

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.050

超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量控制方法优化设计

武子璐¹,王嘉琦¹,田志伟¹,高东波¹,刘晨阳²

(1. 京能秦皇岛热电有限公司,河北 秦皇岛 066004;

2. 北京新叶科技有限公司,北京 100085)

摘要:超临界燃煤发电机组在脱硝过程中具有复杂非线性特征,负荷变化、喷氨量变化、烟气温度波动等都会直接影响NO_x的生成和脱除效果,导致氨逃逸率上升。为此,提出一种针对超临界燃煤发电机组脱硝过程的喷氨量控制方法。通过非线性多元数据拟合方法预测SCR入口NO_x排放量,将预测结果作为约束条件输入RBF神经网络中,通过网络的映射函数以及隐含层进行喷氨量控制。采用LM算法优化RBF神经网络权值,提升脱硝喷氨量非线性控制效果。实验证明:该方法预测结果的MAE值均低于0.05,能够极其精确地捕捉SCR入口NO_x排放量的微小变化,且氨逃逸率显著降低,控制效果较好。

关键词:NO_x排放量;脱硝喷氨量;RBF神经网络;燃煤发电机组;MAE值;非线性控制

中图分类号:TM611 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)03-0256-05

Optimization Design of Ammonia Injection Flow Control for Denitration in Supercritical Coal-Fired Power Units

WU Zilu¹, WANG Jiaqi¹, TIAN Zhiwei¹, GAO Dongbo¹, LIU Chenyang²

(1. Jingneng Qinhuangdao Thermal Power Co., Ltd., Qinhuangdao 066004, China;

2. Beijing Xinye Technology Co., Ltd., Beijing 100085, China)

Abstract: Supercritical coal-fired power units exhibit complex nonlinear characteristics during the denitration process. Variations in load, ammonia injection flow, and flue gas temperature directly affect the generation and removal efficiency of NO_x, leading to an increased ammonia slip rate. To address this issue, an ammonia injection flow control method for the denitration process of supercritical coal-fired power units is proposed. A nonlinear multivariate data fitting method is employed to predict the NO_x emission concentration at the SCR inlet. The prediction results are then used as constraint inputs to an RBF neural network, where the network's mapping function and hidden layers regulate the ammonia injection flow. The Levenberg-Marquardt (LM) algorithm is applied to optimize the weights of the RBF neural network, thereby improving the nonlinear control performance of the denitration ammonia injection process. Experimental verification shows that the mean absolute error (MAE) of the prediction results obtained by this method remains below 0.05, enabling highly accurate detection of minor fluctuations in SCR inlet NO_x emissions. Furthermore, the ammonia slip rate is significantly reduced, demonstrating effective control performance.

Keywords: NO_x emissions; ammonia injection flow for denitration; RBF neural network; coal-fired power unit; MAE; nonlinear control

0 引言

超临界燃煤发电机组具有复杂运行工况和SCR系统的非线性、时滞特性^[1],使喷氨量的控制成为了一个具有挑战性的难题。当前控制方法难以适应多变的运行条件,导致喷氨量控制不准确,进而造成氮氧化物(nitrogen oxides, NO_x)排放超标或氨逃逸率增加等问题。因此,为降低NO_x排放、减少氨逃逸、提高机组运行的安全性和经济性

以及实现超低排放的目标,针对超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量控制方法的优化设计研究就显得尤为重要。

杨小龙等^[2]基于自抗扰控制原理,通过单一变量法细化分析控制参数影响并融合多目标遗传算法优化,提出一种创新的脱硝系统优化控制策略。自抗扰控制技术虽然能够有效应对系统内部和外部的扰动,但若控制参数调整不够精准,则会造成喷氨量与实际需求之间的不匹配。赵征等^[3]

第一作者简介:武子璐(1989—),男,山西大同人,工程师,硕士,研究方向为热控自动化应用与维护工作,wzl0202000@126.com。

通信作者简介:刘晨阳(1992—),男,天津人,工程师,本科,研究方向为热控自动化应用与维护工作,lcy@xykj.com.cn。

采用了粒子群算法,并设计阶梯式广义预测控制器,结合基于联合互信息的动态软测量模型预测 NO_x,构建前馈-反馈系统以优化 NO_x 排放控制。但阶梯式广义预测控制器在根据预测结果调整喷氨量时,存在一定的滞后性。杨浩等^[4]利用差分联合互信息技术优化选择影响选择性催化还原法(selective catalytic reduction, SCR)反应器出口 NO_x 质量浓度预测的因素,通过结合门控循环单元神经网络的新型动态软测量方法,提高 SCR 反应器性能监控和预测的精度。但在动态过程中,GRU 神经网络的预测结果存在一定的滞后性,容易增加氨逃逸的风险。ARRIETA 等^[5]通过数据辅助架构,结合基于贝尔曼最优原理控制器,实现广域阻尼控制。但在负荷快速变化或烟气温度波动较大时,控制策略无法及时调整喷氨量,导致氨逃逸率上升。

