

基于数据辨识算法的燃气热水锅炉运行特性研究

张立申¹, 李仲博¹, 李 淼², 姜业正³

(1. 北京市热力集团有限责任公司, 北京 100000; 2. 北京华热科技发展有限公司, 北京 100028;
3. 英集动力科技有限公司, 江苏 常州 213000)

摘要: 基于某 116 MW 燃气热水锅炉的实际运行数据, 采用多层感知器 (MLP) 神经网络和支持向量回归机 (ϵ -SVR) 数据辨识方法对其运行特性进行仿真建模, 分析燃气消耗量及 NO_x 排放量与锅炉运行工况之间的关系, 并将两种方法的精确度和泛化能力进行比较。对比发现: MLP 模型预测的燃料消耗量与实际数据的误差在 $-2\% \sim 3\%$ 之间, NO_x 的排放量误差在 $\pm 5\%$ 以内; 而 ϵ -SVR 模型预测的燃料消耗量误差在 $\pm 2\%$ 以内, NO_x 的排放量误差在 $\pm 3\%$ 以内, ϵ -SVR 方法具有更高的准确性和泛化能力。

关键词: 燃气锅炉; 数据辨识; 神经网络; 支持向量机; 误差

中图分类号: TK223 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlge.2020.02.031

[引用本文格式] 张立申, 李仲博, 李 淼, 等. 基于数据辨识算法的燃气热水锅炉运行特性研究[J]. 热能动力工程, 2020, 35(2): 219-223. ZHANG Li-shen, LI Zhong-bo, LI Miao, et al. Performance characteristics of gas-fired water boiler based on data recognition[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(2): 219-223.

Performance Characteristics of Gas-Fired Water Boiler based on Data Recognition

ZHANG Li-shen¹, LI Zhong-bo¹, LI Miao², JIANG Ye-zheng³

(1. Beijing District Heating Group, Beijing, China, Post Code: 100000;
2. Beijing Huare Technology Development Co., Ltd., Beijing, China, Post Code: 100028;
3. Engipower Technology Co., Ltd., Changzhou, China, Post Code: 213000)

Abstract: Simulation modeling on the performance characteristic of boiler was built through multilayer perceptron neural network (MLP) and support vector regression (ϵ -SVR) data recognition algorithm based on the operating data of a 116 MW gas-fired water boiler. The relations among gas consumption, NO_x discharge and operating conditions of boiler were analyzed and the accuracy and generalization ability were compared between MLP and ϵ -SVR algorithms. It indicates that the error of gas consumption predicted by MLP algorithm is between -2% and 3% , and about $\pm 5\%$ for the NO_x discharge, while the accuracy of gas consumption and NO_x discharge predicted by ϵ -SVR algorithm is about $\pm 2\%$ and $\pm 3\%$, respectively. The results demonstrate that the ϵ -SVR algorithm has high accuracy and good generalization ability.

Key words: gas-fired boiler, data recognition, neural network, support vector machine, error

引言

由于近年来空气质量日趋下降,各省、市相继推出了各种大气环境保护措施,一些天然气资源丰富的地区逐渐提高了燃气锅炉的使用比例,率先推出了在城市中发展燃气热水锅炉替代燃煤热水锅炉进行集中供暖的各项工程,并取得了很好的工程应用效果,大幅度减少了大气污染物的排放,提高了居民生活质量^[1]。但是由于新一轮的煤改气发展较快,针对燃气锅炉尤其是大容量的燃气锅炉用于供热系统的研究还较少,对于燃气热水锅炉的运行特性和污染物排放情况研究不是很透彻。本文同时采用多层感知器神经网络(MLP)和支持向量机(ϵ -SVR)对某116 MW的燃气热水锅炉的运行特性及 NO_x 排放量进行数据建模,建立燃气锅炉的燃料消耗量、 NO_x 排放量与锅炉的运行工况(进出口水温、流量、氧含量)之间的关系,并横向对比了这两种方法的准确性和模型泛化能力,这一结果可为煤改气过程中燃气热水锅炉的使用和规划提供技术支撑,为燃气锅炉的运行特性分析和负荷调节提供依据。

