

基于支持向量机的锅炉过热系统建模研究

刘 胜, 李妍妍

(哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 由于锅炉过热系统具有强非线性、时变性的特点, 采用常规方法建立其数学模型十分困难, 因此提出了一种基于支持向量机和过程机理的过热系统建模方法。该方法利用机理模型产生的相关训练数据, 对支持向量机网络进行训练, 使之能够很好地逼近过热系统这一非线性模型, 同时利用不相关的数据样本对其泛化性能进行验证。从仿真结果可以看出, 采用内点法优化后的支持向量机网络, 经 3.18 s 后收敛, 学习的最大误差不超过 0.035 °C。因此, 该方法可以有效地对系统进行建模, 仿真精度高, 并且不仅仅是对过热系统, 同时也适用于整个锅炉系统的建模。

关 键 词: 锅炉; 过热系统; 支持向量机; 机理模型

中图分类号: TK223.3 文献标识码: A

引 言

目前, 锅炉的过热系统模型多用以机理为基础的集总参数的方法进行建模。采用集总参数法进行建模时, 由于假设条件的存在和集总参数法的近似性(由于人为取出口参数或入口参数作为特征参数而产生), 并且为了简化系统模型, 在整个仿真过程中模型的某些参数采用常数而忽略了某些参数是随着系统工况变化而改变的这一因素。因此, 系统的数学模型与真实系统之间存在着不可弥补的误差, 难以获得较精确的系统模型, 为进一步研究带来了诸多不便。而分布参数建模的方法虽然精度高, 但是模型复杂, 不易求解。

近年来, 人们虽然在采用神经网络来建立过程的非线性模型方面取得了长足的进步, 但由于常用的多层神经网络具有计算量大、收敛速度慢及容易陷入局部最小点等方面的缺点, 使它们的应用受到影响。为了解决这些问题, Vapnik 提出支持向量机(support vector machine, SVM)^[1], 即一种基于学习理论和结构风险最小化原理的新型学习机。支持向量机具有完美的数学形式、直观的几何解释和良好的泛化能力, 解决了模型选择与欠学习、过学习问

题以及非线性问题; 避免了局部最优解; 有效地克服了“维数灾难”, 且人为设定的参数少, 便于使用, 已经成功地应用于许多分类、识别和回归问题中^[2]。

以机理为基础的建模方法可深入描述系统内部机制与特性, 但模型中有许多难以确定的参数, 而支持向量机对非线性系统具有很强的逼近能力, 可以用来确定机理模型难以确定的参数部分。因此, 本文提出了一种基于支持向量机和过程机理的锅炉过热系统建模方法。

1 过热器的数学模型

应用线性化分布参数建模方法可得某工况点附近对象的传递函数^[3]:

$$\frac{T(s)}{D_{sp}(s)} = -K_{DT} \cdot e^{-\tau_0 s} \frac{\alpha_D T_m s}{1 + T_m s} \quad (1)$$

其中:

$$\tau_0 = V \cdot \bar{\rho} / D \quad (2)$$

$$\alpha_D = (\alpha_2 \cdot A) / (D \cdot c_p) \quad (3)$$

$$T_m = (M_j \cdot C_j) / (\alpha_2 \cdot A) \quad (4)$$

$$\alpha_2 = B \cdot \frac{\lambda^{0.6} c_p^{0.4}}{\mu^{0.4}} \cdot D^{0.8} \quad (5)$$

$$K_{DT} = (I_1 - I_{sp}) / (D \cdot c_{p2}) \quad (6)$$

上面各式中: T —过热器出口温度; D 、 D_{sp} —主蒸汽流量和喷水流量; I_1 、 I_{sp} —喷水处的蒸汽焓和喷水焓; c_p 、 c_{p2} —一环节中工质的平均定压比热和环节出口工质的定压比热; τ_0 —工质流过整个受热管的平均时间; α_D —动态参数; T_m —金属蓄热时间常数; V 、 $\bar{\rho}$ —环节容积和环节内工质的平均密度; A —环节内表面积; M_j 、 C_j —管壁金属的质量和比热; α_2 —对流放热系数; λ 、 μ —流体导热率和动力黏度; B —常数。

式(1)中的所有的模型参数均可以看作是工况参数(主蒸汽流量 D 、主蒸汽压力 P 以及温度 T)的

函数, 即影响模型参数发生变化的参数主要为工况参数(D 、 P 、 T)。

2 支持向量机原理

2.1 支持向量机的基本思想

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的, 也是统计学习理论中最实用的部分, 其基本思想可用图 1 的二维情况说明。

图 1 中, 实心点和空心点代表两类样本, H 为分类超平面, H_1 、 H_2 分别为过各类中离分类超平面最近的样本且平行于分类超平面的平面, 它们之间的距离叫做分类间隔 (Margin)。所谓最优分类面就是要求分类面不但能将两类正确分

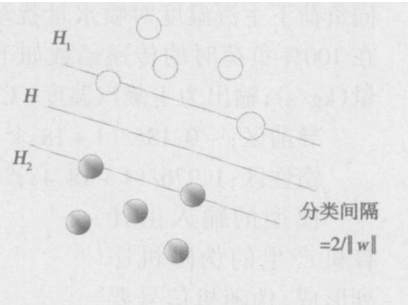


图 1 支持向量机分类示意图

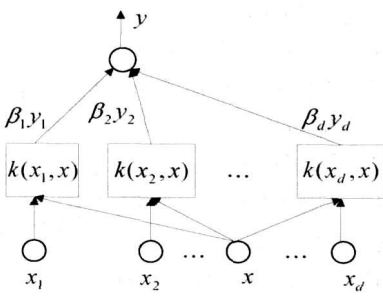


图 2 支持向量机结构示意图

开(训练错误率为 0), 而且使分类间隔最大。距离最优分类超平面最近的向量称为支持向量, 支持向量机形式上类似一个神经网络, 输出是中间节点的线性组合, 每个中间节点对应一个支持向量。其结构如图 2 所示。

设样本为 n 维向量, 某区域的 l 个样本及其所属类别表示为:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l) \in R^n, \{-1, +1\} \quad (7)$$

超平面 H 表示为:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (8)$$

显然, 式(8)中 w 和 b 乘以系数后仍满足方程。

设对所有样本 x_i 满足下列不等式:

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, l \quad (9)$$

点 x 到超平面 H 的距离为:

$$d(w, b, x) = |w \cdot x + b| / \|w\| \quad (10)$$

根据最优分类超平面的定义, 则分类间隔可表

示为:

$$p(w, b) = 2 / \|w\| \quad (11)$$

要使分类间隔最大, 就是使 $2 / \|w\|$ 最大。因此构造最优分类超平面的问题可以转化为在满足式(9)的条件下最小化的问题:

$$\Phi(w, b) = \frac{1}{2} w \cdot w \quad (12)$$

另外, 考虑到可能存在一些样本不能被超平面正确分类, 因此引入松弛变量:

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \quad (13)$$

显然, 当分类出现错误时, ξ_i 大于零, $\sum_{i=1}^l \xi_i$ 是分类误差量的一个上界, 为此引入错误惩罚分量, 因此构造广义最优分类超平面问题就转化为在约束条件下最小化函数的问题:

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, l \quad (14)$$

$$\Phi(w, b) = \frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (15)$$

式中: C —正常数, C 越大, 对错误的惩罚越重, 其中第一项使样本到超平面的距离尽量大, 从而提高泛化能力; 第二项使误差尽量小。

2.2 支持向量机回归算法

支持向量机回归的基本思想是通过一个非线性映射 Φ 将数据映射到高维特征空间 F , 并在这个空间进行线性回归, 如下式所示:

$$f(x) = (w \cdot \Phi(x)) + b, \quad (\Phi: R^N \rightarrow F, w \in F) \quad (16)$$

式中: b —阈值。这样, 在高维特征空间的线性回归就对应于低维输入空间的非线性回归, 免去了在高维空间 w 和 $\Phi(x)$ 的点积计算。由于 Φ 是固定不变的, 因此影响 w 的有经验风险的总和 R_{emp} 以及使其在高维空间平坦 $\|w\|^2$, 则有:

$$R(w) = R_{emp} + \lambda \|w\|^2 = \sum_{i=1}^l e(f(x_i) - y_i) + \lambda \|w\|^2 \quad (17)$$

式中: l —样本的数目; $e(\cdot)$ —损失函数; λ —调整的常数。最小化 $R(w)$ 即可得到用数据点表示的 w :

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad (18)$$

式中: $\alpha_i - \alpha_i^*$ —使 $R(w)$ 最小的解, 考虑式(16)和式(18), $f(x)$ 可表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (19)$$

式中: $k(x_i, x) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$ —核函数, 是满足 Mercer 条件的任何对称的核函数, 对应于特征空间的点积^[4]

3 基于支持向量机的过热系统辨识

对于一个非线性的 SISO 系统, 给定动态系统的输入输出时间序列, $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$, $x_i \in R$ 是系统的输入变量数据, $y_i \in R$ 是系统的输出变量数据, 由此可以构建系统的非线性函数。由于辨识对象具有时滞的特性, 所以必须把历史信息引入训练样本中去。假定过热系统的输入输出特性可以由下面的时间离散方程描述^[5]:

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)) \quad (20)$$

式中: m, n —系统输入和输出的阶数, 且文中所讨论的系统中 $m=1, n=2$ 。因此, 支持向量机的训练样本集合可以定义为:

$$D = \{(x_i, y_i) \quad i=1, 2, \dots, l \quad y_i = y(k+1);$$

$$x_i = [y(k), y(k-1), u(k)] \quad (21)$$

这样历史信息就被引入到每个样本中来, 就可以用该样本集合来训练系统模型。整个系统辨识过程如下:

(1) 给定训练样本集: $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$

(2) 选择适当的正数 ϵ 和 C , 并选择适当的核函数, 这里采用的是径向基函数。

(3) 求解最优化问题:

$$\alpha^{(*)} \in R^{2l} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_j^*) (\alpha_j^* - \alpha_i^*) k(x_i, x_j) +$$

$$\epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \quad (22)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i^*, \alpha_i \leq \frac{C}{l}, i=1, 2, \dots, l$$

得到最优解 $\bar{\alpha} = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$;

(4) 构造决策函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) k(x_i, x) + \bar{b} \quad (23)$$

式中: \bar{b} 按下列方式计算: 选择位于开区间 $(0, C/l)$ 中的 $\bar{\alpha}_j$ 或 $\bar{\alpha}_k^*$, 若选到的是 $\bar{\alpha}_j$, 则:

$$\bar{b} = y_j - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) (x_i \circ x_j) + \epsilon \quad (24)$$

若选到的是 $\bar{\alpha}_k^*$, 则:

$$\bar{b} = y_k - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) (x_i \circ x_k) - \epsilon \quad (25)$$

这里, 根据式 (23) 所求出的 $f(x)$ 就是基于 SVM 模型的系统输出。支持向量机的训练流程如图 3 所示。

4 系统仿真

由于实际锅炉系统过热器的准确数据难以获得, 本文应用精确的分布参数模型产生相关的训练数据。文献[3]在对超临界 600 MW 直流锅炉高温过热器动态特性进行机理分析的基础上, 给出了不同负荷下主汽温度对喷水量扰动的动态特性, 其中在 100% 负荷时的传递函数如下, 其输入为喷水流量 (kg/s), 输出为主蒸汽温度 ($^{\circ}C$)。

$$\text{导前区: } -0.185 / (1 + 18s)^2 \quad (26)$$

$$\text{惰性区: } 1.276 / (1 + 18.4s)^6 \quad (27)$$

模型的输入由计算机产生的伪随机序列形成, 伪随机信号要求应该能够激励系统在整个的工作范围或所需建模范围内运行。这样训练后的支持向量机网络才能在全范围内逼近实际系统。

这里取输入 $u(t)$ 为一伪随机信号, 变化幅度为 ± 3 (每一个单位相当于喷水流量 10 kg/s), 对上述对象进行仿真, 取采样周期为 1 s, 仿真时间为 1 000 s, 共记录了 173 对数据, 将记录的数据

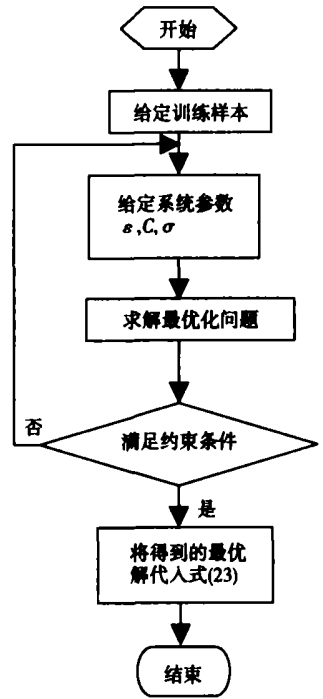


图 3 SVM 的训练过程

作为支持向量机的训练样本。本文中的支持向量机的训练优化方法采用内点法, 学习时间为 3.18 s, 经优化后的 SVM 参数如下: $C=10, \epsilon=0.05, \sigma=0.2$ 。此时, SVM 的输出就是所要逼近的非线性函数的输出。将训练后的 SVM 输出与参考模型输出的仿真结果进行比较, 如图 4 和图 5 所示。

从图 4 和图 5 可以看出, 经训练后的支持向量机网络可以很好地逼近系统的模型, 仿真精度较高, 收敛速度快。但这里需要指出的是, SVM 的收敛速度受样本数的影响很大, 其主要原因是: 首先, SVM 方法需要计算和存储核函数矩阵, 当样本点数目较大时, 需要很大的内存, 例如: 当样本点数目超过 4 000 时, 存储核函数矩阵需要多达 128 MB 内存^[6], 这使得在大样本情况下不可能将整个矩阵同时保存

在内存中,增加了虚拟内存页替换的频率;其次,SVM在二次寻优过程中要进行大量的矩阵运算,多数情况下,矩阵运算占用了算法时间的主要部分。针对此问题,许多研究学者提出了SVM的改进算法^[7]。由于本文中所需的训练样本数不大,所以采用经典的SVM算法即可满足要求。

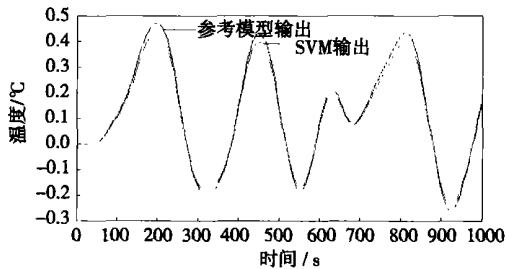


图 4 训练后的 SVM 输出与参考模型输出的对比曲线

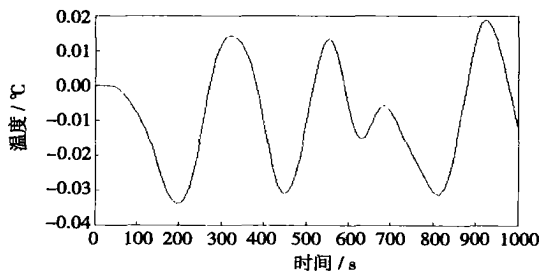


图 5 训练网络的输出误差曲线

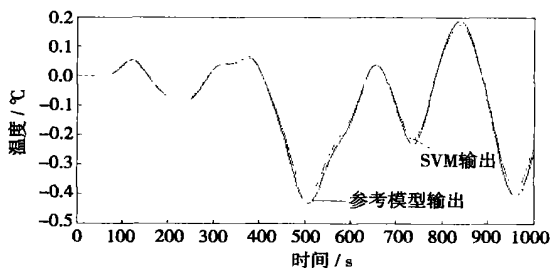


图 6 采用测试数据的 SVM 输出与参考模型输出的对比曲线

为了验证支持向量机的泛化能力,另取一组与训练时系统输入互不相关的伪随机信号作为输入,并进行仿真,采样周期为 1 s,仿真时间为 1 000 s,共记录了 173 对数据,将记录的数据作为测试数据,输入到上述支持向量机模型,采用测试数据的 SVM 输出与参考模型输出的比较如图 6 和图 7 所示。

从图 6 和图 7 中可以看出,SVM 的输出能较好地跟踪测试数据,可见所得支持向量机网络具有较好的泛化能力。

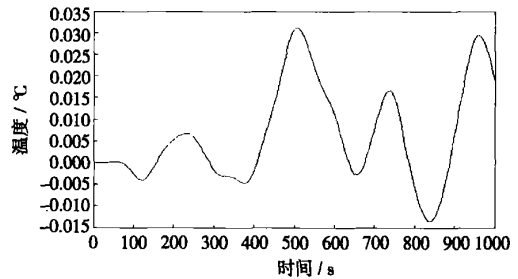


图 7 测试网络的输出误差曲线

5 结 论

本文提出了一种基于支持向量机和过程机理特性的锅炉过热系统的建模方法,并对其进行了仿真研究。仿真结果表明,SVM 在学习效率、解决过学习问题、全局最优化等方面都表现出良好的性能。由于统计学习理论和 SVM 建立了一套较好的有限样本下机器学习的理论框架和通用方法,既有严格的理论基础,又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,使得它在辨识时表现出突出的优势。而且该网络模型的训练除具有通常的输入和输出间的纯数值映射关系学习功能之外,还较为充分地体现了系统输入输出间的物理机理学习,从而较好地保证了网络模型的联想能力。该方法不仅仅是对过热系统,而且对于整个锅炉系统也是适用的。

参考文献:

- [1] VLADIMIR N VAPNIK. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社,2000.
- [2] 胡国胜. 支持向量机算法及应用[J]. 现代电子技术,2005,28(3):106-109.
- [3] 范永胜,徐治皋,陈来九. 基于动态特性机理分析的锅炉过热气温自适应模糊控制系统研究[J]. 中国电机工程学报,1997,17(1):23-28.
- [4] ZHANG L,ZHANG B. Relationship between support vector set and kernel functions in SVM[J]. Comput Sci & Technol, 2002,17(5):549-552.
- [5] 张浩然,韩正之,李昌刚. 基于支持向量机的非线性系统辨识[J]. 系统仿真学报,2003,15(1):119-121.
- [6] HART J C. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization // Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning [C]. Cambridge: MAI MIT Press, 1999. 185-208.
- [7] 王晓丹,王积勤. 支持向量机训练和实现算法综述[J]. 计算机工程与应用,2004,40(13):75-78,175.

(辉 编辑)

基于支持向量机的锅炉过热系统建模研究 = **A Study of the Modeling of a Boiler Superheating System Based on a Supportive Vector Machine** [刊, 汉] / LIU Sheng, LI Yan-yan (College of Automation under the Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 38 ~ 41

Due to such features as a strong non-linearity and time-variation etc. specific to a boiler superheating system, it is very difficult to establish a mathematical model for the latter by using a conventional method. Hence, the authors have proposed a method for modeling a boiler superheating system based on a supportive vector machine and process mechanism. By making use of the relevant training data produced by a mechanism model, one can use the proposed method to train a network of the supportive vector machine, enabling the network to very well approximate to the non-linear model of the superheating system and in the meantime to utilize irrelevant data samples to verify its generalized performance. It can be seen from the simulation results that the network of the supportive vector machine will converge after 3.18 seconds when it has been optimized by using an inner point method. The maximal error of the learning process will not exceed 0.035 °C. Consequently, the method can be used to effectively build a model for a system with a high simulation accuracy and is suited for modeling not only a superheating system but a whole boiler system. **Key words:** boiler, superheating system, supportive vector machine, mechanism model

基于数据融合的燃料量软测量及煤质发热量在线校正 = **Soft Measurement of Fuel Quantity Based on Data Fusion and On-line Calibration of Coal Heat Values** [刊, 汉] / ZHAO Zheng, LIU Ji-zhen, TIAN Liang (Education Ministry Key Laboratory on Power Plant Equipment Condition Monitoring and Control, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 42 ~ 45, 60

To guarantee the accuracy and reliability of fuel quantity measurement, a method for soft measurement of fuel quantity is presented based on data fusion. A model for the soft measurement of fuel quantity has been established mainly through an analysis of the measured values relating to fuel quantity and a statistical analysis of on-site operation data. The data from several sensors were processed by using the data fusion technique, effectively enhancing the accuracy of the data from the soft measurement. The model for soft measurement of fuel quantity established through a simulation verification can reflect comparatively well the change in actual fuel quantity, improving the safety and reliability of the whole system. Meanwhile, taking into consideration the status quo of time-related variation of coal quality and through a statistical analysis of the elements and industrial analytic results of 56 kinds of coal, one can find out the relation between the low heat value and theoretical air quantity as well as the relation between the water and ash content in coals on an as received basis on the one hand and the fuel low heat value on the other. Two methods for an on-line calibration of fuel low heat values are thereby presented. With the change in the low heat value representing a change in coal quality, the coal-air ratio can be optimized, thus providing an on-line basis of coal quality changes for performance calculations and combustion optimization. **Key words:** soft measurement, data fusion, fuel quantity, low heat value

流化床床料与燃煤颗粒的形貌分析 = **Morphological Analysis of Fluidized Bed Materials and Raw Coal Particles** [刊, 汉] / LIU Bai-qian, SU Wei-qiang, HONG Hui, et al (College of Mechanical Engineering under the Beijing University of Science and Technology, Beijing, China, Post Code: 100083) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 46 ~ 51

The morphology of raw coal and cold cinder particles sifted through a wide-mesh screen from a circulating fluidized bed boiler has been measured along with a study of the change in sphericity, Zingg exponent and fractal fraction. Correlated was the conversion relation between Wadell and Krumbein sphericity. The study shows that the cold cinder produced by the combustion of coal sifted through a wide-mesh screen has non-linear characteristics stronger than those of raw coal. If an equivalent volumetric diameter is employed, its correlation with Wadell and Krumbein sphericity has all been concentrated to a scattering point chart in a certain zone range. Morphological particle distribution in case of using flatness elongation and Zingg exponent to serve as indexes will exhibit a morphological appearance of a great majority of particles, in