

# 深空可见光图像中弱小运动目标实时检测

柳庆武<sup>1,2</sup>, 胡晓惠<sup>1</sup>, 袁 麟<sup>1</sup>

(1. 中国科学院软件研究所综合信息系统技术国家级重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100190)

**摘 要:** 针对深空可见光图像背景特征与目标特性, 提出了迭代质心的方法自适应地搜索恒星灰度质心作为特征点并构造基于恒星空间分布的特征模型, 实现亚像素级精度的图像序列配准, 通过 8-邻域联通聚类分析的路径判别法, 解决了弱小运动目标实时检测。

**关键词:** 深空可见光图像; 弱小运动目标; 实时检测; 迭代质心

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 07-1614-04

## Real Time Detection for Dim Moving Target in Visible Optical Image of Deep Outer Space

LIU Qing-wu<sup>1,2</sup>, HU Xiao-hui<sup>1</sup>, YUAN Lin<sup>1</sup>

(1. National Key Laboratory of Integrated Information System Technology, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190)

**Abstract:** Through the analysis of characteristics about background and target in visible optical image of deep outer space, the matching of image sequence at sub-pixel is realized by the method of iterative computing which is proposed to adaptive searching the pixel-mass center of fixed star and the model of characteristics which is constructed on spatial distribution. Based on image sequence matching and dividing, the arithmetic of real-time detection for dim moving target is designed by the clustering on 8-neighbour-pixel.

**Key words:** visible optical image of deep outer space; dim moving target; real time detection; iterative computing of pixel-mass center

### 1 引言

图像中弱小目标检测技术在预警、制导、跟踪、搜索等领域有着广泛的应用。国际上以 SPIE 为代表每年举行一次“小目标信号与数据处理 (Signal and Data Processing of Small Targets)”会议, 交流弱小目标检测的前沿技术。弱小目标检测方法可分为两类: 光流法和特征法。以图像中速度场及目标像深等信息作为检测依据的光流法, 因算法计算复杂耗时而难以实现实时检测。基于特征的方法利用图像特征及位置的变化信息作为目标检测的依据, 具有较好的实时性和实用性。根据特征模型不同, 国内外学者先后提出了动态规划法<sup>[1]</sup>、序贯假设检测法<sup>[2]</sup>、最优投影法<sup>[3]</sup>、HOUGH 变换法<sup>[4]</sup>、神经网络<sup>[5]</sup>、分形<sup>[6]</sup>、形态学滤波<sup>[7]</sup>等方法, 广泛应用于红外图像的目标检测。在刚刚兴起的深空探测领域<sup>[8]</sup>, 复杂且存在诸多尚未探明影响因子的深空环境使得可见光图像的背景复杂且连续变化、图像信噪比很低。深空中的目标高速运动、成像距离太远使得目标图像弱小、序列图像中连续数据个体少, 上

述各方法不能有效地检测出弱小目标。基于光流场的自适应背景逼近更新方法<sup>[9]</sup>解决了地面图像中背景变化的目标检测问题, 但难以满足深空成像系统平台的实时性要求, 因此需要探讨一种能实时地检测出深空可见光图像中弱小目标的方法。本文在分析深空可见光图像特征及目标特性的基础上, 基于特征法原理, 通过迭代质心的方法自适应搜索恒星灰度质心, 构建基于恒星空间分布的匹配特征模型进行图像序列配准, 并采用 8-邻域联通聚类实现弱小目标的实时检测。

### 2 图像特性分析

(1) 图像组成复杂。深空成像系统和目标星体都处在距离地球表面几十至几百千米外的地球外层空间。在此空间里有着数量巨大的未知星体 (恒星、行星、人造卫星等), 其形状各异、大小不一, 共同构成了复杂的星空背景。成像系统在对目标进行成像时, 位于视场角范围内的星空背景与目标星体共同组成了复杂的图像。

(2) 背景动态变化. 当目标进入成像视场后, 为了对目标连续成像并尽可能多地获取目标图像, 成像系统常常要调整姿态以跟踪目标, 带动成像视场呈运动状态, 导致视场内背景图像不断变化.

