基于多尺度元度量学习的小样本滚动轴承故障诊断方法

胡向东　陈佳辉　白 银
（重庆邮电大学 自动化学院，重庆　400065）

摘要：【目的】针对传统深度学习故障诊断方法依赖大量训练样本、难以适应工业现场轴承故障样本稀缺的问题，提出一种基于多尺度元度量学习的小样本滚动轴承故障诊断方法。【方法】首先，以信息熵为振动信号复杂度的量化指标，对采集信号进行定量评估与特征优化，以加速模型收敛并缓解由样本不平衡引发的过拟合问题；其次，引入多尺度时间卷积网络，捕捉不同尺度上更丰富的故障特征，克服局部与全局特征融合困难，增强特征表征能力；最后，设计基于改进皮尔逊相似度与三元组损失函数加权的度量学习模块，确保相似样本在特征空间的高度一致性，提高小样本特征的判别能力。【结果】基于公开数据集与实测数据集的验证结果表明，所提方法在两类数据集上的平均准确率分别达到99.03%、98.53%，优于其他对比算法。所提方法有效克服了小样本条件下的特征学习瓶颈，显著提升了滚动轴承故障的辨识能力与模型的泛化稳定性。

关键词：滚动轴承；故障诊断；小样本；多尺度元度量学习；特征识别
中图分类号：TH133.33　　**DOI：**10.16578/j.issn.1004.2539.XXXX.XX.001

0　引言

滚动轴承是智能制造等工业生产和工业设备智能运维中的关键部件，其故障诊断的准确性直接影响设备的运行安全与维护效率[1]。传统的故障诊断方法，如支持向量机（Support Vector Machine，SVM）[2]、小波变换（Wavelet Transform, WT）[3]、人工神经网络（Artificial Neural Networks, ANN）[4]等在轴承故障诊断方面取得了良好进展。然而，工程实践中采集到的滚动轴承振动信号往往样本不足，且不同工况环境中高强度噪声污染增加了有效特征辨识的难度。因此，针对滚动轴承故障诊断的需求，亟须开发精确且智能化的新型分析方法。

深度学习作为一种端到端学习方法，已成为轴承故障诊断领域的研究热点。李赟等[5]提出一种改进Teager能量包络和EWT的轴承故障声发射诊断方法，通过改进Teager能量包络处理和经验小波峭度指标筛选分量并重构，进而对重构声发射信号进行包络分析；该方法能够有效抑制噪声，增强故障弹性波，准确提取轴承故障声发射信号的频率特征。刘敏等[6]创新融合连续互补集合经验模态分解、多点最优最小熵解卷积调整对抗训练和模糊C-均值，对圆锥滚子轴承故障诊断方法进行了研究，该方法可对大量的圆锥滚子轴承故障数据进行准确的诊断分析，提高工作效率，并验证了该方法的有效性和优越性。然而，传统的故障诊断方法通常依赖大量的标注数据及专家经验，难以在工业生产环境中满足实时、准确的诊断需求。特别是在旋转机械的故障诊断中，标注数据的获取往往受到成本和时间的限制。因此，如何利用有限的标注数据和大量的无标签数据进行有效学习，仍然是一个亟待解决的难题。

元学习（Meta-Learning）[7]通过研究如何学习，能够在少量标注数据的情况下，从不同的任务中迅速适应新任务的学习需求。LI等[8]通过增强特征提取器，能更好地捕捉细粒度故障的关键特征；同时，提出的参数调制策略可动态调整预训练模型的参数，进一步提升了模型在新任务中的表现。HU等[9]提出了基于任务序列的元学习方法，通过构建元学习策略，可帮助模型在少样本条件下更好地适应新任务；其核心思想是通过将任务按难易程度排序，从简单任务开始，逐步学习更复杂的任务，从而提升模型的知识适应能力。

收稿日期：2025-10-11　　修回日期：2025-11-14
基金项目：重庆市级人才计划项目（cstc2024ycjh-bgzxm0088）
作者简介：胡向东，男，1971年生，四川广安人，博士，教授；主要研究方向为智能感知、网络化测量、工业互联网安全等；huxd@cqupt.edu.cn。
引用格式：胡向东，陈佳辉，白 银.基于多尺度元度量学习的小样本滚动轴承故障诊断方法[J].机械传动，XXXX，XX（XX）：1-11.
HU Xiangdong，CHEN Jiahui，BAI Yin.A small-sample rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale meta-metric learning[J].Journal of Mechanical Transmission，XXXX，XX（XX）：1-11.

免费获取

受限于样本数量有限，模型在元训练阶段仍存在泛化能力退化风险，尤其在多工况条件下，数据分布差异引发的显著特征偏移使得轴承状态特征提取面临适应性挑战，最终导致元测试环节识别精度波动明显。针对上述问题，本文提出一种多尺度元度量学习(Multi-scale Meta-Metric Learning, M^{3}L)模型。首先，以信息熵量化振动信号，优化特征并缓解样本不平衡引发的过拟合问题；然后，引入多尺度时间卷积网络，捕捉不同尺度上更丰富的故障特征，进一步加强特征表达能力；最后，设计了基于改进皮尔森相似度与三元组损失函数加权机制的度量学习模块，从而提高小样本学习的特征判别能力，提高准确率；并通过公开数据集与实测数据集对模型的诊断效能进行了双重验证。

1 理论基础

1.1 元学习

元学习[10]1127-1128是一种让模型从多个任务中提取共性知识，从而快速适应新任务的机器学习范式。与传统机器学习关注单一任务不同，元学习通过模拟“任务分布”下的学习过程，其核心目标是提升模型的跨任务泛化能力和快速适应能力。因此，元学习对小样本引起的问题的解决有着显著效果。在元学习框架下，支持集的构造采用N-Way K-Shot范式，即涵盖N种故障类型，各故障类别下均配置K个训练样本。该范式作为小样本学习的典型配置，通过限定每个故障类别的样本基数实现模型快速迁移能力培养；查询集中样本类别数与支持集相同。图1所示为一个2-Way 3-Shot的学习过程。首先，从猫狗和香蕉苹果的分类中学习元知识；然后，应用元知识来识别羊和牛。总之，元学习的训练过程包括学习任务中的元知识，以提高模型的学习能力，并促进新任务的快速学习。

元学习通过任务驱动的训练机制提升模型跨任务适应能力，但未显式约束特征空间的结构。为进一步增强小样本条件下的特征判别性，元度量学习将度量学习嵌入元学习框架，通过优化特征空间中的样本相似性度量，使同类样本高度聚集、异类样本显著分离。该方法可显著提升模型在跨工况任务中的鲁棒性。

1.2 信息熵

香农创立的信息熵理论攻克了信息量化难题[11]。具有N个点的离散随机变量X的香农熵定义为

$$H(x)=-\sum_{i=1}^{N}P_i\ln P_i \tag{1}$$

式中，P_i为各离散点出现的概率，$i=1,2,\cdots,N$。

$$P_i=\frac{|\chi_i|^2}{E_j} \tag{2}$$

式中，E_j为频带信号的能量和。

$$E_j=\sum_{i=1}^{N}|\chi_i|^2 \tag{3}$$

式中，χ_i为频带信号离散点对应的幅值。

信息熵在信号稀疏性评估中具有表征量化作用，其数值水平可直接映射信号稀疏特征的显著程度。

当信号分解所得本征模态富含高密度周期性故障特征时，则熵值较低。式(4)所示为周期性振动信号经过信息熵量化计算之后信息熵$H_1=1.2$。

$$x_1(t)=3\sin(2\pi\cdot 50t)+\sin(2\pi\cdot 10t) \tag{4}$$

若分量中包含有大量的噪声信号或者无规律信号，则表现为熵值较大。式(5)所示为均值为0、方差为1的正态分布随机噪声信号，经过信息熵量化计算之后信息熵$H_2=3$。

