

基于 ESMS 过滤器的信息融合理论研究及 SLAM 应用^{*}

李新德¹ 黄心汉¹ Jean Dezert²

(华中科技大学控制系智能控制与机器人实验室 武汉 430074)¹

(ONERA/DTIM/IED 29 Av, de la Division leclerc 92320 Châtillon, France)²

摘要 本文解决了多源信息融合时信息源选择的难题,提出了一种广义的证据支持贴度过滤器来选择最一致的证据源,并耦合基于 DSMT 和 PCR5 的融合机,应用于 Pioneer II 移动机器人的 SLAM;通过对运行在虚拟环境中的一个虚拟机器人(自身携带 16 个 Sonar 传感器),感知周围环境信息,对有或没有 ESMS 过滤器两种情况下的环境地图重构效果进行比较,充分验证了 ESMS 过滤器作为信息融合源选择先决条件的优点。

关键词 信息融合,DSMT,PCR,ESMS

Research and SLAM Application of Information Fusion Theory Based on ESMS Filter

LI Xin-De¹ HUANG Xin-Han¹ Jean Dezert²

(Intelligent Control and Robotics Laboratory, Department of Control Science and Engineering, Huazhong

University of Science and Technology, Wuhan 430074)¹

(ONERA/DTIM/IED 29 Av, de la Division leclerc 92320 Châtillon, France)²

Abstract In this paper, we address the problem of selection of sources of information as a prerequisite for the fusion, and propose a very general evidence supporting measure of similarity (ESMS) for selecting the most coherent subset of sources to combine among all sources available at each instant. ESMS filter coupling with the fusion machine based on DSMT and PCR5 is applied to the SLAM of the Pioneer II mobile robot, where a virtual automatic mobile robot detecting the environment from 16 sonar sensors evolves in the virtual environment with obstacles. By comparing the result of map reconstruction of the world with or without ESMS filter, it testifies the superiority of the selection of the sources as prerequisite for improvement of information.

Keywords Information fusion, DSMT, PCR, Evidence supporting measure of similarity

1 前言

信息融合技术开始于 20 世纪 70 年代末期,它的出现是信息时代发展的必然要求。尤其近十几年,随着信息融合技术由军事应用向民用的转化,对不完善信息(不完全、不精确、不确定或不一致信息)的处理,无论是控制结构还是融合算法,都得到了飞速发展^[1]。除了贝叶斯之外,也出现了很多理论框架来刻画不确定性,例如随机、模糊等。证据推理或者 DST^[2],以及最近的 DSMT^[3]都提供了有趣的方法来融合用信度函数表示不确定的信息源。提出了许多有效的融合规则,例如 Dempster 规则^[2]、yager 规则^[4~6]、Dubois & prade 规则^[7]和最近基于比例重新分配的 minC^[8]和 PCR1~PCR5 规则^[9,10]。这篇论文的主要思想是考虑到多源不一致信息进行融合时,尽可能地在融合前过滤掉那些高度冲突,甚至错误和误导信息,以确保基本一致的子信息源进入融合器,这样就可以显著地提高融合精度和准确性。因此提出了 ESMS 过滤器,它能够巧妙地选择一致信息源,而且不依赖于具体规则,具有融合精度高,适用面广和计算量低的优点,这些都可

以从我们后面的应用中得到充分的体现。

2 融合机

2.1 一般原理

融合机的一般原理是由 k 个证据源作为输入源,给定一组信度赋值映射到幂集命题空间(包括鉴别框中的焦元、集合算子(即并、交和补封闭运算),以及根据具体系统最终确定的完整性约束。当然,这里的幂集是广义的幂集(我们用 G° 来表示)。不同的理论框架或模型,其幂集的定义不同。比如 DST,其幂集为 2° ,DSMT 的超幂集为 D° 。对 UFT^[11]来说,其超幂集为 S° 。根据不同的模型选择不同的组合规则进行融合,当然既可以两两按次序进行融合(如图 1 所示),也可以同步全局融合。次序部分融合比同步全局融合更简单,且更容易实现,但必须保证证据源在某种规则下满足结合定律(即不考虑融合先后次序)。一般来说,每次融合都会产生一定的冲突质量 K 。如何重新分配 K ,我们在图 1 给出了冲突重新分配器的概念,即根据不同的模型和系统约束要求,选择不同的冲突分配规则。考虑到我们的应用,这里我们采用 PCR5 规则耦合 DSMT 规则,因为 PCR5 具有比较好的性能^[9,10]。当然,这里的 PCR5 是指次序 PCR5。据说最近的 PCR6 比

