

# The Gamma-Ray Peak Recognition Theory Base on Back Propagation Neural Network

Guili Peng<sup>1</sup>, Zhigui Liu<sup>2</sup>, Suping Liu<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Electronic and Information Engineering Tianjin Institute of Urban Construction, Tianjin, China

<sup>2</sup>School of Information Engineering, Southwest University of Science & Technology, Mianyang, China

<sup>3</sup>Institute of Nuclear Physics and Chemistry, China Academy of Engineering Physics, Mianyang, China

**Abstract:** In view of the gamma-ray belong to the same type source used neural network model, the paper lead to a peak recognition theory that is gamma-ray peak position and intensity as research object. It is that add reasonable error correction coefficient to the sample of peak network error, then establish the back propagation algorithm model. As gamma-ray identity recognition, set up reasonable back propagation network for training. It is a new idea of the type of radioactive substance identification.

**Keywords:** gamma-ray, back propagation algorithm, peak recognition

## 基于 BP 神经网络的 $\gamma$ 射线峰值识别理论

彭桂力<sup>1</sup>, 刘知贵<sup>2</sup>, 刘素萍<sup>3</sup>

<sup>1</sup>天津城市建设学院电子与信息工程, 天津, 中国

<sup>2</sup>西南科技大学电子与信息工程学院, 绵阳, 中国

<sup>3</sup>中国工程物理研究院物理与化学研究所, 绵阳, 中国

**摘要:** 针对神经网络模型在  $\gamma$  射线是否属于同一类型放射源, 以  $\gamma$  射线中峰值的位置与强度为研究对象, 引出一种峰值识别理论, 即对峰值样本的网络误差加入合理的误差修正系数, 建立 BP 算法模型。对  $\gamma$  射线进行同一性识别, 建立合理的 BP 网络对多个  $\gamma$  射线进行训练识别, 提出一种识别放射物质类型识别的新思路。

**关键词:**  $\gamma$  射线, BP 算法, 峰值识别

### 1 引言

随着核能利用和相关工业的发展, 核材料有着逐年增长的趋势, 核材料的扩散危险一直被国际社会所关注。发展简便快速的无损探测和识别核材料的技术是有着巨大的实际意义。伴随这核衰变过程中将释放出大量不同能力的  $\gamma$  射线和中子, 而且其中大部分  $\gamma$  射线都分属与不同的核素, 所以对于  $\gamma$  射线识别特征的方法是具有唯一性的。

通常对于同一类型  $\gamma$  射线识别理论的研究, 就是要找出一种合适的方法, 以较高的置信度, 描述两个正在进行比较的  $\gamma$  射线是否为同一类型的放射源, 指导我们探索识别理论的基本思想是谱形比较, 根据  $\gamma$  射线的能谱数据绘制出图像, 即比较两个图形究竟能够重合到何种程度。用  $\gamma$  射线的能谱图形才进行核材料的识别, 需要仪器设备十分精密, 必须在固定的场合才能完成, 数据也是准确的。在一般的条件下, 如果我们自需要判断出是否为同一种核材料, 而不需要知道具体是什么的时候, 我们就可以根据  $\gamma$  射线的峰值特点, 利用数学算法找出相应的峰位置和强度, 进

而判断出是否为同一物质, 这种方法我们称峰值识别理论<sup>[1]</sup>。

而对于  $\gamma$  射线的数据往往是非线性的大量的数据, 所以采用一般数学方法对其峰值判断运算起来比较困难, 运算速度也比较慢。根据数据特点, 我们提出利用 BP 神经网络的方法对  $\gamma$  射线数据进行运算。建立合理的 BP 算法, 将不同的  $\gamma$  射线数据带入网络中进行训练, 得出峰位和强度的函数, 最终比较函数形式, 是否为同一函数。

### 2 模型建立

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。网络除输入输出节点外, 还有一层或多层的隐层节点, 同层节点中没有任何耦合。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点, 然后传到输出节点, 如果误差不符合要求, 则根据希望的输出和实际的输出之间的误差平方最小原则来修改网络的权向量。采用梯度下降法使权值的改变总是朝着误差变小的方向, 最终达到最小误差<sup>[2][3]</sup>。

我们针对  $\gamma$  射线的数据的特点, 创建一个 3 输入,

2 输出单隐层的 BP 神经网络。对于隐层的选择，理论分析已经表明：隐含层数最多两层即可<sup>[4][5]</sup>。只有学习不连续函数时，才需要两个隐含层，而具有单隐含层的神经网络能映射一切连续函数。在一般情况下，采用一到二层隐含层比较合适，中间层越多，误差向后传递的过程计算就越复杂，相应的训练时间也增加，隐含层增加后，局部最小误差也会增加，网络在训练过程中，往往容易陷入局部最小误差而无法摆脱，网络的权值也就难以调整到最小误差。

