DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-1951. 2021. 05. 002

基于 IQGA-GRNN 模型的 SCR 脱硝出口 NO_x 质量浓度预测方法

 $\label{eq:rediction} \mbox{Prediction method for NO}_{x} \mbox{ discharged from SCR denitrification systems based on} \\ \mbox{IQGA-GRNN model}$

曹喜果¹,张永涛^{1*},李雅恬² CAO Xiguo¹,ZHANG Yongtao^{1*},LI Yatian²

 (1.新疆工程学院 能源工程学院,乌鲁木齐 830091; 2.河北华电石家庄鹿华热电有限公司,石家庄 050000)
 (1.College of Energy Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830091, China; 2.Hebei Huadian Shijiazhuang Luhua Thermal Power Company limited, Shijiazhuang 050000, China)

摘 要:针对选择性催化还原(SCR)烟气脱硝系统工艺复杂、非线性等特点,提出了一种基于改进量子遗传算法(IQGA)和广义回归神经网络(GRNN)的燃煤电站NO。排放数学模型:先采用动态旋转门对量子遗传算法(QGA)进行改进,使其搜索更为精细,然后应用IQGA对GRNN中的光滑因子进行寻优,使该算法逼近能力更强。以某300 MW供热机组为例,针对现场实际运行数据,采用IQGA-GRNN进行训练建模,并将该模型与GRNN模型、QGA-GRNN模型的预测结果进行对比,结果表明,IQGA-GRNN模型的预测值与实测值最大误差在8.0%以内,平均误差在0.2%以内,可为后续喷氨量的精准控制提供有力的支撑。

关键词:改进量子遗传算法;广义回归神经网络;燃煤电站;脱硝系统;NO,质量浓度;预测

中图分类号:TP 18:X 701 文献标志码:A 文章编号:1674-1951(2021)05-0009-06

Abstract: According to the complex craftwork and non-linear characteristic of SCR denitrification systems, a mathematical model for NO_x discharged from coal-fired power plants was created based on Improved Quantum Genetic Algorithm (IQGA) and General Regression Neural Network (GRNN). Firstly, QGA was modified by revolving door to get the search results more accurate. Secondly, the smoothness factor in GRNN was optimized to improve the approximation ability of the algorithm. Taking a 300 MW heat-supply unit as an example, an IQGA–GRNN model was created and trained by the training data of the unit. The maximum error between the predicted value made by the model and the measured value is within 8.0%, and the average error is within 0.2%. The IQGA–GRNN model is supportive for precise control on NH₃ spray. Keywords: IQGA; GRNN; coal-fired power plant; denitrification system; NO_x mass concentration; prediction

0 引言

NO_x是危害人体健康、引起酸雨、诱发光化学烟 雾、导致全球变暖的重要污染物^[1]。燃煤电站是NO_x 排放大户,建立燃煤电站NO_x排放数学模型是脱硝 控制策略设计的前提,具有较强的理论和现实意 义^[2-3]。然而,选择性催化还原(SCR)烟气脱硝系统 工艺复杂,建立其机理模型较为困难^[4-6]。目前,一 些先进的控制技术在SCR脱硝控制方面已得到应 用,人工神经网络作为并行计算模型,对建模对象

收稿日期:2021-01-21;修回日期:2021-04-08

先验知识要求不多且有很好的非线性映射能力,因此,国内一些学者将神经网络引入SCR脱硝控制系统建模。翟永杰等^[7]分析影响出口NO_{*}质量浓度的因子,通过神经网络方式进行SCR脱硝建模。周鑫等^[8]将核偏最小二乘算法(KPLS)和遗传算法(GA)结合,提出了利用GA-KPLS建模方法建立SCR模型。秦天牧等^[9-10]采取多尺度核偏最小二乘法(MKPLS)建立SCR脱硝模型,并用预测控制方法实现了喷氨优化控制。

广义回归神经网络(GRNN)适用于解决非线性 问题,在逼近能力及学习速度上具有较大的优势, 样本数据较少时预测效果也较好^[11-13]。GRNN结构 简单,计算过程中只需确定一个参数——光滑因子 σ,运算较为简单。σ的选择对GRNN的网络泛化能

