

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106741

双通道信息融合的机械旋转部件混合故障诊断*

王廷轩^{1,2} 刘 韬^{1,2} 王振亚^{1,2} 杨永灿^{1,2}

(1.昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500; 2.云南省先进装备智能维护工程研究中心 昆明 650500)

摘要: 为了实现机械旋转部件的混合故障诊断具有较高准确性,提出一种变工况下双通道信息融合的旋转部件混合故障诊断方法。其信号同时包含滚动轴承和齿轮振动信号。通道1的振动信号进行广义S变换生成二维信号,以特征图作为通道1的模型输入;通道2将旋转部件的时域信号作为特征输入,双通道输出层随机特征融合,通过对整个双通道卷积神经网络(CNN)模型参数的微调,实现变工况下旋转部件混合故障状态的诊断识别。结果表明,所提方法能够有效地运用于旋转部件混合故障识别诊断,与一维、二维卷积神经网络以及其他机器学习方法对比,所提方法故障识别准确率最高,达到98.18%。

关键词: 旋转部件;卷积神经网络;广义S变换;混合故障诊断

中图分类号: TN98; TN06; TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520; 510.4030

Hybrid fault diagnosis of mechanical rotating parts based on double channel information fusion

Wang Tingxuan^{1,2} Liu Tao^{1,2} Wang Zhenya^{1,2} Yang Yongcan^{1,2}

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Engineering Research Center for Intelligent Maintenance of Advanced Equipment of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: In order to achieve high accuracy in hybrid fault diagnosis of rotating parts, a hybrid fault diagnosis method based on information fusion of two channels under variable working conditions is proposed. The signal includes both rolling bearing and gear vibration signal. The vibration signal of channel 1 is generated by generalized S transform, and the feature map is used as the model input of channel 1. In channel 2, the time-domain signals of the rotating parts are taken as the characteristic input, and the two-channel output layer is randomly fused with the features. By fine-tuning the parameters of the whole two-channel convolutional neural network (CNN) model, the diagnosis and identification of the mixed fault state of the rotating parts under varying working conditions are realized. The results show that the proposed method can be effectively applied to the mixed fault identification and diagnosis of rotating parts. Compared with the one-dimensional and two-dimensional convolutional neural network and other machine learning methods, the proposed method has the highest fault identification accuracy, reaching 98.18%.

Keywords: rotating parts; convolutional neural network; generalized S-transform; hybrid fault diagnosis

0 引 言

工业中多数以典型机械旋转零部件为主,其中包括滚动轴承和齿轮,其振动信号为典型的非平稳信号,如何有效地处理非平稳信号,是机械故障诊断领域的研究热点之一^[1]。

在传统的旋转零部件故障诊断都是遵循“特征提取+分类器”的原则进行深挖研究。例如,蒋玲莉等^[2]利用自适应噪声完备经验模态分解(CEEMDAN)分解并利用嵌入

维数和时延准则优筛固有模态IMF的排列熵为特征向量,通过支持向量机(SVM)实现对螺旋锥齿轮故障识别。李华等^[3]提出了利用集合经验模态分解(EEMD)分解固有模态IMF并用包络峭度最大优化频带熵(OFBE)相结合,实现滚动轴承故障特征提取。杨秀芳等^[4]提出了利用时频域特征+主分量分析(PCA)降维,并使用统计学隐马尔可夫(HMM)模型对齿轮箱故障进行诊断。

深度学习^[5]在于随着样本量的增加,其计算性能也在不断提升,它能自动从初始样本中随机提取自适应特征,减

收稿日期:2021-05-20

* 基金项目:国家自然科学基金(52065030,51875272)、云南省重大科技专项计划(202002AD080001)项目资助

轻了繁琐的手工提取特征操作。国内外相关学者也将深度学习应用到机械故障诊断领域。人工智能诊断以识别性能优异的卷积神经网络模型为代表,进行大量的智能故障诊断研究。例如,孔子宁等^[6]提出利用 Inception 算法优化残差网络,实现了输入原始时域信号的滚动轴承故障诊断并加快了网络的运行效率。陈星^[7]利用卷积神经网络实现对飞机发电机的智能故障诊断;高佳豪等^[8]提出利用自适应滤波抑制与冗余强干扰(SANC)对齿轮箱轴承原时域信号进行预处理,结合 1D-CNN 对齿轮箱轴承故障判别。董勋等^[9]提出代价敏感函数优化卷积神经网络中的交叉熵损失函数,并在铣削刀具样本集以及西交轴承故障数据集上得以实现不平衡分类识别。

