

DOI: 10.3901/JME.2015.21.049

基于深度学习理论的机械装备大数据 健康监测方法^{*}

雷亚国 贾峰 周昕 林京

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049)

摘要: 机械装备正在朝着高速、高精、高效方向发展,为了确保这些装备的健康运行,健康监测系统采集了海量数据来反映机械的健康状况,促使机械健康监测领域进入了“大数据”时代。机械大数据具有大容量、多样性与高速率的特点,研究和利用先进的理论与方法,从机械装备大数据中挖掘信息,高效、准确地识别装备的健康状况,成为机械装备健康监测领域面临的新问题。深度学习理论作为模式识别和机器学习领域最新的研究成果,以强大的建模和表征能力在图像和语音处理等领域的大数据处理方面取得了丰硕的成果。结合机械大数据的特点与深度学习的优势,提出了一种新的机械装备健康监测方法。该方法通过深度学习利用机械领域信号训练深度神经网络,其优势在于能够摆脱对大量信号处理技术与诊断经验的依赖,完成故障特征的自适应提取与健康状况的智能诊断,因此克服了传统智能诊断方法的两大缺陷:需要掌握大量的信号处理技术结合丰富的工程实践经验来提取故障特征;使用浅层模型难以表征大数据情况下信号与健康状况之间复杂的映射关系。试验结果表明,该方法实现了多种工况、大量样本下多级齿轮传动系统不同故障位置不同故障类型的故障特征自适应提取与健康状况准确识别。

关键词: 机械健康监测;深度学习理论;大数据分析

中图分类号: TH17

A Deep Learning-based Method for Machinery Health Monitoring with Big Data

LEI Yaguo JIA Feng ZHOU Xin LIN Jing

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract: Mechanical equipment in modern industries becomes more automatic, precise and efficient. To fully inspect its health conditions, condition monitoring systems are used to collect real-time data from the equipment, and massive data are acquired after the long-time operation, which promotes machinery health monitoring to enter the age of big data. Mechanical big data has the properties of large-volume, diversity and high-velocity. Effectively mining characteristics from such data and accurately identifying the machinery health conditions with advanced theories become new issues in machinery health monitoring. To harness the properties of mechanical big data and the advantages of deep learning theory, a health monitoring and fault diagnosis method for machinery is proposed. In the proposed method, deep neural networks with deep architectures are established to adaptively mine available fault characteristics and automatically identify machinery health conditions. Correspondingly, the proposed method overcomes two deficiencies of the traditional intelligent diagnosis methods: (1) the features are manually extracted relying on much prior knowledge about signal processing techniques and diagnostic expertise; (2) the used models have shallow architectures, limiting their capability in fault diagnosis issues. The proposed method is validated using datasets of multi-stage gear transmission systems, which contain massive data involving different health conditions under various operating conditions. The results show that the proposed method is able to not only adaptively mine available fault characteristics from the data, but also obtain higher identification accuracy than the existing methods.

Key words: machinery health monitoring; deep learning theory; big data analysis

^{*} 国家自然科学基金(51475355, 51222503)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2013JQ7011)和中央高校基本科研业务费专项资金(2012jdgz01)资助项目。20150213 收到初稿, 20150701 收到修改稿

0 前言

在机械领域,航空发动机、大型风电装备、汽轮发电机组等重大装备正在朝着高速、高精、高效方向发展,建立可靠的健康监测系统是保证这些装备安全运行的必需举措^[1]。由于监测的装备群规模大、每个装备需要的测点多、每个测点的采样频率高、从开始服役到寿命终止的数据收集历时长,因此监测系统获取的是海量的数据,致使机械健康监测领域也进入了“大数据”时代^[2]。例如:太原钢铁集团的一条热连轧钢板生产线安装有301个测点,每分钟约产生3GB的监测数据,监测数据量极大;三一重工远程监测系统对泵车、起重机、搅拌车等十大类、百余种工程机械装备进行在线管控,监测数量超过10万台,每台车身测点多达246个,该系统目前已积累了1100亿条以上的数据,并且每天仍以1000万条的速率增长,实时地反映着设备状况和用户行为;北京化工大学高金吉院士团队开发的远程监测系统有29家企业使用,监测机组总数达1149台,这些机组的总监测点数多达18552个,数据量达到1.52TB,记录了不同设备在不同工况下的海量监测数据。

