

引用格式:吴世浩,孟亚峰,王超.基于神经网络的Volterra频域核辨识方法[J].电光与控制,2019,26(2):38-43. WU S H, MENG Y F, WANG C. Identifying of Volterra frequency-domain kernels based on neural network[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(2):38-43.

基于神经网络的 Volterra 频域核辨识方法

吴世浩^{1,2}, 孟亚峰¹, 王超³

(1. 陆军工程大学石家庄校区, 石家庄 050003; 2. 中国人民解放军 63850 部队, 吉林 白城 137000;
3. 中国人民解放军 65735 部队, 辽宁 丹东 118000)

摘要: 针对目前 Volterra 频域核辨识方法复杂、精度不高等问题, 提出一种基于神经网络的 Volterra 频域核辨识方法。首先选择多组频率基准准确测量各阶 Volterra 频域核的幅值, 利用 BP 神经网络可以任意逼近非线性函数的特点, 针对不同阶 Volterra 频域核设计不同的神经网络模型, 进行分阶辨识, 最后通过一个非线性电路进行仿真验证。仿真结果表明, 该方法可直接辨识频率范围内任意频率对应的 Volterra 频域核, 过程简单、准确度高, 易于工程实现。

关键词: Volterra 级数; 非线性; 频域核辨识; 神经网络

中图分类号: V271.4; TP206.3 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.02.008

Identifying of Volterra Frequency-Domain Kernels Based on Neural Network

WU Shi-hao^{1,2}, MENG Ya-feng¹, WANG Chao³

(1. Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China; 2. No. 63850 Unit of PLA, Baicheng 137000, China; 3. No. 65735 Unit of PLA, Dandong 118000, China)

Abstract: In order to solve the problem of high complexity and low accuracy of the current method for Volterra frequency-domain kernel identification, a method for Volterra frequency-domain kernel identification based on neural network is proposed. Firstly, the amplitude of each Volterra frequency-domain kernel is accurately measured after choosing multiple frequency components. Then, we use the characteristics of BP neural network that it can approximate nonlinear functions to design different models for different-order Volterra frequency-domain kernels, so as to identify each kernel. Finally, a nonlinear circuit is adopted for simulation. The results show that this method can directly identify all the Volterra frequency-domain kernels in the frequency range, and the process is simple with high accuracy, which is suitable for engineering realization.

Key words: Volterra series; nonlinear; frequency-domain kernel identification; neural network

0 引言

Volterra 级数理论上可以任意逼近一个连续函数, 类似于线性系统的传递函数, 能够直观反映非线性系统的特性, Volterra 级数作为目前非线性系统建模最有效的方法之一, 在电子工程^[1]、机械工程^[2]等领域得到广泛应用。Volterra 级数分为时域核和频域核^[3], 由于 Volterra 时域核存在只能反映暂态过程、需要明确记忆长度、仅针对平稳随机信号等缺点, 本文主要针对 Volterra 频域核进行研究。Volterra 频域核只与系统自身的

特征参数有关, 不会随着系统输入的改变而发生改变, 具有鲁棒性较强、对激励信号的特性没有限制等特点, 可使人们直观、准确地理解许多非线性现象, 具有较高的可靠性, 因此得到广泛研究。

针对传统的辨识方法工作量巨大且难以实现的问题, 文献[4]最早提出一种三阶简化辨识方法, 并在多个领域成功应用^[5], 该方法计算量较小, 但精度有限且假定条件难以满足; 文献[6]对搜索谐波频率进行研究, 准确测量前两阶频域核, 但实际应用中很多非线性系统需要高阶核来描述; 文献[7]对 Volterra 级数的时频域混合模型进行研究, 结合支持向量机对非线性模拟电路进行故障诊断, 效果较好, 但没有对模型精度进行分析; 文献[8]对频域核辨识公式进行系统推导, 并进行系数修正, 克服了传统辨识方法误差较大的缺点,

收稿日期: 2018-02-05 修回日期: 2018-03-15

基金项目: 国家自然科学基金(61372039)

