

文章编号: 1002-0446(2004)02-0114-05

# 复杂环境下基于势场原理的路径规划方法\*

高云峰, 黄海

(哈尔滨工业大学机器人研究所, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 针对势场原理所固有的几个缺陷:在相近障碍物间不能发现路径;在狭窄通道中摆动;在障碍物前振荡;存在陷阱区域;当目标附近有障碍物时无法达到目标点,提出了改进办法.改进后的势场法适用于未知复杂环境下移动机器人的路径规划,并具备一定的学习能力.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;势场法

中图分类号: TP24 文献标识码: B

## A Path Planning Algorithm Based on Potential Field for Complex Environment

GAO Yun-feng, HUANG Hai

(Robot Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: For the innate limitations of the principle of potential field, such as no path existing among the close-spaced obstacles, oscillations in narrow passages, oscillations in the presence of obstacles, trap situations due to local minima, unreachable goals near the obstacles, etc., this paper proposes an improved algorithm, which is adaptable to path planning of robots in the unknown complex environment and has a certain degree of learning ability. The effectiveness of this method is verified by simulation results.

Keywords: mobile robot; path planning; potential field method

### 1 引言 (Introduction)

采用势场原理求解路径规划的基本方法是:移动机器人在一个力场中运动,要达到的位置对移动机器人来说是一个引力极,而障碍物是斥力面,按各个障碍物和目标位姿产生人工势能的总和,取极小值决策运动路径<sup>[1]</sup>.

人工势场法在机器人的运动空间中创建了一个势场( $\bar{U}$ ).该势场由两部分组成:一个是引力场( $\bar{U}_{att}$ ),随与机器人和目标点的距离增加而单调递增,且方向指向目标点;另一个是斥力场( $\bar{U}_{rep}$ ),在机器人处在障碍物位置时有一极大值,并随与障碍距离的增大而单调减小,方向指向远离障碍物方向.整个势场( $\bar{U}$ )是其引力部分和斥力部分的叠加.

一个处在运动空间中 $\bar{q}$ 点的机器人在势场的作用下,所受的力是 $\bar{U}$ 的负梯度,如式:

$$\bar{F}(\bar{q}) = \bar{F}_{att}(\bar{q}) + \bar{F}_{rep}(\bar{q}) = -\nabla \bar{U}(\bar{q}) \quad (1)$$

而在整个区域内所受的引力场被定义为<sup>[1]</sup>:

$$\bar{U}(\bar{q})_{att} = \frac{1}{2} \xi \rho^m(\bar{q}, \bar{q}_{goal}) \quad (2)$$

其中 $\xi$ 是正比例系数; $\rho(\bar{q}, \bar{q}_{goal}) = \|\bar{q}_{goal} - \bar{q}\|$ 是机器人 $\bar{q}$ 到目标 $\bar{q}_{goal}$ 的距离;取 $m=2$ .

由该引力场所生成的对机器人的引力为引力势能的负梯度:

$$\bar{F}_{att}(\bar{q}) = -\nabla \bar{U}_{att}(\bar{q}) = \xi(\bar{q}_{goal} - \bar{q}) \quad (3)$$

该力随机器人趋近于目标而呈线性趋近于零.一个经常被使用的斥力场公式如下<sup>[2]</sup>:

$$\bar{U}_{rep}(\bar{q}) = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left( \frac{1}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} - \frac{1}{\rho} \right)^2 & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) \leq \rho \\ 0 & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) > \rho \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\eta$ 为正比例系数, $\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})$ 为机器人到障碍物的最小距离, $\bar{q}_{obs}$ 为机器人到障碍物的最近点, $\rho$ 表示障碍物的影响范围的正常数.所以该斥力场所对应的斥力为:

\* 基金项目: 国家 863 计划资助项目(2002AA420062).  
收稿日期: 2003 - 05 - 18

$$\bar{F}_{rep}(\bar{q}) = -\nabla \bar{U}_{rep}(\bar{q}) = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left( \frac{1}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} - \frac{1}{\rho} \right) \frac{1}{\beta^2(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} \nabla \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) \leq \rho \\ 0 & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) > \rho \end{cases} \quad (5)$$