基金项目:新疆维吾尔自治区高校科研计划自然科学青年研 究项目(XJEDU2018Y054)

力和精度有重要影响^[14]。

量子遗传算法(QGA)基于量子计算原理,将量 子的态矢量引入遗传编码,利用量子逻辑门实现染 色体演化,比常规遗传算法具有更好的局部搜索能 力^[15-16]。但传统QGA演化目标较为单一,量子旋转 角取值不灵活^[17-18],对此,笔者采用动态调整量子门 的方法对其进行改进,并利用改进量子遗传算法 (IQGA)实现GRNN网络中光滑因子σ的寻优,从而 建立 IQGA-GRNN网络模型,提高 SCR 脱硝控制模 型的精确度。

1 GRNN网络基本原理

GRNN 网络结构如图 1 所示,它由输入层、模式 层、求和层和输出层构成。网络输入 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$,网络输出 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_k]$ 。



(1)输入层。该层神经元的数目与训练样本中 向量维数相同,该层的作用是输入学习样本并将其 参数传入模式层。

(2)模式层。该层神经元数目与训练样本数目 n相等,第*i*个神经元的训练函数为

$$P_{i} = \exp\left[-\frac{(X - X_{i})^{\mathrm{T}}(X - X_{i})}{2\sigma^{2}}\right], \qquad (1)$$

式中:**X**为网络输入;**X**_i为第*i*个神经元训练样本,*i*=1,2,…,*n*。

(3)求和层。该层神经元为各神经元的加权 和,模式层中第*i*个神经元与求和层中第*j*个神经元 权值为输出样本中第*j*个元素值。传递函数为

$$S_{nk} = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} P_i, \qquad (2)$$

式中:w_{ij}为连接权重,为各训练样本的期望输出值; *j*=1, 2, ···,*k*。

(4)输出层。该层神经元数目与样本输出维数 *k*相等,即求和层中2类神经元相除

$$y_j = \frac{S_{nk}}{S_{\rm D}} , \qquad (3)$$

式中:S_D为求和层中各神经元的代数和。

2 IQGA原理

2.1 IQGA基本原理

量子遗传算法是量子计算与进化算法的结合, 为了使该算法能更好地解决所研究问题,本文在此 标准算法的基础上进行改进。在QGA中,量子旋转 门的调整操作定义为

$$U(\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix},$$
(4)

式中: θ_i 为旋转角,取值范围为[0, $\pi/2$]。

染色体第i个量子的更新过程为

$$\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: $[\alpha_i, \beta_i]^{\mathsf{T}}, [\alpha'_i, \beta'_i]^{\mathsf{T}}$ 分别为染色体第*i*个量子通 过旋转门前、后的概率幅值。

量子门更新原理如图2所示,图中:θ'为当前最 佳基因值;θ为目前要更新的基因值。



旋转门的目的是朝着有利于进化的方向更新 种群,一般情况下量子旋转角度Δθ是固定的,但Δθ 太小将导致算法收敛较慢,反之会出现算法早熟, 从而给算法造成一定的限制,为此,采用动态旋转 角可解决这一问题。动态旋转角策略可表示为

$$\Delta \theta = \theta_{\min} + \frac{f_x - f_{\max}}{f_x} \left(\theta_{\max} - \theta_{\min} \right), \tag{6}$$

式中: f_x , f_{max} 分别为当前个体及最优个体的适应度; θ_{min} , θ_{max} 分别为旋转角的最小值及最大值。

 $\Delta\theta$ 取值区间一般为[0.01 π ,0.05 π], f_x 与 f_{max} 的差值越小,旋转角越小,该策略既有利于染色体不断向最优解靠近,又有利于在最优解附近精细搜索。基于以上原理,IQGA算法流程如图3所示。

2.2 IQGA测试

为了验证IQGA的有效性,本文选取典型非线 性函数进行GA,QGA和IQGA的对比试验。非线性 函数在给定的范围内存在很多局部极值,常规的寻 优算法容易陷入局部极值或在极值间振荡,式(7)



Fig. 3 IQGA flow

 \oplus :-3. 0 $\leq x \leq$ 12. 1, 4. 1 $\leq y \leq$ 5. 8.

