

基于自编码器的制冷压缩机异常振动检测方法

Anomaly vibration detection method of the refrigeration compressor based on autoencoder

王远涛 冯涛 孙怡 王晶 王艺瀚

WANG Yuan-tao FENG Tao SUN Qia WANG Jing WANG Yi-han

(北京工商大学人工智能学院, 北京 100048)

(School of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

摘要:制冷压缩机是冷藏设备的核心部件,针对制冷压缩机生产过程中的质量管控难题,提出了一种基于自编码器技术的制冷压缩机异常振动检测方法,同时给出了自编码器异常振动检测的原理和流程以及压缩机振动信号样本的获取方法。研究了自编码器输入与输出间的均方差值与信号样本的分布关系,基于自编码器模型,给出了压缩机异常振动的判断依据。从自编码器参数和训练样本数量两个方面,讨论了自编码器计算迭代次数、隐藏层数以及训练样本数量 3 个参数对其判定准确性的影响关系,研究发现,迭代次数和隐藏层数对判定准确性有影响,但规律性不强;样本数量对判定准确率影响显著,会随训练样本数量增加而提高,提高训练样本数量是提高自编码器判定准确率的有效方法,自编码器可以很好应用于制冷压缩机异常振动的检测。

关键词:异常检测;压缩机;自编码器;振动信号;机器学习

Abstract: The compressor is the core component of refrigeration equipment. This paper proposed a method of anomaly vibration detection of refrigeration compressor based on autoencoder technology in order to solve the quality control problems in the production process of refrigeration compressor. The principle and process of anomaly vibration detection were given, based on autoencoder and the acquisition method of compressor vibration signal sample. The relationship was studied between the mean square error of the input and output of the autoencoder and the distribution of the signal samples. By means of the autoencoder model, the decision fundament of the abnormal vibration of the compressor was given. From two aspects of the autoencoder parameters and the number of training samples, this paper discussed the influence of three kind of autoencoder parameters

including calculation iteration number, hidden layer number and training sample number on the detection accuracy. The study finds that the number of iterations and hidden layers has an impact on the detection accuracy, but no obvious law; the number of the training samples has a significant impact on the detection accuracy. It is an effective method to improve the accuracy of autoencoder to increase the number of training samples. The autoencoder can be used to detect anomaly vibration of refrigeration compressor.

Keywords: anomaly detection; compressor; autoencoder; vibration signal; machine learning

冷藏是食品日常保鲜的主要手段,制冷压缩机是冷藏设备的核心部件,也是最容易出现故障的部件。压缩机壳体的振动与其运转状态密切相关,压缩机的机械运转故障都会在壳体的振动信号中有所反映,因此,可以通过测量壳体振动信号,判断压缩机是否处于故障状态。随着人工智能的发展,作为其技术基础的机器学习方法,也开始在压缩机等机电设备运转异常检测过程得到应用,基于机器学习技术的分类模型开始得到应用^[1-2]。

裴悦琨等^[3]和杨志锐等^[4]采用光学信号,应用机器学习方法,分别实现了樱桃和红枣的缺陷检测。在机电设备检测方面,程华利等^[5]针对电机质检工序声信号的统计特征及质检工艺的特点,提出了基于一分类学习的异响检测方法。该方法以正常样本为基础建立质检判别函数,避免了其他分类算法要求训练样本类别全面和覆盖广泛的条件。温浩等^[6]利用小波包时频局部化特征和支持向量机,对电机声信号进行分析,验证了这种方法的有效性。张新等^[7]采用机器学习的方法对汽车调光电机进行异音识别研究,结果表明采用 BP 神经网络的机器学习法能够有效地识别电机异音。常嘉树^[8]使用振动台及消音箱与振动测试系统,构建了一个异音异响测试环境,对汽车零部件生产线异音异响测试问题有一定的参考价值。针对洗衣机异音检测,李春阳等^[9]提出了一种洗衣机

基金项目:国家重点研发计划资助项目(编号:YFD0400305)

