

基于改进遗传算法的电站锅炉效率优化

牛鹏坤,洪辉,王炜哲

(上海交通大学机械与动力工程学院,上海200240)

摘要:利用某电站锅炉的运行数据,建立了基于改进遗传算法的锅炉效率优化模型,显著改善了遗传算法的稳定性,应用该方法和模型对锅炉效率优化。计算分析表明:通过平均氧量、顶排二次风挡板开度和中排周界风挡板开度的调整,锅炉效率升高0.44%。

关键词:电站锅炉;效率优化;改进遗传算法;计算稳定性

中图分类号:TM621.2 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2020.03.016

[引用本文格式]牛鹏坤,洪辉,王炜哲.基于改进遗传算法的电站锅炉效率优化[J].热能动力工程,2020,35(3):111-115. NIU Peng-kun, HONG Hui, WANG Wei-zhe. Optimization of boiler combustion efficiency based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(3): 111-115.

Optimization of Boiler Combustion Efficiency based on Improved Genetic Algorithm

NIU Peng-kun, HONG Hui, WANG Wei-zhe

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, China, Post Code: 200240)

Abstract: Based on the operation data of power plant boilers, the present study improves the classical genetic algorithm and establishes the model to optimize the efficiency of power plant boilers. This model significantly improve the calculation stability of the genetic algorithm. Through the adjustment in the mean oxygen, openness of secondary air damper at the top position and surrounding air damper in the middle position, the boiler efficiency is improved by 0.44%.

Key words: utility boiler, efficiency optimization, improved genetic algorithm, computational stability

引言

提高电站锅炉效率是降低电站运营成本的一个重要手段。大量研究表明^[1-4]:过量空气系数、配风方式、给煤机组合方式以及给水参数等因素都会影响锅炉效率,但这些参数相互耦合,且呈现出非常复杂的非线性关系,难以开展机理建模。针对这一问题,目前更多地采用神经网络和遗传算法,可以较好地解决多变量、非线性和强耦合问题。

相关学者^[5-7]采用神经网络方法,实现了燃煤电站锅炉效率的准确预测。在此基础上,孙巧玲^[8]

和曹庆才^[9]基于遗传算法对锅炉效率进行了优化;余廷芳^[10]和吕玉坤^[11]则应用遗传算法和权重系数法,实现了电站锅炉的多目标优化。尽管采用遗传算法,优化了锅炉效率,但是遗传算法自身的随机性特征,使得预测结果的稳定性较差^[12],计算结果难以复现。

为此,引入了平均影响值法和层次聚类算法,改进遗传算法稳定预测差的缺陷,在某电站实际运行数据基础上,结合基于神经网络所建立的锅炉效率预测模型,开展了电站锅炉效率优化计算分析。结果表明,改进算法提升了预测的稳定性,对电站实际管理运营具有一定的指导意义。

收稿日期:2018-12-01; 修订日期:2019-02-01

作者简介:牛鹏坤(1995-),男,河南周口人,上海交通大学硕士研究生,E-mail:pk-niu@sjtu.edu.cn.

通讯作者:王炜哲(1977-),男,河南三门峡人,上海交通大学研究员,E-mail:wangwz0214@sjtu.edu.cn.

1 神经网络预测模型

结合相关学者^[10-11]的研究经验以及现场运行模式,选取了某电站单元制机组的变量(如表 1 所示)作为神经网络的输入,这些变量所处负荷工况为 120 MW,建模所选数据共 5 400 组。其中,3 600 组数据用于训练神经网络,1 800 组数据则用于验证。应用 MATLAB 软件平台,建立了 18-10-1 的单隐层 BP 神经网络,学习速率则设为 0.1,均方误差设为 0.001。

表 1 神经网络输入参数
Tab.1 Input parameters of neural network

标号	参数
A1	总风量
A2	给水流量
A3	给水温度
A4	平均氧量
A5	顶排二次风挡板平均开度
A6	上排二次风挡板平均开度
A7	中上排二次风挡板平均开度
A8	中下排二次风挡板平均开度
A9	下排二次风挡板平均开度
A10	上排周界风挡板平均开度
A11	中排周界风挡板平均开度
A12	下排周界风挡板平均开度
A13	给煤机甲变频器转速偏置
A14	给煤机丙变频器转速偏置
A15	给煤机甲变频器转速
A16	给煤机丙变频器转速
A17	冷凝器真空度
A18	负荷

