**硕士学位论文**

↑

（宋体小1号字加粗）

雾化器装配缺陷视觉检测与远程监控系统研究

↑

（黑体2号字）

**Research on Visual Inspection and Remote Monitoring System for Atomizer Assembly Defects**

↑

（Times New Roman 2号字加粗，题目太长时可用小2号字）

**王建坤**

↑

（宋体小2号字加粗）

**哈尔滨工业大学**←（楷体小2号字加粗）

**2019年12月**←（年、月用阿拉伯数字，

宋体、Times New Roman小2号字加粗）

国内图书分类号：TP391 学校代码：10213

国际图书分类号：621 密级：公开

↑ ↑

（宋体小4号字） （宋体小4号字）

**工学硕士学位论文**

↑

（宋体小2号字加粗）

雾化器装配缺陷视觉检测与远程监控系统研究

↑

（黑体2号字）

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 硕士研究生 | ： | 王建坤 |
| 导 师  冒号左侧用黑体4号字,冒号右侧用宋体4号字，多倍行距1.5。 | ： | 胡泓教授 |
| 申请学位 | ： | 工学硕士 |
| 学科 | ： | 机械工程 |
| 所 在 单 位 | ： | 哈尔滨工业大学（深圳） |
| 答 辩 日 期 | ： | 2019年12月 |
| 授予学位单位 | ： | 哈尔滨工业大学 |

Classified Index: TP391 （Times New Roman 小4字）

U.D.C: 621 （Times New Roman 小4字）

A dissertation submitted in partial fulfillment of

the requirements for the academic degree of

Master of Engineering

↑

（Times New Roman 小2号字）

**RESEARCH ON VISUAL INSPECTION AND REMOTE MONITORING SYSTEM FOR ATOMIZER ASSEMBLY DEFECTS**

↑

（Times New Roman 2号字加粗，题目太长时可用小2号字）

|  |  |
| --- | --- |
| **Candidate：** | Jiankun Wang |
| **Supervisor：** | Prof. Hong Hu |
| **Academic Degree Applied for：** | Master of Engineering |
| **Speciality：** | Mechanical Engineering |
| **Affiliation：** | Harbin Institute of Technology, Shenzhen |
| **Date of Defence：** | December, 2019 |
| **Degree-Conferring-Institution：** | Harbin Institute of Technology |

（Times New Roman 4号字）

# 摘 要

摘要是论文内容的高度概括，应具有独立性和自含性，即不阅读论文的全文，就能获得必要的信息。摘要应包括本论文的目的、主要研究内容、研究方法、创造性成果及其理论与实际意义。摘要中不宜使用公式、化学结构式、图表和非公知公用的符号与术语，不标注引用文献编号，同时避免将摘要写成目录式的内容介绍。

关键词：关键词1；关键词2；……； ……；关键词5；关键词6

**（内容及关键词用小4号字）**

# Abstract

Externally pressurized gas bearing has been widely used in the field of aviation, semiconductor, weave, and measurement apparatus because of its advantage of high accuracy, little friction, low heat distortion, long life-span, and no pollution. In this thesis, based on the domestic and overseas researching……

**Keywords:** keyword 1, keyword 2, keyword 3, ……, ……,

keyword 6

英文摘要与中文摘要的内容应一致，在语法、用词上应准确无误。关键词间用逗号相连。

**（内容及关键词用Times New Roman 小4号字）**

目 录

[摘 要 I](#_Toc18593347)

[Abstract II](#_Toc18593348)

[第1章 绪 论 1](#_Toc18593349)

[1.1 课题背景及研究的目的和意义 1](#_Toc18593350)

[1.1.1 课题来源 1](#_Toc18593351)

[1.1.2 研究目的和意义 1](#_Toc18593352)

[1.2 国内外研究现状 2](#_Toc18593353)

[1.2.1 产品装配缺陷检测研究现状 2](#_Toc18593354)

[1.2.2 基于深度学习的图像识别算法研究现状 3](#_Toc18593355)