作者简介: 吴世浩(1993—), 男, 河南焦作人, 硕士, 研究方向为电子装备测试与故障诊断。

但该方法为非参数辨识,想要获得任意频点对应的频域核,需要重新测量。

神经网络具有任意逼近非线性函数的能力,且输入层、隐含层和输出层的结点可以任意设置,结构灵活,同时具有并行性、容错性等特点,文献[9-10]分别将 BP 神经网络和基于增强学习的神经网络引入到 Volterra 时域核辨识中,辨识效果显著。本文对 Volterra 频域核进行深入研究,发现神经网络在 Volterra 频域核辨识中同样适用,可以较好地解决目前 Volterra 频域核辨识中存在的问题,因此提出了基于神经网络的 Volterra 频域核辨识方法,通过仿真实验表明,该方法求解过程简单、准确度高,易于工程实现。

1 Volterra 频域核测量方法

任意一个连续的时不变非线性系统都可以描述成线性与非线性两部分之和,利用 Volterra 级数可以表示为

$$y(t) = y_1(t) + y_2(t) + \dots + y_n(t) + \dots \quad (1)$$

式中:

$$y_n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i, \quad (2)$$

$y_n(t)$ ($n \geq 2$) 为非线性系统的第 n 阶输出响应,即非线性输出部分; $y_1(t)$ 为一阶核对应的输出响应,即线性输出部分。对式(2)进行傅里叶变换得到

$$Y_n(j\omega) = \frac{1}{(2\pi)^{n-1}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} H_n(\omega - \omega_2 - \dots - \omega_n, \omega_2, \dots, \omega_n) \times u(\omega - \omega_2 - \dots - \omega_n, \omega_2, \dots, \omega_n) u(\omega_2) \dots u(\omega_n) d\omega_2 \dots d\omega_n \quad (3)$$

式中,

$$H_n(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n) =$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \times e^{-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2 + \dots + \omega_n\tau_n)} d\tau_1 \dots d\tau_n \quad (4)$$

为非线性系统的第 n 阶广义频率响应函数或第 n 阶 Volterra 频域核(GFRF)。可以看出,Volterra 频域核是线性系统传递函数的直接推广。

线性系统的输出响应中含有输入响应中没有的频率成分,利用这个特点,可采用基于频率分离的思想对 Volterra 频域核进行测量^[11]。设多音信号由 K 个不同频率的正弦信号组成,即

$$u(t) = \sum_{k=1}^K A_k \cos(\omega_k t + \theta_k) = \sum_{k=-K}^K \frac{A_k}{2} e^{j\omega_k t} e^{j\theta_k} \quad (5)$$

代入式(2),运算可得

$$y_n(t) = \sum_{\substack{l_1=-K \\ l_1 \neq 0}}^K \sum_{\substack{l_2=-K \\ l_2 \neq 0}}^K \dots \sum_{\substack{l_n=-K \\ l_n \neq 0}}^K \frac{1}{2^n} A_{l_1} A_{l_2} \dots A_{l_n} \times H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n) e^{j\omega_n t} \quad (6)$$

对式(6)进行傅里叶变换,进而得到第 n 阶 Volterra 频域核为

$$|H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n)| = \frac{|Y_n(j\omega_M)|}{2^{n-1} \left(\prod_{\substack{i=-K \\ i \neq 0}}^K \frac{|A_i|^{m_i}}{m_i} \right)} \quad (7)$$

式中, $\omega_M = \sum_{\substack{i=-K \\ i \neq 0}}^K m_i \omega_i$, 且满足 $\sum_{\substack{i=-K \\ i \neq 0}}^K m_i = n$ 。可以看到,频域核值 $|H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n)|$ 由输入频率成分组合而成,不同阶频域核对应的频率维数不同。

2 采用 BP 神经网络分阶辨识频域核

采用 BP 神经网络对 Volterra 频域核进行辨识的过程是将测量得到的 Volterra 频域核值作为数据,对神经网络模型进行训练,要准确测量 Volterra 频域核,首先需要对激励信号进行设计,文献[12]对多音激励信号设计方法进行了详细研究,本文不再赘述。通过改变输入信号的幅值,由 Vandermonde 法^[8]来准确求出各频点下对应的频域核值。

