

# 基于模糊滚动 RRT 算法的移动机器人路径规划

康 亮, 赵春霞, 郭剑辉

(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

**摘 要:**研究了环境未知情况下的移动机器人路径规划问题,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,提出一种新的移动机器人路径规划算法,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。规划时只考虑窗口环境地图,提高了 RRT 算法规划效率,保证了算法的实时性。针对 RRT 算法路径规划缺乏确定性的问题,结合人类经验及模糊控制理论,以概率来随机取点,并引入启发式估价函数,使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,增强了算法搜索未知空间的能力,避免了可能产生的局部极小。最后仿真实验验证了该算法的有效性。

**关键词:**移动机器人;路径规划;模糊控制;滚动规划;快速扩展随机树

**中图分类号:** TP 24      **文章编号:** 1005 - 9830(2010)05 - 0642 - 07

## Path Planning Based on Fuzzy Rolling Rapidly-exploring Random Tree for Mobile Robot

KANG Liang, ZHAO Chun-xia, GUO Jian-hui

(School of Computer Science and Technology, NUST, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** The mobile robot path planning in an unknown environment is studied. The rapidly-exploring random tree (RRT) algorithm is combined with the rolling path planning in the planning, and a novel path planning is proposed. It is performed on-line in a rolling style, so that the RRT algorithm can be used in path planning not only when the environment is known but also unknown. Only the local environment map is calculated in planning so as to improve the planning efficiency, and the real time is guaranteed. Owing to lack of certainty in path planning of RRT, the random configuration using both fuzzy control theory and human experience is forced to coincide with the desired area with some finite probability. The algorithm has introduced the heuristic evaluation function so that the exploring random tree will grow in the direction of target point. The regression analysis, which avoids local minima, enhances the capability of searching an unknown space. The method effectiveness is verified by simulation results.

**Key words:** mobile robots; path planning; fuzzy control; rolling plan; rapidly-exploring random tree

收稿日期: 2008 - 07 - 18      修回日期: 2010 - 01 - 13

基金项目: 国家“863”计划资助项目(2006AA04Z238);南京理工大学国防科技工业研究生创新基金(2007060007)

作者简介: 康亮(1980 - ),男,博士生,主要研究方向:智能机器人、优化算法、路径规划, E-mail: kangliang\_0912@yahoo.com.cn; 通讯作者: 赵春霞(1964 - ),女,教授,博士生导师,主要研究方向:移动机器人、人工智能、模式识别, E-mail: zhaochx@mail.njust.edu.cn

移动机器人技术是近年来发展起来的一门综合学科,它集中了机械、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其优越性,但要应用于非完整性约束规划还存在很多问题。而非完整性规划和运动动力学规划又是机器人学及其应用的重要领域。同时这些方法大都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(RRT)算法<sup>[2-4]</sup>是近几年发展起来应用比较广泛的基于采样的单查询路径规划方法。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。该算法具有高效的搜索特性,因而适于解决高维空间多自由度机器人在复杂约束下的运动规划问题,可直接应用到非完整性约束或非完整性动力学约束规划中。

基于随机采样的运动规划方法由于算法的随机性,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它的进一步应用:(1)随机搜索均匀一致在全局空间,使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,使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,使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,将RRT算法应用于未知环境下移动机器人路径规划。利用滚动规划概念,将随机采样限制在滚动窗口,避免了全局采样,大大减少了规划时间,提高了算法的实时性。利用模糊规则在窗口指定区域采样取点,根据启发式函数生成滚动窗口子目标点,保证了规划路径的最优性。为避免

产生局部极小,利用回归分析扩展随机树新节点,增强了算法搜索未知空间的能力。

## 1 基本的 RRT算法

### 1.1 随机树构建阶段

从初始位姿(状态)点 $x_{init}$ 出发构建随机树 $T$ 。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 $x_{near}$ (如图1所示),然后在控制输入集 $U$ 里选择输入 $u$ (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 $t$ ,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。