作者简介:王远涛,男,北京工商大学在读硕士研究生。

通信作者:冯涛(1969—),男,北京工商大学教授,博士。

E-mail: feng@th.btbu.edu.cn

收稿日期:2021-01-09

异音识别模型,根据卷积神经网络显著特征提取能力和平移不变性,学习洗衣机的异音特征,实现生产线洗衣机的异音自动智能识别。在压缩机方面,Yang 等^[10]提出了使用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)和人工神经网络的方法进行压缩机故障分类,提高了预测的可靠性和稳定性。He 等^[11]基于深度学习思想,提出了一种通过局部均值分解(LMD)对振动信号进行分解,后根据互相关准则构造了虚拟噪声通道的压缩机故障诊断方法。Li 等^[12]提出了一种基于修正多尺度熵(MMSE)和全局距离评价(GDE)的往复式压缩机气门故障诊断方法,选择最优灵敏度尺度特征最后有效地识别往复压缩机阀的故障。

随着压缩机生产技术的进步,故障机在生产中出现的比例逐步降低,这就给分类模型的训练带来了很大困难,主要体现在两个方面:①故障机样本个数相比于正常机样本少很多,出现了样本不均衡现象;②故障机样本相比于正常机样本,在特征空间的离散度要大很多,这两个问题都会导致现有的分类模型在训练过程中出现偏差。文章拟对制冷压缩机异常振动检测方法进行研究,基于深度学习方法,应用自编码器神经网络模型,不考虑故障机样本,对单一的正常机样本数据进行特征提取,使用正常机特征重构实测样本信号,根据重构信号和原始信号的差异,实现压缩机异常振动的检测。

1 自编码器异常振动检测的原理和流程

自动编码器(Autoencoder, AE)是神经网络的一种,其基本思想就是直接使用一层或者多层的神经网络对输入数据 x 进行映射,得到输出向量 h , h 作为从输入数据提取出的特征。基本的自编码器模型是一个简单的 3 层神经网络结构,如图 1 所示,一个输入层、一个隐藏层和一个输出层,其中输出层和输入层具有相同的维数,自编码器的目标是使用稀疏的高阶特征 h 来重构自己。

自编码器由两部分组成,如图 2 所示,编码器(Encoder)将输入数据压缩成潜在空间的表征 h ,可以用编码函数表示,编码函数为:

$$h = f(x)。(1)$$

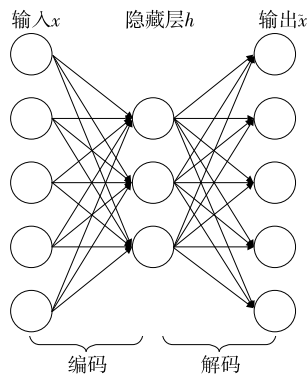


图 1 自编码器结构示意图

Figure 1 Diagram of the autoencoder structure

解码器(Decoder)用来自潜在空间的表征 h 作为输入,通过解码函数得到输出 $\tilde{x}$,可以用解码函数表示,解码函数为:

$$\tilde{x} = g(h)。(2)$$

因此,有:

$$\tilde{x} = g[f(x)]。(3)$$

其中输出 $\tilde{x}$ 与原始输入 x 相近。自编码器利用反向传播算法,计算神经网络的权系数和偏移系数,使得输出值 $\tilde{x}$ 尽量接近输入值 x ,它先将输入压缩成潜在空间表征 h ,然后通过这种表征来重构输出。

使用自编码器进行异常振动检测,本质上是一种半监督的机器学习过程,具体的实施流程如图 3 所示。训练流程中要采集正常机样本信号,建立训练数据集,使用正常数据集对自编码器进行训练,得到自编码器的结构参数;检测流程中将实测的压缩机振动信号 x 导入自编码器得到编码输出 $\tilde{x}$,计算自编码器输出和输入之间的均方差值,与均方差限值比较,小于限值的就是正常机,大于限值的就是故障机。均方差限值根据大量实际压缩机振动样本信号确定。

2 压缩机振动信号样本的获取

如图 4 所示,压缩机放置在托盘上,托盘随生产线移动,到达检测工位后,下气缸顶起托盘,使其脱离生产线,减小生产线传送链振动对测量的影响,上气缸压下,使加速度计紧贴压缩机壳体表面,在上气缸和加速度计之间通过弹性阻尼环相连,保证加速度计与压缩机壳体可靠接触。在生产线上使用加速度计采集压缩机壳体振动信

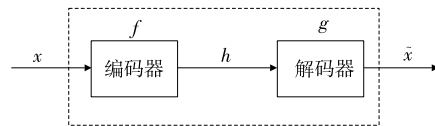
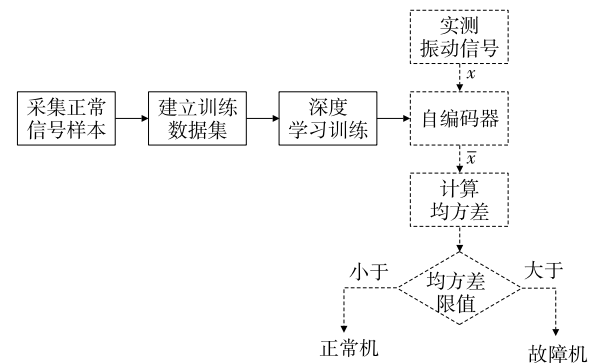


图 2 自编码器组成示意图

Figure 2 Diagram of the autoencoder composition



实线框部分为自编码器的学习训练流程,虚线框部分为自编码器的检测流程

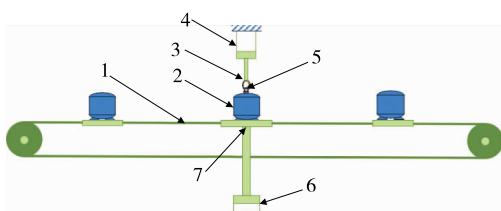
图 3 自编码器异常振动检测流程

Figure 3 Process of detection of anomaly vibration based on autoencoder

号,使用 NI9234 采集卡完成振动信号的数字采集。通过人工方式挑选出正常样本信号,提取其谱特征作为自编码器的训练数据集。图 5~图 8 分别为正常机和故障机信号样本的时域波形和功率谱,因为异常振动检测过程中只关注压缩机壳体振动信号的波形特征,所以文中以信号的输出电压为单位。从图 5~图 8 可以看出,故障机与正常机在时域波形图和频谱图上均无显著差异,无法直接通过时域波形或频谱判断样机是否正常。

3 检测结果与讨论

在压缩机生产线上采集压缩机振动信号,通过数据预处理,得到 2 964 个振动信号样本,样本标签在采集过程中由人工判定方式给出,其中正常样本数为 2 857,故障样本数为 107。样本分为训练和测试两大类,相互之间



1. 生产线 2. 压缩机 3. 弹簧阻尼 4. 上气缸 5. 加速度计
6. 下气缸 7. 托盘

图 4 压缩机振动信号测量

Figure 4 Measurement of the vibration signal of the compressor

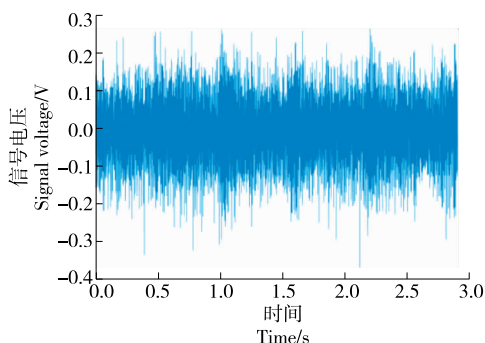


图 5 正常机时域波形

Figure 5 Wave form of the normal sample in time domain

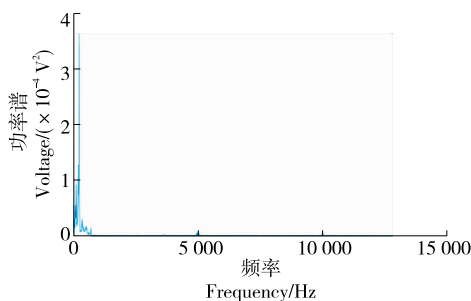


图 6 正常机频谱

Figure 6 Spectrum of the normal sample in frequency domain

没有重叠,训练样本只包含正常机,数量为 953;测试样本中正常样本数量为 1 904,故障样本数量为 107。

从图 9 可以看出,从正常机的分布图来看,其绝大部分数量分布在小于 6 的范围内,从故障机的分布图来看,故障机的绝大部分数量分布在大于 6 的范围,所以可以通过特定的均方差值实现正常机和故障机的划分。

使用准确率检测自编码器的判定效果,准确率的定义如下:

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + T_N + F_N} \times 100\%, \quad (4)$$

式中:

A ——准确率, %;

T_P ——正常样本中被判定为正常的数量;

F_P ——故障样本中被判定为正常的数量;

T_N ——故障样本中被判定为故障的数量;

F_N ——正常样本中被判定为故障的数量。

下文从自编码器参数和训练样本数量两个方面,研究自编码异常检测的效果。自编码器参数包括循环迭代次数和隐藏层数。图 10~图 12 分别为自编码器的循环迭代次数和隐藏层数以及训练样本的数量与其判定准确率的关系。由图 10~图 12 可以看出,各种参数条件下,自编码器的判定准确率都在 96% 以上。

