



## X射线工业CT成像过程复杂伪影抑制方法综述

杨富强 杨瑶 李志翔 黄魁东

### Review of Complex Artifact Reduction Methods for Industrial Computerized Tomography Imaging

YANG Fu-Qiang, YANG Yao, LI Zhi-Xiang, HUANG Kui-Dong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220352>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于变分的CT图像环形伪影校正

Variation-based Ring Artifact Correction in CT Images

自动化学报. 2019, 45(9): 1713–1726 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180258>

### 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述

A Survey of Surface Defect Detection Methods Based on Deep Learning

自动化学报. 2021, 47(5): 1017–1034 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190811>

### 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望

Advances and Perspectives on Applications of Deep Learning in Visual Object Detection

自动化学报. 2017, 43(8): 1289–1305 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c160822>

### 深度学习技术在糖尿病视网膜病变诊断中的应用

Applications of Deep Learning Techniques for Diabetic Retinal Diagnosis

自动化学报. 2021, 47(5): 985–1004 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190069>

### 基于深度学习的光学遥感图像目标检测研究进展

Research Progress of Optical Remote Sensing Image Object Detection Based on Deep Learning

自动化学报. 2021, 47(9): 2078–2089 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190455>

### 基于深度学习的极性电子元器件目标检测与方向识别方法

Detecting Object and Direction for Polar Electronic Components via Deep Learning

自动化学报. 2021, 47(7): 1701–1709 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190037>

# X 射线工业 CT 成像过程复杂伪影抑制方法综述

杨富强<sup>1,2</sup> 杨瑶<sup>1,2</sup> 李志翔<sup>1,2</sup> 黄魁东<sup>1,2</sup>

**摘要** X 射线工业计算机断层 (Computerized tomography, CT) 技术是一种先进的非接触式无损三维检测技术, 能在无损伤情况下以灰度图像的形式对物体内部结构进行全面、详细地分析, 在航空航天、工业生产、安检等领域发挥着重要的作用. 针对工业 CT 伪影严重降低图像质量问题, 对工业 CT 成像过程复杂伪影形成机理进行分析, 对不同类型伪影抑制方法进行归纳总结. 阐述了基于射线衰减、探测器及高密度差异、采样数据及重建等不同过程伪影成因及伪影消除相关算法的最新技术进展, 并对近年来人工智能深度学习背景下新兴的基于深度学习及神经网络的工业 CT 无损检测研究与发展方向进行了总结和展望.

**关键词** 工业 CT, 伪影抑制, 深度学习, 智能检测

**引用格式** 杨富强, 杨瑶, 李志翔, 黄魁东. X 射线工业 CT 成像过程复杂伪影抑制方法综述. 自动化学报, 2023, 49(4): 687-704

**DOI** 10.16383/j.aas.c220352

## Review of Complex Artifact Reduction Methods for Industrial Computerized Tomography Imaging

YANG Fu-Qiang<sup>1,2</sup> YANG Yao<sup>1,2</sup> LI Zhi-Xiang<sup>1,2</sup> HUANG Kui-Dong<sup>1,2</sup>

**Abstract** Computerized tomography (CT) technology is an advanced non-destructive three-dimensional detection technology that can completely investigate the interior structure of an item in the form of grayscale images without contacting. It plays an important role in aerospace, industrial production, security inspection and other fields. Because industrial CT artifacts have had a significant impact on image resolution, this study examines the mechanism of coupling artifacts in the industrial CT imaging process, as well as the most recent technical advancements in artifact suppression methods. For the artifacts created during the ray attenuation process, the item containing scattering artifacts and cupping artifacts is described first. Second, the related technologies for artifact generated by the detector and the object suppression, such as ring artifacts and metal artifacts are discussed. And then, the latest developments in the suppression of streaking artifacts, banding artifacts and blocking artifacts are presented for the accessories generated by sampling data and reconstruction methods. By reviewing the research of industrial CT artifact suppression in recent years, the challenges and the development in the field of high-resolution imaging based on artificial intelligence in deep learning are summarized and prospected.

**Key words** Industrial CT, artifact suppression, deep learning, intelligent detection

**Citation** Yang Fu-Qiang, Yang Yao, Li Zhi-Xiang, Huang Kui-Dong. The review of complex artifact reduction methods for industrial X-ray imaging. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(4): 687-704

收稿日期 2022-04-29 录用日期 2022-08-22

Manuscript received April 29, 2022; accepted August 22, 2022  
国家自然科学基金青年基金 (52005415), 国家科技重大专项 (J2019-VII-0013-0153), 航空发动机及燃气轮机基础科学中心项目 (P2022-B-IV-013-001), 中国航空发动机集团产学研合作项目 (HFZL2022CX Y024), 中央高校基本科研业务费专项资金 (HXGJXM202216) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (52005415), National Science and Technology Major Project (J2019-VII-0013-0153), Science Center for Gas Turbine Project (P2022-B-IV-013-001), Industry-University-Research Cooperation Project of Aero Engine Corporation of China (HFZL2022 CX Y024), and Fundamental Research Funds for the Central Universities (HXGJXM202216)

本文责任编辑 董峰

Recommended by Associate Editor DONG Feng

1. 西北工业大学航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室 西安 710072 2. 西北工业大学航空发动机先进制造技术教育部工程研究中心 西安 710072

1. Key Laboratory of High Performance Manufacturing for Aero Engine, Ministry of Industry and Information Technology,

X 射线工业计算机断层 (Computerized tomography, CT) 利用独特的成像技术, 通过探测器采集检测目标在不同角度下的投影 (即射线衰减) 进行三维重建获得被测对象横断面信息<sup>[1-2]</sup>, 以非接触、非破坏的方式实现检测对象包括陶瓷外壳<sup>[3-4]</sup>、涡轮叶片<sup>[5-7]</sup>、轮毂铸件<sup>[8]</sup>、电路板<sup>[9]</sup>等物体内部的缺陷位置及尺寸、密度变化及水平等, 广泛应用于产品的缺陷检测及评估, 对产品质量保证发挥着极其重要的作用. 在 X 射线工业 CT 系统中, 能否高效获得高质量、高精度的成像效果, 直接影响工业 CT 图

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072 2. Engineering Research Center of Advanced Manufacturing Technology for Aero Engine, Ministry of Education, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072

像后续分割、配准、融合等图像处理<sup>[9-10]</sup>。

虽然工业 CT 技术能准确再现被测物体内部三维结构,但成像过程受到数学、物理以及设备(例如重建算法、对象结构及 X 射线系统设计)等多因素综合影响,断层成像出现的耦合伪影<sup>[11-12]</sup>导致缺陷误判,伪影的存在极大地限制了工业 CT 检测的优势,正确认识造成伪影的原因并对其进行抑制,是 X 射线工业 CT 系统高质量成像的关键。为减少成像过程中各种伪影影响,提高成像信噪比和分辨率,必须对工业 CT 成像过程包括投影域<sup>[13]</sup>、重建域伪影<sup>[14]</sup>实施校正,以消除伪影干扰。伪影成因主要源于: X 射线衰减过程、成像硬件系统(探测器和探测对象)和数据采集方式<sup>[15]</sup>。基于射线作用机理和检测对象特征等原因,圆周扫描 CT 图像中常表现出散射伪影、条状伪影、环状伪影、杯状伪影等不同表现形式的干扰信息。尽管伪影表现形式多样,但是在特定成像系统中,引起该伪影的主导因素是明确的<sup>[16]</sup>。因此,寻求针对主导因素的伪影抑制方法是提升工业 CT 成像质量的有效手段,同时是工业 CT 高信噪比、高分辨率成像研究的热点。

本文在工业 CT 无损检测背景下,对工业 CT 成像过程复杂伪影形成机理进行分析,对不同类型伪影抑制方法进行归纳总结,阐述基于射线衰减、探测器及高密度差异、采样数据及重建等不同过程伪影成因及伪影消除方法的最新进展,最后对人工智能背景下的工业 CT 耦合伪影抑制方法进行总结和展望。

## 1 工业 CT 成像伪影形成原因

在工业 CT 成像过程中, X 射线与物体内的原子发生多种物理作用,包括光电吸收、瑞利散射、康普顿散射和电子对效应。工业无损检测范围内,瑞利散射所起的作用很小,通常可以忽略,电子对效

应只有当光子能量大于 1.02 MeV 时才会发生,因此, X 射线的衰减主要由光电吸收和康普顿散射引起。由于工业 CT 检测对象密度较大,光电吸收的电子射程太短,所以透射被测物体的透射光子成为有用信息。

实际的 CT 系统受复杂因素影响表现为投影数据和重建数据失真,影响 CT 图像质量的因素包括量子噪声、射线束硬化、散射叠加、探测器响应、暗场及重建算法等<sup>[17]</sup>,所以必须对不准确数据进行修正。以涡轮叶片工业 CT 扫描成像过程为例,由于 X 射线束包含了多种不同能量的射线,低能量射线光子被吸收后形成中高能透射射线,先接触到射线的物质对射线的吸收多于后接触的物质,因此,同种物质表现出不同的衰减系数。另外,入射光子与物质原子的外层电子碰撞损失能量并改变方向形成散射光子<sup>[18-19]</sup>。根据比尔定律可知<sup>[20]</sup>,射线穿越物质时射线强度按照指数形式衰减,线性衰减系数是光子能量的函数。同时探测器接收到的投影信息也受到散射光子、探测器暗电流非线性增益、像元损伤以及金属物质数据损失等影响,由此重建的图像偏离真实数据。如图 1 所示,射线管发出的 X 射线到达探测器后获得的投影信息受到严重污染,直接重建的切片图像包含了散射伪影、杯状伪影、环状伪影、金属伪影、条状伪影、带状伪影及块状伪影等多种因素耦合,大大降低了成像对比度和信噪比。表 1 总结了各种类型伪影影响因素及特征,并附上示意图。

## 2 不同过程伪影抑制方法

当 X 射线穿透物体时,射线强度的衰减受工业部件结构、尺寸、密度、性能参数等综合影响,CT 重建切片中出现耦合伪影。因此,该部分根据工业 CT 成像链过程,对射线衰减过程产生的伪影、探测

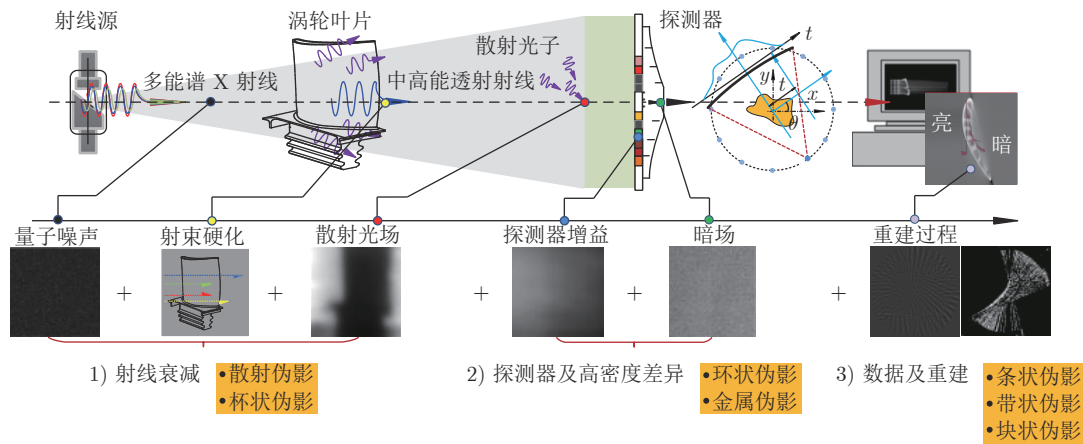

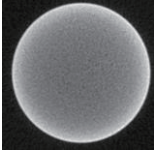
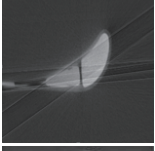
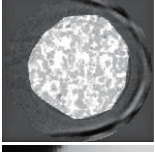


图 1 涡轮叶片工业 CT 锥束扫描成像过程

Fig. 1 Cone beam CT imaging process of turbine blades

表 1 不同伪影的表现和产生原因及对应特征示意图

Table 1 Types of manifestations and causes corresponding to the characteristics of different artifacts

类型	成因	影响因素	特征	示例
散射伪影	射线强度空间频率较低, 散射光子干扰	探测器接收到的光子并不全是初始光子, 还包括散射光子偏振干扰	图像出现模糊, 边界出现质量退化	
硬化伪影 (杯状伪影)	射线能谱发生变化, 射线光子吸收不均衡, 高能射线比重较大	不同密度材料对射线能量衰减程度不同	图像出现外亮内暗的灰度不均匀分布	
杯状伪影	探测器受潮, 探测器不稳定	探测器的余晖效应、探测器的响应不一致	图像上出现圆圈状伪影环	
金属伪影	被检测物体中仅有单个金属	被扫描物中类似金属的高衰减物质	图像中呈现出明暗相间的放射状伪影	
条状伪影	投影数据的不连续或中断	检测对象的移动和数据损失	重建图像存在线条状亮线区域	
带状伪影	光源的空间非均匀性	面源辐射波动性或光源不稳定性	图像局部偏亮或者偏暗	
块状伪影	重建方法及数据结构	反映图像结构的字典训练不足	图像边缘细小结构扭曲	

