

移动机器人地图创建中的 不确定传感信息处理¹⁾

王卫华 陈卫东 席裕庚

(上海交通大学自动化研究所智能机器人系统与技术研究中心 上海 200030)

(E-mail: wwh@sjtu.edu.cn)

摘 要 该文研究移动机器人自主创建地图中的不确定传感信息处理问题,基于灰色系统理论提出了一种新的对传感信息进行解释和融合的方法用于声纳信息的处理,并以此建立环境的栅格地图.声纳的传感信息存在较大的不确定性,这里引入灰数的概念来表示和处理这种不确定性,对于机器人在不同位置的测量结果,根据灰色系统理论对信息的理解方式设计融合方法,得到一个对环境的整体表示.通过仿真环境和真实机器人平台上进行的创建地图实验,表明这种方法具有良好的鲁棒性和准确度.

关键词 移动机器人,地图创建,不确定信息,灰色系统理论,栅格地图

中图分类号 TP24

Uncertainty Sensor Information Processing in Map Building of Mobile Robot

WANG Wei-Hua CHEN Wei-Dong XI Yu-Geng

(Institute of Automation, Research Institute of Intelligent Robotic Systems and Technologies,

Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: wwh@sjtu.edu.cn)

Abstract Autonomous map building of mobile robots is a fundamental task in robotics research. This paper focuses on the problem of uncertainty sensor information processing in map building. In order to process sonar information and build grid-based map of environment, a new method based on grey system theory is proposed which interprets and combines sensor information. We introduce the concept of "Grey Number" to model and handle the uncertainty of sonar sensing information. Furthermore, a novel fusion method is proposed, which refers to the paraphrase of information by grey system theory. Map building experiments are performed both on simulation platforms and real mobile robots. Experiment results show that our method is robust and accurate.

1) 国家自然科学基金(69889501,60105005)和国家“863”计划(2001AA422140)资助

Supported by the National Natural Science Foundation of P. R. China(69889501,6015005), National High-Tech. Research and Development Plan(2001AA422140)

收稿日期 2002-01-18 收修改稿日期 2002-05-14

Received January 18, 2002; in revised form May 14, 2002

Key words Mobile robot, map building, uncertainty information, grey system theory, grid map

1 引言

近年来,各国学者越来越重视自主移动机器人的研究.这主要源于实际应用的需求,如在特殊环境(太空、深海、核污染区)中工作的机器人、服务机器人等等.机器人自主行为的实现需要提高其感知能力和智能水平,而在未知环境中建立环境模型,既是机器人感知能力和智能水平的一种体现,也提高了其完成智能行为的效率和灵活性.因而移动机器人的自主环境建模(通常称为地图创建)问题已成为众多研究人员所关注的一个焦点^[1].

移动机器人的工作环境一般可简化为二维模型.并用“Occupancy grid”^[2]加以描述.在未知环境中,机器人不了解任何先验信息,例如环境规模和障碍物大小、形状、位置等等,且环境中不存在诸如路标、灯塔等人为设定的参照物.机器人创建地图只能依赖于其传感器所获得的信息,如里程仪、声纳、激光测距仪、视觉等等.建立地图的过程,实际上就是机器人根据传感器的感知自主地对其活动环境建模的过程.由于传感器自身的限制,感知信息存在不同程度的不确定性,通常需要对感知信息再处理,通过多感知信息的融合获得较为准确的环境信息.地图创建中的信息处理可归纳为以下三个问题:

1) 如何描述感知信息的不确定性;

2) 如何依据对信息的不确定性描述创建地图,地图中不仅要反映感知信息,还要反映信息的不确定性;

3) 当对同一目标地点有了新的感知信息时,如何处理旧信息与新信息的关系,更新地图.

在移动机器人导航中,声纳传感器由于其廉价、使用简单、数据处理方便等特点得到了广泛地使用.但由于声纳传感器信息量相对较少,空间分布分散,其感知信息存在较大的不确定性.目前在地图创建的研究中,模糊逻辑^[3,4]和概率理论^[5]是具有代表性的两种用于描述和处理不确定信息的方法.前者通过定义模糊集表示环境中的空与非空区域,对各栅格单元根据测量结果计算相应的隶属度;后者对各栅格单元给出其为障碍物占有的概率,根据 Bayes 法则进行信息融合.分析与实验^[6]均表明,基于概率的方法产生的地图精确度较高,轮廓清楚,但对错误信息过于敏感,误判率高.而模糊逻辑方法则有较高的鲁棒性,在信息不确定程度高时仍然稳定,但精确度低,产生的地图不太清晰.

为了克服概率和模糊方法的缺点,本文借鉴灰色系统理论^[7]的思想,提出了一种新的不确定信息处理方法:通过引入“灰数”概念来描述和处理声纳信息的不确定性,并根据灰色系统理论对信息理解的方式来融合信息,以建立环境的栅格地图.仿真与实验均表明,本文提出的算法计算量低,准确度高,并对不确定性具有较好的鲁棒性.

