

以效率和低 NO_x 排放为目标的锅炉燃烧整体优化

许 昌¹, 吕剑虹², 郑 源¹, 冯晓琼¹

(1. 河海大学热能与动力工程系, 江苏省 南京市 210098; 2. 东南大学动力系, 江苏省 南京市 210096)

A Boiler Combustion Global Optimization on Efficiency and Low NO_x Emissions Object

XU Chang¹, LU Jian-hong², ZHEN Yuan¹, FENG Xiao-qiong¹

(1. Thermal and Power Engineering of Hehai University, Nanjing 210098, Jiangsu Province, China; 2. Power Engineering Department of Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: Boilers combustion global optimization on efficiency and low NO_x emissions object is proposing operations on line for considering efficiency and low NO_x emissions object simultaneously. According to this problem, Boilers efficiency and NO_x emissions model precision and optimization algorithm efficiency are very important. Simulation studies on boilers efficiency and low NO_x emissions object combustion global optimization are carried out by improved MRAN algorithm on combustion efficiency and low NO_x emissions object and genetic algorithm on real coding. The results show improved MRAN algorithm and genetic algorithm on real coding are effective on efficiency and low NO_x emissions object combustion optimization for the power station boilers. The proposed algorithms can get global optimum conditions of boilers efficiency and low NO_x emissions object online for a certain object function.

KEY WORDS: Thermal power engineering; Minimal resource allocating networks (MRAN); NO_x; Genetic algorithm

摘要: 基于效率和低 NO_x 排放目标的锅炉燃烧整体优化是指实时地提出同时优化效率和低 NO_x 排放目标的操作, 而其中锅炉效率和 NO_x 排放模型的精度以及优化算法的效率尤为重要。该文基于改进 MRAN 算法的锅炉燃烧效率和 NO_x 排放模型以及基于实数编码的遗传优化算法, 对电站锅炉的燃烧过程进行优化仿真。结果表明, 改进的 MRAN 算法和基于实数编码的遗传算法应用在电站锅炉的效率和低 NO_x 排放目标燃烧优化上是有效的, 可以得到按一定目标函数的锅炉效率和低 NO_x 排放目标的实时整体优化效果。

关键词: 热能动力工程; 最小资源分配网络; 氮氧化物; 遗传算法

1 引言

目前, 电站锅炉的运行面临降低运行成本与降低污染物排放的双重要求, 高效低污染燃烧优化技术日益引起人们的关注。一般而言, 煤粉高效燃烧技术与低 NO_x 燃烧技术是互为矛盾的。降低 NO_x 生成与排放的关键在于控制燃烧区域的高温与煤粉的高浓度不同时存在, 但高温与高浓度不同时存在又会影响煤粉的燃烧效率, 协调好这两项技术使之达到综合效果最佳, 就要求对煤粉燃烧的全过程加以优化控制, 既保证煤粉着火稳定, 同时具有较低的燃烧温度, 且在此温度下又能保证煤粉的燃尽。

计算锅炉效率的一种方法是根据美国机械工程师学会的电站性能试验规程 (ASME PTC), 另一种是根据我国国家标准电站性能试验规程 (GB PTC), 但在实际的锅炉运行中, 计算所需要的很多测试数据难以准确、快速地获得, 所以在实时应用中有一定的难度。NO_x 排放模型主要有 3 类: 基于计算流体力学的 CFD 模型^[1]、集总参数模型^[2]和人工神经网络 (ANN) 模型^[3-5]。其中, 利用人工神经网络的联想、记忆、自适应和容错能力对电站锅炉 NO_x 排放进行建模引起人们的广泛关注, 这些模型也常被称为“黑箱”模型, 即不需要知道各运行参数对 NO_x 排放的影响关系就可建模, 但文献所提出的模型都只是对几个运行工况下的样本经过训练而得到的, 并且没有经过实时校正, 所以模型的预测精度很难满足优化运行的要求。本文基于最小资源分配网络 (MRAN) 算法, 并加以改进, 对电站锅炉效率和 NO_x 排放进行建模, 该模型具有实时校正、预测精

