

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210631

含缺陷固体火箭发动机燃面自适应提取算法*

刘 舜 卢洪义 章 斌 杨禹成 桑豆豆

(南昌航空大学飞行器工程学院 南昌 330063)

摘要: 固体火箭发动机 CT 图像存在的伪影噪声会严重影响初始燃面边界与缺陷的提取,并且实际 CT 图像中缺陷信息提取困难,研究有效地去掉 CT 图像中伪影并自动提取出燃面数据与缺陷数据的算法具有重要的工程实际价值。针对 CT 图像去伪影与缺陷提取难的问题,提出一种 IBM3D 滤波算法,在块匹配阶段利用边缘检测的先验信息寻找相似块;并提出一种自适应 Canny 边缘检测算法与种子八连通标记法相结合的方式将图像中的初始燃面与缺陷数据有序地分离出来。实验结果表明 IBM3D 算法的峰值信噪比与结构相似性水平较其他算法更高,自适应边缘检测算法提取的燃面缺陷信息较其他算法更为完整。实现了含缺陷的固体火箭发动机 CT 图像质量的提升,并准确地提取初始燃面、缺陷信息。

关键词: 固体火箭发动机;CT 图像;去伪影;燃面提取;缺陷提取

中图分类号: V435 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.2010

Adaptive extraction algorithm of burning surface of solid rocket motor with defects

Liu Shun Lu Hongyi Zhang Bin Yang Yucheng Sang Doudou

(School of Aircraft Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The artifact noise present in the CT image of a solid rocket engine will seriously affect the extraction of the initial combustion surface boundary and defects, and the extraction of defect information in the actual CT image is difficult. The algorithm that effectively removes CT image artifacts and automatically extracts the burn surface and defect data has important engineering practical value. Aiming at the problems of CT image de-artifacting and defect extraction, an IBM3D filtering algorithm is proposed, which uses the a priori information of edge detection to find similar blocks in the block matching stage. In addition, an adaptive Canny edge detection algorithm combined with seed eight connected labeling method is proposed to orderly separate the initial burning surface and defect data in the image. The experimental results show that the peak signal-to-noise ratio and structural similarity of the IBM3D algorithm are higher than other algorithms, and the fire surface defect information extracted by the adaptive edge detection algorithm is more complete than other algorithms. The CT image quality of solid rocket motor with defects is improved, and the initial burning surface and defect information are extracted accurately.

Keywords: solid rocket motor;CT image;de-artifact;combustion surface extraction;defect extraction

0 引言

固体火箭发动机是常用的动力装置之一,其健康状况非常重要^[1]。生产和贮存期间由于受温湿度、冲击等因素的影响,导致内部装药会产生裂纹、气孔,药柱与壳体黏接面产生脱黏等缺陷,严重影响发动机的可靠使用^[2-3]。工业用计算机断层成像技术(CT)^[4]能在对检测物体无损伤条件下展示被检测物体的内部结构、组成、材质及缺损状况,

是最佳的无损检测和无损评估技术^[5]。受图像重建算法、探测器和噪声等的影响,CT 重建图像中往往存在着伪影^[5]。材料的 x 射线吸收系数的很大差异会在 CT 图像中产生条纹和环形伪影^[6],这种被称为“金属伪影”,伪影的产生是不可避免的^[7]。去掉 CT 图像中的伪影噪声对检测缺陷有着重要的影响,提高图像质量会减少对缺陷的误判。

图像去伪影噪声的算法经过多年的发展,从最初的空间域变换(中值、均值等算法)到变换域(傅里叶变换、离散

收稿日期:2022-07-10

* 基金项目:江西省自然科学基金(20201BBE51002)项目资助

余弦变换等算法),也包括小波变换^[8]、非局部均值滤波(non-local means)^[9]、三维块匹配(BM3D)^[10-12]等算法,深度学习去噪是目前最热门的算法,广泛用于 CT 图像去噪的神经网络主要有卷积神经网络^[13]、残差编解码网络^[14]和 GAN (generative adversarial networks)网络^[15-16]等,但其需要大量的数据作为训练集。固体火箭发动机 CT 图像的数据少,不能形成有效的训练集。BM3D 算法是由 Dabov^[10]提出,主要思想是寻找相似块分组成三维块,再利用小波变换去噪,最后将估计聚合。该算法既包含了空间域滤波又包含了变换域滤波,是目前最好的通用降噪算法之一,因此,许多学者都对此算法进行了研究和改进^[11-12]。此算法利用图像本身的信息冗余性进行盲去噪,在没有训练集的情况下,适用于固体火箭发动机 CT 图像。

