深度学习技术及其故障诊断应用分析与展望

张西宁，郭清林，刘书语

（西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室，710049，西安）

摘要：“大数据”时代给其智能诊断带来了数据总量大、产生速度快、形式多、价值密度低等新挑战，传统智能故障诊断“人工特征提取+模式识别”的模式已然不能满足其发展需求。本文分析了机械大数据的特性对故障诊断结果的影响。详述了堆叠自编码网络（SAE）、卷积神经网络（CNN）、深度置信网络（DBN）、循环神经网络（RNN）四个基本框架和其他深度学习模型在故障诊断领域，尤其是复杂机械数据的特征学习和各种机械设备健康监控任务的目标预测等相关应用研究。分析了不同模型的利弊和适应问题：SAE与DBN属于无监督学习模型，对数据要求较低，具有强大的特征提取能力，但性能难以保障；CNN在高维数据处理上优势明显，但训练迭代次数较多；RNN则可以处理变化的时序数据。指出机械大数据下深度学习存在的问题，包括机械数据不平衡、来源分散；应用模式简单，缺乏对网络本身性能的分析；机械式引进较多，缺少适应性改造；学习处于“黑箱”阶段，无法解释等。最后，讨论了问题的应对的有效措施并对深度学习未来的发展趋势进行展望。

关键词：大数据；机械设备；深度学习

中图分类号：TH17 文献标志码：A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202012000 文章编号：0253-987X(2020)12-0000-00

**Analysis and Prospect of Deep Learning Technology and**

 **Its Fault Diagnosis Application**

ZHANG Xining, GUO Qinglin, LIU Shuyu

（State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi’an Jiaotong University, Xi’an 710049, China）

**Abstract**: The era of big data gives new challenges, such as large amount of data, fast generation,varied forms, and low value density, to the intelligent diagnosis of mechanical systems. The traditional intelligent fault diagnosis "artificial feature extraction + pattern recognition" mode can no longer meet the requirements This paper analyzes the influence of the characteristics of mechanical big data on the fault diagnosis results. The four basic frameworks, stacked auto-encoder network (SAE), convolutional neural network (CNN), deep confidence network (DBN), recurrent neural network (RNN) and the other deep learning models in the field of fault diagnosis, are reviewed in detail, especially for the related application research on the feature learning of complex mechanical data and the target prediction of various mechanical equipment health monitoring tasks. The advantages and disadvantages of different models and adaptation issues are analyzed. It emphasizes that SAE and DBN are unsupervised learning models, which have low data requirements and powerful feature extraction capabilities, but performance is difficult to guarantee; CNN has obvious advantages in high-dimensional data processing, but it has more training iterations; RNN can handle changing time series data. Sumrily. it points out the problems of deep learning under mechanical big data, including the scattered source of mechanical data and its own imbalance; simple application mode, lack of analysis of the performance of the network itself; most of the data are mechanically introduced, lack of adaptability transformation; learning is in a "black box" stage, which is difficult to explain. Finally, the effective measures to deal with these issues are discussed and the future development trend of deep learning is forecasted.

**Keywords**: big data; mechanical equipment; deep learning

现代社会是高速发展而信息化的，在生活与生产之中无论是人与人、人与物还是物与物之间的联系都带来了爆炸性增长的信息量。这些具有高增长率、多样性的海量信息被称为大数据。大数据技术是为了处理大数据而提出的以数据为本质的新一代革命性信息技术，它能够在数据挖潜过程中带动理念、模式、技术及应用实践的创新[1]。

近年来，大数据技术在许多领域的应用上都取得了令人耳目一新的成果，吸引着越来越多研究人员投入其中[2]。同时大数据作为信息时代的基础战略资源具有重大意义，成为继人力资源、自然资源外另一种重要的战略资源，因此也引起了世界上许多国家政府的密切关注。2012年美国公布了“大数据研发计划”，在国家战略层面支持相关技术研发[3]；2014年欧盟发布《数据驱动经济战略》，聚焦大数据价值链，倡导欧洲各国紧抓大数据发展机遇[4]。2014 年，我国工信部发布《大数据白皮书》[5]，强调大数据在信息技术领域引发巨大地震，同时也带来了巨大的挑战与机遇。2015 年，国务院正式颁发《促进大数据发展行动纲要》，确定大数据为国家基础战略资源之一，鼓励各个领域在大数据技术上进行结合研究[6]。

在机械工程领域，现代化的机械设备正朝着自动化、复杂化、大型化、高效化和智能化的趋势发展。由于现代机械设备的监控诊断规模大、测量点多、采样频率高，在设备整个生命周期收集数据时间过长，对其进行监测带来了大量测量数据。故障诊断也进入了大数据时代。机械大数据具备大数据的特性：海量数据，无法依赖传统故障诊断技术手动处理；多样性，数据包含测试对象内部多种零部件不同时期多物理量相互耦合影响；价值密度低，机械设备长期处于正常工作状态，异常的故障状态数据仅占极小一部分；数据流转快速，在机械设备监测中需要快速而准确，避免少量异常数据缺漏导致装备受损。

传统机械故障诊断技术需仰赖于专家和技术人员对特定数据进行多步骤繁琐的人工诊断，无法契合大数据的特性。传统的智能诊断方法能够在一定程度上体现大数据时代的优势，但仍存在人工设计特征费时费力，严重依赖诊断经验，浅层模型对特征的表征能力有限，在复杂工况下适用性有限等缺点。这也为故障诊断领域带来新的机遇与挑战。

深度学习是近年来机器学习发展中新兴的研究方向，它是一种新的基于神经网络的特征提取方法。近年来国内外利用深度学习进行故障诊断的研究层出不穷。相较于传统的浅层学习方法，深度学习通过模拟人脑神经元信息传递的方式，通过多层网络的非线性感知和映射，将低层特征组合形成更抽象的高维特征来挖掘数据中蕴含的复杂特性。深度学习作为现代人工智能领域的一个突破，能够从原始特征集甚至原始数据中自动学习有价值的特征，这意味着深度学习可以在很大程度上摆脱对先进信号处理技术、人工特征提取和繁琐的特征选择技术的依赖。

深度学习卓越的性能使其在人脸识别、智能驾驶、场景分类任务、信息检索、音频领域中获得了非常广泛的应用，如Conv-Char-S[7]无需依赖语言仅靠字符实现情绪分析，C3D[8]可以从视频输入中自动学习时空特征，并同时对外观和动作进行建模等。但在智能故障诊断领域的发展严重滞后于其他领域。在《机械工程学科发展战略报告（2011－2020）》和《中国制造2025》中，智能监测和诊断已经被列为智能制造的重要相关技术[9]。因此，智能故障诊断方法的应用无疑将会成为未来机械故障诊断发展的趋势，这也将大大促进深度学习在故障诊断领域的发展。

