

BP-PSO 在电加热炉中的温度智能预测

Intelligent Temperature Prediction Based on BP-PSO for Electric Furnace

王龙刚 侯媛彬

(西安科技大学电气与控制工程学院,陕西 西安 710054)

摘要: 针对电加热炉难以建立精确模型的问题,提出采用 BP 神经网络与粒子群优化(PSO)相结合的算法对电加热炉的温度变化进行辨识,并建立系统模型。在建立系统模型的基础上,对温度变化趋势进行了预测。试验结果显示,与 BP 神经网络算法相比,粒子群优化 BP 神经网络算法所得到的预测值有效时间范围延长了 60%;在相同有效的预测时间内,预测值精度提高了 43%。

关键词: 电加热炉 粒子群优化 BP 神经网络 系统模型 预测精度

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Abstract: Aiming at the features of electric furnace, e. g., multiple variables, non-uniform distribution, and slow real time performance, that bring difficulty for establishing accurate model, the algorithm that combining BP neural network and particle swarm optimization (PSO) is proposed to establish the system model through recognizing the temperature variation of electric furnace, and to implement prediction of temperature varying trend based on the model. The experimental results show that comparing the BP neural network algorithm, through PSO and BP neural network algorithm, the effective time range of the predictive value is extended by 60%, and the accuracy of the predictive value is enhanced by 44% within the same effective prediction time.

Keywords: Electric furnace Particle swarm optimization BP neural network System model Prediction accuracy

0 引言

电加热炉是一个非均匀分布、随时间连续变化的温度场,其炉温不仅与时间有关,而且还与空间位置有关。严格地说,电加热炉具有多变量、分布参数非线性、慢时变等特性,因此,很难建立精确的系统模型^[1]。而传统的控制理论往往要求建立精确的系统模型。近年来,智能控制理论得到了飞跃式的发展,它具有自适应、自组织和自学习等优点,所以被广泛地应用到工业过程控制,并在工业控制中发挥着越来越重要的作用^[2-3]。

本文以 Cr-Fe 合金作为合金试样,采用粒子群优化 BP 神经网络算法(以下称 BP-PSO 算法)来辨识电加热炉工作在 500 °C 时的系统模型。同时,利用辨识得到的系统模型对炉内温度的变化趋势进行预测,从而为提高电加热炉的稳态性能奠定基础^[4]。

1 BP-PSO 的算法原理及步骤

1.1 BP-PSO 的算法原理

BP-PSO 算法是一种将 BP 神经网络和粒子群优

化(PSO)算法相结合,经训练得到 BP 神经网络权值的算法。由于 BP 神经网络学习算法是一种采用随机梯度最小均方的算法,导致其存在以下固有缺陷:容易陷入局部极小、泛化能力较弱、网络的收敛速度较慢^[5]。PSO 算法是一种基于全局搜索的算法,能计算获得全局最优解,不存在陷入局部极值等问题,且训练效率更高。因此,采用 BP 与 PSO 结合的算法,既能发挥 BP 神经网络的非线性应用,又能克服 BP 训练神经网络权值时容易出现的一些问题^[1]。

BP-PSO 算法是将 BP 神经网络中的权值和阈值作为移动粒子,粒子的位置表示当前权值和阈值的大小。将神经网络输出与样本的输出误差平方和作为粒子移动的适应度函数^[6],即:

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L [(y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2] \quad (1)$$

式中: y_1 为样本的输出值; \hat{y}_1 为神经网络的输出值; L 为样本的组数。 J_p 值越小,粒子的适应度越高,神经网络训练的误差越小。

为了计算得到神经网络权值和阈值最优解,按照 PSO 算法迭代式(2)和式(3)^[7],得到训练神经网络的权值和阈值。

在每一次迭代中,权值和阈值粒子通过全局最优值 G_{best} 和局部最优值 P_{best} 更新自己的移动位置,直到得到满足要求的适应度 J'_p 。

修改稿收到日期:2011-12-09。

第一作者王龙刚(1986-),男,现为西安科技大学控制理论与控制工程专业在读硕士研究生;主要从事工业智能控制方面的研究。

$$V(n+1) = \omega V(n) + c_1 \times \text{rand}() \times [P_{\text{best}}(n) - X(n)] + c_2 \times \text{rand}() \times [G_{\text{best}}(n) - X(n)] \quad (2)$$