边缘检测方法多年来已经成熟,可以大致分为传统的模型和基于深度学习的模型。传统的边缘检测方法主要基于图像空间和频域的操作实现,包括形态学分割^[17]、Canny 检测器^[18-19]和基于小波变换的检测器^[20]。尽管它们在降噪、单像素响应和边缘连续性方面具有优势,但并不是所有这些都可以被考虑在内。基于深度学习的边缘检测方法包括整体嵌套的边缘检测 (HED)^[21]、CSCNN^[22]、DeepEdge^[23]和 DeepContour^[24]。由于卷积神经网络(CNNs)在训练后可以自动提取图像特征,基于深度学习的边缘检测方法已成为近年来的研究热点。然而,基于深度学习的边缘检测方法通常采用多尺度和多层特征学习来提取更全面的边缘信息,并通过最后对最后一个全连接层进行训练,将多个尺度的输出相结合,在图像边缘的单像素响应变得困难。并且,由于训练集需要庞大的数据量,但是在固体火箭发动机 CT 图像数据较少,没有足够的数据支撑深度学习。因此,现有的边缘检测算法并不能很好地适用于固体火箭发动机 CT 图像。

本文针对固体发动机 CT 图像边缘存在伪影噪声的问题,提出了一种改进的 BM3D 算法,基于边缘检测,块匹配阶段使搜索区域沿边缘方向搜索相似块,确保相似块中存在足够多的图像细节。使用 Otsu 法^[25]确定阈值分割的最佳值,利用 Scharr 算子对边缘更加敏感的性质,对滤波后的图像边缘检测,提出了种子八连通标记法将燃面与缺陷的结构边界有序地提取出来。结果表面,该算法有用较好的图像去伪影效果,且提取的燃面边界与缺陷结构完整。

1 CT 图像去伪影

1.1 BM3D 算法

BM3D 算法是由 Dabov^[10]提出,其主要通过图像中冗余信息的相似性找到与参考块相近的二维块,并把这些相似的二维块组合成三维块,再对三维块进行协同滤波处理,再将处理结果聚合到原图像块的位置。

由于 CT 图像中边缘处存在伪影噪声,传统 BM3D 算法在处理边缘时,相似块匹配较少并不能完全表达处边缘

的纹理细节,滤波后的图像边缘会出现振铃效应,即在灰度梯度大的位置产生的震荡。

1.2 自适应 Canny 边缘检测

为了克服此效应,在相似块分组阶段分成边缘区域类与平滑区域类,提供足够的边缘相似块,而不是在固定的搜索方向,如图 1 所示。

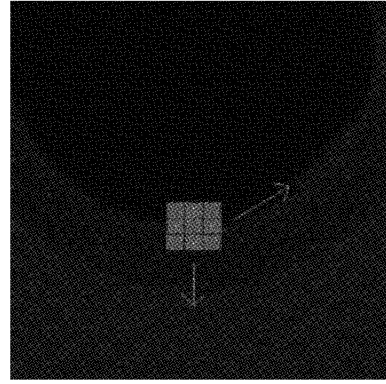


图 1 相似块匹配示意图

在寻找边缘的阶段,采用 Scharr 算子的自适应 Canny 边缘检测算法,Sobel 算子可以有效的提取图像边缘,但是对图像中较弱的边缘提取效果较差。为了能够有效的提取出较弱的边缘,需要将像素值间的差距增大,因此引入 Scharr 算子,Scharr 算子是对 Sobel 算子差异性的增强。Scharr 算子:

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 10 & 3 \end{bmatrix}$$

基于 CT 数据灰度值区域集中、前景与背景差距大的特点,在双阈值检测阶段使用最大类间方差(Otsu)算法自动计算图像的最大类间方差来确定阈值。

1.3 改进的 BM3D 算法

改进的 BM3D 算法流程分为两个步骤:基础估计与最终估计。改进后算法流程如图 2 所示。

1)基础估计:进行相似性匹配时,利用自适应的 Canny 边缘检测将相似块分成两个三维组,分为平滑区域与边缘区域组。选择一个 $n \times n$ 的参考块(表示为 Δ),在一个更大的 $N \times N$ 的搜索区域(表示为 Δ^{ref})中匹配相似,由一个硬阈值 t 丢弃距离远的相似块,得到的三维组表示为式(1):

$$d(\Delta^{ref}, \Delta) = \frac{\|\zeta(\Delta^{ref}) - \zeta(\Delta)\|_2^2}{n^2} \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|_2^2$ 表示 L2 范数, ζ 表示一个归一化的二维线性变换,如二维离散余弦变换。将匹配好的相似块堆叠在一起形成三维块(表示为 X_{3D} , 如式(2)所示)。

