

## 基于机器学习的高空电磁脉冲环境快速计算方法

王锦锦, 程引会, 聂鑫, 刘政

### 引用本文

王锦锦, 程引会, 聂鑫, 刘政. 基于机器学习的高空电磁脉冲环境快速计算方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220500046-5.

WANG Jinjin, CHENG Yinwei, NIE Xin, LIU Zheng. [Fast Calculation Method of High-altitude Electromagnetic Pulse Environment Based on Machine Learning](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220500046-5.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

#### Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

#### [基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估方法](#)

Image Recognition Method of Transmission Line Safety Risk Assessment Based on Multidimensional Data Coupling

计算机科学, 2023, 50(6A): 220500032-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500032>

#### [基于CEEMDAN-ConvLSTM组合模型的云计算负载预测方法](#)

Cloud Computing Load Prediction Method Based on Hybrid Model of CEEMDAN-ConvLSTM

计算机科学, 2023, 50(6A): 220300272-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300272>

#### [文本细粒度情绪识别方法与应用综述](#)

Review on Methods and Applications of Text Fine-grained Emotion Recognition

计算机科学, 2023, 50(6A): 220900137-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900137>

#### [基于改进CNN-BP的多波束声纳高程数据预测研究](#)

Study on Multibeam Sonar Elevation Data Prediction Based on Improved CNN-BP

计算机科学, 2023, 50(6A): 220100161-4. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100161>

#### [基于多模态特征融合的时间序列异常检测](#)

Anomaly Detection of Time-series Based on Multi-modal Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700094-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700094>

# 基于机器学习的高空电磁脉冲环境快速计算方法

王锦锦 程引会 聂鑫 刘政

西北核技术研究所强脉冲辐射模拟与效应国家重点实验室 西安 710024

(wangjinjin@nint.ac.cn)

**摘要** 高空电磁脉冲环境计算为电磁脉冲效应技术研究和防护加固等提供环境基础。为了快速计算高空电磁脉冲环境参数及其分布,研究了一种物理计算方法与机器学习相结合的方法。该方法首先利用高空电磁脉冲的数值模拟方法计算出不同爆高、不同 $\gamma$ 当量、空间不同位置的高空电磁脉冲离散数据,再使用机器学习中的神经网络方法建立多参数快速计算模型,最后根据建立的快速计算模型,并行批量计算一定范围内任意不同爆高、不同当量、空间不同位置地面附近的高空电磁脉冲环境参数,并快速计算推导高空电磁脉冲在地面附近的场分布。结果表明,该方法在保证计算精度的同时,可以极大加快计算速度,可以为高空电磁脉冲传导环境计算提供所需的大量入射场参数。

**关键词:** 高空电磁脉冲;机器学习;神经网络;快速计算;场分布

**中图分类号** TP18

## Fast Calculation Method of High-altitude Electromagnetic Pulse Environment Based on Machine Learning

WANG Jinjin, CHENG Yin-hui, NIE Xin and LIU Zheng

State Key Laboratory of Intense Pulsed Radiation Simulation and Effect, Northwest Institute of Nuclear Technology, Xi'an 710024, China

**Abstract** The calculation of the environment of high altitude electromagnetic pulse is the basis of the electromagnetic pulse effect technology and the protection. In order to quickly calculate the high altitude electromagnetic pulse environment parameters and their distribution, a new method combining traditional calculation method with neural network method is proposed. Firstly, it calculates the HEMP discrete data with different explosive height, different equivalent and different position in space using the existing method. Second, it establishes the fast multi-parameter calculation model using neural network based on these discrete data. Finally, this paper calculates the HEMP environment parameters of different explosive height, different equivalent and different position in space using the established model in parallel batch. The distribution of the high altitude electromagnetic pulse is also can be calculated quickly. Experimental results show that HEMP environment parameters and their distribution are accelerated using the fast method. It can provide a large number of incident field parameters for the calculation of high altitude electromagnetic pulse conduction environment.

