

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.02.013

# 基于深度字典学习的滚动轴承故障识别\*

余阿东

(信阳职业技术学院 汽车与机电工程学院,河南 信阳 464000)

**摘要:**针对传统滚动轴承故障识别算法存在的特征提取与选择困难的问题,提出了一种基于深度字典学习(DDL)的滚动轴承故障诊断方法。首先,利用传感器采集了不同工况下的滚动轴承故障振动数据,并利用字典学习的稀疏性约束逐层学习了轴承故障数据中的典型结构特征;然后,借鉴深度学习的“逐层特征提取”思想,根据故障样本结构构造了深度故障字典,将故障样本输入深度故障字典,根据样本的重建误差确定了故障类别;最后,以滚动轴承试验台为对象测试了 DDL 模型的有效性。研究表明:采用该方法得到的滚动轴承故障识别准确率达到 99.28%,训练时间仅为 765 s;相比于卷积神经网络、循环神经网络等深度学习方法,该方法在故障识别准确率方面和训练速度方面具有较大优势;DDL 方法利用驱动字典,可以自动提取出轴承振动信号样本中的故障特征,同时,深度字典结构使所提取的故障特征具有较好的层次性,符合人们对故障的直观认识。

**关键词:**滚动轴承;故障识别;深度字典学习;稀疏表示

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)02-0231-07

## Fault recognition of rolling bearing with deep dictionary learning

YU A-dong

(School of Automotive and Electrical Engineering, Xinyang Vocational and Technical College, Xinyang 464000, China)

**Abstract:** Aiming at the difficulty of feature extraction and feature selection of traditional rolling bearing fault recognition algorithms, a rolling bearing fault diagnosis method based on deep dictionary learning (DDL) was proposed. Firstly, the rolling bearing fault vibration data under different working conditions were collected using sensor and the sparsity constraint was implemented by DDL to learn the typical structural features in the fault data layer by layer. Secondly, drawing on the idea of “layer by layer feature extraction” of deep learning method, the deep fault dictionary was constructed according to the fault sample’s structure. And the fault samples were fed into the deep fault dictionary to determine the fault category according to the reconstruction error of the samples. Finally, the effectiveness of the DDL model was tested on the rolling bearing test bench. The results of the research indicate that the fault recognition rate of rolling bearing of the proposed deep dictionary learning method reaches 99.28% and the training time is only 765 s, which have great advantages in fault recognition accuracy and training time comparing with other deep learning methods such as convolutional neural network and recurrent neural network. The deep dictionary learning method employs the sparse constraint driving dictionary to automatically extract the fault features in the vibration signal samples, while the deep dictionary structure makes the extracted fault features have better hierarchical and physical meaning, which in line with people’s intuitive understanding of the fault.

**Key words:** rolling bearing; fault recognition; deep dictionary learning (DDL); sparse representation

## 0 引 言

滚动轴承经常在复杂环境中运行,易受各种外界干扰从而发生故障。在滚动轴承发生故障后,如何快

速、准确地识别出故障类型及故障程度,对于提高故障定位精度和缩短整机恢复运行时间具有重要意义<sup>[1]</sup>。

目前,对滚动轴承故障进行诊断一般是基于振动信号进行<sup>[2]</sup>,而实际采集到的振动信号常表现出非线性

性和非平稳性,导致传统的基于信号处理的故障识别方法受到较大限制<sup>[3]</sup>。

而基于深度学习的轴承故障识别方法无须构建复杂的滚动轴承物理模型。

丁家满等人<sup>[4]</sup>在对滚动轴承故障进行诊断时,采用重采样技术,提取了轴承振动信号的时域和频域特征,进而构建了深度森林模型,使滚动轴承故障的识别率达到了 95%。王登峰等人<sup>[5]</sup>将深度 Q 网络引入了轴承的故障识别领域,建立了“博弈”诊断模型,建立了故障信号与不同故障程度之间的映射关系。

深度学习模型为一般黑箱模型。CHEN K 等人<sup>[6]</sup>为解释故障机理,将轴承故障特征转换为灰度图;但是灰度图的物理含义不明确。

稀疏表示以字典原子的线性组合来重建信号,因此其所提取的字典原子与信号本身是线性关系,具有较重要的实际意义。

因此,笔者基于稀疏表示理论,借鉴深度学习“逐层提取特征”的思想,提出一种可用于滚动轴承故障识别的深度字典学习(DDL)模型;首先利用稀疏性约束逐层学习故障数据中的典型结构特征,然后构成深度故障字典,根据故障样本的重建误差确定故障类别,最后以滚动轴承试验台为对象测试 DDL 模型的有效性。

