

基于轮廓先验约束的复杂异形工件 CT 成像方法研究

樊亚红, 刘 宾, 陈 平, 潘晋孝, 李毅红
(中北大学信息探测与处理山西省重点实验室, 山西太原 030051)

摘 要: 在 X 射线 CT 成像检测系统中, 复杂异形工件由于结构复杂, 散射、硬化等现象较严重, 而且在部分投影角度上, 由于在射线透照方向上的有效厚度差异大, 固定能量的射线剂量与厚度不匹配, 投影数据质量较差, 传统的 CT 重建算法得到的重建图像质量低, 边缘模糊, 无法获取工件的完整轮廓信息. 为此文章研究了一种基于轮廓先验约束的复杂异形工件 CT 成像方法. 首先利用双目立体视觉技术获取工件的轮廓信息, 根据双目坐标系与 CT 坐标系间的空间位置关系完成先验图像的配准; 然后将轮廓先验纳入到 CT 重建过程中并结合 TV 正则化进行轮廓约束重建. 实验结果表明, 该方法能够有效地抑制伪影和噪声, 保留重建图像的边缘, 改善重建图像质量, 有助于提高复杂异形工件缺陷检测的可靠性.

关键词: X 射线成像; 复杂结构件; 轮廓约束; 先验信息

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)10-1976-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.10.015

Research on CT Imaging Method of Complex Shaped Workpiece Based on Contour Prior Constraint

FAN Ya-hong, LIU Bin, CHEN Ping, PAN Jin-xiao, LI Yi-hong
(Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing & Processing, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China)

Abstract: In the X-ray CT imaging inspection system, due to the complicated structure of complex shaped workpieces, scattering, hardening and other phenomena are more serious. At some projection angles, due to the large difference in effective thickness in the ray transillumination direction, the fixed energy ray dose does not match the thickness, the quality of the projection data is poor, the reconstructed image obtained by the traditional CT reconstruction algorithm is of low quality, the edges are blurred, and the complete contour information of the workpiece cannot be obtained. In this paper, a CT imaging method for complex shaped workpieces based on contour prior constraints is studied. Firstly, the binocular stereo vision technology is used to obtain the contour information of the workpiece, and the registration of the a priori image is completed according to the spatial positional relationship between the binocular coordinate system and the CT coordinate system. The contour prior is then incorporated into the CT reconstruction process and contour constrained reconstruction is performed in conjunction with TV (Total-variation) regularization. The experimental results show that the proposed method can effectively suppress artifacts and noise, preserve the edges of reconstructed images, improve the quality of reconstructed images, and improve the reliability of defect detection of complex shaped workpieces.

Key words: X-ray imaging; complex structural parts; contour constraint; prior information

1 引言

X 射线计算机断层扫描 (Computed Tomography, CT) 是无损检测 (NDT) 中的主要研究技术之一, 广泛应用于医学、航空和机械制造等领域^[1,2]. 在对某些形状、

结构复杂和材料多元化的复杂结构件进行 X 射线 CT 成像时, 由于射线透照方向上的有效厚度变化率较大, 较厚的区域射线穿过路径较长, 探测器接收到的射线信号较弱, 较薄的区域散射现象严重, 导致投影数据质量较差, CT 重建图像出现失真, 无法获取工件的完整轮

廓信息,从而影响到复杂结构件的无损检测工作。

针对复杂结构件的 CT 成像,目前主要利用投影数据恢复和有限角度 CT 重建等方法实现. 投影数据恢复方法通常采用双能 CT^[3]、变能量 CT^[4,5] 成像方式,通过融合不同能量下投影序列中有效信息获取工件完整结构信息,然而这种方法成像效率较低,较多的曝光次数会影响射线管使用寿命;有限角 CT 重建方法无法在数据严重缺失的情况下有效实现复杂结构件的 CT 重建,通常需要引入先验信息提高图像重建质量^[6,7].

