

基于混合 DSm 模型的移动机器人动态环境地图构建

李 鹏, 黄心汉, 王 敏

(华中科技大学控制科学与工程系, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 针对移动机器人探测动态未知环境的问题, 引入了一种由贝叶斯理论和 Dempster-Shafer 证据理论 (DST) 扩展而来的新的信息融合方法——Dezert-Smarandache 理论 (DSmT)。采用栅格地图, 并根据声纳的物理特性, 在 DSmT 框架下建立了声纳的数学模型。运用 DSmT 中的高级模型, 即混合 DSm 模型, 构造了一组基本信度赋值函数 (gbbaf), 用以处理动态环境下声纳获取的不确定和不精确信息, 甚至于高冲突信息。借助 Pioneer 2-Dxe 移动机器人分别进行了混合 DSm 模型和 DST 两种算法的地图构建实验, 并绘制了相应的二维基本信度赋值地图。将由混合 DSm 模型与 DST 构建出的环境地图进行了比较, 充分验证了混合 DSm 模型在未知动态环境下的有效性, 为处理动态高冲突信息提供了有力的理论依据。

关键词: 移动机器人; DSmT; 信息融合; 动态环境; 地图构建

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

Hybrid-DSm-Model-Based Mobile Robot Map Building in Dynamic Environment

LI Peng, HUANG Xin-han, WANG Min

(Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A new information fusion method, named Dezert-Smarandache theory (DSmT), which is extended from Bayesian theory and Dempster-Shafer theory (DST), is introduced to solve the problem of mobile robot map building in an unknown dynamic environment. The grid map method is adopted, and according to the characteristics of sonar sensors, a sonar sensor mathematical model is constructed based on DSmT. With the application of hybrid DSm model, i.e., an evolving model of DSmT, a group of general basic belief assignment functions (gbbaf) are constructed to deal with the uncertain, imprecise and even highly conflicting information obtained with sonar sensors in the dynamic environment. At last, mobile robot Pioneer 2-Dxe is used to carry out experiments of map building with hybrid DSm model and DST, and the correlative 2D general basic belief assignment (gbba) map is constructed. The ichnography created with the hybrid DSm model is compared with the map built with DST, and the result verifies the validity of the hybrid DSm model in dynamic unknown environment, supplying a powerful theoretic evidence to process highly conflicting dynamic information.

Keywords: mobile robot; DSmT; information fusion; dynamic environment; map building

1 引言 (Introduction)

利用智能移动机器人探测未知环境一直是国内外机器人专家研究的热点和难点课题。在未知环境中, 机器人通过在本体上安装的传感器 (如声纳、激光、红外、视觉等) 来获取未知环境的信息, 并对信息进行重组以及融合, 然后勾勒出周围环境的轮廓或图像, 而声纳传感器由于其廉价、使用简便、数据处理方便等优点, 常被用作移动机器人的重要感知器。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。直接使用感知信息进行地图创建很难得到准确的环境模型, 因此通常需要对感知信息

进行再处理, 通过多感知信息的融合获得较为准确的环境信息。因此, 不确定信息的处理方法是机器人地图创建中的一个关键问题^[1]。迄今为止, 大多数研究者都致力于静态环境下的研究^[2], 这些研究大致可归为两类: (1) 基于栅格的环境地图, (2) 基于对象描述的地图^[3], 多数研究都集中于第一类, 并获得了一些进展。

由于静态环境下物体的位置都是固定的, 几乎不会产生突发情况甚至意外, 因此地图的构建并不困难。然而在动态环境中, 物体位置是可能实时变化的, 因此其不可预知性更大, 外界对机器人的干

扰也更大, 在环境中移动的物体使得机器人获取到的信息具有不确定性和高冲突性, 能否有效地处理这些实时变化的信息就成了关键^[4], 而采用何种传感器来获取这些信息则直接关系到地图的精确度。

早期的学者在研究移动机器人时多采用声纳传感器^[5,6], 然而, 由声纳自身固有的物理特性可知, 声纳传感器以不同的角度和距离面对障碍物时, 获取到的数据与实际环境的数据是有较大误差的。因此, 最近对构建地图的研究逐渐偏向于采用更为精确的激光传感器^[7,8], 但如果能够很好地处理声纳数据的不精确性和不确定性, 则采用声纳也能构建出相对精确的地图, 而不需使用价格昂贵的激光传感器。

为了在动态环境下采用廉价的声纳构建精确地图, 本文引入了一种新的信息融合理论 DS_mT^[9]。DS_mT 是由法国人 Dezert 和美国人 Smarandache 于 2003 年在贝叶斯概率^[10]和 DST^[11]的基础上发展而来的一种通用灵活有效的智能融合算法。而本文所采用的混合 DS_m 模型是在经典 DS_mT 的基础上延伸出来的优于经典 DS_mT 模型的算法。这种算法的最大优点是能够有效地处理不确定、不精确和高冲突信息, 其对信息的融合过程和结果最接近于人对事物的感官认识, 为移动机器人在栅格地图创建过程中处理由声纳传感器获取的不确定信息提供了一个有力工具。

2 移动机器人系统结构 (Mobile robot system architecture)

