

文章编号: 2095-2163(2020)03-0051-07

中图分类号: V211

文献标志码: A

基于图像分割算法的超高速碎片云的分析研究

王晓, 宋燕

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 目前针对超高速碎片云的研究大多是采用 SPH 数字模拟方法,用离散点表示碎片云,但这种方法难以对单个碎片进行识别。少数研究通过闪光 X 成像技术获得了撞击过程中的碎片云序列,对碎片云进行了动态图像诊断和定性分析。但是 X 射线照片分辨率较低,对比度较低,无法对碎片云进行定量分析获取其精确参数。采用超高速序列激光阴影成像设备获得 2 组对比度较高,分辨率达 500 万像素的碎片云图像,并通过多种图像分割方法将碎片云与背景分离同时将粘连的碎片分割开,然后在 ROI 区域(region of interest, ROI)内采用基于 Hu 不变矩的轮廓识别方法对相邻帧的碎片进行识别,从而对碎片云进行了定量分析,获得了碎片的轴向运动速度,并得到了碎片运动轨迹。实验结果表明基于简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, slic)超像素分割算法适用于碎片云图像的分割且分割后的碎片识别度较高;碎片的轴向速度从碎片云的后端到前端逐渐增大,且位于前端的碎片速度最大;碎片云对后板中心附近区域造成的损伤严重。该方法为碎片云图像的研究奠定了基础,对超高速碎片云的特性研究具有重要意义。

关键词: 超高速; 碎片云; 图像分割

Investigation of debris cloud image produced by hypervelocity impact based on multiple image segmentation algorithms

WANG Xiao, SONG Yan

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

[Abstract] Majority of researches on hypervelocity debris cloud are digital simulations based on Smoothed Particle Hydrodynamics (SPH) method. Debris cloud is simulated by some discrete particles. But it is difficult to identify each debris individually. Some of results make a diagnosis of dynamic images of debris cloud and conduct qualitative analysis by using X-ray image of debris cloud. However, it is impossible to acquire the precise parameters of debris cloud. In this paper, two sets of debris cloud images with high resolution and high contrast are obtained by employing the Hypervelocity sequence Laser Shadowgraph Imager. To get obvious contour characteristics of debris cloud image and separate the debris from the background as well as the adhering debris, multiple image segmentation algorithms are applied. Then an image feature recognition algorithm based on Hu moment invariants in the region of interest location(ROI) is conducted and the qualitative analysis of dynamic debris is achieved. Finally, the axial velocity of debris is calculated and the trajectory of debris is simulated. It is demonstrated that the recognition rate of debris is the highest by combining with the simple linear iterative clustering super-pixel segmentation algorithm and the velocity of debris from the rear of debris cloud to the front side of debris cloud is increasing. The velocity of debris in the front side is the most fast one. According to the trajectory of debris, the area around the center of the rear wall suffers a severe damage. In conclusion, this method is of great significance to study on the characteristics of hypervelocity debris cloud.

[Key words] hypervelocity; debris cloud; image segmentation

0 引言

随着人类对太空探索脚步的加快,空间碎片环境近年来急剧恶化,各国对航天器特别是载人航天器和空间实验室碎片防护结构设计^[1-2],以及空间碎片云的研究愈加重视。由于超高速碰撞发生在空间,要真实地获取碎片云参数极其困难,因此地面模拟试验便成为获取碎片云参数的主要途径,即应用

二级轻气炮加载技术进行弹丸超高速正撞击薄板实验研究。

目前主要的超高速碎片研究大多都是传统的物理方法,其中应用最为广泛的是 SPH 方法^[3-5],采用规则的粒子来模拟碎片云的形成过程,而实际工程中超高速碰撞涉及大形变其运动是不规则的,因此模拟数值与实验中的真实数据有一定差距,同时

基金项目: 上海市自然科学基金(18ZR1427100); 国家自然科学基金(51502338,61873305)。

作者简介: 王晓(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理;宋燕(1979-),女,副教授,博士生导师,CCF 会员(93073M),主要研究方向:大数据分析、机器学习、图像处理等。

