

# CDBN-IKELM 的轴承变工况故障诊断方法\*

向玲<sup>1</sup>, 苏浩<sup>1</sup>, 胡爱军<sup>1</sup>, 杨鑫<sup>1,2</sup>, 徐进<sup>3</sup>, 王伟<sup>4</sup>

(1. 华北电力大学河北省电力机械装备健康维护与失效预防重点实验室 保定, 071003)

(2. 青岛绿色发展研究院有限公司 青岛, 266109)

(3. 鲁能集团有限公司 北京, 100020) (4. 国电南瑞南京控制系统有限公司 南京, 210061)

**摘要** 针对现有方法在轴承变工况方面存在的诊断精度低、人工提取特征不充分等问题, 提出了基于卷积深度置信网络(convolutional deep belief network, 简称 CDBN)与改进核极限学习机(improved Kernel-based extreme learning machine, 简称 IKELM)的滚动轴承故障智能识别方法。首先, 由卷积深度置信网络对原始信号内的故障特征进行深层自适应提取; 其次, 利用等距特征映射对提取的多维特征进行降维, 去除冗余特征信息; 然后, 采用改进的核极限学习机对特征进行分类, 使用粒子群(particle swarm optimization, 简称 PSO)对模型重要参数进行优化, 实现滚动轴承变工况下的故障识别; 最后, 将所提方法应用于不同工况下多种轴承故障的诊断。实验结果表明, 该方法能够智能有效地识别变工况的轴承故障, 诊断结果优于已有的智能故障诊断方法。

**关键词** 故障诊断; 轴承; 卷积深度置信网络; 核极限学习机; 变工况

**中图分类号** TH165+.3; TH133.3; TP206+.3

## 引言

轴承的健康状态直接影响整个机械设备系统的运行, 其严重受损时可能会引发重大的安全事故<sup>[1-2]</sup>。随着物联网时代的到来, 机械设备监测手段越来越先进, 多样化数据与日俱增<sup>[3-4]</sup>。利用机械设备轴承大数据充分挖掘有效信息进行故障诊断, 从而全面监测机械设备的运行状态已经成为研究热点。

近年来, 深度学习在机械设备故障诊断方面的应用越来越广泛。目前, 深度学习模型主要分为 3 种<sup>[5]</sup>: 深度自编码器(deep autoencoder, 简称 DAE), 深度置信网络(deep belief network, 简称 DBN), 卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)。Mao 等<sup>[6]</sup>利用判别正则器设计 DAE 的损失函数, 提高了模型的特征表示能力, 并通过两组轴承数据集验证了所提方法的有效性。李巍华等<sup>[7]</sup>采用 DBN 直接对轴承原始振动信号的分布式特征参数进行提取, 实验证明了所提方法的有效性。Shao 等<sup>[8]</sup>使用最大相关熵设计新的 DAE 损失函数, 提高了模型学习特征的能力, 在电力机车轴承故障诊断和齿轮箱故障诊断 2 个方面证实了方法的有效性。以上方法针对模型的特征学习能力做出了改进或加以利用, 提高了轴承故障诊断的精确度, 但是对深度学习模型提取出的高维特征数据没有深入分析利用。

流形学习能够发现数据固有的流形结构, 分析数据中的重要信息, 多应用于机械故障诊断方

面<sup>[9-12]</sup>。Wang 等<sup>[13]</sup>使用局部切空间排列(local tangent space alignment, 简称 LTSA)提取小波包变换(wavelet packet transform, 简称 WPT)分离出的高维波形特征空间的信息, 有效检测出微弱的轴承故障暂态信号。Feng 等<sup>[14]</sup>提出了多尺度形态流形方法, 通过 LTSA 对多尺度形态学转换方法得到的信号样本进行降维处理, 有效解决了轴承多类别故障的识别问题。Zhang 等<sup>[15]</sup>使用流形特征映射确定稀疏自编码的隐藏层单元数量和网络隐藏层数量, 避免了人工挑选神经网络参数的繁琐, 该方法在齿轮箱数据集上取得了较高的准确度, 试验证明了流形学习方法在提取特征方面的有效性。等距特征映射(isometric feature mapping, 简称 Isomap)是一种非线性流形学习方法, 能够对具有非线性结构的数据进行降维处理<sup>[16]</sup>。王振亚等<sup>[17]</sup>提出一种基于自适应自组织增量学习神经网络界标点的等距特征映射方法(adaptive self-organizing incremental neural network landmark Isomap, 简称 ASL-Isomap), 并成功应用于滚动轴承故障诊断, 取得了较好的效果。