[1.2.3 远程监控系统研究现状 4](#_Toc18593356)

[1.3 本文的主要研究内容 5](#_Toc18593357)

[第2章 雾化器装配缺陷视觉检测系统设计 6](#_Toc18593358)

[2.1 引言 6](#_Toc18593359)

[2.2 雾化器装配缺陷视觉检测平台设计 6](#_Toc18593360)

[2.2.1 雾化器装配流程和检测要求 6](#_Toc18593361)

[2.2.2 视觉检测平台设计 6](#_Toc18593362)

[2.3 雾化器装配缺陷视觉检测方案设计 6](#_Toc18593363)

[2.3.1 装配缺陷类别 6](#_Toc18593364)

[2.4 雾化器装配缺陷视觉检测软件设计 7](#_Toc18593365)

[2.5 本章小结 9](#_Toc18593366)

[第3章 雾化器装配缺陷检测的传统图像处理算法 10](#_Toc18593367)

[3.1 引言 10](#_Toc18593368)

[3.2 工件位置定位及ROI设置 10](#_Toc18593369)

[3.3 雾化器装配缺陷检测算法 11](#_Toc18593370)

[3.3.1 工件缺失检测 11](#_Toc18593371)

[3.3.2 棉芯缺失检测 12](#_Toc18593372)

[3.3.3 金属极片缺失检测 12](#_Toc18593373)

[3.3.4 金属丝位置异常检测 14](#_Toc18593374)

[3.4 本章小结 15](#_Toc18593375)

[第4章 雾化器装配缺陷检测的深度学习算法 17](#_Toc18593376)

[4.1 引言 17](#_Toc18593377)

[4.2 数据增强 17](#_Toc18593378)

[4.3 卷积神经网络选择（MobileNet） 18](#_Toc18593379)

[4.3.1卷积神经网络简介 18](#_Toc18593380)

[4.3.2 卷积神经网络的选择 20](#_Toc18593381)

[4.4 基于Mobilenet的深度学习模型设计与训练 21](#_Toc18593382)

[4.4.1 深度学习模型设计 21](#_Toc18593383)

[4.4.2 基于Siamese的深度学习模型训练 23](#_Toc18593384)

[4.5 本章小结 25](#_Toc18593385)

[第5章 雾化器装配缺陷检测远程监控系统设计 26](#_Toc18593386)

[5.1 引言 26](#_Toc18593387)

[5.2 远程监控系统框架设计 26](#_Toc18593388)

[5.3 远程监控系统服务端设计 27](#_Toc18593389)

[5.3.1 Web应用服务器开发 27](#_Toc18593390)

[5.3.2 数据库服务器开发 28](#_Toc18593391)

[5.4 远程监控系统客户端设计 30](#_Toc18593392)

[5.4.1 前端设计 30](#_Toc18593393)

[5.4.2 数据库应用程序开发 33](#_Toc18593394)

[5.5 本章小结 34](#_Toc18593395)

[第6章 雾化器装配缺陷检测远程监控系统设计 35](#_Toc18593396)

[6.1 引言 35](#_Toc18593397)

[6.2 雾化器图像数据集构建 35](#_Toc18593398)

[6.3 雾化器装配缺陷检测实验与分析 35](#_Toc18593399)

[6.4 远程监控系统运行实验 38](#_Toc18593400)

[6.5 本章小结 38](#_Toc18593401)

[结 论 39](#_Toc18593402)

[参考文献 40](#_Toc18593403)

[攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果 41](#_Toc18593404)

[哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限 42](#_Toc18593405)

[致 谢 43](#_Toc18593406)

# 

# 第1章 绪 论

## 1.1 课题背景及研究的目的和意义

### 1.1.1 课题来源

本课题来源于深圳某自动化公司的“雾化器自动装配机”项目。本课题主要完成该项目中的视觉检测系统，包括图像采集平台，缺陷检测算法，检测软件，远程监控系统。

### 1.1.2 研究目的和意义

雾化器是在自动装配生产线上进行装配的。由于机器和生产环境等原因，产品在装配的过程中不可避免的会产生一些缺陷，使得产品不合格。为了保证产品的质量，要求对产品的装配结果进行检测，以剔除不合格的产品。