2 地图的灰数描述

传感信息的不确定性必然导致地图信息的不确定性,本文中使用的灰色系统理论^[7,8]中的方法来表示和处理这种不确定性.

在灰色系统理论中,灰数是灰色系统的基本单元或细胞.所谓灰数,即只知道大概范围

而不知道其确切值的数. 在应用中, 灰数实际上指在一个区间或某个一般的数集内取值的不确定数, 通常用记号“ \otimes ”表示. 灰数可以分为仅有上界的灰数、仅有下界的灰数和区间灰数, 也可分为连续灰数和离散灰数, 如区间灰数表示为 $\otimes \in [\underline{a}, \bar{a}]$, 其中确定数 \bar{a} 为灰数 \otimes 的上确界, \underline{a} 为灰数 \otimes 的下确界, $[\underline{a}, \bar{a}]$ 为 \otimes 的灰域. 对于一个灰数 \otimes , 如果凭先验信息或某种手段, 可以找到一个确定的数作为代表, 则称该确定数为 \otimes 的白化值, 记为 $\widetilde{\otimes}$. 对于因暂时缺乏信息而不能确定其取值的数称为信息性灰数, 通过信息补充, 灰数可以逐渐地白化, 直到成为白数.

对于灰数的信息量测度, 有以下定义: 设灰数 \otimes 的发生背景为 Ω , $\otimes \subset \Omega$, 则称 $\overline{\otimes} = \Omega - \otimes$ 为 \otimes 的余集, 以 $\mu(\otimes)$ 表示灰数 \otimes 的取数域的测度, 则用

$$I(\otimes) = \mu(\overline{\otimes}) / \mu(\Omega) \quad (1)$$

表示灰数的信息量, 且有 $0 \leq I(\otimes) \leq 1$, $I(\Omega) = 0$.

灰色系统理论中定义了灰数的计算规则, 这里只介绍与本文有关的并、交运算. 设 $\otimes_1 \in [a, b]$, $a < b$; $\otimes_2 \in [c, d]$, $c < d$, 则

$$\otimes_1 \cup \otimes_2 = \{\xi \mid \xi \in [a, b] \text{ 或 } \xi \in [c, d]\} \quad (2)$$

$$\otimes_1 \cap \otimes_2 = \{\xi \mid \xi \in [a, b] \text{ 或 } \xi \in [c, d]\} \quad (3)$$

灰数的并相当于对若干灰色信息进行“无序堆积”或“简单归并”, 其结果是信息越来越弱, 但可靠程度有所提高. 而灰数的交相当于对若干灰色信息进行综合加工, 提取有用信息, 使人们对问题的认识逐步深化, 而可靠程度往往会降低.

我们发现使用灰色理论表示机器人创建的环境地图非常恰当. 在地图中, 环境被分为许多相连的大小相同的矩形单元, 每个单元 $\langle x, y \rangle$ 与一个连续区间灰数 $\otimes_{xy} \in [\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy}]$ 相联系, 该灰数表示各单元为障碍物占有的可能性, 发生背景 $\Omega = [0, 1]$, 即 $\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy} \in [0, 1]$, 其中 \underline{a}_{xy} 表示了最乐观(该单元不存在障碍物, 是安全的)的估计, 而 \bar{a}_{xy} 表示了最悲观的估计, 灰数的白化值 $\widetilde{\otimes}_{xy} = (\underline{a}_{xy} + \bar{a}_{xy}) / 2$ 则表示了对该单元的综合评价. 创建地图过程开始时, 环境的信息为零, 因此对于所有单元 $\otimes_{xy} \in [0, 1]$, $\widetilde{\otimes}_{xy} = 0.5$. 随着时间的推移, 感知信息的积累, 各单元灰数的灰度逐渐变小, 当然由于传感器的不确定性, 感知信息间也可能存在冲突, 使得灰数的灰度变大.

3 传感器信息的解释

使用声纳创建环境的栅格地图, 其主要困难是声纳的信息中存在较大的不确定性. 声纳测量中的不确定性表现在:

- 1) 声纳测量距离数据的误差;
- 2) 声纳发射的声波有一个散射角, 如图 1(a) 所示, 声纳可以感知障碍物在灰色扇形区域内, 但不能确定障碍物的确切位置;
- 3) 机器人上通常装有多个声纳, 有时可能会产生干扰, 如图 1(b) 所示;
- 4) 声波在比较光滑的物体表面反射时, 如果入射角较大, 声波可能会反射到声纳接受不到的地方, 如图 1(c) 所示, 也可能发生多次反射后又返回到该声纳, 这都会使测量结果大于真实距离.

因此,所创建的地图中,不仅要反映声纳的测量信息,还要反映出信息的不确定性.对于声纳的一次测量值 r ,需要建立 $r \rightarrow \otimes_{xy}$ 的映射模型.在这里,我们主要根据文献[9]对声纳特性的分析,并参考了文献[4]中的方法建立了下面的模型.需要说明的是,为了减少计算量,采用了分段线性化的模型简化方法.

