

正弦逆变波形的神经网络内模控制算法

杨金辉¹, 郜克存², 戴瑜兴^{3,2}, 洪天宇⁴

(1. 华为技术有限公司, 北京 100095; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082;
3. 温州大学物理与电子信息工程学院, 浙江温州 325035; 4. 斯伦贝谢中国公司, 北京 100015)

摘 要: 单相逆变电源的输出电压波形质量是衡量其性能的重要指标之一. 本文提出了一种正弦逆变波形的神经网络内模控制算法, 建立两个 BP 神经网络预估器, 一个作为单相逆变器的内部模型, 预测实际的波形输出; 一个根据预测误差建立内模控制器, 在线修正和补偿内部模型使之最大程度的匹配单相逆变器. 仿真和实验结果表明, 该算法克服了系统中存在的不确定性, 有效的提高了系统的逆变波形质量和负载适应性.

关键词: 单相逆变电源; 内模原理; BP 神经网络; 波形控制

中图分类号: TM921.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 07-1345-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.07.010

Output Waveform Control of Single-Phase Inverter Based on Neural Network Internal Model Theory

YANG Jin-hui¹, GAO Ke-cun², DAI Yu-xing^{3,2}, HONG Tian-yu⁴

(1. Huawei Technologies Co., Ltd, Beijing 100095, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;

3. College of Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University, Wenzhou, Zhejiang 325035, China;

4. Schlumberger China S. A, Beijing 100015, China)

Abstract: The quality of output waveform is one important factor for the single-phase inverter. This paper proposed the algorithm based on neural network internal model theory, which is used for an output sine waveform control. Based on this control algorithm, two back propagation estimate neural networks were established. One is the internal model of single-phase inverter, which is used to estimate the actual output waveform. The other one is used to make the internal model to fit the actual single-phase inverter due to the estimate error. We finished the simulation and experiment, where the algorithm was proved that it could improve the output waveform quality and load compatibility.

Key words: single-phase inverter; internal model theory; back propagation neural network; waveform control

1 引言

逆变电源的一项重要指标是输出电压谐波含量. 在实际工程中, 逆变器输出滤波单元使得输出阻抗呈现二阶感容特性, 各类非线性负载容易造成正弦逆变电源的电流畸变, 造成逆变输出电压畸变, 以致影响系统的稳定性. 如何处理非线性是解决输出电压波形畸变的关键问题之一.

内模控制是一种基于过程数学模型来设计控制器的策略. 其主要特点是结构清晰、设计简单, 在线调节参数少, 尤其是鲁棒性好, 抗干扰性强, 适用于非线性系统, 但要求精确的内部模型. 实际工程中, 往往无法精确建模, 并且当被控对象含有滞后特性或不稳定的零、极

点时, 内模控制器将无法实现或不稳定. 考虑到神经网络能够任意逼近函数且有自学习能力, 本文提出了一种正弦逆变波形的神经网络内模控制算法, 建立两个 BP (Back Propagation) 神经网络预估器, 一个作为单相逆变器的内部模型, 预测实际的波形输出; 一个根据预测误差建立内模控制器, 在线修正和补偿内部模型使之最大程度的匹配单相逆变器. 仿真与实验结果表明, 该算法能够克服系统中存在的不确定性, 有效的提高了系统的逆变波形质量和负载适应性.

2 单相逆变电源的数学模型

单相全桥逆变器主电路见图 1, U_d 为直流母线电压; S1-S4 为理想功率开关器件 IGBT 模块; $u_{in}(t)$ 为逆

变器输出的 PWM 脉冲序列电压,作为被控对象的输入; r 为考虑各种阻尼因素的综合等效电阻; $i_L(t)$ 为流过滤波电感的电流; $v_c(t)$ 为逆变输出电压; R 是系统负载; $i_o(t)$ 为负载电流,视作系统扰动^[1,2].