本文综述了国内外基于深度学习的故障诊断研究现状，据此总结了机械大数据下深度学习在故障诊断领域仍存在的问题，并进行分析，最后对深度学习故障诊断的未来研究进行展望同时给出了解决问题的可能途径。

1. 国内外基于深度学习的故障诊断研究现状

深度学习是智能故障诊断方法中能够自动进行特征提取的一种典型方法，起源于人工神经网络的研究，是继感知机、BP算法过后神经网络焕发出的第三“春”。近年来，国内外利用深度学习进行故障诊断已如火如荼，许多文献对其进行了报道。

下面从深度学习较公认的四个基本框架堆叠自编码网络（SAE）、卷积神经网络（CNN）、深度置信网络（DBN）和循环神经网络（RNN）及其他网络模型在故障诊断上的应用予以说明。

1.1. 堆叠自编码网络

自编码器（AE）是1986年由Rumelhart提出的一种典型单隐层神经网络，如图1所示，典型的AE由三层网络构成，可以分为编码与解码两个部分。编码过程将输入转换为隐层不同维度表示形式，解码过程以类似的方式将隐层表示形式映射回原始表示。AE是在尽量保证信息不丢失的前提下，对输入进行编码，这种特征编码可以视为一种无监督的特征提取。

将AE的编码部分堆叠形成深度神经网络，最后给网络加上分类器，即构成SAE。



图1 AE结构示意图

SAE的主要优势在于它是一种无监督学习模型，且原理简单易懂，多层堆叠可以自由地选择所提特征的维度。但相应的，由于缺少全局优化以及标签信息的指引，SAE的性能通常比不上监督学习模型，同时随着网络的加深可能出现多层失效的现象。另一方面，将重构输入作为模型优化的指标在一些情况下并不理想。

SAE是当前故障诊断用得最多的深度学习框架之一，加拿大蒙特利尔大学Rifai等在惩罚函数中添加与编码器激励的Jacobi矩阵相对应的Frobenius范数[10]，极大地提高了SAE的学习能力；Sun等提出一种基于稀疏自编码器的单层网络模型对感应电动机进行故障分类[11]，在隐层使用了随机屏蔽输出神经元的Dropout方法，在防止过拟合上取得一定成效；Lu等分析比较了堆叠降噪自动编码器（SDAE）与传统模型[12]，对稀疏性约束和去噪操作的效果进行了评估。

在以上这些工作中，SAE模型的输入数据都是原始的时间序列，其维数总是成百上千，高维度可能会导致一些潜在的问题，例如沉重的计算成本和膨胀的模型参数集导致的过拟合等，因此，下述研究纷纷对基于原始输入所提取特征而构建的SAE模型展开工作。

考虑到频谱能够证明时序数据的本构分量如何以离散频率分布，并且在旋转机械的健康状况上可能更具区别性，2015年西安交通大学雷亚国[13]将其作为SAE的输入对滚动轴承进行了诊断，取得了比传统方法好得多的效果，随后对其进行改进，对训练样本融入一定噪声，构成了去噪堆叠自编码网络[14]，并在行星齿轮箱的故障诊断上验证了其性能；Demetgul等[15]将经扩散图、局部线性嵌入预处理后的信号输入SAE，构成了一种特征提取算法，然后进行分类，大大提高了故障诊断准确率；Cheng等将希尔伯特变换、角度重采样和功率谱密度分析整合对数据进行处理，同时将SAE和支持向量机结合形成具有深度结构的分类器，用于使用提取的故障特征进行齿轮箱故障分类[16]；2016年Sun等提出了一种基于深度神经网络的稀疏自编码算法，并在异步电机的故障分类进行了初步实验验证[11]，类似的研究还扩展至航空发动机[17]、风力发电机组[18]、核电站[19]等复杂系统的健康管理领域，并均取得了良好的效果。

对堆叠自编码网络进行改进仍然是当前的研究热点； 2018年侯文擎等利用PSO算法对堆叠自编码网络超参数进行自适应选取来确定网络结构[20]，并在变转速工况下对滚动轴承故障进行识别，结果表明该网络在故障识别准确性、泛化能力等方面均优于典型堆叠自编码网络。针对堆叠自编码网络在参数较多时出现的梯度弥散问题，西安交通大学张西宁等引入了一种标准化策略，将神经元按照样本进行归一化，有效缩短了训练时间并提高了网络的抗噪识别率[21]。Xu等针对每个AE神经元数目的选择以及网络深度的选择两个问题提出一种计算策略[22]，即将首个隐层的神经元数目定为小于输入神经元数目的最大的2的幂指数，并且逐层减半神经元的数目至1，随后采用选择器来选择隐层，从该隐层中提取特征以用于最终分类。

除了上述对网络进行算法和策略上的改进外，对AE变体进行的研究工作也在逐步开展。其中稀疏自动编码器受到了众多研究人员的关注，2017年Wen等采用三层稀疏自动编码器提取原始数据的特征[23]，并用最大平均差异项以最小化训练数据和测试数据中特征之间的差异损失，随后以此在凯斯西储大学的轴承数据集上进行迁移学习测试，预测精度高达99.82%优于其他算法的结果； 2019年Sun等提出了一种优化的传递学习算法来解决域自适应问题[24]，通过直接继承从源域中预训练过程获得的特征并仅更改微调过程，降低了算法的复杂性，并采用稀疏堆叠自编码网络进行特征提取，间接提高了目标域的诊断精度。另一位Sun[25]提出了一种基于稀疏自动编码器的深度迁移学习网络（DTL），在DTL的方法中使用三种迁移策略，无需训练的监督信息即可实现对新对象的预测。在对切削刀具剩余使用寿命预测上验证了DTL方法的有效性。2020年罗金等将总体平均经验模态分解（EEMD）和堆叠稀疏自编码网络结合，在准确性和训练时长上具有一定优势[26]。Yan等将压缩感知（CS）和稀疏自编码器结合，采用非线性投影来实现压缩采集，并与传统方法进行了比较，验证了该方法的有效性[27]。

更多的AE变体也相继在故障诊断领域中得到应用。Kong等在SAE的训练过程中引入内积，提出一种新颖的正则化策略，构造出基于内部产品的堆叠式自动自动编码器（IPSAE），改善了工业过程中的深度特征[28]。针对之前研究的大多数模型都用于带有数据标签的故障诊断，而实际工程中许多数据集都是未标记的问题，Xu等提出了一种基于堆叠去噪自编码器（SDAE）和Gath-Geva（GG）聚类算法的无标签轴承诊断方法[29]，选择SDAE以提取有用的特征，随后部署GG聚类算法对没有标签的数据进行分类，取得了一定成效。Yuan等针对传统学习算法无法提取与输出相关高级特征的问题[30]，提出一种可变权重堆叠式自动编码器（VW-SAE），对每个AE以监督或半监督的方式逐层对网络进行预训练，AE的输入权重取决于他们与目标输出变量的相关性，在软传感器应用中效果明显优于传统SAE。

