

文章编号:1001-5078(2007)02-0178-03

## 基于高阶累积量的红外图像时域检测

吕 雁

(西安电子科技大学工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘 要:**提出了一种基于高阶累积量的红外图像序列中运动弱小目标时域检测的新方法,该方法定义了观测数据的三阶累积量,并在时间剖面上,通过快速运动目标与缓慢变化的背景像素的灰度特征差异,实现对弱小目标的检测。利用实测数据进行了仿真,实验结果表明了该方法的有效性。

**关键词:**红外图像;弱小目标检测;高阶累积量;时间剖面

**中图分类号:**TP751 **文献标识码:**A

## Infrared Image Temporal Detection Based on Higher-order Cumulant

LÜ Yan

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A new temporal detection method for moving dim small targets in infrared image sequences based on higher-order cumulant is presented. The proposed method defines the third order cumulant of the observed image and carries out the detection of dim and small targets in temporal profile of image sequences by the difference between the speed motioning targets and the slowly changing background gray. The experimental result shows the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** infrared image; dim small target detection; higher-order cumulant; temporal profile

### 1 引 言

红外图像中的弱小目标检测问题一直是红外图像领域的研究热点。由于远距离下目标仅占很少几个像素的面积,而背景杂波强度往往比传感器噪声和被检测目标信号要大,故目标信号相对很弱,图像信噪比极低,缺乏可用的结构信息,这样就难以从单帧图像中分离出目标。国内外学者提出了许多小目标检测方法<sup>[1-4]</sup>,但都有各自的适用条件,红外图像中的弱小目标检测问题仍然没有得到解决。

由于高斯噪声(白色或有色)高于二阶的累积量及其谱均为零。因此,高阶累积量域也称为高信噪比域,特别有利于高斯噪声中非高斯信号的检测。近年来,用高阶统计量检测非高斯信号的方法不断涌现,这些检测方法仅需较少的关于噪声的先验知识就可以获得良好的检测效果<sup>[5-6]</sup>。利用高阶累积

量的这一特性,本文定义了观测图像的三阶累积量,在时间剖面上,通过快速运动目标与缓慢变化的背景像素的灰度特征差异,实现了弱小目标的检测。

### 2 基于三阶累积量的时域检测方案

当目标大小和灰度强度等特征在空域上很难和背景杂波区分开来时,如图1(a)所示,它是红外图像中的某一行,从空间特征上看,目标和杂波几乎无法区分。在这种情况下,希望能在时间剖面上,通过快速运动目标与缓慢变化的背景像素的灰度特征差异,实现弱小目标的检测。对于连续采集的红外图像序列,图像中每一个像素点的灰度值在连续帧中变化不大,由于小目标的经过,使得变化不大的灰度

**作者简介:**吕 雁(1976-),女,讲师,博士研究生,主要研究方向为智能信息处理,图像处理。

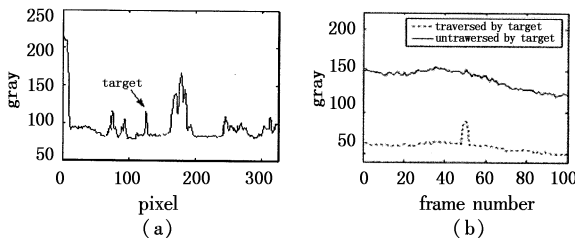
**收稿日期:**2006-06-19

值在目标经过时产生较大的波动,如果从小目标经过背景像素的时间剖面上来看,它具有类似“脉冲”的形状<sup>[7]</sup>,”脉冲”宽度与目标的速度成反比,亮度与目标的强度成正比;而没有小目标经过的背景像素灰度则是缓慢变化的。图1(b)给出了实际拍摄的红外图像中的两个像素点在时间剖面上的灰度曲线,图中实线表示没有小目标经过的像素点的灰度曲线,虚线是表示有小目标经过像素点的灰度曲线。从图中可以看出在时间剖面上背景像素灰度值由于小目标的经过所产生的变化,大概在第50帧的地方有一个小脉冲。

