

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407904

机理模型与数据驱动融合的液压泵变载荷 工况故障诊断方法*

周靖南 唐宏宾 任广安 梁翊骁

(长沙理工大学汽车与机械工程学院 长沙 410004)

摘要:由于工作环境恶劣、工况复杂多变,液压泵常处于变载荷的工作状态,给其状态监测及故障诊断带来了严峻挑战。然而现有的基于模型的方法和数据驱动方法在故障诊断上均有一定的局限性,故提出了一种机理模型与数据驱动融合的故障诊断方法。首先构建液压泵虚拟样机模型并模拟不同负载下的故障,获取仿真压力信号;然后对液压泵进行故障实验,采集与仿真信号相对应的负载和故障状态的实验压力信号;随后,根据提出的方差权值融合方法计算仿真和实验数据方差,将通过方差计算出的最优权值对仿真和实验数据进行融合;最后将获得的融合数据输入首层宽卷积深度神经网络(WDCNN)进行单一负载和混合负载两种情况下的故障诊断。实验结果表明,该方法能明显提高诊断的准确率,其中在混合负载情况下该方法比单一的模型驱动和数据驱动诊断方法准确率分别提高2.42%和12.92%,验证了该方法的有效性与优越性。

关键词: 液压泵;故障诊断;机理模型;数据驱动

中图分类号: TP206.3;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Fault diagnosis method for hydraulic pumps under variable load conditions based on the fusion of mechanistic models and data-driven approaches

Zhou Jingnan Tang Hongbin Ren Guangan Liang Yixiao

(School of Automobile and Mechanical Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: Due to the harsh working environment and complex working conditions, the hydraulic pump is often in the working state of variable load, severely challenging its condition monitoring and fault diagnosis. However, the existing model-based and data-driven methods have some limitations in fault diagnosis, so a fault diagnosis method based on the fusion of mechanism model and data-driven is proposed. First, the virtual prototype model of the hydraulic pump is built, and the faults under different loads are simulated to obtain the simulation pressure signal. Then, the hydraulic pump is tested for fault, and the experimental pressure signals of load and fault state corresponding to the simulation signal are collected. Following that, the variance of simulation and experimental data is calculated according to the proposed variance weight fusion method, and the optimal weight calculated by variance is used to fuse the simulation and experimental data. Finally, the fusion data is input into the deep convolutional neural networks with wide first-layer kernels for fault diagnosis under single and mixed loads. Experimental results show that this method can significantly improve the accuracy of diagnosis, and the accuracy is 2.42% and 12.92% higher than that of single model-driven and data-driven diagnosis methods in the case of mixed load, which verifies the effectiveness and superiority of this method.

Keywords: hydraulic pumps; fault diagnosis; mechanistic model; data-driven approaches

0 引言

液压泵是液压传动系统的动力源和核心部件,广泛

应用于航空航天、远洋船舶和工程机械等领域^[1-2],其运行状态与服役性能直接影响着工程装备的工作效率和运营安全。由于工作环境恶劣、工况复杂多变,液压泵常处于变载荷的工作状态,给其状态监测及故障诊断带来了

收稿日期:2024-10-20 Received Date: 2024-10-20

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFB3406104)、湖南省教育厅重点项目(22A0222)、湖南省自然科学基金(2022JJ40550)、长沙理工大学研究生科研创新项目(CSLGXC23042)资助

严峻挑战。

目前针对液压泵的故障诊断分为模型驱动诊断方法和数据驱动诊断方法。模型驱动诊断方法是根据液压泵内部的工作机理,建立具有反映设备性能退化物理规律的模型,设定边界条件和系统输入等参数,通过分析模型输出结果进行故障诊断。Lin 等^[3]结合动力学模型与 Archard 磨损模型分析柱塞/缸体副的磨损特性,并验证了仿真结果与实测结果的一致性。许昕蕾等^[4]使用倒频谱分析法提取液压泵仿真模型不同程度松靴故障的特征,验证了倒频谱对松靴故障特征的敏感。Casoli 等^[5]基于热力学方法建立了液压泵的解析模型,通过对比效率的残差,对配流盘气蚀与滑靴磨损进行了故障诊断。唐宏宾等^[6-7]构建了液压泵虚拟样机模型,模拟了柱塞副泄漏和滑靴松动故障,分析液压泵不同健康状态和负载下的动力学特性,对液压泵进行了故障诊断。虽然模型驱动方法可以在不收集大量数据的情况下表述故障逻辑和退化趋势,但对于液压泵这样的复杂装备,通常难以建立精确、完备的模型。数据驱动方法是采集液压泵运行过程中的压力、流量、振动等动态信息,然后利用信号处理技术提取状态特征,再输入到模式分类器中进行智能诊断。齐光峰等^[8]对液压泵 16 种故障状态下的振动信号进行频域分析,通过均方根误差进行故障诊断。王丹丹等^[9]利用随机森林选择方根幅值、均方根幅值和峰度值为敏感特征,通过人工神经网络实现了液压泵边缘侧柱塞磨损程度识别。Tang 等^[10]利用贝叶斯优化构建自适应深度卷积神经网络,通过对超参数自适应优化实现液压泵压力信号的故障诊断。Chao 等^[11]使用改进的卷积神经网络模型对噪声环境下的液压泵汽蚀严重程度进行识别。虽然数据驱动方法摒弃了对专家知识的依赖,能直接从原始数据中自主学习性能退化规律,但其可靠性和准确性很大程度上取决于样本数量^[12],而液压泵实际运行中故障模式下的数据通常难以获取。

采用模型驱动与数据驱动融合的诊断方法,可以实现两种方法之间的性能互补,从而获得更精确的诊断结果。Wang 等^[13]通过物理神经网络和液压泵压力流量解析模型估计出口压力随时间变化的函数,并联合训练,实现了柱塞泵柱塞磨损程度的诊断。邵海东等^[14]将最大均值差异嵌入损失函数,并对数值仿真获取的故障数据进行训练,通过预测误差,自适应分配源域与目标域的权值,实现了轴承无监督跨域的故障诊断。Hou 等^[15]将轴承的故障特征频率叠加到正常基线上获得仿真数据,将仿真数据的包络谱输入至具有多头注意力的神经网络进行训练,实现对实验数据的故障诊断。