在工业自动装配领域中，对于产品的装配缺陷检测主要有人工检测和机器视觉检测两种。对于雾化器这种小型装配件的检测，使用人工检测是不可行的。一方面，由于装配件比较小，人工检测达不到长期稳定检测的要求；另一方面，由于装配件检测是嵌入在生产线中的，人工检测的速度和精度达不到生产要求。使用机器视觉进行装配缺陷检测，不仅能保证检测的精度，还能提高生产线的自动化程度和速度。

目前，使用机器视觉进行装配缺陷的检测主要采用的是传统的图像处理算法。传统的图像处理算法，具有较高的检测精度，但是由于算法中有大量的参数需要设置，针对不同的装配不良需要设计不同的检测算法，算法的迁移性比较差，开发的周期比较长。近年来，深度学习技术在图像识别领域取得了很大的发展，通过图片数据集进行自我学习，适用范围广，算法具有一定的通用性。通过对这两种类型的算法进行研究，对比各自的优缺点，对相关的工业缺陷检测研究很有意义。

随着技术的进步，智能工厂已经成为工业界一个重要的发展方向。工厂智能化就是要实现生产的自动化、数字化和网络化。数字化是把设备运行情况和生产情况用数据信息进行表示，根据这些数据可以分析生产线的运行情况，对生产过程进行监控，并可以有针对性的优化生产线。网络化是把数据进行联网，实现生产过程的远程监控和管理。通过构建远程监控系统，可以实现产品检测的数字化和网络化，是实现智能工厂化的一部分。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 产品装配缺陷检测研究现状

产品的装配缺陷检测是检测产品的装配结果是否符合要求。目前，在装配缺陷检测方面主要有人工检测和机器视觉检测两种方式。人工检测主要用于一些大型装配体的检测，而机器视觉检测技术主要用于小型装配体检测和自动化装配领域。

在自动化装配领域，对产品的装配结果进行检测是必须的。为了提高生产效率和实现完全自动化，通常采用机器视觉检测的技术来进行检测。目前，有一些学者、工程师针对不同的产品的装配缺陷检测方法进行了研究。

Jiancheng[1]设计了一套基于视觉的注射器装配质量检测系统，提出了完整的硬件和软件方案，采用测距的方法进行装配位置的检测，由于检测任务比较简单，对检测算法没有进行深入的研究。Jing等人[2]采用工业CT成像，使用Canny边缘检测分割出产品，Hausdorff距离匹配算法检测金属零件的位置，链码检测法检测圆度，格林定理和几何中心算法检测直径，适用于对装配位置要求比较高的检测任务，但检测速度较慢。Ardhy 等人[3]试验了采用Canny边缘检测、Sobel边缘检测、自适应高斯阈值法三种方法对图像进行预处理然后使用图像差分进行PCB板的组装检测，该方法对图像的要求高且不能适应PCB板位置的偏移和旋转。杜婷婷[4]采用了结构光技术进行断路器装配完整性的检测。部件的有无或安装位置的偏差在图像上会反应为对应的条型线段几何位置的变化，通过对图像中条形线段的检测实现装配完整性的检测。李向东等人[6] 设计了油封装配质量的在线自动检测系统。采用模板匹配检测油封的有无、对比度和亮度差异检测加紧弹簧的有无、像素统计法检测油封的颜色，图像特征定位检测油封高度。

张成龙[5]进行了变速箱零件装配检测技术的研究，选择高斯滤波快速有效的去除了目标图像中的噪声，采用Otsu 全局阀值法进行了图像分割，通过优化几何形状特征的提取，生成具有装配缺陷针对性的高效识别特征。提出以支持向量机为核心的视觉检测算法，结合 SVM 多级二叉树的多类别分类策略，有效的解决了变速箱装配过程中合格类与缺陷种类的快速判别检测问题，实现变速箱装配质量的检测。吴桐[7]对复杂结构件装配正确进行研究，使用X射线成像系统采集图像并标注。设计了一个卷积神经网络模型，通过深度学习的方法提取零件特征、训练分类器，对工件内部零件进行分类，从而检测缺失的零件。该方法的鲁棒性较强，但所用的算法较复杂，检测速度比较慢。