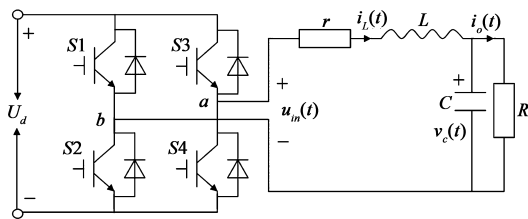


图1 单相全桥逆变器主电路

取电容电压 $v_c(t)$ 和电感电流 $i_L(t)$ 为系统状态变量,列出系统状态方程:

$$\dot{x} = Ax + B_1 u_{in}^* + B_2 i_o; y = Cx \quad (1)$$

式中 $A = \begin{bmatrix} 0 & 1/C \\ -1/L & -r/L \end{bmatrix}; B_1 = [0 \quad 1/L]^T;$

$B_2 = [-1/C \quad 0]^T; C = [1 \quad 0]; x = [v_c(t) \quad i_L(t)]^T.$

可推出输出电压 $v_c(t)$ 与逆变器输入电压 $u_{in}(t)$ 之间的传递函数为:

$$G(s) = \frac{v_c(s)}{u_{in}(s)} = \frac{1}{CLs^2 + (\frac{L}{R} + rC)s + 1 + \frac{r}{R}} \quad (2)$$

3 基于神经网络内模的波形控制算法设计

图2为单相正弦逆变电源的神经网络内模控制结构框图.图中,控制对象为单相逆变器,NNM为采用BP神经网络辨识单相逆变器内部模型,与逆变器并联,逆变器输出与内部模型输出之差 $e_m(s) = y(s) - y_m(s)$ 作为NNM模型误差反馈信号.NNC为BP神经网络内模控制器,输出逆变器工作所需的控制信号 $u(s)$, $e_c(s) = r(s) - y(s)$ 为系统输入与逆变器输出之差. $G_f(s)$ 为反馈通道中的滤波器,用来抑制输出震荡,获得期望动态特性和鲁棒性; $e_f(s)$ 为 $e_m(s)$ 通过 $G_f(s)$ 后的反馈量.

单相逆变电源实际运行时,先根据逆变器的输入输出采样数据建立NNM和NNC的BP神经网络初始模型,然后通过对目标函数求极小值在线确定最优控制量 $u(s)$,使逆变器的输出 $y(s)$ 能够很好地跟踪输入正

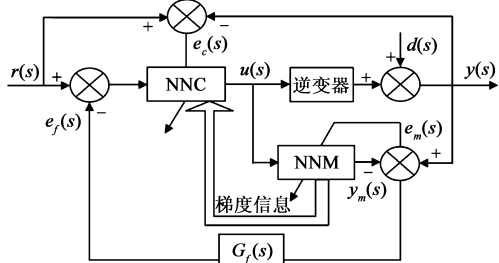


图2 单相正弦逆变电源的神经网络内模控制结构框图

弦信号 $r(s)$.

3.1 神经网络内部模型(NNM)的建立

设单相逆变电源为SISO离散时间非线性系统,有:

$$y(k+1) = d(k) + f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] \quad (3)$$

式中, $d(k)$ 为干扰噪声, $\{y(k+1)\}, \{u(k)\}$ 的阶次分别为 n, m 的输出、输入时间序列. 采用三层BP神经网络来建立内部模型^[3,4]. 设网络输入层节点与隐层节点间的网络权值为 w_{2ij} , 阈值为 θ_{2i} ; 隐层节点与输出层节点间的网络权值为 v_{3i} , 阈值为 θ_{3i} ; 网络期望输出为 $r(k)$, 实际对象输出为 $y(k)$, 输入层的输入/输出样本对长度为 N , 则有:

输入层输入

$$x_{1j}(k) = \begin{cases} u(k-j), & 0 \leq j \leq m-1 \\ y(k-j+m), & m \leq j \leq m+n-1 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{隐层输入 } net_{2i}(k) = \sum_{j=1}^{n+m-1} w_{2ij}(k) x_{1j}(k) + \theta_{2i}(k) \quad (5)$$

$$\text{隐层输出 } x_{2i}(k) = f(net_{2i}(k)) = \frac{1}{1 + e^{-net_{2i}(k)}} \quad (6)$$

$$\text{输出层输入 } net_{3i}(k) = \sum_{j=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) + \theta_{3i}(k), \quad (7)$$

m_1 为隐层节点数;

$$\text{输出层输出 } y_m(k) = f(net_{3i}(k)) = \frac{1}{1 + e^{-net_{3i}(k)}} \quad (8)$$

NNM的训练性能指标函数

$$E = \sum_{k=1}^N \left[\frac{(y(k) - y_m(k))^2}{2} \right] \rightarrow \min \quad (9)$$

