

利用天文观测图像对空间碎片目标进行自动识别与追踪

杨育彬^{1,2} 林 琚²

(1 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室,南京市汉口路 22 号,210093)
(2 香港中文大学太空与地球信息科学研究所,香港新界沙田)

摘 要:提出了一种利用天文观测手段获取的 CCD 图像序列对空间碎片进行自动识别和追踪的方法。该方法采用计算机图像处理、图像识别与分析 and 计算机视觉等相关技术,自动识别出每幅 CCD 图像中的空间碎片以及背景恒星等空间目标,并定量计算其有关特征;然后根据空间碎片移动较快的特点,在 CCD 图像序列中结合基于 Snake 模型的主动轮廓追踪和特征相似性比较两种方法,对其中出现的空间碎片目标进行自动识别和追踪。实验结果显示,该方法能准确地对空间碎片目标进行自动识别和追踪。

关键词:空间碎片;主动轮廓;目标追踪;天文观测

中图法分类号:P237.3

空间碎片又称“太空垃圾”,是指人类空间活动的废弃物,大到废弃卫星和各类航天器的金属部件,小到固体发动机点火产生的残渣和粉末。空间碎片的撞击是造成航天器意外损坏甚至爆炸,从而导致整个航天工程失败的主要原因之一,严重威胁航天器(特别是载人航天器)的安全^[1]。目前,雷达和光学检测是进行空间碎片直接监测的主要手段。其中,利用天文光学探测手段获得太空观测的 CCD 图像序列,其研究投入小,适用面广,且易于实现具体的部署和应用。因此,利用计算机软件自动从 CCD 观测图像序列中识别和追踪空间碎片具有重要的研究价值和潜在的经济效益。

为更好地解决这一问题,本文提出了一种结合基于 Snake 模型的主动轮廓追踪和特征相似性比较的自动目标追踪方法,对空间碎片目标进行自动识别和追踪,并成功实现了一个空间碎片目标的自动识别和追踪软件。

1 系统框架设计

1.1 天文图像数据来源

本文中,空间碎片目标自动识别与追踪方法

所用的实验数据均为使用光学天文电子望远镜采集的不同空域的天文观测 CCD 图像序列,每一段图像序列中包含有 28~36 幅数目不等的记录某一空间碎片目标移动轨迹的图像,大小均为 512 像素×512 像素,每个图像序列中均有一个运动中的空间碎片目标。

1.2 系统框架

本文基于空间碎片目标的自动识别和跟踪算法,实现了一个紧紧围绕 CCD 图像中不同星体的运动和星等特性、实用的空间碎片自动识别和跟踪软件系统。图 1 给出了该系统的整体框架。

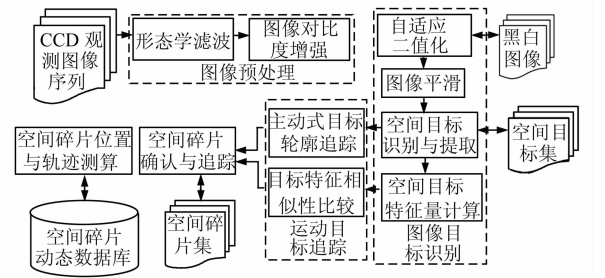


图 1 系统整体框架
Fig. 1 A System Framework

整个系统主要包括以下几个主要模块:

1) 单幅 CCD 图像中空间目标的自动识别模块。在进行空间目标识别时,除了要保证必须识别出空间碎片目标外,还要尽量多地从 CCD 观测图像上识别出白色背景的恒星,这样有助于更精确地确定空间碎片的位置,因为在二维 CCD 图像上,恒星的位置几乎是固定不变的。通过计算出空间碎片目标与各已知恒星之间的相对质心位置,就可以更加准确地确定空间碎片目标的具体天空坐标。

