

桶内 γ 放射源的定量重建

张晓健¹, 张凤月¹, 陈冰¹, 韦孟伏², 温俊海¹

(1. 北京理工大学生命学院,北京 100081; 2. 中国工程物理研究院,四川,绵阳 621900)

摘要: 考虑到实现放射性废物的分布位置和剂量的快速准确测定,对核设施的安全运行、放射性废物评估和处理有重要的意义。作者针对在实际放射源测量中只能获得较少 γ 相机投影数据的问题,研究使用基于压缩感知的稀疏重建技术实现桶内黑体放射源的三维分布定量重建。通过对桶内模拟放射源与真实放射源两组投影数据的重建,表明该算法能够在稀疏投影条件下精确重建出桶内放射源的三维位置、形状及相对强度等信息,实现桶内放射源的定量三维重建。

关键词: γ 放射源; 稀疏投影; 定量重建; 强度分布

中图分类号: R318 文献标志码: A 文章编号: 1001-0645(2018)11-1198-07

DOI: 10.15918/j.tbit.1001-0645.2018.11.016

Quantitative Reconstruction of γ Radioactive Sources in Metal Barrel

ZHANG Xiao-jian¹, ZHANG Feng-yue¹, CHEN Bing¹, WEI Meng-fu², WEN Jun-hai¹

(1. School of Life Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. China Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, China)

Abstract: With the increasing application of nuclear power and nuclear technology in energy, military, industrial and medical fields, a large number of different types of radioactive solid waste have been producing in nuclear fuel plant, reactor, military facilities, hospitals and research institutions. The rapid and accurate determination of the distribution, location and dosage of radioactive wastes is of great significance for safe operation of nuclear facilities, assessment and treatment. In view of the fact that fewer gamma camera projection data could be obtained in actual radiation source measurements, a sparse reconstruction technique based on compressed sensing was used to reconstruct the 3D distribution of the unknown sources inside the metal barrel. According to the reconstruction of two sets of projection data from the real sources and simulated sources experiments, the results show that the algorithm can accurately reconstruct the radiation sources' 3D position, shape, relative intensity in the sparse projection conditions, and achieves quantitative 3D reconstruction of the radiation source in the metal barrel.

Key words: γ radioactive sources; sparse projection; quantitative reconstruction; intensity distribution

随着核能与核技术在能源、军事、工业和医疗等领域的应用日益广泛,核燃料厂、反应堆、军用设施、

医院和研究机构等每年可能产生大量不同类型的放射性固体废物^[1]。实现放射性废物的分布位置和剂

收稿日期: 2017-06-20

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0105104)

作者简介: 张晓健(1992—),男,硕士生,E-mail: 2120151306@bit.edu.cn.

通信作者: 温俊海(1969—),男,教授,博士生导师,E-mail: wenjh@bit.edu.cn.

量的快速准确测定,对核设施的安全运行、放射性废物评估和处理有重要的意义^[2]. 在实际的核废物处理中,出于安全性和经济性的考虑,需要针对不同等级的放射性废物分级处理. 因此,需要首先对废物桶中的放射性废物定量重建.

目前对放射性物质剂量和位置的重建主要有康普顿相机成像和 γ 相机成像两种方式^[3]. γ 相机作为一种常用的 γ 射线成像设备,能够远距离对放射物成像,获得放射源在照片中的位置,在核安全中有着重要作用. γ 相机在多个角度拍摄放射源的二维图像,然后基于断层成像技术可以实现放射源的定量重建. 目前美国的 LANL 与 Canberra 公司合作生产的 SGS/TGS 一体化系统已经在核电厂放射性废物桶的检测中获得商业性应用,而该技术应用于核废物处理在国内还处于理论论证和实验分析阶段^[4].

将核医学领域的重建技术应用于核放射废物的定量重建,可以使放射源重建的准确度和精细度得到极大提高. 针对在实际放射源测量中只能获得较少的 γ 相机投影数据,本研究使用基于压缩感知的稀疏重建技术实现桶内黑体放射源的三维分布定量重建.

1 定量重建算法

γ 光子在物体内的衰减现象服从 Lambert-Beer 定律^[5]

$$p = \sum_{j=1}^N x_j \exp\left(-\sum_{k=j}^N \mu(k)\right), \quad (1)$$

式中: x_1, x_2, \dots, x_N 为沿同一条投影射线分布的 N 个放射源; $\mu(k)$ 为 γ 光在投影射线的第 k 个放射源处的衰减系数; p 为所有分布在这条投影线上的放射源发射出的 γ 光子经过衰减后到达探测器的光强总和,即该投影线在探测器上的投影值.

