

强背景杂波条件下运动的弱小目标检测方法*

李吉成, 沈振康, 李秋华

(国防科技大学 ATR 实验室, 湖南长沙 410073)

摘要:根据目标、背景干扰和噪声在红外序列图像中的差异,提出了一种基于空间高通滤波和时间域上 N 帧轨迹积累的运动小目标检测方法。该方法可以在低信噪比的情况下消除红外起伏和随机噪声的影响,有效检测出弱小目标。实验结果表明,采用这种时空混合处理的方法可以得到满意的结果。

关键词:红外图像序列; 运动目标; 目标检测; 滤波

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)02-0208-04

Moving and weak target detection in heavy clutter background*

LI Ji-cheng, SHEN Zhen-kang, LI Qiu-hua

(Key Laboratory for ATR, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: According to the imaging difference of target, background clutter and noise, a moving small target detection method based on spacial high-pass filtering and N -frame track accumulating is presented. The method can eliminate the effect of IR clutter and random noise in low signal-to-noise ratio, and can effectively detect the weak small target. Experimental results show that the satisfactory processing result is obtained.

Key words: IR image sequence; Moving target; Target detection; Filtering

0 引言

利用红外成像实现自动目标识别是精确制导武器的主要技术发展方向。它具有智能化程度高,被动隐蔽,作用距离远等优点。由于红外传感器工作在大气热辐射环境中,因此,图像背景有起伏干扰。同时,为了尽可能早地发现目标,使制导系统有足够的反应时间,必须在很远的距离上就探测到目标。这时,图像

具有较低的信噪比。目标只占一个或几个像素的面积,缺乏形状和结构信息,只有目标的灰度和运动特性可以利用。因而与面目标检测相比,点目标检测技术难度大。同时点目标在运动过程中,由于偶然被遮挡或者其他因素造成的目标暂时丢失,更增加了检测的难度。

传统的运动点目标检测方法是:将图像序列分为组,在每组中将图像序列作能量的线性积累。实验表

收稿日期:2004-03-11; 修订日期:2004-04-01

* 基金项目:国防科技重点实验室项目资助课题(51476040103KG0101)

作者简介:李吉成(1970-),男,湖南长沙人,副教授,博士,主要研究方向为红外成像信息处理、自动目标识别。

明,这种方法在目标运动较快, $SNR \leq 3.0$ 时,效果不甚理想。据此,本文提出了一种新的运动点目标检测算法,其基本思想为:将红外序列图像的每一帧进行低通滤波处理,获得一个不含目标和随机噪声的背景起伏图。然后求出原图与该图的灰度差值(即高通滤波)以达到消除背景起伏的目的。再进行门限判决,提取可疑的目标点。最后采用时间域上 N 帧轨迹积累的处理方法,即利用目标在序列图像中运动的连续性,对经空间滤波及门限处理后的图像序列进行时间域上的能量积累处理,从而判断目标是否存在。

1 基于线性/非线性混合型滤波的背景抑制方法

1.1 红外目标的特性与消除背景起伏的方法

由红外目标和背景构成的红外图像,其背景的灰度值往往存在一些起伏,这种起伏干扰具有强相关性,是一种缓慢变化且非平稳的二维随机过程。当探测器离目标较远时,目标尺寸很小。如果是热目标,目标的灰度值大于其邻域的背景值,但难于同强噪声区分开来。含有目标的某一行的一维信号,背景起伏大,而目标为一个突出的陡峭的幅度信号,如图 1 所示。当采用单门限阈值图像时,很容易丢失较弱的目标,或者把背景误认为目标。解决的办法是去除起伏背景分量,设法使背景归一化,同时保留目标信号。处理的方法如图 2 所示:让输入图像序列的每一帧 $f(i, j, k)$ 通过一个基于线性/非线性混合型的滤波器,输出的信

