

因果启发的深度域泛化旋转机械故障诊断*

郭 畅^{1,2}, 赵志斌^{1,2}, 张兴武², 刘一龙², 陈雪峰²

(1. 长安大学陕西省高速公路施工机械重点实验室 西安, 710064)

(2. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 针对设备工况变化导致基于深度学习(deep learning, 简称 DL)的故障诊断性能退化的问题, 提出采用因果表示网络(causal representation net, 简称 CRNet)用于在变工况下实现高性能故障诊断, 即域泛化(domain generalization, 简称 DG)故障诊断。首先, 假设 DG 的结构因果模型, 并基于此模型和独立因果机制(independent causal model, 简称 ICM)原理, 得到因果驱动的诊断需求来消除特征间的关联; 其次, 利用随机傅里叶特征(random Fourier features, 简称 RFF)将模型提取的特征映射到高维空间, 再利用高维空间中的特征构造衡量特征间关联的协方差矩阵, 以矩阵非对角值为目标, 学习一组权重对样本加权, 消除特征间的广义关联; 最后, 以梯度为引导, 屏蔽部分高梯度特征, 增强特征包含的诊断信息。锥齿轮传动实验台的实验结果表明, CRNet 具备最优的 DG 性能。

关键词 智能诊断; 深度学习; 因果表示; 域泛化

中图分类号 TH165.3; TP183

引 言

基于深度学习的智能故障诊断(intelligent fault diagnosis, 简称 IFD)由于强大的表示能力, 受到研究者青睐^[1]。然而实际中, 转速等工况难免发生变化, 出现分布外样本, 造成训练和测试数据的分布差异。DL 建立在独立同分布(independent and identical distributed, 简称 IID)的假设上, 且假设训练集和测试集分布相同, 为此域泛化得到广泛研究^[2]。DG 假设泛化信息在工况变化时, 通过分布对齐实现特征不变, 以实现多工况诊断^[3-4]。

不变特征与诊断结果不一定是因果关系, 例如环境噪声、转速和载荷等对泛化有害^[5], 而机械设备的健康状态与诊断结果间的关系可以看作是故障诊断过程中的因果关系, 是泛化的关键。上述 DG 研究仅考虑特征表示和健康状态间的统计关联, 忽略监测信号产生过程的因果机制。笔者基于 DL 模型, 从关联方面寻找因果关系, 进而实现故障诊断的高性能 DG。

因果启发的 DG 尝试挖掘内在因果关联而非简单的统计关联。此类方法期望学习的特征有因果性, 例如: 约束特征独立性^[6-7]、因果与非因果特征分离^[6-8]等方法。在实现特征独立性方面, 一般最小化

特征表示构造的协方差矩阵非对角值, 实现线性独立, 而监测信号包含丰富且复杂的特征, 线性独立难消除特征间复杂的关联^[9]。

笔者基于因果表示提出 CRNet。CRNet 通过样本加权, 消除特征表示间的关联, 实现特征表示广义独立。权重获取过程为: ①将特征表示用随机傅里叶特征映射到再生核希尔伯特空间(reproducing kernel Hilbert space, 简称 RKHS), 得到高维特征; ②用高维特征构造协方差矩阵, 其非对角值衡量特征各维度间的广义关联, 而非线性关联; ③优化非对角值并获取权重。由于 DL 分批次学习形式, 故每批次学习的权重仅实现本批次数据上的独立性。为实现全局独立性, 笔者将一批次数据学习的局部权重与之前批次学习的局部权重加权求和, 获取全局权重。另外, 为使特征具备足够的诊断信息^[5], 在学习过程中屏蔽了部分高梯度特征, 使低梯度特征学习更多诊断信息^[10]。最后, CRNet 性能在锥齿轮传动振动数据集上得到验证。

1 相关工作

1.1 域泛化故障诊断

DG 将源域知识泛化到目标域。董绍江等^[3]提

* 陕西省高速公路施工机械重点实验室(长安大学)开放基金资助项目(300102253512); 国防技术基础科研资助项目(JSZL2022110A074)

