

文章编号: 2095-2163(2020)04-0067-06

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

基于智能算法的超高速撞击碎片云图像分析

覃俞璋, 宋燕, 王治天, 赵丹

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 本文运用 opencv 平台中的智能算法对超高速撞击碎片云图像进行处理, 提取图像中碎片云的特征进行分析, 结合后板的撞击损伤情况(如损伤面积等), 对碎片云中产生有效损伤的碎片比例进行估计。通过实验, 最终得到碎片云的长径比 2.02, 后板的损伤率 0.66%, 以及后板有效损伤面积 2.8773 cm, 经推算得到产生有效损伤的碎片云比例约为 42.17%。

关键词: 超高速撞击碎片云; 图像处理; 损伤预估

Analysis of image of hypervelocity impact debris cloud based on the intelligent algorithm

QIN Yuzhang, SONG Yan, WANG Yetian, ZHAO Dan

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 201620, China

[Abstract] In this paper, the intelligent algorithm in opencv platform is used to process the image of hypervelocity impact debris cloud image, extract the characteristics of the image debris cloud for analysis, and then combined with the impact damage of the rear plate (such as the damage area), estimate the proportion of debris that can produce effective damage in the debris cloud. Through experiments, we finally get the length-diameter ratio of debris cloud 2.02, the damage rate of the rear plate 0.66%, and the effective damage area of the rear plate 2.8773 cm. By calculating, we get that the proportion of debris cloud which produces effective damage is about 42.17%.

[Key words] hypervelocity impact debris cloud; image processing; damage estimation

0 引言

随着人类空间活动的日渐增加, 残留在地球轨道的废弃物也越来越多, 产生了大量的空间撞击碎片在地球轨道上高速运动着, 对在轨航天器的安全构成极大威胁。超高速撞击过程中的弹靶材料会发生大形变、碎裂以及应力波作用导致的层裂破坏现象。当撞击薄板结构时通常会形成碎片云; 当碰撞速度很高时, 弹靶材料的压力和温度极高, 碎片云会发生熔化、汽化甚至变成离子体等物理现象。因此, 根据碎片云的结构演变、质量/动量分布、碎片云热力学状态和相分布等碎片云特性展开研究, 成为超高速碰撞研究中的重要方向。因此, 采用相应的手段对超高速撞击碎片云图像特征(如数量、质量和速度分布等)进行分析研究, 对于指导航天器防护设计, 保障航天器可靠的安全在轨运转, 提升航天器在空间碎片环境中的适应能力具有重要战略意义。

本文采用 2 mm 弹丸, 以 3.06 km/s 的速度撞击厚度为 2 mm 的靶板(板间距为 80 mm), 模拟太空

中航天器的损伤情况。对采集的图像(如图 1)进行预处理、自适应阈值分割及 canny 边缘检测, 并对碎片云进行分析, 同时根据后板的损伤情况估计碎片云中产生的有效损伤碎片数量比例。

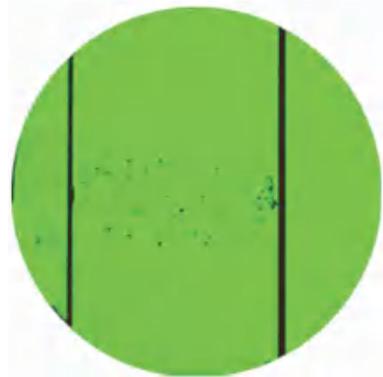


图 1 弹丸撞击靶板产生的碎片云图像

Fig. 1 The debris cloud image produced by the projectile hitting the target

1 碎片云图像处理

本文运用 opencv 图像分析技术对撞击产生的

作者简介: 覃俞璋(1998-), 男, 本科生, 主要研究方向: 图像处理、人工智能; 宋燕(1979-), 女, 博士, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向: 大数据分析、图像处理、人工智能等; 王治天(1997-), 男, 本科生, 主要研究方向: 图像处理、人工智能; 赵丹(1996-), 女, 本科生, 主要研究方向: 图像处理、人工智能。

