

基于 GABP 神经网络曲线拟合的快沿电磁脉冲信号源模型求解

纪志强¹, 魏明¹, 吴启蒙², 樊高辉¹, 魏晗³

(1. 军械工程学院 静电与电磁防护研究所, 石家庄 050003; 2. 总装备部 工程兵军事代表局 驻武汉军事代表室, 武汉 430073; 3. 中国解放军 63981 部队, 武汉 430311)

摘要: 为给电子设备的电磁脉冲效应仿真提供准确的快沿电磁脉冲 (fast rise-time electromagnetic pulse, FREMP) 信号源模型, 提出一种基于遗传算法优化 BP 神经网络 (GABP-NN) 曲线拟合的信号源模型求解方法; 该方法通过示波器对脉冲信号进行采集, 利用 GABP 神经网络对波形曲线进行高精度拟合, 提取网络参数建立信号源模型; 为进一步获得 BP 神经网络拟合规律设置对比实验, 采用隐含层神经元数为 10 的 GABP 神经网络对 FREMP 信号源进行建模, 所得模型拟合度为 91.64%; 仿真结果表明该方法运算速度快、精度高。

关键词: 快沿电磁脉冲; BP 神经网络; 遗传算法; 曲线拟合

Modeling of FREMP Source Based on GABP Neural Network

Ji Zhiqiang¹, Wei Ming¹, Wu Qimeng², Fan Gaohui¹, Wei Han³

(1. Research Institute of Static Electricity & Electromagnetic Protection, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 2. Wuhan Military Representative Office of the General Armament Engineering Department, Wuhan 430073, China; 3. Unit 63981, Wuhan 430311, China)

Abstract: In order to provide an accurate FREMP (fast rise-time electromagnetic pulse) source model for electronic devices EMP effect simulations, a curve fitting and modeling method based on GABP-NN (BP neural network optimized by genetic algorithms) is proposed. In this method, the FREMP signal collected by oscilloscope is used for high precision waveform curve fitting by GABP-NN and the network parameters is extracted to establish the source modeling. Comparative experiments are set for finding the fitting rule of BP neural network. Using GABP-NN for FREMP source modeling with 10 hidden layer neurons, the fit was 91.64%. The simulation results show that this method does modeling well and has a high computation speed.

Keywords: FREMP; BP neural network; genetic algorithms; curve fitting

0 引言

快沿电磁脉冲, 又称超短电磁脉冲, 向自由空间辐射的电磁脉冲峰值功率可达几十兆瓦到几十吉瓦, 带宽几乎覆盖目标系统所有响应频率, 对电子设备威胁极大^[1-3]。

目前, 对电子设备 FREMP 效应研究, 主要采用 FREMP 发生装置进行辐照试验^[4-6], 利用二极管的雪崩效应产生脉冲, 高压气体开关对脉冲进行压缩和陡化^[7]。这种组合方式受环境因素影响强烈, 脉冲重复性较差, 伴随使用年限增长, 脉冲畸变严重, 影响实验准确性。

近年来随着计算机技术的发展, 依靠计算机平台对电子设备 EMP 效应进行仿真计算的方法得到广泛应用^[8-10]。为保证仿真准确性, 计算中采用的 EMP 信号源模型多为相关行业规定的标准模型^[11]。电子设备的 FREMP 效应仿真大多采用标准高斯脉冲模型, 然而实际 FREMP 信号产生原理不同、传播过程失真和损耗, 加上噪声的影响, 作用在电子设备上的信号并不完全符合标准高斯脉冲模型, 导致效应实验与仿真计算不相符合。针对上述问题, 本文提出一种基于遗传算法优化 BP

神经网络 (genetic algorithms BP neural network, GABP-NN) 的建模方法。该方法基于 FREMP 测试实验, 利用 GABP 神经网络强大的曲线拟合能力, 建立高精度的 FREMP 信号源模型。

1 GABP 神经网络

BP 神经网络是目前应用范围最广、理论研究最完善的人工神经网络^[12], 其结构如图 1 所示。

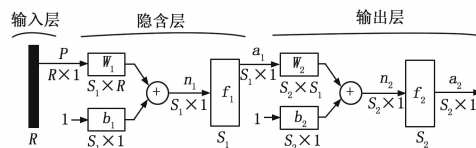


图 1 BP 神经网络模型

其模型关系为:

$$a_1 = f_1(W_1 \times p + b_1) \quad (1)$$

$$a_2 = f_2(W_2 \times a_1 + b_2) \quad (2)$$

式中, p 为输入向量; a_2 为输出向量; W_1 为输入层与隐含层连接权值矩阵; b_1 为隐含层阈值向量; W_2 为隐含层与输出层连接权值矩阵; b_2 为输出层阈值向量; 通常, f_2 采用线性传递函数, f_1 采用对数 S 形传递函数, 表达式为 $f_1(z) =$

