

利用 CAD 模型的不完全扫描 CT 图像重建

余浩松^{1,2}, 邹永宁^{1,2*}, 张智斌^{1,2}, 姚功杰^{1,2}, 周日峰^{1,2}¹重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心, 重庆 400044;²重庆大学光电工程学院, 重庆 400044

摘要 工业计算机断层成像(CT)扫描大尺寸和高密度工件时,会出现穿不透、扫描角度有限导致的投影数据不完备、重建伪影严重等问题。基于此,提出一种将工件的 CAD 设计模型作为先验知识,来实现该类对象的有限角 CT 重建优质图像的方法。由工件 CT 扫描的断层位置计算 CAD 模型对应的分层位置,并得到模型的像素截面;根据 CT 系统 X 射线能量和模型中各部分材质,确定和生成一幅衰减系数图像,并将其配准到一幅零灰度图像中,得到先验图像;最后对扫描投影数据进行 SART+TVM+PRIOR 算法重建,得到重建图像。仿真实验和实际工件扫描实验的结果显示,加入先验图像后重建的图像质量要远远优于未加入先验图像的重建结果,边缘结构更加清晰,并极大地减少了伪影。

关键词 成像系统;工业 CT;投影数据不完备;CAD 设计模型;先验图像;图像重建

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0611002

Image Reconstruction of Incomplete CT Scanning Using a CAD Model

Yu Haosong^{1,2}, Zou Yongning^{1,2*}, Zhang Zhibin^{1,2}, Yao Gongjie^{1,2}, Zhou Rifeng^{1,2}¹Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing,
Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;²College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract Large-size, high-density workpieces used in industrial computed tomography (CT) scanning can cause problems such as incomplete projection data and terrible artifacts in reconstructed images owing to a lack of penetration and limited scanning angles. To address such limitations, this study uses a CAD model of the workpieces as prior knowledge and realizes superior reconstruction of the limited CT angle occurring in these types of objects. The layered position corresponding to the CAD model is calculated by the tomography workpiece position of the CT scan, and the pixel section of the model is obtained. Then, an attenuation coefficient image is obtained and generated according to the X-ray energy of the CT system and material of each part of the model that is registered into a zero gray image to obtain a prior image. Finally, the simultaneous algebraic reconstruction technique+total variation minimization+prior image (SART+TVM+PRIOR) algorithm is used to iterate the scanned projection data to obtain the reconstructed image. The experimental results of the simulation and actual workpiece scanning indicate that the quality of reconstructed image with the prior image is significantly improved over that without the prior image. This improvement is reflected mainly by a substantial reduction in artifacts in the clearer edge structure.

Key words imaging systems; industrial CT; incomplete projection data; CAD design model; prior image; image reconstruction

OCIS codes 110.6955; 110.1758; 100.3010

收稿日期: 2020-08-04; 修回日期: 2020-10-02; 录用日期: 2020-11-02

基金项目: 国家自然科学基金(11827809)

* E-mail: zynlxu@sina.com

1 引言

工业上,对大尺寸和高密度工件进行 X 射线计算机断层成像(CT)时,会出现穿不透、扫描角度有限等情况,导致扫描得到的投影数据不完备^[1]。例如工业上对在役管道进行检测时,由于受检测环境(如靠附于墙壁)的限制,只能以有限的旋转角度进行旋转扫描检测。此时采用基于 CT 图像重建的解析重建算法将不能够精确地重建出被扫描物体的断面信息,且重建图像中会有明显的滑坡伪影^[2]。对于有限角 CT 重建中出现的滑坡伪影,Frikel 等^[3]利用微局部分析进行了说明:如果图像特征的边界与投影 X 射线相切,则该边界较容易从有限角投影数据中重建出来,反之,该边界较难重建出来。

在投影数据有缺失的情况下,迭代算法可以获得比解析算法更高质量的图像。迭代算法包括代数重建算法(ART)^[4]、联合代数重建算法(SART)^[5]、最大似然期望最大化算法(MLEM)^[6]、基于有序子集的最大似然期望最大化算法(OSEM)^[7],但是迭代算法的速度慢,且是近似重建。正则化方法^[8]可利用不同的先验信息约束重建模型的解,来加强重建图像与先验信息的一致性。由于大多数 CT 图像在梯度域是稀疏或近似稀疏的,因此基于全变差(TV)^[9]、各向异性 TV(ATV)^[10]、广义 TV(TGV)^[11]、分数阶 TV^[12]、自适应权重 TV^[13]、乘性^[14]正则化及图像梯度 L0 范数^[15]正则化的有限角 CT 重建模型能够重建更高质量的图像。

基于图像域先验的方法是解决有限角度问题的主流手段,利用先验信息构建约束条件,可以有效改善有限角度问题的病态性。如将形状或结构相似的先验图像作为约束,应用先验图像约束压缩感知(PICCS)^[16]来提升不完全角度下的图像重建质量;利用结构相似的先验图像构建字典^[17]来减少有限角度伪影;用 TV 正则化与迭代边缘检测相结合的边缘引导 TV 最小化方法(EGTVM)^[18]重建优质图像;基于小波紧框架和先验图像^[19]、基于先验图像诱导的非局部均值^[20-21]的有限角 CT 重建方法也是对重建图像进行约束,进一步提高了图像的质量。最近几年流行的基于深度学习的重建方法^[22-23]也有被应用在有限角投影数据的 CT 图像重建当中。

上述介绍的基于图像域先验的方法主要针对医学 CT 图像重建问题,它们的 CT 先验图像容易获得。而工业 CT 的有限角是 CT 系统本身的局限性造成的,其重建算法的 CT 先验图像无法获取。为

了提高不完全扫描 CT 图像重建的质量,本文提出一种解决方法:将工件的 CAD 设计模型作为先验知识,从中提取需要的先验图像,通过提出的优化迭代重建算法(SART+TVM+PRIOR)来实现该类对象的有限角 CT 重建。实验结果表明,所提方法能有效减少或消除边缘伪影,使得重建图像的边缘结构清晰可辨。

2 方法原理

2.1 有限角 CT 扫描模型

图 1 为有限角 CT 扫描示意图, O 为扫描工件的旋转中心, θ 为扫描的角度。有限角 CT 扫描不是完整的圆轨迹扫描,射线源在有限角度的轨迹(虚线所示)上旋转,探测器和射线源保持固定的几何关系,弧度小于 180° 则要加一个扇角。探测器得到扫描的有限角度的投影数据。由于扫描数据的缺失,直接采用滤波反投影(FBP)算法重建的图像有明显的伪影。

