

小样本下混合自注意力原型网络的风电齿轮箱故障诊断方法

余浩帅 汤宝平 张 楷 谭 骞 魏 静

重庆大学机械传动国家重点实验室,重庆,400044

摘要:针对部分风场因有标签故障样本数据稀少而导致风电齿轮箱故障诊断准确率不高的问题,提出了一种小样本下混合自注意力原型网络的故障诊断方法。首先,通过原型网络将振动信号映射到故障特征度量空间;然后采用位置自注意力机制和通道自注意力机制进行矩阵融合构建混合自注意力模块,建立原始振动信号的全局依赖关系,获取更具判别性的特征信息,学习风电齿轮箱各健康状态下的度量原型;最后通过度量分类器进行模式识别,实现小样本条件下风电齿轮箱的故障诊断。实验结果表明,所提出的混合自注意力原型网络故障诊断方法在不同小样本数据集上均能实现风电齿轮箱高精度故障诊断。

关键词:深度学习;故障诊断;小样本;原型网络;混合自注意力机制

中图分类号:TM315

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2021.20.010

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Fault Diagnosis Method of Wind Turbine Gearboxes Mixed with Attention Prototype Networks under Small Samples

YU Haoshuai TANG Baoping ZHANG Kai TAN Qian WEI Jing

State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing, 400044

Abstract: The scarcity of labeled fault sample data of wind turbine gearboxes in some wind farms seriously reduced the accuracy of fault diagnosis. To solve this issue, a fault diagnosis method based on mixed self-attention prototype networks under small samples was proposed. First, the vibration signals were mapped to the fault feature measurement space through the prototype networks. Then, the position self-attention mechanism and channel self-attention mechanism were used for matrix fusion to construct a mixed self-attention module, which established the global dependence of the original vibration signals and obtained more discriminative characteristic information to learn the measurement prototypes of wind power gearboxes in various health states. Finally, the trained metric classifier was adopted to identify the faults of the wind turbine gearbox under the condition of small samples. Experimental results show that the fault diagnosis method of the mixed self-attention prototype networks may achieve high-precision fault diagnosis of wind turbine gearboxes on different scales of small sample datasets.

Key words: deep learning; fault diagnosis; small sample; prototype network; mixed self-attention mechanism

0 引言

深度学习由于其强大的非线性特征自适应提取能力和表征能力而受到故障诊断等领域的广泛重视^[1-2],然而,基于深度学习的故障诊断方法达到较高准确率的前提是需要通过大量的有标签数据构建深层神经网络进行训练。在实际工程中,风电齿轮箱的故障数据标记依赖风场故障分析报告和专家结论,收集大量精准的有标签数据样本

十分困难且代价昂贵,导致许多风场有标签故障样本稀少,传统深度学习网络在小样本情况下容易出现过拟合的问题,模型精度不高^[3-4]。

近年来,部分学者已在小样本故障诊断领域开展了相关研究,并取得一定成果。DING等^[5]利用生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)通过随机噪声生成各类标签样本从而达到扩充数据的目的来解决标签样本过少的问题。ZHANG等^[6]利用深度半监督网络通过大量的无标签样本辅助有标签样本获得分类性能更好的网络模型。但上述方法自身均存在不足和限制,如生成对抗网络模型训练困难,容易发生模

收稿日期:2020-12-16

基金项目:国家重点研发计划(2020YFB1709800);重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-zdxmX0026);国家自然科学基金(51775065)

型崩溃、生成器模型梯度消失等问题,而深度半监督方法无法确认无标签样本数量是否存在不平衡,并且由于模型超参数过多而难以获得最优模型。

原型网络 (prototypical networks, ProNet)^[7] 是一种基于度量的小样本学习方法,该方法旨在学习各类样本在一个度量空间的原型表示,通过比较查询样本与各类原型的距离,将查询样本归入距离最近的类别,从而达到分类的目的。相比生成式对抗网络和深度半监督网络的小样本故障诊断方法,原型网络无需通过随机噪声或者无标签样本扩充数据集,也不存在模型崩溃、生成器模型梯度消失、无标签样本数量是否存在不平衡等问题。但是,由于风电齿轮箱工况波动较大,振动信号频率成分复杂,时变性强,ProNet 网络结构容易忽略信号内部的相关性,无法捕捉信号长距离依赖的特征^[8-9],极大地抑制了其在风电齿轮箱故障诊断的应用。

