

文章编号: 1007-4627(2012)02-0202-06

基于 BP 神经网络的诱发铀部件裂变信号特征分析及识别

谢军华^a, 刘知贵^b, 任立学^c, 张活力^d

(西南科技大学 a. 计算机科学与技术学院; b. 信息工程学院;

c. 国防科技学院; d. 学生处, 四川 绵阳 621010)

摘要: 在对诱发铀部件裂变信号的测量原理及特点分析的基础上, 开展了基于 BP 神经网络的诱发铀部件裂变时间关联信号特征参量分析处理的研究工作。采用无偏估计方法, 计算信号的自相关函数和互相关函数, 再利用比较法和导数法两种特征量提取方法, 提取出不同状态下裂变信号的特征参量, 借助于 BP 神经网络模式识别应用原理进行训练和预测。理论分析和研究结果表明: 基于比较法和导数法获得的特征参量能较好地反映诱发铀部件裂变信号的特征; 用 BP 神经网络对裂变信号进行模式识别, 取得了较高的正确率, 验证了此方法的有效性和合理性。

关键词: 铀部件; BP 神经网络; 特征提取; 模式识别

中图分类号: TL816 **文献标志码:** A

1 引言

铀部件是核武器重要的组成部件之一, 是核查的重要对象之一。但由于金属铀自发裂变中子和 γ 射线发射强度都比较弱, γ 射线能量较低, 且自屏蔽效应较强^[1], 因此, 很难通过被动测量方法探测金属铀。因而, 本课题组对主动诱发铀部件开展研究。主动诱发铀部件, 外源中子进入铀部件后会产生散射、吸收、诱发裂变, 诱发裂变产生的中子又被散射或引起下一代诱发裂变。多代裂变成形一个裂变链, 裂变中子不是彼此无关的, 处在同一裂变链上的中子, 它们是前后相关的。这种相关关系是测量铀部件裂变信号系统反应性的基础。通过采样频率为 1 GHz, 3 个探测器通道同时高速测量²⁵²Cf 源诱发铀部件系统的随机核信号, 获得系统随机核信号的脉冲数据, 以此进行相关分析, 能够获得诱发铀部件裂变系统的反应性特征^[2], 如裂变质量、丰度和形状等。

本文论述的内容是在对诱发铀部件裂变信号的测量原理及特点分析的基础上, 采用宏观噪声分析方法, 处理仿真获得的主动诱发铀部件裂变时间关联信号, 然后采用比较法和导数法提取裂变时间关联信号特征, 基于 BP 神经网络用信号特征对主动

诱发铀部件裂变系统进行模式识别。

2 测量原理

使用主动法探测铀部件, 测量模型如图 1。图中的中子源为定时中子源, 通过探测器 1 探测其它伴随粒子(如裂变碎片、 α 粒子等)获得定时信号。

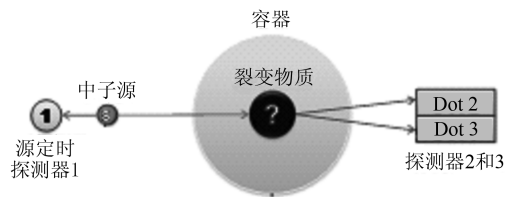


图 1 主动法探测铀部件测量模型示意图

中子源激发裂变物质(铀部件), 使之产生若干中子和 γ 射线, 其可以通过对中子和 γ 射线都敏感的探测器 2 和 3 探测到这些裂变粒子。中子源²⁵²Cf, 每自发裂变一次, 放射出约 4 个中子和 6 个 γ 光子。²⁵²Cf 源自发裂变产生中子和 γ 射线轰击裂变物质, 使裂变物质产生受激辐射或发生链式裂变反应, 各路探测器探测到这些时间上相关裂变中子, 产生脉冲信号, 形成裂变物质的时间关联信号。铀部件是本系统的主要测量对象, 也是本文基于 BP 神经网络

络开展的裂变信号特征分析及识别的对象。

3 诱发铀部件裂变信号的特点及其特征提取

3.1 诱发铀部件裂变信号的特点

采用图 1 的测量模型测量铀部件, 可获得主动诱发铀部件产生粒子的时间分布及与探测器 1 符合计数的时间分布, 时间关联计数测量结果如图 2 所示。其中, 图(a)为计数分布示意图,

