

基于BP算法的逆变点焊电源 模糊神经网络控制研究

陈刚,张勇,王瑞,杨思乾

(西北工业大学 材料学院,陕西 西安 710072)

摘要:引入动量因子对常规BP学习算法进行了改进。在分析模糊神经网络控制模型的基础上,针对模糊神经网络规则多、训练时间长的缺点,采用了给模糊控制规则增加阈值,减少网络训练运算量的优化方法。最后将此优化方法和改进的训练算法应用到逆变点焊电源模糊神经网络(FNN)恒电流控制系统中,通过使用MATLAB语言编程,对该系统进行了仿真分析。仿真结果表明,动量因子的引入不但减小了BP算法学习过程的振荡趋势,加快了收敛速度,而且较好解决了BP网络容易陷入局部极小点的缺陷。模糊规则阈值的引入,有效减少了网络的训练时间。

关键词:逆变点焊;FNN;BP算法;动量因子

中图分类号: TG438.2

文献标识码: A

文章编号: 1001-2303(2007)09-0048-05

Research on fuzzy neural network control of inverter spot-welding power supply based on BP arithmetic

CHEN Gang, ZHANG Yong, WANG Rui, YANG Si-qian

(School of Materials Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In this paper, BP arithmetic is mended by appending momentum factors. Considered the disadvantages of fuzzy neural network such as overmuch rulers, and time-consuming train time, a method that increase threshold quantity of fuzzy control rulers and decrease the calculation to optimize fuzzy neural network controller is proposed, based on analyzing the design frame of fuzzy neural network. Again, the arithmetic and method are simulated with a MATLAB language program in a constant current control system of inverter spot-welding power supply based on FNN. The simulation results show that momentum factors not only decrease the oscillating trend and accelerate the rate of convergence during the BP arithmetic learning, but also preferably solve the disadvantage that BP network is easily plunged into local minimum. The threshold quantity to fuzzy control rulers can efficiently decrease the training time of network.

Key words: inverter spot-welding; FNN; BP arithmetic; momentum factor

0 前言

相对于传统的点焊电源而言,逆变点焊电源具有焊接变压器轻小、动态响应快、焊接电流脉动小以及高的热效率和功率因数等一系列优点,是各项技术指标最优秀的点焊电源之一^[1]。然而,实际的点焊过程却是一个多种因素交互作用的复杂过程,焊接质量与多种参数有关,而这些参数又相互关联,既有动态过程的耦合,又有静态过程的重叠^[2]。这使

得传统的PID(比例-积分-微分)控制在进一步提高焊接质量控制时存在较大的局限性。因此,近些年来,智能控制系统已经成为点焊领域的重要研究课题。

模糊神经网络(FNN)既具有模糊逻辑推理的结构性和知识表达能力,又具有神经网络的自学习能力,是目前广泛应用和研究的智能控制技术。但是模糊神经网络一般存在在线权值修正计算量大,训练时间长等缺点。常规的BP(Back Propagation)神经网络学习算法实质是一种简单的最速下降静态寻优算法。这种算法在修正权值时没有考虑前一刻的梯度方向,从而常常使学习过程发生振荡,收敛速

收稿日期:2007-01-24;修回日期:2007-06-28

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

度较慢,容易陷入局部极小点等问题^[3]。上述缺点明显限制了模糊神经网络控制器的实际应用。针对这些问题,本研究在分析了基于BP算法的逆变点焊电源模糊神经网络控制方法的基础上,通过对网络在正向计算时对输出变化影响不大的规则进行取舍,从而起到减小反向修正的计算量,达到了节省网络训练时间的目的。并通过增加动量因子,较好解决了BP算法的收敛速度较慢、容易陷入局部极小点的缺陷。

1 模糊神经网络逆变点焊恒电流控制过程

模糊神经网络的逆变点焊恒电流控制结构如图1所示。通过采样逆变电源变压器的一次峰值电流 I_{max} , 与控制设定的电流 I_g 进行比较, 求出误差变化 e 和变化率 ec , 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, 再与比例因子 K_{du} 相乘后得出占空比增量 du , 然后与上一次的占空比相加得出此次占空比, 实现电流峰值调节。图1中的焊接逆模型用来产生用于网络训练用的样本数据。