1.2. 卷积神经网络

CNN是一种特殊的多层感知器神经网络，最初是由Lecun等提出的[31]。经典的CNN主要由卷积层、池化层、全连接层和分类层组成，如图2所示。卷积层通过不同卷积核对前一层做卷积运算，一种卷积核对应一种特征图，因此一般使用多种卷积核来获得更多的特征，同时同种卷积核之间共享权值以减少网络待训练的参数，避免由于参数过多造成的过拟合。池化层则用于进行下采样，通过对输入数据各个维度进行空间的采样，可以进一步降低数据的规模，并且对金数据具有局部线性转换的不变形，增强网络的泛化处理能力，常见的池化有最大值池化和均值池化两种方式。全连接层将经过多次卷积池化后的输出平铺成一维向量，作为特征输入全连接网络，实质上是把多层的卷积池化看作是特征提取的过程。

CNN采用权值共享的卷积，在高维数据的处理上具有明显的优势。通过提高网络深度，CNN可以抽取更丰富的图像信息，表达效果更为良好，但在池化的过程中会丢失有用信息，且训练结果容易收敛于局部最小值。



图 2 典型CNN结构示意图

CNN的研究起源于图像识别与视觉理解，2012年Krizhevsky等[32]设计的具有5个卷积层的深度卷积神经网络AlexNet在ImageNet图像识别挑战赛上取得惊人的效果，将准确率从传统智能方法的74.2%提升到83.6%；2014年，Google通过建立更深层的模型，将ImageNet图像识别准确率提高到了93.3%[33]；2015年微软研究院提出的残差卷积神经网络ResNet将这个记录提高到了95.06%，高于人眼识别正确率94.9%[34]。凭借着强大的特征自动提取和分类能力，CNN可以处理各种类型的信号，包括二维（2-D）图像和三维（3-D）视频。与传统完全连接的神经网络不同，CNN有三个核心的架构思想，包括权值共享、子采样与局部连接[35]。这些特性使得CNN可以在优化较少参数的同时保持较优的平移不变性。

在机械故障诊断领域，许多专家学者对其进行引入，并取得了很多进展。在某些情况下，机械数据可以以二维格式显示如时频谱等，因此可以用成熟的二维、三维CNN对其进行诊断。Wen等提出一种信号到图像的转换方法，并用CNN提取转换后图像的特征，在多个数据集上均取得了较好的测试效果[36]。Xia等将经过去噪和预处理后的一维时间序列集逐行堆叠形成二维输入矩阵，在数据级别实现了传感器融合，经过实验验证了所提方法的性能[37];Shao等首先通过小波变换将原始数据转换为图像，随后使用预训练的网络来提取较低级别的特征[38]，然后将标记的时频图像用于微调更高级别的网络架构，并在三个数据集中进行了测试；Jiang等考虑到齿轮箱振动信号固有的多尺度特征，提出了一种新型多尺度卷积神经网络（MSCNN）架构，可以同时进行多尺度特征提取和分类[39]。多尺度学习方案可以捕获不同尺度间互补且丰富的诊断信息，有效地学习高级故障特征。通过WT变速箱测试台上进行的实验评估，证明了该方法的优越性。

通常，机械数据是一维的时间序列或频率序列，一维的CNN在故障诊断领域的应用上更为简便也更具特色，Ince等提出一种具有自适应设计的一维CNN用于电机状态监测[40]；贾京龙等将归一化后的油气含量作为CNN的输入以提取特征成功识别出了变压器故障，并对卷积过程中涉及的步长、池化宽度、卷积核数目等参数对分类效果的影响进行了探究[41]；Abdeljaber等在归一化的振动信号上应用一维CNN进行损伤检测和结构损伤的实时定位，减少了对手工特征提取的依赖[42]；雷亚国等为了解决训练数据不平衡问题，提出了一种深度归一化卷积神经网络（DNCNN），并在不平衡数据下对滚动轴承的故障识别取得了较好的效果[43]。向宙等以卷积池化过后的特征为权值，对反卷积核进行叠加，将信号重构为原信号空间，为卷积神经网络权值随机初始化问题提供一种新的思路[44]。宫文峰等引入全局均值池化技术代替传统CNN的全连接层部分，有效解决了传统CNN模型参数过多的问题[45]。

目前CNN在迁移学习上的应用及CNN的变体仍是研究的热点。Guo等针对卷积神经网络的域适应性问题，在损失函数中添加迁移约束项，提出了深度卷积迁移网络（DCTLN），在滚动轴承的跨数据集识别中取得了重大进展[46]。Pan等将CNN与第二代小变换结合，提出一种新颖的深度学习网络（liftingNet），采用两个电机轴承数据集对其性能进行验证，在不同转速和随机噪声的影响下，成功对机械数据进行了分类[47]。针对集成机电系统工作条件复杂、故障机制不明等问题，Wang等提出一种基于最小熵反卷积（MED）的新型CNN来对轴向柱塞泵进行故障分类，该模型可以通过迭代学习过程自动获取数据特征，适用于未知的故障机制问题[48]。Li等在多传感器数据融合的基础上使用瓶颈层优化CNN，将多传感器的振动信号融合到特征图中，仅需设计图像的大小便可挖掘原始数据中的特征信息[49]。Yang等采用多层域自适应和伪标签学习的正则化项对域共享CNN的参数集施加约束，学习可转移且易于区分的特征，在两个研究案例中均取得比其他方法更高的效果[50]。针对变转速和不平衡样本情况，Xu等提出了一种可再生融合故障诊断网络（RFFDN），将RFFDN分为三个模块，并通过学习深度非线性域的不变形提取不平衡样本在变转速条件下的不变特征，对新故障进行了准确分类[51]。

1.3. 深度置信网络

DBN由受限玻尔兹曼机（RBM）堆叠结合分类层构成。如图3所示，RBM是一种概率图模型，由可见层与隐层两层网络构成。RBM的训练过程是双向的，由可见层到隐层的过程可视为对输入数据进行特征提取，而将数据从隐层重构回可见层使其以最大的概率逼近输入数据则是为了确保所提特征的信息保有量与输入相近。RBM具有较强的特征提取能力，多用于数据的降维以便于分类。DBN通过堆叠并逐层训练RBM，在维度空间上对原始数据进行转换。DBN常用于获取模型训练的初始参数或数据特征提取。



