

基于模糊神经网络的逆变点焊电源 恒电流控制设计及仿真

陈刚¹, 陈小勇², 张勇¹, 王瑞¹, 杨思乾¹

(1.西北工业大学 材料学院, 陕西 西安 710072; 2.西安航空动力控制有限公司, 陕西 西安 710077)

摘要: 推导了逆变点焊过程控制模型, 并构建了逆变点焊模糊神经网络恒电流控制系统结构。根据该模型采用先正弦后恒定输入的方法对模糊神经网络(FNN)进行分段离线学习, 提高网络的泛化能力和自适应能力。在线控制时, 利用训练后的网络仅做正向模糊计算, 输出逆变桥开关管占空比改变量的方法保证逆变器恒电流输出。最后使用 MATLAB 高级语言编程, 完成了整个系统的仿真实验。仿真结果表明: 分段训练后的 FNN 使用该方法可以实现逆变点焊电源的恒电流控制。

关键词: 逆变点焊; FNN; 离线学习; 恒电流控制

中图分类号: TG434.1

文献标识码: A

文章编号: 1001-2303(2007)04-0010-05

Design and simulating of inverter spot-welding power supply with constant current based on fuzzy neural network

CHEN Gang¹, CHEN Xiao-yong², ZHANG Yong¹, WANG Rui¹, YANG Si-qian¹

(1.School of Materials Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2.Xi'an Aero-engine Controls Co., Xi'an 710077, China)

Abstract: A controlling model of inverter spot-welding process and a fuzzy neural network configuration about inverter spot-welding with constant current control were built in this paper. This fuzzy neural network was trained by off-line method to enhance the generalization and self-adaption ability with the way that sinusoidal trace input firstly, and then constant input. A method that just does some positive-going calculations to input modifications of the duty cycle was utilized to achieve constant current output of the inverter, when this trained network was used in on-line control. In the end, the emulator experimentation of the whole system was finished with MATLAB. The simulation results show the constant-current of inverter spot-welding power supply can be actualized by this method.

Key words: inverter spot-welding; FNN; off-line train; constant current control

0 前言

电阻点焊过程是一个高度非线性、多变量耦合作用和大量随机不确定因素的过程^[1], 具有许多自身的特点: 点焊的形核处于封闭状态, 无法观察; 特征信号提取比较困难; 形核过程的时间极短, 焊接质量的监测和控制难度较大等^[2]。基于经典控制理论的电阻点焊控制方法, 一般均是在一定的假设条件下建立数学模型的控制。而点焊过程的实际复杂程度使这些模型与对象相距甚远, 所以控制难以达到

满意的效果, 对此人工智能技术提出了许多切实可行的解决方法。神经网络和模糊控制系统均属于无模型的估计器和非线性动力学系统, 它们是处理不稳定性、非线性和其他不确定问题的有力工具^[3]。但是由于模糊控制规则数量的确定和控制规则的提取相对困难, 加之受模糊论域划分的限制, 使常规模糊控制的精度和适应能力仍受限较大。神经网络具备自学习自组织能力, 而且容错性、泛化能力强, 可以逼近任何非线性函数。但是其权值修改计算量大, 网络控制实时性差, 这也在一定程度上制约了神经网络的应用。模糊神经网络由于吸收了模糊逻辑和神经网络的优点, 部分避免了两者的缺点, 已成

收稿日期: 2006-09-26

作者简介: 陈刚(1978—), 男, 陕西咸阳人, 主要从事逆变点焊电源智能控制系统的研究工作。



为当今智能控制的研究热点之一^[4]。本研究利用推导的逆变点焊过程模型作为 FNN 的训练样本计算公式,采用 BP 算法对 FNN 网络权值进行离线学习之后,将其使用到逆变点焊模糊神经网络控制系统中。在线控制采用只进行正向的模糊计算,输出逆变桥开关管占空比调整量的方法保证逆变器恒电流输出。

