

基于掩码建模和对比学习的故障诊断方法<sup>\*</sup>

程祺珺 杨瑞峰 郭晨霞

(中北大学仪器与电子学院 太原 030051)

**摘 要:** 尽管大多数故障诊断研究以图像、音频等作为研究的数据类型,但表格型数据的故障诊断研究仍然具有重要意义。在表格型故障诊断领域,以前的相关工作大多集中在传统的监督学习方法并且对跨工况故障诊断任务的基准评估有所不足。本文介绍一种用于表格型数据跨工况故障诊断任务的自监督学习方法,该方法将对比学习思想和表格掩码建模策略应用于以 Transformer 为骨干的自编码器架构。在凯斯西储大学轴承数据集的诊断实例上的结果显示,本文的方法经过适当微调后可以在目标任务中普遍优于监督学习基线方法的诊断精度。与自监督学习基线方法相比,对比学习策略和表格掩码建模策略的引入分别使得自编码器在 3 个目标任务中的平均诊断精度提高了 0.74% 和 3.35%。此外,为了验证所提出的方法的合理性,本文进一步分析和讨论了该方法的保真度和效用。

**关键词:** 自编码器;故障诊断;表格数据;对比学习;表格掩码建模

**中图分类号:** TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Fault diagnosis method based on masking modeling and  
contrastive learning

Cheng Qijun Yang Ruifeng Guo Chenxia

(School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** While image and audio data often dominate fault diagnosis research, the exploration on fault diagnosis of tabular data remains of paramount significance. In the field of tabular fault diagnosis, prior endeavors primarily focused on traditional supervised learning methods, and the evaluation of cross-condition fault diagnosis tasks was insufficient. In this paper, we introduce a self-supervised learning method customized for cross-condition fault diagnosis in tabular data, which combines contrastive learning strategy and tabular masking modeling strategy with a Transformer-based autoencoder architecture. The results of diagnostic instance on the Case Western Reserve University datasets demonstrate that after proper fine-tuning, our method can generally outperform the diagnostic accuracy of the supervised learning baselines in the target tasks. Compared with the self-supervised learning baselines, the introduction of contrastive learning strategy and tabular masking modeling strategy increases the average diagnostic accuracy of the autoencoder by 0.74% and 3.35% respectively in the three target tasks. Furthermore, our comprehensive analysis and discussion on the fidelity and utility of the proposed method serve to demonstrate its rationality.

**Keywords:** autoencoder; fault diagnosis; tabular data; contrastive learning; tabular masking modeling

## 0 引 言

故障诊断也被认为是离群值检测在机器检测、维护和诊断领域的应用<sup>[1-6]</sup>。具体来说,基于深度学习的故障诊断的步骤如下,首先利用传感器等检测设备采集信号,然后利用深度模型提取信号的特征,最后识别故障类型。在实际异常诊断领域中,尽管图像、音频等数据类型是主流的数据采集形式,但以表格形式采集的异常数据集在实际应用中

仍具有重要意义。此外,表格型数据也是深度学习中研究不足的领域,被称为深度学习“最后一座尚未征服的堡垒”<sup>[7]</sup>。因此,本文的研究针对表格型异常检测算法。

众所周知,表格型数据普遍应用于金融、医疗、推荐系统以及气候科学等领域。在异常诊断领域中,凯斯西储大学轴承数据集、西安交通大学轴承数据集等轴承数据集被大多数从业者广泛应用,然而对表格数据集的应用却相对较少。在过去的几年中研发了许多针对表格型数据的异常

检测算法<sup>[8-9]</sup>。然而,这些方法主具有以下局限性:1)主要集中在传统的监督学习算法,而不包括新兴的自监督学习算法<sup>[10-11]</sup>;2)缺乏统一的表格型异常诊断数据集用于基准性能评估以及模型训练范式(计算机视觉领域具有基准数据集 ImageNet、自然语言处理领域具有基准数据集 GLUE),这导致从业者无法对所提出的模型进行真实且有效的比较。

