

中图分类号: TN971.1

文献标识码: A

文章编号: CN51-1418(2005)06-0003-04

D-S 证据理论在雷达体制识别中的应用

王 勇, 毕大平

(解放军电子工程学院, 合肥 230037)

摘要: 本文在详细阐述了 Dempster-Shafer 证据理论的基础上, 介绍了基于 D-S 证据理论的雷达体制识别的信息融合算法。识别实例和对比实验表明, 这种信息融合识别方法是非常有效的。

关键词: 信息融合; D-S 证据理论; 雷达体制识别

Application of the Theory of D-S Evidence in Radar System Identification

WANG Yong, BI Da-ping

(Electronic Engineering Institute of PLA, Hefei 230037, China)

Abstract: The Dempster-Shafer evidence theory is introduced first. And then the data fusion method based on the D-S evidence theory is analyzed, which is applied to the radar system identification. At last the example and the comparative experiment indicate that is an effective method.

Keywords: data fusion; D-S evidence theory; radar system identification

1 引言

对于雷达体制识别来说, 单传感器提取的信息往往是待识别目标的不完全描述, 而利用多个传感器提取的独立、互补的信息, 进行多传感器信息融合, 可以消除多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾, 降低不确定性, 并产生新的有意义的信息^[1]。在各种非精确推理技术中, Dempster-Shafer 证据理论是最适合目标识别领域应用的一种非精确推理方法。它的最大特点是对不确定信息的描述采用“区间估计”, 而不是“点估计”的方法。在区分不知道和不确定方面以及精确反映证据收集方面显示出很大的灵活性。当不同的传感器所提供的关于目标的报告发生冲突时, 它通过“悬挂”在所有目标集上共有的概念(可信度)使得发生的冲突获得解决, 并保证原来高可信度的结果比低可信度的结果加权要大, 这样有利于提高正确的识别概率, 降低错误概率。

2 D-S 证据理论基础

Dempster 和 Shafer 在 70 年代提出了 D-S 证据理论。该理论在概率的基础上对概率论的概念进行了扩展。把概率论中的事件扩展成了命题, 把事件的集合扩展成了命题的集合, 并提出了基本概率分配、信任函数和似然函数(又称合理性函数)的概念, 建立了命题和集合之间的一一对应关系, 从而把命题的不确定性问题转化为集合的不确定性问题。而这正是 D-S 理论的特色所在, D-S 理论处理的正是这一不确定性问题。

2.1 辨识框架的构造

辨识框架是 D-S 理论中的基本概念, 它由一互不相容的陈述集合组成^[2]。例如, 当辨识目标时, 目标 1、目标 2、…、目标 Ω , 这 Ω 个命题作为辨识的框架, 我们关心的命题可以是它们的任意组合来表示。若把这些命题表示成向量形式, 就可以用向量或者向量的组合来表示出我们所关注的

收稿日期: 2005-03-10; 修回日期: 2005-03-31

作者简介: 王勇(1978-), 男, 硕士研究生, 主要从事辐射源识别技术研究;
毕大平(1966-), 男, 教研室主任, 硕士生导师。

一些命题或者命题集。按此推理,若辨识框架的元素有 Ω 个,则用辨识框架表示的命题幂集共有 2^n 个。

2.2 基本可信度分配 (Basic Probability Assignment)

设 Ω 为样本空间, A 为样本空间里的一个命题,且领域内的命题都可以用 Ω 的子集表示。

设函数 $M: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$, 且满足 $M[\phi] = 0$; $\sum_{A \subseteq \Omega} M(A) = 1$, 则称 M 是 2^Ω 上的基本可信度分配函数(BPAF), $M(A)$ 称为命题 A 的基本可信度分配,表示对命题 A 精确信任的程度。

设命题 $D = A \cap B$, 则 D 的基本可信度分配为:

$$M(D) = \begin{cases} \frac{1}{1-k} \sum_{D=A \cap B} M_1(A) M_2(B), & D \neq \phi \\ 0, & D = \phi \end{cases} \quad (1)$$

式中: $k = \sum_{A \cap B = \phi} M_1(A) M_2(B)$, k 表示所有相矛盾的命题的基本可信度分配,则 $M(D)$ 表示 A, B 中所有不相矛盾的组命题的基本可信度分配。

显然,式(1)解决了“与”命题或“交”命题的基本可信度分配的计算问题。

2.3 信任函数 (belief function)

设有映射 $Bel: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$,

若 a. $Bel(\phi) = 0$; $Bel(\Omega) = 1$,

b. $Bel(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) \geq \sum_i Bel(A_i) -$

$$\sum_{i < j} Bel(A_i \cap A_j) + (-1)^n Bel(A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n),$$

