

文章编号: 2095-2163(2023)08-0120-05

中图分类号: TP183

文献标志码: A

基于深度卷积神经网络的汽轮机转子故障诊断

唐杰¹, 钱进¹, 张涛²

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州现代物流产业投资有限责任公司, 贵阳 550001)

摘要: 振动是造成汽轮机发电机组非计划停机的机侧典型故障之一, 严重时, 还会导致设备和人身事故。因此, 在机组实际运行中, 对汽轮机振动故障原因快速、准确判定十分必要。本文针对汽轮机转子动静碰摩、质量不平衡、转子不对中三种典型振动故障原因, 提出一种基于深度卷积神经网络的汽轮机转子振动故障诊断方法。该方法基于故障样本时域图像, 经快速傅里叶变换获取其频域特征图像, 设计故障诊断网络, 并在网络中加入 *Dropout* 层, 防止神经网络过拟合。同时, 通过数据增强, 对故障模式分类实现了快速准确的诊断分类。与文献案例对比结果表明: 基于深度卷积神经网络的汽轮机转子故障诊断方法是准确和可靠的。该方法诊断结果简单直观, 可应用于工程实际。

关键词: 卷积神经网络; 快速傅里叶变换; 数据增强; 故障诊断

Deep convolutional neural network-based turbine rotor fault diagnosis

TANG Jie¹, QIAN Jin¹, ZHANG Tao²

(1 School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Guizhou Modern Logistics Industry Investment Co., Ltd., Guiyang 550001, China)

[Abstract] Vibration is one of the typical faults that cause the unplanned shutdown of the turbine generator set. In serious cases, it can also lead to the equipment and personal accidents. Therefore, it is necessary to determine the causes of turbine vibration faults quickly and accurately in the actual operation of the unit. In this paper, a deep convolutional neural network-based turbine rotor vibration fault diagnosis method is proposed for three typical vibration fault causes: turbine rotor dynamic and static friction, mass imbalance, and rotor misalignment. The method is based on the time-domain image of the fault sample and obtains its frequency-domain feature image by fast Fourier transform, designs a fault diagnosis network, and adds a *Dropout* layer to the network to prevent the neural network from overfitting. Meanwhile, the fault mode classification is achieved by data enhancement to achieve fast and accurate diagnosis classification. The comparison with literature cases shows that the deep convolutional neural network-based turbine rotor fault diagnosis method is accurate and reliable. The diagnosis results are simple and intuitive, and can be applied to engineering practice.

[Key words] convolutional neural network; fast Fourier transform; data augmentation; fault diagnosis

0 引言

汽轮机发电机组作为电力生产系统的关键设备, 长期在高负荷、变工况的情况下运行可能发生故障产生振动, 振动严重时不仅影响汽轮机的正常运行, 降低机组发电产量和质量, 还可能造成严重的设备和人身事故^[1]。由于引起汽轮机振动的因素较多, 很难通过现场检查分析找到产生故障的具体原因。因此, 分析汽轮机轴系振动常见故障特征, 通过故障信号及时判别故障类型很有必要。目前关于汽

轮发电机组故障诊断技术方面的研究已经有了很大的进展, 侯国安等学者^[2]针对汽轮机故障频率存在非线性、诊断复杂、相关参数属性集庞大的特点, 利用决策树 C4.5 算法对故障进行分类, 速度快、准确性高。艾科勇等学者^[3]针对传统的单一的故障诊断方法在汽轮发电机组故障诊断中具有一定的局限性, 研究了本体和信号分析在故障诊断领域的优势, 基于 EEMD、排列熵和 SVM 的信号分析方法辨识出故障类型, 提出一种适用于汽轮发电机组故障诊断的方法。石志标等学者^[4]基于排列熵与改进的果

基金项目: 贵州省科技支撑计划资助项目(黔科合支撑[2020]2Y040); 贵州西能电力建设有限公司科技创新项目(138021QT0320220012)。

作者简介: 唐杰(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 热能利用与节能工程; 钱进(1965-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 热能动力过程多尺度数值模拟与仿真技术; 张涛(1994-), 男, 硕士, 主要研究方向: 热能利用与节能工程。

