

DOI:10.16515/j.cnki.32-1722/n.2019.02.004

改进的粒子群算法在磨煤机 PID 神经网络控制中的应用

穆海芳, 韩 君, 李 明

(宿州学院机械与电子工程学院, 安徽 宿州 234000)

摘 要: 磨煤机制粉系统的输入量和输出量之间相互耦合, 而且具有非线性、时滞性大等特点, 因此使用常规的控制方法难以达到良好的效果。设计了磨煤机制粉系统的多变量 PID 神经网络控制系统, 提出了改进的粒子群算法优化多变量 PID 神经网络参数, 然后采用误差反传算法调整网络权值, 避免了网络陷入局部最优解。磨煤机制粉系统的仿真实验表明, 该方法解决了系统的耦合、时滞性问题, 同时减小了系统的超调量, 避免了系统的震荡, 具有良好的稳态性能和动态性能。

关键词: 磨煤机; PID; 神经网络; 粒子群

中图分类号: TD453; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1672-755X(2019)02-0016-05

Research on the Improved Particle Swarm Optimization Algorithm in the Coal Mill PID Neural Network Control

MU Hai-fang, HAN Jun, LI Ming

(Suzhou University, Suzhou 234000, China)

Abstract: The input and output of the pulverizing system are coupled with each other, which have the characteristics of nonlinear, large time delay. So using conventional control method is difficult to achieve good effect. This paper designed the coal mill pulverizing system of multi-variable PID neural network control system, and proposed an improved particle swarm algorithm to optimize the multi-variable PID neural network parameters. Then, back propagation algorithm is used to adjust the network weights, and to avoid the network into a local optimal solution. The simulation experiment of coal pulverizing system shows that the method can solve the coupling and time delay problems of the system. And at the same time it reduces the overshoot of the system and avoid system shock, which leads to good steady-state performance and dynamic performance.

Key words: coal mill pulverizing; PID; neural network; particle swarm

目前火力发电厂广泛使用的直吹式磨煤制粉装备, 双进双出钢球磨煤机是其系统的主体设备, 在实际使用过程中, 由于磨煤机的出粉量、送风量、滚筒内的存煤量等没有精确的采样手段, 磨粉用的钢球添加时间及添加量缺少成熟的经验, 使得对磨煤机的自动控制难以很好地实现, 控制系统不能长期可靠的使用。作为一个典型多变量、强耦合的系统, 双进双出钢球磨煤机控制系统具有时滞性大、时变性强等特点, 采用

收稿日期: 2019-04-09

基金项目: 宿州学院校级重点科研项目(2016yzd09)

作者简介: 穆海芳(1984—), 男, 安徽宿州人, 助教, 硕士, 主要从事机电一体化技术的研究。

常规 PID 方法难以获得良好的控制效果^[1],因此现在越来越多地把先进的智能控制算法引入到磨煤机的控制过程中。徐玮等提出的自适应模糊控制算法,改进了响应速度^[2];张江等设计的模糊自整定 PID 解耦控制器,取得了良好的控制效果^[3];张健明提出的模糊 PID 参数自校正方法获得了良好的动态静态性能^[4];刘振东等使用了改进 BP-PID 控制等先进控制方法^[5];孙杰等在对神经网络参数寻优时采用了粒子群算法^[6];朱丽娟基于模糊径向基函数设计了 PID 神经网络系统^[7];程启明等提出了前向混合优化的 PID 神经网络系统^[8]。本文以某双进双出磨煤机为研究对象,设计了基于神经网络的多变量 PID 控制系统,提出基于排队思想的改进粒子群优化算法计算网络权值,利用采集的数据训练神经网络,提高磨煤机控制效果。

1 磨煤机制粉系统

长期的生产实践证明,磨煤机制粉系统的数学模型主要受热风量、冷风量、给煤量、磨机负荷、出口温度、进出口压差等几个参数影响,各变量之间存在相互耦合,被控参数还受到煤灰含量、钢球装载量、原煤水分等外界因素干扰,所以磨煤机本身的复杂多变性使得对其系统实现自动控制是个难点。在保证系统安全工作的前提下,要尽可能地使磨煤机工作在最佳状况。出口温度过高会引起煤粉爆燃,温度过低会影响煤粉干燥出力,出口温度在系统正常运行时的变化不大,调节给煤量和热风量会引起出口温度的变化,变化要在允许的温度范围内,而且能够达到新的动态平衡。磨煤机入口负压是通过冷风量控制,但直接调节冷风量的缺点是降低锅炉温度,影响燃烧效率,所以一般通过加入热风量即再循环风量来实现入口负压的辅助调节。为了避免煤粉外泄,应在允许的入口负压范围内取较小值,同时在出口温度很小的变化范围内取较大值,以提高燃烧效率。在保证磨煤机工作时的出口温度和入口负压在安全范围内的条件下,增加给煤量可以提高制粉效率,降低制粉单耗,使得研磨出力最大。

