

利用证据理论的图像融合方法

毛海岑, 刘爱东

(华中光电技术研究所, 湖北 武汉 430074;)

摘要: 在图像处理中,经常会碰到滤波器尺寸选择的问题,针对不同尺寸的目标需要选择与之对应尺寸的滤波器。在一幅图像中,可能存在多个不同尺寸的目标,或者在计算机自动目标检测系统中,不能确定目标的尺寸,这样就需要使用多种尺寸的滤波器进行滤波。如何将每种尺寸滤波器滤波后得到的最好结果融合到一起,是图像处理中的一种十分重要的关键技术。提出了一种基于改进的 DS 证据理论的融合方法,将多个不同尺寸的滤波结果进行融合。试验结果表明,该方法能够将图像中不同尺寸的目标很好的提取出来。

关键词: 证据理论; 图像融合; 多尺寸; 滤波

中图分类号: TN21 文献标志码: A 文章编号: 1007-2276(2013)06-1642-05

Image fusion method based on evidence theory

Mao Haicen, Liu Aidong

(Huazhong Institute of Electro-Optics, Wuhan 430074, China)

Abstract: According to the targets with different sizes, different sizes of the filter modes need to be selected in image processing. Multiple targets with different sizes may be existed in an image, or the size of the target is not known at all in ATR system sometimes. Therefore, the filter with different sizes will be used to test in those situations. How to get the best results of the different filters together is a very important key technology in image processing. A method based on the improved DS evidence theory was presented. The experiment results indicate that the proposed method could well extract different sizes targets in an image.

Key words: dempster-shafer evidence theory; image fusion; multi-scale; filter mode

收稿日期: 2012-10-11; 修订日期: 2012-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(61175013); 湖北省科学基金创新群体项目(2012FFA046)

作者简介: 毛海岑(1973-), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事图像信号处理方面的研究。Email: mhaicen@sina.com

0 引言

从信息的本质上讲,图像信息是一种不确定信息,处理不确定信息和数据的问题是人工智能研究的一个重要领域,这在专家系统和信息融合方面显得尤为突出。近年来,人们研究了大量的不确定推理方法,成果极为丰富,虽然每种方法都有各自的优点,但 Dempster-Shafer 理论以其在不确定性的表示、量测和组合方面的优势受到大家的重视。概括地说, Dempster-Shafer 理论是一种证据推理的数值方法,是一种在不确定条件下进行推理的强有力的方法。由于主观 Bayes 方法从数学上看是蕴含于证据理论之中的,所以证据理论有时也被称为广义概率论^[1-4]。在图像处理中,证据理论有两个方面的问题没有解决:(1)基本概率指派问题;(2)融合规则的鲁棒性问题。一度限制了 DS 证据理论的应用,但是随着很多学者在这两方面的深入研究,现在证据理论已经在像素级融合得到了越来越多的应用。文中针对多尺度的多级滤波提出改进的证据理论融合算法,得到了较好的结果。

1 基于证据理论的图像融合

利用证据理论进行多幅图像融合,以实现目标识别的基本流程如图 1 所示。从图中可以看出,将 DS 证据理论应用于图像融合进行目标识别,存在两个重要的问题:一是融合算法的鲁棒性问题,因为经典的 DS 证据理论操作算子在处理高冲突信息时会产生违反常理的结果;二是像素的基本概率指派问题,即如何根据图像特征找到一个较好的概率指派规则。

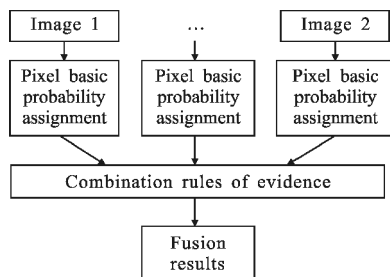


图 1 图像融合过程

Fig.1 Process of image fusion

在实际的图像融合中,可能存在着相互冲突或矛盾的信息。例如,在对同一幅图像的几个滤波结果中有一个目标很不明显,或者一部分很不明显,而另

外几个滤波结果都比较明显,那么就认为该幅图像中没有这个目标,这显然是不可信的。若直接运用经典的证据理论进行融合,无疑会出现有问题的结果。因此,在应用 DS 证据理论进行图像融合时,必须考虑融合算法的可靠性。基本概率指派也是一个非常重要和困难的问题,文中针对小目标图像提出了一种基于直方图局部递归的模糊 C 均值分类算法,取得了较好的结果。

