

文章编号:1674-7607(2023)01-0041-07

DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2023.01.006

# ResNet-LSTM 并行网络转子故障迁移诊断方法

向 玲<sup>1</sup>, 张兴宇<sup>1</sup>, 胡爱军<sup>1</sup>, 邴汉昆<sup>2</sup>, 杨 鑫<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学 机械工程系, 河北保定 071003; 2. 华电电力科学研究院有限公司, 杭州 310030)

**摘 要:** 为提高小样本下的转子故障识别精度, 提出了基于残差网络(ResNet)和长短期记忆网络(LSTM)的并行神经网络(RLPN)转子故障迁移诊断方法。首先, 使用卷积层和池化层作为模型的前置特征提取器, 提取信号的浅层特征; 然后, 利用 ResNet 模块提取转子信号的空间特征, 利用 LSTM 模块提取转子信号的时间特征; 最后将提取的时间和空间特征融合, 对转子的不同工况开展迁移学习, 以实现故障诊断。结果表明: 该方法能够提升故障的分类性能, 有效识别转子故障, 诊断结果优于已有的智能故障迁移诊断方法。

**关键词:** 故障诊断; 转子故障; 残差网络; 长短期记忆网络; 并行神经网络

中图分类号: TH165<sup>+</sup>.3

文献标志码: A

学科分类号: 460.99

## Rotor Fault Transferable Diagnosis Method for ResNet-LSTM Parallel Networks

XIANG Ling<sup>1</sup>, ZHANG Xingyu<sup>1</sup>, HU Aijun<sup>1</sup>, BING Hankun<sup>2</sup>, YANG Xin<sup>1</sup>

(1. Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University,  
Baoding 071003, Hebei Province, China; 2. Huadian Electric Power Research  
Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, China)

**Abstract:** In order to improve the rotor fault identification accuracy under small samples, a rotor fault transferable diagnosis method based on residual network(ResNet) and long short-term memory network(LSTM) was proposed. Firstly, the convolutional layer and pooling layer were used as pre-feature extractors to acquire shallow features of signals. Then the ResNet module was used to extract the spatial features of rotor signals, and the LSTM module was used to extract the temporal features of rotor signals. Finally, the time and space features extracted were fused, and the rotor fault diagnosis was achieved by transferring learning between different working conditions. Results show that this method can improve the performance of fault classification while effectively identify rotor faults, and the diagnosis results are better than the existing intelligent fault transferable diagnosis methods.

**Key words:** fault diagnosis; rotor fault; ResNet; LSTM; ResNet-LSTM parallel network

转子是旋转机械的核心组成部分, 在旋转机械中起着重要作用。在实际运行中, 转子常因设计、制

造、安装和运行条件等因素, 会产生各种故障, 影响机械设备正常工作<sup>[1]</sup>。随着科学技术的发展, 对机

收稿日期: 2021-11-02 修订日期: 2022-09-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52075170; 52175092)

作者简介: 向 玲(1971—), 女, 湖北随州人, 教授, 博士, 研究方向为电力装备状态监测与智能故障诊断。

电话(Tel.): 15032496266; E-mail: ncepuxl@163.com。

机械设备故障诊断的方法越来越先进<sup>[2]</sup>。充分挖掘转子设备中的有效信息,实现机械设备故障的智能诊断已成为研究热点。

近年来,借鉴深度学习在多个领域成功应用的经验,将深度学习应用到故障诊断领域,取得了不错的效果。Janssens 等<sup>[3]</sup>使用卷积神经网络(CNN)对齿轮箱中的轴承和齿轮故障进行分类,准确率提高了约 6%。Lu 等<sup>[4]</sup>使用堆叠降噪自编码(SDA)在噪声环境下准确地区分出旋转机械部件的状态。Yuan 等<sup>[5]</sup>使用循环神经网络(RNN)预测航空发电机的寿命。Zhu 等<sup>[6]</sup>结合对称点模式(SDP)图像和 CNN 诊断转子故障,准确率可达 96.5%。王新伟等<sup>[7]</sup>提出了基于 XGBoost 算法的汽轮机转子故障诊断模型,能够识别汽轮机的 9 种故障。为提高齿轮箱状态监测效率和准确性,刘旭斌等<sup>[8]</sup>提出了基于堆叠去噪自编码-长短期记忆网络(SDAE-LSTM)的故障监测模型,该模型能够及时发现齿轮箱异常。以上方法将深度学习算法引入故障诊断领域,提高了旋转机械故障诊断的准确率,但在实际运行中,很难收集到足够的数据,且将模型应用于新的诊断任务时,需要对整个模型进行再训练。

