

文章编号: 0253-2239(2010)03-0713-07

基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法

王凤朝 刘兴堂 黄树采

(空军工程大学导弹学院, 陕西 西安 713800)

摘要 提出了一种基于平方证据权重的模糊证据组合方法,并应用于弱小目标多特征融合检测算法中,采用了证据理论中的基本概率分配函数来描述判决结果的不确定性,首先提取检测图像的局部灰度均值对比度、局部梯度均值对比度、局部差值和局部熵四个特征,然后对特征进行归一化,再对其进行模糊化并根据先验知识和测量统计的结果对目标各特征值所取空间和待识别目标假设集进行基本概率分配,接着采用自适应加权融合的方法得到目标的基本可信度,最后采用基于博弈概率分布的决策规则得到检测后的目标图像。实验结果表明,该算法能在较大程度上降低目标检测过程中的不确定性,提高系统的检测性能。

关键词 红外图像处理;目标检测;平方证据权重;模糊证据;多特征融合

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103003.0713

Target Fusion Detection with Multi-Feature Based on Fuzzy Evidence Theory

Wang Fengchao Liu Xingtang Huang Shucai

(Missile Institute of Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 713800, China)

Abstract A fuzzy evidence combination method based on square evidence weight is proposed, and it is used in the dim target multi-feature fusion detection. The basic probability assignment function of the evidence is used to express decision result's uncertainty. First the detection image's four features, which are local gray average contrast, local gradient average contrast, local variance and local entropy, are picked up and normalized, then after defuzzification of features, the basic probability assignment of target's features with supposed set of recognition target can be got according to a priori knowledge and statistical result. After getting basic credibility using adaptive weighted fusion rule it can get the detected target image by decision making rule of game probability distribution. The experimental results show that the method can reduce the uncertainty during the target detection to a large degree and improve the target detection performance of the whole system.

Key words IR image processing; target detection; square evidence weight; fuzzy evidence; multi-feature fusion

1 引言

目前,低信噪比情况下红外弱小目标的检测是红外搜索与跟踪系统、红外预警系统的一项核心技术,一直是该领域的研究热点和难点^[1~3]。对于多源信息的融合检测,已有学者做了一些工作^[4~6],根据信息表征层次的不同,多源信息融合可分为像素级、特征级和决策级融合。其中决策级融合检测的核心思想是,各信息源根据各自的观测结果做出局

部判决,然后将判决结果经由通信信道传送到融合中心,再由融合中心采用一定准则对各局部判决进行综合处理,做出最终判决^[7],但是由于存在各种干扰而导致各传感器局部判决结果的不确定性^[8],使得决策级融合中的各种准则未必为系统的“最优”或全局“最优”。

为解决这个问题,已有学者提出采用证据理论来提高系统的置信度,李秋华等^[9]采用证据理论中

收稿日期: 2009-03-30; 收到修改稿日期: 2009-05-12

基金项目: 国家 863 计划资助课题。

作者简介: 王凤朝(1980—),男,博士研究生,主要从事红外目标检测及图像处理等方面的研究。

E-mail: chao126@yeah.net

导师简介: 刘兴堂(1942—),男,教授,博士生导师,主要从事智能信息处理、系统仿真、控制理论与应用等方面的研究。

E-mail: unit666@163.com

的基本概率分配函数对传感器图像中的像素进行基于多图像特征的分类,得到各传感器的目标检测基本可信度图,取得了一定的成果;刘海燕等^[10]在证据合成中,引入证据权的概念,提高了对识别目标的置信度。在以前学者研究的基础上,采用证据理论中的基本概率分配函数来描述局部判决结果的不确定性,在此基础上提出一种基于平方证据权重的模糊证据组合方法,并将之应用于弱小目标多特征融合检测算法中,取得了较好的效果。

2 模糊证据理论

2.1 证据合成公式

Dempster 合成规则^[11]是一个反映证据的联合作用的一个法则,设 E_1, \dots, E_n 是同一识别框架 Θ 上的信任函数, m_1, \dots, m_n 是对应的基本可信度分配,如果 $E_1 \oplus \dots \oplus E_n$ (\oplus 表示正交和) 存在且基本可信度分配为 m , 则对于 $\forall A \subset \Theta$, 有

$$m(A) = K \sum_{\substack{\cap A_j = A \\ 1 \leq j \leq n}} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_j), \quad A \neq \phi \quad (1)$$