## 1 稀疏表示与字典学习

### 1.1 稀疏表示

稀疏表示是利用少量基本信号的线性组合来表示目标信号,其表达式如下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{y}$ —目标信号; $\mathbf{D}$ —字典; $\mathbf{x}$ —稀疏表示系数; $\mathbf{v}$ —误差。

字典  $\mathbf{D}$  的每一列为一个原子,其单位化处理式如下:

$$\mathbf{d}_i = \frac{\mathbf{d}_i}{\|\mathbf{d}_i\|_2}, \forall \mathbf{d}_i \in \mathbf{D} \quad (2)$$

由学习方法构造的字典是根据样本数据的特点自适应学习得到的,学习到的原子形态更丰富。因此,笔者使用学习方法来构造故障字典。

### 1.2 字典学习

在字典学习模型中, $\mathbf{D}$  和  $\mathbf{x}$  为待求量,因此求解目标信号的稀疏表示可转换为:

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2 \\ & \text{s. t. } \|\mathbf{x}_i\|_0 \leq s, \mathbf{x}_i \in \mathbf{X} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{Y}$ —样本矩阵; $\mathbf{X}$ —稀疏系数矩阵; $s$ —稀疏指标; $\|\cdot\|_F$ — $F$ —范数; $\|\cdot\|_0$ —向量非零元个数。

笔者采用交替迭代法来求解式(3),其具体步骤是:

首先,固定  $\mathbf{D}$  求解  $\mathbf{X}$ ;然后,固定  $\mathbf{X}$  对  $\mathbf{D}$  进行更新,重复上述操作,直到误差满足要求。

由字典  $\mathbf{D}$  求解  $\mathbf{X}$  是编码问题,此处笔者采用正交匹配追踪法(OMP)<sup>[7]</sup>进行求解。

此外,笔者采用 SGK 算法<sup>[8-10]</sup>进行字典  $\mathbf{D}$  的更新,即:

$$\mathbf{d}_k^{(t+1)} = \mathbf{E}_k^{(t)} \mathbf{X}_{\text{row}k}^{(t)\text{T}} (\mathbf{X}_{\text{row}k}^{(t)} \mathbf{X}_{\text{row}k}^{(t)\text{T}})^{-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{E}_k^{(t)} = \mathbf{Y} - \sum_{j \neq k} \mathbf{d}_j^{(t)} \mathbf{X}_{\text{row}j}^{(t)} \quad (5)$$

式中: $t$ —迭代次数; $\mathbf{d}_k$ — $\mathbf{D}$  的第  $k$  列; $\mathbf{X}_{\text{row}k}^{(t)}$ — $\mathbf{X}$  的第  $k$  行。

由于将学习到的字典应用于轴承故障识别时,不需要构建分类器,目标样本会由同属一类的字典原子稀疏表示出来,通过非零项系数的分布及重建误差,可将测试样本分配给对应类别。

## 2 基于 DDL 的轴承故障识别

### 2.1 样本矩阵生成

设样本数为  $M$ ,样本维度为  $N$ 。

滚动轴承故障类型如下:正常状态、内圈故障(轻微损伤尺寸 0.18 mm,中度损伤尺寸 0.36 mm,重度损伤尺寸 0.54 mm)、外圈故障(轻微损伤尺寸 0.18 mm,中度损伤尺寸 0.36 mm,重度损伤尺寸 0.54 mm)、滚动体故障(轻微损伤尺寸 0.18 mm,中度损伤尺寸 0.36 mm,重度损伤尺寸 0.54 mm),共计 10 种工况类型。

其中,测试轴承的损伤尺寸由电火花刻蚀技术加工获得。

样本矩阵表示如下:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1 \cdots \mathbf{Y}_i \cdots \mathbf{Y}_{10}] \quad (6)$$

式中: $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ ;  $\mathbf{Y}_i$ —第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, 10$ ) 类样本的样本子集,  $\mathbf{Y}_i \in \mathbb{R}^{N \times M_i}$ ;  $M_i$ —第  $i$  类的样本总数。

### 2.2 深度字典学习模型

笔者借鉴深度学习模型“逐层特征提取”算法,构建深层故障字典。每层字典的稀疏性指标设置为 1,利用信号表示残差逐层驱动字典学习,其数学模型如下:

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\mathbf{D}_i, \mathbf{X}_i^j} \|\mathbf{\Delta}_i^j - \mathbf{D}_i^j \mathbf{X}_i^j\|_F^2 \\ & \text{s. t. } \|\mathbf{x}_m^j\|_0 = 1, m = 1, 2, \dots, M_i \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{D}_i^j \in \mathbb{R}^{N \times L_i}$ ;  $\mathbf{X}_i^j \in \mathbb{R}^{L_i \times M_i}$ ;  $\mathbf{\Delta}_i^j \in \mathbb{R}^{N \times M_i}$ ;  $i$ —故障类型; $j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )—第  $j$  层; $n$ —字典总层数; $L_i$ —每

层字典中属于第  $i$  类的原子数量;  $x_m$  一对应系数矩阵的第  $m$  列。

第  $j$  层字典  $D^j$ 、系数矩阵  $X^j$  和残差矩阵  $\Delta^j$  也按类别进行划分。残差矩阵  $\Delta^j$  定义如下:

$$\begin{cases} \Delta_i^1 = Y_i \\ \Delta_i^{j+1} = \Delta_i^j - D_i^j X_i^j, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

利用分步迭代求解思想:首先,固定字典  $D_i^j$ ,对式(7)利用正交匹配追踪算法求解系数矩阵  $X_i^j$ ;然后,固定系数矩阵  $X_i^j$ ,更新字典  $D_i^j$ ,此时系数矩阵  $X_i^j$  和残差矩阵  $\Delta_i^j$  均是常矩阵。

式(7)所示的约束优化问题可简化为无约束优化问题,即:

$$\arg \min_{D_i^j} \|\Delta_i^j - D_i^j X_i^j\|_F^2 \quad (9)$$

笔者利用SGK算法,对式(9)所示的无约束优化问题进行求解,即字典  $D_i^j$  的更新公式如式(4)所示,只需利用式(7)与式(3)的对应关系将对应变量进行替换即可;

迭代结束后,将更新后的  $D_i^j$  和  $X_i^j$  代入式(8)中,求解下一层残差矩阵  $\Delta_i^{j+1}$ ,再进行下一层字典和系数矩阵的求解;

重复上述操作,直到字典层数等于设定的总层数  $n$ ,所学习到的深度字典即可以用于故障识别。

DDL模型求解流程图如图1所示。

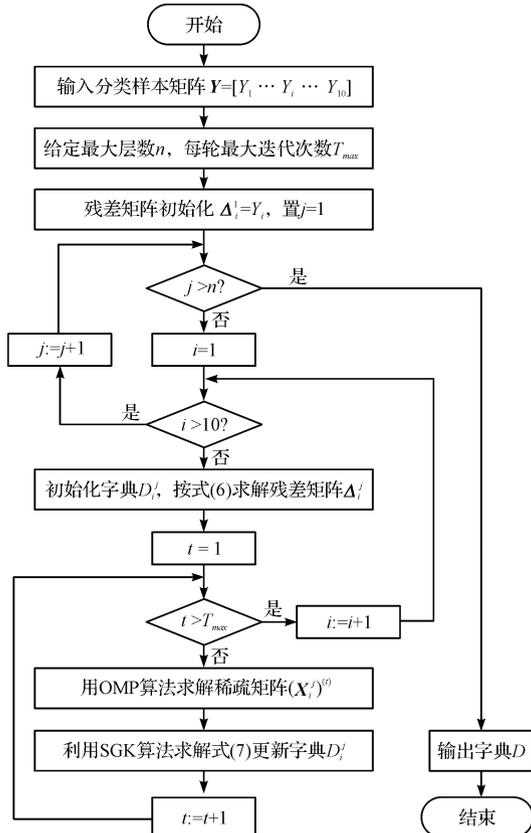


图1 DDL模型流程图

### 2.3 关键参数选择

以残差矩阵  $\Delta_i^{n+1}$  大小衡量模型优劣,其代价函数如下:

$$J = \sum_{i=1}^{10} \|\Delta_i^{n+1}\|_F \quad (10)$$

式(10)中,  $J$  越小误差越小,模型性能越好。

由于不同字典初值会影响迭代过程的收敛,从而最终会对模型性能造成影响。

$K$  均值初始化、直接初始化和随机初始化3种不同初始化方法对模型的影响,如图2所示。

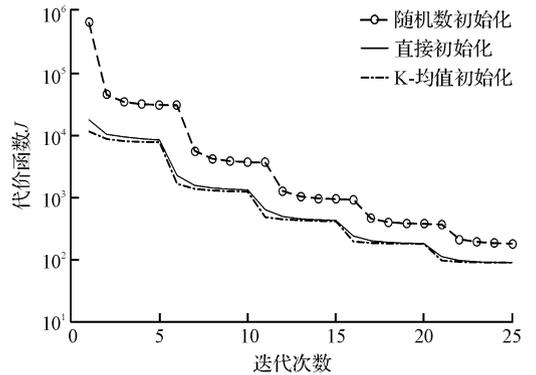


图2 不同初始化方法对模型性能的影响

由图2可知:  $K$  均值初始化方法效果最好,其内在结构上保证了初始化的字典中不会有特别相近的原子。因此,笔者选择  $K$  均值进行初始化。

字典的原子总数以及字典层数也是影响模型性能的重要因素。在理论上,增加字典规模和层数可使模型更精确,但同时也会增加字典学习过程中所需的时间和硬件资源。因此,此处应综合考虑模型性能和求解代价,选择合理的字典规模和层数,在保证模型性能的前提下,尽可能地缩短模型训练时间,并减少其对硬件资源的占用。

笔者对字典中原子总数占总样本总数的比例从0.1至0.5,字典层数从1层到8层的情况下,进行了迭代求解。

不同组合下,模型最终的代价函数取值如图3所示。

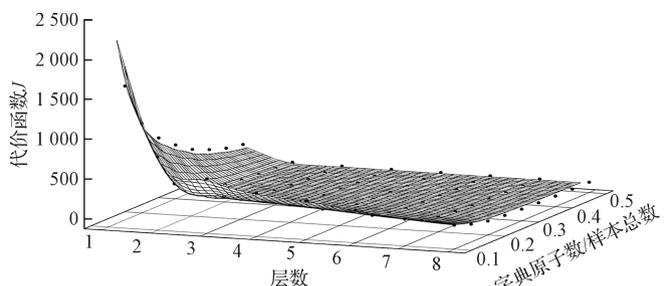


图3 字典规模及层数对模型性能的影响

由图 3 可以看出:当字典规模和层数增加到一定程度时,模型性能趋于稳定。此时,再增加字典规模和层数对模型性能的提升作用不大。

因此,笔者最终选定字典层数为 5 层,字典中原子总数占样本总数的比例为 30%。

### 2.4 轴承故障识别

分类学习至各层字典后,笔者将同属一层的各类字典组成总子层字典,即:

$$D^j = [D_1^j \ \dots \ D_i^j \ \dots \ D_{10}^j] \quad (11)$$

对待识别的轴承故障样本  $y$ ,在各子层字典  $D^j$  ( $j=1,2,\dots,n$ )上逐层求解稀疏表示系数,且各层的稀疏性指标均为 1。由于此时字典  $D^j$  是已知的,只需利用 OMP 算法求解系数向量  $x^j$ ,然后利用残差更新公式逐层更新残差,最后进行信号重构。重构误差最小的类就是该样本所属故障类别。

具体判别方法如下:

$$\begin{aligned} class(y) &= i \\ \min & \frac{\|y - \sum_{j=1}^n D_i^j x_i^j\|_2^2}{\|y\|_2^2} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $class(y)$ —样本  $y$  所属故障类别;  $\|y - \sum_{j=1}^n D_i^j x_i^j\|_2^2 / \|y\|_2^2$ —第  $i$  类字典重构误差。

