

一种基于聚类的深空红外多目标快速检测算法

叶有时 唐林波* 赵保军

(北京理工大学电子工程系 北京 100081)

摘要: 该文提出一种基于行扫描点线目标聚类合并的快速实时多目标检测算法。该方法首先对原始图像进行自适应阈值分割, 然后采用外接矩补形, 点线目标提取和聚类合并对二值图像单帧目标进行全视场检测并编号标记, 精度达到像素级, 避免了帧差法, 投影法等传统检测算法带来的漏检。最后应用五点二次滤波预测目标位置, 并构造代价函数进行关联匹配完成目标确认, 有效解决了检测中目标分裂, 交叉, 因重合而暂时消失等问题, 提高了系统检测能力。在基于 SOPC 的硬件平台进行验证, 实验结果表明该算法能够准确实时地检测深空目标。

关键词: 深空多目标检测; 外接矩补形; 聚类合并; 片上可编程系统

中图分类号: TN 961

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)01-0077-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00175

A Fast Deep-space Infrared Multi-target Detection Algorithm Based on Clustering

Ye You-shi Tang Lin-bo Zhao Bao-jun

(Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: This paper presents a fast real-time multi-target detection algorithm based on line target clustering. Adaptive threshold is applied to image segmentation; And then enclosing rectangle prosthetics, line target extraction and clustering merger are utilized for the binary image to implement full-field pixel-level targets detection and conduct ID tag. So undetected problems caused by the traditional detection algorithm can be avoided; Finally, a five points square predictor and cost function are constructed for trajectory matching, by which the problems of multi-target division, cross, temporarily lost due to overlap and so on are effectively resolved. The experiments are carried on SOPC hardware platform and the results show that the proposed algorithm can perform real-time detection accurately for the deep-space objects.

Key words: Deep-space multi-target detection; Enclosing rectangle prosthetics; Clustering merger; SOPC (System On Programmable Chip)

1 引言

深空红外背景下多目标检测在军用对空监视、导弹预警以及众多民用领域都有着广泛的应用。由于距离成像器较远, 深空目标通常表现为几个到十几个像素大小的点状目标, 没有明显的特征信息用来进行识别。而且多个目标同时出现在视场中, 可能出现因遮挡而暂时表现为一个目标的情况。常用的运动目标检测方法包括帧差法^[1]、投影法^[2]、光流法^[3]等。帧差法结构简单, 但当背景变化较大时, 容易产生虚警, 目标运动过快会产生拖影, 若存在速度小于 1 像素/帧的缓动目标, 差分会把目标能量减掉造成漏检。投影法便于实现, 计算量小易于实时, 但多个目标出现多次交叉遮挡时会造成漏检。光流

法利用运动目标随时间变化的光流特性进行检测, 运算复杂且抗噪性能差, 若没有特定的硬件支持很难满足实时处理的要求。

针对以上问题, 本文提出了一种基于行扫描点线目标聚类的多目标实时检测新算法。该算法首先采用自适应阈值分割^[4]对原始图像进行二值化。然后对分割出的目标进行外接矩补形, 称补形后的矩形目标在每一行中所占区域为行扫描点线目标。而后利用滑窗法提取各点线目标形心坐标。最后将各点线目标按先 X 坐标后 Y 坐标的次序进行分层聚类, 合并各点线目标为真实目标并获得形心位置, 从而实现全视场下单帧目标的快速检测, 精度达到像素级, 有效避免了帧差法和投影法带来的漏检。在高采样率下, 可认为相邻两场图像中目标运动具有平滑、连续的特点, 应用五点二次滤波进行运动预测并构造代价函数进行目标关联匹配, 剔除虚假目标

2010-03-01 收到, 2010-06-28 改回

国家 863 计划项目(2008AA8012320B)资助课题

*通信作者: 唐林波 yeyoushi@163.com

进行目标确认,从而实现多目标的准确实时检测。相对于文献[1-3]所述的算法,该算法结构简明,提高了检测精度和处理速度,有效地解决了传统算法带来的虚警与漏检问题。

2 算法原理

目标倾斜运动在像素级目标运动研究中具有典型代表性,目标倾斜运动实际等效为目标同时发生水平和垂直运动的综合作用结果。记录连续两帧序列图像中多目标发生倾斜运动的情况如图1(a)-图1(b)所示,其中深色区域代表目标所处位置,带斜线的阴影区域表示运动目标在上一帧中的位置,分别取两幅图中第 h_1, h_2, \dots, h_6 行图像信息进行对比分析,结果如图1(c)所示:第1行深色部分表示第1帧图像中各目标的位置分布情况,第2行阴影部分表示第1帧图像中各目标的位置分布情况;深色区域表示第2帧图像中各目标的位置分布情况。

