

基于改进型 GA 优化 FNNC 的 SG 水位控制系统仿真研究

程启明 胡晓青 王映斐 薛 阳

(上海电力学院 电力与自动化工程学院, 上海 200090)

摘 要: 蒸汽发生器水位直接影响到整个核电站的安全及稳定运行,但蒸汽发生器本身由于所具有的高度非线性、非线性、时变性等特性,导致传统的串级 PID 控制等方法难以取得好的控制效果。本研究在串级控制的基础上,采用模糊神经网络来对蒸汽发生器水位进行控制,该控制算法能够充分发挥模糊控制及神经网络的优点。另外,为了减小模糊神经网络参数初值的选择对控制器的性能影响,将一种改进型遗传算法用于模糊神经网络控制器的参数优化。仿真结果表明,设计的控制方法无论是抗干扰能力还是在鲁棒性方面与传统的串级 PID 控制及常规的模糊神经网络控制相比较都有了很大的提高。

关 键 词: 蒸汽发生器; 水位控制; 模糊神经网络; 改进型遗传算法; 串级 PID 控制

中图分类号: TL362; TK172 文献标识码: A

引 言

蒸汽发生器(SG)是压水堆核动力装置中将一回路冷却剂从反应堆堆芯带出的热量传递给二回路的关键设备^[1]。在运行过程中,SG 水位的高低直接影响出口蒸汽的品质和本身的安全,为使核电站安全、可靠、经济地运行,SG 水位必须控制在一定范围内。

由于 SG 水位被控对象具有的非线性、时变、不确定、非最小相位、存在假水位等特性,因此其控制比较困难。文献[2~7]分别论述 SG 水位控制的优缺点,为后续研究做了基础工作。文献[8~9]的模糊神经网络控制(FNNC)^[8~9]是把 Fuzzy 与 NN 两者有机地结合起来,取长补短,而得到的一种智能控制系统。它集 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,既可使 Fuzzy 控制具有自学习能力,又可赋予 NN 具有推理归纳能力,同时还能够使 NN 权值具有明确物理意义,从而可取

得良好的控制效果。

本研究创新性地把 FNNC 方法引入到 SG 水位控制中,建立 SG 水位的 FNNC 系统。由于 RBF NN 是一种局部逼近网络^[9],它对于 I/O 数据只有少量的权值需要进行调整,它比 BP NN 具有学习速度快等优点,因此,NN 选用 RBF NN,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。为了减小 FNNC 的参数选取对控制效果的影响,采用改进型遗传算法(GA)来对网络参数值进行优化,得到最优的参数值,从而进一步提高控制性能^[10~12]。仿真结果表明,所提出的控制方法是可行性和有效性的。

1 SG 水位控制系统结构

目前,实际的核发电中 SG 水位控制基本上都采用 PID 串级控制,这种控制系统原理框图如图 1 所示。图中, H_0 、 H 、 D 、 W 分别为设定水位、实际水位、蒸汽流量、给水流量,内环的副调节器 $G_{c2}(s)$ 采用给水流量 PID 控制器,外环的主调节器 $G_{c1}(s)$ 采用 SG 水位 PID 控制器, $G_w(s)$ 、 $G_d(s)$ 、 $G_v(s)$ 分别为给水流量、蒸汽流量、阀门的传递函数, $D_f(s)$ 为前馈传递函数, γ_w 为蒸汽流量变送器的比例系数。在 SG 水位控制系统中,对主要扰动 D 、次要扰动 W 分别进行前馈控制、负反馈控制。

通过系统辨识,某典型蒸汽发生器的数学模型^[8]为:

$$\begin{cases} G_w(s) = \frac{0.0004}{s(10s+1)}e^{-3s}, \\ G_d(s) = \frac{0.01}{8s+1} - \frac{0.0003}{s(8s+1)}e^{-3s}, \\ D_f(s) = \frac{0.0004}{3s+1}, G_v(s) = \frac{1}{3s+1}, \gamma_w = 0.1 \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期: 2011-05-05; 修订日期: 2011-12-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61040013); 上海市教委重点学科建设项目(J51301)