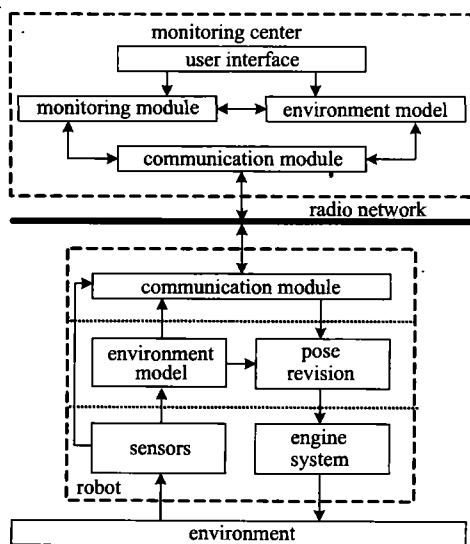


图 1 移动机器人系统结构

Fig.1 Mobile robot system architecture

用于探测未知环境的群体机器人系统结构如图

1 所示。每个移动机器人包括了 3 个硬件模块 (网络通信系统、传感器系统、行走机构) 以及 4 个软件模块 (通信模块、环境模型、位姿调整模块、运动控制模块)。移动机器人的硬件模块为机器人本体内部固有部分, 网络系统为无线网卡, 机器人与监控中心之间的数据交换通过无线网络信道进行; 传感器系统包括里程计、声纳、视觉系统、陀螺仪等, 实现机器人自定位、位姿调整及环境感知功能; 行走机构为机器人的车轮驱动电机和运动控制器。整个系统必须在可靠的连接下传输数据, 在此采用 TCP/IP 协议。整个系统采用多线程同步技术, 将通信与数据处理分开, 互不干扰, 提高了系统运行效率。

3 DS_mT 简介 (Simple review of DS_mT)

DS_mT 能够以置信度函数的形式融合任意形式的独立信息源数据。它主要针对不确定、高冲突以及不精确信息, 是一种通用、灵活、有效、自下而上的崭新信息融合算法。它能够分别处理数据层、特征层、决策层的融合问题; 不仅能够处理静态融合 (主要体现在数据层和特征层, Free DS_m 模型) 问题, 而且能够处理动态融合 (主要体现在决策层, Hybrid DS_m 模型) 问题, 相对于其他信息融合算法而言 (如 DST), 最突出的优点是能够处理多源信息的不确定性和高度冲突性, 且计算量小, 融合效果好^[12,13]。

3.1 经典 DS_mT 描述

3.1.1 超幂集 D^Θ

超幂集 D^Θ 是整个 DS_mT 理论的基础。设 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ 是拥有 n 焦元的有限集合 (称为框架), 则 D^Θ 是由 Θ 中的焦元经由 \cup 和 \cap 算子组合的所有命题, 其组合规则如下:

- (1) $\phi, \theta_1, \dots, \theta_n \in D^\Theta$;
- (2) 如果 $A, B \in D^\Theta$, 则 $A \cap B \in D^\Theta$ 且 $A \cup B \in D^\Theta$;
- (3) 除了由规则 (1) 和 (2) 组合得出的命题外, 其他命题均不属于 D^Θ 。

3.1.2 自由 DS_m 模型的经典规则

在超幂集 D^Θ 中, 对于 k 个独立的不确定、不可靠信息源所获取到的信息, 其基本广义信度赋值为 $m_i(\cdot)$, $m_{M'(\Theta)}(A)$ 的经典 DS_m 组合规则如下:

$$\begin{aligned} \forall A \neq \phi \in D^\Theta, \\ m_{M'(\Theta)}(A) &\triangleq [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](A) \\ &= \sum_{\substack{X_1, \dots, X_k \in D^\Theta \\ (X_1 \cap \dots \cap X_k) = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \end{aligned} \quad (1)$$

在封闭空间中 $m_{M'(\Theta)}(\phi) \equiv 0$, 在开放空间中可

以不为 0.

当证据源个数 $k \geq 2$ 时, 其各个焦元 X_i 之间产生的冲突因子如下:

$$k_{12\dots s} = \sum_{\substack{X_1, \dots, X_s \in D^\theta \\ X_1 \cap \dots \cap X_s = \phi}} \prod_{i=1}^s m_i(X_i) \quad (2)$$

3.2 混合 DS_m 模型的组合规则

混合 DS_m 模型是在自由 DS_m 模型基础上引入一些融合限制条件, 并在这些限制条件下对 D^θ 中的集合进行重新组合. 对于 $k \geq 2$ 个证据源的混合 DS_m 模型, 组合规则如下:

$$m_{M(\theta)}(A) \triangleq \phi(A) [S_1(A) + S_2(A) + S_3(A)] \quad (3)$$

$$S_1(A) \triangleq m_{M^f(\theta)}(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\theta \\ (X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k) = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (4)$$

$$S_2(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in \phi \\ [(u(X_1) \cup u(X_2) \cup \dots \cup u(X_k)) = A] \vee \\ \{[u(X_1) \cup u(X_2) \cup \dots \cup u(X_k) \in \phi] \wedge (A = I_i)\}}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (5)$$

$$S_3(A) \triangleq \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D^\theta \\ (X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_k) = A \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k \in \phi}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (6)$$

其中 $I_i = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_n$, $u(X)$ 表示 X 中的焦元. 可以看出 $S_1(A)$ 就是自由 DS_m 模型 $m_{M^f(\theta)}(A)$.

