

多源冲突证据的智能融合算法研究

杨锦园^{1,2}, 黄心汉¹, 王敏¹

YANG Jin-yuan^{1,2}, HUANG Xin-han¹, WANG Min¹

1. 华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074

2. 湖北师范学院 控制科学与工程系, 湖北 黄石 435002

1. Department of Control Science & Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

2. Department of Control Science & Engineering, Hubei Normal University, Huangshi, Hubei 435002, China

E-mail: kayaka_lan@163.com

YANG Jin-yuan, HUANG Xin-han, WANG Min. Intelligent fusion algorithm of multi-source conflicting evidences. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(22): 18-20.

Abstract: Compared with DST, DSMT can keep the conflict of evidences as a focus element in data fusion in order to resolve the difficulty in the high conflict. But the DSMT's computation will oversize more easily because more focus elements are additional in DSMT rule. And the fusion result is worse than DST's when the low conflict situation is occurred. Aiming at it, this paper proposes one kind of intelligent algorithms on basis of DST and DSMT, combining their advantages. The algorithm uses conflict mass as a judgment in conflict evidences. DST fusion rule is adopted when conflict mass is lower. And DSMT fusion rule is adopted while opposition. It reduces computation with same fusion quantity. At last, Pioneer II mobile robot is used and the correctness and validity of the developed method are verified.

Key words: Dempster-Shafter Theory (DST); Dezert-Smarandache Theory (DSMT); conflict mass; information fusion

摘要:与 Dempster-Shafter 理论(DST)相比, Dezert-Smarandache 理论(DSMT)通过保留证据冲突项作为数据融合的焦点,从而可以很好地解决在证据发生高冲突情况下的信息融合问题。但是因为 DSMT 算法增加了矛盾焦点,致使推理过程中的计算量加大,更容易产生焦点爆炸的问题。针对上述问题,提出一种结合两者优点的 DST-DSMT 智能算法。该算法以证据之间的冲突质量作为判断依据,当冲突质量较小时采用 DST 算法,反之则采用 DSMT 算法,以期在保证融合效果的情况下,减小计算量。以 P2-DX 机器人作为实验平台,以具体算例验证了方法的正确性和有效性。

关键词: Dempster-Shafter 理论; Dezert-Smarandache 理论; 冲突质量; 信息融合

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.22.006 **文章编号:** 1002-8331(2009)22-0018-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP24

1 前言

Dempster-Shafter 理论(简称 DST)由于能区分不确定和不知道的差异,因而得到了广泛的应用。但是在证据发生高冲突的情况下,证据推理会产生与直觉相反的结论。针对这种情况,Dezert-Smarandache 于 2003 年在 Bayes 和 DST 理论的基础上,发展了一种灵活有效的智能融合算法(简称 DSMT)。DST 理论认为辨识框架的任一子集是由焦点的并构成,而文献[1]的理论中子集还可以由焦点的交组成,从而解决证据冲突时数据融合的问题,带来的问题是更有可能引起“焦点爆炸”,致使推理过程的计算量大大增加。研究表明, DST 具有较强的数学基础,经过大量的实践应用,其在低冲突状况下有很大的优越性,而 DSMT 作为 Bayes 理论和传统 DST 的扩展,它同样可以融合多源信息,但是其优势主要集中在处理高冲突的证据上。因此,针对这些情况,对两种算法进行综合,提出基于冲突的一种智

能融合算法,以冲突的高低作为判决依据,当冲突质量较小时采用 DST 融合算法,当冲突质量较高时采用 DSMT 融合算法,以期 DST 与 DSMT 互相取长补短,在保证较好融合效果的情况下,有效解决高冲突信息的融合,又大大减小计算量。

2 Dempster-Shafer 证据理论基本概念

DST 证据理论是建立在一个非空集合 Θ 上的理论^[2], Θ 称为辨识框架,用来表示所感兴趣的命题集,它定义了一个集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 满足

$$(1) m(\phi) = 0$$

$$(2) \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (1)$$

称 m 为辨识框架的基本概率分配(bpa)。 $\forall A \subseteq \Theta, m(A)$ 表示证据支持命题 A 发生的程度,称为 A 的基本信任度。

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60675028)。

作者简介: 杨锦园(1971-),女,高级工程师,博士生,主要从事数据处理与信息融合研究;黄心汉(1946-),男,教授,博士生导师,主要从事机器人原理与多传感器数据融合研究;王敏(1954-),女,教授,主要从事智能控制、图像处理和机器人传感器技术研究。

