

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104094

# 参数优化支持向量机的密封电子设备 多余物定位方法研究\*

孙志刚<sup>1</sup> 王国涛<sup>1,2</sup> 高萌萌<sup>1</sup> 郜雷阵<sup>2</sup> 蒋爱平<sup>1</sup>

(1. 黑龙江大学 电子工程学院 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨工业大学 电器与电子可靠性研究所 哈尔滨 150001)

**摘要:**在密封电子设备的生产制造过程中,对多余物进行检测和定位至关重要。针对设备体积大和多余物位置难以确定的问题,使用参数优化支持向量机对设备内部的多余物进行定位。通过设计信号调理电路与多通道信号同步采集电路,调理和采集微弱的多余物信号,设计两级双门限脉冲提取算法和多通道脉冲匹配算法对信号进行预处理,得到有效的信号数据。提取和选择性能优良的时频域特征构建定位数据集,比较不同分类算法在数据集上的性能表现,对更优的支持向量机进行参数优化设计,将优化后的支持向量机定位模型用于实物测试。测试结果表明,参数优化支持向量机的定位模型在航天电源内部的多余物定位测试的平均精度达82.58%,定位模型的泛化能力良好,达到航天系统工程的精度要求,该方法理论上可以推广应用于类似产生机理的碰撞信号定位。

**关键词:** 多余物定位实验系统;脉冲提取;脉冲匹配;时频域特征;支持向量机;参数优化

**中图分类号:** TN98;TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Research on localization method of loose particles inside sealed electronic equipment based on parameter-optimized support vector machine

Sun Zhigang<sup>1</sup> Wang Guotao<sup>1,2</sup> Gao Mengmeng<sup>1</sup> Gao Leizhen<sup>2</sup> Jiang Aiping<sup>1</sup>

(1. Electronic Engineering College, Heilongjiang University, Harbin 150008, China;

2. Reliability Institute for Electric Apparatus and Electronics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** In the manufacturing process of sealed electronic equipment, it is very important to detect and locate loose particles. Aiming at the problem of the large size of the equipment and the difficulty of determining the location of loose particles, parameter optimization Support Vector machines is used to locate the loose particle inside equipment. By designing a signal conditioning circuit and a multi-channel signal synchronization acquisition circuit, the weak loose particle signal is processed and collected. By designing a two-stage dual-threshold pulse extraction algorithm and a multi-channel pulse matching algorithm, the signals are preprocessed to obtain effective signal data. By extracting and selecting the time domain and frequency domain features with excellent performance, to construct a locating data set. Comparing the performance of different classification algorithms on the data set, optimizing the inherent parameters of better-performed support vector machine. And finally using the optimized support vector machine locating model for physical testing. The test results show that the optimized support vector machine locating model has an average accuracy of 82.58% in the loose particle locating test inside the aerospace power supply. The generalization ability of the locating model is good and meets the accuracy requirements of aerospace system engineering. Theoretically, this method can be extended to the research on the location of collision signals with similar generation mechanism.

**Keywords:** loose particle localization experimental system; pulse extraction; pulse matching; time domain and frequency domain features; support vector machine; parameter optimization

收稿日期: 2021-03-24 Received Date: 2021-03-24

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51607059)、黑龙江省自然科学基金(QC2017059, JJ2020LH1310)、黑龙江省博士后基金(LBH-Z16169)、黑龙江省高校基本科研业务费(HDRCCX-201604, 2020-KYYWF-1006)、黑龙江省教育厅科技成果培育(TSTAU-C2018016)、黑龙江大学研究生创新科研项目(YJSCX2021-067HLJU)资助

## 0 引言

密封电子设备是指那些具有密封防水和电磁屏蔽等特定功能的封闭式构造的系统,或系统内部的重要组成部分<sup>[1]</sup>,主要用于航空航天领域的通信、导航、定位、显示、控制等任务,如航天电源、航天电磁模块、星载电子单机和火箭发动机等。由于生产和装配工序的复杂,此环节中可能将一些焊渣碎屑、金属碎片、垫圈和导线等微粒封装于设备内部,这些由外部进入或内部产生的与产品规定状态无关的物质称为多余物<sup>[2]</sup>。多余物受到外力激励在设备内部做随机运动,可能会碰撞损坏设备内部组件或附着在电路表面引起短路,进而使设备失效甚至烧毁。在航天发动机等大型密封电子设备中,这些多余物还会堵塞阀门、阻碍活门运动、划伤绝缘结构等,进而导致推进系统出错,致使航天发射任务失败,甚至引发人员伤亡等严重事故<sup>[3]</sup>。因此,对密封电子设备进行多余物的检测、判断和定位,可以有效避免因多余物问题造成航天工程的损失,是保障整个航天系统可靠运行的重要手段<sup>[4]</sup>。

对密封电子设备内部多余物进行检测、判断和定位,首先需要判断设备内部是否存在多余物,目前对这方面的研究较多,主要是借助微粒碰撞噪声检测 (particle impact noise detection, PIND) 法来试图获取多余物信号<sup>[5]</sup>,通过判断是否检测到多余物信号来确定是否存在多余物,相关研究已经取得较为显著的成果并得到实际应用。判断设备内部存在多余物后,工作人员通常利用物理方法对密封电子设备进行开壳,人工排查设备内部的多余物并取出,封装后再次通过 PIND 检测法来判断是否剩余多余物,如此反复检测与排查,直至判断设备内部不存在多余物为止。由于密封电子设备体积较大、内部结构复杂,每次开壳进行全面排查都需要耗费大量资源成本,且存在漏检和重检的情况。因此,如果能够在判断多余物存在的同时给出多余物的位置,会使得多余物的排查工作更有针对性,能够大大提高人工作业的效率。

实质上,多余物做随机运动产生的信号称为多余物信号,从广义层面上可以定义为声发射信号。因此,本文首先从传统声发射源定位方法展开分析,常用的包括时差定位法与区域定位法。前者是通过构建声发射传感器阵列来建立空间坐标方程,并根据同一声发射信号到达传感器阵列的时间差以及信号的传播速度,判断声发射源的空间坐标。因此,对声发射信号到达时间差和传播速度的精确测量是确定声发射源位置的关键因素。在构造简单的物体内部上述因素都能较为准确的获取,但在结构复杂、材质分布不均匀的密封电子设备中,两个关键因素都难以获取,所以时差定位法不适用于本文的研究。后者利用声发射信号在不同介质在传播时发生的衰减现

象,通过分析信号到达放置在各区域内的声发射传感器的先后次序及信号强度,粗略判断声发射源所在的某个区域。区域定位法同样受物体内部结构和组成材质的影响,甚至外界温度的变化都会对定位结果产生波动,因而具有不确定性<sup>[6]</sup>,所以区域定位法同样不适用于本文的研究。

对于密闭结构物体内部异物的定位研究,范志涵等<sup>[7]</sup>基于时差定位法,提出了一种基于声发射信号的软阈值滤波双曲线算法,较好的解决了加筋结构的物体中衰减信号到达时间难以判断的难题,实现了航天器舱壁结构内部碎片的有效定位,但定位精度仍然有限。李凌江等<sup>[8]</sup>采用改进的相对时间差方法,实现对空间碎片撞击航天器的撞击源的定位与损伤评估,定位精度同样受时差变化的影响。孙永玲等<sup>[9]</sup>基于区域定位法对导弹内部的多余物定位展开了研究,通过在圆柱形被测物体上均匀布置声发射传感器,根据各传感器是否接收到声发射信号来确定多余物所处的大致区域,所以应用该方法无法获取多余物较为准确的位置。丁丹丹等<sup>[10]</sup>同样基于声发射传感器阵列采集导弹舱体内多余物信号的同步性、信号传播的衰减规律等特征,通过累加多次碰撞信号能量的方法来确定多余物的位置,该方法同样受限于声发射信号的衰减。威乐<sup>[11]</sup>针对航天发动机附加管道内部的多余物定位展开了深入研究,并提出了基于最大幅值和能量特征的多余物定位方法,有效缩小了附加管道内部可能存在多余物的位置区域。郭亮<sup>[12]</sup>在威乐的研究基础上,研究了 BP 神经网络算法并引入郭亮的多余物定位方法中,训练的网络模型取得的定位效果较前者有了很大的提升,但研究对象仍然是发动机附加管道,应用场景有限。

