

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209588

# 基于时间串流的 OSEM 图像重建算法研究\*

徐蕾, 赵敏, 郭瑞鹏, 姚敏, 单尧

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

**摘要:**利用 $\gamma$ 光子探测腔体内部动态流场需要快速的图像重建算法,传统处理方式是先采集所有事件、再进行 OSEM 等算法处理。本文提出了一种按时间流对响应事件进行子集划分的图像重建(T-OSEM)算法。在连续采样数据的同时,按时间段将采样到的数据划分为子采样数据集,对子集进行 OSEM 迭代实现图像重建。并将上一帧图像作为迭代输入,利用帧间图像相关性,以加快收敛速度。该算法中数据流的采样与上一帧图像的处理同时进行,并通过多线程并行运算加速图像重建过程。研究了最优子集事件数量及相对应采样时间的关系,以实现在尽可能短的采样时间下达到最优的重建效果。实验表明,当采样时间段达到 1 s 时,T-OSEM 算法仍有很好的粒子跟踪效果,粒子轨迹图像结构相似比为 0.92,表明 T-OSEM 算法对于动态图像重建是一个比较好的解决方案。

**关键词:**  $\gamma$  光子; T-OSEM; 流体状态检测; 动态粒子跟踪

**中图分类号:** TP391 TH878 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

## OSEM image reconstruction algorithm based on time streaming

Xu Lei, Zhao Min, Guo Ruipeng, Yao Min, Shan Yao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Using  $\gamma$  photons to detect dynamic flow fields inside a cavity requires a fast image reconstruction algorithm. The traditional processing method is to collect all events first. Then, the algorithm processing is performed, such as OSEM. This study proposes an image reconstruction (T-OSEM) algorithm that subdivides the response events according to the time stream. At the same time of continuous sampling data, the sampled data are divided into sub-sampling data sets according to the time period, and OSEM iteration is performed on the subset to achieve image reconstruction. The previous frame image is taken as the iterative input, and the correlation between frames is used to accelerate the convergence of iterative operation. The sampling of the data stream in T-OSEM is carried out simultaneously with the processing of the previous image frame. The image reconstruction process is accelerated by the multithreaded parallel operation. The relationship between the optimal number of subset events and the corresponding sampling time is studied to achieve the optimal reconstruction effect under the shortest sampling time. Experiments show that when the sampling time period reaches 1s, there is still a good particle tracking effect, and the mean structural similarity of the particle trajectory image is 0.92. Results indicate that the T-OSEM algorithm is a good solution for dynamic image reconstruction.

**Keywords:**  $\gamma$ -photon; T-OSEM; fluid state detection; dynamic particle tracking

## 0 引言

密闭腔体内部流场的状态无损检测是业界的一个难题,采用 $\gamma$ 光子成像技术是一种很有前景的解决

方案,但现有的算法要重建高质量图像,往往需要较长的采样时间以及复杂的数据处理过程。因此,如何实现快速的 $\gamma$ 光子成像算法对于腔体内部流场动态特性(如流体的特性)检测是一个很有价值的研究课题。

收稿日期:2022-04-10 Received Date: 2022-04-10

\* 基金项目:国家自然科学基金(62071229, 51875289, 61873124)、航空基金(2020Z060052001)、研究生创新基金(kyex21\_0203, xcjxh20210302)项目资助

对于不同的流体,现有的状态显示方法大体分为以下3类:外加材料(示踪粒子)的流动显示,流动的光学显示以及附加能量的流动显示。其中,外加材料(示踪粒子)流动显示技术中较为经典的探测方法有:色线技术、氢气泡技术、粒子图像测速技术(*particle image velocimetry, PIV*)等。色线技术只适用于在低速环境下进行实验,并对实验载体产生较大干扰;氢气泡技术的不足是在流动中观察氢气泡的时间受氢气泡在水中融解时间的限制;随着数字与全息采集系统的日益发展,PIV被提出并日渐成熟,但示踪粒子相对于被测流体的跟随性如何,绝大幅度地影响着流场的测量精度<sup>[1]</sup>。且这几种检测方法因需要可见光或激光作为光源,对于密闭腔体内部流体检测,光传感器难以安装导致检测存在一定困难。

正电子湮灭技术因能自动发出穿透性很强的光子而成为一种很好的解决方案,其物理过程是放射性核素发生 $\beta^+$ 衰变后释放出正电子,正电子在短运动过程与物体中负电子发生湮灭现象,产生2个彼此方向相背且同时射出的 $\gamma$ 光子,该光子的能量均为 $511\text{ KeV}^{[2-4]}$ 。 $\gamma$ 光子具有穿透性强的特点,因此,如果将标记有放射性核素的载体溶剂射入示踪粒子体内,装有载体溶剂的示踪粒子随着透明流体的流动而移动。此时,将光子探测器环绕在流动的流体装置周围,当放射性核素标记的载体溶剂发生 $\beta^+$ 衰变后产生的正电子发生湮灭现象时,光子探测器通过记录 $\gamma$ 光子对来确定符合响应线(*line of response, LOR*)事件,通过图像重建算法获得核素活度分布的立体图像。 $\gamma$ 光子的优势是具有很好的穿透性<sup>[5-7]</sup>,能够穿过金属材料、复合材料、有机材料等,可以将其内部信息带出腔外,对密封、不透明系统中示踪粒子的研究提供了一种有效手段。利用正电子湮灭成像的技术也称为正电子发射断层扫描技术(*positron emission computed tomography, PET*)。

目前,很多学者正在研究将 $\gamma$ 光子成像技术应用在工业无损检测领域。在国外,Chan等<sup>[8]</sup>于2009年使用 $\gamma$ 光子跟踪技术来获得不同的固体负荷、轴向气体速度和旋风直径下的气体旋流器中的粒子轨迹。此研究发现在低固体负载下,颗粒运动在旋风分离器的圆柱形和圆锥形部分都是螺旋形的,而在高固体负载下,颗粒停止在壁上某处的螺旋运动,然后直接向下移动到灰尘出口处。该研究直接在测量中定位单个点源,再进行轨迹的链接与重建,检测精度取决于定位算法准确度,适合多相流检测,而不适用于对稳态系统的测量。Hoffmann等<sup>[9]</sup>于2005年对 $\gamma$ 光子跟踪技术在流化床研究中示踪剂位置的散射进行了广泛的分析。该研究对西门子ECAT EXACT HR™ PET相机输出的列表模式数据结构进行了分析并获得了每毫秒1毫米的空间分辨率,然而该方法中踪粒子的活性受到了严格的限制,需要足够高的活性

