

Online Monitoring of Dust Concentration in Power Plant Based on BP Neural Network and SVM

Yifan Zhao, Zhongguang Fu

Key Laboratory of Condition Monitoring and Control for Power Plant Equipment, North China Electric Power University, Beijing
Email: hbdl_zyf@126.com

Received: Jul. 21st, 2016; accepted: Aug. 14th, 2016; published: Aug. 17th, 2016

Copyright © 2016 by authors and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

For the purpose of achieving online monitoring of dust concentration, the online monitoring parameters in DCS system are adopted to analyze the factors which influence the concentration of smoke dust, and the BP neural network and support vector machine are used to propose an on-line monitoring method for dust concentration proposed. Simulation and prediction are based on the operating data of a power plant 600 MW unit. The simulation results show that the prediction accuracy of the two models is both more than 96%, and the prediction error of BP model is less than 4%, while the error of SVM model is even less than 2.5%. On the whole, these two models are ideal for dust concentration monitoring, but the accuracy of the SVM model is relatively higher, and it has higher generalization ability, and is more stable. Therefore, it can be a kind of effective method for on-line monitoring.

Keywords

Dust Concentration, On-Line Monitoring, BP Neural Network, Support Vector Machine (SVM)

基于BP神经网络和SVM的电厂粉尘浓度在线监测

赵一凡, 付忠广

华北电力大学电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 北京
Email: hbdl_zyf@126.com

收稿日期: 2016年7月21日; 录用日期: 2016年8月14日; 发布日期: 2016年8月17日

摘要

基于电厂经济环保运行的要求, 需对电厂的污染物排放浓度实时监测。本文以排烟粉尘浓度为例, 通过分析电厂DCS系统的在线监测数据, 建立了BP神经网络和支持向量机两种粉尘浓度的在线监测模型。对模型进行实例验证(数据来源于某电厂600 MW机组), 结果显示BP模型的预测精度达到96%以上, 而SVM模型精度则达到97.5%以上。从总体上看, 这两种模型对于粉尘浓度在线监测效果都比较理想, 相对而言SVM模型的模拟的精度较高, 且具有更高的泛化能力。

关键词

粉尘浓度, 在线监测, BP神经网络, 支持向量机

1. 引言

长久以来, 燃煤电厂都是环保监察的重点单位, 这要求电厂要更加严格的控制各种污染物的排放量。国家针对电厂的各项排放物都制定了严格的指标。虽然可以通过运行状况大致控制排放浓度, 但不能及时确定是否超标, 所以实现在线监测非常有必要。粉尘, 众所周知, 既污染环境, 易导致雾霾、浮尘和酸雨等恶劣天气; 又危害人体健康, 引发呼吸道疾病, 甚至致癌。因此本文以粉尘排放浓度为例, 探索建立污染物排放在线检测模型。

目前, 多数电厂采用的是离线取样的过滤称重法。国内外也有一些在线测量方法, 如电容法、 β 射线法、光散射法, 还有各类粉尘浓度传感器[1]。但受检测原理、仪器校准和操作规范等条件的限制, 测量会有较大误差。因此软测量技术被引入, 来弥补仪表等硬件的不足[2]。软测量就是利用数学的映射思想, 利用人工智能建立各种模型, 模拟出已知数据与期望数据间的映射关系[3]。常用的建模方法有神经网络、支持向量机、模糊数学和自适应模拟等[4]。本文选择BP神经网络和支持向量机(SVM)法进行建模, 并用某600 MW机组的实际运行数据进行模拟验证。

2. 基于BP神经网络的粉尘浓度在线监测模型

2.1. BP神经网络

BP神经网络做为一种机器学习方法, 内嵌了很多数学思想和学习准则, 基本思想是将输入数据经过多次迭代运算得到输出值。正向运算过程: 已知量由输入层输入, 经过隐含层的学习, 由输出层得到预测值。反向判断过程: 将预测值与期望值对比, 误差反向传播, 对各系数进行修改, 重复迭代以期获得较高精度[5]。BP神经网络算法流程分为神经网络的构建、训练和预测预测三步, 如图1所示。