式中 $K^{-1} = 1 - \sum_{\substack{\cap A_j = \phi \\ 1 \leq j \leq n}} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_j)$, 这里 $m(A)$ 为假设子集 A 总的基本可信度。

2.2 模糊证据组合方法

模糊集理论在模式识别中的应用已十分广泛,但由于问题的多样性和复杂性,传统的模糊模式识别方法在处理问题时仍然存在许多不完善的地方,比如它不能将多传感器提供的信息融合起来以提高决策的可靠性,满足不了具体情况的需要^[12~14]。为了克服传统模糊模式识别的缺陷,将 D-S 证据理论与模糊理论结合起来,以得到一种模糊模式识别方法,用来处理一类问题,现有模糊推理方法存在以下不足。

设特征集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 对任一模式类 ω_j , 令 $\mu_j: X \rightarrow [0, 1]$, 则 $\mu_j(x_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 表示从单个特征值的角度来衡量模式在 ω_j 类中的隶属程度,假定模式具有特征 x_i 的隶属程度为 $\gamma_j(x_i)$, 则用现有的模糊推理方法,从特征集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的角度来衡量模式在 ω_j 类中总的隶属程度为

$$\epsilon_j = \max_{i=1}^n [\mu_j(x_i) \min \gamma_j(x_i)], \quad (2)$$

式中 \min 为取小运算, \max 为取大运算, $\mu_j(x_i) \min \gamma_j(x_i)$ 表示特征 x_i 对于判别该模式属于 ω_j 类的贡献程度,则由 (2) 式得到的模式在 ω_j 类中总的隶属程度实际上是由模式的特征集中贡献最大的单个特征决定的,而没有用到其它特征提供的信息。如果设每个特征提供一条证据的话,则该方法实际上只用到了一条贡献最大的

证据,其它证据则被“屏蔽”了。因此传统的模糊推理方法并没有充分利用各个特征在判别模式的类属性时提供的信息。

对于模式的各个特征相互独立的情况,提出了一种基于平方证据权重的模糊证据组合方法,得到的结果综合了各个特征提供的信息,更符合实际情况。设 n 个特征的信任值权重为 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$), 则一种确定基本概率分配(BPA)的方法为

$$\begin{cases} m_i(X_i) = \lambda_i \gamma(x_i), \\ m_i(\omega_i) = 1 - m_i(X_i), \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\gamma(x_i)$ 表示对象特征的隶属函数, λ_i 为初始权重,表示每个特征对证据的贡献程度,并有 $\sum \lambda_i = 1$, $m_i(X_i)$ 表示特征 x_i 对判别该模式属于此类别的信任程度,而 $m_i(\omega_i)$ 则表示这部分信任不知如何分配。考虑到在红外弱小目标检测中各个特征的特点,有些特征目标明显,权重值应相应取大,通过分析和实验,提出了一种修正证据权值方法:假设特征 1 的信任值较大,特征 2 的信任值较小,对应 $\gamma(x_1)$ 的加权较大而 $\gamma(x_2)$ 的加权较小,由于得到的信任值是一个 (0, 1) 区间的值,信任值经平方计算后特征 1 相对于特征 2 的信任值是增大的,这样在融合中 $\gamma(x_1)$ 将比 $\gamma(x_2)$ 发挥更加重要的作用,则经修正后的信任值为

$$\lambda'_i = \left(\lambda_i^2 / \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \right)^{1/2}, \quad (4)$$

有 $\sum \lambda'_i = 1$, 则修正的 BPA 确定公式为

$$\begin{cases} m_i(X_i) = \lambda'_i \gamma(x_i), \\ m_i(\omega_i) = 1 - m_i(X_i). \end{cases} \quad (5)$$

根据 D-S 证据组合规则,有

$$m(T) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n = K \sum_{\cap X_i = T} \prod_i m_i(X_i), \quad (6)$$

式中 $K = [1 - \sum_{\cap X_i = \phi} \prod_i m_i(X_i)]^{-1}$, 利用该规则计算融合后的信度,并比较融合后的判决信度,取对决策的支持程度最大者作为决策总的可信度,即 $\theta = \max_i [m_i(T)]$ 为最终决策的模式。