上述的这些检测方法使用各种不同的成像技术采集检测目标的图像，在检测算法方面主要采用了传统的图像处理算法进行检测，但也有一些基于机器学习的检测算法。它们各有优缺点，使用的检测场景也不同。

### 1.2.2 基于深度学习的图像识别算法研究现状

近年来，深度学习技术以其强大的数据学习和挖掘能力得到了学术界和工业界的广泛关注和研究。深度学习的相关算法不断的被改进和优化，也不断有新的算法被提出。目前，基于深度学习的图像识别算法已经拥有很好的性能，并且已被应用到生产实践中。

基于深度学习的图像识别算法主要采用的是卷积神经网络(Convolutional Neural Network，CNN )结构结合反向传播(BP)算法的方案[3]。1989年，LeCun等人[4]首次提出了卷积神经网络的概念，并成功的应用在手写数字识别中。但由于当时计算机的计算能力比较差、训练算法也不是很完善，导致在当时并没有引起学者们太大的兴趣，因此在之后的一段时间里基于深度学习的图像识别技术并没有取得重大的进展。直到 2012年，Krizhevsky等人[5] 提出了Alex模型，优化网络结构，改善训练算法，其在大型通用数据集ImageNet上，图像的分类准确率达到了57.10%，取得了惊人的进步，深度学习在图像识别领域的应用重新引起学者们的关注。

从此之后，基于深度学习的图像识别技术的研究得到了快速的发展。许多科技公司也纷纷加入研究，其中比较有代表性的公司是谷歌、微软和百度，这使得对于深度学习技术的研究空前繁荣。两大研究方向是提升模型识别准确率和减少模型运行时间。在提升模型识别准确率方面，主要通过增加网络层数和改进网络结构，从而得到更复杂的网络结构，增加了模型的学习能力，代表模型有VGG、InceptionNet[6]、ResNet[7]等。在减少模型运行时间方面，主要通过优化网络结构，使模型轻量化，降低模型的计算量，代表的模型有SqueezeNet、MobileNet等。

表 1-1 模型性能表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 模型 | Top-1准确率 | 计算量（百万次） | 参数量（百万个） |
| Alex | 57.10% | 720 | 60.0 |
| VGG-16 | 71.93% | 15300 | 138.0 |
| Inception-v3 | 80.20% | 5000 | 23.2 |
| ResNet-152 | 78.57% | >10000 | 1.7 |
| MobileNet | 70.60% | 569 | 4.2 |

目前，基于深度学习技术的图像识别算法已经开始了实际应用的实践，其中比较成熟的是人脸识别领域，人脸识别技术已经被广泛的应用在生活的各个方面。大部分主流的人脸识别算法是基于DeepFace[8]和FaceNet[9]进行改进开发的。其中Siamese网络是重要的组成部分。

在工业检测领域，不少学者也开展了基于深度学习技术的相关研究，主要应用是缺陷和不良检测。韩国学者Je-Kang Park[23]设计了一个简单的卷积神经网络对不同材料的表面缺陷进行检测。Shahrzad[24]采用深度学习算法对铁轨进行表面缺陷检测。浙江大学的王宪保[21]提出深度置信网络（DBN）算法检测太阳能电池板的表面缺陷。

### 1.2.3 远程监控系统研究现状

远程监控技术是指通过网络通信技术对远程设备进行监视和控制。远程监控系统主要由数据库技术和远程通讯技术组成，数据库用来存储设备产生的信息，远程通讯用来和数据库进行交互从而实现既定的功能。