BP神经网络的拓扑结构如图2所示。

2.2. 训练集与测试集

从某电厂600 MW机组DCS系统提供的运行数据中挑选出不同负荷下的98组数据, 进行实例模拟分析。其中80组用于训练, 18组用于测试。

在电厂DCS系统的各测量参数中筛选出对粉尘浓度影响较大的变量, 确定负荷、总燃料量、再热蒸

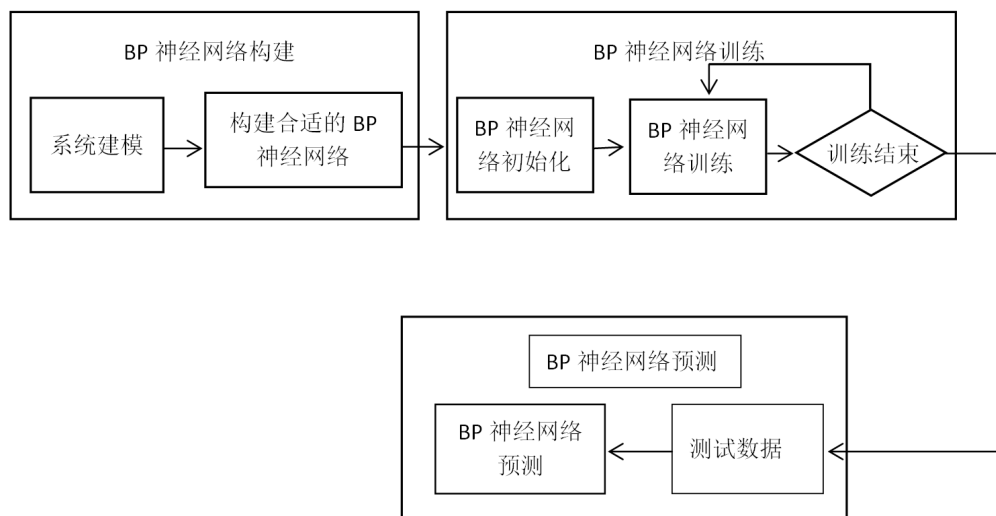


Figure 1. The algorithm flow of BP neural network

图 1. BP 神经网络算法流程

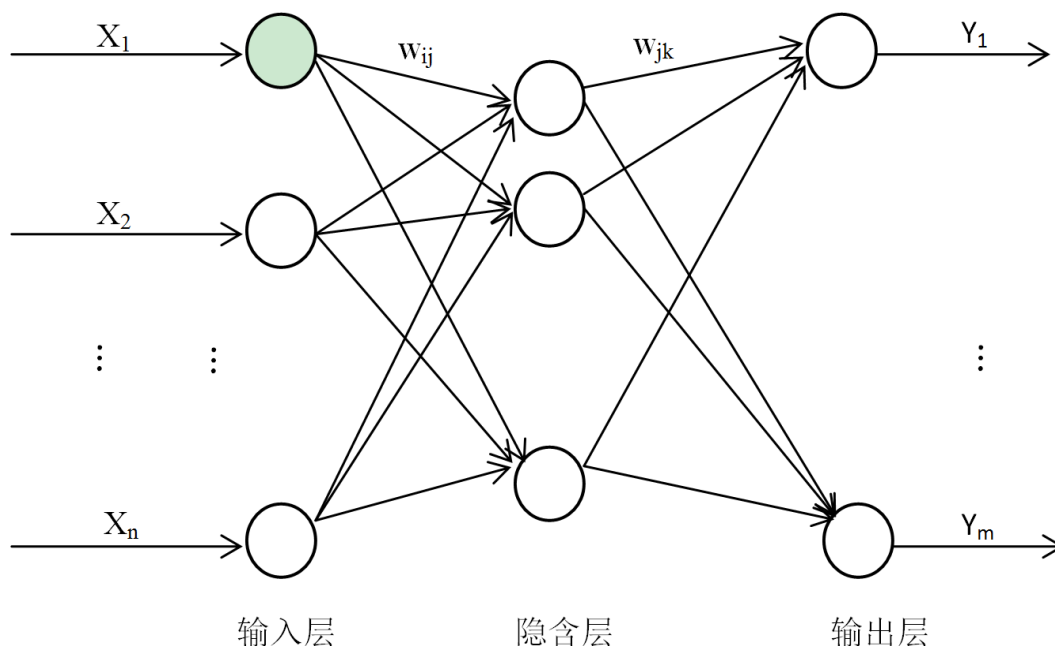


Figure 2. BP neural network topology map

图 2. BP 神经网络拓扑结构图

汽压力、炉膛与风箱差压、烟囱入口烟气温度、二次风量、送风机出口流量、排烟温度等 8 个变量作为输入，电厂对粉尘浓度的离线测量值为期望输出。

其中离线粉尘浓度测量值来源于取样称重。传统的取样法在我国受到广泛认可。首先对粉尘进行取样，然后对所取样品过滤(分离)、称重，再用现有的各类粒度分析仪器对微粒进行粒度分析，从而得到尘粒粒径分布和大小。但是该方法操作环节多，过程复杂，且不能实时监测和显示，具有较大的滞后性[6]。

2.3. 模型构建与拟合

根据 BP 神经网络理论，在 MATLAB 软件中编程实现基于 BP 神经网络的粉尘浓度在线监测。由上

节得知模型有 8 个输入参数, 1 个输出参数, 所以 BP 神经网络结构为 8-10-1, 即输入层节点数为 8, 输出层节点数为 1, 隐含层数为 11, 迭代次数为 1000, 学习速率为 0.01, 训练目标误差 0.0001。即要求在迭代次数 1000 次内, 达到误差小于 0.01, 然后停止训练。

经过多次迭代运算和对权值阈值的修改, 用最佳训练模型对粉尘浓度进行预测, 并将预测值和离线测量值进行比较, 验证 BP 神经网络模型的预测效果。预测结果如图:

由图 3 和图 4 可以看出, BP 神经网络获得的粉尘浓度预测值和真实值的吻合度较高, 最大相对误差(绝对值)不超过 4%, 满足工程精度要求。

3. 基于 SVM 的粉尘浓度在线监测模型

3.1. 支持向量机(SVM)

支持向量机与神经网络类似, 也是一种机器学习方法, 但是有其独特的数学方法和优化技术。支持向量机在 1963 年由 Vapnik 领导的实验小组首先提出[7], 基本思想是将样本映射到高维空间, 选用恰当的核函数实现分类[8]。独特的思维模式使其在非线性回归中, 面对样本量较小或维度较多的问题时展现了较大的优势, 还可以一定程度的避免过拟合。

用 SVM 算法进行回归预测时, 构建模型最重要的是核函数的选择, 惩罚系数 c 和核函数参数 g 的确定[7]-[10]。常用的核函数种类有线性核函数, 多项式核函数, 径向基 RBF 核函数和两层感知器核函数[11]。核函数的类型要根据实际情况进行选择。本文通过多次试验, 选择拟合效果最佳的径向基 RBF 核函数。对于惩罚系数 c 和核函数参数 g 的选取, 则让 c 和 g 在一定的范围内取值, 用网格搜索和交叉验证结合的方法, 选择使拟合均方误差(mse)最小的那组 c 和 g 作为最优参数。

