

# 转子裂纹深度自适应预测与故障诊断\*

左刚奥, 包文杰, 陈志昊, 李富才

(上海交通大学机械与动力工程学院 上海, 200240)

**摘要** 针对传统的转子结构裂纹故障识别方法中特征提取困难、无法定量识别裂纹深度及受噪声污染严重的问题,提出了一种基于转子轴心轨迹的转子裂纹深度预测模型。该模型基于奇异值分解和卷积降噪自编码器(singular value decomposition-denoising convolutional autoencoder,简称SVD-DCAE),能够有效提取裂纹转子的故障特征并准确预测转子裂纹的扩展阶段。将裂纹转子的轴心轨迹作为模型的输入,分别使用仿真数据和实验数据训练和验证模型,并在仿真数据和实验数据中添加随机噪声模拟不同噪声环境。结果显示:所提出模型能够实现转子裂纹扩展程度的准确预测,在弱噪声环境中(信噪比为10 dB)裂纹深度预测准确率高于98%;具有较强的抗噪声能力和鲁棒性,在强噪声环境中(信噪比为-10 dB)预测准确率达到80%,远高于其他经典的卷积神经网络预测模型。

**关键词** 裂纹转子;裂纹深度预测;轴心轨迹;奇异值分解

**中图分类号** TH133.2

## 引言

转子是旋转机械中的重要组件之一,在高速旋转的工况下,容易出现裂纹故障。转子在运行过程中裂纹会逐渐扩展,减少转子的稳定性,严重情况下可能导致灾难性的后果<sup>[1]</sup>。因此,识别裂纹扩展程度是至关重要的。

目前,关于转子裂纹故障的研究主要集中在信号处理方面。王峥<sup>[2]</sup>发现转子裂纹会使转子频谱出现较多倍频成分,临界转速和倍频峰值的变化是诊断裂纹故障的有效特征。焦博隆等<sup>[3]</sup>利用变分模态分解方法,在处理后的频谱中识别粗转子裂纹的故障特征。这些诊断方法集中在单一通道信号中提取故障特征。转子的轴心轨迹是二维信号,包含更多的故障信息,是转子系统健康监测和故障诊断的有效方法。

轴心轨迹是转子旋转时绕转轴中心点振动的轨迹,其形态学变化包含了转子裂纹的故障特征。理想情况下,转子系统稳态时的轴心轨迹是接近圆形的椭圆,在故障状态下会出现香蕉型、花瓣型、8字型等不规则形状<sup>[4]</sup>。Guo等<sup>[5]</sup>发现裂纹转子在1/3和1/2临界转速附近轴心轨迹的内环形状和偏置方向会发生变化,偏置角度存在一定的规律。基于轴心轨迹提取裂纹故障特征的研究集中于识别轴心

迹形状或提取统计特征作为诊断依据,但这些方法需要手动选取故障特征,无法定量预测转子裂纹的扩展程度。

笔者提出一种基于奇异值分解和卷积降噪自编码器的转子裂纹深度识别模型。由于轴心轨迹易受噪声污染,该模型选择使用奇异值分解(singular value decomposition,简称SVD)方法来滤除噪声,奇异值分解是一种有效的信号降噪方法,已应用于多个工程领域。陈雪俊等<sup>[6]</sup>使用SVD和自适应互补集合经验模态分解相结合的组合降噪方法,有效滤除轴承振动信号中的噪声分量。为自适应地提取故障特征,使用卷积降噪自编码器(denoising convolutional autoencoder,简称DCAE)提取转子裂纹的故障特征,在输入数据无标签的情况下有效提取转子轴心轨迹的隐含特征,并预测转子裂纹的扩展程度,具有较强的抗噪能力和鲁棒性。

## 1 理论基础

### 1.1 奇异值分解降噪

离散时域信号中包含多个信号分量,噪声信号对应的奇异值一般较小,通过合理舍去较小的奇异值重构离散信号,能够有效滤除信号中的噪声成分。

SVD的具体过程如下:裂纹转子的轴心轨迹振

\* 国家自然科学基金资助项目(52175104);船舶动力基础科研计划资助项目(M-M0709)

收稿日期:2022-01-07;修回日期:2022-02-11

动位移信号为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 构造为 Hankel 矩阵。将 Hankel 矩阵设计为循环矩阵, 即

$$A_{N \times N} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_N \\ x_2 & x_3 & \dots & x_1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_N & x_1 & \dots & x_{N-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

构造的循环矩阵  $A \in R_r^{N \times N}$  为实矩阵, 其奇异值分解为

$$A = USV^T \quad (2)$$

其中:  $U = [u_1, u_2, \dots, u_N] \in R^{N \times N}$ ;  $V = [v_1, v_2, \dots, v_N] \in R^{N \times N}$ ;  $U$  和  $V$  均为正交矩阵;  $S$  为包含所有奇异值的对角阵,  $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r, 0, \dots, 0)$ 。

奇异值分解降噪方法的核心是确定奇异值的有效阶次。将奇异值依次相减得到奇异值差分谱

$$b_k = \sigma_k - \sigma_{k+1} \quad (k = 1, 2, \dots, r-1) \quad (3)$$

使用阈值系数方法自适应选取奇异值的个数<sup>[6]</sup>。令差分谱中的最大峰值为  $b_{\max}$ , 阈值系数为  $\omega$ , 则差分谱的阈值为  $b_c = \omega b_{\max}$ 。寻找奇异值差分谱中最后一个大于阈值  $b_c$  的奇异值位置, 设为  $\sigma_c$ , 仅保留  $\sigma_c$  之前的奇异值, 其余奇异值设为 0。

根据式(2)重构循环矩阵, 仅保留  $\sigma_c$  之前的奇异值, 即

$$\tilde{A} = USV^T = \sum_{k=1}^c \sigma_k u_k v_k^T \quad (4)$$

重构后的循环矩阵  $\tilde{A}$  的第 1 列元素即为经奇异差分谱理论降噪后的重构信号  $\tilde{X}$ 。

## 1.2 卷积降噪自编码器

降噪自编码网络由 Vincent 等<sup>[7]</sup>提出, 属于无监督学习或半监督学习的范畴, 比传统的自编码网络具有更强的鲁棒性。

简单的卷积降噪自编码器示意图如图 1 所示, 主要分为编码器和解码器 2 部分。输入数据为  $X$ , 按照一定的概率  $q_D$  将输入数据的某些节点设置为 0, 形成“破损”的输入数据  $\tilde{X}$ , 作为编码器的输入层。编码器和解码器中间的隐藏层即编码器提取的输入数据的隐含特征向量, 用  $X_h$  表示。编码器和解码器的数学表达式为

$$X_h^i = F_{\text{en}} = \sigma \left\{ \sum_{i=1}^N \hat{X} W_{\text{en}}^i + B_{\text{en}}^i \right\} \quad (5)$$

$$\tilde{X} = F_{\text{de}} = \sigma \left\{ \sum_{i=1}^N X_h^i W_{\text{de}}^i + B_{\text{de}}^i \right\} \quad (6)$$

其中:  $\hat{X}, \tilde{X}$  为自编码网络加噪破损后输入数据和输

出向量;  $X_h^i$  为第  $i$  个编码器卷积核提取的隐含特征向量;  $W_{\text{en}}^i, B_{\text{en}}^i, W_{\text{de}}^i, B_{\text{de}}^i$  为卷积核的权重和偏置;  $\sigma$  为非线性激活函数, 选择线性整流函数 (ReLU) 作为激活函数。

降噪自编码网络的目标是使用编码器和解码器重构输入数据。训练目标为优化重构损失, 即

$$L_{\text{DCAE}} = \sum_{i=1}^N (\tilde{X}_i - X_i)^2 / 2 \quad (7)$$

其中:  $N$  为输入样本的数量。

降噪自编码器从“破损”的数据中还原原始输入数据, 提取的特征向量具有更强的抗干扰能力和泛化能力<sup>[7]</sup>。在二维轴心轨迹数据的基础上, 能够滤除特殊的像素噪点, 使网络学习的故障特征具有更强的鲁棒性。

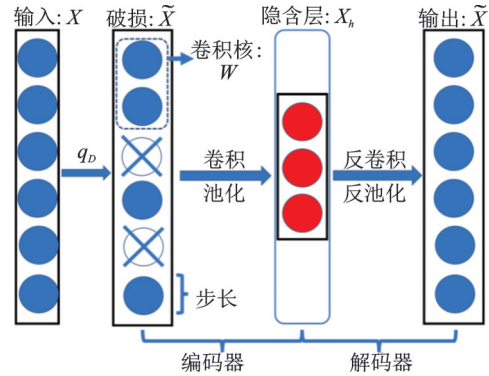


图1 卷积降噪自编码器示意图

Fig.1 Schematic diagram of DCAE

## 2 裂纹深度预测模型

图 2 为笔者提出的转子裂纹深度预测模型流程图。首先, 将转子裂纹处轴心的振动位移数据  $X, Y$  使用奇异值分解降噪, 得到降噪后的振动位移信号  $\tilde{X}, \tilde{Y}$ ; 其次, 将降噪后的位移信号绘制成轴心轨迹  $Z$ ; 最后, 将轴心轨迹作为卷积降噪自编码网络的输入, 输出为预测转子的裂纹深度。

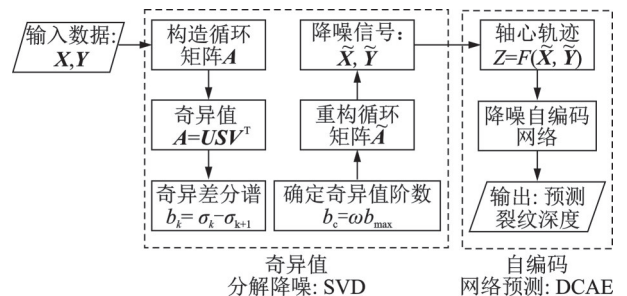


图2 转子裂纹深度预测模型流程图

Fig.2 Flow chart of crack depth prediction model

图3为DCAE网络结构,主要包含编码器、解码器和分类器3部分。其中:编码器包含3个卷积模块,破损的输入数据经过编码器后会提取出隐含特征向量;解码器包含3个反卷积模块,隐藏特征向量

经过该解码器后重构原始数据;分类器包括2个全连接层,分类器的全连接层引入Dropout机制,在数据量较小时有效防止过拟合,此处清零概率设置为0.2。卷积自编码网络参数如表1所示。

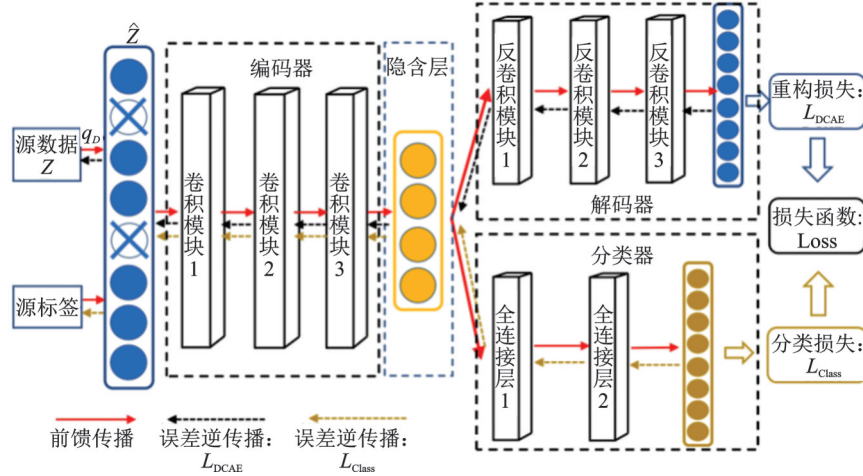


图3 DCAE网络结构

Fig.3 Network structure of proposed DCAE model

表1 卷积自编码网络参数

Tab.1 Detailed parameters of DCAE

类型	模块名称	核函数尺寸/通道数/ 步长/填充
卷积模块1	卷积ReLU	(3,3)/16/2/2
	最大池化归一化	(2,2)/16/2/0
卷积模块2	卷积ReLU	(3,3)/32/2/1
	最大池化归一化	(2,2)/32/2/0
卷积模块3	卷积ReLU	(3,3)/64/2/1
	最大池化归一化	(2,2)/64/2/0
全连接层1	全连接	节点数:100
反卷积模块1	反卷积ReLU归一化	(4,4)/32/4/0
反卷积模块2	反卷积ReLU归一化	(4,4)/16/4/0
反卷积模块3	反卷积ReLU归一化	(3,3)/3/4/1
全连接层2	全连接	节点数:5

训练需要优化的损失函数包含2部分:重构损失  $L_{DCAE}$  和分类交叉熵损失  $L_{Class}$ 。  $L_{Class}$  的表达式为

$$L_{Class} = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic}) \quad (8)$$

其中:  $y_{ic}$  为符号函数;样本  $i$  属于类别  $c$  时为1,其余为0;  $p_{ic}$  为样本  $i$  属于类别  $c$  时的概率。

总损失函数为

$$L = L_{Class} + \lambda L_{DCAE} \quad (9)$$

其中:  $\lambda$  为平衡重构损失和分类损失的超参数,设置为0.1。

### 3 仿真数据验证

#### 3.1 裂纹转子的动力学模型

具有横向裂纹故障的单圆盘 Jeffcott 转子模型及坐标系如图4所示。图中:  $xOy$  为固定坐标系;  $\xi O' \eta$  为随转子旋转的旋转坐标系;  $O'$  为转轴中心;  $\alpha$  为裂纹角度的一半;  $\beta$  为裂纹法向与重心之间的夹角;  $\theta$  为转子的自转角;  $\Phi$  为裂纹法向与转轴弯曲角度之间的夹角;  $\Psi$  为转轴的涡动角。各角度之间满足如下定量关系

$$\begin{cases} \theta = \omega t + \Phi_0 \\ \theta + \beta = \Phi + \Psi \end{cases} \quad (10)$$

以 Jeffcott 转子模型为基础,忽略陀螺力矩,转子系统的运动微分方程为

$$\begin{cases} m\ddot{x}_1 + c_1\dot{x}_1 + k_{xx}x_1 + k_{xy}y_1 = me\dot{r}^2 \cos r + mg \\ m\ddot{y}_1 + c_1\dot{y}_1 + k_{yx}x_1 + k_{yy}y_1 = me\dot{r}^2 \sin r \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $x_1$  和  $y_1$  为转子中心在固定坐标系中的坐标;  $e$  为偏心量;  $m$  为圆盘质量。

假设转子的裂纹类型为呼吸裂纹,刚度系数矩阵计算式<sup>[8]</sup>为

$$K = \begin{bmatrix} k_{xx} & k_{xy} \\ k_{yx} & k_{yy} \end{bmatrix} = k_0 - f(\Phi) \begin{bmatrix} \Delta k & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} R \quad (12)$$

其中:

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\Psi + \Phi)^2 & \cos(\Psi + \Phi) \sin(\Psi + \Phi) \\ \cos(\Psi + \Phi) \sin(\Psi + \Phi) & \sin(\Psi + \Phi)^2 \end{bmatrix}$$

$k_0$ 为无裂纹时转子的刚度; $\Delta k$ 为裂纹导致的转子的刚度变化量; $f(\Phi)$ 为裂纹开闭函数。

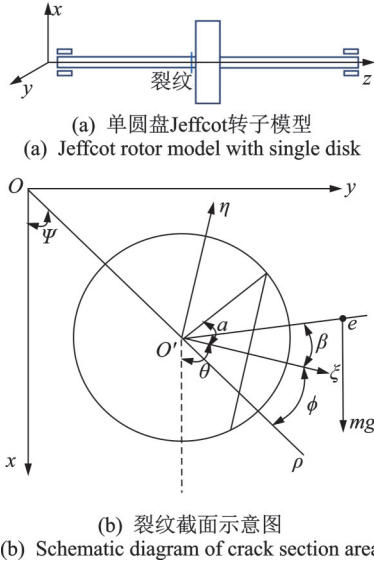


图4 转子模型及坐标系

在呼吸裂纹假设下,使用过渡型裂纹开闭函数,

$f(\Phi)$ 的计算式<sup>[9]</sup>为

$$f(\Phi) = \begin{cases} 1 & \left(-\frac{\pi}{2} + \alpha \leq \Phi < \frac{\pi}{2} - \alpha\right) \\ \frac{1}{2} \left(1 + \cos \frac{\Phi + \alpha - \frac{\pi}{2}}{2\alpha} \pi\right) & \left(\frac{\pi}{2} - \alpha \leq \Phi < \frac{\pi}{2} + \alpha\right) \\ 0 & \left(\frac{\pi}{2} + \alpha \leq \Phi < \frac{3\pi}{2} - \alpha\right) \\ \frac{1}{2} \left(1 + \cos \frac{\Phi - \alpha - \frac{3\pi}{2}}{2\alpha} \pi\right) & \left(\frac{3\pi}{2} - \alpha \leq \Phi < \frac{3\pi}{2} + \alpha\right) \end{cases} \quad (13)$$

裂纹深度用无量纲参数裂纹相对深度 $\bar{h} = h/D$ 表示,即裂纹绝对深度与转轴直径的比值。裂纹导致的刚度变化量与裂纹的相对深度的量化关系<sup>[10]</sup>为

$$\Delta k = \frac{48E D^4}{l^3 64} \left[ \frac{\pi}{2} - \arcsin(1 - 2\bar{h}) - 2(1 - 2\bar{h})(1 - 8\bar{h} + 8\bar{h}^2)\sqrt{\bar{h} - \bar{h}^2} \right] \quad (14)$$

其中: $\bar{h}$ 为裂纹的相对深度; $E$ 为弹性模量; $D$ 为转子直径; $l$ 为转子的长度。

使用四阶龙格-库塔法求解微分方程,计算转子的轴心坐标并绘制轴心轨迹图。设转子的相关参数

为: $m=10 \text{ kg}$ ,  $c=300 \text{ N}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ ,  $\omega=80 \text{ rad/s}$ ,  $k=2.5 \times 10^5 \text{ N/m}$ ,  $\Phi_0=0$ ,  $\beta=\pi/3$ 。不同裂纹深度下的转子仿真轴心轨迹如图5所示。裂纹深度为0时,轴心轨迹为近似圆形的椭圆。随着裂纹深度的增加,轴心轨迹逐渐变成花瓣状,偏置方向也逐渐改变。实际上,初始参数只影响特定裂纹深度时轴心轨迹的形态学特性,不同裂纹深度下轴心轨迹的形态学与初始参数无关。

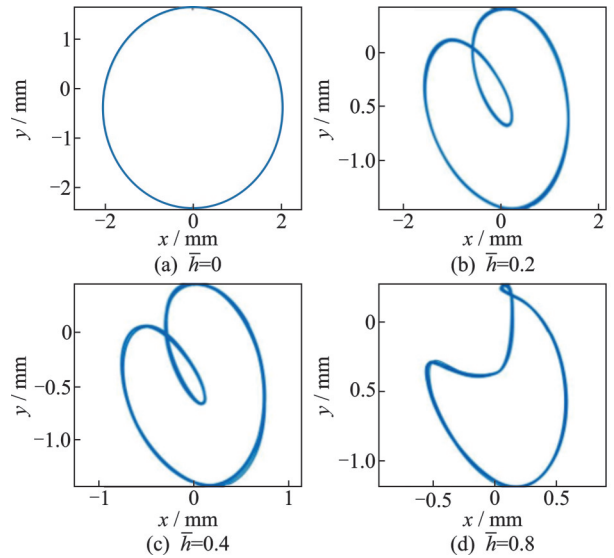


图5 不同裂纹深度下转子仿真轴心轨迹

图5中的轴心轨迹是在无噪声情况下的计算结果。为了模拟实际情况,在仿真数据中加入高斯白噪声。衡量噪声强度的指标为信噪比(signal-noise ratio,简称SNR),定义为

$$\text{SNR} = 10 \lg(P_s/P_n) \quad (15)$$

其中: $P_s$ 和 $P_n$ 分别为信号和噪声的有效功率。

### 3.2 仿真数据训练预测模型

通过仿真数据绘制裂纹转子轴心轨迹,训练网络模型SVD-DCAE进行裂纹深度的分类预测。将无裂纹作为裂纹扩展阶段1,裂纹相对深度与标签值的对应关系如表2所示。

计算轴心轨迹仿真数据,每10个周期绘制一张轴心轨迹图,作为一个训练样本,并根据裂纹相对深度确定该训练样本的标签。单个分类类别下绘制400个样本,总计2000个训练样本。其中:1200个样本作为训练集,400个样本用于验证集,400个样本作为测试集。

表2 裂纹相对深度与标签值的对应关系

Tab.2 Correspondence between relative crack depth and label value

裂纹扩展阶段	裂纹相对深度范围	标签值
阶段1	$\bar{h}=0$	1
阶段2	$\bar{h}\in(0,0.1]$	2
阶段3	$\bar{h}\in(0.1,0.3]$	3
阶段4	$\bar{h}\in(0.3,0.5]$	4
阶段5	$\bar{h}\in(0.5,0.9]$	5

网络训练的超参数设置如下:批次量设为50,模型训练迭代次数为60,学习率为0.01,每迭代20次学习率衰减为0.1。

表3 仿真数据训练下SVD-DCAE模型预测结果

Tab.3 Prediction accuracy of SVD-DCAE with simulation data

SNR/dB	预测准确率/%										平均值/%
无噪声	100.00	100.00	99.75	99.75	100.00	100.00	100.00	99.50	100.00	99.50	99.85
10	98.50	98.75	98.75	99.00	99.00	99.00	98.75	97.75	97.75	97.50	98.48
5	96.50	96.25	97.00	97.00	96.25	97.00	96.25	96.50	96.50	96.75	96.60
1	92.75	93.00	93.00	91.25	91.25	91.50	93.25	93.25	93.00	92.00	92.43
-1	92.75	93.25	92.00	93.00	92.25	91.50	93.00	92.25	91.75	93.75	92.55
-5	84.75	86.50	86.00	85.00	84.75	86.25	84.50	88.25	86.25	85.25	85.75
-10	81.00	80.25	81.00	76.25	81.00	80.75	81.00	80.00	78.50	80.75	80.05

使用其他经典的深度学习模型与所提出的SVD-DCAE模型的预测结果进行对比。经典的卷积神经网络包括DCAE<sup>[7]</sup>, Alexnet<sup>[11]</sup>, VGG-11<sup>[12]</sup>, VGG-16<sup>[12]</sup>和ResNet-18<sup>[13]</sup>等。所有模型的输入数据为转子轴心轨迹的仿真数据,并添加不同程度的白噪声。表4为仿真数据训练下不同模型预测结果。

表4 仿真数据训练下不同模型预测结果

Tab.4 Prediction accuracy of different models with simulation data

SNR/dB	SVD-DCAE	DCAE	Alexnet	VGG-11	VGG-16	ResNet-18
无噪声	99.85	99.75	99.63	99.58	99.50	98.67
10	98.48	97.20	97.92	96.00	96.08	93.17
5	96.60	92.70	91.69	92.31	92.25	87.33
1	92.43	87.05	85.60	84.83	84.75	83.33
-1	92.55	82.83	80.35	80.25	82.25	73.42
-5	85.75	75.15	71.20	73.63	70.58	61.25
-10	80.05	59.35	53.50	57.00	57.17	50.00

在训练过程中同时使用验证集数据进行交叉检验,将验证集上表现最好的模型作为最终模型,使用测试集测试模型的准确率。

在仿真数据中加入随机白噪声,信噪比分别为无噪声、10,5,1,-1,-5和-10 dB。表3为仿真数据训练下SVD-DCAE模型预测结果。可见,在噪声污染较小的情况下,笔者提出的裂纹深度预测模型具有较高的准确率,在噪声强度大于5 dB时,预测模型的准确率在96%以上。在更高强度噪声的污染下,转子结构的轴心轨迹形状会被噪声完全淹没,一定程度上降低裂纹深度预测模型的准确率。当信噪比减小到-10 dB时,SVD-DCAE模型的预测准确率下降到80%左右。

仿真数据下不同模型的裂纹深度预测准确率如图6所示。可以看出,当噪声强度较小时,不同的预测模型均可有效预测裂纹深度类别。例如:当信噪比为10 dB时,不同预测模型的准确率均达到95%以上;但当信噪比下降为-10 dB时,其他预测模型的准确率均明显下降,而SVD-DCAE模型的预测准确率仍达到了80%。可见,SVD-DCAE模型受

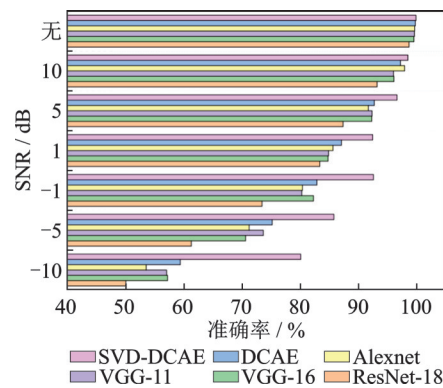


图6 仿真数据下不同模型的裂纹深度预测准确率

Fig.6 Prediction accuracy of different models with simulation data

噪声污染的影响较小,具有更强的抗噪能力和鲁棒性。

## 4 实验数据验证

### 4.1 裂纹转子试验台

裂纹转子试验台如图7所示。该试验台主要由控制台、磁粉制动器、轴承座、联轴器、伺服电机、圆盘和转子轴等组成。轴承座之间的轴上存在呼吸裂纹,位于轴承座中点处,圆盘位于裂纹旁侧。轴直径为30 cm,圆盘质量为9 kg。在裂纹位置处,放置2个相互垂直的位移传感器,分别位于竖直方向和水平方向,测量转子裂纹处的竖直位移和水平位移,记为 $x$ 和 $y$ 。

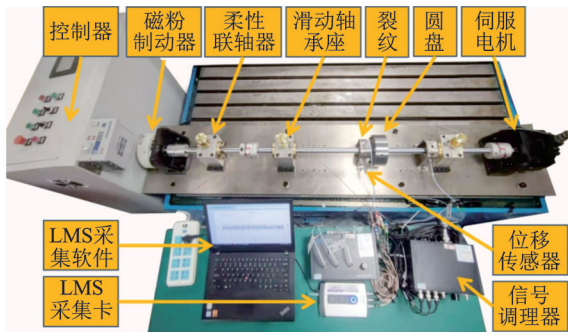


图7 裂纹转子试验台

Fig.7 Picture of rotor test rig

图8为转子裂纹示意图。图中仅展示了裂纹相对深度为0.5时的情形。实验时,裂纹的相对深度 $\bar{h}$ 分别为0,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5和0.6,其中,裂纹相对深度为0表示转子轴无裂纹。由于实验条件限制和安全性考虑,实验时裂纹深度最大取为0.6。

每种裂纹深度下采集转子裂纹处的水平和竖直位移信号,转子转速为800 r/min,采样频率为6 400 Hz,采样时间为90 s。

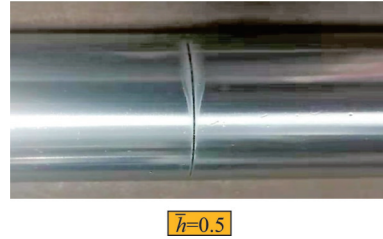


图8 转子裂纹示意图

Fig.8 Picture of rotor crack

### 4.2 实验验证与结果分析

实验采集得到不同裂纹深度时转子裂纹处的水平和竖直位移信号,根据图2所示的流程图生成训练样本。单个裂纹深度类别下准备200个样本,共1 000个样本,其中:600个样本用于训练,200个样本作为验证集,200个样本作为测试集。SVD-DCAE模型的结构参数与表1相同,网络训练的超参数与使用仿真数据训练模型时一致。

由于实验数据的噪声污染很小,故在采集的位移信号中加入不同大小的随机噪声,模拟不同噪声环境,信噪比分别为10,5,1,-1,-5和-10 dB。取每种噪声强度下10次训练结果的均值作为最终结果,实验数据训练下SVD-DCAE模型预测结果如表5所示。可以看出,SVD-DCAE可有效自动提取裂纹的故障特征并有效预测裂纹的扩展程度。当信噪比大于1 dB时,裂纹深度预测准确率在97%以上;在强噪声污染环境中,例如信噪比为-10 dB时,预测准确率仍达到了80%以上。

表5 实验数据训练下SVD-DCAE模型预测结果

Tab.5 Prediction accuracy of SVD-DCAE with experimental data

SNR/dB	预测准确率/%										平均值/%
无噪声	100.00	99.00	98.50	100.00	99.50	100.00	100.00	100.00	99.00	98.50	99.44
10	99.50	98.50	100.00	95.00	100.00	98.50	100.00	100.00	96.50	100.00	98.80
5	99.50	100.00	99.50	99.50	100.00	99.50	100.00	99.00	99.50	99.50	99.60
1	98.00	98.00	97.50	98.00	96.50	98.00	98.00	97.50	98.00	98.00	97.75
-1	93.00	93.00	93.00	92.50	93.00	94.00	93.50	94.50	94.00	93.00	93.35
-5	86.00	85.50	87.50	86.50	88.50	86.50	86.00	84.00	86.50	86.00	86.30
-10	82.50	85.50	83.50	82.50	83.50	82.00	82.50	84.00	80.00	83.50	82.95

使用实验数据训练DCAE,Alexnet,VGG-11,VGG-16和ResNet-18等经典模型,并与SVD-DCAE的预测结果进行对比。实验数据训练

下不同模型预测结果如表6所示。图9为实验数据下不同模型的裂纹深度预测准确率。可见,SVD-DCAE模型具有更强的抗噪能力,在强噪声环

境下相较于其他经典模型具有较大优势。当信噪比为-10 dB时,SVD-DCAE的预测准确率比其他经典模型高30%以上。

为直观显示SVD-DCAE模型提取裂纹故障特征的有效性,使用分布式随机邻域嵌入(T-distributed stochastic neighbor embedding,简称T-SNE)方法将不同预测模型提取的轴心轨迹故障特征进行可视化。T-SNE是一种高效的非线性可视化方法,将不同模型学习提取的隐含特征层分别使用T-SNE方法降至二维。

表6 实验数据训练下不同模型预测结果

**Tab.6 Prediction accuracy of different models with experimental data**

SNR/dB	SVD-DCAE	DCAE	Alexnet	VGG-11	VGG-16	ResNet-18
无噪声	99.44	99.75	99.25	99.00	99.67	99.83
10	98.80	89.60	93.30	91.95	95.33	80.00
5	99.60	88.90	87.90	88.90	87.83	73.50
1	97.75	84.10	82.30	83.70	84.33	68.33
-1	93.35	77.80	75.10	77.60	76.83	64.33
-5	86.30	64.50	45.40	55.70	54.67	45.33
-10	82.95	51.30	42.10	45.50	49.10	39.67

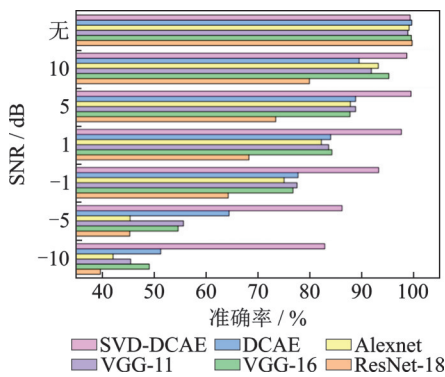


图9 实验数据下不同模型的裂纹深度预测准确率

Fig.9 Prediction accuracy of different models with experimental data

不同模型提取裂纹故障特征的T-SNE可视化结果如图10所示。图10展示了在强噪声环境SNR=-10 dB下的可视化结果,图中的横纵坐标均无实际物理意义,仅用于区分数据。可以看出,SVD-DCAE提取的故障特征能够在一定程度上将不同裂纹深度的轴心轨迹成功区分。其中,裂纹扩展阶段1~5情况下的转子轴心轨迹可以有效地被区分开,但裂纹扩展阶段3的数据与其他类别产生了混叠,原因是强噪声对振动信号模型产生较大影

响,不利于模型提取故障特征。其他模型不能将不同裂纹深度的轴心轨迹的隐含特征区分开,这也是在强噪声环境下预测准确率较低的原因。综上所述可知,二维可视化结果直观地显示了SVD-DCAE模型具有更强的故障特征提取能力和降噪能力。

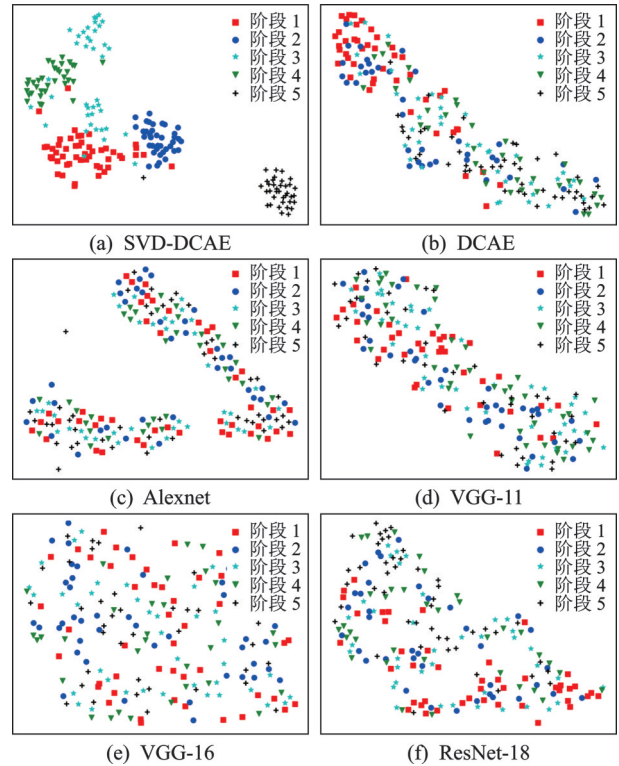


图10 不同模型提取裂纹故障特征的T-SNE可视化结果

Fig.10 T-SNE Visulation of extracted features of center orbit using different models

### 5 结 论

1) 裂纹转子的轴心轨迹包含反映裂纹的故障特征,故障特征的二维可视化结果显示SVD-DCAE模型可以有效地从转子的轴心轨迹中提取故障特征。

2) 使用裂纹转子轴心轨迹的仿真数据和实验数据分别训练SVD-DCAE模型。结果显示,SVD-DCAE模型可以有效预测裂纹的扩展阶段,在弱噪声环境下(信噪比为10 dB),仿真和实验数据的验证准确率均在98%以上。

3) 与其他经典卷积神经网络相比,SVD-DCAE模型具有较强的降噪能力和鲁棒性,在强噪声环境下,仿真和实验数据下的裂纹扩展程度预测准确率分别为80.05%和82.95%,远高于其他模型。

## 参 考 文 献

- [1] 姚莉, 南国防, 郭威, 等. 单跨双盘裂纹转子-轴承的动力学特性研究[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(5): 191-196.  
YAO Li, NAN Guofang, GUO Wei, et al. Dynamic study on a single-span double-disc rotor-bearing system with a crack[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(5): 191-196. (in Chinese)
- [2] 王峥. 呼吸裂纹转子动力学特性及裂纹诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [3] 焦博隆, 钟志贤, 刘翊馨, 等. 基于蝙蝠算法优化的变分模态分解的转子裂纹检测方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(6): 98-103, 124.  
JIAO Bolong, ZHONG Zhixian, LIU Yixin, et al. Rotor crack detection method based on variational mode decomposition based on optimization parameters of bat algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(6): 98-103, 124. (in Chinese)
- [4] 张景润, 李伟光, 李振, 等. 基于奇异值差分谱理论的大型转子轴心轨迹提纯[J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 199-205.  
ZHANG Jingrun, LI Weiguang, LI Zhen, et al. Purification for a large rotor axis's orbit based on the difference spectrum theory of singular value[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(4): 199-205. (in Chinese)
- [5] GUO C, YAN J, YANG W. Crack detection for a Jeffcott rotor with a transverse crack: an experimental investigation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 83: 260-271.
- [6] 陈雪俊, 贝绍轶, 李波, 等. 基于组合降噪的卷积神经网络轴承故障诊断方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(2): 96-104.  
CHEN Xuejun, BEI Shaoyi, LI Bo, et al. Fault diagnosis of bearing based on convolutional neural network with combined noise reduction[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(2): 96-104. (in Chinese)
- [7] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders [C] // Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. New York: Association for Computing Machinery, 2008: 1096-1103.
- [8] 向玲, 张悦. 基于轴心轨迹形态的转子裂纹故障分析[J]. 动力工程学报, 2018, 38(5): 380-385, 399.  
XIANG Ling, ZHANG Yue. Fault analysis of a cracked rotor based on morphological characteristics of axis orbits[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2018, 38(5): 380-385, 399. (in Chinese)
- [9] 高建民, 朱晓梅. 转轴上裂纹开闭模型的研究[J]. 应用力学学报, 1992(1): 108-112, 141.  
GAO Jianmin, ZHU Xiaomei. Study on the model of the shaft crack opening and closing[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 1992(1): 108-112, 141. (in Chinese)
- [10] 景蓓蓓. 基于微分的经验模态分解及其在多重转子故障分析中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [12] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. (2014-09-04) [2021-07-01]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [13] KAIMING H, XIANGYU Z, SHAOQING R, et al. Deep residual learning for image recognition [EB/OL]. (2015-12-10) [2020-11-01]. <https://arxiv.org/abs/1512.03385>.



**第一作者简介:**左刚奥,男,1998年11月生,硕士。主要研究方向为旋转机械智能故障诊断模型。

E-mail: zuoao1230@163.com

**通信作者简介:**李富才,男,1976年1月生,博士、教授。主要研究方向为结构健康检测、机械故障诊断以及振动分析与处理。

E-mail: fcli@sjtu.edu.cn