

# 基于层次聚类的弱小目标检测算法

王春歆<sup>1</sup>, 沈同圣<sup>2</sup>, 张玉叶<sup>1</sup>

WANG Chun-xin<sup>1</sup>, SHEN Tong-sheng<sup>2</sup>, ZHANG Yu-ye<sup>1</sup>

1. 烟台海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001

2. 清华大学 计算机科学技术系, 北京 100084

1. Department of Control Engineering, Navy Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China

2. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

E-mail: nsfcityhunter@sina.com

WANG Chun-xin, SHEN Tong-sheng, ZHANG Yu-ye. Small targets detection based on hierarchical clustering. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(19): 24-27.

**Abstract:** Usual methods of small target detection couldn't make satisfied result when process the sequence space images in which the feature of stars, targets and noise are similar and the stars have large gray range. The authors present a targets detection method based on the hierarchical clustering which constructs the similarity measuring function according the movement rule of stars and targets, finds the optimal separating hyperplane and classified amount by means of finding the inflexion of error square sum function, then distinguish the targets from stars and noises by two level hierarchical clustering. The results of experiments indicate that this method can deal with 8 bit image and 16 bit image and can detect the single point and multi-point targets efficiently from sequence star images.

**Key words:** hierarchical clustering; small targets detection; 16 bit gray level image; space image

**摘要:** 空间图像具有恒星、目标和噪声特征相似, 星点灰度范围大的特点, 常见的小目标检测方法无法有效处理该类图像。提出了基于层次聚类的空间弱小目标检测算法, 以星点到参考恒星之间的距离变化为依据, 根据恒星和目标的运动特性构造相似性度量函数, 通过寻找误差平方和曲线拐点的方法寻找最优分类曲面和分类个数, 最后以两层复合分类将恒星、噪声和目标分离。实验结果表明, 该方法兼容 8 位和 16 位灰度图像, 可以有效检测出单点和多点小目标。

**关键词:** 层次聚类; 小目标检测; 16 位灰度图像; 空间图像

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.19.007 文章编号: 1002-8331(2008)19-0024-04 文献标识码: A 中图分类号: TP391

## 1 引言

从序列图像中检测弱小目标一直是图像处理领域研究的热点和难点。目标检测的方法很多, 例如基于背景模型的方法、基于相关匹配的方法和基于光流场方法<sup>[1]</sup>, 以及粒子滤波等。它们主要是针对只包含目标和噪声的图像, 而本文研究的空间图像中还包含大量恒星, 需要定位其中的目标和恒星, 由于恒星、目标和噪声特征相似, 星点灰度范围大, 而且目标和恒星的运动都具有连续性和一致性, 上述方法难以有效完成检测。

对于移动背景序列图像的目标检测, 应用最为广泛的是基于背景模型方法<sup>[2-4]</sup>, 其基本思想是通过帧间配准(或称为背景补偿)将不同的帧配准到相同的背景, 再通过帧差法得到变化的目标区域。它处理 8 位灰度的序列空间目标图像时, 结果尚可接受, 但是当处理 16 位灰度空间图像时, 由于高亮度的恒星内部灰度变化非常大(最高灰度达到 60 000 以上, 最低灰度

2 000 以下), 在配准后的图像中虽然较好地校准恒星的位置, 但是像素灰度插值误差较大, 导致相邻帧差时不能有效除去恒星, 也就无法检测目标。还有一些基于背景模型预测的方法<sup>[5]</sup>主要是针对背景均匀缓变的红外图像等, 也无法区分星空图像中的恒星和目标。基于相关匹配的方法要求目标的信噪比通常要求较高, 否则图像中目标灰度值的起伏可能会造成相关中断<sup>[6]</sup>, 在处理星空图像时, 由于恒星、目标的相似性, 图像中的大量恒星会导致大量的虚假匹配。而光流场方法的约束方程只有在梯度很大的点上才严格成立<sup>[7]</sup>, 对暗弱小目标检测能力有限, 而且对噪声敏感。粒子滤波<sup>[8, 9]</sup>方法在跟踪群体问题上使用的非常多, 它针对的是具有较多像素的面目标, 例如人和汽车等等, 不适合星空图像点目标检测。

