

文章编号 :1001-5078(2004)06-0478-03

基于背景杂波自适应预测的红外弱小目标检测

李吉成,沈振康,鲁新平,李秋华

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 实验室,湖南长沙 410073)

摘要:文章根据背景杂波和运动目标的红外成像差异,提出了两种自适应杂波预测技术的低信噪比小目标检测方法。首先讨论了一种基于均方误差最小的自适应线性预测器,该预测器计算量小,易满足实时要求,且对平稳和线性云层红外背景图像具有很好的背景预测能力。然后提出了一种基于非线性函数可调整的 BP 神经网络预测器,该预测器中的非线性函数可调整且非线性程度很高,能很好的适应各种复杂的起伏背景,特别是非平稳和非线性杂波背景。文中还通过实际的红外图像验证了两种方法的有效性。

关键词:自适应预测;杂波抑制;目标检测;BP 神经网络

中图分类号:911.73 **文献标识码:**A

Weak and Small Target Detection Based on Adaptive Predictions of IR Background Clutter

LI Ji-cheng, SHEN Zhen-kang, LU Xin-ping, LI Qiu-hua

(The key laboratory for ATR in NUDT, Changsha 410073, China)

Abstract: According to the IR imaging difference between background clutter and moving target, this paper presents two small target detection methods in low signal-to-noise ratio based on the adaptive prediction technology. At first, an adaptive linear predictor has been discussed based on the least mean square error. This predictor possesses such virtues: small calculation, real-time procession, and the better background prediction capability on IR image of stable linear cloud background. Secondly, based on nonlinear function, the paper puts forward an adjustable BP neural network predictor in which nonlinear function is adjustable, and has very high non-linear degree. This nonlinear function can adapt to many kinds of complicated background clutter, especially non-stable and nonlinear background clutter. The validity of the two methods has been verified by the real IR images.

Key words: adaptive prediction, clutter suppression, target detection, BP neural network

1 引言

根据红外传感器所获取的图像对天空自然背景中的运动目标(飞机、导弹等)进行检测、识别和跟踪,是红外成像系统的重要用途之一。在实际应用中,所获取的红外图像不可避免地受到随机噪声、背景杂波的污染,其中背景杂波往往是主要的干扰成分,弱的小目标常常淹没在杂波中。因此,如何有效的抑制杂波对目标检测的影响,是提高检测概率的关键问题。对于天空自然背景的云层,它在空间上一般呈现大面积的连续分布状态,在红外辐射的强

度上(对应于图像灰度值)呈慢起伏状态,它的频谱分布主要集中在空间频域的低端,且具有较大的相关性。当红外传感器距离目标较远时,目标为点状或斑点状;如果是热目标,目标的辐射强度一般高于背景的辐射强度。针对大气云层背景和运动目标在红外辐射空间分布上的差异,可设想如下的目标检

基金项目:“十五”国防预研项目;国防科技重点实验室项目资助课题(51476040103 KCD101)。

作者简介:李吉成(1970-),男,副教授,博士,主要研究方向为红外成像制导,图像处理,自动目标识别。

收稿日期:2004-04-01

测方法:对天空自然背景进行有效的预测,分析预测误差,当误差大于某一门限值时意味着预测点不同于背景,既是可能的目标像元点。因此,选择有效的预测器,将使高强度杂波背景转化为低强度白噪声背景,从而达到抑制背景和增强目标信号的双重目的。

近几年来,基于杂波背景预测技术的研究非常活跃,常用的技术有:自适应线性预测器,非线性滤波及神经网络等技术。特别是神经网络技术因具有自适应、自学习和自组织能力,已受到人们广泛的重视。本文将针对上述技术,提出两种有效的自适应杂波预测小目标检测方法。

2 自适应线性预测技术

图1给出了红外图像中某一行的含目标数据。这里,目标呈现为一个陡峭的幅度信号,其频谱分布在频域的高端。由图可知,红外目标信号与周围背景的相关性较小,其形状近似于一个尖脉冲,属于信号灰度的奇异点。因此,一个 $N \times N$ 的含有目标的红外图像可以按下列模型来描述。

$$y(m, n) = C(m, n) + w(m, n) \quad (1)$$

式中 $(m, n) \in [0, N-1] \times [0, N-1]$, $y(m, n)$ 表示图像中各像元的灰度值, $C(m, n)$ 表示含有目标的杂波背景, $w(m, n)$ 为随机噪声。通常噪声 $w(m, n)$ 为零均值、方差为 σ_w^2 的高斯白噪声。