作者简介: 程启明(1965-),男,江苏盐城人,上海电力学院教授。

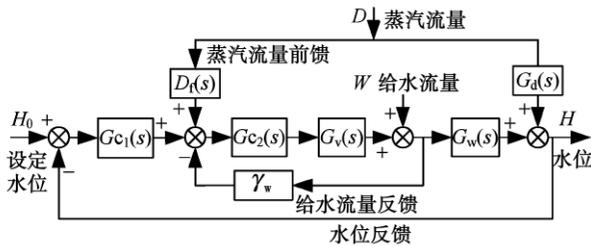


图 1 SG 水位控制系统结构图

Fig. 1 Structural block diagram of a water level control system for steam generators

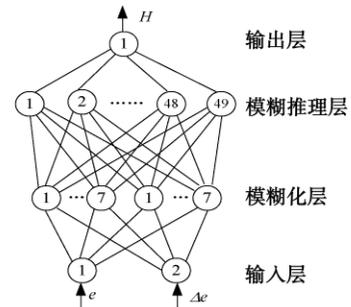


图 2 FNNC 控制器的结构

Fig. 2 Structure of a FNNC controller

目前,外环、内环的调节器基本上都采用 PID 控制, PID 控制算法可表示为:

$$G_{c1}(s) = K_{c1} (1 + 1/(T_{i1}s + T_{d1}s)) ,$$

$$G_{c2}(s) = K_{c2} \quad (2)$$

式中: K_c 、 T_i 和 T_d 分别表示比例放大系数、积分时间常数和微分时间常数。

由于 SG 水位对象存在惯性、非线性以及测量误差等问题,且不同工况下水位特性参数变化范围广,因此 PID 的参数很难整定,难以取得满意的动、静态特性。

本研究在三冲量串级控制系统的基础上,外环主调节器 $G_{c1}(s)$ 采用基于 GA 的 FNNC 控制器进行精确控制,而内环副调节器 $G_{c2}(s)$ 仍用 P 控制器实现随动系统控制。

2 FNNC 控制器

RBF NN 是具有单隐层的 3 层前馈网络,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,与 BP NN 相比,RBF NN 具有结构更简单、运算量更小、收敛速度更快。

本系统的外环采用了模糊 RBF NN 型 FNNC 控制器(FRBF)^[9-10],如图 2 所示,它由 2-14-49-1 四层结构型式组成,其中第 1、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。第 1 层为 e 和 de/dt 两个变量,第 4 层输出为水位 H 。 e 、 ec 被模糊化为 E 、 EC 、 E 和 EC 的论域,模糊语言值均为 $[-1, 1]$ 、 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$ 。

(1) 第 1 层(输入层),此层两节点直接与两个输入变量连接,它的第 i 个节点的输入输出关系为:

$$f_1 = X = [e \ \Delta e] \quad (3)$$

式中: x_i —第 i 个输入变量; $e(k) = H_0 - H(k)$; $\Delta e = e(k) - e(k-1)$ 。

(2) 第 2 层(模糊化层),此层采用高斯型函数作为隶属函数,它可表示为:

$$f_2(i, j) = \exp\{- (f_1(i) - c_{ij})^2 / (b_{ij})^2\} \quad (4)$$

式中: c_{ij} 、 b_{ij} —第 i 个输入变量第 j 个模糊集合的隶属函数的中心值、宽度; $f_1(i)$ —第 i 个输入变量; $i = 1, 2$; $j = 1, 2, \dots, 7$ 。

(3) 第 3 层(模糊推理层),此层通过与第 2 层的连接来完成模糊规则的匹配,通过各个模糊节点的组合得到相应强度,即:

$$ff_3(j, k) = f_2(1, j) \cdot f_2(2, k); f_3(l) = [ff_3(1, 1), \dots, ff_3(1, 7), \dots, ff_3(7, 1), \dots, ff_3(7, 7)] \quad (5)$$

