文章编号: 1001-0920 (2012) 06-0899-05

一种基于置信最大熵模型的证据推理方法

权 文, 王晓丹, 王 坚, 王振江

(空军工程大学 导弹学院，陕西 三原 713800)

摘 要: D-S 证据组合规则在处理高冲突信息时会得出与直觉相反的结论, 这一直是 D-S 理论研究的热点. 与相关理论优势互补是克服证据理论固有缺陷的有效方法之一. 基于对最大熵原理和证据理论的研究, 定义了辨识框架上的基本最大熵置信分配函数, 并与经典的 D-S 组合规则及其改进方法相结合, 给出了相关推理公式及基于置信最大熵模型. 理论分析和实验表明, 最大熵新证据的加入使非单焦元的基本置信赋值按比例重新分配给了单焦元, 很好地处理了高冲突信息.

关键词: D-S 理论；证据推理；最大熵原理；组合规则

中图分类号: TP212.9　　　　**文献标识码:** A

A combination rule of evidence theory based on brief max-entropy model

QUAN Wen, *WANG Xiao-dan*, *WANG Jian*, *WANG Zhen-jiang*

(The Missile Institute，Air Force Engineering University，Sanyuan 713800，China．Correspondent：QUAN Wen, E-mail：937182228@qq.com)

Abstract: The combination rule of high conflict evidence is one of the important issues in D-S theory since it gives error results that contrary with the instinct. Combining relative theories into D-S theory is an effective way in dealing with the inherent defects of D-S theory. Based on the max-entropy and D-S theory, a basic belief max-entropy assignment function is proposed. Then a model based on max-entropy is obtained by combing Max-entropy with classic D-S theory and the alternative D-S theories, relevant rational formulas are presented. Theoretical analysis and experiments show that the incorporation of the new max-entropy evidence into D-S theory can better process high-conflict information by re-allocating the basic belief value of the non-single focal elements proportionally into the single focal elements.

Key words: D-S theory；evidence reasoning；max-entropy；combination rules

1 引 言

证据理论是由 Dempster[1] 于 1967 年研究多值映射问题时提出的, 之后由其学生 Shafer[2] 加以扩充和发展, 形成了最终的 Dempster-Shafer 理论 (简称 D-S 理论). D-S 组合规则最大的优点是丢失小部分冲突证据从而增加证据的集中度, 大大减少了系统的不确定性, 有使“强者更强, 弱者更弱” 的效应.

在实际应用中, D-S 在处理高冲突问题时常会得出有悖常理的结论. 其根本原因在于 D-S 组合规则适用于高置信度、低冲突度命题, 却无法有效处理信任度趋近于零的情况. 针对冲突证据处理问题, 近年来国内外众多学者对其进行改进, 提出了许多解决方法[3-9]. 如: Smets[3] 提出的可传递置信模型 (TBM), 将冲突分配给了空集; Yager[4] 提出的取消正则化过程, 将冲突分配给了全集; Dubois 和 Prade[5] 提出将冲突的概率分配给冲突焦元的并集, 当焦元一致时采用合取算子, 当焦元冲突时采用析取算子等. 另外, 将 D-S 与相关理论 (模糊集理论[10-12]、随机集理论[13]、粗糙集理论[14]、灰关联分析[15-16]、中智学[17])的优势相结合是此领域关注的焦点之一[18]. 使得它们可以相互结合, 取长补短, 为证据推理的发展提供良好的基础, 并为其进一步应用提供了条件.

经典的证据推理方法在处理冲突时将冲突平均分配给各个焦元, 这种做法显然不合理. 为了更好地对冲突重新分配, 提高系统向单焦元聚集的能力以便于最终的决策, 本文将最大熵理论与证据理论相结合, 提出了一种基于最大熵原理的证据推理方法.

收稿日期: 2011-01-21；**修回日期:** 2011-06-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975026).

作者简介: 权文(1983−), 女, 博士生, 从事智能信息处理、机器学习的研究；王晓丹(1966−), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理、机器学习等研究.

2 D-S 基本理论

D-S 相关理论在相关文献中均有详述, 本文仅给出 Dempster 组合规则的定义.