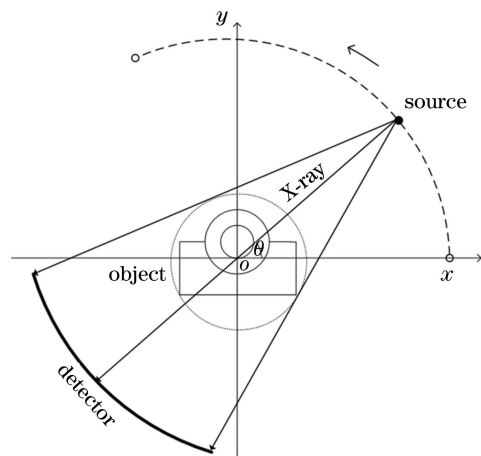


图 1 有限角 CT 扫描示意图

Fig. 1 Scanning diagram of limited angle CT

2.2 SART+TVM 图像重建算法

基于图像 TV 的 CT 重建模型为

$$\operatorname{argmin}_{f \geq 0} \|f\|_{TV}, \text{ s. t. } \mathbf{A}f = \mathbf{g}^\delta, \quad (1)$$

式中:图像 $f \in \mathbf{R}^N$, N 为图像大小; \mathbf{A} 为投影系数矩阵; \mathbf{g}^δ 为探测器得到的投影数据的向量形式, $\mathbf{g}^\delta \in \mathbf{R}^M$, M 为射线总数。图像 f 的 TV 范数为

$$\|f\|_{TV} = \|f\|_1 \approx \sum_{s,t} \sqrt{(f_{s,t} - f_{s-1,t})^2 + (f_{s,t} - f_{s,t-1})^2 + \tau}, \quad (2)$$

式中: $f_{s,t}$ 为第 s 行、第 t 列的图像灰度值; τ 为一个很小的扰动参数。

求解未知的 CT 图像 f , 即求解(1)式模型,结

合投影到凸集方法和梯度下降方法的 SART+TVM 算法具体包括以下步骤。

1) 初始化重建参数, SART 重建算法的松弛因子 ω_n 和停止迭代次数 N_{count} , TVM 步骤的松弛因子 α 和每轮的停止迭代次数 N_{TV} , 初始图像 $f^{(0)}$ 为 $\mathbf{0}$ 。

2) 采用 SART 重建算法, g_i^δ 为实际投影数据, $\tilde{g}_i^{(n)}$ 为模拟投影数据, $1 \leq i \leq M$, 上标 n 为迭代次数的索引, $n=0, 1, 2, \dots, N_{\text{count}}$ ($n=0$ 时, 初始模拟投影 $\tilde{g}_i^{(0)}=0$), 设 N_ϕ 表示所有的投影视角, ϕ_x 表示第 $x \in \{1, 2, \dots, N_\phi\}$ 个投影视角下所有 X 射线索引构成的集合, $a_{i,j}$ 为系统矩阵 \mathbf{A} 的第 i 行和第 j 列的值, 每次迭代后得到一个中间结果 $f_j^{(\text{mid})}$, 即 $f_j^{(n+1)}$:

$$f_j^{(n+1)} = f_j^{(n)} + \omega_n \frac{1}{\sum_{i \in \phi_x} a_{i,j}} \sum_{i \in \phi_x} \frac{g_i^\delta - \tilde{g}_i^{(n)}}{\sum_{k=1}^N a_{i,k}} a_{i,j}, \quad j=1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

3) 对得到的中间结果 $f_j^{(\text{mid})}$ 进行非负性限制, 得到 $f_j^{(\text{mids})}$:

$$f_j^{(\text{mids})} = \begin{cases} f_j^{(\text{mid})}, & f_j^{(\text{mid})} > 0 \\ 0, & f_j^{(\text{mid})} \leq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

4) 构造 TV 最小化的梯度下降方向:

$$d_{\text{pocs}} = \|f^{(0)} - f^{(\text{mids})}\|, \quad f^{(\text{TV-GRAD})} = f^{(\text{mids})}. \quad (5)$$

5) 转入 TVM 最小化的迭代步骤的子循环, $l=1, 2, \dots, N_{\text{TV}}$, l 为停止迭代次数, 得到

$$\begin{cases} \hat{v}_{s,t}^{(l)} = \frac{\partial \|f^{(\text{TV-GRAD})}\|_{\text{TV}}}{\partial f_{s,t}^{(\text{TV-GRAD})}} \\ f^{(\text{TV-GRAD})} = f^{(\text{TV-GRAD})} - \alpha d_{\text{pocs}} \frac{\hat{v}^{(l)}}{\|\hat{v}^{(l)}\|} \end{cases}. \quad (6)$$

6) 如满足停止迭代的条件, 则输出 $f^{(\text{TV-GRAD})}$, 否则 $f^{(n)} = f^{(\text{TV-GRAD})}$, $n=n+1$, 转到步骤 2)。

从 SART+TVM 重建算法迭代步骤中可以看出: 步骤 2) SART 重建算法用来确保数据的一致性; 步骤 3) 是为了让重建图像在约束条件 $f \geq 0$ 内; 步骤 4) 和 5) 迭代步骤使得目标函数 $\|f\|_{\text{TV}}$ 最小化(也即 TVM)。

2.3 PICCS 重建算法

PICCS 算法最早应用于医学 CT 图像重建, 其先验图像来自于前期的医学 CT 扫描, 然后利用先验图像作为约束, 来提升不完全角度下的图像重建质量, 模型为

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_f \lambda \|f - f^{\text{pri}}\|_{\text{TV}} + (1-\lambda) \|f\|_{\text{TV}}, \\ \text{s. t. } \mathbf{A}f = \mathbf{g}^\delta, \end{aligned} \quad (7)$$

式中: f^{pri} 为先验图像; λ 为正则化参数。针对 (7) 式, PICCS 算法也是采用两步交替迭代 (SART 和 TVM 交替迭代) 的方式进行求解, 与 SART+TVM 算法不同的是步骤 5):

$$\frac{\hat{v}_{s,t}^{(l)} = \partial(\lambda \|f^{(\text{TV-GRAD})} - f^{\text{pri}}\|_{\text{TV}} + (1-\lambda) \|f^{(\text{TV-GRAD})}\|_{\text{TV}})}{\partial f_{s,t}^{(\text{TV-GRAD})}}, \quad (8)$$

也即是先验图像 f^{pri} 在 TV 最小化的迭代步骤的子循环中, 其他重建参数和重建步骤与 SART+TVM 算法相同。

2.4 所提图像重建算法

为了突破工业 CT 有限角扫描无法获取先验图像的难点, 本文提出一种基于 CAD 模型的有限角 CT 重建算法, 主要步骤是: 读取工件的 CAD 三维模型图, 根据 CT 扫描断层位置获取先验图像 f^{pri} , 再对扫描投影数据进行带先验图像的 SART+TVM+PRIOR 算法重建。

2.4.1 先验图像的获取

首先需要利用 AutoCAD 软件打开被扫描工件的 CAD 三维模型图 M, 根据实际扫描状态确定工件的基准面, 建立三维坐标系。设基准面的分层位置为 O , 基准面上的坐标为 X, Y 轴坐标, 则 Z 轴坐标代表垂直于基准面的分层位置 P 。

1) 由工件 CT 扫描的断层位置计算其 CAD 模型对应的分层位置 P , 利用 AutoCAD 软件自带的“平面截面”功能, 即可得到位置 P 处的截面(剖切面), 根据实际域到像素域的转换系数, 将得到的截面转换成像素截面。

