

基于超声波的移动机器人的同时定位和地图构建

孙红新, 叶小岭, 胡 凯

(南京信息工程大学 信息与控制学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 为了在移动机器人 SLAM 过程中得到更精确的定位和二维地图构建, 对一种利用超声波传感器信息进行栅格地图创建的方法提出了改进; 该方法利用 Bayes 法则对信息进行融合, 利用粒子滤波和航位推算相结合的方法对机器人进行精确定位和创建地图, 然后利用移动的栅格法进行地图的全局更新, 提出了一种地图的校验方法; 通过实验, 在粒子数为 200 的情况下分别得到了算法改进前和改进后的地图构建结果, 通过比较, 证明了使用该算法进行移动机器人定位和地图构建更加精确。

关键词: 移动机器人; 定位; 地图构建

Mobile Robot Based on Sonar Simultaneous Localization and Map Building

Sun Hongxin, Ye Xiaoling, Hu Kai

(School of Information & Cybernetics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: An improved method is proposed for grid map building with ultrasonic sensor information to get more accurate positioning and map building. Based on fusion of sensor information according to Bayes rule, the proposed scheme introduces particle filter algorithm into accurate positioning of robot, then achieves the global map updating with moving grid theory. And an effective map checking method is proposed at last. Through the experiment, under the condition of that the number of particle is 200, we can get the result of map building before and after the algorithm improved. By comparing the result, it indicate that the proposed method performs better in robot positioning and map building.

Key words: mobile robot; localization; map building

0 引言

在自主移动机器人的导航中, 实现机器人自身的精确定位是一个基本而又非常重要的功能, 也是移动机器人具有自主性的先决条件之一。因此, 研究机器人的定位有非常重要的意义, 而同时定位与地图构建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 又是移动机器人的研究热点。SLAM 指移动机器人从初始位置开始, 在未知环境中的每一个移动到的位置依靠超声波、激光传感器^[1]等对环境进行感知, 利用传感器数据估计机器人本身的位姿, 并同时创建环境地图。SLAM 最先是由 Smith Self 和 Cheeseman 提出来的^[2], 由于具有重要的理论与应用价值, 被很多学者认为是实现真正全自主移动机器人的关键^[3]。现在比较常用的 SLAM 算法主要有: 航位推算法、EKF (Extended Kalman Filter)^[4]、基于蒙特卡洛方法的粒子滤波方法^[5]。

该文章采用了一种利用超声波传感器信息进行栅格地图的创建方法。在地图创建过程中利用 Bayes 法则对多个超声波传感器信息进行融合。然后结合航位推算法和粒子滤波, 利用粒子滤波来解决航位推算法的误差, 最后利用移动的栅格法进行全局地图的更新, 并且最后对地图进行验证, 从而确定地图的

准确性。

1 机器人建模

本方法在履带式机器人上实现, 履带式移动机器人简化的几何模型如图 1 所示, 由两个驱动履带和平台体组成, 它由两个直流电机控制, 装有左右编码器和电子罗盘, 能够提供对机器人的位置估计 $(X_t, Y_t, \theta_t)^T$ 。

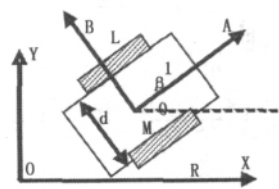


图 1 机器人模型

系统的坐标系分为全局坐标系 XOY 和机器人坐标系 AMB, 全局坐标系以机器人的出发点为原点, 经过时间 t 后, 机器人的位姿表达式为 $(X_t, Y_t, \theta_t)^T$, 可以得到机器人的下一个时间的位置坐标为:

$$\begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} = X + \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \cdot t + \sigma$$

