

1-8-2019

## Artificial Fish Swarm and Feedback Linearization of Flue Gas Denitration Control Based on Neural Network

Yuguang Niu

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;;2. State Key Laboratory for Alternate Electric Power System with Renewable Energy Source, Beijing 102206, China;

Pan Yan

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;;

Wenyuan Huang

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Artificial Fish Swarm and Feedback Linearization of Flue Gas Denitration Control Based on Neural Network

## Abstract

**Abstract:** According to the present situation of SCR flue gas denitration control system in thermal power plant, an optimum proposal that control valve and concentration transmitter are added in the inlet of the SCR reactor is presented, and the corresponding control strategy is given. At the entrance of the SCR reactor, the receding horizon algorithm combined with the single neuron adaptive algorithm and the artificial fish swarm algorithm (RSNAAFS) is used to control branch valves to pretreat  $\text{NO}_x$  in the exhaust flue gas. At the outlet of the SCR reactor, the neural network based on feedback linearization algorithm (NNFL) is used to control the general valve to limit the concentration of  $\text{NO}_x$  under the obligatory standard. The simulation result indicates that the presented strategy has a better effect on control quality compared with traditional control strategy, and has important practical significance.

## Keywords

SCR flue gas denitration, neural network, feedback linearization algorithm, single neuron adaptive algorithm, artificial fish swarm algorithm, optimization

## Recommended Citation

Niu Yuguang, Pan Yan, Huang Wenyuan. Artificial Fish Swarm and Feedback Linearization of Flue Gas Denitration Control Based on Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 2707-2714.

# 基于神经网络的鱼群寻优和反馈线性化烟气脱硝控制

牛玉广<sup>1,2</sup>, 潘岩<sup>1</sup>, 黄文渊<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学, 北京 102206; 2. 新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206)

**摘要:** 针对火力发电厂单元机组 SCR 烟气脱硝控制系统现状, 提出了在 SCR 反应器入口加装调节阀与测点的优化方案, 并相应提出了 SCR 反应器入口烟气预处理和总阀控制方案。在 SCR 反应器入口, 采用单神经元自适应-人工鱼群滚动寻优控制算法(RSNAAFS)控制喷氨支管调节阀, 对烟气中  $NO_x$  进行预处理; 在 SCR 反应器出口, 采用神经网络反馈线性化算法(NNFL)控制喷氨总管调节阀, 对烟气中  $NO_x$  进行优化控制, 使其达到排放标准。结果表明: 新控制方案在控制品质上优于传统控制方案, 系统有很强的实用性。

**关键词:** SCR 烟气脱硝; 神经网络; 反馈线性化; 单神经元自适应; 人工鱼群; 优化

中图分类号: TP27

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 07-2707-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201807034

## Artificial Fish Swarm and Feedback Linearization of Flue Gas Denitration Control Based on Neural Network

Niu Yuguang<sup>1,2</sup>, Pan Yan<sup>1</sup>, Huang Wenyuan<sup>1</sup>

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. State Key Laboratory for Alternate Electric Power System with Renewable Energy Source, Beijing 102206, China)

**Abstract:** According to the present situation of SCR flue gas denitration control system in thermal power plant, an optimum proposal that control valve and concentration transmitter are added in the inlet of the SCR reactor is presented, and the corresponding control strategy is given. At the entrance of the SCR reactor, the receding horizon algorithm combined with the single neuron adaptive algorithm and the artificial fish swarm algorithm (RSNAAFS) is used to control branch valves to pretreat  $NO_x$  in the exhaust flue gas. At the outlet of the SCR reactor, the neural network based on feedback linearization algorithm (NNFL) is used to control the general valve to limit the concentration of  $NO_x$  under the obligatory standard. The simulation result indicates that the presented strategy has a better effect on control quality compared with traditional control strategy, and has important practical significance.

**Keywords:** SCR flue gas denitration; neural network; feedback linearization algorithm; single neuron adaptive algorithm; artificial fish swarm algorithm; optimization

## 引言

燃煤火力发电厂在运行过程中会产生大量气



收稿日期: 2017-04-20

修回日期: 2017-09-03;

作者简介: 牛玉广(1964-), 男, 河南, 博士, 教授, 博导, 研究方向为新能源电力系统建模与控制, 大型火电机组优化控制与故障诊断; 潘岩(1990-), 男, 湖南, 博士, 研究方向为火力发电厂过程检测与控制。

态  $NO_x$ , 其排放量占工业生产  $NO_x$  排放总量的一半以上, 烟气脱硝环保处理成为重点, 目前各火力发电厂主流采用选择性催化还原(Selective catalytic reduction, SCR)脱硝技术实现烟气脱硝排放<sup>[1-6]</sup>。当前火力发电厂烟气脱硝系统均是基于某一静态工况参数设计定型, 只有在系统与预设工况相同时才能实现高品质运行, 一旦工况发生改变只能依靠人