2) 对得到的像素截面进行灰度赋值, 任一点像素的灰度值和该点物质的衰减系数相等。对于多材质工件, 需要根据 CT 系统 X 射线能量和模型 M 中各部分材质来确定一张衰减系数表, 具体的 X 射线能量和不同的材质对应一个衰减系数, 然后再确定每一个像素的衰减系数, 从而生成一幅衰减系数图像 f^s ; 对于单材质工件, 由于工件材料单一, 工件内衰减系数相同, 可通过计算像素截面工件部分的像素总个数 N_{num} 和有限角度的投影数据的平均值 A_{avg} (如有限角度 $[1^\circ, 120^\circ]$ 内有 166 个投影角度, 所有的投影数据累加再除以 166 即为 A_{avg}), 然后将 $A_{\text{avg}}/N_{\text{num}}$ 值(衰减系数)赋给像素截面工件部

分的每一个像素,从而生成衰减系数图像 f^s 。

3) 在实际工件 CT 扫描后,对得到的原始投影数据进行 SART+TVM 算法的数次迭代重建,设重建图像大小为 $W \times W$,确定图像中工件的具体区域 S ;创建 $W \times W$ 大小的零灰度图像,将 f^s 配准到该图像的区域 S 内,最后得到先验图像 f^{pri} 。

2.4.2 SART+TVM+PRIOR 重建算法

在得到先验图像 f^{pri} 的情况下,在 SART+TVM 重建算法的步骤 1) 和 2) 中加入 f^{pri} ,变成 SART+TVM+PRIOR 算法,具体步骤如下。

1) 初始化重建参数:SART 重建算法的松弛因子 ω_n 和停止迭代次数 N_{count} ,TVM 步骤的松弛因子 α 和每轮的停止迭代次数 N_{TV} ,将初始图像 $f^{(0)}$ 设为先验图像 f^{pri} 。

2) 采用(3)式的 SART 重建算法, g_i^δ 为实际投影数据,当 $n=0$ 时, $\tilde{g}_i^{(n)}$ (也即 $\tilde{g}_i^{(0)}$) 为先验图像 f^{pri} 对应的模拟投影数据,和 0 相比较,更接近于真实投影。

$$f_j^{(n+1)} = f_j^{(n)} + \omega_n \frac{1}{\sum_{i \in \phi_x} a_{i,j}} \sum_{i \in \phi_x} \frac{g_i^\delta - \tilde{g}_i^{(n)}}{\sum_{k=1}^N a_{i,k}} a_{i,j} \quad (9)$$

后续步骤与 SART+TVM 算法相同。

3 仿真与实际扫描实验

利用仿真截面和实际扫描工件的投影数据实验对所提方法的可行性进行论证。本实验的计算机配

置为 Windows 7 64 位系统,NVIDIA Quadro K620 显卡,2.8 GHz CPU,8.0 GB 内存。对有限角 CT 重建图像采取主观和客观的质量评价方法,经常使用的几种量化指标有均方根误差(RMSE)、峰值性噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)指标。它们的表达式分别为

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f_j - f_j^{\text{ref}})^2}, \quad (10)$$

$$R_{\text{PSN}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|f^{\text{ref}}\|_\infty^2}{R_{\text{MSE}}^2} \right), \quad (11)$$

$$S_{\text{SIM}}(f^i, f^{\text{ref},i}) = \frac{(2f^i f^{\text{ref},i} + c_1)(2\text{Cov}\{f^i, f^{\text{ref},i}\} + c_2)}{[(f^i)^2 + (f^{\text{ref},i})^2 + c_1] + (\sigma_i^2 + \sigma_{\text{ref},i}^2 + c_2)}, \quad (12)$$

式中: f 为被重建的图像; f^{ref} 为参考图像; $\|f^{\text{ref}}\|_\infty$ 为参考图像像素值的最大值。RMSE 用来度量重建图像与参考图像之间的像素值相似性, RMSE 越小,相似性越高;PSNR 用来度量重建图像质量的高低,PSNR 越大,重建图像质量越高;SSIM 用来度量重建图像和参考图像的结构相似性,SSIM 越大,相似性越高。

3.1 仿真实验

3.1.1 先验图像的获取

现有一多材质工件的 CAD 设计模型,如图 2(a) 所示,并建立如图 2(b) 所示的三维坐标系,现需要在 Z 轴坐标 40 mm 处对实际的工件进行 CT 扫描。

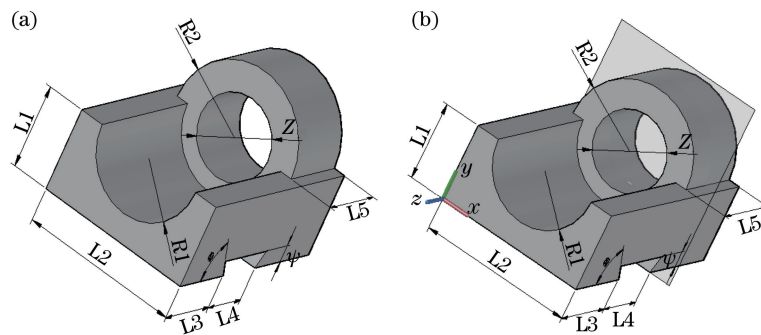


图 2 工件 CAD 设计模型及剖切面示意图。(a) CAD 模型;(b) 剖切面

Fig. 2 CAD model of object and schematic of section. (a) CAD model; (b) section

第一步:由工件 CT 扫描的断层位置可得其 CAD 模型对应的分层位置 $P = 40$ mm,利用 AutoCAD 软件自带的“平面截面”功能得到位置 P 处的截面;根据实际域到像素域的转换系数,将得到的截面转换成像素截面,如图 3(a) 所示。

第二步:可根据 CT 系统 X 射线能量和 CAD 模型的各部分材质确定多材质工件每一像素的衰减系数,生成一幅衰减系数图像 f^s 。如图 3(b) 所示,利用从上到下不同的灰度来模拟不同的材质,也即不同灰度的像素代表不同的衰减系数。

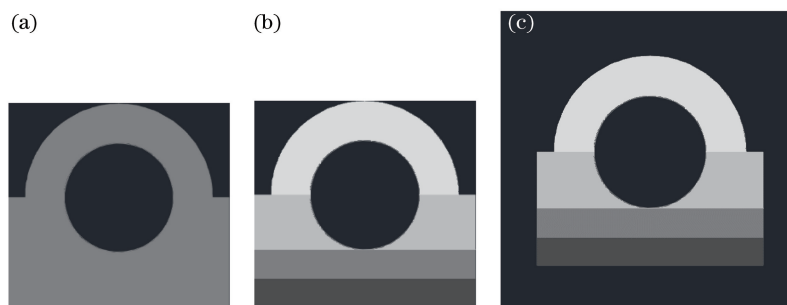


图 3 获取过程图像。(a)像素截面;(b)衰减系数图像;(c)先验图像

Fig. 3 Image of acquisition process. (a) Pixel section; (b) attenuation coefficient image; (c) prior image