收稿日期: 2009-04-10 **修回日期:** 2009-05-21

假定辨识框架 Θ 上性质不同的两个证据 A 和 B , 其焦点分别为 A_i 和 $B_j (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n)$, 基本概率分配函数分别为 m_1 和 m_2 按照 Dempster-Shafer 规则融合:

$$m(A) = m_1 \oplus m_2(A) = 1 - \frac{\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)}{\sum_{A_i \cap B_j \neq \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)} \quad (2)$$

$$m(A) = m_1 \oplus m_2(\phi) = 0$$

3 DSMT 理论简介

DSMT 理论简介^[3]: 设 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ 是拥有 n 个焦点的有限集合(称为框架), 则 D^θ 是由 Θ 中的焦点经由 \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 。

设定广义鉴别框 Θ , 针对由一个证据源 B 获取的证据, 定义一组映射 $m(\cdot): D^\theta \rightarrow [0, 1]$:

$$m(\phi) = 0 \text{ and } \sum_{A \in D^\theta} m(A) = 1 \quad (3)$$

其中 $m(A)$ 被称为命题 A 的广义基本信度赋值即 *gbba*。

假定辨识框架 Θ 上性质不同的两个证据 A 和 B , 其焦点分别为 A_i 和 $B_j (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n)$, 基本广义信度赋值函数, 即 *gbba* 函数分别为 $m_1(A_i)$ 和 $m_2(B_j)$, 则有如下经典 DSMT 融合规则^[4-5]:

$$\forall A \in D^\theta$$

$$m_{M(\theta)}(C) = \sum_{\substack{A_i, B_j \in D^\theta \\ A_i \cap B_j = C}} m_1(A_i)m_2(B_j) \quad (4)$$

4 智能算法

如式(2)所示, 在 DST 理论的融合规则中, 通过 $(1 -$

$\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j))$ 将其基本概率分配进行归一化, 其作用是

将冲突部分平均分配给各个子集, 定义 $\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)$ 称为冲突质量。

已经知道, 在低冲突情况下 DST 融合结果是没有问题的, 同时由于 DSMT 引入了焦点的交集, 大大增加了计算量, 使得其融合的计算效率远低于 DST 融合规则, 所以在低冲突的情况下采取 DSMT 的融合规则并不是最优选择^[6]。而在高冲突的情况下, DSMT 融合规则可以有效解决 DST 中矛盾焦点无法进行组合的情况, 从而避免出现与反直觉的融合结论。所以将两种融合规则根据不同情况进行结合起来更为恰当。应用冲突质量的概念, 在每次进行融合之前, 先计算证据体之间的冲突质量, 当冲突质量小于某个阈值时采用 DST 融合规则, 而在冲突质量大于该阈值时将 DST 融合规则改为 DSMT 融合规则来使用。

假设一个最简单的辨识框架 $\Theta = \{A, B\}$, 当 n 时刻采用 DST 融合规则, 而下一刻信息冲突质量较大, 要采用 DSMT 融合规则时, 需要在子集中增加矛盾焦点, 可以将上一拍的矛盾焦点置信为 0, 即第 n 拍中 $2^\theta = \{A, B, A \cup B\}$, 而在第 $n+1$ 拍中 $D^\theta =$

$\{A, B, A \cap B, A \cup B\}$ 。这样, 在第 n 拍中, 幂集从 2^θ 变化为 D^θ , 需要增加 $A \cap B$ 矛盾焦点, 并令增加的 $m(A \cap B) = 0$, 以便在第 $n+1$ 拍采用 DSMT 融合规则。

当情况相反, 需要 DSMT 融合规则向 DST 融合规则过渡时, 需要将矛盾信息分配到各个非空子集上去, 即将超幂集 D^θ 中的 $m(A \cap B)$ 的值按比例分配给 $m(A), m(B), m(A \cup B)$, 其分配比例由各个子集在整个非矛盾信息中所占比例决定。即当 n 时刻采用 DSMT 融合规则, 而下一刻信息冲突质量小于阈值时, 需要将幂集 D^θ 变化为 2^θ , 以便在第 $n+1$ 拍采用 DST 融合规则。因此, 按照式(5)将 $m(A \cap B)$ 分配给 D^θ 中与 $m(A \cap B)$ 有关的非空子集上。

$$m_1'(A_i) = m_1(A_i) + \sum_{A_r \in \{D^\theta - 2^\theta\}} m_1(A_r) \times \frac{m_1(A_i)}{\sum_{A_k \in 2^\theta \text{ 且 } A_i \cap A_k \neq \emptyset} m_1(A_k)} \quad (5)$$