对于复杂结构件因投影数据质量较差造成的病态重建问题,通过结合检测目标特定的先验知识能够有效地恢复重建图像外形边缘细节信息. 文献[8]在变能量 CT 成像方法的基础上,利用在低能投影下提取的边缘恢复工件边缘细节部分的投影信息,减少了复杂结构件重建结果中的边缘伪影;Christian Schorr 等^[9]将 CAD(Computer Aided Design)文件中的几何结构形状作为先验信息,解决了有限角度重建伪影问题,然而已知 CAD 结构与实际工件之间存在误差,不适用于缺陷检测工作;Michael Schrapp 等^[10]将超声检测数据纳入 CT 重建的数据融合方法,能够弥补 CT 图像中缺失的边缘信息,这种从其他成像模式中获取特定先验信息的方法,为确保先验信息的准确性提供了有效的途径. 将轮廓先验信息纳入到 CT 图像中需要特定的重建算法,文献[11]利用边缘先验信息对工件内区域使用正则化 SART(联合代数重建算法, Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique)算法进行迭代重建,取得了较好的重建效果;先验图像约束压缩感知(Prior Image Constrained Compressed Sensing, PICCS)算法^[12]通过在目标函数中加入先验图像,弥补因投影数据不足造成的图像不完整问题,然而此方法是基于线性化测量模型,且假设先验图像与当前重建图像是完全匹配的,很难在实际工程中得到广泛应用。

基于上述分析,针对复杂结构件 CT 成像所带来的实际工程问题,本文基于文献[11]提出的正则化 SART 迭代重建算法,研究了基于轮廓先验约束的复杂异形工件 CT 成像方法,在 CT 扫描过程中同时利用双目立体成像技术提取工件的轮廓先验信息,并建立基于轮廓先验约束的重建模型进行复杂异形工件的 CT 重建,不同于文献[11]中限制图像更新区域,本文利用配准后的先验图像来引导工件的图像重建过程,有效保留了工件的内部信息,更加精确地恢复外部轮廓边缘,提升了图像重建质量。

2 基于轮廓先验约束的 CT 成像方法

2.1 问题描述

复杂结构件图像重建问题是从质量较差的投影数

据中恢复物体的断层图像,由于某些投影路径的数据畸变,采用传统 CT 图像重建算法重建的结果中存在边缘模糊及伪影,无法获得较高的重建质量. 解决病态重建问题的常用方法是在重建模型中加入先验信息,结合轮廓先验可以保留目标的形状和边缘. 基于先验约束的图像重建方法通常是将先验知识纳入到 CT 重建过程中,把图像的重建问题转化为目标函数的优化问题,再通过一定的迭代算法,寻找方程的最优解来得到重建图像的估计值^[13]. 文献[11]中提出的融合轮廓数据的 CT 图像重建策略通过对工件内部区域使用正则化 SART 算法重建得到完整的物体边缘,其正则化 SART 重建公式如式(1)所示。

$$f_j^{(k+1)} = f_j^{(k)} + \lambda \frac{1}{\frac{1}{ch_j \bar{f}} + \sum_{i=1}^H a_{ij}} \left[\frac{1}{ch_j \bar{f}} (h_j \bar{f} - f_j) + \sum_{i=1}^H a_{ij} \frac{p_i - \sum_{j=1}^N a_{ij} f_j}{\sum_{j=1}^N a_{ij}} \right], \quad j' \notin \{j | h_j = 0\} \quad (1)$$

式(1)中,轮廓信息由矢量 \mathbf{h} 表示 ($0 \leq h_j \leq 1$), \bar{f} 为均值, c 为常数. 这种直接限制图像更新区域的方法会产生数据截断问题,表现为工件边缘附近像素点灰度值较高,引入重建图像与均值图像 $h_j \bar{f}$ 的差后能够减轻此问题,但又会模糊重建图像结构细节。

2.2 轮廓先验图像的获取及配准

关于复杂结构件的轮廓先验图像可通过双目立体成像技术来获取. 目前有些 CT 采集系统中已集成双目摄像机,用于自动记录和检测被测物体的外部轮廓,实现对实际检测过程的监控,实时定位被测物体并防止其与射线源和探测器等发生碰撞. 本文借助于现有 CT 采集平台,选用汇聚式双目成像系统获取复杂结构件的表面轮廓信息,可扩展系统视野范围、减小测量误差. 通过双目相机拍摄物体在不同视角下的感知图像,经立体匹配计算两幅图像像素间的位置偏差(即视差)获取三维几何信息与深度信息,重建得到物体的三维模型^[14].