 $\max f(x, y) = x \sin^{2}(4\pi x) + yx \sin^{2}(20\pi y)$ (7) 试验中对3种算法分别测试100次,对最优值、

最劣值和平均值进行对比。统计结果见表1,测试 曲线如图4所示。

表1 3种算法测试结果对比





从表1可知,3种算法都能获取最优值,但IQGA的成功率达100%。从图4可以看出,进化代数不到20时IQGA已达到最优值,说明该算法拥有更好的收敛性,故本文采用IQGA算法进行参数优化。

3 SCR 脱硝系统模型建立与仿真

3.1 建模背景

火力发电厂是NO_x排放的主要来源之一,目前 降低NO_x排放主要有2种措施:一种是控制燃烧过 程中NO_x生成,即NO_x优化燃烧^[3],但低NO_x燃烧技 术的脱硝效率仅有25%~40%,无法满足日益严格 的环保标准;另一种是对生成的NO_x进行处理,即烟 气脱硝技术。本文针对第2种措施,根据脱硝系统 机理,建立基于IQGA-GRNN的脱硝系统数学模型。

以某 300 MW供热机组为研究对象,该机组脱 硝系统采用 SCR 工艺,根据脱硝反应机理及数据库 中实际测点情况,选择机组负荷、入口 NO_x质量浓 度、入口氧量、入口烟气流量、入口烟气温度、喷氨 量 6 个变量作为 SCR 脱硝系统模型的输入变量, SCR 出口 NO_x质量浓度作为模型输出。图 5 为脱硝 系统 NO_x排放影响因素取值范围及关系。



图 5 脱硝系统 NO_x排放影响因素取值范围及关系 Fig. 5 Value ranges of the influencing factors of NO_x emission from the denitrification system and their influences

以 30 s 为采样周期,选取分散控制系统(DCS) 的历史数据,剔除失真或不完整数据后,选择 390组 数据并将其分为 2 类。针对数据特点,取其中 350 组作为训练样本,其余作为测试样本。图 6 为部分 现场实测数据变化情况。



3.2 基于 IQGA-GRNN 的 SCR 脱硝系统建模

将选取的6个输入变量进行归一化处理后,分 别代入 IQGA-GRNN 预测模型进行训练。利用 IQGA算法优化GRNN模型的光滑因子,以目标函数 值(*o*的适应度)最小为原则,实现GRNN网络中光 滑因子*o*的寻优,*o*的适应度为

$$f = \min\left(\sum_{i=1}^{n} \left| \rho_{NO_{x}}(i) - \rho_{NO_{x}}^{*}(i) \right| \right), \qquad (9)$$

式中:n为样本数量; ρ_{NO_x} 为GRNN模型预测的NO_x质量浓度; ρ_{NO_x} 为NO_x实际质量浓度。

IQGA 算法最大进化代数为100,种群大小为 40,采用二进制编码,其最优个体适应度曲线如图7 所示。IQGA 寻优结果为σ=0.2。



将 IQGA 寻优后的σ值赋予 GRNN 网络,根据输 入输出变量个数及维数,利用 350 组历史数据训练 模型,从而完成模型建立。训练数据预测结果如图 8所示。



从预测结果看, IQGA 预测误差较小, 可用于后续的研究分析。基于以上模型, 对现场数据中的后

40个进行预测,为了充分检验该算法的性能,将本 文所提出的 IQGA-GRNN 与 GRNN,QGA-GRNN 进 行对比,其中 GRNN 寻优结果为 σ =0.10,QGA-GRNN 寻优结果为 σ =0.16,测试数据预测结果对比 如图9所示。模型训练时间及误差对比结果见表2, 其中 E_{max} 为实测值与训练模型之间的最大误差, E_{ave} 为平均误差。



