## 第一章 绪论

## 1.1研究背景和意义

无论是市场前景还是产业支撑环境，电机产业都有着很大的发展空间。未来的电机产品将朝着高可靠性、低噪声、良好的可维护性和互换性的方向发展。电机工业将为电子产业、信息化产业等最重要产业市场的繁荣提供强大动力。随着电力电子技术的发展、高压电力电子技术的出现、新型永磁材料和绝缘材料的出现、网络和IT技术的发展以及有限元分析工具的发展等学科和工程方法的发展，环境的变化也越来越大，随着人们对高新技术的创新和利用，传统电机得到了重新开发和应用。纵观中国电机发展的历史，电机的发展一直是技术先进性的体现。电机工业仍然是科学家和工程师非常感兴趣的领域。现代科学技术的进步，改变了传统电机技术的面貌和内涵，增加了最新的内容。为了适应当今多样化的市场需求，电机行业的发展依然紧张。为了缓解价格上涨对生产的影响，电机制造商不断改善电机性能和电机制造工艺，使其制造过程精细化、自动化和智能化。因此，随着机器视觉技术的不断发展和创新，其在电机制造过程中应用的条件也已经成熟。因此本文针对电机转子生产过程的绕线检测过程应用机器视觉检测的方法进行研究，转子绕线在生产过程中会存在生产缺陷，通常由人工完成检测，为了降低成产成本、提高成产效率，有必要对其检测过程实现自动化、智能化。

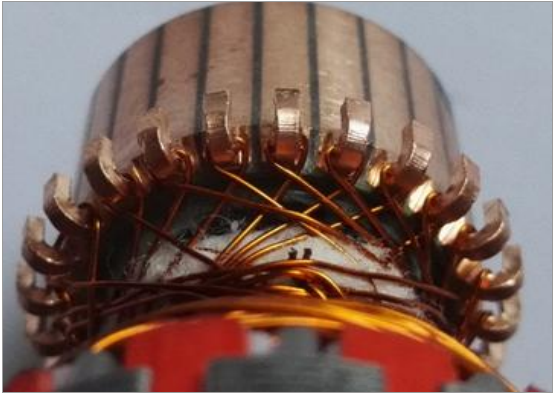
 

图1.1 转子绕线

机器视觉技术的思想是用计算机来模拟人的视觉功能，从客观事物的图像中提取信息进行处理并加以理解，最终用于实际检测、测量和控制。机器视觉技术最大的特点是速度快、信息量大、功能多。一个典型的工业机器视觉应用系统，通常包括[数字图像处理技术](https://baike.baidu.com/item/%E6%95%B0%E5%AD%97%E5%9B%BE%E5%83%8F%E5%A4%84%E7%90%86%E6%8A%80%E6%9C%AF)、机械工程技术、[控制技术](https://baike.baidu.com/item/%E6%8E%A7%E5%88%B6%E6%8A%80%E6%9C%AF)、光源照明技术、光学成像技术、[传感器技术](https://baike.baidu.com/item/%E4%BC%A0%E6%84%9F%E5%99%A8%E6%8A%80%E6%9C%AF)、模拟与数字视频技术、计算机软硬件技术、人机接口技术等。机器视觉的引入代替了传统的人工检测方法，极大地提高了投放市场的产品质量和生产效率。由于机器视觉系统可以快速获取大量信息且易于自动处理，也易于同设计信息以及加工控制信息集成，因此，在现代自动化生产过程中，人们将机器视觉系统广泛地用于工况监视、成品检验和质量控制等领域。机器视觉系统的特点是提高生产的柔性和自动化程度。在一些不适合于人工作业的危险工作环境或人工视觉难以满足要求的场合，常用机器视觉来替代人工视觉。同时在大批量工业生产过程中，用人工视觉检查产品质量效率低且精度不高，用机器视觉检测方法可以大大提高生产效率和生产的自动化程度。而且机器视觉易于实现信息集成，是实现计算机集成制造的基础技术。