算法确定后,问题就归结于怎样确定各个特征融合的初始权重,采用自适应权重确定方法,设各个特征的均方误差为

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \sigma_i^2, \quad (7)$$

在 σ_i 一定的前提下,问题就归结为已知 σ_i 和 $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$, 求 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 满足什么条件时 σ^2 的值最

小。这是一个约束条件为等式的多变量条件极值问题,可用拉格朗日乘数法进行求解,求解出总均方误差最小时所对应的初始权重为

$$\lambda_i = 1 / \left(\sigma_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \right). \quad (8)$$

3 目标特征提取及归一化处理

3.1 目标特征提取

在远距离弱小目标检测图像中,目标表现为区别于背景和杂波的点状物,此时,为了从复杂背景中检测出目标,可以通过对比目标和背景的各种图像特征来实现目标与背景的区分,采用以下四个特征作为目标检测判决的依据。

3.1.1 局部灰度均值对比度

局部灰度均值对比度是用来衡量目标窗口内的平均灰度和相邻背景区域的平均灰度差别的一个目标特征量,可表示为

$$F_1(x, y) = \frac{|\mu_{in}(x, y) - \mu_{out}(x, y)|}{\mu_{out}(x, y)}, \quad (9)$$

式中 $\mu_{in}(x, y) = \frac{\sum_{(k,l) \in W_{in}(x,y)} f(k,l)}{N_{in}}$ 和 $\mu_{out}(x, y) = \frac{\sum_{(k,l) \in W_{out}(x,y)} f(k,l)}{N_{out}}$ 分别为当前像素 $f(x, y)$ 所在内窗口和外窗口中所有像素的平均灰度; N_{in} 和 N_{out} 为待处理像素 $f(x, y)$ 的内窗口 $W_{in}(x, y)$ 和外窗口 $W_{out}(x, y)$ 中的像素数; $f(k, l)$ 为图像中第 k 行第 l 列像素的灰度值。

3.1.2 局部梯度均值对比度

由于目标梯度和背景梯度有很大的差异,该特征主要用来衡量目标窗口内平均梯度与相邻背景区域的平均梯度的差别的特征量,表示为

3.1.2 局部梯度均值对比度

由于目标梯度和背景梯度有很大的差异,该特征主要用来衡量目标窗口内平均梯度与相邻背景区域的平均梯度的差别的特征量,表示为

$$F_2(x, y) = \frac{\left| (1/N_{in}) \sum_{(k,l) \in W_{in}(x,y)} G(k,l) - (1/N_{out}) \sum_{(k,l) \in W_{out}(x,y)} G(k,l) \right|}{(1/N_{out}) \sum_{(k,l) \in W_{out}(x,y)} G(k,l)}, \quad (10)$$

式中 $G(k, l)$ 为像素 (k, l) 的梯度值:

$$G(k, l) = |f(k, l) - f(k, l+1)| + |f(k, l) - f(k+1, l)|. \quad (11)$$

3.1.3 局部差值

图像的局部差值特征用来在局部区域中检测缓慢变化的强度差值,计算公式为

$$F_3(x, y) =$$

$$\left| \frac{1}{N_{in}(k,l) \in W_{in}(x,y)} \sum L_{in}(k,l) - \frac{1}{N_{out}(k,l) \in W_{out}(x,y)} \sum L_{out}(k,l) \right|, \quad (12)$$

式中

$$L_{in}(x, y) = |f(k, l) - \mu_{in}(x, y)|,$$

$$L_{out}(x, y) = |f(k, l) - \mu_{out}(x, y)|.$$

3.1.4 局部熵

局部熵刻画了图像中局部区域灰度变化的剧烈程度,其定义为

$$F_4(x, y) = 1 - \sum_{(k,l) \in W_{in}(x,y)} [p(k, l)]^2, \quad (13)$$

式中

$$p(k, l) = \frac{f(k, l)}{\sum_{(k,l) \in W_{in}(x,y)} f(k, l)}.$$

3.2 特征的归一化

为了使各特征值能有效的表示像素属于目标区域的程度,在进行特征融合之前,必须先对目标特征进行归一化处理,表达式为

$$N_N(x, y) = \frac{F_N(x, y) - F_{Nmin}}{F_{Nmax} - F_{Nmin}}, \quad (14)$$

式中 F_{Nmin} 和 F_{Nmax} 表示原特征图像的最大和最小特征值, $N_N(x, y)$ 表示经归一化处理后的特征图像。

4 基于模糊证据理论的多特征目标融合识别

4.1 基本概率分配函数的确定

在应用 D-S 证据理论对各特征的证据进行融合之前,必须先确定基本概率分配函数^[15],所得到的基本概率分配函数的优劣将直接影响信息融合的结果,根据所设的条件,识别框架包括两个元素,即 $\Theta = \{T, B\}$,其中 T 表示目标, B 表示背景。