通过分别对这些参数进行建模分析可知,磨煤机制粉系统的输入变量为热风量、再循环风量、给煤量,输出变量为出口温度、入口负压、磨机负荷,取某个稳态工作点的附近,磨煤机的动态特性用传递函数的形式表示为:

$$\begin{bmatrix} T \\ P \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11}(s) & g_{12}(s) & g_{13}(s) \\ g_{21}(s) & g_{22}(s) & g_{23}(s) \\ g_{31}(s) & g_{32}(s) & g_{33}(s) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ X \end{bmatrix}$$

式中, T 为出口温度, P 为入口负压, B 为磨机负荷, H_1 为热风量, H_2 为冷风量, X 为给煤量,对输入量加入阶跃信号后得到输出阶跃响应曲线,再由曲线拟合得到典型的传递函数为:

$$\begin{bmatrix} T \\ P \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.4}{1+10s} & \frac{2}{1+8s} & 0 \\ 0 & \frac{0.5}{(1+80s)^3} & \frac{-0.65e^{-40s}}{(1+25s)^2} \\ 0 & 0 & \frac{0.3e^{-30s}}{(1+20s)^3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ X \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix}$$

其中, r_1 、 r_2 、 r_3 为系统受到的外部扰动。

2 改进的粒子群算法

粒子群算法是基于迭代的群体优化技术,利用系统中个体间的协作和竞争通过并行搜索寻找最优解,其算法为:假设一个搜索空间的维数是 D ,种群大小是 M , $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示第 i 个粒子的位置, $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示第 i 个粒子的速度,根据目标函数计算的每个粒子的适应值是 $f(x_i)$, $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 表示个体极值即单个粒子所历经的最好位置, $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gm})$ 表示全局极值即每个粒子所历经的最好位置。第 i 个粒子不断更新自己速度和位置的公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = g \cdot v_{id}^k + \beta_1 \cdot e_1 \cdot (p_{id}^k - x_{id}^k) + \beta_2 \cdot e_2 \cdot (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中: k 为当前进化代数, e_1, e_2 是 0 到 1 之间的随机数, β_1, β_2 是加速学习因子, g 是惯性权重系数。

粒子群算法广泛应用在函数优化、控制参数优化、神经网络训练等领域,但当遇到高维度复杂问题时,粒子群算法寻优存在收敛性能差、收敛早熟等缺点,搜索后期易陷入局部最优值,大大限制了粒子群算法的搜索范围。基于排队思想的粒子群算法从以下两个方面对标准粒子群算法进行改进。

1) 以粒子适应性好坏的原则把所有粒子依次排序,最好的粒子排在第一位,第一位粒子的全局值为其自己的个体极值,后面每个粒子的全局极值 p_{gd} 依次用其前面一个粒子的个体极值 $p_{(i-1)d}$ 代替,速度更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = g \cdot v_{id}^k + \beta_1 \cdot e_1 \cdot (p_{id}^k - x_{id}^k) + \beta_2 \cdot e_2 \cdot (p_{(i-1)d} - x_{id}^k) \quad (3)$$

2) 第一个粒子除外,用所有粒子的个体极值 p_i 与当前适应值 $f(x_i)$ 经过加权平均计算得到的值来代替每一个粒子的个体极值 p_a ,公式为:

$$p_a = \frac{\sum_{i=1}^M p_i \cdot f(X_i)}{\sum_{i=1}^M f(X_i)} \quad (4)$$

从这两个方面改进后得到的新的速度更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = g \cdot v_{id}^k + \beta_1 \cdot e_1 \cdot (p_{ad} - x_{id}^k) + \beta_2 \cdot e_2 \cdot (p_{(i-1)d} - x_{id}^k) \quad (5)$$

改进粒子群算法的实现流程为:a)定义种群初始参数,初始化第 i 个粒子的个体极值 p_i ;b)计算第 i 个粒子的当前适应值 $f(x_i)$;c)把第 i 个粒子的历史最优适应值 $f(p_i)$ 与 $f(x_i)$ 进行比较,若 $f(x_i)$ 优于 $f(p_i)$,则更新 $f(p_i)$ 和 p_i ,否则保持不变;d)按历史最优值好坏把所有粒子排序,头一个的全局极值和个体极值保持不变,后面每个粒子的新个体极值 p_a 用公式(4)计算,其全局极值取前一个较优粒子的个体极值大小;e)用公式(5)、公式(2)计算每个粒子的位置 x_i 和速度 v_i ;f)判断终止条件是否满足,如果满足,则退出,否则返回到步骤 b)。

