

文章编号 1004-924X(2012)01-0179-11

## 基于迭代距离分类与轨迹关联检测空间弱小目标

姚 睿\*, 张艳宁, 杨 涛, 段 锋

(西北工业大学 计算机学院 陕西省语音与图像信息处理重点实验室, 陕西 西安 710129)

**摘要:** 为了实现高效自动目标检测, 提出了一种可用于低信噪比条件下的空间可见光弱小目标检测算法。首先, 建立空间光学图像模型, 利用恒虚警率(CFAR)方法确定分割系数对单帧图像背景进行分割; 然后, 基于恒星结构稳定特性构建距离特征空间, 并针对特征空间构造分类准则函数, 使用迭代最优化分类方法提取出候选目标点; 最后, 依据目标运动轨迹的连续性建立空间目标轨迹关联、合并以及虚假目标轨迹删除规则, 进行轨迹处理, 实现空间可见光弱小目标的检测。文中还提出了单帧检测率、虚警率与序列检测率、虚警率相结合的评价方法。实验结果表明: 在低信噪比条件下( $SNR \leq 3$ ), 得到的序列检测率达到 96.02% 以上, 序列虚警率达到 4.4% 以下。该方法在低信噪比条件下显著提高了目标检测率, 并有效抑制了虚警。

**关键词:** 小目标检测; 恒虚警率; 迭代最优化距离分类; 轨迹关联

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122001.0179

## Detection of small space target based on iterative distance classification and trajectory association

YAO Rui\*, ZHANG Yan-ning, YANG Tao, DUAN Feng

(Shanxi Province Key Laboratory of Speech & Image Information Processing,  
School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

\* Corresponding author, E-mail: yaorui@mail.nwpu.edu.cn

**Abstract:** To realize automatic target detection, an algorithm is proposed to detect small visible optical space targets against low SNR conditions. Firstly, the single-frame image background is segmented, and the segmentation coefficient is determined by a Constant False Alarm Ratio (CFAR) method. Then, a feature space is formed based on structural stability of the star, and classification criterion function is constructed for the distance feature space. Furthermore, candidate targets are extracted by using the iterative optimization distance classification method. Finally, small visible optical space targets are detected by trajectory association based on the continuity of target motion. In addition, an evaluation method combined with single frame detection probability, single frame false alarm probability and sequence detection probability is proposed. Experimental results indicate that the detection probability of sequence is more than 96.02%, and the false alarm probability is less than 4.4% when

收稿日期: 2011-06-23; 修订日期: 2011-08-17.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 60872145, No. 60903126); 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2009AA01Z315); 中国博士后特别基金资助项目 (No. 201003685); 中国博士后基金资助项目 (No. 20090451397); 教育部科技创新工程重大项目培育基金资助项目 (No. 708085)

the  $SNR \leq 3$ . It concludes that the method can promote the detection probability against low SNR conditions significantly, and can remove the false alarm effectively.

**Key words:** small target detection; Constant False Alarm Ratio (CFAR); iterative optimization distance classification; trajectory association

## 1 引言

光学图像弱小目标检测是远程预警、空间目标、空间碎片监视等领域研究中的关键问题,空间弱小目标检测主要面临以下几个难点问题:(1)由于目标距离探测设备较远,在成像图像中仅占据一个或几个像素,无结构形状,可供利用的特征信息很少;(2)多个目标随机出现,运动方向、速度未知且与恒星背景相似;(3)由于空间探测环境和探测设备引入的噪声等因素的影响,使得目标几乎淹没在复杂的背景噪声中,这些大大增加了弱小运动目标检测的难度,因此,如何在低信噪比条件下,充分利用目标、背景特性信息,有效地实现弱小目标的检测是当前研究的热点。

由于弱小目标的信噪比较低,使得在单帧图像上几乎不可能检测出目标,或即使检测出目标也常常伴随着大量的假目标。因此,目前的检测技术多采用时空联合多帧检测技术。常用的方法有 3D 匹配滤波算法<sup>[1]</sup>、基于背景模型及奇异点检测的方法<sup>[2-4]</sup>、多级假设检测算法<sup>[5]</sup>、动态规划算法<sup>[6]</sup>、基于轨迹滤波的方法<sup>[7]</sup>、和基于光流的方法<sup>[8]</sup>等。3D 匹配滤波算法及光流法对目标的运动速度有限制;基于背景模型及奇异点检测方法先对序列图像估计背景,进行帧间配准,校正后通过帧差消除恒星背景,但没有完全消除的残余恒星仍会影响弱小目标的检测率;动态规划及多级假设检测算法由于目标轨迹不能间断,因此对目标的信噪比要求较高;基于轨迹滤波的方法只针对包含目标与噪声的图像,对于包含恒星背景的图像,由于恒星与目标在灰度、运动等方面有很多相似性,因此不能有效检测出目标。

为了满足在低信噪比条件下弱小目标检测的要求,论文提出了一种基于迭代最优化分类思想的弱小目标检测新方法。算法结合图像特性,先使用 CFAR 方法确定单帧图像分割系数分割出低信噪比弱小目标,对背景校正后的图像进行帧间目标配对,针对恒星背景特性,构造了目标、恒

星距离特征空间,使用迭代最优化距离分类方法,去除恒星背景,提取了任意运动方向、速度的候选目标,依据目标轨迹连续性进行目标轨迹关联,剔除虚假目标、填补丢失的弱小目标。实验结果表明,算法可在低信噪比条件下有效分离目标、恒星、噪声,实现弱小目标的鲁棒检测。