经过对待检测图像进行特征提取并归一化后,得到图像的 4 个特征,然后将归一化后的值进行模糊化,为了将每个特征作为证据理论合成时的一条证据,这里将依据各类目标的不同特征的先验知识和测量统计的结果对目标各特征值所取空间和待识别目标假设集进行基本概率分配。

对于某一特征 $F_k(k = 1, 2, 3, 4)$,定义基本概率分配函数 m_k 为 $m_k: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 的映射,必须满足如下条件:

$$m_k(\phi) = 0, \quad (15)$$

$$m_k(T) + m_k(B) + m_k(\Theta) = 1, \quad (16)$$

式中 $m_k(T)$ 和 $m_k(B)$ 为仅依据特征 F_k 判决某像素为目标和背景的基本可信度; $m_k(\Theta)$ 为该判决过程中的不确定度。四个特征的基本概率分配如表 1~4 所示, 其中 $m(\{T\}), m(\{B\})$ 分别表示为各特征取区间内的值时为目标和背景的基本可信度; $m(\{\Theta\})$ 为该证据的不确定度。

表 1 基于局部灰度均值对比度的基本概率分配

Table 1 BPA based on local gray average contrast

Local gray average contrast F_1	$m(\{T\})$	$m(\{B\})$	$m(\{\Theta\})$
$0 < F_1 < 0.02$	0.05	0.78	0.17
$0.02 < F_1 < 0.04$	0.10	0.58	0.32
$0.04 < F_1 < 0.06$	0.32	0.50	0.18
$0.06 < F_1 < 0.1$	0.56	0.36	0.08
$F_1 > 0.1$	0.80	0.10	0.10

表 2 基于局部梯度均值对比度的基本概率分配

Table 2 BPA based on local gradient average contrast

Local gradient average contrast F_2	$m(\{T\})$	$m(\{B\})$	$m(\{\Theta\})$
$0 < F_2 < 100$	0.03	0.83	0.14
$100 < F_2 < 200$	0.05	0.55	0.40
$200 < F_2 < 300$	0.12	0.35	0.53
$300 < F_2 < 500$	0.46	0.33	0.21
$F_2 > 500$	0.72	0.26	0.02

表 3 基于局部方差的基本概率分配

Table 3 BPA based on local variance

Local variance F_3	$M(\{T\})$	$m(\{B\})$	$m(\{\Theta\})$
$0 < F_3 < 20$	0.20	0.60	0.20
$20 < F_3 < 50$	0.30	0.40	0.30
$50 < F_3 < 60$	0.35	0.30	0.35
$F_3 > 80$	0.60	0.12	0.28

表 4 基于局部熵的基本概率分配

Table 4 BPA based on local entropy

Local entropy F_4	$m(\{T\})$	$m(\{B\})$	$m(\{\Theta\})$
$0 < F_4 < 0.875$	0.30	0.45	0.25
$0.875 < F_4 < 0.890$	0.55	0.30	0.15
$0.890 < F_4 < 0.90$	0.65	0.31	0.04
$F_4 > 0.90$	0.40	0.20	0.40

4.2 基于模糊证据理论的融合算法

采用 D-S 证据理论中的正交和规则对基于各个特征的多个基本可信度进行复合得到基于特征融合的基本可信度, 得到的复合规则为

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus m_4)(A) = K \sum_{\bigcap A_i = A} \left[\prod_{1 \leq k \leq 4} \lambda_k m_k(A_i) \right], \quad (17)$$