虽然卷积神经网络在故障诊断中已得到广泛的应用,针对故障诊断的水平 and 效率有了明显地提升。但国内外相关学者仅对单一实验对象或单一对象的复合故障进行故障诊断,工业现场中不可避免出现两种以上设备发生故障,因而面对设备的混合故障诊断是必不可少的。

针对上述问题,本文提出一种基于双通道信息融合的旋转部件混合故障诊断方法,并验证实验室 QPZZ-II 型试验台设计的轴承和齿轮混合故障的有效性。其实验方案为:通道 1 对旋转部件混合故障的振动信号进行广义 S 变换,并生成二维时频信号作为输入样本;通道 2 对旋转部件混合故障振动原始时域波形作为输入样本,双通道特征信息融合为一个特征向量组;最后通过 Softmax 分类器以实现旋转部件混合故障的诊断判别。并与传统机器学习算法多层感知机^[10](MLP)、人工神经网络^[11](ANN)、神经网络^[12](BP)和深度学习中一维神经网络(1D-CNN)和二维神经网络(2D-CNN)进行对比,本文所提出的方法均优于上述方法,诊断精度高,泛化性优异,取得了良好的识别效果。

1 相关理论介绍

1.1 广义 S 变换

广义 S 变换^[13](generalized S-transform, GST)是通过引入频率控制因子,对标准 S 变换的高斯窗函数得以改进,使得高斯窗函数的计算方法可随自适应频率而变化,从而得到时间频率的最佳分辨率。广义 S 变换的定义为:

$$GST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|\mu f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\mu^2(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{2j\pi f t} dt \quad (1)$$

式中: f 为频率; μ 为控制因子; τ 为时移因子。

令 $t = \eta T, f = \frac{n}{NT}$, 对广义 S 变换做离散变换为:

$$GST\left[\eta T, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{-\frac{2\pi^2 \mu^2}{n} \frac{m^2}{N^2}} e^{j \frac{2\pi m \eta}{N}} \quad (2)$$

$$x(\eta T) = \sum_{M=0}^{N-1} \left\{ \sum_{\eta=1}^{N-1} GST\left[\eta T, \frac{n}{NT}\right] \right\} e^{j \frac{2\pi n \eta}{N}} \quad (3)$$

式中: N 为总采样点数; T 为总采样时间; $m, n, \eta = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

振动信号的广义 S 变换离散系列二维时频矩阵为:

$$GST = \begin{bmatrix} a_{11} + jb_{11} & a_{12} + jb_{12} & \cdots & a_{1n} + jb_{1n} \\ a_{21} + jb_{21} & a_{22} + jb_{22} & \cdots & a_{2n} + jb_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} + jb_{m1} & a_{m2} + jb_{m2} & \cdots & a_{mn} + jb_{mn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,行列分别代表频率采样和时间采样。GST 时频矩阵反映信号的频率、时间、相位、幅值等时频特征。

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络^[14](convolutional neural network, CNN)是一种非线性多层变换有监督的前馈神经网络,采用挖掘数据的关键特征从低层映射至高层,其特征自适应学习和深度表达为特点,面对复杂模式特征具备学习表达能力更强,运行效率更快,避免特征信息局部最优化的问题,最终使用逻辑功能分类用于数据分析。其网络结构主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层 5 部分组成,其网络结构如图 1 所示。