(3) 目标弱小. 由于目标星体在未知轨道上高速行驶, 其成像过程与成像效果受到时间与空间因素的制约. 为了增加目标成像的可能并连续成像, 成像系统与目标相距很远, 使得目标张角远小于成像系统视场角, 目标在成像平面内仅表现为几个甚至一个像素, 没有形状特征与纹理信息.

(4) 信噪比低. 除来源于成像系统的噪声外, 深空中还存在大量的高能粒子、电磁干扰、大气散射以及尚未明确的空间背景噪声源. 目标的灰度信息受到噪声的污染, 致使目标可能淹没在噪声背景中, 图像信噪比很低.

为此, 将一幅包含弱小目标的深空可见光图像看成是由目标像素、背景像素和噪声的线性叠加. 图像灰度值模型  $f(x, y)$  可描述为:  $f(x, y) = f_b(x, y) + f_t(x, y) + n(x, y)$ . 其中  $(x, y)$  为图像平面上像素点坐标;  $f(x, y)$  为图像灰度值;  $f_b(x, y)$  为背景图像灰度值;  $f_t(x, y)$  为目标图像灰度值;  $n(x, y)$  为噪声图像灰度值. 背景图像  $f_b(x, y)$  是大面积平缓变化场景, 像素之间具有强相关性, 是图像序列中近似固定不变的部分. 小目标  $f_t(x, y)$  比背景图像亮度高, 是图像中的孤立亮点, 与背景不相关, 并且运动速度快于背景图像, 是图像序列中变化的部分. 噪声图像  $n(x, y)$  是各类噪声的总和, 与背景图像不相关, 在空间上的分布具有随机性, 所以  $n(x, y)$  的空间分布没有相关性.

### 3 图像预处理

为了减小噪声对目标检测效率和结果的影响, 先对深空可见光图像进行降噪处理, 以除去成像系统噪声和空间背景噪声.

(1) 成像系统噪声处理. 成像系统噪声来源于成像设备与传输通道, 既有高斯噪声, 也有脉冲噪声, 表现为高频亮点. 其空间分布具有随机性, 且与目标信号、背景和帧间分布没有相关性. 采用中值滤波法<sup>[10]</sup>对以当前像素点  $(x, y)$  为中心  $3 \times 3$  的邻域内的所有像素求均值, 以均值为当前像素点的新像素值  $\hat{f}(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(x+i, y+j)$  除去成像系统噪声.

(2) 空间背景噪声处理. 空间背景噪声来源于电磁干扰与大气散射等, 在深空可见光图像中表现与目标特性极为相似. 为此, 采用维纳滤波器除去背景噪声.

$$\hat{f}(x, y) = m_f + (f(x, y) - m_f) \frac{\max(0, \frac{2}{f} - \frac{2}{n})}{f}$$

设原图像为  $f(x, y)$ , 采用  $3 \times 3$  掩模, 分别以各个

像素点为中心求该点  $3 \times 3$  邻域中像素点的灰度均值作为该像素点的灰度值, 生成均值图像  $m_f$ . 然后对  $3 \times 3$  邻域的灰度求方差, 生成方差值图像  $\frac{2}{f}$ , 得到局部方差. 把局部方差图像的平均值作为噪声方差  $\frac{2}{n}$ . 若  $\frac{2}{f} > \frac{2}{n}$  (局部方差大于噪声方差), 有两种可能, 一是背景波动较大, 二是目标点在此位置出现. 此时, 加上后面的修正值以消除背景噪声; 若  $\frac{2}{f} \leq \frac{2}{n}$ , 此处背景平缓且无目标出现, 以局部均值估计此像素点. 经过中值滤波和维纳滤波得到除去噪声、包含目标点的图像估计, 实验结果如图 1 所示.

