

# 未知环境下改进的基于 RRT 算法的 移动机器人路径规划<sup>\*</sup>

康 亮 赵春霞 郭剑辉

(南京理工大学 计算机科学与技术学院 南京 210094)

**摘 要** 将快速扩展随机树 (RRT) 算法与基于滚动窗口的路径规划相结合, 提出一种改进的移动机器人路径规划算法. 该方法利用机器人实时测得的局部环境信息, 以滚动方式进行在线规划, 克服了 RRT 算法通常只能在已知环境中进行移动机器人路径规划的限制, 拓展了应用范围. 规划时只考虑窗口环境地图, 不必计算障碍物边线的解析式, 节省了存储空间, 算法实时性得以保证. 在此基础上, 算法引入启发式估价函数, 使得随机树易于朝目标点方向生长. 同时, 运用回归分析生成新节点, 避免了可能产生的局部极小, 增强了算法搜索未知空间的能力. 最后仿真实验验证了该方法的有效性.

**关键词** 移动机器人, 路径规划, 滚动规划, 快速扩展随机树 (RRT)

**中图法分类号** TP 24

## Improved Path Planning Based on Rapidly-Exploring Random Tree for Mobile Robot in Unknown Environment

KANG Liang ZHAO Chun-Xia GUO Jian-Hui

(College of Computer Science and Technology Nanjing University of Science and Technology  
Nanjing 210094)

### ABSTRACT

An improved path planning algorithm is proposed by combining rapidly-exploring random tree (RRT) and rolling path planning. In this algorithm, the real time local environment information detected by the robot is fully used and the on-line planning is performed in a rolling style. Therefore, the RRT algorithm can be used in both known and unknown environment. Only the local environmental map is calculated in the planning to improve the planning efficiency, and thus the planning in real time is guaranteed. The calculation of analytical expressions of the obstacle can be ignored. Hence, the memory is saved greatly. Based on the algorithm of rapidly-exploring random, the heuristic evaluation function is introduced into the improved algorithm, so that the exploring random tree can grow in the direction of target point. The regression analysis, which avoids local minimum, enhances the capability of searching unknown space. The simulation results verify the effectiveness of the improved algorithm.

**Key Words** Mobile Robot, Path Planning, Rolling Plan, Rapidly-Exploring Random Tree (RRT)

<sup>\*</sup> 国家 863 计划资助项目 (No. 2006AA04Z238)

收稿日期: 2008-07-14 修回日期: 2008-11-10

作者简介: 康亮, 男, 1980 年生, 博士研究生, 主要研究方向为智能机器人、优化算法、路径规划. E-mail: kangliang\_0912@yahoo.com.cn; 赵春霞, 女, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机器人、虚拟现实、仿真系统. 郭剑辉, 男, 1983 年生, 博士, 主要研究方向为模式识别、机器人导航、信息融合.

# 1 引言

移动机器人技术是近年来发展起来的一门综合学科,集中了机械、电子、计算机、自动控制以及人工智能等多学科最新研究成果,代表了机电一体化的最高成就<sup>[1]</sup>.在移动机器人相关技术的研究中,导航技术是其核心,而路径规划是导航研究的一个重要环节和课题.所谓路径规划是指移动机器人按照某一性能指标(如距离、时间、能量等)搜索一条从起始状态到目标状态的最优或次优路径<sup>[2]</sup>.

传统的路径规划方法主要有,人工势场法、模糊规则法、遗传算法、人工神经网络、模拟退火算法、蚁群优化算法、粒子群算法等.这些方法在解决一般的路径规划问题时有一定的优越性,但要应用于非完整性约束规划问题还存在很多问题.而非完整性规划和运动动力学规划恰恰又是机器人学及其他应用的一个重要领域.同时这些方法大都需要在一个确定性空间内对障碍物进行确定的建模和描述,计算复杂度与机器人自由度呈指数关系,不适合解决多自由度机器人在复杂环境中的规划.

快速扩展随机树(Rapidly-Exploring Random Tree, RRT)算法<sup>[2-4]</sup>是近几年发展起来的基于采样的单查询路径规划方法,目前应用较广泛.基于采样的单查询路径规划方法通过对状态空间的随机采样,把搜索导向空白区域. RRT算法因为避免了对空间的建模,与其他方法相比有独特的优势.该算法高效的搜索特性,使其适合解决高维空间多自由度机器人的复杂约束下的运动规划问题,能直接应用到非完整性约束或非完整性动力学约束规划中.

