

基于支持向量机法的锅炉机组煤耗预测模型研究

王 娜

(江苏联合职业技术学院 无锡交通分院,江苏 无锡 214151)

摘要:为研究影响锅炉机组运行效率的因素,借助于支持向量机的 SVR 计算模型,选取高斯径向核函数为计算核函数,对机组能耗特性进行建模。根据建立的预测模型,分别选取四组数据,进行预测机组运行能耗对比分析,结果表明:稳定的数据样本,对于预测结果的精度有一定的影响;模型精度能满足机组能耗特性的研究要求;机组处于高负荷或满负荷时,机组供电耗煤量较低。

关键词:支持向量机;锅炉;数据分析;SVR

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5322(2017)04-0031-04

在锅炉机组运行过程中,影响锅炉机组效率的因素有很多,其中机组功率、飞灰含碳量、锅炉负荷等是影响机组效率的关键因素。通过监测技术,可以得到大量机组运行数据,通常采用支持向量机法、神经网络法等进行处理分析。

文献[1]采用最小二乘法支持向量机预测炉膛清洁时的出口烟温;文献[2]利用支持向量机建立了大型四角切圆燃烧锅炉飞灰含碳量特性的模型,能准确预测锅炉在不同工况下飞灰含碳量特性;文献[3]对电厂锅炉 NO_x 排放特性进行支持向量机建模,准确预测了 NO_x 排放结果。支持向量机方法还应用于锅炉燃烧稳定性判别、环境质量评估等方面^[4-8]。

本文借助于支持向量机方法对锅炉机组运行过程中的供电煤耗进行预测,预测结果为机组节能减排提供参考依据。

1 支持向量机算法

1.1 支持向量机核函数选取

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik^[9]在统计学 VC 维理论和结构风险最小原理基础上提出的一种新的通用学习方法,能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,已成为机器学习界的研究热点之一。

支持向量机法的原理是利用核函数将输入的数据映射到高维特征空间,从而将非线性的问题转化为线性问题。支持向量机法中核函数的选取十分重要,它决定着高维空间的结构,从而控制解的复杂性,选择适当的核函数对于支持向量回归的性能具有较大的影响。目前支持向量机的核函数有如下几种:

(1) 多项式核函数:

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^d$$
$$d = 1, 2, \dots \tag{1}$$

(2) Sigmoid 核函数:

$$K(x, x_i) = \tanh[vk(x \cdot x_i) + c_k] \tag{2}$$

(3) Gauss 径向基核函数:

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2/\sigma^2) \tag{3}$$

3 种核函数中,多项式核函数的特征空间维数很高时, d 值必然很大,使得计算量增加;对于 Sigmoid 核函数,由于函数中的 v 和 c 只对某些值满足 Mercer 条件,使得 Sigmoid 核函数只在一些特定条件下是正定的,从而在适应范围方面具有一定的局限性;Gauss 径向基核函数是目前支持向量机中应用最广泛的一种核函数,具有较好的实用性能。

1.2 模型性能评价

评价 SVM 模型的预测性能一般采用均方差

指标,如式(4)所示。

$$S = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_i - \tilde{y}_i)^2} \tag{4}$$

式中: y_i 为数据集的实际值; $\tilde{y}$ 为数据集的预测值; k 为测试样本的数量。

2 SVM 的供电煤耗计算模型

2.1 计算模型

为了清晰掌握机组运行特性,便于对机组运行数据进行分析,建立支持向量回归 SVR(Support Vector Regression,)模型来分析数据。

为研究机组运行过程中的能耗特性,选取一些影响机组对煤炭需求量的因子的特征向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ip})$ 、机组对煤炭需求量的指标即供电煤耗 y_i ,构成回归数据集 $\{x_i, y_i\}$ 。其中 $i = 1, 2, \cdots, n, x_i \in R^p$ 为 P 维系统输入向量, $y_i = R$ 为系统输出,则支持向量机回归函数是非线性函数。通过训练样本进行构造的函数对机组运行供电耗煤量预测,并将预测值与实际值比较分析,可得到 SVR 模型的精确度。

