

# 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断

时培明 梁 凯 赵 娜 安淑君

燕山大学电气工程学院, 秦皇岛, 066004

**摘要:**针对齿轮故障诊断问题,利用数理统计特征提取方法、深度学习神经网络、粒子群算法和支持向量机等技术,提出了一种基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别相结合的智能诊断模型。该模型利用深度学习自适应提取的频谱特征与数理统计方法提取的时域特征相结合组成联合特征向量,然后利用粒子群支持向量机对联合特征向量进行故障诊断。该模型在对多级齿轮传动系统试验台的故障诊断中实现了中速轴大齿轮不同故障类型的可靠识别,获得了满意的诊断结果。应用结果也验证了基于深度学习自适应提取频谱特征的有效性。

**关键词:**齿轮故障;深度学习;特征提取;支持向量机;智能诊断

中图分类号:TH132.41

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2017.09.009

## Intelligent Fault Diagnosis for Gears Based on Deep Learning Feature Extraction and Particle Swarm Optimization SVM State Identification

SHI Peiming LIANG Kai ZHAO Na AN Shujun

College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei, 066004

**Abstract:** For the fault diagnosis of gears, using statistical methods for feature extraction, deep learning neural network (DNN), particle swarm optimization algorithm and SVM technology, a novel intelligent diagnosis model was proposed, which combined the deep learning feature extraction and particle swarm optimization SVM state identification. The model combined the frequency domain features which were extracted by deep learning adaptively and the time domain features which were extracted by mathematical statistics method to form a combined feature vectors, then using particle swarm optimization SVM to diagnose the feature vectors. This model provides reliable identification of intermediate shaft gears of different types of faults in the fault diagnoses of gear transmission system test bench, and the satisfactory diagnostic results are obtained. The application results also verify the effectiveness of the adaptive extraction of spectral features based on deep learning.

**Key words:** gear fault; deep learning; feature extraction; support vector machine(SVM); intelligent diagnosis

## 0 引言

目前在机械故障诊断中,常用的信号处理技术有时域统计分析、频域统计分析、傅里叶变换分析、功率谱分析、倒频谱分析和包络谱分析等;而对于非线性非平稳信号,常用的信号处理技术有短时傅里叶变换、小波变换、小波包变换和经验模式分解等<sup>[1-2]</sup>。

HINTON等<sup>[3]</sup>提出了深度学习理论,开启了深度学习在学术界和工业界的浪潮。深度学习可以通过组合低层特征形成更加抽象的高层特征表示,从而发现数据的分布式特征表达。深度学习非线性表达能力强,判别能力好,已经在语音识别、图像识别等领域取得了突破性进展。目前,在

过程监控/机械设备的故障诊断等领域也有一些深度神经网络的应用<sup>[4-8]</sup>。

本文提出了一种深度学习自适应提取故障频域特征和时域统计特征相结合,通过粒子群支持向量机<sup>[9]</sup>进行状态识别的智能诊断方法。通过试验台的数据分析对比,体现了该方法的优越性:①通过层叠降噪自动编码器(stacked denoising autoencoders, SDA)建立深度学习神经网络(deep learning neural network, DNN),直接从频域信号中自适应地提取故障特征,摆脱了对信号处理技术和诊断经验的依赖,免去了人工提取故障特征繁琐复杂的过程;②深度学习提取故障频域特征与人工方法提取振动时域统计特征相结合,即时域特征与频域特征相结合,提高了故障诊断的准确率和可靠性。

收稿日期:2016-07-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51475407);河北省高等学校创新团队领军人才培养计划资助项目(LJRC013)

1 特征提取和状态识别

1.1 传统特征提取

当齿轮出现故障时,时域信号的幅值和概率分布将会发生变化,信号中的频率成分,不同频率成分的能量以及频谱的主能量谱峰位置也将发生改变;因此,通过描述信号时域波形和频谱中能量的大小和分布等,可以反映振动信号的时域和频域信息,全面准确地反映齿轮的运行状态。本文综合利用时域和频域特征参数,选择了 11 个时域特征参数 ( $p_1 \sim p_{11}$ ) 和 13 个频域特征参数 ( $p_{12} \sim p_{24}$ ),其计算公式分别见表 1、表 2。其中, $x(n)$  是时域信号序列, $n=1,2,\cdots,N,N$  是样本点数; $s(k)$  是信号  $x(n)$  的频谱, $k=1,2,\cdots,K,K$  是谱线数; $f_k$  是第  $k$  条谱线的频率值。

