

文章编号:1006-9941(2020)05-0464-06

## PBX 稀疏 CT 投影 PICCS 图像重建算法

张建伟<sup>1,2,3</sup>,张才鑫<sup>1</sup>,陈华<sup>1</sup>,张韬<sup>1,4</sup>,刘晨<sup>1</sup>,刘丰林<sup>2,3</sup>

(1. 中国工程物理研究院化工材料研究所,四川 绵阳 621999; 2. 重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室,重庆 400044; 3. 重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心,重庆 400044; 4. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 为了解决 CT 检测高聚物粘结炸药时,传统的滤波反投影重建算法(FBP)需要采集大量投影导致检测效率低以及从不完备投影重建图像噪声大、伪影严重、细节模糊等问题,选取稀疏投影 CT 扫描方式提高检测效率,采用先验图像约束的压缩感知重建算法(PICCS)抑制噪声,减少伪影,利用准静态单轴压缩三氨基三硝基苯(TATB)基高聚物黏结炸药(PBX)的损伤试件验证采用的 CT 扫描方式和重建算法,并将完备投影集 FBP 重建结果与稀疏投影集联合代数重建算法(SART)、PICCS 两种算法重建结果进行主观和客观的对比评价。实验结果表明,PICCS 用 1/3 稀疏投影集重建结果与完备投影集 FBP 重建结果相近,在满足对检测物体缺陷和内部结构观察、判断的前提下可以提高 2 倍左右检测效率,而且与 SART 重建图像相比,PICCS 重建的图像伪影少,噪声小,细节清晰。

**关键词:** 高聚物黏结炸药(PBX);CT 重建;滤波反投影重建算法(FBP);不完备投影;PICCS 算法

**中图分类号:** TJ55;O13;TP319.41

**文献标志码:** A

**DOI:**10.11943/CJEM2019161

### 1 引言

高聚物黏结炸药(Polymer Bonded Explosive, PBX)是一种由炸药晶体、黏结剂等构成的多组份复合材料,因其性能优良广泛应用于武器装备。PBX 在加工成型过程中,不可避免地存在孔洞、气泡等初始损伤<sup>[1]</sup>,这些损伤在应力影响、存放环境等多因素相互作用下,易形成不同程度、不同形态、不同扩展方式的裂纹<sup>[2-3]</sup>,影响 PBX 的力学性能、爆轰性能以及安全性能<sup>[4-5]</sup>。因此,对 PBX 炸药件初始损伤以及裂纹进行检测,将有利于保证 PBX 性能以及运输储存过程中的安全性。当前,对于 PBX 炸药件初始损伤以及裂纹检测主要采用的是计算机断层成像(Computed tomogra-

phy, CT)技术,在实际检测中,CT 扫描过程需要采集一定数量投影数据,这个过程需要较长时间,检测效率低。因此,亟需研究一种提高检测效率的方法。稀疏投影 CT 扫描的方式可减少投影采集时间提高检测效率。但稀疏 CT 投影是典型的不完备 CT 投影,从不完备投影集重建图像存在噪声大、伪影严重、细节模糊等问题,影响对检测物体内部结构和缺陷的观察、判断。因此,在稀疏投影提高检测效率的前提下,选用合适的重建算法来保证重建图像质量至关重要。

CT 投影重建方法可分为两类,一类是传统解析算法,其最具代表性的是滤波反投影重建算法(Filtering back projection, FBP),但它对投影数据的完备性要求较高;另一类是迭代重建算法,其代表性的方法有代数重建算法(Algebra Reconstruction Technique, ART)<sup>[6]</sup>和联合代数重建算法(Simultaneous Algebra Reconstruction Technique, SART)<sup>[7]</sup>。ART 和 SART 算法放宽了对投影数据完备性的要求,但计算量大,重建速度慢,噪声较大。压缩感知(compressed sensing, CS)<sup>[8]</sup>理论的出现为 CT 图像重建提供了新的思路。Sidky<sup>[9]</sup>利用图像在梯度变换域内具有稀疏性这

收稿日期:2019-06-05;修回日期:2019-07-08

网络出版日期:2019-09-30

基金项目:国家自然科学基金(61471070);国家重大仪器设备开发专项(2013YQ03062907)

作者简介:张建伟(1992-),男,硕士在读,主要从事 CT 图像重建,CT 系统研究。e-mail: zhangjw1@cqu.edu.cn

通信联系人:张才鑫(1992-),男,研究实习员,主要从事 CT 技术与应用研究。e-mail: zcx2325574@163.com

引用本文:张建伟,张才鑫,陈华,等. PBX 稀疏 CT 投影 PICCS 图像重建算法[J]. 含能材料,2020,28(5):464-469.