神经网络预测模型的验证结果如图 1 所示,其中预测结果的相对误差值作为评判标准。从图中可以看出,相对误差值主要集中在 $\pm 0.1\%$ 区间内,并且最大相对误差的绝对值为 0.342%,说明模型具有较高的泛化性。

2 基于改进遗传算法的锅炉效率优化模型

2.1 改进遗传算法

改进遗传算法的目的在于消除遗传算法自身预测稳定性差的缺点。首先,多次采用遗传算法,获取

多组锅炉效率优化值;在此基础上,采用平均影响值法来确定影响锅炉效率的关键参数;然后,利用层次聚类的方法,对多组优化值进行聚类分析,获得最具代表性的优化值。改进遗传算法计算流程如图 2 所示。

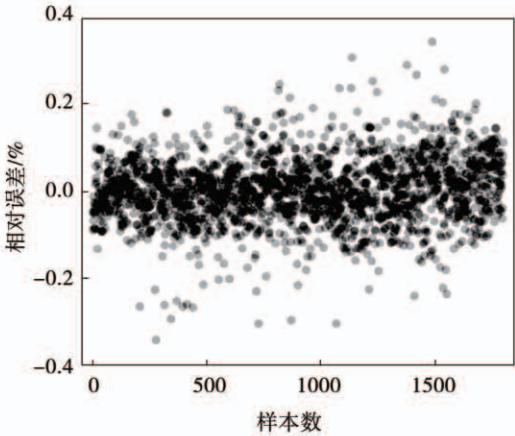


图 1 模型验证样本的相对误差
Fig.1 Relative error of verification samples

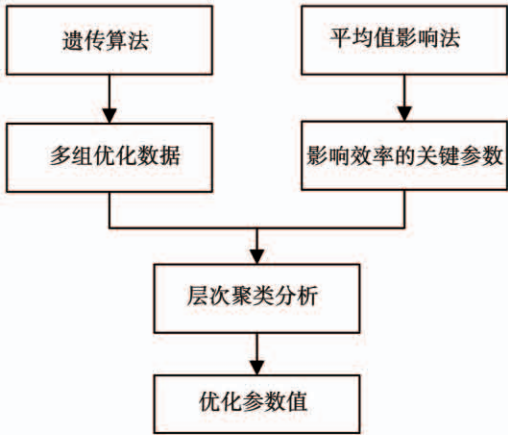


图 2 改进遗传算法流程图
Fig.2 Flowchart of improved genetic algorithm

平均影响值法利用权重评判神经网络输入参数与输出参数之间的相关性^[13]。具体计算过程为:通过控制变量,分别计算每个输入参数的平均影响值;然后,计算每个参数的平均影响值占平均影响值总和的权重;最后,按权重确定各参数的重要程度。平均影响值计算流程如图 3 所示。