综上所述,对于多余物定位方法的理论研究还不够深入,现有的多余物定位方法存在应用范围受限或定位精度不高的问题,不能满足航天工程的实际应用需求。随着机器学习的兴起与快速发展,更多的学者开始使用机器学习领域的相关理论进行声发射源定位方法的研究,本课题组近年来致力于将机器学习分类算法引入多余物检测的研究中<sup>[13-16]</sup>,考虑将多余物的定位问题转化为机器学习的多分类问题来解决,通过构建泛化能力良好的基于分类学习器的多余物定位模型来实现多余物定位。

针对现有声发射源或异物定位方法中存在的不足,本文提出了一种基于参数优化支持向量机 (support vector machine, SVM) 的密封电子设备多余物定位方法。在该方法中,会根据待预测密封电子设备的尺寸及材质设计一个等比例的模型,且该模型内部的大空间被分隔为多个小空间。通过人为的在每个小空间内生成多余物信号,并将信号转化为数据,即人为生成类别为不同小空间

的数据,最终可以形成一个包含所有类别的数据集,用于基于分类学习器的多余物定位模型的训练。这样,待预测密封电子设备通过 PIND 检测法生成的多余物信号,会转化为未知的数据。将该数据带入多余物定位模型,给出预测的类别,该类别对应某个具体的小空间。此时比对模型内部小空间的布局,即可得到多余物在待预测密封电子设备的小空间位置。可以看出,本文所提分类定位方法似乎与区域定位法较为接近,因为两者给出的皆是区域范围的位置。不同的是,区域定位法受限于声发射信号的传播特征,而本文所提方法是对生成的多余物信号进行综合分析,即从中提取时域和频域多个特征形成稳定的数字型数据,不再局限于单一的、不稳定的信号。因此,为提高本文所提方法的定位精度,一方面需要在分类学习器的选择及参数优化方面进行研究,另一方面需要对用于分类学习器训练的数据集的质量进行研究,主要体现在多余物信号的采集与处理、时域和频域特征的提取与选择。

该方法可以实现密封电子设备内部多余物的有效定位,摆脱了传统定位方法因被测设备内部结构和组成材质的限制带来的不确定问题,预测的多余物位置实际上是多余物定位模型给出的多个分隔空间中分类可能性最大的某个空间,本质上属于机器学习的多分类问题。本文为后续排除设备内部多余物的操作提供了重要参考信息,是保证航天系统可靠运行的重要手段,对提高整个航天系统的运行寿命和性能具有重大意义,理论上该方法可以推广应用于类似产生机理的碰撞信号的

定位。

### 1 多余物定位方法研究

为开展密封电子设备内部多余物定位方法的研究,在现有密封电子设备多余物检测系统的基础上,搭建了多余物定位实验系统如图 1 所示。实验系统由 3 部分组成,1)应用 PIND 检测法的硬件平台,包括被测密封电子设备(模型)、激励装置、激励装置驱动设备、夹具等,用于激励密封电子设备内部的多余物,使其与被试设备内壁发生碰撞,产生多余物信号;2)多余物信号的调理与采集,包括声发射传感器、信号调理电路、多通道信号同步采集电路。多个声发射传感器用于采集第 1 部分产生的多余物信号,并输入对应的信号调理电路中进行信号调理。多通道信号同步采集电路对调理后的多余物信号进行同步采集,将采集的信号数据保存在上位机;3)算法处理,主要在上位机端完成,包括脉冲提取、脉冲匹配、特征提取与分析、机器学习分类算法。主要对第 2 部分保存的信号数据进行预处理,得到有效的用于特征提取的信号数据,接着从中提取、分析和选择多个能反映多余物位置信息的时域和频域特征形成定位数据,建立用于机器学习分类算法训练的定位数据集。对比分析不同算法在定位数据集上的定位性能,对表现优异的分类算法进一步设计参数优化,最终将定位性能最优的多余物定位模型用于实际待预测密封电子设备内部多余物的定位测试。

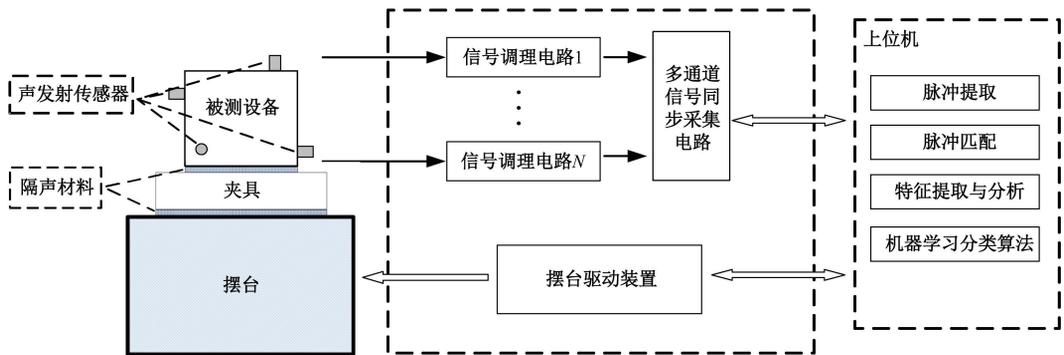


图 1 多余物定位实验系统结构框图

Fig. 1 Block diagram of the loose particle localization experimental system

多余物定位实验系统的工作流程如下:首先,根据被测密封电子设备的尺寸及材质,设计等比例的密封电子设备模型,并将模型内部分隔为多个密闭空间,选择在其中某个空间放置一些多余物。其次,将含有多余物的密封电子设备模型通过夹具固定在摆台上,驱动摆台来激励模型,使模型内部的多余物处于碰撞或滑动状态。接着,放置在密封电子设备模型表面的不同位置的多个声

发射传感器采集多余物运动产生的多余物信号,转化成电信号后送入对应的多个信号调理电路进行信号调理,包括放大、滤波、降噪等处理,调理后的多余物信号经多通道信号同步采集电路采集为数字式的信号数据,发送至上位机保存。然后,上位机对保存的信号数据进行预处理,包括设计的双级双门限脉冲提取算法和多通道脉冲匹配算法。并从经过预处理的信号数据中提取和选择

多个能够反映多余物当前位置信息的时频和频域特征,构建特征向量形成代表多余物当前位置信息的定位数据。通过调整多余物放置在密封电子设备模型中不同的空间,和进行大量且均衡的实验,最终建立代表多余物在模型内部不同空间的定位数据集,即用于机器学习分类算法训练的数据集。在此基础上,训练基于不同机器学习分类算法的多余物定位模型,评估各多余物定位模型的定位性能,比较得出表现优异的基于 SVM 的多余物定位模型并进行参数优化设计。最后,将性能最优的基于参数优化 SVM 的多余物定位模型用于实物设备内部多余物的定位测试。上述工作流程如图 2 所示。

