

# 用证据理论方法进行多波段数据融合的目标分类

汪 洋 郑亲波 张钧屏

(中国科学院上海技术物理研究所, 上海, 200083)

**摘要** 为实现空间目标分类, 可以采用 D-S 证据理论方法将多通道图像数据有效融合, 得出正确的分类结果. 本文描述了 D-S 证据理论方法及其在目标分类中的应用, 并采用来自三通道的图像数据具体实施这项技术.

**关键词** 数据融合, 证据理论, 目标分类.

## TARGET CLASSIFICATION OF THE DATA FUSION IN MULTICHANNEL USING DEMPSTER-SHAFER METHOD

WANG Yang ZHENG Qin-Bo ZHANG Jun-Ping

(Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

**Abstract** The Dempster-Shafer (D-S) theory of evidential reasoning and its application were described. The data fusion in multichannel was implemented by the theory. An algorithm of data fusion in multichannel was designed for the target classification.

**Key words** data fusion, Dempster-Shafer theory, target classifying.

### 引言

目标分类的目的就是从可能出现的多个目标中标识出致命目标. 由于观测数据与训练数据的偏差、传感器的测量误差、较短的反应时间、特征选择的冲突等因素, 使得利用单传感器信息的目标分类系统很难获得较高的可信度. 采用数据融合技术可提高目标分类的可信度.

数据融合是将来自多传感器或多源的信息和数据进行综合处理, 得到更为准确可信结论的一种技术. 多波段数据融合的基本原理<sup>[1]</sup>是充分利用多个传感器资源, 通过对这些传感器及其观测信息的合理支配和使用, 把多传感器在空间和时间上的冗余或互补信息依据某种准则进行合成, 以获得被测对象的一致性解释和描述.

数据融合通常采用的方法有: 相关技术、估计理论和识别技术. 识别技术发展得比较成熟, 典型方法有 bayes 法和 Dempster-Shafer 理论法(简称证据理论)等方法. 本文采用证据理论方法进行目标分类.

为了有效地利用有限的证据, 证据理论允许采

用混合类的假设. 证据理论的核心——证据组合规则就是对缺少的或相互冲突的数据进行合并以得出结论. 根据证据理论, 定义混合类的假设允许在目标分类过程中有一定的灵活性, 而不是迫使每一个测量或特征的计算属于某一单个类. 证据理论生成一个判别空间, 其下限和上限分别称为可信度和似然度, 利用可信度和似然度进行判别和决策. 在利用证据理论进行数据融合之前, 必须首先确定所选特征、质量函数、目标类别和决策逻辑等.

### 1 证据理论及其应用

证据理论由 A. P. Dempster<sup>[2]</sup>1968 年提出, 并由他的学生 G. Shafer<sup>[2]</sup>改进使之符合有限离散领域中的推理形式. 它是一种决策理论, 与贝叶斯理论相比<sup>[3]</sup>, 它不但能够处理由于知识的不准确引起的不确定性, 而且能够处理由于不知道引起的不确定性, 它能满足比概率论更弱的公理系统, 当概率值已知时, 证据理论就变成了概率论. 概率论可以说是证据理论的特殊情况.

#### 1.1 基本概念

### 1.1.1 辨别框

设  $\theta$  是变量  $X$  所有可能值的穷举集合, 并且  $\theta$  中的元素是相互排斥的, 称  $\theta$  为一个辨别框.  $\theta$  中的任一子集  $A$  都与一个关于  $X$  的命题相对应, 令  $2^\theta$  是  $\theta$  的幂集合, 则  $2^\theta$  中的每一个元素代表一个关于  $X$  的命题. 比如有 3 个元素的辨别框  $\theta: \{A, B, C\}$ , 其假设空间分别为:  $\{\phi\}, \{A\}, \{B\}, \{C\}, \{A, B\}, \{A, C\}, \{B, C\}, \{A, B, C\}$ .

### 1.1.2 基本概率分配

基本概率分配的质量函数  $m$  是从  $2^\theta$  到  $[0, 1]$  的映射函数, 并且满足  $m(\phi) = 0$  和  $\sum_{B \subseteq A} m(A) = 1$ , 这里  $m$  为描述关于  $X$  值的不确定证据, 其大小表示该证据支持或反对该假定的精确程度. 通常用  $m(A)$  表示, 数值  $m(A)$  称为基本概率数. 由于  $m$  是在  $2^\theta$  上而不是  $\theta$  上的概率分配, 所以  $m(A)$  不是命题“ $X$  在  $A$  中”的概率. 若  $B \subseteq A$  满足  $m(A)$ , 则称  $A$  为焦元.