3.3 冲突因子分配法则

融合过程中会产生冲突因子 $k_{12\dots s}$ (尤其是高冲突信息的融合), 在 DST 中 Dempster 把总的冲突质量通过一个简单的归一化处理, 重新分配到所有的命题空间. 这个规则在某些场合会出现反直觉的特点, 因而引起了很大的争议, 甚至受到批评. 而 DS_mT 很好地解决了冲突的分配问题, 而且有很多分配法则, 我们采用比较简单的 PCR2 (冲突分配法则 2) [13], 其表达式如下:

$$\forall (X \neq \phi) \in D^\theta, \quad m_{\text{PCR2}}(X) = \left[\sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_s \in D^\theta \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_s = X}} \prod_{i=1}^s m_i(X_i) \right] + \frac{C(X) \frac{c_{12\dots s}(X)}{e_{12\dots s}} \cdot k_{12\dots s}}{C(X)} \quad (7)$$

其中

$$C(X) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x \text{ 与冲突运算相关} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

式中, $c_{12\dots s}(X)$ 为非零 X 之和, $k_{12\dots s}$ 为冲突因子, $e_{12\dots s}$ 为与产生冲突量有关的非零焦元之和.

4 声纳不确定性模型及机器人自定位 (Uncertainty model of sonar sensor and self localization for robot)

4.1 声纳不确定性数学模型

声纳的基本工作原理是: 产生一束锥形波, 以角度 ω 发散, 碰到障碍物后就反射回声纳, 然后声纳根据反射时间计算出障碍物的距离. 由于锥形波呈扇形发散, 因此障碍物在扇形内都可以反射声波, 因此声纳无法对障碍物进行精确的定位. 而且由于环境对声波有诸多干扰因素, 因此所获取的距离信息也是不精确的.

针对声纳数据的不精确性和不确定性, 采用经典 DS_m 模型, 对栅格地图中的声纳数据进行数学建模, 其模型原理图如图 2. 其声纳发散角通过实验测得为 15° . 设定辨识框 θ 中有两个焦元 θ_1 和 θ_2 , 定义 θ_1 表示栅格为空, θ_2 表示栅格被占用, 其超幂集为 $D^\theta = \{\phi, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1, \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2\}$, 栅格地图中声纳每次扫描到的数据组作为证据源, 构造广义信度赋值函数 (gbbaf) $m(\cdot): D^\theta \rightarrow [0, 1]$, 在此, ϕ 表示该次融合信息无效, $m(\theta_1)$ 表示栅格为空的信度赋值函数, $m(\theta_2)$ 表示栅格被占用的信度赋值函数, $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 为冲突因子的信度赋值函数, 表示栅格可能被占用也可能为空, $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 表示无法确定栅格是否被占用的信度赋值函数 (主要是声纳无法扫描到的区域).

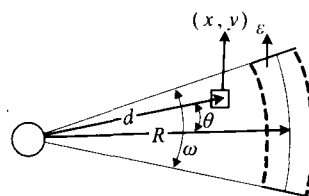


图 2 基于 DS_mT 的声纳混合 DS_m 模型原理图

Fig.2 Sonar hybrid DS_m model based on DS_mT

基于上述的 4 个信度赋值函数的描述, 文 [14] 所构造的信度赋值函数不能精确描述高冲突信息, 不适用于动态环境, 而且无法自动调节误差范围, 这里针对动态环境的特殊性重新构造了一组信度赋值函数公式 (8)~(12), 式 (13) 来自文 [15]:

$$m(\theta_1) = \left(1 - \frac{\lambda}{2}\right) \cdot \exp \left[\frac{-d^2}{2(R\rho_E)^2} \right], \quad R_{\min} \leq d \leq R + 2\epsilon \quad (8)$$

$$m(\theta_2) = \lambda \cdot \exp \left[\frac{-(d-R)^2}{2R\rho_0^2} \right], \quad R_{\min} \leq d \leq R + 2\epsilon \quad (9)$$

$$m(\theta_1 \cap \theta_2) = \exp[-\rho_C(\ln d - \beta)^2], \quad R_{\min} \leq d \leq R + 2\varepsilon \quad (10)$$

$$m(\theta_1 \cup \theta_2) = \begin{cases} (1 - \frac{\lambda}{2}) \cdot \tanh \frac{\rho_I[d - (R + \varepsilon)]}{R}, & R + \varepsilon \leq d \leq R + 2\varepsilon \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (11)$$

其中

$$\beta = \ln \frac{\rho_E \sqrt{R^3}}{\rho_E \sqrt{R} + \rho_O} \quad (12)$$

$$\lambda = \begin{cases} 1 - \left(\frac{2\theta}{\omega}\right)^2, & 0 \leq \theta \leq \frac{\omega}{2} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (13)$$

式中, λ 为信度赋值函数与锥形角 θ 的比例系数, θ 为 d 与中轴线的夹角; R_{\min} 为声纳所能探测到的最近距离, 此处使用的声纳 $R_{\min} = 100 \text{ mm}$, R 为声纳探测到的障碍物的距离; d 为声纳到栅格 (x, y) 的距离 (栅格 (x, y) 为声纳扫描范围内的坐标点); ω 为 15° 的超声波发散角; ε 为声纳读数的误差范围, 根据声纳的物理特性取 1% ; ρ_E 、 ρ_O 、 ρ_C 、 ρ_I 分别为 $m(\theta_1)$ 、 $m(\theta_2)$ 、 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 、 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 的环境适应调解系数, 这里取 $\rho_E = 0.35$, $\rho_O = 0.1$, $\rho_C = 80$, $\rho_I = 10$.