1 基于模糊神经网络的逆变点焊恒电流控制

基于模糊神经网络的逆变点焊恒流控制结构如图 1 所示。通过采样逆变电源变压器一次峰值电流 I_{max} , 与设定电流 I_g 进行比较, 求出电流误差变化和误差变化率, 经与量化因子 K_e 和 K_{ec} 相乘后, 输入模糊神经网络 FNNC 计算输出结果, 将该输出结果与比例因子 K_{du} 相乘后得出占空比增量 du , 然后与上一次周波的占空比相加, 计算出此次占空比, 采用峰值电流调节保证逆变器的恒电流输出。

2 模糊神经网络(FNN)结构

采用五层前馈神经网络的全网络化模糊神经网络控制器, 结构如图 2 所示。每个神经元中的 y_j^k 表

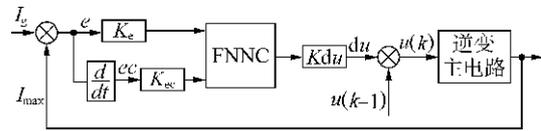


图 1 模糊神经网络逆变点焊恒电流控制结构
Fig.1 Block diagram of constant current control by fuzzy neural network for spot welding inverter

示第 k 层第 j 个神经元的输出, net_j^k 表示第 k 层第 j 个神经元的净输入。为了兼顾控制精度与速度, 输入隶属函数选用高斯型, 输出隶属函数选用棒型, 采用 BP 学习算法来修正本模糊控制器的可调权值参数 $\theta_{ij}, m_{ij}, \sigma_{ij}$ 。模糊控制器相对应的各层功能如表 1 所示。

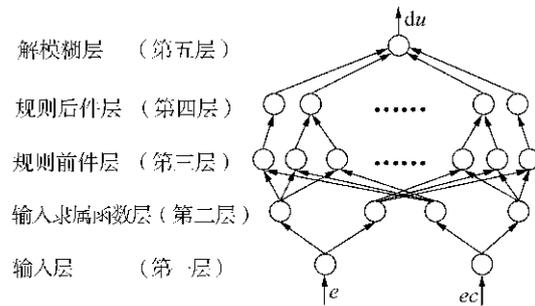


图 2 FNNC 全网络结构
Fig.2 Net structure of FNNC

表 1 FNNC 全网络结构各层功能
Tab.1 Function of The Net Structure of FNNC

各层名称	节点数	节点表示	权值	神经元净输入 net_j^k	神经元净输出 y_j^k
输入层	2	峰值电流偏差及偏差变化率	1	$net_j^1 = x_i^1, j=i$	$y_i^1 = net_j^1, (i=1, 2)$
输入隶属函数层	14	输入语言值	1	$net_j^2 = -\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}$	$y_i^2 = \exp(net_j^2)$
规则前件层	49	模糊条件数	1	$net_j^3 = x_1^1 \cdot x_2^1$	$y_i^3 = net_j^3$
规则后件层	7	模糊决策	1	$net_j^4 = \min(\sum_{i=1}^p y_i^3, 1)^{\text{①}}$	$y_i^4 = \frac{net_j^4}{\sum_{i=1}^m net_j^4}^{\text{②}}$
解模糊层	1	模糊控制输出	w_i^5	$net_j^5 = \sum_{i=1}^m \theta_{ij} \cdot x_i^4$	$y_i^5 = net_j^5$

注:① p 为对应该输出神经元的规则;② m 为输出隶属函数层的神经元数。

3 逆变点焊电源模型的建立

电阻点焊电源具有输出电压低、输出电流大、负载持续率低、一般无空载运行的特点, 与其他焊接电源的最大区别在二次回路。其二次回路等效电路如图 3 所示。其中 $L_1=L_2$, 分别为变压器二次侧漏感; VD_1 和 VD_2 为整流二极管, L_s 为二次电感。 U_2 和 U_0 分别为变压器二次侧的输入方波电压值和整流二极管上的电压降, $R_1=R_2$, 分别为二次侧回路等效电阻,