这种基于随机采样的运动规划方法由于其算法的随机性,所以具有概率完备性.在有解的前提下,算法获得可行解有保证.但该算法的固有规划方式限制了其进一步应用:1)随机搜索均匀一致在全局空间,导致算法无谓耗费代价较大;2)先全局搜索构建随机树,再一次性规划路径,导致算法通常只能应用在已知环境中,实时应用性较差;3)路径的搜索树由随机采样点生成,导致规划出的路径经常不是最优路径.

借鉴文献[5]中的滚动规划思想,本文采用反复的局部路径规划代替一次性的全局路径规划结果,实现了RRT算法在未知环境下移动机器人路径规划中的应用.利用滚动规划概念,无需对障碍物进行确定的建模,将随机采样限制在滚动窗口,避免全局采样,大大减少规划时间,提高算法的实时性.根

据启发式函数生成滚动窗口子目标点,保证规划路径的最优性.为避免产生局部极小,利用回归分析扩展随机树新节点,算法搜索未知空间的能力因此大大增强.

## 2 基本的快速扩散随机树算法

### 2.1 随机树构建阶段

从初始位姿(状态)点 $x_{init}$ 出发构建随机树 $T$ .如图1所示.

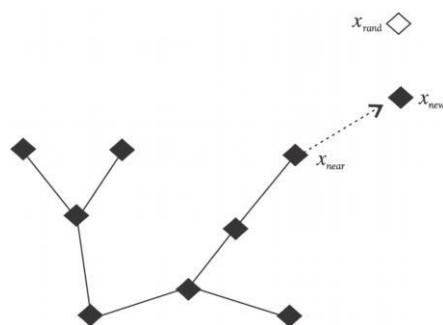


图1 基本的RRT构建过程

Fig 1 Construction of basic RRT

在位姿空间中随机选择一个位姿(状态)点 $x_{rand}$ ,遍历 $T$ 找到 $T$ 上离 $x_{rand}$ 最近距离的节点 $x_{near}$ ,然后在控制输入集 $U$ 里选择输入 $u \in U$ (如转向角、速度等)作用在 $x_{near}$ 上,机器人沿着 $x_{near}$ 到 $x_{rand}$ ,依照状态转换方程产生满足全局约束的候选路径集合,经历时间 $\Delta t$ 到达一个新状态构成 $x_{new}$ 集合.选择使得 $x_{new}$ 到达 $x_{rand}$ 距离最近的控制输入 $u$ 作为最佳控制输入.依次产生新状态,直至到达目标状态,随机树构建结束.

### 2.2 路径产生阶段

从目标状态点出发,找到父节点,依次进行,直至到达起始状态点,即树根.这样就规划出从起始状态点到达目标状态点满足全局和微分约束的路径以及在每一时刻的控制输入参数.因为在搜索的生成过程中充分考虑了机器人客观存在的微分约束(如非完整约束、动力学约束、运动动力学约束等),因而算法规划出来的轨迹合理性较好,但算法的随机性导致其只能概率完备.

随机算法以损失完备性为代价来提高执行效率,适合解决高自由度机器人在复杂环境中的运动规划,合理性较好.

### 3 滚动规划

移动机器人在运动过程中能探知其传感范围内有限区域的环境信息, 这部分信息必须充分利用. 因此解决这一问题的指导思想是, 采用反复进行的局部优化规划代替一次性全局优化的结果, 并在每次局部优化规划中充分利用该时刻最新的局部环境信息.

滚动规划算法<sup>[13-14]</sup>的基本原理如下. 1) 环境信息预测. 在滚动的每一步, 机器人根据探测到的视野内的信息或所有已知的环境信息, 建立环境模型, 包括设置已知区域内的节点类型信息等. 2) 局部滚动优化. 将上述环境信息模型看成一个优化窗口, 在此基础上, 根据目标点的位置和特定的优化策略计算出下一步的最优子目标, 然后根据子目标和环境信息模型, 选择局部规划算法, 确定向子目标行进的局部路径, 并实施当前策略, 即依所规划的局部路径行进若干步, 窗口相应向前滚动. 3) 反馈信息校正. 根据局部最优路径, 驱动机器人行走一段路径后, 机器人会探测到新的未知信息, 此时可根据机器人在行走过程探测到的新信息补充或校正原来的环境模型, 用于滚动后下一步的局部规划.

