

文章编号: 1001-0920(2009)10-1473-04

基于灰色定性理论的移动机器人地图创建

段家庆¹, 陈宗海¹, 罗杨宇², 李成荣²

(1. 中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027; 2. 中国科学院 自动化研究所, 北京 100080)

摘要: 针对移动机器人自主导航地图创建中超声波信息存在不确定性的问题, 提出一种新的基于灰色定性理论的超声波信息解释和融合的方法, 并用于处理超声波传感器信息和移动机器人创建环境地图. 首先, 引入概率灰数对超声波信息的不确定性进行描述, 以获得栅格单元和传感器的概率灰数模型; 然后, 设计超声波传感器新旧信息的融合方法, 从而得到环境地图的整体表示; 最后通过地图创建仿真实验结果表明了这种方法具有良好的鲁棒性和准确度.

关键词: 移动机器人; 栅格地图; 不确定信息; 灰色定性理论; 概率灰数

中图分类号: TP24

文献标识码: A

Map building for mobile robot based on GQSIM

DUAN Jia-qing¹, CHEN Zong-hai¹, LUO Yang-yu², LI Cheng-rong²

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China; 2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China. Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

Abstract: According to the uncertainty of sonar information in map building of mobile robot autonomous navigation, a novel method based on grey qualitative simulation(GQSIM) is proposed to interpret and combine sonar information, which is used to process sonar information and build grid map of the environment. First, probability grey number is introduced to describe the uncertainty of sonar information, in order to obtain the probability grey number models of grid cell and sonar. Then, a fusion method is devised to combine new and old information, so that the global map of the environment is built. Finally, simulation experiment results show the robustness and accuracy of the proposed method.

Key words: Mobile robot; Grids map; Uncertain information; GQSIM; Probability grey number

1 引言

为了有效地探索未知区域并完成给定任务, 移动机器人需要具有自主创建地图的能力. 只有在了解环境的基础上, 机器人才可能进行导航、路径规划、避障和其他操作的设计. 因而, 在完全未知的环境中, 由机器人自主地依靠其自身携带的传感器提供的信息建立环境模型成为自主移动机器人研究的一个热点和难点^[1-11].

在自主移动机器人中, 超声波传感器由于其廉价、使用简单、数据处理方便等特点而得到了广泛使用, 但同时超声波传感器也存在信息量相对较少、空间分布分散、感知信息存在较大的不确定性等缺点. 因此, 直接使用超声波传感器信息很难得到准确的环境模型, 通常需要对这些不确定信息进行再处理, 并通过信息融合获得较为准确的环境信息. 在目前

的地图创建研究中, 模糊逻辑^[2,3]和概率理论^[4]是具有代表性的两种用于描述和处理不确定信息的方法. 然而, 基于概率理论的方法产生的地图虽然精确度较高, 但对错误信息过于敏感, 误判率高; 而模糊逻辑方法虽然有较高的鲁棒性, 但精确度低, 产生的地图不太清晰^[5].

灰色定性理论能有效地描述和利用系统的定性和定量信息^[12,13], 对信息不完备的贫信息系统进行合理的表示和处理, 能有效克服概率理论和模糊逻辑方法的缺点. 因此, 本文借鉴灰色定性理论的思想, 引入“概率灰数”对超声波传感器的不确定信息进行描述和处理, 并设计新旧信息融合算法, 以建立环境的栅格地图.

2 概率灰数与栅格单元表示

黄元亮博士和陈宗海教授在分析现行定性定量

收稿日期: 2008-11-28; 修回日期: 2009-02-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60575033); 国家 863 计划项目(2007AA04Z227).

作者简介: 段家庆(1981—), 男, 山东临沂人, 博士生, 从事灰色定性仿真、机器人技术等研究; 陈宗海(1963—), 男, 安徽桐城人, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与控制、模式识别与智能机器人等研究.

仿真实验的基础上,结合灰色系统理论、概率论和定性仿真中处理不确定性问题的理论精髓,于2004年提出了一种以变量状态持续时间为定性推理基础的定性定量相集成的仿真算法——灰色定性仿真(GQSIM),并定义了一种特殊的灰数——概率灰数^[12,13].