网络权值和阈值修正公式为:

$$w_{2ij}(k+1) = w_{2ij}(k) + \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(2)}(k) x_{1j}(k) + \alpha [w_{2ij}(k) - w_{2ij}(k-1)] \quad (10)$$

$$v_{3i}(k+1) = v_{3i}(k) + \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(3)}(k) x_{2i}(k) + \alpha [v_{3i}(k) - v_{3i}(k-1)] \quad (11)$$

$$\theta_{2i}(k+1) = \theta_{2i}(k) - \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(2)}(k) + \alpha [\theta_{2i}(k) - \theta_{2i}(k-1)] \quad (12)$$

$$\theta_{3i}(k+1) = \theta_{3i}(k) - \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(3)}(k) f'(net_{3i}(k)) + \alpha [\theta_{3i}(k) - \theta_{3i}(k-1)] \quad (13)$$

其中, $\delta_i^{(2)}(k) = f'(net_{2i}(k)) \delta_i^{(3)}(k) v_{3i}(k)$, 表示隐层节点误差; $\delta_i^{(3)}(k) = y(k) - y_m(k)$, 表示输出层节点误差; η 为学习速率, α 为动量因子.

3.2 神经网络逆模型(NNC)的建立

内模控制器是被控对象单相逆变电源模型的逆, 可证明式(3)非线性系统的逆存在^[5,6]. 我们希望单相逆变电源的输出无偏差跟踪正弦输入, 即 $y(k) =$

$r(k), \dots, y(k-n+1) = r(k-n+1)$. 神经网络逆模型 NNC 也采用三层 BP 网络结构, 表示为:

$$u(k) = f^{-1}[r(k+1), r(k), \dots, r(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (14)$$

式中 $r(k+1)$ 通过 k 时刻和 $k-1$ 时刻的采样值获得, $r(k+1) = 2r(k) - r(k-1)$. 结合图 2, NNC 的输入加上反馈量 $e_f(s) = G_f(s)e_m(s) = G_f(s)(y(s) - y_m(s))$, 故式(14)可表示为:

$$u(k) = \varphi[r(k), \dots, r(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1), e_f(k)] \quad (15)$$

设网络输入层节点与隐层节点间的网络权值为 t_{2ij} , 隐层节点与输出层节点间的网络权值为 b_{3i} , 网络输出为 $u(k)$, 从对系统的影响和计算简便的角度, 暂不考虑阈值. 对于神经网络逆模型有:

输入层输入

$$c_{1j}(k) = \begin{cases} r(k-j), & 0 \leq j \leq p-1 \\ u(k-j+p-1), & m \leq j \leq p+q-2 \\ e_f(k) \end{cases} \quad (16)$$

$$\text{隐层输入 } o_{2i}(k) = \sum_{j=1}^{p+q-1} t_{2ij}(k) c_{1j}(k) \quad (17)$$

$$\text{隐层输出 } g_{2i}(k) = f(o_{2i}(k)) = \frac{1}{1 + e^{-o_{2i}(k)}} \quad (18)$$

$$\text{输出层输入 } o_{3i}(k) = \sum_{j=1}^{m_2} b_{3i}(k) g_{2i}(k), m_2 \text{ 为隐层节点数}; \quad (19)$$

$$\text{输出层输出 } u(k) = f(o_{3i}(k)) = \frac{1}{1 + e^{-o_{3i}(k)}} \quad (20)$$

神经网络训练性能指标函数

$$J = \sum_{k=1}^N \left[\frac{(r(k) - y(k))^2}{2} \right] \rightarrow \min \quad (21)$$

网络权值修正公式为:

$$t_{2ij}(k+1) = t_{2ij}(k) + \eta' \frac{\partial J}{\partial t_{2ij}} + \alpha' [t_{2ij}(k) - t_{2ij}(k-1)] \quad (22)$$

$$b_{3i}(k+1) = b_{3i}(k) + \eta' \frac{\partial J}{\partial b_{3i}} + \alpha' [b_{3i}(k) - b_{3i}(k-1)] \quad (23)$$