^{*}国家自然科学基金(69585003)。李新德 博士生,研究领域:信息融合和机器人智能控制、同时定位和地图创建等;黄心汉 教授,博士生导师,主要研究领域:机器人原理及应用、多传感器数据融合;Jean Dezert 博士后,IEEE member,主要研究领域:跟踪、自动导航、估计理论、随即系统理论、信息融合、近似推理等。

PCR5 更有效。我们将在后期工作中进一步应用 PCR6^[12] 改善机器人的 SLAM。下一节将简单介绍一种基于 DSMT 和 PCR5 的融合机。

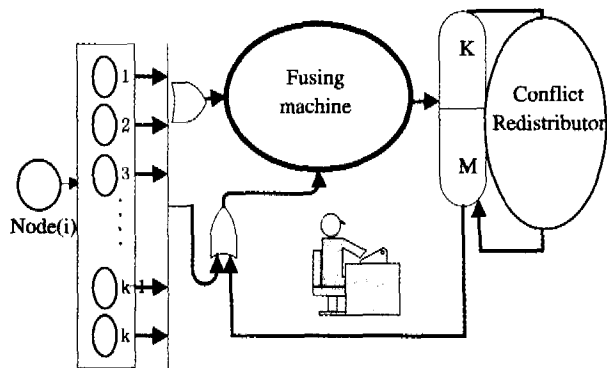


图1 一般次序融合机

2.2 基于 DSMT 和 PCR5 融合机

这一节我们考虑到后面的应用，给出一种具体的次序融合机，如图1所示。这里的融合器(Fusing machine)是基于 DSMT，冲突重新分配器(conflict redistributor)是基于 PCR5。DSM 模型是由 Jean Dezert (France) 和 Florentin Smarandache (American) 于 2003 年提出来的^[3,13,14]。DSMT (Dezert-Smarandache Theory) 是一种通用、灵活、有效、自下而上的崭新信息融合算法，即它能够分别处理底层数据层，中间层-特征层，上层-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)问题，而且能够处理动态融合(主要体现在决策层)问题。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。另外，为了进一步提高融合精度，重新分配冲突信息，自 2004 年以来，Dr. Jean and Prof. Florentin 提出了 5 个版本的信息融合比例冲突重新分配规则^[8,10]。除了 PCR1 是对总的冲突质量进行重新分配外，其它 4 个版本都是对部分冲突进行重新分配，其中 PCR5 尽管增加了计算复杂性，它对冲突处理是最精确的。下面我们简单回顾一下 DSMT 和 PCR5。

2.2.1 经典 DSMT 的简单描述

1) 设鉴别框 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 是一个包括 n 个穷举焦元的有限集，每个焦元之间非排斥(区别于 DST)；

2) 设 D^Θ 超幂集(不同于 DST 的幂集 2^Θ)表示鉴别框中的焦元由 $\cup$ 和 $\cap$ 算子组合的所有命题。组合规则如下：

a) $\emptyset, \theta_1, \dots, \theta_n \in D^\Theta$ ；

b) if $A, B \in D^\Theta$, then $A \cap B \in D^\Theta$ and $A \cup B \in D^\Theta$ ；

c) 除了由规则 1 和 2 获得的命题外，其它的命题都不属于 D^Θ 。

3) 广义信度函数：设定广义鉴别框，对于每一个证据源 S ，定义一组映射 $m(\cdot): D^\Theta \rightarrow [0, 1]$ ，如

$$m(\phi) = 0, \sum_{A \in D^\Theta} m(A) = 1, \text{ 其中 } m(A) \text{ 被称为命题 } A \text{ 广义基本信度赋值。那么广义信度函数和似然函数分别被定义为:}$$

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A, B \in D^\Theta} m(B) \quad (1)$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset, B \in D^\Theta} m(B) \quad (2)$$

4) 经典(自由) DSMT 融合规则：设自由 DSMT 模型为 $M^f(\Theta)$ ，对 $k \geq 2$ 个独立可靠证据源，融合规则如公式(1)所示：

$$m_{M^f(\Theta)}(A) \cong [m_1 \oplus \dots \oplus m_k](A)$$

$$\forall A \neq \phi \in D^\Theta, = \sum_{\substack{X_1, \dots, X_k \in D^\Theta \\ (X_1 \cap \dots \cap X_k) = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (3)$$