图 1 是 BP 神经网络模型图

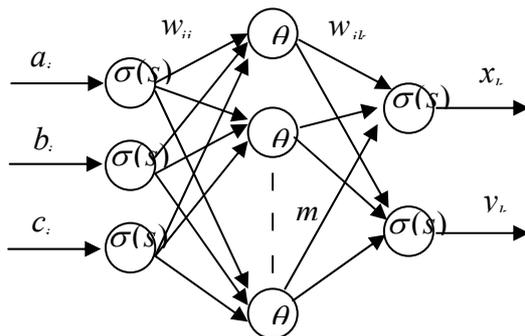


图 1 BP 神经网络模型图

其中，网络输入向量 $[a_i, b_i, c_i]$ ；网络输出向量 $[x_k, y_k]$ ；

输入层至中间层的连接权  $w_{ij}$ ,  $i=1,2\dots n, j=1,2\dots m$ ;

中间层至输出层的连接权  $w_{jk}$ ,  $j=1,2\dots n, k=1,2\dots m$ ;

中间层各单元的输出阈值  $\theta_j$ ,  $j=1,2\dots m$ ;

常用响应函数为 S 型 (Sigmoid) 函数:

$$\sigma(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad \text{公式一}$$

其次对于隐层的单元数  $m$  的选择也是建立 BP 神经网络的关键，隐层单元数选用太少，网络难以处理比较复杂的问题，可能不能训练出来，容错性差。隐含层神经元数过多，将使网络训练的时间急剧增加，而且过多的处理单元容易使网络训练过度，如何选择隐层单元数是一个 BP 神经网络的难点。对于我们所给的数据特点，并没有一个确定的方法能够得到运算最快，误差最小的结构能够满足每一个函数。比较常用的一个选取原则为：隐含层神经元个数往往大于输入与输出神经元之和<sup>[6][7][8]</sup>。因此，本文在这里分别对单隐含层网络分别设置 100 元，200 元，250 元进行比较。从误差曲线可以得出，当隐含层神经元个数大于输入输出阶次之和 200 元之后其收敛速度将趋于饱和，并且比 100 元时的收敛速度要快很多。

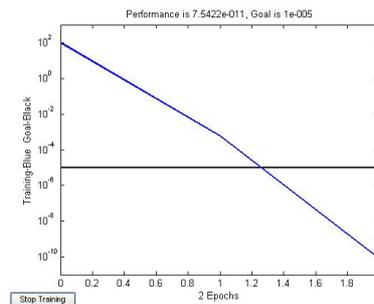
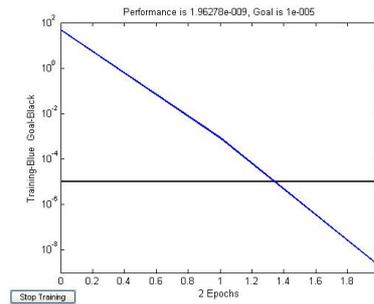
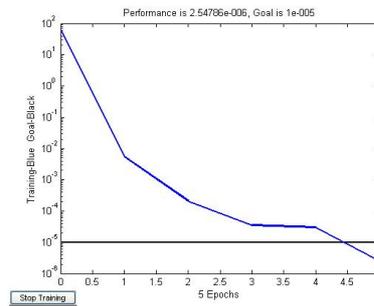


图 2 BP 误差曲线图

综述考虑，选择  $m=200$  个神经元的 BP 神经网络进行训练。

### 3 模型应用

试用 U 核素的  $\gamma$  射线的能谱数据对我们的网络进行训练，我们选取了 3 个不同时刻，所采样到的  $\gamma$  射线的能谱数据，利用其中部分 100 组数据对网络进行训练，利用 BP 神经网络对  $\gamma$  射线峰值进行同一性识别。

DATA1=0	-2.109543	0
1	-1.9841311967855	0
2	-1.85871938714198	0
3	-1.73330757106946	0
99	10.3062567053537	15834
DATA2=0	-2.109543	0
1	-1.9841311967855	0

```

2 -1.85871938714198 0
3 -1.73330757106946 0
.....
99 10.3062567053537 7093
DATA3=[0 -2.109543 0
1 -1.9841311967855 0
2 -1.85871938714198 0
3 -1.73330757106946 0
.....
99 10.3062567053537 8850

```

利用 BP 神经网络峰值识别功能对数据进行同一性辨识, 是通过直接学习系统的输入、输出数据, 学习的目的是使所要求的误差函数达到最小, 从而归纳出隐含在系统输入, 输出数据中的关系。这个关系隐含在神经网络内部, 它的表现形式是外界不可知的, 关心的不是神经网络以什么样的形式去逼近实际参数, 而是要网络的输出  $y(x)$ , 能够逼近同样输入下的输出  $y(x)$ , 则认为神经网络已体现实际特性, 完成同一性辨识。

数据输出结果发现三组数据基本拟合。三条输出曲线的峰值位置都是一样的, 峰值坐标分别为 (2.531, 195400)、(2.531, 109300) 和 (2.531, 88220)。显然, 这三点位于同一直线上, 甚至可以说是位于一条平行于 Y 轴的垂直直线上。即可以理解为, 三组数据在同一时刻达到了峰值, 只是峰的高度不同。

