

文章编号: 1001-2486(2003)01-0051-05

基于模糊综合的红外目标融合识别*

李秋华¹, 李吉成¹, 沈振康¹, 朱振福²

(1. 国防科技大学 ATR 国家重点实验室, 湖南长沙 410073;

2. 航天机电集团目标与环境光学特征国防科技重点实验室, 北京 100854)

摘要: 为了提高在复杂背景和强干扰条件下目标识别的可靠性, 提出了一种基于模糊综合的目标融合识别算法, 并采用双色红外成像系统所获得的红外图像数据进行了实验仿真。实验结果表明该算法在较大程度上提高了目标识别的可信度。

关键词: 红外目标识别; 模糊综合; 信息融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Fusion Recognition for IR Target Based on Fuzzy Integration

LI Qi-hua¹, LI Ji-cheng¹, SHEN Zhen-kang¹, ZHU Zhen-fu²

(1. ATR Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Lab of Target and Environment Feature, Astronautical Electromechanical Group, Beijing 100854, China)

Abstract: For improving reliability of target recognition under the complex background and the strong clutter, a kind of algorithm for IR target fusion recognition based on the theory of fuzzy integration is presented and some experimental simulation with the IR image data from the dual band IR imaging system is implemented. The result shows that the algorithm improves the reliability of the target recognition to some degree.

Key words: IR target recognition; fuzzy integration; information fusion

采用双色红外成像系统^[1]对目标进行检测和跟踪后, 得到的仅是一些目标点的速度和平均灰度等特征信息。在识别阶段, 如果仅凭这些特征(运动速度、平均灰度等)就对目标的属性作出判决, 必将会带来很大的不确定性, 其根本原因就是各个目标类对特征空间的划分边界存在一定的模糊性, 以及干扰条件下目标测量存在不确定性, 故可采用模糊集理论来表示这种模糊性和不确定性。

1 模糊综合及其在信息融合中的应用

设多传感器系统将第 k 个目标样本点判决为第 i 类目标的可能性分布为 $M_i(k) = \{m_{i1}(k), m_{i2}(k), \dots, m_{iN}(k)\} \in [0, 1]^N$, 其中 $m_{ij}(k)$ 为第 j 个传感器判决第 k 个目标样本点为第 i 类目标的可能性测度, $i = 1, 2, \dots, L$ 为目标类型序号, $j = 1, 2, \dots, N$ 为传感器序号, L, N 分别为目标类型数目和传感器个数, 则可定义模糊综合函数^[1]为满足以下两个条件的映射:

$$S_N: [0, 1]^N \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

(a) 保序性, 即对于 $\forall M_p(k), M_q(k) \in [0, 1]^N$ 存在

$$\|M_p(k)\| \leq \|M_q(k)\| \Rightarrow S_N[M_p(k)] \leq S_N[M_q(k)] \quad (2)$$

(b) 综合性, 即对于 $\forall M_p(k), M_q(k) \in [0, 1]^N$ 存在

$$\bigwedge_{j=1}^N m_{ij}(k) \leq S_N[M_i(k)] \leq \bigvee_{j=1}^N m_{ij}(k) \quad (3)$$

* 收稿日期: 2002-09-17

基金项目: 国防科技重点实验室基金资助项目(2000J3.4.3.KG0105)

作者简介: 李秋华(1976-), 男, 博士生。

在引入了模糊综合函数的概念之后,便可以定义第 k 个目标样本点的融合隶属度为: $m_i(k) = S_N[M_i(k)]$,即用 $m_i(k)$ 表示第 k 个目标样本点属于第 i 个目标类型的隶属程度。这样 $m_i(k)$ 便是综合了多个传感器对目标类型属性的模糊化判决 $m_{i1}(k), m_{i2}(k), \dots, m_{iN}(k)$ 后所得到的融合判决结果,它兼有有序性和综合性的特点,也反映了多传感器时间和空间融合的过程。

2 基于模糊综合的目标融合识别方法

在红外双色成像系统中,由于实战环境中存在各种噪声和随机干扰以及人为干扰,获得的目标图像信息存在一定的不确定性^[2]。为了表示这种不确定性,本文首先对来自不同波段的红外图像序列分别提取各个目标的模糊化特征矢量,然后基于模糊相似性测度给出目标的传感器级模糊化属性判决(软判决),最后对各个目标的不同波段的模糊化属性判决进行时间和空间域上的模糊综合处理,得到目标的融合识别可能性分布,并根据一定的模糊模式识别规则(如隶属度最大规则)给出目标属性的高可信度判决。具体的算法过程可概括如下:

(1) 提取各个目标的模糊化特征:采用模糊化函数对各个特征进行模糊化处理,得到目标的模糊化特征矢量。

(2) 判决结果的模糊化:模式识别中的分类就是把样本空间(或样本集)分成若干个子集。在这里,用模糊子集代替确定子集就可得到模糊的分类结果,或者说使分类结果模糊化。

(3) 多传感器目标融合识别:采用模糊综合函数对来自不同传感器的模糊化判决进行时间和空间上的综合处理,得到各个目标的融合识别判决。这里采用的模糊综合函数为:

$$S_N[M_i(k)] = \left[\prod_{j=1}^N m_{ij}(k) \right]^{\frac{1}{N}} \quad (4)$$

该模糊综合函数用于目标识别时域递归信息积累融合和空间信息积累融合时的形式可以分别用如下公式表示:

$$m_{ij}^{(l)}(k) = S_2[m_{ij}^{(l-1)}(k), m_{ij}^l(k)] = [m_{ij}^{(l-1)}(k) \times m_{ij}^l(k)]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$m_i^{(l)}(k) = S_N[m_{i1}^{(l)}(k), m_{i2}^{(l)}(k), \dots, m_{iN}^{(l)}(k)] = [m_{i1}^{(l)}(k), m_{i2}^{(l)}(k), \dots, m_{iN}^{(l)}(k)]^{\frac{1}{N}} \quad (6)$$

这里 $m_{ij}^{(l)}(k)$ 为第 j 个传感器到第 l 帧时刻为止经过时域递归融合以后判决目标样本点 k 属于第 i 个目标类型的隶属度,即目标的时域递归融合识别判决。 $m_i^{(l)}(k)$ 为到时刻 l 为止经过时间-空间信息积累融合得到的关于目标样本点 k 的模糊化判决。

(4) 目标属性判决:采用隶属度最大原则对模糊判决结果进行处理,最后得到目标的明确类型识别结果作为系统输出。隶属度最大原则可用公式表示如下:

$$m_I^{(l)}(k) = \max_{i \in T} [m_i^{(l)}(k)] \Rightarrow \text{判决目标样本点 } k \text{ 属于第 } I \text{ 个目标类型} \quad (7)$$

3 实验结果及分析

(1) 对来自红外双色成像系统的实战场景的两个图像序列进行目标检测和稳定跟踪以后得到四个目标样本点前三帧的瞬时速度和平均灰度特征,见表 1。

表 1 各目标样本点的瞬时速度和平均灰度

Tab. 1 The instantaneous velocity and mean grayscale of targets

目标特征	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
(v_1^1, f_1^1)	(2.1, 75)	(3.3, 235)	(3.2, 185)	(1.2, 65)
(v_1^2, f_1^2)	(2.2, 80)	(3.4, 240)	(3.3, 190)	(1.2, 70)
(v_1^3, f_1^3)	(2.1, 85)	(3.3, 245)	(3.3, 200)	(1.3, 75)
(v_2^1, f_2^1)	(2.0, 80)	(3.2, 245)	(3.1, 210)	(1.1, 80)
(v_2^2, f_2^2)	(1.9, 85)	(3.2, 250)	(3.2, 215)	(1.2, 85)
(v_2^3, f_2^3)	(2.1, 90)	(3.3, 250)	(3.2, 210)	(1.2, 90)

在表 1 中 $v_1^l, v_2^l, f_1^l, f_2^l$ 分别为目标样本点在长波和中波红外图像序列中的第 l 帧时的瞬时速度和平均灰度。

(2) 根据图 1、图 2 所示的目标速度特征和平均灰度特征的模糊化函数, 可以计算得到前三帧各个目标样本点的模糊化特征矢量, 见表 2 和表 3。

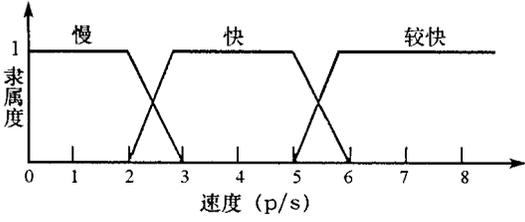


图 1 速度特征模糊化函数

Fig. 1 The fuzzy function for velocity

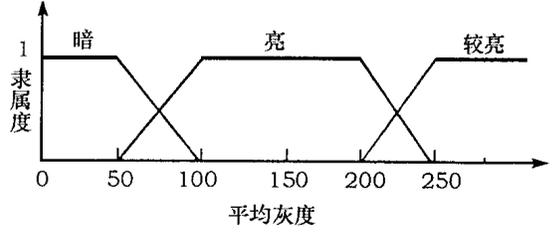


图 2 平均灰度特征模糊化函数

Fig. 2 The fuzzy function for mean grayscale

图 1 所示的模糊化函数用公式表示如下:

$$m_Q(v) = \begin{cases} v-2; & 2 \leq v < 3 \\ 1; & 3 \leq v < 5 \\ 6-v; & 5 \leq v < 6 \\ 0; & 6 \leq v \end{cases} \quad m_S(v) = \begin{cases} 1; & 0 \leq v < 2 \\ 3-v; & 2 \leq v < 3 \\ 0; & 3 \leq v \end{cases} \quad m_F(v) = \begin{cases} 5-v; & 5 \leq v < 6 \\ 1; & 6 \leq v \end{cases}$$

其中 $m_S(v)$ 、 $m_Q(v)$ 、 $m_F(v)$ 为速度特征模糊化函数, 它们分别表示模糊化速度特征“慢”、“快”、“较快”的隶属度分布。根据图 2 同样可以得到目标平均灰度特征的模糊化函数如下:

$$m_D(f) = \begin{cases} 1; & 0 \leq f < 50 \\ 2-f/50; & 50 \leq f < 100 \\ 0; & 100 \leq f \end{cases} \quad m_L(f) = \begin{cases} -1+f/50; & 50 \leq f < 100 \\ 1; & 100 \leq f < 200 \\ 5-f/50; & 200 \leq f < 250 \\ 0; & 250 \leq f \end{cases} \quad m_U(f) = \begin{cases} -4+f/50; & 200 \leq f < 250 \\ 1; & 250 \leq f \end{cases}$$

其中 $m_D(f)$ 、 $m_L(f)$ 、 $m_U(f)$ 为目标平均灰度特征模糊化函数, 它们分别表示模糊化灰度特征“暗”、“亮”、“很亮”的隶属度分布。

表 2 长波红外图像序列中各个目标样本点的模糊化特征矢量

Tab. 2 The fuzzy character vector of targets in the long band IR image sequence

模糊化特征	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
(m_S^1, m_S^2, m_S^3)	(0.9, 0.8, 0.9)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(1.0, 1.0, 1.0)
(m_Q^1, m_Q^2, m_Q^3)	(0.1, 0.2, 0.1)	(1.0, 1.0, 1.0)	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 0.0, 0.0)
(m_F^1, m_F^2, m_F^3)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)
(m_D^1, m_D^2, m_D^3)	(0.5, 0.4, 0.3)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.7, 0.6, 0.5)
(m_L^1, m_L^2, m_L^3)	(0.5, 0.6, 0.7)	(0.3, 0.2, 0.1)	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.3, 0.4, 0.5)
(m_U^1, m_U^2, m_U^3)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.7, 0.8, 0.9)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)

表 3 中波红外图像序列中各个目标样本点前三帧的模糊化特征矢量

Tab. 3 The fuzzy character vector of targets in the middle band IR image sequence

模糊化特征	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
(m_S^1, m_S^2, m_S^3)	(1.0, 1.0, 0.9)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(1.0, 1.0, 1.0)
(m_Q^1, m_Q^2, m_Q^3)	(0.0, 0.0, 0.1)	(1.0, 1.0, 1.0)	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 0.0, 0.0)
(m_F^1, m_F^2, m_F^3)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)
(m_D^1, m_D^2, m_D^3)	(0.4, 0.3, 0.2)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0)	(0.4, 0.3, 0.2)
(m_L^1, m_L^2, m_L^3)	(0.6, 0.7, 0.8)	(0.0, 0.0, 0.1)	(0.8, 0.7, 0.8)	(0.6, 0.7, 0.8)
(m_U^1, m_U^2, m_U^3)	(0.0, 0.0, 0.0)	(1.0, 1.0, 0.9)	(0.2, 0.3, 0.2)	(0.0, 0.0, 0.0)

在表2、表3中, $(m_S^l, m_Q^l, m_F^l, m_D^l, m_L^l, m_U^l)^T$ 为在第 l 帧时目标样本点的模糊化特征矢量。

(3) 根据下面的模糊相似度公式:

$$L_{ij}(k) = \frac{\sum_{p=1}^M m_j^p(k) * m_i^p(k)}{\sqrt{(\sum_{p=1}^M [m_j^p(k)]^2) * (\sum_{p=1}^M [m_i^p(k)]^2)}} \quad (8)$$

