

一种微弱点运动目标的快速统计检测算法

陈 颖,刘镰斧,李在铭

(电子科技大学通信信息学院,四川成都 610054)

摘 要: 本文提出一种新的从序列图像中检测微弱点状运动目标算法,该算法基于多帧检测技术,它首先累加多个差分帧,构成组合帧,然后在组合帧内对目标轨迹进行统计判别.与其它检测算法相比较,该算法在保证较高检测性能的同时,具有快速、实时的特点.本文还给出了该算法性能的理论分析结果及实验仿真结果.

关键词: 微弱点目标;运动目标;图像序列;多帧检测;统计检测

中图分类号: TN911.71 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2001)12-1707-03

A Fast Detection Algorithm of Dim Point Moving Target Using Statistical Analysis

CHEN Ying, LIU Lian-fu, LI Zai-ming

(Inst. of communication and information, UEST of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: In this paper, a new detection algorithm based on multi-frame detection technology for dim point moving target from image sequence was proposed. The algorithm first forms a composite frame, which is constructed by adding a few of difference images, and then detects target using pixel statistics. Compared with other algorithms, the new proposed algorithm in this paper is not only very fast, but has better performance. Theoretical analysis of the algorithm's performance and experimental results are also showed in this paper.

Key words: dim point target; moving target; image sequence; multi-frame detection; statistic detection

1 引言

从序列图像中检测微弱点状运动目标对空中或地面的远程监控系统有重要的意义.由于目标距离较远,在成像系统中表现为点目标特性,在这种情况下,目标几乎完全淹没在背景及噪声之中,不可能单帧图像中检测出目标来.目前的检测算法多采用多帧检测方法.文[1]从统计分析的观点出发,通过假设短时间内目标所有可能运行的轨迹,直接对三维图像序列(二维空间域,一维时间域)的各个像素点进行统计假设检验来检测目标是否出现.文献[2]从信号处理的角度出发,通过判别三维速度匹配滤波器阵的输出来检测目标是否出现.文献[3,4]分别给出了这两种算法性能的理论分析及实验结果.虽然这两种算法的出发点不同,但它们的最终实现方式并无本质区别.在理想情况下,这两类算法都可以达到最佳检测性能,但它们都要求直接处理三维数据,计算量太大,很难实时实现.

为减少计算量,文献[5]采用投影方法,将三维图像序列投影到二维图像空间中,通过检测二维投影图像中的直线段来判别是否存在目标.这种算法的一个缺点是为更好的检测直线段,需要更多帧进行累加,而多帧累加又将导致信噪比的下降,从而增加检测直线段的难度.另外,该算法无法从理论

上预测检测算法的性能.文献[6]还综述了其它的一些检测算法.

为实时实现,本文提出的算法也采用投影方法,但投影的方式与文献[5]不同.在目标检测方面,本文分析了目标及噪声的分布规律,采用统计检验的方法来判别目标.

2 微弱点状运动目标检测算法

2.1 基本模型

与文献[1]类似,本文假设采集到的序列图像为时域平稳、空域非平稳随机过程,时域平稳意味着图像序列在空间上已校正,且背景相对目标而言,其变化可忽略,空域非平稳对应于任意的自然背景图像.图像噪声被假设为加性零均值高斯白噪声.在上述假设条件下,含有点状运动目标的序列图像模型为:

$$f(X, k) = A(X - X_k, k) + (u(X, k) - (X - X_k, k))B(X) + n(X, k) \quad (1)$$

式中 $X = (x, y)^T$ 为图像的二维空间坐标, k 为离散时间采样点, $X_k = (x_k, y_k)^T$ 为 k 时刻点目标在图像中的位置, (\cdot) 为单位冲击函数, A 为点目标的亮度值,在较短时间间隔内近似不变,故与 k 无关. $u(X, k) = 1$, $B(X)$ 为背景图像,在较短时

收稿日期:2000-11-06;修回日期:2001-04-18

基金项目:国家 863 计划光束控制重点实验室基金

间间隔内也近似不变, $n(X, k)$ 为零均值的正态白噪声.

