

基于天牛群-反馈神经网络的绞线串扰预估

周建明¹, 张海龙¹, 赵 阳¹, 颜伟¹, 刘兴发²

(1. 南京师范大学南瑞电气与自动化学院, 江苏 南京 210023)

(2. 中国电力科学研究院武汉分院电网环境保护国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

[摘要] 在三绞线间的串扰问题中, 绞线不同扭转角度会带来单位长度(per unit length, PUL)RLCG 寄生参数的变化, 已不能通过常规方法直接求解传输线方程得到串扰。需借助于频域链参数的理论, 将三绞线进行若干分段, 通过对每一段级联得到串扰。提出天牛群(beetle swarm optimization, BSO)算法优化反馈神经网络(back propagation neural network, BPNN)的权值, 使其误差更小。预测绞线不同分段截面处的寄生参数, 并将 BSO 算法与天牛须(beetle antennae search, BAS)算法的寻优能力进行比较。最后, 基于 BSO-BP、BAS-BP 和 BP 共 3 种方法所预测的寄生参数进行串扰求解, 并与 CST cable studio 仿真值进行比较验证。结果表明, BSO-BP 算法与仿真值相比具有最好的吻合度, 而初始的 BP 算法则效果最差。

[关键词] 多导体传输线, 串扰, 链参数, 天牛群算法

[中图分类号] TM72 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2022)02-0023-06

Prediction of Twisted Wire Crosstalk Based on Beetle Swarm Optimization-Back Propagation Neural Network

Zhou Jianming¹, Zhang Hailong¹, Zhao Yang¹, Yan Wei¹, Liu Xingfa²

(1. School of NARI Electrical and Automation, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection, Wuhan Branch of China Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China)

Abstract: With the development of current power equipment toward miniaturization, high frequency, and high power, the crosstalk caused by electromagnetic coupling between adjacent cables has become a problem that cannot be ignored. The research object of this paper is crosstalk between triple twisted wires. Different twist angles of twisted wires will bring about the change of per unit length(per unit length, PUL)RLCG parasitic parameters. It is no longer possible to directly solve the transmission line equation and obtain the crosstalk with conventional methods. With the help of the theory of frequency domain chain parameters, triple twisted wires are divided into several sections, and crosstalk is finally obtained by cascading each section. This paper proposes the Beetle Swarm Optimization(BSO)algorithm to optimize the weights of Back Propagation Neural Network(BPNN)to make the error smaller. Parasitic parameters at different sections of the strands are predicted, and optimization capabilities of BSO algorithm with Beetle Antennae Search(BAS)algorithm are compared. Finally, crosstalk is obtained on the basis of the parasitic parameters predicted by three methods of BSO-BP, BAS-BP and BP. Furthermore, crosstalk are compared with the simulation value of CST cable studio. The results show that BSO-BP algorithm has best agreement with simulated value, while the initial BP algorithm has the worst effect.

Key words: multiconductor transmission lines, crosstalk, chain parameter, beetle swarm optimization algorithm

随着电力设备的集约化、高频化程度的不断提高, 传输线之间的串扰问题日益严重, 已成为一个不能忽视的问题^[1-2]。所谓串扰是指激励线上的电流和电压产生的电磁场将影响相邻的传输线, 并在它们的端点处产生感应信号, 是一种非意图的耦合现象^[3-4]。对于平行多导体传输线(multiconductor transmission lines, MTL)结构, 串扰值可通过直接求解传输线方程得到^[5]。

收稿日期: 2021-01-15.

基金项目: 江苏省社会发展重点项目(BE2019716)、电网环境保护国家重点实验室开发基金项目(GYW51202001558)。

通讯作者: 赵阳, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 电磁兼容。E-mail: zhaoyang2@njnu.edu.cn

串扰求解方法可分为时域法和频域法两种. 时域法中, Tesche^[6] 推导了双导体传输线的时域 Baum-Liu-Tesche (BLT) 方程来求解传输线终端响应, 与链参数矩阵法不同的是, BLT 方程用散射参数来表征管道, 将网络中所有管道的管道特性和网络中所有节点的散射矩阵表达式进行归类以得总特性表达式. 邵志江等^[7-8] 以单线、双绞线、三绞线以及单层屏蔽线、双层屏蔽线建立了多种串扰模型, 分析了它们的近端和远端时域串扰. 时域有限差分法 (finite difference time domain, FDTD), 由于计算简单快速、便于得到激励信号下传输线任意空间、时间处的信号波形, 应用最为广泛. 但 FDTD 的缺点在于网格划分受稳定性和数值色散的条件限定^[9-10].

