

研究论文

基于粒子群优化算法的球磨机制粉系统 PID-ANN 解耦控制器

王介生¹, 丛峰武², 张 勇¹

(¹ 辽宁科技大学电子信息与工程学院; ² 辽宁科技大学材料科学与工程学院, 辽宁 鞍山 114044)

摘要: 球团厂钢球磨煤制粉系统是多变量强耦合、时滞、非线性以及生产工况变化大的复杂对象, 其自动控制问题一直是控制界关注的热点。基于粒子群算法具有对整个参数空间进行高效并行搜索的特点以及 PID 神经网络的自调节和自适应特性, 设计了具有 PID 结构的多变量自适应神经网络控制器。PID 神经网络解耦控制方法被用来消除回路之间的耦合, 神经网络连接权值由粒子群算法进行学习优化。仿真研究表明所建模型和所提控制方法具有较好的控制品质、良好的自适应解耦能力和自学习功能。该控制策略可在大范围内克服系统的非线性和强耦合问题, 具有很高的工程实用价值。

关键词: 制粉系统; 解耦控制技术; PID 神经网络; 粒子群优化算法

中图分类号: TK 232

文献标识码: A

文章编号: 0438—1157 (2008) 07—1743—06

PID-ANN decoupling controller of ball mill pulverizing system based on particle swarm optimization method

WANG Jiesheng¹, CONG Fengwu², ZHANG Yong¹

(¹ School of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Science & Technology;

² School of Material Science and Engineering, Liaoning University of
Science & Technology, Anshan 114044, Liaoning, China)

Abstract: Ball mill coal pulverizing system of pelletizing plant is a complex nonlinear multivariable process with strongly coupling and time-delay, and its operation often varies significantly. The automatic control of such a system is a research focus in the process control area. A multivariable adaptive PID artificial neural network (ANN) controller was introduced, which was based on the characteristics of particle swarm optimization (PSO) algorithm searching the parameter space concurrently and efficiently, and the self-regulation and adaptability of PID artificial neuron networks. Decoupling control technology based on the PID-ANN was used to eliminate the coupling between loops. Particle swarm optimization algorithm was also adopted to optimize the weights of neural networks. Simulation results showed that controller method proposed had better control quality, adaptive decoupling ability and self-learning function. The new control strategy could overcome nonlinear and strong coupling features of the system in a wide range and is expected to have great potential for engineering application.

Key words: coal pulverized system; decoupling control technology; PID-ANN; particle swarm optimization algorithm

2008—04—18 收到初稿, 2008—04—24 收到修改稿。

联系人及第一作者: 王介生 (1977—), 男, 博士, 副教授。

基金项目: 辽宁省教育厅高等学校科研基金项目 (20060432)。

Received date: 2008—04—18.

Corresponding author: Dr. WANG Jiesheng. E-mail:
wang_jiesheng@126.com

Foundation item: supported by the Higher Education Science

Foundation of Education Department of Liaoning Province (20060432).

引 言

多变量强耦合、大时滞、大惯性和模型时变特性是钢球磨煤机制粉系统实现自动控制的主要困难^[1]。常规控制方式是将复杂控制过程分为几个功能独立的单回路 PID 控制, 由于没有考虑回路间耦合, 控制系统很难稳定在最佳工况, 容易造成钢球磨煤机满煤、断煤、超温及跑粉等事故发生。随着检测手段以及计算机技术的发展, 许多先进控制方法被提出^[2-9], 其中文献 [2-4] 采用神经网络技术对制粉系统进行解耦。基于被控对象近似稳态增益的多变量模糊解耦控制方法并不能有效消除被控对象的静态耦合^[2]。文献 [3-4] 均提出了基于神经网络的解耦控制算法, 但神经网络为调整权值进行的学习速度慢, 并在误差大时进行学习必导致权值过大, 不利于工程实现。

