上海交通大学硕士学位论文

基于频域构造时间序列分析的电源数据异常检测

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 硕士研究生 | ： |  |
| 学号 | ： |  |
| 导 师 | ： | 祝永新教授 |
| 申请学位 | ： | 工学硕士 |
| 学科 | ： | 集成电路工程 |
| 所 在 单 位 | ： | 电子信息与电气工程学院 |
| 答 辩 日 期 | ： | 2020年1月 |
| 授予学位单位 | ： | 上海交通大学 |

Dissertation Submitted to Shanghai Jiao Tong University for the Degree of Master

↑

（Times New Roman 小2号字）

DISSERTATION TEMPLATE FOR MASTER DEGREE OF ENGINEERING IN

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

↑

（Times New Roman 2号字加粗，题目太长时可用小2号字）

|  |  |
| --- | --- |
| Candidate： | □□□ |
| Student ID: | □□□□□□□□□□ |
| Supervisor： | Prof.□□□ |
| Assistant Supervisor: | Prof. |
| Academic Degree Applied for： | Master of Engineering |
| Speciality： | Circuits and System |
| Affiliation： | School of Microelectronics |
| Date of Defence： | Jan, 2010 |
| Degree-Conferring-Institution： | Shanghai Jiao Tong University |

↑

（Times New Roman 4号字）

**上海交通大学**

**学位论文原创性声明**

本人郑重声明：所呈交的学位论文《×××》，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

**上海交通大学**

**学位论文版权使用授权书**

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权上海交通大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

**保密**□，在 年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

**不保密**□。

（请在以上方框内打“**√**”）

学位论文作者签名： 指导教师签名：

日期： 年 月 日 日期： 年 月 日

基于频域构造时间序列分析的电源数据异常检测

摘 要

随着当今社会的不断发展，摄像头设备时时刻刻在记录和监督着社会的平稳发展。在目前备受关注的智慧城市中，智能监控也逐渐成为当前学术界和工业界研究的热点问题之一。随着人脸识别技术的逐渐推广，行人重识别技术因为其广泛的应用场景和研究意义而被大量学者和机构研究。

行人重识别在智慧监控和城市安全等领域有很大潜力。随着深度学习算法的迭代和优化，以及很多行人重识别相关的大规模公开数据集的出现，目前在可见光领域镜头下的行人重识别已经达到比较高的精度。然而相对于白天，夜间监控只能依靠红外摄像头来获取比较清晰的图像。事实上，红外监控在城市安全和室内监控等方面起着很大的作用。但是目前用于夜间监控的红外-可见光跨模态行人重识别的相关研究比较少，大多存在难以解决红外和可见光图像间跨模态差异的问题，在此领域依旧有很大的提升空间。针对红外-可见光跨模态行人重识别的识别精度差的问题，本文主要做出了以下几点研究：

首先，现有工作主要集中在使用两个模型分别提取红外和可见光行人的特征，然后通过共享权重的全连接层，以及相同的loss回归层进行分类和度量学习。然而通过实验和分析，我们发现使用两个模型分别提取两个模态的特征，对特征的拟合效果不如使用共享权重的模型进行特征提取。相对于文本-图像或文本-音频等跨模态识别，红外和可见光在二维上的相似度比较高，因此转成一维特征值后再进行对齐效果不够理想。本文提出了一个基于残差网络和垂直等分的跨模态行人重识别模型，该模型是一个简单有效地端到端的跨模态行人重识别模型，通过更关注模型的细粒度特征，在基本不增加模型参数量的前提下提高了精度。

其次，为了进一步减小红外和可见光两个模态的特征差异性，本文使用基于欧氏距离的均方差损失约束特征，同时提出多层损失约束函数，增强模型在细粒度特征提取时对共性特征的提取。同时，本文使用三角学习率进一步推动模型收敛。

最后，虽然当前跨模态行人重识别的公开数据集从几千张图片扩充到了几万张图片，但是相对于人脸识别的千万张图片的数据集，跨模态行人重识别数据集依然偏小，因此本文通过随机擦除图片上的部分区域，来对数据集进行进一步扩增，增强模型的鲁棒性。

实验表明，我们的模型在公开数据集SYSU-MM01和RegDB上分别达到了。。。。。。。

关键词（四号黑体）：3-5个关键词，按外延由大到小排列，建议采用EI标准检索词，四号宋体。学位论文、论文格式、规范化、模板

DISSERTATION TEMPLATE FOR MASTER DEGREE OF ENGINEERING IN SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

ABSTRACT

英文题目三号居中，全大写，每行左右两边至少留五个字符空格，Times New Roman加粗，段前段后0.7厘米。

“ABSTRACT”三号居中，Times New Roman加粗，段前段后0厘米。

ABSTRACT与摘要内容之间空一行。

摘要内容每段开头留四个字符空格，Times New Roman，四号字，1.25倍行距。

Shanghai Jiao Tong University (SJTU) is a key university in China. SJTU was founded in 1896. It is one of the oldest universities in China. The University has nurtured large numbers of outstanding figures include JIANG Zemin, DING Guangen, QIAN Xuesen, Wu Wenjun, WANG An, etc.

SJTU has beautiful campuses, Bao Zhaolong Library, Various laboratories. It has been actively involved in international academic exchange programs. It is the center of CERNet in east China region, through computer networks, SJTU has faster and closer connection with the world.

摘要内容与关键字之间空两行。

KEY WORDS: SJTU, key university, outstanding figure, beautiful campus

目 录

↑

（黑体3号字，段前0.7厘米，段后0；目录题目与条目之间空两行）

[第一章 正文文字格式 **错误!未定义书签。**](#_Toc251590708)

[1.1 论文正文 **错误!未定义书签。**](#_Toc251590709)

[1.2 字数要求 **错误!未定义书签。**](#_Toc251590710)

[1.2.1 硕士论文字数要求 3](#_Toc251590711)

[1.2.2 博士论文字数要求 3](#_Toc251590712)

[1.3 论文的主要内容与章节安排 3](#_Toc251590713)

[第二章 图表、公式格式 3](#_Toc251590714)

[2.1 图表格式 3](#_Toc251590715)

[2.2 公式格式 3](#_Toc251590716)

[2.3 引用说明 3](#_Toc251590717)

[2.4 本章小结 3](#_Toc251590718)

[第三章 其他格式要求 3](#_Toc251590719)

[3.1 页码 3](#_Toc251590720)

[3.2 页眉 3](#_Toc251590721)

[3.3 目录 3](#_Toc251590722)

[3.4 正文的层次安排 3](#_Toc251590723)

[3.5 打印要求 3](#_Toc251590724)

[3.5.1 页面设置 3](#_Toc251590725)

[3.5.2 字体 3](#_Toc251590726)

[3.5.3 字号 3](#_Toc251590727)

[第四章 结束语 3](#_Toc251590728)

[4.1 主要工作与创新点 3](#_Toc251590729)

[4.2 后续研究工作 3](#_Toc251590730)