图 3 RBM结构示意图

采用DBN实现故障诊断与识别起步较晚，一些研究工作也都着重于开发DBN以从机械数据中提取特征。Tran等针对强噪声环境下的振动信号展开研究，文中的DBN采用了Bernoulli隐层与Gaussian可见层单元，赋予了网络处理实际运行数据的能力[52]。姜洪开等采用DBN相关方法对轴承和齿轮等基础零部件进行故障诊断，并与现有典型诊断算法进行了比较，验证了所提出方法的有效性[53]。随后，Li等在基于深度置信网络实现高维数据的异常监测、齿轮箱状态识别、滚动轴承故障特征提取以及强噪声环境下信息融合等领域展开研究，均取得了较传统方法好的识别效果与诊断精度[54]。刘浩等利用自组织映射（SOM）的无监督学习特点,通过序列前向排序算法筛选特征，建立最优特征域，获得特征向量与轴承健康状态间的映射关系[55]。成功避免了传统神经网络在处理上述高维特征数据时出现的易陷入局部最优、参数调整困难、训练时间过长问题。李敬微等针对当前大多数特征提取方法运算量较大且复杂的问题，基于包络谱分析和高斯RBM对信号进行重采样预处理，并利用包络谱构造特征向量与高斯RBM分类器，识别滚动轴承的故障诊断[56]。Wang等对从时域、频域和时频域中的原始信号中提取的所有数据指标进行计算，针对每个单独的故障构造样本并输入DBN中，对轴向柱塞泵进行多故障分类，分类结果比常用的人工神经网络更为准确[57]。Lu等使用RBM压缩干扰电流波形数据，有效提高了分析效率，并将获取的浅层特征输入SAE中以提取深层特征，在电缆初期故障识别上取得较好效果[58]。Chopra等[59]使用发动机内部燃烧引擎生成的声信号进行自动故障检测和分类，其中DBN用于无监督地提取噪声信号频谱中的特征，而solfmax分类器直接作用于降低维数的数据将发动机分为故障与健康类，在少量训练数据的情况下取得很好的效果。陈保家等利用DBN强大的特征自提取能力对齿轮箱的振动信号进行自动特征提取，诊断实例表明, 利用DBNs对齿轮振动的原始时域信号进行特征提取,可以将故障识别正确率从60%左右提高到99.7%,从而证明了所提故障诊断方法的简易性和有效性[60]。

还有一些研究人员则着眼于RBM及其变体，对网络及其改进进行研究.为了解决传统的数据驱动方法以过程变量服从线性关系、采样独立同分布等简单假设为前提,而在实际工业场景的应用中面临很大的局限性的问题, 陈曦等提出了一种基于半监督高斯伯努利受限玻尔兹曼机(SS-GRBM)的工业过程故障分类算法[61],既能够学习无标签样本的特征结构,还能利用有标签数据中的标签信息,有效地解决了传统有监督学习方法在有标签样本不均衡情况下无法利用无标签数据信息并且容易出现过拟合结果的问题,在有标签样本不充足时,能够获得更好的故障分类性能。针对同一问题，杨杰等将受限玻尔兹曼机运用在过程监测中的故障分类中，从传统高斯伯努利受限玻尔兹曼机(GRBM)的能量函数出发,引入类别层,提出了一种类别高斯伯努利受限玻尔兹曼机模型(CGRBM)，并在训练中添加稀疏性约束, 减小了模型训练的过拟合风险,从而提升故障分类能力[62]。Yu等提出一种基于知识的DBN（KBDBN），将置信度和分类规则插入DBN结构中，不仅使模型具有良好的模式识别性能，而且可以自适应地确定网络结构并充分了解DBN学习到的到的特征[63]。Wang等为了缓解数据中有价值信息在特征压缩提取的过程中被过滤的问题[64]，提出一种扩展的DBN（EDBN），在逐层训练时，将原始数据与隐藏特征组合作为整体输入，构造基于EDBN的动态故障分类器，并在田纳西伊士曼过程数据集上验证了所提模型的性能。Zhang等提出一种用于不平衡分类的演化成本敏感性DBN（ECS-DBN），根据训练数据使用自适应差分进化来优化误分类成本，在不平衡数据分类上取得一定成效[65]。Li等使用三种数据融合方法，以不同方式集成数据，随后在混合DBN（HDBN）模型中对融合进行讨论，从信号的能量角度解释了融合的重要性，并将混合精度训练用作特殊的融合方法进一步提高了模型的性能[66]。

1.4. 循环神经网络

RNN是一类用于处理序列数据的网络模型，它的结构如图4所示，序列数据具有前后数据相关联的特点。通常神经网络只在层与层之间建立连接，RNN最大的不同之处就是在层内的神经元之间也建立了连接。在故障诊断领域中，大多数的机械数据都属于传感器数据，他们是自然时间上的序列数据，包括LSTM和GRU在内的RNN模型具有对时序信息进行编码的能力，可以处理机械顺序数据[67]。近年来研究人员提出了一些新颖的RNN模型的及其变体来解决传统RNN在诊断领域训练困难等问题。



图 4 RNN结构示意图

由于RNN具备处理多个时间序列数据的能力，Liu等提出一种基于GRU的非线性预测降噪自动编码器（GRU-NP-DAE）[68]，该模型具有针对每种不同故障模式的强大泛化能力，以预测数据和下周期实际数据之间的重构误差检测异常并进行故障分类。周奇才等利用RNN特有的沿时间通道传播的特点和深层网络极强的非线性拟合能力，提出改进的堆叠式RNN模型，通过门控循环单元解决了堆叠过程中梯度消失的问题，在实验数据集上验证了该模型的可靠性与泛化能力[69]。An等将RNN应用在迁移学习中，提出了基于整体框架的分类损失和基于核方法的域损失训练模型[70]，并在轴承数据集上验证了所提方法的性能。针对传统方法无法自动为不同数据集建立适当模型的问题，Wang等提出了一种基于强化学习的神经网络架构自动搜索方法[71]。该方法以RNN作为控制器生成一系列动作，每个动作指定一种设计选择，以构建用于故障诊断的子模型。

此外，RNN在剩余寿命预测方面具有其他算法不可比拟的优势[72]。Zhang等提出一种新的指标波形熵（WFE），并将其输入到基于长短期记忆循环神经网络（LSTM-RNN）中，有效识别轴承的退化状态并准确预测剩余的使用寿命[73]。Liu等使用规则间隔采样和局部加权散点图平滑实现数据重构和平滑，在LSTM-RNN上准确地预测了燃料电池的剩余使用寿命[74]。