3.2. 模型构建与拟合

根据支持向量机理论, 在 MATLAB 软件中编程实现基于 SVM 的粉尘浓度在线监测。由 2.2 得知模

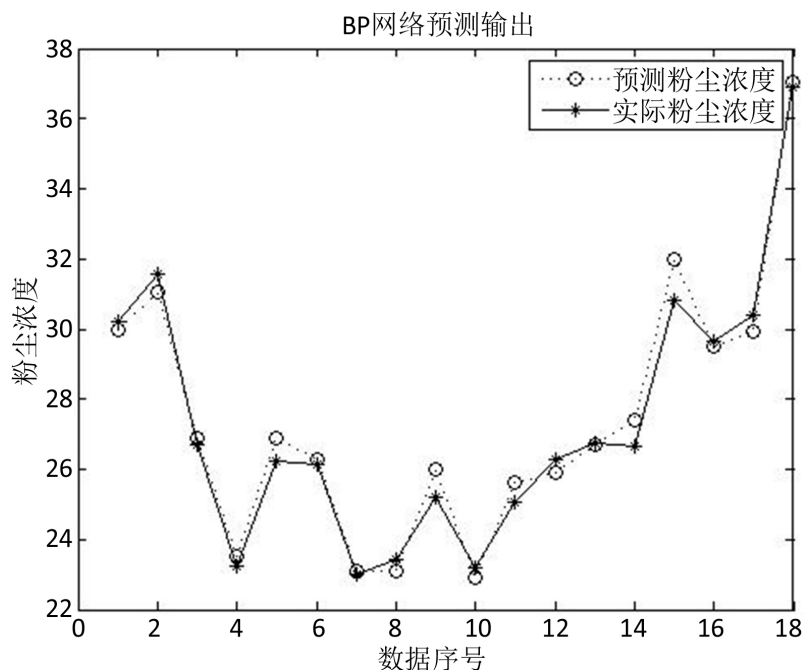


Figure 3. Forecast output of BP neural network
图 3. BP 神经网络预测输出

型有 8 个输入参数, 1 个输出参数, 所以模型的输入层节点数为 8, 输出层节点数为 1。用网格搜索和交叉验证结合的方法寻找最优参数, 结果 $g = 0.420448$, $c = 2.67586$ 时均方误差 mse 最小为 0.00154786, 拟合效果较好。由图 5 和图 6 可以看出预测效果理想, 相对误差控制在 $\pm 2.5\%$ 以内。