笔者针对变工况的轴承故障, 提出了基于 CDBN 和 IKELM 的智能诊断方法。通过 CDBN 对原始信号内的故障特征进行深层自适应提取, 利用等距特征映射对提取的多维特征进行降维, 去除冗余特征信息, 以期提高诊断故障诊断精度。最后, 利用改进的 IKELM 进行分类, 实现滚动轴承变工况的多故障识别。

\* 国家自然科学基金资助项目(52075170, 52175092)

收稿日期: 2020-11-25; 修回日期: 2021-01-10

## 1 卷积深度置信网络

CDBN是一个无监督层次生成网络模型,可以自适应学习并能提取原始数据中有用的深层次特征信息,无需人工干涉。CDBN结合了CNN和DBN的优点,具有平移不变性、权重共享性和模型训练简单等优点<sup>[18]</sup>。类似于DBN,CDBN由多个卷积受限玻尔兹曼机(convolutional restricted Boltzmann machine,简称CRBM)组成,每一个CRBM是在RBM的基础上扩展而来,并使得所有位置的隐藏层与可见层之间的权重共享。

### 1.1 基础的卷积受限玻尔兹曼机

基础的CRBM由可见层 $V$ 和隐藏层 $H$ 组成,可见层由一个二值单元矩阵 $N_V \times N_V$ 组成。隐藏层由 $K$ 个组组成,每个组包含一个二值单元矩阵 $N_H \times N_H$ ,共计 $N_H^2 K$ 个隐藏单元。 $K$ 个组由一个 $N_W \times N_W$ ( $N_W = N_V - N_H + 1, W^1, W^2, \dots, W^K$ )的过滤器矩阵相关联,过滤器权值在组里面的所有隐藏层单元间共享。

CRBM的能量函数定义为

$$P(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = \frac{1}{Z} \exp(-E(\mathbf{v}, \mathbf{h})) \quad (1)$$

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = - \sum_{k=1}^K \sum_{i,j=1}^{N_H} \sum_{r,s=1}^{N_W} h_{ij}^k \omega_{rs}^k v_{i+r-1, j+s-1} - \sum_{k=1}^K b_k \sum_{i,j=1}^{N_H} h_{ij}^k - c \sum_{i,j=1}^{N_V} v_{i,j} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{v}$ 和 $\mathbf{h}$ 分别为可见层和隐藏层向量; $v_{ij}$ 为向量 $\mathbf{v}$ 的第 $i$ 行第 $j$ 列的元素; $h_{ij}^k$ 为第 $k$ 隐藏组的 $\mathbf{h}$ 向量的第 $i$ 行第 $j$ 列的元素; $\omega_{rs}^k$ 为第 $k$ 个过滤器的第 $i$ 行第 $j$ 列的元素; $b_k$ 为每一个隐藏层组的偏置值; $c$ 为可见层单元的共享偏置值。

基础的CRBM条件概率通过吉布斯采样定理计算,条件概率计算公式为

$$P(h_{i,j}^k = 1|\mathbf{v}) = \sigma((\tilde{W}^k * \mathbf{v})_{i,j} + b_k) \quad (3)$$

$$P(v_{i,j} = 1|\mathbf{h}) = \sigma\left(\sum_{k,i,j} (\mathbf{W}^k * \mathbf{h}^k)_{i,j} + c\right) \quad (4)$$

其中: $\sigma(x)$ 为sigmoid函数;\*表示卷积。

### 1.2 高斯可视单元的应用

基础的CDBN使用二值可视单元,不适用于真实值的振动信号数据。Shao等<sup>[19]</sup>提出了使用高斯可视单元进行改进的CDBN模型,可捕捉振动信号不同时间片段的局部特征。

CDBN能量函数定义为

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{N_V} v_{i,j}^2 - \sum_{k=1}^K \sum_{i,j=1}^{N_H} \sum_{r,s=1}^{N_W} h_{ij}^k \omega_{rs}^k v_{i+r-1, j+s-1} - \sum_{k=1}^K b_k \sum_{i,j=1}^{N_H} h_{ij}^k - c \sum_{i,j=1}^{N_V} v_{ij} \quad (5)$$

