

# 基于神经网络的废物桶活度测量方法研究

舒旻翔<sup>1</sup> 单陈瑜<sup>2</sup> 顾卫国<sup>3</sup> 王德忠<sup>3</sup>

1(上海交通大学 国家电投智慧能源创新学院 上海 200240)

2(中广核研究院有限公司 深圳 518031)

3(上海交通大学 机械与动力工程学院 上海 200240)

**摘要** 针对废物桶活度传统分段 $\gamma$ 扫描(Segmented Gamma Scanning, SGS)测量精度低、层析 $\gamma$ 扫描(Tomographic Gamma Scanning, TGS)测量时间长的问题,提出了基于神经网络的新型活度测量方法(New Gamma Scanning, NGS)。在该方法中,对介质均匀分布的废物桶进行测量时,将三个不同位置的探测器的计数率输入神经网络,可以直接输出等效环源半径,最终实现废物桶内核素总活度的准确重建。对 400 L 均匀水泥废物桶进行了多组模拟测量,利用不同方法分别进行了活度重建。结果表明:对于单个源,新方法的平均相对误差为 4.26%,远小于 SGS 的误差(68.15%),与 60 网格的 TGS 的误差接近(3.97%);对于多个源,新方法的平均相对误差为 24.27%,而 SGS 为 48.02%,TGS 为 28.61%。新方法的精度高于 SGS,达到了 TGS 的水平,而测量时间缩短到了 TGS 的 1/20。新方法在保证高精度的前提下大大缩短了测量时间,为低、中水平放射性固体废物的测量提供了技术支撑。

**关键词** 低中放固废,无损测量,活度重建,神经网络,等效环源

**中图分类号** TL81

**DOI:** 10.11889/j.0253-3219.2023.hjs.46.120501

## A neural network-based method for measuring the activity of waste drum

SHU Minxiang<sup>1</sup> SHAN Chenyu<sup>2</sup> GU Weiguo<sup>3</sup> WANG Dezhong<sup>3</sup>

1(College of Smart Energy, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

2(China Nuclear Power Technology Research Institute, Shenzhen 518031, China)

3(Machinery and Power Engineering College, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract** [Background] During the operation of nuclear power plants, a large amount of low and intermediate level waste (LILW) is generated, which is usually prepared into 200-L and 400-L waste drums. To ensure the safe disposal of these waste drums, they must be analyzed to determine the type and activity of the nuclides contained within them. Non-destructive assay (NDA) has been widely used in the detection of waste drums in nuclear power plants, along with segmented gamma scanning (SGS) and tomographic gamma scanning (TGS). However, the low measurement accuracy of SGS and the long measurement time of TGS limit the practical application of these methods. [Purpose] This study aims to shorten the measurement time while maintaining high measurement accuracy by proposing a new neural network-based method for measuring the activity of waste drum. [Methods] When the waste drum was filled with a uniform distribution of medium and rotated at a constant speed during measurement, the point source was equivalent to a ring source. The equivalent ring source in the waste drum possessed an activity equal to the total activity of all sources. The neural network model is established, the count rate of the detector at different

第一作者: 舒旻翔, 男, 2000 年出生, 2021 年毕业于哈尔滨工业大学, 现为硕士研究生, 研究领域为辐射测量与防护

通信作者: 王德忠, E-mail: [dzwang\\_sjtu@sina.com](mailto:dzwang_sjtu@sina.com)

收稿日期: 2023-06-13, 修回日期: 2023-08-07

First author: SHU Minxiang, male, born in 2000, graduated from Harbin Institute of Technology in 2021, master student, focusing on radiation detection and protection

Corresponding author: WANG Dezhong, E-mail: [dzwang\\_sjtu@sina.com](mailto:dzwang_sjtu@sina.com)

Received date: 2023-06-13, revised date: 2023-08-07

positions is used as input, and the radius of the equivalent ring source is used as output. Finally, the total activity of the waste drum is calculated. The simulated measurement is carried out in a 400-L waste drum, the medium is concrete, the radioactive source is Co-60, and 50 groups of single-source and 10 groups of multi-source are generated randomly. Different methods are used to reconstruct the activity of the waste drum. **[Results]** When there is only one radioactive source in the waste drum, the mean relative error (MRE) of activity reconstruction by the new method is 4.26%, which is much lower than that of SGS (68.15%) and close to that of TGS with 60 grids (3.97%). When there are multiple radioactive sources in the waste drum, the MRE of activity reconstruction by the new method is 24.27%, which is lower than that of SGS (48.02%) and close to that of TGS with 60 grids (28.61%). This new method achieves the equal measurement accuracy of TGS but reduce the measurement time to 1/20 of TGS. **[Conclusion]** Compared to traditional measurement methods, the new method greatly shortens the measurement time while maintaining high precision, thereby providing technical support for the measurement of LILW.

**Key words** LILW, NDA, Activity reconstruction, Neural network, Equivalent ring source

核电厂在运行的过程中,会产生大量的放射性固体废物<sup>[1]</sup>,其中95%以上是低、中水平放射性固体废物(简称低中放固废)<sup>[2]</sup>。这些低中放固废经固化或压缩后,被整备成200 L、400 L废物桶<sup>[2]</sup>。由于放射性固体废物的特殊性,其妥善管理和安全处置是核电厂运营单位高度重视的问题。根据放射性废物管理规定<sup>[3]</sup>,固体废物应按其放射性活度和所含核素半衰期的不同分类贮存。因此,放射性固体废物最终处置前,必须检测其所含放射性核素的种类与活度。

目前,无损测量技术(Non-Destructive Assay, NDA)已广泛应用于核电厂的桶装废物核素的识别与活度测量<sup>[4]</sup>,主要包括分段 $\gamma$ 扫描(Segmented Gamma Scanning, SGS)与层析 $\gamma$ 扫描(Tomographic Gamma Scanning, TGS)。SGS将废物桶分为多个段层,假设每个段层内介质与核素均分布均匀,因此当段层内介质或核素不均匀分布时会导致严重的测量误差<sup>[5]</sup>。TGS将每个断层划分为多个体素,对每个体素进行密度重建和活度重建,可以对介质和核素非均匀分布的废物桶进行测量,提高了测量的精度<sup>[6]</sup>。然而,其较多的测量次数导致其测量时间较长,限制了其在工业上的应用。为了提高测量精度,刘诚等提出了改进型分段 $\gamma$ 扫描技术<sup>[7-8]</sup>,该方法将介质均匀分布的废物桶里的点源等效为环源,通过两个不同位置的探测器的计数率比值得到等效环源的半径,最终实现准确的活度重建。该方法的测量精度较传统SGS有较大提高,但是需要进行大量计算来确定合适的测量位置。