迁移学习是一种跨领域、跨任务的学习方法,能够利用已有知识解决不同问题<sup>[9]</sup>,已被引入智能故障诊断领域。Shao 等<sup>[10]</sup>基于迁移学习,利用预训练好的模型提取低层次特征,再使用时频图微调高层次网络,在小样本数据集上提升了齿轮和轴承的故障诊断准确率。Chen 等<sup>[11]</sup>提出暂态混沌神经网络(TCNN)迁移学习框架,在不同工况数据集下,使目标域上分类的平均准确率达到 99.03%。He 等<sup>[12]</sup>提出一种经过优化的深度传递自编码方法,利用源域足够的辅助数据对优化的深度自编码器进行预训练,并将参数传递至目标模型,在不同工况间的迁移准确率达到 93%。

针对转子系统实际故障样本少的情况,笔者提出了基于残差网络(ResNet)和长短期记忆网络(LSTM)的并行网络(RLPN)的转子故障迁移诊断方法,利用 ResNet-LSTM 并行网络能够同时提取时间和空间特征的优势,以及迁移学习对样本需求量较少的优势,解决了小样本下转子故障诊断问题。使用 ResNet 模块提取信号的空间特征,采用 LSTM 模块提取信号的时间特征,再将时间和空间特征进行特征融合,增强模型特征的表达能力。然后在源域中训练模型,再采用参数迁移的方法,在目标域中完成转子故障的分类,实现小样本下的转子多故障识别。

## 1 理论基础

### 1.1 迁移学习

迁移学习是从源域中学习知识并应用到目标域中,使目标域能够更好地完成故障诊断任务<sup>[13]</sup>。领域和任务是迁移学习的 2 个基本概念。领域  $D = \{\chi, P(X)\}$ ,其中  $X = \{x_1, \dots, x_n\} \subset \chi$ ,  $x_i$  表示源域的第  $i$  个样本,  $\chi$  代表源域的样本空间,  $P(X)$  表示  $\chi$  的边缘概率分布;任务  $T = \{\gamma, f(\cdot)\}$ ,定义  $Y = \{y_1, \dots, y_2\} \subset \gamma$ ,  $y_i$  表示目标域的第  $i$  个样本,  $\gamma$  代表目标域的样本空间,目标是学习预测函数  $f(\cdot): X \rightarrow Y$ 。

给定源域  $D_S$  和源任务  $T_S$ 、目标域  $D_T$  和任务  $T_T$ ,迁移学习是学习  $D_S$  和  $T_S$  的知识,在目标域  $D_T$  中提高任务  $T_T$  中的预测函数  $f(\cdot)$ 。

针对转子故障迁移诊断问题,将在 2 种不同工况下采集的数据设为源域和目标域,将源域中训练的模型参数向目标域迁移,借助源域和源任务知识,学习源域和标签之间的函数映射关系,再利用目标域中的少量有标签的样本微调优化模型,实现对目标域的故障识别。

### 1.2 残差网络

当采用深度学习进行网络训练时,随着网络层数的增加,网络在训练过程中会出现梯度消失和退化问题。He 等<sup>[14]</sup>在 2016 年提出了 ResNet,该网络具有极强的特征提取能力,解决了网络准确率随着网络层数增加而产生饱和甚至下降的问题,ResNet 模型结构如图 1 所示。