条件概率为

$$P(h_{i,j}^k = 1|\mathbf{v}) = \sigma((\tilde{W}^k * \mathbf{v})_{i,j} + b_k) \quad (6)$$

$$P(v_{i,j} = 1|\mathbf{h}) = N\left(\sum_{k,i,j} (\mathbf{W}^k * \mathbf{h}^k)_{i,j} + c, 1\right) \quad (7)$$

其中: $N(\mu, \sigma^2)$ 表示均值为 $\mu$ 、方差为 $\sigma^2$ 的正态分布。

CDBN模型结构如图1所示。该模型由多个3层网络构成:可见层 $V$ ,隐藏层 $H$ 和池化层 $P$ 。池化层可利用一个常量因子将隐藏层特征信息浓缩,更进一步缩减数据量,保持有用信息。池化层由 $K$ 个组组成,每个组的大小为 $N_P \times N_P$ 。将每一个隐藏层 $H^k$ 分割成若干个 $C \times C$ ( $C$ 是整数2或者3)的块,每一个块被连接到池化层 $P^k$ ( $N_P = N_H/C$ )的一个二值单元,完成隐藏层特征的池化。

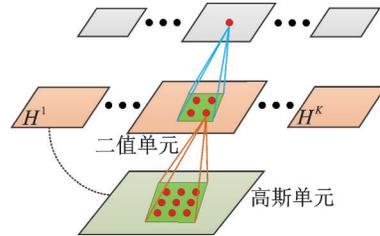


图1 CDBN模型结构

Fig.1 The structure of CDBN

## 2 等距特征映射

等距特征映射算法的执行可分为3步:

1) 利用基于欧几里得距离的流形 $M$ 确定输入空间中样本点之间的近邻点,选取每个样本点距离最近的 $K$ 个点,用边连接构建一个反映近邻关系的加权图 $G$ 。

2) 通过计算加权图 $G$ 上任意两点之间的最短路径 $d_G(i, j)$ 来逼近流形上的测地距离矩阵 $d_M(i, j)$ 。

3) 根据多维尺度(multidimensional scaling,简称MDS)算法根据图距离矩阵 $D_G$ 在一个 $d$ 维欧氏空间 $Y$ 中构建嵌入数据。在 $Y$ 中选择坐标向量 $\mathbf{y}_i$ 和 $\mathbf{y}_j$ 满足的目标条件为

$$\min \sum_{i,j} \left( D_G - \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 \right)^2 \quad (8)$$

其中: $\|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2$ 为 $Y$ 中坐标向量的欧几里得距离。

## 3 核极限学习机及其参数确定

核极限学习机(kernel extreme learning machine,简称KELM)是在极限学习机(extreme learning machine,简称ELM)的基础上进行加核改进,解决了ELM输入权重随机初始化和隐藏神经元数量难确定等问题<sup>[20]</sup>。KELM理论证明可参考文献[21],模型输出为

$$f(x) = h(x)H^T(I/C + HH^T)^{-1}T = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T (I/C + \Omega_{ELM})^{-1}T \quad (9)$$

在本研究中径向基函数(radial basis function, 简称RBF)作为核函数被采用,其定义为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|}{\gamma}\right) \quad (10)$$

其中: $\gamma$ 为核参数; $C$ 为惩罚因子。

$K(x_i, x_j)$ 是一个满足高斯分布的核函数,其输出 $f(x)$ 满足高斯分布。高斯分布的效果受核函数 $\gamma$ 的影响,为了使其分布更加平滑,分布具有最佳曲面特性,笔者使用移动最小二乘法(moving least squares,简称MLS)改进核函数 $K$ 。

MLS最初提出被引用到了表面形成的问题,随着发展改进,其具有了图像最佳拟合曲面的特性,能获得更好的平滑效果。在拟合区域的子域上,建立拟合函数。

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i(x) p_i(x) = \mathbf{p}^T(x) \mathbf{a}(x) \quad (11)$$

其中: $\mathbf{a}(x) = [a_1(x), a_2(x), \dots, a_m(x)]^T$ 为待求系数; $\mathbf{p}(x) = [p_1(x), p_2(x), \dots, p_m(x)]^T$ 为基函数; $m$ 为基函数的项数。

