

基于深度学习的智能设备故障诊断研究综述

黄迅迪 庞雄文

华南师范大学计算机学院 广州 510631

(958128275@qq.com)

摘要 智能设备故障诊断技术(Intelligent Fault Diagnosis, IFD)将深度学习理论应用于设备故障诊断,能自动识别设备的健康状态和故障类型,在设备故障诊断领域引起了广泛关注。智能设备故障诊断通过构建端到端的 AI 模型和算法将设备监测数据与机器健康状态关联以实现设备故障诊断,但设备故障诊断的模型和算法较多且相互之间并不通用,采用与监测数据不相符的模型进行故障诊断会导致诊断准确率大幅度下滑。为解决这一问题,在全面调查设备故障诊断相关文献的基础上,首先简述深度设备故障诊断的模型框架,再根据具体应用场景和设备监测数据类型对模型算法进行分类介绍、列表对比及总结,最后针对存在的问题分析了未来的发展方向。本综述有望为智能设备故障诊断的研究提供有益的参考。

关键词: 设备故障诊断; 深度学习; 特征提取; 故障诊断算法; 智能故障诊断

中图法分类号 TP399

Review of Intelligent Device Fault Diagnosis Based on Deep Learning

HUANG Xundi and PANG Xiongwen

School of Computer Science, South China Normal University, Guangzhou 510631, China

Abstract Intelligent fault diagnosis applies deep learning theory to equipment fault diagnosis, which can automatically identify the health state and fault type of equipment, and has attracted extensive attention in the field of equipment fault diagnosis. Intelligent equipment fault diagnosis realizes equipment fault diagnosis by building end-to-end AI models and algorithms to associate equipment monitoring data with machine health status. However, there are many models and algorithms for equipment fault diagnosis, but they are not common to each other. Using models that are inconsistent with monitoring data for fault diagnosis will lead to a significant decline in diagnosis accuracy. In order to solve this problem, based on the comprehensive investigation of the relevant literature of equipment fault diagnosis, this paper first briefly describes the model framework of in-depth equipment fault diagnosis, then classifies, lists, compares and summarizes the models and algorithms according to the specific application scenarios and equipment monitoring data types, and finally analyzes the future development direction according to the existing problems. This review is expected to provide a useful reference for the research of intelligent equipment fault diagnosis.

Keywords Equipment fault diagnosis, Deep learning, Feature extraction, Fault diagnosis algorithm, Intelligent fault diagnosis

1 引言

随着信息技术和计算方法的快速发展,现代化生产系统复杂度高且规模庞大,一旦发生故障便会引发重大安全事故,造成不可想象的经济损失和人员伤亡,因此工业上需要利用设备故障诊断技术检测机器状态。设备故障诊断是故障检测和故障隔离的过程,故障检测通过各种检查和测试方法,发现系统和设备是否存在故障;故障隔离则进一步确定故障所在的大致位置,将故障定位到实施修理时可更换的产品层次。

在工业早期,设备故障诊断通常由专家通过观察设备运行中的变量参数并结合自身知识进行诊断。但相比传统的

机理分析方法,数据驱动的智能设备故障诊断更能充分提取数据中隐含的故障征兆、因果逻辑等关系。智能设备故障诊断的优势表现在其对海量、多源、高维数据进行统计分析和信息提取的直接性和有效性。该技术以采集不同来源、不同类型的监测数据作为基底,利用各种数据挖掘技术获取其中隐含的有用信息,表征系统运行的模式和状态,进而达到检测与诊断的目的。整体诊断过程可分为信号获取、特征工程、故障分类 3 个模块^[1]。信号获取负责对检测数据进行采样分段,特征工程用于提取数据特征,最后通过故障分类模块对设备故障状态进行诊断。智能设备故障诊断方法的性能极大地依赖于所提取的特征质量,即数据的表示学习能力,而传统的

到稿日期:2022-05-23 返修日期:2022-09-20

基金项目:国家自然科学基金(U1911401);广东大数据科学中心项目(U1911401)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(U1911401) and Guangdong Big Data Science Center Project(U1911401).

通信作者:庞雄文(augepang@163.com)

特征学习方法存在以下 4 个方面的不足:

(1) 特征提取方法的设计依赖专家对该领域的先验信息、专业知识和深厚的数学基础。

(2) 特征提取能力有限, 模型提取的大多是浅层特征, 在面对复杂分类问题时, 其泛化能力受到一定制约。

(3) 特征提取方法健壮性弱, 容易受机械系统的物理特性和故障条件变化影响而改变模型组件以及评价标准。

(4) 不能提取未知特征, 特征提取源于已有特征和评估标准, 对新特征的挖掘具有局限性。

近年来, 随着计算能力增强、大数据增加及有效算法的发展, 深度学习技术作为一种新的表示学习工具, 已被广泛应用于计算机视觉和自然语言处理领域, 而且在工业过程异常监控领域也得到了较为广泛的研究与应用。与传统设备故障诊断相比, 深度特征学习方法有以下 3 个优势^[2]:

(1) 特征提取方法有着强大的非线性拟合能力, 能在复杂的车间环境中, 以任意精度逼近所有非线性连续函数。

(2) 特征提取能力强, 能够自动学习和提取数据的深层逻辑特征, 总结出“合理规则”并存储在模型中。

(3) 特征提取方法健壮性强, 不易受工业环境因素影响, 即使部分神经元遭到破坏, 全局训练结果也不会发生变化。

因此, 如何结合深度学习算法设计新的设备故障诊断模型已成为近年来过程控制领域的研究热点。本文主要从方法论的角度对智能设备故障诊断技术进行了探讨和综述, 首先列举了智能设备故障诊断框架, 包括自编码器、卷积神经网络、图神经网络等; 然后结合具体应用环境, 根据数据标签是否充足平衡、数据是否包含噪声, 以及源数据域与目标域的空间关系等条件对智能设备故障诊断应用做了详细的分类和介绍; 最后对设备故障诊断技术的现状进行了展望。

2 智能设备故障诊断步骤

在智能设备故障诊断中, 通常需要构造一个与工况相符的机器学习诊断模型, 并采用相应的数据训练模型用于设备故障诊断。在故障诊断中, 信号获取和故障分类部分的算法大同小异, 模型的差异往往体现在特征工程阶段, 因此本节将着重介绍模型特征工程中常用的算法。特征工程分为数据预处理和特征提取, 数据预处理阶段负责去除数据中的噪声冗余部分, 并对数据格式进行映射和转换, 便于模型提取数据特征; 而特征提取阶段则主要用于提取数据特征并区分数据类型。

2.1 数据预处理

工业设备采集的数据大多是一维的时序数据, 在模型设计过程中, 为了更全面地提取数据特征和去除数据中的噪声冗余部分, 有时需要对数据进行预处理。在数据预处理中, 对于大多数信号, 都可以用傅里叶变换转化, 但直接用傅里叶变换函数处理的数据会丢失时间数据, 导致研究人员无法确定特定频率对应的开始时间和结束时间, 这在故障诊断中是致命的。故障诊断中常用的两种解决方法是加窗(短时傅里叶变换)和换基(连续小波变换)。