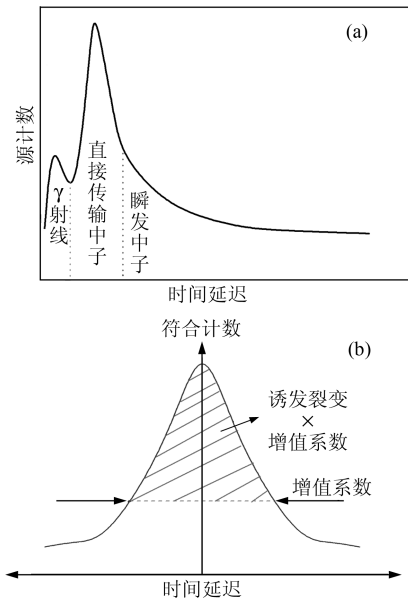


图 2 时间关联符合计数测量结果示意图

图(b)为符合分布示意图。对于含铀的容器, 自发裂变基本不会体现在时间关联符合分布中。在图(a)中, 直穿中子峰由于受到铀部件衰减, 因此它与铀的总质量有关, 而瞬发中子总数与 ^{235}U 的量有关。进一步研究符合计数分布(比如, 对其进行积分运算, 计算时间关联符合计数的最大峰值十分之一宽度(FWTM)区域内的值), 知诱发裂变率和诱发裂变多重性与符合分布存在一定的比例关系, 因此也就与 ^{235}U 裂变质量有一定的比例关系。时间关联符合计数分布的 FWTM 与增值系数(增值系数^[3]是指这一代的中子总数与前一代的中子总数之比, 是维持链式裂变反应的重要参数之一。)有关。通过测量或模拟计算可以获得 FWTM 与增值系数的关系。FWTM 修正后的时间关联符合计数与 ^{235}U 的质量有关。图(b)中的探测器之间的符合计数与图(a)中获得直穿中子峰计数之比与 ^{235}U 的丰度有关。

对每种一定质量、丰度和形状等的铀部件, 采用图 1 的测量模型, 探测其内裂变粒子的涨落, 并对涨落信号进行分析处理, 可以得到反应铀部件的质量、丰度和形状等属性的相关函数、功率谱密度等时域和频域的特征函数。通过提取相关函数和功率谱密度函数中的特征量, 采用回归分析方法可分析铀部件的质量和丰度等属性。基于此, 对诱发铀部件裂变信号进行相关处理, 寻找提取裂变信号特征参量的方法, 从而为自动识别铀部件的属性建立分析与识别模型打下基础。

3.2 诱发铀部件裂变信号的特征提取方法

3.2.1 裂变信号的相关分析

诱发铀部件裂变信号, 从宏观上来看是符合一定规律的随机信号, 且是时间关联的。描述随机信号, 可用随机信号的数字特征^[4], 如数学期望值、均方值与方差、自相关函数与互相关函数等来描述。自相关函数用来描述随机过程中任意两个不同时刻状态间相关性的重要数字特征, 能反映整个随机过程不同时间的内在联系和信号在两个不同时刻状态间的统计关联程度。互相关函数则是描述两个随机过程间统计关联特性的数字特征。因此, 采用自相关函数和互相关函数可分析具有时间关联特性的主动诱发铀部件裂变信号的统计关联性。

文献[5]已对相关函数计算有一定研究, 其采用无偏线性估计法计算相关函数, 所得计算结果较为理想, 能够清晰地反映裂变特征点。测量系统 3 通道的自相关函数和互相关函数分别如图 3(a), (b), (c)和(d)所示。其中, (a)为源探测器的自相关函数, 图中 a, b 和 c 3 点反映了这个函数的 3 个特征(a 为在时间零点每个源 ^{252}Cf 裂变的源计数, b 为测量系统的死时间^[6], c 为背景常量或偶然符合); (b)为一个探测器通道的自相关函数, 该图中 a, b, c 和 d 4 点反映了该函数的 4 个特征, 这些特征类似于(a), 不同于(a)的是 c 点, 它反映的是瞬发中子衰减特点, 这类似于单探测器的 Rossi- α 测量, 可获得单瞬发中子衰减常数; (c)为源与探测器的互相关函数, 该图中的 a, b, c, d, e, f 和 g 7 点反映了源探测器与探测器互相关函数的 7 个特征, 它表明了两个探测器间的相关信息量; (d)为两探测器的互相关函数, 图中 a, b 和 c 3 点反应了两探测器互相关函数的 3 个特征。