R_s 为两电极之间的电阻。二次回路等效电路图在半个逆变周期的工作简化电路如图 4 所示。如果忽略整流二极管的换流过程, 图 4a 的电路图可等效为图 4b。 $L=L_1+L_s, R=R_1+R_s+R_D$ 。二次回路的频率是逆变器工作频率的二倍, 在半个逆变周期内, 当逆变器输出功率时, 二次回路的工作方式是 RL 电路的全响应状态, 如图 4b 所示。根据克希荷夫电压定律, 在 $t \geq 0$ 时的电路微分方程

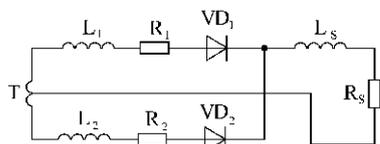


图 3 二次回路等效电路
Fig.3 Equivalent circuit of secondary circuit

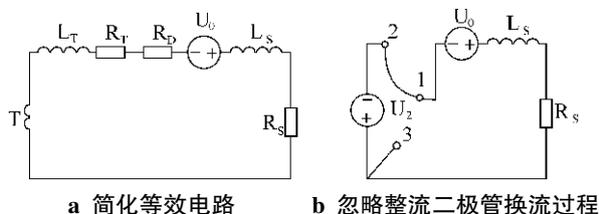


图 4 二次回路半个逆变周期的等效电路

Fig.4 Equivalent circuit of half inverter cycle for secondary

$$U_2 - U_0 = iR + L_1 di/dt. \quad (1)$$

令 $\tau = L_1/R$, 解微分方程并代入初始条件 $i(0_-) = i(0_+) = I_0$, 得

$$i = I_0 e^{-t/\tau} + \frac{U_2 - U_0}{R} (1 - e^{-t/\tau}). \quad (2)$$

逆变器进入环流阶段时, 变压器二次侧输出电压为零, 相当于图 4b 的 1、2 断开, 1、3 两点闭合。此时电路工作方式相当是 RL 电路的零输入响应状态, 如图 4b 所示。根据克希荷夫电压定律, 列出 $t \geq 0$ 时的电路微分方程

$$iR + L_1 di/dt = 0. \quad (3)$$

解微分方程并代入初始条件 $i(0_-) = i(0_+) = I_1$, 得

$$i = I_1 e^{-t/\tau} \quad (4)$$

设逆变器占空比为 D , 逆变周期为 T , 则输出脉宽为 $DT/2$ 。令二次回路电感的最大电流为 $I_{L_{max}}$, 最小电流为 $I_{L_{min}}$, 将 $i = I_{L_{max}}, I_0 = I_{L_{min}}, t = DT/2$, 代入式(2), 得

$$I_{L_{max}} = I_{L_{min}} e^{-DT/2\tau} + \frac{U_2 - U_0}{R} (1 - e^{-DT/2\tau}) \quad (5)$$

将 $i = I_{L_{min}}, I_1 = I_{L_{max}}, t = (1-D)T/2$ 代入式(4), 得

$$I_{L_{min}} = I_{L_{max}} e^{-(1-D)DT/2\tau} \quad (6)$$

将式(6)代入式(5), 解得

$$I_{L_{max}} = \frac{U_2 - U_0}{R} \frac{1 - e^{-DT/2\tau}}{1 - e^{-DT\tau}}, \quad (7)$$

式(7)为占空比与峰值电流的关系式。当占空比不同时, 在同样的逆变周期内, 电路充放电时间长度不同, 电路电流峰值也就不同, 从而可以通过改变占空比来调节焊接电流。

令 $I_{L_{min}} = 0$, 由式(5)可推得则可推得占空比 D 的计算公式为

$$D = \frac{-2\tau}{T} \ln \left\{ 1 - \frac{R \cdot I_{L_{max}} \cdot [1 - \exp(-\frac{T}{2\tau})]}{U_2 - U_0} \right\}, \quad (8)$$