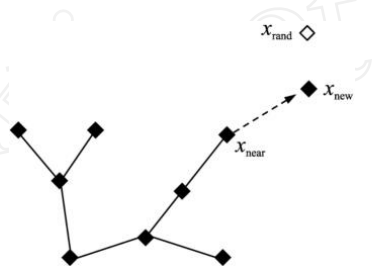


图1 基本的 RRT随机树构建过程

### 1.2 路径产生阶段

从目标状态点出发,找到父亲节点,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好,但算法的随机性使其只能概率完备。

### 1.3 现有改进算法

基本RRT算法收敛到终点位姿的速度可能比较慢。为了提高算法的效率和性能,需不断对该算法进行改进。如为了提高搜索效率采用双向随机搜索树(Bi-RRT)<sup>[6]</sup>,从起始点和目标点并行生成2棵RRT,直至2棵树相遇,算法收敛。由于该算法比原始RRT算法有更好的收敛性,因此在目前路径规划中很常见。A M Nik<sup>[7]</sup>提出的粒子RRT算法考虑了地形的不确定性,保证了在不确定性环境下随机搜索树的扩展。J J Kuffner等人又提出RRT-connect算法<sup>[8]</sup>,使得节点的扩展效率大大提

高。运动规划中,距离的定义非常复杂,C Peng<sup>[9]</sup>研究了在 RRT 生长过程中距离函数不断学习的算法以降低距离函数对环境的敏感性。考虑到基本 RRT 规划器得到的路径长度一般是最优路径的 1.3 ~ 1.5 倍,J de Smith<sup>[10]</sup>研究了变分法技术使其达到最优。A Amna<sup>[11]</sup>引入 KD 树作为二级数据结构,加速查找距离从环境中取出的随机点最近的叶节点,降低了搜索成本。该算法在动态障碍物、高维状态空间和存在运动学、动力学等微分约束环境中的运动规划已经得到广泛应用<sup>[12]</sup>。

## 2 滚动规划与模糊控制

### 2.1 滚动规划

滚动规划算法<sup>[13,14]</sup>的基本原理是:(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的窗口,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,此时可以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,用于滚动后的局部规划。

上述步骤中,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。这种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。

### 2.2 模糊控制

在模糊控制中用来进行模糊推理的是模糊变量,而在机器人所处环境中,各方向的障碍物距离信息、目标方位信息都是具体的量,因此存在一个转换的过程。这里使用连续型论域,采用简单线性化处理的方法,将障碍物距离输入变量  $dl, dc, dr/m$  的论域划分为  $\{ND, MD, FD\}$ ; 目标方位输入变量  $gr$  的论域划分为  $\{L, M, R\}$ 。随机取点  $x_{rand}$  区域划分为  $\{R, M, L\}$ ; 相应的隶属度函数和区域划分如图 2, 3, 4。

