

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107578

基于多模型软测量技术的扭矩在线测量方法*

陈泽慧 李 博 李 博

(中北大学 仪器科学与动态测试教育部重点实验室 太原 030051)

摘要: 为改善扭矩间接测量过程中因物理量间的线性关系导致单个物理量变化对最终结果影响过大的问题,提出了一种基于加权 K-means 聚类与 LSSVM 融合的非线性多模型软测量方法。该方法首先选择多个易测变量作为辅助参数,利用主客观综合加权理论对数据预处理。其次利用 K-means 聚类算法将物理特性相似的数据构成集群,最后基于最小二乘支持向量机算法对数据集群建立多模型并进行测量。基于实际采集数据对所提出方法进行了验证,结果表明,相同实验条件下本文所提出的模型较传统 LSSVM 软测量模型和 K-means-LSSVM 模型的测量均方根误差分别降低了 0.484 和 0.263,平均绝对百分误差分别下降了 1.003 和 0.292,有效提升了测量的精度与稳定性。

关键词: 多模型软测量;主客观综合加权;K-means 聚类;最小二乘法;支持向量机

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on on-line torque measurement method based on multi-model soft-sensing technology

Chen Zehui Li Bo Li Bo

(Key Laboratory of Instrumental Science and Dynamic Testing, Ministry of Education, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to improve the problem that the change of a single physical quantity has too much impact on the final result due to the linear relationship between physical quantities in the process of indirect torque measurement, a nonlinear multi model soft sensing method based on weighted K-means clustering and LSSVM is proposed. Firstly, multiple easily measured variables are selected as auxiliary parameters, and the data are preprocessed by using subjective and objective comprehensive weighting theory. Secondly, K-means clustering algorithm is used to form clusters of data with similar physical characteristics. Finally, multi model of data cluster is established and measured based on least squares support vector machine algorithm. The results show that under the same experimental conditions, the root mean square error of the proposed model is reduced by 0.484 and 0.263 respectively, and the average absolute percentage error is reduced by 1.003 and 0.292 respectively, which effectively improves the accuracy and stability of the measurement.

Keywords: multi-model soft sensor; subjective and objective comprehensive weighting; K-means clustering; least squares; support vector machine

0 引 言

在扭矩应用中,对采集的数据进行监控和分析已成为控制扭矩的重要手段。近年来,学者在扭矩间接测量领域不断突破,间接测量指通过建立电机方程,根据能量守恒定律将可测的辅助物理量进行转换,从而得到扭矩测量值^[1]。文献[2]从谐波系数、转子角位移等物理量进行测量,但谐波系数需要每一次都进行人为估算,会产生一些不可避免

的误差;文献[3]利用角位移、频率等物理量进行仿真预测,效率有所提高,但易受扭矩转动惯量影响,必须在特定范围的转速中才有效;文献[4-5]对电流、电压等简易物理量进行测量,测量方便快捷且精度较高。但由于所测物理量之间存在线性关系,导致特殊环境下测量结果极易受单个物理量所影响,进而影响最终测量精度。

为改善此问题,本文将多模型软测量技术运用到电机型扭矩的测量检测中。相较于传统的间接测量方式,该技

收稿日期:2021-08-13

* 基金项目:国家自然科学基金(61471325)、国家自然科学基金青年科学基金(52006114)项目资助

术能够在数据集上以较高精度来描述多个非线性函数,改善了线性函数导致的误差问题。但传统的多模型软测量模型多采用模糊聚类算法^[6-7],该类算法存在过早收敛的缺陷;预测模型多采用支持向量机^[8],可有效进行非线性分类,但存在计算速率慢,对缺失数据敏感等问题;文献[9-10]采取神经网络进行建模,非线性拟合能力强且速率快,但数据需求量过大。

基于以上存在问题,本文采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)和基于指标相关性的权重确定方法(criteria importance through intercriteria correlation, CRITIC)对采集的数据进行综合加权预处理,利用 K-means 聚类算法划分数据集,从而改善因传统模糊聚类缺陷影响的测量精度问题。再通过最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)将分类后的各个子数据集构建多模型,从而提高计算速率,且可应用于较少量数据;最后对多个模型开关组合进行融合输出,以得到预测的扭矩值。本文基于现场采集到的扭矩数据对提出的多模型软测量方法进行了验证。