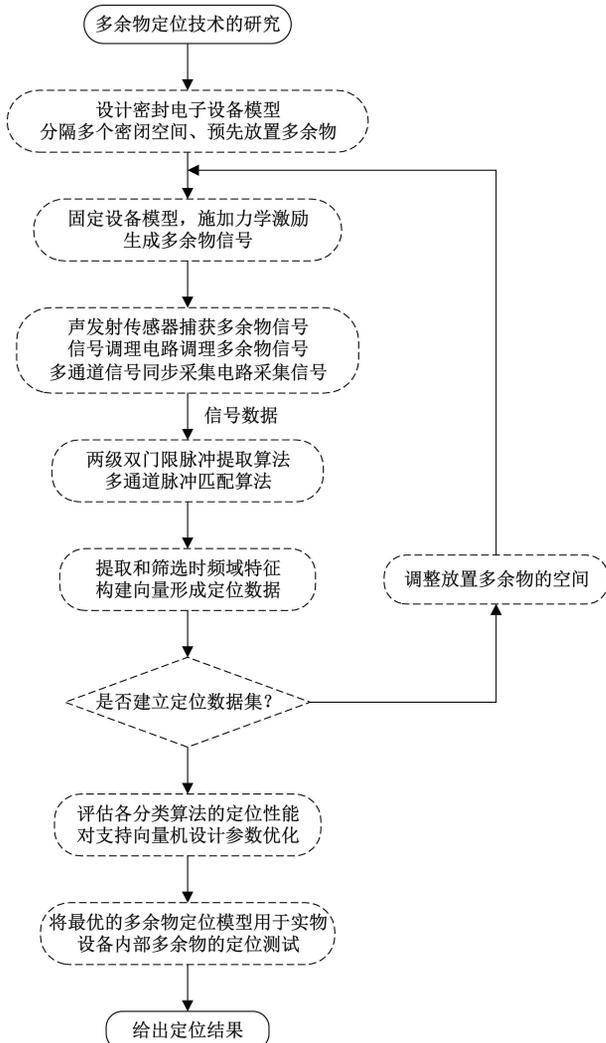


图 2 多余物定位实验系统的工作流程  
Fig. 2 Work flow chart of the loose particle localization experimental system

### 1.1 密封电子设备模型设计

本课题组近年来接触的密封电子设备,多为形如航天电源、星载电子单机、航天电子模块等立方体结构的电

子设备,图 3(a)所示为航天电源的实物。

根据多余物定位实验系统的工作流程,本文设计了图 3(b)所示的密封电子设备模型,模型内部用三块相互正交的薄板分隔为八个相等且互不相通的密闭空间。需要注意的是,构建模型和隔板所使用的材料与航天电源外壁材料一致,以保证应力产生多余物信号的一致性。本文预先在模型内部的某个空间放置一些多余物,之后将该模型置于 PIND 检测法的硬件平台,通过激励产生多余物信号,经声发射传感器采集后传输至信号调理与采集部分进行处理。

### 1.2 信号调理与采集

本部分包括声发射传感器的选型,信号调理电路与多通道信号同步采集电路的设计,完成从多余物信号的捕获、调理、采集到最终存储。

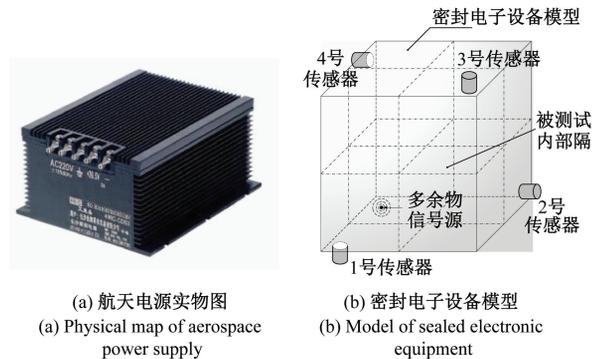


图 3 密封电子设备的实物与模型  
Fig. 3 Real objects and models of sealed electronic equipment

#### 1) 声发射传感器的选型

对多余物信号进行分析是本文展开多余物定位方法研究的基础,因此,捕获有效的多余物信号显得尤其重要,也就是要选择合适的声发射传感器。本文需要考虑的是多余物信号的幅值范围和频率成分,据此选择那些能捕获到含有尽量多有效信息的传感器,这样捕获的信号中能包含更多的定位细节。

声发射传感器的结构有很多种,其中用于多余物信号采集的包括谐振式声发射传感器和宽带型声发射传感器<sup>[17]</sup>。前者的响应频带较窄,但在灵敏度上表现要优于后者。考虑到多余物信号的频率范围同样较窄,大多集中在 20~100 kHz,且幅值最小达到微伏级,最大也只达到几十毫伏。因此,选择谐振式声发射传感器用于多余物信号采集。

#### 2) 信号调理电路

声发射传感器捕获的多余物信号的最大幅值不过几十毫伏,因此需要对微弱的多余物信号进行调理,提高其信噪比和抗干扰能力。本文设计的信号调理电路通过放大微弱的多余物信号,从而使其满足后续的多通道信号

同步采集电路中输入电压要求,并设计采用多种滤波方法来消除信号中的噪声干扰。在此之前,首先需要考虑声发射传感器与信号调理电路之间的阻抗匹配,减少因阻抗不匹配造成信号能量的损失。

各通道的声发射传感器捕获的微弱信号经专用的具有高屏蔽性能的数据传输线输入对应通道的信号调理电路。首先通过两级放大电路对信号进行初级放大,然后信号经带通滤波电路滤除其中的噪声成分,最后再通过一级同相比例放大电路来调节各通道信号的放大倍数,使各通道输出的多余物信号的放大倍数一致。其中,考虑到多余物信号的频率主要集中在 20~100 kHz,为了使后续的多通道信号同步采集电路能够采集到包含尽可能多定位细节的多余物信号,滤波器的通带频率范围设置为 20~180 kHz。

密封电子设备的检测通常处于复杂的噪声环境中,声发射传感器捕获的信号中包括多余物信号、固有机件信号、电磁干扰信号和背景噪声。这 3 种信号会对多余物定位研究造成干扰,需要将其滤除至允许范围内。一方面,考虑从物理层面出发,在密封电子设备与夹具、夹具与摆台之间添加军品级隔声材料,做了大量的声场仿真实验,以此来减少固有机件信号的干扰。另一方面,戚乐<sup>[11]</sup>和郭亮<sup>[12]</sup>设计通过同态滤波、小波消噪、良好接地等手段,将固有机件信号滤除至无干扰的状态,将背景噪声滤除至 20 mV 以下,并且有效抑制了电磁干扰信号。文献[11-12]已经集成到本部分的信号调理电路中,本文在进行多余物定位方法研究时,信号调理电路最终输出的信号已经是降噪后的高信噪比的多余物信号。

### 3) 多通道信号同步采集电路

信号调理电路输出的多余物信号是模拟信号,需要在此基础上优化设计多通道信号同步采集电路,完成模拟信号到数字信号的转换,用于获取后续信号预处理部分的数字式信号数据。另外,因为单次 PIND 检测生成的信号数据量非常大,设计优化的多通道信号同步采集电路能够同步、实时、稳定的将大量信号数据传输到上位机进行保存<sup>[18]</sup>。多通道信号同步采集电路的结构如图 4 所示,整体由 A/D 转换电路、信号采集 MCU、双口 RAM 与信号传输 MCU 组成,信号调理电路与同步信号采集电路之间同样进行阻抗匹配。

多通道信号同步采集电路的工作流程如图 5 所示。信号传输 MCU 与上位机建立通信连接后,判断上位机发出的采集命令并反馈给信号采集 MCU,同时开启外部中断 0 和外部中断 1。信号采集 MCU 接收到采集命令后,初始化 A/D 转换电路和双口 RAM,并开启外部中断 0 和外部中断 9。当 PPS 秒脉冲有效触发中断 0 时,开启定时器控制 A/D 转换电路的采样速率,通过中断 9 判断

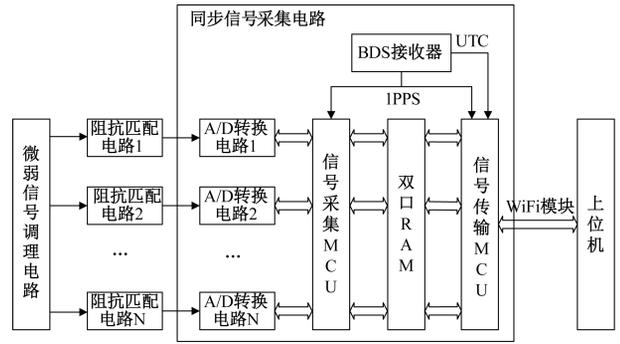


图 4 多通道信号同步采集电路结构框图

Fig. 4 Block diagram of the multi-channel signal synchronous collection circuit

BUSY 管脚的电平状态,低电平时触发中断 9 开始读取采样数据并写入双口 RAM 的存储区,在完成写数据后发送数据读取指令至信号传输 MCU。信号传输 MCU 触发中断 1 开始读取数据,当 PPS 秒脉冲有效触发中断 0 时接收当前的 UTC 时间进行时间标定,并将标定数据通过 WiFi 模块传输至上位机进行显示与存储。此过程中,信号传输 MCU 对上位机是否发送停止采集命令进行实时判断,确认后反馈至信号采集 MCU,同时进行关闭中断和停止工作。