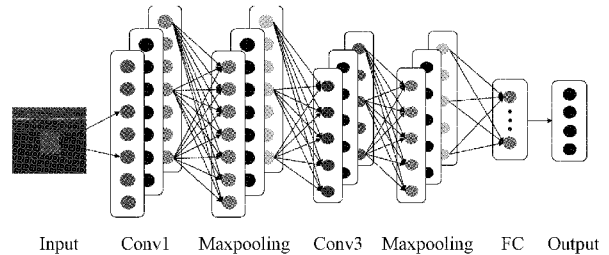


图 1 卷积神经网络结构

1) 输入层: 预先对输入样本进行标准化处理,能够提高算法的运行效率和学习性能。

2) 卷积层: 每个卷积核以确定核的尺寸和步长对局部样本进行计算,并生成对应的随机特征。特征根据不同样本间权值分布的适度匹配和共享,避免过拟合。以标准归一化和非线性激活函数来改进泛化能力和防止梯度的转移。其卷积表达式:

$$y_j^{t+1}(i) = \lambda_j^t \cdot x^t(i) + b_j^t \quad (5)$$

式中: λ_j^t 为卷积滤波核权重; $x^t(i)$ 为输入样本; b_j^t 为偏置。

3) 池化层: 主要功能为减少样本量,压缩自适应特征,简化网络复杂度,减少计算量,其数学表达式为:

$$P_j^{t+1}(i) = \max_{(j-1)W+1 \leq t \leq jW} \{q_j^t(t)\} \quad (6)$$

式中: $q_j^t(t)$ 表示神经元大小; $t \in [(j-1)W+1, jW]$, W 表示池化层的宽度; $P_j^{t+1}(i)$ 表示样本神经元总值。

4) 全连接层: 全连接层可以在卷积层或池化层整合差异化的局部信息,实现全局优化。其函数表达式为:

$$w^{t+1}(i) = f\left(\sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n W_{it}^t a_i^t(t) + b_i^t\right) \quad (7)$$

式中: $w^{t+1}(i)$ 为全连接层神经元之间的逻辑值大小; $a_i^t(t)$ 为全连接层神经元的输出; $f(\cdot)$ 为激活函数; W_{it}^t 为样本特征神经元之间的权重; b_i^t 为偏置。

5)输出层:其逻辑分类器采用 Softmax 函数,其作用是输出分类结果,其表达式为:

$$\text{Softmax}(w^o(i)) = \frac{e^{w^o(i)}}{\sum_{j=1}^m e^{w^o(j)}} \quad (8)$$

式中: $w^o(i)$ 表示输出层的神经元; m 表示输出的类别总数。

1.3 基于双通道信息融合的旋转部件混合故障诊断方法

为了验证本文提出的双通道信息融合故障诊断方法在变工况下机械旋转部件混合故障诊断的效果,采用图2所示的诊断流程进行实验验证。

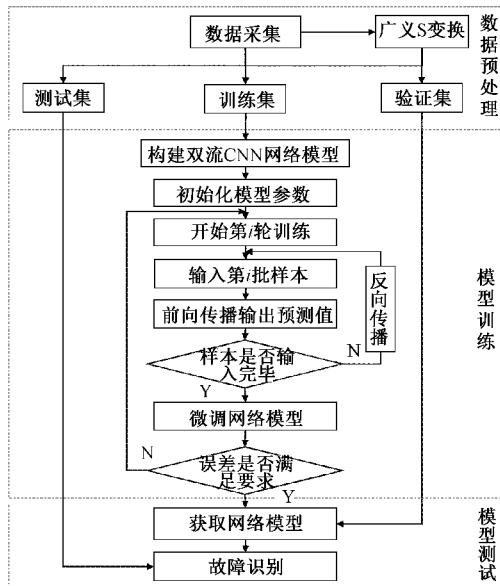


图2 双通道信息融合的旋转部件混合故障诊断流程

实验主要步骤如下:

1)利用传感器采集实验故障振动信号,并将实验样本按照60%训练集、20%测试集和20%验证集划分;

2)广义S变换将通道1的振动信号转化为二维信号,并标准化处理,使其成为同一量级;

3)构建双通道信息融合的CNN网络模型,初始化模型参数;

4)经过多次迭代寻优,用训练集样本训练模型,判断诊断误差是否满足要求,测试集样本微调模型参数,直至获取最优的模型超参数和训练参数,建立混合故障多分类模型;

