

基于相对总变差的涡轮叶片 CT 图像环状伪影校正算法

江浩¹, 赵嘉昶²

1. 中国矿业大学(北京), 北京 100083

2. 中国航空综合技术研究所, 北京 100083

DOI: 10.61369/TACS.2026060002

摘要 : 针对涡轮叶片在进行工业计算机断层扫描 (Industrial Computed Tomography, ICT) 无损检测时出现的环状伪影, 本文提出基于相对总变差的霍夫直线变换算法来进行环状伪影的识别与定位。通过计算图像的相对总变差实现图像结构信息和伪影纹理的分离, 并将伪影纹理作为后续霍夫变换的处理对象, 减少检测物像素信息对霍夫变换的干扰, 提升检测精度。实测图像表明, 采用相对总变差进行伪影纹理分离后, 检测到的有效伪影直线数量大幅提升, 且减少了常规霍夫变换算法的误检现象。

关键词 : 相对总变差; 涡轮叶片; CT 图像; 环状伪影; 校正算法

Ring Artifact Correction Algorithm for Turbine Blade CT Images based on Relative Total Variation

Jiang Hao¹, Zhao Jiayong²

1.China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083

2.China Aviation Integrated Technology Institute, Beijing 100083

Abstract : In response to the circular artifacts that occur during industrial computed tomography (ICT) non-destructive testing of turbine blades, this paper proposes a Hough line transformation algorithm based on relative total variation for the identification and location of circular artifacts. By calculating the relative total variation of the image, the structural information of the image and the artifact texture are separated, and the artifact texture is used as the processing object for the subsequent Hough transformation, reducing the interference of the detection object's pixel information on the Hough transformation and improving the detection accuracy. Experimental images show that after separating the artifact texture using relative total variation, the number of effective artifact lines detected has significantly increased, and the false detection phenomenon of the conventional Hough transformation algorithm has been reduced.

Keywords : relative total variation (RTV); turbine blade; CT image; Ring artifact correction algorithm

引言

航空发动机是航空装备的核心部件, 对飞机的综合性能起决定性作用, 飞机的飞行速度、机动能力、作战航程、有效载重以及整体作战效能都和它直接相关, 是衡量一个国家航空工业综合实力与国防科技水平的核心指标。现代航空发动机结构精密度与复杂度都比较高, 融合了材料、力学、控制等多学科的尖端技术, 核心组成共五个部分, 分别是风扇、压缩系统、燃烧系统、涡轮系统与喷管系统, 各系统配合运行, 为飞行器提供持续稳定的动力输出^[1,2]。

涡轮转子叶片属于航空发动机的核心承载部件, 核心功能是将燃气热能高效转化为机械能, 也是整台发动机中工作环境最恶劣、受力状态最复杂的关键构件^[3,4]。现有大量工程统计数据表明, 航空发动机所有零部件的失效故障中, 和转子叶片相关的故障占比超过 70%, 会直接影响发动机的安全性、可靠性与实际使用寿命^[5]。

为了判别生产得到的叶片是否符合服役要求, 目前多采用工业 CT 无损技术对其进行检测^[6]。然而由于探测器阵列中各探测元存在响应不一致性的问题, 在开展射线探测工作时, 单个或是多个探测单元受器件特性差异、老化效应、增益漂移、噪声特性不一致或是存在缺陷像素等问题影响, 会让对应探测通道的投影数据输出信号出现系统性偏差与异常波动。使用滤波反投影等断层重建算法处理数据

时,这类通道的异常信号会沿旋转中心形成累积性误差,最终得到的重建切片上,会呈现出以旋转中心为圆心、明暗相间的同心圆环,此即所谓环状伪影^[7]。CT 环状伪影的存在会极大地扭曲图像灰度信息,对检测工作造成干扰,影响判断。

