

一种考虑不确定性的移动机器人路径规划方法

周兰凤^{1,2}, 徐 芳²

(1 上海应用技术学院 计算机科学与信息工程系, 上海 200235;

2 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 山东 威海 264209)

摘 要: 提出了一种移动机器人路径规划方法, 该方法采用基于知识的遗传算法进行路径规划, 在路径规划算法中综合考虑了建模与传感数据等系统的不确定性, 克服了已往的方法在复杂的粗糙地形环境中进行路径规划常常导致探测任务的失败的实际问题. 仿真结果表明了该算法在移动机器人路径规划中的可行性和有效性.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 不确定性

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)07-0086-04

A Method for Path Planning of Mobile Robot Accounting for Uncertainty

ZHOU Lan-feng^{1,2}, XU Fang²

(1 Dept. of Computer Science and Information Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 200235, China;

2 Dept. of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Weihai 264209, China)

Abstract: This paper presented a method for path planning of lunar rover. This method planned path using a knowledge based genetic algorithm accounting for uncertainty of modeling and sensor data. This method overcomes the invalid problem of past methods in complicated rough terrain to plan path. Simulation results show the feasibility and effectiveness of the algorithm in path planning for mobile robot.

Key words: mobile robot; path planning; uncertainty

1 引言

路径规划(Path Planning)是移动机器人导航技术中的重要组成部分,它是机器人执行各种任务的基础^[1-2]. 现有的路径规划方法大致分为三种类型:一是基于完全环境信息^[3]的传统路径规划;二是基于行为的路径规划;三是基于传感器信息的局部路径规划.

目前,复杂的自然地形环境下常用的移动机器人路径规划方法主要有两种:一是 Tangent Bug 算法^[4],二是 D* 算法^[5],然而,上述两种导航方法均未考虑滑移、建模与传感数据等系统的不确定性等因素.

文献[5]中提出了一种导航方法,考虑了滑移对路径规划的影响,但如果在实际中应用,还有很多因素要考虑.

文中提出了一种移动机器人路径规划方法,利用基于知识的遗传算法(knowledge based genetic algorithm)进行路径规划^[6],该路径规划方法不仅速度快,而且综合考虑了建模与传感数据等系统的不确定性等因素,增强了移动机器人路径规划的实用性^[7].

2 路径规划

2.1 基于知识的遗传算法

2.1.1 编码方法

移动机器人的工作环境由三角网格模型表示,路径规划时,创建一个无向加权图,图中每个节点代表三角网格模型中的一个三角形,边表示两个三角形之间的连线^[8]. 每个节点标识一个有序数字 p , 节点坐标为每个三角形中心位置坐标 (x, y, z) . 这里

$$p = x + 10 \times y \quad (1)$$

取路径点的标识序列数作为路径编码.规定每条路径中不能出现重复的标识序列号.例如,一条路径可以表示为:0-24-36-66-74-84-99,其中0为起点,99为目标点,而36、66、74和84为中间结点.

2.1.2 适应值的确定

设初始种群 $P(0)$ 中个体 a_n 的路径长度为 $L(a_n)$.对于路径“0-36-66-74-84-99”可以表示为

$$L(a_n) = \sum_{i=1}^N d_i + \beta_i C \quad (2)$$

式中, d_i 表示路径点 i 和路径点 j 之间的距离, N 为路径 a_n 中线段的个数,例如,路径“0-36-66-74-84-99”中线段的个数 $N = 5$; β_i 是表示节点深度的系数,其定义如下:

$$\beta_i = \begin{cases} 0 & -h_0 \leq z \leq h_0, \text{可行路径} \\ \sum_{j=1}^M a_j & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, M 是线段中含有边的个数,并且边的节点深度值在范围 $-h_0 \leq z \leq h_0$ 外时,

$$\sum_{j=1}^M a_j = \begin{cases} |z| & -h_{\max} \leq z \leq -h_0 \text{ 或 } h_0 \leq z \leq h_{\max} \\ & \text{可行路径,但有困难} \\ |z| & h_{\max} \leq z \text{ 或 } z \leq -h_{\max} \\ & \text{不可行路径} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $h_0 = 0.05\text{m}$, $h_{\max} = 0.15\text{m}$, z 为边上节点深度绝对值较大值.将每条路径的长度作为其适应值 $f(a_n)$,即 $f(a_n) = L(a_n)$.

2.1.3 遗传算子

本文设计了5个遗传算子,如图1所示,图中黑色部分为障碍区,灰色部分为可通行区,但有困难,无色部分为可通行区.