[参 考 文 献 3](#_Toc251590731)

[附录**1** 3](#_Toc251590732)

[致 谢 3](#_Toc251590733)

[攻读硕士学位期间已发表或录用的论文 3](#_Toc251590734)

图 录

↑

（黑体3号字，段前0.7厘米，段后0；目录题目与条目之间空两行）

[图2-1论文页面设置图 3](#_Toc251150896)

[图2-2内热源沿径向的分布 3](#_Toc251150897)

表 录

↑

（黑体3号字，段前0.7厘米，段后0；目录题目与条目之间空两行）

[表2-1高频感应加热的基本参数 3](#_Toc251151029)

[表3-1论文的层次代号与说明 3](#_Toc251151065)

# 绪论

## 研究背景

### 商飞C919民航客机

在二十一世纪的今天，我国的经济发展势头迅猛，已经进入了经济发展的新时代，不再是改革开放初期百废待兴的情形，而是进入了改革的深水区。在这种形势下，为了进一步增强综合国力，提高国际竞争力，我国亟需完成的任务之一便是进行产业升级。当前我国的经济主体大部分仍是轻工业、加工业和小商品制造业等，这些产业利润低层次低，且缺乏国际影响力。相对之下，高科技产业、高端制造业等产业利润巨大且不可替代性强，具有很高的战略地位，掌握这些核心科技与技术能够使我国拥有更多的国际话语权，正是当今我国需要大力扶持的产业。航空制造业正是这种高层次产业之一。



图1-1 中国内地民用客机制造商比例分布图

Fig.1-1 Proportion distribution of civil airliner manufacturers in mainland China

研制和发展大型客机是建设创新型国家，提高我国自主创新能力和增强国家核心竞争力的重大战略举措。在经济全球化的背景下，世界各国的经济贸易往来非常频繁，这对远距离跨国、跨洋航空运输行业是十分有利的，即使在国内，远途出行的情况下，消费者也往往倾向于选择乘坐民航飞机出行，因此，民航飞机制造公司的订单量逐年递增。此外，大型民航飞机制造产业非常依赖国家的工业水平与高新科学技术，一架自主研发的大型民航客机不仅仅是一个国家轻重工业生产能力与高科技研发水平凝聚的结晶，是一个国家综合国力的体现，更是可以振兴国家的航空制造产业，为国家带来巨大的利润、外汇，增强综合国力，提高国家人民的生活水平。但是，由于大型民航飞机制造的技术壁垒存在，不管是国内市场还是国外市场，大型民航飞机的主要生产商均是空客公司与波音公司。如图1-1所示，空客与波音这两家外国公司垄断了国内的大型民航客机几乎95%的生产订单，所以为了不再每年耗费大量财力购买外国民航客机，也为了在大型民航客机制造领域不再受制于人，我国自主研发生产的一款大型民航客机C919就在万众瞩目中应运而生了，如图1-2所示。



图1-2 商飞C919民航客机

Fig.1-2 COMAC C919 civil airliner

C919大型民航客机由中国商用飞机有限责任公司（以下简称商飞）设计研发并生产测试。C919为国产中短程干线客机，座位数量为168座（基本型布局），拥有长达4075公里的标准航程，航程最大可达到5555公里，飞行时间可超过9万个小时，与空客A320、波音737属于同一级别的飞机。自主研发C919大型民航客机项目可以带来很大的收益，从政治的角度来说，可以提升我国的综合国力，提升我国在国际上的话语权等等；从经济的角度来说，可以节省采购进口外国公司民航客机的资金，节省巨量的外汇，还可以带动发展国内的民航客机产业链，创造大量的就业机会，拉动地区经济发展等等；从技术的角度来说，自主研发成功C919大型民航客机，实现从零到一的突破，这给国内航空行业内的科研人员、工程师、学者带来了许多宝贵的实践机会，可以启动大量基于民航客机各个方面的研究项目，并实际投入测试评估，以提升C919大型民航客机的综合性能。

### 大数据与机器学习

当今社会每天每时每刻都在产生巨量的信息与数据，这些巨量数据的量级一般是TB、PB级，在某些场景下甚至会出现EB级的数据量。至于这些巨量数据的来源则是分布在各行各业，它们以各种各样的格式存储在硬盘中，这些巨量数据就是大数据。大数据是互联网行业里的石油，在各行各业内部有着重要的战略地位，公司内部的大数据一般都会受到保护严禁外泄。这是因为在这些巨量数据里隐藏着的是同样巨量且宝贵的信息，上到天体运行规律，下到消费者消费习惯，大数据里蕴含的信息量无法用只言片语概括。但是在几十年前，受限于计算机的算力水平与数字通信传输能力，以及缺乏高效的分析算法，人们没有能力与条件处理分析数据量多至TB、PB级的大数据，更不用说挖掘出这些巨量数据中隐藏的宝贵信息。那个时期研究人员往往需要花费几周甚至月余的时间，使用经典数学统计方法分析这些巨量数据。这种情形直到通信与计算硬件水平趋于成熟的今天才得以改善，有了硬件的算力与传输支持，同时各种高效的机器学习算法如雨后春笋般涌现，大数据这才渐渐崭露头角，为人们的生产与生活增添极大的助力。

正如上文所说，只有能够处理大数据的硬件还不够，还需要合适且高效的算法支持才可以，近年来火热的机器学习领域中正存在着许多适合处理大数据的分析算法。机器学习是一门多领域交叉的学科，涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。机器学习是研究如何训练计算机使其能够模拟或者重现人类的学习行为，从而获取新的知识或技能，进而能够脱离人类达到能够自我不断优化所学知识的程度。大多数机器学习算法是基于统计和经验来训练计算机如何学习和分析，如果用于训练的数据量足够多，理论上可以得到一个在该数据领域具有很强学习与分析能力的模型，而且将分析巨量数据的任务交给算力强大的计算机来完成是十分适合的，可以收获很高的效率。因此，许多机器学习算法与大数据是相辅相成的一种关系。

C919大型民航客机的机载交流发电机电源在飞行过程中会产生TB乃至PB级的数据量，从这些电源数据中我们可以获得许多有价值的信息，例如飞机交流电源的各种工作状态就可以在这些电源信号数据中体现，通过有效的机器学习算法去分析这些巨量的电源信号数据，我们可以建立一种对机载交流发电机电源可能产生的异常的预警机制，从而对C919大型民航客机的飞行安全做出保障。

## 研究现状分析

本次课题依托于商飞C919大型民航客机的项目，以保障机载交流电源工作状态安全稳定为目的，聚焦于C919大型民航客机机载发电机电源品质参数的研究，采用大数据机器学习的方法来实现对机载发电机电源品质参数的实时异常检测与分析。