PID 神经网络是一种由比例 (P)、积分 (I)、微分 (D) 神经元组成的多层神经网络, 具有 PID 控制和神经网络的优点^[10]。对于多变量强耦合时变系统, PID 神经网络可以通过在线学习, 根据对象参数发生变化时对系统输出性能的影响来调整连接权值, 改变网络中比例、积分和微分作用强弱, 使系统具备良好动态和静态性能, 达到系统解耦控制目的。

本文根据磨煤机的动态特性, 采用 PID 神经网络解耦控制策略来消除回路之间的耦合, 神经网络连接权值由粒子群算法进行学习优化。仿真结果表明所提控制方法使制粉系统有一定自适应性, 无论是静态性能还是动态性能, 系统都达到了较好控制效果, 确保其长期可靠高效运行。

1 PID 神经网络解耦控制系统结构

PID 神经网络是一种前向多层神经网络, 它参照 PID 规律选取隐含层神经元的输入/输出函数, 使它们分别成为具有比例、积分和微分处理功能的比例元、积分元和微分元。对于一个 n 输入 n 输出的多变量受控对象, PID 神经网络解耦控制器为 $2n \times 3n \times n$ 的三层前向网络, 包括 n 个并列相同的子网络。图 1 给出了一个二变量 PID 神经网络解耦控制系统^[5]。图中 r_1 和 r_2 表示系统设定值, 在此为热风门开度设定值和冷风门开度设定值; v_1 和 v_2 表示 PID 神经网络的输出值; y_1 和 y_2 表示系统的输出值, 为系统实际的出口温度和入口负压的

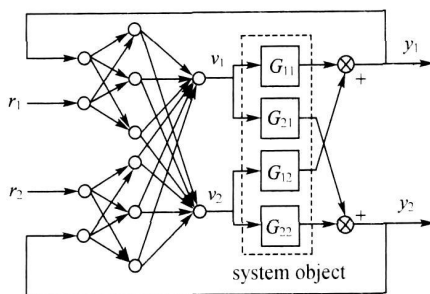


图 1 PID 神经网络解耦控制器结构

Fig. 1 Configuration of PID-ANN decoupling controller

值。PID 神经网络解耦控制系统根据设定值和系统的实际输出的差值来调节网络输出。隐含层有 3 个神经元, 其输入/输出函数分别为比例 (P)、积分 (I)、微分 (D) 函数。子网络在隐含层到输出层相互交叉耦合, 网络输出层完成 PID 控制率的综合, 形成对象的控制输入, 实现多变量系统的解耦与控制。

PID 神经网络解耦控制的能力来自它的并列交叉结构和非线性映射特性, 以及其隐含层神经元的 PID 处理功能。PID 神经网络根据使目标函数为最小的目的, 通过训练自主调整网络权值, 同时完成了系统的解耦和控制, 具备良好的解耦控制性能。在任意采样时刻 k , PID 神经网络的各层的输入/输出函数关系如下。

(1) 输入层神经元的输入/输出函数为

$$x_{si}(k) = u_{si}(k) \quad (1)$$

式中 u_{si} 为输入层神经元的输入值; x_{si} 为输入层神经元的输出值; s 为并列子网的序号, $s=1, 2$; $i=1, 2$ 。

(2) 隐含层各单元输入总值的计算公式相同, 均为

$$u'_{si}(k) = \sum_{i=1}^2 w_{sij} x_{si}(k) \quad (2)$$

比例元的输入/输出函数为

$$x'_{s1}(k) = u'_{s1}(k) \quad (3)$$

积分元的输入/输出函数为

$$x'_{s2}(k) = x'_{s2}(k-1) + u'_{s2}(k) \quad (4)$$

微分元的输入/输出函数为

$$x'_{s3}(k) = u'_{s3}(k) - u'_{s3}(k-1) \quad (5)$$

式中 u'_{sj} 为隐层神经元的输入值; x'_{sj} 为隐层神经元的输出值; w_{sij} 为各子网输入层至隐含层的连接权值; $j=1, 2, 3$; $s=1, 2$ 。