定义 1 设 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$ 是 2^Θ 上的两个相互独立的基本置信分配 bba (basic belief assignment), 定义组合后的 bba: $m(\cdot)=[m_1\oplus m_2](\cdot)$ 为

$$\begin{cases} m(\varnothing)=0, \\ m(A)=\dfrac{\displaystyle\sum_{X,Y\subset 2^\Theta, X\cap Y=A} m_1(X)m_2(Y)}{1-\displaystyle\sum_{X,Y\subset 2^\Theta, X\cap Y=\varnothing} m_1(X)m_2(Y)}, \\ \forall(A\neq\varnothing)\in 2^\Theta. \end{cases} \tag{1}$$

其中 $\displaystyle\sum_{X,Y\subset 2^\Theta, X\cap Y=\varnothing} m_1(X)m_2(Y)$ 为两证据间的冲突度, 记为 k_{12}. 若 $k_{12}\neq 1$, 则确定一个基本概率分配函数; 若 $k_{12}=1$, 则认为 m_1 与 m_2 矛盾, 称为全冲突, 不能对基本概率赋值进行组合. 上式即为 Dempster 组合规则, 满足结合律和交换律, 适用于多个证据的组合.

定义 2 若识别框架 Θ 的一个子集为 A, 具有 $m(A)>0$, 则称 A 为焦元, 所有焦元的并称为核.

3 基于置信最大熵模型的证据推理方法

3.1 算法模型

在面对大量的证据时, 证据理论运算量大, 不确定信息随着证据的增加而不断增大. 为了使系统能够作出最终的决策, 需要把系统最终的不确定信息转化为对单焦元的支持. 而究竟如何分配冲突才能使得系统整体性能最优, 最大熵证据的引入解决了这一问题, 使得整个系统的熵达到最大, 从而得出了最为合理的推断.

最大熵原理是美国物理学家 Jaynes 于 1957 年提出的推理观点. 最大熵原理的实质是, 在已知部分知识的前提下, 关于未知分布最合理的推断即为符合已知知识最不确定或最随机的 (即熵最大) 推断, 因为这种随机分布是最为随机的, 是主观成分最少、把不确定的东西进行最大估计的分布. 这是人们可以作出的唯一不偏不倚的选择, 任何其他的选择都意味着增加了其他的约束和假设.

最大信息熵原理描述的是在一定条件下, 随机变量满足何种分布时信息熵取得最大值. 设离散随机变量 X 取值为 A_k 的概率为 p_k, $k=1,2,\cdots,N$, $p_k>0$, $\displaystyle\sum_{k=1}^{N}p_k=1$. 当 X 为等概率分布时, 即 $p_k=1/N$, $k=1,2,\cdots,N$ 时, 信息熵达到最大值.

根据上述最大熵原理, 本文在定义 1 的基础上引入置信最大熵的概念.

定义 3 设 Θ 为一辨识框架, 其基数为 $|\Theta|$, 则函数 $m_{\rm ME}: 2^\Theta\to[0,1]$ 满足以下条件:

1) $m_{\rm ME}(\varnothing)=0$;

2) $m_{\rm ME}(A)=1/|\Theta|$, $\forall A\in\Theta$;

3) $\displaystyle\sum_{A\subset\Theta} m_{\rm ME}(A)=1$.

称 $m_{\rm ME}$ 为辨识框架 Θ 上的基本最大熵置信分配 (bbmea) 函数.

定义 4 设辨识框架 Θ 的所有单焦元的集合为 C_e, 且 $C_e=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_{|\Theta|}\}$.

基于置信最大熵模型的证据推理方法的思想是在组合过程中, 将辨识框架 Θ 上的基本置信最大熵分配函数 $m_{\rm ME}(\cdot)$ 作为一组新引入的证据. 组合过程中可选用 Dempster, DP[5] 和 Yager[4] 等组合规则, 从而形成了 Dempster-ME, DP-ME, Yager-ME 等组合模型, 即

$$m_{\rm DS-ME}(\cdot)=m_\Delta\oplus m_{\rm ME}(\cdot)=$$
$$\begin{cases} m(\varnothing)=0, \\ m(A)=\dfrac{\displaystyle\sum_{X\subset 2^\Theta, Y\subset C_e, X\cap Y=A} m_\Delta(X)m_{\rm ME}(Y)}{1-\displaystyle\sum_{X\subset 2^\Theta, Y\subset C_e, X\cap Y=\varnothing} m_\Delta(X)m_{\rm ME}(Y)}, \\ \forall(A\neq\varnothing)\in 2^\Theta; \end{cases} \tag{2}$$