收稿日期: 2014-09-12; 修回日期: 2014-10-17。

基金项目: 国家自然科学基金(51277181)。

作者简介: 纪志强(1989-), 男, 福建泉州人, 硕士研究生, 主要从事电磁仿真与效应评估技术方向的研究。

$$\frac{1}{(1 + e^{-z})};$$

利用 BP 网络对一个单输入单输出系统进行建模 (u 、 y 分别为输入输出向量)。通常, 为了排除“奇异”数, 确保网络的敏感性, 将输入数据进行归一化^[13], 限定在 $[-1, 1]$ 内:

$$p_i = \frac{2 \times u_i - u_{\max} - u_{\min}}{u_{\max} - u_{\min}} \quad (3)$$

式中, $u \in u; p$ 为归一化输入数据 ($p \in p$)。

训练结束后, 将网络输出进行反归一化, 还原至原区间:

$$yh_i = \frac{1}{2} \times [a_{2i} \times (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\max} + y_{\min}] \quad (4)$$

式中, $y \in y; yh$ 为预测数据 ($yh \in yh$)。

联立 (1) (2) (3) (4) 四个方程可以求得系统模型为:

$$yh_i = \frac{1}{2} \times [y_{\max} + y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \times (b_2 + \sum_j^S_2 \tau w_{2j} \times \frac{1}{1 + e^{-w_{1j} \times \frac{2 \times u_j - u_{\max} - u_{\min}}{u_{\max} - u_{\min}} - b_{1j}}})] \quad (5)$$

研究表明: BP 神经网络能够以任意精度逼近任意函数^[14]。然而实际操作发现: 同一个网络、相同数据, 拟合效果不尽相同。引起这种现象主要有两个原因: 一是初始参数没有给定情况下, 训练中网络给各神经元随机分配权值、阈值; 二是网络训练时容易收敛于局部极小点。提高隐含层神经元数, 精度和重复性提高, 但是权值、阈值矩阵结构庞大, 模型结构复杂, 不利于工程实际应用。

使用遗传算法^[15]对 BP 神经网络权值、阈值进行优化, 可以提高 BP 神经网络的拟合效果。整个算法流程如图 2 所示:

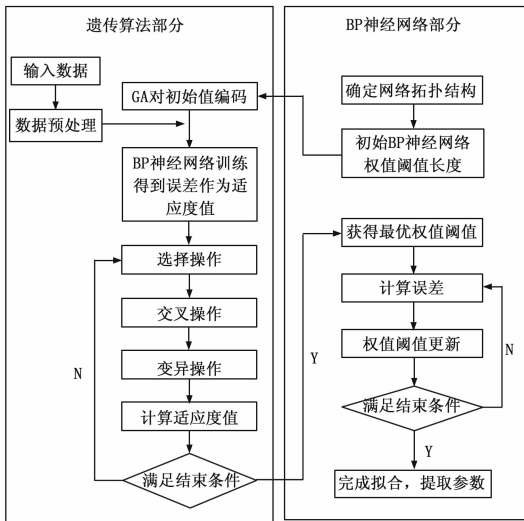


图 2 GABP 神经网络模型流程图

具体操作步骤如下。

步骤 1: 随机初始化种群。个体编码为实数编码, 每个个体均为一个实数串, 由输入层与隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值和输出阈值 4 部分组成。由于 BP 网络结构已知, 就构成了一个结构、权值、阈值确定的 BP 网络。

步骤 2: 计算种群适应度值, 寻找最优个体。根据个体编码得到 BP 网络的权值阈值, 采用训练数据对网络进行训练预测系统的输出, 把预测输出和期望输出之间的误差绝对值和作