已知某次声纳的距离测量值 r ,散射角 α ,对于任一点 (x, y) ,可以得到该点到声纳的距离 ρ 和相对于声波中轴的方位角 θ (参见图 1(a)),用来计算 $\otimes_{xy} \in [\underline{a}_{xy}, \bar{a}_{xy}]$.

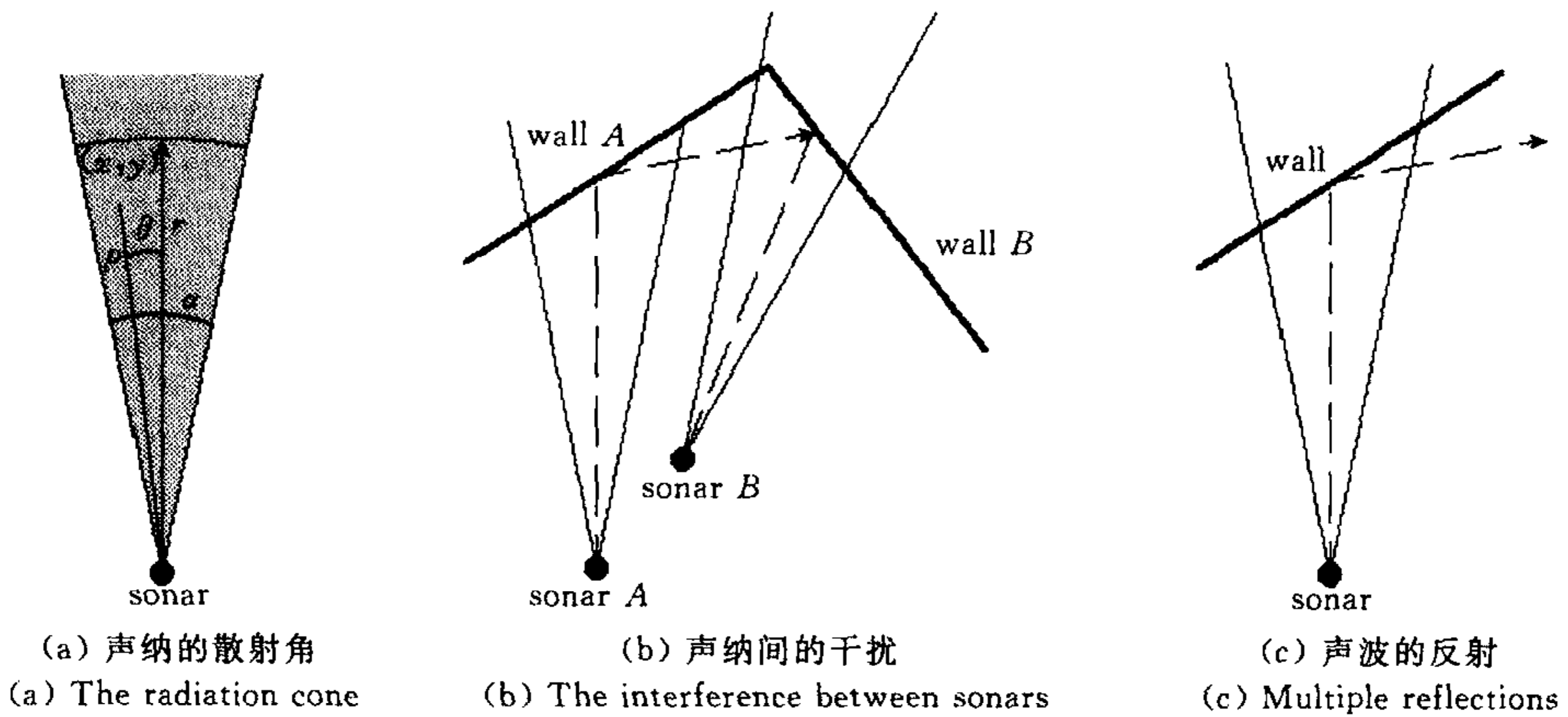


图 1 声纳的不确定性
Fig. 1 Uncertainty of sonar reading

$$\underline{a}_{xy} = v_l \cdot \underline{f}_1(\rho, r) \cdot f_2(\theta) \cdot f_3(\rho) \tag{4}$$

$$\bar{a}_{xy} = 1 - v_h \cdot \bar{f}_1(\rho, r) \cdot f_2(\theta) \cdot f_3(\rho) \tag{5}$$

其中

$$\underline{f}_1(\rho, r) = \begin{cases} 0, & |\rho - r| \geq \Delta r \\ 1 - \left(\frac{\rho - r}{\Delta r}\right)^2, & |\rho - r| < \Delta r \end{cases} \tag{6}$$

$$\bar{f}_1(\rho, r) = \begin{cases} 1, & \rho \leq r - \Delta r \\ 0, & \rho > r - \Delta r \end{cases} \tag{7}$$

$$f_2(\theta) = \begin{cases} 1 - \frac{|\theta|}{\alpha/2}, & |\theta| \leq \frac{\alpha}{2} \\ 0, & |\theta| > \frac{\alpha}{2} \end{cases} \tag{8}$$

$$f_3(\rho) = \begin{cases} 0, & \rho \geq \rho_{t2} \\ 1 - \frac{\rho - \rho_{t1}}{\rho_{t2} - \rho_{t1}}, & \rho_{t1} < \rho < \rho_{t2} \\ 1, & \rho \leq \rho_{t1} \end{cases} \tag{9}$$