则称 Bel 函数为信任函数。

设命题 $B \subseteq A, A \subseteq \Omega, B \subseteq \Omega$, 在基本可信度分配的基础上,就可定义 A 的信任函数:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B) = \sum_{B \subseteq A} M(B) \quad (2)$$

可以验证,这样定义的 Bel 函数确实为信任函数。它的意义是把命题 A 中包含的所有命题(这里称被包含命题为 B)的基本可信度分配之和定义为命题 A 的信任函数,因此 Bel 函数也称为下限函数,表示对 A 的全部信任。

显然,式(2)解决了“并”命题或“或”命题的基本可信度分配的计算问题。

2.4 似然函数 (plausibility function)

设有映射 $Pl: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$, 对所有的 $A \subseteq \Omega$, 有 $Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A})$, 则称 Pl 函数为似然函数。 Pl 函数也称为上限函数,表示对 A 非假的信任程

度,表示对 A 似乎可能成立的不确定性度量。

可以证明:对所有的 $A \subseteq \Omega$, 有 $Pl(A) \geq Bel(A)$, 则 A 的不确定性由 $U(A) = Pl(A) - Bel(A)$ 表示。对偶 $(Bel(A), Pl(A))$ 称为信任区间,它反映了关于 A 的许多重要信息。D-S 证据理论对 A 的不确定性描述可以用图 1 表示。

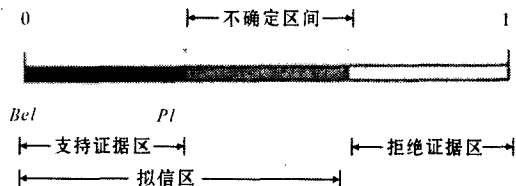


图 1 D-S 理论对 A 的不确定描述

2.5 基本可信度分配的扩展形式

设命题 $A = A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \bigcap_{p=1}^n A_p$, A_p 为命题, $p = 1, 2, \dots, n$ 。

则扩展形式为:

$M(A) = 0$, 当 $A = \bigcap_{p=1}^n A_p = \phi$ 时;

$$M(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{A \cap A_p = \phi} \prod_{i=1}^n M_i(A_i) =$$

$$\frac{1}{1-k} \sum_{A \cap A_p = \phi} \prod_{i=1}^n M_i(A_i), \text{ 当 } A = \bigcap_{p=1}^n A_p \neq \phi \text{ 时} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$; $k = \sum_{\bigcap_{p=1}^n A_p = \phi} \prod_{i=1}^n M_i(A_i)$; $c =$

$$1 - k = 1 - \sum_{\bigcap_{p=1}^n A_p = \phi} \prod_{i=1}^n M_i(A_i) = \sum_{\bigcap_{p=1}^n A_p \neq \phi} \prod_{i=1}^n M_i(A_i)$$

这里的扩展表达式较好地解决了“与”命题或“交”命题的基本可信度分配的计算问题^[3]。

3 基于 D-S 证据理论的雷达体制识别

使用多部不同的雷达侦察接收机提供独立、互补的观测信息,再用 D-S 证据理论对多传感器进行信息融合,从而实现雷达体制识别。

3.1 传感器选取

为了防侦察与抗干扰,现代雷达的技术体制越来越先进,雷达对抗侦察技术也有了较大的发展,单一的雷达侦察接收机以无法完成侦察任务,要完成雷达体制识别,必须要有多部雷达侦察接收机同时工作。

3.2 识别框架

随着雷达技术的发展,新的雷达体制不断出现。到目前为止,对雷达体制的分类还没有一个统一的标准。常用的雷达体制有:常规脉冲、单脉冲、脉冲压缩、脉冲多普勒、动目标显示、频率捷

变、频率分集、相控阵、合成孔径以及连续波等。

3.3 证据的选取

不同体制的雷达,其工作方式不同,信号的特征参数、变化规律及特点也不同,天线波束形状和扫描方式也不同。因此,我们利用雷达发射信号的各个特征参数(如载频、重频、脉宽、脉内特征等)及其变化规律,以及天线波束形状和扫描方式等方面的信息,进行综合分析,就可识别雷达的体制。

