

DOI: 10.3901/JME.2019.07.027

基于深度学习的飞行器智能故障诊断方法^{*}

姜洪开 邵海东 李兴球

(西北工业大学航空学院 西安 710072)

摘要:高温度、快转速、重载荷、大扰动和强冲击的复杂运行工况使得飞行器关键机械部件不可避免地发生故障。飞行器的关键机械部件故障特征往往具有微弱性、非线性、耦合性、不确定性以及因果关系复杂等特点。以“先进信号处理技术+特征提取及选择”为框架的传统智能方法难以有效承担飞行器故障检测任务,深度学习作为智能故障诊断领域中的新起之秀,能自主挖掘隐藏于原始数据中的代表性诊断信息,直接建立原始数据与运行状态间的精确映射联系,在很大程度上摆脱了对人工特征设计与工程诊断经验的依赖。介绍了深度置信网络、卷积神经网络、深度自动编码机和循环神经网这四种主流深度学习模型的基本原理,总结了深度学习在故障诊断领域中最新研究现状,描述了基于四种深度学习模型的故障诊断思路,并依次实现了其在机械部件智能诊断和预测中的应用。试验结果表明深度学习方法能有效建立监测数据与关键机械部件健康状态间的精确映射联系,实现准确的故障诊断和预测。

关键词:飞行器;深度学习;智能故障诊断

中图分类号: TG156

Deep Learning Theory with Application in Intelligent Fault Diagnosis of Aircraft

JIANG Hongkai SHAO Haidong LI Xingqiu

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract: The key mechanical parts of aircraft will inevitably generate multifarious faults due to the severe working conditions with high temperature, fast speed, heavy load, large disturbance and strong impact. The faults of aircraft key parts often show some characteristics such as weakness, randomness, coupling, diversity, uncertainty and so on. Therefore, using the traditional methods based on advanced signal processing techniques, feature extraction and feature selection, it is a great challenge to diagnose the various faults of aircraft key parts. As a very promising tool in the field of intelligent fault diagnosis, deep learning can largely get rid of the dependence on manual feature design and engineering diagnosis experience, which can directly establish accurate mapping relationships between the raw data and various operation conditions. The basic theory of four kinds of popular deep learning models are briefly introduced, including deep belief network, convolutional neural network, deep auto-encoder and recurrent neural network. The recent research work of deep learning on fault diagnosis is summarized. These four deep models are respectively used for intelligent fault diagnosis and prognosis of mechanical parts. The results confirm that deep learning models are able to automatically capture the representative information from the massive measured data through multiple feature transformations, and directly establish the accurate mapping relationships between the raw data and various operation conditions.

Key words: aircraft; deep learning; intelligent fault diagnosis

0 前言

飞行器(如客机、战机、直升机、无人机、航天飞机、人造卫星、运载火箭等)在交通运输和军事领域中扮演着极其重要的角色,研发性能先进的飞行器已成为衡量一个国家科技水平和国际地位的重要

标准。尽管航空航天技术一直在不断地迅猛发展,但近年来飞行器安全事故仍层出不穷。据国外权威网站 Planecrashinfo.com 的统计,机械部件故障是导致飞行器安全事故发生的一个重要因素,其占据的比例高于 20%,仅次于飞行员人为失误^[1]。飞行器的动力传动系统中存在大量齿轮、轴、轴承、叶片等关键机械部件,一方面,这些关键部件直接影响飞行器子系统甚至飞行器整体的性能,另一方面,这些关键部件长期运行于高温度、快转速、重载荷、大

* 国家自然科学基金(91860124, 51875459)和航空科学基金(20170253003)资助项目。20180625 收到初稿, 20181114 收到修改稿

扰动和强冲击的复杂运行工况下,不可避免地将发生各类故障,不仅带来高昂的维护费用,甚至导致灾难性事故的发生^[2]。状态监测与故障诊断是保障飞行器安全运行和经济维护的核心技术和重要手段。国务院发布的《“十三五”国家科技创新规划》将飞行器的健康管理与可靠性保障列为“科技创新 2030-重大项目”,使得飞行器故障诊断技术的研究受到了极大关注^[3]。

随着计算机技术、传感器技术、通信技术以及人工智能技术的不断发展,智能诊断应运而生,并已逐渐成为状态监测与故障诊断研究的主流。智能诊断打破了机械装备诊断数据量大与诊断专家相对稀少之间的僵局,能有效分析海量监测数据并自动汇报诊断结果,是智能制造的关键组成,成为了“中国制造 2025”的重要内容^[4]。