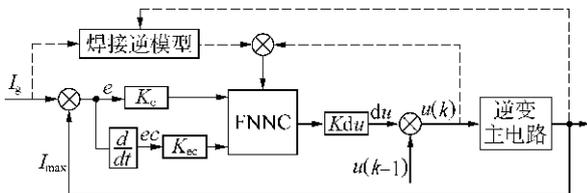


图1 模糊神经网络逆变点焊恒电流控制结构

2 模糊神经网络系统结构

神经网络控制器的网络结构采用如图2所示的五层前馈型网络。每个神经元中的 $w_1^k, w_2^k, \dots, w_p^k$ 是连接权重; y_j^k 和 net_j^k 分别表示第 k 层第 j 个神经元的输出量和净输入量。

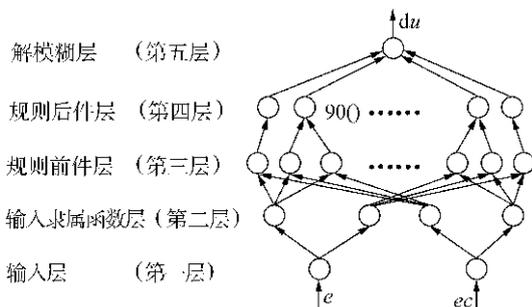


图2 FNNC的全网络化结构

第一层为输入层。两个输入节点 e, ec 分别表示

峰值电流的变化量和变化率, 本层神经元仅把输入值传给下一层, 其中 x_i^1 就是 FNNC 的第 i 个输入, $i=1, 2$ 。第一层的连接权值 $w_i^1=1$ 。因此

$$net_j^1=x_i^1, j=i, y_j^1=net_j^1. \tag{1}$$

第二层为隶属函数层。这一层表示输入信号语言变量的语言值, 两个输入 e, ec 各定义了七个语言值, 即 NB (负大), NM (负中), NS (负小), ZO (零), PS (正小), PM (正中), PB (正大), 本层选取高斯型隶属函数。

$$net_j^2=-\frac{(x_i-m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}, y_j^2=\exp(net_j^2), \tag{2}$$

式中 m_{ij} 和 $\sigma_{ij}(i, j=1\sim 7)$ 分别是第 i 个输入变量的第 j 个模糊集合的高斯型隶属函数的均值和标准差, 它们都是 FNNC 的可调参数。

第三层为规则前件层。各个节点对应于模糊控制中的模糊条件数, 两个输入变量各定义了七个语言值, 因而共有 $7 \times 7=49$ 条模糊规则。第三层连接权值 $w_i^3=1$ 。

$$net_j^3=x_1^3 \cdot x_2^3, y_j^3=net_j^3. \tag{3}$$

第四层为规则后件层。对应于模糊控制的模糊决策阶段, 各个节点执行“或”运算, 即把输入到第四层同一个神经元的规则进行综合。

$$net_j^4=\min(\sum_{j=1}^p y_j^p, 1), y_i^4=\frac{net_j^4}{\sum_{i=1}^m net_i^4}. \tag{4}$$

式中 p 为对应的应该输出神经元的规则数; m 为输出隶属函数层的神经元数。在此 $mfdumum=7$ 。第四层连接权值 $w_i^4=1$ 。

第五层表示模糊控制的输出, 即控制输出 du 。实际应用中本层神经元起到解模糊的作用。即

$$net_1^5=\sum_{i=1}^m \theta_i x_i^5, du=y_1^5=net_1^5, \tag{5}$$

式中 $\theta_i=w_i^5$ 为第四、第五层的可调权值参数。

3 模糊神经网络的学习算法

BP 学习算法的基本原理是梯度最速下降法, 它的中心思想是调整权值使网络总误差最小, 其中网络的学习过程是一种误差边向后传播边修正网络全参数的过程。本模糊神经网络控制器采用BP算法来修正其中的可调参数 $\theta_i, m_{ij}, \sigma_{ij}$ 其中 δ_j^i 表示第 j 层第 i 个神经元的节点误差, 又称局部梯度。

(1)解模糊层。

$$\delta_1^5 = ec \cdot kdu, \Delta\theta_i = \delta_1^5 \cdot y_i^4, \quad (6)$$

