

文章编号: 1002-0446(2003)06-0544-04

# 基于启发式节点增强策略的 PRM 路径规划方法\*

阙嘉岚<sup>1,2</sup>, 丁贵涛<sup>1</sup>, 黄亚楼<sup>1</sup>

(1. 南开大学软件学院, 天津 300071; 2. 中国科学院沈阳自动化所机器人学重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

**摘要:** 针对一般的 PRM 方法用于移动机器人对复杂地形路径搜索存在的缺陷, 本文对 PRM 方法进行了改进, 提出了一套基于启发式的节点增强的策略, 提高了 PRM 方法节点增强阶段对环境的适应性. 此外, 本文建立了相应的仿真实验系统对策略的有效性进行了实验与分析.

**关键词:** PRM; 启发式; 路径规划; 移动机器人

**中图分类号:** TP24 **文献标识码:** B

## A PRM METHOD FOR PATH PLANNING BASED ON HEURISTIC NODE ENHANCING

QUE Jia-lan<sup>1,2</sup>, DING Gui-tao<sup>1</sup>, HUANG Ya-lou<sup>1</sup>

(1. College of Software, Nankai University 300071;

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

**Abstract:** Probabilistic Roadmap Method (PRM) is an efficient method for path planning of mobile robot. However, when it is used in complex environment, path planning becomes difficult or even impossible. To improve PRM's efficiency and adaptability, a new node enhancing strategy is proposed which is based on heuristic method. Simulation is conducted, and the experiment results show that the proposed method is valid and efficient.

**Keywords:** PRM; heuristic; path planning; mobile robot

### 1 引言 (Introduction)

几十年的研究证明了路径规划问题是一个难解问题, 其完整性解决方法的计算量与位形空间 (Configuration space) 的维数成指数级关系. 在研究过程中, 研究人员逐步提出了基于各种思想的路图方法 (roadmap method). 虽然这些路图方法的完整性还有待讨论, 但是它们确实有效地实现了机器人的快速路径规划.

Voronoi diagram 方法, silhouette 方法, PRM (Probabilistic Roadmap Method) 方法等都是路图方法. Voronoi diagram 方法只局限于低维位形空间的路径规划, 而 silhouette 方法则因为其复杂性而很少被使用<sup>[2]</sup>. PRM 方法是使用得较为普遍的一种方法, 它在概率论的基础上, 通过随机的方法建立地图, 然后进行有效的地图搜索和移动机器人可行路径的寻找. 但是, 一般

的 PRM 方法对于移动机器人运行空间中的困难区域 (狭窄通道) 不容易得到可行结果, 本文试图采用启发式策略改进了 PRM 方法, 使移动机器人在二维的位形空间里能够使用这种新的 PRM 方法处理复杂 (障碍物较多的) 地形, 得出相对较好的结果.

### 2 一般的 PRM 方法 (General PRM method)

假设机器人运行的位形空间是一个二维的平面区域, 本文用  $C$  来表示. 自由空间是指  $C$  内无障碍、机器人个体不会发生碰撞的区域, 用  $C_{free}$  来表示.

PRM 方法的主要思想是用一个随机的网络来表示机器人系统运行的自由空间  $C_{free}$ , 然后在这个网络中为机器人系统搜索到一条可行的路径. 这一随机网络即是为机器人系统所建立的地图. 该网络中节点代表在  $C_{free}$  中为机器人随机选取的位形, 节点之间

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助 (60175030); 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放研究实验室基金课题 (200111).

收稿日期: 2003-04-25

的连线,即网络中的边,代表位形之间可行的路径。

一般的 PRM 规划方法的操作过程大体可分为两个阶段:学习阶段(learning phase)(也叫预处理阶段(preprocessing phase)和搜寻阶段(query phase)<sup>[3]</sup>。

学习阶段的主要目的是在  $C_{free}$  中为机器人建立一张地图。在该阶段,首先以随机的方式在  $C_{free}$  中选取大量的机器人位形,构成地图中的节点集  $N$ 。然后由一个局部规划器来为  $N$  中的每个节点寻找它们的邻居节点,并为它们建立连接,从而构成地图中的边集  $E$ 。经过学习阶段建立起来的地图是一张较大的无向图  $R = (N, E)$ <sup>[3]</sup>。在这个过程中,局部规划器是一个高速的、作用单一的规划单元。它判断两个节点是否为邻居的标准是人为事先规定的,一般有两方面的要求:一是两点之间距离小于某一阈值;二是两点之间可以实现障碍无碰连接。