为了寻找适合于空间图像的弱小目标检测, 并且对 8 位灰度图像和 16 位灰度图像都能有效的途径, 本文提出了利用层

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2006AA703213D)。

作者简介: 王春歆(1979-), 男, 博士生, 助工, 主要研究领域为目标检测、识别; 沈同圣(1966-), 男, 博士, 教授, 主要研究领域为光电制导智能化; 张玉叶(1980-), 女, 博士生, 主要研究领域为图像复原。

收稿日期: 2008-02-26 修回日期: 2008-04-16

次聚类思想针对移动背景空间图像的弱小目标检测方法。该方法以星点到参考恒星的距离为特征信息, 设计了两个独特的相似性度量, 将恒星和目标的特征信息分别转换到三维和二维空间中, 扩大了不同类别之间的距离; 并通过寻找误差准则函数拐点, 来确定第 1 层聚类的最优分类曲面和第 2 层聚类的分类数目。对 16 位空间目标序列图像实验发现, 上述基于背景模型等方法无法检测出目标, 而本文方法可以稳定有效地定位目标和恒星。

## 2 算法基本思路

### 2.1 恒星和目标运动特性分析

空间目标图像中背景为黑暗的深空, 前景包括大量的恒星点和噪声点以及少量目标点, 检测任务不但需要定位目标, 而且还需要大量恒星的坐标来确定相机视轴指向。由于搭载相机的平台的相对运动, 序列图像中恒星位置处于不断变化中, 但是恒星之间的相对位置保持不变, 而目标由于自身轨道运动, 使其与周围恒星的相对位置不断变化, 根据这个特征, 本文利用星点之间的距离作为判断目标星点的依据。观察图 1, 1、2、3 号点为恒星点, 4 号点为目标星点, 图 1(a)、(b) 分别代表序列图像中相邻的两帧, 在理想情况下相邻帧中恒星之间的距离始终保持不变, 而目标星点距离 3 个恒星的距离不断变化。因此, 只要找出 3 个参考恒星点, 再计算其他星点与这 3 个恒星的距离即可分离出恒星和目标星。

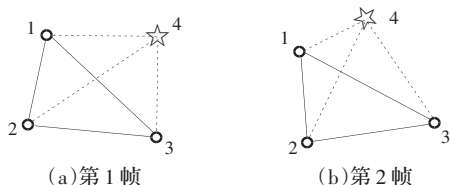


图 1 相邻帧中恒星和目标星之间距离变化示意图

在实际应用中, 由于图像离散采样点质心计算得到的星点坐标与实际坐标之间会有偏差, 加之噪声的干扰, 导致恒星点与参考恒星点的距离也在不断变化。这是图像中所有星点于参考恒星的距离都处在变化之中, 而哪些星点的距离变化属于恒星误差范围之内, 哪些属于目标运动造成, 哪些又是噪声干扰? 这时目标检测的问题就转化为以星点到参考恒星的距离为特征, 将星点分类为恒星、目标和噪声的聚类问题。

### 2.2 层次聚类相关概念

层次聚类是通过“分层”聚类来实现对整个样本集分类的方法, 具有通过最小化准则函数使未知样本达到最优分类的能力<sup>[9]</sup>, 非常适合空间目标图像的特点。层次聚类可以通过两种途径实现: 合并和分裂。合并时, 显示每个样本各成一类, 然后通过合并不同的泪来减少类别数目。分裂与之相反。基于合并的聚类能分离出具有相同特征的星点, 可以将恒星或目标聚成一类, 而基于分裂的聚类可以将图像中的星点分成恒星、目标和噪声 3 类。

#### (1) 相似性度量的选取

同类的星点依据相同的特征聚类, 这种特征就是样本间相似性的度量。它没有标准化的公式, 通常需要根据任务类型和数据特征来定义。后面将详细介绍空间图像中不同类型星点间相似性度量的选取。

除了样本间相似性度量之外, 还需要定义类间距离, 即不

同星点类之间的差别。常用的类间距离度量包括: 最近邻距离、最远邻距离、平均距离和中心距离等。其中最远邻距离算法趋向于使每个类的划分半径最小, 适用于在只有目标和噪声情况下, 利用星点帧间特征来区分目标和噪声。最远邻距离度量公式如下:

$$d_{\max}(D_i, D_j) = \max_{x \in D_i, x' \in D_j} \|x - x'\| \quad (1)$$

#### (2) 准则函数的选取

准则函数用来衡量星点之间的“相似性”, 即要找到一种划分使得准则函数最优。常用的准则函数包括误差平方和准则、相关的最小方差准则和散布准则等。根据任务的特点, 这里选择误差平方和准则作为准则函数。