通过比对可知有目标进行了移动,且同一目标处于图像各行中的子目标发生的位置变化具有共性(横向纵向的位移相同)。我们完全可以找到一种方法,逐行扫描序列图像时,通过提取各行中点线目标信息,按其某种运动状态的共性进行聚类合并得到完整的原始多目标信息。通过将一个目标分解为若干点线目标进行分析,判决过程达到了像素级,可有效避免帧差检测法和投影检测法带来的虚警及漏检。综上所述,对行扫描点线目标的研究具有重大意义。

将物理或抽象对象的集合分组为由类似对象组成的多个簇,把属于同一类别的样本聚集在一起的过程称为聚类^[5]。在许多应用中,可以将一个簇中的数据对象作为一个整体对待。聚类分析起源于分类学,但是聚类不等于分类,不同在于聚类所要划分的类是未知的。其数学表述如下:

给定数据样本集 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$,在模式空间 C 中,根据样本间的类似程度(或称为模式空间距离)确定一种划分方法进行判决,将数据集合分成 k 簇 $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$,其中 $k \leq n$,同时满足如下要求:

(1)使给定的每个样本 X_1, X_2, \dots, X_n 归入其中一类,每一类至少包含一个样本 $C_i = \{X_i\}$;

(2)相似样本在同一簇中,相异样本在不同簇中,每个样本必须属于且只属于一类,而不会同时出现在两类中。 $C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_k = C$; $C_i \cap C_j = 0, \forall i \neq j$ 。

为了将样本集划分成不同类别,必须定义一种量测准则来度量同一类属样本间的类似性和不同类属样本间的差异性。本文定义一种连通距离来进行相似性的度量,设 Z_i, Z_j 为两个样本, x_i, x_j 为两个样本的 X 坐标, y_i, y_j 为两个样本的 Y 坐标,定义其聚类连通距离为

$$D(Z_i, Z_j) = \begin{cases} 1, & |y_i - y_j| = 1, x_i = x_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

即若两个样本的连通距离为1(列相同,行相邻),则表示两个特征点位置紧密相连,将他们归为一个聚类目标。进一步表达为如果若干行扫描点线目标之间可通过非零点紧密相连,则判为一个目标。

3 点线目标的检测提取

3.1 原始目标的外接矩补形

为保证点线目标进行准确的聚类合并,必须对不规则目标进行补形操作,使之成为具有规则外形的矩形目标。设图像为 $N \times N$ 大小的8位灰度图像,缓存两行数据后将第2行中当前像素位置作为基准记为 l ,对应像素值记为 $\text{pical}(l)$,则前一位置记为 $l-1$,后一位置记为 $l+1$,上方位置记为 $l-N$,左上位置记为 $l-N-1$,右上位置记为 $l-N+1$ 。

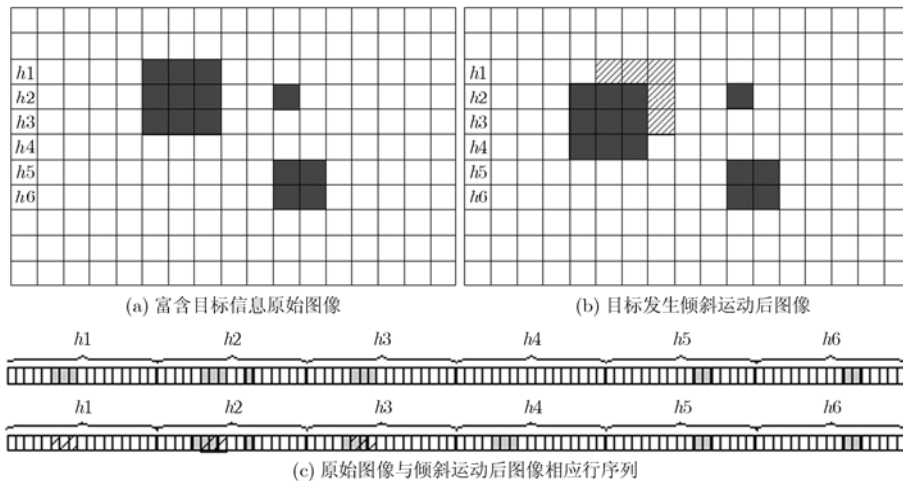


图1 目标倾斜运动分析

具体追踪补形算法实现步骤如下(如图 2 所示), 若当前位置 l 的像素值不为 0, 则:

步骤1 追踪判断左上方位置 $l - N - 1$ 处的像素值是否为 0, 若不为 0, 则令上方位置 $l - N$ 和前一位置 $l - 1$ 处的像素值均为 255, 补形作为目标区域。

步骤2 追踪判断右上方位置 $l - N + 1$ 处的像素值是否为 0, 若不为 0, 则令上方位置 $l - N$ 和后一位置 $l + 1$ 处的像素值均为 255, 补形作为目标区域。

步骤3 追踪判断前一位置 $l - 1$ 和上方位置 $l - N$ 处的像素值是否为 0, 若两位置的像素值均不为 0, 则令左上方位置 $l - N - 1$ 处的像素值为 255, 补形作为目标区域。