自监督学习范式的故障诊断算法可以通过编码-重建的方式从未标记的数据中学习到有用的代表性特征,从而减少了对人工标记数据的依赖。现有研究已经开展了一些关于自监督学习的方法<sup>[10-11]</sup>。自监督方法虽然在一定程度上减少了专家经验的影响,但较低的故障类别间方差和较高的故障类别内方差会使跨工况故障分类任务相对困难,这对自监督学习模型在提取特征方面造成了挑战。最近,掩码建模策略和对比学习思想在计算机视觉等领域已被证明有利于自监督学习模型学习潜在表示特征,在故障诊断领域也显示出巨大的前景。

本文结合表格掩码建模和对比学习思想的优点,提出了一种基于自编码器的表格型异常检测算法(autoencoder for tabular data using masked modeling and contrastive learning, TCMAE),用于实现在跨工况情景下的故障诊断任务。

## 1 TCMAE 方法介绍

### 1.1 基于 Transformer 骨干的表格掩码自编码器

在本文工作中,表格掩码自编码器采用 Transformer 模块作为模型骨干实现。表格掩码自编码器中编码器及其 Transformer 模块的实现如图 1 所示。需要补充说明的是,对于特征嵌入,本文采用线性编码的方式对每个特征进行嵌入,即:

$$enc(x) = wx + b \quad (1)$$

其中,  $enc(x)$  代表特征  $x$  的嵌入,  $w$  和  $b$  是可学习的参数。对于位置嵌入,本文采用 2D 位置嵌入的方式将位置编码添加到  $x$  的嵌入中。具体来说,对于第  $k$  个特征,位置编码的计算公式表示如下:

$$pos(k, i) = \begin{cases} \sin(k/10000^{\frac{2i}{d}}), & 0 \leq i < d/2 \\ \cos(k/10000^{\frac{2i}{d-1}}), & \frac{d}{2} \leq i < d \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $pos(k, i)$  表示对第  $k$  个特征进行维度为  $i$  的位置编码,  $k$  表示特征在输入中的位置,  $i$  表示嵌入的维度,  $d$  是嵌入宽度。

Transformer 模块同样作为解码器的模型骨干,但解码器的设计相对更轻量化。表格掩码自编码器(masked autoencoder for tabular data, TMAE)架构中掩码机制的实现如图 2 所示。具体来说,特征词元在进入编码器之前首先进行遮蔽操作,被遮蔽的词元会被标记[m]。遮蔽后的

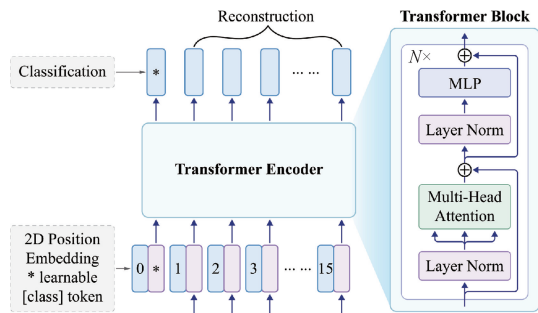


图 1 编码器的实现

Fig. 1 The implementation of the encoder

输入样本经过编码器映射为潜在表示。潜在表示会被掩码词元[m]填充并由解码器处理,最后利用线性投影将嵌入表示映射到标量值作为重建的特征嵌入。重建损失函数定义为解码器重建值和原始输入值之间的均方误差(mean squared error, MSE)。计算 MSE 的公式可以表示如下:

$$L_R = \frac{1}{n_b n_d} \sum_{j=1}^{n_b} \sum_{i=1}^{n_d} (y_j^i - \hat{y}_j^i)^2 \quad (3)$$

其中,  $L_R$  代表重建损失,  $n_b$  表示输入的批量大小,  $n_d$  表示样本的特征维度,  $y_j^i$  表示原始输入值,  $\hat{y}_j^i$  表示解码器产生的重建值。