假设图像序列已经对齐,则图像上每一个像素点的灰度在时间上服从正态分布,用数学公式描述如下:

$$f_X(k) = d_X(k) + n_X(k) \quad (1)$$

式中,  $f_X(k)$  表示图像上任意点  $X$  在  $k$  时刻的灰度值;  $d_X(k)$  表示  $X$  在  $k$  时刻的固有信号量;  $n_X(k)$  表示零均值的高斯白噪声。对于相对于快速运动的目标来说,背景和变化缓慢的杂波信号  $d_X(k)$  可以近似为常量,不包含信息量,不影响检测结果。因此,问题就转化为高斯信号中非高斯信号的检测问题。



(a) 图像中某一列的灰度曲线; (b) 两像素点在时间剖面的灰度曲线

图1 灰度曲线图

(a) a row of original image;

(b) the curve of two pixels' gray value in the temporal profiles

Fig.1 the curve of pixels' gray

对观测数据  $\{f_X(k), k=0, 1, \dots, N-1\}$ , 构造二元假设检验:

$$\begin{aligned} H_0: f_X(k) &= n_X(k) \\ H_1: f_X(k) &= s_X(k) + n_X(k) \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $s_X(k)$  为由运动目标引起的非高斯信号, 且与高斯噪声  $n_X(k)$  相互独立。设  $\{f_X(k)\}$  均值为零, 其三阶累积量为:

$$c_{3f_X}(\tau_1, \tau_2) = E\{f_X(k)f_X(k+\tau_1)f_X(k+\tau_2)\} \quad (3)$$

由高阶累积量性质<sup>[8]</sup>可得:

$$c_{3f_X}(\tau_1, \tau_2) = c_{3s_X}(\tau_1, \tau_2) + c_{3n_X}(\tau_1, \tau_2) \quad (4)$$

因为  $n_X(k)$  为高斯噪声, 其2阶以上的累积量恒为零, 所以式(4)简化为:

$$c_{3f_X}(\tau_1, \tau_2) = c_{3s_X}(\tau_1, \tau_2) \quad (5)$$

由于  $|c_{3s_X}(\tau_1, \tau_2)|$  在零点取得最大值, 即

$$|c_{3s_X}(0, 0)| \geq |c_{3s_X}(\tau_1, \tau_2)| \quad (6)$$

因此采用零滞后的累积量作为高斯噪声中非高斯信号的检测统计量, 则有:

$$|c_{3f_X}(0, 0)| = E\{f_X^3(k)\} \begin{cases} = 0 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ > 0 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (7)$$

可以得到基于三阶累积量的时域检测方法, 如图2所示。

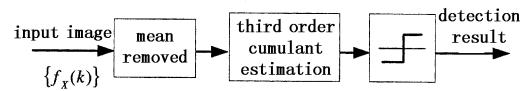


图2 基于三阶累积量的时域检测框图

Fig.2 diagram of temporal detection based on the third order cumulant

式(7)是理论检测方法, 实际应用中, 只能从有限长度的数据来估计三阶累积量, 此时, 高斯噪声的三阶累积量并不为零, 所以应该选取合适的检测阈值  $\lambda_1 > 0$ 。

对于有限长数据,  $\{f_X(k), k=0, 1, \dots, M-1\}$ , 其三阶累积量估计为

$$\hat{c}_{3f_X}(0, 0) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} f_X^3(k) \quad (8)$$

相应的检测方法为:

$$|\hat{c}_{3f_X}(0, 0)| \begin{cases} < \lambda_1 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ \geq \lambda_1 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (9)$$

检测阈值  $\lambda_1$  的选取应根据随机变量  $\hat{c}_{3f_X}(0, 0)$  的概率分布和虚警概率来确定。

分析可知<sup>[6]</sup>, 对于足够长的数据,  $\hat{c}_{3f_X}(0, 0)$  近似服从正态分布, 即

$$\hat{c}_{3f_X}(0, 0) \sim N[\hat{c}_{3f_X}, \sigma^2(\hat{c}_{3f_X})]$$

其中, 为了简化表示, 令:

$$\hat{c}_{3f_X} = \hat{c}_{3f_X}(0, 0)$$

$$\sigma^2(\hat{c}_{3f_X}) = E\{[\hat{c}_{3f_X}(0, 0) - c_{3f_X}(0, 0)]^2\}$$

在  $H_0$  假设下, 有:

$$c_{3f_X} = c_{3n_X} = 0$$

$$\sigma^2(\hat{c}_{3f_X}) = E\{[\hat{c}_{3f_X}]^2\} = \sigma^2(\hat{c}_{3n_X})$$