在将轮廓先验信息纳入到 CT 重建的过程中,须预先进行先验图像配准^[15]. 即通过建立双目数据与 CT 数据间的对应关系,以便将双目三维重建后的物体轮廓信息融入 CT 重建过程中. 本文中双目光学成像系统与 CT 成像系统处于同一世界坐标系,两种成像系统的空间位置关系确定,且待测物体以同一种形态进行成像,数据采集示意图如图 1 所示。

下面将通过坐标系标定实验确立双目光学成像系统与 CT 成像系统间的空间位置对应关系. 已知双目光学成像系统与 Micro-CT 成像系统是通过空间耦合的方式组装在一起的,两种成像系统处于同一世界坐标系,

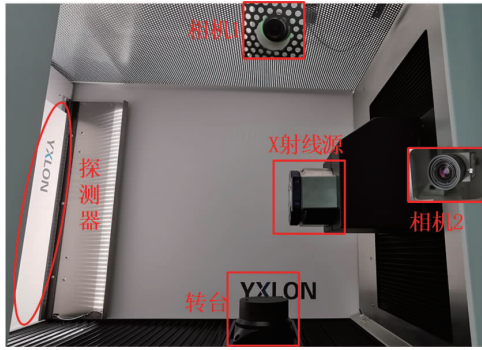


图1 数据采集示意图

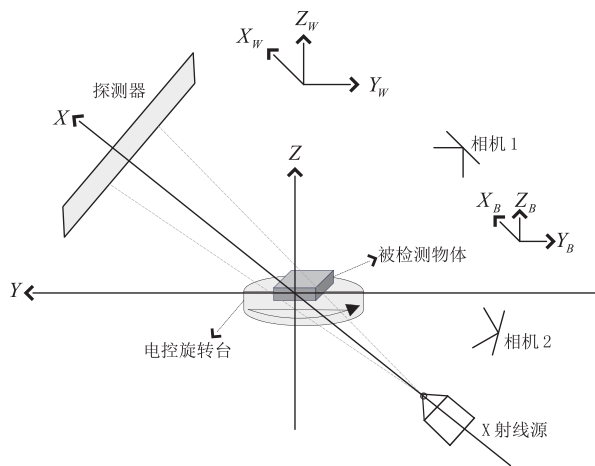


图2 Micro-CT/光学成像系统坐标系示意图

如图2所示,其中 X 、 Y 、 Z 轴构成CT成像系统的坐标系,坐标原点位于物体中心, X 射线源位于 X 轴的负半轴; X_B 、 Y_B 、 Z_B 轴构成光学坐标系;CT成像系统与光学成像系统共同位于由 X_W 、 Y_W 、 Z_W 构成世界坐标系下.在数据采集实验过程中,相机与 X 射线源静止不动,被检测物体按某个方向旋转,以同一形态进行成像.

若利用两种成像系统分别对被检测物体进行三维重建,物体上的一点 P 在CT系统坐标系中有一个坐标 (x, y, z) ,在光学坐标系中也有一个坐标 (x_B, y_B, z_B) ,从光学坐标系到CT坐标系属于刚体变换,物体不会发生形变,坐标系标定的目的就是使光学坐标系中的任意一点都可以转化为CT系统坐标系中的坐标点: $P(\text{Monocular}) = P(\text{CT})$.一般情况下,他们之间关系可以用一个旋转矩阵和一个平移矩阵来描述.不同坐标系下同一个点坐标的变换,可以理解为,空间中的任意一点 $P_1(x_B, y_B, z_B)$ 经过水平、垂直以及旋转运动到点 $P_2(x, y, z)$,得到函数关系:

$$P_2 = RP_1 + T \quad (2)$$

式(2)中,矢量 $T = (t_x, t_y, t_z)^T$ 表示平移,矩阵 R 表示旋转变换,是一个 3×3 的矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_{xy} & r_{xz} \\ r_{yx} & r_{yy} & r_{yz} \\ r_{zx} & r_{zy} & r_{zz} \end{bmatrix} \quad (3)$$

只要给定至少3个点,使用SVD方法^[16]就可以计算出旋转矩阵 R 与平移矩阵 T ,并且给定的点越多,计算出来的转换矩阵就越精确.

本文选取铝质方形工件作为标定物,如图3(a)所示,标定物厚度约为35mm,上表面为 $14 \times 30\text{mm}^2$ 的矩形,表面的四个顶点都可以视为标记点,用于计算转换矩阵.将标定物平放于旋转台上,利用两成像系统进行数据采集,并分别进行三维重建,结果如图3所示.

