

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.05.024

## BP 神经网络反演核事故源项中重要参数的研究

侯闻宇<sup>1,2</sup> 凌永生<sup>1,2</sup> 赵丹<sup>1,2</sup> 单卿<sup>1,2</sup> 黑大千<sup>1,2</sup> 贾文宝<sup>1,2</sup>

(1. 南京航空航天大学材料科学与技术学院, 南京, 211106; 2. 江苏省高校放射医学协同创新中心, 南京, 210016)

**摘要:**核事故发生时,可靠、准确的源项信息能为应急防护行动措施决策提供数据支持。采用 Matlab 软件神经网络工具箱可以实现基于 BP 神经网络的核事故源项反演,为提高核事故源项反演计算的准确度,针对反演时的几个重要参数进行研究,包括隐含层节点数、训练函数、学习率和隐含层数。研究表明,在单隐含层神经网络结构情况下,存在着最优隐含层节点数,综合考虑训练时间和误差,本文选取隐含层节点数为 50 来对其他参数影响进行进一步研究;在相同参数设置条件下,训练函数 Trainlm 比 Traingdm 更适合数据量较小时的核事故源项反演,反演计算准确度更高,在节点数为 50 时训练时间缩短了近 35%;高学习率以及双隐含层能有效地提高核事故源项反演的精度,但训练时间相对增加。

**关键词:**辐射防护与环境保护;核事故;源项反演;BP 神经网络;训练函数

**中图分类号:**X946 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2015)05-0778-07

## Important Parameters in Inversion of Nuclear Accident Source Term Based on BP Neural Network

Hou Wenyu<sup>1,2</sup>, Ling Yongsheng<sup>1,2</sup>, Zhao Dan<sup>1,2</sup>, Shan Qing<sup>1,2</sup>, Hei Daqian<sup>1,2</sup>, Jia Wenbao<sup>1,2</sup>

(1. College of Material Science and Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China; 2. Collaborative Innovation Center of Radiation Medicine of Jiangsu Higher Education Institutions, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** When the nuclear accident occurs, the reliable source terms can provide the data support for emergency response measures effectively. The network toolbox of Matlab can be used to realize the nuclear accident source term inversion based on the BP neural network. To improve the accuracy of nuclear accident source term inversion calculation, several important parameters in nuclear accident source term inversion are studied based on the BP neural network, including the number of hidden layer nodes, the kind of training function, the learning rate, and the number of hidden layers. The results show that the optimal hidden layer node number can be figured out in the single hidden layer, and based on the training time and error, the hidden layer node number selected for further studies is 50. Under the condition of the same parameter settings, the training function "Trainlm" is more suitable than "Traingdm" when the amount of nuclear accident source term data is small. And the inversion calculation accuracy by "Trainlm" is higher and the training time is shortened by nearly 35% when the hidden layer node number is 50. The high learning rate and double hidden layers can effectively improve the accuracy of the nuclear accident source term inversion, but the training time relatively increases.

**Key words:** radiation protection and environmental protection; nuclear accident; source term inversion; BP neural network; training function

**基金项目:**国防基础科研基金资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目。

**收稿日期:**2015-07-05;**修订日期:**2015-08-30

**通信作者:**凌永生,男,副教授,E-mail:lingyongsheng@nuaa.edu.cn。

回顾历史上几次重大核事故,尤其是 2011 年福岛严重核事故<sup>[1]</sup>,可以看出核应急响应在核事故后处理和降低公众危害等方面起到了巨大作用,同时,事故应急作为核安全文化的重要部分,再次受到了科研人员和公众的普遍重视。核事故应急响应的准确性的一个重要影响因素是源项的准确性,对源项的准确估算直接影响到核事故后果评价和应急响应措施决策。目前估计事故源项的方法有两类:一类是根据核电厂内堆芯运行参数和堆芯破损程度估算源项;另一类是根据核电厂周围监测数据估算源项。在严重核事故发生时,核电厂内部设备受损、堆芯损坏严重、情况不明,很难通过第一类方法估计核事故源项。这时就突出了根据核电厂外监测数据估算核事故源项的重要性,这种估算源项的方法被称为核事故源项反演。

