

数字化三相大功率逆变波形内模控制方法

郜克存¹, 杨金辉², 戴瑜兴¹, 洪天宇³

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082; 2. 中国电子学会, 北京 100036;
3. 斯伦贝谢中国公司, 北京 100015)

摘要: 针对三相逆变电源数学模型在旋转 $\alpha\beta$ 坐标系下的特点, 提出了基于神经网络内模原理的逆变波形控制方案. 用神经网络预估器作为逆变器的内部模型, 用神经网络辨识预估逆变器正模型及其逆模型, 在线修正、补偿内部模型与被控逆变器之间的模型失配. 仿真和实验结果表明, 该方案控制下系统稳压精度高, 有较快的动态响应.

关键词: 三相逆变电源; 逆变波形控制; 内模控制; 神经网络

中图分类号: TM921.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 08-1883-06

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

GAO Ke-cun¹, YANG Jin-hui², DAI Yu-xing¹, HONG Tian-yu³

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;
2. Chinese Institute of Electronics, Beijing 100036, China;
3. Schlumberger Group, Beijing 100015, China)

Abstract: According to the characteristic of three-phase inverter based on $\alpha\beta$ rotating frame, this paper presented a control scheme of inverter output waveform control based on neural network internal model theory. The control scheme took a neural network estimate model as the internal model of three-phase inverter to estimate the actual output waveform. The simulation and experiment verify the scheme can work well. Highly accurate steady output, fast response and less distorted waveform is gained.

Key words: three-phase inverter; inverter waveform control; internal model theory; neural network

1 引言

近年来, 逆变电源在许多特殊而重要的场合应用越来越广泛, 如金融部门、通信系统、医疗中心等, 这些场合对于逆变电源的输出电压波形, 主要有两方面的指标要求: 一是稳态精度高, 总谐波畸变率小, 基波分量相对参考波形在相位和幅值上均无静差; 二是动态性能好, 在外界扰动下, 调节快, 输出波形变化小^[1].

在工业控制领域相当多的控制问题可以用简单的 PID 控制解决. 但在噪声、扰动等条件影响下, 过程模型参数甚至结构均会发生变化, 采用常规 PID 控制难以获得满意的效果. 内模控制作为一种新型的控制方法, 具有结构简单、参数整定直观明了、在线调整容易、对于鲁棒及抗扰性的改善效果明显等优点, 但要求精确的内部模型^[2,3]. 而神经网络能够任意逼近函数且有自学习能力, 通过神经网络的自学习使得内模控制有着更好的自适应能力, 可以加大内模控制的被控对象的范围.

本文将神经网络运用到内模控制中, 针对三相逆变电源在旋转 $\alpha\beta$ 坐标系下的特点, 提出了一种基于神经网络内模原理的控制方案. 建立了神经网络内部模型 (NNM) 作为三相逆变器的内部模型, 对实际输出起预测作用, 同时根据预测误差建立神经网络内模控制器, 在线修正补偿内部模型与实际被控对象之间的模型失配. 实验结果表明该控制方案能够克服系统参数扰动或外界扰动对系统造成的影响, 使系统具有良好的鲁棒性和抗扰性.

2 三相逆变电源的数学模型

三相逆变电源主电路见图 1, U_d 为直流母线电压; S1-S6 为理想功率开关器件 IGBT 模块; 假定三相输出滤波单元对称, 滤波电容为 C , 滤波电感为 L , r 代表电感损耗、线路阻抗及开关开通和关断损耗的总效应, R 是系统负载.

由图 1 可以得到该三相逆变电源在静止 abc 坐标下的数学模型:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u}_{ab} \\ \dot{u}_{bc} \\ \dot{u}_{ca} \\ \dot{I}_a \\ \dot{I}_b \\ \dot{I}_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1/C & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/C & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1/C \\ -1/L & 0 & 0 & -r/L & r/L & 0 \\ 0 & -1/L & 0 & 0 & -r/L & r/L \\ 0 & 0 & -1/L & r/L & 0 & -r/L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{ab} \\ u_{bc} \\ u_{ca} \\ I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1/C & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1/C & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1/C \\ 1/L & -1/L & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/L & -1/L & 0 & 0 & 0 \\ -1/L & 0 & 1/L & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_A \\ U_B \\ U_C \\ I_{oa} \\ I_{ob} \\ I_{oc} \end{bmatrix} \quad (1)$$

