

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104696

基于 tSNE-ASC 特征选择和 DSMT 融合决策的 滚动轴承声振信号故障诊断*

陈 剑^{1,2} 程 明^{1,2}

(1. 合肥工业大学噪声振动研究所 合肥 230009; 2. 安徽省汽车 NVH 技术研究中心 合肥 230009)

摘 要:针对滚动轴承早期故障特征微弱且难以有效辨识的问题,提出一种基于 tSNE-ASC 特征选择和 DSMT 融合决策的滚动轴承声振信号故障诊断方法。利用多个传感器采集轴承在不同故障模式下的声振信号,将每个信号通过 VMD 分解得到 K 个 IMF 分量;对各个 IMF 分量进行特征提取,构建各个特征的数据集矩阵;利用 tSNE 将各特征数据集矩阵降维至二维,计算平均轮廓系数(ASC);根据 ASC 大于临界值提取出声振故障信号的敏感特征;基于诊断模型实现轴承故障的初级诊断;利用 DSMT 将声振信号初级诊断结果进行融合决策,得出最终的诊断结论。实验结果表明:基于 tSNE-ASC 的特征选择方法能有效提取混合域特征中的敏感特征,在不同工况、不同诊断模型中均具有很高的诊断精度;DSMT 决策融合有效降低了单一信号诊断的不确定性,在变载荷和升降速非平稳工况下均有很高的诊断精度。

关键词: 声振信号;轴承故障诊断;变分模态分解; t 分布随机邻近嵌入;平均轮廓系数;DSMT 融合决策
中图分类号: TH165.3; TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520;520.2040

Fault diagnosis of rolling bearing acoustic vibration signal based on tSNE-ASC feature selection and DSMT evidence fusion

Chen Jian^{1,2} Cheng Ming^{1,2}

(1. Institute of Sound and Vibration Research, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Automotive NVH Engineering & Technology Research Center Anhui Province, Hefei 230009, China)

Abstract: Aiming at the problem that the early fault features of rolling bearings are weak and difficult to be effectively identified, this paper proposes a fault diagnosis method for rolling bearings which is based on tSNE-ASC feature selection and DSMT fusion decision. Multiple sensors were used to collect bearing acoustic signals under different fault modes, and each signal was decomposed by VMD to obtain multiple IMF components. Feature extraction was carried out for each IMF component, and data set matrix of each feature was constructed. TSNE was used to reduce the dimension of the matrix of each feature data set to two dimensions and calculate the average contour coefficient (ASC). According to the fact that ASC greater than critical value, the sensitive features of acoustic fault signal are extracted. The primary diagnosis of bearing fault is realized based on diagnosis model. DSMT is used to fuse the primary diagnosis result of acoustic signal and get the final diagnosis conclusion. Experimental results show that the tSNE-ASC feature selection method can effectively extract sensitive features in the mixed domain, and has high diagnostic accuracy in different working conditions and different diagnostic models. DSMT decision fusion effectively reduces the uncertainty of single signal diagnosis, and has high diagnostic accuracy under the condition of variable load and non-stationary speed up and down.

Keywords: acoustic vibration signal; bearing fault diagnosis; variational mode decomposition; t -distribution random adjacent embedding; mean silhouette coefficient; DSMT fusion decision

0 引言

滚动轴承是机械设备轴系支承的关键部件,其工作状态正常与否直接影响到设备的运行。其表面的轻微缺陷就可能引发整个系统的运行故障,造成巨大的财产损失。机械设备中 30% 以上的故障是由于滚动轴承故障所致,传统的滚动轴承监测方法,多为固定寿命更换或定期安全检查,耗费人力物力,影响生产进程;智能诊断方法^[1]通过机器学习的智能化分析和挖掘,从设备状态监控数据中提取故障信息,实现早期故障诊断,达到科学与经济维修的目的。因此开展轴承故障诊断对保障设备安全经济运行具有重要意义。

目前,针对轴承故障诊断多是基于振动传感器采集的振动信号^[2-4],当轴承发生局部故障时,其信号会产生周期冲击性成分,通常用加速度传感器采集轴承运转时的加速度信号来获取轴承的故障信息;滚动轴承早期故障特征十分微弱,并受传递路径和运行环境影响。微弱的故障信号特征不仅体现在振动信号上,也体现在声辐射信号^[5-7]上,且声压信号采取无接触式采集,操作方便,发展前景可观。仅利用单一的振动信号或者声信号,难以全面反映滚动轴承的真实运行状态。多传感器信息融合技术为此类问题合理解决提供了可能^[8]。多传感器信息融合过程中,基于 DST(dempster shafer)证据理论发展的 DSmT(dezert-smarandache)理论^[9],采用冲突比例重分配规则重新分配符合实际的诊断证据,能在充分保留冲突信息基础上实现各类证据有效快速融合,为滚动轴承声振证据可靠融合提供合理的理论架构。

而声振信号的特征提取是轴承故障诊断的关键技术,它直接关系到诊断的准确性。当轴承各元件出现内圈、外圈、滚动体等不同故障时,其信号幅值有不同程度的增加,波形也有所改变。有大量学者研究基于时域特征、频域特征的故障诊断方法。也有学者将时间序列进行相空间重构,然后在相空间计算信号的分形维数、李氏指数、近似熵、模糊熵、样本熵等多个非线性特征,并以此作为轴承故障诊断特征量^[10]。也有学者将时域、频域、时频域复合成混合域特征指标集^[11]作为训练故障分类器的原始数据集,试图全面反映故障信息,然而较多特征量的选取会造成模型计算难度增加、特征之间冗余严重的问题,导致故障识别的准确性降低、诊断时间加长。而且由于声振信号自身的差异性,同时某些特征往往适应能力有限,换种工况或者模型,可能不再适用,因此需要一种针对混合域高维故障特征指标敏感性的评估方法,剔除混合域特征集中的信息冗余和干扰特征,提取出对声振信号敏感的特征。