**Keywords** High-altitude electromagnetic pulse, Machine learning, Neural network, Fast calculation, Field distribution

### 1 引言

高空电磁脉冲(High altitude Electromagnetic Pulse, HEMP)一般指高空核爆炸高度在距离地面 20~40 km 范围内产生的电磁脉冲<sup>[1]</sup>。电磁脉冲可以通过天线、电缆和孔缝耦合到电子系统中,能在电子器件的输入和输出端口产生瞬态高压和大电流,使电路或器件的功能暂时失效或使电子器件烧毁<sup>[2]</sup>。高空电磁脉冲在地面电场峰值的分布与爆炸高度、 $\gamma$ 当量、观测点的位置等参数有关。传统的高空电磁脉冲通过物理方法模拟计算其在地面附近的 HEMP 环境参数。在一些计算场合中,需要计算 HEMP 在地面的场分布,需要大量不同位置的计算结果,传统物理计算方法耗时较长。因此,本文尝试将机器学习方法和传统数值计算方法结合起来

以加快 HEMP 的计算速度。机器学习方法包括支持向量机、贝叶斯、神经网络和决策树等方法。通过对比分析,神经网络方法较适用于 HEMP 环境参数的拟合预测。神经网络方法的非线性拟合预测的能力较强,同时具有较高的并行计算能力和较强的动态学习建模能力。每个神经元可以根据接收到的信息进行独立的操作和处理,并输出结果。同一层不同的神经元可以同时工作,然后传送到下一层进行处理。这些优点使得将神经网络方法与数值方法结合起来以加快 HEMP 环境计算速度成为可能。

神经网络在许多领域得到了广泛的应用<sup>[3-6]</sup>,但在 HEMP 环境计算方面的研究却很少。结合 HEMP 在地面场的分布特性,在不同爆炸高度、不同 $\gamma$ 当量和距离下分布的非线性特征,研究使用神经网络方法建立 HEMP 环境参数拟合

预测模块,同时结合推导计算,实现 HEMP 地面场分布的快速计算。首先,使用数值模拟方法对 HEMP 环境进行了一些典型数值的计算。其次,利用神经网络方法对这些典型环境数据进行了建模。建模过程中,设计使用了一种半监督选择隐藏层节点的方法,对几种神经网络方法进行了分析和比较<sup>[7-10]</sup>,并使用前馈神经网络进行建模。最后,利用建立的神经网络模型快速计算并推导 HEMP 地面电场峰值的分布。结果表明,该方法在保证计算精度的情况下,极大地提高了场及其分布的预测速度。

## 2 神经网络建模方法

由于传统数值计算方法在计算大量环境参数和场分布时耗时较长,研究使用拟合预测的方法对数据进行建模,加快其计算过程。常见的拟合方法有插值法、最佳逼近、回归和最小二乘法等,通过拟合分析,该类方法对 HEMP 环境参数的拟合效果不太理想。机器学习方法具有较强的非线性建模能力,故选取机器学习中的多层前馈神经网络方法对已有数据进行建模计算。该前馈神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成。图 1 给出了 3 层神经网络的结构,其中,  $\mathbf{X}_M$  是输入层的神经元  $M$ ,  $\mathbf{W}_{mi}$  是输入层神经元  $M$  与隐层神经元  $I$  的连接权值,  $\mathbf{W}_{ij}$  是隐层神经元  $I$  与输出层神经元  $J$  的连接权值,  $\mathbf{Y}_J$  是输出层中的神经元  $J$ ,下面定义了隐层神经元  $I$  的输入<sup>[11]</sup>。

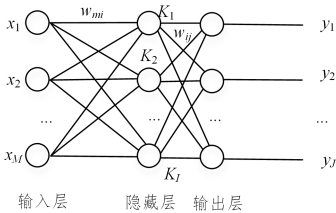


图 1 神经网络结构示意图

Fig. 1 Structure of neural network

$$u_i^j(n) = \sum_{m=1}^M w_{mi}(n) v_m^m(n) \quad (1)$$

隐层神经元  $I$  的输出在式(2)中定义。

$$v_i^j(n) = f(u_i^j(n)) \quad (2)$$

给出了神经元  $J$  在输出层中的输入:

$$u_j^j(n) = \sum_{i=1}^I w_{ij}(n) v_i^j(n) \quad (3)$$

在式(4)中定义了神经元  $J$  在输出层中的输出。

$$v_j^j(n) = g(u_j^j(n)) \quad (4)$$

在式(5)中定义了输出层中神经元  $J$  的误差。

$$e_j(n) = d_j(n) - v_j^j(n) \quad (5)$$

总的误差为:

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J e_j^2(n) \quad (6)$$

## 3 神经网络方法对 HEMP 环境参数的建模预测

### 3.1 建模数据设置

通过数值模拟计算高空电磁脉冲在地面附近产生的 HEMP 环境参数。常用的 HEMP 计算模型有康普顿模型,具体计算方法见文献[1]。通过对 HEMP 物理过程的分析,选择爆炸高度、 $\gamma$  当量和距离爆心投影点的距离作为输入参

数。首先使用经验公式来确定隐藏层的范围,利用隐藏层节点范围内的所有数据建立网络模型,然后选择 5 个误差最小的网络,按降序排列。最后,在误差最小的两个模型里,通过添加测试数据和引入专家来选择最佳的建模结果。最终选择更关心数据上误差更小的模型。

以爆点的地磁场与地球有交点为例,建立地心坐标系,如图 2 所示。假设爆点为  $B$ ,爆高为  $h_0$ ,爆炸  $\gamma$  当量为  $et$ ,爆心坐标为  $(\theta_0, \varphi_0, r_0)$ ,地心为  $O$ ,观察点为  $P$ ,观察点高度为  $h_p$ ,地球半径为  $R_e$ ,磁倾角(地磁场与地心坐标系  $z$  轴夹角)为  $\alpha$ ,如图 2 所示。

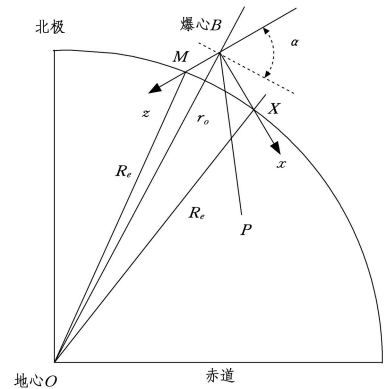


图 2 坐标系与其地理位置的相对关系

Fig. 2 Relative relation between coordinate system and its geographical location

通过高空电磁脉冲仿真计算获取了 420 组 HEMP 环境数据。 $d$  为观察点  $P$  距离爆心投影点的距离,每组数据都是距离爆炸点的投影点距离为  $d$  的地面 HEMP 波形参数,包含爆炸高度、爆炸当量、距离  $d$ 、前沿和半宽。爆炸高度的范围为 50~400 km,每个爆炸高度下  $\gamma$  当量范围为 0.2~8 kt。  $E_{max}$  表示该点波形的幅值,  $t_r$  和  $t_w$  分别表示前沿和半宽。最终通过建立的模型可以计算上述爆高和当量范围内任意爆高、 $\gamma$  当量、距离  $d$  下的幅值、前沿和半宽值。

### 3.2 某爆高、 $\gamma$ 当量下 HEMP 环境参数建模预测

#### 3.2.1 幅值的神经网络模型建立

以爆炸高度为 100 km,  $\gamma$  当量为 0.2 kt 为例,选取 17 组数据作为建模数据。将建模数据分为训练数据和测试数据,训练数据为该爆高和当量下  $d$  为 10, 25, 50, 75, 100, 125, 150, 250, 400, 600, 800, 1000 km 对应的  $E_{max}$  数据。测试数据为其  $d$  下 300, 500, 700, 900 km 对应的  $E_{max}$  数据。输入数据为  $h_0, et$  和  $d$ , 输出数据为  $E_{max}$ 。使用 matlab2018a 中的神经网络函数进行编程建模。训练过程中,在训练数据上建立神经网络模型,设置输入节点为 3, 输出节点为 1, “trainFcn” 设置为 “trainbr”。通过半监督方法选择最优的隐藏层节点个数。