才能依附在直径足够小的粒子上。Hensler等<sup>[10]</sup>于2015年将 $\gamma$ 光子跟踪技术应用用于通过中央布置的喷嘴喷射二次气体的气固流化床,并提出了一种从测试粒子的轨迹计算系统静态流动力特性的方法,但该方法受到测量时间的限制。国内相关研究较少,2016年,Jiantang等<sup>[11]</sup>运用 $\gamma$ 光子成像技术成功的对蚁巢内腔缺陷进行检测,解决了不规则内腔的无损检测。因内腔状态静止,该检测属于静态检测,未对动态检测进行研究。2017年,Yao等<sup>[12]</sup>运用 $\gamma$ 光子成像技术成功对受限空间燃烧场进行成像,观测到燃烧场的状态。在该研究中,示踪剂为可溶于航空煤油的特殊有机化合物,因此不具备对不同流体形成不同的流场进行研究的普遍性。2019年,Guo等<sup>[13]</sup>使用 $\gamma$ 光子研究液体流动行为,提出一种不需要粒子初始位置先验知识跟踪示踪粒子的算法,同样该算法直接对特征点进行定位。但上述研究都表明,将 $\gamma$ 光子成像技术应用用于工业无损检测有很好的发展潜力。

动态检测对 $\gamma$ 光子的图像重建提出了更为苛刻的要求,与静态检测相比,数据的扫描时间要求更短、图像的重建速度要求更快,并具有良好的图像重建质量,这将对图像重建算法提出了新的要求。

为了提高 $\gamma$ 光子图像的重建效率,张斌等<sup>[14]</sup>面向List-mode断层重建,以优化Siddon算法为基础,实现了一种快速的正交距离射线追踪方法,实时计算系统响应矩阵,结果表明该算法在重建精度和效率之间达到较好的平衡;张斌等<sup>[15]</sup>采用子集化列表模式期望最大化(*subsetized list-mode expectation maximization, S-LMEM*)重建算法和正交距离射线追踪方法,实现了基于List-mode数据的断层重建,同时证明基于on-the-fly模式进行实时系统矩阵计算,实现动态重建是可行有效的;甄琰明等<sup>[16]</sup>采用3D均值中值滤波器对重建前投影数据进行滤波处理,并调整参数定量分析滤波参数选取对有序子集最大期望(*ordered-subsets expectation maximization, OSEM*)算法重建图像的影响;Cheng等<sup>[17]</sup>使用GPU对基于几何对称性的四头PET系统响应矩阵进行快速构建,以减少重建计算时间;Jiao等<sup>[18]</sup>开发基于GPU的工具包以减少在大数据集或复杂的任务验证等情况下消耗的时间。以上研究表明,研究人员们对系统矩阵和动态重建算法进行了广泛研究,取得了良好的效果。但是,上述方法都侧重对图像重建算法进行研究,需要等到所有符合响应线被采集完成后,再使用优化的图像重建算法处理数据并生成图像。在高计数率情况下花费的时间较长,不利于流体状态的实时显示。因此,在重建的效率、数据的应用等方面,仍有许多亟待解决的问题。

本文以密闭腔体内部示踪粒子运动轨迹图像重建为研究对象,提出了一种基于时间串流的有序子集期望最

大 (time ordered-subsets expectation maximization, T-OSEM) 动态图像重建算法, 该算法特点是将扫描时间序列作为依据并连续形成采集数据子序列; 将短瞬时形成的子采样数据序列以数据流的形式并行输送给多处理器进行实时系统矩阵的生成; 将上一帧图像作为迭代初值进行图像重建, 以加快图像运算的收敛速度和提高重建图像质量; 通过多核多线程并行计算, 实现了对腔内流体状态的无损探测和实时更新图像显示。

### 1 $\gamma$ 光子成像原理

正电子湮灭  $\gamma$  光子成像原理如图 1 所示, 将  $\gamma$  光子探测器环绕在流动的流体装置周围, 示踪粒子内由放射性核素标记的载体溶剂在发生  $\beta^+$  衰变后会释放出正电子。正电子与物体中电子发生湮灭后产生 2 个彼此方向相反且能量均为 511 KeV 的  $\gamma$  光子对, 该光子对可以通过周围的探测器以 LOR 的形式记录。目前, LOR 的记录方式有两种, 正弦图和 List-mode 形式。正弦图的数据保存方式因需要对采样数据进行分类, 因此往往需要较长的采样时间。而采用 List-mode 方式进行数据存储, 不仅信息量全面, 也不一定需要数据重组就可以进行图像的重建工作。表 1 所示为 List-mode 存储形式, 每根响应线包含两个湮灭  $\gamma$  光子的空间位置、发生时间、能量等信息。该方式可最大限度保留系统测量信息。

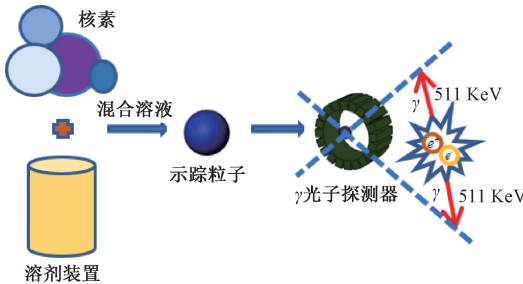


图 1 正电子湮灭  $\gamma$  光子成像原理

Fig. 1 Schematic of positron annihilation  $\gamma$ -photon imaging

表 1 List-mode 数据存储方式

Table 1 List-mode data storage method

$\gamma_1$				$\gamma_2$			
位置	能量	符合方式	时间	位置	能量	符合方式	时间

正电子图像重建方法有两类: 解析法和迭代法。解析法以滤波反投影法 (filtered back projection, FBP) 为代表<sup>[19]</sup>, 其基本思想是将某一投影角度下的投影函数和滤波器进行卷积运算得到修正后的投影函数, 再对修正后的投影函数做反投影图像重建。该算法的优点有实现方法简单、重建速度快; 不足之处是由采集的投影数据重建

的图像受噪声影响大, 当重建图像噪声比较多时, 图像清晰度过差。

迭代法相较于解析法更能够实现高分辨率成像<sup>[20]</sup>。Shepp 和 Vardi 的研究指出 PET 成像中的观测数据服从 Poisson 分布, 且在  $\gamma$  光子数据采集过程中, 不同探测器接收到的符合事件并无相关性。用公式说明如下:

$$y_i \sim Poisson\left(\sum_{j=1}^J a_{ij}\lambda_j\right) \quad (1)$$

式中:  $y_i$  表示像素放射的  $\gamma$  光子数据采集第  $i$  个探测器对探测到的计数;  $a_{ij}$  表示第  $j$  个像素发出的光子被第  $i$  条响应线探测到的概率;  $\lambda_j$  表示第  $j$  个像素的放射性浓度。

用矩阵乘法的方式表示如下:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A} \times \mathbf{I} \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{Y}$  为  $\gamma$  光子数据采集后向量化的投影矩阵图 (矩阵元素为  $y_i$ );  $\mathbf{A}$  为标准系统矩阵 (矩阵元素为  $a_{ij}$ );  $\mathbf{I}$  为待重建的向量化切片图 (矩阵元素为  $\lambda_j$ )。迭代重建算法不同于解析法的计算特点, 在图像重建过程中采用先验知识、引入统计模型, 进而在计算过程中不断改善图像质量, 是目前较好的正电子图像重建方法。根据泊松分布的定义, 可以知道探测数据成像似然函数为:

$$P(y|\lambda) = \prod_i \frac{(\sum_j a_{ij}\lambda_j)^{y_i}}{y_i!} e^{-\sum_j a_{ij}\lambda_j} \quad (3)$$