样本的深度稀疏表示如图 4 所示。

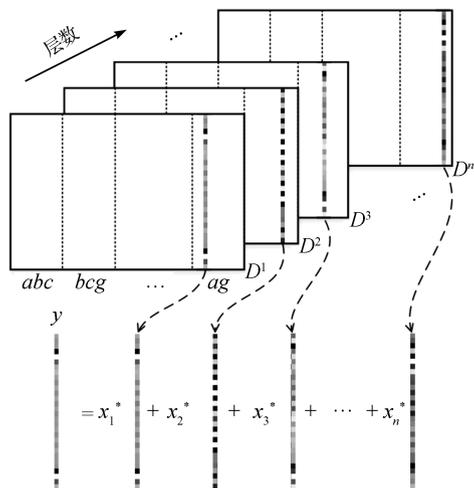


图 4 样本的深度稀疏表示

## 3 实验验证

### 3.1 轴承数据

为验证深度字典学习 DDL 模型的有效性,笔者搭建了滚动轴承试验台,对故障轴承进行了测试。

滚动轴承试验台如图 5 所示。

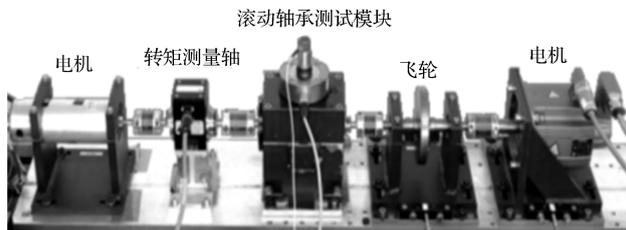


图 5 滚动轴承实验台

图 5 中的试验台由电机、转矩测量轴、滚动轴承测试模块、飞轮和负载电机等组成。

加速度传感器安装在试验台驱动端,轴承型号为 6205-2RS JEM SKF;采样频率设置为 12 000 Hz,转速为 1 800 r/min;

此处,笔者设置 4 种工况状态:内圈故障工况、外圈故障工况、滚动体故障工况以及正常工况。

每种故障损失尺寸分别为 0.18 mm、0.36 mm 和 0.54 mm。测试轴承的损伤尺寸是由电火花刻蚀技术加工得到的。

最后,实验所得数据集的每种工况包括 3 000 个训练样本、800 个验证样本和 1 000 个测试样本。测试样本用于评估模型,每个样本包括 1 024 个采样点。

实验工况的设置如表 1 所示。

表 1 实验工况设置

工况	编号	故障尺寸/mm	标签
正常	a	0	000000001
内圈轻微	b	0.18	000000010
内圈中度	c	0.36	000000100
内圈重度	d	0.54	0000001000
外圈轻微	e	0.18	0000010000
外圈中度	f	0.36	0000100000
外圈重度	g	0.54	0001000000
滚动体轻微	h	0.18	0010000000
滚动体中度	i	0.36	0100000000
滚动体重度	j	0.54	1000000000