本次课题主要关注机载交流电源信号中频域的品质参数，即对电源信号的基波与谐波含量进行异常检测。在信号处理分析中，频域参数不同于时域参数，难以采用传统模拟电路直接检测分析，需要先进行时频转换后再进行分析处理。而且在异常检测的场景下，不仅仅需要获取频域参数，还需要获取这些参数对应的时域中的信息，因此，在信号的异常检测场景下，分析处理的对象一般是信号的时频数据。如图1-3所示即为时频数据的三维图像，从中既可以体现信号的时域特征，也可以获取其频域中的信息，非常适合异常检测的应用场景。

当前一般使用的是基于短时傅里叶变换（Short-Time Fourier Transform，STFT）的异常检测方法，这种方法虽然可以有效地分析电源信号中的频域参数，但存在着一些问题。

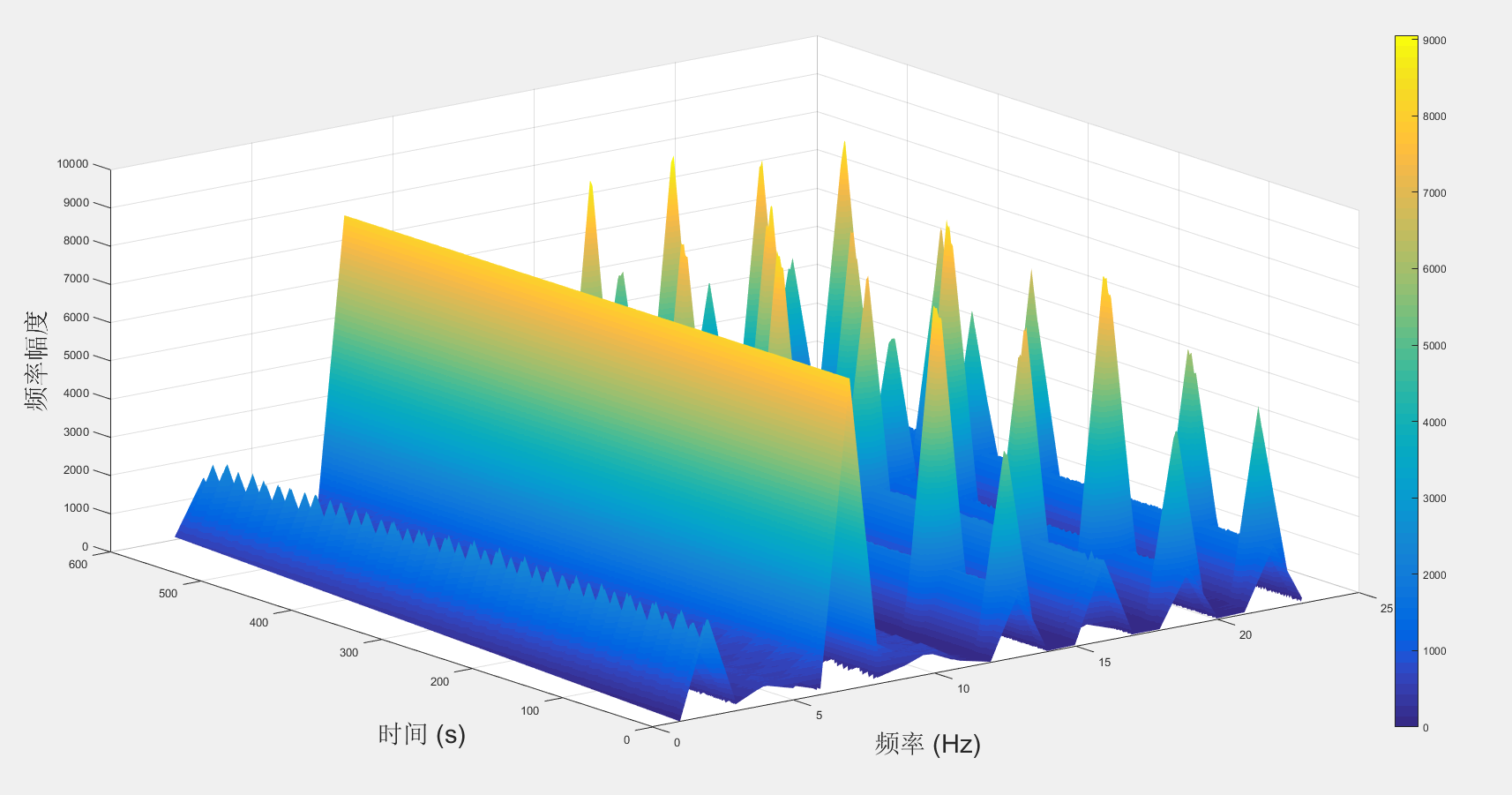


图1-3 三维时频分布图

Fig.1-3 3D time-frequency distribution map

首先就是这种方法的处理分析结果时效性非常差，它属于“事后”的分析检测，即其结果必定延迟于信号实际发生的时刻。因为它是对采样后的信号帧进行检测，再根据评价标准判断信号是否存在异常情况，这一检测机制就决定了其检测分析结果一定存在延迟，即使缩小信号帧的长度，延迟依然存在。我们知道，信息是具有时效性的，过期的信息即使再准确也一文不值，尤其是在涉及安全保障的异常检测场景下，检测结果的时效性更是需要得到保证，这个问题也是基于STFT异常检测方法的天生缺陷。而且从另一个角度来看，信号帧的长度不能过小，否则会导致时频转换后的频率分辨率过低，无法有效地分析频域参数。

其次是这种方法对电源信号数据的利用率很低，并没有发挥海量电源信号数据的真正价值，它只是对单一信号帧进行异常检测，并没有在一系列信号帧的检测结果之间建立关联。然而在实际生产环境中，电源大部分异常的出现并不是毫无征兆的，这些信号帧之间可能存在有价值的关联信息，如果能够加以利用，这对于电源信号异常检测场景将会是很有意义的。

基于以上两点当前异常检测方法的不足之处，本次研究提出了一种新的基于STFT与长短期记忆（Long Short Term Memory，LSTM）递归神经网络的实时异常检测方法。这种方法可以有效地解决当前基于STFT异常检测方法的检测结果不具备时效性的问题，同时也能够充分利用时频数据中隐藏的时域关联信息来提升检测结果的准确度。需要说明的是，这种基于STFT与LSTM的组合模型并不是本次研究首先提出的，将传统的STFT方法与最近表现良好的LSTM神经网络模型相结合，来用以处理时频数据的思路与【**文献们，标记参考文献**】不谋而合。但值得注意的是本次研究的应用场景是机载电源信号的异常检测，这与【**文献们**】研究声音信号的分类有着本质的区别，无论从研究目标和研究对象适用范围的角度，还是具体设计模型的结构来说，本次研究与【**文献们**】均有着很大的差异。

## 研究内容

### 课题研究目标

针对上文提出当前电源信号频域参数异常检测方法的不足之处，本次课题确定研究目标是设计并实现一种能够高速实时处理机载交流发电机电源信号数据的异常检测方法与模型，实现对电源品质参数进行高效、实时、可靠预测分析的功能，达到能够预警潜在故障、确保大型民航客机机载电气设备运行稳定与安全的效果。同时通过大数据机器学习算法手段，深入挖掘海量机载交流电源信号数据中隐藏的信息，建立机载交流电源异常工作状态知识库，解决电源数据频域相关参数的数据处理时间长、分析手段少、异常状态难定位等关键问题，为大型民航客机飞行过程提供有效的实时数据分析与异常定位工具。

