

# 强差异性神经网络集成的转子故障识别方法\*

马森财, 赵荣珍, 吴耀春  
(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

**摘要** 针对误差反向传播(back propagation,简称BP)神经网络在作为传统Bagging集成学习机中的基分类器时,存在相互之间差异性偏低的问题,引入一种特征扰动法对集成学习机的分类性能进行改进。首先,将Relief-F特征评估算法和改进轮盘赌选择法进行结合,并设置基分类器的数目为30个,从转子故障特征集中选择出30个特征子集,每个特征子集的故障特征维数为30;其次,将训练集和测试集分别投影在对应的30个故障特征子集上,得到对应于30个基分类器的系列训练子集和测试子集,通过此方式实现了特征扰动环节;最后,利用Bagging集成学习机中自带的自助采样法对各训练子集进行处理,使其在最终输入至各基分类器时在特征空间和样本集合上都具有一定的差异性,间接使训练后的基分类器之间显示出更高的差异性,让最终的分类结果可信度更高。用一种低维双跨转子故障数据集对该集成学习方法进行类别辨识的结果表明,本方法能够显著提高BP网络的辨识准确率,并且具有良好的抗干扰性能。

**关键词** 集成学习;神经网络;转子;故障诊断  
**中图分类号** TH165+.3; TP391.4

## 引言

旋转机械故障辨识属于典型的多分类问题。随着该类机械装置向大型化与复杂化方向的发展,它们在发生故障时响应信号呈现出来的非平稳、非线性及信号频率成分复杂多变等动态变化的特点<sup>[1-2]</sup>,使得故障的分类与辨识性能要求被提升到了一个新高度。因此,对改进与完善传统的分类器性能问题进行探讨,这对于发展旋转机械的智能故障诊断技术具有非常积极的促进作用。

模式识别领域中的集成学习方法可以显著提高单一分类器的分类精度<sup>[3-6]</sup>,且网络结构的搭建较为简便。文献[7]建立了一种利用自适应概率神经网络作为基分类器的集成学习模型,并将模型应用于电机轴承故障诊断,结果表明该模型具有良好的诊断精度和泛化性。针对高速列车故障的分类识别,文献[8]提出了一种基于选择性集成学习的支持向量机(support vector machine,简称SVM)多分类器融合算法,该算法选取对数据分类效果较好的若干SVM分类器进行融合,提高了高速列车故障分类准确率。针对滚动轴承早期故障诊断中故障特征微弱、难以有效检测的问题,文献[9]利用AdaBoost集

成学习算法提升了单一SVM的分类性能。实验结果表明,结合优选的敏感特征参量,AdaBoost\_SVM方法能有效地诊断出滚动轴承的早期故障。然而,进一步归纳总结后发现,借助集成学习模型虽然能有效地提高单一分类器的辨识精度,但若是参与集成学习的分类器之间差异性较低,就会影响集成学习模型辨识结果的可信度和泛化性,违背了集成学习中基分类器应“好而不同”的原则。对影响集成学习的基分类器差异性问题进行探讨,能够提高集成学习机的分类与辨识性能。

基于上述分析,笔者利用Relief-F法对故障特征进行评估并获取相应的特征权重;利用改进轮盘赌算法依据特征权重扰动训练集的特征空间,使得Bagging集成学习阶段经扰动后训练集训练出来的基分类器能获得较大的差异性;将该方法应用到转子故障模式辨识中,用实验验证其有效性。

## 1 相关原理

### 1.1 Relief-F特征评估算法

Relief-F算法<sup>[10]</sup>是一种用于多分类数据的特征

\* 国家自然科学基金资助项目(51675253);国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203303-04);兰州理工大学红柳一流学科建设资助项目