频域法主要起源于 Paul^[11] 的链参数理论, 他将传输线等价成 $2n$ 端口网络, 以导纳参数或阻抗参数表征管道, 通过传输链参数矩阵简单轻易地将各种网络结构连接起来, 结合戴维南和诺顿等值约束条件可直接推导出传输线近端和远端串扰电压和电流的频域解^[12]. 但绞线的横截面不固定, 扭转角度发生变化, 传输线方程中的 PUL 寄生参数是一变量, 传统方法已不能直接用于求解串扰. 包贵浩等^[13] 建立了非均匀螺距双绞线的频域串扰模型, 得到感性耦合和螺距误差的关系, 并基于螺距误差的概率密度函数, 分析了任意双绞线串扰的统计特性. Cannas 等^[14-15] 提出将双绞线进行分段级联, 一部分 PUL 寄生参数通过数值计算得到, 并作为训练样本, 其余通过 BP 神经网络预测得到, 分析双绞线的频域串扰波形. 传统的 BP 神经网络存在着迭代误差大, 易于陷入极小值等缺陷, 可应用性一般.

1 多导体传输线的频域分析

在多导体传输线结构的频域分析中, 电路结构尺寸不满足远小于电磁波波长这一条件, 此时需将传输线视为具有沿着轴向方向上的分布参数结构, 即该导体电路结构属于电大尺寸. 同时, 假设围绕着导体的电磁场具有横向结构, 即空间电场和磁场相对于轴线方向是横向或者正交的. 在横向电磁场结构下, 多导体传输线等效电路可由图 1 表示.

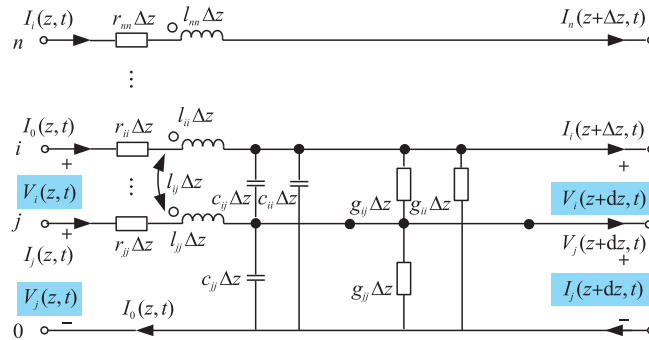


图 1 多导体传输线分布参数电路
Fig. 1 MTL distributed parameter circuit

图中 r_{ij} , l_{ij} , c_{ij} 和 g_{ij} 分别代表 PUL 电阻 $\mathbf{R}(z)$, 电感 $\mathbf{L}(z)$, 电容 $\mathbf{C}(z)$ 和电导 $\mathbf{G}(z)$ 寄生参数矩阵中的元素. 其中, $i, j=1, 2, \dots, n$. 本文假定各参数与频率无关, 由参数矩阵和端口电压、电流一起构成传输线方程,

$$\frac{\partial \mathbf{V}(z, t)}{\partial z} + \mathbf{R}(z) \mathbf{I}(z, t) + \mathbf{L}(z) \frac{\partial \mathbf{I}(z, t)}{\partial t} = 0, \quad (1)$$

$$\frac{\partial \mathbf{I}(z, t)}{\partial z} + \mathbf{G}(z) \mathbf{V}(z, t) + \mathbf{C}(z) \frac{\partial \mathbf{V}(z, t)}{\partial t} = 0. \quad (2)$$