## 2 空间光学图像模型

空间光学图像由黑暗的深空背景、大小各异的恒星、弱小目标以及由成像设备及空间环境引入的噪声组成,因此可以把序列空间光学图像表示为一个三维数据,其中二维  $(x, y)$  表示空间位置信息,另一维是时间坐标或者帧号。考虑成像探测器的传感器噪声是零均值的 Gaussian 白噪声,则可建立 CCD 成像探测器输出图像的数学模型为:

$$I(x, y, t) = I_{BB}(x, y, t) +$$

$$I_{BS}(x, y, t) + I_T(x, y, t) + n(x, y), \quad (1)$$

式中:  $(x, y)$  为图像中像元点在空间位置坐标,  $x = 0, 1, \dots, M-1, y = 0, 1, \dots, N-1$ , 图像大小为  $M \times N$ ,  $t$  为不同的成像时刻;  $I_{BB}(x, y, t)$  为图像背景灰度值,这里主要包括深空天光背景,  $I_{BS}(x, y, t)$  为背景恒星灰度值,  $I_T(x, y, t)$  为目标灰度值。

图 1(a) 为一帧包含弱小目标的空间光学图像,图 1(b) 为图像的灰度直方图,从图中可以看出图像的两个特性:一是图像中目标与恒星表现为白色的亮点,灰度分布集中;另一个特点是目标与恒星都没有形状且灰度特性很接近,难以区分。

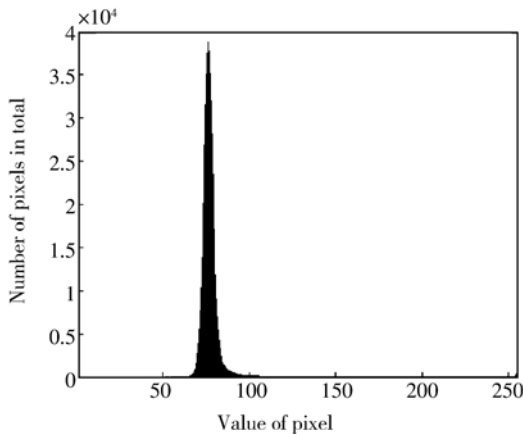
鉴于以上原因,本文采用目标运动特性检测出弱小目标。由于搭载平台的运动和探测相机自身的抖动,序列图像中恒星与目标的位置不断变化,但是恒星之间的相对位置固定不变,可通过这种结构稳定特性检测运动目标。文献[9-10]使用星图匹配方法,利用恒星星表获取单帧空间图像中的恒星位置,进而判别出运动目标,但星图的匹配是在整个天域进行恒星匹配,计算效率低,且背景和噪声会影响到星图匹配的效果。因此,利用序列中多帧空间图像恒星间结构稳定的特性检测

候选目标,将帧间星点的运动特性映射到合适的特征空间,计算特征之间的距离,构造分类准则函数对距离进行最优化分类,最大限度的区分出恒星与目标,并通过轨迹关联优化目标检测结果。



(a)空间光学图像

(a)Space optical image



(b)空间光学图像灰度直方图

(b)Histogram of space optical image

图 1 空间光学图像及灰度直方图

Fig. 1 Space optical image and its histogram

### 3 距离分类与轨迹关联的目标检测

#### 3.1 单帧图像分割

为了将候选目标点分离出来,提取特征进行分类,首先需要对单帧图像进行分割。最常用的方法是根据目标、背景及噪声的灰度特性自适应地给出一个阈值进行二值分割处理,大于阈值的像素点被视为是星点像素<sup>[7]</sup>。

单帧星点分割即星点检测,定义星点检测概率  $p_d$  为当目标存在时,信号超过检测阈值的概

率,虚警概率  $p_{fa}$  为噪声或干扰超过检测阈值的概率。检测概率和虚警概率不可能同时达到最佳值。能做到的只是保持虚警概率为某个许可值,而使相应的探测概率尽可能地大<sup>[11]</sup>,即恒虚警率 CFAR 条件。单帧星点检测概率与虚警概率的定义如下<sup>[12]</sup>:

$$p_d = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left[ 1 - \operatorname{erfc} \left( \frac{\operatorname{SNR} - \lambda}{\sqrt{2}} \right) \right], \quad (2)$$

$$p_{fa} = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left[ \frac{\lambda}{\sqrt{2}} \right], \quad (3)$$

$$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-t^2} dt = 1 - \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt, \quad (4)$$

这里 SNR 的定义如式(2)所示, $\lambda$  为阈值噪声比,从图 1(b)所示的灰度直方图可以看出,灰度的分布近似为高斯模型,黑色天光背景占图像灰度的大部分区域。考虑在恒虚警率条件下星点的检测(即单帧星点分割),把式(4)代入式(3)并展开两边可得:

$$\frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_0^{\frac{\lambda}{\sqrt{2}}} e^{-t^2} dt = \frac{1}{2} - p_{fa}. \quad (5)$$

确定单帧星点分割阈值为  $T = \hat{\mu} + \lambda \hat{\sigma}$ ,  $\hat{\mu}$  为背景噪声值, $\hat{\sigma}$  为背景标准方差。用求得的阈值  $T$  对原图做二值分割处理:

$$I(x, y, t) = \begin{cases} 1 & I(x, y, t) \geq T \\ 0 & I(x, y, t) < T \end{cases}, \quad (6)$$