式中: $l = 1, 2, \dots, 49$ 。

(4) 第 4 层(输出层),此层输出 f_4 为水位 H ,它可表示为:

$$H = f_4 = W \cdot f_3 = \sum_{l=1}^{49} w(l) \cdot f_3(l) \quad (6)$$

式中: $w(l)$ —输出节点与第 3 层各节点的连接权矩阵; W —权值向量。

若系统的性能指标为:

$$E = e^2(k) / 2 = (H_0 - H(k))^2 / 2 \quad (7)$$

式中: H_0 —给定的水位值; $H(k)$ —实际水位值。

根据梯度下降法,可得 FNNC 参数的调整公式,权值 w_{ij} 的变化率为:

$$\Delta w_i(k) = \eta \cdot (H_0 - H(k)) \cdot \text{sgn}(\partial H(k) / \partial w_i(k)) \times x_c(j) \cdot f_3(i) \quad (8)$$

由于 $\partial H / \partial u$ 不能直接计算,而它仅是 $\partial E / \partial w_i$ 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 $\partial H/\partial u$ 可以近似地用它的符号函数 $sgn(\partial yH(k)/\partial u(k))$ 代替。权值 w_j 迭代算法为:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \Delta w_j(k) + \alpha(w_j(k-1) - w_j(k-2)) \tag{9}$$

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:

$$\begin{aligned} \Delta c_{ij}(k) &= -\eta \cdot \partial E/\partial c_{ij} = \eta \cdot (H_0 - H(k)) \times \\ &sgn(\partial H(k)/\partial u(k)) \cdot f_3 \cdot W \cdot H(k) \times \\ &2(x_i - c_{ij})/b_{ij}^2 \\ \Delta b_{ij}(k) &= -\eta \cdot \partial E/\partial b_{ij} = \eta \cdot (H_0 - H(k)) \times \\ &sgn(\partial H(k)/\partial u(k)) \cdot f_3 \cdot W \cdot H(k) \times \\ &2(x_i - c_{ij})^2/b_{ij}^3 \end{aligned} \tag{10}$$

式中: η, α —学习速率、动量因子,它们可以根据性能指标 E 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,自适应式为:

$$\begin{aligned} \eta &= \begin{cases} 1.2\eta_0 & E(k) \leq E(k-1) \\ 0.7\eta_0 & E(k) > E(k-1) \end{cases} \\ \alpha &= \begin{cases} 2\alpha_0 & abs(E(k)) \leq \varepsilon \\ \alpha_0 & abs(E(k)) > \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \tag{11}$$

式中: η_0, α_0 —初始的学习速率、动量因子; ε —指标 E 的绝对值某一常数。

3 FNNC 参数的自适应 GA 算法

由于 FRBF 主要参数的初始化值对控制的性能有影响,本研究采用自适应 GA 算法来对 FNNC 的参数 w_j, c_{ij} 和 b_{ij} 初始化值进行优化;采用实数编码,其效率比二进制编码更高;而目标函数设为采样时间乘给定水位与实际水位的误差的绝对值的积分与上升时间的和,即:

$$J = \omega_1 \int_0^{t_f} |e(t)| dt + \omega_2 t_u \tag{12}$$

式中: t_u —上升时间; t_f —设定的仿真时间; ω_1, ω_2 —权值。为了将超调量控制在一定范围内,本文增加了对超调的惩罚功能,即^[11]:

$$J = \begin{cases} \omega_1 \int_0^{t_f} |e(t)| dt + \omega_2 t_u + \omega_3 \int_0^{t_f} |e(t)| dt, & -E < e(t) < 0 \\ \omega_1 \int_0^{t_f} |e(t)| dt + \omega_2 t_u + \omega_3 \int_0^{t_f} |e(t)| dt + J_1 \rho(t), & J_1 \rho(t) < -E \end{cases} \tag{13}$$

式中: ω_3 —权值,且 $\omega_3 \gg \omega_1$; J_1 —常数。当超调出

现后,将超调量作为一项性能指标,当误差超过设定值 E 时,直接给目标函数赋一个很大的值,将该组参数视为不可行解。

适应度函数取为 $F = 1/J$,最优的初始参数是使 F 最大时所对应的参数。

本研究采用确定式采样选择作为选择算子,这样能够保证适应度较大的个体一定能够保留下来。采用算术交叉来生成个体,如果交叉前后的交叉个体为 X_A^t, X_B^t 以及 X_A^{t+1}, X_B^{t+1} ,交叉实现过程的计算公式为:

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \eta \cdot X_B^t + (1-\eta) \cdot X_A^t \\ X_B^{t+1} = \eta \cdot X_A^t + (1-\eta) \cdot X_B^t \end{cases} \tag{14}$$

式中: η —常数,交叉运算为均匀算术交叉。

为了克服 GA 容易“早熟”陷入局部最优解的问题,交叉概率 P_c 采用自适应算法为^[12]:

$$P_c = P_{c1} (F_{max} - F_b) / (F_{max} - F_a) \tag{15}$$

式中: P_{c1} —交叉算子的初值, $P_{c1} \in (0, 1)$; F_a, F_{max}, F_b —每代的平均适应度、最大适应度、两个交叉个体中较大的适应度。

本研究采用高斯变异来进行变异操作,这样可以改善 GA 的局部搜索能力并维持群体的多样性,其实现过程是用均值 μ 、方差 σ^2 的正态分布的随机数来代替原来的数值,假定有 N 个在 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数 $r_i (i = 1, 2, \dots, m)$,进行 $X = x_1 x_2 \dots x_k \dots x_i$ 向 $X = x_1^* x_2^* \dots x_k^* \dots x_i^*$ 的变异操作,设 $x_k \in [U_{min}^k, U_{max}^k]$ 并假设:

$$\begin{cases} \mu = (U_{min}^k + U_{max}^k) / 2 \\ \sigma^2 = (U_{max}^k - U_{min}^k) / (m/2) \end{cases} \tag{16}$$

变异后的值为:

$$x_k^* = \mu + \sigma \cdot \left(\sum_{i=1}^N r_i - m/2 \right) \tag{17}$$

变异概率采用自适应的算法为:

$$P_m = P_{m1} (F_{max} - F) / (F_{max} - F_a) \tag{18}$$

式中: P_{m1} —变异算子的初值, $P_{m1} \in (0, 1)$ 。

4 仿真实验及结果分析

为了说明控制方法的优点,在设定水位 H_0 为 3 m 时,分别将串级 PID 控制、常规的 FNNC 控制、本研究提出的基于 GA 的 FNNC 控制共 3 种方法进行了仿真比较。

仿真中,设定水位取为 $H_0 = 3$ m; FNNC 中的 $\alpha_0 = 0.02, \eta_0 = 0.15$,GA 优化前 w_j, c_{ij}, b_{ij} 的初值取为

随机值; 自适应 GA 参数的种群大小 $M = 30$, 进化代数 G 为 50, $P_{cl} = 0.8$, $P_{ml} = 0.2$, $\omega_1 = 0.99$, $\omega_2 = 100$, $\omega_3 = 50$, $E = 0.05$, $J_1 = 10000000$, μ 和 σ^2 的取值可由式 (16) 求出。为了说明 FNNC 控制方法的优点, 将它与目前常用的串级 PID 控制方法进行比较, 串级 PID 控制参数的外环 PID 参数取为 $K_{c1} = 10$, $T_{i1} = 0.01$, $T_{d1} = 0$, 内环 P 控制参数取为 $K_{c2} = 10$ 。图 3 ~ 图 5 仿真曲线中实线、长虚线、短虚线和暗线分别对应于有 GA 的 FNNC 控制 (GA-FRBF) 曲线、串级 PID 控制 (PID) 曲线、无 GA 的 FNNC (FRBF) 曲线、设定水位线 (H_0)。

