

# 基于注意力机制改进的SAB异步电机故障诊断

令波<sup>1</sup>, 杨咏<sup>2</sup>, 穆旻皓<sup>1</sup>, 张文俊<sup>1</sup>

(1. 武汉第二船舶设计研究所 武汉, 430074)

(2. 中国船舶集团第七〇四研究所 上海, 200000)

**摘要** 由于电机结构及其运行环境复杂,导致各类故障与故障特征存在较强的非线性关系,单一信号信息含量有限,无法满足诊断需求。针对此问题,以电流、磁场信号为监测信号,提出基于注意力机制改进的支持向量机-自适应提升算法(SVM-AdaBoost,简称SAB)的故障诊断方法。首先,通过希尔伯特变换和快速傅里叶变换提取信号频域特征;其次,通过SAB分类器,对多源样本分别进行训练,获取各子分类器预测结果;最后,基于注意力机制调整权重矩阵参数,对电流、电磁信号进行信息融合,改进SAB分类器以提高故障诊断的准确率。研究结果表明:不同信号对各类故障的敏感程度不同;所提方法可以实现对转子断条故障、定子短路故障、轴承故障的诊断分类,与传统方法对比,该方法明显提高了故障诊断的鲁棒性和准确性。

**关键词** 异步电机;故障诊断;多传感器;注意力机制;支持向量机;自适应提升算法

**中图分类号** TM343;TP206;TP212

## 引言

电机作为工业生产活动中的主要动力和牵引设备,其工作状态将直接影响生产精度和效率,因此针对电机进行故障诊断研究具有重要的现实意义。目前,在电信号方面,电机故障多通过电流、电磁信号来诊断<sup>[1-3]</sup>,其中电流信号具有易获取、高精度的特点<sup>[1]</sup>,电磁信号由于对磁场不平衡变化敏感,成为研究的热点<sup>[2-3]</sup>。人工智能方法由信号数据驱动,可自动地学习并获得高精度的诊断结果。文献[4-5]基于支持向量机(support vector machine,简称SVM)实现对轴承故障的诊断。王丽华等<sup>[6]</sup>以振动为监测信号,通过卷积神经网络,实现电机的多故障诊断。

尽管故障诊断算法得到了广泛的发展,但多数方法为单信号诊断,其存在以下几点局限:①单信号所含信息量有限,考虑到电机的多种工况以及实际运行环境,单种信号容易受到噪声干扰。②各信号对不同故障的敏感程度不同,如电流信号对短路等电气故障敏感程度较高,而对轴承等机械故障敏感程度较低。考虑到单一信号源的以上应用局限,将多源数据融合方法结合人工智能算法的研究得到广泛讨论。Ali等<sup>[7]</sup>将电流、振动信号融合,验证了多源融合方法可提升故障诊断精度。Long等<sup>[8]</sup>以振动、

电流及电磁作为监测信号,结合BP神经网络与AdaBoost分类器实现对感应电机的多类故障诊断,并比较验证了算法的鲁棒性。

由于AdaBoost算法具有提取强表征样本特征的能力<sup>[9]</sup>,且注意力机制可将注意力聚焦到故障敏感度更高的数据中以实现多源数据融合<sup>[10]</sup>,笔者以电流、磁场信号为监测信号,提出一种基于注意力机制改进的SAB故障诊断方法。首先,对电机多种状态下的电流和磁场信号进行采集;其次,通过Hilbert变换和快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称FFT)提取对应特征信息,训练电流、电磁SAB分类器;最后,由注意力机制进行电流、电磁信息加权融合,得到改进型SAB分类器,并验证诊断方法的优越性。

## 1 SAB方法

### 1.1 SVM

SVM<sup>[11]</sup>基于结构风险最小化原则,在高维、小样本以及非线性问题方面表现出良好的泛化能力。

对于样本集 $\{x_i, y_i\}$ ,SVM的核心思想是寻最优分类超平面以分开不同类别的数据,同时保持离训练样本间距最大,即

$$\min L(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i(\omega^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi \quad (\xi > 0)$$

其中： $\varphi(x_i)$ 为非线性隐函数，其将训练数据从  $n$  维空间映射到  $m$  维空间，满足  $m > n$ ； $\xi$  为松弛变量； $C$  为惩罚系数。

利用拉格朗日方法将优化问题转化为

$$\max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (2)$$

$$\text{s.t. } C \geq 0, \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

其中： $\alpha_i$ 为拉格朗日乘子； $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 表示核函数。