表 1 时域特征参数的计算公式

Tab.1 Calculation formulas of time domain characteristic parameters	
$p_1 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$	$p_7 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^4}{(N-1)p_2^4}$
$p_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^2}{N-1}}$	$p_8 = \frac{p_5}{p_4}$
$p_3 = (\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) })^2$	$p_9 = \frac{p_5}{p_3}$
$p_4 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	$p_{10} = \frac{p_4}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
$p_5 = \max  x(n) $	$p_{11} = \frac{p_5}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$
$p_6 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^3}{(N-1)p_2^3}$	

时域特征参数  $p_1$  和  $p_3 \sim p_5$  反映时域振动幅值和能量大小; $p_2$  和  $p_6 \sim p_{11}$  反映时域信号的时间序列分布情况。频域特征参数  $p_{12}$  反映频域振动能量的大小; $p_{13}$ 、 $p_{15}$ 、 $p_{17}$  和  $p_{21} \sim p_{24}$  表征频谱的分散或者集中程度; $p_{16}$  和  $p_{18} \sim p_{20}$  反映主频带位置的变化<sup>[10]</sup>。

1.2 深度学习特征提取

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

表 2 频域特征参数的计算公式

Tab.2 Calculation formulas of frequency domain characteristic parameters

$p_{12} = \frac{\sum_{k=1}^K s(k)}{K}$	$p_{19} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)}{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}}$
$p_{13} = \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^2}{K-1}$	$p_{20} = \frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K s(k) \sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)}}$
$p_{14} = \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^3}{K(\sqrt{p_{13}})^3}$	$p_{21} = \frac{p_{17}}{p_{16}}$
$p_{15} = \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^4}{Kp_{13}^2}$	$p_{22} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^3 s(k)}{Kp_{17}^3}$
$p_{16} = \frac{\sum_{k=1}^K f_k s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}$	$p_{23} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^4 s(k)}{Kp_{17}^4}$
$p_{17} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^2 s(k)}{K}}$	$p_{24} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^{1/2} s(k)}{K\sqrt{p_{17}}}$
$p_{18} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}}$	

画数据丰富的内在信息。深度学习神经网络常用的模型有自动编码器神经网络、深度置信神经网络和卷积神经网络。本文采用的模型为层叠降噪自动编码器神经网络。

1.2.1 层叠降噪自动编码器

层叠降噪自动编码器神经网络由多个降噪自动编码器叠加而成。自动编码器是三层的非监督神经网络,分为编码网络与解码网络两个部分,结构如图 1 所示。自动编码器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,故编码矢量成为输入数据的一种特征表示。降噪自动编码器(denoising auto encoders, DAE)结构如图 2 所示。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;解码网络再根据受到噪声干扰的数据中估计出未受噪声干扰样本的原始形式,从而使 DAE 从含噪样本中学习 to 更具鲁棒性的特征,降低 DAE 对微小随机扰动的敏感性。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,降噪自动编码器通过添加噪声进行编码重构,可有效减少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。

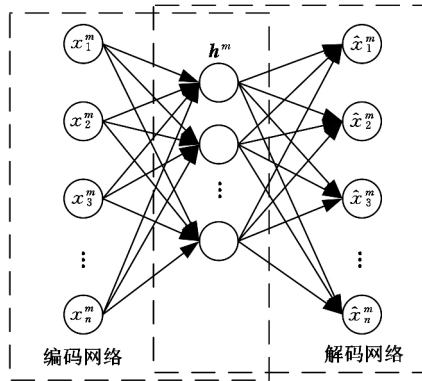


图 1 自动编码器结构图

Fig.1 Structure diagram of an auto-encoder

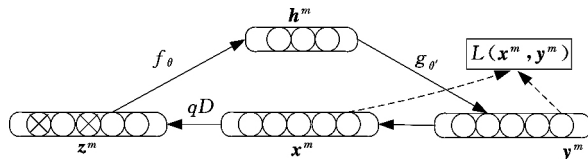


图 2 降噪自动编码器原理图

Fig.2 Schematic of adenoising auto-encoder

### 1.2.2 DNN 的预训练和微调

深度学习先以非监督方式对 DNN 进行逐层预训练,帮助 DNN 有效挖掘输入信号中的故障特征;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。本文使用降噪自动编码器 DAE 作为预训练的非监督算法,使用 BP 算法作为微调阶段的监督算法。