其中,  $I(x, y, t)$  为第  $t$  帧  $(x, y)$  坐标处的灰度值。经过上述处理,可以去除背景,剩下的就是目标、噪声和恒星点。单帧星点分割除去了那些成为目标的可能性极小的点,大大减少了下一个阶段的运算量,也消除了一些伪目标,这个阶段以增加虚警率为代价,但有后继迭代分类检测算法保证检测的灵敏度。

#### 3.2 星点连通区及特征提取

利用分割后像素的区域连通性提取星点,滤除孤立噪声点。星点提取即在二值图像中提取连通分量,最后提取的连通区(星点)集合为  $C(t)$ , 其中  $t \in 1, 2, \dots, T$  表示第  $t$  帧图像,用  $C_k(t)$  表示第  $t$  帧图像中的第  $k$  个连通区(星点)。

提取各个星点的特征,做为后继处理分离目标与干扰的依据:

(1)星点面积:设星点  $C_k(t)$  区域为  $\Omega(C_k(t))$ ,用  $N[\Omega(C_k(t))]$  表示  $C_k(t)$  内像素的个数,即星点面积。

(2)星点质心位置:星点图像的质心可以通过图像灰度函数的平衡点来计算,连续星点的质心  $z_k(t) = (x_c, y_c)$  (即星点类别  $C_k(t)$  的聚类中心) 可以通过下式求得:

$$\begin{cases} x_c = \frac{\iint_{(x,y) \in \Omega(C_k(t))} x \cdot (I(x,y,t))}{\iint_{(x,y) \in \Omega(C_k(t))} (I(x,y,t))} \\ y_c = \frac{\iint_{(x,y) \in \Omega(C_k(t))} y \cdot (I(x,y,t))}{\iint_{(x,y) \in \Omega(C_k(t))} (I(x,y,t))} \end{cases} \quad (7)$$

对由于平台抖动造成的目标及背景的平移、旋转等变化,可以利用相邻帧恒星间的结构稳定关系,对运动背景进行配准<sup>[13]</sup>,利用估计的运动参数对各星点类  $C_k(t)$  的质心  $z_k(t)$  进行运动补偿,即消除了背景运动。

### 3.3 基于迭代最优化距离分类的候选目标检测

利用恒星的结构稳定特性构造一个可以分离恒星、目标和噪声的特征空间,提取候选弱小目标。两帧图像中星点的集合  $C(t), C(t+1)$  经过运动补偿后在同一坐标系下,做帧间星点的配对。定义两帧间两个星点的距离为它们星点质心的距离,即:

$$\begin{cases} d_x(C_i(t), C_j(t+1)) = [z_i(t)]_x - [z_j(t+1)]_x \\ d_y(C_i(t), C_j(t+1)) = [z_i(t)]_y - [z_j(t+1)]_y \end{cases} \quad (8)$$

配对时首先用前一帧中的星点  $C_i(t)$  在后帧的对应质心位置的外接搜索矩形内寻找候选目标星点,并计算与候选星点之间的欧氏距离,找到距离最小的候选星点  $C_j(t+1)$ ,如果  $C_j(t)$  与  $C_i(t+1)$  的区域大小满足以下条件:

$$N[\Omega[C_i(t)]] - N[\Omega[C_j(t+1)]] < \lambda \cdot N[\Omega[C_i(t)]] \quad (9)$$

式中  $\lambda$  是设定系数,通常两帧间目标大小不会发生突变, $\lambda$  可设定为 0.5,即差别不会超过原目标大小的一半,则认为两个星点配对成功,否则跳过  $C_j(t+1)$ ,与欧氏距离次小的星点继续判定;直至两帧内的所有星点全部配对完成。

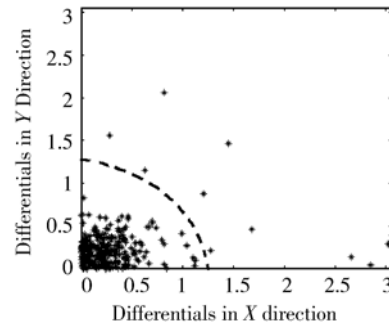
正常情况下,静止背景或运动背景经过校正后对应位置的恒星之间的距离为 0,目标具有与恒星不同的运动方向和速度,它们的运动距离通

常会略大于恒星运动距离。但由于噪声点的随机出现,以及帧间目标质心计算的误差及可能的灰度变化等影响,恒星间的运动距离不会是 0,而是一个较小的数,可能与慢运动目标的距离差别不大,不易区分,需要确定一个最优的分类阈值把恒星剔除。由于可能存在离原点非常远的干扰噪声导致目标分类错误,通过理论推算确定目标运动速度,先对数据进行预处理,剔除距离过大的样本点。由于星点配对后,每对可得到两个方向质心的差值,星点对  $(C_i(t), C_j(t+1))$  即映射为二维的距离空间  $E$  中的一个样本点,定义映射关系  $f$  为:

$$f(C_i(t), C_j(t+1)) = (d_x(C_i(t), C_j(t+1)), d_y(C_i(t), C_j(t+1))) \quad (10)$$