声发射传感器、信号调理电路与多通道信号同步采集电路的设计已经全部集成到现有的密封电子设备多余物检测设备中,作为一个整体来采集、处理和保存多余物信号,如图 6 所示。

### 1.3 信号预处理

在上位机保存的信号实验数据代表单次 PIND 检测各通道采集的多余物信号,需要对其进行预处理,实现从一段多余物信号中提取出足够多的有效的脉冲,丢弃干扰信号及无用信号,便于从中挖掘出更多包含多余物位置的特征信息。同时,考虑到因传感器阵列不同带来各通道采集的多余物信号不同步,甚至重叠或串位的问题,需要对各通道采集的多余物信号进行同步处理。具体来说,是对各通道多余物信号中的脉冲进行匹配,保证后续提取的特征向量来自同一多余物在同一时刻产生的信号。本文分别设计了双门限脉冲提取算法和多通道脉冲匹配算法,将两者结合应用到信号实验数据中,将处理后的信号实验数据用于后续的特征提取与分析。

#### 1) 两级双门限脉冲提取算法

本文设计的脉冲提取算法的思路是通过准确查找一段多余物信号中有效脉冲的起点和终点,进而将其中有用的信号予以保留,排除信号中的噪声干扰<sup>[19]</sup>。其中,本文设计的两级双门限脉冲提取算法是基于短时能量和短时过零率的。通过短时能量能找出一段多余物信号中

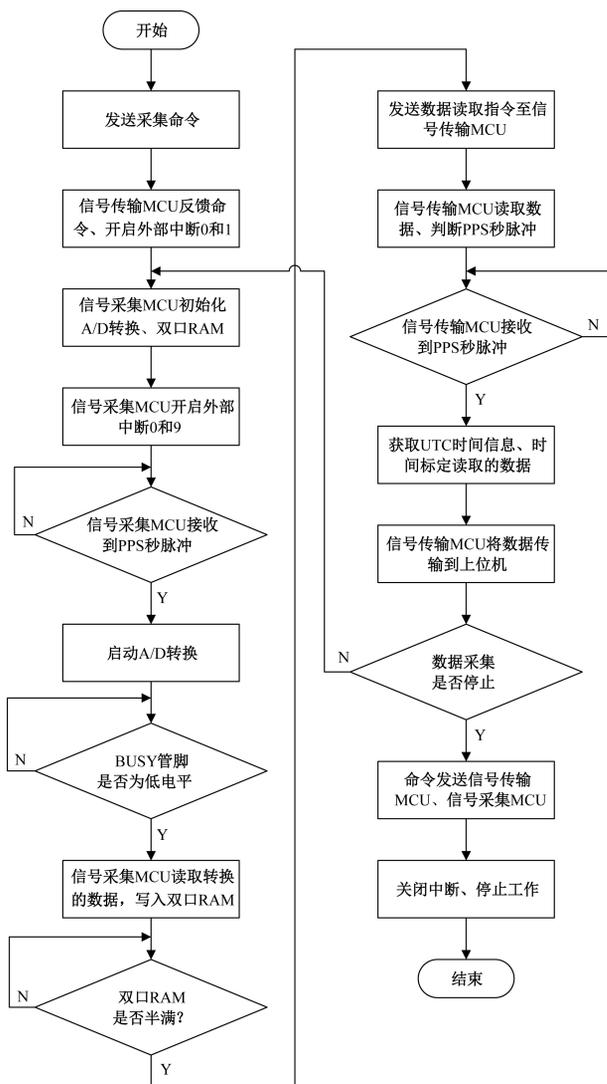


图 5 多通道信号同步采集电路工作流程

Fig. 5 Work flow chart of multi-channel signal synchronous collection circuit

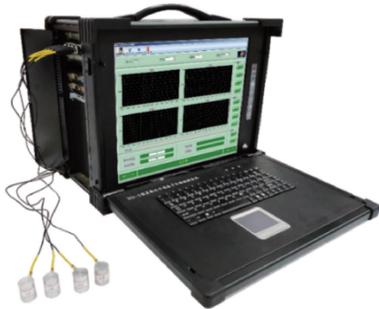


图 6 密封电子设备多余物检测设备

Fig. 6 Loose particle detection equipment for sealed electronic equipment

率大的特点,能进一步精确有效脉冲的起点,从而达到对一段多余物信号中的有效脉冲精确提取的效果。

设  $x(n)$  为一段原始的多余物信号,首先对整段信号进行分帧处理,并设置每 200 采样点为一帧,相邻两帧的起始点间隔 10 采样点。短时能量定义为一帧信号的能量总和,则第  $n$  帧多余物信号的短时能量为:

$$E_n = \sum_{i=n}^{n+N-1} x^2(i) \quad (1)$$

短时过零率是统计多余物信号穿越零电平的次数,为了排除低频信号的干扰,本文将零电平设为一个正负门限  $T$ ,则第  $n$  帧多余物信号的短时过零率为:

$$ZCR_n = \frac{1}{2} \sum_{i=n}^{n+N-1} | \operatorname{sgn}[x(i)-T] - \operatorname{sgn}[x(i-1)-T] | + | \operatorname{sgn}[x(i)+T] - \operatorname{sgn}[x(i-1)+T] | \quad (2)$$

式中:

$$\operatorname{sgn}[x(i)] = \begin{cases} 1, & x(i) \geq 0 \\ -1, & x(i) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

本文设计的两级双门限脉冲提取算法的流程如图 7 所示。

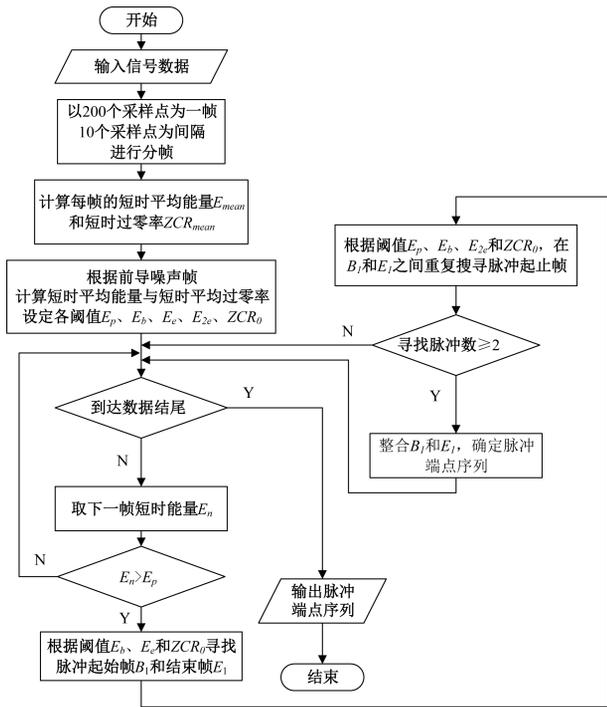


图 7 两级双门限脉冲提取算法流程

Fig. 7 Flow chart of two-stage double-threshold pulse extraction algorithm

首先对输入的多余物信号进行分帧处理,计算每帧信号的短时能量和短时过零率。然后从第 1 帧信号开始,分别将每帧信号的短时能量  $E_n$  与主体阈值  $E_p$  相比。如果某帧信号的短时能量  $E_n > E_p$ ,则可以确定脉冲主体的存在。接着以此帧为起点,向前逐个比较每帧信号的