概率灰数 $X_{[a,b]}$ 是实区间 $[a,b]$ ($a < b$) 上的区间灰数,如图1所示.其白化函数为

$$f_X(x) = N(a+b)/2, \sigma^2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{[x-0.5(a+b)]^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (1)$$

其中: σ^2 满足

$$\int_{-\infty}^a \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-0.5(a+b))^2}{2\sigma^2}} dx = \frac{\alpha}{2}; \quad (2)$$

并称 $1-\alpha$ 为概率灰数 $X_{[a,b]}$ 的测度,记作 $\mu(X_{[a,b]}) = 1-\alpha, \alpha \in [0,1]$.

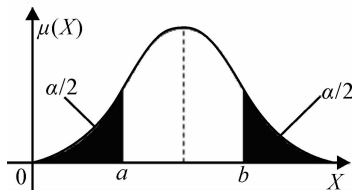


图1 测度为 $1-\alpha$ 的概率灰数 $X_{[a,b]}$ 的示意图

基于栅格的地图表示方法为:将整个环境分为若干大小相同的栅格单元,对每个栅格单元指出其中是否存在障碍物.该方法最早由 Elfes 和 Moraves^[3] 提出,是使用较为成功的一种地图表示方法.本文利用概率灰数 $[\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy}]$ ($\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy} \in [0,1]$) 来描述栅格单元 (x,y) 被障碍物所占有的可能性.其中: $\underline{a}_{xy}$ 表示最乐观(不存在障碍物)的估计, $\bar{a}_{xy}$ 表示最悲观(被障碍物占有)的估计,概率灰数的白化值 $\otimes_{xy} = (\underline{a}_{xy} + \bar{a}_{xy})/2$ 则表示对该栅格单元的综合估计.地图创建开始时,环境信息为零,所有的栅格单元均为 $[\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy}] = [0,1]$.随着时间的推移,机器人对周围环境的感知信息不断累积,各栅格单元的概率灰数的灰度将逐渐减小,确定性增强,环境地图变得越来越明朗化.

3 超声波传感器模型

由于超声波本身物理特性的限制,使用超声波测距时会表现出很大的不确定性,主要表现在以下几个方面:

1) 超声波传感器除受自身制造误差影响外,还与外界环境有很大的关联,如温度、湿度和大气压等对超声波的传播均有很大的影响.

2) 超声波以喇叭的形式向外传播,由于散射角的存在,将无法确切得知被测物体位于超声波扫描

扇形区域弧线的哪一点上.

3) 多个超声波传感器的使用,有可能导致相互干扰.由于不规则物体和多物体的存在,超声波会被反射掉,或多次反射后又被其他超声波传感器接收,导致测量结果错误.

4) 超声波传感器对声波吸收很大的被测物体无能为力.因此,在利用超声波传感器创建环境地图时,不仅要反映超声波的测量信息,还要反映出信息的不确定性.

超声波测距普遍采用渡越时间法(TOF),即 $r = c\Delta t/2$. 其中: c 是超声波速度, Δt 是发射和接收超声波的时间差, r 是超声波传感器和障碍物之间的测量距离.当得到一个距离响应 r 时,根据该距离响应(如图2所示),可将响应区域划分为3个部分^[11]: 区域 I $[0, r-\Delta r]$, 栅格被障碍物占有的可能性非常小; 区域 II $[r-\Delta r, r+\Delta r]$, 栅格被障碍物占有的可能性非常大; 区域 III $[r+\Delta r, \infty]$, 栅格被障碍物占有的可能性无法确定.这里 Δr 为障碍物覆盖范围宽度的估计值.

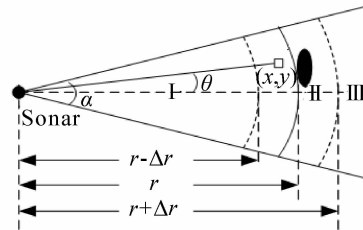


图2 超声波传感器模型示意图

将机器人在某处的超声波测量值 r 集成到局部地图中,改变栅格单元 (x,y) 被障碍物所占有的可能性的概率灰数,即建立超声波模型.基于文献[14]对超声波特性的分析,根据文献[4-7]中对超声波传感器信息的表示,设计以下公式来计算每个栅格的概率灰数:

$$\underline{a}_{xy} = v_l f(\rho, r) g(\theta) h(\rho), \quad (3)$$

$$\bar{a}_{xy} = 1 - v_h \bar{f}(\rho, r) g(\theta) h(\rho). \quad (4)$$

其中

$$f(\rho, r) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(\rho-r)^2}{2\delta^2}\right\}, & 0 \leq \rho < r + \Delta r; \\ 0, & \rho \geq r + \Delta r; \end{cases} \quad (5)$$