1.1 概率指派问题

在整个融合过程中,图像中像素的基本概率指派确定对融合结果起着至关重要的作用,也就是如何将证据理论应用到图像融合中的关键问题。这个问题一直是图像融合研究中的焦点,大多学者力图通过模糊集理论和证据理论的关系来解决。Zhu 等人提出了用模糊 C 均值聚类的方法来确定各个像素的基本概率指派^[5],并对多源图像进行了融合。参考文献[6]中,运用 FCM 求得 u_{ij} ,再将隶属度转化为基本概率指派,这种方法取得了较好的效果,其算法流程请参考相关资料。

在 FCM 聚类中,类的数目由待解决的问题来决定。在文中就只是分为两类 H_1 和 H_2 ,即目标类和背景类。由于这里讨论的是尺寸不同的多个小目标的检测,目标像素个数远小于背景像素个数。如果直接使用上述的 FCM 算法,就会将背景中的很多像素分给了目标类。因此,笔者又改进了经典的 FCM 算法,提出基于直方图局部递归的算法进行分类。即每次分类都将图像的像素点分到背景类和目标类中,灰度值小于背景类类心的像素点作为无关的像素点被去除,而下一次的分类被限制在上次得到的灰度值大于背景类类心的像素上,这样等效于待分类区域的面积逐步渐少,相对的目标面积在分类区域的比例逐步增加,目标的细节也随之显露出来。这种过程符合由粗到精的逐步分类过程。显然,除了第一次分类外,其他每次分类其最优门限 \hat{t}_k 都是在直方图的局部空间得到的,所以,称之为基于直方图的局部递归的分类算法。

算法的具体步骤如下:

- (1) 固定聚类数目 $C=2$,并设定阈值 ε 。
- (2) 使用经典 FCM 算法得到两类类心 v_1 (背景类心)和 v_2 (目标类心)。
- (3) 丢掉灰度值小于背景类类心的像素。使用经典 FCM 算法计算两类类心 \hat{v}_1 和 \hat{v}_2 。

(4) 计算误差测度 $E=|v_2-\tilde{v}_2|$, 如果 $E < \epsilon$, 则转到(3)。

(5) 更新背景类心。由于(4)计算出的背景类心 \tilde{v}_1 是在丢掉了一些背景像素的基础上得到的, 因此, \tilde{v}_1 不能作为全图最后的背景类心, 需要重新计算背景类心。由于多级滤波后的结果图中小目标的像素点个数少, 并且将灰度值大于目标类心的像素点除去, 剩下的像素中绝大部分就是背景, 可以近似的把这些像素作为一类。根据 C 均值理论, 一类样本的类心就是该类样本的均值, 因此将这部分像素的均值作为背景类的类心。

(6) 根据两类类心计算像素的隶属度。

(7) 停止。

一旦对待融合图像运用 FCM 算法得到了图像中每个像素属于不同类的隶属度 u_{ij} 后, 剩下的工作就是将 u_{ij} 转化为 DS 证据理论中的概率指派。如果 $u_{i1} > u_{i2}$, 那么:

$$m(y_s^j, H_1) = (u_{i1} - u_{i2}) / M \tag{1}$$

$$m(y_s^j, H_1 \cup H_2) = u_{i2} / M \tag{2}$$

式中: $M = u_{i1}$ 。如果 $u_{i1} < u_{i2}$, 那么:

$$m(y_s^j, H_2) = (u_{i2} - u_{i1}) / M \tag{3}$$

$$m(y_s^j, H_1 \cup H_2) = u_{i1} / M \tag{4}$$

式中: $M = u_{i2}$ 。M 是归一化常数, $m(y_s^j, H_1)$ 代表第 j 幅图像灰度级为 S 的像素属于 H_1 类的概率指派。 $m(y_s^j, H_1 \cup H_2)$ 代表该像素不知道属于哪类的概率。显然:

$$m(y_s^j, H_1) + m(y_s^j, H_1 \cup H_2) = 1 \tag{5}$$

由公式(5)可知这种概率指派是符合 DS 基本概率指派要求。

1.2 空间信息

由于公式(1)和(2)会受到噪声的影响, 因此, 还需要考虑邻域空间信息。即将一个像素点的概率指派和其邻域像素点的基本概率指派进行平均, 具体公式如下:

$$\tilde{m}(y_s^j, H_i) = \frac{\sum_{y \in V_s} m(y_s^j, H_i)}{|V_s|} \quad \forall i \in \{1, 2\} \tag{6}$$

$$\tilde{m}(y_s^j, H_i \cup H_k) = \frac{\sum_{y \in V_s} m(y_s^j, H_i \cup H_k)}{|V_s|} \quad \forall i \in \{1, 2\} \tag{7}$$

1.3 决策问题

进行了基本概率指派后, 可以得到每幅证据图

像中每个像素点的概率, 再应用证据组合规则进行融合概率计算, 此时存在最后决策的问题, 即判断该像素点是属于目标还是属于背景。可根据信度函数公式 Bel(belief function)有:

$$\text{Bel}: 2^{\Theta} \rightarrow [0, 1] \tag{8}$$

对于任意 $A \subseteq U$, 有:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \tag{9}$$

计算 $\text{Bel}(y_s, H_p)$, 根据公式(10)进行决策。

$$x_s \in \omega_p \Leftrightarrow \text{Bel}(y_s, H_p) = \sup_{1 \leq i \leq 2} \text{Bel}(y_s, H_i) \tag{10}$$

2 图像融合实验

为了测试算法的性能, 仿真生成试验图像, 该图像的背景图像为实拍红外图像, 在该背景图像上叠加了 5 种大小不同的目标, 每个目标的灰度均值一样, 为 120, 全图背景均值为 103.76, 标准差为 10.98。并在该图像的基础上, 将每个目标的灰度值增加 5 个灰度级再生成 10 幅图像, 对每一幅图像使用 4 个不同的滤波模板进行多级滤波^[7], 这 4 个滤波器模板为 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$ 。

文中的信噪比定义为:

$$\text{SNR} = |\mu_t - \mu_b| / \sigma_b \tag{11}$$

式中: μ_t 和 μ_b 分别为目标和背景的均值; σ_b 为背景的标准差。从上式可以看出, 文中的信噪比是一个比值, 没有作对数运算, 没有量纲。

最低信噪比和最高信噪比的原始图像及其滤波结果(依模板从小到大的顺序排列)如图 2 与图 3 所示。

应用经典 DS 证据理论融合算法, 可得图 4 所示的结果(按照对比度由小到大排列, 从左致右, 由上而下, 每幅图像的信噪比依次为 2.39、2.85、3.30、3.76、4.21、4.67、5.12、5.57)。

从以上结果中可以看出, 直接用 DS 证据合成理论得到的图像中小目标丢失, 大目标不完整, 融合的结果并不完整, 用文中提出的方法检测到的目标如图 5 所示(同样按照对比度由小到大排列, 从左至右, 由上而下, 每幅图像的信噪比依次为 2.39、2.85、3.30、3.76、4.21、4.67、5.12、5.57), 发现从信噪比大于 2.85 的图像中, 目标都能分割出来, 并且没有分割出其他任何的噪声。信噪比小于 2.85 的图开始逐渐出现目标丢失以及将噪声分割出来的情况。但是使用