式中 $A, A_i = \{T, B, \Theta\} \subseteq \Theta; m$ 为多证据复合后的基本概率分配函数; λ_k 为修正后的加权系数, K 是反映证据冲突程度的加权系数, 表达式为

$$K = \left\{ 1 - \sum_{\bigcap A_i = \phi} \left[\prod_{1 \leq k \leq 4} \lambda_k m_k(A_i) \right] \right\}^{-1}. \quad (18)$$

在得到复合基本概率分配函数后, 可以根据以 (19) 式和 (20) 式计算得到多证据复合判决的信任函数 $E(A)$ 和不否定函数 $L(A)$:

$$E(A) = \sum_{A_i \subseteq A} m(A_i), \quad (19)$$

$$L(A) = 1 - E(\bar{A}) = \sum_{A_i \subseteq \Theta} m(A_i) - \sum_{A_i \subseteq \bar{A}} m(A_i) = \sum_{A_i \subseteq A} m(A_i). \quad (20)$$

式中 $\{A, A_i = T, B\} \subseteq \Theta; E(A)$ 和 $L(A)$ 分别表示事件 A 为真的信任度和不否定度。

对于 $\forall A \subseteq \Theta, A$ 的信任度等于 A 中所有子集的基本可信度之和, 针对该算法, 信任度函数和不否定度函数可写为

$$\begin{cases} E(T) = m(T), \\ E(B) = m(B), \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} L(T) = m(T) + m(\Theta), \\ L(B) = m(B) + m(\Theta). \end{cases} \quad (22)$$

从 (21) 式和 (22) 式可以看出, 某候选区域被判决为目标或背景的信任度是复合基本可信度, 而不否定度为基本可信度与不确定度之和, 且有 $E(A) \leq L(A), \forall A \subseteq \Theta. E(A)$ 和 $L(A)$ 分别表示在给定条件下该候选区域为目标或背景的最小概率和最大概率, 即不确定区间 $[E(A), L(A)]$ 。

4.3 基于博弈概率分布的决策规则

在证据决策中, 一般采用信任度最大的原则作出决策, 但为了进一步反映决策中的不确定性, 根据非充分推理原理可建立一个博弈概率分布 $P(A)$, 然后根据最大概率原则做出既反映信任度又反映不确定度的决策。博弈概率分布的定义为

$$P(T) = m(T) + \alpha m(\Theta), \quad (23)$$

$$P(B) = m(B) + \beta m(\Theta),$$

式中 $\alpha + \beta = 1, \alpha$ 和 β 分别表示图像中目标和背景区域的出现概率, 可根据先验知识确定, 这里假设图像中目标和背景像素出现的比例为 1:10 即 $\alpha = 0.09, \beta = 0.91$ 。在定义博弈概率分布 $P(A)$ 后, 最大概率决策规则可表示为

$$R = \begin{cases} T; & P(T) > P(B) \\ B; & P(B) > P(T) \end{cases}, \quad (24)$$

式中 R 为识别结果。上述算法流程如图 1 所示。

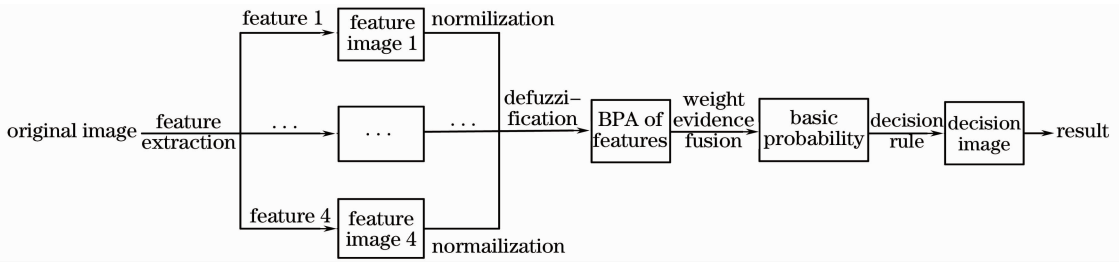


图 1 模糊证据融合算法流程图

Fig. 1 Flow chart with fuzzy evidence fusion method

5 仿真实验与结果分析

取序列图像中的 1 frame 进行实验,图像大小为 154 pixel×154 pixel,红外图像中存在弱小目标,目标作近似匀速直线运动,其中目标大小为 2 pixel×2 pixel 点阵左右,目标运动速度约为 0~2 pixel /frame,图像信噪比(SNR)小于 3,背景中存在起伏及红外云团。