收稿日期: 2024-04-07; 修回日期: 2024-05-30

出融合卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)和双向长短时记忆构造泛化网络。Wang 等^[4]提出基于风格迁移的生成模块产生假样本,通过对比学习从真假样本中学习不变特征。然而,样本统计不变性上的约束会丢弃有效信息,且模型对数据生成过程的描述依然停留在相关性上。

1.2 因果启发的故障诊断

因果表示尝试挖掘内在的数据生成过程,是 IFD 的新兴主题。Schölkopf 等^[11]提出因果学习需主要由结构因果模型(structural causal model, 简称 SCM)驱动。SCM 是一组结构化等式,揭示特征间的因果关系。目前无通用方法实现因果 IFD,通常假设一些约束,使特征具备因果特性而非直接提取因果特征。Li 等^[7-8]提出采用因果解耦网络来分离因果和非因果信息,实现不变特征学习,并定制一个 SCM,假设样本由机器、域和故障决定,且因果信息相同的特征间的距离越小越好。然而,特征构造的协方差矩阵非对角值仅衡量线性关联,DL 模型是复杂的非线性系统,消除线性关联不足以实现足够的因果性^[9]。

2 因果表示网络

因果特征之间应消除关联,独立因果机制的原理^[11]为:变量的因果性生成过程由不会相互影响且不会给出相互信息的模块构成。

图 1 为假设 DG 过程的因果图。其中:因果特征

集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 中包含 n 个因果特征 $s_i, i = 1, 2, \dots, n$; 每个 s_i 对应冲击响应和零件故障等特征; 非因果特征集 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 对应环境噪声等。由监测信号可以看出,因果特征和非因果特征间的关联使非因果特征与预测标签之间产生虚假关联,导致模型脆弱。由 ICM 原理可知:①改变集合中任意 s_i 不会改变 $s_j(i \neq j)$; ②根据 s_i 的信息无法推测另一个 $s_j(i \neq j)$ 的信息,即 2 个因果特征相互不影响。另外,为了使特征表示包含更丰富的诊断信息,笔者使用梯度引导的特征屏蔽训练法,训练中屏蔽了部分高梯度特征,训练低梯度特征,使特征表示包含的诊断信息更丰富。

笔者提出的 CRNet 框架如图 2 所示。图中,特征提取器提取特征,特征表示用于获取权重学习和屏蔽矩阵,将特征屏蔽后的预测标签和权重相乘,得到最终的加权分类损失。