2) CCD 图像序列中空间移动目标的追踪模块。实现空间移动目标的准确追踪,其前提就是要在不同时刻的 CCD 观测图像上准确地找到同样的空间目标,然后通过计算该空间目标在不同图像上的相对位置,获取其移动轨迹和速度。由于同一个空间目标在不同 CCD 观测图像上基本具有相同的轮廓和特征参数,本文将研究一种基于 Snake 模型的主动轮廓追踪和特征相似性比较的空间移动目标追踪方法。

3) CCD 图像空间目标的特征精确测算模块。空间目标的种类和数量繁多,因此,必须在对其进行准确识别和追踪的基础上,从图像上计算获取各个空间目标的灰度质心、面积、长度、宽度和偏心率等特征,并进行数据保存和管理。空间碎片与人类航天器的撞击概率主要取决于空间碎片的特征量,即碎片的尺寸、质量、空间位置和运动速度的三维分布。因此,准确地进行空间目标的特征测算十分重要。

2 图像预处理

为提高 CCD 观测图像的质量,使其更适合于计算机的自动处理与识别,必须采用一系列图像预处理方法对由天文望远镜拍摄到的原始图像进行图像信号噪声消除和图像效果改善,以提高图像质量。

2.1 灰度拉伸

由于原始的 CCD 光学观测数据的实际观测值对应的灰度分布范围过于狭窄,无法在计算机上直接进行显示和处理,因此,必须对 CCD 图像进行灰度拉伸,使其实际观测值能够覆盖整个 $[0, 65\ 536]$ 灰度区间,并能得到很好的显示。

灰度拉伸函数的计算公式为:

$$s = T(r) = \frac{1}{1 + (m/r)^E} \quad (1)$$

其中, s 为灰度拉伸后的图像矩阵; r 为实际的 CCD 观测图像矩阵; m 为矩阵 r 中所有元素的中

值; E 为拉伸参数,代表函数曲线的陡峭程度,在本文中,取 $E=5.0$ 。

对于灰度值小于 m 的像素被变换至较暗的灰度区间,而灰度值大于 m 的像素则被变换至较亮的灰度区间^[2]。在实际的实现过程中,为防止原图像中可能出现灰度值为 0 的像素而导致溢出错误,同时又不影响灰度拉伸的效果,将式(1)变为:

$$s = \frac{1}{1 + (m/(r + \epsilon))^E} \quad (2)$$

其中, ϵ 为一接近于 0 的微小常数,本文中, $\epsilon=2^{-52}$ 。

2.2 形态学滤波

形态学滤波算法表现为一种邻域运算形式,首先定义一种被称为结构元素(structure element)的特殊邻域,邻域中的每个像素与 CCD 图像对应的区域进行特定的逻辑运算(膨胀、腐蚀以及开、闭运算)后输出相应的结果。形态学滤波运算的效果取决于结构元素的大小、形状以及逻辑运算的性质。由于 CCD 图像中大部分背景星体形状偏圆,因此在进行形态学滤波时,采用形态学开(open)算子,结构元素取为半径为 5 个像素的圆形邻域。先对图像进行腐蚀(erode)运算,然后再进行膨胀(dilate)运算,从而提取出图像的整体背景特征^[3,4]。

2.3 背景滤除

得到图像背景后,将原始图像的灰度值减去图像背景中对应像素点的灰度值,以消除背景的影响,得到质量更好的新图像。

2.4 对比度增强

通过图像对比度增强,使图像中像素的灰度范围均匀分布于 $[0, 65\ 536]$ 灰度区间,以便使用图像目标识别算法进行自动处理,得到较为理想的处理结果。图 2 分别给出了原始 CCD 观测图像经灰度拉伸、形态学滤波、背景去除和图像对比度增强后的图像处理效果实例图。