目前,有大量的研究人员致力于核事故源项反演方法的研究,反演方法也得到了很大的发展,例如:针对线性系统的单变量进行检测分析的最优插值法<sup>[2]</sup>;宁莎莎等<sup>[3]</sup>应用的遗传算法<sup>[4]</sup>及单纯形法,结合烟团模型对源强的估算,突出了遗传算法可简单与其他模式相结合的优势,通用性强<sup>[5]</sup>;卡尔曼滤波法<sup>[6]</sup>及扩展卡尔曼滤波法<sup>[7]</sup>需要预先确定模式的预报误差和观测误差,计算花费较大<sup>[8]</sup>;神经网络是近年来再度兴起的一种研究方法,应用误差反传算法的 BP(Back propagation)神经网络因其具有高度容错性、自组织、自适应和自学习功能,常用于研究复杂的非线性预测问题。核电站事故后果评价具有很多不确定性因素,其中释放到环境中的源项及大气扩散是预测值与真实值之间存在偏差的主要原因之一。考虑到神经网络的以上优点,利用福岛核事故的基础数据,将 BP 神经网络算法应用于核事故源项反演。本文针对单核素源项反演的神经网络,研究了影响 BP 神经网络反演核事故源项的几个重要影响因素。

## 1 BP 神经网络算法

### 1.1 BP 神经网络的基本原理

BP 神经网络是一种多层前馈型网络,典型的 BP 神经网络结构包括 3 层:输入层、隐含层、输出层,如图 1 所示。图中  $X_1 \sim X_{N_1}$  为输入信号, $Y_1 \sim Y_{N_2}$  为隐含层节点, $Z_1 \sim Z_{N_3}$  为神经网络训练输出, $T_1 \sim T_{N_3}$  为目标信号。由图 1 可以清楚地看出 BP 神经网络的目标信号和网络输出之间的误差反传。

BP 神经网络算法的基本思想是通过网络输出误差的反向传播,逐步调整和修改网络的连接权值

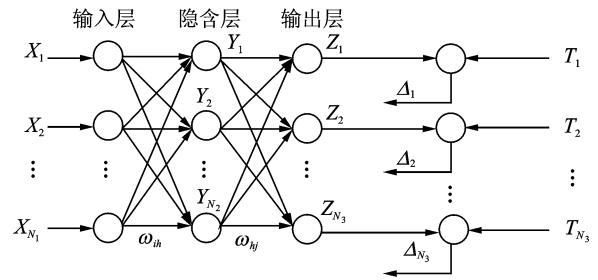


图 1 BP 神经网络结构示意图

Fig. 1 Schematic of BP neural network structure

$\omega$ ,使误差达到最小,其学习过程包括前向计算和误差反向传播<sup>[9]</sup>。核事故源项反演属于复杂的非线性问题,难以用数学方法准确建模。在这种情况下,适宜建立 BP 神经网络来表达这些非线性系统,即将复杂未知的非线性问题看成是一个黑箱子,用系统输入输出数据训练 BP 神经网络,使网络能够表达该非线性系统。在应用中将实际测量数据输入训练好的 BP 神经网络以得到相应的预测输出。

### 1.2 BP 神经网络的实现

BP 神经网络预测前首先要训练网络,通过训练使网络具有联想记忆和预测能力。BP 神经网络的训练过程包括以下几个步骤:网络初始化、隐含层输出计算、输出层计算、误差计算、权值更新、阈值更新和迭代结束判断。基于 BP 神经网络的核事故源项反演方法的流程如图 2 所示。图 2 涵盖了 BP 神经网络的构建、训练和测试的过程。根据 BP 神经网络理论,用 Matlab 软件编程实现基于 BP 神经网络的源项反演。