(1) 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换在原模型的基础上进行了加窗操作, 把整个时域过程分解成无数个小过程(每个小过程近似平稳), 再对每个时间段进行傅里叶变换, 就能够确定频率和时间段的对应关系。短时傅里叶变换的加窗方法解决了原算法的部分问题, 但仍有缺陷。该方法在选择窗口时, 对于时变的非稳态信号, 高频适合小窗口, 低频适合大窗口, 固定的窗口无法完全满足数据变换需求, 而可变窗口方法的时间复杂度较高, 会增加模型的计算成本。

(2) 连续小波变换

连续小波变换继承和发展了短时傅里叶变换的局部化思想, 同时又克服了窗口大小不随频率变化等缺点, 能够提供一个随频率改变的“时间-频率”窗口。它通过变基操作, 将无限长的三角函数基换成了有限长的会衰减的小波基, 这样不仅能够获取频率, 还可以定位到时间, 获取时频分析; 再通过伸缩平移运算对信号进行逐步多尺度细化, 最终达到高频率和低频率的细分, 自适应地分析时频信号。但连续小波变换也有缺陷, 即不同的小波基分析结果不同, 而选取适应数据的小波基难度较大。

2.2 数据特征提取

智能设备故障诊断中常用的特征提取方法有自编码器、深度置信网络、卷积神经网络和循环神经网络等。近年来, 针对数据标签不足和特征提取不充分等问题, 研究人员又引入了生成对抗网络、迁移学习、图神经网络和自注意力机制等算法来构造新的设备故障特征提取方法和诊断模型。

(1) 自编码器

自编码器(Auto Encoder, AE)是一种无监督人工神经网络, 它将输入信息作为学习目标并对其进行表征学习。自编码器由编码器和解码器两部分组成^[3], 编码器负责压缩数据并提取数据特征; 解码器则通过特征还原输入数据, 网络通过最小化输入和重构样本的误差保证数据特征的有效性。基于自编码器的模型构造简便, 能无标签地提取数据特征, 网络逐层训练的特性能有效提取样本高阶非线性特征并克服误差弥散的问题。

(2) 深度置信网络

深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)是一个概率生成模型^[4], 网络通过多个限制玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)提取数据深层特征, 每个 RBM 分为可视层和隐藏层, 可视层负责输入数据, 隐藏层负责捕捉数据间的关联性, 当前迭代的隐藏层就是下次迭代的可视层并且层间存在连接。模型通过调整神经元间的权重参数最大程度生成输入数据, 保证特征的有效性, 并用贪心策略逐层训练, 快速收敛损失函数。

(3) 卷积神经网络

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是包含卷积计算的深度前馈神经网络^[5], 是深度学习的代表算法之一。卷积模块由卷积层、池化层和全连接层组成, 其中卷积层对数据进行卷积运算, 池化层将数据池化压缩, 全连接层负责把数据特征映射为最终诊断结果并输出。卷积神经网络

由多个叠加的卷积模块组成,具有获取数据深层次特征的能力,在分类时则需要连接全连接层进行故障诊断。

(4)循环神经网络

循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)是一类以序列数据为输入、在序列的推进方向进行递归且所有循环单元按链式连接的递归神经网络^[6]。该网络具有记忆性、参数共享并且图灵完备的优点,在对序列的非线性特征进行学习时具有一定优势。

(5)生成对抗网络

生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks,GAN)由生成器和鉴别器组成^[7],其中生成器负责提取学习目标数据特征并生成伪数据,鉴别器则用于分辨数据真伪。生成对抗网络通过生成器和鉴别器的对抗训练,获得生成器的数据模仿能力和鉴别器的特征提取能力。

(6)图神经网络

图神经网络(Graph Convolutional Network,GNN)通过图的边缘传播节点信息,根据关联程度更新多个节点参数^[8]。在图神经网络训练过程中,卷积沿着加权边聚集相邻连通节点的信息,能反映样本和多个传感器之间的关系。基于DNN的方法和基于GNN的方法的区别在于图的构造和设计的模型。如何将原始数据转化为图形并设计合适的特征提取网络是基于GNN的方法面临的两个关键问题。常用的构图方式有原时间序列构图、最小K点构图和半径构图;常用的特征提取方法包括3种频域方法,即ChebyNet,GCN和SGCN,以及4种时域方法,即GraphSage,GIN,HO-GNN和GAT;常用的池化策略有TopkPool,SAGPool,EdgePool和ASAPool。

(7)迁移学习

迁移学习是一种机器学习策略,它借助与目标数据相似

的源域数据和预训练的模型,通过拟合源域与目标域之间的数据特征对目标域数据进行设备故障诊断^[9]。迁移学习期望将诊断知识从多个源域诊断任务复用到其他目标域诊断的任务中,解决故障数据量不足、分类数据不平衡等问题。目前,基于深度学习的智能设备故障诊断一般包括数据收集、模型构建、模型训练和决策制定4个步骤。这些方法着重关注数据的时间特征,而忽略了多个传感器数据或物理测量之间的空间关系。

(8)自注意力机制

近年来,基于自注意力机制的模型Transformer^[10]受到广泛关注。该模型由编码器和解码器组成,编码器负责生成数据编码,解码器在获取编码后合并上下文信息生成输出序列。编码器模块由多头注意力层、前馈神经网络和正则化残差网络组成,而解码器模块则在此基础上多了一个交叉多头注意力层。在注意力层,模块首先将多个输入向量乘上转换矩阵生成3个不同的矩阵:查询矩阵 Q 、键矩阵 K 和值矩阵 V ,随后将 Q 和 K^T (K 的转置)矩阵相乘并通过激活函数获得关系向量 P ,再将 P 和 V 相乘得到注意力输出。

多头注意力指将输入向量转换为多个子向量,这些向量分别关注多个空间的注意力特征并且互不影响,计算多个输出后合并得到总的输出向量。需要注意的是,在编码器和解码器的自注意力层中,3个矩阵均由同一个输入向量变换获得,而在编码器的交叉注意力层中,矩阵 K 和 V 来自编码器输出,只有矩阵 Q 来自解码器输入,这是因为在交叉注意力机制中,模型需要关注不同数据之间的相互关系,而不是只关注矩阵内部关系。

智能设备故障诊断特征提取方法繁多,表1列出了这些方法的特点和优缺点。

表1 智能设备故障诊断各特征提取方法总结

Table 1 Summary of feature extraction methods for intelligent device fault diagnosis