通讯作者: 宋燕 Email: wxgryx@163.com

收稿日期: 2019-12-18

SPH 方法的求解计算量巨大,不仅耗费资源严重还十分耗时。然而大部分碎片云图像研究是利用闪光 X 射线照相设备获取碎片云图像,对碎片云的形状变化进行了定性分析,借助不同时刻拍摄的 X 射线照片对碎片云上某一点的速度进行测量,通过同一点在不同时刻所处位置的间距与拍摄时间之差的比值来获得该点的速度^[6]。由于 X 射线照片分辨率较低,对比度较低,且碎片云的运动是不规则的。故碎片云、背景以及噪声难以区分,难以获取碎片云的精确参数。此外, Watson 等人^[7]提出了一种测量碎片速度和尺寸的方法,针对碎片云视频帧序列建立二维空间和时间的三维坐标系,将同一条直线上的点视为同一碎片,并采用了随机一致算法进行了数据的筛选,由此得到碎片的运动轨迹和速度,这样匹配得到的碎片具有一定的随机性,未结合碎片的特征进行识别,误差较大。

随着人工智能的兴起,图像处理和模式识别已经应用在很多领域并取得了不错的成果,如医学图像分析、光学文字识别以及目标追踪等。本文基于均值漂移、边缘检测、超像素分割、k-means 聚类分割、水平集分割方法和基于矩的特征匹配方法对碎片云的特性展开研究。采用中国空气动力研究与发展中心的超高速序列激光阴影成像设备获得了 2 组对比度较高,分辨率达五百万像素的碎片云图像,首先利用均值漂移滤波对原始的碎片云图像进行了平滑处理,去除了噪声等干扰信息;然后通过多种图像分割方法将碎片云和背景分离并将粘连的碎片分割开,得到轮廓清晰特征明显的碎片云图像;接着在 ROI 区域内采用基于 Hu 不变矩的匹配算法对每个碎片轮廓特征进行识别,最后对碎片质心移动的位置进行定量分析得到碎片的轴向速度,同时得到了碎片的运动轨迹。实验结果显示基于简单线性迭代聚类超像素分割算法的适合于碎片云图像的分割,不仅能将前端大部分粘连重叠的碎片轮廓提取出来还能保留细小碎片的轮廓特征,同时碎片识别数量较高;多组实验对比发现碎片的轴向速度越靠近碎片云的前端,速度越大;大部分碎片最后撞击的位置集中在后板的中心位置附近,并对后板中心附近区域造成严重损伤。

1 实验及相关数据

本文采用二级轻气炮发射球形弹丸进行超高速撞击试验,获得了 2 组碎片云图像,每组各八帧图像,图像分辨率为 2 400×2 400,弹丸材料为 2017-T4 铝合金,靶板材料采用 6061-T6 单层铝合金板。

2 组实验数据见表 1。

表 1 实验参数
Tab. 1 Experimental parameters

序号	D/mm	t/mm	$v_0/(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	$\Delta t/\mu\text{s}$
1	2.0	1.0	3.00	5
2	2.5	1.0	3.24	5

表 1 中, D 表示弹丸的直径; t 表示弹丸撞击的前板的厚度,其中前后板之间的距离为 80 mm; v_0 表示弹丸撞击速度; Δt 表示照片拍摄的时间间隔。每组实验均获得 8 帧碎片云图像,与其他帧图像对比第 6、7 帧图像的碎片分布较均匀且碎片特征更明显,因此本次实验选取了第 6 帧和第 7 帧碎片云图像作为实验对象。2 组实验的原始碎片云图像如图 1 和图 2 所示。为简化计算量,利用 OPENCV 环境下的 range 函数对图片进行了统一裁剪,在保留碎片云的关键信息的同时,去除了冗余的背景。