现有的液压本故障诊断方法大部分是采用单一诊断方法进行诊断,没有考虑单一诊断方法的局限性问题,且采用多种诊断方法结合对液压泵进行故障诊断的方法和

在变负载情况下的研究较少。基于此,提出了一种机理模型与数据驱动融合的液压泵变载荷工况故障诊断方法。首先构建液压泵虚拟样机模型,模拟并获取不同负载和健康状态下的仿真压力信号;然后在液压泵故障诊断实验中采集与仿真模拟一致的实验压力信号;根据仿真和实验信号的方差求取最优权值,并对数据加权融合;最后将融合数据进行预处理并输入至首层宽卷积深度神经网络(deep convolutional neural networks with wide first-layer kernel, WDCNN)中进行故障诊断识别。结果表明,该方法在单一负载和混合负载的情况下均具有比单一的诊断方法更高的准确率。

1 机理模型与数据驱动的融合诊断方法

机理模型与数据驱动的融合诊断过程如图 1 所示。

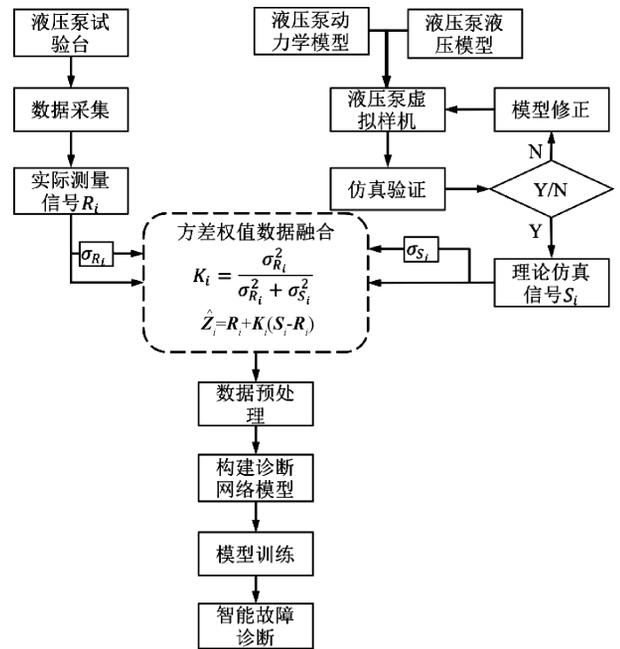


图 1 诊断流程

Fig. 1 Diagnostic flow diagram

首先,对建立的液压泵动力学模型和液压模型联合构建虚拟样机,在经过仿真验证后模拟泵的故障,获取仿真信号。由于在数据融合中数据级融合的数据预处理程度最低,能最大限度的保留有效信息,故选择数据级融合仿真数据和实验数据,并提出一种方差权值融合的方法,通过数据信号方差求取数据融合的最佳权重,使融合数据能最大程度的保留仿真数据明显的故障特征和实验数据真实的环境影响特征,推导如下。

图 1 中, R_i 为在 i 状态下的实验压力信号; $\sigma_{R_i}^2$ 为该实验压力信号对应的方差; S_i 为在 i 状态下的仿真压力

信号; $\sigma_{S_i}^2$ 为该仿真压力信号对应的方差。实验和仿真压力信号加权融合的公式为:

$$\hat{Z}_i = R_i + K_i(S_i - R_i) \quad (1)$$

式中: \hat{Z}_i 为 i 状态的融合信号; K_i 为 i 状态下求得的赋值权重。

为求解 i 状态下最佳的 K_i , 使融合信号 \hat{Z}_i 包含两种数据中的有效特征最多, 令融合信号 \hat{Z}_i 的方差 $\sigma_{\hat{Z}_i}^2$ 最小来反向求最佳权重 K_i , 因两组信号相互独立, 将式(1)两边求方差并化简得:

$$\sigma_{\hat{Z}_i}^2 = (1 - K_i)^2 \sigma_{R_i}^2 + K_i^2 \sigma_{S_i}^2 \quad (2)$$

对 K_i 求导, 并令 $\sigma_{\hat{Z}_i}^2 = 0$, 求解得:

$$K_i = \frac{\sigma_{R_i}^2}{\sigma_{R_i}^2 + \sigma_{S_i}^2} \quad (3)$$

将式(3)代入式(1)即可获取最优估计值, 此时所求融合信号 \hat{Z}_i 的方差最小, 使得融合信号包含两种数据中的有效特征最多, 从而实现数据融合。

最后构建 WDCNN 模型对处理后的融合数据进行训练并故障分类, 实现以数据驱动为主导的融合诊断。

2 液压泵虚拟样机建立及仿真数据获取

2.1 液压泵机理

液压泵工作时, 在斜盘倾角 γ 的作用下, 柱塞一方面沿缸体平面做圆周运动, 一方面相对缸体做往复直线运动。如图2所示, 点 A 为至上止点柱塞球头中心, R 为柱塞分布圆半径, γ 为斜盘倾角, ω 为旋转角速度。

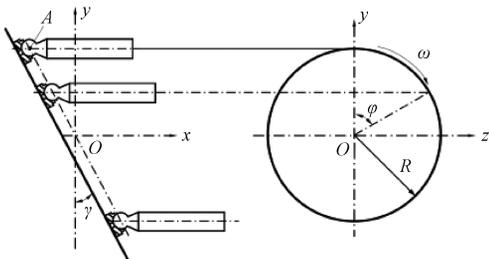


图2 液压泵柱塞运动

Fig. 2 Hydraulic pump plunger movement diagram

当柱塞从点 A 开始旋转了角度 φ 时柱塞相对于缸体的位移 s 和速度 v 分别为:

$$s = R(1 - \cos\varphi) \tan\gamma \quad (4)$$

$$v = R\omega \tan\gamma \sin\varphi \quad (5)$$

可进一步推导出单个柱塞的瞬时供油量为:

$$q_i = \frac{\pi d^2}{4} v_i = \frac{\pi d^2}{4} R\omega \tan\gamma \sin\varphi_i \quad (6)$$

式中: q_i 为第 i 个柱塞的流量; v_i 为第 i 个柱塞的轴向速度; d 为柱塞直径; $\varphi_i = \varphi + 2\pi/z(i-1)$ 为至上止点到第 i 个柱塞旋转的角度, 其中 z 为柱塞个数, 故可求得柱塞泵的总流量 Q 为:

$$Q = \sum_{i=1}^z \frac{\pi d^2}{4} R\omega \tan\gamma \sin\varphi_i \cdot \varepsilon(v_i(t)) \quad (7)$$