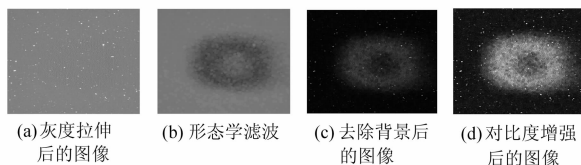


图 2 CCD 观测图像预处理效果实例

Fig. 2 Image Pre-processing Results

3 空间碎片目标识别

根据图像预处理得到的新图像,可以采用图像目标识别技术从 CCD 观测图像上自动识别出

尽可能多的空间目标,包括可能的空间碎片和背景恒星等。

3.1 自适应二值化

二值化方法是根据某种准则,设置一个灰度阈值,凡是灰度低于此阈值的像素灰度都变为 0 (黑色背景),其余的像素都变成 1 (白色目标)。经二值化以后,图像中的一些重要的空间目标被分离出来。本文采用一种自适应的二值化阈值选取算法,把预处理后效果得到改善的灰度图像变换为黑白二值图像。图像的阈值点为使“0”像素集合和“1”像素集合具有最大类间方差的像素值^[5]。

设一幅图像的灰度区间为 $[1, L]$,灰度值为 i 的像素数为 n_i ,可得总像素数为 $N = \sum_{i=1}^L n_i$,各灰度值对应的概率为 $p_i = n_i/N$ 。假设灰度值 k 将图像像素按其灰度值大小分成两组: $C_0 = \{1, \dots, k\}$ 和 $C_1 = \{k+1, \dots, L\}$,则各组产生的概率如下:

$$\begin{cases} \omega_0 = \sum_{i=1}^k p_i, \mu_0 = \sum_{i=1}^k \frac{i \cdot p_i}{\omega_0} \\ \omega_1 = \sum_{i=k+1}^L p_i, \mu_1 = \sum_{i=k+1}^L \frac{i \cdot p_i}{\omega_1} \end{cases} \quad (3)$$

其中, ω_0, ω_1 和 μ_0, μ_1 分别表示 C_0, C_1 两组像素的概率分布及其平均值。令整幅图像的像素概率分布平均值为 $\mu = \sum_{i=1}^L i \cdot p_i$,则类间方差 $\sigma^2(k)$ 定义如下:

$$\sigma^2(k) = \omega_0 \cdot \sigma_0^2(k) + \omega_1 \cdot \sigma_1^2(k) = \omega_0 \cdot (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 \cdot (\mu_1 - \mu)^2 \quad (4)$$

从 $[1, L]$ 之间不断选取并尝试不同的阈值 k ,使达到最大值的 k 即为所最终选定的二值化阈值。

3.2 中值滤波

二值化后生成的黑白图像中还保留了大量无用的图像噪声,为了有效去除图像中的噪声干扰,采用 3×3 窗口的中值滤波算法对二值化图像进行再处理,既能去除噪声干扰,又能较好地保留必要的目标边缘信息,从而得到用于提取空间目标的黑白图像。

3.3 目标识别与提取

根据空间目标与图像背景的差别,使用图像分割技术自动从黑白图像上识别,提取所有可能的空间目标,并予以标识,生成图像的空间目标集。

3.4 特征计算

在图像分割之后,图像中被识别的空间目标

已经被独立出来。根据各个空间目标在图像上的表示范围,通过计算其形状矩,可以获取面积、灰度质心、长度、宽度、偏心率等几何特征量。图像的 $p+q$ 阶形状矩定义为:

$$M_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) \cdot i^p \cdot j^q \quad (5)$$

其中, $f(i, j)$ ($i=1, \dots, M; j=1, \dots, N$)为目标中任一像素点的灰度。

1) 面积:每个目标区域中所有像素点的总数。如欲换算为实际面积,只要将目标区域中的像素点数目乘以每个像素点所代表的实际面积即可。对于背景像素值为 0、目标像素值为 1 的二值图像,目标区域的零阶形状矩 M_{00} 即为其面积。

