基于声发射的缆索断丝识别及定位的研究

周文茜

2019年6月

中图分类号：

UDC分类号：

基于声发射的缆索断丝识别及定位的研究

作 者 姓 名 周文茜

学 院 名 称 自动化学院

指 导 教 师 王涛副研究员

答辩委员会主席 王军政教授

申 请 学 位 工学硕士

学 科 专 业 控制科学与工程

学位授予单位 北京理工大学

论文答辩日期 2019年6月

**Study of the identification and location of cable breakage based on acoustic emission**

Candidate Name： Wenqian Zhou

School or Department: School of Automation

Faculty Mentor: Associate Prof. Tao Wang

Chair, Thesis Committee： Prof. Junzheng Wang

Degree Applied: Master of Philosophy

Major： Control and Engineering

Degree by: Beijing Institute of Technology

The Date of Defence： June，2019

基于声发射的缆索断丝及定位的研究 北京理工大学

**研究成果声明**

本人郑重声明：所提交的学位论文是我本人在指导教师的指导下进行的研究工作获得的研究成果。尽我所知，文中除特别标注和致谢的地方外，学位论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京理工大学或其它教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的合作者对此研究工作所做的任何贡献均已在学位论文中作了明确的说明并表示了谢意。

特此申明。

签 名： 日期：

**关于学位论文使用权的说明**

本人完全了解北京理工大学有关保管、使用学位论文的规定，其中包括：①学校有权保管、并向有关部门送交学位论文的原件与复印件；②学校可以采用影印、缩印或其它复制手段复制并保存学位论文；③学校可允许学位论文被查阅或借阅；④学校可以学术交流为目的,复制赠送和交换学位论文；⑤学校可以公布学位论文的全部或部分内容（保密学位论文在解密后遵守此规定）。

签 名： 日期：

导师签名： 日期：

**摘要**

随

**关键词**：声发射传感器；

**Abstract**

With

**Key Words**:  acoustic emission sensors ;

目录

[第1章 绪论 1](#_Toc5261786)

[**1.1 选题背景和意义** 1](#_Toc5261787)

[**1.2 缆索检测的研究概况** 1](#_Toc5261788)

[**1.3 声发射的研究概况** 2](#_Toc5261789)

[**1.3.1 声发射检测的研究现状** 2](#_Toc5261790)

[**1.3.2 基于声发射的损伤识别算法的研究现状** 4](#_Toc5261791)

[**1.3.3 基于声发射的损伤定位算法的研究现状** 5](#_Toc5261792)

[**1.4 本课题的研究意义及主要内容** 6](#_Toc5261793)

[**1.4.1 本课题的研究意义** 6](#_Toc5261794)

[**1.4.2 本课题的主要研究内容** 7](#_Toc5261795)

[第2章 声发射信号预处理 8](#_Toc5261796)

[**2.1 声发射传感器的工作原理** 8](#_Toc5261797)

[**2.2 声发射信号的特性** 8](#_Toc5261798)

[声发射信号主要分为突发型和连续型，如果信号由区别于背景噪声的脉冲组成，且在时间上可以分开，则成为突发型；如果信号的单个脉冲不可分辨，则称为连续型，事实上，连续型声发射信号也是由大量突发型声发射信号叠加而成的[42]。对于突发型声发射信号，由于能量释放的瞬态性，该信号属于典型的时变信号[43]。 8](#_Toc5261799)

[**2.3 声发射信号的时频分析** 8](#_Toc5261800)

[**2.3.1 常用的时频分析方法** 8](#_Toc5261801)

[**2.3.2 连续小波变换** 9](#_Toc5261802)

[第3章 断丝识别及定位算法研究 12](#_Toc5261803)

[**3.2 识别算法研究** 12](#_Toc5261804)

[**3.1.1 数据输入** 12](#_Toc5261805)

[**3.1.2 自动编码器** 13](#_Toc5261806)

[第4章 声发射全波形采集系统设计 14](#_Toc5261807)

[**4.1 硬件设计** 14](#_Toc5261808)

[**4.1.1 传感器供电电路** 14](#_Toc5261809)

[**4.1.2 信号处理电路** 15](#_Toc5261810)

[**4.1.3 模数转换器** 18](#_Toc5261811)

[**4.1.4 PCIe通讯接口** 19](#_Toc5261812)

[**4.2 软件设计** 20](#_Toc5261813)

[**4.2.1 FPGA程序设计** 21](#_Toc5261814)

[**4.2.2 工控机程序设计** 23](#_Toc5261815)

[第5章 实验结果及分析 28](#_Toc5261816)

[**5.1 实验装置** 28](#_Toc5261817)

[**5.1.1 实物展示** 28](#_Toc5261818)

[总结与展望 29](#_Toc5261819)

**第1章 绪论**

**1.1 选题背景和意义**

随着中国经济、科技 、交通的快速发展，全国各地越来越多的桥梁投入建设与使用。桥梁作为各种道路系统中的关键节点，其功能为跨越各种障碍，在交通运输中发挥了重要的作用。目前，我国桥梁建设正逐渐与国际接轨，桥梁跨径不断增大，桥型不断丰富，结构趋于轻量化，且越来越重视桥梁的美观性。

按照桥梁主要承重结构的受力体系可以将桥梁分类为梁式桥、拱式桥、刚架桥、悬索桥、和斜拉桥。其中，斜拉桥和悬索桥是目前大跨度桥梁可用的两种桥型。由于悬索桥需要昂贵的锚碇，除非具有良好的地质条件，一般是斜拉桥占优势[1]。斜拉桥具有跨越能力大，桥下净空大，梁身高度小，施工方便、桥型美观等优点，中国至今已建成各种类型的斜拉桥100多座[2]，在需要跨江、跨海、跨峡谷等的场合下，斜拉桥的身影随处可见。

由于桥梁结构在建造和使用的过程中可能会长期受到各种不利的影响，如环境的侵蚀，载荷的作用，加上结构本身的自然老化，这些损伤不断累积，在极端条件下有可能会导致灾害性事故的发生。因此为了保证桥梁结构的稳定、避免事故的发生，对桥梁结构建立有效的安全监测体系是十分必要的。缆索作为斜拉桥的核心承力部件，其强度直接关联到桥梁的安全。缆索的强度主要受其断丝程度的影响，因此，实现对于缆索的断丝的有效监测，及时对强度不够的缆索进行更换，是确保斜拉索桥安全和可靠性的重要手段[3]。

**1.2 缆索检测的研究概况**

目前用于缆索的检测方法有人工目测法、定期更换法、以及各种无损检测方法[4]。

人工目测法是靠人工先观察索体表面护套，以表面的情况决定是否需要打开锚固区或在某些部位凿开护套，了解内部缆索的断丝情况。该方法的准确率和效率都很低，且需要工人进行高空作业，存在有安全隐患。