2.2.2 PCR5 的简单描述

当模型中的完整约束已知，那么对冲突质量的重新分配很有必要，为了有效地管理这些冲突提出了许多分配规则(大部分依赖 shafer 模型)，其中 Dempster 规则是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，由于这个规则在某些场合出现反直觉的特点，而引起了很大的争议，甚至受到批评。当然也有很多方法来克服它的缺点。对于 DSMT，首先扩展了 Dubois & Prade 规则来考虑模型中的任何完整性约束和模型的可能动态约束，我们称之为 DSMT Hybrid (DSMT Hybrid)，实际上 DSMT Hybrid 仅仅是把部分冲突(合取)质量传递到部分未知(析取)命题空间。当前 DSMT Hybrid 已经被更有效的比例冲突重新分配规则所取代，尤其 PCR5 细化冲突质量，只分配部分冲突质量到那些对部分冲突产生影响的元素，它满足准结合定律，也满足 VBA 的中性原则。

下面引出 PCR5 处理 2 源冲突质量的公式：

$$\forall X \in G/\{\phi\}$$

$$m_{PCR5}(X) = m_{12}(X) +$$

$$\sum_{\substack{Y \in G/\{X\} \\ c(X \cap Y) \neq \emptyset}} \left[\frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (4)$$

这里， $c(X)$ 表示 X 的规范形式， $m_{12}(\cdot)$ 对应合取一致规则，例如： $m_{12}(X) \cong \sum_{X_1 \cap X_2 = X} X_1, X_2 \in G m_1(X_1) m_2(X_2)$ 。对于多源冲突因子重新分配是对 2 源的广义化，其具体公式参见文[9, 10]。

3 ESMS 过滤器

3.1 ESMS 过滤器的目的

在这篇论文中，我们的主要思想是通过设计一个预处理器来选择一致信息源，过滤掉不一致信息源。然后让一致的信息源进入融合机(图2所示)。这种思想既不依赖于应用，也不依赖于融合机本身(无论什么模型或框架被选择)。我们在后面通过应用这个预处理器到移动机器人的 SLAM，来验证融合性能的提高。我们在下面详细给出了基于证据支持贴度过滤器的预处理器。采用 ESMS 过滤器改善的融合处理过程如图2所示。

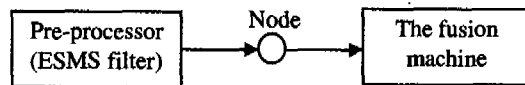


图2 ESMS 过滤器改善的融合处理过程

3.2 一些定义和定理

定义 1(证据支持贴适度) 考虑任意 3 组映射在相同命题空间 G^Θ 的广义基本信度赋值： $m_1(\cdot)$ ， $m_2(\cdot)$ 和 $m_3(\cdot)$ ，如果下面 3 个基本条件满足，那么存在一个映射 $N(\dots): G^\Theta \times G^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 被称为证据支持贴适度函数。3 个基本条件如下：

$$\textcircled{1} \forall m_1(\cdot), m_2(\cdot), N(m_1, m_2) = N(m_2, m_1)$$

$$\textcircled{2} \forall m(\cdot) \text{ defined over } G^\Theta, N(m, m) = 1$$

$$\textcircled{3} N(m_i^X, m_j^X) = 0 \text{ if } X \neq Y$$

这里 $m_i^X, s=1, 2$ 表示仅支持 $X, X \in G^\Theta$ 的信度赋值。对所有的命题 $Y \neq X, m_i^X$ 被定义为 $m_i^X(X) = 1$ 和 $m_i^X(Y) = 0$ 。如果

$N(m_1, m_2) > N(m_1, m_3)$, 那么 m_2 比 m_3 更接近于 m_1 , $N(m_1, m_2)$ 被称为 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 的证据支持贴度 (ESMS)。

定理 1 假设存在 n 维单位向量 $\bar{A}$, 那么对于给定足够小的正实数 ϵ , 至少存在一个 n 维单位向量 $\bar{B}$, 使得 $|\bar{A}\bar{B}| < \epsilon$ 。

证明: 反证法。在给定 ϵ 的前提下, 假设不存在这样的向量 $\bar{B}$, 使得 $|\bar{A}\bar{B}| < \epsilon$, 那么如果我们假设 $\bar{B} = \bar{A}$, 可知 $|\bar{A}\bar{B}| = 0$, 又因为 $\epsilon > 0$, 所以 $|\bar{A}\bar{B}| < \epsilon$, 这与假设相矛盾。因此, 至少存在一个 n 维单位向量 $\bar{B}$, 使得 $|\bar{A}\bar{B}| < \epsilon$ 。