1.5. 其他网络

近年来，除了上述的四种基本框架外，还有许多新颖的网络模型正在各自的领域快速发展着。生成对抗神经网络（GAN）是一种生成式模型，最初是作为人工图像的生成框架而引入的[75]，它的结构如图5所示。相较于传统的模型，GAN存在两个不同的网络，并采用对抗的训练方式，即通过生成网络G和判别网络D不断博弈，进而使G学习到数据的分布，GAN的一大特点便是梯度的更新信息源自判别网络D而不是数据样本。GAN及其变体已被证明可有效地生成图像，在生成人造音频[76]和脑信号[77]的应用中也显示了其生成时序数据的潜力。在故障诊断领域，也有学者对其引入开展研究。

Wang等通过使用堆叠式降噪自动编码器来构造用于齿轮变速箱诊断的GAN判别器，并引入类别标签以实现小样本量的齿轮箱故障诊断[78]。Shao等开发了一种辅助分类器GAN（ACGAN），该模型可以从机械传感器信号中学习并生成逼真的一维原始数据[79]。Han等使用CNN构造生成器，并添加了额外的判别器来对抗分段数据子集[80]。该方法可以提高训练模型的泛化能力，并有效地避免了过拟合。Zhou等设计了一种全局优化机制，通过生成器生成AE从故障样本中提取的故障特征而不是故障数据样本，判别器用于过滤不合格的生成样本，并通过滚动轴承实验验证了算法的有效性[81]。



图 5 手写字体判别GAN结构示意图

尽管深度学习在欧式空间的数据方面取得了巨大的成功，但在许多实际的应用场景中的数据是从非欧式空间生成的，同样需要进行有效的分析，图数据的复杂性对现有的机器学习算法提出了重大的挑战。它是一种对节点和节点间关系建模的数据结构。图分析可用于节点分类、链接预测和聚类。但是标准神经网络，如CNN、RNN等将点的特征看做是特定的输入，因而无法解决图输入无序性。同时标准神经网络虽然可以生成合成图像或文档，但无法生成图。由此衍生出一个新的研究热点——图神经网络（Graph Neural Network，GNN），目前GNN在计算机视觉[82]、化学[83]、人工智能[84]、医学领域[85]上都得到了初步的应用，并发展出图卷积网络（GCN）和门控图神经网络（GGNN）等变体。但在故障诊断领域，尚未有学者发表相关的文献。传统机械数据与图数据之间转换的算法及机械图数据的获取分析是使用GNN进行故障诊断亟需解决的问题。

2. 机械大数据下基于深度学习的故障诊断现存的问题

随着大数据时代的来临，相关学科的新技术、新理论的不断进入与融合使深度学习在故障诊断领域进入了新的发展阶段。然而在面对蕴藏着海量知识与信息的机械大数据，如何从海量的原始数据中提取有价值的特征、探索通用的方法去适应具有不同分布的数据和处理数据流等问题都为深度学习带来了新的挑战。

（1）对于基于深度学习的方法，训练数据是影响深度架构性能的重要因素。一个深层神经网络包含多个隐藏层，需要训练的自由参数数量巨大。为了获得准确的预测，需要对深度架构进行良好的训练，而对大型网络进行全面训练通常需要大量平衡的数据。但是，实际上，不同机器状态之间的训练样本通常是不平衡的。例如，对于正在运行的机械系统，通常是处于正常工作状态下的，而系统在故障状态下很少运行。因此正常样本与故障样本在数据量上存在不平衡。同时目前的研究中所采用的数据基本来源于不同的测量数据集，其分布不均匀，导致数据空间和诊断空间的不确定特性，严重限制了深度学习算法的表示学习能力。并且由于数据来源分散，其一致性、完整性与准确性无法得到保障。目前从不平衡数据中提取特征的常用方法可以分为两类。一是改进成本敏感型学习算法，以提高少量样本故障诊断的准确性[86-87]；二则着眼于使用一些数据预处理技术，例如过采样和欠采样以减少不平衡[88-89]。近年来有许多研究人员在迁移学习[24-25，46，50]上所开展的工作能够一定程度上缓解这种问题，但还远远算不上是一种成熟的应对方法

（2）利用深度学习进行故障诊断的应用大多都还属于“数据驱动、结果导向”的简单应用模式，单纯追求识别正确率而忽略了对网络本身的研究。将大量时间花费在参数的试配与训练上，以此得出的模型泛用性往往也不尽人意。如在堆叠自编码网络的应用中，大部分工作集中在如何利用其进行特征自动提取[10]以及用现有优化算法对网络的超参数进行寻优[11]，从网络本身出发对性能退化的原因进行分析还较为欠缺。

（3）总体来说，机械式从人工智能领域引进较多，适应机械故障诊断的“本土化改造”有所欠缺。较多的做法是对机械数据进行处理转换使其适配所引模型。如为了套用图像识别领域卷积神经网络的二维结构，时间序列振动信号通常被转换到时频域二维平面后输入网络进行识别[37-38]，尽管近年来一维卷积神经网络[40，44]开始出现，但是其逐层预训练策略等诸多问题都还有待研究。

（4）对深度学习大都还处于“黑箱”阶段，对其应用大都处于“输入数据、观察结果、调整参数”模式。对模型内部的训练过程中输入数据的各种表征方式，虽然都可以提取出来，但其含义缺无从得知。如对于SAE与DBN的重构输入，与原始输入进行对比可知其所含信息量发生变化，但无法溯源判别信息量的增减与性质。近年来有部分研究其特征提取过程从信号分解等角度进行了一定的解释[44，63]，但对网络自动提取特征的解释以及网络结构与故障机理间对应关系的分析还有所欠缺。

3. 机械大数据下深度学习在故障诊断领域未来应用的展望

 针对机械大数据诊断现状下深度学习仍存的问题，笔者认为应该从以下几个方面深入开展大数据下机械故障诊断的研究工作。

（1）建立标准大数据库。数据是大数据诊断研究开展的重要基础和资源，建立标准大数据库对诊断技术创新、故障演化机理揭示、大规模科研合作等具有战略意义。同时，由于深度学习方法所用的模型通常是复杂的，基于深度学习的机械故障诊断性能在很大程度上取决于数据集的规模和质量。另一方面深度学习模型的深度受数据集规模的限制。因此建立标准的机械大数据库是有意义的。具体可以从下述几个方面开展：确定大数据库的通用标准；实验台测试数据共享；生产设备长期监测数据共享等。