以两个证据体为例:

$$\begin{aligned} m_1(A) &= 0.5 & m_1(B) &= 0.2 \\ m_1(A \cap B) &= 0.1 & m_1(A \cup B) &= 0.2 \\ m_2(A) &= 0.3 & m_2(B) &= 0.2 \\ m_2(A \cap B) &= 0.1 & m_2(A \cup B) &= 0.4 \end{aligned}$$

DSMT 融合后得到, $m_{12}(A \cap B) = 0.35$ 小于阈值, 因此下一拍将采用 DST 融合规则, 需要将 $m_1(A \cap B) = 0.1, m_2(A \cap B) = 0.1$ 分别分配给非空子集后, 得到新的基本概率分配, 记为 $m_1'(\cdot)$:

$$m_1'(A) = m_1(A) + \frac{m_1(A)}{m_1(A) + m_1(B) + m_1(A \cup B)} \times m_1(A \cap B) = 0.5 + \frac{0.5}{0.9} \times 0.1 = 0.5556$$

$$m_1'(B) = m_1(B) + \frac{m_1(B)}{m_1(A) + m_1(B) + m_1(A \cup B)} \times m_1(A \cap B) = 0.2 + \frac{0.2}{0.9} \times 0.1 = 0.2222$$

$$m_1'(A \cup B) = m_1(A \cup B) + \frac{m_1(A \cup B)}{m_1(A) + m_1(B) + m_1(A \cup B)} \times m_1(A \cap B) = 0.2 + \frac{0.2}{0.9} \times 0.1 = 0.2222$$

同理可计算 $m_2'(A), m_2'(B), m_2'(A \cup B)$ 。

与此类似, 当证据源 $k > 2$ 时, 在融合过程中所产生的矛盾焦点将根据式(5)分配给 D^θ 集合中的与矛盾焦点相关的非空子集中, 从而将辨识框架从 D^θ 转换至 2^θ , 以便在下一拍中进行 DST 规则融合。

5 仿真算例

实验采用 Pioneer 2-DXe 移动机器人, 实物如图 1 所示, 机器人本体上装有声纳, 机器人本体及声纳布局分别如图 2 所示。建立 $13 \text{ m} \times 8 \text{ m}$ 的房间地图, 房间构造和机器人初始位置如图 3 所示, 分别进行构建环境地图实验, 设定机器人的初始位置为地图的坐标原点, 初始位姿为 $(0.00 \text{ m}, 0.00 \text{ m}, 0.00 \text{ rad})$ 。



图 1 Pioneer 2-DXe 移动机器人

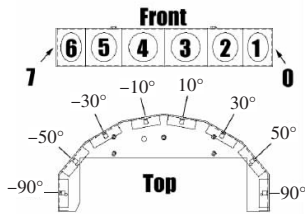


图2 Pioneer 2-DXe 移动机器人声纳布局

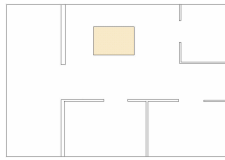


图3 房间构造及机器人初始位置

针对声纳数据的特点,采用 DSm 经典模型,设定辨识框 Θ 中有两个焦点 E 和 O , 定义 E 表示栅格为空, O 表示栅格被占用,其超幂集为 $D^\circ = \{\phi, E, O, O \cap E, O \cup E\}$, 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 $(gbbaf)m(\cdot): D^\circ \rightarrow [0, 1]$, 在此, ϕ 表示该次融合信息无效, $m(E)$ 表示栅格为空的信度赋值函数, $m(O)$ 表示栅格被占用的信度赋值函数, $m(O \cap E)$ 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, $m(O \cup E)$ 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)。在机器人探测环境前, 首先设定整张地图的 $m(O \cup E)$ 都为 1, 即表示地图还处于未知状态。实验结果如图 4 所示。

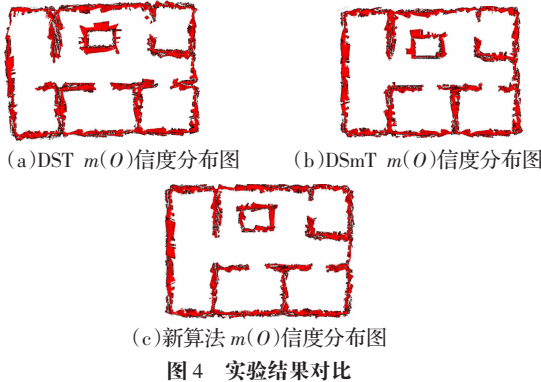


图4 实验结果对比

从比较的结果来说, DSmT 与 DST-DSmT 的融合精度要高于 DST, 尤其是在拐角处。但是 DST 的融合时间(与计算量有直接关系)却比 DSmT 与 DST-DSmT 要少。尽管在仿真实验中, 这几种方法花费的时间差别不大, 甚至当环境简单, 且融合证据源高度一致时, 还会出现新算法用的时间稍微长一些。但是