近些年随着人工智能的迅速发展,神经网络等方法也开始被应用到各个方面。有学者<sup>[9-10]</sup>利用卷积神经网络来完成TGS透射测量图像的重建,利用低分辨率的原始图像得到了高分辨率图像,减少了透射测量的次数,缩短了透射测量的总时间。也有

学者利用神经网络来实现 $\gamma$ 能谱的解析<sup>[11-12]</sup>,实现了核素种类的快速识别,且精度高于传统方法。韩国学者Kim等<sup>[13]</sup>将机器学习用于放射源的定位,利用两个光子计数器和塑料闪烁光纤实现了放射源的一维定位,可以快速找到废物桶表面的泄漏处。Bae等<sup>[14]</sup>使用NaI探测器在平面上进行扫描,利用神经网络实现了平面上放射源的定位(无介质)。由于废物桶内的介质会对核素衰变产生的光子产生影响,且废物桶内核素数量未知,因此上述放射源定位方法无法直接应用于废物桶的测量。

针对以上问题,本文将神经网络技术与改进型分段 $\gamma$ 扫描技术相结合,实现废物桶等效环源位置的快速确定,最终实现准确的活度重建。该方法简单、快速,弥补了传统方法的不足。

## 1 方法与原理

沿着废物桶轴向将废物桶分为多个段层。对于介质均匀分布的废物桶,由于其匀速旋转,因此桶内某半径上的点源可以被等效为该半径处的环形线源<sup>[7-8,15]</sup>。

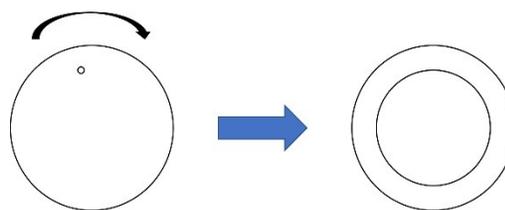


图1 点源等效为环源

Fig.1 Schematic diagram of point source equivalent to ring source

假设某一断层内有 $N$ 个位于不同半径的同一种类的点源,其可以等效为 $N$ 个不同半径的环源。对该断层进行测量时,对于核素衰变发射的能量为 $e$ 的 $\gamma$ 射线,探测器的计数率为:

$$C = \alpha \sum_{n=1}^N A_n E_n \quad (1)$$

式中： $\alpha$ 为核素发生衰变时发射该能量的 $\gamma$ 射线的概率； $A_n$ 为第 $n$ 个核素的活度； $E_n$ 为探测器对第 $n$ 个核素发射出的能量为 $e$ 的 $\gamma$ 射线的探测效率。假设该断层内该种核素总活度为 $A$ ，第 $n$ 个核素的活度 $A_n$ 与总活度 $A$ 的比值为 $\varepsilon_n$ ，则探测器的计数率可以表示为：

$$C = \alpha A \sum_{n=1}^N \varepsilon_n E_n \quad (2)$$

对 $E_n$ 进行加权平均，权重分别为 $\varepsilon_n$ ，结果为 $E'$ 。则式(2)可以表示为：

$$C = \alpha A E' \quad (3)$$

由于 $E_n$ 随着环源半径 $r$ 连续，因此存在半径 $r'$ 使得探测器对该处环源的探测效率为 $E'$ 。此时，该断层内所有环源等效为一个环源，该等效环源的活度与所有环源的活度之和相等。假设确定了等效环源的半径 $r'$ ，即可通过探测效率 $E'$ 和计数率 $C$ 计算得到该断层内某种核素的总活度 $A$ ，将每一断层求得的活度相加，即可得到废物桶内该种核素的总活度。

废物桶测量过程中，可以直接获得探测器的计数率 $C$ 。由式(3)可知，对某一层进行测量时，探测器计数率 $C$ 与该层内某一核素的总活度 $A$ 、等效环源半径 $r'$ 有关。由于总活度 $A$ 未知，因此，无法直接根据计数率 $C$ 得到等效环源半径 $r'$ 。

如图2所示，假设探测器在位置A和B对某一断层进行测量，计数率分别为 $C_A$ 、 $C_B$ 。根据式(3)有<sup>[15]</sup>：

$$\frac{C_A}{C_B} = \frac{\alpha A E(r_A)}{\alpha A E(r_A + \Delta r)} = \frac{E(r_A)}{E(r_A + \Delta r)} \quad (4)$$

式中： $r_A$ 为探测器在位置A时的等效环源半径； $r_A + \Delta r$ 为探测器在位置B时的等效环源半径。从式(4)可知，不同位置的探测器的计数率比值仅与等效环源的半径有关而与活度无关。不同位置的探测器的计数率比值与等效环源半径存在函数关系该函数关系十分复杂，难以直接计算获得。

人工智能是目前最广泛使用的用于确定各种参数之间未知和复杂关系的技术之一<sup>[16-18]</sup>。本文利用神经网络技术建立以多个不同测量位置的探测器的计数率比值作为输入，等效环源的半径作为输出的模型，利用大量的数据集对神经网络模型进行训练，建立输入和输出之间的映射关系。从而准确、快速输出等效环源的半径，最终实现准确的活度重建。

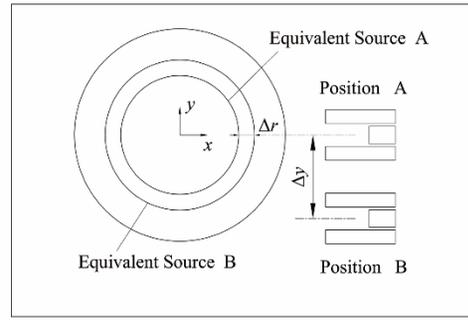


图2 测量位置示意图  
Fig.2 Diagram of measuring position

## 2 神经网络模型

### 2.1 数据集的获取

本文通过模拟测量来获得不同测量位置的探测器的计数率。由于蒙特卡罗方法计算时间长，本文利用数值计算方法来进行废物桶的模拟测量<sup>[8]</sup>。

计算探测器对不同半径的环源的探测效率时，将环形线源离散为该半径上不同角度的多个点源，分别计算点源位于不同角度时的探测效率。由于环源是由点源旋转等效而来，且旋转速度恒定，因此环形线源的活度随角度均匀分布，对同一半径不同角度的点源对应的探测效率进行平均即可得到探测器对该半径处的环源的探测效率。

