

文章编号:1000-8055(2019)04-0756-08

doi:10.13224/j.cnki.jasp.2019.04.003

一种基于 Deep-GBM 的航空发动机 中介轴承故障诊断方法

田 晶¹, 李有儒^{1,2,3}, 艾延廷¹

- (1. 沈阳航空航天大学 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室, 沈阳 110136;
2. 北京交通大学 信息科学研究所, 北京 100044;
3. 北京交通大学 现代信息科学与网络技术北京市重点实验室, 北京 100044)

摘 要: 针对航空发动机中介轴承故障信号难于识别的特点,提出了一种深度梯度提升模型(Deep-GBM)对振动信号特征进行逐层学习以提高分类模型的准确率。开展某型航空发动机中介轴承故障模拟实验,并采用经验模式分解(EMD)方法对采集的振动信号进行分解,提取内蕴模式函数(IMF)分量非线性动力学参数样本熵作为原始故障特征。采用 Deep-GBM 对中介轴承内环故障、内环和滚动体综合故障、正常、滚棒剥落、滚棒划伤五种不同状态进行识别。实验结果表明,所提出的 Deep-GBM 故障诊断准确率达到 87%,相对于传统的机器学习模型准确率最高提升了 28%,并具有良好的泛化能力。

关 键 词: 故障诊断; 中介轴承; 样本熵; 机器学习; 梯度提升模型

中图分类号: V231.92; TH133.33

文献标志码: A

Fault diagnosis of aero-engine inter-shaft bearing based on Deep-GBM

TIAN Jing¹, LI Youru^{1,2,3}, AI Yanting¹

- (1. Liaoning Province Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technology for Aviation Propulsion System, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;
2. Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
3. Beijing Key Laboratory of Advanced Information Science and Network Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In view of the difficulty in identifying the fault signal of the inter-shaft bearing of the aero-engine, a deep gradient boosting model (Deep-GBM) was proposed to improve the precision score by learning the feature of vibration signal step by step. Fault simulation experiment was conducted on a type of aeroengine intershaft bearing. Vibration fault signal was decomposed through empirical mode decomposition (EMD) method, and intrinsic mode function (IMF) component sample entropy of nonlinear dynamics parameters was collected as base features. With the model proposed, the aero-engine inter-shaft bearing was diagnosed respectively with fault in inner ring, comprehensive fault in inner ring and rolling element, and in normal condition, with stick-spalled fault and stick-scratched fault. The ex-

收稿日期: 2018-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(11702177); 辽宁省自然科学基金(20180550650);

中央高校基本科研业务费专项基金(2018YJS032)

作者简介: 田晶(1987-),男,副教授、硕士生导师,博士,主要研究方向为航空发动机状态监测和故障诊断。

引用格式: 田晶,李有儒,艾延廷.一种基于 Deep-GBM 的航空发动机中介轴承故障诊断方法[J].航空动力学报,2019,34(4):756-763. TIAN Jing, LI Youru, AI Yanting. Fault diagnosis of aero-engine inter-shaft bearing based on Deep-GBM[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(4): 756-763.

perimental results showed that the fault diagnosis accuracy of the Deep-GBM reached 87%, 28% higher than that of the traditional machine learning model. Besides, the model has been proved to have good generalization ability.

Key words: fault diagnosis; inter-shaft bearing; sample entropy; machine learning; deep gradient boosting model (Deep-GBM)

现代航空发动机多采用双转子或三转子的设计方案,因此,中介轴承被广泛的应用于转子支承系统中。中介轴承工作于高、低压转子之间,外环随高压转子旋转,内环随低压转子旋转^[1]。由于中介轴承内外圈转速高、动载荷大,工作温度高、且位于轴间润滑不良,极易发生故障。中介轴承一旦发生故障将对飞机的安全运行造成灾难性威胁。因此,对中介轴承进行状态监测并及时准确的预测故障对于保证飞行安全具有重要意义。

