

[新材料·新设备·新方法]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.02.014

基于 IGWO-SVM 的轴承故障分类预测

张吴飞, 李帅帅, 李嘉成

(上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093)

摘要:随着旋转机械设备的集成化程度不断提高,轴承发生故障的概率以及故障诊断的难度都在增加。为了解决常规故障诊断出现误报和漏报等问题,课题组在采集已清洗的轴承数据基础上提出了一种新型分类预测算法。课题组通过改进的灰狼算法来收敛支持向量机的参数,并对数据集进行训练优化,以精准地对轴承故障进行判断和预测。研究结果表明判断精度可高达 99.4%;通过与其他现有主流分类预测模型进行比较,进一步验证了该优化方法的优异性。该优化方案可以很好地应用于 SCADA 等实时状态监测系统并进行精准故障分类预测。

关键词:轴承;故障诊断;灰狼算法;支持向量机

中图分类号:TH133.3;TB115

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2022)02-0086-06

Research on IGWO-SVM in Bearing Fault Classification and Prediction

ZHANG Wufei, LI Shuaishuai, LI Jiacheng

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: With the continuous improvement of the degree of integration of rotating machinery equipment, the probability of bearing failures and the difficulty of fault diagnosis are increasing. In order to solve the problem such as misrepresentation and omission in conventional fault diagnosis, a new classification prediction algorithm based on the collecting the cleaned bearing data was put forward. The improved grey wolf algorithm was used to converge the parameters of support vector machine and train the dataset for optimization to achieve the precise judgment and projections for bearing fault. The results show that the accuracy can be as high as 99.4%, and the superiority of the optimization method is further validated by comparing it with other existing mainstream classification prediction model. The optimization scheme can be well applied to SCADA system and other real-time status monitoring systems for accurate fault classification and prediction.

Keywords: bearing; fault diagnosis; grey wolf algorithm; SVM (Support Vector Machine)

随着旋转机械不断增多,其恶劣的工作环境可能导致轴承、齿轮等承受更多的恶劣载荷,而我们常用的 SCADA 系统采集的信号包含很多的冗余和干扰信号,难以建立准确的模型。近年来,在深度学习理论被提出后,业界开始将深度学习法用于故障诊断^[1-2]。MAGNUS 等^[3]利用线性回归的方法对轴承振动信号进行预测比较,这种方法对于训练样本的数量极为敏感,且精度不高;杨志和等^[4]通过 NARIMA 模型拟合时间序列进行预测,并证实了有效性,但在多次训练下

其波动性较大。Deng 等^[5]分别将卷积神经网络和 BP 神经网络用于轴承故障诊断,利用卷积神经网络与连续小波变换时频图,BP 神经网络对多个时域特征参数进行高对比分析表明,BP 神经网络的训练效率和所需时间较短,卷积神经网络具有较高的识别准确率,但训练时间较长。Yu 等^[6]利用深度卷积神经网络对原始信号进行处理,进行恰当方法的模型训练,在测试集上的准确率为 92.4%。Liang 等^[7]同时构造了 2 个不同的卷积神经网络分支,实现了时域和时频域特征提取。

收稿日期:2021-09-19;修回日期:2021-12-29

第一作者简介:张吴飞(1995),男,江苏如东人,硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断与大数据处理。E-mail:1061408419@qq.com

在合并层中,将连续小波变换提取的时频特征与时域特征融合作为分类器的最终输入集,丰富了特征信息,提高了神经网络的性能,但计算量较大。因而,课题组提出了一种改良灰狼算法和 SVM 相结合的故障诊断模型,能够在保证收敛速度的同时更加精准地进行故障分类和预测,与其他模型比较进一步证明本文所提模型的优势性。

1 改进的灰狼算法

本研究进行实验室研究,将故障轴承齿轮拆解安装于台架,测试故障状态下的轴承齿轮振动数据,以及良好状态下的振动数据,其中轴承故障类型为外圈故障,如图 1 所示,设定转速为 1 800 r/min,传感器于基座、驱动端、风扇端和端盖处各布置 2 个传感器。