飞行器是集机械、电子、计算机以及自动控制等多种先进技术为一体的大型复杂系统,其关键机械部件之间互相关联且紧密耦合,致使故障特征往往具有微弱性、非线性、耦合性、不确定性以及因果关系复杂等特点。另一方面,从设计、试飞、改装、定型、服役直到退役,需要对机上各个关键部件的多种参数进行不间断监测,关键部件量大面广、长时服役、多点监测、高频采样,推动飞行器智能故障诊断进入了大数据时代。这些都给以“先进信号处理技术+特征提取及选择”为框架的传统智能诊断方法带来了极大的挑战,即传统智能方法难以摆脱人工干预,进而无法挖掘监测大数据中蕴涵的与设备运行状态息息相关的本质信息。深度学习作为智能故障诊断领域中的新起之秀,近年来受到了极大的关注^[5]。深度学习旨在反复嵌套特征变换,自主挖掘隐藏于海量原始数据中的代表性信息,并直接建立其与设备运行状态间的精确映射联系。因此,开展深度学习理论在飞行器关键机械部件智能故障诊断中的应用研究,对保障飞行器安全运行和经济维护具有重要意义。

本文阐述了飞行器智能故障诊断技术研究的必要性,指出了新时代飞行器智能故障诊断的挑战,介绍了当前四种主流的深度学习模型,实现了四种主流深度学习模型在故障诊断中的应用,以期为飞行器智能故障诊断技术研究提供新的学术思想,推动其走向实际工程的步伐。

1 深度学习主流模型简介

2006 年,机器学习界的泰斗 HINTON 在最顶级学术期刊《Science》上发表了一篇关于深度神经网

络的数据降维文章,正式宣告深度学习(Deep learning, DL)研究的开始^[6]。自此,深度学习很快受到了各界的广泛关注。2017 年,国家发改委批复正式成立中国深度学习技术及应用国家工程实验室,这是首个国字号背景的深度学习实验室,被称为“人工智能国家队”^[7]。2015 年,为了纪念人工智能提出 60 周年,另一个最顶尖的期刊《Nature》专门邀请 LECUN、BENGIO 和 HINTON 联合发表名为“Deep Learning”的综述类文章,被评为人工智能史上最权威的综述^[8]。2013 年,《麻省理工科技创业(MIT Technology Review)》杂志评选深度学习为该年的十大突破性技术之一,并且高居首位^[5]。

经过近 10 年的发展,国内外学者陆续开发出了一系列性能优良的深度学习模型。当前,较为公认的深度学习模型主要分为四类:深度置信网络(Deep belief network, DBN)、卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、深度自动编码机(Deep auto-encoder, DAE)和循环神经网(Recurrent neural network, RNN)^[9]。本节将简单介绍这四种主流深度学习模型的基本思想及其在智能诊断中的应用。

1.1 深度置信网络模型

DBN 是一种无监督的特征学习模型,其基本组成单元是基于能量函数定义的受限玻尔兹曼机模型(Restricted Boltzmann machine, RBM),旨在最大概率地拟合输入数据,训练其隐含层去捕获输入数据中蕴藏着的高阶相关性。每一个 RBM 是由可视层和隐含层组成的双层网络模型,层间各神经元节点之间有连接,层内无连接。可视层代表输入数据样本,隐含层相当于特征提取器。RBM 训练是 DBN 模型构建中十分关键的环节,旨在求出模型连接权值参数,一般采用 HINTON 等^[10]提出了对比散度算法(Contrastive Divergence)。DBN 模型构建机制可以归纳为两部分:无监督形式的预训练阶段和有监督形式的全局微调阶段。图 1 所示的是一个由 3 个 RBM 依次堆叠的 DBN 模型。