定义 2 存在 n 维向量元素 $m_1(\cdot), m_2(\cdot) \in G^\theta$ 使得两者之间的距离测度小于某一给定足够小的正实数 ϵ , 那么我们认为 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 对 X 的证据支持程度一致。

定理 2 假设存在 n 维证据测度 $m_1(\cdot), m_2(\cdot) \in G^\theta$ 必存在充要条件: 若 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 对 X 的证据支持程度一致, 那么必满足定理 1。

证明: 首先证充分条件。因为 $m_1(\cdot), m_2(\cdot) \in G^\theta$, 又因为 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 的证据支持程度一致, 由定义 2, 可知存在足够小的正实数 ϵ , 使得 $d(m_1(\cdot), m_2(\cdot)) < \epsilon$, 因此满足定理 1。

再证必要条件。由定理 1 可知, 对于 n 维证据测度 $m_1(\cdot) \in G^\theta$, 对于给定足够小的正实数 ϵ , 必存在 n 维证据测度 $m_2(\cdot) \in G^\theta$, 使得 $d(m_1(\cdot), m_2(\cdot)) < \epsilon$, 所以满足定义 2, 因此我们认为 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 的证据支持程度一致。

定理 3 若给定 ϵ 越小, 那么 $m_1(\cdot), m_2(\cdot) \in G^\theta$ 之间的距离越近, 也就是说, $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 越相似或一致。

证明: 根据定理 2, 如果 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 相似或一致, 必定有 $d(m_1(\cdot), m_2(\cdot)) < \epsilon$, 我们让 $\epsilon = 1 - N(m_1, m_2)$, 当 ϵ 越来越小时, $N(A, B)$ 就越来越大, 根据证据支持贴度的定义, 那么 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 越相似或一致, 若当 $\epsilon = 1 - N(A, B) = 0$ 时, 那么 $m_1(\cdot)$ 与 $m_2(\cdot)$ 完全一致。

结论 通过上面几个定义和定理可知, 证据支持贴度函数是一个理想的度量两个证据源一致性的工具。那么下面关键问题是如何找到这样的贴度函数。我们在 3.3 节给出了一个这样的函数。

3.3 ESMS 函数的定义

下面我们给出了 ESMS 函数的定义:

定义 3 我们考虑鉴别框 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\} (n > 1)$, $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 被定义在相同的命题空间 G^θ , X_i 表示命题空间中 G^θ 第 i 个命题, $|G^\theta|$ 表示命题空间 G^θ 的基数。一个简单的 ESMS 函数被定义如下:

$$N(m_1, m_2) = 1 - \frac{1}{\sqrt{2}} (\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2)^{1/2} \quad (5)$$

说明: ESMS 函数不是唯一的, 也可以选择其它函数^[15], 这里虽然给出了一个比较简单而且适用的函数, 已经应用到机器人的 SLAM, 我们这里不是仅仅说明一个具体的 ESMS 函数, 而是为了设计 ESMS 过滤器来改善融合机的性能。

定理 4 公式 (5) 中定义的 $N(m_1, m_2)$ 是一个 ESMS 函数。

证明: ①首先我们来证明 $N(m_1, m_2) \in [0, 1]$ 。要证明 $N(m_1, m_2) \leq 1$, 假设 $N(m_1, m_2) > 1$, 由公式 (5) 可知 $\frac{1}{\sqrt{2}}$

$\sqrt{\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2} < 0$ 这是不可能的, 所以假设是不成立的。我们接着证明 $N(m_1, m_2) \geq 0$ 。假设 $N(m_1, m_2) < 0$,

由公式 (5) 可知 $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2 > 2$ 。因为 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 是基本信度质量, $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} m_i(X_i) = 1, s = 1, 2$, 为了证明不等式 $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2 > 2$, 我们通过假设一个 $|G^\theta|$ 维的零矢量 O 来放大不等式的左边, 因此有下列不等式成立: $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - O_i)^2 > \sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2 > 2$, 也等价于, $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i))^2 > 2$, 那么我们可得下列不等式 $(\sum_{i=1}^{|G^\theta|} m_i(X_i))^2 > \sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_i(X_i))^2 > 2$, 也就是说, $1 > 2$, 这是不成立的, 与假设矛盾, 因此 $N(m_1, m_2) \in [0, 1]$ 。