为了方便计算, 对上式两边取对数, 可得:

$$L(\lambda) = \sum_i [y_i \ln(\sum_j a_{ij}\lambda_j) - \ln y_i! - \sum_j a_{ij}\lambda_j] \quad (4)$$

式中:  $\ln y_i!$  是与待重建图像像素值  $\lambda$  无关的常数项, 故将其舍去。因此极大似然函数下探测数据成像问题就转化为下式的约束优化问题:

$$\max_{\lambda \geq 0} L(\lambda) \quad (5)$$

对式(4)中  $\lambda_j$  求导, 可得:

$$\frac{\partial L(\lambda)}{\partial \lambda_j} = \sum_i \left( y_i \frac{a_{ij}}{\sum_j a_{ij}\lambda_j} - a_{ij} \right) \quad (6)$$

求解式(6) 就可以得到在 List-mode 数据存储方式下, 最大似然期望最大 (maximum likelihood-expectation maximization, MLEM) 迭代重建算法的重建公式:

$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i=1}^N a_{ij}} \sum_{i=1}^M a_{i,m} \frac{1}{\sum_{j=1}^J a_{i,m}\lambda_j^k} \quad (7)$$

式中:  $\lambda_j^k, \lambda_j^{k+1}$  分别表示图  $\mathbf{I}$  中第  $j(j=1, 2, \dots, J)$  个像素活度在第  $k$  次、第  $k+1$  次迭代后的活度大小;  $a_{ij}$  表示第  $j$  个像素发出的光子被第  $i$  条响应线探测到的概率;  $N$  表示探测器中探测晶体对数, 即探测环固定事件总数, 与设备结构有关;  $i_m$  表示第  $i$  条响应线上第  $m$  个被探测到 List-mode 事例,  $M$  表示所有的 List-mode 事件个数; 第  $i$  条响应线的投影值  $y_i$  为 1。



MLEM 算法运算量较大,迭代一次需要花费较长时间,使得实用性受到了限制。为了提高重建图像收敛速度,OSEM 算法对 MLEM 算法进行了改进。OSEM 算法的特点是将投影数据划分为  $l$  个子集,按照子集顺序对重建图像各像素点值进行校正。对一个子集进行运算后,重建图像被更新了一次;对所有的  $l$  个子集运算一遍后,图像被更新了  $l$  次,一次迭代过程结束。而在一次迭代过程中,MLEM 图像只被更新了一次。因此,OSEM 重建图像质量与 MLEM 相仿,速度更快,具有加快收敛速度的作用。OSEM 重建算法公式如下:

$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i \in S_l} a_{ij}} \sum_{i \in S_l} a_{ij} \frac{1}{\sum_{j=1}^J a_{ij} \lambda_j^k} \quad (8)$$

式中:  $S_l$  表示第  $l$  个子集,  $l = 1, 2, \dots, L, L$  为子集数。

## 2 T-OSEM 算法原理

对于动态图像重建,期望数据的采集和图像重建能够连续完成,这就需要数据能够被连续地采集和处理。从探测器采样特点上分析,采用 List-mode 数据可以实现数据流不断的更新,如果此时能够对数据流进行同步处理的话,就有可能实现对动态图像的连续重建过程。本文基于 List-mode 的数据存储方式,提出了一种以时间段作为序列划分的依据,将时间段内的 List-mode 数据序列作为投影子序列,构建时间序列向量集的迭代(T-OSEM)算法。

T-OSEM 特征是以扫描时间作为采样数据序列划分的依据,因此是按照时间顺序对采样数据空间的划分。同时,划分的时间段被用来进行图像的重建工作,在满足数据处理能力的前提下,在 T-OSEM 算法中,还要求做到时间段与图像的重建时间相匹配,这就可以实现采样与重建“同时”进行。由于 T-OSEM 算法是以时间作为序列,因此在每一个时间段迭代过程中,当前时间段的输出图像可以作为下一个时间段的图像输入,因此,迭代过程本身就具有连续的特征,当划分的时间段足够短时,就可以实现动态的图像重建。T-OSEM 算法思路如图 2 所示。

用时间序列以后,每一个时间段系统矩阵是动态生成的,其特点是根据每一条响应线的位置信息生成对应的系统矩阵参数,当获取  $n$  条响应线时,就可以构成实时系统矩阵子集  $A'_t$ 。T-OSEM 子序列的迭代可以写成如下形式:

$$Y_t = A'_t \times I_t \quad (9)$$

其中,  $Y_t$  表示第  $t$  个时间序列下采集响应线的集合,与划分时间段前的 OSEM 算法相比,  $Y_t$  为  $Y$  按时间划分后的子集;  $A'_t$  为与  $Y_t$  中实时响应线对应的探测概率权值

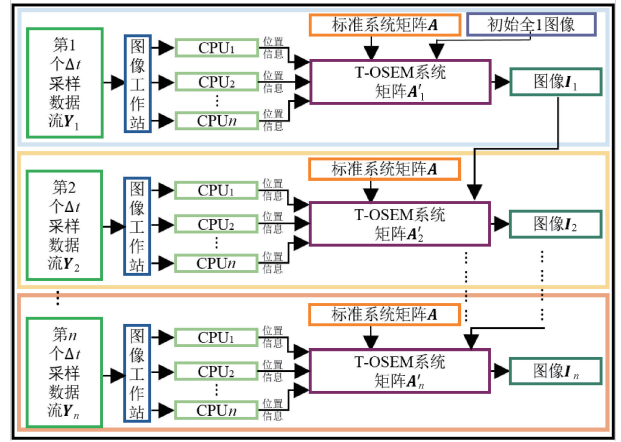


图 2 T-OSEM 算法思路

Fig. 2 Schematic of the T-OSEM algorithm

构成的实时系统矩阵;  $I_t$  为第  $t$  个时间序列下的待重建图像。

式(9)的重建迭代公式如式(10)所示。

$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i \in S_l} a'_{ij}} \sum_{i \in S_l} a'_{ij} \frac{1}{\sum_{j=1}^J a'_{ij} \lambda_j^k} \quad (10)$$

式中:  $a'_{ij}$  为通过距离、角度信息查找标准系统矩阵后得到的第  $j$  个像素发出的光子被第  $t$  个时间序列中第  $i$  条实时响应线探测到的概率。

在连续的采样过程中, T-OSEM 的迭代过程相当于式(11)矩阵的迭代过程:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A'_1 \\ A'_2 \\ \vdots \\ A'_n \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中:共划分了  $n$  个时间序列。根据帧间信息的相关性,第 1 个序列迭代后得到的输出图像  $I_1$ ,将作为第 2 个序列迭代时的输入图像  $I_2, I_{1\text{输出}} = I_{2\text{输入}} \dots$  以此类推。