式(8)即为焊接过程的逆模型, 该式利用初始电流和峰值电流计算出所需占空比, 从而为 BP 算法提供所需的训练样本。

4 控制软件设计

软件编程采用 MATLAB 语言编写, 为了提高程序的扩展应用和具有较好的可移植性, 系统控制主程序主要采用函数调用的形式。软件中设定循环次数 50 次, 其中 ACE 表示在设定循环次数下的训练总误差, ace 表示每次训练的误差。tws 为点焊时间, T_1 表示一个训练周期。由式(8)即焊接逆模型可以计算出不同峰值电流对应的占空比, 按照式(7)即焊接正模型可以计算出不同占空比下对应的峰值电流。焊接正逆模型的建立节省了模糊神经网络样本获得的成本。系统控制软件控制流程如图 5 所示。

5 网络训练

取初始模糊量化因子分别为 $K_e = 0.6, K_{cc} = 0.5$, 模糊输出比例因子为 $K_{du} = 0.3$ 。为达到较好的训练效果, 需使误差和误差的变化率在 $[-7, 7]$ 内均有训练, 为了提高网络在线控制时的自适应和泛化能力, 在离线训练时分别采用式(9)的正弦函数和式(10)的恒定输入先后对网络进行分段训练。

$$R = \frac{i_{\max \max} + i_{\max \min}}{2} + \frac{i_{\max \max} - i_{\max \min}}{2} \cdot \sin\left(\frac{2\pi \cdot tws}{T_1}\right), \quad (9)$$

$$R = 5000. \quad (10)$$

6 仿真分析

采用 MATLAB 语言对控制系统进行了仿真。逆变器的逆变周期 0.001 s, 焊接周期为 0.1 s, 中频变压器匝数 192, 回路电阻 $0.2 \times 10^{-5} \Omega$, 等效电感 $L = 0.2 \times 10^{-5} \text{H}$, 初始电流 $I_0 = 0$, 变压器二次输出方波电压为 2.8 V, 二次整流二极管上的电压降 $U_0 = 0.5 \text{V}$ 。

图 6 是第一阶段网络在 $K_e = 0.6, K_{cc} = 0.5, K_{du} = 0.3$ 条件下, 采用式(9)离线训练时平均控制误差曲线, 最后的平均控制误差为 17.3%。图 7 是网络在图 6 第一阶段训练的基础上采用式(10)进行第二阶段离线训练的平均控制误差曲线, 其中第二阶段最后的平均控制误差为 2.01%。