针对 CT 环状伪影,目前主流的矫正方法有三种,分别是硬件矫正法^[8,9]、投影域矫正法^[10,11]和图像域矫正法^[12,13]。硬件校正方法能在数据采集的源头环节,抑制探测器响应不均匀引发的环状伪影,但这类方法需要专门的标定条件,还要定期完成校准操作,对设备运行状态、环境稳定性的要求比较高,也没法处理探测单元老化、动态漂移这类问题,实际工程应用的限制比较多。投影域校正方法的校正精度比较高,伪影抑制的效果也不错,不过这类方法处理数据必须用到原始投影数据,对扫描系统、数据格式以及重建流程的依赖程度很高,用户只有断层切片图像的场景下没法使用,通用性存在不足。和前两类方法比,图像域校正方法的实用价值与应用优势更突出。这类方法直接处理完成重建的切片图像,不需要用到投影数据,也不依赖扫描硬件和对应参数,实现过程比较简单,计算效率高,移植性也比较强。只要能符合工业 CT 无损检测、定量分析的相关要求,图像域方法的适用范围更广,操作也更灵活。

霍夫变换(Hough transformation, HT)算法是一种应用较为广泛的直线检测方法,可应用在对极坐标图像进行竖直伪影检测的流程,为环形伪影校正提供较好的检测效果^[14]。但是,目前其应用方向主要在投影正弦图校正,对于其在后处理中应用的相关描述较少。此外,在当前应用场景下,环状伪影对图像灰度信息影响严重,单纯使用霍夫变换算法检测效率低,且易产生误检现象。

本文也将基于图像域开展环状伪影矫正工作,并在常规霍夫变换算法的基础上,创新性的提出基于相对总变差的霍夫直线变换的环状伪影识别与定位算法。通过计算图像的相对总变差实现图像结构信息和伪影纹理的分离,并将伪影纹理作为后续霍夫变换的处理对象,减少非伪影像素信息对霍夫变换的干扰,提升检测精度。

一、算法介绍

基于图像域进行环状伪影的矫正,主要流程为将图像由笛卡尔坐标系转换为极坐标系后,原本在笛卡尔坐标系下环状分布的伪影信息会在极坐标系中呈现出竖直样式,后续基于该极坐标图像进行竖直伪影的定位和去除即可。

(一) 极坐标变换

逐个获取笛卡尔坐标系内原始 CT 图像的全部像素点(x, y),先明确图像的中心点坐标(x0, y0),一般选择图像的几何中心作为极坐标的原点,也就是 $x_0=W/2$ 、 $y_0=H/2$ (此处 W 代表图像宽度, H 代表图像高度)。按照极坐标变换公式将该像素点转换到极坐标(r, θ)的映射,再把原像素点(x, y)的灰度值赋值给极坐标图像中对应坐标(r, θ)的像素点。前面提到的极坐标变换结果如图1所示。

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arctan(y, x) \quad (2)$$

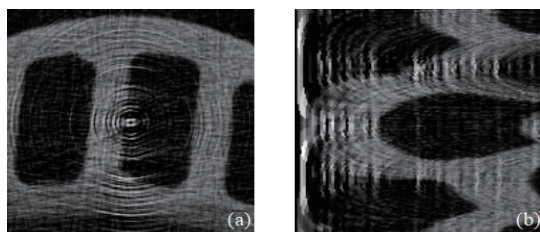


图1 极坐标变换图

(a) CT 原图; (b) 极坐标变换后 CT 图

从图1里能比较清楚地看到,笛卡尔坐标系内呈环状分布的伪影信息,在完成极坐标变换后,会在极坐标空间里呈现出接近竖直的条纹状分布特点。

(二) 霍夫直线变换

霍夫变换(Hough Transform, HT)属于图像处理领域检测

直线特征的经典算法^[14]。处理竖直纹理识别任务时,该算法依托坐标映射原理,将图像笛卡尔坐标系内的像素点坐标(x, y)转换到极坐标参数空间内,原空间内的单个像素点会对应参数空间中的一条正弦曲线。算法完成极坐标参数空间的离散化量化后,构建累加器矩阵 $H(\rho, \theta)$ 充当投票单元;任意一条曲线穿过对应网格时,该网格的计数值会完成一次累加。后续使用峰值检测策略,提取累加器矩阵中超出预设阈值的峰值点,得到表征直线特征的(ρ, θ)参数对;把各组参数代入极坐标直线方程后,可还原得到图像空间内对应的直线。