分别按照不同的点源角度增加步长计算探测器对环形线源的探测效率，探测器采用美国ORTEC公司生产的高纯锗探测器，其尺寸参数如表1所示。如图3、4所示，准直口大小为20 cm×9 cm，铁层宽度为1 cm，铅层宽度为8 cm，准直器整体厚度为25 cm。废物桶为核电厂常用的400 L桶，由于水泥固化是核电厂常用的固体废物处理手段之一，因此桶内介质设置为混凝土(密度2.3 g·cm<sup>-3</sup>)，探测器正对废物桶，放射源为Co-60，其衰变产生的 $\gamma$ 射线能量为1.332 5 MeV，发射光子数目为10<sup>8</sup>，源与探测器中心处于同一高度。结果如图5、6所示。

假设点源角度增加步长为1°时的探测效率为

表1 探头尺寸参数  
Table 1 Probe size parameters

部件 Component	尺寸 Size / cm
晶体直径 Crystal diameter	6.09
晶体长度 Crystal length	5.18
冷指直径 Cold finger diameter	0.87
冷指长度 Cold finger length	3.82
死层厚度 Dead layer thickness	0.07
真空层厚度 Vacuum layer thickness	0.50
铝壳厚度 Aluminum shell thickness	0.15

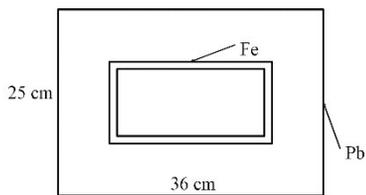


图3 准直器示意图  
Fig.3 Schematic diagram of collimator

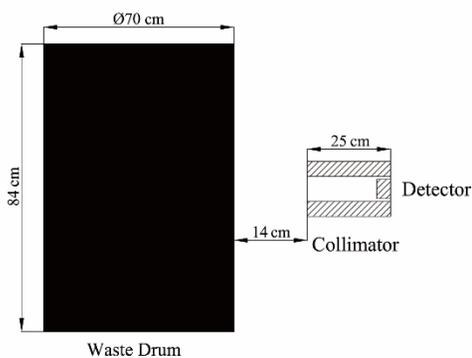


图4 测量系统示意图  
Fig.4 Schematic diagram of measurement system

$E_1$ , 步长为  $j$  时的探测效率为  $E_j$  ( $j=2^\circ, 4^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ ), 相对误差  $\delta$  为:

$$\delta = \frac{E_j - E_1}{E_1} \quad (5)$$

点源位于不同半径, 不同角度增加步长下的相对误差  $\delta$  如表2所示。

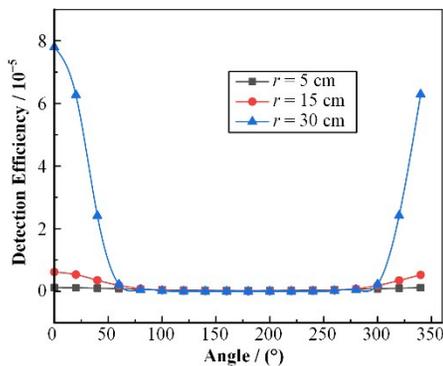


图5 步长为20°时, 探测器对不同角度点源的探测效率  
Fig.5 Detection efficiency of point sources at different angles when step is 20°

可以看到, 用探测器对某半径处不同角度点源的探测效率的平均值来表示探测器对该半径处环形线源的探测效率时, 所选择的点源间不同角度步长对计算结果基本没有影响。步长为2°、4°、5°、10°和20°对应的探测效率计算结果与步长为1°的探测效率计算结果相对误差均在±3%以内。因此, 为了减小计算量, 可以分别计算出探测器对某半径上均匀分布的18个点源(每两者间隔20°)的探测效率,

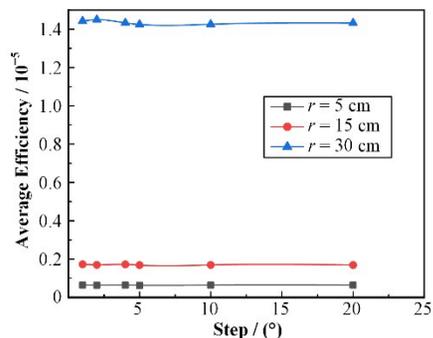


图6 不同步长下的探测效率  
Fig.6 Detection efficiency at different steps

表2 不同步长下的相对误差(%)  
Table 2 Relative error at different steps (%)

半径 Radius / cm	步长 Step / (°)				
	2	4	5	10	20
5	-0.47	-0.15	-1.02	0.02	-0.16
15	-1.79	-0.22	-2.56	-1.97	-2.25
30	0.48	-0.65	-1.22	-1.17	-0.69

再将其平均便可得到探测器对该半径处的环形线源的探测效率。

本文利用多个测量位置的探测器的计数率比值来确定等效环源的半径。因此, 需要分别计算环源位于不同半径时, 不同测量位置的探测器的计数率。计算工况与上文相同, 结果如表3所示。其中  $y$  表示探测器的偏移距离。

表3 不同测量位置的探测器的计数率计算结果  
Table 3 Count rate for detectors at different measurement positions

半径 Radius / cm	偏移距离 Offset distance / cm				
	0	7	14	21	28
0	54.74	54.50	54.00	51.72	33.58
5	63.65	63.28	61.97	57.74	36.18
10	95.99	95.34	92.95	76.56	49.57
15	170.81	169.55	156.23	121.93	84.92
20	327.88	317.73	269.54	214.53	157.80
25	689.21	632.38	526.52	411.81	332.97
30	1 427.17	1 352.02	1 164.03	864.96	763.96
35	2 843.78	2 754.52	2 935.31	2 103.79	1 936.98

为了得到不同半径环源下的探测器的计数率, 对表3中的计算结果进行三次样条插值, 得到不同半径环源下不同测量位置的探测器的计数率。结果如图7所示。其中图7(a)为利用三次样条插值得到的结果, 图7(b)为根据数值计算得到的结果。

假设插值的计数率结果为  $C_{in}$ , 数值计算的结果为  $C_{cal}$ , 相对误差为:

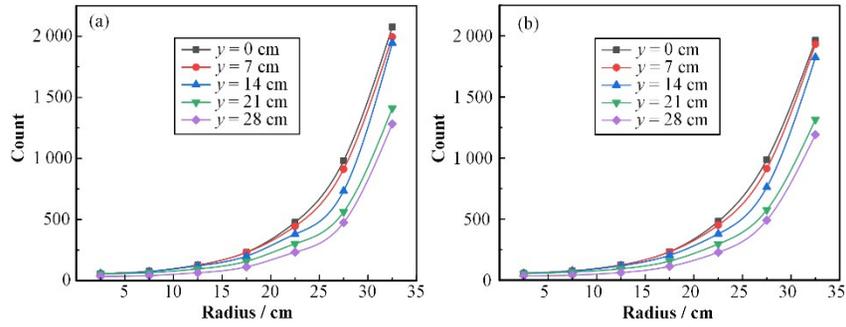


图7 计数率结果 (a) 插值结果,(b) 数值计算结果  
Fig.7 Results of count rate (a) Interpolation, (b) Numerical calculation

$$\text{error} = \frac{C_{\text{int}} - C_{\text{cal}}}{C_{\text{cal}}} \quad (6)$$