度高和泛化能力更强的优点。

遗传算法(GA)是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应、概率搜索、全局优化算法^[6]。基于实数编码的遗传算法是最近新出现的和具有很强搜索能力的优化方法,优化效率比常用的二进制编码遗传算法高得多。本文应用基于实数编码遗传优化算法对锅炉效率和NO_x排放的燃烧过程进行优化仿真。结果表明,采用改进的MRAN算法和基于实数编码的遗传算法应用到电站锅炉燃烧优化上是有效的,可以得到按一定目标函数的锅炉效率和低NO_x排放目标的整体优化效果。

2 NO_x排放和效率模型

一般的RBF网络,隐节点数一旦确定后,在学习过程中就不再改变。1991年经J. Platt改进成网络隐节点数在学习过程中可以按“距离准则”和“误差准则”增加的资源分配网络(Resource Allocating Network, RAN)算法^[7]。1998年Y. Lu改进了RAN算法隐节点数只能增加不能减少的缺点,改进为隐节点数可以按一定准则减少的最小资源分配网络(Minimal Resource Allocating Network, MRAN),提高了网络的泛化能力^[8-9]。

MRAN算法是一种样本序贯学习方法,在样本输入过程中,根据预测精度的需要,按照“距离准则”和“误差准则”增加隐节点,同时按照网络隐节点对输出的“作用大小准则”对RBF网络的隐节点进行裁剪。笔者^[10]曾对该算法进行仿真分析,发现用于控制裁剪隐节点的参数难于选取、隐节点还有冗余的缺点,对算法中的隐节点“裁剪策略”进行了改进,加入了“合并策略”和“惩劣策略”。改进后的算法与MRAN算法相比,具有更加紧凑的网络结构,而预测精度几乎不变,是一种有效的改进算法。但是这种改进算法和MRAN算法一样,也只是对当前学习样本的一种快速校正,不宜用在全局甚至局部的寻优中,要想把这种算法应用在对基于效率和低NO_x排放目标的锅炉燃烧整体优化中,还需要加以改进。本文的改进方法是:当改进模型对当前序贯输入样本完成增、减网络的隐节点和EKF方法校正后,网络的隐节点数固定不变,用EKF校正方法对当前样本点之前的连续 n (按照需要优化的区域来选取,本文取20)个样本点进行学习一定次数(本文取10次),使训练的网络达到对之前的 n 个

样本点满足较高的学习精度。网络的训练样本如文献^[10]。这样,训练的网络可以用来对样本点附近工况区域进行寻优,找到优化的运行工况,且可以满足一定的约束条件,如锅炉负荷、燃煤种类、炉膛出口氧量在规程给定的范围之内,以及二次风门和燃尽风门的开度范围等安全因素。

3 基于实数编码的遗传算法

遗传算法中,二进制编码方法简单,交叉、变异等遗传操作便于实现,便于利用模式定理对算法进行理论分析。但是,它不便于反映所求问题的结构特征,对于一些连续函数的优化问题由于遗传运算的随机特征而使其局部搜索能力较差,同时,对于一些多维、高精度要求的连续函数优化问题,使用二进制编码来表示个体时将会有一些不便之处,并且优化效率低。

为改进二进制编码方法的缺点,本文采用实数编码,使个体编码长度等于其决策变量的个数。因为这种编码方法使用的是决策变量的真实值,所以也叫真值编码方法。基于实数编码遗传算法的步骤如下:

(1) 确定目标函数和各自变量的变化区间

$$\min(f(x(1), x(2), \dots, x(p))) \quad (1)$$

$$a(j) \leq x(j) \leq b(j), \quad j=1, 2, \dots, p$$

式中 $a(j)$, $b(j)$ 为变化区间; p 为优化变量的个数; f 为目标函数。

(2) 编码

采用实数编码,利用线性变换

$$x(j) = \frac{x(j) - a(j)}{b(j) - a(j)} \quad (2)$$

把优化变量转化到0与1之间,这些变量称为基因,优化问题所有变量对应的基因依次连在一起构成问题解的编码形式,称之为个体。

(3) 父代群体的初始化

设群体规模为 n ,生成 n 组 $[0,1]$ 区间上的均匀随机数(以下简称随机数),每组有 p 个,即 $\{x(i, j)\}$ ($i=1 \sim n, j=1 \sim p$,下同),把各 $x(i, j)$ 作为初始群体的父代个体值。