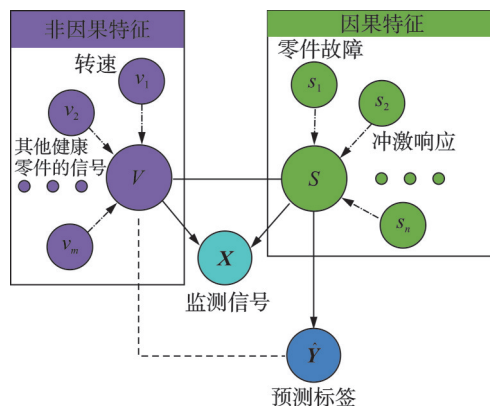


图 1 假设 DG 过程的因果图

Fig.1 The assumed causal graph of DG

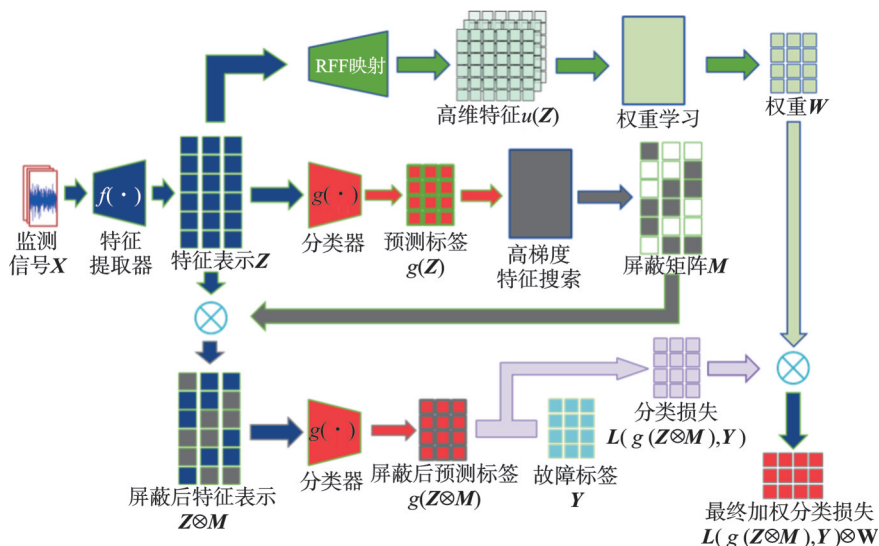


图 2 CRNet 框架

Fig.2 Framework of CRNet

2.1 特征独立样本加权

笔者使用RFF将特征表示映射至RKHS获取高维特征,并学习权重为样本加权,消除特征表示各维度间的线性和非线性关联。另外,提出动量存储权重,在全局记忆上学习权重。

设 Z 为特征提取器 $f(\cdot)$ 提取的特征表示, $Z_{:,i}$ 为特征表示的第 i 个维度。取 A, B 分别表示2个不同维度的特征向量,即 $Z_{:,i}$ 和 $Z_{:,j}$ 。分别从 A 和 B 的分布中随机采样 n 个样本 (A_1, A_2, \dots, A_n) 和 (B_1, B_2, \dots, B_n) ,分别定义随机向量 A 和 B 上的正定核 k_A 和 k_B ,其相应的RKHS为 \mathcal{H}_A 和 \mathcal{H}_B 。 \mathcal{H}_B 到 \mathcal{H}_A 的协方差算子 Σ_{AB} 定义为

$$\Sigma_{AB} = \langle h_A, \Sigma_{AB} h_B \rangle = E_{AB} [h_A(A) h_B(B)] - E_A [h_A(A)] E_B [h_B(B)] \quad (1)$$

其中: $h_A \in \mathcal{H}_A; h_B \in \mathcal{H}_B$ 。

由文献[12]可知, Σ_{AB} 的F范数接近0时, A 和 B 接近独立。因此,以 Σ_{AB} 的F范数定义关联度量

$$\hat{\Sigma}_{AB} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left[\left(\mathbf{u}(A_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{u}(A_j) \right)^T \times \left(\mathbf{v}(B_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{v}(B_j) \right) \right] \quad (2)$$

其中: \mathbf{u}, \mathbf{v} 为RFF映射函数; $\mathbf{u}(A) = (u_1(A), u_2(A), \dots, u_{n_A}(A))$; $u_j(A) \in \mathcal{H}_{\text{RFF}}, \forall j$; $\mathbf{v}(B) = (v_1(B), v_2(B), \dots, v_{n_B}(B))$; $v_j(B) \in \mathcal{H}_{\text{RFF}}, \forall j$; n_A, n_B 为从 \mathcal{H}_{RFF} 中采样的函数数量。

\mathcal{H}_{RFF} 表示RFF的函数空间,其形式为

$$\mathcal{H}_{\text{RFF}} = \left\{ h: x \rightarrow \sqrt{2} \cos(\omega x + \phi) \mid \omega \sim N(0, 1), \phi \sim U(0, 2\pi) \right\} \quad (3)$$

其中: $N(0, 1)$ 表示期望为0、方差为1的正态分布; $U(0, 2\pi)$ 表示最小值为0、最大值为 2π 的均匀分布。

以 n 为样本数,以 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}_+^n$ 为采样权重,且 $\sum_{i=1}^n w_i = n$ 。加权后的协方差矩阵表示为

$$\hat{\Sigma}_{AB; \mathbf{w}} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left[\left(w_i \mathbf{u}(A_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j \mathbf{u}(A_j) \right)^T \times \left(w_i \mathbf{v}(B_i) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j \mathbf{v}(B_j) \right) \right] \quad (4)$$