计算各个目标样本点在各帧的模糊化特征矢量与各个目标类型的模糊化中心特征矢量的模糊相似度, 令 $m_{ij}(k) = L_{ij}(k)$ 就可以得到第 j 个传感器对目标样本点的模糊化判决^[3]。

本文中要考虑的空中目标包括: 飞机(Plane)、诱饵(Decoy)、随机干扰(Noise)。在研究各个目标类型的目标样本点的运动特性和灰度分布特性的基础上, 可以统计地给出各个目标类型的模糊化中心特征矢量如表4所示。

表4 各个目标类型的模糊化中心特征矢量

Tab.4 The fuzzy central character vector of target classes

	飞机(Plane)	诱饵(Decoy)	随机干扰(Noise)
$m_S(v)$	0.0	0.0	0.3
$m_Q(v)$	1.0	1.0	0.4
$m_F(v)$	0.0	0.0	0.3
$m_D(f)$	0.0	0.0	0.3
$m_L(f)$	0.0	1.0	0.4
$m_U(f)$	1.0	0.0	0.3

表4中 $m_S(v)$ 、 $m_Q(v)$ 、 $m_F(v)$ 、 $m_D(f)$ 、 $m_L(f)$ 、 $m_U(f)$ 分别为目标类型的模糊化特征的隶属度函数中心位置值; $\{m_S(v)$ 、 $m_Q(v)$ 、 $m_F(v)$ 、 $m_D(f)$ 、 $m_L(f)$ 、 $m_U(f)\}$ 则为目标类型的模糊化特征中心矢量。各个目标样本点在各帧的传感器级模糊化判决见表5和表6。

表5 长波红外成像传感器中各个目标样本点类别的模糊化判决

Tab.5 The fuzzy decision of class for targets in the long band IR imaging sensor

模糊化判决结果	目标样本点1	目标样本点2	目标样本点3	目标样本点4
$(m_{11}^1, m_{11}^2, m_{11}^3)$	(0.06, 0.13, 0.06)	(0.96, 0.98, 1.00)	(0.70, 0.70, 0.70)	(0.00, 0.00, 0.00)
$(m_{21}^1, m_{21}^2, m_{21}^3)$	(0.37, 0.52, 0.48)	(0.73, 0.65, 0.58)	(0.77, 0.77, 0.77)	(0.16, 0.23, 0.29)
$(m_{31}^1, m_{31}^2, m_{31}^3)$	(0.70, 0.75, 0.70)	(0.70, 0.67, 0.64)	(0.53, 0.53, 0.53)	(0.61, 0.63, 0.64)

表6 中波红外成像传感器中各个目标样本点类别的模糊化判决

Tab.6 The fuzzy decision of class for targets in the middle band IR imaging sensor

模糊化判决结果	目标样本点1	目标样本点2	目标样本点3	目标样本点4
$(m_{12}^1, m_{12}^2, m_{12}^3)$	(0.00, 0.00, 0.00)	(1.00, 1.00, 1.00)	(0.65, 0.73, 0.65)	(0.00, 0.00, 0.00)
$(m_{22}^1, m_{22}^2, m_{22}^3)$	(0.34, 0.39, 0.44)	(0.50, 0.50, 0.58)	(0.98, 0.96, 0.98)	(0.34, 0.39, 0.44)
$(m_{32}^1, m_{32}^2, m_{32}^3)$	(0.65, 0.65, 0.64)	(0.60, 0.60, 0.64)	(0.73, 0.74, 0.74)	(0.65, 0.65, 0.64)

在表5和表6中 $m_{ij}^l(k)$ 为第 j 个传感器在第 l 帧时判决目标样本点 k 属于第 i 个目标类型的隶属度, 即目标类别的模糊化判决。其中 i 为目标类型序号, $i=1, 2, 3$ 对应目标类型集{飞机(Plane)、诱饵(Decoy)、随机干扰(Noise)}; j 为传感器序号, 对应于长波和中波红外成像传感器。

(4) 在各个传感器节点采用(5)式给出的模糊综合函数进行时域递归融合, 得到各个传感器关于各个目标样本点的时域递归融合可能性分布, 即时域递归融合判决, 见表7和表8。

表 7 长波红外成像传感器中各个目标样本点的时域递归融合判决

Tab. 7 The temporal recursion fusion decision of targets in the long band IR sensor