本次课题在工程上的主要实现目标是完成依托项目总体平台中的一个模块，即机载交流电源信号处理分析实验平台中的电源品质参数实时异常检测模块的设计与实现，整体电源信号处理分析实验平台的设计框图如图1-4所示。



图1-4项目总体平台示意图

Fig.1-4 Schematic diagram of the overall platform of the project

### 课题研究内容

在介绍本次课题研究的主要内容之前，需要明确本次研究的对象及其适用范围。在上文对研究现状的分析中提到，本次研究的主要对象是机载交流电源的品质参数，且电源参数可分为时域与频域两类，时域参数包括电压与电流的幅值等，频域参数包括基波的偏移量与各次谐波的含量等等。看似需要检测的参数很多，但实际上，本次研究只需要关注频域中的参数即可，因为通过对频域中参数的检测，既可以获取电源信号的频域信息，又可以获取到其时域中的信息。比如时域中电压与电流的幅值发生变化，就会体现在频域中信号基波的频谱幅度值上，甚至时域中直流分量的变化也会在频谱中体现。因此，可以缩小研究对象的范围，将本次研究对象的电源品质参数简化到电源频域参数，具体参数主要是信号基波与各次谐波的频谱幅度值。

在明确了本次研究对象及研究范围之后，基于上文提出的课题研究目标，本次课题的主要研究内容是面向机载电源信号频域中频率参数的实时预测与异常检测方法，设计并实现一种基于短时傅里叶变换（STFT）与长短期记忆（LSTM）递归神经网络的频域中频率参数预测分析模型，对机载交流电源信号频域数据中基波及其各次谐波的频谱幅度值进行实时的预测与分析，实现对机载交流电源工作状态的监控。本次研究的具体内容主要分为四个部分。

[1] 设计与实现基于STFT与LSTM神经网络的实时异常检测方法与模型：从当前电源信号频域参数异常检测方法的不足之处出发，分析STFT与LSTM神经网络模型各自的优势与劣势，研究设计将二者相结合从而取长补短的模型结构，依据设计思想完成模型各个部分的具体实现。

[2] 实验验证基于STFT与LSTM神经网络实时异常检测模型的性能：实验验证超前不同单位时间预测分析模型的性能表现及其差异，然后从预测准确度、运行耗时等方面的实验结果说明本文设计的基于STFT与LSTM神经网络的实时异常检测模型，相较于当前基于STFT的异常检测方法的优越性。

[3] 时频处理模块的优化研究：针对STFT算法存在的不足之处，分析小波变换算法的优劣之处，研究小波变换替代STFT作为时频处理模块算法的可行性，同时实验验证小波变换与STFT在不同场景下的性能表现，最后分析在本次课题场景下选择STFT算法的原因。

[4] 时间序列实时预测模块的优化研究：一方面考虑优化LSTM神经网络模型预测结果准确度的方法，通过对模型输入数据的维度重构，使用多步长的LSTM神经网络模型来优化实验预测结果。另一方面研究分析其他基于预测的时间序列检测算法与模型，在本次课题的场景下进行实验验证并与LSTM神经网络模型对比。

### 课题研究意义

机载交流电源是飞机电源系统中最重要的部件，它的工作状态直接影响到整个飞机机载用电设备的运行状况和飞机自身的飞行安全。因此，研究飞机交流电源信号的异常检测技术具有十分重要的意义。本次研究的主要内容是C919大型民航客机机载交流发电机电源信号频域品质参数的异常检测，频域品质参数主要是基波与各次谐波的频谱幅度值含量，接下来简单介绍这两种品质参数的意义与重要性。

电源信号中的基波频率是机载发电机电源的主频率，也是机载电气设备用电的主频率，保证其值稳定的重要性不言而喻。飞机交流发电机电源的谐波属于噪声的一种，谐波含量应当维持在一个很小范围内，单次谐波含量应当小于基波标准频谱幅度值的4%。目前的机载交流电源普遍采用三相交流发电机供电，对于平衡的三相发电机而言，偶次谐波可以被消除，但是仍然存在若干含量较高的奇次谐波。如果基波频率值发生较大偏差，或者谐波含量超出其标准范围，就会影响到飞机交流发电机的电源质量，严重时会导致机载交流电源工作状态异常，电源输出异常信号，进而导致其他机载用电设备的工作异常，这对于大型民航客机来说后果是十分严重的。因此，研究一种面向机载交流电源信号频域品质参数的高效实时异常检测方法是十分必要的。

本次研究获得了许多成果，对异常检测相关的科学研究和工程生产也有着许多贡献。本次研究提出了一种面向频域频率参数的实时预测与异常检测方法，同时设计实现了一种基于STFT与LSTM神经网络的频域频率参数预测分析模型。经过本次研究对该模型进行理论分析与实验验证，最终的实验结果表明了该模型相较于当前其他异常检测模型具有较大的性能提升与优越性，优势主要有以下几点：

[1] 该模型的预测结果具有高可靠性。该模型在频域方面对基波与谐波等频率参数的预测结果有着较高的准确率，可靠性较高。

[2] 该模型的分析结果具有很高的时效性。由于采用预测的方式进行异常检测，从而能够做到真正的实时甚至超前的关键参数预测分析，有效地保证了异常检测结果的时效性，在对实时性要求较高的场景下具有很大的实用价值。



图1-5异常检测正反馈机制

Fig.1-5 Positive feedback mechanism for anomaly detection

[3] 该模型可以做到具有自优化的正反馈机制。所用到的深度学习神经网络结构，结合本次课题整体实验平台中的机载交流电源异常工作状态知识库，可以最大化地利用生产环境中采集到得海量机载交流电源原始信号数据，形成如图1-5所示的正反馈机制，从而使模型的性能表现越用越好。

[4] 该模型具有较强的泛化能力，可以推广应用在很多场景。该模型的适用范围不仅仅是本次课题所用的机载交流电源信号数据，大多数涉及时频域信号分析场景下的时频数据均能够适用，具有较强的泛化能力。

总的来说，本次研究提出并实现的基于STFT与LSTM神经网络的异常检测模型具有高可靠性、高时效性、正反馈自优化、泛化能力强等优越之处。

## 论文章节及内容安排

根据课题研究内容，将论文分为六个章节，其结构安排如下。

第一章为绪论。本章节首先介绍了本次研究机载交流电源信号频域品质参数异常检测的项目背景，介绍了我国自主研发C919大型民航客机的重要战略地位，以及大数据与机器学习相关的概念与技术特点，引出了本次研究的主要对象。接下来，通过分析阐述当前相关技术的研究现状，继而明确了本次研究的技术手段与主要目标。然后又介绍了本次研究的四点主要工作内容，以及本次研究的意义与贡献点。最后，阐述了本文的行文逻辑和组织结构，为下文研究问题求解做好铺垫。