特征提取方法	特点	优缺点
自编码器	将输入信息作为目标进行表征学习,进行无监督的数据特征提取	模型构造简单,易于实现且特征提取无须标注数据,但其泛化能力和去噪能力不突出,易受环境因素影响
深度置信网络	网络结构由多个RBM模块组成,每个子网的隐藏层作为下一个模块的可见层	提出了逐层贪婪学习策略来快速初始化网络,但模型架构决定了初始化和采样的成本较高
卷积神经网络	卷积模块能提取一维和二维数据特征,池化层能有效压缩数据量,ReLU函数有助于加快收敛速度	模型需要的神经元连接较少,具有良好的去噪能力,但只能进行有监督的学习,需要大量的标记数据集
循环神经网络	模型由单个重复的模块构成,适用于分析一维时序数据流,前面的数据计算能够影响后面的输出	能够接收可变长度的输入,建立模型对数据的时间依赖性,但需要解决常出现的梯度消失/爆炸问题
生成对抗网络	由生成器和鉴别器组成,用于生成模拟真实照片的图像,通常采用半监督方式扩充稀缺数据	能通过生成数据部分解决深度学习中的数据不足和数据不平衡问题,但模型训练不稳定,且难以学习生成如文本类型的离散数据
图神经网络	根据数据样本间的相互关系构图,并由图卷积和图池化模块提取数据间的相互关系特征	能在多点关联数据样本中提取数据的非欧氏空间数据结构,但需要一定的先验知识,对具体数据结构采用相应的构图和特征提取方法
迁移学习	利用数据标签充足的源域对数据稀缺的目标域作知识迁移,辅助诊断故障	通过知识迁移部分解决了目标任务数据稀缺的问题,但通常源域和目标域数据不够相似,需采取额外算法避免负迁移问题
自注意力机制	提取数据样本的相互关系并映射到数据特征中,擅长提取数据的长距离信息	能并行计算数据相互关系,且数据关系特征提取不受距离限制,但每次提取特征都需要捕捉全局上下文信息,导致算法计算量较大

3 智能设备故障诊断应用

在智能设备故障诊断任务中,需要根据实际工况和应用条件,选择构造相符的诊断模型。本节首先根据数据标签是否充足,将诊断工况分为有监督的设备故障诊断和迁移学习设备故障诊断;然后根据具体数据环境,又将这两种故障应用

细分为更具体的应用条件。

3.1 有监督的设备故障诊断

在设备故障诊断中,故障数据采集的成本较高,因此充足的数据标签往往是在实验室中采集的,常用的开源数据集有CWRU,PU,IMS,MFPT,SEU等,详细介绍如表2所列。

表 2 常用公开数据集

Table 2 Common public data sets

数据集	介绍
CWRU	CWRU 数据集包含多种工况,有 1 797 rpm,1 772 rpm,1 750 rpm 及 1 730 rpm 的振动数据,并包括 10 种故障状态,分别是 3 种球故障、3 种外圈故障、3 种内圈故障和健康状态。
PU	PU 数据集分为 3 个部分,分别为健康数据、人为故障数据和加速损坏实验故障数据,数据集共有 13 种故障类型。
IMS	IMS 共有 3 个轴承的全寿命周期数据集,每个数据集包含 4 种轴承震动数据,采样时长 1 s,频率 20 kHz,总数据长度为 20 480 个采样点,数据集共有 10 种故障类型。
MFPT	MFPT 数据集包含了 4 种轴承震动数据信号,分别为基线数据集、7 种外圈故障数据集、7 种内圈故障数据集和其他数据。这些数据共有 15 种故障类型。
SEU	SEU 数据集由一个齿轮数据集和一个轴承数据集组成,两个数据集分别包含了 6 种状态下的故障数据,结合 4 种健康数据类型,共有 20 种故障类型。

3.1.1 数据完备的设备故障诊断

在设备故障诊断中,为获取更全面的数据特征,研究人员通常把震动数据转换为频谱图像。传统转换算法有连续小波变换、短时傅里叶变换和威格纳维尔分布等,这些方法需要基于故障特征的先验知识设置参数,如分辨率和平滑率等。为弥补这一缺点,Bai 等^[11]提出了谱马尔可夫转移场转换算法,该算法无需参数先验知识,能直接将轴箱加速度转换为频谱

图像并输入到 CNN 中,另外模型还使用了迁移学习技术进行训练,能在小数据集中获得高度可分离的智能图像分类结果。除频域转换外,Kim 等^[12]还提出了一种基于健康自适应时间二维转换尺度表示的嵌入式卷积网络,它不使用固定的基函数,而是加入故障相关信号的物理特性,采用行为类似自适应基函数的多尺度卷积滤波器来构造映射二维输入信号。

获得数据特征的方法还有很多,例如 Shi 等^[13]提出用双向卷积 LSTM 从 3 个加速度计和 1 个转速表的组合数据中同时提取数据中的时间和空间特征诊断四维数据故障,通过 CNN 确定多源测量值之间的空间相关性,并利用 LSTM 识别两个相邻时间数据的时间相关性,两个模块共同计算参数和提取特征。Ding 等^[14]还引入了注意力机制构造新的设备故障诊断网络,模型框架如图 1 所示。与传统的 CNN 和 RNN 模型相比,基于 Transformer 的模型的侧重点在于收集数据之间的相互关系特征,模型先把数据通过时频域变换为二维灰度图,再将数据均分为多个子数据并额外加上一个用于分类的随机初始化节点,然后通过平铺数据和添加位置编码获得模型输入。处理后的数据被输送到 Transformer 编码器,提取数据间的相互特征,最后将额外节点送到分类层以诊断故障。

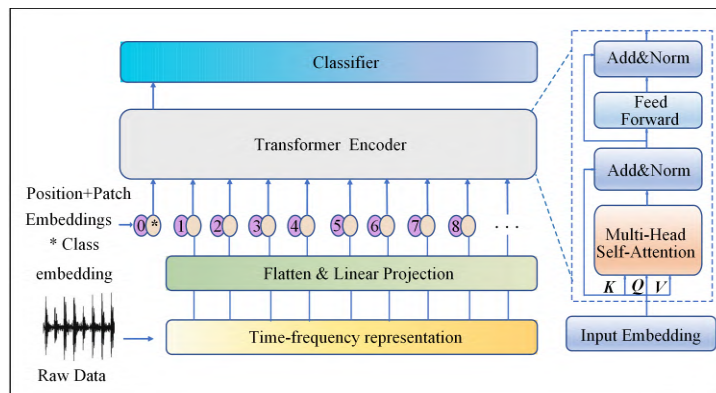


图 1 时频域 Transformer 网络

Fig. 1 Time-frequency Transformer network

为增强模型的分类能力,Xu 等^[15]将森林分类替代原有的全连接分类。模型将原始数据通过连续小波变换转化为时频灰度图输入到 CNN 进行特征提取,森林分类层根据各子数据特征生成多棵决策树来诊断故障。在深度设备故障诊断中,类内信号应投射到邻近区域,类间信号应分别投射到遥远区域,但固定的激活函数很难将同一健康状态下具有差异的振动信号投影到邻近区域。针对这一问题,Zhao 等^[16]提出了一种新的激活函数 APReLU,该函数实际由残差网络构成,输入数据首先通过 ReLU 激活以及全局平均池化映射为两个一维向量,随后两个向量通过拼接、全链接、归一化、ReLU 激活等变换后和原始数据相加,并由 PReLU 激活,最终得到 APReLU 的输出。APReLU 函数最大的特点是根据数据学习自适应调整参数,从而将同一类数据通过不同的变换投影到邻近的区域。

3.1.2 不平衡数据的设备故障诊断

机器在运转过程中绝大部分时间都处于正常工作状态,

只有在少数情况下会发生故障,而且机器在发生故障不久后就会停止运转。这说明在实际数据收集,健康数据远远大于故障数据,且不同故障类型之间的数据比例也不一致,这导致了数据标签不平衡。

为了解决数据标签不平衡问题,Liu 等^[17]结合注意力机制提出了深度特征生成网络设备故障诊断方法,以生成特征的方式补齐数据标签。为防止生成样本与真样本相似度过高导致模型崩溃,模型还设计了抽离函数作为生成器损失函数,使向量尽量成正交状态,在确保数据相似度的同时保护了样本的多样性。此外,Liu 等还建立了基于自动生成评估标准数据过滤器,即判别概率、MMD 距离和 KL 散度,也是为了保证生成数据的相似度和多样性。训练时,模型先通过卷积和自注意力机制提取数据特征,再由生成对抗网络生成数据补全标签并由过滤器筛选同时满足 3 个标准的新数据,当数据量达到预设值时模型停止生成数据并开始诊断故障。

对于数据标签不平衡问题,Liu 等^[18]提出了基于 GAN

和胶囊网络的不平衡数据设备故障诊断模型,结构如图2所示。模型采用胶囊网络作为特征提取器,重点学习特征的相互关系,并通过输出向量重构输入数据的形式保证了底层的特征只被传递到与之匹配的高层,增强了特征的几何信息。模型在保持不变性的同时新增了同变性,在输入发生同等变换

时输出概率发生改变,但最终结果仍然保持原有答案。在训练过程中,模型首先利用频率切片小波变换从原始振动信号中提取二维时频特征,然后通过多尺度残差网络结构提取特征并通过GAN架构生成伪时频特征来补充平衡数据分布,最后由胶囊网络进一步提取特征并获得设备故障诊断结果。

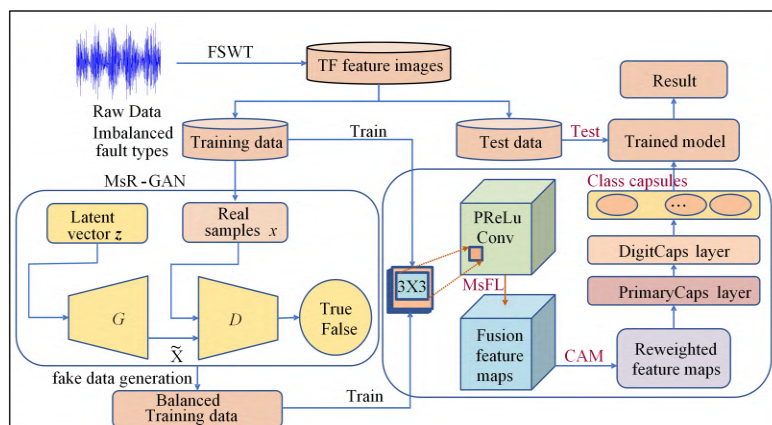


图2 MsR-GAN和特征增强驱动CapsNet网络

Fig. 2 Multi-scale residual GAN and feature enhancement-driven CapsNet

在不平衡数据设备故障诊断中,有时会出现只有健康标签数据的情况,在这种工况下,模型无法根据已有的数据生成新数据来填充类标签。为解决这一问题,Pan等^[19]提出了一种结合故障指数生成伪数据特征的方法。一般来说,机器的监测数据和故障指标会随着机器故障状态发生改变,Pan等反过来利用这一性质,构建了16维的时域故障指标(包括峰度、方差、歪斜度、脉冲指数、波形指数等),通过修改时域故障指标生成常见的故障类型数据。训练时模型先通过GAN框架生成不同故障类型数据,将数据送入CNN框架中进行特征提取和分类并采用聚类策略对生成数据进行训练,将输出概率最高的故障分类作为软标签进行梯度学习。在零故障数据标签的前提下,Wu等^[20]也提出了一种充分利用大量未标注数据并基于AE的半监督设备故障诊断模型,通过比对原始数据和生成数据的差异从无标签数据中提取特征,训练时模型先将数据转换为频域,再通过标注数据和无标注数据训练模型生成数据能力和故障分类能力。

3.1.3 有噪声的设备故障诊断

在工业环境中噪声不可避免,为训练模型的抗噪声能力,Su等^[21]提出了一种人为制造噪声数据的方法,模型在AE中人为加入噪声向量并将MMD作为损失函数重构原始数据,并用这些数据训练CNN框架的抗噪声能力。此外,他们还利用RML策略,通过预训练模型初始化参数快速收敛模型。

除了环境噪声以外,数据中还可能存在标签噪声。为解决这一问题,Zhang等^[22]提出了一种基于自适应损失加权元的深度残差网络,该模型由构造相同的分类网络和元网络构成。训练中用干净标签和噪声标签对元网络进行交叉训练,并记录干净标签训练的梯度;分类网络则通过噪声标签训练,结合元网络记录的梯度共同更新参数,训练网络的抗标签噪声能力。

3.1.4 多点关联数据的设备故障诊断

CNN,RNN等传统深度学习方法重点关注相邻采样点

的关联信息,却忽略了时间跨度大的数据间的相互关系,而图网络的引入弥补了这一缺陷。Yu等^[23]提出了基于图卷积网络的设备故障诊断模型,以提取大跨度图样本节点特征。模型先将振动信号通过小波包变换转换为时频特征节点,然后根据数据节点之间的关系定义边和权重从而构图,之后通过频域图卷积和拉普拉斯矩阵学习节点之间的相互关系,并由图池化删除合并小权重节点以压缩图形,实现快速故障分类。类似地,Zhang等^[24]也提出了基于深度图卷积网络用于轴承的声学设备故障诊断模型。该模型先将采集到的一维声信号映射为二维灰度图,把图数据点与其相邻节点连接并由相似度计算边权重构图。模型通过多个图卷积块提取数据特征,卷积块包括图卷积层、图粗化层和图池化层。图卷积由拉普拉斯算子和切比雪夫多项式影响相邻点参数;图粗化层采用贪心算法最小化谱聚类目标函数聚合邻节点;图池化层负责去除小权重节点,加速模型收敛。除了根据数据点间的相似度连线构图,Li等^[25]还提出了基于水平可视构图的深度设备故障诊断模型,对于每个数据样本,模型将数据大小视为高度,当两个数据间没有任何其他更高的节点阻挡时,链接数据节点构图,然后由图卷积和图池化层提取特征,全连接层计算诊断结果。

为提取更全面的数据特征,Yang等^[26]引入数据样本相互关系,提出了基于超图的图卷积设备故障诊断模型,结构如图3所示。模型首先将原始数据通过短时傅里叶变换转换为时频图,之后把每个基频率视为一个节点,各频率间相互连接,由欧氏距离计算边权重构图并根据拉普拉斯矩阵提取特征值向量。在生成单个样本的图结构后,将整个样本视为一个节点,连接相同标签的节点构成局部图。对未标记的样本,则根据数据收集时间点分类,将同一个时间段收集的数据视为同种故障类型并由这些数据样本连接成一个局部图,随后由多个局部图共同构成超图。得到超图后,将输入数据转换为图结构,乘上超图特征向量后输入图卷积网络进行特征