Fig. 9 Comparison of predicted results on test data by three algorithms

表2 3种算法测试数据预测误差对比

Tab. 2 Prediction errors of the test data obtained by three algorithms

算法	$E_{\rm max}/({\rm mg}\cdot{\rm m}^{-3})$	$E_{\rm ave}/(\rm mg{\scriptstyle \bullet}\rm m^{-3})$	运行时间/s
GRNN	5.953 8	2.602 9	12.57
QGA-GRNN	4.325 8	-0.624 7	8.22
IQGA-GRNN	2.336 0	0.069 5	6.88

从图9可知, IQGA-GRNN训练模型的最大误差 E_{max}为2.3360 mg/m³, 实测值与训练模型的最大误 差控制在8%以内, 平均误差只有0.0695 mg/m³, 在 0.2%范围以内, 且 IQGA-GRNN运行时间更短, 效 率更高。由此证明, 本文所提出的QGA-GRNN算 法能有效预测脱硝出口 NO_x质量浓度。

4 结束语

烟气脱硝系统的非线性特点导致其机理建模 较为困难,为此提出一种新的IQGA-GRNN建模方 法,可用于变工况下出口NO_x质量浓度的预测。应 用改进量子遗传算法对广义神经网络中光滑因子 进行寻优,使该算法逼近能力更强。针对现场实际 运行数据,采用本文提出的IQGA-GRNN算法进行 训练建模,并将该模型与GRNN模型、QGA-GRNN 模型的预测结果进行对比,结果表明:IQGA-GRNN 模型的预测值与实际值最大误差在8.0%以内,平 均误差在0.2%以内,模型预测精度更高,是NO_x质量浓度预测的有效方法。

参考文献:

- [1]孙哲,刘振波.基于智慧模型的脱硝控制系统优化[J]. 华电技术, 2020, 42(9): 37-44.
 SUN Zhe, LIU Zhenbo. Application of intelligent model in denitration control system optimization [J]. Huadian Technology, 2020, 42(9): 37-44.
- [2]郝正,胡小夫,王云,等.火电机组 SCR 脱硝系统精准喷 氨优化研究[J].华电技术,2019,41(10):8-11.
 HAO Zheng, HU Xiaofu, WANG Yun, et al. Research on precise ammonia injection retrofit for SCR denitration systems in thermal powers[J]. Huadian Technology, 2019, 41(10):8-11.
- [3]王争荣,汪洋,夏怀鹏,等.1000 MW 燃煤机组 SCR 脱硝 系统喷氨精细化改造[J]. 华电技术, 2019, 41(10): 1-7.
 WANG Zhengrong, WANG Yang, XIA Huaipeng, et al. Delicacy control on ammonia injection for SCR denitration system in a 1000 MW coal-fired unit[J].Huadian Technology, 2019, 41(10): 1-7.
- [4]董泽,马宁,任林,等.基于变量相关性自适应即时学习 算法的火电厂 SCR 脱硝系统建模[J]. 华北电力大学学 报,2019,46(2):83-90.

DONG Ze, MA Ning, REN Lin, et al. Modeling of SCR denitrification system in thermal power plant based on variable correlation adaptive real-time learning algorithm [J]. Journal of North China Electric Power University, 2019, 46(2): 83-90.

- [5]姚楚,龙东腾,吕游,等.火电厂 SCR 脱硝系统机理建模 与控制研究[J]. 热能动力工程,2018,33(5):78-84.
 YAO Chu, LONG Dongteng, LV You, et al. Mechanism of SCR denitration system modeling and control study [J].
 Journal of Thermal Power Engineering, 2018, 33 (5): 78-84.
- [6]付忠广,高学伟,李闯,等.基于改进模糊聚类与IPSO-SVM的燃煤电站NO,排放多模型预测[J].热能动力工程,2019,39(5):387-408.

FU Zhongguang, GAO Xuewei, LI Chuang, et al. Multimodel NO_x emission prediction based on IGASA-FCM and IPSO-SVM for coal-fired power plants [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2019, 39 (5) : 387-408.

