

负荷实时跟踪精细化氨法脱硫智能控制系统

郭玲妹¹, 马立新², 梁克顺¹

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 上海理工大学 机械学院, 上海 200093)

摘要: 传统的氨法脱硫控制系统存在延迟时间较长、无法实现实时跟踪负荷的局限性; 针对该问题提出的 Smith 预估补偿装置, 通过抵消系统中的纯滞后环节来提高控制系统的实时性; 虽然该方法有效解决了长延滞问题, 但系统中 PID 参数调整采用的是试凑法并依赖于调试操作经验, 偶然性和因人而异导致系统波动较大; 提出了 BP (back propagation) 神经网络的 PID 参数整定方法, 该方法能实现对任意非线性函数的逼近, 通过神经网络学习得到最佳的比例、微分、积分系数组合; 运用该方法建模并进行长时过程控制仿真, 结果验证了算法的可行性, 其误差小, 大幅提高了氨法脱硫系统的实时性和稳定性, 实现了智能化精准控制效果。

关键词: 氨法脱硫; Smith; PID 参数整定; 神经网络

Load Real-time Tracking Refined Ammonia Desulfurization Intelligent Control System

Guo Lingmei¹, Ma Lixin², Liang Keshun¹

(1. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. School of mechanical Engineering, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The traditional ammonia desulfurization control system has a long delay time and cannot realize real-time tracking of load. Aiming at this problem, Smith's predictive compensation device is proposed to improve the stability of the control system by canceling the pure hysteresis in the system. Although this method effectively solves the problem of lag, the tuning of the PID parameters in the system still uses the trial and error method. This method is mainly adjusted by experience, which is very time consuming and has no clear judgment standard. A method for PID parameter tuning of BP (back propagation) neural network is proposed for parameter tuning of PID. BP neural network can achieve approximation of arbitrary nonlinear functions. Through neural network learning, the best combination of proportional, differential and integral coefficients is obtained to achieve the best control effect of BP_PID.

Keywords: ammonia desulfurization; Smith; PID parameter tuning; neural network

0 引言

自新中国成立以来, 我国为了更好地发展经济, 制定了许多致力于转变我国的产业结构, 经过近半个世纪的曲折和发展我国的第二产业得到了迅猛的发展, 中国的电力产业取得了比较大的成就。截止到 2017 年底, 我国的年发电量已经超过了美国, 成为发电量最多的国家, 而且煤炭一直都是我国的主要能源资源, 煤的直接燃烧产生了大量的硫化物、氮氧化物等, 给我国的环境造成了严重的压力。燃煤所造成的环境污染并不是区域性或者某个国家出现的环境问题, 这个问题关系整个人类的发展, 所以加大对烟气中硫化物的控制是我国乃至全球的一项极为重要的环保任务。

收稿日期: 2018-11-20; **修回日期:** 2018-12-10。

基金项目: 上海市张江国家自主创新重点项(201310-PI-B2-008)。

作者简介: 郭玲妹(1995-), 女, 江苏南通人, 硕士研究生, 主要从事烟气脱硫智能化控制方向的研究方向的研究。

马立新(1960-), 男, 陕西安康人, 博士, 教授, 主要从事电力系统稳定性与优化运行、电气系统故障诊断与模式识别、电力能效测评系统、智能电网与智能控制等方向的研究。

目前, 对烟气进行脱硫脱硝的技术已有几十种, 主要有电子束氨法、微生物降解法、活性炭纤维法 (Activated Carbon Fiber Process, 简称 ACFP) 等等。氨法脱硫的工艺是通过 NH_3 与 SO_2 和水反应成脱硫产物, 区别于常见的抛弃型的钙法脱硫, 氨法脱硫的工艺是回收型的, 主要是变废为宝二次利用, 实现资源的最大化利用。由于我国氨的储备量较高, 所以不存在氨供应的问题, 另外氨法脱硫的操作简单且不存在二次污染的问题。锅炉在燃烧的过程中产生烟气, 烟气温度较高流动速度较快, 这样就造成了烟道的震动, 因此无法在烟道内安装检测氮氧化物和硫化物的精密仪器, 但是为了采集氮氧化物, 发电厂就在烟道上连接了一个几十米长的管道通到地上, 这样可以有效的削弱管道的震动, 将精密仪器安装到地面的管道上; 虽然这样做便于精密仪器的检测和维护, 但是这几十米的管道, 造成了检测的延迟, 构成了典型的大延迟系统。