式中: $\varepsilon(v_i(t))$ 为关于第 i 个柱塞轴向速度的阶跃函数; $v_i(t) = R\omega \tan\gamma \sin(\omega t + \varphi_i)$, 其意义为当柱塞在排油区时输出值为1, 否则为0。

为了得到液压泵的瞬时压力, 还需要考虑液压泵柱塞副, 滑靴副和配流副的内泄漏, 如图3所示。

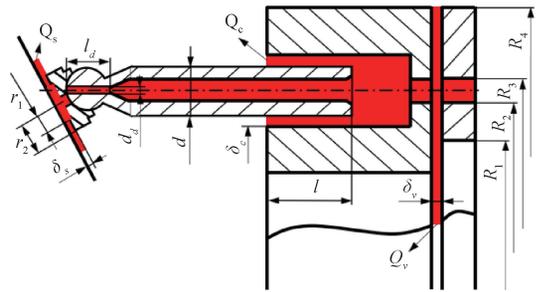


图3 液压泵内泄漏及结构尺寸

Fig. 3 Internal leakage and structural dimensions of hydraulic pump

根据缝隙层流理论, 推导获得柱塞副内泄漏 $Q_c^{[16]}$, 滑靴副内泄漏 $Q_s^{[17]}$ 以及配流副内泄漏 $Q_v^{[18]}$ 的表达式为:

$$Q_c = \frac{\pi d \delta_c^3}{12\mu l} \Delta P - \frac{\pi d \delta_c v}{2} \quad (8)$$

式中: δ_c 为柱塞副油膜厚度; μ 为油液动力粘度; ΔP 为柱塞腔压力差, $\Delta P = P_c - P_d$; 其中 P_c 柱塞腔内压力, P_d 为壳体压力; l 为柱塞缸体内含接长度, $l = l_{\max} - s$, 其中 l_{\max} 为柱塞在底部死点出与缸体的含接长度。

$$Q_s = \frac{\pi d_d^4 \delta_s^3}{\mu [6d_d^4 \ln(r_2/r_1) + 128\delta_s^3 l_d]} \Delta P \quad (9)$$

式中: d_d 为柱塞内节流孔直径; δ_s 为滑靴副油膜厚度; r_1 为滑靴油封带内径; r_2 为滑靴油封带外径; l_d 为柱塞内节流孔长度。

$$Q_v = \frac{\alpha_f \delta_v^3}{12\mu} \left[\frac{\Delta P}{\ln(R_2/R_1) + \ln(R_4/R_3)} \right] \quad (10)$$

式中: α_f 为配流副泄漏修正系数; δ_v 为配流副油膜厚度; R_1, R_2 分别为配流盘内油封带的内、外半径; R_3, R_4 分别为配流盘外油封带的内、外半径。

故液压泵的总内泄漏量为:

$$Q_l = Q_v + \sum_{i=1}^z (Q_c + Q_s) \varepsilon(v_i) \quad (11)$$

假设油液压力均匀分布在出口压力管道中,在忽略管道弹性变形的情况下,压差只与流量差有关,瞬时压力表达式^[13]为:

$$\frac{dp}{dt} = \frac{B}{V}(Q_{in} - Q_{out}) \quad (12)$$

式中: B 为体积模量; V 为油液体积; Q_{in} 为出口压力管道

$$\frac{dp}{dt} = \frac{B}{V} \left(\sum_{i=1}^z \left(\frac{\pi d^2}{4} R \omega \tan \gamma \sin(\varphi_i) - \frac{\pi d \delta_c^3}{12 \mu l} (P_c - P_d) \right) + \frac{\pi d \delta_c v}{2} - \frac{\pi d_d^4 \delta_s^3}{\mu [6 d_d^4 \ln(r_2/r_1) + 128 \delta_s^3 l_d]} (P_c - P_d) \right) \cdot$$

$$\varepsilon(\sin(\omega t + \varphi_i)) - \frac{\alpha_f \delta_v^3}{12 \mu} \left[\frac{1}{\ln(R_2/R_1) + \ln(R_4/R_3)} \right] (P_c - P_d) - C_d A_d \sqrt{\frac{2P_c}{\rho}} \quad (14)$$

2.2 虚拟样机建立

建立液压泵的虚拟样机流程如图 4 所示,建立过程参考文献[7]。

首先在 Solidworks 中建立液压泵的简化三维模型,将简化模型导入 Adams 进行定义材料、添加约束副和设置驱动力等操作,经过验证后,便得到了液压泵动力学模型。

其次在 AMESim 中建立柱塞与缸体间的流量模型、柱塞运动模型、配流盘模型,将其组合建立单柱塞液压模型;为模拟液压泵的缸体泄漏故障,在柱塞运动模型中设置柱塞-缸体摩擦副的泄漏模块;然后对单柱塞液压模型复制 7 次,其相邻模型的相位差为 $2\pi/7$, 获得液压泵液压模型。

最后在给液压泵动力学模型一个转速后,将获得的 7 个柱塞的运动学参数通过变量交换模块导入至液压模型,联合仿真后得到仿真压力信号,便成功建立了虚拟样机模型。

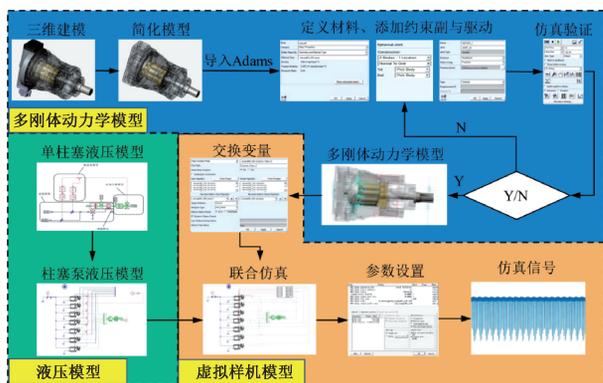


图 4 液压泵虚拟样机建立流程

Fig. 4 Hydraulic pump virtual prototype establishment process

2.3 故障模拟

为获取液压泵在不同故障下的压力信号响应,建立

的输入流量; $Q_{in} = Q - Q_l$; Q_{out} 为出口压力管道的输出流量。

$$Q_{out} = C_d A_d \sqrt{\frac{2P_c}{\rho}} \quad (13)$$

式中: C_d 为流量系数; A_d 为出口压力管道横截面积; ρ 为油液密度。

故瞬时压力表达式为:

了液压泵正常状态、斜盘磨损、滑靴松动和缸体泄漏 4 种状态的虚拟样机模型。

液压泵中斜盘与滑靴之间通常采用静压支承的方法让油膜产生的支承力和滑靴的压紧力相互平衡,但由于制造和内泄漏的原因,导致油膜厚度变薄,油液提供的支承力小于滑靴的压紧力,使斜盘与滑靴产生摩擦,从而产生斜盘磨损故障。为了模拟斜盘磨损故障,对虚拟样机模型中斜盘尺寸进行修改,其厚度比正常状态减少了 0.05 mm。

柱塞球头与滑靴在正常状态下应保持合理的间隙,但由于制造和装配误差,以及柱塞在往复运动时与滑靴产生的作用力影响,使柱塞球头与滑靴不断摩擦,从而使其之间的间隙不断增大,导致液压泵内部油液压力下降,对其余摩擦副产生不利影响。为了模拟滑靴松动故障,修改虚拟样机模型中柱塞球头的尺寸,故障状态下柱塞球头的直径与正常状态下减少了 0.05 mm。

在柱塞旋转产生的离心力的作用下,柱塞会在缸体内孔内倾斜,在柱塞不断的往复直线运动下,柱塞与缸体不断摩擦,使柱塞腔的径向间隙变大,导致油液泄漏。为了模拟泄漏故障,将虚拟样机中单柱塞液压模型的柱塞腔径向缝隙值由 0.005 mm 增加值 0.01 mm。

2.4 仿真信号获取及分析

对液压泵虚拟样机模型进行仿真,获取 5、10、15 和 20 MPa 负载下液压泵 4 种状态的数据。图 5 所示为当负载为 20 MPa 时,液压泵在 4 种不同健康状态下的对比。在正常状态下,泵的出口压力稳定在 20 MPa 左右。发生故障后,3 种故障状态的压力均有不同程度下降,由于滑靴松动会使柱塞球头和滑靴之间的间隙变大,导致油液从间隙处泄漏,松动滑靴离出口越远压力下降越少,从而引起压力周期性变化;泄漏故障的出口压力则是在故障柱塞腔靠近出口压力处才会下降;斜盘磨损会让油液从斜盘与滑靴的间隙泄漏,会让柱塞多一个泄压口,引起出口压力的整体下降,并且仿真信号大部分特征较为相似,数据驱动方法难以区分,而仅靠波形又难以准确分

辨对应的故障。

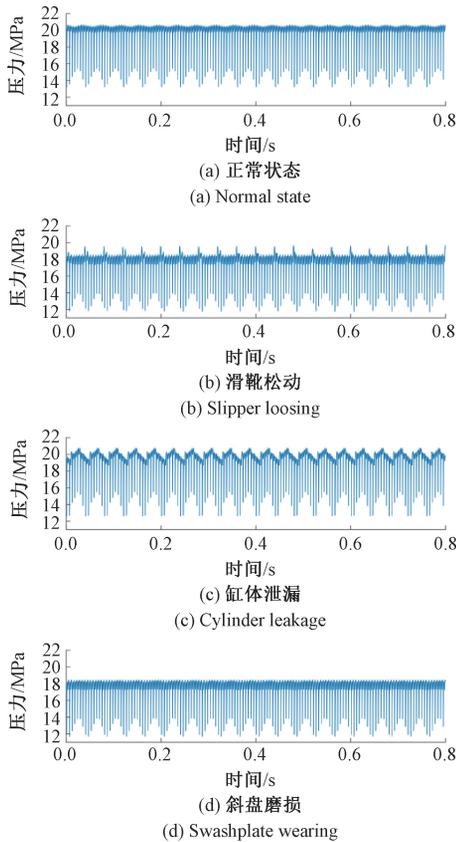


图 5 液压泵在 20 MPa 下 4 种状态的仿真压力
Fig. 5 Simulated pressure of hydraulic pump in 4 states at 20 MPa

3 液压泵故障实验及实验数据获取

3.1 实验装置

液压泵的故障实验数据在图 6 所示的液压泵性能测试试验台上进行采集。该试验台由电机、载荷模拟装置、液压泵和各种型号的传感器组成,由驱动电机带动主轴在设定的转速下进行旋转,从而带动液压泵运行,载荷模拟装置可以改变液压泵的负载,通过安装在出油口附近的压力传感器采集试验中的瞬时压力信号并输入到数据采集集中保存,图 7 所示为实验采用的液压泵和压力传感器。相关元器件型号和参数如表 1 所示。

3.2 故障设置

在实验中,进行了液压泵正常状态、斜盘磨损、滑靴松动以及缸体泄漏故障共 4 种故障模式的实验。将有磨损的斜盘、松动的滑靴以及与柱塞有间隙的缸体依次替换正常状态的元件,模拟在不同故障状态下的液压泵工作情况。图 8(a)~(c)所示分别为液压泵滑靴松动、缸

体泄漏和斜盘磨损的故障元件图。



图 6 液压泵试验台

Fig. 6 Experimental table of hydraulic pump

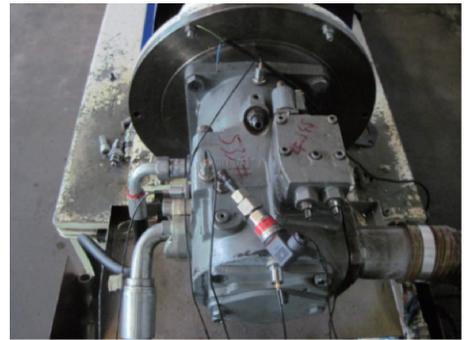


图 7 液压泵和传感器

Fig. 7 Hydraulic piston pump and sensors



(a) 滑靴松动
(a) Slipper loosening

(b) 缸体泄漏
(b) Cylinder leakage



(c) 斜盘磨损
(c) Swashplate wearing

图 8 液压泵故障元件

Fig. 8 Fault elements of the hydraulic pump

3.3 信号采集

实验时依此将出油口负载调整为 5、10、15 和 20 MPa,每次采样时间为 60 s。先对液压泵正常工作状态下的压力信号进行采集,再将正常元件替换为故障元

件的方式,对液压泵斜盘磨损、滑靴松动以及缸体泄漏 3 种故障状态下进行压力信号采集。共进行了 4 种模式,每种模式 4 组工况的实验。

表 1 关键元件参数

Table 1 Parameters of key components

元件	参数名称	参数
液压泵	型号	A11VLO190
	额定转速	2 500 r/min
	公称压力	35 MPa
	最大排量	190 mL/r
压力传感器	型号	MBS3050-060G1154
	量程	0~40 MPa
数据采集仪	型号	DEWE-2521