机器人所受的合力为引力和斥力的和：

$$\bar{F}_{total} = \bar{F}_{att} + \bar{F}_{rep} \quad (6)$$

但一般的势场法通常存在几个缺陷<sup>[3]</sup>：(1)在相近障碍物间不能发现路径；(2)在狭窄通道中摆动；(3)在障碍物前振荡；(4)存在陷阱区域；(5)当目标附近有障碍物时无法达到目标点(GNRON)。近几年来对势场法进行路径规划的研究大多是集中在如何解决上述的几个缺陷问题上的，也取得了相当的进展，但一般都是针对较简单或单一的路径环境进行研究<sup>[4,5]</sup>。本文将用改进势场法来克服上述几个缺陷，实现复杂未知环境下移动机器人的路径规划。

## 2 复杂环境下势场方法的改进 (Improvement of potential field method for complex environment)

采用势场原理对复杂环境进行路径规划，其关键在于较好地解决势场法上述几个缺陷，下面分别提出解决的办法。

### 2.1 采用沿墙壁走的方法克服势场法的几个缺陷

由于机器人与障碍物之间的距离在每一控制时刻是离散的，这就可能造成  $\bar{F}_{att}$  和  $\bar{F}_{rep}$  突变，从而造成  $\bar{F}_{total}$  在大小和方向上的突变，使机器人的前进轨迹呈锯齿形，即在障碍物前发生振荡，并由于这种振荡使其在相近障碍物间不能发现路径。这里采用沿墙壁走的方法，当机器人的前进方向有障碍物时，通过传感器所得到的信息计算前面障碍物一边的倾斜角度，从而使机器人沿该边前进(其前进方向视目标点而定)，并沿这个边的边缘绕过障碍物，克服了在相近障碍物间不能发现路径，在狭窄通道中摆动和在障碍物前振荡等三个缺陷。

### 2.2 势场法中局部极小点问题的解决

首先用建立虚拟线段的方法来判断移动机器人是否陷入陷阱区域。

第一步：选距离机器人最近的障碍物一边作为  $L_1$  点到线段的距离，如图 1 定义所示。

如果机器人在线段的中间(即角  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  在  $0^\circ$  和  $90^\circ$  之间)，则点到线段的距离为点到线段的垂直距离。如果该点在线段的左端远处(即仅  $\alpha_1 > 90^\circ$ )或右端远处(即仅  $\alpha_2 > 90^\circ$ )，则点到该线段的距离分别为点到线段左端或右端点的距离，在图 1 中  $OB$  是

点到线段的距离。使用以上的办法就可以确定点到线段的距离。

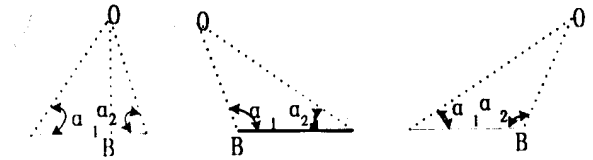


图 1 点到线段的距离

Fig.1 Distance between a point and a line segment

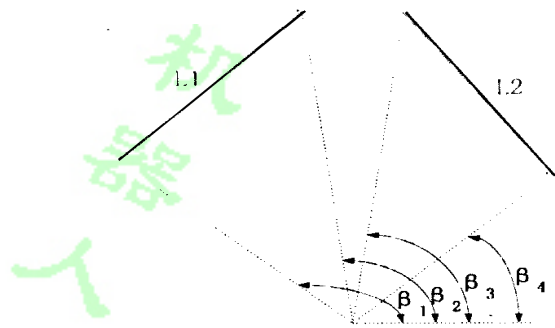


图 2 机器人和两条线段之间的夹角

Fig.2 Angles between the two line segments and the robot

第二步：在机器人的另一边选择一条距  $L_1$  最近的一条边，作为  $L_2$ 。

$L_1$  和  $L_2$  的距离是  $L_2$  到  $L_1$  两个端点和到该线段的最小值。这距离也用来选择  $L_2$  使其距  $L_1$  为最短，在机器人两侧的线段可以用下面的办法来确定。

如图 2 所示，分别连接机器人和每个线段的两个端点，定义  $L_1$  两端点与机器人的夹角为  $\beta_1, \beta_2$ ， $L_2$  两端点与机器人的夹角为  $\beta_3, \beta_4$ 。这 4 个角度均在  $0^\circ \sim 360^\circ$  之间，并定义：

$$\beta_{min} = \min(\beta_1, \beta_2) \quad (7)$$

$$\beta_{max} = \max(\beta_3, \beta_4) \quad (8)$$

接下来的两种情况中，线段  $L_1$  和  $L_2$  都是在机器人两侧。

情况 1： $(\beta_{max} - \beta_{min}) < 180^\circ$  和  $(\beta_3 \geq \beta_{max}$  或  $\beta_4 \leq \beta_{min})$  和  $(\beta_1 \geq \beta_{max}$  或  $\beta_2 \leq \beta_{min})$