可表示成

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T & 0 \\ 0 & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{u}}_u \\ \dot{\mathbf{I}}_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & (1/C) \cdot \mathbf{I}_3 \\ (-1/L) \cdot \mathbf{I}_3 & (-r/L) \cdot \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_u \\ \mathbf{I}_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & (-1/C) \cdot \mathbf{I}_3 \\ (1/L) \cdot \mathbf{A} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_i \\ \mathbf{I}_{oph} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, \mathbf{I}_3 为三阶单位阵, $i = A, B, C$; $\mathbf{u}_u = [u_{ab} \ u_{bc} \ u_{ca}]^T$ 为三相逆变输出滤波单元电容电压; $\mathbf{I}_l = [I_a \ I_b \ I_c]^T$ 为三相逆变输出滤波单元电感电流; $\mathbf{I}_{oph} = [I_{oa} \ I_{ob} \ I_{oc}]^T$ 为三相逆变输出滤波单元负载电流。

为消除各相之间的耦合并简化控制器的设计,在将线电压转换为相电压后,用式(3)对式(2)进行坐标变换。

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = T_{3S/2S} \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (3)$$

可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & (-1/C) \cdot T_{2S/3S} \\ (U_d/L) \cdot AT_{2S/3S} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u}_{\alpha\beta} \\ \dot{I}_{\alpha\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & (1/C) \cdot T_{2S/3S} \\ (-1/L) \cdot AT_{2S/3S} & (-r/L) \cdot AT_{2S/3S} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{\alpha,\beta} \\ I_{\alpha,\beta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & (-1/C) \cdot T_{2S/3S} \\ (U_d/L) \cdot AT_{2S/3S} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{\alpha,\beta} \\ I_{\alpha,\beta} \end{bmatrix} \quad (4)$$

对式(4)进行整理,可得到平衡三相逆变器在 $\alpha\beta$

坐标系下数学模型为:

$$\begin{bmatrix} \dot{u}_\alpha \\ \dot{u}_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{3C} \begin{bmatrix} \dot{i}_\alpha \\ \dot{i}_\beta \end{bmatrix} - \frac{1}{3C} \begin{bmatrix} I_{\alpha\alpha} \\ I_{\alpha\beta} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_\alpha \\ \dot{i}_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -r/L & 0 \\ 0 & -r/L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} - \frac{1}{L} \begin{bmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \end{bmatrix} + \frac{1}{L} \begin{bmatrix} U_\alpha \\ U_\beta \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$(u_\alpha \ u_\beta)^T = T_{3S/2S} \cdot (u_{ab} \ u_{bc} \ u_{ca})^T$$

$$(I_{\alpha\alpha} \ I_{\alpha\beta})^T = T_{3S/2S} \cdot (I_{oa} \ I_{ob} \ I_{oc})^T$$

$$(i_\alpha \ i_\beta)^T = T_{3S/2S} \cdot (I_a \ I_b \ I_c)^T$$

由上式可看出 α 轴上的状态变量 u_α, i_α 与 β 轴上的状态变量 u_β, i_β 没有任何耦合关系,彼此相互独立;系统在 $\alpha(\beta)$ 轴上的状态方程与单相逆变器的状态方程一致.可以得出结论:平衡三相逆变器模型经 3S/2S 坐标变换之后,可以等效为两个相互独立的单相逆变器.因此,只需两个完全相同的单相控制器分别对 α 相和 β 相进行控制,就可以实现对整个三相逆变电源的控制。

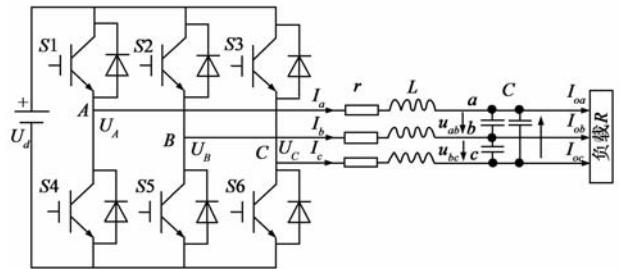


图1 三相逆变电源主电路

3 基于神经网络内模的逆变控制器设计

本文所采用的三相逆变电源神经网络内模控制系统结构见图 2, α 相和 β 相上的神经网络内模控制器完全相同,故仅介绍 α 相控制器的设计.图中,NNC 为神经网络内模控制器,产生逆变器工作所需的控制信号 $u_\alpha(s)$,NNM 为应用神经网络辨识的逆变器模型,与逆变器并联, α 相逆变器为控制对象,逆变器输出与模型输出之差 $e_m(s) = y_\alpha(s) - y_m(s)$ 用做 NNM 的模型误差反馈信号. $G_r(s)$ 为输入滤波器,减少突加设定值时的冲击,柔化控制动作; $G_f(s)$ 为反馈通道中的滤波器,用来抑制输出震荡,获得期望的动态特性和鲁棒性; $e_c(s)$