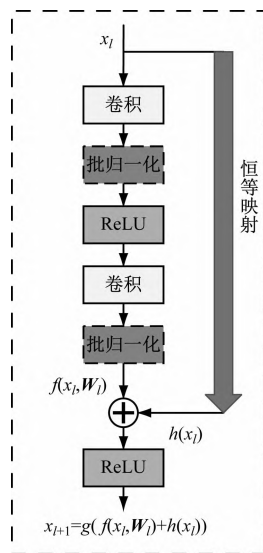


图 1 ResNet 模型结构

Fig. 1 Model structure of ResNet

残差单元的表达式为:

$$y_l = f(x_l, W_l) + h(x_l) \quad (1)$$

$$x_{l+1} = g(y_l) \quad (2)$$

式中:  $x_l$  为上一个模块的输入;  $W_l$  为卷积层的权重矩阵;  $f(x_l, W_l)$  为  $x_l$  经过 2 次卷积操作后的输出;  $h(x_l)$  为恒等映射函数, 目的是保证输入  $x_l$  与  $f(x_l, W_l)$  尺寸相同;  $y_l$  为未经过 ReLU 激活函数前的残差输出;  $g(y_l)$  为 ReLU 激活函数;  $x_{l+1}$  为  $y_l$  经过 ReLU 激活函数后的输出。

基于上式, 在  $h(x_l) = x_l$  时, 由浅层  $l$  到深层  $L$  的学习特征表达式为:

$$x_L = x_l + \sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, W_i) \quad (3)$$

利用链式求导法则可求得反向传播过程的梯度:

$$\frac{\partial L_{\text{loss}}}{\partial x_l} = \frac{\partial L_{\text{loss}}}{\partial x_L} \cdot \frac{\partial x_L}{\partial x_l} = \frac{\partial L_{\text{loss}}}{\partial x_L} \cdot \left(1 + \frac{\partial}{\partial x_l} \sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, W_i)\right) \quad (4)$$

式中:  $L_{\text{loss}}$  为交叉熵损失函数。

由式(4)可知, ResNet 在误差反向传播中, 可使梯度大于 0, 避免梯度消失。ResNet 模块的主要思路是引入跳跃连接, 在反向传播过程中, 可以通过跳跃连接将误差有效地传递给上一层, 避免普通卷积网络随着网络层数的增加而产生梯度消失的现象。

### 1.3 长短期记忆网络

在解决序列数据的依赖问题时采用循环神经网络(RNN)模型, 该模型具有保持短期记忆的能力。神经元不仅可以接受自身的的信息, 还可以接受其他神经元的的信息, 在故障诊断领域表现出极强的生命力。但对于传统的 RNN, 由于其内部 tanh 层的特点, 当序列数据较长时, 初始的记忆信息会消失, 存在梯度爆炸和消失问题, 很难保持长时间的记忆。

LSTM 模型是 RNN 模型的变体, 其引入了门控制机制, 以控制信息的累积速度, 可有效解决长期记忆的问题<sup>[15]</sup>。LSTM 模型结构如图 2 所示。

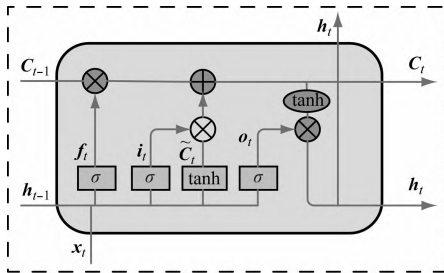


图 2 LSTM 模型结构

Fig. 2 Model structure of LSTM

LSTM 模型前向传播过程为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot x_t + R_f \cdot h_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot x_t + R_i \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (6)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot x_t + R_c \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (7)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (8)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot x_t + R_o \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (9)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (10)$$

式中:  $x_t$  为当前输入;  $h_{t-1}$  和  $h_t$  分别是上一个 LSTM 单元的输出和本单元输出;  $f_t$ 、 $i_t$  和  $o_t$  分别为遗忘门、输入门和输出门的输出;  $W$ 、 $R$  和  $b$  分别为输入权重矩阵、递归权重矩阵和偏置项;  $\tilde{C}_t$ 、 $C_t$  分别为候选状态和内部状态;  $\sigma$  为 sigmoid 函数;  $\odot$  为矩阵元素相乘; 下标 f、i、o 和 c 分别表示遗忘门、输入门、输出门和状态值计算的结果。