灰狼优化算法是由 Mirjalili 和 Lewis 于 2014 年提出的一种新型群智能算法,其通过模拟狼群高效捕猎行为迭代寻优^[8]。在自然界,灰狼族群内存在严格的等级划分,并由此决定地位和捕食中任务。

GWO 算法因迭代后期控制因子线性衰减,造成狼群多样性降低,从而导致全局搜索能力下降,易陷入局部最优。因此提出了种非线性控制因子,以提高后期全局搜索能力,减小陷入局部最优的概率。

对数控制因子:

$$a = \frac{2}{\ln(t_{\max} + 1)} \ln(t_{\max} - t + 1)。 \quad (1)$$

二次项控制因子:

$$a = \frac{2t^2}{t_{\max}^2} + 2。 \quad (2)$$

指数控制因子:

$$a = 3 - \exp(t \ln(3/t_{\max}))。 \quad (3)$$

式中: $t_{\max}$ 为最大迭代次数; t 为迭代次数; a 为控制因子,选取单峰函数和多峰函数这 2 个基准测试函数对控制因子进行测试,单峰函数取 3 组($f_1 \sim f_3$),多峰函

数取 3 组($f_4 \sim f_6$)。

$$f_1(X) = \sum_{i=1}^n X_i^2; \quad (4)$$

$$f_2(X) = \sum_{i=1}^n (X_i + 0.5)^2; \quad (5)$$

$$f_3(X) = \sum_{i=1}^n |X_i| + \prod_{i=1}^n |X_i|; \quad (6)$$

$$f_4(X) = \sum_{i=1}^n [X_i^2 - 10 \cos(2\pi X_i + 10)]; \quad (7)$$

$$f_5(X) = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \frac{X_i}{\sqrt{i}} + 1; \quad (8)$$

$$f_6(X) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^n X_i^2} \right) + 20 + e。 \quad (9)$$

式中: X 为基准函数变量,各个基准函数维度均为 30,且最小值为 0;单峰函数 f_1 和 f_2 取值范围为 $[-100, 100]$; f_3 为 $[-10, 10]$; 多峰函数 f_4 取值范围为 $[-5.12, 5.12]$; f_5 为 $[-600, 600]$; f_6 为 $[-32, 32]$ 。

图 1 所示为改进灰狼算法流程图。

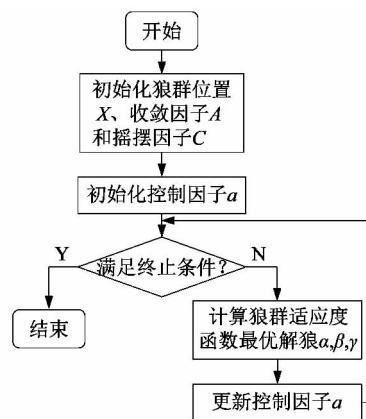


图 1 改进灰狼算法流程图

Figure 1 Flow chart of improved grey wolf algorithm

采用不同 GWO 对技术函数进行 50 次寻游,平均适应度如表 1 所示。设置狼群数量为 20,最大迭代次数为 500。

表 1 基准函数平均适应度

Table 1 Average fitness of benchmark function

函数名称	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
线性函数	$7.460\,0 \times 10^{-49}$	0.022 6	$1.630\,0 \times 10^{-27}$	1.348 9	0.050 7	$1.290\,0 \times 10^{-14}$
二次多项式	$4.880\,0 \times 10^{-65}$	0.014 0	$2.350\,0 \times 10^{-36}$	1.081 1	0.047 5	$8.230\,0 \times 10^{-15}$
指数函数	$1.630\,0 \times 10^{-59}$	0.013 0	$4.920\,0 \times 10^{-33}$	0.771 9	0.037 0	$1.220\,0 \times 10^{-14}$
对数函数	$2.700\,0 \times 10^{-86}$	0.014 0	$1.920\,0 \times 10^{-48}$	0.745 9	0.009 8	$7.780\,0 \times 10^{-15}$