假设  $n_i$  表示子集  $D_i$  中样本的数量,  $m_i$  表示那些样本的

均值:  $m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in D_i} x$ , 误差平方和定义<sup>[10]</sup>为:

$$J_e = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in D_i} \|x - m_i\|^2 \quad (2)$$

样本集的最优划分定义为使得  $J_e$  最小的划分。

#### (3) 合并聚类的一般算法及应用中存在问题

假设已知聚类个数  $C$ , 基于合并的层次聚类的一般算法是, 首先将  $n$  个样本划分成  $n$  类, 每个样本各成一类, 然后通过合并类间距离最小的类来逐步减少聚类的个数, 直到聚类个数为  $C$  完成划分。以公式(1)为类间相似性度量进行合并聚类时, 可能存在一个问题, 就是对聚类个数  $C$  的准确程度要求较高, 如果确定的  $C$  比实际聚类个数少, 有可能产生违背“闭合性”的聚类, 即分配到一个类别的样本距离其它类成员可能比距离本类的某些成员更近<sup>[11]</sup>。为了解决这个问题, 提出通过寻找误差平方和曲线拐点的方法来确定最佳分类个数, 同时确定最优划分。具体算法在下面第 2 层聚类目标检测章节中叙述。

## 3 算法具体实现

本检测算法基于两层分裂聚类, 第 1 层将所有星点分为恒星和非恒星, 第 2 层将非恒星类分为目标和噪声两类。每层分裂过程采用合并聚类得到。整个方法流程如图 2。

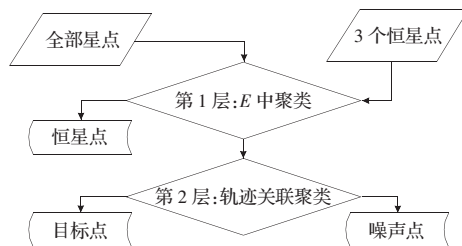


图 2 算法流程

### 3.1 第 1 层: 恒星的检测

第 1 层聚类的目的是将恒星和非恒星分开, 首先需要选取样本间相似性度量。假设相邻帧  $f_i, i=1, 2, 3$ , 第  $i$  帧中的第  $j$  个参考恒星点为  $C_i^j, i=1, 2, 3, j=1, 2, 3$ , 同一星点在第  $i$  帧中与第  $j$  个参考恒星点的距离为  $dis_i^j, i=1, 2, 3, j=1, 2, 3$ 。在理想情况下, 第  $i$  帧与第  $k$  帧间同一恒星到同一参考恒星  $j$  的距离差  $disdiff$  应该满足:

$$disdiff_{ik}^j = |dis_i^j - dis_k^j| = 0, i \neq k, \forall j \quad (3)$$

但是受到噪声的干扰和质心计算的误差影响,通常恒星的  $disdiff$  是一个较小的数。目标星点具有与恒星不同的运动方向和速度,噪声点随机出现,使得目标和噪声的  $disdiff$  通常较大,因此可以将  $disdiff$  作为不同类别星点之间度量。假设相邻帧中星点集合组成的空间  $F=\{p_1, \dots, p_n\}$ , 可以定义一个三维空间  $E$  和从  $F$  到  $E$  的映射  $T$ :

$$T: F \rightarrow E; T(p) = (disdiff_{ik}^1, disdiff_{ik}^2, disdiff_{ik}^3) \quad (4)$$

图像中每个星点  $p$  与  $E$  中第一象限的某一个样本点一一对应。在  $E$  中将星点样本分为两大类——恒星类和非恒星类,其中非恒星类中包含目标和噪声。因此采用空间  $E$  中 2 个样本点之间的欧氏距离作为第 1 层样本点之间的相似性度量。