<http://www.china-simulation.com>

• 2707 •

工手动调整喷氨总阀和喷氨支管阀门,整体运行效率低下;部分火力发电厂将喷氨总阀改换成调节阀,实现了总喷氨量PID单回路控制,但效果依然有限。

由于SCR脱硝系统被控对象涉及化学反应、流场分布,扰动因素多,反应过程复杂,传统PID控制效果不佳。文献[7]设计了增加隐含层的RBF神经网络,以脱硝装置出口 $\text{NO}_x$ 浓度作为训练信号,控制效果较传统方案有所提升;文献[8]采用史密斯预估器与自抗扰控制技术相结合的方案,针对SCR脱硝系统不同负荷模型分别仿真,指出其方案能够迅速跟踪设定值,同时具有一定的抗扰能力;文献[9]提出利用敏感度判断增减神经元数量的神经网络算法,实现了网络规模的最优设计;文献[10-11]采用核偏最小二乘算法建立SCR系统数学模型,并应用MPC预测控制算法在多扰动下仿真,仿真结果证实了模型精度和控制方案的鲁棒性;文献[12]提出采用串级控制方案控制SCR脱硝系统,并设计了SCR-DCS子系统用于实际工程控制;文献[13]在子空间方法辨识SCR脱硝系统的基础上,采用MPC算法对SCR系统控制仿真,在提升响应速度和减小超调方面优于传统方案。综上所述,目前对于SCR脱硝系统的控制研究大多着重于单纯更新控制算法,用先进控制器替换传统PID控制器,力求通过控制器自身先进性实现脱硝系统的高指标运行,但所采用的传统单回路控制结构制约了算法能效的充分发挥,SCR脱硝系统仍有进一步优化的空间。

本文提出在喷氨总阀控制的基础上,采用调节阀替换喷氨支管手动阀门,并按区域布置多个测点;设计了多套区域变比值随动控制系统,对喷氨量在SCR反应器入口进行预处理,控制氨气按参考 $\text{NO}_x$ 浓度喷射,氨氮充分混合后再进入SCR反应器,喷氨总阀起全局控制作用。为减小对模型精度的依赖,提升SCR烟气脱硝控制系统的抗扰性能,本文提出了人工鱼群-单神经元自适应算法(RSNAAFS),且采用基于神经网络反馈线性化算法(NNFL)对火力发电厂SCR烟气脱硝系统进行优

化控制,并进行仿真实验。仿真结果证实了本文提出的SCR烟气脱硝优化控制系统具有良好的控制品质,该系统已在工程现场投产运行。

## 1 SCR烟气脱硝喷氨系统

SCR烟气脱硝系统由供氨系统、喷氨系统、反应器系统和测量系统四部分组成,正常投运时,由供氨系统产生的氨气同空气混合,以不超过5%的浓度喷入尾部烟道,与烟气中的 $\text{NO}_x$ 在催化剂作用下发生氧化还原反应,生成氮气和水。若运行过程中喷氨过量,会导致氨逃逸,且过量的氨与 $\text{SO}_3$ 发生副反应生成硫酸氢氨,堵塞催化剂孔洞,造成催化剂中毒;若喷氨量不足,则使系统无法达到预定效率指标。烟道内气流受负荷增减、再热汽温调节等因素影响,任一侧烟道横截面内烟气流速分布并不均匀,对应位置 $\text{NO}_x$ 浓度也各不相同,且随着催化剂不断磨损,主反应位置会发生漂移<sup>[14]</sup>,合理控制喷氨量成为重点和难点。改进设计的脱硝系统控制原理示意图如图1所示。

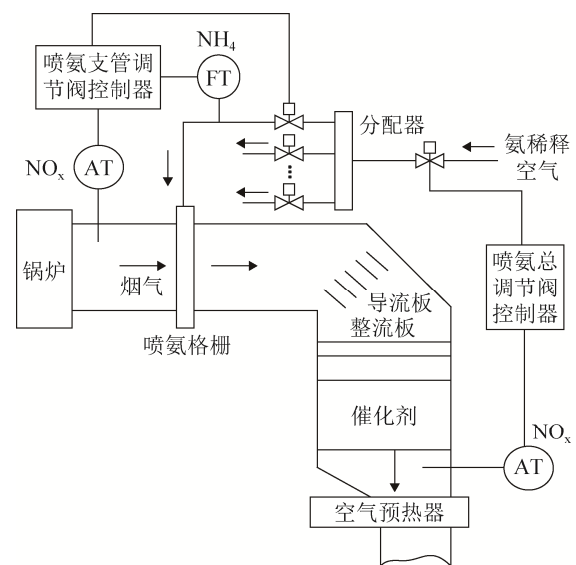


图1 SCR烟气脱硝控制系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of SCR flue gas denitration control system

图1中,AT为 $\text{NO}_x$ 浓度变送器,FT为氨量变送器。以新安装的测点和调节阀为基础,按喷氨支管调节阀分区对SCR烟气脱硝系统进行控制。采

用 RSNAAFS 算法根据反应器入口对应区域 NO<sub>x</sub> 浓度计算出喷氨支管调节阀开度, 形成多套变比值随动控制系统; 采用 NNFL 算法控制喷氨总管调节阀, 数据来源于传统方案烟道中心测点, 保证总喷氨量合理控制。通常喷氨量与阀门开度呈非线性关系, 为便于计算, 所有调节阀流量关系均按线性工作区域特性处理, 其特性直接集成在被控对象中。设备实际布置于甲乙两侧分支烟道内, 以中心线镜面对称, 图 2 为一侧烟道中阀门与测点安装示意图。