②我们也很容易验证 $N(m_1, m_2)$ 满足定义 1 的第一个条件。

③如果 $m_1(\cdot) = m_2(\cdot)$, 那么 $N(m_1, m_2) = 0$, 因为 $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2 = 0$ 。定义 1 的第 2 个条件也满足。

④如果 m_1^X 和 m_2^Y 对某些 $X, Y \in G^\theta$ 且 $X \neq Y$, 那么根据公式 (5), 有下列表达式成立: $\sum_{i=1}^{|G^\theta|} (m_1(X_i) - m_2(X_i))^2 = [m_1^X(X)]^2 + [m_2^Y(Y)]^2 = 2$, 因此 $N(m_1^X, m_2^Y) = 1 - \sqrt{2}/\sqrt{2} = 0$, 所以 $N_E(\dots)$ 验证了定义 1 的第三个条件。

⑤根据 $N(m_1, m_2)$ 的定义, 我们很容易验证 $N(m_1, m_2)$ 是 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 之间的一个距离测度, 根据定理 3, 如果另存在一个 $m_3(\cdot)$ 使得 $N(m_1, m_2) > N(m_1, m_3)$, 那么 $m_2(\cdot)$ 比 $m_3(\cdot)$ 更接近于 $m_1(\cdot)$ 。

3.4 信度赋值质心

这里我们给出了信度赋值质心的定义, 并应用于 ESMS 过滤器, ESMS 过滤器将拒绝那些低于预定义贴度门限 (由系统设计者来定义) 的证据源。下面根据信息源的可靠程度, 我们分两种情况来推导信度赋值质心。

情况 1 等可靠源

我们让 $k = |G^\theta|$ 表示广义幂集 G^θ 的基数, 同时考虑 S 个独立的证据源。假设所有的证据源都是等可靠的, 那么 S 个源的信度赋值质心被表示如下:

$$\bar{m}(X_j) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S m_s(X_j) \quad (6)$$

定义 5 信度赋值质心矢量也满足信度赋值定义, 即 $\sum_{j=1}^k \bar{m}(X_j) = 1$ 。

证明: 让我们考虑 S 个证据源, 并映射信度赋值到命题空间 G^θ , 那么矩阵 M 用来表示 S 个源的信度赋值, 其中行表示某个源定义在命题空间 k 个信度赋值, 列对应某一命题在 S 个证据源的信度赋值。矩阵如下:

$$M = \begin{bmatrix} m_1(X_1) & m_1(X_2) & \cdots & m_1(X_k) \\ m_2(X_1) & m_2(X_2) & \cdots & m_2(X_k) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ m_S(X_1) & m_S(X_2) & \cdots & m_S(X_k) \end{bmatrix}$$

M 的每行元素之和等于 1, 这是由信度赋值的定义所决定的 (考虑到不完全和冗余信息源, 需要归一化处理), 因此可知矩阵 M 的所有元素之和是 S 。每列之和除以 S 之后, 然后所有列再相加结果等于 1。由此得到了证明。

情况 2 非可靠源

在第 2 种情况, 根据源的不同可靠程度, 我们用可靠因子 $a_s \in [0, 1]$ 表示。那么每个源的基本信度赋值通过打折理论^[2, 3, 16, 17]来实现如下: 对 $s = 1, \dots, S$

$$\begin{cases} m'_s(X) = a_s m_s(X) \quad \forall X \in G^\theta, X \neq \Theta \\ m'_s(\Theta) = (1 - a_s) + a_s m_s(\Theta) \end{cases}$$

这里 Θ 表示所有鉴别框中焦元的并集, 实际上反映了总的未知情况, 即: $\Theta = X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_n$ 。

折扣后的信度赋值质心表示如下: $\forall j=1, \dots, k$

$$\bar{m}'(X_j) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S m'_s(X_j) \quad (7)$$

证明同定理 5, $\sum_{j=1}^k \bar{m}'(X_j) = 1$ 。实际上, 当 $a_s = 1, s=1, \dots, S$ 我们很容易把等可靠源看作非可靠源的一种特殊情况。

$$\begin{cases} m'_j(A) = p_i \cdot m(A), \forall A \in 2^\Theta, A \neq \Theta \\ m'_j(\Theta) = (1 - p_i) + p_i m(\Theta) \end{cases}$$