$$X_{3D} = \{\Delta \in \Delta^{ref} : d(\Delta^{ref}, \Delta) < t\} \quad (2)$$

因为一个参考块匹配到多个相似块,所以参考块中的像素都会被重复估计,将所有相似块的预估值进行像素点的加权平均得到基础估计图像。

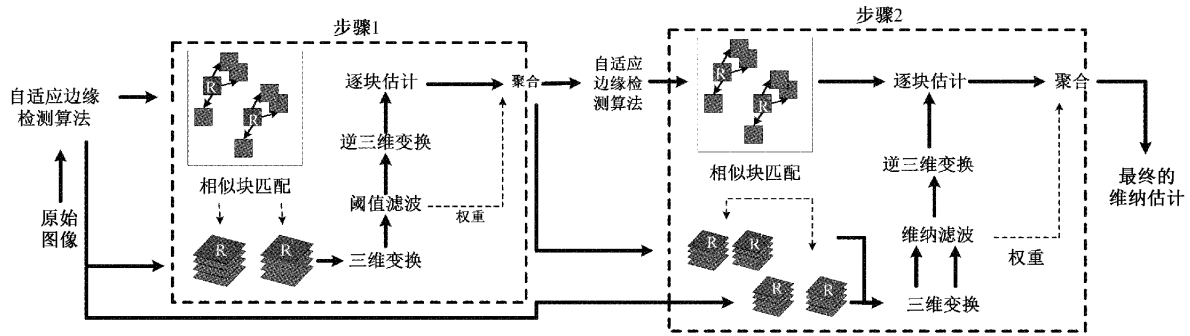


图 2 IBM3D 算法流程

2)最终估计:对三维组实行线性变换,并使用协同维纳滤波得到估计。根据加权平均值计算出最终估计值。定义维纳滤波的收缩系数为式(3):

$$W = \frac{|\zeta(X_{3D})|^2}{|\zeta(X_{3D})|^2 + \sigma^2} \quad (3)$$

其中, $E = -\sum_{i=0}^n P_u \log_2 P_u$ 是一个归一化的三维线性变换, $E = -\sum_{i=0}^n P_u \log_2 P_u$ 为估计噪声的标准差。使用计算出的维纳系数用于聚合。逆 3D 变换后得到的块估计为式(4):

$$\hat{X}_{3D} = \zeta^{-1}(W \cdot \zeta(X_{3D})) \quad (4)$$

通过分组和滤波后得到的对每一块的估计可能是重叠的。此部分的估计权重,如式(5)所示。

$$W_x = \frac{1}{\sigma^2 \|W\|_2} \quad (5)$$

最终估计为式(6):

$$X_{ij} = \frac{\sum W_x \cdot \hat{X}_{ij}}{\sum W_x} \quad (6)$$

其中, \hat{X}_{ij} 表示 X_{3D} 得到的坐标 (i, j) 处像素的估计值。

2 缺陷提取

2.1 自适应边界检测算法

采用 Scharr 算子改进的 Canny 边缘检测算法,在滤波图像后,提取其边缘,进行非极大抑制与双阈值算法,细化边缘。Canny 边缘检测算法分为以下几个步骤:

1)平滑滤波算法选择本文改进的 BM3D 算法。

2)计算梯度幅度和方向,使用改进的 Scharr 算子。

3)非极大抑制。根据角度对幅值进行非极大抑制,即沿着水平梯度方向、45°梯度方向、垂直梯度方向、135°梯度方向比较对应邻域值的大小,得到细化的边缘。如图 3 所示。

4)用双阈值算法检测。小于低阈值的点置 0,大于高阈值的点置 255,高低阈值的选择来自于最大类间方差法。

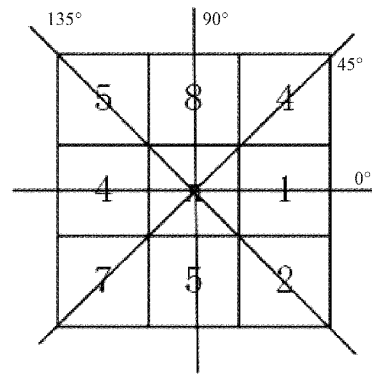


图 3 非极大抑制

该方法的基本思想是选取阈值将图像分为目标和背景两个部分,计算像素的灰度间最大的类间方差,使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