5)根据测试集样本的预测标签与真实标签对比,获取模型故障识别的准确率,以此衡量诊断模型的性能。

2 机械旋转部件混合故障诊断实验验证

2.1 实验环境

硬件环境:CPU为Inter core I7-6700HQ@四核八线程2.60 Hz;运行内存为24 G;GPU为GTX960M。

软件环境:操作系统为Windows10 64 bit;编程语言为Python3.6;编程环境为pytorch。

2.2 实验数据集

为了验证本文所提出的方法能否解决变工况下的滚动轴承和齿轮混合故障诊断问题,本文实验设计如图3所示,利用QPZZ-II型机械振动分析及故障模拟试验台,采集滚动轴承和齿轮箱振动信号。其中,滚动轴承型号为圆柱滚子轴承N205EN。齿轮箱规格为主动齿轮模数为2,齿数为55;从动齿轮模数为2,齿数为75。利用4通道的NI9234数据采集卡采集两类旋转零部件的振动信号。

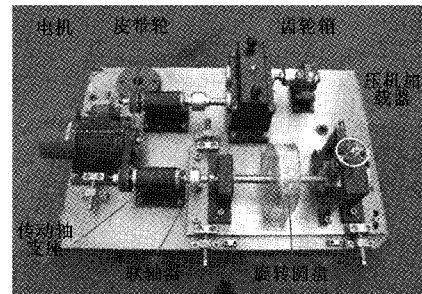


图3 QPZZ-II型机械振动分析及故障模拟试验台

本文选取8类故障状态,其滚动轴承转速为1 200 r/min,包含正常状态、内圈、外圈和滚动体故障;齿轮箱转速为900 r/min,包含正常状态、局部磨损、齿轮断齿和齿根断裂;采样频率为25.6 kHz。本文选取每种状态的样本200个,共计1 600个样本量。实验数据集如表1所示。

表1 实验样本集

设备	故障	转速	样本长度	样本数量	标签
轴承	正常	1 200	2 048	200	0
	内圈	1 200	2 048	200	1
	外圈	1 200	2 048	200	2
	滚动体	1 200	2 048	200	3
齿轮箱	正常	900	2 048	200	4
	局部磨损	900	2 048	200	5
	齿轮断齿	900	2 048	200	6
	齿根断裂	900	2 048	200	7

2.3 实验与分析

1)广义S变换时频图特征提取

在本次实验中,对变工况下旋转部件混合多故障样本集的振动信号进行广义S变换,并对相应故障的转化成二维图像信号。如图4所示,为滚动轴承正常状态、滚动体、内圈和外圈的4种状态时域波形图。如图5所示,为齿轮箱的正常、局部磨损、齿轮断裂、齿根断裂的4种状态时域波形图。将样本集的振动信号转化成旋转部件不同状态的二维时频信号,如图6、7所示。