各基准函数最小值均为0,故各控制因子平均适应度值越接近0表明其优化效果越好。由表1可见,非线性控制因子优化效果明显优于线性控制因子。二次多项式、指数函数和对数函数控制因子对 f_1 优化平

均适应度较原有线性控制因子分别提高16、10和37个数量级。非线性控制对其他不同基准函数优化平均适应度亦低于线性控制。表2所示为基准函数适应度标准差。

表2 基准函数适应度标准差

Table 2 Fitness standard deviation of reference function

函数名称	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
线性函数	$2.010\ 0 \times 10^{-48}$	0.088 8	$1.630\ 0 \times 10^{-27}$	3.645 7	0.153 7	$2.730\ 0 \times 10^{-15}$
二次多项式	$1.880\ 0 \times 10^{-64}$	0.087 0	$4.840\ 0 \times 10^{-36}$	8.045 8	0.078 2	$1.740\ 0 \times 10^{-15}$
指数函数	$2.790\ 0 \times 10^{-58}$	0.079 5	$3.560\ 0 \times 10^{-33}$	1.998 2	0.161 3	$7.640\ 0 \times 10^{-49}$
对数函数	$7.120\ 0 \times 10^{-86}$	0.074 0	$9.570\ 0 \times 10^{-48}$	4.616 4	0.125 8	$1.160\ 0 \times 10^{-15}$

适应度标准差值越小,证明其稳定程度越高。由表2可知相较于线性控制因子,各非线性控制因子适应度标准差更低,具有更优异的稳定性。多数情况,对数函数控制因子效果最佳。

综合表1和表2可知,其中对数控制因子寻优性能最好,优化稳定性最高,故以改进灰狼算法

(improved grey wolf optimizer, IGWO)、遗传算法(genetic algorithm, GA)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)比较,对各基准函数优化平均适应度结果如表3所示。IGWO在各基准函数在不同算法中平均适应度均值最低,对 f_1 优化结果较GA提高79个数量级。

表3 各算法平均适应度结果

Table 3 Average fitness results of each algorithm

算法名称	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
GA	$1.860\ 0 \times 10^{-7}$	$4.440\ 0 \times 10^{-7}$	$1.620\ 0 \times 10^{-4}$	1.360 0	0.086 0	$3.070\ 0 \times 10^{-5}$
PSO	$1.420\ 0 \times 10^{-8}$	$1.360\ 0 \times 10^{-8}$	$8.290\ 0 \times 10^{-8}$	7.064 2	0.109 8	$1.220\ 0 \times 10^{-7}$
GWO	$6.480\ 0 \times 10^{-48}$	$0.023\ 6 \times 10^0$	$1.650\ 0 \times 10^{-27}$	1.350 9	0.050 6	$2.360\ 0 \times 10^{-14}$
IGWO	$2.710\ 0 \times 10^{-86}$	$0.021\ 0 \times 10^0$	$1.870\ 0 \times 10^{-48}$	0.746 5	0.009 8	$8.890\ 0 \times 10^{-15}$