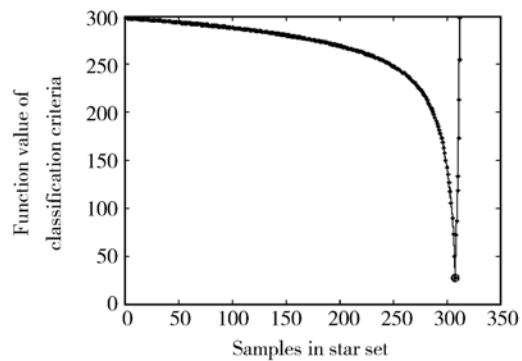
对星点对分类(提取候选目标)即对此二维空间  $E$  中的样本点进行分类。

根据映射关系,可以得到距离样本点的二维分布情况如图 2(a)所示,图中每个点的坐标为配对的星点之间  $x$  方向和  $y$  方向的差值,由于帧间



(a) 配对星点距离分布及分类线位置

(a) Distribution of star pair and location of classification line



(b) 分类准则函数曲线

(b) Function curve of classification criteria



(c) 迭代分类后的剩余星点

(c) Star after iterative classification

图 2 星点距离分布及分类准则函数曲线

Fig. 2 Function curves star distance distribution and classification criteria

恒星之间的位置相对固定,且图像中大部分是恒星点,而恒星点由于运动补偿后帧间的距离差较小,所以大部分点都集中在原点附近,将距离原点近的分为一类,认为是恒星,距离原点远的分为一类,认为是目标或噪声;因此,需要确定两类的最佳分类线。

为了进行分类,对样本类内的相似性进行度量,定义一个分类准则函数:

$$J_e = \sum_{i=1}^2 \sum_{x \in D_i} \|x - m_i\|^2, m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in D_i} x, \quad (11)$$

式中,  $n_i$  表示子集  $D_i$  中样本的个数,  $J_e$  衡量的是两个类的类内误差平方和,只有当各个类内的样本与类均值的差别最小时,  $J_e$  才会最小,因此最优的划分可以认为是使得  $J_e$  最小的划分。图 2 (b) 为根据分类准则函数变化的曲线图,图中开始由于两类样本与均值有差别,因此  $J_e$  较大,当两类样本与均值差别最小时,达到曲线的最小值点,即小圈标出的位置。图 2(c) 为经过迭代最优化距离分类后原图的剩余星点分布。

由于此处的目的是把星点分为恒星点和非恒星点,因此利用迭代最优化的方法使得分类准则函数达到最小值,提高算法的效率,它的基本思想是首先找到一些较好的初始划分,然后调整每个样本所属类别,使得调整后的准则函数值会改善。具体步骤如下:

(1)  $E$  为距离空间点的集合,有  $n$  个样本点  $\{x_1, \dots, x_n\}$ , 定义两个子类集合: 恒星点集合  $S$  和非恒星点集合  $T$ , 初始时将离原点欧氏距离最

近的点分为恒星点集合,记为集合  $S_1$ , 将其余的  $n-1$  个点归入非恒星点集合,记为集合  $T_1$ ;

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

(3) 计算集合  $T_{i+1}, S_{i+1}$  的有效误差函数,并更新分类准则函数  $J_e$ ;

$$m_T^* = m_T + \frac{x_i - m_T}{n-i+1}, \quad (12)$$

$$J_T^* = J_T + \frac{n-i}{n-i+1} \|x - m_T^*\|^2, \quad (13)$$

$$m_S^* = m_S + \frac{x_i - m_S}{i-1}, \quad (14)$$

$$J_S^* = J_S + \frac{i}{i-1} \|x - m_S^*\|^2, \quad (15)$$

$$J_e = J_T^* + J_S^*. \quad (16)$$

式中  $m_T, m_S$  分别表示非恒星集合  $T$ 、恒星集合  $S$  的类内均值,  $J_T, J_S$  分别表示非恒星集合  $T$ 、恒星集合  $S$  的有效误差;

(4) 重复步骤(2)和步骤(3),直到所有  $E$  中的样本点都分入集合  $S$  中;

(5) 找出  $J_e$  离散曲线极小值点,对应极小值点处的样本点  $x_i$  到原点的欧氏距离即为要找的距离分类阈值  $d$ ;

(6) 利用找到的距离分类阈值  $d$ , 设定条件:

$$\text{Dist}(C_i(t), C_j(t+1)) = \sqrt{[d_x(C_i(t), C_j(t+1))]^2 + [d_y(C_i(t), C_j(t+1))]^2} > d. \quad (17)$$

对于满足条件的距离空间中点  $(d_x(C_i(t), C_j(t+1)), d_y(C_i(t), C_j(t+1)))$  所对应的两帧中的星点  $C_i(t)$  和  $C_j(t+1)$ , 认为是非恒星点,即候选目标点。

### 3.4 轨迹关联及虚假目标去除

通过两帧图像迭代距离分类后恒星已经被剔除,只剩下目标和噪声点,噪声点分布无规律,而目标点由于速度趋于稳定,在帧间有连续性,分布在相对固定位置,仅有小范围波动。通过多帧轨迹处理可以分离目标及噪声,以及区分各个弱小运动目标。

轨迹起始点的确定是多目标轨迹处理中首要问题,主要利用了 3 帧相邻图像中目标运动速度及角度的双约束规则建立目标轨迹,约束规则为:

(1) 目标在 3 帧内的运动速度小于最大加速度  $\alpha_{\max}$ , 可表达为:

$$\begin{aligned} & |Dist(C_i(t), C_j(t+1)) - Dist(C_j(t+1), \\ & C_k(t+2))| \leq a_{\max}, \end{aligned} \quad (18)$$

(2) 为了减少形成虚假轨迹的可能性, 还需要使用角度限制规则, 令  $\varphi$  为矢量  $(C_i(t), C_j(t+1))$  和  $(C_j(t+1), C_k(t+2))$  之间的夹角, 即:

$$\begin{aligned} \varphi = \arccos & \\ \left[ \frac{(C_k(t+2) - C_j(t+1))(C_j(t+1) - C_i(t))}{|C_k(t+2) - C_j(t+1)| |C_j(t+1) - C_i(t)|} \right], \end{aligned} \quad (19)$$

则角度限制规则可简单的表达为  $\varphi < \varphi_0$ , 式中  $0 < \varphi_0 \leq \pi$ .