对于特征表示的第 i 个维度和第 j 个维度,即

$Z_{:,i}$ 和 $Z_{:,j}$,加权协方差矩阵的平方F范数为 $\|\hat{\Sigma}_{Z_{:,i}, Z_{:,j}; \mathbf{w}}\|_F^2$,优化后得到所需权重 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}_+^n$,即

$$\mathbf{w}^* = \arg \min_{\mathbf{w} \in \Delta_n} \sum_{1 \leq i \leq j \leq m_Z} \|\hat{\Sigma}_{Z_{:,i}, Z_{:,j}; \mathbf{w}}\|_F^2 \quad (5)$$

其中: $\Delta_n = \left\{ \mathbf{w} \in \mathbb{R}_+^n \mid \sum_{i=1}^n w_i = n \right\}$ 。

DL是按批次学习的,一次只输入一个批次样本,无法令表征各维度全局独立。笔者使用动量更新法,令新一批数据到来时,结合之前批次数据,让所有样本参与权重优化。对每批次数据,全局特征表示和全局权重分别为

$$\mathbf{Z}_O = \text{concat}(\mathbf{Z}_{G1}, \mathbf{Z}_{G2}, \dots, \mathbf{Z}_{Gk}, \mathbf{Z}_L) \quad (6)$$

$$\mathbf{w}_O = \text{concat}(\mathbf{w}_{G1}, \mathbf{w}_{G2}, \dots, \mathbf{w}_{Gk}, \mathbf{w}_L) \quad (7)$$

其中: \mathbf{Z}_O 为全局特征表示; \mathbf{Z}_L 为局部特征表示,即当前批次的表征; $\mathbf{Z}_{Gi}(i=1, 2, \dots, k)$ 为各全局表征; k 为存储数量。

在每批次训练结束时,更新全局变量 \mathbf{Z}_{Gi} 和 \mathbf{w}_{Gi} ,即

$$\mathbf{Z}_{Gi}' = \alpha_i \mathbf{Z}_{Gi} + (1 - \alpha_i) \mathbf{Z}_L \quad (8)$$

$$\mathbf{w}_{Gi}' = \alpha_i \mathbf{w}_{Gi} + (1 - \alpha_i) \mathbf{w}_L \quad (9)$$

其中: α_i 为记忆动量,动量大实现长记忆,动量小实现短记忆。

2.2 梯度引导的特征表示屏蔽

诊断任务通常采用经验风险最小化(empirical risk minimization,简称ERM)^[13]使特征表示包含诊断信息,即

$$f, g = \arg \min_{f, g} L(g(f(\mathbf{X})), \mathbf{Y}) \quad (10)$$

其中: $L(\cdot, \cdot)$ 表示交叉熵; $g(\cdot)$ 表示分类器。

对于DG,所得模型包含的诊断信息不足^[10],笔者使用特征表示屏蔽增强信息。对于信号特征表示 Z ,特征表示梯度为

$$\mathbf{g}_z = \partial(g(Z) \odot \mathbf{Y}) / \partial Z \quad (11)$$

其中: \odot 为元素积;按照比例 p ,构造大小为 $b \times D$ 的屏蔽矩阵 \mathbf{m} ,屏蔽部分高梯度特征; \mathbf{m}_i 为批次内第 i 个样本的屏蔽向量; b 为批次大小; D 为特征表示 Z 的维度。

设前 p 比例部分的高梯度阈值为 q_p ,对于第 j 个维度, \mathbf{m} 的元素为

$$\mathbf{m}(j) = \begin{cases} 0 & \mathbf{g}_z(j) \geq q_p \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

即通过构造 \mathbf{m} 将前 p 比例部分的高梯度置0。

把 m 与特征表示相乘,即 $\tilde{Z} = Z \odot m$,得到屏蔽后的特征表示 \tilde{Z} 。用 \tilde{Z} 作为 $g(\cdot)$ 的输入,训练更新 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$,这样可使 $f(\cdot)$ 获取的特征表示包含更多故障特征信息,提高鲁棒性。