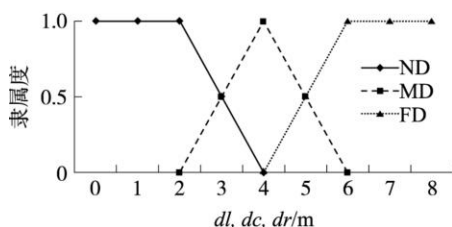


图2 障碍物距离变量的隶属度函数

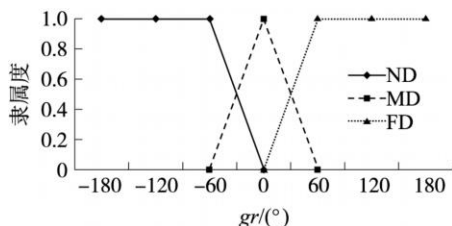


图3 目标方位角变量的隶属度函数

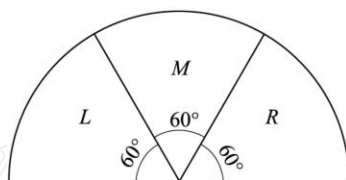


图4 随机取点的区域划分

建立模糊规则是一个十分关键的问题。本文将障碍物方位分为左、前、右 3 类,障碍物距离分别为  $ND$  (近),  $MD$  (中),  $FD$  (远)。目标方位角划分为  $R$  (右),  $M$  (中),  $L$  (左)。根据人类实际经验,当障碍物远时目标方位角起主要控制作用;当障碍物近时,将根据障碍物分别结合目标方位做出合理决策,在保证避障的同时随机采样点可以尽量趋近目标。

类似的控制规则总结出  $3^3 \times 3 = 81$  条,制定出来放到数据库中,以供查询。举例如下:

IF  $dr = FD$  AND  $dc = FD$  AND  $dl = FD$   
AND  $gr = M$ , THEN  $x_{rand} = M$

此时,各个方位的障碍物距离移动机器人均较远,目标方位将起主要作用,则机器人在滚动窗口中间区域采样取点规划路径。

## 3 模糊滚动 RRT 算法

### 3.1 构造滚动窗口

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。 $Win(p_k(t)) = \{p | p \in C, d(p, p_k(t)) \leq r\}$  称为机器人在  $p_k(t)$  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。这样可以节省存储空间,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。

### 3 2 模糊采样规划

这里将滚动窗口作为 RRT算法规划采样界面,根据模糊规则随机取点,利用启发式函数确定随机目标节点。滚动推进到达目标终点。

滚动窗口随机树以当前路径点  $p_k(t)$  为起始点  $x_{init}$ ,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  $K$  个节点的 RRT,且  $T_k \subset C_{free}$ 。  $x$  为  $T_k$  的节点,  $x \in T_k$ ,  $x_{init}$  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  $x_{rand} \in C_{free}$ 。根据上节提出的模糊规则,以大于 0.5 的选择概率  $p_r$  在滚动窗口的期望区域内取点  $x_{rand}$ ,以  $1 - p_r$  的概率探索滚动窗口内的非期望区域。

为减少路径规划的随机性,使随机树具有向目标点生长的特性,本文在 RRT算法基础上,根据最短路径思想,在构建随机树时引入了启发式估价函数。使得随机树构建时,即可绕过障碍物,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  $Road(x_1, x_2)$  代表随机树中 2 个位姿节点间的路径代价,  $Dis(x_1, x_2)$  代表随机树中 2 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了一个估价函数:  $f(x) = g(x) + h(x)$ 。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  $x_{rand}$  与  $x_{near}$  之间求  $x_{new} \in x_{near}$  必须满足  $x_{new} \in C_{free}$  且  $Dis(x_{new}, x_{near}) = \lambda$  的条件,其中  $\lambda > 0$  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  $T_{k+1} = T_k + x_{new}$ 。否则重新选取  $x_{rand}$ ,重复以上过程。

由于在随机树生长中引入了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,这可能会使随机树产生局部极小值问题。因此随机树生长的新节点  $x_{new}$  必须克服这个问题,引导随机树更好地探索未知空间。

本文利用统计学中的回归分析思想<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,避免因启发估价因子导致的局部极小。引进的回归分析 (Regression analysis)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,避免了局部极小的产生。

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  $x_{new}$  与扩展树上其他任意节点的距离,即  $\exists n \in T | Dis(x_{near}, x_{new}) < Dis(n, x_{new})$ ,则选择该节点为随机树新生节点。图 5 解释了这个节点的选择过程。

图 5(a)表示一个节点在随机树生成新节点时的可能扩展。虚线表示的节点不符合回归函数约束,实线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 5(b)表示随机树上节点的所有可能扩展。由图 5 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避免局部极小陷阱,继续向着目标点方向探索,利于随机树的叶节点向着空旷未探索过的地带发展。