收稿日期:2019-10-10;修回日期:2020-05-20

评估算法,突破了Relief算法仅限于二分类数据特征评估的局限。该方法会根据指定的评价准则为每个特征赋予一个适当的权重。Relief-F方法的主要思想是:一个特征重要与否,取决于它是否可以使同类的样本相近,而不同类的样本距离远。根据该思想,每次随机地从 $N$ 个样本中选择第 $i$ 个样本记为 $S_{pick}$ ,每个特征权重是根据选中样本 $S_{pick}$ 和与其在同一个类别的最近邻样本 $H$ 的距离,以及与 $S_{pick}$ 不属于同一类别的其他各最近邻样本 $M(C)$ 之间的距离来更新的。因此,第 $r$ 个特征 $F_r$ 的权重更新公式为

$$\text{Relief}F(F_r) = W_r - \frac{f(F_r, S_{pick}, H)}{n} + \sum_{C \neq r} \frac{f(F_r, S_{pick}, M(C))}{n} \quad (1)$$

其中: $f(F_r, S_{pick}, H)$ 为计算样本 $S_{pick}$ 和与 $S_{pick}$ 同类的最近邻样本 $H$ 在特征 $F_r$ 下的距离; $f(F_r, S_{pick}, M(C))$ 为计算样本 $S_{pick}$ 和与 $S_{pick}$ 不同类的最近邻样本 $M(C)$ 在特征 $F_r$ 下的距离<sup>[11]</sup>;  $n$ 为迭代更新次数; $W$ 为特征权重向量。

## 1.2 集成学习概念

集成学习针对同一问题要构造多个学习器,若构造的学习器是同一类,则称为同质集成;反之则称为异质集成。集成学习的很多理论研究都是针对弱学习器进行的<sup>[12-13]</sup>,常用的弱学习器包括:人工神经网络(artificial neural network,简称ANN)、SVM和决策树等,它们在 $k$ 类问题上的识别准确率一般不低于 $1/k$ <sup>[14]</sup>。集成学习通过利用子学习器间的差异性保证各分类器分类错误的独立性,并按照一定的合成策略去预测结果。因此,为达到更好的集成效果,如何有效地增加子学习器之间的差异性及相关研究的核心工作之一<sup>[15-16]</sup>。

## 1.3 Bagging算法

Bagging算法是并行式集成学习方法的代表。它直接基于自助采样法<sup>[17]</sup>,其采样过程为:给定包含 $n$ 个样本的原始训练集,先随机取出一个样本放入训练子集中,再把该样本放回初始训练集中,使得下次采样时该样本仍有可能被选中,这样经过 $n$ 次随机采样操作,可得到含 $n$ 个样本的训练子集,该采样集中含有重复被采到的样本。照此方法,可采样出若干个含 $n$ 个训练样本的训练子集,然后基于每个训练子集训练出一个子学习器,最终学习结果通过综合子学习器的学习结果得到。对于回归预测问

题,通常将子学习器的结果经过简单平均后得到集成学习结果。对于分类问题,常用投票法得到最终结果。

## 1.4 Bagging集成学习算法用于BP神经网络的有效性

本研究拟采用的基分类器为BP神经网络,为了解Bagging集成学习方法对BP神经网络分类能力的优化作用,参照文献[18]设定了神经网络的各项参数后进行了如下实验:对加州大学欧文分校的鸢尾花数据集<sup>[19]</sup>进行了随机划分(按照7:3的比例,70%为训练集,30%为测试集),分别在BP神经网络和以BP网络为基学习器的Bagging集成学习上进行了10次独立实验。具体识别结果如图1所示。

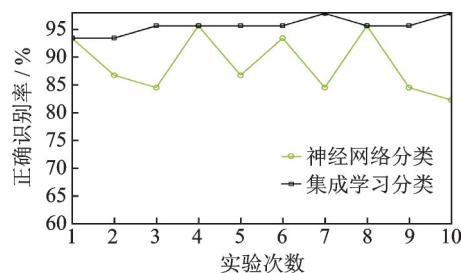


图1 神经网络和集成神经网络的分类结果对比

Fig.1 Comparison of classification results between neural networks and integrated neural networks

由图1可知,集成BP神经网络的分类精度始终高于单个BP神经网络的分类精度,而且集成神经网络的分类稳定性更好。

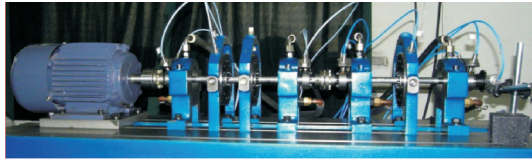
文献[20-21]指出,分类准确率不能作为评价Bagging集成学习算法分类性能的唯一指标。在建立集成学习模型时,还需考虑基分类器是否达到差异性要求,若未达到,需要从输入特征或者分类算法参数等方面进行扰动,以增强基分类器之间的差异性,让分类结果具有更强的说服力。