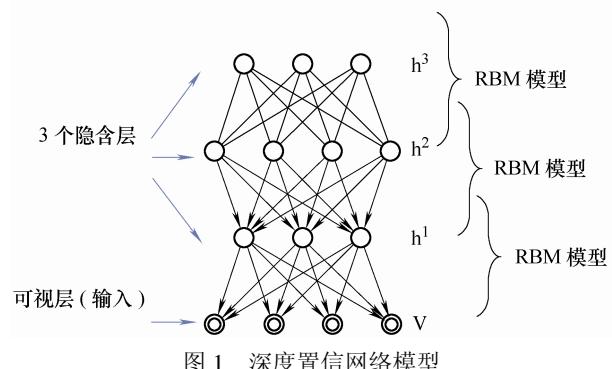


图 1 深度置信网络模型

近年来,国内外众多学者在标准 DBN 基础上陆续开发出了高斯 DBN、连续 DBN、稀疏 DBN、卷积 DBN 等改良模型。2013 年,美国卫奇塔州立大学 TAMILSELVAN 等^[11]提出了一种基于 DBN 模型的失效诊断方法,将其应用于航空发动机健康状态分类,较早拉开了深度学习智能诊断的研究序幕。2014 年,英国哈德斯菲尔德大学 TRAN 等^[12]结合 T-K 能量算子和高斯 DBN,诊断了往复式压缩机气阀的各类故障。2015 年,西北工业大学 SHAO 等^[13]提出了粒子群优化的 DBN 模型用于复杂多模式的轴承故障识别。2016 年,中国科学技术大学 GAN 等^[14]提取了小波包能量特征并结合分层 DBN 诊断模型,完成了滚动轴承不同故障模式的自动分类。2017 年,重庆大学 CHEN 等^[15]构建 DBN 自动区分了行星齿轮箱的多种故障状态。2018 年,韩国光州科学技术院 OH 等^[16]将基于转化的振动图像信号和构建 DBN 模型识别了转子的多种故障。

1.2 卷积神经网络模型

CNN 是一种有监督的深度学习模型,也是世界上第一个成功进入商业应用的深度学习模型。CNN 是一个含有多层处理单元的特征学习方法,可以将输入层的原始数据,逐层转换成更易于识别的特征。为了降低网络的复杂度和计算量,CNN 采用了局部连接和权值共享的方式。局部连接的方式,有效地减少了权值参数的个数;所谓权值共享,是指同一个卷积核所连接的权值相同,大大减少了连接权值的个数。

图 2 所示是一个典型的 CNN 模型,该模型由输入层、卷积层 C_1 ,池化层 P_2 ,卷积层 C_3 ,池化层 P_4 ,全连接层 F_5 ,以及输出层组成。卷积层、池化层和全连接层都是卷积神经网络的隐含层,输入层和输出层是卷积神经网络的可视层。卷积层用于学习输入数据中的特征,池化层用于降低卷积层所学到的特征的维度,用以提高网络的鲁棒性。通常,每个卷积层后面都跟随一个池化层。CNN 的训练算法与传统的 BP 算法类似。

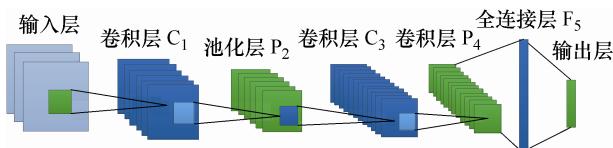


图 2 卷积神经网络模型

近年来,国内外众多学者在标准 CNN 基础上陆续开发出了区域 CNN、加速区域 CNN、空间 CNN、稀疏 CNN 等改良模型。2016 年,比利时根特大学 JANSSENS 等构建了 CNN 模型从振动

数据的短时傅里叶谱图中学习区分性特征,进而完成了旋转机械的多类故障识别^[17]。2017 年,天津大学 JING 等将四种传感器采集的信号融合,构建深度 CNN 模型有效诊断了行星齿轮箱的不同故障^[18]。2018 年,华中科技大学 WEN 等将 CNN 用于检测电动机轴承、离心泵和柱塞液压泵的不同故障^[19]。

1.3 深度自动编码器模型

DAE 能以无监督形式有效地提取原始数据的低维特征,具备了强大的特征表达能力。DAE 的基本组成为自动编码器(AE),AE 是由编码器和解码器构成的三层网络模型,其中输入层和输出层的神经元数相等。编码器由输入层和隐层组成,旨在将输入数据通过某种非线性激活函数映射到隐层,解码器由隐层和输出层组成,旨在将隐层表示映射回输入数据的重构形式,且使得输入数据与输出数据间的重构误差最小,此时的隐层数据便是原始输入数据的一种特征表示^[20]。重构误差函数一般有两种选择形式:均方误差函数和交叉熵损失函数。

图 3 所示是由 3 个 AE 堆叠而成的 DAE 模型,前一个 AE 的隐层数据作为后一个 AE 的输入。类似于 DBN,DAE 模型的构建也包含了两个阶段:无监督的逐层预训练阶段和有监督的全局微调阶段。一个主要不同之处在于 DAE 的训练不是基于最大似然函数,而是基于最小化每个 AE 的输出与输入间的重构误差开展的。