情况 2： $(\beta_{max} - \beta_{min}) > 180^\circ$  和  $(\beta_{min} \leq \beta_3$  或  $\beta_4 \leq \beta_{max})$

第三步：确定机器人是否在陷阱区域内。

首先，图 3 连接  $L_1$  和  $L_2$  的两个端点，接着做 4 条线段  $V_1, V_2, V_3$  和  $V_4$  (图 3 中的虚线)，把其中最

短的线段选做 VL1 作为虚拟线段,假设它的两个端点为点 A 和点 B,然后把余下的两个端点(点 C 和点 D)连接起来,设这条线段为虚拟线段 VL2.

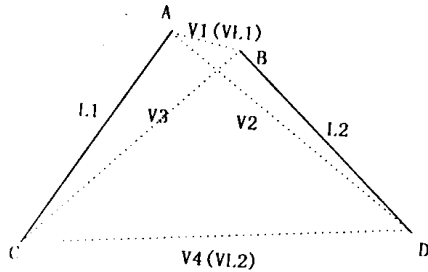


图3 确定虚拟线段的方法

Fig.3 Method to determine the virtual line

其次,如图4所示,连接机器人和实际线段(L1 和 L2)与虚拟线段(VL1 和 VL2),这样就生成了4个角度,即  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  和  $\alpha_4$ .机器人和 L1 两个端点的夹角为  $\alpha_1$ ,机器人和 L2 两个端点的夹角为  $\alpha_2$ ,机器人和 VL1 两个端点的夹角为  $\alpha_3$ ,机器人和 VL2 两个端点的夹角为  $\alpha_4$ .

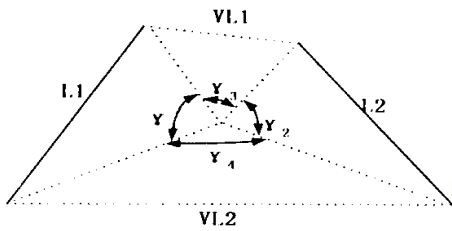


图4 机器人和实线段与虚拟线段的夹角

Fig.4 Angles between the robot and the real line segments and virtual line segments

如果这4个角的和是  $360^\circ$ ,且  $VL1 < 1.2$  倍的机器人最大直径<sup>[6]</sup>,则机器人陷入了凹形区域.

当确定移动机器人进入陷阱区域时,可按下面的步骤处理(假设目标点在机器人的右上方):

第一步:机器人向右移动接近线段 L2,设此时机器人处在 G 点.

第二步:暂时忘记原有目标点沿线段 L2 后退至 K 点(如图5)使  $HK > 2$  倍的机器人直径(H为线段 GK 与 VL2 的交点).

第三步:设线段 CD 为虚拟障碍物,机器人向正右方前进至越过 D 点大于 2 倍的机器人直径到 M 点.

第四步:机器人到达 M 点,已走出陷阱区域就重新恢复最终目标对机器人的引力作用.

当机器人接近目标点时,如果障碍物在附近,引力减小,斥力在增加.这样,机器人将被推斥开而不

是走向目标.这种情况在从前的路径规划中很少被考虑,但这个问题确实存在,并且值得研究.

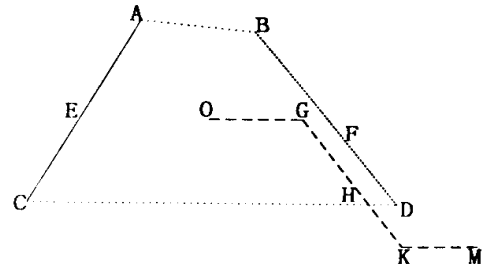


图5 确定空点 K 的方法

Fig.5 The method to determine free point K

### 2.3 在目标点附近有障碍时建立新的势场函数

造成在目标附近有障碍物时无法达到目标点的基本原因是目标点不是整个势场函数的最小值.如考虑图6所示的一维(1D)情况,机器人处在  $\bar{q} = [x \ 0]^T$  点,并在 x 轴上向目标点  $\bar{q}_{goal} = [0 \ 0]^T$  移动,同时在目标点的右边有障碍物  $\bar{q}_{obs} = [x_{obs} \ 0]$ .机器人和目标都在障碍物影响范围内.当  $m = 2$  时引力和斥力都由下式给出:

$$\bar{U}_{att}(\bar{q}) = \frac{1}{2} \xi x^2 \tag{9}$$

$$\bar{U}_{rep}(\bar{q}) = \frac{1}{2} \eta \left| \frac{1}{x_{obs} - x} - \frac{1}{\rho} \right|^2 \tag{10}$$