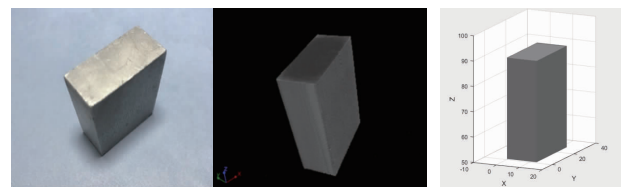


图3 标定实验结果图

然后,选取标定物中的各标记点的三维坐标代入式(2)中计算,便可得到式(4)中双目数据与CT数据间的坐标转换关系.

$$R = \begin{bmatrix} -0.12869 & -0.01883 & -16.85915 \\ -0.04343 & 0.07695 & -11.92439 \\ 0.00054 & 1.101e-05 & 0.40591 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$T = \begin{bmatrix} -9.52685 \\ -98.87150 \\ 18.54261 \end{bmatrix}$$

根据上述标定过程所得到的空间坐标转换关系,将光学坐标系中得到的工件三维模型转化到CT坐标系中,然后,选取双目三维重建后工件俯视截面,设置与CT图像相同的分辨率(512×512)和像素大小,并根据CT成像过程中所设置的放大比参数将工件的三维点位置映射到像素位置,得到与实际CT重建图像相同尺度的表面轮廓(先验图像).对于轮廓图像中的像素值,分别设置为0或1.即,在工件区域 D 内, $h_j = 1$;否则, $h_j = 0$.

$$h_j = \begin{cases} 1, & \text{if } j \in D \\ 0, & \text{if } j \notin D \end{cases} \quad (5)$$

此外,考虑利用光学相机所获取的轮廓信息的存在的精度不足的问题,为避免将过于绝对的边缘信息用于CT重建中,对二值轮廓掩模图像做两次标准模糊.即,将 h 中的每个像素替换为其自身及其四个相邻像素的平均值,得到模糊掩模图像,如图4所示.其中, $h_j = 1$ 表示该像素一定在掩模内, $h_j = 0$ 表示该像素一定在掩模外, $0 \leq h_j \leq 1$ 表示对于该像素的信任强度,边界位置的像素值便处于 $[0, 1]$ 之间.

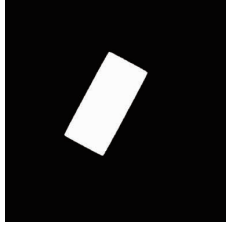


图4 轮廓掩膜图像

2.3 轮廓先验约束模型

在结合轮廓先验约束进行复杂结构件的 CT 重建时,相较于 2.1 节中所提到算法直接限制图像更新区域,本文将关于工件的轮廓先验图像集成到目标函数中,通过基于模型的重建方法平衡测量数据与先验图像的惩罚,寻求重建图像的最优估计值。

在重建目标函数中加入包含先验信息和测量噪声的惩罚项,用于恢复边缘并抑制噪声. 轮廓先验可提供重建物体的边界信息,但对于其内部细节信息及可能存在的缺陷无法获知,即先验信息中只含有关于重建目标的轮廓特征. 因此,将轮廓掩膜图像 \mathbf{h} 与先前重建图像结合设计正则项,隐式地将先验知识引入图像重建过程. 对比于文献[11]中引入均值补偿可能带来细节模糊的问题,本文选用前一次的迭代重建结果与轮廓掩膜图像结合作为先验信息,避免先验图像与当前重建图像不匹配的问题. 此外,实际投影数据中含有较大的噪声,重建图像中近似分段平滑的地方可能存在较小的动荡,选用 TV (Total-Variation) 最小化来减小重建中的噪声影响。

轮廓约束重建问题可表示为

$$\operatorname{argmin}_f \left\{ \frac{1}{2} \| \mathbf{A}f - \mathbf{P} \|_2^2 + \beta_1 \| f - \mathbf{h}f \|_2^2 + \beta_2 R_{\text{TV}}(f) \right\} \quad (6)$$

式(6)中,第一项为数据保真项, \mathbf{A} 为测量矩阵, f 为待重建图像, \mathbf{P} 为投影;第二项表示先验惩罚项, $\mathbf{h}f$ 为轮廓先验图像;第三项 $R_{\text{TV}}(f)$ 是总变分 TV 惩罚项,TV 正则项其实就是图像梯度变换后的 ℓ_1 范数. 正则化参数 β_1 和 β_2 用于控制惩罚项的强度,二次正则化趋向于均衡先验数据和测量数据的特征信息. 太少的先验信息只能带来有限的改进,过多的先验信息会迫使重建图像与先验图像过于相似而掩盖当前重建图像中的某些变化,当前重建图像与先验信息之间平衡由正则化参数 β_1 调节。