（2）深度迁移学习。迁移学习（TL）通过提取数据集之间的通用特征或特定潜在特征，试图将在一个数据集上学习到的知识应用到另一个数据集中。该研究方向在机械故障诊断中具有重要意义，因为某些机器具有足够的训练数据，而其他领域则缺乏训练数据。可以将包括在一个域中训练的深度学习模型转移到另一个域中，如根据一个已有的轴承故障数据集对不同工况、不同型号的轴承[46]进行故障诊断等。目前针对TL特征提取、降维的一些工作已经完成[24-25，38]。但仍有许多问题尚待解决，如针对小样本问题利用GAN研究生成式TL；针对目前迁移准则尚不明确等问题，对TL诊断机制深入研究等。

（3）网络结构理论优化发展。目前对网络模型的优化所用的方式基本可以归结为两种，一是使用各种方法对输入数据进行前处理[16，56]，二是在训练中及训练后采取不同计算策略对网络参数进行调整[21，25]。对于从网络本身出发对性能变化进行分析这块内容所开展的工作还比较少，若能做到深刻理解网络的原理与选择依据，在数据驱动的同时导入理论驱动，以理论计算的较优参数作为初始值，在大梯度、全局极值附近开始学习，可以显著提高网络的收敛速度与结果的正确性，解决目前研究中测试结果随机性过大的问题。

（4）故障诊断理论的使用。即使是在大数据背景下，深度学习也只是处理数据的一种方法，并不该成为解决故障诊断问题的关键。故障诊断理论长期以来积累发展的知识应当有助于深度学习模型在机械健康状况监控的应用。如先对数据进行一些简单的特征提取[23]再输入网络中，往往可以有效地减小模型的深度，而适当的正则化项可以提高模型的诊断精度[28]。在追求深度学习便利的自动特征提取能力的同时合理地使用故障诊断理论是一条捷径。

（5）新型网络模型构建。除了上述的将故障诊断理论与深度学习理论“1+1”的诊断方法外，将二者进行融合也是一种研究思路。具体可表现为以深度学习的四个基本框架为基础，结合发展火热的GAN和GNN等新模型，从大数据下深度学习的特性出发，根据传统诊断在时域、频域与时频域等方面存在的丰富的诊断理论与方法之间的异同点，新建深度学习在故障诊断领域特有的模型。如开发一种轴承故障诊断专用网络模型，根据先验知识，使网络侧重学习不同故障的主要特征，在此基础上，达到只需简单的样本输入便能完成诊断而无需训练集训练和繁琐的数据前处理等过程，简化现有的网络训练——测试模式。

（6）可视化研究。目前，深度学习特别是深度神经网络在故障诊断领域基本都被视为黑盒模型，即其内部计算机制无法解释，模型所提取的特征的意义及其和故障机理之间的对应关系也难以阐明，针对这些问题，已经提出了一些可视化方法，如用于高维数据可视化的t-SNE图[90]，以及通过正则优化对深度神经网络每层产生的激活进行可视化等[91]。未来可以从以下几个方面开展研究:利用机械系统常见故障的机理和动力学响应等先验知识，从信号的耦合与分解等角度对深度学习特征自动提取过程进行解释；在网络模型理论的研究中找寻网络结构与故障机理之间对应的关系；对大数据的本质进行挖掘，从数据角度寻求识别与预测结果的可视化。

4 结 论

目前，基于深度学习的机械故障诊断研究发展迅速，本文分析了大数据背景下机械故障诊断的特性，从SAE、CNN、DBN和RNN和其他网络五个方面对国内外深度学习研究现状进行综述，尤其是复杂机械数据特征学习和各种机械设备健康监测与寿命预测等相关内容。通过这些先前的工作，总结了在机械大数据诊断现状下深度学习仍存的问题与挑战。在文章的最后对深度学习在故障诊断领域的一些研究趋势进行展望并给出了有望解决这些问题的建议，如在建立标准大数据库、探索深度迁移学习方法、优化现有网络结构理论、结合故障诊断理论、构建新型网络模型、可视化并解释模型参数与训练过程等方面深入开展研究。

参考文献：

[1] 李国杰, 程学旗. 大数据研究: 未来科技及经济社会发展的重大战略领域: 大数据的研究现状与科学思考 [J]. 中国科学院院刊, 2012, 27(6): 647-657.

LI Guojie, CHENG Xueqi. Research status and scientific thinking of big data [J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.

[2] 刘智慧, 张泉灵. 大数据技术研究综述 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2014, 48(6): 957-972.

LIU Zhihui, ZHANG Quanling. Research overview of big data technology [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2014, 48(6): 957-972.

[3] 郎杨琴,孔丽华.美国发布“大数据的研究和发展计划”[J]科研信息化技术与应用,2012,3(2):89-93.

Lang Yangqin, Kong Lihua. The United States released the "Big Data Research and Development Plan" [J] Scientific Research Information Technology and Application, 2012,3 (2): 89-93.

[4] 孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念、技术与挑战 [J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(1): 146-169.

MENG Xiaofeng, CI Xiang. Big data management: Concepts, techniques and challenges [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(1): 146-169.

[5] 工业和信息化部信息电信研究院.工信部电信研究院大数据白皮书[EB/OL].[2014-05-12].

[6]中华人民共和国国务院.促进大数据发展行动纲要[EB/OL].[2015-11-16].

[7] WEHRMANN J, BECKER W, CAGNINI H E L, et al. A character-based convolutional neural network for language-agnostic Twitter sentiment analysis [C]//2017 International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2384-2391.

 [8] TRAN D, BOURDEV L, FERGUS R, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 4489-4497.

[9] 周济.中国工程院周济院长关于“新一代智能制造: 新一轮工业革命的核心驱动力”的主题报告 [J]. 起重运输机械, 2018(1): 44.

[10] SALAH R, PASCAL V, XAVIER M, et al. Contractive auto-encoders: explicit invariance during feature extraction[C]// Appearing in Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning, Bellevue, WA, USA：[s.n.], 2011.

 [11] SUN Wenjun, SHAO Siyu, ZHAO Rui, et al. A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification [J]. Measurement, 2016, 89: 171-178.

 [12] LU Chen, WANG Zhenya, QIN Weili, et al. Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked denoising autoencoder-based health state identification [J]. Signal Processing, 2017, 130: 377-388.

 [13] JIA Feng, LEI Yaguo, LIN Jing, et al. Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73: 303-315.

[14] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.

LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56.

 [15] DEMETGUL M, YILDIZ K, TASKIN S, et al. Fault diagnosis on material handling system using feature selection and data mining techniques [J]. Measurement, 2014, 55: 15-24.

[16]Machine Learning; Reports from University of Nebraska Highlight Recent Findings in Machine Learning (Rotor-Current-Based Fault Diagnosis for DFIG Wind Turbine Drivetrain Gearboxes Using Frequency Analysis and a Deep Classifier)[J]. Energy Weekly News,2018.

[17] PANG Shan, YANG Xinyi, ZHANG Xiaofeng. Aero engine component fault diagnosis using multi-hidden-layer extreme learning machine with optimized structure [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2016, 2016: 1-11.