第三步:创建 512×512 大小的零灰度图像,将衰减系数图像 f^s 配准到该图像的中心区域,最后得到先验图像 f^{pri} ,如图 3(c)所示。

3.1.2 不完备投影数据

对工件在 Z 轴坐标 40 mm 的分层进行有限角度的 CT 扫描。实际的工件内部常常会有缺陷裂纹等损伤,在先验图像的基础上,利用大小不一的黑色

孔洞来代表孔隙,长度不规则的黑色细线来代表裂纹,以含各类缺陷的仿真图作为实际工件在 Z 轴坐标 40 mm 的分层,如图 4(a)所示。在 CT 扫描过程中,因为射线源照射、探测器采集等过程会产生噪声和误差,得到的投影数据含有大量噪声,所以在仿真图中加入方差为 0.5% 的高斯噪声来模拟 CT 透射过程中的噪声,如图 4(b)所示。

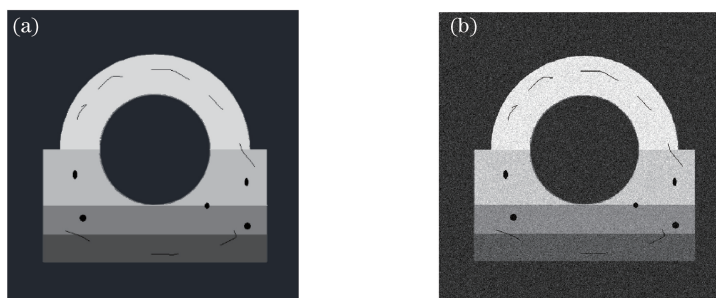


图 4 仿真图。(a)含缺陷;(b)含噪声和缺陷

Fig. 4 Simulated images. (a) Include defects; (b) include defects and noise

然后对该分层也即是含噪声和缺陷的仿真图先进行归一化处理(将 0~255 的灰度值线性映射到 0~

1),再进行有限角度 $120^\circ (\theta \in [1^\circ, 120^\circ])$ 的 CT 扫描,角度增量为 1° ,获得的不完备投影数据如图 5 所示。

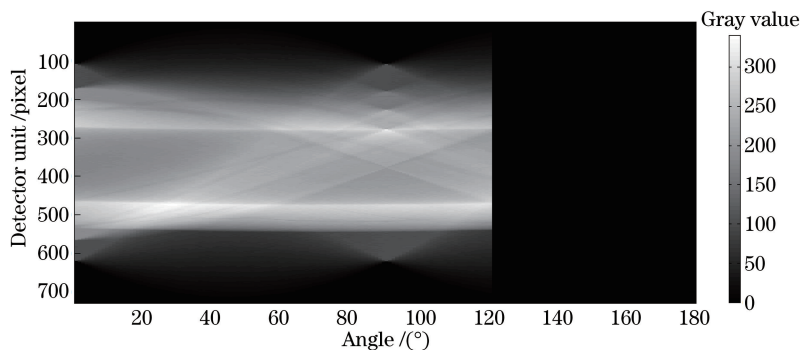


图 5 $[1^\circ, 120^\circ]$ 范围的投影数据

Fig. 5 Projection data in the range of $[1^\circ, 120^\circ]$

3.1.3 重建参数的选择

对工件模型的有限角度的不完备投影数据进行 CT 图像重建。大量文献选取的 SART 的松弛因子 $\omega_n = 0.5$ 和 TVM 步骤的松弛因子 $\alpha = 0.1$ 对于

SART+TVM 算法有较好效果,接下来通过仿真实验来比较不同 N_{TV} 对重建图像的影响。

在停止迭代次数 $N_{count} = 100$ 的情况下,依次改变 N_{TV} 值为 10, 20, 30, 40, 50。加入先验图像 f^{pri} 的

SART+TVM+PRIOR 算法和未加入 f^{pri} 的 SART+TVM 算法的重建图像如图 6 所示。可以看出:相比图 4(b)含噪声和缺陷的仿真图,两种迭代优

化算法能有效抑制噪声;相比 SART+TVM 算法, SART+TVM+PRIOR 算法的重建图像的边缘结构更加完整,几乎没有伪影,其中的缺陷也更清晰。

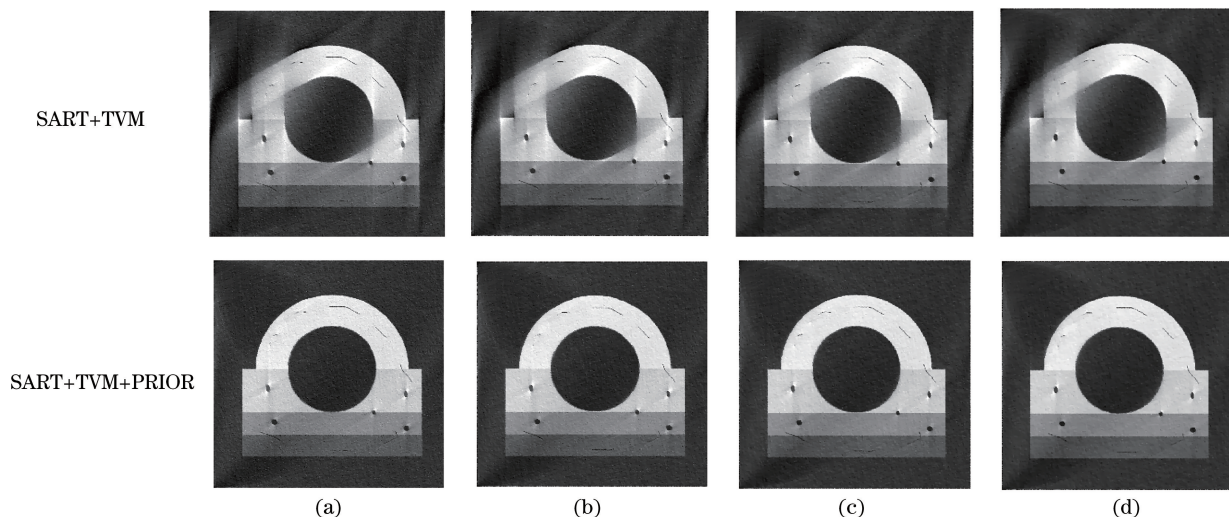


图 6 不同 N_{TV} 重建的图像。(a) 10;(b) 20;(c) 30;(d) 40

Fig. 6 Reconstructed images with different N_{TV} . (a) 10; (b) 20; (c) 30; (d) 40

将含缺陷的仿真图[图 4(a)]作为参考图像,利用 RMSE、PSNR 和 SSIM 来对重建图像进行客观评价,表 1 为不同 N_{TV} 重建图像的量化指标,图 7 为 SART+TVM+PRIOR 算法的量化指标曲线。可以看到:随着 N_{TV} 的增大,RMSE 在不断下降;PSNR 和 SSIM 在不断提高, N_{TV} 在 10 至 30 时,两者