预训练,即使用自下而上的非监督学习。先用训练样本数据训练第一层,得到第一层的连接权值和偏置参数。由降噪自动编码器原理可知,DAE 模型能够学习到数据本身的结构,从而得到比输入更具有表示能力的特征。在学习得到第 1 层后,将 1 层的输出作为第 2 层的输入,训练第 2 层,由此得到第二层的连接权值和偏置参数,以此类推,通过对数据的逐层学习得到最终的重构特征。如图 1 所示,给定一个无标签的训练样本集  $\{x^m \mid m=1,2,\dots,M\}$ ,其中,  $m$  为输入训练样本的序号数,  $M$  为输入训练样本的总数。编码网络通过编码函数  $f_\theta$  将每一个训练样本  $x^m$  变换为编码矢量  $h^m$  :

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

式中,  $s_f$  为编码网络的激活函数;  $\theta$  为编码网络的参数集合,且  $\theta = \{\omega, b\}$ ;  $\omega, b$  分别为编码网络的连接权值和偏置参数。

解码网络通过解码函数  $g_{\theta'}$  将编码矢量  $h^m$  反向变换为  $x^m$  的一种重构表示  $\hat{x}^m$  :

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

式中,  $s_g$  为解码网络的激活函数;  $\theta'$  为解码网络的参数集合,且  $\theta' = \{\omega', d\}$ ;  $\omega', d$  分别为解码网络的连接权值和偏置参数。

DAE 通过最小化  $x^m$  与  $\hat{x}^m$  的重构误差  $L(x^m, \hat{x}^m)$  来完成整个网络的训练。即

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

通过带标签的样本去训练,误差自上向下传输,对深度学习网络进行微调(即自上而下的监督学习),这个过程是有监督的训练过程。具体如图 3 所示,本文使用 BP 算法微调 DNN 参数。

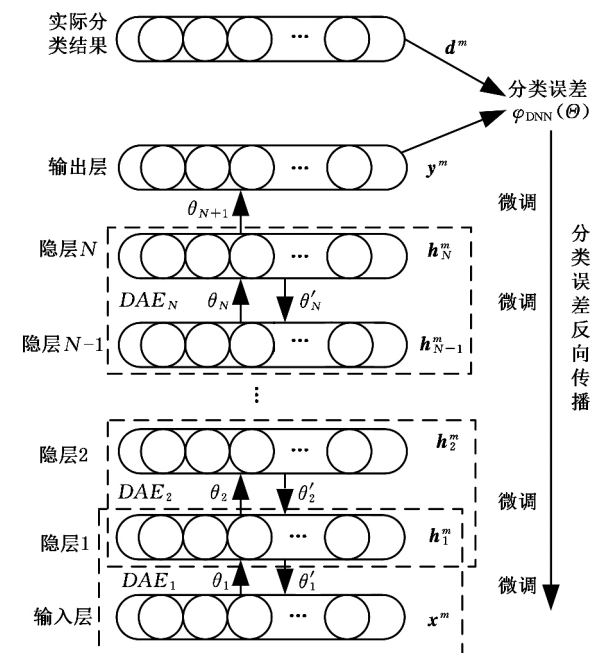


图 3 DNN 预训练与微调示意图

Fig.3 Pre-training and fine-tuning of the DNN

DNN 的输出表示为

$$y^m = f_{\theta_{N+1}}(h_N^m) \quad (4)$$

式中,  $\theta_{N+1}$  为输出层的参数;  $h_N^m$  为第  $N$  隐层的编码矢量。

设  $x^m$  的健康状况类型为  $d^m$ , DNN 则通过最小化  $\varphi_{DNN}(\theta)$  完成微调<sup>[11]</sup>。即

$$\varphi_{DNN}(\theta) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M L(y^m, d^m) \quad (5)$$

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

### 1.3 基于深度学习特征提取和支持向量机状态识别的智能故障诊断模型

DNN-SVM 模型以齿轮振动信号的频谱信号为输入层,多个稀疏降噪自动编码器叠加。第一级自动编码器的输出作为第二级自动编码器的输入,第二级自动编码器的输出作为第三级自动编码器的输入,依此类推。最后一级自动编码器