Matlab 软件中包含神经网络工具箱,它是神经网络理论为基础设计的 Matlab 子程序包<sup>[10]</sup>。调用、编写相关的子程序即可以完成网络的结构设计、权值初始化、网络训练及结果输出。BP 神经网络主要用到 newff, sim 和 train 3 个神经网络函数。

BP 神经网络参数设置函数,其功能是构建一个 BP 神经网络结构。函数形式:net = newff( $\mathbf{P}$ ,  $\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{S}$ ,  $\mathbf{TF}$ ,  $\mathbf{BTF}$ ),其中: $\mathbf{P}$  表示输入数据矩阵; $\mathbf{T}$  表示输出数据矩阵; $\mathbf{S}$  表示隐含层节点数; $\mathbf{TF}$  表示节点传递函数,本文选用正切 S 型传递函数 tansig;  $\mathbf{BTF}$  表示训练函数,包括动量反传的梯度下降 BP 算法训练函数 Traingdm 和基于改进的 Levenber-Marquardt 算法的训练函数 Trainlm,一般研究中只设置这 5 个参数。本文重点研究参数设置对 BP 神经网络应用于源项反演的影响。

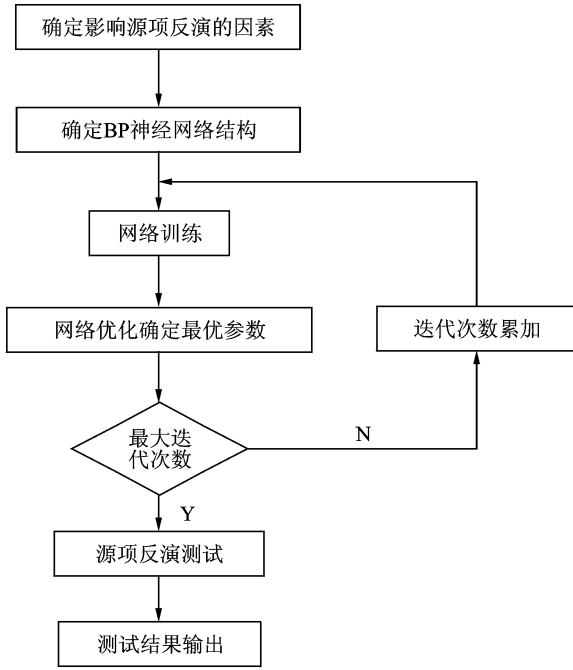


图2 基于BP神经网络的核事故源项反演流程

Fig.2 Flow chart of source term inversion based on BP neural network

## 2 实验数据选择和归一化

事故发生后根据核事故设施周围的监测数据来估计事故源项,根据场外设施仪表可测量到的数据包括:探测器的位置、探测点监测器测得的 $\gamma$ 剂

量率、事故发生时的气象条件(风向、风速、稳定度以及降水类型等)<sup>[11]</sup>。考虑到核事故应急的时间紧急性,其中探测点的 $\gamma$ 剂量率为核事故发生1h计算所得<sup>[12]</sup>。由于可用于训练和测试的核事故实际监测数据很少,本文采用国际辐射评价系统(InterRAS)<sup>[13]</sup>产生的数据作为实验数据,以福岛核事故部分数据为基础输入InterRAS得到与源项及气象条件对应的剂量率数据,再将剂量率、风速、稳定度、风向、降水类型、距离及I-131释放率数据作为实验数据进行核事故源项反演研究。根据InterRAS系统程序和模型实际应用,确定影响源项反演的因素包括:监测点的大气稳定度、风向、风速、顺风距离、降水类型以及监测点的剂量率,这6个影响因素即为神经网络的输入信号。

源项的表达是多维度的,如核素种类及其数量等<sup>[14]</sup>。事故源项中碘同位素I-131释放量被用于度量事故严重程度。例如,在国际核事件分级表中,严重事故均以等效I-131释放量当量作为分级判据<sup>[14]</sup>。考虑到源项反演模型的复杂程度和实际应用需要,以核事故释放源项中I-131的释放率为目标信号,即将实际I-131的释放率做为期望输出,进行后续研究工作。

