本周期的多边形.

2 仿真实验结果及分析

2.1 仿真实验环境

为了测试算法的性能, 将基于粒子群优化和 B 样条曲线的改进可视图路径规划算法与 EgressBug 算法^[7]和 PEAPF^[6]算法进行比. 仿真实验使用的计算机 CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) I5-3230M, 主频为 2.60 GHz, RAM 容量为 8 GB. 3 种算法均在 Matlab 2013 平台上实现, 在有障碍物的仿真环境中进行实验对比.

实验中, 移动机器人最大行驶速度不超过 $2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 其通过激光雷达来感知周围障碍物的距离信息, 通过 GPS 完成定位信息. 移动机器人控制决策周期为 0.1 s, 控制周期内根据系统所提供的环境信息完成路径规划. 规划完成后将控制命令发送给控制器, 使机器人在环境中移动. 机器人的防碰撞半径

设置为 0.4 m, 对每个线段按照 0.4 m 的半径膨胀为多边形。

2.2 障碍物环境下的测试

首先, 将 3 种算法在如图 5 所示的环境中进行测试, 移动机器人从(10,10)的位置移动到(90,90)的位置上. 每个采样周期内机器人通过传感器感知环境信息, 同时, 重新规划路径, 避开障碍物。

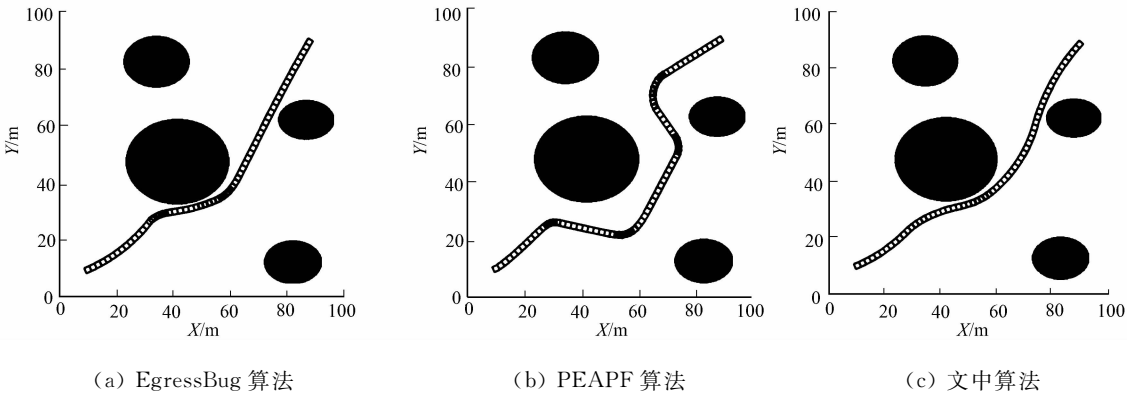


图 5 障碍物环境下 3 种局部路径规划算法的比较

Fig. 5 Comparison of three local path planning algorithms in environment with obstacles

由图 5 可知: 文中算法规划的路径长度为 117 m, 机器人耗时 62 s 到达目的地; EgressBug 算法规划的路径长度为 118 m, 机器人耗时 65 s 到达目的地; PEAPF 算法规划的路径长度为 139 m, 机器人耗时 79 s 到达目的地. 文中算法每次路径规划的平均时间为 0.087 s, 可以满足实时路径规划要求. 说明文中算法规划的路径要优于其他两种算法, 但是规划的时间要高于其他两种算法, EgressBug 算法耗时 0.083 s, PEAPF 算法耗时 0.062 s.

2.3 存在凹形陷阱环境下的测试

环境中如果存在陷阱区域, 传统的局部路径规划算法就会陷入其中. 在凹形陷阱的环境下, 人工势场法由于引力和排斥力的相互作用落入到陷阱区域无法出来. 存在凹形环境下, 3 种算法的路径规划仿真, 如图 6 所示。

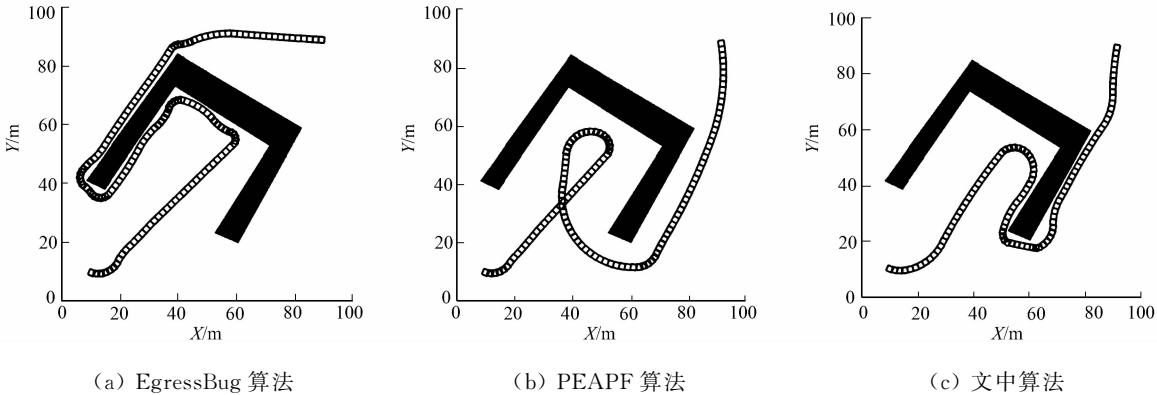


图 6 陷阱情况下 3 种局部路径规划算法的比较

Fig. 6 Comparison of three local path planning algorithms in environment with traps