图 3 给出了训练数据  $E_{max}$  的原始值和建模拟合值的对比。可以看出,使用该方法建立的神经网络模型在训练数据上效果较好。图 4 给出了使用该神经网络对测试数据数据的预测结果和物理计算数据的对比,可以看出计算数据与预测数据基本一致。

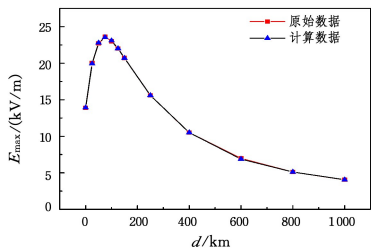


图3 爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt 训练数据中原始  $E_{max}$  和建模拟合  $E_{max}$  对比

Fig. 3 Comparison between the original and simulation  $E_{max}$  of training data on the height of explosion of 100 km and  $\gamma$  equivalent of 0.2 kt

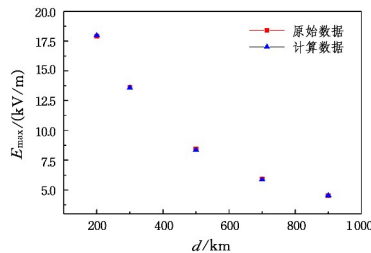
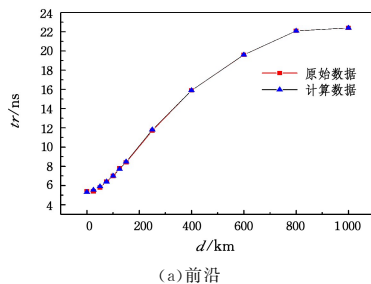


图4 爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt 测试数据中建模预测数据和原始数据对比

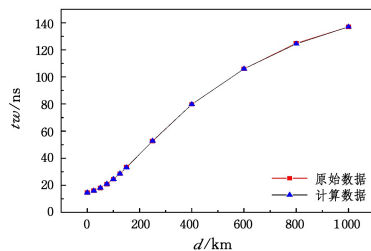
Fig. 4 Comparison between the original and predicted  $E_{max}$  of testing data on the height of explosion of 100 km and  $\gamma$  equivalent of 0.2 kt

### 3.2.2 前沿和半宽的神经网络模型建立

使用上述神经网络建模方法,分别对  $tr$  和  $tw$  进行建模。在建立的神经网络模型中,训练数据中原始数据和计算数据的对比结果如图 5 所示。测试数据中原始数据和计算数据的对比结果如图 6 所示。根据计算结果,可以看出  $tr$  和  $tw$  的神经网络预测模型结果较好。物理计算得到的原始数据和神经网络预测得到的计算数据基本一致。



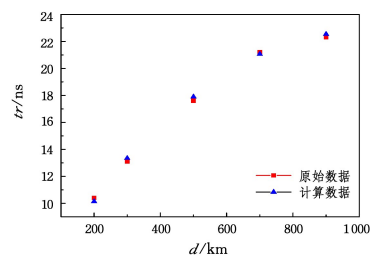
(a) 前沿



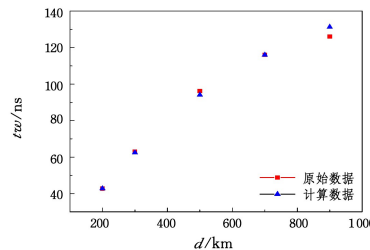
(b) 半宽

图5 爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt 原始数据和建模拟合数据对比

Fig. 5 Comparison between the original and simulation  $tr$  and  $tw$  of training data on the height of explosion of 100 km and  $\gamma$  equivalent of 0.2 kt



(a) 前沿



(b) 半宽

图6 爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt 测试数据中建模预测数据和原始数据对比

Fig. 6 Comparison between the original and predicted  $tr$  and  $tw$  of testing data on the height of explosion of 100 km and  $\gamma$  equivalent of 0.2 kt