式中, $\mathbf{V}(z, t)$ 和 $\mathbf{I}(z, t)$ 是传输线上某一位置、时刻处的电压和电流向量. PUL 参数矩阵随轴向位置 z 发生改变, 默认对传输线进行分段后, 每一小段可将其视为平行传输线处理. 接下来, 利用频域链参数的方法对若干小段级联而成的传输线进行求解. 首先, 定义传输线的阻抗和导纳矩阵分别为: $\mathbf{Z} = \mathbf{R} + j\omega \mathbf{L}$, $\mathbf{Y} = \mathbf{G} + j\omega \mathbf{C}$. 对其乘积进行特征值分解

$$\mathbf{T}_l^{-1} \mathbf{Y} \mathbf{Z} \mathbf{T}_l = \gamma^2. \quad (3)$$

式中, γ 为特征值. 则传输线的特征阻抗矩阵及其逆矩阵为:

$$\mathbf{Z}_c = \mathbf{Z} \mathbf{T}_l \gamma^{-1} \mathbf{T}_l^{-1}, \quad (4)$$

$$Y_c = Z_c^{-1}. \quad (5)$$

由此,传输线两端向量电压和电流间的关系由链参数矩阵表征为

$$\begin{bmatrix} V(\varphi) \\ I(\varphi) \end{bmatrix} = \Phi(\varphi) \begin{bmatrix} V(0) \\ I(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11}(\varphi) & \Phi_{12}(\varphi) \\ \Phi_{21}(\varphi) & \Phi_{22}(\varphi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V(0) \\ I(0) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中,

$$\Phi_{11}(\varphi) = \cosh(\sqrt{ZY}\varphi), \quad (7)$$

$$\Phi_{12}(\varphi) = -Z_c \sinh(\sqrt{YZ}\varphi), \quad (8)$$

$$\Phi_{21}(\varphi) = -Y_c \sinh(\sqrt{ZY}\varphi), \quad (9)$$

$$\Phi_{22}(\varphi) = \cosh(\sqrt{YZ}\varphi). \quad (10)$$

将每一分段处的链参数进行如图 2 所示的级联,依据公式(12)由负载端向源端相乘,即可得到完整的传输线链参数矩阵.

$$\Phi(\varphi) = \Phi_N(\Delta z_N) \times \cdots \times \Phi_i(\Delta z_i) \times \cdots \times \Phi_1(\Delta z_1) = \prod_{k=1}^N \Phi_{N-k+1}(\Delta z_{N-k+1}). \quad (11)$$

$$\begin{cases} V(0) = V_s - Z_s I(0), \\ V(\varphi) = Z_L I(\varphi). \end{cases} \quad (12)$$

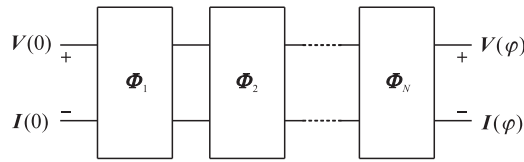


图 2 链参数级联法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of chain parameter cascade method

结合边界广义戴维南等值条件(12),代入式(6)展开求解,将式(12)代入式(6),

$$\begin{cases} (\Phi_{12} - \Phi_{11}Z_s - Z_L\Phi_{22} + Z_L\Phi_{21}Z_s)I(0) = (Z_L\Phi_{21} - \Phi_{11})V_s, \\ I(\varphi) = \Phi_{21}V_s + (\Phi_{22} - Z_s\Phi_{21})I(0). \end{cases} \quad (13)$$

由式(13)得到终端电流解 $I(0)$ 和 $I(\varphi)$,进一步从终端关系中得到 $V(0)$ 和 $V(\varphi)$.

当激励源幅值为 1 V 时,定义 N 和 F 分别为近端串扰(near end crosstalk, NEXT)和远端串扰(far end crosstalk, FEXT),

$$\begin{cases} N_i = 20 * \lg(V_i(0)), \\ F_i = 20 * \lg(V_i(\varphi)). \end{cases} \quad (14)$$

其中 i 代表传输线编号.

2 BSO 算法的提出与优化流程

根据前文可以得到绞线串扰求解的核心是获得每一分段处的 PUL 参数矩阵.因此,在之前研究的基础上,我们提出利用 BP 神经网络预测参数矩阵,并通过 BSO 算法优化神经网络的权值. BSO 算法是将之前的 BAS 算法与粒子群结合而来,在之前的工作中我们发现, BAS 算法在处理高维数据时结果不能令人满意,且迭代结果在很大程度上取决于随机生成的初始位置.因此,将 BAS 算法中的单体天牛寻优扩展为群体寻优,每一只天牛能够互相分享信息,且它们的移动方向和距离取决于触须所感应到的信息.将该算法用于 BP 神经网络中,天牛的位置即为神经网络的权值,优化目标为神经网络误差.迭代完成后,天牛最终位置即为最优权重.