针对上述问题,本文提出了一种混合自注意力原型网络 (mixed self-attention prototypical networks, MAS-ProNet) 的风电齿轮箱故障诊断方法。先通过原型网络将原始振动信号映射到故障特征度量空间,以提高方法的泛化能力;再采用混合自注意力模块建立振动信号的全局依赖关系,获取更具判别性的特征信息,从而获取风电齿轮箱各健康状态下更加精确的度量原型;最后利用度量分类器实现小样本条件下风电齿轮箱的故障诊断。

1 混合自注意力原型网络

1.1 原型网络

ProNet 是一种基于度量的小样本学习方法,与传统深度学习方法不同,ProNet 将训练数据集划分为支持集和查询集两部分,其中支持集为包含 K 种健康状态下总共 N 个有标签样本的数据集 $s = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^D$ 是一个 D 维的特征向量, $y_i \in \{1, 2, \dots, K\}$ 为样本标签, S_k 代表标签为 k 的样本数量;查询集包含 H 个有标签数据。ProNet 结构如图 1 所示,其中特征提取器为三层卷积网络,卷积层 1 参数为 $[16, 13]$ (16 通道的 13 大小的卷积核),卷积层 2 参数为 $[64, 7]$,卷积层 3 参数为 $[64, 3]$, p 为每类健康状态的样本数目。ProNet 结构主要包含特征嵌入、特征表示和距离度量三个部分,首先将支持集的各类数据输入到 ProNet 网络的特征提取器中,学习支持集到度量空间的非线性映射

关系,得到各样本数据在度量空间的 M 维的特征嵌入,然后通过每一类 p 个样本特征嵌入的平均值得到各类健康状态在度量空间的特征表示 c_k (即各类健康状态的原型):

$$c_k = \frac{1}{|p|} \sum_{(x_i, y_i) \in S_k} f_\varphi(x_i) \quad (1)$$

其中 $f_\varphi(x_i)$ 为向量 x_i 在度量空间的特征嵌入,即向量 x_i 通过三层卷积层提取到的特征。最后将查询集的数据输入到同一个 ProNet 网络中,在度量空间得到 M 维的特征嵌入 $c^* \in \mathbf{R}^M$, 分别得到 c^* 与 K 个原型 c_k 的欧氏距离 d_k , 即为查询集与各原型的距离度量,将 d_k 取负,通过 Softmax 转化为每一类的概率,概率最大的标签类作为网络输出结果,如下式:

$$P_\varphi(y = k | x) = \frac{\exp(-d(f_\varphi(x), c_k))}{\sum_k \exp(-d(f_\varphi(x), c_k))} \quad (2)$$

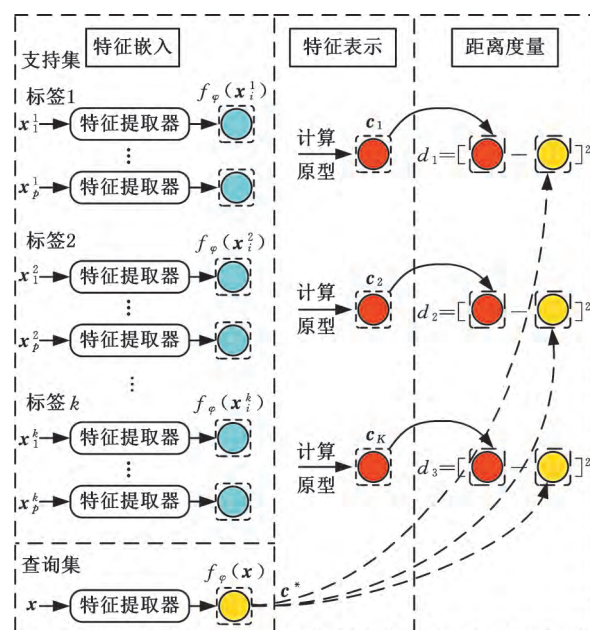


图 1 原型网络结构图

Fig.1 Prototypical networks structure

1.2 混合自注意力模块

由于风电齿轮箱工况复杂,载荷波动较大,又因振动信号传递路径复杂,同时受到大量无规律强背景噪声的影响,导致信号的故障特征极其微弱^[10]。并且,风电齿轮箱振动信号作为神经网络模型输入时,由于 ProNet 中卷积计算的“权值共享与局部连接”特性,未考虑不同卷积核提取特征的通道信息与位置信息对度量分类器的影响,导致故障特征提取困难^[11-12]。针对上述问题,本文引入自注意力机制,在振动信号样本中,不同位置的局部信号具有不同的特征,位置自注意力机制通过扫描振动信号,获取需要重点关注的局部信号所在的位置,赋予更大的权重;网络中每个通

