

未知环境下基于传感器的移动机器人路径规划

郝宗波, 洪炳熔

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 本文提出了基于传感器的移动机器人路径规划方法. 该方法改进了 Bug 算法中的两个前提假设, 综合考虑了传感器的数据误差和机器人形体尺寸, 规划时只考虑当前状态下所必需的传感数据, 不必计算障碍物边线的解析式, 节省了存储空间, 提高了规划效率, 保证了算法的实时性, 并对算法的收敛性给予了证明. 最后用仿真实验验证了该方法的可行性.

关键词: 路径规划; 测量误差; 形体尺寸; 存储空间

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0953-04

Sensor-Based Path Planning for Mobile Robot in Unknown Environment

HAO Zong-bo, HONG Bing-rong

(School of Computer Science and Technology Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract A method of sensor-based path planning for mobile robot in unknown environment is presented. Two assumptions of the Bug algorithm are not used in the planning. Both the data error of the sensors and the physical size of the robot are taken into account. Only the necessary sensing data instead of the analytical expression of the obstacles are calculated in planning so as to save memory and improve the planning efficiency, thus the planning in real time is guaranteed. And the proof of convergence is given. At last the simulation test is made to prove the feasibility.

Key words path planning; data error; physical size; memory

1 引言

路径规划是指机器人从起始点到目标点之间找到一条安全无碰的路径, 是机器人领域的一个重要研究方向. 按对环境知识的了解可分为已知环境和未知环境下的路径规划. 未知环境下需用传感器来感知环境, 并实时规划路径. 因此路径规划的好坏受到传感信息的处理和实时规划算法两个方面的影响.

2 相关方法

常用的基于传感器的路径规划方法主要有栅格法、人工势场法、遗传算法及模糊控制算法等. 栅格法^[1]将机器人工作空间分为具有二值信息的网格单元, 分别表示自由空间和障碍物. 栅格的划分直接影响其规划结果, 如果栅格划分过大, 环境信息储藏量小, 分辨率下降, 规划能力差; 栅格划分过小, 规划时间长, 而且对信息存储能力的要求急剧增加. 人工势场法是由 Khatib 提出的一种基于势场的方法. 在机器人工作空间建立虚拟人工势场, 目标点对机器人产生引力, 障碍物产生斥力, 机器人在合力作用下

找出可行路径. 但人工势场法有其明显的缺陷^[2]: (1) 机器人容易陷入因局部极小点而产生的陷阱区域; (2) 在相近的障碍物之间不能发现路径; (3) 在障碍物前振荡; (4) 一些参数也要通过试验调整. 另外当目标点距离障碍物很近时目标不可达^[3], 因而利用人工势场法常导致规划的失败. 遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化的搜索算法, 它具有简单、隐含并行性和全局优化等优点, 对于传统搜索方法和非线性问题具有良好的适用性, 但遗传算法运算速度不快, 进化众多的规划要占据较大的存储空间和运算时间, 而且由于常规遗传算法本身存在的一些缺陷 (如解的早熟现象、局部寻优能力差等), 保证不了对路径规划的效率和可靠性的要求^[4]. 模糊控制算法则是把传感信息和目标模糊化, 利用隶属度函数控制机器人运动, 文献 [5] 提出一种未知环境下的高级机器人模糊导航方法, 由 8 个不同的超声传感器来提供环境信息, 然后利用基于模糊控制的导航器来计算这些信息并规划机器人路径. 该方法在环境未知或发生变化的情况下, 能够快速而准确地规划机器人路径, 但是其缺点是当障碍物数目增加时, 该方法的计算量会很大, 影响规划结果.

收稿日期: 2005-03-15 修回日期: 2006-01-17

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2002AA735041)

另一种基于传感信息的路径规划方法是 Bug 算法^[6-8]. 该方法的环境模型是建立在通过障碍物各个端点的曲线上. 如果目标可达, 该方法全局收敛; 如果目标不可达, 该算法自动停止, 但该方法的前提假设限制了其进一步应用: (1) 机器人是一个质点, 没有实际尺寸; (2) 传感信息是精确可靠的, 不存在测量误差, 提供全方位信息. 在实际的机器人研究中两个假设都是不成立的. 因此本文在 Bug 算法的基础上提出了一种综合考虑机器人尺寸和传感器误差的方法 LaseBug 算法. 该方法不需要建立障碍物特征的解析式, 只利用激光传感器的读数进行路径规划. 同时为了节省存储空间、提高规划效率, 在规划过程中只用所必需的扇形空间中的部分传感数据, 在需要时才扩展其他数据.