确定样本间相似性度量后,就可以对样本  $F$  进行分类。首先,相邻帧中的全部星点集  $F$  通过映射  $T: F \rightarrow D$ , 得到空间  $E$  中的样本点集  $D$ 。由于序列图像中绝大部分星点是恒星,恒星点到参考星点的帧间距离差都很小,因此在空间  $E$  中,大量恒星点聚集于第一象限坐标原点附近,目标星点和噪声点距离坐标原点较远并且分散,如图 3 所示。因此设计将距离原点较近的样本点分为一类,将远离原点的样本点分为另一类,这时又引出了新的问题,就是如何确定两类的最佳分类曲面? 这里提出了一种通过逐步扩大恒星类的方法来寻找最佳分界。由于星点与原点的距离越近该点为恒星的概率越大,可以将分类曲面定义为以原点为中心的球面。在分界球面半径从 0 逐渐扩大过程中,首先随着恒星类样本数量的增加,由于大量恒星分布比较集中,恒星类的误差平方和  $Je$  缓慢增大,当球面半径超过恒星类和分恒星类的自然分界线后,由于恒星类中增加了距离较远的非恒星点,  $Je$  开始快速增大。因此找到  $Je$  曲线拐点即可找到最佳分类曲面。

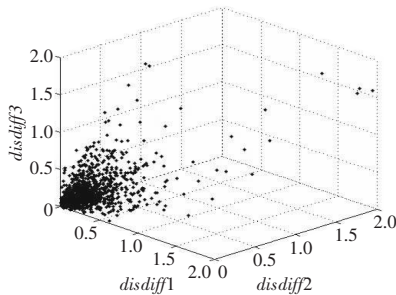


图3 全部星点在  $E$  空间分布图

算法的步骤如下:

(1) 将  $E$  中全部星点,按照到原点的距离从小到大排序;  
 (2) 假设  $E$  中有  $n$  个样本点  $\{x_1, \dots, x_n\}$ , 首先将离原点欧氏距离最近的点分为恒星点子集  $S_1$ , 将其余  $n-1$  个点分入非恒星点子集  $U_1$ ;

(3) 假设当前  $S_i$  有  $i$  个样本点,  $U_i$  有  $n-i$  个样本点;将  $U_i$  中距离原点欧氏距离最近的样本点  $x_i$  划分到  $S_i$  中, 得到  $S_{i+1}$  和  $U_{i+1}$ ;

(4) 计算点集  $S_{i+1}$  的误差平方和  $Je_{i+1}$ ;

(5) 重复步骤(3)和步骤(4)直到所有  $E$  中样本点到子集  $S$  中;

(6) 假设  $Je$  离散曲线的 2 个端点  $A$  和  $B$ , 寻找  $Je$  上到  $AB$  直线距离最远的点  $C$ , 如图 4 所示, 对应  $C$  点的加入  $S$  的样本点  $p_i$  与原点的距离  $d$  即为最佳分类球面半径;

(7) 利用找到的最佳分类球面半径  $d$ , 将所有满足  $\| (disdiff_{ik}^1, disdiff_{ik}^2, disdiff_{ik}^3) \|_2 \leq d$  的星点标记为恒星点。

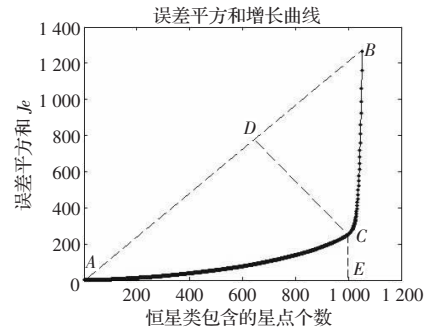


图4 误差平方和  $Je$  增长曲线及拐点定位

### 3.2 第 2 层: 目标检测

在空间  $E$  中将样本点集  $D$  分为  $S$  和  $U$  两个子集, 其中  $S$  为恒星类,  $U$  为非恒星类。在子集  $U$  中包含少量目标星点和大量噪声点, 因此在第 2 层中需要对非恒星类  $U$  中的目标和噪声进行聚类。

首先选取样本间相似性度量。根据目标运动在序列图像中的连续性和一致性, 目标在帧间具有如下噪声点不具备的特点:

- (1) 帧间运动距离基本相等;
- (2) 帧间运动方向基本一致;
- (3) 帧间灰度变化不显著。

假设相邻帧  $f_1, f_2$  和  $f_3$ , 非恒星类中星点  $A$  在  $f_1, f_2$  和  $f_3$  中的坐标为  $p_1=(x_1, y_1)$ ,  $p_2=(x_2, y_2)$  和  $p_3=(x_3, y_3)$ , 将图像坐标系  $F$  中 3 点  $p_1, p_2$  和  $p_3$  通过映射  $T'$  转换到直角坐标系  $G$  中, 可以得到  $G$  中两个点:

$$V_{12}^A = (p_2 - p_1) = (x_2 - x_1, y_2 - y_1) \quad (5)$$

$$V_{23}^A = (p_3 - p_2) = (x_3 - x_2, y_3 - y_2)$$

将这两个点分别简记为  $V_1$  和  $V_2$ , 由  $F$  空间的三个点到  $G$  空间的两个点映射如图 5。

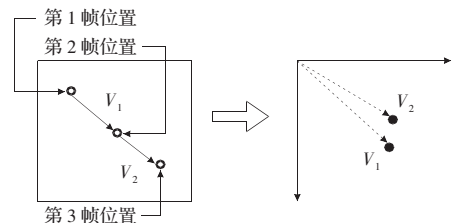


图5  $F$  空间的 3 个点映射到  $G$  空间的 2 个点示意图

特点(1)和特点(2)在空间  $G$  中体现为目标星点对应的两个点  $V_1$  和  $V_2$  具有较近的距离。为了充分利用特点(3), 设计样本点间相似性度量:

$$d = \| V_1, V_2 \|_2 * \sigma \quad (6)$$

其中  $\sigma$  为星点在连续三帧中灰度标准差。

针对以公式(1)为类间相似性度量进行合并聚类时, 有可能产生违背“闭合性”的聚类的问题, 本文通过寻找误差平方和曲线拐点来确定最优的划分。假设聚类个数  $C$  未知, 通过不断改变  $C$  的大小来进行聚类尝试。对于误差平方和准则函数  $Je$ , 当  $C$  减小时  $Je$  是单调递增函数。如果给定的  $n$  个样本真正能



形成  $C'$  个稠密而且分得很开的类时,  $J_e$  会随着  $C$  的减小而缓慢增大, 当  $C=C'$  时出现拐点, 然后  $J_e$  开始快速增加。因此拐点位置的  $C$  就是最佳聚类个数, 拐点位置的分类也是在误差平方和最小以意义下的最优划分。算法步骤如下:

(1) 初始化。样本数量  $n$ , 当前类数目  $c=n$ , 每个样本自成一类  $D_i, i=1, \dots, n$ ;

(2) 利用公式(1)寻找距离最近的 2 个类  $D_i$  和  $D_j$ ;

(3) 合并  $D_i$  和  $D_j, c=c-1$ ;

(4) 计算当前划分误差平方和  $J_e$ ;

(5) 如果  $c>1$  跳转到步骤(2);

(6) 寻找  $J_e(c)$  的拐点处  $c_0, C=c_0$  时的分类就是最佳划分。

通过  $T': U \rightarrow G$  将相邻 3 帧图像中属于  $U$  的全部星点任意 3 个帧间组合转换到直角坐标系  $G$  中。以公式(6)为样本间相似性度量, 以公式(1)为类间相似性度量, 以公式(2)为准则函数。按照上述方法, 对子集  $U$  进行聚类, 得到的双点类为目标点, 其它为噪声。

### 4 实验验证与性能分析

对 16 帧地基拍摄的序列图像进行实验, 图像分辨率  $1072 \times 1027$ , 灰度等级 16 bit, 来源于紫金山天文台。在序列图中原有 2 个目标, 第 1 帧坐标分别为  $(611.8, 160.6)$  和  $(920.5, 496.0)$ 。为了实验算法的极限检测性能, 增加了一个  $1 \times 1$  像素的单点目标, 运动速度为 1 像素/s, 初始坐标  $(200, 200)$ 。为了检验检测精度, 增加了一个  $3 \times 3$  像素运动目标, 运动速度为 5 像素/s, 初始中心坐标  $(100, 100)$ 。序列图像第 1 帧背景杂波平均灰度  $\mu=1746.2$ , 标准差  $\sigma=14.6$ , 因此设计  $3 \times 3$  仿真点原始灰度如图 6 所示。