2) 灰度质心:由目标区域的零阶形状矩和一阶形状矩可以算出图像的质心 (i_0, j_0) :

$$(i_0, j_0) = (M_{10}/M_{00}, M_{01}/M_{00}) \quad (6)$$

3) 长度和宽度:目标区域的外接矩形在 X 轴(或 Y 轴)上的投影长度,即目标区域中像素点的最大 x (或 y)坐标值减去最小 x (或 y)坐标值。

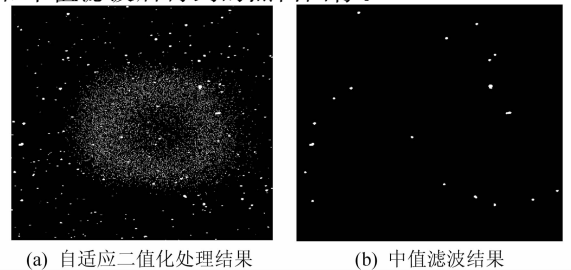
4) 偏心率:一个目标区域的长轴(或称主轴)是连接目标中距离最远的两个点的直线;短轴是垂直长轴的,长轴与短轴之比表示了目标区域的最大轴向与最小轴向的比率,称为偏心率,其计算公式如下^[6]:

$$e = \frac{m_{20} + m_{02} + \sqrt{(m_{20} + m_{02})^2 - 4m_{20}m_{02} + 4m_{11}^2}}{m_{20} + m_{02} - \sqrt{(m_{20} + m_{02})^2 - 4m_{20}m_{02} + 4m_{11}^2}} \quad (7)$$

其中, m_{pq} 为目标的 $p+q$ 阶中心矩,定义为:

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) (i - i_0)^p (j - j_0)^q \quad (8)$$

得到目标特征量后,为了进一步滤除残留的图像噪声干扰,提高空间碎片识别和跟踪的效率和准确率,将面积范围小于 5 个像素点的微小目标排除,并将最后生成的空间目标集进行保存。图 3 分别给出了经二值化处理后得到的黑白图像和中值滤波后得到的黑白图像。



(a) 自适应二值化处理结果

(b) 中值滤波结果

图 3 图像中的空间目标识别结果

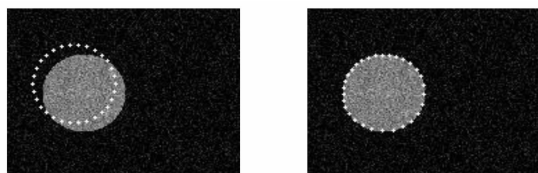
Fig. 3 Object Detection Results

4 空间碎片目标追踪

由于空间碎片目标在空域中的移动速度很快,而恒星的位置除了随 CCD 观测镜头的移动而有微小位移外,在观测图像上,其位置几乎是固定不变的,因此,在 CCD 观测图像序列中实现对运动目标的准确识别和追踪是进行空间碎片监测的基本前提。但由于每幅 CCD 图像的图像特性各不相同,因此,在相邻两幅图像中,被识别出的空间目标集合也不尽相同。如何准确地确认相邻两幅图像中的同一目标,更成为追踪时必须克服的难题。为了提高运动目标追踪的准确性,本文同时基于 Snake 模型的主动轮廓追踪和基于特征相似性比较这两种运动目标追踪技术,实现对空间碎片的确认和追踪。

4.1 基于 Snake 模型的主动轮廓追踪

自从 Kass 等人于 1987 年正式提出 Snake 模型以来,该方法在目标识别领域内获得了广泛的应用^[7,8]。Snake 主动轮廓模型为相邻两幅 CCD 图像(分别称为当前帧与参考帧)中识别出的空间目标轮廓之间建立起一种内力和外力共同作用下的变形轮廓线模型,对其在 CCD 图像序列中的形状与行为变化进行描述,通过最小化目标轮廓的能量函数,达到锁定图像目标边缘、实现目标追踪的目的。首先,在当前帧中,将 Snake 轮廓设置为上一幅图像(参考帧)中所识别出的空间目标轮廓,随着能量函数值的逐渐降低,轮廓向符合当前图像目标特征的位置移动,能量最小化时的轮廓即为在当前帧中追踪到的最终目标轮廓。图 4 给出了理想情况下 Snake 模型进行目标轮廓追踪的示意图,图 4(a)中的虚线部分表示上一幅图像中识别出的空间目标,其叠加于当前帧图像上,作为 Snake 初始轮廓开始目标追踪;图 4(b)中的虚线部分则表示其最终追踪得到的当前帧中的目标轮廓。