在 10 种工况下,滚动轴承的时域波形如图 6 所示。

10 种工况下,滚动轴承相应的的包络谱如图 7 所示。

由图(6,7)可知:滚动轴承的信号时域波形与包络谱图受噪声干扰严重,难以直接识别滚动轴承故障。

### 3.2 轴承故障识别与分析

在 Winpython5.2.0 环境下的 Spyder 编译器使用 Python 3.8 进行程序编写,深度学习框架为 PyTorch 1.5。

其硬件以及软件环境如表 2 所示。

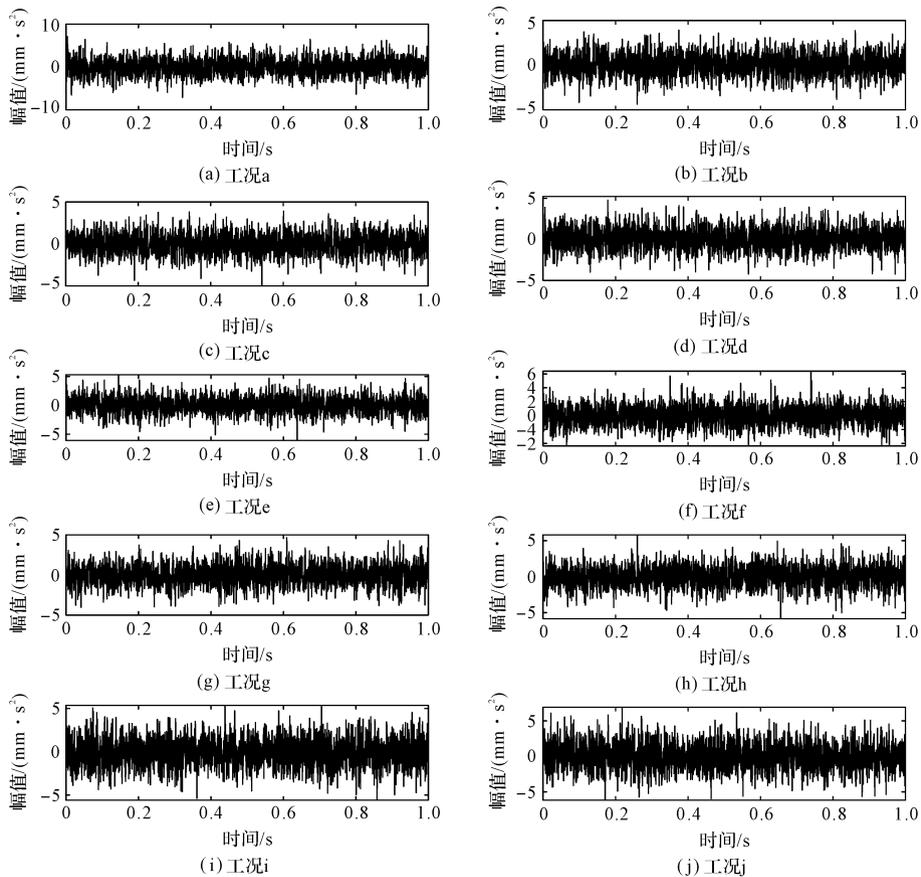


图6 时域波形图

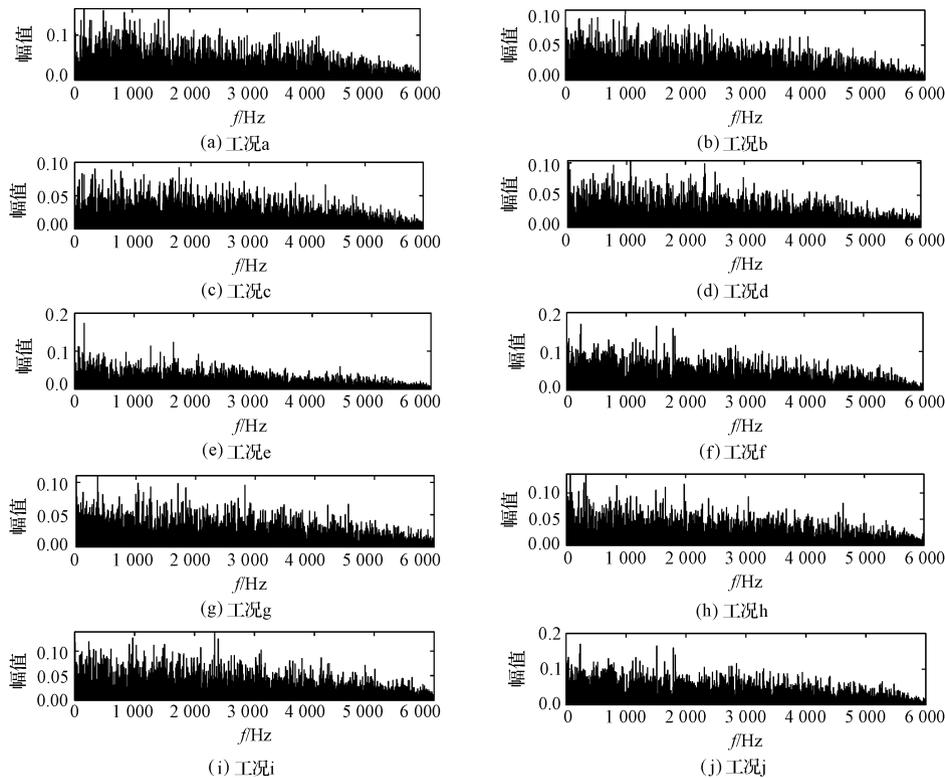


图7 包络谱图

笔者将样本采用2.1节中的样本矩阵生成方法进行处理,得到样本矩阵;再利用深度字典学习模型求解方法迭代求解出深度故障字典  $D$ 。其中模型关键参数

的选择与2.3节中一致。后续故障样本的分类均基于该深度故障字典  $D$  实现,分类实现如2.4节所述。

为了测试深度字典学习 DDL 模型的性能,在相同

表 2 程序运行环境

硬件	型号	软件	型号
CPU	I7-9700F	操作系统	Win10 64 位
GPU	GTX1660 6 GB 显存	框架	PyTorch 1.5
内存	16 GB	语言	Winpython5.2.0 Python 3.8

数据集上,笔者使用文献[11]提出的 CNN-LSTM 深度神经网络(CNN-LSTM)、文献[12]提出的深度自编码网络(DSCN)、文献[13]提出的卷积神经网络和门控循环单元(C-GRU)进行对比分析。

在测试集上,不同模型的实验结果准确率取 10 次试验结果的平均值,如表 3 所示。

表 3 不同模型的实验结果

模型	测试集精度	训练时间/s
DDL	99.28	765
CNN-LSTM	95.67	1 507
DSCN	96.10	1 698
C-GRU	95.28	995

由表 3 可知:

(1)采用 DDL 模型的滚动轴承故障识别准确率达到 99.28%,高于其他 3 种模型,且训练时间低于其他模型,这是因为数据驱动的字典学习方法能充分利用滚动轴承自身的海量故障数据提取故障特征;且训练算法非反向传播算法,梯度消失缺陷得以避免;