设  $x_{obs} = 0.5$ ,  $\rho = 2$ ,  $\xi = \eta = 1$ ,图6表明整个势场  $\bar{U}_{total}(\bar{q}) = \bar{U}_{att}(\bar{q}) + \bar{U}_{rep}(\bar{q})$ ,显然  $x = x_{goal} = 0$  并不是整个势场函数的最小值.事实上,机器人将停在  $x = -0.5$  这个合力为0的位置,并且合力的方向将指向这个合力最小的位置,所以,即使没有障碍物挡在前面,机器人仍旧无法到达目标点.

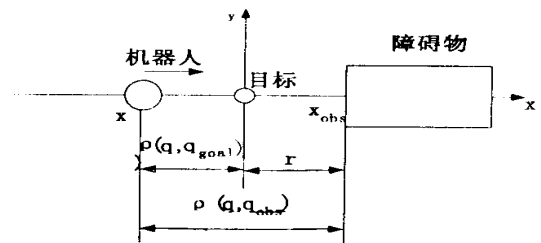


图6 1D情况下的机器人、目标和障碍物的位置

Fig.6 Locations of the robot, goal and obstacle in a 1D case

显然,只有机器人到达目标且斥势能函数值为0时,整个势场才能在机器人到达目标时达到最小值.这就促使我们在目标点附近有障碍物时,把机器人和目标的距离考虑进去,重新构造一个斥势能函

数如式(11)：

$$\bar{U}_{rep}(\bar{q}) = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta \left( \frac{1}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} - \frac{1}{\rho} \right)^2 \beta(\bar{q}, \bar{q}_{goal}) & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) \leq \rho \\ 0 & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) > \rho \end{cases} \quad (11)$$

这里  $n$  是一个正常数.和式(4)比起来,式(11)引入了  $\rho(\bar{q}, \bar{q}_{goal})$ ,保证整个势函数  $\bar{U}_{total}(\bar{q})$  仅在  $\bar{q} = \bar{q}_{goal}$  时达到最小值 0.

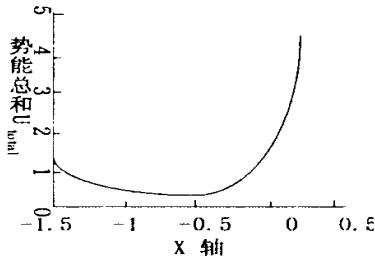


图 7 1D 情况下的势场和函数

Fig. 7 Total potential function in a 1D case

整个势函数应该具备这样的特性:势函数所导出的引力和斥力的合力将机器人推离障碍物,并推向目标点.根据式(9),当机器人不在目标点时,即  $\bar{q} \neq \bar{q}_{goal}$  时,斥力为:

$$\bar{F}_{rep}(\bar{q}) = - \nabla \bar{U}_{rep}(\bar{q}) = \begin{cases} \bar{F}_{rep1} \bar{n}_{OR} + \bar{F}_{rep2} \bar{n}_{RG} & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) \leq \rho \\ 0 & \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs}) > \rho \end{cases} \quad (12)$$

其中

$$\bar{F}_{rep1} = \eta \left( \frac{1}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} - \frac{1}{\rho} \right) \frac{\beta(\bar{q}, \bar{q}_{goal})}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} \quad (13)$$

$$\bar{F}_{rep2} = \frac{n}{2} \eta \left( \frac{1}{\rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})} - \frac{1}{\rho} \right)^2 \beta^{-1}(\bar{q}, \bar{q}_{goal}) \quad (14)$$

$\bar{n}_{OR} = \nabla \rho(\bar{q}, \bar{q}_{obs})$  和  $\bar{n}_{RG} = - \nabla \rho(\bar{q}, \bar{q}_{goal})$  是两个矢量,分别从障碍物指向机器人和从机器人指向目标.斥力的两个部分的关系如图 8 所示.显然当  $F_{rep1} \bar{n}_{OR}$  部分把机器人推离障碍物时,另一部分  $F_{rep2} \bar{n}_{RG}$  把机器人推向目标.