(上接 17 页)

4 结束语

通过仿真实验, 可以认为: 在 IPv6 网络中通过应用分层扫描策略, TeredoWorm 蠕虫的感染速度要远远快于在 IPv4 网络中传播的 CodeRed 蠕虫, TeredoWorm 是一种可以在 IPv4/IPv6 网络中快速大范围传播的蠕虫。因此在未来的 IPv4/IPv6 混合型网络中, 安全机制需要进一步强化, 同时必须深入研究遏制此类蠕虫在混合型网络中大范围快速传播的有效措施。

参考文献:

- [1] Song D, Malan R, Stone R.A snapshot of global Internet worm activity[R]. Arbor Networks, 2001.
- [2] Chen Z, Gao L, Kwiat K. Modeling the spread of active worms[C]// Proceedings of the IEEE INFOCOM 2003. San Francisco: IEEE Computer Society, 2003.
- [3] 邢长友, 杨莉, 陈鸣. 网络蠕虫传播建模分析[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(3).

当大量证据源存在且其一致性频繁变化时, DST-DSmT 融合效率高的优势就能得到充分体现。总体来说, DST-DSmT 的性能要优于 DST 或者 DSmT。

6 结论

使用声纳获取到的不完全、不精确、不确定、高冲突信息来探测未知环境, 当机器人在简单的环境中漫游而构建环境地图时, 或者收到的信息冲突质量变化不大, 则新算法的改进并不大。但是在复杂多变的环境中, 或者冲突质量频繁变动, 或者连续很多拍冲突质量均较大的信息需要进行融合处理时, 新算法的优势就体现出来了。因为, 在低冲突高置信时采用了比较有效、计算量也较少的 DST 融合规则, 而在低置信高冲突情况下采用了有效融合矛盾信息的 DSmT 融合规则, 使得整个融合过程成为一个智能的过程。最后分别利用 DST、DSmT 和新算法这三种算法, 构建二维基本信度赋值地图。实验结果表明, 在同一环境中, 新算法的综合性能高于单独的 DST 或 DSmT, 是一种有效的处理频繁冲突信息的自适应融合算法。

参考文献:

- [1] Dezert J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning[J]. Information and Security, 2002, 9: 13-57.
- [2] Shafer G.A mathematical theory of evidence[M]. Princeton N J: Princeton University Press, 1976.
- [3] Dezert J, Smarandache F. On the generation of hyper-power sets for the DSmT[C]// Proceedings of the 6th Int Conf on Fusion, 2003: 214-220.
- [4] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DSmT for information fusion[M/OL]. Rehoboth: American Research Press, 2004. <http://www.gallup.unm.edu/~smarandache/DSmT-book1.pdf>.
- [5] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DSmT for information fusion (Collected works). Vol. 2[M/OL]. Rehoboth: American Research Press, 2006. <http://www.gallup.unm.edu/?smarandache/DSmT-book2.pdf>.
- [6] Yao Y Y. A comparative study of formal concept analysis and rough set theory in data analysis[C]// Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2004, 3066: 59-68.
- [7] Spence J. IPv6 security and security update[C/OL]// NAV6TF/ARIN XVIPv6 Conference, April 2005. http://www.nav6tf.org/documents/arin-nav6tf-apr05/6.Ipv6_Security_Update_JS.pdf.
- [8] Microsoft. Teredo Overview[EB/OL]. <http://www.microsoft.com/technet/prodtechnol/winxpro/maintain/Teredo.msp>.
- [9] Strefataris G, Gibson G J. Statistical inference for stochastic epidemic models[C]// Proc of the 17th Int'l Workshop on Statistical Modelling, Chania, 2002: 609-616.
- [10] Frauenthal J C. Mathematical modeling in epidemiology[M]. New York: Springer-Verlag, 1980.
- [11] Zou C C, Gong W B, Towsley D. Code Red worm propagation modeling and analysis[C]// Proceedings of the 9th ACM Symposium on Computer and Communication Security, Washington, 2002: 138-147.
- [12] Zou C C, Towsley D, Gong W. On the performance of Internet worm scanning strategies[J]. Performance Evaluation, 2006, 63: 700-723.
- [13] Zou C C. The monitoring and early detection of Internet worms[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2005, 13(5): 961-974.