3 PID 神经网络

神经网络属于智能控制的范畴,它的优点是能够逼近任意非线性函数,适用于实时性复杂系统的控制,它的缺点是训练学习时间长、网络收敛速度慢、神经元个数选取复杂等。PID 神经网络是将 PID 算法融入到神经网络中,在一般多层前向神经网络中,神经元的输入输出特性相同并且是静态的,在 PID 神经网络中,比例元、积分元、微分元构成其隐含层,是动态的前向网络。这一结构特点使得神经网络兼备 PID 算法和神经网络的优点,同时具有训练学习时间短、网络收敛速度快、隐含元个数清晰等特点。

如果被控对象有 x 个输入 y 个输出变量,那么多变量 PID 神经网络就要用 y 个子网通过交叉并联构成一个三层前向网络,包含 $2y$ 个输入神经元, $3y$ 个隐含层神经元(y 个比例神经元、 y 个积分神经元、 y 个微分神经元)及 x 个输出神经元,其结构如图 1 所示。

由图 1 可以看出,输入层至隐含层之间是独立的,隐含层至输出层之间是相互交叉的,子网的输入层有两个神经元,一个输入被控量的设定值,一个输入被控量的输出值,网络的 y 个输出值再作为被控对象的输入值。

前向计算方法是由神经网络的输入层、隐含层,计算出输出层的一种方法,误差反传(BP)学习算法是一种常用的训练 PID 神经网络的算法,将 PID 神

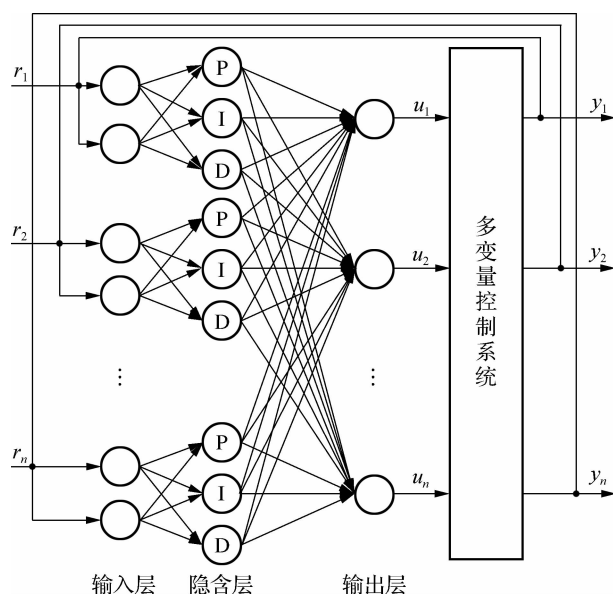


图 1 多变量 PID 神经网络结构

神经网络和多变量被控对象作为一个系统来看, BP 学习算法的目标函数为:

$$\min Z = \sum_{h=1}^n E_h = \frac{1}{s} \sum_{h=1}^n \sum_{k=1}^s [r_h(k) - y_h(k)]^2 = \frac{1}{s} \sum_{h=1}^n \sum_{k=1}^s e_h^2(k) \quad (6)$$

其中, s 是每次采样的个数, n 是被控对象的个数。

BP 算法不需要被控对象的数学模型, 可以根据控制要求实现在线调整网络权值, 从而逐步达到解耦控制的目的, 但是 BP 算法的缺点是收敛速度慢、易陷入局部最优值、初始权重值选取困难。因此, 采用基于排队思想的改进粒子群算法对 PID 神经网络参数进行初始值优化选取, 其学习算法如下:

- 1) $n=1$ 时的初始种群, X_{id}^n 表示第 i 个粒子的位置向量, V_{id}^n 表示第 i 个粒子的速度向量;
- 2) 根据前向算法, 把 X_{id}^n 作为控制器的权值系数, 计算出神经网络的输出值;
- 3) 根据公式(6)计算第 i 个粒子的适应值 $f_n(x_i)$;
- 4) 根据改进粒子群算法更新每个粒子的位置 X_{id}^{n+1} , 速度 V_{id}^{n+1} ;
- 5) 判断是否满足结束条件或者是否达到最大迭代次数, 如果满足, 则结束寻优; 否则取 $n=n+1$ 返回到步骤 2);
- 6) 把更新后的 X_{id}^n 作为控制器的初始值, 采用 BP 反传算法训练网络。

