

基于 RBF 神经网络的背景估计及红外小目标检测*

张 焱,沈振康,王 平

(国防科技大学 ATR 实验室,湖南长沙 410073)

摘要 利用 RBF 神经网络的函数逼近特性,得到了一种红外图像背景估计算法,进而提出了一种检测红外小目标的方法。利用有目标和没有目标的真实红外图像对此算法进行检测,背景估计效果理想,小目标检测效果理想,证明该算法是可行有效的。

关键词 RBF 神经网络;背景估计;小目标检测

中图分类号:TN219;TP183 文献标识码:A

Background Estimation and the Infrared Small Target Detection Based on RBF Neural Network

ZHANG Yan, SHEN Zhen-kang, WANG Ping

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

Abstract Using the function approximation characteristic of RBF-neural network, a new algorithm of estimating the background is proposed. Based this algorithm, a new means to detect the infrared small target is found. Here, two kinds of infrared images, one with a small target in it and the other without the target, are tested in the simulated experiments. The result of the experiments proves the good performance of the proposed algorithm.

Key words RBF-neural networks; estimating background; small target detection

目前,在强起伏背景的图像中发现和探测低强度的小目标问题,已经引起了国内外学者的高度重视。在长期的工程实践中,我们认为,在技术上有两条措施可以保证红外成像导引头尽早地发现和探测目标,即:

(1)在规定的信噪比 SNR_o 条件下,使红外成像导引头的作用距离尽可能大(如大于 100km);

(2)在检测目标时,尽可能降低目标的可检测信噪比 SNR_d ,当 $SNR_d < SNR_o$ 时,由于红外导引头至目标的距离 R 与 $1/\sqrt{SNR_d}$ 成正比,因而可以使设计好的红外成像导引头增大作用距离;反之,则会使作用距离减小。

在工程实践中,直接增大红外导引头作用距离在一定程度上很难有大的技术突破,因而国内外学者热衷于研究如何减小红外导引头的可检测信噪比 SNR_d ,以实现弱信号检测,从而减少检测目标所用的时间。

众所周知,在远距时,目标在图像平面上的投影(即目标成像)呈现为只占一个或几个像素的小目标,且由于距离远,该小目标的强度较低,换言之,它就是一个弱信号的小目标。另一方面,在图像背景中不仅存在红外探测器本身的内部噪声,而且更严重的是存在由云层等造成的起伏干扰(又称背景杂波)因此,在远距时,输入图像的信噪比一般都比较低。为了有效地从上述背景中检测弱信号的小目标,人们提出了背景抑制技术^[1],其方法之一是:首先,基于图像序列设法求出背景的估计图(简称背景估计);然后,在输入图像中减去背景估计,便得到一幅信号增强图像;最后,利用门限或序贯门限方法^[2~5],将小目标正确地检测出来。这一过程称为弱信号小目标检测技术。

* 收稿日期:2004-04-06

基金项目:国家部委重点预研资助项目(548A2)

作者简介:张焱(1975—),女,助理研究员,博士生。

为了减少检测所耗时间,提高检测效率,便于实时处理,同时不损失检测概率,本文基于 RBF 神经网络的多维函数逼近特性,提出了一种新的仅利用单帧图像的背景估计方法。

1 基于 RBF 神经网络的背景估计及弱信号小目标检测方法描述

1.1 RBF 神经网络

RBF(Radial Basis Function)神经网络是一种由输入层、隐含层、输出层组成的神经网络,它的隐含层作用函数由高斯函数或其它辐射状函数所构成,而输出层作用函数通常为简单的线性函数,其结构如图 1 所示^[6]。

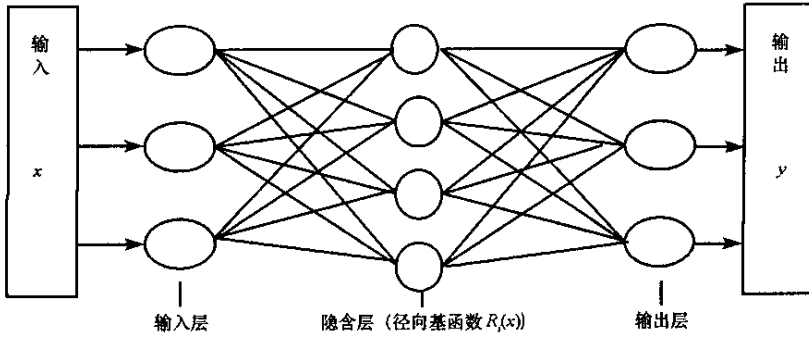


图 1 RBF 神经网络结构图

Fig.1 The structure of RBF neural network

输入层实现从 $x \rightarrow R_i(x)$ 的非线性映射,输出层实现从 $R_i(x)$ 到 y_k 的线性映射,即

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x), \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

