编码孔径辐射成像定位技术

昂文胜[1,2] 董顺成[1,2] 杜永欢[1,2] 张佩毅[1,2] 文万信[1,2]
[1]（苏州大学 放射医学与辐射防护国家重点实验室 苏州 215123）
[2]（苏州大学医学部放射医学与防护学院 苏州 215123）

摘要 随着核物理技术的广泛应用及其辐射防护对放射源的成像需求在不断增加。编码孔径成像定位系统作为一种高精度的放射源成像及定位装置，可以准确定位放射源的位置并重建放射源的大致形状，本文探究编码孔径成像定位中的多种重建算法对具有连续能谱的放射源位置及形状重建效果对比，从而确定不同重建算法的优缺点及其适用的场景。利用Geant4软件对编码孔径成像定位系统进行模拟，得到相关数据再使用δ解码算法、精细采样平衡解码算法、卷积神经网络算法、最大似然最大期望值法（MLEM）进行编程实现并重建放射源的位置。结果表明：4种重建算法都可以清晰地定位到放射源的位置；δ解码算法和精细采样平衡解码算法重建图像有伪影；卷积神经网络算法对于线源、面源重建效果较差，可以通过扩展训练集解决；MLEM算法的对比度－噪声比（CNR）值较高，重建效果较好，但是对线源和面源重建会丢失部分细节信息。

关键词 辐射成像定位，准直器，蒙特卡洛模拟，图像重建，神经网络
中图分类号 TL816^{+}.5
DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0072
引用该文：
昂文胜, 董顺成, 杜永欢, 等. 编码孔径辐射成像定位技术[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2024, **42**(2): 020801. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0072.
ANG Wensheng, DONG Shuncheng, DU Yonghuan, *et al*. Positioning technique of coded aperture radiation imaging[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2024, **42**(2): 020801. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2023-0072.

Positioning technique of coded aperture radiation imaging

ANG Wensheng[1,2] DONG Shuncheng[1,2] DU Yonghuan[1,2] ZHANG Peiyi[1,2] WEN Wanxin[1,2]
[1](*State Key Laboratory of Radiation Medicine and Protection, Soochow University, Suzhou 215123, China*)
[2](*School of Radiation Medicine and Protection, Medical College of Soochow University, Suzhou 215123, China*)

ABSTRACT With the widespread application of nuclear technology and radiation protection, the demand for radioactive sources imaging is increasing. As a high-precision imaging and positioning device for radioactive sources, the coded aperture imaging positioning system can accurately determine the location of radioactive sources and reconstruct their rough shape. This study explores the comparison of the reconstruction effects of various reconstruction algorithms in coded aperture imaging positioning on the position and shape reconstruction of radioactive sources with continuous energy spectra, to determine the advantages and disadvantages of different

第一作者：昂文胜，男，1999年10月出生，2022年毕业于安徽中医药大学，现为苏州大学在读硕士研究生，生物医学工程专业
通信作者：文万信，教授，E-mail：wxwen@suda.edu.cn
收稿日期：初稿 2023-08-29；修回 2024-01-05
First author: ANG Wensheng (male) was born in October 1999, and graduated from Anhui University of Chinese Medicine in 2022. Now he is a graduate student at Soochow University, majoring in biomedical engineering
Corresponding author: WEN Wanxin, professor, E-mail: wxwen@suda.edu.cn
Received 29 August 2023; accepted 05 January 2024

reconstruction algorithms and their applicable scenarios. Geant4 software was used to simulate the encoded aperture imaging positioning system, and the relevant data were obtained. Thereafter, the δ decoding, fine sampling balance decoding, and convolutional neural network (CNN) algorithms, along with the maximum likelihood maximum expected value method (MLEM) were used to program and reconstruct the location of the radioactive source. The results demonstrate that the four reconstruction algorithms can locate the radioactive source clearly; the δ decoding and fine sampling balance decoding algorithms have artifacts to reconstruct the image; and the CNN algorithm has a poor effect on the reconstruction of line and surface sources, which can be addressed by an extended training set; the contrast to noise ratio (CNR) value of the MLEM algorithm is high, and the reconstruction effect is good, however, some details of the line and surface sources reconstruction will be lost.

KEYWORDS Radiation imaging localization, Collimator, Monte Carlo simulation, Image reconstruction, Neural network

CLC TL816^{+}.5

随着核物理技术的不断发展，放射源的使用量逐年增加，给核能安全领域带来一定的挑战，同时在切尔诺贝利事件、福岛核事件、放射源丢失等核事故的影响下，研究人员对精准、便携、高效的辐射成像定位技术需求日益增长。γ相机作为一种对放射源进行定位成像的设备得到广泛应用。如今使用的γ相机大部分是编码孔径辐射成像相机和康普顿相机。编码孔径辐射成像技术是一种通过对目标进行编码和解码来实现高分辨率成像的方法，已经被广泛应用于医学成像、遥感技术及安全检查等领域[1]。虽然相比康普顿相机，编码孔径辐射成像视野较小，但编码孔径辐射成像具有较广的动态能量探测范围和良好的角度分辨率[2]。所以在对小体积物体成像中，编码孔径辐射成像有独特的优势，在医学领域的小体积成像中有较好的应用前景。