4 仿真及结果

研究的磨煤机是一个三输入三输出的制粉系统, 在上述 PID 神经网络控制系统的结构图中, 入口负压、出口温度、磨机负荷的给定值分别记作 r_1, r_2, r_3 , PID 神经网络的输出值分别为 u_1, u_2, u_3 , 用于控制热风量、冷风量、给煤量, 磨煤机的三个实际输出值分别记作 y_1, y_2, y_3 。利用前述的三输入三输出磨煤机制粉系统的数学模型, 对多变量 PID 神经网络磨煤机控制系统进行仿真, 相关参数选取如表 1 所示, 其中 T 为采样周期。

表 1 相关参数选取表

| m, n | s | T/s | Z | D | g | r_1 | r_2 | r_3 | k | M | β_1, β_2 |
|--------|-----|-------|-------|-----|------------|-------|-------|-------|-----|-----|--------------------|
| 3 | 50 | 5 | 0.001 | 60 | [0.4, 0.9] | 0.7 | 0.4 | 0.6 | 100 | 50 | 2.05 |

为了进行仿真分析, 设输入的给定值 $[T, P, B] = [0.5, 0.4, 0.6]$, 三个输出量的仿真结果如图 2—图 4 所示, 其中输出 1 是 PID 神经网络解耦控制的实际输出值, 输出 2 是标准粒子群算法优化 PID 神经网络控制的实际输出值, 输出 3 是改进粒子群算法优化的多变量 PID 神经网络控制的实际输出值, 从 PID 神经网络解耦控制的结果可以看出: 控制器通过在线学习实现网络权值自动调整, 基本克服了多变量耦合的影响。从标准粒子群算法优化的 PID 神经网络控制的结果可以看出, 与神经网络解耦控制的结果相比, 网络学习的时间大幅度缩短了。从基于改进粒子群算法优化的多变量 PID 神经网络控制的结果可以看出, 与前面两个方法相比, 该方法使系统的动态性能得到了改善, 网络学习时间进一步缩短, 超调量减少, 系统的三个输出都具有良好的跟踪性。

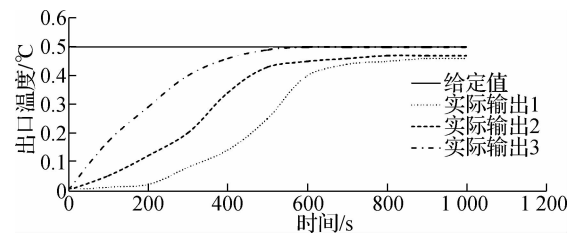


图 2 出口温度输出对比图

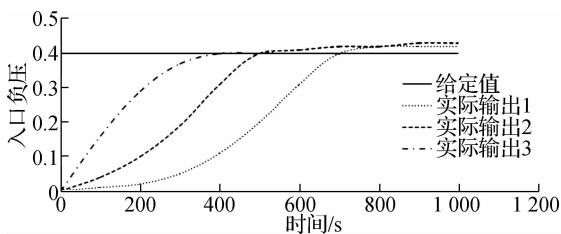


图 3 入口负压输出对比图

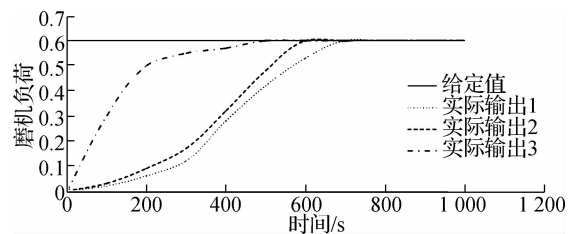


图 4 磨机负荷输出对比图

为了进一步检验控制系统的性能,对出口温度、入口负压、磨机负荷的运行曲线进行了现场实验,在 1 000 s 时刻,当输出稳定时,加入 10% 的外部扰动信号,观察不同控制策略条件下的系统响应曲线。从图 5 可以看出,在加入外部扰动后,本文方法控制的系统能够很快地做出反应,经过很短时间就可以重新稳定,此时系统的静态误差小,超调量也小,并且各参数之间影响较小,无剧烈变化。