局部子目标是在滚动窗口中寻找一个全局目标的映射, 它必须避开障碍物, 且满足某种优化指标. 子目标的选择方法反映了全局优化的要求与局部有限信息约束的折衷, 是在给定信息环境下企图实现全局优化的自然选择.

基于滚动窗口的路径规划算法依靠实时探测到的局部环境信息, 以滚动方式进行在线规划. 在滚动的每一步, 根据探测到的局部信息, 用启发式方法生成优化子目标, 在当前滚动窗口内进行局部路径规划, 然后实施当前策略(依局部规划路径移动一步)随滚动窗口推进, 不断取得新的环境信息, 从而在滚动中实现优化与反馈的结合. 由于规划问题压缩到滚动窗口内, 与全局规划相比其计算量大大下降.

## 4 启发滚动快速扩散随机树算法

### 4.1 位姿空间建模

设在工作区域分布着一个或多个障碍物, 将移动机器人模型化为点状机器人, 同时工作区域中障碍物根据机器人的实际尺寸进行相应的膨化处理. 机器人无全局环境信息, 令  $C$  代表位姿空间, 是所有机器人可能位姿的集合, 令

$$C_{obs} = \{P \in C \mid \text{rob}(P) \cap \text{obs} \neq \emptyset\},$$

表示  $C$  空间障碍物.  $C_{free} = C/C_{obs}$  表示自由空间.  $C_{obs}$  与  $C_{free}$  均为  $C$  的子集, 具有相同的边界. 因此机器人路径问题的几何约束条件可表示成  $T(P, R_g)$ . 机器人路径规划就是找到一条从初始状态  $P_s \in C_{free}$  到一个目标状态  $R_g \in C_{free}$  的一条路径. 一条轨迹就是被定义为一个时间参数化的连续路径  $\tau: [0, T] \rightarrow C_{free}$ . 设环境中包含静态障碍物, 一个碰撞检测算法能够有效检测一个给定的位姿状态是否在障碍物中.

### 4.2 构造滚动窗口

在实际应用中, 环境对于机器人来说往往只是部分已知甚至是完全未知的. 不完整环境信息下的机器人导航通常是基于传感器数据的. 本文只考虑二维平面的运动规划问题. 机器人由于车轮滑动等因素造成的运动误差不予考虑.

以周期方式驱动, 在滚动的每一步, 定义以机器人当前位置为中心的区域为优化窗口. 而

$$W_{\text{in}}(R(\tau)) = \{P \mid P \in C, d(P, R(\tau)) \leq r\}$$

称为机器人在  $R(\tau)$  处的视野域, 亦即该点的滚动窗口, 其中  $r$  为机器人传感器的探测半径. 在构造滚动窗口时, 只利用传感器的读数进行路径规划, 不必计算障碍物边线的解析式. 这样可节省存储空间, 提高计算速度.

局部子目标最优点  $O_i$  由收敛标准评价函数决定, 在下一节中将说明选择标准的评价函数. 子目标收敛标准的选择反映了全局优化的要求与局部有限信息约束的折衷, 是在给定信息环境下企图实现全局优化的自然选择.

该区域的环境模型, 一方面是全局环境信息向该区域的映射, 另一方面还补充了传感器系统检测到的原来未知的障碍物. 以当前点为起点, 根据全局先验信息确定该窗口区域的局部目标, 根据窗口内信息所提供的场景预测进行规划, 找出适当的局部路径, 机器人依此路径移动, 直到下一周期.

### 4.3 随机采样规划

滚动窗口随机树以当前路径点  $R(\tau)$  为起始点  $x_m$ , 构建以探测半径为窗口半径范围内的随机树. 该随机树表示为  $T_k$  是一个最多有  $K$  节点的 RRT 且  $T_k \in C_{free}$ .  $x_i$  为  $T_k$  的节点,  $x \in T_k$ ,  $x_{hi}$  为  $T_k$  的根节点. 如图 1, 令  $x_{rand}$  为滚动窗口  $C$  空间中一个随机选取的位姿状态, 且  $x_{rand} \in C_{free}$ .