1978年，Fenimore等[3]提出均匀冗余阵列的编码方式。1989年，Gottesmen[4]在均匀冗余阵列（Uniformly redundant arrays，URA）的基础上提出了修正均匀冗余阵列（Modified uniformly redundant arrays，MURA），之后美国、法国、德国等国家相继开展了编码孔径成像相关研究。近20年，国内的中国科学院高能物理研究所、中国科学院上海应用物理研究所、成都理工大学等单位都开展了编码孔径成像技术的相关研究[5-7]。目前，编码孔辐射成像还需要更加高效和精确的成像算法对辐射进行快速准确的定位成像，以及需要设计具有更大光子通过率的编码方式等。所以重建算法的优化、编码方案的设计以及硬件技术的改进等方面是如今研究的热点。

本研究使用Geant4软件对编码孔径辐射成像定位探测系统进行模拟，以MURA钨制编码板作为准直器，使用多种重建算法对单点源、多点源、线源和面源图像进行重建定位，对比研究它们的成像质量和定位效果。

1 编码孔径成像原理

最早的针孔准直器分辨率较高，但探测效率比较低，大量光子被准直器所阻挡[8]。编码孔径成像技术使用阵列分布的多针孔代替简单的单针孔，与单针孔相比提高了光子的透过率，信噪比也有显著的提高[9]。其利用光沿直线传播和小孔成像原理，光子透过编码板每个小孔后在探测器上形成若干投影图像，这些投影图像叠加一起在探测器的二维平面上形成一种光子分布信号，也就是编码图像，通过对信号数据进行滤波和相关运算，就可以恢复放射源的图像。按照编码方式的不同可以分为随机阵列（Random arrays，RA）、非冗余阵列（Non Redundant Arrays，NRA）、URA、MURA等[10]。

2 编码板设计

本文使用MURA设计编码板，MURA阵列是通过URA阵列演变而来的，但是相比于URA阵列，MURA阵列的行数r和列数s相等[11]。在数学模型上，编码方式可由矩阵形式$\boldsymbol{A}_{ij}$表示（式（1））。

$$\boldsymbol{A}_{ij}=\begin{cases}0 & \text{if } i=0\\ 1 & \text{if } j=0,\ i\neq 0\\ 1 & \text{if } \boldsymbol{C}_r(i)\boldsymbol{C}_s(j)=1\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{C}_r(i)$，$\boldsymbol{C}_s(j)$满足式(2)。

$$\boldsymbol{C}_r(i)=\begin{cases}1 & \text{if } i \text{ is a quadratic residue modulo } x\\ -1 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{2}$$

为满足$\boldsymbol{A}\otimes\boldsymbol{G}=\delta$，MURA阵列相应的解码矩阵($\boldsymbol{G}$)满足公式(3)。

$$\boldsymbol{G}_{ij}=\begin{cases}1 & \text{if } i+j=0\\ 1 & \text{if } A_{ij}=1, i+j\neq 0\\ -1 & \text{if } A_{ij}=0, i+j\neq 0\end{cases} \tag{3}$$

MURA阵列具有50%的高开孔率和理想的周期相关性，这些特性可以有效地提高探测器的探测效率[12]。通过中心化将$\boldsymbol{A}_{ij}$阵列的i=0行和j=0列周期性变换到编码板阵列的中心位置处，使得编码板上小孔的图案排列具有中心对称性或者中心反对称性。同时，为了扩大探测视场，并且让探测器能够有效地接收到来自编码板的投影，可以利用MURA阵列的周期相关性将19×19的MURA阵列向四周延拓一个周期，从而得到嵌套的中心化(37×37)MURA编码板[13]。如图1所示。

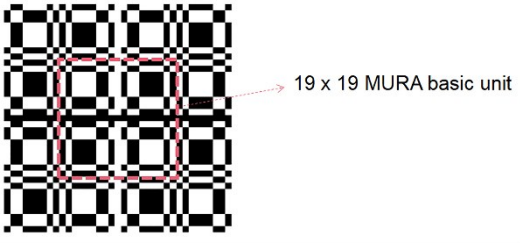

图1 嵌套的MURA编码板
Fig. 1 Nested MURA coding boards

3 探测器系统结构

模拟计算程序使用蒙特卡罗软件Geant4进行开发，Geant4是由欧洲核子研究组织(Conseil Européen pour la Recherche Nucléaire，CERN)基于面向对象的C++语言技术开发的蒙特卡罗应用软件包，用于模拟粒子在物质中输运的物理过程[14]。

为了更好面对未知的放射源，在模拟时将粒子源平均能谱范围设置在350~650 keV，粒子源距离编码板100 cm，为了提高粒子收集的效率，缩短光子数据的采集时间，将各向同性的粒子束约束到以一定的发射角进行集中发射，保证入射粒子可以完全覆盖嵌套MURA编码板。

探测系统主体由钨制编码板作为准直器和碘化钠(NaI)阵列晶体组成。编码板选用对γ射线具有较好屏蔽效果的钨材料，其厚度的确定通过图2(a)结构进行Geant4模拟得到通过光子概率。

