



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109799541 A

(43)申请公布日 2019.05.24

(21)申请号 201910078249.7

(22)申请日 2019.01.25

(71)申请人 中国自然资源航空物探遥感中心

地址 100083 北京市海淀区学院路31号

(72)发明人 米耀辉 张虹 姜作喜 周锡华

王蓬 李行素

(74)专利代理机构 北京兴智翔达知识产权代理

有限公司 11768

代理人 蒋常雪

(51)Int.Cl.

G01V 5/00(2006.01)

G01V 13/00(2006.01)

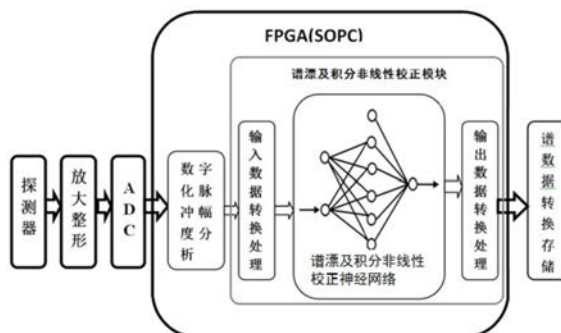
权利要求书3页 说明书10页 附图6页

(54)发明名称

一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法

(57)摘要

本发明公开了一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,包括 γ 射线探测器、放大整形电路、ADC电路和数字化脉冲幅度分析器;谱漂和积分非线性校正方法在FPGA上构建的SOPC中实现;其过程是探测器输出电压脉冲,该脉冲信号经放大整形后通过ADC电路数字化,经数字化脉冲幅度分析器分析处理,再经网络输入数据转换处理、谱漂及积分非线性校正神经网络和网络输出数据转换处理,获得 γ 能谱测量的谱数据。其有益效果是:简化硬件电路设计,降低测量环境和硬件系统性能变化带来测量结果的不确定度,避免谱漂及积分非线性测量误差;采用同一个神经网络同时对谱漂和积分非线性进行校正,可避免分步校正导致的校正效果冲突,达到谱漂和积分非线性综合校正的目的。



1. 一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, 包括 γ 射线探测器、放大整形电路、ADC电路和数字化脉冲幅度分析器; 探测器输出电压脉冲, 该电压脉冲信号经过放大整形后通过ADC电路数字化, 经数字化脉冲幅度分析器进行分析处理, 获得 γ 能谱测量的256道谱数据; 其特征在于: 以FPGA为核心芯片, 采用SOPC技术, 谱漂和积分非线性校正方法在FPGA上构建的SOPC中实现; 包括数字化脉冲幅度分析、网络输入数据转换处理、谱漂及积分非线性校正神经网络和网络输出数据转换处理; 其实现过程是探测器输出电压脉冲, 该电压脉冲信号经过放大整形后通过ADC电路数字化, 经数字化脉冲幅度分析器进行分析处理, 再经网络输入数据转换处理、谱漂及积分非线性校正神经网络和网络输出数据转换处理, 获得 γ 能谱测量的多道谱数据。

2. 根据权利要求1所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, 其特征在于: γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正采用BP神经网络进行校正, 采用三层BP神经网络结构, 包括输入层、隐含层和输出层。

3. 根据权利要求2所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, 其特征在于: γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正采用BP神经网络进行校正, 采用三层BP神经网络结构, 三层BP神经网络结构包括1个输入层神经元、5个隐含层神经元和1个输出层神经元;

x_1 为输入神经元, x_0 为隐含层神经元引入的阈值, 隐含层输出向量为 $Y = (y_0, y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)^T$, 其中 y_0 为输出层神经元引入阈值; 输出层输出值为 o ; 输入层到隐含层之间的权值矩阵用 V 表示, $V = (V_1, V_2, V_3, V_4, V_5)$, 其中列向量 V_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权值向量, $V_j = (v_{j,0}, v_{j,1})^T$; 隐含层到输出层之间的权值向量用 W 表示, $W = (w_0, w_1, w_2, w_3, w_4, w_5)^T$, 其中 w_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权值;

对于输出层:

$$o = f(\text{net})$$

$$\text{net} = \sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j$$

对于隐含层:

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad j=1, 2, 3, 4, 5$$

$$\text{net}_j = v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1 \quad j=1, 2, 3, 4, 5。$$

4. 根据权利要求1、2或3所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, 其特征在于: γ 能谱谱漂及积分非线性校正所用神经网络的神经元变换函数 $f(x)$ 选择严格递增、连续、可导的双极性Sigmoid函数:

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}。$$

5. 根据权利要求4所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, 其特征在于: 网络输入数据转换处理是为防止因净输入的绝对值过大而使神经元输出饱和, 继而使网络学习训练过程中权值调整进入误差曲面的平坦区, 因此对网络输入量进行尺度变换; γ 能谱测量能量范围为 $0\text{MeV} \sim 3\text{MeV}$, 数字化脉冲幅度分析器输出为整个能量测量范围内 γ 射线对应的数字化脉冲信号幅值, 范围为 $0 \sim 256$, 其中间值为128; 将其线性变换为 $[-4, 4]$ 区间的数值再作为BP神经网络输入量, 采用以下变换式:

$$x' = \frac{x - 128}{\frac{1}{8} \times 256} = \frac{x - 128}{32}$$

其中x为变换前的数据,x'为变换后数据,作为神经网络输入。

6. 根据权利要求4所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,其特征在于:BP神经网络采用的双极性Sigmoid变换函数的输出在-1~1之间,需对输出数据进行转换处理,使网络输出与期望输出一致,便于进行网络学习训练;网络期望输出的是经过谱漂及积分非线性校正后的0MeV~3MeV范围内 γ 射线脉冲信号数字幅值,对应范围为0~256,因此进行网络输出数据进行线性变换处理,将[-1,1]区间的网络输出数据变换为脉冲幅度值:

$$o' = \frac{o - (-1)}{2} \times 256。$$

7. 根据权利要求2或3所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,其特征在于: γ 能谱测量谱漂和积分非线性校正采用的BP神经网络各层神经元权值需要通过BP神经网络的学习训练来确定,即通过网络误差进行权值调整,当网络输出变换处理后与期望输出d不等时,存在输出误差E,采用误差反传将输出误差通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据:

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} (d - o')^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(net) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot f(v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1)) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \end{aligned}$$

BP神经网络学习训练过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成,前向过程是:输入信号x经数据转换后从输入层进入,通过隐含层各神经元的权向量 V_j 得到该层的输出信号Y;该信号向前输入到输出层,通过其各神经元权向量W得到该层输出o;若经数据转换后的网络输出与期望输出不符,则转入误差的反向传播阶段,误差反传是将输出误差E以某种形式通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据;反向过程是:在期望输出d与经数据转换后的网络输出o'相比较得到误差信号E,为保证学习训练的速率和稳定性,将E进行数据转换处理后通过推导获得输出层误差信号 δ_o ,由此可计算出隐含层到输出

层之间的权值调整量;误差信号 δ_o 反传至隐含层各神经元,得到隐含层的误差信号向量 δ_y ,由此可计算出输入层到隐含层之间的权值调整量;信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整通过反复进行,直到网络输出的误差减少到可接受的程度。

8. 根据权利要求7所述的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,其特征在于:BP神经网络学习训练样本选择既要注重样本规模,又需要注重样本质量,通常训练样本数越多,训练结果越能正确反映其内在规律;

γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正BP网络学习训练采用不同能量 γ 射线对应的实测脉冲信号幅度值作为学习训练样本,实测脉冲信号幅度值通过分析多道 γ 能谱数据中能量特征峰来获得,无谱漂及积分非线性影响条件下不同能量 γ 射线对应的核脉冲信号理论幅度值作为期望输出信号;

学习训练样本的选择要覆盖0MeV~3MeV测量能量范围低能段到高能段,尽可能均匀分布于所测的能量范围内,兼顾选用样本的多样性与均匀性。

一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法

技术领域

[0001] 本发明涉及地质勘探中的测量设备,具体地说,涉及一种利用 γ 能谱测量谱漂及积分非线性的校正方法。

背景技术

[0002] γ 能谱测量通常采用NaI (Tl) 闪烁晶体+光电倍增管+前置放大电路的探测器结构,其原理为 γ 射线入射到NaI (Tl) 闪烁体内与NaI (Tl) 闪烁晶体作用后,所产生次级电子使闪烁体分子电离或激发,退激时NaI (Tl) 闪烁晶体发出大量光子,光子聚到光电倍增管的光阴极后,通过光电效应光子在光阴极上打出光电子,光电子在光电倍增管中逐步倍增,经各个倍增极倍增后的电子到阳极收集,通过前置放大电路而形成探测器输出电压脉冲,该电压脉冲经过信号放大整形电路后通过多道脉冲幅度分析器获得 γ 能谱测量的多道谱数据,如图1所示。

[0003] γ 能谱测量过程信号的转化过程是: γ 射线能量-NaI (Tl) 晶体的发光强度-光电子数量-电压脉冲幅值-信号放大整形后脉冲幅值-数字化脉冲幅度值, γ 能谱精确测量分析的前提是在测量范围内信号转化过程呈较好的线性关系。

[0004] 多道脉冲幅度分析过程为:多道脉冲幅度分析器把放大整形后的脉冲信号幅度进行量化,获得代表其脉冲幅度的数字量,再将被测量的脉冲按幅度分类计数,将代表脉冲幅度的数字量作为所对应的道址,脉冲的幅度在哪一个间隔,即对应道值中的计数加1,如图1所示。

[0005] 经过一定周期的测量,各道对应的计数反映了输入 γ 射线的能谱分布图,即按不同 γ 射线的能量分布记录射线的强度,横坐标为能量,纵坐标为对应能量 γ 射线的计数率,即每一个道址内的脉冲个数代表该能量 γ 射线的强度,如图2所示。

[0006] 1 γ 能谱测量谱漂产生的原因分析

[0007] 在应用过程中谱漂是影响 γ 能谱仪准确度的主要因素。谱漂是表示测量得到的仪器谱与规定的“标准谱”相比较,谱线发生整体前移或后移,因此在后期数据处理及应用过程中给截取探测核素对应能窗范围内的数据带来误差,造成 γ 能谱测量结果的偏差(图3所示)。因此在 γ 能谱测量过程中需采取谱漂校正技术。

[0008] 对于闪烁体射线探测器产生谱漂的原因有很多,按照闪烁体探测器的组成部分以及信号的传递过程分析,产生谱漂主要原因包括:一、由于测量环境温度的变化,闪烁晶体的发光效率和光电倍增管转换效率都受到温度变化的影响,电子学部分也由于温度效应导致其性能指标的变化,进而导致探测器输出信号受温度变化的影响;二、测量环境地磁场对光电倍增管性能的影响;三、仪器的不稳定性,包括元器件的疲劳效应、老化现象及仪器连续工作稳定性能、抗干扰能力等。

[0009] 2 γ 能谱测量非线性的原因分析

[0010] γ 能谱测量系统数据采集过程与其他测量系统类似,均是经过传感器将实际物理量转换为微弱的电信号;然后通过放大器将微弱的电信号转变成可供A/D转换电路能够接

受的电信号,经过A/D转化获得供后续处理分析的数字量。从实际物理量转变到采集系统所需的数字量过程中,任何一个环节的非线性,必然导致探测目标实际物理量与探测结果的数字量间存在积分非线性关系,其中传感器大多具有积分非线性特性,是测量系统的输入与输出之间不能保证很好的线性关系的主要原因。

[0011] γ 能谱测量积分非线性表现为 γ 射线的能量与其对应的数字化脉冲幅度值呈非线性关系(图4所示),表现为不同能量 γ 射线的特征峰峰位较理论峰位偏移程度不一样,导致 γ 能谱测量谱线漂移时呈现出非线性漂移,给数据处理及应用过程中准确截取不同探测核素对应能窗范围内的数据带来更复杂的误差(图5所示)。

[0012] γ 能谱测量系统产生积分非线性的原因主要包括闪烁晶体光产额与入射 γ 射线能量的非线性、光电倍增管的光电特性(阳极输出电流与照射在光电阴极上的光通量间的关系)的非线性、信号处理电路(主要包括前置放大电路、放大整形电路和ADC电路)的非线性等多种因素造成。

[0013] 3与本发明相关的现有技术

[0014] γ 能谱测量现主要采用附加参考源谱漂校正方法、LED谱漂校正方法和待测核素特征峰谱漂校正方法,均假设谱线漂移是线性漂移,是以仪器谱中一个参考峰为基准,通过该参考峰峰位的漂移量来反馈控制脉冲放大的增益,对整个测量能量范围内所有 γ 射线对应脉冲信号采用同一增益值进行幅度调整,从而对整个能量段的谱线进行漂移校正;而实际测量的 γ 射线能量与特征峰峰位存在非线性关系,因此谱线漂移也并不是线性漂移,尤其当谱漂校正参考峰与待测核素特征峰的位置相距较远且谱漂存在非线性影响,谱漂校正效果很不理想;并且上述方法也增加硬件电路部分的复杂程度。

[0015] 软件分段刻度谱漂校正方法是在仪器谱上寻找多个目标核素的特征峰,利用仪器谱中多个目标核素的特征峰重新进行能量-道址刻度,采用每两个相邻特征峰峰位进行线性刻度,即将整个测量能量段分多段进行线性刻度,根据刻度结果重写谱线;该方法在用于刻度的相邻特征峰之间仍假设能量与道址成线性关系,并未充分考虑分段后各个窄能量段内能量与道址间的非线性因素影响,在假设的线性关系的窄能量段内能量窗口计数的确定、核素识别的定性分析仍存在误差和较大不确定度;而且根据重新刻度结果重写仪器谱是非实时校正,容易造成谱线畸变并扩大统计涨落误差,不利用全谱数据分析研究。

[0016] 由于 γ 能谱测量的特殊性,其他测量领域(如压力、温度)采用的查表法、反函数法和人工神经网络等非线性校正不适用于 γ 能谱测量。 γ 能谱测量输入量为探测的不同能量的 γ 射线,输出量为多道 γ 能谱谱数据,所探测 γ 射线能量是通过分析多道谱数据特征峰峰位来确定,因此无法建立查表法所需大量已知测量数据库;其他测量领域中人工神经网络非线性校正方法所采用的网络结构、训练样本选择和网络学习训练方法也不适用于 γ 能谱测量;同时 γ 能谱测量系统中产生非线性来源于多种因素,非线性映射比较复杂,非线性特性不可能用某一个或几个函数来进行描述,因此常用的多项式拟合函数构建的反函数方法也不适用于 γ 能谱测量中的积分非线性校正。

发明内容

[0017] 本发明正是为了解决上述技术问题而设计的一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法。以适应性强、可行的谱漂及积分非线性校正方法提高 γ 能谱的测量精度,降低测

量误差,并通过综合校正来实现,避免分步进行谱漂和积分非线性校正带来的校正效果冲突。

[0018] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0019] γ 能谱测量过程中谱漂和积分非线性是同时存在的,本发明采用同一个人工神经网络对谱漂和积分非线性进行同时校正,即同时实现谱漂和积分非线性校正,避免分步进行校正导致的校正效果相冲突,达到综合校正目的。

[0020] BP神经网络在非线形校正中的非线性映射能力、泛化能力和容错能力具有一定的优势,因此本发明采用的人工神经网络是BP神经网络。

[0021] γ 能谱测量谱漂和积分非线性校正方法的实现是在 γ 能谱测量系统中采用嵌入式方式进行实时校正,以FPGA为核心芯片,采用SOPC技术,谱漂和积分非线性校正方法在FPGA上构建的SOPC中实现,系统的功能如图6。

[0022] 1、BP人工神经网络结构的构建

[0023] 对于任意的映射关系,3层前向人工神经网络可以准确逼近此映射关系。本方案中 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正采用三层BP神经网络进行校正。

[0024] 结合图6的谱漂及积分非线性校正功能在系统中实现的架构,数字化脉冲幅度分析模块输出的实测核脉冲幅度作为BP神经网络的输入,因此BP神经网络为1个输入层神经元;BP神经网络输出量为实现谱漂及积分非线性校正后的核脉冲信号幅度值,因此选用的BP神经网络是一个单输入单输出的网络结构。

[0025] 为保障隐含层可从学习训练样本中获取足够的信息,可较全面概括和体现学习训练集中的样本规律,并且避免样本中非规律性的内容记牢,出现“过度吻合”、降低了泛化能力和过度增加训练时间。根据学习训练样本数以及非线性规律的复杂程度,隐含层神经元个数的确定借鉴经验公式并通过多次测试来确定隐含层神经元数为5。

[0026] 综合考虑可编程器件容量以及学习训练过程神经网络的收敛速度, γ 能谱谱漂及积分非线性校正的BP神经网络设计采用1-5-1结构,包括了输入层、隐含层和输出层。BP网络设计如图7所示,1个输入层神经元,5个隐含层神经元,1个输出层神经元。

[0027] x_1 为输入神经元, x_0 为隐含层神经元引入的阈值,隐含层输出向量为 $Y = (y_0, y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)^T$, 其中 y_0 为输出层神经元引入阈值;输出层输出值为 o ;输入层到隐含层之间的权值矩阵用 V 表示, $V = (V_1, V_2, V_3, V_4, V_5)$, 其中列向量 V_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权向量, $V_j = (v_{j,0}, v_{j,1})^T$;隐含层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示, $W = (w_0, w_1, w_2, w_3, w_4, w_5)^T$, 其中 w_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权值。

[0028] 对于输出层:

[0029] $o = f(\text{net})$

[0030]
$$\text{net} = \sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j$$

[0031] 对于隐含层:

[0032] $y_j = f(\text{net}_j)$ $j=1, 2, 3, 4, 5$

[0033] $\text{net}_j = v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1$ $j=1, 2, 3, 4, 5$

[0034] 2变换函数的设计

[0035] 为较好平衡线性和非线性之间的行为,变换函数 $f(x)$ 采用严格递增、连续、可导的双极性Sigmoid函数(双极性S型函数),该函数适合作为 γ 能谱测量谱漂及非线性校正BP网络的变换函数。双极性S型函数如下:

$$[0036] \quad f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$

[0037] S型函数其曲线特点如图8所示。

[0038] 3输入数据的转换处理

[0039] BP网采用双极性Sigmoid变换函数,为防止因净输入的绝对值过大而使神经元输出饱和,继而使权值调整进入误差曲面的平坦区,因此对网络输入量进行尺度变换。

[0040] BP网络输入量为整个能量测量范围内(0MeV~3MeV) γ 射线对应的数字化脉冲信号幅值,范围为0~256,其中间值为128;将其线性变换为[-4,4]区间的数值再作为BP神经网络输入量,采用以下变换式:

$$[0041] \quad x' = \frac{x - 128}{\frac{1}{8} \times 256} = \frac{x - 128}{32}$$

[0042] 其中 x 为变换前的数据, x' 为变换后数据,作为神经网络输入。

[0043] 4输出数据的转换处理

[0044] BP神经网络采用的双极性Sigmoid变换函数的输出在-1~1之间,需对输出数据进行变换处理,使网络输出的与期望输出一致,便于进行网络学习训练。

[0045] 网络期望输出的是经过谱漂及积分非线性校正后的0MeV~3MeV范围内 γ 射线脉冲信号数字幅值,对应范围为0~256,因此网络输出数据进行线性变换处理将[-1,1]区间的数据线性变换为[0,256]区间内的脉冲幅度值:

$$[0046] \quad o' = \frac{o - (-1)}{2} \times 256$$

[0047] 5BP学习训练算法

[0048] γ 能谱测量谱漂和积分非线性校正采用的BP神经网络各层神经元权值需要通过学习训练来确定,即通过网络误差进行权值调整。当网络输出与期望输出 d 不等时,存在输出误差 E ,采用误差反传将输出误差通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据。

$$\begin{aligned}
 E &= \frac{1}{2} (d - o')^2 \\
 &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(net) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\
 [0049] \quad &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\
 &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot f(v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1)) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2
 \end{aligned}$$

[0050] BP神经网络学习训练过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成(图9),前向过程是:输入信号x经数据转换处理后从输入层进入,通过隐含层各神经元的权向量 V_j 得到该层的输出信号Y;该信号向前输入到输出层,通过其各神经元的权向量W得到该层输出o,经过数据转换后为网络输出 o' ;若输出层的实际输出与期望的输出不符,则转入误差的反向传播阶段,误差反传是将输出误差以某种形式通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据。反向具体过程是在输出层期望输出d与数据转换后的实际输出 o' 相比获得的误差E,为保证学习训练的速率和稳定性,将E进行转换处理后通过推导得到输出层误差信号 δ_o ,由此可计算出隐含层到输出层之间的权值调整量;输出误差信号 δ_o 反传至隐含层各神经元,得到隐含层的误差信号向量 δ_y ,由此计算出输入层到隐含层之间的权值调整量。信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整通过反复进行,直到网络输出的误差减少到可接受的程度。

[0051] 6学习训练样本确定

[0052] BP网络的性能与学习训练用的样本密切相关,学习训练样本选择既要注重样本规模,又需要注重样本质量,通常学习训练样本数越多,学习训练结果越能正确反映其内在规律。

[0053] γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正BP神经网络学习训练采用不同能量 γ 射线对应的脉冲信号幅度作为学习训练样本,无谱漂及积分非线性影响条件下不同能量 γ 射线对应的脉冲信号理论幅度值作为期望输出信号。

[0054] 学习训练样本的选择要覆盖0MeV~3MeV测量能量范围低能段到高能段,尽可能均匀分布于所测的能量范围内,坚顾到选用样本的多样性与均匀性。

[0055] 自然界中存在三个天然放射性系列:钍系、铀系和锕系。用于矿产资源勘探和地质调查测量主要对象是钍系、铀系和 ^{40}K 。天然放射性系中的主要 γ 辐射体:铀系主要有 ^{214}Pb 和 ^{214}Bi , γ 射线能量主要为1.764MeV、1.12MeV、0.609MeV;钍系主要有 ^{228}Ac 、 ^{208}Tl 、 ^{212}Pb 和 ^{212}Bi , γ 射线能量主要为0.583MeV、0.911MeV、0.960MeV和2.625MeV,同时 ^{208}Tl 的2.625MeV的 γ 射线在探测器晶体内发生电子对效应,在仪器谱上产生1.6MeV和2.1MeV的双逃逸峰和

单逃逸峰。常用的仪器测试人工核素源包括 ^{137}Cs 、 ^{241}Am 和 ^{60}Co ， ^{137}Cs 的 γ 射线能量为0.662MeV， ^{241}Am 的 γ 射线能量为0.059MeV和1.332MeV， ^{60}Co 的 γ 射线的能量有1.173MeV和1.332MeV。

[0056] BP网络学习训练采用上述能量 γ 射线的脉冲幅度作为学习训练样本，采用表1中上述不同能量 γ 射线对应脉冲信号理论幅度值作为期望输出信号。

[0057] 表1学习训练样本选择

[0058]

核素	γ 射线能量 (MeV)	理论脉冲幅度/理论峰位 (256道谱数据采集系统)
^{241}Am	0.0059	8
^{214}Pb	0.352	33
^{208}Tl	0.583	53
^{214}Bi	0.609	55
^{137}Cs	0.662	60
^{214}Bi	0.769	69
^{208}Tl	0.911	81
^{214}Bi	1.120	99
^{60}Co	1.173	103
^{60}Co	1.332	117
^{214}Bi	1.403	123
^{40}K	1.469	128
^{208}Tl (双逃逸)	1.600	140
^{214}Bi	1.760	153
^{208}Tl (单逃逸)	2.100	182
^{214}Bi	2.204	191
^{208}Tl	2.625	227

[0059] 以 ^{137}Cs 的0.662MeV γ 射线对应的脉冲幅度值进行网络学习训练为例进行学习训练方法说明。在低 γ 射线辐射本底环境中附加 ^{137}Cs 测试源进行数据采集测试，FPGA中数字脉冲幅度分析模块(图10模块1)对采集的脉冲信号进行分析，由于采集的信号包括来自本底 γ 射线辐射信号和测试源 γ 射线辐射信号，分析的信号包括了在0~3MeV能量范围脉冲信号，而脉冲信号是随机的，因此不能具体分辨出哪个脉冲为0.662MeV脉冲，即不能给出0.662MeV γ 射线对应脉冲幅度值，因此通过图10中模块2将脉冲幅度分析模块输出的脉冲幅度转换成多道谱数据，通过图10中模块3对多道能谱数据(图11所示的多道能谱数据)进行累计寻峰分析，计算的0.662MeV特征峰峰位确定为0.662MeV脉冲幅度值 x ，数据转换(图10中模块4)后为 x' ，作为谱漂及积分非线性校正网络(图10中模块5)的输入，输入信号从选用的BP神经网络输入层进入后，通过神经网络隐含层和输出层，获得输出层输出 o ，经数据转换处理(图10中模块6)的作为校正网络最终输出 o' 。输出期望输出 d (表1中0.662MeV脉冲幅度值理论值为60)与实际输出 o' 相比较得到误差信号，通过误差逐层反传推算出隐含层到输出层之间权值的调整量和输入层到隐含层之间权值的调整量。

[0060] 其他样本进行学习训练方法与采用 ^{137}Cs 的0.662MeV射线脉冲幅度进行网络学习

训练方法相同。采用K源或对天然K进行数据采集,通过多道谱数据寻峰确定 ^{40}K 的1.469MeV射线对应脉冲幅度来进行网络学习训练;采用U源或对天然铀系进行数据采集,通过多道谱数据寻峰确定 ^{214}Bi 的0.609MeV、1.120MeV、1.403MeV、1.760MeV、2.204MeV射线对应脉冲幅度来分别进行网络学习训练;采用Th源或对天然钍系进行数据采集,通过多道谱数据寻峰确定 ^{208}Tl 的0.583MeV、0.911MeV、1.6MeV、2.1MeV、2.625MeV射线对应脉冲幅度来分别进行网络学习训练。采用Am源进行数据采集,通过多道谱数据寻峰确定 ^{241}Am 的0.0059MeV射线对应脉冲幅度来进行网络学习训练;采用Co源进行数据采集,通过多道谱数据寻峰确定 ^{60}Co 的1.173MeV和1.332MeV射线对应脉冲幅度来分别进行学习网络训练。

[0061] 本发明的有益效果是:为 γ 能谱测量提供了一种可同时实现的谱漂及积分非线性校正方法,有效避免 γ 能谱测量谱漂及积分非线性带来的测量误差,对于 γ 能谱测量无论进行能量窗口数据分析还是多道全谱数据分析,均能有效保障提供高精度的 γ 能谱测量原始数据;并且该方案可减少系统设计中硬件电路的使用,从而降低硬件控制及信号处理电路给测量带来的不确定度。

[0062] 采用同一个神经网络同时对谱漂和积分非线性进行校正,可避免分步进行校正导致的校正结果相冲突,达到谱漂和积分非线性综合校正目的。

附图说明

[0063] 图1为多道 γ 能谱测量原理图。

[0064] 图2为多道 γ 能谱测量谱线图。

[0065] 图3为多道 γ 能谱测量谱线漂移示意图。

[0066] 图4为多道 γ 能谱测量能量-道址积分非线性特性示意图。

[0067] 图5为多道 γ 能谱测量谱线积分非线性特征示意图。

[0068] 图6为 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正实现框图。

[0069] 图7为 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正所采用BP网络拓扑结构图。

[0070] 图8为双极性S型变换函数。

[0071] 图9为BP学习训练算法的信号流向示意图。

[0072] 图10为BP网络学习训练系统结构框图。

[0073] 图11为采用Cs源测试多道 γ 能谱谱线图。

[0074] 图12为 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正实施流程图。

具体实施方式

[0075] 下面结合附图和实施例对本发明进一步说明。

[0076] 如图1所示,本发明一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,包括 γ 射线探测器、放大整形电路、ADC电路和数字化脉冲幅度分析器,探测器输出电压脉冲,该电压脉冲信号经过放大整形后通过ADC电路数字化,经数字化脉冲幅度分析器进行分析处理,获得 γ 能谱测量的256道谱数据;以FPGA为核心芯片,采用SOPC技术,谱漂和积分非线性校正方法在FPGA上构建的SOPC中实现;包括数字化脉冲幅度分析、网络输入数据转换处理、谱漂及积分非线性校正神经网络和网络输出数据转换处理;其实现过程是探测器输出电压脉冲,该电压脉冲信号经过放大整形后通过ADC电路数字化,经数字化脉冲幅度分析器进行分析处理,

再经网络输入数据转换处理、谱漂及积分非线性校正神经网络和网络输出数据转换处理，获得 γ 能谱测量的多道谱数据。

[0077] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法， γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正采用BP神经网络进行校正，采用三层BP神经网络结构，包括输入层、隐含层和输出层。

[0078] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法， γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正采用BP神经网络进行校正，采用三层BP神经网络结构，三层BP神经网络结构包括1个输入层神经元、5个隐含层神经元和1个输出层神经元；

[0079] x_1 为输入神经元， x_0 为隐含层神经元引入的阈值，隐含层输出向量为 $Y = (y_0, y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)^T$ ，其中 y_0 为输出层神经元引入阈值；输出层输出值为 o ；输入层到隐含层之间的权值矩阵用 V 表示， $V = (V_1, V_2, V_3, V_4, V_5)$ ，其中列向量 V_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权向量， $V_j = (v_{j,0}, v_{j,1})^T$ ；隐含层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示， $W = (w_0, w_1, w_2, w_3, w_4, w_5)^T$ ，其中 w_j 为隐含层第 j 个神经元对应的权值；

[0080] 对于输出层：

[0081] $o = f(\text{net})$

[0082]
$$\text{net} = \sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j$$

[0083] 对于隐含层：

[0084] $y_j = f(\text{net}_j) \quad j=1, 2, 3, 4, 5$

[0085] $\text{net}_j = v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1 \quad j=1, 2, 3, 4, 5。$

[0086] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法， γ 能谱谱漂及积分非线性校正所用神经网络的神经元变换函数 $f(x)$ 选择严格递增、连续、可导的双极性Sigmoid函数（双极性S型函数）：

[0087]
$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}。$$

[0088] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法网络输入数据转换处理是为防止因净输入的绝对值过大而使神经元输出饱和，继而使网络学习训练过程中权值调整进入误差曲面的平坦区，因此对网络输入量进行尺度变换。BP网络输入量为整个能量测量范围内（0MeV~3MeV） γ 射线对应的实测数字化脉冲信号幅值，范围为0~256，其中间值为128；将其线性变换为 $[-4, 4]$ 区间的数值再作为BP神经网络输入量，采用以下变换式：

[0089]
$$x' = \frac{x - 128}{\frac{1}{8} \times 256} = \frac{x - 128}{32}$$

[0090] 其中 x 为变换前的数据， x' 为变换后数据，作为神经网络输入。

[0091] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法，BP神经网络采用的双极性Sigmoid变换函数的输出在 $-1 \sim 1$ 之间，需对输出数据进行输出数据的转换处理，使网络输出与期望输出一致，便于进行网络学习训练；网络期望输出的是经过谱漂及积分非线性校正后的0MeV~3MeV范围内 γ 射线脉冲信号数字幅值，对应范围为0~256，因此网络输出数据进行线性变换处理将 $[-1, 1]$ 区间的数据线性变换为 $[0, 256]$ 区间内的脉冲幅度值：

$$[0092] \quad \bar{o} = \frac{o - (-1)}{2} \cdot 256$$

[0093] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法, γ 能谱测量谱漂和积分非线性校正采用的BP神经网络各层神经元权值需要通过学习训练来确定,即通过网络误差进行权值调整,当网络输出与期望输出d不等时,存在输出误差E,采用误差反传将输出误差通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据。

$$[0094] \quad \begin{aligned} E &= \frac{1}{2} (d - o')^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(net) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot y_j) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \\ &= \frac{1}{2} \left[d - \frac{f(\sum_{j=0}^5 w_j \cdot f(v_{0,j} \cdot x_0 + v_{1,j} \cdot x_1)) - (-1)}{2} \times 256 \right]^2 \end{aligned}$$

[0095] BP神经网络学习训练过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成,前向过程是:输入信号x经数据转换处理后从输入层进入,通过隐含层各神经元的权向量 V_j 得到该层的输出信号Y;该信号向前输入到输出层,通过其各神经元的权向量W得到该层输出o,经过数据转换后为网络输出 o' ;若输出层的实际输出与期望的输出不符,则转入误差的反向传播阶段,误差反传是将输出误差以某种形式通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据;反向过程是:在输出层期望输出d与数据转换后的实际输出 o' 相比获得的误差E,为保证学习训练的速率和稳定性,将E进行转换处理后通过推导得到输出层误差信号 δ_o ,由此可计算出隐含层到输出层之间的权值调整量;输出误差信号 δ_o 反传至隐含层各神经元,得到隐含层的误差信号向量 δ_y ,由此计算出输入层到隐含层之间的权值调整量。信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整通过反复进行,直到网络输出的误差减少到可接受的程度。

[0096] 所述一种 γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正方法,其特征在于:BP神经网络学习训练样本选择既要注重样本规模,又需要注重样本质量,通常学习训练样本数越多,学习训练结果越能正确反映其内在规律:

[0097] γ 能谱测量谱漂及积分非线性校正BP网络学习训练采用不同能量 γ 射线对应的脉冲信号幅度作为学习训练样本,无谱漂及积分非线性影响条件下不同能量 γ 射线对应的脉冲信号理论幅度值作为期望输出信号;

[0098] 学习训练样本的选择要覆盖0MeV~3MeV测量能量范围低能段到高能段,尽可能均

匀分布于所测的能量范围内,坚顾到选用样本的多样性与均匀性。

[0099] 自然界中存在三个天然放射性系列:钍系、铀系和锕系。用于矿产资源勘探和地质调查测量主要对象是钍系、铀系和 ^{40}K 。天然放射性系中的主要 γ 辐射体:铀系主要有 ^{214}Pb 和 ^{214}Bi , γ 射线能量主要为1.764MeV、1.12MeV、0.609MeV;钍系主要有 ^{228}Ac 、 ^{208}Tl 、 ^{212}Pb 和 ^{212}Bi , γ 射线能量主要为0.583MeV、0.911MeV、0.960MeV和2.625MeV,同时 ^{208}Tl 的2.625MeV的 γ 射线在探测器晶体内发生电子对效应,在仪器谱上产生1.6MeV和2.1MeV的双逃逸峰和单逃逸峰。常用的仪器测试人工核素源包括 ^{137}Cs 、 ^{241}Am 和 ^{60}Co , ^{137}Cs 的 γ 射线能量为0.662MeV, ^{241}Am 的 γ 射线能量为0.059MeV和1.332MeV, ^{60}Co 的 γ 射线的能量有1.173MeV和1.332MeV。

[0100] BP网络学习训练采用上述能量 γ 射线的脉冲幅度作为学习训练样本,采用表1中上述不同能量 γ 射线对应脉冲信号理论幅度值作为期望输出信号。

[0101] γ 能谱测量过程中系统的谱漂和积分非线性特征是影响测量精度和测量效果的两个重要因素。 γ 能谱谱漂产生主要是由环境温度变化引起,不论仪器系统的存放环境温度变化还是测量环境温度变化,都可引起采集的 γ 能谱相比“标准谱”的差异。而 γ 能谱测量系统通常用于环境温度变化的野外现场工作中,因此采集的 γ 能谱相比“标准谱”的谱漂差异程度随着温度变化而实时变化。

[0102] γ 能谱测量系统的积分非线性主要由数据采集和分析过程中探测器和电子学部分的非线性特征引起。虽然积分非线性是 γ 能谱测量系统的固有特征,测量前通过学习训练确定的神经网络基本可消除系统积分非线性对测量的影响,但由于在测量过程中环境温度变化引起的谱漂可能会间接导致系统积分非线性特征发生变化,因此也需在测量过程中进行不定期网络学习训练来重新确定神经网络各层神经元的权值,保证校正效果。

[0103] 为避免分步进行校正导致的校正效果相冲突,本发明方案采用同一个BP神经网络同时对 γ 能谱谱漂和积分非线性进行综合校正,具体实施流程如图12所示。所采用的BP神经网络通过测量前离线和测量中在线两种途径进行网络学习训练来确定,其中测量前通过在低本底中分别附加不同的测试源获取多道谱数据,分析多道谱数据获得多个不同能量 γ 射线对应实测脉冲幅度值,与理论脉冲幅度值构成学习训练样本,通过学习训练确定所采用的神经网络。

[0104] 测量过程中在线网络学习训练是通过实时采集的多道谱数据进行分析,分析所采集谱数据获得的不同能量 γ 射线对应实测脉冲幅度值,通过学习训练来重新确定神经网络各层神经元权值,实现对所采用人工神经网络的测量过程中在线自适应调整。

[0105] 较附加测试源条件下,测量过程中采集谱数据计数率较低,而多道谱数据的分析前提是保证谱图中不同能量特征峰成形,因此设置特征峰峰面积阈值来判断采集的累加谱数据是否达到进行谱分析的条件;同时测量过程中所采用的学习训练样本数是根据测量目标来确定,在地质勘查领域中 γ 能谱测量的测量目标通常为天然放射性核素,因此网络学习训练样本数较测量前网络学习训练样本数少,但由于测量过程中的网络学习训练是网络各层神经元权值不定期自适应调整过程,通过实时采集谱数据确定的学习训练样本数可达网络学习训练的目的。

[0106] 本发明不局限于上述最佳实施方式,任何人在本发明的启示下得出的其他任何与本发明相同或相近似的产品,均落在本发明的保护范围之内。

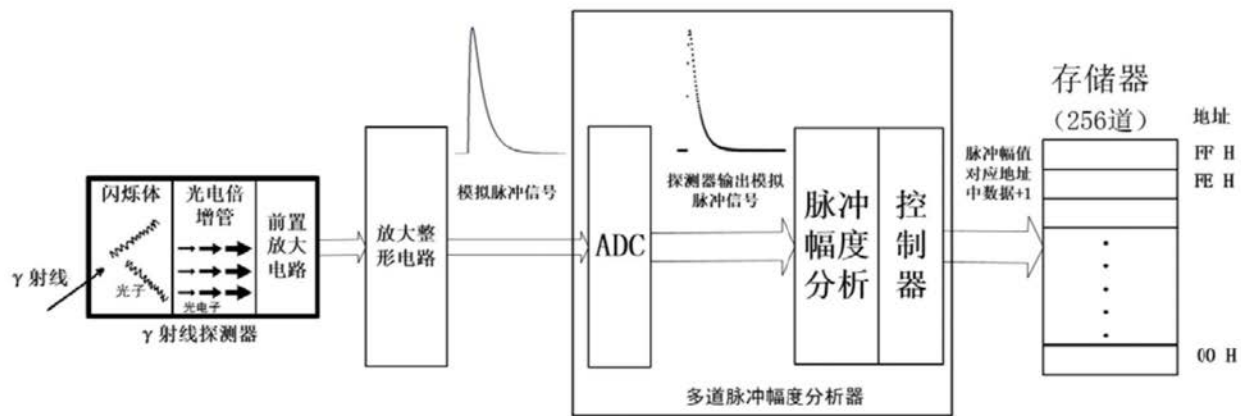


图1

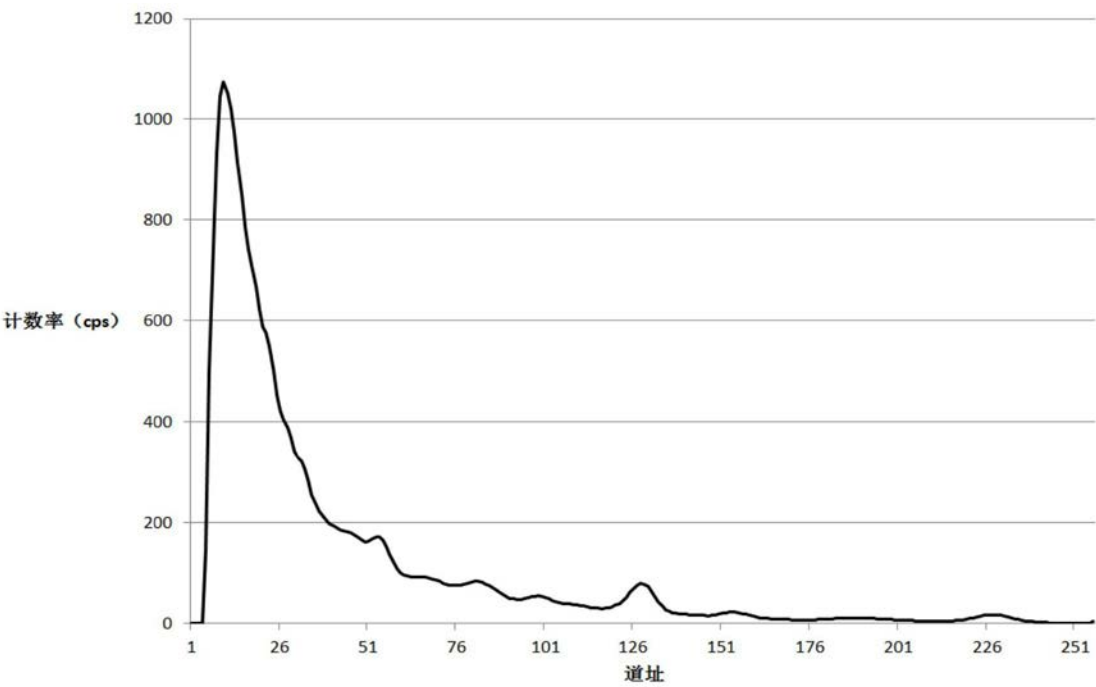


图2

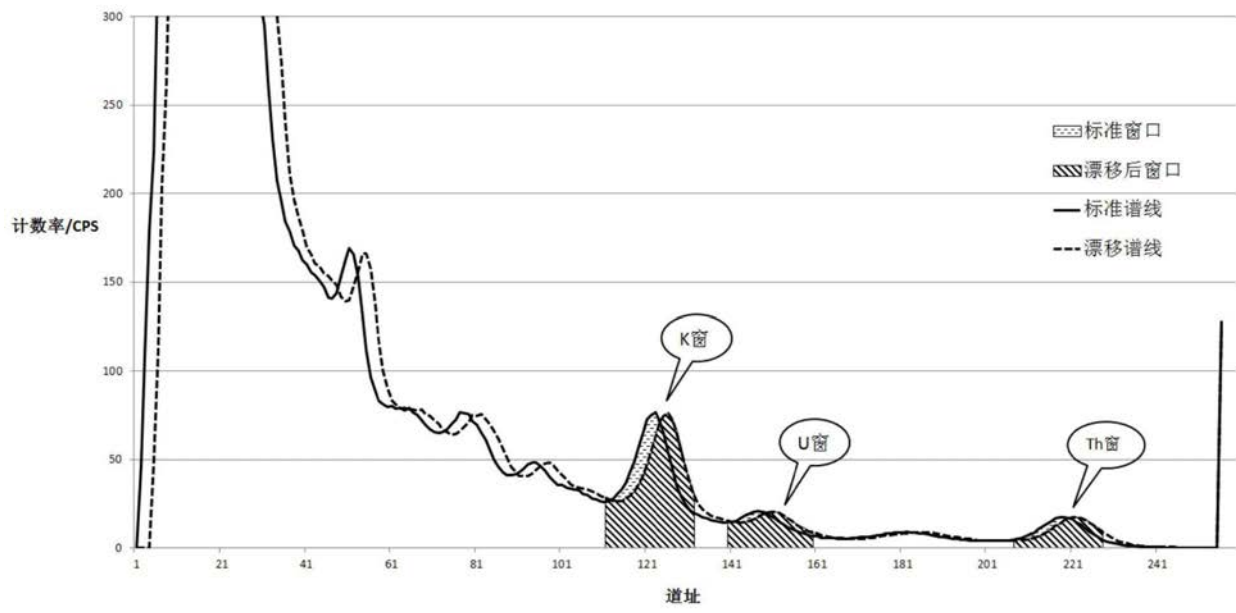


图3

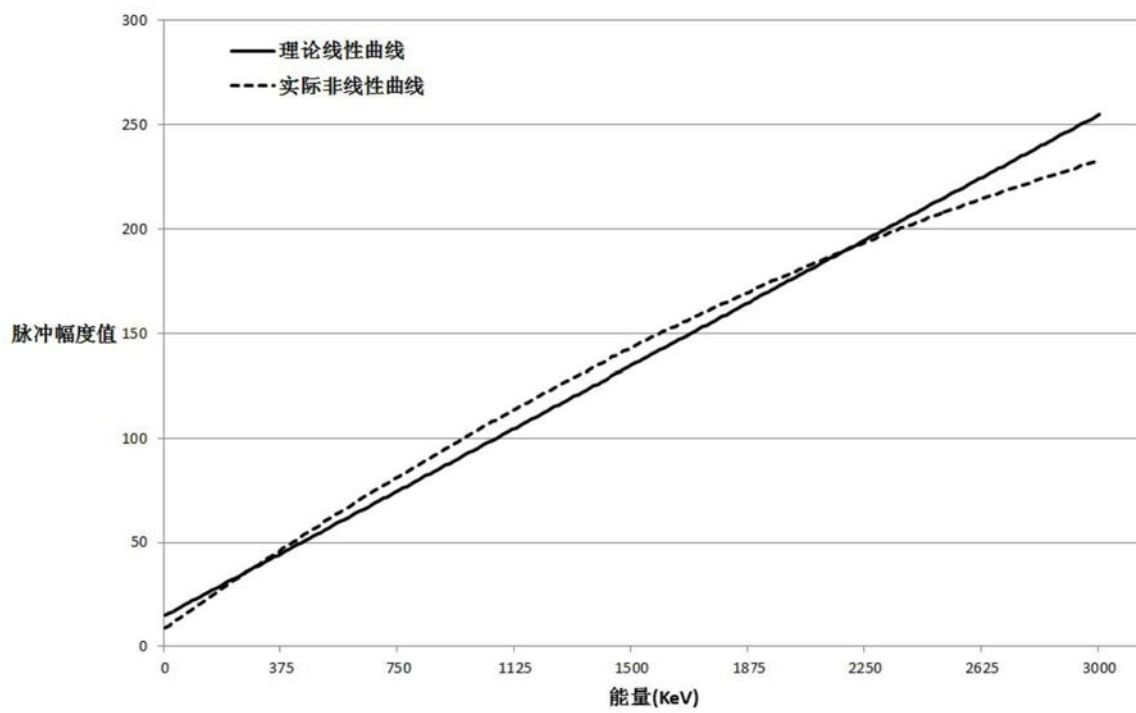


图4

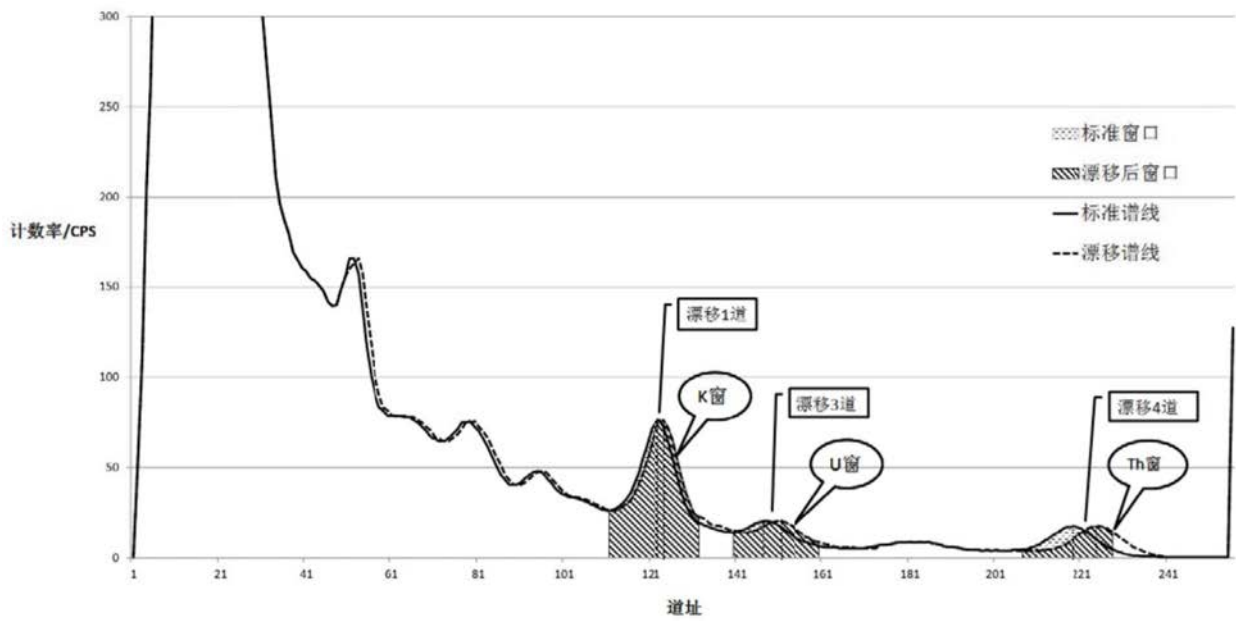


图5

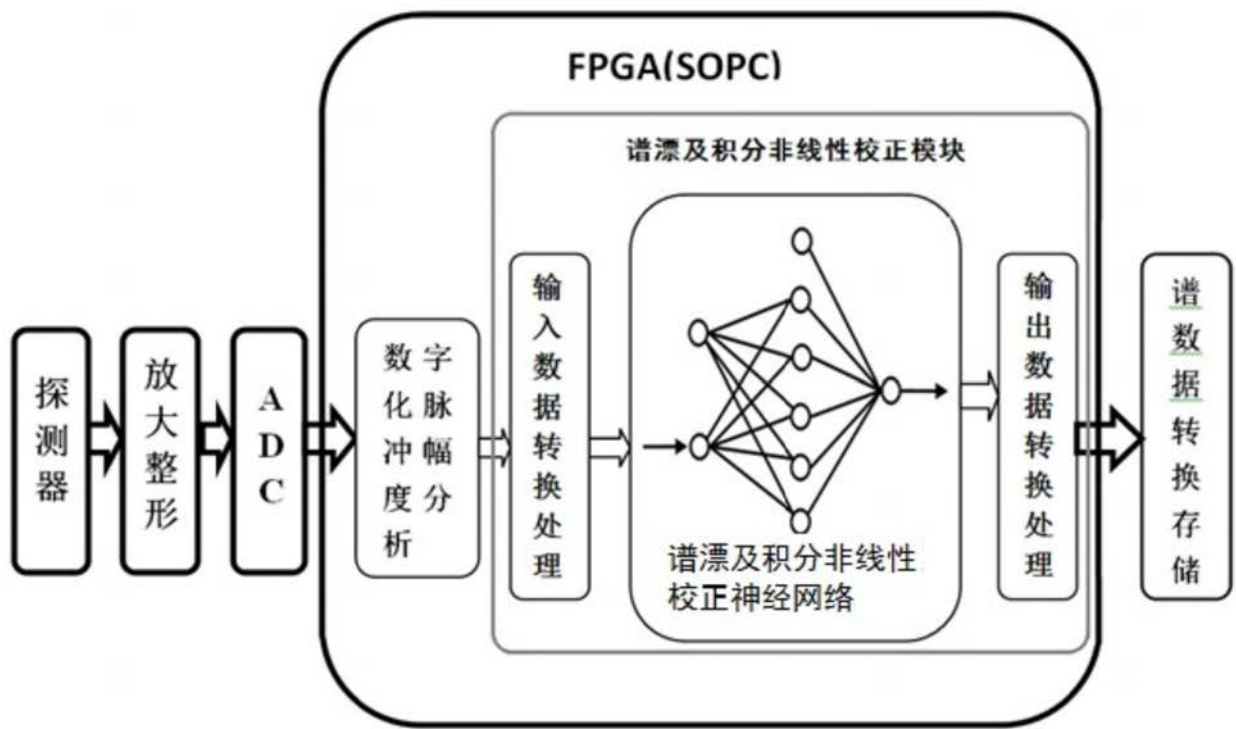


图6

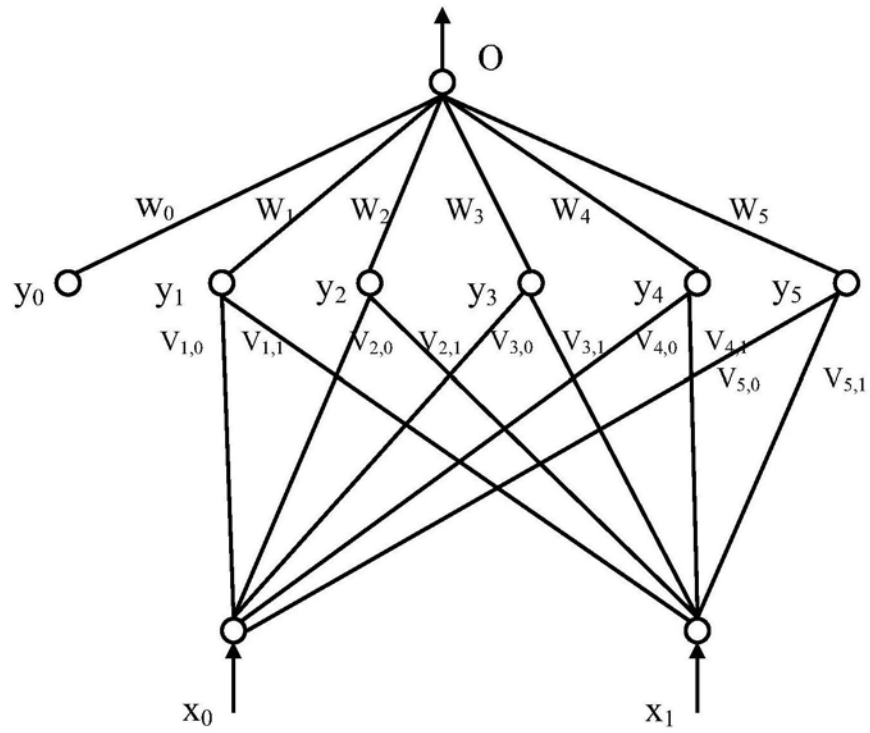


图7

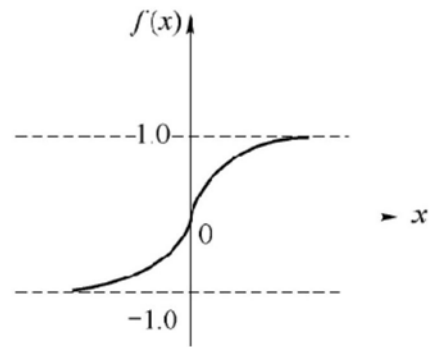


图8

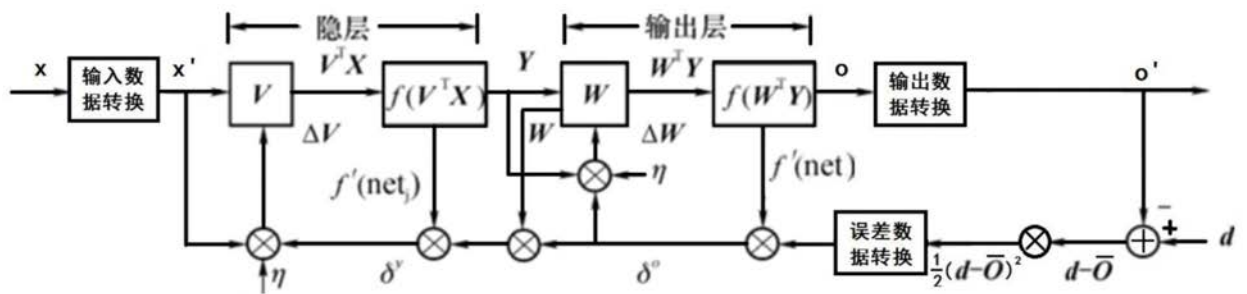


图9

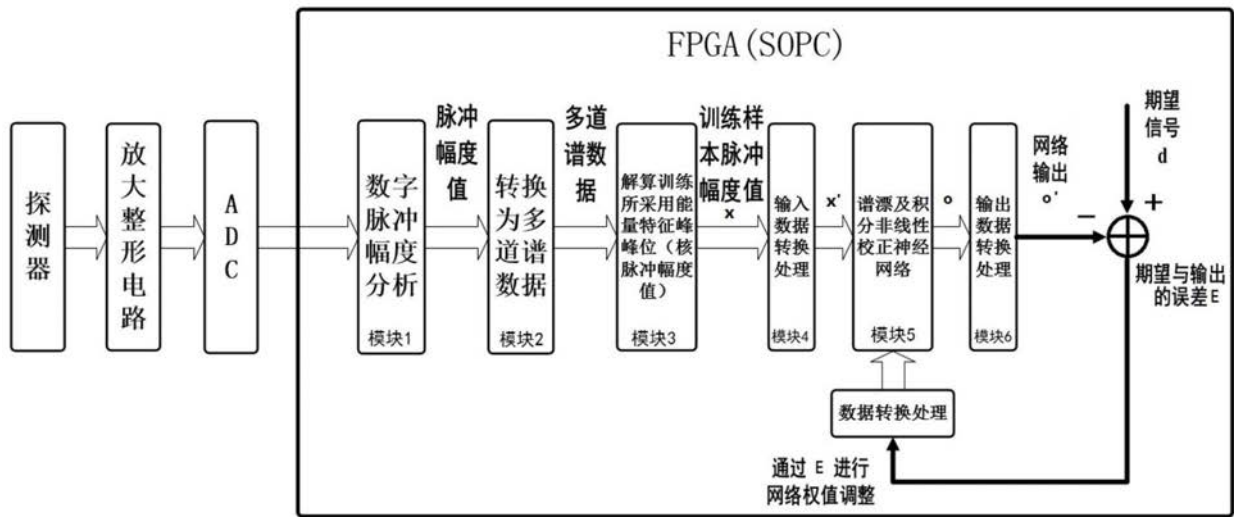


图10

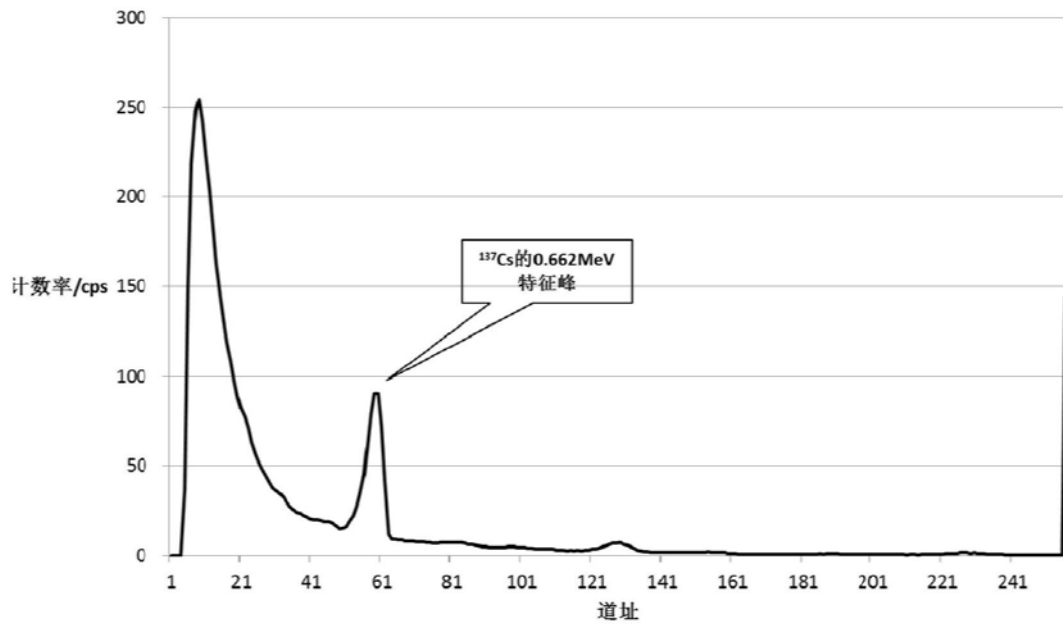


图11

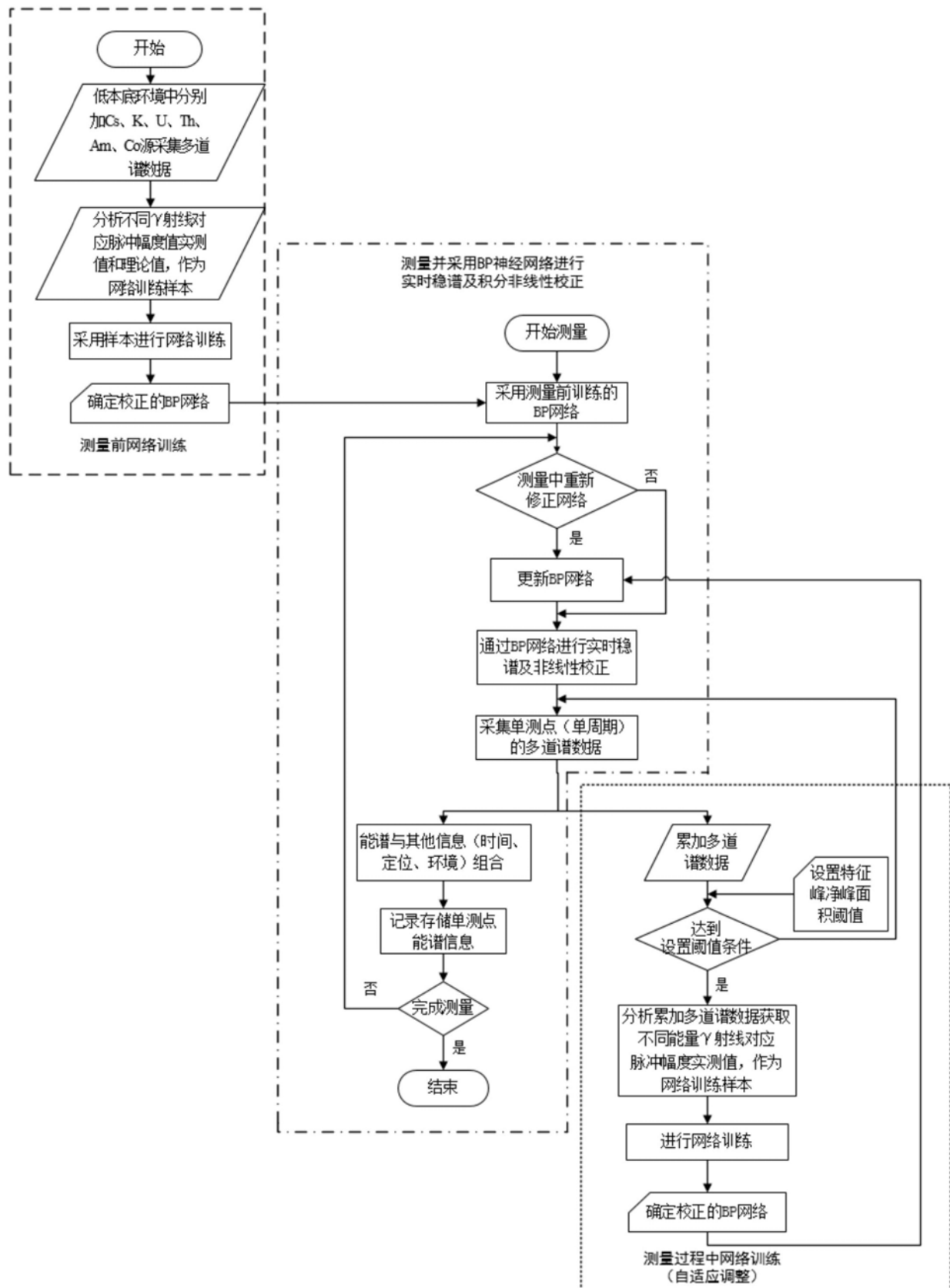


图12