$$y = -\frac{\cos \theta}{\sin \theta} x + \frac{\rho}{\sin \theta} \quad (3)$$

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (4)$$

本节设置的检测目标为 $\theta \approx 90^\circ$ 的直线,本文开展 Hough 直线检测时,会对极角 θ 的取值范围进行约束,将检测角度限定在竖直方向(如 $\theta \in [85^\circ, 95^\circ]$),Hough 变换的参数设置如下: ρ 的步长取1像素, θ 的步长取 1° ,累加器阈值设为纹理层像素总数的0.5%,保证可检测到伪影对应的竖直线,减少噪声带来的误检。该算法仅针对竖直线对应的参数开展投票与峰值检测,仅提取图像中同方向竖直线上的特征点,排除非目标方向纹理与结构的干扰,提升竖直纹理检测的精准性与针对性。

(三) 相对总变差

由于霍夫变换是在特定参数条件下对图片中所有像素均进行变换处理,其检测结果必然出现不同程度的漏检和误检。因此,为了提升霍夫变换的检测精度,本文在进行霍夫变换前,预先进行一次相对总变差(Relative Total Variation, RTV)计算,目的是分离图像结构和纹理信息,一定程度上去除不含伪影的干扰信息,减少霍夫变换的误判问题。

相对总变差算法是一种自适应正则化算法,核心是通过计算局部梯度的相对比值来区分图像的结构与纹理噪声^[15]。区分目标与噪声的依据是二者纹理、结构特性存在差异,通过计算窗口总

变分 (windowed total variation, WTV) 的数值与窗口固有变分 (windowed inherent variation, WIV) 的数值, 完成结构与纹理的区分, 再加入不同的惩罚约束项, 自适应保护图像结构, 抑制各类噪声。

RTV 模型的定义对应公式 (5)。

$$RTV(X_p) = \left(\frac{D_x(X_p)}{L_x(X_p) + \varepsilon} + \frac{D_y(X_p)}{L_y(X_p) + \varepsilon} \right) \quad (5)$$

式中, $D(X)$ 指代 WTV, 统计图像局部窗口内的梯度变化总规模; $L(X)$ 指代 WIV, 描述图像局部窗口内梯度变化的固有属性; 设置 ε 的目的是保证分母不为零, 该参数通常取 $1e-6$, 防止计算环节出现数值异常。

公式 (6) 的作用是计算 WTV。

$$\begin{aligned} D_x(X_p) &= \sum_{q \in W(p)} h_{p,q} \left| (\partial_x X)_q \right| \\ D_y(X_p) &= \sum_{q \in W(p)} h_{p,q} \left| (\partial_y X)_q \right| \end{aligned} \quad (6)$$

其中, x, y 是图像的像素坐标; p, q 属于图像索引; $D_x(X_p)$ 与 $D_y(X_p)$ 分别对应图像 X 第 p 个像素在 x, y 方向上梯度变换的绝对值总和; $W(p)$ 指的是以图像 X 第 p 个像素点为中心的局部矩形窗口; $h_{p,q}$ 属于权重函数, 通常采用高斯函数, 对应标准差设为 1.0, 为了对窗口内的像素开展加权处理, 使中心像素的权重更高, 边缘像素的权重更低, 提升计算结果的稳定性。

公式 (7) 可用来完成 WIV 计算。

$$\begin{aligned} L_x(X_p) &= \left| \sum_{q \in W(p)} h_{p,q} \cdot (\partial_x X)_q \right| \\ L_y(X_p) &= \left| \sum_{q \in W(p)} h_{p,q} \cdot (\partial_y X)_q \right| \end{aligned} \quad (7)$$