2.3 CRNet 训练过程

CRNet 的训练过程是先将一批次监测信号 X 输入到特征提取器 $f(\cdot)$ 中,得到 $Z = f(X)$ 。通过计算得到屏蔽矩阵 m ,再将 m 与 Z 相乘,得到 \tilde{Z} 。同时,在 Z 上学习权重 w ,将 w 加到一批次样本上,使其各个维度的特征表示独立。更新过程为

$$\begin{cases} Z = f(X) \\ g_z = \partial(g(Z) \otimes Y) / \partial Z \\ m = \begin{cases} 0 & g_z(i) \geq q_p \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \\ f^{(t+1)}, g^{(t+1)} = \arg \min_{g,h} \sum_{i=1}^b w_i^{(t)} L(g(f(X_i) \otimes m_i), y_i) \\ w^{(t+1)} = \arg \min_w \left\| \hat{\Sigma}_{:,w} \right\|_F^2 \end{cases} \quad (13)$$

其中: $w^{(0)} = (1, 1, \dots, 1)^T$; w_i 为 w 的第 i 个元素; t 为迭代次数; x_i 为本批次的第 i 个样本; y_i 为其对应的标签。

CRNet 算法流程图如图 3 所示。

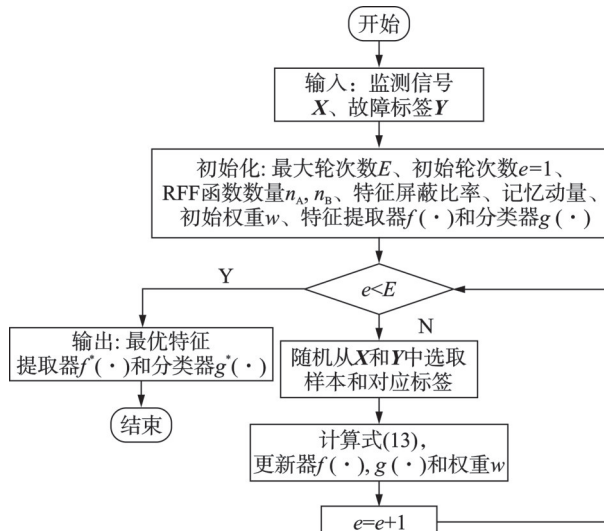


图 3 CRNet 算法流程图

Fig.3 Algorithm flowchart of CRNet

3 实验

3.1 航空锥齿轮

笔者在锥齿轮实验台上采用采集的多转速数

据集来验证方法性能,信号来自润滑油附件顶部 n2 转速传感器,锥齿轮传动系统实验台如图 4 所示。采样频率为 20 kHz,不同转速作为不同分布,转速分别为 1 000, 1 500, 2 000 和 3 900 r/min。任务设置如表 1 所示,包含无故障(故障标签为 0)、齿面磨损(故障标签为 1)、断齿(故障标签为 2)和小端崩坏(故障标签为 3)4 种状态。图 5 为故障类型。

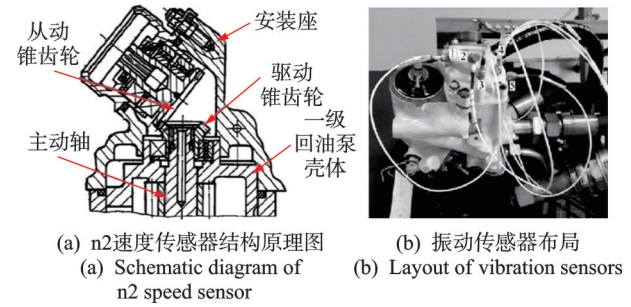


图 4 锥齿轮传动系统实验台

Fig.4 The bevel gear transmission test rig

表 1 任务设置

Tab.1 Task settings

任务	源域转速/ (r·min ⁻¹)	样本数		目标域转速/ (r·min ⁻¹)	测试集 样本数
		训练集	/验证集		
I	1 500, 2 000, 3 900	2 107	/903	1 000	913
II	1 000, 2 000, 3 900	2 051	/879	1 500	993
III	1 000, 1 500, 3 900	1 972	/845	2 000	1 106
IV	1 000, 1 500, 2 000	2 108	/904	3 900	991