为个体适应度值 Φ , 计算公式为

$$\Phi = k(\sum_{i=1}^n abs(O_i - Y_i)) \quad (6)$$

其中: n 表示网络的输出节点数; O_i 为 BP 网络第 i 个节点的期望输出; Y_i 为第 i 个节点的预测输出; k 为系数。

步骤 3: 选择操作。遗传算法的选择操作通常采用转盘赌法、锦标赛法等, 本文选择转盘赌法, 即基于适应值比例的选择策略, 每个个体 i 的选择概率 H_i 为

$$\varphi_i = \frac{k}{\Phi_i} \quad (7)$$

$$H_i = \frac{\varphi_i}{\sum_{j=1}^N \varphi_j} \quad (8)$$

式中: Φ_i 为个体 i 的适应度值, 由于适应度值越小越好, 所以在个体选择前对适应度值求倒数; k 为系数; N 为种群个体数目。

步骤 4: 交叉操作。由于个体采用实数编码, 所以交叉操作方法采用实数交叉法, 第 k 个染色体 ξ_k 与第 l 个染色体 ξ_l 在 j 位的交叉操作方法如下:

$$\begin{cases} \xi_{kj} = \xi_{lj}(1 - \beta) + \xi_{kj}\beta \\ \xi_{lj} = \xi_{kj}(1 - \beta) + \xi_{lj}\beta \end{cases} \quad (9)$$

式中, β 是 $[0, 1]$ 间的随机数。

步骤 5: 变异操作。选取第 i 个个体的第 j 个基因 ξ_{ij} 进行变异, 变异操作方法如下:

$$\xi_{ij} = \begin{cases} \xi_{ij} + (\xi_{ij} - \xi_{\max}) * f(g)r > 0.5 \\ \xi_{ij} + (\xi_{\min} - \xi_{ij}) * f(g)r \leq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中, ξ_{\max} 为基因 ξ_{ij} 的上界; ξ_{\min} 为基因 ξ_{ij} 的下界; $f(g) = r_2(1 - \frac{g}{G_{\max}})^2$; r_2 为一个随机数; g 为当前迭代次数; G_{\max} 为最大进化次数; r 为 $[0, 1]$ 间的随机数。

步骤 6: 判断进化是否结束, 若否, 则返回步骤 2。

2 FREMP 信号源建模

2.1 实验设计

FREMP 测试系统如图 3 所示, 在 FREMP 源一定距离处放置 TEM 接收天线测量辐射信号, 利用示波器进行记录。所用仪器设备包括 FREMP 源、L45 型 TEM 天线、Tek TDS7404B 型示波器、60 dB 衰减器、双层屏蔽微波电缆、吸波墙及屏蔽室等。

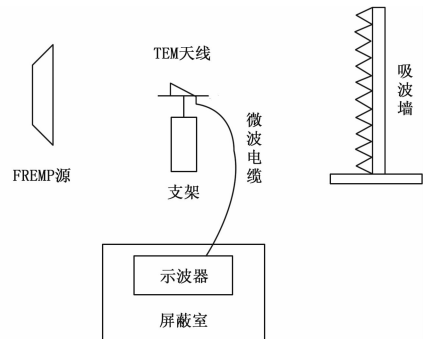


图 3 辐射场测试设备布置

设定测试距离为 10 m, 实验时将示波器置于屏蔽室内防止外部干扰, 采用 50 Ω 低阻测量, 获得波形如图 4 所示。

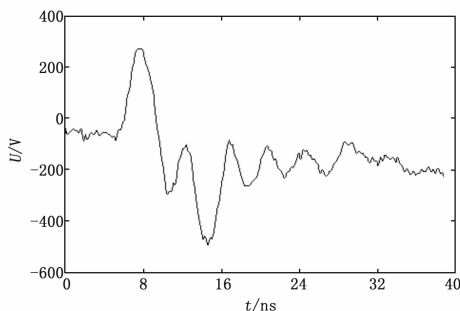


图 4 10 m 处 FREMP 信号曲线

2.2 波形拟合与模型求解

采用上述 GABP 神经网络进行建模, 把时间 t 作为输入, 幅值 U 作为输出, 数据采用 db9 小波函数进行去噪^[16]处理。网络参数设置: 训练函数为 *trainlm*, 训练步数为 5 000, 准则函数为 *mse*^[17]。遗传算法参数设置: 种群规模为 10, 进化次数为 50, 交叉概率为 0.4, 变异概率为 0.2。