层次聚类是一种凝聚聚类算法,其采用自底向上的凝聚策略,具体计算过程为:以每个数据对象为一组,迭代地计算每个组之间的相似度,并把相似度

较高的组进行合并,直至所有的对象都在一个组内,或者满足某个相似度阈值条件而终止。

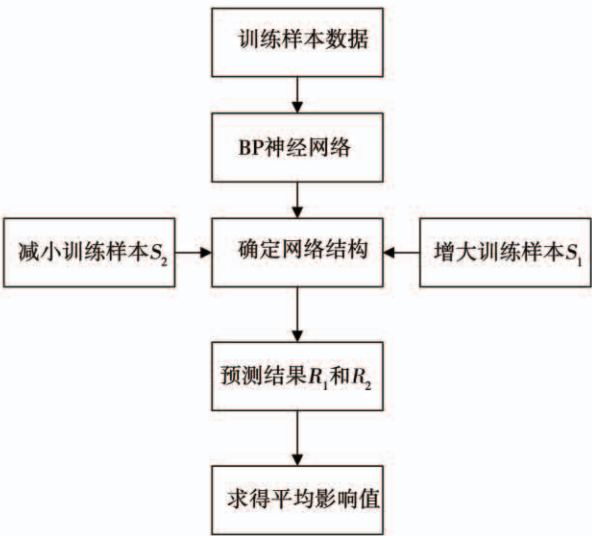


图 3 平均影响值计算流程图
Fig.3 Flowchart of mean impact value

2.2 计算结果分析

每次采用遗传算法进行优化时,在原始数据的基础上,随机产生 50 个个体作为初始种群,原始数据如表 2 所示。种群个体全部采用二进制编码,总种群个体数设为 50,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1,最大迭代次数设为 50。共采用了 200 次遗传算法,得到了 200 组优化数据。

图 4 展示了优化前效率值和 200 次优化后的效率值。从图中可以看出,优化后的效率相对优化前都有明显提升,平均提升值为 0.44%。

表 3 列出了随机选出的 5 组数据,可以看出,各组数据效率相近,但对应的运行参数却差异明显。

利用表 3 结果,采用平均影响值法进行分析。将 18 个输入参数的权重按照递减顺序排列,并累加得到累计权重。选取累计权重达到 90% 的这些参数,影响锅炉效率的关键参数列于表 4。从表中可以看出,运行参数由 18 个(表 1)减少到 8 个。

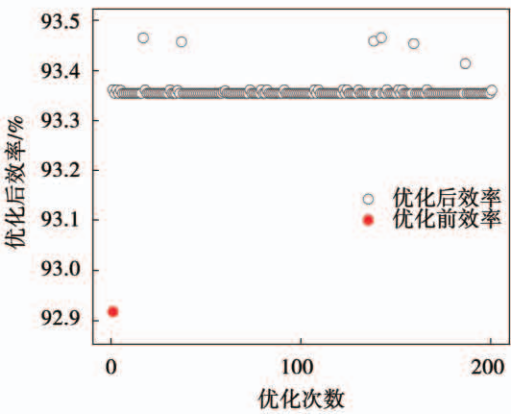


图 4 优化前后效率对比
Fig.4 Comparison of efficiency before and after optimization

表 2 优化前各参数值
Tab.2 Parameter values before optimization

参数	数值
A1	451.99
A2	337.1
A3	232.08
A4	3.56
A5	2.32
A6	96.79
A7	35.63
A8	49.82
A9	97.47
A10	44.47
A11	0.79
A12	49.24
A13	-0.04
A14	1.03
A15	54.52
A16	55.51
A17	-99.8
A18	114.34
效率	92.92

表 3 多次应用遗传算法的优化结果
Tab.3 Optimization results of multiple application of genetic algorithm

效率	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	A17	A18
93.3617	473.53	277.62	248.88	6.35	30.67	99.55	7.76	74.53	99.14	62.45	17.22	51.11	1.59	-0.59	48.57	67.21	-103.60	113.43
93.3545	456.42	348.94	222.38	3.58	30.79	94.23	10.89	27.62	95.12	44.38	29.62	57.13	1.71	-0.87	74.28	45.45	-102.49	114.81
93.3545	423.49	315.07	236.57	6.89	22.06	75.06	30.52	41.55	92.04	34.01	27.26	40.46	-1.62	0.78	75.16	57.79	-101.12	114.79
93.3545	434.00	286.29	215.97	2.75	30.10	86.06	27.34	44.71	95.21	32.38	27.77	48.06	2.83	3.91	42.69	33.14	-96.03	114.91
93.3605	418.69	368.78	248.94	5.50	0.35	97.31	15.56	60.39	89.25	68.28	23.98	66.94	2.35	-0.10	30.02	27.57	-97.28	114.66

表 4 各输入参数对锅炉效率的影响

Tab.4 Influence of input parameters
on boiler efficiency

标号	平均影响值	权重/%	累计权重/%
A4	8.39E-03	22.90	22.90
A8	6.26E-03	17.09	39.99
A14	5.26E-03	14.36	54.35
A5	4.22E-03	11.53	65.88
A11	2.89E-03	7.89	73.77
A6	2.40E-03	6.55	80.32
A15	2.33E-03	6.36	86.67
A12	1.73E-03	4.71	91.39
其他	3.16E-03	8.62	100.00