为消除背景影响,累加点目标的运动轨迹,我们将序列图像在时域上进行组合,组合方式如式(2)所示:

$$f_c(X) = \sum_{k=k_1}^{k_2} \left(\frac{d(X, k)}{k} \right)^2 \quad (2)$$

式中, $f_c(X)$ 为组合图像, k_1, k_2 为用于组合的图像序列的起始及终止帧, $d(X, k) = f(X, k+1) - f(X, k)$ 为差分图像, k 为差分图像 $d(X, k)$ 的标准方差.

由于在某些情况下摄像机是运动的,这就要求在进行上述组合图像序列之前,先对图像背景进行空域校正,以补偿由于摄像机运动而造成的背景图像在空间上的偏移.在经过校正之后,差分图像可消除背景的影响,这时,主要是噪声影响点目标的检测.考虑组合图像 $f_c(X)$ 中的任意像素点 $X^i = (x^i, y^i)$,若该点不含目标,则由式(1)、(2)可知其灰度值为:

$$I(X^i) = \sum_{k=k_1}^{k_2} \left(\frac{n(X^i, k+1) - n(X^i, k)}{k} \right)^2 \quad (3)$$

令 $m = (k_2 - k_1)/2$,由于 $n(X^i, k)$ 为零均值的高斯白噪声,故 $[n(X^i, k+1) - n(X^i, k)]/k$ 服从零均值,方差为 1 的标准正态分布,因而 $I(X^i)$ 服从自由度为 m 的 χ^2 分布,即 $I(X^i) \sim \chi^2(m)$.

若点 X^i 处含有目标,不仿设 k_1 帧含有目标,则其灰度值为:

$$I(X^i) = \left[\frac{A - B(X^i)}{k} + \frac{n(X^i, k_1) - n(X^i, k_1+1)}{k} \right]^2 + \sum_{k=k_1+2}^{k_2} \left(\frac{n(X^i, k+1) - n(X^i, k)}{k} \right)^2 \quad (4)$$

在这里,我们首先定义点目标情况下的信号、杂波、噪声比 SCNR.在点目标情况下,SCNR 不仅与目标本身的亮度、背景的亮度、噪声的功率有关,还与目标和背景之间的对比度有关,参照图像对比度的定义,我们将 SCNR 定义为:

$$SCNR = \frac{|A - B|}{k} \quad (5)$$

式中, A 表示目标的亮度值, B 表示目标所在处背景的亮度值, k 表示噪声的标准方差.在下面的分析中,假定在组帧过程中,信号、杂波、噪声比 SCNR 保持不变.

令 $R_1(X^i)$ 为式(4)右边的第一项, $R_2(X^i)$ 为式(4)右边的第二项,则由上面的分析易知 $R_2(X^i)$ 为自由度为 $m-1$ 的 χ^2 分布, $R_1(X^i)$ 服从自由度为 1,非中心参数为 $SCNR^2$ 的非中心 χ^2 分布,即 $R_1(X^i) \sim \chi^2(1|SCNR^2)$.对于自由度为 ν ,非中心参数为 λ 的非中心 χ^2 分布,其均值为 $\nu + \lambda$,方差为 $2(\nu + 2\lambda)$,分布函数为:

$$F(x|\nu, \lambda) = \sum_{j=0}^{\infty} \left(\frac{1}{2} \right)^j \frac{e^{-x/2}}{j!} P_r(\chi^2_{\nu+2j} < x) \quad (6)$$

2.2 检测算法

在组合帧 f_c 内,点运动目标将留下一段轨迹,可以假设在短时间内,目标轨迹为一段直线.对组合帧图像中的每个

素点,定义一个 $n * n$ 的小邻域,在邻域内,按四个方向搜索运动轨迹,如图 1 所示.将搜索方向上的像素值进行累加,即令:

$$I_{track} = \sum_{i=1}^n I(X^i) \cdot X^i \cdot track \quad (7)$$

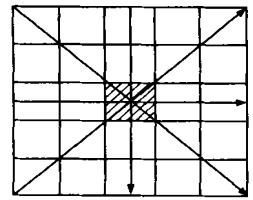


图 1 邻域搜索方向

式中, $track$ 表示搜索方向上各像素点的坐标.根据 χ^2 分布的加法规则,当搜索方向不是目标运动轨迹时, I_{track} 服从自由度为 mn 的 χ^2 分布,当搜索方向正好为目标运动轨迹时, I_{track} 由两部分组成,即 $I_{track} = R_1 + R_2$,其中, R_1, R_2 分别为:

$$R_1 = \sum_{i=1}^n R_1(X^i) \cdot X^i \cdot track \quad (8)$$

$$R_2 = \sum_{i=1}^n R_2(X^i) \cdot X^i \cdot track \quad (9)$$

同理可知 R_1 服从自由度为 n ,非中心参数为 $n \cdot SCNR^2$ 的非中心 χ^2 分布, R_2 服从自由度为 $n(m-1)$ 的 χ^2 分布.

