

## 局部环境增量采样的服务机器人路径规划\*

陈彦杰<sup>1,2</sup>, 王耀南<sup>1,2</sup>, 谭建豪<sup>1,2</sup>, 毛建旭<sup>1,2</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082)

**摘要:** 针对室内服务机器人在未知动态环境中工作时的功能需求,提出了一种局部环境增量采样的路径规划算法。该方法首先依据当前环境构建基于障碍物碰撞风险的评估概率;然后在搜索树扩展的过程中,设计了结合碰撞风险评估概率和欧氏距离的代价函数,避免了每次扩展时新节点和潜在扩展边的碰撞检测,提高了算法效率;同时,搜索树扩展借鉴了快速随机扩展图算法的扩展方式,实现在当前搜索树结构下的最优扩展;另外,提供了算法的性能分析。最后,仿真及实验结果表明该方法具有良好的规划性能,需要较少的计算时间和平均迭代次数,能够满足室内服务机器人实时路径规划的工作需求。

**关键词:** 移动机器人; 复杂动态环境; 路径规划; 避碰

**中图分类号:** TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Incremental sampling path planning for service robot  
based on local environmentsChen Yanjie<sup>1,2</sup>, Wang Yaonan<sup>1,2</sup>, Tan Jianhao<sup>1,2</sup>, Mao Jianxu<sup>1,2</sup>(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;  
2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China)

**Abstract:** To meet the requirements of indoor service robot working under unknown dynamic environments, an incremental sampling path planning based on local environments is proposed in this paper. At first, the estimation of collision risk in current environment is built by a probabilistic model. Then, during the searching tree expansion process, a novel cost function using the Euclidean distance and estimation of collision risk is constructed. Thus, the collision checking for new vertex and potential extensible edges in each iteration can be reduced, and then the algorithm efficiency can be increased. Meanwhile, the best extension in current structure of searching tree can be obtained by referred the rapidly-exploring random graph algorithm. In addition, the performance analysis is provided. Finally, the simulations and experimental results show that the proposed algorithm owns good planning performances and efficiency (less calculating time and iteration times) respectively, which satisfies the needs of real time path planning for indoor service robot.

**Keywords:** mobile robots; complex dynamic environment; path planning; collision avoidance

## 1 引言

随着人工智能技术的迅速发展和人们对高质量生活的需求,智能机器人技术如今越来越受到商业界和企业界的重视,逐渐从工业生产应用走到人民群众的生活中来<sup>[1]</sup>。移动服务机器人作为一种最常见的生活智能机器人,它能够完成一些家庭服务工作,如家务劳动、照料病人等。通常,服务机器人无法预先获取所有环境信息,并

可能处于不可预测的动态变化环境中。考虑到其装备有限的环境感知设备和环境感知过程中的噪声干扰,移动服务机器人的安全自主工作面临着极大的挑战<sup>[2]</sup>。在移动服务机器人系统中,自主定位<sup>[3]</sup>、导航及路径规划是其能够自主完成任务的核心和大脑。通常来说,路径规划是在给定的环境中找出从给定起始状态到给定目标状态的无碰撞轨迹或连续控制器信号的过程。若算法能够至少找出一条路径或者返回无法找到路径的提示,则可称该算法是完整的<sup>[4]</sup>。

收稿日期: 2017-01 Received Date: 2017-01

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61433016, 61573134)、湖南省研究生创新项目(CX2016B124)资助

近些年来,路径规划技术发展迅速,涌现出了许多规划算法,常见的路径规划算法如人工势场法、蚁群算法<sup>[5-6]</sup>、粒子群算法<sup>[7-8]</sup>等,在解决一些规划问题时有其优越性。但由于它们通常需要大量计算时间求得最优解,不适用于多障碍物复杂动态环境下的机器人规划问题求解。另外,基于前向图搜索的路径规划算法,如A\*、D\*、Floyd算法<sup>[9]</sup>和神经动力学<sup>[10]</sup>等,在规划时虽然能满足最优性和实时性的要求,但是其处理高维问题时的计算瓶颈,使其应用具有一定的限制。基于采样的规划算法<sup>[11]</sup>,如快速扩展随机树(rapidly-exploring random tree, RRT)、快速随机扩展图(rapidly-exploring random graph, RRG)等,是近几年发展起来并得到学者们广泛关注的一类新型路径规划算法。该类算法避免了对状态空间的整体建模,搜索速度快,适合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,能够直接应用于具有非完整约束的移动服务机器人。但是,这类算法仍然存在一些不足:1)传统的RRT几乎难以找到最优的解决方案<sup>[12]</sup>;2)随着搜索树的结构增长,花费在每次迭代扩展时的碰撞检测时间将大幅度增加,若状态空间维数增长,则计算量将呈几何倍数增长<sup>[13]</sup>;3)一些改进RRT算法过早的限制采样范围,使规划极有可能陷入局部最小或无法找到解决方案<sup>[14]</sup>。对于室内移动服务机器人,期望能够实现其在室内动态环境中实时最优的路径选择和动态障碍物的躲避<sup>[15]</sup>。