[18] YANG Zhixin, WANG Xianbo, ZHONG Jianhua. Representational learning for fault diagnosis of wind turbine equipment: a multi-layered extreme learning machines approach [J]. Energies, 2016, 9(6): 379.

[19] SHAHERYAR A, YIN Xucheng, HAO Hongwei, et al. A denoising based autoassociative model for robust sensor monitoring in nuclear power plants [J]. Science and Technology of Nuclear Installations, 2016, 2016: 1-17.

[20] 侯文擎, 叶鸣, 李巍华. 基于改进堆叠降噪自编码的滚动轴承故障分类 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(7): 87-96.

HOU Wenqing, YE Ming, LI Weihua. Rolling element bearing fault classification using improved stacked de-noising auto-encoders [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(7): 87-96.

[21] 张西宁, 向宙, 夏心锐, 等. 堆叠自编码网络性能优化及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(10): 49-56, 87.

ZHANG Xining, XIANG Zhou, XIA Xinrui, et al. Optimization of stacking auto-encoder with applications in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(10): 49-56, 87.

 [22] XU L, CAO Maoyong, SONG Baoye, et al. Open-circuit fault diagnosis of power rectifier using sparse autoencoder based deep neural network [J]. Neurocomputing, 2018, 311: 1-10.

 [23] WEN Long, GAO Liang, LI Xinyu. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(1): 136-144.

[24] SUN Meidi, WANG Hui, LIU Ping, et al. A sparse stacked denoising autoencoder with optimized transfer learning applied to the fault diagnosis of rolling bearings [J]. Measurement, 2019, 146: 305-314.

[25] SUN Chuang, MA Meng, ZHAO Zhibin, et al. Deep transfer learning based on sparse autoencoder for remaining useful life prediction of tool in manufacturing [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2416-2425.

[26] 罗金,童靳于,郑近德,等.基于EEMD和堆叠稀疏自编码的滚动轴承故障诊断方法[J].噪声与振动控, 2020,40(2):115-120.

LUO Jin, TONG Jinyu, ZHENG Jinde,et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD and stacked sparse self-coding [J]. Noise and Vibration Control, 2020,40(2):115-120.

[27] SUN Jiedi, YAN Changhong, WEN Jiangtao. Intelligent bearing fault diagnosis method combining compressed data acquisition and deep learning [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(1): 185-195.

[28] KONG Diehao, YAN Xuefeng. Industrial process deep feature representation by regularization strategy autoencoders for process monitoring [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(2): 025104.

[29] XU F, TSE W T P, TSE Y L. Roller bearing fault diagnosis using stacked denoising autoencoder in deep learning and Gath-Geva clustering algorithm without principal component analysis and data label [J]. Applied Soft Computing, 2018, 73: 898-913.

[30] YUAN Xiaofeng, HUANG Biao, WANG Yalin, et al. Deep learning-based feature representation and its application for soft sensor modeling with variable-wise weighted SAE [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(7): 3235-3243.

[31] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.

[32] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.

[33] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 1-9.

[34] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.

[35] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge, MA, USA:MIT Press, 2016.

[36] WEN Long, LI Xinyu, GAO Liang, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.

[37] XIA M, LI T, XU L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 101-110.

[38] SHAO S, MCALEER S, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.

[39] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4): 3196-3207.

[40] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067-7075.

[41] 贾京龙, 余涛, 吴子杰, 等. 基于卷积神经网络的变压器故障诊断方法 [J]. 电测与仪表, 2017, 54(13): 62-67.

JIA Jinglong, YU Tao, WU Zijie, et al. Fault diagnosis method of transformer based on convolutional neural network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(13): 62-67.

[42] ABDELJABER O, AVCI O, KIRANYAZ S, et al. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 388: 154-170.

[43] JIA Feng, LEI Yaguo, LU Na, et al. Deep normalized convolutional neural network for imbalanced fault classification of machinery and its understanding via visualization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110: 349-367.

[44] 张西宁, 向宙, 唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(7): 1-8, 59.

ZHANG Xining, XIANG Zhou, TANG Chunhua. A deep convolutional auto-encoding neural network and its application in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(7): 1-8, 59.

[45] 宫文峰, 陈辉, 张泽辉, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究 [J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 400-413.

GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Zehui, et al. Intelligent fault diagnosis for rolling bearing based on improved convolutional neural network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 400-413.

[46] GUO Liang, LEI Yaguo, XING Saibo, et al. Deep convolutional transfer learning network: A new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7316-7325.

[47] PAN Jun, ZI Yanyang, CHEN Jinglong, et al. LiftingNet: A novel deep learning network with layerwise feature learning from noisy mechanical data for fault classification [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(6): 4973-4982.

[48] WANG Shuhui, XIANG Jiawei. A minimum entropy deconvolution-enhanced convolutional neural networks for fault diagnosis of axial piston pumps [J]. Soft Computing, 2020, 24(4): 2983-2997.

[49] WANG Huaqing, LI Shi, SONG Liuyang, et al. A novel convolutional neural network based fault recognition method via image fusion of multi-vibration-signals [J]. Computers in Industry, 2019, 105: 182-190.

[50] YANG Bin, LEI Yaguo, JIA Feng, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.

[51] XU Kun, LI Shunming, JIANG Xingxing, et al. A renewable fusion fault diagnosis network for the variable speed conditions under unbalanced samples [J]. Neurocomputing, 2020, 379: 12-29.

[52] TRAN V T, ALTHOBIANI F, BALL A. An approach to fault diagnosis of reciprocating compressor valves using Teager-Kaiser energy operator and deep belief networks [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(9): 4113-4122.

[53] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHANG Xun, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(11): 115002.

[54] LI Chuan, SANCHEZ R V, ZURITA G, et al. Multimodal deep support vector classification with homologous features and its application to gearbox fault diagnosis [J]. Neurocomputing, 2015, 168: 119-127.

[55] 刘浩, 熊炘, 王小静, 等. 基于自组织映射与受限玻尔兹曼机的滚动轴承健康评估 [J]. 机械传动, 2017, 41(6): 25-29.

LIU Hao, XIONG Xin, WANG Xiaojing, et al. Health assessment of rolling bearing based on self-organizing map and restricted boltzmann machine [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(6): 25-29.

[56] 李敬微, 顾晓辉, 曹蕾, 等. 基于包络谱分析和高斯受限玻尔兹曼机的滚动轴承故障诊断方法? [J]. 机械研究与应用, 2016, 29(2): 87-90, 93.

LI Jingwei, GU Xiaohui, CAO Lei, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on envelop spectrum analysis and Gaussian restricted boltzman machine [J]. Mechanical Research & Application, 2016, 29(2): 87-90, 93.