（**TUDO**）

第二章为本次研究设计模型的理论基础介绍。按照设计模型的结构顺序，首先介绍了时域频域转换相关的理论基础，主要是快速傅里叶变换算法的运算原理与优势。接下来介绍了基础的循环神经网络原理与结构，然后引出对其变种优化结构长短期记忆模型（LSTM）的阐述，详细介绍了LSTM的内部单元结构与工作原理，以及其关键参数代表的含义。

第三章为本次研究提出模型的设计过程与设计思想。本章节首先介绍了电源信号频域品质参数的评价标准，然后详细介绍了当前广泛使用的阈值检测法，分析了其不能实时分析的不足之处。接下来从阈值检测法的这一痛点出发，以北京空气质量参数预测课题为例，详细阐述了基于LSTM的时间序列预测方法及其原理。然后顺延以上的分析思路，按照模型的结构顺序，详细介绍了本次研究提出模型的设计思想与该模型的具体结构。

第四章为对本次研究设计实现模型的实验验证及评估。本章节按照模型结构顺序，依次给出实验结果并作分析，并对最终的电源信号频域品质参数预测结果进行验证分析，评估本次研究设计实现模型的性能。

第五章为对比实验结果与分析。

第六章为结束语的总结与展望。总结了全文的主要的研究内容与创新点，并为后续深入研究提供思路与方向。

# 理论基础

本章主要内容是对本次研究理论基础的介绍与说明。在进行正式的研究工作之前，深入理解研究中涉及到的重要理论或模型的基本原理是十分有必要的。对相关理论基础进行底层原理程度的掌握，不仅仅是研究实验结果正确可信的基本保证，同时也是研究工作能否深入拓展的关键所在。因此，本章将对基于短时傅里叶变换与长短期记忆神经网络的异常检测方法中，涉及到的主要理论知识进行详细的阐述与分析。

## 快速傅里叶变换

傅里叶变换是研究时频转换问题的核心，通过它能把信号从时间域变换到频率域，进而研究信号的频谱结构与变化规律。对于数字信号而言，离散傅里叶变换（Discrete Fourier Transform， DFT）是数字信号分析的基本方法，是数字信号分析与处理中的一种重要变换。有限长信号序列x(n)的N点DFT为：

考虑x(n)为复数序列的一般情况，对某个值k，直接按照上式计算X(k)的一个值需要N次复数乘法与次复数加法，因此，计算X(k)的所有N个值，一共需要次的复数乘法运算与次的复数加法运算，当N的值足够大时，可以近似为，可见，DFT的乘法与加法运算次数均为。当N值较大时，DFT的总运算量将会相当大，这会极大地增加数字信号处理与分析的耗时。

在这种情形下，快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform， FFT）算法应运而生，本文主要介绍基2FFT算法。基2FFT算法主要分为两类：时域抽取法FFT（Decimation-In-Time FFT， DIT-FFT）与频域抽取法FFT（Decimation-In-Frequency FFT， DIF-FFT）。

这里对时域抽取法FFT作简单介绍。DIT-FFT算法的核心思想是将DFT的原始计算公式【**DFT计算公式编号**】稍作变换，将式中的偶数项与奇数项分别提取出来，构造为两个新的多项式为与，则原始DFT计算公式变为：

其中与分别为与的点DFT，即：

由于与均以为周期，且，因此X(k)又可表示为：

这样，就将N点DFT分解为两个点DFT和【**上面最近的公式编号**】的运算。其中公式【**上面最近的公式编号**】的运算又被称为蝶形运算，蝶形运算符号如图2-1所示。



图2-1 蝶形运算符号

Fig.2-1 Butterfly symbol

由图2-1可见，完成一次蝶形运算需要进行一次复数乘法运算与两次复数加法运算。经过上述的一次奇偶抽取分解后，N点DFT的运算图如图2-2所示：



图2-2 8点DFT一次时域抽取分解运算流图

Fig.2-2 8-point DFT once time domain extraction and decomposition operation

由图可见，经过一次分解后，计算一个N点DFT共需要计算两个N/2点的DFT与N/2个蝶形运算，且如果当前N/2 > 2时还可以继续进行奇偶抽取分解的操作，以进一步缩减计算量。以8点FFT为例，其完整运算流程图如图2-3所示。



图2-3 8点DIT-FFT运算流图

Fig.2-3 8-point DIT-FFT operation flow graph

分析清楚FFT的计算过程后，就可以计算出N点FFT所需要的计算量。当时，一共有M级奇偶抽取分解操作，每一级都由N/2个蝶形运算构成，即每一级需要N/2个复数乘法运算与N个复数加法运算。因此N点FFT总运算量中复数乘法次数为：

复数加法次数为：

由此可知，N点FFT的复数乘法运算量与N点DFT的复数乘法运算量相比如下：

由上式可知，当N的值越大时，FFT的计算量相较于DFT的计算量会越发显著地减小，FFT的优势也越大。例如，当N=1024时，DFT的复数乘法运算次数近似为FFT复数乘法运算次数的205倍，可见FFT对DFT的改进效果是非常明显的，极大地缩减了进行傅里叶变换所需的计算量。

## 短时傅里叶变换

快速傅里叶变换算法是解决时频转换问题的重要数学工具，但是它仅仅适用于过程平稳的非时变信号分析，只能够分析信号的频域内容，对于非平稳的时变信号缺乏有效的时频域局部分析能力。为了解决傅里叶变换的这一缺陷，Dennis Gabor提出了基于加窗函数的短时傅里叶变换（Short Time Fourier Transform，STFT）方法【**可加参考文献**】。短时傅里叶变换是经典的线性时频分析方法，其基本思想是将整体不平稳的时域信号拆分开，看作是一系列近似平稳的信号帧的叠加，然后对每个信号帧分别做快速傅里叶变换，由此得到兼顾频域与时域信息的时频信号数据。其中拆分为信号帧的过程即是通过加窗函数实现的。

给定离散数字信号x(n)，在时域中用窗函数g(n)截取x(n)的局部信号帧，然后对截取下来的信号帧进行傅里叶变换，通过移动窗函数g(n)的中心位置，来得到不同时刻x(n)的频域信息。STFT的计算公式如下：

公式【**上式编号**】中窗函数g(n)的宽度尺寸L决定了STFT方法处理结果的频率分辨率。此处需要注意的是，在一次完整的STFT计算中，窗函数的种类与尺寸需要在计算之前确定，且确定之后一定不会发生改变，即截取信号帧的宽度尺寸是等长且固定的。可供选择的窗函数种类有很多，其中比较常见的有矩形（Rectangular）窗与海明（Hamming）窗等等。矩形窗是最简单的窗函数，也是被使用最多的窗函数，其窗函数图像如图2-4所示。