$L_x(X_p)$ 与 $L_y(X_p)$ 是公式内参数, 分别代表图像 X 第 p 个像素 x, y 方向上梯度变换总量的绝对值。

WTV、WIV 和 RTV 三个参数, 可分别代入公式 (5)、公式 (6) 和公式 (7) 计算得到, 结构区域的梯度方向统一, 对应的 RTV 数值接近 1, 边缘特征可以正常留存。纹理或噪声区域的梯度分布杂乱, 对应的 RTV 数值会变大, 实际操作时可先设置 RTV 的判定阈值, 常规取值为 1.5, RTV 数值高于阈值的区域会被归为纹理或噪声区域。对判定为纹理或噪声的区域开展平滑处理, RTV 数值不超过阈值的区域会被归为结构区域, 直接保留, 整套流程运行后, 可完成结构层与纹理层的自适应分离。

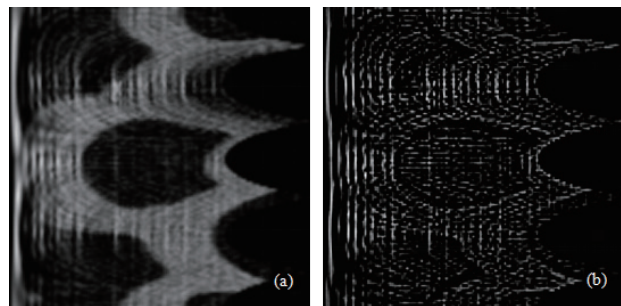


图2 纹理提取前后的图像对比
(a) 原图; (b) 纹理图像

图2为纹理提取前后的图像对比。经由相对总差分算法进行纹

理提取后, 目标竖直伪影信息更加清晰, 干扰像素信息一定程度减少。

(四) 算法流程

算法具体流程如下: 首先用 RTV 算法完成极坐标变换图像的结构层与纹理层分离操作; 第二步处理以分离得到的纹理层为基础, 使用 Hough 变换检测竖直伪影; 最后, 基于获取得到的伪影像素点位进行灰度矫正处理, 得到环状伪影矫正图像。

二、矫正结果与讨论

为验证上述算法的可靠性和可实现性, 本节基于实际检测流程中出现的含有严重环状伪影图像进行环状伪影的识别与定位。并使用霍夫变换, 在相同的检测参数下分别对纹理图像和原图进行竖直伪影的识别与定位。

图3(a)为经由 RTV 算法处理后再进行霍夫变换检测到的竖直伪影图像, 图3(b)为基于原极坐标图像进行霍夫变换后检测到的竖直伪影图像。在识别得到的竖直伪影数量上, 常规 Hough 变换算法识别到 48 条竖直伪影, RTV/Hough 变换算法识别到 95 条竖直伪影, 多于常规 Hough 变换算法。图3(c)为图3(a)的逆变换结果图, 图3(d)为图3(b)的逆变换结果图。在主观视觉层面上可观察到, 经过 RTV 算法预处理的图像 (图3(c)), 检测精度明显比未做预处理的图像 (图3(d)) 更好。RTV 算法会抑制噪声, 保留伪影特征, 得到的环状伪影检测结果与真实同心圆环结构更贴合, 检测线条连续性更好、断裂情况更少, 非伪影区域的误检噪声明显减少, 中心区域伪影可清晰分辨; 未做预处理的图像受原始纹理噪声干扰比较大, 可检测到的伪影信息数量出现明显下降, 检测精度也比左图差, 定位精度与结果可靠性都有所降低。