式中 $\Delta\theta_i$ 为输出棒形函数较上一次调整位置左右移动大小。

(2)规则后件层。

$$\delta_i^4 = \delta_1^5 \cdot \frac{\theta_i}{\sum_{j=1}^{nfdumum} net_j^4} \quad (7)$$

(3)规则前件层。

$$\delta_i^3 = \delta_j^4, \quad (8)$$

式中 j 为与第三层 i 节点相连的第四层节点。

(4)输入隶属函数层。

$$\delta_j^2 = (\sum_k \delta_i^3 \cdot r_i^2) y_j^2, \quad (9)$$

式中 k 为与输入隶属函数层中第 j 个节点相连接的规则前件层中的节点; i 为与规则前件层中 k 节点相连接的规则后件层中的另一个节点($i \neq j$)。

输入隶属函数的参数修正值为

$$\Delta m_{ij} = \delta_j^2 \frac{2(y_i^1 - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}, i=1, 2; \quad (10)$$

$$\Delta \sigma_{ij} = \delta_j^2 \frac{2(y_i^1 - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}, j=1, 2, \dots, 7, \quad (11)$$

式中 Δm_{ij} 和 $\Delta \sigma_{ij}$ 分别对应高斯型隶属函数的均值和标准差较上一次调整位置的变化大小。

(5)FNNC 中各可调参数的学习算法为

$$\theta_l(t+1) = \theta_l(t) + \eta_1 \Delta\theta_l(t), \quad l=1, 2, \dots, 7, \quad (12)$$

$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) + \eta_2 \Delta m_{ij}(t), \quad i=1, 2, \quad (13)$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) + \eta_3 \Delta \sigma_{ij}(t), j=1, 2, 3, \dots, 7, \quad (14)$$

式中 η_1, η_2, η_3 分别为各可调参数的学习率; t 为离散时间变量。

4 网络训练

本网络的训练性能函数为

$$Ec = \frac{1}{2} [R_{du} - du]^2, \quad (15)$$

$$ec = R_{du} - du, \quad (16)$$

式中 R_{du} 为用于网络训练的占空比增量,由焊接逆模型得出,利用它与模糊神经网络的正向输出 du 计算输出层的结点误差。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。利用表 1 的模糊控制规则,按照文献[4]的方法对网络进行训练。网络训练的过程就是采用 BP 算法对网络权值依据训练性能函数指标减小的过程。

表 1 模糊神经网络控制规则

$\begin{matrix} du \\ EC \end{matrix}$	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PM	ZO	ZO	ZO
NM	PB	PB	PM	PM	PS	ZO	ZO
NS	PB	PM	PS	PS	ZO	NS	ZO
ZO	PM	PM	PS	ZO	NS	NM	NM
PS	ZO	PS	ZO	NS	NS	NM	NB
PM	ZO	ZO	NS	NM	NM	NB	NB
PB	ZO	ZO	ZO	NM	NB	NB	NB

5 模糊神经网络控制器的优化

5.1 引入动量项的梯度下降法

动量 BP 算法是在常规梯度下降算法的基础上引入动量因子 γ ($0 < \gamma < 1$)。其实质是以前一次的修正结果影响本次修正量,其作用总是力图使在同一梯度方向上的修正量增加。减小了学习过程的振荡趋势,起到了加速收敛的作用。此外,当网络权值进入误差曲面底部的平坦区时 δ_j 将变得很小,动量项有利于使网络从误差曲面的局部最小值中跳出^[5]。鉴于本研究设计的 FNNC 中的可调权值参数只有 $\theta_i, m_{ij}, \sigma_{ij}$ 三类,因此只给这三类权值引入动量因子。

$$\theta_l(t+1) = \theta_l(t) + \gamma \Delta\theta_l(t) + (1-\gamma) \eta_1 \delta_j^5 y_j^4, \quad l=1, 2, \dots, 7, \quad (17)$$

$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) + \gamma \Delta m_{ij}(t) + (1-\gamma) \eta_2 \delta_j^2 \frac{2(y_i^2 - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}, \quad i=1, 2, \quad (18)$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) + \gamma \Delta \sigma_{ij}(t) + (1-\gamma) \eta_3 \delta_j^2 \frac{2(y_i^2 - \sigma_{ij}^2)}{\sigma_{ij}^3}, \quad j=1, 2, \dots, 7. \quad (19)$$