增长较快,30 至 50 时较缓慢,它们的上限值分别为 23.85 和 0.9826; N_{TV} 越大,SART+TVM+PRIOR 算法抑制噪声的能力越强,对图像的平滑作用越明显。考虑到过大的 N_{TV} 会导致图像边缘和一些重要缺陷模糊,如图 6 所示,在仿真实验中选取 $N_{TV}=30$ 作为适当的 TVM 步骤每轮的停止迭代次数。

表 1 不同 N_{TV} 重建图像的量化指标

Table 1 Quantitative index of reconstructed images with different N_{TV}

N_{TV}	Algorithm	RMSE	PSNR	SSIM
10	SART+TVM	0.0976	19.12	0.9366
	SART+TVM+PRIOR	0.0616	23.13	0.9787
20	SART+TVM	0.0950	19.38	0.9403
	SART+TVM+PRIOR	0.0592	23.46	0.9806
30	SART+TVM	0.0928	19.56	0.9432
	SART+TVM+PRIOR	0.0578	23.69	0.9818
40	SART+TVM	0.0909	19.74	0.9456
	SART+TVM+PRIOR	0.0571	23.79	0.9823
50	SART+TVM	0.0890	19.93	0.9482
	SART+TVM+PRIOR	0.0566	23.85	0.9826

3.1.4 与 PICCS 算法的比较

为公正地比较所提 SART+TVM+PRIOR 算法与 PICCS 算法的重建效果,将它们对不完备投影数据进行重建时的参数大小设置一致。PICCS 的重建参数初始化:初始图像值 $f^{(0)} = \mathbf{0}$,SART 的松弛因子 $\omega_n = 0.5$,TVM 步骤每轮的停止迭代次数 $N_{TV} = 30$ 、松弛因子 $\alpha = 0.1$,先验图像 f^{pri} 相同,正则化参数 $\lambda = 0.1$, λ 越小,先验信息越主要。

图 8 为两种算法迭代 100,300,500 次的重建图像。可以看到:无论是 PICCS 算法还是 SART+TVM+PRIOR 算法,图像质量都要远远好于未加入 f^{pri} 的 SART+TVM 算法;随着迭代次数的增加,两种算法的孔隙状缺陷的结构伪影减弱,噪声减少,灰度相似区域更加平滑;PICCS 算法在边缘的保护上一直增强,但 SART+TVM+PRIOR 算法在 120° 方向的边缘结构变得模糊,其他方向的边缘

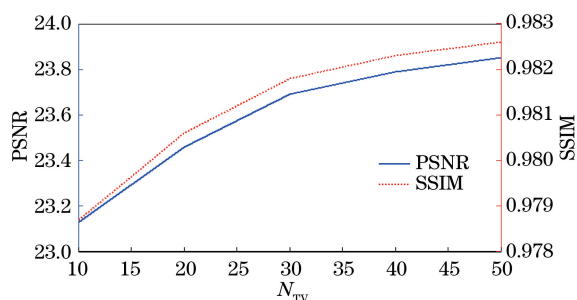


图 7 SART+TVM+PRIOR 算法不同 N_{TV} 重建图像的 PSNR 和 SSIM

Fig. 7 PSNR and SSIM of images with different N_{TV} reconstructed by SART+TVM+PRIOR algorithm

正常,这种伪影是 $[120^\circ, 180^\circ]$ 方向的投影数据大范围缺失导致的。

为比较 SART+TVM+PRIOR、PICCS 和 SART+TVM 三种算法的优劣,将图 4(a)作为参考图像对重建图像进行质量评价,图 9 为它们重建图像的 PSNR 和 SSIM 变化曲线。可以看出:因为初始图像是先验图像 f^{pri} ,所以 SART+TVM+PRIOR 算法的 PSNR 和 SSIM 有一定起始值(24.03 和 0.9833),随后两者下降,这是因为在迭代过程中先验数据的作用在减弱,投影数据的作用增强;而 PICCS 算法取先验数据和投影数据的权值进行每一次的迭代,SART+TVM 算法从零初始图像进行迭代,所以两者质量参数走势正常;PICCS 在迭代次数为 500 时,质量参数 PSNR 和 SSIM 接近临界值。

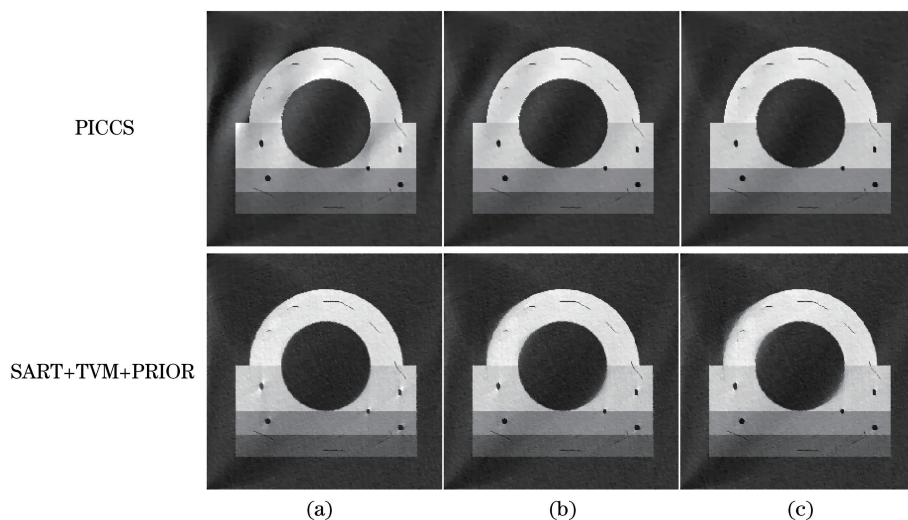


图 8 不同迭代次数下的重建图像。(a) 100 次;(b) 300 次;(c) 500 次

Fig. 8 Reconstructed images under different iterations. (a) 100; (b) 300; (c) 500

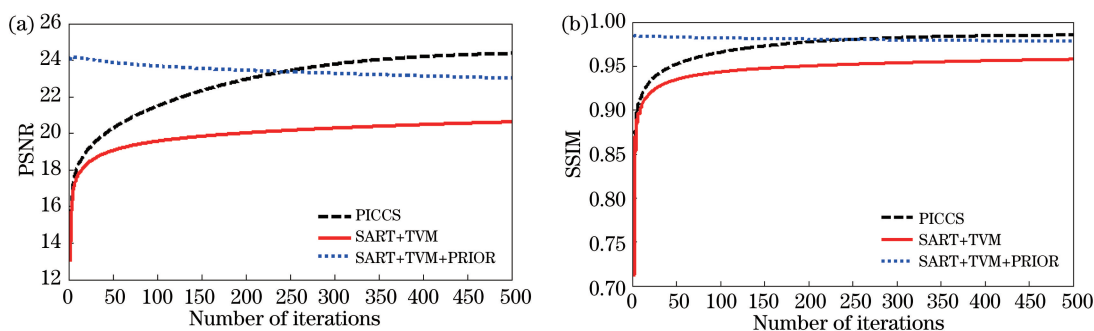


图 9 PSNR、SSIM 与迭代次数的变化曲线。(a) PSNR;(b) SSIM

Fig. 9 PSNR and SSIM versus number of iterations. (a) PSNR; (b) SSIM

记图像 a 为 SART+TVM+PRIOR 算法迭代 100 次的重建图像,记图像 b 为 PICCS 算法迭代 500 次的重建图像。表 2 为两图像客观的质量参数,可以发现两图像的质量参数几乎相同,也即是质量相当。因为两种算法每一次迭代所需的时间相同,所以