以所选出的 8 个参数为特征参数,对锅炉效率优化数据进行层次聚类分析。以欧式距离为相似性度量,建立数据聚类树,如图 5 所示。

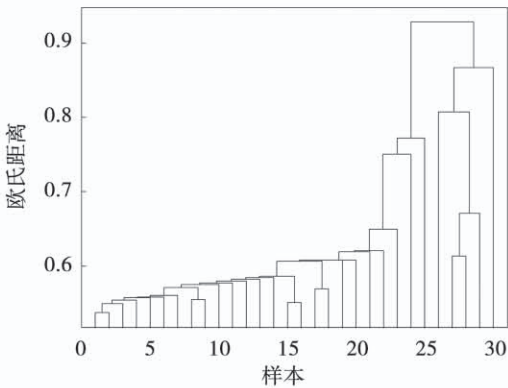


图 5 各数据的聚类树

Fig.5 Clustering tree for each data

在聚类过程中,将距离小于 0.6 的组合并,表 5 展示了随机选取的组内的 5 条数据。由聚类算法的定义可知,组内数据具有很高相似性,所以将组内数据取平均值后即为最终优化数据,将其和优化前数据一同列于表 6。

从表 6 中可以看出,代表过量空气系数的氧量平均值有明显提高,说明优化前锅炉燃烧尚未充分,增加氧气量使燃煤充分燃烧从而提高效率。各二次风和周界风都有明显改变,且顶排二次风挡板和中排周界风挡板开度提高明显。

表 5 聚类结果

Tab.5 Clustering result

A4	A5	A6	A8	A11	A12	A14	A15	效率
6.35	30.67	99.55	74.53	17.22	51.11	-0.59	48.57	93.36
6.29	18.86	88.60	54.33	28.73	48.09	0.35	50.47	93.35
3.58	30.79	94.23	27.62	29.62	57.13	-0.87	74.28	93.35
6.89	22.06	75.06	41.55	27.26	40.46	0.78	75.16	93.35
2.75	30.10	86.06	44.71	27.77	48.06	3.91	42.69	93.35

表 6 优化前后关键参数对比

Tab.6 Comparison of key parameters
before and after optimization

参数	优化前	优化后
A4	3.56	4.50
A5	2.31	18.49
A6	96.78	86.15
A8	49.82	48.32
A11	0.78	25.23
A12	49.24	45.93
A14	1.03	1.23
A15	54.52	55.05
效率	92.917	93.355

3 结 论

引入了平均影响值法和层次聚类算法,提升了遗传算法优化稳定性。利用平均影响值法,确定了影响锅炉效率的关键参数,然后应用层次聚类算法,分析并得到了最终优化结果,显著改善了遗传算法的稳定性问题。

针对某电站锅炉运行数据,建立了基于神经网络的锅炉效率预测模型,进而应用改进遗传算法,开展了锅炉效率优化计算分析。通过对比优化前后各参数的变化情况,发现平均氧量、顶排二次风挡板开度和中排周界风挡板开度均有明显的提升,而锅炉效率升高 0.44%。

参考文献:

[1] 王学栋,辛洪昌,栾 涛,等. 330 MW 机组锅炉燃烧调整对 NO_x 排放浓度影响的试验研究[J]. 电站系统工程,2007,23 (3): 7-10.