由于节点  $x_{rand}$  选取的任意性, 导致了随机树的生长形状具有随机性, 从而导致规划的路径优化性也存在随机性.

为减少路径规划的随机性,使随机树有向目标点生长的特性,本文在 RRT算法的基础上,根据最短路径思想,在构建随机树时引入启发式估价函数.使随机树构建时既可绕过障碍物,又可朝着目标点方向生长.在路径规划中引入启发信息能提高搜索的效率,有利于减少随机树生长的随机性,并使规划出的路径接近最短路径.

令  $Road(x_i, x_j)$  代表随机树中两个位姿节点间的路径代价,  $Dis(x_i, x_j)$  代表随机树中两个位姿节点间的欧几里德距离.类似于  $A^*$  算法,本文为随机树中每个节点定义一个估价函数:  $f(x) = g(x) + h(x)$ . 其中  $g(x) = Road(x, x_{rand})$  是随机节点  $x_{rand}$  到树中节点  $x$  所需的路径代价.  $h(x)$  为启发估价函数,这里取随机节点  $x_{rand}$  到目标终点  $x_{goal}$  的平面距离为估价值,  $h(x) = Dis(x_{rand}, x_{goal})$ . 因此  $f(x)$  表示从节点  $x$  经随机节点  $x_{rand}$  到目标节点  $x_{goal}$  的路径估计值. 遍历滚动窗口内随机树  $T$  取估价函数最小值的节点  $x_{near}$  有  $f(x_{near}) = \min\{f(x)\}$ . 这使得随机树沿着到目标节点估价值  $f(x)$  最小的方向进行扩展.

在控制输入集  $U$  里选择输入  $u \in U$  (如转向角、速度等) 作用在  $x_{near}$  上,在点  $x_{rand}$  与  $x_{near}$  之间求点  $x_{new}$ .  $x_{new}$  必须满足  $x_{new} \in C_{free}$  且  $Dis(x_{new}, x_{near}) = \rho$  的条件,其中  $\rho > 0$  为 RRT生长的最小单位长度,称为步长. 如果存在  $x_{new}$ , 则  $T_k$  增加一个新节点. 令  $T_{k+1}$  表示新的 RRT 则  $T_k = T_{k-1} + x_{new}$  否则重新选取  $x_{rand}$  重复以上过程.

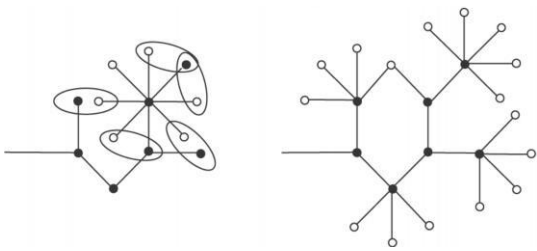
调用随机树扩展函数添加新节点时,可能会有3种情况: 1) 新节点  $x_{new}$  与随机节点  $x_{rand}$  间的距离小于步长,则  $x_{new}$  就是  $x_{rand}$ ; 2) 可以找到新节点  $x_{new}$  将其加入 RRT 但  $x_{new}$  不是随机节点  $x_{rand}$ ; 3) 所计算的新节点  $x_{new}$  位于  $C_{obs}$  则重新选择扩展随机树.

由于在随机树生长中引入导向目标的启发估价因子,叶节点  $x_{near}$  总是选择离目标最近的节点,这可能会使随机树遇到局部极小值问题. 因此随机树生长的新节点  $x_{new}$  必须要克服这个问题,引导随机树更好地探索未知空间.

本文利用统计学中回归分析<sup>[15]</sup>生成新节点,将 RRT 算法探索未知空间的能力进一步增强以避免因启发估价因子导致的局部极小. 其思想是探索以前到过的空间是无用的,而且容易陷入局部极小. 引进回归分析 (Regression Analysis) 是考察新节点与其他节点之间关系,利用回归函数约束,使得随机树不探索以前到过的空间,因此避免局部极小.

新节点生成方法是遍历随机树,如果  $x_{new}$  与其父节点  $x_{near}$  的距离小于  $x_{new}$  与扩展树上其它任意节

点的距离,则选择该节点为随机树新生节点. 图 2 解释了新节点的选择过程.