因此本文提出一种基于 tSNE-ASC 特征选择和

DSmT 融合决策的滚动轴承声振信号故障诊断方法。利用声振传感器采集轴承在不同工况下不同故障模式的声振信号,通过变分模态分解^[12](variational modal decomposition, VMD)获得各个本征模态函数(intrinsic modal function, IMF),并对各 IMF 进行特征提取; t 分布随机邻近嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, tSNE)是一种降维可视化技术,将原始高维数据映射到适合于人类观察的二维空间,便于观测样本数据的分布,通过二维空间的分布来反映原始数据集在高维空间的分布。而可用于表征轴承故障种类的敏感特征在空间上应有良好的区分性和聚类效果,用 tSNE 将各特征数据集矩阵降维至二维,得到各特征的二维空间分布。通过在二维空间计算各特征数据集的平均轮廓系数(average silhouette coefficient, ASC)来定量的描述各特征在空间上的聚类效果,以此反映特征的敏感性,为敏感特征的筛选提供了量化判据,试验结果表明:基于 tSNE-ASC 的特征选择方法能有效提取混合域特征中的敏感特征,在不同工况、不同诊断模型中均具有很高的诊断精度;利用 DSmT 将声振信号初级诊断结果进行融合处理,有效降低了单一信号诊断的不确定性,在变载荷和升降速非平稳工况下均有很高的诊断精度。

1 基本理论

1.1 tSNE 降维可视化

流形学习方法作为一种模式识别的基本方法,广泛应用在故障诊断中^[13]。它通过从高维数据中映射低维流形结构,有效实现数据降维、数据可视化等。tSNE 是一种非线性、非参数的流行学习方法,它对于高维数据的聚类效果一般优于主成分分析(principal component analysis, PCA)方法。其基本思想是将原始高维空间的数据点映射到低维空间,同时保持相互之间的概率分布不变,高低维之间的距离度量转变为概率度量,使两个分布之间的 KL 散度最小化,得到低维空间的样本分布。

tSNE 算法基本步骤如下^[14]:

假设高维数据集序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, N 表示原始数据的维数,则高维数据点 x_i 和 x_j 之间的相似条件概率分布为 $P_{j|i}$:

$$P_{j|i} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma_i^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma_i^2)} \quad (1)$$

式中: σ_i 是以 x_i 为中心的高斯方差,由预先给定的困惑因子和二分搜索确定。

计算高维空间 2 个数据点 x_i 和 x_j 的联合概率密度 P_{ij} :

$$P_{ij} = \frac{P_{ij} + P_{ji}}{2N} \quad (2)$$

在低维空间中,利用自由度为 1 的 t 分布替换高斯分布,降维到低维空间中的数据点的联合概率分布为 Y_n (其中 $n \leq N$, n 为降维后的数据维数):

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|y_i - y_k\|^2)^{-1}} \quad (3)$$

利用 KL 散度 (Kullback-Leibler divergences) 度量降维前后数据点之间分布相似性,得到代价函数:

$$c = \sum_i KL(P_i \| Q_i) = \sum_i \sum_j P_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}} \quad (4)$$

为保证降维前后得到的概率分布相似性最大化,采用梯度下降法最优化 KL 散度,梯度如下:

$$\frac{\delta_c}{\delta_{y_i}} = 4 \sum_j (p_{ij} - q_{ij}) (y_i - y_j) (1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1} \quad (5)$$

使用梯度下降法优化代价函数时,引入 1 个相对较大的动量加速优化的过程,在梯度搜索迭代过程中,将当前的梯度加到上一迭代梯度指数衰减和中,更新规则为:

$$Y^{(t)} = Y^{(t-1)} + \eta \frac{\delta C}{\delta Y} + \vartheta(t) (Y^{(t-1)} - Y^{(t-2)}) \quad (6)$$

其中, $Y^{(t)}$ 表示第 t 次迭代得到的解,学习率 η ,以及第 t 次迭代的动量项 $\vartheta(t)$ 。

1.2 平均轮廓系数

轮廓系数^[15] (silhouette coefficient),是聚类效果好坏的一种评价方式。它结合内聚度和分离度两种因素。计算步骤如下:

1) 计算样本 i 到同簇其他样本的平均距离 a_i ,本文采用平方欧氏距离。 a_i 越小,说明样本 i 越应该被聚类到该簇。将 a_i 称为样本 i 的簇内不相似度。

2) 计算样本 i 到其他某簇 C_j 的所有样本的平均距离 b_{ij} ,称为样本 i 与簇 C_j 的不相似度。

定义样本 i 的簇间不相似度:

$$b_i = \min \{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ik}\},$$

b_i 越大,说明样本 i 越不属于其他簇。

3) 根据样本 i 的簇内不相似度 a_i 和簇间不相似度 b_i ,定义样本 i 的轮廓系数:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max \{a(i), b(i)\}} \quad (7)$$

则:

$$s(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)}, & a(i) < b(i) \\ 0, & a(i) = b(i) \\ \frac{a(i)}{b(i)} - 1, & a(i) > b(i) \end{cases} \quad (8)$$

$$S_i \in [-1, 1] \quad (9)$$

s_i 接近 1,则说明样本 i 聚类合理; s_i 接近 -1,则说明

样本 i 应该分类到另外的簇; 0 为临界值,若 s_i 近似为 0 ,则说明样本 i 在两个簇的边界上。

所有样本的 s_i 的均值称为聚类结果的平均轮廓系数 (ASC),ASC 的大小是该聚类效果的度量,ASC 值越大,说明分类效果越好。 0 是 ASC 的临界值, $0 < ASC \leq 1$,说明聚类效果较好; $-1 \leq ASC < 0$,说明分类效果不好。