随机选取7852组实验数据作为训练数据,另外选取500组实验数据作为测试数据,部分数据见表1。

表1 部分数值实验数据

Tab.1 Partial numerical data in experiment

输入信号						期望输出
剂量率/( $\text{mSv} \cdot \text{h}^{-1}$ )	风速/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	稳定度	风向/( $^{\circ}$ )	降水类型	距离/km	I-131 释放率/( $\text{Bq} \cdot \text{h}^{-1}$ )
$7.00 \times 10^{-1}$	1	4	5	5	2	$7.60 \times 10^{14}$
$1.80 \times 10^{-1}$	3	4	339	2	5	$3.60 \times 10^{14}$
$6.80 \times 10^{-2}$	5	4	5	3	25	$1.94 \times 10^{16}$
$1.10 \times 10^{-2}$	5	4	5	4	25	$2.47 \times 10^{16}$

在神经网络初始化的过程中,需要针对Matlab中BP神经网络工具箱本身的函数特征,需将输入、输出样本进行归一化处理,使其分布在 $-1 \sim 1$ 之间。研究中选用归一化函数为Mapminmax,函数表达式为

$$[y, ps] = \text{mapminmax}(x) \quad (1)$$

归一化函数表达式为

$$y = (y_{\max} - y_{\min}) * (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min} \quad (2)$$

式中 $y_{\min}$ 和 $y_{\max}$ 为参数,可以自己设定,默认为

$-1, 1$ 。归一化的具体作用是归纳统一样本的统计分布性。神经网络是以样本在事件中的统计分布率来进行训练和预测的,归一化首先是为了后面数据处理的方便,其次是保证程序运行时收敛加快<sup>[10]</sup>。

## 3 核事故源项反演中的参数研究

### 3.1 隐含层节点数影响研究

选取简单的三层BP神经网络,输入层节点数为6,输出层节点数为1,BP神经网络首先采用

Traingdm 训练函数,将 7 852 组训练数据按矩阵形式  $P=[X_1, X_2, \dots, X_6]$  输入,其他训练参数设置见表 2。隐含层节点数从 30 开始选取,然后以 5 为间隔逐次增加训练 BP 神经网络。训练时间随隐含层节点数变化趋势如图 3 所示,均方差随隐含层节点数变化趋势如图 4 所示,预测误差随隐含层节点数变化趋势如图 5 所示。

表 2 神经网络参数设置

Tab. 2 Parameter setting of BP neural network

学习率	训练最大次数	目标误差平方和
$1.00 \times 10^{-1}$	$5.00 \times 10^4$	$1.00 \times 10^{-5}$