步骤4 追踪判断后一位置 $l + 1$ 和上方位置 $l - N$ 处的像素值是否为 0, 若两位置的像素值均不为 0, 则令右上方位置 $l - N + 1$ 处的像素值为 255, 补形作为目标区域。

数学方程表达如下:

$$\left. \begin{aligned} & \text{pical}(l - 1) = 255, \quad \text{pical}(l - N) = 255, \\ & \text{pical}(l - N - 1) = 255 \\ & \text{pical}(l + 1) = 255, \quad \text{pical}(l - N) = 255, \\ & \text{pical}(l - N + 1) = 255 \\ & \text{pical}(l - N - 1) = 255, \text{pical}(l - 1) = 255, \\ & \text{pical}(l - N) = 255 \\ & \text{pical}(l - N + 1) = 255, \text{pical}(l + 1) = 255, \\ & \text{pical}(l - N) = 255 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

随着数据不断向前滚动替换缓存中数据, 从而

完成对一帧图像的一级补形处理。本算法适合 FPGA 多级流水实现, 假设检测目标大小为 $n \times n$, 则最多经过 $n - 1$ 级追踪补形运算可完成对不规则目标的补形操作, 使之成为具有规则外形的矩形目标(目标的外接矩)。补形前后效果如图 3 所示。

3.2 行扫描点线目标检测

提取序列图像中各行扫描点线目标形心, 设 flag_start 为点线目标起始地址, flag_end 为点线目标结束地址, addr_center 为点线目标形心位置。使用滑窗法可迅速捕获行扫描点线目标起止位置并计算得到形心坐标。点线目标检测提取计算公式为

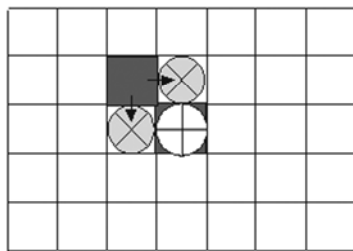
$$\left. \begin{aligned} & \text{flag_start} = \text{addr}(i + 1) \\ & \text{pical}(i) = 0, \text{pical}(i + 1) = 255 \\ & \text{flag_end} = \text{addr}(i) \\ & \text{pical}(i) = 255, \text{pical}(i + 1) = 0 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\text{addr_center} = (\text{flag_start} + \text{flag_end}) / 2 \quad (4)$$

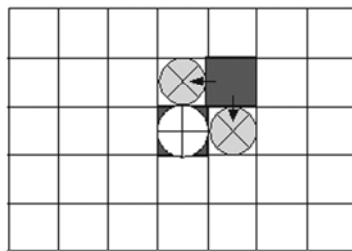
算法执行示意图如图 4 所示, 图中虚线部分表示滑动窗口。本算法适合 FPGA 流水实现, 具有很高的执行效率。

4 点线目标的聚类合并

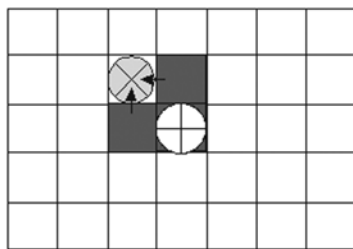
步骤1 以 X 坐标为划分依据进行初次聚类, 将 X 坐标相同的样本归为一类, 称为一个 X 聚类空间。由于事先不知道点线目标的分类有多少种, 所以采用分层聚类方法^[6], 将第 1 个点线目标的 X 坐标作为第 1 个 X 聚类空间的聚类种子(确定每一聚类空间的基石), 次第判断以后各点线目标的 X 坐标, 若等于之前已确定的 X 聚类空间种子的 X 坐标, 则将其归类到该 X 聚类空间下。否则, 将其作



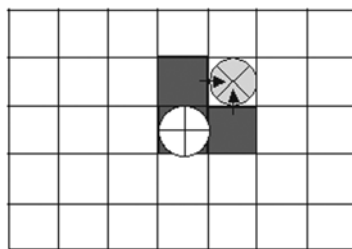
(a) 步骤 1



(b) 步骤 2

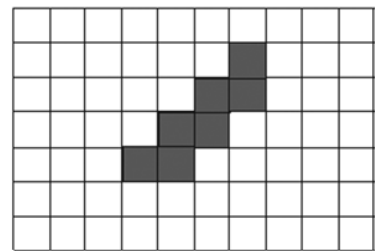


(c) 步骤 3

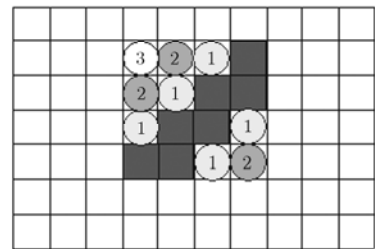


(d) 步骤 4

图 2 追踪补形步骤



(a) 补形前



(b) 补形后

图 3 追踪补形效果

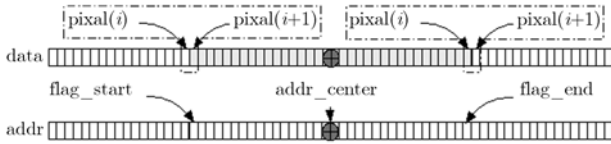


图4 行扫描点线目标检测

为新 X 聚类空间的聚类种子。迭代处理完所有目标，由此可确定点线目标的 X 聚类空间个数，及每个点线目标分属哪一 X 聚类空间。

如图5所示，如果两个行扫描点线目标的 X 坐标相等，则将两点线目标归入一个 X 聚类空间，由此可得两个 X 聚类空间：点线目标 1, 2, 4 归类于一个 X 聚类空间；3, 5, 6 归类于另一个 X 聚类空间。