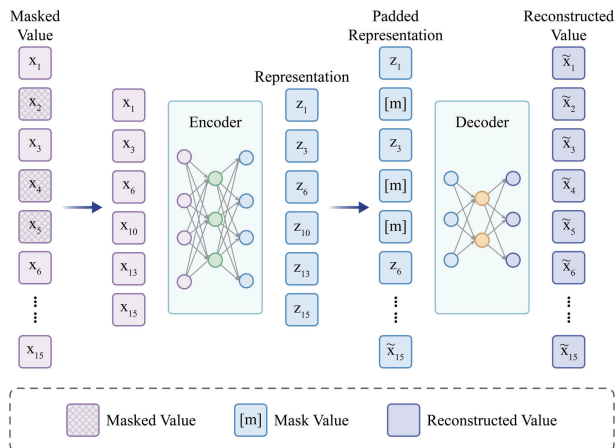


图 2 TMAE 掩码机制的实现

Fig. 2 The implementation of the masking mechanism in the TMAE

### 1.2 对比学习

在对比学习阶段,本文额外增加一个线性层用于获得匹配输入的特征词元。TCMAE 架构的总体框架如图 3 所示。本文将相同工况的词元连接并标记为正对,将不同工况的词元连接并标记为负对。 $[cls]$  词元([class] token,如图 1 所示)被附加到词元首位稍后用于计算匹配损失。所有的正负对词元经过多模态编码器后会将所有信息集中到  $[cls]$  词元上,换句话说,  $[cls]$  词元应该捕获正负对的联合表示,因此,本文来自多模态编码器的输出  $[cls]$  词元用

于计算匹配损失。匹配损失被定义为真实标签  $\{0, 1\}$  和前馈层的输出之间的二进制交叉熵损失, 如下:

$$L_M = \frac{-1}{2n_b} \sum_{i=1}^{2n_b} (y_j \log(\hat{y}_j) + (1 - y_j) \log(1 - \hat{y}_j)) \quad (4)$$

其中,  $L_M$  代表匹配损失,  $n_b$  表示输入的批量大小,  $y_j$  表示正负对标签  $\{1, 0\}$ ,  $\hat{y}_j$  表示线性层的输出。

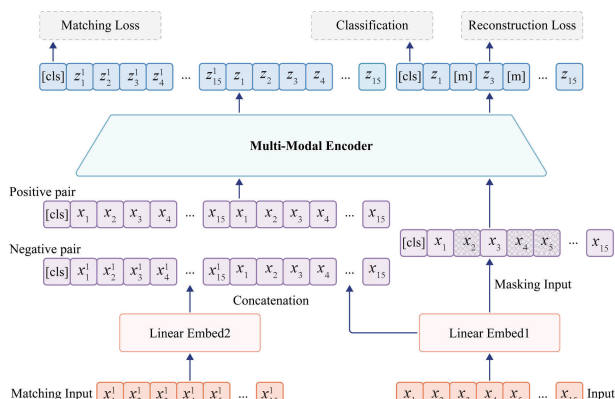


图 3 结合掩码策略和对比学习的 TCMAE 架构实现

Fig. 3 The TCMAE architecture which combines the masking strategy with the contrastive learning

### 1.3 训练范式

与大多数跨工况情景相似,本文对所提出的模型执行预训练和微调的训练范式。总的训练范式总结如下:

步骤 1)在源域采集大量未标记的输入样本、在目标域采集输入样本并对其进行标记操作。将全部的源域样本和少量标记的目标域样本作为训练集,其余目标域样本作为验证集和测试集。

步骤 2) 预训练阶段, 使用未标记的训练样本作为模型输入, 同时对模型进行超参数优化选出最佳配置。利用贝叶斯优化算法对模型进行 200 次超参数优化。在每一个超参数配置下, 模型对输入数据分别进行掩码和对比操作, 通过式 (3)、式 (4) 中定义的损失函数对模型参数进行优化。比较 200 次配置实验的性能, 选出最佳配置。