随着互联网技术的进步，远程监控技术也处于不断的发展中。目前，远程监控系统主要分为C/S和B/S两种结构[]。C/S结构称为Client/Server模式，即客户端服务器模式。C/S结构下在终端上需要安装专用的应用程序和服务器上的数据库进行交互。应用程序需要单独开发，成本和周期都比较长，但是应用程序可以对数据进行预处理，从而减轻服务器的压力，而且客户端与数据库是直连的，响应速度比较快。B/S结构称为Browse/Server模式，即浏览器服务器模式。C/S模式下在终端上只要通过浏览器就可以和服务器上的数据库进行交互。客户端不需要运行专用的应用程序，只要能流畅运行浏览器即可，客户端的硬件条件要求可以降低。由于所有的数据处理都由服务器完成而且浏览器是通用软件，所以只需对服务器进行维护，这可以减少维护的费用和工作量。

B/S结构

C/S结构

数据库

服务器

客户端程序

客户端程序

Web

服务器

浏览器

浏览器

数据库

服务器

图 1-1 C/S和B/S结构示意图

远程监控系统已经应用到了各行各业[]，根据任务要求的不同需要选择不同的结构。目前，B/S结构有逐渐取代C/S结构的趋势，但是在有较高实时性要求的任务通常还是采用C/S结构。近年来，结合C/S和B/S结构各自的优点，学者们也设计了一些C/S和B/S相结合的混合结构。

## 1.3 本文的主要研究内容

本课题的目的是开发一套完整的雾化器装配缺陷检测系统，检测出装配不良的产品。通过工业相机获取雾化器的图像，设计缺陷检测算法进行检测，把检测结果保存到数据库，并开发相应的上位机检测软件和远程监控系统。本课题的主要研究内容如下：

**（1）搭建图像采集平台** 根据雾化器的装配工艺流程和装配缺陷的检测要求，设计视觉检测的图像采集平台，包括相机的选型，光源的选型和整体的安装结构。使这套系统能嵌入到雾化器的自动装配生产线中。

**（2）图像处理缺陷检测算法研究** 分析各种装配缺陷类别的特点及检测要求，设计相应的图像处理检测算法。对图像处理算法的参数进行调优，并设计合理的检测流程。

**（3）卷积神经网络缺陷检测算法研究** 构建图像数据集，研究相应的图像增强算法。研究基于卷积神经网络的图像识别算法。根据工业检测的特点，选择合适的网络模型搭建深度学习算法，对算法进行训练和评估。分析算法的不足，改善算法的损失函数和训练算法等。

**（4）上位机检测软件和远程监控系统的设计** 设计相应的上位机检测软件，搭建数据库服务器、Web服务器，开发远程监控系统。实现雾化器装配缺陷的检测和检测结果的数字化和网络化，调试远程监控系统。

# 

# 第2章 雾化器装配缺陷视觉检测系统设计

## 2.1 引言

雾化器装配缺陷视觉检测系统由多个部分组成，包括视觉检测平台、装配缺陷视觉检测算法、上位机视觉检测软件。本章首先分析了雾化器装配的工艺流程和检测要求，接着搭建了适合雾化器装配生产线的视觉检测平台，然后制定视觉检测的流程和算法，最后设计了雾化器装配缺陷的上位机视觉检测软件。

PLC

设备状态

检测数据

工控机

检测数据

数据库服务器

触发信号

图片传输

工业相机

Web服务器

远程计算机

图2-1 视觉检测系统框架

## 2.2 雾化器装配缺陷视觉检测平台设计

### 2.2.1 雾化器装配流程和检测要求

### 2.2.2 视觉检测平台设计

进行雾化器装配缺陷检测，首先要获得待检测产品的图片，所以视觉平台的搭建至关重要。视觉检测平台功能是稳定的采集高质量的图片，主要包括的硬件有工业相机、镜头、光源、和可调支架。相机和镜头是图像采集所必须具备的条件，光源用来对待检测物进行打光，可调支架用来固定和调节各硬件的位置。光源结合可调支架可以设计出不同的打光方案，合适的打光方案是稳定获取高质量图片的关键。