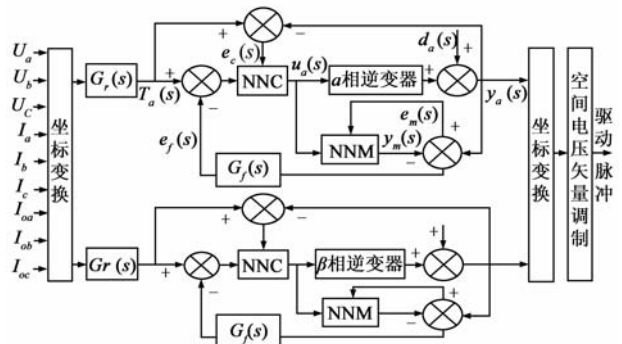


图2 三相逆变电源的神经网络内模控制结构图

为系统输入与控制对象输出之差. $e_f(s)$ 为 $e_m(s)$ 通过滤波器 $G_f(s)$ 后的反馈量.

逆变系统工作时,通过采样逆变器的输入输出数据,建立起 NNC 和 NNM 的初始模型,然后通过为目标函数求极小值在线确定最优控制量 $u_\alpha(s)$,使控制对象输出 $y_\alpha(s)$ 能够很好地跟踪输入信号 $r_\alpha(s)$.

3.1 神经网络内部模型(NNM)的建立

设被控对象数字化大功率三相逆变电源为 SISO 离散时间非线性系统,则有:

$$y_\alpha(k+1) = f[y_\alpha(k), \dots, y_\alpha(k-n+1), u_\alpha(k), \dots, u_\alpha(k-m+1)] + d_\alpha(k) \quad (7)$$

式中, $d_\alpha(k)$ 为 α 相干扰噪声, $\{y_\alpha(k+1)\}$ 、 $\{u_\alpha(k)\}$ 的阶次分别为 n 、 m 的输出、输入时间序列. 设三层 BP 神经网络输入为 $x_j(j=1, 2, \dots, p)$, 隐层输出为 $z_i(i=1, 2, \dots, q)$, 网络输出为 $y_m(k)$; 网络输入节点与隐节点间的网络权值为 w_{ij} , 隐节点与输出节点间的网络权值为 v_i , 输入层的阈值为 θ_i ; 输入/输出样本对长度为 N ; α 相网络期望输出为 $r_\alpha(k)$, α 相实际对象输出为 $y_\alpha(k)$ ^[4,5].

输入层输入为:

$$x_j(k) = \begin{cases} u_\alpha(k-j), & 0 \leq j \leq m-1 \\ y_\alpha(k-j+m), & m \leq j \leq m+n-1 \end{cases} \quad (8)$$

隐层输入为:

$$net_i(k) = \sum_{j=1}^p w_{ij}(k) x_j(k) + \theta_i(k) \quad (9)$$

隐层输出为:

$$z_i(k) = f(net_i(k)) = \frac{1}{1 + e^{-net_i(k)}}, \quad (10)$$

$$f'(net_i(k)) = z_i(k)(1 - z_i(k))$$

输出层输入为:

$$net_j(k) = \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) \quad (11)$$

输出层输出为:

$$y_m(k) = \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) \quad (12)$$

神经网络训练性能指标函数为:

$$E = \sum_{k=1}^N E(k) = \sum_{k=1}^N \left[\frac{(y_\alpha(k) - y_m(k))^2}{2} \right]$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_m^2(k) \leq \varepsilon, \quad \varepsilon > 0 \quad (13)$$

网络权值和阈值修正公式为:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(2)}(k) x_j(k) + \alpha [w_{ij}(k) - w_{ij}(k-1)] \quad (14)$$

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) - \eta \sum_{k=1}^N \delta_i^{(2)}(k)$$

$$+ \alpha [\theta_i(k) - \theta_i(k-1)] \quad (15)$$

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \eta \sum_{k=1}^N \delta^{(3)}(k) z_i(k) + \alpha [v_i(k) - v_i(k-1)] \quad (16)$$