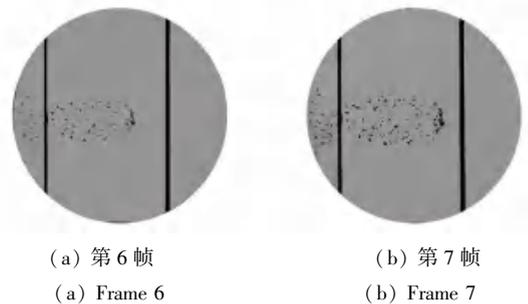


图 1 实验 1 碎片云原始图像

Fig. 1 Original image of debris cloud of experiment 1

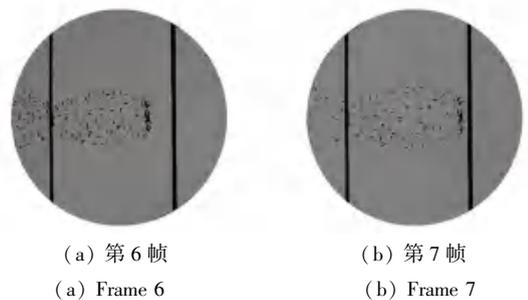


图 2 实验 2 碎片云原始图像

Fig. 2 Original image of debris cloud of experiment 2

2 碎片云图像分割

2.1 基于均值漂移滤波的图像平滑

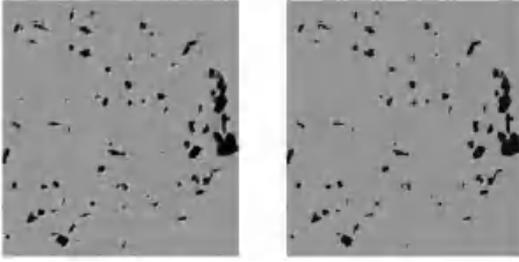
原始的碎片云图像存在大量噪声,会严重影响图像的分割,利用均值漂移滤波对图像进行去噪处理,可以在去噪的同时保留碎片的边缘信息^[8-9]。均值漂移算法最早由 Fukunaga 于 1957 年提出,是一种基于核函数估计的无参数迭代算法,且已广泛应用于图像聚类、平滑、分割和跟踪方面。

给定一个 d 维空间 R^d 中有一个自己 S_h , $x \in S_h$ 是空间中的一个点,则其迭代公式可写为:

$$x_{i+1} = m(x) = \frac{\sum_{i \in S_h} (\| (x - x_i) / h \|_{H_i}^2) w(x_i) x_i}{\sum_{i \in S_h} (\| (x - x_i) / h \|_{H_i}^2) w(x_i)} \quad (1)$$

其中, $w(x_i)$ 为采样点 x_i 的权重值, $\sum w(x_i) = 1$; $w(x_i) > 0$; $h = (h^s, h^t)$ 为窗口大小, $K(x) = k(\|x\|_{H_i}^2)$ 为核函数,本文采用高斯核函数; H_i 为带宽矩阵,决定了核函数的影响范围。

meanshift 去噪后的碎片云图像如图 3 所示。由图 3 可知,经过滤波后的碎片云图像更加清晰,碎片云和背景的对比度更加明显,碎片轮廓更加清晰。



(a) 去噪前 (a) Before denoising
(b) 去噪后 (b) After denoising

图 3 meanshift 去噪后的碎片云图像

Fig. 3 Debris cloud image after meanshift denoising

2.2 基于 canny 算子的图像分割

canny 边缘检测算法通过找到图像梯度中的局部极大值点,并将其他非极大值点置零,最后利用双阈值算法检测和连接边缘^[10-11]。设图像为 $f(x, y)$, 则像素点的梯度 G 和方向 θ 如式(2)、式(3)所示:

$$G = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}, \quad (2)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{f_x}{f_y}\right), \quad (3)$$