因此,本文提出一种计算快速、能在未知复杂环境中应用的局部环境增量采样路径规划算法。该方法首先建立以机器人当前状态为圆心,感知探测范围半径内的障碍物碰撞风险的评估概率;然后基于该评估概率采样,一定程度上避免的障碍物的区域的直接选取;接着在搜索树扩展过程中,设计了一种基于几何距离和碰撞风险的代价函数,实现了无需碰撞检测的快速扩展,减少了计算时间;接着,采用局部范围内的树枝修正实现了当前时刻的搜索树的最优扩展;最后在实时动态环境中,引入周期规划的概念,实现兼具快速性和优越性的路径规划算法。

## 2 服务机器人运动学建模

本文研究的室内移动服务机器人底座由Pioneer 2DX移动平台构成<sup>[16]</sup>。其由两个后驱动轮和一个无动力转向轮构成,如图1所示。其运动学模型可表示为:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \\ \dot{\theta} = \omega \end{cases} \quad (1)$$

式中: $v$ 为服务机器人运动速度; $\omega$ 为服务机器人运动角速度; $x$ 、 $y$ 为机器人在笛卡尔空间 $W$ 内的坐标位置。

通常,若机器人在运动过程中无打滑,则无法发生

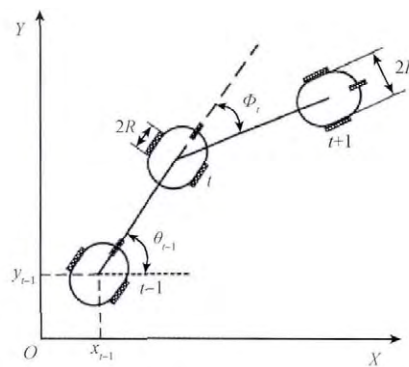


图1 服务机器人运动学模型

Fig. 1 Kinematic model of service robot

侧向移动,即认为机器人在其横轴上没有运动分量,称其具有非完整约束:

$$\dot{x} \cos \theta - \dot{y} \sin \theta = 0 \quad (2)$$

因此,在路径规划过程中,移动服务机器人无法完成大幅度的转向移动。服务机器人的非完整性约束可表述为转向幅度 $\phi_t$ 的约束:

$$\phi_t \in [0, 60^\circ] \cup [120^\circ, 180^\circ] \quad (3)$$

如图1所示,在 $t$ 时刻,服务机器人的转向幅度 $\phi_t$ 可以由下式计算得到:

$$\phi_t = 180^\circ - \arccos \left( \frac{\|p_t p_{t-1}\|^2 + \|p_t p_{t+1}\|^2 - \|p_{t-1} p_{t+1}\|^2}{2 \times \|p_t p_{t-1}\| \times \|p_t p_{t+1}\|} \right) \quad (4)$$

式中: $p_{t-1}$ 、 $p_t$ 、 $p_{t+1}$ 分别为服务机器人在 $t-1$ 、 $t$ 、 $t+1$ 时刻的位置。

## 3 局部环境增量采样算法

### 3.1 局部环境碰撞风险评估

由于本文涉及的移动服务机器人只能通过自身携带的声呐雷达和摄像头不断获取周围半径为 $R_{\text{detect}}$ 内的实时环境信息。因此,机器人对全局环境并不已知。为了确保移动服务机器人的安全稳定运行,服务机器人需要能够躲避运行过程中可能出现的静态和动态障碍物。在局部环境增量采样算法(incremental sampling algorithm based on local environments, ISABLE)中,主要通过对已经探测的区域的障碍物建立碰撞风险的评估概率模型实现障碍物的避碰。碰撞风险的评估概率模型是将障碍物对周围环境的影响量化成连续的危险度概率值。移动服务机器人可通过该模型概率判断周围位置的危险程度,以降低规划过程中的碰撞风险<sup>[17-18]</sup>。

服务机器人依据当前所在位置 $p_t$ 及已探测出的障碍物位置,构建已探测区域 $W_{\text{detected}}$ 的障碍物碰撞风险评估概率,其他未知区域均假设为无障碍。随着服务机器

人的移动,已探测区域范围不断增加,碰撞风险的评估概率也逐渐完善。若已探测到有  $M$  个障碍物出现在地图上,表示为  $obs_i \in W_{\text{detected}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ , 则地图上任意一个位置  $\{ \forall (x, y) | x, y \subseteq W_{\text{detected}} \}$  的碰撞风险为:

$$F(x, y) = 1 - \prod_{i=1}^M [1 - f_i(x, y)] \quad (5)$$

式中:  $f_i(x, y)$  为一个障碍物的危险度影响,其通过一个正态分布来表示:

$$f_i(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-d^2/2\sigma_i} \quad (6)$$

式中:  $\sigma_i$  为该障碍物的影响范围系数,  $d$  为地图上该位置与障碍物之间的欧氏距离,表示为:

$$d = \sqrt{(x - x_{obs})^2 + (y - y_{obs})^2} \quad i = 1, \dots, M \quad (7)$$

未知区域的障碍物碰撞风险评估概率均为 0。

### 3.2 算法描述

对于服务机器人的实时动态环境运动规划,本文采用以下的规划流程。

算法 1: 服务机器人实时动态运动规划

- 1) 给定当前位置  $p_t$ , 目标位置  $p_{\text{goal}}$ , 当前时刻  $t$ ,  $\sigma$
- 2) while ( $p_t \neq p_{\text{goal}}$ )
- 3)  $p_{\text{start}} \leftarrow p_t$ ,  $\text{Vect} \leftarrow p_t p_{t-1}$
- 4)  $\text{Path} \leftarrow \text{ISABLE}(p_{\text{start}}, p_{\text{goal}}, W, \text{Vect})$
- 5)  $p_{t+1} = p_t + \text{Path} \cdot \Delta t$
- 6)  $t = t + 1$

