

DOI: 10.3969/j.issn.1006-4729.2013.01.002

支持向量机算法在电厂中的应用

潘秉超, 王文欢, 潘卫国, 何明福

(上海电力学院 能源与机械工程学院, 上海 200090)

摘要: 支持向量机(SVM)是基于结构风险最小化原理的机器学习技术,在解决小样本、非线性和高维的机器学习问题中表现出许多特有的优势,适用于函数预测、模式识别和数据分类领域。该算法在火电厂运行优化、清洁生产、故障诊断等方面均有应用,参数预测精度能够满足工程应用,为火电厂的节能优化和故障诊断提供一个新的研究方向。

关键词: 火电厂; 支持向量机; 软测量

中图分类号: TM621; TP274.4

文献标志码: A

文章编号: 1006-4729(2013)01-0005-04

Application Research of Power Plant Based on Support Vector Machine Algorithm

PAN Bingchao, WANG Wenhuan, PAN Weiguo, HE Mingfu

(School of Energy and Mechanical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Support Vector Machine (SVM) is a machine learning technique demonstrating many peculiar advantages in solving machine learning problems of small sample, nonlinear and high dimensional. It is applicable to the field of function prediction, pattern recognition and data classification. The algorithm is applied to operation optimization, clean production and fault diagnosis in thermal power plant, and its parameter prediction accuracy can satisfy the engineering applications, and thus provides a new research direction for the thermal power plant operation optimization and fault diagnosis.

Key words: thermal power plants; support vector machine; soft measurement

在工业生产过程中,存在着许多无法或难以直接测量的变量。这些变量有的虽然可以用在线分析仪进行检测,但需要很大的投资,并可能因有较大的测量滞后使调节不及时,使得到的结果存在很大偏差。因此,现代电厂引进了软测量技术,通过构造某种数学关系来推断和估计主导变量,用软件来代替硬件功能。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)理论是由 VAPNIK^[1]在

1963 年提出的,标准 SVM 算法设计复杂度与训练样本个数有关,当样本数目过大时,求解相应的二次规划问题就变得复杂,计算速度也会相应变慢,尤其在很多工程中需要调用大量的现场数据,因此在实际应用中标准支持向量机的计算速度受到很大制约。1999 年 SUYKENS^[2]提出了最小二乘支持向量机(LS-SVM)算法,其作为标准 SVM 算法的一个变种,可以解决此类问题。它与标准

收稿日期: 2012-03-27

通讯作者简介: 潘秉超(1988-)男,在读硕士,浙江台州人,主要研究方向为火电厂运行优化。E-mail: pbc2014@163.com.

基金项目: 上海市教育委员会重点学科(J51304)。

SVM 算法的主要区别在于^[3,4]: 采用了二次损失函数, 将 SVM 中的二次规划问题转化为线性方程组求解, 在保证精度的同时大大降低了计算的复杂性, 加快了求解速度. 目前, 应用较多的都是改进后的最小二乘支持向量机算法^[5]. 目前该算法除了应用于风能^[6,7]和核电^[8]外, 在火电厂中也有相对较广泛的应用, 主要应用于电厂运行优化、清洁生产和故障诊断等方面. 本文综述了最近几年来支持向量机在电站运行生产中的应用状况, 分析了该算法在目前应用中的优缺点, 并探讨了其应用前景.

1 支持向量机算法简介

1.1 基本结构

SVM 方法是统计学习理论的一种通用学习方法, 是一种很有潜力的数据分类和回归工具. 该算法^[9]的目的是建立待测变量与其他一些可测或易测的过程变量之间的关系, 通过对可测变量的检测、变换和计算, 间接得到待测变量的估计值. 软测量模型的输出可作为过程控制系统状态变量或输出变量的估计值, 送入控制装置, 参与反馈控制. 通过 SVM 软测量模型对待测变量进行最优估计, 将估计值作为控制系统的反馈变量, 参与对控制对象的控制, 这样, SVM 软测量模型就可以看成一个非线性映射, 而不必关心对象的具体结构以及机理. 基于 LS-SVM 的软测量模型属于黑盒子一类的模型, 只关心对象的输入与输出, 而不关心对象的具体结构, 输入与输出的映射关系由最小二乘支持向量机来完成. 其基本结构如图 1 所示.