$$X(n+1) = X(n) + V(n+1) \quad (3)$$

式中: $V(n)$ 为当前粒子的移动速度; $X(n)$ 为当前粒子的位置; ω 为速度惯性权重, 合适的 ω 可以使粒子群在全局和局部搜索时达到最佳; $\text{rand}()$ 为介于 $(0, 1)$ 之间的随机数; c_1 、 c_2 为学习因子; G_{best} 为种群粒子中最好适应度的粒子位置; P_{best} 为每个粒子自身移动过程中最好适应度的粒子位置^[7-9]。

1.2 BP-PSO 算法的辨识步骤

BP-PSO 算法的辨识步骤如下。

① 初始化: 确定神经网络的层数、各层的神经元的个数、激活函数; 用 $\text{rands}()$ 得到神经网络各层的初始化权值和阈值, 初始权值和阈值等于初始 P_{best} 和 G_{best} ; 用 $\text{rands}()$ 得到初始速度值; 归一化样本数据的输入输出值; 设定速度惯性权重 ω 、学习因子 c_1 和 c_2 的大小。

② 输入样本: 按照神经网络正向传播计算得出神经网络的输出值, 按照适应度函数 J_p 计算神经网络输出与样本输出误差平方和。如果 $J_p < J'_p$, 训练结束; 否则转到步骤③。

③ 对于每个权值和阈值粒子, 将其适应度与每个粒子的历史最优适应度进行比较, 适应度小者作为局部最优权值和最优阈值 P_{best} ; 将其适应度与整个种群最优适应度进行对比, 适应度小者作为全局最优权值和最优阈值 G_{best} 。

④ 更新权值和阈值粒子。按照式(2)和式(3), 更新得到权值和阈值粒子移动位置和速度。

⑤ 由步骤④转到步骤③。

⑥ 达到适应度要求或者最大迭代次数, 训练结束。粒子的全局最优位置就是神经网络的最优权值和阈值。

2 BP-PSO 算法建立模型及验证

2.1 电加热炉 BP-PSO 模型的建立

电加热炉结构如图 1 所示。

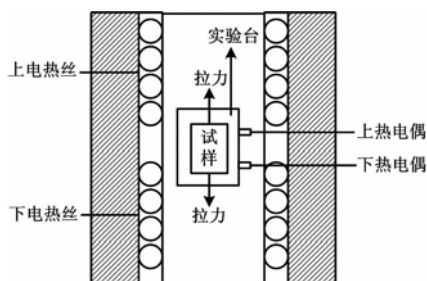


图 1 电加热炉结构

Fig. 1 Structure of the electric furnace

电加热炉的炉内温度变化不仅与加热电压有关, 还与现场环境等多方面条件有关。在电加热炉稳态工作时, 无法保持炉内温度的恒定不变。该温度往往是在设定的温度点上下振荡。本文辨识的对象就是在电加热炉稳态工作时, 炉内温度受环境影响随时间变化的情况。

对工业实验室测试合金钢的电加热炉, 在其稳态工作的过程中, 每间隔一段时间记录上、下热电偶测量的温度值, 将记录数据作为辨识电加热炉的样本集。

将取样的时间序列 T 作为输入, 上、下热电偶温度测量矩阵 Y_1 和 Y_2 作为输出, 建立“2-15-2”BP 神经网络模型。BP 神经网络结构如图 2 所示。