## 2 建立的强差异性神经网络集成模型

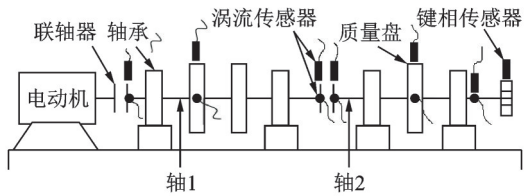
### 2.1 振动信号特征提取及特征降维

本实验研究对象为图2所示的一套多通道、双转子实验台。该实验台上共有6对电涡流传感器,布置在6个关键截面处<sup>[22]</sup>,采集其位移振动信号,如图2(b)所示,其中尾端带曲线的黑色矩形和圆点都代表一个电涡流传感器。在转速为3 kr/min、采样频率为5 kHz下采集了多通道转子实验台正常状态、不平衡状态、不对中状态,碰磨状态及松动状态

5种类型的振动信号各80组,共400组信号样本,其中70%作为训练样本,30%作为测试样本。图3、图4分别为预处理前后的转子不平衡振动信号。



(a) 转子实验台  
(a) Rotor experiment platform



(b) 转子实验台示意图  
(b) Schematic diagram of rotor experiment platform

图2 转子实验台的实物图与示意图

Fig.2 Physical diagram and schematic diagram of the rotor experimental platform

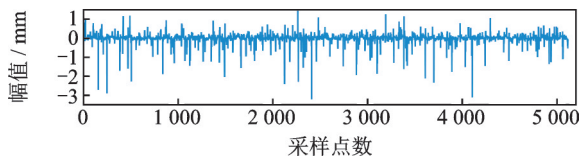


图3 预处理前的转子不平衡状态振动信号

Fig.3 Unbalanced vibration signal before pre-treatment

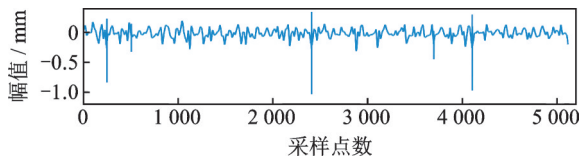


图4 预处理后的转子不平衡状态振动信号

Fig.4 Unbalanced vibration signal after pre-treatment

按表1所示提取振动信号的特征,由于实验台共有12个振动信号采集通道,故可提取到 $11 \times 12 = 132$ 维的特征,依此构建出原始的转子故障特征数据集。为后续计算方便,将原始数据集进行归一化,归一化区间为 $[-1, 1]$ 。由于数据集的特征维数过高,不利于后续的扰动和分类操作,采用主成分分析法在保证累积方差贡献率不低于95%的前提下将维数约简至46维,后续操作的数据集为低维的转子故障数据集 $U$ 。

## 2.2 设计的特征扰动流程

传统的Bagging集成学习模型中仅以Bagging算法中自带的自助采样法扰动训练集,产生样本不

表1 为通道 $ch_i$ 构造的原始特征集( $i=1, 2, \dots, 12$ )

Tab.1 The original feature set of the channel  $ch_i$  ( $i=1, 2, \dots, 12$ )

序号	特征	序号	特征
1	峰峰值	5	裕度指标
2	波形指标	6	峭度指标
3	峰值指标	7~11	IMF分量的奇异值
4	脉冲指标		

7~11为信号经EMD分解后前5个IMF分量的奇异值

同的训练子集,训练子集训练的基分类器之间也具备了一定程度的差异性,但是并不显著。

为增大参与集成学习的子BP神经网络之间的差异性,进而提高集成分类结果的可靠性,本研究采用了扰动训练集特征空间的方法。在特征扰动环节,引入Relief-F特征评估算法和轮盘赌选择法。首先,通过Relief-F算法得到训练集 $S$ 的特征权重向量 $W$ ;其次,将此权重向量作为轮盘赌选择法的输入来进行特征的随机选择,进而产生一系列特征子集。实验中,传统的轮盘赌法在构建一个特征子集时,同一个特征可能会被多次选中,不符合本实验要求,故需要对轮盘赌法实行改进,命名为改进的轮盘赌选择法(improved roulette wheel selection,简称IRWS)。IRWS算法步骤如下。