机器视觉系统在质量检测的各个方面得到了广泛的应用，例如：采用激光扫描与CCD探测系统的大型工件平行度、垂直度测量仪，它以稳定的准直激光束为测量基线，配以回转轴系，旋转五角标棱镜扫出互相平行或垂直的基准平面，将其与被测大型工件的各面进行比较。在加工或安装大型工件时，可用该认错器测量面间的平行度及垂直度。以频闪光作为照明光源，利用面阵和线阵CCD作为螺纹钢外形轮廓尺寸的探测器件，实现热轧螺纹钢几何参数在线测量的动态检测系统。视觉技术实时监控轴承的负载和温度变化，消除过载和过热的危险。将传统上通过测量滚珠表面保证加工质量和安全操作的被动式测量变为主动式监控。用微波作为信号源，根据微波发生器发出不同波特率的方波，测量金属表面的裂纹，微波的波的频率越高，可测的裂纹越狭小。总之，随着机器视觉技术自身的成熟和发展，可以预计它将在现代和未来制造企业中得到越来越广泛的应用。

智能制造已经成为制造业的重要发展趋势,智能制造是基于新一代信息通信技术与先进制造技术的深度融合,贯穿于设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节,具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等特点。工业制造的智能化对电机转子绕线合格性检测系统也提出了智能化的要求,利用大数据驱动的知识学习、自助智能系统等方式来实现智能化、自动化的电机转子绕线检测,有助于提升电机转子生产制造和质量检测过程的智能化水平。而基于深度学习的新一代人工智能技术通过对数据进行深度特征学习,自主地进行知识学习,是实现智能检测的有效方法。探索基于深度特征提取的智能检测方法,是未来的重点发展方向。

## 1.2研究现状综述

## 1.2.1机器视觉检测技术发展现状

机器视觉是一门涉及计算机科学、图像处理、 模式识别、人工智能、神经生物学、心理物理学、机械以及自动化等多个领域的交叉学科。按照其系统功能与应用用途划分， 机器视觉系统主要包括测量、检测、定位、识别等类型[3]。自 20 世纪 50 年代以来，应用于二维图像分析与识别的统计模式识别研究标志着机器视觉技术的起源，当时的研究 主要集中在显微和航空图片的分析与理解、各种光学字符识别、工业零件表面缺陷等。20世纪60年代，Roberts 开始研究三维机器视觉，并提出了“积木世界”理论，该理论促使人们围绕各种几何要素的分析与理解、轮廓特征提取算法等展开了深入研究。20世纪90年代中后期，由于小波分析等现代数学工具的出现，新概念、新方法和新理论不断涌现，机器视觉已从最初的实验室研究阶段逐渐向实际应用阶段发展[4-5]。

机器视觉在国内的起步较晚，1990年以前，仅有些大学和研究所的实验室从事图像处理和模式识别方面的研究。1998年后，随着越来越多的电子和半导体工厂落户广东和上海，大量装备着机器视觉的整套生产线与智能设备引入中国。近年来，随着劳动力价格的上涨以及智能摄像机和新的连接设备的出现，降低成本的同时简化了操作，机器视觉技术开始大面积推广起来。

机器视觉检测主要包括完整性检测与表面质量检测两个方面。完整性检测通常用于产品装配过程中，检查被检对象的当前状态是否合格，如葡萄牙国家工业技术及工程局（INETR）开发的基于机器视觉的工业腈纶质量控制系统 INFIBRA,利用视觉测量各条腈纶带的宽度及其之间的间隙，及时发现腈纶带的断裂、分叉与缠绕等故障。国内相关研究也不逊色，厦门大学袁志伟设计了聚焦误差检测光学系统，利用差动像散原理的非连续表面的光学检测技术完成了柔性印制电路板的检测[6-7]。

表面质量检测侧重于检测产品表面是否存在缺陷，由天津大学精仪学院和南京依维柯汽车有限公司车身厂共同研制成功的“依维柯白车身二维激光视觉检测系统”[8]，采用激光技术、CCD 技术，利用基于三角法的主动和被动视觉检测技术实现被测点三维坐标尺寸的准确测量，将以前需近 6h 的汽车白车身检测缩短为 7min，大大缩短了我国汽车行业同国外的差距。

