|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | | | | | | | |
| **贵州大学** | | | | | | | | |
| **硕士研究生学位论文开题报告** | | | | | | | | |
|  | | | | | | | | |
|  | **所在学院:** | | 计算机科学与技术学院 | | | |  |  |
|  | **学 号:** | | 2019021875 | | | |  |  |
|  | **姓 名:** | | 刘文才 | | | |  |  |
|  | **学科专业:** | | 计算机科学与技术 | | | |  |  |
|  | **研究方向:** | | 计算机应用技术 | | | |  |  |
|  | **开题题目:** | | 基于声纹技术的车辆状况识别方法研究 | | | |  |  |
|  | **导师姓名:** | | 姚凯学 | | | |  |  |
|  | **开题时间:** | | 2020年11月27日 | | | |  |  |
|  | | | | | | | | |
| **填表日期: 2020 年11月20日** | | | | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | | | | | | | | |

# 一、论文所属课题来源、名称、编号

课题来源：横向课题

课题名称：基于声纹技术的车辆状况识别方法研究。

课题编号：

# 二、立项依据与研究内容（3000-5000字）。

1．论文的立项依据（研究意义、国内外研究现状及发展动态分析，需结合科学研究发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）。

**1.1选题背景**

伴随着我国的交通运输的飞速发展，道路交通事故数量与死亡人数居高不下，给国家和人民群众造成了巨大的经济损失，因交通事故引起的社会问题也愈发突出。据中国统计局发布的《中国统计年鉴2018》中的数据显示，2018年，我国交通事故共发生244937起，死亡人数超过6万人，直接财产损失近14亿元，2018年交通事故情况如表1所示。

表1 2018年交通事故情况表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 类别 | 发生数(起) | 死亡人数(人) | 受伤人数(人) | 直接财产损失(万元) |
| 总计 | 247646 | 62763 | 256101 | 134617.9 |
| 机动车 | 215009 | 56924 | 221309 | 125800.9 |
| 车辆 | 159335 | 43413 | 157157 | 111420.6 |
| 摩托车 | 45635 | 10474 | 53710 | 10771.5 |
| 拖拉机 | 1865 | 699 | 1811 | 574.8 |
| 非机动动车 | 29049 | 4375 | 32347 | 6212.2 |
| 自行车 | 2283 | 440 | 2179 | 581.2 |
| 行人乘车人 | 3432 | 1437 | 2305 | 2485.3 |
| 其他 | 156 | 27 | 140 | 119.4 |

道路交通事故的影响因素繁多、复杂，涉及到人、车、道路、环境等多个方面[1]，近年来国内外研究者主要聚焦于人为因素的研究，毕建彬等人都分析了人为因素对交通事故的影响[2-6]；朱杰等人分析了环境因素对交通事故的影响[7-9]。虽然对于车辆因素的研究比较少，但是车辆因素造成的交通事故并不少见，且以重大交通事故为主。2016年杜秀丽在统计重大交通事故致因中发现，超过35%的事故中，事故车辆都存在安全隐患或故障，并且多数驾驶员并不知道自己的车辆存在安全隐患[10]。为了及时发现车辆存在的故障，帮助驾驶员掌握车辆的健康状况，从车辆因素减少交通事故的发生，保护车辆和驾驶员的生命财产安全，迫切需要一种实时性好、检测效果优良的车况检测方法。

**1.2研究意义**

目前针对车辆状态识别和故障诊断的方法很多，主要是使用专用的设备或者拆卸之后进行检测。近年来，学者们开始对车辆产生的噪声信号进行分析研究[11-15]。当车辆出现异常时，发动机发出的声音会发生一定程度的变化，不同的车辆故障对应的声信号表现不同，可以通过分析车辆声信号来辨别车辆状况，并根据声信号特点对车辆进行故障识别。此外，声信号有着独特的优点，其不受电磁干扰、光照及能见度的影响[16]。