1 基于综合加权理论与 K-means 聚类的多模型软测量方法

1.1 综合加权理论

测量数据在很大程度上影响着软测量模型的性能,因此数据的有效性和正确性尤为重要。本文将采用主客观综合加权理论对采集数据赋予权重,避免因忽略辅助变量间的物理意义不对等性影响最终预测结果。

1) 主观加权

本文采用 AHP 法对变量进行主观赋权。主观赋权法旨在决策者依靠本身的经验主观判断各个辅助变量对目标实现的重要程度,从而给出辅助变量对应权重。

AHP 法赋予数据权重的方式如下:决策者首先根据相对重要性等级,基于主观判断对指标间的相对重要性进行比较,给出自身认为合适的重要程度,以此构建各个辅助变量间关于重要性等级的判断矩阵,最后通过计算其特征向量得到最终的权重^[11]。针对给定的两个变量 A 和 B, A 对于变量 B 的重要性等级分为 9 级,由数字 1~9 表示,数字越大代表重要性等级越高。

依表进行判断矩阵的构建,由于此矩阵是由决策者主观赋予,需要判断权重结果是否在可接受范围之内。可根据式(1)~(2),由一致性检指标 CR 进行判断,当指标数值小于 0.1 时,认为可通过检验;否则需重新调整矩阵,并继续一致性检验直至通过。

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (1)$$

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (2)$$

式中:CI 为一致性指数;RI 为平均随机一致性指数; λ_{\max}

为判断矩阵的最大特征值;n 为矩阵阶次。

通过一致性检验的判断矩阵,计算其最大特征根以及所对应的特征向量。将特征向量归一化处理,得到最终向量 W,即各个变量的主客观权重值。

2) 客观加权

本文拟采取 CRITIC 法对变量进行客观加权。该方法较其他客观加权方法如熵值法、因子分析法更关注整体数据间的波动性及变量间存在的相关性,因此在分析测量数据及辅助数据时更具备客观性^[12]。该方法用标准差大小体现数据的波动性;用变量间的相关系数体现相关性。一般来说,当波动性一致时,相关性较小的变量其权重值也会小。CRITIC 法进行加权的过程如下。

(1) 给定一组样本数据 D_{ij} , 其中样本存在 n 个,影响变量存在 p 个,构造如下数据矩阵:

$$D_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (3)$$

(2) 对样本 D_{ij} 中元素进行无量纲化处理,可去除具有较大差异且不稳定的数据。方法如式(4)所示。

$$x'_{ij} = \frac{x_j - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中: x'_{ij} 为无量纲化处理后的元素; x_j 为矩阵当前列的元素; x_{\min} 与 x_{\max} 为当前列元素的最小值和最大值。

(3) 数据波动性用标准差的形式来体现,设第 j 个变量的标准差为 S_j , 其计算方法如下:

$$x_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (5)$$

$$S_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x'_{ij} - x_j)^2}{n - 1}} \quad (6)$$

式中: \bar{x}_j 为矩阵中 j 列元素的平均值;设第 j 个变量的相关系数为 R_j , R_j 体现了变量间的相关性,其计算方法如下:

$$R_j = \sum_{i=1}^p (1 - r_{ij}) \quad (7)$$

式中: r_{ij} 为变量两两之间的相关系数。

(4) 假设第 j 个变量的信息量为 C_j , 其客观权重为 W_j , 计算方法如下:

$$C_j = S_j \times R_j \quad (8)$$

$$W_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^p C_j} \quad (9)$$

至此,即可得出当前给定数据的客观权重 W。

1.2 K-means 聚类算法

聚类算法在数据处理中应用广泛,该算法通常是利用数据间的物理特征,将物理特性相近的数据组成一类,以此来对若千的数据进行基础划分。因此良好的聚类效果可快速发现数据的异常,也能够对新数据进行有效识别。

本文将 K-means 算法用以对样本数据进行基础划分。

K-means 是目前最为常用的一种基于欧式距离的聚类算法^[13],其主要实现步骤如下。

1)进行聚类中心数目 K 的选取。本文通过核心指标误差平方和(sum squared error,SSE),利用“手肘法”,根据 SSE 变化程度确定拐点来得到对应的最佳 K 值。

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (10)$$

式中: C_i 为第 i 个簇; p 为 C_i 中的样本点; m_i 为 C_i 的聚类中心,即 C_i 中所有样本的均值。

2)确定样本点到聚类中心的距离,该距离采用欧氏距离作为度量,假设给定一组样本 (y_1, y_2, \dots, y_n) , 其目标函数为:

$$V = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{n_j} \|y_i^{(j)} - m_j\|^2 \quad (11)$$

式中: $\|y_i^{(j)} - m_j\|^2$ 为样本点 $y_i^{(j)}$ 和聚类中心 m_j 之间的欧氏距离; K 为最佳聚类中心数目; n_j 为 j 簇中所有样本点的数目。

3)更新各个样本点找到并归类到距其最近的聚类中心,从而形成新的簇。新簇形成后,重复式(11)并将距离均值最小的点作为本簇的新质心,多次迭代至中心不再移动后,即为最终聚类结果。

2 基于多模型软测量技术的扭矩测量方法

2.1 多模型软测量原理

多模型的软测量技术是通过在生产、测量过程中的复杂变化,构造多个与之匹配的模型,再将多个模型进行融合,以此来提高整体模型的适应范围与测量精度。

系统真实的软测量模型为^[14]:

$$y = F(u, d_1, d_2, x) \quad (12)$$

式中: u 为可测控制变量, d_1 为可测扰动, d_2 为不可测扰动, x 为可测辅助变量, y 为主导变量。

为了对主导变量进行估计,通过样本数据建立式(13)所示的软测量模型:

$$y' = F(u, d_1, x, y^*) \quad (13)$$

式中: y' 为主导变量估计, y^* 为可测被控变量。

其原理如图 1 所示。

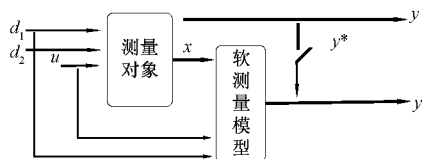


图 1 基于数据驱动的软测量建模原理

SVM 是典型的基于数据驱动的软测量模型,但 LSSVM 在求解方程上速度更快,计算效率更佳^[15-16],因此本文选用该模型来实现软测量。

2.2 构建多模型

多模型的构建首先需合理选择辅助变量,可靠的辅助

变量不仅能够保证测量值的数据特征,又可简化建模过程;之后再利用硬件测量设备(传感器)对已选变量进行测量。将已测得的数据作为训练样本集,设为 $D = \{(x_i, y_i)\}$, $i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R_a \times 1$ 为 a 维输入变量, $y_i \in R_1 \times 1$ 为一维输出变量。基于多模型软测量技术的扭矩测量建模步骤如下。

1)综合加权处理:采用本文主客观综合加权算法对训练样本集的变量赋予权重,对输入数据进行处理。

2)降维处理:采用主成分分析算法将加权后的样本数据降到二维。

3)样本聚类:采用 K-means 算法划分二维的训练样本集,得到 n 个子数据集 $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ 。

4)建立子模型:采用 LSSVM 对得到的各个子数据集分别建立对应子模型 $\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ 。

5)采用“开关切换”方式融合输出,连接方式如图 2 所示。

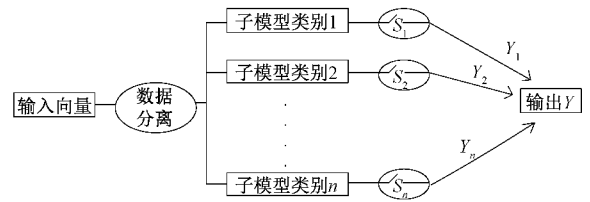


图 2 “开关切换”连接方式的多模型结构

至此,基于多模型软测量技术的扭矩在线测量方法的流程如图 3 所示。

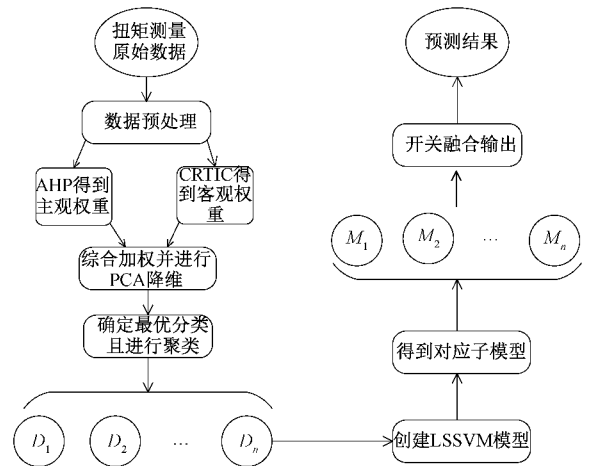


图 3 基于多模型软测量技术的扭矩在线测量方法

3 实验验证

为验证多模型软测量技术在扭矩测量方向的应用可行性,本文利用已有的硬件扭矩测量系统将测量到的扭矩值与多模型软测量技术预测到的扭矩值进行对比。同时此测量系统对电机的转速、功率两个辅助参数也进行了实时的测量与输出;除此外,本文把更为简易测量的电压也作为了辅助参数。本次实验采用的是电机型扭矩测量系统,该测量范围为 $0 \sim 500 \text{ N}\cdot\text{m}$;分度值为 0.01 ;采集频率为 $10/\text{s}$ 。

因为该测量系统可一次性储存 1 000 个数据,故该次实验进行了 6 次的数据获取,共采集到了 6 000 组扭矩及辅助变量的测量值。

本文将采集数据中的 5 000 组数据作为训练样本,将余下的 1 000 组作为测试样本。首先对 5 000 组训练数据进行预处理,利用主客观综合加权理论对 4 种不同的变量赋予权重,对于主客观权重,本文根据表 1 对 4 个变量构造判断矩阵如下。

表 1 由 4 个辅助参数所构成的判断矩阵

辅助参数	扭矩	电压	电机转速	发电功率
扭矩	1	2	1/2	1/3
电压	1/2	1	1/4	3
电机转速	2	4	1	2
发电功率	3	2	1/2	1

该矩阵经计算所得 CR 的结果为 0.057,小于 0.1,说明通过一致性检验,则得到主客观权重[0.31,0.16,0.16,0.37]。随后,采用 CRITIC 法得到客观权重值为[0.165 7, 0.296 7, 0.289, 0.248 6]。为了避免主观和客观权重分配占比不一致而导致聚类结果产生偏差,本文通过将主客观权重设置为各占 50%的方式实现综合加权理论。

将经过综合加权处理后的训练数据进行 K-means 聚类,为保证聚类效果先将加权处理后的 4 维数据降到两维,另外为确保实验变量的唯一性,需确定一致的最佳聚类中心数目。依照“手肘法”得到最佳聚类数目为 3,故本文将数据集按照相似的物理特性分为 3 类。其不同算法的分类结果如图 4 所示(WK-means 为综合加权理论算法)。

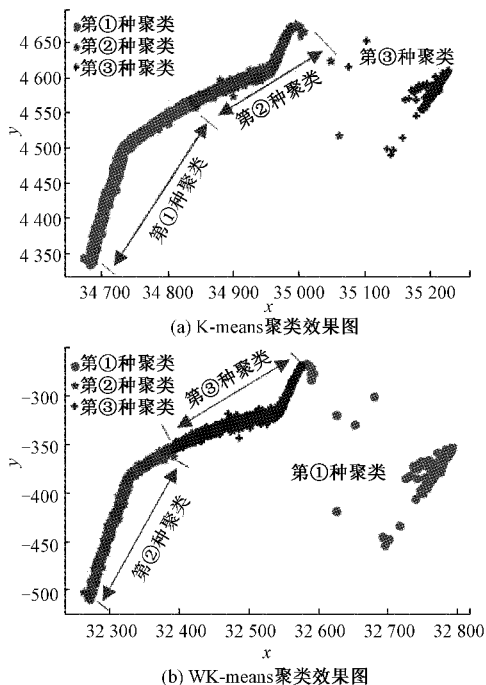


图 4 K-means 聚类加权前后效果对比

图 4 中,与(a)相比(b)中的 3 种聚类分布更加均匀,说明经过主客观综合加权理论后的聚类较原始 K-means 聚类效果更好,预测精度也会较为提高。

由此,聚类后的训练集数据被划分为了 3 个子数据集,将这 3 个子集输入到 LSSVM 模型中分别建立其对应的 3 个子模型,再通过开关切换的方式进行融合输出得到最终预测结果。本文将不同算法所得预测值与测试集进行对比,其预测结果如图 5 所示。