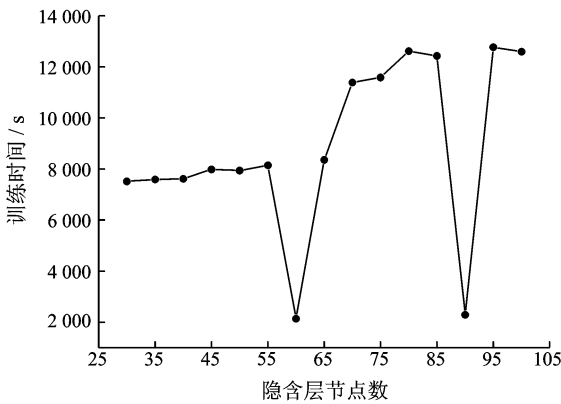


图 3 训练时间变化趋势

Fig. 3 Change trend of training time

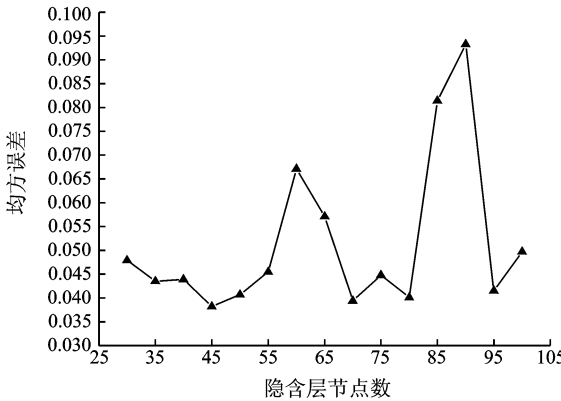


图 4 均方差变化趋势

Fig. 4 Change trend of mean square error

从图 3 中可以看出,隐含层节点数为 60 和 90 的两个神经网络结构陷入局部极小,过早结束训练,不适合选取;训练时间随隐含层节点的增加而增加。

本文实验中主要以均方误差和训练误差作为预测精度的评测标准来评价源项反演的效果,均方

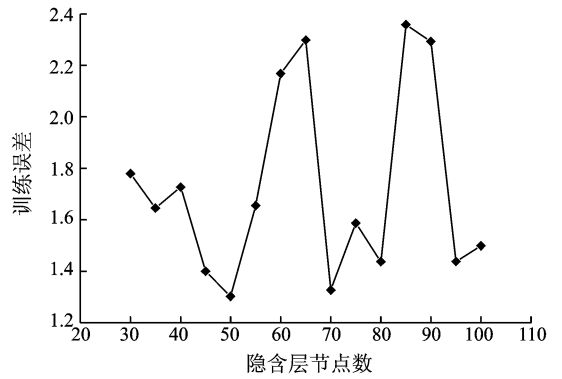


图 5 训练误差变化趋势

Fig. 5 Change trend of training error

误差越小说明神经网络预测能力越稳定,训练误差越小说明预测模型对实际系统的描述能力越强。从图 4 中可以看出,均方误差整体趋势是先减小再增加,隐含层节点数为 45 以后均方误差有增加趋势,且变得不稳定。而从图 5 可以看出,训练误差整体趋势也是先减小再增加,在隐含层节点数为 50 时训练误差最小,网络的训练效果最好。从图 3,4 中可以看出,隐含层节点为 50 的训练时间和训练的均方误差都相对较小,所以综合训练时间和训练效果,在后续的对比较研究中选取隐含层节点数为 50。

### 3.2 训练函数影响研究

采用相同的 BP 神经网络结构,输入层节点数为 6,输出层节点数为 1,隐含层节点数确定为 50,神经网络结构可以表示为 6-50-1。训练函数选取函数 Trainlm 替代 Traingdm,其他参数设置同表 2。Trainlm 是基于改进的 Levenberg-marquardt (LM)<sup>[15]</sup> 算法的函数,LM 算法是为了训练 BP 神经网络而提出的最快速算法<sup>[10]</sup>。将 7 852 组训练数据输入神经网络进行训练,训练结束后,用 500 组测试数据对神经网络进行测试,测试结果和测试误差如图 6 所示,与 Traingdm 测试结果对比见表 3。

从图 6(a)可以看出 BP 训练输出“\*”与表示期望输出的“o”数据点多数都重合较好,说明源项反演的数据点大部分是符合的;从图 6(b)中可以看出,误差只有少部分相对较大,测试误差集中在 0.2 以下的测试数据可占总数据的 73%,从表 3 可以看出,Trainlm 的平均测试误差为 0.250 6,较相同条件下 Traingdm 的 1.416 9 要小很多,而且训练时间也缩短了近 35%。