上式中 v_l, v_h 是常量,作为根据一次测量进行估计的基准值,一般取 $v_l = v_h$; Δr 是对障碍物覆盖范围的一个估计宽度; f_1, f_2, f_3 分别是针对距离测量、散射、反射等引起的不确定性的信任度函数.由于距离测量值 r 存在误差,在轴向上我们设定了不同的信任度 \underline{f}_1 和 \bar{f}_1 ,二者

的轮廓图如图 2(a). 声纳发出的声波有一个散射角, 在这个散射角内, 越靠近中轴的地方声波密度越大, 而在边缘声波的密度降为 0, 因此对于该不确定性我们定义函数 $f_2(\theta)$ 来描述 (如图 2(b)). $f_3(\rho)$ 用来减小声波不当反射带来的影响 (如图 2(c)), 测量距离越大, 发生多次反射的可能性越大, 因此减小较远处点的信任度是有利于结果的准确性的.

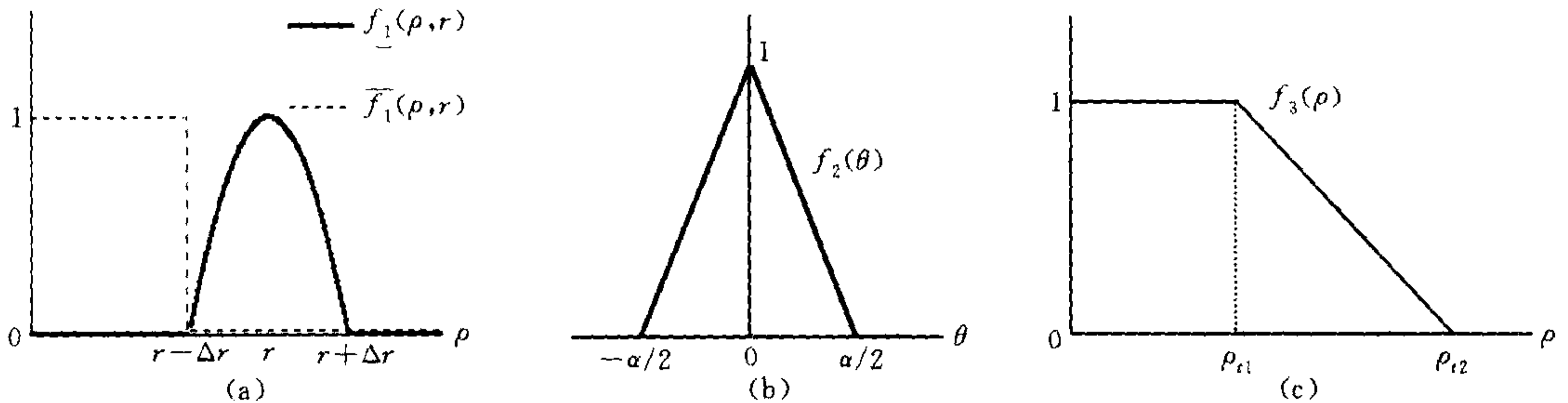


图 2 信任度函数
Fig. 2 Belief function

4 传感信息的融合

对环境中的同一点, 不同声纳、不同时间的测量结果可能相同, 也可能不同, 原因在于环境和感知的不确定性. 通过对不同传感信息的融合, 可以得到相对于一次测量更为准确的结果. 由于采用灰色理论表示信息的不确定性, 可以设计一种简单且有效的融合方法.

对于栅格单元 (x, y) , 由过去的信息得到栅格在地图中的灰数表示 $\otimes_{xy}^o \in [a_{xy}^o, \bar{a}_{xy}^o]$, 而本次测量结果为 $\otimes_{xy}^n \in [a_{xy}^n, \bar{a}_{xy}^n]$. 为了进行信息融合, 首先定义信息一致和信息不一致. 第 2 节已经提到, 在创建地图开始时, 所有单元 $\otimes_{xy} \in [0, 1]$, $\tilde{\otimes}_{xy} = 0.5$, 此时信息完全不确定, 因此可以定义: 若 $(\tilde{\otimes}_{xy}^o > 0.5 \text{ 且 } \tilde{\otimes}_{xy}^n > 0.5)$ 或 $(\tilde{\otimes}_{xy}^o < 0.5 \text{ 且 } \tilde{\otimes}_{xy}^n < 0.5)$ 称为信息一致; 若 $(\tilde{\otimes}_{xy}^o > 0.5 \text{ 且 } \tilde{\otimes}_{xy}^n < 0.5)$ 或 $(\tilde{\otimes}_{xy}^o < 0.5 \text{ 且 } \tilde{\otimes}_{xy}^n > 0.5)$ 称为信息不一致; $\tilde{\otimes}_{xy}^o = 0.5$ 时, 称为旧信息为 0, $\tilde{\otimes}_{xy}^n = 0.5$ 时, 称为新信息为 0. 这样, 新旧信息的融合可以表示为

- 1) 旧信息为 0 时, $\otimes_{xy} = \otimes_{xy}^n$;
- 2) 新信息为 0 时, $\otimes_{xy} = \otimes_{xy}^o$;
- 3) 信息一致时, $\otimes_{xy} = \otimes_{xy}^o \cap \otimes_{xy}^n$;
- 4) 信息不一致时, $\otimes_{xy} = \otimes_{xy}^o \cup \otimes_{xy}^n$.