的输出为深度学习自适应提取的特征,与人工提取的时域特征参数结合,作为粒子群支持向量机的输入进行分类,从而完成故障诊断。基于深度学习的智能故障诊断模型如图 4 所示。

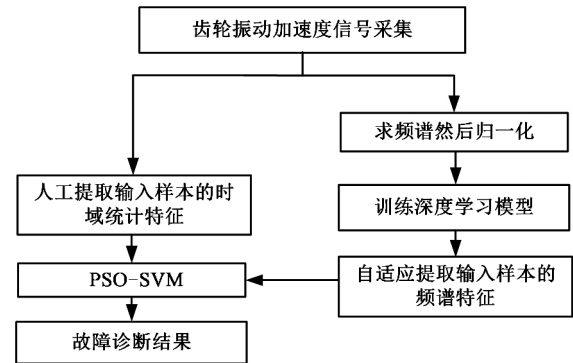


图 4 基于深度学习的智能故障诊断模型  
Fig.4 Intelligent fault diagnosis model based on deep learning

基于深度学习的齿轮故障诊断方法包括以下步骤:

(1)该方法以齿轮的原始振动数据  $X$  作为输入样本,对其进行快速傅里叶变换,得到新的输入样本频谱信号  $X_1$ 。

(2)通过线性归一化方法,对齿轮振动频谱信号  $X_1$  进行归一化处理得到振动频谱信号  $X_2$ 。假设齿轮振动频谱信号  $X_1$  数据长度为  $n$ ,则有

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

式中,  $\hat{x}_i$  为振动频谱信号  $X_2$  的第  $i$  个数据点,  $i=1,2,\dots,n$ ;  $x_i$  为振动频谱信号  $X_1$  的第  $i$  个数据点;  $x_{\min}$  为振动频谱信号  $X_1$  中的最小值;  $x_{\max}$  为振动频谱信号  $X_1$  中的最大值。

(3)将振动频谱信号  $X_2$  输入深度学习神经网络,对齿轮频谱特征进行深度学习。

(4)将深度学习自动提取到的特征与人工提取的时域统计特征结合,输入支持向量机进行训练,利用粒子群算法对支持向量机参数进行优化,对测试样本进行测试,完成对齿轮的故障诊断。

2 实例

为了验证深度学习神经网络在故障特征提取中的效果,在多级齿轮传动系统试验台上进行故障模拟实验,实验装置如图 5 所示,图 6 是定轴变速齿轮箱示意图。本试验台可以模拟多种齿轮箱故障,如齿轮磨损、齿轮断齿、齿轮削齿、齿根裂纹、齿轮偏心等。

在中速端大齿轮  $B_{100}$  齿轮正常、齿轮磨损、齿

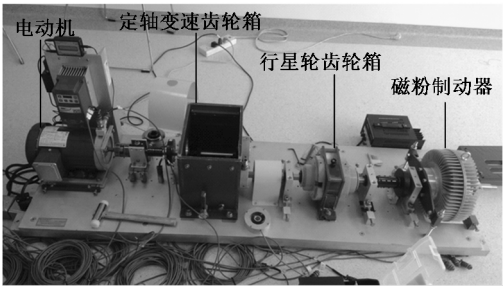


图 5 多级齿轮传动系统试验台  
Fig.5 Multi-stage gear transmission system experimental bench

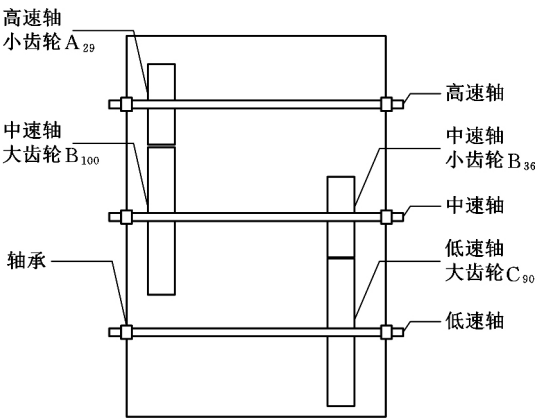


图 6 定轴变速齿轮箱示意图  
Fig.6 Schematic diagram of fixed shaft gear box

轮断齿、齿轮削齿、齿根裂纹、齿轮偏心 6 种状态下,利用加速度传感器分别测取原始振动信号、原始振动时域信号与频域信号,如图 7、图 8 所示。每种状态下采集样本数 100 个,其中 50 个作为训练样本,另外 50 个作为测试样本。实验参数见表 3,中速轴大齿轮的 6 种运行状态见表 4。

