

7-31-2020

Intelligent Detecting for Infrared Aerial Small Target Based on Non-subsampled Contourlet Transform

Liu Gang

1. College of Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China; ;2. China Airborne Missile Academic, Luoyang 471009, China; ;3. College of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

Xingyuan Xu

1. College of Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China; ;

Zhou Heng

2. China Airborne Missile Academic, Luoyang 471009, China; ;

Xitao Zhang

2. China Airborne Missile Academic, Luoyang 471009, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Intelligent Detecting for Infrared Aerial Small Target Based on Non-subsampled Contourlet Transform

Abstract

Abstract: Aiming at the problem of infrared aerospace small target's detecting under complex background, an intelligent algorithm was proposed based on the non-subsampled contourlet transform and BP neural network. *By using the morphologic top-hat transform which had adaptive structural element, some infrared background was suppressed. By defining the center vector of subband coefficients, the proposed method constructed the synthetical image at high frequency and suppressed the complex background further. Subsequently, taking pixel's gray level, horizontal gradient, vertical gradient, diagonal gradient, neighbour mean and neighbour variance as input character vector, a BP neural network which had three layers was constructed by training and infrared small target was detected in the end by this network.* The experimental results show that the method can not only realize the suppression for the infrared complex background effectively, but also detect the small target whose SNR is above 2 steadily.

Keywords

infrared small target, background suppression, top-hat transform, non-subsampled contourlet, BP neural network

Recommended Citation

Liu Gang, Xu Xingyuan, Zhou Heng, Zhang Xitao. Intelligent Detecting for Infrared Aerial Small Target Based on Non-subsampled Contourlet Transform[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(7): 1490-1495.

基于非下采样轮廓波变换的智能化红外空中小目标检测

刘刚^{1,2,3}, 徐兴元¹, 周珩², 张喜涛²(1. 河南科技大学 信息工程学院, 河南 洛阳 471023; 2. 中国空空导弹研究院, 河南 洛阳 471009;
3. 郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对复杂背景下的远距离红外空中弱小目标检测问题, 提出了一种基于非下采样轮廓波变换和 BP 神经网络的智能化检测方法。通过自适应结构元素的灰度形态学顶帽变换实现复杂背景的空域抑制。在非下采样轮廓波域构造高频子带系数的中心向量并进行综合形成距离像, 实现复杂背景的频域抑制。以像素的灰度、水平、垂直和对角梯度、邻域均值和方差 6 个特征为输入量, 通过大样本训练构造 3 层 BP 神经网络, 实现空中弱小目标检测。仿真实验结果表明: 可以实现对红外复杂背景的有效抑制, 稳定准确地检测出信噪比大于 2 的空中弱小目标。

关键词: 红外小目标; 背景抑制; 非下采样轮廓波变换; 顶帽变换; BP 神经网络

中图分类号: TP 391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 07-1490-07

Intelligent Detecting for Infrared Aerial Small Target Based on Non-subsampled Contourlet Transform

Liu Gang^{1,2,3}, Xu Xingyuan¹, Zhou Heng², Zhang Xitao²(1. College of Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China;
2. China Airborne Missile Academic, Luoyang 471009, China; 3. College of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at the problem of infrared aerospace small target's detecting under complex background, an intelligent algorithm was proposed based on the non-subsampled contourlet transform and BP neural network. By using the morphologic top-hat transform which had adaptive structural element, some infrared background was suppressed. By defining the center vector of subband coefficients, the proposed method constructed the synthetical image at high frequency and suppressed the complex background further. Subsequently, taking pixel's gray level, horizontal gradient, vertical gradient, diagonal gradient, neighbour mean and neighbour variance as input character vector, a BP neural network which had three layers was constructed by training and infrared small target was detected in the end by this network. The experimental results show that the method can not only realize the suppression for the infrared complex background effectively, but also detect the small target whose SNR is above 2 steadily.