1 建模方法

1.1 MLP神经网络

MLP神经网络的结构是由输入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层可以是一层,也可以是多层。每层节点之间通过权值连接,输入层和隐含层之间的激活函数通常是Sigmoid型,隐含层和输出层之间的激活函数一般为线性函数。1986年心理学家J. L. McClelland和D. E. Rumelhart^[2-3]提出了多层感知器神经网络的反向传播法,简称BP(Back-Propagation)算法。实际应用中,多层感知器神经网络中的算法一般采用反向传播算法(BP),训练样本有输入层经过隐含层向输出层传播,若输出层得到的预测值与实测值误差过大,则会反向更新每个连接权值,不断迭代直到误差达到精度要求^[4]。

选取的MLP神经网络结构为3层,包括输入层、隐含层、输出层,其一般表达式:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + a\right) \quad (1)$$

式中: x_i —输入样本; y —样本输出; f —激活函数; w_i —连接权值; a —阈值。

同时,需要设定合适的隐含层节点个数,节点数太少,网络训练效果很差或者不能训练;节点数过多,虽然可能预测误差较小,但是训练时间过长,也有可能陷入局部最小点而不是最优值,也就是出现“过拟合”现象。

激活函数采用连续可微的Sigmoid函数:

$$f(x_z) = \frac{1}{1 + e^{-x_z}} \quad (2)$$

采用梯度下降法对权值进行迭代:

$$w_i(m+1) = w_i(m) - \eta_i \frac{\partial E(m)}{\partial w_i(m)} \quad (3)$$

其中, $\frac{\partial E(m)}{\partial w_i(m)}$ 为目标函数对权值的梯度, η 为学习速率,根据梯度下降法不断迭代使得目标函数的值最小。目标函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (4)$$

其中, e_k 是指实测值与MLP神经网络的输出值之间的误差。

1.2 支持向量回归机

支持向量机(SVM)是建立在统计学习和结构风险最小化理论上逐步发展起来的,能够有效地解决小样本、非线性和高维问题。通过不敏感损失函数的引入,将SVM推广到非线性问题的回归预测,提出了支持向量回归机,具有良好的学习和泛化能力^[5]。王雅彬等人在分析 NO_x 排放特性基础上,通过支持向量回归机建立了 NO_x 排放量预测模型,并采集锅炉实测数据对模型进行训练和测试,结果表明,SVR模型预测精度较高,可推广到实际应用中^[6]。东南大学的成海南等人利用交叉验证算法分析了样本数据,选取合适的样本建立SVR训练模型,构建了 NO_x 和飞灰含碳量的预测模型^[7]。

对于回归问题,SVR先将数据集 x 映射到一个高维特征空间 $\phi(x_i)$,然后通过线性模型将样本映射到特征空间中,其修正方程可写为:

$$y = v\phi(x_i) + b \quad (5)$$

其中, v 为权重, b 为偏差。

由于径向基(RBF)函数能够较好地解决非线性问题,应用广泛,所以选取径向基函数为核函数,其

表达式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (6)$$

其中, $i=1.2.3 \cdots M$, x_j 为核函数中心, M 为样本数; γ 为核参数。

目标函数为:

$$\min E = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum (\xi_i + \xi_i^*) \quad (7)$$

$$-\varepsilon - \xi_i \leq y - \gamma \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i \geq 0$$

$$\xi_i^* \geq 0$$

式中: C —惩罚因子; ξ_i 、 ξ_i^* —松弛变量; ε —不敏感损失系数。

对于 ε -SVR 算法,最主要的就是对于核参数 γ 、惩罚因子 C 以及不敏感损失系数 ε 的选择。

2 燃气热水锅炉

研究对象为某 116 MW 燃气热水锅炉,锅炉整体结构由炉膛、凝渣管束、转向烟道、对流管束和节能器等传热模块和部件组成,其结构形式如图 1 所示。燃气与空气充分混合后由布置在锅炉顶部的三个燃烧器进入炉膛,在具有足够燃烧空间的全膜式水冷壁密封结构的炉膛中充分燃烧,并进行辐射换热;通过炉膛出口的凝渣管束后,进入对流管束进行对流换热,对流管束两侧的烟道为全膜式水冷壁密封结构;然后进入尾部布置节能器进行对流换热,进一步降低排烟温度,提高锅炉效率,最后烟气通过烟囱排入大气。