器及高密度差异过程产生的伪影及采样数据及重建过程产生的伪影进行综述, 说明不同类型伪影的抑制方法。

## 2.1 射线衰减过程伪影抑制

射线衰减过程产生的伪影以散射及硬化对重建影响较大, 因此这里主要综述散射伪影、硬化伪影的相关校正方法。

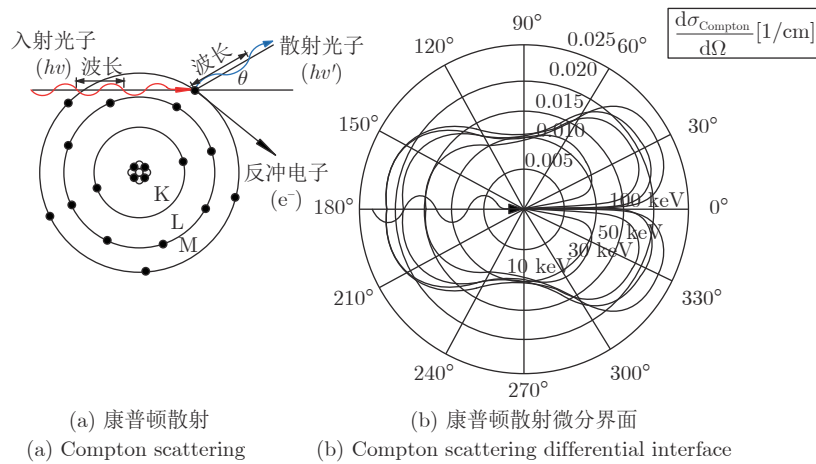
### 2.1.1 散射伪影

由于康普顿散射现象的影响, 散射光子使探测器接受到的信号偏离了 X 射线强度的真实结果, 导致重建图像产生散射效应。散射效应是引起 X 射线图像质量降低的主要因素, 导致边界及内部结构信息模糊<sup>[21]</sup>。物质内部电子密度越大, 康普顿散射效

应越明显, 因此, 高能工业 CT 对大型金属工件进行成像时射线的散射效应会对成像的质量造成很大的影响。由于散射光子在空间中出射方向不固定, 散射光子可以  $0^\circ \sim 180^\circ$  的任何角度偏转, 如图 2 所示, 低能 X 光子向后散射占优势 (偏转角大于  $90^\circ$ ), 而高能光子前向散射 (偏转角小于  $90^\circ$ ) 的概率更高<sup>[22-23]</sup>, 其角度能量变换及分布可以表示为:

$$\frac{Ed\delta}{d\Omega} = \frac{r_0^2}{1 + \alpha(1 - \cos\theta)} \cdot \left\{ 1 + \frac{\alpha^2(1 - \cos\theta)^2}{(1 + \cos^2\theta)[1 + \alpha(1 - \cos\theta)]} \right\} \cdot \frac{1 + \cos^2\theta}{2} \cdot \frac{E_\gamma^2(1 - \cos\theta)}{m_0c^2 + E_\gamma(1 - \cos\theta)} \quad (1)$$



图 2 不同能量康普顿散射微分散射截面示意图<sup>[22]</sup>Fig. 2 Schematic diagram of differential scattering cross section of Compton scattering with different energies<sup>[22]</sup>

式中  $\alpha = E_\gamma / (m_0 c^2)$  为出射光子能量;  $\delta$  为康普顿散射截面;  $\Omega$  为出射角;  $r_0$  为经典电子半径;  $E_\gamma$  为入射光子能量;  $\theta$  为出射方向与准直方向的夹角.

散射光子偏转角度是随机的, 且探测器接收到的散射光子分布是低频背景信号. 如图 3 中所示<sup>[24]</sup>, 散射光子与初始光子组合在一起, 复合信号成为对比度小的投影. 目前, 散射伪影校正的方法可以分为三大类: 硬件阻挡抑制法<sup>[24-28]</sup>、软硬件混合校正方法<sup>[29-33]</sup> 和神经网络散射抑制法<sup>[34-37]</sup>. 硬件阻挡抑制法主要通过特定的过滤或阻挡结构对入射光子进行删减, 该方法操作简单, 只需固定位置对散射光子进行阻隔即可有效抑制散射. 学者们对该类方法做过大量研究, 如图 4 所示, Pivot 等<sup>[38]</sup> 介绍了一种基于主调制器掩模的适合于多能谱成像的散射校正方法, 通过补偿掩模的修正矩阵构建出代价函数, 计算出光子在给定能量下被探测的散射概率分布实现散射伪影的抑制. 但光谱 CT 作为一种新的基于能量选择光子计数探测器的成像技术对能谱先验信息依赖性比较强, 依然存在适用性问题. Liang 等<sup>[39]</sup> 针对均匀分布铅条的前阻滞带来的数据丢失, 提出了一种分段估计每个投影的方法, 同时完成阻滞板的散射信号估算进行散射抑制 (如图 5). 胡栋材等<sup>[25]</sup> 和 Bootsma 等<sup>[26]</sup> 的验证结果表明基于射线衰减板的散射抑制方法能消除大量散射伪影, 提高重建切片图像的质量. Tu<sup>[40]</sup> 通过蒙特卡洛计算表明, 散射投影比随着 CT 锥角的减小而减小, 锥角与散射投影比呈正相关. 因此可以通过增加射线源到图像的距离来减小散射对图像的影响, 但是受现场环境影响, 图像质量提升空间有限. 使用散射网格对探测器进行准直可以有效减少到达探测器的散射光子, 但不能完全抑制散射<sup>[41]</sup>.

软硬件混合的方法基于伪影特点直接在投影或

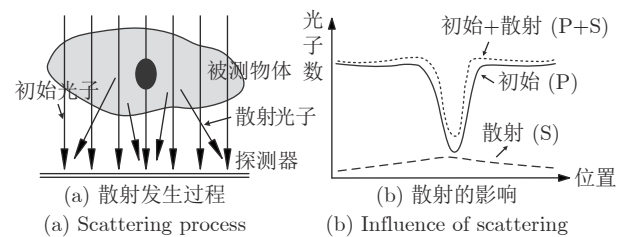
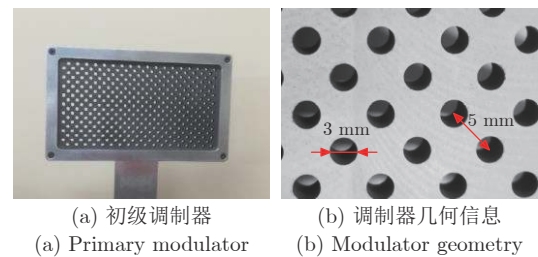


图 3 散射影响示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the effect of scattering

图 4 一次调制板掩模及几何细节<sup>[38]</sup>Fig. 4 Primary modulation plate mask and geometric details<sup>[38]</sup>

者图像切片上去除散射<sup>[42-43]</sup>, 如图 6 所示, 主要包括基于模型的和基于测量的方法. 基于模型的方法<sup>[29, 44-45]</sup> 以模拟采集的物理特性, 通过数学模型估算散射分布. 基于测量的方法<sup>[30, 46]</sup> 通过寻求物理光束修正模型, 结合投影域<sup>[31-32]</sup> 局部散透比完成散射估计, 采用投影补偿的方法进行散射校正<sup>[47]</sup>. van der Heyden 等<sup>[48]</sup> 提出了一种基于投影的等心和非等心锥束 CT 成像散射去除算法, 构建了深度卷积自动编码器 (Depth convolution automatic encoder, DCAE) 和基于投影的散射去除算法, 通过独立的可旋转臂和检测器臂在虚拟旋转中心周围进行非等心采样,

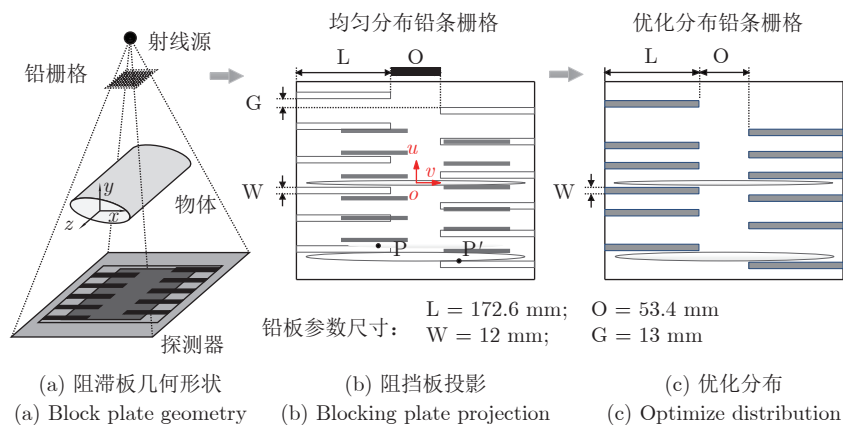
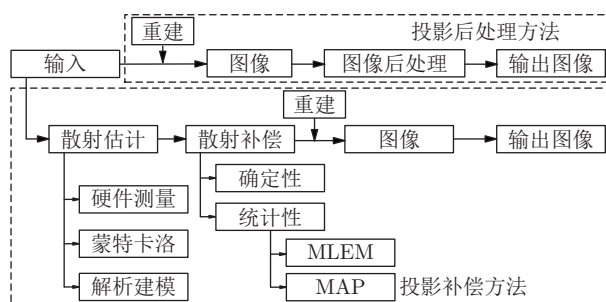


图 5 均匀分布和优化后光束阻滞示意图

Fig.5 Schematic diagram of the beam block after uniform distribution and optimization

图 6 软件算法散射校正<sup>[47]</sup>Fig.6 Software algorithm for scatter correction<sup>[47]</sup>

实现了散射伪影抑制. Zhang 等<sup>[33]</sup>提出了一种路径-路径采样的 Metropolis 散射估计方法,该方法以规划的精确 CT 值作为先验信息,通过控制各个粒子路径,最终加快收敛速度.但是模拟粒子在传输过程中无法到达探测器.因此认为部分光子对探测器信号没有贡献,使得估算不准确.

随着以深度学习为代表的人工智能技术快速发展,神经网络已经成为人工智能最为重要的应用领域之一,并成为解决 CT 成像伪影抑制的有效途径<sup>[49]</sup>.大多数神经网络采用简单链式结构,只连接两个相邻层,导致网络深度增加时反向传播梯度消失,梯度消失问题降低了深度卷积神经网络 (Deep convolutional neural network, DCNN) 的学习能力,使得映射精度有限.

为了克服这一问题,残差学习框架 (Residual learning framework, RLF) 增加了反向传播能力,其梯度传播比通过平面网络学习到的映射函数更容易使用优化器学习<sup>[50]</sup>,如图 7 所示,采用 RLF 的网络降低了训练误差,提高了映射精度.实验证明,此网络结构完全适用于 CNN,只需要在维度不一致的情况下使用来统一维度即可.

$$y = F(x, \{W_i\}) + W_s x \quad (2)$$

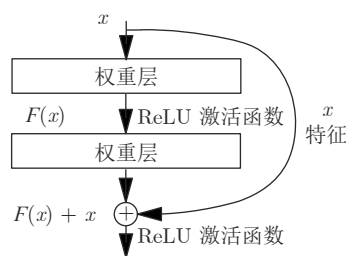


图 7 残差学习模块

Fig.7 Residual learning module

作为锥束 CT 散射校正的一种解决方案,神经网络是有效的、高效的和鲁棒的.为了挑战基于简单网络链接散射估计方法的不足, Xiang 等<sup>[34]</sup>研究了 CT 散射估计的深度学习方法,通过深度卷积神经网络训练分别从实测的 SPECT (Single-photon emission computed tomography) 投影和 CT 衰减投影中估计散射.虽然文献中已经提出了不同的散射校正方法,但由于精度、计算效率和泛化等方面的限制,标准解仍在研究中. Jiang 等<sup>[51]</sup>提出了一种新的基于深度残差卷积神经网络 (Deep residual convolutional neural network, DRCNN) 的锥束 CT (Cone beam computed tomography, CBCT) 散射校正方案,以克服上述深度学习方法的局限性.如图 8 所示的网络构建,该方法结合深度卷积神经网络 DCNN 和 RLF 完成未校正图像到校正后图像的映射,在此基础上建立了残差网络模块,同时通过最小化损失函数来估计,增强梯度传播的同时提高了映射函数的精度.

$$Loss(\mathfrak{S}) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \|\mathfrak{R}(f_i; \mathfrak{S}) - (f_i - s_i)\|_2^2 \quad (3)$$

式中  $\mathfrak{S}$  为损失函数的可训练参数;  $\mathfrak{R}$  为神经网络训练;  $f_i$ ,  $s_i$  分别表示网络估计图像和原始含伪影图像;

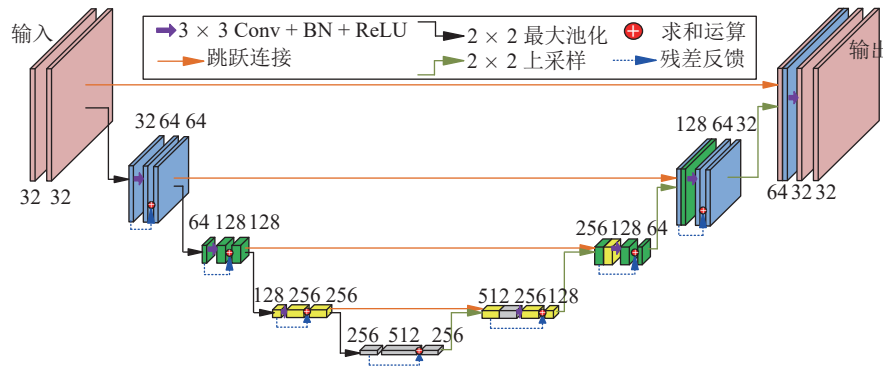


图 8 神经网络训练框架

Fig.8 Neural network training framework

$M$  为批数据量大小.