## 1.2.2基于深度学习的视觉检测发展现状

基于深度学习的视觉检测方法,可以利用深层神经网络强大的特征提取和识别能力,提取可以充分描述检测目标属性的特征信息,显著提高视觉检测任务的检测效率、分类和识别的准确率。通常，深度神经网络是包含多个隐含层网络结构的深度学习模型，需要用大量的训练数据进行训练，从而得到较好的特征表达,使得分类和识别的准确性得到显著的提升。与传统的视觉检测技术相比深度学习模型能够表达出高维数据中的低维特征，特征表达更加完整，因此分类和识别的准确性也更好。

**在基于深度学习的视觉检测任务中,有几类常用的模型结构,例如卷积神经网络( Convolutional Neural Network，CNN)、迁移学习(Transfer Learning，TL)和对抗生成网络（Generative Adversarial Networks，GANs）。**

对于基于卷积神经网络的视觉检测研究, **（参考：基于深度学习的表面缺陷检测方法综述）**直接利用分类网络做缺陷的分类任务是CNN最早应用于表面缺陷检测中常用的手段. 根据研究工作的特点, 它进一步可以细分为原图分类、定位ROI(Region Of Interest) 后分类和多类别分类三种. 1)原原图分类即直接将收集的完整缺陷图像放入网络进行学习训练. 2014年, 奥地利科技研究所[13]最早采集光度立体图像训练CNN网络来实现轨道表面空洞缺陷分类, 整个网络一共包含两个卷积层和池化层以及最后一个全连接层, 在钢轨表面数据 集 上 最 终 达 到 的 错 误 识 别 率 为1.108%.Park等[14]设计了一种简易CNN分类网络, 用于自动检测表面零件上的污垢、划痕、毛刺和磨损等缺陷. 该方法在实验缺陷数据集上的平均检测正确率为98%, 其检测速度为5285样本/分钟(图像分辨率为32×32 像素). Kyeong[15]提出了一种卷积神经网络框架对半导体行业的晶圆仓图WBM中的混合类型缺陷模式进行分类. 文献[16]采用修改的VGG19网络用于识别300×300分辨率的太阳能面板图像缺陷, 网络的准确率达到88.42％, 超过多种手工设计特征(包括KAZE[17]、SIFT[18]、SURF[19])和支撑向量机(SVM, Support Vector Machine)方法效果. Liang等人[20]提出了一种基于Shuﬄe Net V2网络分类复杂背景下的瓶子喷墨码缺陷, 所提出的方法在塑料容器行业的在线喷墨码检测设备上获得了99.88%的分类正确率. 直接利用原图分类的方法应用非常广泛, 可用于多个领域的缺陷分类, 例如焊接缺陷分类

[21]、聚合物锂电池水泡缺陷的分类[22]和PCB板缺陷的分类[23]等. 2)定定位ROI后后分类.它在许多工业应用中较为常见. 通常来说, 针对获取到的整张图像中, 我们常常只关注某个固定区域中是否存在缺陷, 因此往往预先获取到感兴趣的区域(ROI), 然后将ROI输入网络进行缺陷类别的判断. Shang[24]等人提出了一种两阶段的铁轨缺陷识别算法, 首先利用canny和直线拟合算法在整个原始图像上对铁轨区域进行裁剪. 然后将裁剪的图像放入Inception V3网络中提取特征以进行轨道图像分类. 文献[25]中通过级联的目标检测网络对高铁接触网螺栓区域进行获取, 然后将裁剪的螺栓图像输入到CNN网络中进行缺陷分类. 3)多多类别分类. 当待分类的缺陷类型超过2类时, 常规的缺陷分类网络与原图分类方法一样, 即网络的输出节点为缺陷类型的数目+1(包括正常类别). 但多类别分类方法往往先采用一个基础网络进行缺陷与正常样本二分类, 然后

在同一个网络上共享特征提取部分, 修改或者增加缺陷类别的分类分支. 通过该方式相当于给后续的多目标缺陷分类网络准备了一个预训练权重参数,这个权重参数是通过正常样本与缺陷样本之间二分类训练得到. Xie等[27]首先训练第一个ND(normal-defective) CNN模型进行二分类(正常图像和所有其他缺陷图像), 缓解了数据不平衡的问题. 在训练好NDCNN模型后, 将输出向量更改为6维向量来训练ID(interdefect) CNN模型, 以使其适合于多类缺陷标签问题. 该模型在NDCNN权重的基础上使用缺陷图像进行了微调, 从而减少了样本量需求也节省了训练时间. Fusaomi等[28]提出了一种sssnet(Net with SVMs to classify sample images)网络,该网络有两个分类分支, 第一个二分类分支用来分类正常样本和NG样本, 网络的模型采用Alex Net进行特征提取, 其分类器采用SVM, 网络第二个分支用于7类别的缺陷分类. 多类别分类采用这种二分支结构, 可以充分利用缺陷样本与正常样本数目不均衡的特点, 挖掘两者特征之间的差异.

对于基于迁移学习的视觉检测研究, 添加迁移学习发展 2)网络预训练或迁移学习.一般来说,采用小样本来训练深度学习网络很容易导致过拟合, 因此基于预训练网络或迁移学习的方法是目前针对样本中最常用的方法之一. 2017年, Ren[33]等人最早将迁移学习应用于表面缺陷检测, 其预训练模型采用Image Net预训练模型.Yang等人[123]、Zhang等人[124]、Badmos等人[125]和Sun等人[126]都采用迁移学习方法分别应用液晶面板Mura缺陷、PCB板缺 陷、锂 电 池 电 极 缺 陷 和 金 属 零 件 表 面 缺 陷.Kim等人[127]在DAGM缺陷数据集上对比了基于微调(Fine-tuning)的迁移学习和从头开始训练网络的效果对比, 证明基于迁移学习的性能优于从头开始训练。

对于基于生成对抗网络的视觉检测研究, 添加生成对抗网络发展 最近, 由于GAN在图像生成上强大的能力, 目前不少基于GAN的工作也应用在表面缺陷样本生成上,如Liu[119]、Huang[120]、Zhang[121]和Chou[122].

## 1.4本文研究内容与论文组织结构

本文以电机转子绕线为研究对象,以图像处理技术和深度学习技术为基础,用图像处理技术对转子绕线图像进行图像滤波、图像分割等预处理操作，然后用深层神经网络学习转子绕线的特征并进行识别分类，针对分类识别准确率以及对小样本数据几个方面的问题进行研究,并通过实验平台进行实际应用验证。

本文的主要研究重点为以下四个方面:

1)为了解决传统人工生产逐渐凸显出其存在的生产成本高、效率低的问题,不断提升生产制造自动与智能化水平，研究基于特征的转子绕线检测方法，利用数字图像处理技术将特征描述提取与分类检测结合成为一整套完整的转子绕线检测系统，通过对转子绕线图像的预处理、特征描述提取，实现从原始转子绕线图像中提取出有利于转子绕线检测分类的准确信息，并利用合理的分类方法对特征信息分类，使得转子绕线检测工序不再依赖于人工来完成，对数字图像处理技术在转子绕线检测任务上的实用性，合理性进行研究，并提出一种转子绕线检测方法，并进行实验验证。

2)为了解决目前基于深度学习的视觉检测模型网络结构层数较少导致的特征学习能力较弱、以及训练数据集较少导致的训练困难等问题,运用迁移学习的方法结合深层神经网络结构,提出基于深度迁移学习思想的视觉检测方法，利用在较大数据集上预训练网络进行特征提取，然后在目标数据集上做参数微调，将这种思想应用于电机转子绕线的合格性检测任务中,以实现深层网络结构模型的快速训练,并且能够达到较高的识别或分类的准确率;