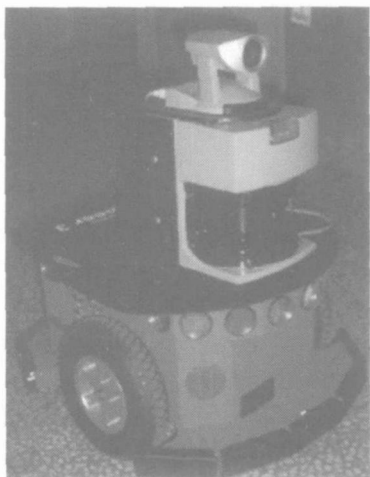


图1 Pioneer 3-DX 机器人模型

本文用 ActiMedia 公司的 Pioneer 3 DX 机器人做为研究平台^[9], 如图 1 所示, 机器人用 CCD 视觉传感器识别跟踪目标, 用 SICK 激光传感器感知环境.

3 环境描述

3.1 障碍物的表示

在本文中, 机器人用激光传感器来感知障碍物的信息, 每一个障碍物探测点相对于机器人的位置可以由激光传感器直接得出 $O_i = (r_i, \theta_i)$ (1)

式中 r_i 是障碍物点到机器人的距离, θ_i 是此点在机器人坐标系下的角度(可以转换为全局坐标系下的方位角度), i 是障碍物探测点的下标, 本文中在机器人坐标系下顺时针排列下标(见图 2). 传感器的测量误差定义为

$$e_i = \min(r_i \cdot \xi, r_i - r) \quad (2)$$

式中 r 为安全半径(即机器人半径加上一个安全距离), $\xi = 2p/N$ 为传感器的角度分辨率, N 为传感器扫描一圈的数据个数. 在本文中, 激光传感器每半圈扫描 360 个数据, 因此 $\xi = p/360 = 0.008727$. 式(2)中, $r_i \cdot \xi$ 是传感器的分辨率, $r_i - r$ 是出于避障安全考虑 $r_i - e_i \geq r$ 所得.

定义 1 机器人在某一位置探测到的所有障碍物点所组成的有限集合叫做障碍物点集.

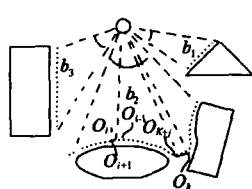


图2 障碍物点集和边线集示意图

$$\Omega = \{O_i | i=1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

式中 n 是障碍物点集中障碍物点的个数.

定义 2 如果障碍物点的一个有限集合中, 对于每个点, 其后面总存在一个点到它的距离小于相应的阈值距离(一固定值 d 加上此两点处对应的误差), 那么此集合就称为障碍物边线(见图 2 中 b_1, b_2, b_3). 即对于任意 $O_i \in b$ 存在 $O_j \in b$ 满足

$$d(O_i, O_j) < d + e_i + e_j, \quad i < j \quad (4)$$

$d(a, b)$ 表示 a, b 两点之间的距离. 从式(4)中可见, 固定值 d 和障碍物测量误差决定了如何把障碍物点分成障碍物边线. 由于机器人的安全半径为 r , 所以固定值 d 可以取

$$d = 2r$$

在式(4)中考虑到了每个扫描点对应的误差, 所以各处阈值距离不同.

定义 3 机器人在某一位置观察到的所有障碍物边线所组成的有限集合叫做障碍物边线集.

$$\Phi = \{b_i | i=1, 2, \dots, j\} \quad (5)$$

式(5)中 j 是障碍物边线集中障碍物边线的个数, 也即是机器人认为在当前探测环境内的障碍物个数. 给定了障碍物点集 Ω 和固定值 d , 即可获得障碍物边线集 Φ ; 见图 2 在图中 $\Phi = \{b_1, b_2, b_3\}$.

3.2 安全路径的表示

所谓安全路径是指机器人从起始点到目标点的一条无碰撞的路径. 因为确定障碍物的边线时考虑了传感器的误差, 所以安全路径只要考虑机器人的实际形体尺寸即可. 如图 3 所示, 考虑机器人的尺寸之后, 机器人不再是 Bug 算法中的一个点, 而扩展成半径