1.1 迭代重建原理

理论上^[5],针孔 γ 相机成像过程中,真实的三维放射性核素分布可被离散化为 $N=n \times n \times n$ 个有限像素点,用向量 $\mathbf{X}=[x_j](j=1, 2, \dots, N)$ 表示. 若有 m 个旋转角度,每个角度下有 $I=h \times h$ 个投影采样值,得到 $M=m \times I$ 个投影数据,投影数据用向量 $\mathbf{P}=[p_i](i=1, 2, \dots, M)$ 表示. 放射性核素值和投影值之间关系为

$$p_i = \sum_{j=1}^N r_{i,j} x_j,$$

$$(i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

式中: $r_{i,j}$ 为像素 j 发射出的光子被检测器单元 i 检测到的概率,概率值 $r_{i,j}$ 可以形成一个大小为 $N \times M$ 的投影系数矩阵 $\mathbf{R}=[r_{i,j}]$. $r_{i,j}$ 定义为

$$r_{i,j} = \alpha_j \exp\left(-\sum_{k=j}^N \mu_{i,k}\right),$$

$$(i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

式中: α_j 为权重因子, $\alpha_j = D_{\text{sol}}^2 / D_j^2$; D_{sol} 为放射性物体中心到针孔相机小孔中心的距离; D_j 为像素 j 到放射性物体中心距离; $\mu_{i,k}$ 为 γ 光在第 i 条投影射线上第 k 个像素位置的衰减系数值. 当概率矩阵 \mathbf{R} 和投影测量向量 \mathbf{P} 已知时,就可以通过解方程组(4)来求解图像 \mathbf{X} .

$$\mathbf{P}=\mathbf{RX}. \quad (4)$$

实际成像过程中, γ 相机采集时是小孔成像, 投影图会出现高斯模糊. 为使重建过程中投影图像更加准确,需要对投影图像去模糊处理,并对去模糊后的图像做低通滤波,滤除去模糊过程中带来的噪声.

在求解该方程组(4)时,可以通过解析和迭代两种重建算法实现^[6]. 与解析重建算法相比,统计迭代重建算法在重建过程中,根据稀疏的投影可以得到更好的重建结果. 三维迭代重建算法中最大期望算法(expectation maximization, EM)是迭代算法的一种,它根据最大期望值求解待重建图像的最大似然估计^[2]. EM 算法将测量投影 \mathbf{P} 描述为一个服从泊松分布的变量. 重建的目的是找到一个放射性核素的分布图 \mathbf{X} ,使得 \mathbf{X} 产生的概率值最大程度接近测量数据 \mathbf{P} . 三维重建算法中加型的最大似然估计算法(maximum likelihood, MLEM)的迭代公式为

$$x_j^{(l+1)} = x_j^{(l)} - \frac{x_j^{(l)}}{\sum_i r_{i,j}} \sum_i \left[\frac{r_{i,j} \left(\sum_{j'} r_{i,j'} x_{j'}^{(l)} - p_i \right)}{\sum_{j'} r_{i,j'} x_{j'}^{(l)}} \right], \quad (5)$$

式中 l 为迭代次数.

1.2 全变差最小化

压缩感知(compressed sensing, CS)理论的研究表明,如果图像具有可压缩性,那么通过稀疏的测量数据可以准确重构图像信息^[5-6]. 由压缩感知的数学描述可知,压缩感知技术重构信号是一个由低维信号恢复到高维信号的过程,可以转化为求解欠

定方程组的问题。在图像重建过程中,对于图像本身而言可能不稀疏,但图像求梯度后是稀疏图像。为利用图像梯度的稀疏性,定义梯度变换图像为压缩感知理论中的稀疏表示,目标函数则设为图像梯度的 I_1 范数,也称之为全变差 (total variation, TV)^[7-9], 定义为

$$\| \mathbf{X} \|_{\text{TV}} = \sum_{i,j} | \nabla \mathbf{X}_{i,j} | = \sum_{i,j} \sqrt{(x_{i,j} - x_{i-1,j})^2 + (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2}, \quad (6)$$