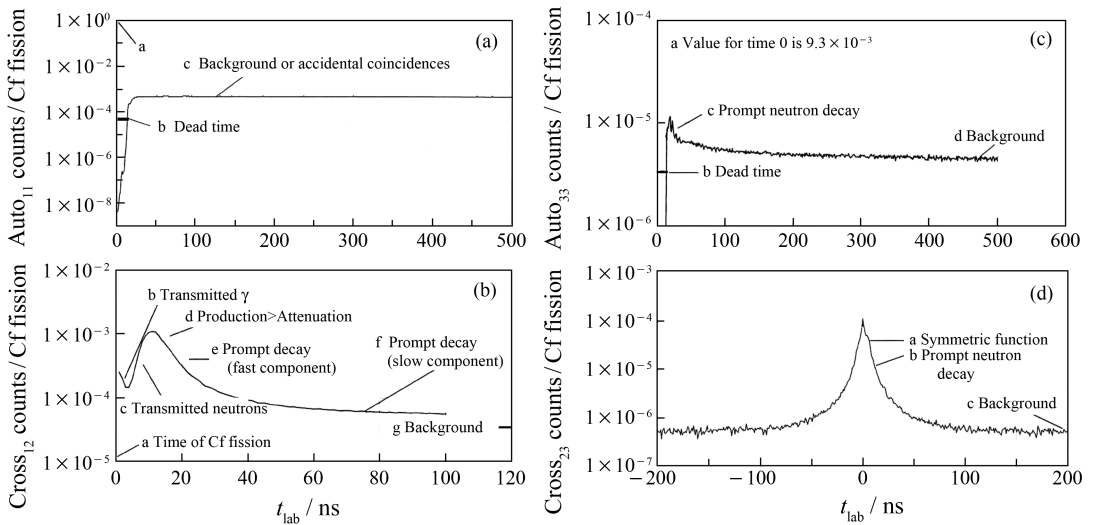


图 3 测量系统三探测器的自相关函数和互相关函数

3.2.2 裂变信号的特征提取

本文从数学角度出发,利用计算机程序选取相关函数中的特征,代替专业的特征分析结果作为特征量来处理铀部件属性识别问题。从图 3 可直观地看到,自/互相关函数在某些时间点有明显的拐点、峰点和谷点值等特征(图中标示为 a, b, c, d 和 e 等处),本文以此为基础使用比较法和导数法相结合的手段对裂变信号进行特征提取。广义上讲特征提取,是一种变换,将处于高维空间的样本通过映射或变换的方式转换到低维空间,达到降维的目的^[7]。

(1) 比较法

根据 3.2.1 相关分析结果,裂变信号在时域上的一些直观显现就是时域曲线的极值点位置及大小。比较法^[7]的原理是根据特征的直观定义,找出比周围时间点的计数大或小得多(至少大于或小于统计涨落)的点,从而确定极值位置。以 7 点比较法为例,若第 i 道的计数值比它的左右 3 点的计数值都大或小,则第 i 道为极值点。

(2) 导数法

导数法的基本思想是把平滑后的谱线看成是一条连续的曲线。通过对谱线上各点求导数,然后依据导数的性质确定极值点位置^[8]。导数法又分为一阶、二阶、三阶 3 种方法。裂变时间关联信号的相关函数是离散的数据,这样连续函数的微商变为数值微商,用 n 次多项式作最小二乘法拟合,求出一阶数值光滑微商公式,如式(1):

$$\hat{y}_i = \frac{1}{N_s} \sum_{j=-m}^m C_j \hat{y}_{i+j}, \quad (1)$$

其中: $\hat{y}_i^{(s)}$ 为 S 阶光滑微商; $2m+1$ 为数据点数。对于不同阶次的多项式,萨维茨基给出了系数 C_j 及归一化常数 N_s 的数值。