### 1.1.3 信任函数

信任函数  $Bel$  定义为: 对于  $[0, 1]$ , 有

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \quad (\text{对所有的 } B \subseteq A) \quad (1)$$

信任函数表示对  $A$  总的信任程度. 根据定义可知,  $Bel(\phi) = 0, Bel(\theta) = 1$ .  $Bel(\neg A)$  表示对  $\neg A$  总的信任, 即对  $A$  的总的不信任. 下面定义似然函数表示对不否定  $A$  的信任程度.

### 1.1.4 似然函数

似然函数  $PL$  定义为: 对于  $2^\theta \in [0, 1]$ , 有

$$PL(A) = 1 - Bel(\neg A). \quad (2)$$

信任函数与似然函数有如下关系: 对所有的  $A \subseteq \theta$ , 有  $PL(A) \geq Bel(A)$ , 对  $A$  的不确定性以对偶区间  $[Bel(A), PL(A)]$  表示, 称为信任区间. 除以区间  $[Bel(A), PL(A)]$  来作为证据  $A$  的不确定性度量外, 还可以用

$$f(A) = Bel(A) + \frac{|A|}{|U|} (PL(A) - Bel(A)) \quad (3)$$

来度量, 其中  $|A|$  和  $|U|$  分别表示  $A$  和  $U$  所含元素的个数.

## 1.2 证据组合规则

在专家系统的似然推理中, 通常需要评价不同来源证据的综合作用对某一假设的影响. 在证据组合规则中, 证据的综合作用是通过基本概率分配的正交和来计算的. 设  $m_i$  是由源  $\bigcup_{i=1}^p$  提供的关于某一假设  $X$  的质量函数,  $p$  个证据的融合结果(也称为正交和)为  $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_p$ , 根据证据组合规则<sup>[4]</sup>, 如果  $K \neq 1$ , 则

$$m(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_p} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(B_i)}{1 - K}, \quad (4)$$

式中  $K = \sum_{B_1 \cap B_2 = \phi} \prod_{1 \leq i \leq p} m_i(B_i)$ . 在利用证据组合规则进行证据组合时, 应注意以下几点: (1) 构成的元素必须独立, 这是由正交运算的性质决定的; (2) 证据组合的最终结果为各证据综合作用的结果; (3) 证据的组合作用不受其组合次序的影响; (4) 规则的计算随着辨别框中元素个数的增加而呈指数增长, 这是证据理论实际应用的难题之一.

## 1.3 证据理论应用于似然推理

如果直接按定义计算  $Bel, \oplus$  等函数, 则计算的复杂性将按  $|\theta|$  的指数级增长. 这主要是由于在计算  $Bel$  和  $\oplus$  时需要穷举  $\theta$  的所有子集所造成的. 通过划分假设空间和合理安排计算次序, 将计算复杂性降为按  $|\theta|$  线形增长. 在实际应用中, 当  $|\theta|$  中的元素个数很大时, 需要将领域中的所有假设和证据划分成若干辨别框  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ . 另外, 只有焦元的基本概率数对评价可靠性有影响, 所以排除非焦元的基本概率数参加计算也能减少计算的复杂性.

设  $\theta$  是辨别框,  $A \in 2^\theta$  是一个命题. 若在观察  $S$  下  $2^\theta$  上的质量函数为  $m$ , 则在观察  $S$  下, 对命题  $A$  的信任程度  $Bel(A)$  和  $Bel(\neg A)$  可由式(1)计算, 但由于式(1)需要穷举中的元素, 且非焦元对  $Bel(A)$  和  $Bel(\neg A)$  的计算没有影响, 所以式(1)可改写为

$$Bel(A) = \sum_{C \in F \wedge C \subseteq A} m(A),$$

其中  $F$  是  $m$  的焦元构成的集合. 因此计算对命题的信任及不信任度可采用如下算法: (1) [初始化]  $Bel(A) \leftarrow 0, Bel(\neg A) \leftarrow 0$ ; (2) [结束] 若  $F = \phi$ , 算法结束,  $Bel(A)$  及  $Bel(\neg A)$  即为答案; (3) [取焦元] 从  $F$  中取出一个元素  $C, F \leftarrow F - \{C\}$ ; (4) [累加] 若  $C \subseteq A, Bel(A) \leftarrow Bel(A) + m(C)$ , 若  $C \subseteq \theta - A, Bel(\neg A) \leftarrow Bel(\neg A) + m(C)$ ; (5) [循环] 返回步骤(2).

## 2 基于证据理论的数据融合

在基于证据理论的数据融合中, 证据是以特征的形式出现的. 由证据求出基本概率分配的质量函数, 再由证据组合规则进行融合. 对于不同来源的证据, 可以通过增加质量函数的权重以增加其可信度. 可信度是以传感器的可靠性和特征的鲁棒性为基础的. 融合结束后, 计算可信度和似然度, 最后的决策逻辑可采用可信度、似然度或  $f$  值. 证据理论的核心

心就是用证据组合规则融合质量函数并计算出可信度和似然度.然而由证据计算出质量函数、确定混合类假设视情况而宜,没有统一的标准.融合算法框图如图 1 所示.

### 2.1 基于证据理论的数据融合步骤

在应用证据理论之前,应建立目标特征数据库,确定根据哪些特征进行融合.每个特征都有一个标准的特征值,标准特征值可从测试数据中训练学习得到.然后确定目标类别,根据不同应用情况,确定可能出现的目标类,并最大程度减少计算的复杂度.当辨别框中元素个数很大时,需要将领域中所有的假设和证据划分成若干辨别框以简化计算.应用证据理论的具体步骤如下:(1) 特征提取,在本系统中,目标信息来自可见光传感器和两个红外传感器.选择的特征为平均温度、复杂度和平均灰度,根据每个传感器探测的目标图像分别计算出复杂度、灰度平均值,根据红外传感器计算出目标的平均温度.(2) 计算质量函数,可以采用概率论的方法完成,因为本系统和传统的贝叶斯分类法有很大的相似性,目标属于每一类的概率可以通过把目标特征值与每一类的标准特征值相比较得出,为了简化计算,可以假设特征值的概率分布符合高斯分布<sup>[5]</sup>,然后对假设概率归一化,以符合质量函数的要求.(3) 根据证据组合规则进行融合,可根据实际情况进行多层次融合处理,充分利用目标信息,首先对每个特征融合 3 个传感器的信息,再采用融合后的质量函数进行不同特征之间的融合,合并不同特征的信息.(4) 由决策逻辑判定目标类别,可采用可信度和似然度确定的信

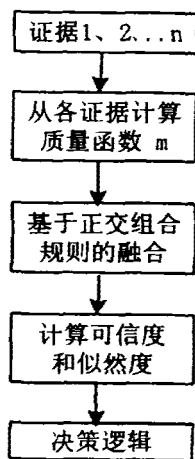


图 1 采用证据理论进行数据融合框图  
Fig. 1 The block diagram of data fusion using Dempster-Shafer method

任区间或  $f$  数进行目标分类.

### 2.2 目标类别的确定

本系统采用一个可见光传感器和两个红外传感器探测目标,对目标进行点源目标处理和特征提取,根据证据组合规则首先对特征进行融合处理,合并来自 3 个通道关于每个特征的信息,再对不同特征进行融合,合并所有特征的信息.

在我们的应用中,有 3 类目标,即  $A$ (星星)、 $B$ (空间碎片)和  $C$ (假目标),因为证据理论允许有混合类的假设,所以目标全集的辨别框为  $\{A\}$ 、 $\{B\}$ 、 $\{C\}$ 、 $\{A, B\}$ 、 $\{A, C\}$ 、 $\{B, C\}$ 、 $\{A, B, C\}$  和  $\{\phi\}$ . 根据实际情况,目标  $B$  和  $C$  一起出现的可能性很小,为了简化计算,目标类别可选为  $\{A\}$ 、 $\{B\}$ 、 $\{C\}$ 、 $\{A, B\}$ 、 $\{A, C\}$ .

假设目标  $\{A\}$  和  $\{B\}$  对某一特征的高斯分布有部分重叠(见图 2),根据传统的贝叶斯分类法,落在重叠区域的特征值就会造成误分类.证据理论把目标  $\{A\}$  和  $\{B\}$  的混合类  $\{A, B\}$  作为一个单独的目标类来处理,就能克服误分类的情况.

### 2.3 决策逻辑

当系统采用多个特征时,融合多个特征的信息能提高目标分类的可信度,减小错误分类的概率.在每个特征都融合之后,进入最后的决策逻辑,判定目标属于那一类,这时采用高层次的融合,即不同特征之间的融合.基于不同特征的鲁棒性不同,每个特征具有不同的可信度,可配以不同的权重实现.然后进行特征之间的融合,计算出可信度和似然度,判定目标类别.

## 3 数据融合的算法

采用证据理论进行多传感器数据融合的算法如图 3 所示.本算法包含两个层次的融合,首先是对某一特征融合来自所有目标的证据,即首先提取某一

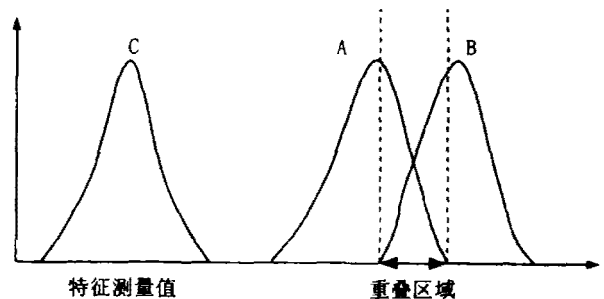


图 2 目标类别确定  
Fig. 2 Defining classes of object

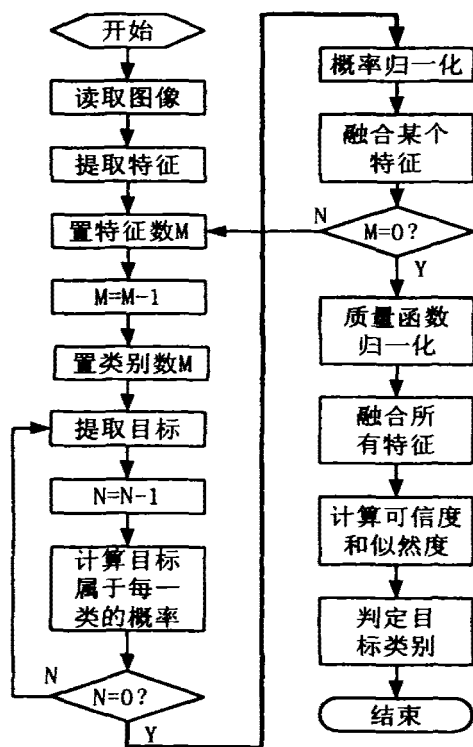


图3 采用证据理论进行数据融合算法

Fig. 3 Arithmetic of data fusion using Dempster-Shafer theory

特征(比如平均温度、复杂度或平均灰度),针对这一特征融合来自3个传感器的信息,把从3个传感器计算得出的质量函数按证据组合规则进行第一层次的融合,计算出融合后的质量函数;然后,对下一个特征进行同样的融合,对所有特征融合完以后,每个特征对应一个质量函数,再对这些特征按证据组合规则进行第二层次的融合,即特征之间的融合,计算出可信度和似然度,供决策使用。由于每个特征在目标识别时的作用不同,可对每个特征的质量函数配以不同的权重,使决策的可信度更高。

我们采用3个传感器进行融合,以平均灰度特征为例,每个传感器的数据及融合结果如表1所示。表中  $m$  为质量函数。

#### 4 结语

证据理论能够融合来自多个传感器的数据,利

表1 采用证据理论进行数据融合结果

Table 1 Result of data fusion using Dempster-Shafer theory

目标类别	{A}	{B}	{C}	{A,B}	{A,C}
传感器 1m	0.43	0.18	0.03	0.27	0.08
传感器 2m	0.57	0.15	0.00	0.22	0.07
传感器 3m	0.37	0.28	0.03	0.20	0.12
融合后 m	0.848	0.128	0.001	0.023	0.001

用多源的信息进行目标分类。独立单波段的目标分类系统已经遇到各种隐身、干扰和欺骗等反对抗技术的挑战,并且单波段系统存在较高的虚警率。另外,系统要求全方位、大范围和全天候工作,仅靠单一传感器难以保证系统高性能的工作,而将日益依赖于各种传感设备的配合,因此多传感器数据的综合处理,也就自然地成为当今研究的一个重点和热点。为了建立更完善和可靠的目标分类系统,应从大量的实验数据中建立起目标特征数据库。另外,采用高斯分布的方法计算质量函数与实际目标的特征分布在应用中可能会有出入,需要开发一种有效的确定质量函数的方法。

#### REFERENCES

- [1] LIU Tong-Ming, XIA Zu-Xun, XIE Hong-Cheng. *The Technology of Data Fusion and Its Application*. Beijing: National Defence Industry Press (刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用. 北京: 国防工业出版社), 1999, 34—38
- [2] Lawrence A Klein. Sensor and data fusion concepts and applications. *SPIE*, 1999, **TT35**: 95—107
- [3] Tong Lee, John A Richards, Philip H Swain. Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1987, **GE-25**: 283—293
- [4] Sylvie Le He'garat-Masclé, Isabelle Bloch, D Vidal-Madjar. Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**: 1018—1031
- [5] Kimberly Coombs, Debra Freel, Douglas Lampert, et al. Using Dempster-Shafer methods for object classification in the theater ballistic missile environment. *SPIE*, 1999, **3719**: 103—113