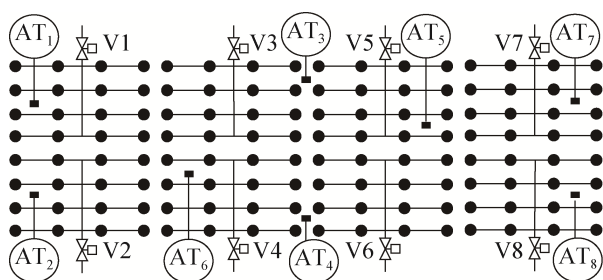


图 2 SCR 喷氨系统阀门与测点安装示意图  
Fig.2 Position diagram of valves and concentration transmitters of SCR ammonia injection system

图 2 中 V1~V8 为喷氨支管调节阀。本文提出将原有手动阀门更换为调节阀, 每个调节阀连接 4 支水平布置的喷管, 直接控制 16 个喷头, 所有喷头等间距均匀分布在尾部烟道截面上, 用小圆点表示, 喷头安装与纸面垂直, 指向烟道下游。图中正方形表示 NO<sub>x</sub> 浓度测点, 测点数量与喷氨支管调节阀相同; 受实际烟道安装限制, 测点探头难以准确安装在每个调节阀所控制区域的中心位置, 须采用正交变换法将测量值折算至调节阀位置, 各厂情况均不相同; 同时折算得到的 NO<sub>x</sub> 浓度来源于多个测点, 某一测点损坏不影响系统自动投运。

## 2 SCR 烟气脱硝优化控制方案

### 2.1 基于 RSNAAFS 算法的 SCR 反应器入口喷氨预处理控制方案

单神经元自适应控制适用于复杂系统, 算法允许系统参数随时间在一定幅度内变化, 对干扰具有

一定的鲁棒性; 该方法不需要辨识控制器参数或在线过程, 仅通过实时反馈对象的输出与输出期望值形成自适应闭环控制系统, 实用性高于单纯自适应控制, 为此本文将用于火力发电厂 SCR 烟气脱硝系统。

单神经元自适应控制是通过调整加权系数来实现自适应、自组织功能的, 控制算法为:

$$u(k) = u(k-1) + K \sum_{i=1}^3 \omega_i(k) x_i(k) \quad (1)$$

式中:  $u(k)$  为支管喷氨量反馈;  $K$  为比例系数;  $\omega_i(k)$  为网络权值;  $x_i(k)$  为网络输入, 是喷氨支管流量与给定值之差  $e(k)$  的函数。权系数的调整采用 Hebb 规则, 规则描述为连接权值强度变化与所连接的两个神经元活化水平成正比, 原始 Hebb 学习规则对权值矩阵的取值未做限制, 故自适应学习后权值可取任意数, 通常将 Hebb 规则改进为:

$$\Delta \omega_i(k) = \eta * z(k) * u(k) x_i(k) - \omega_r \omega_i(k) \quad i=1,2,3 \quad (2)$$

式中:  $\eta$  为学习速率;  $z(k)$  为教师信号, 这里取误差  $e(k)$ ;  $\omega_r$  为衰减系数, 取值定义在 [0, 1] 之间, 意在通过衰减项的加入限制权值增幅。该方案在一定程度上对权值进行了限制, 但由离散变换后的 Hebb 规则可以看出, 这种改进方案实质是在  $\omega_i(k)$  前加了一个 [1, 2] 的系数, 当  $\omega_r$  取 0 时, 不存在衰减项, 即应用原始 Hebb 规则; 当  $\omega_r$  取 1 时, 相当于直接对  $\omega_i(k)$  进行减半处理, 本质上并没有设置上限; 衰减系数  $\omega_r$  在设定之后不会改变, 在正常运行时对整体控制产生弱化效果, 实际作用有限。

本文提出 RSNAAFS 控制, 利用人工鱼群寻优算法自主解决增量参数设置问题, 实现最优控制。人工鱼群算法与粒子群算法类似, 均设置多个子对象 (swarm) 同时动作, 经过一定次数的选择与进步, 将聚拢得到的最优值输出, 相比传统粒子群优化及 PSO-PID 具有速度优势, 不容易进入次优解。该寻优理念在于模拟鱼类行为, 通过设置鱼群数量, 食物浓度, 当前位置, 拥挤程度等因素寻优, 典型行为包括觅食行为、聚群行为、追尾行为、随机行为<sup>[15-16]</sup>。控制方案如图 3 所示。