通过对 I_{track} 分布函数的分析,检测算法可以描述如下:

(1) 根据 m, n 值及虚警概率 P_{FA} ,查 χ^2 分布表,确定阈值 $Theta$,使得

$$P_r\{\chi^2 > Theta\} = P_{FA} \quad (10)$$

(2) 若 $I_{track} > Theta$,则判为有目标,否则判为无目标.

3 检测算法性能分析

当给定虚警概率 P_{FA} 后,下面计算检测概率 P_D .由于 $I_{track} = R_1 + R_2$,而 R_1, R_2 的分布函数很复杂, I_{track} 的分布函数需要卷积 R_1, R_2 的分布函数,故很难确定 I_{track} 分布函数的表达式.但我们可以通过与 I_{track} 具有相同的一阶、二阶矩的随机变量的分布函数来拟合 I_{track} 的分布函数.由于 R_1, R_2 互不相关,故可计算出 I_{track} 的一阶、二阶矩分别为:

$$E(I_{track}) = E(R_1) + E(R_2) = nm + n \cdot SCNR^2 \quad (11)$$

$$\sigma^2(I_{track}) = \sigma^2(R_1) + \sigma^2(R_2) = 2nm + 4n \cdot SCNR^2 \quad (12)$$

令随机变量 $y = cx^2$,其中 $x^2 \sim \chi^2(k)$,则 y 的均值为 ck ,方差为 $2c^2k$.令 y 的均值和方差与 I_{track} 的均值和方差相同,即令:

$$\begin{cases} nm + n \cdot SCNR^2 = ck \\ 4n \cdot SCNR^2 + 2nm + 2c^2k \end{cases} \quad (13)$$

解式(13)得:

$$\begin{cases} c = \frac{2n \cdot SCNR^2 + nm}{nm + n \cdot SCNR^2} \\ k = \frac{(nm + n \cdot SCNR^2)^2}{2n \cdot SCNR^2 + nm} \end{cases} \quad (14)$$

则检测概率为:

$$P_D = P_r\{y > Theta\} = P_r\{x^2 > \frac{Theta}{c}\} \quad (15)$$

接收机运行性能(receiver operating characteristic,ROC)曲线是描述检测概率及虚警概率关系的曲线,被广泛的应用^[3,5]于测试检测算法的性能.本文也利用 ROC 曲线描述检测算法

的性能.图 2 给出了 $m=3, n=5$ 时检测算法的理论性能.

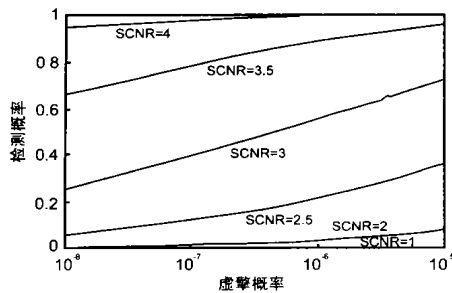


图 2 检测算法 ROC 性能曲线

图 2 中的横坐标为对数坐标.从图可看出,算法性能与 $SCNR$ 关系较大,若取 $m=3, n=5$,则当 $SCNR > 3.5$ 时,检测算法的性能可满足实际需要.在通常情况下,图像的噪声都不大,因此只要图像的对比度满足一定的要求,就可将点目标检测出来.检测算法的性能还与参加组帧的序列图像帧数有关,帧数越多,性能越好,但所花时间越多.在分析过程中,隐含认为目标运动速度为 1 个像素/帧,当目标运动速度不为 1 个像素/帧时,仍然可以按照上述的方法进行目标检测及分析检测器的性能,但检测器的性能将有所下降.

我们还在相同的条件下,将本文算法的性能与文献[1]图 5 给出的性能曲线相比.比较条件为参加组帧的序列图像帧数为 10 帧,对应本文的参数为 $m=5, n=10$,虚警概率 $P_{FA} = 10^{-8}$,比较检测概率 P_D ,结果如表 1 所示,其中,文献中的数值是通过从图中直接估计出来的,存在一定的误差.