PICCS 算法迭代 500 次的时间大约是 SART+TVM+PRIOR 算法迭代 100 次的 5 倍,因此对投影数据进行迭代重建时,为得到较好的重建质量,SART+TVM+PRIOR 算法应选择较小的迭代次数就可以得到 PICCS 算法较大迭代次数的重建效果。

表 2 图像 a 和 b 的质量指标

Table 2 Quantitative index of image a and b

Image	RMSE	PSNR	SSIM
a	0.0578	23.69	0.9818
b	0.0534	24.08	0.985

3.2 扫描工件实验

3.2.1 工件制作

利用 AutoCAD 软件绘制工件的三维立体模型,制作的两个尺寸大小相同的模型如图 10 所示。图 10(a)为完整无缺陷的模型,目的是为了能从中提取完整的先验图像。图 10(b)为加入各种缺陷的

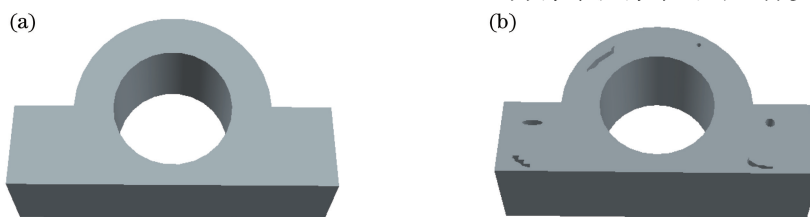


图 10 AutoCAD 制作的三维模型。(a)模型 1;(b)模型 2

Fig. 10 3D model made by AutoCAD software. (a) Model 1; (b) model 2

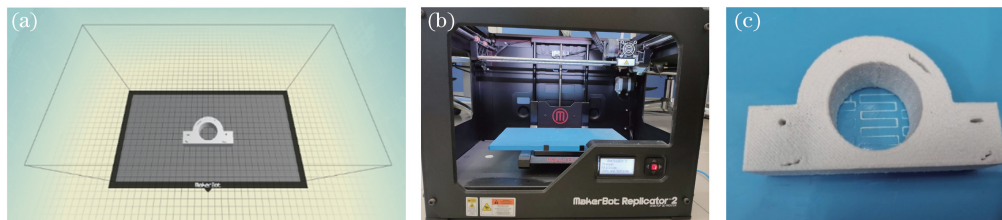


图 11 3D 打印的软硬件及工件实物。(a)软件界面;(b)打印机;(c)工件

Fig. 11 Software and hardware of 3D printing and real object. (a) Software interface; (b) printer; (c) object

3.2.2 工件扫描

工件扫描实验在 CD-130BX/UCT 型号的微焦 CT 扫描仪上进行,如图 12 所示,射线源为微焦点 X 射线源,探测器为平板面阵列探测器,扫描方式为锥束扫描,具体扫描参数如表 3 所示。对工件进行 CT 扫描得到的投影数据集为 $0^\circ \sim 360^\circ$ 内均匀分布的 1000 个投影角度下的投影数据构成的集合,并存储在计算机中。本实验对工件在 $Z=5 \text{ mm}$ 处的断

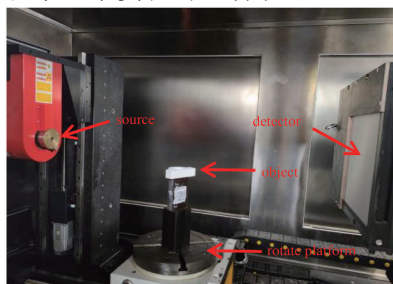


图 12 微焦 CT 扫描仪

Fig. 12 Microfocus CT scanner

模型,粗大的长条形状模拟的是工件遭受破坏造成的大缺陷,圆形和椭圆形模拟工件的孔隙,不规则锯齿形状模拟工件裂纹。

制作好的含各种缺陷的三维模型文件在 AutoCAD 软件中以 .dwg 格式保存,软件自带的格式转换功能可将其转换成 .stl 格式。利用 MakerBot 软件打开 .stl 格式的工件模型 2,该软件工作界面如图 11(a)所示,界面显示的是三维立体的模型 2,再利用配套的 3D 打印机 MakerBot Replicator 2 打印出工件,图 11(b)为 3D 打印机,图 11(c)为打印机打印出的工件实物图。

层进行重建。

表 3 扫描参数

Table 3 Parameters of the scanning

Parameter	Content
Voltage	60 KV
Current	150 mA
Focus size	5 mm
Source to detector distance	800 mm
Source to rotation distance	440 mm
Detector array length	1024 pixel \times 1024 pixel
Unit size	0.2 mm \times 0.2 mm
Center offset	102.8 mm
Translation mode	Equal-distance
Angle graduation	1000

3.2.3 先验图像的获取

先验图像的获取过程如图 13 所示。首先,利用 AutoCAD 软件自带的“平面截面”功能,截取工件模型 1 在 $Z=5 \text{ mm}$ 处对应的截面;根据实际域到像素域的比例系数,将实际截面转换成像素截面,本次

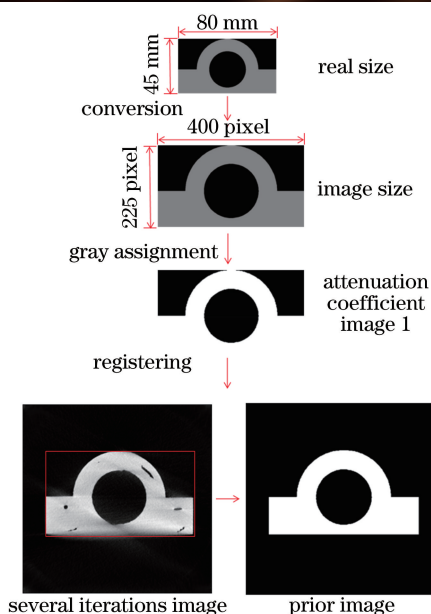


图 13 先验图像获取示意流程

Fig. 13 Flowchart of acquiring prior image

实验的比例系数为 5 (1 mm 代表 5 pixel), 即工件实际长 80 mm, 到像素域则为 400 pixel; 通过 MATLAB 计算像素截面工件部分的像素总个数 N_{num} 和有限角度投影数据的平均值 A_{avg} , 将 $A_{\text{avg}}/N_{\text{num}}$ 值赋给像素截面工件部分的每一个像素, 即可得到像素截面的衰减系数图 f^s ; 对有限角度下的原始投影数据进行数次迭代, 得到重建图像, 确定重建图像中工件的具体区域 S (方框标识), 创