在搜索阶段,首先将规划任务的起始点  $q_{init}$  和目标点  $q_{goal}$  加入节点集  $N$ ,并由局部规划器为其寻找邻居并建立连接,从而地图  $R$  形成了若干个连通图。如果起始点和目标点在同一个连通图中,则存在机器人的可行路径。然后在地图  $R$  中采用某种搜索算法在起始点  $q_{init}$  和目标点  $q_{goal}$  之间搜索一条通路,即为机器人的可行路径。

如果起始点和目标点不处于同一个连通图中,则回到学习阶段进行节点扩充操作(节点增强),来增加地图在  $C_{free}$  的“困难地区(如狭窄通道等)”的连通性。当然,上述的两个阶段并不需要顺序执行,可以交错反复进行,以提高方法的效率。

### 3 一种基于启发式节点增强策略的 PRM 方法 (A PRM method based on heuristic node enhancing)

如前所述,PRM 方法的提出为解决机器人路径规划这样一个难解问题打开了新的思路,取得了较为理想的效果。但是,完全等概率地进行节点选择的方式不能很好地搜寻到地图中困难地区(例如狭窄通道)的可行路径。方法中的“节点增强”阶段,弥补了随机方法的不足,在地图的困难地区补充节点的数量,增强 PRM 方法的有效性。为此,本文提出一套相应的启发式策略用于算法的“节点增强”阶段,这些启发式策略增加了 PRM 方法的成功率,并使之更加适用于机器人在二维位形空间中的路径规划。

使用一般的 PRM 方法,地图中的节点数到达一定的数量后,地图  $R = (N, E)$  已经能很好地反映自由空间  $C_{free}$  的连通性。但对于一些复杂的地形,“困

难区域”损害了  $R$  的完整性,使路径搜索无法得到理想的结果。地图增强阶段的主要目的就是有引导地向这些区域增加节点,以增强地图的连通性。以下通过对困难区域的分析,提出相应的增加节点的启发策略。

在实际的规划中,常见的“困难区域”有三种如图 1(a)(b)所示。

如图 1(a),区域 A 内的节点比较稀疏,不能构成网络,本文将其称为“稀疏区”;区域 B 处于两个连通图的交界地区而没有节点,本文将其称为“断裂区”,这两种情况的出现都是由于随机选择节点不够匀称所造成的。如图 1(b),区域 C 处于障碍物之间,可行空间比较狭窄,此地区的节点缺乏主要是由地形条件造成的,将其称为“狭窄区”。

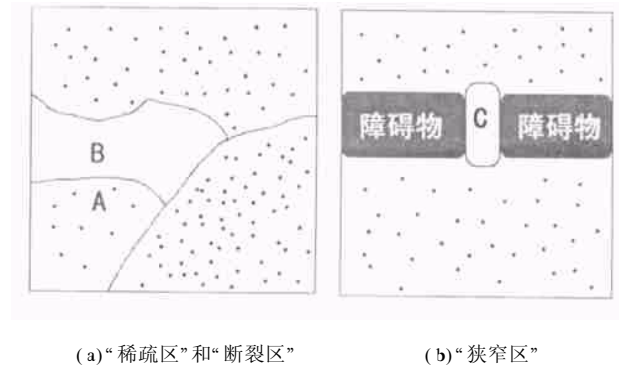


图 1 地图中的“困难区域”

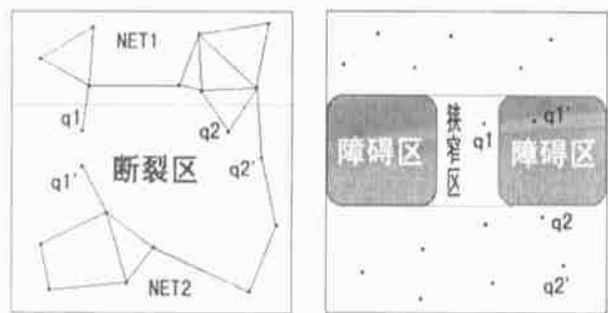
Fig.1 The “difficult area” in roadmap

针对“稀疏区”的情况,本文提出如下的启发性的增加节点策略:当随机撒点时,如果的邻居节点的个数小于预设的整数  $N_{min}$ ,则保留  $q$ ,否则丢弃  $q$ 。

针对“断裂区”的情况,本文提出增加节点的启发策略:每次同时增加一对邻近点  $(q, q')$  ( $D(q, q') \leq D_{max}$ ),如果任意一点的邻居节点集中含有不同连通子图中的元素,则保留该点;如果两点的各自的邻居节点分别处于不同的连通图中,则同时保留两点;除以上两种情况,丢弃这两点。如图 2(a), $q_1$  和  $q'_1$  邻居节点分别处在不同的连通图中,所以两者都会保留下来;而在  $(q_2, q'_2)$  中, $q'_2$  的邻居节点集有不同的连通图中的元素,所以会保留下来,而邻居节点集中只含有 NET1 中的节点,所以点将被丢弃。这个策略能够有效地增强地图的连通性,大大增强了搜寻可行路径的成功率。