其信度赋值中心可表示为: $\bar{M}_j = \sum_{i=1}^m m'_i j / m$, 这里 $j \in [1, \dots, k]$, 同理, 我们得到表达式: $\sum_{j=1}^k \bar{M}_j = 1$, 其证明同定理 4。

事实上, 当 $p_i = 1 (0 \leq p_i \leq 1)$, 我们可以把同质信息源看作异质源的一个特例情况。

3.5 ESMS 过滤器原理

假设系统是多传感器的, 或者单传感器的时空差分系统, 都可以叫作多证据源系统 $S_i, i \in [1, \dots, m]$, 系统要求识别 n 个目标。那么我们可以建立下列过滤器网络:

下面对 ESMS 过滤器网络图进行说明:

a) $S_1, S_2 \dots S_m$ 表示 m 个证据源, $O_1, O_2 \dots, O_n$ 表示 n 个识别目标。 $S_i(O_j)$ 表示第 i 个证据源对 j 个目标的信度赋值, 它的实际维数要根据鉴别框中焦元个数来定义的 (幂集) 超幂集中的元素个数来确定。 S_{ai} 表示 m 个证据源对目标 i 信度赋值中心, 具体计算参见公式 (2)。

b) $N_{Ei}(O_j)$ 表示第 i 证据源对第 j 个识别目标的信度赋值与信度赋值中心的 ESMS。具体计算参见公式 (1)。

c) $N(O_i)$ 表示贴适度精度要求, 可以任意给定在 $[0, 1]$ 中的实数。当 $N_{Ei}(O_j) > N(O_j)$, 预处理信息可以通过过滤器。

d) Node(i) 表示通过高通滤波器后的信息与后融合处理器的连接节点。

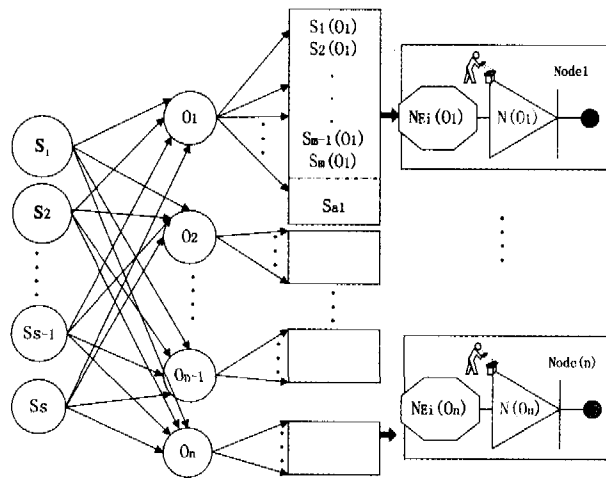


图 3 ESMS 过滤器网络图

下面通过一个数字例子进一步说明 ESMS 过滤器。

由表 1 可知, 系统有 10 个证据源, 鉴别框 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ 中有两个焦元, 这里我们采用 DSm 模型, 它的超幂集为 $D^\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2\}$, 由公式 (5) (6) 我们可以得到 S_a 和 N_E , 假设我们给定最低贴适度为 0.75, 那么由表 1 可知, S_5 和 S_{10} 将被过滤掉, 如果给定最低贴适度为 0.80, 那么 S_4, S_5, S_8, S_{10} 将被过滤掉。也就是说, 专家给定的 ESMS 的门限越

高, 通过过滤器的信息证据源越少, 后处理器处理量越低。

表 1 数字例子说明 ESMS 过滤器

证据源	$m(\theta_1)$	$m(\theta_2)$	$m(\theta_1 \cap \theta_2)$	$m(\theta_1 \cup \theta_2)$	N_E
S_1	0.3	0.4	0.2	0.1	0.8735
S_2	0.3	0.2	0.4	0.1	0.8000
S_3	0.4	0.1	0.2	0.3	0.8268
S_4	0.7	0.1	0.1	0.1	0.7592
S_5	0.1	0.8	0.1	0.0	0.5550
S_6	0.5	0.2	0.2	0.1	0.9106
S_7	0.4	0.3	0.1	0.2	0.9368
S_8	0.3	0.1	0.2	0.4	0.7592
S_9	0.4	0.5	0.1	0.0	0.8103
S_{10}	0.8	0.1	0.0	0.1	0.6806
S_a	0.42	0.28	0.16	0.14	1.0000

下面给出统一融合框架理论的特点:

①减少了计算量。尽管预处理增加了 ESMS 过滤器, 看起来好像增加了计算量, 但相对后融合处理器来说, 可以忽略不计, 因为前处理器过滤掉那些误导信息和高冲突信息, 大大减轻了后处理器的负担, 尤其大量冗余证据源存在的情况下, 它的优势更加明显。

②提高了融合精度和融合准确性。由于在融合前, 我们通过 ESMS 过滤器进行了融合信息的预处理, 过滤掉那些对最终融合准确性产生误导的信息源。

③提高了证据推理的普适性, 对那些融合高冲突信息有限制的融合规则 (比如: DST, 要求冲突因子不为 1), 扩展了适用范围。

4 仿真分析

为了验证统一融合框架理论的有效性, 我们应用这个理论在 Pioneer II 移动机器人, 通过美国 ActivMedia 公司提供的仿真器 SRIsim, 结合我们自己开发的软件试验或仿真平台, 机器人可以通过自身携带的 Sonar 传感器, 在运动的过程中, 感知未知环境, 构建环境地图。通过 Mapper 软件绘制的环境地图在仿真器 SRIsim 中被打开, 如图 4 所示, 地图的大小为 5000mm×5000 mm 虚拟机器人可以开始运动于地图中的任意位置点, 这里我们选择位置点 (1500, 2700, 88), 让机器人围绕识别物运动一周, 来获取 Sonar 信息, 感知物体, 这里假设虚拟机器人的直线运动速度为 100mm/s, 旋转速度为 50degree/s。

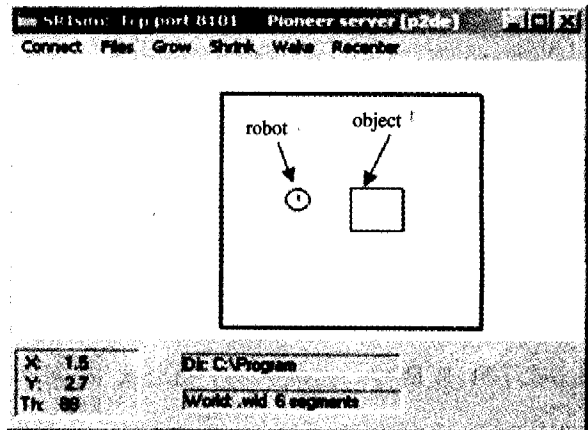


图 4 打开在 SRIsim 中的环境地图

由图4可知,虚拟机器人开始某一位置点 (x, y, th) 。机器人运行于环境中,可以通过 Soanr 传感器,结合我们的算法感知环境,重建地图。

机器人对图4环境的构建如图5和图6所示,但是采用不同的方法。图5采用单一后融合处理器的构建地图的结果,图6是采用统一融合框架理论构建地图的结果,这里无论是后融合处理器还是统一框架理论,我们都采用 DSm 模型和 PCR5 规则。广义基本信度赋值函数的计算同参考文献[18, 19],对同一框架理论我们设定贴度门限为 0.7。比较的结果如下:

1)统一框架理论的融合精度高于后融合处理器,这一点可以从两图的目标物的识别边缘及整体的清晰程度看出来。图6的清晰度更高一些。

2)融合效率高,尽管在仿真试验中,两种方法花费的时间没有明显的差别,甚至当融合证据源很少,且高度一致时,还会出现统一框架理论用的时间稍微长一点,但是相对于总体花费时间可以忽略不计。然而,当大量证据源存在,且高度不一致时,此时它的优势就得到了充分的体现,在我们的试验中,当限制证据源的个数($n \leq 5$)时,两个方法在效率方面没有明显的区别,当融合源的个数大大提高时,差距就比较显著。