1700	1800	1600
1900	2000	1900
1600	1800	1700

图 6  $3 \times 3$  仿真点灰度分布

可以看出目标灰度中心对称, 因此目标中心在中心点处, 便于检测精度检验。考虑到目标灰度会受到噪声干扰, 而高斯噪声在  $(\mu-2\sigma, \mu+2\sigma)$  之间的概率为 95%, 因此在每帧图像中, 对仿真点的灰度进行处理, 在原始灰度基础上增加  $2 \times \sigma$  范围的随机噪声可以近似代表相机噪声对目标灰度的干扰, 其中  $\sigma$  为背景杂波标准差。目标的灰度相对于平均灰度为 2795.4 的恒星属于暗弱目标, 序列图像前 4 帧如图 7 所示, 以下所有图像灰度显示范围为 1750~2005。

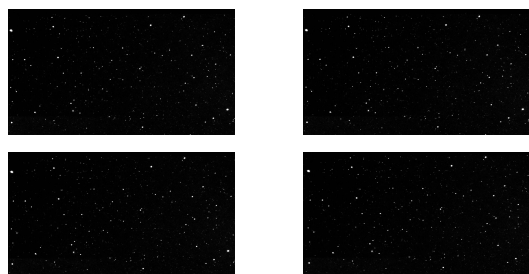


图 7 序列图像前 4 帧

在 P42.8 G CPU, 512 M 内存 PC 机上, 利用 VC6 编程实现, 本文方法对该序列图像处理, 每帧平均耗时 0.5 s。其中, 第 1 帧共检测到 1052 个星点, 第 1 层聚类得到恒星点 997 个, 第 2 层聚类得到目标星点 4 个。检测结果图像如图 8。

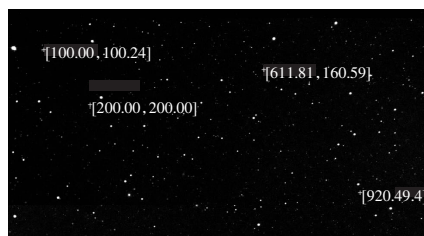


图 8 序列图像第 1 帧检测结果显示

检测到的目标坐标及灰度列表 1 所示, 从检测结果可以看出算法稳定地检测出单点小目标, 同时  $3 \times 3$  噪声干扰目标的误差如表 2 所示。

表 1 基于层次聚类的目标检测结果列表

图-目标	X 坐标	Y 坐标	灰度
1-1	611.807 9	160.594 1	2 004
1-2	99.998 6	100.237 9	2 000
1-3	920.489 1	496.000 0	1 992
1-4	200.000 0	200.000 0	3 600
2-1	610.676 7	166.809 6	1 978
2-2	105.003 4	100.000 0	2 022
2-3	921.678 9	496.329 6	1 978
2-4	200.000 0	201.000 0	3 600
⋮	⋮	⋮	⋮
12-1	155.003 1	100.238 1	2 015
12-2	200.000 0	211.000 0	3 600
12-3	598.498 2	226.001 2	1 960
12-4	939.030 4	499.000 0	1 963

表 2 基于层次聚类的目标检测算法误差列表

图序号	计算得到坐标		仿真点实际坐标		误差/像素
	X 坐标	Y 坐标	X 坐标	Y 坐标	
1	99.999	100.238	100.000	100.000	0.238
2	105.003	100.000	105.000	100.000	0.003
3	110.003	99.763	110.000	100.000	0.237
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10	144.999	100.000	145.000	100.000	0.001
11	149.999	100.000	150.000	100.000	0.001
12	155.003	100.238	155.000	100.000	0.238
平均误差					0.111

为了将基于层次聚类的方法和其他小目标检测方法相对比, 用基于背景模型的检测方法对序列图像进行处理, 选定控制点将前两帧配准帧差后结果如图 9 所示。此处配准采用仿射变换, 寻找 3 颗分布较稀疏的恒星作为控制点。从图中可以看出虽然配准比较精确, 但是帧差法并不能去除所有恒星, 因此也不能可靠检测出目标。这主要是因为数字图像离散采样和配准插值误差, 导致配准帧恒星内部灰度分布不可能与标准帧完全相同, 帧差后恒星内部的灰度依然较大。

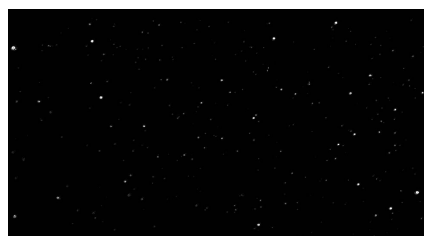


图 9 序列图像第 1、2 帧配准帧差结果