- WANG Xue-dong, XIN Hong-chang, LUAN Tao, et al. Research and test on influence of boiler combustion adjusting on NO_x emission of 330MW unit[J]. Power system engineering, 2007, 23(3): 7-10.
- [2] 尚 达, 李宝宽, 李永福, 等. 1 000 MW 超超临界锅炉燃烧优化调整对 NO_x 排放及锅炉热效率的影响[J]. 热能动力工程, 2017, 32(3): 61-68, 134-135.
- SHANG Da, LI Bao-kuan, LI Yong-fu, et al. Effect of combustion optimization adjustment of 1 000 MW ultra supercritical boilers on NO_x emission and boiler efficiency[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017, 32(3): 61-68, 134-135.
- [3] 张步庭, 秦 洪, 李 玲, 等. 燃烧调整对 NO_x 排放和锅炉效率的影响[J]. 电站系统工程, 2012, 29(3): 29-31.
- ZHANG Bu-ting, QIN Qi, LI Ling, et al. Influence of boiler combustion adjustment on NO_x emission and boiler efficiency[J]. Power system engineering, 2012, 29(3): 29-31.
- [4] 施永红, 魏铁铮. 燃烧调整对 200 MW 煤粉锅炉热效率的影响[J]. 电力科学与工程, 2003(1): 56-58.
- SHI Yong-hong, WEI Tie-zheng. Thermal efficiency improvements of 200 MW coal fired boilers through combustion adjustment[J]. Electric Power Science and Engineering, 2003(1): 56-58.
- [5] 赵 敏, 颜文俊, 郑 军. 基于广义动态模糊神经网络的电厂锅炉燃烧优化建模[J]. 热力发电, 2010, 39(3): 19-22.
- ZHAO Min, YAN Wen-jun, ZHENG Jun. Combustion optimization modeling for utility boilers based on generalized dynamic fuzzy neural networks[J]. Thermal Power Generation, 2010, 39(3): 19-22.
- [6] 吴 江, 潘 雷, 潘卫国, 等. 燃煤电站锅炉优化配煤神经网络构建的研究[J]. 锅炉技术, 2010, 41(1): 1-4.
- WU Jiang, PAN Lei, PAN Wei-guo, et al. Study on construction and predication of neural network in coal-blending in coal-fired power station[J]. Boiler technology, 2010, 41(1): 1-4.
- [7] 刘 芳, 张德珍, 赵文杰. 电站锅炉燃烧系统的神经网络建模[J]. 电力科学与工程, 2010, 26(6): 33-37.
- LIU Fang, ZHANG De-zhen, ZHAO Wen-jie. Neural network modeling of the combustion system of a utility boiler[J]. Electric Power Science and Engineering, 2010, 26(6): 33-37.
- [8] 孙巧玲, 沈 炯, 李益国. 基于遗传算法的燃煤电站锅炉整体燃烧优化方法研究[J]. 热能动力工程, 2004, 19(1): 85-88.
- SUN Qiao-ling, SHEN Jiong, LI Yi-guo. Genetic algorithm-based integrated optimization of a combustion process for a coal-fired utility boiler[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2004, 19(1): 85-88.
- [9] 曹庆才, 高德欣, 刘 芳. 基于神经网络与遗传算法的锅炉燃烧优化系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2016, 35(6): 10-14, 33.
- CAO Qing-cai, GAO De-xin, LIU Fang. Design of boiler combustion optimization system based on neural network and genetic algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2016, 35(6): 10-14, 33.
- [10] 余廷芳, 耿 平, 霍二光, 等. 基于智能算法的燃煤电站锅炉燃烧优化[J]. 动力工程, 2016, 36(8): 594-599.
- YU Ting-fang, GENG Ping, HUO Er-guang, et al. Combustion optimization of a coal-fired boiler based on intelligent algorithm[J]. Journal of Power Engineering, 2016, 36(8): 594-599.
- [11] 吕玉坤, 彭 鑫, 赵 锴. 电站锅炉热效率和 NO_x 排放混合建模与优化[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(26): 16-22.
- LYU Yu-kun, PENG Xin, ZHAO Kai. Hybrid modeling optimization of thermal efficiency and NO_x emission of utility boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(26): 16-22.
- [12] 周荣. 基于改进遗传算法的无功优化研究[D]. 成都: 西华大学, 2016.
- ZHOU Rong. Research on reactive power optimization based on Improved Genetic Algorithm[D]. Chengdu: Xihua university, 2016.
- [13] 王小川, 史 峰, 郁 磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- WANG Xiao-chuan, SHI Feng, YU Lei, et al. 43 case studies of MATLAB neural network[M]. Beijing: Beihang University Press, 2013.

(丛 敏 编辑)