不同环源半径下计数率的相对误差结果见表4。

表4 计数率插值与数值计算结果相对误差(%)  
Table 4 Relative error of count rate between interpolation and numerical calculation (%)

半径 Radius / cm	偏移距离 Offset distance / cm				
	0	7	14	21	28
2.5	1.37	1.37	1.22	0.48	0.46
7.5	-2.15	-2.29	-2.33	-3.06	-2.39
12.5	1.70	1.42	2.28	2.39	3.39
17.5	-0.88	-0.60	-1.88	0.75	-0.53
22.5	-0.76	-1.40	0.34	1.61	1.95
27.5	-0.54	-0.14	-3.59	-2.49	-3.14
32.5	5.75	3.24	6.66	7.34	7.60

可以看出,当环源半径小于等于27.5 cm时,计数率插值结果与数值计算结果相对误差均小于 $\pm 4\%$ 。当源靠近废物桶边缘时,计数率插值结果与数值计算结果相对误差增大,但仍小于8%。因此,可以利用三次样条插值来获得源在不同半径时不同测量位置的探测器的计数率。

## 2.2 神经网络模型

假设每个测量位置的探测器的计数率为 $C_i$ ( $i=0, 1, 2, \dots$ ),所有计数率的平均值为 $C$ ,定义相对计数率比值:

$$a_i = \frac{C_i}{C} \quad (7)$$

将相对计数率比值 $a_i$ 作为神经网络的输入。等效环源半径 $r$ 作为神经网络的输出。

本文使用误差反向传播(Back Propagation, BP)神经网络,迭代算法为梯度下降法,输入层神经元数量与探测器数量相等,均为3,隐层数量为2,每层隐层的神经元数目为8,激活函数为tanh函数,学习率

为0.5,迭代次数为10万,输出层神经元数量为1。神经网络模型用Python3.7搭建,神经网络训练过程如图8所示。

神经网络的数据集分为两部分:训练集和测试集。通过三次样条插值得到0~35 cm内的500组不同半径的Co-60环源所对应的不同测量位置的探测器的计数率,将对应的相对计数率比值和环源半径作为训练集。再随机生成50个不同半径的Co-60环源,将其对应的相对计数率比值和环源半径作为测试集。

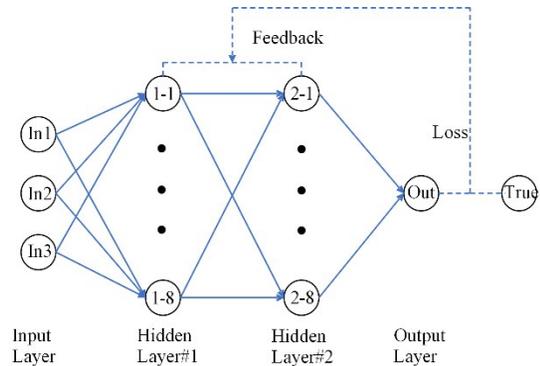


图8 神经网络训练过程示意图  
Fig.8 Diagram of neural network training process

假设训练集中环源的真实半径分别为 $r_i$ ( $i=1, 2, \dots, 500$ ),每轮迭代后神经网络输出的环源预测半径分别为 $r_j$ ( $j=1, 2, \dots, 500$ )。每轮迭代后环源半径的预测值与真实值的平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE),即神经网络的损失函数为:

$$\text{loss}_r = \frac{\sum_{i,j=1}^{500} |r_i - r_j|}{500} \quad (9)$$

每轮迭代后的 $\text{loss}_r$ 结果如图9所示。迭代10万轮后, $\text{loss}_r$ 已经收敛,说明神经网络已经完成训练。

神经网络训练完成后,便可根据测试集中各个相对计数率比值直接预测等效环源半径,最终实现

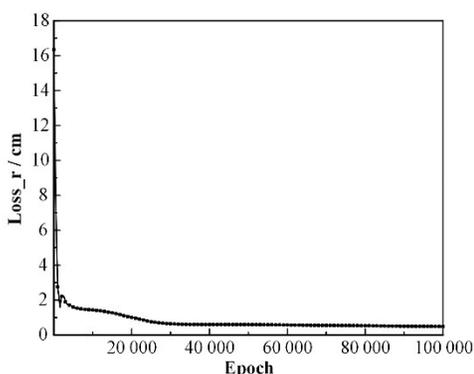


图9 100 000轮迭代后的损失函数  
Fig.9 Loss function after 100 000 iterations

活度重建过程如图11所示。

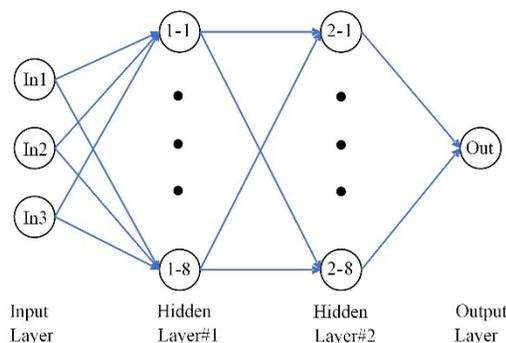


图10 神经网络测试过程示意图  
Fig.10 Diagram of neural network testing proces

核素的活度重建。神经网络预测过程如图10所示，

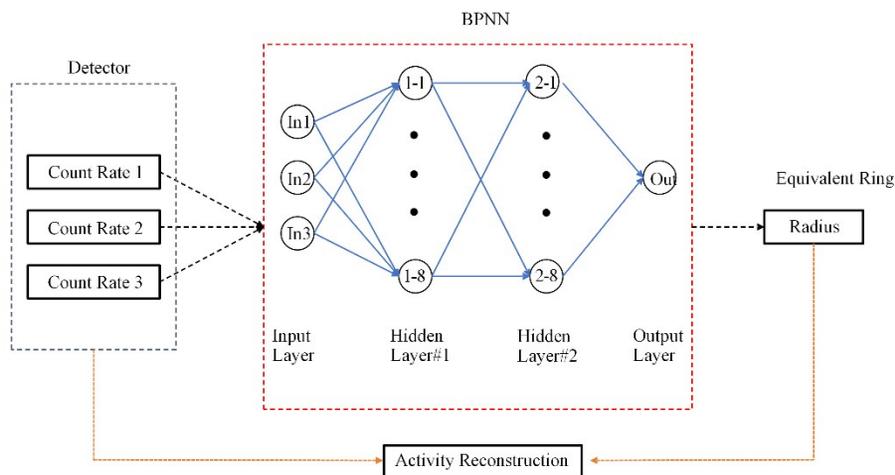


图11 基于神经网络的废物桶活度重建过程示意图  
Fig.11 Process diagram of activity reconstruction of waste drum based on neural network