3.4 融合过程

在进行雷达体制识别时,我们同时采用多个传感器,并且每个传感器进行多个周期的测量,然后进行多传感器多测量周期的数据融合^[4],如图2所示。

对于多传感器系统,如果各传感器探测的主体相同(即识别框架相同),那么,多传感器数据融合实质上就成为在同一识别框架下,将不同的证据体合并成一个新的证据体的过程。应用D-S证据理论解决多传感器多测量周期数据融合问题时,我们利用Dempster组合规则,采用中心式融合算法。其主要思想是:首先进行时域融合,再进行空域融合,最后进行决策。即首先对于每一个传感器,基于所有周期的累积量测,计算每一个命题的融合后验BPAF;再基于这些BPAF,计算所有传感器的融合后验BPAF;最后基于此BPAF,根据一定的准则,作出决策。

设有 m 个传感器,各传感器在各测量周期上获得的后验可信度分配为 $M_{sj}(A_i)$,其中 i, p 表示第 i, p 个命题,共有 n 个命题, $i = 1, 2, \dots, n, p = 1, 2, \dots, n; j$ 表示第 j 个测量周期,共有 k 个测量周期, $j = 1, 2, \dots, k; s$ 表示第 s 个传感器,共有 m 个传感器, $s = 1, 2, \dots, m$ 。 $M_{sj}(A_i)$ 表示第 s 个传感器在第 j 个测量周期对命题 A_i 的后验可信度分配, u_{sj} 表示第 s 个传感器在第 j 个测量周期对未知命题的可信度分配。

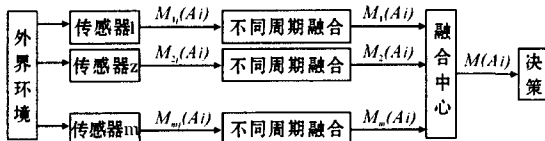


图2 多传感器雷达体制识别中心式融合算法

计算步骤如下:

(1)单传感器多测量周期的数据融合—时域融合:

$$M_s(A_i) = \frac{1}{c_s \cap A_p = A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p) = \frac{\sum_{\cap A_p = A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p)}{1 - \sum_{\cap A_p \neq A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p)} = \frac{\sum_{\cap A_p = A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p)}{\sum_{\cap A_p \neq A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p)} \quad (4)$$

特别地,未知命题的融合后验可信度分配为:

$$u_s = \frac{1}{c_s} u_{s1} u_{s2} \cdots u_{sk} = \frac{u_{s1} u_{s2} \cdots u_{sk}}{\sum_{\cap A_p \neq A_i, 1 \leq j \leq k} \prod M_{sj}(A_p)} \quad (5)$$

(2)多传感器数据融合—空域融合

将 m 个传感器看作一个传感器系统,则有:

$$M(A_i) = \frac{1}{c \cap A_p = A_i, 1 \leq s \leq m} \prod M_s(A_p) = \frac{\sum_{\cap A_p = A_i, 1 \leq s \leq m} \prod M_s(A_p)}{\sum_{\cap A_p \neq A_i, 1 \leq s \leq m} \prod M_s(A_p)}, A_p \subseteq \Omega \quad (6)$$

特别地,对未知命题的融合后验可信度分配为:

$$u = \frac{1}{c} u_1 u_2 \cdots u_k = \frac{u_1 u_2 \cdots u_k}{\sum_{\cap A_p \neq A_i, 1 \leq s \leq m} \prod M_s(A_p)} \quad (7)$$

(3)决策

由D-S方法得到合并后的基本概率的分配后,如何得到最后的决策结果呢?没有一般性的统一方法,必须根据具体问题具体分析。在解决多传感器雷达体制识别问题时,采用的是基于BPAF的决策。其主要规则为:

规则1:雷达体制类别具有最大的可信度;

规则2:雷达体制类别的可信度与其他类别的可信度值的差必须大于某一阈值 ϵ_1 ;

规则3:不确定性区间长度必须小于某一阈值 ϵ_2 ;

规则4:雷达体制类别的可信度值必须大于不确定性区间长度。

设 $\exists A_1, A_2 \subset \Omega$,满足:

$$M(A_1) = \max \{ M(A_i), A_i \subset \Omega \},$$

$$M(A_2) = \max \{ M(A_i), A_i \subset \Omega \text{ and } A_i \neq A_1 \},$$

若有:

$$a. M(A_1) - M(A_2) > \epsilon_1 \quad b. M(U) < \epsilon_2$$

$$c. M(A_1) > M(U)$$

则 A_1 为决策结果,其中 ϵ_1, ϵ_2 为预先设定的阈值。

3.5 识别实例

我们选取一个识别实例,该实例为三个雷达侦察接收机1、2、3,每个雷达侦察接收机有三个测量周期,并且三个雷达侦察接收机所测量的数

据是相互独立的。

该实例的目标识别框架为 $\Omega = \{SP, PD, PC, CW\}$, 其中 SP 表示单脉冲体制, PD 表示脉冲多普勒体制, PC 表示脉冲压缩体制, CW 表示连续波体制。其中 SP 可与 PD 兼容, SP 可与 PC 兼容。这里讨论的是雷达工作体制固定, 不随时间变化的情况。