针对 SCR 脱硝过程中氨逃逸率上升的问题,本研究提出超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量控制方法。

1 基于非线性多元数据拟合的 NO_x 排放量预测

基于燃煤发电机组的历史运行数据,采用非线性多元数据拟合方法,构建 SCR 入口 NO_x 排放量预测模型。该模型综合考虑了机组负荷、总风量、二次风门、烟气氧量、风煤比等多个影响因素,能够精确反映 NO_x 排放量的实际变化情况,为超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量的非线性控制提供可靠的数据支持^[6]。燃煤发电机组脱硝喷氨装置结构如图 1 所示。

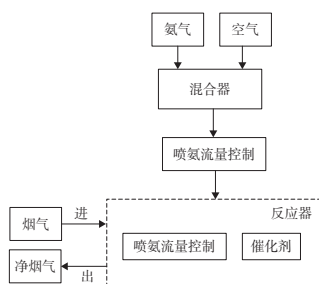


图 1 燃煤发电机组脱硝喷氨装置结构

为保证超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量非线性控制效果,需充分考虑 SCR 脱硝反应器入口 NO_x 排放量。因此,通过非线性多元数据拟合方法,预测 SCR 入口 NO_x 排放量。根据燃煤发电机组历史运行状况,通过非线性多元数据拟合方法

构建 SCR 入口 NO_x 排放量预测模型,对 NO_x 排放量 $x(t)$ 进行预测,公式为

$$x(t) = \left[\left(\frac{P}{D_2} \right)^\alpha + \varphi \right] \times (D_1^2 - \varpi) \times \sigma(\ln D_3)^\gamma \times (D_5^\mu - \phi) \times \left[\left(\frac{D_4}{2} \right)^\lambda + \xi \right] \quad (1)$$

式中:机组负荷、总风量、二次风门分别为 D_1 、 D_2 、 D_3 ,取值范围为燃煤发电机组总风量的可调节范围与机组负荷的允许变动区间, $0 \leq D_3 \leq 100\%$;烟气氧量、风煤比分别为 D_4 、 D_5 , $0 < D_4 < 100\%$,实际总煤量和相应的总风量共同决定了 D_5 的数值; P 为点煤量; φ 、 ϖ 、 ϕ 、 σ 、 ξ 以及 α 、 β 、 γ 、 μ 、 λ 均为 SCR 入口 NO_x 排放量预测模型参数。

2 改进 RBF 神经网络下脱硝喷氨量非线性控制方法

2.1 基于 RBF 神经网络的控制方法设计

利用 RBF 神经网络的局部化逼近机制和处理复杂非线性问题的优势,构建喷氨量控制策略。通过将预测结果(即 NO_x 排放量)和其他输入参数(如负荷和烟气温度)一同输入到模型中,通过网络的映射函数和隐含层对喷氨量进行精确控制^[7]。RBF 神经网络能够学习并模拟复杂的输入输出关系,根据输入条件(NO_x 排放量、负荷、烟气温度)自动调整喷氨量,以达到最优的脱硝效果和最低的氨逃逸率。

将预测结果 $x(t)$ 与燃煤发电机组负荷 $P(t)$ 、SCR 烟气温度 $T(t)$ 以及喷氨量 $l(t)$ 作为 RBF 神经网络的输入,通过网络的映射函数以及隐含层进行映射和非线性处理后,采用线性加权求和的方式将处理结果组合起来,以产生最终的输出结果,即喷氨量控制结果。输入 NO_x 排放量 $x(t)$ 的预测结果,获取网络模型的输入变量公式如下

$$\mathbf{X} = [X_1, X_2, X_3, X_4]^T = [x(t), l(t), T(t), P(t)]^T \quad (2)$$

设脱硝喷氨量非线性控制训练集样本 $\mathbf{X}$ 的数量为 Z ,其即为神经元总数; x_{ij} 为训练样本 j 的第 i 个输入特征值; M 和 N 分别为输入和特征值的维数大小;获取非线性脱硝喷氨调控训练数据的输入和输出矩阵 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$,基于经验法则,评估后决定设置隐含层包含 10 个节点, Z 个隐含层神经元的 RBF 中心坐标表示为

$$\mathbf{O} = \mathbf{N}\mathbf{P}' \quad (3)$$

式中随机选取脱硝喷氨量非线性控制训练数据集

中数据作为中心向量。设 Z 个属于隐含层的神经元,其对应的阈值计算公式为

$$\mathbf{b}_1 = [b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1Z}]^T \quad (4)$$