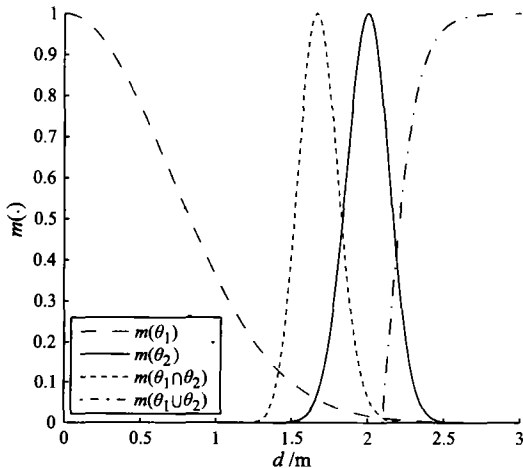


图 3 $R = 2 \text{ m}$ 、 $\lambda = 1$ 时式 (8)~(11) 的基本信度赋值
Fig.3 The general basic belief assignment of Eq.(8~11)
when $R = 2 \text{ m}$, $\lambda = 1$

图 3 为 $R = 2 \text{ m}$ 且 $\lambda = 1$ (即中轴线) 时式 (8)~(11) 的基本信度赋值 (gbba) 曲线. 对于障碍物的距离 R , 从声纳的工作原理上来看, 即越接近声纳读数的位置 (障碍物距离 R), 所在的栅格有障碍物的可能性越大, 无障碍物的可能性也就越小. 因此, 离 R 越近 $m(\theta_2)$ 置信度越高, 表示该栅格被占用的几率很高, 而 $m(\theta_1)$ 则是离 R 越远置信度越高, 表示无障碍物的可能性增大, 这与实际声纳特性吻合. 其冲突因子 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 是在运用 DS_mT 规则时产生的不确定分量, 即无法将其确切地划入 $m(\theta_1)$

和 $m(\theta_2)$ 中的任何一方, 且在 $m(\theta_1)$ 与 $m(\theta_2)$ 交点处冲突因子达到最大; 在超出声纳读数范围之后的距离 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ 则逐步增大, 表示无法探测到该地区的情况.

4.2 机器人自定位

机器人自定位是一个非常重要的环节, 若定位不准则构建出来的地图会出现坐标偏差甚至扭曲变形的现象. 由于受诸多不确定性因素的影响, 实现精确定位比较困难. 扩展卡尔曼滤波、粒子滤波器、基于特征定位的方法以及融合 EKF 和 MCL 的方法等已成功地应用到了室内静态环境的定位 [1].

机器人在行走过程中, 驱动轮与地面会产生打滑的现象, 造成机器人内部里程计的误差, 从而使得机器人内部坐标产生偏差. 经多次实验研究发现, 机器人由于左右驱动轮打滑产生的位姿误差大多是角度偏差, 且误差范围为 $\pm 5^\circ$, 只要纠正其偏转角, 即可正确地定位. 针对这种情况, 这里采用简单但却十分有效的旋转法来校正角度误差. 该方法的主要思想就是在任一时刻获取到环境信息并计算出声纳探测范围内 $m(\theta_2)$ 的值后, 以 0.5° 为步长, 以机器人为坐标原点, 将当前地图 (仅包括当前时刻计算出的声纳扇形范围内部分) 分别顺时针和逆时针旋转 5° 并计算每次旋转后 $m(\theta_2) > 0.8$ 的栅格的匹配数量 (即当前地图被标记为占用的栅格点与原地图被标记为占用的栅格点重合且两个栅格点 $m(\theta_2) > 0.8$), 以匹配数最大的角度为误差角度并修正内部坐标.

5 实验结果及分析 (Experimental result and analysis)

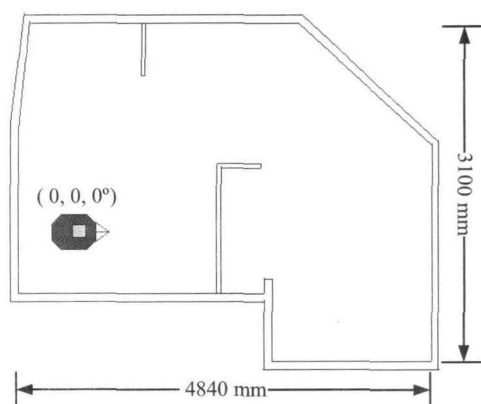
5.1 实验设备和实验环境

实验采用 Pioneer 2-DX_e 移动机器人, 机器人本体上装有声纳. 建立 $4840 \times 3100 \text{ mm}^2$ 的房间地图, 房间构造和机器人初始位置如图 4(a) 所示, 机器人实体及真实实验场景如图 4(b) 所示, 设定机器人的初始位置为地图的坐标原点, 初始位姿为 $(0, 0, 0^\circ)$, 第 3 个参数为机器人的偏转角.