通讯作者: 宋燕 Email: sonya@usst.edu.cn

收稿日期: 2019-10-29

碎片云图像进行预处理(包含图像对比度拉伸、图像锐化、自适应平滑滤波、小波去噪等)、分割(先k-means聚类,然后基于区域进行图像分割)和特征提取(canny边缘检测等),分析碎片云特征分布的动态变化过程。

1.1 高斯滤波

首先,需要对碎片云图像进行高斯滤波,一方面为了去除噪点,另一方面为图像分割和边缘检测做准备。

高斯滤波就是一种线性平滑滤波,实用于消除高斯噪声,并广泛应用于图像处理的减噪过程。通俗地讲,高斯滤波是对整幅图像展开加权平均的过程,每一个像素点的数值,均应由其本身及邻域之内的其它像素值经加权平均之后获得。高斯滤波的具体实施是:用一个模板(或称卷积、掩模)扫描图像中的每一个像素,用模板设定的邻域内像素的加权平均灰度值去替代模板中心像素点的值。

本质上,高斯模糊就是将(灰度)图像 I 和一个高斯核进行卷积操作:

$$I_{\sigma} = I * G_{\sigma}. \quad (1)$$

其中: $*$ 表示卷积操作, G_{σ} 是标准差为 σ 的二维高斯核,定义为:

$$G_{\sigma} = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}. \quad (2)$$

计算平均值时,只需把“中心点”作为原点,其余点根据其在正态曲线上的位置,分配权重,便能够得到一个加权平均值,而这便是上述与二维高斯核进行卷积的过程。获得权重矩阵之后,中心点以及附近 n 个点,每一点乘以自身的权重值并将这些数值相加,就是中心点的高斯模糊的数值。对所有点重复这个过程,就得到了高斯滤波后的图像。高斯滤波后的超高速撞击碎片云图像如图2所示。

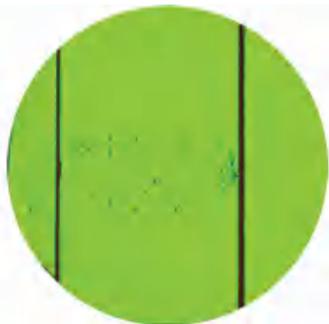


图2 高斯滤波处理后的碎片云图像

Fig. 2 Gaussian filtered image of debris cloud

1.2 对比度拉伸

高斯滤波后,对碎片云图像进行对比度拉伸。

对比度拉伸是图像增强的一种方法,本质上属于灰度变换操作。当图像所有像素的灰度值大部分集中在0-255中某个很小的区间内时,整个图像就会显得很暗淡,对比度不高。如果通过灰度变换,将灰度值拉伸到整个0-255的区间,那么其对比度显然会大幅增强,图片也会显得更加明亮清晰。可以用如下公式将某个像素的灰度值映射到更大的灰度空间

$$I(x,y) = \frac{I(x,y) - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}}(MAX - MIN) + MIN, \quad (3)$$

其中: I_{\min}, I_{\max} 是原始图像的最小灰度值和最大灰度值,MIN和MAX是要拉伸到的灰度空间的灰度最小值和最大值。

除上述方法,对比度拉伸还可以使用直方图位移法,即

$$I(x,y) = I(x,y) + offset. \quad (4)$$

在每个像素位置的灰度值增加一个偏移量offset。注意,这个offset可以是正数,也可以是负数。若为正数,整体亮度变亮;若为负数,整体亮度变暗。需要注意的是控制offset值的大小,不要越界。