改进后的KELM加权离散范式为

$$J_{KELM} = \sum_{i=1}^n w(x - x_i) [f(x) - y_i]^2 = \sum_{i=1}^n w(x - x_i) [h(x)H^T - y_i]^2 \quad (12)$$

其中: $n$ 为影响区域内节点的数目; $w(x - x_i)$ 为节点 $x_i$ 的权函数。

求解式(12)得到拟合后的核函数,进而得到KELM改进后的输出。使用PSO选择改进后的KELM的参数( $C, \gamma$ ),PSO的适应度函数定义为

$$\text{fitness} = y_F / (y_T + y_F) \quad (13)$$

其中: $y_T$ 和 $y_F$ 分别为识别正确及错误的样本数量。

## 4 案例分析

### 4.1 案例1

为验证笔者所提方法的有效性,案例1使用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承数据进行分析<sup>[22]</sup>。电机驱动端使用型号为6205-2RS JEM SKF的深沟球轴承,使用电火花加工单点损伤,损伤直径分别为0.177 8, 0.355 6, 0.533 4和0.711 2 mm。数据采样频率为12 kHz,在实验分析中使用载荷分别为0 kW(转速为1 797 r/min), 0.735 kW(转速为1 772 r/min), 1.471 kW(转速为1 750 r/min),

2.206 kW(转速为1 730 r/min)条件下的轴承数据,每种载荷下构造包含9种故障类别的数据集,每种类别包含100个数据样本,每个样本包含1 024个数据点,共计900个样本。其中:0 kW为训练集;0.735, 1.471和2.206 kW为测试集。滚动轴承故障数据集样本如表1所示。

表1 不同转速下滚动轴承故障数据集样本

Tab.1 Sample status of rolling bearing fault data set under different rotation speeds

故障类别	损伤直径/ mm	训练集 样本	测试集 样本	标签
正常	—	100	100	1
内圈故障	0.177 8	100	100	2
内圈故障	0.355 6	100	100	3
内圈故障	0.533 4	100	100	4
内圈故障	0.711 2	100	100	5
滚动体故障	0.177 8	100	100	6
滚动体故障	0.355 6	100	100	7
滚动体故障	0.533 4	100	100	8
滚动体故障	0.711 2	100	100	9

基于CDBN的轴承故障诊断方法使用CDBN进行深层次特征提取,通过等距特征映射进行高维特征降维,利用PSO优化改进的KELM进行轴承故障的分类识别,CDBN-IKELM流程如图2所示。

根据流程图,设计了一个具有2层CRBM网络的CDBN模型。第1层CRBM由1层可见层、1层隐

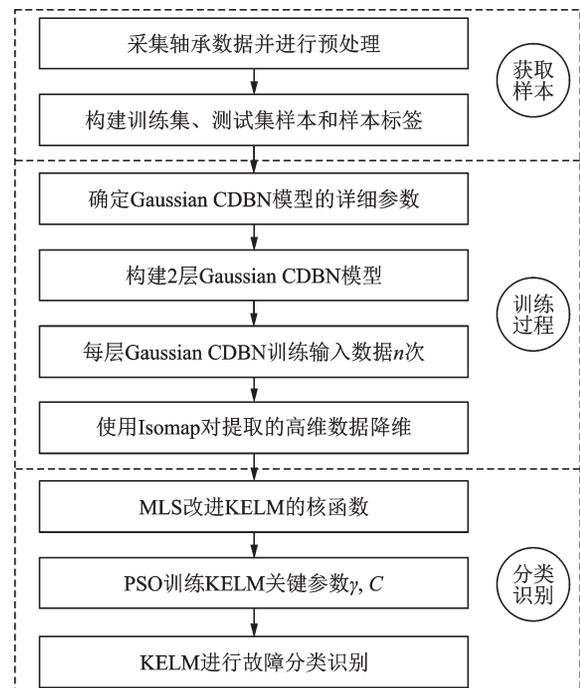


图2 CDBN-IKELM流程图

Fig.2 The flow chart of CDBN-IKELM

藏层和1层池化层构成。第2层CRBM由1层隐藏层和1层池化层构成。为使CDBN模型具有较高的识别精度,选取合适的参数十分重要。目前,大多数参数的选择尚未有成熟的理论支撑,因此根据前期神经网络设计经验将初始学习率 $\tau$ 设置为0.05,学习率下降因子为0.95,学习率上升因子为1.05,稀疏化参数 $\rho$ 为0.02,正则化参数 $\lambda$ 为0.05,迭代次数为12。CDBM模型参数如表2所示。