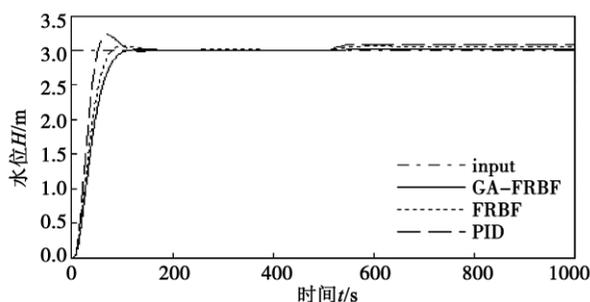


图 3 蒸汽扰动下水位仿真曲线

Fig. 3 Curves showing the simulation of water levels disturbed by steam

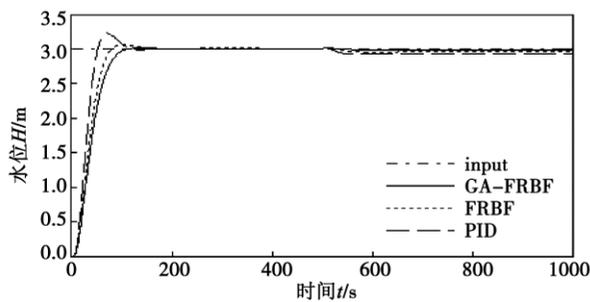


图 4 给水扰动下水位仿真曲线

Fig. 4 Curves showing the simulation of water levels disturbed by feedwater

4.1 加入蒸汽扰动 D 仿真

图 3 为系统运行达到稳定状态后, 在 500 s 时又加入 $D = 5$ 蒸汽阶跃扰动的响应曲线。由图可见, 基于 GA 的 FNNC 控制调节时间为 130 s, 基本没有超调量, 加入扰动后, 水位波动为 0.02 m; 串级 PID 控制的调节时间为 180 s, 超调量为 0.25 m, 加入扰动后, 水位波动为 0.1 m。

4.2 加入给水扰动 W 仿真

图 4 为系统运行达到稳定状态后, 在 500 s 时

又加入 $W = 5$ 的给水阶跃扰动的响应曲线。由图可见, 基于 GA 的 FNNC 控制在给水扰动下再恢复到给定值时间为 50 s, 水位波动为 0.03 m, 抗干扰能力强; 串级 PID 控制恢复时间为 80 s, 水位波动为 0.1 m, 抗干扰能力弱。

4.3 模型参数变化时鲁棒性仿真

图 5 为负荷对象模型参数 $G_w(s)$ 变化的鲁棒性仿真曲线。由图可见, 当 $G_w(s) = 0.0004/s(10s + 1)$ 变为 $G_w(s) = 0.00055/s(15s + 1)$ 时, 串级 PID 控制出现了 0.45 m 较大超调; 基于 GA 的 FNNC 控制仅出现了 0.1 m 较小的超调, 这说明后者对模型参数的变化敏感性低, 其鲁棒性好。

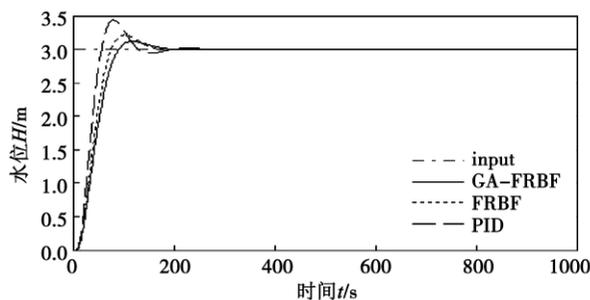


图 5 模型参数变化时水位仿真曲线

Fig. 5 Curves showing the simulation of water levels when the parameters of the model are being changed

表 1 为 3 种控制算法的具体控制性能参数的比较值。从表可见, 基于 GA 的 FNNC 控制相对与无 GA 的 FNNC 控制和常用的串级 PID 控制, 基于 GA 的 FNNC 方法具有优良的品质控制, 其超调量更小、调节时间更短、抗干扰能力更强、鲁棒性更好。

表 1 3 种控制算法的控制性能比较

Tab. 1 Comparison of the control performance achieved by using three control algorithms

		控制算法		
		GA-FNNC	无 GA-FNNC	串级 PID
阶跃启动	调节时间/s	130	150	180
	超调量/m	0.01	0.10	0.25
蒸汽扰动	调节时间/s	40	50	70
	超调量/m	0.02	0.05	0.10
给水扰动	调节时间/s	50	70	80
	超调量/m	0.03	0.06	0.10
负荷变化	调节时间/s	160	190	230
	超调量/m	0.10	0.30	0.45