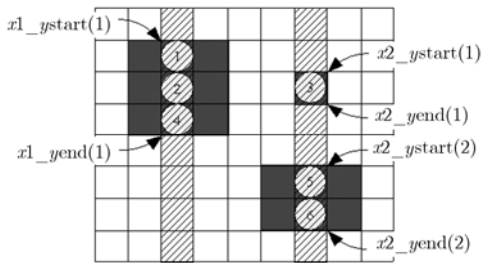


图5 行扫描点线目标聚类合并

步骤2 在各 X 聚类空间内以 Y 坐标为划分依据进行二次聚类，将同一 X 聚类空间中 Y 坐标值相差为 1 (列相同，行相邻) 的两个点线目标归为一类，称为一个 Y 聚类空间 (真实目标)。因为不能预先确定每个 X 聚类空间中有多少个 Y 聚类空间，所以将该 X 聚类空间中第 1 个行扫描点线目标的 Y 坐标作为第 1 个 Y 聚类空间的起始坐标 (聚类种子)，依次判断后续点线目标的 Y 坐标与前一点线目标的 Y 坐标是否相差 1，满足此关系，则将后续点线目标的 Y 坐标作为第 1 个 Y 聚类的终止坐标。否则，代表两点线目标没有紧密相连，分属不同的 Y 聚类空间，需要开辟新的 Y 聚类空间，将该行扫描点线目标 Y 坐标作为新 Y 聚类空间的起始坐标。次第处理直至完成所有点线目标的聚类处理。

如图5所示，标号为 $x1$ 的 X 聚类空间内只有一个 Y 聚类目标， Y 起始坐标为 $x1_ystart(1)$ ，终止坐标为 $x1_yend(1)$ 。标号为 $x2$ 的 X 聚类空间内有两个 Y 聚类目标，第 1 个 Y 聚类目标起始坐标为 $x2_ystart(1)$ ，终止坐标为 $x2_yend(1)$ 。第 2 个 Y 聚类目标起始坐标为 $x2_ystart(2)$ ，终止坐标为 $x2_yend(2)$ 。

步骤3 目标合并操作。将每一 Y 聚类空间的

起止 Y 坐标进行计算，得到各真实目标的形心 Y 坐标，当前 X 聚类种子的 X 坐标即为真实目标的形心 X 坐标。将 Y 聚类空间个数求和，得到一帧图像内所有目标个数。并可将当前计数结果作为每一目标的编号进行标记，次序为由上至下，由左到右，依编号为每一目标建立航迹主控表。

5 基于轨迹关联的目标确认

单帧的点线目标聚类检测无法完全提取出真正的目标，需要利用目标运动的连续性进行多帧轨迹关联剔除干扰点提取真正目标。由于图像采样速率较高，可以认为相邻两场间目标运动速度变化不大，利用平方预测器^[7]由目标过去几场的位置预测其在下一场的位置。

$$f(t) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 \quad (5)$$

测量值与预测值之间的误差

$$\Delta \varepsilon_i = f(t_i) - b_0 - b_1 t_i - b_2 t_i^2 \quad (6)$$

对 N 点估计的均方误差为

$$E(\Delta \varepsilon_i) = \sum_{i=1}^N [f(t_i) - b_0 - b_1 t_i - b_2 t_i^2]^2 \quad (7)$$

在最小均方误差原则下，取 $N = 5$ 求得五点二次平方预测器表达式为

$$f(k+1/k) = [f(k) - 4f(k-2) - 3f(k-3) + 3f(k-4)]/5 \quad (8)$$

以预测位置为中心建立 16×16 大小的矩形关联搜索区域。下一帧中，凡是落入搜索区域的点都将被列为可疑点，通过关联运算从可疑点中找到最佳匹配点。我们用可疑点与最佳预测点的距离、速度和方向角变化量构造代价函数^[8]，其中 α ， β ， γ 为权值，分别决定位置、速度和方向在目标函数中的相对重要性，本文中分别取 0.4，0.3，0.3。本文采用最小关联度识别原则， $\text{cost}(m, n)$ 取得最小值说明可疑点作为最佳匹配点的置信概率最大，将当前场中的 n 目标和上一场中的 m 目标相关联。并更新对应目标的运动信息。对连续 3 次匹配为零的目标打上静止标志。