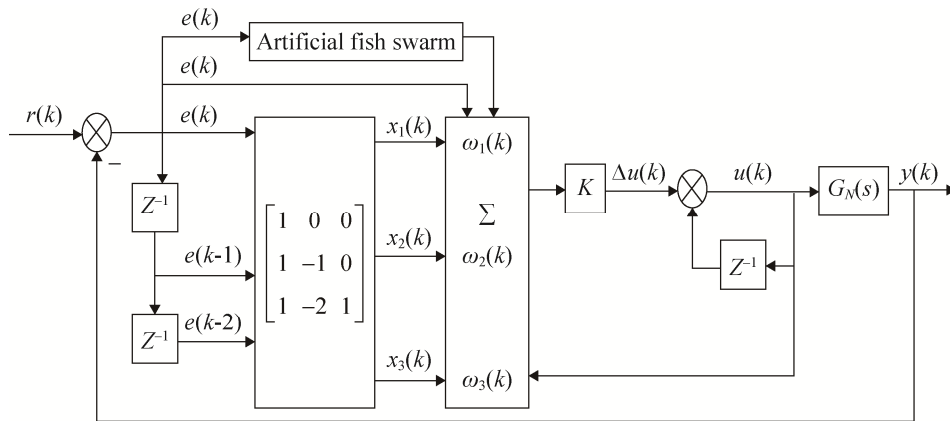


图3 基于RSNAAFS算法的SCR反应器入口氨气预处理控制方案

Fig.3 Pretreated control scheme of ammonia injection in the inlet of the SCR reactor based on RSNAAFS algorithm

图3中,  $G_N(s)$ 为支管喷氨调节阀的数学模型, 其表达式为:

$$G_N(s) = \frac{4.11}{16s^2 + 2s + 1} \quad (3)$$

设学习速率的位置  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 视觉范围内学习速率的位置  $X_v=(x_{v1}, x_{v2}, \dots, x_{vm})$ , 若视觉范围内位置  $X_v$  满足寻优条件, 则由位置  $X$  向新位置移动:

$$x_v = x_i + \text{Visual} * r \quad i=1,2,\dots,n \quad (4)$$

$$X_{\text{next}} = \frac{x_v - x}{\|x_v - x\|} * \text{step} * r \quad (5)$$

式中:  $X_{\text{next}}$  表示新位置,  $\text{Visual}$  表示视野范围,  $\text{step}$  表示移动步长,  $r$  为[-1, 1]区间的一维随机数。本文提出的控制策略是利用人工鱼群算法优化单神经元自适应控制方法中的学习速率  $\eta$ , 完成参数的彻底自整定。每计算一次  $\Delta\omega$ , 就对学习速率  $\eta$  进行一次寻优处理, 实现滚动优化; 觅食行为函数选取以误差最小为原则, 本文采用指数形式。聚群行为和追尾行为的判定条件为:

$$\frac{Y_*}{n_f} > \delta Y_i \quad (6)$$

式中:  $n_f$  为探索区域内的伙伴数目;  $\delta$  表示拥挤程度。在判断聚群条件时,  $Y_*$  为视觉范围内中心位置的食物浓度, 若食物多且拥挤程度低, 则朝向中心移动; 判断追尾条件时,  $Y_*$  为所有伙伴中所拥有的最大食物浓度, 若条件成立则表示伙伴  $X_*$  周围食物浓度高且不拥挤, 向伙伴  $X_*$  移动。

## 2.2 基于NNFL算法的SCR反应器出口 $\text{NO}_x$ 浓度控制方案

NNFL 控制算法属于神经间接自校正控制, 它是一种辨识器与控制器相结合的自适应控制技术。算法可用于结构已知而参数未知但恒定的随机系统, 也可以用于结构已知而参数缓慢变化的随机系统。为此本文将其用于 SCR 反应器出口烟气  $\text{NO}_x$  浓度的控制。

NNFL 控制算法在非线性领域的应用效果很好, 其控制理念是通过系统适当的坐标变换, 用一个神经网络对系统进行逼近; 与泰勒级数展开法不同, 后者会将高阶部分略去<sup>[17]</sup>, 而反馈线性化方法从全局入手能够完整保留系统的特性。该方案所采用的离散非线性自回归移动平均模型 (NARMA) 为:

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (7)$$

式中:  $N$  为神经网络训练目标函数;  $y(k)$  为系统的输出, 即 SCR 反应器入口总调节阀的喷氨量,  $u(k)$  为系统的输入, 即 SCR 脱硝反应器出口  $\text{NO}_x$  浓度反馈。

取控制器形式为:

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)]} \rightarrow \leftarrow \frac{u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)}{u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)} \quad (8)$$

式中:  $y_r(k+d)$  为系统期望的参考曲线;  $f(\cdot)$  和  $g(\cdot)$  为具有相同形式的非零函数, 其计算公式为:

$$\psi = k_1[B_1 + k_2(a - 1)] \tag{9}$$

$$a = \frac{2(1 + e^{-2\omega})}{u(k)} \tag{10}$$

$$\omega = k_3 y(k) + B_2 \tag{11}$$

式中:  $\psi$  为函数  $f(\cdot)$  或  $g(\cdot)$ ;  $B_1=1$  为输出神经网络阈值;  $B_2=1$  为输入神经网络阈值;  $k_1$  为函数  $\psi$  的总系数;  $k_2$  为输出神经元系数;  $k_3$  为输入神经元系数, 这里均取为 1。实际控制框图如图 4 所示。

