

# $\gamma$ 指纹的特征提取及其 RBF 神经网络识别

赵愉航,王崇杰

(辽宁师范大学 物理与电子技术学院,辽宁 大连 116029)

**摘 要:**为提高核材料  $\gamma$  指纹的识别置信度,提取了  $\gamma$  指纹特征峰总面积作为识别特征,并对不同强度的特征峰总面积做“反”加权处理. 采用 RBF 神经网络识别 2 组差异甚微核材料的  $\gamma$  指纹. 结果表明:与传统识别特征相比,以特征峰总面积为识别特征,既可降低信息冗余度,又能充分保留  $\gamma$  指纹的特征性,有效降低了识别下限. “反”加权处理方法进一步提高了识别置信度.

**关键词:**  $\gamma$  指纹;特征峰;识别置信度;RBF 神经网络  
中图分类号:TL81;TP399 文献标识码:A

DOI:10.19655/j.cnki.1005-4642.2020.06.002

$\gamma$  能谱分析与  $\gamma$  指纹识别是放射性分析和核材料识别的重要技术手段<sup>[1-7]</sup>,在核安全保障领域得到广泛应用,而研究  $\gamma$  指纹的特征提取对于提高核材料识别置信度具有重要的实际意义. 目前,在核材料  $\gamma$  指纹识别技术中,主要采用全套  $\gamma$  指纹谱数据、谱段、特征峰峰位、峰高、峰净面积、峰形等参量作为  $\gamma$  指纹的识别特征<sup>[3-7]</sup>. 由于这些特征存在信息冗余,损失有用的特征信息,难以得到较高的识别置信度,特别是对于差异甚微的核材料难以准确识别. 为此,通过对  $\gamma$  指纹形成机理的分析,提取了峰总面积作为  $\gamma$  指纹识别特征,并通过“反”加权方法对强峰和弱峰的作用进行了均衡处理. 利用 RBF 神经网络对差异甚微核材料的实测  $\gamma$  指纹进行了识别研究,验证了特征提取方法与“反”加权处理方法的有效性.

## 1 基本原理与方法

### 1.1 $\gamma$ 指纹特征提取

核材料通常含有多种放射性核素,并且放射出多种不同能量的  $\gamma$  射线,而  $\gamma$  指纹中的特征峰峰位和峰净面积分别反映了核材料所发射的各种能量  $\gamma$  射线的能量信息和强度信息,而且与全谱数据、谱段数据、峰高及峰形等特征量相比,峰位和峰净面积更能代表和突出  $\gamma$  指纹的特征,因此,

常常被选取为  $\gamma$  指纹的识别特征. 为了保证  $\gamma$  指纹中的“敏感信息”不被泄露<sup>[7]</sup>,在  $\gamma$  指纹识别过程中,通常只能允许选取部分特征  $\gamma$  射线的全能峰作为识别特征,如果不同核材料之间的差异很小,所选取的特征  $\gamma$  射线的强度可能会非常接近,甚至相同. 因此,特征峰净面积也会非常接近或相同,从而难以得到较高的识别置信度,甚至无法识别.

由  $\gamma$  指纹采集原理<sup>[1-2]</sup>可知,具有一定能量的  $\gamma$  射线的  $\gamma$  能谱主要由康普顿连续谱和特征峰构成,除了特征峰净面积,连续谱的强度同样包含了  $\gamma$  射线的强度信息. 对于核材料来说,其  $\gamma$  能谱或者  $\gamma$  指纹是由多种不同能量  $\gamma$  射线的能谱线性叠加而成,亦即较低能量  $\gamma$  射线能谱叠加在较高能量  $\gamma$  射线能谱之上. 因此,以峰净面积为识别特征实质上损失了较高能量  $\gamma$  射线的强度信息,而以特征峰的总面积作为  $\gamma$  指纹的识别特征,则既可以提取相应特征  $\gamma$  射线的强度信息,也可以提取较高能量  $\gamma$  射线的强度信息,更能反映不同核材料的细微差异. 同时,仍能避免“敏感信息”被泄露.