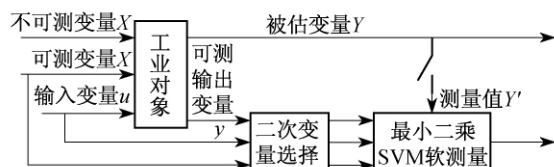


图1 LS-SVM 软测量模型结构

1.2 LS-SVM 算法

LS-SVM 算法的目标函数为^[10]:

$$\min_{\omega, b, \rho} = \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2$$

式中: e_i ——误差变量;

γ ——可调函数, 又称正规化参数.

$$\text{s. t. } y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, 2, \dots, l$$

式中: ω ——权矢量;

b ——偏差量.

其 Lagrange 函数为:

$$L = J - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i],$$

$$i = 1, 2, \dots,$$

式中: α_i ——拉格朗日乘子.

求解的优化问题可转化为求解线性方程, 即:

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{1}^T \\ \vec{1} & \delta + \gamma^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}$$

式中: $y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$;

$$\vec{1} = [1, \dots, 1]^T;$$

$$\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]^T;$$

$$\delta = \varphi(x_k)^T \varphi(x_1) = K(x_k, x_1).$$

软测量的模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x_k, x_1) + b$$

等式约束将求解优化问题转化成求解线性方程, 优化问题用线性方程求解显然可以大大减少算法的复杂度. 其建模过程需要选取正确的正规化参数集和核函数, 常用的核函数有以下 3 个:

(1) 线性核 $K(x, y) = x \cdot y$;

(2) 多项式核 $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$ (d 为多项式核的阶次);

(3) RBF 核 $K(x, y) = \exp[-(x - y)^2 / 2\sigma^2]$ (σ 为核函数宽度参数), 而最小二乘支持向量机的函数估计精度和收敛速度受 (γ, σ) 选择的影响^[11-13].

2 SVM 在电厂中的具体应用

2.1 在电厂运行优化中的应用

飞灰含碳量和锅炉入炉煤质都是影响锅炉燃烧效率的重要指标, 对机组的经济和安全运行有着重要的影响. 目前, 电站锅炉飞灰含碳量的在线测量大都采用在锅炉水平烟道上安装微波测碳仪来实现, 但该方法在技术及保养维修方面均存在问题. 张贵伟等人^[14]引入最小二乘支持向量机算法, 对河北邯郸热电股份有限公司的锅炉进行了分析, 采集了近一个月的数据进行模型验证和分析, 为火电厂实时监测飞灰含碳量提供了一种新的有效的测量手段. 范诚豪等人^[15]根据现场锅炉

运行数据,用支持向量机方法对入炉煤质进行预测,并将结果与基于烟气信息与工业分析的机理模型推导得出的入炉煤质数据进行对比分析,结果表明,支持向量机预测模型的精度能够满足工程实际应用。

烟气含氧量可以通过电厂实时数据测得,但运行中热力参数波动会影响最终锅炉效率的计算精度。目前一种可行的方法是引入支持向量机进行模型的回归预测,以提高实测数据的准确性。熊志化等人^[16]提出了一种基于支持向量机的烟气含氧量的软测量建模方法;张炎欣等人^[17]提出了一种基于即时学习策略的改进支持向量机预测建模方法;而王宏志等人^[18]则通过粒子群算法(PSO)进行参数优化后再进行支持向量机的预测建模。3种方法都能满足锅炉燃烧过程中烟气含氧量预测的实时性要求,为火电厂的安全和经济运行提供了强有力的保障。

在分析系统流程的基础上,本文从某电厂600 MW机组DCS数据中选取主蒸汽流量、入炉煤量、排烟温度、送风量、送风机电流、引风量、引风机电流共7组属性作为二次变量,其中100组数据作为训练集,20组数据作为测试集,使用支持向量机方法对其进行回归建模,得到的结果如图2所示。

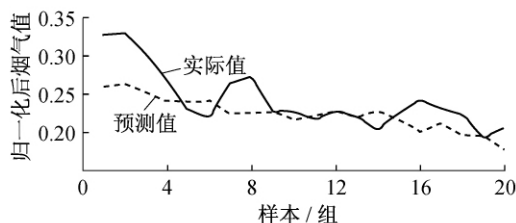


图2 实际和预测的烟气含氧量对比

通过计算可得到这20组数据最小绝对误差为0.177%,最大绝对误差为20.67%,而平均绝对误差为9.403%。实验结果证明了支持向量机方法用来预测烟气含氧量的能力,模型得到的结果令人满意。