LSTM 用 3 个门动态控制内部状态, 以决定应该遗忘多少历史信息, 以便更好地提取序列信号中的时间特征。

## 2 RLPN 转子故障迁移诊断

### 2.1 模型结构

所提 RLPN 模型能够对一维时序信号数据进行时间特征和空间特征的提取, 更深层次地挖掘数据中的有效信息。模型由输入层、卷积层、池化层、LSTM 模块、ResNet 模块、全局池化层、特征融合层及分类输出层组成。模型结构及其内部传输方式如图 3 所示, 模型各个单元的参数见表 1。

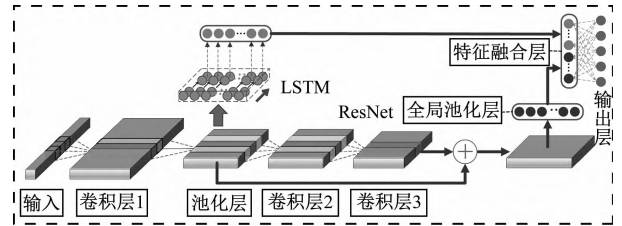


图 3 RLPN 结构图

Fig. 3 Structure of RLPN

### 2.2 预故障识别流程

RLPN 故障迁移诊断模型的整体流程图如图 4 所示, 通过迁移学习方法对故障数据分类, 得到最终的识别结果。

由图 4 可知, RLPN 迁移诊断的具体流程如下:

(1) 获取不同工况下的转子振动数据, 将其划分为有标签的源域和带有少量标签的目标域, 并将数据标准化, 每 1 024 个点划分为 1 个小样本。

(2) 构建 RLPN 网络模型, 将源域数据输入网络模型, 采用交叉熵损失函数和反向传播算法对网络参数进行更新训练。

表 1 模型参数表  
Tab. 1 Model parameters

网络层	参数设置	输入尺寸	输出尺寸
卷积层 1	核大小 3,核个数 64,步长 1,填充方式 same,激活函数 ReLU	(1 024,1)	(1 024,64)
池化层	核大小 2,步长 2,填充方式 same	(1 024,64)	(512,64)
卷积层 2	核大小 3,核个数 64,步长 1,填充方式 same,激活函数 ReLU	(512,64)	(512,64)
卷积层 3	核大小 3,核个数 64,步长 1,填充方式 same,激活函数 ReLU	(512,64)	(512,64)
激活层	激活函数 ReLU	(512,64), (512,64)	(512,64)
全局池化层	无	(512,64)	(64)
LSTM 层	神经元数 64	(512,64)	(64)
特征融合层	无	(64),(64)	(128)
分类输出层	激活函数 softmax	(128)	(5)

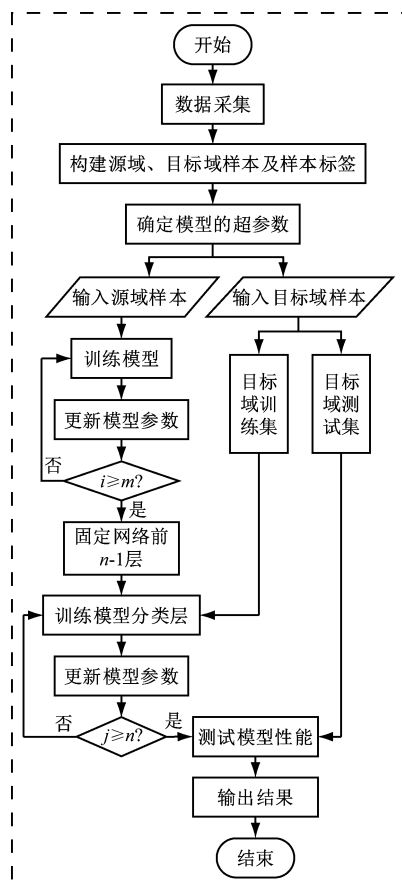


图 4 RLPN 迁移诊断的流程  
Fig. 4 Flow chart of RLPN method

(3) 训练完毕后,将网络结构和网络参数迁移到目标域,将目标域带有少量标签的数据作为目标域训练集输入网络模型,固定除分类层外的所有层,对分类层参数进行参数的重新训练与微调。

(4) 模型重新训练完毕后,将无标签的源域数据作为目标域的测试集输入模型完成故障分类,得到最终的识别结果。

### 3 实验分析

#### 3.1 实验数据集

选用图 5 所示的 Bently 转子实验台开展转子故障实验,分析 RLPN 转子故障迁移诊断方法。该装置由电机、转轴、传感器、滑动轴承、预加载架和转速调节器组成,使用传感器采集振动幅值数据。