输入:权重向量 $W=(w_1, w_2, \dots, w_{46})$ ;循环次数 $k(k < 46)$ 。输出:筛选出的特征集 $F$ 。

1) 通过权重向量构造轮盘,操作一次选择一个特征 $f_t$  ( $t$ 为区间 $[1, 46]$ 上的任意整数);

2) 令 $w_t = 0$ ,更新剩余特征权重,更新公式为

$$w_p = w_p / \sum_{p=1}^{46} w_p \quad (2)$$

算法中,循环 $k$ 次相当于从46维的特征中选择出 $k$ 个特征来构建特征子集。原始的轮盘赌算法中同一特征有可能被重复选中,改进后的轮盘赌算法相当于将特征依据其权重进行不放回抽样。因此,本研究建立的改进型集成神经网络算法步骤如下。

输入:训练集 $S$ ;测试集 $T$ ;循环次数 $c$ 。输出:最终分类结果 $R_c$ 。

1) 通过Relief-F算法得到训练集 $S$ 的特征权重向量 $W=(w_1, w_2, \dots, w_{46})$ ;

2) 以特征权重向量 $W$ 为轮盘的输入,用改进轮盘赌算法得到特征子集 $F_j(j=1, 2, \dots, c)$ ;将训练集 $S$ 和测试集 $T$ 在特征子集 $F_j$ 上投影得到中间训练集 $S_j$ 和测试子集 $T_j$ ;对 $S_j$ 进行自助采样操作得到训练

子集  $S_j$ ; 利用  $S_j$  训练神经网络得到基分类器  $BP_j$ ; 利用  $BP_j$  对  $T_j$  进行分类识别得到结果  $R_j$ 。

3) 采用相对多数投票法输出最终分类结果  $R_c$ 。

上述算法中, 循环次数  $c$  的取值直接决定了产生训练子集的数目, 间接决定了子 BP 网络的数目。为后续实验表达方便, 将本研究所提的基于特征扰动的集成 BP 神经网络命名为 DE-BP。

图 5 为产生任意一个训练子集  $S_j$  和测试子集  $T_j$  的流程图, 图中矩形框代表操作, 平行四边形框代表数据。特征扰动的本质为特征选择的过程, 即利用特征选择的手段从特征集中选出  $c$  个特征子集, 使得训练子集在特征空间上产生差异; 然后利用 Bagging 集成学习机中嵌入的自助采样法扰动训练子集的样本, 使得输入至  $c$  个子 BP 网络的训练子集不仅在特征空间上具有差异性, 还在具体的样本上具有一定的差别。测试子集  $T_j (j=1, 2, \dots, c)$  之间所含具体样本相同, 只是样本所处的特征空间不同。即训练基分类器  $BP_j$  的训练子集  $S_j$  与输入至基分类器  $BP_j$  的测试子集  $T_j$  必须在同一个特征空间内。

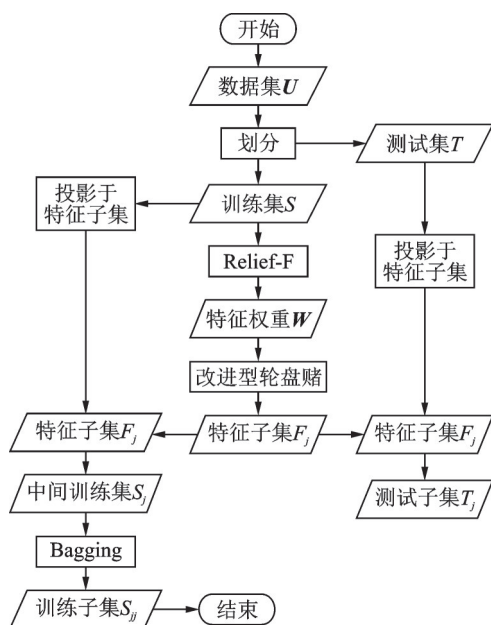


图 5 产生第  $j$  个训练子集  $S_j$  的流程图

Fig.5 The process of generating the  $j$ th training set named  $S_j$

图 6 为经 Relief-F 方法得到的低维转子故障数据集中各特征的权重。

图 7 为在特征扰动阶段依据更新后权重所构造的轮盘。其中, 左图为选择第 1 个特征前构造的轮盘, 右图为选择第 29 个特征前构造的轮盘。为绘图方便, 将图 6 中少数评价为负值的权重直接取其绝对值变为正值。

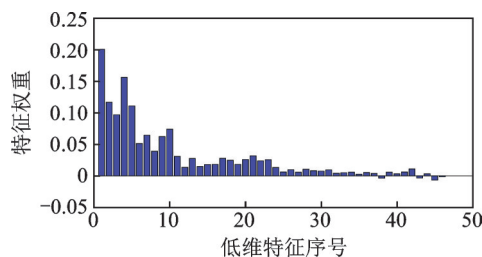


图 6 低维特征的权重分布

Fig.6 Weight distribution of low-dimensional features

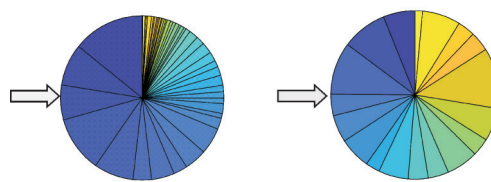


图 7 依据更新后权重构造的改进型轮盘

Fig.7 Improved roulette constructed according to the updated weights

表 2 为循环次数  $k$  取值为 28 时, 经 IRWS 算法选择出的故障特征子集。表中“序号”指 46 个低维特征的特征序号。

表 2  $k=28$  时经 IRWS 算法所得的特征子集

Tab.2 Feature subset obtained by the algorithm named improved roulette wheel selection at  $k = 28$

次数	序号	次数	序号	次数	序号
第 1 次	17	第 11 次	8	第 21 次	18
第 2 次	5	第 12 次	30	第 22 次	19
第 3 次	4	第 13 次	9	第 23 次	21
第 4 次	1	第 14 次	20	第 24 次	28
第 5 次	14	第 15 次	10	第 25 次	23
第 6 次	6	第 16 次	11	第 26 次	24
第 7 次	2	第 17 次	12	第 27 次	25
第 8 次	7	第 18 次	13	第 28 次	26
第 9 次	3	第 19 次	16		
第 10 次	15	第 20 次	22		

图 8 表示最后的集成学习阶段, 橙色环代表数据, 粉色环代表操作手段。如: 测试子集  $T_c$  由训练完毕的  $BP_c$  网络进行识别得到结果  $R_c$ 。投票 (vote) 阶段, 对  $c$  个分类结果  $(R_1, R_2, \dots, R_c)$  用相对多数投票法进行表决, 得到最终的识别结果  $R_c$ 。

图 8 中, 输入至不同基分类器的测试子集  $T_j$  所在的特征空间不同。本研究是在 Bagging 集成学习的基础上将训练集经过特征扰动产生在特征空间和具体样本上都有一定差异性的训练子集  $S_j$ , 间接使得通过训练子集  $S_j$  产生的基分类器  $BP_j$  之间具有了

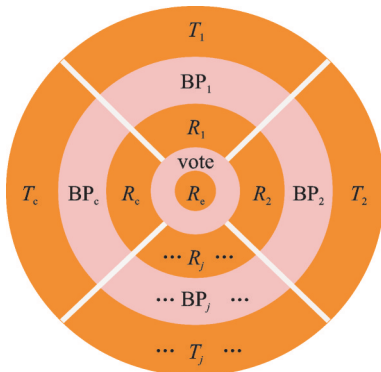


图8 集成学习过程

Fig.8 Process of ensemble learning

更大的差异性,测试样本  $T_j$  的特征空间只随其对应的训练子集  $S_j$  的特征空间做出改变,以达到适应基分类器  $BP_j$  的目的。对于单个的BP神经网络,输入其中的训练集和测试集所处的特征空间必须一致。经过该模型得到的分类结果可信度高。