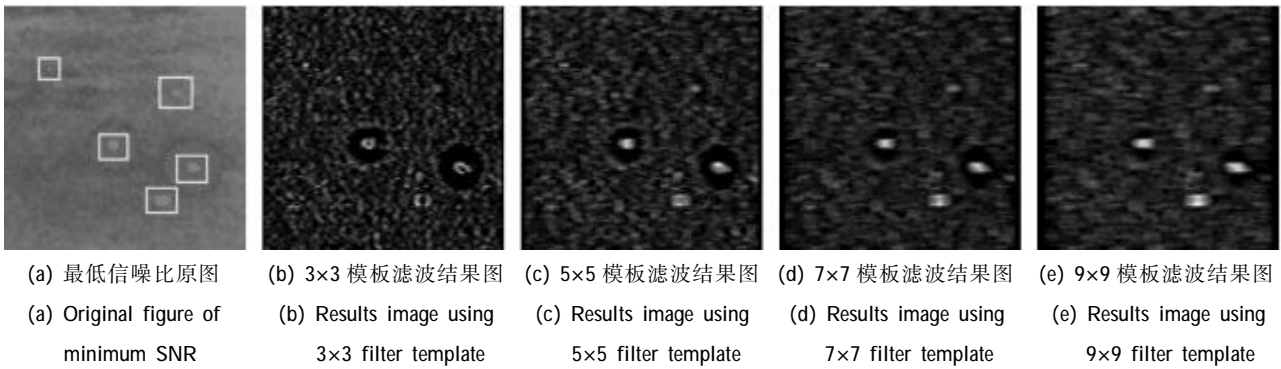


图 2 目标的平均灰度为 120 的测试图(信噪比为 2.39)

Fig.2 Test chart of the target gray value equal 120(SNR is 2.39)

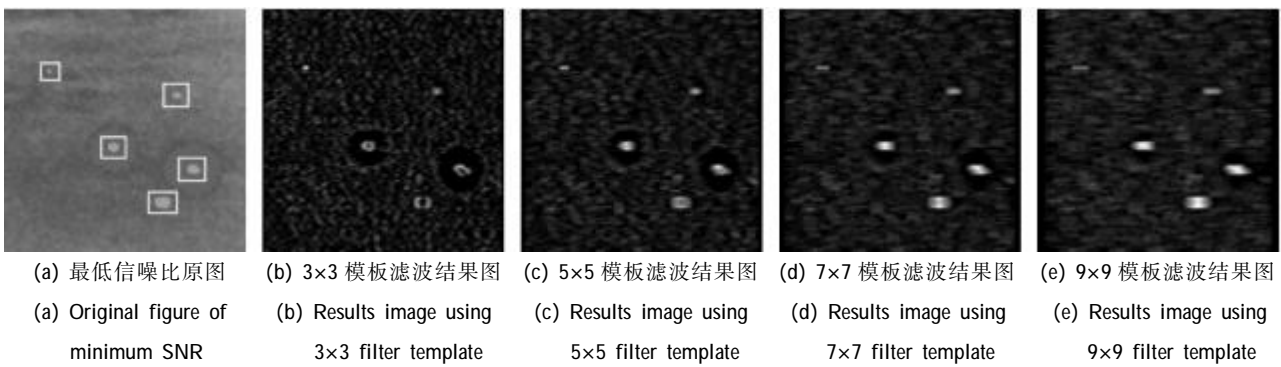


图 3 目标的平均灰度为 165 的测试图(信噪比为 5.57)

Fig.3 Test chart of the target gray value equal 165(SNR is 5.57)