表2 CDBN模型参数

Tab.2 Parameters of CDBN

描述	参数
第1层可见层单元	32×32
第1层隐藏层单元	26×26
第1层隐藏层隐藏单元的数目	9
第1层过滤器	7×7
第2层隐藏层单元	13×13
第2层隐藏层隐藏单元的数目	16
第2层过滤器	5×5
池化层	2×2

使用构建的CDBN模型对训练集进行特征提取,利用训练集的参数提取测试集的特征,得到3组数据:0 kW和0.735 kW(记作E01),0 kW和1.471 kW(记作E02),0 kW和2.206 kW(记作E03)。等距特征映射能够发现数据中的非线性流形结构,采用等距特征映射对使用CDBN模型提取的3组高维数据进行降维处理,去除高维数据中的冗余信息,笔者将降维维数设置为3维。

将降维后的数据输入改进后的分类器KELM进行故障分类识别,使用PSO算法对重要参数( $C, \gamma$ )进行优化选择。图3为优化曲线。3组数据的最优组合参数如表3所示。图4为3组数据分类精确度条形图。可以看出,E01,E02和E03这3组数据均达到了100%的精确度,且每组内9种故障的识别精度均为100%,取得了良好效果。

为了进一步验证所提方法在故障分类识别方面的优越性能,将提出的方法分别与未经过改进的方法以及CNN进行对比。其中:CNN由1层输入层、2层卷积层、2层池化层和输出层共6层结构组成。参照文献[6],输入数据为32×32,卷积核为3×3,池化层为2×2,学习率为0.1,迭代次数为200。未经过改进的CDBN-KELM方法使用与笔者所提方法一致的故障诊断流程,但是不使用MLS改进KELM。为排除随机因素对实验结果的干扰,每种方法对应3组数据,分别取10次实验结果的平均值

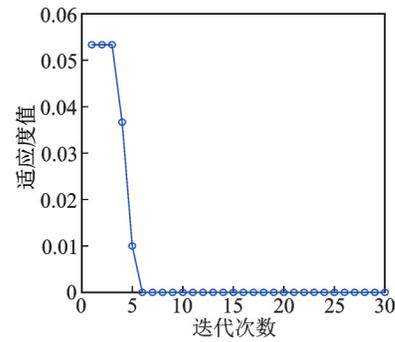


图3 PSO优化曲线

Fig.3 Optimization curve of PSO

表3 3组数据的最优组合参数

Tab.3 Optimal combination parameters of three groups data

参数	E01	E02	E03
$C$	118.587 8	107.569 5	71.870 3
$\gamma$	101.346 1	10	10

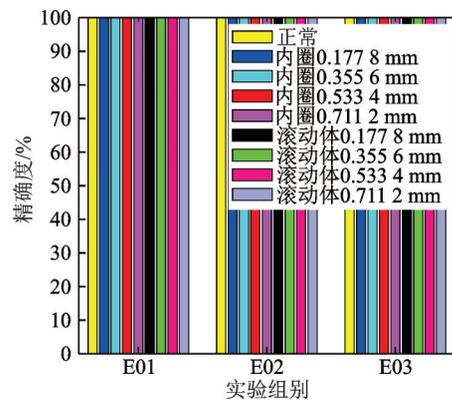


图4 3组数据分类精确度条形图

Fig.4 Classification accuracy bar charts of three groups data

作为最终的诊断结果。为了更加清晰地看出CDBN-IKELM在不同故障下的分类精确度,图5~7以E01为例来展示3种方法运行结果的混淆矩阵,并给出3种方法10次运行结果的标准差来评估其稳定性。

表4 3组数据测试精确度

Tab.4 Testing accuracy of three groups data %

方法	E01	E02	E03	平均
	精确度	精确度	精确度	精确度
CDBN-IKELM	100.00	100.00	100.00	100.00
CNN	90.34	87.03	82.16	86.51
CDBN-KELM	93.00	94.67	93.00	93.56