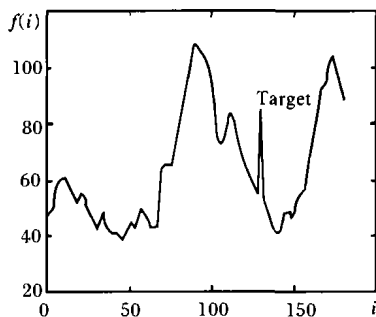


图 1 含有目标的图像信号

Fig.1 Signal curve of the image with target

号 $f_L(i, j, k)$ 是一个不含目标和噪声的缓慢起伏图。进一步将原始图像 $f(i, j, k)$ 减去低频起伏图 $f_L(i, j, k)$,

差值信号即为除去起伏后的图像。

$$f_H(i, j, k) = f(i, j, k) - f_L(i, j, k) \quad (1)$$

以此方法处理后的图像,可能存在目标和一些噪声点。

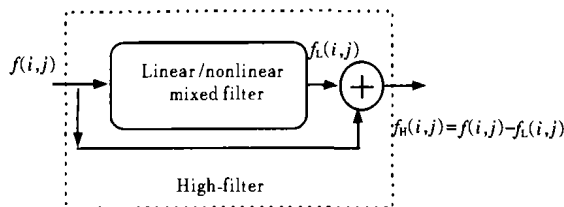


图 2 去除背景干扰的方法

Fig.2 Method of suppressing IR clutter

1.2 线性/非线性混合型滤波器的结构

在图像处理中,线性滤波在平滑噪声的同时,污损了图像的边界和细节。1974 年 Tukey 中值滤波理论的建立,开辟了非线性滤波领域的一块新天地。中值滤波完整地保留了信号边界和信号单调变化趋势,同时有效地滤除了脉冲噪声分量。但是,中值滤波在对非脉冲类型噪声(如高斯噪声、 $1/f$ 噪声)的平滑上,遇到了困难。为此将线性滤波器和非线性滤波器的优点有机地结合起来,提出了一种新的滤波器——线性/非线性混合型滤波器。该滤波器具有良好的噪声平滑和边界保留特性,对强红外杂波背景具有良好的滤波效果。

设 $f(i, j)$ 为二维红外图像上第 (i, j) 个像元的灰度值,以该点为中心开设一局部处理窗 $L_1 \times L_1$, 窗内数据矢量记为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_L)^T, L = L_1 \times L_1$, 以此作为滤波器输入,则滤波器的输出可定义为:

$$f_L(i, j) = \frac{1-k}{L} [X_{(1)} + X_{(2)} + \dots + W X_{(\frac{L+1}{2})} + \dots + X_{(L)}] \quad (2)$$

式中 $\frac{1-k}{L}$ 是归一化系数;权值 $W = \frac{1+(L-1)k}{1-k}, X_{(1)}, \dots, X_{(L)}$ 为窗口内数据经过排序(以升序方式)之后构成的样本。对窗口内的顺序样本,有:

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(L)}$$

由公式(2)可得,在上述滤波器中仅仅窗口内的中值样本被加权,因此,公式(2)可化简整理为:

$$f_L(i,j) = \mu + k \left(X_{\left(\frac{L+1}{2}\right)} - \mu \right) = k X_{\left(\frac{L+1}{2}\right)} + (1-k)\mu \quad (3)$$

式中 μ 为滤波窗口内图像的局部均值;系数 k 由图像局部方差 δ^2 和噪声方差 δ_n^2 决定,即:

$$k = \frac{\delta^2}{\delta_n^2 + \delta^2}$$

$$\delta^2 = \begin{cases} v^2 - \delta_n^2 & \forall v^2 \geq \delta_n^2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

滤波窗口内图像的局部均值 μ 和方差 v 分别定义为:

$$\mu = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L X_p = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L X_{(p)}$$

$$v^2 = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L (X_p - \mu)^2 = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L (X_{(p)} - \tilde{\omega})^2 \quad (5)$$