表4所示为各个算法对基准函数优化适应度标准差结果。在大多数情况,IGWO优化稳定度最高,GWO

次之,IGWO对 f_1 和 f_3 优化适应度标准差较GA分别提高82和44个数量级。

表4 各算法标准差适应度

Table 4 Standard deviation fitness of each algorithm

算法名称	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
GA	$1.200\ 0 \times 10^{-4}$	$2.180\ 0 \times 10^{-4}$	$1.870\ 0 \times 10^{-5}$	1.650 0	5.319 4	$6.850\ 0 \times 10^{-6}$
PSO	$5.730\ 0 \times 10^{-5}$	$1.020\ 0 \times 10^{-5}$	$8.430\ 0 \times 10^{-9}$	0.652 5	6.052 4	$2.620\ 0 \times 10^{-8}$
GWO	$2.000\ 0 \times 10^{-48}$	$0.089\ 5 \times 10^0$	$1.610\ 0 \times 10^{-27}$	3.646 3	0.154 0	$2.730\ 0 \times 10^{-15}$
IGWO	$6.890\ 0 \times 10^{-86}$	$0.072\ 0 \times 10^0$	$8.560\ 0 \times 10^{-48}$	4.586 6	0.131 2	$2.120\ 0 \times 10^{-15}$

2 特征提取

将实测正常与故障数据分别进行EWT分解,因为课题组着重在于算法,所以信号处理方法不再赘述。图2所示分别为正常信号和故障信号分解结果。健康状态信号和故障信号经经验小波分解(empirical

wavelet transform, EWT)分解获得5个AM-FM分量,分别为 $f_1 \sim f_5$ 的5个分量,其中幅值为原始振动信号分解后的振幅,即表示振动的范围和强度的物理量。

表5所示为正常及故障信号经EWT分解后FSN结果。

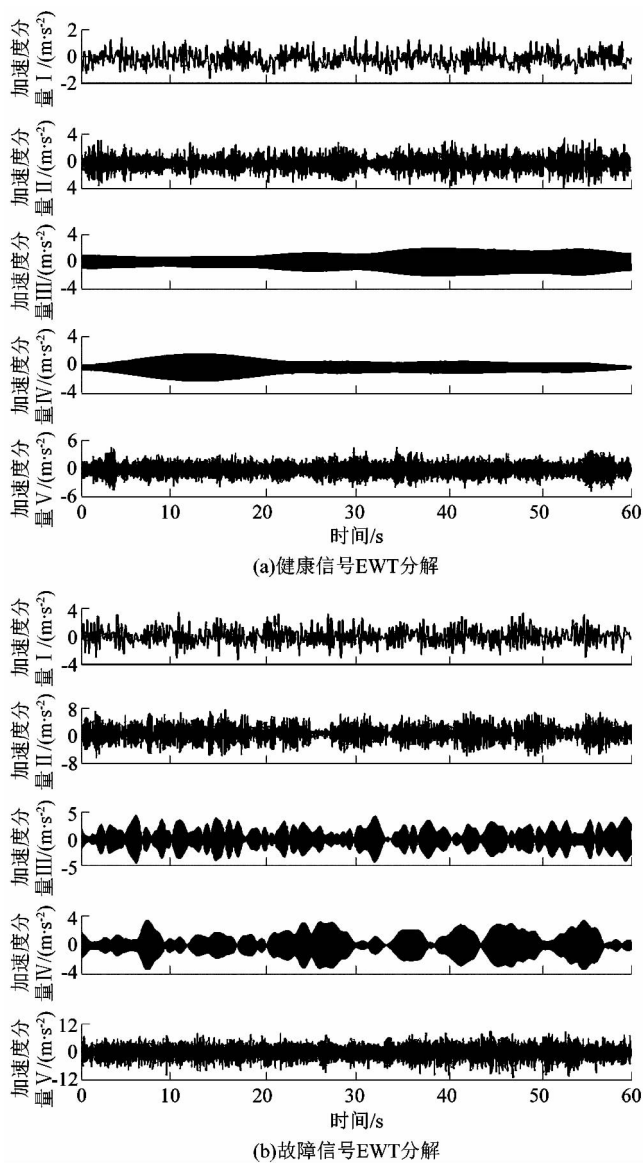


图2 2种信号EWT分解

Figure 2 EWT decomposition of two signals

表5 实测信号将EWT分解后各分量FSN值

Table 5 FSN values of each component of measured signal after EWT decomposition

序号	健康信号	故障信号
1	6.24	6.56
2	5.94	6.76
3	8.41	6.79
4	7.80	6.95
5	4.64	5.20

筛选出 FSN 值最大的前 3 个分量进行重构,结果如图 3 和图 4 所示。

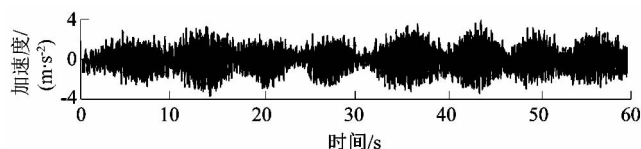


图3 健康信号重构时域图

Figure 3 Health signal reconstruction

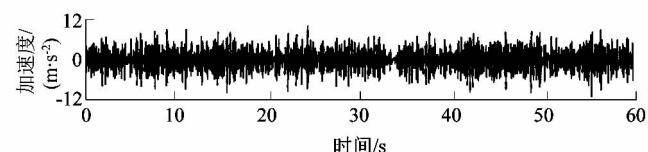


图4 故障信号重构时域图

Figure 4 Time domain diagram of fault signal reconstruction

3 基于 IGWO-SVM 的故障识别

3.1 改进灰狼算法优化支持向量机

支持向量机(support vector machines, SVM)是瓦皮尼克基于统计学习理论所提出的机器学习方法,其通过分析 Chervonenkis 维数,寻求一个满足结构风险最小化原则的分类超平面^[9]。将非线性特征与数据降维相结合,可以很好地解决复杂环境下风力发电机齿轮箱轴承故障诊断问题^[10]。

惩罚系数 c 和核参数 σ 在采用径向基核函数的 SVM 中对其最终的识别精度具有显著影响。这 2 个参数的选取通常采用反复试验,依靠人为判断确定,然而受限于个人经验和试验次数,往往难以得到最佳结果,且耗费大量计算时间。为此,研究人员不断研发出众多算法以模拟自然界不同行为,如群智能优化算法、神经网络方法和遗传算法等,以此来替代人工选取参数,大大提高了 SVM 诊断精度。其中群智能优化算法基于生物群体行为合作机制而衍生出一类算法。

课题组采用优化算法替代人工参数选取,提出改进 SVM 方法即 IGWO-SVM。图 5 所示为 IGWO-SVM 流程图。具体操作步骤如下:

- 1) 提取故障特征以建立样本特征集,并选取部分已知故障样本为训练集;
- 2) 初始化 IGWO 参数。其中,狼群位置坐标即为待优化参数惩罚系数 c 和核参数 σ ;
- 3) 将训练集识别精度作为适应度函数;

- 4) 由适应度函数更新 α 狼、 β 狼和 δ 狼位置;
- 5) 更新收敛因子、摇摆因子、控制因子及狼群位置;
- 6) 根据更新后狼群位置,重复步骤 3) ~ 5),直到满足迭代步数,输出优化结果;
- 7) 根据优化得到最佳惩罚系数 c 和核参数 σ ,将训练样本集输入 SVM 完成机器学习;
- 8) 将已完成训练后的模型对未进行测试的样本进行模式识别,并计算最终识别精度。