由图 6 可知: 文中算法通过多边形合并记住了凹形环境, 通过 SVGA 算法逃离陷阱区域; Egress-Bug 算法通过向左沿墙走和向目标行进的策略逃离陷阱区域; 而 PEAPF 通过演化计算等方法逃离了陷阱. 移动机器人从(10,10)的位置移动到(90,90)的位置上, 在移动的过程中遇到凹形的障碍物. 文中算法通过环境记忆的功能逃离了陷阱, 耗费 105 s 到达目的地, 路径长度为 200.2 m. EgressBug 算法由于没有环境记忆功能, 无法判断向左沿墙走还是向右沿墙走更能节省路程, 统一采用的是向左沿墙走. 这种策略导致路径长度为 256.3 m, 耗时 143 s 才到达目的地, 明显比文中算法高很多. PEAPF 算法耗时 120 s 到达目的地, 路径长度为 226.4 m.

2.4 随机环境地图下的测试

为了进一步测试文中算法的效率, 将 3 种算法在随机生成的地图中进行比较. 随机地图基于一个

100 m×100 m 的环境,随机生成 3~6 个半径不超过 15 m 的圆形障碍物,移动机器人从(10,10)移动到(90,90). 基于这样的仿真环境,实验执行了 100 次,测试结果如表 1 所示. 表 1 中: \bar{l} 为平均路径长度; \bar{t}_F 为平均运行时间; \bar{t}_P 为平均规划时间. 由表 1 可知:文中算法规划的路径更加平滑,耗时更短.

3 结束语

针对传统局部路径规划容易陷入局部陷阱和路径平滑的问题,将 SVGA 算法应用到局部路径规划中. 通过多边形动态生成、SVGA 搜索和基于粒子群优化及 3 次 B 样条曲线路径平滑 3 个步骤,规划出一条平滑的可通行路径. 在多边形动态生成的过程中通过多边形合并实现了环境记忆功能,使移动机器人可以逃离局部陷阱. 根据移动机器人动力学约束条件,使用粒子群优化和 3 次 B 样条曲线规划尽可能平滑的路径. 实验结果表明了算法的有效性,能够较好地解决移动机器人局部路径规划问题.

参考文献:

[1] 孙祥云,邵辉,赵家宏. 采用粒子群优化算法的液压挖掘机高效空中运动轨迹规划方法[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2014,35(5):498-502.

[2] 徐望宝. 移动机器人局部路径规划的人工力矩方法[D]. 大连:大连理工大学,2014.

[3] 于振中,闫继宏,赵杰,等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 哈尔滨工业大学学报,2011,43(1):50-55.

[4] MEDDAH F, DIB L. E-Bug: New bug path-planning algorithm for autonomous robot in unknown environment [C]//Proc of International Conference on Intelligent Information Processing, Security and Advanced Communication. New York:ACM,2015:1-8. DOI:10.1145/2816839.2816864.

[5] 马家辰,张琦,马立勇,等. 基于多行为融合的移动机器人路径规划方法[J]. 北京理工大学学报,2014,34(6):41-46.

[6] MONTIEL O, SEPÚLVEDA R, OROZCO-ROSAS U. Optimal path planning generation for mobile robots using parallel evolutionary artificial potential field[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems,2015,79(2):237-257.

[7] GURUPRASAD K. EgressBug: A real time path planning algorithm for a mobile robot in an unknown environment [C]//Proc of International Conference on Advanced Computing, Networking and Security. Berlin:Springer-Verlag, 2011:228-236.

[8] WOODEN D, EGERSTEDT M. Oriented visibility graphs: Low-complexity planning in real-time environments [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Orlando:IEEE Press,2006:2354-2359. DOI:10.1109/ROBOT.2006.1642054.

[9] 袁夏. 基于激光雷达的智能机器人环境理解关键技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2010:80-83.

[10] LÜ Taizhi, ZHAO Chunxia, BAO Jiancheng. A global path planning algorithm based on bidirectional SVGA[J/OL]. Journal of Robotics,2017,2017(9):1-11. DOI:10.1155/2017/8796531.

[11] 梁锡坤. B 样条类曲线曲面理论及其应用研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2012.

[12] 吕太之,李卓. 基于动态分数阶和 Alpha 稳定分布的粒子群优化算法[J]. 计算机科学,2014,41(7):246-249.

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴逢铁)