该目标识别框架 Ω 的幂集包含 $2^4 = 16$ 个命题, 但真正有意义的识别命题只有 7 个, 命题集及其表示见表 1。

表 1 有意义的识别命题集及其表示

序号	1	2	3	4	5	6	7
命题	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	U
含义	SP	PD	PC	CW	SP、PD	SP、PC	未知

对某雷达目标, 三个雷达侦察接收机经过三个测量周期后, 确定的 BPAF 如表 2 所示。表中 M_{sj} 表示第 s 个接收机在第 j 个测量周期确定的 BPAF。

表 2 三个传感器三个测量周期确定的 BPAF

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	U
$M_{11}(\cdot)$	0.20	0.15	0.10	0.00	0.30	0.10	0.15
$M_{12}(\cdot)$	0.15	0.15	0.10	0.00	0.40	0.08	0.12
$M_{13}(\cdot)$	0.20	0.10	0.05	0.00	0.45	0.05	0.15
$M_{21}(\cdot)$	0.35	0.05	0.10	0.00	0.25	0.05	0.20
$M_{22}(\cdot)$	0.30	0.15	0.08	0.00	0.25	0.07	0.15
$M_{23}(\cdot)$	0.35	0.15	0.05	0.00	0.30	0.05	0.10
$M_{31}(\cdot)$	0.25	0.10	0.10	0.00	0.25	0.15	0.15
$M_{32}(\cdot)$	0.30	0.10	0.15	0.00	0.25	0.10	0.10
$M_{33}(\cdot)$	0.30	0.15	0.05	0.00	0.30	0.10	0.10

按照中心式融合算法, 第一步进行时域融合, 即对于每一个雷达侦察接收机, 基于所有周期的累积量测, 利用 Dempster 组合规则, 计算每一个命题的融合后验 BPAF。

首先计算接收机 1 对每一个命题的融合后验 BPAF。表 3 列出了 M_{11} 、 M_{12} 和 M_{13} 的组合结果。

表 3 M_{11} 、 M_{12} 和 M_{13} 组合结果

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	φ	U
$M_{11}M_{12}$ M_{13}	0.330425	0.141	0.01625	0	0.1377	0.0073	0.364625	0.0027

根据表 3 给出的 M_{11} 、 M_{12} 和 M_{13} 的组合结果, 利用公式(4)和(5), 可计算出接收机 1 三个测量周期后, 经时域融合后每个命题的融合后验

BPAF。

同理, 可计算出接收机 2 和接收机 3 三个测量周期后, 经时域融合后每个命题的融合后验 BPAF。表 4 给出了三个接收机时域融合后的 BPAF: M_1 、 M_2 和 M_3 。

表 4 各个雷达侦察接收机时域融合后的 BPAF

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	U
M_1	0.520	0.222	0.026	0.00	0.217	0.011	0.004
M_2	0.725	0.129	0.021	0.00	0.112	0.008	0.005
M_3	0.724	0.119	0.041	0.00	0.095	0.018	0.003

第二步进行空域融合, 即基于以上每个接收机时域融合后的融合后验 BPAF, 计算所有接收机的融合后验 BPAF。根据表 4 给出的 BPAF, 可列出 M_1 、 M_2 和 M_3 的组合情况, 并得到它们的组合结果如表 5 所示。

表 5 M_1 、 M_2 和 M_3 组合结果

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	φ	U
M_1M_2 M_3	0.53434	0.02111	9e-5	0	2.62e-3	4e-6	0.441836	6e-8

根据表 5 给出的 M_1 、 M_2 和 M_3 组合结果, 利用公式(6)和(7), 可计算出三个雷达侦察接收机经空域融合后每个命题的融合后验 BPAF, 其结果如下:

$$M(A_1) = 0.957, M(A_2) = 0.038, M(A_3) = 1.6e-4, \\ M(A_4) = 0, M(A_5) = 4.7e-3, M(A_6) = 7e-6, M(u) = 1e-7$$

第三步进行决策, 即基于时域融合一空域融合后的 BPAF, 进行决策。这里选取 $\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.1$, 决策结果为 A_1 , 即该雷达目标为单脉冲体制。