综上,机械领域的大数据具有以下三个特点^[3]:

大容量,数据量达到TB级以上,依靠专业技术人员和诊断专家来手动分析很不现实,需要研究智能方法进行自动分析;多样性,数据涵盖了多种机械不同工况下不同物理源辐射出的大量健康状况信息,导致分析十分困难;高速率,复杂装备各部分关联愈加密切,微小故障就可能快速产生连锁反应导致整套装备受损,需要高效挖掘故障信息并及时预警。针对机械领域大数据的特点,如何将大数据资源这样的“石油”提炼成切实可行的“汽油、柴油”等,是大数据转换为“生产力”的关键。因此,研究和利用先进的理论与方法,从机械装备大数据中挖掘信息,高效、准确地识别装备健康状况,成为机械装备大数据健康监测面临的新问题。

正所谓“工欲善其事必先利其器”。HINTON等^[4]在《Science》上发表文章,首次探讨了一种处理大数据的工具,即深度学习理论,开启了深度学习在学术界和工业界的浪潮。深度学习旨在通过模拟大脑的学习过程,构建深层次的模型,结合海量的训练数据,来学习数据中隐含的特征,即利用大数据来学习特征,从而刻画数据丰富的内在信息,最终提升分类或预测的精度。深度学习已经在语音识别、图像识别等领域的大数据分析上取得了突破

性进展。自2011年以来,微软研究院先后采用深度神经网络将语音识别的错误率降低了20%~30%,成为语音识别领域十多年来的突破性进展^[5]。2012年,由KRIZHEVSKY等^[6]建立的深度学习模型在ImageNet图像识别挑战上取得惊人的效果,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%。同年,BALDI等^[7]发表在《Nature Communications》的研究成果表明,深度学习可以明显提高从大数据中发现希格斯玻色子等粒子的概率,并称深度学习将于2015年用在欧洲原子能研究机构大型强子对撞机的对撞结果分析上。由于深度学习在多个领域都展现了前所未有的应用前景,因此,《MIT Technology Review》杂志将深度学习列为2013年十大突破性技术之首。

毫无疑问,深度学习已然成为大数据分析的“利器”。然而,在机械健康监测领域,深度学习的研究与应用如凤毛麟角。因此,本文提出了一种基于深度学习的机械装备大数据健康监测方法。该方法相比传统的“基于信号处理的特征提取+机器学习模型”方法^[8-9],其优势在于:通过建立深层模型,摆脱了对大量信号处理技术与诊断经验的依赖,直接从频域信号中自适应地提取故障特征,实现大量数据下故障特征的自适应提取与健康状况的智能诊断。因此克服了传统方法的以下不足^[10]:在特征提取方面,需要掌握大量的信号处理技术结合丰富的工程实践经验来提取故障特征,并且孤立地对待特征提取与智能诊断两个环节,并未考虑它们之间的关系;在模型训练方面,使用浅层模型表征信号与健康状况之间复杂的映射关系,导致面对机械大数据时,模型的监测诊断能力及泛化性能均有明显不足,很难满足大数据背景下机械故障诊断的实际需求。

1 深度学习理论

解剖发现:哺乳类动物大脑皮质的多层机制是其捕获信息蕴含规律、识别物体的主要原因,即大脑经过多次聚集和分解过程处理信息并识别物体。受此发现启发,HINTON等^[4]提出了深度学习理论。该理论用于构建深度神经网络(Deep neural network, DNN),通过多层的非线性变换,组合低层特征形成更加抽象的高层表示,使得一个学习系统能够不依赖人工的特征选择,发现数据的分布式特征表示,并学习到复杂的表达式^[11]。

在机械健康监测领域,误差反向传播(Back

propagation, BP)算法作为神经网络的经典算法,在训练具有深度结构的神经网络时,很容易陷入局部最优,导致监测诊断结果不理想。而单隐层神经网络训练相对容易,应用比较广泛,但由于是一种浅层结构,限制了其挖掘故障信息与识别健康状况的能力。深度学习通过贪婪逐层训练算法解决了深度神经网络的训练问题,使得网络在特征提取与健康状况识别方面都有极大提高^[12]。深度学习先以非监督学习方式对 DNN 进行逐层预训练,帮助 DNN 有效挖掘机械信号中的故障特征;然后以监督学习方式对 DNN 进行微调,优化 DNN 对故障特征的表达并使其具有监测诊断能力。本文使用去噪自动编码器(Denoising autoencoder, DAE)作为预训练阶段的非监督算法,使用 BP 算法作为微调阶段的监督算法。