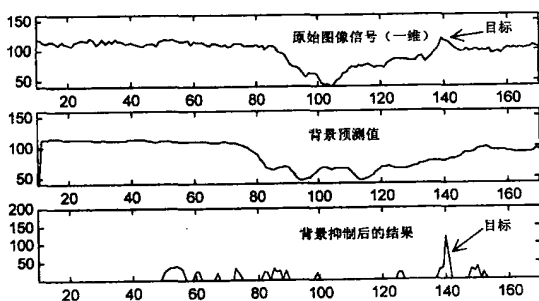


图1 含有目标的一维红外起伏背景信号

考虑到云层背景在空间上是强相关的,所以,杂波背景的辐射强度可以分解为

$$C(m, n) = \bar{C} + c(m, n) \quad (2)$$

式中 \bar{C} 表示起伏背景的直流分量, $c(m, n)$ 表示背景中的随机分量,它的均值为零,方差为 σ_c^2 。于是,起伏背景的统计特性可以描述为:

$$E[C(m, n)] = \bar{C} \quad E[C(m, n)^2] = \bar{C}^2 + \sigma_c^2 \quad (3)$$

则根据像元 (m, n) 点附近某一空间邻域内所有像元点的灰度值对 (m, n) 点的背景灰度值 $C(m, n)$ 进行线性预测的估计值 $\hat{C}(m, n)$ 可以表示为:

$$\hat{C}(m, n) = \sum_{(i,j) \in \Omega} W(i, j) y(m-i, n-j) \quad (4)$$

$m, n = 0, 1, \dots, N-1$

式(4)中 $W(i, j)$ 为线性预测系数, Ω 为空间预测域。由式(4)可知,预测值是通过预测域内的每一像元点进行加权求和得到的,预测误差定义为:

$$e(m, n) = C(m, n) - \hat{C}(m, n) \quad (5)$$

其均方误差表示为:

$$MSE = E\{[C(m, n) - \hat{C}(m, n)]^2\} \\ = E\{[C(m, n) - \sum_{i=1}^L W(i, j) y(m-i, n-j)]^2\} \quad (6)$$

实际中,大气云层背景的空间分布虽然存在较强的相关性,但并不是均匀的,在对云层杂波背景进行预测时要考虑背景的起伏。因此,当预测器的结构确定后,预测器的参数应随着背景强度的起伏而变化。本文选择权系数的最优准则是使式(6)所表示的均方误差达到最小。方法是将 MSE 对 $W(i, j)$ 求导,然后令其结果为零从而求得 $W(i, j)$ 。经过一系列运算,最后得到:

$$W(i, j) = \frac{E\{y(m, n) y(m-i, n-j)\}}{E\{y(m-i, n-j)^2\}} \quad (7)$$

由式(7)可知,预测器的最优权系数 $W(i, j)$ 实际上等于输入自相关函数 $R(i, j)$ 与输入瞬时功率和的比值,且对于不同的像元点 (i, j) , $W(i, j)$ 的值是不同的。在实际应用中, $W(i, j)$ 是可以直接通过图像灰度值计算出来。然后,将 $W(i, j)$ 代入(4)式,就可以求出背景杂波的预测值 $\hat{C}(m, n)$,即

$$\hat{C}(m, n) = \sum_{(i,j) \in \Omega} \left\{ \frac{E\{y(m, n) y(m-i, n-j)\}}{E\{y(m-i, n-j)^2\}} \cdot y(m-i, n-j) \right\} \quad (8)$$

根据上述线性自适应预测算法处理大气云层背景中低信噪比小目标的红外图像,获得的预测误差图像如图2所示,其中图2(a)和(b)为目标处于云层边缘的情形,图2(c)和(d)为目标处于云层中的情形。



图2 天空背景下的小目标原始图像(a)和(c)及线性预测误差图像(b)和(d)

由图2可知,经过自适应线性预测滤波处理后,

图像中的强杂波背景转化为低强度的准白噪声,即强的背景杂波得到了有效的抑制,同时目标的信噪比也得到了明显增强。

3 神经网络预测技术

虽然大气云层背景在空间上往往呈大面积的连续分布状态,但是,由于在红外成像过程中受到物理规律的制约,在某些情况下所形成的二维图像一般是非平稳和非线性的,当预测窗口内的背景杂波具有明显的不平稳和非线性时,若取预测窗口内所有像元灰度值的加权来获得被预测点的预测值,将会因背景泄漏出现明显的预测误差,由此产生较大的虚警。对于这种情况可将上述线性预测作非线性处理。即

$$C(m, n) = f \left[\sum_{(i, j)} W(m - i, n - j) y(m - i, n - j) \right] \quad (9)$$