5.2 模糊神经网络权值修正优化

模糊神经网络的误差和误差变化率经高斯型隶属函数模糊量化之后,一般只有少数的几个隶属规则具有较大的隶属度,其他的隶属度都很小。这种情况对应 FNNC 规则层大多数输出近似为零^[6]。因此,如果在 FNNC 正向模糊计算时对模糊规则层各神经元的输出 y_i^3 设定阈值,若输出小于这个阈值,则在反向计算时对与该神经元相连的权值和第二层神经元对应的隶属函数值均不做修正计算。从而大大简化了计算量,加快了训练速度,有效减少了网络的训练时间。

6 仿真分析

采用 MATLAB 语言对控制系统进行了仿真,

逆变器的逆变周期为 0.001 s,焊接周期 0.1 s,中频变压器匝数 192,回路电阻 $0.2 \times 10^{-3} \Omega$,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 2.8 V,变压器二次侧整流二极管上的压降 $U_0=0.5 \text{V}$ 。

图 3 是没有加入动量因子时的周期平均控制误差曲线,图 4 是加入动量因子 $\gamma=0.85$ 后的周期平均控制误差曲线。从图 3 可以看到周期平均控制误差曲线收敛过程振荡,系统误差曲线上存在五个误差局部极小值。而真正的控制曲线全局最小值在这五个局部极小值的右边,大约经过了 40 个逆变周期数之后,系统平均控制相对误差达到全局最小值 2.84%。当加入了冲量因子 0.85 之后,网络训练较好地避免了这些局部极小值点,误差控制曲线收敛平滑,大约经过了 8 个逆变周期数之后,系统平均控制相对误差达到 2.86%。

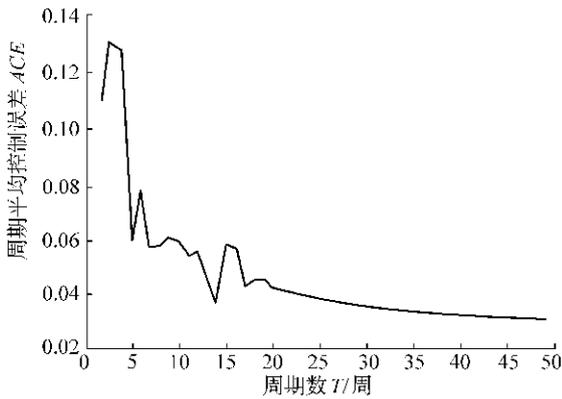


图 3 $\gamma=0$ 时的周期平均控制误差曲线

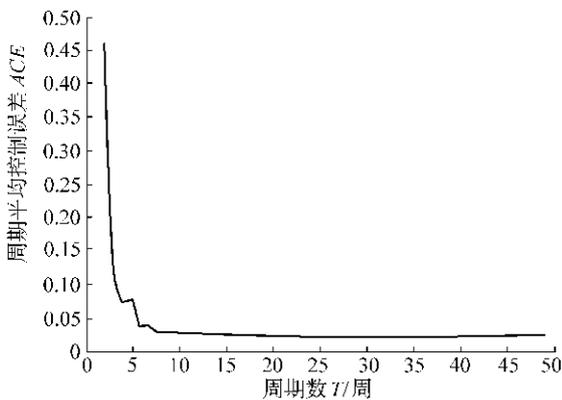


图 4 $\gamma=0.85$ 时的周期平均控制误差曲线

图 5 为未加入规则阈值时的平均控制误差曲线。图 6 为加入 0.02 规则阈值后的平均控制误差曲线。通过在 MATLAB 高级语言编制程序的网路训练段加入 TIC,TOC 两个语言命令,对网络的训练时间做了检测,加入 0.02 阈值之后网络的训练时间为 29.788 s,未加入阈值的网路训练时间为 38.195 s,可