1.1 去噪自动编码器原理

自动编码器(Autoencoder, AE)是三层的非监督神经网络^[12],分为编码网络与解码网络两个部分,结构如图 1 所示。AE 的输入数据和输出目标相同,通过编码网络将高维空间的输入数据转换为低维空间的编码矢量,通过解码网络将低维空间的编码矢量重构回原来的输入数据。由于在输出层可对输入信号进行重构,使得编码矢量成为输入数据的一种特征表示。

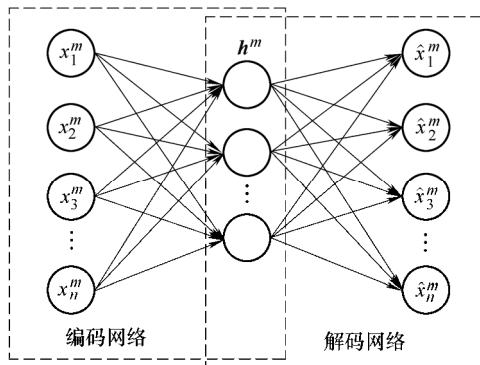


图 1 AE 的模型结构

给定一个无标签的机械健康状况样本集 $\{x^m\}_{m=1}^M$, 编码网络通过编码函数 f_θ 将每一个训练样本 x^m 变换为编码矢量 h^m 。

$$h^m = f_\theta(x^m) = s_f(Wx^m + b) \quad (1)$$

式中, s_f 为编码网络的激活函数; θ 为编码网络的参数集合, 且 $\theta = \{W, b\}$ 。然后编码矢量 h^m 通过解码函数 $g_{\theta'}$ 反向变换为 x^m 的一种重构表示 \hat{x}^m 。

$$\hat{x}^m = g_{\theta'}(h^m) = s_g(W'h^m + d) \quad (2)$$

式中, s_g 为解码网络的激活函数; θ' 为解码网络的

参数集合, 且 $\theta' = \{W', d\}$ 。AE 通过最小化 x^m 与 \hat{x}^m 的重构误差 $L(x, \hat{x})$, 完成整个网络的训练。

$$L(x, \hat{x}) = \frac{1}{M} \|x - \hat{x}\|^2 \quad (3)$$

如果编码矢量 h^m 能很好地重构 x^m , 那么认为它保留了训练样本数据中所含有的大部分信息。但只保留 x^m 的信息, 并不足以使 AE 获得一种有用的特征表示, 因为机械设备所处环境复杂, 样本数据易于受到干扰, 再加上复杂任务带来的工况变化, 导致相同健康状况下的样本的性质会有所波动, 因此需要给予自动编码器一定的约束, 使它学习到一种鲁棒的特征表示。DAE 通过重构含有噪声的样本数据解决了这一问题^[13]。其核心思想是: 编码网络将含有一定统计特性的噪声加入样本数据, 然后对样本进行编码, 解码网络再根据噪声统计特性从未受到干扰的数据中估计出受干扰样本的原始形式, 从而使 DAE 从含噪样本中学习到更具鲁棒性的特征, 降低 DAE 对微小随机扰动的敏感性。

首先对样本 x^m 按照 q_D 分布加入随机噪声^[14], 使其变成含噪样本 \mathcal{X}^m , 即

$$\mathcal{X}^m \sim q_D(\mathcal{X}^m | x^m) \quad (4)$$

式中, q_D 为二项随机隐藏噪声。

然后通过优化以下目标函数完成 DAE 的训练

$$\arg \min_{\theta, \theta'} L(x^m, g_{\theta'}(f_\theta(\mathcal{X}^m))) \quad (5)$$

DAE 的原理类似于人体的感官系统, 比如人眼看物体时, 如果某一小部分被遮住了, 人依然可以辨识出该物体。同理, DAE 通过添加噪声进行编码重构, 可有效减小机械工况变化与环境噪声等随机因素对提取的健康状况信息的影响, 提高特征表达的鲁棒性。