其中,  $\text{Vect}$  为机器人的移动惯性方向主用于计算路径是否满足非完整约束,  $\text{Holonomic}(\cdot)$  为非完整约束测试函数,可表述如下。

算法 2:  $\text{Holonomic}(G, p_{\text{tmp}}, \text{Vect})$

- 1) 给定潜在新节点  $p_{\text{tmp}}$ ,  $\text{Vect}$ ,  $G$
- 2) if  $\text{Parent}(p_{\text{tmp}}) = p_{\text{start}}$
- 3)  $\Phi \leftarrow H_1(\text{Vect}, p_{\text{tmp}})$
- 4) else
- 5)  $\Phi \leftarrow H_2(p_{\text{tmp}}, \text{Parent}(p_{\text{tmp}}), \text{Parent}(\text{Parent}(p_{\text{tmp}})))$
- 6) if  $\Phi$  满足式(3)
- 7) return 1;

其中  $H_1$  为当潜在扩展节点  $p_{\text{tmp}}$  的父节点为初始根节点  $p_{\text{start}}$  (机器人当前位置) 时的转向幅度计算函数。

$$H_1(\text{Vect}, p_{\text{tmp}}) = \arccos \frac{\text{Vect} \cdot \overrightarrow{p_{\text{tmp}} p_{\text{start}}}}{\|\text{Vect}\| \|\overrightarrow{p_{\text{tmp}} p_{\text{start}}}\|} \quad (8)$$

式中:  $H_2(\cdot)$  为一般情况下转向幅度计算函数,其计算方式如式(4)所示。

$\text{ISABLE}(p_{\text{start}}, p_{\text{goal}}, W, \text{Vect})$  为局部环境增量采样算法,其通过构建搜索树  $G = (P, E)$  完成运动规划,具体过程描述如算法 3 所示。

算法 3:  $\text{ISABLE}(p_{\text{start}}, p_{\text{goal}}, W, \text{Vect})$

- 1)  $P \leftarrow \{p_{\text{start}}\}$ ,  $E \leftarrow \emptyset$ ,  $\text{Num} = 0$ ,  $\text{Path} \leftarrow \emptyset$ ,  $\sigma = 1$ ;
- 2)  $F(x, y) \leftarrow \text{RiskEstimation}(W, p_{\text{start}}, R_{\text{detect}}, \sigma)$ ;
- 3) While ( $\text{Num} \leq P_n$ )
- 4)  $p_{\text{rand}} \leftarrow \text{Sample}(N(1 - F(x, y)))$ ;
- 5)  $p_{\text{nearest}} \leftarrow \text{Nearest}(G, p_{\text{rand}})$ ;
- 6)  $p_{\text{new}} \leftarrow \text{Steer}(p_{\text{nearest}}, p_{\text{rand}}, S_e, F(x, y), \text{Vect})$ ;
- 7)  $\{p_{\text{near}}\} \leftarrow \text{Near}(G, p_{\text{new}}, S_e)$ ;
- 8) for all  $p_{\text{near}} \in \{p_{\text{near}}\}$
- 9)  $\text{cost}_{\text{tmp}} = \text{cost}(p_{\text{near}}) + \|p_{\text{near}} - p_{\text{new}}\| + k_a \times \int F(x, y)$ ;
- 10) if  $\text{cost}_{\text{tmp}} < \text{cost}(p_{\text{new}})$  &  $\text{Holonomic}(G, p_{\text{new}}, \text{Vect})$
- 11)  $p_{\text{min}} \leftarrow p_{\text{near}}$ ;  $\text{cost}(p_{\text{new}}) \leftarrow \text{cost}_{\text{tmp}}$ ;
- 12)  $E \leftarrow E \cup \{(p_{\text{min}}, p_{\text{new}})\}$ ;
- 13)  $P \leftarrow P \cup \{p_{\text{new}}\}$ ;
- 14) for all  $p_{\text{near}} \in \{p_{\text{near}}\}$
- 15) if  $\text{cost}(p_{\text{near}}) > \text{cost}(p_{\text{new}}) + \|p_{\text{new}} - p_{\text{near}}\| + k_a \times \int F(x, y)$  &  $\text{Holonomic}(G, p_{\text{near}}, \text{Vect})$
- 16)  $\text{cost}(p_{\text{near}}) = \text{cost}(p_{\text{new}}) +$
- 17)  $\|p_{\text{new}} - p_{\text{near}}\| + k_a \times \int F(x, y)$ ;
- 18)  $p_{\text{parent}} \leftarrow \text{Parent}(p_{\text{near}})$ ;
- 19)  $E \leftarrow E \setminus \{(p_{\text{parent}}, p_{\text{near}})\}$ ;
- 20)  $E \leftarrow E \cup \{(p_{\text{new}}, p_{\text{near}})\}$ ;
- 21)  $[G, P_{\text{connect}}, \text{Num}] \leftarrow \text{Reach}(p_{\text{new}}, p_{\text{goal}}, S_e)$ ;
- 22)  $\text{Path} \leftarrow \text{FindPath}(G, P_{\text{connect}}, \text{Num})$ ;