- [7] 翟永杰,张志超.基于现场数据的SCR脱硝反应器建模
 [J]. 计算机仿真, 2014, 31(10): 141-144.
 ZHAI Yongjie, ZHANG Zhichao. Modeling for SCR denitration reactor based on field data [J]. Computer Simulation, 2014, 31(10): 141-144.
- [8]周鑫,吴佳.火电厂SCR烟气脱硝系统建模与喷氨量最

优控制[J]. 浙江电力, 2015, 34(11): 15-19.

- ZHOU Xin, WU Jia. Modeling of SCR flue gas denitration system and optimal control of spraying ammonia flow in thermal power plant[J]. Zhejiang Electric Power, 2015, 34 (11): 15–19.
- [9]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 operation optimization simulation for thermal power plant [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(10): 2699–2703.

[10]秦天牧, 尤默, 张瑾哲,等. 基于自适应智能前馈的SCR 脱硝系统优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39: 186-192.

QIN Tianmu, YOU Mo, ZHANG Jinzhe, et al. Optimal control of SCR denitration system based on self-adaptive intelligent feed forward [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 186-192.

[11]徐晶,迟福建,葛磊蛟,等.基于SARIMA-GRNN-SVM的短期商业电力负荷组合预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(2):85-91.
XU Jing, CHI Fujian, GE Leijiao, et al. A short-term

commercial load forecasting method based on SARIMA-GRNN-SVM [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(2): 85-91.

[12]王慧莹, 吴亮红, 梅盼盼, 等. 果蝇优化广义神经网络的风电功率短期预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6):177-183.

WANG Huiying, WU Lianghong, MEI Panpan, et al. Short term prediction of wind power based on generalized neural network optimized by drosophila melanogaster [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(6): 177-183.

- [13]HOU K, SHAO G H, WANG H M, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 119-125.
- [14]PATEL G K, DABHI V K, PRAJAPATI H B. Clustering using a combination of particle swarm optimization and Kmeans [J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3): 457-469.
- [15]李昆仑,关立伟.实数编码量子共生演算法及其在云任 务调度中的应用[J]. 计算机应用研究,2019,36(3): 786-791.

LI Kunlun, GUAN Liwei. Real-coded quantum SOS algorithm and its application in cloud task scheduling[J]. Application Research of Computers, 2019, 36 (3) : 786–791.

[16]董晨,周浩杰,宫铭举,等.基于神经网络的换热站二

次回水温度预测方法[J].计算机应用与软件, 2020, 37 (6): 83-87.

DONG Chen, ZHOU Haojie, GONG Mingju, et al. Prediction method of secondary backwater temperature of heat exchange station based on neural network [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37 (6) : 83-87.

- [17]高明明,杨磊,于浩洋,等.量子计算在火电机组优化 控制中的应用综述[J].华电技术,2020,42(8):90-96.
 GAO Mingming, YANG Lei, YU Haoyang, et al. Review on the application of quantum computing in optimization control on thermal power units [J]. Huadian Technology, 2020,42(8):90-96.
- [18] 邓淑敏, 刘金清, 肖金超, 等. 基于量子遗传算法的冷 藏集装箱功率平衡调度方法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(12):101-108.

DENG Shumin, LIU Jinqing, XIAO Jinchao, et al. Scheduling algorithm for power balancing in refrigerated containers based on quantum genetic algorithm [J]. Application of Computer System, 2018, 27(12):101-108. (本文责编:刘芳)

作者简介:

曹喜果(1989—),女,河南平顶山人,讲师,硕士,从事电站机组建模及仿真等方面的工作(E-mail:398606950@qq.com)。

张永涛*(1989—),男,河南漯河人,讲师,硕士,从事热 工过程控制与优化等方面的工作(E-mail:814565783@qq. com)。

李雅恬(1991一),女,河北石家庄人,工程师,硕士,从事 火电厂脱硝系统建模及优化等方面的工作(E-mail: 365605050@qq.com)。