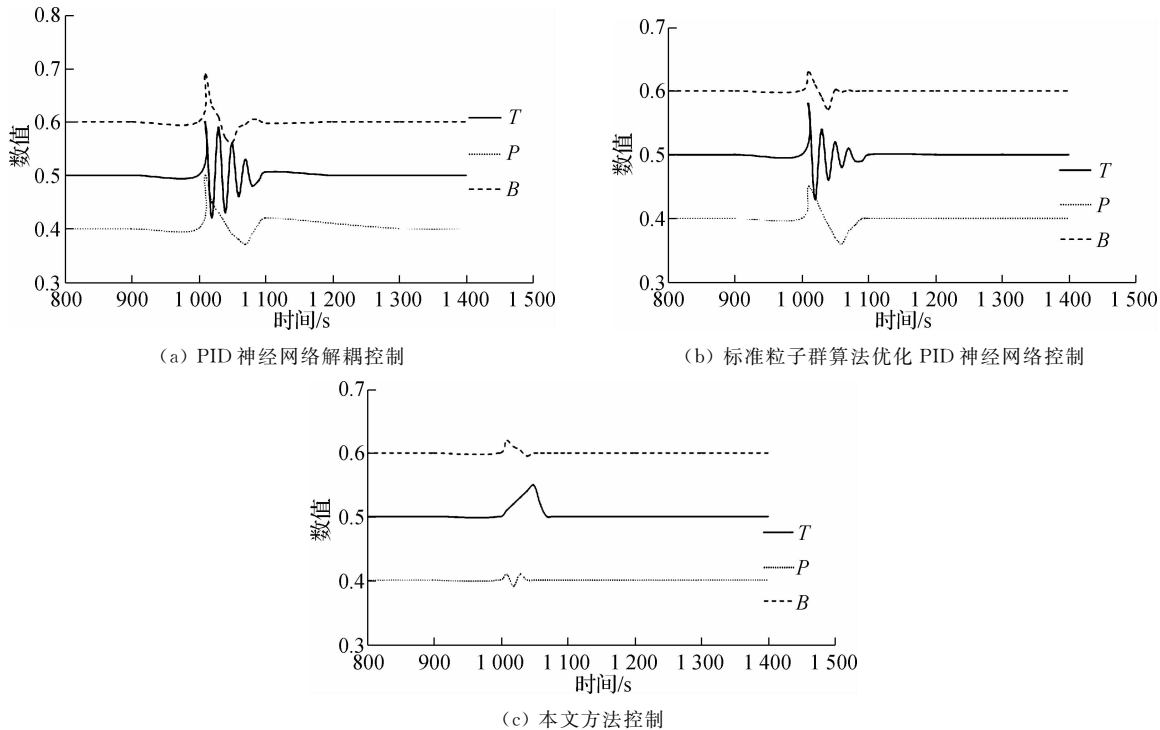


图 5 加入扰动后的响应曲线

5 结 语

磨煤机制粉系统是一个非线性、多变量、时滞性的耦合系统,基于一些常规的控制策略难以达到良好的控制效果。本文分析了磨煤机制粉系统的动态特性和干扰因素,研究了磨煤机系统的数学模型,建立了多变量 PID 神经网络控制系统的结构,提出了基于排队思想的改进粒子群算法用于 PID 神经网络的训练,并将训练后的神经网络连接权值应用到磨煤机制粉系统的控制中。结果表明,基于改进粒子群算法的多变量 PID 神经网络控制方法与其它控制策略相比较,具有良好的解耦性能和自学习能力,磨煤机系统的输出能够较好地跟踪给定值,完成了磨煤机制粉系统的控制要求。

参考文献:

- [1] 蔡宇宁,杜平. PID 智能控制在磨粉系统中的实际应用[J]. 有色矿冶, 2011, 27(3): 84 - 85
- [2] 徐玮,冯晓露,孙坚栋,等. 中储式钢球磨煤机制粉系统控制研究[J]. 热力发电, 2014, 43(7): 87 - 91
- [3] 张江,王庭有,魏镜弢,等. 模糊-PID 控制在球磨机中的应用[J]. 机械与电子, 2015(12): 45 - 48
- [4] 张健明. 基于模糊 PID 控制的磨矿控制系统[J]. 电子科技, 2018, 31(11): 72 - 74
- [5] 刘振东,王建民,杨刚. 基于改进 BP-PID 控制的磨矿回路控制系统的研究[J]. 矿业研究与开发, 2018, 38(7): 99 - 103
- [6] 孙杰,韩艳,段勇,等. 基于改进的 PSO 算法的球磨机 PID 神经网络控制系统[J]. 工矿自动化, 2011, 37(5): 59 - 62
- [7] 朱丽娟. 球磨机对象控制中模糊径向基函数神经网络的 PID 控制分析[J]. 现代电子技术, 2015, 38(24): 56 - 58
- [8] 程启明,程尹曼,汪明媚,等. 球磨机混合优化前向神经网络 PID 解耦控制系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2010, 22(2): 54 - 59

(责任编辑:湛 江)