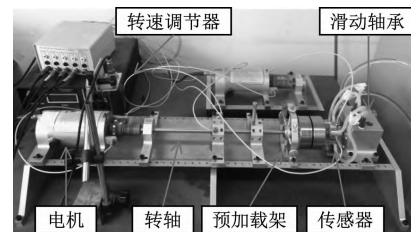


图 5 转子故障模拟实验台  
Fig. 5 Experimental setup of rotor fault

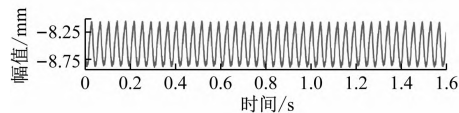
分别采集 1 500 r/min(工况 A)、1 600 r/min(工况 B)、1 700 r/min(工况 C)和 2 000 r/min(工况 D)这 4 个工况下的正常、轻度碰摩故障、重度碰摩故障、1 mm 裂纹故障和 3 mm 裂纹故障共 20 类状态数据。深度学习模型拥有强大的学习能力,能够自适应提取信号特征,采样频率只需满足采样定理即可,因此统一取采样频率为 5.12 kHz。每类数据包含 72 个样本,其中训练集和测试集按照 2:8 的比例划分,分别是 14 个样本和 58 个样本,每个样本包含 1 024 个数据点,可得源域和目标域各包含  $5 \times 72 \times 1\,024 = 368\,640$  个数据点。最后,将 4 个工况划分为 4 个迁移任务,即 T1、T2、T3 和 T4,见表 2。

转子在 B 工况下的原始信号波形如图 6 所示,由图 6 可知,仅依据时域数据很难通过人工完成故障诊断。

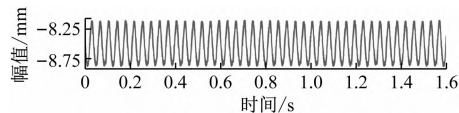
表2 转子故障诊断任务描述表

Tab. 2 Rotor fault diagnosis task description table

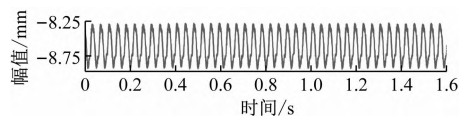
迁移任务	源域	目标域
T1	A	B
T2	A	C
T3	C	D
T4	D	A



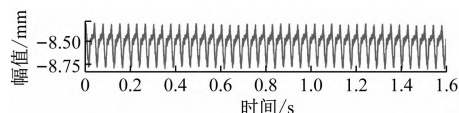
(a) 正常



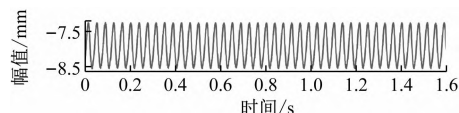
(b) 轻度碰摩



(c) 重度碰摩



(d) 1 mm 裂纹



(e) 3 mm 裂纹

图6 B工况振动信号波形图

Fig. 6 Waveform of vibration signal at condition B

### 3.2 实验流程与结果分析

为了验证 RLPN 转子故障迁移诊断方法的创新性和有效性,在相同的数据集上使用 ResNet-LSTM 串行网络模型(模型 1)、LSTM 模型(模型 2)、CNN 模型(模型 3)、CNN-LSTM 并行网络模型(模型 4)、本文所提模型(模型 5),开展转子故障迁移诊断对比实验。

根据以往设计经验确定模型的超参数,为保证对比实验的一致性,训练均采用 Adam 优化器,迭代次数为 1 500。针对较重要的超参数,使用网格搜索法确定,学习率的搜索范围为 $[0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001]$ ,批处理大小的搜索范围为 $[16, 32]$ 。最终确定模型超参数见表 3。