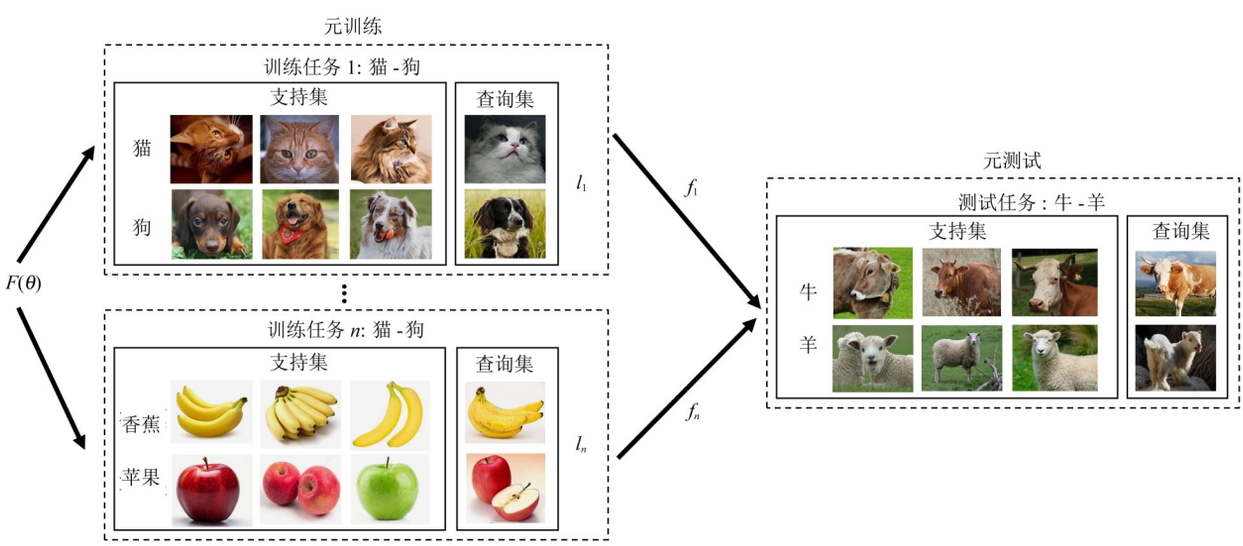


图1 元学习任务流程

Fig. 1 Flowchart of meta-learning tasks

$$x_2(t) \sim N(0,1) \tag{5}$$

原始振动信号$f(t)$经信息熵量化后如图2所示。按信息熵升序排列任务，即优先训练低熵任务，后训练高熵任务。低熵信号中冗余信息少，模型可更早捕捉故障的核心判别特征，提高后续高熵任务参数初始化的鲁棒性，减少训练初期因噪声导致的参数振荡，加速收敛。

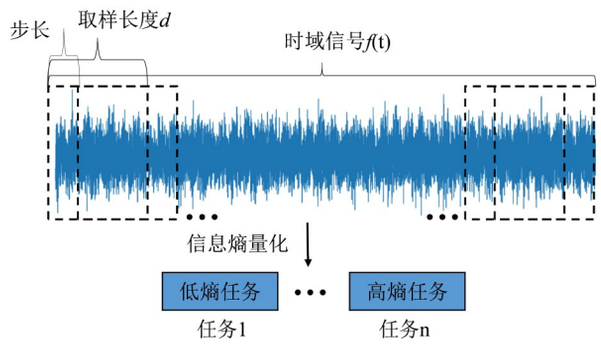


图2 信息熵量化过程

Fig. 2 Quantification process of information entropy

1.3 多尺度时间卷积网络

为了解决局部特征与长期全局特征融合困难的问题，本文设计了一个多尺度时间卷积网络，如图3所示，以捕捉不同细粒度的时空依赖关系。该模块包含不同大小的一维卷积核，卷积核可以在时间序列中捕捉不同尺度的时间特征。卷积核有不同的膨胀率，以增加它们的感知野，而不增加卷积核的大小[12]。

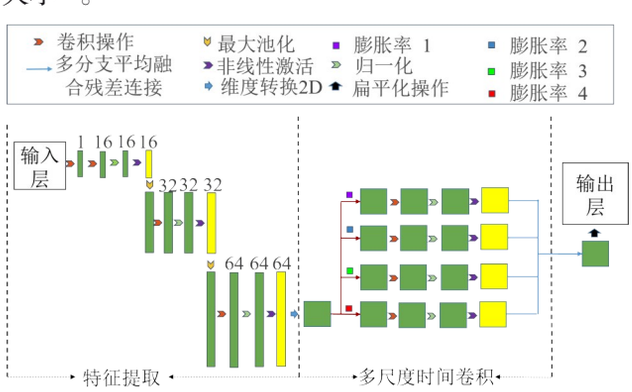


图3 多尺度时间卷积网络结构

Fig. 3 Structure of multi-scale temporal convolutional network

首先,在特征提取中输入时间序列，经4层卷积层逐步提取特征，每层依次进行卷积、归一化、非线性激活、最大池化操作，其过程的具体表达式为

$$x_n = MaxPool_2\left(\mathrm{Re}LU\{BN[Conv_k^{c_i\to c_o}(x_{in})]\}\right) \tag{6}$$

式中，$Conv_k^{c_i\to c_o}$表示核尺寸为k、输入通道c_i到输出通道c_o的卷积操作。然后，通过unsqueeze(−1)将输出张量维度扩展为$R^{B\times 64\times L\times 1}$，满足二维卷积的输入要求。

其次，在多尺度时间卷积中引入膨胀卷积机制，设输入特征为$X\in R^{B\times C\times L\times 1}$，对膨胀率集合$\{d_p\}_{p=1}^4$中的每个元素，计算有效感知野，即

$$\tilde{\omega}_p = k + (k-1)(d_p - 1),\ k = 3 \tag{7}$$

通过调整$d_p\in[1,4]$获得$\tilde{\omega}_p$=3，5，7，9的感知野。各分支卷积操作定义为

$$Y^{(p)}[i,j] = \sum_{m=0}^{k-1}\sum_{n=0}^{0} X[i,j+md_p,n]\cdot W^{(p)}[m,n] \tag{8}$$

在进行残差连接时，同时使用投影卷积对齐维度，即

$$X_{res} = BN[Conv_{k_{res}}^{c_i\to c_o}(X)] \tag{9}$$

再整合4个膨胀卷积分支，有

$$Y = \frac{1}{4}\sum_{p=1}^{4} Y^{(p)} + X_{res} \tag{10}$$

各分支输出在通道维度保持$R^{B\times C\times L\times 1}$的一致性，以确保特征可加性。

2 模型建立

2.1 故障诊断流程

经典深度学习算法在小样本轴承振动信号特征提取中存在局限性，无法高效地提取既能精准反映部件健康状态、又具备工况适应性的故障判别特征。本文提出基于M^{3}L模型的小样本轴承故障诊断方法，具体流程如图4所示。