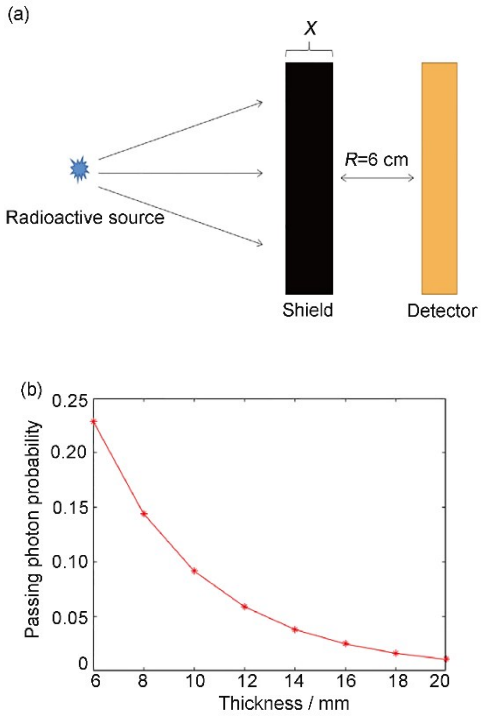

图2 准直器厚度确定模型
Fig. 2 Collimator thickness determination model

通过图2(b)可看出，在10 mm时，350~650 keV的光子通过的概率低于十分之一，所以编码板像素大小设定为2 mm×2 mm×10 mm的长方体，总体大小为74 mm×74 mm×10 mm，并使用钨板在探测器四周进行屏蔽。探测器由50 mm×50 mm×20 mm的碘化钠(NaI)阵列晶体组成，每个晶体像素大小为2 mm×2 mm×20 mm。探测系统结构如图3所示。

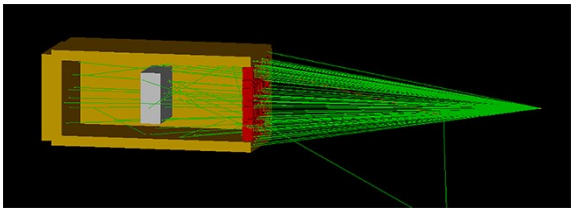

图3 伽马相机探测系统架构模拟
Fig. 3 Architecture simulation of gamma camera detection system

4 图像重建

从采集到的数据中恢复出源图像就需要对数据进行解码或者重建，对于MURA编码的投影数据，比较常用的重建算法有互相关算法、最大似然最大期望值法、人工神经网络算法。

4.1 互相关算法

互相关算法包括δ解码和精细采样平衡相关解码，将解码矩阵（$\boldsymbol{G}$）的每个元素扩展成$a\times a$的解码函数采样矩阵时，$a\times a$矩阵的第一个元素为1，其余元素的值为0，第一个元素1或−1的选取由解码矩阵（$\boldsymbol{G}$）决定，这种算法称为δ解码算法。对于精细采样平衡解码，解码函数的采样矩阵$a\times a$的所有元素为1或−1[15]。因为放射源通过编码板后在探测器上形成投影图像P，可由公式$P = f \otimes A + N$表示，其中，f为源图像，⊗为卷积运算符，A为编码函数，N为噪声项。对于理想的编码板而言，$A \otimes G = \delta$，解码过程可以表示为：$f = P \otimes G - N \otimes G$，噪声可省略或减去噪声项，所以可以化简为：$f = P \otimes G$。

4.2 最大似然最大期望值法

最大似然最大期望值法（Maximum likelihood expectation maximization，MLEM）是 Shepp 等[16]于1982年提出的一种统计迭代算法，它寻找与测量的投影数据具有最大似然性（Maximum Likelihood，ML）的估计值，迭代过程是由期望值最大法（Expectation Maximization，EM）实现的。通过不断迭代，使其逼近图像的真实值，能有效抑制泊松噪声。迭代步骤如下：首先，设定迭代次数和图像估计值，对当前的图像估计值进行投影运算；其次，将投影测量值和投影估计值相比，将比值进行反投影，得到修正因子，对初始图像进行修正；最后，将上次结果作为初值，重复迭代，直到满足迭代次数。从而得到下列公式（4）。

$$f_j^{(k+1)} = \frac{f_j^{(k)} \sum_i \boldsymbol{a}_{ij} \dfrac{P_i}{\sum_i \boldsymbol{a}_{ij} f_i^{(k)}}}{\sum_i \boldsymbol{a}_{ij}} \tag{4}$$

式中：P_i代表投影测量值；$f_i^{(k)}$代表图像估计值；$\boldsymbol{a}_{ij}$表示系统响应矩阵，系统响应矩阵表示的是源平面像素j发射的γ光子被探测器i像素探测的概率。

在MLEM算法的推导中，$\boldsymbol{a}_{ij}$是一个关键的参数，它描述了编码孔径成像系统中投影数据和物体图像之间的关系，系统响应矩阵的构建直接影响到成像质量的优劣。构建系统响应矩阵$\boldsymbol{D}$的方法有实验测量法、解析计算法和蒙特卡罗模拟法[17-18]。本文通过蒙特卡罗模拟得到类似于真实环境中相对应的系统响应矩阵，如图4所示。

图5（a）是点源在视野中间MLEM算法迭代1次解码，图5（b）是点源在视野中间MLEM算法迭代10次解码，图5（c）是点源在视野中间MLEM算法迭代50次解码，图5（d）是点源在视野中间MLEM算法迭代100次解码。从图5（a）、（b）可以看出，重建的点源四周有明显的噪音点，图5（c）、（d）重建的点源四周没有明显的噪音点。所以迭代次数过少，重建图像没有经过一定的修正，迭代次数过多可能会导致局部噪音的放大。投影测量值和投影估计值的比值在较小时停止迭代，在合适的迭代次数下MLEM算法能有效抑制噪声，对点源定位更加精准。