设 W_{ij} 和 W 分别为第 j 个隐含层与第 i 个输出层神经元之间的连接权重和隐含层与输出层之间的连接权重。则有

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1Z} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2Z} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{M1} & W_{M2} & \dots & W_{MZ} \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.2 基于 LM 算法的非线性控制改进设计

为了提升 RBF 神经网络在处理复杂非线性问题时的性能,采用 LM (levenberg-marquardt) 算法优化 RBF 神经网络的权值,构建 LM-RBF 神经网络模型,进一步提升神经网络的性能,控制结构如图 2 所示。

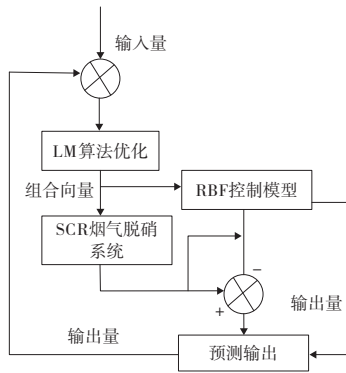


图2 LM-RBF 控制结构图

设 RBF 神经网络在迭代 k 次后, $\mathbf{R}_k$ 表示权重与阈值的组合向量。则 LM 算法公式如下

$$\mathbf{R}_{k+1} = \mathbf{R}_k - \frac{1}{[\mathbf{H}(\mathbf{R}_k)\mathbf{H}(\mathbf{R}_k)^T + \lambda_k \mathbf{I}]} \times 2\mathbf{W}_{MZ}\mathbf{b}_1 \quad (6)$$

式中: $\mathbf{H}$ 为偏置参数矩阵; λ_k 为相对系数,当其增加时,LM 算法可表示为

$$\mathbf{R}'_{k+1} = \mathbf{R}_{k+1} - x_{M_Z}(2\lambda_k)^{-1}y_{M_Z} \nabla F(\mathbf{R}) \quad (7)$$

式中 $\nabla F(\mathbf{R}) = 2\mathbf{H}(\mathbf{R}_k)$ 。设 $c(n)$ 为 RBF 神经网络输出层的偏差; $W(k)$ 和 $\eta(k)$ 为第 n 次迭代时的权重参数和更新速率。依据得出的误差修正 LM-RBF 神经网络隐含层的权值,误差修正公式为

$$W(k+1) = W(k)\mathbf{R}'_{k+1} + \Delta W(k) \quad (8)$$

$$\Delta W(k) = -\eta_n(k)(c \cdot W^{-1}) \quad (9)$$

式中 $\Delta W(k)$ 表示权值调整量。依据上述步骤权值调整后,依据调整后的权值进行脱硝喷氨量

非线性控制,输出改进后的控制响应。改进流程如图 3 所示。

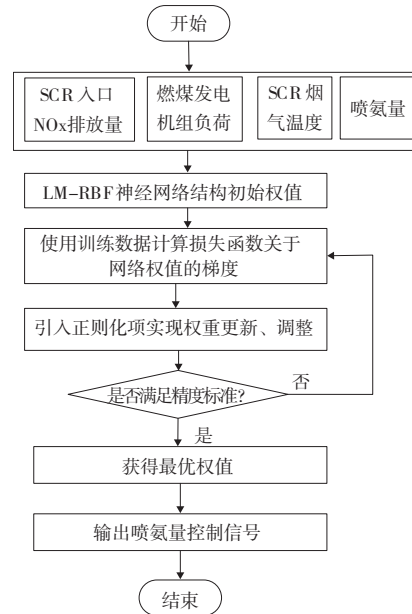


图3 非线性控制优化流程图

Y_j 为改进后输出层的输出结果; $\tilde{W}_{ij}$ 为改进后隐含至输出层的最佳连接权重, b_j 为阈值; Θ_i 为隐含层输出。则输出改进后的控制结果具体表示如下:

$$Y_j = W(k+1)f_2\left(\sum_{i=1}^n \tilde{W}_{ij}\Theta_i + b_j\right), j=1,2,\dots,n \quad (10)$$

