

轴承套圈内圆切入磨早期颤振在线监测方法^{*}

迟玉伦, 应晓昂, 俞鑫, 李希铭

(上海理工大学机械工程学院 上海, 200093)

摘要 为弥补轴承套圈内圆切入磨颤振在早期识别中的特征量选取和智能算法模型方面的不足,提出了基于均方频率和能量熵结合人工蜂群(artificial bee colony,简称ABC)优化支持向量机(support vector machine,简称SVM)的方法。首先,将轴承套圈内圆切入磨过程中的声发射、振动信号通过提取特征方法,获得能量熵、时域参数、能量占比和均方频率4个特征参数;其次,将4个特征参数两两组成特征向量导入SVM,利用准确度、Kappa系数和混淆矩阵分析结果;最后,将均方频率和能量熵导入不同智能算法进行监测分析。结果表明,均方频率和能量熵组成的特征向量对轴承套圈内圆切入磨早期颤振识别效果最优,同时结合ABC-SVM,识别效果可达100%,为在线监测轴承套圈内圆切入磨早期颤振提供了有效方法。

关键词 轴承套圈内圆切入磨;早期颤振;均方频率;能量熵;人工蜂群

中图分类号 TH113;TH17;TP181

引言

轴承套圈切入磨颤振现象会导致在套圈表面产生振纹,降低套圈表面质量^[1]。当振纹出现在套圈内表面时,由于位移激励,套圈、滚动体间会产生周期性的接触力变化,最终造成轴承的振动和破坏。因此,针对轴承套圈内圆切入磨颤振现象,确定一种能够及时有效的监测方法具有重要工程意义。

近年来,学者们对轴承套圈切入磨颤振现象进行了研究,试图通过建立颤振故障产生模型来了解轴承套圈切入磨颤振产生的机理和影响因素^[2-4],但这些方法很难实现在线监测。因此,结合先进传感器技术,通过信号特征提取结合智能算法模型,实现对轴承套圈切入磨加工过程的在线监测,为实时反映套圈加工表面质量提供了新的研究手段。现有研究虽然能实现切入磨颤振的在线监测^[1,5-7],但存在不足:①所采用的颤振特征信息和智能算法针对轴承套圈切入磨的适用性还有待研究;②在颤振明显发生的情况下,颤振特征信息以及智能识别算法才能识别出颤振,而对早期颤振阶段略显不足。实际上,如果能对颤振孕育阶段准确识别,才能够最大程度地减小颤振对轴承套圈表面质量的损害。

目前,针对颤振孕育的研究^[8-10]存在一些不足:

①大多选取一种传感器采集加工信号,单一传感器监测信号只能片面地反映颤振现象;②选取的表征颤振孕育的特征信息虽能够监测到颤振孕育,但识别效果有待提高。

1 轴承套圈内圆切入磨再生颤振原理与在线监测方法

1.1 轴承套圈内圆切入磨再生颤振原理

轴承套圈内圆切入磨再生颤振如图1所示。内圆切入磨加工时,由于砂轮直径受套圈直径限制,砂轮轴的直径要小于套圈直径,且砂轮轴离轴承的距离较大,所以砂轮轴偏细长,如图1(a)所示。因此,内圆磨削系统的主轴挠度大且刚性较差,在切入磨加工时,套圈表面会产生较大法向力,套圈与砂轮间会产生系统挠曲变形,如图1(b)所示。此时,砂轮和套圈表面会产生深浅不一且无规则的振纹,随着切入磨加工持续进行,砂轮和套圈间的作用会双向加剧,产生再生效应,如图1(c)所示。这将导致系统发生反馈,出现周期性的强烈自激振动,当系统的激励超过系统阻尼所能承受的范围时,系统处于失稳状态,最终发生再生颤振现象。在颤振孕育阶段,磨削系统的振动程度通常高于稳定磨削阶段,但达

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51605294)