图 5 故障类型

Fig.5 The fault type

3.2 实验及结果

3.2.1 信号预处理

采用长度为 2 048 的时域窗口将原始信号截断,每一段通过傅里叶变换取频谱,作为一个样本,每个窗间隔 4 096 点,共 3 923 个样本。将频谱 Z-score 标准化为 $x_{norm} = [x - \text{mean}(x)] / \text{std}(x)$ 。其中: $\text{mean}(\cdot)$ 为平均值; $\text{std}(\cdot)$ 为标准差; x_{norm} 为

标准化样本。

3.2.2 模型与训练设置

特征提取器结构如表2所示。采用随机梯度下降算法优化,训练30个轮次,学习率初始为0.01,采用余弦曲线更新法,批次大小为128。

表2 特征提取器结构

网络层	核尺寸	核数量	激活函数
1-卷积层	15×1	16	ReLU
2-卷积层	3×1	32	ReLU
3-最大池化	2×1	—	—
4-卷积层	3×1	64	ReLU
5-卷积层	3×1	128	ReLU
6-自适应最大池化	4×1	—	—
7-线性层	256	—	ReLU
8-线性层	64	—	ReLU

3.2.3 性能对比实验

各方法在数据集上随机取样本训练5次并取平均值,得到ERM、最大平均差异(maximum mean discrepancy,简称MMD)^[14]、网络域对抗训练(domain-adversarial training of neural network,简称DANN)^[15]以及CRNet的性能对比。ERM方法直接优化训练集内样本预测值和标签之间的误差,一

般为交叉熵或平均平方误差。MMD方法通过最小化源域间的各阶矩,对齐各个源域,实现提取统计特征不变。DANN方法假设泛化性特征表示无法由分类器区分开,采用对抗式训练,使特征表示对于故障诊断有区分性,但对识别源域不可区分。

MMD的高斯核 γ 值分别取0.001,0.01,0.1,1,10,100和1000,正则项系数为0.2;DANN的 α 系数为0.5。CRNet与对比方法的超参数选择如表3所示。

表3 CRNet与对比方法超参数选择

方法	超参数
MMD	γ : [0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000]; 正则项系数为0.2
DANN	$\alpha=0.5$
CRNet	$n_A = n_B = 5$; 特征屏蔽比率为1/3; 记忆动量为0.9

CRNet与对比方法的性能对比如表4所示。可见,CRNet在任务I, II, IV达到最高准确率和平均准确率。从标准差来看,4个任务中CRNet有2个任务的标准差最低,性能最稳定,且标准差平均值最低。综合而言,CRNet泛化性能最强。

表4 CRNet与对比方法的性能对比

任务	ERM		DANN		MMD		CRNet	
	准确率/%	标准差	准确率/%	标准差	准确率/%	标准差	准确率/%	标准差
I	68.239	12.096	71.518	5.837	67.522	7.448	71.786	10.462
II	71.709	4.477	72.375	3.149	69.521	5.520	75.000	4.946
III	59.007	7.295	60.717	4.595	59.577	3.496	57.647	2.964
IV	55.890	8.671	52.969	10.079	60.647	11.394	60.848	3.939
平均值	63.711	8.135	64.395	5.915	64.317	6.964	66.320	5.578

为观察各方法在具体故障类别上的性能,分别绘制各方法在任务II上的混淆矩阵。对比方法与CRNet的混淆矩阵如图6所示。可见:断齿和小端崩坏易区分,对齿面磨损的诊断精度低,大部分诊断为无故障;CRNet在齿面磨损的诊断上准确率大幅提高,可达70%。

3.2.4 消融实验

CRNet包含2部分:加权消除关联(decorrelation,简称D)和特征表示屏蔽(representation muting,简称M)。笔者对其进行消融实验,验证这2部分的有效性。其中,去掉加权消除关联的方法称