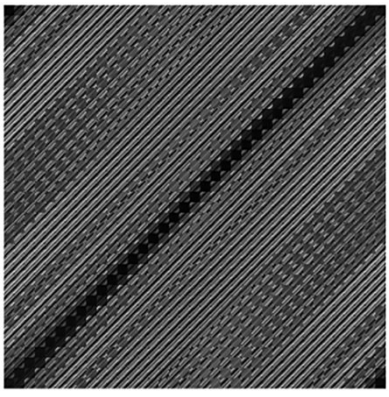

图4 通过蒙特卡罗计算构建的系统响应矩阵

Fig. 4 System response matrix is constructed by Monte Carlo calculation

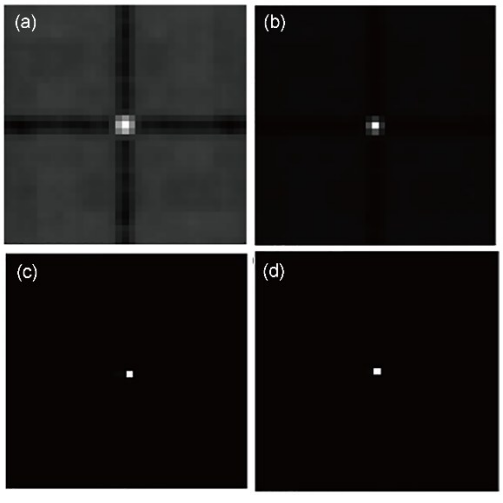

图5 不同迭代次数的MLEM算法的中心点源重建：（a)迭代1次解码；(b)迭代10次解码；（c）迭代50次解码；（d）迭代100次解码

Fig 5 Central point source reconstruction of MLEM algorithm with different iterations: (a) iterate once to decode; (b) iterate 10 times to decode; (c) iterate 50 times to decode; (d) iterate 100 times to decode

4.3 卷积神经网络算法

人工神经网络（Artificial neural network，ANN）也称为连接模型，它是通过模仿动物神经元网络

行为的特点进行分布式并行信息处理的一种算法数学模型[19]。这种网络模型通过调整其中的大量节点间相互连接的关系，从而达到处理信息的目的，所以系统的复杂程度会影响网络模型的好坏。卷积神经网络（Convolutional neural networks，CNN）是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络，是深度学习的代表算法之一，在图像处理相关问题中有较好的效果[20-21]。所以在编码孔径成像中可以使用卷积神经网络进行图像的重建[22]。

在网络模型设计方面，本文使用37×37作为输入层，包含两个卷积核为4×4的卷积层，一个卷积核为9×9的卷积层，一个2×2的最大值池化层，所有卷积层的特征图数量均为38，线性整流函数使用ReLU，输出是一个长度为1 369的向量。卷积神经网络结构如图6所示。训练数据使用与MLEM系统矩阵构建的相同的点源的数据进行训练，总体由1 369个信号的输入和相应的标签组成。在这里，网络标签是入射在探测器上的γ射线的入口坐标矩阵。

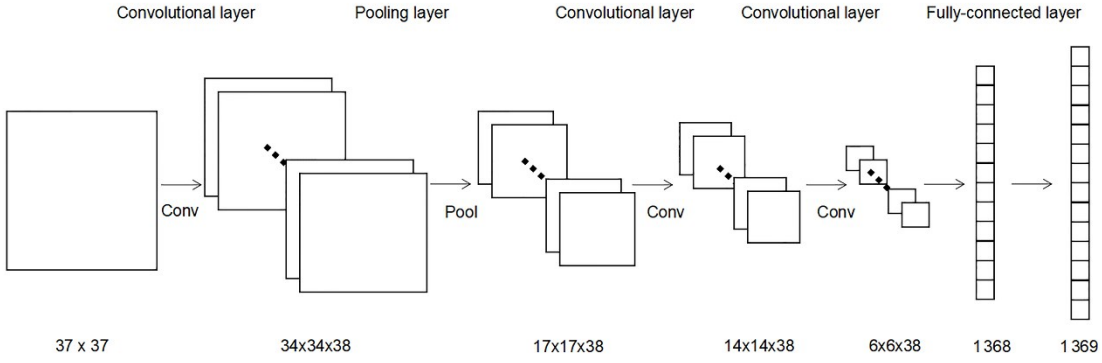

图6 卷积神经网络结构
Fig. 6 Convolutional neural network structure

4.4 重建效果对比与分析

每次以具有相同的发射角的点源发射1×10^7个γ粒子。经过多次实验验证，4种算法对点源在各个不同位置都可以将点源较为精准地定位重建出来，从中选取两个不同位置进行比较说明，如图7所示。