提取和数据压缩,由分类器计算设备故障诊断结果。

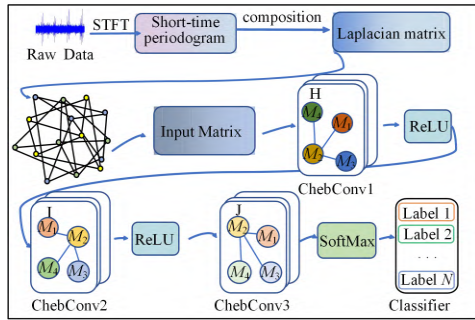


图3 基于超图的图卷积网络

Fig. 3 Graph convolution network based on supergraph

现有的 GCN 多是未加权且固定感受野的,忽略了邻居之间的重要性比例,不能充分有效地提取特征。为解决这一问题, Li 等^[27]提出了一种多感受野图卷积网络,在特征提取过程中,每个节点通过结合相邻节点和多跳节点的信息来综合更新节点参数,聚合来自多个不同邻域的信息以获得更健壮的特征表示,在获取多个邻域信息的同时不消耗额外的内存和增加计算复杂度。构图过程为:模型先将样本数据分段并用快速傅里叶变换转换为频谱图,然后通过余弦相似度计算节点距离,根据距离半径链接相邻节点,阈值高斯核函数计算边权重,构成带权亲和图网络结构,再将图网络送入多感受野卷积中提取特征,最后由全连接层对故障状态进行分类。

为提升智能设备故障诊断的泛化性能, Zhao 等^[28]提出了一种新的半监督 GNN,综合利用标记信息和未标记信息进行设备故障诊断。模型先将一维数据通过快速傅里叶变换为频谱信号,然后由向量相似度链接节点构建图网络,最后将样本数据图送入图卷积和池化层中进行特征提取并分类。模型在梯度训练参数的同时引入了 DBN 训练方法,通过分层重建输入数据,充分利用了未标注数据训练模型。

3.2 迁移学习设备故障诊断

深度学习模型依靠标签数据进行训练,在数据标签不足的环境下,就需要借助源数据标签进行迁移学习。根据源数据和目标数据标签的相似关系,迁移设备故障诊断又可分为两域标签共享的设备故障诊断、源域包含目标域标签的设备故障诊断和两域标签的设备故障诊断。

3.2.1 两域标签共享的设备故障诊断

为实现共享标签不同分布的迁移设备故障诊断, Li 等^[29]首次将 GAN 与迁移学习结合起来,构造了域判别器,以帮助拟合源域和目标域数据分布。在对抗学习中,生成器混淆鉴别器的分类,鉴别器则尝试分辨数据的真假,模型基于对抗学习将源域和目标域提取的特征输入域判别器中,由判别器分辨来自源数据或目标数据的特征,优化目标为最大化混淆域判别器,使其无法分辨数据源,达到加速集合两域数据分布的效果。

相比单一源域的迁移学习,多源域迁移学习更全面,诊断效率更高。 Xia 等^[30]提出了无监督的多源域自适应分解网络,该模型在多源域和目标域数据的基础上,通过编码器提取特征、解码器还原数据的形式训练,同时由域判别器

和因式分解损失分别计算各源域和目标域之间的差异,通过混淆域判别器和缩小因式分解损失值来拟合领域间的数据分布,并根据差异调整分类学习系数,将数据分布向类似的源域靠拢。同时, Shi 等^[31]也提出了多源域自适应设备故障诊断方法,该模型采用分类器损失和域鉴别器混淆训练参数,并为每个类型都设计了一个域鉴别器,训练时根据领域选择域判别器对数据进行针对性地学习。为提升迁移学习设备故障诊断的性能, Zhu 等^[32]提出了基于矩匹配的类内多源域自适应网络,并提出用矩匹配计算和组内对齐训练策略,同时匹配每个域的边缘分布和条件分布,实验证明模型能更有效地拟合多源域和目标域的数据分布。

智能设备故障诊断除了诊断机器的健康状态,还包括预测机器的剩余寿命。 Xia 等^[33]将 CNN 和 LSTM 相结合,提出了一种可用于设备故障诊断和剩余寿命预测的迁移学习模型,结构如图 4 所示。模型架构分为两个部分,第一部分由特征提取器、分类器和域判别器组成,通过分类损失、特征 MMD 计算和域混淆程度拟合数据分布,训练模型的特征提取器和设备故障诊断能力;第二部分继承了上一阶段的特征提取器,让特征提取器与 N 个 LSTM 架构对接并根据故障类型选择 LSTM 预测机器剩余寿命。在训练中,由于目标数据没有标签,模型采用设备故障诊断的预测概率加权计算各 LSTM 的预测结果并整合获得最终输出。

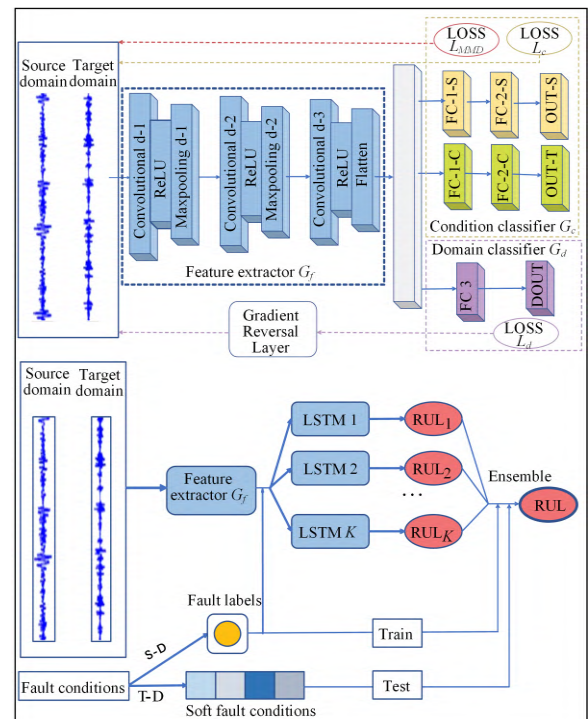


图4 故障知识迁移辅助预测剩余使用寿命网络

Fig. 4 Fault knowledge transfer assisted ensemble method for RUL prediction

为解决迁移学习中域混淆、训练成本高、分类精度低等问题, Qin 等^[34]提出了一种参数共享对抗域自适应网络。该方法构造了一个共享分类器,将故障分类器和领域分类器统一起来,降低了网络结构的复杂性,并通过增加对抗性训练的 CORAL 损失来增强领域混淆。在迁移学习中,除直接数据