深度学习技术用于快速 CBCT 投影空间散射校正被证明是可行的. Hansen 等<sup>[52]</sup>设计了一种 ScatterNet 网络,包括投影衰减阶段和散射伪影校正阶段,通过类似 U-net 的网络架构进行训练后对重建前投影进行散射校正. Nomura 等<sup>[53]</sup>使用残差卷积神经网络作为特征权值反馈,通过模型训练、验证和测试,进行了定性标准图像的构建.表 2 为近 5 年来,学术界不同软硬件散射伪影校正方法在 CT 无损检测成像领域上所取得的研究成果.尽管深度学习在散射伪影任务中有着广泛的应用,但是神经网络层数、学习率、样本构建对散射的精确估计与抑制,依然是 X 射线 CT 技术中的挑战.

### 2.1.2 杯状伪影 (射束硬化)

如图 9 所示,当射线在物体内部发生衰减时,高能射线正常衰减,低能射线被大量吸收,平均能量变高,由此带来的出射射线的高能射线比例升高,射线逐渐变硬<sup>[54-57]</sup>.相对于单能条件下,硬化后的测量投影值总是相对较低,重建后的图像灰度值变小,表现出灰度信息边缘高中心低的杯状现象.如图 10 中图像边缘和中心灰度对比.

$$p_p = -\ln \left( \frac{I_p(x, y, E)}{I_0(x, y, E)} \right) = -\ln \left( \frac{\int_{E_{\min}}^{E_{\max}} I_0(x, y, E) \exp[-\int_L \mu(x, y, E) dl] dE}{\int_{E_{\min}}^{E_{\max}} I(x, y, E) dE} \right) \quad (4)$$

硬化杯状伪影可以通过预处理方法来减少硬化效应.例如在射线硬化前先将低能射线通过其他硬件过滤掉,提升射线的高能含量,然后再进行高能透射.该方案只能对内部各种成分密度差别不大的物质进行硬化校正,不能完全消除射束硬化的影响,并且是以牺牲射线强度为代价的.多项式法利用参数模型将多能谱衰减映射为单能衰减<sup>[58-59]</sup>,例如表达式 (5) 采用多项式拟合将多能谱投影映射为单能投影.

$$P_m = F(P_p) = \sum_{i=0}^n \alpha_i P_p^i = \alpha_n P_p^n + \alpha_{n-1} P_p^{n-1} + \dots + \alpha_2 P_p^2 + \alpha_1 P_p^1 + \alpha_0 \quad (5)$$

通过射束硬化建模有效抑制硬化引起的杯状伪影<sup>[60]</sup>,Abdurahman 等<sup>[61]</sup>结合最小化投影集合一致性,利用迭代优化多项式系数,减少了其他物理测

表 2 工业 CT 散射伪影抑制方法研究现状

Table 2 Research status of scattering artifact suppression methods for industrial CT

方法	主要贡献	实验结果	方法来源
主调制器掩模	补偿掩模影响的校正矩阵,基于 B 样条曲线的散射模型	光谱 CT 对能谱先验信息依赖性比较强,存在适应性问题	文献 [38]
分段估计投影生成	提出一种最优的阻挡器分布,以最小化缺失数据	将平均 CT 数误差从 86 个 Hounsfield 单位 (HU) 减少到 9 HU,并将图像对比度提高了 1.45 倍	文献 [39]
增加距离减小散射	使用蒙特卡洛计算机模拟来计算散射投影比 (SPR)	SPR 随着 X 射线能量的增加、材料密度的降低或 SID 的增加而降低	文献 [40]
基于投影的等心和非等心成像法	构建了一个深度卷积自动编码器 (DCAE)	在非等中心患者 CT 采集集中得到了成功运用	文献 [48]
路径采样的散射估计	以规划 CT 图像的精确 CT 值作为先验信息,自动控制每个粒子路径,最终加速收敛	图像对比度提高,散射伪影消除,但是大量光子在传输过程中无法到达探测器,使得估算不准确	文献 [33]
卷积神经网络的散射校正	将深度卷积神经网络 (DCNN) 和残差学习框架 (RLF) 相结合	与没有 RLF 的网络相比,所提出的方法具有更高的散射校正精度	文献 [51]

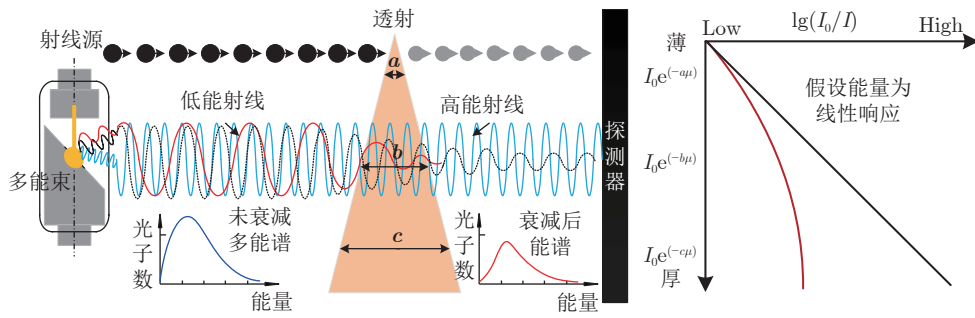
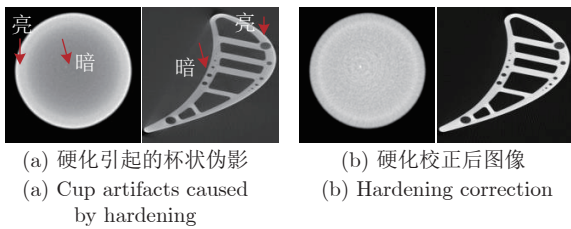


图 9 多能谱衰减过程产生硬化射束

Fig.9 Hardened beam produced by multi-energy spectral attenuation process



(a) 硬化引起的杯状伪影  
(a) Cup artifacts caused by hardening  
(b) 硬化校正后图像  
(b) Hardening correction

图 10 工业 CT 成像引起的杯状伪影

Fig.10 Cupping artifacts caused by industrial CT imaging

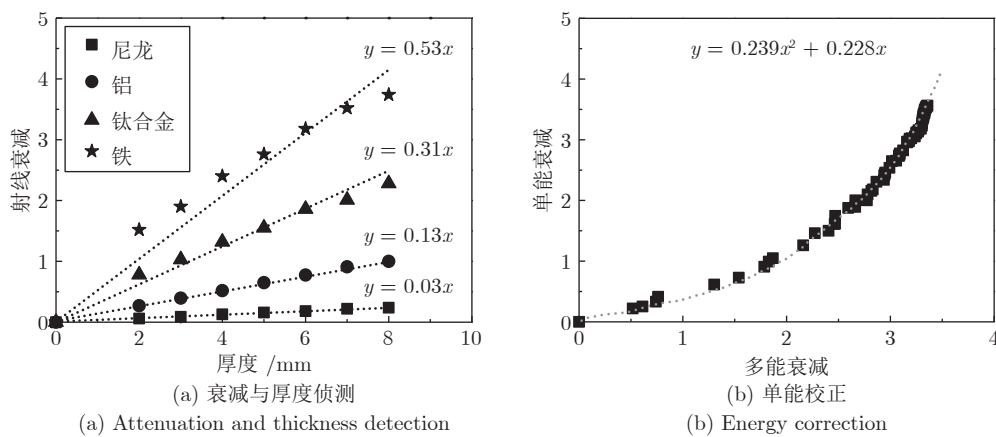
量和几何误差对模型系数的干扰. Levi 等<sup>[62]</sup>通过迭代优化引起硬化伪影的多项式函数,并在分割处理后图像的投影进行多项式表征. Xiu 等<sup>[63]</sup>根据投影射线穿越等效长度,利用三项式拟合构造一种多色投影模型,并将其用于逼近实际投影数据,提高了 CT 图像的精度. 尽管简单多项式可以满足要求,但对于高密度物体往往效果有限. 且多项式系数获取过程复杂,计算效率低. 基于曲线拟合的线性校正方法可以得到材质厚度与多色投影值的关系<sup>[64-65]</sup>,并将之校正为线性关系,该方法不仅可以完成单材

料的硬化校正,同时对多材质物体的校正效果也很可观,但是需要对物体的组成材料进行衰减测量,如图 11 所示. Yang 等<sup>[66]</sup>在硬化信息与射线路径关系基础上,进一步提出了一种基于泰勒公式启发和假设的硬化曲线补偿校正方法,在锥束 CT 系统上对多色投影进行验证,表明了补偿措施的有效性.

$$y = \frac{ax^b + cx}{c} + \lambda * x + \Delta \quad (6)$$

式中  $a, b, c$  为硬化模型参数;  $\lambda$  为修正系数;  $\Delta$  为噪声估计.

当前,射束硬化大部分是基于图像或投影来校正的<sup>[67]</sup>,不考虑光谱或材料特性的信息,也不需要任何额外的分割操作<sup>[60,68]</sup>,因此,校正过程存在某些物理含义不是很清楚. 光子计数探测器 (Photon counting detector, PCD) 为 X 射线计算机断层扫描提供了新的机遇. 对于具有高原子数的大型和/或密集物体,使用基于能量判别的 PCD 可以从本质上减少散射和射束硬化对图像质量的影响<sup>[69]</sup>. 将碲锌镉 (CdZnTe) 光子计数探测器与传统积分探测器相比,如图 12 所示,光子计数探测器直接将 X 射



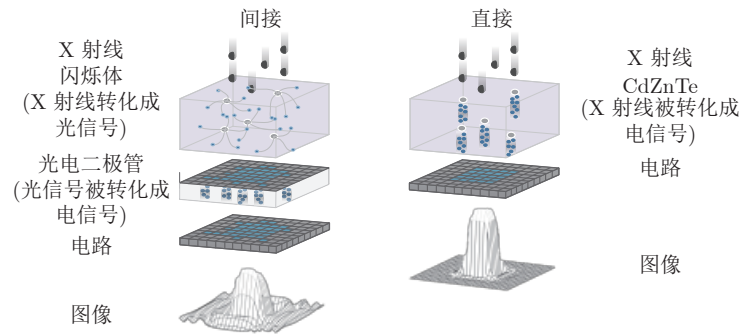
(a) Attenuation and thickness detection

(b) Energy correction

图 11 不同材料的硬化曲线侦测

Fig.11 Hardening curve detection of different materials



图 12 能量积分(间接)和光子计数(直接)对比<sup>[69]</sup>Fig.12 Comparison of energy integration (indirect) and photon counting (direct)<sup>[69]</sup>

线转换成电信号. 光子计数能量校正法, 是在多能谱下扫描物体, 确定某一固定能量下的物体线衰减系数分布的过程. 日本冈山大学<sup>[70]</sup> 采样基于光子计数技术的有效原子序数测定方法, 修正了射束硬化效应和基于多色 X 射线的探测器响应, 实现了高精度图像识别. 研究表明, 设定的能量阈值越高, 杯状伪影抑制效果越显著<sup>[71]</sup>.

表 3 为近 5 年来研究者们针对硬化伪影实施的软硬件伪影校正方法比较及其所取得的研究成果. 对比发现, 光子计数探测器硬件方法的普适性更好, 但由于光子计数过程较为复杂且效率低, 现实中考考虑检测效率, 工程应用还处于探究阶段.

## 2.2 探测器及高密度差异过程伪影抑制

尽管平板探测器是一种高度精密的数字化仪器, 但在性能方面仍存在些许问题: 受探测器生产过程中制造工艺、制造批次等影响, 同等射线强度的照射下, 光电二极管的转换效应差异及射线的多能谱特性都将导致探测器获取图像灰度不均匀. 增益校正使每个探测单元对相同 X 射线强度的响应一致, 减少图像中的固有噪声. 平板探测器内部结构和周围环境温度的关系, 暗电流的存在使得探测器在没有 X 射线入射的情况下仍有一定大小的信号输出, 但暗电流产生具有随机性, 与 X 射线强度

不具有相关性.