ZHANG Jian-wei, ZHANG Cai-xin, CHEN Hua, et al. PICCS Image Reconstruction Algorithm for Sparse CT Projection of Polymer Bonded Explosive[J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2020, 28(5):464-469.

一先验知识,提出 TVM-POCS (Total Variation Minimization-Projection Onto Convex Sets, TVM-POCS) 重建方法,并成功用于稀疏角图像重建,但在重建图像轮廓附近存在严重的滑坡伪影。之后对上述算法进行改进提出自适应最速梯度下降-凸集投影算法 (Adaptive Steepest Descent Projection Onto Convex Sets, ASD-POCS)<sup>[10]</sup>,以罚函数的形式增强解的稳定性,有效抑制了条形伪影,但收敛速度慢。Chen 等<sup>[11]</sup>通过在重建模型中引入先验图像,提出了基于先验图像约束的压缩感知图像重建方法 (Prior Image constrained compressed Sensing, PICCS),与上述算法相比,该方法收敛速度快,噪声小,它通过引入先前扫描的 CT 图像作为先验信息,可以大幅提高重建图像质量,使从更稀疏的投影集中恢复高质量图像成为可能。

为了提高检测效率,本研究利用稀疏采样的 CT 扫描方式获得投影数据,采用 PICCS 重建算法对稀疏投影数据重建抑制噪声,减少伪影,采用准静态单轴压缩 TATB 基 PBX 的损伤试件验证采样方式和重建算法,研究内容包括:(1)CT 重建模型和 PICCS 算法重建模型;(2)准静态单轴压缩 TATB 基 PBX 的损伤试件的稀疏投影 CT 扫描重建实验,以及对完备投影集 FBP 重建结果与稀疏投影集 SART、PICCS 两种算法重建结果进行对比研究。

## 2 PICCS 图像重建算法

CT 重建的数学模型<sup>[12]</sup>可以归结为:

$$Af = P \quad (1)$$

式中,  $A = (a_{mn})$  表示系统矩阵  $M \times N$ ,  $M$  代表投影个数,  $N$  代表重建图像的像素个数,  $P = [p_1, p_2, \dots, p_M]^T$  表示投影向量,  $f = [f_1, f_2, \dots, f_N]^T$  表示重建图像向量, 等式(1)可以通过迭代进行求解。但重建稀疏投影数据时,  $M$  通常是比  $N$  小, 等式(1)是欠稳定系统, 有无穷多组解。

正则化方法的提出有利于模型(1)从无穷多组解中找出满意的最优解, 利用正则化方法, 模型(1)可转化为如下最优化问题<sup>[11]</sup>:

$$\operatorname{argmin}_f \|Af - P\|_2^2 + \gamma R(f) \quad (2)$$

式中,  $\|Af - P\|_2^2$  为数据保真项,  $R(f)$  为正则项,  $\gamma$  是用来平衡数据保真项和正则项的正则化参数。正则项的构建对重建结果至关重要, 通常来自于待重建图像的

一些先验信息。对于稀疏角、有限角等欠采样投影集, 通常获取一个高质量的先验图像作为正则项, 如 PICCS 算法。

PICCS 算法重建模型<sup>[11]</sup>可表达为如下:

$$\operatorname{argmin}_f \frac{1}{2} \|Af - P\|_2^2 + \gamma (\alpha TV(f - f^p) + (1 - \alpha) TV(f)) \quad (3)$$

式中,  $f^p$  表示高质量先验图像向量,  $TV$  是稀疏算子,  $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$  是平衡参数, 由先验图像质量确定, 先验图像质量越好,  $\alpha$  越接近 1。在 PICCS 算法中, 先验图像的好坏将决定重建图像的质量, 为了获得高质量的先验图像, 一般采用滤波反投影 (FBP) 算法对较完备的投影进行重建。