$$\text{cost}(m, n) = \alpha D(m, n) + \beta F(m, n) + \gamma A(m, n) \quad (9)$$

$$D(m, n) = \frac{\sqrt{(x_k^m - x_{k-1}^n)^2 + (y_k^m - y_{k-1}^n)^2}}{\max_i \sqrt{(x_k^m - x_{k-1}^i)^2 + (y_k^m - y_{k-1}^i)^2}} \quad (10)$$

$$F(m, n) = \frac{\sqrt{(v_{xk}^m - v_{xk-1}^n)^2 + (v_{yk}^m - v_{yk-1}^n)^2}}{\max_i \sqrt{(v_{xk}^m - v_{xk-1}^i)^2 + (v_{yk}^m - v_{yk-1}^i)^2}} \quad (11)$$

$$A(m, n) = \left| \left(\frac{y_k^m - y_{k-1}^n}{x_k^m - x_{k-1}^n} \right) - \left(\frac{y_k^m - y_{k-1}^n}{x_k^m - x_{k-1}^n} \right) \right| \left| \left[\max_i \left| \frac{y_k^m - y_{k-1}^i}{x_k^m - x_{k-1}^i} \right| - \left(\frac{y_k^m - y_{k-1}^i}{x_k^m - x_{k-1}^i} \right) \right] \right| \quad (12)$$

保留前一帧目标个数，若当前帧目标个数大于前一帧目标个数，利用关联函数对应各个已确定目标在该帧中位置，其余为新目标或噪声，建立新的目标编号并更新航迹主控表。若当前帧目标总数小于前一帧，可分为目标短时遮挡和消失两种可能：先假设两个目标交叉过程中因遮挡而暂时表现为一个目标，此时维持该目标运动信息保持不变，设立置信度 N 进行累计的递推预测，若为短时遮挡则当目标分离后又可建立对应关系。如果该目标 N 帧之后仍未出现则判断为目标消失，相应航迹表清零。

6 实验分析

6.1 算法有效性验证

采用分辨率为 256×256 的冬季猎户座实拍星空图像作为实验图像(图6(a))。自适应阈值分割剔除背景噪声，强化目标信息后二值图像效果如图6(b)所示。经点线目标聚类处理后可将图像中目标准确检出，并做上虚线十字标记(图6(c))。对检测到的运动目标进行五点二次滤波预测，经连续5帧关联匹配后最终可以剔除虚假目标完成目标确认，准确检测到每一运动目标，尽管多目标因轨迹交叉出现暂时遮挡和目标分裂的现象，本文算法仍可持续稳定地对相应目标进行准确检测，验证了本文算法的有效性，如图6(d)所示。

6.2 外接矩补形对检测精度的影响

从定性角度来看，补形后原有目标形状发生改变，等效于获取原目标的外接矩形，实际检测结果为原始目标外接矩的形心 $\left(\frac{\max(x_\phi) + \min(x_\phi)}{2}, \right.$

$$\left. \frac{\max(y_\phi) + \min(y_\phi)}{2} \right), \text{ 其中 } x_\phi = \arg(x_i), y_\phi = \arg(y_i),$$

$i \in n$ ，符合常用检测方法用目标外接矩形框标记检测目标的做法，检测位置即为原始目标外接矩形心。

目前目标跟踪结果多用目标的形心表示，设二值化后目标像素值为 1，则原始目标形心为 $\left(\frac{\sum_n x_i}{n}, \frac{\sum_n y_i}{n} \right)$ 。对目标外接矩形心与目标形心的绝对误差进行定量分析，

$$\Delta\xi = \left[\left(\frac{\max(x_\phi) + \min(x_\phi)}{2} - \frac{\sum_n x_i}{n} \right)^2 + \left(\frac{\max(y_\phi) + \min(y_\phi)}{2} - \frac{\sum_n y_i}{n} \right)^2 \right]^{1/2}$$

利用条件极值定理及函数对称性^[9]求得最大形心误差值 $\Delta\xi_{\max} = \sqrt{2}((n-1)^2/(8n))$ 仅与目标面积 n 有关，设外接矩面积为 S ，此时 $n = 2\sqrt{S} - 1$ ，最大误差可表示为 $\Delta\xi_{\max} = \sqrt{2} \frac{(\sqrt{S}-1)^2}{2(2\sqrt{S}-1)}$ 。最大误差

随目标面积分布情况如图 7(a)所示，统计结果如表 1 所示。本文研究的深空红外目标大小为几个到十几个像素，最大形心误差小于 1 个像素，跟踪结果取整后外接矩形心实际就是原始目标的形心。

本文把最大形心误差与目标外接矩面积的比值作为衡量补形对目标检测精度影响大小的指标，称之为形心误差影响因子 $\delta = \Delta\xi_{\max}/S = \sqrt{2}[(\sqrt{S}-1)^2/(2S(2\sqrt{S}-1))]$ 。误差影响因子随目标面积的分布情况如图 7(b)所示。当 $S = 7$ 时误差影响因子达到最大值 $\delta = 0.0637$ ，此时补形对检测精度影响最大，最大误差距离为 $\Delta\xi_{\max} = 0.4462$ 小于 1 像素，对检测精度不构成影响。