研究中, S_x 和 S_y 分别表示检测 x 方向和 y 方向的 Sobel 算子,若图像中一个 3×3 的窗口为 A , 要计算其中心点像素的梯度,则和 Sobel 算子进行卷积后像素点在 x 和 y 方向的梯度值分别为:

$$f_x = S_x * A, \quad (4)$$

$$f_y = S_y * A. \quad (5)$$

2.3 基于简单线性迭代聚类超像素分割算法的碎片云图像分割

简单线性迭代聚类超像素分割算法(slic)^[12-13]将彩色图像转化为 LAB 颜色空间和 XY 坐标下的 5

维特征向量,然后对 5 维特征向量构造距离度量标准,从而对图像像素进行局部聚类。

首先初始化种子点(聚类中心),图片有 N 个像素点,预分为 K 个超像素,则每个超像素的大小为 N/K ,由此推得相邻种子点的距离近似为:

$$S = \sqrt{\frac{N}{K}}, \quad (6)$$

然后在种子点的 $n \times n$ 邻域内重新选择种子点(一般取 $n = 3$)。计算该邻域内所有像素点的梯度值,避免所选的种子点为边缘和噪声,将种子点移到该邻域内梯度最小的地方,设图像为 $f(x, y)$ 梯度定义为:

$$G(x, y) = \|f(x+1, y) - f(x-1, y)\|^2 + \|f(x, y+1) - f(x, y-1)\|^2, \quad (7)$$

接着为每个像素点分配类标签,并进行颜色距离和空间距离的度量,对 x, y 进行归一化。如式(8)~式(10)所示:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \quad (8)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (9)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2}. \quad (10)$$

最后迭代优化,重复上述步骤直到误差收敛。

2.4 基于 k-means 聚类的碎片云图像分割

k-means 是由 MacQueen 在 1967 年提出的一种非监督学习算法^[14]。使用 k-means 对图像进行分割,并将每个像素点划分到不同的簇上,然后用每个簇质心的像素值来代替这个簇的所有像素点的值,实现简单的图像分割。这里将用到如下数学公式:

$$\delta = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K r_{ik} [x_i - \mu_k]^2. \quad (11)$$

其中, N 为像素点的个数; x_i 为样本点; K 为聚类的总个数; μ_k 为第 k 个聚类中心; r_{ik} 表示隶属度;若样本点 x_i 属于第 k 聚类,则 r_{ik} 的值为 1, 否则为 0。首先,选择 K 个初始质心,将每个像素点合并到与之最近的质心,分配到质心的点为一个簇。接着按照这些簇的位置,迭代簇的中心。重复分配和迭代步骤,直到簇的位置不发生变化。

2.5 基于水平集算法的碎片云图像分割

基于水平集的分割方法即几何活动轮廓模型^[15-16]具有数值稳定性强,能自适应目标拓扑结构的变化等优点。设图像为 $f(x, y)$, 演化曲线为 $C(v, t) = [x(s, t), y(s, t)]$, 其中 t 表示时间步长, s 表示归一化弧长, $s \in [0, 1]$, 曲线的演化方程如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial C(v,t)}{\partial t} = F(C) N_0, \\ C(v,0) = C_0(v). \end{cases} \quad (12)$$

其中, N_0 表示垂直向外的法向量; F 表示关于演化曲线 C 的曲率的函数; $C(v,0) = C_0(v)$ 对曲线进行初始化。将演化曲线方程嵌入到更高一维的空间曲面中, 则曲线被隐式地表达为水平集函数 $w(x, y, t)$, 其曲线演化方程为:

$$\frac{\partial w}{\partial t} = h(x, y) |\tilde{N}w|_{\text{e}}^{\lambda} + \text{div} \left(\frac{\tilde{N}w}{|\tilde{N}w|_{\text{e}}} \right), \quad (13)$$

其中, $h(x, y)$ 表示图像 $f(x, y)$ 的边缘检测函数, 其数学定义为:

$$h(x, y) = \frac{1}{1 + |\tilde{N}G * f(x, y)|^2}. \quad (14)$$

其中, λ 为常数, G 为二维高斯滤波器。

综上所述, 各算法的性能对此见表 2。由表 2 和图 5 可知 slic 分割算法在碎片云图像的分割中, 表现出良好的分割性能, 对于粘连的前端碎片可以在保持碎片轮廓特征的同时将其分割开, 并保留了细小碎片, 且生成的超像素块形状也比较规则, 运算速度较快。