步骤3)根据最佳配置设置适合模型的超参数配置,再次输入数据使模型重拟合。

步骤4)对预训练后的模型进行微调。将预训练好的模型参数迁移至目标域故障诊断任务,通过交叉熵损失优化模型参数,使其适应新的故障诊断任务。

步骤 5) 将测试样本输入训练好的模型中执行故障诊断任务, 测试模型在新的工况下的诊断性能。

## 2 实验设计及验证

## 2.1 数据集描述

凯斯西储大学数据集被广泛认为是轴承诊断实例的标准基准数据集。凯斯西储大学的轴承实验平台包括马力电

力、扭矩传感器、测力计和测试轴承。凯斯西储大学轴承数据集集中总共采集了 6 种类型的原始振动信号,包括正常状态(normal condition, NC)、内圈故障(inner raceway fault, IF)、滚珠故障(ball fault, BF)以及外圈故障(outer raceway fault, OF),其中轴承外圈的损伤点在时钟:6 点钟、3 点钟和 12 点钟 3 个不同位置设置。除正常状态(NC)外,每种故障类型根据故障直径分别是 7 mils、14 mils 和 21 mils 分为 3 个子类型。利用安装在驱动端的加速度计,在 1 797、1 772、1 750 和 1 730 rpm(revolutions per minute, r/min)转速下采集振动数据。采样频率设置为 12 kHz。测试轴承的每个健康状况总共模拟在 0、1、2 和 3 hp 在内的 4 种负载工况下的操作。本文将 0 hp 工况下的振动信号用于源故障诊断任务,将 1、2 以及 3 hp 工况下的振动信号作为目标故障诊断任务,此外,1 hp 振动信号用于对比学习。考虑到实际应用中目标数据集获取以及标记的困难,本文仅对一小部分目标样本进行标记,用于模型的微调。参照 Ding 等<sup>[12]</sup>微调样本数的设置,本文将标记样本数分别设置为 5、10、15、20,这样的设置既考虑到实际工业中获取目标域高质量标记数据的难度和成本,也便于观察到模型性能关于样本量的梯度变化。数据集的详细信息如表 1 所示。

表 1 凯斯西储大学数据集详细描述

**Table 1 Detailed information of the Case Western Reserve University datasets**

工况	健康状况	转速/ ( $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$ )	负载/ hp	故障 大小
A	NC, IF, BF, OF@6/3/12	1 797	0	0.021 in.
B	NC, IF, BF, OF@6/3/12	1 772	1	0.021 in.
C	NC, IF, BF, OF@6/3/12	1 750	2	0.021 in.
D	NC, IF, BF, OF@6/3/12	1 730	3	0.021 in.

## 2.2 预处理方法

本文借鉴了 Borges 等<sup>[13]</sup>的思想对凯斯西储大学轴承数据集进行特征提取。遵循 Borges 等<sup>[13]</sup>的建议,本文的滑动数据窗口的大小设置为 512,这是一个信号周期的大小。为了避免造成数据冗余,窗口的移动步长设置为  $3/4$  个信号周期。

### 2.3 对比模型

本文所有的对比模型都使用相同的训练、验证和测试集分割、相同的随机种子以及相同的超参数优化(hyperparameter optimization, HPO)资源和约束(实验所用的工作站包含 32 G RAM、6 个内核的 CPU 和 12 G 视频内存的 GPU, CPU 是 12th Gen Intel (R) Core (TM) i5-12490F, GPU 是 NVIDIA GeForce RTX 3060)。本文选择 PyTorch 库作为深度学习框架, Python 版本是 3.9。本文选择的基线模型是以监督学习方式进行训练并进行零样本微调的浅层机器学习模型以及深层的神经网络模型。机器学习模型本文选用 3 种最先进的模型: scikit learning 的随

机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)以及一个树集成的算法(xgboost, XGB)。本文选择以下深度模型:

残差网络(residual network, ResNet): 本文使用了高小玉等<sup>[9]</sup>工作中提到的 ResNet 基线模型。

普通 Transformer(vanilla transformer, Vanilla-T): 本文使用高小玉等<sup>[9]</sup>工作中提到的 Transformer 架构。

特征词元器 Transformer(ft-transformer, FT-T): 在高小玉等<sup>[9]</sup>工作中提到的基于 Transformer 架构的模型。相比普通的 Transformer 架构, 该模型在特征嵌入方面做出了改进。

2.4 实验验证

1) 掩码率选择

掩码率是指模型在训练阶段对数据特征的遮蔽比例。在本文实验中, 首先讨论了不同掩码率的单独性能。图 4 报告了不同掩码率下普通自编码器的实验结果, 在本文实验中最佳的掩码率为 40%。可以观察到, 在这 4 种条件下模型性能随掩码率的变化呈现出大致相同的趋势。当掩码率过低时, 模型性能随掩码率的增加缓慢提升, 直到掩码率达到 40%。随后模型性能会随掩码率的升高而降低, 特别是当掩码率达到 80% 以后模型性能会显著降低。这样的实验结果可以解释为: 较低的掩码率降低了预训练任务的难度, 导致自编码器无法充分学习有效的嵌入表示。然而, 过高的掩码率会对特征嵌入造成巨大损害, 这对自编码器进行重建任务造成了困难。基于上述实验结果, 本文认为 40% 是一个合适的遮蔽率, 并在后续的实验中设置到所提出的方法。

