

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.01.002

基于 γ 光子的工业件内部成像质量优化研究

马柏林, 姚敏, 王明, 刘铭, 陈舒熠

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 211106)

摘 要:针对利用 γ 光子对工业零部件内部进行成像的图像空间分辨率较低以及边缘模糊等问题, 在传统 MLEM 算法的基础上提出一种 EP-MLEM 重建算法。通过在重建的每一次迭代过程中进行优化来提高图像的质量。设计一组工业多通管仿真模型进行仿真, 并分别对传统 MLEM 算法和改进的 EP-MLEM 算法重建后的图像进行图像质量评价。仿真实验表明: EP-MLEM 算法重建图像的 PSNR 和 SSIM 分别由 21.143 4 和 0.615 8 提升到了 23.138 3 和 0.719 8, EP-MLEM 算法在边缘表现方面强于传统 MLEM 算法。

关键词: γ 光子; 无损检测; 软件设计; 图像处理; 质量优化

中图分类号: TB302.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)01-0007-04

Research on Optimization of Internal Imaging Quality of Industrial Parts Based on γ -photons

MA Bolin, YAO Min, WANG Ming, LIU Ming, CHEN Shuyi

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

Abstract: In order to solve the problems of low spatial resolution and blurred edges of the images used in the internal imaging of industrial parts by γ -photons, this paper proposes an EP-MLEM reconstruction algorithm based on the traditional MLEM algorithm, which can improve the image quality by optimizing each iteration of the reconstruction. A set of industrial multi-tube simulation models is designed and simulated, and the image quality of the reconstructed image is evaluated by the traditional MLEM algorithm and the improved EP-MLEM algorithm respectively. The simulation results show that the PSNR and SSIM of the image reconstructed by EP-MLEM algorithm increase from 21.143 4 and 0.615 8 to 23.138 3 and 0.719 8 respectively, among which EP-MLEM algorithm is better than traditional one in edge performance.

Keywords: γ -photons; non-destructive testing; software design; image processing; quality optimization

0 引言

密闭腔体内部可视化无损检测是工业界的一个难题, 正电子发射断层成像 (positron emission tomography, PET) 技术因能利用正电子自身湮灭时产生的具有高穿透力的 γ 光子对进行成像, 成为了一种很好的解决方案。PET 检测技术作为一种非侵入式成像检测手段, 且 γ 光子呈电中性, 并且具有极强的穿透性, 因此可以不受电场、磁场、温度场和高密度金属外壳的影响^[1-2], 这使得 PET 成像技术在工业无损检测方面呈现出独特的优势, 而且 γ 光子在各种干扰和恶劣环境下都能够对金属零部件内部进行高效的测量, 还可以实现在线状态检测^[3-4]。PET 成像技术有效地扩大了工业领域无损检测成像的范围, 对无损检测技

术的发展具有重大意义。

在运用 γ 光子进行成像的过程中, 成像图像往往还存在图像空间分辨率较低以及边缘较模糊等问题。本文提出一种改进式的保边极大似然期望最大算法 (edge preservation maximum likelihood expectation maximization, EP-MLEM), 利用成像过程中多次迭代的特性, 对重建图像进行优化处理, 提高重建图像的空间分辨率以及增强重建图像的边缘识别度。

1 MLEM 算法

极大似然期望最大算法 (maximum likelihood expectation maximization, MLEM) 是如今 γ 光子成像技术中最为常见的一种算法^[5], 其假设探测器探测到的 γ 光子的发射服从泊松分布, 即

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62071229); 航空科学基金项目 (2020Z060052001); 南京航空航天大学研究生科研与实践创新计划项目 (xcxjh20220331)

第一作者简介: 马柏林 (1996—), 男, 广西桂林人, 硕士研究生, 研究方向为正电子探测成像、图形处理等, 15078973664@163.com。

$$y_i \sim \text{Poisson}(\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j), \quad j=1,2,\dots,J \quad (1)$$

式中: y_i 表示第*i*组探测器探测到的符合事件的计数值; x_j 表示第*j*个像素的核素活度; a_{ij} 表示在第*j*个像素处核素衰变产生的 γ 光子被第*i*组探测器接收到的概率。再通过投影数据的统计特性可以得出 γ 光子成像的概率似然函数为

$$P(y|x) = \prod_{i=1}^I \left(y_i \ln \frac{(\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j)^{y_i}}{y_i!} \right) e^{-\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j} \quad (2)$$