(4) 父代群体的适应度评价

目标函数值 $f(i)$ 越小,表示该个体的适应度值越高,基于此定义父代个体的适应度函数值为

$$F(i) = \frac{1}{f(i)^2 + c} \quad (3)$$

其中, c 为一个很小的数, 目的是为了分母不为零。按照适应度值对父代个体从小到大进行排序。

(5) 选择算子

按照比例选择方式, 父代个体的选择概率为

$$p_s(i) = F(i) / \sum_{i=1}^n F(i) \quad (4)$$

令 $p(i) = \sum_{k=1}^i p_s(k)$, 序列 $p(i)$ 把 $[0,1]$ 区间分成

n 个子区间: $[0, p(1)], [p(1), p(2)], \dots, [p(n-1), p(n)]$, 这些子区间与 n 个父代个体建立一一对应关系, 生成 $n-d$ 个 $[0,1]$ 区间随机数 $u(k)$, 若 $u(k)$ 在 $[p(i-1), p(i)]$ 中, 则第 i 个个体 $x(i, j)$ 被选中。这样, 从父代群体中以概率 $p_s(i)$ 选择第 i 个个体, 共选择 $n-d$ 个个体。为增强进行持续全局优化搜索的能力, 这里把最优秀的 d 个父代个体直接进入子代群体中, 即进行移民操作。共选择 n 个子代个体 $x_1(i, j)$ 。

(6) 杂交算子

杂交的目的是寻找父代双亲已有的但未能合理利用的基因信息。有单点、双点、多点或均匀等杂交方法。本文的实数编码系统, 一个基因表示一个优化变量。为保持群体的多样性采用杂交操作, 杂交操作是根据选择概率随机选择两对父代个体 $x(i_1, j)$ 和 $x(i_2, j)$ 作为双亲, 并进行如下随机线性组合, 产生一个子代个体 $x(i, j)$, 即

$$x_2(i, j) = u_1 x(i_1, j) + (1 - u_1) x(i_2, j), \quad u_3 < 0.5 \quad (5)$$

$$x_2(i, j) = u_2 x(i_1, j) + (1 - u_2) x(i_2, j), \quad u_3 \geq 0.5 \quad (6)$$

式中 u_1, u_2, u_3 都是随机数。通过这样的杂交操作, 共产生 n 个子代个体 $x_2(i, j)$ 。

(7) 变异算子

变异操作的目的是为了引进新的基因, 增强群体的多样性。任意一个父代个体 $x(i, j)$, 若其适应度函数值 $F(i)$ 越小, 即其选择概率 $p_s(i)$ 越小, 则对该个体进行变异的概率 $p_m(i)$ 应越大。因此, 变异操作采用 p 个随机数以 $p_m(i) = 1 - p_s(i)$ 的概率来代替个体 $x(i, j)$, 从而得到子代个体 $x_3(i, j)$, 即

$$x_3(i, j) = u(j) \quad u_m < p_m(i) \quad (7)$$

$$x_3(i, j) = x(i, j) \quad u_m \geq p_m(i) \quad (8)$$

式中 $u(j), u_m$ 均为随机数。共产生 n 个子代个体 $x_3(i, j)$ 。

(8) 演化迭代

由前面的步骤(5)~(7)得到的 $3n$ 个子代个体, 按其适应度函数值从小到大进行排序, 取排在最前面的 n 个子代个体作为新的父代群体。算法转入步骤

(4), 进入下一轮次的演化过程, 重新对父代群体进行评价、选择、杂交和变异, 反复演化, 直到一定的代数。

4 锅炉效率和低 NO_x 排放目标的燃烧整体优化

以效率和 NO_x 排放为目标的锅炉燃烧整体优化实质是保证锅炉出力和安全运行的情况下, 调整燃烧工况参数, 使锅炉效率和 NO_x 排放整体最优。为此定义整体优化目标函数为

$$\max f = a \times h + b \times (1 - C_{\text{NO}_x}) \quad (9)$$

式中 f 为目标函数; h 为归一化后锅炉效率; C_{NO_x} 为归一化后的 NO_x 排放浓度; a, b 为系数; 分别表示对效率和 NO_x 排放浓度的关注程度, 例如取 $a=0.6, b=0.4$, 表示寻优结果更关注于效率因素。