其中, $\delta^{(3)}(k) = y_\alpha(k) - y_m(k)$, 表示输出层节点的误差; $\delta_i^{(2)}(k) = f'(net_i(k)) \delta^{(3)}(k) v_i(k)$, 表示隐层节点的误差, 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

内模控制器是对象模型的逆,可以证明式(7)非线性系统的逆存在^[6]. 在控制系统中,希望输出无偏差跟踪参考输入,因此有 $y_\alpha(k) = r_\alpha(k)$, \dots , $y_\alpha(k-n+1) = r_\alpha(k-n+1)$, 神经网络逆模型 NNC 也采用三层 BP 网络结构. 则其逆动态模型可用下式表示:

$$u_\alpha(k) = f^{-1}[r_\alpha(k+1), r_\alpha(k), \dots, r_\alpha(k-n+1), u_\alpha(k-1), \dots, u_\alpha(k-m+1)] \quad (17)$$

式(17)中, $r_\alpha(k+1)$ 为下一采样时刻系统的参考输入值,在 k 时刻 $r_\alpha(k+1)$ 往往是得不到的,但是 $r_\alpha(k+1)$ 的预测值可以通过对当前及以前时刻参考输入采样值的线性化预测得到,例如采用 k 时刻和 $k-1$ 时刻的采样值即可得到 $r_\alpha(k+1) = 2r_\alpha(k) - r_\alpha(k-1)$. 结合图 2, NNC 的输入还要加上一个反馈量 $e_f(s) = G_f(s) e_m(s) = G_f(s)(y_\alpha(s) - y_m(s))$, 故式(17)可以表示为:

$$u_\alpha(k) = f[r_\alpha(k), \dots, r_\alpha(k-n+1), u_\alpha(k-1), \dots, u_\alpha(k-m+1), e_f(k)] \quad (18)$$

神经网络逆模型 NNC 的辨识算法为:设网络输入为 $c_j(j=1, 2, \dots, p)$, 隐层输入为 o_i , 隐层输出为 $g_i(i=1, 2, 3)$, α 相网络输出为 $u_\alpha(k)$; 网络输入节点与隐节点间的网络权值为 t_{ij} , 隐节点与输出节点间的网络权值为 b_i ; 输入/输出样本对长度为 N ^[7,8].

输入层输入为:

$$c_j(k) = \begin{cases} r_\alpha(k-j), & 0 \leq j \leq m-1 \\ u_\alpha(k-j+m-1), & m \leq j \leq m+n-2 \\ e_f(k) \end{cases} \quad (19)$$

隐层输入为:

$$o_i(k) = \sum_{j=1}^p t_{ij}(k) c_j(k) \quad (20)$$

隐层输出为:

$$g_i(k) = f(o_i(k)) = \frac{1}{1 + e^{-o_i(k)}}, \quad (21)$$

$$f'(o_i(k)) = g_i(k)(1 - g_i(k))$$

输出层输入为:

$$o_j(k) = \sum_{i=1}^q b_i(k) g_i(k) \quad (22)$$

输出层输出为:

$$u_\alpha(k) = f(o_j(k)) = \frac{1}{1 + e^{-o_j(k)}} \quad (23)$$

神经网络训练性能指标函数为:

$$J = \sum_{k=1}^N J(k) = \sum_{k=1}^N \left[\frac{(r_\alpha(k) - y_\alpha(k))^2}{2} \right] \\ = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_c^2(k) \leq \epsilon, \quad \epsilon > 0 \quad (24)$$

式(24)中, $e_c(k) = r_\alpha(k) - y_\alpha(k)$, 不用 $y_m(k)$ 代替 $y_\alpha(k)$, 这样 NNC 的辨识精度不会因 NNM 的辨识精度而变化.