定期更换法则是不论缆索损伤与否，定期对全部缆索进行更换，该方法会对资源造成巨大浪费，且更换过程中将会影响桥梁的正常使用。

对于无损检测方法，目前主要使用的方法包括漏磁检测法、磁致伸缩检测法、射线检测法、还有声发射检测法等。

漏磁检测法是通过外施磁场将被测缆索轴向磁化，磁化后的缆索会在缺陷处出现漏磁场信号，利用磁敏元件获取该漏磁场信号，即可获得有关缆索局部缺陷的信息，然后通过适当的信号处理，以达到对缆索局部缺陷定量检测的目的[5][6]。

磁致伸缩检测法是将缆索置于激励线圈和接收线圈中心，向激励线圈施以经过功率放大的脉冲信号，在缆索中将产生瞬态磁场，根据磁致伸缩效应，缆索将产生弹性形变，从而发出应力波，应力波沿着缆索传播，当遇到结构边界和损伤时，应力波发生反射，被接收线圈所捕获，通过对接收线圈接收到的反射波信号进行分析，即可判断出缆索结构的损伤情况[7]。

射线检测法则是基于X射线数字成像技术，利用X射线数字探伤仪，沿缆索轴向等分采集多幅图像，使用图像处理算法实现了缺陷的识别和提取[8]。

声发射检测法则是通过采集并分析缆索在断丝时释放出的声波来进行损伤识别和定位的方法，是近些年来发展起来的一种新型无损检测技术，作为一种被动检测方法，它能够被动地接受来自缺陷的声波信号，用于桥梁拉索结构时，仅需布设少量的传感器就能够对整个拉索进行全面的检测[9]。

**1.3 声发射的研究概况**

**1.3.1 声发射检测的研究现状**

当材料的内部结构发生不可逆转的变化时，例如由于老化、温度变化或外部机械力而引起裂纹形成、裂纹扩展、材料断裂时，材料会快速释放能量产生瞬态弹性波（声波）[10]，这种现象叫做声发射。基于声发射现象对应力材料发出的弹性波进行监测，即可得到材料的损伤情况。

声发射检测的基本原理如图1所示。其中引起能量释放的区域称为声发射源，声发射源发射的弹性波会在材料内传播，弹性波的传播实质是质点运动，当传播到达材料表面时，会引起材料表面质点的位移运动，质点的运动再传递到传感器的接触面，就可以被声发射传感器所探测[11]。



图1. 声发射检测基本原理图

对于声发射的正式研究开始于20世纪中叶，1950年，德国学者Kaiser在实验室观察到多种金属在变形中均会出现声发射，且声发射具有不可逆性，即材料被重新加载期间，在应力值达到上次加载最大应力之前不产生声发射，这种效应被称为Kaiser效应[12]，Kaiser的研究标志着声发射技术研究的开端。后来，Felicity在研究复合材料的声发射现象时发现，复合材料在重新加载时，声发射的不可逆程度与材料的损伤程度有关，即材料被重新加载期间，应力值达到稍小于上次加载最大应力时也会产生声发射，这种效应被称为Felicity效应[13]。1960年左右，美国学者Schofield和Tatro发现在金属塑性形变过程中产生的声发射主要由大量位错的运动所引起[14]，Tatro首次提出声发射可以作为诊断工程材料的工具，并预言声发射在无损检测方面具有独特的潜在优势。

1965年，世界上第一台商业化的声发射检测仪正式由美国的Dunegan推出，从1965年到1983年，所开发出的声发射检测仪都是靠纯模拟技术实现，被称为第一代声发射检测仪。第二代声发射检测仪出现于1983至1994年，以美国PAC公司的SPARTAN-AT为代表，开始引入微处理器，并将声发射系统模块化，部分数字化[15]。第三代声发射检测仪是在1994至2003年，美国DW、美国PAC和德国Vallen将声发射采集仪全面数字化，声发射传感器接收到的信号经过放大器放大之后使用模数转换器转换为数字信号，然后用数字电路硬件提取特征参数。第四代声发射检测仪则是从2003年出现至今，美国PAC公司引入高速、高精度ADC和高速总线传输接口，除了特征参数外，还可以记录下全部的原始波形，为声发射数据分析方法的改进和提升创造了条件。

国内的声发射检测技术研究开始于1970年左右，处于我国断裂力学发展的高峰期，声发射检测技术被期望用于对裂纹开裂进行预报和定位[16]，中科院沈阳金属研究所、航天部621所、机械部合肥通用机械研究所、武汉大学等都对声发射技术进行了研究[17]。1980年开始，人们开始尝试采用声发射检测技术进行压力容器的检测，并先后从美国PAC公司和德国Vallen公司引进了声发射检测设备，在各地一些检测场合中取得了成功的应用实例。在国内的声发射检测仪器设备制造方面，目前的仪器设备生产商有声华兴业公司、鹏翔公司、科海恒生公司等，均能够自主制造出声发射传感器和基于PCIE/USB总线传输的声发射高速采集仪等，达到了世界先进水平。如今，声发射检测技术在我国的在很多行业和部门，例如机械、冶金、石化、化工、航空航天、船舶、铁道、建筑等，都得到了广泛的应用。

**1.3.2 基于声发射的损伤识别算法的研究现状**

早期的声发射损伤识别方法主要是基于特征参数分析法，其中的特征参数包括事件计数、振铃计数、幅度、能量、上升时间、持续时间等，一般通过硬件获取[18]。Dunegan H L．等发现了声发射的事件计数与金属材料中的应力强度因子之间的关系，提出可以用声发射事件计数来得到工程结构体的断裂程度[19]。Brindley B J.等研究了声发射信号的振铃计数原理，该参数可用于确定塑性形变情况下的塑性区大小和缺陷大小[20]。Curtis G J.发现可以通过检测声发射的能量分布来检测铝合金搭接接头的结合强度[21]。Dilipkumar D.等提出了使用声发射信号的幅度分布来识别出材料的断裂[22]。

由于单个参数对于声发射信号特征的反映能力比较局限，一些学者开始研究使用多个声发射参数共同反映声发射信号特征的方法。Shiwa M.等使用声发射信号中上升时间和持续时间这两个特征参数的比值来区分薄膜断裂的机制[23]。国内学者沈功阳等将声发射的计数、幅度、能量、时间等参数进行了特征映射，可以成功地识别出不同的声发射信号源[24]。李家林等使用BP-Hamming组合网将声发射的6种特征参数作为输入，实现了材料裂纹形成、扩展、断裂三个阶段的识别[25]。