(2)在 CNN-LSTM 模型中,由于 LSTM 的梯度消失现象严重,识别准确率仅为 94.67%,且 LSTM 的时间跨度较大,运算相对耗时;

(3)DSCN 模型为全连接网络模型,所需要训练的参数众多,导致训练时间最长;

(4)C-GRU 将 CNN 和 GRU 模型结合,GRU 相对 LSTM 少一个门函数,因此,参数量少于 LSTM,训练速度快于 LSTM;但其识别准确率略低于 LSTM。

基于 DDL 的诊断方法的第 1 次训练与测试过程 Loss 曲线,如图 8 所示。

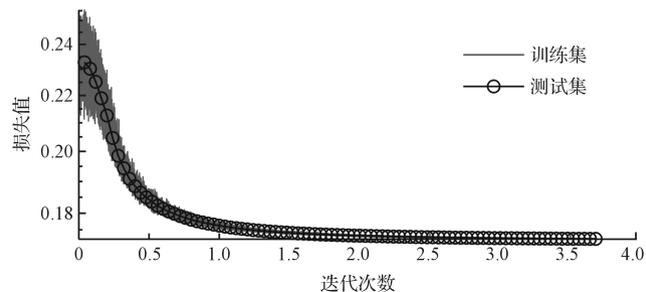


图 8 Loss 函数变化曲线

接下来,笔者进一步分析 DDL 模型的特征学习与故障识别能力。

基于 DDL 的诊断方法的第 1 次测试结果多分类混淆矩阵,如图 9 所示。

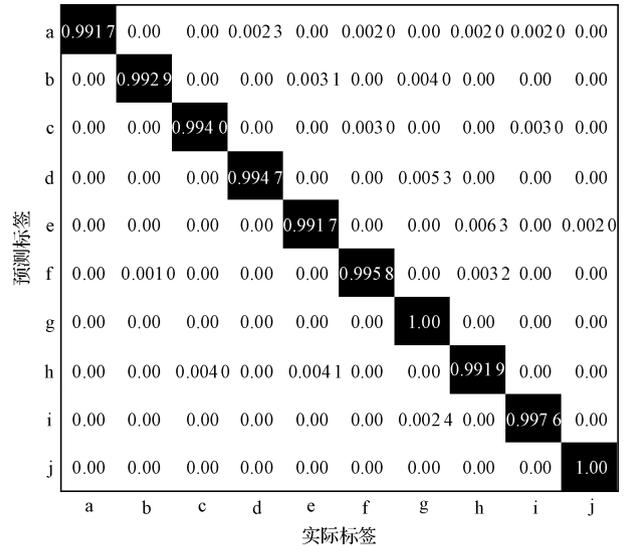


图 9 第 1 次测试结果的多分类混淆矩阵

由图 9 可知:10 种工况下,滚动轴承的故障识别准确率均达到了 99% 以上(工况 f 和 g 的识别准确率最高,达到了 100%);正常工况下的识别率为 99.17%,低于其他工况。

### 3.3 鲁棒性验证

考虑到实际运行环境中存在噪声,笔者对所提算法的抗噪性能进行验证,对采集到的故障样本添加高斯白噪声。

在不同噪声强度下,故障识别准确率和重建误差(样本实际所属类别字典的重建误差)的均值,如表 4 所示。

表 4 抗噪性能验证

SNR/dB	分类准确率/%	重建误差均值
无噪声	99.28	0.103
40	99.02	0.114
35	98.89	0.165
30	98.23	0.189
25	98.08	0.335

由表 4 可知:在不同噪声强度下,笔者所提出的 DDL 模型均可获得较高的故障识别准确率,且对样本的重建误差受噪声强度的影响较小。该结果证明了 DDL 模型具有较好的抗噪性能。