2) 性能评估结果

为了验证所提出方法的优越性, 本文对所有模型在不同故障分类任务下进行了故障诊断实验, 并报告了它们的测试正确率。表 2 显示了在不同故障诊断任务中每种方法的平均准确度(average accuracy, Avg Acc)以及标准偏差(standard deviation, Std)。如表 2 所示, 相比于其他自监督学习方法和监督学习方法, 所提出的方法实现了最佳性能。

具体来说, 在 A→D 故障诊断任务中, 对于自监督学习方法, 在 4 种微调情景下, 自编码器(autoencoder, AE)的平均精度分别比所提出的方法低 2.99%、7.37%、13.60% 和 2.61%, 掩码自编码器(MAE)的平均精度分别比所提出的方法低 1.30%、2.04%、9.11% 和 1.43%。

这样的实验结果传递了两方面的信息。首先, AE 和 MAE 的比较说明了掩码的必要性。当输入是完整的信号时, 自编码器架构的故障诊断性能会有所下降, 这意味着遮蔽的信号比完整的信号更有利于自编码器架构学习到更有效的特征表示。

此外, MAE 与 TCMAE 之间的比较说明了对比学习策略使模型获得了更具判别性的嵌入空间。本文跟踪了模型在微调阶段验证集上的损失值, 跟踪结果如图 5 所示, 其中“TMAE\_5”表示用 5 个标记样本微调的 TMAE 模型。

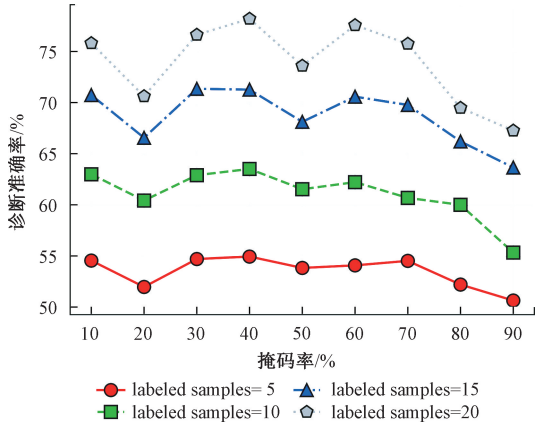


图 4 掩码率

Fig. 4 Masking ratio

可以观察到, 在 4 种微调策略下, TCMAE 的验证损失均低于普通的 MAE, 尽管这样的差异并不明显。根据这样的分析结果可以做出假设, 结合了对比学习策略的掩码自编码器可以学习到一个更加鲁棒的嵌入空间, 实现更高的嵌入空间分辨率, 这使得所提出的方法在学习具有区分性的故障特征方面更加有效。

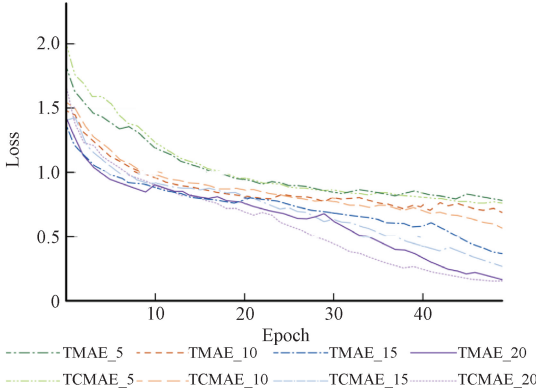


图 5 微调阶段 TMAE 和 TCMAE 损失值的跟踪结果

Fig. 5 The tracking results of loss values for both TMAE and TCMAE during the fine-tuning phase