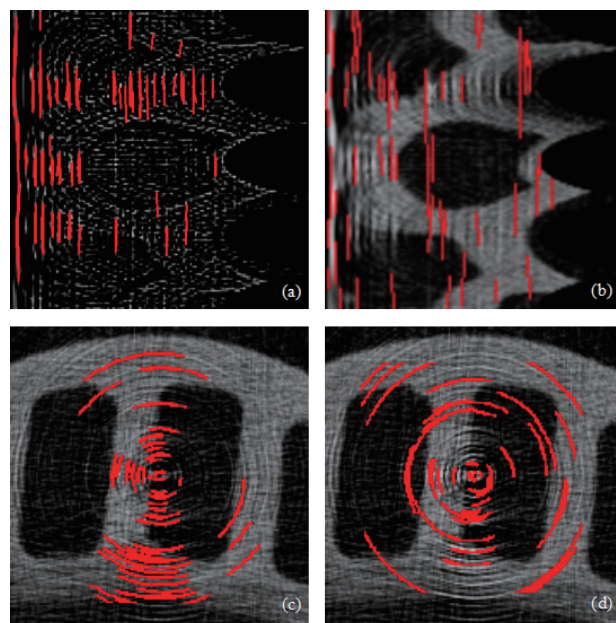


图3 环状伪影识别与定位效果对比

(a) RTV+Hough 竖直伪影检测结果; (b) 常规 Hough 竖直伪影检测结果;
(c) RTV+Hough 逆变换结果; (d) 常规 Hough 逆变换结果

获取到伪影信息像素点位后, 采用插值法修正。图4(a)为含

环状伪影的原始图像,图4(b)为使用插值法修正后的图像,图4(c)和图4(d)为对应灰度图像的灰度值热力分布图,能够帮助我们更直观地观察矫正效果。在主视觉层面上,部分灰度值较高的环状伪影信息得到了有效地消除和平滑。在热力图像中的白色感兴趣区域(Region of Interest, ROI)中也可较为明显的看出异常的高灰度值像素得到了有效消除。但同时由于平滑作用,使得红色 ROI 区域的边缘信息被过度模糊,导致有效信息的灰度值与背景的灰度值之间的灰度值差异缩小。这种灰度值的变化,会对后续更多基于灰度值进行的图像处理工作,如边缘检测、阈值分割等算法的检测精度产生影响。

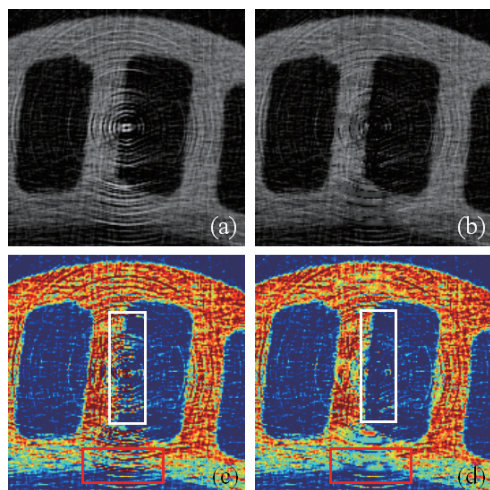


图4 环状伪影矫正效果对比

(a) 含环状伪影原始图像; (b) 插值法修正后图像;
(c) 原始图像灰度热力分布; (d) 修正后图像灰度热力分布

但相较于直接在原始图像上运用上述各类算法进行处理,先完成图像矫正后再采用相同算法处理,能够取得更优的处理效果。图5(a)为对含环状伪影的原始图像进行边缘检测得到的边缘

轮廓曲线,图5(b)为对环状伪影矫正后的图像进行边缘检测得到的边缘轮廓曲线。白色 ROI 区域中也可较为明显的看出,由于异常的高灰度值像素得到了有效消除,检测得到的轮廓曲线也更加贴合原图,并未出现大幅度的曲线波动。但红色 ROI 区域的边缘信息被过度模糊,导致有效信息的灰度值与背景的灰度值之间的灰度值差异缩小,检测得到的轮廓曲线出现了小幅度波动。

