选矿与原料预处理

动态应用场景下煤炭含水率在线监测系统研究

贾若帆[1]，周 伟[2]，付博宣[1]，柳海涛[1]，齐跃峰[1]
（1. 燕山大学 a. 信息科学与工程学院; b. 河北省特种光纤和光纤传感器重点实验室，河北 秦皇岛 066004;
2. 秦皇岛港股份有限公司第九港务分公司，河北 秦皇岛 066004）

摘要： 依据含水率进行洒水是抑制煤炭转运过程中扬尘的一种有效方式，但是目前皮带机物料含水率监测系统无法识别皮带振动引起的异常点，导致预测模型无法满足精度和范围要求。因此，本文提出一种基于机器学习的动态场景下含水率监测系统方案，利用SVM算法对皮带速度、横向振动量进行异常识别，采用3次样条插值算法替换异常点的高度和微波数据，然后构建XGBoost回归模型，预测煤炭含水率。结果表明：相对于第一代线性模型，系统可检测煤炭含水率的范围由8.1%～12.3%提升为8%～27%，模型平均绝对误差（MAE）由0.86下降至0.53，均方误差（MSE）由0.93缩减到0.87，模型拟合度（R^2）由0.182 8上升为0.973 5。实际监测75车次、14种煤炭，其含水率预测值的相对误差基本在±5%以内。

关键词： 煤炭；含水率；监测系统；机器学习；SVM；XGBoost
中图分类号： F407.21; TP181 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764（2023）02－0072－06
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.02.025

Research on on-line monitoring system of coal moisture content under dynamic application scenario

JIA Ruofan[1], ZHOU Wei[2], FU Boxuan[1], LIU Haitao[1], QI Yuefeng[1]
（1. Yanshan University a. College of Information Science and Engineering; b. The Key Laboratory for Special Fiber and Fiber Sensor of Hebei Province, Qinhuangdao 066004, Hebei, China; 2. The Ninth Port Branch of Qinhuangdao Port Co., Ltd., Qinhuangdao 066004, Hebei, China）

Abstract: Sprinkling water according to the moisture content is an effective way to suppress dust during coal transportation. However, at present, the moisture content monitoring system of materials in the belt conveyor cannot identify the abnormal points caused by belt vibration. As a result, the predictive model cannot meet the accuracy and range requirements. Therefore, a scheme of moisture content monitoring system in dynamic scenes based on machine learning is proposed. SVM algorithm is used to identify the belt speed and transverse vibration, the 3rd spline interpolation algorithm is used to replace the height and microwave data of the outliers, and then the XGBoost regression model is constructed to predict the moisture content of coal. The results show that, compared with the first generation linear model, the detectable range of coal moisture content is increased from 8.1%～12.3% to 8%～27%, the mean absolute error (MAE) of the model is reduced from 0.86 to 0.53, the mean square error (MSE) is reduced from 0.93 to 0.87, and the model fitting degree (R^2) is increased from 0.182 8 to 0.973 5. In the actual monitoring of 75 trains and 14 kinds of coal, the relative error of the predicted value of moisture content is basically within ±5%.

Key words: coal; moisture content; monitoring system; machine learning; SVM; XGBoost

收稿日期： 2022－01－13；**修回日期：** 2022－03－24
基金项目： 国家自然科学基金资助项目（61735011）；河北省重点研发计划资助项目（19251703D）
作者简介： 贾若帆（1997—），男，硕士研究生，从事煤炭含水率实时监测方面的研究。
通信作者： 周 伟（1997—），男，从事港口煤炭无人化自动装卸系统关键技术方面的研究。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

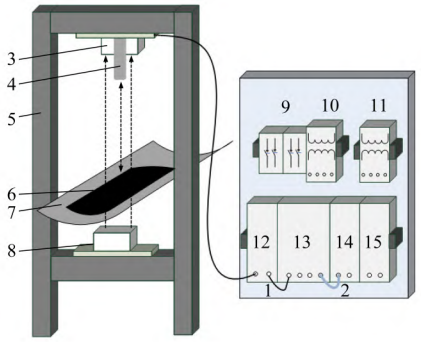
煤尘污染严重威胁矿区、钢铁厂和港口的生态环境和工作人员人身健康，是环境治理过程中急需解决的问题[1]。若不断对转运过程中的煤炭进行洒水，能有效抑尘，但洒水过多会导致水资源浪费、煤炭发热量下降，间接导致企业运行成本上升。因此，为达到抑制煤尘、保证煤炭发热量和预防自燃的目的，需要对煤炭含水率进行精准预测，将其控制在合理范围内[2]。

目前，含水率检测系统主要应用在港口、煤炭运输、冶金和焦化等行业，其测量方式主要分为接触式与非接触式两种。针对接触式测量方法，张蒙飞等[3]利用电阻法对烧结混合料进行水分在线检测，然而在工作时电阻传感器会与物料接触，这不仅使得系统寿命较短且会存在安全隐患。非接触式物料检测技术主要有中子法、近红外法和微波法[4]。由于煤炭挥发分中含氢量且难以确定，故中子法[5]不适用煤炭水分检测；近红外法因无法对洗过的煤进行检测，同样不适用。此外，刘强等[6]建立了一种基于长短期记忆网络的多参量堆场煤炭含水率预测模型，该模型采用天气信息、煤炭种类对堆场煤炭表面的水分进行预测。但是，由于煤炭转运过程的时间较短，天气对煤炭含水率并无明显影响。微波法无辐射危险，使用安全，在煤炭水分检测中有极大的技术优势。针对动态场景下含水率的预测问题，袁源[7]设计了煤炭含水率监测系统，该系统利用微波能量、煤层高度和煤炭种类构建线性模型，预测转运过程中的煤炭含水率。但是，剧烈运动时，皮带的振动幅度、频率和运行速度存在突变，这使得皮带和煤层的物理模型随之改变，进而造成数据中出现异常点，因此直接读取传感器数据很难达到较高精度。为保证实时、准确识别异常工况，华丽等[8]利用支持向量机(Support Vector Machine，SVM)算法对生产过程中的异常工况进行智能识别，缩小了异常的识别范围；朱倩雯等[9]采用三次样条插值算法对周期信号中的缺失数据进行了重构；张乐等[10]借助集成学习方法预测玉米种子水分质量分数，取得了很好的效果；徐雪玉等[11]利用改进 SVM 算法对精矿质量进行了筛选和预测。

本文针对煤炭转运过程中传感数据异常的问题，结合工业互联网技术提出异常工况处理方法，将 SVM 算法和三次样条插值算法相结合，并使用 XGBoost 算法进行建模来提高微波损耗、煤层高度与煤炭含水率的相关性，以提升煤炭含水率的在线预测精度。

1　系统组成与工作原理

煤炭含水率在线监测系统主要由微波传感器单元、超声高度补偿单元和控制单元三部分组成，具体系统构成如图 1 所示。由图 1 可知：在煤炭转运作业时，系统通过 5G 模块将皮带机速度、振动量和煤炭种类等信息传递给 TX2 工控机；系统采用 SVM 算法判断皮带机是否处于正常状态，若皮带工作状态正常，则直接读取传感器数据，否则读取 DSP 信号处理器的异常处理数据，最后将 XGBoost 含水率预测模型的预测结果发送给洒水系统。系统工作流程如图 2 所示。



1—信号线；2—网线；3—微波接收传感器；4—高度传感器；5—传感器支架；6—煤炭；7—皮带；8—微波发射器；9—开关；10—交流转直流电源；11—12 V 稳压电源；12—DSP 信号处理器；13—NVIDIA Jetson NANO NX TX2 工控机；14—5G 模块；15—12 V 备用电源。

图 1　含水率在线监测系统构成

Fig. 1　System composition of the moisture content online monitoring system

系统采用传感器采集煤炭的高度和微波能量等数据，并将采集到的数据通过信号线传输到控制柜中，最后通过工控机预测煤炭含水率。传感器工作原理如下。

(1) 微波透射传感器原理。当微波在煤炭中传播时，煤炭中的水分导致微波透射能量发生衰减，透射能量的计算公式[4]为

$$I_T = I_0 e^{-\alpha z} \tag{1}$$

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

式中：I_0 为输入功率，W；I_T 为透过煤炭后的功率，W；α 为衰减系数，dB/m，受煤炭水分含量的影响；z 为微波透射厚度，mm，与皮带机煤层高度相关。

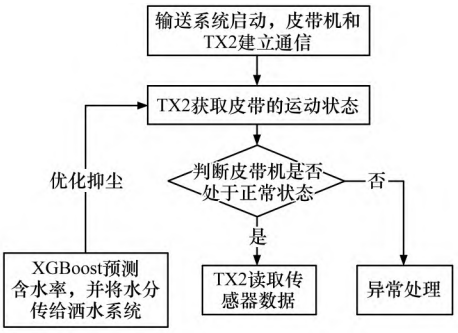


图 2 含水率在线监测系统工作流程

Fig. 2 Workflow of the moisture content online monitoring system

(2) 高度传感器原理。传感器朝垂直于皮带方向发射一束超声波，开始计时，接收到经煤层反射后的超声波后，停止计时，得到间隔时间。针对不同月份室外温度差较大的问题，在计算煤层高度时考虑进行温度补偿。煤层高度的计算公式为

$$s = s_0 - (c_0 + 0.607T)\,t/2 \tag{2}$$

式中：s 为实时煤层高度，mm；s_0 为高度传感器接收端到皮带的距离，mm；c_0 为 0 ℃时声波的传播速度，m/s；T 为实时温度，℃；t 为间隔时间，s。

2 数据处理及模型构建

2.1 煤炭数据预处理

由于运行过程中带轮垂直于皮带的跳动，皮带会产生横向振动并上扬[12]，该异常工况会对传感器的测量结果造成影响。本文采用 SVM 算法来识别皮带的异常情况。SVM 在异常识别中应用广泛，其决策边界是求解学习样本的最大边界超平面，并使任意样本点到平面的距离大于 1。SVM 决策边界的计算公式为

$$\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X} + b = 0 \tag{3}$$

式中：w 为平面上的法向量，决定了超平面的方向；b 为常数，代表了超平面到原点的距离；X 为平面上的样本点。

SVM 通过构造两个平行的超平面，区分异常和正常的皮带运动状态。在实际应用过程中发现并不能严格区分异常和正常的皮带数据，因此使用合页损失函数来处理该问题。合页损失函数的计算公式为

$$f_{\mathrm{loss}} = 1 - y(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X} + b) \tag{4}$$

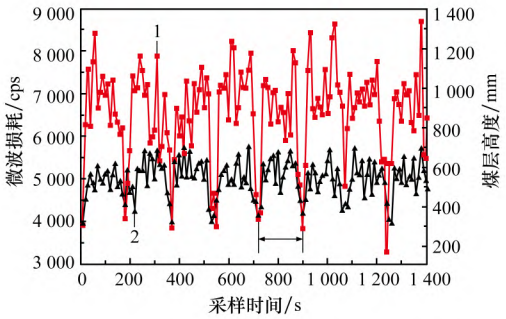
式中：f_{loss} 代表损失函数；y 是分类真实值。

翻车机的翻车流程是周期性作业，周期性的振动信号会导致皮带机煤层高度序列存在周期信号。三次样条插值算法有利于周期信号的复原，其在每个子区间 xi 的构建曲线计算公式为

$$g_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \tag{5}$$

式中：$g_i(x)$ 为插值点的数值；a_i、b_i、c_i、d_i 为子区间函数的 4 个待定系数；$i = 1, \cdots, n-1$（n 为插值区间的序列点数）。

三次样条插值算法的插值区间为一次翻车动作的序列长度，该算法的计算值用来替换异常状态下的数据。采集 8 次翻车时间内传感器的数据如图 3 所示。由图 3 可知：在翻车过程中，皮带上的煤层高度先上升后下降成周期性变化；在采样时间段中，随着煤层高度上升到 450 mm 以上，煤高度和微波变化的趋势则不尽相同，这表明同一列车的煤炭含水率相近但不完全相同，符合事实。



1—微波损耗；2—煤层高度。

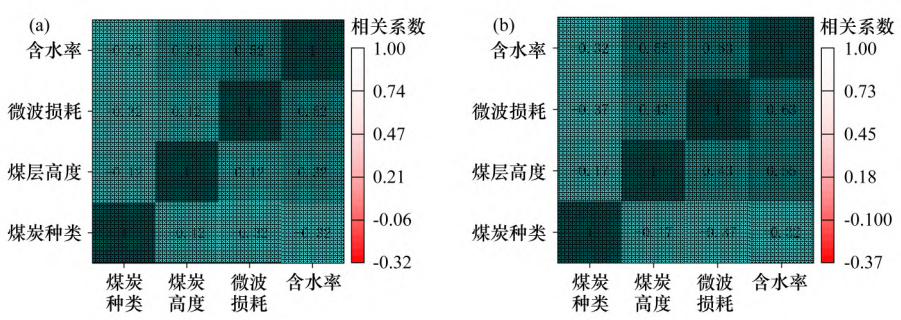
图 3 预处理后的煤炭高度和微波损耗数据

Fig. 3 Coal height and microwave data recording after pretreatment

为了验证数据预处理过程的合理性，绘制皮尔森相关系数矩阵分别对预处理前后的变量做相关性分析，结果如图 4 所示。由图 4 可知：预处理前，微波损耗、煤层高度、煤炭种类与含水率的相关系数分别为 0.52、0.32、−0.32，微波损耗与煤炭含水率直接相关，其相关性最高；煤层高度作为补偿值，相关性相对较低；不同种类的

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

煤炭含水率差异大，故煤炭种类与含水率具有一定相关性。预处理后煤层高度、微波损耗与含水率的相关系数分别为 0.55 和 0.63，较预处理前分别提升了 0.23 和 0.11，这表明预处理方法对传感器数据有效；煤炭种类与含水率的相关系数为 0.37，煤炭种类会影响含水率变化。



(a) 预处理前；(b) 预处理后

图 4　预处理前后变量的相关性分析

Fig. 4　Correlation analysis of variables before and after pretreatment

2.2　XGBoost 建模

煤炭含水率在线监测系统建模存在如下难点：① 微波能量、皮带运动状态与煤炭含水率的关系复杂；② 信号采集过程中，皮带机作业环境复杂，可能出现异常数据；③ 数据集中变量的维度较低，数据采样点较少，可能导致过拟合。因此，本文选用非线性拟合模型中的极限梯度提升(extreme gradient boosting，XGBoost)算法[13-14]进行建模。XGBoost 含有正则项，可以有效防止过拟合。构建决策树时所使用的目标函数为

$$f_{\text{obj}}^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} L\left[y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\right] + \Omega(f_t) + c \quad (6)$$

式中：$f_{\text{obj}}^{(t)}$ 为构造过程中构造下一个树的目标函数；$L\left[y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\right]$ 为构造过程的损失函数；$\Omega(f_t)$ 为防止过拟合引入的正则项；c 为常数项；f_t 为第 t 个决策树；y_i 代表第 i 个样本的预测值；x_i 表示输入的第 i 个样本数据；n 为决策树的数量。

采用 XGBoost 算法对式(6)做二阶泰勒展开，得到

$$f_{\text{obj}}^{(t)} \cong \sum_{i=1}^{n} l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) + \Omega(f_t) \quad (7)$$

$$g_i = \partial_{\hat{y}^{(t-1)}} l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right) \quad (8)$$

$$h_i = \partial^2_{\hat{y}^{(t-1)}} l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}\right) \quad (9)$$

式中：l 为构造决策树时的目标函数；g 为目标函数的一阶导计算值；h 为目标函数的二阶导计算值。

使用二阶导数可使损失更加精确，有效提升 XGBoost 算法的预测精度。模型构建的工作流程分为 4 个步骤：① 制作数据集，将时间信息、煤炭名称和传感器数据进行汇总；② 处理非数字信息，将煤炭名称进行 One-Hot 编码(独热编码)，并对变量进行标准化处理；③ 划分数据集，随机抽取 80% 数据集作为训练集，其余 20% 作为测试集；④优化 XGBoost 模型参数，在构建模型的过程中，再次随机抽取 80% 训练集，利用网格搜索法分别对决策树数量、决策树深度、正则化参量、学习率等进行调整。

本文中采用测试数据的均方误差(mean-square error，MSE)，作为判别模型优劣的标准[8]，对参数的选取提供建议。

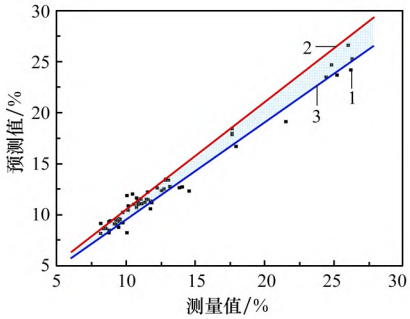
3　试验结果与讨论

3.1　模型评估

为了验证 XGBoost 模型的精度，本文对 65 个样本进行测试，结果如图 5 所示。由图 5 可知：测试样本中煤炭的含水率为 8%～27%，相对于以往含水率在线监测系统线性模型的 8.1%～12.3%，测量范围增大；81.5% 以上测试样本的含水率误差在 ±5% 以内，测试结果更准确。

为了客观地对模型进行评价，本文利用监测范围、平均绝对误差(mean absolute error，MAE)、拟合度(R-squared，R^2)和 MSE 对线性模型和本文 XGBoost模型的测量结果进行比较，结果如表1所

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



1—SVM + XGBoost; 2—正误差线; 3—负误差线。

图 5 SVM + XGBoost 模型系统的预测结果

Fig. 5 Model prediction results of SVM and XGBoost model

示。由表 1 可以看出,利用 SVM 和 XGBoost 算法对系统进行优化后,相对于文献[7]所述的第一代线性模型,系统可检测煤炭含水率的范围由 8.1%~12.3%提升为 8%~27%,模型 MAE 由 0.86 下降至 0.53,MSE 由 0.93 缩减到 0.87,R^2 由 0.182 8 上升为 0.973 5,即 XGBoost 模型系统的监测范围、MAE、R^2 和 MSE 均优于线性模型系统。

表 1 线性模型与 SVM + XGBoost 模型的预测结果对比

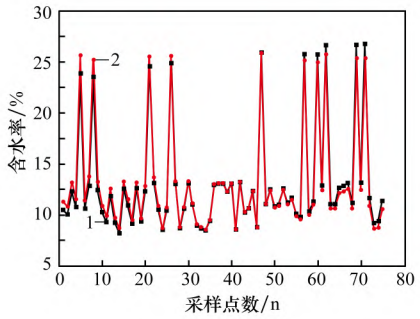
Table 1 Comparison of prediction results between linear model and SVM + XGBoost model

项目	监测范围/%	MAE	R^2	MSE
线性模型	8.1~12.3	0.86	0.182 8	0.93
SVM + XGBoost 模型	8.0~27.0	0.53	0.973 5	0.87

3.2 现场试验结果

为了验证系统在实际煤尘检测中的有效性,在某钢厂皮带机上搭建新系统实时监测煤炭的含水率。以秦皇岛港口某公司 2021 年 8 月 1 日—15 日(该时间段内卸车数量为 75 辆、煤炭种类为 14 种)的煤炭转运数据为例,通过新上线的监测系统采集煤炭含水率数据,结果如图 6 所示。由图 6 可知:2021 年 8 月 1 日—15 日转运煤炭含水率范围为 8.3%~26.8%,含水率的系统监测值与实验室实际测量值基本相符。

在上述 75 组数据中,针对每种煤炭随机选取 1 组数据,细化煤炭种类,整理实际值与系统检测值,并计算相对误差,结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,在 14 组煤炭含水率数据中,仅有两组数据的相对误差超出 ±5%,由此可知系统优化后预测效果良好。



1—实际值; 2—系统检测值。

图 6 系统监测值与实际值比较

Fig. 6 Comparison of system monitoring value and actual value

表 2 随机抽取监测结果的误差对比

Table 1 Error comparison of random sampling of monitoring results

煤炭种类编号	含水率(质量分数)/%		相对误差/%
	实际值	系统监测值	
1#	11.0	11.200	1.8
2#	11.0	11.580	5.2
3#	12.7	12.160	4.2
4#	9.9	9.656	2.4
5#	9.4	9.762	3.8
6#	8.5	8.776	3.2
7#	9.0	9.154	1.7
8#	10.6	10.800	1.8
10#	13.1	13.150	0.3
11#	11.3	11.090	1.8
12#	24.9	25.560	2.6
13#	11.2	10.650	4.9
14#	10.7	10.710	0

4 结 论

(1) 采用 SVM 和三次样条插值算法处理异常工况点后,微波损耗、煤层高度与煤炭含水率的相关性到从 0.52、0.32 提升到 0.63、0.55。

(2) 针对每种煤炭,采用本文研究的动态应用场景下含水率预测模型,分别进行模型训练和测试,煤炭含水率监测范围为 8%~27%,模型 MAE 为 0.53,MSE 为 0.87,R^2 为 0.973 5。

(3) 2021 年 8 月 1 日—15 日的实际现场系统监测结果表明,模型的煤炭含水率预测值的相对误差基本处于 ±5% 以内,可满足工业应用场景对

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

于煤炭含水率监测的需求。

参考文献:

[1] 别凤赛，王雪涛，徐洋，等. 某煤炭装卸港口职业病危害关键控制点分析 [J]. 中国工业医学杂志，2021，34(2)：153－155.
BIE Fengsai，WANG Xuetao，XU Yang，et al. Analysis of key control points of occupational hazards in a coal loading and unloading port [J]. Chinese Journal of industrial medicine，2021，34(2)：153－155.

[2] 曲国娜，贾廷贵，强倩，等. 煤堆粒径对煤堆自燃风速的影响 [J]. 煤炭科学技术，2021，49(9)：88－94.
QU Guona，JIA Tinggui，QIANG Qian，et al. Effect of coal pile particle size on spontaneous combustion wind speed of coal pile [J]. Coal Science and Technology，2021，49(9)：88－94.

[3] 张蒙飞，李绍铭，徐龙淞. 烧结混合料水分在线检测装置研究 [J]. 烧结球团，2021，46(5)：8－14.
ZHANG Mengfei，LI Shaoming，XU Longsong. Study on on-line moisture detection device for sintering mixture [J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(5)：8－14.

[4] 曾庆军，陆耿. 微波透射法测量煤炭水分的研究 [J]. 选煤技术，2008(4)：117－118.
ZENG Qingjun，LU Geng. Study on measuring coal moisture by microwave transmission method [J]. Coal preparation technology，2008(4)：117－118.

[5] 缪建均，宋兆龙. 微波在线检测煤水分及其影响因素试验的研究 [J]. 自动化仪表，2014，35(7)：22－24；28.
MIAO Jianjun，SONG Zhaolong. Study on microwave on-line detection of coal moisture and its influencing factors [J]. Automation instrument，2014，35(7)：22－24；28.

[6] 刘强，李娜，张淼，等. 面向煤炭清洁利用的港口煤垛含水率预测研究 [J]. 清洁煤与能源，2021，09(1)：1－8.
LIU Qiang，LI Na，ZHANG Miao，et al. Research on water content prediction of port coal pallets for clean coal utilization [J]. Clean Coal and Energy，2021，9(1)：1－8.

[7] 袁源. 煤炭含水率检测及洒水系统 [J]. 港口科技，2017(11)：27－31.
YUAN Yuan. Coal moisture content detection and sprinkler system [J]. Port Science and Technology，2017(11)：27－31.

[8] 华丽，于海晨，邵诚，等. 基于 SVM-BOXPLOT 的乙烯生产过程异常工况监测与诊断 [J]. 化工学报，2018，69(3)：1053－1063.
HUA Li，YU Haichen，SHAO Cheng，et al. Monitoring and diagnosis of abnormal working conditions in ethylene production process based on svm-boxlot [J]. Journal of chemical industry，2018，69(3)：1053－1063.

[9] 朱倩雯，叶林，赵永宁，等. 风电场输出功率异常数据识别与重构方法研究 [J]. 电力系统保护与控制，2015，43(3)：38－45.
ZHU Qianwen，YE Lin，ZHAO Yongning，et al. Research on abnormal data identification and reconstruction of wind farm output power [J]. Power System Protection and Control，2015，43(3)：38－45.

[10] 张乐，吴静珠，李江波，等. 基于随机森林的单粒玉米种子水分近红外快速定量检测 [J]. 中国粮油学报，2021(11)：1－12.
ZHANG Le，WU Jingzhu，LI Jiangbo，et al. Near infrared rapid quantitative detection of single corn seed moisture based on random forest [J]. Chinese Journal of Grain and Oil，2021(11)：1－12.

[11] 徐雪玉，刘琼. 基于改进 SVM 的淘洗机选矿质量在线预测研究 [J]. 烧结球团，2021，46(2)：89－94；100.
XU Xueyu，LIU Qiong. Research on on-line prediction of beneficiation quality of elutriator based on improved SVM [J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(2)：89－94；100.

[12] 朱玉田，郑昌隆，刘钊，等. 运动皮带受带轮跳动激励的横向振动分析 [J]. 噪声与振动控制，2018，38(1)：90－93；170.
ZHU Yutian，ZHENG Changlong，LIU Zhao，et al. Lateral vibration analysis of sports belt excited by pulley runout [J]. Noise and Vibration Control，2018，38(1)：90－93；170.

[13] 陈振宇，刘金波，李晨，等. 基于 LSTM 与 XGBoost 组合模型的超短期电力负荷预测 [J]. 电网技术，2020，44(2)：614－620.
CHEN Zhenyu，LIU Jinbo，LI Chen，et al. Ultra short term power load forecasting based on the combined model of LSTM and xgboost [J]. Power Grid Technology，2020，44(2)：614－620.

[14] 谷宇峰，张道勇，鲍志东. 测井资料 PSO-XGBoost 渗透率预测 [J]. 石油地球物理勘探，2021，56(1)：26－37.
GU Yufeng，ZHANG Daoyong，BAO Zhidong. PSO-XGBoost permeability prediction of logging data [J]. Petroleum Geophysical Exploration，2021，56(1)：26－37.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net