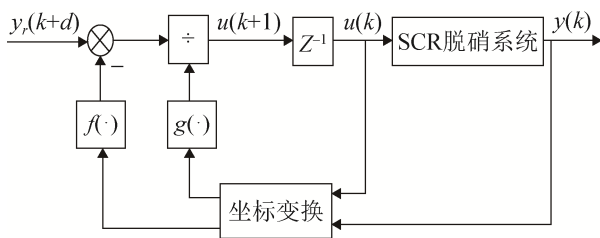


图 4 基于 NNFL 算法的 SCR 反应器出口 NO<sub>x</sub> 浓度控制方案

Fig.4 Control scheme of flue gas denitration in the outlet of the SCR reactor based on NNFL algorithm

图 4 中 SCR 烟气脱硝反应系统的数学模型为:

$$G(s) = \frac{1.73}{1023s^2 + 196s + 1} e^{-21s} \tag{12}$$

本文通过训练一个三层神经网络先辨识被控对象开环等效模型, 辨识器为:

$$\hat{y}(k+1) = N_g[y(k); W(k)] + N_f[y(k); V(k)]u(k) \tag{13}$$

$$W(k) = [w_0, w_1(k), w_2(k), \dots, w_q(k)] \tag{14}$$

$$V(k) = [v_0, v_1(k), v_2(k), \dots, v_q(k)] \tag{15}$$

$W(k)$  和  $V(k)$  为辨识器两个网络加权系数。辨识前, 需要进行坐标变换, 将输入输出模型转化为离散的状态空间模型, 即

$$\begin{cases} X(k+1) = AX(k) + Bu(k) \\ y(k) = CX(k) + Du(k) \end{cases} \tag{16}$$

状态空间模型中间变量个数与权值维数  $q$  相等, 即为隐含层神经元数量。本文通过仿真实验确定该参数设置为 9。

### 3 仿真实验与结果分析

以某厂 600 MW 超超临界机组 SCR 烟气脱硝

系统为研究对象<sup>[18-22]</sup>。该单元机组设置甲乙两侧 SCR 反应器, 本文以甲侧为例进行仿真实验。

#### 3.1 采用 RSNAAFS 算法的 SCR 反应器入口氨气预处理

SCR 反应器入口控制采用 RSNAAFS 算法, 对烟气进行预处理。仿真方框图如图 5 所示。

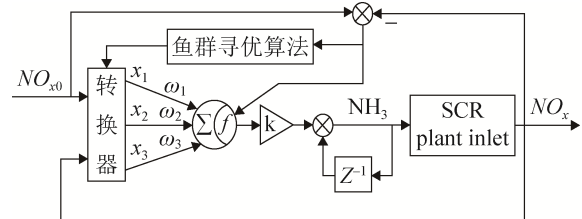


图 5 采用 RSNAAFS 算法的 SCR 反应器入口氨气预处理仿真方框图

Fig.5 Simulation diagram of ammonia pretreated in the inlet of the SCR reactor based on RSNAAFS algorithm

图 5 中, 设定人工鱼数量(Swarm)50 条, 鱼群最大迭代次数 50 次, 最大试探次数 100 次, 视觉范围 Visual=1, 最大移动步长 step=0.1, 单神经元权重初值均设置为 0.1, 仿真曲线见图 6 和 7。

图 6 是 RSNAAFS 算法仿真曲线, 约 80 s 即进入稳态值的±5%波动范围, 反应速度快, 无静差, 无超调, 在动态寻优过程中, 该算法不依赖于模型, 极大地提高了实用性; 图 7 是优化过程中反馈误差  $e(k)$  和权值  $w(k)$  在优化过程中的变化, 可以看出在 60 s 即确定了最优值, 比系统进入稳态提前 20 s, 这也在一定程度上验证了本文所用模型的实用意义。

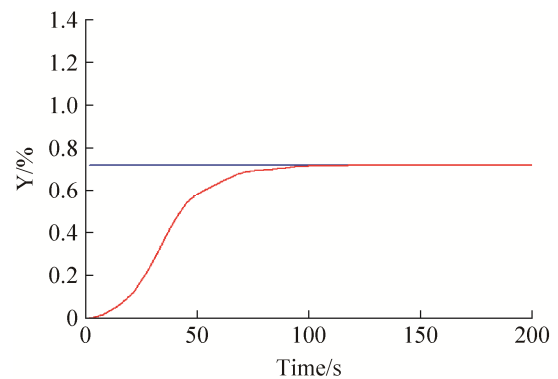


图 6 RSNAAFS 算法喷氨支管调节阀控制仿真曲线  
Fig.6 Simulation curve of ammonia injection based on RSNAAFS algorithm

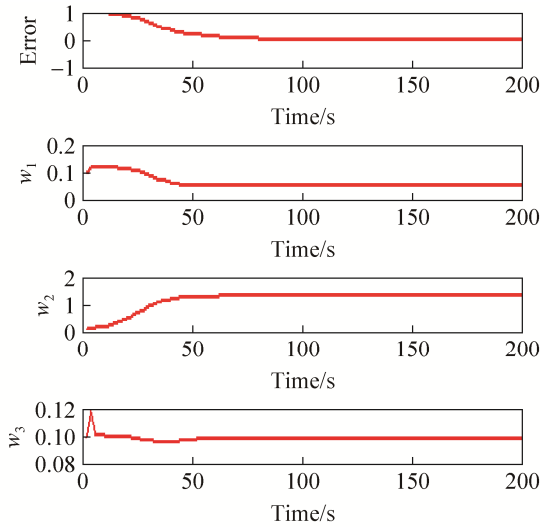


图7 RSNAAFS 算法仿真过程参数曲线  
Fig.7 Simulation curve of process parameters  
based on RSNAAFS algorithm