1.3 DSmt 融合决策理论

DSmt 融合决策理论为经典 DS 证据理论的延拓,但是两者之间存在着重要的差异。在广义辨识框架中,DS 证据理论仅计算确定性信息与不确定性信息的信度分配,而 DSmt 不仅计算确定性信息及不确定性信息的信度分配,也计算冲突信息的信度分配,适合应用于轴承故障诊断领域中。

DSmt 的基本概念^[16]描述如下:

1) 广义辨识框架:设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 为 n 个完备的元素组成的一个非空有限集合,则称 Θ 为广义辨识框架。在轴承故障诊断中的辨识框架元素对应不同的故障类型。

2) 超幂集:超幂集 D^θ 定义为广义辨识框架 Θ 中的全部元素及相应的 $\cap$ 和 $\cup$ 组合产生的新元素构成的集合。

3) 信度分配:假设在广义辨识框架 Θ 中,存在一组映射 $m(\cdot): D^\theta \rightarrow [0, 1]$ 满足: $m(\phi) = 0$ 且 $\sum_{A \in D^\theta} m(A) = 1$,则称 $m(A)$ 为 A 在广义辨识框架 Θ 上的信度分配函数。

DSmt 融合规则如下:

设 $m_1(\cdot), m_2(\cdot), \dots, m_k(\cdot)$ 分别表示 k 个不同独立信息源提供的广义信度分配函数,则关于 k 个独立信息源的融合规则为:

$$m(Y) = m_1(Y) \oplus m_2(Y) \oplus \dots \oplus m_k(Y) = \sum_{x_1 \cap \dots \cap x_k = Y} \prod_{i=1}^k m(i)x(i) \quad (10)$$

由式(10)看出,较 DS 证据理论,DSmt 理论从原理上在辨识框架中计算了相应的冲突信息,使各证据的信度分配更具合理性。DSmt 理论能解决冲突信息的信度分配问题,但由于在融合决策中引入了交运算,使融合结果分类众多,融合判决变得复杂。为简化融合决策运算,需将某些奇异结果进行再分配。PCR5 (proportional conflict re-distribution)^[17] 理论认为冲突信息的产生源于辨识框架中有明确决策的单焦元,冲突大小与本身的置信指派成正比,由此可将每次组合后的冲突信息按单焦元的置信指派进行再分配。对两元素的 PCR5 冲突再分配公式为:

$$m_{PCR5}(X) = \sum_{A \cap B = X} m_1(A)m_2(B) +$$

$$\sum_{x \cap y = \phi} \left[\frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (11)$$

其中, $Y \in D^\theta / \{\phi\}$, 由式(10) 看出, X, Y 之间的冲突信度由信源 1 中的 X 与信源 2 中的 Y 产生冲突与信源 1 中的 Y 与信源 2 的 X 产生的冲突两部分组成。PCR5 分别将这两部分冲突信度依照 X, Y 原有信度值的比例关系分配到 X, Y 的组合信度上。本文中的信源 1 和信源 2 分别代表声信号和振信号。 X 和 Y 分别代表根据声信号和振信号产生的声信号诊断结果和振信号诊断结果。

2 基于 tSNE-ASC 特征选择和 DSMT 融合决策的滚动轴承声振信号故障诊断方法

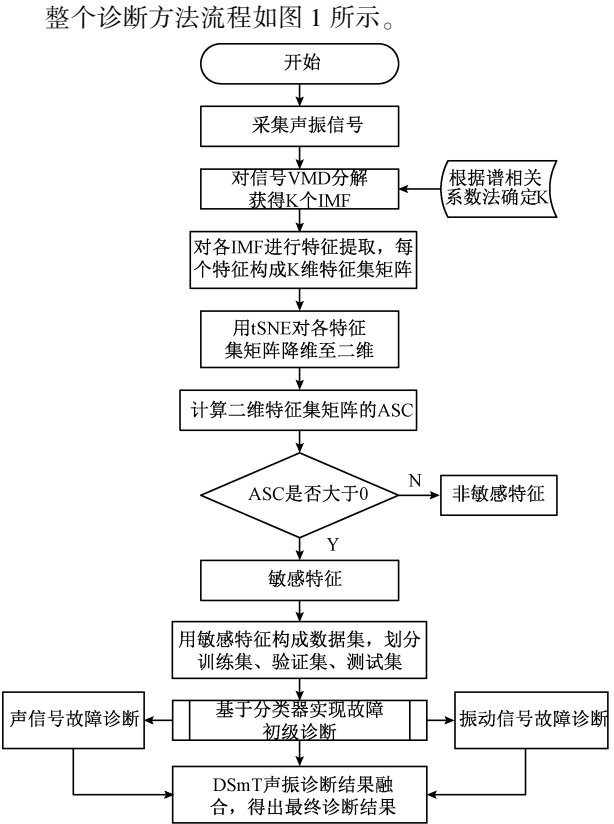


图 1 故障诊断流程

Fig. 1 Fault diagnosis flow

详细步骤如下所示:

- 1) 将采集的信号进行变分模态分解, 每个信号分解成 K 个 IMF 分量。根据谱相关系数法^[18] 确定 VMD 的分解层数 K 。
- 2) 对各 IMF 分量进行特征提取, 构建各个特征的数据集矩阵, 则每个特征的数据集矩阵维度为 K 。
- 3) 将各个特征数据集矩阵用 tSNE 降维至二维, 在二维空间反映原始 K 维数据的空间分布, 根据式(7) 和(8)

计算各二维特征数据集矩阵的 ASC。用来表征不同故障类型的特征在空间应有良好的聚类效果, 而 ASC 是该特征在空间聚类效果的度量, 因此 ASC 大于临界值 0 的特征为敏感特征, ASC 小于临界值 0 的特征为非敏感特征。

