

Image Fusion

Chapter 5 –Decision level image fusion

Assoc. Prof Xiao Gang

Email: Xiaogang@sjtu.edu.cn

Office: Aerospace Room.1431

Tel/Fax:021-34206192

Mobile:13918459696



第五章 多源图像决策级融合

- 5.1 引言
- 5.2 基于表决法的决策级融合算法
- 5.3 基于D-S证据理论的决策级融合算法
- 5.4 基于贝叶斯推理的决策级融合算法
- 5.5 基于求和规则的决策级融合算法
- 5.6 基于极大极小值规则的决策级融合算法
- 5.7 基于模糊积分的决策级融合算法
- 5.8 决策级图像融合算法实现结果



5.1 引言

- 决策级融合是指首先对多传感器成像进行处理，得出各自的决策，再送入融合中心进行融合，得出最后的结论
- 决策级信息融合算法包括表决法、Bayes推理、证据理论、模糊积分以及其它各种特定方法



5.2 基于表决法的决策级融合算法

基于表决法的决策级融合算法

每个传感器提供观测实体身份的一个输入说明，然后由表决法（包括布尔“与”、“或”处理）对这些说明进行搜索，以找到一个由半数以上传感器“同意”的说明（或采取其它简单判定准则），并宣布表决结果：一个**联合说明**。

可能要引入**加权方法**、**门限技术**以及其它判定方法等，从而在一定程度上增加了表决法的复杂性。但当没有准确的先验概率可以利用时，表决法十分有用，特别**有利于实时融合**。



5.3 基于D-S证据理论的决策级融合算法

基于D-S证据理论的决策级融合算法将传感器采集的信息作为证据，在决策目标集上建立一个相应的基本可信度

D-S证据理论用“识别框架”表示所感兴趣的命题集，它定义了一个集函数: $2^{\Theta} \rightarrow [0,1]$ 满足: (1) $m(\Phi) = 0$

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

称 m 为识别框架 Θ 的基本可信度分配；假如有 A 属于识别框架 Θ ，则称 $m(A)$ 为 A 的基本可信数，基本可信数反映了对 A 本身的可信度大小



5.3 基于D-S证据理论的决策级融合算法

对于任何命题集，D-S证据理论提出了可信度函数 Bel 和似真函数 Pl 的概念：

$$Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B)$$

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A})$$

用 $(Bel(A), Pl(A))$ 可描述A的不确定性。给定几个同一辨识框架上基于不同证据的可信度函数，利用Dempster合成法则可以得到不同证据的联合作用产生的可信度函数。



5.3 基于D-S证据理论的决策级融合算法

设 Bel_1 、 Bel_2 是同一辨识框架上基于两个独立证据的可信度函数， m_1 、 m_2 分别是其对应的基本可信度分配，焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_l ，由Dempster合成法则，可得：

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Phi} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)} & A \neq \Phi \\ 0 & A = \Phi \end{cases}$$

其中 $i = 1, 2, \dots, k$ $j = 1, 2, \dots, l$

Dempster - Shafer方法是对Bayes决策检验法的推广，证据理论比概率论满足更弱的公理系统，并且在区分不确定与不知及精确反映证据收集过程等方面显示了很大的灵活性。



5.4 基于贝叶斯推理的决策级融合算法

设 X 是一组信息源, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_R\}$

根据贝叶斯理论, 后验概率可以表示为:

$$P(\omega_k | x_1, \dots, x_R) = \frac{p(x_1, \dots, x_R | \omega_k) P(\omega_k)}{p(x_1, \dots, x_R)}$$

其中 $p(x_1, \dots, x_R)$ 是联合概率密度, 可以表示为:

$$p(x_1, \dots, x_R) = \sum_{j=1}^m p(x_1, \dots, x_R | \omega_j) P(\omega_j)$$



5.4 基于贝叶斯推理的决策级融合算法

假设信息源之间是统计独立，则可得：

$$p(x_1, \dots, x_R | \omega_k) = \prod_{i=1}^R p(x_i | \omega_k)$$

由以上公式可得：

$$P(\omega_k | x_1, \dots, x_R) = \frac{P(\omega_k) \prod_{i=1}^R p(x_i | \omega_k)}{\sum_{j=1}^m P(\omega_j) \prod_{i=1}^R p(x_i | \omega_j)}$$



5.4 基于贝叶斯推理的决策级融合算法

如果

$$P(\omega_j | x_1, \dots, x_R) = \max_k P(\omega_k | x_1, \dots, x_R)$$

$$P(\omega_j) \prod_{i=1}^R p(x_i | \omega_j) = \max_k P(\omega_k) \prod_{i=1}^R p(x_i | \omega_k)$$

则有 $Z \rightarrow \omega_j$



5.4 基于贝叶斯推理的决策级融合算法

利用各个传感器的后验概率，可得：
如果

$$P^{-(R-1)}(\omega_j) \prod_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k P^{-(R-1)}(\omega_k) \prod_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$

则有 $Z \rightarrow \omega_j$

贝叶斯方法实际上是D-S证据理论的一个特例，因此所有使用贝叶斯方法的数据融合问题都可以用D-S证据理论来代替。证据理论可以很好地描述判决融合的实际问题，但是也有不少文献对Dempster合成规则中的证据独立性条件提出了置疑，同时Dempster合成规则存在指数爆炸的问题，其算法的实现是一个重点和难点。



5.5 基于求和规则的决策级融合算法

由上面的叙述，我们得到了贝叶斯推理，即

令 $Z \rightarrow \omega_j$ 如果

$$P^{-(R-1)}(\omega_j) \prod_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k P^{-(R-1)}(\omega_k) \prod_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$

对其左右两端取对数，可得**决策融合的求和规则**：

$$(1-R)P(\omega_j) + \sum_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k (1-R)P(\omega_k) + \sum_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$



5.6 基于极大极小值规则决策级融合算法

贝叶斯推理和求和规则构造了传感器融合的基本框架，我们可以推导出其它的融合策略，根据下面的公式：

$$\prod_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \leq \min_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \leq \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \leq \max_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$

表示贝叶斯推理和求和规则可以被上确界和下确界近似



5.6 基于极大极小值规则决策级融合算法

- 最大值规则

根据求和规则和公式，我们可以得到最大值规则：

令 $Z \rightarrow \omega_j$ ，如果：

$$(1-R)P(\omega_j) + R \max_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k \left[(1-R)P(\omega_k) + R \max_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \right]$$

假设任何一类出现的概率相同，则可得：

令 $Z \rightarrow \omega_j$ ，如果：

$$\max_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k \max_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$



5.6 基于极大极小值规则决策级融合算法

- 最小值规则

根据贝叶斯推理和公式我们可以得到最小值规则：

令 $Z \rightarrow \omega_j$, 如果：

$$P^{-(R-1)}(\omega_j) \min_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k P^{-(R-1)}(\omega_k) \min_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$

假设任何一类出现的概率相同，则可得：

令 $Z \rightarrow \omega_j$, 如果：

$$\min_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_k \min_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)$$



5.7 基于模糊积分的决策级融合算法

- 模糊积分，具有考虑多源信息的重要程度(模糊测度)和各信息源提供的客观证据(h函数)进行融合的能力。模糊积分是定义在模糊测度基础上的一种非线性函数，它具有融合多源信息的能力。
- 模糊测度和模糊集是两个不同的概念。模糊集反映的是一个已知元素从属于一个不具有分明边界的集合的隶属程度。而模糊测度考虑的是一个位置未定的元素从属于一个(模糊或非模糊)集合的信任程度、可能性程度或概率程度。70年代中期，日本学者Sugeno推广了经典的概率测度，以约束条件较弱的单调性取代了经典概率中的可加性条件，提出了模糊测度的概念。



5.7 基于模糊积分的决策级融合算法

令 X 是一组信息源 $P(X)$ 为的幂集， g 为 X 的Sugeno 模糊测度，即满足

(1)有界条件： $g(\Phi)=0, g(X)=1$

(2)单调性： $\forall A, B \in P(X)$ ，若 $A \subseteq B$ ，则 $g(A) \leq g(B)$ ，

(3)连续性：如果 $\forall A_i \in P(X)$ 且是单调的，则有 $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$

(4) $\forall A, B \in P(X)$ ，若 $A \cap B = \Phi$ ，则 $g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda g(A) \cdot g(B)$

$$\lambda > -1$$

(5)令 $g^i = g(\{x_i\})$ 为模糊密度函数，则有 $\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i)$



5.7 基于模糊积分的决策级融合算法

令 $h_k(x_i)$ 表示从信息源 x_i 得到目标属于 C_k 的证据，那么模糊积分为：

$$\int_A h_k(x) \circ g(\cdot) = \sup_{E \subseteq X} \left[\min \left(\min_{x \in E} h_k(x), g(A \cap E) \right) \right] = \sup_{\alpha \in [0,1]} \left[\min(\alpha, g(A \cap F_\alpha)) \right]$$

其中 $F_\alpha = \{x | h_k(x) \geq \alpha\}$

考虑两个信息源 x_1 和 x_2 ，假设 $h_k(x_1) \geq h_k(x_2)$ (如果不符合，重新排列信息源。) 那么模糊积分为

$$e_k = \max \left[\min(h_k(x_1), g(A_1)), \min(h_k(x_2), g(A_2)) \right]$$

其中 $A_1 = \{x_1\}$, $A_2 = \{x_1, x_2\}$



5.7 基于模糊积分的决策级融合算法

- 当利用模糊积分进行融合时，各传感器的重要程度 g^i 可以由专家主观确定，也可以由具体数据给出。
- 在实验中，将各传感器的分类成功率当作模糊测度值。实验结果表明，使用模糊积分进行模糊决策融合是一种有效的融合算法。融合系统性能的提高来源于各传感器之间的相互补偿，对于各传感器具有大致相同的划分区域的情况，使用多个传感器进行融合并不能显著提高系统性能。数据融合的优越性表现在各传感器可以进行相互补偿的情况下。