表 2 分割算法对比

Tab. 2 Comparison of segmentation algorithms

分割算法	分割性能
基于 canny 算子的分割	信噪比好, 定位性能好, 能抑制虚假响应。能检测出大部分碎片的边缘, 但部分碎片存在边缘不连续, 边缘轮廓丢失, 如图 4 中框内的碎片。
slic 超像素分割	生成的超像素如同细胞一般紧凑整齐, 运行速度快, 轮廓保持理想。如图 5 所示, 大部分碎片被分在一个独立的超像素块内, 使得碎片分开的同时能留边缘轮廓, 对前端部分粘连严重的碎片也能进行一定的分割, 同时保留了细小的碎片。
k-means 聚类分割	简单, 快速, 设置的参数较少, 但对初始值和噪声敏感, 容易过分割。在图 6 中, 大部分碎片和碎片边缘轮廓以及背景都成功分离, 但是有过分割现象。
水平集分割	适用于外形复杂, 弱边界、灰度不均匀的图像, 常用于医学图像的分割。碎片云图像的轮廓曲线演化如图 7 所示, 演化曲线为蓝色部分, 大部分碎片的轮廓能被演化曲线很好地包裹, 但是部分碎片的演化曲线有边界泄露现象。对相距最近的碎片会产生误分割。



图 4 canny 边缘检测结果

Fig. 4 canny edge detection result

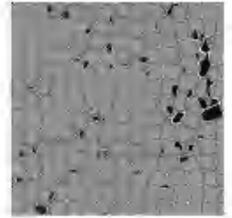


图 5 slic 分割结果

Fig. 5 slic split result



图 6 k-means 聚类分割结果

Fig. 6 k-means clustering

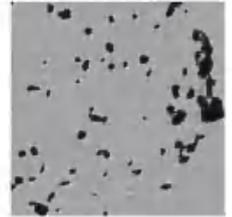


图 7 水平集分割结果

Fig. 7 Level set segmentation

segmentation result

result

3 基于 hu 不变矩和 ROI 区域的碎片轮廓匹配

用图像的形状特征进行匹配也是一种重要的特征匹配方法^[17-18]。图像中每个像素点之间的相对位置关系是确定的, 故运算得到的矩并不会因为图像的位置、方向和大小的改变而变化。大部分碎片在膨胀过程中碎片形状不会发生变化, 只是位置、方向发生了变化, 因此本文采用 hu 不变矩来进行碎片轮廓的匹配。为增加匹配的可靠性, 同时减少计算量和误匹配的概率时, 采用在 ROI 区域进行碎片的匹配。

hu 矩的 $p + q$ 阶重心矩为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots, \quad (15)$$

则图像中心矩可表示为:

$$u_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots, \quad (16)$$

其中, $x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 为图像的重心坐标, 将

图像归一化后的 $p + q$ 阶重心矩定义为:

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^\beta} \quad p, q = 0, 1, 2, \dots,$$

其中,

$$\beta = \frac{p + q}{2} + 1, \quad (17)$$

利用归一化的矩构造出了 7 个不受图像平移、

旋转和缩放变化的矩, 即:

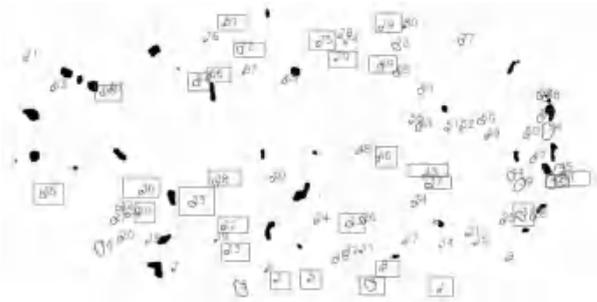
$$\begin{aligned}
 \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}; \\
 \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2; \\
 \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2; \\
 \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2; \\
 \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\
 &\quad 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \\
 &\quad \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]; \\
 \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \\
 &\quad \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}); \\
 \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\
 &\quad 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{20} + \\
 &\quad \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2].
 \end{aligned}
 \tag{18}$$