### 3.2.3 误差分析

通过公式计算  $E_{max}$ 、 $tr$  和  $tw$  的误差,误差公式如式(1)所示,其中  $c$  为原始仿真数据的值,  $p$  为快速计算的数据值。测试数据中  $E_{max}$ 、 $tr$  和  $tw$  的误差如表 1 所列,其中  $E_{max}$  的平均误差为 0.64%,  $tr$  的平均误差为 1.57%,  $tw$  的平均误差为 1.50%。可以看出,该方法基于 HEMP 的环境参数建立的神经网络预测模型误差较小,为后续更多数据的建模提供了基础。

$$ERR = \frac{|c - p|}{c} \times 100\% \quad (7)$$

表1 测试数据中快速预测数据与原始数据的误差比较  
Table 1 Comparison of error between fast predicting data and original data in testing data

(单位: %)			
$d/\text{km}$	$E_{max}$ 误差	$tr$ 误差	$tw$ 误差
200	0.50	2.52	0.21
300	0.10	1.87	0.89
500	0.90	1.70	2.19
700	1.10	0.66	0.01
900	0.60	1.10	4.22
平均误差	0.64	1.57	1.50

### 3.3 爆高为 50~400 km, $\gamma$ 当量范围为 0.2~8 kt HEMP 环境参数的建模预测

结合实际计算需求,使用上述建模方法,对所有 420 组计算数据进行了神经网络建模。爆炸高度的范围为 50~400 km,  $\gamma$  当量范围为 0.2~8 kt。输入数据为爆炸高度,当量和距离,输出数据分别为  $E_{max}$ 、 $tr$  和  $tw$ 。在 3 个神经网络模型建立过程中,输入节点都为 3,输出节点都为 1。图 4 给出了所有建模数据的  $E_{max}$ 、 $tr$  和  $tw$  的回归曲线。回归曲线中  $R$  的值越接近 1,表示预测结果与原始结果越接近。从图 7 可以看出,该神经网络建立的模型效果较好,  $R$  相关系数在 0.99 以上。

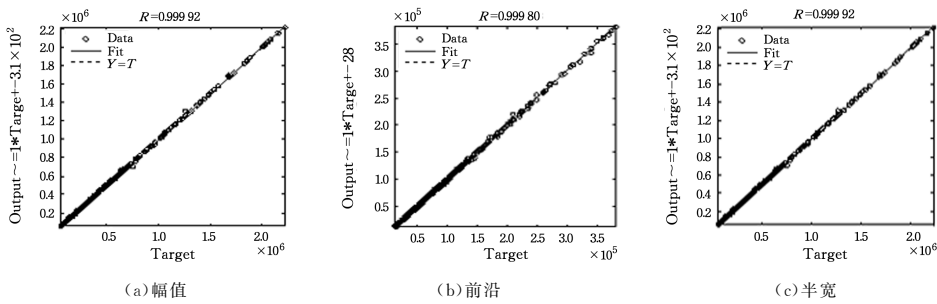


图7 420组原始数据和预测数据的回归分析曲线

Fig. 7 Regression analysis curve of 420 groups of original and predictive data

#### 4 HEMP 地面附近幅值场分布的快速计算

通过上述建立的对不同爆炸高度、不同  $\gamma$  当量和不同距离的神经网络计算模型,可以快速预测出爆炸高度为 50~400 km,  $\gamma$  当量范围为 0.2~4 kt, 不同经纬度距离爆点投影点不同距离的 HEMP 环境参数和场分布。

##### 4.1 不同爆高、 $\gamma$ 当量、距离的任意观察点位置的 HEMP 地面幅值计算

首先,通过拟合预测模型快速计算某爆炸高度、 $\gamma$  当量、经纬度下南北轴线上距离爆点投影点不同间隔点的 HEMP 环境参数。根据图 2 中建立的坐标系,通过观察点坐标、爆炸点坐标可以求出观察点爆点连线与地磁场之间的夹角  $\theta$ 。假设  $P$  为经过爆心投影点南北轴线且距离爆心投影点距离为  $d$  的观察点,  $P_0$  为与  $P$  同半径的其他观察点,  $a$  为从  $P$  点到  $P_0$  点的角度,如图 8 所示。最后根据计算的南北轴线上  $P$  的 HEMP 在地面的  $E_{max}$  值和不同观察位置  $P_0$  的  $\theta$  角,可以推导计算出距离爆心投影点同半径的其他观察点的幅值。