受探元差异及辐射损伤坏点影响, 相同管电流下各探元的响应不一致, 在重建图像上也会形成复杂伪影等, 直接影响投影图像的质量, 平板探测器响应性能、校正准确性直接影响采集投影质量. 因此, 探测器及高密度差异过程产生的伪影对重建影响不容小觑, 这里主要综述环形伪影、金属伪影的相关校正方法.

### 2.2.1 环形伪影(探测器)

环状伪影<sup>[72]</sup> 是由于 CT 投影数据异常直接重建形成的结果, 作为直接获得投影数据的硬件设备, 探测器出现任何问题或损伤都会造成投影数据的异常, 而这种异常将直接体现在重建图像中, 如图 13 所示, 表现为以重建中心为圆心且灰度区别于周围像素的一系列同心圆环, 越靠近中心圆环越密集.

探测器响应不一致问题引起的环形伪影校正方法包括探测器校正、投影正弦图校正<sup>[73-74]</sup> 和重建图像校正等方法<sup>[75-76]</sup>. 针对正弦图中伪影表现出的非均匀性, Anas 等<sup>[77]</sup> 利用探测器像素的统计特性, 结合归一化技术对有缺陷的探测器元件响应进行校正. 如图 14 所示, Eldib 等<sup>[78]</sup> 对投影域中接近于零的缺陷像素沿视点角度计算其平均值, 构成一维向量后与正弦图相乘并进行高斯滤波, 通过加性模型

表 3 工业 CT 硬化伪影/杯状伪影抑制方法研究现状

Table 3 Research status of cupping artifact suppression methods for industrial CT

方法	主要贡献	实验结果	方法来源
投影数据一致性条件约束	通过最小化一组投影对的不一致性, 迭代估计用于减少伪影的最佳多项式系数	减少了其他物理测量和几何误差对模型系数的干扰, 不需要校准也不需要先验信息	文献 [61]
一种多项式射束硬化校正	利用三项式拟合构造一种多色投影模型, 并应用该模型来逼近实际投影数据	该模型能够有效地去除 X 射线硬化伪影, 但对于高密度物体往往效果有限, 且多项式系数获取过程复杂, 计算效率低	文献 [63]
基于泰勒公式的曲线补偿	提出了一种获取光线穿过二值图像长度的方法, 构建了一种新的加权补偿校正模型	多色投影的伪影得到了有效的抑制, 该算法有望在工业无损检测中得到应用	文献 [66]
基于光子计数探测器硬件	使用基于能量判别的 PCD 可以从本质上减少散射和射束硬化对图像质量的影响	与传统探测器相比, 能够在减少散射和波束硬化方面改善 CT 图像质量	文献 [69]

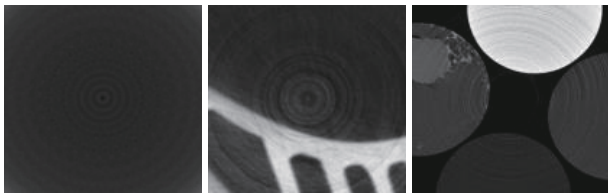


图 13 不同物体重建切片环形伪影示意图

Fig. 13 Schematic diagram of ring artifacts in reconstructed slices of different objects

去除了环形伪影。王珏等<sup>[79]</sup>在滤波增强的基础上,提出了一种基于投影正弦图的新型校正方法,采用差分处理增大了伪影与投影正弦图轮廓差异,通过线性外推的方法对环形伪影进行校正。

在图像域方法中,首都师范大学<sup>[80]</sup>通过极坐标变换将直角坐标下的环形伪影转化为极坐标下的线性伪影,然后对线性伪影图像进行傅里叶变换获得频谱图像,进而设计二维低通滤波器进行滤波处理,最后通过傅里叶逆变换与坐标逆变换获得校正后的图像。结果表明,该算法能够有效地去除环形伪影。西北工业大学 CT 检测中心<sup>[81]</sup>提出了适用于能谱 CT 的环形伪影去除方法,在保持图像细节的同时去除了环形伪影。如图 15 所示,该方法通过一种图像转换方法将环形伪影特征转换成极坐标图像,然后对纹理图像进行提取和分类,通过迭代更新对环形伪影进行估计,从原始 CT 图像中减去估计的环形伪

影来实现伪影校正。

在极坐标图像分析基础上,大多方法通过伪影特征提取后减影达到分离环状伪影的效果,但实际中探测器元输入与输出信号之间并非完全是线性关系,特别是在图像灰度动态范围较大时,非线性伪影表现更加突出,即使校正后图像中依然存有不一致性残留<sup>[76]</sup>。但目前研究和开发的环状伪影校正方法已基本能够满足实际工程需要。

### 2.2.2 金属伪影 (放射伪影)

工业无损检测时,被测物件比如印刷电路板 (Printed circuit board, PCB) 通常含有大量焊锡、焊板等高密度物质,这些金属物体使得重建图像在金属周围产生大量黑色带状及金属伪影 (Metal artifact, MA),如图 16 所示,这些伪影同样使得图像质量严重下降,导致无法完成检测。

目前关于金属伪影校正方法主要包括基于投影数据修复的方法、基于迭代去除的方法及深度学习技术方法。基于投影域修复的方法将投影域金属部分视为缺失信息<sup>[82]</sup>,利用衰减数据特征通过插值完成补偿。魏星等<sup>[83]</sup>结合多金属伪影成因,通过从投影域分割出金属区域后建立金属区域投影值的校正模型,并调整模型参数达到校正的目的。结果表明:随着投影值的增大,偏离真值的幅度也越大,对投影值的校正力度也应增大<sup>[84]</sup>,所以建立了一种实际

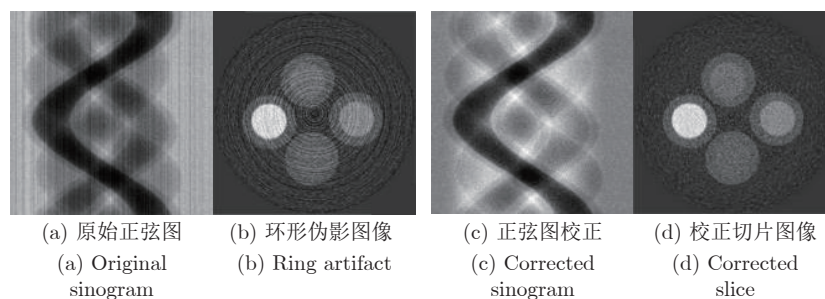


图 14 投影域环形伪影校正

Fig. 14 Correction of ring artifact in projection domain

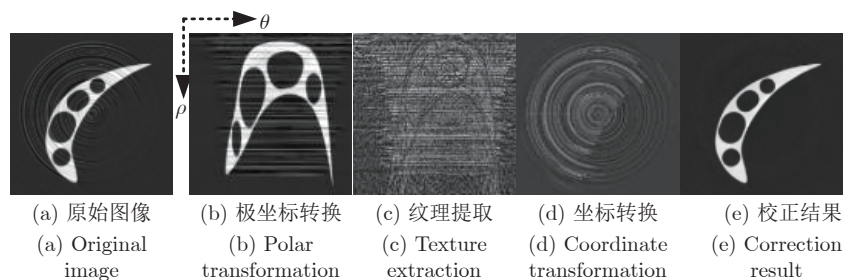


图 15 投影域环形伪影校正

Fig. 15 Correction of ring artifact in projection domain

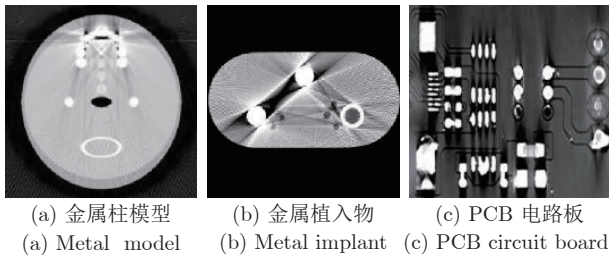


图 16 金属伪影示意图

Fig. 16 Schematic diagram of metal artifacts

投影值与理论投影值校正函数关系模型:

$$g'(n) = \begin{cases} g(n) + m[g(n) - gt]^q, & n \in G_\Omega \\ g(n), & \text{other} \end{cases} \quad (7)$$

由于阈值  $gt$ 、幅度  $m$  和阶数  $q$  三者共同决定模型的校正效果, 因此模型参数的求解过程可转为三元变量的优化问题. 其中模型以重建图像的灰度熵为目标函数, 采用单纯形法迭代求解熵的最小值.

$$(gt^*, m^*, q^*) = \arg \min_{gt, m, q} (H(f)) \quad (8)$$

为了进一步去除金属植入物引入的伪影, 中国科学院<sup>[85]</sup>通过对含金属伪影的重建图像进行双边滤波、分割等预处理获得不含金属信息的先验图像, 而后将先验投影数据及含金属区域的投影数据进行插值获得修复的投影数据, 完成金属伪影的校正. 首先假设为含金属伪影切片图像, 将灰度值进行归一化并双边滤波得到输出图像, 即

$$\begin{cases} f(X) = \frac{\sum_{Y \in \Omega} f(Y)AB}{\sum_{Y \in \Omega} AB} \\ A = e^{-[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2] / 2\sigma_1^2} \\ B = e^{-[f(X) - f(Y)]^2 / 2\sigma_2^2} \end{cases} \quad (9)$$

随后以阈值法分割出金属图像, 利用先验投影数据、金属边界投影数据对金属投影完成插值修复.

$$p_\theta^c = \begin{cases} p_\theta^p(U) + (p_\theta^o(\Delta) - p_\theta^p(\Delta)), & U \in \Omega_\theta^M \\ p_\theta^o(U), & U \notin \Omega_\theta^M \end{cases} \quad (10)$$

式中  $U$  为投影数据坐标;  $\Delta$  为金属边界邻域;  $\Omega_\theta^M$  为金属投影区域.

考虑到实际数据的统计特性, 投影数据修复的方法具有一定缺陷, 修补过程会引入额外的伪影. 迭代逐步近似校正方法是另外一种利用重建算法消除金属伪影的手段, 其通过引入先验知识, 利用缺失数据迭代更新完成重建, 在很大程度上消除金属伪影, 但是这种方法运算速度慢, 且容易带入噪声. 为了解决该问题, Van Slambrouck 等<sup>[86]</sup>将原始 CT

图像进行分割, 根据伪影的强弱, 对图像中退化程度实施不同的重建策略并实现优化. 然而在多金属情况下, 金属内部的硬化杯状伪影无法得到彻底消除, 且非金属区域会被错误的归为插值对象, 致使其内部的有效信息无法得到有效恢复<sup>[83]</sup>. 近年来, 深度学习方法在图像处理领域的研究快速发展, 用于 CT 图像金属伪影校正<sup>[87-88]</sup>. 针对金属伪影校正研究中伪影消除不彻底、组织结构缺失等问题, 残差编解码网络实现了有金属伪影图像到无金属伪影图像的端端映射<sup>[88]</sup>. Zhang 等<sup>[89]</sup>提出一种基于简单卷积神经网络的金属伪影校正算法, 结果优于传统校正方法, 且伪影得到明显抑制. Gomi 等<sup>[90]</sup>在投影域使用混合条件的生成对抗网络, 如图 17 所示, 通过联合掩模金字塔网络估计抑制缺失投影数据引起的金属伪影, 结合迁移学习提高了学习网络的泛化性能.

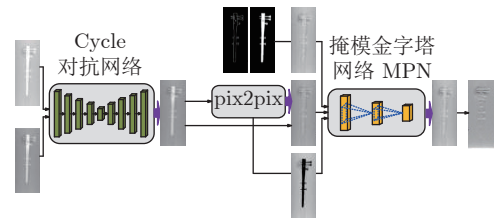


图 17 条件生成对抗网络金属伪影校正流程

Fig. 17 Conditional generative adversarial network metal artifact correction process

表 4 列出了学者们在金属伪影抑制方面所做的贡献, 虽然基于深度学习的金属伪影校正方法取得了较好效果, 解决了伪影消除不彻底、组织结构缺失等问题, 同时迁移学习提高了学习网络的泛化性能, 但是样本上下采样过程中造成图像细节丢失. 且较少的卷积操作无法较好提取图像特征, 并且容易带来次级伪影出现, 同时非监督式的网络训练模型在训练过程中存在训练稳定性差及收敛速度慢等缺点.

## 2.3 采样数据及重建过程伪影抑制

从投影数据到切片图像, 数据类型及重建方法也会带来相关伪影, 这里就常见的条状伪影、带状伪影及块状伪影抑制方法进行讨论.