$$m_{\rm DP-ME}(\cdot)=[m_\Delta\oplus m_{\rm ME}](\cdot)=$$
$$\begin{cases} m_{\rm DP}(\varnothing)=0, \\ m_{\rm DP}(A)=\displaystyle\sum_{\substack{X\in 2^\Theta,\, Y\subset C_e,\\ X\cap Y=A,\, X\cap Y\neq\varnothing}} m_\Delta(X)m_{\rm ME}(Y)+ \\ \qquad\displaystyle\sum_{\substack{X\in 2^\Theta,\, Y\subset C_e,\\ X\cup Y=A,\, X\cap Y\neq\varnothing}} m_\Delta(X)m_{\rm ME}(Y), \\ \forall(A\neq\varnothing)\in 2^\Theta; \end{cases} \tag{3}$$

$$m_{Y-\rm ME}(\cdot)=[m_\Delta\oplus m_{\rm ME}](\cdot)=$$
$$\begin{cases} m_Y(\varnothing)=0, \\ m_Y(A)=\displaystyle\sum_{X\subset 2^\Theta,\, Y\subset C_e,\, X\cap Y=A} m_\Delta(X)m_{\rm ME}(Y), \\ \forall(A\neq\varnothing)\in 2^\Theta,\ A\neq\Theta. \end{cases} \tag{4}$$

式 (2)∼(4) 中 $m_\Delta(\cdot)$ 代表 m_1 与 m_2 组合后的基本概率赋值函数以及组合证据 $m_{\rm ME}(\cdot)$ 前系统的基本概率赋值函数.

该方法的优点是拥有坚实的理论支持, 可以与已有的各种改进证据组合规则结合使用, 实现方便, 尤其与 DP, Yager 等组合规则结合后, 使融合系统的信任向单焦元聚集, 并能较好地处理高冲突数据融合问题. 本文方法的实质是在系统中引入了一组置信最大熵的新证据, 主要起到两个作用: 1) 避免了高冲突证据的直接组合, 解决了高冲突证据组合问题, 提高了证据组合的可靠性; 2) 使系统的 BPA 向单焦元聚集, 加速了系统的收敛性.

3.2 分析与讨论

3.2.1 本文方法与 Murphy 平均法的比较

本文方法是一种与 Murphy 平行的方法. Murphy 方法的本质是对冲突证据进行简单平均, 再对平均证据进行 $n-1$ (n 为证据个数) 次组合, 由于并未考虑证据之间相互关联性, 这样做的不良后果是易产生对组合结果的"超估计", 丧失了聚集性. 之后经典的 Murphy 改进方法[12,19] 虽然考虑了证据相关性, 但由于计算步骤过多, 仍未能很好地解决这一问题. 可见 Murphy 方法最大的问题是将证据的均值作为新证据缺乏完善的理论依据. 而本文方法是以最大熵原理为依据, 从系统宏观上考虑, 在系统中引入了一组置信最大熵的新证据, 对信度采用最合理的等概率分布, 既考虑了证据相关性, 保留了更多有用信息, 又使系统的收敛和聚集性大大提高, 在一定程度上解决了组合爆炸问题. 新方法在信任重新分配上的合理性在例 2 中得到了很好的验证.

3.2.2 最大熵证据加入系统的时机

在第 1 次组合之后加入最大熵证据和在系统中全部证据融合之后加入最大熵证据, 所得结果是有效且等效的. 无论何时, 一旦在系统中加入最大熵证据, 证据将迅速收敛并聚集于系统的单焦元. 若每一步均加入最大熵证据, 则未免会增加系统的运算量; 考虑到信息熵本身的概念, 熵是随机系统的不确定性度量的有力工具, 当系统越复杂时, 这一原理的应用更合理; 在融合的最后加入最大熵证据, 融合结果的聚焦性很好. 总之, 具体的算法必须根据实际要解决的问题以及问题的规模来具体设计, 以达到决策最优.

4 数值算例

下面通过实例来说明 Dempster-ME 组合模型, DP-ME 组合模型和 Yager-ME 组合模型的有效性及其在处理高冲突数据融合问题时的不同.

例 1 Zadeh 的例子[20]. 辨识框架 $\Theta=\{M,C,T\}$ 表示有脑膜炎 (M), 脑淤血 (C) 和脑瘤 (T) 3 种病情, 两位专家 $m_1(\cdot)$ 和 $m_2(\cdot)$给出的诊断结论(bba) 如下:

$$m_1(A)=0.99,\ m_1(B)=0.01,\ m_1(C)=0;$$

$$m_2(A)=0,\ m_2(B)=0.01,\ m_2(C)=0.99.$$

利用 Dempster 组合规则, DP 组合规则和 Yager 组合规则得到的组合结果如表 1 所示.