主动诱发铀部件裂变信号是一系列具有特定形状的随机信号,采用宏观噪声分析方法分析主动诱发铀部件裂变信号是对其统计量进行分析。裂变事件的统计特性表现在计数率和相邻两事件发生时间间隔基本符合泊松分布、输出脉冲的幅度基本符合高斯分布、噪声由 δ 噪声和阶跃噪声组成,本工作中没有考虑噪声因素。据此,开展计算机仿真,得到主动诱发铀部件裂变信号,然后对仿真信号进行相关分析,即采用无偏线性估计法计算各探测器的自相关函数及互相关函数。在实际数字频谱分析技术中,采集到的信号为离散信号,所以涉及到的相关函数计算均采用离散计算方式,所得分析数据均为离散数据。在特征提取过程中采用的方法是针对离散量的方法。为了提高程序效率,首先采用了 7 道比较法作为粗选,剔除了大量不符合要求的数据。然后再采用一阶导数和二阶导数结合的方法,提取出裂变仿真信号特征点的值,类似于图 3(a)中 a, b 和 c 点的值;图 3(b)中 a, b, c 和 d 点的值;图 3(c)中 a, b, c, d, e, f 和 g 点的值;图 3(d)中 a, b 和 c 点的值。本文中是归一化后的相应值。

4 裂变信号特征分析及识别

根据网络的拓扑结构和运行方式,神经网络模

型分为前馈多层式网络模型、反馈递归式网络模型和随机网络模型等。目前在模式识别中应用较成熟的模型是前向多层网络中的 BP 反向传播模型。

BP 网络不仅有输入和输出节点，而且还有一层或多层隐含节点，对于输入信息来说，先要向前传播到隐层节点上，经过隐含节点的输出信息传播到输出节点，最后给出输出结果。网络的学习过程由正向和反向传播两部分组成。在正向传播过程中，每一神经元的状态只影响到下一层神经元的状态。如果输出不能得到期望输出，即实际输出与期望输出值之间有误差，那么转入反向传播过程，并将误差信号沿原来的连接通路返回。通过修改各层神经元的连接权值，逐次地向输入层传播进行计算，再经过正向传播过程。经过这两个过程的反复作用，使得误差信号最小。特征信号分析及识别过程如图 4。

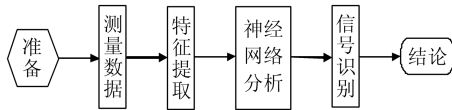


图 4 裂变信号特征分析及识别过程

$$P = \begin{bmatrix} 1.086\ 9 & 1.058\ 0 & 1.055\ 0 & 1.014\ 5; & 0.415\ 3 & 0.392\ 2 & 0.365\ 1 & 0.381\ 3; & 0.540\ 2 & 0.507\ 6 & 0.524\ 0 & 0.512\ 3; & 1.024\ 0 & 1.018\ 4 & 1.041\ 7 & 1.005\ 0; \\ 0.344\ 5 & 0.340\ 3 & 0.299\ 1 & 0.298\ 9; & 0.290\ 0 & 0.233\ 8 & 0.236\ 9 & 0.211\ 1; & 0.258\ 0 & 0.219\ 0 & 0.204\ 2 & 0.220\ 4; & 0.023\ 2 & 0.019\ 6 & 0.104\ 2 & 0.105\ 6; \\ 0.507\ 5 & 0.456\ 0 & 0.473\ 5 & 0.485\ 3; & 0.332\ 1 & 0.251\ 5 & 0.254\ 3 & 0.266\ 9; & 0.423\ 2 & 0.414\ 9 & 0.414\ 8 & 0.395\ 1; & 0.354\ 7 & 0.329\ 6 & 0.374\ 5 & 0.318\ 9; \\ 0.268\ 7 & 0.218\ 4 & 0.236\ 8 & 0.262\ 6; & 0.228\ 0 & 0.158\ 1 & 0.242\ 9 & 0.227\ 6; & 1.048\ 7 & 1.043\ 6 & 1.044\ 7 & 1.030\ 6; & 0.551\ 1 & 0.550\ 9 & 0.581\ 8 & 0.579\ 5; \\ 0.364\ 4 & 0.3379 & 0.381\ 2 & 0.353\ 3 \end{bmatrix}$$