同时,周建新、王雷等人^[19-21]在主蒸汽流量和汽机热耗率建模中也使用了支持向量回归算法,为实际生产过程提供了一种新的测量方法。

2.2 在电厂清洁生产中的应用

目前,我国的污染物排放量很大,大气污染相当严重,而电厂向大气排放的烟气就是一个不可忽视的污染源。如何减少 NO_x 和 SO_2 的排放量是

电厂一直以来所要面对的重要难题。周建国和王春林等人^[22-23]对不同工况下的 NO_x 排放进行了支持向量机的预测,从理论上保证了模型的泛化能力,具有更加可靠的推广性。洪文鹏等人^[24]采用支持向量机模型,预测了氨法烟气脱硫装置的脱硫效率,较好地解决了复杂的非线性模型的预测,提高了在实际工程中实时监测方面的准确性。同时,王雷等人^[25]提出采用支持向量回归时间序列预测法来预测凝汽器清洁系数,该指标反映了凝汽器水侧管壁的脏污程度,直接关系到凝汽器传热性能的好坏。在电厂化学水处理结垢量的研究方面,何兆云^[26]通过预测模型迭代预算找出成垢的规律性,从而为发电厂的安全稳定运行提供了数据支持。此外,徐志明等人^[27]将燃煤锅炉受热面结渣程度的预测问题转化为一个函数估计问题,利用非线性支持向量回归机方法进行燃煤结渣预测,为锅炉安全性与经济性运行提供了可靠的技术依据。

2.3 在电厂故障诊断及其他方面的应用

由于设备结构的复杂性和运行环境的特殊性,汽轮机在电力生产中的故障率较高,因此对机组进行故障诊断是保证其稳定安全运行的重要前提。汽轮机常见的故障有:转子质量不平衡;转子动静碰磨;裂纹;油膜涡动;油膜振荡等^[28]。司娟宁等人^[29]通过主要成分分析法进行数据降维和特征提取后,利用支持向量机对样本进行测试分类,正确且有效地诊断了多类汽轮机故障。宫唤春^[30]对凝汽式汽轮机的凝汽设备故障诊断进行仿真,证明了基于支持向量机诊断的准确性和快速性,为汽轮机故障诊断的发展提供了一个新的思路。

此外,刘定平等^[31]将支持向量机和遗传算法应用于电厂制粉系统的优化控制,对已经使用支持向量机训练后的制粉单耗模型进行遗传算法的系统优化,克服了最小二乘支持向量机建立的模型所存在的高度非线性特性的缺陷,提供了一套节能降耗的火电厂制粉系统优化调整方案。

3 结 语

本文主要介绍了支持向量机方法在火电厂中的应用现状,同时将电厂烟气含氧量作为目标值对其进行建模预测,得到的最终预测模型满足了

在线诊断的需要,用实验验证了 SVM 算法在电厂软测量方面的可靠性,对实现火电厂运行优化和清洁生产具有重要意义。

目前,SVM 算法在电厂各个领域展现出良好的应用前景,我们相信 SVM 的应用研究还有很大的潜力可挖,如果将其与其他算法(如神经网络、遗传算法)结合起来研究,最终会得到比较准确的预测模型,从而为电厂的 DCS 系统数据的有效挖掘提供依据。

参考文献:

- [1] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer Verlag, 1999: 211-219.
- [2] SYUKENS Jak, VANDEWALLDE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [3] SUYKENS Johan A K, VAN GESTEL Tony, De BRABANTER Jos. Least squares support vector machines [M]. World Scientific, 2002: 147-155.
- [4] LAVABYA S, ARYA S S. An approach for measuring semantic similarity between words using SVM and LS-SVM [C]//Proceeding of International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), Coimbatore, 2012: 1-4.
- [5] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 最小二乘支持向量机的算法研究 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2010, 50(7): 1 063-1 066.
- [6] SANGITAB Patil, DESHMUKH Surekha R. Use of support vector machine for wind speed prediction [C]//Proceeding of International Conference on Power and Energy Systems (ICPS), Chennai, 2011: 1-8.
- [7] LYDIA M, KUMAR S Suresh. A comprehensive overview on wind power forecasting [C]//Proceeding of IPEC Conference, Coimbatore, 2011: 268-273.
- [8] 徐金良, 陈五星, 唐耀阳. 基于粗糙集理论和支持向量机算法的核电厂故障诊断方法 [J]. 核动力工程, 2009, 30(4): 52-54.
- [9] BRAUN Andreas Ch, WEIDNER Uwe, HINZ Stefan. Support vector machines, import vector machines and relevance vector machines for hyperspectral classification—a Comparison [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2011, 6(3): 101-120.
- [10] ASSUNÇAO T C B N, SILVINO J L, RESENDE P. Application of least squares support vector machines in modeling of the top-oil temperature [J]. Industrial Electronics and Telecommunications, 2007: 463-468.
- [11] 吴东垠, 盛宏至. 燃煤锅炉制粉系统的优化运行试验 [J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12): 218-221.
- [12] KAHRAMAN F, CAPAR A. Comparison of SVM and ANN performance for handwritten character classification [C]//Proceedings of the IEEE 12th Conference, 2004: 615-618.
- [13] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A *et al.* A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization [C]//Proceedings of IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [14] 张贵伟, 鲍琳, 李奇伟. 一种实用的火电厂飞灰含碳量软测量建模方法 [J]. 自动化与仪器仪表, 2010(6): 112-115.
- [15] 范诚豪, 韦红旗. 基于支持向量机的锅炉煤质预测模型 [J]. 华东电力, 2008, 36(10): 123-127.
- [16] 熊志化, 邵惠鹤, 张卫庆. 基于支持向量机的火电厂烟气含氧量软测量 [J]. 测控技术, 2004, 23(8): 15-16.
- [17] 张炎欣, 张航, 王伟. 基于即时学习策略的火电厂烟气含氧量软测量 [J]. 装备制造技术, 2010(4): 47-51.
- [18] 王宏志, 陈帅, 侍洪波. 基于最小二乘支持向量机和 PSO 算法的电厂烟气含氧量软测量 [J]. 热力发电, 2008, 37(3): 35-38.
- [19] 周建新, 王雷, 吴海姬, 等. 基于支持向量回归的大容量机组主蒸汽流量建模 [J]. 热能动力工程, 2008, 23(2): 122-126.
- [20] 王雷, 张欣刚, 王洪跃, 等. 基于支持向量回归算法的汽轮机热耗率模型 [J]. 动力工程, 2007, 27(1): 19-23.
- [21] 王雷, 张瑞青, 肖增弘, 等. 基于 SVM 的主蒸汽流量回归估计 [J]. 华东电力, 2008, 36(12): 89-92.
- [22] ZHOU Jianguo, AN Yuanyuan. Forecasting NO_x emissions in power plant using rough set and QGA-based SVM [C]//Proceedings of 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), 2010(4): 553-556.
- [23] 王春林, 周昊, 李国, 等. 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.
- [24] 洪文鹏, 刘广林. 基于最小二乘支持向量机的氨法烟气脱硫装置脱硫效率预测 [J]. 动力工程学报, 2011, 31(11): 846-850.
- [25] 王雷, 徐志皋, 司凤琪. 基于支持向量回归的凝汽器清洁系数时间序列预测 [J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(14): 62-66.
- [26] 何兆云. 基于支持向量机的电厂化学水处理结垢量预测研究 [J]. 能源与环境, 2008(31): 129.
- [27] 徐志明, 文孝强, 孙媛媛, 等. 基于最小二乘支持向量回归的燃煤锅炉结渣特性预测 [J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(17): 8-12.
- [28] 韩璞. 火电厂计算机监控与检测 [M]. 北京: 中国水利出版社, 2005: 379-413.
- [29] 司娟宁, 刘金园, 董泽, 等. 基于主成分分析与支持向量机的汽轮机故障诊断 [J]. 汽轮机技术, 2011, 53(2): 139-142.
- [30] 宫唤春. 基于支持向量机的凝汽器故障诊断研究 [J]. 热力透平, 2009, 38(1): 57-60.
- [31] 刘定平, 肖蔚然. 应用最小二乘支持向量机和混合遗传算法的制粉系统优化控制 [J]. 动力工程, 2007, 27(5): 728-731.

(编辑 胡小萍)