采用迁移准确率作为上述 5 种模型的迁移诊断结果判断指标,如表 4 和图 7 所示。由表 4 和图 7 可知,平均准确率最低的是 LSTM 模型,为

表3 转子故障诊断超参数

Tab. 3 The list of rotor fault diagnosis hyperparameter

模型	领域	学习率	批量处理大小
1	源域	0.000 1	32
	目标域	0.01	16
2	源域	0.001	32
	目标域	0.01	16
3	源域	0.000 1	32
	目标域	0.01	16
4	源域	0.000 1	32
	目标域	0.01	16
5	源域	0.000 1	32
	目标域	0.01	16

表4 转子实验迁移诊断结果

Tab. 4 Experiment transfer diagnostic results of the rotor

模型	迁移准确率/%				
	T1	T2	T3	T4	平均值
1	83.45	85.52	95.52	99.66	91.04
2	94.82	84.82	70.69	99.31	87.41
3	94.48	96.21	94.83	98.62	96.03
4	93.10	96.21	98.62	100.00	96.98
5	100.00	99.65	99.66	100.00	99.83

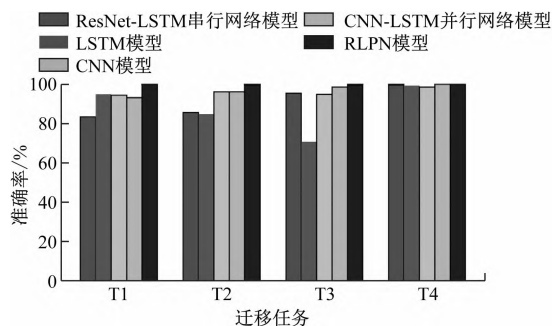


图7 转子实验迁移诊断结果

Fig. 7 Diagram of experiment transfer diagnostic results of the rotor

87.41%,且在 T3 任务上的准确率仅为 70.69%,说明 LSTM 在迁移诊断中的稳定性较差,诊断效果一般。CNN-LSTM 并行网络模型的平均准确率达到 96.98%,高于 LSTM 模型和 CNN 模型,论证了采用并行网络拥有更好的特征提取能力。本文的 RLPN 模型是 CNN-LSTM 并行网络模型,其中的 CNN 模块被 ResNet 模块替换,其平均准确率可达 99.83%,高于其他 4 种模型,实现了对转子 5 种不同状态的精准分类。

以 T1 任务为例,5 种模型的准确率曲线如图 8 所示。由图 8 可知,经过约 600 次迭代后,RLPN 模

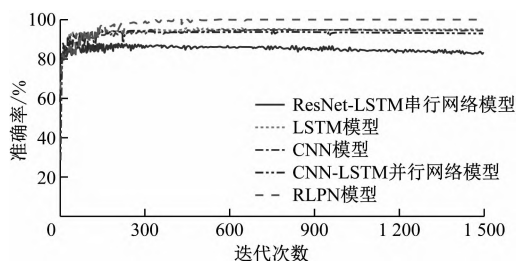


图 8 不同模型准确率曲线

Fig. 8 Accuracy curves of different models

型的准确率达到 100%，且趋于稳定，高于其他 4 个模型，表明该模型训练效果良好。

为了更清晰地说明模型对测试集的识别效果，采用混淆矩阵展示模型在 T1 任务上的诊断结果，如图 9 所示。由图 9 可知，5 种模型迁移诊断均能准确识别转子 1 mm 的裂纹。其中，ResNet-LSTM 串行网络模型对正常和轻度碰摩 2 种健康状况的识别无效；LSTM 模型能够有效识别 2 种裂纹状态，对正常、轻度碰摩和重度碰摩 3 种状态的识别准确