图 9 所示为当工作压力为 20 MPa 时,液压泵 4 种不同状态的压力信号。从图 9 可知,压力信号的在 20 MPa 上下波动,在正常状态下由于液固耦合的原因,其出口波动较大;而零件故障带来的油液泄漏,导致其出口压力和压力波动幅度均有不同程度的减少,由于液压泵装配误差和其他噪声影响,仅凭波形难以准确分辨液压泵的故障类型。

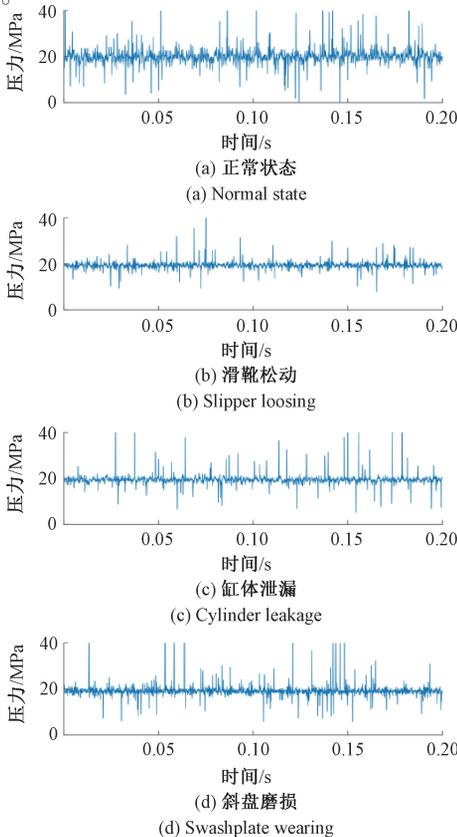


图 9 液压泵 20 MPa 下 4 种状态的实验压力
Fig. 9 Experimental pressure of hydraulic pump in 4 states at 20 MPa

4 方法验证

4.1 数据融合

研究利用提出的方差权值融合方法,根据数据的方差差异为不同故障模式求得其最优权值,实现虚拟样机模型的仿真数据和实验数据的加权融合。图 10 所示为当融合数据当负载为 20 MPa 时,4 种不同模式的压力信号,与图 5 和 9 对比,可以明显发现融合数据保留了仿真数据中的故障特征和实验数据中真实的波动变化。

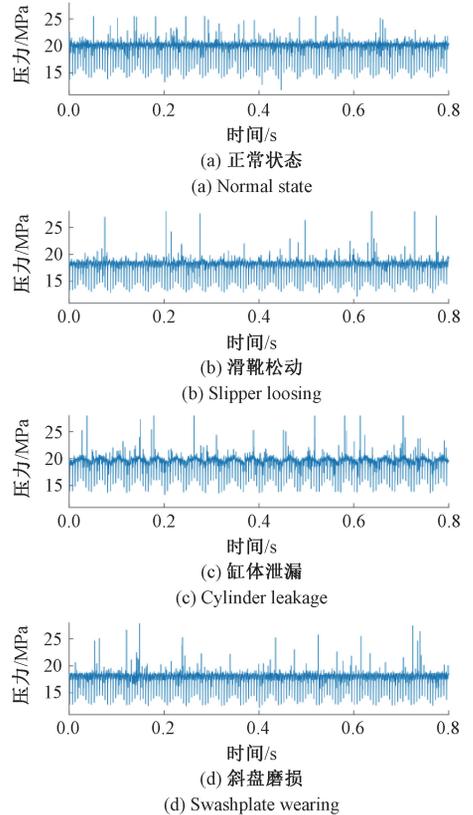


图 10 20 MPa 下 4 种状态的融合数据压力
Fig. 10 Fusion data pressure in 4 states at 20 MPa

4.2 WDCNN 故障诊断网络

WDCNN 的基本结构与卷积神经网络基本一致,均由卷积层、池化层、全连接层和输出层构成^[19],分类和预测一般通过全连接层和分类器来实现。卷积层通过对输入信号进行卷积,提取出高层次的特征。卷积层的计算表达式^[20]为:

$$Y_v^l = F\left(\sum_{u \in M_v} Y_u^{l-1} \times K_v^l + B_v^l\right) \quad (15)$$

式中: Y_v^l 为卷积计算 l 层时第 v 个的输出特征; M_v 为特征集; K_v^l 为对应卷积层的权重; B_v^l 为卷积过程中的偏差; $F(\cdot)$ 为激活函数,包括饱和函数和非饱和函数,饱和函

数常用 Sigmoid,非饱和函数常用 ReLU,其主要作用是提高模型的非线性。

池化层对卷积层提取到的特征进一步选择,减少参数量,控制过拟合。池化层的计算表达式^[21]为:

$$a_{v-s}^l = F(W_v^l \cdot \text{down}(M_v^{l-1}) + B_v^l) \quad (16)$$

式中: $F(\cdot)$ 为激活函数; W_v^l 为权重; $\text{down}(\cdot)$ 为最大池化或平均池化操作; M_v^{l-1} 为在 $(l - 1)$ 层的输出特征。

WDCNN 的结构如图 11 所示,该网络包含 5 个一维卷积池化层,在首层卷积层中采用宽卷积核提取特征,能有效抑制噪声;卷积后对提取的特征进行批标准化(batch normalization, BN),加快网络的训练收敛速度,防止过拟合;在池化层中对特征使用最大池化,得到最明显的特征;后续的 4 个卷积层为小卷积核(1×3),能使网络更加深入,有助于获得输入一维信号的良好表示,提高网络性能^[22];然后在全连接层中将提取到的特征向量合并为一个特征向量;最后通过 Softmax 对特征进行分类,输出诊断结果。