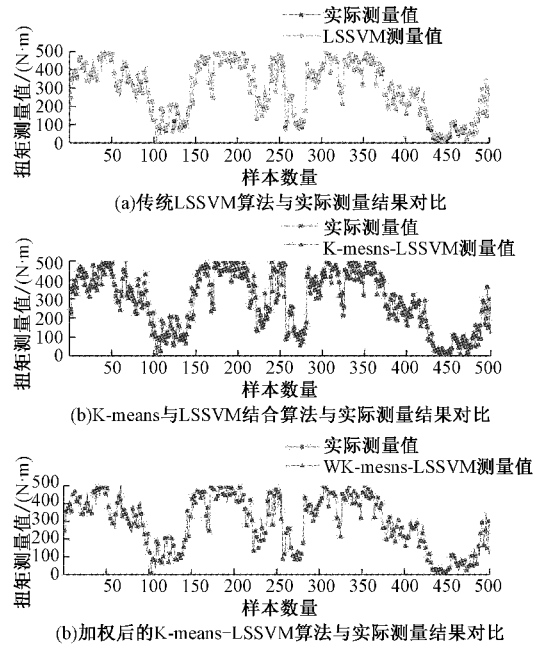
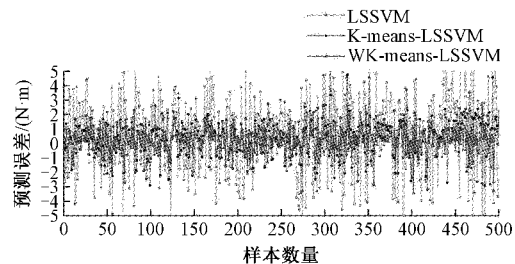


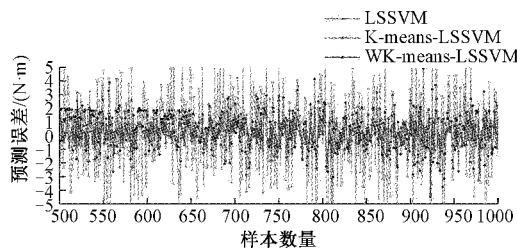
图 5 3 种不同算测量结果与实际测量值对比曲线

利用单一 LSSVM 模型进行预测时,扭矩测量值在 0~100 N·m 范围内表现不佳,可以看到曲线的重合度并不高。之后利用 K-means 聚类和 LSSVM 相结合的模型进行预测,使得预测曲线的重合度加以提升。随着算法的不断优化,在采取主客观综合加权算法后的预测曲线与实际测量曲线重合度较高,由于篇幅问题,此处给出 500 组数据的预测对比,对比结果如图 6 所示。

分析图 6 结果可知,利用预测误差的分析方式可以更直观地展示出 3 种不同算法在预测上的准确度。本文通过主客观综合加权理论、K-means 聚类与 LSSVM 结合的模型较其他在图中波动更为集中,误差幅度较小。除此之外,



(a)0-500 个样本中 3 种不同算法的预测误差对比



(b)500~1000个样本中3种不同算法的预测误差对比

图 6 3 种不同算法的误差分析对比

误差分析法也通常用来评价预测性能,常用的指标有均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、误差平方和(sum squared error, SSE),结果如表 2 所示。

表 2 样本数据为 1 000 时各算法误差指标的对比结果

算法	RMSE	MAPE/%	SSE
LSSVM	1.305	1.158	3 865.909
K-means-LSSVM	1.084	0.747	1 202.216
WK-LSSVM	0.821	0.455	774.505

分析表 2 可得,采用加权聚类与 LSSVM 结合后,其较 LSSVM 单一模型的均方根误差下降了 0.484,较 K-means-LSSVM 模型下降了 0.263;平均绝对百分比误差分别下降了 1.003%和 0.292%;误差平方和下降了 2 663.693 和 427.711。因此本文将多模型软测量技术应用到扭矩测量预测中,利用不同的算法模型对数据进行预测,其预测结果与实际测量值相比的结果说明了此算法是较为有效的。