建立了目标初始轨迹, 在后继序列中把新的目标与多个复杂目标轨迹关联。使用最近邻域标准滤波器(Nearest Neighbor Standard Filter), 首先设置相关域(即预测区域), 若落入相关域内的候选目标只有一个, 则该候选目标可被用于轨迹更新; 若有一个以上候选目标落入被跟踪目标的相关域之内, 取统计距离最小的候选目标用于目标轨迹的更新。

为了提高目标检测率、降低虚警率, 对得到的所有目标轨迹进行后处理, 包括剔除虚假轨迹和合并相似轨迹。算法步骤如下:

(1) 验证轨迹中目标间轨迹的倾斜角方向的一致性; 假设目标轨迹  $T_i$  中包含  $n$  个目标点, 质心坐标分别为  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , 相邻目标点之间连线的倾斜角为:

$$\beta_{i,i+1} = \arctan \frac{|y_{i+1} - y_i|}{|x_{i+1} - x_i|}, i=1, 2, \dots, n, \quad (20)$$

由于目标轨迹是平滑、单调的, 轨迹中所有  $\beta_{i,i+1}$  符号应该一致, 若出现符号相反情况, 则该轨迹为虚假轨迹, 可以删除该轨迹;

(2) 验证两条目标轨迹的夹角相似程度; 依据公式计算两轨迹平均运动矢量的夹角, 相似轨迹的运动方向基本一致, 若计算两轨迹夹角很小, 认为轨迹相似转入步骤(3), 否则比较其他目标轨迹;

(3) 验证两条目标轨迹的运动速度相近性; 对于包含  $n$  个目标点的目标轨迹  $T_i$ , 它的平均运动矢量

$$(\bar{X}_i, \bar{Y}_i) = \left[ \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^{n-1} x_{t+1} - x_t, \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^{n-1} y_{t+1} - y_t \right],$$

则平均运动速度  $\bar{v} = \sqrt{\bar{X}^2 + \bar{Y}^2}$ , 设定两目标轨迹平均运动速度相差的比例, 合并比例在接受范围内的两条轨迹。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 实验数据及评价指标

为了检验目标检测方法的有效性, 利用地基拍摄图像数据进行实验。软件实验平台为 matlab 2009, 硬件配置为 Intel 双核 2.4G CPU, 1G 内存。共使用了 3 组序列实验数据, 这 3 组序列主要是依据恒星数量、目标与背景的运动方式、背景复杂度选定的, 前两个序列图像分辨率为  $512 \times 512$ , 灰度等级为 8 bit, 第三个序列图像分辨率为  $1024 \times 1024$ , 灰度等级为 16 bit, 下面说明 3 组序列的数据特性:

(1) 第一组序列 70 帧, 图像特性为背景运动, 目标静止, 恒星数少, 共 3 个目标, 背景由上而下运动;

(2) 第二组序列共 100 帧, 图像特性为背景静止, 目标运动, 恒星数较多, 共 5 个目标, 5 个目标运动方向及运动速度各不相同;

(3) 第三组序列共 96 帧, 图像特性为背景运动, 目标运动, 恒星数巨大, 共 2 个目标, 2 个目标由下而上运动。

为了评价实验结果, 分析空间弱小目标检测算法性能, 结合常用的运动目标检测指标与空间光学图像特性, 文中采用以下两类指标:

(1) 目标信号的强弱会影响目标检测效果, 使用目标局部 SNR<sup>[14]</sup> 度量信号的强弱:

$$SNR = |\mu_T - \mu_B| / \sigma_B, \quad (21)$$

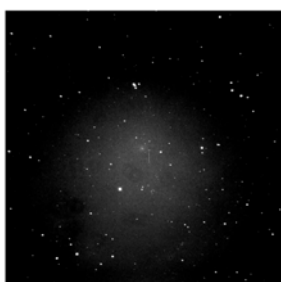
其中  $\mu_T$  为目标灰度均值,  $\mu_B$  目标周围局部灰度均值,  $\sigma_B$  目标周围局部灰度标准差, 低信噪比目标一般是指信噪比低于 3 的目标。

(2) 目标检测最重要的评价指标是检测率及虚警率<sup>[15]</sup>, 结合空间序列图像检测特性, 定义 3 个指标衡量检测性能: 单目标序列检测率  $P_{D,i}$ 、序列检测率  $P_D$  和序列虚警率  $P_F$ 。用  $k_i$  表示目标  $i$  在被检测到的次数,  $T_i$  表示目标  $i$  实际存在的帧数,  $b$  表示序列中虚假目标个数, 则:

$$P_{D,i} = \frac{k_i}{T_i}, P_D = \frac{\sum_i k_i}{\sum_i T_i}, P_F = \frac{b}{\sum_i T_i + b}. \quad (22)$$