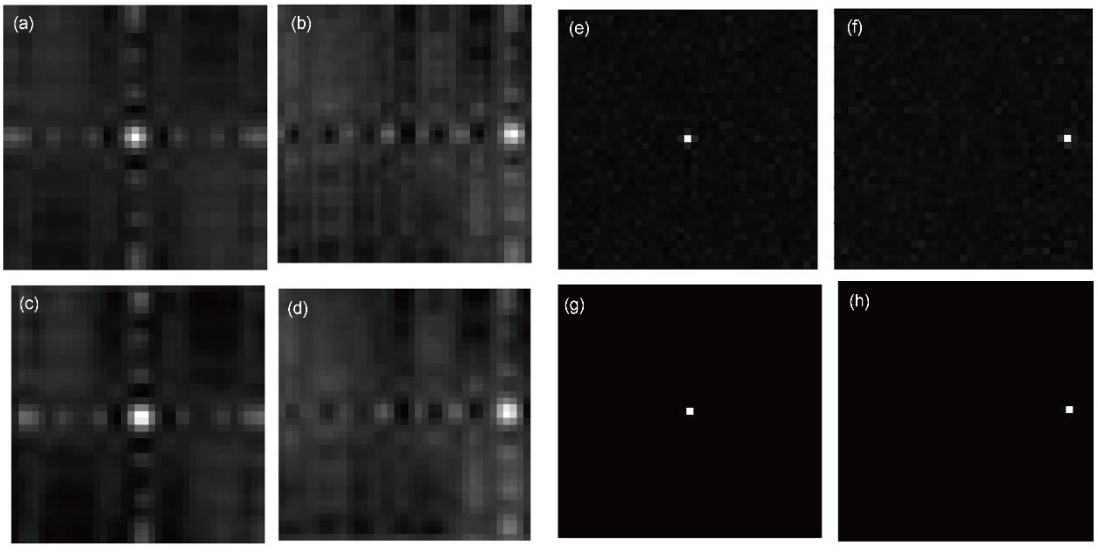

图7 不同重建算法得到的单点源图像：(a)、(b) δ解码；(c)、(d) 精细采样平衡解码；(e)、(f) CNN；(g)、(h) MLEM
Fig. 7 Single point source images obtained by different reconstruction algorithm: (a)、(b) δ decode; (c)、(d) fine sampling balanced decoding; (e)、(f) CNN；(g)、(h) MLEM

图7(a)是点源在视野中间δ解码，图7(b)是点源在视野边缘与编码板法线成10°左右的δ解码，图7(c)是点源在视野中间精细采样平衡解码，图7(d)是点源在视野边缘与编码板法线成10°左右的

精细采样平衡解码，图7(e)是点源在视野中间卷积神经网络解码，图7(f)是点源在视野边缘与编码板法线成10°左右的卷积神经网络解码，图7(g)是点源在视野中间MLEM解码，图7(h)是点源在视野边缘与编码板法线成10°左右的MLEM解码。

从图7可以看出，δ解码、精细采样平衡解码解码算法都能够较好地重建单点源图像并定位到点源位置，但是卷积神经网络和MLEM算法的重建定位效果明显比两种互相关算法要好。

评价图像质量的客观指标可以用对比度－噪声比（Contrast to noise ratio，CNR）来评判[23-24]，公式(5)。

$$\mathrm{CNR} = \frac{\overline{S} - B}{\sigma} \tag{5}$$

式中：$\overline{S}$为点源半高宽（Full width at half maximum，FWHM）内像素均值；B为背底的均值；σ为背底标准差。在图7单点源的条件下，δ解码的CNR=13.87，精细采样平衡解码的CNR=15.82，卷积神经网络重建的CNR=226.38，MLEM算法重建的CNR=1 574.10。CNR越大表示恢复图像相对噪声对比度越大，重建图像的质量越好。可以看出，MLEM算法可以明显抑制噪声信号，其重建图像质量要好于其余三种解码算法（但是人工神经网络的训练集数据量特别多的时候，其图像重建效果应该是理想的）。