近年来,针对滚动轴承故障诊断研究取得了丰硕的成果^[2-4],但很少能够直接应用于中介轴承故障诊断中。这是由于中介轴承不同于普通轴承,其安装位置造成中介轴承的故障信号不能通过轴承座直接传递到传感器。中介轴承故障信号会先通过转子传递,然后通过高压转子和低压转子的支点轴承和轴承座传递到传感器。由于传递路径较长,在传递过程中故障信号要经过多个结合面会造成信号衰减,导致故障信号的信噪比降低,增加了信号处理和故障诊断的难度。针对中介轴承故障特点,廖明夫团队提出局部故障边带差值诊断法、转差域频谱和转差域包络谱方法对航空发动机中介轴承进行诊断^[5]。Ai 等人提出了基于信息熵融合思想的多维信息熵距法,并据此实现中介轴承的故障诊断^[6]。振动信号分析法是航空发动机轴承故障诊断中应用最为广泛的研究方法^[7]。为了实现对信号更准确的自适应性分解,向丹等使用 EMD 算法将滚动轴承故障信号分解成多维 IMF 分量,取得了很好的效果^[8]。中介轴承的传递路径复杂,其故障信号中混有传递过程中所经过转子和转子支点轴承的振动信息,造成了中介轴承故障信号复杂,传统的信号处理方法很难直观的提取到故障特征。而现有的基于机器学习的数据驱动故障诊断方法又过度的依赖于特征选取和训练集数据的清洁程度,从而造成现有故障诊断算法具有鲁棒性差、泛化能力低等弱点^[9-11]。

针对中介轴承故障信号具有非线性、非平稳性、信噪比低的特点,本文基于深度学习的思想提出一种深度梯度提升模型对故障信号特征进行逐

层学习。不同于神经网络深度学习方法,Deep-GBM 模型是一种决策树的集成学习算法,该方法能够有效的克服小样本数据集难以训练出高鲁棒性神经网络模型的缺点,可以有效解决航空发动机中介轴承小样本故障诊断问题。

本文首先,开展了某型航空发动机中介轴承故障模拟实验,采集中介轴承振动信号,并采用 EMD 方法对故障信号进行分解处理。其次,计算分解后 IMF 分量的样本熵构造出中介轴承原始故障特征向量。然后,基于故障样本数据集训练 Deep-GBM 模型。最后,采用该模型对航空发动机中介轴承进行故障诊断,并与支持向量机、随机森林、K-近邻等传统机器学习方法进行对比以检验所提出模型的故障诊断效果和泛化能力。

1 振动信号处理与特征提取

1.1 基于 EMD 的信号分解

经验模式分解是 Huang^[12]等提出的一种信号处理方法。该方法根据信号自身时间特征尺度,自适应的将信号分解为若干个 IMF (记为 F_m) 分量。由于 EMD 不受基函数的限制,能够准确有效的把握原始数据的微小特征,避免信号能量的扩散和泄露,故相比于小波算法,EMD 方法具有良好的稳定性和准确性。图 1 为采集的中介轴承故障振动信号经 EMD 得到的 IMF 分量。

1.2 样本熵计算与特征提取

样本熵是一种时间序列复杂度的度量方法。中介轴承在正常和不同故障状态下,信息复杂度不同,因此不同状态的样本熵存在差异^[13]。因此,本文采用样本熵做为中介轴承的故障特征参数。样本熵的计算方法如下:

1) 将长度为 N 的原始序列 x 进行相空间重构,构造成一组模式长度为 m 的向量序列

$$\mathbf{X}_m(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \\ i = 1, 2, \dots, N-m+1 \quad (1)$$

2) 定义向量 $\mathbf{X}_m(i)$ 和 $\mathbf{X}_m(j)$ 的距离为 $d_m(i, j)$, 其值为两向量元素最大差值的绝对值。