### 3 结果与分析

#### 3.1 单环源的结果

当断层内只有一个点源或者多个点源位于同一半径时,此时只有一个环源,等效环源半径即为环源半径。图12为将3个不同测量位置的探测器(偏移距离分别为0 cm、21 cm、28 cm)的相对计数率比值作为输入时,神经网络的预测结果。其中,横轴 $r_t$ 表示环源的真实半径,纵轴 $r_p$ 表示预测半径。

环源半径预测值与真实值的绝对误差为:

$$\Delta r = |r_p - r_t| \quad (10)$$

测试集中50组环源半径的预测值与真实值平均绝对误差为0.429 cm,最大值为1.175 cm,均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为0.536 cm,其计算公式为:

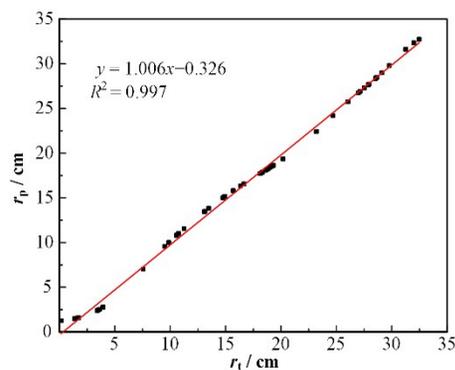


图12 环源半径的预测值与真实值  
Fig.12 Predicted and true radii of ring source

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum \Delta r_i^2}{50}} \quad (11)$$

对测试集中环源半径的预测值与真实值进行线性拟合,拟合直线斜率为1.006,相关系数为0.997,

说明预测值与真实值有着良好的线性关系,神经网络可以准确预测等效环源的半径。

利用神经网络预测得到等效环源的半径后,根据式(12)可重建出源的活度。其中, $A_p$ 为环源的活度重建值; $C$ 为探测器的计数率; $\alpha$ 为核素衰变发射出该能量的 $\gamma$ 射线的概率; $E_p$ 表示源的半径为 $r_p$ 时,探测器的探测效率。

$$A_p = \frac{C}{\alpha E_p} \quad (12)$$

测试集中50组环源的活度重建结果见图13。由图13可知,当源靠近废物桶的中间区域( $r=20$  cm)时,活度的重建值与真实值相对误差较大;对于靠近废物桶中心( $r=0$  cm)和边缘( $r=35$  cm)的源,活度重建值的误差较小。计算50组环源的活度重建值与真实值的相对误差,其平均值为4.26%,最大值为12.63%,标准差为5.28%。

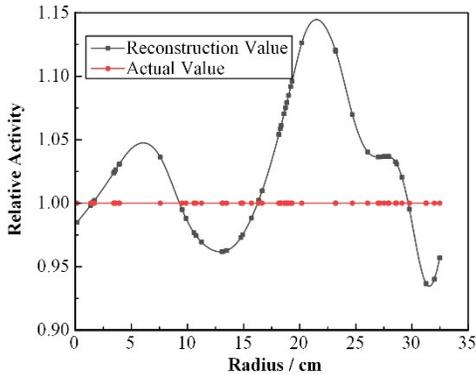


图13 单环源活度重建结果

Fig.13 Activity reconstruction value of single ring source

### 3.2 多环源的结果

当废物桶内存在多个环源时,相比于单环源情况,此时每个探测器的等效环源不一定重合,由于神经网络只输出一个值,因此等效环源的预测值与真实值会产生更大的误差,导致活度重建的误差增大。由于实际测量过程中废物桶内源数量未知,因此,必须计算废物桶内存在多个环源时,活度重建结果的误差。

为了模拟多环源的情况,将测试集中的50个环源随机分为10组,每组包含5个环源。分别计算每组5个环源活度相等时,3个不同测量位置的探测器(偏移距离分别为0 cm、21 cm、28 cm)的相对计数率比值。将其作为输入,利用神经网络输出等效环源的半径 $r$ 。计算环源半径为 $r$ 时各探测器的探测效率 $E_p$ ,代入式(12)即可计算出等效环源的活度 $A_p$ 。

10组多环源的活度重建结果见图14。10组活度重建结果的平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)为24.27%,最大值为42.41%,标准差为

26.53%。由于多个环源存在时三个探测器的等效环源不再重合,因此神经网络预测等效环源半径偏大,导致探测效率偏大,代入式(12),活度重建值偏小。

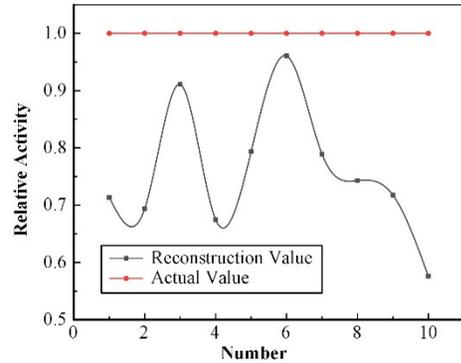


图14 多个源活度重建结果

Fig.14 Reconstructed value of total activity from multiple sources

### 3.3 传统测量方法的结果

利用传统的测量方法进行废物桶的活度重建,将基于传统测量方法的结果与新方法的结果对比,验证新方法的可靠性。

首先利用分段 $\gamma$ 扫描方法SGS进行废物桶的测量。SGS需先确定每层的高度以计算探测效率 $E_s$ 。根据§2.1的准直器开口和测量距离,层高设置为12 cm。

探测器正对废物桶,其他条件与§2.1相同。将探测器探测效率 $E_s$ 和计数率 $C_s$ 代入式(12)即可得到源活度的重建值 $A_p$ 。对测试集中50组单环源进行活度重建,结果见图15(a)。由于SGS假设源在介质内均匀分布,因此当环源靠近废物桶中心时,探测效率计算值偏大,导致活度重建值偏小;当环源靠近废物桶边缘时,探测效率计算值偏小,导致活度重建值偏大。