表 1　3 种组合规则对例 1 的组合结果

组合规则	M	C	T	MC	MT	CT	MCT
Dempster	0	1	0	0	0	0	0
DP	0	0.000 1	0	0.009 9	0.980 1	0.009 9	0
Yager	0	0.000 1	0	0	0	0	0.999 9

Zadeh 例子的冲突度 $k_{12}=0.999\,9$, 属于高冲突问题. 由表 1 融合结果可知, 运用 Dempster 规则, 两位专家认为最不可能的脑淤血 (C) 竟然在意见融合后置信度达到 1, 而其余两种疾病置信度为零, 与人类直觉相悖; 由 DP 规则结果可知, 把置信度最大的 0.980 1 分配给了 $M\bigcup T$ 焦元, 表示系统仅能判断不是脑膜炎 (M) 就是脑瘤 (T), 而并不能给出更加确切的判决; Yager 规则结果则把所有的冲突 0.999 9 分配给了全集 $M\bigcup C\bigcup T$ 焦元, 表示系统判决为脑膜炎 (M) 或脑瘤 (T) 或脑淤血 (C), 几乎等于没有判决, 这样是消除了冲突, 但有利于判决的信息量极少.

下面利用 Dempster-ME, DP-ME 和 Yager-ME 组合模型对表 1 中 Dempster, DP 和 Yager 的组合结果进行处理, 可得

$$m_{\mathrm{DS-ME}}(\cdot)=m_{\mathrm{DS}}\oplus m_{\mathrm{ME}}(\cdot)=$$

$$\begin{bmatrix} M & C & T\\ 0 & 1 & 0\\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} M & C & T\\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$m_{Y-\mathrm{ME}}(\cdot)=m_{Y}\oplus m_{\mathrm{ME}}(\cdot)=$$

$$\begin{bmatrix} M & C & T & M\bigcup C\bigcup T\\ 0 & 0.000\,1 & 0 & 0.999\,9\\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix}=$$

$$\begin{bmatrix} M & C & T & M\bigcup C\bigcup T\\ 0.333\,3 & 0.333\,33 & 0.333\,3 & 0.000\,07 \end{bmatrix},$$

$$m_{\mathrm{DP-ME}}(\cdot)=[m_{\mathrm{DP}}\oplus m_{\mathrm{ME}}](\cdot)=$$

$$\left[\begin{matrix} M & C & T & M\bigcup C\\ 0 & 0.000\,1 & 0 & 0.009\,9\\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{matrix}\right.\rightarrow$$

$$\leftarrow\left.\begin{matrix} M\bigcup T & C\bigcup T & M\bigcup C\bigcup T\\ 0.980\,1 & 0.009\,9 & 0\\ 0 & 0 & 0 \end{matrix}\right]=$$

$$\left[\begin{matrix} M & C & T & M\bigcup C\\ 0.33 & 0.006\,64 & 0.33 & 0.000\,03 \end{matrix}\right.\rightarrow$$

$$\leftarrow\left.\begin{matrix} M\bigcup T & C\bigcup T & M\bigcup C\bigcup T\\ 0 & 0.000\,03 & 0.333\,3 \end{matrix}\right].$$

由上述结果可知, Dempster-ME 组合模型结果对最不可能的 C 的信任仍为 1, 可见它依然不能解决证据高冲突的数据融合问题. Yager-ME 组合模型除了将一小部分信任给了全集, 其余信任被所有的焦元平分, 与 Dempster-ME 相比性能有所提高, 但仍不能决策. DP-ME 组合模型结果也不足以决策, 但很显然, 与 DP 相比, $M\bigcup T$ 变为零, 最不可能的 C 与 M 和 T 相比非常小, 这与人类的直觉是一致的, 它比 Yager-ME 考虑得更周全. 总之, DP-ME 组合模型和 Yager-ME

组合模型都能有效处理高冲突, 更合理地进行冲突重新分配, 较好地平衡了精度和可信度间的取舍.