在实际计算时, 考虑到信息一致时, 应对一致的信息进行奖励; 而当信息不一致时, 应以各自的信息量为权值进行调整. 故可对上述 3) 和 4) 种情况给出调整算法如下:

3) 信息一致时
若 $\tilde{\otimes}_{xy} > 0.5$,

$$\bar{a}_{xy} = \min(1, \bar{a}_{xy}^o + \epsilon \tilde{\otimes}_{xy}^n (1 - \tilde{\otimes}_{xy}^o)) \tag{10}$$

$$a_{xy} = \max(0, a_{xy}^o + \epsilon \tilde{\otimes}_{xy}^n (1 - \tilde{\otimes}_{xy}^o)) \tag{11}$$

否则

$$\bar{a}_{xy} = \min(1, \bar{a}_{xy}^o - \epsilon \tilde{\otimes}_{xy}^n \tilde{\otimes}_{xy}^o) \tag{12}$$

$$\underline{a}_{xy} = \max(0, \underline{a}_{xy}^o - \epsilon \tilde{\otimes}_{xy}^n \tilde{\otimes}_{xy}^o) \tag{13}$$

其中 $\epsilon \in (0, 1)$.

4) 信息不一致时

$$\underline{a}_{xy} = \frac{\underline{a}_{xy}^n \cdot I(\otimes_{xy}^n) + \underline{a}_{xy}^o \cdot I(\otimes_{xy}^o)}{I(\otimes_{xy}^n) + I(\otimes_{xy}^o)} \tag{14}$$

$$\bar{a}_{xy} = \frac{\bar{a}_{xy}^n \cdot I(\otimes_{xy}^n) + \bar{a}_{xy}^o \cdot I(\otimes_{xy}^o)}{I(\otimes_{xy}^n) + I(\otimes_{xy}^o)} \tag{15}$$

图 3 为对声纳信息解释和融合仿真的结果. 一个点机器人周围均匀地分布着 16 个声纳, 在同一点进行了 10 次测量, 其中前 9 次测量结果相同, 第 10 次有所改变. 上面一行为第一次测量后根据第 3 节中的模型对声纳测量结果的解释; 最左边一列为对环境的悲观估计, 即根据各点的 \bar{a}_{xy} 作出的局部地图; 中间一列为乐观估计结果, 由 \underline{a}_{xy} 得到; 最右边一列则表示了各点灰度的白化值, 在环境模型意义上为对各点为障碍物占有可能性的综合评价. 所有的图中, 较亮的区域表示为空闲区域的可能性较大, 而较暗的区域则表示为障碍物区域的可能性较大. 中间一行表示经过 9 次测量后, 由于信息均一致, 各点的估计趋于收敛, 表现出确定性的增强. 最下面一行第 10 次测量后, 获得的测量结果与前面不同, 经过信息融合后得到的