从第四代声发射检测仪开始，出现了基于全波形分析法的损伤识别方法，包括模态分析法、频谱分析法等。模态分析法是基于牛顿力学对声发射信号进行建模，从而获得波形与声发射源之间的明确关系的一种方法[26]。该方法由Gorman M R.等在1991年提出，将裂纹扩展时的声发射信号波形分离为弯曲波和扩展波的叠加[27]。Mckenna S.等使用模态声发射法分析了碳纤维复合材料在拉伸和弯曲试验中获得的声发射波形，认为该方法可以用于获取材料损伤的类型、位置和方向[28]。国内学者邓艾东等对碰摩声发射信号中不同模态波的特征矢量所具有的概率密度函数进行了建模，将这些特征矢量进行了聚类，实现了转子碰摩声发射的识别[29]。

频谱分析法则是将声发射的时域波形信号转化为频域信号，用以反映声发射信号的特征。Mao Y.等对声发射波形信号进行了FFT，通过研究激光焊接过程中的声发射频谱的幅值波动性，实现了对焊接过程的检测[30]。Tian Y.等在局部放电的检测中，将局部放电产生的声发射信号进行了SDFT后作为输入量输入到BP神经网络中，较好的实现了局部放电现象的识别[31]。刘源等对铝平板超高速撞击的声发射信号进行了小波变换，使用小波能量分数作为损伤模式识别的特征参数，识别出了成坑和穿孔两种损伤模式[32]。

**1.3.3 基于声发射的损伤定位算法的研究现状**

声发射的损伤定位算法主要还是基于到达时间差算法来实现。通过在结构体的不同位置布置一系列传感器，同步采集各个传感器接收到的声发射信号，分析信号，获取声发射信号到达各个传感器的时间差后，由已知的声发射信号的传播速度以及各传感器的位置参数，即可计算出声发射源所在的位置。

由于声发射信号在传播过程中具有频散效应，即不同频率的信号传播速度不同，原始信号的传播速度无法统一表示，因此不能直接由原始信号的到达时间差来计算位置，需要对原始信号或到达时间差进行一定的处理，方能用于对声发射源的定位。

对到达时间差进行处理的研究有：顾海贝等使用原始信号的到达时间差作为神经网络的输入向量，利用了神经网络的非线性映射功能，实现了复合板材料的声发射源定位[33]。Sedlak P .等使用使用原始信号的到达布置在板状结构四角的传感器的时间差作为最小二乘支持向量机的输入，实现了板状结构中声发射源的有效定位[34]。

对原始信号进行处理的研究有：焦敬品等基于模态分析，通过对声发射信号的产生和传播过程进行建模，实现了管道突发声发射源的定位[35]。孙立瑛等将管道泄漏产生的声发射信号通过经验模态分解(EMD)分解为多个平稳的固有模态函数(IMF)之和，选择包含声发射特征的若干IMF分量进行重构 ,对重构后的信号进行互相关分析计算，使基于声发射方法的管道泄漏检测的定位精度得到较大提高[36]。Mostafapour A 等对天然气管道泄漏的声发射信号进行了小波分解与重构，使用重构后的信号进行互相关运算，实现了管道泄漏点的定位[37]。

**1.4 本课题的研究意义及主要内容**

**1.4.1 本课题的研究意义**

在结构体健康监测中，使用声发射技术有以下几个优点：

1、无损性[38]：由于不需要对结构体施加额外的力，也不需要改变结构体的内部结构，使用声发射进行检测时，不会对结构体原有的性能造成任何影响。

2、实时性[39]：相较于其他无损检测的方法，声发射检测最显著的一个特点就是，该方法是监测材料在损伤时产生的信号，而不是材料对外部激励的响应或者损伤之后的状态，因此在损伤发生之初就可以立刻探测到，适用于实时动态监控。

3、整体性[40]：声发射相较于其他方法的另一个优点就是用一个或若干个固定安装在物体表面上的声发射传感器可以检验整个物体。进行缺陷定位时不需要传感器在被检物体表面扫描，因此在被检物体表面难以接触或不可能完全接触时，比如检测埋入地下的物体、形状复杂的构件、较大或较长的物体时，使用声发射检测会尤为方便。

在对斜拉索桥缆索的检测中，不能对原有的缆索的承载情况产生影响，对检测的实时性有着比较高的要求，被检缆索长度较长，且位于高空，因此本文使用声发射技术进行缆索断丝检测。

在声发射信号的采集方式上，虽然对声发射信号特征参数的采集简单而快速，但特征参数毕竟只是对声发射信号某个特征的描述，对声发射信号的整体特征分析能力是有限的[41]，在进行特征参数分析时，外部条件的变化很容易影响分析结果。近些年来，随着硬件条件的飞速发展，声发射信号的全波形采集得以实现。基于全波形采集的分析方法由于包含了原始信号的全部信息，在分析结果的精确度上得到了很大的提高，但是由于声发射信号往往具有很宽的频带分布，对于设备的采集速率要求很高。本文选择对声发射信号的全波形进行采集，为此需要设计一个高速的声发射信号采集系统。

由于声发射信号采集系统可以捕获到沿着缆索传播的、包括断丝信号在内的所有声发射信号，因此只要对信号幅值进行判断，就可以在一定程度上实现断丝的识别。但是缆索在室外环境下常年受自然因素和人为因素的作用，所采集的声发射信号中可能会包含大量缆索受到撞击所产生的信号，导致误识别，为此需要提出一种断丝信号的识别算法。

同时，在识别到断丝情况发生后，断丝点对应的位置也应记录下来，便于有关人员进行相应的勘察和损伤评估，必要时对缆索进行更换，因此还需要对断丝声发射源进行定位。

在现有的基于全波形分析法的损伤识别方法当中，基于模态分析法的识别算法虽然准确率较高，但所建立的模型依赖于被测缆索的材料和具体结构，一旦检测条件发生变化，只能重新构建算法；基于频谱分析法的识别算法对于被测缆索的材料和具体结构的依赖性较低，但是现有算法中所利用的特征信息有限，更容易出现误识别的情况。为此需要提出一种兼顾适应能力和准确率的识别算法。

而在现有的损伤定位方法当中，对到达时间差进行处理的方法其物理意义往往不明确，缺乏一定的可信度；而对原始信号进行处理的方法，在数据量较大的情况下，算法的计算复杂度会很高，为此需要提出一种计算速度更快，但同时又能保持定位结果可靠的算法。

**1.4.2 本课题的主要研究内容**

对于断丝识别和定位算法，本文采用基于时频变换的算法，时频变换可以做到在尽可能地保留信号的原始特征的情况下，有效地剔除干扰噪声的频率分量。本文选择使用连续小波变换作为时频分析的方法。