### 3.4 故障特征可视化

由于深度学习等基于数据驱动的特征学习算法的可解释性差,笔者构建了一个基于数据的特征学习模型,且所学习到的特征具有较好的物理含义。

外圈故障振动信号基于深度故障字典的稀疏表示结果,如图 10 所示。

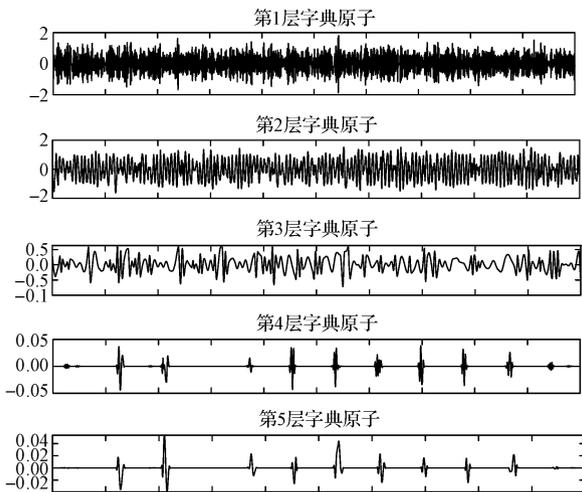


图10 稀疏表示字典原子

由图10可知:低层字典原子主要反映了故障样本的概貌特征,高层字典原子主要揭示了故障的细节特征(冲击特征),且随着字典层数的增加,突变量等细节信息更为凸显。

由此可见,这种从由概貌到细节的层次化特征提取方式,符合人们的认知过程,具有较好的物理意义<sup>[14,15]</sup>。

## 4 结束语

为了解决轴承故障识别算法存在的特征提取与选择困难的问题,笔者提出了一种基于DDL方法的滚动轴承故障识别方法,即利用字典学习的稀疏性约束逐层学习轴承故障数据中的典型结构特征,再根据故障样本结构构造了深度故障字典,根据样本的重建误差确定了其故障类别;实验结果表明,基于DDL的故障识别方法具有较好的识别效果。

主要研究结论如下:

(1)深度字典学习模型逐层自动提取故障特征,所提取的故障特征具有较好的物理含义;其中,低层字典包含了故障的总体特征,高层字典揭示了故障的细节特征,在一定程度上解决了故障特征的可解释性问题;

(2)基于数据驱动的字典学习方法,能充分利用滚动轴承自身的海量故障数据提取故障特征,用于解决如轴承系统复杂故障识别等物理建模过程过于复杂的问题。

笔者所设置的轴承故障缺陷是参考大多数文献所使用的电火花刻蚀技术得到的,与实际轴承缺陷的表

现特征存在一定差别。因此,在后续的研究工作中,笔者拟将DDL模型方法应用于轴承全寿命周期故障信号,并进一步对DDL模型进行优化。

## 参考文献(References):

- [1] 刘畅,金京,王衍学.基于AFOA的降噪源分离在轴承复合故障诊断中的试验研究[J].机电工程,2021,38(6):681-688.
- [2] 陈志刚,赵杰,张楠,等.基于TET瞬态特征提取的滚动轴承早期故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(6):697-703,711.
- [3] 齐咏生,郭春雨,师芳,等.基于双结构深度学习的滚动轴承故障智能诊断[J].振动与冲击,2021,40(10):103-113.
- [4] 丁家满,吴晔辉,罗青波,等.基于深度森林的轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(12):107-113.
- [5] 王登峰,胡浩,吴建德.基于SAE与深度Q网络的旋转机械故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2021,4(4):40-44.
- [6] CHEN K, HU J, HU J. Detection and classification of transmission line faults based on unsupervised feature learning and convolutional sparse autoencoder[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 9(3):1748-1758.
- [7] SMITH E C, LEWICKI M S. Efficient auditory coding[J]. *Nature*, 2006, 439(7079):978-982.
- [8] TANG Hai-feng, CHEN Jin, DONG Guang-ming. Sparse representation based latent components analysis for machinery weak fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014(3), 373-388.
- [9] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11):4311-4322.
- [10] SAHOO S K, MAKUR A. Dictionary training for sparse representation as generalization of K-means clustering[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(6):587-590.
- [11] 陈保家,陈学力,沈保明,等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6):28-36.
- [12] 崔建国,李国庆,蒋丽英,等.基于深度自编码网络的航空发动机故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(1):85-89, 201-202.
- [13] 许爱华,杜洋,段玉波,等.基于C-GRU的电机轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021, 4(2):47-51.
- [14] 张俊鹏,杨志勃,陈雪峰,等.卷积神经网络在轴承故障诊断中的可解释性探讨[J]. 轴承, 2020(7):54-60.
- [15] 吴耀春,赵荣珍,靳伍银,等.利用DCNN融合多传感器特征的故障诊断方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(2):362-369, 416.

[编辑:雷敏]

本文引用格式:

余阿东. 基于深度字典学习的滚动轴承故障识别[J]. 机电工程, 2022, 39(2):231-237.

YU A-dong. Fault recognition of rolling bearing with deep dictionary learning[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(2):231-237.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>