2)双通道CNN模型的搭建与微调

如图8所示,构建双通道信息融合的CNN诊断模型结

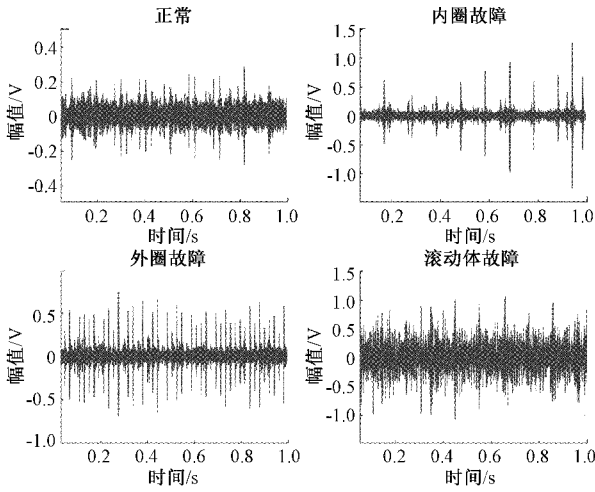


图 4 滚动轴承故障时域波形图

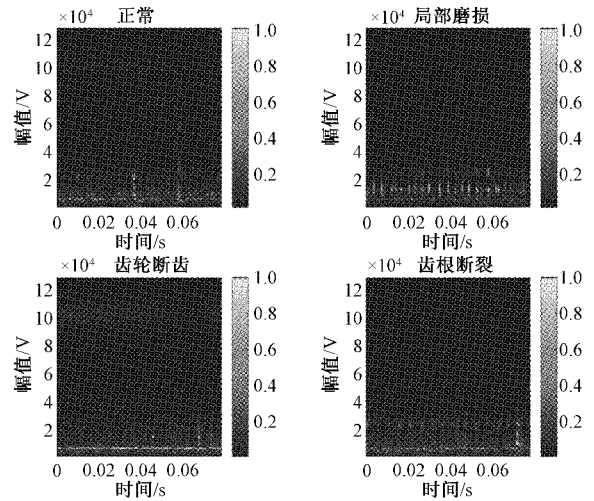


图 7 齿轮箱故障广义 S 变换时频图

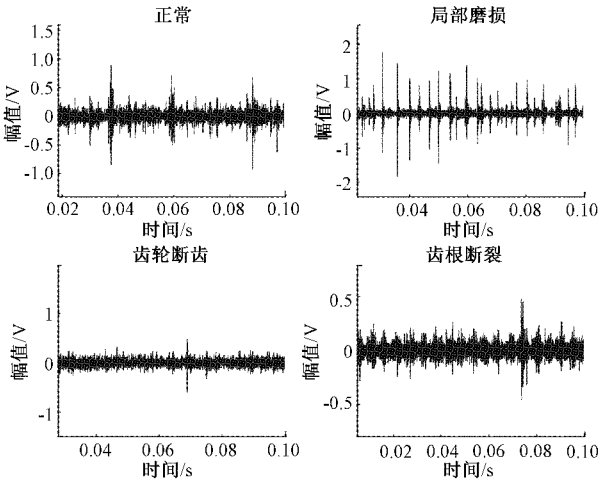


图 5 齿轮箱故障时频波形图

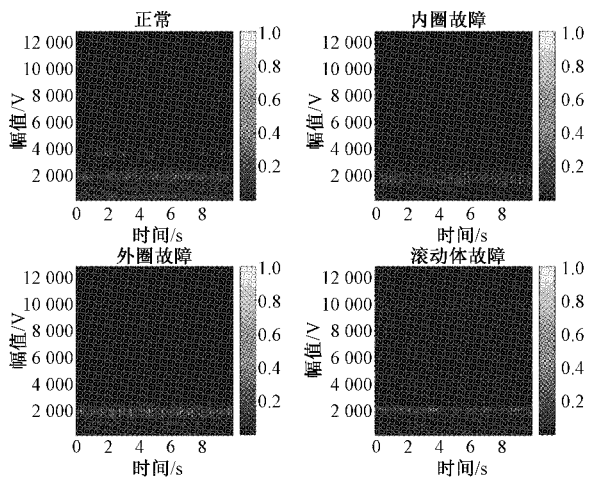


图 6 滚动轴承故障广义 S 变换时频图

计算机内存利用率以及训练震荡,本文中选取 batch size = 64;“Learn Rate”将影响权重和收敛,本文中选取 Learn Rate(学习率)=0.01;epoch(迭代次数)=100;其训练损失函数采用交叉熵(categorical crossentropy)损失函数,通道 1 的输入二维信号样本大小为 64×64,通道 2 的振动信号样本长度为 2 048;优化器采用 SGD 算法;激活函数采用 ReLU 算法;训练使用 Dropout 技巧用来减小样本的过拟合率。最终输出分类器选择为逻辑函数 Softmax,模型网络结构参数如表 2 所示。

表 2 双通道信息融合卷积神经网络结构参数

通道	网络层	卷积核大小@步长	激活函数
通道 1	Input	1×2 048	
	Conv1	1×2 048@6	ReLU
	Maxpooling	1×1 024@6	
	Dropout	0.5	
	Conv3	1×1 024@16	ReLU
	Maxpooling	1×512@16	
通道 2	Dropout	0.5	
	FC1	1×6 816	ReLU
	Input	64×64	
	Conv1	60×60@6	ReLU
	Maxpooling	30×30@6	
	Dropout	0.5	
融合	Conv3	26×26@16	ReLU
	Maxpooling	13×13@16	
	Dropout	0.5	
	FC1	1×2 704	ReLU
融合	Convergence	1×9 520	
	Dropout	0.5	
	FC2	1×9 520	ReLU
	Output	1×8	Softmax