网络权值修正公式为:

$$t_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) + \eta' \frac{\partial J}{\partial t_{ij}} + \alpha' [t_{ij}(k) - t_{ij}(k-1)] \quad (25)$$

$$b_i(k+1) = b_i(k) + \eta' \frac{\partial J}{\partial b_i} + \alpha' [b_i(k) - b_i(k-1)] \quad (26)$$

式(25)中, $\frac{\partial J}{\partial t_{ij}} = \frac{\partial J}{\partial y_\alpha} \frac{\partial y_\alpha}{\partial u_\alpha} \frac{\partial u_\alpha}{\partial g_i} \frac{\partial g_i}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial t_{ij}}$, 对于具有非线性和时变性的对象, $\frac{\partial y_\alpha(k)}{\partial u_\alpha(k)}$ 很难精确得到, 但 BP 网络能够逼近任意非线性映射, 经过有限次的学习, $y_m(k)$ 能以一定精度逼近 $y_\alpha(k)$, 所以可以用 $\frac{\partial y_m(k)}{\partial u_\alpha(k)}$ 代替 $\frac{\partial y_\alpha(k)}{\partial u_\alpha(k)}$.

根据 NNM 的输入、输出关系可得:

$$\frac{\partial y_\alpha}{\partial u_\alpha} = \frac{\partial y_m}{\partial u_\alpha} = \frac{\partial y_m}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial x_j} \\ = \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) (1 - z_i(k)) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \quad (27)$$

设 $\delta^{(2)}(k) = r_\alpha(k) - y_\alpha(k)$,

$$\delta_i^{(1)}(k) = \delta^{(2)}(k) b_i(k) g_i(k) (1 - g_i(k)),$$

则:

$$\frac{\partial J}{\partial t_{ij}} = \sum_{k=1}^N \left[-\delta_i^{(1)}(k) c_j(k) \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) (1 - z_i(k)) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \right] \quad (28)$$

同理可得:

$$\frac{\partial J}{\partial b_i} = \frac{\partial J}{\partial y_\alpha} \frac{\partial y_\alpha}{\partial u_\alpha} \frac{\partial u_\alpha}{\partial b_i} \\ = \sum_{k=1}^N \left[(y_\alpha(k) - r_\alpha(k)) g_i(k) \frac{\partial y_\alpha}{\partial u_\alpha} \right] \\ = \sum_{k=1}^N \left[-\delta^{(2)}(k) g_i(k) \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) (1 - z_i(k)) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \right] \quad (29)$$

将式(28)、(29)代入式(25)、(26)可得:

$$t_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) - \eta' \sum_{k=1}^N \left[\delta_i^{(1)}(k) c_j(k) \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) (1 - z_i(k)) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \right] + \alpha' [t_{ij}(k) - t_{ij}(k-1)]$$

$$-z_i(k) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \Big] + \alpha' [t_{ij}(k) - t_{ij}(k-1)] \quad (30)$$

$$b_i(k+1) = b_i(k) - \eta' \sum_{k=1}^N \left[\delta^{(2)}(k) g_i(k) \sum_{i=1}^q v_i(k) z_i(k) (1 - z_i(k)) \sum_{j=1}^m w_{ij}(k) \right] + \alpha' [b_i(k) - b_i(k-1)] \quad (31)$$

3.3 神经网络逆变控制器设计

α 相逆变器的传递函数形式的动态模型可表示为:

$$P_\alpha(z) = \frac{y_\alpha(z)}{u_\alpha(z)} = \frac{h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2}}{1 + g_1 z^{-1} + g_2 z^{-2}} \quad (32)$$

则有:

$$y_\alpha(z) = h_1 u_\alpha(z) z^{-1} + h_2 u_\alpha(z) z^{-2} - g_1 y_\alpha(z) z^{-1} - g_2 y_\alpha(z) z^{-2} \quad (33)$$

转化为差分方程:

$$y_\alpha(k) = h_1 u_\alpha(k-1) + h_2 u_\alpha(k-2) - g_1 y_\alpha(k-1) - g_2 y_\alpha(k-2) \quad (34)$$

由式(34)可知, 逆变系统的输出 $y_\alpha(k)$ 与 $u_\alpha(k-2)$ 、 $u_\alpha(k-1)$ 、 $y_\alpha(k-2)$ 、 $y_\alpha(k-1)$ 有关, 故神经网络预估器的输入应为 $[u_\alpha(k-1); u_\alpha(k); y_\alpha(k-1); y_\alpha(k)]$, 输出即为 $y_\alpha(k+1)$, 经反复试验确定隐层由 4 个节点组成, 神经网络正模型 NNM 是 4-4-1 结构的 BP 网络, 见图 3, 性能指标函数是 $E = [y_\alpha(k) - y_m(k)]^2/2$; 神经网络内模控制器 NNC 是一个 5-4-1 结构的 BP 网络, 输入为: $[r_\alpha(k-1); r_\alpha(k); u_\alpha(k-1); u_\alpha(k); e_f(s)]$, 性能指标函数是 $J = [r_\alpha(k) - y_\alpha(k)]^2/2$.

