

基于免疫 FNN 算法的加热炉炉温优化控制*

廖迎新^{1,2}, 吴敏¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 中南林业大学 电子与信息工程学院, 湖南 长沙 410004)

摘要 :针对复杂钢坯加热过程,提出了一种免疫克隆进化模糊神经网络(ICE-FNN)控制算法。首先根据现场样本数据建立过程神经网络模型,然后基于该模型,采用模糊神经网络控制器(FNNC)规则优化算法,确定 FNNC 的最佳规则数;最后由 FNNC 的规则优化所得参数构造初始种群的一个解,采用免疫克隆进化(ICE)算法对 FNNC 参数优化。该算法具有全局寻优和局部求精能力,仿真结果证实了其有效性。

关键词 :模糊神经网络;规则优化;免疫克隆进化;加热炉

中图分类号 :TP273 文献标识码 :B

The Reheating Furnace Temperature Optimization Control Based on Immune and Fuzzy Neural Network

LIAO Ying-xin^{1,2}, WU Min¹

(1. College of Information Science and Engineering, Central South Univ., Changsha 410083, China;

2. College of Electron and Information Engineering, Central South Forestry Univ., Changsha 410004, China)

Abstract :The immune clone evolutionary (ICE) algorithm is presented to optimize the parameters of the fuzzy neural network (FNN) controller for the complex billet heating process. First, the neural model of the process was set up via the observation data; then, based on the model, the rule optimization algorithm of the fuzzy neural network controller (FNNC) was introduced to obtain the optimal rule numbers of the FNNC. Finally, by combining the FNNC parameters obtained with the rule optimization into an individual in the initial population, the ICE algorithm was adopted to optimize the parameters of the FNNC. The proposed search strategy is a global optimization and local precision optimization algorithm. Results from simulations prove the effectiveness of the constructed system.

Key words :fuzzy neural network (FNN); rule optimization; immune clone evolutionary; reheating furnace

加热炉是轧钢生产线最重要的设备之一,也是主要耗能设备,具有大惯性、纯滞后、非线性、时变、分布参数特性,其控制目标是在获得满足轧机开轧所要求的钢坯温度分布的前提下,实现最小钢坯表面烧损和能耗经济指标。钢坯加热过程建模及优化控制技术的研究受到国内外学者的高度重视^[1-5]。侯志祥等应用遗传算法交叉概率与变异概率的自适应确定方法对电加热炉炉温 PID 控制器的参数优化作了仿真研究^[3],张斌等引入模糊模型的遗传优化建立了加热炉模型^[4]。然而基于过程模型的 PID 控制,在工况不稳定的情况下振荡会加剧,遗传算法虽具有全局搜索能力,但局部搜索能力不理想,且易出现进化缓慢的现象。模糊神经网络综合了模糊推理的知识表达和神经网络自学习能力,鲁棒性强,是复杂工业过程的一种有效控制方法;免疫克隆进化克服了遗传算法的退化和局部精确搜索的不足,用于对模糊神经网络参数优化将进一步提高控制器的控制效果。

1 炉温优化控制结构

某钢铁公司蓄热式加热炉,采用煤气作主原料,通过煤气和空气的混合燃烧给炉体内的钢胚加热。炉体分为南侧和北侧,两侧都有一排喷嘴,煤气由闸阀控制交替注入两侧煤气喷嘴,鼓风机送过来的空气经换向阀交替注入两侧空气喷嘴,未注入煤气空气的蓄热室,通过换向阀、引风机排出燃烧废气至烟

* 收稿日期 :2005 - 12 - 15

基金项目 :国家杰出青年科学基金项目(60425310);湖南省科技计划项目(04FJ3029)

作者简介 :廖迎新(1966—),女,博士生。

囱。换热器吸收废气热能以预热煤气,可节省能源,保证煤气充分燃烧。炉体在物理上可分为预热、加热、均热段,三段炉温相互耦合,相互影响。

钢坯加热过程主要对炉温、煤气压力、空气压力和炉压进行控制,其中炉温控制是最复杂且很难控制的一个环节,其控制效果直接影响到钢材的产量和质量。影响钢坯加热过程炉温分布的因素很多,包括煤气流量、煤气热值、轧制速度、入炉钢坯温度和煤气换向带来的煤气流量周期性波动等,基于线性数学模型的传统控制方法很难达到实际的工艺指标要求。图 1 为一个炉温控制段的基于免疫克隆优化模糊神经网络控制器结构。