要保证 T-OSEM 序列的收敛,需要在迭代方程中有合适的收敛因子,对于 T-OSEM 算法,因为动态采样,时间序列中元素数量相对较少,这就会导致迭代计算时收敛性不佳或者收敛速度长。为此,将式(7)中仅与设备结构有关、由固定事件构成的标准系统矩阵中元素的求和项  $\sum_{i=1}^N a_{ij}$  作为收敛因子取代式(10)中的分母对应项,以加快收敛速度。该收敛因子给出了任意一个像素发射的光子被任意一条响应线探测到的概率,这时重建式(10)改进为:

$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i=1}^N a_{ij}} \sum_{i \in S_l} a'_{ij} \frac{1}{\sum_{j=1}^J a'_{ij} \lambda_j^k} \quad (12)$$



由算法原理可知,T-OSEM 以按照连续、多个短瞬时间构成的时间流进行探测保证了符合响应线数据集采样的快速性,以引入标准系统矩阵收敛因子进行重建保证了图像的收敛性,以引入帧间信息进行连续迭代保证了图像质量的优越性。

### 3 T-OSEM 算法验证

为验证 T-OSEM 算法的合理性,借助仿真软件 GATE9.0 进行实验模拟。

为验证 T-OSEM 算法对动态粒子检测的可行性、重建图像具有收敛性,设计仿真模型进行实验。一个直径为 5 mm 的粒子小球做变速运动,仿真运动 5 s 得完整运动轨迹,即总扫描时间设置为 5 s;为更好地分析动态粒子小球的运动状态,将总扫描时间分为 5 个固定时间段,即子扫描时间段  $\Delta t$  设置为 1 s。按照扫描时间序列的划分,轨迹也将分为 5 段。如图 3 所示,轨迹一为 0~1 s 段,轨迹二为 1 s~2 s 段,轨迹三为 2 s~3 s 段,轨迹四为 3 s~4 s 段,轨迹五为 4 s~5 s 段。

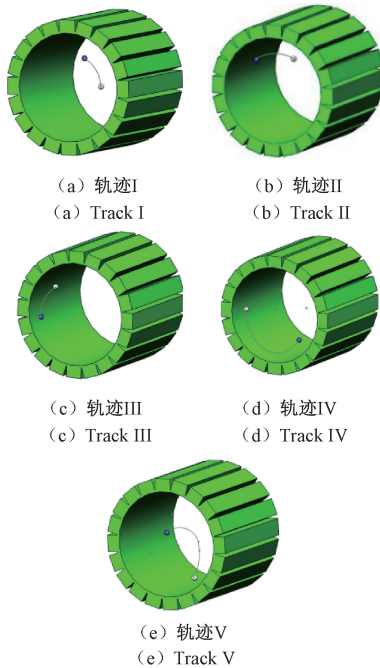


图 3 示踪粒子球轨迹模型

Fig. 3 Trace model of the tracer particle ball

GATE 仿真探测环参数如表 2 所示。其中,仿真探测系统参数参照苏州瑞派宁公司的 Trans-PET 探测器设置。

将上述模型放入搭建的探测系统中进行仿真,模型仿真参数如表 3 所示。

表 2 T-OSEM 仿真探测系统参数

Table 2 Parameters of the T-OSEM simulation detection system

参数	值
探测环外径/mm	126
探测环内径/mm	106
探测环宽/mm	110.6
每环晶体个数	312
时间分辨率/ns	1.5
能量窗/keV	350~650

表 3 模型仿真参数

Table 3 Parameters of model simulation

仿真时长/s	活度/ci	材料	散射
5	0.532 5	Oil	无

在对粒子小球进行追踪的第 1 个时间段  $\Delta t$  内,1 943 898 条符合响应线以 List-mode 方式进行存储构成子采样数据序列。在此过程中,T-OSEM 将每根响应线边采集边连续地发送给图像工作站,图像工作站分配给多 CPU,各 CPU 根据距离和角度等位置信息查找标准系统矩阵  $A$ ,并将对应行向量拼接成大小为 1 943 898  $\times$  100  $\times$  100 的实时系统矩阵子集  $A'_1$ 。

在第 2 个时间段  $\Delta t$  内,T-OSEM 以同样的方式对轨迹 II 的响应线进行采集、处理,生成对应的实时系统矩阵  $A'_2$ 。在此期间,T-OSEM 以元素全为 1 图像矩阵  $I$  作为输入,根据  $Y_1 = A'_1 \times I$ 、按照式(12):  $\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i \in S_j} a_{ij}} \sum_{i \in S_j} a'_{ij}$

进行图像重建,求出待求图像  $I_1$  中各个像素点的活度值,从而得到如图 4(a) 轨迹 1 所示的待求图像  $I_1$ 。

在第 3 个时间段  $\Delta t$  内,T-OSEM 一方面对轨迹 III 的响应线进行处理得到第 3 帧对应的 T-OSEM 实时系统矩阵  $A'_3$ ;另一方面,T-OSEM 以上一帧轨迹 I 的图像矩阵  $I_1$  作为输入,根据  $Y_2 = A'_2 \times I_1$ 、按照式(12)进行图像重建,求出待求图像  $I_2$  中各个像素点的活度值,从而得到如图 4(b) 轨迹 2 所示的待求图像  $I_2$ 。

以此类推,在第 4、5 个时间段  $\Delta t$  内,T-OSEM 算法以同样的方式分别对轨迹 IV、轨迹 V 中如表 4 所示数量的响应线进行采集,并在每个  $\Delta t$  结束后生成对应的实时系统矩阵  $A'_4$ 、 $A'_5$ 。在连续采样数据、计算生成实时系统矩阵的同时,按照式(12)对上一帧的数据进行图像迭代重建处理,生成如图 4(c)、(d) 所示的  $\gamma$  光子图像轨迹 3、轨迹 4。

最后,以轨迹 4 图像矩阵  $I_4$  作为输入,根据  $Y_5 = A_5' \times I_4$ 、按照式 (12) 对轨迹五进行图像迭代重建,最终得到如图 4(e) 所示的  $\gamma$  光子图像轨迹 5。

在划分的扫描时间段  $\Delta t$  内得到的 5 段轨迹响应线数量、5 段轨迹结果分别如表 4、图 4 所示。

表 4 相同  $\Delta t$ 、不同轨迹下响应线数据量

Table 4 Number of LORs under the same  $\Delta t$  and different trajectories

不同轨迹标号	$\Delta t$ 采样时长/s	响应线数据量/条
I	1	1 943 898
II	1	1 938 851
III	1	1 931 841
IV	1	1 950 887
V	1	1 942 856