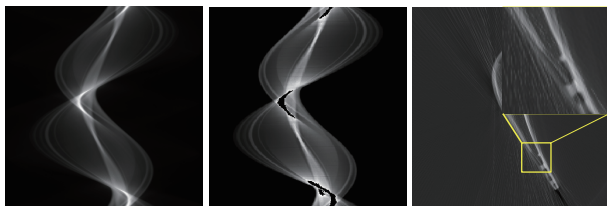
### 2.3.1 条状伪影

当射线穿过物体厚度过大或密度过大时, 时常导致光子饥饿现象发生 (如图 18 所示), 探测器只能探得少数光子, 投影过程将增大噪声, 导致重建后出现严重条纹伪影<sup>[82, 91]</sup>. 条形伪影是射线不能完全穿透特殊情况的典型表现, 投影数据多表现为具有突变特性的噪声点, 本质上可认为是射线剂量不



表 4 工业 CT 金属伪影抑制方法研究现状  
Table 4 Research status of metal artifact suppression methods for industrial CT

方法	主要贡献	实验结果	方法来源
基于投影校正	建立对金属区域投影值的校正模型, 采用单纯形法迭代求解熵最小	对多金属伪影的校正起到了良好的效果, 且校正后的图像质量优于插值校正法	文献 [83]
基于先验图像校正	获得不含金属信息的先验图像, 后将先验数据与含金属投影进行插值	校正图像均方根误差最小、峰值信噪比最大, 保留图像边缘的同时, 可有效地抑制金属伪影	文献 [85]
基于局部模型迭代校正	描述了一种将重建体自动划分为金属和非金属区域的方法	与常规重建相比, 该方案可使金属内部的硬化杯状伪影更少	文献 [86]
基于残差编解码网络、混合 GAN 网络校正	利用投影数据开发了一种混合生成对抗网络 (GANs) 的新组合掩模金字塔网络	解决金属伪影校正研究中伪影消除不彻底、组织结构缺失等问题, 与传统重建算法相比, 结合迁移学习提高了学习网络的泛化性能	文献 [88, 90]



(a) 正常 sino 图像 (b) 光子饥饿 sino 图像 (c) 切片图像  
(a) Normal sinogram (b) Photon starvation sinogram (c) Slice image

图 18 光子饥饿引起的条形伪影

Fig.18 Artifacts caused by photon starvation

足引起的, 其是 CT 图像产生伪影的主要原因<sup>[92]</sup>.

对于光子饥饿引起的条状伪影的校正, 李保磊等<sup>[93]</sup>基于中值滤波较好的空间分辨率保持功能, 提出一种自适应中值滤波的条状伪影校正方法, 并对该方法进行验证. 过程中通过对实际 CT 投影数据的噪声性能分析, 并综合考虑实现过程的简单性, 确定了中值滤波的窗口尺寸:

$$W(\beta, s) = \begin{cases} [kp_p(\beta, s)], & p_p(\beta, s) > T_1 \\ 1, & p_p(\beta, s) \leq T_1 \end{cases} \quad (11)$$

$$p_p(\beta, s) = \ln \left( \frac{I_0}{I(\beta, s)} \right) \quad (12)$$

式中  $W$  为窗口尺寸,  $k$  为比例常数;  $(\beta, s)$  为投影角度及地址;  $p_p$  为多色投影数据;  $T_1$  为投影阈值;  $I_0$  为初始强度;  $I$  为透射场强.

针对涡轮叶片局部位置射线无法穿透下的弱投影重建问题, Yang 等<sup>[94]</sup>在 DART 算法的基础上, 将迭代算法与滤波反投影算法相结合, 提出并验证了一种不适定投影融合重建算法, 以抑制噪声过大引起的条形伪影. 该技术基于迭代重建, 通过迭代更新获得新的正弦图作为补偿项, 保留了图像细节和边缘信息. 康慧等<sup>[95]</sup>提出的基于 Bregman 迭代的 TV 算法在求解重建图像范数最小的基础上融入了最小化 TV 约束, 将图像稀疏性和分片光滑性作为先验约束引入, 在稀疏投影数据下可以快速重建

CT 图像. 王娜等<sup>[96]</sup>提出了一种基于可变阶变分模型的低剂量 CT 图像后处理技术, 根据图像的特征在一阶全变分 (Total variation, TV) 正则项和二阶有界 Hessian 正则项之间交替变换, 通过保留高剂量 CT 图像相应结构信息, 有效抑制了条纹伪影. 实际上, 大多方法均是在降噪和空间分辨率之间保持平衡, 虽然具有较好的工程实用性, 但理论上对伪影的校正往往不彻底或者存在校正过度, 因此空间分辨率的损失依然存在.

针对光子饥饿产生的伪影, 也可对缺失的投影值作光滑内插, 从而使由线形插值可能导致的条纹发生柔化. 针对大尺寸工业零件采用平移+旋转扫描方式, 使得投影数据经重排和数据对齐后不可避免地存在非光滑连续性, 导致重建图像出现条状伪影. 卢洪义等<sup>[97]</sup>针对窄角束工业 CT 扫描重建固体火箭发动机图像中存在的条状伪影, 以平移步数的投影数据为基准对投影数据进行重排, 将不等间距的平行束投影数据重排成等间距的平行束投影数据. 将插值优化作为后处理技术, 极大地抑制了噪声对投影的影响, 提高了图像质量, 但该计算过程复杂, 效率低.

近年来, 已经提出了多种基于迭代字典的 CT 重建算法<sup>[98-99]</sup>, Karimi 等<sup>[99]</sup>基于学习的过完备字典, 提出一种从少量投影数据重建出无伪像图像的方法, 核心思想是将全伪影块的表征系数与无伪影块的表征系数相关联, 然后产生伪影抑制块.

$$\min \alpha \|\Gamma^c - P\Gamma^a\|_F^2 + \beta \|P\|_F^2 \quad (13)$$

式中  $\alpha, \beta$  为权值系数,  $\Gamma$  为操作函数,  $\|P\|_F^2$  为正则项. 结果表明, 所提出的算法可以有效抑制伪影, 同时, 生成的图像比通过 FDK 算法两倍的投影数据重建出的切片具有更高的图像质量.

当然, 光子被噪声掩盖只是产生条状伪影的一个原因. 实际中, 射线源稳定性、探测器一致性和检测对象金属物质引起的数据损失都会产生条状伪影<sup>[100]</sup>. 比如金属伪影亦可认为是条形伪影的一种表



现形式. 这里从数据完整性出发, 讨论了条状伪影的消除方法, 对于工业中的局部位置射线无法穿透问题, 有重要的指导意义.

### 2.3.2 带状伪影

在光子到达探测器的过程中, X 射线随着衰减路径上物体厚度突增, 局部高衰减区产生的投影数据信噪比低. 数据采样过程的不稳定性对投影数据造成严重误差. 数据重建过程中噪声被放大, 从而导致图像中形成横向的暗带状伪影<sup>[101]</sup>. 例如高能加速器投影采集过程, 光源波动性造成投影数据中出现横向带状伪影, 光源非均匀性造成投影数据中出现纵向带状伪影, 以上伪影不仅降低了图像分辨率, 还使得重建图像中出现其他伪影干扰. 孔慧华等<sup>[102]</sup>就同步辐射光源中不稳定射线束导致投影数据出现的伪影问题进行了研究, 并对投影空间非均匀性, 讨论了由位置变化引起的带状伪影. 记  $t_i$  时刻相邻位置  $a_1$  和  $a_2$  的射线强度分别为  $I_0(t_i, a_1, b_0)$  和  $I_0(t_i, a_2, b_0)$ , 那么在该位置的射线强度可表示为  $p(\theta_i, a_1, b_0)$ 、 $p(\theta_i, a_2, b_0)$ .

$$p(\theta_i, a_1, b_0) = \ln \frac{I_0(t_i, a_1, b_0)}{I(t_i, a_1, b_0)} = \int_{L_{beam \rightarrow a_1}} \mu(x, y) dl \quad (14)$$

$$p(\theta_i, a_2, b_0) = \ln \frac{I_0(t_i, a_2, b_0)}{I(t_i, a_2, b_0)} = \int_{L_{beam \rightarrow a_2}} \mu(x, y) dl \quad (15)$$

计算发现, 相邻位置的投影差异可以用光源状态  $\Delta p_1(\theta_i, a_1, b_0)$  及射线穿过物体所发生的衰减  $\Delta p_2(\theta_i, a_1, b_0)$  来表征.

$$\Delta p(\theta_i, a_1, b_0) := \ln \frac{I_0(t_i, a_1, b_0) I(t_i, a_1, b_0)}{I_0(t_i, a_2, b_0) I(t_i, a_2, b_0)} = \Delta p_1(\theta_i, a_1, b_0) + \Delta p_2(\theta_i, a_1, b_0) \quad (16)$$

可以看出, 投影采集过程中射线源的空间非均匀性造成了投影数据横向和纵向带状伪影, 如图 19 所示. 因此该理论分析可以为数据采集过程引起的伪影校正提供理论指导.

### 2.3.3 块状伪影

压缩传感理论通过突破奈奎斯特采样定理最初施加的限制, 为数字信号处理做出了重大贡献<sup>[103-104]</sup>. 该理论的核心思想是在采样的同时对图像进行压缩, 然后再根据重构算法对压缩后的图像进行重构. 从数学角度分析, 解码过程可以利用传感矩阵和采集数据恢复出原始信号, 即:

$$y = \Theta f = \Theta \varphi x = \Omega x \quad (17)$$

式中  $\Theta$  为测量矩阵;  $\varphi$  为系数矩阵;  $\Omega$  为传感矩阵;

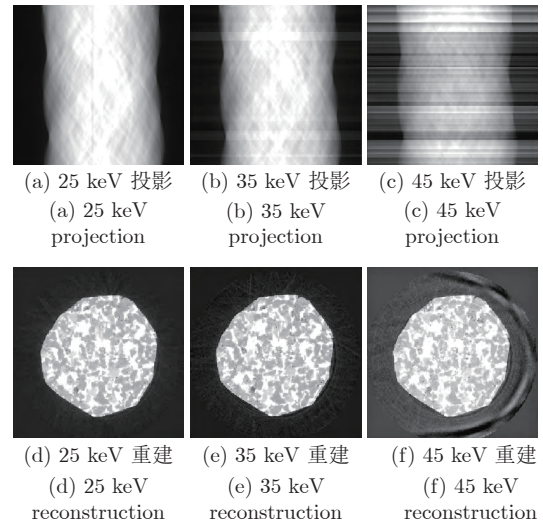


图 19 投影数据的带状伪影<sup>[102]</sup>

Fig. 19 Banding artifacts of projection data<sup>[102]</sup>

$x$  为稀疏采样数据.

然而重构时, 像素之间忽略了各个小块之间的梯度差异, 致使重建图像中产生的块状伪影影响重建质量<sup>[105]</sup>, 如图 20 中含块状伪影图像对比. 近年来, 研究人员致力于消除块状伪影和提高重建质量, 包括面向伪影特征抑制的图像优化方法和基于深度学习的校正方法. He 等<sup>[106]</sup>通过将伪影重叠部分与自适应加权平均滤波器相结合, 减少了重建图像中的块状伪影. 但重构后的图像边缘出现轮廓模糊, 抑制效果欠佳. Singh 等<sup>[107]</sup>提出一种基于空域图像优化复原的方法, 通过减少压缩块, 结合低分辨率图像放大为高分辨率图像的方法来完成块状伪影抑制. 张娜等<sup>[108]</sup>采用小波变换代替离散余弦变换, 对块进行分割后完成感知, 实现一种可消除块效应的新型重构算法, 虽然通过局部优化方法改善了图像细节分量, 但计算复杂度高.

学者们利用深度学习技术在块状伪影抑制方面进行了大量研究, Cavigelli 等<sup>[109]</sup>提出了一种新的

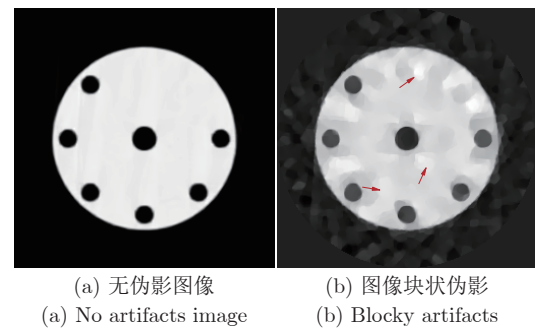


图 20 块状伪影图像对比

Fig. 20 Image comparison of blocky artifacts

含 12 层特定质量因子评定的深度卷积网络, 通过分层跳跃连接和多尺度损失函数联合, 实现图像压缩块状伪影抑制. 受深度网络结构改进的启发, Lin 等<sup>[110]</sup>提出了一种基于多尺度残差学习的压缩伪影抑制框架, 该过程将问题表述为原始图像和恢复图像的残差, 通过从输入图像中减去预测的块状伪影图像, 完成块状伪影校正. 该方法虽然保留了原始图像细节, 但存在过度校正, 重建图像具有较低的灰度. Xiao 等<sup>[111]</sup>和 Wang 等<sup>[112]</sup>通过差分投影校正方法来校正块状伪影, 如图 21 所示, 该方法利用叶片和静态部件的灰度分布, 进而去除伪影. 实验结果表明, 该方法在保持叶片灰度和几何结构的同时, 能有效去除块状伪影. 差分投影校正方法能够实现高效数据采集, 在航空发动机现场缺陷检测方面具有巨大潜力, 然而, 该系统使成像模型更加复杂, 对数据处理提出了更高的要求. 发动机转子周围的固定部件, 如油箱、管道和外壳依然会引起伪影产生, 导致动态偏差误差.