针对区域 C 的情况,本文提出的增加节点的启发策略为:同时增加一对邻近点  $(q, q')$  ( $D(q, q') \leq D_{max}$ ),如果两点中,有一个在障碍区域,而另一点不

在障碍区域,则保留不在障碍区的一点;如果两点均在自由区或均在障碍区,则丢弃这两点.如图 2(b),节点  $q_1$  处于自由区,而  $q'_1$  处于障碍区,所以  $q_1$  会被保留下来;而在  $(q_2, q'_2)$  中,  $q_2$  和  $q'_2$  都处在自由区,所以都会被丢弃.这个策略的提出主要解决了狭窄区域布点困难的问题,提高了在狭窄区域选取位形的概率,使改进后的 PRM 方法更加适用于复杂地形的路径搜索问题.



(a)“断裂区”的增点对策图 (b)“狭窄区”的增点对策图

图 2 “困难地区”对策图

Fig. 2 Strategy of the “broken area”

综合上面的分析与对策,地图增强阶段的具体算法可表述如下:

```

1   $n = 0$ 
2  while ( $n < N_{en}$ ) //  $N_{en}$  为预设的增加节点的最大个数
3  从  $C_{free}$  中随机取邻近点对  $(q, q')$ ,  $n \leftarrow n + 2$ 
4  if  $q \in C_{obstacle}$  or  $q' \in C_{obstacle}$  //  $C_{obstacle}$  为障碍区
5  discard( $q$ ), discard( $q'$ ) // 丢弃  $q$  和  $q'$ 
6  else if  $q/q' \in C_{obstacle}$  then
7   $G \leftarrow q'/q$ 
8  else
9  分别为  $q$  和  $q'$  建立邻居节点集  $N_q$  和  $N_{q'}$ 
10 if  $n(N_q) < N_{min}$  then
11  $G \leftarrow q$ 
12 if  $n(N_{q'}) < N_{min}$  then
13  $G \leftarrow q'$ 
14 if  $\forall q_i \in N_q, \forall q_j \in N_{q'}, \text{Flag}[q_i] \neq \text{Flag}[q_j]$ 
then

```

15  $G \leftarrow q, G \leftarrow q'$

16 do

将以上所述的启发式策略运用于 PRM 方法,我们得出了基于启发式节点增强策略的 PRM 方法.这个方法用于路径规划的操作过程如图 3 所示.

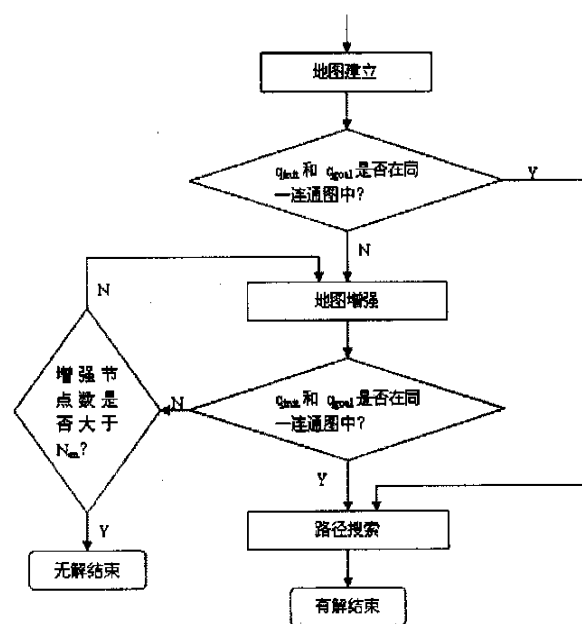


图 3 基于启发式节点增强策略的 PRM 方法的规划过程

Fig. 3 The planning process of the PRM method

based on heuristic node enhancing

#### 4 仿真实验与结果分析 (Simulation and result analysis)

为了检验上述启发式策略的有效性,建立了仿真实验系统进行实验与分析.仿真程序以  $500 \times 500$  像素的区域模拟机器人的工作区域.

在系统中 PRM 方法的搜索阶段,采用了 Dijkstra 单源最短路径搜索方法进行路径搜索<sup>[5]</sup>,保证了所得路径为连通图中起始点到目标点的最短路径.

