

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2020.03.018

Elman 神经网络在中子解谱中的应用

莫双荣¹, 刘 钰², 幸浩洋², 朱敬军¹, 张 乐¹, 王 桢¹

(1. 四川大学原子核科学技术研究所 辐射物理及技术教育部重点实验室, 成都 610064;
2. 四川大学物理学院, 成都 610064)

摘 要: 人工神经网络由于其优良的自我调节能力及学习能力, 已经被广泛地应用在各领域的非线性分析中. 在中国锦屏极深地下实验室(CJPL)中的低本底液闪中子探测器一直在记录着中子的本底数据, 探测器输出的能谱实际上是核反冲能谱, 与输入能谱可一一对应, 并随着输入能谱的改变而发生改变; 因此可以将探测器输出信号输入到训练过的神经网络中判断输入能谱. 本论文采用的神经网络为 Elman 神经网络, 训练神经网络采用的数据为 Geant4 模拟所得. 将实验获取的核反冲能谱输入到训练过的神经网络进行反解, 最后 Elman 网络反解出的 Am-Be 中子源能谱与真实谱误差在 0.1%~11.8%, 反解出的 ²⁵²Cf 中子源能谱与真实谱误差在 0.1%~8.9%.

关键词: CJPL; Geant4; 中子解谱; Elman 神经网络

中图分类号: TL929; TL816.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2020)03-0531-04

Application of Elman neural network in neutron spectrum decomposition

MO Shuang-Rong¹, LIU Yu², XING Hao-Yang², ZHU Jing-Jun¹, ZHANG Le¹, WANG Zhen¹

(1. Key Laboratory of Radiation Physics and Technology of Ministry of Education, Institute of Nuclear Science and Technology, Sichuan University, Chengdu 610064, China;
2. College of Physics, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: Artificial neural networks have been widely used in nonlinear analysis in various fields due to their excellent self-regulation and learning ability. Low background liquid scintillator neutron detector in China Jinping underground laboratory (CJPL) have been recording neutron background data. The energy spectrum of detector output is actually the nuclear recoil energy spectrum, which can be in one-to-one correspondence with the input spectrum, and changes as the parameters of the input change. Therefore, the detector output signal can be input into the trained neural network to determine the emission spectrum of the external radiation source. The neural network used in this paper is the Elman neural network, and the data used in the training neural network is simulated by Geant4. The nuclear recoil energy spectrum obtained from the experiment is input into the trained neural network for decomposition. Finally, the Elman network has a spectral error of 0.1%~11.8% for the Am-Be neutron source and 0.1%~8.9% for the ²⁵²Cf neutron source.

Keywords: CJPL; Geant4; Neutron spectrum unfolding; Elman neural network

收稿日期: 2019-03-11
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(11275134)
作者简介: 莫双荣(1994—), 男, 四川南充人, 硕士研究生, 主要研究方向为核能与核技术. E-mail: 386615009@qq.com
通讯作者: 朱敬军. E-mail: zhujingjun@scu.edu.cn; 幸浩洋. E-mail: kevinxhy@163.com

1 引言

宇宙中的暗物质一直是基础物理研究领域的一个谜,随着理论物理和实验工作的不断探索,目前 WIMPs(弱相互作用粒子)粒子是被认为最可能的暗物质粒子. 位于我国四川西昌的锦屏地下实验室(China Jinping Underground Laboratory, CJPL),岩石覆盖厚度为 2 400 m,是目前世界上最深的地下实验室,可以屏蔽大部分的宇宙射线. 中子探测器通过中子与探测器物质的原子核发生的核反冲过程进行探测,与 WIMPs 粒子产生的信号很难区分,因此必须对 CJPL 的中子通量进行测量. 由液体闪烁体 EJ-335 以及聚四氟乙烯、高纯无氧铜、石英玻璃等高纯度、低放射性材料制成的液闪中子探测器于 2014 年开始记录 CJPL 的中子数据^[1].

实验发现,中子探测器输出的能谱(实际上是中子与探测器物质的原子核碰撞产生的核反冲能谱)与输入探测器的能谱并不相同. 探测器输出的能谱并不能直接推断输入能谱,不同的输入对应着不同的输出能谱,如何从探测器输出能谱反解出输入能谱是个难题. 常见的中子解谱方法有迭代法、蒙卡算法、遗传算法、广义最小二乘法等传统线性拟合方法^[2]. 而随着计算机网络的发展,计算机可以完成各种人脑难以完成的复杂计算,甚至可以模仿人的思维过程,进而解决科研和生活中的各种问题^[3-4]. 因此尝试把神经网络应用到中子解谱应用中,国内外有用径向基神经网络(RBF),最小二乘 QR 分解算法(LSQR)应用到中子解谱中^[5],本文采用 Elman 神经网络进行尝试. 神经网络需要大量的样本训练,经过训练才能根据不同的输入值预测出相应的输出值. 训练的过程就好比教人识字,样本多了之后,认识的“字”越多,输出的值与真实值越靠近,训练效果越好. 本文的训练数据来源于 Geant4 模拟输出的数据,通过对神经网络的训练结果、预测精度、计算时间等因素判断 Elman 神经网络在中子解谱中的可行性.

2 Elman 神经网络

考虑到神经网络在各个领域的广泛应用,所以我们将大量能谱数据作为输入进行训练让神经网络自己找出规律并用实验所得数据进行验证. Elman 神经网络是在前馈神经网络的基础上增加

了一个承接层作为一步延时算子,达到记忆的目的,从而使系统具有适应时变特性的能力,增强了网络的稳定性. 这相当于一个带反馈的 BP 网络,但具有更强的计算能力,可用来解决快速寻优问题.

Elman 神经网络结构如图 1 所示,分为 4 层:输入层、隐含层、承接层和输出层. 输入层的单元仅起到信号传输作用;输出层仅用作线性加权;隐含层用 Sigmoid 非线性函数作为激励函数;承接层接收隐含层前一时刻的输出值,可认为是仅有一步延迟的延时算子. 隐含层的输出通过承接层的延迟和存储,联系到隐含层的输入,使其对历史数据具有敏感性,内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力,从而达到动态建模的目的^[6].

Elman 神经网络的数学表达式为:

$$\begin{aligned} y(t) &= g(w_3x(t)) \\ x(t) &= f(w_1x_c(t) + w_2(u(t-1))) \\ x_c(t) &= x(t-1) \end{aligned}$$

其中 y 为 m 维输出节点向量; x 为 n 维隐含层节点向量; u 为 r 维输入向量; x_c 为 n 维反馈向量; w_1 、 w_2 、 w_3 分别为承接层到隐含层连接权值、输入层到隐含层连接权值以及隐含层到输出层连接权值. $g()$ 为输出层神经元的传递函数,是隐含层输出的线性组合; $f()$ 为隐含层神经元的传递函数,常采用 Sigmoid 函数.

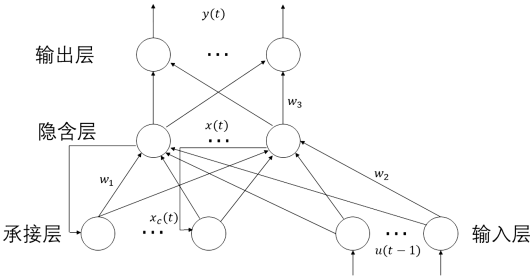


图 1 Elman 神经网络结构图
Fig. 1 The structure diagram of Elman neural network

3 解谱

3.1 训练过程

由于在实验中无法得到训练用的大量能谱数据,而 Geant4 软件可以通过内置程序包设置不同探测条件下所得到的不同放射源能谱与探测器输出能谱^[7],并与之——对应. 因此本文选择用 Geant4 模拟所得的能谱输入到 Matlab 的神经网络的工具箱中进行训练,神经网络结构如上节所示.

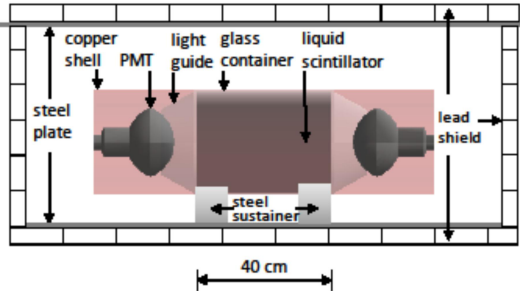


图 2 CJPL 中子探测器示意图
Fig. 2 Schematic diagram of CJPL neutron detector

训练神经网络的关键在于训练样本的正确性, 如果样本中的数据有错误或者模拟所得的数据不能真实反映中子能谱, 则相当于把“错”当成“对”教给了神经网络学习, 这样训练出的神经网络并非所需. 本文所用的中子探测器(图 2)已在锦屏地下实验室长期采集数据, 数据处理以及模拟工作都已发展成熟, 可保证样本数据的正确性.

Matlab 中的神经网络工具包可以对大量数据进行快速处理, 正符合我们对训练神经网络的大量样本数据批处理的需求, 并且输出的结果可以直接与原始数据进行对比, 可及时得知数据的正确性, 具体操作步骤如图 3.

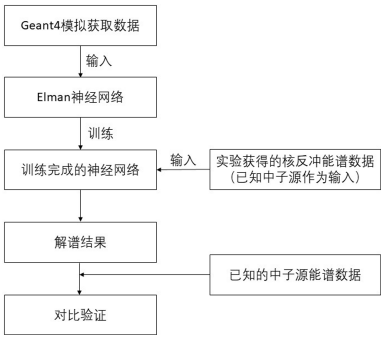


图 3 训练、解谱及验证过程
Fig. 3 The process of training, unfolding and verification

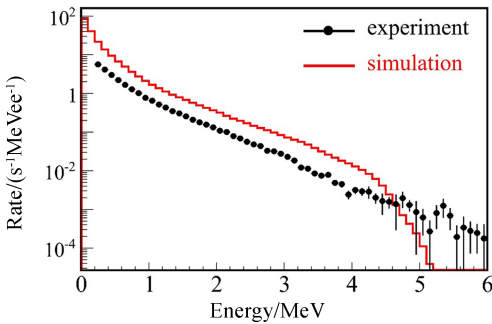


图 4 ^{252}Cf 中子源作为输入时 Geant4 模拟与实验所得核反冲能谱的对比
Fig. 4 Comparison of the nuclear recoil spectrum obtained by Geant4 simulation and experiment when the ^{252}Cf neutron source is used as input

由于实验中涉及到放射源的管理安全问题, 因此在验证样本数据的正确性时, 只能采用现有的 ^{252}Cf 中子源与 Geant4 模拟数据相对比.

如图 4 所示的模拟能谱与实验能谱对比, 经过归一化处理后仅在 5 MeV 以上部分模拟与实验有较大误差, 考虑到计数率已经 10^{-2} 水平, 并不影响将模拟能谱放入神经网络中进行训练输出的结果.

3.2 验证结果

通过近千组数据的训练, 用训练完成的 Elman 神经网络对实验获取的核反冲能谱数据进行了反解, 并与已知中子源能谱对比, 结果如图 5、6 所示.

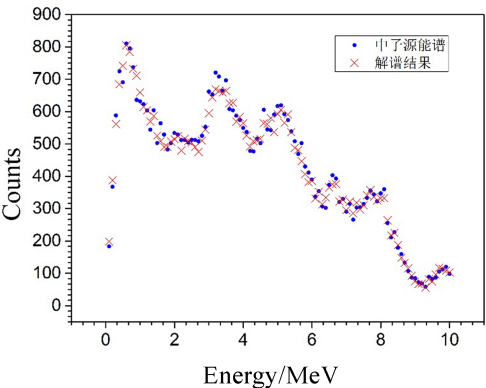


图 5 Elman 神经网络反解 Am-Be 中子源结果
Fig. 5 The inverse solution of Am-Be neutron source by Elman neural network

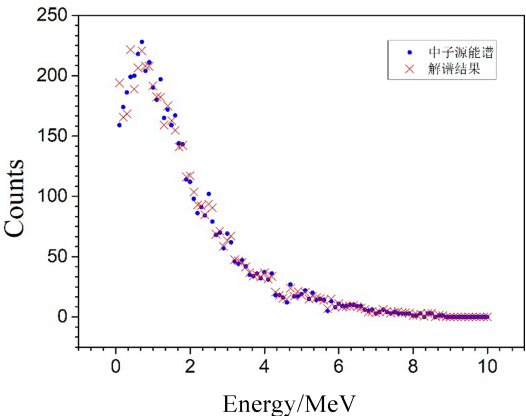


图 6 Elman 神经网络反解 ^{252}Cf 中子源结果
Fig. 6 The inverse solution of ^{252}Cf neutron source by Elman neural network

由图 5、6 可看出 Elman 神经网络解谱效果比较好, 其反解得到的 Am-Be 中子源能谱与真实值相对误差在 0.1%~11.8% 之间; 反解的 ^{252}Cf 中子源能谱与真实值相对误差在 0.1%~8.9% 之间, 如表 1 所示.

表 1 Elman 神经网络解谱结果与真实值的相对误差
Tab. 1 The relative error between the spectrum decomposition result of Elman neural network and the real value

中子源	误差范围
Am-Be	0.1%~11.8%
²⁵² Cf	0.1%~8.9%

在解谱结果中, Am-Be 中子源原始谱与反解谱基本一致, ²⁵²Cf 中子源能谱尾端基本重合, 仅在特征峰附近稍有偏差. 在训练神经网络时, Am-Be 中子源的样本数据只能通过改变源的位置、粒子数以及 Am、Be 元素的占比获得, 但是以上条件的变化并不会使 Am-Be 中子源的原始谱发生太多变化, 所以解谱的结果与原始谱差别不大; ²⁵²Cf 中子源的样本数据只是通过改变发射粒子数、源的方向获得, 原始能谱的尾端并不会发生太大的变化, 只在特征峰附近有一些差别, 可以通过增加样本数的方式提升准确性.

在国内外类似的研究中, 训练神经网络的样本尤为重要, 虽然中子源的原始谱相同, 但不同的中子探测器给出的核反冲能谱是完全不一样的, 因此一定要注意样本数据的正确性. 提高样本数据量是有效提升解谱正确性的方法, 样本数据一定要各不相同, 否则样本无效. 国内外已经用径向基网络(RBF)以及 BP(back propagation)神经网络研究过解谱, Elman 网络暂未用于中子解谱中.

4 结 论

通过对 Elman 神经网络的训练, 其给出的中子能谱反解结果与真实能谱基本一致, 其结果完全可以表示输入能谱. 由于放射源的管理问题,

在实际实验中获得如此多训练数据难度很大, 而在 Geant4 中获取训练数据简单快捷, 因此可以用模拟所得数据进行训练, 实验所得数据用来验证. 本文训练所用数据上千组, 均为 Geant4 模拟所得. 实际训练及解谱时间较短, 主要耗费在获取 Geant4 模拟数据, 如果进一步发掘数据进行训练, 相信解谱结果会更好. 下一步可以保留样本用以训练其他类型的神经网络或者修改神经网络的算法并相互比较解谱精度, 挑选出更合适的、可用于中子解谱领域的神经网络.

参考文献:

[1] Du Q, Lin S T, Liu S K, *et al.* Measurement of the fast neutron background at the China Jinping Underground Laboratory [J]. Nucl Instrum Meth A, 2018, 889: 105.

[2] 李建伟, 李德源, 刘建忠, 等. 三种解谱算法求解中子能谱的解谱效果比较[J]. 核电子学与探测技术, 2017, 37: 147.

[3] 陈晓亮, 赵守智. 基于广义最小二乘法原理的中子能谱解谱程序开发及验证[J]. 原子能科学技术, 2016, 49: 2195.

[4] 酆文忠, 谢涛, 曹利国. 新的三层 BP 神经网络算法在解谱分析中的应用[J]. 科学技术与工程, 2009, 9: 898.

[5] Shahabinejad H, Hosseini S A, Sohrabpour M, *et al.* A new neutron energy spectrum unfolding code using a two steps genetic algorithm [J]. Nucl Instrum Meth A, 2016, 811: 82.

[6] 史峰, 王辉, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.

[7] 骆晨, 刘澜, 李新, 等. 基于改进 Elman 神经网络的交通标志信息量度量[J]. 交通运输工程与信息学报, 2018, 16: 1.

引用本文格式:
中 文: 莫双荣, 刘钰, 幸浩洋, 等. Elman 神经网络在中子解谱中的应用[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2020, 57: 531.
英 文: Mo S R, Liu Y, Xing H Y, *et al.* Application of Elman neural network in neutron spectrum decomposition [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2020, 57: 531.