2.1 BSO 算法流程

在 BP 神经网络的经典三层结构中,输入层定义为扭转角度,输出层定义为 RLCG 参数上三角矩阵排为一列,对于三绞线,即 24 行.隐含层层数为

$$hidden = (input + output)^{1/2} + 2. \quad (15)$$

式中, $hidden$ 为隐含层, $input$ 为输入层, $output$ 为输出层. BSO 算法优化权值的基本流程如图 3 所示. BSO 算法的具体优化步骤如下.

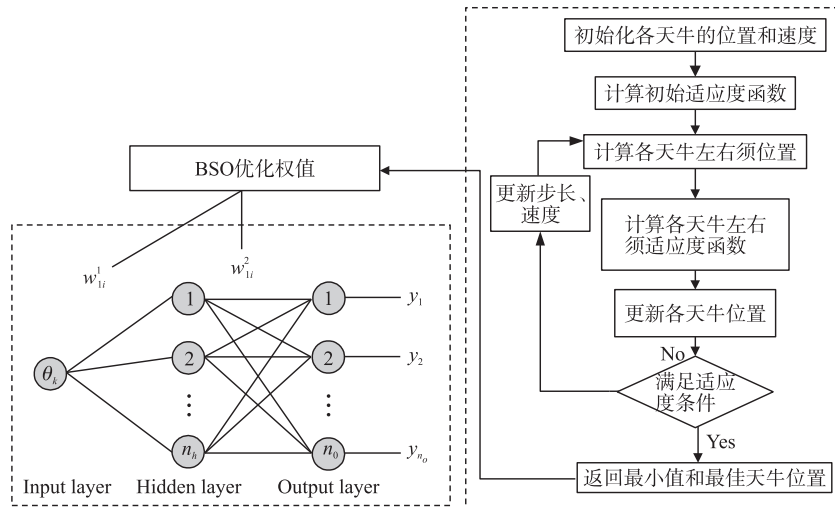


图 3 BSO 算法优化权值流程图

Fig. 3 BSO algorithm optimization weight flow chart

步骤 1. 在 S 维空间中随机生成一组 n 个个体的天牛群, $B = (B_1, B_2, \dots, B_n)$, 其中第 i 个天牛 B_i 代表一个向量, 即一个优化目标的潜在解, $B_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{is})$. 另外, 定义天牛的运动速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{is})$, 为了加快寻优速度, 我们还规定了天牛个体和群体的速度阈值范围 $U_i = (U_{i1}, U_{i2}, \dots, U_{is})$ 和 $U_g = (U_{g1}, U_{g2}, \dots, U_{gs})$.

步骤 2. 给出天牛位置和速度的迭代公式

$$B_{is}^{k+1} = B_{is}^k + \lambda V_{is}^k + (1 - \lambda) \delta_{is}^k. \quad (16)$$

式中, $s = 1, 2, \dots, S; i = 1, 2, \dots, n; k$ 是当前迭代次数, δ_{is} 是天牛位置步进距离, λ 是一常数.

$$V_{is}^{k+1} = \omega V_{is}^k + c_1 r_1 (U_{is}^k - B_{is}^k) + c_2 r_2 (U_{gs}^k - B_{gs}^k). \quad (17)$$

式中, ω 是 BSO 算法的一个初始权重, c_1, c_2 为常数, r_1, r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数.

步骤 3. 确定天牛移动距离和方向

$$\delta_{is}^{k+1} = \varepsilon^k * V_{is}^k * \text{sign}(f(B_{rs}^k) - f(B_{ls}^k)). \quad (18)$$

该步骤中, ε 是步长. $f(B_{rs}^k)$ 和 $f(B_{ls}^k)$ 分别为天牛的左右触须适应度函数. 其中

$$\begin{cases} B_{rs}^{k+1} = B_{rs}^k + V_{is}^k * d/2, \\ B_{ls}^{k+1} = B_{ls}^k - V_{is}^k * d/2. \end{cases} \quad (19)$$

d 是天牛左右触须之间的距离, 即天牛通过左右触须接收信号, 并朝着信号强的方向进行移动. 迭代结束后, 天牛群中感应信号最强烈的天牛位置即为优化之后的神经网络权值.