本课题主要是进行了初步尝试，拟利用声音传感器和振动传感器来对运动车辆的声信号进行采集，并通过现代数字信号处理技术来分析车辆的声信号，尝试性的将车辆的声信号与车辆的行驶状态、发动机状态等车辆状况联系到一起，力求通过车辆行驶时的噪声来对车辆状况进行检测和识别。若该技术能研究成功，可以在普通车辆上使用这种技术来对车辆的状况进行监测，有助于车主掌握车辆的“健康”状况，及时对“不健康”的车辆进行保养与维修，防止故障车辆上路带来的巨大风险，从而有效降低车辆原因带来的交通事故。

综上所述，本课题的研究主要有以下两个意义：

（1）可以及时发现车辆存在的故障，帮助驾驶员掌握车辆的健康状况，从车辆因素减少交通事故的发生，保护车辆和驾驶员的生命财产安全；

（2）车辆的“健康”状况还可以为车主提供有效的保养建议和保养后的评价依据。

**1.3国内外研究现状及发展动态分析**

**1.3.1国内外研究现状**

在整车中，作为车辆的“心脏”，发动机是为车辆提供动力的源头，由于发动机的机械部分和电控系统具有及其复杂的构成，而且发动机工作环境通常相对恶劣，它发生故障的概率在车辆整体中大概占据了40%[17]，因此分析发动机的状况可以预防大多数车辆故障，因此本文主要介绍国内外对发动机故障识别的现状。国内外对于发动机故障检测技术主要有两大趋势，其一是通过采集OBD口的数据进行故障识别，其二是通过车辆运行时的其他特征进行识别。

通过OBD口识别故障比较成熟，2012年陆遥成在论文里使用Matlab建立起诊断模型，使用OBD输出的电流信号，在计算机仿真环境下，对比多种故障特点，用于识别故障[18]；2012年邢天亮在硕士论文里，通过OBD口读取发动机气缸压力，建立了发动机气缸压力估计模型来捕捉气缸压力的变化趋势为失火诊断提供可靠的依据[19]。OBD口在国已经发展常熟，各个汽车厂商的OBD接口都遵循国家统一标准，但是通过OBD接口读取数据的通信协议各不相同，很多厂家只开源部分或者不开源，这使得从OBD口读取数据变得困难，因此通过其他方法诊断发动机成为主流趋势。

近年来，国内外学者使用各种方法分析和研究汽车的声学信号，力求建立汽车噪声与汽车故障的联系，通过噪声变化来识别车辆发动机的故障情况。2012年黄志钢等人使用递推最小二乘支持向量机识别发动机进气口漏气、排气口漏气和一缸熄火三种常见故障[16]；2013年宋春富在论文里提取车辆音频信号特征，使用支持向量机分类器车辆的故障与正常两种状态进行识别，并使用LabVIEW软件进行仿真[20]。杨洋等人在2013年使用车辆声学检测车辆的密封性[21]；田兆亮等人在2015年使用小波包理论和神经网络理论相结合，诊断发动机正常工作状态、进气管堵塞和排气管堵塞三种状态[22]；Kemalkar等人在2016年通过提取音频的MFCC系数作为信号特征，用于识别发动机故障[23]；周小龙等人在2017年使用改进希尔伯特-黄变换对发动机轴瓦故障诊断进行了分析和仿真[24]；Tom等人在2018年构建一种利用有向图模型的结构方法来诊断汽车系统的故障[25]；Steve等人在2020年通过对发动机燃烧产生的噪声的使用小波时频分析，并提取高阶和低阶小波系数中提取统计特征作为特征向量，使用贝叶斯优化模型实时的对发动机故障进行检测[26]。

**1.3.2目前研究存在的不足**

通过对国内外近年的期刊著作的学习，发现目前对基于车辆声学信号的车况识别技术的研究存在如下突出的问题：

（1）大多数的研究都是将车况识别转变为对车辆故障分类的研究，对于未发生故障的“不健康”的车辆，没有进行分析；

（2）都是只针对某一特定型号的发动机进行，识别故障种类比较少，适用范围小；

（3）对发动机的故障诊断等主要在怠速工况下进行，在仿真实验时取得良好效果，但是在实际工作中识别率不高；

（4）选取的特征向量是某一参数或某一类型的参数，根据该参数的变化进行判断，这种方法有很大的局限性。

**参考文献**

[1] 张宝. 高速公路交通事故规律分析与影响因素研究[D]. 中国人民公安大学, 2019.

[2] 毕建彬. 道路交通事故的人因分析与驾驶员可靠性研究[D]. 北京交通大学, 2012.

[3] 李甫. 基于典型交通事故分析的汽车运行风险研究[D]. 吉林大学, 2013.

[4] 毛敏,喻翔. 道路交通事故致因分析[J]. 公路交通科技, 2002(5): 125-127.

[5] 孙维富. 基于数据挖掘的高速公路交通事故分析及预防对策研究[D]. 吉林大学, 2018.

[6] 孔令铮. 交通事故致因中的人为因素分析[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(1): 28-34.

[7] 朱杰. 城市交通事故的时空分布规律及其环境影响因素[D]. 华东师范大学, 2017.

[8] 张志刚. 道路因素、交通环境与交通事故分析[J]. 公路交通科技, 2000(6): 56-59.

[9] 陆欢,戢晓峰,杨文臣,等. 高原山区公路环境下交通事故形态致因分析[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(5): 44-49.

[10] 杜秀丽. 重特大道路交通事故致因研究[D]. 华东师范大学, 2016.

[11] 苏斌. 基于音频特征分析的车辆识别软件实现[D]. 电子科技大学, 2014.

[12] 陈超学. 基于循环神经网络的声学车型识别研究[D]. 西安电子科技大学, 2015.

[13] 凤鹏飞,金会庆. 基于碰撞试验的车辆碰撞声信号特征[J]. 山东交通学院学报, 2017, 25(2): 9-13, 21.

[14] 司景萍,马继昌,牛家骅,等. 基于模糊神经网络的智能故障诊断专家系统[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4): 164-171.

[15] 白琳,黄梓瑜,叶程,等. 基于BP神经网络的车辆声音信号识别[J]. 自动化技术与应用, 2014, 33(2): 64-66, 86.

[16] 黄志钢,宋春雷,宋玉,等. 基于音频信号的汽车状态与故障分析[J]. 沈阳理工大学学报, 2012, 31(5): 14-19.

[17] 李增芳. 基于人工智能和虚拟仪器技术的发动机故障诊断专家系统研究[D]. 浙江大学, 2004.

[18] 陆瑶成. 发动机ECU故障诊断系统研究[D]. 江南大学, 2012.

[19] 邢天亮. 基于数据驱动的发动机状态监测和故障诊断[D]. 吉林大学, 2012.

[20] 宋春雷. 基于音频信号的汽车状态与故障分析[D]. 沈阳理工大学, 2013.

[21] 杨洋,褚志刚. 汽车声学密封性能检测[J]. 噪声与振动控制, 2013, 33(6): 91-95.

[22] 田兆亮. 基于小波神经网络的汽车发动机故障诊断研究[D]. 沈阳工业大学, 2015.

[23] K.kemalkar Aniket,K.bairagi Vinayak. Engine Fault Diagnosis Using Sound Analysis[C]//2016 International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques, 2016: 257-262.

[24] 周小龙,马风雷. 改进希尔伯特-黄变换的发动机轴瓦故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2016, 309(11): 71-75.

[25] Tom james Ajith,P.gandhi O,G.deshmukh S. Fault diagnosis of automobile systems using fault tree based on digraph modeling[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2018, 97(2): 494-508.

[26] Mathew Steve-Koshy,Zhang Yu. Acoustic-based engine fault diagnosis using WPT, PCA and bayesian optimization[J]. Applied Sciences (Switzerland), 2020, 10(19): 1-18.

[27] 陈强. 高速公路交通流特征参数被动声学检测技术研究[D]. 吉林大学, 2005.

[28] Schaberg P.-W,Priede T,Dutkiewicz R.-K.. Effects of a rapid pressure rise on engine vibration and noise[J]. SAE Technical Papers, 1990, 26(2).

[29] Nehl J,Wilhelm M,Gauch P. Evaluation of crankshaft clearance influence on specific roughness noise concern[J]. SAE Technical Papers, 1999.