(a) Snake 初始轮廓

(b) Snake 追踪到的目标轮廓

图 4 Snake 模型进行目标轮廓追踪示意图

Fig. 4 Tracking Using Snake Model

为提高目标追踪的速度,本文采用 Williams 等人提出的快速贪心(greedy)算法实现 Snake 模型^[9],其能量函数的离散表达式为:

$$E = \sum_{i=1}^n \alpha \cdot E_{\text{cont}} + \beta \cdot E_{\text{curv}} + \gamma \cdot E_{\text{image}} \quad (9)$$

式中, n 为 Snake 控制点(即每个空间目标的轮廓点)数目; α 、 β 、 γ 分别为控制 Snake 位置的权值(在本文中,取 $\alpha=1.5$, $\beta=1.2$, $\gamma=2.5$,这些参数均根据天文观测图像的特性进行反复实验后选取); $E_{\text{cont}}=|d-|v_i-v_{i-1}||$,为外加控制力,用于防止目标轮廓的伸展或收缩, d 为目标轮廓点之间的平均距离, v_i 表示目标的第 i 个轮廓点; $E_{\text{curv}}=|v_{i-1}-2v_i+v_{i+1}|^2$,为 Snake 内部能量,用于防止轮廓弯曲; E_{image} 为经高斯滤波平滑处理的图像中各轮廓点附近的梯度值,用于控制目标边缘的稳定性。 E_{cont} 在控制点远离目标边缘时起很强的影响作用,推动控制点快速移动到边缘附近;而当控制点在目标边缘附近时,则不起作用。在 Snake 控制点移动到目标轮廓边缘附近时,图像梯度项 E_{image} 发挥影响,使其移动到目标的真实边缘处。

对每个图像序列,在第一幅 CCD 图像上识别出的空间目标轮廓可直接作为 Snake 轮廓的起始位置。理想情况下,对 t 时刻图像(参考帧)中识别出的某一空间目标,使用 Snake 模型进行追踪的结果应与 $t+1$ 时刻图像(当前帧)中识别出的该空间目标的轮廓完全一致。但实际情况下,由于 CCD 观测图像内容的复杂性以及空间目标的移动并不规律,Snake 模型追踪得到的目标轮廓很难与识别出的空间目标轮廓完全一致。因此,本文根据两者轮廓点集合的交集大小来判断当前帧中的某一空间目标与参考帧中的某一空间目标是否确为同一目标。假设参考帧中识别的空间目标为 $O_i^r=\{p_1^r, \dots, p_m^r\}$ ($i=1, \dots, n_r$, n_r 为参考帧中识别的空间目标总数; m 为每一空间目标的轮廓点总数),参考帧中识别的空间目标为 $O_j^t=\{p_1^{t'}, \dots, p_n^{t'}\}$ ($j=1, \dots, n_t$, n_t 为参考帧中识别的空间目标总数; n 为每一空间目标的轮廓点总数),则在此步骤中,当且仅当

$$\frac{|O_i^r \cup O_j^t|}{\min(|O_i^r|, |O_j^t|)} > t \quad (10)$$

时, O_i^r 和 O_j^t 被确定为同一空间目标。其中, t 为根据图像观测特性指定的判定阈值,在本文中, t 值经实验后设定为 0.3。这一难题的解决为利用空间碎片的移动规律和特征量对其进行准确追踪奠定了良好的基础。