式中: $x_{i,j}$ 为三维重建图像每一层第 i 行第 j 列像素位置的灰度值; $\| \mathbf{X} \|_{\text{TV}}$ 为该层图像的全变差。

因此,求式(4)中的 \mathbf{X} 时,最优化重建图像的目标函数转化为

$$\min_x \| \mathbf{X} \|_{\text{TV}}, \quad \text{s. t. } \mathbf{R}\mathbf{X} = \mathbf{P}. \quad (7)$$

即满足图像 \mathbf{X} 与投影数据 \mathbf{P} 的投影映射关系前提下,使得 \mathbf{X} 全变差值 $\| \mathbf{X} \|_{\text{TV}}$ (即梯度的 I_1 范数)最小化。文中利用 MLEM 算法迭代重建出三维图像后,再通过梯度下降法实现重建图像每一层的 TV 最小化,达到图像的最优化重建,如式(8)和(9)所示。

$$x_{i,j,s}^m = x_{i,j,s}^{m-1} - \delta d_s v_{i,j,s}, \quad (8)$$

$$d_s = \| x_{i,j,s}^l - x_{i,j,s}^{l-1} \|_2. \quad (9)$$

式中: m 为迭代次数; $x_{i,j,s}$ 为迭代过程中重建得到的三维图像第 s 层第 i 行第 j 列像素位置的灰度值; δ 为迭代步长; d_s 为 MLEM 迭代前后 s 层图像之间的差别; l 为迭代次数; $v_{i,j,s}$ 为 s 层图像第 i 行第 j 列像素位置的全变差梯度。 $v_{i,j,s}$ 的公式为

$$v_{i,j,s} = \frac{\partial \| \mathbf{X} \|_{\text{TV}}}{\partial x_{i,j,s}} = \frac{(x_{i,j,s} - x_{i-1,j,s}) + (x_{i,j,s} - x_{i,j-1,s})}{\sqrt{(x_{i,j,s} - x_{i-1,j,s})^2 + (x_{i,j,s} - x_{i,j-1,s})^2}} - \frac{x_{i+1,j,s} - x_{i,j,s}}{\sqrt{(x_{i+1,j,s} - x_{i,j,s})^2 + (x_{i+1,j,s} - x_{i+1,j-1,s})^2}} - \frac{x_{i,j+1,s} - x_{i,j,s}}{\sqrt{(x_{i,j+1,s} - x_{i,j,s})^2 + (x_{i,j+1,s} - x_{i-1,j+1,s})^2}}. \quad (10)$$

目前全变差最小化技术已应用于多个处理领域^[8-9],文中将全变差最小化与 MLEM 迭代重建算法相结合,应用于核废物的定量重建中。

1.3 重建算法步骤

为实现稀疏投影角度下的放射源定量重建,文中将算法划分为二维投影图去噪、二维投影图去模糊、三维图像重建、重建三维图像 TV 最小化、重建

三维图像的去噪、重建三维图像的交互显示等六部分。具体流程如图 1 所示。①对不同角度下的二维投影数据去高斯模糊,并巴特沃斯低通滤波处理噪声;②根据 MLEM 三维迭代重建算法重建放射源位置和强度分布,在重建过程中根据铁桶衰减模型做衰减补偿,根据小孔成像特点,添加距离权重因子 α ;③基于压缩感知技术,对 MLEM 重建得到的三维图像最优化处理,文中采用总变差(TV)最小化算法;④判断重建迭代是否完成。如果迭代前后的重建三维图像中归一化后的像素灰度值的欧氏距离小于阈值时,或者迭代次数超过允许的最大迭代次数 N 时,迭代完成,将三维结果输出显示,否则重复步骤②③。

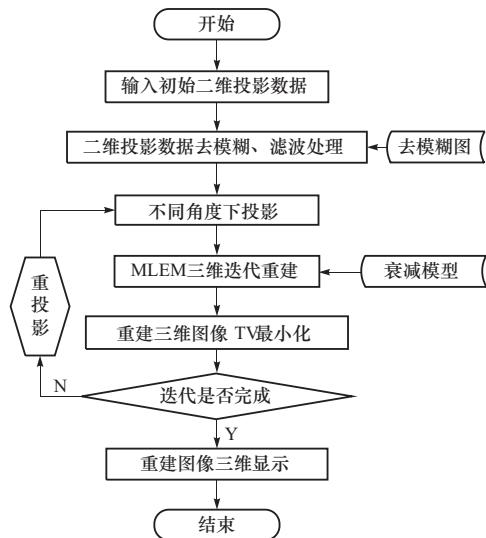


图 1 重建算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of the reconstruction algorithm