设定训练正常机的数目为 191,隐藏层数为 100,改变迭代次数,研究自编码器的计算迭代次数与判别准确率

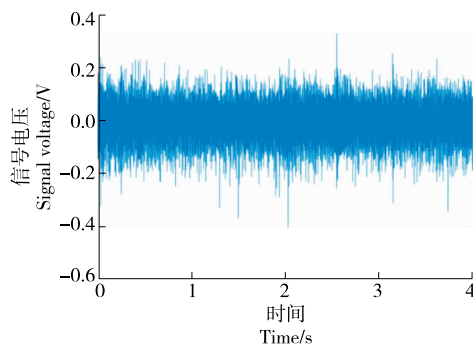


图 7 故障机时域波形

Figure 7 Wave form of the anomaly sample in time domain

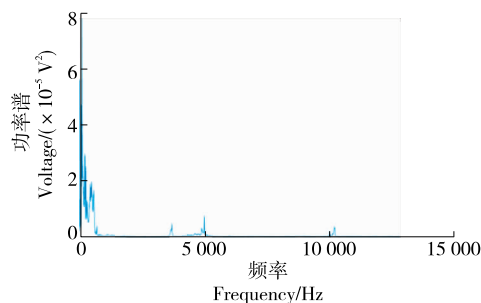


图 8 故障机功率谱

Figure 8 Spectrum of the anomaly sample in frequency domain

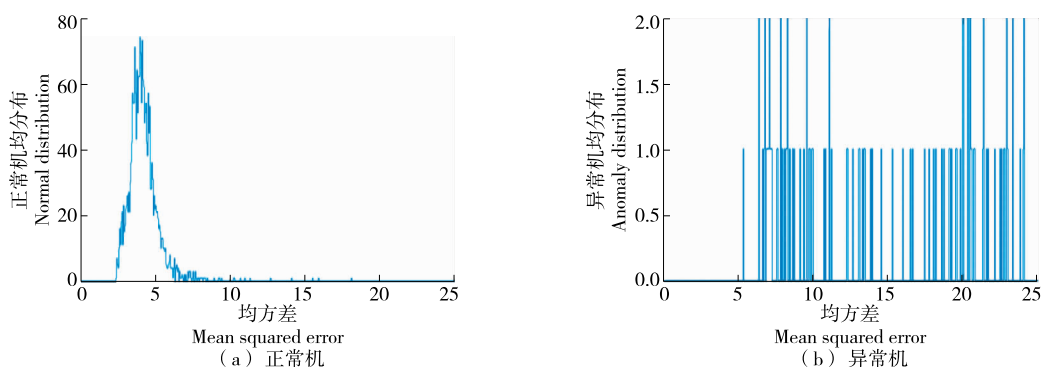


图9 均方差值与样本数量分布

Figure 9 Relationship between mean squared error and sample distribution

的关系,结果如图10所示。由图10可知,随着迭代次数的增大,准确率总体上会有少许改善,但特定情况下,迭代次数增加也不会导致判定准确率提高。比如迭代次数

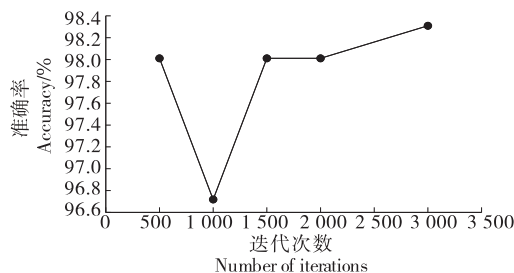


图10 自编码器计算迭代次数与准确率的关系

Figure 10 Relationship between accuracy and iteration number

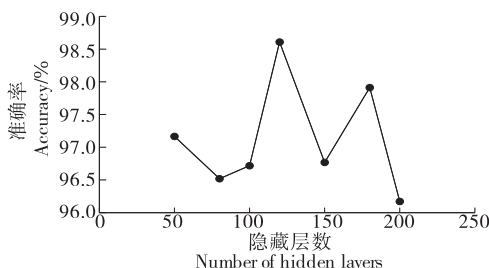


图11 自编码器隐藏层数与准确率的关系

Figure 11 Relationship between accuracy and hidden layers

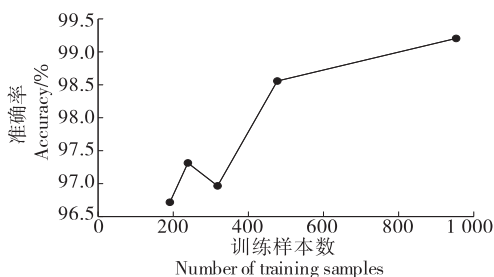


图12 训练样本数量与准确率的关系

Figure 12 Relationship between accuracy and the training sample number

为1000时,判定准确率从98.0%降低到了96.7%。

设定训练正常机的数目为191,迭代次数为1000,改变隐藏层数,研究自编码器的隐藏层数与判别准确率的关系,结果如图11所示。由图11可知,准确率并不随隐藏层数的增加而提高,而是呈一种起伏关系,隐藏层数由50层增加到200层,准确率会在96.3%至98.6%之间变动。

设定迭代次数为1000,隐藏层数为100,改变训练用正常机的数量,研究训练样本数量与判别准确率的关系,结果如图12所示。由图12可知,准确率随训练样本数量的增加而提高,最高已超过99%。样本数量较少时,准确率随样本数量增加有明显提高,样本数量较多时,准确率随样本数量增加而提高的程度放缓,呈一定的饱和特性。