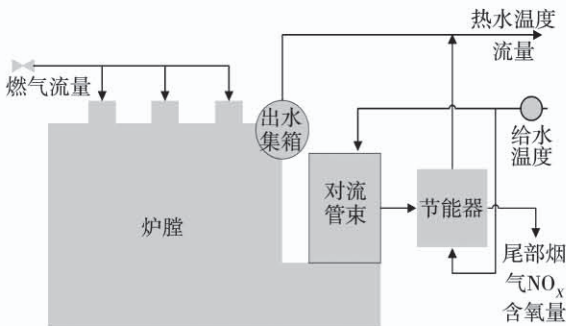


图1 燃气热水锅炉结构布置

Fig.1 Structure layout of gas-fired water boiler

在模型训练之前需要对数据样本进行预处理,第一步是去掉明显错误和异常的数据;第二步则是找到锅炉稳定运行时的数据,即找到稳定工况下的

数据。采用 MLP 神经网络与 ε -SVR 方法分别对燃气热水锅炉特性模型进行训练,具体技术路线如图 2 所示。在模型训练过程中,如果多次进行参数寻优仍然找不到满足精度要求的结果,需要重新对数据进行处理,选择合适的数据样本,再次进行流程操作。

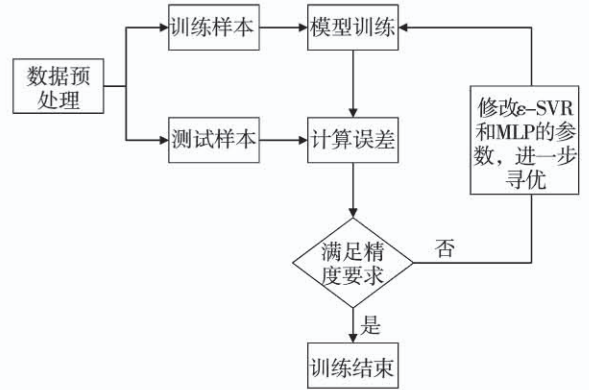


图2 锅炉模型数据辨识技术路线

Fig.2 Procedure of data identification on boiler

建立每台燃气热水锅炉的燃气消耗量、 NO_x 排放量与锅炉的运行工况之间的数学关系。针对前者,特征量为进出口水温、热水流量、氧含量,输出为燃气量;针对后者,特征量为燃气消耗量、含氧量,输出量为 NO_x 排放量。选取数据样本中的部分数据作为训练样本来训练模型,再利用该训练样本及剩下的其他数据作为测试样本,比较与实测结果之间的误差,达到精度要求后则认为模型比较可靠。

3 辨识结果及对比

针对 116 MW 的燃气热水锅炉进行建模,采用 500 组数据样本做训练模型,用 100 组数据进行模型验证。在建模之前需要对样本数据进行归一化处理,然后利用上述 MLP 神经网络和 ε -SVR 方法进行模型训练。锅炉的实际运行数据样本如表 1 所示。训练时,采用参数寻优的方法对 MLP 和 SVR 中的关键参数进行寻优,并对参数进行 5 折交叉验证,针对 MLP 方法,预测燃料量模型时,训练过程显示在隐含层神经元个数为 500 时预测效果较好。预测 NO_x 排放量时,隐含层节点数为 300 时预测效果最好;针对 SVR 方法,当惩罚因子 $C=10$ 、核参数 $\gamma=0.010$ 和不敏感损失系数 $\varepsilon=0.1$ 时,燃料消耗