### 4.2 实验结果及算法性能分析

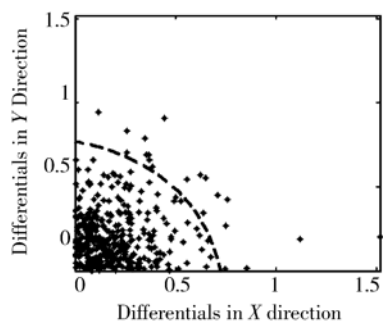
图 3 为空间弱小目标检测的结果, (a) 为序列 1 第 18 帧原始图像, (b) 为 (a) 的星点距离分布



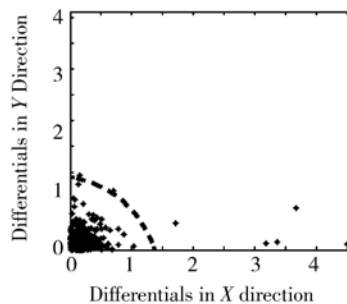
(a) 序列 1 第 18 帧图像  
(a)Image 18 in sequence 1



(e) 序列 2 第 46 帧图像  
(e)Image 46 in sequence 2



(b) 序列 1 第 18 帧星点距离分布及分类线位置  
(b) Star distance distribution and classification location of image 18 in sequence 1



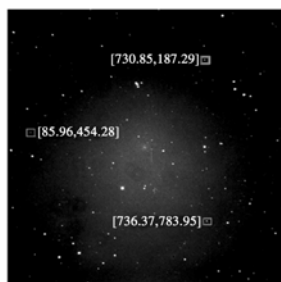
(f) 序列 2 第 46 帧星点距离分布及分类线位置  
(f) Star distance distribution and classification location of image 46 in sequence 2



(c) 序列 1 第 18 帧迭代分类后的剩余星点分布  
(c) Star distribution after iterative classification of image 18 in sequence 1



(g) 序列 2 第 46 帧迭代分类后的剩余星点分布  
(g) Star distribution after iterative classification of image 46 in sequence 2



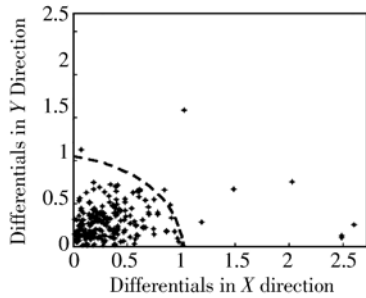
(d) 序列 1 第 18 帧图像目标检测结果  
(d) Detection result of image 18 in sequence 1



(h) 序列 2 第 46 帧图像目标检测结果  
(h) Detection result of image 46 in sequence 2



(i) 序列 3 第 29 帧图像  
(i) Image 29 in sequence 3



(j) 序列 3 第 29 帧星点距离分布及分类线位置  
(j) Star distance distribution and classification location of image 29 in sequence 3



(k) 序列 3 第 29 帧迭代分类后的剩余星点分布  
(k) Star distribution after iterative classification of image 29 in sequence 3



(l) 序列 3 第 29 帧图像目标检测结果  
(l) Detection result of image 29 in sequence 3

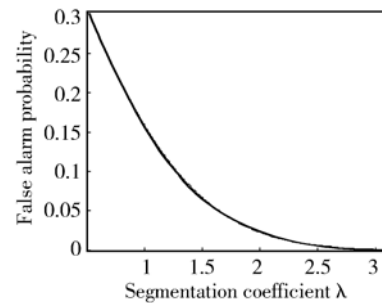
图 3 空间弱小目标检测算法实验结果

Fig. 3 Experimental results of space small target detection algorithm

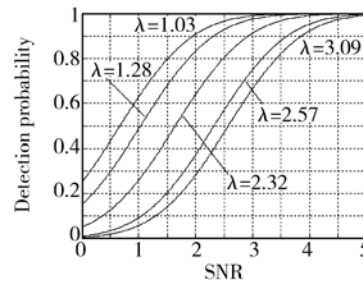
及分类线位置示意、(c)是对(a)进行迭代最优化距离分类后的剩余星点分布,可以看出已经过滤了大部分的恒星点,(d)为(a)的最终检测结果,用方框及  $x, y$  方向的坐标定位了目标在图像中的位置。(e)~(h)为序列 2 第 46 帧的实验结果,(i)~(l)为序列 3 第 29 帧的实验结果,从实验结果可以看出,本文算法能有效的检测出弱小目标。下面对算法性能进行定量的分析。

#### 4.2.1 CFAR 方法确定的单帧分割系数 $\lambda$ 对单帧检测的影响分析

由公式(3)和(4)可以得到虚警率与单帧分割系数  $\lambda$  之间的关系<sup>[16]</sup>如图 4(a)所示,从图中可以看出随着分割系数的增大,过滤掉的星点会增多,相应的虚警率会随之降低;由公式(2)可以给出检测率、信噪比(SNR)与单帧二值分割系数  $\lambda$  之间的关系如图 4(b)所示,可见,分割系数  $\lambda$  越小,低信噪比目标的检测率就越高,当  $\lambda=3.09$  时,若要检测率达到 90%,需要目标的  $SNR > 3.8$ ,当  $\lambda=1.03$  时,若要检测率达到 90%,需要目标的  $SNR > 1.9$ ;分割系数是由虚警率决定的,过小的分割