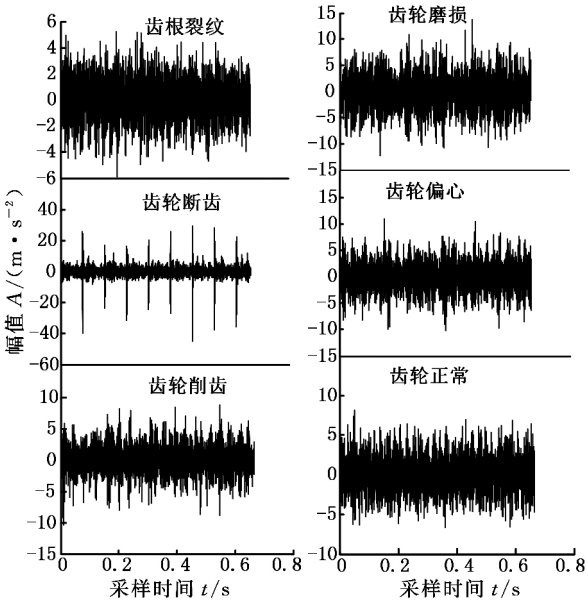


图 7 6 种运行状态下各振动信号的时域图  
Fig.7 Architectural graph of an autoencoder

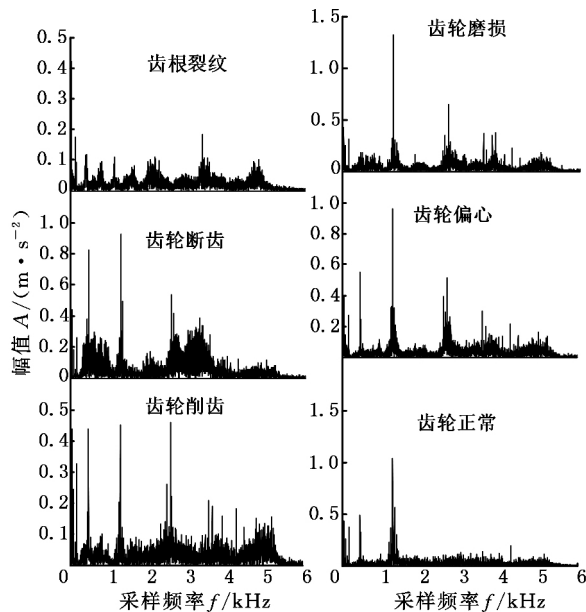


图 8 6 种运行状态下各振动信号的频谱图

Fig.8 Time domain diagram of each vibration signal under six operating conditions

表 3 试验参数

Tab.3 Experimental parameters

齿轮型号	ER-16K
中速端大齿轮齿数	100
中速端大齿轮转速(r/min)	783
采样频率(kHz)	12
样本长度	700

表 4 中速轴大齿轮的 6 种运行状态

Tab.4 Six kinds of running state of medium speed shaft gear

训练样本个数 $n_1$	测试样本个数 $n_2$	状态类型	状态标记
50	50	齿根裂纹	1
50	50	齿断	2
50	50	齿削	3
50	50	齿磨损	4
50	50	齿偏心	5
50	50	正常齿轮	6

本文中 DNN 的网络结构设置为 350-250-150-60-6, 神经元激活函数为 Sigma 函数, 输入层神经元个数由输入样本决定, 输出层由分类标签决定。预训练和微调阶段, 将模型迭代次数设定为 100; 此外, 为了加强故障诊断的鲁棒性, 需要编码网络将含有一定统计特性的噪声加入样本数据。

为了验证深度学习神经网络能够自适应地提取频谱中的有效故障特征, 实验中分别把用人工方法提取到的频域统计特征与深度学习神经网络自适应提取的故障频谱特征输入到粒子群支持向量机中进行分类。粒子群算法参数统一设置如下: 最大进化代数 100, 种群数量为 20, 学习因子  $c_1$  为 1.9, 学习因子  $c_2$  为 1.7, 以支持向量机的平均相对误差作为适应度函数。分类结果如图

9、图 10 所示, 对人工方法提取的频域统计特征的分类结果是 84.6%, 对深度学习神经网络自适应提取的故障频谱特征的分类结果是 89.3%。

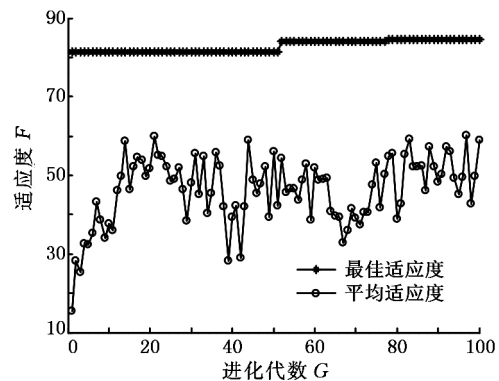


图 9 粒子群支持向量机对人工方法提取的频域统计特征分类的适应度曲线

Fig.9 Fitness curves of frequency domain statistical feature classification based on particle swarm optimization support vector machine

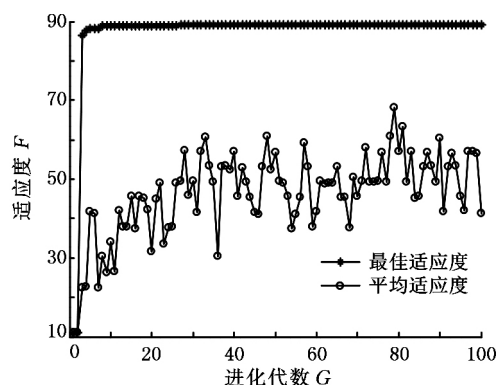


图 10 粒子群支持向量机对深度学习神经网络自适应提取的故障频谱特征分类的适应度曲线

Fig.10 Fitness curves of the classification of the fault spectrum feature which is selected by the DNN based on particle swarm optimization support vector machine

分别对人工方法提取的频域统计特征和深度学习神经网络自适应提取的故障频谱特征作主成分分析并绘制三维坐标散点图, 如图 11、图 12 所示。可知与人工方法提取的故障特征相比, 深度学习提取的故障特征重叠部分更少, 具有更好的可分性。

以上结果表明, 深度学习神经网络能够自适应地提取频谱中的有效故障特征, 避免了人工方法频域特征提取过程所带来的复杂性, 节约了大量时间, 增强了识别过程的智能性, 并且在一定程度上增加了特征分类的准确率。

为了验证增加故障时域特征能提高分类器的分类准确率的有效性, 还做了如下实验。将深度学习神经网络提取的故障频谱特征与传统时域统

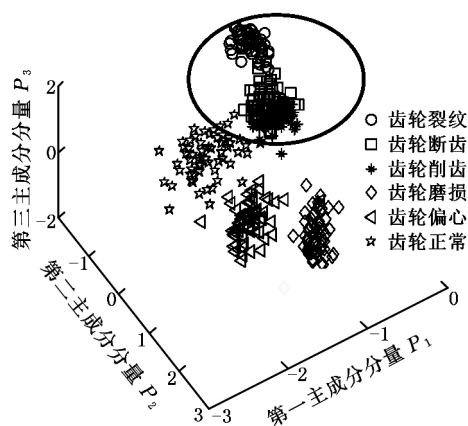


图 11 人工方法提取的频域统计特征的主成分散点图  
Fig.11 Main scatter point diagram of the frequency domain statistical features extracted by the artificial method

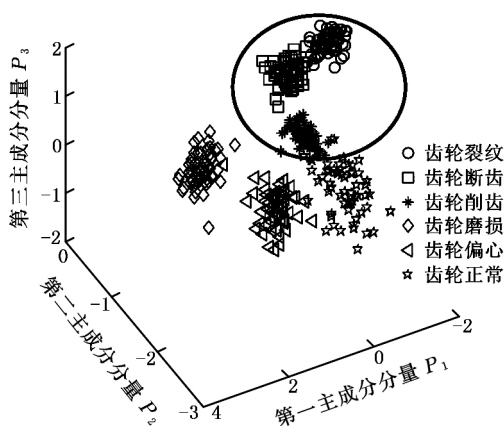


图 12 深度学习神经网络自适应提取的故障频谱特征的主成分散点图  
Fig.12 Main scattered point diagram of the fault spectrum feature extracted by deep learning neural network