### 2.3 相关参数的设定结果

特征扰动环节中,特征子集的维数在保证单个的子BP神经网络的平均识别准确率不低于70%的前提下选取(参与分类的所有BP神经网络的隐含层激活函数统一设定为Sigmoid函数,隐含层神经元数目都定为12个),最终确定特征子集的维数为  $k=30$ 。

在集成学习中基分类器的个数(也是特征子集的个数) $c$ 值的确定采用实验法,先预设子分类器的数目为10个,以每次的平均分类精度不小于95%为原则,以5为增量改变基分类器的数目,最终确定基分类器的个数  $c$  为30。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 DE-BP神经网络的辨识能力验证

将集成BP神经网络命名为E-BP,以转速为3 kr/min下的低维转子故障数据集作为识别对象,对比BP,E-BP和DE-BP的识别结果,如表3所示。

从表3可看出,在分类准确率上,DE-BP模型要明显高于BP神经网络。与E-BP模型相比,DE-BP网络的基分类器输入特征维数虽然减少,但基本未影响其最终的分类准确率,且由于双扰动的原因,使得各分类器间的差异性更大,结果具有更高的可信度。

表3 不同算法的分类准确率

Tab.3 Comparative of classification results from different algorithms

故障类型	BP	E-BP	DE-BP	%
不平衡	92.1	100.0	100.0	
不对中	84.6	98.7	100.0	
碰磨故障	76.7	87.9	83.3	
松动故障	65.4	100.0	98.3	
正常状态	73.6	99.2	100.0	
平均	78.5	97.16	96.3	

### 3.2 变工况下DE-BP方法的识别能力

为验证本研究所提DE-BP网络是否在不同转速下仍具有较好的辨识能力,分别用2 800 r/min和3 200 r/min两种工况下的转子故障数据集进行验证。为验证本研究方法抗速度波动干扰的能力,同时将两种转速下的故障数据集混合后重新划分训练集和测试集,并用DE-BP模型进行分类。识别结果如表4所示。

表4 DE-BP网络在不同工况下的辨识精度

Tab.4 Identification accuracy of DE - BP network under different working conditions

故障类型	转速/(r·min <sup>-1</sup> )			%
	2 800	3 200	2 800~3 200	
不平衡故障	100.0	100.0	75.0	
不对中故障	100.0	100.0	89.6	
碰磨故障	87.5	91.7	76.0	
松动故障	100.0	100.0	93.5	
正常状态	93.7	100.0	72.0	
平均	96.3	98.3	81.22	

表4表明,在不同的转速下该模型仍然具有较高的分类精度,且DE-BP对波动速度下的故障具有一定的辨识能力,故笔者构建的模型在转子故障模式识别领域具有较好的适用性。

### 3.3 DE-BP方法对含噪数据的敏感性验证

为检验本研究方法对含噪数据的处理能力,以2 800 r/min的转子故障数据集为研究对象,定义扰动矩阵为  $W = \lambda \text{rand}(m, n)$ ,并将其添加至测试数据集中,模拟含噪数据。其中: $\lambda \in [0, 1]$ ,为噪声强度因子; $\text{rand}(m, n)$ 为随机矩阵生成函数,矩阵元素为  $[0, 1]$  内的随机数; $m$ 为测试样本数目,在本研究中为120; $n$ 为特征维数,在本研究中为46。在实验中对BP,DE-BP和E-BP方法对不同噪声强度因子下测试集的平均识别率,结果如图9所示。

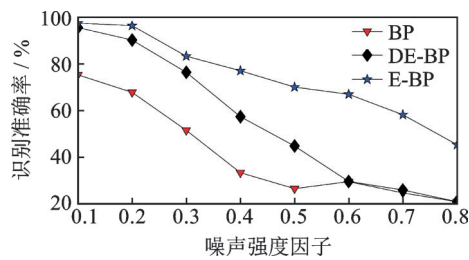


图9 DE-BP的抗噪能力验证

Fig.9 Noise immunity verification of DE-BP

由图9可知,噪声强度对DE-BP的分类效果有影响。当噪声增强到一定程度后,DE-BP的分类精度和BP网络趋于一致,但在一定范围内ED-BP的分类精度始终要高于BP的分类精度。在噪声强度相同的情况下,E-BP的识别准确率始终要高于DE-BP,这是由于DE-BP中输入至基分类器的数据集特征维数为30,并不是完整的46维,而在E-BP中输入至基分类器的数据集特征维数完整,并未减少。可以得出如下结论:DE-BP方法是在E-BP的基础上,通过牺牲部分识别精度和抗噪性换取了基分类器BP<sub>j</sub>之间差异性的显著提高。

## 4 结 论

1) 提出了一种基于差异性BP神经网络集成的转子故障辨识方法。与传统集成学习分类方法不同,所提方法为提高基分类器之间的随机差异性,增加了特征扰动环节,扰动了训练集的特征空间和样本集,产生了具有较强差异性的基分类器,使结果更具说服力。

2) 实验数据分析表明,研究提出的集成学习模型在提高了基分类器差异性的同时,还能有效地识别出转子故障,符合集成学习“好而不同”的理念。

3) 在BP神经网络的基础上引入了Bagging集成学习算法,使得分类器具有较强的抗干扰能力。

4) 本研究所提的特征扰动法,可以作为一种新的特征选择方法的参考。同时也发现,在分类过程中引入多个基分类器导致了整个识别过程的执行效率有所下降。在下一步的工作中,将引入执行效率高的算法,作为集成学习的基分类器,并尝试将算法参数扰动和输出表示扰动引入至集成学习中。

## 参 考 文 献

[1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等.大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J].机械工程学报,2018,54(5):94-104. LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineer-

ing, 2018, 54(5): 94-104. (in Chinese)

- [2] 郑近德,程军圣,杨宇.基于LCD和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2014,34(5):802-806. ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on LCD and permutation entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5): 802-806. (in Chinese)
- [3] 徐涛,苏瀚,杨国庆.基于空间拟合和神经网络的机场噪声预测集成模型[J].中国环境科学,2016,36(4):1250-1257. XU Tao, SU Han, YANG Guoqing. Airport noise prediction ensemble model based on space fitting and neural network [J]. China Environmental Science, 2016, 36(4): 1250-1257. (in Chinese)
- [4] 张志义,余涛,王德志,等.基于集成学习的含电气热商业楼宇群的分时电价求解[J].中国电机工程学报,2019,39(1):112-125. ZHANG Zhiyi, YU Tao, WANG Dezhi, et al. Optimal solution of time-of-use price based on ensemble learning for electricity-gas-heat commercial building [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 112-125. (in Chinese)
- [5] 汤健,柴天佑,丛秋梅,等.基于EMD和选择性集成学习算法的磨机负荷参数软测量[J].自动化学报,2014,40(9):1853-1866. TANG Jian, CHAI Tianyou, CONG Qiumei, et al. Soft sensor approach for modeling mill load parameters based on EMD and selective ensemble learning algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1853-1866. (in Chinese)
- [6] WANG Z, LU C, WANG Z, et al. Fault diagnosis and health assessment for bearings using the Mahalanobis-Taguchi system based on EMD-SVD [J]. Transactions of the Institute of Measurement & Control, 2013, 35(6): 798-807.
- [7] 张习习,顾幸生.基于集成学习概率神经网络的电机轴承故障诊断[J].华东理工大学学报(自然科学版),2020,46(1):68-76. ZHANG Xixi, GU Xingsheng. Motor bearing fault diagnosis method based on integrated learning probabilistic neural network [J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 46(1): 68-76. (in Chinese)
- [8] 饶川,苟先太,金炜东.基于选择性集成学习的高速列车故障识别研究[J].计算机应用研究,2018,35(5):1365-1367. RAO Chuan, GOU Xiantai, JIN Weidong. Study on recognition of high speed rail malfunction based on selective ensemble learning [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(5): 1365-1367. (in Chinese)
- [9] 陈法法,杨晶晶,肖文荣,等. Adaboost\_SVM集成模