有效脉冲的起点,结合多余物信号频率高带来短时过零

短时能量和短时过零率与起始阈值  $E_b$  和过零率阈值  $ZCR_0$ , 当两者全部小于比较阈值时, 则认定当前用来比较的帧为脉冲的起始帧, 此为第一个门限。同样的, 向后逐个比较每帧信号的短时能量和短时过零率与结束阈值  $E_e$  和过零率阈值  $ZCR_0$ , 当两者全部小于比较阈值时, 认定当前用来比较的帧为脉冲的结束帧, 此为第 2 个门限, 至此完成第 1 级双门限脉冲提取算法的设计。此过程中可能会将幅值、能量较小的边界脉冲提取在内, 这些脉冲仅能提供有限的多余物信号信息, 甚至可能中和其他脉冲提供的重要信息, 接下来继续对这类脉冲进行第 2 级双门限脉冲提取算法的设计。

经过第 1 级双门限脉冲提取算法初步确定脉冲的起止位置后, 本文以当前的脉冲为分析对象, 重复一次第 1 级双门限脉冲提取算法的过程。但在新的过程中将结束阈值调整为较大的  $E_{2e}$ , 至此完成第 2 级双门限脉冲提取算法。通过调整结束阈值并循环第 1 级双门限脉冲提取算法, 能够有效滤除边界脉冲。如果经过两级双门限脉冲提取算法还是得到两个及以上的脉冲, 则将它们组合看成一个整数脉冲, 脉冲的起始帧和结束帧分别由最前和最后的脉冲决定。

算法中使用的各个阈值是根据一段原始的多余物信号中, 起始的一段无脉冲信号的噪声帧的短时平均能量  $E_{mean}$  以及短时平均过零率  $ZCR_{mean}$  确定的。通过多次实验总结, 本文中各阈值的取值分别为:

$$\begin{cases} E_p = 6 \times E_{mean} \\ E_b = 4 \times E_{mean} \\ E_e = 1.1 \times E_{mean} \\ E_{2e} = 3 \times E_{mean} \end{cases} \quad (4)$$

$$ZCR_0 = 2 \times ZCR_{mean} \quad (5)$$

#### 2) 多通道脉冲匹配算法

多通道脉冲匹配算法用来同步多通道对应的声发射传感器捕获到的同一多余物信号, 从而排除相互之间不同步的信号, 确保特征提取与分析部分从多余物信号中提取的多个特征是来自同一多余物在同一时刻产生的, 本文多通道脉冲匹配算法设计流程如图 8 所示。

以本研究中的四通道为例, 首先分别提取各通道采集多余物信号的脉冲, 把其中有脉冲的信号幅值置 1, 无脉冲的信号幅值置 0。经过以上处理, 四通道的多余物信号会变成含有 0 和 1 的数据序列。进而将四通道的序列数值进行累加, 如果四通道对应某位置的累加结果为 4, 就可以确定当前位置存在同步脉冲。接着对累加结果向后搜索, 如果累加结果存在从 4 减少到 0 的过程, 即代表各通道的信号依次衰减, 这表明四通道当前的脉冲属于同一多余物信号, 即脉冲匹配成功, 否则, 脉冲匹配失败, 继续搜索。

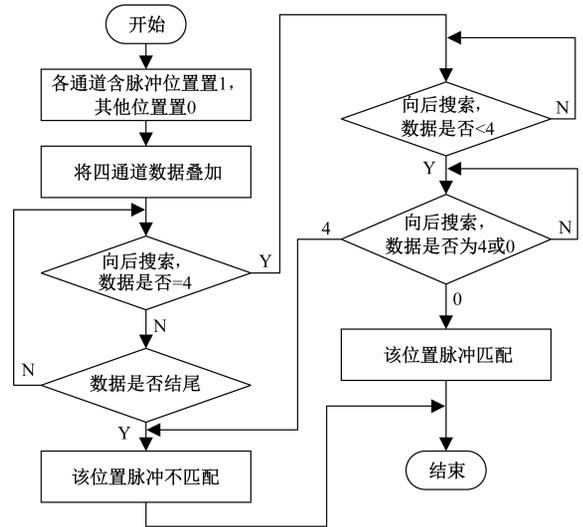


图 8 多通道脉冲匹配算法流程

Fig. 8 Flow chart of multi-channel pulse matching algorithm

#### 1.4 特征提取

由于信号在介质的传播过程中存在的各向异性 and 衰减特性, 信号的某些特征会随传播距离和传播方向的不同而有所差异<sup>[20]</sup>。因此, 可以利用这些特性建立数据集来训练分类算法, 用训练好的分类学习器去预测多余物的位置。主要从时域和频域两方面对多余物信号进行分析, 从中分析并选择与定位相关的特征。

##### 1) 时域特征

本文在对多余物信号进行时域特征提取时, 主要从时间特征、能量特征和脉冲过零率三方面进行综合考虑, 可挑选的特征包括共振峰、脉冲能量、脉冲上升时间等共 12 个。如果未经分析直接利用全部特征来构建定位数据集, 对分类算法进行训练, 有些特征对多余物的定位可能并没有起到作用, 并且特征维度过大可能会降低分类学习器的分类准确率, 即降低多余物定位模型的定位精度。所以在训练多余物定位模型之前需要对特征进行分析和选择。本文选用过滤法中的皮尔森相关系数进行挑选, 并结合嵌入式法特征选择法中的随机森林特征重要性进行特征的筛选。最终选择保留的时域特征的具体描述如表 1 所示。

##### 2) 频域特征

在对多余物信号进行频域特征提取时, 本文主要提取共振峰频率、频率微扰、频谱质心等 7 个特征。同样对频域特征进行分析和选择, 最终保留的频域特征的具体描述如表 2 所示。

#### 1.5 定位模型的选择和优化

放置在密封电子设备模型内部某个空间的多余物, 受到激励做随机运动会生成的多余物信号, 通过特征提

表 1 时域特征的具体描述

Table 1 Specific description of time domain features

特征名称	计算公式	特征含义
时间延迟	$x_1(n) = s(n - \tau_1) + n_1(n)$	多余物信号到达不同声发射传感器的时间差,本文采用 PATH 加权的广义互相关法求时间延迟
	$x_2(n) = s(n - \tau_2) + n_2(n)$	
	$R_{12}(\tau) = E[x_1(n)x_2(n - \tau)]$	
	$R_{12}(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{12}(\omega) G_{12}(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega$	
	$\psi_{12}(\omega) = \frac{1}{ G_{12}(\omega) }$	
脉冲上升时间	$t_r = T_m - T_b$	脉冲起始时刻到峰值时刻所经过的时间
脉冲对称度	$\theta = \frac{t_r}{T_e - T_m} \times 100\%$	上升时间和下降时间的比值,可用于表示脉冲的衰减相关指标
脉冲幅值	$A$	信号的最大幅值,取平均值
脉冲能量	$E = \sum_{i=1}^n x^2(i)$	在时间上对信号的平方进行积分,是描述脉冲强弱的特征量
均方根电压	$RMSV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{n}} = \sqrt{\frac{E}{n}}$	也称为有效值,是表征信号发送功率能力的特征量
脉冲过零率	$zcr = \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n  sgn[x(i)] - sgn[x(i-1)] $	是指一段信号符号变化的值,其数值大小和信号频率有关

表 2 频域特征的具体描述

Table 2 Specific description of frequency domain features

特征名称	计算公式	特征含义
频谱质心	$S_f = \frac{\sum_{i=N_1}^{N_2} f_i \cdot  X(i) }{\sum_{i=N_1}^{N_2}  X(i) }$	用于描述频谱分布的特征量,表征多余物信号的频率特性
频谱均方差	$\sigma_f = \sqrt{\frac{\sum_{i=N_1}^{N_2} (X(i) - \bar{X})^2}{N_2 - N_1}}$	对幅频谱计算标准差,是描述脉冲信号在频域上能量变化的波动大小的特征量
均方根概率	$MSF = \frac{\sum_{i=N_1}^{N_2} f_i^2 \cdot S(i)}{\sum_{i=N_1}^{N_2} S(i)}$	对均方频率求平方根,是能量谱的特征量
频率标准差	$FC = \frac{\sum_{i=N_1}^{N_2} f_i \cdot S(i)}{\sum_{i=N_1}^{N_2} S(i)}$	对频率方差求平方根,是能量谱的特征量
	$VF = MSF - FC$	