采用 PICCS 算法重建模型, 稀疏算子选用全变分 (Total Variation, TV) 变换,  $TV$  求解的是图像梯度 1 范数, 其表达式<sup>[9]</sup>如下:

$$TV(f) = \sum_{i=2}^I \sum_{j=2}^J \sqrt{(f_{i,j} - f_{i-1,j})^2 + (f_{i,j} - f_{i,j-1})^2} \quad (4)$$

式中,  $I$  和  $J$  分别是重建图像的长和宽, 单位为 pixel;  $f_{i,j}$  是重建图像栅格  $(i, j)$  坐标上的像素值。

## 3 准静态单轴压缩试验与 CT 扫描重建实验

### 3.1 试验样品

检测样品为  $\Phi 10 \text{ mm} \times 15 \text{ mm}$  的 TATB 基 PBX 圆柱形试件, 由中国工程物理研究院化工材料研究所提供。

### 3.2 准静态单轴压缩试验

准静态单轴压缩试验在 Instron 5582 万能材料试验机上完成, 将检测样品放置于材料试验机上进行单轴压缩试验, 位移控制速率  $0.05 \text{ mm} \cdot \text{min}^{-1}$ , 准静态加载至破坏。力学试验结束后将样品从材料试验机取下, 进行离线 CT 扫描重建实验。

### 3.3 稀疏投影 CT 扫描重建实验

为了验证 PICCS 算法对于高聚物粘结炸药不完备投影重建的可行性, 分别采集不同稀疏程度的不完备投影集, 用 SART、PICCS 二种重建算法进行重建, 将它们与完备投影集的 FBP 重建结果对比, 最终得出 PICCS 重建算法在满足对检测物体缺陷和内部结构观察、判断的前提下, 可以用稀疏几倍的投影集重建出满足要求的图像, 进而提高几倍检测效率。

CT 扫描重建实验所用设备如下, 电脑: Intel(R) Core(TM) i7-67 CPU @ 3.40GHz、8.00GB 内存; 编程环境: MATLAB R2017a; CT 设备: nanoVoxel 设

备(中国天津三英精密工程研究中心)。

实验扫描参数如表1。对其进行准静态单轴压缩试验,然后对试件进行稀疏投影CT扫描重建实验观察其内部裂纹分布。试件压缩后采集数字X线摄影图(Digital Radiography, DR)如图1。SART算法初始图像为零, PICCS的先验图像是通过扫描破坏前的试件采用SART-TV迭代500次得到,如图2。

表1 扫描参数

Table 1 Scanning parameters

parameter	value
x-ray source voltage/kV	80
x-ray source current/ $\mu$ A	100
rotation degree of specimen/( $^{\circ}$ )	360
x-ray source to detector distance/mm	445.1
x-ray source to center of rotation distance	48.4
detector effective length/mm	130.0
detector unit size/mm	0.127
number of detectors	1024
reconstruct image size/pixel	800 $\times$ 800

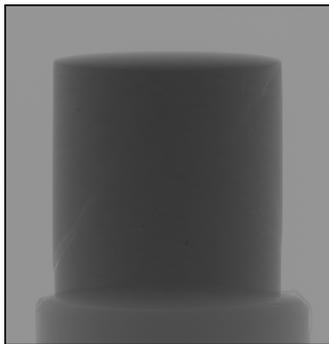


图1 CT重建实验PBX试件DR图

Fig. 1 Digital radiography(DR) image of PBX Specimen reconstructed by CT scanning