量的预测误差较小,当 $C = 100$ 、核参数 $\gamma = 1$ 和不敏感损失系数 $\varepsilon = 0.01$ 时, NO_x 排放量的预测效果最好。

表1 实验数据样本

Tab.1 Experimental data sample

工况	给水温度/ $^{\circ}\text{C}$	热水温度/ $^{\circ}\text{C}$	流量/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$	氧含量/%	燃气量/ $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$	NO_x 排放量/ $\text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$
1	47.65	90.28	1375.7	3.13	8467.15	88.6
2	46.84	91.15	1371.2	4.6	8512.9	95.5
3	48	88.86	1372.2	3.5	8138.6	75.7
4	47.02	87.7	1370.9	3.77	8075.2	101.8
5	45.8	89.5	1415.9	4.9	8795.7	102.2
6	48.17	89.5	1370.2	3.2	8132.85	70.8
...
500	44.87	81.43	1362.4	3.5	7297.48	75.1

3.1 燃料量

基于寻优过程后的模型参数,建立了 MLP 和 SVR 预测器。针对 MLP 神经网络和 ε -SVR 方法,选取 30 组训练样本数据的燃料量预测值进行误差分析,结果如图 3 所示,横坐标为样本编号,纵坐标为燃料量预测值与实测值的误差百分比。两种方法的预测值与实际值的误差均较小,基本处于 $\pm 1.5\%$ 之间,并且大部分的数据处于 -0.5% 以内,准确度较高。同时,可以看出 ε -SVR 方法预测的误差百分比略小于 MLP 神经网络方法,二者的幅值相差 0.5% 以内。

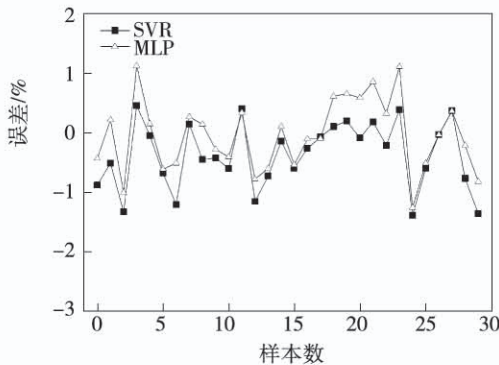


图3 燃料消耗量训练数据预测误差

Fig.3 Prediction error of fuel consumption on training data

模型的泛化能力进行验证,因此选取了 100 组测试数据进行预测分析,如图 4 所示,相对于训练样本的误差,预测样本的拟合程度相对弱一些,尤其是 MLP 神经网络方法,其误差百分比的范围上升到 $-2\% \sim 3\%$ 之间,而 SVR 的预测误差相对较小,基本维持在 $-2\% \sim 1.5\%$ 之间,由此可见,针对研究对象,支持向量回归机(ε -SVR 方法)训练模型更为可靠、并具有很好的泛化能力。

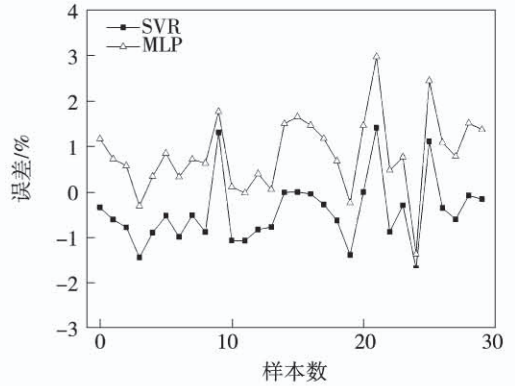


图4 燃料消耗量测试数据预测误差

Fig.4 Prediction error of fuel consumption on test data

3.2 NO_x 排放量

同理,利用 MLP 神经网络和支持向量回归机(ε -SVR)预测方法对燃气热水锅炉 NO_x 排放量进行预测,并直接考察两种方法的泛化能力。选取 100 组测试样本数据带入到辨识模型中进行预测分析,将其中的 30 组数据进行展示,如图 5 所示。