$$\bar{f}(\rho, r) = \begin{cases} 1 - (\rho/r)^3, & 0 \leq \rho < r; \\ 0, & \rho \geq r; \end{cases} \quad (6)$$

$$g(\theta) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\theta}{\alpha/2}\right)^2, & |\theta| \leq \alpha/2; \\ 0, & |\theta| > \alpha/2; \end{cases} \quad (7)$$

$$h(\theta) = \begin{cases} 1, & \rho \leq \rho_v; \\ 0, & \rho > \rho_v. \end{cases} \quad (8)$$

其中： δ 为栅格单元的边长； v_l, v_h 为常数，是根据一次测量进行估计的基准值，一般取 $v_l = v_h$ ； f, g, h 分别是针对距离测量、散射、反射等引起的不确定性信任度函数； ρ_v 为环境调节参数，根据环境具体情况设定，环境越宽松，反射现象发生的可能性越小，则 ρ_v 可取得较大，一般取不超过超声波传感器的最大测距量程。

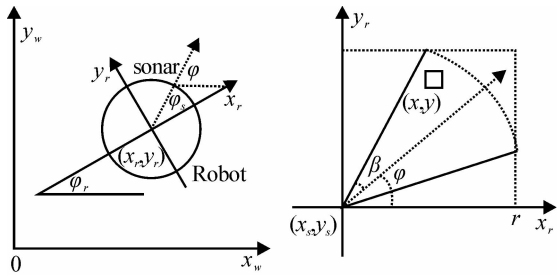
由上述函数计算，可得超声波传感器对一次测量结果的表示（如后面的图 4(a) 中的一个扇形所示），结果完全符合超声波传感器测距的物理特性。

4 地图创建

4.1 坐标变换

要完成由局部地图到全局地图的更新，首先要建立每个栅格单元与当前活动超声波传感器之间的对应关系，从而得到当前测距信息在每个栅格单元的表示。

假设机器人由定位传感器获取当前位姿 (x_r, y_r, φ_r) 。其中： (x_r, y_r) 是机器人车体中心在全局坐标系中的坐标位置； φ_r 是机器人车体方向与全局坐标系 X 轴正方向的夹角。则第 i 个超声波传感器的在全局坐标系中的坐标为 $(x_r + d\cos(\varphi_r + \varphi_s), y_r + d\sin(\varphi_r + \varphi_s))$ ，其中 d 和 φ_s 分别为第 i 个超声波传感器与机器人中心的距离和与机器人正方向的夹角，如图 3(a) 所示。由此可得栅格单元 (x, y) 相对于该传感器的距离和角度，从而计算其概率灰数。



(a) 机器人位姿示意图 (b) 栅格与传感器位置关系

图 3 坐标变换示意图

为了提高地图更新的速度，首先，确定需要更新的地图范围，如图 3(b) 中的矩形所示；然后，在更新过程中优先进行角度判断，扇形范围外的栅格单元由于不在超声波散射平面内，不会对地图产生影响，可直接跳过，只需对扇形范围内的栅格单元进行后续计算更新。由此可大大减少需要计算的栅格单元的数量，降低了每轮测量时的更新耗时。

4.2 信息融合

假设栅格单元 (x, y) 的被占估计为 $CV_{xy} = [\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy}]$ ， $\otimes_{xy} = (\underline{a}_{xy} + \bar{a}_{xy})/2$ ，定义 $I(\otimes_{xy}) = 0.5 - \otimes_{xy}$ 为栅格单元安全信息量， $I(\otimes_{xy}) = 0$ 表示

栅格信息完全不可知。假设栅格单元 (x, y) 的当前被占估计为 $CV_{xy}^0 = [\underline{a}_{xy}^0, \bar{a}_{xy}^0]$ ，则由当前传感器测量信息计算得到的被占估计为 $CV_{xy}^n = [\underline{a}_{xy}^n, \bar{a}_{xy}^n]$ 。若 $I(\otimes_{xy}^0)I(\otimes_{xy}^n) > 0$ ，则称新旧信息一致；若 $I(\otimes_{xy}^0)I(\otimes_{xy}^n) < 0$ ，则称新旧信息不一致。栅格信息融合时按如下规则进行：