3) 为了解决转子绕线负样本数据的有限的问题,提出基于对抗生成网络模型对数据集进行数据扩充,针对负样本数据集数量有限和类不平衡数据集的问题,利用对抗生成网络模型对样本数据集的分布特性进行学习，最后用训练得到的生成网络生成数据样本对原数据集进行扩充,在利用辅助分类信息进行训练的情况下对抗生成网络生成的数据质量有较大的改善,用扩充后的数据集训练转子绕线检测模型，实现转子绕线合格性的准确检测。

综上所述,本文首先介绍了深度学习的理论基础,介绍常用的神经网络参数训练和更新策略以及训练过程中的优化方法,这些方法广泛的应用于深度学习模型的训练过程，本文以此为基础进行了基于深度学习的转子绕线合格性检测的方法研究,包括传统基于图像处理的转子绕线检测方法的改进、基于深度迁移学习思想的预训练网络方法的转子绕线检测方法研究以及基于对抗生成网络的转子绕线检测方法研究。

本文的总体行文结构如图1.1所示，主要研究内容安排如下:



图1.1论文总体框架

第一章 绪论:介绍了基于深度学习方法转子绕线检测的研究背景与意义,综述了视觉检测和深度学习的研究现状,包括视觉检测国内外的发展、以及深度学习相关思想方法在视觉检测、识别分类方面的应用,其中,重点介绍了目前数字图像处理、深度迁移学习和对抗生成网络在视觉检测方面应用的研究现状以及存在的问题与发展方向,在此基础上提出了本文的研究重点与主要研究内容。

第二章 深度学习基础理论:首先，概述了深度学习、机器学习和人工智能的发展历程和它们之间的关系，然后，对深度网络模型的训练学习过程相关策略进行了理论公式推导,主要包括误差反向传播算法、梯度下降的参数更新方式,并且介绍了对学习率等网络模型超参数的更新方式,为后续基于深度网络模型的转子绕线检测方法的设计与实现提供理论基础。

第三章 基于传统图像处理的转子绕线检测方法研究:基于图像处理的转子绕线检测方法，利用数字图像处理技术将特征描述提取与分类检测结合成为一整套完整的转子绕线检测系统，通过对转子绕线图像的预处理、特征描述提取，实现从原始转子绕线图像中提取出有利于转子绕线检测分类的准确信息，并利用合理的分类方法对特征信息分类，使的转子绕线检测工序不再依赖于人工来完成。本章中，首先对数字图像处理技术在转子绕线检测任务上的实用性，合理性进行研究，并提出一种转子绕线检测方法，并进行实验验证。

第四章 基于深度迁移学习的转子绕线检测方法研究:针对用于神经网络训练的转子绕线样本有限和深层神经网络训练难度大、收敛较慢的问题,本章提出一种基于深度迁移学习的转子绕线合格性检测方法,基于预训练的神经网络模型能够实现对转子绕线状态的快速且高准确率的检测。运用网络模型迁移学习的策略,利用在自然图像数据集上具有较高识别精度的预训练深层神经网络模型对转子绕线图像进行特征提取,通过参数微调策略用转子绕线数据集对预训练神经网络的高层网络参数进行优化训练，从而实现对转子绕线状态的准确分类识别。由于较深的神经网络模型结构可以从转子绕线图像中提取更为抽象且利于分类的特征信息,使得基于深层预训练神经网络模型可以显著提高模型训练过程的收敛速度,最后，通过实验平台验证了该模型的有效性。

第五章 基于对抗生成网络的转子绕线检测方法研究:针对转子绕线负样本数据集有限和类间样本数据不平衡的问题，本章提出一种基于对抗生成网络的转子绕线合格性检测方法,通过生成网络和判别网络的对抗训练可以通过训练得到的生成网络生成与真实的样本分布特性极为相似的样本,然后通过生成网络生成样本数据对负样本数据集进行数据扩充,然后用扩充后的数据集对深层神经网络模型进行训练学习,以此得到识别和分类更为准确的转子绕线检测模型,最后，通过实验验证生成样本质量的可靠性。

第六章

第七章 结论与展望: 概括了本文的主要研究方向与最终得出的结论,归纳总结本文的创新点,并提出下一步的研究方向和对未来研究的展望