3) 对于给定的 $\mathbf{X}_m(i)$, 统计 $d(i, j) \leq r$ 的 j

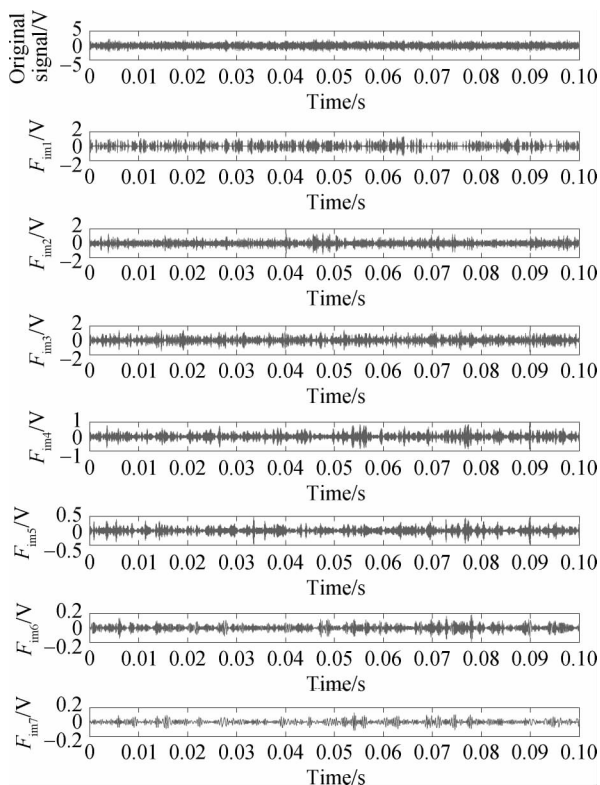


图 1 中介轴承振动信号的 EMD 结果

Fig. 1 Result of EMD in signal ofintershaft bearing

的数量并记为 B_i , 其中 r 为给定阈值, 定义 B_i 与 $N-m-1$ 的比值为

$$B_i^m = \frac{B_i}{N-m-1}, \quad i \in [1, N-m] \quad (2)$$

4) 将 B_i^m 对所有 i 的平均值记为

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (3)$$

5) 将模式长度增加到 $m+1$ 维, 对于给定的

$\mathbf{X}_{m+1}(i)$ 统计 $f(x) = \omega_0 + \sum_{m=1}^M \omega_m \Phi(x)$ 的 j 的数量并记为 A_i . $A_i^m, A^m(r)$ 与 $B_i^m, B^m(r)$ 计算方式相同. $B^m(r)$ 是两个序列在相似容限 r 下匹配 m 个点的概率, $A^m(r)$ 是两个序列在相似容限 r 下匹配 $m+1$ 个点的概率. 则样本熵 E_s 定义为

$$E_s(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \right\} \quad (4)$$

当 N 为有限值时, 样本熵可以用下式估计:

$$E_s(m, r, N) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (5)$$

根据 Pincus^[13] 的研究结果, 设定式 (5) 中的 $m=1/2, r=(0.1-0.25)d_s, d_s$ 为样本数据的标准差.