通讯作者: 钱进 Email: jqian@gzu.edu.cn

收稿日期: 2022-08-22

蝇算法 (IFOA) 优化相关向量机 (RVM) 的汽轮机转子故障诊断方法, 提高了汽轮机转子故障诊断的识别准确率和效率。杨新等学者^[5] 针对汽轮机转子发生的典型故障, 提出一种基于多特征提取和核主元分析的核极限学习机诊断模型, 与基于单一特征向量的模型相比, 能够增强模型的输入特征、减少信息冗余和特征向量的相关性, 在一定程度上提高模型的预测性能。田松峰等学者^[6] 提出了一种基于集合经验模态分解 (EEMD)、云模型与支持向量机 (SVM) 相结合的汽轮机转子多故障诊断方法, 能够准确地完成转子多故障诊断, 具有更高的识别率。周磊等学者^[7] 以某 600 MW 机组为对象, 提出一种基于模糊理论与 SOM 神经网络相结合的故障诊断方法, 通过聚类功能, 对故障模式分类实现了具体数字化和图形可视化, 诊断结果简单和直观。

近年来, 关于卷积神经网络 (CNN) 的研究已成为人工智能领域发展的新趋势, 常应用于图像识别、语音识别等领域。CNN 将传统的人工神经网络与深度学习理论相结合, 在图像分析处理方面, 较以往的图像分类方法, 减少了前期对输入图像数据的预处理过程, 不需要手动提取图像特征, 而是直接输入原始图像, 进行层次化的抽象处理, 得到分类结果, 并且具有更高的识别率和准确率。本文将 CNN 应用于汽轮机振动故障诊断, 利用快速傅里叶变换将汽轮机故障振动信号的时域波形转化为频谱图, 选用常见的 LeNet-5 网络结构, 选取 *ReLU* 函数作为激活函数, 引入 *Dropout* 方法防止过拟合, 对汽轮机转子发生故障的振动信号进行识别、诊断。

1 转子振动诊断相关理论

1.1 CNN

CNN 是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络 (Feedforward Neural Networks), 是深度学习的代表算法之一^[8]。卷积神经网络有以下优点: 输入图像和网络的拓扑结构能很好地吻合; 特征提取和模式分类同时进行, 并同时在训练中产生; 权重共享可以减少网络的训练参数, 使神经网络结构变得更简单, 适应性更强。CNN 的基本结构主要包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层^[9]。网络结构如图 1 所示。

卷积层通常由多个卷积核构成, 通过在原始图像上平移对输入数据进行特征提取。卷积层通过卷积核的移动遍历整段数据进行卷积运算, 分别计算出数据点的权重与偏差; 并通过激活函数进行非线

性变换来拟合复杂的映射关系, 建立数据与其所属类别间的联系, 其运算公式为:

$$y_{i,j}^l = f\left(\sum_{i=1}^{l-1} (x_{i,j}^{l-1} * w_{i,j}^l) + b_{i,j}^l\right) \quad (1)$$

其中, $y_{i,j}^l$ 为第 l 层的第 i 个数据的第 j 个特征值; $w_{i,j}^l$ 为权重系数; $b_{i,j}^l$ 为偏差值; $f(\cdot)$ 为激活函数。

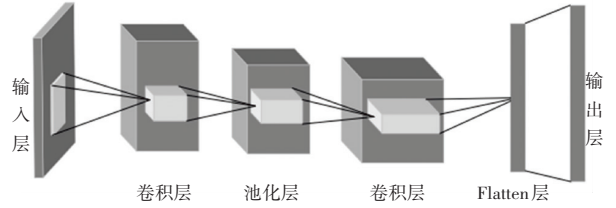


图 1 CNN 结构图

Fig. 1 CNN structure diagram

激活函数选用 *ReLU* 函数, 其公式为:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

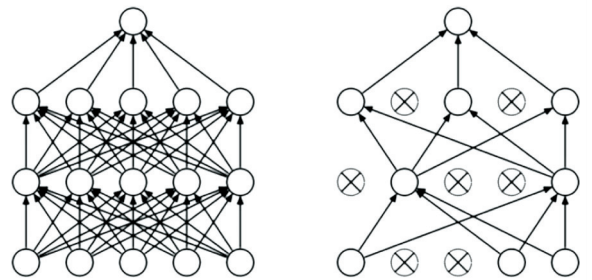
卷积层后就是池化层, 采取最大池化的方法, 挖掘数据有效特征信息, 减小卷积层输出特征向量的大小^[10], 即在一个区域内求出最大值来代替该区域的所有值, 从而实现降低维度目的, 原理为:

$$p_{i,j}^l = \max_{(j-1)W+1 \leq i \leq jW} \{x_{i,j}^l\} \quad (3)$$

全连接层连接池化层和逻辑回归层, 将提取到的数据特征汇聚一起后进行分类。最后, 输出层将输出所有特征组合。

1.2 Dropout 方法

Dropout 方法是在神经网络训练中解决过拟合的重要方法。首先, 在每一次训练过程中, 随机地将隐层中的某些节点置零; 再对这样的模型进行训练得到结果; 然后, 将多次训练的结果进行整合, 得到最终的拟合结果。*Dropout* 的可视化表示如图 2 所示。



(a) 未应用 *Dropout* 的网络 (b) 应用了 *Dropout* 的网络

图 2 使用 *Dropout* 前后的神经网络模型

Fig. 2 Neural network model before and after using *Dropout*

2 样本获取及转换

2.1 样本获取装置

实验样本基于实验测试, 运用 ZT-3 转子振动

实验台收集汽轮机转子动静碰摩、不平衡、不对中三种故障、各 250 组振动数据。ZT-3 转子振动实验台的主要设备包括电动机、涡流传感器、摩擦螺钉及支架、转子、内外侧轴承座等,结构如图 3 所示。为了模拟汽轮机实际运行转速,试验台转速设置为 3 000 r/min,样本长度为 1 024,样本周期数为 8,信号中心频率为 50 Hz。信号测试分析系统为 CMMSMA,采样频率范围为 10 Hz~128 kHz。

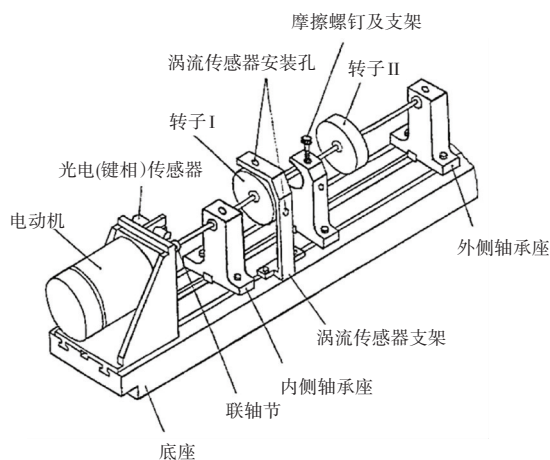


图 3 ZT-3 转子振动实验台

Fig. 3 ZT-3 rotor vibration test bench

2.2 获取的频域特征图形

实验收集的转子动静碰摩、转子质量不平衡、转子不对中三种故障时域波形图如图 4~图 6 所示。

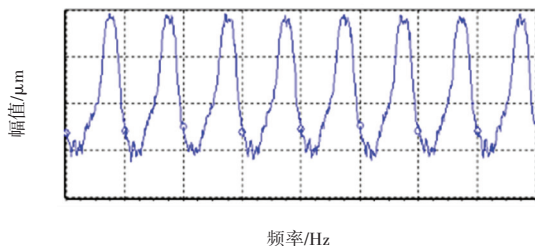


图 4 动静碰摩时域波形

Fig. 4 Time-domain waveform of dynamic and static touching

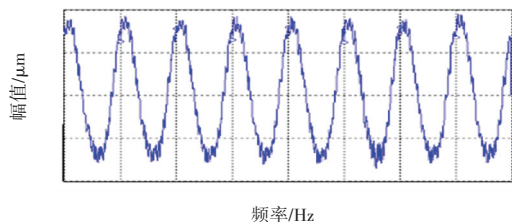


图 5 转子质量不平衡时域波形

Fig. 5 Time-domain waveform of rotor mass imbalance

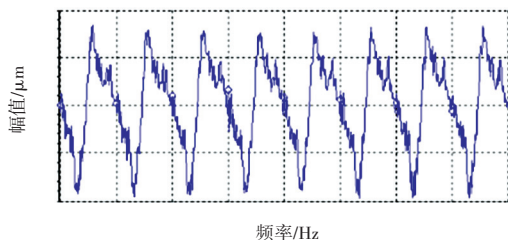


图 6 转子不对中时域波形

Fig. 6 Time-domain waveform of rotor misalignment

由于测试数据的时域信号受噪声干扰而不易表现故障特征,故需将信号时域波形转化到频谱图中并进行分析。傅里叶变换虽然在信号处理上有很大优势,但其信号源要求是平稳信号,存在一定的局限性,而汽轮机的振动信号往往是不稳定、非线性的,因此使用快速傅里叶变换(FFT)将其转换为频谱图进行分析,如图 7~图 9 所示。

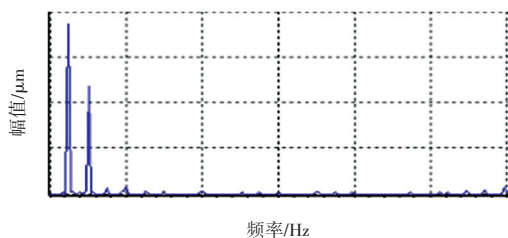


图 7 转子动静碰摩频谱图

Fig. 7 Rotor dynamic and static friction spectrum

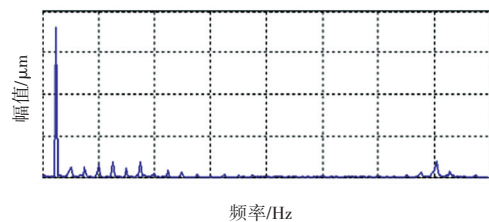


图 8 转子不平衡频谱图

Fig. 8 Rotor imbalance spectrum

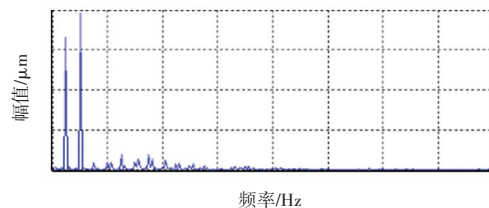


图 9 转子不对中时域频谱图

Fig. 9 Rotor misalignment time-domain spectrum

2.3 数据增强

数据增强方法常被用于解决模型因小样本而overfitting的问题,通过对图像采用如裁剪、翻转、旋转和缩放等操作生成新的样本。因此,分别实验测得的数据样本进行翻转、缩放、平移变换,得到 3 种故障样本,包括原始数据的振动样本各 800 组,数据增强后部分样本如图 10 所示。需要指出的是:翻转、平移变换后不易标注。

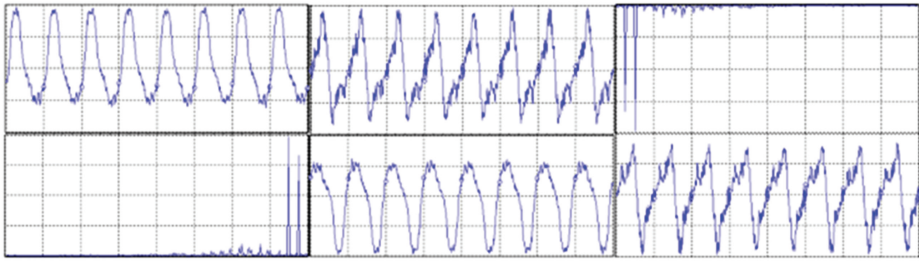


图 10 数据增强样本

Fig. 10 Samples of data enhancement

3 基于 CNN 的故障诊断模型建立

3.1 诊断模型算法设计

算法设计如图 11 所示。

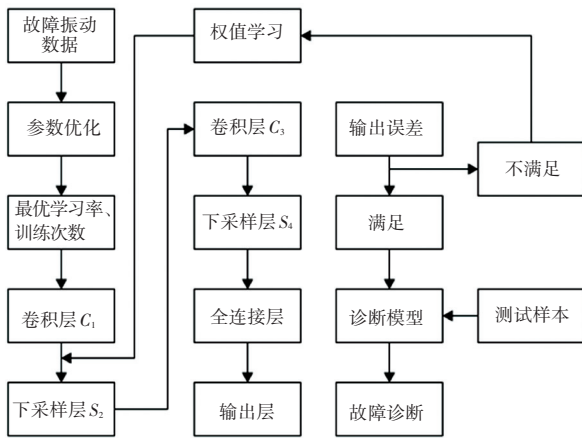


图 11 基于 CNN 的汽轮机转子故障诊断算法

Fig. 11 CNN-based turbine rotor fault diagnosis algorithm

3.2 模型参数设置

在训练中不同的层数和卷积核对模型影响很大,在经过多次模型参数调整后选用 LeNet-5 模型。以 LeNet-5 模型的网络结构为基础,在全连接层添加 Dropout 层预防过拟合,输出层采用 Softmax 分类器。Softmax 的计算公式为:

$$softmax(y_i) = y' = \frac{e^{y_i}}{\sum_{i=1}^n e^{y_i}} \quad (4)$$

CNN 网络结构共 7 层,如图 12 所示。

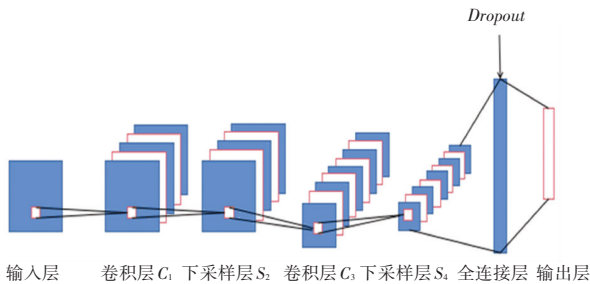


图 12 网络结构图

Fig. 12 Network structure diagram

由图 12 可知,网络结构包括 1 个输入层、2 个卷积层(C1、C3)、2 个下采样层(S2、S4)、1 个全连接层和 1 个输出层。CNN 网络结构参数见表 1。基于 Relu 函数在网络中展现出的优点,激活函数使用 Relu 函数。

表 1 CNN 网络结构参数

Tab. 1 CNN network structure parameters

操作	卷积核	步长	深度	激活函数
卷积 C ₁	5 * 5	1	6	ReLU
池化 S ₂	2 * 2	2	6	-
卷积 C ₃	5 * 5	1	16	ReLU
池化 S ₄	2 * 2	2	16	-

模型训练的样本将其划分为训练集(75%)和测试集(25%),以训练集来训练神经网络参数,以测试集来测试神经网络的泛化能力。

3.3 诊断结果分析

此次实验是在 Python 环境下实现,采用网格搜索对 CNN 网络中超参数(学习率、训练次数、训练尺寸)进行优化计算,通过穷举搜索,将参数通过交叉验证的方法进行优化来得到最优,将各个参数可能的取值进行排列组合,列出所有可能的组合结果生成“网格”。随后将各组合用于 CNN 训练,并使用交叉验证对效果进行评估。在拟合函数尝试了所有的参数组合后,返回一个合适的分类器,自动调整至最佳参数组合。学习率初始值设定为 0.1,训练次数为 5,训练尺寸为 5。得到的最优参数见表 2。经验证,样本检验的诊断结果见表 3。

表 2 CNN 网络参数

Tab. 2 CNN network parameters

学习率	训练次数	训练尺寸
0.001 84	10	5

表 3 各种故障下诊断精度

Tab. 3 Diagnostic accuracy under various faults

故障类别	测试样本/组	错误样本/组	诊断精度/%
动静碰摩	50	6	88
不平衡	50	2	96
不对中	50	3	94

经过动静碰摩、不平衡、不对中三种故障的各

50组测试样本的测试,其中动静碰摩故障错误样本6组,诊断精度为88%;不平衡故障错误样本2组,诊断精度为96%;不对中故障错误样本3组,诊断精度为94%。通过模型对测试样本的诊断,诊断精度可达92.67%。

4 结束语

本文针对汽轮机组转子动静碰摩、转子不平衡、转子不对中三种典型故障,提出一种基于卷积神经网络的汽轮机组振动预测方法。研究得出结论如下:

(1)针对故障信号非线性、不稳定,利用快速傅里叶变换将故障信号由时域信号转换为频谱图,更能表现出故障特征。

(2)针对实验获取的训练样本过少的问题,利用数据增强的方法,通过对样本图像的翻折、缩放、平移变换,解决了深度卷积神经网络过拟合的问题。

(3)通过测试集验证,基于深度卷积神经网络的汽轮机转子故障诊断方法对故障诊断的精度可达92.67%,精度较高。

(上接第119页)