(3) 输出层神经元的输入为隐含层全部神经元的输出值的加权总和

$$u_h''(k) = \sum_{s=1}^2 \sum_{j=1}^3 w'_{sjh} x'_{sj}(k) \quad (6)$$

输出神经元的输入/输出函数为

$$x_h''(k) = u_h''(k) \quad (7)$$

式中 u_h'' 为输出层神经元的输入值; x_h'' 为输出层神经元的输出值; w'_{sjh} 为隐含层至输出层的连接权值; $h=1, 2$, 为输出层神经元序号。

PID 控制器参数 (K_P 、 K_I 、 K_D) 由网络加权系统 w 来体现, 加权系统 w 由粒子群算法进行优化。

2 基于 PSO 算法训练 PID 神经网络

2.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是由 Kennedy 等^[11-12] 于 1995 年提出的一种演化计算算法, 它是对鸟群觅食过程中的迁徙和聚集的模拟, 更确切地说是在由简单个体组成的群落与环境以及个体之间的互动行为。目前已被广泛应用于函数优化、神经网络训练和模糊系统控制等应用领域^[13-14]。

第 i 个微粒表示为 $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$, 然后粒子就跟踪两个“极值”在解空间搜索。第一个是粒子本身所找到的最优解, 这个解叫做个体极值 pBest, 记为 $\mathbf{P}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}]$; 另一个极值是群体所有微粒经历过的最好位置 (有最好的适应度), 这个极值就是全局极值 gBest, 记为 $\mathbf{P}_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}]$ 。另外也可以不用整个种群而只是用其中一部分作为粒子的邻居, 那么在所有邻居中的极值就是局部极值。微粒 i 的速度用 $\mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$ 表示, 而每一个粒子的位置就是一个潜在的解。在每次迭代中, 粒子第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据如下公式更新速度和位置

$$\mathbf{V}_{id}^{n+1} = W\mathbf{V}_{id}^n + c_1 \text{rand}() (\mathbf{P}_{id}^n - \mathbf{X}_{id}^n) + c_2 \text{rand}() (\mathbf{P}_{gd}^n - \mathbf{X}_{id}^n) \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{id}^{n+1} = \mathbf{X}_{id}^n + \mathbf{V}_{id}^{n+1} \quad (9)$$

其中, $\text{rand}()$ 是 $[0, 1]$ 范围内变化的随机函数; c_1 和 c_2 是正实数, 称作加速因子, 用来调节每次迭代步长; W 为惯性权重; $n=1, 2, \dots$ 为迭代次数; 此外微粒的速度 \mathbf{V}_{id} 被一个最大速度 \mathbf{V}_{\max} 所限制。

二变量 PID 神经网络训练实际上是 24 维函数优化问题。粒子群算法采用实数编码, 选取适应度函数 J 为

$$J = \sum_{p=1}^n E_p = \sum_{p=1}^n [r_p(k) - Y_p(k)]^2 \quad (10)$$

式中 E 为误差平方和; n 为被控变量个数。

初始种群可随机产生。根据 PID 神经网络的特点, 可依据 PID 控制规律确定 w_{sjl} 和 w_{sjhl} 的初值。其中, w_{sjl} 为输入层至隐含层的连接权值; w_{sjhl} 为隐含层至输出层的连接权值。 s 代表并列子网的序号 ($s=1, 2, \dots, n$); i 代表各子网的输入神经元的序号 ($i=1, 2$); j 代表各子网的隐含层神经元的序号 ($j=1, 2, 3$); h 代表输出神经元的序号 ($h=1, 2, \dots, n$); l 代表种群中样本的序号 ($l=1, 2, \dots, m$, m 为种群大小)。

2.2 PID 神经网络解耦控制器的学习算法流程

粒子群优化算法训练 PID 神经网络解耦控制器的算法流程如下:

(1) 迭代次数 $n=1$, 在搜索空间随机初始化粒子群, 第 i 个粒子的位置向量为 \mathbf{X}_{id}^n , 速度向量为 \mathbf{V}_{id}^n ($1 \leq i \leq m$, $1 \leq d \leq D$, m 为粒子种群大小; D 为搜索空间维数);