在进行目标检测时,首先提取待检测目标图像的各个特征,待检测原始图像帧如图 2(a)所示,

图 2(b)为其直方图,提取其四个特征并归一化后的特征图如图 3 所示,图中 x 表示图像的横坐标位置, y 表示图像的纵坐标位置。

根据每个特征的基本概率分配,由(17)式可得到融合后的基本可信度。修正后的自适应加权系数计算后为 $\lambda_1=0.21, \lambda_2=0.48, \lambda_3=0.21, \lambda_4=0.10$,融合得到的可信度如图 4 所示,图中 x 表示图像的横坐标位置, y 表示图像的纵坐标位置。

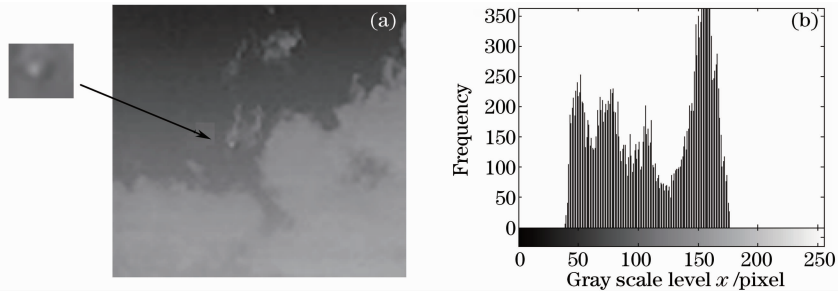


图 2 原始待检测图像

Fig. 2 Original image

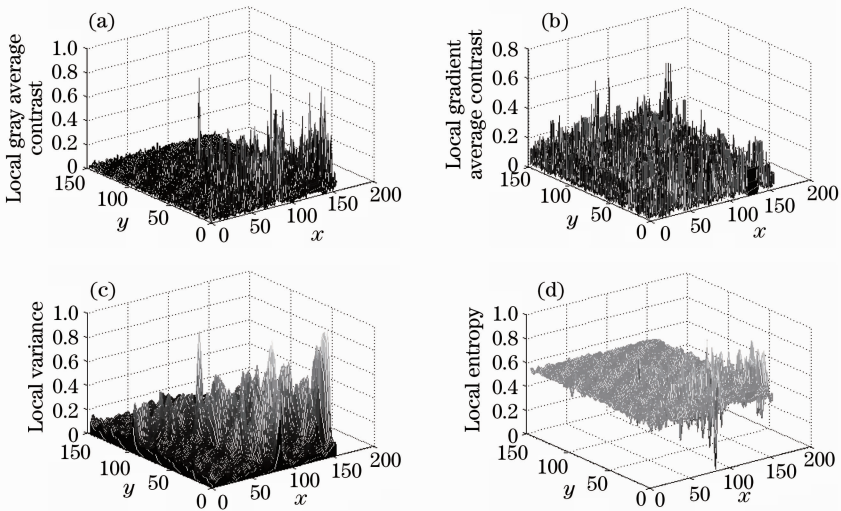


图 3 图像特征归一化结果。(a)局部灰度均值对比度特征值;(b)局部梯度均值对比度特征值;
(c)局部方差特征值;(d)局部熵特征值

Fig. 3 Image feature's normalized result. (a) feature of local gray average contrast; (b) feature of local gradient average contrast; (c) feature of local variance; (d) feature of local entropy

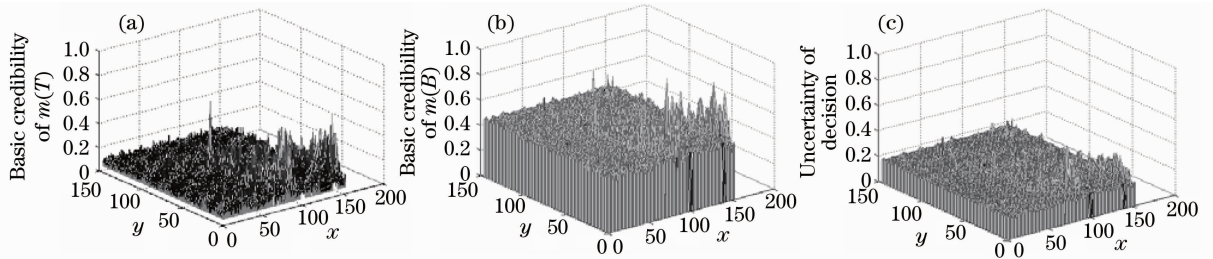


图 4 融合后的可信度图。(a) $m(T)$ 基本可信度图；(b) $m(B)$ 基本可信度图；(c)判决不确定度图

Fig. 4 Basic credibility after fusion. (a) basic credibility of $m(T)$; (b) basic credibility of $m(B)$; (c) uncertainty of decision