- [2] AN D, KIM N H, CHOI J H. Practical options for selecting data-driven or physics-based prognostics algorithms with reviews[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 133: 223-236.
- [3] GAO Zhiwei, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(6): 3757-3767.
- [4] RIZAL M, GHANI J A, NUAWI M Z, et al. Online tool wear prediction system in the turning process using an adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(4): 1960-1968.
- [5] 程灿,李建勇,徐文胜,等.基于支持向量机与粒子滤波的刀具磨损状态识别[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(17):48-55,71.
- [6] KARANDIKAR J M, ABBAS A E, Schmitz T L. Tool life prediction using Bayesian updating. Part I: Milling tool life model using a discrete grid method[J]. *Precision Engineering*, 2014, 38(1): 9-17.
- [7] 刘思辰,杨飞然,杨军.基于多传感器融合的刀具剩余寿命预测[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(17):47-54.
- [8] 丁怡,何卫平,张维,等.基于BP神经网络的刀具寿命预测模型[J]. *航空制造技术*, 2010, 53(08): 93-96.
- [9] HOSSEINKHANI K, NG E G. A unique methodology for tool life prediction in machining [J]. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 2020, 4(1): 16.
- [10] KOVAC P, GOSTIMIROVIC M, RODIC D, et al. Using the temperature method for the prediction of tool life in sustainable

参考文献

- [1] 赵博. 火电机组汽轮机故障诊断方法总结研究[J]. *科技视界*, 2016(05):140.
- [2] 侯国安,肖东彩,田舟祺.基于决策树C4.5算法的汽轮机非线性故障诊断研究[J]. *计算机与数字工程*, 2022, 50(04): 898-902.
- [3] 艾科勇,张永明,王文斌,等.基于本体和信号分析的汽轮发电机组故障诊断方法研究[J]. *机械设计与制造工程*, 2021, 50(11):65-70.
- [4] 石志标,陈斐,曹丽华.基于排列熵与IFOA-RVM的汽轮机转子故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(05):79-84,113.
- [5] 杨新,于佐东,张志远,等.基于多特征提取与核极限学习机的汽轮机转子故障诊断[J]. *汽轮机技术*, 2020, 62(02):137-142.
- [6] 田松峰,胥佳瑞,王美俊,等.基于EEMD云模型与SVM的汽轮机转子故障诊断方法[J]. *热力发电*, 2017, 46(04):111-114.
- [7] 周磊,李勇.基于模糊SOM神经网络的汽轮机通流部分故障诊断研究[J]. *汽轮机技术*, 2016, 58(03):215-218,178.
- [8] 刘仲民,赵丹阳.基于STFT-CNN-LSTM的非侵入式负荷监测方法[J/OL]. *华中科技大学学报(自然科学版)*:1-8[2022-06-23]. <https://doi.org/10.13245/j.hust.238602>.
- [9] 王雪丽.卷积神经网络的双目测距研究[J]. *电子质量*, 2019(10):1-4.
- [10] 罗秀芝,马本学,李小霞,等.基于卷积神经网络干制哈密大枣纹理分级[J]. *新疆农业科学*, 2018, 55(12):2220-2227.
- [11] 薛嫣,朱静,翟怡萌,等.基于LSTM的风机滚动轴承剩余寿命预测研究[J]. *工业控制计算机*, 2020, 33(06):108-110.
- [12] 刘美辰,薛儒儒,刘江平,等.牛奶蛋白质含量的SSA-SVM高光谱预测模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(05): 1601-1606.
- [13] 叶远波,李端超,谢民,等.基于SSA-SVM的继电保护装置状态评估方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(08): 171-178.
- [14] 李怡,李焕修,刘自然.基于CEEMDAN多尺度熵和SSA-SVM的滚动轴承故障诊断研究[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2021, 38(05): 599-604.
- [15] 侍红岩,吴晓强,张春友.基于支持向量回归机的刀具寿命预测[J]. *工具技术*, 2015, 49(11): 47-50.
- [16] 李建伟,刘成波,郭宏,等.基于PSO-RBF神经网络的刀具寿命预测[J]. *计算机系统应用*, 2021, 31(01): 309-314.
- [17] 周光辉,王杰,韩占磊,等.基于RFID的车间刀具自动识别技术与系统实现[J]. *四川兵工学报*, 2011, 32(03): 50-52.
- [18] 海源,张松,李剑峰,等.基于射频识别技术的车间级刀具管理系统[J]. *计算机集成制造系统*, 2016, 22(08): 1907-1918.
- [19] 曾晓雪,吉卫喜,徐杰.基于CPSO-BP的刀具寿命预测算法[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2020(08): 57-59, 63.
- [20] 薛宏.企业级刀具全生命周期管理系统研发[D].重庆:重庆大学,2015.
- [21] 吕广燕,张远明.工程材料与材料成形工艺[M].北京:高等教育出版社,2021.