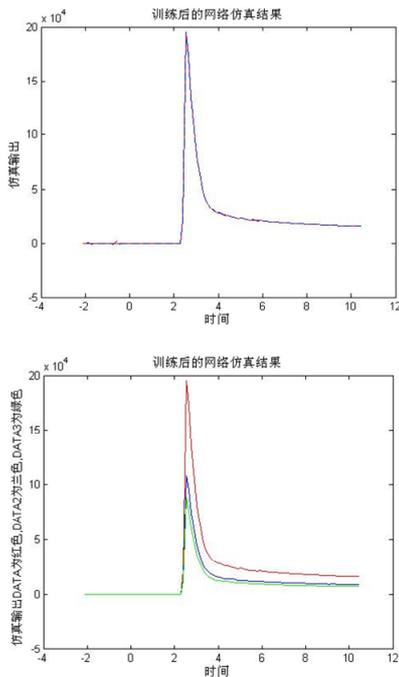


图 3 BP 网络仿真结果图

#### 4 结论

通过实例表明, 利用 BP 神经网络对  $\gamma$  射线峰值

识别是可行的, BP 神经网络克服了常规算法在实际应用中遇到的困难和难题, 本模型不需建立复杂的数学方程, 具有自适应性和学习功能, 本文提出一种新的研究途径, 将智能化思想引入到对  $\gamma$  射线同一性识别的问题上来, 与传统的能谱分析相比, 具有一定的优越性<sup>[9][10]</sup>。

神经网络系统理论的发展还不够成熟, 如 BP 算法中的隐层数、节点数、训练样本数及训练次数等, 的确定还没有通用的方法. 还有待于学者的努力, 尤其是应用效果的性能指标, 应有定量指标给以控制, 以使该理论的应用有明确的目标与稳定的效果。

#### References (参考文献)

- [1] Lv Boquan, Li Tianduo. Back propagation algorithm of neural network with global optimization[J]. JOURNAL OF TSINGHUA UNIVERSITY, 1997, 37(2): 32-34(Ch). 吕柏权, 李天铎. “一种具有全局最优的神经网络 BP 算法” [J]. 清华大学学报, 1997, 37(2): 32-34.
- [2] Liao Ningfang, Gao Yayun, Etc. The Most Suitable Architecture of Hidden - Layer in BP Neural Networks for Function Approximation[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 1998, 18(4): 476-480(Ch). 廖宁放, 高雅允等. “BP 神经网络用于函数逼近的最佳隐层结构” [J]. 北京理工大学学报, 1998, 18(4): 476-480.
- [3] Guo Changjin. Study of Data Mining Application Based on BP Algorithm[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology, 2007, 21(2): 72-76(Ch). 郭长金. “基于 BP 算法的数据挖掘应用研究” [J]. 重庆工学院学报. 2007, 21(2): 72-76.
- [4] Lu Qiongyu, Tong Xuefeng, Etc. Analyses of improvement algorithms of BP neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(2): 648-650(Ch). 陆琼瑜, 童学锋等. “BP 算法改进的研究” [J]. 计算机工程与设计. 2007, 28(2): 648-650.
- [5] Moody J O. The dependence identification neural network construction algorithm. IEEE Transaction on Neural Networks, 1996, 7(1):3-15.
- [6] Philip Chen C L. A Rapid supervised learning neural network for function interpolation and approximation, IEEE Transactions on Neural Networks, 1996, 7(5):1220-1230.
- [7] Shan Chaolong, Ma Weiming, Pen Kerong, Zhang Lei, Etc. The application of back propagation artificial neural network and its implementation techniques[J]. JOURNAL OF THE NAVAL ACADEMY OF ENGINEERING, 2000, (4): 16-22(Ch). 单潮龙, 马伟明, 贲可荣, 张磊等. “BP 人工神经网络的应用及其实现技术” [J]. 海军工程大学学报. 2000, (4): 16-22.
- [8] Nielsen R H. Theory of the back propagation neural network. Proceeding of the International Joint Conference on Neural Network, 1989, 1:592-611.
- [9] He Wendu. Flood Process Forecasting Model with Recognition of Flood Peak Based on Neural Network Theory[J]. Lanzhou Jiaotong University, 2005, 24(4): 1-4(Ch). 何文杜. “具有峰值识别的神经网络模型对水沙过程的预报” [J]. 兰州交通大学学报(自然科学版). 2005, 24(4): 1-4.
- [10] Yang bo, Zhou Xiaoying, Guo Lijuan, Cao Qihui. Based on the peak recognition theory of BP neural network model and application[J]. Yangtze River, 2006, 37(12): 35-37(Ch). 杨波, 周晓英, 郭丽娟, 曹启辉. “基于峰值识别理论的 BP 神经网络模型及应用” [J]. 人民长江. 2006, 37(12): 35-37.