计特征相结合,然后输入到粒子群支持向量机中进行分类。粒子群算法参数设置如下:最大进化代数数为 100,种群数量为 20,学习因子  $c_1$  为 1.9,学习因子  $c_2$  为 1.7,以支持向量机的平均相对误差作为适应度函数。如图 13 所示,分类结果为 95.3%。对比图 10 与图 13 发现,增加传统时域统计特征参数后,能提高分类器对故障的分类准确率。

### 3 结论

(1)提出了一种基于深度学习神经网络自适应提取故障频谱特征的诊断方法,相比传统的频域统计特征诊断方法,本文方法摆脱了对大量信号处理知识和诊断工程经验的依赖,节省了大量时间,并取得了较高的监测诊断精度。

(2)时域统计特征参数和深度学习神经网络提取的故障频谱特征是从不同角度提取的故障特征,两者结合起来能够有效提高分类器的分类准确率。

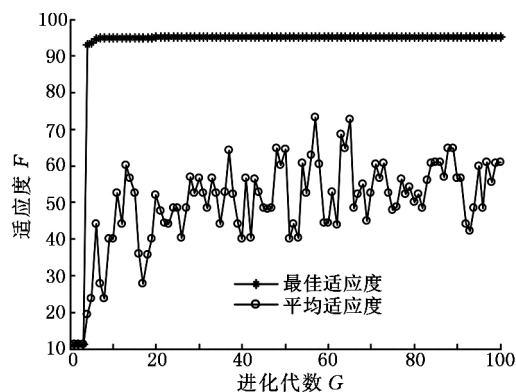


图 13 深度学习神经网络提取的故障频谱特征与传统时域统计特征相结合的分类适应度曲线  
Fig.13 Classification of fitness curve based on the combination of the fault spectrum feature extracted from the DNN and the traditional time domain statistical feature

### 参考文献:

- [1] 宋雪萍, 李朝峰, 马辉, 等. 基于小波分析的旋转机械故障诊断技术及其试验研究[J]. 中国机械工程, 2006,17(增刊):328-331.  
SONG Xueping, LI Zhaofeng, MA Hui, et al. Faults Diagnosis Technology and Experimental Research on Rotating Machinery Based on the Wavelet Analysis[J]. China Mechanical Engineering, 2006, 17(S):328-331.
- [2] 姜万录, 刘思远. 多特征信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究[J].中国机械工程, 2010,21(8): 940-945.  
JIANG Wanlu, LIU Siyuan. Fault Diagnosis Approach Study of Bayesian Networks Based on Multi-characteristic Information Fusion [J]. China Mechanical Engineering, 2010,21(8):940-945.
- [3] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets[J]. Neural Computation, 1989,18(7):1527-1554.
- [4] JIA F, LEI Y, LIN J, et al. Deep Neural Networks: a Promising Tool for Fault Characteristic Mining and Intelligent Diagnosis of Rotating Machinery with Massive Data[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015,72/73:303-315.
- [5] GAN M, WANG C, ZHU C.Construction of Hierarchical Diagnosis Network Based on Deep Learning and Its Application in the Fault Pattern Recognition of Rolling Element Bearings[J].Mechanical Systems & Signal Processing, 2016,s72/73(2):92-104.
- [6] LI C, SANCHEZ R, ZURITA G, et al. Gearbox Fault Diagnosis Based on Deep Random Forest Fusion of Acoustic and Vibratory Signals[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016,76:283-293.