[30] Shao Yimin,Ding Yan. Engine fault detection using angle domain signal envelope algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2013, 227(6): 541-551.

[31] Houser Donald-R. Gear noise and vibration prediction and control methods[J]. Handbook of Noise and Vibration Control, 2008: 847-856.

2．论文的研究内容、研究目标以及拟解决的关键科学问题（此部分为重点阐述内容）。

**2.1研究内容**

本课题所研究的车辆状况识别主要以车辆行驶产生的声信号融合识别为主线，从声学信号采集、分析与处理、特征参数提取与选择到识别模型的确定几个方面进行研究。本课题设置四个研究内容，四个研究内容的关系如图1所示，研究内容分别简述如下。



图1 主要研究内容关系图

**2.1.1车辆声学信号分析与信号采集**

根据阅读相关资料得知，车辆的声学信号可分为动力系统噪声、路噪和风噪以及振动信号[27]。其中动力系统噪声从车辆启动开始产生，伴随着车辆停止运行而终止，动力系统产生的噪声是车辆噪声的主要组成，影响其噪声的主要因素包括发动机、排气系统、通风系统、制冷系统、车身结构等。Schaberg等人[28]证明了内燃机因燃烧引起的压力快速上升与燃烧噪声有很强的相关性；根据Nehl等人[29]和Shao等人[30]的说法，连杆轴承和曲轴轴承也可能是发动机粗糙度或撞击噪声的来源；Houser等人[31]等人在论文中表示发动机噪声由齿轮啮合产生的齿轮噪声通过力和运动传递到轴系、轴承和传动壳，然后辐射到周围环境。

经过了解车辆声音产生和传播的过程，设计的信号采集系统的结构组成示意图如图2所示，传感器被放置于车辆发动机气缸盖上，用来感知发动机运行中产生的声学信号。首先通过传感器的模拟数字转换单元将模拟信号转换为数字信号，在经过处理单元处理后送到后端，在此过程中，处理单元不仅承担数据采集的任务，同时还负责基本滤波处理和对采集过程中的采样参数进行设置。



图2 声学信号采集系统示意图

**2.1.2基于盲源分离技术的车辆声信号提取**

车辆所发出的噪声信号是由很多成份声源组成，假设在车内测量车辆的噪声信号，那么，接收到的声学信号是车辆发出的噪声信号与背景噪声信号叠加而成的混合噪声信号。从前文中可知，声源在逻辑上主要分为两大类，一类是动力系统产生的噪声等；另一类是摩擦噪声源，如轮胎与地面的摩擦、车辆与风的摩擦等。如何分析，处理和识别这些信号对于车辆的状态和运行故障诊断非常重要。

振动信号分析中广泛使用了各种传统的现代信号处理方法，例如傅立叶变换，短时傅立叶变换和小波变换。然而，对于多种信号源的混合振动信号，上述分析方法存在明显的缺陷，难以独立地分离或提取源信号。盲源分离技术可以分离多个混合信号，并且分离出的输出信号不会丢失源信号中的弱特征信息。

本课题将使用盲信号分离技术提取发动机噪声信号，通过信号提取得到的发动机噪声信号可以很大程度上去除其他混合信号带来的干扰，有助于降低特征向量维度和提高模型识别率。盲信号分离技术示例如图3所示，图中示例将多信号源的混合信号进行分离，得到人类语音信号、发动机噪声信号和车辆产生的其他噪声信号，使用盲源分离可以提取出发动机产生的噪声，从而进一步使用其他信号处理技术进行信号处理。



图3 盲信号分离示例

**2.1.3车辆声学信号端点检测与特征提取**

音频信号是时变非平稳的随机信号，一段音频信号通常含有大量的信息量，根据采样定理，车辆声学信号的采样率是其最大频率的两倍，以2000Hz为采样频率，一秒钟的声音信号包含2000个数据值，如果直接以音频信号作为训练样本，那么需要训练的数据量将会非常巨大。因此就需要对原始音频信号进行特征提取，提取出来的特征参数应能够完全、准确地表达出音频信号所携带的全部信息学信号的特征提取，声音信号特征获取流程如图4所示。