2 实验验证和分析

2.1 实验的设计

通过设置模拟投影数据和真实投影数据两组实验来验证文中提出的放射源三维迭代最优化重建算法。模拟投影实验数据用于严格验证本算法在理论上的准确性,真实投影实验数据用于验证本算法在实际应用中的可行性和稳定性,如图 2 所示。图 2 (a) 模拟一个铁桶内放置有 A、B、C、D、E 共 5 个柱状 γ 放射源的实验模型。模拟放射源实验中的 γ 相机在垂直于铁桶的水平面上围绕铁桶旋转拍摄,获取放射源投影数据。铁桶厚 1 mm, 直径 53 cm, 高度 100 cm, 桶内无介质, 模拟柱状 γ

放射源 R_s 的中心位置 P 、半径 R 、高度 H 、放射性总强度比例 T 、放射性平均强度比例 T_e 参数信息如表 1 所示。图 2 (b) 是真实放射源的实验模型, 实验模型是一个内部放置有 A、B、C 共 3 个柱状 γ 放射源 R_s 的铁桶, 桶内介质为空气, 采用商用针孔 γ 相机在垂直于铁桶的水平面上围绕铁桶旋转拍摄, 获取放射源投影数据。铁桶厚 1 mm, 直径 80 cm, 高度 100 cm。真实柱状 γ 放射源的参数信息如表 2 所示。

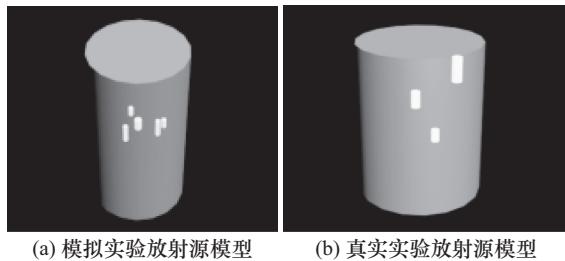


图 2 实验中放射源模型

Fig. 2 Radioactive source model

表 1 模拟放射源实际参数统计表

Tab. 1 The physical parameters of simulated radioactive sources

R_s	C/cm	R/cm	H/cm	T	T_e
A	(-5, 10, 0)	1.30	5	1	1
B	(0, 0, 0)	2.00	6	4	1
C	(10, 0, 0)	1.30	10	2	1
D	(-10, 10, 0)	1.30	5	1	1
E	(-5, 10, 0)	1.30	10	2	1

表 2 真实放射源实际参数统计表

Tab. 2 The physical parameters of real radioactive sources

R_s	C/cm	R/cm	H/cm	T	T_e
A	(-12, -20, 24, 30)	3.25	16.00	4	1
B	(1, 2, 5, 6)	2.90	10.70	2	1
C	(-23, 0, -8, 20)	2.50	7.60	1	1

图 3 是模拟放射源实验中放射源在 6 个角度的投影图;图 4 是真实放射源实验中放射源在 6 个角度的投影图。两组实验均是每隔 30° 成像一次, 0° 时位于 x 轴正半轴。针对两组试验, 采用文中提出的迭代重建算法重建铁桶内放射源, 通过其重建放射源位置分布、高度、半径和强度分布结果来定量分析评价算法的重建效果。如式(11)所示, ϵ 为重建误差。其中平均强度 T_e 的误差表示重建图像中放射源截面的均匀度。采用重建图像中放射源区域的像

素均值归一化后的均方差表示。该误差值越小, 说明重建效果越好。

$$\epsilon = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^2}{\bar{x}^2}}, \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (11)$$

