

基于模糊径向基函数神经网络的 PID 算法球磨机控制系统研究

程启明¹, 程尹曼¹, 郑勇², 汪明媚¹

(1. 上海电力学院电力与自动化学院, 上海市 杨浦区 200090;

2. 上海华为技术有限公司, 上海市 浦东新区 200040)

PID Control System for Ball Mill Based on Fuzzy Radial Basis Function Neural Network

CHENG Qi-ming¹, CHENG Yin-man¹, ZHENG Yong², WANG Ming-mei¹

(1. College of Electric Power and Automation, Shanghai University of Electric Power, Yangpu District, Shanghai 200090, China;

2. Shanghai Huawei Technologies Co., Ltd., Pudongxin District, Shanghai 200040, China)

ABSTRACT: As to the multi-variable, strong coupling, nonlinear and time-varying characteristics of the ball mill pulverizing system, the PID control system for ball mill based on fuzzy radial basis function (RBF) neural network was proposed. In this control system, the control parameters of PID controller were adaptively adjusted by fuzzy RBF neural network, the control parameters of system were optimized by the hybrid learning methods integrating the offline particle swarm optimization (PSO) algorithm combined with chaos strategies of global searching ability, with the online BP algorithm of local searching ability. The Matlab simulation results show that the control system solve the problems of complex object control like the ball mill effectively, its parameter optimization algorithms can quickly converged and can not be easily fallen to partial minimum, the control method has fast tracking ability, small overshoot, good decoupling ability, strong robust and adaptive ability, and it has better quality than the traditional PID coupling control method.

KEY WORDS: ball mill; fuzzy radial basis function neural network; hybrid learning methods; premature criterion; PID control

摘要: 针对球磨机制粉系统的多变量、强耦合、非线性和时变等特点, 提出应用于球磨机对象控制的基于模糊径向基函数神经网络的PID控制算法。在这种控制系统中, PID控制器的控制参数采用模糊径向基函数神经网络进行自适应整定, 系统控制参数采用混合优化算法, 即首先采用混沌粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法进行离线粗

调, 再采用BP算法进行在线细调, 从而快速全局收敛得到最佳的PID控制参数。Matlab仿真结果表明, 该控制系统有效地解决了球磨机这种复杂对象的控制问题, 该系统控制参数的优化算法收敛快、不易陷入局部极小点, 系统控制跟踪快、超调小、解耦好、鲁棒性和适应性强, 控制品质优于传统PID解耦控制方法。

关键词: 球磨机; 模糊径向基函数神经网络; 混合优化算法; 早熟判据; PID控制

0 引言

球磨机是火电厂生产中重要的辅助设备, 也是耗电大户, 它的安全、高效运行至关重要。球磨机是一个非线性、大滞后、大惯性、多变量、强耦合和多干扰的复杂对象。目前球磨机控制一般都采用常规的PID解耦控制方法^[1], 此方法具有算法简单、鲁棒性好、参数物理意义明确、工程实现容易等优点, 但同时存在着参数整定不良、工况适应性差等问题, 仅适用于可建立精确模型的线性定常系统控制, 对球磨机这种复杂对象难以得到令人满意的控制效果。目前国内不少火电厂的球磨机采用手动操作的控制方式, 系统一般工作在经济性较差的“习惯运行区”, 厂用电消耗大, 经济效益差。因此, 寻找合理、有效的球磨机控制方法势在必行^[2]。

随着控制理论的发展, PID控制与一些先进控制、智能控制结合被应用于复杂对象控制中, 如基于模糊的PID控制^[3-5]是将模糊(Fuzzy)与PID控制结合, 利用Fuzzy的非线性推理能力自动调整PID参数, 但Fuzzy规则库和隶属函数一旦建立便无法更新, 缺乏自适应性, Fuzzy部分还存在静差

基金项目: 上海市教育委员会重点学科建设项目(J51301); 上海市教委重点科研项目(06ZZ69)。

与精度不高的问题。基于神经网络的PID控制是将神经网络(neural network, NN)与PID控制结合,利用NN的自学习能力来调整PID参数,但NN学习训练时间长,且易陷入局部极小值或发散,NN的结构和权值无明确的物理意义,这给NN的设计及初始化带来了很大困难。如单神经元PID控制器^[6-7]具有参数自学习和自调整的功能,但不具备在线学习和自动调整控制器增益的能力。基于径向基函数(radial basis function, RBF)NN的PID控制^[8]采用RBF NN整定PID控制参数,RBF NN是一种局部逼近网络,即对于输入/输出(I/O)数据,RBF NN只有少量的权值需要调整,比基于BP NN的PID控制^[9-10]具有学习速度快等优点,但是RBF NN参数初值的选择影响较大,若选择不当会造成逼近精度下降,甚至网络发散。

模糊NN是将Fuzzy和NN 二者的优点结合而得到的一种智能算法。集Fuzzy推理的强大结构性知识表达能力和NN的自学习能力于一体,既可以使Fuzzy控制具有自学习能力,又可以赋予NN推理归纳能力,同时还能够使NN的权值具有明确的物理意义。基于模糊RBF NN的PID控制^[11]用模糊RBF NN整定PID控制参数,该控制算法综合了Fuzzy、RBF NN和PID控制算法三者的优势。

为了提高球磨机控制的适应性(相比传统的PID)、快速性(相比BP NN的PID)和准确性(相比Fuzzy的PID),本文提出将模糊RBF NN整定的PID控制技术应用用于球磨机复杂对象控制。此外,为加快收敛速度,获得更接近最优解的控制参数值,将采用一种离线混沌粒子群(PSO)和在线BP相结合的混合优化方法^[12-16]训练模糊RBF NN的参数。Matlab仿真结果证明了本文提出的球磨机控制方法的可行性和有效性,它具有优良的品质控制、较强的鲁棒性和适应性、较高的抗干扰性和稳定性。

1 基于模糊 RBF NN 整定的 PID 控制系统

1.1 基于模糊 RBF NN 整定的 PID 控制系统结构

本文采用的基于模糊RBF NN整定的PID控制器结构^[12]如图 1 所示。在该控制系统的 k 时刻,首先根据系统的设定值 $r_{in}(k)$ 和输出值 $y_{out}(k)$ 计算误差 $e(k)=r_{in}(k)-y_{out}(k)$ 和误差变化率 $e_c(k)=e(k)-e(k-1)$,模糊RBF NN计算PID控制器的控制参数 K_P 、 K_I 、 K_D ,PID控制器输出控制信号 $u(k)$ 控制被控对象。通过模糊RBF NN的学习,在线调整NN的权值、

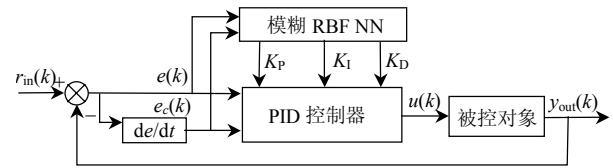


图 1 基于模糊 RBF 神经网络的 PID 控制器结构

Fig. 1 Structure of PID controller based on fuzzy RBF NN
高斯型隶属函数的均值和标准差,从而实现 PID 控制参数的自适应控制。

1.2 PID 控制算法

PID控制器的控制算法^[1]为

$$u(k) = u(k-1) + K_P e_c(k) + K_I e(k) + K_D [e_c(k) - e_c(k-1)] = u(k-1) + K_P x_c(2) + K_I x_c(1) + K_D x_c(3) \quad (1)$$

式中 K_P 、 K_I 、 K_D 分别表示比例、积分和微分系数。

PID控制要取得较好的控制效果,就必须调整好比例、积分和微分三者的关系,这就需要从变化无穷的组合中找出最佳的配对关系。传统PID控制器的控制参数固定不变,这直接影响了控制系统的控制品质。

1.3 RBF NN 基础

RBF NN是由J.Moody等提出的一种NN^[8],具有单隐层的3层前馈网络,其中第1层为输入层,它由信号源组成,第2层为隐层,第3层为输出层,从输入层到隐层的映射是非线性的,而从隐层到输出层的映射是线性的。由于它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接收域的NN结构,对于I/O数据,只有少量的权值需要调整,即对于输入空间的某一个局部区域只存在少量的神经元用于决定网络的输出。因此,RBF NN是一种局部逼近网络,能以任意精度逼近任意非线性函数,具有学习速度快等优点。与BP NN相比,RBF NN结构更简单、运算量更小、收敛速度更快。

1.4 模糊 RBF NN 结构

模糊RBF NN的结构如图 2 所示。该网络由输入层、模糊化层、模糊推理层及输出层 4 层构成^[11],其中第 1 层和第 2 层对应于模糊规则的“if-part”前提部分,第 3 层对应于模糊推理部分,第 4 层对应于“then-part”结论部分。输入层为 e 和 e_c 2 个变量,输出层为 K_P 、 K_I 和 K_D 3 个变量。 e 、 e_c 被模糊化为 E 、 E_C , E 和 E_C 的论域、模糊语言值均为 $[-1, 1]$ 、 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$,模糊RBF NN的结构型式为 2-7-7-3。

1) 第 1 层: 输入层。

此层的输入变量为 e 和 e_c 2 个,该层各个节点

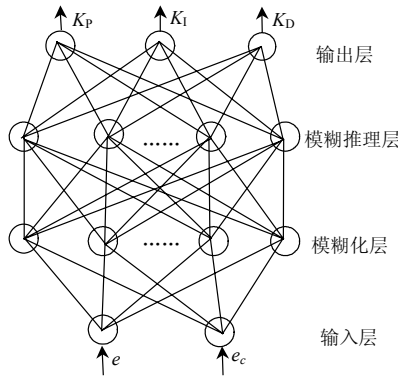


图2 模糊RBF NN结构

Fig. 2 Structure of fuzzy RBF NN

直接与输入变量连接,将输入量传到下一层。该层的输入与输出关系为

$$\mathbf{f}_1 = [x_1, x_2] = [e, e_c], f_1(1) = e, f_1(2) = e_c \quad (2)$$

2) 第2层:模糊化层。

此层采用高斯型函数作为隶属函数,可表示为

$$f_2(i, j) = \exp\{-[f_1(i) - c_{ij}]^2 / b_{ij}^2\} \quad (3)$$

式中: c_{ij} 、 b_{ij} 分别为第*i*个输入变量第*j*个模糊集合的隶属函数的均值、标准差; $f_1(i)$ 为第*i*个输入变量; $i=1, 2$; $j=1, 2, \dots, 7$ 。

3) 第3层:模糊推理层。

该层通过与模糊化层的连接完成模糊规则的匹配,实现各个节点之间的模糊运算,即通过各个模糊节点的组合得到相应的点火强度。

$$ff_3(j, k) = f_2(1, j)f_2(2, k) \quad (4)$$

$$f_3(k) = [ff_3(1, k), ff_3(2, k), \dots, ff_3(7, k)] \quad (5)$$

式中 $k=1, 2, \dots, 7$ 。

4) 第4层:输出层。

此层的输出 \mathbf{f}_4 为 K_p 、 K_i 和 K_D 的整定结果,即 $K_p = f_4(1)$, $K_i = f_4(2)$, $K_D = f_4(3)$ 。

$$f_4(l) = \mathbf{W}f_3 = \sum_{k=1}^{49} w(l, k)f_3(k) \quad (6)$$

式中: \mathbf{W} 为输出节点与第3层各节点的连接权矩阵; $l=1, 2, 3$ 。

增量式PID控制的控制量为

$$\begin{cases} \Delta u(k) = \mathbf{f}_4 \mathbf{x}_c = K_p x_c(2) + K_i x_c(1) + K_D x_c(3) \\ u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \end{cases} \quad (7)$$

2 混沌 PSO 与 BP 混合优化算法

2.1 采用的混合优化算法

本文采用离线混沌PSO和在线BP相结合的混合优化方法^[14-16]训练模糊RBF NN的PID控制中 w_{ij} (权值矩阵 \mathbf{W} 中各元素)、 c_{ij} 和 b_{ij} 参数。首先采用改进型PSO在全局范围内搜索最优解,若出现“早熟”

的问题,则利用混沌搜索引导粒子快速跳出局部最优解,再重新搜索,直至取得权值的近似最优解;然后再利用BP算法快速进行精细调整,以获得更好的控制性能。由于混沌PSO优化算法很费时,因此采用离线优化,用于NN权值的粗优化,进一步细化优化则采用BP优化算法,此时NN权值初值已接近最优值, BP收敛很快,不会再陷入局部最优, BP采用在线优化。

2.2 离线 PSO 优化算法

粒子群优化算法是Kennedy等提出的一种基于仿生的集群优化算法。PSO优化算法首先初始化一群随机粒子,粒子总数为 M ,粒子维数为 D ,第*i*个粒子位置、速度分别表示为 $\mathbf{X}_i=(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ 、 $\mathbf{V}_i=(V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$,然后通过多次迭代找到最优解。在每次迭代过程中,粒子通过跟踪2个“极值”更新自己,一个是粒子本身所找到个体极值 p_{BEST} ,记为 $\mathbf{P}_i=(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$,另一个是整个种群目前找到的全局极值 g_{BEST} ,记为 $\mathbf{P}_g=(P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ 。在找到这2个最优解时,粒子根据式(8)和式(9)的速度-位置搜索模型更新自己的速度和新的位置,直到满足最大迭代次数 K 或者粒子群搜索到的最优位置满足最小误差标准为止,最后输出的 p_{BEST} 就是全局最优解。标准PSO算法迭代公式为

$$V_{id}(k+1) = wV_{id}(k) + c_1 r_{and}() [P_{id}(k) - X_{id}(k)] + c_2 r_{and}() [P_{gd}(k) - X_{id}(k)] \quad (8)$$

$$X_{id}(k+1) = X_{id}(k) + V_{id}(k+1) \quad (9)$$

式中: $1 \leq i \leq M$; $1 \leq d \leq D$; k 为迭代次数; $P_{id}(k)$ 和 $P_{gd}(k)$ 分别为第*k*时刻向量 \mathbf{P}_i 和 \mathbf{P}_g 中的第*d*个分量; w 为惯性权重,使粒子保持运动惯性; c_1 、 c_2 分别为认知参数、社会参数的加速因子(学习因子),对收敛速度有较大影响,分别调节向个体最优粒子、全局最优粒子方向飞行的最大步长,通常取 $c_1=c_2 \geq 2$; $r_{and}()$ 为[0,1]区间变化的随机数,可以保证微粒群体的多样性和搜索的随机性; PSO的粒子总数 M 越大,分布的范围就越广,但迭代过程计算量也越大,通常选取 M 为10~200; 本文的粒子群的位置向量 \mathbf{X} 为 w_{ij} 、 c_{ij} 和 b_{ij} ,采用实数编码。

粒子适应度定义为

$$F = 1 / \left\{ \sum_{k=1}^l [r_{in}(k) - y_{out}(k)]^2 / l \right\} = 1 / \left[\sum_{k=1}^l e^2(k) / l \right] \quad (10)$$

式中 l 为训练集的样本数。 F 值越大表示粒子的适应度越高。

PSO优化算法原理简单、编程容易、参数少、

收敛速度快、并行性好，但容易陷入局部极小值，出现“早熟”收敛现象。本文采用了自适应线性调整 w (w 的最小值、最大值分别为 w_{\min} 、 w_{\max})、增加收缩因子 ζ 等一些改进措施^[16]，还采用平均粒距 A 和适应度方差 σ^2 两种策略结合，判断PSO算法是否出现“早熟”现象^[13,16]，若 $A(k) < \alpha$ 或 $\sigma^2 < \beta$ (α 、 β 为预先给定的阈值)，则出现早熟现象。

2.3 混沌搜索

混沌现象是广泛存在于非线性系统中的一种现象，具有随机性、遍历性、规律性等特点，混沌运动能在一定范围内按照一定的规律不重复地遍历所有的状态。因此，本文采用混沌序列的搜索算法来完成“受惩罚”粒子重新启动的思想，以帮助粒子逃离局部极优，并快速收敛到全局最优解。本文采用经典的 Logistic 映射产生混沌运动，混沌方程为

$$z_i(k+1) = \mu z_i(k) [1 - z_i(k)], \quad k = 0, 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

式中： $z_i(k)$ 为在第 k 步混沌迭代后第 i 个混沌变量值，当控制参量 $\mu=4$ 时，则完全处于混沌状态且混沌变量 z_i 在(0,1)范围内遍历。

在混沌搜索算法中，当PSO粒子陷入局部最优(进入早熟)时，首先产生一随机混沌变量初值，然后利用Logistic映射函数产生混沌迭代序列，并把各个混沌变量变换到被优化变量的取值区间，对每个混沌变量经历的可行解计算其适应值，保留性能最好的可行解，直到达到混沌搜索最大代数，最后再随机取代一个粒子，使PSO跳出局部最优，以增加种群的多样性，从而使PSO算法继续重新优化，最终达到全局寻优^[14-15]。

2.4 在线 BP 优化算法

定义性能指标函数为

$$J(k) = e^2(k)/2 = [r_{\text{in}}(k) - y_{\text{out}}(k)]^2 / 2 \quad (12)$$

根据梯度下降法，训练学习模糊RBF NN的 w_{ij} 、 c_{ij} 和 b_{ij} ^[11]。

权值 w_{ij} 的变化率为

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(k) &= -\eta \cdot \partial J / \partial w_{ij} = \eta [r_{\text{in}}(k) - y_{\text{out}}(k)] \cdot \\ & [\partial y_{\text{out}}(k) / \partial \Delta u(k)] [\partial \Delta u(k) / \partial f_4] (\partial f_4 / \partial w_{ij}) = \eta [r_{\text{in}}(k) - \\ & y_{\text{out}}(k)] \text{sgn}[\partial y_{\text{out}}(k) / \partial \Delta u(k)] x_c(j) f_3(i) \end{aligned} \quad (13)$$

$\partial y_{\text{out}} / \partial \Delta u$ 不能直接计算，但它仅是 $\partial J / \partial w_{ij}$ 中的一个相乘因子，它的正负决定了收敛的方向，而它的大小表征了收敛速率，这可以在学习速率因子 η 中体现。因此， $\partial y_{\text{out}} / \partial \Delta u$ 可以近似地用它的符号函数 $\text{sgn}[\partial y_{\text{out}}(k) / \partial \Delta u(k)]$ 代替。权值 w_{ij} 迭代算法为

$$\begin{aligned} w_{ij}(k) &= w_{ij}(k-1) + \Delta w_{ij}(k) + \\ & \gamma [w_{ij}(k-1) - w_{ij}(k-2)] \end{aligned} \quad (14)$$

同理可得，隶属函数的均值 c_{ij} 和标准差 b_{ij} 的迭代算法为

$$\begin{cases} \Delta c_{ij}(k) = -\eta \cdot \partial J / \partial c_{ij} = \eta [r_{\text{in}}(k) - y_{\text{out}}(k)] \cdot \\ \quad \text{sgn}[\partial y_{\text{out}}(k) / \partial \Delta u(k)] f_3 \mathbf{W} x_c 2(x_i - c_{ij}) / b_{ij}^2 \\ \Delta b_{ij}(k) = -\eta \cdot \partial J / \partial b_{ij} = \eta [r_{\text{in}}(k) - y_{\text{out}}(k)] \cdot \\ \quad \text{sgn}[\partial y_{\text{out}}(k) / \partial \Delta u(k)] f_3 \mathbf{W} x_c 2(x_i - c_{ij})^2 / b_{ij}^3 \\ c_{ij}(k) = c_{ij}(k-1) + \Delta c_{ij}(k) + \gamma [c_{ij}(k-1) - c_{ij}(k-2)] \\ b_{ij}(k) = b_{ij}(k-1) + \Delta b_{ij}(k) + \gamma [b_{ij}(k-1) - b_{ij}(k-2)] \end{cases} \quad (15)$$

式中： η 、 γ 分别为学习速率、动量因子，它们可以根据性能指标 J 的下降态势采用在线自适应更新规则，这样处理有助于提高收敛速度和跳出局部最小。

$$\eta = \begin{cases} 1.2 \eta_0, & J(k) \leq J(k-1) \\ 0.7 \eta_0, & J(k) > J(k-1) \end{cases} \quad (16)$$

$$\gamma = \begin{cases} 2.0 \gamma_0, & |J(k)| \leq \varepsilon \\ 1.0 \gamma_0, & |J(k)| > \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

式中： η_0 、 γ_0 分别为初始的学习速率、动量因子； ε 为指标 J 绝对值的某一常数。

3 基于模糊 RBF NN 的 PID 球磨机解耦控制系统结构

球磨机是一个具有纯延迟、强耦合、多变量、非线性、慢时变的复杂对象。典型的球磨机被控对象可以看作是3个输入量(给煤机转速、再循环风开度、热风门开度)、3个输出量(差压信号、入口负压、出口温度)的复杂对象^[2]。若采用球磨机前轴瓦垂直振动分量代替差压信号表征存煤量，原来的3输入3输出复杂对象就分解为一个耦合的2输入2输出多变量对象和一个单输入单输出的单变量负荷对象。单变量对象控制比较容易，本文仅讨论2输入2输出的多变量对象。按照工艺要求进行变量配对，使用热风流量 R 控制温度 T ，再循环风量 W 控制负压 p ，即输入信号 $U=[R \ W]^T$ ，输出信号 $Y=[T \ p]^T$ ，出口温度回路与入口负压回路2回路间仍有很强的耦合，它们之间的关系^[16-17]可描述为

$$Y(s) = \mathbf{G}(s) U(s) = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} U(s) \quad (18)$$

式中： \mathbf{G} 为2输入2输出对象的传递函数矩阵； G_{11} 、 G_{12} 、 G_{21} 、 G_{22} 分别为 T 对 R 、 T 对 W 、 p 对 R 、 p 对 W 的传递函数； s 为拉普拉斯变换算子。

为了便于仿真，对某球磨机在2种不同工况下的运行情况采用阶跃响应曲线法^[18]进行系统辨识，

得到相应的传递函数矩阵^[16-17]:

$$G_1(s) = \begin{bmatrix} 3.5/(80s+1)^2 & -0.14/(60s+1)^2 \\ 2.0/(8s+1) & 0.18/(10s+1) \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$G_2(s) = \begin{bmatrix} 10/(90s+1)^2 & -0.8/(40s+1)^2 \\ 2.0/(10s+1) & 0.5/(10s+1) \end{bmatrix} \quad (20)$$

基于模糊RBF NN的PID球磨机解耦控制系统结构如图3所示。图中, T_0 、 p_0 分别表示出口温度、入口负压的给定值。在球磨机对象 G 之前还串联了

静态解耦补偿器 D , 解耦补偿器参数矩阵为 $D=G^{-1}(0)$, 使 D 与 G 组合的广义对象 G' 达到静态对角占优, 基本解除了 G 的2个变量间耦合, 然后采用2个模糊RBF NN的PID控制器分别对解耦后的变量进行闭环控制, U_T 、 U_p 分别为温度PID控制器、负压PID控制器的输出量。 D 取值^[16-17]为

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{21} & D_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5287 & 0.5027 \\ -2.0405 & 2.0469 \end{bmatrix} \quad (21)$$

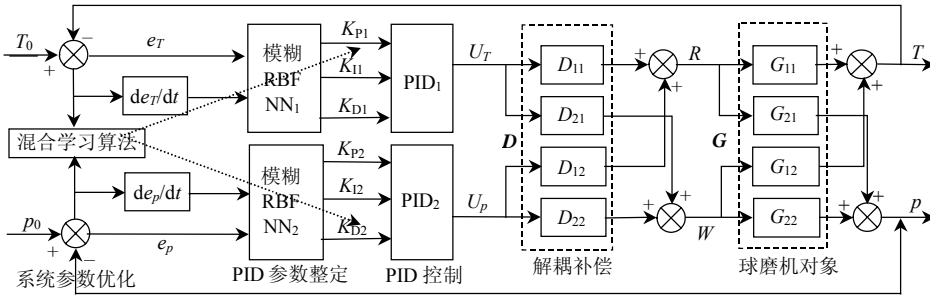


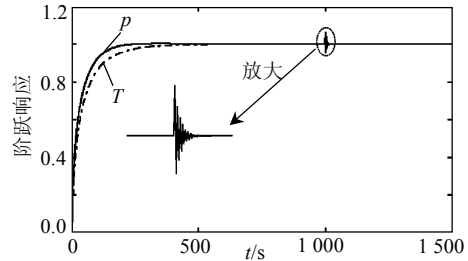
图3 基于模糊RBF NN的PID球磨机解耦控制系统的结构

Fig. 3 Structure of PID decoupling control system for ball mill based on fuzzy RBF NN

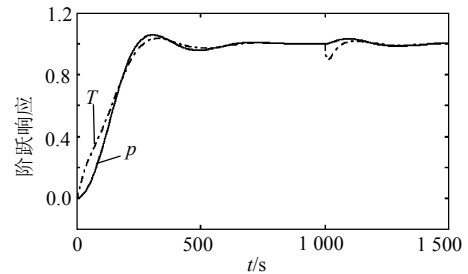
4 基于模糊RBF NN的PID控制算法的球磨机解耦控制系统仿真

本文采用Matlab/Simulink仿真平台。为验证控制效果, 与常规PID解耦控制作比较。 T 、 p 两个变量的常规PID控制器参数 K_p 、 K_i 、 K_d 最佳整定值分别为19.6、4.8、29.6和9.85、4.7、10.2。仿真中, 相关参数分别取为: 采样周期 $T_s=1.0$ s, $M=175$, $D=36$, $K=100$, $w_{\min}=0.4$, $w_{\max}=0.9$, $c_1=c_2=2.05$, $\zeta=0.729$, $\alpha=0.001$, $\beta=0.01$, $N=50$, $\gamma_0=0.02$, $\eta_0=0.2$, $\varepsilon=0.001$, w_{ij} 、 c_{ij} 、 b_{ij} 的初值取随机数。

图4为给定值单位阶跃($[p_0, T_0]=[1, 1]$)时的响应曲线, 由图可见, 在正常给定值单位阶跃情况下, 本文控制器的超调量、稳定时间均比常规PID解耦控制要小得多; 图5为系统稳定后1000 s时加入



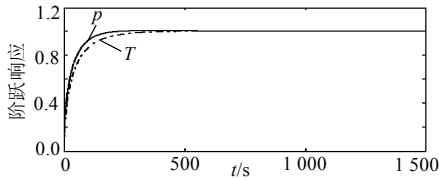
(a) 模糊RBF NN的PID解耦控制



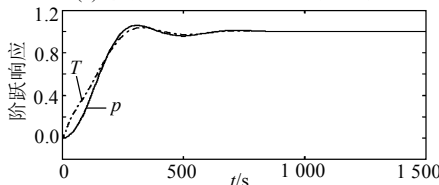
(b) 常规PID解耦控制

图5 系统稳定后1000 s时加入0.1阶跃内部扰动的响应曲线

Fig. 5 Response curves with 0.1 step disturbance in the 1000 s after system stability



(a) 模糊RBF NN的PID解耦控制



(b) 常规PID解耦控制

图4 给定值单位阶跃 $[p_0, T_0]=[1, 1]$ 的响应曲线

Fig. 4 Response curves with a unit step signal inputs $[p_0, T_0]=[1, 1]$

0.1阶跃内部扰动的响应曲线, 由图可见, 在系统受到外部给定值扰动或者内部扰动情况下, 本文控制器能在较短的时间内很快重新稳定, 且振动幅度不大, 它的抗干扰能力优于常规PID解耦控制; 图6为系统稳定后1000 s时对象传递函数由 G_1 变为 G_2 的仿真曲线, 由图可见, 当对象传递函数由 G_1 变为 G_2 , 即球磨机对象模型的参数在较大范围变化时, 本文控制器相比常规PID解耦控制器依然具有较好的控制品质, 超调和过渡时间均较小, 过渡较

为平稳, 鲁棒性和适应性较强。

从仿真结果可见, 基于模糊 RBF 神经网络的 PID 解耦控制具有良好的控制品质, 能较好地改善球磨机制粉系统的强耦合特性, 在抗干扰能力和鲁棒性方面均显示出较好的性能, 其控制性能优于传统 PID 解耦控制。

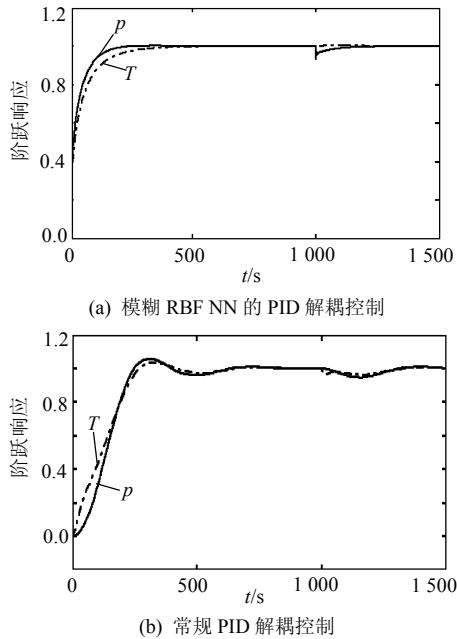


图 6 系统稳定后 1000 s 时
对象传递函数由 G_1 变为 G_2 的响应曲线

Fig. 6 Response curves with transfer function G_1 replaced by G_2 in the 1000 s after system stability

5 结论

球磨机是一个多变量、强耦合、慢时变的复杂对象, 常规 PID 解耦控制算法难以得到满意的控制效果, 本文提出了基于模糊 RBF 神经网络的 PID 球磨机解耦控制系统, 并采用离线混沌 PSO 和在线 BP 相结合的混合优化算法来优化系统的控制参数, 解决了球磨机这种复杂对象的控制问题。仿真结果表明, 本文的控制方法相比常规 PID 控制具有较好的动态、静态及解耦性能, 较强的鲁棒性、工况自适应性和抗干扰能力, 实现了球磨机控制的在线优化, 提高了制粉系统的出力, 降低了制粉电耗, 这对于实现球磨机的最佳经济运行具有重要的实际参考价值。

参考文献

[1] 廖柏林, 王立刚. 球磨机制粉系统的解耦 PID 控制[J]. 自动化技术与应用, 2008, 27(2): 33-35.
Liao Bolin, Wang Ligang. A decoupling PID control strategy for ball mill coal pulverizing system[J]. Techniques of Automation &

Applications, 2008, 27(2): 33-35(in Chinese).

[2] 程启明, 王勇浩. 火电厂中储式球磨机制粉控制系统的研究[J]. 华东电力, 2006, 34(7): 23-27.
Cheng Qiming, Wang Yonghao. Pulverizing control system s of intermediate storage bunker ball mills of power plants[J]. East China Electric Power, 2006, 34(7): 23-27(in Chinese).

[3] 覃来丰, 冯晓露. 磨煤机模糊自整定 PID 控制器的设计和仿真[J]. 电站系统工程, 2007, 23(4): 65-67.
Qin Laifeng, Feng Xiaolu. Design and simulation of fuzzy self-tuning PID controller for ball mill[J]. Power System Engineering, 2007, 23(4): 65-67(in Chinese).

[4] 王介生, 王伟. 球磨机制粉系统参数模糊自整定 PID 解耦控制器[J]. 控制工程, 2007, 14(2): 135-139.
Wang Jiesheng, Wang Wei. Self-tuning PID decoupling controller of ball mill pulverizing system[J]. Control Engineering of China, 2007, 14(2): 135-139(in Chinese).

[5] 何菊佩, 王广军, 苟小龙, 等. 模糊自整定 PID 及其在磨煤机控制中的应用[J]. 热力发电, 2004, 33(9): 55-57.
He Jukan, Wang Guangjun, Gou Xiaolong, et al. Fuzzy self-tuning PID and it's application in coal mill control system[J]. Thermal Power Generation, 2004, 33(9): 55-57(in Chinese).

[6] 程启明, 郑勇, 杨晓, 等. 球磨机单神经元自适应 PID 解耦控制系统仿真[J]. 上海电力学院学报, 2008, 24(3): 207-210.
Cheng Qiming, Zheng Yong, Yang Xiao, et al. The simulation on decoupling control system of single neuron adaptive PID for ball mill[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2008, 24(3): 207-210(in Chinese).

[7] 程启明, 郑勇. 球磨机多模型 PID 型神经网络控制系统[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(2): 103-109.
Cheng Qiming, Zheng Yong. Control system of multi-model PID neuron network for ball mill[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(2): 103-109(in Chinese).

[8] 焦竹青, 屈百达, 徐保国. 基于 RBF 神经网络的多变量系统 PID 解耦控制[J]. 系统仿真实报, 2008, 20(3): 627-631.
Jiao Zhuqing, Qu Baida, Xu Baoguo. Decoupling design for multivariate PID controller based on RBF neural network[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(3): 627-631(in Chinese).

[9] 梁兆阳, 孙建平, 孙静. BP 神经网络 PID 控制器在球磨机控制中的应用[J]. 仪器仪表用户, 2008, 15(2): 42-43.
Liang Zhaoyang, Sun Jianping, Sun Jing. The application of BP neural network based PID controller in ball mills[J]. EIC, 2008, 15(2): 42-43(in Chinese).

[10] 牛建军, 吴伟, 陈国定. 基于神经网络自整定 PID 控制策略及其仿真[J]. 系统仿真实报, 2005, 17(6): 1425-1427.
Niu Jianjun, Wu Wei, Chen Guoding. PID controller with neural nets optimizing parameters and its simulation[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(6): 1425-1427(in Chinese).

[11] 张弘. 基于模糊-RBF 神经网络优化的 PID 控制[J]. 西安邮电学院学报, 2007, 12(5): 79-81.
Zhang Hong. PID control based on fuzzy-RBF neural network [J]. Journal of Xi'An University of Post and Telecommunications, 2007, 12(5): 79-81(in Chinese).

[12] 李革, 贾元武, 张建新, 等. 基于模糊神经网络的 PID 张力控制系统[J]. 纺织学报, 2008, 29(6): 109-112.
Li Ge, Jia Yuanwu, Zhang Jianxin, et al. Tension control system based

- on fuzzy-neural network PID[J]. Journal of Textile Research, 2008, 29(6): 109-112(in Chinese).
- [13] 吴敏, 丁雷, 曹卫华, 等. 一种克服粒子群早熟的混合优化算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(5): 511-514.
Wu Min, Ding Lei, Cao Weihua, et al. A kind of hybrid optimization algorithm with prevention of premature convergence of particle swarm[J]. Control and Decision, 2008, 23(5): 511-514(in Chinese).
- [14] 陈如清, 俞金寿. 混沌粒子群混合优化算法的研究与应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(3): 685-688.
Chen Ruqing, Yu Jinshou. Study and application of chaos-particle swarm optimization-based hybrid optimization algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(3): 685-688(in Chinese).
- [15] 赵俊, 陈建军. 混沌粒子群优化的模糊神经 PID 控制器设计[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2008, 35(1): 54-59.
Zhao Jun, Chen Jianjun. Design of the fuzzy neural PID controller based on hybrid PSO[J]. Journal of Xidian University: Natural Science, 2008, 35(1): 54-59(in Chinese).
- [16] 程启明, 郑勇. 基于 PSO 算法的多变量 PID 型神经网络在球磨机控制上应用[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(1): 81-85.
Cheng Qiming, Zheng Yong. Application of PSO-based multivariable-PID neuron network in ball mill control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(1): 81-85(in Chinese).
- [17] 程启明, 杜许峰, 郭瑞青, 等. 基于最小二乘支持向量机的多变量逆系统控制方法及应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(35): 96-101.
Cheng Qiming, Du Xufeng, Guo Ruiqing, et al. Decoupling compound control method based on least squares support vector machines multivariable inverse system and its application [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(35): 96-101(in Chinese).
- [18] 金以慧. 过程控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 22-30.



程启明

收稿日期: 2009-06-17。

作者简介:

程启明(1965—), 男, 教授, 硕士生导师, 1988年浙江大学硕士毕业, 现已发表论文 150 多篇, 研究方向为智能控制、电厂自动化等, chengqiming@sina.com;

程尹曼(1990—), 女, 本科生, 研究方向为电力系统自动化等;

郑勇(1984—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力电子与电力传动、智能控制等;

汪明娟(1985—), 男, 硕士研究生, 研究方向为检测与控制、智能控制等。

(编辑 张媛媛)