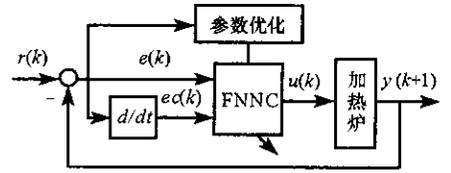


图 1 加热炉炉温优化控制结构
Fig.1 The temperature optimization control structure of reheating furnace

1.1 炉温预测模型

为了评价 ICE 算法对 FNNC 的优化效果,需要建立加热炉炉温预测模型。由于炉子加热过程相当复杂,且模型是动态变化的,很难用机理分析的方法建立其精确数学模型,而 RBF 神经网络能实现复杂非线性映射^[6]。考虑炉子加热过程的滞后和动态特性以及空燃比一定,选择煤气流量和经过延时的炉温为输入,每个段的炉温预测 RBF 神经网络具有如下形式:

$$y_i(k+1) = f(y_i(k), u_i(k)), \quad i = 1, 2, 3 \quad (1)$$

其中 $u_i(k)$ 、 $y_i(k)$ 分别是 i 段煤气流量、炉温预测值。采用反向传播(BP)学习算法。

1.2 模糊神经网络控制器

模糊控制利用领域专家的先验知识进行近似推理,但缺乏在线自调整能力。神经网络对环境的变化有极强的自学习能力,但对所获得的输入/输出关系无法用容易被人接受的方式表示出来。结合两者优势,提出了炉温模糊神经网络控制(FNNC)模型。每个 FNNC 具有炉温偏差和偏差变化率两个输入,一个输出控制量, m 条控制规则,采用 RBF 神经网络实现。控制器输入 $e = (e_1, e_2)^T$,输入比例因子 (K_1, K_2) 作为 FNNC 的输入 $x = (x_1, x_2)^T$,网络输出 y 经输出比例因子 K_u 作为控制量 u 。FNNC 的输入输出论域分别被输入输出比例因子规范化到区间 $[-1, 1]$ 上,隐单元的中心向量 $c^k = (c_1^k, c_2^k)^T (k = 1, 2, \dots, m)$ 和到输出单元的权值 w^k 也在区间 $[-1, 1]$ 上。FNNC 模型可表示为

$$R^k: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^k, x_2 \text{ is } A_2^k \text{ THEN } u \text{ is } B^k, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

输入层神经元实现输入变量的无变换传递。隐含层输出为

$$\varphi^k = \exp[-(x - c^k)^T \Delta_k (x - c^k)] \quad (3)$$

其中 $\Delta_k = \text{diag}[(1/\sigma_1^k)^2, (1/\sigma_2^k)^2]$, σ_i^k 为宽度。输出层实现输出变量的清晰化,采用加权平均法。

1.3 规则优化算法

FNNC 设计的关键问题之一是其参数的确定^[5]。本文提出了一种自动调整输入输出变量模糊集合数目的规则优化算法,调整步骤如下:

(1) 对炉温偏差和偏差变化率定义小数目的模糊集合数 n ,煤气流量的模糊集合个数取 $2n - 1$ 。每个变量的隶属度函数为高斯形,且均匀分布,输入变量隶属度函数的宽度取 $1/(n - 1)$ 。

(2) 评估所构造的 FNNC 的性能,采用 ITAE 积分性能指标

$$J(\text{ITAE}) = \sum_{i=1}^N iT |y(i) - r(i)| \quad (4)$$

其中 $y(i)$ 和 $r(i)$ 分别是构造系统炉温输出和目标值。

(3) 如果性能改善,则 $n + 1$,然后重复第(2)步。如果性能没有改善或改善的性能函数值低于阈值,那么这种增加被中断,从而模型结构被确定。

1.4 免疫克隆进化优化算法

神经网络的 BP 学习算法易陷入局部最优,遗传算法(GA)虽具有全局搜索能力,但局部搜索能力不

理想,且易出现进化缓慢的现象。免疫克隆进化算法融合了克隆扩增的局部搜索和免疫进化的全局寻优^[7],将其与规则优化结合,提出了一种新的 FNNC 结构和参数优化算法。