式(22)中, $\frac{\partial J}{\partial t_{2ij}} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial g_{2i}} \frac{\partial g_{2i}}{\partial o_{2i}} \frac{\partial o_{2i}}{\partial t_{2ij}}$, 用 $\partial y_m(k) / \partial u(k)$ 代替 $\partial y(k) / \partial u(k)$, 结合 NNM 的输入、输出关系得:

$$\frac{\partial y}{\partial u} = \frac{\partial y_m}{\partial u} = \frac{\partial y_m}{\partial x_{2i}} \frac{\partial x_{2i}}{\partial net_{3i}} \frac{\partial net_{3i}}{\partial x_{1j}} = \sum_{i=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) (1 - x_{2i}(k)) \sum_{j=1}^{m_2} w_{2ij}(k) \quad (24)$$

设 $\delta_i^{(1)}(k) = \delta^{(2)}(k) b_{3i}(k) g_{2i}(k) (1 - g_{2i}(k))$, $\delta^{(2)}(k) = r(k) - y(k)$, 则有:

$$\frac{\partial J}{\partial t_{2ij}} = \sum_{k=1}^N \left[-\delta_i^{(1)}(k) c_{1j}(k) \sum_{i=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) \right. \\ \left. \cdot (1 - x_{2i}(k)) \sum_{j=1}^{m_2} w_{2ij}(k) \right] \quad (25)$$

同理可得:

$$\frac{\partial J}{\partial b_i} = \sum_{k=1}^N \left[-\delta^{(2)}(k) g_{2i}(k) \sum_{i=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) \right. \\ \left. \cdot (1 - x_{2i}(k)) \sum_{j=1}^{m_2} w_{2ij}(k) \right] \quad (26)$$

将式(25)、(26)代入式(22)、(23)可得权值调整公式:

$$t_{2ij}(k+1) = t_{2ij}(k) + \alpha' [t_{2ij}(k) - t_{2ij}(k-1)] \\ - \eta' \sum_{k=1}^N \left[\delta_i^{(1)}(k) c_{1j}(k) \sum_{i=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) \right. \\ \left. \cdot (1 - x_{2i}(k)) \sum_{j=1}^{m_2} w_{2ij}(k) \right] \quad (27)$$

$$b_{3i}(k+1) = b_{3i}(k) + \alpha' [b_{3i}(k) - b_{3i}(k-1)] \\ - \eta' \sum_{k=1}^N \left[\delta^{(2)}(k) g_{2i}(k) \sum_{i=1}^{m_1} v_{3i}(k) x_{2i}(k) \right. \\ \left. \cdot (1 - x_{2i}(k)) \sum_{j=1}^{m_2} w_{2ij}(k) \right] \quad (28)$$

3.3 神经网络逆变控制器设计

由式(1)逆变器的状态方程可推出其传递函数的

$$\text{动态模型为: } P(z) = \frac{y(z)}{u(z)} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (29)$$

$$\text{其差分方程为: } y(k) = b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) \\ - a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) \quad (30)$$

由上式可知, 单相逆变电源的输出 $y(k)$ 与 $u(k-1)$ 、 $u(k-2)$ 、 $y(k-1)$ 、 $y(k-2)$ 有关, 故 BP 神经网络预估器的输出为 $y(k+1)$, 输入为 $[u(k-1); u(k); y(k-1); y(k)]$, 经反复试验确定隐层含有 4 个节点, 神经网络正模型 NNM 是 4-4-1 结构的 BP 网络, 见图 3, 性能指标函数 $E = [y(k) - y_m(k)]^2 / 2$; 神经网络内膜控制器 NNC 的输入为 $[r(k-1); r(k); u(k-1); u(k); e_f(s)]$, 是一个 5-4-1 结构的 BP 网络, 性能指标函数 $J = [r(k) - y(k)]^2 / 2$.

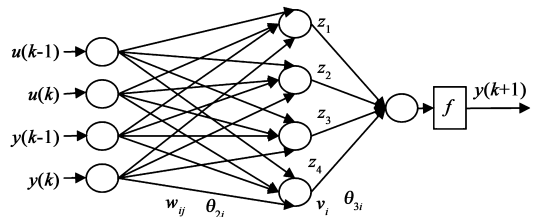


图3 逆变电源神经网络预估器BP网络结构

内膜控制器 NNC 的设计前提是对象稳定且模型准确^[7]. 若模型失配或扰动 $d(s)$ 不为零时, 即使对象模型与内膜控制器都稳定, 闭环系统也可能不稳定. 可在反馈通道中增设滤波器 $G_f(s)$ 来抑制输出振荡, 保持系统

的稳定和无静差特性. 另外, 在输入通道上插入滤波器 $G_r(s)$, 以减少突加设定值的冲击, 平滑噪声, 增强系统的鲁棒性, 改善系统动态响应. 如果令 $G_f(s) = G_r(s)$, 则实用的内模控制器的结构图见图 4, $f(s) = 1/(\lambda s + 1)$, 取一阶滤波器.