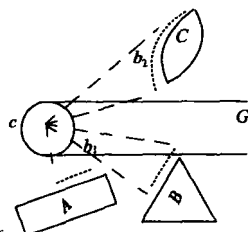


图3 安全路径示意图

为安全半径 r 的一个圆, 因此安全路径不再是一条曲线, 而是宽 $2r$ 的一条“曲带”, 记为 $P(c, G)$, 曲带的中心线记为 $L(c, G)$. 在图 3 中 $b_2 \cap P(c, G) = \emptyset$, 因此障碍物 b_2 (即 C) 对于路径 $P(c, G)$ 来说是安全的, 而 $b_1 \cap P(c, G) \neq \emptyset$, 机器人就可能撞上 B (从图中可见, 如果激光传感器精确无误差, B 对于 $P(c, G)$ 也是安全的, 但考虑到误差之后 $P(c, G)$ 不是安全路径). 因此有路径 $P(c, G)$ 是安全的, 当且仅当

$$b_i \cap P(c, G) = \emptyset, \quad b_i \in \Phi, \quad i \in L(c, G), \quad i=1, 2, \dots, j \quad (6)$$

4 障碍物的绕行点和绕行线

障碍物的边线与安全路径定义之后, 障碍物的绕行点即可确定. 如图 4 所示, 当前位置的障碍物边线 $b = \{O_i, O_{i+1}, \dots, O_k\}$, 机器人要绕过障碍物边线 b 到达 G , 须保证

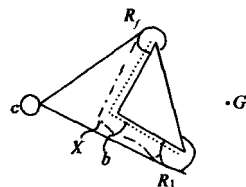


图4 障碍物绕行点示意图

$$b \cap P(c, G) = \phi$$

记 R_j 为 b 中第一个障碍物点 O_i 所对应的安全路径目标点 (即机器人当前位置 c 与以 O_i 为圆心, $r + e_i$ 为半径的圆的外侧切点), R_l 为 b 中最后一个障碍物点所对应的安全路径目标点, R_j, R_l 即是障碍物 b 的绕行点. 机器人将此两点设为子目标点即可安全绕过障碍物 b 将 b 上所有点对应的绕行点的集合称为绕行线, 记为 $X = \{R_j, R_{j+1}, \dots, R_l\}$.

5 LaserBug算法

LaserBug也同 Bug算法一样, 用两种模式来共同保证全局收敛: 趋向目标——MG模式 (Moving toward the Goal) 和边线沿走——BF模式 (Boundary Following). 开始机器人执行 MG模式, 遇到障碍物陷入 $d(c, G)$ 局部极小时转向 BF模式.

5.1 MG模式

MG (Moving toward the Goal) 模式的目的是使机器人以到目标点的距离单调减的方式向目标点运动, 从而保证全局收敛. 在此模式下, 机器人或者在自由区域直接向目标运动 (直接模式) 或者绕过障碍物向目标运动 (绕行模式). 如前文所述, 为了提高效率和节省存储空间, 在 MG模式下, 机器人只利用指向目标点的扇形区域内的探测数据. 当此扇形区域内出现障碍物时才扩展探测区域, 规划绕行路径, 称为扩展 MG.

首先机器人扫描直接指向目标的扇形 F_0 , 并在 F_0 内搜索路径. 记机器人当前位置为 c , 目标点为 G , 则 \overline{cG} 或者通过自由空间, 或者穿过障碍物边线 b_i , 称 \overline{cG} 的节点 (或者是障碍物点 O_i 或者是 G 在 A 上的投影) 为投影点 p (因为传感器有一定的探测范围, 因此探测区域是一半径为 R 的扇形, 扇形的弧记为 A . 如果目标点 G 离机器人的距离大于探测半径 R , 则当前 MG的目标就为 G 在 A 上的投影). 投影点在机器人当前探测范围中的位置决定了是否需要扩展 MG. 如果 p 不在 b_i 上则机器人沿此路径行走并开始下一步 MG; 如果 p 位于障碍物边线上且在当前探测区域内找不到 R (R_j 或 R_l), 则扩展探测环境增加信息以绕过障碍物. 当出现下述情况时, 扩展 MG结束: (1) 机器人发现新的路径, 在扩展区域的自由空间中存在目标点 R 满足 $d(R, G) < d(c, G)$, 机器人沿此路径行走并开始下一步 MG; (2) 机器人探测的区域对 MG无用, 如离目标点越来越远; (3) 在扩展探测区域仍找不到 R 点, 障碍物边线阻断了到目标点的路径, 机器人必须运动到新的位置才能收集足够的信息. 对于最后一种情形, 机器人将沿相反方向进行探测, 如果在相反方向仍找不到路径, 则陷入了 $d(c, G)$ 局部极小, 转向 BF模式.

5.2 BF模式

BF (Boundary Following) 模式的目的是绕过障碍物脱离 $d(c, G)$ 局部极小, 使得机器人可以继续向目标点运动. BF

模式分为两种子模式: 机器人 BF模式 (机器人移动) 和探测器 BF模式 (机器人转动扩大探测范围). 在绕行 b_i 时, BF模式用两个扇形探测区域来规划路径, 一个直接指向 G , 另一个在 b_i 上沿某一方向扩展 (记为 D^+) (在进入 BF阶段之前, 激光传感器的所有数据都已经被扩展 MG所使用, 需机器人运动以采集更多信息). 但当从 MG模式转到 BF模式时, D^+ 尚未定义, 此时用“探测器 BF”来决定 D^+ .