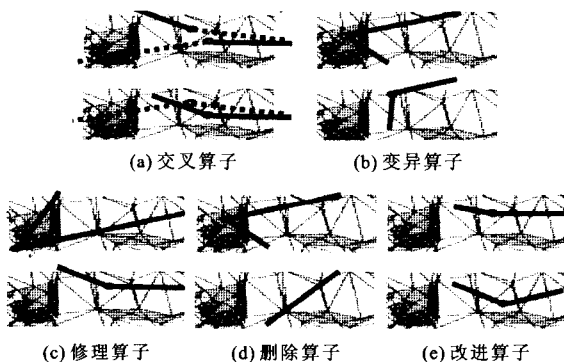


图1 5个遗传算子

交叉算子(crossover operator):从两个父代个体中随机选择两个结点,交换这两个结点后的部分,如图1(a)所示.

变异算子(mutation operator):从一条路径中随机选择一个结点,用一个非路径点替换该结点.变异算子在增加种群多样性方面起着关键的作用,因此,变异后的个体不必优于变异前的个体,如图1(b)所示.

修理算子(repair operator):该算子可应用于可行路径和非可行路径.随机选择一个结点,应用局部搜索技术,将该结点移至邻区最好的结点处,如图1(c)所示.

删除算子(delete operator):该算子可应用于可行路径和非可行路径.随机选择一个结点,检查与它相邻的两个结点,并将这两个结点连接起来,如果所选择的结点删除后,是有益的,就删除它,如图1(d)所示.

改进算子(improve operator):该算子可应用于可行路径.从路径中选择一个结点,在与该结点相连的两线段中分别插入一个新的结点,把两个新结点连接后,如果这条路径是可行的,就删除所选择的结点,如图1(e)所示.

2.2 系统的不确定性

在实际应用中,为了能够有效地探测自然环境并完成给定的任务,移动机器人必须依靠各种可能的传感器(如里程仪、视觉传感器等)对自然环境进行感知,并以此建立环境模型,进而进行运动规划和决策.但由于受传感器本身的限制,由这些传感器所获得的感知信息存在着不同程度的不确定性.感知信息的不确定性必然导致模型的不确定性,相应地,当依据模型和感知进行规划和决策时,规划和决策也将带有不确定性.

2.2.1 不确定性模型及描述

概率方法是描述不确定性的一种有效手段.对于上述分析的各种不确定性,由于其最终导致的结果都是移动机器人在运动过程中可能与障碍物发生碰撞,所以,可考虑用移动机器人相对障碍物的位置分布关系来描述系统的不确定性.进一步,本文将移动机器人相对障碍物的位置不确定性等效地描述为在指定移动机器人位置的前提下,障碍物位置的不确定性,具体如图2所示.

图2中,不规则形状部分表示任一障碍物 O_j ,为了处理的方便,可以用一个半径为 R_{O_j} 的外切圆去包络该障碍,从而将不规则的原始障碍扩充为规

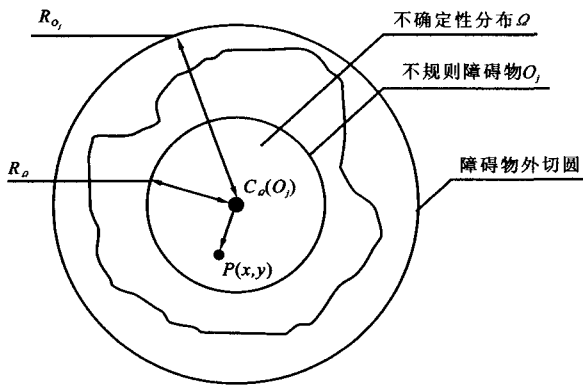


图2 障碍物的不确定性模型

则的凸障碍. 设外切圆的圆心是 $C_O(O_j)$, 记为障碍物 O_j 的“中心”. 显然, 对于确定性的环境, 障碍物的中心是可以准确定位的, 记为 $\overline{C_O(O_j)}$, 而对于不确定性的环境, 障碍物中心 $C_O(O_j)$ 将不再固定在一个点上, 而是以一定的概率密度分布在以 $\eta = E(C_O(O_j))$ 为圆心, 以 R_O 为半径的一个圆域 Ω 内, 若用集合表示, 则有

$$\Omega = \{(x, y) \mid \sqrt{(x - x_\eta)^2 + (y - y_\eta)^2} \leq R_O\}, R_O > 0 \quad (5)$$