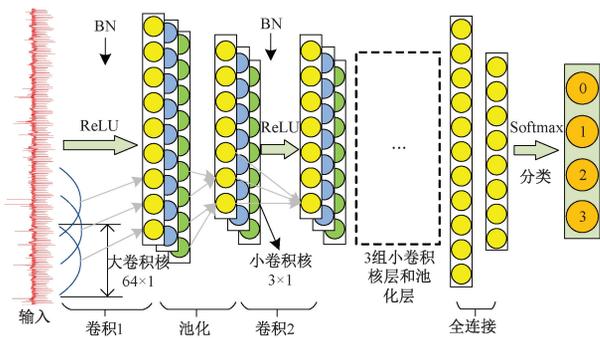


图 11 WDCNN 结构

Fig. 11 WDCNN structure diagram

4.3 数据样本

对得到的压力信号数据集进行滑窗采样,以 2 048 个数据点作为一个样本点,滑动步长为 1 024,并对融合数据样本划分为训练集和测试集,其比例为 8 : 2,最后对数据进行归一化。样本数量如表 2 所示,最终共得到 7 472 个训练样本和 1 856 个测试样本。

表 2 数据集样本数量

Table 2 The number of samples in the dataset

健康状态	状态标签	负载/MPa	样本数量
斜盘磨损	0	5/10/15/20	583/583/583/583
缸体泄漏	1	5/10/15/20	583/583/583/583
滑靴松动	2	5/10/15/20	583/583/583/583
正常状态	3	5/10/15/20	583/583/583/583

4.4 诊断结果分析

为验证提出的数据融合方法在液压泵故障诊断的有

效性,在 Python3. 11 和 Pytorch1. 12. 0 的深度学习环境下搭建模型并进行实验验证。

1) 单一工况诊断

将只有一种负载的数据样本输入至 WDCNN 模型当中,设置超参数,其学习率为 0.000 1,训练批量大小为 128,训练轮次为 30 次。对 20 MPa 负载下的压力信号进行诊断,每种诊断结果的准确率取后 5 次的平均,其仿真数据、实验数据、融合数据诊断结果的准确率、混淆矩阵和特征可视化如图 12~14 所示。可以看出,通过融合方法得到的数据对准确率有明显的影响,其融合数据的准确率比仿真数据的准确率高 6. 29%,比实验数据的准确率高 18. 36%;融合数据最后能稳定收敛,而由于仿真数据特征较少,导致训练过程中测试准确率大于训练准确率,出现了过拟合现象。其余负载的准确率如表 3 所示,除了在 10 MPa 下仿真数据与融合数据准确率一致,其余情况融合数据在每一种负载下的准确率均优于实验数据和仿真数据的准确率。说明该方法能有效的提取并融合实验和仿真信号中故障特征信息,减少数据中噪声和无用特征的影响,有助于提高故障诊断的精度。

表 3 WDCNN 对不同负载实验、仿真、融合数据诊断结果
Table 3 Diagnostic results of WDCNN experiments, simulations, and fusion data under different loads

数据类型	不同负载 WDCNN 网络识别准确率/%			
	5 MPa	10 MPa	15 MPa	20 MPa
试验数据	96. 08	84. 01	85. 41	81. 29
仿真数据	95. 61	100	94. 75	93. 36
融合数据	99. 86	100	97. 63	99. 65

2) 变载荷工况诊断

为了验证该方法在变载荷工况下故障诊断的性能,将 4 种负载下的数据样本混合,并将其输入至 WDCNN 模型当中进行训练,其参数与单种负载的参数设置一致,仿真数据、实验数据和融合数据诊断结果的准确率、混淆矩阵和特征可视化图如图 15~17 所示,最后诊断结果对比如表 4 所示。可以得出,在混合 4 种负载的情况下,该方法依然能有效的对故障类型进行分类,准确率达到 99. 84%,相比于实验数据提高了 12. 96%,比仿真数据提高了 2. 42%,且稳定性更好。说明了所提方法在混合工况的情况下也能有效的对液压泵进行故障诊断,具有很好的泛化性。

表 4 变载荷下对不同数据的故障诊断结果

Table 4 Fault diagnosis results for different data under variable load (%)