图2-4 矩形窗

Fig.2-4 Rectangular Window

矩形窗的优点是主瓣集中，频率分辨能力较高，缺点是旁瓣较高，可能会造成频谱泄漏的问题，海明窗可以解决矩形窗频谱泄漏的问题。海明窗是一种改进的升余弦窗，可以降低被截取的信号帧边缘处的斜率，使被截取的信号帧边缘更加平滑，从而降低频谱泄漏的影响。海明窗的窗函数图像如图2-5所示。



图2-5 海明窗

Fig.2-5 Hamming Window

## 循环神经网络

循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）源自于1982年由Saratha Sathasivam 提出的霍普菲尔德网络。循环神经网络能够挖掘出隐藏在数据中的时序信息，这是因为从网络结构上来说，循环神经网络能够记忆之前数据中的信息，并用这些之前的信息来影响后面时刻的结点输出。如图2-6所示，图中左边是RNN模型没有按时间展开的基本单元结构图，与普通神经网络结构无太大差别；右边是按时间展开的多个基本单元组合而成的RNN网络结构示意图，这里按时间展开的含义实际上是将RNN基本单元进行链式重复。图中各符号的含义如下：x是RNN的输入；h是RNN的中间隐藏层；o是RNN的输出；L是网络模型的损失函数；y是训练集与验证集数据的标记；U是中间隐藏层与输入层之间的连接权值；V是中间隐藏层与输出层之间的连接权值；W则是不同RNN单元中间隐藏层之间的连接权值。由图2-6可以很容易地看出，循环神经网络每个隐藏层h(t)的输入，不仅仅包含当前时刻的输入x(t)，其实还包含上一个时刻的内部输出h(t-1)，也就是说，RNN的输入包含了之前时刻的部分历史信息。

正因如此，循环神经网络适合处理时间序列的数据，它在时序分析、语音识别、自然语言处理等方面都有着出色的表现。但是，循环神经网络存在一个缺陷，那就是它可以保存的历史信息是有限的，换句话说，它无法记住时间序列中很长时间之前的信息，无法利用这些很久之前但依旧重要有效的信息去帮助给出当前的决策输出。



图2-6 RNN结构图

Fig.2-6 RNN structure diagram

## 长短期记忆神经网络

由于RNN无法很好地保留时间序列中长期的信息，为了解决这一问题，长短期记忆（Long Short Term Memory，LSTM）循环神经网络被设计出来。LSTM神经网络能够记住很长时期之前的历史信息，所以在很多时间序列任务上，LSTM的表现比RNN要更好。

LSTM循环神经网络是RNN的一种延伸拓展结构。LSTM网络结构最早由Sepp Hochreiter 和Jürgen Schmidhuber 于1997年提出。LSTM是一个拥有三个“门”结构的特殊网络结构，这三个“门”分别是输入门、遗忘门和输出门。LSTM通过“门”来控制丢弃或者增加信息，从而实现遗忘或者记忆的功能。这里的“门”是一种使信息选择性通过的结构，由一个sigmoid函数和一个点乘操作组成。其中sigmoid函数的图像如图2-7所示。



图2-7 Sigmoid函数图像

Fig.2-7 Sigmoid function image

因为使用sigmoid函数作为激活函数，所以“门”的输出值在[0,1]的区间内，输出值为0代表历史信息完全被丢弃，输出值为1代表历史信息全部通过并保留。除了输入和输出之外，LSTM神经网络结构还会记录每一个时刻过后的状态信息。

LSTM神经网络的基本单元结构如图2-8所示。



图2-8 LSTM基本单元结构图

Fig.2-8 LSTM basic unit structure diagram

遗忘门的作用是决定要舍弃多少历史信息。遗忘门的输入有两个，分别是上一时刻的输出和当前时刻的输入，经过sigmoid函数激活后，遗忘门的输出值与上一时刻LSTM基本单元的状态向量进行点乘操作，来控制上一时刻状态的遗忘程度，最终得到一个被过滤后的上一时刻状态向量。

输入门的作用是确定在当前时刻LSTM基本单元的新状态向量中保留哪些信息，同时生成当前LSTM基本单元的新状态向量。输入门的输入也有两个，一个是上一时刻的输出，另一个是当前时刻的输入。但这里需要注意的是，输入门需要对这两个输入量使用两种不同的激活函数分别处理两次。这两种激活函数一个是sigmoid函数，另一个是tanh函数。Sigmoid函数之前已经介绍过，tanh函数的曲线图像如图2-9所示，由图可知，经过tanh函数激活后的输出值均在[-1,1]的区间内，这是不同于sigmoid函数的。其中sigmoid激活函数的作用是确定哪些是需要被更新进新状态向量中的信息，输出为被允许通过的新信息，tanh函数的作用是创建一个备选新状态向量用来添加进新状态向量中。之后就可以进行的更新操作，将与进行点乘操作后，再加上遗忘门的输出，就生成了当前时刻LSTM基本单元的新状态。



图2-9 Tanh函数图像

Fig.2-9 Tanh function image

输出门的作用是控制当前时刻LSTM基本单元的新状态中有多少信息被过滤掉。和输入门类似，它同样以上一时刻的输出和当前时刻的输入为输入，另外输入门中生成的新状态也是输出门的输入量。输出门同样通过sigmoid函数和tanh函数两种激活函数来过滤状态信息，首先利用sigmoid函数过滤保留与中有效的新信息，然后利用tanh函数调整的输出值范围至[-1,1]之间，最终将与调整后的相乘，从而生成当前时刻LSTM基本单元的新输出。

LSTM三个门输出量分别的计算公式如下：

上述公式中的各项W与b即为神经网络中需要被训练调整的模型参数。以上就是LSTM神经网络的基本结构与工作原理，本次研究中采用上述的标准LSTM神经网络结构。

## 本章小结

本章详细介绍了基于短时傅里叶变换与长短期记忆神经网络的异常检测方法中涉及到的一些理论基础，如快速傅里叶变换、短时傅里叶变换、循环神经网络和长短期记忆神经网络等。建立了开展本次研究工作所需的理论基础，为本次研究设计实现的异常检测方法提供了理论支撑依据，同时也为后续开展对该异常检测方法的优化拓展工作打下了一定的基础。

# 基于残差网络和局部特征的跨模态行人重识别

在第二章中我们介绍了目前行人重识别领域常见的传统手工特征提取算法和一些特征提取网络，同时介绍了目前跨模态行人重识别主要使用的一些方法。因为行人重识别图像中光线，拍摄角度，行人正侧面，远近，以及跨模态带来的色彩和相机风格的差异性等等诸多因素，传统手工特征提取算法越来越难以解决所有的差异性，基于深度学习的特征提取网络也因此被越来越多的研究者所应用。本章将从特征提取，局部特征，损失函数设计，数据扩增四个方面分别介绍本文提出的模型。