Keywords: infrared small target; background suppression; top-hat transform; non-subsampled contourlet; BP neural network

引言

红外弱小目标检测按照进行检测和跟踪的顺



收稿日期: 2014-11-25 修回日期: 2015-01-13;
基金项目: 航空科学基金(20130142004); 河南科技大学
创新能力培育基金(2014ZCX010); 河南科技大学博
士科研启动基金(0p001631);
作者简介: 刘刚(1974-), 男, 湖南, 博士后, 副教
授, 研究方向为红外成像制导。

序可划分为跟踪前检测方法(Detection Before Track DBT)和检测前跟踪方法(Track Before Detect TBD)。TBD 方法同时利用目标的灰度信息和时间信息, 直接对原始序列图像中大量的候选目标轨迹同时进行评估, 从中排除噪声, 选择目标。TBD 算法主要包括假设检验方法、三维匹配滤波器、动态规划方法、基于投影变换的弱小目标检测等。

<http://www.china-simulation.com>

• 1490 •

TBD 方法主要应用于目标信噪比较低, 单帧图像检测产生大量虚警的情况。该类算法往往较为复杂, 运算量巨大, 难于实现实时目标检测。DBT 方法是传统的目标识别算法。首先, 在单帧图像中根据目标灰度信息检测目标, 提供若干包含噪声在内的候选目标, 再利用目标的时间特性在图像序列中识别、跟踪目标。目前, 国内外基于 DBT 方法的红外复杂背景下小目标的检测研究主要集中在频域方法^[1-4]、形态学方法^[5-6]、空域高通滤波法^[7-8]、Robison Guard 法^[9-10]和背景预测法^[11-13]等。其中文献[12-13]均通过神经网络来预测红外背景, 然后通过背景相消的方法实现背景抑制和目标检测。

为了进一步提高检测算法的适用性和抗干扰能力, 针对空中复杂背景下的红外弱小目标检测问题, 本文提出了一种非下采样轮廓波变换(NSCT Non-Subsampled Contourlet Transform)和 BP(Back Propagation)神经网络相结合的智能化方法。该方法以候选目标区域的大小作为灰度形态学顶帽变换结构元素选择的参考, 实现红外复杂背景的空域初抑制。随后, 变换处理空间到非下采样轮廓波域, 通过构造高频综合像进一步抑制背景。在此基础上, 对非下采样轮廓波域高频综合图像的目标和背景像素分别进行特征描述, 以其作为输入向量, 构建 3 层 BP 神经网络识别模型, 经过大量样本像素进行训练, 实现红外空中小目标的智能化检测。

1 红外复杂背景抑制

1.1 自适应灰度形态学背景抑制

红外实时成像应用中目标通常包含在复杂背景中, 一般可利用背景估计技术估计图像的背景, 然后从原图中剔除背景后可以得到增强后的目标图像, 降低候选目标区域提取的难度, 并减少候选目标数量。

数学形态学在图像分析中得到了广泛的应用。红外图像中的目标区域通常为亮区域, 在选用比目标区域尺寸大的结构元素情况下, 灰度形态学开运

算可使亮的目标区域被看作噪声而被滤除, 可以估计可能目标区域外的图像背景而不破坏目标区域特征。原图像与估计出的图像背景做差即可得到包含候选目标且抑制大量背景的增强图像。该过程在灰度形态学中称为顶帽变换。

结构元素的选择是决定背景估计效果结果好坏的关键因素, 如何选择结构元素是形态学中一个研究热点和难点。通常, 利用形态学上的顶帽算子对红外弱小目标进行检测的研究中, 结构元素均为事先确定。因此, 这些滤波器仅仅在所对应的某类图像模型中具有较好的性能。然而, 红外图像背景复杂且处于不断变化之中, 这就要求选用的结构元素应具有自适应功能, 以实现最优化处理。在红外图像中, 真实目标区域的灰度值较大且灰度分布较均匀即方差值较小。根据目标区域的这个灰度分布特征, 本文通过 3 个步骤进行候选目标区域的初始判定: (1)将图像按一定大小分成子图像; (2)计算每一子图像区域内的灰度均值 μ_l 和方差 σ_l , 并计算均值与方差之比; (3)如果比值大于全局值则该子区域可能为候选目标区域, 并标记该区域, 即

$$\frac{\mu_l}{\sigma_l} \geq Th = \frac{\mu_g}{\sigma_g} \quad (1)$$

μ_g, σ_g 为全局均值和方差。

在候选目标区域中统计目标的八连通区域, 计算其矩形包围盒, 以矩形的最大边长作为灰度形态学顶帽变换的结构元素大小。

1.2 非下采样轮廓波域背景抑制

轮廓波(Contourlet)变换是多尺度几何分析的典型代表, 它是一种真正的图像二维表示方法, 它将小波的优点延伸到高维空间, 能够更好地刻画高维信息的特性, 更适合处理具有超平面奇异性的信息。这种方法可以很好地抓住图像的几何结构, 能用不同尺度、不同方向频率的子带更准确的捕获图像中的分段二次连续曲线, 具有方向性和各向异性, 从而使表示图像边缘的轮廓波系数能量更加集中, 或者说轮廓波变换对于曲线有更稀疏的表示。