其中  $P_n$  为指定的需要搜索到的路径数(循环停止条件);  $\text{Parent}(\cdot)$  为求父节点的函数;  $\text{RiskEstimation}(\cdot)$  为障碍物碰撞风险评估概率,其实现方式在 3.1 节中描述;  $\text{Sample}(\cdot)$  为概率采样函数;  $N(\cdot)$  为归一化函数;  $\text{Nearest}(\cdot)$  为找出距离  $p_{\text{rand}}$  最近的节点  $p_{\text{nearest}}$ 。

$$\text{Nearest}(G, p_{\text{rand}}) = \argmin_{p \in G} \|p_{\text{rand}} - p\| \quad (9)$$

式中:  $\text{Steer}(\cdot)$  为从节点  $p_{\text{nearest}}$  向节点  $p_{\text{rand}}$  方向,以步长为  $S_e$  生长出满足非完整约束的新节点  $p_{\text{new}}$ 。

$$p_{\text{new}} = \argmin_{p_{\text{new}} \in W, \|p_{\text{new}} - p_{\text{nearest}}\| \leq S_e, \text{Holonomic}(G, p_{\text{new}}, \text{Vect})} \|p_{\text{new}} - p_{\text{rand}}\| \quad (10)$$

节点的代价函数由该节点与其父节点的欧氏距离和连接路径上的累计碰撞风险评估概率组成。树上任意节点  $\forall p_G \in G$  的代价函数可表示为:

$$\text{cost}_{p_G} = \|p_G - p_{Gf}\| + k_a \int_C F(x, y) ds \quad (11)$$

式中:  $p_{Gf}$  为节点  $p_G$  的父节点,  $k_a$  为障碍物影响的放大系数,  $C$  为由节点  $p_G$  到  $p_{Gf}$  的连续路径。

$\text{Near}(\cdot)$  为附近节点搜索函数,其搜索半径为  $S_e$ 。

$$\{p_{\text{near}}\} = \text{Near}(G, p_{\text{new}}, S_e) = \{ \forall p \in G, \|p_{\text{new}} - p\| \leq S_e \} \quad (12)$$

$\text{Reach}(\cdot)$  为判断是否抵达目标位置的函数,其返回值为与目标位置连接节点  $P_{\text{connect}}$  的序号和路径数  $\text{Num}$ 。

FindPath(·) 为寻找最优路径的函数,其作用是在生成  $Num$  条路径中,找出符合代价函数最小的路径  $Path$ 。其主要是通过连接节点  $P_{connect}$  和 Parent(·) 逆向寻找。

### 3.3 性能分析

#### 3.3.1 收敛性

与 RRT 相同,本文提出算法概率采样的状态空间是有限的。但不同的是,所提出算法由于扩展过程中没有碰撞检测的筛选,搜索树中存在有碰撞危险的机器人状态节点。而在 RRT 中,搜索树中的节点均是无碰撞危险的。因此,可以得出:

引理 1 对于本文构建的搜索树  $G^{ISABLE} = (P^{ISABLE}, E^{ISABLE})$  树上所有节点有  $P^{RRT} \subseteq P^{ISABLE}$ 。

引理 1 是应用在本文提出算法和 RRT 同样迭代次数下并且都找到路径完成搜索的情况。所提出在算法的完整性与 RRT 类似为概率完整性, RRT 算法的概率完整性有以下特性<sup>[19]</sup>:

定理 1 若有限大小地图中确实存在一个可行的路径到目标位置,则当迭代次数  $i$  趋于无穷时,目标位置必然被采样采到,即  $\lim_{i \rightarrow \infty} P(p_{rand(i)}^{RRT} \cap p_{goal} \neq \emptyset) = 1$ 。

定理 2 如果存在一个长度为  $k$  的集序列  $A = A_0, A_1, \dots, A_k$  其中  $A_0 = p_t, A_k = p_{goal}$ , 令  $P_k = \min_{i \in \{1, 2, \dots, k\}} (\mu(A_i) / \mu(W_{free}))$ , 则  $i$  次迭代后, RRT 算法无法找到路径的概率低于  $e^{(-0.5(iP_k - 2k))}$ 。

由引理 1、定理 1 和定理 2,可以得到如果有限大小的地图中确实存在一个可行的路径到目标位置,则当迭代次数  $i$  趋于无穷时,目标位置必然被所提出的算法采样采到。而且,如果存在一个长度为  $k$  的集序列  $A = A_0, A_1, \dots, A_k$  其中  $A_0 = p_t, A_k = p_{goal}$ , 令  $P_k = \min_{i \in \{1, 2, \dots, k\}} (\mu(A_i) / \mu(W))$ , 则  $i$  次迭代后,局部环境增量采样算法无法找到路径的概率低于  $e^{(-0.5(iP_k - 2k))}$ 。

#### 3.3.2 避障性能

本文所提出的算法具有以下特性:

假设 1 对于任意两段路径  $path_1, path_2 \subseteq W$  他们的代价函数具有线性叠加性,即  $Cost_{(path_1 + path_2)} = Cost_{path_1} + Cost_{path_2}$ 。

搜索树每次扩展时的修正过程与 RRG 类似,因此有<sup>[12]</sup>引理如下。

引理 2 在  $i$  次迭代中,新加入树中的点  $p_{new}$  都会检查以其为中心,半径为  $S_e$  中所有树上的节点,通过测试不同的连接方式下代价函数大小,选择半径范围  $S_e$  内的代价函数最小的连接方式。