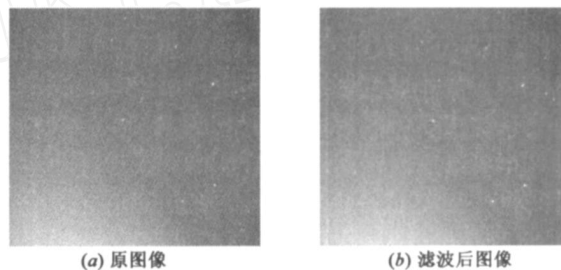


图1 图像预处理结果

## 4 目标检测

### 4.1 图像序列配准

针对深空可见光图像序列中图像个体的背景图像各不相同的特点, 采用基于特征的配准方法以减弱和消除图像间形变与像移的影响. 选择图像中恒星的空间分布作为匹配特征, 用迭代质心的方法自适应地搜索恒星灰度质心(图 2)进行图像序列配准.

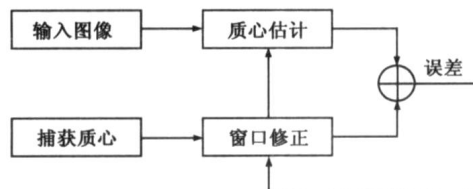


图2 迭代质心计算流程

质心估计采用灰度加权:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i p(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^n p(x_i, y_i)} \\ \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i p(x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^n p(x_i, y_i)} \end{cases}$$

其中:  $\bar{x}, \bar{y}$  为质心坐标;  $n$  为图像占据的像素个数, 且  $n \geq 2$ ;  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个像素的坐标;  $p(x_i, y_i)$  为第  $i$  个像素的灰度值.

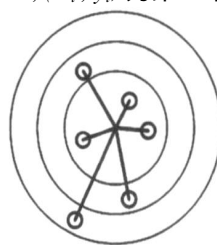


图3 恒星匹配特征模型

利用恒星之间的数量分布、半径分布和角度分布的空间关系构造匹配特征. 依据图 3 构造三个特征向量. 数量分布向量、半径分布向量、角度分布向量. 数量分布向量:  $n = (n_1, n_2, n_3, \dots, n_i)$

为第  $i$  个环内包含的恒星数目;半径分布向量:  $r = (r_{i1}, r_{i2}, r_{i3}, \dots)$ ,  $r_{ij}$  为第  $i$  个圆环内第  $j$  个恒星到中心点的距离;角度分布向量:  $\theta = (\theta_{i1}, \theta_{i2}, \theta_{i3}, \dots)$ ,  $\theta_{ij}$  为第  $i$  个圆环内第  $j$  个恒星于第  $j+1$  个恒星的夹角. 所得匹配特征模型具有平移、旋转不变性.

算法步骤: (1) 对参考图提取质心图, 求出质心坐标, 找出距离质心坐标最邻近的质心, 以此为中心建立数量分布、半径分布和角度分布的特征向量; (2) 对待配准帧提取质心图, 求出质心坐标, 将图中全部质心按距离质心坐标的距离升序排序, 得一质心排序数组; (3) 从质心排序数组中取第  $i$  个质心坐标, 以此为中心建立其数量分布、半径分布和角度分布特征向量; 将数量分布向量、半径分布向量、角度分布向量与参考图中相应的特征向量比较, 若相似度小于阈值, 记录最大相似度, 转入质心升序数组中第  $i+1$  个质心; (4) 若  $i < n$ , 则第  $i$  个质心为匹配点; 否则, 相似度最大点为匹配点. 根据二者的坐标计算平移参数, 根据半径分布向量确定相邻的  $m$  对匹配点, 分别计算旋转角度, 求平均值作为旋转参数; (5) 根据平移和旋转参数对待配准图像进行变换.

#### 4.2 目标分割

图像序列经过配准后, 通过帧间差分除去背景中的大部分恒星, 然后进行目标分割, 得到黑背景和包含目标在内的准目标的二值图像. 对于图像序列  $f(x, y, k)$ , 定义目标分割阈值:  $T(k) = \text{Mid}(k) + \sigma^2(k)$ . 其中,  $\text{Mid}(k)$  为图像序列中第  $k$  帧的均值,  $\sigma^2(k)$  为第  $k$  帧的方差,  $\alpha$  为自适应阈值加权系数.

