

文章编号: 2095-2163(2022)09-0179-05

中图分类号: TP281.1

文献标志码: A

分布式光纤传感信号高识别率技术研究

张毅, 徐方辰, 戴丽娟, 奚扬

(国家石油天然气管网集团有限公司西气东输分公司, 上海 200126)

摘要: 为提高基于相敏光时域反射计的分布式光纤声传感系统对振动信号的识别速度与识别准确率, 本文提出使用端点检测对光纤传感振动信号进行预识别的方法。该方式首先使用小波阈值折衷去噪对振动信号进行去噪处理, 然后使用基于短时能量与短时过零率的端点检测方式对采集到的振动信号进行检测, 如果检测到振动信号中存在有振动, 则使用 Resnet18 网络对振动类型进行进一步的识别; 若未检出振动信号, 则将振动信号判定为噪音, 不再进行进一步的检测。实验证明该方法能有效降低分布式光纤声传感系统对振动信号的识别时间, 并且通过使用 Resnet18 网络对一维振动信号进行识别提高了对振动信号的识别准确率, 对噪音信号的识别时间降低为 3.5 ms, 对振动信号的平均识别准确率达到 96.3%。

关键词: 分布式光纤声传感系统; 端点检测; 小波去噪; 神经网络

Research on high recognition rate technology of distributed optical fiber sensing signal

ZHANG Yi, XU Fangchen, DAI Lijuan, XI Yang

(West-East Gas Transmission Branch of National Oil and Natural Gas Pipeline Network Group Co., Ltd., Shanghai 200126, China)

【Abstract】 In order to improve the recognition speed and recognition accuracy of the vibration signal of the distributed optical fiber acoustic sensing system based on the phase sensitive optical time domain reflectometer, a method of pre-recognition of the optical fiber sensing vibration signal using endpoint detection is proposed. The method first uses wavelet threshold compromise denoising to denoise the vibration signal, and then detects the collected vibration signal using endpoint detection based on short-time energy and short-time excess zero rate. If vibration is detected in the vibration signal, the vibration type is further identified using the Resnet18 network; if there is no vibration signal detected, the vibration signal is judged as noise and no further detection is performed. The experiment proves that this method can effectively reduce the recognition time of vibration signals by distributed optical fiber acoustic sensing system, and the recognition accuracy of vibration signals is improved by using Resnet18 network to recognize one-dimensional vibration signals. Therefore, the recognition time of noise signals is reduced to 3.5 ms, and the average recognition accuracy of vibration signals reaches 96.3%.

【Key words】 distributed optical fiber acoustic sensing system; endpoint detection; wavelet domain denoising; Neural Networks

0 引言

分布式光纤声传感系统(DAS)具有分布式检测、检测距离长、抗电磁干扰等优点,在周界安防、轨道入侵、油气管道检测^[1-4]等诸多领域被广泛应用。使用传统的机器学习算法识别振动信号的主要优点在于需要的数据量较小,识别时间较短,但缺点是难于找到能很好表达振动信号的特征参数,对特征参数的设计需用到非常专业的知识和经验,如果特征参数设计不合理,最终得出识别模型的识别效果可能很差。常用的传统机器学习模型主要有:支持向量机(SVM)^[5]、随机森林树^[6]、极值梯度下降(XGBOOST)^[7]等。随着神经网络的研究深入以及

在图像识别领域^[8]取得的可观应用成果,使用神经网络来对 DAS 中振动信号进行识别的研究项目也已陆续涌现,其优点在于不需要设计特定的特征参数,神经网络会自动提取出振动信号中的特征参数,但缺点是神经网络的训练需要巨量的数据,而且相较于传统的机器学习算法识别时间也要更长一些。常用的神经网络结构有:多尺度卷积神经网络^[9]、深度神经网络^[10]、二维卷积神经网络^[11]等。考虑到传统机器学习算法很难设计识别的特征参数,所以目前大多数的研究主要集中在神经网络对振动信号的识别上。

由于神经网络对振动信号的识别过程较为耗时,为了提高模型对振动信号识别的实时性,则提出

作者简介: 张毅(1982-),男,学士,工程师,主要研究方向:通信工程、安防、光纤预警;徐方辰(1985-),男,学士,工程师,主要研究方向:通信工程、安防、光纤预警;戴丽娟(1984-),女,学士,工程师,主要研究方向:通信工程、安防、光纤预警;奚扬(1985-),男,学士,工程师,主要研究方向:通信工程、安防、光纤预警。

收稿日期: 2022-03-06

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创见与应用

了使用基于短时能量与短时过零率的端点检测 (SE_ZCR_VAD) 方法对振动信号进行预识别。在对采集的振动信号进行去噪处理后, 首先使用 SE_ZCR_VAD 对采集的信号进行识别, 如果 SE_ZCR_VAD 检测出信号中不存在振动信号, 直接将信号输出为噪音; 若存在振动, 则将该振动信号送入一维的 Resnet18 神经网络识别模型中进行识别, 从而得出最终的振动类型。由于在实际应用中, 大部分信号为噪音, 因此仅有少部分信号需要使用神经网络识别模型进行识别, 所以该方式能有效降低识别时间。经过实验证明, 该方式将噪音的识别时间降低到了 3.5 ms, 对振动信号的平均识别准确率达到 96.3%。

1 识别原理

1.1 分布式光纤传感系统

基于相敏光时域反射计 (φ -OTDR)^[12] 的 DAS 的系统结构如图 1 所示。该系统使用超窄线宽激光器 (DFB-LD) 作为系统的能源, 激光器发出连续光通过声光调制器调制为脉冲光, 为了提高系统的测量距离与检测精度, 使用掺铒光纤放大器 (EDFA) 对脉冲光进行放大, 由于掺铒光纤放大器会引入自发辐射噪音 (ASE), 因此使用带通滤波器 (BFP) 对放大后的脉冲光进行滤波操作, 滤除 ASE 噪音后, 脉冲光通过光环形器 (OC) 进入传感光纤, 并且在传感光纤中返回后向瑞利散射光 (BRS)。BRS 通过 OC 进入到 EDFA 进行放大, 放大后经过 BFP 进行滤波, 然后被光电探测器 (PD) 检测, 将光信号转为电信号, 使用 DAQ 信号采集模块对电信号进行采样并送入处理器模块进行处理。

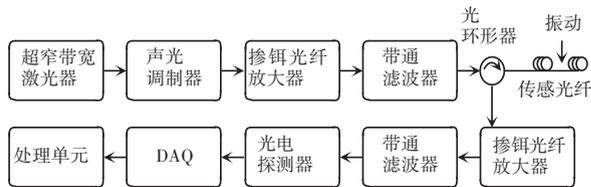


图 1 φ -OTDR 结构图

Fig. 1 Structure diagram of φ -OTDR

1.2 识别系统结构

基于 SE_ZCR_VAD 的识别系统主要包含信号采集模块、去噪模块、端点检测模块和识别模块。信号采集模块由 φ -OTDR 系统组成, 采集信号传入电脑内进行存储。识别系统的结构如图 2 所示。

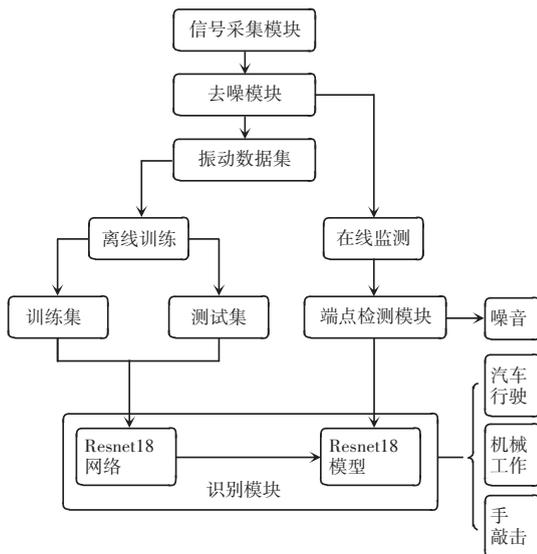


图 2 识别系统的结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the structure of the recognition system

1.2.1 去噪模块

对振动信号进行去噪操作, 可以有效提高信号的信噪比, 能明显改善后续对振动信号的识别效果。为了最大程度降低信号中的噪音, 选择使用小波阈值折衷去噪^[13]对振动信号进行去噪处理。

使用小波阈值折衷去噪首先需要对振动信号进行小波变换, 小波变换可以表达为:

$$W(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * \Psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) dt \quad (1)$$

其中, α 为尺度因子; τ 为平移量; ψ 为母波函数。

通过设置合适的 α 与 τ 可以同时得到较好时间分辨率与频率分辨率。本文对信号进行变换得到小波分解系数, 并且设置相应的阈值对小波系数进行筛选。常用的阈值有硬阈值、软阈值、折衷阈值。其表达式分别如下:

$$\overline{WH} = \begin{cases} W_{j,k} & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\overline{WS}_{j,k} = \begin{cases} Y(|W_{j,k}| - \lambda) & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$Y = \text{sgn}(W_{j,k})$$

$$\overline{WC}_{j,k} = \begin{cases} 0 & |W_{j,k}| < \lambda \\ Y(|W_{j,k}| - \alpha\lambda) & |W_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (4)$$

$$Y = \text{sgn}(W_{j,k})$$

这里, 式(2)为硬阈值, 式(3)为软阈值, 式(4)为软硬折衷阈值。由于软硬折衷阈值同时具有硬阈值与软阈值的优点, 因此选择使用软硬折衷阈值作为最终的阈值选择。对分解后的小波系数进行阈值

筛选后,就可以将保留下的小波系数进行重构,从而得到去噪信号。

1.2.2 端点检测模块

端点检测模块的主要作用为检测采集信号中是否存在振动,对不存在振动的信号直接判定为噪音进行输出;对存在振动的信号则送入识别模块进行识别。由于在实际应用中噪音占绝大多数、并且不需要施以训练,因此使用端点检测对噪音信号进行直接检测能有效提升识别速度。

端点检测模块首先需要对振动信号进行端点检测,将信号中的振动位置检测出来,端点检测的特征量选择为短时能量与短时过零率^[14]。短时能量(SE)与短时过零率(ZCR)的数学公式分别见如下:

$$SE_n = \sum_{-\infty}^{\infty} x^2(n)\omega(n) \quad (5)$$

$$ZCR_n = \frac{1}{2} | \operatorname{sgn}[x(n)] - \operatorname{sgn}[x(n-1)] | * \omega(n) \quad (6)$$

$$\operatorname{sgn}[x(n)] = \begin{cases} 1 & x(n) \geq 0 \\ -1 & x(n) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\omega(n)$ 为窗函数。

由于端点检测可能会被系统中毛刺或者噪音影响而出现检测出错的情况,所以还需要对检测出的振动片段进行分析,检测振动片段的有效性。具体算法步骤为:

(1)检测信号中是否存在振动,若不存在振动,直接将该信号输出为噪音,若存在振动继续执行算法。

(2)对一个振动信号中的所有振动片段长度、短时能量进行计算,并且保留所有振动片段长度与短时能量信息。

(3)得出一个信号中振动片段长度的最大值,将该最大值与长度阈值进行比较,若最大长度小于长度阈值,将该信号输出为噪音;得出一个信号中短时能量的最大值,并且将该最值与短时能量阈值进行比较,若小于短时能量阈值将该信号输出为噪音。

1.2.3 识别模块

对振动信号的识别主要需要使用 Resnet18 网络^[15]对一维振动信号进行识别。识别模块主要包含离线训练部分与在线检测部分。其中,离线训练主要是依靠采集得到的数据集对 Resnet18 网络进行训练,在线检测部分是使用训练好的模型对采集的振动信号进行实时的检测。

2 实验验证与结果分析

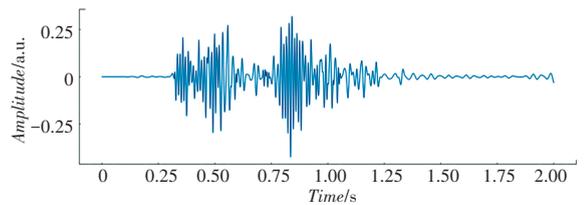
本次实验采用的基于 φ -OTDR 的 DAS 所使用的 DFB-LD 的线宽为 3 KHz,输出功率为 10 mW,声光调制器的带宽为 100 MHz,EDFA 的放大增益为 27 dB,PD 带宽为 200 MHz,DAQ 的采样速率为 200 MHz/s。识别的振动类型为汽车在路面行驶的振动、施工机械作业的振动、手敲击光纤的振动、噪音。采集的振动数据数量见表 1。

使用小波阈值折衷去噪的去噪结果如图 3 所示。图 3(a)为去噪后的振动信号,图 3(b)为未去噪的振动信号,对比两图可以看出使用小波软硬阈值折衷去噪能将振动信号中的噪音有效去除。小波软硬阈值折衷去噪的分解层数设置为 5,母波函数选择为“sym8”。

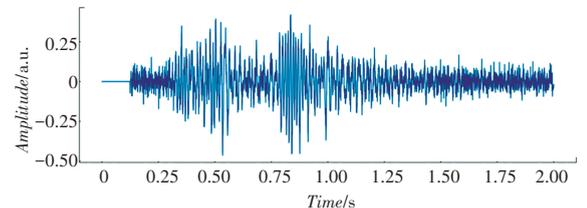
表 1 振动数据数量

Tab. 1 Number of vibration data

振动类型	采集数量
汽车行驶	500
机械作业	500
手敲击光缆	500
噪音	500



(a) 去噪后信号



(b) 未去噪信号

图 3 振动信号

Fig. 3 Vibration signals

通过将 4 种振动数据进行混合,每种数据选择 200 个,共 800 个振动样本。将 800 个振动样本随机打乱后,再输入到端点检测模块进行噪音检测,检测结果见表 2。从表 2 中可以看出振动信号的识别准确率为 94.6%,对噪音信号的误检率为 5.4%。800 个样本的总识别时间为 2.8 s,一个样本的识别时间为 3.5 ms。端点检测中长度阈值设置为 180,短时能量阈值设置为 0.53。

表2 端点检测识别结果

Tab. 2 Endpoints detection identification results

识别类型	检测数量
噪音数量	232
振动数量	568

考虑到噪音信号由端点检测模块进行识别,因此在振动识别模块中,不再设置对噪音信号的检测,振动信号识别模块仅对3种振动信号进行识别。每种振动信号采集500个样本,将振动信号进行随机混合后按照7:3的划分比例将振动数据分割为训练集与测试集。将划分好的训练集使用去噪算法进行去噪处理后加载到Resnet18网络上进行训练,模型训练完成后使用测试集进行测试验证。对测试集进行验证得到的混淆矩阵如图4所示。Resnet18网络使用的损失函数为交叉熵损失函数,一维卷积层中使用的激活函数为Relu,分类器使用全连接神经网络,激活函数为Softmax。

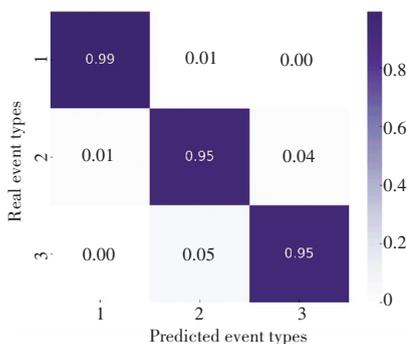


图4 测试集混淆矩阵

Fig. 4 Test set confusion matrix

从图4中可以看出,Resnet18模型对3种振动事件的识别准确率较高,其平均识别准确率达到96.3%。每个样本的识别时间为3.5ms。通过混淆矩阵分别计算模型的召回率、精度、 F_1 参数。测试集的性能参数见表3。从表3中可以看出,使用Resnet18网络模型对振动信号的识别性能较好,召回率、精度、 F_1 的值都能达到96%。

表3 性能参数

Tab. 3 Performance parameters

参数	结果
召回率	0.96
精度	0.96
F_1	0.96

在训练好Resnet18网络模型后,就可以直接将采集的信号送入监测系统中进行实时的监测。检测中,噪音信号由端点检测模块进行识别,其余振动信

号由Resnet18网络进行识别。通过在线系统对800组样本信号进行检测后得出的结果见表4。

表4 在线监测识别结果

Tab. 4 Online monitoring and identification results

振动类型	识别准确率/%	识别时间/ms
汽车行驶	98.0	300.0
机械作业	94.3	300.0
手敲击光缆	94.6	300.0
噪音	100.0	3.5

3 结束语

通过使用基于端点检测的方式对噪音信号进行识别,能有效提升系统对采集信号的识别速度。论文提出方式对噪音信号的识别时间仅需要3.5ms,对噪音的识别准确率达到100%,且对振动信号的误检率仅为5.4%,通过使用Resnet18网络对振动信号的平均识别准确率达到96.3%。

参考文献

- [1] LI W, ZENG Z, QU H, et al. A novel fiber intrusion signal recognition method for ofps based on SCN with dropout [J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(20): 5221-5230.
- [2] LYU C, JIANG J, HUO Z. Open-set events identification based on deep metric-learning for DMZI perimeter system [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(22): 13620-13628.
- [3] LI Z, ZHANG J, WANG M, et al. Fiber distributed acoustic sensing using convolutional long short-term memory network; a field test on high-speed railway intrusion detection [J]. Optics express, 2020, 28(3): 2925-2938.
- [4] FOUADAB M T, HAN Dezhi, AN Bowen, et al. Events detection and recognition by the fiber vibration system based on power spectrum estimation [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(11): 1687814018808679.
- [5] WANG Xin, LIU Yong, LIANG Sheng, et al. Event identification based on random forest classifier for Φ -OTDR fiber-optic distributed disturbance sensor [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 319-325.
- [6] WANG Zhandong, LOU Shuqin, LIANG Sheng, et al. Multi-class disturbance events recognition based on EMD and XGBoost in φ -OTDR [J]. IEEE Access, 2020, 8: 63551-63558.
- [7] SU Liang, ZHANG Jingquan, HUANG Xin, et al. Automatic operational modal analysis of structures based on image recognition of stabilization diagrams with uncertainty quantification [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2021, 32(1): 335-357.
- [8] 吴俊,管鲁阳,鲍明,等.基于多尺度一维卷积神经网络的光纤振动事件识别[J].光电工程,2019,46(05):79-86.
- [9] 周子纯,刘琨,江俊峰,等.基于卷积长短期记忆全连接深度神经网络的光纤振动传感事件识别[J].光学学报,2021,41(13): 159-167.