这样, 若定义 $p(r)$ 为 $C_O(O_j)$ 分布在以 $\eta = E(C_O(O_j))$ 为圆心, 以为半径的圆 D_r 内的概率, 则有

$$p(r) = \iint_{D_r} \rho(x, y) dx dy \quad (6)$$

式中, $\rho(x, y)$ 为 $C_O(O_j)$ 分布在 Ω 内点 (x, y) 处的概率密度, $\rho(x, y) \geq 0$. 显然, 针对不同的分布规律, $\rho(x, y)$ 将具有不同的表达形式. 例如, 当障碍中心 $C_O(O_j)$ 在区域 Ω 内服从均匀分布时, $\rho(x, y)$ 可表示为

$$\rho(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R_O^2}, & \sqrt{(x - x_\eta)^2 + (y - y_\eta)^2} \leq R_O \\ 0, & \sqrt{(x - x_\eta)^2 + (y - y_\eta)^2} > R_O \end{cases} \quad (7)$$

而当障碍中心 $C_O(O_j)$ 服从具有参数 $(\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, \gamma)$ 的二维正态分布时, 有

$$\rho(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\gamma^2}} \times e^{\frac{-1}{2(1-\gamma^2)}[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\gamma\frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}]} \quad (8)$$

式中, $-\infty < x < +\infty, -\infty < y < +\infty$.

若假设 $\gamma = 0, \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma, \mu_1 = x_\eta, \mu_2 = y_\eta$, 则有

$$\rho(x, y) = \rho'(r) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

式中, $r = \sqrt{(x - x_\eta)^2 + (y - y_\eta)^2}$.

在本文的研究中, 障碍中心 $C_O(O_j)$ 的概率密度选用式(9)所示的二维正态分布.

2.2.2 不确定性的危险性度量

为了能将系统的不确定性反映到路径规划模型中, 并据此规划出尽量远离障碍物的安全路径, 本文提出了潜在危险区的概念, 并通过引入危险性度量函数 $f_{C_{FD}}^{\text{risk}}$ 来描述由于不确定性的存在而可能导致的危险信息. 为叙述方便, 下面先给出几个定义.

定义1 障碍区(Obstacle Area)表示由传感器感知的广义物理障碍, 记作 O . 所谓“广义”, 就是指障碍区不仅包括阶梯障碍和斜坡障碍, 而且还包括粗糙地形和未知区域等. 障碍区的中心和半径分别为 $C_O(O)$ 和 R_O .

定义2 障碍膨胀区(Expanded Obstacle Area)表示在障碍区的基础上进行的障碍膨胀, 记作 EO . 通常, 膨胀宽度 D_{EO} 可取为月球车的车体半径 R_V , 这样就可将月球车缩小为一个质点, 以便于路径搜索, 简化问题求解.

定义3 禁入区(Forbidden Area)表示不允许月球车驶入的区域, 记作 Fbd . 在通常情况下, 禁入区就是不可通行区 NFD , 它包括障碍区和障碍膨胀区两部分.

定义4 潜在危险区(Risky Area)表示在禁入区的基础上所作的危险膨胀, 记作 RA . 潜在危险区的引入是为了反映系统的不确定性对路径规划的影响, 其膨胀宽度为 D_{RA} .

图3给出了障碍区、障碍膨胀区、禁入区和潜在危险区的关系示意图.

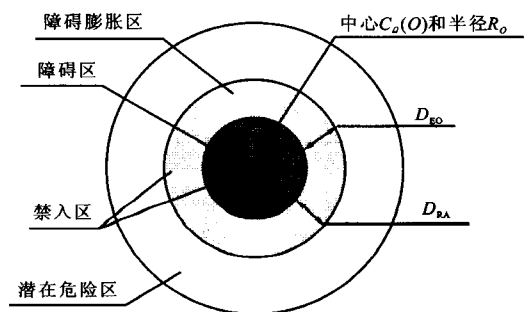


图3 障碍区关系图

基于上述定义, 现假设在可通行地图中包含有 N 个独立的禁入区 Fbd_j , 其相应的边界三角形集合记为 ∂Fbd_j , 则对于可通行区域 FD 中的任一三角形

G_{FD} ,其危险性度量函数 $f_{G_{FD}}^{risky}$ 可定义如下:

$$f_{G_{FD}}^{risky} = 255 \cdot \left[1 - \prod_{j=1}^N (1 - \Gamma(d(Fbd_j, G_{FD}))) \right] \quad (10)$$