迁移外,还有很多种迁移方法,例如,Lei等^[35]提出了基于多尺度混合域特征的迁移设备故障诊断模型,该模型先将原始数据通过变分模态分解为时域、频域、时频域和熵指数等特征参数,然后将参数输入基于GS_XGBoost的特征优化器中,该优化器不仅能降低特征的维数,而且能消除冗余信息,还能给特征打分进行重要性排序,重点学习关键特征,最后通过域判别器和分类损失进行迁移学习和设备故障诊断。为了在迁移学习中获取更全面的数据特征,Li等^[36]采用了多通道设备故障诊断,将数据分别传输到多个特征提取器中,获取数据隐含的映射关系并得到不同的诊断结果,最后通过集成学习将多个诊断结果加权结合获得最终输出。

3.2.2 源域包含目标域标签的设备故障诊断

在迁移设备故障诊断中,前提假设通常为源域数据和目标域数据共享标签,当出现数据标签不统一的情况就可能引起负迁移,降低设备故障诊断性能。为实现两域不完全共享标签中包含标签下的迁移学习,Li等^[37]提出了局部多源域迁移学习模型,在使用分类损失和域判别器进行梯度训练的基础上新增了置信程度和离群指数两个域评价系数;在训练时模型根据各源域的诊断准确率以及和目标域的数据分布差异对各数据域进行打分。置信程度是领域分类的准确度,该系数在源域总体相加接近1,目标域接近0;离群指数由域判别器混淆程度决定,系数越小表示越接近目标域。模型在对各领域进行评分后,选择类似分布的优质领域着重迁移。

面对目标域标签为源域标签子集的情况,Jiao等^[38]提出在多源域迁移学习的基础上,用分类器和域判别器损失训练模型,并引入了辅助标签预测器和辅助鉴别器给各数据域打分,自适应计算每个实例的学习权重,网络构造如图5所示。对于源数据,模型通过辅助标签预测诊断故障并将结果送入辅助鉴别器中,如果辅助鉴别器将数据错判为目标域数据,

说明该源域数据和目标域数据相似,需要着重加权学习;对于目标数据学习,辅助模块的主要作用则是挑选出异常样本,如果辅助标签预测器不能准确指出数据的故障类型,则认为该数据样本异常概率较大,需要减小学习权重。

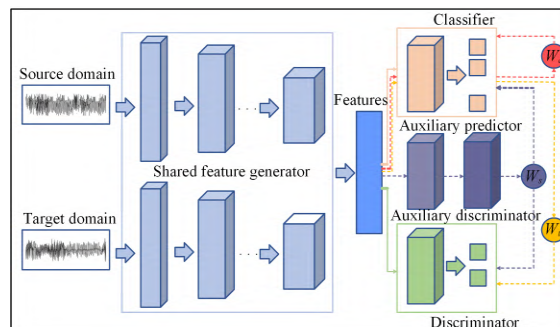


图5 多源域加权对抗网络

Fig.5 Multi-source domain weighted adversarial network

3.2.3 两域标签相交的设备故障诊断

在迁移学习中,源域和目标域标签除了共享和包含关系外,还会出现标签相交的情况,即会出现源域没有的故障。为解决这一问题,Yang等^[39]提出了多源迁移学习网络,结构如图6所示。该模型用多个子网络分别学习单源目标数据,并且在分类目标数据的过程中添加一个未知故障的分类选项,若单个分类被判定为未知故障,则说明该源数据和目标数据不够相似,需减小这批源数据的学习系数;但如果所有网络诊断结果均为未知故障,则将该数据样本标记为未知故障并从数据中排除。模型在排除未知故障后,由多个子网络训练变为多源学习总网络,通过最小化MMD计算结果和混淆域判别器拟合源数据和目标数据,增强模型的设备故障诊断能力。

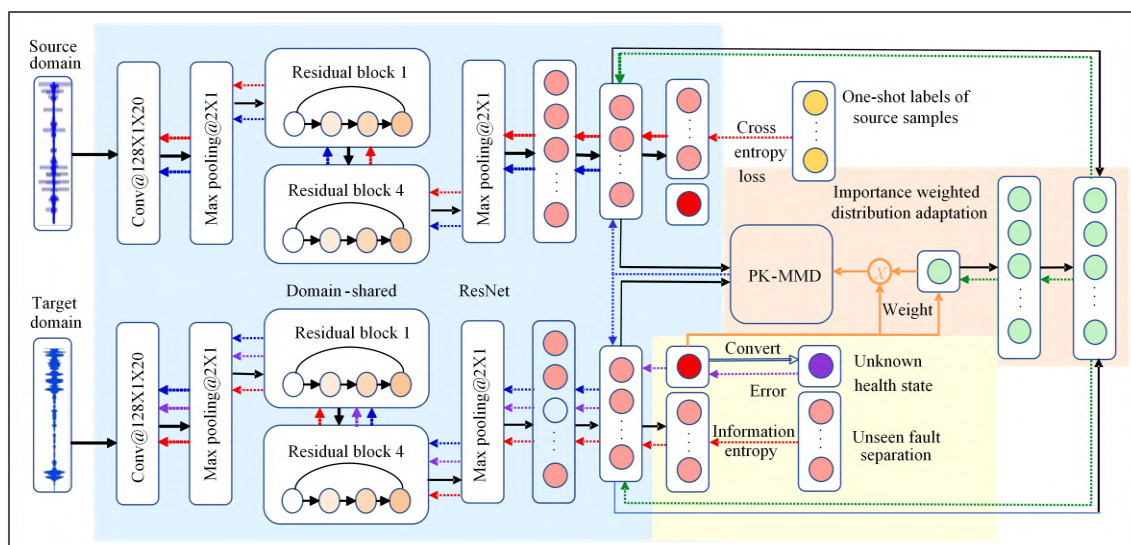


图6 多源域迁移学习网络

Fig.6 Multi-source domain transfer learning network

在极端情况下,源数据和目标数据标签交集可以为空,这意味着没有可用于训练目标任务的标签,不能在源数据学习后将模型转移到目标任务进行微调迁移故障知识。为解决源域目标域标签交集为空的设备故障诊断问题,Feng等^[40]

提出了基于故障描述属性转移的设备故障诊断方法,通过人工定义的故障描述替代故障样本来确定故障类别,故障描述可由多个相关属性组成,包括故障位置、故障后果、故障原因等。该模型首先将源数据标签和故障描述合并,获得训练

属性标签向量,用于预测目标故障的样本属性值,然后接入目标数据,用训练好的模型提取数据特征,并根据特征进一步预测数据属性,最终由推理规则(如最近邻搜索)从数据属性诊断故障。该模型不仅在真实的火电厂数据中验证了诊断性能,还