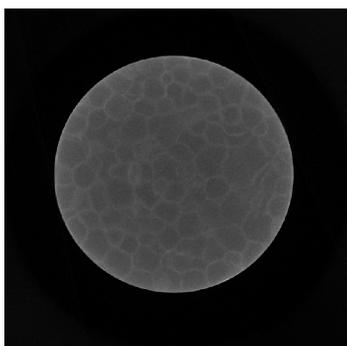


图2 试件破坏前CT扫描重建得到的先验图像

Fig. 2 Specimen image prior to its failure reconstructed by CT scanning

在实验中,把720个投影FBP重建结果作为参照图像,稀疏投影CT扫描分别均匀采集3组不同投影数 $n=360, 240, 180$ 的投影集进行重建实验,角度增量分别是 $d=1^{\circ}, 1.5^{\circ}, 2^{\circ}$ ,分别对应FBP投影集稀疏倍数 $m=2, 3, 4$ ,SART迭代100次收敛,PICCS迭代20次收敛。为了清晰地观察重建图像中细小裂纹,把重建结果适当放大,如图3所示。从图3可以看出,SART重建算法受噪声影响较大,在稀疏3倍时,细小裂纹被噪声淹没,但稀疏2倍时,图3(b)中箭头所指细小裂纹可以被SART重建出来,所以SART可以用稀疏2倍的投影集重建满足要求的图像;而PICCS重建算法受噪声影响较小,重建图像比较平滑,在稀疏4倍时,重建图像出现少量伪影,箭头所指裂纹被伪影覆盖,无法满足检测要求,但稀疏3倍时,PICCS算法可以重建出箭头所指的细小裂纹,图像满足科研观察要求。主观视觉判断PICCS算法用稀疏3倍的投影重建结果与720个投影FBP重建结果相近。每个算法重建出满足要求的图像所需的投影数量以及所需的时间如表2所示。虽然迭代重建时间要比FBP重建时间长,但是随着计算机硬件的提升以及GPU并行计算的出现,迭代重建时间会大大减少。

表2 各算法重建结果满足要求所需时间

Table 2 Time required for the reconstruction of each algorithm to meet the requirements

algorithms	number of projections	projection acquisition time /s	reconstruction time /s	total time /s
FBP	720	648	2.72	650.72
SART	360	324	841.53	1165.53
PICCS	240	216	110.39	326.39

为了能够更清晰地看到PBX细小裂纹的重建情况,更加准确地判断SART、PICCS算法能够利用稀疏几倍的投影重建出满足要求的图像,分别把图3中 $m=3, 4$ 时(d)(e)(f)(g)(h)(i)矩形区域放大,如图4所示。图4可以清晰地看到 $m=3$ 时,SART重建图像中箭头所指裂纹被噪声淹没,不利于观察和判断,而PICCS算法在 $m=3$ 时可以清晰重建出细小裂纹,但 $m=4$ 时,PICCS算法重建图像中箭头所指裂纹模糊不清,所以,主观视觉判断PICCS算法用稀疏3倍的投影可以重建出满足要求的图像。