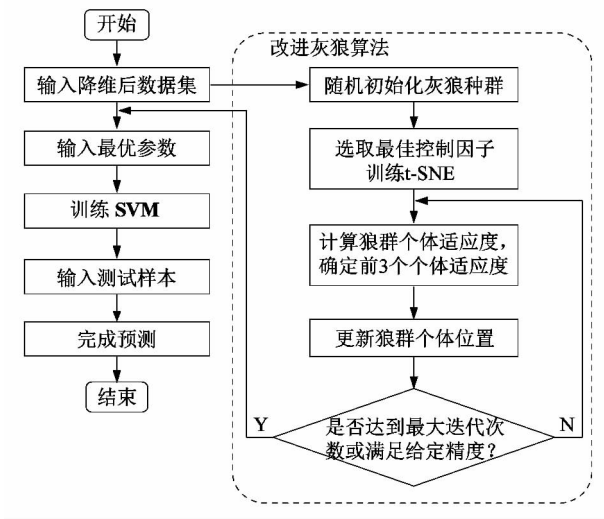


图5 IGWO-SVM 流程图

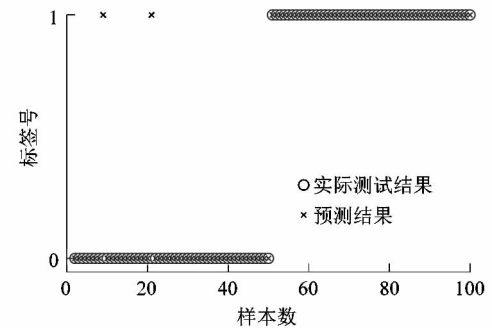
Figure 5 IGWO-SVM flow chart

3.2 结果分析

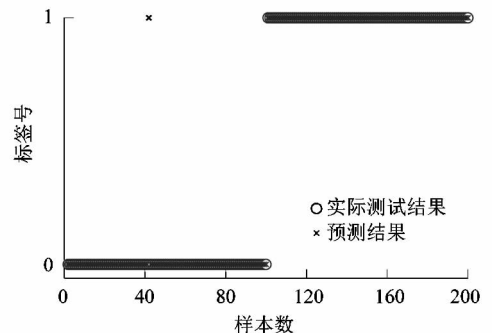
将特征集作为改进灰狼算法优化支持向量机的输入向量进行状态识别,高维特征集降维后得到 400×3 的特征向量集,其中故障与正常样本数均为 200,故障标签号为 0,正常标签号为 1。图 6 所示为训练样本数分别为 100, 200 和 300 时 IGWO-SVM 分类结果。

为证明 IGWO-SVM 诊断效率的优异性,将其分别与 GWO-SVM, PSO-SVM 与 GA-SVM 结果进行对比。表 6 所示为各训练样本数下,经不同优化算法优化后 SVM 诊断精度的对比。

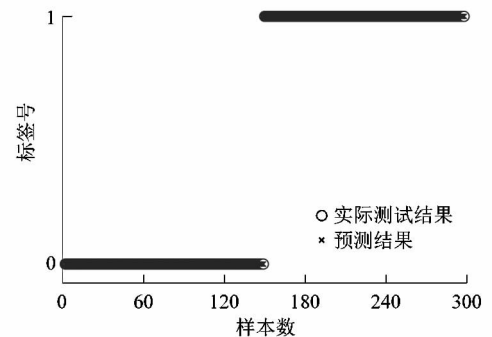
由表 6 可知,测试样本数为 100 时,IGWO-SVM 诊断准确率最高,且较 GA-SVM, PSO-SVM 和 GWO-SVM 识别精度分别高出 8.5%, 6.0%, 2.0%; 训练样本数为 200 时,IGWO-SVM 较其他 3 种方法分别高出 12.5%, 1.0%, 1.0%; 训练样本数为 300 时,IGWO-



(a) 训练样本数为 100



(b) 训练样本数为 200



(c) 训练样本数为 300

图6 不同训练样本的 IGWO-SVM 模型分类结果

Figure 6 IGWO-SVM model classification results of different training samples

表6 各 SVM 模型计算精度

Table 6 Calculation accuracy of each SVM model

训练样本数	计算精度/%			
	GA-SVM	PSO-SVM	GWO-SVM	IGWO-SVM
100	89.5	92.0	96.0	98.0
200	87.5	98.0	98.0	99.0
300	84.0	98.0	97.7	100.0
平均值	86.5	96.0	97.9	99.4