3.6 对比实验

为了检验传感器数量对系统识别能力的影响, 我们利用模拟器模拟产生了某四种体制雷达(A, B, C, D)的有关数据, 针对该模拟数据, 分别运用单传感器(雷达侦察接收机)和三传感器系统(同上实例中的雷达侦察接收机)进行对比识别实验。其中, 三传感器系统的各个传感器 BPAF 的确定方法与上述识别实验相同, 单传感器 BPAF 的确定方法与三传感器系统中雷达侦察接收机的相同。两种方法均利用各个接收机单测量周期的数据进行识别。经过 50 次对比识别实验, 得到实

(下转第 17 页)

修正后的信号频率分量 1、2(10 进制表示,最后一位为小数点后一位);

可以看到,由于使用流水线技术,所有乘法、加法均在 1 个 clk 内完成,有效地加速测频过程,可实现连续测频、实时处理。本文给出的算法能够快速、精确估计双正弦信号的频率,双信号测频时间大约为 $1.2\mu\text{s}$ 。无噪声情况时测得两频率分别为 60.8MHz 和 80.4MHz;信噪比为 5dB 时测得两频率分别为 59.3MHz 和 81.2MHz,如图 5(a)和(b)所示。同时,整个测频系统占用资源情况为占用逻辑单元 30179/38400(78%),I/O 引脚 84/488(17%),占用 RAM 位 2032/327680(<1%)。频谱居中法的时序仿真波形类似。

5 结论

本文讨论的双信号测频技术都是基于快速傅立叶变换的,在精度上可以满足数字接收机要求,运算速度上也能满足实时或准实时要求,硬件实现上可行性较强。实时或准实时要求快速傅立叶变换技术必须以并行计算实现。采用 FFT 模块倍频复用技术,可以用较小的资源实现大点数的 FFT,并且速度因频率加倍而更快。这两种方法

都建立在信号能量大于噪声能量的基础上,频谱重心法仅需要搜索出两个最大的谱峰就可以实现双信号测频;频谱居中法在均值滤波后,滤除有用信号的带外噪声,就可以分离出两个信号,实现双信号测频。双信号测频的实现为多信号测频提供了参考,如何改进使之满足多信号要求尚需继续研究。

参考文献:

- [1] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社,2002.54-84.
- [2] Boashash B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal-part 1: fundamentals[J]. Proc IEEE, 1992, 80(4):520-538.
- [3] Boashash B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal-part 2: algorithms and applications [J]. Proc IEEE, 1992, 80(4):540-568.
- [4] Macleod M D. Fast nearly ML estimation of the parameters of real or complex single tone or resolved multi-tones[J]. IEEE Trans SP, 1998,46(1):141-148.
- [5] 胡广书. 数字信号处理-理论、算法与实现[M]. 北京:清华大学出版社,1997.133-145.

(上接第6页)

验结果如表 6 所示。当提高传感器的分辨率时,该识别系统的识别能力将大大改善。

表 6 对比实验结果

	正确识别概率				错误识别概率			
	A	B	C	D	A	B	C	D
单接收机	60.3%	58.4%	75.5%	77.2%	4.2%	5.3%	1.4%	2.8%
三接收机	86.5%	81.5%	92.5%	94.7%	0.3%	0.4%	0.2%	0.2%

从实验结果可以看出:运用多传感器(雷达侦察接收机)信息融合进行雷达体制识别比单传感器识别其识别的正确率有了很大的提高。

4 结论

(1)由于 D-S 证据理论具有可以区分不确定和不知道,可以处理由不知道所引起的不确定性的特点,因此其识别结果令人满意。

(2)使用多部雷达侦察接收机利用信息融合技术对雷达体制进行识别,消除了多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾,使原来单一传感器

可能存在的无法识别或错误识别等现象得到了明显的改善,大大提高了正确识别概率。

(3)在应用证据理论时,必须首先把相应于每个步骤和证据的信任函数变换成一个一般的识别框架,然后再应用 Dempster 组合规则,当推理步骤增加时,由于最后结果的信任函数的焦元结构的复杂性相应增加,所以 Dempster 规则的递归应用就会感到十分困难,计算较为复杂。

参考文献:

- [1] Llinas J, Waltz E. Multisensor Data Fusion[M]. Norwood, Massachusetts: Artech House, 1990.
- [2] 何友,王国宏,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000.28-35.
- [3] 韩雁飞. 目标识别的 D-S 融合算法[J]. 现代防御技术,2001,(8):46-50.
- [4] 王杰贵,罗景青,尹成友. 多传感器信息融合机载辐射源识别[J]. 信号处理,2002,(1):12-15.