为了定量比较1/3稀疏投影PICCS和SART的重建结果与720个投影FBP重建结果,分别计算它们的

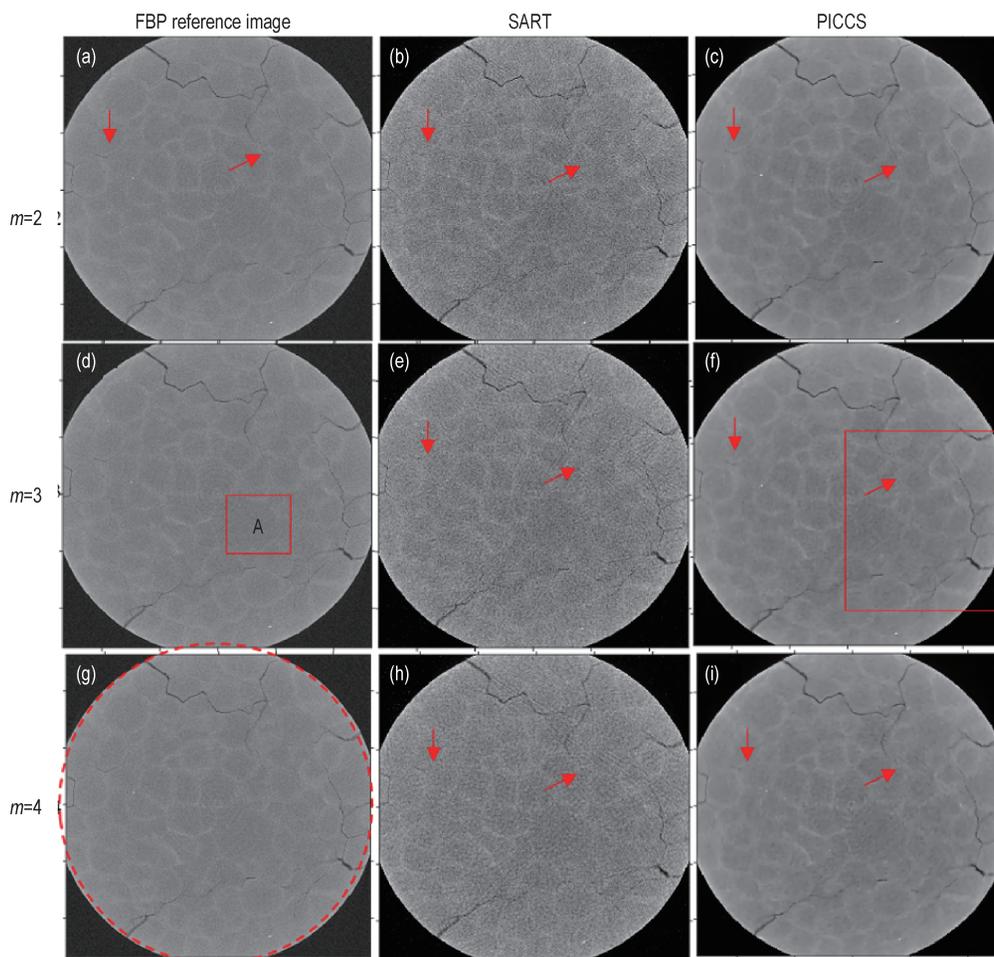


图 3 完备投影 FBP 和稀疏投影不同算法重建结果对比

Fig.3 Comparisons of reconstructed results between complete projection FBP and sparse projections algorithms

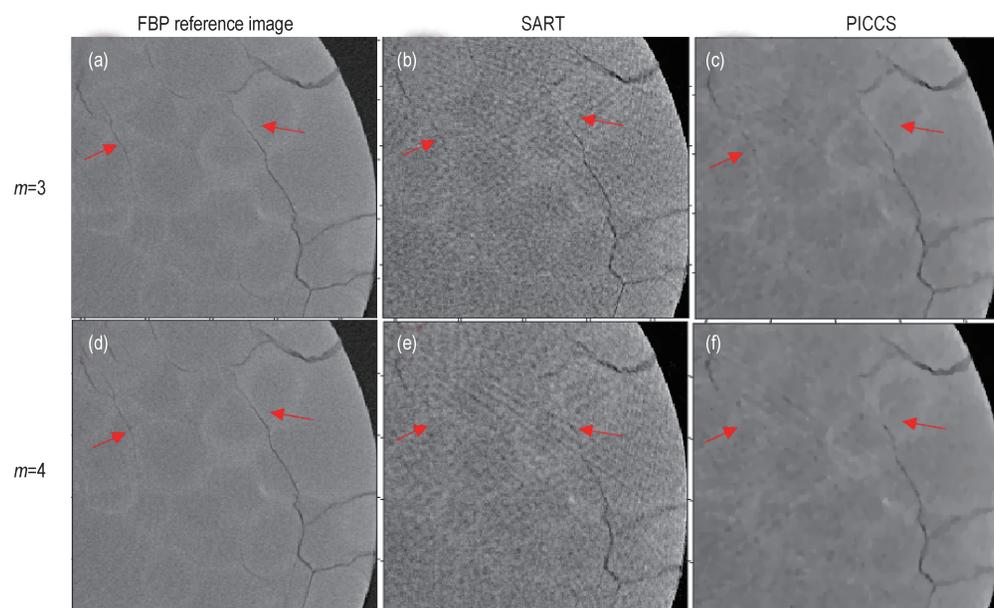


图 4 对应图 3 中  $m=3, 4$  时矩形区域, 不同方法重建结果局部放大图

Fig. 4 Local enlargement of reconstructed results by different methods correspondingly to the rectangular region of  $m=3, 4$  in Figure 3

均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)<sup>[13]</sup>、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)<sup>[13]</sup>,表达式分别如式(5)(7)所示。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs},i} - X_{\text{model},i})^2}{n}} \quad (5)$$

式中, RMSE 是观测值  $X_{\text{obs},i}$  与真值  $X_{\text{model},i}$  偏差的平方和观测次数  $n$  比值的平方根。RMSE 值越小,重建结果越精确。

$$\text{MSE} = \frac{1}{I \times J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (X(i,j) - Y(i,j))^2 \quad (6)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{(2^n - 1)^2}{\text{MSE}} \right) \quad (7)$$