实验表明:对于红外云层背景,当 $L_1=5\sim 9, 0.3 \leq k \leq 0.5$ 时,可以取得较理想的结果。

2 目标分割

图像在去除背景干扰后,接下来的任务是从含白噪声的图像中分割出可能的目标像素点。这里,采用全局门限分割算法。设输入图像为 $f_H(i,j,k)$,门限处理后的图像为 $g(i,j,k)$,门限值为 $Th(k)$,则有:

$$g(i,j,k) = \begin{cases} f_H(i,j,k) & f_H(i,j,k) \geq Th(k) \\ 0 & f_H(i,j,k) < Th(k) \end{cases} \quad (6)$$

式中 $Th(k)$ 随序列图像的变化而自适应地改变。即:

$$Th(k) = mean(k) + \lambda \cdot var(k) \quad (7)$$

式中 λ 为权值,一般取 $\lambda=3\sim 5$; $mean(k)$ 、 $var(k)$ 分别为第 k 帧经抑制起伏后的图像的灰度均值和方差,设输入图像的大小为 $N_1 \times N_2$,则图像均值和方差可表示为:

$$mean(k) = \frac{1}{N_1 \times N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} (f_H(i,j,k)) \quad (8)$$

$$var(k) = \frac{1}{N_1 \times N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} [f_H(i,j,k) - mean(k)]^2 \quad (9)$$

经阈值处理后,得到一去除背景干扰和弱噪声的目标图像序列。这时,保留可能是目标的点的灰度值,其余点的灰度值为零。

3 基于图像序列的 N 帧轨迹累积检测方法

根据目标运动的连续性,如果第 N 帧中 (i,j) 处有一个目标,则该目标在 $(N-1)$ 帧中必然会出现在 (i,j) 处的一个邻域内。对于随机噪声,这种情况出现的可能性较小,连续在多帧中出现这种情况的可能性更小。因此,通过多帧中累积可能的目标出现次数,可以检测到真正的目标。为此,提出了一种基于图像序列的目标轨迹累积检测方法。

原始图像序列经过逐帧背景抑制和门限处理后,成为一个二值图像序列。该图像序列中只有少数为“1”的像素随机分布在图像上, N 帧轨迹累积将在这些点的基础上进行。

设 q_0, q_1 分别表示无目标域和有目标域, $D(i,j)$ 为判决域。以第 k 帧中的某一非“0”点为中心开设一观察窗 $n \times n$,窗内数据矢量记为 $X^k = (X_1^k, X_2^k, \dots, X_L^k)^T$, $L = n \times n$ 。则有:

$$g_k(i,j) = \begin{cases} 1 & X^k \text{ 为非零值} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (10)$$

式中 (i,j) 表示第 k 帧中观察矢量 X^k 的中心分量所在的二维坐标。 $k=N, N-1, \dots, 1$ 。

对于连续的 N 帧图像,有:

$$h(i,j) = \sum_{k=1}^N g_k(i,j) \quad (11)$$

则 N 帧轨迹累加后的判决规则为:

$$D(i,j) = \begin{cases} \theta_1 & h(i,j) \geq M \\ \theta_0 & h(i,j) < M \end{cases} \quad (12)$$

式中 M 表示连续 N 帧内目标可能出现的次数。考虑

到目标在运动过程中,可能偶然被遮挡,一般取 $M \leq N$ 。

设每一帧图像的目标检测概率 P_d 及虚警概率 P_{fa} 在序列图像中是相互独立的,则滤波后的 P_d 、 P_{fa} 分别为:

$$P_d M/N = \sum_{k=N-M+1}^N C_k^M P_d (1-P_d)^{M-k} \quad (13)$$

$$P_{fa} M/N = \sum_{k=N-M+1}^N C_k^M P_{fa} (1-P_{fa})^{M-k} \quad (14)$$

式中 C_k^M 表示 k 次中任取 M 次 ($M \leq k$) 的组合。

由公式(13)、(14)可知:经过 N 帧轨迹积累处理,将提高检测概率,抑制虚警概率,从而有效地检测出运动的小目标。

4 实验结果

为了测试上述算法的实际性能,进行了仿真研究。实验采用连续的 256×256 红外图像序列,信噪比为 2.5,图像中含有两个连续运动的小目标,其中一个目标做直线运动,另一个目标做非直线运动,但它们的最大帧间运动速度为 $V_{max}=1$ 像素/帧。