式中: N 为放射源区域的像素个数; x_i 为重建图像中放射源区域的像素灰度值; \bar{x} 为重建图像中放射源区域的像素灰度平均值。

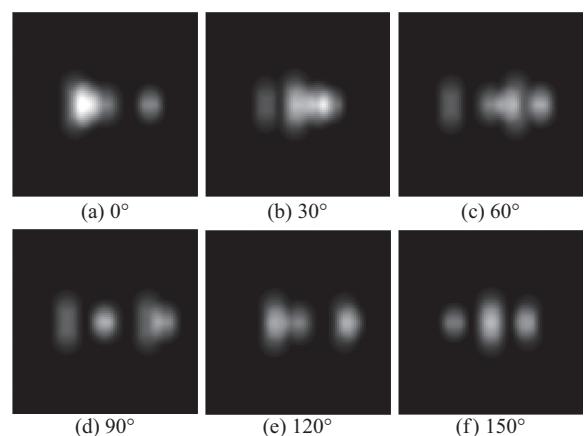


图 3 模拟实验中放射源在 6 个角度的投影图

Fig. 3 Projection images of simulation radioactive source model

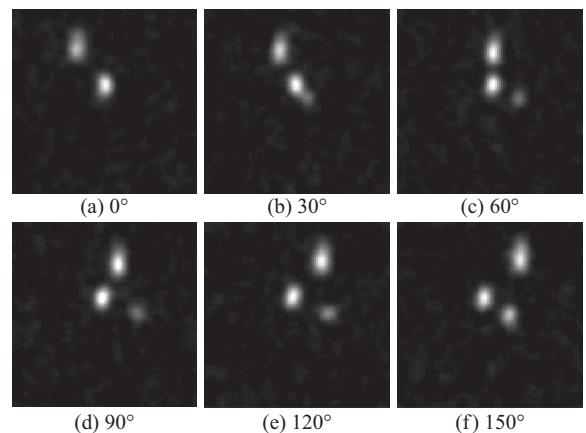
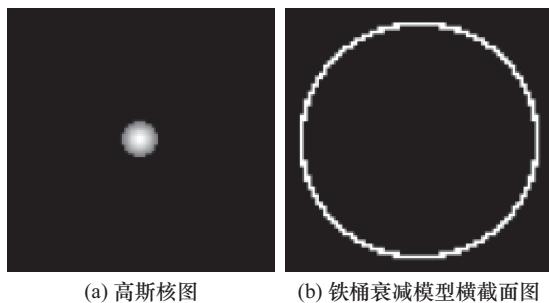


图 4 真实实验中放射源在 6 个角度的投影图

Fig. 4 Projection images of real radioactive source model

2.2 实验结果及分析

针对模拟放射源实验和真实放射源实验, 采用文中提出的迭代优化重建算法重建铁桶内放射源的三维图像, 重建过程中采用高斯核对二维投影图去模糊, 高斯核图像如图 5(a)所示。重建过程中衰减模型为桶状衰减模型, 其横截面如图 5(b)所示, 模拟放射源三维重建中衰减系数为 $\mu = 0.005$, 真实放射源三维重建中衰减系数为 $\mu = 0.001$ 。



(a) 高斯核图 (b) 铁桶衰减模型横截面图

图 5 柱状放射源三维重建

Fig. 5 The reconstruction of radioactive sources

重建结果如图 6 和图 7 所示。图 6 是模拟放射源实验中柱状放射源在三种不同重建算法下的三维重建结果图, 实验重建得到的图像分辨率是 0.84 cm/像素, 图 7 是真实放射源实验中柱状放射源在三种不同重建算法下的三维重建结果, 实验重建得到的图像分辨率是 1.59 cm/像素。

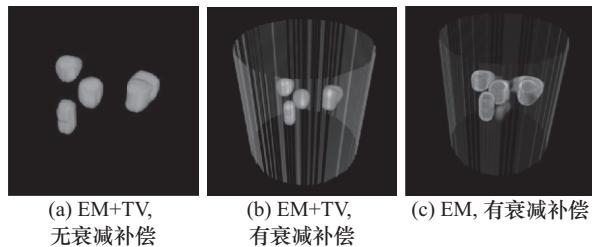


图 6 模拟柱状放射源三维重建图

Fig. 6 The 3D reconstruction image of simulated radioactive sources

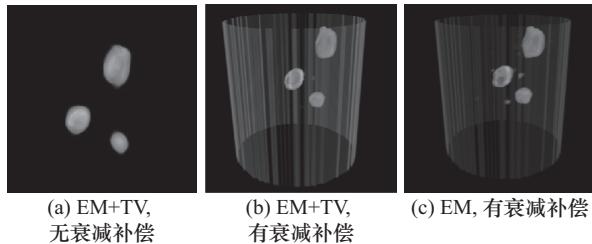


图 7 真实柱状放射源三维重建图

Fig. 7 The 3D reconstruction image of real radioactive sources

根据上述模拟放射源实验和真实放射源实验中重建得到的柱状放射源三维图像, 统计重建结果中柱状放射源 R_s 的中心位置 P 、半径 R 、高度 H 、放射性总强度比例 T 、放射性平均强度比例 T_e 及重建误差 ϵ 。不同放射源的放射性总强度比例 (T) 与三维重建结果中各放射源灰度值总和的比值等价, 不同放射源的平均强度比例 T_e 与三维重建结果中各放射源灰度平均值的比值等价, 统计结果如表 3~8 所示。表 3~5 是重建模拟放射源参数统计表, 表 6~8