对每组图片进行轮廓特征提取, 在 ROI 区域内实现基于 hu 不变矩的形状特征识别匹配, 并将匹配

结果与原图进行筛选和对比, 得到正确匹配的碎片。通过观察对比两帧碎片云原图发现, 很多碎片在碎片云膨胀过程中由于运动拍摄得到的碎片形状会发生变化, 但是参考其周围的碎片仍可以检验其匹配结果。由于篇幅限制, 这里只给出了 slic 算法分割后的匹配效果图如图 8 和与 9 所示, 在相邻帧碎片云图像中同一碎片具有相同编号, 框内的碎片为匹配正确的碎片。对 10 组碎片云图像分别进行轮廓特征匹配并统计正确匹配的碎片数量, 同时求解出识别到的碎片的轴向运动速度。碎片轴向速度公式如式 (19) 所示:

$$v = (x_2 - x_1) \frac{l}{p_l \Delta t}. \tag{19}$$

其中, x_1 和 x_2 分别表示相邻帧中成功匹配的碎片轮廓质心的横坐标; l 表示撞击的前后板之间的实际距离; p_l 表示获得的碎片云图像中前后板之间的横坐标之差; Δt 表示碎片云图像拍摄的时间间隔。



(a) 第 6 帧
(a) Frame 6



(b) 第 7 帧
(b) Frame 7

图 8 实验 1 基于 slic 算法分割的碎片轮廓识别结果

Fig. 8 Fragment contour recognition results based on slic algorithm in experiment 1



(a) 第 6 帧
(a) Frame 6



(b) 第 7 帧
(b) Frame 7

图 9 实验 2 基于 slic 算法分割的碎片轮廓识别结果

Fig. 9 Fragment contour recognition results based on slic algorithm in experiment 2

4 实验结果与分析

碎片成功匹配数量见表3。由表3可知 slic 分割算法得到的图像进行轮廓特征匹配后成功识别的碎片的数量最多。分割得到的图像在基于 hu 矩的轮廓特征中识别效果优于其他三种分割方法,尤其是对于位于碎片云前端的碎片识别率更高,因此4种分割算法中,slic 算法更适用于碎片云图像的分割。

对基于 slic 超像素算法分割的结果进行匹配得到的碎片的轴向速度进行了求解,求解结果见表4,

表4 实验1中碎片轴向速度

Tab. 4 Axial velocity of fragments in experiment 1

碎片编号	1	2	4	5	8	13	22	23	29	31	33	35	36	37	38
轴向速度/($\text{km} \cdot \text{s}^{-1}$)	1.40	1.04	1.37	1.18	1.45	0.82	0.86	1.32	0.52	2.13	0.74	0.14	0.56	1.81	0.82
碎片编号	41	42	43	46	60	64	66	69	70	72	75	79	81		
轴向速度/($\text{km} \cdot \text{s}^{-1}$)	1.86	1.96	1.62	1.05	0.33	0.23	0.50	1.43	1.30	1.04	1.19	1.41	1.91		

表5 实验2中碎片轴向速度

Tab. 5 Axial velocity of fragments in experiment 2

碎片编号	1	4	5	8	9	10	11	15	18	22	23	28	32	39	44
轴向速度/($\text{km} \cdot \text{s}^{-1}$)	1.27	2.05	0.71	0.52	2.10	2.26	1.76	0.71	0.52	2.39	1.62	0.32	0.69	1.01	1.70
碎片编号	50	51	52	55	59	61	62	63	64	67	68	70	71	76	77
轴向速度/($\text{km} \cdot \text{s}^{-1}$)	0.82	2.29	1.12	1.74	1.52	0.35	1.13	2.08	2.36	0.40	0.59	0.80	1.30	2.44	2.52
碎片编号	78	79	81	82	83	84	85	87	89	91	96	97	121		
轴向速度/($\text{km} \cdot \text{s}^{-1}$)	1.00	2.12	2.25	1.11	0.60	0.13	1.76	0.29	0.05	1.75	0.67	2.54	1.00		