构。利用试验台采集的旋转部件混合故障训练集训练整个网络模型,训练参数设定如下:根据样本标签的设置,样本共 8 类,故网络的输出层节点个数取 8;“batch size”将影响

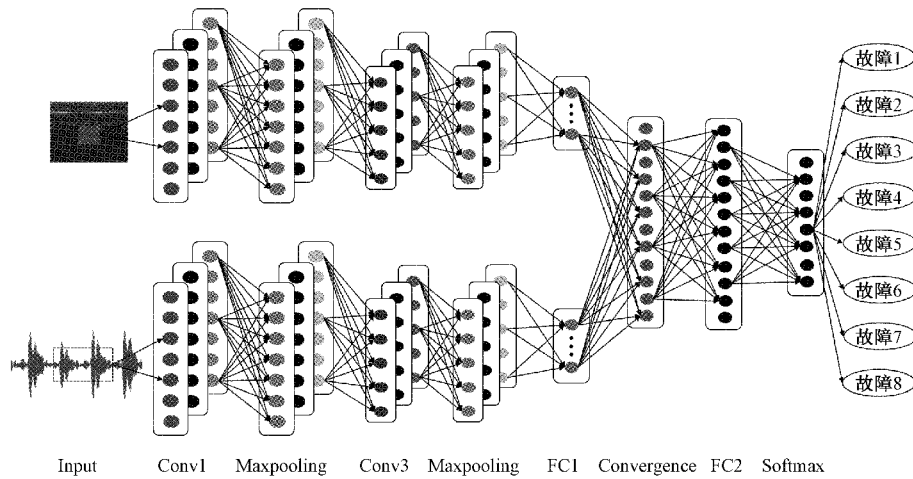


图 8 双流卷积神经网络诊断模型结构

3) 诊断结果分析

根据表 2 超参数设置训练样本模型,以此获取最优模型参数。通过利用测试集样本对双通道 CNN 诊断模型再训练和微调,最后利用验证集样本对混合故障类别进行有效地完成诊断识别。通过对比深度学习 1D-CNN 和 2D-CNN 算法的分类精度的对比,其诊断精度曲线如 9 所示。

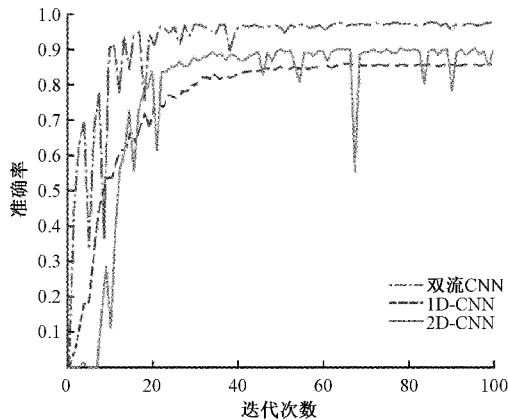


图 9 不同样本类型 CNN 网络模型准确率曲线

通过图 9 准确率图像分析,双通道 CNN 网络的识别准确率为 98.18%,迭代 40 次之后,准确率趋于较小的波动值且保持相对稳定,表明网络已训练至收敛。1D-CNN 网络的识别准确率为 81.36%,迭代 34 次时趋于相对稳定且收敛;2D-CNN 网络的识别准确率为 85.54%,迭代 24 次时趋于相对稳定且收敛。从图 9 中可以看出,双通道 CNN 诊断模型在识别混合故障的诊断精度上分别提升了 16.82%和 12.64%。从 3 类 CNN 对比实验分析,虽然双通道 CNN 网络模型的运算速度低于其他两类方法,但准确率诊断精度最高。所提方法可有效解决变工况下旋转部件的混合故障诊断问题上,相较于 1D-CNN 和 2D-CNN 网络模型,该模型容错率高,诊断性能优异,具有较大的优势性。