取和选择可以得到表征位置的定位数据,数据的标签为多余物当前所处空间,内容为保留的时域和频域特征的数值。调整放置多余物的空间位置和进行多次大量且均衡的实验,最终可以建立表征多余物不同空间位置的定位数据集,即用于机器学习分类算法训练的数据集。通过比较不同分类算法在定位数据集上的定位性能,选择表现更优的定位模型进行参数优化设计,并利用定位数据集验证定位模型的优化效果。

1) 定位数据集

为了验证机器学习分类算法是否适用于密封电子设备内部多余物定位方法的研究,本文设计了密封电子设备模型,并将其内部分隔为多个密闭空间。借助于搭建的多余物定位实验系统,通过在密封电子设备模型的不同空间位置放置多余物,经过大量且均衡的实验建立多余物定位数据集。需要说明的是,这里提到的均衡的实验指的是,多余物放置在密封电子设备模型内部不同的

空间位置进行的实验次数近似相等,即通过人为控制的方式来避免得到的各空间位置的定位数据的不平衡的问题。

本文将定位数据集按 3:1 的比例分成训练集和测试集。其中,训练集用于训练多余物定位模型以及模型的参数优化,测试集用于检验多余物定位模型的性能,以期得到性能最优的定位模型。同时,本文对数据集中部分特征值缺失的向量进行丢弃处理,最终得到有效的定位数据集个数为 86 928 个,其中,65 196 个数据作为训练集,21 732 个数据作为测试集。

## 2) 常用分类算法定位性能的比较

结合机器学习中常用的分类算法,包括 k 近邻、朴素贝叶斯、SVM、单一决策树、提升决策树等<sup>[21]</sup>,借助性能评估指标和定位数据集,本文分别利用上述分类算法进行多余物定位测试。为了得到相对准确的定位结果,本文对每种分类算法进行了 10 次定位测试,并且取 10 次测试的平均定位精度作为最终的定位精度,以此来尽量减少训练结果的随机影响。

表 3 列出了 5 种分类算法测试的定位精度和训练所需时间,所有测试均是在同一台电脑下进行。从定位效果来看,不同分类算法取得的定位精度差别很大。其中,朴素贝叶斯取得的精度最低,是基于贝叶斯理论和满足特征之间相互独立的假设。因此,在进行模型训练时,是假设数据集中的所有特征相互独立。而本文中所有定位特征并不完全相互独立,如信号的时域特征之间就存在一定的关联。但也正因为朴素贝叶斯是基于概率统计的结果,所以它的训练时间极短。k 近邻和单一决策树的定位精度相当,但后者的训练效率更高一些。提升决策树是一种基于 Boosting 的集成学习算法,虽然定位效果良好,但是训练时间过长。SVM 的定位效果明显优于其他算法,定位精度达到了 77.69%,但其训练效率较低。考虑到计算机性能的不断提升和本文研究的重点,本文暂时放弃对训练效率的研究,重点关注定位精度的提升。

表 3 五种分类算法的定位效果

Table 3 Localization effects of five classification algorithms

序号	分类算法	定位效果	
		精度/%	训练时间/s
1	k 近邻	72.62	17
2	朴素贝叶斯	39.45	极快
3	SVM	77.69	35
4	单一决策树	74.36	6
5	提升决策树	79.37	73

本文分别对 5 种分类算法的参数进行优化,以提升各自的定位精度。优化结果表明,朴素贝叶斯和单一决策树的性能提升有限。k 近邻和 SVM 定位精度提升较

为明显,但训练时间提升有限,甚至出现时间增加的情况。提升决策树的定位精度提升有限,训练时间提升较为明显。其中,定位精度最高的依旧是 SVM。

## 3) SVM 的参数优化

本文对 SVM 的优化设计主要体现在参数的选择上,SVM 是基于结构风险最小化原则设计构造的,为了使本研究中 SVM 的定位性能达到最优,需要对核函数及其附属的其他参数综合考虑进行优化。先比较不同核函数的定位性能来确定最优者,再通过比较该核函数附属其他参数取值的不同组合,最终得到性能最优的 SVM 分类学习器,即定位模型。

SVM 的一大特点是使用核函数,其主要思想是将分布在低维空间的特征映射到高维空间中去,进而将非线性问题转化为线性问题加以解决,而使用核函数可以大大降低这一过程中的计算复杂度。适用本文的核函数包括线性核函数(Linear)、多项式核函数(Poly)、径向基核函数(RBF)、双曲正切核函数(Sigmoid)等。

网格搜索法是机器学习领域进行参数选择最常见的方法,通过给定参数的取值范围,遍历所有参数的组合方式来寻找使分类学习器性能达到最优的组合形式。同时,本文在训练基于 SVM 的定位模型时,还采用交叉验证法来验证 SVM 分类学习器的性能,以此来寻找性能最优的多余物定位模型。本研究中选用上述不同核函数在定位数据集上对 SVM 分类学习器分别进行训练,得到不同 SVM 分类学习器的定位效果,表 4 为基于不同核函数的 SVM 分类学习器的定位效果。

表 4 不同核函数的 SVM 分类学习器的定位效果

Table 4 Localization effects of SVM classifiers with different kernel functions

核函数种类	定位精度/%
Linear	69.78
Poly	57.09
RBF	73.61
Sigmoid	51.74

从表 4 的定位效果可以看出,基于 RBF 核函数的 SVM 分类学习器的定位精度最高,因此选择 RBF 核函数作为 SVM 分类学习器的核函数。在确定合适的核函数后,进一步对核函数附属的其他参数进行选择,以期得到性能更优的 SVM 分类学习器,最终得到定位性能最优的多余物定位模型。

基于 RBF 核函数的 SVM 分类学习器有惩罚系数  $C$  和  $\sigma$  参数两个重要参数。惩罚系数  $C$  代表对分类学习器误分类的惩罚程度。即  $C$  越大,表示分类学习器越不能容忍出现误分类,意味着分类学习器要对训练集进准确分类,容易导致分类学习器的过拟合。 $C$  越小,分类学习

器对误分类的惩罚越小,分类学习器的复杂度会变小,带来分类精度降低,会出现欠拟合现象。

另外,RBF 核函数的详细定义如下:

$$K(x_i, x_j) \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp(-\text{gamma} \cdot \|x_i - x_j\|^2) \quad (6)$$

式中:  $\text{gamma}$  是高斯核函数的参数,  $\text{gamma} = \frac{1}{2\sigma^2}$ , 其定义了单个样本对分类超平面的影响。可以看出,本文对参数  $\sigma$  的选择转化成对参数  $\text{gamma}$  的选择,并且当  $\text{gamma}$  较小时,单个样本对分类超平面的影响较小,其不容易被选为支持向量。相反,当  $\text{gamma}$  较大时,单个样本容易被选择为支持向量,分类学习器的整体支持向量也因此增多。

表 5 列出了惩罚系数  $C$  和  $\text{gamma}$  取不同值时,SVM 分类学习器的定位效果,可以看出,当参数  $\text{gamma}$  的选值不变时,惩罚系数  $C$  的选值越大,定位精度越高。参数  $\text{gamma}$  的选值增大时,分类学习器的定位精度同样会提高,但并不是绝对提高。因此,参数  $\text{gamma}$  与惩罚系数  $C$  的不同组合影响 SVM 分类学习器的定位精度。

表 5 不同  $C$  和  $\text{gamma}$  的 SVM 分类学习器的定位效果

Table 5 Localization effects of SVM classifiers with different  $C$  and  $\text{gamma}$

$C$	$\text{gamma}$			
	0.01	0.1	1	10
0.1	0.502 3	0.520 0	0.555 2	0.582 4
1	0.642 5	0.662 3	0.675 2	0.752 6
10	0.801 2	0.825 3	0.833 1	0.832 9

本文同样采用网格搜索法和交叉验证法对基于 RBF 核函数的 SVM 分类学习器,进行惩罚系数  $C$  和参数  $\text{gamma}$  的参数组合的寻优,得到的最优参数组合为  $C = 10$ ,  $\text{gamma} = 1$ 。

本文采用 RBF 核函数、惩罚系数  $C$  和参数  $\text{gamma}$  最优的参数组合来训练基于 SVM 分类学习器的多余物定位模型,用 20 442 个测试集数据来对优化的定位模型进行性能评估,得到最终的定位效果如表 6 所示。与优化之前相比,定位精度从 77.69% 提升到 83.17%,表明优化后的定位模型取得了较好的定位效果,可以用于真实密封电子设备内部多余物的定位测试。

表 6 SVM 定位模型在测试集上的定位效果

Table 6 Localization effects of the SVM localization model on the testing set

过程	测试数据数	预测正确数据数	预测错误数据数	定位精度/%
优化前	21 732	16 884	4 848	77.69
优化后	21 732	18 075	3 657	83.17

## 2 实验验证与分析

本文设计了密封电子设备模型,并利用搭建的多余物定位实验系统,通过多次 PIND 检测实验建立了代表多余物在模型内部不同空间位置的定位数据集。在此基础上,训练基于不同机器学习分类算法的分类学习器的定位性能,对表现最优的 SVM 分类学习器进行参数优化设计,得到定位性能最优的多余物定位模型。在实验验证与分析部分,将多余物定位模型用于真实场景下的航天电源内部的多余物定位测试。不同于在定位方法研究部分构造的等比例的模型,航天电源内部由多个横插或竖插的电路板组成。笔者对比航天电源模型内部划分的多个空间的具体位置,同样在航天电源内部对应的 8 个空间位置分别放置多余物,同样利用多余物定位实验系统进行多次均衡的 PIND 检测实验,建立包含所有空间位置的验证数据集。本文将验证数据集先进行无标签处理后,再带入多余物定位模型进行预测,得到预测的空间位置。统计验证数据集中单个数据的预测位置与真实位置的匹配个数,进而得出验证数据集的定位精度,验证多余物定位模型的可行性。

### 2.1 前期准备

#### 1) 验证数据集

为了验证参数优化的 SVM 定位模型是否适用于真实的密封电子设备内部多余物定位的要求,本文使用同样为立方体结构的航天电源作为真实的密封电子设备,并分别在其内部对应的 8 个空间位置放置多余物,借助于搭建的多余物定位实验系统,通过多次均衡的 PIND 检测实验,得到代表多余物处于不同空间位置的验证数据集,具体描述如表 7 所示。

表 7 验证数据集的具体描述

Table 7 Specific description of the verification data set

空间位置	数据个数
1	3 032
2	3 107
3	3 019
4	3 035
5	3 008
6	3 114
7	3 018
8	3 065

#### 2) 性能评估指标

为了评估多余物定位模型的定位性能,需要有相关的评估指标。为了定量研究多余物定位模型的性能,笔者主要选取了定位精度作为性能度量,评价定位模型在测试集上的定位效果。

假定数据集为  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ , 其中  $y_i$  是特征数据  $x_i$  对应的多余物的真实位置,  $f(x_i)$  是定位模型  $f$  预测的多余物位置。多余物定位精度可表示为预测正确的样本数占总样本数的比例, 即:

$$acc(f; D) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I(f(x_i) = y_i) \quad (7)$$

其中, 当  $f(x_i) = y_i$  时,  $I(f(x_i) = y_i) = 1$ 。

## 2.2 定位结果分析

本文采用参数优化 SVM 的定位模型对验证数据集进行多余物定位测试, 得到的定位效果如表 8 所示。

表 8 参数优化 SVM 定位模型在验证数据集的定位效果

Table 8 Localization effects of parameter-optimized SVM localization model achieved on the verification data set

空间位置	验证数据数	预测正确数据数	预测错误数据数	定位精度/%
1	3 032	2 524	508	83.25
2	3 107	2 575	532	82.88
3	3 019	2 516	503	83.34
4	3 035	2 539	496	83.66
5	3 010	2 444	566	81.20
6	3 114	2 584	530	82.98
7	3 018	2 418	600	80.12
8	3 065	2 550	515	83.20

从表 8 可以看出, 应用参数优化 SVM 的多余物定位模型用于验证数据集的定位测试, 得到各空间位置的定位精度均在 80% 以上, 空间位置 4 的定位精度达到了最高的 83.66%。经过计算, 各位置的平均定位精度为 82.58%, 与在定位数据集上取得的定位精度相近。实验结果表明, 本文设计的参数优化 SVM 的多余物定位模型泛化能力良好, 在密封电子设备模型和航天电源内部的多余物定位测试中定位性能几乎相当, 取得的定位精度较高, 满足航天系统对密封电子设备内部多余物定位精度的要求, 证明了本文设计的多余物定位方法的可行性。

## 3 总结

多余物问题一直是影响密封电子设备可靠运行的重要原因, 随着多余物检测研究的深入, 多余物定位问题受到了许多研究人员的关注。本文提出了基于参数优化支持向量机的密封电子设备多余物定位方法, 解决了基于传统声发射源定位方法的现有密闭式设备内部异物定位方法依赖设备结构和组成材质的问题, 提出将多余物定位问题转化为机器学习的多分类问题来解决, 构建的基于参数优化 SVM 的多余物定位模型取得了较好的定位效果, 是对多余物检测研究的重要补充, 具有较高的实用价值。

1) 针对传统声发射源定位方法受密封电子设备内部

结构和组成材质的影响, 提出了应用机器学习分类算法的多余物定位方法, 将多余物定位问题转化成多分类问题来解决。

2) 设计了信号调理电路和多通道信号同步采集电路, 对微弱的多余物信号进行放大、滤波和消噪处理, 完成多通道大数据量的多余物信号的同步采集与存储。

3) 针对多余物信号中存在的干扰信号和边界脉冲问题, 设计了两级双门限脉冲提取算法, 来提取其中有用的多余物信号。针对因传感器阵列不同带来的各通道多余物信号不同步的问题, 设计了多通道脉冲匹配算法来排除不同步信号, 保证各通道提取特征的同伦性。

4) 从多余物信号中提取多个表征多余物位置信息的时域和频域特征, 经过分析和选择后形成单个定位数据, 通过大量且均衡实验建立用于机器学习分类算法训练的定位数据集。

5) 综合比较几种常用分类算法的定位性能, 选择 SVM 分类学习器进行参数优化, 用性能最优的 SVM 多余物定位模型进行真实密封电子设备的多余物定位测试, 验证参数优化 SVM 的定位模型的泛化能力和定位精度, 证明本文提出的多余物定位方法的可行性。

## 4 结论与展望

对于密封电子设备内部的多余物, 不仅要判断其存在与否, 还要对其进行准确定位, 以便取出多余物。针对基于传统声发射源定位方法的现有多余物定位方法受限于设备内部结构和组成材质的不足, 本文提出了一种基于参数优化支持向量机的密封电子设备内部多余物定位方法。对于被测的密封电子设备, 本文设计等比例的密封电子设备模型, 借助搭建的多余物定位实验系统生成不同的多余物信号。本文设计了信号调理电路和多通道信号同步采集电路对捕获的多余物信号进行调理与采集, 设计了两级双门限脉冲提取算法和多通道脉冲匹配算法对不同的多余物信号进行预处理, 并从中提取和选择反映多余物不同位置的特征形成定位数据集, 对定位性能表现优异的 SVM 多余物定位模型进行参数优化设计。定位数据集的测试结果表明, 本文提出基于参数优化 SVM 的密封电子设备内部多余物定位方法, 取得了较高的定位精度, 参数优化 SVM 的多余物定位模型在优化后的定位精度由 77.69% 提升至 83.17%。真实密封电子设备的验证数据集的测试结果表明, 参数优化 SVM 的多余物定位模型平均定位精度为 82.58%, 定位模型的泛化能力良好, 定位精度满足大型密封电子设备内部多余物的定位精度要求, 理论上该方法可推广应用于类似产生机理的碰撞信号定位。