此外, 对于监督学习方法, 从表 2 中可以看出, 以 Transformer 为骨干的 FT-T 模型在 3 个故障诊断任务中均实现了最优异的成绩, ResNet 以第二好的平均精度和较低的标准偏差紧跟其后。对比自监督学习方法和监督学习方法可以发现, 使用 20 个目标域标记样本微调的普通自编码器架构可以与监督学习方法相竞争, 而 MAE 和 TCMAE 架构的模型可以明显超越监督学习方法。这样的实验结果说明了尽管 FT-T 和 TCMAE 均使用相同的 Transformer 架构作为骨干, 但使用无标记的样本的预训练范式对在跨工况任务中提取更具区别性的潜在表示特征起着重要作用。

3) 先进方法对比

本节将所提出的方法与近期利用凯斯西储大学轴承数



表 2 自监督学习方法和监督学习方法诊断精度

Table 2 The results for self-supervised methods and supervised methods

任务	A→B			A→C			A→D		
	AE	TMAE	TCMAE	AE	TMAE	TCMAE	AE	TMAE	TCMAE
自监督学习	5	53.26±10.70	56.00±5.71	65.19±0.75	65.55±7.95	56.49±5.41	60.71±7.49	60.71±7.49	62.40±3.38
	10	75.37±4.64	79.91±8.41	85.21±7.76	79.69±11.17	81.69±3.92	67.66±7.76	67.66±7.76	72.99±7.79
	15	75.36±18.51	87.48±11.84	83.36±0.95	75.02±17.03	91.92±1.47	82.29±13.73	82.29±13.73	86.78±17.72
	20	91.46±4.50	96.99±1.69	97.97±1.95	94.52±0.97	95.68±0.40	95.43±2.20	95.43±2.20	96.61±1.37
		ResNet	Vanilla-T	FT-T	ResNet	Vanilla-T	FT-T	ResNet	Vanilla-T
监督学习		91.62±0.37	91.09±1.41	91.87±2.78	89.09±1.03	88.83±1.33	92.84±1.31	89.31±1.16	85.93±1.80
		SVM	RF	XGB	SVM	RF	XGB	SVM	RF
		91.30±0.30	83.78±2.70	88.35±6.82	90.43±4.20	85.72±3.47	83.60±2.95	82.49±0.99	84.07±0.57

数据集进行故障诊断的相关工作进行对比。首先,与近期采用自监督学习范式的故障诊断工作相比,本文的方法展现出了相对优越性。具体来说,与姚家琪等<sup>[14]</sup>提出的方法相比,本文的 TCMAE 更简单、高效。当使用 20 个目标域样本进行微调时,姚家琪等<sup>[14]</sup>报告了 97.92% 的诊断准确率,而 TCMAE 在两个迁移任务(A→B 和 A→D)中以 97.97% 和 98.04% 的表现微弱领先。与监督学习范式的故障诊断工作相比,本文的方法同样表现出强大竞争力,CEEMDAN + CNN-LSTM<sup>[15]</sup> 报告的诊断准确率为 98.63%。尽管本文的方法尚未能完全优于当前最先进的监督学习方法,但值得注意的是,监督学习方法通常要求大量的标记训练数据,而 TCMAE 方法仅需要 20 个目标域标记数据,这大大降低了获取标记数据的成本和难度。

4) 分析与讨论

本节对所提出的方法和所有基线模型进行广泛的分析比较。本文通过 3 个评估指标分别从保真度和效用两方面评估所提出的方法以及所有基线模型,以证明其合理性。

为了更清晰地揭示所提出方法的优越性,本文分别对自监督学习方法和监督学习方法进行了综合地评估。对于自监督学习方法,本文比较其重建数据和真实数据之间的保真度。具体来说,主要使用两个度量指标:均方根误差(root mean square error, RMSE)用于衡量重建值和真实值之间值的匹配程度, W 距离(wasserstein distance, WD)用于衡量重建分布和真实分布之间的匹配程度。对于监督学习方法,使用接受者操作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve, AUROC)作为评估指标。

本文在 3 个故障诊断任务中且使用 20 个标签样本微调情景下评估了 TCMAE 和基线方法,结果如表 3 所示。根据 RMSE 和 WD 的结果可以看出, TCMAE 在所有任务中的保真度始终优于所有基线,尽管这种优越性并不显著但优越的趋势明显。这主要是因为实验对象针对的是表格型数据,其样本的特征数远小于常见的图像型数据(大约是表格型数据的几千甚至上万倍),这导致在实验中重