其中,

$$\Gamma(d(Fbd_j, G_{FD})) = \begin{cases} \iint_{G_{FD}} \rho'(d(Fbd_j, G_{FD})) dx dy & d(Fbd_j, G_{FD}) \leq D_{RA} \\ 0 & d(Fbd_j, G_{FD}) > D_{RA} \end{cases} \quad (11)$$

$$d(Fbd_j, G_{FD}) = \min_{E_n \in \partial Fbd_j} d(E_n, G_{FD}) \\ = \min_{E_n \in \partial Fbd_j} \sqrt{(x_{E_n} - x_{G_{FD}})^2 + (y_{E_n} - y_{G_{FD}})^2} \quad (12)$$

式中, (x_{E_n}, y_{E_n}) 为边界三角形 E_n 的中心点坐标, $(x_{G_{FD}}, y_{G_{FD}})$ 为三角形 G_{FD} 的中心点坐标。

2.3 路径规划算法

Step1:环境建模.采用三角网格进行环境建模。

Step2:编码并初始化.将可行路径进行编码,设置进化代数计数器 $t \leftarrow 0$;设置最大进化代数 T ;随机生成 n 个个体作为初始群体 $P(0)$ 。

Step3:个体评价.利用等式 $L(a_n) = \sum_{i=1}^N (d_i + f_i) + \beta_i C$,计算群体 $P(t)$ 中各个个体的适应值。

Step4:判断环境是否改变.如果环境改变,执行 Step5.否则转到 Step6。

Step5:重新评价种群 $P(t)$ 。

Step6:选择运算.父代群体进行锦标赛选择,保留父代中最佳个体。

Step7:交叉运算.对每个个体按概率 p_c 将自适应单点交叉算子参与交叉。

Step8:变异运算.对每个个体的基因按概率 p_m 将自适应变异算子作用于群体。

Step9:其他运算.将其他自适应算子作用于群体.群体 $P(t)$ 经过选择、交叉、变异等运算之后得到下一代群体 $P(t+1)$ 。

Step10:判断是否动态环境.如果是动态环境,转到 Step4.否则执行 Step11。

Step11:是否满足结束条件.若 $t \leq T$,则 $t \leftarrow t+1$;转到 Step3;若 $t > T$,则以进化过程中所得到的具有最小适应值的个体作为最优解输出,终止计算。

3 实验结果及其分析

为了验证本文提出的移动机器人路径规划算法

的有效性,在三维环境中我们进行了路径规划试验。

主要的仿真参数设置如下:环境为 $24m \times 24m$ 的自然地形;最大进化代数 $T = 500$; $k_1 = 0.8$, $k_2 = 0.05$, $k_3 = 0.75$, $k_4 = 0.5$.设置起点和终点坐标分别为起点(4.125,7.125)、终点(14.125,16.125)。

为了简化实验,假定没有轮滑发生,同时,为了将环境建模的不确定性并入路径规划算法,可以将其并入不确定性的危险性度量, θ_i 和 α 只要有一个条件不满足,便视为禁入区,以保证规划出更合理的路径。

一些典型的路径规划仿真结果如图4所示.图4(a)~(d)为群体规模 M 分别取 20、40、60 和 150 的路径规划结果.群体规模 M 分别取 20、40、60 和 150 的最短路径长度分别为 20.38m、15.83m、16.01m和 15.77m。

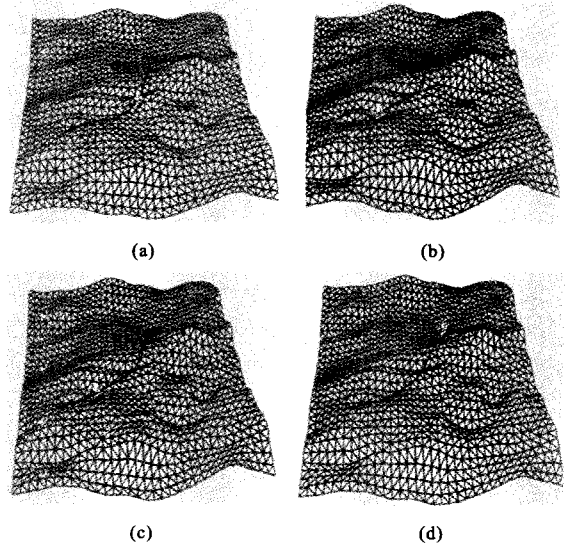


图4 典型的仿真结果

4 结束语

本文提出了一种移动机器人路径规划方法,该方法利用基于知识的遗传算法在虚拟的三维地形环境上进行路径规划,该路径规划方法不仅速度快,而且综合考虑了建模与传感数据等系统的不确定性等因素,增强了移动机器人路径规划的实用性.仿真结果进一步说明该方法在移动机器人路径规划中的可行性和有效性。