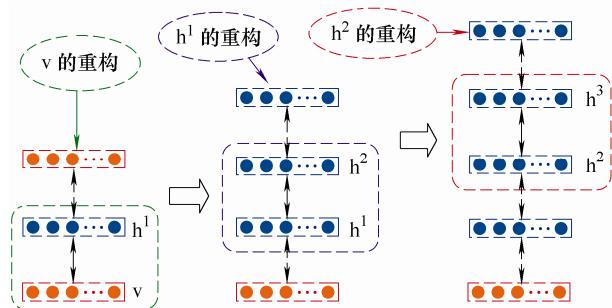


图 3 深度自动编码器模型

近年来,国内外众多学者在标准 AE 基础上陆续开发出了稀疏 AE,降噪 AE,压缩 AE,卷积 AE 等改良模型。2016 年,西安交通大学 LEI 等^[21]较早地将 DAE 用于旋转机械频谱数据的特征学习和故障区分。2017 年,北京航空航天大学 LU 等^[22]提出了深度降噪 AE 方法用于旋转机械的无监督特征学习和故障诊断。2018 年,英国布鲁内尔大学 AHMED 等^[23]构建 DAE 提取了高压缩测量数据的稀疏完备特征,有效识别了轴承的健康状态。

1.4 循环神经网络模型

RNN 是一种有监督的深度学习模型, 具有强大的动态系统建模能力, 通过隐含层中自连接的神经元来形成内部记忆, 使得 RNN 可以在给定之前时刻的条件下预测后一时刻的输出。因此 RNN 非常适用于时序信号的建模, 如自然语言、语音识别、语音合成等。不同于 DBN 和 CNN 等前馈神经网络, RNN 中神经元的输出可以在后一时刻直接作用到自身, 如图 4 所示。换言之, RNN 在某一时刻的最终输出结果即为该时刻输入和所有历史共同作用的, 从而达到了对时序信号各个时刻的动态建模。

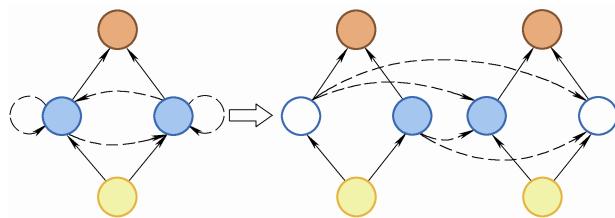


图 4 循环神经网络模型

近年来, 国内外众多学者在标准 RNN 基础上陆续开发出了双向 RNN, 长短期记忆模型, 回声状态网络、门控循环单元等改良模型。2017 年, 东南大学 ZHAO 等^[24]提出了一种基于 CNN 和 RNN 的混合深度模型, 成功应用于刀具磨损故障预测。2018 年, 美国密执安大学 DONG 等^[25]将 RNN 用于飞机飞行参数识别和结冰状态监测。

2 试验验证

第 1 节中简单介绍这四种主流深度学习模型的基本思想及其在智能诊断中的应用, 这一节将结合自身课题组的研究成果, 依次展示这四种主流深度学习模型在故障诊断中的应用, 详细流程可参考文献[26-31]。

2.1 基于连续深度置信网络的轴承故障预测

由标准 RBM 所构 DBN 模型的输入及隐层神经元的输出在训练中均为伯努利值(0 或 1), 这就大大限制了其在时序数据预测等任务中的应用^[26]。连续 RBM 模型(Continuous RBM)是对标准 RBM 模型的改进, 其输入层和隐层的各个单元均为连续型随机单元, 能高度逼近连续型的非线性时序数据。

提出了基于连续 DBN 和局部线性嵌入的新方法用于轴承的故障预测。局部线性嵌入算法用于定义综合特征指标来准确描述关键机械部件的故障演化特性, 将经遗传算法优化的连续 DBN 预测器用于故障预测。所提方法的具体步骤如下所述。