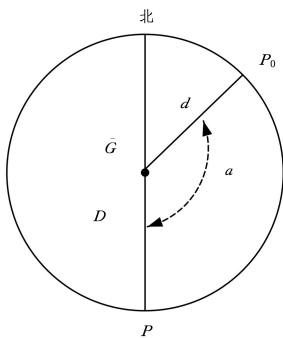


图8 距离爆心投影点任意位置

Fig. 8 Location of different observation points

##### 4.2 一定范围内 HEMP 地面附近幅值的场分布快速计算

从爆心投影点开始,经过南北轴线,选取一定的间隔,可以计算距离投影点半径  $d$  范围内的所有点的 HEMP 地面幅值,进而可以计算出该点的场分布,如算法 1 所示。算法的输入为(爆炸高度  $hob$ ,  $\gamma$  当量  $et$ , 经度  $longitude$ , 纬度  $latitude$ , 圆周取点间隔  $m$ , 距离取点间隔  $n$ ), 输出数据为该爆点范围内的地面的 HEMP 幅值分布矩阵  $E$ 。其中  $NeModelE_{max}$  为上述神经网络建立的模型。 $CalculatethetaA$  函数为 4.1 节中  $\theta$  角度的计算过程,其推导过程在此省略,  $d$  的最大取值为  $5hob$ 。

###### 算法 1 场分布计算 SmileFace

Input:  $hob, et, longitude, latitude, m, n$

Output:  $E[i][j]$

1. num  $i=5 * hob/n$ ;

2. num  $j=2 * pi/m$ ;

3. for  $i$  from 1 to num $i$  do

4.  $E[i][1]=NeModelE_{max}(hob, et, i * n)$ ;

5.  $theta[i][1]=CalculatethetaA(longitude, latitude, hob, i * n, 0)$ ;

6.  $A=E[i][1]/theta[i][1]$ ;

7. for  $j$  from 1 to num $j$  do

8.  $theta[i][j]=CalculatethetaA(longitude, latitude, hob, i * n, numj * j)$ ;

9.  $E[i][j]=A * theta[i][j]$ ;

10. end for

11. end for

以爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt、爆心位置为北纬 70° 东经 90° 和爆高 350 km,  $\gamma$  当量 5.6 kt、北纬 60° 东经 80° 为例,快速计算其在地面的 HEMP 幅值分布。计算过程中,圆周上的取点数目设置为 100, 南北轴线上的步车间隔设置为 5 km。  $d$  的距离选取为 5 倍爆炸高度,即 500 km。计算后地面 HEMP 电场强度幅度峰值归一化分布如图 9 和图 10 所示,图中使用等高线绘制了其分布。其中横坐标为经度,纵坐标为纬度。

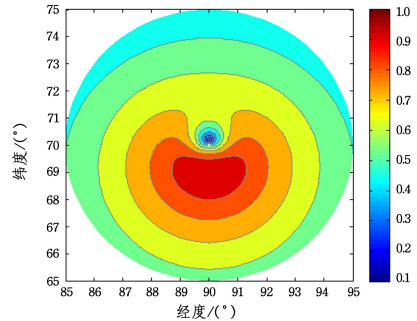


图9 爆高 100 km,  $\gamma$  当量 0.2 kt、北纬 70°、东经 90° 的 HEMP 地面场分布

Fig. 9 HEMP ground field distribution of 100 km high,  $\gamma$  equivalent of 0.2 kt, latitude 70°, east longitude 90°