例 2 设辨识框架 $\Theta=\{A,B,C\}$, 假设已知 m_Δ 的基本概率赋值如下:

$$m_\Delta(A)=0.25,\ m_\Delta(B)=0.2,\ m_\Delta(C)=0.15.$$

在计算中, 假设 $m_\Delta(A)$, $m_\Delta(B)$, $m_\Delta(C)$ 的基本概率赋值固定不变, 而 $m_\Delta(AB)$, $m_\Delta(A\mathrm{C})$, $m_\Delta(B\mathrm{C})$ 的基本概率赋值有规律地变化, 如表 2 所示. 其中 Δ 表示加入最大熵证据后 $m_{\mathrm{DS-ME}}$ 相比 m_Δ 的增加量, 缺省值为零. 由于篇幅所限, 未列出 $AB\bigcap ABC=AB$ 一类的组合结果.

表 2 本文方法对例 2 的组合结果

组别		A	Δ	B	Δ	C	Δ	AB	AC	BC	ABC	
1	m_Δ	0.25	0.166 7	0.20	0.133 3	0.15	0.15	0.1	0.1	0.1	0.1	
	$m_{\mathrm{DS-ME}}$	0.366 7		0.333 3		0.300 0		0	0	0	0	
2	m_Δ	0.25	0.214 3	0.20	0.085 7	0.15	0.1	0.2	0.2	0	0	$AB\bigcap AC=A$
	$m_{\mathrm{DS-ME}}$	0.464 3		0.285 7		0.250 0		0	0	0	0	
3	m_Δ	0.25	0.071 4	0.20	0.228 6	0.15	0.1	0.2	0	0.2	0	$AB\bigcap BC=B$
	$m_{\mathrm{DS-ME}}$	0.321 4		0.428 6		0.250 0		0	0	0	0	
4	m_Δ	0.25	0.071 4	0.20	0.085 7	0.15	0.242 9	0	0.2	0.2	0	$AC\bigcap BC=C$
	$m_{\mathrm{DS-ME}}$	0.321 4		0.285 7		0.392 9		0	0	0	0	

由表 2 第 1 组实验可得, 当除单焦元之外的基本概率赋值均匀分布 ($m_\Delta(AB)=0.1$, $m_\Delta(A\mathrm{C})=0.1$, $m_\Delta(B\mathrm{C})=0.1$, $m_\Delta(AB\mathrm{C})=0.1$) 时, 加入最大熵后, 非单焦元均变为零且单焦元均有增长; 由第 2～第 4 组实验可得, 加入最大熵后, 非单焦元均变为零, 单焦元增长与它在原证据中所占的比例有关, 如第 2 组实验中原证据 AB 和 BC 的基本概率赋值相等且不为零, 而 $AB\bigcap AC=A$, 结果中 A 信度增长最大. 可见, 最大熵新证据的加入使非焦元的基本概率赋值按比例重新分配给了单焦元. 关于这一点的证明很简单, 不妨设交叉信息的集合为 Θ', 由式 (1) 知, $m(\Theta')=0$, 文献 [21] 第 3 节对证据理论优势分析中第 1 和第 2 点均有证明. 虽然没有了非单焦元, 但非单焦元可利用的有效信息得到了保留.

5 结 论

为了克服诸多改进的证据理论方法不能合理地对基本概率赋值重新赋值的问题, 本文将辨识框架 Θ 上的基本置信最大熵分配函数 $m_{\mathrm{ME}}(\cdot)$ 作为一组新引入的证据, 既考虑了证据之间的相关性, 又避免了高冲突证据的直接组合, 使系统在保持聚集性的同时增强了向单焦元的收敛能力. 实验结果表明, 此方法能够较好地处理高冲突信息, 基本概率赋值按比例地重新分配给了单焦元, 更加有利于系统的决策.

参考文献(References)

[1] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.

[2] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 2-10.

[3] Smets P H. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.

[4] Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Sciences, 1987, 41(5): 93-138.

[5] Dubois D, Prade H. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures[J]. Computational Intelligence, 1988, 4(3): 244-264.

[6] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

[7] 张山鹰, 潘泉, 张洪才. 一种新的证据推理组合规则[J]. 控制与决策, 2000, 15(5): 540-544.
(Zhang S Y, Pan Q, Zhang H C. A new kind of combination rule of evidence theory[J]. Control and Decision, 2000, 15(5): 540-544.)

[8] 邢清华, 雷英杰, 刘付显. 一种按比例分配冲突度的证据推理组合规则[J]. 控制与决策, 2004, 19(12): 1387-1390.
(Xing Q H, Lei Y J, Liu F X. One combination rule of evidence theory based on distributing conflict in proportion[J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1387-1390.)

[9] Johan Schubert. Conflict management in Dempster-Shafer theory using the degree of falsity[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2011, 52(3): 449-460.