(2) 将每个粒子的位置向量依次作为 PID 神经网络解耦控制器权值系数, 根据式 (1) ~ 式 (7) 计算 PID 神经网络输出, 最后按式 (10) 计算其适应度值 Fitness_i^n ;

(3) 用每个粒子的当前适应度值 Fitness_i^n 与其本身最好适应度值 pBest _{i} 进行比较, 若 $\text{Fitness}_i^n < \text{pBest}_i$, 则 $\text{pBest}_i = \text{Fitness}_i^n$, $\mathbf{P}_i^n = \mathbf{X}_i^n$;

(4) 用每个粒子当前适应度值 Fitness_i^n 与粒子的最好适应度值 gBest 进行比较, 若 $\text{Fitness}_i^n < \text{gBest}$, 则 $\text{gBest} = \text{Fitness}_i^n$, $\mathbf{P}_g^n = \mathbf{X}_i^n$;

(5) 按式 (8)、式 (9) 更新每个粒子的速度向量 \mathbf{V}_{id}^{n+1} 和位置向量 \mathbf{X}_{id}^{n+1} ;

(6) $n=n+1$, 返回步骤 (2) 直至最大迭代次数或 J 满足误差要求;

(7) 输出 PID 神经网络解耦控制器权值系数 w_{sjl} 和 w_{sjhl} 。

该算法中粒子数为 50; 惯性权重 W 从 1.2 随着迭代代数逐步递减到 0.1; \mathbf{V}_{\max} 设定为参数范围宽度; 学习因子 c_1 和 c_2 等于 2; 迭代次数为 500。

3 仿真结果

根据立磨机出口温度和入口负压的阶跃响应曲线,通过曲线拟合方法建立了该机组在稳定工作点附近的传递函数矩阵^[15]

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{3.5}{50s+1} & \frac{-0.15}{100s+1} \\ \frac{-2}{6s+1} & \frac{-0.16}{10s+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1(s) \\ r_2(s) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 热风门开度 r_1 控制磨煤机的出口温度 y_1 ; 冷风门开度 r_2 控制磨煤机的入口负压 y_2 。

3.1 检验制粉系统的抗干扰能力

为检验 PID 神经网络解耦控制器的抗干扰能力,分别在 $t=20$ s 和 $t=35$ s 时给出口温度和入口负压侧加一扰动,仿真结果如图 2 和图 3 所示。

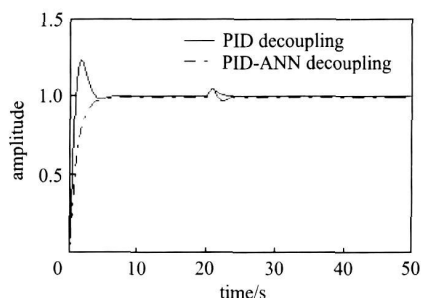


图 2 出口温度侧仿真曲线

Fig. 2 Simulation curves of export temperature

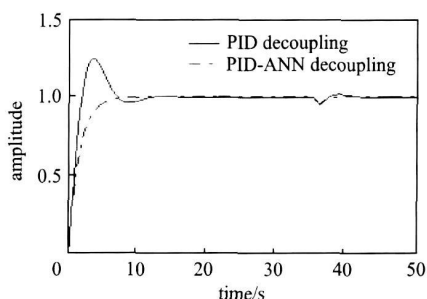


图 3 入口负压侧仿真曲线

Fig. 3 Simulation curves of entrance negative pressure

在 PID 神经网络解耦控制器的作用下,出口温度侧和入口负压侧很快趋于稳定,而且对另一个子系统输出的影响很小,并且比单纯的 PID 解耦控制器控制的动态性能更好。