下一步的研究工作将致力于对地形的主要物理参数进行在线估计和轮-地接触角的实时估计,以消除复杂的地形环境在移动机器人感知和建模过程中的不良影响,最终实现移动机器人在自然环境中可靠的自主导航。

(下转第93页)

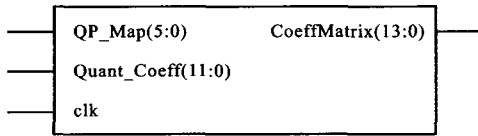


图2 综合后生成的RTL原理图

通过设定不同的量化参数QP值和量化系数quantcoeff值来观察仿真波形,输出波形反映的结果与理论计算结果一致。

如输入的量化参数qp为10,量化系数quantcoeff为16,此时通过查找量化表找到DequantTable(10)=38968,ShiftTable(10)=13.由反量化公式可计算出其反量化输出值:

$$W_{ij} = (\text{quantcoeff}(\text{DequantTable}(\text{QP}) + 2^{\text{ShiftTable}(\text{QP}) - 1}) >> \text{ShiftTable}(\text{QP})) = (16 \times 38968 + 2^{13-1}) >> 13 = 7$$

用二进制表示: $W_{ij} = "1001100"$. QP=10、quantcoeff=16时输出波形见图3。

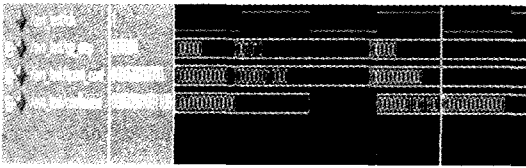


图3 qp=10、quantcoeff=16时输出波形

5 结束语

文中结合AVS的算法特点完成了其反量化的FPGA设计,在此过程中减少了量化表数据的存储空间,在某种程度上减小了算法的复杂度并简化了程序;该算法简单,程序简短,最后仿真的结果表明了该算法的有效性。

参考文献:

- [1] 林佳亮,王小力.基于AVS标准整数反变换的硬件设计研究[J].微电子学与计算机,2009,26(7):134-137.
- [2] 邓琼,杨立志,刘力政,等.一种基于FPGA的AVS编码加速器的设计[J].微电子学与计算机,2008,25(6):97-100.
- [3] 胡倩,张珂,虞露.AVS视频解码器的一种结构设计与硬件实现[J].浙江大学学报:工学版,2006,40(12):2139-2143.
- [4] 王晓慧.基于DSP的AVS反量化反变换的实现[J].Signal Process & System,2005(12):39-41.

作者简介:

雷海军 男,(1968-),博士,副研究员,硕士生导师.研究方向为图像处理、视频编解码、嵌入式系统、并行计算、IC设计等。

(上接第89页)

参考文献:

- [1] Kubota T, Nakatani I, Yoshimitsu T. Path planning for planetary rover based on traversability probability[C]// Proc IEEE Int. Conf. Adv. Robot., San Feliu de Guixols. Spain, Catalonia, 1995: 739-744.
- [2] 于红斌,李孝安.基于栅格法的机器人快速路径规划[J].微电子学与计算机,2005,22(6):98-100.
- [3] Iagnemma K, Genot F, Dubowsky S, et al. Rapid physics-based rough-terrain rover planning with sensor and control uncertainty[C]// 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Detroit, MI, 1999: 2286-2291.
- [4] Kamon I, Rivlin E, Rimon E. A new range-sensor based globally convergent navigation algorithm for mobile robots[C]// Proceedings IEEE Conference Robotics Automation. USA: Minneapolis, 1996.
- [5] Stentz A. Optimal and efficient path planning for partially-known environments[C]// Proceedings IEEE Conference Robotics Automation. USA: San Diego, 1994.
- [6] Laubach S L, Burdick J W. An autonomous sensor-based path-planner for planetary microrovers[C]// Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Detroit, USA, 1999.
- [7] Ishigami G, Nagatani K, Yoshida K. Path planning for planetary exploration rovers and Its evaluation based on wheel slip dynamics[C]// 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2007). Roma, Italy, 2007:2361-2366.
- [8] 周兰凤,洪炳镕.用基于知识的遗传算法实现移动机器人路径规划[J].电子学报,2006,34(5):911-914.

作者简介:

周兰凤 女,(1966-),博士,副教授.研究方向为智能机器人、自主导航。