为CRNet-M,去掉特征表示屏蔽的方法称为CRNet-D。实验设置与性能对比实验相同,训练5次取平均值,消融实验性能对比如表5所示。任务III时,CRNet-M准确率最高,其他任务时CRNet准确率最高,表明两模块结合会进一步加强性能。CRNet-D标准差比ERM和CRNet-M低,表明加权去关联可提高稳定性和鲁棒性。CRNet总体泛化能力最强,CRNet-M和CRNet-D两部分结合可共同提高模型因果性。

如图7所示,将测试结果绘制任务II的消融实验混淆矩阵。CRNet-M和CRNet-D在无故障,断

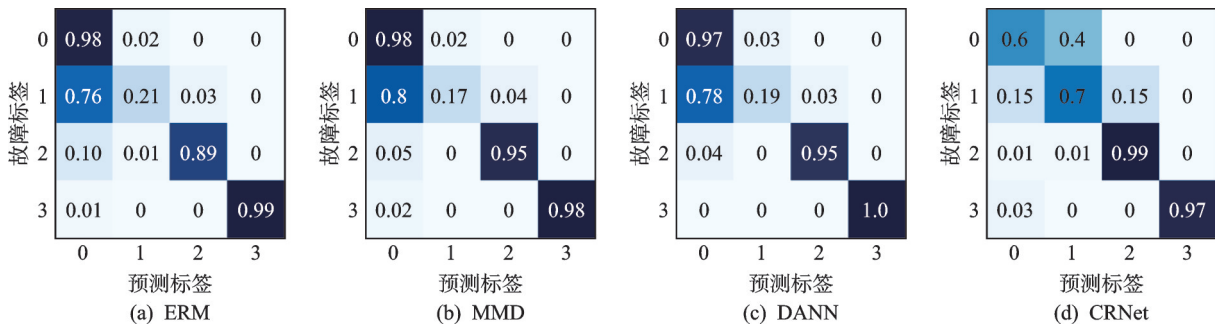


图 6 对比方法与 CRNet 的混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrices of control methods and CRNet

表 5 消融实验性能对比

Tab.5 The performance in ablation experiments

任务	ERM		CRNet-D		CRNet-M		CRNet	
	准确率 / %	标准差	准确率 / %	标准差	准确率 / %	标准差	准确率 / %	标准差
I	68.239	12.096	69.152	5.330	71.652	6.434	71.786	10.462
II	71.709	4.477	73.875	3.098	74.250	3.396	75.000	4.946
III	59.007	7.295	59.779	3.921	60.239	3.687	57.647	2.964
IV	55.890	8.671	53.906	10.039	58.661	11.538	60.848	3.939
平均值	63.711	8.135	64.178	5.597	66.200	6.264	66.320	5.578

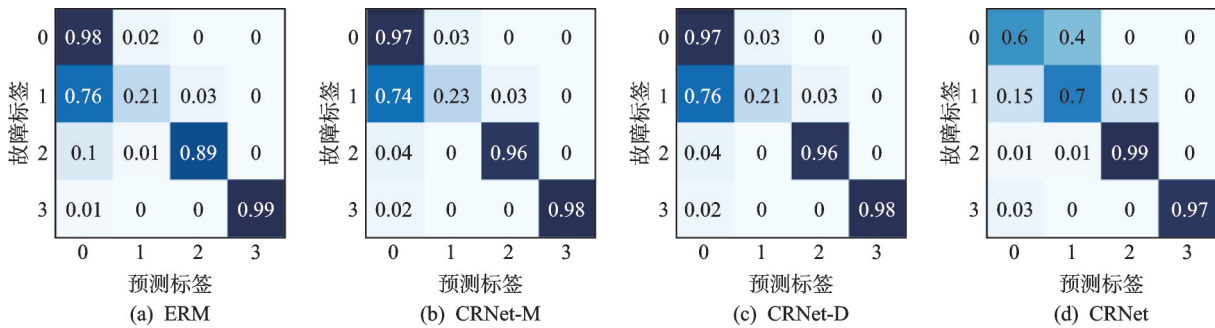


图 7 消融实验混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrices of ablation experiments