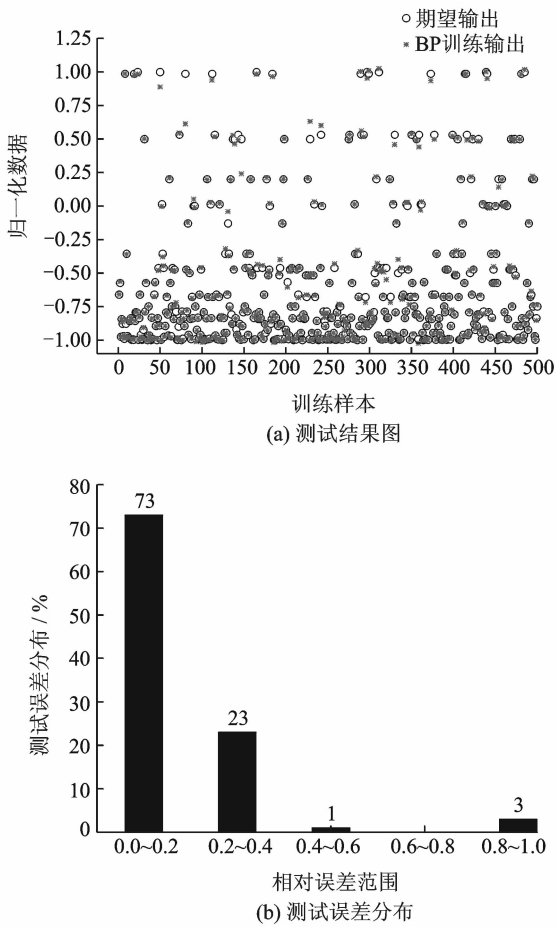


图6 Trainlm 测试结果

Fig. 6 Testing results of Trainlm

表3 训练函数对比分析

Tab. 3 Comparison of different training functions

训练函数	训练时间/s	均方误差	训练误差	测试误差
Traingdm	7 939	0.040 7	1.302 8	1.416 9
Trainlm	5 207	0.001 18	0.237 3	0.250 6

### 3.3 学习率影响研究

采用相同的BP神经网络结构6-50-1,在训练函数 Traingdm 条件下变化学习率,对神经网络应用于源项反演的效果进行研究。因为学习率过小影响训练速度,过大容易产生网络震荡或者发散的现象,所以通常在0.01~0.8之间选取学习率,研究中选取有代表性的几个学习率为0.01,0.05,0.1,0.5和0.8,在0.1~0.5之间设置以0.05递增的学习率值进行实验,其他参数设置同表2。对神经网络进行训练,通过相同测试数据,发现在学习率为0.8时该神经网络模型运行自动结束,梯度变化太小,说明过大的学习率不能用在神经网络模型中,其他测试结果如图7所示。从图7(a)中