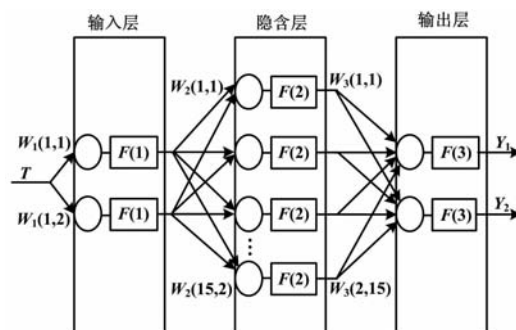


图 2 BP 神经网络结构图

Fig. 2 Structure of BP neural network

图 2 中, 神经网络输入层的权值矩阵为 $W1_{2 \times 1}$, 阈值矩阵为 $B1_{2 \times 1}$, 激活函数为双曲函数 $F(1) = \text{tansig}(\cdot)$, 输出为 $A1_{2 \times 1}$; 隐含层的权值矩阵为 $W2_{15 \times 2}$, 阈值矩阵为 $B2_{15 \times 1}$, 输出为激活函数 $F(2) = \text{tansig}(\cdot)$, 阈值为 $A2_{15 \times 1}$; 输出层权值矩阵为 $W3_{2 \times 15}$, 阈值矩阵为 $B3_{2 \times 1}$, 激活函数为线性函数, 即: $F(3) = \text{purelin}(\cdot)$, 输出为 $A3_{2 \times 1}$ ^[10]。

由 BP 神经网络的结构可知:

$$\begin{cases} A1 = \text{tansig}(W1T, B1) \\ A2 = \text{tansig}(W2A1, B2) \\ A3 = \text{purelin}(W3A2, B3) \end{cases} \quad (4)$$

神经网络输出误差 $ESS_{2 \times l} = A3 - Y$ (l 为样本的个数)。BP 神经网络输出适应度 $J_p = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^l ESS^2(i, j)$, 如果 J_p 未达到适应度要求, 按 BP-PSO 步骤迭代计算权值和阈值的最优值, 直到得到满足要求的适应度 J'_p 。

2.2 算法验证

电加热炉稳态工作在 500°C 时, 每 15 min 记录一次炉内上、下热电偶的温度测量值 (数值分别用 y_1 、 y_2 表示), 将电加热炉连续稳态工作 10 h 的 40 组数据作

为样本测试数据。温度的测试数据样本如表 1 和表 2 所示。

表 1 输出 y_1 的预测值
Tab. 1 The predictive values of output y_1

采样时间点	实际值	BP 算法		BP-PSO 算法	
		预测值	误差	预测值	误差
31	501.5	501.0	-0.5	501.3	-0.2
32	498.2	498.2	0.0	498.2	0.0
33	497.3	496.5	-0.8	497.2	-0.1
34	503.7	502.7	-1.0	502.9	-0.8
35	504.7	505.6	0.9	505.3	0.6
36	498.9	502.7	3.8	500.9	2.0
37	497.7	496.3	0.6	496.3	-0.6
38	498.9	497.0	-1.9	497.0	-1.9
39	500.9	504.2	4.2	504.2	3.3
40	503.4	505.8	2.4	503.8	0.4

表 2 输出 y_2 的预测值
Tab. 2 The predictive values of output y_2

采样时间点	实际值	BP 算法		BP-PSO 算法	
		预测值	误差	预测值	误差
31	502.5	501.9	-0.6	502.0	-0.6
32	498.7	498.5	-0.2	498.7	-0.5
33	497.3	496.5	-0.8	496.9	-0.4
34	502.9	503.0	0.1	503.2	0.3
35	504.0	505.9	1.9	504.7	0.7
36	500.9	503.7	2.8	501.7	0.8
37	497.7	500.3	2.6	499.3	1.6
38	499.2	497.0	-2.2	498.0	-1.2
39	499.9	501.2	-1.3	503.8	3.9
40	502.7	503.8	1.1	504.2	1.5

分别采用 BP 和 BP-PSO 算法辨识得到系统模型,在此基础上对电加热炉的炉内温度 y_1 、 y_2 变化进行预测。得到的输出 y_1 和 y_2 仿真如图 3、图 4 所示。