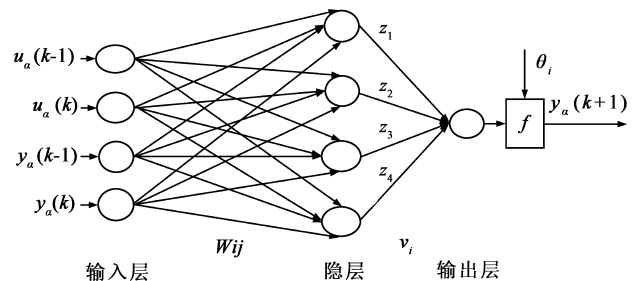


图3 α 相逆变器神经网络预估器BP网络结构

4 仿真及实验结果

通过在 Matlab 中建立 M 函数对本文提出的三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, 仿真采用离线训练和在线修正的方法建立 NNM 和 NNC. 设计开关频率为 10kHz, 即采样时间为 0.1ms. 输入矢量是若干个不同负载电压的采样数据, 输出矢量是被控对象逆变器的输出电压, 输入矢量应该覆盖整个工作区间, 保证系统获得足够丰富的训练样本.

图4给出了神经网络训练结果,学习速率为0.0001.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800步训练后,误差的均方差小于0.0001,这时可以认为神经网络已经与逆变器的动力学特性相一致.

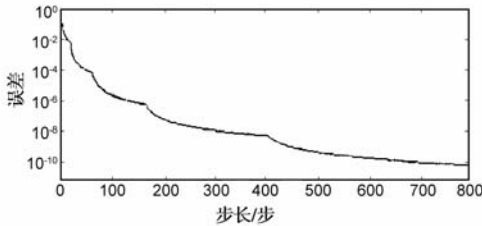


图4 神经网络的训练结果

研制了一台70kW三相逆变电源实验样机,样机主电路同图1,系统主要参数见表1,算法由TMS320LF2407A实现^[9].在实际工程中,一般忽略等效阻尼电阻 r .

表1 三相逆变电源电路及负载参数

直流母线电压 U_d	600V
输出相电压峰值 V_R	310V
额定输出电压频率 f_0	50Hz
输出滤波电感 L	0.11mH
输出滤波电容 C	200 μ F
IGBT型号(富士)	2MBI300S120N
采样频率 f_s	10kHz

在此样机上,分别采用所设计的内模控制和常用的PI控制方法,做了以下对比性实验:

(1) 稳态性能

测试负载采用整流性混合负载,三相负载功率共计70kW,采用本文设计的神经网络内模控制逆变A相输出波形如图5(a)所示.图5(b)为采用PI控制的逆变波形.由图可见,采用内模控制控制逆变波形质量明显好于采用PI控制的逆变波形.

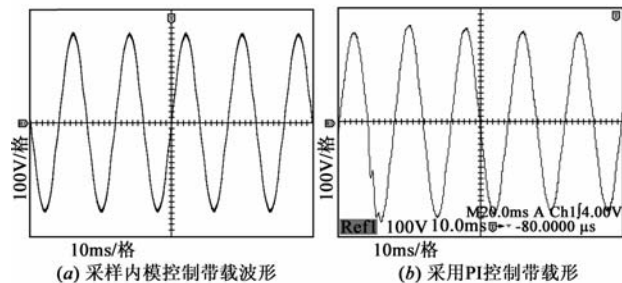


图5 A相逆变输出电压稳态性能比较图

(2) 动态响应

逆变系统空载正常运行时,突加70kW负载测试控制系统的动态响应,图6(a)为采用内模控制逆变波形,突加负载时,仅在正弦波顶部稍有失真,输出电压有效值并未有明显变化,图6(b)为采用PI控制逆变波形,突加负载时,输出正弦波严重失真,输出电压幅值变化很大.显然采用内模控制逆变波形具有良好的动态

响应.