式中, X 为机器人当前位姿坐标, v 和 ω 为机器人的平移和转动速度, 为累计误差, θ 为当前机器人的方位角。

2 环境描述方法及栅格地图构建

2.1 超声波传感器建模

地图创建中采用超声波传感器获得环境信息, 针对超声波传感器的不确定性, 采用如下模型对传感器进行建模^[6-7]。

收稿日期:2011-05-25; 修回日期:2011-07-05。

基金项目:公益性行业(气象)科研专项资助(GYHY200806017);南京信息工程大学校级课题(20070063)。

作者简介:孙红新(1986-), 男, 硕士生, 主要从事嵌入式方向的研究。

叶小岭(1964-), 女, 教授, 学士, 主要从事系统优化与控制方向的研究。

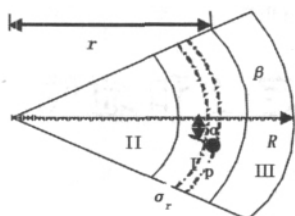


图 2 超声波传感器模型

其中 β 为超声波的探测角度, R 表示超声波的最大探测距离, r 表示实际测到的距离, σ_r 为距离上的测量误差。

假设 P 所在的栅格为 $C_{x,y}$, 存在着被占有和未被占有两种状态, $S(C_{x,y}) = E$ 表示该栅格没有被占有, 则该栅格为空, $S(C_{x,y}) = O$ 表示该栅格被占有, 考虑到测量误差的高斯分布特性, 在 $r[R - \sigma_r, R + \sigma_r]$ 内建立如下传感器模型

$$P(r | R, \alpha) = \frac{1}{2\pi\sigma_r\beta} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(r-R)^2}{\sigma_r^2} + \frac{\alpha^2}{\beta^2}\right]\right\}$$

同时将超声波束分成了 I, II, III 三个区域: I 区域是很可能是被占有的; II 区域是很可能是未被占有的; III 是由不确定的信息组成的区域。

得到区域 I 被占有的概率为:

$$P(O) = \frac{1}{2\pi\sigma_r\beta} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(r-R)^2}{\sigma_r^2} + \frac{\alpha^2}{\beta^2}\right]\right\}$$

没有被占有的概率为: $P(E) = 1 - P(O)$

区域 II 没有被占有的概率 $P(E)$ 与区域 I 中被占有的概率计算方法一样, 被占有的概率为:

$$P(O) = 1 - P(E)$$

区域 III 被占有的概率 $P(O)$ = 未被占有的概率 $P(E)$ = 0.5

2.2 Bayes 法则

本文采用 Bayes 法则进行信息融合来解决由于多个超声波传感器测量信息的冲突问题, 从而提高地图创建的准确性, 采用 Bayes 方法融合, 即:

$$P(O | \{S_{i+1}\}) = \frac{P(\{S_{i+1}\} | O)P(O | \{S_i\})}{P(\{S_{i+1}\} | O)P(O | \{S_i\}) + P(\{S_{i+1}\} | \bar{O})P(\bar{O} | \{S_i\})}$$

式中, $P(O | \{S_i\})$ 和 $P(\bar{O} | \{S_i\})$ 分别表示栅格基于第 i 个超声波传感器信息被占有和没有被占有的概率, 即先验概率。这样就可以解决多传感器的信息冲突问题。

2.3 坐标转换

要完成局部地图到全局地图的更新, 需要把在机器人坐标系中测到的障碍物的位置转换到全局坐标中去, 在某一时刻 t , 机器人的位置在全局坐标中为 $(X_t, Y_t, \theta_t)^T$, 在局部坐标中以机器人的中心为局部坐标原点 $(0, 0, 0)$, 传感器在机器人坐标中测到的数据为 s_r^j , j 为超声波传感器的个数, 描述为:

$$\begin{aligned} x_r^j &= (s_r^j + r) \cos(\alpha_r^j) \\ y_r^j &= \pm (s_r^j + r) \sin(\alpha_r^j) \end{aligned}$$

式中, r 为机器人中心至传感器的距离, α_r^j 为第 j 个超声波传感器相对于正前超声波传感器的相对角, y_r^j 表达式的正负号分别表示相对于正前超声波传感器的传感器位置, 正号为左边, 负号为右边。此时传感器所测到的障碍物在机器人坐标系中的坐标 $(x_r^j, y_r^j, \alpha_r^j)^T$, 经过坐标变换, 障碍物在全局坐标系中的坐标 (a_x, a_y, a_θ) 为:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos\theta_t & -\sin\theta_t \\ \sin\theta_t & \cos\theta_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r^j \\ y_r^j \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \end{bmatrix} \\ a_\theta &= \theta_t \pm \alpha_r^j \end{aligned}$$

式中, $a_\theta = \alpha_r^j + \theta_t$ 和 $a_\theta = \alpha_r^j - \theta_t$ 分别表示相对于正前超声波传感器左边和右边传感器的全局坐标系下的方位角。

3 粒子滤波方法

粒子滤波方法是 Markov 定位的一种实现方法, 它的核心思想是通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布, 是一种顺序重要性采样法 (Sequential Importance Sampling)。简单来说, 粒子滤波法是指通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差分布的过程。