3.2 工业应用实验

针对煤粉制备系统的特殊性,并不要求将被控制量严格调节在某一固定值,只需要维持在一定的范围内即可满足控制要求,如球团二厂球磨机制粉系统要求被控制量范围为出入口压差: $2.0 \sim 2.4$ kPa,球磨机入口负压: $-450 \sim -550$ Pa,球磨机出口温度: $68 \sim 80^\circ\text{C}$ 。因此,可以在稳态时进行优化计算,求出既能维持被控制量在要求的范围内,又使给煤量在最大的经济运行工况,修正系统的设定值到新的经济工况点运行。

将本文所设计的 PID 神经网络解耦控制器在球团二厂煤粉制备系统中进行工业应用实验。图 4 和图 5 是制粉系统投入自动状态的实时运行曲线,由图中曲线可以看出,球磨机 PID 神经网络解耦控制系统能将球磨机的入口负压和出口温度稳定在经济运行状态,有效地解决了球磨机手动控制时难于稳定,不能长期处于最佳出力的难题;煤粉单耗(包括排粉机单耗)平均值由原来的每吨煤 $28.6 \text{ kW} \cdot \text{h}$ 降到 $26.3 \text{ kW} \cdot \text{h}$,节电 8.04% ,大大提高了球磨机的制粉效率,节约了能源,为企业带来了可观的经济效益。

对于同一批原煤,对球团一厂与二厂煤粉制备系统生产的煤粉进行对比实验。按每小时 1 次对煤粉化验结果进行比较,图 6 和图 7 是一厂和二厂所制煤粉化验结果对比,从对比结果可以看出,球团二厂所制的煤粉粒度比球团一厂所制的煤粉粒度细小,粒度 (0.074 mm 通过率)的波动由 11.48% 降到了 7.47% ,控制比较平稳;平均水分降低了 5.46% ,水分的波动由