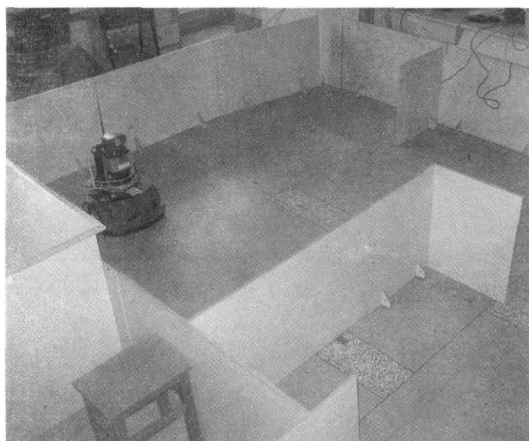
5.2 混合 DS_m 模型实验

5.2.1 融合步骤

在混合 DS_m 模型下, 在机器人进入未知环境之



(a) 机器人初始位姿



(b) 实验真实场景

图 4 机器人初始位姿和实验真实场景

Fig.4 The initial positions of robot and real world of experiment

前,先设定所有地图栅格 $m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$, 而 $m(\theta_1) = m(\theta_2) = m(\theta_1 \cap \theta_2) = 0$, 表示尚未探测地图, 完全处于未知状态. 机器人进入环境并开始收集信息后, 栅格点信息的融合过程如下:

(1) 若在 t 时刻, 融合中心根据采集到的声纳数据已计算出每一栅格点的基本信度赋值为 $m_{M'(\theta)}(\theta_1)$ 、 $m_{M'(\theta)}(\theta_2)$ 、 $m_{M'(\theta)}(\theta_1 \cup \theta_2)$, 而冲突因子为 $m_{M'(\theta)}(\theta_1 \cap \theta_2)$, 根据 PCR2 将冲突因子分配给 $m_{M(\theta)}(\theta_1)$ 和 $m_{M(\theta)}(\theta_2)$, 然后将冲突因子置为 0.

(2) 在 $t+1$ 时刻 (即 t 时刻的下一数据采样), 融合中心根据采集到的声纳数据, 由式 (8)~(11) 计算当前探测到的栅格点的基本信度赋值 $m(\theta_1)$ 、 $m(\theta_2)$ 、 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 、 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$.

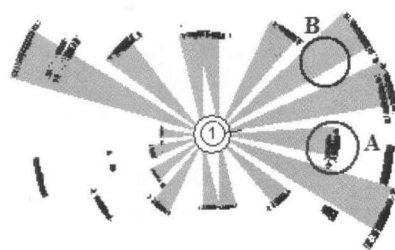
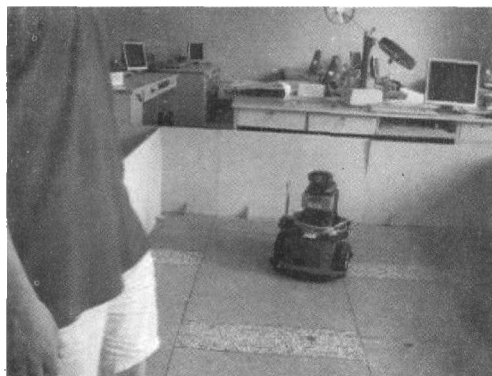
(3) 应用限制传播算法 (目的是减小计算量, 由原来计算所有的地图栅格减少到只计算声纳扫描到的扇形区域) [16], 由混合 DSsm 模型组合规则, 计算出 $t+1$ 时刻探测到的栅格点的基本信度赋值.

(4) 根据 PCR2 将冲突因子 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_1 \cap \theta_2)$ 分别分配到 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_1)$ 和 $m_{M^{t+1}(\theta)}(\theta_2)$ 上.

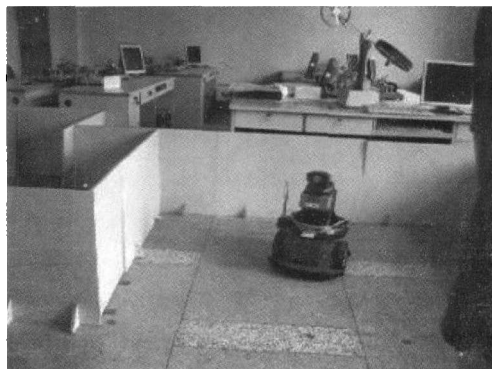
(5) 更新地图信息.