1.2 深度神经网络的预训练与微调

DNN 预训练的算法核心是用无监督的方法将多个 DAE 层层堆叠形成 DNN 隐层结构, 如图 2 所示。首先使用样本 x^m 训练 DAE₁, 并将 x^m 编码为

$$h_1^m = f_{\theta_1}(x^m) \quad (6)$$

式中, θ_1 为 DAE₁ 的参数。因为 h_1^m 可以重构为输入样本, 所以获得了 x^m 的主要信息。然后使用 h_1^m 训练 DAE₂, 并将输入编码为 h_2^m 。重复这个过程, 直到 DAE_N 训练完毕, 并将输入编码为

$$h_N^m = f_{\theta_N}(h_{N-1}^m) \quad (7)$$

预训练将多个 DAE 相互连接起来, 组成 DNN 隐层结构, 实现故障信息的层层提取^[14]。完成预训

练后,为了监测诊断机械的健康状况,添加具有分类功能的输出层,使用 BP 算法微调 DNN 参数。DNN 的输出表示为

$$y^m = f_{\theta_{N+1}}(h_N^m) \quad (8)$$

式中, θ_{N+1} 为输出层的参数。设 x^m 的健康状况类型为 d^m , DNN 通过最小化 $\phi_{\text{DNN}}(\theta)$ 完成微调。

$$\phi_{\text{DNN}}(\theta) = \frac{1}{M} \sum_m L(y^m, d^m) \quad (9)$$

式中, θ 为 DNN 的参数集,且 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, L, \theta_{N+1}\}$ 。

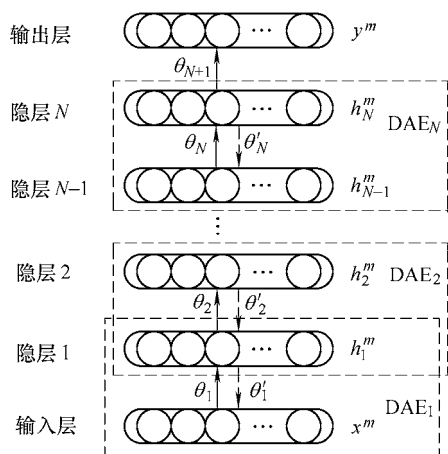


图 2 DNN 的预训练过程

经过微调的 DNN 优化了对机械健康状况信息的特征表示,并具备了机械健康状况的监测诊断能力。

2 深度学习的机械健康监测方法

机械装备结构复杂,运行环境恶劣多变,因此其监测系统收集的海量数据中蕴含了机械各部件丰富多变的故障信息^[15]。传统智能诊断方法依靠信号处理与诊断经验从机械信号中提取特征,利用机器学习模型进行智能诊断。然而基于信号处理的特征提取方法往往在深入理解信号特性的情况下提取特征,在面对多工况交替、故障信息耦合严重、模式不明且多变的机械海量信号时,提取反映机械健康状况的典型特征则“力不从心”。此外,传统方法使用浅层模型识别机械健康状况,导致其监测诊断能力与泛化性能欠佳。

本文结合机械大数据的特点与深度学习的优势,提出了基于深度学习的机械健康监测方法。该方法实现了无监督学习和监督学习的有机结合,可同时完成大数据故障特征自适应提取和机械健康状况的识别,克服了传统方法在特征提取与故障识别

中的不足。方法流程如图 3 所示,步骤可总结如下:首先,获取机械的频域信号,即频谱,并将频谱作为训练样本;其次,确定 DNN 的隐层数 N ,以无监督的方式逐层训练 N 个 DAE,即将每个 DAE 的隐层输出作为下一层 DAE 的输入,直到完成 N 个 DAE 的训练;然后,添加输出层,根据样本的健康状况类型,微调 DNN 参数,完成 DNN 的训练;最后,利用 DNN 进行机械健康状况的监测诊断。