峰净面积特征和峰总面积特征如图 1 所示. 特征峰总面积是指以特征峰峰位为中心,一定宽度区间内的谱计数总和,即

收稿日期:2020-03-14;修改日期:2020-03-29

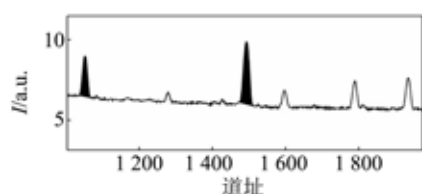
作者简介:赵愉航(1999—),女,辽宁凌海人,辽宁师范大学物理与电子技术学院 2017 级本科生.

通讯作者:王崇杰(1964—),男,辽宁北镇人,辽宁师范大学物理与电子技术学院教授,硕士,主要研究方向为核技术及其应用. E-mail:wang\_chongjie@163.com

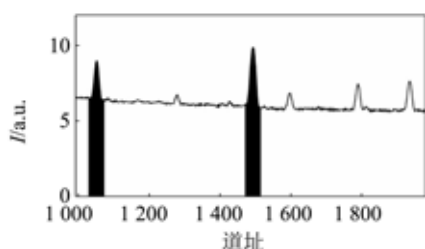


$$A = \sum_{i=L}^R S(i), \quad (1)$$

其中,  $S(i)$  为  $\gamma$  指纹第  $i$  道址上的谱计数,  $L = p - fF$  和  $R = p + fF$  分别为特征峰的左边界和右边界,  $F$  为特征峰半高全宽,  $p$  为特征峰峰位,  $f$  为峰区宽度因子(为常量).



(a) 峰净面积特征



(b) 峰总面积特征

图 1  $\gamma$  指纹特征提取

## 1.2 $\gamma$ 指纹特征的“反”加权处理

在  $\gamma$  指纹中, 不同强度  $\gamma$  射线所对应的全能峰总面积不同, 并且对识别结果所起的作用也不同. 强峰的总面积对识别结果影响较大, 弱峰的总面积影响相对较小. 但理论上, 不同强度的  $\gamma$  射线在识别过程中所起作用应该是相同的. 为了均衡  $\gamma$  指纹特征峰的作用, 同时又避免假峰的影响, 对不同的强度特征峰的总面积进行“反”加权处理, 即较大的峰总面积乘以较小的加权系数, 较小的峰总面积乘以较大的加权系数.

选取  $n$  个全能峰为特征峰, 对应的特征峰总面积为  $A_j$  ( $j=1, 2, \dots, n$ ), 相应的加权系数取为

$$\omega_j = \left[ 1 - \frac{A_j}{\sum_{j=1}^n A_j} \right] \frac{1}{n-1}, \quad (2)$$

且

$$\sum_{j=1}^n \omega_j = 1. \quad (3)$$

因此, 加权之后的特征峰总面积为

$$A_j' = \omega_j A_j, \quad (4)$$

即  $\gamma$  指纹的特征向量为

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} A_1' \\ A_2' \\ \vdots \\ A_n' \end{pmatrix}. \quad (5)$$

## 1.3 $\gamma$ 指纹的 RBF 神经网络识别

RBF(Radial basis function)人工神经网络是一种局部逼近神经网络<sup>[8-9]</sup>,  $\gamma$  指纹识别中所用 RBF 神经网络的拓扑结构如图 2 所示.

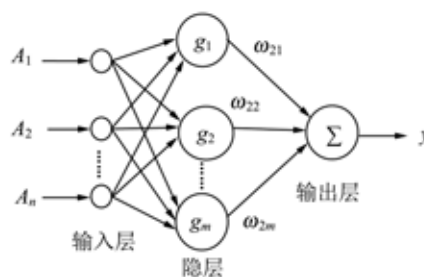


图 2 RBF 人工神经网络结构

$\gamma$  指纹特征向量  $\mathbf{T}$  由输入层节点传输到隐层, 隐层节点的作用函数由高斯函数构成, 节点的输出范围为  $0 \sim 1$ . 输出层节点作用函数为线性函数, RBF 网络的输出为隐层节点输出  $y$  的线性组合.