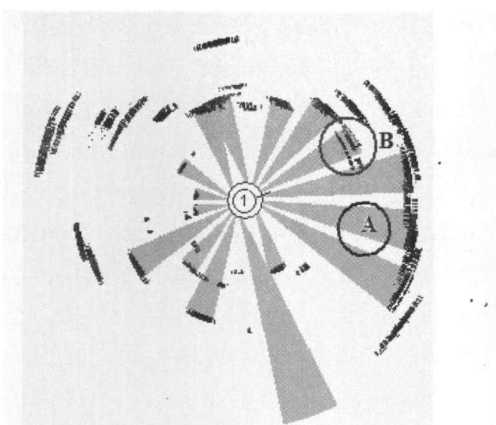
5.2.2 实验结果

在实验中, 一个人在实验场地中不停地在机器人周围走动以制造动态因素, 干扰机器人系统的环境建模过程. 动态环境下的地图构建过程如图 5 所示. 上边的图为真实场景, 下边则为相应时刻监控中心构建的二维地图. 图 5(a)~(b) 是人在场地中走动时机器人系统构建地图的情况, 下图中机器人周围的扇形区域表示声纳的探测范围, 末端的深色部分则是根据混合 DSsm 模型融合规则构建出的障碍物轮廓, 圆圈记号表示的是机器人探测到的人的位置. 可以看出, 地图是实时更新的, 当人在 A 区域的时候, 监控中心将 A 点标记为有障碍物的状态; 当人走到 B 点时, 机器人收集到的信息则会显示 A 点为空, 这与先前的有障碍物状态便产生了信息完全冲突, 监控中心通过计算冲突信息, 会得出 A 点为空的结论, 然后将 A 点标记为无障碍物的状态, 而 B 区域则被标记为有障碍物.



(a) 人在 A 区域





(b) 人从 A 区域移动到 B 区域

图 5 动态地图构建过程

Fig.5 Dynamic map building

5.3 DST 算法实验

在这个实验中，使用与 DSmT 相同的声纳模型，但信度赋值函数只采用 $m(\theta_1)$ 、 $m(\theta_2)$ 和 $m(\theta_1 \cup \theta_2)$ ，因为在 DST 中 θ_1 和 θ_2 是独立的证据源，不会产生冲突部分，冲突因子只会在融合过程中出现，融合公式见文 [9]。除冲突因子 $m(\theta_1 \cap \theta_2)$ 的分配外，融合过程其余部分与混合 DSm 模型相同。

DST 算法实验如图 6 所示。图中标记出的 A 和 B 区域在实际环境中是静态障碍物，C 为移动中的人。尽管声纳已经探测到这三个区域都有物体存在，但经由 DST 融合之后机器人却认为这三个区域无障碍物。

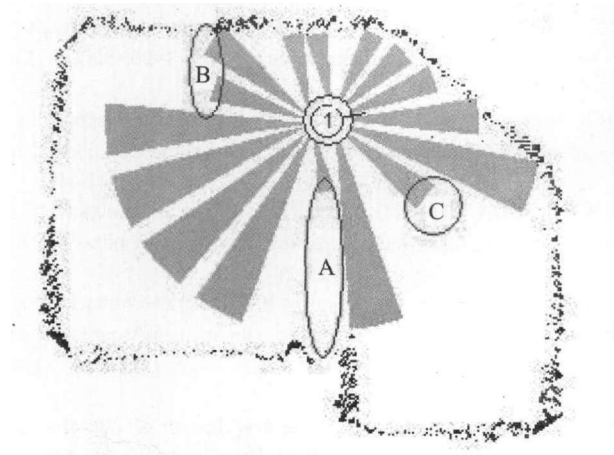
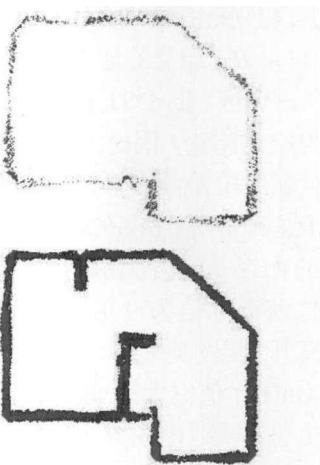


图 6 DST 算法实验

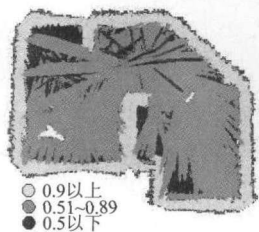
Fig.6 Experiment with DST algorithm

5.4 实验结果分析

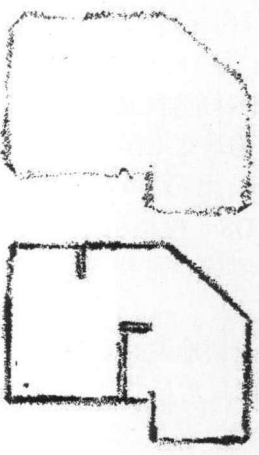
两次实验的最终结果如图 7 所示。图 7 中栅格点的灰度值反映了该栅格点基本信度赋值，灰度值的计算公式为 $(1-b) \times 255$ (b 表示栅格点的基本信度赋值)。由于两个实验中 $m(\theta_1) \cup m(\theta_2)$ 的结果相差无几，这里就不作描述了。



(a) $m(\theta_2)$ 信度分布图



(b) $m(\theta_1)$ 信度分布图



(c) 最终融合信度地图

图 7 最终实验结果比较

(上为 DST 实验结果，下为混合 DSm 模型实验结果)

Fig.7 Comparison between hybrid DSm model and DST (above figures are the results of DST, bottom figures are the results of hybrid DSm model)