$$T = [18.75\ 8.75\ 18.75\ 8.75; 0.932\ 0.720\ 0.032\ 0.932]$$

根据神经网络理论 Kolmogorov 定理^[9]，经充分学习的 3 层 BP 网络可以逼近任何函数，因此选择 3 层 BP 网络，即只有一个隐含层的 BP 网络。网络输入层的节点数由输入向量的维数决定，输入向量的维数为 17，所以输入层节点数确定为 17 个。输出层节点数由输出向量的维数决定，这里输出节点数为 2。隐层节点数的选择在所有的 BP 网络中目前还没有理论上的指导，过多的网络节点会增加训练网络的时间，也会使泛化能力减弱，网络的预测能力下降。但是网络节点过少则不能反映后续值与前驱值的相关关系，建模不充分。经过反复训练，隐含层节点数定为 10。这样就形成了一个 17-10-2 的神经网络。在 MATLAB R2010a 环境下运行程序，其相应的训练过程如图 5 所示。

根据前述分析，通过修改相关参数，本文使用计算机仿真了形状和大小都相同且放置在同种容器中的 4 种铀部件 $I_1 \sim I_4$ ， I_1 质量为 18.75 kg， ^{235}U 丰度 93.2%； I_2 质量为 8.75 kg， ^{235}U 丰度 72.0%； I_3 质量为 18.75 kg， ^{235}U 丰度 3.2%； I_4 质量为 8.75 kg， ^{235}U 丰度 93.2%。通过对这 4 种铀部件探测数据仿真，得到各自的裂变仿真信号，采用无偏线性估计法计算各裂变仿真信号的自/互相关函数。然后根据 3.2.2 节特征提取方法，从各自的自/互相关函数中提取相应的特征点值，得到这 4 种部件的特征向量，由这 4 个特征向量组成矩阵 $P[17 \times 4]$ 。矩阵 P 从左至右的每一列分别对应于质量 18.75 kg， ^{235}U 丰度 93.2%；质量 8.75 kg， ^{235}U 丰度 72.0%；质量 18.75 kg， ^{235}U 丰度 3.2%；质量 8.75 kg， ^{235}U 丰度 93.2% 的 4 种样品的特征向量。这里矩阵 P 作为 BP 神经网络的输入。由 4 种铀部件的质量、丰度属性值而组成的矩阵 $T[2 \times 4]$ 作为 BP 神经网络的输出，矩阵 T 的每列对应 $I_1 \sim I_4$ 的质量和丰度值。即

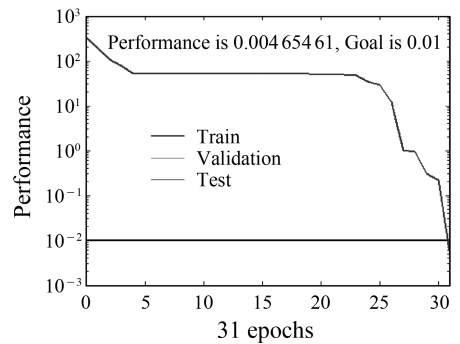


图 5 训练过程

由于研究对象的特殊性、敏感性和复杂性，没有大量的实测公开数据用来训练网络，仿真数据也很困难，所以本文仅通过对仿真测量数据适当加噪声的方法进行训练，然后用一组加噪声的数据测试

网络,其质量和丰度的预测结果如图 6 所示。由表 1 的结果分析, BP 神经网络的预测值较接近真实值,尤其对质量的预测,其平均相对误差仅为 0.26%;对于高浓度的铀,其丰度的预测值也较接近真实值,但是对于低浓度的预测效果很不理想,需要进一步研究相关内容。当然,由于条件的限制,本文的数据量较小,理论估计即使有大量数据,训练时间及误差也应该在可接受的范围内。

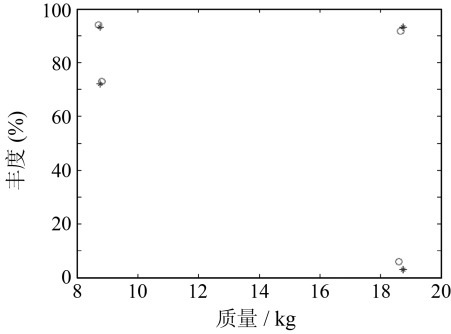


图 6 预测结果(星型为实际值,空圈为预测值)

表 1 预测结果及相对误差

类别	质量(kg)/ 丰度实际值 (%)	质量(kg)/ 丰度预测值 (%)	质量及丰度 的相对误差 (%)
I_1	18.75/93.2	18.655 5/91.79	0.50/1.51
I_2	8.75/72.0	8.804 8/72.91	0.63/1.26
I_3	18.75/3.2	18.607 9/6.01	0.76/87.81
I_4	8.75/93.2	8.718 8/93.96	0.14/0.82