针对双流 CNN 模型在混合故障诊断识别的准确率进一步分析,如图 10 所示为变工况下旋转部件混合故障诊断的混淆矩阵。

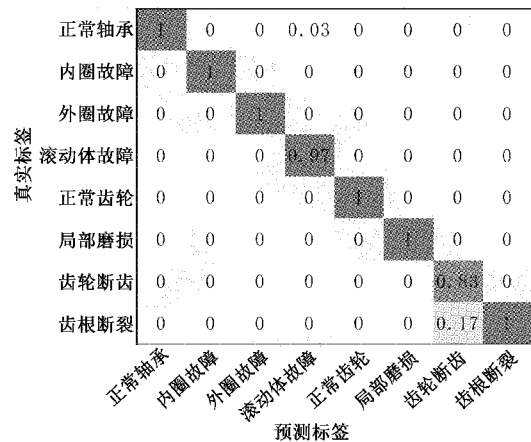


图 10 分类样本模型的混淆矩阵

从图 10 混淆矩阵中可以得出,8 类变工况下机械旋转部件混合故障可通过双通道信息融合 CNN 诊断模型识别,测试样本分类的准确性达到 98.18%。其中,轴承正常状态、内圈故障、外圈故障、齿轮正常状态、局部磨损和齿根断裂 6 类状态是识别率达到 100%。轴承滚动体故障中有 3%被误诊为正常状态,97%的滚动体故障被正确分类。齿轮断齿故障中有 17%被误诊为齿根断裂故障,83%的齿轮断齿故障被正确识别。通过混淆矩阵证明双通道 CNN 的混合故障诊断模型识别率高,有效性和鲁棒性较好。

为更直观地证明所提方法的有效性,在双通道 CNN 混合故障诊断模型,通过使用集非线性降维与可视化一体的 t-分布邻域嵌入算法^[15] (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 对 Softmax 分类层之前的 FC2 层样本输出至二维散点图。如图 11 特征散点图所示,更直观体现混合故障识别的一致性。从散点图分布观察出,同类故障状态特征之间的间距较小,非同类故障间

距较大,8类故障的分类明显,其中6类故障样本散点图聚类明显,识别清晰,仅齿轮断裂故障部分样本混叠在齿根断裂故障中,极少量滚动体故障特征散点混入轴承正常状态。与图10混淆矩阵的结果相符合,进一步证明所提方法应用于变工况下旋转部件混合故障诊断,可获得较高的辨别准确率。

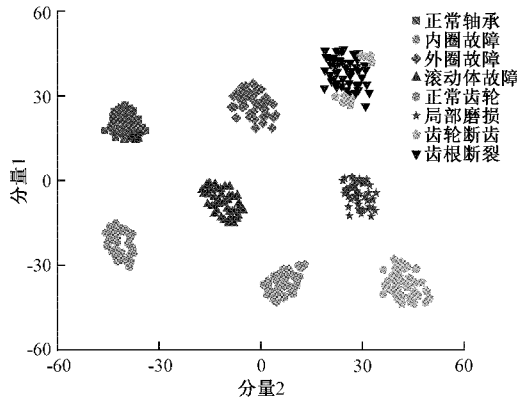


图 11 输出目标特征散点图

2.4 与其他方法对比

进一步验证所提方法在旋转部件变工况下混合故障诊断问题上具有较高的诊断率,针对“传统特征提取+机器学习算法”相结合,以及不同样本类别 CNN 网络模型多对比,以突出本文所提方法在一般机器学习算法、深度学习算法的优势性。选取的对照方案为 HHT 边际谱-多层感知机 MLP、HHT 边际谱-ANN、HHT 边际谱-神经网络 BP、小波能量谱-MLP、小波能量谱-ANN、小波能量谱-BP、2D-CNN 和 1D-CNN 方法进行对比实验研究,其实验样本选取与本文实验设计的参数保持一致。

从表 3 的结果可以得出,通过对比的 8 种混合故障诊断实验中,双通道 CNN 的准确率高达 98.18%,诊断率最高。且相较于其他“特征提取+机器学习”对照方法,其诊断准确率最低提升 14.2%,最高提升 33.81%,提升效果有明显的优势,鲁棒性更好。

表 3 不同实验方法故障诊断准确率

实验方法	迭代次数	准确率/%
HHT 边际谱-MLP	100	64.37
HHT 边际谱-ANN	100	78.86
HHT 边际谱-BP	100	59.65
小波能量谱-MLP	100	66.94
小波能量谱-ANN	100	77.36
小波能量谱-BP	100	68.52
1D-CNN	100	83.93
2D-CNN	100	81.36
双通道 CNN	100	98.18