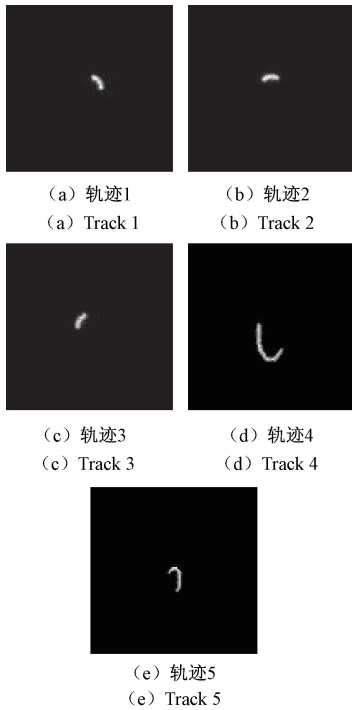
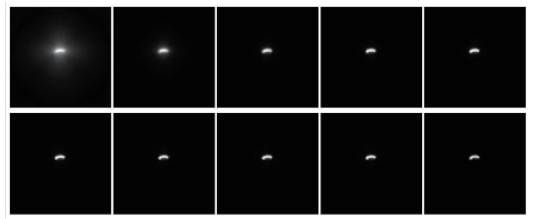


图 4 GATE 不同轨迹仿真结果

Fig. 4 Simulation results of GATE with different trajectories

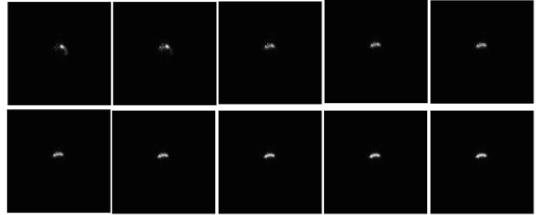
由表 4 可以看出,由于仿真设置的  $\Delta t$  时间固定、粒子小球内核素活度一致, $\Delta t$  时间内探测器检测到不同轨迹的响应线数量接近,与实际相符。

为验证 T-OSEM 算法对动态粒子轨迹跟踪效果,以轨迹 2 为研究对象。现分别将元素全为 1 的图像矩阵、前一段轨迹的输出图像矩阵作为后一段轨迹的输入图像矩阵,将迭代次数分别设置为 1、2、4、6、7、8、10、12、14、16。轨迹 2 结果如图 5 所示。



(a) 元素全为 1 图像矩阵作为输入

(a) The image matrix with all elements of 1 as the input



(b) 轨迹一矩阵作为输入

(b) Track 1 matrix as the input

图 5 不同迭代次数、不同输入信息下轨迹 2 结果

Fig. 5 Results of track 2 under different iterations and input information

分别计算其采样之后平均结构相似性,图 6 是不同迭代次数、不同输入信息后轨迹 2 与模型仿真后轨迹 2 的平均结构相似性值。

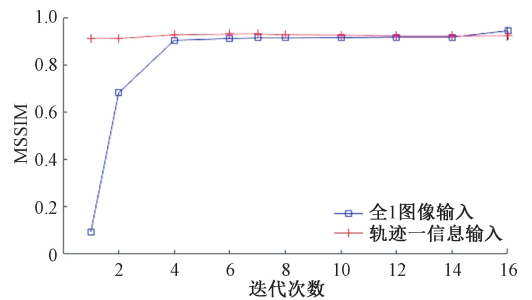


图 6 迭代次数与平均结构相似关系

Fig. 6 Relationship between iteration times and MSSIM

从图 6 可以看出,当上一段采样时间输出结果信息作为输入时,其输出图像与模型图像的平均结构相似性比元素全为 1 的图像作为输入时的输出图像与模型图像的平均结构相似性高。随着迭代次数的增加,上一帧轨迹信息作为输入时下一帧输出图像的 MSSIM 值稳定。验证了 T-OSEM 可实现低迭代次数下、短时间内动态粒子的轨迹描绘,且效果好。

为研究最优的子集事件数量及相对应采样时间的关系、检验 T-OSEM 算法在低计数下轨迹跟踪效果,以轨迹 2 为例,选取相同的  $\Delta t$  采样时长、改变粒子球活度,得到如表 5 所示的响应线数量。不同响应线数量下粒子小球轨迹如图 7 所示。观察图 7 不同响应线数量下的轨迹情况。

表5 相同  $\Delta t$ 、不同活度下响应线数据量

Table 5 Number of LORs under the same  $\Delta t$  and different activities

不同活度轨迹标号	$\Delta t$ 采样时长/s	响应线数据量/条
i	1	129 256
ii	1	646 283
iii	1	1 292 567
iv	1	1 938 851

从图 7(a)可以看出,赋予相同的  $\Delta t$  采样时长,当活度较低、响应线条数较少时,轨迹仍收敛,T-OSEM 算法依旧可以描绘粒子小球的轨迹信息。这有效说明了 T-OSEM 通过少量数据可以实现对轨迹的跟踪,即在低计数状态下实现粒子追踪,为工业检测腔体内部流场的动态特性提供一种有效手段。

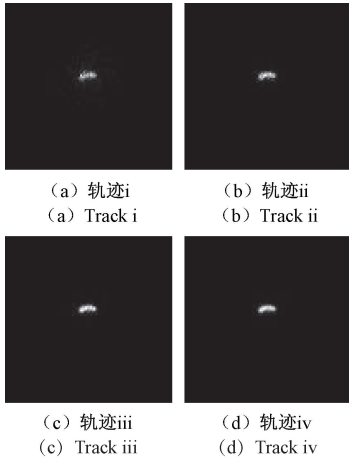


图 7 相同  $\Delta t$ 、不同响应线数量下粒子小球轨迹

Fig. 7 Trajectories of the particle ball under the same  $\Delta t$  and different numbers of LORs

为选出短瞬小时内最优的子集事件数量,如图 8 所示,对相同  $\Delta t$ 、不同数据量的响应线进行均方根误差 (MSE)、峰值信噪比 (PSNR)、平均绝对误差 (MAE)、平均结构相似性值 (MSSIM) 分析。

从图 8 可以看出,重建 129 256 条响应线后的 7(a) 帧图像 MSE、MAE 值最高,PSNR、MSSIM 值最低,图像重建效果最差;重建 1 938 851 条响应线后的 7(d) 帧图像 MSE、MAE 值最低,PSNR、MSSIM 值最高,图像重建效果最好。因此,短瞬小时内子集事件数量越多,重建后帧图像的评价指标越优越,图像质量越高。然而响应线数量越多,重建时间越长。考虑到采样时间和重建时间相匹配,由 1 292 567 条响应线重建后得到的图 7(c) 帧图像,其综合评价指标最优,实现在尽可能短的采样时间下达到最优的重建效果。