从理论上分析和解释了基于故障描述的方法的可行性。

智能设备故障诊断方法多种多样,需要根据实际应用情况设计合适的模型,表3和表4分别列出了不同条件下诊断的模型算法和在CWRU数据集上模型的实验结果对比。

表3 各应用条件下的模型算法对比

Table 3 Comparison of models under various application conditions

诊断类型	条件细分	文献	模型目标	关键算法	诊断结果
数据标签充足的有监督设备故障诊断	实验室数据	[16]	自适应调整激活函数将类内信号投射到邻近区域,将类间信号投射到遥远区域	设计一个能自学习的残差网络作为模型激活函数	在齿轮箱设备故障诊断中,使用APReLU比其他激活函数准确率高(ReLU 5.27%, LReLU 5.24%, PReLU 3.95%)
	不平衡数据	[19]	根据故障指标生成故障数据	构建了16维故障指标,在原有数据的基础上修改故障指标,模拟生成故障数据	模型在CWRU, SQ和SAD数据集上的准确率分别达到了100%, 88.2%和85.3%
	噪声数据	[22]	训练模型抗标签噪声能力	用干净标签和噪声标签数据训练元网络和分类网络以获得抗标签噪声能力	在DDS包含40%噪声标签数据集上的平均准确率达到了93.29%
	多点关联数据	[26]	提取样本间的关联信息进行设备故障诊断	将相同标签的数据图链接起来形成局部图,由多个局部图构成超图保存样本关联信息	在CWRU数据集上多次构图诊断故障,平均准确率达到了99.17%
		[27]	提取并聚合样本多邻域信息进行设备故障诊断	各节点通过结合相邻和多跳节点的信息综合更新节点参数,聚合来自多个不同邻域的信息以获得更健壮的特征表示	在多减速箱和平行轴齿轮箱中进行设备故障诊断,平均准确率分别达到了98.31%和99.07%
数据标签不足的迁移学习设备故障诊断	两域标签共享	[33]	利用共享标签源数据进行迁移设备故障诊断和剩余寿命预测	通过混淆域判别器和缩短MMD进行迁移设备故障诊断,模型根据诊断结果分模块定向预测样本剩余寿命	在CWRU数据集上RSME系数比CLSTM模型减小了48.61%,平均系数为0.0673
	源域包含目标域标签	[37]	利用包含标签源数据进行部分类迁移设备故障诊断	通过计算数据的置信程度和离群指数给各数据域打分,对相似可靠的优质数据域进行着重迁移学习	在滚动轴承和齿轮箱数据集上的设备故障诊断准确率分别达到了90.57%和88.75%
	两域标签相交	[39]	排除目标数据中未出现的故障类型,再利用多源数据进行有监督的设备故障诊断	先对各数据域分别进行迁移学习,排除子网络中的共同未知故障,再根据参数对多源域进行加权学习	在不平衡齿轮数据集中,模型设备故障诊断准确率达到了0.959
		[40]	利用不相交的源数据训练模型故障描述预测能力,通过迁移学习辅助诊断设备故障	根据源数据故障描述训练模型的故障描述预测能力,将目标数据和故障描述相结合,获得故障属性并推理诊断故障	在TEP和TTP的零故障标签数据集中平均准确率分别达到了51.03%和94.93%

表4 CWRU数据集上模型实验结果对比

Table 4 Comparison of model experimental results on CWRU data set

诊断模型	文献	实验描述	实验结果
基于CNN和gcForest的混合深度模型	[15]	在不同工况下的CWRU故障测试数据中进行了方法验证	对4个工况的数据集执行了10次检测,平均准确率分别为98.24%, 99.51%, 99.79%和99.20%
深度特征生成网络	[19]	采用CWRU中正常数据和16个常用时域指标作为输入诊断故障	在无监督小样本的故障检测中,平均准确率达到98.4%,召回率达到98.15%
半监督故障诊断的混合分类自编码器模型	[20]	同时使用CWRU数据中不同比例的有标签和无标签数据集对模型进行了验证	在两万个样本中仅有20,50,100个标记数据的条件下,模型准确率分别达到了90.13%, 97.13%和98.70%
数据重构层次递归元学习网络	[21]	在CWRU多工况数据集上作小样本学习	在弱工业噪声的数据环境下,ISDAE的测试平均准确率为95.65%,高于None优化(88.04%)、SAE-MAML(89.13%)和SDAE-MAML(90.22%)
基于水平可见性图的图神经网络模型	[25]	在CWRU和SEU数据集上与MLP进行了对比实验	提出的GNN模型优于具有相同层的MLP模型,当堆叠3个GNN层和4个GNN层时,模型可以提取更有用的特征,平均准确率达到97.4%
基于时空超图的旋转机械诊断模型	[26]	将CWRU中4种故障数据30%的样本作为训练样本,35%的样本作为验证样本,35%的样本作为测试样本,构建超图诊断故障	将模型隐藏层的大小分别设置为30和25,且切比雪夫多项展开阶数为3~7时,训练精度最好,平均准确率能达到99.8%
以故障知识转移辅助预测剩余寿命网络	[33]	在故障直径为0.1778mm的振动信号中以1200个点为样本截取数据,通过80%的重叠扩增数据并验证剩余寿命预测能力	RUL预测性能由均方根误差(RMSE)衡量,模型的RMSE平均系数达到了0.0673,与无故障知识的CLSTM相比, RMSE降低了48.61%
多尺度混合域特征的跨域诊断模型	[35]	通过CWRU 4种故障数据域相互迁移证实了模型的有效性	模型在正常数据、内圈故障数据、外圈故障数据和滚珠故障数据间相互进行了12次迁移诊断,平均准确率为99.93%

4 未来发展方向

深度学习模型具备强大的表达能力和提取数据样本深层特征的能力。实践表明,深度设备故障诊断成功克服了传统智能设备故障诊断依赖专家知识的缺陷,在节省成本的同时提高了诊断准确率。随着环境和需求的变化,设备故障诊断也将迎来新的挑战和技术拓展,本节将列举几个智能设备故障诊断在未来可能会遇到的问题和发展方向。

4.1 大量标注数据的获取

深度设备故障诊断模型的训练效果很大程度上和样本有效数据量挂钩。但收集充足的数据需要耗费大量的资源,且数据质量很难得到保障,这是因为要确定数据中是否存在故障、故障的第一个痕迹何时出现,以及判断该故障持续时长并不容易,因此需要清理错误的数据以提高数据的质量。常用的方法有使用聚类算法和推理模型分离异常数据,提高样本数据的质量,或者利用众包数据库技术管理低价值密度的数据并辅助构建标准数据库,保障模型训练数据质量。

4.2 实时设备故障诊断

实时设备故障诊断是设备故障诊断的高层次目标,尽早发现机器故障就能有效阻止机器故障所带来的损失。但不可靠的数据传输和带宽限制使监控数据流无法连续到达目的地,低效的计算能力也阻碍了数据流的实时分析,因此深度设备故障诊断普遍是基于离线历史数据实现的。随着物联网、宽带互联网和云计算的出现,监控数据流能被及时收集和有效处理,未来设备故障诊断鼓励开发在线智能设备故障诊断,对机器早期异常或突发故障做出实时决策。增量学习和终身学习技术有望促进深度学习的在线 IFD,以及促进模型不断地从监控数据流中学习诊断知识。

4.3 设备故障诊断模型的可解释性

尽管基于深度学习的设备故障诊断模型已经取得了先进的成果,但是深层网络黑箱问题仍然困扰着学术研究者。研究人员很难从理论的角度解释这些模型是如何从监测数据中学习诊断知识,提取的数据特征具体又代表着什么意义。模型更多的是通过不断的实验试错和最小化经验风险来构建训练,而不是基于严格的理论,这使得它们的物理意义通常很难被解释。与深度学习算法相比,一些传统的机器学习方法,如 SVM 和 PGM 等学习理论具有严谨的理论基础,有助于构建易于理解的参数、特征和模型。因此,在当今大数据革命的背景下,IFD 的传统方法和理论仍然值得研究。

结束语 智能设备故障诊断是一种新型故障诊断方法,它能自动从监测数据中提取故障特征并诊断设备深层故障。深度学习与故障诊断相结合虽然带来了机遇,同时也带来了标签监测数据收集成本高和模型与数据不匹配等问题。为全面了解智能设备故障诊断算法,本文首先对算法常用的框架做了详细的介绍,随后深入探讨了多种故障诊断算法在不同环境条件下的具体实现方法,并从模型特性和诊断结果方面对这些模型进行了总结、对比和分析,最后指出了智能设备故障诊断目前存在的挑战和未来发展趋势。

参 考 文 献

[1] ZHANG S,ZHANG S B,WANG B N,et al. Deep learning algo-

rithms for bearing fault diagnostics—A comprehensive review [J]. IEEE Access,2020,8:29857-29881.