由于这段较长的延迟时间, 所以传统的 PID 控制无法实现 NH_3 的精确投放, 这样势必会造成氨投放过多或过少^[1], 过多会导致氨的浪费, 过少则会导致烟气排放不达标。针对大延迟系统, 我们通常是通过添加补偿环节构成 Smith 预估装置, 来抵消传递函数中的纯滞后环节, 从而改

进系统的稳定性。该方法能够有效的解决大延迟系统的滞后性问题, 但是其中的 PID 整定仍然使用的试凑法进行调节, 无法的到最佳的参数组合, 而且试凑法需要有一定的经验, 试凑时间长效率不加。因此我们提出了通过神经网络的学习训练, 得到最佳的比例、微分和积分的参数组合, 从而实现控制的而最佳效果^[2]。另外, 本文提出了一种可以的负荷进行实时跟踪的脱硫控制提升系统的稳定性和实时跟踪性; 不采用传统的阶跃信号作为输入, 通过输入 3 600 s 的实时负荷数据进行模型仿真, 仿真结果体现了良好的实时跟踪性和稳定性。

1 烟气脱硫控制系统

1.1 传统的氨法脱硫控制系统

传统的脱硫控制系统是提前计算出氮氧化合物的总量, 然后将其作为前馈并在前馈在注入氨, 氨水吸收 SO₂ 生成亚硫酸铵 ((NH₄)₂SO₃), 随后亚硫酸铵与氮氧化物发生反应, 将 NO_x 还原成氮气同时生成硫酸铵 ((NH₄)₂SO₄), 硫酸铵为氮肥的主要成分, 由此实现了资源的二次利用。但是一旦负荷出现较大的波动, NO_x 的计算量无法实时变化, 在检测仪的延迟时间内就会出现氨过量或者不足的情况, 导致烟气排放不达标, 造成环境污染。工业上采用传统的氨法脱硫控制系统时, 主要是依赖于有经验的工作人员, 有经验的工作人员经过长期的训练能够知道投放多少的氨水即可使得排放的烟气达到国家制定的标准; 但是一旦这样的工作人员缺失, 重新培养则需要大量的时间, 所以目前急需寻求新的脱硫控制系统, 不过分依赖工作者。

1.2 Smith 预估器下的氨法脱硫控制系统

传统的脱硫控制已经取得了很好的控制效果, 但是对于滞后的问题没有有效的解决, 针对这个问题提出新的脱硫装置就在脱硫装置中加入补偿环节, 同时在传统的脱硫控制的 NO_x 信号线中加入 NO_x 估算机构, NO_x 的估算是通过燃料、空气、氨以及脱硫过程中的中间产物 SNO_x 来进行计算的。Smith 预估补偿装置就是用来补偿脱硫环节中出现的滞后问题, 其工作原理就是在系统的反馈回路中加入补偿装置, 用来消除被控系统纯滞后环节, 实际上就是在控制器的两端并联一个补偿环节, 这个补偿环节就被称为预估器。

Smith 预估模型的氨法脱硫控制系统方框图如图 1 所示, 图 1 中的脱硫装置的原理如图 2 所示。图 2 中 $G_p(s)$ 为被控对象去除纯滞后环节后的传递函数, τ 为纯滞后时间, $W(s)$ 是 Smith 预估补偿器的传递函数。

$$W(s) = G_p(s)(1 - e^{-s\tau}) \quad (1)$$

对于脱硫控制这样大滞后的非线性控制系统而言, 传统的 Smith 预估控制从理论上足以解决系统的时滞问题^[3], 但是 Smith 预估控制会使得整个系统的鲁棒性能变差, 整个系统的性能将会过分的依赖模型的准确性^[4]。在本文中 Smith 预估器控制中的控制器是一个 PID 控制器, 即图 2 中的 $D(s)$ 是 PID 控制器的传递函数^[5], PID 控制是基于被控对象的精确模型的设计, 所以 PID 控制对整个系统的模