表 1 本文算法与文献[1]算法的性能比较

	$SCNR=4$	$SCNR=3.5$	$SCNR=3$	$SCNR=2$	$SCNR=1$
本文算法	$P_D=0.9998$	$P_D=0.977$	$P_D=0.699$	$P_D=0.05$	$P_D=3.7e-6$
文献[1]的算法	$P_D=0.993$	$P_D=0.94$	$P_D=0.69$	$P_D=0.02$	$P_D<0.0001$

在算法的实时性能方面,考虑到目前的 DSP 芯片对乘法、加法都只需要一个指令周期,故本文将乘法及加法归为同一类运算.对于一个 $M * N * N$ 的图像序列,其中 M 表示序列帧数, N 表示图像每行、每列像素的个数,文献[1]所需的加、乘法运算量约为 $1000 * M * N^2$ 次,所需的除法运算量约为 $250 * M * N^2$ 次.而本文所需的加、乘法运算量约为 $6 * M * N^2$,所需的除法运算量约为 $0.5 * M * N^2$ 次.文献[1]所需的帧数为 M 帧,而本文所需的帧数为 3 帧.

4 实验结果

实验中,将一幅红外天空图像作为背景,叠加 7 个点状运动目标,并加入高斯白噪声,组成一段图像序列,图 3(a) 给出

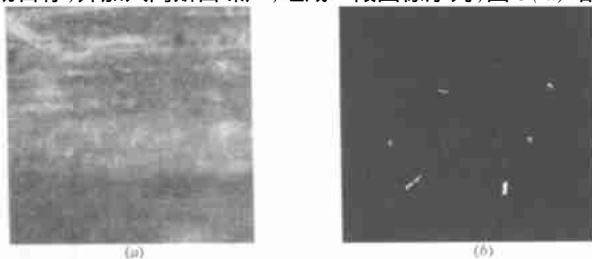


图 3 实验图像及检测结果

了该序列图像中的一帧,在该帧中,肉眼几乎不能判别出点目标的位置.在实验中,取 $m=3, n=5, P_{FA} = 10^{-6}$,图像尺寸为 $256 * 256$,理论上一副图像的虚警次数为 $256 * 256 * 4 * 10^{-6} = 0.26$.实验结果为:正确检测出 6 个点目标,另一个目标未检测出是由于该点处的对比度太小,导致 $SCNR$ 过小造成的.无虚警目标,如图 3(b) 所示,图中的两条短线段是由于目标的 $SCNR$ 较高及运动速度不为 1 个像素/帧所造成的.

5 结论

本文给出了一种快速的微弱点状运动目标检测算法,该算法不同于目前文献中出现的其它算法.从以上的理论分析及实验结果可看出,该算法在性能上接近文献[1]的算法,而速度又远快于文献[1]的算法,有利于进一步的实时实现.

参考文献:

- [1] S C Phlog. Spatial-temporal detection of electro-optic moving targets [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic System, 1995, 32(2): 608 - 616.
- [2] G A Lampropoulos, J F Boulter. Filtering of moving targets using SBIR sequential frames [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic System, 1995, 31(4): 1255 - 1266.
- [3] Paul Wei, et al, Analysis of multi-frame target detection using pixel statistics [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic System, 1995, 32(1): 238 - 246.
- [4] P F Singer. Performance analysis of a velocity filter bank [C], SPIE 3163: 96 - 107.
- [5] G H Watson, S K Watson. The detection of moving targets in time-sequenced imagery using statistical background rejection [C]. SPIE 3163: 45 - 53.
- [6] 李智勇, 沈振康, 等. 动态图像分析 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 151 - 165.

作者简介:



陈颖 男, 1973 年出生于江西省抚州市. 讲师, 博士生, 研究方向包括随机信号处理、数字通信技术、图像信号分析及图像目标识别等.



刘键钧 男, 1955 年出生于四川省. 副教授, 1990 年毕业于电子科技大学通信学院通信专业, 获硕士学位. 研究方向包括通信技术、信号处理技术及图像处理技术等.

李在铭 男, 1939 年出生于四川省. 教授, 博士生导师, 研究方向为多媒体通信网及信号处理技术.