5 结束语

为了提高 SG 水位的控制效果,将 FNNC 用于 SG 水位的控制当中,并且采用一种自适应 GA 来优化 FNNC 网络参数初值,通过与无 GA 的 FNNC 控制及常用的串级 PID 控制仿真比较,可以看出经 GA 优化的 FNNC 控制具有良好的控制性能,具有响应快、超调量小、鲁棒性好、抗干扰能力强等优点。

参考文献:

- [1] 周刚,彭威,张大发.核动力蒸汽发生器水位控制方法分析[J].原子能科学技术,2004,38(S):19-23.
ZHOU Gang,PENG Wei,ZHANG Da-fa. Analysis of the water level control methods in nuclear power steam generators[J]. Atomic Energy Science and Technology,2004,38(S):19-23.
- [2] Man Gyun Na. Auto-tuned PID controller using a model predictive control for steam generator water level[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science,2001,48(5):1664-1671.
- [3] Menon S K, Porlos A G. Gain-scheduled nonlinear control of U-tube steam generator water level[J]. Nuclear Science Engineering,1992,111:294-308.
- [4] 杨柳,袁景淇.压水堆蒸汽发生器水位的前馈模型预测控制[J].控制工程,2008,15(3):251-253.
YANG Liu,YUAN Jing-qi. Forward-feed model-based predictive control of the water level in steam generators of water pressurized reactors[J]. Control Engineering,2008,15(3):251-253.
- [5] 王卫,王俊玲,韩伟实.蒸汽发生器水位的分段 H_∞ 控制[J].核动力工程,2009,30(5):105-108.
WANG Wei,WANG Jun-ling,HAN Wei-shi. H_∞ staged control of the water level in a steam generator[J]. Nuclear Power Engineering,2009,30(5):105-108.
- [6] 滕树杰,张乃尧,崔震华.压水堆蒸汽发生器水位的分层自适应模糊控制[J].核动力工程,2003,24(3):281-284.
TENG Shu-jie,ZHANG Nai-rao,CUI Zhen-hua. Layered self-adaptive fuzzy control of the water level in steam generators of water pressurized reactors[J]. Nuclear Power Engineering,2003,24(3):281-284.
- [7] 王颖民,瞿小龙,崔震华.基于对角回归神经网络的饱和式蒸汽发生器水位控制[J].核动力工程,2007,28(3):90-94.
WANG Ying-min,QU Xiao-long,CUI Zhen-hua. Water-level control of a saturation type steam generator based on a diagonal regression neural network[J]. Nuclear Power Engineering,2007,28(3):90-94.
- [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].系统仿真学报,2008,20(3):627-631.
JIAO Zhu-qing,QU Bai-da,XU Bao-guo. PID decoupling control of a multi-variable system based on a RBF neural network[J]. Journal of Systematic Simulation,2008,20(3):627-631.
- [9] 程启明,程尹曼,郑勇等.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[J].中国电机工程学报,2009,29(35):22-28.
CHENG Qi-ming,CHENG Yin-man,ZHENG Yong,et al. Study of the control system for a ball mill based on fuzzy radial base function neural network PID algorithm[J]. Journal of China Electric Machinery Engineering,2009,29(35):22-28.
- [10] 张明君,张化光.遗传算法优化的 RBF 神经网络控制[J].电机与控制学报,2007,11(2):183-187.
ZHANG Ming-jun,ZHANG Hua-guang. A RBF neural network control optimized by using the genetic algorithm[J]. Journal of Electric Machinery and Control,2007,11(2):183-187.
- [11] 康忠健,王清伟,黄磊等.基于改进遗传算法的自抗扰控制器参数优化[J].信息与控制,2008,37(5):588-593.
KANG Zhong-jian,WANG Qing-wei,HUANG Lei,et al. Optimization of the parameters of a self-disturbance-resistant controller based on the improved genetic algorithm[J]. Information and Control,2008,37(5):588-593.
- [12] 刘志刚,耿英三,王建华等.基于改进自适应遗传算法的空心串联电抗器优化设计[J].中国电机工程学报,2003,23(9):103-106.
LIU Zhi-gang,GENG Ying-san,WANG Jian-hua,et al. Optimized design of a hollowed cascade reactor based on the improved self-adaptive genetic algorithm[J]. Journal of China Electric Machinery Engineering,2003,23(9):103-106.