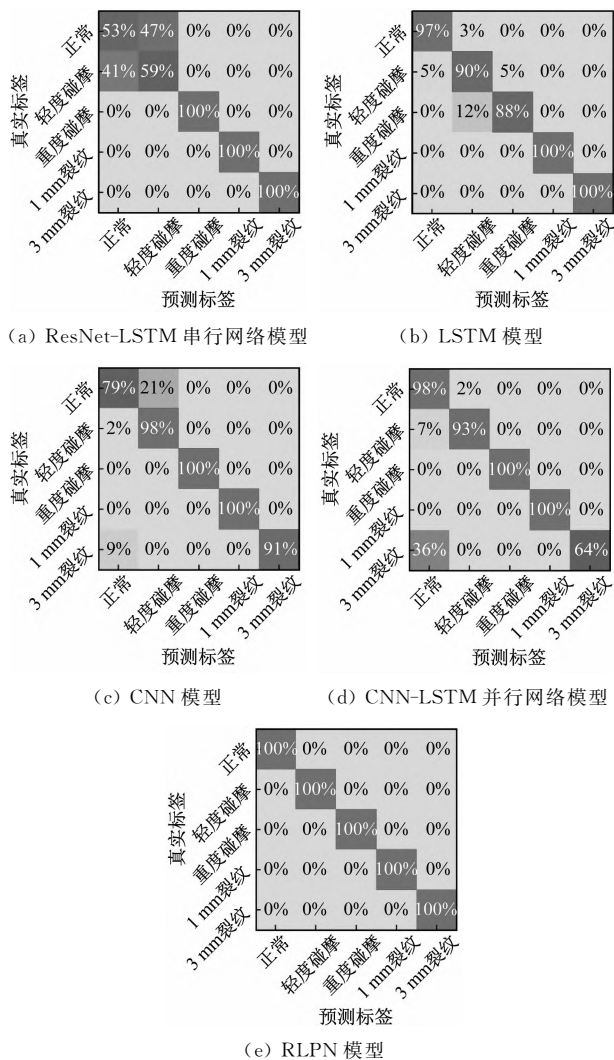


图 9 迁移诊断结果的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrices of diagnosis results

率可达 88% 及以上；CNN 模型能够有效识别重度碰摩和 1 mm 的裂纹，而对正常状态的识别准确率仅为 79%；CNN-LSTM 并行网络模型难以识别 3 mm 的裂纹，其准确率仅为 64%，对其他 4 种状态的识别准确率可达 93% 以上；只有 RLPN 模型能精准识别 5 种状态，识别准确率高达 100%。综上所述，RLPN 模型可以从原始振动信号中提取出充足的特征，从而实现精确的故障识别任务。

为直观分析 RLPN 模型在转子故障迁移诊断中的有效性，采用  $t$  分布随机邻域嵌入 ( $t$ -SNE) 算法对 T1 任务原始数据和模型提取的特征 (分类层的输出) 降维至二维平面，并以散点图进行可视化处理，如图 10 所示。

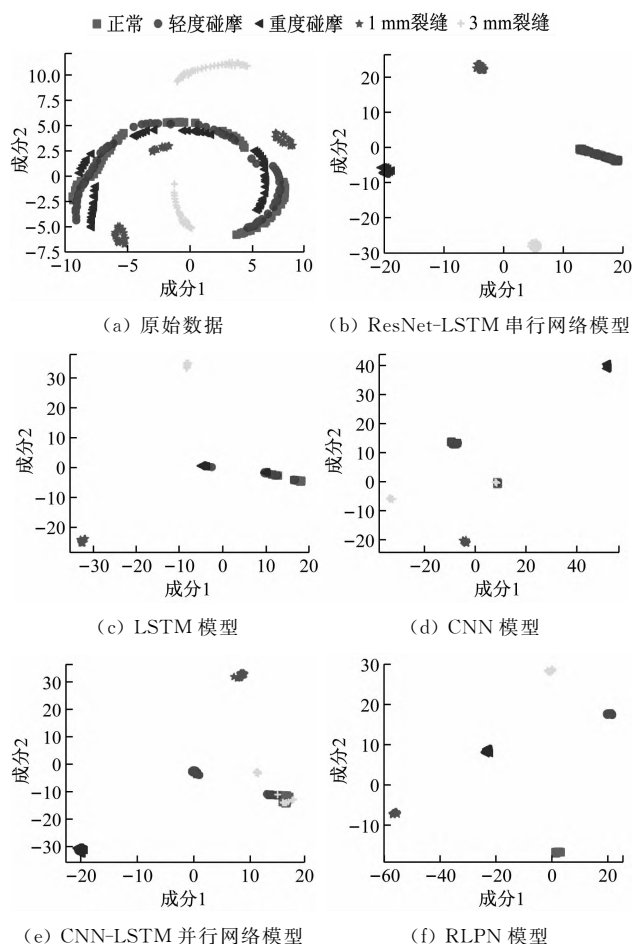


图 10 诊断结果可视化

Fig. 10 Visualization of diagnosis results

由图 10(a) 可知，原始数据类间距小，所有类型混杂在一起，无法准确分类。图 10(b) 中正常和轻度碰摩 2 种健康状况基本重合，同样无法准确识别。图 10(c)、图 10(d) 和图 10(e) 中，有少量类别重合在一起，只能识别部分故障。图 10(f) 中 5 种类别类间距大，所提方法能够有效提取信号中的显性可分辨特征，准确地识别故障，充分验证了 RLPN 模型在