非下采样轮廓波变换继承了轮廓波变换的多尺度、多方向以及良好的空域和频域局部特性,变换后系数能量更加集中,能够更好地捕捉和跟踪图像中重要的几何特征。同时,由于没有上采样和下采样,因此图像的分解和重构过程中不具有频率混叠项,这使得非下采样轮廓波变换具有平移不变性以及各级子带图像与原图像具有尺寸大小相同的特性。本文在空域自适应灰度形态学滤波的基础上,利用非下采样轮廓波变换进一步抑制红外复杂背景。

由于非下采样轮廓波变换具有平移不变性,因此图像变换后,原始图像中的像素对应着变换域中相同位置的系数。灰度形态学顶帽变换抑制背景的图像经非下采样轮廓波变换后,对应的系数可分为 3 类:目标系数、残余背景系数和噪声系数。小目标不具备方向性,在高频各个方向上对应着较大的系数。残余背景则具有一定的方向性,在某些方向上对应较大系数,而在相同尺度的其他方向上则可能是小系数。噪声在所有的方向上都对应小系数。3 者在高频方向系数上的差异,是实现非下采样轮廓波域背景抑制的基础。

设 ω_i 为图像经过非下采样轮廓波变换后某高频方向点 k 的值,定义 M_k 为该点处的系数均值:

$$M_k = \frac{\sum_{i=1}^{n \times n} |w_i|}{n^2} \quad (2)$$

式中: n 为 k 点邻域的边长。

对非下采样轮廓波变换后的各个高频方向计算各点的 M ,对于其中任意点 k 有由系数均值表达的特征向量:

$$F_k = \{M_k^j\} \quad j=1,2,3,\dots,d \quad (3)$$

式中: j 代表非下采样轮廓波变换后的高频方向。

定义中心向量为:

$$F_c = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m F_k \quad (4)$$

式中: m 为图像的大小。

各个点的系数均值向量与中心向量的距离为:

$$d(F_k, F_c) = \sqrt{\sum_{j=1}^d (F_k^j - F_c^j)^2} \quad (5)$$

通过以邻域均值来重新表征高频系数,可以削弱残留背景和噪声系数的强度。由于目标像素在图像中占据很小的比重,其特征向量对中心向量的值影响较小。因此,背景像素的特征向量与中心向量较接近,而目标像素的特征向量与中心向量差异较大。计算特征向量与中心向量之间的距离,可以形成一个非下采样轮廓波域高频综合像。该综合像拉大了小目标区域系数与背景及噪声的系数值差异,进一步提高了图像的信噪比。由于残留背景在某方向上可能会有大系数呈现,故可在某位置高频系数特征向量各个分量大于某一阈值(本文取最大值的 50%)时才计算其与中心向量的距离,否则按照系数特征向量各分量的小值估计距离。空域和非下采样轮廓波域联合背景抑制的过程如下:

步骤 1: 对红外源图像进行划分,确定候选目标区域;

步骤 2: 计算候选区域的矩形包围盒,确定结构元素尺寸;

步骤 3: 自适应结构元素的数学形态学顶帽变换背景初抑制;

步骤 4: 将处理空间变换到非下采样轮廓波域;

步骤 5: 基于邻域均值重新计算非下采样轮廓波高频各方向系数;

步骤 6: 计算非下采样轮廓波域高频各方向系数的中心向量;

步骤 7: 基于系数向量欧式距离构建高频距离像,实现红外复杂背景非下采样轮廓波域抑制。

2 BP 神经网络小目标检测

采用误差反向传播算法进行训练的多层前馈网络称为 BP 网络。由于具有结构简单、工作状态稳定、易于硬件实现等优点,在众多的神经网络模型中, BP 网络的应用最为广泛。BP 网络由输入层、隐含层、输出层及各层之间的节点连接权所组成,通过输入学习样本,使用反向传播算法对网络的权