1）数据收集：通过机械试验台的测量系统采集轴承故障振动信号，形成原始数据集；随后通过滑动窗口截取振动信号，得到训练和测试的样本。

2）数据预处理：在构建元训练任务前对振动信号样本进行信息熵量化，并按信息熵升序排列任务，使模型快速捕捉故障核心判别特征，减少训练初期噪声引发的参数振荡，加速模型收敛。

3）模型训练：将预处理后的带标签的数据样本进行元训练任务的构建，并划分为支持集和查询集；然后通过改进的度量学习模块优化特征空间，同时通过网络参数调优循环得出最佳模型。

4）故障诊断：采用不同工况下的数据样本构建元测试任务，将其输入训练好的最佳模型，先进行分类预测，再完成所属域预测，最终输出滚动轴承故障的诊断结果。

2.2 度量学习模块

度量学习任务的核心是将输入样本映射到一个低维特征空间，使得同类样本之间的距离尽可能小，而不同类样本之间的距离尽可能大[13]。传统方法通常通过直接优化分类准确率来进行训练，但度量学习更加关注样本之间的相似度和距离关系。本文提出一个结合改进皮尔森相似度和三元组损失函数的

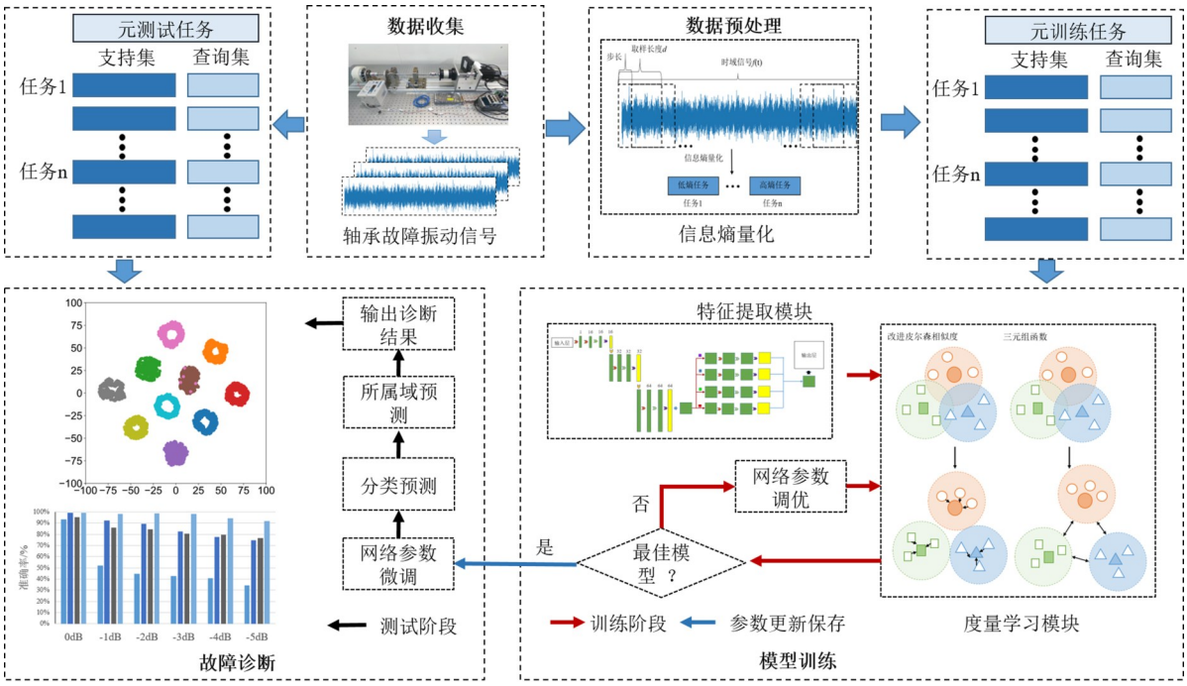


图4　基于M³L模型的故障诊断流程

Fig. 4　Fault diagnosis process based on M³L model

度量学习模块，旨在优化特征空间中样本的相似度结构，提升模型的分类性能。

2.2.1　改进皮尔森相似度

皮尔森相似度[14]通常被用于描述两个样本的线性相关的度量关系，对于两个样本$X=\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$，$Y=\{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$的皮尔森相关系数，定义如下：

$$r(X,Y)=\frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var|X|Var|Y|}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x_i})(y_i-\overline{y_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x_i})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\overline{y_i})^2}} \tag{11}$$

式中，n为特征维度；$\overline{x_i}$、$\overline{y_i}$分别是X、Y的均值。皮尔森相似度的值范围为[−1，1]，值越接近1，表示两个向量的相关性越强；值越接近−1，表示两个向量的相关性越弱；值为0，表示没有线性相关性。

本文用皮尔森相似度衡量样本与其类别中心之间的相似度。通过式(12)将皮尔森相似度转化为距离，即

$$L_{pearson}(x,c)=1-r(x,c) \tag{12}$$

式中，$r(x, c)$表示样本x与其类别中心c之间的皮尔森相关系数，该式确保了距离的值在[0，2]范围内。其中，0表示完全相似；2表示完全不相似。通过这种转化，能直接利用距离进行损失计算，从而优化样本间的距离关系。

2.2.2　三元组损失函数

作为度量学习的关键训练方法，三元组损失函数[15]通过优化样本间距关系来实现特征区分。其样本构成包括3个部分:锚点、正样本和负样本。该损失函数的核心机制是锚点和正样本保持近邻关系，同时与负样本形成显著间距。其数学表达式通常基于欧氏距离构建，即

$$L_{triplet}=\max[d(a,p)-d(a,n)+m,0] \tag{13}$$

式中，a为锚点；p为正样本；n为负样本；$d(x, y)$表示样本x和样本y之间的距离；m为一个超参数，表示正负样本之间的最小距离间隔。该损失机制的核心功能在于构造动态约束条件，促使锚点与正样本的特征间距显著缩减，同时实现其与负样本的特征差异扩展。通过建立锚点−正样本对与锚点−负样本对的三元关系，可系统性地实施特征空间内的距离约束。

三元组损失函数的每个类别从查询集和支持集中选取一个样本作为锚点，并根据距离矩阵选择最远的正样本和最远的负样本；基于锚点、正样本和负样本计算三元组损失。对于每个类别的三元组，计算其损失并对所有类别的损失进行累加，可得到总损失。通过优化三元组损失函数，模型能够有效学习到区分不同类别样本的特征表示。

2.2.3　距离优化损失加权机制

传统的度量学习任务中，单独使用皮尔森相似度损失和三元组损失往往有不同的优化目标。皮尔森相似度侧重于优化样本和类别中心的相似度结构，

而三元组损失则关注样本之间的相对距离。为了充分利用这两种损失的优势，本文通过加权机制将两者融合到一个统一的损失函数中，从而使得模型的训练过程既能够优化样本与类别中心之间的相似度，又能学习到更具判别力的特征表示。这种加权机制可以根据任务的需求动态调整两者在总损失中的重要性，从而实现更加精确的特征学习。