而在  $H_1$  假设下, 有:

$$c_{3f_X} = c_{3s_X}$$

$$\sigma^2(\hat{c}_{3f_X}) = E\{[\hat{c}_{3f_X} - c_{3s_X}]^2\} = \sigma^2(\hat{c}_{3s_X})$$

因此, 式(7)等价于判决统计量  $\hat{c}_{3f_X}$  是服从正态

分布  $N[c_{3f_X}, \sigma^2(\hat{c}_{3s_X})]$  还是  $N[0, \sigma^2(\hat{c}_{3n_X})]$ , 即可转化为似然比检测。然而, 由于实际中, 分布参数  $c_{3s_X}$ ,  $\sigma^2(\hat{c}_{3s_X})$  和  $\sigma^2(\hat{c}_{3n_X})$  未知, 因此, 确定检测阈值是比较困难的。实际可行的方法是, 采用归一化累积量  $\bar{c}_{3f_X} = (\hat{c}_{3f_X})^2 / \sigma^2(\hat{c}_{3f_X})$ , 其中分母中的方差用样本平均来估计, 即:

$$\hat{\sigma}^2(\hat{c}_{3f_X}) \approx \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} (f_X^3(k) - \hat{c}_{3f_X})^2 \quad (10)$$

则随机变量  $\hat{c}_{3f_X} / \hat{\sigma}(\hat{c}_{3f_X})$  近似服从正态分布, 其均值为  $c_{3f_X} / \hat{\sigma}(\hat{c}_{3f_X})$ , 方差为 1。由此可知, 在  $H_0$  假设下,  $\bar{c}_{3f_X}$  近似服从自由度为 1 的中心  $\chi^2$  分布; 在  $H_1$  假设下,  $\bar{c}_{3f_X}$  近似为服从自由度为 1 的非中心  $\chi^2$  分布, 非中心参数为  $(\hat{c}_{3s_X})^2 / \hat{\sigma}^2(\hat{c}_{3f_X})$ 。

于是, 式(7)的假设检验简化为经典的  $\chi^2$  检测, 即

$$\begin{aligned} \bar{c}_{3f_X} < \lambda_2: H_0 \\ \bar{c}_{3f_X} \geq \lambda_2: H_1 \end{aligned} \quad (11)$$

其中, 检测阈值  $\lambda_2$  可由给定的虚警概率  $P_{fa}$  从  $\chi^2$  分布表查得。

### 3 三阶累积量的估计

实际中, 为了用三阶矩估计代替三阶累积量估计计算, 首先必须对观测数据进行去均值处理。常规的均值估计方法需要全部数据记录, 这样会产生检测延迟。为了实现检测的实时性, 采用逐点更新、数据重用的均值估计法, 即用与当前时刻  $k$  最近的  $M$  帧样本的均值作为当前帧的均值, 进行去均值运算。

设已有观测数据  $\{f_X(k)\}$ ,  $k = 1, 2, \dots, M$ , 由上一节的检测方法, 基于三阶累积量的时域检测方法步骤如下:

步骤 1: 取滑动窗长为  $M$ , 计算每一个像素点在

时间剖面上的均值估计序列  $\bar{f}_X(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M}^{k-1} f_X(i)$ ,  $k = M, M+1, \dots$ , 并置  $\bar{f}_X(k) = \bar{f}_X(M)$ ,  $k = 1, 2, \dots, M$ , 经过去均值运算得到零均值序列  $\tilde{f}_X(k) = f_X(k) - \bar{f}_X(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, M, \dots$ ;