### 3.2 采用 NNFL 算法的 SCR 反应器出口烟气 $\text{NO}_x$ 浓度优化控制

采用神经网络反馈线性化算法的 SCR 反应器出口烟气  $\text{NO}_x$  浓度优化控制仿真方框图如图 8 所示。

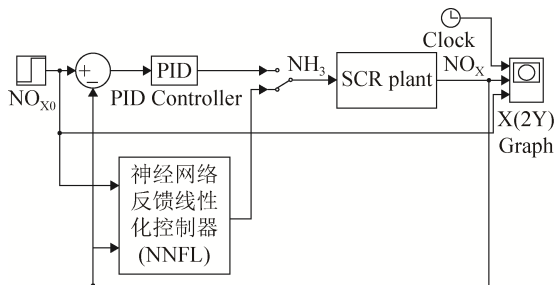


图8 采用 NNFL 算法的  
SCR 反应器出口烟气  $\text{NO}_x$  浓度优化控制仿真方框图  
Fig.8 Simulation diagram of optimal control of  $\text{NO}_x$   
concentration in the outlet of the SCR reactor based  
on NNFL algorithm

在系统入口输入阶跃信号以考察优化控制器和优化方案的效果，并与传统 PID 控制方案比较，神经网络反馈线性化算法中隐含层神经元数目设置为 9 个，采样数据间隔为 0.15 s，网络模型的输入延时为 3 s，网络模型的输出延时为 2 s，训练产生的数据点数为 10 000，仿真曲线如图 9 和 10 所示。

图 9 为采用 PID 控制器的喷氨总调节阀控制曲线，经过一次振荡之后基本进入稳态，反应速度

符合本系统要求，但超调量达到 60%；经过多次调试仿真，在保证 PID 方案超调量小于 20%的情况下，系统进入稳态时间超过 80 s。

图 10 为采用 NNFL 算法控制喷氨总调节阀的仿真曲线，约 130 s 进入  $\pm 5\%$  稳态区间，没有发生振荡，但存在一个约为 1% 的静差，主要原因是控制器在辨识过程中不可能完全等同于被控对象；对于 SCR 烟气脱硝系统，喷氨总调节阀开度大幅波动会对系统造成不利影响，同时整个系统存在惯性和延迟环节，普通控制方案难以兼顾超调量和稳定时间，相比之下 NNFL 算法在自主辨识对象的基础上控制效果良好，实用意义明显。

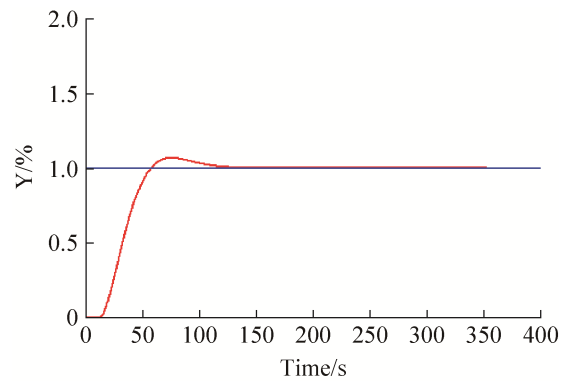


图9 基于 PID 的烟气脱硝总管调节阀控制仿真曲线  
Fig.9 Simulation curve of flue gas denitration based on PID

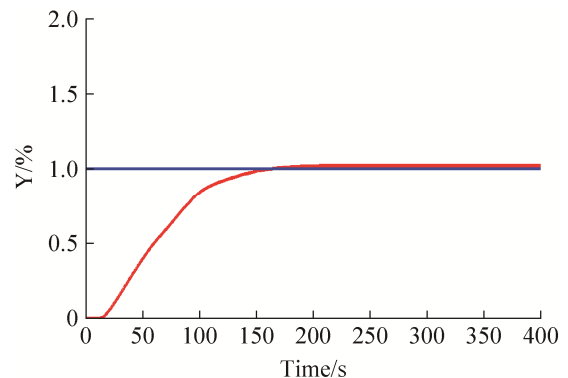


图10 基于 NNFL 算法的烟气脱硝总管调节阀控制仿真曲线  
Fig.10 Simulation curve of flue gas denitration  
based on NNFL algorithm

## 4 结论

本文提出在火电厂 SCR 烟气脱硝系统反应器入口按区域加装调节阀并布置测点，同时提出了



SCR 反应器入口烟气预处理和总调节阀控制方案, 并采用单神经元自适应-人工鱼群滚动寻优算法 (RSNAAFS) 和神经网络反馈线性化算法 (NNFL) 进行优化控制。仿真结果表明本文所提出的方案能够较好地实现控制, 在速度、控制精度等方面均优于现有控制方案; 处理后的  $\text{NH}_3$  与  $\text{NO}_x$  混合均匀, 减少了对 SCR 反应器的冲刷, 延长了催化剂的使用寿命, 目前该系统已投入实际应用。