SVM 诊断精度高达 100%, 较其他 3 种方法分别提高 16.0%, 2.0%, 2.3%。在不同训练样本下 IGWO-SVM

诊断效果最佳,平均精度高达 99.4%,而 GA-SVM 准确率均为最低,平均准确率仅为 86.5%。此外,在不同训练样本下,IGWO-SVM 诊断精度的稳定性更高,其次是 GWO-SVM,再次为 PSO-SVM,GA-SVM 算法诊断稳定性最差。

5 结语

课题组采用了基于改进灰狼算法对支持向量机的参数进行优化,进而对轴承故障和非故障进行判断的优化方法,并通过对比 IGWO-SVM, PSO-SVM, GWO-SVM 和 GA-SVM 的 4 种优化 SVM 参数的算法,最终发现本研究所提出的改进算法最优。IGWO-SVM 能大幅提高分类准确率,在不同训练样本下均表现最佳,平均准确率高达 99.4%,从而实现轴承故障得智能化精确诊断和预测。课题组所提新型故障分类预测模型具备较高的精确度和灵敏度。

参考文献:

- [1] 任浩,屈剑锋,柴毅,等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策,2017,32(8):1345-1358.
- [2] 陈长征,张省,虞和济. 基于神经网络的旋转机械故障诊断研究[J]. 机械强度,2000,22(2):104-106.
- [3] AHMAD A, MAGNUS L, BJORN B. Data stream forecasting for system fault prediction [J]. Computers & Industrial Engineering, 2012, 62(4):972-978.
- [4] 杨志和,向哲. 风机叶片结冰故障预测模型及其实现方法[J]. 上海电机学院学报,2018,21(4):7-13.
- [5] DENG H, ZHANG W X, LIANG Z F. Application of BP neural network and convolutional neural network (CNN) in bearing fault diagnosis [J]. Materials Science and Engineering, 2021, 1043(4):20-26.
- [6] YU H, HATZIVASSILOGLU V. Towards answer-ing opinion questions: Separating facts from opinions and identifying the polarity of opinion sentences [C]//Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Process-ing. Sapporo:ACL,2003:129.
- [7] LIANG M X, CAO P, TANG J. Rolling bearing fault diagnosis based on feature fusion with parallel convolutional neural network [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 112:819-831.
- [8] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:49.
- [9] VAPNIK V, CORTES C. Support vector network [J]. Machine Learning, 1995, 20(3):281.
- [10] TAKENS F. Detecting strange attractions in turbulence [M]. Berlin:Springe-Verlag, 1981:372.

《轻工机械》2022 年征订启事

《轻工机械》杂志(刊号:CN 33-1180/TH,ISSN 1005-2895),创刊于 1983 年,由中国轻工机械协会、中国联合装备集团有限公司与轻工业杭州机电设计研究院联合主办,是一份在国内有较高影响力、历史悠久的轻工机械领域的专业性科技期刊。以报道轻工机械、自动化技术、机电一体化、工艺设计及其应用为特色。

- 双月刊,大 16 开,每册定价 10.00 元,全年 60.00 元。
- 邮局订阅(代号 32-39),也可直接向本编辑部邮购(另加邮费 2 元/本)。
- 编辑部地址:杭州市余杭区高教路 970 号西溪联合科技广场 4 号楼 711 邮编:311121
- 电话:(0571)85186130 85187520 E-mail: qgjxzz@126.com
- 网址:www. qgjxzz. com
- 开户银行:工行杭州建国北路支行
- 户头:轻工业杭州机电设计研究院有限公司 帐号:1202022209014428297
税号:913300007236292912

本刊系中国科技论文统计源期刊(中国科技核心期刊),已加入《中国学术期刊(光盘版)》和“中国期刊网”“万方数据资源系统”“中文科技期刊数据库”,并被《中国学术期刊文摘》、英国《科学文摘》(SA, INSPEC)、美国化学文摘(CA)、美国剑桥科学文摘(CSA)、美国乌利希期刊指南(Ulrich)以及美国 EBSCO 数据库等收录。

欢迎订阅 ● 欢迎刊登广告 ● 欢迎赐稿