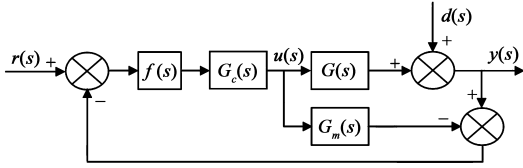


图4 实用内模控制器结构

4 系统仿真及分析

通过在 Matlab 中建立 M 函数对本文提出的单相逆变电源神经网络模型进行训练和学习. 神经网络内模控制系统包括图 2 所示的 NNM 和 NNC 模型, 采用离线训练和在线修正的方法建立 NNM 和 NNC. 输入矢量是若干个不同负载电压的采样数据, 覆盖整个工作区间, 保证系统获得足够丰富的训练样本; 输出矢量是单相逆变器的输出电压. 图 5 给出了神经网络训练结果, 可以看出训练初期, 神经网络收敛速度较快, 训练后期神经网络收敛速度较慢, 经过 600 步训练后, 误差的均方差小于 0.0001, 可认为神经网络此时与逆变器的动力学特性相一致.

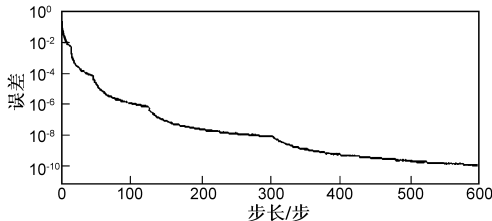


图5 神经网络的训练结果

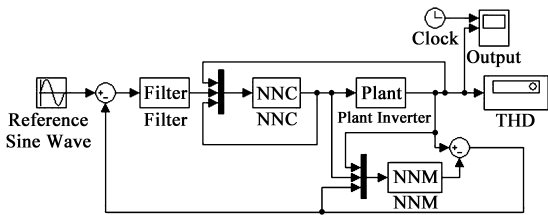


图6 基于神经网络内模的单向逆变电源Matlab仿真模型

基于神经网络内模的单相正弦逆变电源 Matlab 仿真模型见图 6, Filter 为滤波器模块, NNC 为神经网络控制器模块, Plant 为正弦逆变电源, NNM 为系统正模型模块. 图 6 中滤波器 $f(s) = 1/(\lambda s + 1)$, 当系统输入阶跃信号时, 分别取 $\lambda = 0.4$ 和 $\lambda = 0.9$, 系统的输出见图 7. 由图可以看出, λ 值大, 系统响应速度慢, 但是超调小; λ 值小, 系统响应速度快但超调大. 为了兼顾响应速度和系统稳定性, 取 $\lambda = 0.5$.

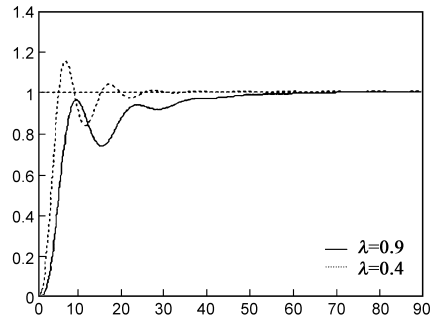


图7 滤波器参数λ对系统输出的影响

基于神经网络内模算法的逆变电源仿真电路参数如表 1 所示.