(辉 编辑)

· 书 讯 ·

《船舶及海洋工程动力装置设计指南》

本书共分十一章,内容包括船舶及海洋工程动力装置概论、船舶主推进装置设计、船舶轴系设计、船舶推进轴系的扭转振动与控制设计、船舶轴系校中计算、船舶机舱自动化、船舶及海洋工程动力管路系统、船舶及海洋工程动力辅助管路系统、船舶系统设计、船舶热能供给系统设计、机舱规划设计与设备布置等,附录中给出了设计中需要用到的标准规范、数据、符号等。

本书是从事船舶及海洋工程动力装置设计的技术人员必备的工具书,也可作为从事相关领域研究和教学的科技人员和教师的参考书。

华中科技大学出版社出版

出版时间:2010-9-1

On a fixed bed reactor, the reduction effectiveness of NO-coal coke at a high temperature in different atmospheres at various oxygen concentrations was investigated and XPS (X-ray photoelectron spectroscopy) was used to analyze the oxygen-contained functional groups on the surface of coal coke after pre-treatment at various oxygen concentrations. The research results show that at a high temperature, oxygen still plays its remarkable role in promoting the NO-coal coke reduction reaction and there exists also a critical oxygen concentration (0.25%) phenomenon, which is somehow less than that (1%) at a low temperature. It can be found from the XPS analytic results that the effect of oxygen on the surface of coal coke is to produce surface oxygen-contained functional groups (C(O)) to promote the NO reduction. A proper oxygen concentration can help form saturated C(O) active sites, making the reduction effectiveness attain its optimum. With a rise in temperature, the total quantity of C(O) will decrease slightly, the possible cause of which is that an excessively high temperature makes the C(O) on the surface of coal coke very easy to attain its saturation and the redundant oxygen will be discharged in the form of O. **Key words:** surface functional group, XPS (X-ray photoelectron spectroscopy), coal coke, oxygen

基于改进型 GA 优化 FNNC 的 SG 水位控制系统仿真研究 = **Simulation Study of a Steam Generator (SG) Water Level Control System Based on Improved Genetic Algorithm and Optimized Fuzzy Neural Network Control** [刊, 汉] CHENG Qi-ming, HU Xiao-qing, WANG Ying-fei, XUE Yang (College of Electric Power and Automation Engineering, Shanghai College of Electric Power, Shanghai, China, Post Code: 200090) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2012, 27(2). - 232 ~ 236

The water level in a steam generator will directly influence the safe and stable operation of a whole nuclear power plant. However, the highly complexity, nonlinearity and time variation etc. characteristics of the steam generator itself cause the traditional cascade PID (proportional, integral and differential) control and other methods difficult to achieve a good control effectiveness. On the basis of the cascade control, the authors adopted the fuzzy neural network to control the water level of a steam generator. Such a control algorithm can give full play of the merits of the fuzzy control and neural network. In addition, to diminish the influence of the controller performance on the initial value selection of the fuzzy neural network, an improved genetic algorithm was used for parameter optimization of the fuzzy neural network controller. The simulation results show that both interference-resistant capacity and robustness of the control method thus designed are improved greatly when compared with those of the traditional cascade PID control and conventional fuzzy neural network control. **Key words:** steam generator, water level control, fuzzy neural network, improved genetic algorithm, cascade PID control

乳化燃料油在船舶柴油机上的应用研究 = **Study of the Applications of Emulsified Fuel Oil in Marine Diesels** [刊, 汉] PANG Hong-lei, ZHENG Dao-cang, WU Guang-bin (Ningbo University, Ningbo, China, Post Code: