

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.12.018

基于同步挤压 S 变换和 DRN 的压裂车故障诊断研究*

许 旭¹, 陈志刚^{1,2*}, 杜小磊¹, 张 楠¹, 钟新荣³

(1. 北京建筑大学 机电与车辆工程学院, 北京 100044; 2. 北京市建筑安全监测工程技术研究中心, 北京 100037;
3. 中国石油集团川庆钻探工程有限公司 长庆井下技术作业公司, 陕西 西安 710021)

摘要:针对压裂车在复杂工况高载荷环境下动力端振动信号故障特征难以准确提取和辨识的问题,结合深度残差网络(DRN)的优势,提出了一种基于同步挤压 S 变换(SSST)和深度残差网络的故障诊断方法。首先利用同步挤压 S 变换优越的时频分解特性,对 2000 型压裂车动力端采集的振动信号进行了分解和变换,得到了时频图像;然后对图像进行了灰度化和归一化,再将灰度图降维至适当大小,将压缩后的时频图像作为 DRN 模型的输入;最后建立了基于 SSST 特征提取和 DRN 的分类识别模型,并进行了测试,实现了压裂车动力端的故障诊断。研究表明:该方法避免了复杂的人工特征提取过程,在强背景噪声下能够有效提高压裂车动力端故障状态识别的准确率。

关键词:压裂车;故障诊断;同步挤压 S 变换;深度残差网络;深度学习

中图分类号:TP183;TE934

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2019)12-1325-06

Fault diagnosis of fracturing truck based on SSST and DRN

XU Xu¹, CHEN Zhi-gang^{1,2}, DU Xiao-lei¹, ZHANG Nan¹, ZHONG Xin-rong³

(1. School of Mechanical-Electrical and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 2. Construction Safety Monitoring Engineering Technology Research Center of Beijing, Beijing 100037, China; 3. Changqing Downhole Technology Company, CNPC Chuanqing Engineering Company Limited, Xi'an 710021, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to accurately extract and identify the hydraulic end fault of fracturing truck under complicated working conditions and high load environment, combining the advantages of deep residual network, a fault diagnosis method based on synchrosqueezed S transform(SSST) and deep residual network (DRN) was proposed. Firstly, based on the superior time-frequency decomposition characteristics of SSST, the vibration signals collected by the power end of 2000 fracturing truck was decomposed and transformed to obtain time-frequency images. Then, the time-frequency image was grayed and normalized, the grayscale was reduced to an appropriate size, and the compressed time-frequency image was used as the input of the DRN. Finally, a classification recognition model based on SSST feature extraction and DRN was established, and tested to realize the fault identification of the power end of the fracturing truck. The results indicate that the method avoids the complex process of artificial feature extraction, and can effectively improve the accuracy of fault state identification of power end of fracturing truck under strong background noise.

Key words: fracturing truck; fault diagnosis; synchrosqueezed S transform(SSST); deep residual network (DRN); deep learning

收稿日期:2019-04-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51605022);住房和城乡建设部科技计划项目(2016-K4-081);北京市教育委员会科技计划一般项目(SQKM201710016014);北京市属高校基本科研业务费专项资金资助项目(X18217);国家留学基金委资助项目(201708110138);北京建筑大学研究生创新资助项目(PG2019088)

作者简介:许旭(1995-),男,回族,宁夏固原人,硕士研究生,主要从事机械设备可靠性及其故障诊断、信息处理、深度学习方面的研究。

E-mail:348805473@qq.com

通信联系人:陈志刚,男,博士,副教授。E-mail:gangzi22@163.com

0 引 言

压裂车动力端是压裂车的关键部分,其具有磨损性强、腐蚀性强、排量大、压力高等特点,其工作状态直接影响着压裂车工作性能。由于压裂车工作环境恶劣,工况多变,长时间运行后动力系统难免会出现故障。压裂车激励源众多,使得其动力系统故障诊断复杂^[1]。

目前,针对压裂车动力系统的相关诊断研究工作不多。王川等^[2]对压裂车作业过程中动力系统耦合振动进行了仿真分析,为压裂车故障诊断提供了一定的理论基础,但是未对动力端故障进行分析;张俊玲等^[3]针对压力车动力端故障难提取的问题,提出了一种基于局部均值分解样本熵与支持向量机的诊断方法,但是样本熵特征需要经验提取,支持向量机面临维数灾难且难以表征被测信号与压裂车动力系统状况之间复杂的映射关系,对于强噪声、大范围转速变化以及载荷变化复杂工况信号的诊断,其准确性还有待提高。

因此,若要准确地提取压裂车动力系统故障特征,需要行之有效的时-频联合分析方法。连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)在故障诊断领域应用广泛,但 CWT 时频分辨率低。Daubechies 等^[4]提出了同步挤压小波变换(synchro squeezing wavelet transform, SST),SST 可以提高时频分辨率,但是当有效信号较弱时,在压缩后的时频上也难以识别出有效信号,不利于确定时频窗口参数,且如果窗口参数不合理,消噪时还会损伤有效信号能量。为了减少这种能量损失,针对弱信号,黄忠来等^[5]在地震信号处理中,提出了同步挤压 S 变换 SSST。

近年来,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在故障诊断领域得到了广泛的应用。CNN 可避免训练陷入局部极值等问题^[6-7]。曾雪琼等^[8]提出了基于 CNN 和 CWT 的变速器变转速工况下的故障分类识别方法,将 CWT 时频图像输入 CNN 进行了训练,取得了良好的效果。但是,随着 CNN 网络层数的增加,训练难度不断加大,很难保证模型能训练到一个理想结果;HE 等^[9]提出了深度残差网络 DRN,很好地解决了卷积神经网络 CNN 训练难的问题,使得网络层数提高到了一个新的高度;陆永帅等^[10]使用 DRN 对高光谱霾进行了监测,利用 DRN 提取了霾光谱曲线特征,降低了网络训练难度。

针对 CWT 和 CNN 在机械故障诊断中存在的问题,本文将 SSST 算法引入到故障诊断中,提出一种基于 SSST 和 DRN 的压裂车动力系统故障诊断方法。

1 SSST 变换理论

信号 $x(t)$ 的 S 变换定义如下:

$$S(f, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(t-b)^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中: t —时间; f —频率; b —时间轴位移参数。

令:

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} e^{i2\pi t} \quad (2)$$

则式(1)可重写为:

$$S(f, b) = |f| e^{-i2\pi fb} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \overline{\psi[f(t-b)]} dt \quad (3)$$

式中: $\overline{\psi(t)}$ — $\psi(t)$ 的复共轭。

根据 Parseval 定理,式(3)的频域等价变换公式为:

$$S(f, b) = \frac{1}{2\pi} e^{-i2\pi fb} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(w) \overline{\hat{\psi}(f^{-1}w)} e^{ibw} dw \quad (4)$$

式中: $\hat{x}(w)$ — $x(t)$ 的 Fourier 变换; $\overline{\hat{\psi}(w)}$ — $\psi(t)$ 的 Fourier 变换的复共轭。

考虑谐波信号 $x(t) = A \cos(2\pi f_0 t)$,有:

$$\hat{x}(w) = A\pi[\delta(w - 2\pi f_0) + \delta(w + 2\pi f_0)] \quad (5)$$

将式(5)代入式(4),可得:

$$S(f, b) = \frac{A}{2} e^{-i2\pi(f-f_0)b} \overline{\hat{\psi}(2\pi f^{-1}f_0)} \quad (6)$$

理论上,信号的时频谱能量分布在 $f = f_0$ 处,但实际得到的时频谱在 f_0 附近存在虚假频带。

将式(6)对时间求导可得:

$$\frac{\partial}{\partial b} S(f, b) = i\pi A(f_0 - f) e^{-i2\pi(f-f_0)b} \overline{\hat{\psi}(2\pi f^{-1}f_0)} \quad (7)$$

则 $x(t)$ 的瞬时频率表达式为:

$$f'(f, b) = f + [i2\pi S(f, b)]^{-1} \frac{\partial(S(f, b))}{\partial b} \quad (8)$$

对于 $x(t) = A \cos(2\pi f_0 t)$, $f'(f, b) = f_0$,根据同步挤压小波变换,将在中心频率 f_c 附近区域 $[f_c - 0.5\Delta f_c, f_c + 0.5\Delta f_c]$ 内的频谱叠加到中心频率 f_c 上,以提高分辨率。因此,定义 SSST 为:

$$SSST(f_c, b) = (\Delta f_c)^{-1} \times \sum_{f_k: |f_c(f_k, b) - f_c| \leq \Delta f_c / 2} |S(f, b)| f_k \Delta f_k \quad (9)$$

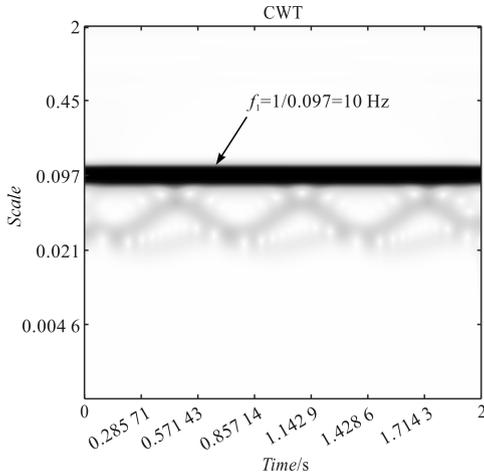
式中: f_k —S 变换的离散频率; f_c —挤压区间的中心频率; Δf_c —挤压区间的带宽,间隔 $\Delta f_k = f_k - f_{k-1}$, $\Delta f_c = f_c - f_{c-1}$ 。

为验证 SSST 的效果,笔者进行仿真信号分析。设模拟信号为:

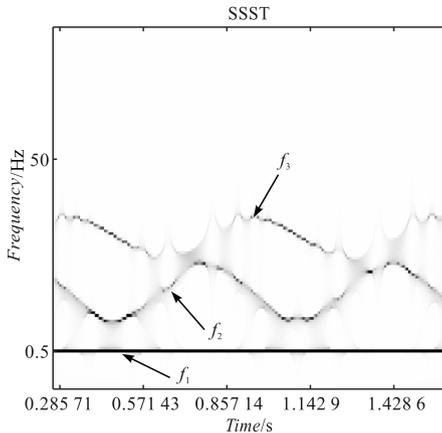
$$\begin{cases} f(t) = f_1(t) + f_2(t) + f_3(t) \\ f_1(t) = \cos(20\pi t) \\ f_2(t) = 0.42\cos[50\pi t - 5\cos(10t)] \\ f_3(t) = 0.21\cos[80\pi t - 3\sin(10t)] \end{cases} \quad (10)$$

式中:信号 $f(t)$ —由 3 个分量叠加而成; $f_1(t)$ —频率不变的余弦信号; $f_2(t)$ —余弦调频信号; $f_3(t)$ —弱余弦调频信号。

采样时间 2 s,采样间隔 2 ms。仿真信号 CWT 变换和 SSST 变换时频谱如图 1 所示。



(a) 仿真信号 CWT 变换时频谱



(b) 仿真信号 SSST 变换时频谱

图 1 CWT 时频图和 SSST 时频谱

由图 1 可知:CWT 变换时频谱模糊严重,分辨率低,能量发散现象严重,在真实瞬时频率附近存在伪频率成分;而 SSST 通过“挤压”使能量回到真实频率上,很大程度提高了信号的时频分辨率。

2 深度残差网络(DRN)

2.1 CNN

卷积神经网络 CNN 由输入层、交替连接的卷积层和池化层、全连接层及输出层组成。

卷积层由输入层的特征图与卷积核进行卷积运算

构成,后经激活函数得到该层特征图,每一个卷积核对应一个特征图,使用的激活函数为线性整流函数(rectified linear unit, ReLU)。卷积层得到的特征进行抽样形成池化层,以降低维度,减小计算复杂度。其中,把输入的特征图像分割成不重叠的矩形区域,并做相应运算,这样的降采样方式叫做池化。池化有最大池化和均值池化等。将经卷积与池化操作后得到的所有特征图的每个像素依次展开,排成一列构成特征向量,特征向量与输出层全连接,构成全连接层。输出层选用 Softmax 分类器,用于处理多分类问题。CNN 网络的训练类似于传统的人工神经网络(back propagation neural network, BPNN),采用 BP 算法将误差逐层反向传播,用梯度随机下降法(stochastic gradient descent, SGD)调整网络的各个参数。

2.2 DRN 构建

增加卷积神经网络深度在一定条件下能够提升结果的准确度,但是随着层数的加深,CNN 会产生过拟合、梯度爆炸或梯度消失等问题,网络深度较浅。当加入正则项时,虽然网络可以更深并且收敛,但网络精度却趋于饱和,并且无法通过增加网络层数来获得更好的训练效果,而 He 等提出的深度残差网络 DRN 可使网络深度进一步提高,学习效果大为改进。

本文设计的 DRN 网络输入层为像素 64×64 的图像,与尺寸为 $k_1 \times k_1$ 的卷积核分别进行卷积。涉及到的卷积核大小均为 3×3 ,得到 $(64 - k_1 + 1) \times (64 - k_1 + 1)$ 的特征映射图,构成卷积层。输入时频图片首先经过 3×3 的卷积核进行卷积,步长为 1,抽取的特征数是 3 844。在本文中所有卷积操作步长默认是 1,最大池化层默认步长是 2。如果输出的特征大小相同,“短路”连接就直接将输入作为输出;如果输出的特征大小不同,则使用零填充空缺的维度,将卷积层最后输出转换为类别的全连接网络。最后通过 Softmax 分类器输出结果。

在上述 DRN 结构中,每个卷积运算之后激活函数之前使用批归一化方法,该方法使得卷积提取后特征均值为 0,方差为 1,可以获得较大的学习速率,而且可以省去 Dropout 层,且不会增加过拟合。池化层选用最大池化层。本文提出的模型在每个卷积层和池化层之后进行批归一化操作。

在第 5 个残差模块之后,笔者将所有特征层张成列向量,输入全连接层,最后一层是故障分类的类别向量。上述 DRN 网络使用 SGD 来训练网络,代价函数选择为交叉熵函数,学习率设置为 1×10^{-4} ,最大训练迭代次数 200 次。除了最后一层使用 Softmax 以外,其

余每个卷积层和全连接层之后都采用 ReLU 作为激活函数。

3 基于 SSST 和 DRN 的故障诊断

DRN 网络的输入样本应尽可能包含压裂车动力系统的故障特征,而时间-频率图则包含了丰富的故障信息。因此,本文将压裂车故障信号按文献[11]的方法先进行自适应 Morlet 小波降噪,再将降噪后的振动信号进行 SSST 变换,从而得到 SSST 时频图,然后将时频图像经过灰度化和归一化处理,作为 DRN 网络的输入。

时频图像经 DRN 网络的卷积、池化和“短路”等特征提取操作,其大小已得到压缩,最后将提取的特征图按像素排成一列组成特征向量,经全连接层处理后得到诊断输出。

基于 SSST 和 DRN 的故障诊断流程如图 2 所示。

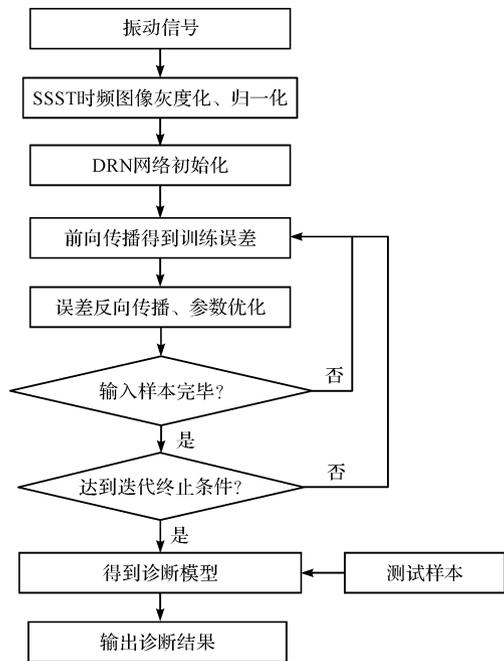


图 2 故障诊断流程图

4 实验测试

4.1 信号的采集与分析

本文对 2 000 型压裂车动力系统对信号采集和初步分析。根据压裂车动力系统机体结构和振动特点,确定实验测点位置,如图 3 所示。

图 3 中,共布置了 12 个测点(通道),其中 1-2 测点分别测量动力输入端径向和轴向振动信号,3、5、7、9、11 和 4、6、8、10、12 测点分别测量压裂车活塞杆处轴向和径向振动信号,基本可覆盖到动力系统的振动

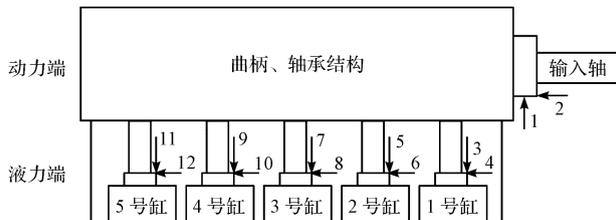


图 3 测点分布图

情况。测试采用 MDR-80 移动数据记录系统(16 通道),实验设置采样频率 12 kHz,采集传感器为压电式加速度传感器。

在发动机转速为 1 600 r/min,约 40 MPa 情况下,本研究共进行了 4 种工况下的信号采集,分别为:(1)无故障;(2)3 号缸弹簧轻微损坏;(3)3 号缸弹簧断裂;(4)3 号缸连杆大小头瓦磨损。限于篇幅,本文只列出第 3 工况中设置的故障情况,该故障是将 3 号缸中的弹簧去掉,模拟弹簧失效。由布置在 3 号缸的测点 7 采集到的故障信号波形图如图 4 所示。

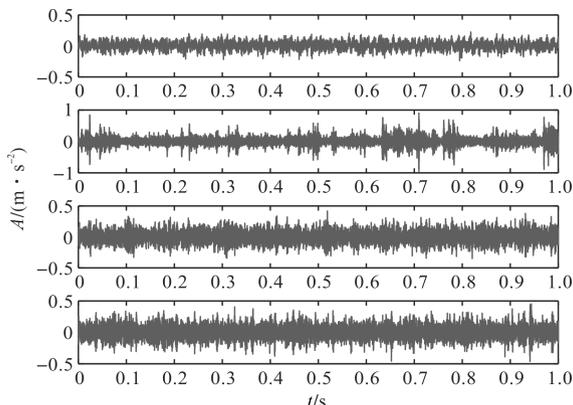


图 4 故障信号波形图

图 4 中,信号中含有明显的外界噪声,信噪比较低。分析后发现还有复杂的外界干扰信号,可能有来自前置发动机端,也可能有来自风扇端等。不同故障的时域波形存在一定的区别,实际上有些状态的信号波形很相近,难以区分。因此,单独依靠信号的时域波形或频域波形进行状态识别是不可靠的。

下面对工况 3 信号分别进行 SSST 和 CWT 这两种时频分析,其时频图如图 5 所示。

压裂车发生故障时,故障特征频率不明显。由压裂车发动机转速 1 600 r/min 推算压裂车总体故障频率范围在 20 Hz ~ 700 Hz 之间,发生弹簧断裂故障时,特征频率约为 300 Hz。

由图 5 可以看出:(1)故障特征谱线清晰,故障特征在 300 Hz 附近频带能量更为集中,模态混叠现象明显减轻,且端点效应也得到一定的抑制;(2)其频率成分非常复杂,与故障状态相对应的状态特征频率没有

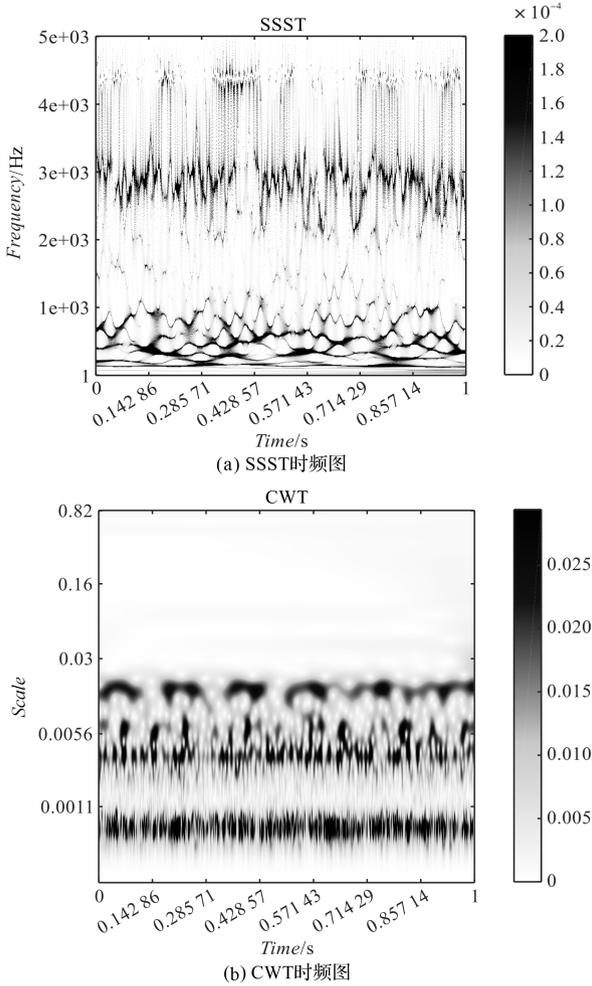


图 5 SSST 时频图和 CWT 时频图

分离出来。

由于各类故障根据类型和程度的不同,所得到的时频图不同,难以凭经验区分各类故障。因此,可将 DRN 网络用于时频图的识别。

4.2 测试过程

在压裂车发动机转速为 1 600 r/min,约 40 MPa 压力情况下,本研究对采集得到的各工况数据集中的信号进行 SSST 变换,生成时频图,将时频图进行灰度化、归一化和降维处理。设定压缩后的时频图大小为 28 × 28,选取其中的 200 × 12 个样本作为训练样本,50 × 12 个样本作为测试样本。故障样本及标签如表 1 所示。

表 1 故障样本及标签

信号类型	训练样本	测试样本	样本标签
工况一	200 × 12	50 × 12	[1 0 0 0] ^T
工况二	200 × 12	50 × 12	[0 1 0 0] ^T
工况三	200 × 12	50 × 12	[0 0 1 0] ^T
工况四	200 × 12	50 × 12	[0 0 0 1] ^T

根据 DRN 网络结构,本文采用训练样本对网络进行训练。网络在训练集的正确分类率和测试集的正确率如图 6 所示。

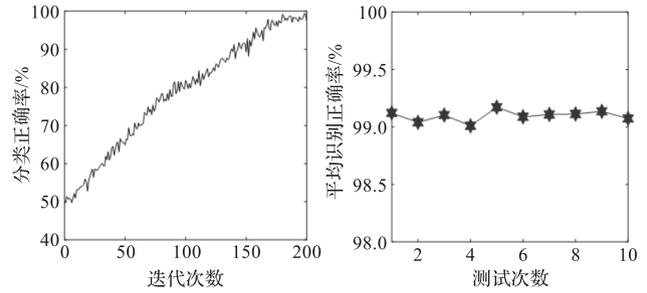


图 6 正确分类率

由图 6 可见,迭代 200 次左右后,训练集分类正确率维持在 99.1% 以上,显示出很好的分类效果。

网络的深度对于故障识别的结果有一定影响,加深网络深度后,训练难度加大,由于梯度消失而导致传统的深度网络的网络深度值在达到某个值后性能反而随着层数的增加而下降,有必要研究网络深度对 DRN 的影响。

本文构建 3 个残差网络,分别使用 3、5、7 个残差模块,一个残差模块主径包括 3 个卷积层,加上初始的卷积层和全连接层,3 个残差网络分别有 13、19、25 层,分别命名为 DRN-13、DRN-19、DRN-25。