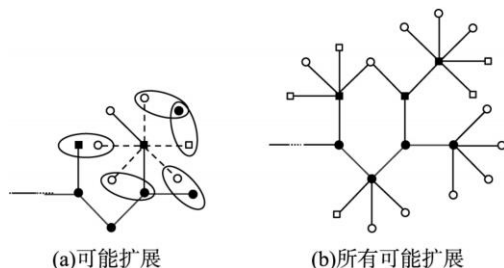


图 5 新节点的选择

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  $x_{\text{sub}}$ 。根据子目标收敛标准评价函数:。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。滚动窗口的状态空间采样次数与窗口大小相关,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。算法框图见图 6。

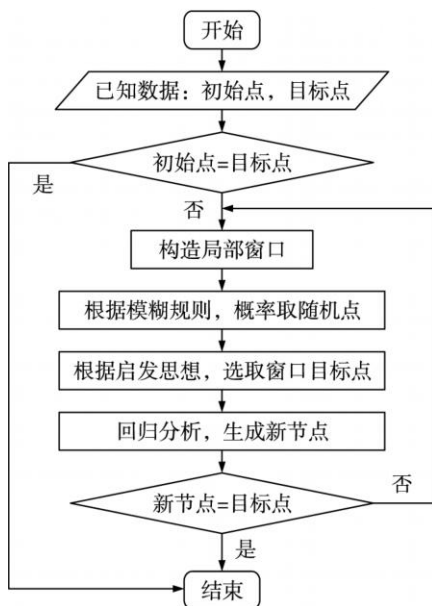


图 6 算法框图

## 4 仿真实验

实验环境由 matlab 开发运行于 PC 机上, CPU 主频 512M, 碰撞半径 0.4 m。环境为 30 m × 30 m 下的矩形区域, 障碍物随机设置, 大小任意。起点设置坐标为 (0, 0), 终点坐标设置为 (30, 30)。这里对碰撞半径的选择作一说明, 碰撞半径越小, 发生碰撞的危险度越大, 但规划路径越短; 碰撞半径越大, 发生碰撞的危险度越小, 但同时规划路径越长。为了降低机器人和障碍物相撞的危险系数, 在障碍物边界设立一段空白区域, 即将障碍物所占空间沿边界再扩大一段带状区域, 带状区域宽度视具体情况而定。宽度越大, 则机器人越安全, 但所规划的路径就会变长。本文设此障碍物膨化宽度为相应的机器人碰撞直径。

图 7 是基本 RRT 算法在已知环境下机器人的路径规划, 其中  $x$ 、 $y$  分别为矩形区域的纵向和横向坐标。由图 7 可以看到, RRT 搜索树是随机均匀一致分布的, 适用于对地图环境先验已知、然后再实现路径规划的情况, 对于未知环境下的机器人实时路径规划则不适用。同时也清楚证明了基于 RRT 的路径规划算法对未知状态空间有强烈的搜索倾向。利用这一特点, 本文提出滚动 RRT 算法对未知环境下移动机器人实时路径规划进行研究。

图 8 运用滚动 RRT 算法进行路径规划。由图 8 可以看到, 滚动 RRT 算法对未知环境下的移动机器人路径规划, 同时可以看到, 相比于基本 RRT 算法, 随机树叶节点数量大大降低。