如前所述,在被观测的空域中,空间碎片移动最快,因此,在开始进行目标追踪时,将所有被 Snake 模型所确认的相同目标中,在参考帧与当前帧之间具有最大位移者即识别为可疑空间碎

片,并保留存档。

4.2 基于特征相似性比较的目标追踪

为了保证追踪到同一空间碎片目标的准确性,在使用 Snake 主动轮廓模型将在当前帧和参考帧中具有最大位移的目标识别为空间碎片目标的基础上,对后续帧中的空间碎片进行追踪时,对该空间目标在当前帧和参考帧中的特征值进行相似性比较,最终确认并追踪到空间碎片目标。具体方法如下。

1) 在开始追踪得到空间碎片以后,继续使用 Snake 主动轮廓模型对当前帧和参考帧中的相同空间目标进行确认。

2) 以被确认的各个目标的特征值为输入向量,计算相邻两幅图像中各个相同空间目标的特征量之间的 Manhattan(曼哈顿)距离作为相似性匹配准则。参与相似性比较的特征向量由目标区域的面积、长度、宽度和偏心率组成。Manhattan 距离即绝对值距离,也称 L^1 距离、街区距离^[10],它的实际含义是把特征向量在各个对应维上的值相减,用差值的累加和表示差别。设 X_i^a 、 X_{i-1}^b 分别为第 i 幅和第 $i-1$ 幅观测图像中任意两个空间目标的特征向量(特征数均为 n),则可定义 Manhattan 距离为:

$$D(X_i^a, X_{i-1}^b) = \sum_{i=1}^n |X_i^a - X_{i-1}^b| \quad (11)$$

3) 选取在相邻两幅图像中具有最小 Manhattan 距离的空间目标确定为空间碎片,继续进行后续追踪,直至图像序列结束。

5 实验结果分析

利用本文方法实现了一个空间碎片目标自动识别和追踪软件。该软件基于 Matlab 7 平台开发,其基本目的是对所有的图像序列实现对空间碎片目标的 100% 追踪的准确率。

使用天文观测图像序列对提出的空间碎片目标自动识别与追踪方法进行了实验测试。实验平台为 Pentium 4, 3.00 GHz CPU, 512 M RAM 的普通 PC 机。经初步测试,本文方法能正确识别并追踪到出现在每个图像序列中的空间碎片目标。

图 5 中给出了对其中的两个图像序列进行空间碎片自动识别与追踪的部分结果实例。可以看出,对于不同的 CCD 图像而言,空间碎片都被准确地识别,而且同时识别出的背景恒星等参考物体也足够多;与此同时,从整个图像序列来看,尽管图像中存在着大量目标,移动中的空间碎片目

标都能被准确地追踪出来。从图中结果也不难发现,尽管 Snake 模型追踪得到的目标轮廓难以与识别出的空间目标轮廓完全一致,但仍然可以利用两者的轮廓点集合的相交程度准确地在相邻两幅图像中追踪到同一空间目标。