如表4所示,基于CDBN故障诊断方法的诊断准确率最高,其3组数据分别运行10次的平均准确度为100.00%。使用CDBN-KELM与

表 5 3组数据测试标准差

**Tab.5 Testing standard deviation of three groups data**

方法	标准差
CDBN-IKELM	0
CNN	0.952 5
CDBN-KELM	0

CDBN-IKELM 进行对比,其分类平均精确度为 93.56%,略逊于 CDBN-IKELM,证明了本研究方

法的有效性。使用 CNN 得到的平均准确度为 86.51%,逊于 CDBN-IKELM。表 5 为 3 组数据测试标准差。在稳定性方面,CDBN-IKELM 的标准差与 CDBN-KELM 的标准差都为 0,CNN 标准差为 0.9525,这说明 CDBN-IKELM 在变工况测试下具有较强的适应能力。以上分析结果充分验证了 CDBN-IKELM 在轴承故障诊断中的准确性和稳定性。

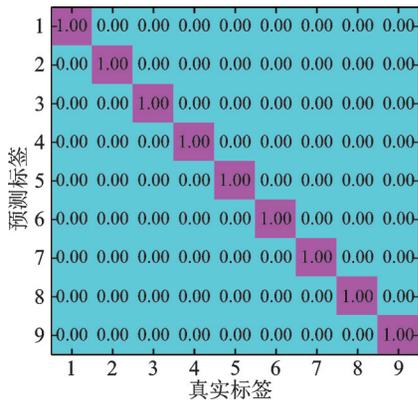


图 5 CDBN-IKELM 混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrix of proposed method

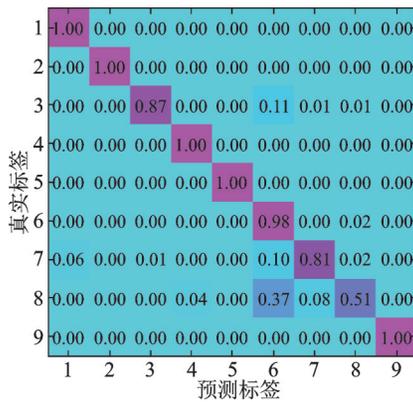


图 6 CNN 混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrix of CNN

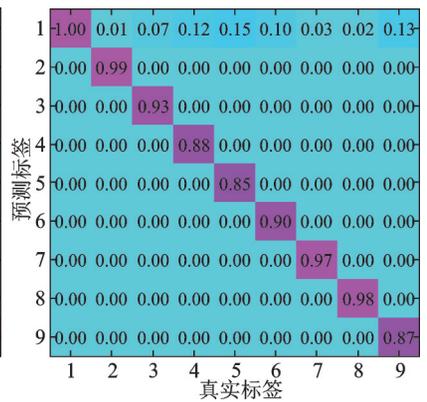


图 7 CDBN-KELM 混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix of CDBN-KELM

4.2 案例 2

建立如图 8 所示的轴承故障实验台。实验装置包括感应电动机、加速度计、测试轴承和加载模块。加速度计安装在支架上,用 12.8 kHz 的采样频率测量振动信号。如表 6 所示,不同类型的故障在大约 1 470 r/min 和 1 440 r/min 下产生 6 种轴承运行工况,数据集由正常、内圈和滚动体 3 种工况组成,每种工况下采集的每个样本包含 1 024 个采样点。图 9 为轴承内圈故障。图 10 为 6 种状况下的原始信号波形。

采用与案例 1 中相同的故障诊断流程和对比实验,同样使用未经过改进的方法和 CNN 与

表 6 滚动轴承故障数据集样本状况

**Tab.6 Sample status of rolling bearing fault data set**

故障类别	训练集样本	测试集样本	标签
正常	100	100	1
内圈	100	100	2
滚动体	100	100	3



图 9 轴承内圈故障

Fig.9 Inner race fault of bearing

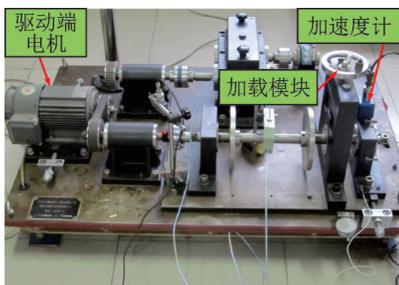


图 8 轴承故障实验台

Fig.8 Experiment setup of bearing fault

CDBN-IKELM 进行对比。轴承数据测试精确度如表 7 所示。其中,E01 表示 0 工况下的数据作为训练集、1 工况下的数据作为测试集。可以看出,CDBN-IKELM 的诊断精确度达到 99.67%,分别超过 CNN 14.34% 和 CDBN-KELM 方法 10.34%,基于 CDBN 网络模型的故障诊断方法表现出优越的性能。3 种方法测试的混淆矩阵如图 11~13 所示。

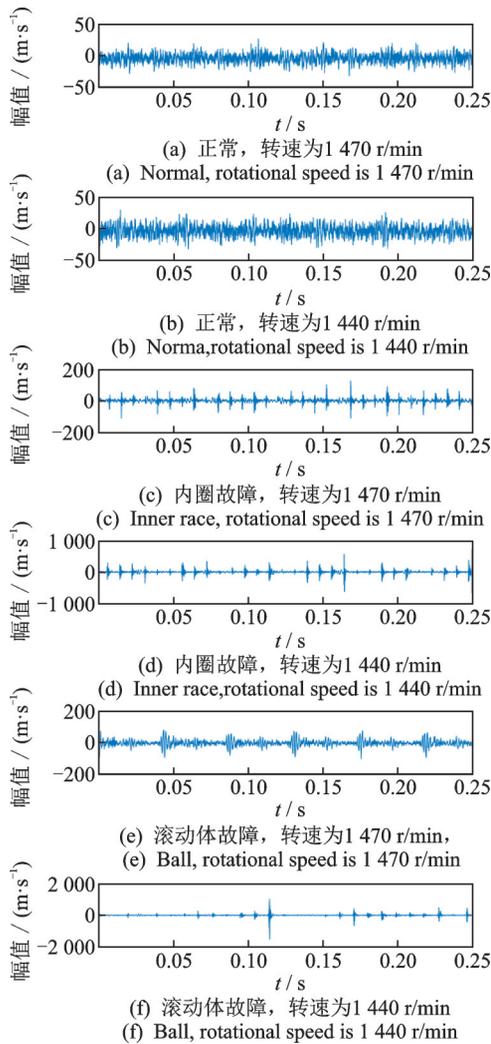


图10 6种状况下的原始信号波形

Fig.10 Waveform of vibration signal under six health conditions

表7 轴承数据测试精确度

Tab.7 Testing accuracy of bearing data %

方法	E01精确度
CDBN-IKELM	99.67
CNN	85.33
CDBN-KELM	89.33

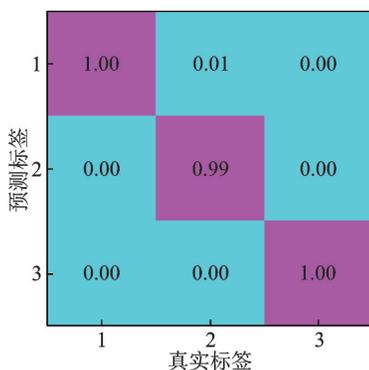


图11 CDBN-IKELM的混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix of CDBN-IKELM

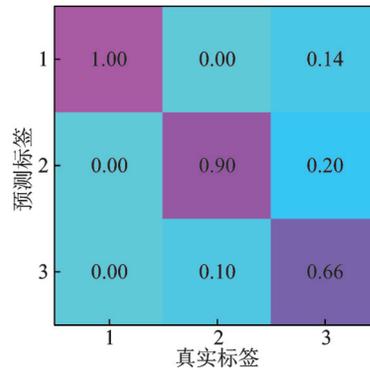


图12 CNN混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrix of CNN

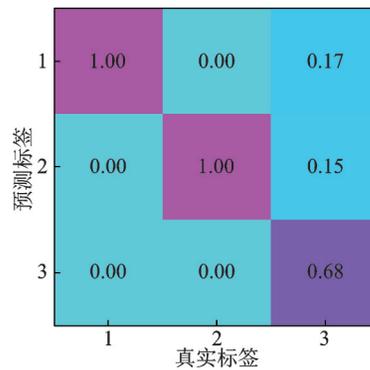


图13 CDBN-KELM混淆矩阵

Fig.13 Confusion matrix of CDBN-KELM

## 5 结束语

所建立的CDBN模型能够深入挖掘数据样本中的特征,获取更充分的特征参数,提高诊断精度。使用Isomap进行数据降维,能去除高维数据中的冗余信息,增强数据的有效性,提高分类器识别精度。提出的方法在诊断结果上优于未经改进的方法和CNN方法,在轴承变工况故障诊断方面有较强的适应能力。