其中, p 为输出层的神经元个数, w_{ik} 是第 i 个隐含层神经元到第 k 个输出层神经元的网络权值。隐含层的作用函数(也即隐含层基函数)对输入信号只在局部产生响应,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐含层将产生较大的输出,而当输入信号远离基函数的中央范围时,隐含层的输出很小。可见,RBF 神经网络具有局部的逼近能力。

一般选择如下几种径向对称的函数作为 RBF 神经网络隐含层的基函数:

$$f(x) = e^{-(x/\sigma)^2} \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1}{(\sigma^2 + x^2)^\alpha}, \quad \alpha > 0 \quad (3)$$

$$f(x) = (\sigma^2 + x^2)^\beta, \quad \alpha < \beta < 1 \quad (4)$$

由于高斯函数具备如下优点^[6,7]:

- (1) 表示形式简单,对于多变量输入不会增加太多的复杂性;
- (2) 径向对称;
- (3) 光滑性好,任意阶导数均存在;
- (4) 作为基函数表示简单且解析性好,便于进行理论分析。

故在 RBF 神经网络中,隐含层基函数最常用高斯函数

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

其中, x 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个隐含层基函数的中心,与 x 具有相同维数的向量; σ_i 是第 i 个可在一定范围内自由选择的变量,它决定了该基函数围绕中心点的宽度; m 是隐含层神经元的个数。 $\|x - c_i\|$ 是向量 $x - c_i$ 的范数,它通常表示 x 和 c_i 之间的距离, $R_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到零,对于给定的输入 $x \in R^n$,只有一小部分靠近 x 的中心被激活。

由于 $R_i(x)$ 为高斯函数, 因而对任意 x 均有 $R_i(x) > 0$, 从而失去局部调整权值的优点, 而事实上, 当 x 远离 c_i 时, $R_i(x)$ 已非常小, 可作为 0 对待。因此, 实际上只有当 $R_i(x)$ 大于某一数值(例如 0.05)时, 才对相应的权值 w_{ik} 进行修改。经这样处理后 RBF 神经网络也同样具备局部逼近特性, 可在一定程度上克服高斯函数不具备紧密型的缺点, 且还具有如下优点: (1) 学习收敛速度快; (2) 具有最佳逼近效果, 即对于给定的未知非线性函数 f , 总可以找到一组系数, 使得对 f 的逼近优于其它可能选择; (3) 最小化限制了函数的震荡, 避免了网络训练后在给定样本点与数据符合而在其它点产生震荡的情况。

若令输出层的第 k 个神经元的实际输出为 $y_k(n)$, 而期望输出为 $d_k(n)$, 则该单元的误差信号为

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (6)$$

于是, 输出层各神经元 ($k = 1, 2, \dots, p$) 总的平方误差为

$$E(n) \triangleq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p e_k^2(n) \quad (7)$$

若训练样本的总数为 N , 则上述平方误差的均值为

$$E_{AV} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (8)$$

它是网络权值 w_{ik} 、隐含层基函数中心 c_i 、基函数围绕中心点的宽度 σ_i 及网络输入的函数, 因此可以通过选择 w_{ik} 、 c_i 、 σ_i , 使 E_{AV} 达到极小, 这可以采用沿梯度方向下降^[10]来实现, 如下式所示:

$$\Delta w_{ik} = -\eta_1 \frac{\partial E_{AV}}{\partial w_{ik}} \quad (9)$$

$$\Delta c_i = -\eta_2 \frac{\partial E_{AV}}{\partial c_i} \quad (10)$$

$$\Delta \sigma_i = -\eta_3 \frac{\partial E_{AV}}{\partial \sigma_i} \quad (11)$$

此处, η_1 、 η_2 、 η_3 均表示步长因子, 且两两不同。于是, 有

$$w_{ik}(k+1) = w_{ik}(k) + \Delta w_{ik} \quad (12)$$

$$c_i(k+1) = c_i(k) + \Delta c_i \quad (13)$$

$$\sigma_i(k+1) = \sigma_i(k) + \Delta \sigma_i \quad (14)$$

1.2 RBF 神经网络算法实现

RBF 算法的实现步骤如下^[6,7]:

(1) 初始化, 置 RBF 神经网络中所有可调参数为合理值, 其中网络权值为均匀分布的小数值, 隐含层基函数中心可以用聚类法把样本聚类后的类中心, 基函数围绕中心点的宽度要小于中心点之间的距离的最小值;

(2) 对每个神经元的输出样本作如下计算:

a. 对于隐含层的第 i 个神经元, 其输出 $R_i(x)$ 见式(5);

b. 对于输出层的第 k 个神经元, 其输出 $y_k(n)$ 见式(1), 此处将输出 $y_k(n)$ 记作 $o_f(k)$, 且记

$$e_f(n) \triangleq x_f(n) - o_f(n) \quad (15)$$

由此可见, 若 $e_f(n)$ 趋向于零, 则 $o_f(n) \approx x_f(n)$ (输入样本), 故 RBF 神经网络具有函数逼近的特性, 换句话说, 如果训练样本是红外图像的云背景数据, 则它的输出就是云背景的估计值。

(3) 每当 $n = n + 1$ 时, 输入新的训练样本, 直至 E_{AV} 达到一个很小值(即预值)时为止。

1.3 在云背景条件下, 基于 RBF 神经网络进行背景估计及检测红外小目标的机理

如前所述, 在远距离时, 飞行器目标在探测器红外图像平面上的投影呈现为一个弱信号的小目标, 其尺寸约为 $1 \times 1 \sim 3 \times 3$ 像素。此外, 图像中还存在起伏的云背景, 其可视为呈慢变化的三维非平稳随机过程的一个现实。

为了从一帧图像中提取背景的训练样本, 用开窗的方法从该帧图像中取出足够多的子图像作为 RBF 神经网络的训练样本, 因为图像中所含的目标很少, 且只占子图像的很小部分, 绝大多数样本是属

于云背景的,所以,即便存在极少数含有小目标的样本,也不会对最终的结果(即背景估计)产生明显的影响,故RBF神经网络的所有系数是由许多云背景的训练样本决定的,因此,它的输出就是云背景的一个最优估计值。如果若干个训练样本中存在小目标的话,一旦获得了窗口内的云背景估计值(记作 b_{ij}) ,则该窗口对应的子图(记作 $\{f_{ij}\}$)减去 $\{b_{ij}\}$,便会出现如下的两种情况:

$$f_{ij} - b_{ij} = s_{ij} + n_{ij} \quad (16)$$

和

$$f_{ij} - b_{ij} \approx n_{ij} \quad (17)$$

其中, n_{ij} 表示红外探测器的内部噪声,一般为一均值为零、方差为 σ_n^2 的白噪声。

由(16)式和(17)式可以看出(16)式对应于假设 H_1 (存在目标),而(17)式对应于假设 H_0 (不存在目标)因此,通过设置门限

$$TH = m + k\sigma'_n \quad (18)$$

将红外小目标从云背景中检测出来,这里 m = 背景对消后的均值, σ'_n = 背景对消后噪声的均方差, k 是一个与检测概率 P_D 有关的一个系数,一般 k 取值为 $1.7 \sim 2.0$ 。

2 实验结果

依据以上所描述的算法机理,通过以下仿真实验来证明基于RBF神经网络进行背景估计及检测红外小目标的可行性及有效性。

实验一:

选择一幅真实的、没有目标的红外云图像作为RBF神经网络的训练样本,网络的期望输出即为红外云背景,如图2所示。

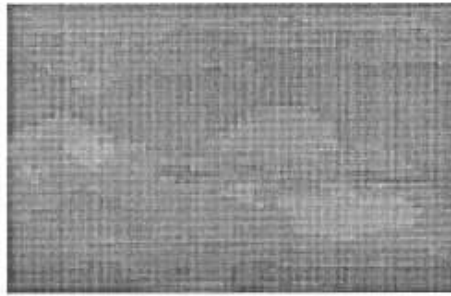


图2 用于构成训练样本的红外云图像
Fig.2 The training sample of RBF neural network

RBF神经网络训练前,其网络特性与红外云图像的灰度特性相差很远,因此网络的期望输出与实际输出之间的差异很大,如图3(a)所示。网络经过训练后,其期望输出和实际输出的差异明显减小,绝大多数像素点甚至可以完全拟合,如图3(b)所示,可见此时神经网络已具有较好的函数逼近功能,可以用来进行图像的背景估计。训练结束指令为神经网络的期望输出和实际输出的均方误差达到 10^{-6} ,训练曲线如图4所示,在相同时间内RBF神经网络可以训练25次,BP神经网络只可训练10次。