2.2 计算结果分析

选取 4 组数据作为支持向量机的训练样本进行预测分析。

第 1 组选取机组在 50% ~ 60% 负荷区间工作的 22 组数据进行 SVM 拟合计算,预测机组运行供电煤耗值,如图 1a 所示。

由图 1a 可知,SVM 拟合计算煤耗与实际煤耗的变化趋势基本相同,实际煤耗和 SVM 计算值之间的最大相对误差率为 0.006 1,预测值与实际值十分接近,预测效果较好。

第 2 组训练样本取自发电机组运行负荷在 60% ~ 70% 区间的运行数据,共计 21 组。经过 SVR 模型训练,对机组在不同功率下的供电煤耗进行预测,如图 1b 所示。

由图 1b 可知,SVM 拟合计算煤耗处于机组实际耗煤值区间内,二者变化趋势基本相同,但 SVM 拟合计算煤耗变化幅度较小,从而使其与实际耗煤的误差随着实际耗煤变化幅度的增大而增大,最大误差出现在实际耗煤变化幅度较大的位置,最大误差率为 0.002 43。

第 3 组样本选取机组运行负荷在 80% ~ 90% 区间的 26 组数据。经过 SVM 拟合计算,预测机组运行供电煤耗值,如图 1c 所示。

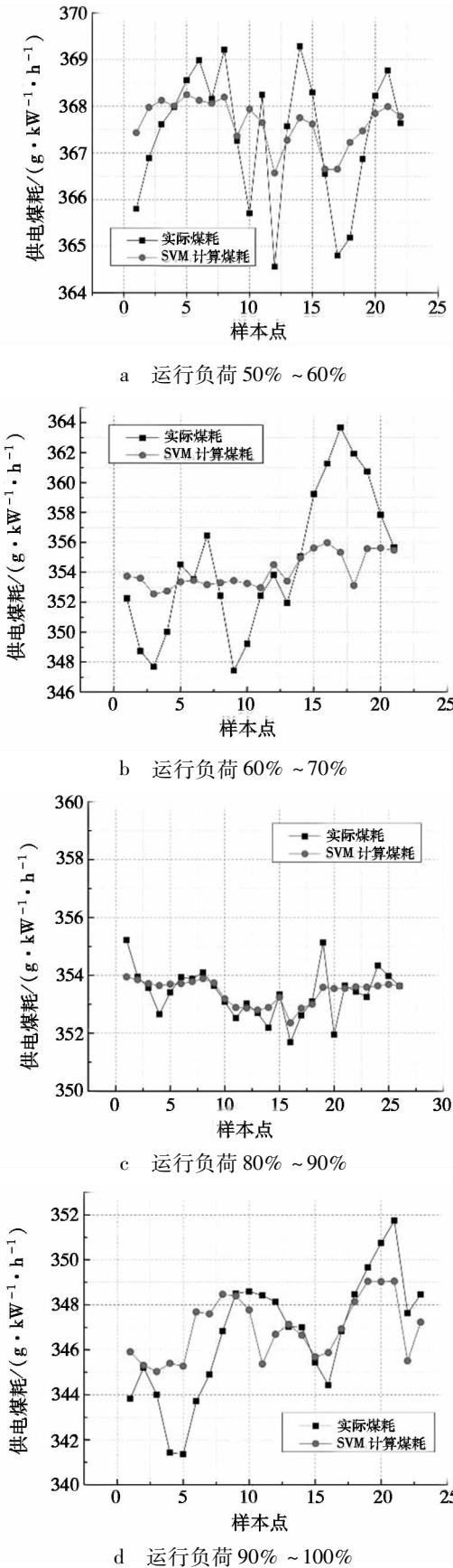


图 1 供电煤耗的 SVM 模型

Fig. 1 SVM-based power coal consumption model

由于该组数据处于机组稳态运行状态,机组供电煤耗变化趋势不大,训练样本数据处于一个稳态状态,SVM 计算煤耗值与实际值吻合较好,个别数据点基本一致。本次预测值处于较优状态,两者之间的最大相对误差率为 0.004 5。