50组单环源活度重建值与真实值的相对误差平均值为68.15%,最大值为114.54%,标准差为74.56%。

分别将§3.2中10组多环源对应的偏移距离为0的探测器的计数率和探测效率代入式(12)进行活度重建,10组多环源的活度重建结果见图15(b)。计算10组多环源总活度重建值与真实值的相对误差,其平均值为48.02%,最大值为86.96%,标准差为50.95%。从图15(a)可知,源环半径接近27 cm时探测效率与SGS假设的体源探测效率相等,而10组多环源下的环源平均半径均小于27 cm,导致探测效率值偏大,活度重建值偏小。

利用测量精度更高的层析 $\gamma$ 扫描方法TGS进行

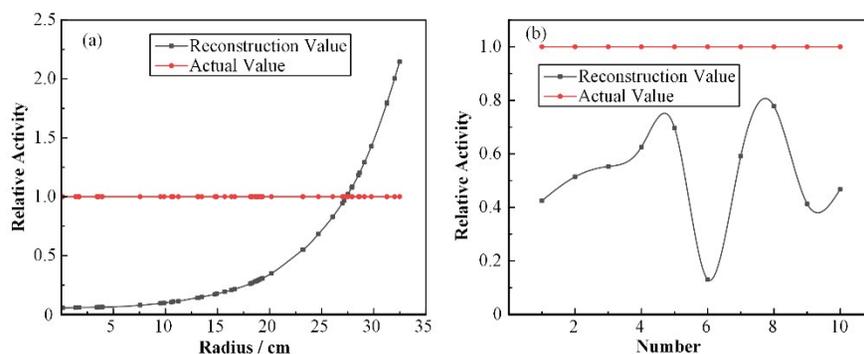


图15 SGS活度重建结果 (a) 单环源, (b) 多环源  
Fig.15 Activity reconstruction value of SGS (a) Single source, (b) Multi-sources

废物桶的测量。由于本文对均匀废物桶进行研究,因此本文采用两种网格划分方式,第一种为传统TGS,在废物桶径向和周向进行划分,此时点源不再等效为环源;第二种只在废物桶的径向上进行划分,该种划分方式对应的扫描方法也称为半层析扫描(Semi-tomographic Gamma Scanning, STGS)<sup>[19-20]</sup>。此时点源等效为环源。

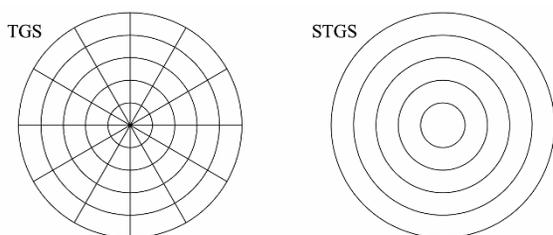


图16 两种网格划分方式  
Fig.16 Two grid division methods

按TGS进行网格划分时,沿着废物桶径向划分5次;沿着废物桶周向划分12次;废物桶每个断层被划分为60个网格。探测器在周向上有12个测量位置;在偏移方向有5个测量位置;每次TGS探测器一共进行60次测量。按STGS进行网格划分时,只需沿着废物桶径向划分,分别将废物桶每个断层划分为3个和5个网格。

分别利用数值计算方法得到探测器的探测效率矩阵 $E$ 与计数率向量 $C$ ,其中工况设置与§2.1相同。代入式(13),其中 $E_{ij}(i, j=0, 1, \dots, n)$ 表示探测器位于第 $i$ 个探测位置,放射源位于第 $j$ 个网格的几何中心时探测器的探测效率。 $C_i(i=0, 1, \dots, n)$ 表示源位于测试集中环源半径的真实值 $r_i$ 时,探测器在每个测量位置时的计数率。 $n$ 为网格数量。

$$\begin{pmatrix} E_{11} & E_{12} & \cdots & E_{1n} \\ E_{21} & E_{22} & \cdots & E_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E_{n1} & E_{n2} & \cdots & E_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix} \quad (13)$$

本文采用极大似然期望最大化算法(Maximum

Likelihood Expectation Maximization, MLEM)对公式(13)求解<sup>[21]</sup>,其迭代公式为:

$$A_j^{(k+1)} = \frac{A_j^{(k)}}{\sum_{i=1}^n E_{ij}} \sum_{i=1}^n \frac{E_{ij} C_i}{\langle E^i, A^{(k)} \rangle} \quad (14)$$

其中: $A_j^{(k+1)}$ 为第 $k$ 次迭代时,第 $j$ 个网格的活度求解值; $E^i$ 为探测效率矩阵 $E$ 的第 $i$ 行; $A^{(k)}$ 为活度向量 $A$ 第 $k$ 次迭代时的结果。

利用式(13)、(14)解得每个网格的活度值 $A_j$ ,将所有网格的活度重建值求和即可得到总活度。

根据TGS进行测量与活度重建的结果如图17所示。50组单点源活度重建结果的平均相对误差为3.97%,最大误差为16.02%,标准差为4.97%。由于最外圈网格几何中心所在半径为31.5 cm,因此,当源所在半径大于31.5 cm时,活度重建值偏大,且随着源半径增加迅速增加,与图17(a)的结果符合。分别计算10组多点源活度重建结果的相对误差,其平均值为28.61%,最大值为80.63%,标准差为56.38%。

根据STGS进行测量时,环源的活度重建结果如图18所示。当网格数目为3时,50组单环源活度重建值与真实值的相对误差的平均值为44.53%,最大值为689.46%,标准差为141.67%。10组多环源活度重建结果的相对误差的平均值为46.07%,最大值为133.28%,标准差为71.54%。当网格数目为5时,50组单环源活度重建结果的相对误差平均值为22.73%,最大值为251.83%,标准差为48.44%。10组多环源活度重建结果的相对误差的平均值为8.95%,最大值为23.14%,标准差为31.53%。

从图18(a)可知,当环源半径小于20 cm时,用3网格和5网格划分方式进行活度重建的误差均较小,当环源半径大于20 cm时,随着环源半径增加,环源先远离某一网格的中心再靠近下一网格的中心,活度重建误差先增加再减小。由于3网格划分时最外圈网格的几何中心半径为29.5 cm,5网格划

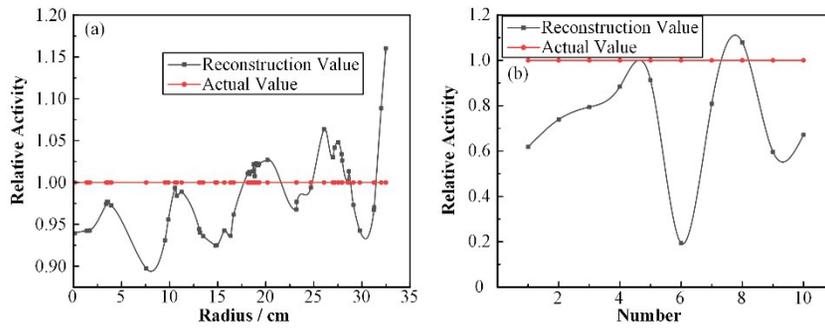


图17 TGS活度重建结果 (a) 单点源, (b) 多点源  
Fig.17 Activity reconstruction results of TGS (a) Single source, (b) Multi-sources