碎片云图像处理结果如图3所示。与处理前的图像相比,经过对比度拉伸后的图像更加清晰,且图像中的无关信息、杂点等都被消除。

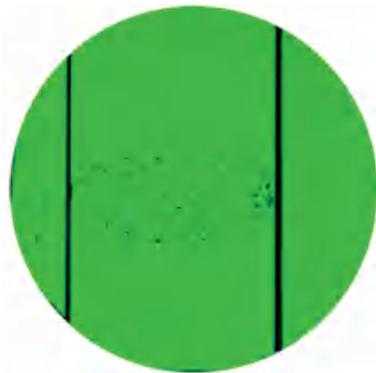


图3 进行对比度拉伸处理后的碎片云图像

Fig. 3 Debris cloud image after contrast stretching

1.3 自适应阈值图像分割

为了减少数据量,同时提取感兴趣区域(ROI),即碎片云的主体部分,需要对图像进行自适应阈值图像分割。

根据图像上灰度值的分布,把图像分为背景和前景两部分,前景是按照阈值分割出来的部分,背景和前景的分界值即为待求的阈值。遍历不同的阈值,计算各个阈值下对应的背景和前景之间的类内方差,当类内方差取到极大值时,这时对应的阈值即

为所求的阈值。

对于图像 $I(x, y)$, 前景 (即目标) 和背景的分割阈值记作 T , 属于前景的像素点数占整幅图像的比例记为 ω_0 , 其平均灰度 μ_0 ; 背景像素点数占整幅图像的比例为 ω_1 , 其平均灰度为 μ_1 。图像的总平均灰度记为 μ , 类间方差记为 g 。假设图像的背景较暗, 并且图像的大小为 $M \times N$, 图像中像素的灰度值小于阈值 T 的像素个数记作 N_0 , 像素灰度大于阈值 T 的像素个数记作 N_1 , 则有:

$$\omega_0 = N_0 / (M \times N), \quad (5)$$

$$\omega_1 = N_1 / (M \times N), \quad (6)$$

$$N_0 + N_1 = M \times N, \quad (7)$$

$$\omega_0 + \omega_1 = 1, \quad (8)$$

$$\mu = \omega_0 \times \mu_0 + \omega_1 \times \mu_1, \quad (9)$$

$$g = \omega_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 \times (\mu_1 - \mu)^2, \quad (10)$$

将式(9)代入式(10), 得到等价公式:

$$g = \omega_0 * \omega_1 * (\mu_0 - \mu_1)^2. \quad (11)$$

上述即为类间方差的公式表述。采用遍历的方法得到使类间方差 g 最大的阈值 T , 即为所求的阈值。

将分割后的图像二值化后, 便得到图 4 的效果。

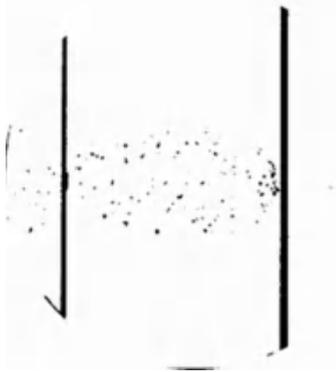


图 4 进行自适应阈值分割处理后的碎片云图像

Fig. 4 Fragmentation cloud image after adaptive threshold segmentation

1.4 Canny 边缘检测

为了便于构建碎片云的数学模型, 进一步除去无关信息, 减少数据量, 需要对图像进行 canny 边缘检测。

进行图像边缘检测必须满足 2 个条件: 一是能有效地抑制噪声; 二必须尽量精确确定边缘的位置。根据信噪比及定位乘积进行测度, 获得最优化逼近算子。这便是 Canny 边缘算子。类似于 Marr (LoG) 边缘检测方法, 都属于先平滑后求导数的方法。