多点源重建的效果如图8所示，分别从3点源、4点源、5点源和6点源来检测4种算法的重建定位效果。

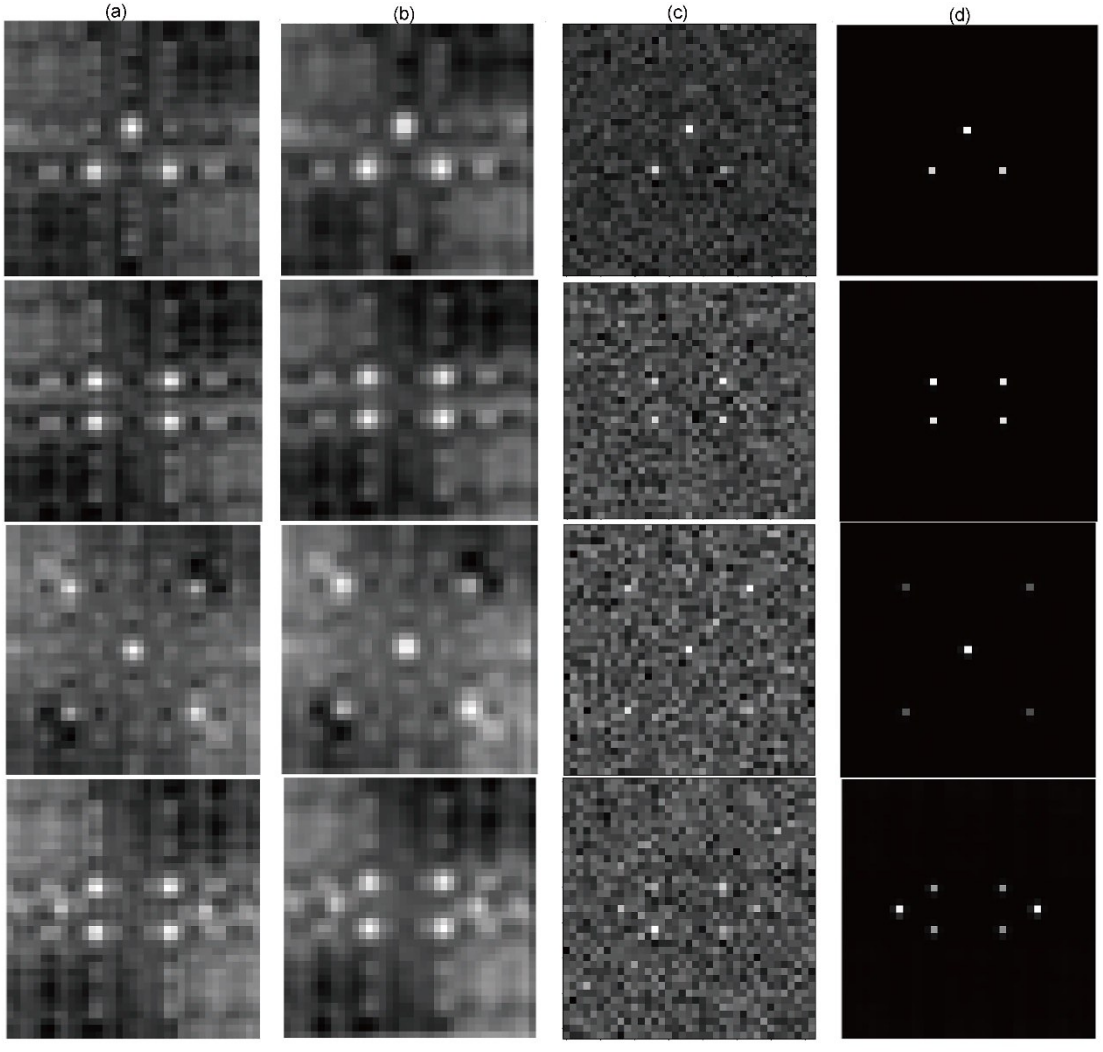

图8 多点源辐射下不同算法的重建效果图：(a)δ解码；(b)精细采样平衡解码；(c)CNN；(d)MLEM

Fig. 8 Reconstruction effect of different algorithms under multi-point source radiation: (a) δ decode; (b) fine sampling balanced decoding; (c) CNN; (d) MLEM

从图8可以看出，4种算法都可以将点源较清晰地重建出来并将其定位，但MLEM算法伪影较少，通过多次的迭代可以将噪音去除，重建定位效果较好，卷积神经网络算法在多点源的重建定

位中，当点数较多时效果并不是很理想，这个问题可以通过扩展训练集来解决。

线源的重建效果如图9所示。可以看出，线源的重建效果中4种算法都能较好地描述出线源的轮廓，根据成像定位系统的参数可以算出相邻像素之间的实际距离约为12.7 mm。线源的长度约为114.3 mm对应9个像素。但是在δ和精细采样平衡解码所重建出的图像（图9）中可以看出，源的四周有伪影，CNN算法重建的线源不连续，MLEM算法重建的线源效果较好，但是像素点只有7个比较清晰，线源两端的像素点不是很清晰。多次重建线源得到δ解码、精细采样平衡解码、CNN算法、MLEM算法的峰值信噪比（Peak signal-to-noise ratio，PSNR）平均值分别为10.42、9.68、9.48和27.16，PSNR计算中的参考图像我们选择线源点为255、背景噪音为0的理想的线源图像作为参考图像，待评价图像为各个算法重建的图像。所以在本实验中CNN算法在大面积的像素点中成像效果不好，峰值信噪比较低，需要采用大量的线源和面源数据训练模型。

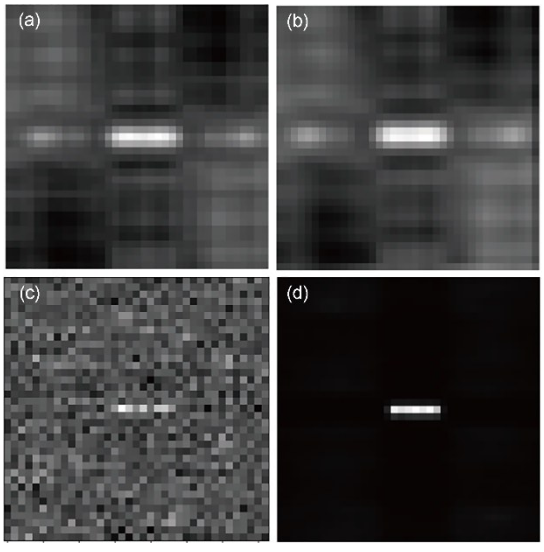

图9 线源的重建效果: (a) δ解码；(b)精细采样平衡解码；(c) CNN；(d) MLEM

Fig. 9 Reconstruction of a line source: (a) δ decode; (b) fine sampling balanced decoding; (c) CNN; (d) MLEM