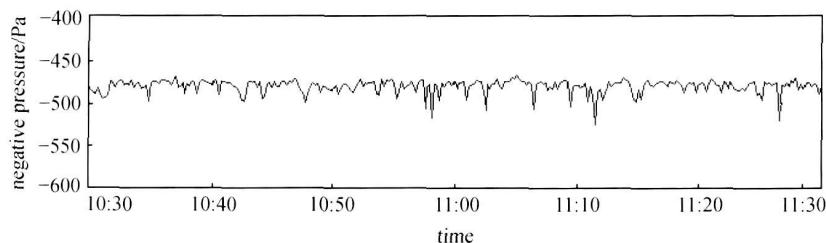


图 4 入口负压侧自动控制运行曲线

Fig. 4 Automatic operation curve of entrance negative pressure

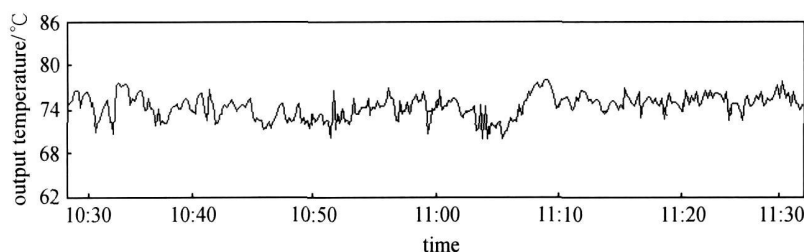


图5 出口温度侧自动控制运行曲线

Fig. 5 Automatic operation curve of export temperature

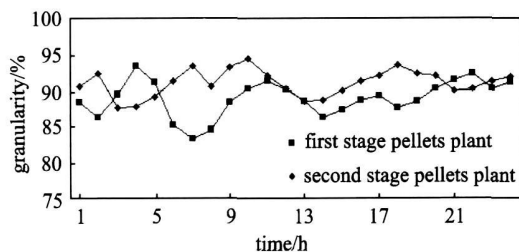


图6 煤粉粒度对比

Fig. 6 Comparison of granularity

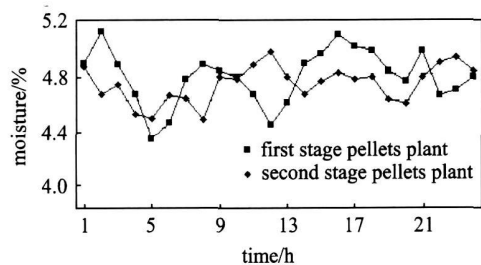


图7 煤粉水分对比

Fig. 7 Comparison of moisture

16.73%降到 10.79%，干燥度有所提高，这都对提高煤粉的燃烧效率起到了很好的作用。

4 结 论

针对球磨机制粉系统多变量强耦合特点，提出基于粒子群优化算法的 PID 神经网络解耦控制方法。仿真结果表明所采取控制策略具有较好的动态和稳态性能，较强鲁棒性、运行工况适应性和抗干扰能力，实现了球磨机控制量的在线优化，使其长期在最佳工况附近运行，提高了制粉系统出力，降低了制粉电耗，对于实现球磨机最佳负荷运行和卡边控制具有重要参考价值。

References

[1] Tao Wenhua (陶文华), Yue Heng (岳恒), Chai Tianyou (柴天佑). Modeling and control of coal pulverizing systems with ball mill. *Control Engineering of China*(控制工程), 2003, 10 (3): 245-248

[2] Li Zunji (李遵基), Wang Lijun (王丽君). Application of fuzzy control in ball mill process. *Journal of North China Electric Power University*(华北电力大学学报), 1997, 24 (1): 1-5

[3] Qu Zhao (瞿翌). Application of fuzzy controller with neural decoupling to control system of ball mills. *Engineering Journal of Wuhan University* (武汉大学学报), 2004, 37 (1): 125-127

[4] Yue Heng (岳恒), Zhou Xiaojie (周晓杰), Wang Xin (王昕). A simulation system for intelligent decoupling control of coal pulverizing systems with ball mill. *Journal of System Simulation*(系统仿真学报), 2002, 14 (10): 1340-1343

[5] Ma Yongguang (马永光), Hao Na (郝娜), Li Pengfei (李鹏飞), Li Yan (李妍). Application of an auto-disturbance-rejection-controller-based multivariable decoupling control in ball mills. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*(热能动力工程), 2007, 22 (3): 297-300

[6] Liu Dingping (刘定平), Xiao Weiran (肖蔚然). Optimizing control of pulverizing system based on least square supported vector machine and hybrid genetic algorithms. *Journal of Power Engineering* (动力工程), 2007, 27 (5): 728-731

[7] Qi Shourong (綦守荣), Wang Dongfeng (王东风), Han Pu (韩璞), Gao Ming (高明). Robust multivariable PID arguments tuning for ball mill system. *Journal of System Simulation*(系统仿真学报), 2005, 17 (12): 3001-3003

[8] Xuan Liming (榘莉明), Zhuo Xiaofang (卓小芳), He Zuwei (何祖威). Optimization of ball mill pulverizer system's operation based on genetic algorithm. *Journal of System Simulation* (系统仿真学报), 2007, 19 (1): 156-159

[9] Liu Changliang (刘长良), Liang Weiping (梁伟平), Dong Ze (董泽). The hierarchical fuzzy control algorithm for ball mill pulverizing system in power plant. *Power Engineering*(动力工程), 2002, 22 (5): 1969-1973

[10] Fu Hailong (付龙海), Li Meng (李蒙). Variable-air-volume air-conditioning system based on PID-ANN

- decoupling control technology. *Journal of Southwest Jiao Tong University* (西南交通大学学报), 2005, 40 (1): 13-17
- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization//Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948
- [12] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory//Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 39-43
- [13] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6 (1): 58-73
- [14] Xie Xiaofeng (谢晓锋), Zhang Wenjun (张文俊), Yang Zhilian (杨之廉). Overview of particle swarm optimization. *Control and Decision* (控制与决策), 2003, 18 (2): 129-134
- [15] Wang Jiesheng (王介生), Wang Wei (王伟). Self-tuning PID decoupling controller of ball mill pulverizing system. *Control Engineering of China* (控制工程), 2007, 14 (2): 135-139