图 4 和图 5 是两种不同环境下所进行的仿真实验.图 4(a) 和图 5(a) 为采用一般 PRM 方法搜索得到的路径,图 4(b) 和图 5(b) 则为采用本文节点增强方法后搜索得到的路径.  $S$  和  $G$  分别为起始点和目标点.在图中  $\bullet$  表示一部分采用节点增强策略所得到的增强节点.如图 4(b) 所示,因为增强节点在障碍物边缘、狭窄通道等困难地区具有更高的分布概率,所以,使用启发式节点增强策略,不但能够提高搜索可行路径的成功概率,还能够提高搜索到更优(更短)的路径的概率.

表 1 为在相同的工作环境(即相同的障碍物分布情况)下,进行使用启发式 PRM 搜索策略与一般 PRM 策略各自所得结果的比较与分析.表格 1 列出了分别使用一般 PRM 方法和启发式节点增强 PRM 方法进行路径搜索的结果.

可以看到,在一定数量的实验结果中,采用启发

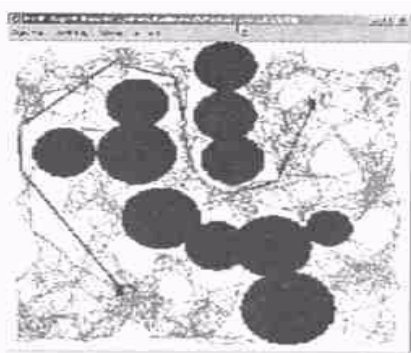
式节点增强 PRM 方法明显优于一般的 PRM 方法,搜索成功的概率有了很大的提高.此外,值得提出的是,采用了启发式节点增强 PRM 方法,对于地图中

的复杂区域(狭窄区)有着更好的处理结果,使丧失可行路径的概率大大降低.

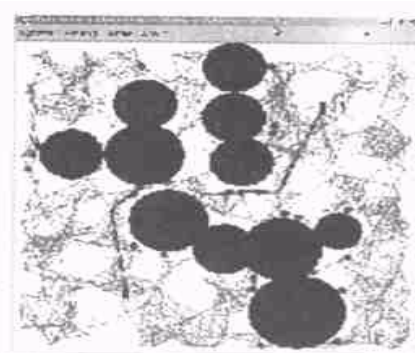
表 1 一般 PRM 方法与启发式节点增强 PRM 方法的实验结果

Table 1 Experiment results of general PRM method and heuristic node enhancing PRM method

	使用方法	运行次数	随机节点	增强节点	成功次数	失败次数
实验 1	一般 PRM	100	500	0	32	68
	启发式 PRM	100	450	50	65	35
实验 2	一般 PRM	100	400	0	46	54
	启发式 PRM	100	350	50	62	38



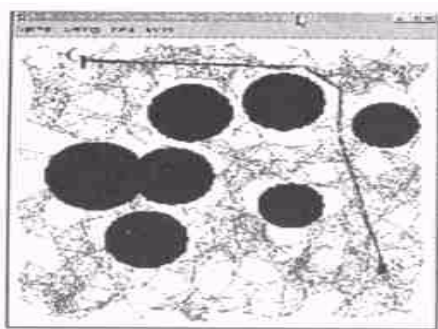
(a) 采用一般 PRM 方法的一条可行路径



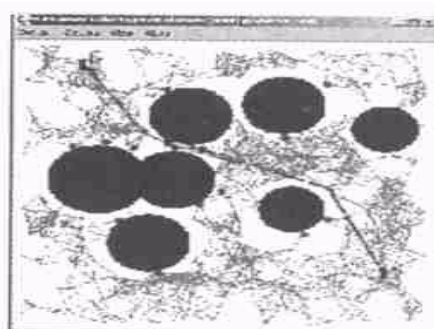
(b) 采用启发式节点增强 PRM 方法的一条可行路径

图 4 实验 1 搜索结果

Fig.4 Searching results of experiment 1



(a) 采用一般 PRM 方法的一条可行路径



(b) 采用启发式节点增强 PRM 方法的一条可行路径

图 5 实验 2 搜索结果

Fig.5 Searching results of experiment 2

## 5 启发式 PRM 方法的问题和展望 (The problems and expectation of heuristic PRM method)

本文提出的一种基于启发式节点增强策略的 PRM 方法弥补了一般的 PRM 方法完全依靠概率的

缺陷.在整个位形空间中使用了一定的启发式策略指导节点选取,大大提高了在复杂环境中搜索可行路径的成功率.但这种启发式策略的操作步骤略为繁琐,延长了整个方法的运算时间,降低了机器人搜索路径的效率.这是今后仍然需要进一步研究和改进的问题.

(下转第 553 页)