式中 $f(\cdot)$ 是一复杂的非线性函数。 $C(m, n)$ 是预测窗口内所有像元灰度值的加权求和,然后再作非线性变换的结果。而这恰好是神经元模型的一般表达形式。因此,式(9)的非线性处理可以借助于神经网络实现之。为了实现的方便,我们选用了前馈 BP 神经网络。进一步,为了使设计的神经网络预测器能很好地适应各种复杂的起伏背景及加速网络的收敛速度,我们提出了如下非线性函数(为了便于分析,这里只讨论一维信号的预测)

$$f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (10)$$

其中 $\mu < 1$, 它可以用来调整非线性曲线的陡度,使误差曲面更加陡峭和减少平坦区域,从而加快迭代速度。这种改进型的前馈网络预测器的结构如图 3 所示。

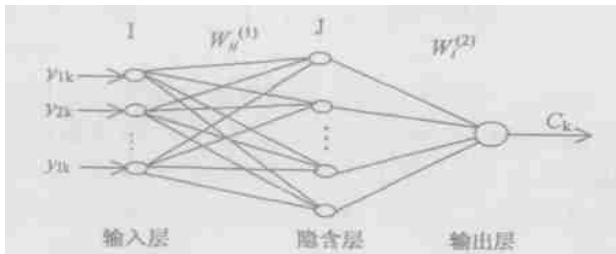


图 3 多输入/单输出的三层 BP 神经网络结构图

图 3 中神经网络的输入矢量 $Y_k(m)$ 为预测窗口内所有像元的灰度值,输出值为 $C_k = C_k(m)$ 。若令期望输出为 $d_k(m)$,则输出平方误差为

$$E_k = \frac{1}{2} [C_k(m) - d_k(m)]^2 \quad (11)$$

为了在最小平方误差含义下求解网络的权系数,则可以采用最陡梯度下降法,这时隐含层和输出

层神经元的权系数可表示为

$$W^{(t)}(k+1) = W^{(t)}(k) + \mu E_k \quad t=1,2 \quad (12)$$

其中 $W^{(1)}$ 表示隐含层至输出节点的连接权矢量, $W^{(2)}$ 表示隐含层至输出节点的连接权矢量, μ 为学习步长。

经过化简,可得到输出层神经元学习的权值迭代公式为

$$w_j^{(2)}(k+1) = w_j^{(2)}(k) + \mu \sum_k x_{jk}^{(2)} \quad j=1,2,\dots,J \quad (13)$$

$$C_k^{(2)} = (d_k - C_k^{(1)}) f(\text{net}_k^{(2)}) \quad (14)$$

隐含层神经元学习的权值迭代公式为

$$w_{ij}^{(1)}(k+1) = w_{ij}^{(1)}(k) + \mu \sum_k x_{ik}^{(1)} \quad (15)$$

$$\text{net}_{jk}^{(1)} = f(\text{net}_{jk}^{(1)}) \sum_k w_{jk}^{(2)} \quad (16)$$

式(13)、(14)、(15)和(16)构成了前馈神经网络的算法。对任一训练样本,这种算法是通过误差反传来调整各层神经元权系数的,一般地说,应反复输入所有训练样本并重复以上步骤,直至权系数不再改变和输出误差限在规定范围之内时为止。

如前所述,参数 μ 可以用来调整误差曲面的陡峭度和加快训练速度。但是在实际应用时,该参数

可以根据经验事先确定,对于云层背景图像,一般选择输入层神经元数目 $I=25$,隐含层神经元数目 $J=9$, $\mu=0.05$ 比较合理。

根据上述神经网络预测算法处理大气云层背景中低信噪比小目标的红外图像,获得的预测误差图像如图 4 所示。其中图 4(a)和(b)为目标处于云层边缘的情形,图 4(c)和(d)为目标处于云层中的情形。

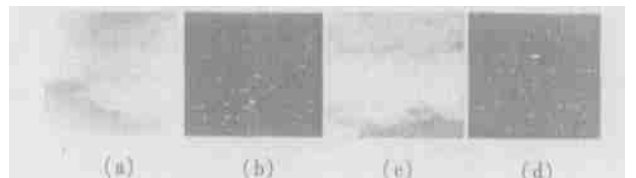


图 4 天空背景下的小目标原始图像(a)和(c)及神经网络预测误差图像(b)和(d)

由图可知,神经网络自适应空间预测滤波,有效地降低了因背景泄漏产生的预测误差,目标更加突出,目标的信噪比得到进一步的增强。

4 实验结果

为了验证文中所提出的两种背景预测器的有效性,我们进行了大量的实验,图 2、4、5 和图 6 给出了部分仿真实验结果,实验时图像数据为 $8 \sim 12\mu\text{m}$ 的红外图像,大气云层背景,弱小目标;预测窗口 5×5 ,被预测点为窗口中心点;神经网络预测器中隐含

(下转第 486 页)