对航空发动机中介轴承振动信号进行 EMD 后, 选取前 8 个包含信息量较大的 IMF 分量, 计算 IMF 分量的样本熵构建故障特征向量. 图 2~图 5

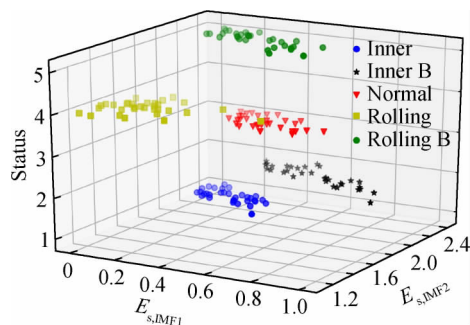


图 2 IMF1 和 IMF2 维度的故障特征空间分布
Fig. 2 Distribution of IMF1 and IMF2

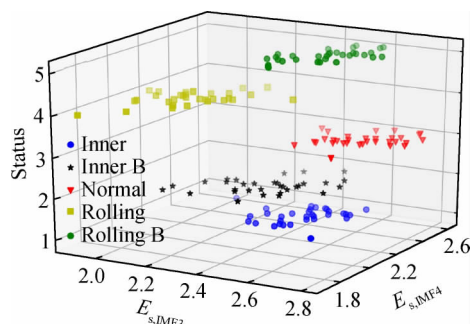


图 3 IMF3 和 IMF4 维度的故障特征空间分布
Fig. 3 Distribution of IMF3 and IMF4

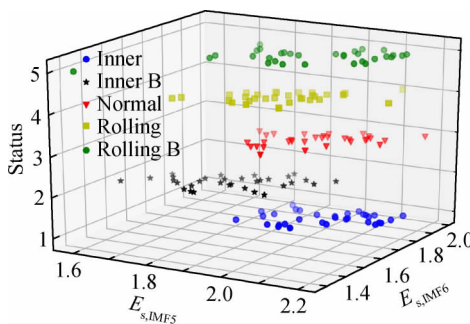


图 4 IMF5 和 IMF6 维度的故障特征空间分布
Fig. 4 Distribution of IMF5 and IMF6

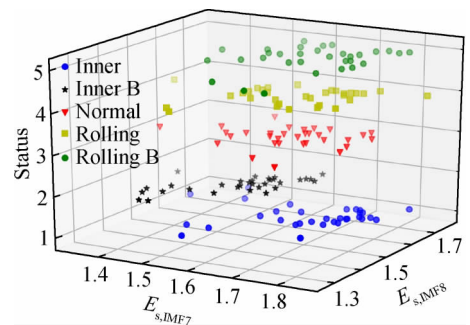


图 5 IMF7 和 IMF8 维度的故障特征空间分布
Fig. 5 Distribution of IMF7 and IMF8

为中介轴承在 5 种不同故障状态下不同 IMF 分量样本熵空间状态分布情况。可以看出,基于 EMD 样本熵的故障特征提取方法使得样本特征具有较好的类别可分性。

2 深度梯度提升模型

深度神经网络因具有很强大的“表示学习”(representation learning)能力,近年来逐渐发展成为机器学习领域内的重点研究方向^[14]。表示学习即输入数据经过一层的非线性映射后输出一种表示数据,而输出的表示数据又往下经过再次的非线性映射后生成更加抽象的特征表示。但是,深度神经网络需要用大量的具有标记的样本数据进行训练,算法模型通常是一种十分复杂的结构^[15]。而航空发动机中介轴承故障诊断是一种小样本机器学习问题,采用具有复杂结构的深度神经网络模型容易出现过拟合问题。

2.1 梯度提升决策树

梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 算法^[16]是近年来提出的一种迭代决策树算法。由于该算法优异的泛化性能,其被广泛的应用于各类数据挖掘以及机器学习研究中。专家学者提出了多种性能优化方法不断提高该算法的训练速度。如陈天奇提出的 XG Boost^[17]和微软发布的 Light GBM^[18]等。这些高性能的改进方法使得将梯度提升模型引入到航空发动机中介轴承故障诊断中切实可行。

GBDT 是采用 M 棵决策树为弱分类器的加法模型,其数学表示如下:

$$f(x) = \omega_0 + \sum_{m=1}^M \omega_m \Phi(x) \quad (6)$$

式中 ω 为决策树权重, $\Phi(x)$ 是决策树诊断结果。

传统提升法将所有样本初始化相同权重,通过迭代过程发现样本的分类差异进而对其权值进行调整,每次迭代都将产生一个弱分类器。最后通过加权等方式产生最后的强分类器。

梯度提升决策树是在模型训练的过程中,为减小残差而在残差降低的梯度的方向上去建立新的模型。该算法在训练中决策树 $f(x)$ 的求解本质是一个最优优化问题,其求解公式为

$$f = \operatorname{argmin} \sum_{m=1}^M L(f(x_m), y_m) \quad (7)$$

式中 L 表示损失函数在第 m 个样本上的误差值。 x_m 为故障样本数据, y_m 为故障样本标签。构造弱分类器时下降梯度的计算如下:

$$g_m = - \left. \frac{\partial L}{\partial f} \right|_{f=f_{m-1}} \quad (8)$$

则在误差下降方向上新的模型为

$$f_{m+1} = f_m + g_m y_m \quad (9)$$

式(6)中常函数 ω_0 的计算方法如下:

$$\omega_0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M y_m \quad (10)$$

在航空发动机中介轴承故障诊断的工程实践中,往往会面对原始数据来源不同、表现形式各异、样本分布失衡、以及部分重要信息缺失不足等问题。传统 GBDT 模型虽然具有低偏差的优势,但针对强噪声、小样本的中介轴承故障数据时极易造成模型在训练数据时过拟合,从而方差增大,严重削弱模型的泛化能力。因此,若直接采用传统的 GBDT 方法进行航空发动机中介轴承故障诊断,则很难满足工程中对准确率的要求。

针对传统 GBDT 的缺点与不足,本文提出采用 Huber 损失函数拟合决策树的负梯度误差,以改进 GBDT 的分类精度。Huber 损失函数为

$$L_{\delta}(y, f(x)) = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - f(x))^2 & |y - f(x)| \leq \delta \\ \delta|y - f(x)| - \frac{1}{2}\delta^2 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中 y 为观察值, $f(x)$ 为预测值, δ 为设定常数。

2.2 深度梯度提升决策模型

基于机器学习中的方差和偏差理论^[19],为了权衡方差与偏差,同时有效利用深度学习中的表示学习方法提高传统 GBDT 算法的泛化能力,本文提出一种深度梯度提升模型。该模型结合 Bagging 方法的低方差特性和 GBDT 的低偏差特性,并融合了深度学习中逐层抽取特征的思想。该方法的具体原理如下:

1) 在原始特征空间的随机子空间训练出多个独立的改进 GBDT 模型;

2) 将第一层中得到的分类结果作为新的特征表示空间与原始特征空间进行融合,并作为新的表示进行下一层学习,为了降低融合过程中过拟合的风险,在第一层的分类结果中加入随机噪声,该过程为

$$\mathbf{X}_{T_i} = \mathbf{X} + \Theta(T_i) \quad (12)$$

式中 \mathbf{X} 为原始故障特征向量, \mathbf{X}_{T_i} 为融合后的故障特征向量。 T_i 为子模型的预测结果; $\Theta(\cdot)$ 表示引入随机噪声。

3) 对特征融合后的新特征空间进行第二层学习, 然后对第二层中特征表示训练的单个 GBDT 结果按 $\omega_j, j \in [1, n]$ 加权进行决策融合, 最终得出故障诊断模型的最后结果。

本文所采用的决策融合方法是在原始特征空间中以比例 α 进行随机采样, 从而构造 k 个 GBDT 组成的决策群体, 群体中的每个 GBDT 表示为 $G_k, k=1, \dots, n$, 最后通过堆叠 (stacking) 方式, 构建综合决策层。权值 ω_j 的计算如公式 (13) 所示。

$$\omega_j = \frac{e^{-\eta L(Y, \hat{Y}^j)}}{\sum_{k=1}^n e^{-\eta L(Y, \hat{Y}^k)}} \quad (13)$$

式中 η 为常值, $\hat{Y}^j = [y_1^j, y_2^j, \dots, y_N^j]^T \in \mathbb{R}^N, y_i^j \in \mathbb{R}^C, C$ 与 N 分别表示故障类别与样本数量。