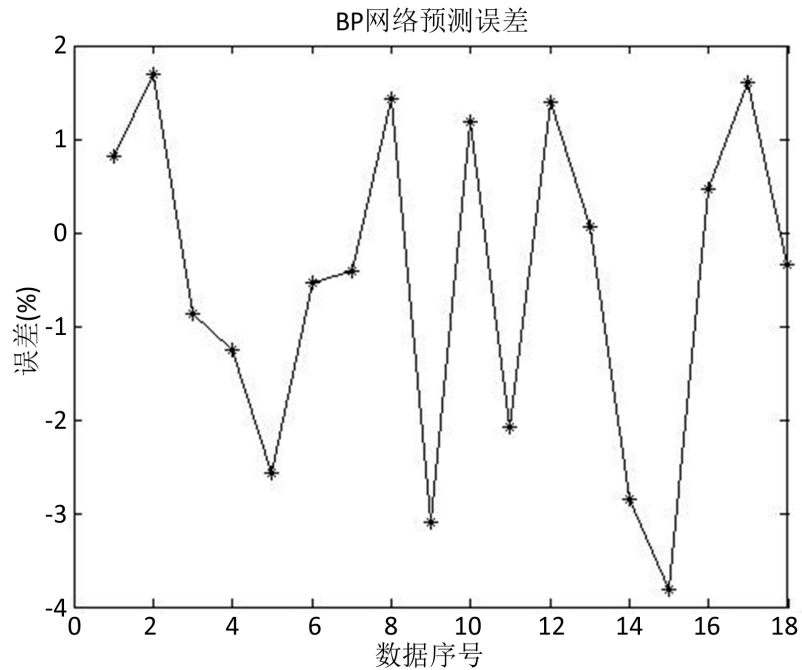


Figure 4. The prediction error of BP neural network

图 4. BP 神经网络预测误差

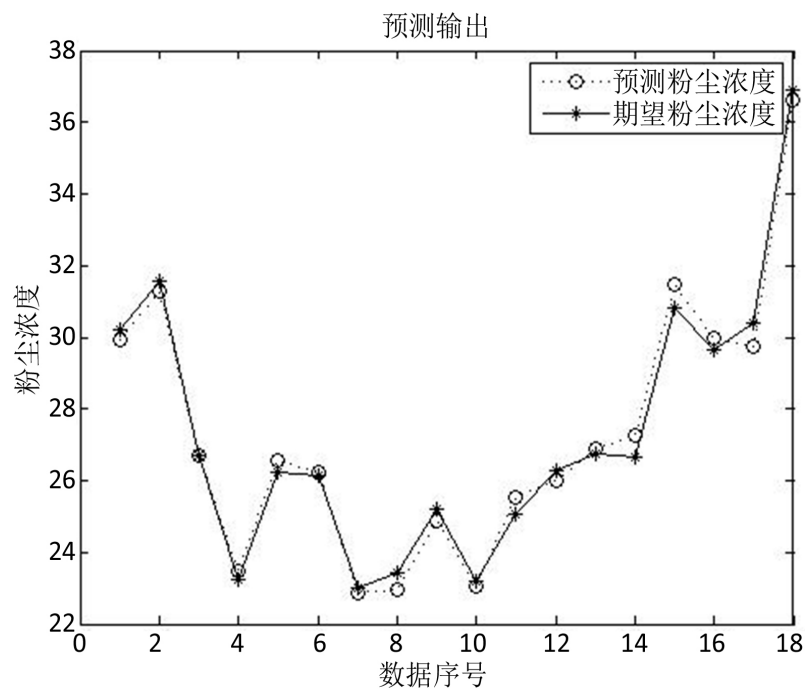


Figure 5. Forecast output of SVM

图 5. SVM 预测输出

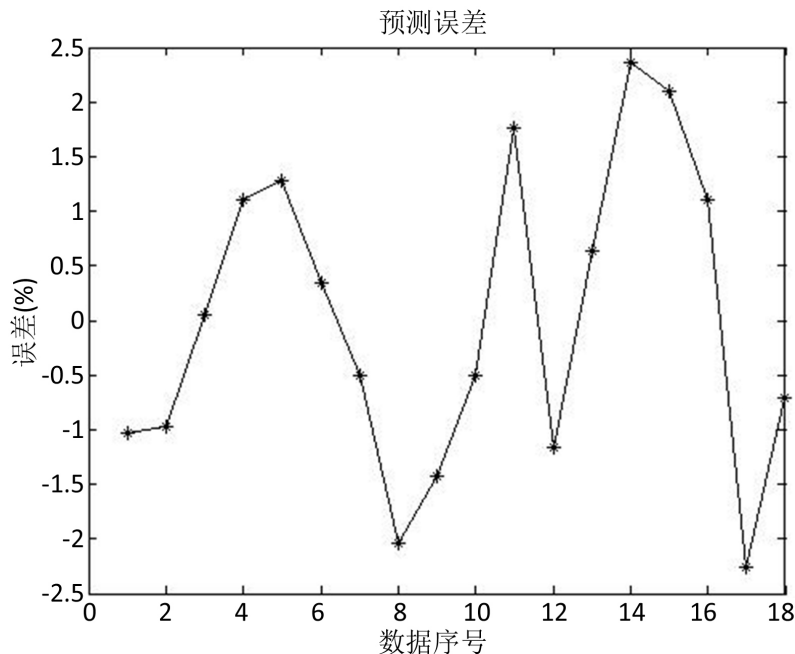


Figure 6. The Prediction error of SVM
图 6. SVM 预测误差

Table 1. Model test results
表 1. 模型测试结果

序号	负荷	粉尘浓度			相对误差/%	
		离线测量值	BP 神经网络预测值	SVM 预测值	BP 神经网络	SVM
1	393.3565	30.2249	29.9759	29.9533	-0.8238	-0.8986
2	357.6374	36.8956	37.019	36.566	0.4133	-0.8933
3	382.6412	30.8159	31.9897	31.4571	1.2475	2.0807
4	407.1855	29.6506	29.5148	30.0911	2.5737	1.4856
5	414.2293	31.5782	31.0413	31.3146	-1.7002	-0.8348
6	443.1802	30.4092	29.9186	29.736	0.5299	-2.2138
7	458.5025	26.6811	26.9115	26.7407	0.8635	0.2234
8	465.8155	23.2229	23.5126	23.4369	1.2475	0.9215
9	510.6798	26.2112	26.8858	26.4741	2.5737	1.003
10	537.6342	26.136	26.2745	26.1217	0.5299	-0.0547
11	542.5109	22.988	23.083	22.8723	0.4133	-0.5033
12	547.091	23.4209	23.0847	22.9892	-1.4355	-1.8432
13	554.1823	25.2151	25.9938	24.9734	3.0882	-0.9586
14	559.6688	23.1851	22.9105	23.049	-1.1844	-0.587
15	586.56	25.0822	25.6056	25.4531	2.0867	1.4787
16	596.5223	26.2865	25.9218	25.9839	-0.8238	-1.1512
17	600.4488	26.7272	26.7106	26.8793	-1.7002	0.5691
18	608.378	26.6438	27.4055	27.2595	0.8635	2.3109

Table 2. Comparison of modeling results

表 2. 建模结果对比

	最大相对误差绝对值/%	平均相对误差/%	均方差/%
BP 神经网络	3.8091	1.4706	1.7689
SVM	2.3109	1.1118	1.3994

4. 模型结果分析及比较

由表 1 和表 2 可以看出, 两种模型的模拟误差都很小, 接近真实值, 可以考虑应用于工程实践。但相对而言, 支持向量机模型的预测精度更高, 相对误差都控制在 $\pm 2.5\%$ 以内; 平均相对误差为 1.1118%, 低于 BP 神经网络的 1.4706%, 整体误差较低; 均方差为 1.3994%, 低于 BP 神经网络的 1.7689%, 分布较为集中, 模型更加稳定。综上, 支持向量机法建立的在线监测模型效果更好, 对工程实践的指导意义更大。