第 4 组样本选取机组运行负荷在 90% ~ 100% 区间的 23 组数据。经过 SVM 拟合计算,预测机组运行供电煤耗值,如图 1d 所示。

由图 1d 可知,SVM 计算煤耗值与实际煤耗值基本吻合,两者之间最大误差率为 0.001 16。

通过 4 组训练样本数据的 SVM 预测分析,可以看出:当机组处于稳定状态时,SVM 计算结果与实际值偏差较小;当机组运行数据发生大的波动时,SVM 计算结果与实际值偏差较大,但都处于可接受范围内。因此,SVM 预测模型分析是可行的。

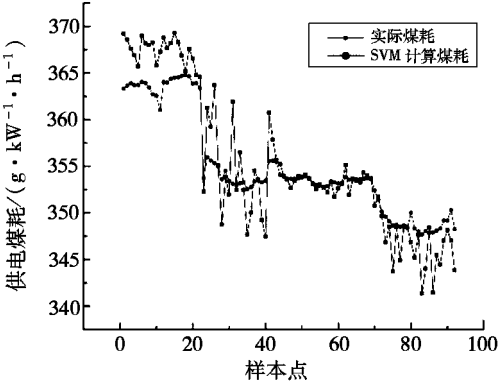
为了进一步考虑样本数量对 SVM 预测值的影响,选取机组负荷在 50% ~ 100% 时所有运行数据,在去除一些不良机组数据后,经过筛选得到 92 组数据作为训练样本,并从中选取 14 组数据作为测试样本。

以 92 组训练样本进行 SVM 拟合计算,得到机组供电煤耗特性曲线如图 2 所示。由图 2a 可知,经过 SVM 计算所得供电煤耗特性曲线与实际煤耗特性曲线基本吻合。由于训练样本数据较多,SVM 预测值与实际值偏差较小,误差率均值为 0.67%,最大误差率为 2.82%,训练样本量对于 SVM 预测值准确性有一定的帮助。由图 2b 可知,机组处于满负荷运行状态时,供电煤耗处于波动状态,但与 50% 负荷状态相比,供电煤耗较低。

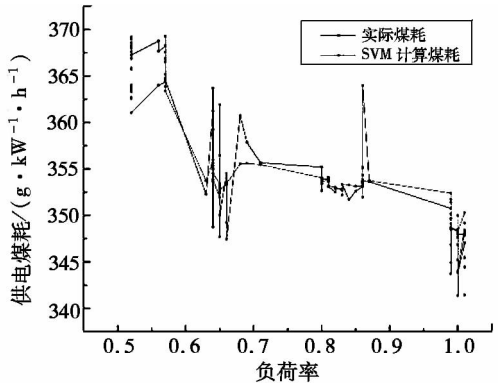
以 14 组测试样本对训练样本建立的 SVM 计算模型,进行测试,得到机组供电煤耗特性曲线如图 3 所示。由图 3 可知,SVM 预测模型计算值基本处于一个稳定值。与实际值相比,二者之间最大误差值为 $9.9\text{ g} \cdot (\text{kWh})^{-1}$,此时,机组工作负荷为 54%,平均误差为 $5.269\text{ g} \cdot (\text{kWh})^{-1}$ 。

3 结论

采用支持向量机 SVM 中的 SVR 计算模型,对机组能耗特性进行建模分析。分别选取四组数据,进行预测机组运行能耗对比分析,结果表明:稳定的数据样本,对于预测结果的精度有一定的影响;采用 SVM 中 SVR 计算模型能够反映机组的实际运行状态和运行特性,准确反映了负荷等