工况类型	实验数据	仿真数据	融合数据
4 种负载混合	86. 92	97. 42	99. 84

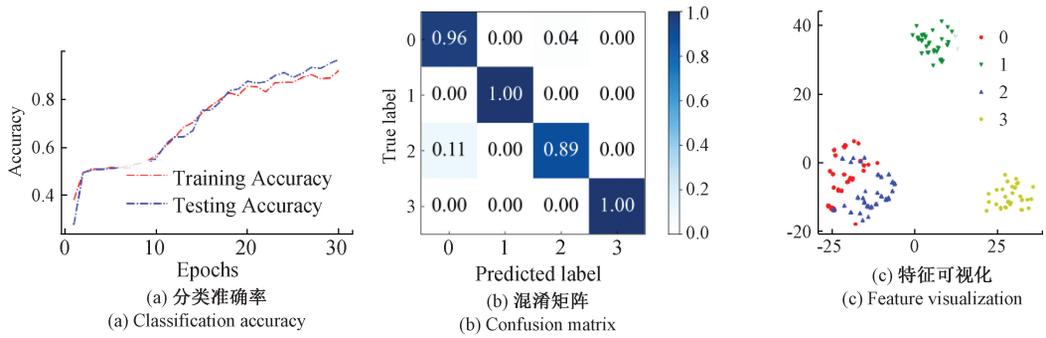


图 12 20 MPa 下仿真数据诊断结果

Fig. 12 Simulation data diagnosis results at 20 MPa

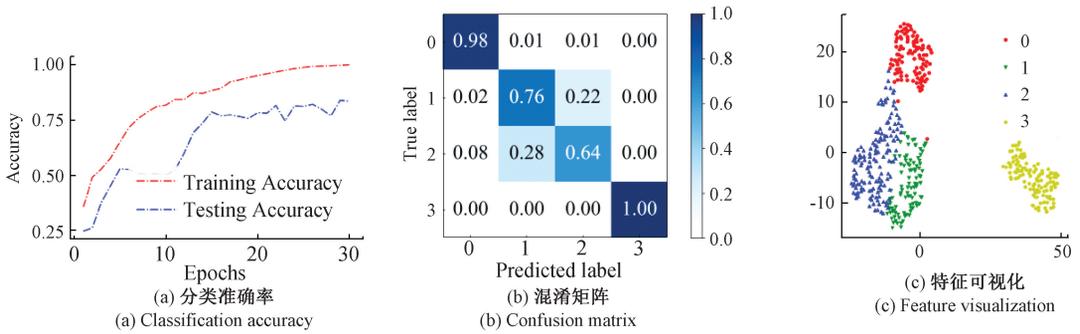


图 13 20 MPa 下实验数据诊断结果

Fig. 13 Diagnostic results of experimental data at 20 MPa

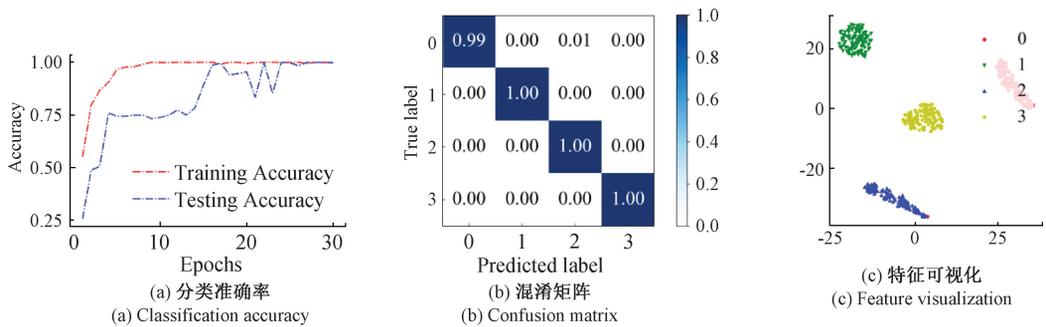


图 14 20 MPa 下融合数据诊断结果

Fig. 14 Fusion data diagnosis results at 20 MPa

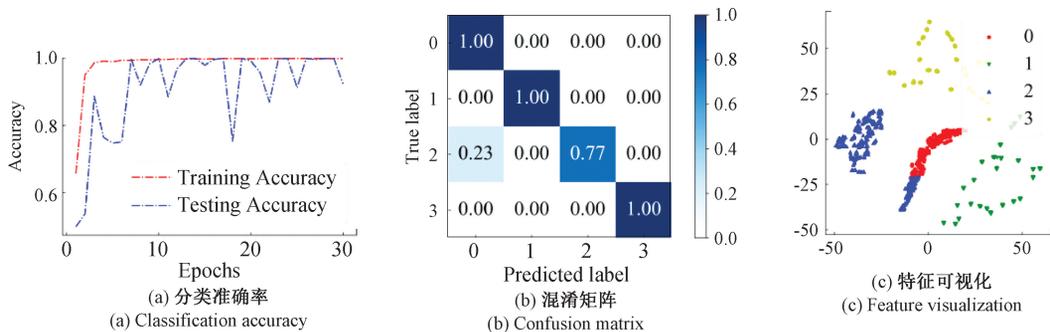


图 15 变载荷仿真数据诊断结果

Fig. 15 Diagnostic results of variable load simulation data

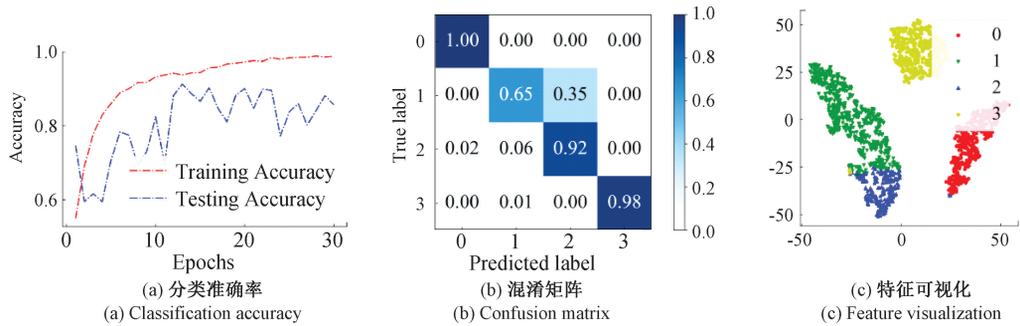


图 16 变载荷实验数据诊断结果

Fig. 16 Diagnostic results of variable load experimental data

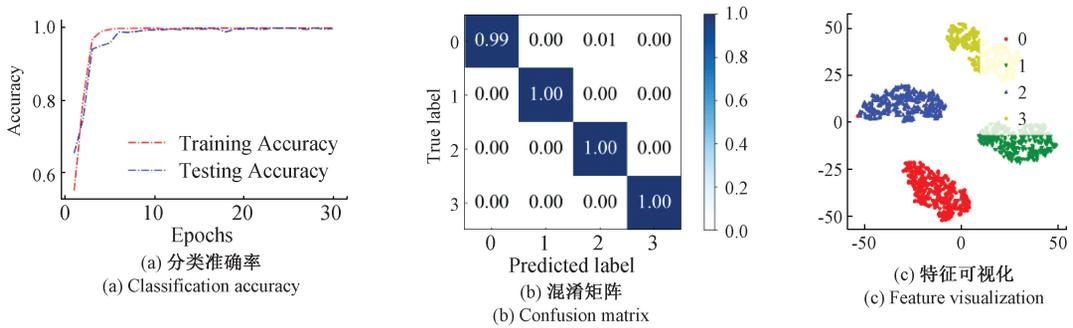


图 17 变载荷融合数据诊断结果

Fig. 17 Diagnostic results of variable load fusion data

5 结 论

针对液压泵工作负载多变,单一故障诊断方法有局限性的问题以及考虑到机理模型能深入液压泵的本质获取能表述液压泵故障逻辑和退化趋势的数据和数据驱动方法能自主学习数据中的性能退化规律的特点。采用方差权值的数据级融合方法将液压泵虚拟样机仿真的数据和实验采集的数据融合,使融合数据既包含仿真数据明显的特征,又拥有实验数据的真实性。将得到的不同负载下的融合数据输入 WDCNN 模型进行训练,实现以数据驱动方法为主导的机理模型与数据驱动方法融合的故障诊断方法。实验结果表明,融合数据在单一负载和混合负载的情况下均比仿真数据和实验数据的诊断结果更准确,验证了该方法的有效性和优越性。为实现机理模型和数据驱动方法融合的多样性,未来将进一步研究以机理模型为主导的融合方法。

参考文献

[1] 张军辉,刘施镐,徐兵,等. 轴向柱塞泵智能化关键技术研究进展及发展趋势[J]. 机械工程学报,2024,60(4):32-49.
ZHANG J H, LIU SH H, XU B, et al. Research status

and development trends on intelligent key technology of the axial piston pump [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024,60(4):32-49.