2.1 模型建立

传统的频域核辨识是按照奈奎斯特采样定理对输入输出响应进行同步采样,通过 Volterra 级数进行逼近,模型为

$$Y(\omega) = H_1(\omega) \cdot U(\omega) + \frac{1}{M} \sum_{\substack{\omega_1=0 \\ \omega_1+\omega_2=\omega}}^{M-1} \sum_{\substack{\omega_2=0 \\ \omega_2+\omega_3=\omega}}^{M-1} H_2(\omega_1, \omega_2) \cdot U(\omega_1) \cdot U(\omega_2) + \frac{1}{M^2} \sum_{\omega_1=0}^{M-1} \sum_{\substack{\omega_2=0 \\ \omega_2+\omega_3+\omega_4=\omega}}^{M-1} \sum_{\omega_3=0}^{M-1} H_3(\omega_1, \omega_2, \omega_3) \cdot U(\omega_1) \cdot U(\omega_2) \cdot U(\omega_3) + \dots + \frac{1}{M^{N-1}} \sum_{\omega_1=0}^{M-1} \sum_{\substack{\omega_2=0 \\ \omega_2+\omega_3+\omega_4+\omega_5=\omega}}^{M-1} \sum_{\omega_3=0}^{M-1} H_N(\omega_1, \omega_2, \omega_3) \cdot U(\omega_1) \cdot \dots \cdot U(\omega_N) \quad (8)$$

式中, M 为 i 阶 Volterra 级数的记忆长度。

该方法目的是计算出 Volterra 级数的精确数学模型,求解工作量非常大^[13],且需要满足多个假设条件,同时还要考虑记忆长度,实际应用受限。

BP 神经网络是由 RUMELHARD 和 MCCLELLAND 提出的一种典型的多层前向型神经网络,近些年得到广泛应用,已有理论证明,具有一个隐含层的三层网络可以逼近任意非线性函数^[13],此特性正好适用于非线性系统频域核的辨识。

由式(8)可以看到:一阶频域核 H_1 对应一个频率点 $\{\omega\}$,二阶频域核 H_2 对应频率组合 $\{\omega_1, \omega_2\}$,三阶频域核 H_3 对应频率组合 $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}, \dots$,不同阶频域核对应频率的维度不同,根据这个特点,本文采用分阶辨识方法。

采用 BP 神经网络对非线性系统前 N 阶频域核进

行辨识模型如图 1 所示。

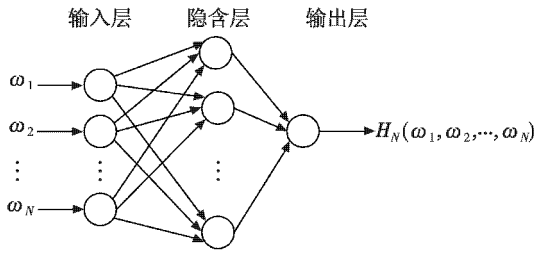


图 1 N 阶频域核 BP 神经网络模型

Fig. 1 BP neural network model of the N -order frequency-domain kernel

其中,一阶频域核神经网络模型输入层结点数为 1,二阶频域核神经网络模型输入层结点数为 2,三阶频域核神经网络模型输入层结点数为 3,以此类推。

2.2 模型参数设计

输入向量表示为 $\mathbf{X} = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_n)'$, 输出为 $H(\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_n)$, 隐含层元为 $\mathbf{O} = (o_1, o_2, o_3, \dots, o_l)$, 输入层与隐含层、隐含层与输出层之间的权值矩

$$\text{阵分别表示为 } \mathbf{V}^1 = \begin{bmatrix} v_{11}^1 & v_{12}^1 & \dots & v_{1n}^1 \\ v_{21}^1 & v_{22}^1 & \dots & v_{2n}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{l1}^1 & v_{l2}^1 & \dots & v_{ln}^1 \end{bmatrix}, \mathbf{V}^2 = \begin{bmatrix} v_1^2 \\ v_2^2 \\ \vdots \\ v_l^2 \end{bmatrix}^T.$$