(1) DST 存在固有的融合缺陷，它无法处理高冲突信息，在处理高冲突信息时往往得出反人类直

觉的结果. 高冲突信息来自两方面: (a) 由图 3 可知, $m(\theta_1)$ 与 $m(\theta_2)$ 相交的地方即声纳误差范围 ε 的边界处是高冲突区, 而 DST 在处理该区域时常常得出该区域为空的结论, 因此占地面积小的障碍物往往会被该区域所覆盖而被标记为空, 图 6 中 A 和 B 区域就属于这种情况; (b) 在动态环境的实验中, 场地内移动的人也是高冲突源, 当他在一点停留时, 机器人会把该点标记为占用状态 ($m(\theta_2)$ 值很大), 而一旦他离开该点, 则机器人获取到的信息会表明该点为空 ($m(\theta_1)$ 值很大), 此时便与原来标记的占用状态产生了冲突. 由图 6 可以看出, 在场地内移动的人被声纳探测到了 (C 区域), 但探测到的信息与原来的地图信息融合之后却认为 C 区域无障碍物, 这显然与人类感知的结果大相径庭. 而在混合 DSm 模型框架下 PCR2 可以很好地处理动态的高冲突信息. 在未知的动态环境中, 混合 DSm 模型可以精确描述当前周围环境, 过滤掉动态干扰因素并实时更新地图.

(2) 由图 7(a) 可以看出, DST 描绘出的 $m(\theta_2)$ 区域实际上是整个场景的外部轮廓, 而且能确定的障碍物点很稀疏, 而混合 DSm 模型描述的 $m(\theta_2)$ 区域则接近于实际地图.

(3) 图 7(b) 反映了混合 DSm 模型和 DST 的显著区别. DST 的 $m(\theta_1)$ 融合结果将实际环境的轮廓标记为空, 且信度值都相当高, 图 6 中的 A、B 区域也被标记成了很可能为空的区域, 而场地内的信度值反而不如障碍物区域高, 甚至有的本应该为空的地方其 $m(\theta_1)$ 信度值却很低. 而混合 DSm 模型的 $m(\theta_1)$ 融合结果很好地反映了实际环境.

(4) 图 7(c) 的最终地图是 $m(\theta_1)$ 、 $m(\theta_2)$ 和 $m(\theta_1) \cup m(\theta_2)$ 的融合结果, 可以看出 DST 描述的环境地图远不如混合 DSm 模型构建的地图精确, 甚至在 DST 中有的环境信息被错误地描述 (如图 6 中的 A、B 区域).

(5) 由于在更新地图时采用了限制传播算法, 在一个通信周期内只需要更新地图中很小的一部分, 因此运算效率大为提高, 加上多线程技术的应用, 系统在构建地图时无延迟甚至崩溃现象.

(6) 定位方法虽然很简单, 但却十分有效, 两次实验构建出的地图坐标都未出现重大偏移误差.

6 结论 (Conclusion)

本文采用最新的 DSmT 理论, 建立了不精确传感器 (声纳) 的 DSmT 模型, 构造了一组能精确描述冲突信息的基本信度赋值函数, 有效地融合了移

动机器人在探测动态未知环境时使用声纳获取到的不精确、不确定信息和动态干扰因素带来的高冲突环境信息. 最后利用混合 DSm 模型和 DST 两种算法进行了构建环境地图的实验, 分别构建出了混合 DSm 模型和 DST 框架下的二维基本信度赋值地图. 两个实验的结果表明, 采用相同的模型和融合步骤, 在同一动态环境中, 混合 DSm 模型融合算法的表现远胜于 DST, 是一种优秀的处理不精确、不确定和高冲突信息的融合算法, 可以有效地应用于动态环境, 为移动机器人探测动态未知环境提供了有力的理论依据. 下一步的研究工作是将该融合算法应用于多机器人系统中.

参考文献 (References)

- [1] 王卫华, 陈卫东, 席裕庚. 基于不确定信息的移动机器人地图创建研究进展 [J]. 机器人, 2001, 23(6): 563~568.
Wang Wei-hua, Chen Wei-dong, Xi Yu-geng. Uncertain information based map-building of mobile robots in absolutely unknown environment [J]. Robot, 2001, 23(6): 563~568.
- [2] Meng W, Liu J N K. Fuzzy logic-based real-time robot navigation in unknown environment with dead ends [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(7): 625~643.
- [3] Yenilmez L, Temeltas H. A new approach to map building by sensor data fusion: Sequential principal component-SPC method [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007, 34(1-2): 168~178.
- [4] 蔡自兴, 肖正, 于金霞. 动态环境中移动机器人地图构建的研究进展 [J]. 控制工程, 2007, 14(3): 231~235.
Cai Zi-xing, Xiao Zheng, Yu Jin-xia. Advances on map building with mobile robots in dynamic environments [J]. Control Engineering of China, 2007, 14(3): 231~235.
- [5] Gasos J, Martin A. A fuzzy approach to build sonar maps for mobile robots [J]. Computers in Industry, 1996, 32(2): 151~167.
- [6] Min B K, Cho D W, Lee S J, et al. Sonar mapping of a mobile robot considering position uncertainty [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 1997, 13(1): 41~49.
- [7] Grisetti, G, Tipaldi G D, Cyrill S, et al. Fast and accurate SLAM with Rao-Blackwellized particle filters [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(1): 30~38.
- [8] Begum M, Mann G K I, Gosine R G. Integrated fuzzy logic and genetic algorithmic approach for simultaneous localization and mapping of mobile robots [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 150~165.
- [9] Dezert J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning [J]. Information and Security, 2002, 9: 13~57.
- [10] Burgard W, Fox D, Hennig D, et al. Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids [A]. Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence [C]. Menlo Park, CA, USA: AAAI, 1996. 896~901.
- [11] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton, USA: Princeton University Press, 1976.
- [12] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion [M]. Rehoboth, USA: American Research Press, 2004.