深度梯度提升模型算法流程如图 6 所示, 原理示意如图 7 所示。

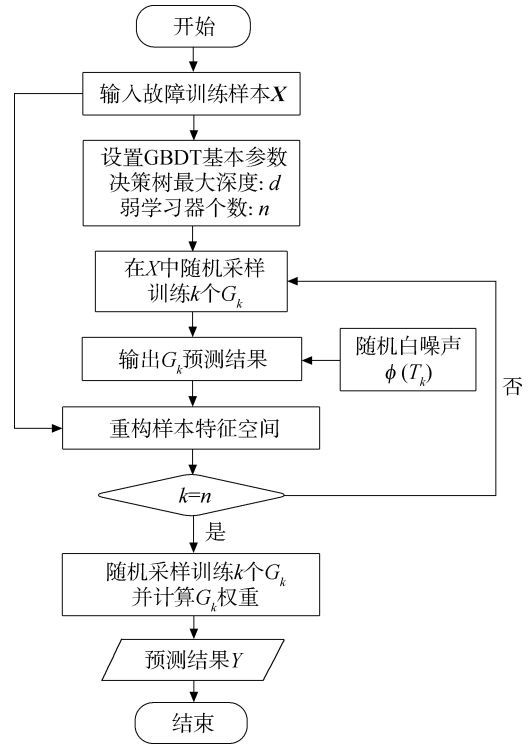


图 6 Deep-GBM 算法流程
Fig. 6 Algorithm of Deep-GBM

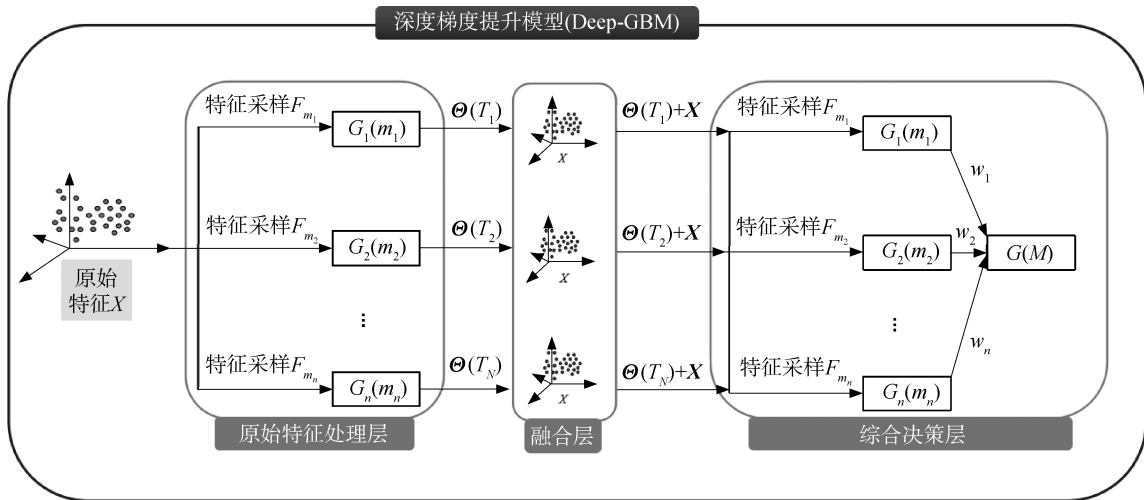


图 7 深度梯度提升模型
Fig. 7 Graphical illustration of the Deep-GBM

3 诊断实例

3.1 航空发动机中介轴承故障模拟实验

为验证 Deep-GBM 模型的故障诊断能力, 本文开展某型航空发动机中介轴承故障模拟试验, 实验系统如图 8 所示。实验系统主要包括高速转轴、低速转轴、载荷加载系统、滑油系统、水冷系统、气泵、油雾装置、机匣等。实验系统最大转速可以达到 18000 r/min, 可以实现高低压转子同向

旋转和反向旋转, 最大可施加 20 kN 的径向载荷。该系统可以模拟航空发动机的实际工作转速和中介轴承与发动机匣之间的复杂传递路径, 其信号复杂程度更加接近发动机实际工作状态。为了构建更丰富的故障样本数据集, 试验中采集了不同转速下的中介轴承内环故障、内环和滚动体综合故障、正常、滚棒剥落、滚棒划伤五种不同状态的振动信号。参照航空发动机实际工作状态, 实验转速分别设置为最大转速状态 (高压转子转速为

13000r/min, 低压转子转速为 10000r/min), 90% 转速状态(高压转子转速为 11700 r/min, 低压转子转速为 9000r/min), 70% 转速状态(高压转子转速为 9100r/min, 低压转子转速为 7000r/min)。实验中采用美国 PCB 公司的 integrated circuits piezoelectric(ICP) 加速度传感器测量故障中介轴承的振动信号, 沿机匣的轴向方向布置 3 个传感器(主轴径向方向)。数据采集系统为西门子公司的 LMS Test. Lab。设置采样时间为 2s, 采样频率为 6400 HZ, 每种故障类型实验次数为 40 次。实验所采用的某型发动机中介轴承为圆柱滚棒轴承, 轴承结构如图 9 所示, 中介轴承参数如表 1 所示。

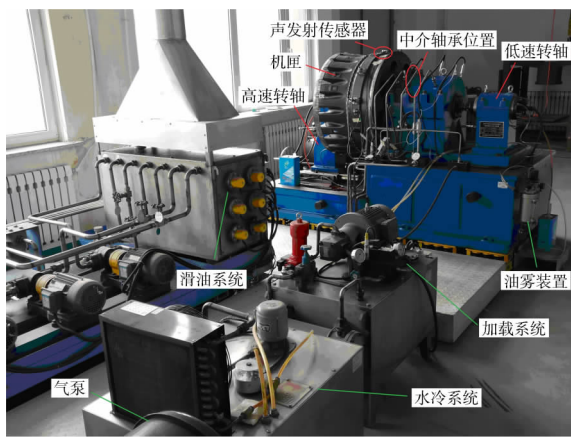


图 8 中介轴承故障模拟试验台

Fig. 8 Fault simulation system for intermediate bearing



图 9 某型航空发动机中介轴承

Fig. 9 Intermediate bearing in aeroengine

表 1 中介轴承几何参数

Table 1 Parameters of intermediate bearing

滚棒数	内径/mm	外径/mm	滚棒直径/mm
34	110	140	8

3. 2 深度梯度提升模型应用于故障诊断

采集的振动信号经 EMD 分解得到 10 维

IMF 分量, 按照式(1)~式(5)计算出相应的样本熵作为故障特征, 选取前 8 个特征向量组成原始故障特征。中介轴承故障数据集由多组包含不同故障形式的故障特征样本所组成。故障数据集样本容量为 200。为了保证训练集和测试集样本属性分布均衡, 本文按照 8:2 的比例划分训练集和测试集。

为了验证模型的泛化能力, 采用故障数据集中的测试集部分的 40 组样本对所建立的 Deep-GBM 模型进行测试。本文对航空发动机中介轴承的几种状态进行编码。对应编码如表 2 所示。