### 1.2 SAB 算法

SAB算法<sup>[12]</sup>的主要思想为：选用SVM作为基分类器，迭代生成子分类器，根据准确率确定每个子分类器的权值，并将全部子分类器融合，即得到SAB分类器。SAB算法流程如图1所示。

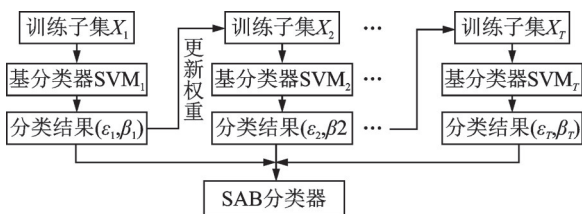


图1 SAB算法流程图

Fig.1 Flow chart of SAB algorithm

从样本空间随机选择  $T$  组训练数据，初始化分布权值  $D_1 = 1/m$ ，得到第  $t$  个子分类器的预测误差  $\epsilon_t$  和分类器权重  $\beta_t$ ，调整第  $t+1$  次的测试数据权重  $D_{t+1}$ ，即

$$\epsilon_t = \sum_i D_i(i) \quad (h_t(x_i) \neq y_i) \quad (3)$$

$$\beta_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right) \quad (4)$$

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{B_t} \exp(-\beta_t y_i \hat{y}_t^i) \quad (5)$$

其中： $y_i, \hat{y}_t^i$ 分别为实际标签和预测结果。

基于准确率分配权值，得到  $T$  个基分类器的线性组合以及SAB分类器结果，即

$$f(x) = \sum_{i=1}^T \beta_i h_i(x) \quad (6)$$

$$h(x) = \text{sign}(f(x)) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T \beta_i h_i(x) \right) \quad (7)$$

使用SAB分类器可排除一些低表征能力训练样本，但传统SAB算法仍然无法满足多信号源的故障诊断方法需求。

## 2 基于改进的SAB感应电机故障诊断

笔者提出一种基于注意力机制改进的SAB电机故障诊断方法。通过监测电流、磁场信号，对感应电机的短路故障、断条故障及轴承故障进行诊断。

图2为改进的SAB故障诊断流程图。图3为图2中各SAB分类器的构造流程图。其中：各信号包含  $T=5$  个SVM基分类器  $f_1^t, f_2^t$ ，并根据相应参数以形成SAB次分类器  $h^1, h^2$ ；注意力机制改进的SAB分类器  $H$ ，其公式中的上标  $p$  ( $p=1, 2$ ) 分别表示电流和电磁信号，下标  $t$  ( $t=1, 2, \dots, 5$ ) 表示第  $t$  个SVM基分类器。基于改进的SAB感应电机故障诊断具体步骤如下。

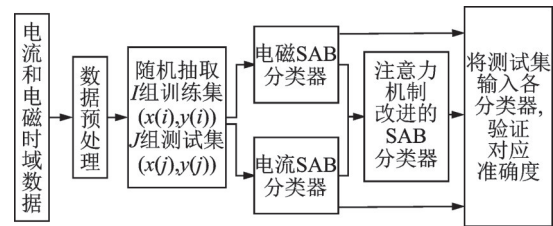


图2 改进的SAB故障诊断流程图

Fig.2 Flow chart of fault diagnosis based on improved SAB

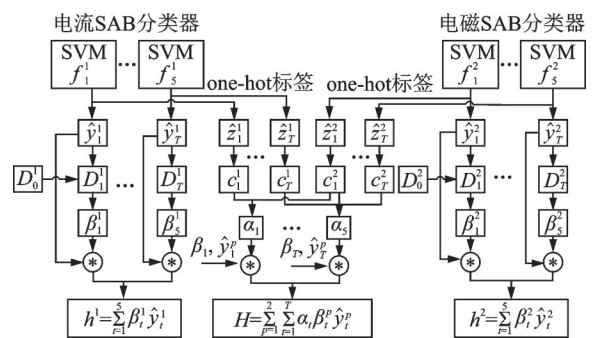


图3 SAB分类器构建流程图

Fig.3 Flow chart of SAB classifier construction

1) 数据提取及预处理。监测电流、电磁信号，并通过Hilbert变换和FFT变换提取频域特征，故障信息提取流程如图4所示。

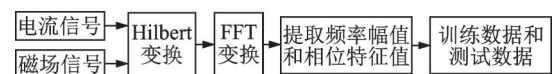


图4 故障信息提取流程图

Fig.4 Flow chart of fault information extraction

2) 生成训练及测试样本集。生成样本集,并从中随机选择  $I$  组训练集  $(x^p(i), y^p(i))$  和  $J$  组测试集  $(x^p(j), y^p(j))$ , 将数字标签扩展为 one-hot 向量标签  $z^p(i), z^p(j)$ 。