基于 RBF 网络的  $\gamma$  指纹识别方法如下:

1) 将已知  $\gamma$  指纹的特征向量  $\mathbf{T}$  作为神经网络的输入训练样本, 并将网络训练输出  $y$  值设为 1, 对网络进行训练.

2) 将未知  $\gamma$  指纹的特征向量作为已训练好的 RBF 网络的输入进行仿真.

3) 若未知  $\gamma$  指纹的网络输出值  $y$  (亦即隶属度) 大于识别隶属度阈值, 则说明未知  $\gamma$  指纹与已知  $\gamma$  指纹接近, 相应的核材料即为同一类型; 否则, 隶属度值小于识别隶属度阈值, 则说明未知  $\gamma$  指纹与已知  $\gamma$  指纹属于不同的核材料.

## 2 实验验证与结果

为验证特征提取和“反”加权处理方法的有效性, 通过对标准放射源及其测量时间的组合, 模拟测量了 2 组差异甚微核材料的  $\gamma$  指纹, 在 Matlab 软件平台上进行了特征提取和“反”加权处理, 采用 RBF 神经网络进行了识别, 并与以全谱和峰净面积为特征的识别结果进行了对比和分析.

### 2.1 实验设备

$\gamma$  能谱仪为 EG&G ORTEC 公司生产的

918A-HPGe 多道  $\gamma$  能谱仪. 该谱仪的能量分辨率为 2.0 keV(13 320. 50 keV), 相对效率为 30%. 所用放射源为  $^{152}\text{Eu}$ ,  $^{60}\text{Co}$  和  $^{137}\text{Cs}$  标准点源.

### 2.2 测量方法

#### 1) 已知参考核材料的 $\gamma$ 指纹测量

选取  $^{152}\text{Eu}$  放射源作为已知的参考核材料, 记为 Eu, 并用  $\gamma$  能谱仪对其进行 10 次重复测量, 测量时间均为 1 h. 将这 10 个统计涨落  $\gamma$  指纹分别记为 Eu0, Eu1, Eu2, ..., Eu9.

#### 2) 差异甚微核材料的 $\gamma$ 指纹测量

在  $^{152}\text{Eu}$  的  $\gamma$  指纹谱数据 Eu0 的基础上, 将  $^{152}\text{Eu}$  放射源取下, 分别更换上  $^{137}\text{Cs}$  和  $^{60}\text{Co}$  放射源进行不同时间的累加测量, 即将不同测量时间的  $^{137}\text{Cs}$  或  $^{60}\text{Co}$  的  $\gamma$  指纹谱数据累加到  $^{152}\text{Eu}$  的  $\gamma$  指纹数据 Eu0 上, 累加测量时间分别为: 5, 10, 15, 20, 25, 30 min, 从而得到 2 组差异甚微的混合核材料的  $\gamma$  指纹, 分别记为 EuCs1, EuCs2, ..., EuCs6 和 EuCo1, EuCo2, ..., EuCo6, 其中序号的大小也代表了混合核材料的  $\gamma$  指纹与已知  $\gamma$  指纹 Eu0 之间差异的大小.

由于  $^{60}\text{Co}$  和  $^{137}\text{Cs}$  放射源的  $\gamma$  谱线数目非常少(仅有 1 条或 2 条  $\gamma$  射线), 同时累加测量  $^{60}\text{Co}$  和  $^{137}\text{Cs}$  的时间又较短, 而已知的参考核材料  $^{152}\text{Eu}$  的  $\gamma$  谱线很多, 测量时间较长, 因此混合核材料 EuCs 和 EuCo 的  $\gamma$  指纹与已知核材料 Eu 的  $\gamma$  指纹之间的差异非常小. 混合核材料 EuCs 和 EuCo 与已知核材料 Eu 的  $\gamma$  指纹 Eu0 谱数据总计数的相对偏差如表 1 所示.