针对每个像素点,采用基于博弈概率分布的决策规则,将最终识别后的目标点亮点显示,背景点采用黑点表示,最终得到的检测结果,如图 5(a)所示,目标所在位置已用方框标出,目标所在坐标为(77,63)和(78,63),占两个像素。对含有单目标和多目标的两个序列图像分别进行检测,50 frame 检测结果如图 5(b),(c)所示。

从图中可以看出,通过采用模糊证据理论的算法对图像进行特征提取并融合后,能够有效地检测

出目标,并给出目标的准确位置,虚警率已很小。

为了进一步比较该算法和基于证据理论算法的性能,对含有单个目标和多个目标的 100 frame 实际拍摄的不同信噪比的红外弱小目标图像进行检测实验,采用两种方法进行实验,1)证据理论融合算法,2)根据实验结果画出信噪比分别为 2 和 3 的两个序列图像的 ROC 曲线,如图 6 所示, P_f 表示虚警概率, P_d 表示检测概率。对比可看出 2)算法为优。

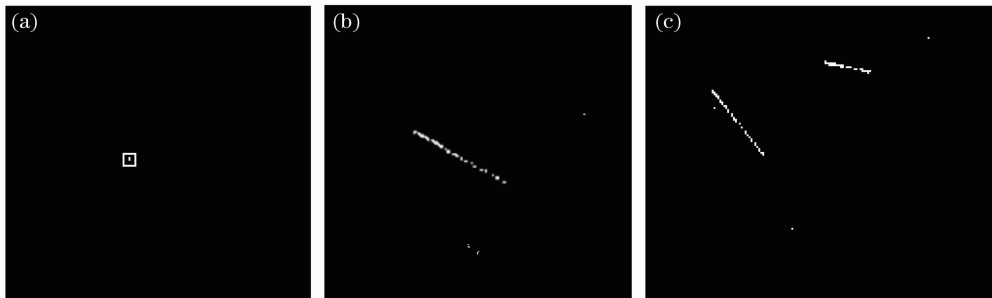


图 5 检测结果图

Fig. 5 Detection result

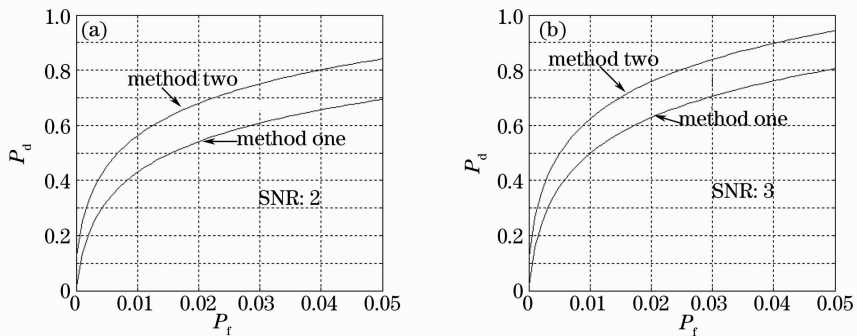


图 6 不同信噪比图像的 ROC 曲线对比

Fig. 6 ROC comparison of images with different SNR

6 结 论

模糊证据理论方法结合了模糊理论与证据理论的优点,从实际应用的角度出发,将证据空间中的事件看成模糊子集,因为一般来讲证据空间中的证据

往往用模糊语言来描述,因此通过模糊子集的引入,使得更好地描述了专家的意见。通过模糊化方法给出了证据函数的表示以及加权融合规则,在得到基本可信度后采用博弈概率分配的决策检测出目标。

通过实验可以得出以下结论:

利用模糊证据理论方法对弱小目标检测, 仿真结果表明了这种方法的有效性, 可对单目标和多目标进行有效检测, 算法可在较大程度上降低目标检测过程中的不确定性, 提高系统的检测性能。