(a) 虚警率与分割系数的关系  
(a) Relationship of  $p_{fa}$  and  $\lambda$



(b) 检测率与 SNR 及分割系数的关系  
(b) Relationship of  $p_d$ , SNR and  $\lambda$

图 4 CFAR 确定分割系数及检测性能分析

Fig. 4 Analysis of CFAR segmentation coefficient and detection performance

系数会导致虚警率上升,但由于有后继的迭代距离分类及轨迹关联,可以选取较小的单帧二值分割系数  $\lambda$ ,确保低信噪比目标能够被分割出来。

#### 4.2.2 迭代最优化距离分类及轨迹关联有效性分析

表 1 列出了 3 组虚假目标轨迹剔除统计数据,可见轨迹数量与图像中恒星数有密切关系,序列 3 的图像分辨率高于其他两组序列,且星点分布比较密集,导致起始轨迹数多于另两组序列。距离分类之前,对任意相邻两帧中的匹配星点都做一条起始轨迹,数量巨大;表 1 的起始轨迹数是距离分类后的,数量已经大大减少;经过轨迹关联后目标轨迹数量进一步减少,在轨迹合并、删除处理之后,即得到了真实目标轨迹。这说明在迭代最优化距离分类、轨迹关联、轨迹删除与合并各个阶段能够有效的过滤虚假目标,逐层检测出真实目标。

表 1 虚假目标轨迹剔除分析

Tab. 1 Analysis of false target trajectory removed

实验序列	平均恒星数	起始轨迹数	轨迹关联后	轨迹合并及删除后
序列 1(70 帧)	286	318	11	3
序列 2(100 帧)	495	584	19	5
序列 3(96 帧)	3 852	1 656	32	2

#### 4.2.3 序列检测的统计性能分析

对单帧分割后的星点进行基于迭代最优化距离分类提取目标及轨迹关联,会过滤大部分虚假目标星点,降低虚警率,下面对序列检测的性能做进一步分析。

由于第 2 组实验数据中目标的平均 SNR 在 1.5~8.5 之间,SNR 由低到高分布,因此对第 2 组实验数据按本算法进行处理,表 2 所示为利用公式对检测结果进行统计得到的数据。由表可见,当使用的单帧虚警率为 0.15,即单帧分割系数  $\lambda=1.03$  时,平均 SNR 在 2 左右的目标单目标序列检测率  $>0.9$ ,平均 SNR  $>3$  的目标单目标序列检测率大于 0.95,序列检测率为 0.96,序列虚警率为 0.044;当使用的单虚警率为 0.1,即单帧分割系数  $\lambda=1.28$  时,目标 2 的平均 SNR 为 1.81,单目标序列检测率小于 0.9,且序列检测率为 0.929,序列虚警率为 0.024。这说明经过文中

算法的处理,能可靠的实现低信噪比弱小目标检测,且序列处理会降低由于采用低分割系数造成的高虚警率。

表 2 序列检测率、虚警率与分割系数关系

Tab. 2 Relationship of sequence detection probability, false alarm probability and segmentation coefficient

目标	平均 SNR	最小 SNR	单帧虚警率 0.15			单帧虚警率 0.10		
			单目标序列检测率	序列检测率	序列虚警率	单目标序列检测率	序列检测率	序列虚警率
目标 1	2.24	0.94	0.944			0.908		
目标 2	1.81	1.51	0.923			0.872		
目标 3	5.88	3.88	0.976	0.960	0.044	0.966	0.929	0.024
目标 4	3.01	2.71	0.968			0.926		
目标 5	8.22	7.05	0.990			0.976		

#### 4.2.4 与其他方法检测性能对比

为了验证算法在检测性能方面的优越性,使用其他方法对第 2 组序列实验数据进行了处理。由于空间目标速度、方向未知,因此选用了文献 [17] 中提到的 Hough 变换检测目标轨迹的方法应用于空间弱小目标检测,该方法先把弱小目标信号映射到参数空间,再通过 Hough 变换检测出目标轨迹从而得到真实弱小目标。图 5 中画出了本算法单帧虚警率取 0.15 和 0.10 时与 Hough

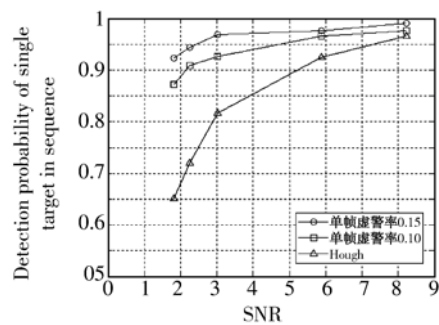


图 5 与其他方法检测性能对比

Fig. 5 Contrast with other detection methods

变换方法对第 2 组序列的 5 个目标的检测结果对比情况,图中的 SNR 表示 5 个目标的平均 SNR,检测率为单目标序列检测率。从图中可看出,在检测信噪比较高时,两种方法差别不大,但在低信噪比情况下,本算法单帧虚警率取 0.15 和 0.10 时检测率都高于 Hough 变换方法,这是因为提高单帧的虚警率,可以保留 SNR 很低的弱小目标,而且由于后继的迭代最优化距离分类及轨迹关联操作,同时不会提高最终检测的虚警率。