2.2 种子八连通标记法

在固体火箭发动机 CT 图像中,装药数据要比燃气道的灰度值小得多。基于此特点,在燃气道中放置一个种子,让种子沿着某一方向前进,直到找到与装药边缘区域相同灰度值的点,作为新种子并压入栈中。

将新的种子作为八连通标记法的初始点,寻找其周围八个相邻点,判断其值是否为边缘并标记,将标记为边缘点作为新种子压入栈中,直到栈空为止。这样寻找出来的边缘点具有有序性,如图 4 所示。

3 实验结果对比

3.1 改进的 BM3D 算法

为了验证改进的 BM3D 算法的有效性,实验选取星型装药伪影噪声水平较低与较高的 CT 图像。再将改进的 BM3D 算法与传统 BM3D 算法、NLM 算法、双边滤波算法进行对比,比较不同算法去伪影噪声后的峰值信噪比 (PSNR) 值和结构相似性 (SSIM) 值。

MSE 是原图像与处理后的图像的均方误差如式(7)所示。PSNR 即峰值信号与噪声的平均能量之比,如式(8):

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X(i, j) - Y(i, j))^2 \quad (7)$$

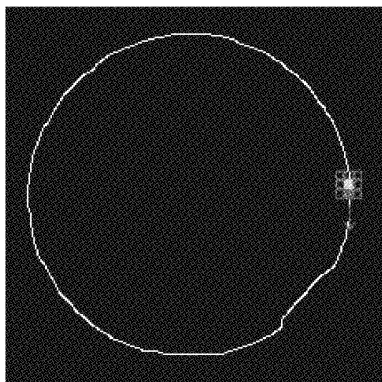


图 4 种子八连通标记法

$$PSNR = 20 \lg \left(\frac{2^n - 1}{MSE} \right) \quad (8)$$

SSIM 由亮度对比模块,对比度对比模块与结构对比模块组成。SSIM 值越趋于 1,说明图像失真越小。SSIM 测量函数如式(9):

$$SSIM(x, y) = f(l(x, y), c(x, y), s(x, y)) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

PSNR 与 SSIM 均是全参考 IQA 的图像质量评估方法,对于 CT 原图像,评估单幅图像其失真程度采用图像

熵。图像熵是指图像的平均信息量,从信息论的角度衡量图像中信息的多少,图像中信息熵越大,说明图像中包含的信息越多。信息熵的计算如式(10)所示。

$$E = - \sum_{i=0}^n P_u \log_2 P_u \quad (10)$$

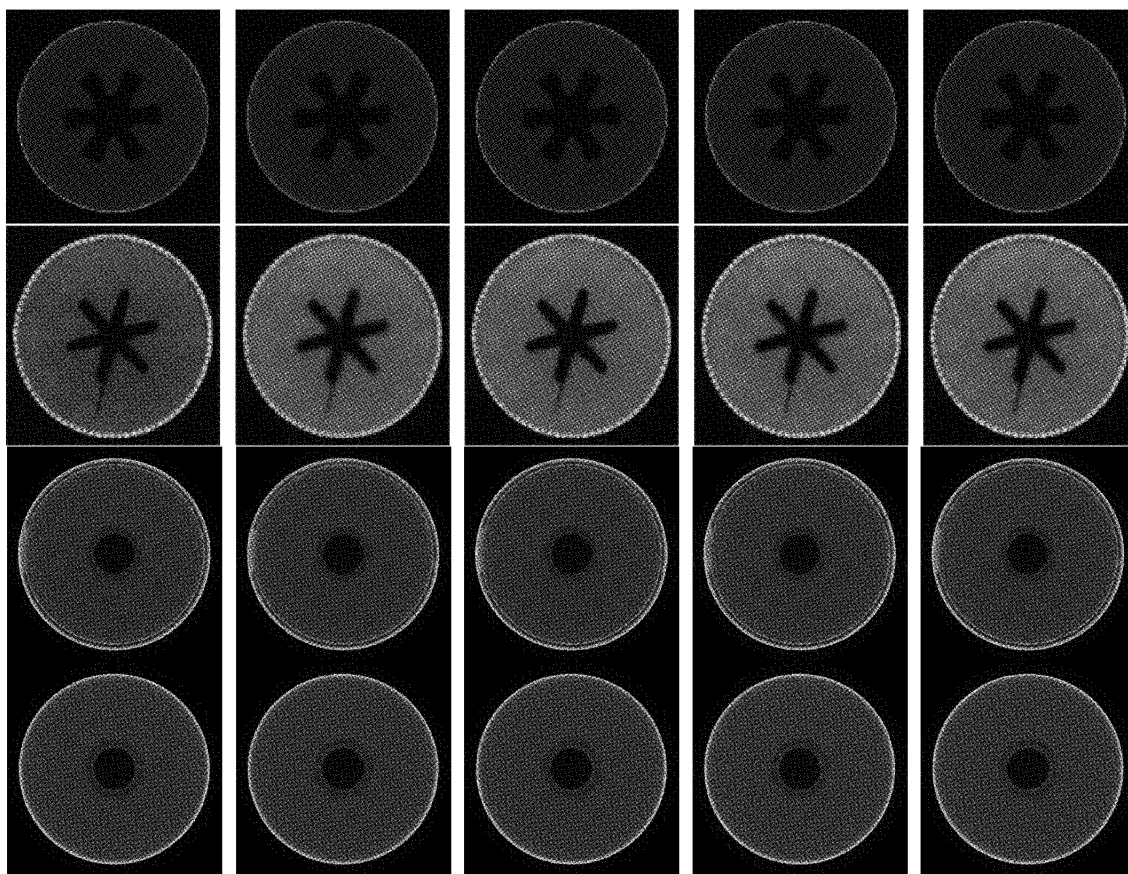
其中, P_u 是灰度值在图像中出现的概率, n 是灰度值的范围(0~255)。