碎片云轴向最大速度即前端速度是评价航天器内部仪器设备毁伤程度的重要因素,仪器设备的外壳能否被击穿以及击穿面积大小都与碎片云的前端速度密切相关。结合表4、图8以及表5和图9分析得知,位于碎片云前端的碎片轴向速度较快,位于碎片云后端的碎片速度较慢,从碎片云后端到碎片云前端碎片速度逐渐增大。分析图8和图9可知,位于碎片云后端的框内的碎片速度大多小于1 km/s,位于碎片云中部的框内的碎片速度大多介于1 km/s与2 km/s之间,位于碎片云前端的框内碎片速度约为2 km/s。观察表4知道,碎片编号为31、41、42的碎片的速度约为2 km/s且碎片的位置也靠近碎片云的前端。在表5中,碎片编号为22、51、64、77的碎片速度约为2.2 km/s且碎片的位置也靠近碎片云的前端。同时,由于实验1中弹丸的直径小于实验2中弹丸的直径,故撞击形成的碎片也相对较少,从而实验2匹配得到的碎片数量多于实验1匹配的碎片数量。

根据匹配得到的连续帧的碎片质心坐标,在二维空间XY坐标下获得了碎片的运动轨迹,如图10所示。大部分碎片最后撞击的位置集中在后板的

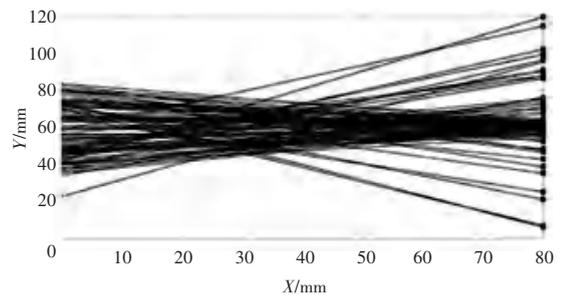
表5,每个碎片有属于自己的编号和对应速度。

表3 碎片成功匹配数量

Tab. 3 Number of fragments successfully matched

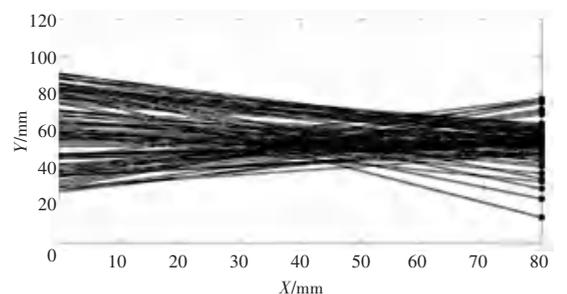
分割算法	实验1	实验2
基于canny算子的分割	25	41
slic超像素分割	29	43
k-means聚类分割	22	28
水平集分割	23	39

中心位置附近如图中黑色圆点所示,因此后板中心附近为损伤最为严重的区域。



(a) 实验1碎片运动轨迹

(a) Debris movement trajectory in experiment 1



(b) 实验2碎片运动轨迹

(b) Debris movement trajectory in experiment 2

图10 碎片运动轨迹图

Fig. 10 Debris movement trajectory

5 结束语

本文利用图像处理的方法对碎片云的特性进行了深入研究。通过对实验获得的连续帧碎片云图像进行图像处理,对碎片云的特性进行了定量分析,采用4种不同的分割算法对碎片云图像进行分割,对比了4种分割算法的有效性,同时在相邻帧碎片云图像中对同一碎片进行识别匹配,进而得到了碎片的运动轨迹。通过分析可以得出以下结论:

(1)基于简单线性迭代聚类超像素分割算法得到的碎片云图像分割效果更好,不仅能将粘连的碎片分割开而且能保留许多细小的碎片,还能更好地处理碎片云前端的碎片从而得到位于碎片云前端的碎片轴向速度、即碎片云最大轴向速度,同时在进行碎片匹配时,正确匹配的碎片数量更多。

(2)位于碎片云后端的碎片轴向速度较慢,位于碎片云前端的碎片轴向速度较快,从碎片云后端到碎片云前端碎片速度逐渐增大。

(3)根据碎片运动轨迹可知大部分碎片最后集中在后板中心附近的位置,并对后板造成严重损伤。

实验结果表明运用图像处理的方法对碎片云图像进行研究,可实现对碎片云中单个碎片的识别,从而获得单个碎片的深度信息如轴向速度,运动轨迹。在碎片云的膨胀过程中,由于部分碎片会发生翻转,拍摄获得的碎片云图像中同一碎片形态会有所差异,对于这部分碎片的识别仍有一定难度,对于碎片云特性的研究仍然需要进一步的探索。在接下来的研究中,主要从碎片图像的获取方法和图像处理算法两个方面进行改进。为了提高碎片识别的精度,需要从不同角度获得更多高质量碎片云图像,进而提取碎片云的更多信息。另一方面,结合获得的碎片特征信息采用更可靠的匹配算法对碎片进行识别,从而对碎片云的特性进行进一步的研究。

参考文献

- [1] LIOU J C, JOHNSON N L. Planetary science: Risks in space from orbiting debris[J]. *Science*, 2006, 311(5759):340.
- [2] BERNHARD R P, CHRISTIANSEN E L, KESSLER D E. Orbital debris as detected on exposed spacecraft[J]. *International Journal of Impact Engineering*, 1997, 20(1-5):111.
- [3] CARRASCO C, MELCHOR-LUCERO O, OSEGUEDA R, et al. Damage - potential comparison of spherical and cylindrical

- projectiles impacting on a system of bumper plates [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2006, 33(1): 143.
- [4] HERNANDEZ V S, MURR L E, ANCHONDO I A. Experimental observations and computer simulations for metallic projectile fragmentation and impact crater development in thick metal targets [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2006, 32(12): 1981.
- [5] 王小峰,陶钢,闻鹏,等. SPH方法在超高速撞击问题中的应用研究[J]. *兵器装备工程学报*,2019,40(9):7.
- [6] 迟润强. 弹丸超高速撞击薄板碎片云建模研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.
- [7] WATSON E, GULDE M, HIERMAIER S. Fragment tracking in hypervelocity impact experiments [J]. *Procedia engineering*, 2017, 204: 170.
- [8] JARABO-AMORES P, ROSA-ZURERA M, DE L M D, et al. Spatial-range mean-shift filtering and segmentation applied to SAR Images [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(2):584.
- [9] LIU Wei, DUAN Yubo, SHAO Keyong, et al. Image smoothing based on the mean shift algorithm [C]// *IEEE International Conference on Control & Automation*. Guangzhou:IEEE, 2007:1.
- [10] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,1986,8(6):679.
- [11] RONG W, LI Z, ZHANG W, et al. An improved Canny edge detection algorithm[C]//2014 *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. Tianjin,China:IEEE, 2014: 577.
- [12] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274.
- [13] REN Yuheng, REID I. gSLIC: A real-time implementation of SLIC superpixel segmentation [R]. UK: University of Oxford, 2011.
- [14] SINGH M, PATEL P, KHOSLA D, et al. Segmentation of functional MRI by K-means clustering[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 1996, 43(3): 2030.
- [15] OSHER S, FEDKIW R, PIECHOR K. Level set methods and dynamic implicit surfaces [M]. New York: Springer - Verlag, 2002.
- [16] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243.
- [17] SALARNA G I, ABBOTT A L. Moment invariants and quantization effects [C]//1998 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No. 98CB36231)*. Santa Barbara, CA, USA: IEEE, 1998: 157.
- [18] TEH C H, CHIN R T. On image analysis by the methods of moments [C]//*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988,10(4): 556.