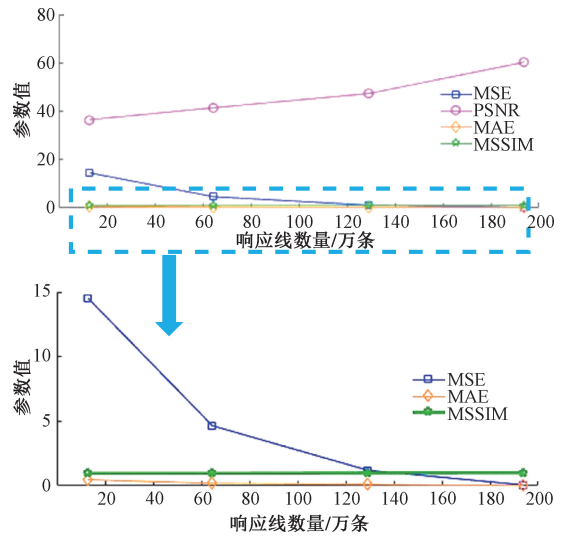


图 8 相同  $\Delta t$ 、不同响应线数量下评价指标

Fig. 8 Evaluation index under the same  $\Delta t$  but different numbers of LORs

为加快图像重建速度,引入并行操作。图像工作站中并行架构 CUDA 可以对一系列待处理数据上执行同一段语句。CUDA 主体的一部分在 CPU 上执行,进行复杂的逻辑控制和程序的串行工作;另一部分在 GPU 上执行,进行大量数据并行处理工作。GPU 内线程 (thread) 间没有特定执行顺序,并相互独立。CUDA 操作的  $\Delta t$  采样数据流内响应线  $Y_n$  被 CPU 发送至 GPU, GPU 处理结果被传输 CPU,形成 T-OSEM 系统矩阵  $A'_n$ 。

本文对数据处理采用了单核单线程下响应线逐步运算和多核多线程下响应线并行运算两种方式进行了比较。在并行运算的仿真验证中,利用图像工作站 CUDA 架构并行运算模式对响应线进行处理。单核单线程下响应线逐步运算、多核多线程下响应线并行运算模式下,不同响应线数量生成系统矩阵的时间对比如图 9 所示。

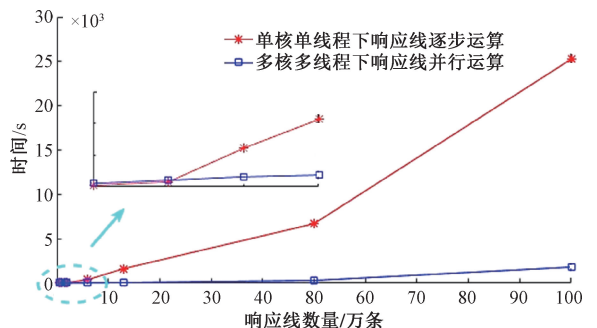


图 9 不同运算模式、不同 LORs 数量生成系统矩阵时间对比  
Fig. 9 Time comparison of generating system matrix under different operation modes and different numbers of LORs



从图 9 可以看出,在本仿真实验中,当响应线数据量低于 10 000 条时,计算机逐步运算模式下的工作时间低于多核并行运算模式的工作时间;响应线数据量在 10 000 附近时,两种运算模式使用的时间接近;当响应线数量大于 10 000 时,计算机多核并行运算模式下所用时间较少,且随着响应线的数量不断增加,如达到百万级数据量时,多核并行运算使用的时间仅占响应线逐步运算使用时间的 7.14%,并行运算模式的优势更加明显。因此,在进行大量响应线的系统矩阵计算时,利用 CUDA 多核可以大大提高工作效率,验证了 T-OSEM 可以实现快速、动态图像重建。若核的数量更多,则数据处理效率还可以进一步提高。

### 4 实验验证

为进一步验证 T-OSEM 算法短时间内对动态粒子跟踪的有效性,设计了一个粒子轨迹跟踪实验。实验如图 10 所示,利用水泵、开关阀、流量计、导管等器件设计一个粒子球运动试验装置,使得注满核素的半径 3 mm 小球在水流的带动下运动,测量时间为 10 s。

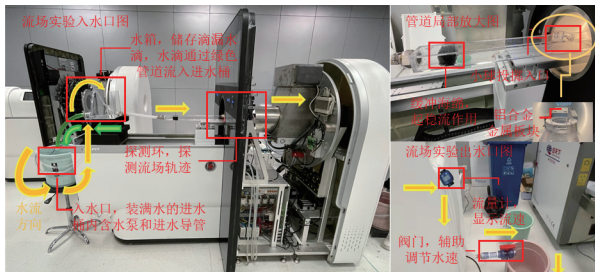


图 10 示踪粒子球轨迹实验装置

Fig. 10 Experimental device for tracking particle balls

为验证  $\gamma$  光子强穿透性,在管道外侧周围放置铝合金金属板块,并以此展开试验。

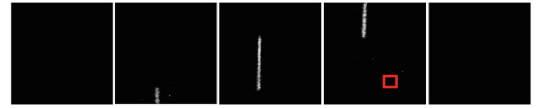
采用苏州瑞派宁公司的数字 PET 探测器进行实验,探测器型号为 Trans-PET,其参数如表 6 所示。

表 6 T-OSEM 实验探测系统参数

Table 6 Parameters of T-OSEM experimental detection system

参数	值
探测环层数/层	52
横向有效视野半径/mm	130
轴向有效视野/mm	100
每环晶体数/个	312
时间分辨率/ns	1.5
有效视野中心空间分辨率/mm	0.99
能量窗/KeV	350~625
平均能量分辨率/%	15

利用提出的 T-OSEM 实现,体积为  $0.113 \text{ cm}^3$  的小球注射核素,采样时间设置为 1 s,在采样时间段内其轨迹结果如图 11 所示。



(a) 单粒子球在 1~5 s 时间段的轨迹

(a) Trajectories of single particle during time period of 1~5 s



(b) 3 个粒子球在 6~10 s 时间段的轨迹

(b) Trajectories of three particles during time period of 6~10 s

图 11 T-OSEM 每秒检测不同数量小球轨迹

Fig. 11 T-OSEM detection of small balls with different numbers per second

图 11(a) 中第 1 张图为全黑图像,因投掷速度较慢,导致小球第 1 s 内未进入探测视野范围,探测器在第 1 s 内未检测到符合响应线;从图 11(a) 的第 2~4 张图可以看到,T-OSEM 可以检测出注满核素体积为  $0.113 \text{ cm}^3$  的单粒子小球在不同时间段的轨迹图,轨迹周围存在探测器的噪声,证明 T-OSEM 可实现对动态粒子的跟踪,且噪声不影响对粒子的跟踪;图 11(a) 中第 5 张图为全黑图像,此时流量计显示水流速度为  $4.98 \text{ cm/s}$ ,因水流速度较快,导致粒子小球已流出探测视野范围。

图 11(b) 为同时投掷 3 个粒子球,第 1 个粒子球,与其他两个粒子球相比,因注入核素较少,轨迹宽度明显不够清晰,验证 T-OSEM 是根据核素浓度、核素分布进行符合响应线的采集;图 11(b) 其中轨迹图中存在上一秒小球轨迹的阴影,验证 T-OSEM 是以上一秒图像结果为输入进行迭代。该实验验证 T-OSEM 算法对动态粒子轨迹跟踪具有明显优势。