步骤 2: 估计对应第  $i$  ( $i = M, M+1, \dots$ ) 帧的零滞后三阶累积量, 即

$$\hat{c}_{3f_X}^{(i)}(0,0) = \frac{1}{M} \sum_{k=i-M}^{i-1} \tilde{f}_X(k) \quad (12)$$

步骤 3: 计算归一化三阶累积量

$$\hat{\sigma}^2(\hat{c}_{3f_X}^{(i)}) \approx \frac{1}{M} \sum_{k=i-M}^{i-1} (\tilde{f}_X^3(k) - \hat{c}_{3f_X}^{(i)})^2 \quad (13)$$

$$\bar{c}_{3f_X}^{(i)} = (\hat{c}_{3f_X}^{(i)})^2 / \hat{\sigma}^2(\hat{c}_{3f_X}^{(i)}) \quad (14)$$

步骤 4: 进行阈值判决

$$|\bar{c}_{3f_X}^{(i)}(0,0)| \begin{cases} < \lambda_2 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ \geq \lambda_2 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (15)$$

步骤 5: 当第  $i+1$  帧观测数据到来时, 用最新的  $M$  帧观测数据重新重复步骤 1~4, 直到检测结束。

### 4 实验结果与分析

在实拍的 100 帧红外图像序列中按照航迹如图 3 所示, 以每帧 1 个像素的运动速度加入大小为  $3 \times 3$ 、信噪比为 2、局部对比度为 1.140 的目标。图 4 为加入目标后的序列图像<sup>[7]</sup>中的一帧。实验中, 滑动窗长  $M$  取 8, 最后的检测结果如图 5 所示。

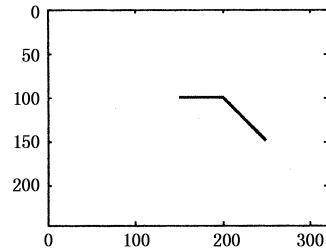


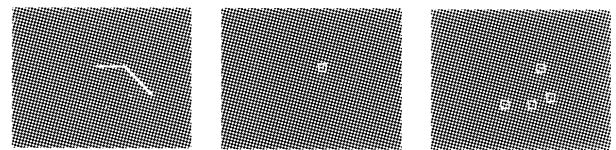
图3 目标运动航迹

Fig.3 target moving track

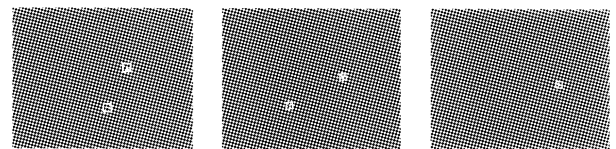


图4 图像序列中一帧

Fig.4 a frame of image sequences



(a) 检测到的最终航迹 (b) 第 40 帧检测结果 (c) 第 48 帧检测结果  
(a) the detected track (b) the detection result (c) the detection result  
in the 40th frame in the 48th frame



(d) 第 54 帧检测结果 (e) 第 67 帧检测结果 (f) 第 80 帧检测结果  
(d) the detection result (e) the detection result (f) the detection result  
in the 54th frame in the 67th frame in the 80th frame

图5 检测结果

Fig.5 detection results

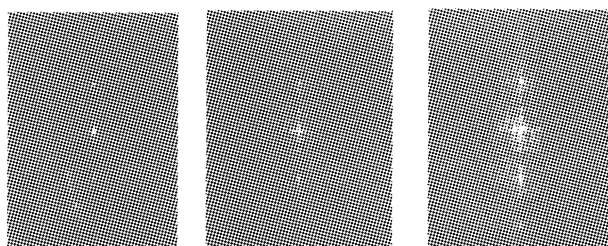
(下转第 184 页)

$$MER = \frac{e_{\text{离焦}}}{e_{\text{正常}}} = \frac{\text{离焦下的测量值} - \text{给定值}}{\text{正焦下的测量值} - \text{给定值}}$$

图7分别给出了离焦1%、5%、10%时的相关输出面。从表2可以看出,使用JTC对亚像元像移进行测量时,在离焦10%的情况下,像移测量出现15%左右的变化,具有较好的相关性。模拟实验表明,透镜焦距误差 $\Delta f$ 对像移测量精度的影响与离焦所引起的影响基本相同,在此不再给出。