迁移学习转子故障诊断中的优越性。

## 4 结 论

(1) 基于RLPN模型的迁移诊断方法能够深入挖掘转子数据样本中的时空特征,获取更充分的特征参数,实现小样本下的转子故障迁移诊断,为转子智能故障诊断提供了新的方法。

(2) 基于RLPN模型的迁移诊断方法平均准确率达到99.83%,优于CNN-LSTM并行网络模型,更高于只提取信号空间特征的CNN模型、只提取信号时间特征的LSTM模型,以及ResNet模块与LSTM模块级联的ResNet-LSTM模型。

### 参考文献:

- [1] 艾延廷,费成巍,王志. 基于改进模糊SVM的转子振动故障诊断技术[J]. 航空动力学报, 2011, 26(5): 1118-1123.  
AI Yanting, FEI Chengwei, WANG Zhi. Technique for diagnosing fault of rotor vibration based on improved fuzzy SVM[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2011, 26(5): 1118-1123.
- [2] ZHAO Rui, YAN Ruqiang, CHEN Zhenghua, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 115: 213-237.
- [3] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 377: 331-345.
- [4] LU Chen, WANG Zhenya, QIN Weili, et al. Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked denoising autoencoder-based health state identification[J]. *Signal Processing*, 2017, 130: 377-388.
- [5] YUAN Mei, WU Yuting, LIN Li. Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network[C]//2016 IEEE International Conference on Aircraft Utility Systems. Beijing: IEEE, 2016: 135-140.
- [6] ZHU Xiaoxun, HOU Dongnan, ZHOU Pei, et al. Rotor fault diagnosis using a convolutional neural network with symmetrized dot pattern images[J]. *Measurement*, 2019, 138: 526-535.
- [7] 王新伟,钱虹,冷述文,等. 基于XGBoost算法的汽轮机转子故障原因定位方法[J]. 动力工程学报, 2021, 41(6): 460-467.  
WANG Xinwei, QIAN Hong, LENG Shuwen, et al. Fault location of steam turbine rotor based on XGBoost algorithm[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2021, 41(6): 460-467.
- [8] 刘旭斌,郭鹏,林峰. 基于深度学习与SPRT的风电机组齿轮箱轴承状态监测[J]. 动力工程学报, 2020, 40(11): 889-896.  
LIU Xubin, GUO Peng, LIN Feng. Condition monitoring of wind turbine gearbox bearings based on deep learning and SPRT[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2020, 40(11): 889-896.
- [9] 陈超,沈飞,严如强. 改进LSSVM迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 33-40.  
CHEN Chao, SHEN Fei, YAN Ruqiang. Enhanced least squares support vector machine-based transfer learning strategy for bearing fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(1): 33-40.
- [10] SHAO Siyu, MCALEER S, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [11] CHEN Zhuyun, GRYLLIAS K, LI Weihua. Intelligent fault diagnosis for rotary machinery using transferable convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 339-349.
- [12] HE Zhiyi, SHAO Haidong, ZHANG Xiaoyang, et al. Improved deep transfer auto-encoder for fault diagnosis of gearbox under variable working conditions with small training samples[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 115368-115377.
- [13] 吴静然,刘建华,崔冉. 子域适应无监督轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(15): 34-40.  
WU Jingran, LIU Jianhua, CUI Ran. Sub-domain adaptive unsupervised bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(15): 34-40.
- [14] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [15] 杨丽,吴雨茜,王俊丽,等. 循环神经网络研究综述[J]. 计算机应用, 2018, 38(增刊2): 1-6, 26.  
YANG Li, WU Yuqian, WANG Junli, et al. Research on recurrent neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(Sup2): 1-6, 26.