引理 3 在搜索树中寻找最优路径时,函数 FindPath(·) 是以最小代价函数为指引。

因此,可以得到如下推论。

推论 1 随着迭代次数的增长,局部环境增量采样

算法将渐进得到以初始根节点  $p_{start}$  为起点构成的代价函数最小的路径。

考虑到本文提到的代价函数(见式(10)),若新扩展节点为障碍区域或其与已生成搜索树上点的连线穿过在障碍物,则将该节点的代价函数会受到障碍物影响而远大于常值,使之后的扩展节点不会再选择该节点作为父节点。在极端情况下,即新扩展点的所有父节点均为有障碍碰撞的节点,则新扩展边的代价函数远大于无碰撞的边。结合引理 3,可以得到如下推论。

推论 2 局部环境增量采样算法最后生成的路径必然为一条无碰撞路径。

## 4 结果及分析

### 4.1 仿真

仿真以服务机器人在未知复杂动态环境中的指定位置抵达为任务,仿真环境为二维栅格地图,地图大小  $X = Y = 50$  m。动态障碍初始位于(5,10),以速度 1 m/s 在(5,10)与(15,10)之间往返运动,两个静态障碍物均为 L 形障碍,其中静态障碍物 1 的 3 个顶点分别位于(18,20)、(25,20)、(25,10);静态障碍物 2 的 3 个顶点分别位于(30,40)、(30,35)、(38,35)。仿真实验在 Intel Core i3-3220 3.30 GHz,内存为 16 GB 的计算机上进行。为了验证本文提出算法的优越性,仿真对比了传统 RRT 算法<sup>[19]</sup>和 RRG 算法(树版本)<sup>[12]</sup>的路径规划效果。在仿真实验中,为保证对比的有效性,每个算法均进行了 20 次实验,使用 20 次实验的数据平均值进行算法性能对比。设置服务机器人在相同的参数下运行,具体的设置为 RRT、RRG 和所提出的算法的树的生长步长  $S_e = 2$ ,每次需要搜索到  $P_n = 10$  条路径后停止搜索。障碍物影响放大系数  $k_a = 300$ ,障碍物影响范围  $\sigma_i = 1, i = 1, 2, \dots, M$ 。服务机器人只能获得探测范围  $R_{detect} = 10$  m 内的局部地图障碍物信息。服务机器人起始点为(1,1),目标点为(48,48),基础移动速度  $v_0 = 2$  m/s。

从图 2~4 中可以看出 3 种规划算法都能使服务机器人克服环境中存在的局部最小问题并且安全抵达目标位置。在初始阶段遇到动态障碍物时,可以看出 3 种规划算法都能躲避碰撞并且规划一条到目标位置的路径,如图 2(a)、图 3(a)、图 4(a)所示。不同的生成机制导致了 3 种算法的树的结构不同,本文提出的算法虽然在树的扩展过程中没有循环检测避碰,但是在设计了带有碰撞风险评估的代价函数,使得扩展树中存在位于障碍区域或穿越障碍区域的节点,如图 4(b)所示。但是根据本文算法的扩展和路径选择机制,这类节点不会继续扩展,最终能够获得较优的无碰撞的规划路径。而 RRT 和 RRG(树版本)因为避碰检测的存在,搜索树中绝对不存在具有碰撞危险的节

点。对比 3 种规划算法的最终规划结果, 如图 2(c)、图 3(c)、图 4(c) 所示, 可以看出本文提出的算法和 RRG 算法都能获得较好的路径规划结果, 而 RRT 算法在树的扩展过