见阈值的引入使得网络的训练时间缩短了大约 8.4 s。其中,图 5 最后系统平均相对系统平均控制相对控制误差达到 2.35%,图 6 最后系统平均相对系统平均控制相对控制误差达到 4.81%。图 7 是在 FNNC 加入规则阈值和动量因子,且模糊量化比例因子取 $K_e=0.6, K_{ec}=0.5, K_{du}=0.3$ 条件下训练好的网路在 7 000 A 恒定输出时加入正干扰之后的响应曲线;当程序执行到 0.05 s 时输出电流突变为 9 000 A。从图 7 的仿真曲线可以看出,系统经过四个逆变周期之后趋于稳定。

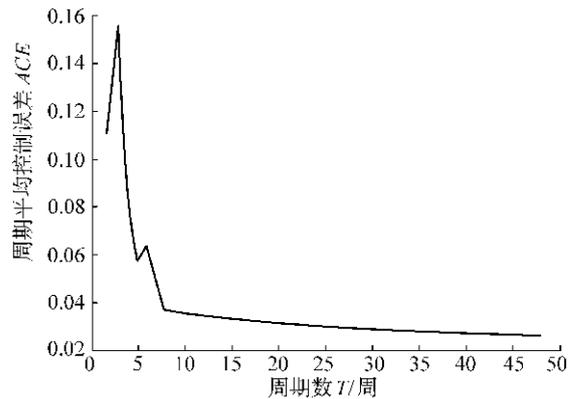


图 5 未加入规则阈值时平均控制误差曲线

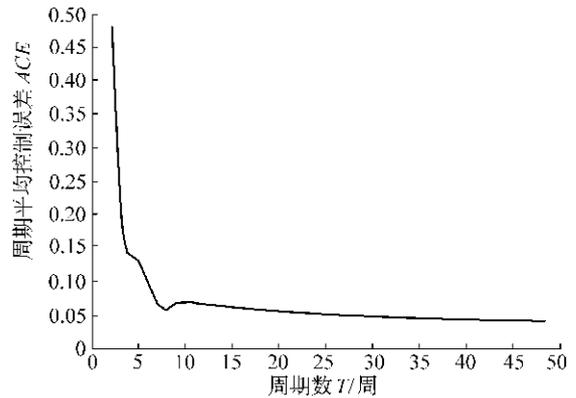


图 6 加入 0.02 规则阈值后平均控制误差曲线

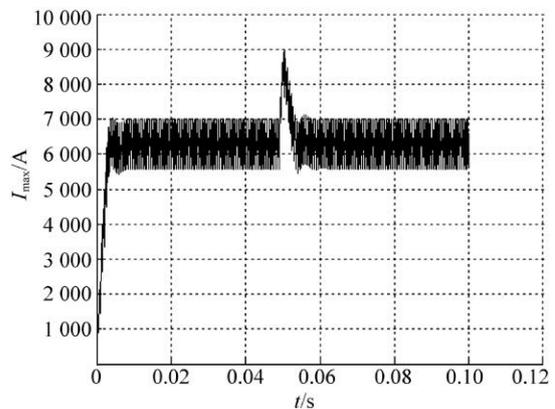


图 7 加入干扰之后的响应曲线



(1)动量因子的引入不但减小了 BP 算法学习过程的振荡趋势,加快了收敛速度,而且较好地避免了网络容易陷入局部极小点的缺陷。

(2)通过设定阈值,简化模糊计算规则的方法,大大简化权值修正计算量,减少了网络训练时间。

(3)采用本研究的优化网络优化方法和改进的训练算法,并应用到逆变点焊模糊神经网络恒电流控制系统中,对外界干扰具有快速响应能力。但阈值的引入会使网络在训练时丢掉一些变化微小的模糊控制规则,导致系统的平均控制相对误差精度与没有引入阈值时的相比变差,这点应在实际应用中注意。

参考文献:

- [1] 赵家瑞.逆变焊接与切割电源[M].北京:机械工业出版社,1995.
- [2] 李国勇.智能控制及其 MATLAB 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.
- [3] 吴 林,陈善本.智能化焊接技术[M].北京:国防工业出版社,2001.
- [4] 张 勇,秦启书,蔡永青,等.逆变点焊电源模糊神经网络自适应控制模型研究[J].机械科学与技术,2005(8):902-905.
- [5] 从 爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].安徽:中国科学技术大学出版社,1998.
- [6] 刘 军,刘 丁,白华煜.模糊神经网络控制器参数修正方法研究[J].仪器仪表学报,2005(1):104-106.