该算法首先使用高斯滤波器平滑图像, 原理如下:

$$h(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (12)$$

令 $g(x, y)$ 为平滑后的图像, 用 $h(x, y, \sigma)$ 对图像 $f(x, y)$ 的平滑可表示为:

$$g(x, y) = h(x, y, \sigma) * f(x, y), \quad (13)$$

其中, $*$ 代表卷积, 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向。已平滑的梯度可以使用 2×2 一阶有限差分近似式来计算 x 与 y 偏导数的 2 个阵列 $f'_x(x, y)$ 和 $f'_y(x, y)$:

$$f'_x(x, y) \approx G_x = [f(x+1, y) - f(x, y) + f(x+1, y+1) - f(x, y+1)] / 2, \quad (14)$$

$$f'_y(x, y) \approx G_y = [f(x, y+1) - f(x, y) + f(x+1, y+1) - f(x+1, y)] / 2, \quad (15)$$

幅值和方位角可用直角坐标系到极坐标的坐标转化公式来计算:

$$M[x, y] = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}, \quad (16)$$

$$\theta[x, y] = \arctan(G_x(x, y) / G_y(x, y)). \quad (17)$$

$M[x, y]$ 反映了图像的边缘强度; $\theta[x, y]$ 反应了边缘的方向。使 $M[x, y]$ 取得局部最大值的方向角 $\theta[x, y]$, 就反映了边缘的方向。

随后对梯度幅值进行非极大值抑制。因仅仅得到全局的梯度并不足以确定边缘, 因此为确定边缘, 必须保留局部梯度最大的点, 而抑制非极大值。

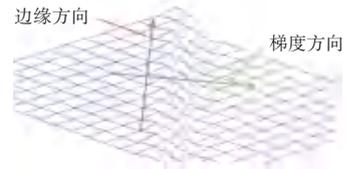


图 5 边缘梯度示意图

Fig. 5 Edge gradient



图 6 圆周图和 3×3 窗口

Fig. 6 Circumference and 3×3 windows

利用梯度的方向将梯度角离散为圆周的 4 个扇区之一, 以便用 3×3 的窗口作抑制运算。4 个扇区的标号为 0 到 3, 对应 3×3 邻域的 4 种可能组合。在每一点上, 邻域的中心像素 $M[x, y]$ 与沿着梯度线的 2 个像素相比。如果 $M[x, y]$ 的梯度值小于沿梯度线的 2 个相邻像素梯度值, 则令 $M[x, y] = 0$ 。边缘梯度示意图如图 5 所示。圆周图和 3×3 窗口如图 6 所示。

最后用双阈值算法检测和连接边缘, 如图 7 所

示。图像既保留了碎片云的结构属性,又最大程度地减少了数据量,便于后续的分析计算。



图7 进行 Canny 算法处理后的碎片云图像

Fig. 7 Debris cloud image processed by Canny algorithm

2 后板图像处理

本文实验采用的是一块 $19.8\text{ cm} \times 19.7\text{ cm}$ 后板。经过超高速撞击靶板后产生的碎片云撞击后板而形成的弹坑,用相机拍照得到如图 8 所示的图像。

为保证图像中后板弹坑部分和未受撞击部分颜色灰度值具有明显的区别,需要对后板图片进行预处理(包括小波去噪、分割 ROI 图像、增加图像对比度等)。将后板弹坑部分和未撞击部分进行图像二值化,对比可知弹坑部分与未受撞击部分颜色具有明显的区别,如图 9 所示。为了突出后板损伤部分,同时减小数据量,对后板图像进行自适应阈值分割。本文实验自适应阈值为 154,处理后图像如图 10 所示。