(a) 一个节点的可能扩展 (b) 树中节点的所有扩展  
(a) Possible expansions for a node (b) All expansions in tree

图 2 新节点的选择  
Fig 2 Selection of new node

在图 2 中,实心点表示树中原有节点,空心点表示树中节点可能的扩展新节点. 线段表示随机树中连接各节点的边. 图 2(a) 表示一个节点在随机树生成新节点时的可能扩展. 椭圆圈起的空心节点表示不符合回归函数约束,剩下唯一一个空心节点到其父节点的距离小于该节点到随机树上任意节点的距离,因此选择该节点作为随机树扩展的新节点. 图 2(b) 表示随机树上节点的所有可能扩展. 可以看出,本文的随机树具有强烈探索未知空间的倾向. 这样使得规划路径能绕开障碍物和走出局部极小,继续向着目标点方向进行探索,利于随机树的叶节点向着空旷未探索过的地带发展.

综上所述,滚动窗口内随机树构建的具体步骤如下.

- step 1 对滚动窗口随机树  $T$  初始化,  $T$  开始只包含初始节点  $x_{init}$ .
- step 2 滚动窗口  $C_{free}$  空间中随机选择一个状态  $x_{rand}$ .
- step 3 根据最短路径思想寻找树  $T$  中和  $x_{rand}$  距离最近的节点  $x_{near}$ .
- step 4 选择输入  $u$  使机器人状态由  $x_{near}$  到  $x_{new}$ .
- step 5 确定  $x_{new}$  是否符合回归分析,不符合则回到 step 4.
- step 6 将  $x_{new}$  作为随机树  $T$  的一个新节点,  $u$  则被记录在连接节点  $x_{near}$  和  $x_{new}$  的边上.

滚动窗口状态空间进行  $K$  次采样后,遍历随机树,根据启发估价思想寻找滚动窗口子目标  $x_{sub}$ . 根据子目标收敛标准评价函数,

$$\exists x \in T_k \mid f(x_{sub}) = \min\{f(x)\}.$$

这里的  $f(x) = g(x) + h(x)$ . 其中  $g(x) = \text{Road}(x_{\text{init}}, x)$  为随机树从初始节点  $x_{\text{init}}$  到节点  $x$  的路径代价,  $h(x)$  为随机树节点  $x$  到目标终点的估价值, 估价函数中  $h(x)$  的选取影响求解最优路径的效率和结果. 为保证找到最短路径 (最优解的) 条件, 对于 2D 环境来说, 一般取两节点间欧几里德距离 (直线距离)  $\text{Dis}(x, x_{\text{goal}})$  作为估价值. 滚动窗口的状态空间采样次数和窗口大小相关, 按不同应用场合, 配置不同参数.

确定滚动窗口内的子目标后, 搜索滚动窗口随机树, 规划窗口内从起始节点到子目标节点的路径, 机器人滚动前进到子目标点, 进行下一轮的滚动规划 RRT 机器人这样不断滚动前进, 直至到达目标终点.

4.4 收敛性和最优性证明

在未遇到障碍物时, 子目标节点启发式估价函数是单调递减的, 因而此情况下的路径长度是有限的. 在遇到障碍物时, 总是选择估价函数最小值节点为规划路径下一节点, 因而此情况下的每一步路径长度也是有限的. 因此, 算法最终会在一个有限长度的路径上停止. 如果目标终点可以到达, 那么规划路径收敛到目标终点的可能性就会得到保证.

首先定义机器人路径是由一连串的点组成. 起点  $S$  目标终点  $G$  假设机器人工作在一个有限的几何空间中, 环境空间中的每个障碍物都是有限周长, 因此有以下结论.

- 1) 在无障环境中, 移动机器人的路径节点必定会终止在目标点  $G$
- 2) 在未遇到障碍物时, 移动机器人的规划路径长度必定是有限长度.
- 3) 移动机器人绕开障碍物的路径长度将是有限长度.

下面给出算法的收敛性证明. 如果移动机器人可以到达目标, 那么成功规划的路径长度必定是有限长度.

证明 机器人的路径长度等于未遇到障碍物情况下和避障情况下的规划路径长度之和. 由结论 2), 在未遇到障碍物情况下, 机器人路径长度必定是有限长度. 因为机器人工作在一个有限的几何空间中, 所以障碍物的个数也必定是有限的. 而每一个障碍物又都是有限周长, 所以在避障情况下, 机器人的路径长度也必定是有限长度. 由结论 3), 机器人绕开障碍物的路径长度也必将是有限长度. 因此, 算法成功规划的路径长度必定是有限长度.