表 1  $\gamma$  指纹谱总计数之间的相对偏差

$\gamma$ 指纹	$E_A$	$\gamma$ 指纹	$E_A$
Eu0	0		
EuCs1	1.99%	EuCo1	0.72%
EuCs2	3.94%	EuCo2	1.44%
EuCs3	5.83%	EuCo3	2.16%
EuCs4	7.69%	EuCo4	2.87%
EuCs5	9.52%	EuCo5	3.57%
EuCs6	11.31%	EuCo6	4.27%

### 2.3 $\gamma$ 指纹识别结果

$\gamma$  指纹预处理、特征提取以及识别均在 Matlab 平台上实现. 为了减小统计噪声的影响, 在特征提取和识别之前, 首先利用小波变换方法对  $\gamma$  指纹进行消噪预处理<sup>[10-11]</sup>. 利用 wavedec 函数和

symlets 小波系中的 sym8 小波对  $\gamma$  指纹谱数据进行 3 层小波分解后, 再利用 wrcoef 函数进行低频小波系数重构, 从而得到消噪的  $\gamma$  指纹.

为了进一步减小  $\gamma$  指纹特征的差异, 以便更充分验证特征提取及其加权处理方法的有效性, 在特征提取过程中, 选取各  $\gamma$  指纹都存在的  $^{152}\text{Eu}$  中 121. 78, 244. 69, 344. 27, 778. 89, 964. 05 keV  $\gamma$  射线全能峰作为特征峰.

以高斯函数与二次多项式之和作为特征峰峰形函数, 采用最小二乘拟合法对消噪后  $\gamma$  指纹的特征峰净面积进行提取<sup>[1,12]</sup>. 利用式(1)进行特征峰总面积特征提取, 利用式(2)和式(4)进行加权处理, 得到  $\gamma$  指纹识别特征向量. 以 Eu0 的  $\gamma$  指纹的特征向量作为 RBF 神经网络的训练输入样本, 网络输出值设为 1, 并利用 newrbe 函数建立和训练 RBF 神经网络<sup>[9]</sup>. 利用 sim 函数对统计涨落  $\gamma$  指纹和 2 组差异甚微核材料的  $\gamma$  指纹进行仿真识别.

$\gamma$  指纹识别的目的是通过识别隶属度值将差异甚微的  $\gamma$  指纹 EuCs 和 EuCo 与已知参考  $\gamma$  指纹 Eu0 及其统计涨落 Eu1, Eu2, ..., Eu9 有效地区分为不同核材料的  $\gamma$  指纹.

图 3~5 分别是以全谱、特征峰净面积、特征峰总面积以及特征峰加权总面积为特征向量的识别结果, 图中的水平直线为经过统计涨落  $\gamma$  指纹中的最小隶属度值  $D_{th}$ , 称为识别阈值线. 如果被识别  $\gamma$  指纹的隶属度小于  $D_{th}$ , 则说明该  $\gamma$  指纹与 Eu0 为不同核材料的  $\gamma$  指纹, 否则, 为同一类型核材料的  $\gamma$  指纹.

由图 3 可看出, 以全谱为识别特征时, 只有 EuCs 核材料组中的 4 个  $\gamma$  指纹 EuCs3, EuCs4, EuCs5 和 EuCs6 的隶属度  $D$  位于阈值线下方, 被准确识别. 而 EuCo 组中  $\gamma$  指纹的隶属度均在阈值线上方, 与 Eu0 的统计涨落  $\gamma$  指纹接近, 因此无法被有效识别. 结果表明, 全谱虽然包含了  $\gamma$  指

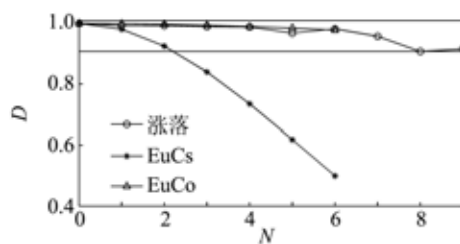


图 3 以全谱为特征的识别结果

纹的有用信息,但由于存在信息冗余,特征性不显著,因此 $\gamma$ 指纹之间的微小差异被淹没.对照表1可知,相对Eu0的谱总计数偏差小于4.27%的 $\gamma$ 指纹无法被有效识别.