### 参考文献:

- [1] Taewha Park, Yonmo Sung, Taekyung Kim, et al. Effect of static mixer geometry on flow mixing and pressure drop in marine SCR applications [J]. *Ocean (S2092-6782)*, 2014(6): 27-38.
- [2] M Aliramezani, C R Koch, R E Haves. Estimating tailpipe  $\text{NO}_x$  concentration using a dynamic  $\text{NO}_x$ /ammonia cross sensitivity model coupled to a three stste control oriented SCR model [J]. *International Federation of Automatic Control (S2405-8963)*, 2016, 49(11): 8-13.
- [3] 张圣杰, 孙翔, 王景成, 等. 火电站烟气脱硝大流量高速混合过程仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(23): 7652-7654.  
Zhang Shengjie, Sun Xiang, Wang Jingcheng, et al. Sim-ulation research of fast mixing process of ultra-high flow rate in de  $\text{NO}_x$  reactor of thermal power station [J]. *Journal of system simulation*, 2009, 21(23): 7652-7654.
- [4] 胡学聪, 李柠, 李少远, 等. 基于 Matlab 的 SCR 烟气脱硝仿真平台设计[J]. *系统仿真学报*, 2010, 22(1): 71-74.  
Hu Xuecong, Li ning, Li Shaoyuan, et al. Development of simulation platform based on Matlab for SCR flue gas denitration [J]. *Journal of system simulation*, 2010, 22(1): 71-74.
- [5] McKinley T L, Alleyne A G. Adaptive model predictive control of an SCR catalytic converter system for automotive applications[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology (S1063-6536)*, 2012, 20(6): 1533-1547.
- [6] Bora Jeong, Bora Ye, Eok-Soo Kim, et al. Characteristic of selective catalytic reduction (SCR) catalyst adding grapheme- tungsten nanocomposite [J]. *Catalysis Communications (S1566-7367)*, 2017(93): 15-19.
- [7] 周洪煜, 张振华, 张军, 等. 超临界锅炉烟气脱硝喷氨量混结构-径向基函数神经网络最优控制[J]. *中国电机工程学报*, 2011(5): 108-113.  
Zhou Hongyu, Zhang Zhenhua, Zhang Jun, et al. Mixed Structure-radial Basis Function Neural Network Optimal Control on Spraying Ammonia Flow for Supercritical Boiler Flue Gas Denitration [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(5): 108-113.
- [8] 姜家国, 郭为民, 刘延泉, 等. 选择性催化还原脱硝系统 Smith 预估自抗扰控制[J]. *热力发电*, 2016, 45(1): 54-59.  
Jiang Jianguo, Guo Weimin, Liu Yanquan, et al. Auto disturbance rejection control based on Smith predictor in SCR denitration system [J]. *Thermal Power Generation*, 2016, 45(1): 54-59.
- [9] 周洪煜, 赵乾, 张振华, 等. 烟气脱硝喷氨量 SA-RBF 神经网络最优控制[J]. *控制工程*, 2012, 19(6): 947-951.  
Zhou Hongyi, Zhao Qian, Zhang Zhenhua, et al. Sensitivity Analysis Radial Basis Function Neural Network Control on Spraying Ammonia Flow Denitration [J]. *Control Engineering of China*, 2012, 19(6): 947-951.
- [10] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于自适应多尺度核偏最小二乘的 SCR 烟气脱硝系统建模[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(23): 6083-6088.  
Liu Jizhen, Qin Tianmu, Yang Tingting, et al. SCR Denitration System Modeling Based on Self-adaptive Multi-scale Kernel Partial Lest Squares [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(23): 6083-6088.
- [11] 秦天牧, 刘吉臻, 杨婷婷, 等. 火电厂 SCR 烟气脱硝系统建模与运行优化仿真[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(10): 2699-2703.  
Qin Tianmu, Liu Jizhen, Yang Tingting, et al. SCR Denitration System Modeling and Optimization Simulation foe Thermal Power Plant [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(10): 2699-2703.
- [12] 武宝会, 崔利. 火电厂 SCR 烟气脱硝控制方式及其优化[J]. *热力发电*, 2013, 42(10): 116-119.  
Wu Baohui, Cui Li. SCR Flue Gas Denitration Control and Optimization in Thermal Power Plants [J]. *Thermal Power Generation*, 2013, 42(10): 116-126.
- [13] 王勇, 徐东超, 林涛, 等. 基于子空间辨识和增广模型的烟气脱硝系统预测控制[J]. *热力发电*, 2016, 45(6): 26-32.  
Wang Yong, Xu Dongchao, Lin Tao, et al. Predictive control of flue gas denitration system based on subspace identification and augmented model [J]. *Thermal Power Generation*, 2016, 45(6): 26-32.
- [14] 赵大周, 李允超, 郑文广, 等. 660 MW 机组 SCR 喷氨策略的模拟研究[J]. *热能动力工程*, 2016, 31(8): 81-86.