实验所用的星型药柱 CT 图像,含缺陷星型药柱 CT 图像与圆柱型药柱 CT 图像的熵值如表 1 所示。

表 1 CT 图像的熵值

CT 图像的类型	熵
星型药柱 CT 图像	4.272 35
含缺陷星型药柱 CT 图像	4.981 38
圆柱型药柱 CT 图像	5.057 17
含缺陷圆柱型药柱 CT 图像	4.851 41

实验结果如图 5、6 所示,计算出的评价指标如表 2 所示。图 5 中第 1 行是星型药柱 CT 图像,经过 3 种算法与本文算法的去噪效果对比,第 2 行是含缺陷星型 CT 图像,第 3 行是圆柱型 CT 图像,第 4 行是含缺陷的圆柱型 CT 图像。



(a)原图 (b)双边滤波 (c)NLM (d)传统BM3D (e)本文算法

图 5 不同算法的去噪对比图

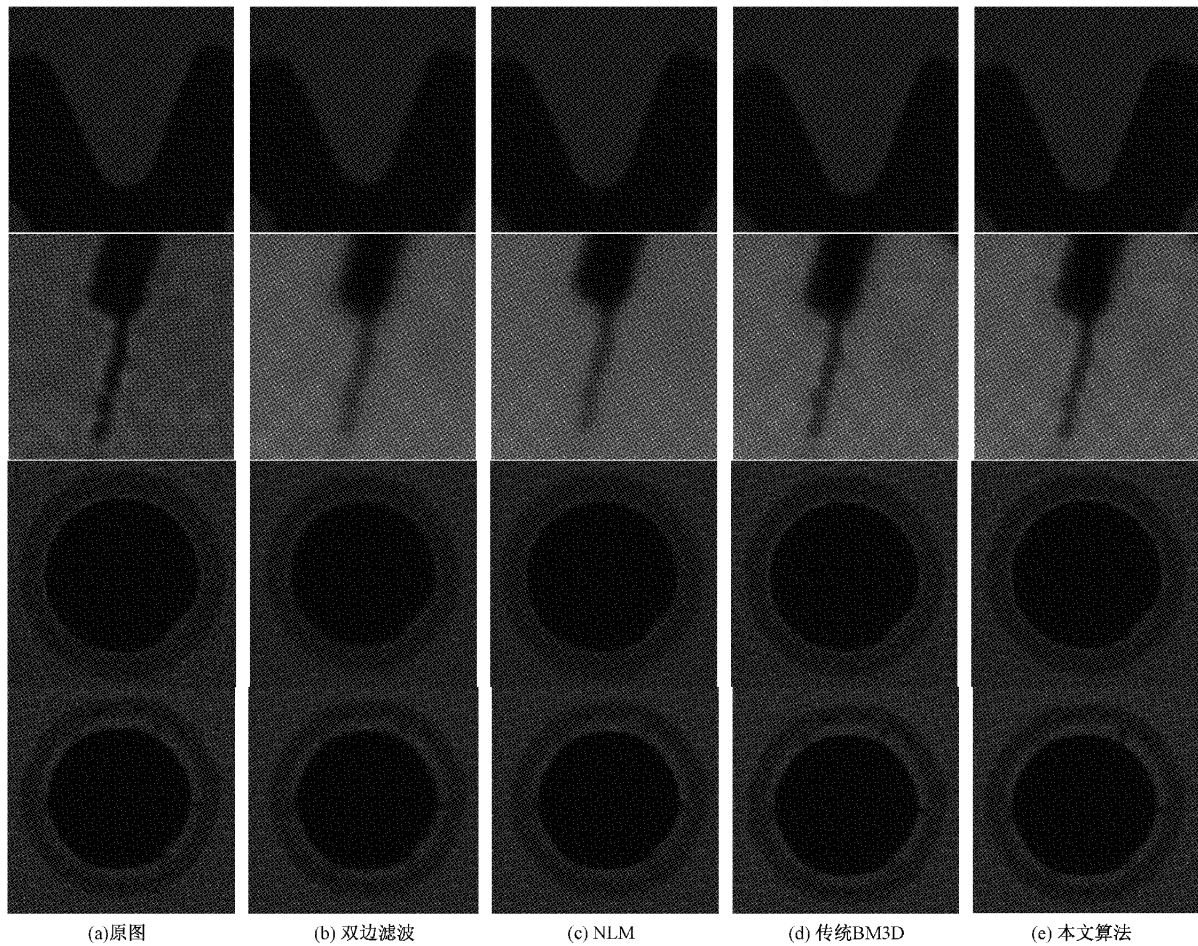


图 6 区域放大图

表 2 不同算法的 PSNR 值和 SSIM 值

CT 图像类型	双边滤波+ PSNR	NLM+ PSNR	BM3D+ PSNR	本文算法+ PSNR	双边滤波+ SSIM	NLM+ SSIM	BM3D+ SSIM	本文算法+ SSIM
星型药柱	40.649 8	44.530 0	44.343 4	44.781 7	0.996 868	0.998 737	0.998 707	0.998 831
含缺陷星型药柱	32.415 3	33.908	39.282 2	41.816 4	0.994 519	0.996 168	0.998 98	0.999 431
圆柱型药柱	37.770 8	40.111 6	42.394 6	43.283 7	0.995 227	0.997 223	0.998 386	0.998 683
含缺陷圆柱型药柱	39.677 7	41.492 2	43.021 2	43.915 1	0.996 87	0.997 984	0.998 612	0.998 867

为进一步验证改进的 BM3D 算法对燃面边缘与缺陷细节的保留程度,对得到的实验结果中燃面边缘与纹理细节进行放大,如图 6 所示。

由图 6 可以看出本文算法效果最佳,在边缘处,本文算法增大了药柱与燃气道像素的灰度梯度,清晰化边缘。在缺陷处,本文算法将提高了缺陷的完整性。

可以看出在较低的熵值图像中,双边滤波算法效果最差,NLM 算法略好于 BM3D 算法,本文算法略好于 NLM 算法,是由于 CT 原本信息熵低,图像中有效数据的比例少,在相似块匹配阶段,并没有太多的差异。在较高的熵值图像中,可以看出本文算法明显去噪效果优异很多,双边滤波算法和 NLM 算法虽然在图像平滑方面效果较

好,但是在纹理细节上,丢失了很多缺陷数据。本文算法明显将 CT 图像中的边缘与缺陷的纹理细节清晰地表现出来,在高噪声图像中的去伪影效果和细节纹理保留效果最好。

3.2 缺陷提取算法

在本文去伪影噪声算法的基础上,对比传统的 Canny 边缘检测与本文改进的自适应 Canny 边缘检测算法,对提取燃面边界缺陷的影响,如图 7 所示。

第 1 行是传统的 Canny 边缘检测算法与本文 Scharr 算子改进的自适应 Canny 边缘检测算法的对比,第 2 行将燃面边界与缺陷部分有序地提取出来,其提取出的数据在第 3 行。

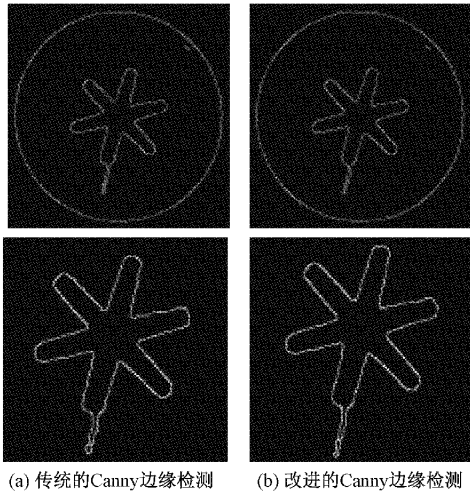


图 7 燃面边界缺陷提取

传统的 Canny 边缘检测不能完整地提取出燃面的缺陷数据,在燃面深处的裂纹,其灰度梯度较小,传统 Canny 算法采用的 Sobel 算子面对此并不敏感。本文采用的 Schar 算子增加了算法对灰度梯度的敏感度,可以将裂纹深处的缺陷数据表达出来,使得提取出的燃面与缺陷结构表达的更完整。

固体发动机内部存在的一些微小缺陷,有些很难去分辨,如图 8 所示。

某些微小缺陷很难被肉眼察觉,其缺陷边界灰度梯度

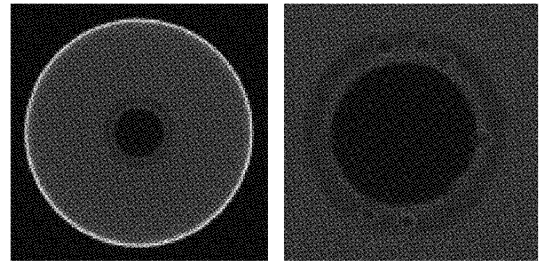


图 8 固体发动机微小缺陷

小,且缺陷结构仅有几个像素,所以选取合适的去噪算法与提取算法非常重要,如果某个缺陷未被检测到,则将影响对固体发动机装药质量的评价,一些微小的缺陷也可能导致严重的后果。

图 9 中第 1 行时传统边缘检测算法提取出的燃面边界与缺陷数据,第 2 行时改进的自适应边缘检测算法提取出的燃面边界与缺陷数据。从对比图结果与表 3 数据来看,传统算法的边缘不够清晰,提取出的缺陷点不够完整,但是对于初始燃烧边界的提取情况相差不多。本文提出的改进的缺陷提取算法,缺陷提取清晰,对于特别细微的缺陷也有较好的适用性。表 3 为传统算法与本文算法提取出的边界信息对比,此固体发动机微小缺陷边界模糊,本文算法仍能提取出来,且细长型缺陷的边界结构完整性比传统算法要高出许多,提取出的缺陷数量也有些许提升。

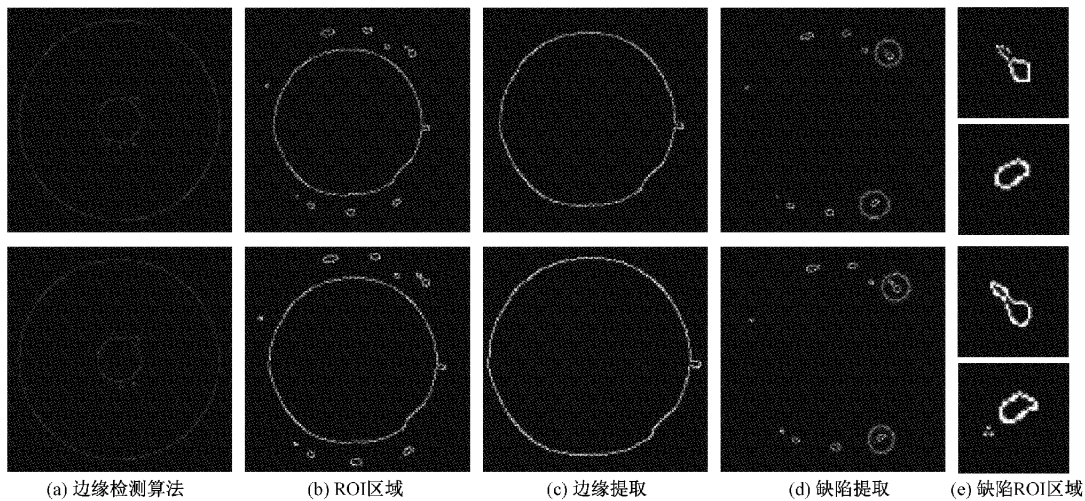


图 9 微小缺陷提取算法对比

表 3 缺陷检测

算法	缺陷数量	缺陷像素点数量	初始燃烧边界像素数量
传统 Canny 算法	9	224	673
本文算法	10	254	676

4 结 论

针对固体发动机实际 CT 图像存在伪影噪声影响燃面边界缺陷提取完整性的问题,提出了一种基于 BM3D 的改进的去伪影噪声的算法,与自适应 Canny 算法结合的方式提取完整的燃面边界缺陷,研究此算法的主要价值如下:

在 BM3D 算法的基础上采用边缘域平滑分组的方式,在相似块匹配阶段获取更多的相似块,能更完整更清晰地描述出图像存在的纹理细节。

在提取缺陷时,引入对灰度梯度更敏感的 Scharr 算子,使用最大类间方差法自动计算最好的阈值,使得边缘检测后的图像边界提取细节完整清晰。

选取多种固体发动机 CT 图像,通过实验验证了本文去伪影算法在图像质量上优于其他算法,且在缺陷的提取上,提取的缺陷更为完整,有利于对缺陷结构的分析。

参考文献

- [1] 于光辉,卢洪义,朱敏,等.基于标准固体火箭发动机 CT 结构图像配比的缺陷自动提取方法[J].固体火箭技术,2012,35(3):423-426.
- [2] 朱敏,于光辉,卢洪义,等.固体火箭发动机体空间缺陷精确定位方法[J].航空动力学报,2013,28(10):2364-2369.
- [3] 朱敏,卢洪义,丛培胜,等.固体发动机 CT 检测中的一种缺陷识别方法[J].航空动力学报,2009,24(1):230-234.
- [4] 陈庆贵,卢洪义,周源,等.固体火箭发动机缺陷的 ICT 局部检测[J].航空动力学报,2015,30(9):2291-2297.
- [5] 傅健,李斌,肖迎春,等.航空发动机涡轮叶片工业 CT 图像降噪方法[J].航空动力学报,2010,25(4):857-860.
- [6] 卢洪义,陈庆贵,周红梅,等.固体火箭发动机 CT 图像条状伪影校正[J].航空动力学报,2016,31(10):2515-2521.
- [7] KANO Y, KOSEKI M. CT image reconstruction algorithm to reduce metal artifact [C]. The 15th International Conference on Biomedical Engineering: ICBME 2013, 4th to 7th December 2013, Singapore, 2013:1204-07(2014):140-143.
- [8] 陈萍芸,林春深.一种改进的动脉 CT 图像去噪方法[J].华侨大学学报(自然科学版),2015,36(4):443-448.
- [9] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), IEEE, 2005, 2: 60-65.
- [10] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [11] 杨良健,周先春,崔程程,等.基于旋转块的 BM3D 图像去噪改进算法[J].电子测量技术,2021,44(22):108-113.
- [12] 万东东,周先春,曾明远,等.基于广义全变分的自适应 BM3D 算法[J].电子测量技术,2021,44(16):130-134.
- [13] CHEN H, ZHANG Y, ZHANG W, et al. Low-dose CT denoising with convolutional neural network[C]. 2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017), IEEE, 2017: 143-146.
- [14] CHEN H, ZHANG Y, KALRA M K, et al. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(12): 2524-2535.
- [15] WOLTERINK J M, LEINER T, VIERGEVER M A, et al. Generative adversarial networks for noise reduction in low-dose CT [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(12): 2536-2545.
- [16] YANG Q, YAN P, ZHANG Y, et al. Low-dose CT image denoising using a generative adversarial network with Wasserstein distance and perceptual loss [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(6): 1348-1357.
- [17] 陈培兴,王明泉,李世虎,等.基于形态学和 Otsu 的固体火箭发动机 CT 缺陷三维分割[J].图学学报,2015,36(4):581-586.
- [18] 黄梦涛,连一鑫.基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2021,42(10):199-209,DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J2107914.
- [19] 位营杰,师红宇.基于 Canny 算子的优化研究[J].国外电子测量技术,2021,40(8):77-81.
- [20] KUMAR A, SAHA S, BHATTACHARYA R. Wavelet transform based novel edge detection algorithms for wideband spectrum sensing in CRNs [J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2018, 84: 100-110.
- [21] XIE S, TU Z. Holistically-nested edge detection[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1395-1403.
- [22] HWANG J J, LIU T L. Pixel-wise deep learning for contour detection [J]. ArXiv Preprint, 2015, ArXiv:1504.01989.
- [23] BERTASIUS G, SHI J, TORRESANI L. Deepedge: A multi-scale bifurcated deep network for top-down contour detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 4380-4389.
- [24] SHEN W, WANG X, WANG Y, et al. Deepcontour: A deep convolutional feature learned by positive-sharing loss for contour detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3982-3991.
- [25] 王刚,陈雪畅,韩冬阳,等.基于改进 Otsu 的媒体 CT 图像阈值分割算法的研究[J].煤炭科学技术,2021,49(1):264-271.

作者简介

刘舜,硕士研究生,主要研究方向为固体火箭发动机智能设计与故障诊断。

E-mail:liushunhanzo@163.com

卢洪义,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为固体火箭发动机工业 CT 检测与使用安全评估技术和发动机可靠性与寿命评估技术。

E-mail:13964508115@163.com