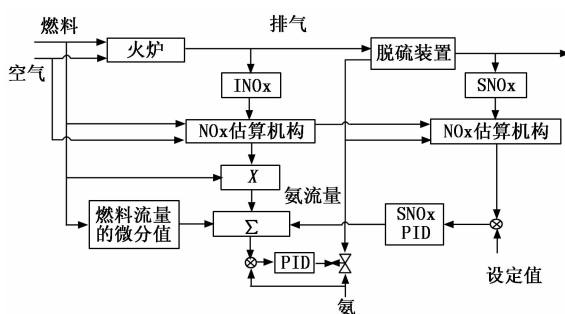


图 1 Smith 预估模型的氨法脱硫控制系统方框图

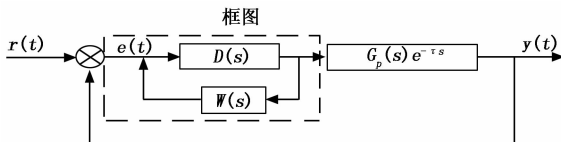


图 2 Smith 预估器控制原理图

型要求比较高, 对大时滞系统过程控制的模型要求更高, 否则无法的得到较好的控制性能; 此外, 合理的 PID 参数往往会耗费大量的时间, 当控制对象有较大的时变和非线性性能时, 通传统方法整定的 PID 参数往往不能满足性能的需求。虽然该方发有效的解决了延迟的问题, 但是仍然依赖工作人员的经验值, 由依赖工作人员的投放量的经验变成了依赖工作人员调整 PID 参数的经验, 因此 PID 参数的整定成为新的待解决问题。

2 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制系统的设计

针对上述 PID 参数整定的问题, 提出了 BP (back propagation) 神经网络的 PID 参数整定的方法, BP 神经网络可以任意精度的逼近非线性函数^[6], 通过神经网络的自身的学习可以通过神经网络学习得到最佳的比例、微分、积分系数的最佳组合, 从而实现 BP_PID 的最佳控制效果。图 3 为基于 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制框图, 即为图 1 中加入神经网络后的脱硫装置, 就是在图 1 的基础上加入了神经网络, 通过原有的反馈计算得到误差 E, 再通过 E 的设定去训练 BP 网络, 通过修改 BP 网络中的权值和阈值, 以达到设定的误差值, 由此的到最佳参数组合。

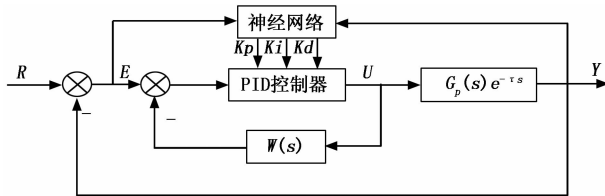


图 3 基于 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制框图

本文中采用 4-5-3 结构的 BP 神经网络模型, 其网络的输入向量为:

$$O_i^{(1)}(k) = x(j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

网络隐含层的输入、输出为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^m O_j^{(1)} V_{ij}$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(\text{net}_i^{(2)}(k)) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中, m 为输入层节点个数, n 为隐含层节点数, V_{ij} 为输入层到隐含层的权值系数^[7], 上角标识的 (1) 和 (2) 分别对应输入层和隐含层, 隐含层神经元的激活函数取双曲正切函数 $f(x) = \tanh(x)$ 。

网络的输出层的输入和输出为:

$$\text{net}_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^n O_i^{(2)}(k) W_{li}$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(\text{net}_l^{(3)}(k)) \quad l = 1, 2, 3 \quad (4)$$

$$O_1^{(3)}(k) = K_p, O_2^{(3)}(k) = K_i, O_3^{(3)}(k) = K_d \quad (5)$$

式中, W_{li} 为隐含层到输出层的权值系数, 上角标识的 (3) 对应输出层, 由于 K_p 、 K_i 和 K_d 不能为负值, 所有输出层的激活函数取非负的 Sigmoid 函数^[9]: $g(x) = \frac{1}{2}[1 + \tanh(x)]$ 。