道由一个卷积核与输入特征计算获得,不同卷积核提取到的特征对结果的贡献度不同,通过在原型网络中附加包含位置和通道自注意力的混合自注意力模块,使得模型更擅长捕捉信号特征的内部相关性,当故障特征不明显时,混合自注意力模块通过网络自适应学习振动信号特征中的位置和通道的全局依赖关系,选择性地赋予信号中具有相似特征的信息更大的权重,相比无规律的强噪声背景信息,更突出故障特征信息,从而提取更具判别性的特征,提高度量分类器的准确度。

1.2.1 位置自注意力模块

位置自注意力模块重点关注信号中具有类似特征的位置,为其赋予一个更高的权重,提高信号特征的有效性,其结构如图2所示。

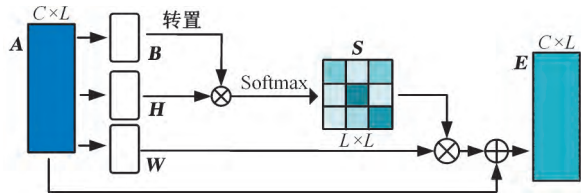


图2 位置自注意力模块

Fig.2 Position self-attention module

图2中, $A \in \mathbf{R}^{C \times L}$ 为振动信号经过卷积层得到的特征图, C 为通道数, L 为特征图长度, 为了增强其非线性表征能力, 通过卷积核为1的卷积层分别生成特征图 B 、 H 、 W , $\{B, H, W\} \in \mathbf{R}^{C \times L}$, 然后将 B 的转置矩阵与 H 作矩阵乘法, 经过 Softmax 层得到权重矩阵 $S \in \mathbf{R}^{L \times L}$:

$$S_{ji} = \frac{\exp(B_i \cdot H_j)}{\sum_{i=1}^L \exp(B_i \cdot H_j)} \quad (3)$$

其中, S_{ji} 用来度量位置 i 与 j 上特征点的相关程度, 特征向量越相似, 则距离和夹角就越小, 所以乘积就越大, 即两个位置的特征越相似, 相关性越大, 则 S_{ji} 越大。

然后将特征图 W 和权重矩阵 S 的转置矩阵作乘法得到维度为 $\mathbf{R}^{C \times L}$ 的位置自注意力矩阵。最后, 位置自注意力模块的输出结果 E 为位置自注意力矩阵与原始特征矩阵的加权和, 具体计算如下式所示:

$$E_j = \alpha \sum_{i=1}^N (S_{ji} \cdot W_i) + A_j \quad (4)$$

其中, α 为赋予位置自注意力矩阵的权重, 初始值为0, 然后逐渐学习到更多的权重。由式(4)可知, 位置自注意力特征矩阵 E 包含了注意力矩阵和原始特征矩阵的所有信息。在位置自注意力矩阵中, 相似程度更高的位置会互相增益得到一个更高的权重, 使得网络聚焦于更具相似特征的位置

信息, 从而提取更具故障特性的信息。

1.2.2 通道自注意力模块

传统的深度神经网络并没有考虑各通道之间的依赖性, 通过加入通道自注意力模块, 可以自适应地调整各通道之间的特征响应值, 建立通道的依赖关系, 从而提高网络的性能^[13]。每一个通道都可看作一个类特有的特征响应, 通过通道自注意力模块, 可以挖掘各个通道之间的权重关系, 以获取更有效的特征信息, 通道自注意力模块结构如图3所示。

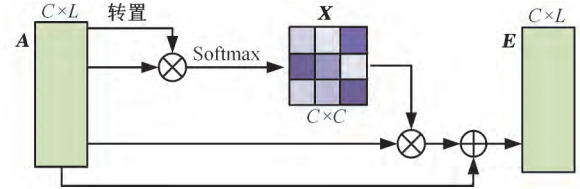


图3 通道自注意力模块

Fig.3 Channel self-attention module

首先将特征图 $A \in \mathbf{R}^{C \times L}$ 与 A 的转置矩阵 A^T 进行矩阵乘法得到维度为 $\mathbf{R}^{C \times C}$ 的通道权重矩阵, 然后通过一个 Softmax 层得到通道自注意力矩阵 $X \in \mathbf{R}^{C \times C}$:

$$X_{ji} = \frac{\exp(A_i \cdot A_j)}{\sum_{i=1}^C \exp(A_i \cdot A_j)} \quad (5)$$

式中, X_{ji} 表示第 i 个通道对第 j 个通道的影响。

然后将 X 与 A 的转置矩阵做乘法, 将结果变形为维度为 $\mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 的矩阵, 最后得到的通道注意力模块的输出结果如下:

$$E_j = \beta \sum_{i=1}^C (x_{ji} A_j) + A_j \quad (6)$$

其中, β 为赋予通道自注意力矩阵的权重, 初始值为0, 然后逐渐学习到更多的权重。由式(6)可知, 通道自注意力特征矩阵 E 包含了注意力矩阵和原始通道特征的所有信息。在通道自注意力矩阵中, 相似度更高的通道会互相增益得到一个更高的权重, 通过对各个通道的依赖性进行建模, 有助于提高特征的识别能力。