- 型的滚动轴承早期故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(2): 237-243.
- CHEN Fafa, YANG Jingjing, XIAO Wenrong, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on ensemble model of adaboost SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2018, 37(2): 237-243. (in Chinese)
- [10] 何涛, 胡洁, 夏鹏, 等. 基于ReliefF算法与遗传算法的肌电信号特征选择[J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(2): 204-208.
- HE Tao, HU Jie, XIA Peng, et al. Feature selection of emg signal based on reliefF algorithm and genetic algorithm [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2016, 50(2): 204-208. (in Chinese)
- [11] LE T T, Simmons W K, Misaki M, et al. Differential privacy-based evaporative cooling feature selection and classification with relief-F and random forests[J]. Bioinformatics, 2017, 33(18): 2906-2913.
- [12] 史欣田, 庞景月, 张新, 等. 基于集成极限学习机的卫星大数据分析[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 81-91.
- SHI Xintian, PANG Jingyue, ZHANG Xin, et al. Satellite big data analysis based on bagging extreme learning machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 81-91. (in Chinese)
- [13] 孟宗, 顾海燕, 李姗姗. 基于神经网络集成的B样条经验模态分解端点效应抑制方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 106-112.
- MENG Zong, GU Haiyan, LI Shanshan. Restraining method for end effect of B-spline empirical mode decomposition based on neural network ensemble[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 106-112. (in Chinese)
- [14] 付忠良, 赵向辉, 苗青, 等. AdaBoost算法的推广——组集成学习算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(6): 91-98.
- FU Zhongliang, ZHAO Xianghui, MIAO Qing, et al. Ensemble learning algorithms generalization of AdaBoost [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2010, 42(6): 91-98. (in Chinese)
- [15] 唐耀华, 高静怀, 包乾宗. 一种新的选择性支持向量机集成学习算法[J]. 西安交通大学学报, 2008, 42(10): 1221-1225.
- TANG Yaohua, GAO Jinghuai, BAO Qianzong. Novel selective support vector machine ensemble learning algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42(10): 1221-1225. (in Chinese)
- [16] 杨宏晖, 王芸, 孙进才, 等. 融合样本选择与特征选择的AdaBoost支持向量机集成算法[J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(12): 63-68.
- YANG Honghui, WANG Yun, SUN Jincai, et al. An AdaBoost support vector machine ensemble method with integration of instance selection and feature selection [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(12): 63-68. (in Chinese)
- [17] 沈乐君, 游志胜, 李晓峰. 自助重要性采样用于实时多目标视觉跟踪[J]. 自动化学报, 2012, 38(10): 1663-1670.
- SHEN Lejun, YOU Zhisheng, LI Xiaofeng. Real-time visual tracking of multiple targets using bootstrap importance sampling [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(10): 1663-1670. (in Chinese)
- [18] 熊秋鹏. 基于神经网络技术的空间碎片损伤模式识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [19] 赵荣珍, 赵孝礼, 何敬举, 等. 相关流形距离在转子故障数据集分类中的应用方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(18): 125-130.
- ZHAO Rongzhen, ZHAO Xiaoli, HE Jingju, et al. Application of correlation manifold distance in the classification of rotor fault data set [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(18): 125-130. (in Chinese)
- [20] 周志华, 陈世福. 神经网络集成[J]. 计算机学报, 2002, 25(1): 1-8.
- ZHOU Zhihua, CHEN Shifu. Neural network ensemble [J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(1): 1-8. (in Chinese)
- [21] 凌锦江, 陈兆乾, 周志华. 基于特征选择的神经网络集成方法[J]. 复旦学报(自然科学版), 2004, 43(5): 685-688.
- LING Jinjiang, CHEN Zhaoqian, ZHOU Zhihua. Feature selection based neural network ensemble method [J]. Fudan Journal (Natural Science), 2004, 43(5): 685-688. (in Chinese)
- [22] 霍天龙, 赵荣珍, 胡宝权. 基于熵带法与PSO优化的SVM转子故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(3): 279-284.
- HUO Tianlong, ZHAO Rongzhen, HU Baoquan. Fault diagnosis for rotor systems based on entropy band method and support vector machine optimized by PSO [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3): 279-284. (in Chinese)



**第一作者简介:**马森财,男,1994年7月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断技术。

E-mail: masencaibangong@163.com

**通信作者简介:**赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授,博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断和动态测试技术。

E-mail: zhaorongzhen@lut.cn