程中难以实现最优路径。为了精确表现本文提出的算法的优越性, 各算法 20 次实验的平均量化数据具体如表 1 所示。

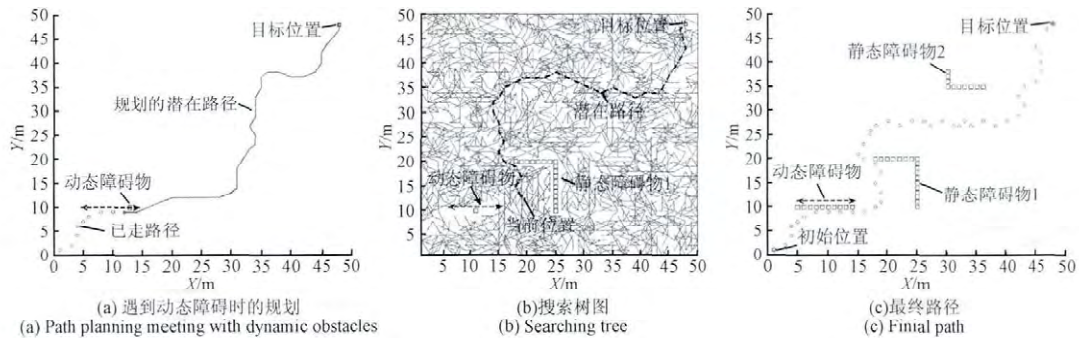


图 2 RRT 规划下机器人的移动路径

Fig. 2 Robot path planning by RRT algorithm

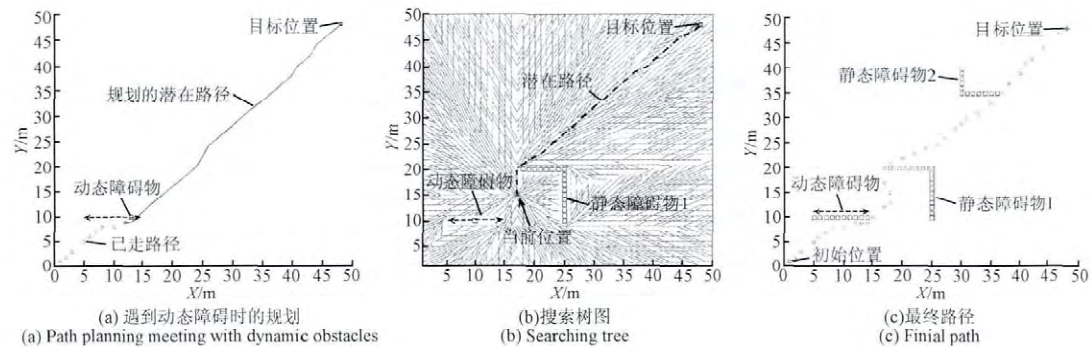


图 3 RRG(树版本) 规划下机器人的移动路径

Fig. 3 Robot path planning by RRG algorithm

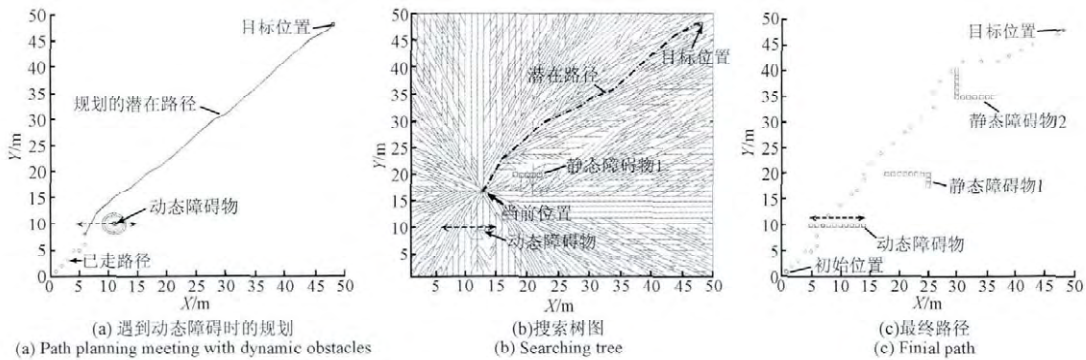


图 4 本文算法规划下机器人的移动路径

Fig. 4 Robot path planning by proposed algorithm

表 1 性能指标对比

Table 1 Performance comparison

算法	路径长度/m	移动步数	转向次数	总转向角度/(°)	总耗时/s	平均迭代次数	避障性能
RRT	92.279 9	47	38	1 613.48	43.561 6	3 594	良好
RRG	71.551 0	36	18	433.74	69.685 2	3 215	良好
本文算法	71.537 9	32	16	486.87	47.954 1	2 984	良好



从表1中可以看出,本文提出的算法能够以最短路径(71.537 9 m),最少移动步数(32次)和最少总转向角度(486.87°)抵达目标位置,而RRT算法最终规划路径92.279 9 m最长。相比于同样表现优秀的RRG(树版本)算法,本文提出的算法在保证获得较优规划路径的前提下,有效降低了计算时间(47.954 1 s)。这