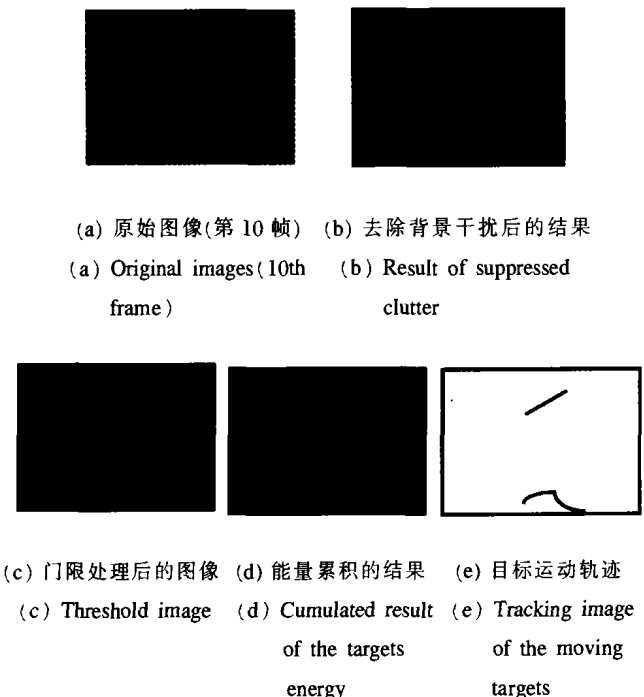


图 3 红外天空背景下的仿真实验结果

Fig.3 Experimental results for small-targets detecting with the sky background

实验时首先对输入的原始图像序列进行高通滤波,去除背景起伏和噪声干扰;然后进行门限分割处理,提取出少数可能的目标点;最后利用 N 帧轨迹积累的处理方法从序列图像中检测出随机运动的目标。图 3(a) 为原始红外图像,可以看出:目标几乎淹没在起伏和噪声中。图 3(b)~(d) 分别给出原始图像依次经过高通滤波、目标分割及轨迹积累处理后的结果。图 3(e) 示出了两个目标在图像序列中的运动轨迹。实验表明:高通滤波有效地抑制了图像中的背景起伏和随机噪声,使图像信噪比得到了明显的提高。同时,通过门限处理,提取少数可能的目标点,从而减少了后续轨迹积累处理的计算量,为算法的实时处理提供了可能。

5 结束语

文中提出的方法具有较强的自适应能力和鲁棒性,计算简单,便于硬件实现。今后工作的重点为:(1) 针对不同的起伏背景和噪声,使高通滤波器的系数选择更具自适应性,使之在去除起伏时克服因滤波器系数的选择不当造成的目标漏检或起伏的泄漏;(2) 进一步分析高通滤波后目标在图像中的分布特性,使自适应门限的选取更接近实际,以适应更低的信噪比。

参考文献:

[1] Takken E, Friedman D, Miltom A. Least-mean-square filters for IR sensors[J]. Applied Optics, 1979, 18: 892-897.

[2] Whalen A. Detection of signals in Noise[M]. San Diego: Academic Press, 1971.

[3] Lion R, Inigo M R, Azimi-Sadjad E S. Dim target detection using high order correlation method[J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1994, AES-29(1): 197-212.

[4] Liou R, Azimi-Sadjad E S. Dim target detection and cluttered rejection using modified high order correlation neural network[A]. Proceedings of the DCNN seattle[C]. 1992, 1032.701-706.

[5] 孙仲慷, 沈振康. 数字图像处理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1985.