图 9 表明图 7 情况中的整个势函数,这里  $\bar{q}_{goal} = [0 \ 0]^T, \bar{q}_{obs} = [0.5 \ 0]^T, \xi = \eta = 1, m = 2, n$  分别等于 0.5 1 2 3.显然当  $n = 0.5$  和 1 时,这个新势函数在目标点不可微,而在  $n = 2$  和 3 时,这个新势函数在目标点可微.这里取  $n = 2^{[1]}$ .注意到  $n = 0.5$  时,在  $x = -0.335$  时有极小点.当然,这个局部极小点可以通过合理选择  $\xi$  和  $\eta$  来避免.由文献 1 可知,当  $n = 2$  时,  $\xi$  和  $\eta$  的关系如下式:

$$\begin{aligned} \xi &= \sup_{\rho_m < \rho < \rho_b} \left| \left( \frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_b} \right) \left( \frac{1}{\rho} - \frac{r}{\rho^2} \right) \right| \\ &= \left( \frac{2}{9\rho_b^2} + \frac{2r}{27\rho_b^3} \right) \sqrt{1 + \frac{3\rho_b}{r} - \frac{2}{3\rho_b^2} + \frac{2r}{27\rho_b^3}} \quad (15) \end{aligned}$$

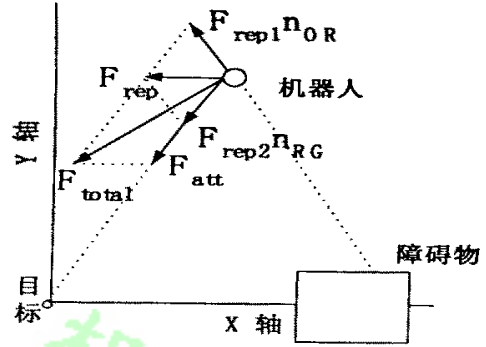


图 8 由新斥函数生成的斥力

Fig. 8 Repulsive force derived by the new potential function

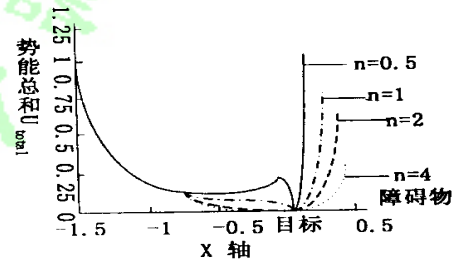


图 9 1D 情况下的势场函数

Fig. 9 Potential functions in a 1D case

### 3 仿真 (Simulation)

为了说明此避碰方法的有效性,图 10 12 给出了典型的结果.仿真环境是用 VC 开发的,运行于 PC 机,机器人是底座为正八边形并带有全方位移动机构,其每个边有一个超声波传感器,半径 0.3 m,感知半径 5 m,对感知半径外的障碍物不做考虑,最大速度 700 mm/s,距离障碍物最短安全距离 0.1 m,软件决策周期 5 ms.

显然在图 10 中机器人可以在一些复杂环境中,甚至障碍物为三角形和圆弧形时,顺利地走出陷阱区域达到目标点.而在图 11 中机器人首先沿障碍物 B 前进到障碍物 C,在沿障碍物 C 前进的过程中发现自己进入了陷阱区域,就用上面提到的方法沿障碍物 F 走出,但由于安全区域是根据目标点设定的,即在 F 的下方,重新恢复最终目标对机器人的引力作用后,机器人又将重新进入陷阱区域,造成路径的死循环.这就需要机器人能够根据路径的经历