式中 f_2 表示输出层的传输函数。

3 实验分析

文中以某发电厂使用的 1 000 MW 燃煤发电机组作为实验对象,进行文中方法控制效果的相关分析,该机组的外观结构如图 4 所示。



图4 燃煤发电机组

获取 2 000 条机组历史运行数据,用于后续的模型训练与性能预测工作。设 RBF 神经网络的隐含层包含 10 个节点,LM 算法的迭代次数为 1 000 次,阻尼因子为 0.01,并通过调整阻尼因子

影响参数更新步长。

3.1 NO_x 排放量预测精度分析

基于非线性多元数据拟合方法构建 NO_x 排放量预测模型,将考虑燃煤发电机组负荷、SCR 烟气温度以及可能的其他相关变量作为输入,预测 SCR 入口的 NO_x 排放量,并与实际结果进行对比,结果如图 5 所示。

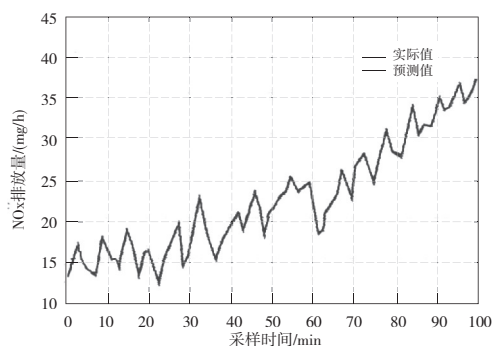


图 5 NO_x 排放量预测结果与实际值对比图

分析图 5 可以看出,本研究所构建的 NO_x 排放量预测模型预测结果与实际值之间的相关性高,表明该模型能够极其精确地捕捉 SCR 入口 NO_x 排放量的微小变化,进一步验证了该模型的可靠性。

3.2 平均绝对值误差分析

为验证本文方法对 SCR 入口 NO_x 排放量预测精确性,使用平均绝对值误差 MAE 为模型评价指标,并将预测结果与多目标优化控制方法、阶梯式广义预测控制方法、广域阻尼控制方法的结果进行对比,获取 4 种方法的 MAE 值测试结果如表 1 所示。

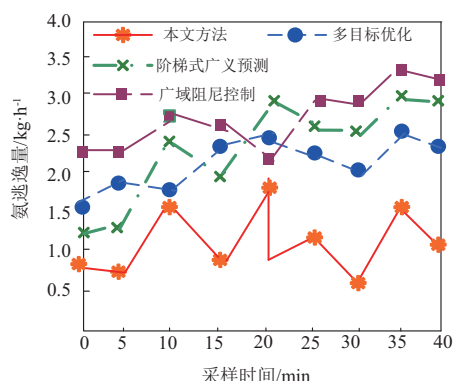
表 1 平均绝对值误差

数据量/条	文中方法	多目标优化方法	阶梯式广义预测控制方法	广域阻尼控制方法
200	0.031	0.077	0.064	0.088
400	0.029	0.082	0.071	0.082
600	0.044	0.082	0.069	0.079
800	0.026	0.076	0.072	0.084
1 000	0.037	0.085	0.077	0.091
1 200	0.041	0.079	0.084	0.083
1 400	0.035	0.089	0.076	0.077
1 600	0.042	0.073	0.085	0.084
1 800	0.045	0.081	0.073	0.092
2 000	0.036	0.088	0.081	0.077

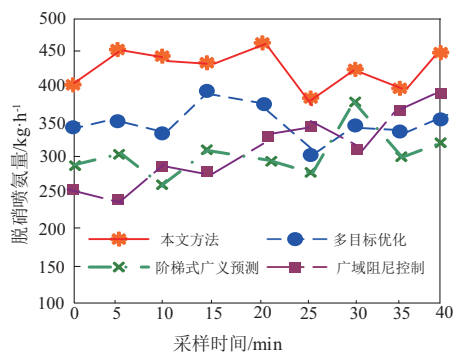
由表 1 可见:在不同的数据量下,其他 3 种方法的预测 MAE 误差则均在 0.05 以上,而本文方法的 MAE 值均低于期望标准 0.05,其中最大 MAE 误差为 0.045,可见本文方法能够极其精确地捕捉 SCR 入口 NO_x 排放量的微小变化,具有较强的鲁棒性和适应性,预测性能优于对比方法。

3.3 脱硝喷氨控制性能分析

氨逃逸量、脱硝喷氨量可以检验脱硝喷氨控制方法的性能优劣,因此,分别采用本文方法和多目标优化控制方法、阶梯式广义预测控制方法、广域阻尼控制方法,进行燃煤发电机组脱硝喷氨量非线性控制实验,对比氨逃逸量如图 6 所示。