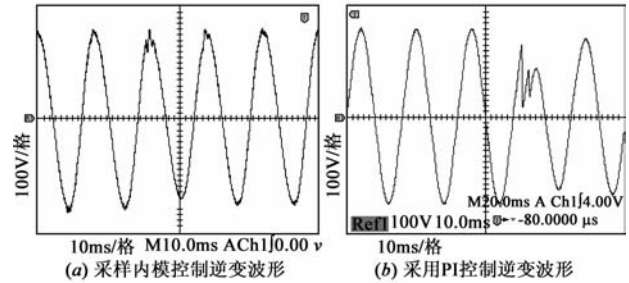


图6 负载突变时的逆变输出波形比较图

(3) 鲁棒性和抗扰性

采用市电输入电压变化 $\pm 15\%$ (AC187V-253V),经升压整流后,模拟直流电压变化,测得三相逆变输出参数见表2.输出相电压稳定度 $220V \pm 2\%$,频率稳定在 $50Hz \pm 0.5\%$,波形失真度 $\leq 1.8\%$,任何两相相位差 $120^\circ \pm 1^\circ$,具有良好的抗扰性.

表2 市电输入电压变化(AC187V-253V)三相逆变输出参数

市电	逆变输出参数(70kW负载)				
	逆变电压(V)			频率(Hz)	波形失真度(%)
187	216.9	218.6	217.8	50.21	1.6
198	219.1	219.3	218.2	50.16	1.7
220	219.6	220.4	219.3	49.83	1.7
242	221.2	222.1	220.8	50.18	1.8
253	222.5	221.7	220.8	50.16	1.8

5 结论

(1)建立了三相逆变电源在旋转 $\alpha\beta$ 坐标系下的状态模型,将平衡三相逆变器模型经3S/2S坐标变换后,等效为两个相互独立的单相逆变器.

(2)提出了一种基于神经网络内模原理的旋转 $\alpha\beta$ 坐标系下的三相逆变波形控制方案,采用神经网络预估器作为三相逆变器的内部模型,用神经网络辨识预估三相逆变器正模型及其逆模型,在线修正、补偿内部模型与被控逆变器之间的模型失配.

(3)该控制方案已经成功应用于70kW三相逆变电源,实验验证了方案的可行性,并和采用PI控制的逆变波形进行了比较,结果表明:基于神经网络内模控制的三相逆变电源系统,逆变输出电压稳定、波形畸变小,具备很好的鲁棒性和抗扰性.

总之,神经网络内模控制方法结构清晰,实现方便,运算量小,且有很好的稳定性和适应能力,能在很宽的范围内保证逆变效果,是一种非常理想的逆变方法,因而具有极高的工程实用价值.

参考文献

- [1] 易龙强,戴勋兴.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.

- Yi Long-qiang, Dai Yu-xing. DSP based single-phase SVPWM technique zero-sequence signal analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2289 - 2293. (in Chinese)
- [2] 赵耀. 内模控制系统鲁棒跟踪控制器的参数化及优化[J]. 控制与决策, 2009, 24(5): 734 - 737.
- Zhao Yao. Parameterization and optimization of robust tracking controllers for internal model control systems, Control and Decision[J]. Control and Decision, 2009, 24(5): 734 - 737. (in Chinese)
- [3] 陈培颖, 欧林林, 孙敬, 张卫东. 改进的内模控制方法及其在非方系统中的应用[J]. 控制与决策, 2008, 23(5): 581 - 584.
- Chen Pei-ying, Ou Lin-lin, Sun Jing, Zhang Wei-dong. Modified internal model control and its application in non-square processes[J]. Control and Decision, 2008, 23(5): 581 - 584. (in Chinese)
- [4] Burak Ozpineci, Leon M Tolbert, Chiasson John N. Harmonic optimization of multilevel converters using genetic algorithms[J]. IEEE Electronics Letters, 2005, 3(3): 92 - 95.
- [5] Mattavelli P. Synchronous-frame harmonic control for high-performance AC power supplies[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2001, 37(3): 864 - 872.
- [6] Zhou Li-hui, Han Pu, Peng Dao-gang, 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]. Xiamen, China, 2002. 559 - 563.
- [7] Newman M J. The structure and function of complex network[J]. SIAM Review (S0036-1445), 2003, 45(2): 167 - 256.
- [8] Albert R, Barabási A. Statistical mechanics of complex networks[J]. Rev Modern Phys(S0034-6861), 2002, 74(1): 47 - 97.

- [9] 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



郜克存 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电路与系统专业博士研究生. 主要研究领域为数字化系统设计理论与应用.

E-mail: kcgao@sohu.com



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

E-mail: yjh1413@163.com



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、智能化电源设计理论与应用. 现工作于斯伦贝谢中国公司.