图8 碎片云撞击后板形成的弹坑图像

Fig. 8 The crater image formed by the debris cloud impacting the back plate



图9 进行自适应阈值分割后的后板图像

Fig. 9 Back-plate image after adaptive threshold segmentation

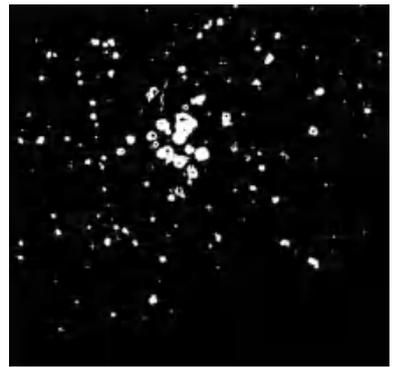


图10 选择后板图像的感兴趣区域

Fig. 10 Select the ROI of theback panel image

3 实验分析

3.1 碎片云长径比分析

对于碎片云来说,长径比与长宽比的概念相同,即经过碎片云内部的最长径,和与其相垂直的最长径之比。此参数常用来表述碎片云形貌,在碎片云的判断中具有实用价值。由于碎片云的颗粒较细数量又多,为了更好地观察和分析碎片云的轮廓。根据图 7 以及计算该碎片云的长径比数值,可以准确构建如图 11 所示的数学模型。

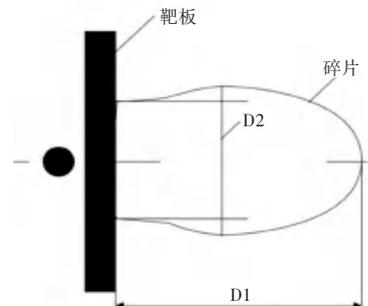


图11 碎片云运动模型

Fig. 11 Model of debris cloud movement

图 11 中, D_1 为碎片云的横向长, D_2 为碎片云的径长。长径比公式为:

$$D = \frac{D_1}{D_2}, \quad (18)$$

经过测量得到 $D_1 = 1\ 310$, $D_2 = 648$, 所以碎片云径长比 $D = 2.02$ 。

3.2 后板损伤面积及损伤率

后板内部有弹坑,经图像处理后,弹坑与未撞击后板部分的颜色不同,因此对于图像中的后板部分像素,只需将该图像所有的像素个数计算出来即可。计算公式如下:

$$M = n * m, \quad (19)$$

其中, M 表示后板像素个数, n 和 m 分别表示后板图像像素的行数和列数。

后板弹坑面积与后板面积的比应等于各自像素个数之比, 因此后板弹坑面积为 $N * S / M$ 。其中, S 表示后板的面积, h_1 和 h_2 分别表示图像中弹坑部分和未撞击部分的像素值。

对图 10 中的后板弹坑面积以及后板面积的像素值总数进行测量, 得到一个 $1\ 854 \times 1\ 858$ 的灰度矩阵, 且 $h_1 = 0, h_2 = 255$ 则后板像素个数: $M = 1\ 854 \times 1\ 858 = 3\ 444\ 732$ 。同理计算弹坑像素个数: $N = 22\ 731$ 而 $S = 19.8\ \text{cm} \times 19.7\ \text{cm} = 390.06\ \text{cm}^2$, 因此弹坑的面积为:

$$\frac{NS}{M} = \frac{22\ 731 * 390.06}{3\ 444\ 732} = 2.57\ \text{cm}^2, \quad (20)$$

后板损伤率:

$$\text{rate} = \frac{N}{M} \times 100\% = 0.66\% \quad (21)$$

3.3 后板有效损伤面积

结合实际情况, 本文认为后板集中损伤部分为实际的有效损伤。如图 12 所示, 则有效损伤面积计算方式如下: 后板尺寸为 $S = 19.8\ \text{cm} \times 19.7\ \text{cm} = 390.06\ \text{cm}^2$, 经测量图 12 中有效损伤面积的纵深长度 (即红色矩形长度) $R_1 = 2.07\ \text{cm}$, 纵深宽度 (即红色矩形宽度) $R_2 = 1.39\ \text{cm}$, 则有效损伤面积 $S' = 2.07\ \text{cm} \times 1.39\ \text{cm} = 2.877\ 3\ \text{cm}^2$ 。