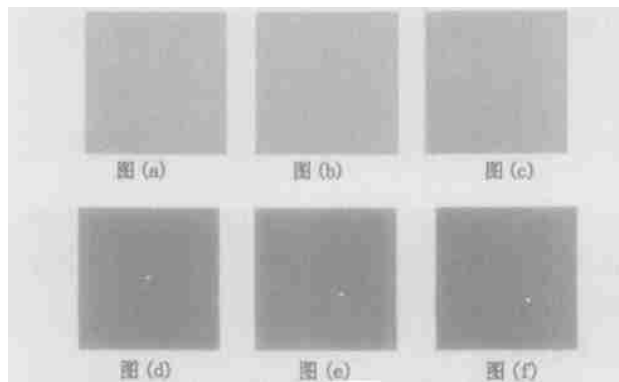


图1

5 结论

本文提出了一种自适应带通门限检测法,带通滤波器的上下限是根据图像的信噪比自适应的确定,该方法具有适应性强,效果好等优点,比传统的门限检测法更能有效的去处噪声点的影响;帧相关法可有效的去除固定目标点的影响,确定真正的目标。实验结果表明该算法能够检测出在帧间作快速运动的低信噪比点目标,实验取得了很好的效果。同时,该算法计算量小且易实现,对低信噪比运动

点目标的检测具有较好的实用价值。

参考文献:

- [1] Alexis P tzanner ,Dana H Brooks. Detection of Point Targets in Image Sequences by Hypothesis Testiong A Temporal Test First Approach[J]. IEEE. 1999 ,07803 - 5041 - 3 :3377 - 3380.
- [2] R C Warren. The Real Time Calculation Of Cloud Motion in Infrared Image Sequence Using Mathematics Morphology Operations[J]. IEEE1999 ,0 - 7803 - 5256 - 4 :83 - 89.
- [3] Zhu ZF. Detection and acquisition of small targets with low Signal-to-clutter ratio[A]. Proc. SPIE3809 1999 ,564 - 569.
- [4] 张弘,赵保军,毛二可,等. 复杂背景下红外点目标的检测[J]. 红外与激光工程,2001,4:96 - 99.
- [5] 张金锁,宋利权,靳民会等. 基于带通滤波的红外小目标捕获算法研究[J]. 红外与激光工程,2002,8:294 - 296.
- [6] 朱海陵,卢焕章,常青. 低信噪比下两种点目标检测算法的研究[J]. 红外与激光工程,1999,2:5 - 7.

(上接第480页)

层神经元数目 $J = 9$,参数 $\alpha = 0.05$ 。其中:图2(a)、图2(c)和图5(a)分别为目标处于云层边缘、云层中和云层缝隙三种典型情形。图2(b)、图2(d)和图5(b)分别给出了三种典型情形下的线性预测误差图像,其结果表明:线性自适应预测起到了抑制起伏背景和增强目标的双重作用。图4(b)、图4(d)和图5(c)为基于神经网络的预测误差图像,由图可知,神经网络预测器的背景抑制作用好于线性预测器。且目标更加突出。图6为利用神经网络预测器对2(a)、图2(c)和图5(a)进行处理,在此基础上根据获得预测误差图像进行目标检测的结果(二值图像)。



图5 天空背景下的小目标原始图像(a)、线性预测误差图像(b)及神经网络预测误差图像(c)

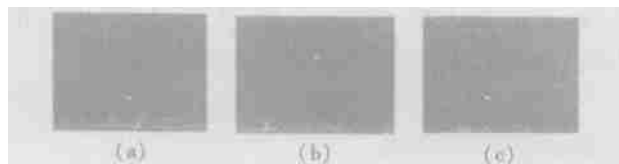


图6 天空背景下的小目标检测结果

5 结束语

文中首先讨论了一种基于均方误差最小的自适应线性预测器,该预测器计算量小,易满足实时要求,且对平稳和线性云层红外背景图像具有很好的背景预测能力。然后提出了一种基于非线性函数可调整的BP神经网络预测器,由于该预测器中的非线性函数可调整且非线性程度很高,能很好的适应各种复杂的起伏背景(特别是非平稳和非线性杂波背景)。因此,神经网络预测器在复杂的杂波背景中检测低信噪比的小目标具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] Wang D ,Adaptive spatial/ temporal/ spectral filters for background clutter suppression and target detection. [J]. in Opt. Eng. 1982 ,21 :1033 - 1038.
- [2] Ohki M Hashiguchi S. Two-dimensional LMS adaptive filters [J]. IEEE Trans. Consumer Elect. 1991 ,37 :66 - 73.
- [3] Simon Haykin,Liang Li. Nonlinear Adaptive Prediction of Nonstationary Signals[J]. IEEE Tmas on Signal Processing, 1994 ,43(2) .
- [4] 李吉成,沈振康. 红外起伏背景下运动点目标的检测方法[J]. 红外与激光工程,1997,26(6) :8 - 13.