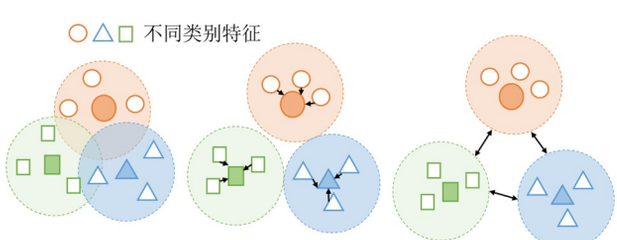
综合损失函数可以表示为

$$L_{total} = \lambda_1 L_{pearson} + \lambda_2 L_{triplet} \tag{14}$$

式中，$L_{pearson}$表示基于皮尔森相似度的损失旨在最小化样本与其类别中心之间的距离；$L_{triplet}$表示三元组损失旨在最大化锚点与负样本之间的距离，并最小化锚点与正样本之间的距离；λ_1、λ_2分别为皮尔森相似度损失和三元组损失的加权系数。

当处于跨工况小样本诊断任务场景时，更依赖样本间的类间区分和类内聚合的判别性特征[16]，于是，本文提高三元组损失的权重为0.7，同时保留皮尔森损失权重0.3对类别中心结构的基础优化，实现内聚性保障和判别性强化的互补增效。

如图5所示，图5(a)中原特征空间的特征分布较为杂乱，不同类别的特征较为紧密；图5(b)在使用了改进皮尔森相似度对相同类别特征进行距离压缩后，实现了聚类效果，缩短了相同类别的特征距离；图5(c)再使用三元组损失函数对不同类别特征进行距离扩张后，提升了对不同类型的故障类别的特征识别能力。



（a）原特征空间　（b）皮尔森相似度　（c）三元组函数

图5　度量学习空间特征分布

Fig. 5　Feature distribution in metric learning space

3　试验分析

使用公开数据集和搭建轴承故障试验台收集的实测数据集验证了M³L的有效性。试验设置每个类别5-Shot的样本数，每个样本的原始振动数据被分割为2048个数据点。M³L方法的学习率固定为0.001，优化器选Adam。每个试验进行10次重复测试，取平均值用于评估结果。

3.1　基于公开的轴承数据集测试与分析

首先，使用凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)公开的数据集。CWRU数据集有10种故障类型，加入正常轴承状态数据后，在12 kHz采样频率下有10种不同的轴承状态。CWRU滚动轴承数据集故障类型和迁移学习的不同工况分别如表1、表2所示。

表1　CWRU数据集故障类型

Tab. 1　Fault types in CWRU dataset

标签	故障位置	故障尺寸	样本数
0	无	0	5
1	滚动体	0.007	5
2	滚动体	0.014	5
3	滚动体	0.021	5
4	内圈	0.007	5
5	内圈	0.014	5
6	内圈	0.021	5
7	外圈	0.007	5
8	外圈	0.014	5
9	外圈	0.021	5

表2　CWRU数据集不同工况

Tab. 2　Different working conditions in CWRU dataset

工况	轴承位置	负载/hp	转速/(r/min)
A	驱动端	0	1 797
B	驱动端	1	1 772
C	驱动端	2	1 750
D	驱动端	3	1 730

3.1.1　对比试验

为检验本文方法的实用价值及先进性，同时保证可比性，在统一配置的试验平台下，选取相同数据样本集并采用等效的小样本训练策略，将本方法与下列3类典型算法开展对比分析：

1）基于迁移学习的CNN-FT模型[17]。

2）基于优化元学习的MAML框架[10]1128-1129(该模型在特征学习阶段可充分挖掘故障数据的潜在特性，仅需少量样本即可实现新任务的快速适配，文献[18]证实其在小样本诊断场景中具有显著优势)；

3）基于度量元学习的原型网络架构[19](Prototypical Network, ProtoNet)(该算法借助特征编码器将样本数据投影至特征空间，通过计算新样本与各类故障原型间的相似度实现分类决策，相关研究[20]证明，其在样本受限条件下具备良好的泛化能力)。

具体性能对比数据如表3所示。由表3可见，在跨工况场景下，传统迁移学习方法CNN-FT因未充分考虑任务间特征分布差异性，其平均诊断准确率仅为77.96%，尤其在工况差异显著的任务C→A和D→A的迁移路径中表现较弱，反映出域适应方法在复杂工况迁移中的局限性。基于度量学习的ProNet

表3 公开数据集准确率与训练时间对比

Tab. 3 Comparison of accuracy and training time on public dataset

任务	CNN-FT	ProNet	MAML	M³L
A→B	71.53%	96.84%	96.80%	99.74%
A→C	76.40%	94.19%	88.56%	98.79%
A→D	73.53%	93.95%	93.66%	98.56%
B→A	76.67%	95.37%	94.65%	100.00%
B→C	78.73%	92.95%	88.81%	98.97%
B→D	80.13%	93.24%	86.34%	98.71%
C→A	69.67%	94.53%	94.75%	99.74%
C→B	86.40%	92.62%	86.19%	99.26%
C→D	81.67%	96.10%	90.62%	98.45%
D→A	71.07%	89.46%	93.72%	97.94%
D→B	85.80%	93.75%	92.18%	99.58%
D→C	83.87%	91.85%	91.62%	98.62%
平均值	77.96%	93.74%	91.49%	99.03%
训练时间/s	12.935	5.836	34.154	12.438

通过构建故障特征原型空间，将不同工况样本映射至可度量距离的嵌入空间，其平均准确率达93.74%，较CNN-FT提升15.78个百分点，验证了元学习策略在跨任务泛化中的有效性。MAML模型采用双层优化机制实现模型参数的快速适应，虽获得91.49%的平均准确率，但在迁移任务B→D和C→B中出现超过13个百分点的波动幅度，表明其梯度更新过程存在稳定性缺陷。本研究提出的M³L方法在全部12组跨工况任务中均保持98.45%~100%的优异性能，平均准确率达到99.03%。CWRU数据集故障样本物理标注明确、类别可分性强，其核心故障特征频率由轴承几何与运动学参数决定，跨负载工况下频率成分稳定，5-shot规模样本即可覆盖故障本质模态，为小样本学习提供了数据适配性支撑，从而出现100%的准确率。并且从4组模型的标准差结果（CNN-FT：5.78%、ProNet：1.97%、MAML：3.44%、M³L：0.70%）来看，M³L不仅平均准确率最优，且标准差最小，说明其在高性能基础上兼具强稳定性，既能在多数任务中保持顶尖表现，又能有效抵御任务差异带来的性能波动。这一特性在实际复杂时序场景中具有重要实用价值。

值得指出的是，基于可比性原则，所有对比模型均基于同一特征提取网络开展试验，其特征提取阶段的计算量与参数量完全一致，即参数量为36 K，计算量为31M FLOPs。CNN-FT、MAML及ProtoNet的参数量和计算量与本文方法仅在后续任务适配或分类模块存在少量参数量差异。

为验证数据可靠性，本文以95%置信区间（Confidence Interval, CI）构建为核心，量化CNN-FT、ProNet、MAML和M³L等4种方法准确率总体均值的估计精度，其公式为

$$CI = \mu_i \pm t_{\alpha/2,df} \times \frac{S_i}{\sqrt{n}} \tag{15}$$

式中，μ_i为样本准确率均值；α=0.05为显著水平；$t_{\alpha/2,df}$为双侧t分布临界值；S_i为标准差。

基于式（15），各组方法准确率的95%置信区间计算结果为：CNN-FT：95%置信区间为（74.60%，81.32%）；该区间宽度相对较宽，反映其在不同迁移任务中的性能波动较大，但仍能在95%的置信水平下覆盖总体均值，说明估计结果具备统计学有效性。ProNet：95%置信区间为（92.59%，94.89%）；区间宽度较窄，表明该方法性能稳定性强，样本均值对总体均值的估计精度较高。MAML：95%置信区间为（89.49%，93.49%）；区间宽度介于CNN-FT与ProNet之间，体现其性能稳定性与估计精度处于中等水平。M³L：95%置信区间为（98.66%，99.40%）；该区间最窄，且均值最高，表明M³L不仅在迁移任务中表现最优，且性能一致性极强，样本估计的可靠性与精度均处于领先水平。同时，结合单因素方差分析验证各组间差异的统计学显著性，其核心原理是将总数据变异分解为由方法本身差异导致的组间变异（Sum of Squares for factor A, SSA）和由随机误差导致的组内变异（Sum of Squares for Error, SSE），通过构建F统计量量化两组变异的比值，进而判断组间差异的显著性，全面保障数据的可靠性与结论的严谨性。其公式为

$$SSA = n \times \sum_{i=1}^{k} (\mu_i - \mu_{total})^2 \tag{16}$$

$$SSE = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n} (x_{ij} - \mu_i)^2 \tag{17}$$

$$F = \frac{SSA}{SSE} \tag{18}$$

式中，μ_{total}为所有样本总均值；x_{ij}为每个样本数据。根据式（18）计算得出F=78.04；在显著性水平α=0.05下，查F分布表得自由度对应的临界值$F_{0.05} \approx 2.82$，远小于78.04，故对应的概率小于0.05，满足统计学显著性要求。

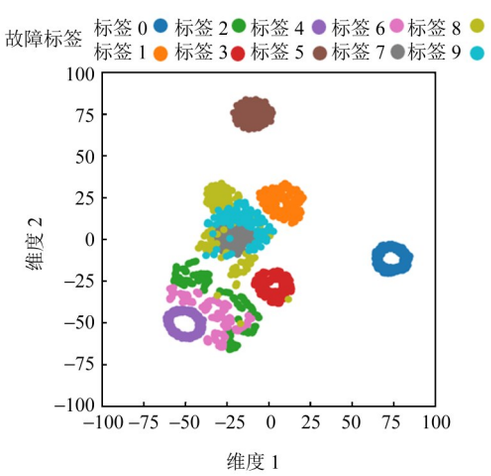
综上，单因素方差分析结果证实，4种方法的准确率差异具有统计学显著性，并非由随机误差偶然导致，这与前文置信区间所呈现的各组性能分化特征相互印证，进一步强化了数据结论的严谨性与可靠性。

从训练时间维度分析，4组模型呈现出显著差异：ProNet以5.836 s的训练时间大幅领先，体现出其在模型设计和训练策略上的高效性，可快速完成

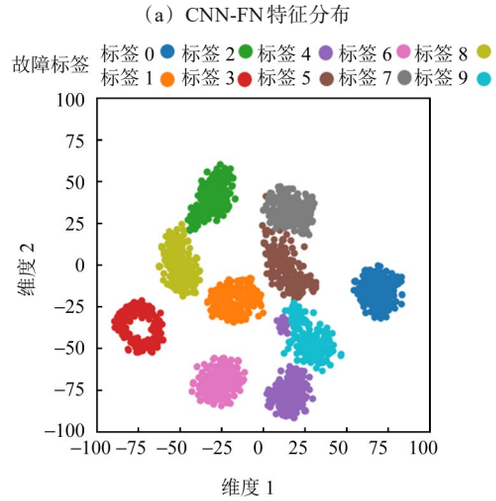
训练流程，在需要快速迭代或实时部署的工业场景中具有突出优势；CNN-FT训练时间12.935 s，与本研究提出的M³L方法12.438 s训练时间相近，说明M³L在实现高准确率和强稳定性的同时，并未因性能升级而显著增加训练耗时，效率与传统迁移学习方法持平；MAML则以34.154 s的训练时间显著高于其他模型，这与其双层优化的梯度更新机制导致的计算复杂度上升直接相关，在时间敏感型任务中适配性不足。

通过t-分布随机邻域嵌入算法(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)，针对全连接层输出的高维特征向量实施二维可视化处理流程，可通过散点分布映射图直观呈现特征空间分布特性，如图6所示。

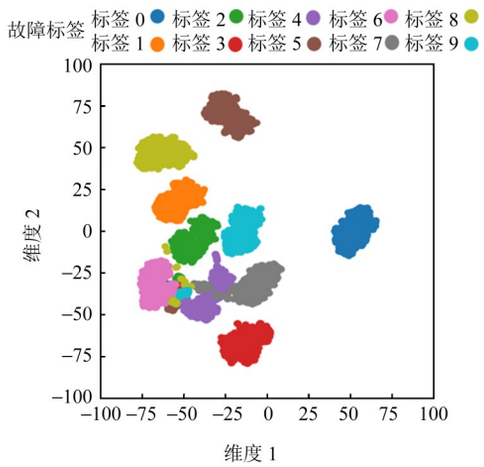
在工况A到B的任务下，绘制了4组t-SNE降维可视化对比图[图6(a)~图6(d)]，分别对应CNN-FT、ProNet、MAML及M³L模型的故障特征分布。横纵轴分别表示维度1与维度2的投影坐标，不同颜色的散点对应标签0~9的10类故障样本。



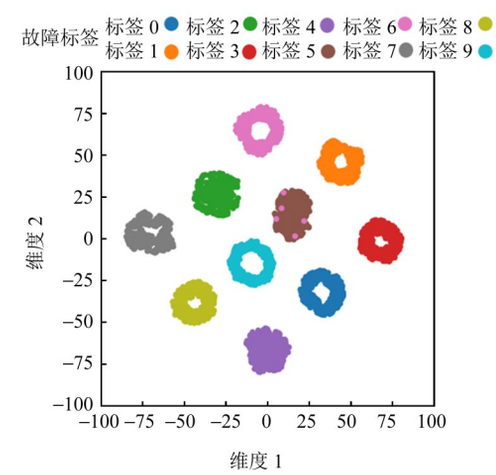
(a) CNN-FN特征分布



(b) ProNet特征分布



(c) MAML特征分布



(d) M³L特征分布

图6 4种方法的t-SNE降维可视化对比

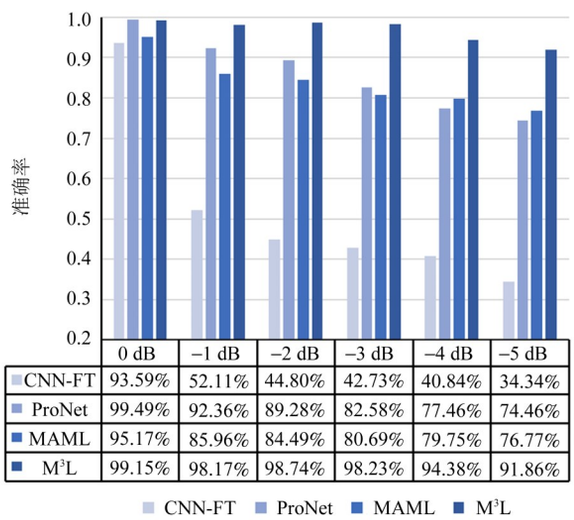
Fig. 6 Comparison of t-SNE dimensionality reduction visualization among four methods

在图6(a)CNN-FT特征分布中，不同标签的散点分布较为松散，多个类别的特征在二维空间内存在显著交叉，尤其是高密度区域的点簇边界模糊。图6(b)ProNet特征分布的聚类紧密度有所提升，但部分相邻类别仍呈现扩散渗透现象。图6(c)MAML的特征分离效果进一步改善，但少数类别的点簇间仍存在局部重叠。相比之下，图6(d)M³L特征分布展现出最清晰的类间区分，10类故障样本的散点形成独立且紧凑的聚类簇群，不同颜色区域之间无交叉或渗透。试验表明，M³L通过多尺度特征融合策略，有效增强了故障特征的类内一致性；同时，最大化类间差异，从而提升了不同类别特征的分类效果。

3.1.2 抗噪性试验

实际收集的数据常受背景噪声污染。为全面评估所提方法在噪声环境中的鲁棒性，同时探究样本规模对模型抗噪性能的影响，在任务A到任务B的抗噪性试验中，基于CWRU数据集的特性进行样本构建，在每个故障类别下，随机选取来自A、B、C、D不同运行工况下的原始样本片段进行合并，确保样

本覆盖该类故障的典型特征分布，最终使每个类别的训练样本数统一标准化为20个；此外，在该变工况任务中，通过向原始信号叠加不同强度的高斯白噪声，系统评估本文方法在不同噪声干扰下的性能稳定性。图7为不同方法在多种信噪比条件下的识别准确率对比图，以观察噪声强度对算法性能的影响。



	0 dB	−1 dB	−2 dB	−3 dB	−4 dB	−5 dB
CNN-FT	93.59%	52.11%	44.80%	42.73%	40.84%	34.34%
ProNet	99.49%	92.36%	89.28%	82.58%	77.46%	74.46%
MAML	95.17%	85.96%	84.49%	80.69%	79.75%	76.77%
M³L	99.15%	98.17%	98.74%	98.23%	94.38%	91.86%

图7 不同信噪比下的识别准确率

Fig. 7 Recognition accuracy under different signal-to-noise ratios

由图7可知，M³L在不同噪声环境中均保持最优表现。在0 dB信噪比时准确率达99.15%，接近ProNet的准确率99.49%；当信噪比降至−5 dB时，其准确率仍稳定在91.86%，仅下降7.29个百分点，显著优于ProNet（下降25.03个百分点）和MAML（下降18.40个百分点）。对比其他方法，CNN-FT受噪声影响最大，其准确率从0 dB的93.59%骤降至−5 dB的34.34%，降幅达59.25%。试验结果表明，M³L的抗噪声干扰能力明显优于现有方法，尤其在低信噪比环境中展现出更强的鲁棒性。

3.2 基于实测轴承数据集的测试与分析

为系统评估M³L方法在工业场景的泛化能力，选用SKF6204型深沟球轴承为研究对象，配置25600Hz高频采样模块，通过转速调节与载荷条件配置，形成4组场景的工况组合(表4)，各工况包含1组正常状态及5组故障状态(表5)，并同时构建如图8所示的滚动轴承故障测试台。

表4 实测数据集不同工况

Tab. 4 Different working conditions in measured dataset

工况	制动器输入电压/V	转速/(r/min)	故障直径/mm
E	0	1 600	0/1/2/3
F	1	1 500	0/1/2/3
G	2	1 400	0/1/2/3
H	3	1 300	0/1/2/3

表5 实测数据集故障类型

Tab. 5 Fault types in measured dataset

标签	故障位置	故障尺寸/mm	样本数
0	无	0	5
1	滚动体	2	5
2	内圈	2	5
3	外圈	3	5
4	内圈	1	5
5	外圈	1	5

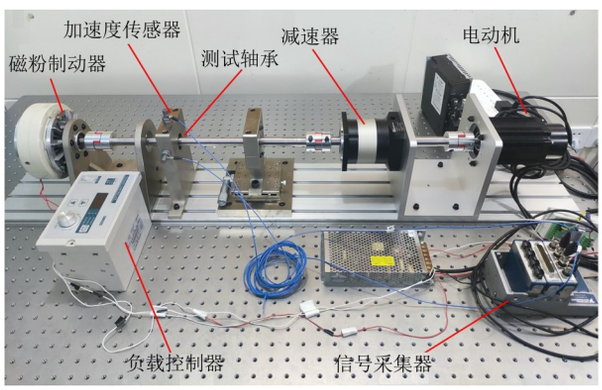


图8 滚动轴承故障试验台

Fig. 8 Rolling bearing fault test bench

3.2.1 试验结果比较分析

对于轴承实测数据集设置12组任务，准确率/训练时间试验结果如表6所示。

表6 实测数据集准确率与训练时间对比

Tab. 6 Comparison of accuracy and training time on measured dataset

任务	CNN-FT	ProNet	MAML	M³L
E→F	53.50%	89.76%	82.76%	99.81%
E→G	53.58%	90.74%	79.56%	99.94%
E→H	55.50%	88.60%	81.14%	95.87%
F→E	56.83%	91.95%	81.69%	97.14%
F→G	50.31%	89.67%	79.53%	98.78%
F→H	48.67%	92.79%	84.00%	98.85%
G→E	54.33%	87.52%	80.50%	97.88%
G→F	51.50%	90.73%	77.50%	99.74%
G→H	61.17%	91.16%	79.75%	99.81%
H→E	57.00%	87.00%	82.00%	96.67%
H→F	53.17%	88.56%	84.50%	99.49%
H→G	63.45%	89.57%	79.75%	98.40%
平均值	54.92%	89.84%	81.06%	98.53%
训练时间/s	7.785	3.812	22.125	8.308

在每个类别设置5-shot的复杂工况场景下，传统迁移学习方法CNN-FT表现出显著局限性，其平均诊断准确率仅为54.92%。针对具体任务，其在F→H工况迁移时准确率低至48.67%，而在G→H任务中

虽达到61.17%的峰值，仍存在近13个百分点的波动幅度，凸显特征分布差异对传统方法的敏感性挑战。基于原型度量的ProNet方法通过构建特征嵌入空间，将平均准确率提升至89.84%，特别是在F→E任务中取得91.95%的优异表现，验证了度量学习对跨域适应的有效性。元学习框架MAML展现出参数快速适应优势，虽然有81.06%的平均准确率，但该方法在G→F任务中出现77.50%的性能低谷，同时在H→F任务中达到84.50%的峰值，波动幅度超过7个百分点，揭示出元优化过程中梯度更新的不稳定性。本研究提出的M³L方法在全部12组跨工况任务中均保持95.87%~99.94%的高精度区间，特别是在E→G任务中达到99.94%的峰值，在最具挑战性的E→H任务中仍保持95.87%的稳健表现。该方法以98.53%的平均准确率实现跨工况诊断性能突破，较次优方法ProNet提升8.69个百分点。

在性能稳定性方面：CNN-FT以4.08%的标准差表现最差，与其在不同任务中近13个百分点的准确率波动一致，印证了传统方法对特征分布差异的高敏感性；MAML的标准差为1.85%，虽优于CNN-FT，但仍高于ProNet(1.7%)和M³L(1.31%)，与其梯度更新过程的不稳定性特征相符；ProNet通过原型空间的度量一致性提升了稳定性，而M³L凭借多尺度特征对复杂工况信息的全面捕捉与动态度量机制对域差异的动态适配，以1.31%的最小标准差实现了跨任务性能的极致稳健。

在训练效率上，基于原型度量的ProNet以3.812 s的训练时长大幅领先，这与其轻量化的特征嵌入空间构建逻辑密切相关，无需复杂的梯度迭代优化，适合对实时性要求较高的场景；传统迁移学习方法CNN-FT的训练时长为7.785 s，体现了微调机制的中等计算复杂度；本研究提出的M³L方法训练时长为8.308 s，虽略高于CNN-FT，但考虑到其引入了多尺度特征融合与动态度量机制，在性能大幅跃升的同时未显著增加时间成本，展现出高效的优化效率；而元学习框架MAML因双层优化的梯度更新机制，训练时长达到22.125 s，计算开销显著较高，在资源受限场景中适配性受限。

试验数据证实，多尺度特征融合与动态度量机制的协同优化，可有效解决传统方法在特征敏感性和模型稳定性方面面临的双重挑战。

如图9中6×6排列的混淆矩阵所示，基于工况E到工况F任务的实测数据集的混淆矩阵可视化分析说明，不同算法在跨工况分类任务中呈现出显著性能差异。

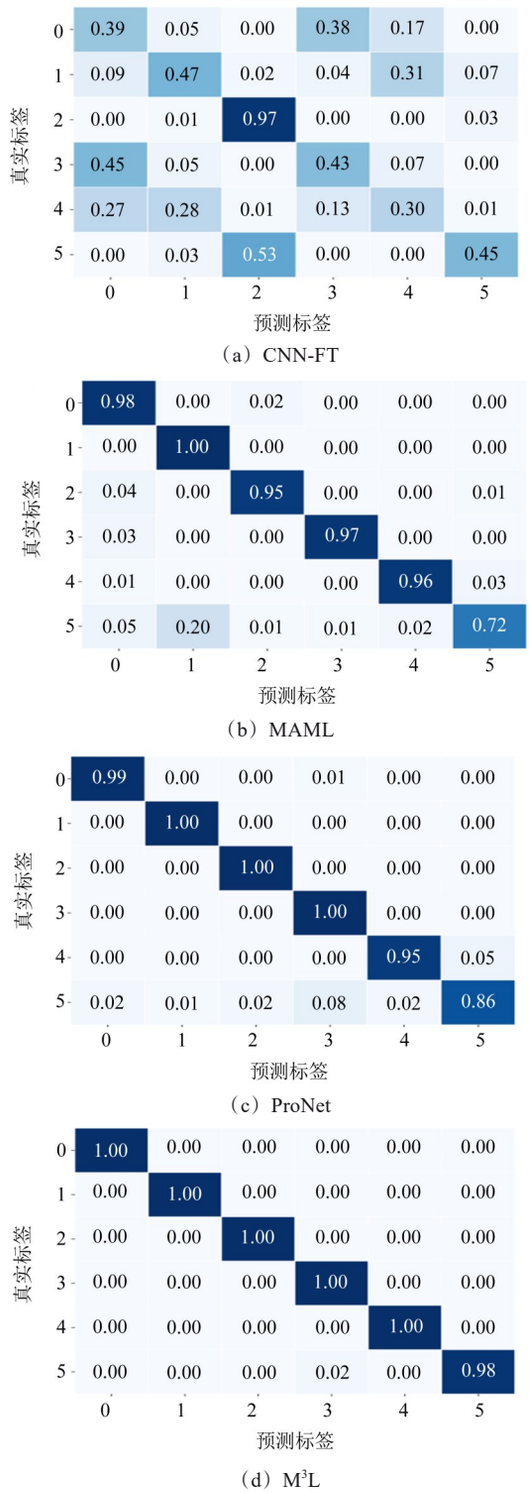


图9 不同方法的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrices of different methods

由图9可见，M³L算法在4类方法中展现出绝对优势，具体表现为：图9(a)为CNN-FT方法，对角线元素分布离散，如类别5预测中仅45%样本正确归类，且存在如类别3真实样本中45%被误判为类别0的显著跨类误判，并且该方法召回率和精确率的均值为50.17%、51.37%。

图9(b)为MAML方法，类别0达到98%的高精度，但性能波动强烈，类别5的准确率只有72%并

且有20%的样本分类为类别1。其中，召回率和精确率的均值分别为93.00%、93.37%。

图9(c)为ProNet方法，度量学习策略使多数类别准确率突破95%，但边缘工况样本仍存在分类盲区，如类别4中5%样本误判为类别5。其中召回率和精确率的均值分别为96.67%、96.54%。

图9(d)为M³L方法，在全部6个故障类别中，5个类别实现了100%精准分类，仅类别5存在2%的极微弱干扰。其中，召回率和精确率的均值分别为99.67%、99.67%，优于其他3种方法。验证了多尺度特征提取与动态度量机制对类间混淆的抑制作用。

3.2.2 消融试验分析

为验证信息熵和多尺度时间卷积模块与度量学习模块的有效性，同时，由于信息熵和多尺度时间卷积在时序特征处理层面形成互补增强机制，将二者功能耦合，同作用于时序特征处理，形成“提取-筛选”协同机制且不可拆，因此，合并消融可准确验证其整体有效性，避免拆分导致结论失真，简化试验逻辑。本研究以MAML网络为基准模型展开消融试验分析。

表7所示为不同模块组合下的性能对比，“√”表示引用该模块。由表7数据可知，当协同引用信息熵+多尺度时间卷积与度量学习模块时，模型在6-way 1-shot和5-shot任务中的平均准确率分别达到91.37%、99.02%，相较于基准模型分别提升了13.59个百分点与12.16个百分点。具体而言，单独引入信息熵+多尺度卷积模块时，1-shot与5-shot准确率分别提升4.41个百分点和2.50个百分点，该机制通过多尺度特征融合策略可有效挖掘不同尺度特征的空间拓扑关联，缓解小样本情境下的特征表征稀疏性问题；而单独采用度量学习模块时，两类任务准确率分别提升7.25个百分点和7.20个百分点，其通过构建可学习的深度度量空间，显著增强了跨样本的语义相似性判别能力。试验结果证实，当协同引用信息熵+多尺度时间卷积与度量学习模块时具有互补性优势，二者的协同作用使模型在保留网络快速适应能力的同时，显著优化了特征空间的判别性与鲁棒性。

表7 引入不同模块的消融试验结果对比

Tab. 7 Comparison results of ablation tests with different modules

信息熵+多尺度时间卷积	度量学习模块	平均准确率/%	
		1-shot	5-shot
		77.78	86.86
√		82.19	89.36
	√	85.03	94.06
√	√	91.37	99.02