通过在仿真过程中出现的问题, 可以考虑从隶属函数的选取和隶属函数的划分等方面加以改进, 以期得到更精确的特征基本概率分配函数。也可以考虑用其他方法(如神经网络方法)来弥补模糊证据理论在实际应用中存在的不足, 比如对基于图像特征的基本概率分配函数的确定。

参 考 文 献

- 1 Qin Hanlin, Zhou Huixin, Liu Shangqian *et al.*. Nonlinear enhancement algorithm for infrared image based on second generation wavelet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(2): 353~356
秦翰林, 周慧鑫, 刘上乾等. 基于二代小波变换的红外图像非线性增强算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(2): 353~356
- 2 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Gu Guohua *et al.*. Dim target detection based on optical flow histogram in low frame frequency in clouds background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1496~1501
管志强, 陈 钱, 顾国华等. 基于光流直方图的云背景下低帧频小目标探测方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1496~1501
- 3 Wang Xianya, Chen Qian, Gu Guohua. Real-time infrared noise reduction based on anisotropic diffusion method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(1): 176~179
王娴雅, 陈 钱, 顾国华. 一种新的各向异性扩散红外噪声实时抑制算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(1): 176~179
- 4 Wang Weihua, Niu Zhaodong, Chen Zengping. Temporal-spatial fusion filtering algorithm for small infrared moving target detection[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2005, **34**(6): 714~718
王卫华, 牛照东, 陈曾平. 基于时空域融合滤波的红外运动小目标检测算法[J]. *红外与激光工程*, 2005, **34**(6): 714~718
- 5 Wang Jiantao. New fusion detection algorithm for the dual band IR small target [J]. *J. Xidian University*, 2008, **35**(3): 530~535
王建涛. 一种双波段红外图像弱小目标融合检测新算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2008, **35**(3): 530~535
- 6 Heesung Kwon, Sandor Z. Der, Nasser M. Nasrabadi. Adaptive multisensor target detection using feature-based fusion[J]. *Proc. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, 2002, **41**(1): 69~80
- 7 D. Borghys, C. Perneel, M. Acheroy. Long range automatic detection of small targets in sequences of noisy thermal infrared images[C]. In *Proceeding on Signal and Data Processing of Small Targets SPIE-USA*, Orlando, 1994. 264~275
- 8 Lawrence A. Klein. A boolean algebra approach to multiple sensor voting fusion[J]. *IEEE Trans. AES*, 1993, **29**(2): 317~327
- 9 Li Qiuhua, Li Jicheng, Shen Zhenkang. Method of IR small target fusion detection based on the D-S evidence theory [J]. *System Engineering and Electronics*, 2006, **28**(1): 26~29
李秋华, 李吉成, 沈振康. 基于 D-S 证据理论的红外小目标融合检测算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2006, **28**(1): 26~29
- 10 Liu Haiyan, Zhao Zonggui, Ba Hongxin. Multisensor target identification method based on weighted evidence combination [J]. *J. PLA University of Science and Technology*, 2005, **6**(6): 521~524
刘海燕, 赵宗贵, 巴宏欣. 一种基于加权证据合成的多传感器目标识别方法[J]. *解放军理工大学学报(自然科学版)*, 2005, **6**(6): 521~524
- 11 Wen Chenglin, Li Zhiliang, Xu Xiaobin. A new method for extracting fuzzy evidence from fuzzy information based on random set theory [J]. *Proceeding of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, 2008, **6**: 4999~5003
- 12 Wu Bin, Ji Hongbing. Fast detection algorithm for moving dim target in infrared image based on fuzzy fusion [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(12): 6~11
吴 斌, 姬红兵. 基于模糊融合的红外弱小目标快速检测算法 [J]. *光电工程*, 2007, **34**(12): 6~11
- 13 L. A. Zadeh. Fuzzy sets [J]. *Inform. and Control.*, 1965, **8**(3): 338~353
- 14 Belur V. Dasarathy. Fuzzy evidential reasoning approach to target identity and state fusion in multisensor environments [J]. *Opt. Engng.*, 1997, **36**(3): 669~683
- 15 P. Smets. The combination of evidence in the transferable belief [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(5): 447~458