遗传网络在图像优化方面的成功尝试而被广泛应用于学习生成模型. 通过引入发生器和鉴别器之间的对抗性学习理论解决了生成模型的缺点, 使得对抗网络相对于其他生成模型具有明显的优势. Zhao 等<sup>[113]</sup>采用学习策略, 借助生成网络 G 和判别网络 D 来稳定训练, 解决了图像压缩块状伪影的问题. 生成网络 G 是从输入的退化图像中生成合理结果, 判别网络 D 用来发现生成图像数据分布与相应的真实图像之间的差异, 两者通过相互耦合与竞争完成训练, 其中对抗损失表示为:

$$\min_G \max_D E_y[\lg D(y)] + E_x[\lg(1 - D(G(x)))] \quad (18)$$

其优点在于可以将生成的对抗性损失与其他传统损失进行混合并实现优化, 有利于生成更“真实”的图像. 但是受耦合作用影响, 无法达到全局最优, 故存在不准确编码.

### 3 总结与展望

本文对工业 CT 成像过程复杂伪影形成机理及原因进行分析, 对不同类型伪影抑制方法进行归纳总结, 阐述了基于射线衰减、探测器及高密度差异、采样数据及重建等不同过程的伪影抑制方法. 虽然已有的散射伪影、硬化伪影、金属伪影、条形伪影校正方法在效果上、性能上对成像质量提高很大, 但是没有一种同时满足多个伪影引起的局部细节被污染的全局有效算法, 尚存在以下问题: 1) 射线衰减过程产生的散射伪影、硬化耦合伪影往往耦合在一起, 单一的伪影抑制策略能力有限, 尤其对于高密度材质物体而言, 硬化伪影的模型参数受散射伪影分布影响较大, 需要基于结构特征散射分布的先验信息. 2) 探测器及高密度差异过程产生的环形伪影因素很多, 包括坏像素、探测器稳定性、探元串扰等, 虽然采用分离环状伪影的方法抑制了干扰, 但非线性表现更加突出. 同时, 对于密度动态范围较大产生的金属伪影而言, 密度差异下的结构位置分布对次级伪影的影响尚不明确. 3) 采样数据及重建过程伪影产生的条状伪影、带状伪影及块状伪影, 虽然整体上实现了图像质量优化, 但空间非均匀性依然存在, 无法达到全局最优.

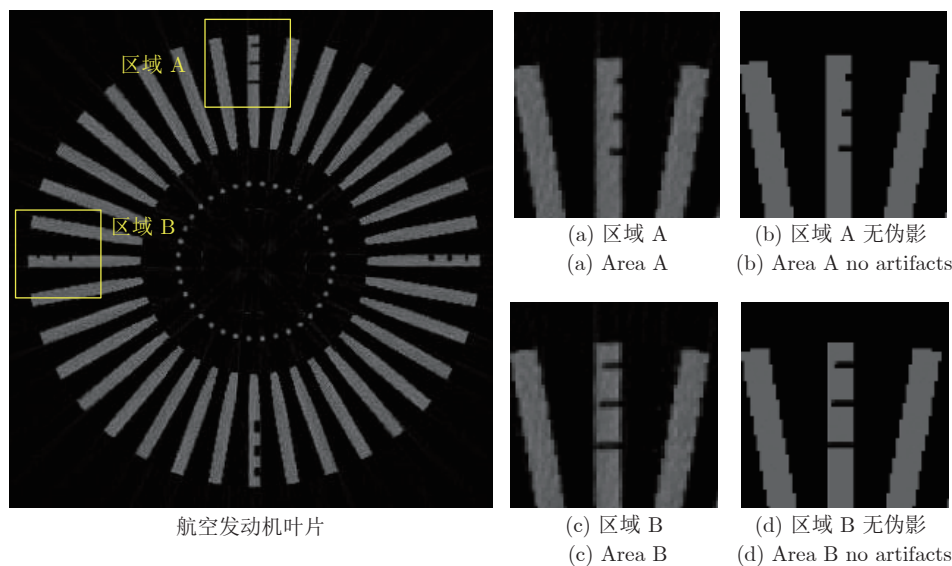


图 21 航空发动机叶片区域缺陷

Fig.21 Defects in aeroengine blade area

基于深度学习神经网络的技术方法<sup>[114]</sup>为复杂耦合伪影抑制与估计提供了新思路,但是,神经网络学习中的训练样本的准确性对学习结果有一定的限制,样本数量和对对象组合补丁是影响结果的重要因素.虽然生成式对抗网络(Generative adversarial networks, GAN)<sup>[115]</sup>及 Transformer 神经网络<sup>[116]</sup>在不引入新的非观察局部变量的情况下利用自注意力机制学习非线性映射,但需要少量真实数据作为判据,也存在代价高昂的特点.人工智能的发展为智能无损检测提供了新的技术基础<sup>[117]</sup>,快速准确地对 X 射线成像过程中的伪影进行识别与抑制是实际应用的关键,借助神经网络伪影先验知识侦测与识别,建立一种基于先验信息知识库的性能迁移算法,是人工智能在工业 CT 智能检测领域发展的趋势<sup>[118-119]</sup>,也是未来主要的研究方向.

### References

- Qi Jun-Cheng, Liu Bin, Chen Rong-Chang, Xia Zheng-De, Xiao Ti-Qiao. X-ray three-dimensional imaging based on light field imaging technology. *Acta Physica Sinica*, 2019, **68**(2): Article No. 024202  
(戚俊成, 刘宾, 陈荣昌, 夏正德, 肖体乔. X 射线光场成像技术研究. 物理学报, 2019, **68**(2): Article No. 024202)
- Wang Lin-Yuan, Liu Hong-Kui, Li Lei, Yan Bin, Zhang Han-Ming, Cai Ai-Long, et al. Review of sparse optimization-based computed tomography image reconstruction from few-view projections. *Acta Physica Sinica*, 2014, **63**(20): Article No. 208702  
(王林元, 刘宏奎, 李磊, 闫斌, 张瀚铭, 蔡爱龙, 等. 基于稀疏优化的计算机断层成像图像不完全角度重建综述. 物理学报, 2014, **63**(20): Article No. 208702)
- Jin S, Liu C H, Lai X M, Li F, He B. Bayesian network approach for ceramic shell deformation fault diagnosis in the investment casting process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, **88**(1-4): 663-674
- du Plessis A, Rossouw P. X-ray computed tomography of a titanium aerospace investment casting. *Case Studies in Nondestructive Testing and Evaluation*, 2015, **3**: 21-26
- Gameros A, De Chiffre L, Siller H R, Hiller J, Genta G. A reverse engineering methodology for nickel alloy turbine blades with internal features. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2015, **9**: 116-124
- Li B, Chen L, Wang Y G, Gao M Q. 3D detection of internal defects for gas turbine blades. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 2017, **59**(7): 364-370
- Przysowa R, Chalimoniuk M, Grzelka-Gajek D, Shakalo R, Karpenko A. CT inspection of cooled turbine blades. *Journal of KONBiN*, 2020, **50**(3): 307-331
- Zhang Hui, Zhang Zou-Quan, Chen Yu-Rong, Wu Tian-Yue, Zhong Hang, Wang Yao-Nan. Application advance and prospect of nondestructive testing technology for industrial casting defects. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(4): 935-956  
(张辉, 张邹铨, 陈煜嵘, 吴天月, 钟杭, 王耀南. 工业铸件缺陷无损检测技术的应用进展与展望. 自动化学报, 2022, **48**(4): 935-956)
- Zhu Xiong-Yong, Wu Wen-Fang, Lu Xu-Ming, Tan Hong-Zhou, Zou Bing-Bing. High-dynamic-range image de-ghosting fusion method based on coherency sensitive hashing patch-match. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(7): 1496-1506  
(朱雄泳, 吴焯芳, 陆许明, 谭洪舟, 邹兵兵. 基于一致性敏感哈希块匹配的 HDR 图像去伪影融合方法. 自动化学报, 2020, **46**(7): 1496-1506)
- Li Yang, Zhao Yu-Qian, Liao Miao, Liao Sheng-Hui, Yang Zhen. Automatic liver segmentation from CT volumes based on level set and shape descriptor. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(2): 327-337  
(李阳, 赵于前, 廖苗, 廖胜辉, 杨振. 基于水平集和形状描述符的腹部 CT 序列肝脏自动分割. 自动化学报, 2021, **47**(2): 327-337)
- Zhang Peng, Zhang Hui-Tao, Zhao Yun-Song. The mathematical models on X-ray CT and their related issues. *Mathematical Modeling and its Applications*, 2012, **1**(1): 1-12  
(张朋, 张慧滔, 赵云松. X 射线 CT 成像的数学模型及其有关问题. 数学建模及其应用, 2012, **1**(1): 1-12)
- Yang F Q, Zhang D H, Zhang H, Huang K D, Du Y, Teng M X. Streaking artifacts suppression for cone-beam computed tomography with the residual learning in neural network. *Neurocomputing*, 2020, **378**: 65-78
- Yuan Cui-Yun, Qi Hong-Liang, Chen Zi-Jia, Wu Shu-Yu, Xu Yuan, Zhou Ling-Hong. CT image ring artifact reduction based on projection correction. *Computer Engineering and Design*, 2017, **38**(3): 735-738  
(袁翠云, 齐宏亮, 陈梓嘉, 吴书裕, 徐圆, 周凌宏. 基于投影域校正的 CT 图像环形伪影去除方法. 计算机工程与设计, 2017, **38**(3): 735-738)
- Hu D L, Liu J, Lv T L, Zhao Q L, Zhang Y K, Quan G T, et al. Hybrid-domain neural network processing for sparse-view CT reconstruction. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2021, **5**(1): 88-98
- Xu M R, Hu D L, Luo F L, Liu F L, Wang S Y, Wu W W. Limited-angle X-ray CT reconstruction using Image gradient L0-norm with dictionary learning. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2021, **5**(1): 78-87
- Shen Kang, Liu Song-De, Shi Jun-Hui, Tian Chao. Dual-domain neural network for sparse-view photoacoustic image reconstruction. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, **49**(5): Article No. 0507017  
(沈康, 刘松德, 施钧辉, 田超. 基于双域神经网络的稀疏视角光声图像重建. 中国激光, 2022, **49**(5): Article No. 0507017)
- Greffier J, Frandon J, Larbi A, Beregi J P, Pereira J. CT iterative reconstruction algorithms: A task-based image quality assessment. *European Radiology*, 2020, **30**(1): 487-500
- Hu Wei-Da, Li Qing, Chen Xiao-Shuang, Lu Wei. Recent progress on advanced infrared photodetectors. *Acta Physica Sinica*, 2019, **68**(12): Article No. 120701  
(胡伟达, 李庆, 陈效双, 陆卫. 具有变革性特征的红外光电探测器. 物理学报, 2019, **68**(12): Article No. 120701)
- Shen Bai-Fei, Ji Liang-Liang, Zhang Xiao-Mei, Bu Zhi-Gang, Xu Jian-Cai. High field X-ray laser physics. *Acta Physica Sinica*, 2021, **70**(8): Article No. 084101  
(沈百飞, 吉亮亮, 张晓梅, 步志刚, 徐建彩. 强场 X 射线激光物理. 物理学报, 2021, **70**(8): Article No. 084101)
- Kak A C, Slaney M, Wang G. Principles of computerized tomographic imaging. *Medical Physics*, 2002, **29**(1): Article No. 107
- Ito S, Toda N. Improvement of CT reconstruction using scattered X-rays. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2021, **E104.D**(8): 1378-1385
- Wiegert D I J, Ohm U D I J R. *Scattered Radiation in Cone-beam Computed Tomography: Analysis, Quantification and Compensation*. Germany: Publication Server of RWTH Aachen University, 2007. 12-19
- Liu Jian-Bang, Xi Xiao-Qi, Han Yu, Li Lei, Bu Hai-Bing, Yan Bin. A new scattering artifact correction method based on K-N formula for cone-beam computed tomography. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(11): Article No. 1134001  
(刘建邦, 席晓琦, 韩玉, 李磊, 卜海兵, 闫斌. 基于 K-N 模型的锥束 CT 散射伪影校正方法. 光学学报, 2018, **38**(11): Article No. 1134001)
- Zhang Ding-Hua, Hu Dong-Cai, Huang Kui-Dong, Kong Yong-Mao. Beam attenuation grid-based scatter correction method for cone beam CT. *China Mechanical Engineering*, 2009, **20**(6):