再选择另一幅红外云图像作为检测图像,将其输入已经训练好的RBF神经网络,则网络的实际输出即可看作检测图像的灰度背景估计值,原始检测图像和网络估计出的背景灰度图分别如图5(a)(b)所示,可以直观地看出,神经网络的背景估计的效果理想。

用原始检测图像减去神经网络估计出的背景灰度图像,即利用估计出的背景灰度图对原始图像进行背景对消,它们的残差值扩大20倍后的灰度图像,如图6(a)所示,残差值对应的灰度三维网格图,如图6(b)所示,可见灰度最大值为0.01(归一化灰度范围为 $0 \sim 1$),对背景杂波的抑制效果理想。

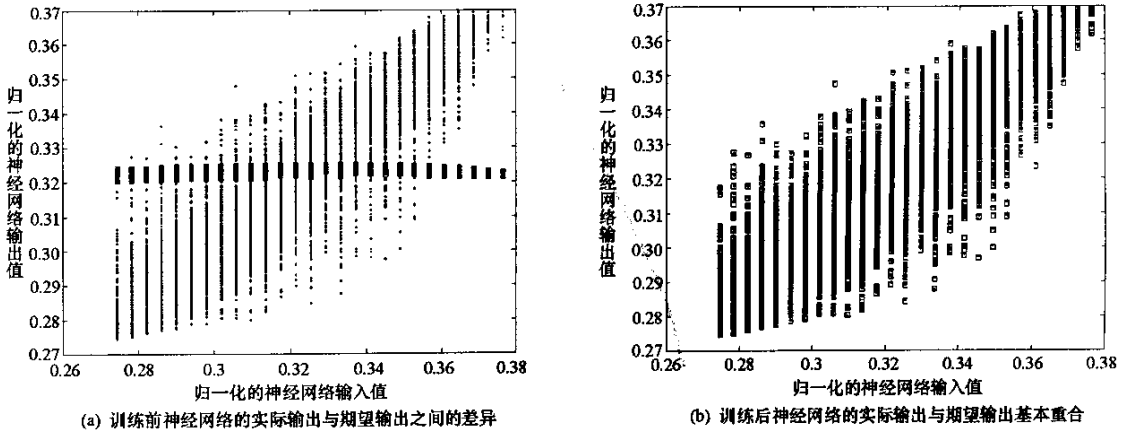


图 3 训练前后 RBF 神经网络的实际输出和期望输出对比

Fig.3 The contrast of real output and idea output of RBF neural network

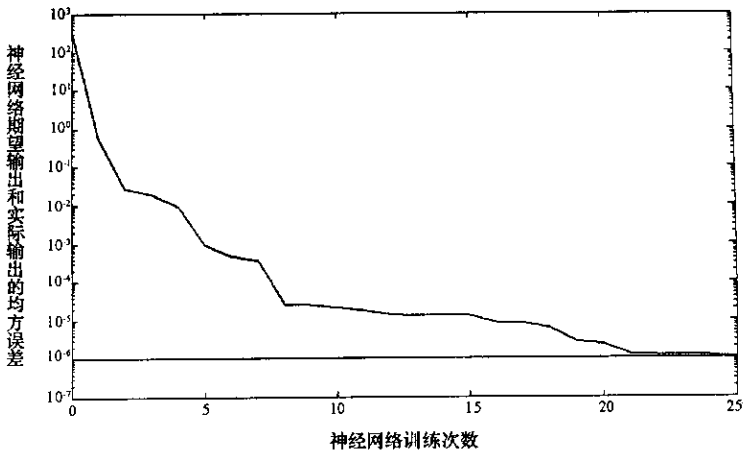
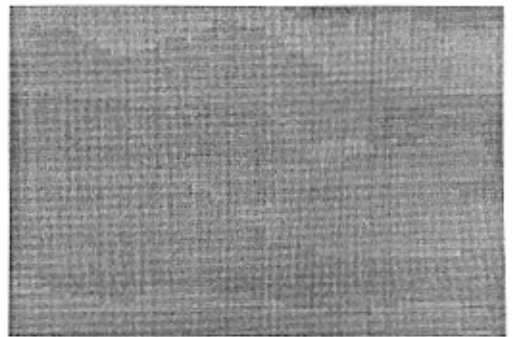
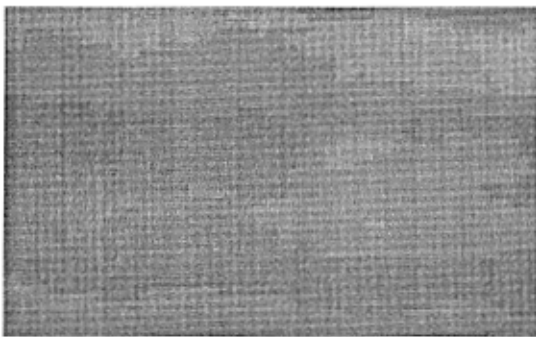