图4 特征向量获取流程

**（a）端点检测**

在提取特征之前，需要对信号进行端点检测，去除无声段，保留有声段，提取有声段的特征。端点检测技术算法可以分为三大类：基于阈值的VAD、基于分类器的VAD以及模型VAD。三类算法的描述如表2所示。

表2 常见的端点检测技术算法

|  |  |
| --- | --- |
| 算法类型 | 算法描述 |
| 基于阈值 | 通过提取时域（短时能量、短期过零率等）、频域（MFCC、谱熵等）及不同组合的多门限特征，通过合理的设置门限，判别语音区和非语音区。 |
| 基于分类器 | 可以将端点检测视作语音/非语音的两分类问题，进而用机器学习的方法训练分类器，判别语音区和非语音区。 |
| 基于模型 | 可以利用一个完整的声学模型（建模单元的粒度可以很粗），在解码的基础，通过全局信息，判别语音区和非语音区。 |

本课题拟采用基于阈值的算法对信号进行端点检测，在已完成的工作中，采用了短时平均过零率和短时能量相结合的方法，取得良好的效果，在后续的研究中，不排除采用基于分类器或者基于模型的算法来更好的实现信号的端点检测。

信号过零率指通过零值，相邻取样值改变符号即过零，过零数是样本改变符号的数量，过零率可以反映信号的频率信息。在车辆声信号，噪声干扰是十分严重的，按照过零率定义进行短时过零率计算容易受到低频和噪声的干扰，产生大量的虚假过零率，为了解决这个问题，在计算过零次数时引入门限T，如图5所示，将过零率的函数定义为跨过正负门限的次数。

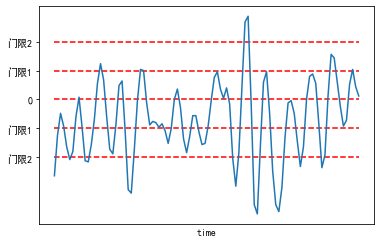


图5 门限短时平均过零率示例

在信噪比较大的语音信号中，语音和噪声的区别在能量上有很好的体现，即语音段的能量比噪声段的能量大，短时能量和短时平均复制都能直观的反映信号的强度，短时能量和短时平均幅值示例如图6所示。在本课题中，声学信号的信噪比不高，在这种信噪比低的环境，短时能量的表现不佳，因此本课题将采用基于短时平均过零率和短时平均能量相结合来做信号的端点检测。

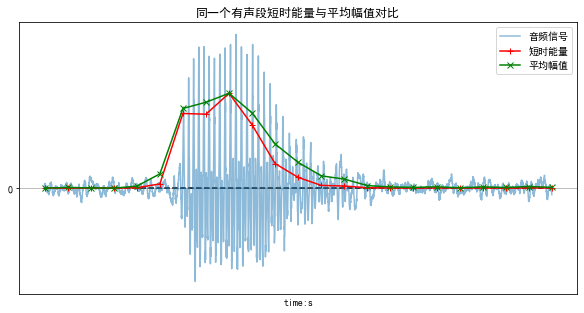


图6 短时能量与短时平均幅值示例

**（b）特征提取**

在音频特征提取技术的发展历程中，人们研究了很多表示音频的特征参数，其中线性预测系数(LPC)、Fbank特征和Mel倒谱系数(Mel Frequency Cepstral Coefficents, MFCC)计算简单，在提取时共享部分计算过程，因此本课题拟提取LPC、Fbank特征和MFCC系数作为信号的音频特征。

除了提取经典的声学特征之外，还需要从信号的统计学、时域和频域等提取更多信号特征。在信号统计特征主要提取信号幅值的中位数、平均数、众数、方差、标准差、极差、变异系数等；在信号的时域特征主要提取短时能量、短时平均幅值差、短时平均过零率和短时自相关系数等；在信号的频域主要分析频谱、频谱密度、能量密度和功率谱密度等。信号的特征是在不同方向表示信号，故存在大量的冗余，因此在特征的分析中还需要对信号进行降维，将采用主成分分析(PCA)数据降维算法对特征向量进行降维，只取相关性较小的特征作为特征向量。