面源的重建效果如图10所示。面源选择对角线为7个像素的菱形，但同样的训练模型下，CNN的面源重建效果明显较差，几乎分辨不出面源的形状。δ解码和精细采样平衡解码所重建出的图像（图10）中可以看出，源的四周有伪影，但源的基本形状还是可以看出来。MLEM算法重建的面源效果较好，但是面源的外围轮廓并不是很清晰，导致面源整体面积缩小了。

在线源和面源的重建过程中，δ解码和精细采样平衡解码可以看到源的轮廓和位置分布，有伪影干扰，总体不影响源的位置和图像识别。CNN算法对线源的图像重建可以看到源的位置，但图像的像素分布不连续，图像的细节信息较差。对面源的重建效果很差，其原因可能是在训练时采用的是不同位置的点源数据去训练。可以通过扩大数据集，增加大量线源和面源的数据集进行训练。MLEM算法的线源和面源重建效果较好，但是都存在重建图像边缘像素的缺失，其原因可能是该算法通过多次迭代以获得更高的对比度和更小的点扩展，同时丢失了部分的细节信息。

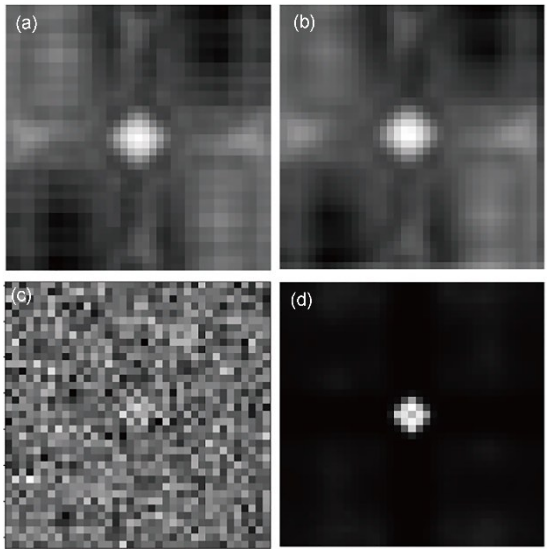

图10 菱形面源的重建效果: (a) δ解码；(b) 精细采样平衡解码；(c) CNN；(d) MLEM

Fig. 10 Reconstruction effect of diamond surface source: (a) δ decode; (b) fine sampling balanced decoding; (c) CNN; (d) MLEM

4种重建算法都可以产生符合投影数据的重建图像，但不能保证完全准确地还原目标图像。在对放射源的识别和定位中可以做到准确定位，源的形状大小需要搭配光学成像进行辅助确定。

5 结论

本研究基于编码孔径成像技术，模拟了连续能谱的γ源照射下的编码孔径成像定位，采用MURA阵列的准直器，使用δ解码算法、精细采样平衡解码算法、卷积神经网络算法、MLEM算法进行了图像重建，并对4种算法在图像重建质量方面进行了对比研究。采用CNR和PSNR对不同算法的重建图像质量进行了比较。结果显示，4种图

像重建算法均能将各个位置的γ点源重建出较为清晰、准确的定位图像，其中，MLEM算法重建图像的效果要略好于其他三种。卷积神经网络算法在线源和面源重建中的重建效果不佳，但可以通过扩展训练集来解决。MLEM算法通过多次迭代获得了更高的对比度和更小的点扩展，但在线源和面源重建中丢失了部分的细节信息。

每种算法成像定位的效率与精确性不同，适用的场景也不同。在需要快速地对放射性区域进行成像定位的场景中可以使用互相关算法进行快速成像定位；在需要精确定位成像的场景中（如医学中生物体内核素的成像定位或小范围复杂区域的放射源精准定位）等场景可以使用MLEM算法和CNN算法，在前期构建精细的系统矩阵和大数据集的训练模型进行精确的成像定位。本研究为编码孔径辐射成像探测器的构建提供理论和模拟的依据，并为其在不同场景下不同的成像算法需求提供了依据。

作者贡献声明 昂文胜负责系统程序的编写，参与研究过程和问题讨论，论文撰写和修改；董顺成参与系统程序的编写，问题讨论；杜永欢参与问题的讨论和研究；张佩毅参与研究问题和论文修改；文万信负责系统总体目标的设计和项目管理，论文修改指导，研究经费支持。所有作者均已对稿件的最终版本给予了认可。

参考文献

1 Jeong M, Van B, Wells B T, *et al*. Scalable gamma-ray camera for wide-area search based on silicon photomultipliers array[J]. Review of Scientific Instruments, 2018, **89**(3): 0331.

2 Yu Y, Sun X L, Zhang Z M, *et al*. Image reconstruction for the coded aperture system in nuclear safety and security using a Monte Carlo-based system matrix[J]. Radiation Detection Technology and Methods, 2023, **7**(2): 263-270. DOI: 10.1007/s41605-023-00381-5.

3 Fenimore E E, Cannon T M. Coded aperture imaging with uniformly redundant arrays[J]. Applied Optics, 1978, **17**(3): 337-347. DOI: 10.1364/AO.17.000337.

4 Gottesman S R, Fenimore E E. New family of binary arrays for coded aperture imaging[J]. Applied Optics, 1989, **28**(20): 4344-4352. DOI: 10.1364/AO.28.004344.