值和阈值进行反复的调整训练,使输出的向量与期望向量尽可能地接近,当网络输出层的误差平方和小于指定的误差时训练完成,保存网络的权值和偏差,得到计算网络。输入测试值,使用训练好的神经网络对其进行计算得到输出结果。

考虑到背景抑制后待检测小目标在图像中呈现为亮点区域的特点,本文归纳了以像素点为中心的 6 个特征作为神经网络的输入,即网络输入层节点个数为 6: 灰度值 A_1 、水平梯度 A_2 、垂直梯度 A_3 、对角梯度 A_4 、邻域均值 A_5 、邻域方差 A_6 。所有梯度均为 1 阶,邻域大小取 3×3 。

$$A_2 = \min(\text{abs}(f(i, j) - f(m, j))) \quad (6)$$

$$m = i - 1, i + 1$$

$$A_3 = \min(\text{abs}(f(i, j) - f(i, n))) \quad (7)$$

$$n = j - 1, j + 1$$

$$A_4 = \min(\text{abs}(f(i, j) - f(m, n))) \quad (8)$$

$$m = i - 1, n = j + 1; m = i + 1, n = j - 1$$

网络输出神经元个数为 1,表示当前像素属于目标 1 或背景 0。取识别误差为 0.5,输出在 0.5~1 认为是目标点,0~0.5 则是背景点。

隐层节点个数一般满足:

$$s = \sqrt{t + r} + \alpha \quad (9)$$

t 和 r 分别是输入、输出层神经元个数, α 一般为 1~10 的常数。

隐层和输出层的激励函数选择 logsig 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

3 试验与分析

从红外空中小目标视频中截取 100 帧连续图像,涵盖目标位于云背景外和云背景中 2 类情况。实验硬件平台为方正台式机, CPU 主频 3.4 Ghz, 内存 4 GB, 软件平台为 matlab 2008a。

3.1 本文算法的背景抑制效果

对红外空中 100 帧图像按照自适应形态学顶帽变换进行背景抑制,考虑小目标的实际大小范围,将原图像按照 7×7 邻域进行划分,当邻域均值和方差比值大于全局值时,认为其为候选目标区域。对所有候选区域计算最大矩形包围盒边长作为结构元素的尺寸。如果设置的初始图像划分尺寸如 7×7 找不到候选目标区域,则减少划分尺寸继续在图像中遍历。初始图像的划分尺寸设置上限和下限(本文尺寸 3×3),如在划分尺寸下限仍没有找到候选目标区域,则以该下限值作为结构元素尺寸。通过顶帽变换,可以保留所有尺寸小于结构元素的疑似目标。非下采样轮廓波变换中塔型滤波器为“9-7”,方向滤波器为“pkva”,分解尺度为 1,方向数取 4。空域-非下采样轮廓波域联合背景抑制的部分结果如图 1 所示,其中图 1(a)~(f)为红外空中小目标源图像,图 1(g)~(l)为联合背景抑制结果图像。

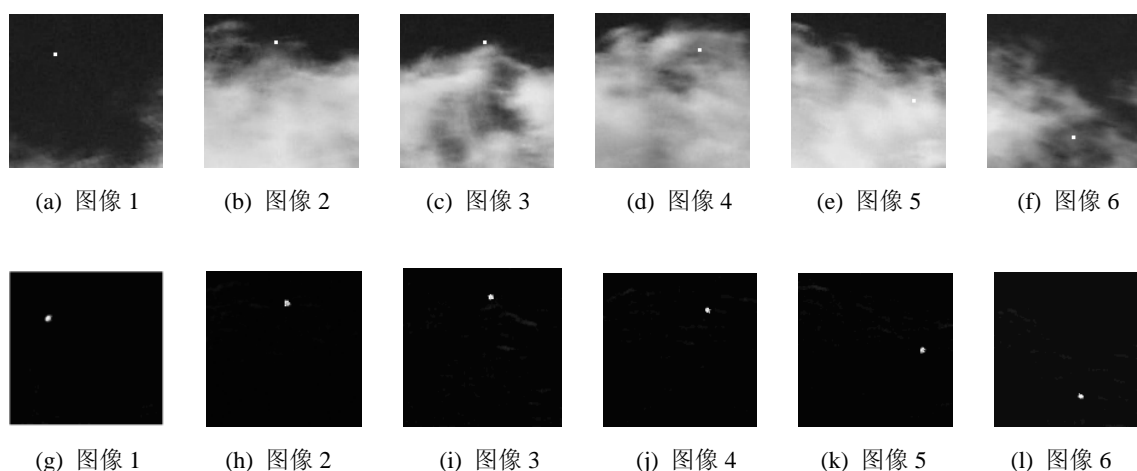


图 1 红外源图像及复杂背景抑制结果图像

本文通过局部信噪比增益(Local Signal-to-Noise Ratio Gain)指标定量衡量背景抑制效果:

$$SNRG_l = \frac{(snr)_{out}}{(snr)_{in}} \quad (11)$$

$$SNR = \frac{s-u}{\sigma} \quad (12)$$

式中: s 为目标信号的幅度; u 为区域均值, 区域大小取 20×20 。

本文背景抑制方法与经典方法的局部信噪比

增益比较见表 1, 从中可看出本文抑制方法的优势。

3.2 BP 神经网络训练及检测

以 20 帧典型图像作为测试样本图像, 每帧图像取包括目标和背景的样本点 50 个, 一共 1 000 个样本对 BP 神经网络进行训练。其余 80 帧作为测试图像。部分样本如表 2 所示。

表 1 局部信噪比增益比较

SNRG	文献[7] 高通滤波 2	文献[2] 巴特沃斯滤波器	文献[5] 形态学滤波	文献[12] 神经网络背景抑制	自适应形态滤波+ 非下采样轮廓波高频综合
a	0.989 6	1.132 5	1.204 0	1.323 7	1.932 5
b	0.953 7	1.098 6	1.310 8	1.287 6	1.883 4
c	0.862 5	1.263 8	1.414 9	1.618 3	1.956 8
d	0.933 9	1.336 5	1.658 7	1.554 7	2.216 5
e	1.344 4	1.679 2	1.862 1	1.963 9	2.769 8
f	0.948 5	1.388 9	1.953 9	2.285 8	2.964 3

表 2 部分训练样本

样本序	像素灰度	水平梯度	垂直梯度	对角梯度	邻域均值	邻域方差
1	214	0	0	0	96.8	111.2
2	207	1	0	0	128.6	103.7
3	8	0	0	0	8	0
4	189	0	14	14	96.8	88.6
5	10	0	0	7	3.2	5.9
6	176	0	14	15	89.3	94.5
7	16	155	167	152	172.6	58.7
8	100	0	0	0	100	0
9	98	0	0	0	43.2	45.6
10	8	2	0	0	3.8	1.2
11	55	0	6	7	54.1	7.6
12	48	0	6	8	32.8	22.5
13	118	2	1	0	117.6	0.6
14	120	115	117	110	19.3	37.9
15	16	2	4	3	11.6	1.2

BP 算法的一个主要缺陷为网络训练过程中可能陷入局部最优而不能达到全局最优。鉴于这种情况, 本文采用动态学习率。如当前总误差与上次总误差小于某阈值时, 增大学习率, 跳出局部最优, 反之则减小学习率。网络的初始权值在 0.1~0.4 取得, 初始学习率取 0.5。网络训练次数为 2 000 次, 训练目标误差为 10^{-3} 。隐层取 8 个节点。

图 2 表示 BP 神经网络随机计算过程中的误差收敛曲线。图中所示训练达到 273 次时, 达到训练目标误差要求。表 3 表示 10 个样本的测试结果。由表 3 可看出, 测试结果达到预期, 目标和背景像素点得到较好区分。