表 1 单相逆变电源电路及负载参数

PWM 逆变器参数		负载参数	
直流母线电压 U_d	400V	阻性负载	5Ω
线路等效电阻 r	0.05Ω	线路电阻	0.05Ω
输出滤波电感 L	3mH	滤波电感	1mH
输出滤波电容 C	40μF	滤波电容	2200μF
额定输出电压频率 f_0	50Hz	负载电阻	5Ω
采样频率 f_s	10kHz		

图 8 为神经网络内模控制下单相正弦逆变电源带各类负载的电压、电流仿真波形图. 图 8(a)为阻性负载逆变输出电压、电流波形, THD 值为 0.22%; 为了提高

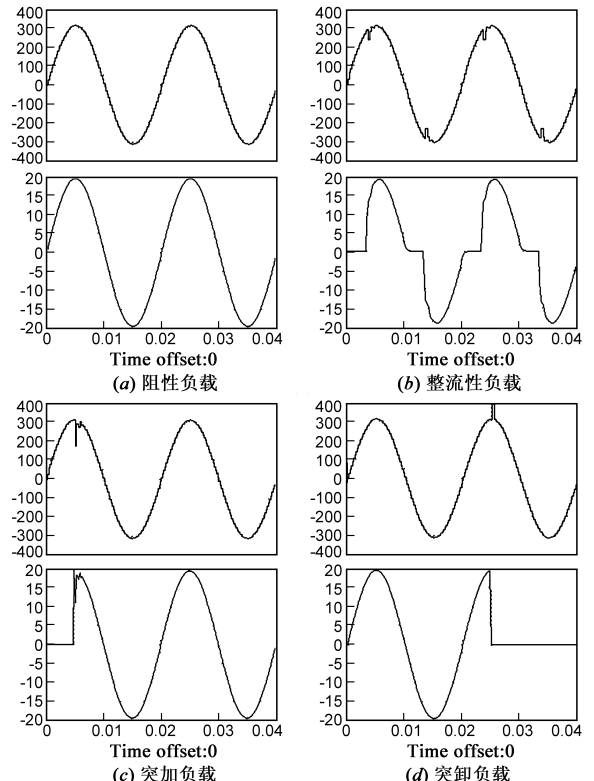


图8 基于神经网络内模控制的正弦逆变电源仿真波形

仿真的真实性,在系统中加入了一定带宽与功率的随机白带噪声,逆变输出波形仍然十分光滑.图 8(b)为全波可控整流感性负载系统逆变输出电压、电流波形,晶闸管的触发角约为 60°和 240°,THD 值为 0.92%;图 8(c)与图 8(d)为系统突加与突卸阻性负载时的系统逆变输出动态响应波形,THD 值分别为 0.42%和 0.47%.

由以上仿真结果可知,神经网络内模很好地预估了单相正弦逆变电源系统,在系统接阻性负载时,系统输出电压无稳态误差,THD 值很小;当系统接非线性负载时,输出电压仍具有较低的 THD 值,小于 1%.系统具有一定的鲁棒性和抗扰性,很好的满足了单相正弦逆变电源的控制要求.

为了进一步对比分析,对单相正弦逆变电源系统波形控制策略进行了仿真综合比较,分别建立了基于 PID 控制、无差拍控制、重复控制^[7~9]的单相逆变电源 Matlab 仿真模型.表 2 和表 3 分别为系统接阻性负载和整流性负载时,PID 控制、无差拍控制、重复控制、神经网络内模控制的波形参数比较.

表 2 阻性负载下的各类控制输出波形参数比较

	PID 控制	无差拍控制	重复控制	神经网络内模控制
基波电压值	225.3	222.6	222.1	220.7
输出电压 THD 值	4.25	1.23	1.13	0.22

表 3 整流性负载下的各类控制输出波形参数比较

	PID 控制	无差拍控制	重复控制	神经网络内模控制
基波电压值	225.2	222.8	222.5	220.8
输出电压 THD 值	5.3	3.2	1.6	0.92

由表 2 可以看出,各类控制系统的基波电压值都稳定在 220V 左右.其中神经网络内模控制系统的电压稳态误差最小(仅为 0.7V),输出电压的 THD 值也最小(仅为 0.22).由表 3 可知,神经网络内模控制系统的电压稳态误差最小(仅为 0.8V),输出电压的 THD 值也最小(仅为 0.92).

5 系统实验及分析

利用 TI 的 TMS320LF2407A 微控制器^[10]、FUJI 的 IGBT 2MBH100PC-140、IGBT 专用驱动光耦 HCPL3120 等研制了一台 6kW 单相逆变电源实验样机,样机主电路同图 1,系统主要参数设定同表 1.实际工程中,一般忽略等效阻尼电阻 r ,根据式(2)和式(29)可得系统传递函数的动态模型.神经网络内模控制算法采用编程实现,图 9 为 BP 神经网络内模控制算法的流程.