4 结论

迭代次数和隐藏层数对判定准确性有影响,但规律性不强;样本数量对判定准确率影响显著,会随训练样本数量增加而提高,样本数量较少时,准确率随样本数量增加有明显提高,样本数量较多时,准确率随样本数量增加而提高的程度放缓,呈一定的饱和特性。因此,提高训练样本数量是提高自编码器判定效率的有效方法。综上所述,在选定合适自编码器参数和较多训练样本数量的条件下,自编码器可以用于制冷压缩机的异常振动检测。

参考文献

- [1] 谢雪松, 谢路杨, 都腾飞, 等. 基于改进型 CEEMDAN 和 RBF 神经网络的往复式压缩机阀片故障诊断研究[J]. 机械工程师, 2020(11): 90-92.
- [2] 肖军, 舒悦, 谢传东, 等. 基于二叉树支持向量机的往复压缩机气阀故障诊断方法[J]. 流体机械, 2020, 48(10): 48-53.
- [3] 裴悦琨, 连明月, 姜艳超, 等. 基于机器视觉的樱桃缺陷检测与识别[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 137-140.
- [4] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145.

(下转第128页)

4 结论

试验对 YJ19 卷烟机烟支导板装置结构、尺寸和通道内空气相对湿度进行分析,得出烟支导板装置结构不合理,烟支在输送过程中抖动且水蒸气在通道内易聚集液化。重新设计了一种新型烟支导板装置,利用圆弧凹槽对烟支进行导向,并采用负压吸附烟支,解决了烟支抖动和水蒸气液化问题。通过随机抽样 40 组 8 000 支样本进行试验验证,结果表明,改进后的烟支导板装置使用效果良好,皱纹烟支缺陷率从 1.16% 下降到 0.30%,烟支搭口不洁缺陷率从 1.45% 下降到 0。

参考文献

- [1] 许昌烟草机械有限责任公司. YJ19B 卷烟机机器说明书[Z]. 许昌: 许昌烟草机械有限责任公司, 2016: 5-20.
- [2] 中国国家标准化管理委员, 中华人民共和国国家标准. 卷烟第三部分: 包装、卷制技术要求及贮运: GB 5606.3—2005[S]. 北京: 中国标准出版社, 2005: 21-28.
- [3] 刘舒畅, 张峻松, 翟义龙, 等. 浅谈烟支表面黄斑缺陷的产生原因及预防管控[J]. 轻工科技, 2015(9): 109.
- [4] 杨蓝, 周沅桢, 刘泽, 等. 烟支黄斑污染物的追溯与鉴别[J].

贵州农业科学, 2019, 47(5): 132-137.