**2.1.4基于声纹技术的车辆状况识别方法研究**

车辆状态识别建立在声学信号识别的基础之上，其本质就是车辆的声音识别。声音识别模型旨在建立一种声音信号到目标输出的映射关系，我们现在的声音信号为所选类别车辆噪声，目标信号为对车辆状况的数字化，最终期望建立一种车辆运行噪声到车辆状况的模型。虽然车辆噪声和语音从发声机理到声音组成部分都截然不同，但是，以往的研究已经证明语音识别中的各种声音识别模型都可以在有关车辆噪声的识别中。

在前面的特征提取中提取的声学特征，使用MFCC系数作为特征值，虽然使用叠帧的方法，但是每帧系数任然是独立的。然而，车辆声信号每一帧数据不是独立的，当前时刻的状态跟前n个时刻的状态相关。因此本课题拟使用循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)作为识别模型，RNN神经网络的网络结构如图7所示，RNN神经网络的假设是t时刻能收来自t-1时刻的数据，即当前时刻的状态跟此前历史时刻相关。其典型特征是循环连接，它使网络能根据过去的状态和当前的输入数据来决定当前的状态，网络的输入层和前一时刻隐藏层的输出共同成为了当前时刻隐藏层的输入，这就使得它能够记忆长期的依赖关系。



图7 RNN网络结构

此外，语音识别技术中表现良好的技术包括隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model，HMM)、基于高斯混合-通用背景模型(Gaussian Mixture Model-Universal Background Model, GMM-UBM)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、神经网络模型以及各种模型的融合技术(如GMM-HMM, GMM-SVM，GSV-SVM)，大量研究表明，这些算法在车辆声音信号识别中可以取得很好的效果。在后期的改进仲，为进一步提高识别的鲁棒性，本课题将用多种识别模型用于识别车辆状况，对比各种模型的识别效果，选择较优的识别模型。

**2.2研究目标**

（1）通过阅读国内外文献，了解声学基本知识和声波传播的特性，并分析出车辆噪声的组成和振动信号的基本性质；

（2）设计信号采集电路，明确传感器安装位置等采集方案，对采集的数据进行频率分析，确定出采样频率。

（3）使用盲源分离技术提取出发动机产生的噪声信号，实现声音信号的去噪，提取出原始音频信号特征。

（4）对信号进行端点检测，提取出信号的时域特征、频域特征、时频特征和声学特征作为特征向量，使用PCA对特征向量进行降维，降低特征向量的冗余。

（5）对比不同的识别模型，如RNN神经网络模型、HMM模型和GMM-UBM模型等，寻找出识别率高、鲁棒性好的模型组合用于识别车辆状况。

**2.3拟解决的关键科学问题**

(1) 解决车辆运行中噪声信号带来的干扰问题；

(2) 使用盲源分离技术提取发动机产生的噪声信号；

(3) 对于不同车辆，解决模型自适应的问题。

3．拟采取的研究方案及可行性分析（包括研究方法、技术路线、实验手段、关键技术等说明）。

**3.1研究方法**

本课题采用系统研究方法，结合实验数据验证、计算机仿真、物理实测三种手段，对车辆的声学信号进行采集、分析处理以及将车辆声信号与车辆状况关联，挖掘其逻辑关系。论文以车辆的声学信号的产生、采集、预处理、特征提取和融合识别为主线，以现场采集的试验数据为基础，经过人工标注后作为实验数据。以小波分析、盲源分离、希尔伯特-黄变换等现代信号处理技术理论、人工神经网络，隐马尔科夫模型等机器学习技术为手段，研究基于车辆声学信号的车辆状况识别技术，具体的技术路线详见下文。

**3.2技术路线**

本着“数据采集→特征分析→模型研究与实验验证”的研究思路，采用实证研究法，开展基于声纹技术的车辆状况识别方法研究。在论文的构思和具体研究过程中，主要遵循以下技术路线作为指导性的研究框架，如图8所示。