通过实验以及对结果的定性和定量分析,表明本文算法能有效的检测低信噪比弱小目标,CFAR 方法能有效分割出信噪比小于 2 的弱小目标;距离分类及轨迹关联能有效过滤虚假目标,保留真实目标;且在单帧虚警率 0.15 的情况下可以保证对低信噪比目标的序列检测率达到 95% 以上,迭代最优化距离分类及轨迹关联算法可以降低由于采用低分割系数造成的高虚警率。

#### 参考文献:

- [1] ZHANG T X, MENG L, ZUO Z R. Moving dim point target detection with three-dimensional wide-to-exact search directional filtering [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(2): 246-253.
- [2] ABRAHAM D A. Detection-threshold approximation for non-Gaussian backgrounds [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2010, 35(2): 355-365.
- [3] RELJIN N, MCDANIEL S, POKRAJAC D. Small moving targets detection using outlier detection algorithms[J]. *SPIE*, 2010, 7698: 401-411.
- [4] 朱娟娟, 郭宝龙. 复杂场景中基于变块差分的运动目标检测[J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(1): 183-191.  
ZHU J J, GUO B L. Moving object detection based on variant block difference in complex scenes[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(1): 183-191. (in Chinese)
- [5] DAVEY S J, RUTTEN M G, CHEUNG B. A comparison of detection performance for several Track-before-detect algorithms[C]. *11th International Conference on Information Fusion*, 2008, 1-8.

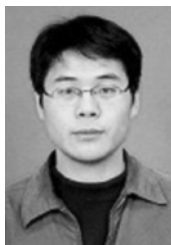
## 6 结 论

在分析空间可见光序列图像弱小目标信号模型的基础上,针对低信噪比条件下的目标,提出了一种基于迭代最优化距离分类与轨迹关联的弱小目标检测新方法。该方法首先使用 CFAR 方法确定分割系数对单帧图像分割,然后基于恒星结构稳定特性构建特征空间及分类准则函数,使用迭代最优化分类实现候选目标的提取,并建立目标轨迹实现弱小目标的检测。实验结果表明,该方法能够有效地实现多个运动速度、方向各不相同的低信噪比弱小目标的检测,并保持较低的序列虚警率。在低信噪比条件下( $SNR \leq 3$ ),序列检测率达到 96.02% 以上,序列虚警率低于 4.4%。结果表明该方法可显著提高目标检测率,并有效抑制虚警。

- [6] 曹琦, 王德江, 张齐. 红外点目标检测中的能量累积[J]. *光学 精密工程*, 2010, 18(3): 741-747.  
CAO Q, WANG D J, ZHANG Q. Energy accumulation in infrared point target detection[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 741-747. (in Chinese)
- [7] PORIKLI F. Needle picking: a sampling based track-before-detection method for small targets[J]. *SPIE*, 2010, 7698: 301-312.
- [8] 罗寰, 王芳, 陈中起. 基于对称差分 and 光流估计的红外弱小目标检测[J]. *光学学报*, 2010, 30(6): 1715-1720.  
LUO H, WANG F, CHEN ZH. Q. Infrared target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(6): 1715-1720. (in Chinese)
- [9] WANG Z L, QUAN W. An all-sky autonomous star map identification algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 19(3): 10-14.
- [10] CLEMONS T M, CHANG K C. Bias correction using background stars for space-based IR tracking [C]. *The 12th International Conference on Information Fusion*, 2009: 2028-2035.
- [11] ANITORI L, SRINIVASAN R, RANGASWAM Y M. Envelope-law and geometric-mean STAP de-

- tection[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 184-192.
- [12] HANSEN H G, ELYASHAR C. Adaptive threshold adjustment and control [J]. *SPIE*, 1989, 1096:44-54.
- [13] ZHU Y, HU W J, ZHOU J. A new starry images matching method in dim and small space target detection[C]. *The 5th International Conference on Image and Graphics*, 2010:447-450.
- [14] GANDHI T, YANG M T, KASTURI R. Performance characterization of the dynamic programming obstacle detection algorithm [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2006, 15(5): 1202-1204.
- [15] GROSSI E, LOPS M. Sequential detection of markov targets with trajectory estimation [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(9): 4144-4154.
- [16] CHANG C I. Multiparameter receiver operating characteristic analysis for signal detection and classification[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2010, 10(3): 423-442.
- [17] LIU H M, HE Z S, ZENG J K. An improved radar detection algorithm based on hough transform [J]. *International Journal of Sensing and Imaging*, 2008, 9(1): 1-7.

#### 作者简介:



姚 睿(1982—),男,河南南阳人,博士研究生,2009年于西北工业大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉、目标检测与跟踪方面的研究。E-mail: yaorui@mail.nwpu.edu.cn



杨 涛(1979—),男,陕西咸阳人,副教授,2003年、2008年于西北工业大学分别获得硕士学位博士学位,现为西北工业大学计算机学院副教授,主要从事计算机视觉与模式识别、视频监控方面的研究工作。E-mail: yangtaonwpu@163.com



张艳宁(1967—),女,陕西人,教授,博士生导师,1996年于西北工业大学获得博士学位,现为西北工业大学计算机学院教授,主要从事计算机视觉、数字图像处理方面的研究。E-mail: ynzhang@nwpu.edu.cn



段 锋(1977—),男,陕西西安人,博士研究生,2003年于西北工业大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉、图像处理方面的研究工作。E-mail: duanfeng@mail.nwpu.edu.cn