设隐含层神经元的阈值 $\theta^1 = [\theta_1^1 \ \theta_2^1 \ \dots \ \theta_l^1]$, 输出层神经元阈值为 θ^2 , 则隐含层神经元输出为

$$O_j = f\left(\sum_{i=1}^n v_{ji}^1 \omega_i - \theta_j^1\right) = f(n_{netj}) \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

式中: $n_{netj} = \sum_{i=1}^n v_{ji}^1 \omega_i - \theta_j^1$; $f(\cdot)$ 为隐含层激活函数。

输出层神经元的输出为

$$H = g\left(\sum_{j=1}^l v_j^2 o_j - \theta^2\right) = g n_{net} \quad (10)$$

式中: $n_{net} = \sum_{j=1}^l v_j^2 o_j - \theta^2$; $g(\cdot)$ 为输出层激活函数。

常用的激活函数包括线性函数、斜面函数、阈值函数、S 型函数等, 可根据需求选取。本文要求激活函数可导, 因此在隐含层采用正切 S 型函数, 表示为

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

式中, $-1 < f(x) < 1$, 如图 2 所示。

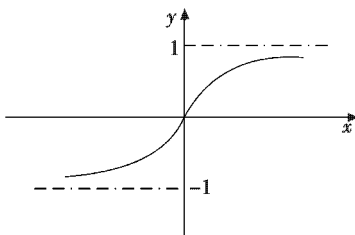


图 2 正切 S 型函数

Fig. 2 Tan-Sigmoid function

在输出层采用线性函数, 表示为

$$f(x) = x. \quad (12)$$

隐含层神经元个数对 BP 神经网络的性能影响较大, 若隐含层神经元个数较少, 则辨识精度受到影响; 若隐含层神经元个数较多, 则可能导致过拟合问题。本文在经验公式的基础上, 通过平均相对误差 E 和决定系数 R^2 两个评价指标确定隐含层神经元个数, 算式为

$$\bar{E}_i = \frac{\sum_{j=1}^l |H_{ij} - \hat{H}_{ij}|}{\sum_{j=1}^l \hat{H}_{ij}} \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, l \quad (13)$$

$$R_i^2 = \frac{(l \sum_{j=1}^l \hat{H}_{ij} H_{ij} - \sum_{j=1}^l \hat{H}_{ij} \sum_{j=1}^l H_{ij})^2}{(l \sum_{j=1}^l \hat{H}_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^l \hat{H}_{ij})^2)(l \sum_{j=1}^l H_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^l H_{ij})^2)} \quad (14)$$

式中: H_{ij} 为第 i 阶第 j 个频率点对应的 Volterra 频域核预测值; \hat{H}_{ij} 为第 i 阶第 j 个频率点对应的 Volterra 频域核真实值, 平均相对误差越小, 表明辨识精度越高; 决定系数范围为 $[0, 1]$, 越接近 1, 表明辨识精度越高。

不同非线性系统的频率范围不同, 在进行训练前, 对数据进行归一化处理有助于提高神经网络的训练速度。本文采用的归一化方法为

$$y = 2 \times (\omega - \omega_{\min}) / (\omega_{\max} - \omega_{\min}) - 1 \quad (15)$$

式中: ω_{\min} 为 ω 中的最小值; ω_{\max} 为 ω 中的最大值。采用式(15)可以将数据归一化到 $[-1, 1]$ 之间, 适用于正切 S 型函数。