[57] WANG Shuhui, XIANG Jiawei, ZHONG Yongteng, et al. A data indicator-based deep belief networks to detect multiple faults in axial piston pumps [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 112: 154-170.

[58] WANG Y, LU H, XIAO X Y. Cable Incipient Fault Identification Using Restricted Boltzmann Machine and Stacked Autoencoder[J]. Journal of Robotics & Machine Learning,2020.

[59] CHOPRA P, YADAV S K. Restricted Boltzmann machine and softmax regression for fault detection and classification [J]. Complex & Intelligent Systems, 2018, 4(1): 67-77.

[60] 陈保家, 刘浩涛, 徐超, 等. 深度置信网络在齿轮故障诊断中的应用 [J]. 中国机械工程, 2019, 30(2): 205-211.

CHEN Baojia, LIU Haotao, XU Chao, et al. Gear fault diagnosis based on DBNS [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(2): 205-211.

[61] 陈曦. 基于高斯伯努利受限玻尔兹曼机的过程监测研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2016.

[62] 杨杰. 基于稀疏高斯伯努利受限玻尔兹曼机的故障分类 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.

[63] YU Jianbo, LIU Guoliang. Knowledge extraction and insertion to deep belief network for gearbox fault diagnosis [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 197: 105883.

[64] WANG Yalin, PAN Zhuofu, YUAN Xiaofeng, et al. A novel deep learning based fault diagnosis approach for chemical process with extended deep belief network [J]. ISA Transactions, 2020, 96: 457-467.

[65] ZHANG Chong, TAN K C, LI Haizhou, et al. A cost-sensitive deep belief network for imbalanced classification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(1): 109-122.

[66] ZHANG Tianfan, LI Zhe, DENG Zhenghong, et al. Hybrid data fusion DBN for intelligent fault diagnosis of vehicle reducers [J]. Sensors, 2019, 19(11): 2504.

[67] ZHAO R, YAN Ruqiang, CHEN Zhenghua, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.

[68] LIU Han, ZHOU Jianzhong, ZHENG Yang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with recurrent neural network-based autoencoders [J]. ISA Transactions, 2018, 77: 167-178.

[69] 周奇才, 沈鹤鸿, 赵炯, 等. 基于改进堆叠式循环神经网络的轴承故障诊断 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(10): 1500-1507.

ZHOU Qicai, SHEN Hehong, ZHAO Jiong, et al. Bearing fault diagnosis based on improved stacked recurrent neural network [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(10): 1500-1507.

[70] AN Zenghui, LI Shunming, XIN Yu, et al. An intelligent fault diagnosis framework dealing with arbitrary length inputs under different working conditions [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(12): 125107.

[71] WANG Ruixin, JIANG Hongkai, LI Xingqiu, et al. A reinforcement neural architecture search method for rolling bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2020, 154: 107417.

[72] 王晓霞, 马良玉, 王兵树, 等. 进化Elman神经网络在实时数据预测中的应用 [J]. 电力自动化设备, 2011, 31(12): 77-81.

WANG Xiaoxia, MA Liangyu, WANG Bingshu, et al. Application of evolutionary Elman neural network in real-time data forecasting [J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(12): 77-81.

[73] ZHANG Bin, ZHANG Shaohui, LI Weihua. Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network [J]. Computers in Industry, 2019, 106: 14-29.

[74] LIU Jiawei, LI Qi, CHEN Weirong, et al. Remaining useful life prediction of PEMFC based on long short-term memory recurrent neural networks [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2019, 44(11): 5470-5480.

[75] GOODFELLOW I, MIRZA M , XU B, et al. Generative adversarial nets[J]. Adv. Neural Inf. Process. Syst. 2014.

[76] Donahue C,  McAuley J , M. Puckette Synthesizing audio with generative adversarial networks. arXiv preprint (2018), arXiv:1802.04208

[77] HARTMANN K G, SCHIRRMEISTER R T, BALL T. EEG-GAN: Generative adversarial networks for electroencephalograhic (EEG) brain signals [EB/OL]. 2018: arXiv:1806.01875[eess.SP]. https://arxiv.org/abs/1806.01875

[78] WANG Zirui, WANG Jun, WANG Youren. An intelligent diagnosis scheme based on generative adversarial learning deep neural networks and its application to planetary gearbox fault pattern recognition [J]. Neurocomputing, 2018, 310: 213-222.

[79] SHAO Siyu, WANG Pu, YAN Ruqiang. Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis [J]. Computers in Industry, 2019, 106: 85-93.

[80] HAN Te, LIU Chao, YANG Wenguang, et al. A novel adversarial learning framework in deep convolutional neural network for intelligent diagnosis of mechanical faults [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 165: 474-487.

[81] ZHOU F, YANG Shuai, FUJITA H, et al. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 187: 104837.

[82] XIE Zhuyang, CHEN Junzhou, PENG Bo. Point clouds learning with attention-based graph convolution networks [J]. Neurocomputing, 2020, 402: 245-255.

[83] Coley Connor W, Jin Wengong, Rogers Luke, et al. A graph-convolutional neural network model for the prediction of chemical reactivity[J]. Chemical science, 2019,10(2).

[84] ZHANG Fengyi, LIU Zhiyong, XIONG Fangzhou, et al. WAGNN: A Weighted Aggregation Graph Neural Network for robot skill learning [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 130: 103555.

[85] WANG Ziyu, LUO Nanqing, ZHOU Pan. GuardHealth: Blockchain empowered secure data management and Graph Convolutional Network enabled anomaly detection in smart healthcare [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2020, 142: 1-12.

[86] CAO Chenjie, WANG Zhe. IMCStacking: Cost-sensitive stacking learning with feature inverse mapping for imbalanced problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 150: 27-37.

[87] LI Fenglian, ZHANG Xueying, ZHANG Xiqian, et al. Cost-sensitive and hybrid-attribute measure multi-decision tree over imbalanced data sets [J]. Information Sciences, 2018, 422: 242-256.

[88] REN Siqi, ZHU Wen, LIAO Bo, et al. Selection-based resampling ensemble algorithm for nonstationary imbalanced stream data learning [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 163: 705-722.

[89] CORDÓN I, GARCÍA S, FERNÁNDEZ A, et al. Imbalance: Oversampling algorithms for imbalanced classification in R [J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 161: 329-341.

 [90] MAATEN L V D, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 2579-2625.

 [91] YOSINSKI J, CLUNE J, NGUYEN A, et al. Understanding neural networks through deep visualization [EB/OL]. 2015: arXiv:1506.06579[cs.CV]. ttps://arxiv.org/abs/1506.06579

（编辑 杜秀杰）