由图4可知,以净峰面积为特征时,EuCs和EuCo核材料 $\gamma$ 指纹的识别隶属度均在阈值线上方,而且接近1,完全被统计涨落淹没,无法被识别.由于所研究模拟核材料中的 $^{152}\text{Eu}$ 为同一放射源,并且测量时间相同,所有 $\gamma$ 指纹中相应的特征峰净面积完全相同,因此EuCs和EuCo2组核材料均被识别为与Eu为同一类型.结果表明,峰净面积虽然是 $\gamma$ 射线的特征量,可反映相应特征 $\gamma$ 射线的强度信息,却不一定能反映了 $\gamma$ 指纹的特征性.

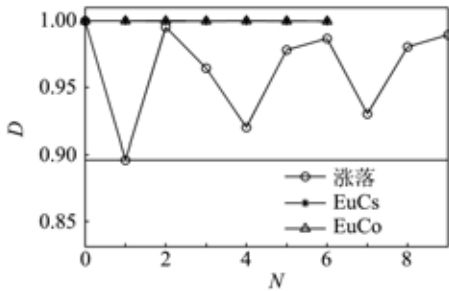
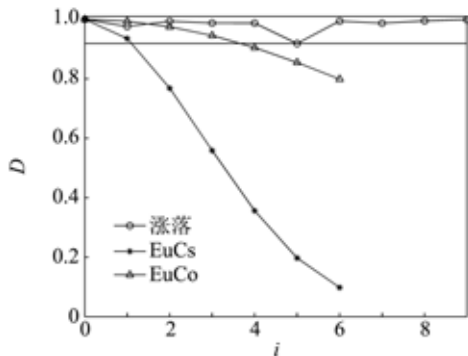


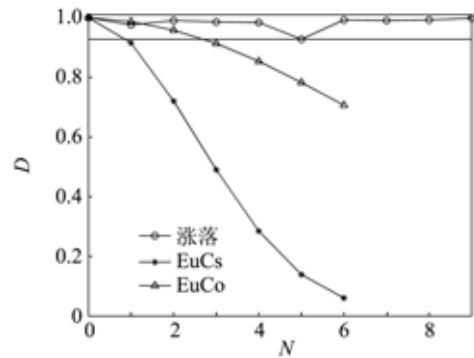
图4 以净峰面积为特征的识别结果

由图5(a)可知,以峰总面积为识别特征,EuCs中的5个 $\gamma$ 指纹EuCs2, EuCs3, ..., EuCs6被准确识别,而EuCo中的3个 $\gamma$ 指纹EuCo4, EuCo5和EuCo6也被正确识别.与图3中以全谱为特征的识别结果相比,峰总面积更好地反映了 $\gamma$ 指纹的特征性.

由图5(b)可看出,对峰总面积进行“反”加权后,EuCs中的6个 $\gamma$ 指纹均被有效识别,而EuCo中的4个 $\gamma$ 指纹EuCo3, EuCo4, EuCo5和EuCo6



(a)未加权处理



(b)“反”加权处理

图5 以峰总面积为特征的识别结果( $f=4$ )

被有效识别.与图5(a)对比可知, $\gamma$ 指纹EuCs1和EuCo3在未进行特征加权处理时,无法被准确识别,而进行特征加权后则被有效识别.这表明“反”加权处理有效降低了识别下限,进一步提高了 $\gamma$ 指纹的识别置信度.

### 3 讨论与结论

2组差异甚微核材料 $\gamma$ 指纹的识别结果表明,以全谱为识别特征,特征信息未得到充分提取,由于存在信息冗余, $\gamma$ 指纹之间的微小差异容易被淹没,因此难以得到较高的识别置信度.以峰净面积为识别特征,则损失了 $\gamma$ 指纹的部分主要特征信息,从而会使 $\gamma$ 指纹无法被有效识别.

以特征峰总面积为识别特征,不但提取了相应特征 $\gamma$ 射线的强度信息,而且也提取了峰区连续谱中所包含的能量更高 $\gamma$ 射线的强度信息,从而既降低了信息冗余度,又充分保留了 $\gamma$ 指纹的特征信息.因此,获得较高的识别置信度.“反”加权处理则有效地均衡了强峰和弱峰的特征作用,进一步提高了识别置信度.