还需要注意, 为保证辨识精度, 在设定目标误差时, 至少要比各阶 Volterra 频域核的测量值小一个数量级。

以前三阶频域核辨识为例, 多音激励下基于神经网络的 Volterra 频域核辨识流程如图 3 所示。

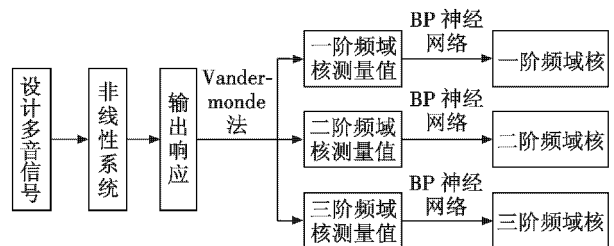


图 3 基于神经网络的 Volterra 频域核辨识流程图

Fig. 3 The flow of identifying Volterra frequency-domain kernels based on neural network

频域核辨识具体流程为:

- 1) 对被测非线性系统进行扫频分析, 确定有效频率范围;
- 2) 采用多音信号频率基搜索算法搜索多组多音激励信号;
- 3) 在幅值范围内改变多音信号幅值对非线性系统

进行激励(激励次数不小于多音信号的音数),并对输出信号进行采集,由 Vandermonde 法测量前三阶频域核;

4) 根据前三阶频域核特点分别设计 3 个 BP 神经网络结构,将各频率组合对应的频域核值输入到神经网络中进行训练,隐含层神经元个数通过平均相对误差和决定系数来确定,从而获得各阶频域核的神经网络模型。

3 仿真验证

本文在 OrCAD/PSpice 中,以典型的非线性电路低通滤波器为例进行仿真验证,如图 4 所示。

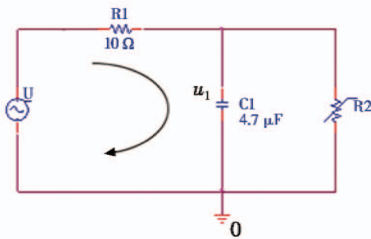


图 4 低通滤波器

Fig. 4 Low-pass filter

该低通滤波器中,电源 U 为可编辑激励信号源, $R1$ 为 10Ω , $C1$ 为 $4.7 \mu\text{F}$, $C1$ 和 $R2$ 两端的电压同为 u_1 , u_1 为系统电压输出值,流过 $R1$ 和 $R2$ 的电流分别为 i_1 和 i_2 。非线性电阻 $R2$ 的伏安特性表示为: $i_2 = 0.001 \times (u_1 + 5u_1^2)$ 。设激励信号为 $u(t) = a(\cos(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_2 t) + \cos(2\pi f_3 t))$,在 PSpice 环境下扫频及参数扫描分析得到有效频率范围为 $0 \sim 3.4 \text{ kHz}$,扫频曲线如图 5 所示,幅值 a 的取值范围为 $0 \sim 10 \text{ V}$ 。

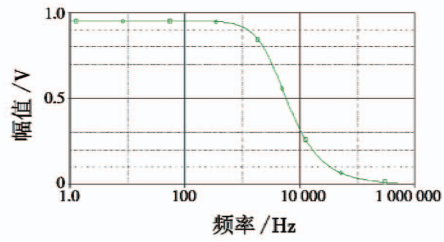


图 5 频率响应曲线

Fig. 5 Frequency response curve

采用文献 [11] 中的方法求得正常状态下前三阶频域核的理论值为

$$H_1(j\omega) = \frac{2.13 \times 10^4}{2.15 \times 10^4 + j\omega} \quad (16)$$

$$H_2(j\omega_1, j\omega_2) = \frac{-1.06 \times 10^3 \times H_1(j\omega_1) \cdot H_1(j\omega_2)}{2.15 \times 10^4 + j(\omega_1 + \omega_2)} \quad (17)$$

$$H_3(j\omega_1, j\omega_2, j\omega_3) = -\frac{2 \times 1.06 \times 10^3}{3 \times [2.15 \times 10^4 + j(\omega_1 + \omega_2 + \omega_3)]} \times [H_1(j\omega_1) \cdot H_2(j\omega_2, j\omega_3) + H_1(j\omega_2) \cdot H_2(j\omega_1, j\omega_3) + H_1(j\omega_3) \cdot H_2(j\omega_1, j\omega_2)] \quad (18)$$