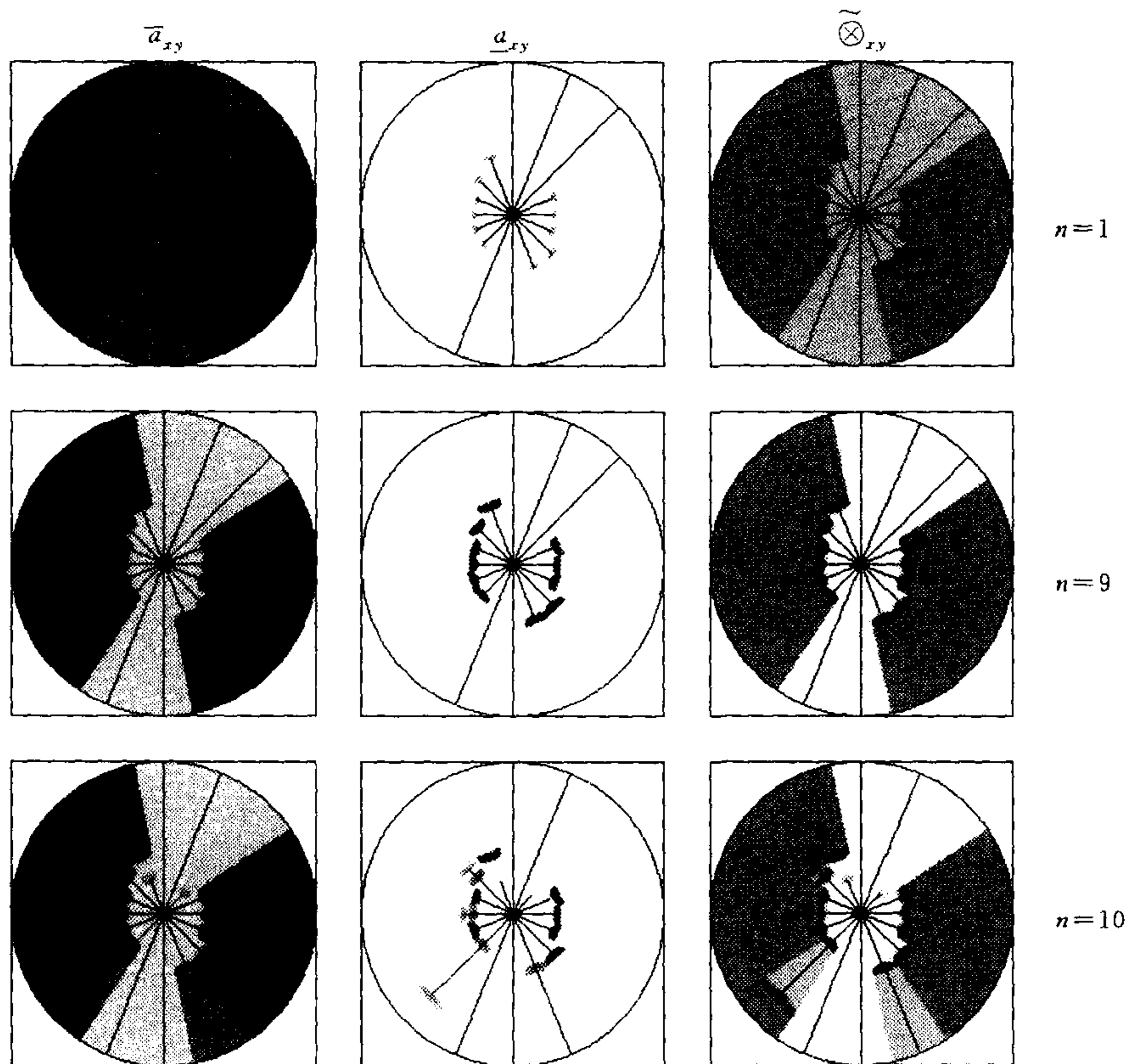


图 3 声纳信息的解释与融合
fig. 3 Interpretation and integration of sonar reading

地图也发生了变化,但前 9 次的测量信息仍然保留并体现在地图中,体现了这种融合方法的鲁棒性. 仿真中使用的参数与在真实机器人上实验的参数相同,均为 $v_l = v_h = 0.3$, $\Delta r = 0.1\text{m}$, $\alpha = 24^\circ$, $\rho_{l1} = 1\text{m}$, $\rho_{l2} = 3\text{m}$, $\epsilon = 0.4$.

5 实验结果

实验中使用 PioneerII 型移动机器人,为两轮独立驱动,每个驱动马达都装有高精度的光电码盘,构成里程仪. 根据码盘数据推算机器人的位置和姿态信息,机器人的传感器系统配备有 16 个声纳传感器和电子罗盘. PioneerII 型移动机器人的外观如图 4 所示.

在未知环境中完成机器人的地图创建实验首先需要解决机器人的自定位问题,在机器人创建地图的过程中,机器人一直在自主地运动,位置时刻

发生改变,因此机器人自定位的精度对地图创建的结果是非常重要的. 实验中机器人依靠里程仪和电子罗盘进行自定位. 在每个机器人的控制循环中,首先取里程仪的定位信息,然后根据电子罗盘的角度信息更新机器人的位姿,也消除了里程仪定位中角度的累计误差.

PioneerII 型移动机器人提供了 Linux 环境下 C 语言的开发环境,同时提供仿真平台以在仿真环境下实验,我们做了仿真和真实机器人的地图创建实验. 注意,仿真平台在传感信息准确性上并不比真实机器人更好,这是因为仿真器在传感信息中也加入了噪声. 仿真实验的环境大小为 $10\text{m} \times 8\text{m}$,真实实验的环境大小为 $4.5\text{m} \times 3\text{m}$. 结果如图 5 所示.