粒子滤波的样本集反映的是机器人的位姿状态置信度, 而我们真正需要的是对机器人真实位姿状态的估计。在实际应用中, 移动机器人位姿的不确定性和环境地图的不确定性给机器人的定位带来了影响。所以在这里同时使用航位推算法和粒子滤波算法。机器人由于地形的复杂、物理结构的不稳定使得 SLAM 过程中里程计数据误差较大, 并且随着距离的增加, 其累计误差会无限增大。改进的粒子滤波算法采用先寻求机器人在局部范围内理想的位姿, 然后再在这个局部范围内构建局部的环境地图。具体方法是: 将一定数目的粒子均匀分布在以编码器和电子罗盘推算出来的机器人位姿为中心的范围内, 然后利用超声波传感器检测环境, 进行地图构建。

假设机器人在全局坐标中的初始位姿为 $(0, 0, 0)$, 初始化粒子滤波参数时, 粒子分布在由编码器和电子罗盘得到的机器人位姿周围。算法步骤如下:

- (1) 初始化机器人位姿 $(0, 0, 0)$, 初始化全局概率数组;
- (2) 在机器人当前位姿下检测环境, 建立局部概率数组, 利用 Bayes 法则融合数据, 得到全局地图;
- (3) 判断是否结束, 如果结束, 转 (5);
- (4) 机器人以当前得到的位姿进行粒子滤波定位, 得到机器人当前位姿。转 (2);
- (5) 输出机器人位姿和地图, 算法结束。

4 地图创建

4.1 全局地图更新

为了防止对同一局部地图的多次构建, 文章采用移动栅格法对地图进行更新。一般情况下, 机器人的移动距离在 0.2m 内, 定位比较精确, 所以以机器人中心, 边长为 0.4m 的栅格来更新地图。算法描述如下:

- (1) 机器人从初始姿态 $(0, 0, 0)$ 开始探测周围环境, 这时, 超声波传感器涉及的区域形成静态的方形栅格, 栅格以当前机器人位置为中心;
- (2) 当机器人移动时, 如果机器人在该栅格的安全距离范围内, 转 (3), 否则转 (4);
- (3) 超声波传感器不断获得周围环境信息, 创建地图, 直到机器人超过该栅格的安全距离为止, 转 (1);
- (4) 旧的栅格消失, 同时又创建了一个新的栅格, 新形成的栅格以机器人走出的前一个栅格安全距离边界点为中心, 也就是当它超过了安全区域的界限时就以当前机器人的位置为中心形成一个新的栅格, 转 (1)。

如图 3 所示, 位置 1、2、3 在安全区内, 不需要创建新的栅格, 当机器人超过安全区域时, 就形成新的栅格, 并且以机器人的当前位置为中心, 比如位置 4。

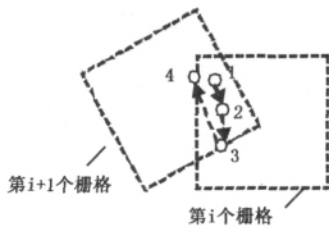


图 3 移动栅格

机器人行进中, 新老栅格的替换使得全局地图能够更新, 最终生成完整的环境地图。

4.2 地图的验证

在未知环境中, 为了获得更精确的地图信息, 需要利用自然路标来进行验证地图信息的准确性, 在通常的室内情况下, 通过使用视觉或距离传感器, 像角落、墙壁、垂直棱边等容易被识别的几何构件可以作为路标, 这些自然路标比其它的路标要容易被识别。这里使用环境中现有的棱边作为自然路标。在通常情况下, 超声波传感器检测到具有棱边的物体的时候, 传感器数据会发生强烈的变化, 从而检测到棱边^[8], 这样当机器人经过某个具有直角性质的障碍物的时候, 进行直线行驶, 如图 4 所示。