[10] Sadjudi F A. Hypotheses testing in a distributed environment[J]. IEEE Trans on Aerospace Electronic Systems, 1987, 23(1): 134-147.

[11] Yager R, Liu L P. Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions[M]. New York: Springer, 2008, 219: 529-554.

[12] 邓勇, 朱振福, 钟山. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758.
(Deng Y, Zhu Z F, Zhong S. Fuzzy information fusion based on evidence theory and its application in target recognition[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 754-758.)

[13] 彭冬亮, 文成林. 随机集理论及其在信息融合中的应用[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(11): 2199-2204.
(Peng D L, Wen C L. Random set and its applications in information fusion[J]. J of Electronics & Information Technology, 2006, 28(11): 2199-2204.)

[14] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(7): 1230-1246.
(Wang G Y, Yao Y Y, Yu H. A survey on rough set theory and applications[J]. Chinese J of Computers, 2009, 32(7): 1230-1246.)

[15] 俞志富. 基于灰关联分析与D-S证据理论的多传感器雷达辐射源识别方法[J]. 电讯技术, 2004, 44(1): 52-56.
(Yu Z F. A method based on the combination of grey association analysis and D-S theory for radar emitter identification with multisensor[J]. Telecommunication Engineering, 2004, 44(1): 52-56.)

[16] 徐艳俊. D-S证据理论信息融合方法在目标识别中的应用[J]. 弹箭与制导学报, 2005, 25(3): 84-87.
(Xu Y J. D-S evidence theory based on information fusion with its application to target recognition[J]. J of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2005, 25(3): 84-87.)

[17] Smarandache F. An unifying field in logics: Neutrosophic logic[C]. Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability and Statistics. The 3rd ed. Rehoboth: American Research Press, 2003: 1-3.

[18] 尹慧琳, 王磊. D-S证据推理改进方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(27): 22-24.
(Yin H L, Wang L. A review of modification methods of D-S evidence theory[J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(27): 22-24.)

[19] 吴英, 蒋雯. 一种最优冲突证据组合方法[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(1): 178-182.
(Wu Y, Jiang W. Optimal combination of conflict evidence[J]. Electric Machines and Control, 2009, 13(1): 178-182.)

[20] Zadeh L. On the validity of Dempster's rule of combination[R]. Berkeley: University of California, 1979: 30-36.

[21] 郎风华, 谷利泽. 一种基于均衡交补分担准则的证据组合新方法[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 95-100.
(Lang F H, Gu L Z. A novel evidence combination method based on proportional conjunctive and vomplementary pooling criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 95-100.)

(上接第894页)

[9] 徐晓苏, 万德钧. 杆臂效应对捷联惯性导航系统初始对准的影响及其在线补偿方法研究[J]. 中国惯性技术学报, 1994, 2(2): 22-27.
(Xu X S, Wan D J. Study on the influence of dimension effect on initial alignment of strapdown inertial navigation system and its on-line compensation method[J]. J of Chinese Inertial Technology, 1994, 2(2): 22-27.)

[10] He Xiufeng, Liu Jianye. Analysis of lever arm effects in GPS/IMU integration system[J]. Trans of Nanjing University of Aeronautics Astronautics, 2002, 19(1): 56-64.

[11] 周丽弦, 崔中兴. 系泊状态下舰载导弹自主式初始对准研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2002, 28(1): 86-89.
(Zhou L X, Cui Z X. Independent initial alignment of marine strapdown inertial navigation system in moorage[J]. J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 28(1): 86-89.)

[12] Savage P G. Strapdown inertial navigation integration algorithm design, Part 2: Velocity and position algorithms[J]. J of Guidance, Control and Dynamics, 1998, 21(2): 208-221.

[13] 王运红, 翟传润, 战兴群. 一种新的捷联惯导系统动基座对准中的可观测性分析法[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(5): 846-850.
(Wang Y H, Zhai C R, Zhan X Q. A new approach to observability analysis in the alignment of strapdown inertial system with moving base[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(5): 846-850.)

[14] 孙枫, 孙伟. 摇摆基座下旋转捷联系统粗对准方法及仿真分析[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(4): 929-936.
(Sun F, Sun W. Research on the coarse alignment of rotary SINS on swing base[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2010, 31(4): 929-936.)

[15] 孙枫, 孙伟. 基于单轴转动的捷联系统粗对准技术研究[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1272-1276.
(Sun F, Sun W. Research on fine alignment by rotation in strapdown inertial navigation system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1272-1276.)