收稿日期:2022-07-19;修回日期:2022-09-20

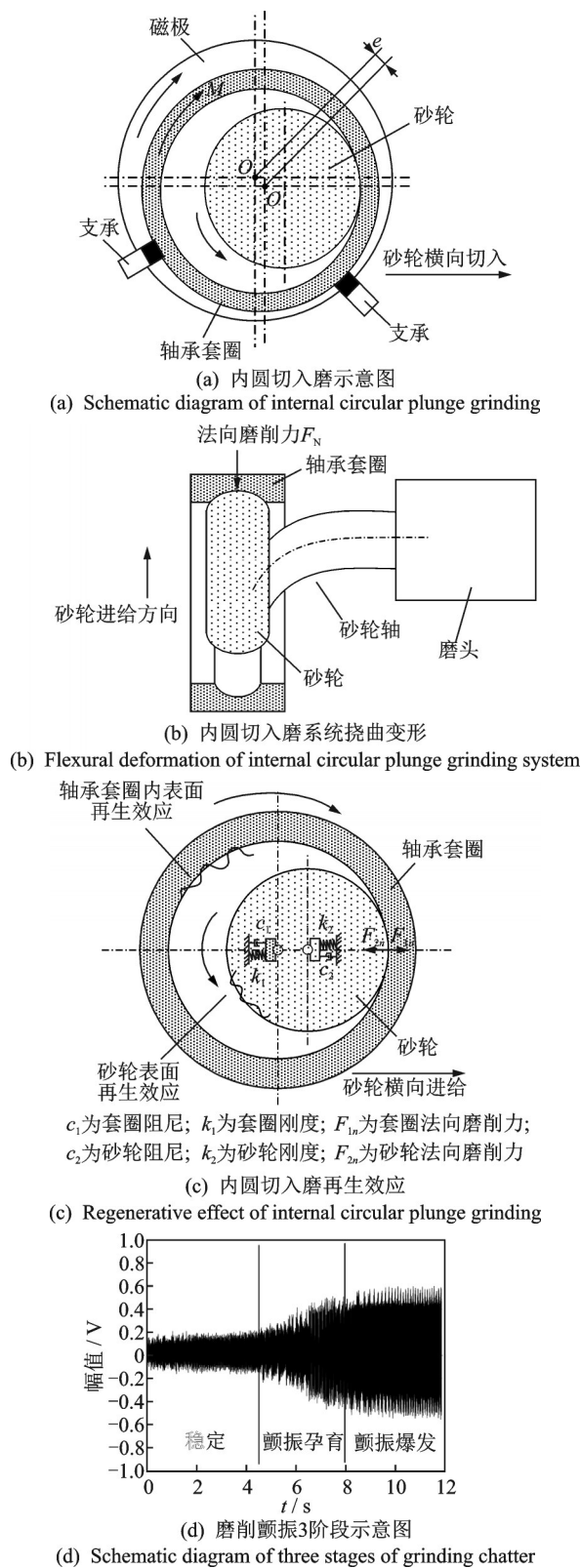


图1 轴承套圈内圆切入磨再生颤振
Fig.1 Regenerative chatter in plunge grinding of bearing ring

不到颤振爆发阶段,如图1(d)所示。颤振孕育过程包含大量与磨削颤振相关的特征信息,这对轴承套圈切入磨颤振早期监测研究具有很高的价值。

1.2 轴承套圈切入磨早期颤振特征优选及在线监测方法

笔者利用振动传感器和声发射传感器采集轴承套圈内圆切入磨加工时的振动、声发射信号,通过特征提取方法提取颤振特征信息,并将特征信息识别效果进行对比。选取最优表征轴承套圈切入磨颤振孕育的特征信息,结合最优智能预测模型来实现对轴承套圈切入磨早期颤振在线监测。

选择小波包分解和互补式集成经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,简称CEEMD)方法进行特征提取。小波包分解方法能对低、高频分量分解,更能体现轴承套圈磨削信号全频率特点和时频局部特点。CEEMD是经验模态分解(empirical mode decomposition,简称EMD)算法的一种优化,能更好地分解轴承套圈磨削信号。

选取均方频率和能量熵作为特征参数。均方频率描述功率谱主频带位置的分布,能准确反映频域中信号的变化。能量熵可以反映时间序列的波动规律。

由于SVM过拟合低、泛化能力强^[11],在故障诊断、实时预测等领域得到广泛应用^[12-13],因此笔者应用SVM建立轴承套圈切入磨早期颤振多分类识别模型。但是,SVM的参数值直接决定了其分类性能。其中,核函数参数 γ 和惩罚因子 C 的选取较为关键。ABC算法是一种启发式集群优化算法,能有效解决多目标、多极值问题,收敛速度及求解正确率均显示其优越性^[14]。笔者采用ABC算法对SVM参数进行优化。

图2为轴承套圈切入磨早期颤振特征优选及在线监测流程图。该监测方法主要包括信号数据采集、特征提取与分析、特征比较和在线监测、结果分析4部分。首先,利用声发射传感器和振动传感器采集轴承套圈切入磨加工的信号,包含无颤振、颤振孕育和颤振爆发3个阶段的传感器信号数据。其次,利用小波包分解对声发射信号提取2个特征参数:均方频率 T_1 和能量占比;利用CEEMD对振动信号提取2个特征参数:能量熵 T_2 和时域参数。然后,将提取到的4个特征参数两两组成特征向量导入SVM模型中,研究各特征向量对颤振孕育的敏感度。最后,将均方频率 T_1 和能量熵 T_2 组成的特征向量 $[T_1, T_2]$ 作为ABC-SVM模型的特征输入,以实现轴承套圈切入磨早期颤振在线监测。

ABC算法优化SVM模型参数的流程如图3所示。图4为ABC-SVM的轴承套圈早期颤振监测步骤。

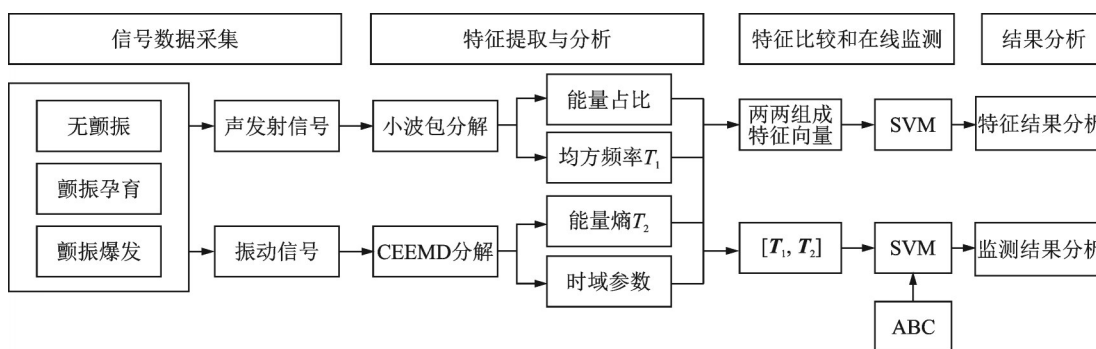


图2 轴承套圈切入磨早期颤振特征优选及在线监测流程图

Fig.2 Optimization and online monitoring flow chart of chatter characteristics in early plunge grinding of bearing ring