通过构建图4所示的混合自注意力模块, 将两个注意力模块的特征输出进行矩阵相加融合, 得到的包含位置依赖和通道依赖的混合自注意力特征更具判别性。最终构建的 MAS-ProNet 故障诊断模型如图5所示, 输入的振动信号先通过原型网络映射到故障特征度量空间, 再通过混合自注意力模块建立振动信号的全局依赖关系, 利用支持集学习到风电齿轮箱各健康状态下的度量原型, 然后计算查询集在度量空间与各个原型的欧氏距离, 将其输入到 Softmax 分类器, 得到模

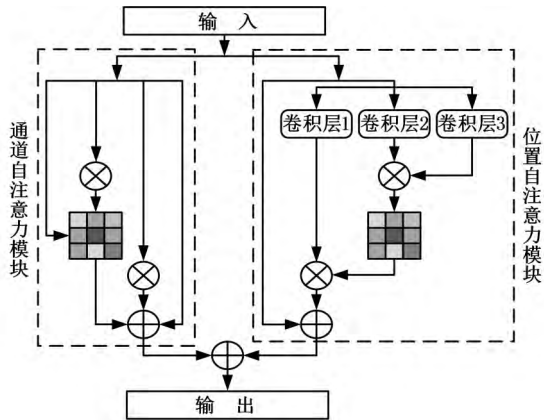


图 4 混合自注意力模块

Fig.4 Mixed self-attention module

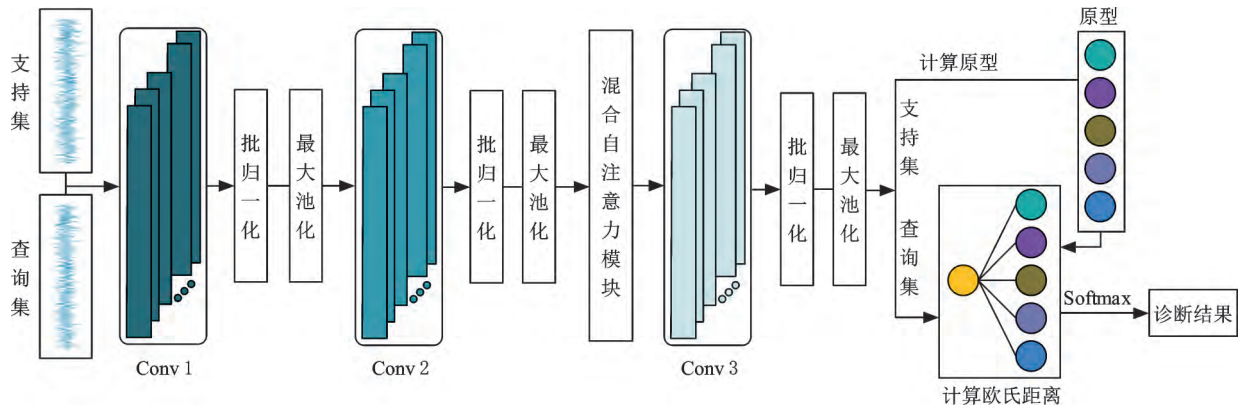


图 5 混合自注意力原型网络故障诊断模型

Fig.5 Mixed self-attention prototypical networks fault diagnosis model

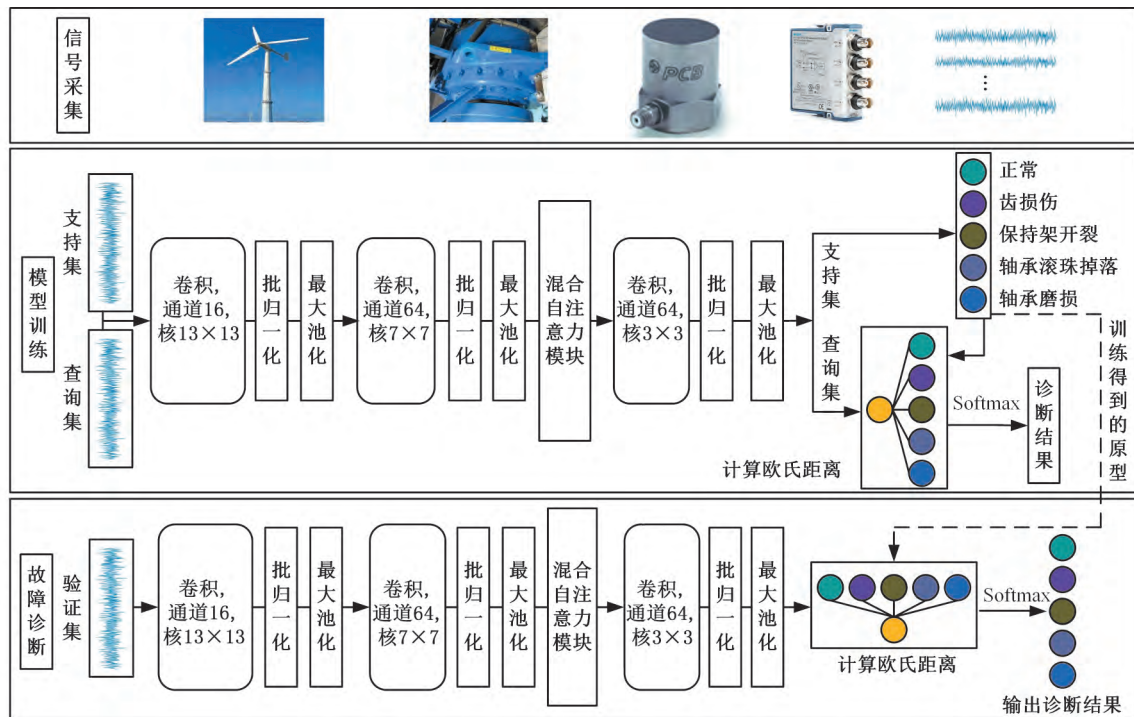


图 6 混合自注意力原型网络的风电齿轮箱故障诊断方法流程

Fig.6 Process of fault diagnosis method for wind turbines gearbox based on Mixed self-attention prototypical networks

(2) 网络模型的训练。使用支持集和查询集数据进行模型参数和各类原型的训练,并在训练过程中不断地调整超参数,直到达到较好的性能。