两边取对数,可得

$$L(x) = \ln P(y|x) = \sum_{i=1}^I [y_i \ln(\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j) - \ln y_i! - \sum_{j=1}^J a_{ij}x_j] \quad (3)$$

式中 $\ln y_i!$ 是一个无关的常数项,因此将其舍去。此时极大似然函数下的图像重建问题便可以替换为式(4)中的约束优化问题。

$$\max_{x \geq 0} L(x) \quad (4)$$

因此 MLEM 算法中的目标函数为

$$\bar{x} = \arg \max_{x \geq 0} L(x) \quad (5)$$

式中 $\bar{x}$ 为重建图像。当 $L(x)$ 取得最大值的时候,此时的 x 值为重建层析图像的结果。

使用期望最大值法(expectation maximization, EM)进行求解,EM 算法假设观测数据 $\{y_i\}$ 是不完全数据集,它依赖于一个完全数据集 $\{z_{ij}\}$ 。 z_{ij} 表示第*i*条符合线探测到位于第*j*个像素核素衰变产生的 γ 光子数,有 $y_i = \sum_j z_{ij}$,并且 z_{ij} 也服从泊松分布,即

$$z_{ij} \sim \text{Poisson}(a_{ij}x_j) \quad (6)$$

此时,完全数据集的概率分布为

$$P(z|x) = \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^J P(z_{ij}|x_{ij}) \quad (7)$$

EM 算法的中心思想是在给出不完全事件集 $\{y_i\}$ 时,求出图像像素数据集 $\{x_i\}$,并同时使 $\ln P(z|x)$ 的期望值最大。其大致过程可分为两个步骤:期望计算和最大化计算,两个步骤交替重复计算得到最终图像。

期望计算是指在给出观测数据集 y 在第*k*次迭代的图像像素矩阵 $\mathbf{x}^k$ 的情况下,计算似然函数的对象期望:

$$Q(x|\mathbf{x}^k) = E((\ln P(z|x)|y), \mathbf{x}^k) \quad (8)$$

最大化计算中的 $Q(x|\mathbf{x}^k)$ 函数:

$$Q(x|\mathbf{x}^k) = E[(\ln P(z|x)|y), \mathbf{x}^k] =$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \ln \left(e^{-a_{ij}x_j} \frac{(a_{ij}x_j)^{z'_{ij}}}{z'_{ij}!} \right) \quad (9)$$

式中: z'_{ij} 是完全数据集 z_{ij} 在 $\mathbf{x}^k$ 和 y_i 条件下的期望值。

$$z'_{ij} = E(z_{ij}|x, y) = y_i \frac{a_{ij}x_j^k}{\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j^k} \quad (10)$$

消去无关变量,式(9)可以变换为

$$Q(x|\mathbf{x}^k) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J [-a_{ij}x_j + z'_{ij} \ln(a_{ij}x_j)] \quad (11)$$

对式(11)中的 x_j 求一阶偏导,并令其等于0,此时最大化函数取得极大值:

$$\frac{\delta}{\delta x_j} Q(x|\mathbf{x}^k) = -\sum_{i=1}^I a_{ij} + \frac{\sum_{j=1}^J z'_{ij}}{x_j} = 0 \quad (12)$$

由式(12)得 MLEM 的最终迭代公式为

$$\mathbf{x}_j^{k+1} = \frac{x_j^k}{\sum_{i=1}^I a_{ij}} \sum_{i=1}^I a_{ij} \frac{y_i}{\sum_{j=1}^J a_{ij}x_j^k} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}_j^{k+1}$ 和 $\mathbf{x}_j^k$ 分别表示重建图像在迭代第*k*+1次和*k*次的结果。

2 EP-MLEM 成像算法

针对传统 MLEM 重建算法存在的问题,对图像质量的增强以及对迭代过程的优化显得十分重要。基于上述情况,提出一种改进的 EP-MLEM 迭代成像算法,将传统的 MLEM 算法与滤波算法结合在一起。