3.1 非线性电路幅频特性分析

先将非线性电阻电路与线性电阻电路进行比较,任取符合多音搜索条件的 3 个频率成分,如 11 Hz, 511 Hz, 1013 Hz 作为输入频率,幅值设为 10 V,输出的幅频特性分别如图 6 和图 7 所示,与线性电阻电路对比发现,非线性电阻电路多出一些幅度不大的尖峰,如图 7 中圈出部分所示,这些尖峰所对应的频点中,除了基频外,还有属于不同阶次的谐波频率、交调频率,非线性电路中基频对应的幅值较线性电路有所下降,正是因为谐波频率、交调频率也分担了部分能量。

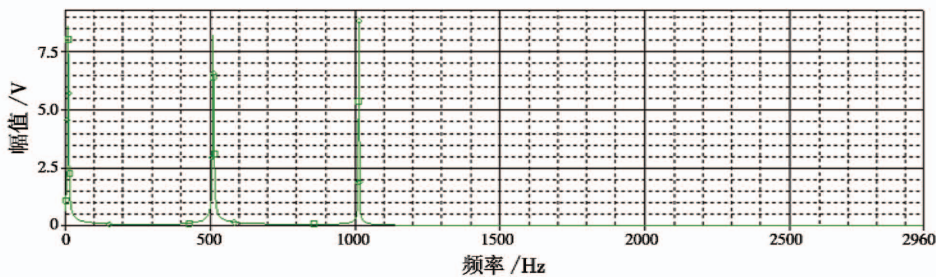


图 6 线性电阻电路输出的幅频特性

Fig. 6 Amplitude-frequency characteristic of linear resistance circuit output

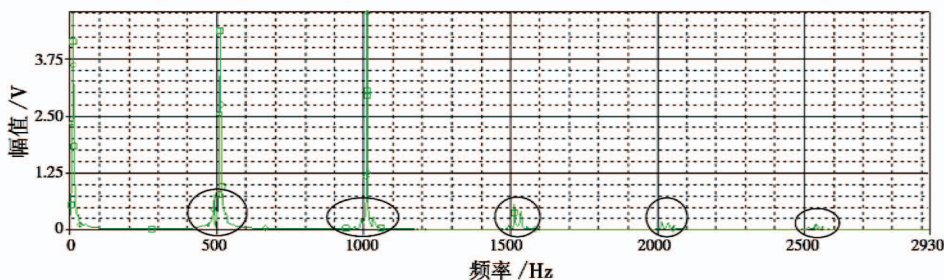


图 7 非线性电阻电路输出的幅频特性

Fig. 7 Amplitude-frequency characteristic of nonlinear resistance circuit output

3.2 辨识精度分析

采用多音信号搜索方法搜索得到 20 组多音信号 (频率成分尽量分布均匀), 分别输入电路, 设置不同的幅值, 对电路进行多次激励, 将获得的输出数据导入 Matlab 中, 采用 Vandermonde 法测量得到前三阶频域核值。将测得的前三阶频域核值输入对应的神经网络模型中进行训练, 根据经验公式, 设置不同的隐含层神经元个数, 隐含层激活函数采用双曲线正切 S 型函数, 输出层激活函数采用线性函数, 目标误差设为 10^{-6} , 学习率设为 0.05, 最大迭代次数设为 1000, 分别运行 10 次, 求出各神经网络不同隐含层神经元个数下的相对误差平均值和决定系数, 得到在此低通滤波器中: 一阶频域核模型的隐含层神经元个数为 9 时, 模型精度最高, 此时相对误差为 0.000 9, 决定系数为 0.998 9; 二阶频域核模型的隐含层神经元个数为 9 时, 模型精度最高, 此时相对误差为 0.000 3, 决定系数为 0.999 9; 三阶频域核模型的隐含层神经元个数为 10 时, 模型精度最高, 此时相对误差为 0.000 1, 决定系数为 0.999 8。在有效频率范围内, 任取 300 个频率组合输入到训练好的神经网络模型中进行验证, 前三阶频域核辨识结果分别如图 8 ~ 图 10 所示。