型的预测结果;最后,计算模型预测结果与真实标签的交叉熵损失,经过多次更新模型参数得到最优模型参数和各类健康状态的原型。

2 混合自注意力原型网络风电齿轮箱故障诊断流程

MAS-ProNet 的风电齿轮箱故障诊断方法流程如图 6 所示,分为 3 个步骤:信号的采集与截断、网络模型的训练、故障诊断。

(1) 信号的采集与截断。利用振动传感器采集风电齿轮箱的振动信号,将信号进行等长截断得到样本。

(3) 故障诊断。网络模型训练完成并且得到各类原型之后,使用验证集进行故障诊断测试。

按照上述方法构建 MAS-ProNet,模型训练时

将支持集和查询集输入到卷积层,然后通过位置自注意力模块和通道自注意力模块建立振动信号的全局依赖关系,获取更具判别性的特征,再利用支持集的输出学习到每类样本标签的原型,最后,通过选取距离查询集输出最近的原型作为预测结果,直至训练到满足要求的网络模型以及标签原型。通过已保存的最优 MAS-ProNet 实现故障诊断。

3 实例分析

3.1 实例数据说明

为了验证所提出算法模型的有效性,采用国内某风场通过振动状态监测系统(CMS 系统)采集到的某型号多台 2MW 风电机组的风电齿轮箱振动数据对模型进行验证。该风场 CMS 系统采样频率为 25 600 Hz,产生大量的振动数据,考虑到风电齿轮箱振动故障大多是渐变故障,受风场数据存储能力限制,故每天每个传感器只存储其中的一小段连续数据,根据该风场数据报告,每台风机每个传感器每天存储振动数据为 131 072 个数据点。该型号风电机组齿轮箱主要包括输入轴、一级行星轮系、二级平行齿轮等,其结构简图如图 7 所示。