可以看出,均方误差随学习率的增加有变小的趋势,从图7(b)中可以看出训练误差和测试误差在学习率小于0.1之前有变小的趋势,在0.1~0.5之间有波动但变化不大。

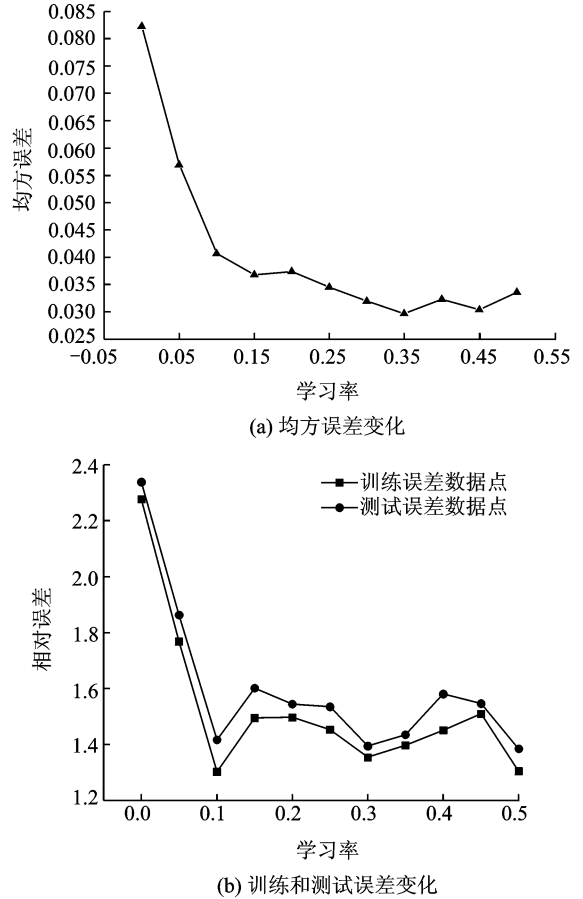


图7 学习率变化测试结果

Fig. 7 Testing results of learning rate change

### 3.4 多隐含层BP神经网络应用于核事故源项反演的研究

BP神经网络可根据隐含层层数分为单隐含层和多隐含层。多隐含层有多个单隐含层组成,隐含层层数的选择要从网络精度和训练时间上综合考虑。本文将单隐含层、双隐含层和三隐含层神经网络用于核事故源项反演,比较分析多隐含层和单隐含层应用于核事故源项反演的效果。

通过Matlab神经网络工具箱中的newff函数可实现多隐含层BP神经网络:双隐含层神经网络结构设置为6-50-30-1,三隐含层神经网络结构设置为6-50-30-10-1。选取与单隐含层相同的训练函数 Traingdm,其他参数设置同表2。以相同7 852组数据做训练数据,训练完成后,用相同的500组数据进行测试,多隐含层与单隐含层6-50-1

的BP神经网络测试结果进行对比分析,结果见表4。

从表4中可以看出,双隐含层结构相对单隐含层结构,均方误差、训练误差和测试误差均明显降低,且训练误差和测试误差减小幅度较大。在训练时间上,双隐含层结构相对单隐含层有所增加。在实验过程中发现:三隐含层神经网络训练时间过长,与单隐含层相比增加了4倍多,且在训练过程中因校正验证中途停止训练,训练效果较差;训练误差和测试误差都比单隐含层大很多。分析原因可能是三隐含层神经网络结构应用于核事故源项反演结构过于复杂,且容易陷入局部极小。综上可以得出:对于较简单的映射关系,在网络精度达到要求的情况下,可以选择单隐含层,以求加快速度;或者综合时间和精度要求选择双隐含层神经网络结构;对于复杂的映射关系,可以选择多隐含层,以期提高网络的预测精度。

表4 多隐含层对比结果

Tab. 4 Comparison results of multiple hidden layers

网络结构	训练时间/s	均方误差	训练误差	测试误差
单隐含层 6-50-1	7 939	0.040 7	1.302 8	1.416 9
双隐含层 6-50-30-1	8 006	0.018 3	0.664 8	0.667 2
三隐含层 6-50-30-10-1	42 904	0.096 6	2.380 1	2.398 6

## 4 结 论

通过 Matlab 软件中神经网络工具箱实现了BP神经网络应用于核事故源项反演模型的设计与研究,并研究了隐含层节点数、训练函数、学习率以及隐含层层数对核事故源项反演效果的影响。实验数据来自福岛核电站事故,结合 InterRAS 得到可用的 7 852 组训练数据和 500 组测试数据应用于网络模型的训练和测试。通过上述研究得到以下结论:

(1)隐含层节点数对核事故源项反演结果有影响,源项反演的误差随隐含层节点数的增加先减小后增加,存在最优隐含层节点数。

(2)在相同条件下,训练时间随隐含层节点数的增加而增加。

(3)隐含层节点数相同,在其他参数设置相同时,训练函数 Trainlm 的训练时间比 Traingdm 更短,且均方误差、训练误差和测试误差都相对较小。

(4)训练函数为 Traingdm,其他参数设置相同时,均方误差随学习率的增加而降低,训练误差和

测试误差均变小,但是在大的学习率下神经网络梯度变化过而小过早结束训练。

(5)双隐含层的BP神经网络应用于核事故源项反演的均方误差、训练误差和测试误差都小于相同条件下单层的BP神经网络,训练精度明显得到提高,但是训练时间相对增加。对于较简单的问题,在网络精度达到要求的情况下可以选择单隐含层以加快训练速度,但是对于复杂的非线性问题,可以选择多隐含层,以提高网络的预测精度。