这里的特征峰总面积,实际上不是传统意义上的峰总面积.因为特征峰的左右边界是由峰区宽度因子 $f$ 决定的,不是严格意义上的峰边界.峰区宽度因子 $f$ 的取值决定了所提取较高能量 $\gamma$ 射线连续谱区间的大小,也就决定了提取其他更高能量 $\gamma$ 射线强度信息量的大小.研究表明, $f$ 的最佳取值范围为3~5.

同时,由于RBF神经网络是高效的神经网络,结构简单,训练速度快,尤其是具有最佳逼近性能和全局最优特性.因此,也确保了差异甚微 $\gamma$ 指纹得到有效识别.

总之,以特征峰总面积作为 $\gamma$ 指纹的识别特征,既可避免泄露“敏感信息”,又能充分保留和利用 $\gamma$ 指纹的特征信息,使差异甚微的核材料得到有效识别。而“反”加权处理则可进一步提高识别置信度。因此, $\gamma$ 指纹特征提取与“反”加权处理方法,以及基于 RBF 神经网络的识别方法是合理有效的。

#### 参考文献:

- [1] 田东风,龚健,伍钧,等. 核材料 $\gamma$ 特征谱的探测和分析技术[M]. 北京:国防工业出版社,2005:86-88.
- [2] 高灿叶.  $\gamma$ 射线能谱分析[M]. 大连:大连海运学院出版社,1993:24-60.
- [3] 王崇杰,包东敏,程松,等. 核材料 $\gamma$ 能谱指纹模糊识别机理研究[J]. 物理学报,2008,57(9):5361-5365.
- [4] 刘素萍,伍怀龙,古当长,等. 类型 $\gamma$ 射线能谱指纹的识别机理[J]. 物理学报,2002,51(11):2411-2416.
- [5] 王崇杰,刘媛媛,张博超,等. 基于自适应网络模糊推理系统的 $\gamma$ 能谱指纹模糊识别[J]. 物理学报,2014,63(12):122801-122801-7.
- [6] 弟宇鸣,许伟,许鹏,等. 一种基于 BP 神经网络的 $\gamma$ 能谱识别方法[J]. 核电子学与探测技术,2006,26(4):397-399,413.
- [7] 刘素萍,胡广春,龚建,等. 模拟核弹头核查中能谱遮盖技术的概念研究[J]. 物理学报,2001,50(8):1405-1408.
- [8] 张颖,刘艳秋. 软计算方法[M]. 北京:科学出版社,2002:155-181.
- [9] 高隽. 神经网络原理及仿真实例[M]. 2版. 北京:机械工业出版社,2003:44-75.
- [10] 胡昌华,张军波,夏军,等. 基于 Matlab 的系统分析与设计——小波分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999:1-68.
- [11] 薛定宇,陈阳泉. 高等应用数学问题的 Matlab 求解[M]. 北京:清华大学出版社,2004:347-377.
- [12] 复旦大学,清华大学,北京大学. 原子核物理实验方法(上册)[M]. 北京:原子能出版社,1985:289-301.

## Feature extraction and RBF neural network identification of $\gamma$ radiation fingerprints

ZHAO Yu-hang, WANG Chong-jie

(School of Physics and Electronic Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)

**Abstract:** To improve the identification confidence of  $\gamma$  fingerprints, the total area of characteristic peaks was extracted as the identification features, and an inverse weighting method for the total area of characteristic peaks was proposed. An identification method by RBF neural network was presented. The measured  $\gamma$  fingerprints of two kinds of nuclear materials with little difference were identified. The results showed that compared with the traditional identification features, the total area of the characteristic peaks fully retained the characteristics of  $\gamma$  fingerprints, contained less redundant information, and effectively lowered the identification limit. The inverse weighting method further improved the identification confidence. Therefore, the proposed method of feature extraction, inverse weighting and identification was reasonable and effective.

**Key words:**  $\gamma$  fingerprint; characteristic peak; identification confidence; RBF neural network

[责任编辑:任德香]