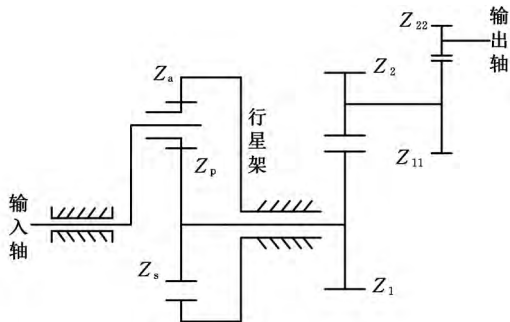


图 7 风电齿轮箱结构简图
Fig.7 Wind turbines gearbox structure

在该风场服役期间,通过布置在 Z_2 齿轮轴承座的加速度传感器共搜集到满足要求的 5 种不同健康状态的风电齿轮箱实测振动信号数据,分别为正常、齿损伤、保持架开裂、轴承滚珠掉落和轴承磨损。由于采样频率为 25 600 Hz,根据风场提供信息可知, Z_2 齿轮转频约为 6.26 Hz,即转动一圈用时 0.1597 s,而 4096 个点采样时间为 0.16 s,恰好代表齿轮转动一圈的信息,故选取 4096 个点为一个样本,每台风机每个传感器每天可产生 32 个样本。根据风场提供的风机风电齿轮箱故障报告,本文将发现各个故障时间点的前 10 天的数据样本作为故障样本数据集验证本文方法的诊断准确率。图 8 为部分状态下的故障检视图,图 9 为各类健康状态的其中一个样本数据的信号展示,它对应的是齿轮旋转一圈的信息。

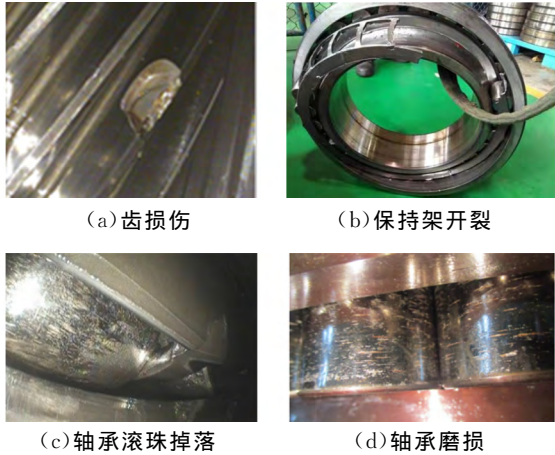


图 8 风电齿轮箱故障检视图

Fig.8 Wind turbines gearbox fault inspection view

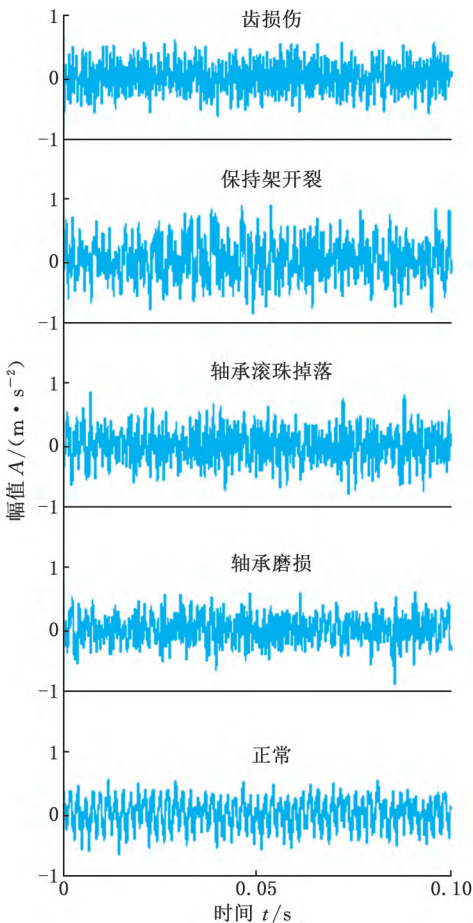


图 9 风电齿轮箱各健康状态及振动信号

Fig.9 Wind turbines gearbox status and vibration signal

本次验证过程中,混合自注意力原型网络(MAS-ProNet)分别选取 10、20、50、100、200、300 个数据作为训练样本。由于不同特征对各故障的效果不同,为了减少故障诊断过程中的人工参与,更有效地提取特征,实现端对端的学习,直接使用原始数据进行诊断。验证集样本数均为 200,训练迭代次数设置为 200 次,为了降低偶然因素的影响,取最后 10 次准确率的平均值作为评估标准。本次验证过程硬件配置为 i7-10750H CPU、

RTX2070GPU;系统环境为 Windows10,Pytorch 版本为 1.5.0,CUDA 版本 10.2,cudnn 版本为 7.6.5。

模型设置参数如表 1 所示,同时本文在每个卷积层输出时都进行了批归一化和一个采样核大小为 2 的最大池化层,能在缓解过拟合的同时加快收敛速度,激活函数均为 *ReLU*。

表 1 模型结构参数

Tab.1 Parameters of the model

网络结构	卷积核	特征大小
卷积层 1	[16,13]	16×2043
卷积层 2	[64,7]	64×254
位置自注意力卷积层	[64,1]	64×254
卷积层 3	[64,3]	64×127