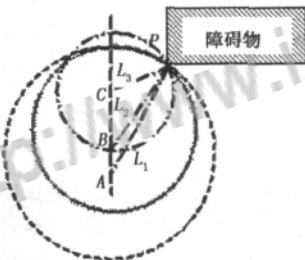


图 4 经过物体棱边时的模型

当机器人至 A 点时, 能测到环境中的棱角, 此时根据前文可以得到它在全局坐标中的坐标为 (x_1, y_1, θ_1) , 通过超声波传感器测出距棱边的距离为 L_1 , 行至 B 点时, 坐标为 (x_2, y_2, θ_2) , 通过超声波传感器测出距棱边的距离为 L_2 , 以 A 点为圆心, L_1 为半径的圆与以 B 点为圆心, L_2 为半径的圆相交与 P 点, P 点坐标即为根据 A、B 两点测出的障碍物棱边的坐标, 其坐标为 (x_p, y_p) 。

$$\begin{cases} (x_p - x_1)^2 + (y_p - y_1)^2 = L_1^2 \\ (x_p - x_2)^2 + (y_p - y_2)^2 = L_2^2 \end{cases}$$

如果是左方的超声波检测到棱边, 那么 (x_p, y_p) 的值取 x_p 小于 x_1 或者 x_2 的那组值, 如果是右方的超声波检测到棱边, 则相反。行至位置 C 时, 坐标为 (x_3, y_3, θ_3) , 通过超声波测出距棱边的距离为 L_3 , 通过位置 C 和位置 B 可以计算出棱边在全局坐标中的位置为 (x'_p, y'_p) 。

$$\begin{cases} (x'_p - x_2)^2 + (y'_p - y_2)^2 = L_2^2 \\ (x'_p - x_3)^2 + (y'_p - y_3)^2 = L_3^2 \end{cases}$$

(x'_p, y'_p) 的取值同上, (x'_p, y'_p) 与前一个测出的坐标 (x_p, y_p) 可以得到两次测量之间的误差 δ_2 。

$\delta_1 = |(x_p - x'_p)| / x_p$, 而通过栅格法得到的棱边的位

置坐标为 (x''_p, y''_p) , 与第一次测量数据之间的误差为 δ_2 , $\delta_{21} = |(x_p - x''_p)| / x_p$ 比较两次误差, 如果两次误差均大于设定值, 这里取设定值为 5%, 则直线后退到检测到棱边的位置, 重新开始构建地图, 假设两次误差均小于设定值, 那么取误差小的并且取平均值作为需要的构建的地图的坐标。

5 实验结果

本实验以自主研发的履带式机器人作为研究平台, 探测环境为平坦的室内实验环境如图 5 (a) 所示, 大小为 $5\text{m} \times 5\text{m}$, 机器人在此环境中运动, 速度为 15cm/s 时得到的地图构建结果如图 5 (c) 所示。与图 (b) 比较可以得出, 通过上述方法, 可以比较好地反映出环境的基本轮廓。

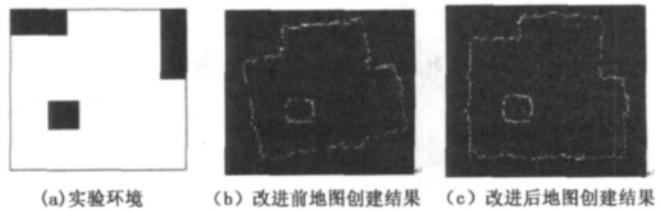


图 5 实验环境及结果

6 结论

该文章论述了移动机器人同时定位和地图构建的一种方法, 采用特定的超声波传感器模型, 利用 Bayes 法则对多个传感器信息进行融合, 有效地解决了信息间的冲突问题, 提高了地图创建的准确性。通过利用航位推算法和粒子滤波相结合的方法来提高了定位的精确性, 在最后通过地图的校验, 进一步提高了地图构建的准确性。

参考文献:

- [1] 黄明登, 肖晓明. 机器人局部环境特征提取方法的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2007: 241-244.
- [2] Smith R, Self M, Chesselman P. Estimating uncertain spatial relationships in robot ics [A]. Proceedings of Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence [C]. Amsterdam: North-Holland, 1988: 435-461.
- [3] Dissanayake G, Newman P M, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17 (3): 229-241.
- [4] 陈卫东, 张 飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展 [J]. 控制理论与应用, 2005, 22: 450-460.
- [5] IOANNIS R. A particle filter tutorial for mobile robot localization [R]. Technical Report TR-CIM-04-02, Centre for Intelligent Machines, McGill University Montreal, Canada, 2004.
- [6] Karan M. MonteCarlo localization for robots using dynamically expanding occupancy grid [D]. Lubbock, Texas. USA: Texas Tech University, 2005: 10-14.
- [7] 高云园, 郭云飞, 韦 巍. 协作多机器人用于未知环境完全探测和地图构建 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28 (7): 1259-1264.
- [8] Zhao Fengji, Guo Haijiao, Kenichi Abe. A mobile robot localization using ultrasonic sensors in indoor environment [A] In: Proceedings of IEEE International Workshop on Robot and Human Communication [C]. IEEE, 1997: 52-57.