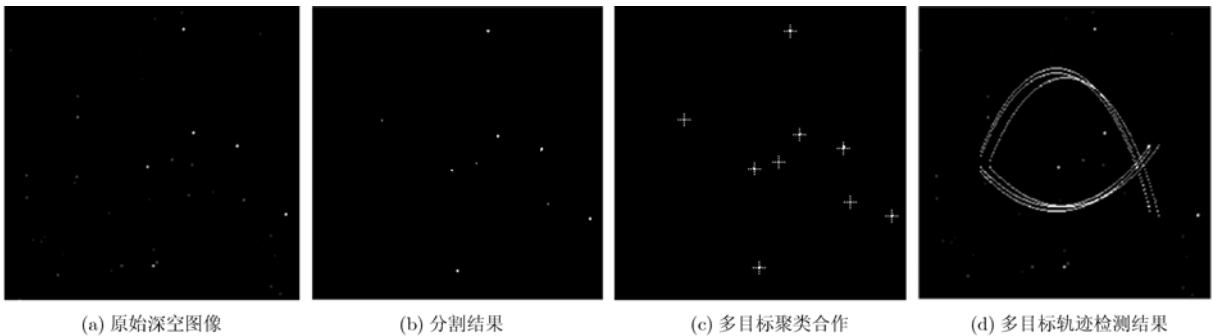


图 6 聚类检测有效性验证

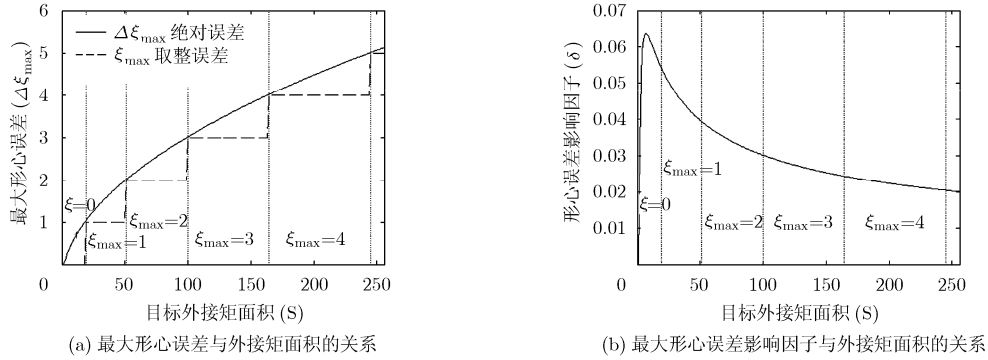


图7 补形效果分析

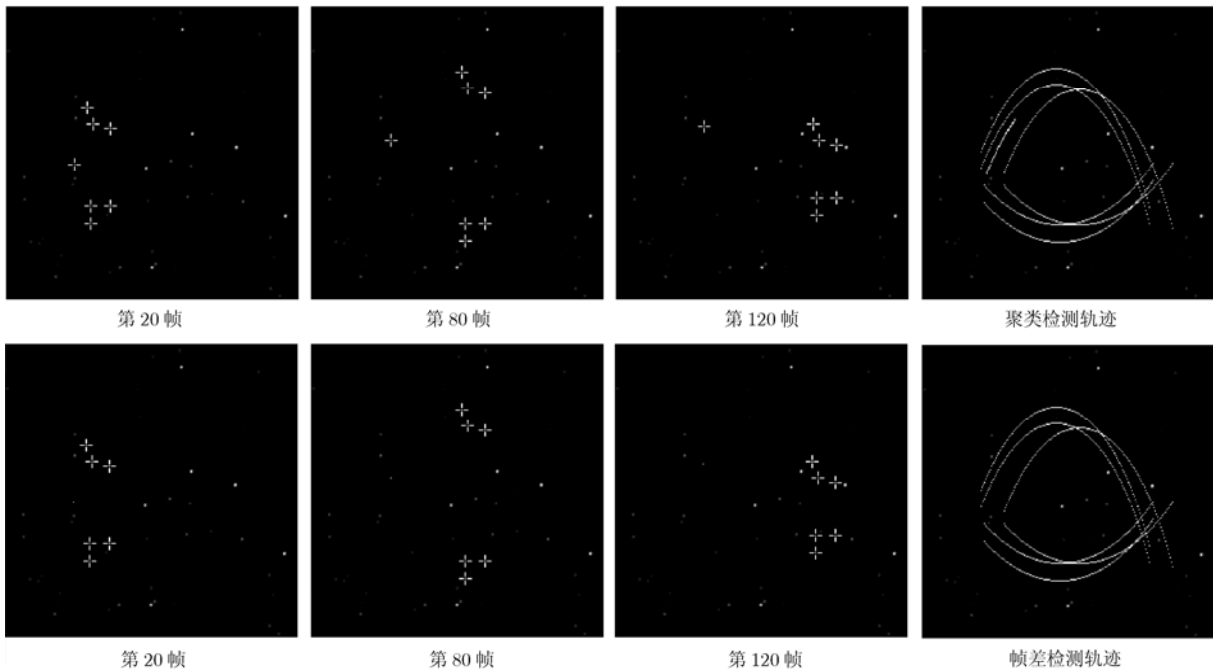


图8 聚类检测与帧差检测

表1 形心误差与目标面积的关系(单位: 像素)