来源于对树扩展过程中的碰撞检测的优化,使每次采样都得到利用,降低了平均迭代次数,具有高可行性和高效率。

## 4.2 实验

实验在本课题组自行研制的室内服务机器人上进行<sup>[16]</sup>,该服务机器人硬件结构如图5所示。

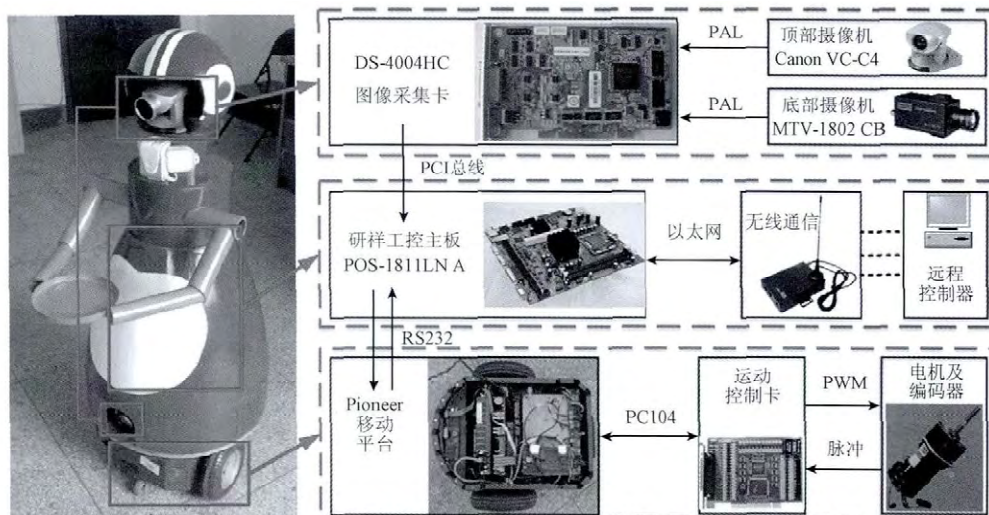
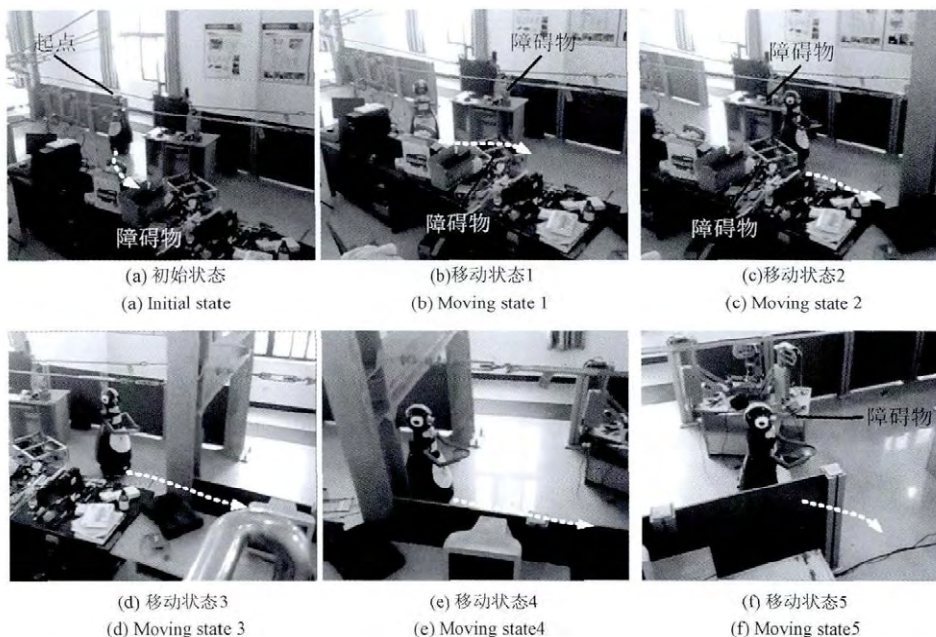


图5 服务机器人硬件结构

Fig.5 Hardware structure of service robot

实验设计了服务机器人在未知复杂场景中路径规划问题,服务机器人需要躲避场景中各类不规则障碍物抵达目标位置。实验时,服务机器人仅能通过底座自带8个声呐雷达和分别装在底部和顶部两个摄像头获取一定范围内的环境信息,设定服务机器人的探测半径为2 m,

最大速率为1.6 m/s。运动规划算法的具体设置为搜索树的生长步长 $S_e = 3$ ,每次需要搜索到 $P_n = 5$ 条路径后停止搜索。障碍物影响放大系数 $k_a = 300$ 。实验场景和实验结果片段如图6所示。服务机器人的运动路径如图7所示。



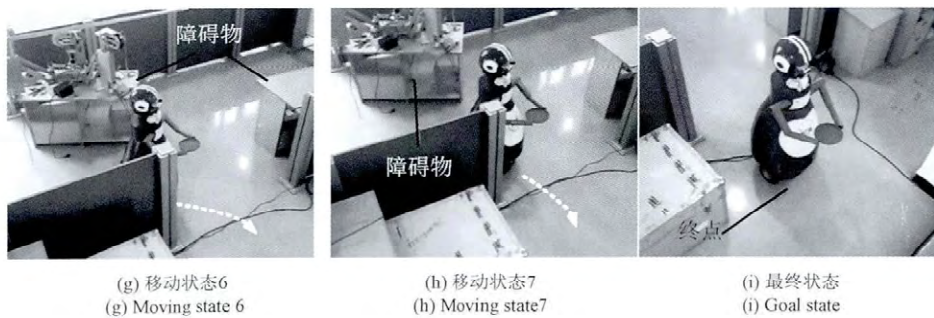


图6 实验结果

Fig. 6 Experimental results

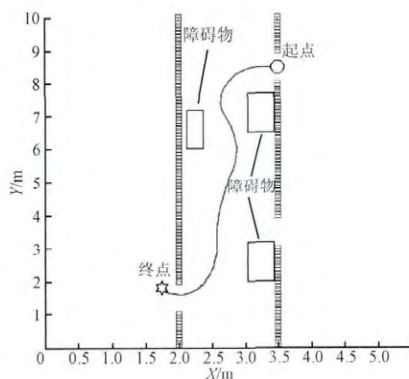


图7 服务机器人的实验路径

Fig. 7 The path of service robot in experiments

服务机器人完成该路径规划任务耗时 110 s,产生的路径总长度为 9.394 m,总转向角度为 228.6°。本文提出的运动规划算法所需的平均迭代次数为 2 451。实验结果进一步验证了本文提出的算法能够实时指导移动服务机器人到达目标位置,同时在运动过程中能够有效地避开遇到的障碍物。

## 5 结 论

针对室内服务机器人的工作需求,本文提出了一种局部环境增量采样的路径规划算法。该方法依据当前环境信息构建基于障碍物碰撞风险的评估概率,设计了结合该评估概率和欧式距离的代价函数,使搜索树扩展时无需障碍检测,在保证算法收敛性的同时有效地降低了计算时间。仿真验证了该方法能够实现静态障碍和动态障碍的实时躲避和目标点到达,能够满足室内服务的工作需求。同时,该方法较传统的 RRT 算法具有更好的规划性能,又比 RRG 算法需要更少的计算时间和平均迭代次数。在未知室内环境实验中,本文提出的算法能够实时规划得到具可行性的较优路径。