目前, 在对锅炉效率和低 NO_x 排放目标的燃烧整体优化中, 大部分是通过分级送风的方式来达到调整锅炉效率和降低 NO_x 排放的。为此选用5个二次风、OFA上、OFA下、SOFA、烟气含氧量共9个参数作为燃烧优化变量, 对象为文献[10]中的300MW锅炉机组。优化过程中均采用归一化后的数据, 优化完成再转化成真值。各变量的优化区域为过去连续20个样本和未来一个样本所构成的区域。父代群体大小为100, 遗传代数为40, 进化中止代数为200, 选择、交叉、变异算子采用本文所提出的操作。锅炉的实际运行过程如文献[10], 在样本1到550之间, 模型处于学习阶段, 优化运行从第550个样本点开始。为了考察优化后的效率和 NO_x 排放浓度情况, 本文采用改变目标函数中的系数 a, b 来分析研究优化对效率和 NO_x 排放浓度影响的效果。

(1) $a=0.55, b=0.45$

当 $a=0.55, b=0.45$ 时, 即几乎以相同的程度关注效率和 NO_x 排放浓度, 优化结果如图1~图3所示。在锅炉运行中, 负荷、煤种等参数和原运行工况相同时, 通过实时优化调整二次风、燃烬风和烟气中的氧量, 效率和 NO_x 排放浓度都发生了较大的变化, 如图1、图2: 样本点从550到603之间, 效率比原运行工况低, 而与此相对应的 NO_x 排放浓度比原运行工况低; 样本点从604到652之间, 效率比原运行工况高, 而与此相对应的 NO_x 排放浓度也比原运行工况高了; 样本点从653到774之间, 效率比原运行工况低, 而与此相对应的 NO_x 排放浓度比原运行工况低; 样本点从775到823之间, 效率比原运行工况高,

而与此相对应的NO_x排放浓度比原运行工况高；样本点从824到942之间，效率比原运行工况低，而与此相对应的NO_x排放浓度也比原运行工况低；样本点从943到1000之间，效率比原运行工况高，而与此相对应的NO_x排放浓度也比原运行工况高。总之，优化调整后，锅炉效率提高，NO_x排放浓度也会提高；反之，效率降低，NO_x排放浓度也会降低。要降低NO_x排放浓度，需要以降低一定的锅炉效率为代价。优化运行过程中，隐层节点数变化如图3所示，维持在4~5之间，可以按精度的需要自由的增减。参数a和b选取不同时，隐节点数的变化情况也类似。

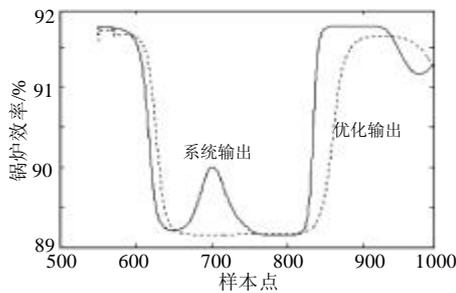


图1 优化中的效率输出(a=0.55, b=0.45)

Fig. 1 Efficiency output during optimization(a=0.55, b=0.45)

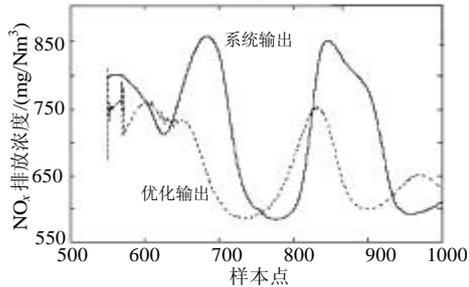


图2 优化中的NO_x输出(a=0.55, b=0.45)