齿和小端崩坏状态时分类能力强,识别齿面磨损能力弱。CRNet 识别无故障的能力下降,识别齿面磨损的能力强,总体准确率比 ERM 高 6% 以上。这表明 CRNet-M 和 CRNet-D 两部分结合后,模型在特定类型识别上的总体性能大幅提升。

4 结 论

1) CRNet 探讨因果视角的 DG 问题,其因果独立性分解使模型的稳定性和鲁棒性加强,特征表示屏蔽令模型具备更丰富的故障特征信息,从而提高模型的性能,两者的有机结合使 CRNet 具有更强的鲁棒性和诊断性能。

2) CRNet 准确率高于其他方法,表现为在特定

故障上有更高的总体准确率、在不同任务时性能良好、在困难任务上表现出优良性能,这是从基于关联的 IFD 到基于因果 IFD 的探索结果。

参 考 文 献

- [1] 李彦夫, 韩特. 基于深度学习的工业装备 PHM 研究综述[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 835-847.
LI Yanfu, HAN Te. Deep learning based industrial equipment prognostics and health management: a review[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 835-847. (in Chinese)
- [2] ZHAO C, ZIO E, SHEN W M. Domain generalization for cross-domain fault diagnosis: an application-oriented perspective and a benchmark study[J]. Reliability

- Engineering & System Safety, 2024, 245: 109964.
- [3] 董绍江, 李洋, 梁天, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 1009-1016.
DONG Shaojiang, LI Yang, LIANG Tian, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on CNN-BiLSTM under variable working conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 1009-1016. (in Chinese)
- [4] WANG J, REN H, SHEN C, et al. Multi-scale style generative and adversarial contrastive networks for single domain generalization fault diagnosis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 243: 109879.
- [5] LÜ F, LIANG J, LI S, et al. Causality inspired representation learning for domain generalization [C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 8036-8046.
- [6] JIA S, LI Y, WANG X, et al. Deep causal factorization network: a novel domain generalization method for cross-machine bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 192: 110228.
- [7] LI J, WANG Y, ZI Y A, et al. Causal consistency network: a collaborative multimachine generalization method for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 5915-5924.
- [8] LI J, WANG Y, ZI Y A, et al. Causal disentanglement: a generalized bearing fault diagnostic framework in continuous degradation mode[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(9): 6250-6262.
- [9] ZHANG X, CUI P, XU R, et al. Deep stable learning for out-of-distribution generalization [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE, 2021: 5368-5378.
- [10] HUANG Z, WANG H, XING E P, et al. Self-challenging improves cross-domain generalization[C]// Computer Vision-ECCV 2020. Glasgow, UK: Springer, 2020: 124-140.
- [11] SCHÖLKOPF B, LOCATELLO F, BAUER S, et al. Toward causal representation learning [J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(5): 612-634.
- [12] FUKUMIZU K, GRETTON A, SUN X, et al. Kernel measures of conditional dependence[C]// Proceedings of the 20th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc., 2007: 489-496.
- [13] VAPNIK V. Principles of risk minimization for learning theory [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Neural Information Processing Systems. Denver, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1991: 831-838.
- [14] LI H L, PAN S J, WANG S Q, et al. Domain generalization with adversarial feature learning[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 5400-5409.
- [15] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain-adversarial training of neural networks [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(59): 1-35.



第一作者简介:郭畅,男,1999年9月生,博士生。主要研究方向为智能机械故障诊断。曾发表《Causal explaining guided domain generalization for rotating machinery intelligent fault diagnosis》(《Expert System with Applications》2023, Vol.243)等论文。

E-mail: guochang11@stu.xjtu.edu.cn

通信作者简介:赵志斌,男,1993年1月生,博士、副教授。主要研究方向为稀疏信号处理、智能故障诊断和健康管理。

E-mail: zhaozhibin@xjtu.edu.cn