#### 4.3 目标检测

对分割后的图像中符合 8 邻域联通关系的像素进行聚类, 求取聚类中心  $Z_k(n)$ ,  $n = 1, 2, \dots, N(k)$ , 其中  $N(k)$  表示第  $k$  帧图像潜在目标聚类后的类别总数, 用聚类中心代表准目标, 得第  $k$  帧图像的准目标聚类集合  $Z_C(k) = \{z_k(1), z_k(2), \dots, z_k(N(k))\}$ , 其中  $z_k(n)$  表示  $Z_C(k)$  中第  $k$  帧图像的第  $n$  个目标聚类中心.

对第  $k$  帧图像准目标聚类集合  $Z_C(k)$ , 根据图像序

列中目标存在与否, 假设: (1)  $H1$ : 图像序列中存在目标, 且  $z_k(n)$  为目标真实轨迹; (2)  $H0$ :  $Z_C^k$  中不存在目标. 由于  $Z_C^k$  集合表示的是图像序列中潜在目标的聚类中心, 无法直接构造检测统计量, 为此构造目标出现累计次数:

$$U_k(n) = \begin{cases} 1, & \text{第 } k \text{ 帧图像中出现了第 } n \text{ 个目标} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

判断不同时刻的目标是否对应于视场内的同一目标, 可采用目标聚类中心的距离函数  $e_{u,v} = \|Z_u(m) - Z_v(n)\|$  进行判断. 设最大允许距离为  $D$ , 如果  $e_{u,v} < D$ , 则表示第  $u$  帧图像中的目标  $m$  与第  $v$  帧图像中的  $n$  对应于同一目标, 其相应累计次数  $U_u(m)$  与  $U_v(n)$  的值为 1.

对图像序列中的每个潜在目标, 可构造其路径统计量  $L_k(n) = \sum_{i=1}^k U_i(n)$ . 基于路径统计量的第  $n$  个潜在目标的判决准则为:

$$L_k(n) = \sum_{i=1}^k U_i(n) \begin{cases} > M, & \text{第 } n \text{ 个潜在目标是真实目标} \\ < N, & \text{第 } n \text{ 个潜在目标不是真实目标} \\ [N, M], & \text{进入第 } k+1 \text{ 阶段} \end{cases}$$

式中  $M$  为判定目标存在的下限值,  $N$  为判定目标不存在上限值. 在对第  $k$  帧图像完成检测后, 对潜在目标集  $Z_C^k = \{Z_C(1), Z_C(2), \dots, Z_C(K)\}$  中各个潜在目标进行判决. 如果目标路径统计量  $L_k(n) > M$ , ( $0 < M < k$ ), 则该目标为真实目标; 如果  $L_k(n) < N$ , ( $0 < N < M < k$ ), 则该目标为假目标; 否则认为该目标的信息不充分, 需进一步的判断. 到第  $K$  帧时的判决准则为:

$$L_k(n) = \sum_{i=1}^K U_i(n) \begin{cases} > M, & \text{第 } n \text{ 个潜在目标是真实目标} \\ < M, & \text{第 } n \text{ 个潜在目标不是真实目标} \end{cases}$$

#### 4.4 实验结果

图像经过预处理和配准后, 通过帧间差分除去背景, 进行目标分割, 再采用上述目标检测算法对目标进行检测, 实验结果如图 4 所示 (图中用方框包围的白点即为目标), 到第 5 幅图 (第 1 幅图因成像距离太远目标模糊未列出) 时目标被检测到.