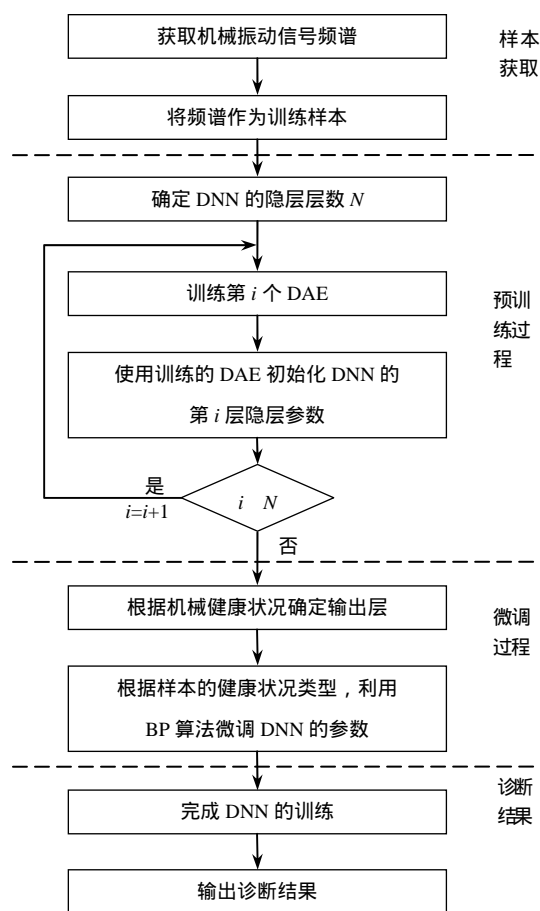


图 3 提出方法的流程图

3 试验验证

3.1 试验数据

本文以多级齿轮传动系统为研究对象,通过监测诊断其健康状况验证提出方法的有效性。多级齿轮传动系统试验台如图 4 所示,由驱动电动机、两级行星齿轮箱、定轴齿轮箱与磁粉制动器等组成。利用该试验台模拟了多级齿轮传动系统的 8 种健康状况,如表 1 所示。每种健康状况的频谱样本在 4 种不同电动机转速(2 100 r/min, 2 400 r/min, 2 700 r/min 与 3 000 r/min)与 2 种不同负载(无负载与加载)下采集。除第一级行星轴承滚针裂纹状况的样本个

数为 1 416 外,其余 7 种健康状况的样本个数均为 1 888,即每种健康状况在单一工况下有 236 个样本。综上,多级齿轮传动系统的健康状况数据集共含有 14 632 个样本,模拟了该传动系统在多种工况、多种故障、大量样本下的健康状况。试验中,随机选择 25% 的样本用于训练,剩余样本用于测试。为了减少随机因素的影响,试验重复进行共 15 次。本文中, DNN 的结构为: 1 280-400-200-100-8,即网络共有 5 层,每层神经元个数分别为 1 280、400、200、100 和 8。

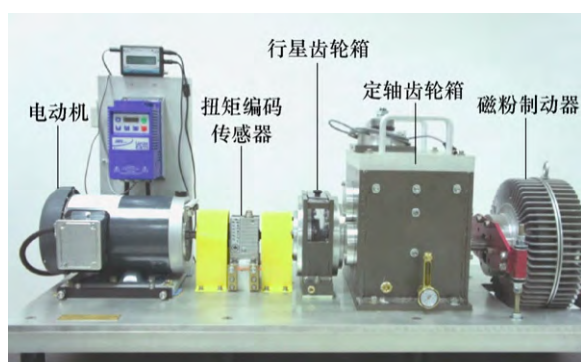


图 4 多级齿轮传动系统试验台

表 1 多级齿轮传动系统的 8 种健康状况

健康状况类型	样本个数	工况数	状况标签
正常	1 888	8	1
第一级太阳轮点蚀	1 888	8	2
第一级太阳轮裂纹	1 888	8	3
第一级行星轮裂纹	1 888	8	4
第一级行星轴承内圈磨损	1 888	8	5
第一级行星轴承滚针裂纹	1 416	6	6
第二级太阳轮剥落	1 888	8	7
第二级太阳轮缺齿	1 888	8	8

3.2 监测诊断结果

提出方法的试验结果如图 5 所示,可以看到,15 次试验的诊断准确率均为 100%,充分说明提出的方法可以排除工况干扰,准确识别多级齿轮传动系统不同故障位置、不同故障模式下的 8 种健康状况。为了比较,使用与 DNN 结构相同的多隐层反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)以及具有浅层结构的单隐层 BPNN 诊断相同的数据集,试验结果也示于图 5 中。观察监测诊断结果,可以看出多隐层 BPNN 方法 15 次试验的诊断准确率在 12.29%~98.68% 范围内,变化幅度很大,监测诊断精度不稳定。单隐层 BPNN 方法的 15 次试验诊断准确率集中在 44.38%~50.26% 范围内,准确率整体偏低。为了定量对比三种方法的监测诊断