神经网络正模型 NNM 的学习速率 $\eta = 0.5$,动量因

子 $\alpha = 0.5$,神经网络逆模型 NNC 的学习速率 $\eta' = 0.3$,动量因子 $\alpha' = 0.5$.初始权值选择 $(-1,1)$ 之间的随机数,滤波器 $f(s) = 1/(0.5s + 1)$,设定网络的误差值 $\epsilon = 0.01$,训练次数为 500.

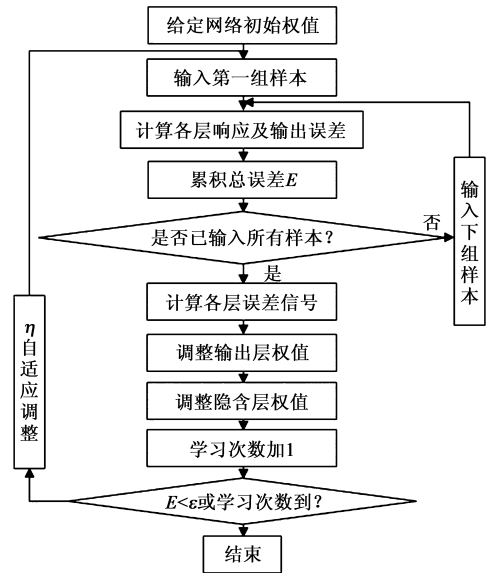
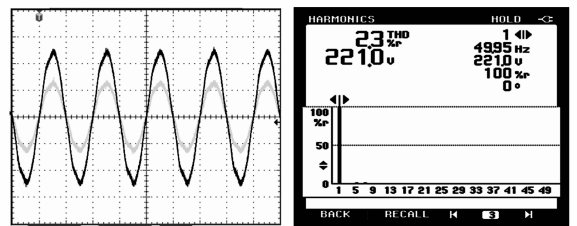


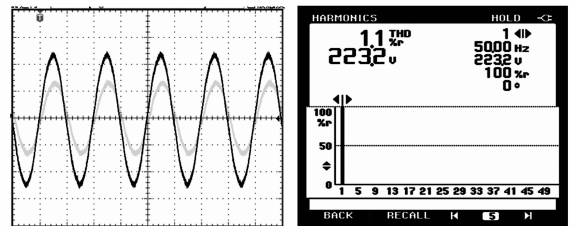
图 9 BP神经网络内模控制算法流程图

图 10(a)为单相逆变电源电路在 6kW 纯阻性负载条件下输出电压和电流波形,THD 值为 2.3%,见图 10(b),控制器有效的抑制了波形畸变.图 11(a)为单相逆变电源电路在 6kW 电感和电阻混合负载条件下输出电压和电流波形,电感负载本身相当于对输出波形进行了 2 次滤波,THD 值为 1.1%,见图 11(b).



(a)输出电流电压波形图 (b)输出电压失真度

图 10 实测阻性负载系统输出图



(a)输出电流电压波形图 (b)输出电压失真度

图 11 实测混合负载系统输出图

图 12、图 13 分别为突加、突卸负载时单相逆变电源电路的输出电压电流波形图,负载剧烈变化前后输出电压无论是幅值还是失真度都没有明显变化.综合

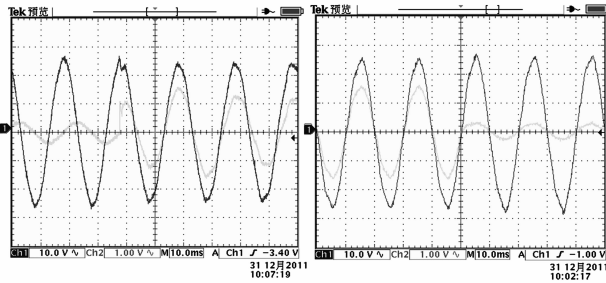


图12 突加负载系统输出电压
电流波形图

图13 突卸负载系统输出
电压电流波形图

所述,所设计的算法对不同类型的负载具有很好的适应性,具有很大的实用价值。

6 结论

(1)提出了一种基于神经网络内模原理的正弦逆变波形控制算法,在建立的单相逆变电源数学模型基础上,建立两个 BP 神经网络预估器,一个作为单相逆变器的内部模型,预测实际的波形输出;一个根据预测误差建立内模控制器,在线修正和补偿内部模型使之最大程度的匹配单相逆变器.建立了系统的 Matlab 仿真模型和实验平台。