分时最外圈网格的几何中心半径为31.5 cm, 因此, 当环源半径大于最外圈网格的几何中心的半径之后, 活度重建值偏大, 误差随着源半径增加快速增加。对于靠近废物桶边缘的环源, 增加网格数量可以有效提高活度重建的精度; 对于废物桶内部的环

源, 3网格和5网格划分方式对活度重建的精度影响不大。当废物桶内有多个环源时, 根据3网格划分的活度重建的误差明显高于5网格的误差, 因此, 对于多环源情况, 增加网格数量可以提高测量精度。但是测量次数和总时间也会随之增加。

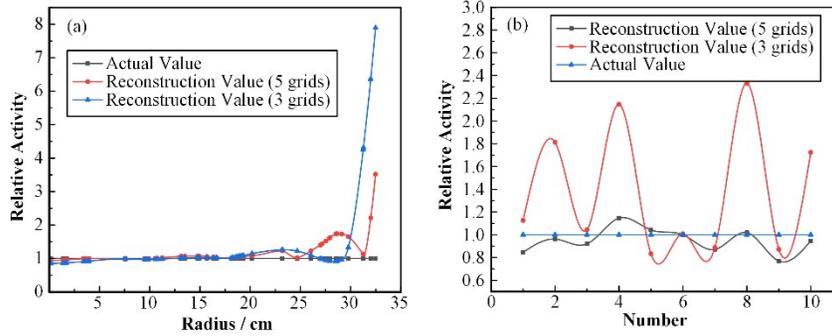


图18 STGS活度重建结果 (a) 单环源, (b) 多环源  
Fig.18 Activity reconstruction results of STGS (a) Single source, (b) Multi-sources

### 3.4 结果对比与分析

不同测量方法下的活度重建误差如表6、7所示。

其中, NGS表示新方法, TGS- $n$ 或者STGS- $n$ 表示根据 $n$ 个网格进行TGS或者STGS( $n=3, 5, 60$ )。

表5 单源活度重建结果  
Table 5 Activity reconstruction results of single source

		NGS	SGS	STGS-3	STGS-5	TGS-60
误差 Error / %	平均值 Average	4.26	68.15	44.53	22.73	3.97
	最大值 Maximum	12.63	114.54	689.46	251.83	16.02
	标准差 Standard deviation	5.33	75.32	141.67	48.44	4.97

表6 多源活度重建结果  
Table 6 Activity reconstruction results of multi-source

		NGS	SGS	STGS-3	STGS-5	TGS-60
误差 Error / %	平均值 Average	24.27	48.02	46.07	8.95	28.61
	最大值 Maximum	42.41	86.96	133.28	23.14	80.63
	标准差 Standard deviation	27.97	53.71	71.54	31.53	56.38

假设探测器在每个测量位置上的测量时间为无量纲单位1, 则SGS的测量时间为1, 3网格的STGS

为3, 5网格的STGS为5, 60网格的TGS为60, 新方法的为3。

可以看到,对于单环源,新方法进行测量的精度达到了基于60网格划分的TGS的精度。相比于SGS,新方法精度提高了一个数量级。相比于STGS,新方法进行活度重建时的误差基本不受环源半径的影响,可以完成对废物桶边缘的环源活度的准确重建。当废物桶内存在多个源时,新方法的平均相对误差仅为SGS与STGS(3网格)的误差的一半,与60网格划分的TGS的误差接近;同样,除了STGS(5网格),新方法的误差最大值仅为其他方法的1/2或者1/3。此外,新方法的测量位置较少,其总测量时间为基于60网格划分的TGS方法的1/20。新方法在保证高测量精度的前提下,大大缩短了测量时间。

#### 4 结语

针对传统无损测量方法SGS精度低、TGS测量时间长的问题,本文提出了基于神经网络的废物桶活度测量方法。该方法通过不同测量位置的探测器计数率可以快速精准地输出废物桶的等效环源的半径,从而实现准确的活度重建。分别进行了50组单Co-60源和10组多Co-60源的模拟测量和活度重建,得到了以下结论:

1)新方法可以快速、准确地得到等效环源的半径。对于50个随机生成的Co-60环源半径,环源半径的预测值与真实值平均绝对误差为0.429 cm,均方根误差为0.536 cm。

2)利用新方法对400 L水泥废物桶进行模拟测量与活度重建时,对于50组单Co-60源,活度重建值与真实值的平均相对误差为4.26%,且对废物桶中心和边缘区域的源的活度重建误差小于10%。而SGS的平均相对误差为68.15%,且对废物桶中心和边缘区域的源的活度重建误差达到100%。基于60网格的TGS平均相对误差为3.97%。对于10组多Co-60源,新方法平均相对误差为24.27%,SGS为48.02%,60网格的TGS为28.61%。说明新方法的测量精度远高于SGS,达到了TGS的水平,但是其测量时间仅为相同精度TGS的1/20。

3)利用STGS对其进行单Co-60源的模拟测量与活度重建时,活度重建值受源半径影响较大,而新方法基本不受源半径的影响。对于多Co-60源,在相同测量时间下,新方法的平均相对误差均为STGS的一半。

4)本文使用的神经网络训练集目前只包括400 L水泥废物桶,待测核素为Co-60,因此目前神经网络只能对400 L水泥废物桶中的Co-60进行预测,若要对其他类型废物桶、其他密度介质、其他核