对于探测器 BF阶段, 机器人先扫描 $F_1 = F(c, \bar{v}_1)$, \bar{v}_1 的选取根据 b_i 中 O_j 和 O_l 到目标 G 的距离来决定, 两者中离 G 近的一侧选为 D^+ , O_j 为 F_0 中第一个障碍物探测点, O_l 为 F_0 中最后一个障碍物点. 记 $\bar{F} = \bigcup^{\text{sensed}} F_k(c)$. 机器人搜索 \bar{F} . 如果在 \bar{F} 内找到路径, 机器人沿此路径行走并开始“机器人 BF”, 记录 d_{BF} (沿 D^+ 方向在 b_i 上离 G 最近的距离), P_{loop} (用以标志是否绕 b_i 一周的点), 如果没找到路径, 机器人扫描 $F_{-1} = F(c, \bar{v}_{-1})$, $\bar{F} = F_0 \cup F_1 \cup F_{-1}$. 搜索新的 F . 如果找到路径就进行机器人 BF模式. 探测器 BF在下述两种情况下结束: (1) 发现路径, 找到 R_j 或 R_l , 进入机器人 BF模式; (2) 最后一次的扇形区域与以前的扇形区域重叠, 说明机器人被障碍物包围, 算法停止.

对于机器人 BF阶段, 也是机器人先搜索 F_0 , 当出现以下几种情况时 BF结束: (1) $G \in F_0$, 机器人运动到 G , 算法结束; (2) $\exists V \in F_0$, 使得 $d(V, G) < d_{BF}$, 满足退出条件, 令 $d_{BF} = d(V, G)$ 并开始 MG运动到 V . 如果上述条件都不满足, 机器人沿着 b_i 探测新的扇形 F_N , 如果 $P_{\text{loop}} \in F_N$, 说明机器人绕 b_i 一周, 目标不可达, 算法停止, 否则机器人将在 F_N 中沿 b_i 行走最远的点 T 设为子目标, 机器人移动到 T 开始下一步机器人 BF.

6 收敛性证明

本文的收敛性证明与 TangentBug算法相似. 机器人的每一步运动都可以归结为某一种类型, 同时每一种类型都可以被证明是有限长度, 而且在运动中每种类型的个数是有限的^[8], 因此路径的长度是有限的.

对于 BF类型, 定义 S_i 为在遇到 b_i 时机器人从 MG模式转换为 BF模式的位置, L_i 为满足 BF退出条件的点, Q_i 为绕 b_i 一周时 BF结束的点. 因此 BF阶段分为两种类型: $[S_i, L_i]$ 和 $[S_i, Q_i]$. 定义 P_i 为环绕障碍物一周绕行线的周长.

引理 1 BF阶段是有限长度.

证明 (a) $[S_i, L_i]$, 设 N 为机器人开始沿 b_i 行走的点, 那么路径分为两部分 $[S_i, N]$ 和 $[N, L_i]$, 因为 N 和 L_i 都在 X 上, 机器人沿着一个固定方向绕行 b_i 并且机器人并未绕行一周, 所以 $[N, L_i] \leq [N, Q_i] \leq [N, P_{\text{loop}}]$, 而且 P_{loop} 位于绕行障碍物的另一方向上且 $\overline{NP_{\text{loop}}}$ 和 $\overline{P_{\text{loop}}N}$ 不重叠, P_i 为有限长度, 所以 $[S_i, L_i] \leq d(S_i, N) + [N, L_i] \leq R + P_i < \infty$

(b) $[S_i, Q_i]$, 同理 $[S_i, Q_i] \leq d(S_i, N) + P_i \leq R + P_i < \infty$

引理 2 MG阶段是有限长度.

定理 如果目标可达, LaserBug算法全局收敛.