4 结 论

本文提出了一种基于多模型软测量技术的扭矩在线测量方法,并基于硬件扭矩测量系统的真实测量值对预测效果进行了验证。首先通过采用 AHP 主观加权和 CRITIC 客观加权相结合的理论,强调了各个辅助参数之间的物理意义以及重要程度,与 K-means 聚类相结合,可有效减小不重要变量对预测精度的影响。最后采取多模型 LSSVM 对扭矩进行预测,可较提高扭矩的测量精度,也可较好地跟踪扭矩测量值的变化趋势以做到对扭矩的实时监控。

本文因采集到的辅助参数有限,应用范围较小。此外,温度湿度等环境因素也是扭矩测量中重要的辅助参数^[17],可通过该方法对恶劣环境下的扭矩进行短期预测。软测量技术在数据监测领域,有着很大的发展潜力,需要不断去发现和创新。

参考文献

- [1] 夏鲲,徐梦晗,毕超. 电机转矩波动测量方法综述[J]. 电子测量技术,2018,41(5):87-94.
- [2] 张清枝,牛联波,艾永乐. 永磁辅助磁阻同步电机性能

- [3] LEOS B, MARTIN D. Indirect torque measurement using industrial vector control frequency converter[C]. IEEE. Conference Publications, 2016: 48-53.
- [4] 张德智,葛燕飞,黄显贵. 旋转机械扭矩在线监测系统浅析[J]. 冶金设备,2020(5):7-10,59.
- [5] XIA K, LU J, DONG B. A new test system for torque testing and efficiency measurement of threephase induction motor [C]. IEEE Coriference Publication, 2016: 256-261.
- [6] 李长武,成伟,蒋建林. 新型轴功率测试方法的应用研究[J]. 计量技术,2018(6):24-26.
- [7] 贾昊,董泽,周晓兰. 基于自适应多目标模糊聚类的多模型软测量[J]. 计算机仿真,2020,37(2):115-119.
- [8] 齐岩磊,陈娟,杨祺,等. 基于 SVM 的葛根素提取软测量系统的设计[J]. 电子测量与仪器学报,2012,26(8):726-731.
- [9] 王煜林,周登极,郝佳瑞,等. 一种基于可解释神经网络模型的压缩机功率软测量方法[J]. 上海交通大学学报,2021,55(6):774-780.
- [10] 邵伟明,葛志强,李浩,等. 基于循环神经网络的半监督动态软测量建模方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(11):7-13.
- [11] THOMAS L. How to make a decision: The analytic hierarchy process[J]. European Journal of Operational Research, 1990, 48: 9-26.
- [12] 魏子茹,卢延辉,王鹏宇,等. 基于 CRITIC 法的灰色关联理论在无人驾驶车辆测试评价中的应用[J]. 机械工程学报,2021,45(3):1-10.
- [13] 黄小莉,陈静娴,胡思宇. 基于自适应果蝇优化算法的 K-means 聚类[J]. 国外电子测量技术,2021,40(6):14-20.
- [14] 唐苦. 基于聚类的多模型动态软测量建模方法[D]. 上海:华东理工大学,2014.
- [15] 张坚群,张新胜. 基于自适应递推最小二乘支持向量机的磨煤机一次风量软测量模型[J]. 热力发电,2021,50(11):137-143.
- [16] 付乐天,李鹏,高莲. 考虑样本异常值的改进最小二乘支持向量机算法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(6):179-190.
- [17] 王佩君,马婷,吴瑞麒. 高低温环境下扭矩测量与校准系统研究[J]. 机电信息,2021,645(3):29-31.

作者简介

陈泽慧,硕士研究生,主要研究方向为数据处理预测、机器学习等。

E-mail: czhgo123@163.com

李博,博士,副教授,主要研究方向为嵌入式系统。

E-mail: libo@nuc.edu.cn

李博,硕士研究生,主要研究方向为机器学习、图像处理。

E-mail: lidanxin00308@163.com