(下转第 1068 页)

- WANG Xin, YIN Lei, YUAN Ye. The General Development Situation of Cutting Picks[J]. Science and Technology Information Development & Economy, 2008, 18(4): 137-138.
- [13] 姜增辉, 王琳琳, 石莉, 等. 硬质合金刀具切削 Ti6Al4V 的磨损机理及特征[J]. 机械工程学报, 2014, 50(1): 178-184.
- JIANG Zenghui, WANG Linlin, SHI Li, et al. Wear Mechanism and Characteristics of Ti6Al4V Cemented Carbide Cutting Tool[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(1): 178-184.
- [14] 申胜利. 采煤机和掘进机截齿的失效分析及对策[J]. 煤矿机械, 2005(7): 53-55.
- SHEN Shengli. Investigation and Development the Cut Tooth's Invalidation of the Excavate Coal Machine and Advance Machine[J]. Mining Machinery, 2005(7): 53-55.
- [15] 赵丽娟, 田震, 郭辰光. 矿用截齿失效形式及对策[J]. 金属热处理, 2015, 40(6): 194-198.
- ZHAO Lijuan, TIAN Zhen, GUO Chenguang. The Form and Countermeasure of the Cutting Tooth Failure in Mining[J]. Metal Heat Treatment, 2015, 40(6): 194-198.
- [16] 李晓谿, 何洋, 焦丽, 等. 基于参数识别的截割头纵向随机振动响应优化[J]. 中国机械工程, 2015, 26(6): 818-823.
- LI Xiaohuo, HE Yang, JIAO Li, et al. Optimization of Longitudinal Random Vibration Response of Cutting Head Based on Parameter Identification[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(6): 818-823.
- [17] 张强, 王海舰, 井旺, 等. 基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统[J]. 中国机械工程, 2016, 27(2): 201-208.
- ZHANG Qiang, WANG Haijian, JING Wang, et al. Information Fusion Based on Fuzzy Neural Network for Coal Mining Machine Coal Rock Recognition System[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(2): 201-208.
- [18] 秦国华, 谢文斌, 王华敏. 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1314-1321.
- QIN Guohua, XIE Wenbin, WANG Huamin. Tool Wear Detection and Control Based on Neural Network and Genetic Algorithm[J]. Optical Precision Engineering, 2015, 23(5): 1314-1321.
- [19] 张强, 王海舰, 王兆, 等. 基于红外热像检测的截齿煤岩截割特性与闪温分析[J]. 传感技术学报, 2016, 29(5): 686-692.
- ZHANG Qiang, WANG Haijian, WANG Zhao, et al. Based on Infrared Thermography Testing of Cutting Teeth of Coal Rock Cut Cut Characteristics and Flash Temperature Analysis[J]. Journal of Transducer Technology, 2016, 29(5): 686-692.
- (编辑 陈 勇)
- 作者简介: 张 强, 男, 1980 年生. 辽宁工程技术大学机械工程学院教授、博士研究生导师, 大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室、四川理工学院材料腐蚀与防护四川省重点实验室访问学者. 研究方向为矿山机械动态设计及可靠性. 发表论文 100 余篇. E-mail: lgdix042@126.com. 刘志恒, 男, 1992 年生. 辽宁工程技术大学机械工程学院硕士研究生. 王海舰, 男, 1987 年生. 辽宁工程技术大学机械工程学院博士研究生. 黄传辉, 男, 1970 年生. 徐州工程学院机电工程学院教授、博士. 阮越宣 (Nguyen Viet Tuyen), 男, 1987 年生. 辽宁工程技术大学机械工程学院博士研究生.
- ~~~~~
- (上接第 1061 页)
- [7] KIM S, YU Z, KIL R M, et al. Deep Learning of Support Vector Machines with Class Probability Output Networks [J]. Neural Networks the Official Journal of the International Neural Network Society, 2015, 64: 19-28.
- [8] 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.
- [9] 张弦, 王宏力. 基于粒子群优化的最小二乘支持向量机在时间序列预测中的应用[J]. 中国机械工程, 2011, 22(21): 2572-2576.
- ZHANG Xian, WANG Hongli. LSSVM Based on PSO and Its Application to Time Series Prediction [J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(21): 2572-2576.
- [10] 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]. China Mechanical Engineering, 2008, 44(7): 112-117.
- [11] 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. (编辑 陈 勇)
- 作者简介: 时培明, 男, 1979 年生. 燕山大学电气工程学院教授. 主要研究方向为信号处理、故障诊断. 发表论文 30 余篇. E-mail: spm@ysu.edu.cn. 梁 凯, 男, 1989 年生. 燕山大学电气工程学院硕士研究生. 赵 娜, 女, 1989 年生. 燕山大学电气工程学院硕士研究生. 安淑君, 女, 1990 年生. 燕山大学电气工程学院硕士研究生.