5. 结论

BP 神经网络结构简单, 参数设定方便, 针对多数案例都有较好的处理效果, 应用广泛[12]。支持向量机(SVM)结构稳定, 引入了核函数, 将变量映射到高维空间, 优化了求解过程[13] [14]。本文用两种方法分别建立了燃煤电厂排烟粉尘浓度在线监测模型。两种模型的预测精度高于 96%, 符合期望, 对于工程实践有很大的指导意义。

虽然两种算法各有优势, 但是相比之下 SVM 方法有更高的预测精度, 更好的泛化能力, 具有很好的推广应用前景[15]。SVM 模型的建立, 为燃煤电厂粉尘浓度的在线监测提供了一种更为简便有效的方法, 有利于电厂的环保运行。同时也为热力系统的其他不易测量参数的预测分析带来了新思路和新方法。

致 谢

在本文的撰写过程中, 付忠广老师作为我的指导老师, 在百忙之中多次审阅全文, 对细节进行修改, 并为本文的撰写提供了许多中肯而且宝贵的意见。在此特向付忠广老师致以衷心的感谢! 向他无可挑剔的敬业精神、严谨认真的治学态度、深厚的专业修养和平易近人的待人方式表示深深的敬意! 也向为我提供过指导的其他老师和学长学姐们表示深深地感谢!

此外, 本文参考了大量杂志期刊和专业丛书, 由于参考期刊太多, 不能一一注明, 敬请原谅并向所有作者和刊物致以诚挚的谢意! 由于本人水平有限, 纰漏之处在所难免, 恳请各位老师不吝赐教。

参考文献 (References)

- [1] 唐娟. 粉尘浓度在线监测技术的现状及发展趋势[J]. 矿业安全与环保, 2009, 36(5): 69-71, 74.
- [2] Yang, S.H., Wang, X.Z., Mcgreav, Y.C., et al. (1998) Soft-Sensor Based Predictive Control of Industrial Fluid Catalytic Cracking Processes. *Institution of Chemical Engineerings Trans. IChemE (S0263-8762)*, **76**, 499-508.
- [3] 段中兴, 嵇启春. 催化剂粉尘浓度软测量建模研究与应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(14): 3899-3902, 3906.
- [4] 靳涛. 火电机组反向建模方法的研究[D]: [博士学位]. 北京: 华北电力大学(北京), 2011: 20-27.
- [5] Matlab 中文论坛. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 12-21.
- [6] 孙久春. 烟尘(粉尘)浓度在线监测仪的研制[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2004.
- [7] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
- [8] 牛东晓, 谷志红, 邢棉, 王会青. 基于数据挖掘的 SVM 短期负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18): 6-12.

-
- [9] 曹宏芳, 付忠广, 齐敏芳. PSO-SVM 软测量方法在火电厂煤质发热量测量中的应用[J]. 热能动力工程, 2014(6): 731-735, 764-765.
- [10] 蔡杰进, 马晓茜. 基于 SVM 的燃煤电站锅炉飞灰含碳量预测[J]. 燃烧科学与技术, 2006, 12(4): 312-317.
- [11] 孙俊, 王艳, 金夏明, 毛罕平. 基于 MSCPSO 混合核 SVM 参数优化的生菜品质检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 209-213, 218.
- [12] 秦富童, 岳丽华, 万寿红. 应用 BP 神经网络的目标识别效果评估[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(5): 148-150, 156.
- [13] 王恒, 花国然, 贾民平, 陈左亮. 基于 LS-SVM 和 GM 的球磨机料位动态软测量[J]. 热力发电, 2015(1): 77-81.
- [14] 宫唤春. 基于模糊支持向量机的凝汽器故障诊断[J]. 热力发电, 2015(6): 98-101.
- [15] 李勇, 王建君, 曹丽华. 汽轮机主蒸汽流量在线监测方法研究[J]. 热力发电, 2011, 40(4): 33-36, 40.

期刊投稿者将享受如下服务:

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>