下一步, 将继续对密封电子设备内部多余物定位方

法展开研究,包括脉冲提取算法和特征工程两个部分。在脉冲提取算法部分,考虑结合现有的三门限法对两级双门限脉冲提取算法进行优化,以期对部分边界脉冲做进一步处理,或考虑其他有别于阈值判定的脉冲提取算法。在特征工程部分,将结合特征工程的一些处理方法,对本文形成的定位数据集进行标准化或归一化处理,缩小各个特征取值之间的尺度差别,对本文舍弃的一部分定位数据,考虑使用数值填充的方法进行填补,使更多包含定位信息的数据被多余物定位模型充分考虑。此外,对于声发射源定位领域新出现的一些性能优良的声音特征,如梅尔频率倒谱系数、稀疏表示等,会考虑与现有时域和频域特征相结合用于多余物定位的研究,以期进一步提高现有多余物定位模型的定位精度。

### 参考文献

- [ 1 ] 郜雷阵. 密封电子设备活动多余物定位方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019.  
GAO L ZH. Research on loose particle location method for sealed electronic devices [ D ]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [ 2 ] 熊涛. 航天器总装多余物控制方法探讨[J]. 航天器环境工程, 2006, 23(5): 277-281.  
XIONG T. Discussion on the control method of spacecraft ' s surplus [ J ]. Spacecraft Environment Engineering, 2006, 23(5): 277-281.
- [ 3 ] 许龙飞,麻高占,马利,等. 运载火箭总装气密试验多余物控制方法分析[J]. 质量与可靠性, 2017(4): 6-9.  
XU L F, MA G ZH, MA L, et al. Analysis of surplus control method for carrier rocket assembly air tight test[J]. Quality and Reliability, 2017 (4): 6-9.
- [ 4 ] 刘海江,刘劲松,魏臣隽. 高精度航天器多余物检测算法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 716-724.  
LIU H J, LIU J S, WEI CH J. Research on detection algorithm of high-precision spacecraft surplus [ J ]. Journal of Tongji University ( Natural Science ), 2020, 48(5): 716-724.
- [ 5 ] 王淑娟,王国涛,翟国富,等. 航天继电器多余物微粒碰撞噪声检测的冲击试验条件[J]. 电工技术学报, 2011, 26(1): 75-80,85.  
WANG SH J, WANG G T, ZHAI G F, et al. Impact test conditions for the detection of particle impact noise of aerospace relays [ J ]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(1): 75-80,85.
- [ 6 ] YAN Y, SHEN Y, CUI X W, et al. Localization of multiple leak sources using acoustic emission sensors based on MUSIC algorithm and wavelet packet analysis[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(23): 9812-9820.
- [ 7 ] 范志涵,张宇,芮小博. 航天器舱壁结构碎片撞击声发射定位技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(01): 178-184.  
FAN Z H, ZHANG Y, RUI X B. Research on impact acoustic emission positioning technology of spacecraft bulkhead structure debris [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 178-184.
- [ 8 ] 李凌江,刘武刚,王建民,等. 多孔铝板高速撞击声发射定位方法[J]. 航天器环境工程, 2016, 33(6): 589-593.  
LI L J, LIU W G, WANG J M, et al. High-speed impact acoustic emission positioning method of porous aluminum plate [ J ]. Spacecraft Environment Engineering, 2016, 33(6): 589-593.
- [ 9 ] 孙永玲,王兰涛,王育红,等. 战术导弹活动多余物检测技术[J]. 航天工艺, 2000(4): 8-13.  
SUN Y L, WANG L T, WANG Y H, et al. Detection technology of tactical missile ' s active remnant [ J ]. Aerospace Manufacturing Technology, 2000(4): 8-13.
- [ 10 ] 丁丹丹,朱永晓,陈伟,等. 导弹舱体多余物检测系统设计[J]. 宇航计测技术, 2019, 39(S1): 81-85.  
DING D D, ZHU Y X, CHEN W, et al. Design of missile cabin surplus detection system [ J ]. Journal OF Astronautic Metrology and Measurement, 2019, 39(S1): 81-85.
- [ 11 ] 戚乐. 航天发动机多余物检测系统的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.  
QI L. Research on detection system of space engine loose particles [ D ]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.
- [ 12 ] 郭亮. 火箭发动机多余物识别与定位方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2016.  
GUO L. Research on recognition and location method of rocket engine remnant [ D ]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [ 13 ] 马园园. 基于SVM的密封电子元器件组件信号识别技术开发[D]. 哈尔滨:黑龙江大学, 2019.  
MA Y Y. Development of signal recognition technology for sealed electronic components based on SVM [ D ]. Harbin: Heilongjiang University, 2019.
- [ 14 ] YAN H Z, CAO X H, WANG Z X, et al. Research on material identification technology of sealed relay remainder material based on decision tree [ C ]. 7th International Conference on Reliability of Electrical Products and Electrical Contacts, 2019: 237-243.
- [ 15 ] 梁晓雯,蒋爱平,王国涛,等. 参数优化决策树算法的密封继电器多余物信号识别技术[J]. 电子测量与仪

器学报, 2020, 34(1): 178-185.

LIANG X W, JIANG A P, WANG G T. Sealed relay loose particle signal recognition technology based on decision tree algorithm of parameter optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 178-185.

- [16] 李超然, 赵娜靖, 李硕, 等. 基于参数调优 Xgboost 算法的多余物信号检测技术 [J]. 黑龙江大学工程学报, 2020, 11(3): 71-77.

LI CH R, ZHAO N J, LI SH, et al. Redundant signal detection technology based on parameter tuning Xgboost algorithm [J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2020, 11(3): 71-77.

- [17] 翟国富, 陈金豹, 邢通, 等. 基于聚类分析的航天继电器多余物检测方法研究 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(2): 71-75, 134.

ZHAI G F, CHEN J B, XING T, et al. Research on detection method of space relay surplus based on cluster analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(2): 71-75, 134.

- [18] 薛永越, 王国涛, 娄彦辉, 等. 多余物自动检测系统声音调理电路的稳健设计 [J]. 电器与能效管理技术, 2019(24): 22-26.

XUE Y Y, WANG G T, LOU Y H, et al. Robust design of the sound conditioning circuit of the redundant detection system [J]. Electrical & Energy Management Technology, 2019(24): 22-26.

- [19] 郜雷阵, 燕会臻, 王国涛, 等. 基于 PIND 多余物检测设备的脉冲提取方法设计 [J]. 电器与能效管理技术, 2019(10): 21-26, 73.

GAO L ZH, YAN H Z, WANG G T, et al. Design of pulse extraction method based on pind surplus detection equipment [J]. Electrical & Energy Management Technology, 2019(10): 21-26, 73.

- [20] 孙志刚, 王国涛, 高萌萌, 等. 基于 kNN 优化算法的密封电子设备多余物定位技术 [J]. 电子测量与仪器学

报, 2021, 35(3): 94-104.

SUN Z G, WANG G T, G M M, et al. Sealed electronic equipment loose particle positioning technology based on KNN algorithm of parameter optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 94-104.

- [21] 李硕, 王国涛, 李超然, 等. 多传感器数据融合的航天装置多余物检测技术 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 124-131.

LI SH, WANG G T, LI CH R, et al. Detection technology of remnant material in space equipment based on multisensor data fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(11): 124-131.

## 作者简介



孙志刚, 2019 年于江苏理工学院获得学士学位, 现为黑龙江大学硕士研究生, 主要研究方向为密封电子元器件和电子设备多余物定位技术。

E-mail: 2191313@s.hljju.edu.cn

**Sun Zhigang** received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Heilongjiang University. His main research interest includes Sealed electronic components and electronic equipment loose particle positioning technology.



蒋爱平 (通信作者), 2007 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为黑龙江大学教授, 主要研究方向为数字图像处理与计算机视觉。

E-mail: 1988014@hlju.edu.cn

**Jiang Aiping** (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2007. Now she is a professor at Heilongjiang University. Her main research interests include digital image processing and computer vision.