设 FNNC 的隐单元数 m 已确定,则可调参数为 $c_i^k, \sigma_i^k, w^k, K_i, K_u$ ($k=1, 2, \dots, m; i=1, 2$)。ICE 优化设计这些参数的步骤如下:

(1) 编码和初始化。以规则优化得到的 FNNC 参数构造初始种群中的一个解,然后随机产生其余个体,组成规模为 N 的初始群体 A_n 。个体采用实数编码。

(2) 计算评价值。每个个体对应的 FNNC 采用式(4)的 ITAE 积分性能指标,按下式计算评价值

$$f = \frac{1}{a + J(\text{ITAE})} \quad (5)$$

其中 a 为一个很小的正数,使分母不为零。

(3) 选择。从当前群体 A_n 中选出 S 个评价值最高的个体组成群体 B_n (其中 $S < N$)。

(4) 扩展。模拟克隆扩增过程^[8],构造了一个较小的邻域,群体 B_n 中每个个体在其小邻域内随机产生若干新个体, S 个个体共产生 N 个新个体组成群体 C_n 。群体 B_n 中个体 v_i 的小邻域构造为

$$SM(v_i) = \{v \mid \|v - v_i\| \leq r, v \in \Omega, r > 0\} \quad (6)$$

其中 Ω 为可行解空间, $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数。 $SM(v_i)$ 由与 v_i 的欧氏距离不大于常数 r 的所有可行解构成,解空间是以 v_i 为中心、 r 为半径的球形区域,定义 r 为扩展半径。

免疫系统克隆扩增过程中,亲和性越高的 B 细胞产生的子 B 细胞越多,模拟这一现象,采用转盘法选择从群体 B_n 扩展的新个体,以形成群体 C_n 。

(5) 突变。在突变操作中,构造一个较大的邻域,群体 C_n 中评价值最低的 $N - S$ 个个体突变为其较大邻域内任一个体。突变后的个体与群体 C_n 中未突变的个体一起组成群体 D_n 。球形区域的半径 R 定义为突变半径。

(6) 替换。模拟免疫系统群体更新过程,用随机产生的个体替换群体 D_n 中评价值最低的一部分个体,形成群体 E_n 。

(7) 最优个体保留。为了避免群体中最优个体因扩展操作而丢失,将群体 E_n 中评价值最低的个体替换为群体 A_n 中评价值最高的个体形成下一代群体 A_{n+1} 。令 $n = n + 1$,返回(2)循环计算,直至满足收敛条件。

群体中每个个体相当于一个可行解,扩展操作相当于在优秀解的小邻域内进行局部细搜索,个体的评价值越高,其邻域内存在优秀个体的概率越大,故在其邻域内搜索更多次。突变操作利用大邻域搜索,在解空间全局范围内搜索评价值较高的区域。替换操作用来保持群体多样性。如果突变或替换操作找到解空间中评价值较高区域内的某一解,则该解被选择操作选出,扩展操作在该解所在区域进行局部细搜索,以寻求高精度的解。ICE 通过从全局到局部的两层邻域搜索,以保证其全局寻优和局部求精能力。

2 仿真实验分析

2.1 炉温预测

取某钢铁厂蓄热式加热炉均热段 500 组运行数据作为训练样本对 RBF 神经网络进行训练,仿真实验表明隐含层神经元个数大于 5 时,模型误差已无大的改善,故取隐含层节点数为 5。用所得模型对另外 200 组测试样本数据计算,炉温预测结果如图 2 所示。炉温预测误差在 30°C 以内,相对均方误差为 0.5373,已满足工程需要。炉温预测模型的建立,为实现炉温控制器结构和参