- [5] 杜赫, 李晓波, 马俊, 等. 基于 ATR-FTIR 技术的黄斑烟污染源鉴别[J]. 食品与机械, 2019, 35(11): 85-88.
- [6] 蔡雨铮, 闫绍峰, 赵彬, 等. 蒸汽冷凝传热特性的研究[J]. 化工管理, 2017(21): 190.
- [7] 王猛. 卷烟机产生烟支表面各类问题的研究与处理方法[J]. 中国科技博览, 2018(20): 2-5.
- [8] 赵梅生, 陈锐, 伍先, 等. 消除黄斑烟质量隐患的研究[J]. 价值工程, 2013, 32(18): 174.
- [9] 舒奎武, 李宪成, 于帅, 等. 卷烟机产生烟支表面水渍、黄斑问题分析与处理[J]. 轻工科技, 2015, 31(12): 69-70.
- [10] 张卫宾, 简金领. PASSIM 接装机水松纸夹末及冷凝水分析与改进[J]. 设备管理与维修, 2015(1): 64-66.
- [11] 彭永刚, 刘德凯, 曲飏, 等. Φ 5.25 mm 烟支皱纹的形成及解决办法[J]. 设备管理与维修, 2014(7): 29-31.
- [12] 王志魁, 向阳, 王宇. 化工原理[M]. 北京: 化学工业出版社, 2018: 289-292.
- [13] 梅自强. 纺织辞典[S]. 北京: 中国纺织出版社, 2007: 147-155.
- [14] 何立明, 赵罡, 程邦勤. 气体动力学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 174-180.

(上接第 107 页)

- [5] IISHIKAWA Shoichi, KANAGAWA Yokohama, KIYOSAWA Yoshihide, et al. Flexible meshing gearing having three-dimensional, non-interactive wide-area intermeshing tooth profile: 5458023[P]. 1995-04-17.
- [6] 辛洪兵. 双圆弧谐波齿轮传动基本齿廓设计[J]. 中国机械工程, 2011, 22(6): 656-662.
- [7] 王家序, 周祥祥, 李俊阳, 等. 杯形柔轮谐波传动三维双圆弧齿廓设计[J]. 浙江大学学报(工学), 2016, 50(4): 616-624.
- [8] 王家序, 袁攀, 李俊阳, 等. 基于不同啮合原理的谐波传动齿廓研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(3): 58-64.
- [9] 张宁, 张英杰, 李阳帆, 等. 考虑齿轮形变的谐波减速器齿

廓优化方法[J]. 西安交通大学学报(自然科学版), 2019, 53(12): 31-37.

- [10] 张雷, 杨伟超, 蒋倩倩, 等. 谐波减速器核心部件结构应力分析[J]. 机械传动, 2018, 42(12): 114-122.
- [11] 蒋倩倩, 弓安, 李晓峰, 等. 谐波传动中凸轮径向变形量对齿廓修形的影响[J]. 机械传动, 2019, 43(6): 1-5.
- [12] 王家序, 蒋倩倩, 李俊阳, 等. 双圆弧谐波传动柔轮齿形参数多目标优化设计[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(4): 1 194-1 202.
- [13] 肖季常, 贺小飞, 王家序, 等. 三圆弧谐波齿轮传动齿廓设计[J]. 机械传动, 2019, 43(10): 51-55.
- [14] 余金宝, 范元勋. 谐波传动柔轮变形及共轭齿廓的研究[J]. 机械制造与自动化, 2019, 48(5): 34-38, 56.

(上接第 123 页)

- [5] 程华利, 樊可清. 异音检测的机器学习方法及其在电机质检中的应用[J]. 测控技术, 2015, 34(4): 55-58, 62.
- [6] 温浩, 刘力源. 基于小波包和 SVM 一类学习在电机异音检测中的应用[J]. 测控技术, 2015, 34(2): 35-38.
- [7] 张新, 郑燕萍, AUGEIX Antoine, 等. 基于小波包分解与机器学习的汽车调光电机异音识别[J]. 森林工程, 2019, 35(1): 59-63.
- [8] 常嘉树. 汽车零部件异音异响信号检测系统[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(9): 6-8.
- [9] 李春阳, 李楠, 冯涛, 等. 基于深度学习的洗衣机异常音检测[J]. 山东大学学报(工学版), 2020, 50(2): 108-117.
- [10] YANG Bo-suk, HWANG Won-woo, KIM Dong-jo, et al.

Condition classification of small reciprocating compressor for refrigerators using artificial neural networks and support vector machines[J]. Elsevier Ltd, 2005, 19(2): 371-390.

- [11] HE Chang-bo, LI Hong-kun, LI Zhi-xiong, et al. An improved bistable stochastic resonance and its application on weak fault characteristic identification of centrifugal compressor blades[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 442: 677-697.
- [12] LI Ying, WANG Jin-dong, ZHAO Hai-yang, et al. Fault diagnosis method based on modified multiscale entropy and global distance evaluation for the valve fault of a reciprocating compressor [J]. Strojinski Vestnik-Journal of Mechanical Engineering, 2019, 65(2): 123-135.