4) 选择步骤 2) 中的敏感特征数据集矩阵作为分类模型的输入矩阵, 分别选取声信号与振动信号的敏感特征数据集矩阵, 输入诊断模型, 实现声振信号故障种类的初级诊断。

5) 利用 DSMT 融合决策对声振信号各自诊断结果进行融合处理, 得到最终诊断结果。

3 实验验证

3.1 数据来源

采用合肥工业大学轴承试验机对不同类别故障轴承进行试验。试验平台的布置如图 2 所示。4 个通道连接振动传感器: 1 个单向和 1 个三向加速度振动传感器, 获取加速度信号, 2 个通道连接传声器, 获取声压信号。传感器布置方式如图 3 所示。将轴承试验机罩上隔声罩, 以减少环境声信号的干扰, 隔声罩如图 4 所示, 由高密度板制成, 内侧附吸声材料。



图 2 合肥工业大学轴承信号采集试验装置

Fig. 2 Bearing signal acquisition test device of Hefei University of Technology

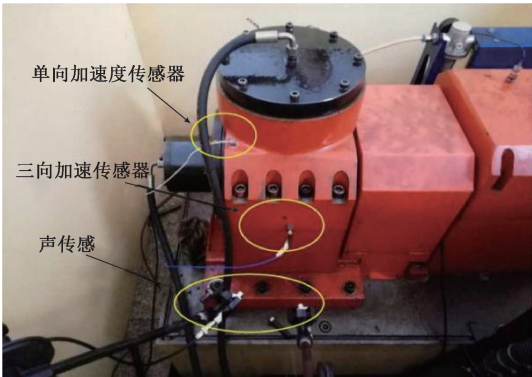


图 3 传感器分布图

Fig. 3 Sensor distribution diagram



图 4 隔声罩设备
Fig. 4 Sound enclosure equipment

为得到滚动轴承不同的故障类型数据,对轴承进行不同损伤点的加工:内圈采用激光加工,外圈和滚子采用线切割加工。根据轴承损伤位置和损伤程度的不同,现将轴承试验数据分为 9 类故障类型,并构建不同故障类型的类别标签。9 类轴承故障具体参数描述如表 1 所示。

表 1 滚动轴承故障参数

Table 1 Parameters of rolling bearing fault			
轴承型号	故障模式	损伤点大小及个数	类别标签
NU1010EM	正常轴承	0	1
N1010EM	外圈单点故障	9×0.2 mm-1 处	2
NU1010EM	内圈单点故障	9×0.2 mm-1 处	3
N1010EM	滚子单点故障	9×0.2 mm-1 处	4
N1010EM	外圈滚子复合故障	9×0.2 mm-1 处	5
NU1010EM	内圈滚子复合故障	9×0.2 mm-1 处	6
N1010EM	外圈多点故障	9×0.2 mm-3 处	7
NU1010EM	内圈多点故障	9×0.2 mm-3 处	8
N1010EM	滚子多点故障	9×0.2 mm-3 处	9

本试验采集不同故障类型轴承的声振信号,采样频率为 20 480 Hz。根据轴承施加径向载荷的不同,分为轻载、普通载荷、重载。本试验按普通载荷进行试验,从而保证试验过程中被试轴承不会因重载出现其他干扰的故障类型。因此本次试验轴承施加的径向载荷为 3 kN 和 4 kN,转速分别为 2 000 r/min、3 000 r/min、4 000 r/min 的稳定转速和 2 000~4 000~2 000 r/min 的升降转速,采集各运行工况下轴承声压信号和加速度信号,各工况的描述见表 2 所列。各工况下每种故障类型的声振信号各采集 100 个样本,每个样本长度为 1 024 个采样点。

3.2 数据分析

将采集到的信号进行变分模态分解,每个样本分解为 8 个 IMF 分量。

表 2 工况参数

Table 2 Parameters of working condition				
载荷/kN	转速/r/min			
	2 000	3 000	4 000	2 000~4 000~2 000
3	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4
4	工况 5	工况 6	工况 7	工况 8

对各 IMF 特征提取。统计各 IMF 的时域特征:平均值、方差、峰值、峭度、均方根、波峰因子、裕度因子、脉冲系数、形状系数、偏度;对各 IMF 进行相空间重构,根据互信息法和最近邻法分别确定嵌入维数和时间延迟,在重构后的相空间计算各 IMF 的非线性特征:李氏指数、关联维数、近似熵、模糊熵和样本熵。对各个特征分别构建数据集矩阵。

将各个特征数据集矩阵用 tSNE 降维至二维,并计算各二维特征数据集矩阵的 ASC。各个特征二维数据集矩阵的 ASC 如表 3 和 4 所示。

表 3 振动信号特征集平均轮廓系数

Table 3 ASC of vibration signal feature set				
李氏指数	关联维数	近似熵	样本熵	模糊熵
0.443 5	-0.152 5	0.652 1	0.866 8	0.632
平均值	方差	峰值	峭度	均方根
0.758 1	0.420 7	0.559 7	0.438 6	0.565 5
波峰因子	裕度因子	脉冲系数	形状系数	偏度
0.610 9	0.645 1	0.658	0.421 4	-0.248 5

表 4 声信号特征集平均轮廓系数

Table 4 ASC of acoustic signal feature set				
李氏指数	关联维数	近似熵	样本熵	模糊熵
-0.133 6	-0.124 1	0.367 3	0.494 4	0.404 2
平均值	方差	峰值	峭度	均方根
0.304 6	0.327 5	0.492 1	0.107	0.335 3
波峰因子	裕度因子	脉冲系数	形状系数	偏度
-0.082 1	0.091 2	0.024	0.155 1	-0.145 4

根据 ASC 大于临界值 0 的特征为敏感特征,ASC 小于临界值 0 的特征为非敏感特征。

则振动信号敏感特征为:李氏指数、近似熵、样本熵、模糊熵、平均值、方差、峰值、峭度、均方根、波峰因子、裕度因子、脉冲系数、形状系数。非敏感特征为关联维数和偏度。

声信号敏感特征为:近似熵、样本熵、模糊熵、平均值、方差、峰值、峭度、均方根、裕度因子、脉冲系数、形状系数。非敏感特征为:李氏指数、关联维数、波峰因子、偏度。

由表 3 和 4 可知,振动信号和声信号的样本熵 ASC 大于 0,偏度的 ASC 小于 0,则样本熵是敏感特征,偏度是非敏感特征。样本熵和偏度的二维空间聚类如图 5、6、

7、8 所示,由图可以直观看出,各故障类型的样本熵具有很好的聚类效果,可以作为故障诊断分类的敏感特征;偏度没有良好的区分度和辨识度,作为非敏感特征。

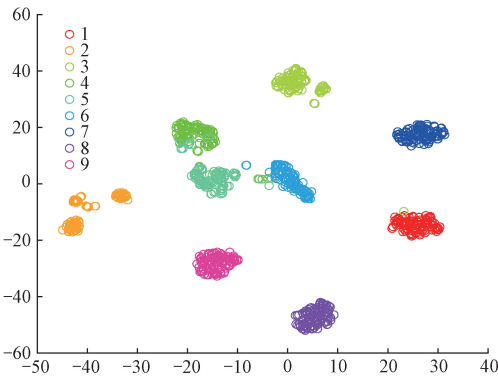


图 5 振动信号样本熵
Fig. 5 Sample entropy of vibration signal

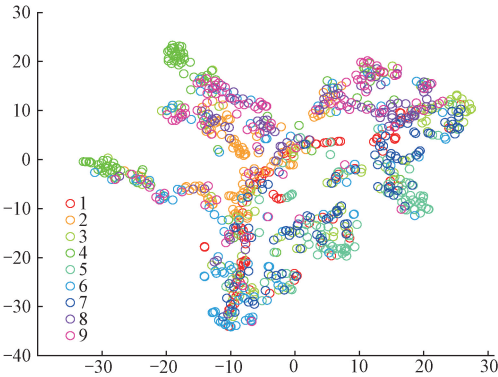


图 6 振动信号偏度
Fig. 6 Skewness of vibration signal

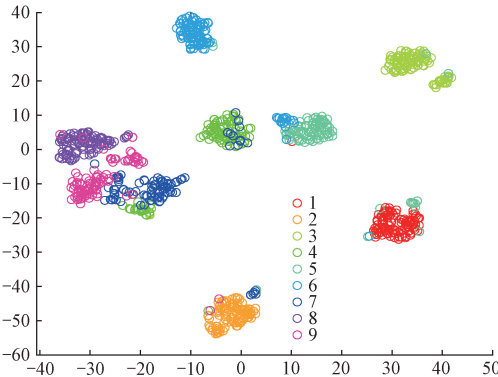


图 7 声信号样本熵
Fig. 7 Sample entropy of acoustic signal

以声振信号敏感特征的数据集分别构建声、振信号数据集,作为诊断模型的输入矩阵,基于支持向量机分别实现声振信号故障初级诊断,共进行 4 组试验。

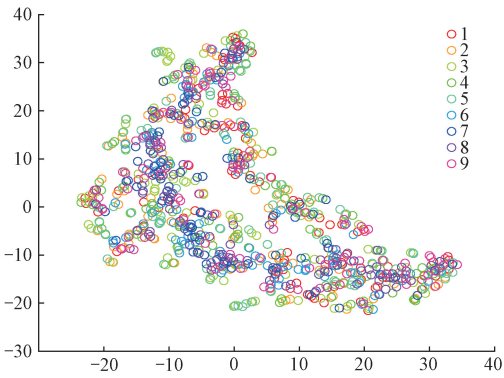


图 8 声信号偏度
Fig. 8 Sound signal skewness

第 1 组训练集是工况 1、2、3、4 下各故障类型的敏感特征数据集的随机 90%,采用 5 折交叉验证(本文均采用五折交叉验证),剩下 10%为测试集。

第 2 组训练集是载荷为 3 kN 的所有工况 1、2、3、4 下各故障类型的敏感特征数据集,测试集是载荷为 4 kN 的所有工况 5、6、7、8 下各故障类型敏感特征数据集,训练集工况和测试集工况的载荷不同。

第 3 组训练集是平稳转速工况 5、6、7 下的各故障类型的敏感特征数据,测试集是升降速工况 8 下的各故障类型敏感特征数据集,训练集工况和测试集工况的转速不同。

第 4 组训练集是载荷为 3 kN 的平稳转速工况 5、6、7 下的各故障类型的敏感特征数据集,测试集是载荷为 4 kN 的升降速工况 4 下各故障类型的敏感特征数据集,训练集工况和测试集工况的载荷和转速都不同。

4 组声振信号诊断结果混淆矩阵如图 9~16 所示。

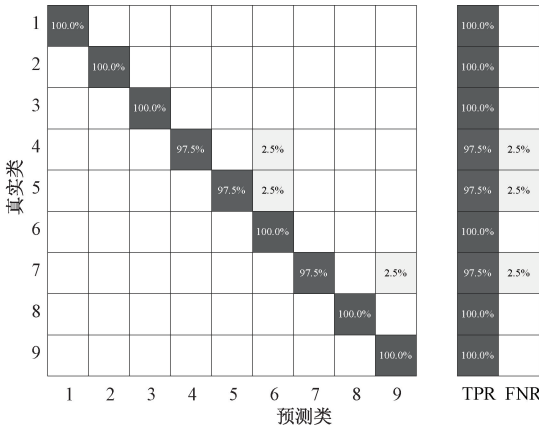


图 9 第 1 组声信号诊断结果
Fig. 9 Diagnostic results of the 1st group of acoustic signals

利用 DS_mT 融合决策理论对声振信号各自诊断结果进行融合处理,以第 2 组的外圈故障为例,声信号诊断输

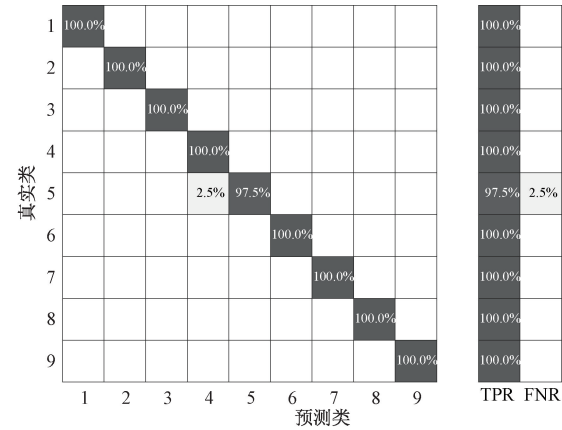


图 10 第 1 组振动信号诊断结果

Fig. 10 Diagnostic results of the 1st group of vibration signals

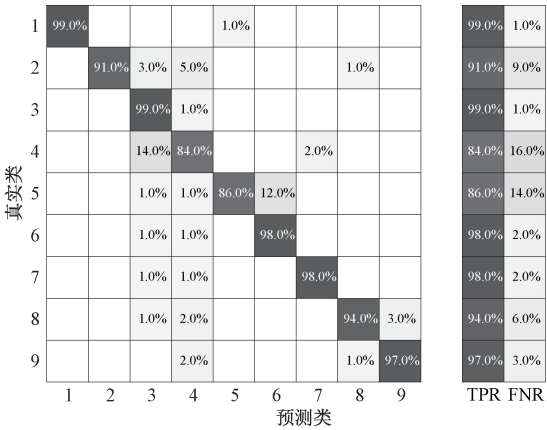


图 13 第 3 组声信号诊断结果

Fig. 13 Diagnostic results of the 3rd group of acoustic signals

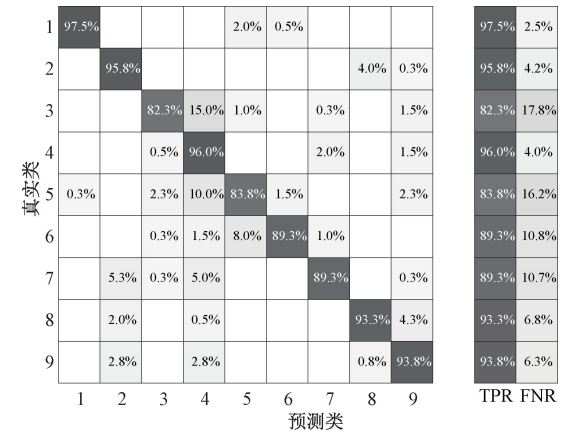


图 11 第 2 组声信号诊断结果

Fig. 11 Diagnostic results of the 2nd group of acoustic signals

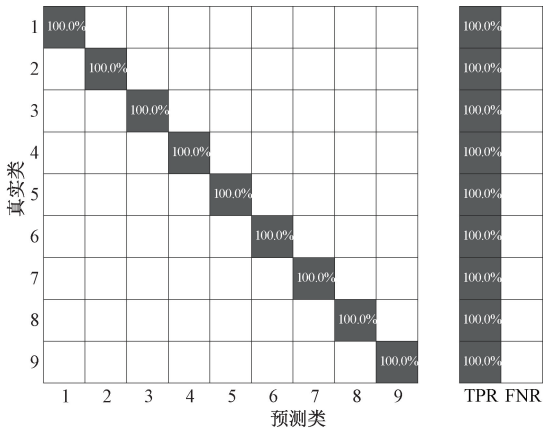


图 14 第 3 组振动信号诊断结果

Fig. 14 Diagnostic results of the 3rd group of vibration signals

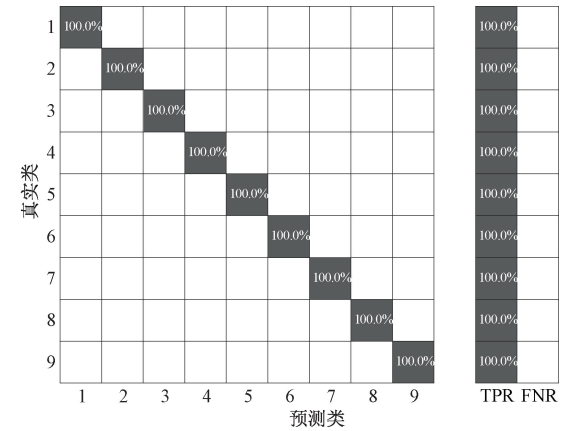


图 12 第 2 组振动信号诊断结果

Fig. 12 Diagnostic results of the 2nd group of vibration signals

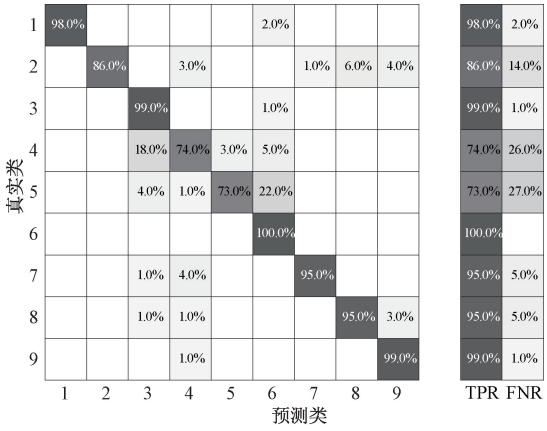


图 15 第 4 组声信号诊断结果

Fig. 15 Diagnostic results of the 4th group of acoustic signals

出结果如图 11 第 1 行所示,为 (0.975,0,0,0,0.02,0.05,0,0,0),该结果作为证据 1 对识别框架元素的广义信度分配;振动信号诊断输出结果如图 12 第 1 行所示,

为 (1,0,0,0,0,0,0,0,0),该结果作为证据 2 对识别框架元素的广义信度分配。根据式 (10) 和式 (11) 计算两个证据体对识别框架元素的融合决策置信分配,结果为 (1,

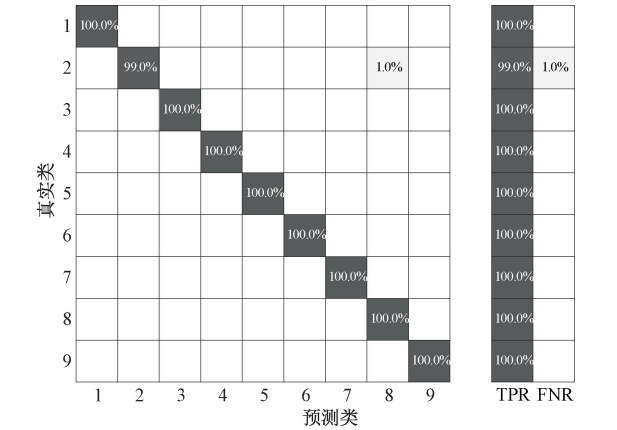


图 16 4 组振动信号诊断结果

Fig. 16 Diagnostic results of the 4th group of vibration signals

0,0,0,0,0,0,0,0),则第 2 组外圈故障最终诊断准确率为 1,同理可求出各组各类型故障声振融合诊断准确率。

4 组故障诊断结果如表 5 所示,第 1 组训练集和测试集工况相同,声振融合的诊断准确率达到 100%;第 2、3、4 组训练集和测试集工况不同,在不同载荷、不同转速、不同载荷与转速工况下,声振融合后的诊断准确率均达到 99% 以上。相对于单一信号诊断,声振融合诊断具有更高的诊断精度。表 5 中声信号诊断准确率比振动信号稍低是因为声信号易受环境噪声干扰所致。

表 5 4 组故障诊断准确率

Table 5 Four groups of fault diagnosis accuracy				
试验分组	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组
训练集	工况	工况	工况	工况
工况	1,2,3,4	1,2,3,4	5,6,7	5,6,7
测试集	工况	工况	工况	工况
工况	1,2,3,4	5,6,7,8	8	4
声诊断准确率	0.992	0.912	0.940	0.910
振动诊断准确率	0.997	1.000	1.000	0.999
声振融合诊断准确率	1.000	0.996	0.996	0.991

3.3 对比试验

为了验证 tSNE-ASC 特征选择方法能有效区分混合域所有特征中的敏感特征和非敏感特征,分别使用工况 1、2、3、4 下的敏感特征、非敏感特征以及混合域特征数据集作对比试验(其中混合域特征是指将信号经过 VMD 分解,直接提取每一个 IMF 分量的特征,不经过特征选择,保留混合域所有特征),基于 SVM、BP 神经网络、KNN 不同训练模型实现故障诊断,数据集随机 90% 作为训练集,10% 为测试集。故障诊断结果如表 6、7、8 所示,对于不同的诊断模型,输入特征为敏感特征,相对于输入

特征为非敏感特征时,声振信号诊断精度都有显著提高,证明了 tSNE-ASC 特征选择方法的有效性;输入特征为敏感特征,相对于输入特征为混合域所有特征时,声振信号诊断精度也有提高,并且降低了输入特征的维数,减少了诊断时间。敏感特征在不同的分类模型中,均具有很高的诊断精度,说明了该特征选择方法具有很好的泛化能力。

表 6 基于 SVM 声振信号诊断结果

Table 6 Diagnosis results based on SVM acoustic signals			
诊断模型	输入特征	声信号诊断	振动信号
		准确率	诊断准确率
SVM	敏感特征	0.992	0.997
	非敏感特征	0.733	0.625
	混合域所特征	0.972	0.979

表 7 基于 KNN 声振信号诊断结果

Table 7 Diagnosis results based on KNN acoustic signals			
诊断模型	输入特征	声信号诊断	振动信号
		准确率	诊断准确率
KNN	敏感特征	0.972	0.994
	非敏感特征	0.619	0.392
	混合域特征	0.953	0.986

表 8 基于 BP 神经网络声振信号诊断结果

Table 8 Diagnosis results of acoustic vibration signal based on BP neural network			
诊断模型	输入特征	声信号诊断	振动信号
		准确率	诊断准确率
BP 神经网络	敏感特征	0.975	1.000
	非敏感特征	0.713	0.631
	混合域特征	0.947	0.991

4 结 论

本文提出一种基于 tSNE-ASC 特征选择和 DSmt 融合决策的滚动轴承声振信号故障诊断方法,分析诊断结果得出以下结论:

- 1) 基于 tSNE-ASC 特征选择方法能有效剔除混合域所有特征中的信息冗余和干扰特征,提取出对声振信号敏感的特征,并且提取的敏感特征具有良好的区分性和辨识度,在平稳工况、非平稳工况、跨载荷工况等情况下都具有很高的诊断精度。
- 2) 基于 tSNE-ASC 特征选择方法提取的敏感特征在 SVM、BP 神经网络、KNN 不同分类模型上都具有很高的诊断精度,证明该特征选择方法具有很好的泛化能力。
- 3) DSmt 声振融合决策有效降低了单一信号诊断带来的不确定性,且在复杂工况下具有很高的诊断准确率。