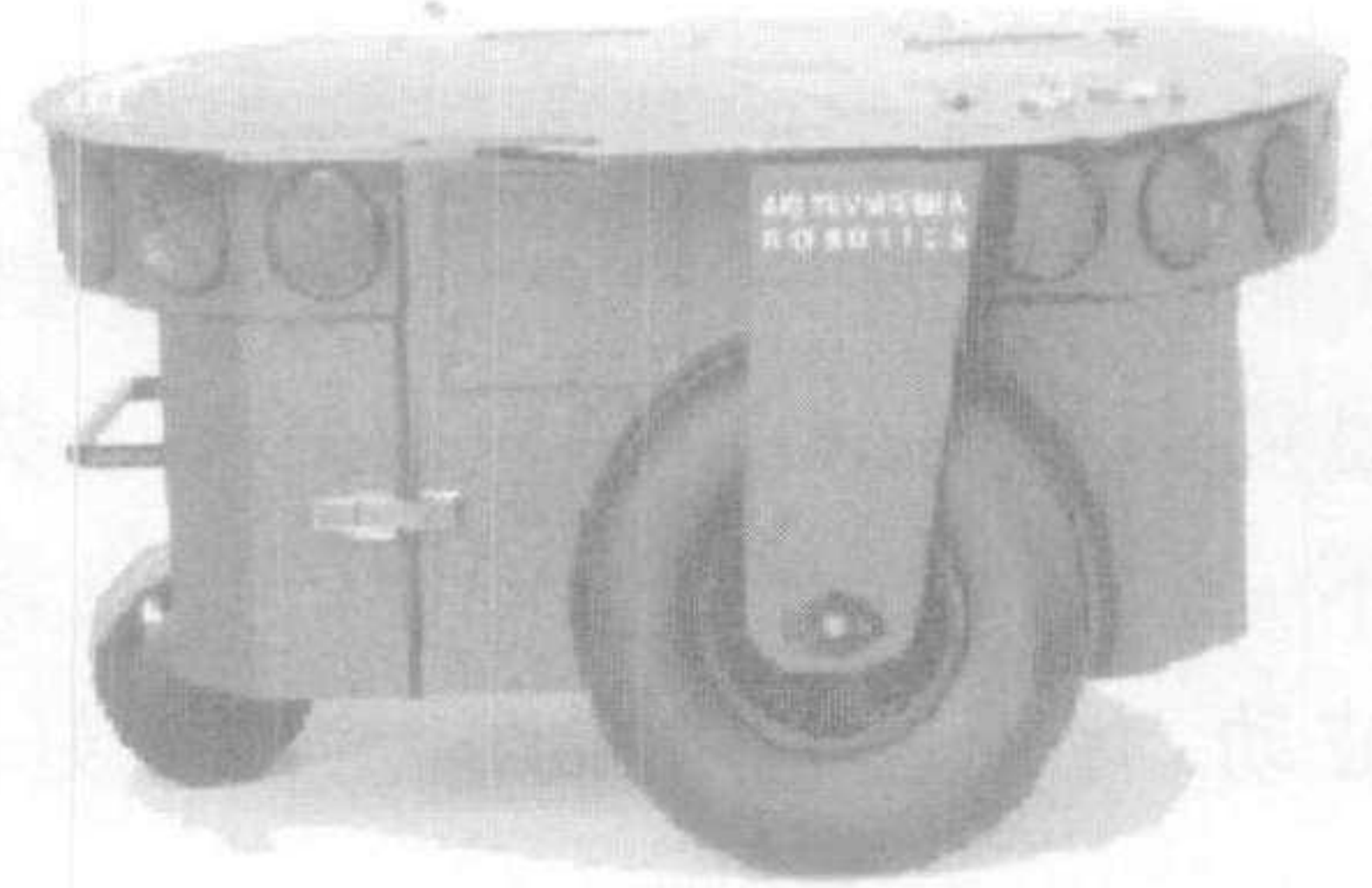


图 4 PioneerII 型移动机器人
Fig. 4 PioneerII mobile robot

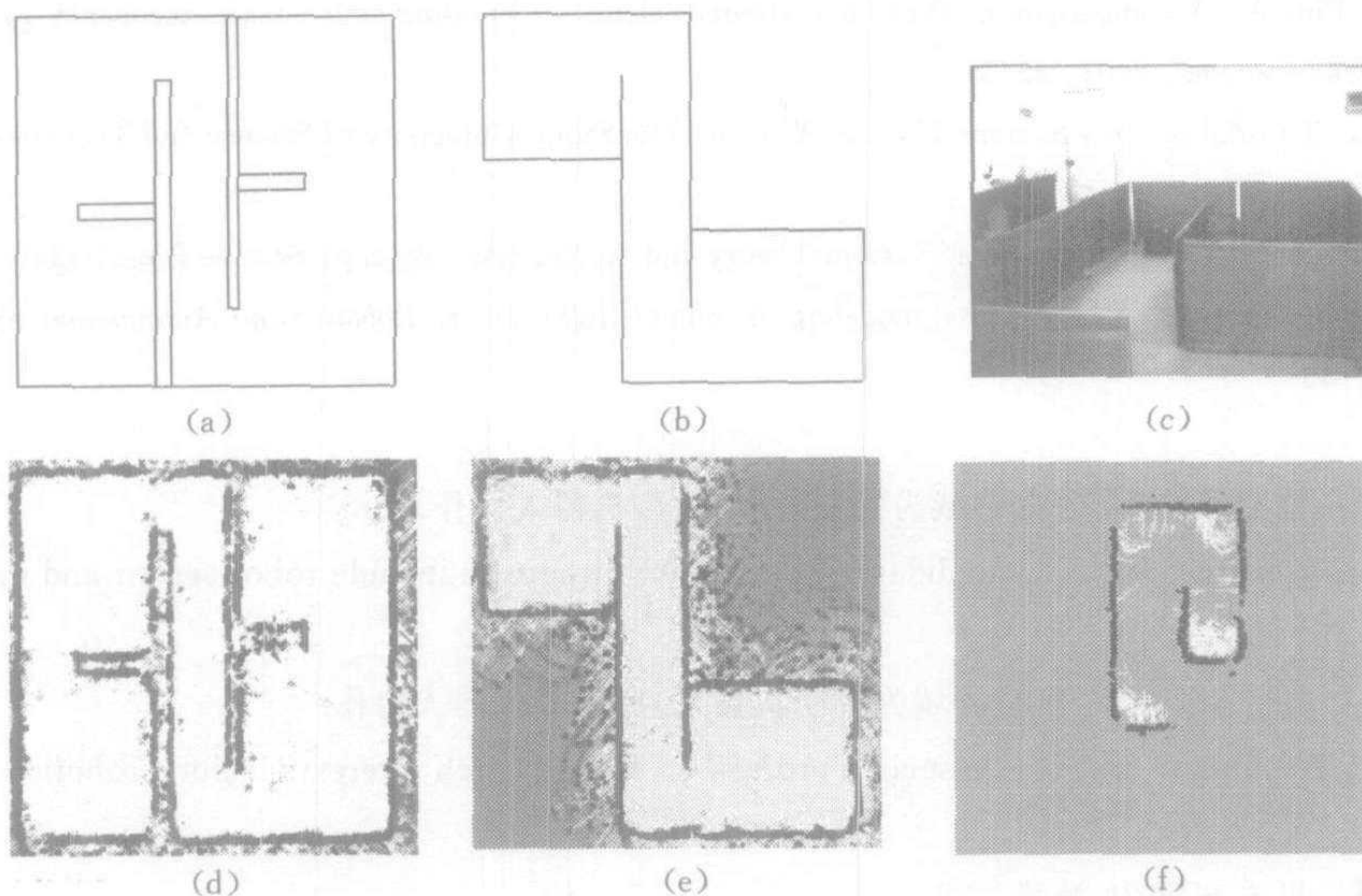


图 5 实验结果
Fig. 5 Experiment results

图 5 中(a)和(b)为仿真实验环境示意图;(c)为拍摄的真实实验环境;(d),(e),(f)分别为机器人创建地图的相应结果.图 5(d)的仿真实验用了 6 分 30 秒,图 5(e)的仿真实验则用了 3 分 30 秒,图 5(f)的真实实验用了 2 分钟.可以看到,机器人创建的地图都能够较好地反映出环境的基本轮廓,随着时间的延长,信息量增加,得到的地图轮廓更为清晰,对比更为分明.

6 结论

本文所提出的基于灰色理论处理不确定信息的创建地图方法对声纳传感器的准确度要求不高,计算简便.由声纳测量结果给出环境的悲观估计和乐观估计,在信息融合时考虑了信息度的影响.在信息一致时给予奖励,因而随着信息的积累,环境地图的准确度增高.当信息不一致时,参考新旧信息的信息量测度进行调整,不因一次的错误测量结果使结果产生大的波动,有较强的鲁棒性,从而较好地克服了已有方法的不足,具有一定的实用价值.

References

- 1 Wang W H, Chen W D, Xi Y G. Uncertain information based map building of mobile robots in absolutely unknown environment. *Robot*, 2001, **23**(6): 563~568(in Chinese)
- 2 Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from wide angle sonar. In: Proceedings IEEE International Conference Robotics and Automation, St. Louis, 1985. 116~121
- 3 Gasos J, Rosetti A. Uncertainty representation for mobile robots; Perception, modeling and navigation in unknown environments. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, **107**(1): 1~24
- 4 Oriolo G, Ulivi G. Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1998, **28**(3): 316~332
- 5 Thrun S, Fox D, Burgard W. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots. *Machine Learning and Autonomous Robots*, 1998, **31**(1): 29~53
- 6 Ribo M, Pinz A. A comparison of three uncertainty calculi for building sonar-based occupancy grids. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001, **35**(3): 201~209
- 7 Deng J L. Tutorial of Grey System Theory. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1992(in Chinese)
- 8 Liu S F, Guo T B, Dang Y G. Grey System Theory and Application. Beijing: Science Press, 1999(in Chinese) 1~19
- 9 Harris K D, Recce M. Experimental modeling of time-of-flight sonar. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, **24**(1): 33~42

王卫华 博士研究生.研究领域为机器人感知、多机器人协作.

(WANG Wei-Hua Ph. D. candidate. His research interests include robot sensor and multi-robot cooperation.)

陈卫东 博士,副教授.研究领域为智能机器人控制、多机器人协作.

(CHEN Wei-Dong Ph. D., associate professor. His research interests include robotics and multi-agent system.)

席裕庚 见本刊第 28 卷第 3 期.

(XI Yu-Geng Ph. D., professor. His research interests include predictive control and intelligent robots.)