下面再给出算法的最优性证明. 只要移动机器

人可以到达目标, 那么算法规划的路径长度将是最优.

证明 由上面的收敛性证明可知, 如果移动机器人可以到达目标, 那么成功规划的路径长度必定是有限长度. 根据随机树节点启发估价函数定义, 每一个子目标节点的选择一定是距离目标终点最近的节点. 因此, 算法成功规划的路径长度必定最优.

5 仿真实验

实验环境是用 Matlab 开发的, 运行于 PC 机, CPU 主频 512MB 环境为  $30\text{m} \times 30\text{m}$  下的矩形区域, 障碍物随机设置, 大小任意, 碰撞半径  $0.4\text{m}$  起点设置坐标为  $(0, 0)$ , 终点坐标设置为  $(30, 30)$ .

图 3 是基本 RRT 算法在已知环境下机器人的路径规划. 可以看到 RRT 搜索树是随机均匀一致分布的. 这适用于对地图环境先验已知, 然后再实现路径规划. 对于未知环境下机器人实时路径规划则不适用. 但也清楚证明了基于 RRT 的路径规划算法对未知状态空间有强烈的搜索倾向. 根据这一特点, 本文提出滚动 RRT 对未知环境下移动机器人实时路径规划进行研究.

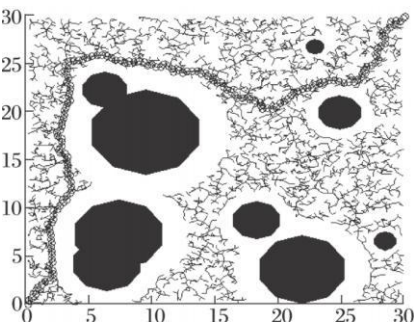


图 3 基本 RRT 算法的路径规划  
Fig 3 Path planning of basic RRT

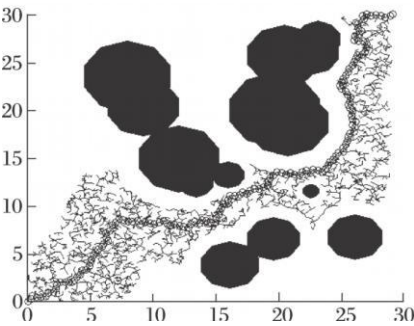


图 4 滚动 RRT 算法的路径规划  
Fig 4 Path planning of rolling RRT



图 4是运用滚动 RRT算法进行路径规划. 由于是滚动探测规划前进, 适用于未知环境下的移动机器人路径规划, 同时可以看到随机树相比于基本 RRT算法, 其叶节点数量大大降低.

此时, 扩展树分支有 3 519个叶节点, 路径长度 53 m运行时间 369 s而图 3环境下的 RRT搜索树的叶节点为 8 426个, 运行时间 581 s

图 4 中路径规划是单纯的滚动窗口和 RRT结合, 没有任何启发思想引导, 随机搜索到达目标. 图 5中同时利用本文提出的启发估价函数来确定滚动窗口内随机树的最近叶节点和目标节点. 此时, 搜索树分支有 648 个叶节点, 路径长度 44 m运行时间 116 s

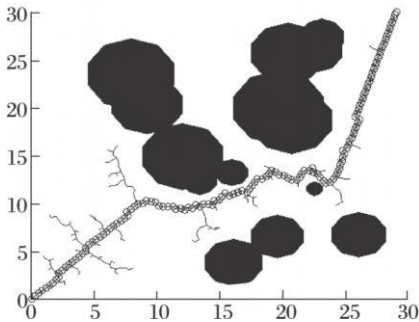


图 5 启发滚动 RRT算法的路径规划  
Fig 5 Path planning of heuristic rolling RRT

因为启发估价选择距离最小的叶节点进行 RRT树扩展, 可能会导致局部极小, 使得无法完成路径规划, 如图 6所示. 为了解决这个增生问题, 本文利用回归分析来筛选新节点, 成功避免了这一问题, 如图 7所示.