式中, MSE 表示当前图像  $X$  和参考  $Y$  的均方误差(Mean Square Error)<sup>[13]</sup>,  $I$  和  $J$  分别是图像的高度和宽度,  $n$  为每像素的比特数,一般取 8,即像素灰阶数为 256, PSNR 单位是 dB,数值越大表示失真越小,重建图像质量越好。

对于重建图像,感兴趣的是重建物体内部结构和缺陷,而重建图像中重建物体之外的信息不关心,所以为了更精确的进行定量计算,把 1/3 稀疏投影 PICCS 和 SART 的重建结果与 720 个投影 FBP 重建结果进一步处理后仅保留重建物体信息,定量计算区域如图 3(g)虚线圆区域。在计算过程中,以 720 个投影 FBP 重建结果为参考图像,计算结果如表 3 所示。从计算结果得出,用 1/3 稀疏投影重建, PICCS 重建结果比 SART 重建结果更加接近参考图像。

表 3 720 个投影 FBP 重建结果为参考图像的定量计算结果

Table 3 Quantitative calculation results of 720 projection FBP reconstruction results as reference image

algorithms	RMSE	PSNR / dB
SART	7.887	30.193
PICCS	5.213	33.789

上述图像质量评价指标都需要参考图像,为了进一步分析重建结果,选取一个无参考图像评价指标信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)<sup>[13]</sup>,表达式如式(8)所示,  $G_{\text{ROI}}$  和  $S_{\text{ROI}}$  分别是图像中感兴趣区域的灰度均值和噪声的方差(感兴趣区域的方差),图像信噪比越高图像质量越好,噪声影响越小。为了比较 1/3 稀疏投影 PICCS 和 SART 与 720 个投影 FBP 的重建结果质量,分别取图 3(d)(e)(f)中 A 部分作为感兴趣区域,计

算结果如表 4 所示, SART 算法用 240 个投影重建的结果受噪声影响较大,而 PICCS 用 240 个投影重建结果由于 PICCS 算法引入高质量先验图像的约束抑制了噪声,噪声影响较小,重建图像质量较好。

$$\text{SNR} = \frac{G_{\text{ROI}}}{S_{\text{ROI}}} \quad (8)$$

表 4 SNR 计算结果(各算法感兴趣区域 A)

Table 4 SNR calculation results(region of interest A by different algorithms)

algorithms	mean	variance	SNR
FBP	122.86	48.12	2.55
SART	118.57	153.17	0.77
PICCS	118.56	42.14	2.81

## 4 结论

(1) 针对 CT 检测 PBX 效率低的问题,采用稀疏投影 CT 扫描的方法,即通过减少投影采集数量提高检测效率。在稀疏投影 CT 扫描重建实验中,通过采集 1/3 稀疏的 TATB 基 PBX 的损伤试件投影进行图像重建,虽然迭代算法重建时间比 FBP 长,但是随着计算机硬件的提升以及 GPU 并行计算的出现,迭代重建时间会大大减少,本文方法检测效率还会进一步提升,所以本文最终检测效率提高 2 倍左右。

(2) 1/3 稀疏的 PBX 投影是典型的不完备投影,本研究采用的 PICCS 重建算法由于先验图像的约束,重建过程中能抑制噪声,减少伪影。实验结果表明,用 1/3 稀疏的 PBX 投影进行重建,与经典 SART 重建算法相比, PICCS 重建算法可以重建出细小裂纹,重建结果与完备投影 FBP 重建结果质量更加接近,满足对检测物体内部结构和缺陷的观察、判断。

(3) CT 广泛应用于 PBX 缺陷检测以及细观内部呈现,所以对于稀疏投影 CT 扫描重建实验中采集 1/3 稀疏投影检测效率提高 2 倍左右,因研究内容以及精度要求不同而不同。