精度,计算 15 次试验的平均诊断准确率以及相应的标准差,如表 2 所示。可以看到,在监测诊断精度方面,提出方法最高,其平均诊断准确率为 100%;单隐层 BPNN 方法最低,其平均诊断准确率仅为 42.23%。在监测诊断稳定性方面,提出方法最稳定,其诊断准确率的标准差为 0;多隐层 BPNN 方法最不稳定,其诊断准确率的标准差高达 23.4%。以上结果表明:提出方法的监测诊断能力与泛化性能相比于两种 BPNN 方法均有明显的优势,单隐层 BPNN 方法由于使用浅层模型,导致监测诊断能力受到了限制,诊断准确率最低;多隐层 BPNN 方法由于使用 BP 算法进行训练,导致方法的泛化性能较差。

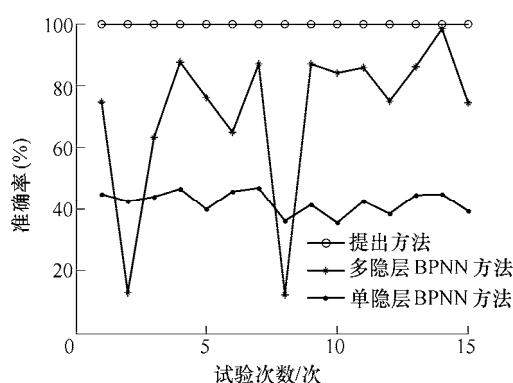


图 5 15 次试验中的诊断准确率

通过对图 5 的观察,发现多隐层 BPNN 方法的第 2 次与第 7 次试验只分别获得了 12.93% 与 12.38% 的诊断准确率,第 14 次试验却获得了 98.26% 的诊断准确率,因而以第 2 次试验与第 14 次试验为代表具体分析。图 6a 为第 2 次试验中三种方法的训练误差曲线,可以看到,两种 BPNN 方法的训练误差很早陷入了局部最优,导致训练误差分别停留在 0.56 与 0.41 左右。图 6b 为第 14 次试验中三种方法的训练误差曲线,可以看到,单隐层 BPNN 方法的训练误差依然停留在 0.425 左右,取得了 45% 的预测准确度。多隐层 BPNN 方法的收敛曲线虽然波动较大,但误差经过迭代更新,最终收敛到 0.01 以下,取得了 98.26% 的诊断准确率。而在两次试验中,提出方法的误差曲线均很平稳地收敛到了 0.01 以下,并取得了 100% 的预测准确度。以上结果表明:多隐层 BPNN 方法使用具有深度结构的神经网络,相对于单隐层 BPNN 方法有更好的监测诊断潜力,但是由于 BP 算法并不能有效训练这样的深度结构,训练误差时而收敛,时而陷入局部最优,导致监测诊断精度波动剧烈。但提出方法利用深度学习对具有深

度结构的神经网络进行训练,使得提出方法具有更好的监测诊断能力。

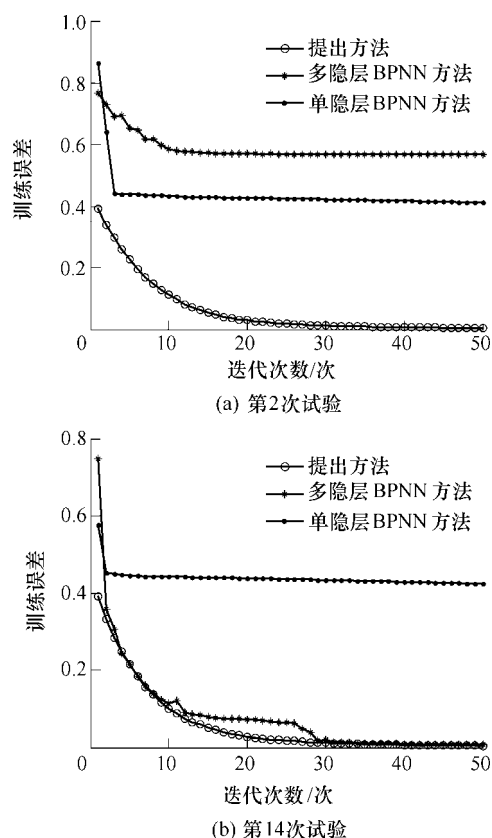


图 6 训练误差曲线

提出方法取得较高监测诊断精度的根本原因之一是:该方法可以从机械健康状况频谱中自适应地提取故障特征。为了验证提出方法的特征提取能力,利用主成分分析提取这些特征的前三个主成分,并进行可视化。图 7a 为提出方法提取特征的主成分散点图。可以看到行星齿轮箱的同一种健康状况很好地聚集在一起,而不同健康状况都有效地分离开,因而取得了 100% 的诊断准确率。图 7b 为多隐层 BPNN 方法提取特征的主成分散点图,可以看到,正常状况的主成分散点并没有很好地聚合在一起,一部分与第一级太阳轮裂纹状况的散点交叉,一部分与第一级行星轮裂纹状况的散点交叉,此外第一级行星轮裂纹的散点与第一级太阳轮裂纹状况的散点也互有交叉,说明多隐层 BPNN 方法较提出方法的特征提取能力有明显不足。图 7c 为单隐层 BPNN 方法提取特征的主成分散点图,可以看到,各个齿轮箱的健康状况散点相交交错,没有呈现出规律的聚集模式,说明单隐层 BPNN 方法的特征提取能力最弱。以上结果表明,提出方法可以根据机械频谱特性及监测诊断任务自适应地提取有益于监测诊断

的特征,而单隐层 BPNN 方法由于模型层数有限,无法层层提取健康状况信息,限制了方法的特征提取能力,导致取得了最低的监测诊断精度。

- 正常
- 第一级太阳轮裂纹
- 第一级行星轴承内圈磨损
- ◇ 第二级太阳轮剥落
- +
- △ 第一级行星轮裂纹
- 米
- ▽ 第二级太阳轮缺齿

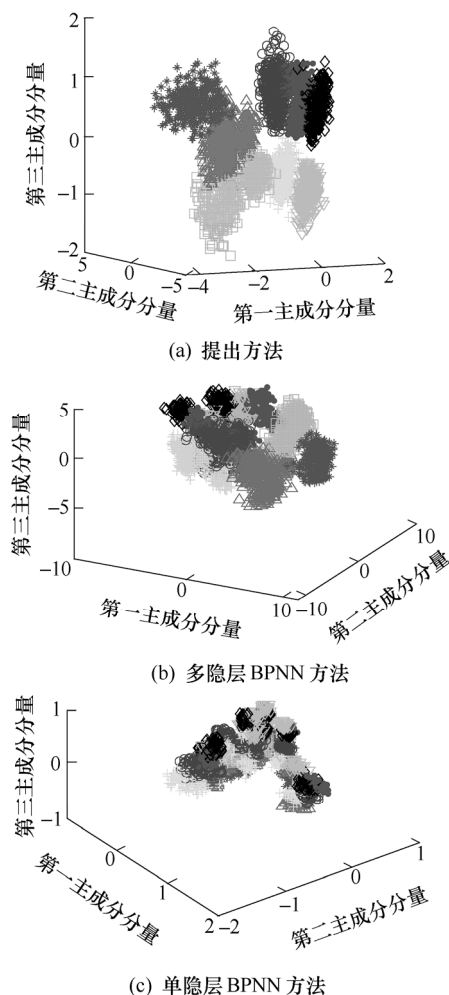


图 7 提取特征的散点图

为了与传统智能方法比较,使用特征提取结合支持向量机(Support vector machine, SVM)的方法诊断行星齿轮箱数据集。首先从行星齿轮箱振动信号中提取 11 个常用的齿轮箱诊断特征,分别为:方均根值、变量方均根值、峰值、波峰因子、能量算子、峭度、能量比、Sideband level factor、Sideband index、FM0 和 FM4,这些特征很好地刻画了齿轮箱的健康状况,其定义及物理意义在文献[16]中有详细描述。每个样本由这 11 个特征组成,则共有 14 632 个样本,随机选取 25% 的样本用于 SVM 训练,其余样本用于测试。其中:SVM 使用径向基核函数,其核参数及惩罚因子由遗传算法优化得到,试验共进行