2.4 基于轮廓先验约束的 CT 重建算法

观察轮廓先验约束模型的最优化问题,发现目标函数(6)中的 ℓ_1 和 ℓ_2 部分是耦合在一起的,为求解方便将其分为两部分问题进行求解. 首先,目标函数中的 ℓ_2 部分可以使用 SART 算法一起求解得到重建图像

$f^{(r, N_{\text{SART}})}$; 然后,可将其看作一般的 TV 最优化问题模型,利用交替最小化方法进行求解。

使用联合代数重建算法 (SART) 求解式(6)中 ℓ_2 部分的闭合解,并将其写成迭代形式如下:

$$f = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \beta_1 \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \beta_1 \mathbf{h}f) \quad (7)$$

$$f_j^{(k+1)} = f_j^{(k)} + \lambda \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N a_{ij} \cdot \left[\sum_{i=1}^N a_{ij} \frac{p_i - \sum_{j=1}^N a_{ij} f_j}{\sum_{i=1}^N a_{ij}} + \beta_1 (f_j - h_j f_j) \right] \quad (8)$$

式(8)中, k 为迭代次数, $1 \leq j \leq N$ (N 为图像中的像素个数), λ 为松弛因子 ($0 < \lambda < 2$), 矢量 \mathbf{h} 表示 ($0 \leq h_j \leq 1$) 轮廓掩膜图像. 在迭代重建过程中,不断地利用前一次迭代后的重建图像 $f^{(k)}$ 与 \mathbf{h} 结合构成轮廓先验图像 $\mathbf{h}f$ 。

求解式(6)中 ℓ_1 部分,本文采用标准的梯度下降方法计算重建图像的 TV 最小化. 总变分 TV 是常用的约束优化方法,它可以在平滑图像的同时保留边缘. TV 正则化的表达式为

$$R_{\text{TV}}(f) = \sum_i \sum_j \sqrt{(f_{i+1,j} - f_{i,j})^2 + (f_{i,j+1} - f_{i,j})^2} \quad (9)$$

本文提出的轮廓先验约束重建算法 (Shape Constrained Reconstruction, SCR) 步骤如算法 1。

算法 1 轮廓先验约束重建算法 (SCR)

```

初始化:  $f^{(1)} = 0, N_{\text{iter}}, N_{\text{SART}}, N_{\text{TV}}, \lambda, \beta_1, \beta_2, \alpha$ 
for  $r = 1, 2, 3, \dots, N_{\text{iter}}$  do
1. SART 更新:
   for  $k = 1, 2, 3, \dots, N_{\text{SART}}$  do
     用式(8)得到  $f^{(r, N_{\text{SART}})}$ 
   end
2. TV 最小化:
    $d_A = \| f^{(r-1)} - f^{(r, N_{\text{SART}})} \|_2$ 
   for  $n = 1, 2, 3, \dots, N_{\text{TV}}$  do
     用梯度下降法  $f^{(n+1)} = f^{(n)} - \alpha d_A \frac{\partial \{ \text{TV}(f) \}}{\partial f_{i,j}}$  更新图像
   end
   更新图像:  $f^{(r)} = f^{(r, N_{\text{SART}} + N_{\text{TV}})}$ 
end
输出: 重建图像  $f$  的估计值

```

3 实验与结果分析

为了验证基于轮廓先验约束重建方法的性能,选取钛合金 (Ti-6Al-4V) 复杂结构件进行实验,如图 5 所示. 该工件整体表现为复杂多孔、射线透照方向上有效厚度差异较大。



图5 实验所用复杂结构件

双目成像系统中 CCD 相机焦距为 25mm,分辨率为 1280 像素 \times 960 像素,通过汇聚式双目成像系统拍摄到复杂结构件的左右图像对如图 6 所示. CT 数据采集使用 YXLON FF20 高分辨率 μ CT 扫描仪获取 X 射线断层投影,设置 X 射线管电压为 120kV,管电流为 50 μ A. 射线源到物体的距离为 350mm,到探测器的距离为 780mm;重建图像大小为 512 \times 512 (pixels),探测器大小为 1122 \times 1122,探元大小为 0.127mm,在 360 $^\circ$ 范围内进行等间隔采集得到工件的投影数据.



图6 双目图像对

利用双目立体成像技术对工件进行三维重建,并通过坐标系标定得到的转换关系,将工件的光学坐标转换为 CT 坐标系中位置坐标,选取与 CT 断层重建图像相对应位置的截面,设置与 CT 重建图像相同的分辨率(512 像素 \times 512 像素)及像素尺寸大小(0.127mm/像素),便可得到包含工件轮廓信息的先验图像.通过双目三维重构及配准后得到复杂结构件的表面轮廓信

息,如图 7(a)所示.一般在工件表面被封装遮盖内部或者工件内部存在空洞等情况下,使用相机拍摄只能获取到复杂结构件的外部表面轮廓信息,无法得到其内部结构特征.因此,提取复杂结构件的外部轮廓信息,得到如图 7(b)所示的本文所用轮廓先验图像.



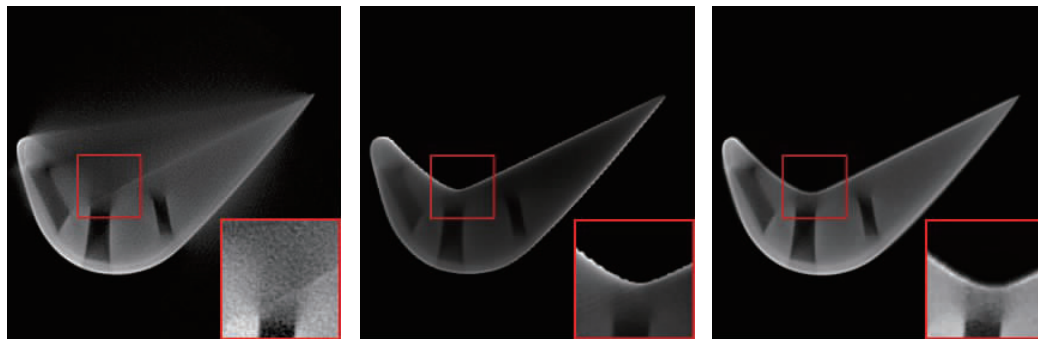
(a) 表面轮廓掩膜图像 (b) 本文所用轮廓先验图像

图7 工件轮廓图像

3.1 实际工件数据实验

利用 SART 算法,文献[11]方法和 SCR 算法分别对复杂结构件进行 CT 重建.本文 SCR 算法的参数取值为 $\beta_1 = 0.1, \beta_2 = 0.5; N_{\text{SART}} = 2, N_{\text{TV}} = 5, N_{\text{iter}}$ 为 500 次.图 8 为基于轮廓先验约束的重建结果对比图.

如图 8 所示,图 8(a)中 SART 重建图像中工件周围存在较多伪影,边缘模糊,图像对比度低,无法完整地再现工件的外形边缘信息.在利用外轮廓先验进行约束 CT 重建时,对比于 SART 重建结果,可以明显观察到在 CT 重建过程中结合外部轮廓先验能够恢复工件边缘结构、有效抑制伪影.但是在图 8(b)中文献[11]方法重建结果图中,工件边缘区域的像素灰度值较高且内部结构细节信息模糊,这是由于该方法在重建结果中限制图像更新区域并引入均值补偿造成的,成像效果严重依赖于轮廓先验信息的准确性.图 8(c)本文重建结果在达到抑制伪影效果同时,视觉效果较清晰,有效保留工件的外部边缘区域和一定的内部信息,且噪声减弱.



(a) SART 重建结果

(b) 文献[11]重建结果

(c) 本文重建结果

图8 基于轮廓先验约束的实际工件CT重建结果

图 9 给出了三种算法重建结果局部放大图中第 180 列像素的灰度曲线图(图 9 左上角图例中红线即为 180 列像素位置).如图 9 所示 A 位置处,从 SART 重建结果的灰度曲线中无法识别出工件的外边缘位置,文献[11]方法与本文 SCR 算法能够恢复图像的边缘信

息,但文献[11]方法由于限制重建区域造成边缘像素灰度值异常;在图中 B 位置处,相比于文献[11]方法无法重建出工件的内边缘,本文 SCR 算法可以有效保留工件的内部边缘结构.通过灰度曲线图比较分析可知:结合轮廓先验信息的重建结果有效地弥补了复杂结构

件退化的外部边缘,边缘处模糊的伪影像素明显减少,并且对图像内部的噪声也有一定程度的抑制。

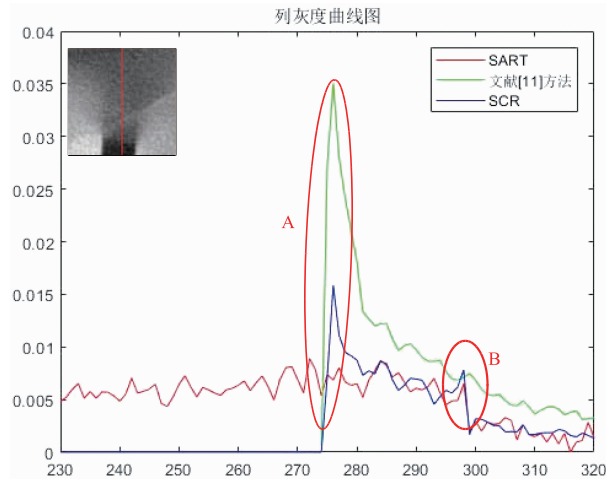


图9 重建结果对应的180列像素的灰度曲线图

3.2 缺陷工件数据实验

为了验证本文 SCR 算法对工件缺陷信息重建的有

效性,我们选取了缺陷工件进行 CT 扫描,CT 扫描参数与 3.1 节实验中相同.利用 SART 算法,文献[11]方法和 SCR 算法分别对复杂结构件进行 CT 重建,重建结果对比图如图 10 所示.其中,SCR 算法参数选取 $\beta_1 = 0.04$,其余参数选取与上述 3.1 节中参数值保持一致。

由图 10 中缺陷工件的重建结果可以看出,在重建过程中引入轮廓先验信息可以有效的抑制伪影,保留图像的外部结构边缘信息;当工件内部含有缺陷时,结合轮廓先验信息能够保留工件内部缺陷的位置信息,不会影响对于工件内部缺陷的定位与识别.由重建图像的局部放大图也可看出,本文方法有效地保留了缺陷处的细节信息,缺陷区域的对比度也有所提升。

上述两组实验结果也表明,本文所研究的基于轮廓先验约束的 CT 重建方法也可以保留图像的完整边缘信息,并且不会影响对于工件内部缺陷信息的定位与识别.此外,对于先验图像中工件内部结构的获取还可通过其他成像方法(如超声检测),利用包含工件内外完整结构的轮廓先验图像补偿缺失的边缘,以提高重建效果。

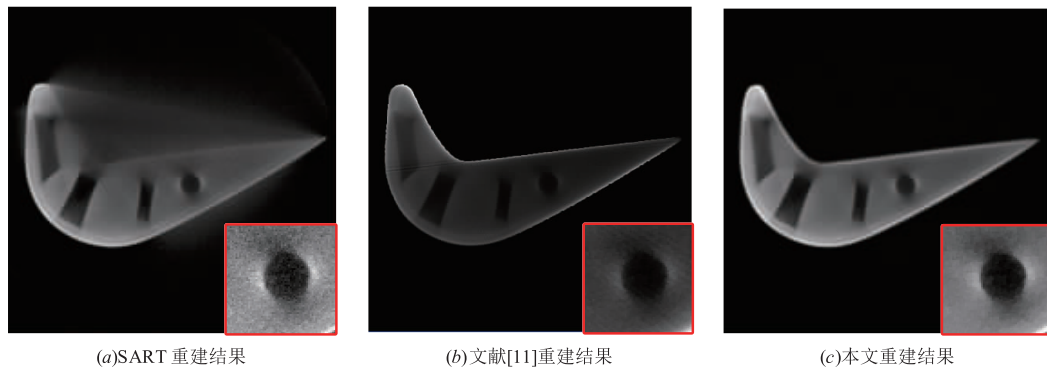


图10 基于轮廓先验约束的缺陷工件CT重建结果

4 结论

针对复杂结构件 CT 重建图像中外形边缘信息严重缺失的问题,本文研究了一种基于轮廓先验约束的复杂异形工件 CT 成像方法.通过建立 CT 系统与双目系统的空间位置关系完成先验图像的预配准,将轮廓先验纳入 CT 重建过程中并结合 TV 正则化实现高质量复杂结构件的 CT 成像.本文选用实际钛合金复杂异形工件对提出的方法进行实验验证,重建结果表明该方法能够有效恢复边缘并抑制噪声,改善图像重建质量.相较于文献[11]重建结果中的内部细节信息模糊,本文重建图像更为清晰,且允许当前重建图像与先验信息之间存在差异,可用于已知图像的轮廓而缺乏内部结构及缺陷信息的情况.关于系统成像过程中存在的散射、硬化等影响因素,将在下一步研究中综合考虑硬化校正及散射校正等方法,进一步提高 CT 成像质量。