目标面积	1-19	20-50	51-99	100-163
最大误差	0	1	2	3

6.3 慢速运动目标检测

图8所示图像序列包含6个快速目标和一个速度小于1像素/帧的慢速目标,上下两行图像分别为使用本文算法和帧差法对图像序列第20,80,120帧的检测结果及1-146帧连续图像序列的目标运动轨迹检测结果。通过对比发现帧差法检测丢失慢速目标,而本文算法可以稳定检测到每一目标。文献[1]所述算法相邻两帧图像帧差会将运动速度小于1像素/帧的慢速目标能量减掉造成漏检,对于运动速度过快的目标又会产生拖影干扰检测精度,甚至于无法进行轨迹关联导致漏检,对于不同速度目标检

测效果影响极大。而本文算法充分考虑了目标速度带来的影响,具有更高的目标鉴别能力,从而能够有效检测目标。两种算法的检测结果对比分析如表2所示。

表2 与帧差检测方法对比

检测方法	总目标数	检测轨迹数	成功检测
本文方法	7	7	是
帧差法	7	6	否

6.4 遮挡情况下的运动目标检测

图9中上下两行图像分别为本文算法和投影法对于目标遮挡情况下运动目标的检测结果,实验图像中含有5个同步编队运动目标,目标1为5×5大小,目标2在其正右方为2×2大小。目标3,目标4

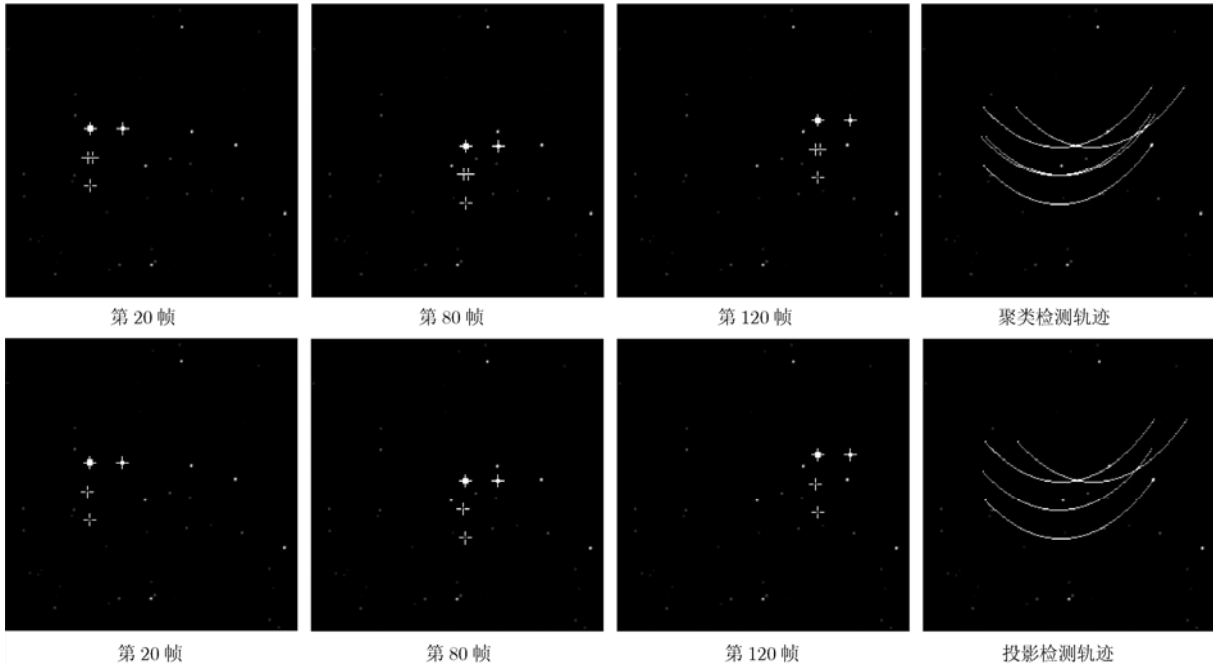


图 9 聚类检测与投影检测

处于目标 1 的正下方且位于同一行，最下方为目标 5，大小均为 1×1 。其中目标 3 与目标 4 存在水平遮挡的同时又处于目标 1 与目标 5 的垂直遮挡区域中。投影法首先进行垂直投影，再进行水平投影，因为在遮挡区域内部再次出现遮挡因此不能检测出目标 4 造成漏检。而本文算法基于行扫描点线目标聚类合并，检测精度达到像素级，可顺利检测出所有目标。两种算法的检测结果对比分析如表 3 所示。