对其余 80 帧红外空中图像进行测试, 全部实现成功检测。其中 3 帧的处理结果如图 3 所示。图中以检测到的目标像素的几何中心生成波门框。

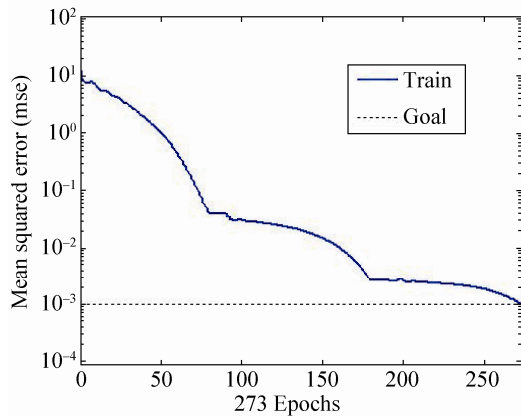


图 2 BP 神经网络训练曲线

表 3 测试数据检测结果

测试序号	像素特征	网络输出
1	188 0 14 16 118.3 78.9	0.985 6
2	200 0 3 4 195.4 2.2	0.992 3
3	185 170 176 181 28.8 58.7	0.977 6
4	88 2 3 5 76.5 6.3	0.964 5
5	15 185 186 176 176.6 60.7	0.952 6
6	13 1 4 4 10.6 1.2	0.024 6
7	22 0 0 3 18.6 0.4	0.040 3
8	31 3 2 2 26.6 1.7	0.261 8
9	6 0 0 0 5 0	0.038 7
10	16 1 1 1 14.6 1.5	0.064 6

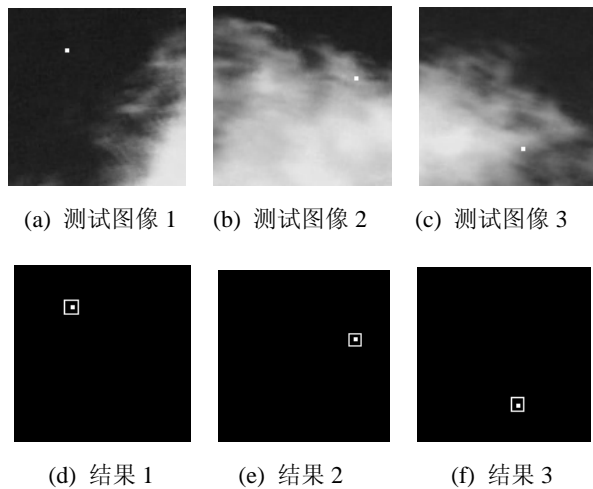


图 3 BP 神经网络空空目标检测结果

取地面背景的低空飞行小目标视频 1 000 帧, 利用本文算法全部实现成功检测。其中 3 帧的检测结果如图 4 所示。

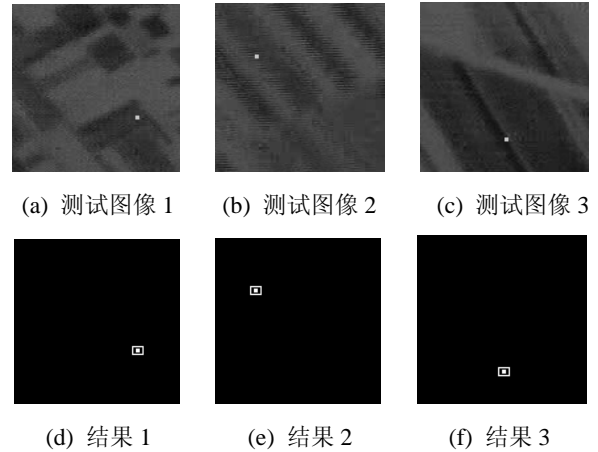


图 4 BP 神经网络空地目标检测结果

4 结论

针对远距离复杂背景下的红外空中弱小目标检测问题, 本文提出了一种基于非下采样轮廓波变换和 BP 神经网络的智能化检测方法。该方法将自适应形态学顶帽变换和非下采样轮廓波域高频综合相结合, 实现红外复杂背景空域-频域的联合抑制, 在此基础上, 对 BP 神经网络进行离线训练, 形成图像像素特征与目标或背景的非线性输入输出关系, 最终实现红外复杂背景下的小目标在线检测。通过本文的研究可得到如下结论:

(1) 利用自适应结构元素的灰度形态学顶帽变换能够在保持目标的同时, 实现大部分红外复杂背景的抑制;

(2) 非下采样轮廓波变换的优良特性, 使得小目标能量集中在高频方向。提出的基于邻域均值系数向量高频图像综合方法, 可以拉大目标与残留背景及噪声的差异并突出目标特征;

(3) 本文构造的以灰度值、水平梯度、垂直梯度、对角梯度、邻域均值、邻域方差为输入的三层 BP 神经网络, 能够很好地实现目标和背景像素的划分;

(4) 仿真实验结果表明, 本文方法在复杂背景抑制方面具有明显的优势, 能够实现红外弱小目标的智能化检测。

(下转第 1510 页)