建值和输入值之间的差异很难被人观察到。为了进一步验证这一结论,本文同样跟踪了所有自监督方法在微调阶段的 CKA 分数(centered kernel alignment, CKA),结果如图 6 所示。CKA 相似性是一种用于衡量两个数据表示之间相似性的方法。可以观察到,在整个训练过程中所提出的方法的 CKA 分数都随着训练轮数的增加而稳步增加,并且在大约 20 个训练轮数后稳定优于其余方法。这表明 TCMAE 更好的完成了重建任务,这可以解释其在跨工况故障诊断任务中的有效性。

表 3 TCMAE 及对比模型用 20 个标记样本微调的保真度

Table 3 The fidelity of TCMAE and baseline with 20 labeled samples for fine-tuning

任务	RMSE			WD		
	AE	TMAE	TCMAE	AE	TMAE	TCMAE
A→B	0.110	0.103	0.100	0.051	0.053	0.049
A→C	0.101	0.099	0.099	0.052	0.050	0.049
A→D	0.096	0.094	0.092	0.048	0.048	0.047

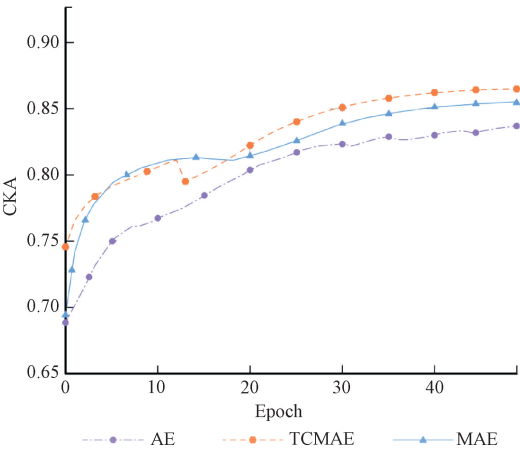


图 6 重建表示和输入表示之间的 CKA 相似性

Fig. 6 The CKA similarity between the reconstructed representations and inputs representations

在效用方面,自监督学习方法和监督学习方法的比较结果如表 4 所示。总的来看,自监督学习方法优于绝大多数监督学习方法。这可能是由于监督学习方法高度依赖于大量且精确的标记数据,相比之下,自监督学习方法主要依赖于数据的内部结构和统计规律,因此它在跨工况故障诊断任务中具有更好的鲁棒性。

表 4 TCMAE 及对比模型用 20 个标记样本微调的效用  
Table 4 The utility of TCMAE and baseline with 20 labeled samples for fine-tuning

模型	深度方法			机器学习		
	ResNet	Vanilla-T	FT-T	XGB	RF	SVM
AUROC	0.982	0.977	0.987	0.976	0.993	0.948
	AE	TMAE	TCMAE			
AUROC	0.987	0.996	0.999			

3 结 论

本文将对比学习思想和表格掩码建模策略与以 Transformer 为骨干的自编码器架构相结合,提出一种用于表格型数据跨工况故障诊断的自监督学习方法。在凯斯西储大学轴承数据集上的实例诊断结果表明,对于自监督学习方法,本文所提出的方法可以以更高的保真度和更低的重建损失更好的实现重建任务。经过大量评估和分析发现,自编码器架构的自监督学习方法关注数据的内在结构而不依赖于标记的数据,帮助模型学习到更泛化的故障特征,表格掩码建模策略通过适当增加预训练任务的难度进一步迫使其学习到更有效的潜在表示,而对比学习策略的引入使模型可以提取到更具区别性的潜在表示,从而在跨工况的故障诊断任务中实现优异成绩。本文的发现为表格型数据故障诊断领域提供了一个有前景的研究方向。

参考文献

[1] 何坤敏,王霄,杨靖,等. 基于 RF 特征优选和 WOA-ELM 的风电齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023,46(5):57-64.  
HE K M, WANG X, YANG J, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearboxes based on RF feature selection and WOA-ELM[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(5):57-64.