图8 课题主要技术路线

**3.3可行性分析**

经过本科阶段和研究生一年级的学习，对STM32单片机有了解，实验室也有丰富的资源，可以顺利采集到数据。拟采用信号调理电路对声音信号进行放大，利用C语言实现采集程序的编写。

已经阅读了部分数据处理相关的论文和书籍，熟练使用python进行数据分析与处理。可以使用前文中提到的多种算法对采集的信号进行预处理，去掉干扰成分，从而提取出有用成分；利用不同的方式对有用的信号成分进行分析并提取代表不同状态的模式；使用机器学习等方法创建分类器，利用分类器实现对不同运动状态的识别。

模型基于Google开发的端到端开源机器学习平台TensorFlow开发，TensorFlow提供C语言下的API用于构建其它语言的API种，可以使用python、C#、C++和Java等程序语言进行开发。此外，由Python编写的开源人工神经网络库Keras不仅支持现代人工智能领域的主流算法，还独立封装了大量独立的、完全可配置的模块构成的序列或图模块。使用Keras可以快速完成一个神经网络的搭建和训练，有助于本项目的实施。在模型训练过程中，使用TensorBoard进行训练过程可视化，可以跟踪实验指标，例如损失和准确性，可视化模型图有助于模型训练优化。课题使用的都是开发工具都是开源项目，可以无偿使用。

**4．论文研究的特色与创新之处**

(1) 本课题在仿真测试的基础上，在真实的工况下进行数据采集与模型验证；

(2) 本课题使用多种类型的参数作为特征向量，对各特征进行综合分析，使结论更加可靠；

(3) 本课题将车辆工况和车辆故障联合分析，可以描述车辆多种状况；

(4) 本课题使用盲源分离技术来解决车辆运行中噪声信号带来的干扰问题。

**5．年度研究计划及预期研究结果（包括发表论文）**

|  |  |
| --- | --- |
| 起止时间 | 任务安排 |
| 2020年09月-2020年12月 | 学习声纹技术和信号处理技术，学习机器学习的主流模型，阅读相关文献，梳理研究路线。 |
| 2021年01月-2021年03月 | 明确研究内容，设计并实现自适应采样频率的机器学习模型。 |
| 2021年04月-2021年05月 | 完成车辆音频特征的提取工作。 |
| 2021年06月-2021年08月 | 设计并实现基于深度学习的车辆状况识别模型。 |
| 2021年09月-2021年12月 | 设计并实现基于独立分量分析的车辆噪声信号源的分离模型。 |
| 2022年01月-2022年03月 | 对前几个阶段的工作成果进行整理、总结，完成论文初稿。 |
| 2022年04月-2022年05月 | 完成论文的修改和审核，完成答辩。 |

**三、研究基础与工作条件**

**1．研究基础**（与本项目相关的研究工作积累和已取得的研究工作成绩）。

在之前的学习中积累了一定的基础知识，熟悉常规的数字信号滤波技术、现代信号分析方法、语音信号的特征提取以及使用TensorFlow搭建神经网络模型。在研究生一年级的选修课程中，学习了深度学习与人工智能、大数据分析处理等相关课程，为本课题的研究提供了理论支持。

在研一参加导师的课题，使用相关技术识别公车车辆的工作状况。其中工程车辆有挖掘机、推土机、装载机和压路机；工作状态有停机、怠速和工作。首先使用信号处理技术对工程机械在不同工况下产生的音频信号进行了分析；然后学习音频信号相关特征及提取算法，提取信号的音频特征作为特征集；最后使用循环神经网络架构对数据集进行了建模、训练和识别。在此期间完成一篇小论文，目前在外审阶段。

**2．工作条件**（包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决的途径）。

(1) 实验室拥有丰富的芯片资源，也有示波器等各种分析仪器，可满足课题的硬件和分析需求。

(2) 本课题有前置研究基础，对于声纹技术和机器学习技术有一定的接触和学习。

(3) 贵州大学图书馆不仅藏书丰富，而且图书资源与时俱进，图书馆也订购了中国知识资源总库、维普中文科技期刊全文库和万方数据库等大量的电子资源，为本课题提供了充足的文献资源。