采用梯度下降法对网络的权值系数进行修正, 并加入一个使得搜索快速收敛全局极小值的惯性项, 则:

$$\Delta W_{li}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial W_{li}} + \alpha \Delta W_{li}(k-1) \quad (6)$$

η 为学习率, α 为动量系数, 其中:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W_{li}} = \frac{\partial E(k)}{\partial \text{yout}(k)} \cdot \frac{\partial \text{yout}(k)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} \cdot \frac{O_i^{(3)}(k)}{\text{net}_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\text{net}_l^{(3)}(k)}{\partial W_{li}} \quad (7)$$

$$\frac{\partial \text{yout}(k)}{\partial u(k)} = \frac{\text{yout}(k) - \text{yout}(k-1)}{u(k) - u(k-1)} \quad (8)$$

根据增量数字 PID 的控制算法可得 PID 控制器的输出 $u(k)$:

$$u(k) = u(k-1) + K_p(\text{error}(k) - \text{error}(k-1)) + K_i \text{error}(k) + K_d(\text{error}(k) - 2\text{error}(k-1) + \text{error}(k-2)) \quad (9)$$

取性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2}(\text{rin}(k) - \text{yout}(k))^2 \quad (10)$$

通过 BP 神经网络的训练学习在线整定 PID 参数, 达到最佳的非线性组合^[9], 使得脱硫装置达到最佳的控制效果, 从而使得整个氨法脱硫控制系统达到性能的的最优。

3 脱硫控制系统实验

基于对上述理论的阐述以及问题的分析, 在 Matlab 中建立模型, 通过实时的数据仿真实验及算法编译实验对所述理论及问题进行验证与解决。本文选取 300 MW CFB 机组炉内脱硫系统在 78% 负荷下的近似数学模型 $\frac{1.128 e^{-95s}}{168s+1}$ 为被控对象^[10], 且采用实时的负荷数据作为输入, 时长为 3 600 秒, 测量 SNO_x 和 NO_x 的浓度。

3.1 脱硫控制系统的实验结果对比

两种脱硫装置下的脱硫控制系统的效果如图 4 所示。

从图 4 中可以看出, 预估器模型下的脱硫控制系统的控制效果不是很理想, 从 (b) 图中不难看出系统前 250 s 波动幅度比较大且长时间超出了预警值, 在 200 s 到 580 s 这段时间内, 波动幅度明显变小, 但在之后的 20 s 内 SNO_x

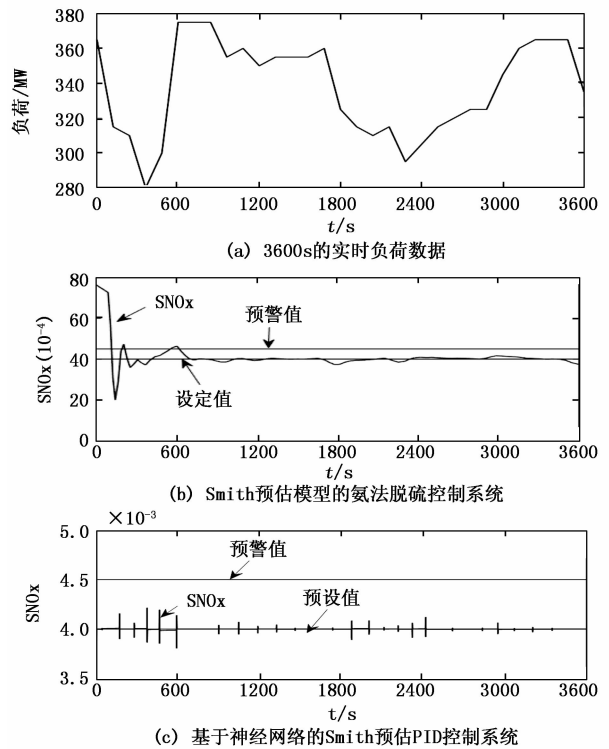


图 4 两种脱硫装置下的脱硫控制系统的效果图

的浓度都再一次超出预警值, 600 s 后系统才趋于稳定且 SNO_x 的浓度在预设值上下波动, 波动范围保持在 1 ppm 内。除此之外, 前 600 s 系统的各方面性能不是很好, 当负荷发生波动时, 系统需要很长的时间去调节, 实时跟踪控制效果不理想。