5.8 决策级图像融合算法实现结果

SAR与FLIR图像决策级融合过程的基本步骤如下：



(a) 参加融合的SAR图像



(b) 参加融合的FLIR图像

图5.1. 输入的融合前SAR与FLIR图像

5.8 决策级图像融合算法实现结果



(a) 分割后的SAR图像结果



(b) 分割后的FLIR图像结果

图5.2. SAR与FLIR图像分割后结果

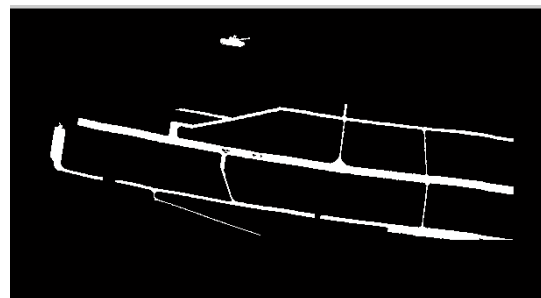
5.8 决策级图像融合算法实现结果

第一步：对SAR与FLIR图像分别进行图像分割，图5.1为输入的SAR图像和FLIR图像，图5.2为分割后的图像结果。

第二步：对分割后得到的SAR与FLIR图像结果进行目标识别，图5.3为目标识别后的结果图像；



5.8 决策级图像融合算法实现结果



(a) 目标识别后的SAR图像

(b) 目标识别后的FLIR图像

图5.3. SAR与FLIR图像目标识别后结果

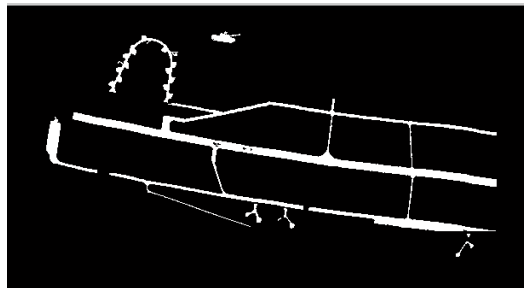
5.8 决策级图像融合算法实现结果

第三步：目标识别后，输出SAR与FLIR图像中每个感兴趣目标的决策向量；

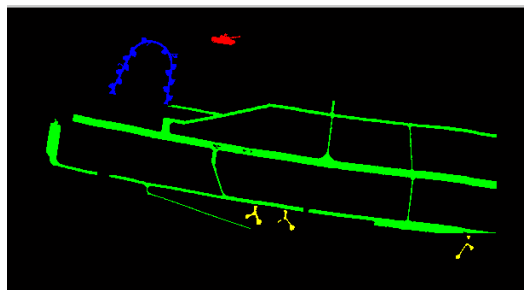
第四步：使用前面介绍的决策融合算法对目标向量进行融合，得到目标的最终决策类型，并对不同目标进行颜色标识，如图5.4所示。



5.8 决策级图像融合算法实现结果



(a) SAR与FLIR图像决策级融合结果图像



(b) 决策级图像融合结果颜色标识图像

图5.4 SAR与FLIR图像决策级融合结果

5.8 决策级图像融合算法实现结果

针对SAR与FLIR图像的目标特征，选择四类目标：坦克（红色）、机场跑道（绿色）、飞机（黄色）和停机坪（蓝色）。从整个融合过程各幅结果图像可以看出，对SAR与FLIR图像在决策级的图像融合，使得各类目标识别的决策得到了互补，获得了信息更为完全的融合结果。

SAR与FLIR图像在决策级的融合由于可以直接给出对图像中目标的识别决策，因而在战场指挥决策上具有比像素级和特征级融合更重要的意义。而目前在决策级图像融合的研究上尚不如像素级和特征级融合成熟，对于SAR与FLIR图像而言，在决策级融合尚需解决的问题主要如下：

- （1）对原始SAR图像与FLIR图像的有效分割算法研究。有效准确的图像分割是目标识别的前提，机载SAR图像与FLIR图像所具有的整体模糊、分辨率低等特点使得图像的有效分割成为一个需进一步研究的问题。
- （2）对SAR图像与FLIR图像中目标的准确识别算法研究。针对SAR与FLIR图像中可能出现的目标及其各种形变模式，如何建立有效的模式库是尚需解决的问题。
- （3）对序列SAR图像与FLIR图像决策级融合的实时性问题，即需要提高算法的运行速度，以满足战场动态实时融合的需要。



Image Fusion

Thanks!