Fig.2 NO_x output during optimization(a=0.55, b=0.45)

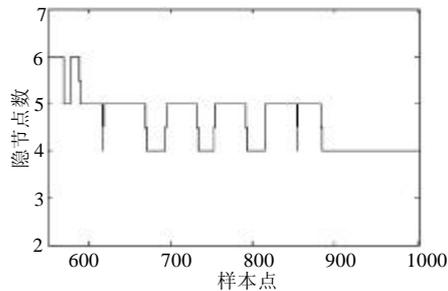


图3 优化过程的隐节点(a=0.55, b=0.45)

Fig. 3 Hidden nodes during optimization(a=0.55, b=0.45)

(2) a=0.7, b=0.3

a=0.7, b=0.3时，即强调了锅炉效率在目标函数中的作用，优化结果如图4、图5所示。可以看出，优化后的效率输出大部分比原运行工况高，与此相对应的是NO_x排放浓度也维持在较高的水准上，只有在较短的时间内，工况效率比原运行工况低，与

此相对应的NO_x排放浓度比原运行工况低。

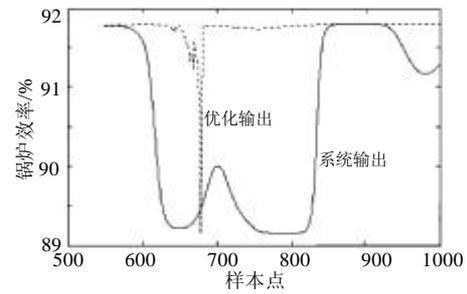


图4 优化中的效率输出(a=0.7, b=0.3)

Fig. 4 Efficiency output during optimization(a=0.7, b=0.3)

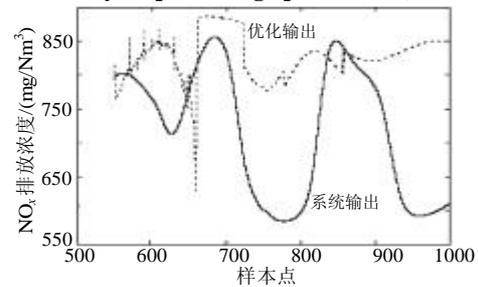


图5 优化中的NO_x输出(a=0.7, b=0.3)

Fig. 5 NO_x output during optimization(a=0.7, b=0.3)

(3) a=0.3, b=0.7

当a=0.3, b=0.7时，即强调了NO_x排放浓度在目标函数中的作用，优化结果如图6、图7所示。可以看出，优化后的NO_x排放浓度大部分比原运行工况低，与此相对应的是效率也维持在较低的水准上，只有在较短的时间内，各工况NO_x排放浓度比原运行工况高，而此时效率比原运行工况高。

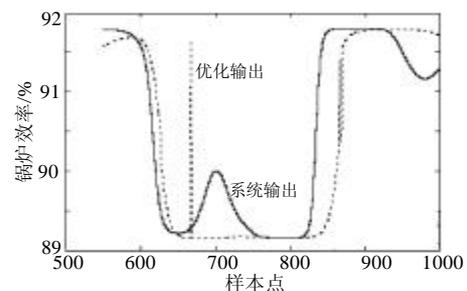


图6 优化中的效率输出(a=0.3, b=0.7)

Fig. 6 Efficiency output during optimization(a=0.3, b=0.7)

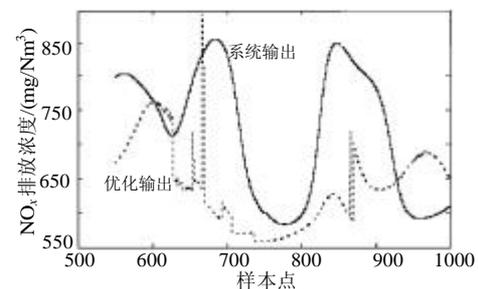


图7 优化中的NO_x输出(a=0.3, b=0.7)

Fig. 7 NO_x output during optimization(a=0.3, b=0.7)