采用拟合度描述模型拟合效果, 表达式为

$$fit = 100 \times \frac{1 - norm(yh - y)}{norm(y - mean(y))} (\%) \quad (11)$$

式中, $mean(y)$ 表示对实测输出求均值; $norm$ 表示求解范数。

使用 GABP 神经网络对实测 FREMP 波形曲线进行拟合, 设置隐含层神经元数目分别为 10 和 20 两种情况。设置对比, 使用未优化 BP 神经网络进行曲线拟合, 设置隐含层神经元数目分别为 10 和 20。四种情况各进行 100 次拟合实验, 表 1 给出四种情况下的拟合结果, 效果见图 5、图 6。

表 1 拟合情况对比

| 网络类型 | 隐层神经元 | <i>mse</i> | <i>fit</i> /(%) |
|---------|-------|-----------------------|-----------------|
| BP-NN | 10 | 1.28×10^{-3} | 89.57 |
| BP-NN | 20 | 4.07×10^{-4} | 94.33 |
| GABP-NN | 10 | 7.86×10^{-4} | 91.64 |
| GABP-NN | 20 | 3.96×10^{-4} | 93.76 |

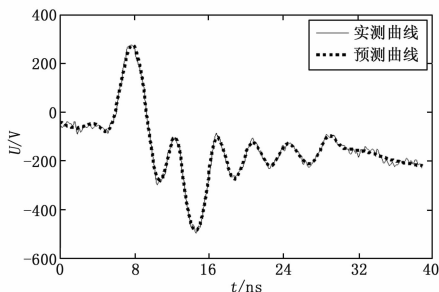


图 5 10 个神经元时曲线拟合情况

普遍趋势是: 不论 BP 神经网络是否优化, 隐含层神经元增加, 拟合度提高。遗传算法优化, 拟合度提高。但是优化不是任何情况都需要, 当隐含层神经元足够多, 经遗传算法优化拟合度并不提高, 多余的遗传计算不仅浪费时间还可能降低建模效果。

虽然 GABP 神经网络较优化前收敛性能较好, 训练时仍需进行多次才能获得全局最小点, 以得到较好的拟合结果。选

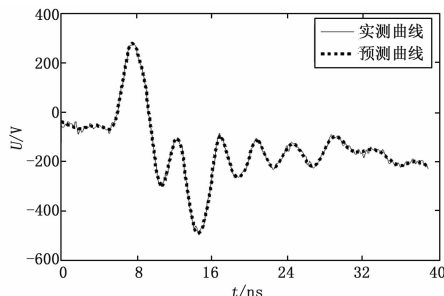


图 6 20 个神经元时曲线拟合情况

用隐含层神经元数目为 10 的 GABP 神经网络进行参数提取, 获得 BP 神经网络的权值和阈值:

$$\begin{aligned} w1 &= [13.0086; -25.3535; 11.8276; 25.6856; 37.3515; \\ &\quad -26.0576; 4.9479; 36.8559; 31.4144; 28.4335]; \\ b1 &= [6.0602; 12.9324; 5.4495; -0.8164; 5.5193; \\ &\quad 13.3388; 1.3056; 10.8767; 22.5085; -6.3020]; \\ w2 &= [-179.16055, -33.1308, 201.6535, 3.6799, 2.7724, \\ &\quad 31.9417, -28.0120, -3.6353, -1.4869, 1.8527]; \\ b2 &= 1.9975. \end{aligned}$$

代入 (5) 式计算得到 FREMP 模型为:

$$U(t) = \frac{710.2047}{1 + e^{21.8578 - t \times 5.6984 \times 10^9}} - \frac{569.9845}{1 + e^{-5.3219 - t \times 6.2955 \times 10^9}} + \dots + \frac{1.0628 \times 10^4}{1 + e^{14.9155 - t \times 7.4853 \times 10^9}} - \frac{6.8680 \times 10^4}{1 + e^{1.0568 - t \times 2.6069 \times 10^9}} + 654.3944 \quad (12)$$

隐含层神经元数目为 20 时, FREMP 解析式获取过程在此不再赘述。(5) 式的获得完全由神经网络结构、传递函数等决定, 不依赖于具体信号类型, 因此该方法不仅适用于 FREMP 波形拟合问题, 同样适用于其他曲线拟合问题。