图1展示了该算法的思路。首先在待迭代切片图上取一个像素点,如图2所示。假设当前取的像素点是点*A*,在点*A*周围取一个大的方框,即搜索框;假设其边长为 $2f+1$,点*A*在方框的中心,再在方框中取小的方框,即相似框,假设其边长为 $2t+1$,在大搜索框中找到所有边长为 $2t$ 的小相似框的组合(即相似框在大搜索框中到处移动,记录相似框中心点的坐标);假设相似框的中心点为点*B*,分别于点*A*周围的相似框求减法,并且加入高斯核计算得到的加权值,这样就可以计算出一个二维数据,里面存放着各个点的插值乘以权重后的值:

$$k_l(x, y) = k_{l-1}(x, y) + \frac{1}{(2i+1)^2} \quad (14)$$

式中: $i \in [1, 2f]$; $k_0 = 0$; $l \in [1, f-i+1]$ 为迭代次数。在搜索框中对点*A*周围所有点经过多次迭代求出 $k_l(x, y)$ 后,可以计算得到对应的高斯核,用

于后续的计算:

$$k_{p+1,q+1}(x,y) = \frac{k_{p,q}(x,y)}{f \cdot \sum_{p=q=1}^{p=q=f} k_{p,q}(x,y)} \quad (15)$$

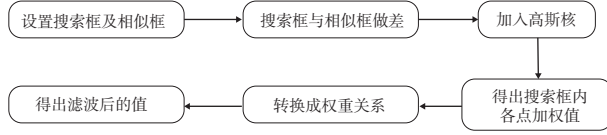


图1 算法流程

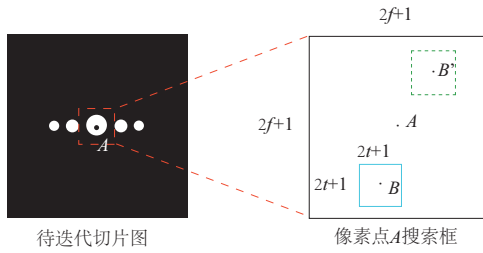


图2 搜索框与相似框

加入高斯核主要是因为距离中心点的距离不同对中心点的影响大小也不同,而且高斯核的权重和是1,所以就不用再归一化了。再将这个二维数组求和并平均,得到的值就是这个相似框的中心点B对于点A的权重值。计算点A周围所有点的权重值,根据计算出来的值用一个指数减函数就得到了成正比的权重关系:

$$d = \sum_{p=q=1}^{p=q=f} k_{p,q}(x,y) \cdot (W_1 - W_2)^2 \quad (16)$$

$$w = e^{-\frac{d}{h}} \quad (17)$$

式中: W_1 和 W_2 是关于在待处理图像中搜索框半径 f 和相似框半径 t 的二维数组; d 是计算出来的权重值,带入后 w 就是成正比的权重关系; h 是一个滤波百分比值,固定为一个常数。计算出来的 w 是一个在0~1之间的值,自动归一化了。最后根据得到的权重值以及各个点本身的灰度值就可以计算出滤波后A点的灰度值 $Y_n(x,y)$:

$$Y_n(x,y) = \frac{X'_n(x,y) \cdot \sum w + X'_n(x',y') \cdot w_{\max}}{w_{\max} + \sum w} \quad (18)$$

式中 $X'_n(x,y)$ 是输入图像的镜面反射元素填充矩阵。如果该点的权重关系 w 为0,则该点的灰度值不变。

通过在每次MLEM迭代后增加额外的滤波步骤,可以在保留重建图像边缘相关信息的情况下减少图像的噪声,起到一个对当前迭代图像进

行平滑处理的作用。

在完成所有迭代之后,便可以得到最终的重建图像。

3 系统测试与实验结果

设计了一个仿真实验用来验证算法的有效性,图3所示模型为工业上常用的一种多通管模型。利用geant4 application tomographic emission (GATE)仿真平台搭建的PET探测环实现PET扫描仿真。GATE仿真探测环参数如表1所示。

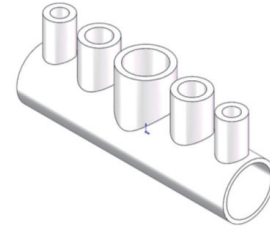


图3 仿真模型

表1 GATE 仿真探测环参数

参数	数值
内径/mm	212
轴向长度/mm	110.6
每环晶体数/个	312
晶体尺寸(长×宽×高)/mm	2.07×2.07×10
时间分辨率/ps	100
能量窗/keV	350~650