4 结论

针对工业现场轴承故障样本稀缺导致传统深度学习诊断模型特征学习困难、泛化能力弱及识别准确率低的问题。提出一种基于多尺度元度量学习（M³L）的小样本滚动轴承故障诊断新方法。通过以信息熵为振动信号复杂度的量化指标,引入多尺度时间卷积网络捕捉不同尺度上更丰富的故障特征，设计基于改进皮尔森相似度与三元组损失函数加权的度量学习模块，增强了小样本学习的特征判别能力。

在12组不同工况迁移任务下，在CWRU和实测数据集中分别取得99.03%、98.53%的诊断精度均值，显示出良好的分类效果。可视化结果显示，将多尺度时间卷积网络与度量学习模块相结合，可以捕捉不同尺度下相互补充且丰富的诊断信息，从而显著增强该模型特征学习能力，提高诊断精度。分析消融试验所得结果证实，当协同引用信息熵+多尺度卷积与度量学习模块时具有互补性优势，二者的协同作用使模型在保留网络快速适应能力的同时，显著优化了特征空间的判别性与鲁棒性。此外，值得注意的是，三元组损失函数以及皮尔森相似度等损失函数常常会引起模型外推能力不足，导致模型在实际工业场景中可能存在差异不稳定行为。因此，在实际生产中难以获得故障样本的基础上训练出较高准确率且稳定性较强的模型，是进一步研究的主要方向。

参 考 文 献

[1] Hu X S, Zhang K, Liu K L, et al. Advanced fault diagnosis for lithium-ion battery systems: a review of fault mechanisms, fault features, and diagnosis procedures[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2020, 14(3): 65-91.

[2] 王波,宁毅,张亚虎. 多核多分类相关向量机的滚动轴承多特征融合智能故障诊断方法[J]. 机械科学与技术,2022,41(6):869-876.
Wang Bo, Ning Yi, Zhang Yahu. Multi-kernel multi-class relevance vector machine and its application to fault diagnosis of rolling bearing with multi-feature fusion[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2022, 41(6): 869-876.

[3] Dong Z L, Zhao D Z, Cui L L. An intelligent bearing fault diagnosis framework: one-dimensional improved self-attention-enhanced CNN and empirical wavelet transform[J]. Nonlinear Dynamics, 2024, 112(8): 6439-6459.

[4] Rafiee J, Arvani F, Harifi A, et al. Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(4): 1746-1754.

[5] 李赟,于洋,杨平. 改进Teager能量包络和EWT的轴承故障声发射诊断方法[J]. 机械传动,2025,49(9):143-150.
Li Yun, Yu Yang, Yang Ping. Acoustic emission diagnosis method of bearing faults based on improved Teager energy envelope and EWT[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(9): 143-150.

［6］ 刘敏，杨清清，涂君焕，等．基于CEEMD-MOMEDA-FCM的圆锥滚子轴承故障诊断[J]．机械传动，2026，50(9)：164-173.
Liu Min，Yang Qingqing，Tu Junhuan，et al. Fault diagnosis of tapered roller bearing based on CEEMD-MOMEDA-FCM［J］. Journal of Mechanical Transmission，2026，50(9)：164-173.

［7］ 李凡长，刘洋，吴鹏翔，等．元学习研究综述[J]．计算机学报，2021，44(2)：422-446.
Li Fanzhang，Liu Yang，Wu Pengxiang，et al. A survey on recent advances in meta-learning［J］. Chinese Journal of Computers，2021，44(2)：422-446.

［8］ Li C J，Li S B，Wang H，et al. Attention-based deep meta-transfer learning for few-shot fine-grained fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems，2023，264：110345.

［9］ Hu Y D，Liu R N，Li X L，et al. Task-sequencing meta learning for intelligent few-shot fault diagnosis with limited data［J］. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2022，18(6)：3894-3904.

［10］ Finn C，Abbeel P，Levine S. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks［EB/OL］. 2017：arXiv：1703. 03400. https：//arxiv. org/abs/1703. 03400.

［11］ 方桂花，杜壮，高旭．香农熵改进的变分模态分解与故障特征提取[J]．机械科学与技术，2020，39(7)：1022-1027.
Fang Guihua，Du Zhuang，Gao Xu. Shannon entropy improved variational mode decomposition and fault features extraction［J］. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering，2020，39(7)：1022-1027.

［12］ Zou D C，Wang S Z，Li X F，et al. MultiSPANS：a multi-range spatial-temporal transformer network for traffic forecast via structural entropy optimization[C]//Proceedings of the 17th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York：ACM，2024：1032-1041.

［13］ Yang L，Jin R. Distance metric learning：A comprehensive survey［R］. East Lansing，MI：Michigan State University，2006：1-51.

［14］ Mahmoud R A. Automatic power factor correction based on Pearson similarity for distribution networks［J］. The Journal of Engineering，2022，2022(8)：798-831.

［15］ Schroff F，Kalenichenko D，Philbin J. FaceNet：a unified embedding for face recognition and clustering[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition（CVPR）. New York：IEEE，2015：815-823.

［16］ Zhang D M，Zheng K，Bai Y，et al. Few-shot bearing fault diagnosis based on meta-learning with discriminant space optimization［J］. Measurement Science and Technology，2022，33(11)：115024.

［17］ Li F D，Chen J L，Pan J，et al. Cross-domain learning in rotating machinery fault diagnosis under various operating conditions based on parameter transfer[J]. Measurement Science and Technology，2020，31(8)：085104.

［18］ Su H，Xiang L，Hu A J，et al. A novel method based on meta-learning for bearing fault diagnosis with small sample learning under different working conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2022，169：108765.

［19］ Snell J，Swersky K，Zemel R S. Prototypical networks for few-shot learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 30. NewYork：Curran Associates，Inc.，2017：4077-4087.

［20］ Jiang C X，Chen H，Xu Q F，et al. Few-shot fault diagnosis of rotating machinery with two-branch prototypical networks［J］. Journal of Intelligent Manufacturing，2023，34(4)：1667-1681.

A small-sample rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale meta-metric learning

HU Xiangdong　CHEN Jiahui　BAI Yin

（School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China）

Abstract: [Objective] Aiming at the problem that traditional deep learning fault diagnosis methods rely on sufficient training samples and are difficult to adapt to industrial scenarios where bearing fault samples are scarce, a small-sample rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale meta-metric learning is proposed. [Methods] Firstly, information entropy was used as a quantitative index for vibration signal complexity to evaluate the collected signal segments and optimize signal features, which accelerated model convergence and alleviated the overfitting problem caused by sample imbalance. Secondly, a multi-scale temporal convolutional network was introduced to capture richer fault features at different scales, overcoming the fusion difficulties between local and global features and strengthening the feature characterization capability. Finally, a metric learning module weighted by improved Pearson similarity and a triplet loss function was designed to ensure high consistency of similar samples in the feature space and enhance the feature discrimination ability for small-sample learning. [Results] Validation results based on public and measured datasets show that the average accuracies of the proposed method are 99.03% and 98.53%, respectively, outperforming other comparative fault diagnosis methods. The proposed method effectively improves the fault identification capability and generalization stability of the model for rolling bearings under small-sample conditions.

Key words: Rolling bearing; Fault diagnosis; Small sample; Multi-scale meta-metric learning; Feature recognition

（编辑：李立）