是重建真实放射源参数统计表。

表 3 无衰减补偿的 EM+TV 重建模拟放射源参数统计表

Tab. 3 The physical parameters of reconstructed simulated radioactive sources by EM+TV algorithm without attenuation compensation

R_s	C/cm	R /cm	H /cm	T	T_e
A	(-5.02, -10.31, -0.51)	1.55	5.60	1.45	0.93
B	(0.12, 0.86, -0.51)	2.41	6.42	3.63	0.98
C	(9.76, 0.12, -0.51)	1.55	10.81	2.52	1.09
D	(-10.36, 10.31, -0.51)	1.55	5.60	1.46	0.94
E	(-5.10, 10.31, -1.03)	1.55	10.81	2.43	1.07
误差	<1.00	<0.50	<1.00		0.08

表 4 有衰减补偿的 EM+TV 重建模拟放射源参数统计表

Tab. 4 The physical parameters of reconstructed simulated radioactive sources by EM+TV algorithm with attenuation compensation

R_s	C/cm	R /cm	H /cm	T	T_e
A	(-5.06, -10.11, -0.42)	1.68	5.90	1.12	1.01
B	(0.42, 1.26, -0.42)	2.11	7.58	4.10	1.00
C	(6, 0, -0.42)	1.68	10.96	2.13	1.00
D	(-10.96, 10.11, -0.42)	1.68	5.90	1.15	1.02
E	(-5.05, 10.11, -1.26)	1.68	10.96	2.12	0.99
误差	<0.50	<0.40	<1.00		0.03

表 5 有衰减补偿的 EM 重建模拟放射源参数统计表

Tab. 5 The physical parameters of reconstructed simulated radioactive sources by EM algorithm with attenuation compensation

R_s	C/cm	R /cm	H /cm	T	T_e
A	(-4.98, -10.53, -0.82)	1.75	6.40	1.30	1.04
B	(0.59, 1.75, -0.82)	2.50	7.92	3.90	0.96
C	(9.26, 0, -0.82)	1.75	11.26	2.27	0.97
D	(-10.96, 10.53, -0.82)	1.75	6.40	1.28	1.05
E	(-5.05, 10.53, -1.45)	1.75	11.26	2.24	0.95
误差	<1.00	<0.50	<1.50		0.05

表 6 无衰减补偿的 EM+TV 重建真实放射源参数统计表

Tab. 6 The physical parameters of real reconstructed radioactive sources by EM+TV algorithm without attenuation compensation

R_s	C/cm	R /cm	H /cm	T	T_e
A	(-10.37, -15.15, 25.9)	4.13	16.45	1.38	1.00
B	(0.31, 1.79, 2.37)	3.15	11.27	1.49	1.47
C	(-20.13, 0, -6.99)	2.39	7.20	1.00	0.26
误差	<5.00	<1.00	<0.60		0.50

表 7 有衰减补偿的 EM+TV 重建真实放射源参数统计表
Tab. 7 The physical parameters of real reconstructed radioactive sources by EM+TV algorithm with attenuation compensation

R_s	C/cm	R/cm	H/cm	T	T_e
A	(-10.17, -16.15, 25.4)	3.99	15.95	4.33	1.00
B	(0, 1.59, 2.77)	3.19	11.16	2.13	1.10
C	(-19.93, 0, -6.79)	2.79	7.97	1.00	0.86
误差	<5.00	<0.80	<0.40		0.18

表 8 有衰减补偿的 EM 重建真实放射源参数统计表
Tab. 8 The physical parameters of real reconstructed radioactive sources by EM algorithm with attenuation compensation