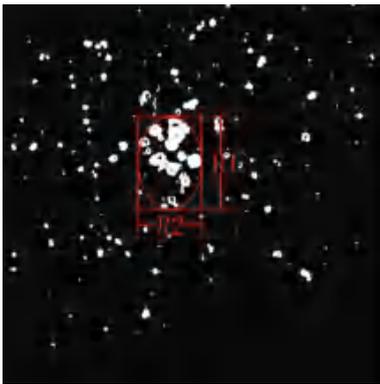


图 12 红色矩形为后板实际有效损伤面积

Fig. 12 The red rectangle is the actual effective damage area of the rear plate

3.4 有效损伤碎片比例

如果忽略碎片云的飞行角度、速度、运动轨迹等物理特性, 则碎片云中的每个碎片将水平飞行撞击后板。因此想要计算对后板产生有效损伤的碎片的区域面积, 则需要将图 12 中有效损伤面积的纵深长度 R_1 映射到图 7 中的碎片云图像, 将两者结合得到图 13, 图 13 中红线所围矩阵部分即为碎片云中产生有效损伤的部分。经测量图 13 中碎片云的面积 $S_1 = 620\ 819$ (像素值), 产生有效损伤的碎片云面积

$S_2 = 261\ 811$ (像素值), 则有效损伤碎片比例 $\text{rate} \approx 42.17\%$ 。

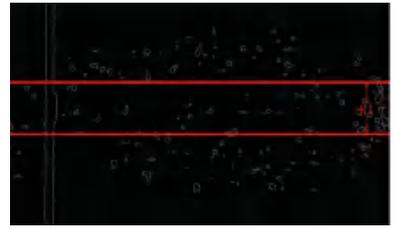


图 13 有效面积的纵向长映射在碎片云图像中

Fig. 13 The longitudinal length of the effective area is mapped in the fragment cloud image

4 结束语

本文利用智能算法分析超高速撞击碎片云图像分析的初步探索, 同时结合碎片云的物理特性、飞行角度、飞行轨迹等特性, 建立了一种全新的航天器损伤估计模型。这种模型对于指导航天器防护设计, 保障航天器可靠的安全在轨运行, 提高航天器在空间碎片环境中的生存能力具有重要意义。首先将图像进行预处理消除了大量冗余信息与噪声, 大大减少了数据处理量; 其次对图像进行自适应阈值分割和边缘检测操作, 很好地提取碎片云的轮廓, 有利于对碎片云的建模。根据实验分析结果表明了本文所提算法的有效性。这种损伤估计模型的建立不仅考虑了弹丸的物理特征, 还考虑了不同时刻碎片云的图像特征, 可以预见, 其将更符合实际工程需要。由于实验结果还存在一些误差, 尚需对算法等进行进一步调整和优化, 还需要更进一步的学习研究。

参考文献

- [1] MIN G R, XIAO M X. Reliability design spacecraft module wall against meteoroid perforation [J]. Chinese Space Science and Technology, 1986, 6: 45-48.
- [2] MELOSH H J. Impact cratering [M]. Oxford University Press, 1996.
- [3] HONDA R, AZUMA R. Crater extraction and classification system for lunar images [J]. Mem.Fac.Sci.Kochi Univ, 2000, 21: 13-22.
- [4] WILHELMS D E. The Geologic History of the Moon [J]. United States Geological Survey Professional Paper, 1384, 1987: 283-292.
- [5] NEUKUM G, KONIG B, ARKANI-HAMED J. A Study of Lunar Impact Crater Size-distributions [J]. The Moon, 1975, 12(2): 201-229.
- [6] CRADDOCK R A, MAXWELL T A, HOWARD A D. Crater Morphometry and Modification in the Sinus Sabaeus and Margaritifer Sinus Regions on Mars [J]. Journal of Geophysical Research, 1997, 102(E6): 13321-13340.
- [7] NADINE G B, TRACY L B. Martian Impact Craters: Correlations of Ejecta and Interior Morphologies with Diameter, Latitude, and Terrain [J]. Icarus, 1990, 87(1): 156-179.

(下转第 76 页)