- [2] LEI Y,YANG B,JIANG X,et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis:A review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2020,138:106587.
- [3] RUMELHART D E,HINTON G E,WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature,1986,323(6088):533-536.
- [4] HINTON G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. Neural Computation,2002,14(8):1771-1800.
- [5] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVER I,HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J/OL]. <https://papers.nips.cc/paper/2012/file/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf>.
- [6] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016:770-778.
- [7] GOODFELLOW I,POUGET-ABADIE J,MIRZA M,et al. Generative adversarial nets[J/OL]. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2014/file/5ca3e9b122f61f8f06494c97b1afccf3-Paper.pdf>.
- [8] LI T,ZHOU Z,LI S,et al. The emerging graph neural networks for intelligent fault diagnostics and prognostics:A guideline and a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022,168:108653.
- [9] PAN S J,YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on knowledge and data engineering,2009,22(10):1345-1359.
- [10] VASWANI A,SHAZEER N,PARMAR N,et al. Attention is all you need[J/OL]. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf>.
- [11] BAI Y,YANG J,WANG J,et al. Image representation of vibration signals and its application in intelligent compound fault diagnosis in railway vehicle wheelset-axlebox assemblies[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2021,152:107421.
- [12] KIM Y,NA K,YOUN B D. A health-adaptive time-scale representation(HTSR) embedded convolutional neural network for gearbox fault diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022,167:108575.
- [13] SHI J,PENG D,PENG Z,et al. Planetary gearbox fault diagnosis using bidirectional-convolutional LSTM networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022,162:107996.
- [14] DING Y,JIA M,MIAO Q,et al. A novel time-frequency Transformer based on self-attention mechanism and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022,168:108616.
- [15] XU Y,LI Z,WANG S,et al. A hybrid deep-learning model for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Measurement,2021,169:108502.
- [16] ZHAO M,ZHONG S,FU X,et al. Deep residual networks with adaptively parametric rectifier linear units for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2020,68(3):2587-2597.
- [17] LIU S,JIANG H,WU Z,et al. Data synthesis using deep feature enhanced generative adversarial networks for rolling bearing im-

- balanced fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108139.
- [18] LIU J, ZHANG C, JIANG X. Imbalanced fault diagnosis of rolling bearing using improved MsR-GAN and feature enhancement-driven CapsNet[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108664.
- [19] PAN T, CHEN J, XIE J, et al. Deep feature generating network: A new method for intelligent fault detection of mechanical systems under class imbalance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(9): 6282-6293.
- [20] WU X, ZHANG Y, CHENG C, et al. A hybrid classification autoencoder for semi-supervised fault diagnosis in rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 149: 107327.
- [21] SU H, XIANG L, HU A, 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.
- [22] ZHANG K, TANG B, DENG L, et al. A fault diagnosis method for wind turbines gearbox based on adaptive loss weighted meta-ResNet under noisy labels[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 161: 107963.
- [23] YU X, TANG B, ZHANG K. Fault diagnosis of wind turbine gearbox using a novel method of fast deep graph convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-14.
- [24] ZHANG D, STEWART E, ENTEZAMI M, et al. Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings using a deep graph convolutional network [J]. Measurement, 2020, 156: 107585.
- [25] LI C, MO L, YAN R. Rolling bearing fault diagnosis based on horizontal visibility graph and graph neural networks[C]//2020 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the Era of Artificial Intelligence (ICSMD). IEEE, 2020: 275-279.
- [26] YANG C, ZHOU K, LIU J. SuperGraph: Spatial-temporal graph-based feature extraction for rotating machinery diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(4): 4167-4176.
- [27] LI T, ZHAO Z, SUN C, et al. Multireceptive field graph convolutional networks for machine fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(12): 12739-12749.
- [28] ZHAO X, JIA M, LIU Z. Semisupervised graph convolution deep belief network for fault diagnosis of electromechanical system with limited labeled data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(8): 5450-5460.
- [29] LI Q, SHEN C, CHEN L, et al. Knowledge mapping-based adversarial domain adaptation: A novel fault diagnosis method with high generalizability under variable working conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 147: 107095.
- [30] XIA Y, SHEN C, WANG D, et al. Moment matching-based intra-class multisource domain adaptation network for bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108697.
- [31] SHI Y, DENG A, DING X, et al. Multisource domain factorization network for cross-domain fault diagnosis of rotating machinery: An unsupervised multisource domain adaptation method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108219.
- [32] ZHU J, CHEN N, SHEN C. A new multiple source domain adaptation fault diagnosis method between different rotating machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(7): 4788-4797.
- [33] XIA P, HUANG Y, LI P, et al. Fault Knowledge Transfer Assisted Ensemble Method for Remaining Useful Life Prediction [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(3): 1758-1769.
- [34] QIN Y, YAO Q, WANG Y, et al. Parameter sharing adversarial domain adaptation networks for fault transfer diagnosis of planetary gearboxes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160: 107936.
- [35] LEI Z, WEN G, DONG S, et al. An intelligent fault diagnosis method based on domain adaptation and its application for bearings under polytropic working conditions[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-14.
- [36] LI Y, SONG Y, JIA L, et al. Intelligent fault diagnosis by fusing domain adversarial training and maximum mean discrepancy via ensemble learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(4): 2833-2841.
- [37] LI W, CHEN Z, HE G. A novel weighted adversarial transfer network for partial domain fault diagnosis of machinery [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3): 1753-1762.
- [38] JIAO J, ZHAO M, LIN J. Multi-Weight Domain Adversarial Network for Partial-Set Transfer Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(4): 4275-4284.
- [39] YANG B, XU S, LEI Y, et al. Multi-source transfer learning network to complement knowledge for intelligent diagnosis of machines with unseen faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108095.
- [40] FENG L, ZHAO C. Fault description based attribute transfer for zero-sample industrial fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3): 1852-1862.



HUANG Xundi, born in 1998, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include deep learning and intelligent fault diagnosis.



PANG Xiongwen, born in 1972, Ph.D., associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include data integration, data mining and big data.

(责任编辑:杨雪敏)