3 结论

本文提出了基于 GABP 神经网络的曲线拟合方法, 采用隐含层有 10 个神经元的 GABP 神经网络拟合实测 FREMP 的波形曲线并获得准确数学解析式, 为 FREMP 辐射仿真实验提供准确的信号源模型。通过对比实验, 总结得到了 BP 神经网络的拟合规律。这种方法对于先验知识要求低, 运算速度快、结构简单、拟合精度高, 几乎适用于所有曲线, 具备广泛的适用性和较高应用价值。

参考文献:

- [1] Feng D, Fan D, Zheng S Q. Research on FREMP protection module in RF channel of HF/VHF band [A]. 2011 4th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications [C]. Nov.1, 2011: 520-523.
- [2] 曾国奇, 李思吟, 熊小军. 复杂电磁环境下电子系统抗干扰性能仿真平台设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (4): 1077-1080.
- [3] 张希军, 杨洁, 张庆海. 瞬态电压抑制器在快上升沿电磁脉冲作用下的瞬态响应 [J]. 高电压技术, 2012, 38 (9): 2242-2247.
- [4] 崔明, 魏明, 陈翔, 等. 基于屏蔽暗箱窗口法材料快沿电磁脉冲屏蔽效能测试 [J]. 微波学报, 2013, 29 (3): 83-88.
- [5] 张涛, 陈亚洲, 田庆民, 等. 模型无人机数据链系统超宽带辐射效应 [J]. 高压电器, 2013, 49 (8): 21-25.

流引擎遍历活动的先后关系, 并根据活动的运行状态依次自动执行活动。执行过程中如果参数判读异常, 流程将自动暂停等待人工干预, 如果没有异常则自动执行完毕。

参数实时自动判读功能可以改变以往现场上午做试验, 下午做数据判读的局面, 提高数据分析效率, 大大节省试验时间。参数实时自动判读功能通过参数判据随流程和指令自动变化, 实现参数判读测试周期全面覆盖。在测试过程中, 一旦有参数数值出现超差, 终端显示界面中的报警灯将闪烁进行提示并记录超差次数, 测试人员可以通过判读超差日志查看超差参数详情, 避免了以往测试人员紧盯屏幕仍有漏判的情况发生^[6]。参数实时自动判读功能采用基于事件机制的判据方式实现, 其实现原理是将飞行器测试过程中的所有状态变化以事件形式进行描述, 比如测试指令执行过程中的 V1 加电、V2 加电等指令变化, 以及自主飞行过程中的分离等状态变化, 事件描述完毕后, 再将参数的判据与事件绑定, 当事件发生时自动将绑定的判据更新为参数的当前判据, 实现参数实时自动化判读。

2.3 试验数据快速后处理

通用测发控软件平台通过快速后处理功能实现在试验现场对关键参数的准实时处理分析和所有参数的入库工作。关键参数的准实时处理分析功能在试验完毕后使得测试人员可以快速拿到部分关键参数的测试报告, 内容包括参数值列表、参数曲线、最大值、最小指、均值以及方差等处理信息, 大大节约了测试人员分析参数的时间。参数入库功能在试验完毕后自动执行, 将所有参数的数值进行处理分析后导入数据库中, 测试人员可以登录数据浏览终端按时间、分系统、参数名称、参数代号查阅所有参数的数值列表、曲线以及基本的处理信息以供对数据再分析。

3 工程应用与分析

如图 3 所示, 为通用测发控软件平台工程应用的部署示意图。通用测发控平台的工程应用过程分为测试信息采集、测试信息配置、软件执行验证、软件工程应用 4 个步骤, 测试信息采集主要完成飞行器测试接口、帧协议及参数表、参数处理方法、测试流程时序、指令协议、部署方式等信息的确定; 测试信息配置通过配置工具将采集的测试信息进行配置录入, 转化为通用测发控软件平台能识别的配置文件; 软件执行验证主要完成新配置的型号测发控软件的初步测试, 验证配置信息的覆盖性、运行可靠性以及界面友好性; 软件工程化应用在软件执