(下转第 52 页)

根据末端执行机构的结构原理可知,在装配过程中要求平行四杆的一端在轴驱动的轴线上,因此装配误差会对定点性能有很大的影响,提高装配精度会进一步减小定点误差。从关节联合运动图片中可以看出,控制系统可以很好地按照手术规划要求实现第 1 关节和第 2 关节的联合运动,从而完成手术器械绕切口旋转一周的定点运动。由于第 3 关节的直线运动和第 4 关节的自转运动分别由电机单独控制的,因此这两个关节的运动控制是比较容易实现的。

6 结论 (Conclusion)

通过分析腹腔微创手术的技术要求,设计了一种新型的定点机构作为腹腔微创手术机器人末端执行机构,与目前常用的定点机构比较,该机构具有结构简单、刚性好和安全性高等特点。在运动学分析的基础上进行机构的软件设计和硬件电路的搭建,所设计的控制系统操作简便并且能够实时地反馈运动精度。为了验证末端执行机构的工作性能,进行了单关节运动验证定点效果实验和关节联合运动完成手术任务实验,实验结果表明末端执行机构的定点误差不超过 2 mm,在腹腔膈肌的弹性范围内,定点精度满足设计要求;各关节的联合运动实验表明末端执行机构能够较好地完成微创手术任务。

参考文献 (References)

- [1] Ortmaier T J. Motion Compensation in Minimally Invasive Robotic Surgery[D]. Germany: Technical University of Munich, 2003.
- [2] Munoz V F, Vara-Thorbeck C, DeGabriel J G, *et al.* A medical robotic assistant for minimally invasive surgery[A]. Proceed-

ings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000. 2901~2906.

- [3] 杜志江, 孙立宁, 富历新. 机器人辅助医疗技术的新进展[J]. 高技术通讯, 2003, 13(6): 106~110.
Du Zhi-jiang, Sun Li-ning, Fu Li-xin. Development and perspective of robot assisted surgery[J]. High Technology Letters. 2003, 13(6): 106~110.
- [4] 张江安, 林良明, 王国民. 辅助内镜手术机器人系统的研究与关键技术[J]. 中国医疗器械杂志, 2002, 26(1): 54~58.
Zhang Jiang-an, Lin Liang-ming, Wang Guo-min. The recent study and key technologies of an aided endoscopic surgical robot system[J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation. 2002, 26(1): 54~58.
- [5] 唐燊, 王田苗, 丑武胜, 等. 脑外科机器人控制系统的设计和实现[J]. 机器人, 2004, 26(6): 543~547, 552.
Tang Can, Wang Tian-miao, Chou Wu-sheng, *et al.* Design and realization of robot control system for neurosurgery[J]. Robot. 2004, 26(6): 543~547, 552.
- [6] 王树新, 丁杰男, 负今天, 等. 显微外科手术机器人——“妙手”系统的研究[J]. 机器人, 2006, 28(2): 130~135.
Wang Shu-xin, Ding Jie-nan, Yun Jin-tian, *et al.* A robotic system for microsurgery: The “MicroHand” system[J]. Robot. 2006, 28(2): 130~135.
- [7] 王淑敬, 洪鹰, 王刚, 等. 腹腔镜微创外科手术主从式机器人从手结构设计[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2006, (2): 26~28.
Wang Shu-jing, Hong Ying, Wang Gang, *et al.* Configuration design of the slave manipulator of EMIS robot[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2006, (2): 26~28.

作者简介:

- 冯 美 (1984-), 女, 博士生. 研究领域: 机器人控制, 医疗机器人技术.
- 付宜利 (1966-), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人技术, 数字化制造技术.
- 潘 博 (1981-), 男, 博士生. 研究领域: 机器人控制, 医疗机器人技术.

(上接第 46 页)

- [13] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DSMT for Information Fusion. Vol.2 [M]. Rehoboth, USA: American Research Press, 2006.
- [14] 李新德, 黄心汉, 王敏. 基于经典 DSMT 的 Sonar 栅格地图创建[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(3): 209~212.
Li Xin-de, Huang Xin-han, Wang Min. Sonar grid map building under static environment based on classic DSMT[J]. Application Research of Computers, 2007, 24(3): 209~212.
- [15] Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from wide angle sonar[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1985. 375~380.
- [16] 王卫华. 未知环境中移动机器人创建地图的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2003.

Wang Wei-hua. Map Building by Mobile Robots in Unknown Environment[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2003.

作者简介:

- 李 鹏 (1981-), 男, 博士生. 研究领域: 信息融合, 机器人地图创建及定位, 多机器人系统.
- 黄心汉 (1946-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人原理及应用, 智能控制, 多传感器数据融合, 模式识别.
- 王 敏 (1954-), 女, 教授. 研究领域: 机器人技术, 智能控制, 图像处理和模式识别等.