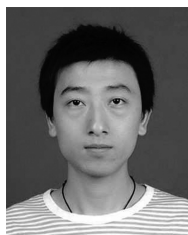


- 639-643  
(张定华, 胡栋材, 黄魁东, 孔永茂. 基于射束衰减网格的锥束 CT 散射校正方法. 中国机械工程, 2009, **20**(6): 639-643)
- 25 Hu Dong-Cai, Chen Hao, Zhang Ding-Hua. Scatter correction method for flat-panel detector-based cone beam CT. *CT Theory and Applications*, 2009, **18**(1): 16-22  
(胡栋材, 陈浩, 张定华. 基于平板探测器的锥束 CT 散射校正方法. CT 理论与应用研究, 2009, **18**(1): 16-22)
- 26 Bootsma G J, Verhaegen F, Jaffray D A. The effects of compensator and imaging geometry on the distribution of X-ray scatter in CBCT. *Medical Physics*, 2011, **38**(2): 897-914
- 27 Xie Shi-Peng, Luo Li-Min. Scatter correction for cone beam CT using attenuation baffle. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(7): 1708-1711  
(谢世朋, 罗立民. 基于衰减板的锥束 CT 散射校正. 电子学报, 2011, **39**(7): 1708-1711)
- 28 Maier J, Sawall S, Knaup M, Kachelrie M. Deep scatter estimation (DSE): Accurate real-time scatter estimation for X-ray CT using a deep convolutional neural network. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2018, **37**(3): Article No. 57
- 29 Zhou X, Sun J F, Jiang P, Liu D, Wang Q. Effect of optical-scattering characteristics with modified kernel-based model on the triggering probability of Gm-APD. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2020, **243**: Article No. 106814
- 30 Ouyang L, Song K, Wang J. A moving blocker system for cone-beam computed tomography scatter correction. *Medical Physics*, 2013, **40**(7): Article No. 071903
- 31 Ritschl L, Fahrig R, Knaup M, Maier J, Kachelrie M. Robust primary modulation-based scatter estimation for cone-beam CT. *Medical Physics*, 2015, **42**(1): 469-478
- 32 Bier B, Berger M, Maier A, Kachelrie M, Ritschl L, Müller K, et al. Scatter correction using a primary modulator on a clinical angiography C-arm CT system. *Medical Physics*, 2017, **44**(9): e125-e137
- 33 Zhang Y M, Chen Y S, Zhong A N, Jia X, Wu S Y, Qi H L, et al. Scatter correction based on adaptive photon path-based Monte Carlo simulation method in multi-GPU platform. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, **194**: Article No. 105487
- 34 Xiang H W, Lim H, Fessler J A, Dewaraja Y K. A deep neural network for fast and accurate scatter estimation in quantitative SPECT/CT under challenging scatter conditions. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2020, **47**(13): 2956-2967
- 35 Iskender B, Bresler Y. A physics-motivated DNN for X-ray CT scatter correction. In: Proceedings of the 17th International Symposium on Biomedical Imaging. Iowa, USA: IEEE, 2019. 609-613
- 36 Tien H J, Yang H C, Shueng P W, Chen J C. Cone-beam CT image quality improvement using Cycle-Deblur consistent adversarial networks (Cycle-Deblur GAN) for chest CT imaging in breast cancer patients. *Scientific Reports*, 2021, **11**(1): Article No. 1133
- 37 Liang X K, Li N, Zhang Z C, Yu S D, Qin W J, Li Y F, et al. Shading correction for volumetric CT using deep convolutional neural network and adaptive filter. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2019, **9**(7): 1242-1254
- 38 Pivot O, Fournier C, Tabary J, Letang J M, Rit S. Scatter correction for spectral CT using a primary modulator mask. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, **39**(6): 2267-2276
- 39 Liang X K, Jiang Y K, Zhao W, Zhang Z C, Luo C, Xiong J, et al. Scatter correction for a clinical cone-beam CT system using an optimized stationary beam blocker in a single scan. *Medical physics*, 2019, **46**(7): 3165-3179
- 40 Tu S J. Scatter-to-primary ratio in cone beam computed tomography with extended source to image-receptor distance for image-guided proton beam therapy system. *Radiation Physics and Chemistry*, 2020, **170**: Article No. 108667
- 41 Siewerdsen J H, Moseley D J, Bakhtiar B, Richard S, Jaffray D A. The influence of antiscatter grids on soft-tissue detectability in cone-beam computed tomography with flat-panel detectors. *Medical Physics*, 2004, **31**(12): 3506-3520
- 42 Yang F Q, Zhang D H, Zhang H, Huang K D. Scattering measurement and estimation in angular sequence for cone-beam CT based on projection structural tensor and modeling. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2019, **27**(5): 965-979
- 43 Yang F Q, Zhang D H, Huang K D, Shi W L, Wang X Y. Scattering estimation for cone-beam CT using local measurement based on compressed sensing. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2018, **65**(3): 941-949
- 44 Sun M, Star-Lack J M. Improved scatter correction using adaptive scatter kernel superposition. *Physics in Medicine & Biology*, 2010, **55**(22): 6695-6720
- 45 Bootsma G J, Verhaegen F, Jaffray D A. Efficient scatter distribution estimation and correction in CBCT using concurrent Monte Carlo fitting. *Medical Physics*, 2015, **42**(1): 54-68
- 46 Yan H, Mou X Q, Tang S J, Xu Q, Zankl M. Projection correlation based view interpolation for cone beam CT: Primary fluence restoration in scatter measurement with a moving beam stop array. *Physics in Medicine & Biology*, 2010, **55**(21): 6353-6375
- 47 Rong Jun-Yan, Liu Wen-Lei, Gao Peng, Liao Qi-Mei, Lu Hong-Bing. The review of scatter suppression methods in cone beam CT. *CT Theory and Applications*, 2016, **25**(2): 235-250  
(戎军艳, 刘文磊, 高鹏, 廖琪梅, 卢虹冰. 锥束 CT 散射抑制方法综述. CT 理论与应用研究, 2016, **25**(2): 235-250)
- 48 van der Heyden B, Uray M, Fonseca G P, Huber P, Us D, Messner I, et al. A Monte Carlo based scatter removal method for non-isocentric cone-beam CT acquisitions using a deep convolutional autoencoder. *Physics in Medicine & Biology*, 2020, **65**(14): Article No. 145002
- 49 Shi Jun, Wang Lin-Lin, Wang Shan-Shan, Chen Yan-Xia, Wang Qian, Wei Dong-Ming, et al. Applications of deep learning in medical imaging: A survey. *Journal of Image and Graphics*, 2020, **25**(10): 1953-1981  
(施俊, 汪琳琳, 王珊珊, 陈艳霞, 王乾, 魏冬铭, 等. 深度学习在医学影像中的应用综述. 中国图象图形学报, 2020, **25**(10): 1953-1981)
- 50 He K M, Zhang X Y, Ren S Q, Sun J. Deep residual learning for image recognition. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016. 770-778
- 51 Jiang Y K, Yang C L, Yang P F, Hu X, Luo C, Xue Y, et al. Scatter correction of cone-beam CT using a deep residual convolution neural network (DRCNN). *Physics in Medicine & Biology*, 2019, **64**(14): Article No. 145003
- 52 Hansen D C, Landry G, Kamp F, Li M L, Belka C, Parodi K, et al. ScatterNet: A convolutional neural network for cone-beam CT intensity correction. *Medical Physics*, 2018, **45**(11): 4916-4926
- 53 Nomura Y, Xu Q, Shirato H, Shimizu S, Xing L. Projection-domain scatter correction for cone beam computed tomography using a residual convolutional neural network. *Medical Physics*, 2019, **46**(7): 3142-3155
- 54 Cao W C, Hawker S, Fardell G, Price B, Dewulf W. An improved segmentation method for multi-material beam hardening correction in industrial X-ray computed tomography. *Measurement Science and Technology*, 2019, **30**(12): Article No. 125403
- 55 Tang S J, Huang K D, Cheng Y Y, Mou X Q, Tang X Y. Optimization based beam-hardening correction in CT under data integral invariant constraint. *Physics in Medicine & Biology*, 2018, **63**(13): Article No. 135015
- 56 Sarkar S, Wahi P, Munshi P. An empirical correction method



- for beam-hardening artifact in computerized tomography (CT) images. *NDT & E International*, 2019, **102**: 104–113
- 57 Ahmed O M H, Song Y S. A review of common beam hardening correction methods for industrial X-ray computed tomography. *Sains Malaysiana*, 2018, **47**(8): 1883–1890
- 58 Yang Q, Fullagar W K, Myers G R, Latham S J, Varslot T, Sheppard A P, et al. X-ray attenuation models to account for beam hardening in computed tomography. *Applied Optics*, 2020, **59**(29): 9126–9136
- 59 Shi H L, Yang Z, Luo S Q. Reduce beam hardening artifacts of polychromatic X-ray computed tomography by an iterative approximation approach. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2017, **25**(3): 417–428
- 60 Luo S H, Wu H Z, Sun Y, Li J, Li G, Gu N. A fast beam hardening correction method incorporated in a filtered back-projection based MAP algorithm. *Physics in Medicine & Biology*, 2017, **62**(5): 1810–1830
- 61 Abdurahman S, Fryschr R, Bismark R, Melnik S, Beuing O, Rose G. Beam hardening correction using cone beam consistency conditions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, **37**(10): 2266–2277
- 62 Levi J, Wu H, Eck B L, Fahmi R, Vembar M, Dhanantwar A, et al. Comparison of automated beam hardening correction (ABHC) algorithms for myocardial perfusion imaging using computed tomography. *Medical Physics*, 2021, **48**(1): 287–299
- 63 Xiu G Y, Yuan C Y, Chen X H, Li X S. An innovative beam hardening correction method for computed tomography systems. *Traitement du Signal*, 2019, **36**(6): 515–520
- 64 Ahmed O M H, Song Y S, Xie Z Y, Ayoub A A T. Calculation of beam hardening in industrial X-ray computed tomography and its correction using filtration and linearization methods. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, **461**: Article No. 012082
- 65 Lifton J J. Multi-material linearization beam hardening correction for computed tomography. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2017, **25**(4): 629–640
- 66 Yang F Q, Zhang D H, Zhang H, Huang K D. Cupping artifacts correction for polychromatic X-ray cone-beam computed tomography based on projection compensation and hardening behavior. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, **57**: Article No. 101823
- 67 Bismark R N K, Fryschr R, Abdurahman S, Beuing O, Blessing M, Rose G. Reduction of beam hardening artifacts on real C-arm CT data using polychromatic statistical image reconstruction. *Zeitschrift Für Medizinische Physik*, 2020, **30**(1): 40–50
- 68 Abella M, Martínez C, Desco M, Vaquero J J, Fessler J A. Simplified statistical image reconstruction for X-ray CT with beam-hardening artifact compensation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, **39**(1): 111–118
- 69 Schumacher D, Sharma R, Grager J C, Schropp M. Scatter and beam hardening reduction in industrial computed tomography using photon counting detectors. *Measurement Science and Technology*, 2018, **29**(7): Article No. 075101
- 70 Kimoto N, Hayashi H, Asakawa T, Lee C, Asahara T, Maeda T, et al. Effective atomic number image determination with an energy-resolving photon-counting detector using polychromatic X-ray attenuation by correcting for the beam hardening effect and detector response. *Applied Radiation and Isotopes*, 2021, **170**: Article No. 109617
- 71 Watanabe M, Sato E, Yoshida S, Yoshioka K, Oda Y, Moriyama H, et al. Photon-counting X-ray computed tomography using a YAP(Ce)-PMT detector and beam hardening. In: Proceedings of SPIE 11114, Hard X-Ray, Gamma-Ray, and Neutron Detector Physics XXI. San Diego, USA: SPIE, 2019. Article No. 111141D
- 72 Šalplachta J, Zikmund T, Zemek M, Břínek A, Takeda Y, Omote K, et al. Complete ring artifacts reduction procedure for lab-based X-ray nano CT systems. *Sensors*, 2021, **21**(1): Article No. 238
- 73 Sadi F, Lee S Y, Hasan K. Removal of ring artifacts in computed tomographic imaging using iterative center weighted median filter. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, **40**(1): 109–118
- 74 Hasan K, Sadi F, Lee S Y. Removal of ring artifacts in micro-CT imaging using iterative morphological filters. *Signal, Image and Video Processing*, 2012, **6**(1): 41–53
- 75 Prell D, Kyriakou Y, Kalender W A. Comparison of ring artifact correction methods for flat-detector CT. *Physics in Medicine & Biology*, 2009, **54**(12): 3881–3895
- 76 Wei Z P, Wiebe S, Chapman D. Ring artifacts removal from synchrotron CT image slices. *Journal of Instrumentation*, 2013, **8**: Article No. C06006
- 77 Anas E M A, Kim J G, Lee S Y, Hasan K. High-quality 3D correction of ring and radiant artifacts in flat panel detector-based cone beam volume CT imaging. *Physics in Medicine & Biology*, 2011, **56**(19): 6495–6519
- 78 Eldib M E, Hegazy M, Mun Y J, Cho M H, Cho M H, Lee S Y. A ring artifact correction method: Validation by micro-CT imaging with flat-panel detectors and a 2D photon-counting detector. *Sensors*, 2017, **17**(2): Article No. 269
- 79 Wang Jue, Huang Su-Hong, Cai Yu-Fang. Ring artifact correction for ICT images. *Optics and Precision Engineering*, 2010, **18**(5): 1226–1233  
(王珏, 黄苏红, 蔡玉芳. 工业 CT 图像环形伪影校正. 光学精密工程, 2010, **18**(5): 1226–1233)
- 80 Huo Qi-Run, Li Jian-Wu, Lu Yao, Qin Ming. Variation-based ring artifact correction in CT images. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(9): 1713–1726  
(霍其润, 李建武, 陆耀, 秦明. 基于变分的 CT 图像环形伪影校正. 自动化学报, 2019, **45**(9): 1713–1726)
- 81 Yang Y F, Zhang D H, Yang F Q, Teng M X, Du Y, Huang K D. Post-processing method for the removal of mixed ring artifacts in CT images. *Optics Express*, 2020, **28**(21): 30362–30378
- 82 Wang Tao, Xia Wen-Jun, Zhao Yun-Song, Zhang Yi. Review of metal artifact reduction in computed tomography. *Chinese Journal of Stereology and Image Analysis*, 2020, **25**(3): 207–223  
(汪涛, 夏文军, 赵云松, 张意. CT 金属伪影去除研究进展. 中国体视学与图像分析, 2020, **25**(3): 207–223)
- 83 Wei Xing, Yan Bin, Zhang Feng, Li Yong-Li, Xi Xiao-Qi, Li Lei. Reduction of metal artifacts caused by multiple metallic objects in computed tomography. *Acta Physica Sinica*, 2014, **63**(5): Article No. 058702  
(魏星, 闫滨, 张峰, 李永丽, 席晓琦, 李磊. 多金属物体 CT 图像的金属伪影校正. 物理学报, 2014, **63**(5): Article No. 058702)
- 84 Li Lei, Han Yu, Xi Xiao-Qi, Wang Jing-Yu, Yan Bin. Metal artifact correction method in computed tomography based on spectra filtering and image residual reprojection. *Journal of Information Engineering University*, 2017, **18**(3): 288–293  
(李磊, 韩玉, 席晓琦, 王敬雨, 闫滨. 基于能谱滤波和图像残差重投影的 CT 图像金属伪影校正方法. 信息工程大学学报, 2017, **18**(3): 288–293)
- 85 Liu Yang-Chuan, Gao Peng, Zhu Ye-Chen, Gao Xin. A prior-image-based metal artifact reduction method for cone beam CT. *Journal of Graphics*, 2020, **41**(4): 529–538  
(刘仰川, 高鹏, 朱叶晨, 高欣. 一种基于先验图像的锥束 CT 金属伪影校正算法. 图学学报, 2020, **41**(4): 529–538)
- 86 Van Slambrouck K, Nuyts J. Metal artifact reduction in computed tomography using local models in an image block-iterative scheme. *Medical Physics*, 2012, **39**(11): 7080–7093
- 87 Hegazy M A A, Cho M H, Cho M H, Lee S Y. U-net based metal segmentation on projection domain for metal artifact reduction in dental CT. *Biomedical Engineering Letters*, 2019, **9**(3): 375–385
- 88 Ma Yan, Yu Hai-Jun, Zhong Fa-Sheng, Liu Feng-Lin. CT met-