## 特征提取

行人重识别作为从众多行人图像中寻找和匹配与查询图像相同ID的图像的问题，经常会被抽象成为图像分类问题。分类问题一般是指应用行人ID属性进行分类训练。而在图像分类问题中，很重要的一点就是如何将图像的二维信息转化为互相相对独立的一维特征向量。在卷积神经网络CNN被普遍应用之前，我们通常使用特征点匹配，平移，旋转，HOG，LBP等算法，寻找两张图片的相似性。传统手工特征提取算法面临着手工设计复杂，鲁棒性差，图像匹配速度慢等问题，因此本文中使用基于CNN的深度神经网络进行特征提取。目前比较常见的图像特征提取网络主要有AlexNet，VGG，GoogLeNet，ResNet，相应的网络结构参数见表【】。

表

从深度神经网络的基本原则来说，一般相对越深的网络，越能更好的提取图像特征，而在ResNet中的卷积层数明显多于其他三个特征提取网络，因此本文优先考虑使用ResNet网络进行特征提取。

ResNet是为了解决神经网络进一步加深模型精度反而下降的问题而出现的。从神经网络在ImageNet数据集上开始取得越来越优异的表现开始，神经网络开始像越来越深层的方向发展。仅从直观感受上来说，越深的网络会提取到更加复杂和高层次的特征，分类的准确度也应该相应的提升。但是在大量实验过后，在网络层数加深之后，测试集和训练集的精度同时下降【】，因此该问题不是由于过拟合带来的。Kaiming He【resnet作者】提出该问题很可能是由于深度神经网络的梯度消失和梯度弥散带来的，因此他提出了残差网络ResNet，来解决深层网络的难以收敛和网络退化问题。

在ResNet之前，虽然已经有包括批量归一化【】，组归一化【】等方法被提出来，从一定程度上缓解了梯度消失和梯度不收敛的问题，但是深层网络收敛效果依旧比较差。ResNet作者提出对于深层神经网络，每一层网络最差的结果是不工作，相当于将输入直接传给输出，这样深层神经网络退化为浅层神经网络，也就不会出现网络退化和梯度不收敛问题。对于此，Kaiming He【】提出恒等映射来构建残差块，如图【】所示，其中x为网络的输入，H（x）为网络的输出，F（x）为残差块内CNN网络的输出。在网络传播的同时，将输入直接加到输出上，如公式【】，F（x）从之前的学习网络特征，变成学习网络输入和输出的差别，即F（x）=H（x）-x，残差特征相比原始特征要更加容易学习，即使残差为零，也只是相当于该层网络没有起到作用，不会对网络特征的提取造成不好的影响。而且残差也不会为零，因此在残差块内卷积层会学到更多的特征，同时有输入进行对比和影响，不会出现较大偏差，网络更加稳定。图【】和【】分别是ResNet34和ResNet50的标准残差块结构图，后者相对前者的改进主要通过使用1✖1的卷积核进行升维和降维，减少了卷积层的参数量。

图 ResNet残差块a，b

对于ResNet网络层数的选择方面，考虑到跨模态行人重识别数据集的图像数量比较少（其中SYSU-MM01共有【】张，RegDB共有【】张），对于太深的网络会出现训练拟合不足的问题，同时，该领域的多篇相关论文也证明了ResNet50在行人特征提取方面已经具有较好的效果，因此本文使用ResNet50作为基础特征提取网络。

## 局部特征

当前跨模态行人重识别现有工作主要集中以下三个方面：

1）在基于双流特征提取网络进行特征提取和模态拉近【】；

2）在度量学习方面提出针对跨模态的度量学习损失函数【】；

3）使用生成对抗网络将红外图像转换成可见光图像或者将可见光图像转换成红外图像【】。

但是本文发现当前的跨模态行人重识别工作主要集中在基于全局特征进行特征学习和检索，然而对于全局特征而言，对于色彩，明暗等大面积的特征关注更多，对于纹理，细节轮廓等小的细节关注度明显较低。实际应用时对于可见光图像，色彩，明暗等大面积信息一般具有比较强的一致性，但是红外-可见光跨模态匹配时，以可见光的灰度图为例，如图【】，我们可以明显看到，同一个ID的图像在灰度图和红外图像中色彩，明暗会有很大的差异性，因此全局特征在红外-可见光跨模态匹配中性能不足够好。因此本文提出使用基于局部特征的算法解决跨模态行人重识别问题。

行人重识别领域中被提出的基于局部特征的算法主要有两种：基于人体部件划分提取和基于图像比例切分。基于人体部件划分的算法一般是基于一些先验知识对行人进行划分，这些先验知识大多是预训练的人体姿态和骨架关键点的深度学习模型。随后基于这些人体姿态或人体关键点，对图片切分成头部，上身，下身三部分，分别进行池化和分类，也有部分论文直接提取出更细致的关注区域（ROI区域），只对关注区域进行池化和分类训练。而基于图像比例划分的一般是直接按比例将图片垂直或水平划分成n份，分别进行池化和分类训练，让分类器和特征表达都更关注细粒度特征，而不是全局特征。

本文中分析了两种特征提取算法的差异性，跨模态行人重识别数据集本身比较小，而且没有关于人体关键点的标记，同时红外图像由于模态差异，直接使用预训练的人体姿态或骨架关键点的识别模型，识别模型引入的误差会比较大，因此本文选择使用第二种基于局部特征的算法，也就是基于图像比例划分。基于比例划分的优点是简单直接，不增加额外的模型，同时也不会引入额外的误差。

图1基于人体关键节点的关注划分

图2基于图像比例划分

## 损失函数

跨模态行人重识别作为图像分类的子问题，在损失函数方面也和图像分类问题比较类似。本文中参考了图像分类和行人重识别领域的相关研究，使用交叉熵损失函数作为基础损失函数，然后针对本文中的跨模态行人重识别问题，提出跨模态均方差损失函数以及多粒度损失函数。

### 交叉熵损失

交叉熵损失函数是在图像分类问题中最为常用的一种损失函数，也是目前跨模态行人重识别都在使用的一个损失函数【】。使用交叉熵损失函数来解决图像分类问题时，一般在图像特征提取后，会根据图像的类别数量N来连接一个全连接层，全连接层的输入维度是图像特征的维度，输出维度是图像的类别数量N。在行人重识别问题中，N是训练集中的行人ID数，而不是整个数据集中的行人ID数。比如对于基于ImageNet预训练的网络ResNet，最后一层是输入维度为2048，输出为1000的全连接层，因为是图像分类问题，最后一层实际上表示的是网络结果属于各类别的系数，其中最大的数字对应的类别就是网络对这张图片类别的判定。但是对于神经网络而言，训练网络需要对分类结果概率化。因此也就出现了Softmax函数。Softmax会将网络输出的最后结果转化成一种概率分布，如公式【】，Softmax函数的输出结果在【0，1】之间，一般取不到边界，结果代表着输入图像属于该类别的概率。