反观 (c) 图, 前 600 s 虽然波动频繁, 但是波动幅度较小最大也只有 0.03 ppm, 且一直在预设值上下波动没有超出预警值。当负荷出现急剧波动时, 系统的反应时间十分短, 几乎达到了人无法感知的时间; 在这些负荷骤变的点, 均有不同幅度的短时的尖峰, 放大后实则是频率较小的振荡, 说明基于 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制系统的反应迅速, 系统的性能好, 实时跟踪控制效果好。

3.2 控制效果的比较与分析

两种脱硫控制系统的控制结果如图 5 所示。由图 5 可以看出, Smith 预估器控制的脱硫系统的响应时间, 明显比通过 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制的脱硫系统的响应时间要长很多, 这说明后者的响应速度快, 系统的灵敏度好。另外后者的调节时间十分的短, 稳定性也明显比前者好很多, 前者在前 600 s 内整个系统都处于振荡的状态, 实时跟踪性差。

表 1 两种控制系统的性能指标参数对比表

控制方法	上升时间 t_r/s	调节时间 t_s/s	峰值时间 t_p/s	超调量 $\sigma/\%$
Smith 预估器控制	120s	358.3s	148.8s	0.353
Smith 预估器 BP_PID 控制	0.27s	1.56s	0.31s	0.089

根据表 1 可知, Smith 预估器控制的脱硫系统的超调量

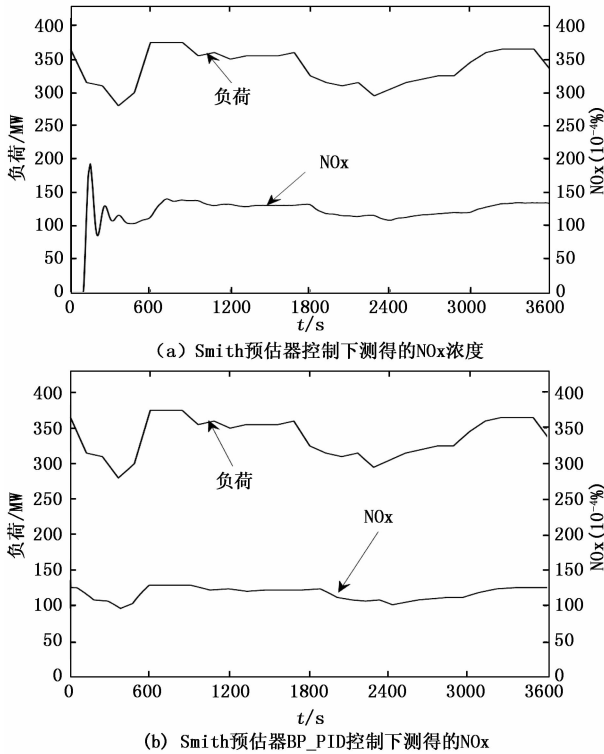


图 5 两种控制系统测得的 NOx 浓度

为 0.353%，而通过 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制的脱硫系统的超调量为 0.089%，超调量是指当系统超过稳态值时，输出的第一个极大值减去稳态值的差除以稳态值得到的最大偏差百分比，超调量越小说明系统的平稳性越好，所以后者的平稳性好，偏离稳态值（系统正常工作状态）的幅度小，有利于系统的正常工作。

图 6 为两种脱硫控制系统的误差曲线图，从图中可以看出，Smith 预估器控制的脱硫系统的误差，明显比通过 BP 神经网络的 Smith 预估 PID 控制的脱硫系统的误差大的多，前者在前 600 s 的误差十分大，说明系统此时还没有稳定，而后者始终将误差控制在 0.000 2 内，且系统的响应速度很快。在负荷出现较大的波动时，后者能够在极短的时间内让系统重新处于稳定状态，处理扰动的能力十分强，这说明系统的鲁棒性好。