[2] GUO S, CHEN J, LU Y, et al. Hydraulic piston pump in civil aircraft: Current status, future directions and critical technologies[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020,33:16-30.

[3] LIN Y, WANG H, WANG H, et al. A novel wear prediction method and wear characteristic analysis of piston/cylinder pair in axial piston pump [J]. Wear, 2024, 550: 205402.

[4] 许昕蕾,黄伟迪,于斌,等. 基于倒频谱的轴向柱塞泵松靴故障特征提取[J]. 液压与气动,2023,47(11):1-9.
XU X L, HUANG W D, YU B, et al. Feature extraction of loose slipper fault in axial piston pump based on cepstrum [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2023, 47(11):1-9.

[5] CASOLI P, CAMPANINI F, BEDOTTI A, et al. Overall efficiency evaluation of a hydraulic pump with external drainage through temperature measurements[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2018,

- 140(8): 081005.
- [6] 唐宏宾,李志祥,董晋阳,等. 基于多领域耦合建模的轴向柱塞泵故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2024, 52(15): 233-240.
TANG H B, LI ZH X, DONG J Y, et al. Fault diagnosis method of axial piston pump based on multi-domain coupling modeling [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2024, 52(15): 233-240.
- [7] 唐宏宾,傅政,邓习树,等. 工程机械柱塞泵变载荷工况故障诊断方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2021, 49(2): 110-119, 139.
TANG H B, FU ZH, DENG X SH, et al. Fault diagnosis method of piston pump in construction machinery under variable load condition [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(2): 110-119, 139.
- [8] 齐光峰,孙东,郑炜博,等. 基于频谱分析的油田注水柱塞泵故障诊断[J]. 流体机械, 2023, 51(3): 84-90, 98.
QI G F, SUN D, ZHENG W B, et al. Fault diagnosis of oil field water injection plunger pump based on spectrum analysis [J]. Fluid Machinery, 2023, 51(3): 84-90, 98.
- [9] 王丹丹,黄伟迪,张军辉,等. 基于边缘计算的轴向柱塞泵磨损状态辨识方法研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(4): 189-199.
WANG D D, HUANG W D, ZHANG J H, et al. Wear state identification method for axial piston pumps based on edge computing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(4): 189-199.
- [10] TANG S, ZHU Y, YUAN S. An adaptive deep learning model towards fault diagnosis of hydraulic piston pump using pressure signal[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 138: 106300.
- [11] CHAO Q, WEI X, LEI J, et al. Improving accuracy of cavitation severity recognition in axial piston pumps by denoising time-frequency images [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(5): 055116.
- [12] 苗建国,李茂银,邓聪颖,等. 非理想数据下基于仿真数据辅助迁移学习的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 28-39.
MIAO J G, LI M Y, DENG C Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis for non-ideal dataset based on finite element simulation and transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 28-39.
- [13] WANG Z, ZHOU Z, XU W, et al. Physics informed neural networks for fault severity identification of axial piston pumps [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 71: 421-437.
- [14] 邵海东,肖一鸣,颜深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 76-85.
SHAO H D, XIAO Y M, YAN SH. Simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 59(3): 76-85.
- [15] HOU W, ZHANG C, JIANG Y, et al. A new bearing fault diagnosis method via simulation data driving transfer learning without target fault data [J]. Measurement, 2023, 215: 112879.
- [16] CHAO Q, SHAO Y, LIU C, et al. New analytical leakage models for tribological interfaces in axial piston pumps[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2023, 237(19): 4581-4592.
- [17] XU B, HU M, ZHANG J, et al. Characteristics of volumetric losses and efficiency of axial piston pump with respect to displacement conditions [J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 2016, 3(17): 186-201.
- [18] GENG B, GU L, LIU J, et al. Dynamic modeling of fluid nonlinear compression loss and flow loss oriented to fault diagnosis of axial piston pump[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2021, 235(17): 3236-3251.
- [19] 伍济钢,文港,杨康. 改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 179-186.
WU J G, WEN G, YANG K. Improved one-dimensional convolutional neural network for aero-engine fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 179-186.
- [20] 乔卉卉,赵二贤,郝如江,等. 基于注意力机制与多源信息融合的变工况轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9): 120-130.
QIAO H H, ZHAO ER X, HAO R J, et al. Attention mechanism and multi-source information fusion-based method for bearing fault diagnosis under variable operating conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 120-130.

- [21] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [22] TANG S, YUAN S, ZHU Y. Convolutional neural network in intelligent fault diagnosis toward rotatory machinery[J]. IEEE Access, 2020, 8: 86510-86519.

作者简介



周靖南, 2022 年于兰州交通大学获得学术学位, 现为长沙理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机械系统的智能故障诊断。
E-mail: z13100256926@163.com

Zhou Jingnan received his B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2022. He is now a M. Sc. candidate at Changsha University of Science and Technology. His main research interests include intelligent fault diagnosis of

mechanical systems.



唐宏宾(通信作者), 2001 年于中南大学获得学士学位, 2004 年于长沙理工大学获得硕士学位, 2012 年于中南大学获得博士学位, 现为长沙理工大学副教授, 主要研究方向为机械系统健康监测及智能诊断、智能工程装备设计开发。

E-mail: thb-fly@163.com

Tang Hongbin (Corresponding author) received B. Sc. degree from Central South University in 2001, M. Sc. degree from Changsha University of Science and Technology in 2004, and Ph. D. degree from Central South University in 2012, respectively. Now he is an associate professor at Changsha University of Science and Technology. His main research interests include mechanical system health monitoring, intelligent diagnosis, and intelligent engineering equipment design and development.