图 4 RBF 神经网络的训练曲线

Fig.4 The training curve of RBF neural network



(a) 原始图像

(b) 神经网络输出的背景估计图

图 5 RBF 原始检测图像及其神经网络估计图的比较

Fig.5 The contrast of the original image and the estimating image

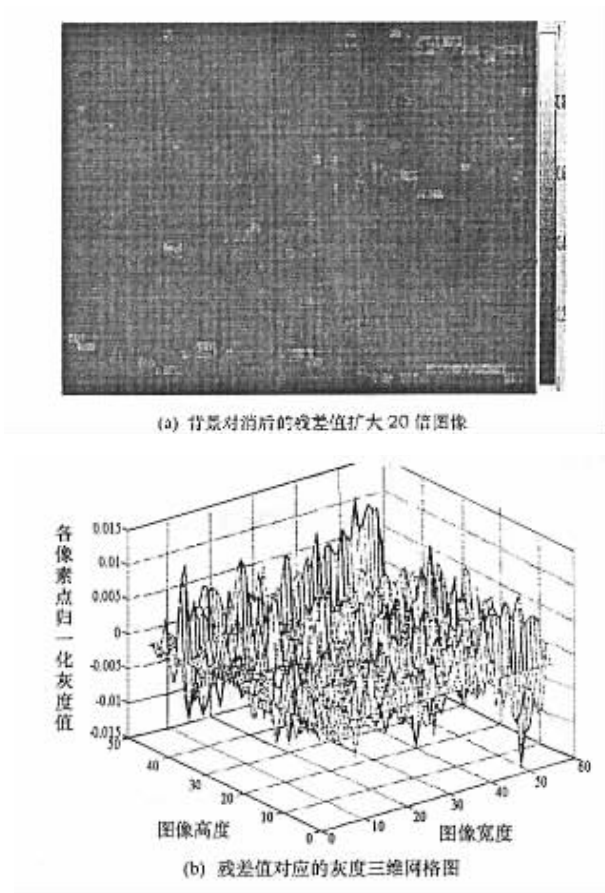


图 6 背景对消后的残差图像

Fig.6 The surplus image after background eliminating

实验二：

选择带有小目标的原始检测图像,如图 7(a)所示,输入已经训练好的 RBF 神经网络,网络的输出即为原始图像的灰度背景估计图像,如图 7(b)所示。令原始图像与背景估计灰度图像作差分,进行背景对消,经过杂波抑制后的残差值对应的灰度三维网格图,如图 7(c)所示,可见除边界部分外,该网格图的中部区域基本平滑,其中部区域的灰度最大值仅为 0.01(灰度范围为 0~1),而边界的灰度最大值也只有 0.1(灰度范围为 0~1),可见背景抑制效果理想。利用残差图像的均值和方差确定门限 TH ,对残差值进行检测并作二值化处理,得到二值图像,如图 7(d)所示,可见准确地检测到了潜在的目标点,计算原始检测图像中的目标可检测信噪比,得 $SNR < 2.0$,说明这种红外小目标检测方法效果理想。

3 小结

提出了一种新的基于 RBF 神经网络进行背景估计、检测红外小目标的算法,该算法与一般的红外小目标检测方法比较,需要的红外图像信息较少,检测信噪比较低,稳定性较好,可操作性强。在实验中所用到的图像均为红外云图像,对比其它的小目标检测方法,此方法是否可用于其它类型的红外图像中,将作进一步的研究和探讨。

在以前的工作中,我们曾利用 BP 神经网络实现背景估计及小目标检测。相比较而言,在相同复杂背景条件下,RBF 神经网络的检测概率高于 BP 神经网络;在不同复杂背景条件下,进行小目标检测,RBF 神经网络比 BP 神经网络能够处理更为复杂的背景。