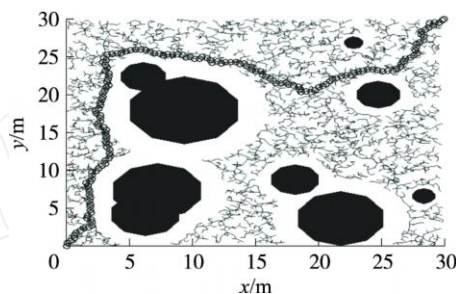


图 7 基本 RRT 算法的路径规划

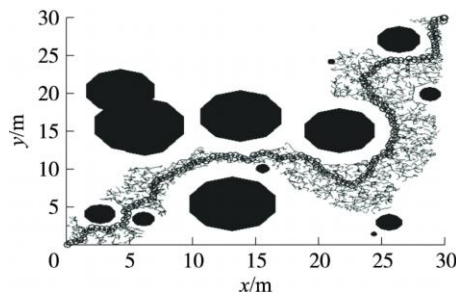


图 8 滚动 RRT 算法的路径规划

此时, 扩展树分支有 3 261 个叶节点, 路径长度 58 m, 运行时间 374 s。而图 7 环境下的 RRT 搜索树的叶节点为 8 426 个, 运行时间 581 s。

图 8 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 9 环境中, 利用本文提出的模糊规则采样取点, 根据启发估价函数来确定滚动窗口内随机树最近叶节点和目标节点。此时, 搜索树分支有 628 个叶节点, 路径长度 49 m, 运行时间 128 s。

因为启发估价选择距离最小的叶节点进行 RRT 树扩展, 可能会因此产生局部极小情况, 以致无法完成路径规划, 如图 10 所示。

为了解决这个增生问题, 本文利用回归分析来



筛选生成新节点,成功避免了这一问题,如图 11 所示。

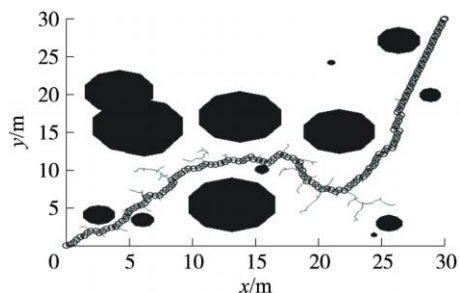


图 9 模糊启发滚动 RRT算法的路径规划

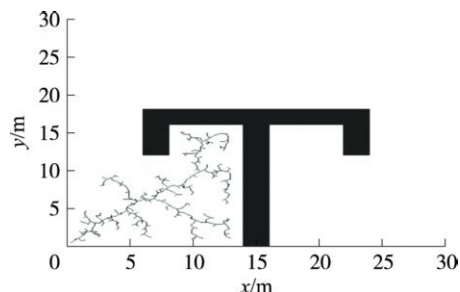


图 10 模糊启发滚动 RRT算法的局部最小

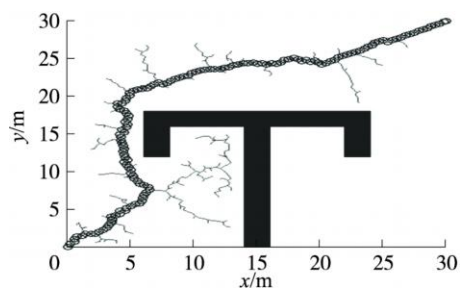


图 11 利用回归分析走出局部最小的路径规划

为了验证算法效果,本文进行了大量仿真实验。在图 6、7、9 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 12和 13所示。

图 12和图 13是各种算法在不同环境中规划的路径长度和运行时间。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函数因其固有特点,无论是路径长度还是运行时间都综合较优,但在图 10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,本文设置 APF算法在图 10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 7、8 和 10所示环境下的机器人用时分别是基本 RRT算法的 20.6%, 25.8%, 28.2%。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大幅提高,获得可行解的比例均高于同类算法。