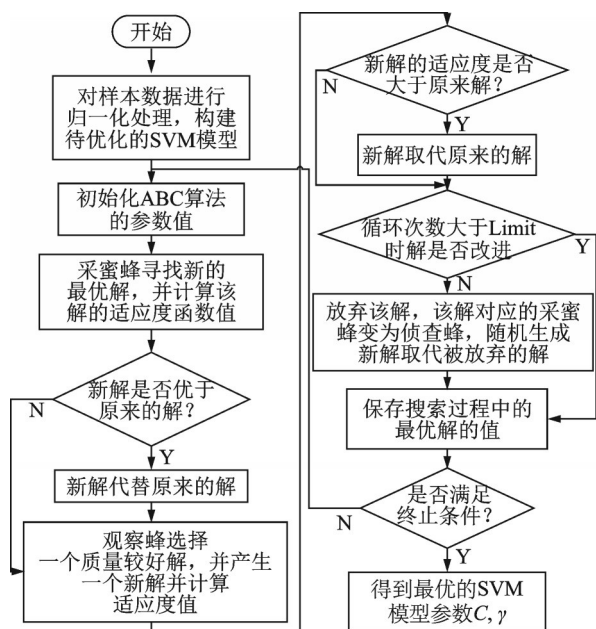


图3 ABC算法优化SVM模型参数流程

Fig.3 Flow chart of SVM parameters optimized by ABC

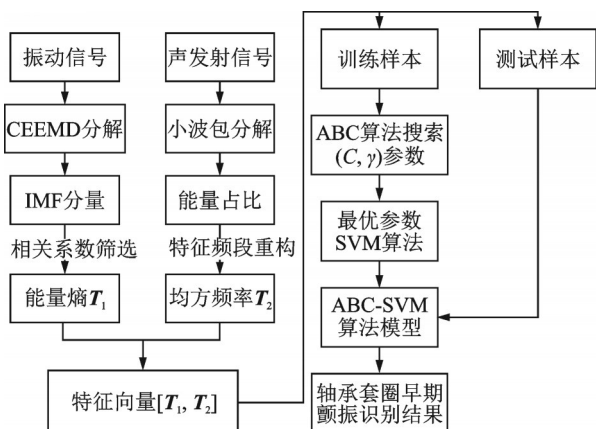


图4 ABC-SVM的轴承套圈早期颤振监测步骤

Fig.4 ABC-SVM early flutter monitoring steps for bearing rings

2 实验设置

实验使用机床为型号 3MZ1410 的全自动精磨

外沟磨床,此机床使用电磁无心夹具,采取支承式无心磨削的加工方式,适用于公差等级在P5以内的轴承外圈沟道的磨削加工。实验加工件为型号是6213N.01的轴承套圈,外径为120.02 mm,沟径为109.177 mm,加工时工件轴转速为345 r/min,砂轮对轴承滚道采用切入式磨削。实验现场及传感器位置如图5所示。表1为机床基本参数。

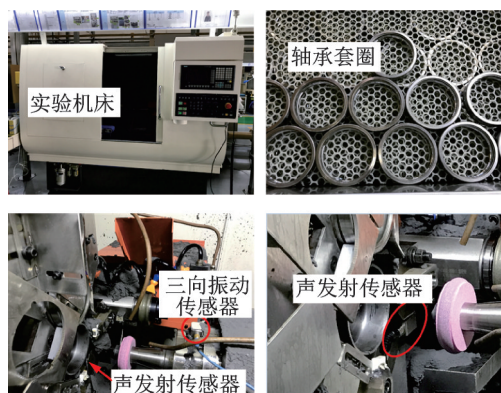


图5 实验现场及传感器位置

Fig.5 Test site and sensor location

表1 机床基本参数

Tab.1 Description of basic machine parameters

参数	数值/说明
机床型号	3MZ1410
砂轮额定频率/Hz	600
工件轴转速最高频率/Hz	25
砂轮型号	96*16*28A/WA100L
液压油压/MPa	1.5~2.5
磨削方式	精磨外沟
砂轮修整方式	金刚笔修整
修整补偿速度/(mm·min ⁻¹)	0.5
修整补偿量/mm	0.02
磨损直径/mm	60

本次实验使用高频声发射传感器和三向振动传感器相结合的方法对轴承套圈切入磨加工的颤振现

象进行监测。高频声发射传感器和三向振动传感器自身均具有强磁性。其中:高频声发射传感器型号为 G150, 灵敏度范围大于 75 dB, 频率范围为 60 kHz~400 kHz, 谐振频率为 150 kHz, 吸附在支撑块位置上, 监测磨削时的声发射信号; 振动传感器型号为 ROTE020X, 频率范围为 5 kHz~30 kHz, 测量范围为 0~50 g, 吸附在砂轮轴上, 用来监测磨削加工时的振动信号。

图 6 为实验传感器采集系统示意图。首先, 分别将吸附在砂轮轴和支撑块上的三向振动传感器以及声发射传感器通过同轴电缆接头 (bayonet nut connector, 简称 BNC) 与采集卡连接; 其次, 将传感器和采集卡分别外接电源, 采集卡通过 USB 线将采集到的信号传输到计算机, 利用采集软件实现轴承套圈切入磨加工时颤振现象信号的实时显示与保存。

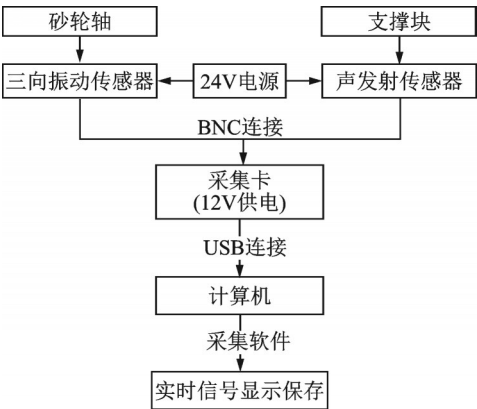


图 6 采集系统示意图

Fig.6 Schematic diagram of acquisition system

3 实验结果分析

3.1 实验数据信号

实验采集了磨削时支撑块处的高频声发射信号和砂轮轴处的振动信号。图 7 为声发射传感器在支

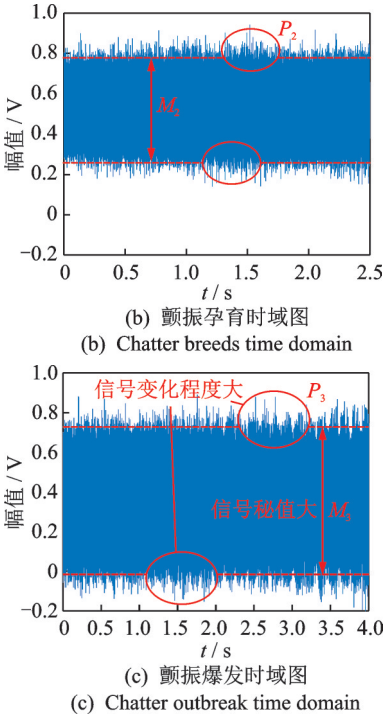
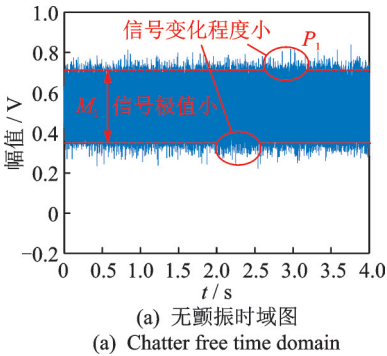
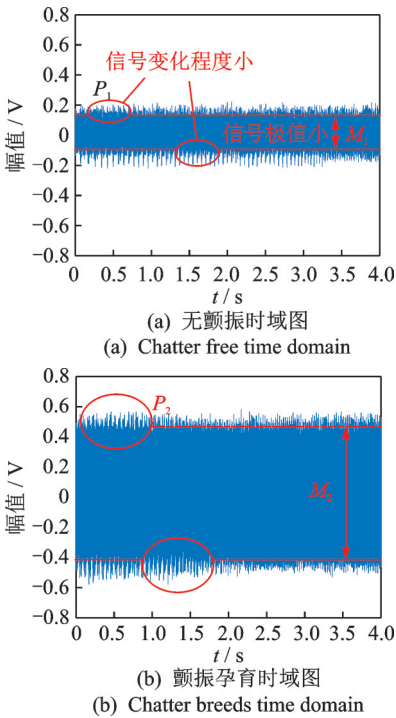


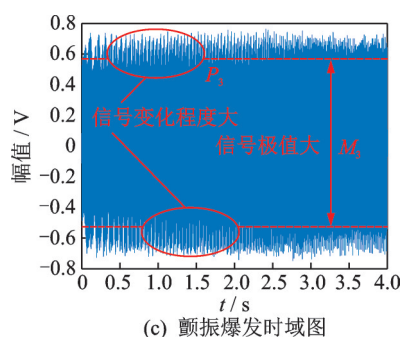
图 7 声发射传感器原始信号

Fig.7 Acoustic emission sensor original signal

撑块处无颤振、颤振孕育和颤振爆发时域的原始信号。图 8 为振动传感器在砂轮轴处左右方向无颤振、颤振孕育和颤振爆发时域的原始信号。

可以看出, 颤振孕育信号极值(M_2)比无颤振状态信号极值(M_1)大, 且小于颤振爆发信号极值(M_3)。同时, 3 种时期声发射信号的变化程度随着





(c) 颤振爆发时域图

(c) Chatter outbreak time domain

图8 振动传感器原始信号

Fig.8 Vibration sensor original signal

颤振的发生和加剧而逐渐增大,说明信号包含的高频分量随着颤振的发生和加剧而逐渐增多。同理,3种时期振动信号时域图也存在类似结果。颤振孕育时期的信号更为复杂,单一的时域分析不能全面、准确反应颤振信息。因此,笔者基于小波包的高时频分辨率、信源精细分解的特点和CEEMD方法高效、稳定及高度抑制误差的特点,对磨削信号进行特征提取分析。

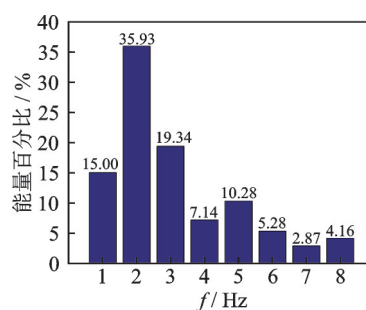
3.2 小波包分解提取声发射信号特征

利用小波包分解原理,对无颤振、颤振孕育、颤振爆发3种状态声发射信号进行处理,选择Db4小波包3层分解,计算各组信号的8个能量占比,每个能量占比均为信号在特定带宽内分解出的信号频段,构成信号能量特征分布。图9为信号各个频段能量特征。

可见,轴承套圈磨削时的信号能量主要集中在前3个信号频段,且颤振的发生伴随着能量频移的现象。随着颤振发生程度的加剧,第1个信号频段的能量占比逐渐减少,而第2、第3个信号频段的能量占比逐渐增加,说明信号的频段能量再往高频段移动,信号的高频分量逐渐增多,这也证明上述对声发射信号时域变化特点分析的正确性。由图9可知,前3个信号频段不仅是磨削加工时的主要信号频段,同时也蕴含了许多颤振信息。因此,重构前3个频段的小波包系数,计算信号重构后的均方频率,同时将小波包分解的能量占比作为小波包的另一特征参数。

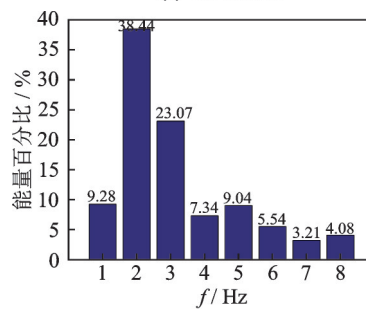
为提高颤振特征的普适性,将均方频率和颤振爆发时的最大均方频率的比值(即均方频率占比系数 T_1)作为无量纲参数特征,其值在[0,1]内,对不同工况都具有通用性。

笔者采集了60组实验数据,经计算后的各组状



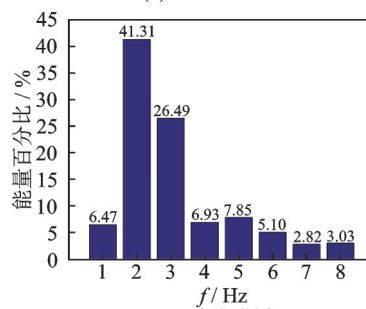
(a) 无颤振

(a) No chatter



(b) 颤振孕育

(b) Chatter breeds



(c) 颤振爆发

(c) Outbreak of chatter

图9 信号各个频段能量特征

Fig.9 Energy ratio of each frequency band

态均方频率占比系数如图10所示。

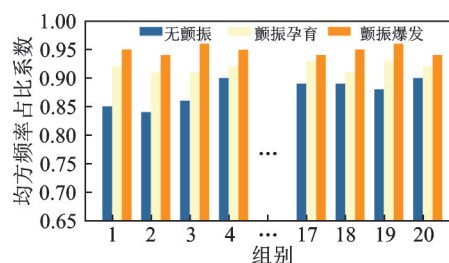


图10 各组状态均方频率占比系数

Fig.10 Mean square frequency ratio coefficient of each state

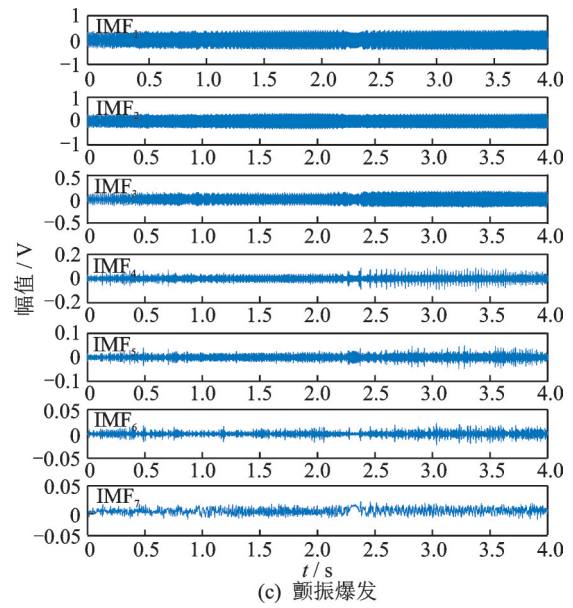
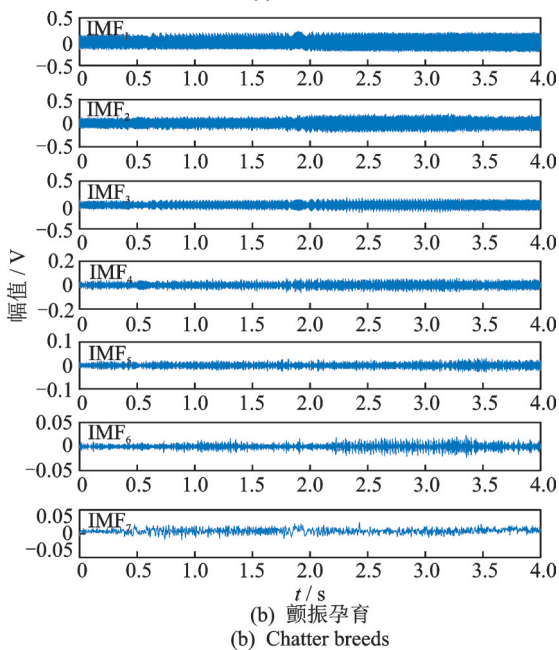
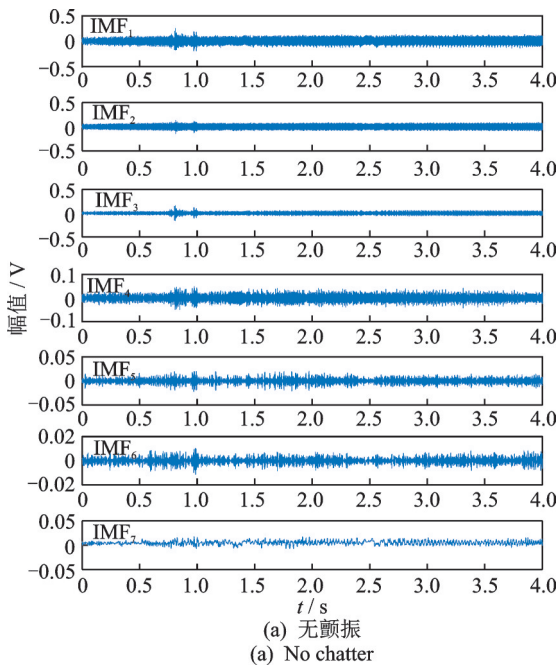
当发生早期颤振时,信号频率变化明显,信号的主频带上移,同时均方频率增大,而随着颤振程度的不断加剧,信号的主频带和均方频率一直保持着上移和增大的趋势,所以3种状态的均方频率依次增大。因此,经小波包分解后得到的均方频率占比系数作为颤振识别的特征,可以有效反应轴承套圈切

入磨颤振发生的情况。

3.3 CEEMD 方法提取振动信号特征

笔者选取CEEMD方法对振动信号提取能量熵特征,来弥补小波包分解的不足。对图8中3种状态的振动信号进行CEEMD处理,处理结果如图11所示。

图11中每个固有模态分量(intrinsic mode function,简称IMF)均包含了原始信号不同频段的固有特征,但在CEEMD处理过程中常会产生虚假分量,所以需要对每个固有模态分量进行分析筛选。相关系数可以用来衡量CEEMD处理获得的各IMF分量与原始信号间的关联程度,系数取绝对值。其中:



(c) 颤振爆发

(c) Outbreak of chatter

图 11 CEEMD 处理结果

Fig.11 CEEMD decomposition results

0~0.09 为非相关,0.1~0.2 为弱相关,0.2~0.5 为中等相关,0.5~1.0 为强相关。

各IMF分量相关系数如图12所示。IMF₁~IMF₇表示信号频带从高频到低频,对应相关系数呈下降趋势,说明信号中涵盖的颤振信息从高频带到低频带逐渐减少,在高频带涵盖了更多的颤振信息。3种状态的IMF₁相比,其相关系数依次降低,且都大于0.5,表明为强相关,其余IMF分量的相关系数基本低于0.5,表明在高频分量中IMF₁涵盖的颤振信息最多,且随着早期颤振的发生和加剧,IMF₁中涵盖的颤振信息又逐渐增多,证实了信号频移现象。

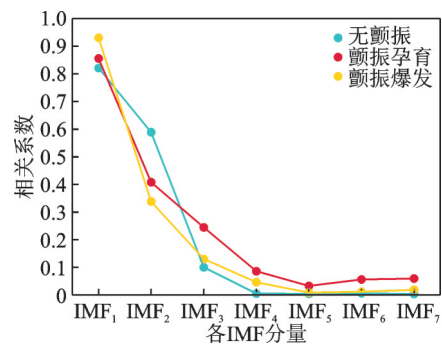


图 12 各 IMF 分量相关系数

Fig.12 Correlation coefficients of IMF components

图12中3种状态的前3个IMF分量与原始信号的相关系数基本都在0.1以上,说明前3个IMF分量和原始信号相关,涵盖了信号中的主要颤振信息,IMF₄~IMF₇可以看作是虚假分量,忽略不计。因此,笔者选取IMF₁~IMF₃计算其能量熵 T_2 ,同时计

算其时域参数,包括平均值、最大最小值、峭度和裕度因子等 13 个特征参数,作为 CEEMD 方法的时域特征参数。计算后的各组状态能量熵如图 13 所示。

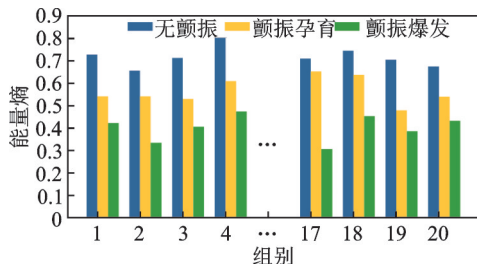


图 13 各组状态能量熵
Fig.13 Energy entropy of each group

图 13 展示了 8 组稳定状态、颤振孕育状态和颤振爆发状态信号的能量熵 T_2 。在稳定磨削时,信号的能量熵值远大于颤振爆发状态下的能量熵值,且颤振孕育状态下的能量熵位于无颤振状态和颤振爆发状态之间。这表明在稳定状态时,由于振动信号的能量分布平均、信息不确定,所以能量熵高;早期颤振时,信号的能量发生频移,向颤振发生频率处移动,导致信号能量不平均分布,信息的不确定性变小,所以能量熵减小。因此,经 CEEMD 处理后前 3 个 IMF 的能量熵作为颤振识别的特征可以有效反应轴承套圈切入磨颤振发生的情况。

图 14 为各组状态的特征向量。为了研究提取到的均方频率占比系数和能量熵结合智能算法进行早期颤振识别的实际效果,笔者通过实验与其他颤振特征量进行对比分析。

3.4 实验预测识别结果

实验共采集 60 组实验样本,其中,无颤振、颤振孕育、颤振爆发状态的参数特征样本各 20 组,按照 7:3 的比例随机分成训练样本和测试样本。为了验证小波包均方频率占比系数、CEEMD 能量熵以及

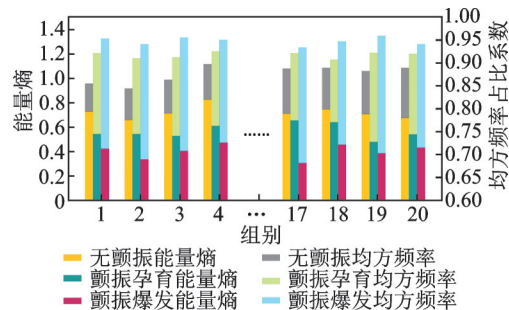


图 14 各组状态的特征向量
Fig.14 Eigenvectors of each group of states

ABC-SVM 模型对轴承套圈切入磨早期颤振识别的有效性和优越性,笔者设计了 2 组实验。

第 1 组实验中,将特征参数两两构建的特征向量进行颤振多分类识别,各组特征向量统一使用未经参数优化的 SVM 模型识别。利用准确度以及 Kappa 系数评价识别结果。其中,Kappa 系数表示算法分类的结果和完全随机分类的结果的比例,是衡量分类精度的标准。Kappa 系数越大,表示分类效果越好。根据 Kappa 系数的计算结果,可分 5 种情况来表示不同等级的一致性:0~0.20 为极低一致性、0.21~0.40 为一般一致性、0.41~0.60 为中等一致性、0.61~0.80 为高度一致性和 0.81~1 几乎完全一致。

表 2 为不同特征向量的 SVM 分类结果。从表 2 可知,b 组的识别准确度仅为 72.22%,Kappa 系数为 0.585 3,为中等一致性,特征维度为 21,而对比其他组识别结果,在特征向量中组合了小波包均方频率占比系数或 CEEMD 能量熵特征参数后,识别准确度和 Kappa 系数均高于 b 组,为高度一致性,特征维度均有所下降,说明组合了小波包均方频率占比系数或 CEEMD 能量熵后增加了颤振有效信息,提高了颤振识别效果。e 组识别结果相比其他组,准确度和 Kappa 系数均为最高值,且准确度进一步提高到了 88.89%,Kappa 系数达到 0.823 5,为几乎完全一致,特征维度降至 2 维。此结果验证了小波包均方频率

表 2 不同特征向量的 SVM 分类结果
Tab.2 Classification results of SVM for different feature vectors

特征向量组成	特征维度	测试集的识别结果	
		准确度/%	Kappa 系数
a.小波包能量占比与小波包均方频率占比系数	9	77.78	0.652 2
b.小波包能量占比与 CEEMD 时域参数	21	72.22	0.585 3
c.小波包能量占比与 CEEMD 能量熵	9	83.33	0.734 0
d.小波包均方频率占比系数与 CEEMD 时域参数	14	83.33	0.742 9
e.小波包均方频率占比系数与 CEEMD 能量熵	2	88.89	0.823 5
f.CEEMD 时域参数与 CEEMD 能量熵	14	77.78	0.663 6

占比系数和 CEEMD 能量熵作为表征轴承套圈切入磨颤振的特征参数的有效性,且两者组成的特征向量量识别颤振多分类的效果明显优于其他特征向量。

由表 2 看出,因为样本比较均衡,Kappa 系数和准确度有着正向关系。在实验样本不均衡时,常利用 Kappa 系数来评价分类的优劣,而 Kappa 系数又是基于混淆矩阵计算求得。混淆矩阵图是一种表示精度评价的标准格式,图 15 为实验结果的混淆矩阵图。各图横纵坐标中的 1,2,3 分别表示无颤振、颤振孕育和颤振爆发;百分数表示每类识别正确的样本所占比例以及错误识别成其他类别的样本所占比例,而对角线上为样本正确识别的比例。

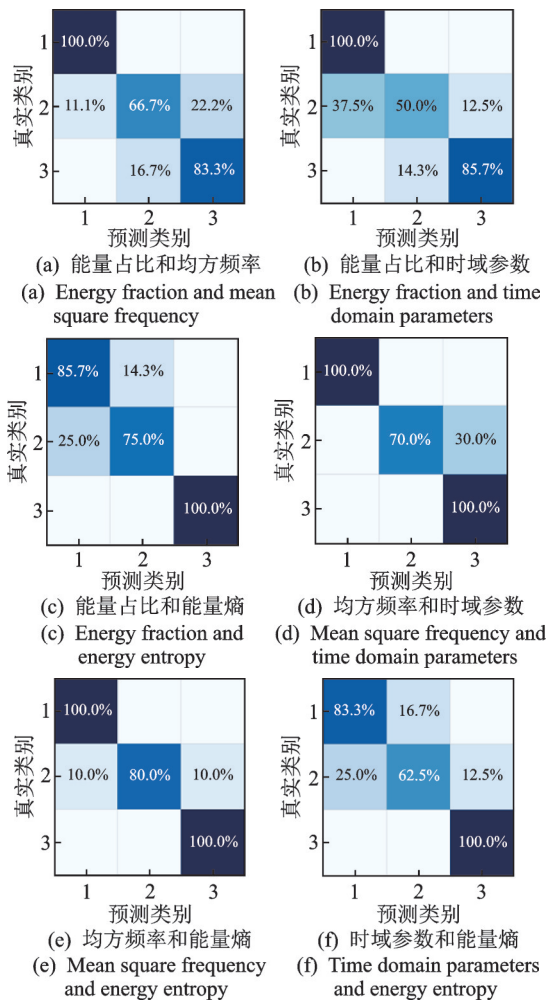


图 15 实验结果的混淆矩阵图

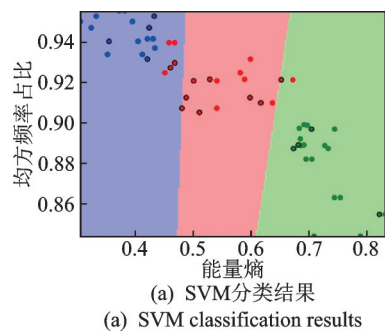
Fig.15 Confusion matrix diagram of experimental results

从图 15 可以看出,图 15(a)和图 15(b)中的第 3 类识别正确样本所占比例分别为 83.3% 和 85.7%,第 3 类错误样本都识别成第 2 类,比例分别为 16.7% 和 14.3%,而图 15(c)~(f)中第 3 类识别正确率均为 100%,说明当能量占比和均方频率占比系数、能量占比和时域参数组成的特征向量进行颤振多分类

别时,对颤振爆发状态识别会产生错误样本,错误识别为颤振孕育状态,而其他特征向量对颤振爆发状态识别较为准确。图 15(c)和图 15(f)中的第 1 类识别正确率分别为 85.7% 和 83.3%,第 1 类错误样本都识别成第 2 类,比例分别为 14.3% 和 16.7%,图 15(a)、图 15(b)、图 15(d)、图 15(e)中第 1 类识别正确率均为 100%,说明当能量占比和能量熵、时域参数和能量熵组成的特征向量进行颤振多分类识别时,对无颤振状态识别会产生错误样本,错误识别为颤振孕育状态,而其他特征向量对无颤振状态识别较为准确。通过对比图 15 中第 2 类识别正确率可知,每组都出现了第 2 类识别错误样本,且第 2 类识别正确率均为各类最低,说明颤振孕育作为无颤振和颤振爆发的过渡状态,区分难度较大,不容易识别。图 15(b)中第 2 类识别正确率仅有 50%,即能量占比和时域参数作为特征向量对颤振孕育状态识别效果最差,而图 15(a)、图 15(c)、图 15(d)、图 15(f)中含有均方频率占比系数或能量熵特征参数时,第 2 类识别正确率均有所提高,且图 15(e)中第 2 类的识别正确率最高,为 80%,说明将均方频率占比系数和能量熵作为特征向量对颤振孕育状态识别正确率最高,两者组合能有效提高颤振孕育状态的识别。

第 2 组实验将未经优化的 SVM、遗传算法(genetic algorithm,简称 GA)优化 SVM、模拟退火(simulate anneal,简称 SA)优化 SVM 以及 ABC-SVM 对颤振进行多分类识别,其中各组特征向量统一用小波包均方频率占比系数和 CEEMD 能量熵进行构建。4 种模型分类结果对比如图 16 所示。圆点位于同色区间内,表示该样本点分类正确,反之,圆点位于不同色区间内,则表示该样本点分类错误。

从图 16 可以看出,错误分类样本都集中在第 2 类,即颤振孕育状态,且经过优化的 SVM 模型的分



(a) SVM 分类结果
(a) SVM classification results

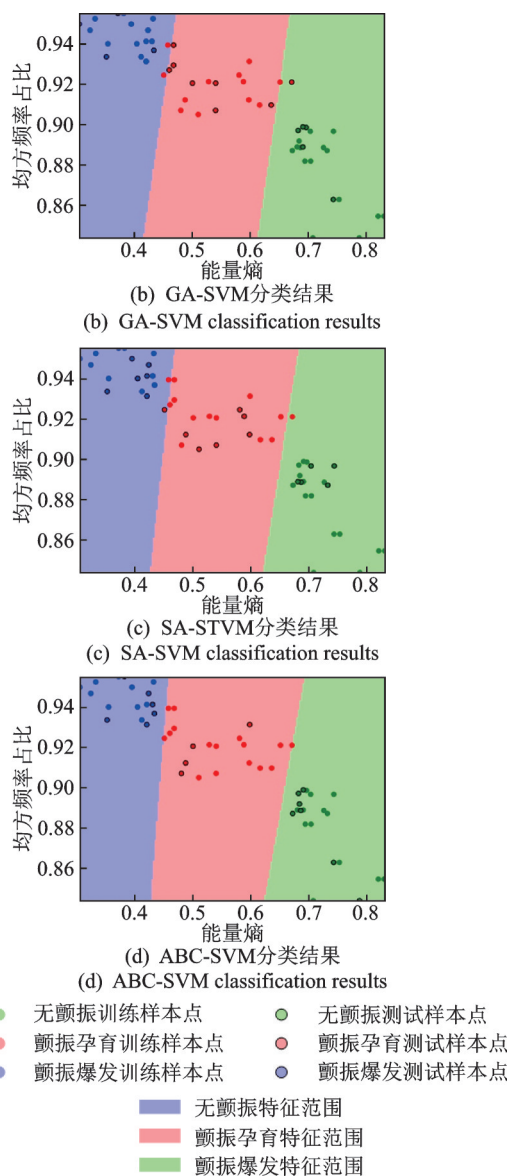


图16 4种模型分类结果对比

Fig.16 Comparison of classification results of four SVM models

GA-SVM, SA-SVM 和 ABC-SVM 都能有效进行早期颤振识别,而 ABC-SVM 模型的识别效果最优。

考虑到一次运行结果可能存在偶然性,为了进一步验证 ABC-SVM 模型的优越性,将实验样本按 7:3 的比例进行 10 次随机划分,分成训练样本和测试样本,用这 10 次的样本分别训练、测试各分类模型,记录每次运行的准确度。4 种 SVM 算法多次实验比较如图 17 所示。在 10 次实验中,ABC-SVM 模型的识别准确度均高于其他 3 种模型,且都达到了 100% 的识别准确度,GA-SVM 模型和 SA-SVM 模型的识别准确度接近,平均准确度分别为 90.55% 和 92.78%,未经优化的 SVM 模型准确度最低,平均准确度为 79.44%,该结果进一步说明了 ABC-SVM

模型在轴承套圈切入磨早期颤振识别中的精确性和稳定性。由于利用 ABC-SVM 解决轴承套圈切入磨早期颤振是一个多目标、多变量问题,ABC 独特的运行机制能同时进行全局搜索和局部搜索,具有跳出局部最优解的优势性能,并且控制参数较少,更加灵活易用^[15],所以在解决轴承套圈切入磨早期颤振表现上较为优异。