5 结论

作为研究和探索,在对主动诱发铀部件裂变信号的测量原理及信号特点分析基础上,将 BP 神经网络方法应用到主动诱发铀部件裂变信号特征分析及识别研究中,并对此进行了仿真数据的探讨。通过研究得到 BP 神经网络作为一种分析手段应用于铀部件属性检测,无论从模型构成及分析结果来说都表明这种方法有其较高的可行性。数值仿真结果

可为主动诱发铀部件测量铀部件属性的核查认证提供参考方案,为进一步的研究提供技术支持。

参考文献 (References):

- [1] RELLY D, ENSSLIN N, SMITH H, *et al.* Passive Nondestructive Assay of Nuclear Materials (LA-UR-90-732[R]). USA: LANL, 1991.
- [2] LIU Chengan, WU Jun. An Introduction of Verification Technology of Nuclear Arms Control. Beijing: National Defense Industry Press, 2007, 26—40(in Chinese).
(刘成安, 伍均. 核军备控制核查技术概论. 北京: 国防工业出版社. 2007, 26—40.)
- [3] GUO Jiang, ZHAO Xiaofeng, PENG Zhixing. Nuclear and Nuclear Physics (first edition). Beijing: National Defense Industry Press, 2010, 189—191(in Chinese).
(郭江, 赵晓凤, 彭直兴. 原子及原子核物理. 北京: 国防工业出版社. 2010, 189—191.)
- [4] WANG Yongde, WANG Jun. Random Signal Analysis(second edition). Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008, 26—29(in Chinese).
(王永德, 王军. 随机信号分析基础. 北京: 电子工业出版社, 2008. 26—29.)
- [5] MIHALCZO J T, MULLENS J A, MATTINGLY J K, *et al.* Nucl Instr and Meth A, 2000, **450**: 531.
- [6] WEI Biao, REN Yong, TANG Yuelin, *et al.* High Power Laser and Particle Beams, 2010, **22**(10): 2453(in Chinese).
(魏彪, 任勇, 唐跃林, 等. 强激光与粒子束, 2010, **22**(10): 2453.)
- [7] WANG Juan, CI Linlin, YAO Kangze. Computer Engineering & Science, 2005, **25**(12): 68(in Chinese).
(王娟, 慈林林, 姚康泽. 计算机工程与科学. 2005, **25**(12): 68.)
- [8] SHANG Fengjun, WANG Haixia, ZHOU Rongsheng. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2000, **22**(4): 364(in Chinese).
(尚凤军, 王海霞, 周蓉生. 物探化探计算技术. 2000, **22**(4): 364.)
- [9] WANG Yongsheng, SUN Jin, WANG Changjin, *et al.* Acta Physica Sinica, 2008, **57** (10): 6120(in Chinese).
(王永生, 孙瑾, 王昌金, 等. 物理学报. 2008, **57**(10): 6120.)

Feature Analysis and Recognition of Induced Uranium Components Fission Signal Based on BP Neural Network

XIE Jun-hua^{a, 1)}, LIU Zhi-gui^b, REN Li-xue^c, ZHANG Huo-li^d

(a. *School of Computer Science and Technology*, b. *School of Information Engineering*,

c. *School of National Defense Science and Technology*,

d. *Students' Affairs Department, Southwest University of Science*

and Technology, Mianyang 621010, Sichuan, China)

Abstract: The paper presents feature parameter analysis and processing in fission time-dependent signal of induced uranium components based on BP-Neural Networks through the analysis of the measuring principle and signal characteristics of induced uranium components fission signal. The auto correlation functions and cross correlation functions are calculated by using unbiased estimate, and then the feature parameters of fission signal in different status are extracted by using feature abstraction method, comparative method and derivative method, and then applied to training and prediction by means of BP-neural networks based on pattern recognition. Theoretical analysis and the results show that, it is effective to obtain feature parameters of induced uranium component fission signal via comparative method and derivative method. Using BP neural network to recognize patten of fission signal, we got good results that verified the effectiveness and reasonability of the method.

Key words: uranium component; BP neural network; feature extraction; pattern recognition