MAS-ProNet 每次迭代过程中随机从样本中选取支持集,在 10 个样本情况下,由于样本个数限制,支持集各类样本数量设置为 5,在 20、50、100、200 和 300 个样本数据情况下,支持集各类样本数量均为 10,剩下的数据作为查询集,按照图 6 所示的流程训练生成满足要求的各类原型和模型,模型训练完成后,通过验证集验证模型在风电齿轮箱实测数据上的故障诊断性能。

3.2 验证结果与分析

为了验证本文所提出的模型性能,在相同数据集的情况下,与 CNN、WDCNN(deep convolutional neural networks with wide first-layer kernels)^[14]、ProNet 3 种深度学习方法进行了对比。模型在不同的单个标签样本量下的故障诊断效果如图 10 所示,平均准确率和标准差如表 2 所示。

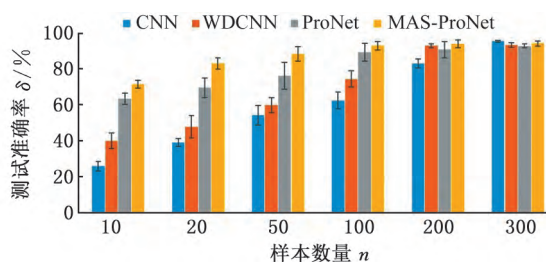


图 10 不同方法的测试准确度对比

Fig.10 The test accuracy comparison of the different methods

由图 10 可知,在不同样本数量下,本文所提出的方法 MAS-ProNet 在 4 种故障诊断方法中均取得了最高的准确率。MAS-ProNet 利用原型网络的度量学习提高了网络的泛化能力,同时,针对风电齿轮箱振动信号受强背景噪声影响、成分复杂的情况,通过混合自注意力模块建立了信号的全局依赖关系,使得输出的特征信息更具判别性。

随着样本数量的增多,网络的过拟合得到缓解,4 种方法的准确率均得到了提高。特别地,在

表 2 实验结果

Tab.2 Experimental results

	样本数		
	10	20	50
CNN	25.89 ±2.51	39.03 ±2.16	54.23 ±5.48
WDCNN	40.00 ±4.32	47.86 ±6.18	59.92 ±4.14
ProNet	63.47 ±3.15	69.51 ±5.58	76.17 ±7.43
MAS-ProNet	71.56 ±2.10	83.15 ±3.12	88.28 ±4.09

	样本数		
	10	20	50
CNN	62.40 ±4.69	83.10 ±2.46	95.39 ±0.56
WDCNN	74.36 ±4.52	92.98 ±1.07	93.42 ±1.23
ProNet	89.22 ±5.06	90.77 ±4.52	92.82 ±1.18
MAS-ProNet	92.88 ±2.45	94.07 ±2.18	94.15 ±1.48

10 个样本情况下,CNN 模型的准确率较差,仅达到 25.89%,WDCNN 通过降低网络训练过程中参数的权值来缓解过拟合,准确率相较 CNN 提高了 14.11%,ProNet 则利用度量学习来创建各类健康状态特征的原型,其泛化能力相比于 WDCNN 得到进一步提高,准确率相较于 WDCNN 提高了 23.47%。在 200 个样本情况下,网络过拟合的问题已经得到了很大的缓解,各方法的准确率已经逐渐接近,MAS-ProNet 通过混合自注意力模块能够聚焦于故障特征信息,相比其他 3 种方法准确度依然有一定的提高。在样本数达到 300 时,MAS-ProNet 的准确率相较 200 个样本时提高幅度不大,由于此时样本数量已经基本满足传统深度学习的需求,CNN 的准确率已经超过了 MAS-ProNet。以上结果表明本文提出的 MAS-ProNet 风电齿轮箱故障诊断方法相比其他几种深度学习故障诊断方法在小样本条件下具有明显优势。

为了观察 MAS-ProNet 在各类的表现,在样本数量为 50 个情况下,绘制验证集上一次随机测试结果的混淆矩阵,如图 11 所示。其中,横轴表示验证集真实标签,纵轴表示验证集的预测标签,主对角线为网络模型预测的正确样本数,标签 0 表示正常,标签 1 表示保持架开裂,标签 2 表示轴承滚珠掉落,标签 3 表示轴承滚珠掉落,标签 4 表

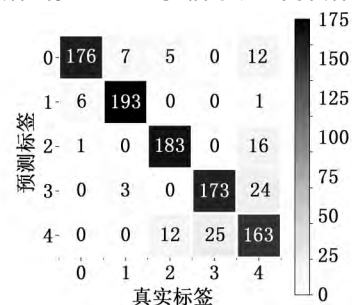


图 11 验证结果混淆矩阵

Fig.11 Sample test result distribution

示轴承磨损。可以看出:混合注意力原型网络模型对风电齿轮箱各类标签识别具有很高的准确度,标签 3 与标签 4 由于均为轴承部位的故障类型,二者的相似度更高,所以误判率相较其他几类偏高。