(1) 采集轴承的全寿命振动加速度数据。

(2) 提取振动信号的 6 种时域特征参数, 组成原始多维特征矢量。

(3) 采用局部线性嵌入算法融合原始多维特征矢量从而定义一个综合特征指标, 用于表征轴承的故障演化特性。

(4) 将定义的综合特征指标值归一化, 选择处于正常阶段时的指标值作为训练样本。

(5) 构建和训练连续 DBN 预测器模型, 采用遗传算法优化模型参数。

(6) 测试数据集检验故障预测可行性。

采用了 NASA 预测数据库中公开的轴承全寿命试验数据验证所提方法的可行性^[32]。以运行时间最长(35 天)且监测数据最多(44 154 880 个)的 3 号轴承为研究对象, 将全寿命信号分成 3 080 个数据段, 依次提取每一个数据信号段的均方根、峰峰值、峭度、脉冲指标、裕度指标和波形指标 6 个统计特征, 采用局部线性嵌入算法融合 6 维的原始特征向量, 将第一个非零特征值所对应的特征矢量定义为综合特征指标, 如图 5 所示。采用回归步长为 5 的一步超前预测技术, 训练样本为第 7 天到第 28 天的综合特征指标, 预测目标是第 28 天到第 35 天的综合特征指标。

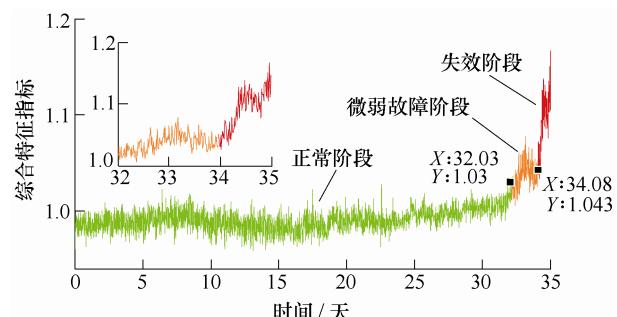


图 5 3 号轴承综合特征指标

将所提方法与 BP 神经网络对比, 如图 6 所示, 计算误差如表 1 所列。由图表可知, 所提方法的预测误差更小, 预测曲线更接近故障演化规律, 能及时有效跟踪轴承每一天运行状态的动态特性。

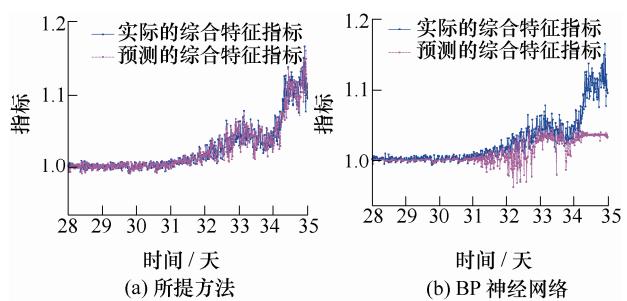


图 6 一步超前预测结果

表1 故障预测误差对比

故障预测方法	预测性能评估指标	
	均方根误差	平均绝对误差
连续深度置信网络	0.010 8	0.006 7
BP 神经网络	0.028 7	0.016 9

2.2 基于最优卷积神经网络的轴承故障识别

CNN 在解决不同故障诊断任务时, 需要设置不同的网络结构和网络参数, 如不同卷积层的卷积核个数, 学习率等, 通常情况下这些往往都是通过人工经验与大量试验确定的, 需要耗费大量的时间^[27]。因此, 设计一个具有参数自适应能力的 CNN 诊断模型, 对于提高效率与适应性很有意义。

提出了一种基于粒子群优化的 CNN 模型用于轴承故障识别, 方法的主要步骤总结如下。

(1) 采集滚动轴承的振动加速度信号。

(2) 归一化采集数据, 然后构建样本集, 随机选取一部分样本作为训练样本, 剩下的样本作为测试样本。

(3) 构建 CNN 网络模型, 将网络的权值矩阵与偏置矩阵初始化。

(4) 利用粒子群优化算法自动确定 CNN 网络的关键参数, 参数有 3 个: 卷积层 C₁ 中的卷积核个数、卷积层 C₂ 中的卷积核个数、学习率。

(5) 将测试样本输入到已训练的最优 CNN 模型中, 用于测试故障识别效果。

采集了 8 种不同故障状态下的轴承振动信号来验证所提方法的有效性, 这些故障包括单故障与复合故障, 轻微故障与严重故障。将信号进行归一化并构造故障样本, 每个故障样本包含 400 个采样点。

将所提的最优 CNN 模型分析试验数据, CNN 模型中各卷积层中卷积核数及学习率由粒子群优化算法自适应确定, 图 7 是模型参数寻优过程, 得到的最优参数为(5, 10, 0.394 4)。表 2 所列的故障识别对比结果验证所提方法优越性。