4) 基于 tSNE-ASC 特征选择方法是建立在 VMD 分解的基础上,VMD 分解的层数确定问题需要进一步研究。

参考文献

- [1] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报,2013,49(1):63-72.
WANG G B, HE ZH J, CHEN X F, et al. Basic research on machinery fault diagnosis—what is the prescription[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013,49(1):63-72.
- [2] 刘奇,王衍学. 基于 ACMD 和脊检测的滚动轴承非平稳故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(8):70-78.
LIU Q, WANG Y X. Fault diagnosis of non-stationary rolling bearing based on adaptive chirp mode decomposition and ridge detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8):70-78.
- [3] 王一鹏,陈学振,李连玉. 基于小波包混合特征和支持向量机的机床主轴轴承故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(2):59-64.
WANG Y P, CHEN X ZH, LI L Y. Research on fault diagnosis of machine spindle bearing based on wavelet packet mixing feature and SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2):59-64.
- [4] 毛向向,王红军,韩凤霞,等. 基于深度卷积神经网络的机电系统故障分类识别方法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(2):87-93.
MAO X X, WANG H J, HAN F X et al. Fault classification and recognition of electromechanical system based on deep convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2):87-93.
- [5] 杜正昱,马洁. 基于 WATVFEMD-SAM 的轴承声信号故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(10):23-27.
DU ZH Y, MA J. Fault diagnosis of bearing acoustic signal based on WATVFEMD-SAM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(10):23-27.
- [6] 余龙靖,王冉,刘丰恺. 基于 Blending 多卷积神经网络模型融合的滚动轴承声学故障诊断方法[J]. 失效分析与预防,2021,16(4):238-245.
YU L J, WANG R, LIU F K. Acoustic fault diagnosis of rolling bearings based on blending model fusion of multiple convolutional neural network[J]. Failure Analysis and Prevention, 2021, 16(4):238-245.
- [7] 王琇峰,文俊. 基于噪声信号和改进 VMD 的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(2):118-124.
WANG X F, WEN J. Fault diagnosis of rolling bearings based on noise signal and improved VMD[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(2):118-124.
- [8] LIU X, MA L, MATHEW J. Machinery fault diagnosis based on fuzzy measure and fuzzy integral data fusion techniques[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3):690-700.
- [9] 刘万全,辛玉林,鲍庆龙,等. 基于 DSMT 理论的雷达目标综合识别算法[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(6):37-41.
LIU W Q, XIN Y L, BAO Q L, et al. Radar target integrated recognition algorithm based on DSMT theory[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010, 32(6):37-41.
- [10] 关贞珍,郑海起,杨云涛,等. 基于非线性几何不变量的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(11):130-133, 209.
GUAN ZH ZH, ZHENG H Q, YANG Y T, et al. Fault diagnosis of bearing based on nonlinear time series of geometrical invariants[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(11):130-133, 209.
- [11] 戴豪民,许爱强,李文峰,等. 基于 WMMR 的滚动轴承混合域特征选择方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(19):57-61.
DAI H M, XU AI Q, LI W F, et al. Fault diagnosis of rolling bearings in mixed domain based on WMMR[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(19):57-61.
- [12] 李长江,刘广朋. 基于 VMD 和 SVD 的矿用电动机局部放电信号去噪算法研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(6):42-46.
LI CH J, LIU G P. Research on denoising algorithm of partial discharge signal of mine motor based on VMD and SVD[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(6):42-46.
- [13] 葛阳,郭兰中,牛曙光,等. 基于 t-SNE 和 LSTM 的旋转机械剩余寿命预测[J]. 振动与冲击, 2020, 39(7):223-231, 273.
GE Y, GUO L ZH, NIU SH G, et al. Prediction of remaining useful life based on t-SNE and LSTM for rotating machinery[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(7):223-231, 273.
- [14] 丁承君,张良,冯玉伯,等. VMD 和 t-SNE 相结合的滚动轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(5):758-764.
DING CH J, ZHANG L, FENG Y B, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing combining VMD with

- t-SNE [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(5): 758-764.
- [15] 朱连江, 马炳先, 赵学泉. 基于轮廓系数的聚类有效性分析[J]. 计算机应用, 2010, 30(S2): 139-141, 198.
ZHU L J, MA B X, ZHAO X Q. Clustering validity analysis based on silhouette coefficient [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(S2): 139-141, 198.
- [16] 陈法法, 汤宝平, 姚金宝. 基于 DSmT 与小波网络的齿轮箱早期故障融合诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(9): 40-45.
CHEN F F, TANG B P, YAO J B. Gearbox incipient fault fusion diagnosis based on dsmt and wavelet neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(9): 40-45.
- [17] JIN H B, LAN J Q. An improved focal element control rule[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 13-17.
- [18] 陈剑, 庄学凯, 吕伍佺, 等. 基于 IVMD 和马田系统的滚动轴承故障检测方法[J]. 计量学报, 2019, 40(6): 1083-1087.
CHEN J, ZHUANG X K, LYU W Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearing using mahalanobis-taguchi

system based on IVMD [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(6): 1083-1087.

作者简介



陈剑, 现为合肥工业大学教授博士研究生导师。主要研究方向为汽车 NVH 与 CAE、机械低噪声设计、机械故障诊断与状态监测。

E-mail: hfgd8216@126.com

Chen Jian is a professor and doctoral supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include automobile NVH and CAE, low-noise design of mechanical product, mechanical fault diagnosis and condition monitoring.



程明, 现为合肥工业大学硕士研究生。主要研究方向为机械故障诊断与状态监测。

E-mail: 1652518553@qq.com

Cheng Ming is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include mechanical fault diagnosis and condition monitoring.