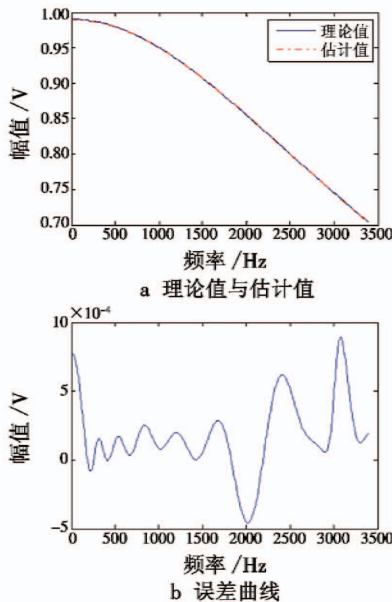


图 8 一阶核 $|H_1(j\omega)|$ 频域辨识结果
Fig. 8 The 1st-order kernel $|H_1(j\omega)|$ frequency domain identification result

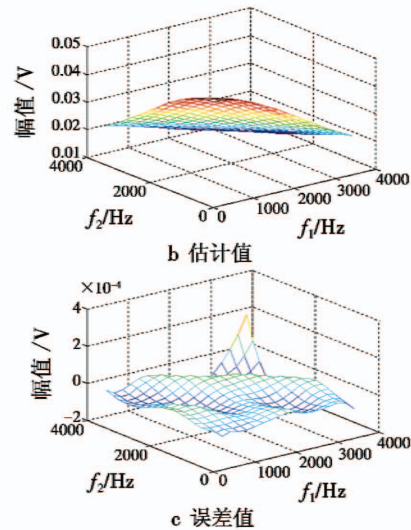
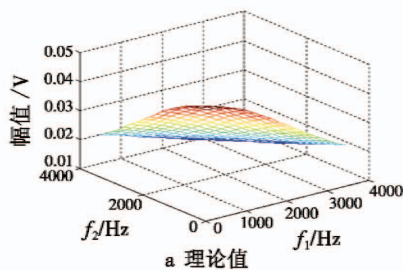


图 9 二阶核 $|H_2(j\omega_1, j\omega_2)|$ 频域辨识结果
Fig. 9 The 2nd-order kernel $|H_2(j\omega_1, j\omega_2)|$ frequency domain identification result

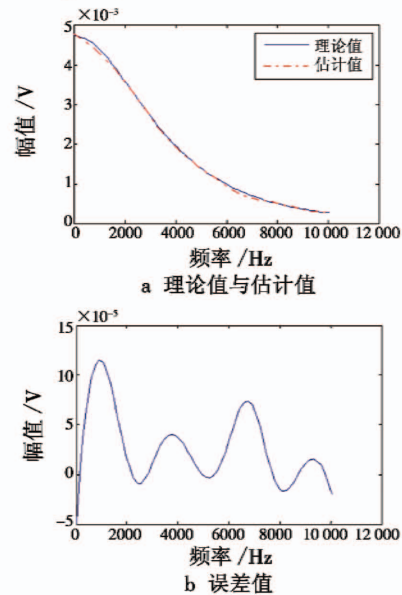


图 10 三阶核 $|H_3(j\omega_1, j\omega_2, j\omega_3)|$ 频域辨识结果
Fig. 10 The 3rd-order kernel $|H_3(j\omega_1, j\omega_2, j\omega_3)|$ frequency domain identification result

图 8a 为一阶核 $|H_1(j\omega)|$ 理论值与估计值, 图 8b 为一阶核 $|H_1(j\omega)|$ 误差曲线, 一阶核最大误差值为 0.000 87 V; 图 9a 和图 9b 分别为二阶核 $|H_2(j\omega_1, j\omega_2)|$ 理论值与估计值, 图 9c 为二阶核 $|H_2(j\omega_1, j\omega_2)|$ 误差值, 二阶核最大误差值为 0.000 23 V; 图 10a 为三阶核 $|H_3(j\omega_1, j\omega_2, j\omega_3)|$ 理论值与估计值, 图 10b 为三阶核 $|H_3(j\omega_1, j\omega_2, j\omega_3)|$ 误差值, 三阶核最大误差值为 0.000 12 V。由此看出, 本文提出的多音激励下基于 BP 神经网络的 Volterra 频域核分阶辨识方法的精度较高。在实际应用中, 根据不同需求, 可通过增加多音信号的组数和每组多音信号的音数等方法, 来提高辨识精度。