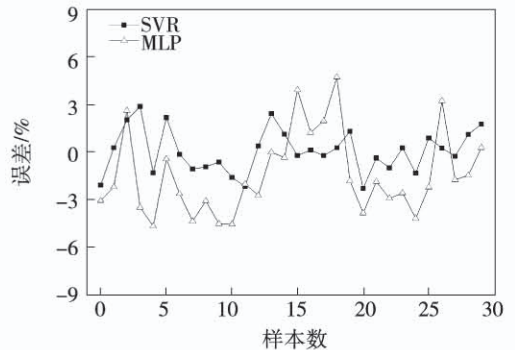


图5 NO_x 排放量测试数据预测误差

Fig.5 Prediction error of NO_x emission on test data

为了进一步比较两种方法的优劣,需要对两个

MLP 神经网络的预测误差相对较大,处于 $\pm 5\%$ 以内,而 SVR 预测结果较为准确,基本处于

$\pm 3\%$ 以内,效果优于MLP神经网络辨识方法,此外,通过对比发现SVR辨识方法更适用于小样本数据。

4 结 论

对某116 MW大型燃气热水锅炉建立了燃料消耗量、 NO_x 排放量与运行工况之间的数据模型,并对模型精度进行分析,得到结论:

利用MLP神经网络方法预测时,燃料消耗量误差在 $-2\% \sim 3\%$ 之间, NO_x 的预测误差在 $\pm 5\%$ 以内;针对同组数据样本,利用SVR方法进行辨识时,燃料量误差在 $\pm 2\%$ 左右, NO_x 排放量误差在 $\pm 3\%$ 以内。证明针对研究对象,SVR辨识方法能够更好地描述锅炉各运行参数之间的关系,并具有较高的泛化能力。

参考文献:

- [1] 赵钦新,邹小刚,张吉虎,等.大容量燃气热水锅炉运行状况调研及对策[J].工业锅炉,2013(6):2-10.
ZHAO Qin-xin, ZOU Xiao-gang, ZHANG Ji-hu, et al. Investigations and countermeasures on large capacity gas-fired hot water boilers [J]. Industrial Boiler, 2013(6):2-10.
- [2] Martin T Hagan, Houward B Demuth. 神经网络设计[M].北京:机械工业出版社,2002.
HAGAN Martin T, DEMUTH Howard B. Neural network design [M]. Beijing: China Machine Press, 2002.
- [3] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations of back-propagation errors [M]. Nature (London)/1986(323):533-536.
- [4] 杨 飞. 多层感知器神经网络的局部泛化误差模型[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.
YANG Fei. Localized generalization error model of multilayer perceptron neural networks [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.
- [5] 甘国文. 基于SVR的电站锅炉一次风管煤粉含碳量预测建模与优化研究[D].长沙:长沙理工大学,2015.
GAN Guo-wen. Research on the predictive modeling for the carbon content model of pulverized coal of the primary air duct of power plant boiler with optimization based on SVR [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2015.
- [6] 王雅彬,李晓敏,边泽楠,等. 基于支持向量机的电站锅炉 NO_x 排放软测量研究[J]. 电力科学与工程, 2012, 28(4):55-59.
WANG Ya-bin, LI Xiao-min, BIAN Ze-nan, et al. Soft-sensing model of NO_x emission for utility boiler based on support vector machines [J]. Electric Power Science and Engineering, 2012, 28(4):55-59.
- [7] 成海南,沈 炯,潘 蕾,等. 基于支持向量机的燃烧过程飞灰含碳量与 NO_x 排放特性模型[J]. 能源研究与利用, 2009(1):1-3.
CHENG Hai-nan, SHEN Jiong, PAN Lei, et al. Model on unburned carbon in fly ash and NO_x release based on support vector machine [J]. Energy Research & Utilization, 2009(1):1-3.

(丛 敏 编辑)