(2)仿真与实验结果表明:基于神经网络内模控制的单相正弦逆变电源系统,逆变输出电压稳定、波形畸变小,具备很好的非线性负载适应性。

总之,神经网络内模控制技术具有极高的工程实用价值,本文内容及结论极大的丰富了其在正弦逆变电源系统中的相关研究,为单相正弦逆变电源波形控制提供了新的参考。

参考文献

- [1] 易龙强,戴瑜兴.基于 DSP 的单相 SVPWM 技术与零序信号分析[J].电子学报,2007,35(12):2289-2293.
Longqiang Yi, Yuxing Dai. DSP based single-phase SVPWM technique and zero-sequence signal analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 2289-2293. (in Chinese)
- [2] 杨金辉,戴瑜兴,易龙强.基于 DSP 的 SVPWM 与载波 PWM 的统一性研究[J].电子学报,2010,38(7):1646-1653.
Jinhui Yang, Yuxing Dai, Longqiang Yi. DSP based equivalence of SVPWM and carrier-based PWM study[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1646-1653. (in Chinese)
- [3] Albert R, et al. Statistical mechanics of complex networks[J]. Rev Modern Phys(S0034-6861), 2002, 74(1): 47-97.
- [4] Newman M J. The structure and function of complex network [J]. SIAM Review (S0036-1445), 2003, 45(2): 167-256.
- [5] Isabelle Rivalls, Leon Peronnaz. Nonlinear internal model control using neural networks: Application to process with delay and ddesign issues[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,

2000, 11(1): 80-90.

- [6] Lihui Zhou, Pu Han, Daogang Peng, et al. The method and application of the internal model control based on online self-learning neural networks[A]. Proceedings of the 2002 International Conference on Control and Automation[C]. ISBN: 0-7803-7413-4, Xiamen, China, 2002. 559-563.
- [7] 易龙强,戴瑜兴. UPS 逆变器数字控制技术[J]. 低压电器, 2006, 2: 47-50.
Longqiang Yi, Yuxing Dai. Digital control techniques of UPS inverter[J]. Low Voltage Apparatus, 2006, 2: 47-50. (in Chinese)
- [8] Li Kuanyu, Dai Yuxing. Digital control research of sinusoidal waveform inverter[A]. Conference Proceedings of the Sixth International Conference on Electronic Measurement and Instruments[C]. Taiyuan, China, 2003. 333-337.
- [9] 杨金辉,戴瑜兴,易龙强.基于重复控制原理的正弦逆变控制[J].电力电子技术,2010,44(5):65-66,72.
Jinhui Yang, Yuxing Dai, Longqiang Yi. Sine inverter control based on repetitive control arithmetic[J]. Power Electronics, 2010, 44(5): 65-66, 72. (in Chinese)
- [10] TI Instruments. TMS320LF/LC240xA DSP Controllers System and Peripherals Reference Guide (Rev. B) [R]. Texas Instruments, Literature Number SPRU357B, 2001. 179-184.

作者简介



杨金辉 女,1983 年出生于湖南省新化市,工学博士,主要研究领域为数字化电源设计理论与应用。

E-mail: yjh1413@163.com



郁克存 男,1981 年出生于河南省洛阳市,湖南大学电气与信息工程学院博士研究生.主要研究领域为数字化系统设计理论与应用。

E-mail: kcgao@sohu.com

戴瑜兴 男,1956 年出生于湖南省浏阳市,工学博士,教授,博士生导师.主持完成科研课题 30 余项,出版著作 6 部,发表论文 100 余篇,获省部级科技进步奖 9 项.中国电子学会高级会员,中国电子学会本科生教育委员会委员等.目前主要研究领域为:数字化系统设计理论与应用,现代网络与通信技术。

E-mail: daiyx@hnu.cn

洪天宇 男,1983 年出生于湖南省衡阳市,主要研究领域为数字化电源设计理论与应用. E-mail: hong3@slb.com