R_s	C/cm	R/cm	H/cm	T	T_e
A	(-10.37, -15.15, 25.9)	4.05	16.43	5.39.	1.00
B	(0, 1.59, 2.77)	3.32	11.43	2.99	1.09
C	(-19.93, 0, -6.79)	2.93	8.13	1.00	0.68
误差	<5.00	<1.00	<0.50		0.24

结合模拟实验的重建结果图 6 和表 3~5 可知,文中添加衰减补偿的 EM+TV 算法可正确重建出 5 个柱状模拟放射源。图 6(a)和表 3 是模拟实验中没有衰减补偿时 EM+TV 算法重建结果,重建结果中放射源位置、半径、高度基本正确,误差小于 1 cm。由于没有衰减补偿,重建得到的放射源平均强度 T 的归一化均方误差为 0.08。图 6(c)和表 5 是模拟实验中有衰减补偿的 EM 算法重建结果。重建结果中放射源位置、半径、高度基本正确,误差小于 1.5 cm。重建的放射源平均强度比为 1.04 : 0.96 : 0.97 : 1.05 : 0.95, 平均强度的归一化均方误差为 0.05。图 6(b)和表 4 是模拟试验中有衰减补偿的 EM+TV 算法重建结果。在添加衰减补偿后,EM+TV 算法重建的放射源平均强度比为 1.01 : 1.00 : 1.00 : 1.02 : 0.99, 平均强度的归一化均方误差为 0.03。由结果可知有衰减补偿的 EM+TV 算法重建放射源的位置、半径、高度误差小于 1 cm, 重建精度高于 EM 算法。平均强度的归一化均方差最小,说明重建效果优于 EM 算法。实验中放射源位置、半径、高度、强度均是以像素为单位统计获得,在实验的统计过程中会带入统计误差。实验误差小于 1.5 个像素, 在统计误差范围内, 添加衰减补偿后的 EM+TV 算法可实现模拟放射源的中心坐标位置、半径和高度的精确重建。重建模拟放射源的平均强度比例基本符合实际比例 1 : 1 : 1 : 1 : 1, 总强度

比例符合 1 : 4 : 2 : 1 : 2。

结合真实实验的三维重建结果图 7 和表 6~8 可知,文中添加衰减补偿的 EM+TV 算法在实际的测量应用中能够正确的重建三个柱状放射源。图 7(a)和表 6 是真实实验中没有衰减补偿时 EM+TV 算法重建结果, 平均强度的归一化均方误差为 0.50, 因为没有添加衰减补偿, 重建结果中不同放射源的平均强度没有得到正确重建, 导致不同放射源平均强度比例误差增大, 最终总强度比例出现严重偏离; 图 7(b)和表 7 是真实实验中有衰减补偿时 EM+TV 算法重建结果; 图 7(c)和表 8 是真实实验中有衰减补偿时 EM 算法重建结果。分析可以得知, 在添加衰减补偿和 TV 最小化的约束后, 文中 EM+TV 算法, 重建误差小于 5 cm, 重建得到的放射源平均强度 T_e 比为 1.00 : 1.10 : 0.86, 总强度 T 比为 4.33 : 2.13 : 1.00。与 EM 算法结果中平均强度误差 0.24 相比, EM+TV 算法在高稀疏投影下的重建得到的放射源平均强度误差减小为 0.18, 重建放射源截面更平滑, 放射源实现了更好的重建效果。在实验统计误差和测量误差范围内, 结合中国物理研究院材料研究所的专业实验经验, 本实验中添加衰减补偿的 EM+TV 算法可以在真实的实验中精确重建出真实放射源的中心坐标位置、半径、高度, 重建真实放射源的放射性总强度比例符合 1 : 1 : 1, 放射源总强度基本满足 1 : 2 : 4, 可以精确重建放射源强度。

模拟实验和真实实验中的误差主要有以下几个方面。①实验中只有 6 个角度的投影数据属于高稀疏投影数据, 高度稀疏的数据会带来信息缺失, 会给重建结果带来较大的影响; ②实验统计误差。实验中重建的柱状放射源物理参数是通过统计重建图像中放射源区域的像素获得, 会带来统计误差; ③测量误差。对于真实的放射源重建实验, 测定放射源的中心位置是通过测量柱状放射源的底面中心位置和高度得到, 放射源的包装使得放射源有一定倾斜, 推算得到的放射源的中心位置相对实际的中心位置会有一定偏离, 导致重建放射源的结果中引入测量误差。由真实实验重建结果中发现, 放射源有较大倾斜, 因此, 文中真实实验的重建误差远小于 5 cm。