1) 若旧信息为 0，则 $CV_{xy} = CV_{xy}^n$ 。

2) 若新信息为 0，则 $CV_{xy} = CV_{xy}^0$ 。

3) 若新旧信息一致，且 $\otimes_{xy}^n > 0.5$ ，则有

$$\bar{a}_{xy} = \min\{1, \bar{a}_{xy}^0 + \epsilon \bar{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)\}, \quad (9)$$

$$\underline{a}_{xy} = \min\{1, \underline{a}_{xy}^0 + \epsilon \underline{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)\}; \quad (10)$$

若新旧信息一致，且 $\otimes_{xy}^n < 0.5$ ，则有

$$\bar{a}_{xy} = \max\{0, \bar{a}_{xy}^0 - \epsilon \bar{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)\}, \quad (11)$$

$$\underline{a}_{xy} = \max\{0, \underline{a}_{xy}^0 - \epsilon \underline{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)\}. \quad (12)$$

4) 若新旧信息不一致，则有

$$\bar{a}_{xy} = \frac{\bar{a}_{xy}^0 I(\otimes_{xy}^0) + \epsilon \bar{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)}{I(\otimes_{xy}^0) + I(\otimes_{xy}^n)}, \quad (13)$$

$$\underline{a}_{xy} = \frac{\underline{a}_{xy}^0 I(\otimes_{xy}^0) + \epsilon \underline{a}_{xy}^n I(\otimes_{xy}^n)}{I(\otimes_{xy}^0) + I(\otimes_{xy}^n)}. \quad (14)$$

其中： $I(x) = |x - 0.5|$ ； ϵ 为新信息影响因子，根据实际环境中动态障碍物的情况而定，动态障碍物越多，则 ϵ 宜取得越小，一般可取 $\epsilon \in [0.6, 1.5]$ 。

由上述融合规则可得如下结论：

1) 当新旧信息一致时， $\bar{a}_{xy} - \underline{a}_{xy} < \bar{a}_{xy}^0 - \underline{a}_{xy}^0$ 。且若 $\otimes_{xy}^n > 0.5$ ，则 $\otimes_{xy} > \otimes_{xy}^0 > 0.5$ ；若 $\otimes_{xy}^n < 0.5$ ，则 $\otimes_{xy} < \otimes_{xy}^0 < 0.5$ 。由此表明，信息一致使栅格单元概率灰数的灰度减小、确定性增强。

2) 当新旧信息不一致时， $\bar{a}_{xy} - \underline{a}_{xy} > \bar{a}_{xy}^0 - \underline{a}_{xy}^0$ 。且若 $\otimes_{xy}^n > 0.5$ ，则 $\otimes_{xy} > \otimes_{xy}^0 > 0.5$ ；若 $\otimes_{xy}^n < 0.5$ ，则 $\otimes_{xy} < \otimes_{xy}^0 < 0.5$ ($\epsilon = 1$)。由此表明，信息不一致使栅格单元概率灰数的灰度增大、确定性减弱。

图 4 为超声波信息融合仿真实验的结果。图中，一个机器人周围均匀地分布着 16 个超声波传感器，在同一地点进行了 4 次测量，前 3 次测量结果相同，栅格信息一致，因此确定性逐渐增强；第 4 次由于有几个传感器读数与前 3 次不一致，使地图发生变化，但前 3 次的测量信息仍然能在地图中得到体现，这说明了这种融合方法具有良好的鲁棒性。仿真中各参数为 $v_l = v_h = 0.3$ ， $\Delta r = 25\text{cm}$ ， $\alpha = 20^\circ$ ， $\epsilon = 0.8$ 。

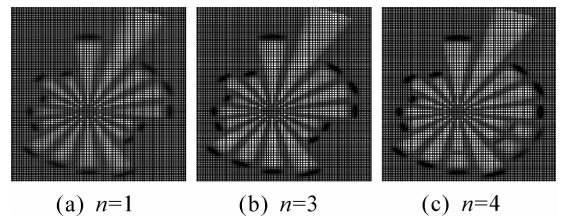


图 4 超声波信息融合实验

5 仿真实验

地图创建仿真实验采用 Pioneer 3-DX 型机器人在 ARIA 仿真平台 MobileSim 上进行. Pioneer 系列机器人是目前全世界最成熟的轮式移动机器人研究平台, Pioneer 3-DX 型移动机器人长 44 cm, 宽 38 cm, 高 22 cm, 最大平移速度可达 1.6 m/s; 车体前后分别配有 8 个超声波传感器, 最大测距距离为 5 m.