## 参 考 文 献

[1] 赵小强,张青青.改进 Alexnet的滚动轴承变工况故障诊断方法[J].振动、测试与诊断,2020,40(3):472-480.  
ZHAO Xiaoqiang, ZHANG Qingqing. Improved Alexnet based fault diagnosis method for rolling bearing under variable conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(3):472-480. (in Chinese)

[2] 袁宪锋,颜子琛,周凤余,等.SSAE和IGWO-SVM的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2020,40(2):405-413.  
YUAN Xianfeng, YAN Zichen, ZHOU Fengyu, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on stacked sparse auto-encoding network and IGWO-SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2):

- 405-413.(in Chinese)
- [3] ZHAO R, YAN R Q, CHEN Z H, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 115:213-237.
- [4] 雷亚国,贾峰,周昕,等.基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J].*机械工程学报*,2015, 51(21): 49-56.  
LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(21):49-56. (in Chinese)
- [5] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138:106587.
- [6] MAO W T, FENG W S, LIU Y M, et al. A new deep auto-encoder method with fusing discriminant information for bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 150:107233.
- [7] 李巍华,单外平,曾雪琼.基于深度信念网络的轴承故障分类识别[J].*振动工程学报*,2016, 29(2):340-347.  
LI Weihua, SHAN Waiping, ZENG Xueqiong. Bearing fault identification based on deep belief network [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2016, 29 (2) : 340-347. (in Chinese)
- [8] SHAO H D, JIANG H K, ZHAO H W, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95:187-204.
- [9] LI X, YANG Y, HU N Q, et al. Discriminative manifold random vector functional link neural network for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 211:106507.
- [10] LI M, XU J W, YANG H J, et al. Multiple manifolds analysis and its application to fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23: 2500-2509.
- [11] JIANG Q S, JIA M P, HU J Z, et al. A scale independent flexible bearing health monitoring index based on time frequency manifold energy & entropy [J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(11): 114003.
- [12] JIANG L, XUAN J P, SHI T L. Feature extraction based on semi-supervised kernel Marginal Fisher analysis and its application in bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41: 113-126.
- [13] WANG Y, XU G H, LIANG L, et al. Detection of weak transient signals based on wavelet packet transform and manifold learning for rolling element bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015(54/55): 259-276.
- [14] FENG Y, LU B C, ZHANG D F. Multiscale morphological manifold for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2017, 231(19): 3516-3529.
- [15] ZHANG S H, WANG M, YANG F F, et al. Manifold sparse auto-encoder for machine fault diagnosis [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(15) : 8328-8335.
- [16] TENENBAUM J B, De SILVA V, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. *Science*, 2000, 290 (5500) : 2319-2323.
- [17] 王振亚,戚晓利,吴保林.基于ASL-Isomap流形学习的滚动轴承故障诊断方法[J].*噪声与振动控制*,2019, 39(2):167-174.  
WANG Zhenya, QI Xiaoli, WU Baolin. A rolling bearing fault diagnosis method based on ASL-Isomap manifold learning [J]. *Noise and Vibration Control*, 2019, 39(2): 167-174. (in Chinese)
- [18] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Electric locomotive bearing fault diagnosis using a novel convolutional deep belief network [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65 (3) : 2727-2736.
- [19] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100:743-765.
- [20] HUANG G B. An insight into extreme learning machines: random neurons, random features and kernels [J]. *Cognitive Computation*, 2014, 6 (3) : 376-390.
- [21] HUANG G B, ZHOU H M, DING X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B, Cybernetics*, 2012, 42(2) : 513-529.
- [22] The case western reserve university bearing data center. Bearing data center fault test data [EB/OL] (1998-10-04). <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>



**第一作者简介:**向玲,女,1971年4月生,博士、教授。主要研究方向为振动测试、状态监测与智能故障诊断。曾发表《基于SCADA数据的风电机组异常识别方法》(《太阳能学报》2020年第41卷第11期)等论文。  
E-mail: ncepuxl@163.com