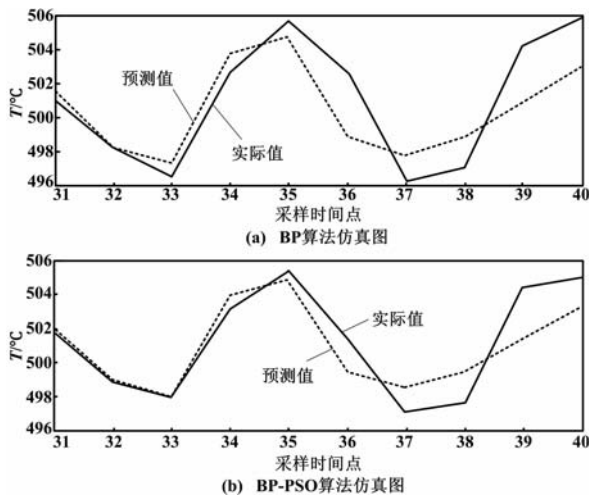


图 3 输出 y_1 的仿真图
Fig. 3 Simulation graphics obtained by output y_1

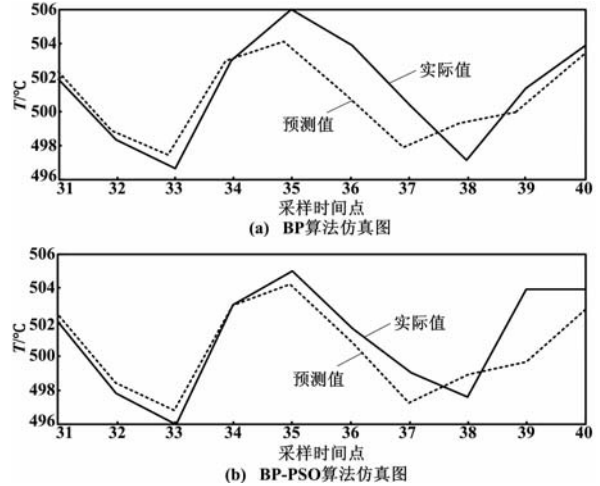


图 4 输出 y_2 的仿真图

Fig. 4 Simulation graphics obtained by output y_2

设预测时间从采样时间 31 点起,到某个采样时间点结束,预测值 \hat{y}_1 、 \hat{y}_2 和实际值 y_1 、 y_2 的误差都在 ± 3 K 内,则认为从预测时间 31 点到这个采样点的时间范围为预测值有效时间范围。从上文分析可知,BP 算法从采样 31 点起,到采样 35 点结束,预测值和实际值的误差都在 ± 3 K 内,有效时间范围为 $5 \times 15 = 75$ min;BP-PSO 从采样点 31 点起,到采样 38 点结束,预测值和实际值的误差都在 ± 3 K 内,有效时间范围为 $8 \times 15 = 120$ min。此外,在采样 31 点到 35 点的预测值有效时间范围内,BP 算法预测值与实际值的均方差为 0.54,BP-PSO 算法预测值与实际值的均方差为 0.31。由此可得,BP-PSO 算法的预测值比 BP 算法预测值的有效性时间范围延长 60%;在相同有效的预测时间范围内,预测值精度提高 43%。

3 结束语

本文是以 Cr-Fe 合金作为合金试样,应用 BP-PSO 算法来辨识电加热炉工作在 500 °C 时的系统模型。在建立模型的基础上,对电加热炉炉内温度变化趋势进行预测,最后将其与实际温度值进行比较。试验结果显示,BP-PSO 算法的预测值比 BP 算法预测值的有效性时间范围延长 45 min;在相同有效的预测时间范围内,预测值与实际值误差均方差减少 0.23。此外,这种算法也适用于辨识实验室电加热炉其他温度点稳态工作特性。

参考文献

- [1] 王顺晃,舒迪前. 智能控制系统及其应用[M]. 北京:机械工业出版社,2005:167-169.
- [2] 李人厚. 智能控制理论和方法[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2007:1-3.

(下转第 60 页)

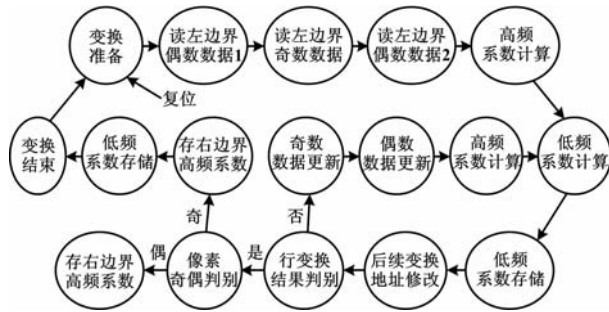


图4 状态机图

Fig. 4 State machine diagram

通过以上步骤,可实现超声波的分解变换,从而解构出超声波的准确波至点。

5 实际测量结果

考虑到使用硫酸做试验具有一定的危险性,为了不伤一般性,采用纯净水作为替代物。理论计算的超声波回波时间和利用小波变换的实测时间对比如表1所示。

表1 理论和实测数据对比表

Tab.1 Comparison of the theoretical data and the test data

声程 /cm	温度 /℃	介质	超声声速 / $(m \cdot s^{-1})$	理论计算时间 / μs	实测时间 / μs
10	20	纯净水	1 482.66	134.89	134.76
10	21	纯净水	1 485.69	137.27	137.11
10	22	纯净水	1 488.63	134.35	134.18
10	23	纯净水	1 491.50	134.09	133.92
10	24	纯净水	1 494.29	133.84	133.68
10	25	纯净水	1 497.00	133.60	133.36