3) 构造 SAB 子分类器。针对电流、电磁信号, 分别构造  $T$  个 SVM 基分类器以及相应的 SAB 次分类器。初始化分布权重  $D_0(i) = 1/I$ , 得到相应参数以调整下一轮训练样本的权重  $D_{n+1}(i)$ , 如此循环直到训练结束, 得到 SVM 基分类器  $f_i^1, f_i^2$  及相应的 SAB 次分类器  $h^1, h^2$ 。

4) 基于注意力机制的多源数据融合。注意力机制本质为加权求和<sup>[10]</sup>, 特征向量  $s^p (p=1, 2, \dots, P)$  融合  $P$  种特征信息, 通过式(8)将  $s^p$  调整为向量  $s^*$ , 即

$$s^* = \sum_{p=1}^2 \alpha^p s^p \quad (8)$$

其中:  $\alpha^p$  为特征向量对应权重。

$\alpha^p$  是注意力机制的关键, 注意力机制模型如图5所示。

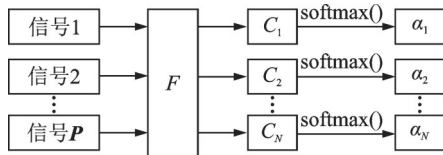


图5 注意力机制模型

Fig.5 Model of attention mechanism

首先, 针对  $P=2$  种特征向量, 通过函数  $F$ , 输入实际、预测 one-hot 标签, 计算基分类器  $f_i^p$  的相似程度得分  $c_i^p$ , 预测结果正确的分数更高,  $c_i^p$  计算公式为

$$c_i^p = F(z_i^p, \hat{z}_i^p) = z_i^p \hat{z}_i^p / \|z_i^p\| \|\hat{z}_i^p\| \quad (9)$$

其次, 通过 softmax 函数得到权重  $\alpha_i^p$ , 子分类器正确率越高, 权重分配越大。

$$\alpha_i^p = \text{soft max}(c_i^p) = e^{c_i^p} / \sum_{k=1}^5 \sum_{p=1}^2 e^{c_i^k} \quad (10)$$

最后, 基于注意力机制改进的 SAB 分类器  $H$  为

$$H = \sum_{p=1}^P \alpha^p h^p \quad (11)$$

5) 使用测试样本验证所提出方法的性能。由测试集得到 SVM 基分类器  $f_i^p$ , SAB 次分类器  $h^p$  及改进 SAB 强分类器  $H$  的故障诊断准确度, 对比所提方法的优越性。

### 3 试验验证

表1为电机额定参数, 图6为电机故障诊断试验平台, 通过替换电机实现对不同状态的监测。

表1 电机额定参数

Tab.1 Rated parameters of Motor

功率/ kW	极数	U/ V	I/ A	f/ Hz	转速/ (r•min <sup>-1</sup> )
1.4	4	220/380	6.4/3.7	50	1 500

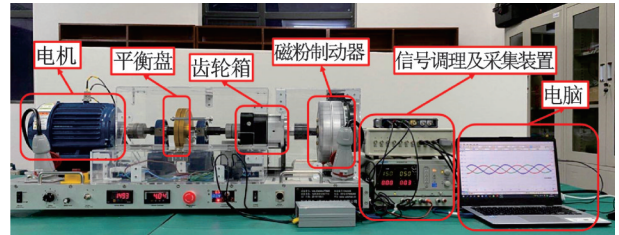


图6 电机故障诊断试验平台

Fig.6 Test bench of motor fault diagnosis

#### 3.1 试验数据

平台采用 HSTS016L 霍尔电流传感器、高频交流磁场探头 G91 采集对应信号。试验测量数据包括多种情况: ①测量信号为三相电流、电机轴向杂散磁通; ②工况为空载、半载及满载; ③电机状态为正常、断条故障、短路故障及轴承故障; ④磁场测量位置为电机主体的轴向左、中及右部。因此, 获取的总样本数据集包含  $2 \times 3 \times 4 \times 3 = 72$  种情况。电流、电磁样本集各含 9 000 个样本。对应样本状态生成相应标签, 正常、断条故障、短路故障及轴承故障依次为 0, 1, 2 和 3。

为构建电流、电磁 SAB 分类器, 各从相应的总体样本集中随机抽取 3 200 个样本作为训练集, 抽取 800 组作为测试集。由于提出 SAB 分类器包含 5 个 SVM 基分类器, 因此单个 SVM 基分类器训练集为 640 组、测试集为 160 组。

#### 3.2 试验结果及分析

为了验证算法的非偶然性, 共进行 5 次完整的训练和测试, 均在 Matlab 中进行。完成上述样本的训练及测试, 共耗时 31 s 左右。

##### 3.2.1 分类器诊断准确率对比

将各个分类器测试结果进行统计, 5 次训练的各分类器诊断准确度如表 2 所示。由表可知: 电流数据训练的 SVM 基分类器准确率平均值为 65.301%, 其 SAB 次分类器诊断准确率为 90.75%, 提高了 25.449%; 磁通数据训练的 SVM 基分类器准确率平均值为 67.05%, 其 SAB 次分类器诊断准确率为 93.126%, 提高了 26.076%; 通过注意力机制将电流、磁通信息融合, 得到改进 SAB 分类器准确

率为97%，相比于基分类器最高提升31.7%，相比于电流、电磁次分类器分别提升6.25%和3.874%

表2 5次训练的各分类器诊断准确率

**Tab.2 The diagnostic accuracy of each classifier in 5 experiments**

次数	SVM		SAB		改进
	电流	电磁	电流	电磁	
1	65.375	66.00	86.875	93.750	96.25
2	66.628	67.00	93.750	93.130	98.75
3	63.875	66.25	93.750	91.250	96.25
4	65.375	67.25	91.875	93.125	97.50
5	65.250	68.75	87.500	94.375	96.25
平均值	65.301	67.05	90.750	93.126	97.00

图7为5次训练的各分类器诊断准确率曲线。由图可见，SAB算法对于SVM分类器准确率的提升很大，而结合注意力机制后，所指示的蓝色曲线稳定处于所有曲线上端，准确率最高，均值为97%。

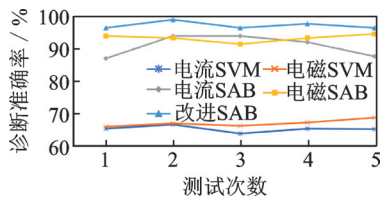


图7 5次训练的各分类器诊断准确率曲线

Fig.7 Curves of diagnostic accuracy of each classifier in 5 experiments

3.2.2 注意力权重分配

5个基分类器及电流和电磁信号间的注意力权重比较分别如表3和图8所示。其中：环形图被分成5个区域，分别代表5个SVM基分类器 $f_i$ ；颜色从浅到深，即内圈到外圈分别对应正常、断条故障、短路故障以及轴承故障；黄色、蓝色分别对应电流和电磁数据，在一个区块内相加恒等于1。基于以上的5个基分类器权重情况，进一步得到其平均值。电流和电磁信号的注意力权重平均值如图9所示，其中黄色代表电流，蓝色代表电磁。由图可见：对于正常、

断条故障及短路故障，电流数据权重相对更大，分别为0.515,0.507和0.509；而对于轴承故障，却是电磁数据权重更大，其值为0.52。注意力权重的分配与电流、电磁信号对不同状态的敏感程度相关，例如在轴承故障的诊断中，相对于电磁信号，电流SAB分类器的准确率更低，因此对应的电流权重值更低。通过对比可知，电流数据对短路故障、断条故障具有更高的灵敏度，而电磁数据对轴承故障更敏感。

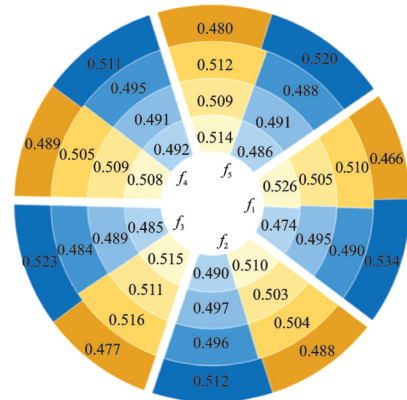


图8 电流和电磁信号间的注意力权重比较

Fig.8 Comparison of attention weights between current and magnet signals

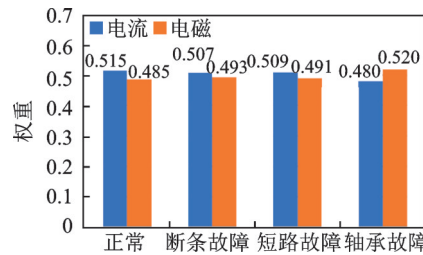


图9 电流和电磁信号的注意力权重平均值

Fig.9 Average values of attention weights between current and magnet signals

3.2.3 各个状态的诊断准确率

通过Matlab训练以及测试算法，统计各分类器对电机4种状态相应的诊断准确率，如表4所示。

表3 5个基分类器的注意力权重比较

Tab.3 Comparison of attention weights in five base classifiers

电机状态	$f_1$		$f_2$		$f_3$		$f_4$		$f_5$	
	电流	电磁	电流	电磁	电流	电磁	电流	电磁	电流	电磁
正常	0.526	0.474	0.510	0.490	0.515	0.485	0.508	0.492	0.514	0.486
断条故障	0.505	0.495	0.503	0.497	0.511	0.489	0.509	0.491	0.509	0.491
短路故障	0.510	0.490	0.504	0.496	0.516	0.484	0.505	0.495	0.512	0.488
轴承故障	0.466	0.534	0.488	0.512	0.477	0.523	0.489	0.511	0.480	0.520

表4 分类器对4类状态的诊断准确率

Tab.4 The diagnostic accuracy of classifiers for the 4 conditions

电机状态	SVM		SAB		改进
	电流	电磁	电流	电磁	
正常	65.2	64.6	90.5	91.0	96.5
断条故障	73.3	71.8	96.0	96.5	98.5
短路故障	74.3	62.1	97.5	91.5	98.0
轴承故障	44.4	63.8	79.0	92.5	95.0

可以看出,对于电流数据,诊断准确率最高值和最低值分别对应短路故障和轴承故障,其值为74.3%和44.4%,经过SAB算法后,短路故障、轴承故障诊断准确率为97.5%和79%,分别提升了23.2%和34.6%。

对于电磁数据,诊断准确率最高值和最低值分别对应断条故障和短路故障,其值为71.8%和62.1%,经过SAB算法后,断条故障、短路故障诊断准确率为96.5%和91.5%,分别提升了24.7%和29.4%。

注意力机制将电流、电磁数据融合,改进SAB分类器,其对于正常电机、断条故障、短路故障及轴承故障的诊断准确率分别为96.5%,98.5%,98%及95%,对于4种状态的4种标签分类准确率均达到了95%以上。因此,注意力机制融合电流电磁信号以改进SAB,可进一步提高诊断准确率。

图10为分类器对应4种状态的诊断准确率。由图可知:在电流信号下,SVM针对轴承故障的诊断正确率很低,经过传统的SAB算法仍无法满足诊断需求,但经过注意力融合算法,使其提高了50.6%;在电磁信号下,基分类器和次级分类器针对短路故障的诊断准确率最低,但该故障恰好是电流信号诊断准确率最高的,经注意力算法后,诊断准确率达到98%,提高了35.9%。因此,基于注意力机制改进的SAB算法可以一定程度上改进单一信息对某类故障不敏感的缺点。

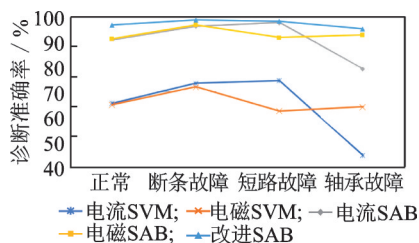


图10 分类器对应4种状态的诊断准确率

Fig.10 The diagnostic accuracy of classifiers for the 4 conditions

## 4 结论

1) 与单个SVM分类器相比,SAB算法对于4类状态整体的诊断准确性得到了极大提升,从65%左右提升到92%左右,多源数据融合后准确率提升到97%左右,得到了更大提升。

2) 不同的测量方法对不同的类型故障诊断灵敏度具有偏向性,通过注意力机制模型将更多的权重分配到故障对应准确度更高的测量方式中,可以有效提高诊断准确率。

3) 对于各状态的诊断,SAB算法相比于SVM分类器,准确率提升了25%以上,但单信号监测仍不能满足需求,如电流SAB分类器在轴承故障的诊断精度仅为79%。通过信息融合,改进SAB分类器各状态的准确率都提升到95%以上。对于每类状态的诊断,改进SAB分类器呈现更加理想的结果。

4) SAB算法相比于传统SVM能大幅提高诊断准确率,该方法还进一步改善单类测量数据对特定故障不敏感而导致诊断准确率低局性的局限性,提高电机故障诊断的鲁棒性。通过构建电流、电磁数据间的关注矩阵,可以在故障诊断过程中关注故障敏感数据。通过平台试验,验证了提出方法的有效性,故障诊断的准确率可达97%。

## 参 考 文 献

- [1] KHIL S K E, JLASSI I, CARDOSO A M, et al. Diagnosis of open-switch and current sensor faults in PMSM drives through stator current analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(6): 5925-5937.
- [2] SONG J, ZHAO J, DONG F, et al. Demagnetization fault detection for double-sided permanent magnet linear motor based on three-line magnetic signal signature analysis[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(2):815-827.
- [3] MIRZAEVA G, SAAD K I. Advanced diagnosis of rotor faults and eccentricity in induction motors based on internal flux measurement [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(3):2981-2991.
- [4] 许迪,葛江华,王亚萍,等.量子遗传算法优化的SVM滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2018, 38(4):843-851.  
XU Di, GE Jianghua, WANG Yaping, et al. Rolling bearing fault diagnosis of SVM based on improved quan-

- tum genetic algorithm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(4):843-851. (in Chinese)
- [5] 王保建, 张小丽, 傅杨奥, 等. 优化支持向量机及其在智能故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3):547-552.  
WANG Baojian, ZHANG Xiaoli, FUYANG Aoxiao, et al. Optimization of support vector machine and its application in intelligent fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3):547-552. (in Chinese)
- [6] 王丽华, 谢阳阳, 周子贤, 等. 基于卷积神经网络的异步电机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(6):1208-1215.  
WANG Lihua, XIE Yangyang, ZHOU Zixian, et al. Motor fault diagnosis based on convolutional neural networks[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(6):1208-1215. (in Chinese)
- [7] ALI M Z, SHABBIR M N S K, LIANG X D, et al. Machine learning-based fault diagnosis for single- and multi-faults in induction motors using measured stator currents and vibration signals[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(3):2378-2391.
- [8] LONG Z, ZHANG X F, ZHANG L, et al. Motor fault diagnosis using attention mechanism and improved AdaBoost driven by multi-sensor information [J]. Measurement, 2021, 170:1-10.
- [9] MARTIN-DIAZ I, MORINIGO-SOTELO D, DUQUE-PEREZ O, et al. Early fault detection in induction motors using AdaBoost with imbalanced small data and optimized sampling [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3):3066-3075.
- [10] WANG H, LIU Z L, PENG D D, et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention IDCNN for wheelset bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(9):5735-5745.
- [11] 梁礼明, 钟震, 陈召阳. 支持向量机核函数选择研究与仿真[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(6):1135-1141.  
LIANG Liming, ZHONG Zhen, CHEN Zhaoyang. Research and simulation of kernel function selection for support vector machine [J]. Computer Engineering & Science, 2015, 37(6):1135-1141. (in Chinese)
- [12] 魏仕轩, 王未央. SVM 和集成学习算法的改进和实现 [J]. 计算机系统应用, 2015, 24(7):117-121.  
WEI Shixuan, WANG Weiyang. Improvement and implementation of SVM and integrated learning algorithm [J]. Computer Systems & Applications, 2015, 24(7):117-121. (in Chinese)



**第一作者简介:** 令波, 男, 1986年9月生, 高级工程师。主要研究方向为六性设计与健康管理。曾发表《面内裂纹扩展问题的虚拟裂纹闭合法和离散内聚力模型》(《固体力学学报》2011年第32卷第suppl1期)等论文。  
E-mail: 523067894@qq.com

## 欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管, 南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办, 是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献, 包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等, 不拘泥于行业和测试项目。

本刊为 EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊, 双月刊, 每逢双月末出版, 每本定价 30 元, 全年 180 元。欢迎订阅和投稿, 欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址: 南京市御道街 29 号 邮政编码: 210016 电话: (025)84893332  
邮发代号: 28-239 E-mail: qchen@nuaa.edu.cn 网址: http://zdcns.nuaa.edu.cn