数据关联的多目标检测的算法是可以将很多噪声排除掉,以下是 8 个已经分割的图像。

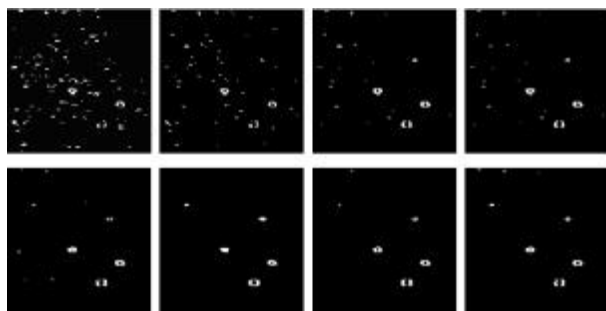


图 4 使用 DS 经典方法的融合结果

Fig.4 Fusion result using class DS evidence method

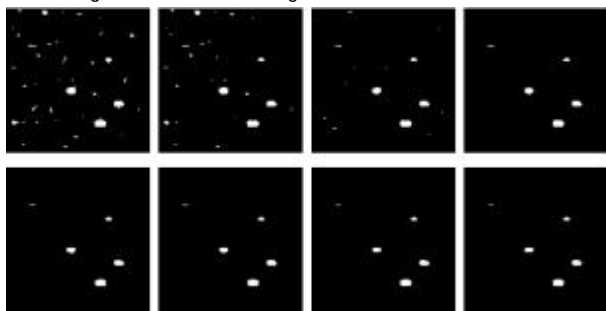


图 5 采用文中方法得到的结果

Fig.5 Fusion result using the method of this paper

从结果中可以看出利用文中提出的方法所得结果要优于前面两种方法的结果(在相同对比度等级中)。

3 结论

图像融合的目的就是通过组合多种互补和冗余信息以减少知识地不确定性和不准确性。新的证据组合公式能更好地利用图像之间的互信息,保证了即使是在有的滤波结果和其他的滤波结果存在冲突信息的情况下算法仍具有较好的鲁棒性能。其主要原因就是利用证据间的距离量化了证据源的固有特征,自动降低了“坏”证据的权重,从而减少了“坏”证据在最终融合结果中的贡献。

在概率指派这个关键问题上,提出了一个既合乎实际情况又有很好的可操作性的直方图模型,并根据这个直方图模型有效地分配不明确项和单子集的概率。

最后将所提出的方法运用于实际的红外序列图像分割。实验结果表明,基于 DS 证据理论将不同尺度下的多级滤波结果进行融合是有效而可靠的。

参考文献:

- [1] Lin W H, Lee J S, Chen C H, et al. A new multiscale - based shape recognition method[J]. *Signal Processing*, 1998, 65: 103-113
- [2] Li Honggui, Li Xingguo, Luo Zhengfa. Gabor wavelet filter based multi scale recognition for infrared image [J]. *Journal of Infrared and Milimeter Waves*, 2000, 19 (2): 113-116. (in Chinese)
李宏贵, 李兴国, 罗正发. 基于 Gabor 小波滤波器的红外图像多尺度识别 [J]. *红外与毫米波学报*, 2000, 19(2): 113-116.
- [3] Pachai C, Zhu Y M, Grimaud J. A pyramidal approach for automatic segmentation of multiple sclerosis lesions in brain MRI [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 1998, 22(5): 399-408.
- [4] Geng Boying, Yang Jingyu. Research on image segmentation approach based on multiresolution analysis and QFCM algorithm[J]. *Journal of Computer Research & Development*, 2000, 37(8): 948-953. (in Chinese)
耿伯英, 杨静宇. 基于多分辨率分析及 QFCM 算法的图像分割方法研究 [J]. *计算机研究与发展*, 2000, 37(8): 948-953.
- [5] Zhu Ym, Bentabet L, Dupuis O, et al. Automatic determination of mass functions in Dempster-Shafer theory using fuzzy C means and spatial neighborhood information for image segmentation[J]. *Opt Eng*, 2002, 41(4): 760-770.
- [6] Hu Liangmei, Gao Jun, An Liang, et al. FCM image fusion segmentation based on Dempster-Shafer theory[J]. *Journal of Hefei University of Technology*, 2004, 27 (7): 721-724. (in Chinese)
胡良梅, 高隽, 安良, 等. 基于 D-S 证据理论的模糊聚类图像融合分割[J]. *合肥工业大学学报*, 2004, 27(7): 721-724.
- [7] Zhang Tianxu, Zuo Zhengrong, Zuo Zhen. Detection of sea surface small targets in infrared images based on multilevel filter and minimum risk bayes test [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2000, 14(7): 907-918.