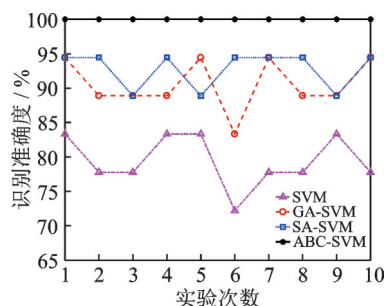


图17 4种SVM算法多次实验比较

Fig.17 Four SVM algorithms are compared in many experiments

第1组实验验证了小波包均方频率占比系数和 CEEMD 能量熵作为表征轴承套圈切入磨颤振多分类的特征参数是有效的。实验结果表明,两者组成的特征向量进行颤振多分类识别时,识别效果优于其他表征颤振的特征向量,对颤振孕育状态的识别效果有所提高。第2组实验说明了 ABC-SVM 模型进行颤振多分类识别时具有优越性,进一步提高了轴承套圈切入磨早期颤振监测能力。

4 结 论

1) 支撑块处声发射信号经小波包分解处理后计算得到均方频率占比系数,砂轮轴处振动信号经 CEEMD 处理后计算得到能量熵,结果显示轴承套圈切入磨加工过程中无颤振、颤振孕育、颤振爆发 3 种时期的小波包均方频率占比系数逐渐增大, CEEMD 能量熵呈减小的趋势。

2) 将小波包能量占比、小波包均方频率占比系数、CEEMD 时域参数、CEEMD 能量熵两两特征参数构建的特征向量导入支持向量机进行颤振早期识别,利用识别准确度、Kappa 系数、混淆矩阵进行分析。结果表明,4 个特征参数作为轴承套圈切入磨早期颤振识别的特征参数都是有效的,但小波包能量占比和 CEEMD 时域参数对颤振孕育状态存在识别灵敏度不足等问题,而小波包均方频率占比系数和 CEEMD 能量熵对颤振孕育状态的识别效果有所提高,且两者组成的特征向量对轴承套圈切入磨早

期颤振识别效果最优。

3) 将小波包均方频率占比系数和CEEMD能量熵组成的特征向量分别导入SVM, GA-SVM, SA-SVM, ABC-SVM模型中进行轴承套圈切入磨颤振早期在线监测实验。结果表明, ABC-SVM模型对轴承套圈切入磨早期颤振平均识别准确度达到了100%, 高于SVM(79.44%), GA-SVM(90.55%), SA-SVM(92.78%)的平均识别准确度, 验证了笔者所提出方法的有效性和优越性, 为提高轴承套圈表面质量提供有利支撑。

参 考 文 献

- [1] 尹龙, 赵波, 郭星晨, 等. 超声辅助内圆磨削40Cr15Mo2VN轴承套圈的实验研究[J]. 中国机械工程, 2021, 32(10): 1172-1180.
YIN Long, ZHAO Bo, GUO Xingchen, et al. Experimental research on ultrasonic assisted internal grinding of 40Cr15Mo2VN bearing rings[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(10): 1172-1180. (in Chinese)
- [2] GOURC E, SEGUY S, ARNAUD L. Chatter milling modeling of active magnetic bearing spindle in high-speed domain[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011, 51(12): 928-936.
- [3] PEREVERZEV P P, POPOVA A V, PIMENOV D Y. Relation between the cutting force in internal grinding and the elastic deformation of the technological system[J]. Russian Engineering Research, 2015, 35(3): 215-217.
- [4] YAN Y, XU J, WIERCIGROCH M. Regenerative chatter in self-interrupted plunge grinding[J]. Meccanica, 2016, 51(12): 3185-3202.
- [5] AHRENSA M, FISCHER R, DAGENA M, et al. Abrasion monitoring and automatic chatter detection in cylindrical plunge grinding[J]. Procedia CIRP, 2013, 8: 374-378.
- [6] GRIFFIN J M, DOBERTI A J, HERNÁNDEZ V, et al. Multiple classification of the force and acceleration signals extracted during multiple machine processes: part 2 intelligent control simulation perspective[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 92(9): 3207-3217.
- [7] CHEN H G, SHEN J Y, CHEN W H, et al. Grinding chatter detection and identification based on BEMD and LSSVM[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019, 32: 1.
- [8] 熊振华, 孙宇昕, 丁龙杨. 智能车床的颤振实时辨识与在线抑制系统研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 85-93.
XIONG Zhenhua, SUN Yuxin, DING Longyang. On-line chatter detection and suppression system for intelligent machine tool[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 85-93. (in Chinese)
- [9] 李欣, 邓小雷, 张玉良, 等. 基于隐马尔科夫模型和支持向量机的曲面加工颤振识别与预报[J]. 航空制造技术, 2019, 62(6): 14-20.
LI Xin, DENG Xiaolei, ZHANG Yuliang, et al. Chatter recognition and prediction for curve surface processing based on HMM and SVM[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2019, 62(6): 14-20. (in Chinese)
- [10] 吕凯波, 娄培生, 谷丰收, 等. 基于声压信号能量峭度的早期切削颤振预警技术研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 50-55.
LÜ Kaibo, LOU Peisheng, GU Fengshou, et al. A study on early chatter monitoring based on energy kurtosis index of acoustic signals[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 50-55. (in Chinese)
- [11] 凌武能, 杭乃善, 李如琦. 基于云支持向量机模型的短期风电功率预测[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(7): 34-38.
LING Wuneng, HANG Naishan, LI Ruqi. Short-term wind power forecasting based on cloud SVM model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(7): 34-38. (in Chinese)
- [12] 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2022, 37(6): 176-184.
JIN Jiangtao, XU Zifei, LI Chun, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis based on deep learning and support vector machine[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(6): 176-184. (in Chinese)
- [13] 汪峰, 周凤星, 严保康. 基于特征量融合和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(6): 2351-2356.
WANG Feng, ZHOU Fengxing, YAN Baokang. Rolling bearing fault diagnosis based on feature fusion and support vector machine[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(6): 2351-2356. (in Chinese)
- [14] LIU Y F, LIU S Y. A hybrid discrete artificial bee colony algorithm for permutation flowshop scheduling problem[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(3): 1459-1463.
- [15] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214(1): 108-132.



第一作者简介: 迟玉伦,男,1982年10月生,博士、副教授。主要研究方向为现代制造技术。曾发表《Optimization of internal plunge grinding using collaboration of the air-grinding and the material removal model based on the power signal》(《The International Journal of Advanced Manufacturing Technology》2019, Vol. 105)等论文。
E-mail: chiyulun@163.com