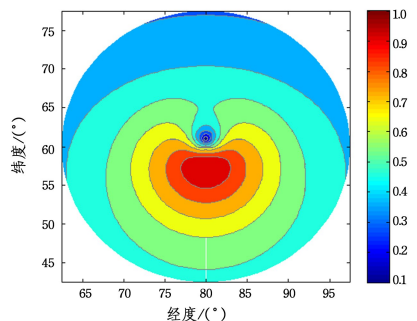


图10 爆高 350 km,  $\gamma$  当量 5.6 kt、北纬 60°、东经 80° 的 HEMP 地面场分布

Fig. 10 HEMP ground field distribution of 350 km high,  $\gamma$  equivalent of 5.6 kt, latitude 60°, east longitude 80°

硬件平台:win7 操作系统,Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2690 v4 @ 2.60GHz 2.6 GHz(2 处理器),内存 192GB;软件平台:matlab R2018a 上使用随机函数,在爆高、当量、经度、纬度都随机的情况下,生成 100 组输入数据,运行 100 次,计算平均运行 1 次的时间为 0.09s。上述实验表明该快速计算方法在平均误差较小的情况下可以快速计算出其场分布。该快速计算方法已在电磁脉冲传导环境计算中得到了应用。

**结束语** 本文将机器学习和物理数值计算方法相结合,设计了一种高空电磁脉冲环境的快速计算方法。该方法在与传统数值计算方法误差较小的情况下,提高了 HEMP 环境参数和其在地面附近场分布的计算速度。该快速算法设计了神经网络的建模参数选择方法,并使用了一种半监督选择隐藏层节点的方法,通过对一定爆炸高度和当量范围内的 HEMP 数据进行建模计算,建立的神经网络模型可以快速计算出一定范围内任意爆高、当量和距离的 HEMP 波形参数,通过实验验证,拟合预测误差较小。使用该神经网络可以快速预测出南北轴线上地面附近的 HEMP 幅值,通过推导,可以快速计算出整个场分布。

下一步的工作将继续优化和完善该算法,完成基于数字地图的该快速算法的软件研发,方便与其他软件和算法进行交互。

### 参 考 文 献

[1] CHENG Y H, MA L, LI J X, et al. Frequency-domain method for determining HEMP standard waveform parameters [J]. *Modern Applied Physics*, 2014, 5(2): 135-139.

[2] WANG J G, NIU S L, ZHANG D H, et al. Altitude nuclear explosion effect parameter book[M]. Beijing: Atomic Energy Publishing House, 2008: 145-148.

[3] ALKHASAWNEH M S, TAY L T. A hybrid intelligent system integrating the cascade forward neural network with elman neural network[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2018, 43: 6737-6749.

[4] HUNG S Y, LEE C Y, LIN Y L. Data science for delamination prognosis and online batch learning in semiconductor Assembly Process[J]. *IEEE Transactions on Components, Packing and Manufacturing Technology*, 2020, 10(2): 314-324.

[5] KHADSE C B, CHAUDHARI M A, BORGHATE V B. Electromagnetic compatibility estimator using scaled conjugate gradient backpropagation based artificial neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(3): 1036-1045.

[6] CHEN H L, YE S Z. Modeling and Optimization of EMI Filter by Using Artificial Neural Network[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2019, 6(6): 1979-1987.

[7] KUMAR R, SRIVASTAVA S, GUPTA J R P, et al. Comparative study of neural networks for dynamic nonlinear systems identification[J]. *Soft Computing*, 2019, 23: 101-114.

[8] HUANG J C, KO K, SHU M H, et al. Application and comparison of several machine learning algorithms and their integration models in regression problems[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 5461-5469.

[9] ZHANG W P, KUMAR M, LIU J Q. Multi-parameter online measurement IoT system based on BP neural network algorithm [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31: 8147-8155.

[10] GÜNE Ş F, MAHOUTI P, DEMIREL S, et al. Cost-effective GRNN-based modeling of microwave transistors with a reduced number of measurements[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2017, 1: 12.

[11] CHEN M. *Matlab Neural Network and Exact Solution of Case* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 160-161.



**WANG Jinjin**, born in 1989, postgraduate. Her main research interests include electromagnetic pulse effect technology and machine learning.