表 2 中介轴承状态编码

Table 2 Encoding of the intermediate bearing status

状态	内环故障	内环-滚动体综合故障	正常	滚棒剥落	滚棒划伤
编码	1	2	3	4	5

本文采用混淆矩阵对 Deep-GBM 模型的预测结果进行表示。混淆矩阵如图 10 所示。混淆矩阵的每一行代表中介轴承的实际状态, 每行的总数代表该种状态的故障样本数, 每一列代表中介轴承被预测的状态。通过该矩阵可以清晰的看出故障判别的混淆状态。结合表 2 和图 9 可以看出, 中介轴承内环故障一共有 8 个样本, 全部被正确识别为内环故障。一共有 9 个内环-滚动体故障, 其中 2 个被预测为正常, 1 个被预测为滚棒划伤故障。这是由于内环-滚动体故障较轻, 不容易被识别出故障, 因此被误诊为正常, 另外, 耦合故障具有滚动体故障的信息, 所以出现被误判为滚

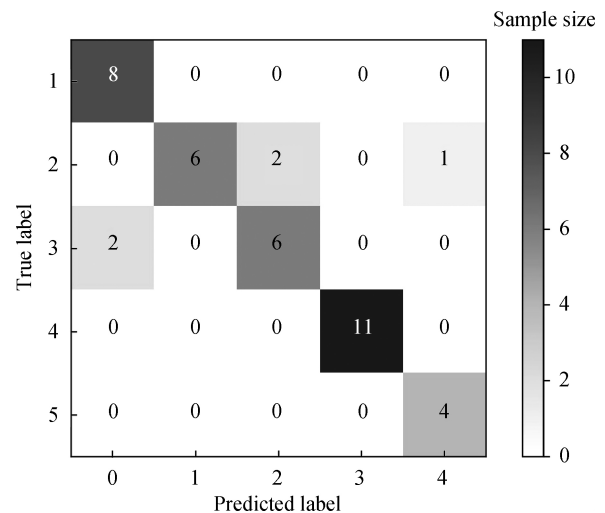


图 10 深度梯度提升模型的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of Deep-GBM

棒划伤故障的情况。第三行代表 8 个正常的样本,其中 2 个被误断为内环故障。而 11 个滚棒剥落和 4 滚棒划伤样本全部被准确预测。总体故障诊断准确率达 87.5%。Deep-GBM 模型在真实的航空发动机中介轴承故障诊断中表现出良好的泛化能力。

为了测试本文提出 Deep-GBM 模型的中介轴承故障诊断能力。采用相同的训练样本对比验证了支持向量机(SVM)、K 最近邻(KNN)、分类回归树(CART)、随机森林(RF)和梯度提升决策树(GBDT)共 5 种故障诊断算法。采用查准率(precision)、查全率(recall)和综合评价分数(F1-score)等 3 个模型评价指标对比分析 Deep-GBM 模型与其他模型的量化差异。

查准率 P_1

$$P_1 = \frac{T_p}{(T_p + F_p)} \quad (14)$$

查全率 R_1

$$R_1 = \frac{T_p}{(T_p + F_n)} \quad (15)$$

式中 T_p 表示诊断算法判决为正类且诊断正确的样本数量, F_p 是将反类诊断为正确的样本数量, F_n 是将反类诊断为错误的样本数量。

综合评价分数 F_1 为查准率和查全率的加权调和平均,计算公式为

$$F_1 = \frac{P_1 R_1}{2(P_1 + R_1)} \quad (16)$$

基于测试集数据的六种故障诊断算法性能比较结果如表 3 所示。

表 3 算法性能比较

Table 3 Performance of each methods

算法	查准率	查全率	综合评价分数
SVM	0.69	0.65	0.66
KNN	0.62	0.57	0.59
CART	0.60	0.60	0.60
RF	0.63	0.60	0.61
GBDT	0.73	0.70	0.71
Deep-GBM	0.89	0.88	0.87

从表 3 中可以看出,以 CART、RF 和 GBDT 为代表的决策树诊断算法,明显优于 SVM、KNN 等距离判别算法。通过对决策树进行集成训练的 RF 和 GBDT 算法的准确率,查全率和综合评价分数都高于 CART 为代表的单颗决策树的诊断

结果。对 GBDT 算法进行深度改进而形成的 Deep-GBM 模型有效的提升了算法的故障诊断准确率。其故障诊断准确率高达 89%,查全率为 88%,综合评价为 87%。相比 GBDT 故障诊断结果能力提升 10%以上。综上所述,本文所提出的 Deep-GBM 模型较其它模型故障诊断性能显著提升,并体现出了良好的泛化能力。