不难看出,采用实数编码的遗传算法对锅炉基于效率和 NO_x 排放浓度实时优化控制的效果:优化过程中,要得到高的锅炉效率就一定会带来高的 NO_x 排放,反之,要降低 NO_x 排放就要以降低锅炉效率为代价。不过,可以根据对效率和 NO_x 排放浓度不同侧重的要求,达到整体优化的运行效果。

5 结语

为了对锅炉效率和 NO_x 排放进行实时建模和优化,本文对MRAN算法进行改进,改进的算法具有网络结构紧凑、预测精度高和适于实时优化的优点。为了提高优化算法效率,采用基于实数编码的遗传优化算法,对电站锅炉以效率和低 NO_x 排放为目标的整体优化仿真。结果表明,改进的MRAN算法和基于实数编码的遗传算法应用在电站锅炉燃烧优化上是有效的,可以达到按照对效率和低 NO_x 排放的不同侧重程度,得到优化的运行工况。

在工程中,可以采用本文提出的改进MRAN算法对锅炉效率和 NO_x 排放浓度进行在线实时建模,根据实际要求选取相应的目标函数,并应用本文提出的基于实数编码遗传优化算法,得到各二次风门、OFA(上)、OFA(下)和SOFA开度指令以及烟气含氧量操作指令并送入DCS系统,锅炉将会在高效和低 NO_x 排放目标下优化运行。

参考文献

- [1] 周向阳,郑楚光.煤粉燃烧过程中 NO_x 生成的实验和数值研究[J].燃烧科学与技术. 1996, 2(3): 249-256.
Zhou Xiangyang, Zheng Chuguang. Experimental study and numerical model of NO_x formation in pulverized coal combustion [J]. Combustion and Technology, 1996, 2(3): 249-256.
- [2] Gormley C H, Thompson S. A lumped parameter NO_x emissions model for a coal-fired boiler of power station[J]. Journal of Institute of Energy. 2002, 75(2): 43-51.
- [3] 王培红,李磊磊,陈强.人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应

- 用研究[J].中国电机工程学报, 2004, 24(4): 184-188.
Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang. Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 185-188.
- [4] 周昊,朱洪波,茅建波.大型四角切圆燃烧锅炉 NO_x 排放特性的神经网络模型[J].中国电机工程学报, 2002, 22(1): 233-237.
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Mao Jianbo. An artificial neural network model on NO_x emissions property of a high capacity tangent ally firing boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(1): 233-237.
 - [5] 李凌,余岳峰,曹佳鸣.基于神经网络的锅炉低 NO_x 排放系统辨识[J].锅炉技术. 2003, 34(1): 68-71.
Li Ling, Yu Yuefeng, Cao Jiaming. An artificial neural network model used to identificate the system of low NO_x emissions[J]. Boiler Technology, 2003, 34(1): 68-71.
 - [6] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社. 2000. 11.
 - [7] Platt J. A resource allocating network for function interpolation [J]. Neural Computation. 1991, 2(3): 213-225.
 - [8] Lu Y, Sundararajan N, Saratchandran P. Performance evaluation of a sequential minimal radial basis function (RBF) learning algorithm [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1998, 6(9): 308-318.
 - [9] 许昌,吕剑虹,郑源.最小资源分配网络及其在电站锅炉中的应用[J].中国电机工程学报, 2004, 24(11): 228-232.
Xu Chang, Lü Jianhong, Zhen Yuan. A minimal resource allocation networks and application for a power station boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(11): 228-232.
 - [10] 许昌.锅炉典型非线性过程建模与控制研究[D].南京:东南大学, 2005.

收稿日期: 2005-09-22。

作者简介:

许昌(1973-),男,安徽全椒人,东南大学动力系博士后,讲师,从事热工自动化和高效低污染燃烧方面的教学与研究工作;

吕剑虹(1964-),男,江苏常熟人,教授,博士生导师,专门从事热工自动化方面的研究;

郑源(1964-),男,山东日照人,教授,专门从事流体机械控制方面的研究;

冯晓琼(1974-),女,山西朔州人,博士研究生,讲师,从事能源与环境方面的教学科研工作。

(编辑 贾瑞君)