(a) 氨逃逸量对比



(b) 脱硝喷氨量对比

图 6 控制性能对比

分析图 6(a)可见,本文方法氨逃逸量方面始终低于其他 3 种方法,最高逃逸量仅为 $1.6 \text{ kg} \cdot \text{h}^{-1}$,最低为 $0.5 \text{ kg} \cdot \text{h}^{-1}$ 。本文方法在氨逃逸量控制方面的卓越性能,其低逃逸量特性不仅有利于环境保护,还具备显著的经济效益。在脱硝过程中,适当增加喷氨量可以更有效地与烟气中的 NO_x 反应,从而降低其排放浓度。分析图 6(b)可见,本文方法脱硝喷氨量始终保持较高的水平,最低脱硝喷氨量为 $360 \text{ kg} \cdot \text{h}^{-1}$,最高量为 $465 \text{ kg} \cdot \text{h}^{-1}$ 。可见本文方法可以实现稳定的脱硝效果,避免因氨量不足而导致的脱硝效率波动。

3.4 脱硝喷氨控制效果分析

在燃煤发电机组负荷为 150 MW 时,测试 4 种方法的 NO_x 出口质量浓度,以此分析各个方法的发电机组脱硝喷氨控制效果,如图 7 所示。

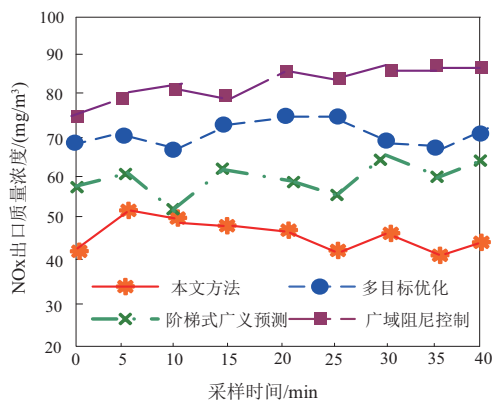


图 7 控制效果分析

由图 7 可知,当燃煤发电机组负荷设定为 150 MW 时,所提方法成功地将 NO_x 出口质量浓度将至最低水平,保持在 60 kg/m³ 以下,这一结果验证了所提方法在非线形控制方面的卓越效果。这一成效的取得,关键在于引入了 LM 算法对 RBF 神经网络的隐含层权值和阈值进行了深度优化。通过 LM 算法对网络的权值和阈值进行精确调整,可以显著提高神经网络的收敛速度和泛化能力,使其在面对多变且复杂的脱硝过程时,能够更加准确地预测 SCR 入口 NO_x 排放量,并据此优化喷氨量,从而实现了 NO_x 排放的有效抑制和氨逃逸率的显著降低。

4 结语

本文提出了一种基于非线性多元数据拟合与

RBF 神经网络优化控制的超临界燃煤发电机组脱硝喷氨量控制方法,该方法在有效降低 NO_x 排放浓度和大幅减少氨逃逸现象方面展现出显著优势。通过实验证明:本文方法不仅预测结果的 MAE 值极低,能够精确捕捉 SCR 入口 NO_x 排放量的微小波动,而且在实际应用中成功地将氨逃逸率控制在极低水平,同时确保 NO_x 出口质量浓度稳定在 60 mg/m³ 以下,充分验证了该控制方法的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] 刘家兴,翟世杰,赵晨旭. 针对脉冲发电机突变负载的微型燃气轮机工作性能研究[J]. 机械制造与自动化,2022,51(1):203-206.
- [2] 杨小龙,崔晓波,于国强,等. 基于多目标优化的脱硝系统改进自抗扰控制[J]. 控制工程,2023,30(11):2066-2074.
- [3] 赵征,王金,马毅杰,等. 基于阶梯式广义预测的 SCR 脱硝系统优化控制[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2022,49(6):68-75.
- [4] 杨浩,周东阳,曹军,等. 基于 DJMI-GRU 的 SCR 烟气脱硝系统出口 NO_x 动态软测量建模[J]. 热力发电,2021,50(12):51-58.
- [5] ARRIETA PATERNINA M R, CASTRILLÓN-FRANCO C, ZAMORA-MENDEZ A, et al. Enhancing wide-area damping controllers via data-assisted power system linear models[J]. Electric Power Systems Research, 2023,217:109085.
- [6] 赵敏,赵强. 基于神经网络的污水处理系统广义预测控制[J]. 控制工程,2023,30(11):2091-2099.
- [7] 董昱,魏万鹏. 基于 RBF 神经网络 PID 控制的列车 ATO 系统优化[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(1):103-109.

收稿日期:2024-08-29