素进行预测,需要在训练集中添加对应工况的结果以及增加神经网络输入层神经元的数量。

综上所述,对于介质均匀分布的废物桶,本文提出的新方法相较于传统测量方法,在保证高测量精度的前提下大大缩短了测量时间,为低中放固废的快速测量提供了技术支撑。

**作者贡献声明** 舒旻翔负责直接参与论文研究、模拟计算以及论文撰写;单陈瑜负责提供技术支持;顾卫国负责提供论文指导与技术支持;王德忠负责提供技术支持。

#### 参考文献

- 1 黄来喜,何文新,陈德淦. 大亚湾核电站放射性固体废物管理[J]. 辐射防护, 2004, 24(S1): 211 - 226. DOI: 10.3321/j.issn:1000-8187.2004.03.009.  
HUANG Laixi, HE Wenxin, CHEN Degan. Solid radioactive waste management in Daya Bay nuclear power station[J]. Radialization Protection, 2004, 24(S1): 211 - 226. DOI: 10.3321/j.issn:1000-8187.2004.03.009.
- 2 Atomenergie-Organisation I. Interim storage of radioactive waste packages[R]. IAEA, Vienna, 1998.
- 3 国家质量监督检验检疫总局. 放射性废物管理规定: GB 14500—2002[S]. 北京: 中国标准出版社, 2004.  
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. Regulations for radioactive waste management: GB 14500—2002[S]. Beijing: Standards Press of China, 2004.
- 4 Estep R J, Prettyman T H, Sheppard G A. Tomographic gamma scanning to assay heterogeneous radioactive waste [J]. Nuclear Science and Engineering, 1994, 118(3): 145 - 152. DOI: 10.13182/nse94-a19380.
- 5 Bronson F, Atrashkevich V, Geurkov G, et al. Probabilistic uncertainty estimator for gamma-spectroscopy measurements[J]. Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry, 2008, 276(3): 589 - 594. DOI: 10.1007/s10967-008-0604-z.
- 6 Venkataraman R, Villani M, Croft S, et al. An integrated Tomographic Gamma Scanning system for non-destructive assay of radioactive waste[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2007, 579(1): 375 - 379. DOI: 10.1016/j.nima.2007.04.125.
- 7 刘诚,王德忠,李厚文,等. 基于双探测器校正的分段 $\gamma$ 扫描技术研究[J]. 核技术, 2010, 33(5): 342 - 345.

- LIU Cheng, WANG Dezhong, LI Houwen, *et al.* An improved gamma scanning technique using two detectors at off-center positions[J]. Nuclear Techniques, 2010, **33** (5): 342 - 345.
- 8 钱楠, 顾卫国, 王川, 等. 双探测位置分段 $\gamma$ 扫描系统研究[J]. 原子能科学技术, 2015, **49**(1): 147 - 153. DOI: [10.7538/yzk.2015.49.01.0147](https://doi.org/10.7538/yzk.2015.49.01.0147).
- QIAN Nan, GU Weiguo, WANG Chuan, *et al.* Research of two-measurement position segmented gamma scanning system[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2015, **49**(1): 147 - 153. DOI: [10.7538/yzk.2015.49.01.0147](https://doi.org/10.7538/yzk.2015.49.01.0147).
- 9 Wang C M, Shi R, Tuo X G, *et al.* Reconstruction of tomographic gamma scanning transmission image from sparse projections based on convolutional neural networks [J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2022, **1039**: 167110. DOI: [10.1016/j.nima.2022.167110](https://doi.org/10.1016/j.nima.2022.167110).
- 10 Yang H, Dong B, Gu W G, *et al.* Transmission reconstruction algorithm by combining maximum-likelihood expectation maximization and a convolutional neural network for radioactive drum characterization[J]. Applied Radiation and Isotopes, 2022, **184**: 110172. DOI: [10.1016/j.apradiso.2022.110172](https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2022.110172).
- 11 Galib S M, Bhowmik P K, Avachat A V, *et al.* A comparative study of machine learning methods for automated identification of radioisotopes using NaI gamma-ray spectra[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2021, **53**(12): 4072 - 4079. DOI: [10.1016/j.net.2021.06.020](https://doi.org/10.1016/j.net.2021.06.020).
- 12 Teke C, Akkurt I, Arslankaya S, *et al.* Prediction of gamma ray spectrum for  $^{22}\text{Na}$  source by feed forward back propagation ANN model[J]. Radiation Physics and Chemistry, 2023, **202**: 110558. DOI: [10.1016/j.radphyschem.2022.110558](https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2022.110558).
- 13 Kim J, Kim S, Song S, *et al.* Comparison of theoretical and machine learning models to estimate gamma ray source positions using plastic scintillating optical fiber detector[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2021, **53**(10): 3431 - 3437. DOI: [10.17148/iarjset/nciarcse.2017.22](https://doi.org/10.17148/iarjset/nciarcse.2017.22).
- 14 Bae J, Min S, Seo B, *et al.* Low-activity hotspot investigation method via scanning using deep learning[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, **10**: 956596. DOI: [10.3389/fenrg.2022.956596](https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.956596).
- 15 Gu W G, Wang D Z, Tang X H, *et al.* An improved gamma scanning assay method for the 400-L compacted radioactive waste drum based on the segmented equivalent ring source[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2019, **66**(7): 1889 - 1896. DOI: [10.1109/TNS.2019.2920180](https://doi.org/10.1109/TNS.2019.2920180).
- 16 Gholipour Peyvandi R, Islami rad S Z. Precise prediction of radiation interaction position in plastic rod scintillators using a fast and simple technique: artificial neural network [J]. Nuclear Engineering and Technology, 2018, **50**(7): 1154 - 1159. DOI: [10.1016/j.net.2018.06.005](https://doi.org/10.1016/j.net.2018.06.005).
- 17 Rupali M, Amit P. A review paper on general concepts of “artificial intelligence and machine learning” [J]. IARJSET, 2017, **4**(4): 79 - 82. DOI: [10.17148/iarjset/nciarcse.2017.22](https://doi.org/10.17148/iarjset/nciarcse.2017.22).
- 18 王江玮, 顾卫国, 杨桢, 等. 基于深度神经网络的放射性废物桶 $\gamma$ 能谱解析方法[J]. 核技术, 2022, **45**(4): 040501. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.040501](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.040501).
- WANG Jiangwei, GU Weiguo, YANG Hui, *et al.* Analytical method for  $\gamma$  energy spectrum of radioactive waste drum based on deep neural network[J]. Nuclear Techniques, 2022, **45**(4): 040501. DOI: [10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.040501](https://doi.org/10.11889/j.0253-3219.2022.hjs.45.040501).
- 19 Gu W G, Rao K Y, Wang D Z, *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. DOI: [10.1109/TNS.2016.2614964](https://doi.org/10.1109/TNS.2016.2614964).
- 20 Wang D Z, Yang H, Gu W G, *et al.* New gamma scanning technology for 200L and 400L low and intermediate level solid waste[C]. Proceedings of 2022 29th International Conference on Nuclear Engineering, August 8-12, 2022, Virtual, Online. 2022. DOI: [10.1115/ICONE29-92372](https://doi.org/10.1115/ICONE29-92372).
- 21 Prettyman T H, Cole R A, Estep R J, *et al.* A maximum-likelihood reconstruction algorithm for tomographic gamma-ray nondestructive assay[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 1995, **356**(2 - 3): 470 - 475. DOI: [10.1016/0168-9002\(94\)01352-7](https://doi.org/10.1016/0168-9002(94)01352-7).