2.2 迭代误差对比

分别用 BSO 算法和 BAS 算法对神经网络的权值进行优化, 获得其迭代误差如图 4 所示.

由图 4 可知, BAS 算法在 200 次迭代过程中只更新了 1 次位置, 而 BSO 算法更新了 7 次. 且 BAS 算法最终误差为 $4.65e-3$, BSO 算法为 $3.90e-5$, 精度提高近 120 倍, 由此证明对于优化算法作出的改进效果显著.

3 数值仿真验证与对比

首先建立图 5 所示的三绞线模型. 模型的具体参数见表 1.

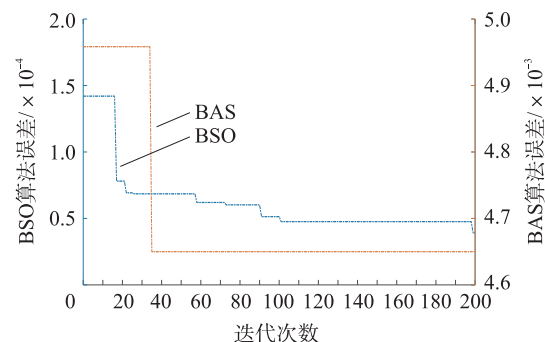


图 4 BSO 和 BAS 迭代误差对比

Fig. 4 Comparison of iteration errors between BSO and BAS

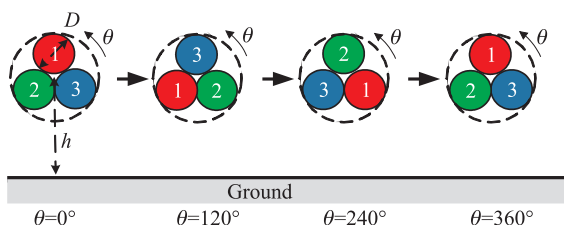


图5 三绞线截面模型

Fig. 5 Triple twisted wires cross-section model

表1 模型参数

Table 1 Model parameters

| 参数 | 大小 |
|-----------|------|
| 导体半径/mm | 0.89 |
| 绝缘层厚度/mm | 0.8 |
| 单节扭绞距离/cm | 40 |
| 对地高度/mm | 5 |
| 线长/m | 1 |

借助于 ANSYS 软件提取了一组 PUL 参数矩阵作为神经网络训练样本,其余扭转角度下参数矩阵由上文中 BSO-BP 神经网络预测得到. 由于三绞线为循环对称结构,因此,我们只需获得图 5 中 $0^\circ \sim 120^\circ$ 内的参数矩阵, $120^\circ \sim 240^\circ$ 和 $240^\circ \sim 360^\circ$ 内的参数矩阵分别由矩阵一左乘 T_1 ,右乘 T_2 矩阵实现线芯换位得到,其中:

$$T_1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (20)$$

$$T_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}. \quad (21)$$

接着,分别对基于 BSO-BP 算法、BAS-BP 算法和 BP 算法预测的 PUL 寄生参数进行串扰求解,并在 CST cable studio 搭建上述模型,均设定 200 个频率点,其中激励源为 1 V 正弦信号,端接 50Ω 电阻,将仿真结果作为对比值.

由于三绞线中除 1 号激励线外,2 号、3 号受扰线相对称,其近端、远端串扰值相等,因此只需分析单根受扰线结果. 结果表明,本文所提出的 BSO-BP 算法对于绞线串扰的的预估值与仿真波形大小、趋势最为吻合,验证了方法的有效性. 在表 2 中也给出了 3 种方法在高、中、低频下与仿真值的相对平均误差.