证明 因为机器人在运动中 MG 和 BF 模式的个数是有限的, 设共有 k 个 MG 模式, m 个 BF 模式, 则路径最长

$$L_{max} = \sum_k L_{MG} + \sum_m L_{BF} \leq kR + mR + \sum_{i=1}^m P_i < \infty$$

7 实验

本文的算法在随 Pioneer 机器人附带的仿真试验平台上进行了验证, 该仿真平台基于客户端/服务器环境(仿真器真实模拟 Pioneer 机器人, 传感器也存在误差)。如图 5、图 6 所示, 图 5 为客户端仿真结果, 图 6 为服务器环境。

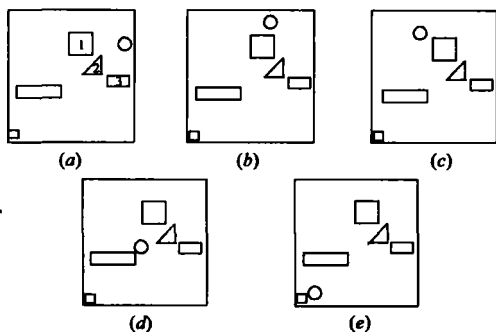


图 5 客户端仿真结果

如图 5 所示, 机器人从右上角的初始位置移动到左下角的目标物体处, 图中小点为激光传感器探测到的物体。在图 5 (a) 中, 机器人探测到墙壁和附近的障碍物信息, 虽然穿过障碍物之间的空隙机器人探测到左侧的墙壁(左侧墙壁有两个探测点), 但机器人认为物体

1、2、3 及右侧墙壁为一个障碍物, 执行 BF 模式运动到图 5 (b) 中的位置, 然后执行 MG 模式, 如图 5 (c)、(d)、(e) 所示。由于存在里程计等积累误差, 随着机器人的运动, 障碍物测量位置偏离实际位置, 但障碍物到机器人的相对距离是“精确”的(不受里程计积累误差影响, 只与激光传感器分辨率有关), 因此机器人可以安全到达目标位置附近, 如图 6 为服务器对应图 5 (e) 所示环境。在实际机器人的试验中, 到达目标位置附近之后, 机器人用摄像头跟踪并趋近目标, 消除里程计的累计误差。机器人的每个执行周期为 100ms, 算法的实时性得到了保证。

8 结论

本文考虑了 Bug 算法中的两个前提假设在实际机器人中的应用问题, 分别计算了机器人传感器的测量误差和机器人的实际形体尺寸, 改进了在实际中的应用。在规划路径时只考虑传感器的测量数据而不用计算障碍物的解析式, 提高了规划效率, 节省了存储和计算开支, 保证了算

法的实时性, 适用于自主机器人。

参考文献:

- [1] M B M etea, J J P Tsai Route planning for intelligent autonomous land vehicles using hierarchical terrain representation [A]. Proceedings of IEEE Int Conf on Robotics and Automation [C]. Raleigh USA: IEEE Computer Society Press, 1987: 1947-1952
- [2] Y Koren, J Borenstein Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation [A]. Proceedings of IEEE Int Conf on Robotics and Automation [C]. Sacramento CA: IEEE Computer Society Press, 1991: 4: 1398-1404
- [3] S S Ge, Y J Cui New potential functions for mobile robot path planning [J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 615-620
- [4] 柏艺琴, 贺怀清. 移动机器人路径规划方法简介 [J]. 中国民航学院学报, 2003, 21: 206-209
- [5] H Sumann, J Huser, J W ehking Path planning for a fuzzy controlled autonomous mobile robot [A]. IEEE International Conference on Fuzzy System [C]. UAS, New Orleans, 1996: 1660-1665
- [6] H Noborio A sufficient condition for designing a family of sensor-based deadlock-free path planning algorithm [J]. Advanced Robotics, 1993, 7: 413-433
- [7] A Sankaranarayanan, M V idyasagar Path planning for moving a point object amidst unknown obstacles in a plane: the universal lower bound on worst case path lengths and a classification of algorithms [A]. Proceedings of IEEE Int Conf on Robotics and Automation [C]. Sacramento CA: IEEE Computer Society Press, 1991: 1734-1741
- [8] K an on I, R ivlin E, R in on E A new range-sensor based globally convergent navigation algorithm for mobile robots [A]. Proceedings of IEEE Int Conf on Robotics and Automation [C]. Minneapolis MN: IEEE Computer Society Press, 1996: 22-28
- [9] Pioneer 3- and 2- H 8 plus Operations Manual <http://robots.actimed.com>

作者简介:

郝宗波 男, 1977年5月出生于河南省新乡市, 现为哈尔滨工业大学博士生, 主要研究领域为智能机器人、家庭机器人、多智能体。

E-mail: haozb3@163.com

洪炳熔 男, 1937年出生, 博士, 教授, 博士生导师, 中国人工智能学会常务理事, 中国人工智能学会机器人足球工作委员会主任, 国际机器人足球联盟(FIRA)副主席, FIRA中国分会会长。主要研究方向是: 分布式人工智能、多智能体机器人系统、智能机器人、家庭机器人、机器人足球、虚拟现实。