[2] 钟志成,徐封杰,李超超,等. 基于动态故障树的汽车系统故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(14): 131-137.  
ZHONG ZH CH, XU F J, LI CH CH, et al. Fault diagnosis method for automotive systems based on dynamic fault tree [J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(14):131-137.

[3] 蔡军,肖乔元,吴凡. 基于超程时间测量的电磁继电器故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(6): 93-100.  
CAI J, XIAO Q Y, WU F. Electromagnetic relay fault detection based on overtravel time measurement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023,37(6):93-100.

[4] 彭菲桐,徐凯,吴仕勋,等. 基于智能优化深度网络的轨道电路故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(2):219-230.  
PENG F T, XU K, WU SH X, et al. Research on track circuit fault diagnosis based on intelligent optimization deep network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2024,38(2):219-230.

[5] 陈赛赛,杨晨曦,陈超,等. 基于小波核扩散与双阶段 SVM 的轴承复合故障分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(10):179-188.  
CHEN S S, YANG CH X, CHEN CH, et al. Composite fault classification method for bearings based on wavelet kernel diffusion and two-stage SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(10):179-188.

[6] 谭博韬,黄民,刘跃,等. 基于 CNN-LSTM 故障诊断的自动扶梯监测软件设计[J]. 电子测量技术, 2023, 46(12):1-7.  
TAN B T, HUANG M, LIU Y, et al. Design of automatic escalator monitoring software based on CNN-LSTM fault diagnosis [J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(12):1-7.

[7] 张家豪. 基于深度学习的结构化数据分类技术研究[D]. 沈阳:沈阳航空航天大学, 2023.  
ZHANG J H. Research on structured data classification technology based on deep learning[D]. Shenyang:Shenyang Aerospace University, 2023.

[8] 杨彪,卜希. 对于异常检测的自监督学习算法研究[J]. 工业控制计算机, 2023,36(11):110-111,114.  
YANG B, BU X. Research on self-supervised learning algorithm for anomaly detection[J]. Industrial Control Computer, 2023,36(11):110-111,114.

[9] 高小玉,赵晓永,王磊. 知识增强的自监督表格数据异常检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(10):140-147.  
GAO X Y, ZHAO X Y, WANG L. Research on knowledge enhanced self-supervised table data anomaly detection method [J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(10):140-147.

[10] 鲁佳楠. 基于自编码器的单分类异常检测方法研究[D]. 赣州:江西理工大学, 2023.  
LU J N. Research on single classification anomaly

- detection method based on autoencoder[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2023.
- [11] 乔怡群,王田,刘克新,等. 基于自监督学习的动力设备异常检测方法[J]. 空间控制技术与应用,2023,49(6):86-93.
- QIAO Y Q, WANG T, LIU K X, et al. Abnormal detection method for power equipment based on self-supervised learning[J]. Space Control Technology and Applications, 2023,49(6):86-93.
- [12] DING Y, MA L, MA J, et al. A generative adversarial network-based intelligent fault diagnosis method for rotating machinery under small sample size conditions[J]. IEEE Access, 2019,7:149736-149749.
- [13] BORGES F A S, FERNANDES R A S, SILVA I N, et al. Feature extraction and power quality disturbances classification using smart meters signals [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016,12(2): 824-833.
- [14] 姚家琪,宋鹏宇,沈萌,等. 面向少样本故障诊断的知识自监督深度表征学习方法[J]. 控制与决策,2024, 39(10):3357-3365.
- YAO J Q, SONG P Y, SHEN M, et al. Knowledge self-supervised deep representation learning method for fault diagnosis with few samples [J]. Control and Decision, 2024,39(10):3357-3365.
- [15] 蒋富康,陆金桂,刘明昊,等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023,46(5):72-77.
- JIANG F K, LU J G, LIU M H, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on CEEMDAN and CNN-LSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(5):72-77.

## 作者简介

**程祺琨**,硕士研究生,主要研究方向为迁移学习、智能故障诊断等。

E-mail:chengqijun1015@163.com

**杨瑞峰**(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为自动化测试和控制技术和设备测试检测等。

E-mail:yangruifeng@nuc.edu.cn

**郭晨霞**,副教授,主要研究方向为测控技术和视觉测量。

E-mail:guochenxia@nuc.edu.cn