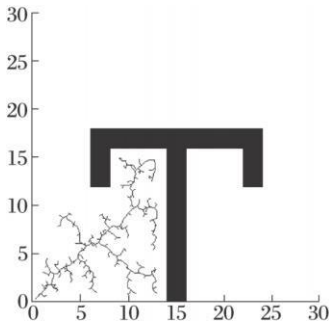


图 6 启发滚动 RRT算法的局部最小  
Fig 6 Local minimum of heuristic rolling RRT

为验证算法的效果, 本文进行大量的仿真实验. 在图 3图 4图 6的环境下, 分别使用遗传算法<sup>[16]</sup>、

Voronoi图搜索<sup>[17]</sup>、人工势场算法<sup>[18]</sup>、RRT算法<sup>[19]</sup>和本文 RRT算法进行移动机器人路径规划. 最终比较结果如图 8和图 9所示.

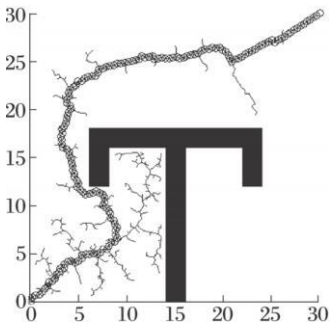


图 7 利用回归分析走出局部最小的路径规划  
Fig 7 Path planning avoiding local minimum by regression analysis

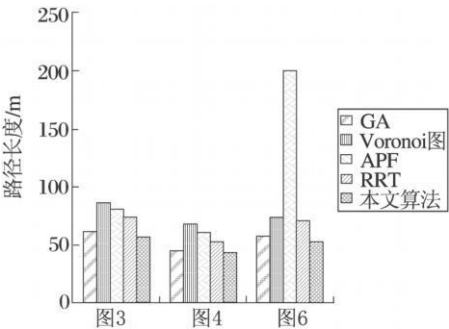


图 8 5种算法结果长度比较  
Fig 8 Comparison of path length among 5 algorithms

图 8和图 9是各种算法在不同环境中规划的路径长度和运行时间的比较. 可以知道, 遗传算法 GA函数虽然能进化到最优路径, 但由于进化速度难以控制, 需要经验参数太多, 难以满足实时需要, 不利于自动处理. Voronoi图搜索算法相比遗传算法在运行时间上有所改进, 但由于其路径边最大限度远离障碍物, 使得规划路径长度增加, 不能保证是最优路径. 人工势场 APF函数以其固有特点使得无论是路径长度还是运行时间都综合较优, 但在图 6所示的局部最小陷阱中会导致失败的路径规划. 为清楚比较显示结果, 本文中设置 APF算法在图 6中无穷大运行时间为 800 s, 无限长路径为 200 m. RRT算法由于是随机搜索, 因此运行时间远高于同类规划算法. 本文利用滚动窗口来生成搜索树, 大大降低了运行时间. 在图 3图 4和图 6所示环境下的机器人用时分别是基本 RRT算法的 20.6%、23.3%、26.8%. 由以上实验结果可以看出, 与其他算法相比, 本文算法

的收敛速度有大幅提高, 获得可行解的比例均高于同类算法.

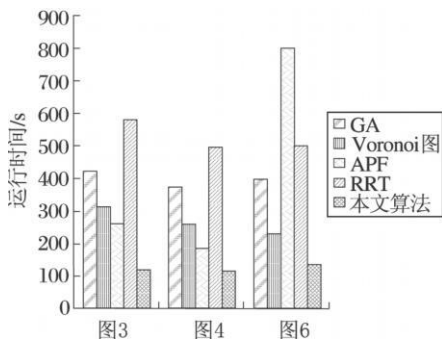


图 9 5种算法结果时间比较

Fig 9 Comparison of running time among 5 algorithms

6 结 束 语

本文分析了基本 RRT算法, 利用滚动规划原理将 RRT算法应用于未知环境下移动机器人路径规划. 随机采样限制在滚动窗口, 避免了全局采样, 只利用传感器的读数进行路径规划, 避免对障碍物进行确定的建模, 减少规划时间, 提高算法的实时性. 算法在保持 RRT算法随机搜索特性同时, 提出启发估价收敛标准函数来引导搜索树生长, 很大程度上降低算法的规划时间. 为解决因此产生的局部最小问题, 本文利用回归分析来筛选新节点, 即保留本文智能趋近目标的特性, 同时又增强算法强烈探索未知空间的倾向. 大量仿真实验结果表明, 与其他算法相比, 本文算法显著提高机器人规划效率, 具有较高的计算实时性, 适合机器人实际应用.