表 3 与投影检测方法对比

检测方法	总目标数	检测轨迹数	成功检测
本文方法	5	5	是
投影法	5	4	否

6.5 算法运算量执行时间分析

设图像大小为 $l \times l$ ，目标大小为小于等于 $n \times n$ ，约束目标个数为小于等于 m ，则补形后点线目标数量为 $m \times n$ 。本文算法中，点线目标提取过程中每一级外接矩补形需缓存 2 行数据，总共执行 n 级补形时间为 $n \times l \times 2$ 个像素时钟；聚类合并过程中执行位置判决次数最多为 $m \times (m \times n)$ ，则用于聚类合并的时间最长为 $m \times (m \times n)$ 个判决指令执行周期；轨迹关联确认过程共进行 11 次乘，24 次加减，4 次开方，7 次除，运算较为简单快捷。

本文算法在自行研制的基于 SOPC 的双核硬件平台上通过了实验验证。模拟红外成像器产生 256×256 大小，像素灰度值为 8 位，帧频 100 Hz

的灰度图像，一幅图像中目标数在 16 个左右，其中运动目标约 3-4 个左右。多目标检测系统工作在 150 MHz，获取序列图像后经连续 5 帧处理可成功检测出待检运动目标，捕获目标后 1.2 ms 左右可完成对一帧图像的检测处理(如表 4 所示)。实测结果表明该系统可对深空红外目标进行实时检测。

表 4 运算量执行时间分析

检测步骤	执行时间 (μs)
点线目标提取	102.4
聚类合并	853
轨迹关联	255

7 结论

以往的多目标检测算法具有结构复杂，虚警和漏检率高的特点，很难满足多目标检测准确性和实时性的要求。本文提出的基于行扫描点线目标聚类的多目标检测算法很好地解决了这一问题。通过将聚类思想合理引入目标检测中，检测精度达到了像素级，避免了多目标遮挡及速度变化带来的影响，进一步提高了目标检测能力。使用五点二次滤波器和代价函数进行运动预测及搜索匹配，剔除虚假目标完成目标确认，避免了多目标交叉，分裂，重合造成的虚警，可保证运动多目标的快速正确检测。实验结果表明本算法具有实时性强，准确度高，稳

定性好的特点,易于单片 FPGA 硬件实现,功耗低,体积小,在深空目标检测领域具有广阔的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 李毅,孙正兴,远博.一种改进的帧差和背景减相结合的运动检测方法[J].中国图象图形学报,2009,14(6):1162-1168.
Li Yi, Sun Zheng-xing, and Yuan Bo. An improved method for motion detection by frame difference and background subtraction [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(6): 1162-1168.
- [2] 王兆魁,张育林.一种 CCD 星图星点快速定位算法[J].空间科学学报,2006,26(3):209-214.
Wang Zhao-kui and Zhang Yu-lin. Algorithm for CCD star image rapid locating[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2006, 26(3): 209-214.
- [3] Fejes S and Davis L S. What can projections of flow fields tell us about the visual motion [C]. Proceeding of International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1998: 979-986.
- [4] 王勇,赵保军.复杂背景下低信噪比点目标的实时检测算法及实现[J].系统工程与电子技术,2002,24(12):18-21.
Wang Yong and Zhao Bao-jun. A real-time detection algorithm for low SNR point targets in a complex background [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(12): 18-21.
- [5] 孙吉贵,刘杰,赵连宇.聚类算法研究[J].软件学报,2008,19(1):48-61.
Sun Ji-gui, Liu Jie, and Zhao Lian-yu. Clustering algorithms research [J]. *Journal of Software*, 2008, 19(1): 48-61.
- [6] 王春歆,沈同圣,张玉叶.基于层次聚类的弱小目标检测算法[J].计算机工程与应用,2008,44(19):24-27.
Wang Chun-xin, Shen Tong-sheng, and Zhang Yu-ye. Small targets detection based on hierarchical clustering [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(19): 24-27.
- [7] Murat T. A. Digital Video Processing [M]. New York: Prentice-Hall Press, 1996: 206-218.
- [8] 蔡征,黄瑞光.运动图像序列的多目标跟踪技术及实现[J].计算机与数字工程,2006,34(9):140-143.
Cai Zheng and Huang Rui-guang. The research and implementation on multi-target tracking in image sequences[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2006, 34(9): 140-143.
- [9] 刘玉琏.数学分析:下册[M].北京:高等教育出版社,2008:189-208.
- 叶有时:男,1983年生,博士生,研究方向为图像处理与计算机视觉、目标识别及其嵌入式 ASIC 设计.
- 唐林波:男,1978年生,讲师,博士,研究方向为图像处理.
- 赵保军:男,1960年生,教授,博士生导师,研究方向为图像处理.