图 8 是经上述两个阶段训练后的网络 7000 A 恒电流输出情况下, 在 0.05 s 加入干扰, 使输出电



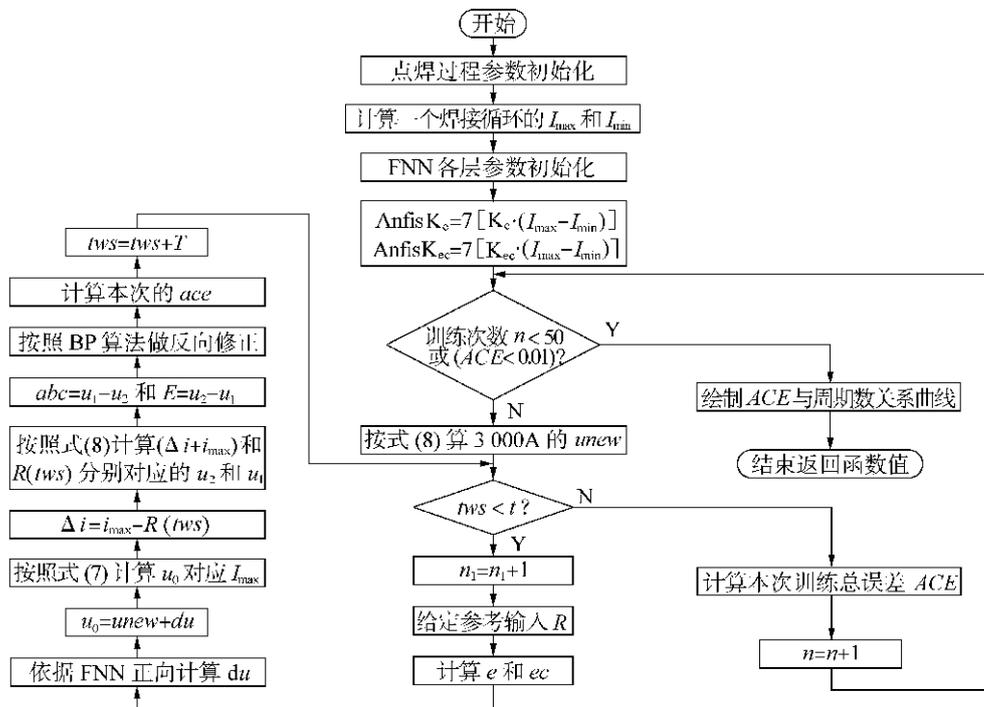


图5 逆变点焊 FNN 控制流程

Fig.5 Flow chart of inverter spot welding based on FNN control

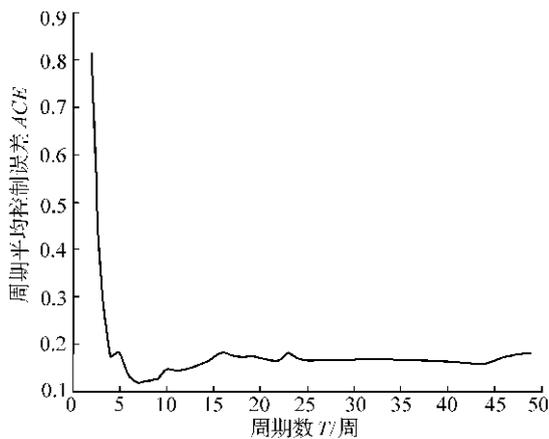


图6 第一阶段训练平均控制误差曲线

Fig.6 Average control error curve at the first training

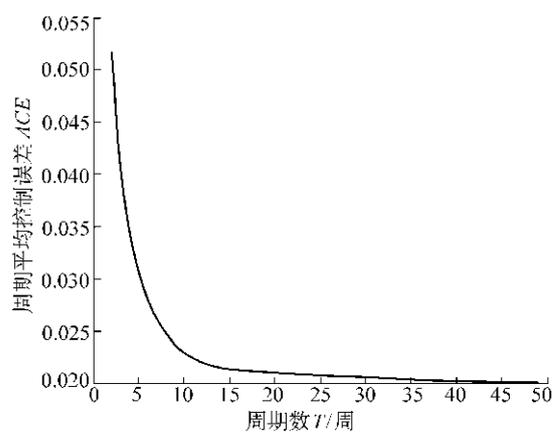


图7 第二阶段训练平均控制误差曲线

Fig.7 Average control error curve at the second training

流达到 9 000 A。此时,在软件编程中设定网络此时只进行正向模糊计算,而不做反相的权值调整。从仿真曲线可以看出系统经过四个逆变周期之后趋于稳定。图 9 是与图 8 对应的加入干扰之后占空比的调节曲线图。在加入干扰之后,占空比的调节过程按 1→2→3→4→5→6→7→8 箭头所示变化,最后收敛到 '+' 处。可见训练好的 FNNC 在实际控制中,只通过做正向计算进行调节,可以保证逆变点焊电源恒电流输出。

7 结论

将模糊集合理论与人工神经网络结合,建立了逆变点焊模糊神经网络恒电流控制系统的网络结构。利用点焊过程逆模型为 FNNC 提供训练样本进行分段离线训练,使控制系统具有感知外来干扰和过程变化的能力。最后,使用 MATLAB 语言编程对控制系统进行了仿真实验。实验结果表明,离线训练后的网络可以快速地响应外界变化,仅依靠 FNN 做正向模糊计算可以保证逆变点焊电源的恒电流输出。