## 参考文献

- [1] 陆新华,张桂林. 室内服务机器人导航方法研究[J]. 机器人, 2003, 25(1): 80-87.  
LU X H, ZHANG G L. Summarization on indoor service robot navigation[J]. Robot, 2003, 25(1): 80-87.
- [2] 王耀南,余洪山. 未知环境下移动机器人的同步地图创建与定位研究进展[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 51-65.  
WANG Y N, YU H SH. A review of simultaneous localization and map building algorithm for mobile robots in unknown environment [J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(1): 51-65.
- [3] 陈晓飞,凌有铸,陈孟元. 移动机器人辅助下基于 GM-CKF 的无线传感器网络节点定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(9): 1298-1305.  
CHEN X F, LIN Y ZH, CHEN M Y. Research on node localization of wireless sensor based on GM-CKF assisted by mobile robot [J]. Journal of Electrical Measurement and Instrumentation, 2016, 30(9): 1298-1305.
- [4] LUNENBURG J J M, COENEN S A M, NAUS G J L, et al. Motion planning for mobile robots: A method for the selection of a combination of motion-planning algorithms[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2016, 23(4): 107-117.
- [5] 段征宇,杨东援,王上. 时间依赖型车辆路径问题的一种改进蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1557-1563.  
DUAN ZH Y, YANG D Y, WANG SH. Improved ant colony optimization algorithm for time-dependent vehicle routing problem [J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(11): 1557-1563.
- [6] 杜映峰,陈万米,范彬彬. 群智能算法在路径规划中的研究及应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(11): 65-70.  
DU Y F, CHEN W M, FAN B B. Research and application of swarm intelligence algorithm in path

- planning [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(11): 65-70.
- [7] 朱霞, 陈仁文, 徐栋霞, 等. 基于改进粒子群的焊点检测路径规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2484-2494.
- ZHU X, CHEN R W, XU D X, et al. Welding spot detection path planning method based on a novel particle swarm algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2484-2494.
- [8] 梁旭, 刘才慧. 基于混合粒子群算法的在线检测路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(12): 30-34.
- LIANG X, LIU C H. Path planning for on machine verification system based on hybrid particle swarm optimization algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(12): 30-34.
- [9] 石为人, 王楷. 基于 Floyd 算法的移动机器人最短路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2088-2092.
- SHI W R, WANG K. Floyd algorithm for the shortest path planning of mobile robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2088-2092.
- [10] LUO C, YANG S X. A bioinspired neural network for real-time concurrent map building and complete coverage robot navigation in unknown environments [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(7): 1279-1298.
- [11] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-based robot motion planning: A review [J]. IEEE Access, 2014, 2(1): 56-77.
- [12] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [13] HAUSER K. Lazy collision checking in asymptotically-optimal motion planning [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015: 2951-2957.
- [14] 康亮, 赵春霞, 郭剑辉. 未知环境下改进的基于 RRT 算法的移动机器人路径规划[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(3): 1557-1563.
- KANG L, ZHAO C H, GUO J H. Improved path planning based on rapidly-exploring random tree for mobile robot in unknown environment [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2009, 22(3): 1557-1563.
- [15] WANG Y N, YANG Y M, YUAN X F, et al. Autonomous mobile robot navigation system designed in dynamic environment based on transferable belief model [J]. Measurement, 2011, 44(8): 1389-1405.
- [16] 陈彦杰, 王耀南, 钟杭, 等. 动态环境中服务机器人的改进型地图学习规划[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2): 162-168.
- CHEN Y J, WANG Y N, ZHONG H, et al. Improved geometrical learning planning for service robot in dynamic environment [J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(2): 162-168.
- [17] ZHANG B C, LIU W Q, MAO Z L, et al. Cooperative and geometric learning algorithm (CGLA) for path planning of UAVs with limited information [J]. Automatica, 2014, 50(3): 809-820.
- [18] ZHANG B C, MAO Z L, LIU W Q, et al. Geometric reinforcement learning for path planning of UAVs [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 77(2): 391-409.
- [19] LAVALLE S, KUFFNER J. Randomized kinodynamic planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378-400.

#### 作者简介



陈彦杰 2011 年于西南交通大学获得学士学位, 2013 年于湖南大学获得硕士学位, 现为湖南大学博士研究生, 主要研究方向为机器人学、运动规划、信息处理技术。

E-mail: chenyanjie@hnu.edu.cn

**Chen Yanjie** received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2011, and his M. Sc. Degree from Hunan University in 2013. Now he is a Ph. D. candidate in Hunan University and his main research interests include robotics, motion planning and information processing technology.



王耀南(通讯作者), 1981 年于东华理工大学获得学士学位, 分别在 1990 年和 1995 年于湖南大学获得硕士和博士学位, 现为湖南大学教授、电气与信息工程学院院长、机器人学院院长、机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室主任, 主要研究方向为机器人学、图像处理、信息处理技术。

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn

**Wang Yaonan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from East China University of Science and Technology, Fuzhou in 1981, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hunan University in 1990 and 1995, respectively. Now he is a professor, and the dean of College of Electrical and Information Engineering and College of Robotics in Hunan University, and the director of National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology. His main research interests include robotics, image processing and information processing technology.