模糊化判决结果	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
$(m_{11}^{(1)}, m_{11}^{(2)}, m_{11}^{(3)})$	(0.06, 0.09, 0.07)	(0.96, 0.97, 0.98)	(0.70, 0.70, 0.70)	(0.00, 0.00, 0.00)
$(m_{21}^{(1)}, m_{21}^{(2)}, m_{21}^{(3)})$	(0.37, 0.44, 0.46)	(0.73, 0.69, 0.63)	(0.77, 0.77, 0.77)	(0.16, 0.19, 0.23)
$(m_{31}^{(1)}, m_{31}^{(2)}, m_{31}^{(3)})$	(0.70, 0.72, 0.71)	(0.70, 0.68, 0.66)	(0.53, 0.53, 0.53)	(0.61, 0.62, 0.63)

表 8 中波红外成像传感器中各个目标样本点的时域递归融合判决

Tab. 8 The temporal recursion fusion decision of targets in the middle band IR sensor

模糊化判决结果	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
$(m_{12}^1, m_{12}^2, m_{12}^3)$	(0.00, 0.00, 0.00)	(1.00, 1.00, 1.00)	(0.65, 0.69, 0.67)	(0.00, 0.00, 0.00)
$(m_{22}^1, m_{22}^2, m_{22}^3)$	(0.34, 0.36, 0.40)	(0.50, 0.50, 0.54)	(0.98, 0.97, 0.98)	(0.34, 0.36, 0.40)
$(m_{32}^1, m_{32}^2, m_{32}^3)$	(0.65, 0.65, 0.65)	(0.60, 0.60, 0.62)	(0.73, 0.74, 0.74)	(0.65, 0.65, 0.65)

在表 7 和表 8 中, $m_{ij}^{(l)}(k)$ 为第 j 个传感器到第 l 帧时刻为止经过时域递归融合以后判决目标样本点 k 属于第 i 个目标类型的隶属度, 即目标类别的时域递归融合判决。

(5) 最后, 采用(6)式对两个传感器的时域递归融合判决进行综合处理, 得到各个目标样本点类别的时一空融合判决, 见表 9。

表 9 各个目标样本点的时一空融合判决

Tab. 9 The spatial-temporal fusion decision of targets

模糊化判决结果	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
$(m_1^{(1)}, m_1^{(2)}, m_1^{(3)})$	(0.00, 0.00, 0.00)	(0.98, 0.98, 0.99)	(0.67, 0.70, 0.68)	(0.00, 0.00, 0.00)
$(m_2^{(1)}, m_2^{(2)}, m_2^{(3)})$	(0.35, 0.40, 0.43)	(0.60, 0.59, 0.58)	(0.87, 0.86, 0.87)	(0.23, 0.26, 0.30)
$(m_3^{(1)}, m_3^{(2)}, m_3^{(3)})$	(0.67, 0.68, 0.68)	(0.65, 0.64, 0.64)	(0.62, 0.63, 0.63)	(0.63, 0.63, 0.64)

根据(7)式所示的最大隶属度原则判决各个目标样本点的类别属性判决及其可能性见表 10。

表 10 各个目标样本点的类别属性判决及其可能性分布

Tab. 10 The property decision of class and probability distribution for targets

融合识别结果	目标样本点 1	目标样本点 2	目标样本点 3	目标样本点 4
类别属性	随机干扰(Noise)	飞机(Plane)	诱饵(Decoy)	随机干扰(Noise)
可能性	68%	99%	87%	64%

从以上结果可以看出, 对来自两个不同波段的各个目标样本点的类别属性判决进行模糊综合处理以后, 达到了信息融合的目的, 提高了目标类别属性识别的可信度。

4 结束语

在研究模糊综合理论的融合功能的基础上, 提出了一种基于模糊综合的目标融合识别算法, 并采用真实数据进行仿真计算, 仿真结果表明该算法较大程度上提高了目标识别的可信度。此外, 该算法可以通过引入光滑的特征模糊化函数以及单个传感器节点的时域递归融合序列化判决方案, 来得到更优良的目标识别效果。

参考文献:

- [1] Singh R P, Hbailey W. Fuzzy Logic Applications to Multi-sensor Multi-target Correlation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3).
- [2] Viswanathan A, Varshney P K. Distributed Detection with Multiple Sensors: Part I-Fundamentals [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1).
- [3] 刘源, 谢维信. 多传感器图像模糊融合算法在图像识别中的应用[J]. 西安: 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2000, 27(1).