- al artifact reduction based on the residual encoder-decoder network. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, **41**(8): 160–169  
(马燕, 余海军, 钟发生, 刘丰林. 基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正. 仪器仪表学报, 2020, **41**(8): 160–169)
- 89 Zhang Y B, Yu H Y. Convolutional neural network based metal artifact reduction in X-ray computed tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, **37**(6): 1370–1381
- 90 Gomi T, Sakai R, Hara H, Watanabe Y, Mizukami S. Usefulness of a metal artifact reduction algorithm in digital tomosynthesis using a combination of hybrid generative adversarial networks. *Diagnostics*, 2021, **11**(9): Article No. 1629
- 91 Hao S L, Liu J, Chen Y, Liu B D, Wei C F, Zhu J, et al. A wavelet transform-based photon starvation artifacts suppression algorithm in CT imaging. *Physics in Medicine & Biology*, 2020, **65**(23): Article No. 235039
- 92 Yazdi M, Beaulieu L. Artifacts in spiral X-ray CT scanners: Problems and solutions. *International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering*, 2007, **1**(11): 1599–1603
- 93 Li Bao-Lei, Mo Yang, Zhang Ping-Yu, Li Bin, Zhang Yao-Jun. Streak artifact correction in X-ray CT imaging. *Atomic Energy Science and Technology*, 2017, **51**(11): 2075–2078  
(李保磊, 莫阳, 张萍宇, 李斌, 张耀军. X 射线 CT 成像条状伪影校正. 原子能科学技术, 2017, **51**(11): 2075–2078)
- 94 Yang F Q, Zhang D H, Zhang H, Huang K D, Du Y. Fusion reconstruction algorithm to ill-posed projection (FRAiPP) for artifacts suppression on X-ray computed tomography. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2020, **976**: Article No. 164263
- 95 Kang Hui, Gao Hong-Xia, Hu Yue-Ming, Guo Qi-Wei. Reconstruction algorithm based on Bregman iteration. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(9): 1570–1575  
(康慧, 高红霞, 胡跃明, 郭琪伟. 基于 Bregman 迭代的 CT 图像重建算法. 自动化学报, 2013, **39**(9): 1570–1575)
- 96 Wang Na, Zhang Quan, Liu Yi, Jia Li-Na, Gui Zhi-Guo. Medical low-dose CT image denoising based on variable order variational model. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, **45**(9): 1757–1764  
(王娜, 张权, 刘祎, 贾丽娜, 桂志国. 基于可变阶变分模型的医用低剂量 CT 图像去噪. 北京航空航天大学学报, 2019, **45**(9): 1757–1764)
- 97 Lu Hong-Yi, Chen Qing-Gui, Zhou Hong-Mei, Zhao Ru-Yan, Zhang Zong-Wei, Yu Zhou. Streak artifacts correction of solid rocket motor's CT image. *Journal of Aerospace Power*, 2016, **31**(10): 2515–2521  
(卢洪义, 陈庆贵, 周红梅, 赵汝岩, 张宗伟, 喻舟. 固体火箭发动机 CT 图像条状伪影校正. 航空动力学报, 2016, **31**(10): 2515–2521)
- 98 Xu Q, Yu H Y, Mou X Q, Zhang L, Hsieh J, Wang G. Low-dose X-ray CT reconstruction via dictionary learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, **31**(9): 1682–1697
- 99 Karimi D, Ward R. Reducing streak artifacts in computed tomography via sparse representation in coupled dictionaries. *Medical Physics*, 2016, **43**(3): 1473–1486
- 100 Yang F Q, Zhang D H, Huang K D, Gao Z Z, Yang Y F. Incomplete projection reconstruction of computed tomography based on the modified discrete algebraic reconstruction technique. *Measurement Science and Technology*, 2018, **29**(2): Article No. 025405
- 101 Mori I, Machida Y, Osanai M, Iinuma K. Photon starvation artifacts of X-ray CT: Their true cause and a solution. *Radiological Physics and Technology*, 2013, **6**(1): 130–141
- 102 Kong Hui-Hua, Yang Yu-Shuang. Analysis on reconstructed errors and band-artifacts in projections for synchrotron radiation computed tomography. *Journal of North University of China (Natural Science Edition)*, 2016, **37**(1): 61–66, 75  
(孔慧华, 杨玉双. 同步辐射 CT 投影数据中的带状伪影及重建误差分析. 中北大学学报 (自然科学版), 2016, **37**(1): 61–66, 75)
- 103 Sun B Y, Hayakawa Y. Impact of statistical reconstruction and compressed sensing algorithms on projection data elimination during X-ray CT image reconstruction. *Oral Radiology*, 2018, **34**(3): 237–244
- 104 Sun L Y, Fan Z W, Fu X Y, Huang Y, Ding X H, Paisley J. A deep information sharing network for multi-contrast compressed sensing MRI reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(12): 6141–6153
- 105 Dinh K Q, Shim H J, Jeon B. Weighted overlapped recovery for blocking artefacts reduction in block-based compressive sensing of images. *Electronics Letters*, 2015, **51**(1): 48–50
- 106 He G, Huang N J. A new particle swarm optimization algorithm with an application. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, **232**: 521–528
- 107 Singh A, Singh J. A content adaptive method of de-blocking and super-resolution of compressed images. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, **80**(7): 11095–11131
- 108 Zhang Na, Cao Kun, Liu Ya-Xuan. New compressive sensing algorithm based on block segmentation. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2017, **38**(4): 486–491, 496  
(张娜, 曹琨, 刘亚轩. 基于块分割的新型压缩感知算法. 东北大学学报 (自然科学版), 2017, **38**(4): 486–491, 496)
- 109 Cavigelli L, Hager P, Benini L. CAS-CNN: A deep convolutional neural network for image compression artifact suppression. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Anchorage, AK, USA: IEEE, 2017. 752–759
- 110 Lin M H, Yeh C H, Lin C H, Huang C H, Kang L W. Deep multi-scale residual learning-based blocking artifacts reduction for compressed images. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Artificial Intelligence Circuits and Systems (AICAS). Hsinchu, Taiwan, China: IEEE, 2019. 18–19
- 111 Xiao Y S, Han F D, Chen Z Q. Correct block artifacts by differential projection for a dynamic computed tomography system. *Measurement Science and Technology*, 2017, **28**(9): Article No. 094001
- 112 Wang B, Chen Z Q, Dewulf W, Pauwels R, Yao Z Y, Hou Q H, et al. U-net-based blocked artifacts removal method for dynamic computed tomography. *Applied Optics*, 2019, **58**(14): 3748–3753
- 113 Zhao Z S, Sun Q, Yang H R, Qiao H, Wang Z G, Wu D O. Compression artifacts reduction by improved generative adversarial networks. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019, **2019**(1): Article No. 62
- 114 Li Shao-Bo, Yang Jing, Wang Zheng, Zhu Shu-De, Yang Guan-Ci. Review of development and application of defect detection technology. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(11): 2319–2336  
(李少波, 杨静, 王铮, 朱书德, 杨观赐. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述. 自动化学报, 2020, **46**(11): 2319–2336)
- 115 Podgorsak A R, Bhurwani M M S, Ionita C N. CT artifact correction for sparse and truncated projection data using generative adversarial networks. *Medical Physics*, 2021, **48**(2): 615–626
- 116 Lu Y H, Zheng K, Li W J, Wang Y R, Harrison A P, Lin C, et al. Contour transformer network for one-shot segmentation of anatomical structures. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2021, **40**(10): 2672–2684
- 117 Gabbar H A, Chahid A, Khan J A, Adegboro O G, Samson M I. CTIMS: Automated defect detection framework using computed tomography. *Applied Sciences*, 2022, **12**(4): Article No. 2175
- 118 Anvari P, Ashrafkhorasani M, Habibi A, Falavarjani K G. Artifacts in optical coherence tomography angiography. *Journal of Ophthalmic & Vision Research*, 2021, **16**(2): 271–286
- 119 Chai Tian-You. Development directions of industrial artificial intelligence. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(10): 2005–2012  
(柴天佑. 工业人工智能发展方向. 自动化学报, 2020, **46**(10): 2005–2012)



**杨富强** 西北工业大学航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室副研究员. 主要研究方向为先进 CT 无损检测, CT 智能装备和图像处理算法.

E-mail: fqyang@nwpu.edu.cn

**(YANG Fu-Qiang** Associate researcher at the Key Laboratory of High Performance Manufacturing for Aero Engine, Ministry of Industry and Information Technology, Northwestern Polytechnical University. His research interest covers advanced CT nondestructive testing, CT intelligent equipment, and image processing.)



**杨 瑶** 西北工业大学航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室硕士研究生. 主要研究方向为深度学习, 超分辨率成像.

E-mail: yy2694102389@163.com

**(YANG Yao** Master student at the Key Laboratory of High Performance Manufacturing for Aero Engine, Ministry of Industry and Information Technology, Northwestern Polytechnical University. Her research interest covers deep learning and super-resolution image reconstruction.)



**李志翔** 西北工业大学航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室硕士研究生. 主要研究方向为模式识别, 图像分割.

E-mail: 2020201497@mail.nwpu.edu.cn

**(LI Zhi-Xiang** Master student at the Key Laboratory of High Performance Manufacturing for Aero Engine, Ministry of Industry and Information Technology, Northwestern Polytechnical University. His research interest covers pattern recognition and image segmentation.)



**黄魁东** 西北工业大学航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室副教授. 主要研究方向为数字化检测与评估, CT 智能装备和图像处理算法. 本文通信作者.

E-mail: kdhuang@nwpu.edu.cn

**(HUANG Kui-Dong** Associate professor at the Key Laboratory of High Performance Manufacturing for Aero Engine, Ministry of Industry and Information Technology, Northwestern Polytechnical University. His research interest covers digital inspection and evaluation, CT intelligent equipment, and image processing. Corresponding author of this paper.)