4 结束语

本文首先对 Volterra 频域核的测量方法进行研究, 根据不同阶的 Volterra 频域核对应不同频率成分的特性, 采用神经网络对其进行分阶辨识, 同时对神经网络的激活函数、输出函数等进行分析, 采用平均相对误差和决定系数两个评价指标来确定隐含层的神经元个数, 给出了基于神经网络的 Volterra 频域核辨识方法具体流程, 最后通过非线性电路仿真验证了所提方法的有效性。该方法过程简单, 准确度高, 对非线性系统的研究具有实际意义。

参考文献

- [1] ZHU A, BRAIL T J. Behavioral modeling of RF power amplifiers based on pruned Volterra series[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2004, 14: 563-565.
- [2] KERSCHEN G, WORDEN K, VAKAKIS A F, et al. Past, present and future of nonlinear system identification in structural dynamics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(3): 505-592.
- [3] 曹建福, 韩崇昭, 方洋旺. 非线性系统理论及应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2006.
- [4] HAN C Z. A general formula of generalized frequency response functions of nonlinear differential equations[R]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 1992.
- [5] 魏瑞轩, 韩崇昭, 张优云. 非线性系统故障诊断的 Volterra 模型方法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(11): 1736-1752.
- [6] 殷时蓉, 陈光禹, 谢永乐. Volterra 核的测量及在非线性的模拟电路测试中的应用[J]. 控制与决策, 2006, 21(10): 1134-1137.
- [7] 刘本德, 胡昌华. 基于 Volterra 频域核辨识的非线性模拟电路故障诊断[J]. 控制与决策, 2009, 24(8): 1167-1171.
- [8] HAN H T, MA H G, TAN L N, et al. Non-parametric identification method of Volterra kernels for nonlinear systems excited by multitone signal[J]. Asian Journal of Control, 2014, 16(2): 519-529.
- [9] 殷礼胜, 何怡刚, 董学平, 等. 交通流量 VNNTF 神经网络模型多步预测研究[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 2066-2072.
- [10] 梁丽, 陈磊, 李琦. 基于神经网络和 Volterra 级数的机理模型优化[J]. 计算机仿真, 2015, 32(8): 351-355.
- [11] 曹建福, 韩崇昭, 方洋旺. 非线性系统理论及应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2005.
- [12] 韩海涛, 马红光, 韩琨, 等. 关于 Volterra 频域核辨识的多音激励信号设计[J]. 工程设计学报, 2012, 19(2): 123-127.
- [13] HAYKIN S. 神经网络设计[M]. 叶世伟, 史忠植, 译. 北京: 机械工业出版社, 2004.

下 期 要 目

基于积分滑模控制的飞行器主动容错控制技术研究
 基于 TDOA 的多机协同闭环最优控制方法
 基于改进动态差分进化算法的点云配准
 基于毫米波辐射截面特征的装甲目标识别方法
 基于拓扑不变性的深空背景微弱目标检测方法
 四旋翼无人机轨迹跟踪控制系统设计
 基于粒子群优化模糊小波网络的目标威胁评估

四旋翼飞行器导航系统的数据融合方法
 基于 ADS-B 的时间轴映射航路冲突检测算法
 基于机载光电平台的目标跟踪与轨迹预测算法
 基于广义二次相关的稀疏傅里叶变换时延估计算法
 扰动引力对高超声速跳跃-滑翔弹道的影响分析
 雾中红外辐射传输衰减特性分析
 基于 Rhapsody 的综合航电火控系统图形化设计研究