4 结 论

1) 针对中介轴承故障信号微弱、非平稳性、高噪声的特点,提取的故障信号 EMD 样本熵可以有效的作为中介轴承故障特征。

2) 提出了一种基于 Deep-GBM 模型的中介轴承故障诊断算法,该算法融合了深度学习中的表示学习思想,有效的改进了梯度提升决策树在强噪声、小样本数据集上的泛化能力。

3) 基于测试集样本对比分析了 Deep-GBM 模型与其他模型的故障诊断能力。对比结果表明,基于决策树的集成故障诊断算法对于中介轴承故障诊断更为有效,Deep-GBM 模型在航空发动机中介轴承故障诊断中泛化能力最强,综合准确率达到 87%。

参考文献:

- [1] 廖明夫,马振国,刘永泉,等.航空发动机中介轴承的故障特征与诊断方法[J].航空动力学报,2013,28(12):2752-2758.
LIAO Mingfu, MA Zhenguo, LIU Yongquan, et al. Fault characteristics and diagnosis method of intershaft bearing in aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(12):2752-2758. (in Chinese)
- [2] 田晶,艾延廷,赵明,等.基于声发射信号信息距的滚动轴承故障诊断[J].航空动力学报,2017,32(1):148-154.
TIAN Jing, AI Yanting, ZHAO Ming, et al. Fault diagnosis for rolling element bearings based on information energy distance of acoustic emission signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(1):148-154. (in Chinese)
- [3] 孟涛,廖明夫.利用时延相关解调法诊断滚动轴承的故障[J].航空学报,2004,25(1):41-44.
MENG Tao, LIAO Mingfu. Detection and diagnosis of the rolling element bearing fault by the delayed correlation envelope technique[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 25(1):41-44. (in Chinese)
- [4] GLOWACZ A, GLOWACZ W, GLOWACZ Z, et al. Early fault diagnosis of bearing and stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals[J]. Measurement, 2018, 113:1-9.
- [5] 邓巍,廖明夫,马振国.航空发动机中介轴承局部故障边带差值诊断法[J].机械科学与技术,2012,31(2):335-339.

- DENG Wei, LIAO Mingfu, MA Zhenguo. Sideband difference diagnostics of local defects for aero-engine intershaft bearing[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2012, 31(2): 335-339. (in Chinese)
- [6] AI Yanting, GUAN Jiaoyue, FEI Chengwei, et al. Fusion information entropy method of rolling bearing fault diagnosis based on n -dimensional characteristic parameter distance[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 88: 123-136.
- [7] 孔亚林. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2006.
KONG Yalin. Research on fault diagnosis method and application for rolling element bearing based on vibration signal[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006. (in Chinese)
- [8] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2015, 30(5): 1149-1155.
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30(5): 1149-1155. (in Chinese)
- [9] 尉询楷, 陆波, 汪诚, 等. 支持向量机在航空发动机故障诊断中的应用[J]. *航空动力学报*, 2004, 19(6): 844-848.
WEI Xunkai, LU Bo, WANG Cheng, et al. Applications of support vector machines to aeroengine fault diagnosis[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2004, 19(6): 844-848. (in Chinese)
- [10] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2006, 21(3): 575-580.
CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis of roller bearings based on EMD and SVM[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2006, 21(3): 575-580. (in Chinese)
- [11] 江传尚, 樊丁, 马冲. 小波网络在某型航空发动机故障诊断中的应用[J]. *航空动力学报*, 2009, 24(4): 892-895.
- JIANG Chuanshang, FAN Ding, MA Chong. Application of the wavelet network in fault diagnosis for some kind of aero-engine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2009, 24(4): 892-895. (in Chinese)
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hibert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [13] 赵志宏, 杨绍普. 一种基于样本熵的轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2012, 31(6): 136-140, 154.
ZHAO Zhihong, YANG Shaopu. Sample entropy-based roller bearing fault diagnosis method[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(6): 136-140, 154. (in Chinese)
- [14] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [15] ZHANG Wei, PENG Gaoliang, LI Chuanhao, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals[J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 425-446.
- [16] FRIEDMAN J H. Stochastic gradient boosting[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2002, 38(4): 367-378.
- [17] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[R]. San Francisco: the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016.
- [18] KE Guolin, MENG Qi, Finley T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[R]. Long Beach, USA; 31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017.
- [19] BREIMAN L. Bagging predictors[J]. *Machine Learning*, 1996, 24(2): 123-140.

(编辑:李岩梅)