4 结论

(1)ProNet 通过建立各类健康状态在度量空间的特征原型,通过距离度量来分类查询样本的健康状态,能够很好地缓解网络的过拟合问题,提高小样本情况下故障诊断的准确率。

(2)引入的混合自注意力模块使得网络能够聚焦于更具相似特征的信息,相比无规律强背景噪声更突出故障特征信息,从而提取更具判别性的特征,获得更加精确的原型。

(3)通过对比 CNN、WDCNN 和原始 ProNet 方法,混合自注意力模块的引入使得模型能够建立振动信号的全局依赖关系,也使 MAS-ProNet 在小样本条件下取得更好的风电齿轮箱故障诊断效果。

参考文献:

- [1] 孔子迁,邓蕾,汤宝平,等.基于时频融合和注意力机制的深度学习行星齿轮箱故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2019,40(6):221-227.
KONG Ziqian, DENG Lei, TANG Baoping, et al. Fault Diagnosis of Planetary Gearbox Based on Deep Learning with Time-frequency Fusion and Attention Mechanism[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 221-227.
- [2] ZHAO M, KANG M, TANG B, et al. Deep Residual Networks with Dynamically Weighted Wavelet Coefficients for Fault Diagnosis of Planetary Gearboxes[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(5): 4290-4300.
- [3] CHEN H, CHEN P, CHEN W, et al. Wind Turbine Gearbox Fault Diagnosis Based on Improved EEMD and Hilbert Square Demodulation[J]. Applied Sciences, 2017, 7(2): 128.
- [4] 熊鹏,汤宝平,邓蕾,等.基于动态加权密集连接卷积网络的变转速行星齿轮箱故障诊断[J].机械工程学报,2019,55(7):52-57.
XIONG Peng, TANG Baoping, DENG Lei, et al. Fault Diagnosis for Planetary Gearbox by Dynamically Weighted Densely Connected Convolutional Networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 52-57.
- [5] 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.
- [6] ZHANG K, TANG B, QIN Y, et al. Fault Diagnosis of Planetary Gearbox Using a Novel Semi-supervised Method of Multiple Association Layers Networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131: 243-260.
- [7] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R S. Prototypical Networks for Few-shot Learning[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: UIPS, 2017: 4077-4087.
- [8] JING L, ZHAO M, LI P, et al. A Convolutional Neural Network Based Feature Learning and Fault Diagnosis Method for the Condition Monitoring of Gearbox[J]. Measurement, 2017, 111: 1-10.
- [9] FU J, LIU J, TIAN H, et al. Dual Attention Network for Scene Segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, 2019: 3146-3154.
- [10] 陈雪峰,郭艳婕,许才彬,等.风电装备故障诊断与健康监测研究综述[J].中国机械工程,2020,31(2):175-189.
CHEN Xuefeng, GUO Yanjie, XU Caibin, et al. Review of Fault Diagnosis and Health Monitoring for Wind Power Equipment[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(2): 175-189.
- [11] 李东东,王浩,杨帆,等.基于一维卷积神经网络和 Soft-Max 分类器的风电机组行星齿轮箱故障检测[J].电机与控制应用,2018,45(6):80-87.
LI Dongdong, WANG Hao, YANG Fan, et al. Fault Detection of Wind Turbine Planetary Gear Box Using 1D Convolution Neural Networks and Soft-Max Classifier[J]. Electric Machines & Control Application, 2018, 45(6): 80-87.
- [12] ZHAO D, WANG T, CHU F. Deep Convolutional Neural Network Based Planet Bearing Fault Classification[J]. Computers in Industry, 2019, 107: 59-66.
- [13] STETCO A, DINMOHAMMADI F, ZHAO X, et al. Machine Learning Methods for wind Turbine Condition Monitoring: a Review[J]. Renewable energy, 2019, 133: 620-635.
- [14] ZHANG W, PENG G, LI C, et al. A New Deep Learning Model for Fault Diagnosis with Good Anti-noise and Domain Adaptation Ability on Raw Vibration Signals[J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.

(编辑 郭伟)

作者简介:余浩帅,男,1995年生,硕士研究生。主要研究方向为故障诊断。E-mail:Yuhaos@foxmail.com。汤宝平(通信作者),男,1971年生,男,博士,教授。研究方向为数字孪生驱动的重大装备智能运维。E-mail:bptang@cqu.edu.cn。