为验证帧图像反映小球运动速度的准确性,选择图 11(b) 中成像效果较好的第 2 个粒子球进行速度分析。实验时水流稳定,在小误差范围内假定粒子小球保持在同一水平液面上运动,即坐标  $Y$  值固定。则不同时间段  $X-Z$  平面粒子轨迹如图 12 所示。

根据图 12 中粒子小球点坐标进行计算,与流量计显示的  $4.98 \text{ cm/s}$  相比,第 7 s 内平均速度  $v_7 = 47.210 \text{ mm/s}$ ,第 8 s 内平均速度  $v_8 = 47.183 \text{ mm/s}$ 。考虑到流量计数值显示误差、示踪粒子小球非直线运动特征,可以认为该探测手段下粒子小球运动速度具有充分正确性。

为验证帧图像反映小球运动轨迹的准确性,采用苏州瑞派宁公司的数字 PET 探测器进行实验。在水流实验槽内放置障碍物,当水流较稳定时,将注满核素的半径 3 mm 小球在投掷入口进行投掷。

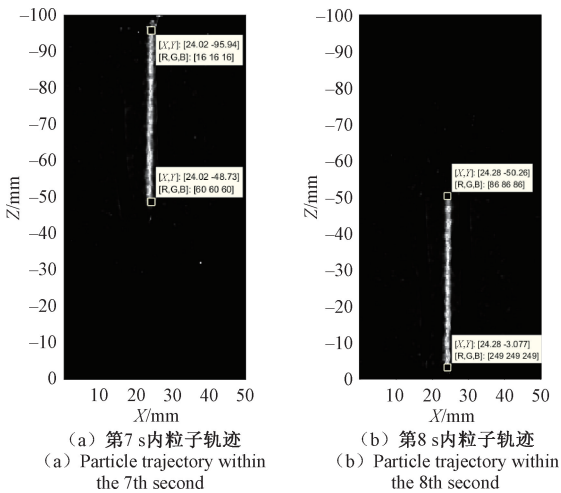


图12 不同时间段 X-Z 平面轨迹

Fig. 12 X-Z plane trajectories in different time periods

在和无障碍物实验条件相同的情况下进行实验,测量时间为10 s,采样时间设置为1 s。利用 T-OSEM 算法实现,在采样时间段内其轨迹结果如图13所示。

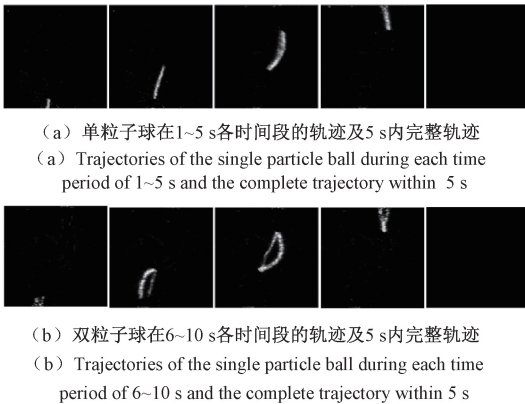


图13 有障碍物下 T-OSEM 每秒检测不同数量小球轨迹

Fig. 13 T-OSEM detection of small balls with different numbers per second under obstacles

从图13(b)中可以看出,在障碍物的凸起处,因拐角过大水流流速加快,靠近障碍物的粒子球也随着运动速度变快,该1 s时刻内图像轨迹变长,证明 T-OSEM 算法能够准确反映流场变化情况。为了检验每秒帧图像内的信息量和微小细节反差、纹理变化特征,更好地反映帧图像的清晰度,选择每秒具有完整轨迹的第2、3、7、8 s图像,选取迭代次数为7并将上一帧输出信息作为输入图像信息,采用图像熵和平均梯度两个指标对图像进行分析与评价。

观察图14,可以发现,相较于第2、3 s内的单粒子球,第7、8 s内投掷的是双粒子球,所包含信息量更丰富,因此信息熵、平均梯度值更高;相较于第2、7 s内的平缓

障碍物拐角,第3、8 s内的障碍物拐角弧度更大,帧图像信息量、细节反差、纹理变化特征更明显,对实际工程中应用具有较大的参考价值。

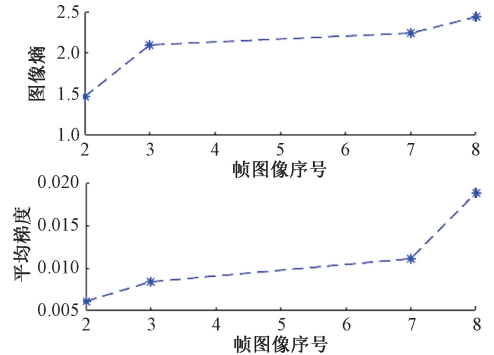


图14 不同时间段帧图像信息熵、平均梯度曲线关系

Fig. 14 Curve relationship of different time periods with information entropy and mean gradient

## 5 结 论

为了实时监控示踪粒子运动轨迹、实现密闭腔体内部流体的动态检测,本文提出了一种按时间流对响应事件进行子集划分的图像重建 (time ordered-subsets expectation maximization, T-OSEM) 算法。该算法在连续采样数据的同时,按时间段将采样到的数据划分为子采样数据序列,并据此生成相应的系统矩阵子集,以 OSEM 形式对子集进行迭代运算实现图像重建。重建过程中将上一帧图像作为迭代运算的输入,利用帧与帧图像间的相关性,以加快迭代运算的收敛速度。研究了最优的子集事件数量及相对应采样时间的关系,以实现在尽可能短的采样时间下达到最优重建效果。数据流的采样与上一帧图像的处理同时进行,并通过多核多线程并行运算加速图像重建过程。针对单粒子和多粒子的动态图像进行了研究,仿真和实际实验验证了本算法的收敛性和有效性。

通过对示踪粒子球的仿真实验,该方法实现的粒子轨迹结构相似比为0.92,与改进前 PET 技术相比高而稳定;使用相同的采样时间,低活度下的少量响应线数据依旧可以实现轨迹图像的重建,验证 T-OSEM 算法可实现低计数状态下的成像,为工业实际应用提供了一种有效手段;在 CPU 上进行多核多线程并行工作实现算法加速,当处理的响应线数据量达到以百万计数时,该运算模式下生成系统矩阵的时间仅占单核单线程响应线逐步运算模式使用时间的7.14%,验证了 T-OSEM 算法可实现快速重建。通过对示踪粒子球的实际试验,发现  $\gamma$  光子能够穿过金属材料并将内部信息带出腔体外部;通过对

比水流速度和帧图像中粒子速度,计算发现误差为5.23%,验证帧图像体现的粒子球速度能准确反映出水流流动速度;发现在有障碍物的情况下,帧图像轨迹信息量更丰富,验证 T-OSEM 算法能准确反映出水流流动轨迹,对工程应用具有较大的参考价值。因此,T-OSEM 算法通过短扫描时间获得较少数据量、多帧位的采样使图像动态连续快速重建,采集和处理同步进行方式实现了快速地对示踪粒子进行动态检测。