参考文献

- [1] Chiffre L D, Carmignato S, Kruth J P, et al. Industrial applications of computed tomography[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2014, 63(2): 655 - 677.
- [2] Hsieh J. Computed Tomography-Principles, Design, Artifacts and Recent Advances[M]. SPIE—the International Society for Optical Engineering, 2009.
- [3] Krämer P, Weckenmann A, Technology. Multi-energy image stack fusion in computed tomography[J]. Measurement Science, 2010, 21(4): 045105.
- [4] 陈平, 韩焱, 潘晋孝. 基于对数解调的递变能量 CT 成像方法[J]. 物理学报, 2015, 64(13): 422 - 429.
Chen Ping, Han Yan, Pan Jin-Xiao. CT imaging method with varying energy based on logarithm demodulation[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(13): 422 - 429. (in Chi-

- nese)
- [5] Chen P, Han Y. Varying energy CT imaging method about complicated structural components [A]. 2015 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST) [C]. USA: IEEE, 2015. 1 - 4.
- [6] Friel, Jürgen. Sparse regularization in limited angle tomography [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2013, 34(1): 117 - 141.
- [7] Wang C, Zeng L, Guo Y, et al. Wavelet tight frame and prior image-based image reconstruction from limited-angle projection data [J]. Inverse Problems and Imaging, 2017, 11: 917 - 948.
- [8] Ping Chen, Shuo Yang, Yan Han, et al. High-dynamic-range X-ray CT imaging method based on energy self-adaptation between scanning angles [J]. OSA Continuum, 2020, (3): 253 - 266.
- [9] Schorr C. Exploitation of geometric a priori knowledge for limited data reconstruction in nondestructive testing [J]. Radiology, 2013, 268(1): 161.
- [10] Schrapp M, Scharrer T, Goldammer M, et al. Artifact reduction in non-destructive testing by means of complementary data fusion of x-ray computed tomography and ultrasonic pulse-echo testing [J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(12): 5403.
- [11] Schrapp M J, Herman G T. Data fusion in X-ray computed tomography using a superiorization approach [J]. Review of Scientific Instruments, 2014, 85(5): 055302 - 055441.
- [12] Chen G-H, Tang J, Leng S. Prior image constrained compressed sensing (PICCS) [J]. Proceedings Society of Photo Optical Instrumentation Engineers, 2008, 6856(2): 685618.
- [13] 宋云, 李雪玉, 沈燕飞, 等. 基于非局部相似块低秩的压缩感知图像重建算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(3): 695 - 703.
- SONG Yun, LI Xue-yu, SHEN Yan-fei, et al. Compressed sensing image reconstruction based on low rank of non-local similar patches [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3): 695 - 703. (in Chinese)
- [14] 管业鹏, 童林凤, 陈娜. 基于双目立体视觉的偏转线圈测量方法研究 [J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1382 - 1385.
- GUAN Ye-peng, TONG Lin-su, CHEN Na. A study of measurement on deflection yoke based on binocular stereo vision [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1382 - 1385. (in Chinese)
- [15] 毕一鸣, 马建华, 路利军, 等. 基于标准剂量 CT 图像非局部权值先验的低剂量图像恢复 [J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1146 - 1151.
- BI Yi-ming, MA Jian-hua, LU Li-jun, et al. Low-dose CT image restoration using a non-local weights prior from previous normal-dose scan image [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1146 - 1151. (in Chinese)
- [16] Eggert D W, Lorusso A, Fisher R B. Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms [J]. Machine Vision and Applications, 1997, 9(5 - 6): 272 - 290.

作者简介



樊亚红 女. 1993 年 5 月出生, 山西长治人. 现为中北大学信息与通信工程学院硕士研究生, 研究方向为图像处理、CT 重建.

E-mail: fancynuc@163.com

刘宾 男. 1979 年 5 月出生, 山东济宁人. 中北大学信息与通信工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为光电信息处理、数字图像处理、信息重建等.

E-mail: liubin414605032@163.com

陈平 (通信作者) 男. 1983 年 9 月出生, 安徽池州人. 中北大学信息与通信工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理、CT 重建等.

E-mail: pc0912@163.com

潘晋孝 男. 1967 年 1 月出生, 山西万荣人. 中北大学理学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理、CT 重建等.

E-mail: panjx@nuc.edu.cn

李毅红 女. 1983 年 2 月出生, 山西临汾人. 中北大学理学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为工程中的数学问题、CT 重建等.

E-mail: liyihong0227@163.com