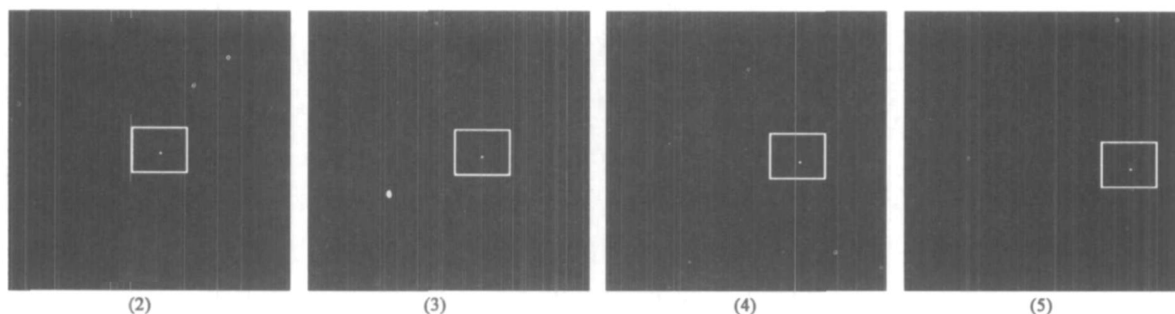


图4 目标检测实验过程与结果

## 5 算法计算量分析

实验采用一组大小为  $512 \times 512$  像素的序列图像进行处理。对于每帧图像,各处理过程算法计算量为:(1)图像预处理。采用中值滤波,每帧图像处理共需指令数 1.5MI;(2)图像序列配准。迭代质心计算所需指令数为 0.4MI;图像变换所需指令数为 0.3MI;(3)目标分割。每帧图像需指令数 0.45MI;(4)目标检测。8 邻域聚类分析所需指令数约为 0.3MI,目标捕获所需指令数约 0.2MI。因此,从图像输入到输出检测结果,核心计算共需指令数约为 3.15MI。假设目标处理器的处理性能为 300MIPS,约 10ms 可完成目标检测的关键计算。

## 6 结论

针对深空可见光图像背景复杂且连续变化、信噪比低、目标弱小、序列个体少的特点,通过迭代质心法得到恒星质心作为特征点,以恒星的空间分布作为匹配特征,减弱图像间形变和像移的影响,实现了亚像素级(0.4 个像素)精度的图像序列配准。对分割后图像中符合 8 邻域联通关系的像素进行聚类分析,用聚类中心代替潜在目标,并构造基于潜在目标的路径统计量及判别准则,实时地检测出真实目标。

### 参考文献:

- [1] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets [J]. IEEE Trans on AES, 1985, 21 (1): 144 - 156.
- [2] Blstein S D, Huang T S. Detecting small moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39 (7): 1611 - 1629.
- [3] P L Chu. Optimal projection for multidimensional signal detection [J]. IEEE Trans on ASSP, 1988, 36 (5): 775 - 786.
- [4] Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and track with the Hough transform, part II: Detection statistics [J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, 1994, 30 (1): 109 - 115.
- [5] Shirvaikar, Trivedi. A neural network filter to detect small targets in high clutter backgrounds [J]. Neural Networks of IEEE, 1995, (6): 252 - 257.
- [6] Xue Donghui, Zhu Yaoting, et al. Small target detection based on generalized multi-scale fractal parameter [J]. Journal of China Institute of Communications, 1997, 18 (6): 70 - 75.
- [7] Jiannan Chi, Ping Fu. A detection method of infrared image small target based on order morphology transformation and image entropy difference [J]. IEEE Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005, (8): 5111 - 5116.
- [8] 张绪锦, 朱兆达, 等. 一种适用于双通道星载 SAR 的动目标检测技术 [J]. 电子学报, 2007, 35 (9): 1794 - 1798.  
Zhang Xurjin, Zhu Zhao-da. A moving target detection method for dual-aperture spaceborne SAR [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35 (9): 1794 - 1798. (in Chinese)
- [9] 魏志强, 纪筱鹏, 等. 基于自适应背景图像更新的运动目标检测方法 [J]. 电子学报, 2005, 33 (2): 2262 - 2265.  
Wei Zhi-qiang, Ji Xiao-peng. A moving object detection method based on self-adaptive updating of background [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33 (2): 2262 - 2265. (in Chinese)
- [10] 张旭明, 徐滨士, 董世运. 用于图像处理的自适应中值滤波 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17 (2): 295 - 299.  
Zhang Xuming, Xu Binshi, Dong Shiyun. Adaptive median filtering for image processing [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17 (2): 295 - 299. (in Chinese)

### 作者简介:



柳庆武 男, 1979 年 3 月生于湖北监利, 中国科学院软件研究所综合信息系统技术国家级重点实验室博士研究生, 研究方向为计算机应用技术、图像分析与应用处理。

E-mail: qingwu@ios.cn