15 次。计算 15 次试验的平均诊断准确率以及相应的标准差,如表 2 所示。可以看到基于 SVM 方法的平均诊断准确率为 94.66%,标准差为 0.91%,要好于单隐层 BPNN 方法与多隐层 BPNN 方法,略差于提出的方法。说明基于 SVM 的方法能较稳定、较准确地诊断行星齿轮箱不同故障位置、不同故障模式下的健康状况,但提出的方法通过建立深层模型,直接从频谱中自适应地提取故障特征并完成健康状况的智能诊断,在监测诊断能力及泛化性能方面更具有优势。

表 2 15 次试验的监测诊断结果

方法	平均诊断准确率(%)	准确率的标准差(%)
提出的方法	100	0
多隐层 BPNN 方法	75.64	23.4
单隐层 BPNN 方法	42.23	3.66
常用特征+SVM	94.66	0.91

4 结论

(1) 简述了机械大数据的特点,指出传统智能诊断方法在机械大数据监测诊断方面的不足,提出一种基于深度学习理论的机械健康监测方法。

(2) 提出的方法可以自适应地提取健康状况信号频谱中蕴含的故障信息,摆脱了对大量信号处理知识与诊断工程经验的依赖,并取得了较高的监测诊断精度。

(3) 相比于传统智能诊断方法,提出的方法更适宜于表征机械数据内部隐藏的复杂多变的特性,在面对复杂的监测诊断任务时,可以更准确地识别机械健康状况。

参 考 文 献

- [1] 雷亚国,何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(9): 129-135.
LEI Yaguo, HE Zhengjia. Advances in applications of hybrid intelligent fault diagnosis and prognosis technique[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(9): 129-135.
- [2] GRAHAM-ROWE D, GOLDSTON D, DOCTOROW C, et al. Big data: Science in the petabyte era[J]. Nature, 2008, 455(7209): 8-9.
- [3] 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, CHEN Xueqi. Research status and scientific thinking of big data[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.
- [4] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] 余凯,贾磊,陈雨强,等. 深度学习的昨天,今天和明天[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(9): 1799-1804.
YU Kai, JIA Lei, CHEN Yuqiang, et al. Deep learning: yesterday, today, and tomorrow[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799-1804.
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2012: 1097-1105.
- [7] BALDI P, SADOWSKI P, WHITESON D. Searching for exotic particles in high-energy physics with deep learning[J]. Nature Communications, 2014, 5(1): 1-9.
- [8] 李学军,李平,蒋玲莉. 类均值核主元分析法及在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3): 123-129.
LI Xuejun, LI Ping, JIANG Lingli. Class mean kernel principal component analysis and its application in fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3): 123-129.
- [9] 雷亚国,何正嘉,訾艳阳. 基于混合智能新模型的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2008, 44(7): 112-117.
LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Fault diagnosis based on novel hybrid intelligent model[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(7): 112-117.
- [10] WORDEN K, STASZEWSKI W J, HENSMAN J J. Natural computing for mechanical systems research: A tutorial overview[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 4-111.
- [11] 刘建伟,刘媛,罗雄麟. 深度学习研究进展[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(7): 1921-1930.
LIU Jianwei, LIU Yuan, LUO Xionglin. Research and development on deep learning[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(7): 1921-1930.
- [12] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2009, 2(1): 1-127.

- [13] ERHAN D ,BENGIO Y ,COURVILLE A ,et al. Why does unsupervised pre-training help deep learning?[J]. The Journal of Machine Learning Research , 2010 , 11 : 625-660.
- [14] VINCENT P , LAROCHELLE H , BENGIO Y , et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning , ACM , 2008 : 1096-1103.
- [15] JARDINE A K S , LIN D , BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2006 , 20(7) : 1483-1510.
- [16] LEI Yaguo , ZUO M J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2009 , 23(5) : 1535-1547.
-
- 作者简介：雷亚国(通信作者)，男，1979 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为机械设备故障诊断、混合智能诊断与预示、动态信号处理。
- E-mail : yaguolei@mail.xjtu.edu.cn