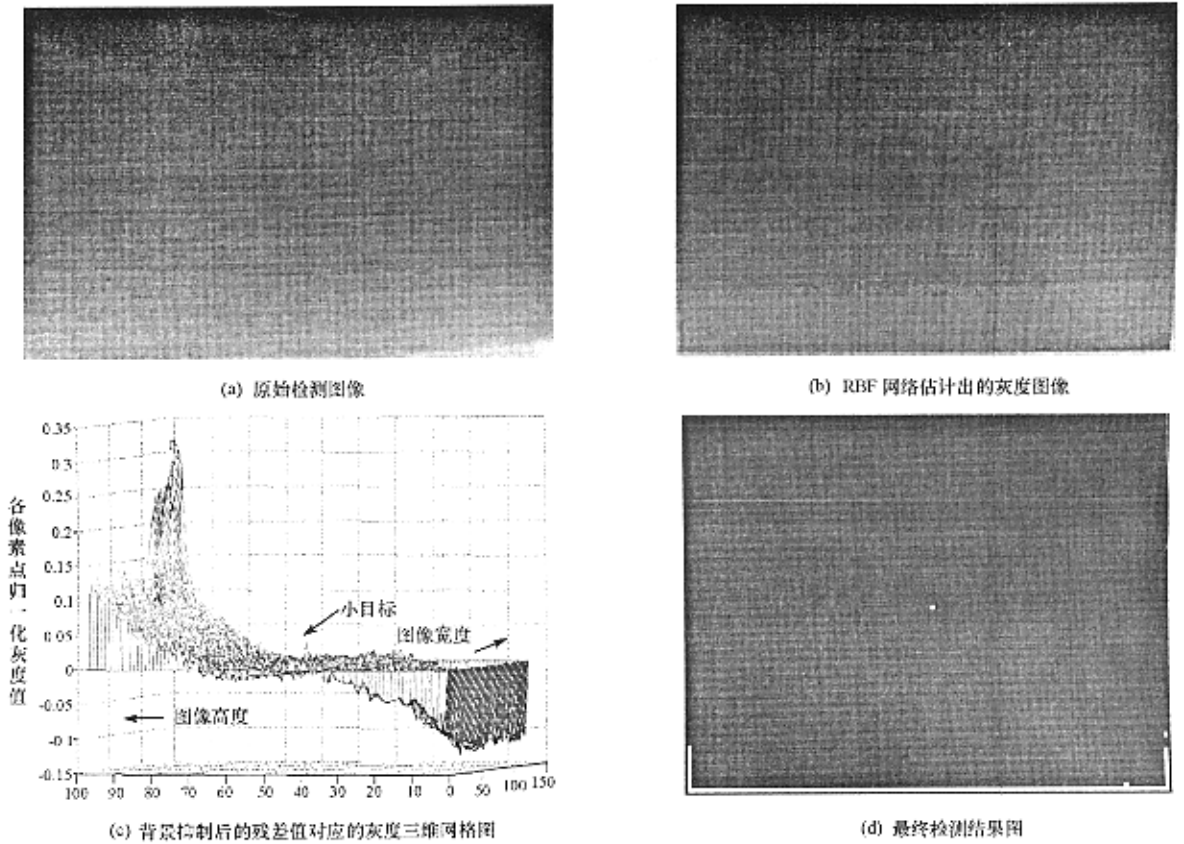


图7 实验二的结果图

Fig.7 The result images of the second experiment

参考文献:

- [1] 彭嘉雄,周文琳. 红外背景抑制与小目标分割检测[J]. 电子学报,1999,27(12):47-51.
- [2] 陈朝阳,张桂林. 基于图相对称差分运算的运动小目标检测方法[J]. 华中理工大学学报,1998,26(9):34-36.
- [3] 曹治国,左峥嵘,桑农,等. 红外海面小目标检测的并行实现技术[J]. 华中理工大学学报,2001,29(12):52-54.
- [4] 彭复员,杨磊,张钧. 纹理模型驱动的基于背景分析的小目标检测[J]. 华中理工大学学报,1998,26(6):26-28.
- [5] 叶斌,彭嘉雄. 基于能量积累与顺序形态滤波的红外小目标检测[J]. 中国图象图形学报,2002,7A(3):251-254.
- [6] 阎平凡,张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [7] 闻永,周露,王丹力,等. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2002.
- [8] 孙仲康,沈振康. 数字图像处理及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1985.
- [9] Henry Leung, Neville Dubash, Nan Xie. Detection of Small Objects in Clutter Using a GA-RBF Neural Network[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1).
- [10] 龚耀寰. 自适应滤波[M]. 北京:电子工业出版社,1988.