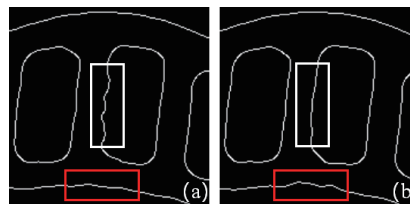


图5 边缘检测效果对比

(a) 含伪影图像边缘检测结果; (b) 修正后图像边缘检测结果

三、总结

本文提出一种基于相对总变差的霍夫变换算法,利用相对总变差能筛选图像结构和伪影纹理的特点,对极坐标图像进行预处理,去除不含有伪影的干扰像素信息,再对可能存在伪影的区域进行霍夫变换,实现伪影信息的识别与定位。由于使用了相对总变差进行预处理,本文算法可以提高环状伪影的检测效率和精度,减少误检现象。

在对实测图像进行实际测试时,最终的检测结果也表明新算法能够明显提升消除环状伪影的效果,同时减少了对被测物结构的误处理。但在进行伪影矫正环节,由于插值修正方法本身的特殊性以及当前应用场景的问题,在对位于涡轮叶片叶盆部位的环状伪影进行矫正时,出现了边缘信息过度平滑和模糊的问题,进而影响后续基于灰度数值进行图像处理的算法的准确度。

参考文献

- [1] 刘茜, 胡殿印, 王怡, 等. 航空发动机结构可靠性设计研究进展与展望[J]. 航空学报, 2025, 46(21): 23-47.
- [2] 汤捷中. 浅谈航空发动机叶片的检测与维修[J]. 内燃机与配件, 2023(17): 64-66.
- [3] Wu J J, Meng J, Zou M K, et al. Effect of wall thickness on micropores and stress-rupture properties of a single-crystal nickel-based superalloy[J]. Materials Science and Engineering: A, 2023, 872: 144941.
- [4] Kargarnejad S, Djavanroodi F. Failure assessment of Nimonic 80A gas turbine blade[J]. Engineering Failure Analysis, 2012, 26: 211-219.
- [5] Nie W, Yang X, Zhang K, et al. Test rig and experimental Investigation on the blade containment of aero-engine turbine casing[J]. Engineering Failure Analysis, 2025, 178: 109726.
- [6] 苏宇航, 王倩妮, 张于北. 中国机械工程学会. 航空发动机叶片高能工业 ct 壁厚测量数据自动校准方法[J]. 2013: 874-878.
- [7] Tang Z, Li L, Li H, et al. Effect of curvature radius on leading edge cooling performance of double wall turbine blade[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2025, 210: 109621.
- [8] 李静, 郑良, 陈璐杰, 等. 基于三维运动轨迹的高分辨显微 ct 环状伪影去除方法[J]. 中国医疗设备, 2020(1): 56-60.
- [9] 魏英, 吴文晋, 杨民. 基于多项式拟合的 CT 图像环状伪影校正[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2010(04): 45-48.
- [10] Hang J, Han J, Zhang Y, et al. Ring artifact suppression and removal algorithm for an X-ray cone beam CT system[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2025, 1072: 170217.
- [11] Li F, Li Y, Wang Z, et al. Data-driven and model-guided iterative reconstruction framework for simultaneous sparse-view and ring artifact reduction in synchrotron X-ray microtomography[J]. Optics Express, 2025, 33(2): 3145.
- [12] 周意超, 谢明元, 杨玲, 等. CT 环状伪影矫正方法的改进研究[J]. 四川大学学报(医学版), 2016, 47(3): 420-424.
- [13] 刘必成, 易茜, 宗春光, 等. 基于梯度特征聚类分析的大尺寸物体 CT 图像环状伪影校正方法[J]. CT 理论与应用研究, 2024(6): 781-789.
- [14] 朱腾, 阎汉生, 张坡, 等. 基于模糊 hough 变换的增强现实目标位姿监测算法[J]. 科技通报, 2025(01): 23-27.
- [15] Yang Y, Zhang D, Yang F, et al. Post-processing method for the removal of mixed ring artifacts in CT images[J]. Optics Express, 2020, 28(21): 30362.