有类似于人的记忆功能,能够在这种情况发生后,重新向另一方向寻找路径.而由于实际环境中,机器人、障碍物和目标所在坐标位置难以用直角坐标精确表示,而该循环每次接近障碍物 F 的点都较为接近,于是存储一个包含该点的记忆栅格<sup>[5]</sup>,一旦机器人连续两次走进此栅格,就意味着机器人进入了一个难以跳出的循环状态,改变原定的前进方向使它走出陷阱区域.但是,对于复杂环境,如果终点的纵坐标在陷阱边界的纵坐标之间,而机器人在改变前进方向后再次进入近似于陷阱区域的障碍物 A 和 B 之间(如图 12)就需要再建立一个记忆栅格<sup>[7]</sup>;推广下去不仅造成记忆栅格过多产生混淆,而且严重影响路径规划的实时性.这里根据目标点重新推算一个临时的目标点,使机器人先通过这段复杂路径到达临时目标点,再重新恢复最终目标对机器人的引力作用,从而实现复杂环境下的路径规划.尽管图 11 的路径很不理想,但经过数据库对路径点的存储和比较,在第二次由起点走到该目标点时改变方向,使机器人在路径规划的同时进行学习<sup>[7,8]</sup>.在第二次以后对同一或近似环境进行规划时找到了更优的路径(如图 12).

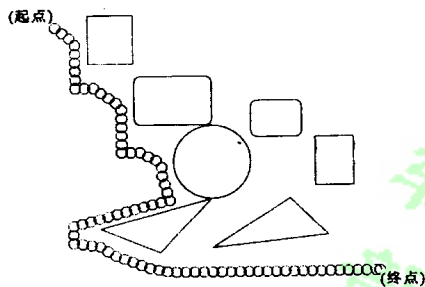


图 10 存在局部最小点的环境的路径规划结果  
Fig.10 Path planning result in environment with local minima

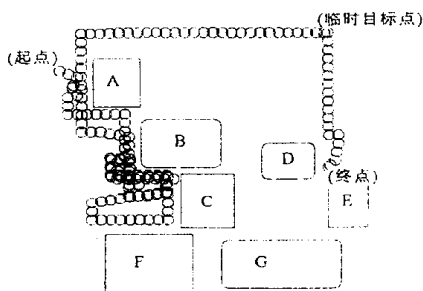


图 11 引入了路径记忆点和临时目标点后的路径规划结果  
Fig.11 Path planning result with recollection point and temporary point

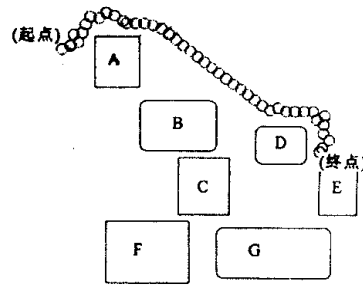


图 12 经过学习后第二次所走的路径结果

Fig.12 The 2nd time path planning result after learning

## 5 结论 (Conclusion)

本文针对原有的势场原理进行了下面的改进:

(1) 通过沿墙壁走、建立虚拟障碍和对目标点附近的斥力添加项建立新的斥力函数,克服了势场法所固有的几个缺陷,并使路径规划不受障碍物形状的限制.

(2) 通过增加路径记忆栅格、临时目标点和用数据库记录路径点,使机器人在进行路径规划的同时具有一定的记忆和学习能力.

经仿真验证了经改进后的势场法在复杂的未知环境下进行路径规划的有效性.

## 参考文献 (References)

- [1] 王伟.障碍环境下机器人无碰自主路径规划的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,1997.4-10.
- [2] Geand S S, Cui Y J. New potential function for mobile robot path planning [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(10): 615-619.
- [3] 马兆青,袁曾任.基于栅格方法的移动机器人实时导航及避障[J].机器人,1996,18(11):344-345.
- [4] 董立志,孙茂相.基于实时障碍物预测的机器人路径规划[J].机器人,2000,22(1):12-16.
- [5] Wang Y F, Chirikjian G S. A new potential field method for robot path planning[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation[C]. San Francisco: 2000, 2: 977-982.
- [6] Liu C Q, Ang Jr M H. Virtual obstacle concept for local-minimum recovery in potential based navigation[A]. Proceeding of the 2000 IEEE International Conference on Robotics & Automation[C]. San Francisco: 2000, 4: 984-986.
- [7] Krishna K M, Kalra P K. Perception and remembrance of the environment during real-time navigation of a mobile robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 37(10): 27-30.
- [8] Krishna P, Kalra K. Solving the local minima problem for a mobile robot by classification of spatio-tempored sensory sequences [J]. Journal of Robotic Systems, 1998, 15(2): 74-78.

## 作者简介:

高云峰(1966-),男,博士,副教授.研究领域:智能机器人.  
黄海(1978-),博士生.研究领域:智能机器人,空间机器人.