ARIA (mobileRobots advanced robotics interface for applications) 是一个开源的客户端软件, 为包括 Pioneer 2/3 DX, AmigoBot 等在内的系列智能移动机器人提供了一种面向对象的应用程序编程界面 (API), 用户可通过添加修改程序代码来实现对移动机器人的访问和控制, 并在仿真平台软件 MobileSim 上进行仿真实验.

仿真实验结果如图 5 所示, 实验环境分别为 $16\text{ m} \times 12\text{ m}$ 和 $20\text{ m} \times 16\text{ m}$; 栅格大小均为 $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$; 仿真实验中各参数为: $v_l = v_h = 0.3$, $\rho_v = 4.5\text{ m}$, $\Delta r = 25\text{ cm}$, $\alpha = 20^\circ$, $\epsilon = 0.8$. 实验结果表明, 使用本文提出的方法创建的地图能较好地反映出实际环境的基本轮廓, 并且轮廓清晰, 与实际地图非常相似, 创建精确度很高, 由此可以看出此方法有效可行.

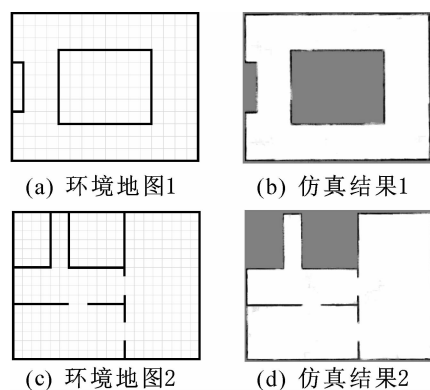


图5 地图创建仿真实验结果

6 结 论

灰色定性理论作为对灰色系统理论与定性理论的融合, 为信息不完备的复杂系统的知识表示及推理决策提供了有力的工具. 移动机器人是一种典型的信息不完备系统, 它通过各种传感器感知外界环境和自身状态, 实现在复杂的未知环境中自主移动并完成一定任务, 其信息处理过程中的不完备性主要体现在信息感知、环境建模、行为决策及任务执行等几个方面.

本文采用栅格地图描述环境模型. 基于灰色定性理论中描述不确定信息的概率灰数, 对栅格单元是否被障碍物占有进行表示, 根据超声波传感器的

测量结果给出悲观估计和乐观估计. 在地图更新时, 对信息一致的情况给予奖励, 使环境地图的确定性增强, 对信息不一致的情况则参考新旧信息的信息量进行调整, 不因错误的测量结果而使环境地图发生大的变动. 在 ARIA 仿真平台上的地图创建实验结果表明, 该方法具有良好的鲁棒性和准确度, 具有一定的实用价值.

参考文献 (References)

- [1] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous location and mapping with unknown data association using fast SLAM[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Taipei: IEEE Computer Society Press, 2003: 1985-1991.
- [2] Gasos J, Rosetti A. Uncertainty representation for mobile robots: Perception, modeling and navigation in unknown environments[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 107(1): 1-24.
- [3] Oriolo G, Ulivi G. Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1998, 28(3): 316-333.
- [4] Thrun S, Fox D, Burgard W. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots [J]. Machine Learning and Autonomous Robots, 1998, 31 (1): 29-53.
- [5] Ribo M, Pinz A. A comparison of three uncertainty calculi for building sonar-based occupancy grids [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 35(3): 201-209.
- [6] Elfes A, Moravec H. High resolution maps from wide angle sonar[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. St Louis: IEEE Computer Society Press, 1985: 116-121.
- [7] Elfes A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation[J]. Computer, 1989, 22(6): 46-57.
- [8] Noykov S, Roumenin C. Occupancy grids building by sonar and mobile robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(2): 162-175.
- [9] Collins T, Collins J, Ryan C. Occupancy grid mapping: An empirical evaluation [C]. Mediterranean Conf on Control and Automation. Athens: IEEE, 2007: 1-6.
- [10] Collins T, Collins J, Sullivan S O, et al. Evaluating techniques for resolving redundant information and specularities in occupancy grids [C]. Advances in Artificial Intelligence. Sydney: Springer, 2005: 235-244.