论文写作，论文降重，
论文格式排版，论文发表，
专业硕博团队，十年论文服务经验



SCI期刊发表，论文润色，
英文翻译，提供全流程发表支持
全程美籍资深编辑顾问贴心服务

免费论文查重：<http://free.paperyy.com>

3亿免费文献下载：<http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重：http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载：<http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了：

- [1. 开放式多传感器移动机器人硬件系统设计](#)
- [2. 基于地图的移动机器人定位技术新进展](#)
- [3. 基于视觉同时定位与地图构建数据关联优化算法](#)
- [4. 移动机器人同步定位与地图构建研究进展](#)
- [5. 视觉量角计修正定位算法及其误差分析](#)
- [6. 激光和全维视觉融合的移动机器人自定位\(英文\)](#)
- [7. 基于激光测距的环境地图动态创建技术研究](#)
- [8. 基于概率栅格地图的移动机器人可定位性估计](#)
- [9. 移动机器人的一种室内自然路标定位法](#)
- [10. 基于信息势能的鲁棒估计器及其在同时定位与地图构建问题中的应用](#)
- [11. 一种基于目标识别的运动视定位方法](#)
- [12. 基于SRCKF的移动机器人同步定位与地图构建](#)
- [13. 移动机器人的同时定位和地图创建方法](#)
- [14. 自主移动机器人即时定位与地图构建方法研究](#)
- [15. 移动机器人激光超声定位系统](#)
- [16. 基于信息融合和卡尔曼滤波的移动机器人定位技术](#)

- [17. 移动机器人门牌号识别算法研究](#)
- [18. 移动机器人的在线实时定位研究](#)
- [19. 移动机器人导航系统的研究现状与发展趋势](#)
- [20. 基于UPF的移动机器人定位新方法](#)
- [21. 无人车基于双目视觉的同时定位与地图构建](#)
- [22. 基于图像相似性测量的移动机器人定位研究](#)
- [23. 一种新颖的基于两个特征点的室内移动机器人定位方法](#)
- [24. 一种基于环境监测移动机器人定位的新方法](#)
- [25. 移动机器人基于激光测距和单目视觉的室内同时定位和地图构建](#)
- [26. 基于扩展卡尔曼滤波的轮式移动机器人定位技术](#)
- [27. 大范围环境中移动机器人SLAM问题的解决方法](#)
- [28. 移动机器人同时定位与地图创建研究进展](#)
- [29. 移动机器人导航与定位技术研究进展](#)
- [30. 基于多传感器融合的移动机器人三维地图创建](#)
- [31. 基于超声波的移动机器人的同时定位和地图构建](#)
- [32. 基于自适应感知复位算法的移动机器人定位](#)
- [33. 基于 WEB 的通信企业电子化学习管理平台的构建](#)
- [34. 室外区域充满运行机器人导航定位的一种策略](#)
- [35. 基于Matlab的有路标移动机器人定位仿真](#)
- [36. 一种同时定位与地图构建的仿真系统](#)
- [37. 基于UKF的室内移动机器人定位问题](#)
- [38. 移动机器人的导航定位和地图构建技术综述](#)
- [39. 基于图像理解的移动机器人定位问题研究](#)
- [40. 自主式移动机器人定位坐标平滑算法研究](#)
- [41. 基于多传感器信息融合的移动机器人定位技术研究](#)
- [42. 全区域覆盖移动机器人的导航系统总体设计](#)
- [43. 基于主动环形闭合约束的移动机器人分层同时定位和地图创建](#)
- [44. 基于分散化信息滤波的移动机器人定位](#)
- [45. 移动机器人同步定位与地图构建研究进展](#)
- [46. 基于图像相似性测量的移动机器人定位研究](#)
- [47. 基于粒子滤波的未知环境下机器人同时定位、地图构建与目标跟踪](#)
- [48. 基于信息势能的鲁棒估计器及其在同时定位与地图构建问题中的应用](#)
- [49. 基于激光雷达的移动机器人定位和地图创建](#)
- [50. 一种基于多信息融合的室内移动机器人定位方法](#)