表2 离焦对像移测量精度影响结果

|                      | 变化量 | PNR   | FWHM | ACR  | MER  |
|----------------------|-----|-------|------|------|------|
| $\frac{\Delta d}{f}$ | 1%  | 15.18 | 1×1  | 6.36 | 1.03 |
|                      | 3%  | 11.89 | 1×1  | 6.30 | 1.05 |
|                      | 5%  | 10.55 | 3×2  | 6.08 | 1.08 |
|                      | 7%  | 9.15  | 3×3  | 5.53 | 1.13 |
|                      | 10% | 6.95  | 3×3  | 4.15 | 1.17 |



离焦1%

离焦5%

离焦10%

图7 不同离焦量下的相关输出

(上接第180页)

从实验结果可知,本节介绍的方法能够较好地检测快速运动的弱小目标,但从图5(a)、(c)、(d)和(e)可以看出,某些帧的检测中还是会存在虚警,这是由于杂波的灰度波动太大或是运动速度较快造成的。

## 5 结论

分析了运动目标和背景杂波分别在时间剖面上所产生的像素灰度的变化差异,当目标和杂波难以通过空间域上的一些特征来区分时,采用基于三阶累积量的时域检测方法,检测红外图像序列中的快速运动的弱小目标,克服了基于空间处理技术对复杂背景抑制的困难。实验结果表明,该方法能够较好地复杂背景干扰中检测出快速运动的弱小目标。

## 参考文献:

[1] Nishiguchi K, Kobayashi M, Ichikawa A. Small target detection from image sequences using recursive max filter

## 5 结论

基于光学联合变换相关的方法可以对相机以高帧频拍摄到的两幅几乎相同的图像测量出亚像元像移,并且,该方法具有速度快、精度高、控制灵活等特点。通过计算机仿真,在对相关器的输入面使用拉普拉斯卷积核进行边缘提取的情况下,可以使像移的测量精度小于0.2个像元。

## 参考文献:

[1] 杨振寰,陈树源. 光学信息处理、计算和神经网络[M]. 北京:新时代出版社,1997:43-46.  
[2] Andrei Dragulinescu, D Cojoc. Optical correlators: Systems and domains of applications [A]. Proc. of SPIE, 2005, 59721F1-59721F8.  
[3] A Alsamman. Spatially efficient pseudo-random phase encoded JTC for fast target recognition [A]. Proc. of SPIE, 2005, 5816:252-257.  
[4] K S Bist, S C Jain. An efficient method of noise removal in Joint Transform Correlator [A]. Proc. of SPIE, 2001, 4387:103-108.  
[5] 吕乃光. 傅里叶光学[M]. 北京:机械工业出版社, 2006:125-129.  
[6] G S Pati, K Singh. Pattern recognition using versatile hybrid joint-transform correlators: some techniques for improving the performance [A]. Proc. of SPIE, 1993, 3729: 66-80.

[A]. SPIE, Orlando, 1995, 2561:153-166.

[2] 张弘,赵保军,毛二可. 低信噪比下抖动的红外弱小目标的实时检测[J]. 激光与红外, 2001, 31:225-227.  
[3] 李宽国,彭嘉雄,李红. 基于向量小波变换的小目标检测方法[J]. 华中理工大学学报, 2000, 28:73-75.  
[4] 吴巍,彭嘉雄,叶斌. 一种云层背景抑制与小目标检测方法[J]. 华中科技大学学报, 2001, 29:56-57.  
[5] C L Nikias, A P Petropulu. Higer-Order Spectra Analysis [M]. PIR Prentice-Hall, Inc. 1993.  
[6] G B Giannakis, M K Tsatsanis. Signal detection and classification using matched filtering and higher-order statistics [J]. IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing, 1990, 38:1284-1296.  
[7] C E Cafer, J Silverman, J M Mooney, et al. Temporal filtering for point target detection in staring IR imagery: I. Damped sinusoid filters [A]. SPIE. Apr. 1998. Vol. 3373: 111-122.  
[8] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社, 1994:378.