3)计算量低,这一点也是体现在大量证据源存在的情况下才拥有的优点。

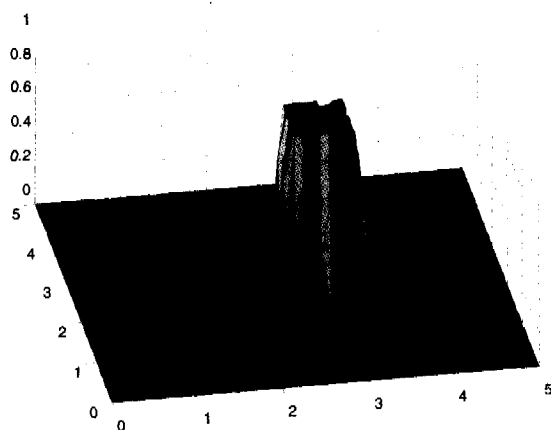


图5 后融合处理器地图创建的结果

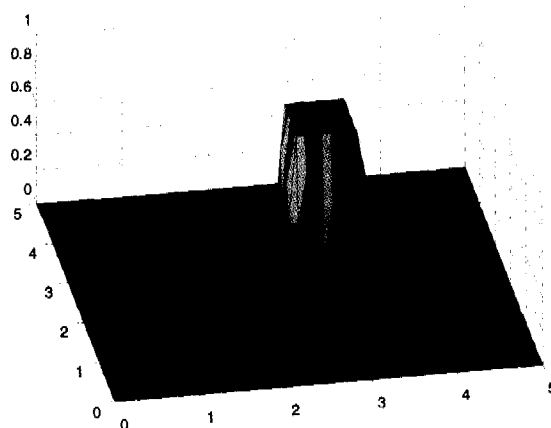


图6 统一融合框架理论地图创建结果

结论 在这篇论文中,提出了一种广义的证据支持贴度过滤器来选择最一致的证据源,并耦合基于 DSmT 和 PCR5 的融合机,并应用于 Pinioor II 移动机器人的 SLAM。

这种思想扩展了证据推理方法的应用范围,也大大提高了融合的精度和准确性,降低了了计算量,提高了融合效率。由于 PCR6[12]具有比 PCR5 更好的性能,我们将用 PCR6 来进一步改善 SLAM 的性能。

参考文献

- Pan Quan, Yu Xin, et al. Essential Methods and Progress of Information Fusion Theory. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2003, 29(4): 599~615
- Shafer G A. Mathematical Theory of Evidence. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976
- Smarandache F, Dezert J. Editors. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion. Vol. 1, Rehoboth: American Research Press, 2004
- Yager R R. Hedging in the Combination of Evidence. Journal of Information and Optimization Science, 1983, 4(1): 73~81
- Yager R R. On the Relationships of Methods of Aggregation of Evidence in Expert Systems. Cybernetics and Systems, 1985, 16: 1~21
- Yager R R. On the Dempster-shafer Framework and New Combination Rules. Information Sciences, 1987, 41: 93~138
- Dubois D, Rade H. Representation and Combination of Uncertainty with Belief Functions and Possibility Measures. Computational Intelligence, 1988, 4: 244~264
- Daniel M. Distribution of Contradictive Belief Masses in Combination of Belief Functions. B Bouchon-Meunier, Yager R R, Zadeh L A. Information, Uncertainty and Fusion Eds. Kluwer Academic Publishers, 2000. 431~446
- Smarandache F, Dezert J. Proportional conflict redistribution rules for information fusion. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion
- Smarandache F, Dezert J. A Simple Proportional Conflict Redistribution Rule. International Journal of Applied Mathematics & Statistics, 3(J05): 1~36
- Smarandache F. Unification of Fusion Theories (UFT). International Journal of Applied Mathematics & Statistics, 2004, 2: 1~14
- Martin A, Osswald C. A new generalization of the proportional conflict redistribution rule stable in terms of decision. to appear in Inf. & Sec; An Int. J, Bulg. Acad. of Sci., Sofia, March 2006
- Dezert J, Smarandache F. On the Generation of Hyper-power Sets for the DSmT. In: Proceeding of the 6th Int Conf. on Information Fusion, FUSION 2003. Cairns, Queensland, Australia, July 2003. 1118~1125
- Dezert J, Smarandache F. Partial ordering of hyper-power sets and matrix representation of belief functions within DSmT. In: Proceeding of the 6th Int Conf. on Information Fusion, FUSION 2003. Cairns, Queensland, Australia, July 2003. 1230~1238
- Ristic B, Smets Ph. Association of Uncertain Combat ID Declarations. In: Proc. of Cogis'06 Conf. Paris, March 2006
- Smets Ph. Data Fusion in the Transferable Belief Model. Proc Fusion 2000 Intern Conf on Information Fusion. Paris, July 2000
- Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe, P. Belief Functions Combination and Conflict Management. Information Fusion Journal, 2002, 3(2): 149~162
- Li Xinde, Huang Xinhan, Wang Min. Robot Map Building from Sonar Sensors and DSmT. Accepted by the special issue of International & Security; An International Journal
- Li X, Huang X, Wang M. A Comparison of The Effect of Sonar Grid Map Building Based on DSmT and DST. In: IEEE Int Conf. WCICA2006. Dalian China, June 2006