- Zhao Dazhou, Li Yunchao, Zheng Guangwen, et al. The Research of SCR ammonia injection strategy in 600 MW unit [J]. *Journal of engineer for thermal energy and power*, 2016, 31(8): 81-86.
- [15] 魏立新, 张峻林, 刘青松. 基于改进人工鱼群算法的神经网络优化[J]. *控制工程*, 2014, 21(1): 84-93.  
Wei Lixin, Zhang Junlin, Liu Qingsong. Optimization of Neural Network Based on Improved Fish Algorithm [J]. *Control Engineering of China*, 2014, 21(1): 84-93.
- [16] 耿超, 王丰华, 苏磊, 等. 基于人工鱼群与蛙跳混合算法的变压器 Jiles-Atherton 模型参数辨识[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(18): 4799-4807.  
Geng Chao, Wang Fenghua, Su Lei, et al. Parameter Identification of Jiles-Atherton Model for Transformer Based on Hybrid Artificial Fish Swarm and Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(18): 4799-4807.
- [17] 潘月斗, 陈继义, 徐杰, 等. 矩阵变换器输入电流的状态反馈线性化控制[J]. *高电压技术*, 2014, 40(8): 2497-2503.  
Pan Yuedou, Chen Jiyi, Xu Jie, et al. State Feedback Linearization Control for Current of Input Side in the Matrix Converter [J]. *High Voltage Engineering*, 2014, 40(8): 2497-2503.
- [18] 刘吉臻, 吕游, 杨婷婷. 基于变量选择的锅炉 NO<sub>x</sub> 排放的最小二乘支持向量机建模[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(20): 102-107.  
Liu Jizhen, Lü You, Yang Tingting. Least squares support vector machine modeling on NO<sub>x</sub> emission of boilers based on variable selection [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(20): 102-107.
- [19] Irfan M F, Mjalli F S, Kim S D. Modeling of NH<sub>3</sub>-NO-SCR reaction over CuO/ $\gamma$ -AL<sub>2</sub>O<sub>3</sub> catalyst in a bubbling fluidized bed reactor using artificial intelligence techniques [J]. *Fuel* (S0016-2361), 2012, 93(1): 254-251.
- [20] Chu Fei, Wang Fuli, Wang Xiaogang, et al. Performance modeling of centrifugal compressor using kernel partial least squares [J]. *Applied Thermal Engineering* (S1359-4311), 2012, 44: 90-99.
- [21] 龙文, 梁昔明, 龙祖强, 等. 基于蚁群算法和 LSSVM 的锅炉燃烧优化预测控制[J]. *电力自动化设备*, 2011, 31(11): 89-93.  
Long Wen, Liang Ximing, Long Zuqiang, et al. Predictive control based on LSSVM and ACO for boiler combustion optimization [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2011, 31(11): 89-93.
- [22] 席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制—现状与挑战[J]. *自动化学报*, 2013, 39(3): 222-236.  
Xi Yugeng, Li Dewei, Lin Shu. Model predictive control-status and challenges [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 222-236.
- 
- (上接第 2706 页)
- [11] 杜宝江, 查亮, 林灵. 消防安全教育虚拟火灾逃生体验舱系统的设计[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(2): 453-461.  
Du B J, Cha L, Lin L. Key Technology of Fully Immersive Virtual Experience Cabin[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(2): 453-461.
- [12] 郭晨, 焉丽飞, 沈海青. 超大型双桨双舵船舶运动数学模型与虚拟仿真[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(9): 1976-1982.  
Guo C, Yan L F, Shen H Q. Mathematical Model of Maneuvering Motion and Virtual Simulation for Ultra Large Twin-propeller Twin-rudder Ship[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(9): 1976-1982.
- [13] 姚鹏飞, 陈正鸣, 童晶, 等. 基于 Unity3D 的绞吸式挖泥船虚拟仿真系统[J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(9): 2069-2075.  
Yao P F, Chen Z M, Tong J, et al. Virtual Simulation System of Cutter Suction Dredger Based on Unity3D[J]. *Journal of System Simulation*, 2016, 28(9): 2069-2075.
- [14] 胡春花, 陈晓梅, 陈仕鸿. 虚拟现实技术在儿童室内火灾逃生教育中的应用研究[J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(4): 934-939.  
Hu C H, Chen X M, Chen S H. Application Research on Children's Indoor Fire Escape Education System Based on Virtual Reality Technology[J]. *Journal of System Simulation*, 2016, 28(4): 934-939.
- [15] 夏文泽, 韩绍坤, 曹京亚. 条纹管成像激光雷达仿真技术研究[J]. *系统仿真学报*, 2016, 28(12): 3027-3032.  
Xia W Z, Han S K, Cao J Y. Simulation Technology Research on Streak Tube Imaging Lidar[J]. *Journal of System Simulation*, 2016, 28(12): 3027-3032.
- [16] 孔德瀚, 刘永山. 基于路网的三维虚拟现实场景间接可视查询框架[J]. *计算机学报*, 2016, 39(10): 2045-2060.  
Kong D H, Liu Y S. Visible Query Based on Road Network in Tree-Dimension Scene[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(10): 2045-2060.