在后续工作中将对这些影响因素进行更细致的研究,考虑网络的震荡性,进一步提高BP神经网络应用于核事故源项反演的精度;在核事故源项方面,需进一步研究多元素的源项反演,并且向深度神经网络方向发展<sup>[16]</sup>,为核事故后果评价以及应急响应提供更可靠的依据。

## 参考文献:

- [1] 陈达.核能与核安全:日本福岛核事故分析与思考[J].南京航空航天大学学报,2012,44(5):597-602.  
Chen Da. Nuclear energy and nuclear safty analysis and reflection about Fukush in a nuclear accident[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012,44(5):597-602.
- [2] Jeong H J, Kim E H, Kyung-Suk, et al. Determination of the source rate released into the environment from a nuclear power plant[J]. Radiation Protection Dosimetry, 2005,113(3):308-313.
- [3] 陈军明,徐大海,朱蓉.遗传算法在点源扩散浓度反演排放源强中的应用[J].气象,2002,28(9):12-16.  
Chen Junming, Xu Dahai, Zhu Rong. Application of genetic algorithms to point-source inversion[J]. Meteorological Monthly, 2002,28(9):12-16.
- [4] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960,82(Series D):35-45.
- [5] Drew M. Data assimilation on atmospheric dispersion of radioactive materials [D]. Denmark: Technical University of Denmark, 2004.
- [6] Puch R, Astroup P. An extended Kalman filter methodology for the plume phase of a nuclear accident[R]. RODOS(RA5)- TN(01)- 07, 2002.
- [7] 宁莎莎,蒯琳萍.混合遗传算法在核事故源项反演中的应用[J].原子能科学技术,2012,46(增1):469-472.  
Ning Shasha, Kuai Linping. Back-calculation of source terms by hybrid genetic algorithm in nuclear power plant accident[J]. Atomic Energy Science and

- Technology, 2012, 46(S1):469-472.
- [8] Zurada J M. Introduction to artificial neural systems [M]. New York: West Publishing Company, 1992.
- [9] 苏高利, 邓芳萍. 论基于 MATLAB 语言的 BP 神经网络的改进算法[J]. 科技通报, 2003, 19(2):130-135.  
Su Gaoli, Deng Fangping. On the improving back propagation algorithms of the neural networks based on MATLAB language: A review[J]. Bulletin of Science and Technology, 2003, 19(2):130-135.
- [10] 郭利辉, 周雅. 基于 MATLAB 神经网络工具箱的 BP 网络设计[J]. 信息技术与信息化, 2009(3):20-22.  
Guo Lihui, Zhou Ya. The design of BP neural network based on MATLAB toolbox[J]. Information Technology and Informatization, 2009(3):20-22.
- [11] Rege M A, Tock R W. A simple neural network for estimating emission rates of hydrogen sulfide and ammonia from single point sources[J]. J Air Waste Manage, 1996, 46:953-962.
- [12] 凌永生, 侯闻宇, 贾文宝, 等. 基于 BP 神经网络算法的核事故源项反演的研究[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(8):21-25.  
Ling Yongsheng, Hou Wenyu, Jia Wenbao, et al. Study on nuclear accident source term inversion based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(8):21-25.
- [13] IAEA. Generic assessment procedures for determining protective actions during a reactor accident(955) [M]. Austria: International Atomic Energy Agency, 1997:205-209.
- [14] 王醒宇, 康凌. 核事故后果评价方法及其新发展[M]. 北京:原子能出版社, 2003.  
Wang Xingyu, Kang Ling. Nuclear accident consequences assessment method and new development [M]. Beijing: Atomic Energy Press, 2003.
- [15] Lera G, Pinzolas M. Neighborhood based Levenberg-Marquardt algorithm for neural network training[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5):1200-1203.
- [16] 戴礼荣, 张仕良. 深度语音信号与信息处理: 研究进展与展望[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(2):171-179.  
Dai Lirong, Zhang Shiling. Deep speech signal and information processing: Research progress and prospect[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(2):171-179.