对于断丝识别算法，本文提出利用信号的时频谱构建自动编码器，将该识别问题转化为一个二维图像单分类问题，提高了算法的适应能力和准确率。

对于断丝定位算法，本文基于信号的时频谱做了互相关分析，通过线性拟合法预先提取出定位效果最好的频率分量用于互相关的计算，在保障了定位精度和可信度的同时提高了计算速度。

**第2章 声发射信号预处理**

**2.1 声发射传感器的工作原理**

声

**2.2 声发射信号的特性**

声发射信号主要分为突发型和连续型，如果信号由区别于背景噪声的脉冲组成，且在时间上可以分开，则成为突发型；如果信号的单个脉冲不可分辨，则称为连续型，事实上，连续型声发射信号也是由大量突发型声发射信号叠加而成的[42]。对于突发型声发射信号，由于能量释放的瞬态性，该信号属于典型的时变信号[43]。

**2.3 声发射信号的时频分析**

在信号处理领域中，时频分析是指对信号在不同时间和不同频率上的能量进行的分析。时频分析的基本思想是：设计时间和频率的联合函数，用它同时描述信号在不同时间和频率的能量密度或强度[44]。不同于一维的时域分析或是频域分析，时频分析方法能够将信号映射到二维平面，一般横轴为时间，纵轴为频率，平面上的点对应的值表示能量的大小，对于时变信号，该方法能够直观地刻画出信号的特征。因此选择使用时频分析法对声发射信号进行预处理。

**2.3.1 常用的时频分析方法**

目前常用的时频分析方法主要包括短时傅里叶变换(STFT)、Wigner-Ville分布(WVD)、希尔伯特黄变换(HHT)以及连续小波变换(CWT)。

短时傅里叶变换的基本原理是：选择一个时频局部化的窗函数，假定加窗后的信号在不同的短时间间隔内是平稳的，对窗口内的信号做傅里叶变换，通过移动窗函数，计算出各个时刻的功率谱[45]。短时傅里叶变换使用的是固定长度的窗函数，窗函数一旦确定，其时间和频率的分辨率也相应地确定了。对于分段平稳信号或者近似平稳信号，使用短时傅里叶变换犹可，但是对于非平稳信号，当信号变化剧烈时，要求较高的时间分辨率；而波形变化平缓时，又要求较高的频率分辨率，短时傅里叶变换由于其分辨率固定而无法满足需求。

Wigner-Ville分布可以看成是信号的中心协方差函数的傅里叶变换[46]，由于在计算中不涉及加窗操作，它避免了时域分辨率和频域分辨率之间的相互牵制，可以用于处理非平稳信号。然而由于Wigner-Ville分布不是线性的，当输入信号中存在多于一个的频率分量时，信号两两之间会产生一个交叉项。对于频率分量较为丰富的信号，交叉项会对分析结果造成严重干扰，因此Wigner-Ville分布无法满足需求。

希尔伯特黄变换首先利用EMD方法将给定的信号分解为若干本征[模态](https://baike.baidu.com/item/%E6%A8%A1%E6%80%81)函数(IMF)，这些IMF是满足一定条件的分量；然后，对每一个IMF进行[Hilbert](https://baike.baidu.com/item/Hilbert/8770349)变换，得到相应的Hilbert谱，即将每个IMF表示在联合的时[频域](https://baike.baidu.com/item/%E9%A2%91%E5%9F%9F/10790116)中；最后，汇总所有IMF的Hilbert谱就可以得到原始信号完整的时频分布[47]。对于非平稳信号及多频率分量信号的时频分析，希尔伯特黄变换均能适用。但是希尔伯特黄变换的计算复杂度很高，当数据量比较大的时候，往往需要过长的时间。

对于声发射信号，其往往具有丰富的频率分量；信号在传播过程中又具有多模态性以及频散效应，属于非平稳信号；且由于声发射全波形采集设备的采集速率较高，导致每次的数据量很大。使用Wigner-Ville分布、短时傅里叶变换或是希尔伯特黄变换均存在一定的局限性，因此最终选择使用连续小波变换对断丝声发射信号进行时频分析。

**2.3.2 连续小波变换**

小波是一种很小的波形，可以被视为一种短暂的振荡。“小”代表它有衰减性，其振幅从零开始，然后增大，然后再减小到零。“波”代表它有波动性，其直流分量为0，其值会发生正负相间的振荡。作为一种数学工具，小波变换可以用来从许多不同类型的数据中提取信息。

小波变换的基本思想是提供一个宽度随频率改变的时频局部化窗口，能够通过伸缩平移运算对信号进行多尺度细化，使用小波基函数对各个窗口内的信号进行表示，计算出不同时间和尺度上的功率谱，最终实现高频信号分量高时间分辨率，低频信号分量高频率分辨率的分析特性。其中的基函数就是所谓的“小波”， 是由同一个小波母函数经伸缩和平移后得到的一组函数序列。不同于傅里叶变换中固定使用一系列正弦波信号作为基函数，小波变换中所用的小波基函数并没有指定明确的形式。

设小波母函数为*φ*(*t*)，*φ*(*t*)的选取需要尽可能满足以下几个特性：

1. 对称性

若函数*φ*(*t*)满足等式x或者等式x中的任意一个，则称函数*φ*(*t*)具有对称性。

1. 紧支撑

若函数*φ*(*t*)在区间[a,b]外恒为0，则称[a,b]为函数*φ*(*t*)的支撑，[a,b]的长度成为*φ*(*t*)的支撑长度，紧支撑就是指函数的支撑长度小的意思。支撑长度越小，作为小波基函数时其局部化能力就越强。

1. 消失矩

若函数*φ*(*t*)满足等式x，则称函数*φ*(*t*)满足R阶消失矩。

消失矩R越大，就会使更多的小波系数为零。但在一般情况下，消失矩越大，支撑长度也越长，所以在消失矩和支撑长度上需要折中处理。

1. 正则性

正则性在数学上表示函数的连续可微性或者光滑性。正则性越好，小波变换的重构结果就越平滑，但在一般情况下，正则性越好，支撑长度也就越长，因此在正则性和支撑长度上也需要折中处理。

1. 相似性

尽量选择和信号波形相似的小波。

将小波母函数*φ*(*t*)进行尺度因子为*α*的伸缩以及平移因子为*τ*的平移，就可以得到式x所示的一系列小波基函数*φα*,*τ*(*t*)：

设原始时域信号为*f*(*t*)，则原始信号的连续小波变换可以定义为一个与*α*和*τ*相关的函数：

其中< >符号代表内积，\*代表取共轭，求出的WTf(α,τ)称为小波变换系数。

由于小波变换

对于连续小波变换，常用的小波母函数有以下几种：

1. Morlet小波

该函数是高斯包络下的单频率复正弦函数。其解析式如式x所示，波形如图x所示：

1. Mexican Hat小波

该函数是高斯函数的二阶导数。其解析式如式x所示，波形如图x所示：

1. Daubechies（dbN）小波

**第3章** **断丝识别及定位算法研究**

**3.2 识别算法研究**

在本课题中，所要识别的缆索断丝信号属于突发型声发射信号[48]，而缆索受到撞击时所产生的信号也属于突发型。为了提高检测效率，需要提出一种算法将断丝信号识别出来。

断丝信号的识别问题可以看做是一个分类问题，将声发射信号分为断丝信号和撞击信号两类。为了尽可能的提高识别精确度，需要采集大量的信号数据作为样本来进行算法的构造。但是由于缆索断丝实验的成本过高，断丝数据难以获取。在实验室环境或者现场环境下，比较方便进行的是撞击实验，通过人工敲击或是在确保无断丝的情况下长期对实际桥梁缆索内的声发射信号进行采集，即可获取到大量撞击数据。为此，本课题着重针对这种只能获取到单独某一类样本时的分类算法进行了研究。

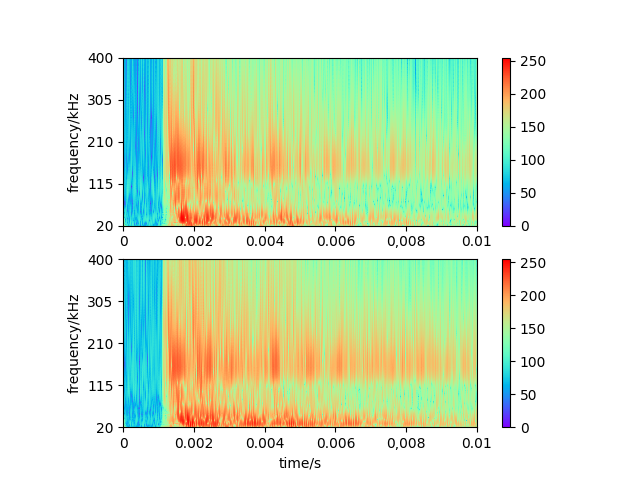
在只能定义单独某一类样本的场景中，使用单分类算法更为适合。单分类算法只关注待分类样本与正样本的匹配程度。若匹配度高，则分类结果为正，否则分类结果为负。在撞击信号作为样本的情况下，若当前信号分类结果为负，则认为当前信号属于断丝信号。

此外，如果有足够的条件来进行大量的缆索断丝实验的话，该方法也适用于断丝信号作为样本的情况，此时，若当前信号分类结果为正，则认为当前信号属于断丝信号。使用断丝信号作为样本的优势在于，除了断丝和撞击，可能还存在其他未知的声发射信号类型，使用断丝信号作为样本，样本特性比较集中，准确率更高且更容易识别。

**3.1.1 数据输入**

使用连续小波变换得到的时频谱作为算法的输入数据时，由于数据量过大，计算速度过慢

因此需要对输入数据进行降维。考虑到输入数据为图片形式，使用降采样的方法



**3.1.2 自动编码器**

由于在本文中，数据输入为时频谱，以图像的形式呈现，因此可以借鉴图像处理中的算法。为了能够直观地看出效果，最终选择使用自动编码器作为单分类算法。

自动编码器是一种无监督学习的神经网络，可以自动地学习到输入数据内部的特征。

**第4章 声发射全波形采集系统设计**

**4.1 硬件设计**

声发射全波形采集系统的硬件结构图如图x所示，主要由传感器、采集卡、工控机主板、显示屏、各部分的电源和连接线构成。其中传感器和采集卡使用同轴电缆进行连接，采集卡和工控机主板使用PCIe延长线进行连接。采集卡用于传感器信号的处理、采集和传输。信号被采集卡所采集到之后，通过PCIe接口发送给工控机主板，工控机对数据进行存储和分析，并将分析结果在显示屏上进行显示。



采集卡的硬件结构图如图x所示，主要包括传感器供电电路、信号处理电路、模数转换器、FPGA核心板及PCIe通讯接口，每张采集卡可采集两路传感器的数据。接下来对采集卡的部分硬件原理图进行分析。



**4.1.1 传感器供电电路**

传感器供电所用的芯片为LM317，供电电路的原理图如图x所示：

由于LM317的ADJ和VOUT引脚之间的电压恒为1.25V，可以计算得到传感器的供电电流Is约为18mA，供电电压约为28V，满足传感器的工作要求。所用传感器为两线制传感器，负极接口接地，正极接口既用于供电也用于传输信号。所传输信号为交流信号，叠加在直流供电信号上，可以通过一个大小为1μF的电容将直流分量滤除，便能获取传感器的输出信号。

**4.1.2 信号处理电路**

为了尽可能减小噪声对分析结果的干扰，需要对传感器输出信号进行滤波。由于声发射信号本身频带分布较宽，为了避免信号失真，巴特沃斯滤波器以其良好的通带响应平坦性成为滤波器的合适之选。

n阶低通巴特沃斯滤波器表达式为：

n阶高通巴特沃斯滤波器表达式为：

在本系统中，滤波电路由一个四阶巴特沃斯高通滤波器和一个四阶巴特沃斯低通滤波器组成。其中，每个四阶巴特沃斯滤波器均由两个二阶巴特沃斯滤波器串联而成。所用二阶巴特沃斯滤波器的通用电路如图x所示：



图x 巴特沃斯滤波器通用电路结构

根据：

联立得到：

当需要进行高通滤波时，令：

则有：

令：

可化为巴特沃斯高通滤波器的标准形式，此时截止频率为：

当需要进行低通滤波时，令：

则有：

令：

可化为巴特沃斯低通滤波器的标准形式，此时截止频率为：

选择合适的阻容参数，最终设计滤波电路如图x所示，得到20k~400kHz的带通滤波器。

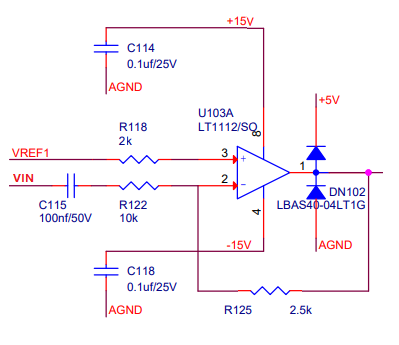


图3.2 二阶巴特沃斯高通滤波电路



图3.2 二阶巴特沃斯低通滤波电路

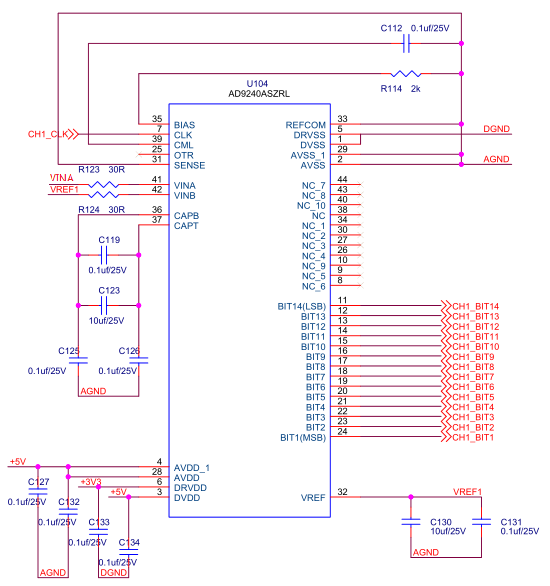
由于本系统所选模数转换器的输入范围为0~5V，因此为了将滤波后的信号范围调整为适合输入的信号范围，设计偏置和限幅电路如图x所示：



VREF1为AD9240提供的2.5V参考电压，VIN为滤波后的信号输入，电路中的C115起到隔绝直流参考电压的作用，双向二极管DN102进一步对输出电压进行0~5V的限幅。最终输出的信号为VIN/4再加上2.5V的直流偏置。

**4.1.3 模数转换器**

所选用模数转换器为Analog Devices公司的AD9240，其分辨率为14位，支持差分输入，5V供电下最大输入范围为0-5V，最大采集速率为10MSPS，在本系统中的电路如图x所示。将SENSE引脚接地，即可实现0-5V的输入范围，此时VREF引脚将会输出2.5V的参考电压VREF1。将VINB引脚通过一个30Ω电阻连接至VREF1信号，VINA则通过一个30Ω电阻连接至经过滤波和偏置后的传感器信号，最终所转换的电压为VINA与VINB之间的差分电压，原始信号不论正负均能够被读取。

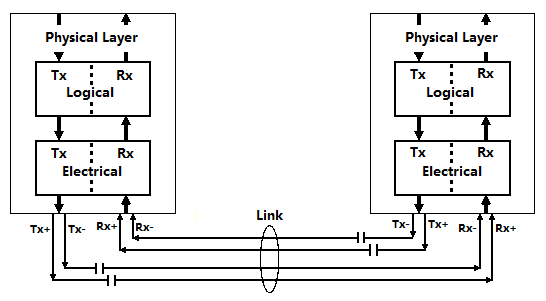


**4.1.4 PCIe通讯接口**

由于目前所用模数转换器的采集速率较高，考虑到未来可能还会有通道的扩展，为了防止通讯接口的传输速率成为性能瓶颈，应尽量使用高带宽的传输方式，本系统选用PCIe总线接口来进行数据的传输。

PCIe由Intel于2001年提出，旨在替换旧的PCI/PCI-X总线标准。PCIe与PCI在软件层面上基本相同，区别在于物理层面上。不同于PCI的并行传输，PCIe为高速串行点对点传输。早先，人们普遍认为提高数据位宽就能提高数据传输速率，但是随着工作频率的提升，并行数据线的串扰变得越来越严重，而串行总线采用差分对来传输信号，可以很好的抵消串扰，因此使用PCIe相较PCI而言能够实现更高的传输速度。

PCIe信号在物理层主要由TX、RX两对差分信号线构成，其连接方式如图x所示。两对信号的收发两端均为交流耦合，耦合电容选用100nf。此外还有PERST全局复位信号、REFCLK+和REFCLK-参考时钟信号、以及用于热插拔的PRSNT信号。



为了实现PCIe通讯，本系统选用了Xilinx公司型号为XC6SLX45T的FPGA作为采集卡的主控制器。该FPGA属于Spartan 6系列，支持PCIe2.0×1，其带宽可以达到1GB/s。PCIe接口采用金手指的形式与PC机进行连接，其电路如图x所示



**4.2 软件设计**

系统运行所需要的软件由FPGA内的程序和工控机内的程序两部分构成，总体结构如图x所示。AD9240输出的数据首先由FPGA内的verilog程序通过14线并口进行读取，并发送到PCIe总线上，最终存入工控机的内存缓冲区中，在linux系统下，用户程序通过打开对应的设备文件，通过设备驱动对内存缓冲区进行读取，即可获取所采集的数据，并对数据进行存储、分析和显示。



**4.2.1 FPGA程序设计**

FPGA内的程序使用verilog语言进行编写，主要用于实现数据的读取和发送。程序结构图如图x所示，其中，在发送环节使用了一个名为xillybus的开源第三方IP核，大大简化了程序的开发。程序的具体工作过程为：FPGA内的ad\_module模块操作两片AD9240，将声发射信号转换而成的数字量通过两路14位并行数据输入端口DATA\_AD\_IN\_1[13:0]和DATA\_AD\_IN\_2[13:0]进行读取，读取到的数据随后被放入FIFO中，所使用的xillybus IP核将把FIFO内的数据传送给Xilinx提供的PCIe的IP核，通过其将数据发送到PCIe总线上。



ad\_module模块对AD9240的操作包括提供AD9240工作的时钟信号、以及读取AD9240输出的数据。时钟信号为10MHz的方波信号，由FPGA内部的PLL锁相环来提供。根据图x的AD9240的时序图，为了防止读取时数据输出引脚的电平正在发生变化导致读取出错，可在时钟信号的下降沿进行读取。





图x AD9240时序图

FIFO为xillybux IP核和用户进行数据交换的接口，只要将数据存入FIFO中，即可供xillybus进行取用。FIFO的实现由Xilinx提供，用户只需要对其进行简单的配置。设置FIFO的容量大小为4MB，其结构如图x所示，其接口由数据输入din[31:0]、数据输出dout[31:0]、输入时钟wr\_clk、输出时钟rd\_clk、输入使能wr\_en、输出使能rd\_en、满信号full、空信号empty、重置信号rst构成。其中，数据输出、输出时钟、输出使能均连接至xillybus IP核；满信号和空信号由FIFO本身提供；数据输入、输入时钟、输入使能则由ad\_module模块提供。



在初始化完成后且FIFO非满时，ad\_module模块将FIFO的输入使能置位，将10MHz方波信号作为FIFO的输入时钟，在输入时钟信号的上升沿将当前所采集到的两路AD9240的数据合并为一个32位的数据赋给FIFO的数据输入接口，数据格式见表x：

表x FIFO 32位数据输入格式

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 位数 | 31 | 30 | 29 16 | 15 | 14 | 13 0 |
| 内容 | 0 0 | | DATA\_AD\_IN\_2[13:0] | 0 0 | | DATA\_AD\_IN\_1[13:0] |

当工控机的内存缓冲区有空闲时，FIFO内的数据就会被xillybus IP核取走，并通过PCIe总线传输至工控机的内存缓冲区中，供用户程序进行读取，使FIFO一直处于非满的状态。整个数据流的示意图如图x所示，灰色部分为数据。



由图x可知，如果工控机用户程序读取不及时，内存缓冲区将会被很快填满，FIFO则也会很快被存入的数据填满。ad\_module读到满信号则将输入使能置低，此时新采集到的数据就会因为无法存入而被丢弃，因此为了保证数据不丢失，工控机内的用户程序需要有很高的读取速度。

**4.2.2 工控机程序设计**

工控机内的程序由PCIe驱动程序以及用户程序组成。

驱动程序由xillybus开源第三方IP核配套提供，可实现内存缓冲区地址的分配、映射、以及控制PCIe数据的传输，并在/dev下生成对应的设备文件。本系统中，xillybus驱动为采集卡在系统中分配的内存缓冲区个数为32个，每个缓冲区大小为128KB。用户程序可通过驱动程序对设备文件进行读取，从而获取内存缓冲区的数据，并对数据进行存储、分析和显示。

为了尽可能提升用户程序的读取速度、防止数据丢失，数据读取和存储部分的程序使用效率较高的C语言进行编写，而为了方便搭建后续的算法平台，数据分析和显示部分的程序由Python语言完成。该组合方案可以利用多进程来实现。进程之间的调用和协作关系如图x所示：



首先在界面中点击“开始采集”的按钮，将会在Python程序中调用C程序，开启一个子进程，调用的同时会把采集卡对应的设备文件名称和数据的目标存储路径作为main函数的参数传递给子进程；然后Python程序作为父进程，等待子进程往消息队列mqd中发送消息。

接下来子进程尝试打开设备文件，若打开失败，则向消息队列mqd写入’x’，然后子进程自行结束，父进程接收到内容为非‘o’的消息后将对应采集卡的状态指示置为“设备离线”状态，流程结束。

如果子进程打开设备文件成功，则在期望的数据存储路径下新建文件夹，将当前日期和时间作为文件夹名称，并向消息队列mqd写入’o’，然后执行数据读取存储子程序。父进程接收到内容为‘o’的消息后将对应采集卡的状态指示置为“设备在线”状态，并让数据分析显示子线程开始运行。

数据读取存储子程序和数据分析显示子线程之间通过消息队列mqf进行通讯。对于数据读取存储子程序，由于工控机存储容量的限制，数据的存储不能持续进行，只有当信号电压值超过一定的门限值时才会对当前时间段内采集到的数据进行存储，每次存储形成一个文件，存储完成后将文件路径和名称写入消息队列mqf，被数据分析显示子线程所接收，数据分析显示子线程打开对应的文件，即可对文件中的数据进行读取、分析和显示。

为了实现全波形采集，声发射信号到达门限时间点之前一段时间的信号也需要进行缓存，最终一起存储到文件中，如图x所示，其中缓存的数据量和每个文件所存储的数据总量可以由用户自行配置。



设计数据读取存储子程序流程的流程图如图x所示。首先初始化一段FIFO缓冲数组，缓冲数组的大小即为缓存的数据量的大小，然后开始通过驱动程序从内存中读取数据。对于每次读取的数据个数，为了防止程序读取不及时导致内存缓冲区被填满，处理数据的时间不应过长，该值不能太大，但是频繁的读取又会导致效率低下，该值也不能太小，最终设置每次从内存中读取的数据个数为128个。

接下来对每个数据的大小进行判断，如果存在超过门限值的数据，则认为当前这段信号波形需要被存储，新建文件，将当前时间作为文件名，将FIFO的缓冲数组内的数据写入文件，再将当前的128个数据写入文件，然后继续通过驱动程序读取数据写入文件，直到文件中的数据总量达到预设的每次存储的数据总量，本次采集完成，向消息队列mqf中写入文件路径和名称以通知数据分析显示子线程。如果不存在超过门限值的数据，则将当前的128个数据写入FIFO缓冲数组。

以上步骤完成后，再次通过驱动程序从内存中读取数据，开始新一轮的循环。



数据分析显示子线程的程序流程图如图x所示。线程开启后进入while(1)循环，在循环中首先判断线程运行标志flag是否被置位，若未被置位，则线程挂起，在此循环等待，直至flag置位，子线程往下运行。flag的置位和清空由PyQt界面上的按钮以及设备的在线状态来控制。flag初始时为清空状态。点击PyQt界面上的“开始采集”按钮后，如果检测到设备在线，则将flag置位；点击PyQt界面上的“停止采集”按钮后，flag将被清空。

接下来循环等待接收消息队列mqf上的消息。数据读取存储子程序每完成一次采集，mqf上都会收到内容为文件名的消息。接收到消息之后，线程往下运行。

根据mqf所接收到的文件名，子线程即可打开刚刚采集到的数据文件，将数据读取出来，绘制出原始波形和频谱，接下来对信号做时频分析，计算出当前文件对应的声发射信号属于断丝信号的概率，还有声发射源距离传感器的位置，将计算结果分别在界面上进行显示。本次采集和分析完成。



图

**第5章 实验结果及分析**

**5.1** **实验装置**

**5.1.1 实物展示**

为

**总结与展望**

**总结**

随

**展望**

虽

1. 项海帆. 中国斜拉桥的发展前景[C] 中国土木工程学会桥梁及结构工程学会年会. 1998.
2. 杨建喜. 混凝土斜拉桥换索工程施工控制的研究[D]. 东北林业大学, 2010.
3. 骆海强, 许凤旌. 桥料缆索疲劳断丝声发射监测[C]中国声发射学术研讨会. 2009.
4. 武芳. 基于漏磁原理的缆索断丝检测技术研究与实现[D]. 东南大学, 2014.
5. 钟小勇, 张小红. 便携式钢丝绳在线检测仪研究[J]. 仪表技术与传感器, 2012(3):24-26.
6. Jianxin C , Wei G . Study and development on detecting device of wire rope localized fault[C] World Congress on Intelligent Control & Automation. IEEE, 2002.
7. 林阳子, 武新军, 张宇峰, et al. 基于磁致伸缩技术的桥梁缆索损伤定位研究[J]. 公路交通科技, 2011, 28(6):109-112.
8. 陈慧, 姚恩涛, 田裕鹏. 基于X射线数字成像系统的缆索检测[J]. 无损检测, 2010(9):684-686.
9. 王平光. 桥梁拉索腐蚀损伤声发射监测及模式识别[D]. 2015.
10. Miinshion Huang，Liang Jiang，Peter K．Liaw el a1．，Using Acoustic Emission in Fatigue and Fracture Materials Research[J]，JOME，1998，1 1：50
11. Lysak M V. Development of the theory of acoustic emission by propagating cracks in terms of fracture mechanics[J]. Engineering Fracture Mechanics, 1996, 55(3):443-452.
12. 李孟源. 声发射检测及信号处理[M]. 科学出版社, 2010.
13. Ji H, Li Z. Experimental study on the relationship of kaiser and felicity effect in concrete material[J]. Applied Acoustics, 1997.
14. Net N. Acoustic Emission - Developments in PETROBRAS R&D Center in the Last Twenty Years[J]. E-journal of Nondestructive Testing(9).
15. Drouillard T F. A history of acoustic emission[J]. Journal of Acoustic Emission, 1996.
16. 耿荣生. 声发射技术发展现状——学会成立20周年回顾[J]. 无损检测, 1998(6):151-154.
17. 沈功田, 戴光, 刘时风. 中国声发射技术进展[C]// 中国声发射学术研讨会. 2004.
18. 吴占稳. 起重机的声发射源特性及识别方法研究[D]. 武汉理工大学, 2008.
19. Dunegan H L, Harris D O, Tatro C A. Fracture analysis by use of acoustic emission ☆[J]. Engineering Fracture Mechanics, 1968, 1(1):105,IN23,111-110,IN24,122.
20. Brindley B J, Holt J, Palmer I G. Acoustic emission — 3 : The use of ring-down counting[J]. Non-Destructive Testing, 1973, 6(6):299-306.
21. Curtis G J. Acoustic emission energy relates to bond strength [J]. Non-Destructive Testing, 1975, 8(5):249-257.
22. Dilipkumar D, Gudimetla V S R, Wood W E. Amplitude-distribution analysis of acoustic emission[J]. Experimental Mechanics, 1979, 19(12):438-443.
23. M. SHIWA, T. KISHI, T. ISHIDA. ACOUSTIC EMISSION EVALUATION OF ARAMID REINFORCED ALUMINUM LAMINATE[J]. Nondestructive Testing & Evaluation, 1990, 5(4):249-261.
24. 沈功阳, 段庆儒, 李邦宪,等. 压力容器声发射信号的模式识别分析[C]// 全国声发射学术研讨会. 1999.
25. 李家林, 董云朝, 马羽宽. 声发射源特性的神经网络模式识别研究[J]. 无损检测, 2001, 23(6):231-233.
26. 陈积懋, 张颖. 模态声发射-无损检测诊断新工具[C]// '2000全国设备诊断技术学术交流会. 2000.
27. Gorman M R, Ziola S M. Plate waves produced by transverse matrix cracking[J]. Ultrasonics, 1991, 29(3):245-251.
28. Mckenna S, Eatock M. Modal analysis of acoustic emission signal from CFRP laminates[J]. Ndt & E International, 1999, 32(6):311-322.
29. 邓艾东, 赵力, 包永强. 基于模态波和高斯混合模型的转子碰摩声发射识别方法[J]. 机械工程学报.
30. Mao Y, Kinsman G, Duley W W. Real‐Time Fast Fourier Transform Analysis of Acoustic Emission during CO2 Laser Welding of Materials[J]. Journal of Laser Applications, 1993, 5:2/3(2).
31. Tian Y, Lewin P L, Davies A E, et al. Application of acoustic emission techniques and artificial neural networks to partial discharge classification[C]// Conference Record of the 2002 IEEE International Symposium on Electrical Insulation. IEEE Xplore, 2002:119-123.
32. 刘源, 庞宝君. 基于贝叶斯正则化BP神经网络的铝平板超高速撞击损伤模式识别[J]. 振动与冲击, 2016, 35(12):22-27.
33. 顾海贝, 刘武刚, 孙飞,等. 基于神经网络算法的复合材料板声发射源定位[J]. 导弹与航天运载技术, 2012(1):49-52.
34. Sedlak P , Hirose Y , Khan S A , et al. New automatic localization technique of acoustic emission signals in thin metal plates[J]. Ultrasonics, 2008, 49(2):254-262.
35. 焦敬品, 吴斌, 何存富,等. 基于小波变换和模态分析的管道突发声发射源定位技术研究[C]// 中国声发射学术研讨会. 2004.
36. 孙立瑛, 李一博, 曲志刚, et al. EMD信号分析方法的声发射管道泄漏检测研究[J]. 振动与冲击, 2007, 26(10):161-164.
37. Mostafapour A , Davoodi S . Leakage Locating in Underground High Pressure Gas Pipe by Acoustic Emission Method[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2013, 32(2):113-123.
38. Holroyd T J. Acoustic Emission — An NDT Technique Evolving into a Versatile Industrial Monitoring Method[J]. Measurement and Control -London- Institute of Measurement and Control-, 1997, 30(5):141-145.
39. Inasaki I. Application of acoustic emission sensor for monitoring machining processes[J]. Ultrasonics, 1998, 36(1-5):273-281.
40. 张昊, 杨京, 程建春,等. 利用支持向量机的磨削声发射监测技术[C]// 中国声学学会青年学术会议. 2013:153-154.
41. 纪洪广, 张天森, 张志勇,等. 无损检测中常用声发射参数的分析与评价[J]. 无损检测, 2001, 23(7):289-291.
42. 沈功田, 耿荣生, 刘时风. 声发射信号的参数分析方法[J]. 无损检测, 2002, 24(2):72-77.
43. 孟涛, 何仁洋, 吴斌, et al. HHT在声发射信号模态分析中的应用[J]. 无损检测, 2008, 30(1):17-19.
44. Leon Cohen．Time-Frequency Analysis：Theory an d Applications．New York：Prentice HaⅡ，1995
45. 陶肖. 整流电路非线性阻抗特性的短时傅里叶变换分析及辨识[D].
46. 梁华东, 韩江洪. 基于维格纳分布特征的雷达信号分选[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(2):218-225.
47. 彭辉燕. 基于HHT的故障诊断时频分析[D]. 电子科技大学.
48. 李涌泉, 白文杰, 柴孟瑜, et al. 电梯钢丝绳拉伸过程中的声发射特征[J]. 无损检测.

Manevitz L M, Yousef M. One-class svms for document classification[J]. Journal of Machine Learning Research, 2002, 2(1):139-154.

Manevitz L, Yousef M. One-class document classification via Neural Networks[M]. Elsevier Science Publishers B. V. 2007.