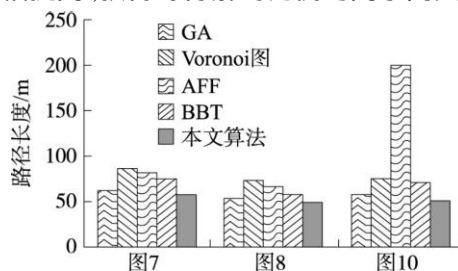


图 12 算法结果长度比较

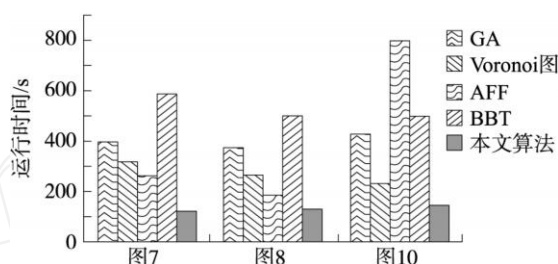


图 13 算法结果时间比较

## 5 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,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。运用模糊规则在窗口期望区域内以有限概率采样取点,根据启发式函数生成滚动窗口随机树,降低了算法的规划时间,保证了规划路径的最优性。为了解决因此产生的局部极小问题,提出利用回归分析来筛选新节点,即保留了本文智能趋近目标的特性,又增强了算法强烈探索未知空间的倾向。仿真实验表明,与其他算法相比,本文算法显著提高了机器人规划效率,具有很高的计算实时性,适用于在实际机器人中应用。

## 参考文献:

- [1] 孙迪生,王炎. 机器人控制技术 [M]. 北京:机械工业出版社, 1997.
- [2] LaValle S M. Planning Algorithms [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.

- [3] LaValle S M. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning[R]. Iowa: Iowa State University, 1998.
- [4] LaValle S M, Kuffner J. Rapidly-exploring random trees: progress and prospects[A]. Proceedings of the 4th International Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics (WAFR) [C]. Dartmouth: Journal of Robotics Research, 2000.
- [5] 张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划[J]. 中国科学(E辑), 2001, 31(1): 51 - 58.
- [6] Laumond J P, Sekhavat S, Lamiroux F. Guidelines in nonholonomic motion planning for mobile robots[M]. Heidelberg: Springer, 1998.
- [7] Nik A M, Reid S. Particle RRT for path planning with uncertainty[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Roma: IEEE Service Center, 2007: 1617 - 1624.
- [8] Kuffner J J, LaValle S M. RRT-connect: an efficient approach to single-query path planning[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. San Francisco: IEEE Service Center, 2000: 995 - 1001.
- [9] Peng C. Reducing RRT metric sensitivity for motion planning with differential constraints[D]. Iowa: Department of Computer Science, Iowa State University, 2001.
- [10] de Smith J. Distance and path: the development, interpretation and application of distance measurement in mapping and modeling[D]. London: University College, University of London, 2003.
- [11] Amna A, Ashraf E. A practical-evasion algorithm: detection and tracking[A]. Proceedings of IEEE Int'l Conf on Robotics and Automation[C]. Roma, Italy: IEEE Service Center, 2007. 343 - 348.
- [12] Umson C. Locally randomized kinodynamic motion planning for robots in extreme terrain[D]. CMU, 2002.
- [13] 席裕庚. 动态不确定环境下广义控制问题的预测控制[J]. 控制理论与应用, 2007, 17(5): 665 - 670.
- [14] 赵春霞, 唐振民, 陆建峰, 等. 面向自主车辆的局部路径规划仿真系统[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2002, 26(6): 570 - 574.
- [15] Kalisiak M, Panne M van de. RRT-Blossom RRT with a local flood-fill behavior[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Orlando, Florida: IEEE Service Center, 2006.
- [16] Kazuo S, John S. Genetic algorithms for adaptive motion planning of an autonomous mobile robots[A]. Proceeding of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation[C]. Monterey: IEEE Service Center, 1997: 138 - 143.
- [17] Howie C, Joel B. Sensor-based exploration: incremental construction of the hierarchical generalized Voronoi graph[J]. The International Journal of Robotics Research, 2000, 19(2): 126 - 145.
- [18] Rafael A, Igor F, Josu A, et al. A new APF strategy for path planning in environments with obstacles[J]. Mechanism and Machine Theory, 2005, 40(6): 645 - 658.
- [19] Ettlin A, Bleuler H. Randomized rough-terrain robot motion planning[A]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. Beijing: IEEE Service Center, 2006.