3 结 论

本文首次以一维信号和二维信号相融合作为故障模式识别的输入,诊断准确率高,模型的泛化能力强,实现了“端到端”旋转部件智能故障诊断的实验研究,并得出如下结论。

1) 基于双通道信息融合的机械旋转部件智能故障诊断方法是可行且有效。利用通道 1 的振动信号进行广义 S 变换转化为二维图像信号,能有效地反映信号的时频特征,准确地表征旋转零部件的运行状态;通道 2 使用原始时域信号输入 CNN 网络模型中,并且自适应地提取特征,准确地表达旋转部件的故障状态;双通道随机特征汇聚融合为一维特征数组,提取的特征得到充分的融合和加强,以实现旋转部件故障的智能诊断识别,避免了人工特征提取造成特征表达的不足,以及传统模式识别带来的准确性差和效率低下的问题。

2) 双通道信息融合是将一维 CNN 和二维 CNN 随机提取的关键有效特征,通过汇聚融合成表达性更好的特征向量组,增加了特征信息,减少了在自适应提取特征过程中丢失的信息。

3) 在未来的研究方向中,可以利用信息融合技术实现迁移学习模型,提高模型的泛化性。或结合生成对抗网络(GAN)中的生成器生成的随机样本与真实小样本之间融合信息,增强生成样本的特征信息。

参考文献

- [1] DONG G, CHEN J. Noise resistant time frequency analysis and application in fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 212-236.
- [2] 蒋玲莉,谭鸿创,李学军,等. 基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(1): 33-40, 198-199.
- [3] 李华,刘韬,伍星,等. EEMD 和优化的频带熵应用于轴承故障特征提取[J]. 振动. 工程学报, 2020, 33(2): 414-423.
- [4] 杨秀芳,陈卓,王驰. 基于隐 Markov 模型的齿轮箱故障识别方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 115-123.
- [5] 姜洪开,邵海东,李兴球. 基于深度学习的飞行器智能故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 27-34.
- [6] 孔子宇,王海瑞. 基于 Inception-ResNet 模型的轴承故障分类[J]. 电子测量技术, 2021, 44(5): 55-62.
- [7] 陈星. 基于卷积神经网络算法的飞机发电机故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 57-60.
- [8] 高佳豪,郭瑜,伍星. 基于 SANC 和一维卷积神经网络的齿轮箱轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020,

- 39(19): 204-209, 257.
- [9] 董勋, 郭亮, 高宏力, 等. 代价敏感卷积神经网络: 一种机械故障数据不平衡分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 205-213.
- [10] ZANG Y M, QIAN Y, WANG H, et al. Method of GIL partial discharge localization based on natural neighbour interpolation and ECOC-MLP-SVM using optical simulation technology [J]. High Voltage, 2021, 6(3): 514-524.
- [11] 束洪春, 董俊, 段锐敏, 等. 基于自然频率的辐射状配电网分层分布式 ANN 故障定位方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(5): 83-89.
- [12] 高畅, 于忠清, 周强. GA-ACO 优化 BP 神经网络在行星齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2021, 45(3): 153-160.
- [13] CHEN H, YUAN X CH, LU J Q, et al. Automatic multi-level in-exhale segmentation and enhanced generalized S-transform for wheezing detection [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019, 178: 163-173.
- [14] LV D F, WANG H W, CHE C C. Multiscale convolutional neural network and decision fusion for rolling bearing fault diagnosis [J]. Industrial Lubrication and Tribology, 2021, 73(3): 516-522.
- [15] ZHANG C F, PENG K X, DONG J. A P-t-SNE and MMEMPM based quality-related process monitoring method for a variety of hot rolling processes [J]. Control Engineering Practice, 2019, 89: 1-11.

作者简介

王廷轩, 在读硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、迁移学习、设备状态监测及故障诊断等。

E-mail: 1043423651@qq.com

刘韬(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为人工智能故障诊断、设备状态监测及故障诊断等。

E-mail: kmlitao@aliyun.com