### 参考文献:

- [1] 兰琼,戴斌,杨白凤,等.温压时效处理 PBX 内部裂纹愈合现象研究[J].含能材料,2013,21(2):205-208.  
LAN Qiong, DAI Bin, YANG Bai-feng, et al. Healing of cracks in PBX by thermal pressure aging treatment[J]. *Chinese Journal of Energetic Materials*, 2013, 21(2):205-208.
- [2] 戴斌,张伟斌,田勇,等.含能材料损伤裂纹的工业 CT 图像分析[J].CT 理论与应用研究,2009,18(4):68-74.  
DAI Bin, ZHANG Wei-bin, TIAN Yong, et al. Analysis of dam-

- aging crack in industrial CT image of energetic material [J]. *Computerized Tomography Theory and Applications*, 2009, 18(4):68-74.
- [3] 张伟斌, 李敬明, 杨雪海, 等. TATB 颗粒温压成形 PBX 的初始微观损伤[J]. 含能材料, 2015, 23(2):202-204.  
ZHANG Wei-bin, LI Jing-ming, YANG Xue-hai, et al. Initial mesoscopic damage of TATB based PBX pressed by warm compaction [J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Han-neng Cailiao)*, 2015, 23(2):202-204.
- [4] Balzer J E, Siviour C R, Walley S M, et al. Behaviour of ammonium perchlorate-based propellants and a polymer-bonded explosive under impact loading [J]. *Proceedings of the Royal Society London Series A*, 2004, 460(2043):781-806.
- [5] Barua A, Horie Y, Zhou M. Energy localization in HMX-estane polymer-bonded explosives during impact loading [J]. *Journal of Applied Physics*, 2012, 111(5):399-586.
- [6] Gordon R, Bender R, Herman G T. Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and x-ray photography. [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 1970, 29(3):471, IN1, 477-476, IN2, 481.
- [7] 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.
- [8] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289-1306.
- [9] Sidky E Y, Kao C M, Pan X. Effect of the data constraint on few-view, fan-beam CT image reconstruction by TV minimization [C]// Nuclear Science Symposium Conference Record, 2006. IEEE. IEEE, 2006.
- [10] Laroque S J, Sidky E Y, Pan X, et al. Accurate image reconstruction from few-view and limited [J]. *Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision*, 2008, 25(7):1772-1782.
- [11] 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.
- [12] 庄天戈. CT 原理与算法 [M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1992:77-81.  
ZHUANG Tian-ge. *Computerized tomography principle and algorithm* [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1992:77-81.
- [13] Wang Z, Bovik A C. Modern image quality assessment [J]. *Synthesis Lectures on Image Video and Multimedia Processing*, 2006, 2(1):1-156.

## PICCS Image Reconstruction Algorithm for Sparse CT Projection of Polymer Bonded Explosive

ZHANG Jian-wei<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Cai-xin<sup>1</sup>, CHEN Hua<sup>1</sup>, ZHANG Tao<sup>1,4</sup>, LIU Chen<sup>1</sup>, LIU Feng-lin<sup>2,3</sup>

(1. Institute of Chemical Materials, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621999, China; 2. Key Lab of Optoelectronic Technology and Systems, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 4. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Haerbin 150001, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of low efficiency of traditional filtered back projection reconstruction algorithm (FBP) and the noise, serious artifacts and blurred details of reconstructed image from incomplete projection when using CT to detect polymer-bonded explosives, sparse projection CT scanning method was chosen to improve detection efficiency. A prior image constrained compression sensing reconstruction algorithm was applied to suppress noise, reduce artifacts. A quasi-static uniaxial compression TATB-based PBX damage specimens was utilized to verify the CT scanning method and reconstruction algorithm. The FBP reconstruction results of the complete projection set, simultaneous algebra reconstruction technique (SART) and PICCS of sparse projection set were compared. The experimental results show that the reconstruction results of PICCS with 3 times sparse projection set are similar to that from the FBP reconstruction with the complete projection set, which can improve the detection efficiency by 2 times under the premise of satisfying the observation and judgment of the detected object defects and internal structure. Moreover, the reconstructed image of PICCS has fewer artifacts, smoother image and clearer details than SART reconstructed images.

**Key words:** polymer bonded explosive (PBX); CT reconstruction; filtered back projection algorithm (FBP); incomplete projection; PICCS algorithm

**CLC number:** TJ55; O13; TP319.41

**Document code:** A

**DOI:** 10.11943/CJEM2019161

(责编: 王艳秀)