表2 串扰相对平均误差对比

Table 2 Crosstalk relative average error comparison

| 方法 | 1 ~ 100/MHz | | 101 ~ 500/MHz | | 501 ~ 1 000/MHz | |
|-----------|-------------|--------|---------------|--------|-----------------|--------|
| | N | F | N | F | N | F |
| BSO-BP 算法 | 0.0057 | 0.0119 | 0.0308 | 0.0219 | 0.0454 | 0.0371 |
| BAS-BP 算法 | 0.0144 | 0.0297 | 0.0769 | 0.0547 | 0.1134 | 0.0927 |
| BP 算法 | 1.9953 | 1.9554 | 2.0424 | 2.0945 | 2.0751 | 2.0528 |

可见,在 3 个频段内,BSO 算法所优化过的 BP 神经网络具有最高的预估精度,尤其在低频段. 中高频段内由于存在过多谐振点,导致预估精度有一定下降.

4 结论

本文给出了多导体传输线频域形式下的解析解,针对绞线单位长度寄生参数矩阵随扭转角度变化的特点,选择利用链参数级联的方法求解. 提出了利用 BSO 优化算法与 BP 神经网络相结合的方式预测参数矩阵,通过将神经网络误差定义为优化目标的形式提高预测精度. 并将 BSO 算法的迭代误差与之前研究中的 BAS 算法迭代误差进行比较,结果表明采用群体寻优之后,迭代误差可减小约 120 倍. 最后,分别将 BSO-BP 算法、BAS-BP 算法和 BP 算法下预测的参数矩阵代入传输线方程进行串扰求解. 结果表明,BSO-BP 算法吻合度最高,在高、中、低频下的串扰预估误差相较于初始的 BP 算法分别提高了 257、80.5、50 倍. 该方法的提出对于电力设备进行信号完整性设计、电磁干扰评估具有重要意义.

[参考文献] (References)

- [1] CHABANE S, BESNIER P, KLINGLER M. A modified enhanced transmission line theory applied to multiconductor transmis-

- sion lines[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2017, 59(2): 518–528.
- [2] 刘恩博, 李庆颖, 张钰. 电源功率线缆的串扰仿真分析 [J]. 安全与电磁兼容, 2019(5): 85–89.
- [3] ROTGERINK J L, SCHIPPERS H, LEFERINK F. Low-frequency analysis of multiconductor transmission lines for crosstalk design rules [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2017, 59(5): 1612–1620.
- [4] GRASSI F. Immunity to conducted noise of data transmission along DC power lines involving twisted-wire pairs above ground[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2013, 55(1): 195–207.
- [5] 乔新, 杨晨, 董秋杰. 基于 CST 的平行线缆串扰仿真分析 [J]. 航空兵器, 2020, 27(3): 98–102.
- [6] TESCHE F M. Development and use of the BLT equation in the time domain as applied to a coaxial cable[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2007, 49(1): 3–11.
- [7] 邵志江. 线缆线束串扰的时域特性研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- [8] 邵志江, 丁吉, 顾长青. 一种分析双绞线串扰的时域方法 [J]. 微波学报, 2010, Suppl. 2: 88–90.
- [9] 叶志红, 张杰, 周健健, 等. 有耗介质层上多导体传输线的电磁耦合时域分析方法 [J]. 物理学报, 2020, 69(6): 47–54.
- [10] 谢喧, 孟雪松, 刘强, 等. 多种线缆线束电磁耦合分析的 FDTD 普适性模型与验证 [J]. 无线电工程, 2020, 50(5): 377–382.
- [11] PAUL C R. Frequency response of multiconductor transmission lines illuminated by an electromagnetic field[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 1976, 18(4): 183–190.
- [12] SHOORY A, RUBINSTEIN M, RUBINSTEIN A, et al. Application of the cascaded transmission line theory of Paul and McKnight to the evaluation of NEXT and FEXT in twisted wire pair bundles[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2013, 55(4): 648–656.
- [13] 包贵浩, 苏东林, 戴飞, 等. 非均匀螺距的双绞线串扰统计特性分析 [J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(2): 193–197.
- [14] CANNAS B, FANNI A, MARADEI F. A neural network approach to predict the crosstalk in non-uniform multiconductor transmission lines[C]//2002 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. AZ, USA, 2002.
- [15] CANNAS B, FANNI A, MARADEI F. Crosstalk prediction in twisted bundles by a neural approach[C]//2002 3rd International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Beijing, China, 2002.

[责任编辑: 陈 庆]