仿真探测环参数参照某公司的Trans-PET探测器设置。将上述模型放到搭建的探测环中进行仿真。仿真参数设置如表2所示。

表2 多通管模型仿真参数

模型	仿真时长/s	活度/Bq	材料	散射
多通管	15	1 000	Water	否

多通管模型仿真并重建得到的成像结果如图4所示。图4(a)为多通管模型原始切片图,图4(b)和图4(c)分别是经过传统MLEM重建算法和经过EP-MLEM重建算法处理后的重建图像。根据图4可以发现:图4(b)成像效果不佳,图像整体表现为向图像中心点收缩,成像效果失真较严重,整体图像分辨率较低,尤其在边缘过度方面最平缓;图4(c)对图像的还原及边缘处理要比图4(b)好,图像更加清晰,整体看上去效果更好。

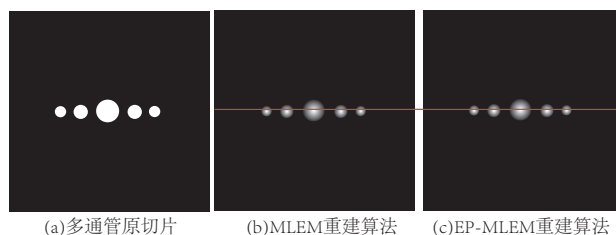


图4 多通管仿真结果图

表3展示了这两种不同处理方式下的重建图像的结构相似度(structural similarity, SSIM)和峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)指标^[6]。根据表3可以发现:经过EP-MLEM重建算法处理过的图像相比于经过传统MLEM重建算法处理过的图像在SSIM和PSNR上都有所提高。

表3 多通管模型仿真参数

处理方式	PSNR	SSIM
MLEM	21.143 4	0.615 8
EP-MLEM	23.138 3	0.719 8

如图5所示,为了更好地比较重建图像的不同并且体现出算法在边缘处理上的优越性,将重建图像中红线经过的像素灰度值绘制成曲线,可以发现在经过EP-MLEM重建算法处理后的重建图像曲线在波谷的阶跃性更好,在波峰也表现出更好的峰值,说明该算法得到的图像分辨率更高,尤其是边缘表现得非常突出(本刊黑白印刷,相关疑问咨询作者)。

4 结语

PET成像图像存在分辨率低、边缘模糊等问题,传统的MLEM成像算法重建图像很难对其进行有效地处理。因此,本文提出了一种改进的EP-MLEM成像算法,利用成像过程中多次迭代的特性,对重建图像进行优化处理,并通过工业多通

管的仿真实验对算法进行验证。结果显示:改进后的EP-MLEM成像算法提高了重建图像的空间分辨率并且增强了重建图像的边缘性。

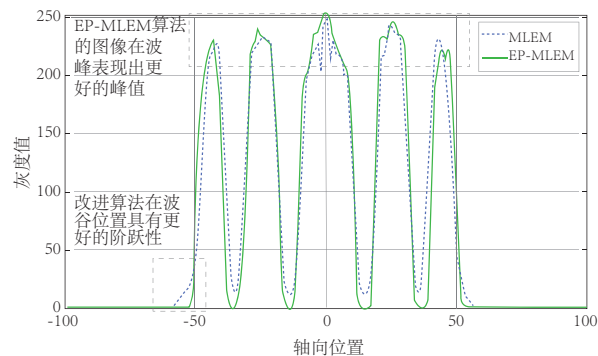


图5 图4中红色线段剖视图

参考文献:

- [1] GNINENKO S N, KRASNIKOV N V, MATVEEV V A, et al. Some aspects of positronium physics[J]. Physics of Particles and Nuclei, 2006, 37(3): 321-346.
- [2] WALKER M D, MATTHEWS J C, ASSELIN M C, et al. Optimization of the injected activity in dynamic 3D PET: a generalized approach using patient-specific NECs as demonstrated by a series of ^{15}O - H_2O scans[J]. Journal of Nuclear Medicine: Official Publication, Society of Nuclear Medicine, 2009, 50(9): 1409-1417.
- [3] XIAO H, ZHAO M, LIU J T, et al. A study on scattering correction for γ -photon 3D imaging test method[J]. AIP Advances, 2018, 8(3): 035315.
- [4] 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.
- [5] SHEPP L A, VARDI Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1982, 1(2): 113-122.
- [6] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.

收稿日期: 2023-06-28