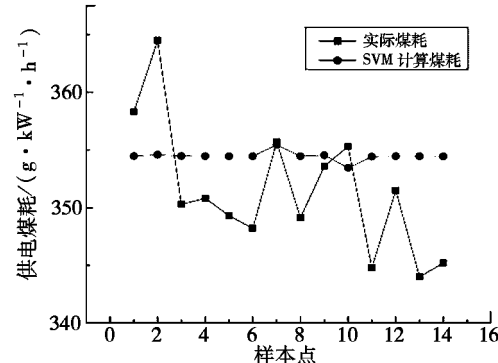
a 样本点与供电煤耗



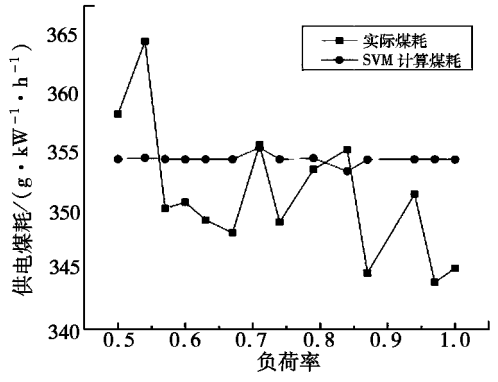
b 负荷率与供电煤耗

图 2 基于 SVM 的机组供电煤耗特性曲线(训练样本)

Fig.2 Characteristics of SVM-based power coal consumption(the training sample)



a 样本点与供电煤耗



b 负荷率与供电煤耗

图 3 基于 SVM 的机组供电煤耗特性曲线(测试样本)

Fig.3 Characteristics of SVM-based power coal consumption (the test sample)

条件对机组能耗特性的内在机制影响,模型精度 荷或满负荷时,机组供电耗煤量较低,为企业节能
能满足机组能耗特性的研究要求;机组处于高负 减排提供了理论基础和指导依据。

参考文献:

[1] 马美倩,吕伟为,沈国清,等. 基于声学测温与最小二乘支持向量机的锅炉炉膛灰污监测方法[J]. 电力科学与工程, 2012,28(7): 46-50.

[2] 王春林,周昊,周樟华,等. 基于支持向量机的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J]. 中国电机工程学报,2005,25(20): 72-76.

[3] 王春林. 大型电厂锅炉 NO_x 排放特性的支持向量机模型[J]. 浙江大学学报(工学版),2006,40(10):1 787-1 791.

[4] 郝祖龙,刘吉臻,田亮. 基于支持向量机的电站锅炉燃烧稳定性判别[J]. 华北电力大学学报,2007,34(4):51-55.

[5] 程勇,罗键,吴长庆. 基于支持向量机的环境质量评估方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(2):209-211.

[6] 潘秉超,王文欢,潘卫国,等. 支持向量机算法在电厂中的应用[J]. 上海电力学院学报,2013,29(1):5-8.

[7] 王晓文. 基于支持向量机的火电厂燃煤优化控制[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2013.

[8] 吴蕾. 基于支持向量机的环境数据分析与处理[D]. 长沙:中南大学,2013.

[9] VAPNIK V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社,2000.

Prediction Model for Coal Consumption of Power Generating Unit base on Support Vector Machine

WANG Na

(Wuxi Transportation Branch, Jiangsu Union Technical Institute, Wuxi Jiangsu 214151, China)

Abstract: There are many kinds of factors that has great impacts on the boiler efficiency, the relevant data is obtained by monitoring the influence factors. Based on SVM method, the model of relevant data are build. According to the predict model, the features of boiler can be accurately analysis. And the coal consumption of the power supply can be predicted under different load conditions , the optimal operation condition of the boiler is also obtained.

Keywords: support vector machine; boiler; data analysis; SVR

(责任编辑:李华云)