公式 softmax

公式 softmax和为1

其中。。。。表示。。。。，N表示该数据集中训练集的类别数，Sj表示该输入图像被分类到第j类的概率。

交叉熵损失函数实际上是计算网络输出的分类概率和预期分类概率的偏差值，公式如【】。

公式

其中p为神经网络预期的输出，q为神经网络实际的输出。以5分类问题为例，假设p=（1，0，0，0，0），q1=（0.5，0.2，0.1，0.05，0.05），则交叉熵损失L（p，q）=【】【】】【，而在q2=（1，0，0，0，0）时L（p，q）=【】【】【=0，所以交叉熵损失函数实际上是优化网络，使q的概率分布更接近p，使神经网络对于类别的预测更加精准。

### 跨模态均方差损失

虽然交叉熵损失很好的对类别进行了分类，同时也让不同类的特征向量有的明显的区分，但是因为本文使用同一个特征提取网络同时提取红外和可见光的图像特征，所以红外和可见光图像同时影响神经网络的分类，会出现红外和可见光图像都被成功分类，但是红外和可见光两类间的图像差距依然比较明显的问题。

如图【】所示，对于红外和可见光共计六张图片，其中的度量关系总共有

## 正文的层次安排

正文层次的编排建议用表3-1所示格式。

表3-1 论文的层次代号与说明

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 层次名称 | 示 例 | 说 明 |
| 章 | 第一章└┘□□……□ | 章序及章名居中排 |
| 节 | 1.1└┘□□……□ | 题序顶格书写,与标题间空一格（注意标题格式是否已经默认加入一个空格）,阐述内容另起一段 |
| 条 | 1.1.1└┘□□……□ |
| ↑　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　↑  　　　版心左边线　　　　　　　　　　　　　 　　版心右边线 | | |

各层次题序及标题不得置于页面的最后一行（孤行）。

## 打印要求

### 页面设置

页边距：上3.5厘米，下4厘米，左右均为2.8厘米，装订线靠左0.5厘米位置。页眉：2.5厘米。页脚：3厘米。

无网格。

### 字体

论文中的中文字体除了图表题注为楷体\_GB312外，其余全用宋体；英文字体则要求为Times New Roman。如果英文与数字夹杂出现在黑体中文中，则将英文与数字作为Times New Roman字体再加粗处理。

### 字号

1、目录题目（目录、图录、表录）——黑体三号，居中，段前段后0.7cm，单倍行距；

2、章标题（第x章）——黑体三号，居中，段前段后0.7cm，单倍行距；

3、节标题（x.x）——黑体四号，左对齐，段前段后0.7cm，单倍行距；

4、条标题（x.x.x）——黑体小四号，左对齐，段前段后0.3cm，单倍行距；

5、正文——宋体小四号，，首行缩进2字符，1.25倍行距；

6、正文后的题目（参考文献、致谢、攻读xx期间发表的论文）——黑体三号，居中，段前0.7cm，段后0，单倍行距。

# 结束语

## 主要工作与创新点

本文主要……

## 后续研究工作

更深入的研究……

参 考 文 献

↑

（黑体3号字居中，段前0.7厘米，段后0厘米，单倍行距，与参考文献内容之间空两行）

[1] 杨瑞林, 李力军. 新型低合金高强韧性耐磨钢的研究. 钢铁. 1999（7）: 41~45.

[2] Schinstock, D.E., Cuttino, J.F. Real time kinematic solutions of a non-contacting, three dimensional metrology frame[J]. Precision Engineering. 2000, 24(1): 70-76.

[3] 温诗铸. 摩擦学原理. 北京: 清华大学出版社. 1990: 296-300.

[4] 贾名字. 工程硕士论文撰写规范[硕士论文].上海: 上海交通大学. 2000.

↑

（参考文献内容小四号宋体，1.25倍行距，[标号]与作者姓名之间空一格，换行内容与作者姓名的第一个字母对齐。）

要求：

1、所有被引用文献均要列入参考文献中，必须按顺序标注，但同一篇文章只用一个序号。

2、博士学位论文的参考文献数一般不少于100篇，硕士学位论文的参考文献一般不少于40篇，其中外文文献一般不少于总数的1/2。参考文献中近五年的文献数一般应不少于总数的1/3，并应有近两年的参考文献。专业硕士学位论文的参考文献一般不少于20篇，其中外文文献一般不少于总数的1/2。参考文献中近五年的文献数一般应不少于总数的1/3，并应有近两年的参考文献。

3、教材、产品说明书、未公开发表的研究报告（著名的内部报告如PB、AD报告及著名大公司的企业技术报告等除外）等通常不宜作为参考文献引用。

4、引用网上参考文献时，应注明该文献的准确网页地址，网上参考文献和各类标准不包含在上述规定的文献数量之内。

5、本人在攻读本学位期间发表的论文不应列入参考文献。

6、序号应按文献在论文中的被引用顺序编排。换行时与作者名第一个字对齐。若同一文献中有多处被引用，则要写出相应引用页码，各起止页码间空一格，排列按引用顺序，不按页码顺序。

7、示例：

①期刊：[序号] 作者，题名，刊名，出版年份，卷号（期号），起止页码

②专著：[序号] 作者，书名，版本（第1版不标注），出版地，出版者，出版年，起止页码

③论文集：[序号] 作者，题名，见（英文用In），主编，论文集名，出版地，出版年，起止页码

④学位论文：[序号] 作者，题名，［学位论文］（英文用［Dissertation］），保存地点，保存单位，年份

⑤专利：[序号] 专利申请者，题名，国别，专利文献种类，专利号，出版日期

⑥技术标准：[序号] 起草责任者，标准代号，标准顺序号－发布年，标准名称，出版地，出版者，出版年度

附录1

↑

（黑体3号字居中，段前0.7厘米，段后0厘米，单倍行距，与附录内容之间空两行）

论文的附录依次为附录1，附录2……编号。附录中的图表公式另编排序号，与正文分开。

附录作为主体部分的补充，并不是必须的。

下列内容可以作为附录编于论文后

——为了整篇论文材料的完整，但编入正文又有损于编排的条理性和逻辑性，这一材料包括比正文更为详尽的信息、研究方法和技术更深入的叙述，对了解正文内容有用的补充信息等；

——由于篇幅过大或取材于复制品而不便于编入正文的材料；

——不便于编入正文的罕见珍贵资料；

——对一般读者并非必要阅读，但对本专业同行有参考价值的资料；

——某些重要的原始数据、数学推导、结构图、统计表、计算机打印输出件等。

↑

（附录内容小四号宋体，格式与论文正文一致，1.25倍行距）

致 谢

↑

（黑体3号字居中，段前0.7厘米，段后0厘米，单倍行距，与致谢内容之间空两行）

本文需要感谢……致谢内容：宋体，小四号（“论文正文”样式）。

攻读硕士学位期间已发表或录用的论文

↑

（黑体3号字居中，段前0.7厘米，段后0厘米，单倍行距，与内容之间空两行）

[1] 张三，李四. 已经发表一篇学术论文. XXXXXXX学报 （已录用）

（采用“参考文献内容”样式）