5 Accorsi R Z. Design of near-field coded aperture cameras for high-resolution medical and industrial gamma-ray imaging [D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 2001.

6 孙世峰. 基于编码孔径的射线成像方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院高能物理研究所), 2016.
SUN Shifeng. Coded aperture gamma-ray imaging methods[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of High Energy Physics, Chinese Academy of Sciences), 2016.

7 赵翠兰. 伽玛射线成像探测技术研究[D]. 上海: 中国科学院大学(中国科学院上海应用物理研究所), 2016.
ZHAO Cuilan. The study of gamma ray imaging detection technology[D]. Shanghai: University of Chinese Academy of Sciences (Shanghai Institute of Applied Physics, Chinese Academy of Sciences), 2016.

8 冷逢庆. γ放射性内污染成像中MURA编码准直器设计[D]. 成都: 成都理工大学, 2017.
LENG Fengqing. Coded aperture imaging with MURA for γ internal contamination[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2017.

9 肖洒, 兰明聪, 党晓军, 等. MURA编码孔成像中γ源分布的数值重建[J]. 核电子学与探测技术, 2013, **33**(8): 913-918. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0934.2013.08.001.
XIAO Sa, LAN Mingcong, DANG Xiaojun, *et al*. Digital reconstruction of γ-source distribution in MURA coded aperture imaging[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2013, **33**(8): 913-918. DOI: 10.3969/j.issn.0258-0934.2013.08.001.

10 陈立宏, 李勇平, 赵翠兰, 等. 基于MURA编码孔径准直器核辐射成像系统设计[J]. 核技术, 2013, **36**(8): 080402. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2013.hjs.36.080402.
CHEN Lihong, LI Yongping, ZHAO Cuilan, *et al*. Design of nuclear imaging system based on MURA coded aperture collimator[J]. Nuclear Techniques, 2013, **36**(8): 080402. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2013.hjs.36.080402.

11 洪俊杰. γ相机中编码孔径准直器设计及数字图像重建[D]. 武汉: 华中科技大学, 2006.
HONG Junjie. Design of coded aperture collimator and digital image reconstruction in gamma-ray camera[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2006.

12 Zhang T, Wang L, Ning J, *et al*. Simulation of an imaging system for internal contamination of lungs using MPA-MURA coded-aperture collimator[J]. Nuclear Science and Techniques, 2021, **32**(2): 17. DOI: 10.1007/s41365-021-00849-3.

13 孙世杰. 编码孔成像算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程

大学, 2019.
SUN Shijie. Research on coding hole imaging algorithm [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.

14 Agostinelli S, Allison J, Amako K, *et al*. Geant4—a simulation toolkit[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2003, **506**(3): 250-303. DOI: 10.1016/S0168-9002(03)01368-8.

15 赵翠兰, 陈立宏, 李勇平. MURA编码辐射成像系统的解码方法[J]. 核技术, 2014, **37**(8): 080401. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2014.hjs.37.080401.
ZHAO Cuilan, CHEN Lihong, LI Yongping. Decoding process of a radiation imaging system using MURA coded aperture collimator[J]. Nuclear Techniques, 2014, **37**(8): 080401. DOI: 10.11889/j. 0253-3219.2014. hjs. 37.080401.

16 Shepp L A, Vardi Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1982, **1**(2): 113-122. DOI: 10.1109/TMI.1982.4307558.

17 Jeong M, Hammig M D. Comparison of gamma ray localization using system matrixes obtained by either MCNP simulations or ray-driven calculations for a coded-aperture imaging system[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2020, **954**: 161353. DOI: 10.1016/j.nima.2018.10.031.

18 刘崎. 编码孔径成像放射源定位关键技术研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2021. DOI: 10.26986/d.cnki.gcdlc.2021.000040.
LIU Qi. Research on key techniques of radioactive sources localization in coded-aperture imaging[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2021. DOI: 10.26986/d.cnki.gcdlc. 2021.000040.

19 Zhang G Q, Eddy Patuwo B, Hu M Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art[J]. International Journal of Forecasting, 1998, **14**(1): 35-62. DOI: 10.1016/s0169-2070(97)00044-7.

20 Gu J X, Wang Z H, Kuen J, *et al*. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, **77**: 354-377. DOI: 10.1016/j.patcog.2017.10.013.

21 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, **40**(6): 1229-1251. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2017.01229.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, **40**(6): 1229-1251. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2017.01229.

22 张锐. 基于人工神经网络的编码孔γ相机成像方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
ZHANG Rui. Research on imaging method of coded hole γ camera based on artificial neural network[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.

23 Mu Z P, Liu Y H. Aperture collimation correction and maximum-likelihood image reconstruction for near-field coded aperture imaging of single photon emission computerized tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, **25**(6): 701-711. DOI: 10.1109/TMI.2006.873298.

24 肖洒, 兰明聪, 党晓军, 等. 双模测量法消除编码孔成像的近场伪影[J]. 核技术, 2013, **36**(8): 080205. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2013.hjs.36.080205.
XIAO Sa, LAN Mingcong, DANG Xiaojun, *et al*. Near-field artifact reduction in coded aperture imaging by double-mode measurement[J]. Nuclear Techniques, 2013, **36**(8): 080205. DOI: 10.11889/j. 0253-3219.2013. hjs. 36.080205.