3 结束语

文中研究桶内 γ 放射源的定量检测问题, 针对在实际放射源测量中只能获得较少的 γ 相机投影数

据,本研究使用基于压缩感知的稀疏重建技术实现桶内黑体放射源的三维分布定量重建。通过对桶内模拟放射源与真实放射源两组投影数据的重建,结果表明,在实验测量和统计误差范围内,该算法能够在稀疏投影条件下中精确重建出桶内放射源的三维位置、形状及相对强度等信息,实现桶内放射源的定量三维重建。

参考文献:

- [1] Liu Z, Zhang L. Review of γ -ray CT for radioactive waste assay[J]. *CT Theory and Applications*, 2014, 23(6): 1025–1040.
- [2] 朱宁,温俊海,党晓军,等.均匀介质中 γ 成像三维图像重建[J].核电子学与探测技术,2014(7):825–828.
Zhu Ning, Wen Junhai, Dang Xiaojun, et al. Reconstruction of 3D image in homogeneous medium using gamma image[J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2014(7):825–828. (in Chinese)
- [3] Polack J K, Poitrasson-Rivière A, Hamel M C, et al. Dual-particle imager for standoff detection of special nuclear material[C]// Proceeding of IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference. [S. l.]: IEEE, 2011:1494–1500.
- [4] Gu W, Rao K, Wang D, et al. Semi-tomographic gamma scanning technique for non-destructive assay of radioactive waste drums[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2016, 63(6):2793–2800.
- [5] 吴珊珊. 基于神经网络与EM算法的稀疏投影SPECT重建[D]. 北京:北京理工大学,2015.
Wu Shanshan. SPECT reconstruction from few-view projections by neural network and EM algorithm[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015. (in Chinese)
- [6] 王晓华,许雪,王卫江,等.一种稀疏度拟合的图像自适应压缩感知算法[J].北京理工大学学报,2017,37(1):88–92.
Wang Xiaohua, Xu Xue, Wang Weijiang, et al. A novel algorithm on adaptive image compressed sensing with sparsity fitting[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2017, 37(1):88–92. (in Chinese)
- [7] Zhang Z, Xia D, Han X, et al. Impact of image constraints and object structures on optimization-based reconstruction[C]// Proceedings of International Conference on Image Formation in X-Ray Computed Tomography. [S. l.]: IFCT, 2016, 487–490.
- [8] Zhang Z, Han X, Pearson E, et al. Artifact reduction in short-scan CBCT by use of optimization-based reconstruction[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(9):3387–3406.
- [9] Zhang Z, Ye J, Chen B, et al. Investigation of optimization-based reconstruction with an image-total-variation constraint in PET[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(16):6055.

(责任编辑:孙竹凤)

(上接第1187页)

- [14] Jaggi S, Langberg M, Katti S, et al. Resilient network coding in the presence of Byzantine adversaries[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(6):2596–2603.
- [15] Boneh D, Freeman D M. Linearly homomorphic signatures over binary fields and new tools for lattice-based signatures [C] // Proceedings of Public Key Cryptography (PKC 2011). [S. l.]: Springer LNCS, 2011:1–16.
- [16] Alireza Esfahani, Georgios Mantas, Valdemar Monteiro, et al. Analysis of a homomorphic MAC-based scheme against tag-pollution in RLNC-enabled wireless networks[C]// 2015 IEEE 20th International Workshop on Computer Aided Modelling and Design of Communication Links and Networks(CAMAD). 2015:156–160.
- [17] Cheng C, Jiang T. An efficient homomorphic MAC with small key size for authentication in network coding[J].

IEEE Transactions on Computers, 2013, 62(10): 2096–2100.

- [18] Alireza Esfahani, Georgios Mantas, Jonathan Rodriguez, et al. An efficient null space-based homomorphic MAC scheme against tag pollution attacks in RLNC[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(5):918–921.
- [19] Koetter R, Kschischang F. Coding for errors and erasures in random network coding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(8):3579–3591.
- [20] Zhang Z. Linear network error correction codes in packet networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(1):209–218.
- [21] Cai N, Yeung R W. Secure network coding [C]// IEEE Informational Symposium on Information Theory. Lausanne, Switzerland:[s. n.], 2002:323.

(责任编辑:刘芳)