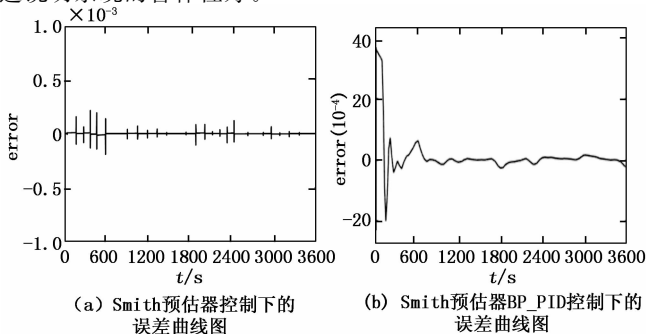


图 6 两种控制系统的误差曲线图

4 结论

在传统的氨法脱硫技术中，由于精密仪器的安装问题，导致系统出现较长的时间延迟；另外，传统的氨法脱硫无法精确地实现实时负荷跟踪，一般都是通过有经验的工人进行氨的投放，从而实现对 SO₂ 排放的控制。但是一旦经验人员缺少或经验人员判断失误，势必会造成资源的浪费和烟气排放不达标，资源的浪费使得火电厂的成本提高，烟气的排放不达标则会导致该地区的环境问题，形成酸雨和空气质量下降等等一系列环境污染。

本文介绍了预估器模型的脱硫控制系统，有效的解决了脱硫系统延迟的问题，但是在实时跟踪负荷上还没有达到理想的状态，系统趋于稳定状态的时间过长，在前期调节时间内，无法做到氨的精确投放，除此之外，在 PID 参数的调节上主要是通过经验进行调节，十分耗时且因人而异没有明确的判断标准。因此，本文创新性地是在预估器模型的脱硫控制系统上，加入 BP 神经网络整定 PID 参数，新系统不仅更有效的补偿了延迟时间，在实时负荷跟踪上也达到了期望要求，控制性能也得到了更进一步的改善。通过对两种控制方法的性能指标的计算，基于 BP 神经网络的预估器模型的脱硫控制系统更为稳定和准确，误差也大大减小，对于负荷的波动反应更为迅速。由于输入的是 3 600 s 的实时负荷数据，相比于传统的使用阶跃信号作为输入，该系统可运用到实际，在工程上，非常值得研究和推广。

参考文献:

- [1] 袁淑娟, 原晓琴, 马立新, 等. 预估器模型的烟气氨法脱硫控制系统 [J]. 控制工程, 2017, 24 (1): 178-182.
- [2] 付邦晨, 王海, 邱皖群, 等. 基于 PID 的柔性关节机械臂控制策略研究 [J]. 安徽工程大学学报, 2016, 31 (2): 45-48.
- [3] Kim K H. Model reference adaptive control - based adaptive current control scheme of a PM synchronous motor with an improved servo performance [J]. IET Electric Power Applications (SI751-8660), 2009, 3 (1): 8-18.
- [4] 张井岗, 李临生, 陈志梅. 时滞系统的鲁棒二自由度 Smith 预估控制 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 2: 51-53.
- [5] 唐彪. 基于模糊 PID 的 Smith 预估控制器及应用 [D]. 长沙: 中南大学, 2010.
- [6] 张秀艳, 王秀芳, 陶国彬. RBF 神经网络在非线性滤波中的应用 [J]. 东北石油学院学报, 2004, 28 (4): 81-83.
- [7] 张兆雄. 连铸凝固传热模型在线校正方法研究 [D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2015.
- [8] 栾丽君, 李明. 串联盘输送机的“三化”综合设计 [M]. 辽宁大学出版社, 2007.
- [9] Fiftsen A, Gravaaahl. Adaptive control of a nano positioning device [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control [C]. Piscataway: IEEE, 2012: 5065-5072.
- [10] 马立新, 吕梦圆. 氨法脱硫自适应实时跟踪控制系统 [J]. 系统仿真学报, 2018, 30 (5): 1838-1843.