建一幅大小为 512×512 的零灰度图像, 将 f^s 配准到该图像的区域 S 内, 即可得到大小为 512×512 的先验图像 f^{pri} 。

3.2.4 不完备投影数据重建

为了模拟有限角度重建, 抽取 $[1^\circ, 150^\circ]$ 、 $[1^\circ, 120^\circ]$ 、 $[30^\circ, 150^\circ]$ 和 $[30^\circ, 120^\circ]$ 内的投影数据进行 CT 图像重建, 重建算法的参数设置: $\omega_n = 0.5$, $N_{\text{TV}} = 10$ (考虑到噪声不大), $\alpha = 0.1$, 重建图像大小为 512×512 。在实际的 CT 图像重建中参考图像很难获得或者没有参考图像, 因此在工件扫描实验中没有图像的量化指标, 使用重建图像来对比加入和未加入先验图像的重建方法性能。

在有限角度为 $[1^\circ, 150^\circ]$ 和 $[1^\circ, 120^\circ]$ 、投影角度数分别为 208 和 166 时, 加入和未加入先验图像的 SART 和 SART+TVM 算法分别重建的图像如图 14(a)、(c) 所示。加入先验图像的 SART 算法记为 SART+PRIOR, 也就是将初始图像设为先验图像, 然后进行 (3) 式的运算。可以看到: 未加入先验图像的 SART 算法与 SART+TVM 算法重建的 CT 图像有严重的伪影和噪声, 由于工件在水平方向的宽度较厚, 水平方向透照的射线硬化或穿不透, 图像中工件底端轮廓模糊; SART+PRIOR 算法和 SART+TVM+PRIOR 算法重建的图像边缘结构清晰, 有效改善了边缘伪影; 并且 SART+TVM+PRIOR 算法能够有效抑制重建图像中的噪声, 改善

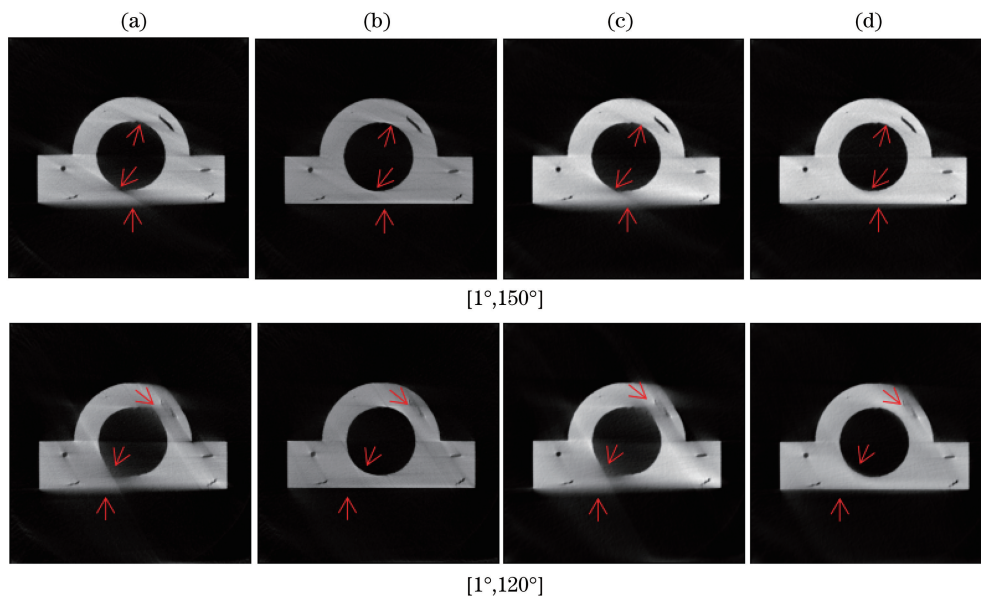


图 14 有限角度为 $[1^\circ, 150^\circ]$ 和 $[1^\circ, 120^\circ]$ 时重建的图像, 显示窗口为 $[0, 1]$ 。

(a) SART; (b) SART+PRIOR; (c) SART+TVM; (d) SART+TVM+PRIOR

Fig. 14 CT images reconstructed in the range of $[1^\circ, 150^\circ]$ and $[1^\circ, 120^\circ]$, display window is $[0, 1]$.

(a) SART; (b) SART+PRIOR; (c) SART+TVM; (d) SART+TVM+PRIOR

各类缺陷处的阴影伪影。从有限角 $[1^\circ, 120^\circ]$ 可以看到,在 120° 的投影方向上出现了长条形缺陷大面积模糊的情况,这是因为 $[120^\circ, 180^\circ]$ 的投影角度严重缺失、重建数据不足。加入先验图像仍然可以使重建图像的边缘轮廓清晰可见,但也不能改善大量投影数据缺失造成的缺陷伪影。图 14 (d)比图 14(b)多了一正则项 TVM,它能够使图像更平滑,重建像素值分布范围更小,图像归一化后拉伸比例更大,对比度增大,从而图像整体偏明亮。

在有限角度为 $[30^\circ, 150^\circ]$ 和 $[30^\circ, 120^\circ]$ 、投影角度数分别为 166 和 126 时,各算法重建的图像如图

15 所示。从 $[30^\circ, 150^\circ]$ 可以看到,由于 $[1^\circ, 30^\circ]$ 和 $[150^\circ, 180^\circ]$ 的大数量角度的投影数据缺失,水平方向的边缘结构全部模糊,并且缺失方向的缺陷(圈内)出现大量伪影,难以分辨。在 $[30^\circ, 120^\circ]$ 时,此时投影数据只有全扫描($1^\circ \sim 180^\circ$ 范围的扫描)的一半,缺失的数据最为严重,SART 算法或 SART+TVM 算法重建的图像在 30° 和 120° 方向出现巨大的放射状伪影,内部缺陷模糊,不可分辨。SART+PRIOR 算法可以使重建图像伪影减少,边缘轮廓清晰。所提 SART+TVM+PRIOR 算法重建的图像进一步清晰,虽然工件的某些缺陷比较模糊,但它们在工件中的位置更加清楚。