图 2 炉温预测模型运行结果

Fig. 2 The run result of the temperature prediction model

数的优化以及炉温设定多目标优化奠定了基础。

2.2 控制器优化

基于均热段炉温预测 2-5-1RBF 神经网络模型,设计由 RBF 神经网络实现的 FNNC。由规则优化算法,确定偏差、偏差变化率和控制量的模糊集合分别为 5、5 和 9 个。所得 FNNC 与炉温预测模型构成的闭环系统输出响应如图 3(a)所示。由于假设输入变量隶属度函数的宽度相同,中心值均匀分布,规则优化得到的 FNNC 参数不是最优的,控制系统的稳定性较差,输出处于周期性振荡状态。在规则优化所得控制器参数基础上,用 ICE 算法进一步对 FNNC 参数寻优。设置种群规模为 50,群体 B_n 规模 S 取 25,小邻域扩展半径 r 取 0.01,大邻域突变半径 R 取 0.8,最大搜索代数取 400,经过 4min 搜索得最优解。优化参数相应的系统响应如图 3(b)所示。系统稳态误差为 0.1171°C ,超调量为 0.12%,调节时间为 4 个时间单位。图 3 中炉温设定值均为 1210°C 。

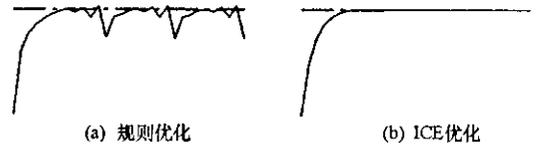


图 3 炉温优化控制结果

Fig. 3 The results of the temperature optimization control

表 1 是 ICE 算法和遗传算法(GA)的性能比较。对 FNNC 参数进行遗传优化,性能评价函数与 ICE 的相同,也用规则优化得到的参数作为初始种群的 1 个个体,设置种群规模为 50,选择操作的淘汰概率取 0.1,采用均匀交叉,变异概率取 0.001,最大搜索代数取 400。从表 1 可看出,与 GA 相比,ICE 算法搜索精度更高,收敛速度更快,同时提高了有限时间内搜索到全局最优解的概率。平均 6min25s 的收敛速度已能满足炉温控制对 FNNC 参数实时优化的要求。

表 1 ICE 与 GA 仿真结果

Tab. 1 Simulation results of ICE and GA

	最大适应度	平均收敛时间	收敛率
GA	0.00051254	634s	28.6%
ICE	0.0006238	385s	85.7%

3 结束语

本文采用规则优化和免疫克隆进化算法对模糊神经网络控制器进行优化,有效地解决了非线性、不确定复杂蓄热式加热炉钢坯加热过程炉温控制问题,炉温预测模型满足工程需要,优化控制算法具有全局收敛和局部求精能力,其实用化可行。该优化控制算法不仅可用于加热炉炉温优化控制,对其它领域的复杂过程控制也具有借鉴作用,具有很好的推广应用前景。

参考文献:

- [1] 柴天佑,王中杰,张莉. 加热炉的炉温优化设定模型[J]. 自动化学报,2000,26(4):537-541.
- [2] 荣莉,柴天佑,马庆云. 基于 Elman 型回归神经网络的空燃配比优化控制[J]. 信息与控制,2000,29(2):173-176.
- [3] 侯志祥,申群太,李河清. 基于改进遗传算法的 PID 参数整定及其在加热炉中的应用[J]. 计算机工程,2004,30(6):165-167.
- [4] Young I K, Ki C M, Byoung S K et al. Application of Neural Network to the Supervisory Control of a Reheating Furnace in the Steel Industry[J]. Control Engineering Practice, 1998, 6: 1009-1014.
- [5] Bin Z, Jingcheng W, Jianmin Z. Dynamic Model of Reheating Furnace Based on Fuzzy System and Genetic Algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(2): 293-296.
- [6] 易继锴,侯媛彬. 智能控制技术[M]. 北京:北京工业大学出版社,1999.
- [7] 左兴权,李士勇. 采用免疫进化算法优化设计径向基函数模糊神经网络控制器[J]. 控制理论与应用,2004,21(4):521-525.
- [8] De C L N, Von Z F J. Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002, 6(3):239-251.