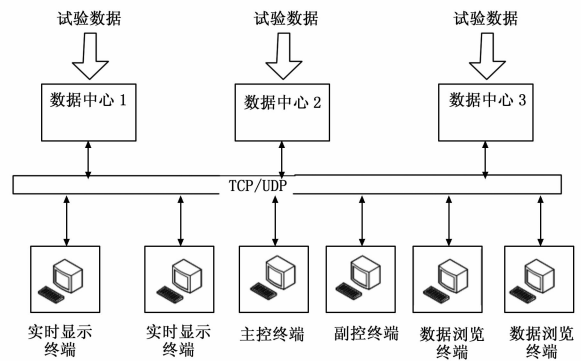


图 3 通用测发控软件平台部署示意图

行验证的基础上固化其验证状态, 以定型版本参与单机试验、系统匹配性试验以及总检查等测试。

4 结束语

本文在分析当前航天飞行器测发控软件需求基础上, 提出研制通用测发控软件平台的设计思路, 实现软件的型号通用化、自动化、可配置性设计; 并介绍了软件平台的总体框架组成, 重点描述了平台软件测发控全周期可以配置设计、测试自动化与实时判读和试验数据快速后处理关键技术, 最后介绍了软件平台的工程应用过程。通用测发控软件平台的实施提高了飞行器测发控效率, 减少了现场测试人员的操作, 节省了现场测试时间, 后续将朝着参数判读智能化、所有操作指令化的方向发展。

参考文献:

[1] 宋征宇. 新一代航天运输系统测发控技术发展的方向 [J]. 航天控制, 2013, 31 (4): 3-9.

[2] 张学英, 易航, 汪洋, 等. 运载火箭测发控系统通用化设计 [J]. 导弹与航天运载技术, 2012 (4): 15-19.

[3] 孙海峰, 陈迪, 解月江, 等. 基于数据库和面向对象的运载火箭地面测发控软件复用 [J]. 航天控制, 2010, 28 (2): 79-83.

[4] 余力凡, 张磊. 运载火箭测发控网络设计 [J]. 航天控制, 2008, 26 (4): 68-74.

[5] 叶建设, 鲍忠贵. 一体化航天测控软件框架研究与关键技术 [J]. 无线电工程, 2008, 38 (5): 46-49.

[6] 谢明明, 沈湘衡, 贺庚贤, 等. 空间相机仿真测试数据自动判读系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (6): 1277-1279.

[7] 潘晓东, 魏光辉, 李新峰, 等. 同轴电缆强电磁脉冲辐照下的终端负载响应规律 [J]. 高电压技术, 2012, 38 (11): 2828-2835.

[8] 王向东. 基于系统辨识的电子设备电磁脉冲效应建模 [D]. 石家庄: 军械工程学院, 2008.

[9] 吴启蒙, 魏明, 张希军, 等. 瞬态抑制二极管电磁脉冲响应建模 [J]. 强激光与粒子束, 2013, 25 (3): 799-804.

[10] 樊高辉, 魏明, 刘卫超, 等. 静电放电电磁脉冲耦合的非线性优化建模 [J]. 高压电器, 2012, 48 (8): 34-39.

[11] 魏明, 杨楠, 王向东, 等. 静电放电电磁脉冲能量耦合的系统辨识建模 [J]. 高电压技术, 2010, 36 (8): 2017-2022.

[12] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

[13] 王煦芳. 车牌生产线烘干系统神经网络辨识建模与仿真研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2007.

[14] Hornik K M, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989, 5 (2): 359-366.

[15] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.

[16] 向东阳, 吴正国, 侯新国, 等. 改进的多小波变换系数相关去噪算法 [J]. 高电压技术, 2011, 37 (7): 1728-1733.

[17] Hagan T, Demuth H, Beale M. Neural network design [M]. Boston, MA, USA: PWS Publishing, 1996.

(上接第 1794 页)

[6] 潘晓东, 魏光辉, 李新峰, 等. 同轴电缆强电磁脉冲辐照下的终端负载响应规律 [J]. 高电压技术, 2012, 38 (11): 2828-2835.

[7] 王向东. 基于系统辨识的电子设备电磁脉冲效应建模 [D]. 石家庄: 军械工程学院, 2008.

[8] 吴启蒙, 魏明, 张希军, 等. 瞬态抑制二极管电磁脉冲响应建模 [J]. 强激光与粒子束, 2013, 25 (3): 799-804.

[9] 樊高辉, 魏明, 刘卫超, 等. 静电放电电磁脉冲耦合的非线性优化建模 [J]. 高压电器, 2012, 48 (8): 34-39.

[10] 魏明, 杨楠, 王向东, 等. 静电放电电磁脉冲能量耦合的系统辨识建模 [J]. 高电压技术, 2010, 36 (8): 2017-2022.

[11] Qi M W, Ming W. A mathematical expression for air ESD current waveform using BP neural network [J]. Journal of Electrics, 2013, 71 (2): 125-129.