参 考 文 献

[ 1 ] Cai Zhixing, He Hangeq, Chen Hong. Some Issues for Mobile Robot Navigation under Unknown Environments. Control and Decision. 2002, 17(4): 385—390 ( in Chinese)  
(蔡自兴, 贺汉根, 陈 虹. 未知环境下移动机器人导航控制研究的若干问题. 控制与决策, 2002, 17(4): 385—390)

[ 2 ] LaValle SM. Planning Algorithms. Illinois, USA: University of Illinois Press, 2004

[ 3 ] LaValle SM. Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning. Technical Report TR98-11. Ames, USA: Iowa State University, Department of Computer Science, 1998

[ 4 ] LaValle SM, Kuffner J. Rapidly-Exploring Random Trees: Progress and Prospects // Proc of the International Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics. Hannover, USA, 2000, 45—59

[ 5 ] Zhang Chungang, Xi Yugeng. Rolling Path Planning and Safety

Analysis of Mobile Robot in Dynamic Uncertain Environment. Control Theory and Applications, 2003, 20(1): 37—44 ( in Chinese)  
(张纯刚, 席裕庚. 动态未知环境中移动机器人的滚动路径规划及安全性分析. 控制理论与应用, 2003, 20(1): 37—44)

[ 6 ] Lamond JP, Sekhavat S, Lamiaux F. Guidelines in Nonholonomic Motion Planning for Mobile Robots. Lectures Notes in Control and Information Sciences, 1998, 229, 1—53

[ 7 ] Melchior NA, Shmoun R. Particle RRT for Path Planning with Uncertainty // Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, Italy, 2007, 1617—1624

[ 8 ] Kuffner JJ Jr, LaValle SM. RRT-Connect: An Efficient Approach to Single Query Path Planning // Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Francisco, USA, 2000, II: 995—1001

[ 9 ] Cheng Peng. Reducing RRT Metric Sensitivity for Motion Planning with Differential Constraints. Master Dissertation, Ames, USA: Iowa State University, Graduate College, 2001

[ 10 ] de Smith J. Distance and Path: The Development, Interpretation and Application of Distance Measurement in Mapping and Modeling. Ph.D Dissertation, London, UK: University of London, 2003

[ 11 ] Adalak A, Ennagar A. A Practical Evasion Algorithm: Detection and Tracking // Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, Italy, 2007, 343—348

[ 12 ] Umson C. Locally Randomized Kinodynamic Motion Planning for Robots in Extreme Terrain. Ph.D dissertation, Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, Robotics Institute, 2002

[ 13 ] Xi Yugeng. Predictive Control of General Control Problems under Dynamic Uncertain Environment. Control Theory and Applications, 2007, 17(5): 665—670 ( in Chinese)  
(席裕庚. 动态不确定环境下广义控制问题的预测控制. 控制理论与应用, 2007, 17(5): 665—670)

[ 14 ] Tang Zhermin, Zhao Chunxin, Yang Jingyu, et al. Local Trajectory Planning for Autonomous Land Vehicles. Robot, 2001, 23(7): 742—745 ( in Chinese)  
(唐振民, 赵春霞, 杨静宇, 等. 地面自主机动平台的局部路径规划. 机器人, 2001, 23(7): 742—745)

[ 15 ] Kaliszek M, van de Panne M. RRT-Blossom RRT with a Local Flood-Fill Behavior // Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Orlando, USA, 2006, 1237—1242

[ 16 ] Sugihara K, Smith J. Genetic Algorithms for Adaptive Motion Planning of an Autonomous Mobile Robot // Proc of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Monterey, USA, 1997, 138—143

[ 17 ] Howie C, Joe B. Sensor Based Exploration: Incremental Construction of the Hierarchical Generalized Voronoi Graph. The International Journal of Robotics Research, 2000, 19(2): 126—145

[ 18 ] Aguirrebeitia J, Avila SR, de Bustos IF, et al. A New APF Strategy for Path Planning in Environments with Obstacles. Mechanism and Machine Theory, 2005, 40(6): 645—658

[ 19 ] Ettlin A, Bleuler H. Randomized Rough-Terrain Robot Motion Planning // Proc of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006, 5798—5803