不同深度下 DRN 的性能对比图如图 7 所示。

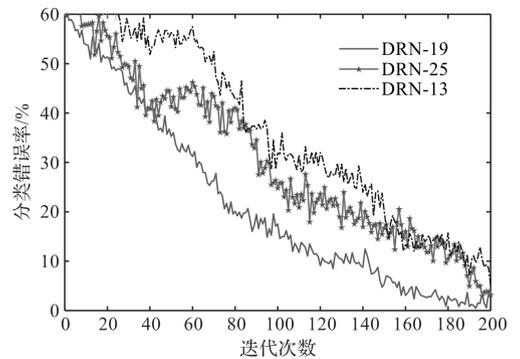


图 7 3 种网络的错误率

图 7 中,展示了 3 个深度残差网络在数据集上错误率随迭代次数的变化。可见,在一定的训练样本下,残差网络太深会造成网络的过拟合;本文设置的带有 5 个残差模块的残差网络表现最好。

其与 EEMD-DRN、EEMD-CNN 和 CWT-CNN 方法诊断对比结果如表 2 所示。

表 2 不同方法诊断对比

故障分析方法	EEMD-	EEMD-	CWT-	SSST-
	DRN	CNN	CNN	DRN
工况一识别率/(%)	90.23	88.23	84.12	99.26
工况二识别率/(%)	87.43	90.21	87.43	98.96
工况三识别率/(%)	92.34	89.11	92.34	98.95
工况四识别率/(%)	87.43	80.54	89.43	98.36
平均识别率/(%)	89.77	87.02	88.33	99.36

由表 2 可知:改进 SSST 结合了 CWT 和 EMD 的优点,使得时频分辨率更高,且 DRN 网络比 CNN 网络更能提取故障信号更深层的故障特征,DRN 能通过更深层网络自适应的提取更加精确的特征表达,不需要人工提取特征,从而实现高效的压裂车动力系统故障诊断,其诊断精确率可达 99% 以上。但是 DRN 训练时间较其他方法长,网络结构优化及在线诊断还需要进行深入研究。

5 结束语

本研究提出了一种基于同步挤压 S 变换 SSST 和深度残差网络 DRN 的压裂车动力系统故障诊断方法,利用 SSST 结合 CWT 和 EMD 的优点和 DRN 的能力,克服了传统方法中特征分析和优化提取的难题。

本研究建立的基于 DRN 的分类识别模型,诊断准确度高,但是局限于已知故障类型数据的分类识别,对于新的故障,模型没有识别能力,且网络参数的选择影响着特征提取和故障识别的精度,目前还需要根据经验选取;而且网络训练过程相对耗时,这是在下一步的研究工作中需要解决的问题。

参考文献 (References):

[1] 闫 志. 2000 型压裂车动力端故障分析与日常维保[J]. 石化技术,2015,22(4):109-110.
 [2] 王 川,谢真强,王国荣,等. 压裂车作业过程耦合振动仿真分析[J]. 系统仿真学报,2016,28(7):1586-1592.

[3] 张俊玲,陈志刚,杜小磊,等. 基于局部均值分解样本熵与支持向量机的 2000 型压裂车液力端故障诊断[J]. 计算机应用,2018,38(S2):55-57,62.
 [4] DAUBECHIES I, LU J F, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011,30(2):243-261.
 [5] 黄忠来,张建中. 同步挤压 S 变换[J]. 中国科学:信息科学,2016,46(5):643-650.
 [6] KABANI A W, EL-SAKKA M R. Object detection and localization using deep convolutional networks with softmax activation and multi-class log loss[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2016,9730(1):358-366.
 [7] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012,25(2):1-9.
 [8] 曾雪琼,黎杰. 基于卷积神经网络的时频图像识别研究[J]. 机械与电子,2016,34(5):25-29.
 [9] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition 2016. Las Vegas: IEEE, 2016:770-778.
 [10] 陆永帅,李元祥,刘波,等. 基于深度残差网络的高光谱遥感数据霾监测[J]. 光学学报,2017,37(11):314-324.
 [11] 祝小彦,王永杰,张钰淇,等. 基于自适应最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(5):1021-1029.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

许 旭,陈志刚,杜小磊,等. 基于同步挤压 S 变换和 DRN 的压裂车故障诊断研究[J]. 机电工程,2019,36(12):1325-1330.

XU Xu, CHEN Zhi-gang, DU Xiao-lei, et al. Fault diagnosis of fracturing truck based on SSST and DRN[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019,36(12):1325-1330.
 《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>