从表1可以看出,理论计算的时间值比实测数据要大一些。经过小波变换后,测得的时间比较精确,给硫酸浓度分析提供准确的依据。

6 结束语

本文根据超声波信号的数学模型提出了利用小波

变换准确定位超声波回波波至点的方法。考虑到运算的速度,采用FPGA构造小波变换的运算单元,进而解构出超声波信号的波至点。本文所提出的方法可以推广到超声测距、超声波流量计等一些利用超声波测量的领域^[11-12]。在实际应用中,由于受到运算速度的限制,在超声波传播速度过大的介质中会出现较大的误差,因此,进一步探索研究高速解构电路,对超声波测量具有重要意义。

参考文献

- [1] 程佩青. 数字信号处理[M]. 3版. 北京:清华大学出版社,2007.
- [2] 同济大学声学研究所. 超声工业测量技术[M]. 上海:上海人民出版社,1977.
- [3] Gustafsson M G, Stepinski T. Split spectrum algorithms rely on instantaneous—a geometrical approach [J]. IEEE Transaction UFFC, 1993, 40(6):659-665.
- [4] 潘泉,张磊,孟晋丽,等. 小波变换及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [5] Wei G W. Quasi wavelets and quasi interpolating wavelets [J]. Chem Phys Lett, 1998, 296(6):215-222.
- [6] 张维锋. 希尔伯特变换及其在相关分析中的应用[J]. 西安公路学院学报, 1993, 13(1):82-89.
- [7] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelet [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2):617-643.
- [8] 姚琮,张兴敢,肖文书. 中频采样中希尔伯特变换器的FPGA实现[J]. 电子技术应用, 2004(9).
- [9] 白瑞林,江吕锋,王建. 基于FPGA的模糊自整定PID控制器的研究[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(8):833-837.
- [10] Jiang L F, Wang J. The study of fuzzy self-tuning PID controller based on FPGA[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(8):833-837.
- [11] Tessier R, Bursleson W. Reconfigurable computing for digital signal processing: a survey [J]. Journal of VLSI Signal Processing, 2001(28):7-27.
- [12] 阮芬,马树升,白清俊,等. 超声波流量计的测量原理及其应用研究[J]. 山东农业大学学报:自然科学版, 2006, 37(1):99-104.

(上接第56页)

- [3] 李祚泳,汪嘉杨,郭淳. PSO算法优化BP网络的新方法及仿真实验[J]. 电子学报, 2008, 36(11):2224-2228.
- [4] 王安娜,陶子玉,姜茂发,等. 基于PSO和BP网络的LF炉钢水温度智能预测[J]. 控制与决策, 2006, 21(7):814-820.
- [5] 潘昊,侯清兰. 基于粒子群优化算法的BP网络学习研究[J]. 计算机工程及应用, 2006, 42(16):41-43.
- [6] 魏星,舒乃秋,崔鹏程,等. 基于改进PSO-BP神经网络和D-S证据理论的大型变压器故障综合诊断[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(7):46-50.
- [7] 李玉军,汤晓君,刘君华. 粒子群优化算法在混合气体红外光谱定量

分析中的应用[J]. 光谱学和光谱分析, 2009, 29(5):1276-1280.

- [8] Wang L, Zeng Y R, Gui C, et al. Application of artificial neural network supported by BP and particle swarm optimization algorithm for evaluating the criticality class of spare parts [C] // Natural Computation(ICNC), 2007:528-532.
- [9] Wang P, Huang Z Y, Zhang M Y, et al. Mechanical property prediction of strip model based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Iron and Steel Research (International), 2008, 15(3):87-91.
- [10] 朱凯. 精通MATLAB神经网络[M]. 北京:电子工业出版社, 2010:193-200.