## 参考文献

- [ 1 ] 李恩邦,李志平,李淳,等. 湍流中示踪粒子跟随性的数值分析[J]. 仪器仪表学报,2009,30(2):225-231.  
LI EN B, LI ZH P, LI CH, et al. Numerical analysis of tracer particle following in turbulence [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(2):225-231.
- [ 2 ] JIANG T, ZHAO M, YAO M, et al. Outline feature extraction of positron image based on a 3D anisotropic convolution operator [ J ]. IEEE Access, 2020, 8: 150586-150598.
- [ 3 ] YAO M, LV G, ZHAO M, et al. Reconstruction algorithm for regions of interest in  $\gamma$ -photon images[J]. IEEE Access, 2021, 9: 71615-71625.
- [ 4 ] LIU H, PEI C, XIE S, et al. Inversion technique for quantitative infrared thermography evaluation of delamination defects in multilayered structures[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4592-4602.
- [ 5 ] OBAID S S, SAYYED M I, GAIKWAD D K, et al. Attenuation coefficients and exposure buildup factor of some rocks for gamma ray shielding applications [ J ]. Radiation Physics and Chemistry, 2018, 148:86-94.
- [ 6 ] WALLER M L, CHOWDHURY F U. The basic science of nuclear medicine [ J ]. Orthopaedics and Trauma, 2016,30(3):201-222.
- [ 7 ] 姚敏,赵增浩,赵敏,等. 复杂结构件内部缺陷检测[J]. 仪器仪表学报,2020,41(10):213-220.  
YAO M, ZHAO Z H, ZHAO M, et al. Internal defect detection of complex structural parts[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 213-220.
- [ 8 ] CHAN C W, SEVILLE J, YANG Z, et al. Particle motion in the CFB riser with special emphasis on PEPT-imaging of the bottom section [ J ]. Powder Technology, 2009, 196(3): 318-325.
- [ 9 ] HOFFMANN A C, DECHSIRI C, WIEL F V D, et al. PET investigation of a fluidized particle: Spatial and temporal resolution and short term motion [ J ]. Measurement Science & Technology, 2005, 16(3):851.
- [ 10 ] HENSLER T, TUPY M, STRER T, et al. Positron emission particle tracking in fluidized beds with secondary gas injection [ J ]. Powder Technology, 2015, 279: 113-122.
- [ 11 ] JIANTANG L, MIN Z, HUI X . A positron injection-based 3D imaging test method for inner cavities in complex parts [ J ]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2016, 58(11):617-622.
- [ 12 ] YAO M, ZHANG Y, ZHAO M, et al. Research on combustion flow field imaging method based on ray casting algorithm [ J ]. AIP Advances, 2019, 9(5): 055022.
- [ 13 ] GUO R P, QI Y N, ZHAO M, et al. Study of fluid flow measurement using positron annihilation technology[J]. International Conference on Biomedical Engineering and Technology, 2019: 37-41.
- [ 14 ] 张斌,王李栓,赵书俊. PET 断层重建中动态射线追踪算法的实现 [ J ]. 郑州大学学报(理学版), 2012, 44(3):69-73.  
ZHANG B, WANG L SH, ZHAO SH J. Implementation of dynamic ray tracing algorithm in pet tomographic reconstruction [ J ]. Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition), 2012,44(3):69-73.
- [ 15 ] 张斌,单保慈,贡明凯,等. 基于 list-mode 数据的 PET 断层重建原理与实现 [ J ]. 生物医学工程学杂志, 2012, 29(5): 814-819.  
ZHANG B, SHAN B C, YUN M K, et al. Principle and implementation of list-mode image reconstruction in PET[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012, 29(5): 814-819.
- [ 16 ] 甄琰明,张金铭,曲桂红,等. 3D 均值中值滤波参数对 3D 有序子集期望最大化重建图像的影响 [ J ]. 中国医学影像技术, 2020,36(4):584-589.  
ZHEN Y M, ZHANG J M, QU G H, et al. Effect of 3D mean median filtering parameters on 3D ordered subset expectation maximization reconstruction image [ J ]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2020, 36(4): 584-589.
- [ 17 ] CHENG J, MENG F, SHI Y, et al. Rapid construction of system response matrix based on geometric symmetries for the quad-head PET system [ C ]. 15th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine. International Society for Optics and Photonics, 2019, 11072: 110720M.
- [ 18 ] JIAO Y, IJURRA O M, ZHANG L, et al. Curadiomics: A GPU-based radiomics feature extraction toolkit [ C ]. International Workshop on Radiomics and Radiogenomics in Neuro-oncology, Springer, Cham, 2019: 44-52.



- [19] 蔡玉芳,李屏懿,王珏,等. 基于投影视角加权的直线 CL 重建算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 64-74.  
CAI Y F, LI P Y, WANG Y, et al. CL reconstruction algorithm based on projection angle weighting [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 64-74.
- [20] LOPEZ-MONTES A, GALVE P, UDIAS J M, et al. Real-time accurate rebinning of PET data based on the pseudo-inverse of the axial system matrix [C]. 2017 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), IEEE, 2017: 1-4.

### 作者简介



**徐蕾**, 2020 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学在读硕士研究生, 主要研究方向为正电子无损检测和算法优化。

E-mail: leixumail@163.com

**Xu Lei** received her B.Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2020. She is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include positron nondestructive testing and algorithm optimization.



**赵敏**(通信作者), 分别于 1982、1987 和 2003 年在南京航空航天大学获得学士、硕士和博士学位, 现为南京航空航天大学教授, 主要研究方向为无人机轨迹规划与控制、无损检测用正电子湮没技术、高速铁路无损检测用计算机测量与控制系统。

E-mail: xymzhao@126.com

**Zhao Min** (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1982, 1987 and 2003,

respectively. He is currently a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests UAV trajectory planning and control, positron annihilation technology for nondestructive testing, computer measurement and control system for high-speed railway nondestructive testing.



**郭瑞鹏**, 2003 年于郑州大学获得学士学位, 2006 年于中国科学院安徽光学精密机械研究所获得硕士学位, 2011 年于上海交通大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学副教授, 主要研究方向为无损检测、计算机测量、控制与信号处理。

E-mail: rpguo@nuaa.edu.cn

**Guo Ruipeng** received her B.Sc. degree from Zhengzhou University in 2003, received her M.Sc. degree from Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences in 2006, and received her Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2011. She is currently an associate professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her research interests include non-destructive testing, computer measurement, and control and signal processing.



**姚敏**, 分别于 1997 年、2002 年、2008 年于南京航空航天大学获得学士学位、硕士学位、博士学位, 现为南京航空航天大学副教授, 主要研究方向为无人机任务分配、数据及信号处理和算法优化。

E-mail: ym\_nuaa@163.com

**Yao Min** received her B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1997, 2002 and 2008, respectively. She is currently an associate professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her research interests include UAVs task assignment, data and signal processing, and algorithm optimization.