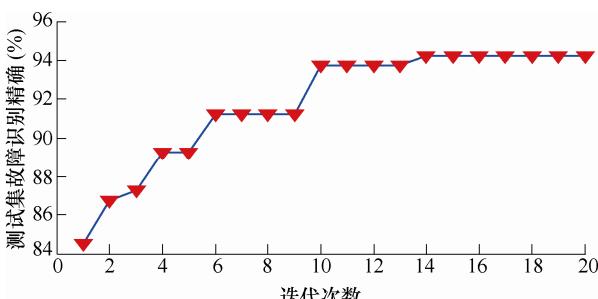


图 7 基于粒子群优化的 CNN 参数自适应寻优

表2 故障识别结果对比

识别方法	故障识别准确率(%)	
	训练样本集	测试样本集
最优 CNN	97.99	94.18
标准 CNN	96.76	89.09
SVM (支持向量机)	83.98	74.46
BP 神经网络	62.52	42.87

2.3 基于深度小波自动编码器的故障特征学习

将小波函数紧密嵌入深度学习模型是拓宽深度学习诊断方法研究的一个非常值得提倡的思路。从故障诊断的工程应用角度看, 深度小波网络同时具备了深度学习和小波变换的优点, 能更有效地挖掘非平稳、非线性、强耦合且含大量背景噪声的输入数据中有意义的诊断信息, 更准确地建立输入数据和设备运行状态间的映射关系; 从故障诊断的学科发展角度看, 深度小波网络能在一定程度上调节先进信号处理技和深度学习提出动机间的矛盾。深度小波网络在传统的小波神经网络(Wavelet neural network, WNN)基础上深度发挥小波变换在信号局部特性分析中的优势, 与此同时又能尽可能地剔除特征提取等操作流程^[28]。

提出了一种基于深度小波自动编码器(Deep wavelet auto-encoder, DWAE)的新方法用于机械故障特征学习和健康状态识别。DWAE 模型用于原始信号的无监督特征学习, ELM 分类器用于自动高效的健康状态识别。所提方法的具体步骤如下所述。

(1) 采集机械部件的振动加速度数据。

(2) 不经过特征提取, 采集的原始数据经归一化后直接划分为训练样本和测试样本。

(3) Morlet 小波作为隐层激活函数设计新型小波自动编码器模型。

(4) 基于多个小波自动编码器构建 DWAE 模型直接用于训练样本的无监督特征学习。

(5) 将 DWAE 模型学习得到的训练样本深层特征输入 ELM 模型, 构建健康状态分类器。

(6) 采用测试样本验证所提方法可行性。

采用美国凯斯西储大学公布的轴承数据用于本案例研究^[33]。挑选 1 797 r/min 转速下 12 种驱动端轴承的工作状态, 包含 1 种正常状态和 11 种故障状态。轴承每种工作状态均有 100 个训练样本和 50 个测试样本, 每 1 个样本的数据长度为 800。

将所提方法与标准 DAE 模型、BP 神经网络、WNN 和 SVM 进行比较。其中, 深度模型的输入为 800 维的原始数据样本; BP 神经网络、WNN 和 SVM 的输入有两种形式: 第一种为 800 维的原始数据样本; 第二种为 80 维的统计特征^[28]。各方法均重复

运行 5 次诊断试验, 每次试验时随机选取其中 100 个作为训练样本, 测试诊断结果如图 8 所示(图 8 备注: 方法 1—所提方法; 方法 2—标准 DAE + softmax; 方法 3—标准 DAE + ELM; 方法 4—原始数据 + BP 神经网络; 方法 5—80 个特征参数 + BP 神经网络; 方法 6—原始数据 + WNN; 方法 7—80 个特征参数 + WNN; 方法 8—原始数据 + SVM; 方法 9—80 个特征参数 + SVM)。

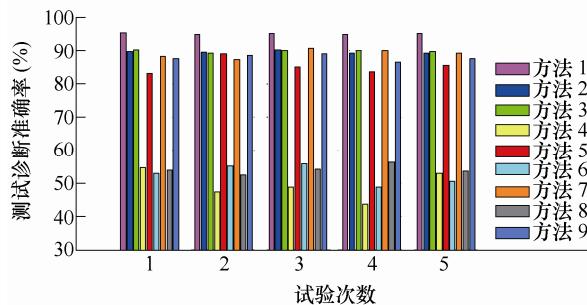
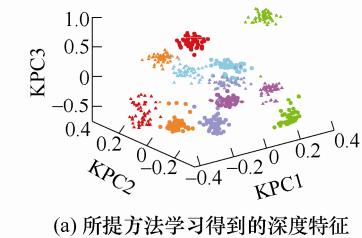


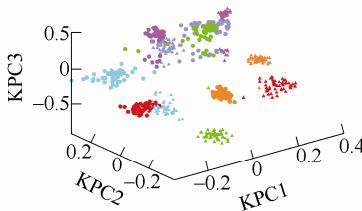
图 8 各方法 5 次试验的具体测试诊断结果

以第 1 次试验结果为例, 进行三类特征量分析与比较, 分别为: ① 由所构 DWAE 模型学习得到的深度特征; ② 由标准 DAE 模型学习得到的深度特征; ③ 由人工手动提取的统计特征。分别绘制各类特征的三维核主成分(KPCA)散点图, 如图 9 所示, 图中 KPC1、KPC2 和 KPC3 依次为经由 KPCA

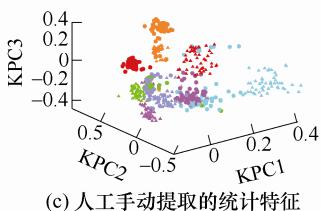
● 状态 2 ● 状态 4 ● 状态 6 ● 状态 8 ▲ 状态 10 ▲ 状态 12
● 状态 1 ● 状态 3 ● 状态 5 ▲ 状态 7 ▲ 状态 9 ▲ 状态 11



(a) 所提方法学习得到的深度特征



(b) 标准 DAE 学习得到的深度特征



(c) 人工手动提取的统计特征

图 9 三类特征的三维 KPCA 可视化

融合后得到的第 1、第 2 和第 3 主分量。综合图 8 和图 9 可知, 所提的 DWAE 模型更有利于机械部件振动信号的特征学习和状态区分。

2.4 基于自适应循环神经网络的智能故障诊断

相比于其他三种深度学习模型, 尽管 RNN 在智能诊断方面的应用研究起步较晚, 但由于振动信号本质上也是时序信号, 因此 RNN 同样很适合振动信号的建模^[31]。提出了一种自适应 RNN 用于轴承的智能故障诊断, 具体步骤如下所述。

- (1) 获取轴承的振动加速度频谱数据。
- (2) 不经特征提取, 将频谱数据直接划分为一系列训练样本和测试样本。
- (3) 构建多隐层的 RNN 模型用于自主获取训练样本的具有代表性的区分性特征信息。
- (4) 自适应学习率策略用于进一步提升所构 RNN 模型的学习性能。
- (5) 采用测试样本验证所提方法。

采用美国凯斯西储大学公布的轴承数据用于本案例研究。在 1 750 r/min 转速下采集的驱动端振动加速度数据中挑选了测试轴承 12 种工作状态。每种工作状态均有 120 个训练样本和 80 个测试样本, 每 1 个样本(频谱数据)的数据长度为 300。

将所提方法与 BP 神经网络和 SVM 进行比较。其中, 所提方法的输入为 300 维的原始数据样本(频谱数据); BP 神经网络和 SVM 的输入有两种形式: 第一种为 300 维的原始数据样本; 第二种为 112 维的统计特征^[31]。各方法重复运行 20 次, 其平均诊断结果如图 10 展示, 验证了所提方法有效性。

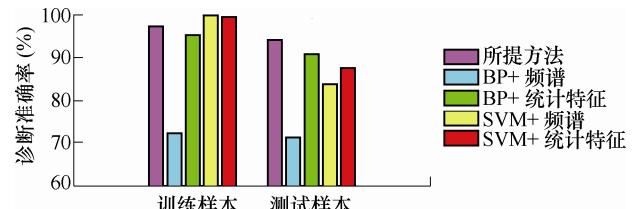


图 10 各方法 20 次诊断试验的平均值

3 结论

(1) 阐述了飞行器关键机械部件故障特点, 指出传统智能诊断方法的不足, 引出基于深度学习理论的飞行器智能故障诊断新方法。

(2) 介绍了四种深度学习主流模型的基本理论和特点, 并给出了相应的应用案例。无监督的 DBN 擅于拟合输入数据的概率分布, 获取其分布式表征; 无监督的 DAE 可生成重构数据, 具备强大灵活的特征学习能力; 有监督的 CNN 适合处理海量数据,