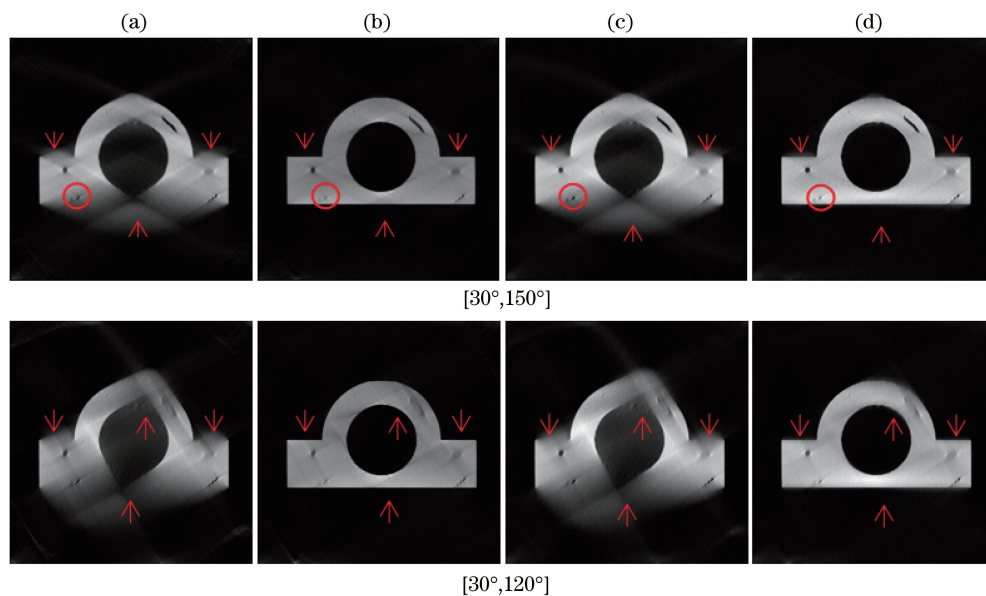


图 15 有限角度为 $[30^\circ, 150^\circ]$ 和 $[30^\circ, 120^\circ]$ 时重建的图像,显示窗口为 $[0, 1]$ 。

(a) SART; (b) SART+PRIOR; (c) SART+TVM; (d) SART+TVM+PRIOR

Fig. 15 CT images reconstructed in the range of $[1^\circ, 150^\circ]$ and $[1^\circ, 120^\circ]$, display window is $[0, 1]$.

(a) SART; (b) SART+PRIOR; (c) SART+TVM; (d) SART+TVM+PRIOR

4 结 论

将工件的 CAD 设计模型作为先验知识,从中提取需要的先验图像,利用优化迭代重建算法 SART+TVM+PRIOR 来实现该类对象的有限角 CT 重建。在多材质工件的仿真实验中,选择好适当的重建参数后,加入先验图像重建的图像质量要远远优于未加入的重建质量。在单材质工件的实际扫描实验中,在所提重建算法中加入工件的先验图像能极大地改善图像质量,工件的边缘结构更加清晰,减弱或消除了滑坡伪影,图像更加平滑明亮,这有利于判断和确定缺陷的具体位置。然而,这种算法不能改善大量投影数据缺失造成的缺陷伪影。对

于多材质工件的像素截面灰度的赋值,需根据 CT 系统 X 射线能量和模型中各部分材质来确定,对于先验图像的获取,需要更快更好的配准方法,这都需要进行下一步的研究。

参 考 文 献

- [1] Zhang H M. Computed tomography image reconstruction with incomplete projection data [D]. Beijing: University of Information Engineering, 2017. 张瀚铭. CT 不完全数据重建算法研究 [D]. 北京: 信息工程大学, 2017.
- [2] Wang C X. Regularization based image reconstruction algorithms for limited-angle CT [D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

- 王成祥. 有限角 CT 的正则化图像重建算法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [3] Frikel J, Quinto E T. Characterization and reduction of artifacts in limited angle tomography [J]. *Inverse Problems*, 2013, 29(12): 125007.
- [4] Jiang M, Wang G. Development of iterative algorithms for image reconstruction [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2002, 10: 77-86.
- [5] Andersen A H, Kak A C. Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART): a superior implementation of the ART algorithm [J]. *Ultrasonic Imaging*, 1984, 6(1): 81-94.
- [6] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1977, 39(1): 1-22.
- [7] Browne J, de Pierro A B. A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihood in emission tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(5): 687-699.
- [8] Ma J M, Zhang J Q, Song G Z, et al. Total variation constrained iterative filtered backprojection CT reconstruction method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(2): 0234002.
马继明, 张建奇, 宋顾周, 等. 全变分约束迭代滤波反投影 CT 重建 [J]. *光学学报*, 2015, 35(2): 0234002.
- [9] Sidky E Y, Kao C M, Pan X C. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT [EB/OL]. (2009-04-28) [2020-08-03]. <https://arxiv.org/abs/0904.4495>.
- [10] Chen Z Q, Jin X, Li L, et al. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013, 58(7): 2119-2141.
- [11] Bredies K, Kunisch K, Pock T. Total generalized variation [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2010, 3(3): 492-526.
- [12] Zhang Y, Zhang W, Lei Y, et al. Few-view image reconstruction with fractional-order total variation [J]. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision*, 2014, 31(5): 981-995.
- [13] Gong C C, Zeng L. Adaptive iterative reconstruction based on relative total variation for low-intensity computed tomography [J]. *Signal Processing*, 2019, 165: 149-162.
- [14] Lu X Q, Sun Y. Limited angle computed tomography reconstruction algorithm based on multiplicative regularization method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(5): 1285-1290.
- 卢孝强, 孙怡. 基于乘性正则化的有限角度 CT 重建算法 [J]. *光学学报*, 2010, 30(5): 1285-1290.
- [15] Yu W, Wang C X, Huang M. Edge-preserving reconstruction from sparse projections of limited-angle computed tomography using ℓ_0 -regularized gradient prior [J]. *The Review of Scientific Instruments*, 2017, 88(4): 043703.
- [16] Chen G H, Tang J, Leng S. Prior image constrained compressed sensing (PICCS): a method to accurately reconstruct dynamic CT images from highly undersampled projection data sets [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(2): 660-663.
- [17] Liu J, Kang Y Q, Gu Y B, et al. Low dose computed tomography image reconstruction based on sparse tensor constraint [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(8): 0811004.
刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建 [J]. *光学学报*, 2019, 39(8): 0811004.
- [18] Cai A L, Wang L Y, Zhang H M, et al. Edge guided image reconstruction in linear scan CT by weighted alternating direction TV minimization [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2014, 22(3): 335-349.
- [19] Zhang L L. Optimization model and algorithm analysis for limited-angle and low SNR CT image reconstruction [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
张伶俐. 有限角及低信噪比 CT 图像重建的优化模型与算法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- [20] Zhang H, Huang J, Ma J, et al. Iterative reconstruction for X-ray computed tomography using prior-image induced nonlocal regularization [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(9): 2367-2378.
- [21] Zhang H J, Kong H H, Sun Y G. Weighted NLTV reconstruction algorithm based on structural prior information for spectral CT [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(8): 0811003.
张海娇, 孔慧华, 孙永刚. 基于结构先验的加权 NLTV 能谱 CT 重建算法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(8): 0811003.
- [22] 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.
- [23] Zhu S Q, Wang J, Cai Y F. Low-dose CT denoising algorithm based on improved CycleGAN [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(22): 2210002.
朱斯琪, 王珏, 蔡玉芳. 基于改进型生成对抗网络的低剂量 CT 去噪算法 [J]. *光学学报*, 2020, 40(22): 2210002.