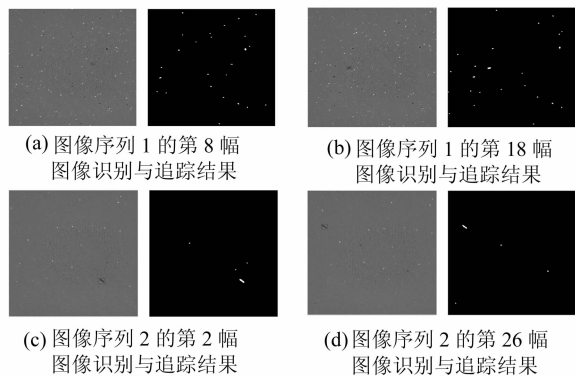


图 5 空间碎片目标自动识别与追踪结果实例
Fig. 5 Examples of Space Debris Tracking Results

参 考 文 献

- [1] 安嘉欣. 空间碎片研究的新进展[J]. 国际太空, 1998
- [2] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing, Upper Saddle River[M]. 2nd ed. NJ: Prentice Hall, 2002
- [3] Matheron G, Serra J. Convexity and Symmetry: Part 2: Image Analysis and Mathematical Morphology: Theoretical Advances[M]. London: Academic Press, 1988: 359-375
- [4] 贾永红, 邹勤, 付修军. 基于数学形态学的扫描地图点状符号识别方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(7): 673-675
- [5] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66
- [6] 杨育彬. 基于内容的图像检索关键技术研究与应用[D]. 南京: 南京大学, 2003
- [7] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 312-331
- [8] 种衍文, 江柳, 沈未名. 基于变化检测的视频对象提取及后继帧的对象跟踪[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(8): 748-751
- [9] Williams D J, Shah M A. A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation[J]. CVGIP: Image Understanding, 1992, 55(1): 14-26
- [10] 林琰, 江吉喜, 杨育彬, 等. 青藏高原中尺度对流系统的时空演变特征及规律[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(7): 576-581

模式识别、数据挖掘等。
E-mail: yangyubin@nju.edu.cn

第一作者简介: 杨育彬, 副教授, 主要研究方向为视觉信息处理、

Automatic Detecting and Tracking Space Debris Objects
Using Active Contours from Astronomical Images

YANG Yubin^{1,2} LIN Hui

(1 State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, 22 Hankou Road, Nanjing 210093, China)
(2 Space and Geoinformation Science Institute, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, N. T., Hong Kong)

Abstract: We present an efficient and low-cost method for automatically detecting and tracking of the space debris objects from astronomical images, by using a combination of active contours and shape feature similarities. An object detection algorithm is firstly implemented following some image preprocessing steps, in order to locate all the major objects in each image. Next, an object tracking method based on Greedy Snake algorithm is proposed so that all the detected objects are able to be correctly tracked. Finally, the space debris in the image sequence is identified by applying a shape feature similarity matching operation. Experimental results are also illustrated to demonstrate the capabilities of the proposed method to perform correct space debris tracking.

Key words: space debris; active contour; object tracking; astronomical observation

About the first author: YANG Yubin, associate professor. His research interests are computer vision, pattern recognition, and data mining.
E-mail: yangyubin@nju.edu.cn

(上接第 171 页)

- [9] 李新娜. 多个粗差探测的 Bayes 方法与应用[D]. 郑州: 信息工程大学, 2008
- 汉: 武汉测绘科技大学, 1998
- [10] 李家彪, 王小波, 华祖根, 等. 多波束勘察原理技术与方法[M]. 北京: 海洋出版社, 1999: 197-207
- 第一作者简介: 黄贤源, 博士生, 主要从事海洋测绘及海洋数据处理。
- [11] 刘雁春. 海洋测深空间结构及其数据处理[D]. 武
- E-mail: huangxianyuan007@163.com

Outliers Detection of Multi-Beam Data Based on Bayes Estimation

HUANG Xianyuan¹ SUI Lifan¹ ZHAI Guojun² CHAI Hongzhou^{1,2}

(1 Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, 66 Middle Longhai Road, Zhengzhou 450052, China)
(2 Naval Institute of Hydrographic Surveying and Charting, 40 Youyi Road, Tianjin 300061, China)

Abstract: On the ground of hypothesis that the change of marine terrain is continue and slow, a new method of detecting outliers of multi-beam data by Bayes estimate theory is presented. In order to verify the validities and rationalities of this method, a contrast between this method and the approach of select-weight iterative filter is done. The result shows that the approach can solve the problem of judge-standard reliability and could detect the outliers of Multi-Beam data valid and rational.

Key words: multi-beam; Bayes estimation theory; outliers

About the first author: HUANG Xianyuan, Ph.D candidate, majors in marine survey and marine data processing.
E-mail: huangxianyuan007@163.com