是当前最实用的深度学习模型; 有监督的 RNN 充分考虑样本间的关联, 非常适用于处理序列数据的预测问题。

(3) 相比于传统智能故障诊断方法, 深度学习方法可以自适应地提取输入数据中蕴含的代表性信息, 摆脱对人工特征设计与诊断工程经验的依赖, 取得了可靠的故障诊断和预测结果。

参 考 文 献

- [1] The data comes from the PlaneCrashInfo.com database [EB/OL]. <http://www.planecrashinfo.com/index.html>.
- [2] 上海航空测控技术研究所. 航空故障诊断与健康管理技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 2013.
Shanghai Aero Measurement & Control Technology Research Institute. Aviation fault diagnosis and health management technology[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013.
- [3] 中华人民共和国国务院. “十三五”国家科技创新规划 [EB/OL]. [2016-07-28]. http://www.most.gov.cn/mo_stinfo/xinxifenlei/gjkjgh/index_1.htm.
State Council of the People's Republic of China. 13th Five-year Plan on National Science, Technology and Innovation [EB/OL]. [2016-07-28]. http://www.most.gov.cn/mo_stinfo/xinxifenlei/gjkjgh/index_1.htm.
- [4] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
- [5] 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.
- [6] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [7] 国家发展改革委: 百度牵头筹建中国深度学习实验室 [EB/OL]. [2017-02-20]. http://www.sohu.com/a/126751258_114877.
National Development and Reform Commission: National engineering laboratory for deep learning technology and applications[EB/OL]. [2017-02-20]. http://www.sohu.com/a/126751258_114877.
- [8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G E. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [9] 任浩, 屈剑锋, 柴毅, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1345-1358.
REN Hao, QU Jianfeng, CHAI Yi, et al. Deep learning for fault diagnosis: The state of the art and challenge[J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1345-1358.
- [10] HINTON G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. Neural Computation, 2014, 14(8): 1771-1800.
- [11] TAMILSELVAN P, WANG Pingfeng. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2013, 115: 124-135.
- [12] 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.
- [13] 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: 115002.
- [14] GAN Meng, WANG Cong, ZHU Changan. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 92-104.
- [15] CHEN Haizhou, WANG Jiaxu, TANG Baoping, et al. An integrated approach to planetary gearbox fault diagnosis using deep belief networks[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28: 025010.
- [16] OH H, JUNG J H, JEON B C, et al. Scalable and unsupervised feature engineering using vibration-imaging and deep learning for rotor system diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(4): 3539-3549.
- [17] JANSSENS O, SLAVKOVIC V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331-345.
- [18] JING Luyang, WANG Taiyong, ZHAO Ming, et al. An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox[J]. Sensors, 2017, 17(2): 414.
- [19] 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.
- [20] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHAO Huiwei, et al. An enhancement deep feature fusion method for rotating machinery fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 119: 200-220.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] AHMED H O A, WONG M L D, NANDI A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 459-477.
- [24] ZHAO Rui, YAN Ruqiang, WANG Jinjiang, et al. Learning to monitor machine health with convolutional bi-directional LSTM networks[J]. Sensors, 2017, 17(2): 273.
- [25] DONG Yiqun. An application of deep neural networks to the in-flight parameter identification for detection and characterization of aircraft icing[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 77: 34-49.
- [26] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, LI Xingqiu, et al. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding[J]. Computers in Industry, 2018, 96: 27-39.
- [27] WANG Fuan, JIANG Hongkai, SHAO Haidong, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28: 095005.
- [28] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, LI Xingqiu, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using deep wavelet auto-encoder with extreme learning machine[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 140: 1-14.
- [29] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHAO Huiwei, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 95: 187-204.
- [30] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHANG Haizhou, et al. Electric locomotive bearing fault diagnosis using a novel convolutional deep belief network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(3): 2727-2736.
- [31] JIANG Hongkai, LI Xingqiu, SHAO Haidong, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings using an improved deep recurrent neural network [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29: 065107.
- [32] NASA. The data comes from the Prognostics Center of Excellence (PCoE) at Ames Research Center Website [EB/OL]. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>.
- [33] The data comes from Case Western Reserve University Bearing Data Center Website [EB/OL]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.

作者简介: 姜洪开, 男, 1972 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为飞行器故障诊断与健康管理、大数据分析与维护支持。

E-mail: jianghk@nwpu.edu.cn

邵海东, 男, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为机器深度学习、飞行器智能诊断。

E-mail: hdshao@mail.nwpu.edu.cn