根据雾化器装配缺陷的检测要求，需要对视觉检测平台进行硬件的选型与搭建。主要是根据产品大小和工作环境对工业相机、镜头、光源进行选型分析，使用可调节支架整合这些硬件，搭建视觉检测平台。

**（1）相机的选型** 相机的选型主要是确定相机的类型和相机的主要参数。工业领域常用的工业相机有CCD和CMOS两种，两种相机的特点如表2-3所示。

表2‑3 CCD和COMS相机特点

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 相机 | 材料 | 价格情况 | 传输速度 | 能耗 | 效率 |
| CCD | 单晶体 | 相对昂贵 | 比较慢 | 较多 | 较高 |
| COMS | 金属氧化物 | 相对廉价 | 比较快 | 较少 | 较低 |

由于是工业检测，在满足使用要求的条件下，优先考虑成本和效率。CMOS相比CCD价格更低能耗更少，故选择CMOS相机。COMS又分为线阵和面阵两种类型。线阵相机采用的单束光线来扫描物体，适合高精度的任务。面阵相机采用矩阵扫描方式进行扫描，扫描的效率高和成像效果好。由于本文的检测任务需要直观明了的图像用来进行算法的设计，所以选择面阵相机。

相机需要确定的最主要的参数是分辨率，根据视野大小和精度来确定。相机视野范围最小的视野范围为工件的尺寸12mm×6mm，因为工件零部件较小精度需要控制在0.01 mm左右，可以求得所需最低像素为1200 pixel×600 pixel。根据以上的分析和计算，本文选择型号为Basler acA2040-55um的面阵CMOS黑白相机，相机参数详见表2-4。

表2‑4 Basler acA2040-55um相机参数

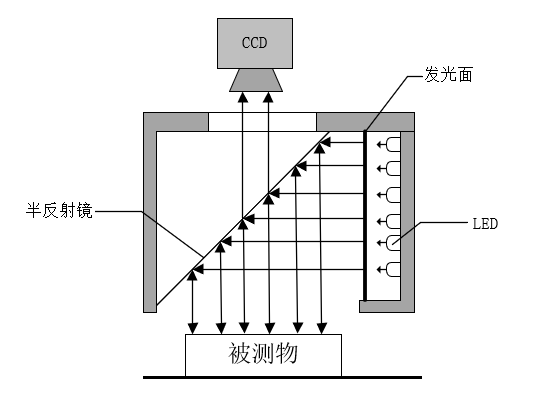
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 分辨率 | 感光芯片类型 | 镜头接口 | 靶面尺寸 | 黑白/彩色 | 数据接口 |
| 2408×1536 | CMOS | C-mount | 1/1.8'' | Mono | USB3.0 |

**（2）镜头的选型**  镜头的选型首先要与镜头匹配，然后根据待测物体的距离来确定镜头的参数。由于雾化器是在自动化装配生产线上进行的，为了不产生干涉，镜头到待检测物体的距离至少为120mm。本文选择Basler Lens C125-2522-5M型号镜头，镜头的主要参数如表2-5所示。

表2‑5 Basler Lens C125-2522-5M镜头参数

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 焦距 | 最大工作距离 | 相机接口 | 靶面尺寸 |
| 25mm | 200mm | C-mount | 1/2.5'' |

**（3）光源与照明方式的选择** 工业检测中，光源和照明方式的选择对成像效果极其重要，合适的打光常常可以突出图像的特征进而将简化检测算法的复杂度，提高检测准确率。本文选择LED光源，因为LED一种固态冷光源发热量少，体积小易于安装，寿命长且耗能低，十分适合于工业视觉检测。根据光源安装位置和不同组合有多种照明方式，本文选择同轴光照明方式，该照明方式的光源高密度排列，有独特的散热结构。同轴光照明方式的成像清晰、照射面积大、光照均匀性好。同轴光是通过分光镜实现的，本文采用垂直照射方式，光路图见图2-5。

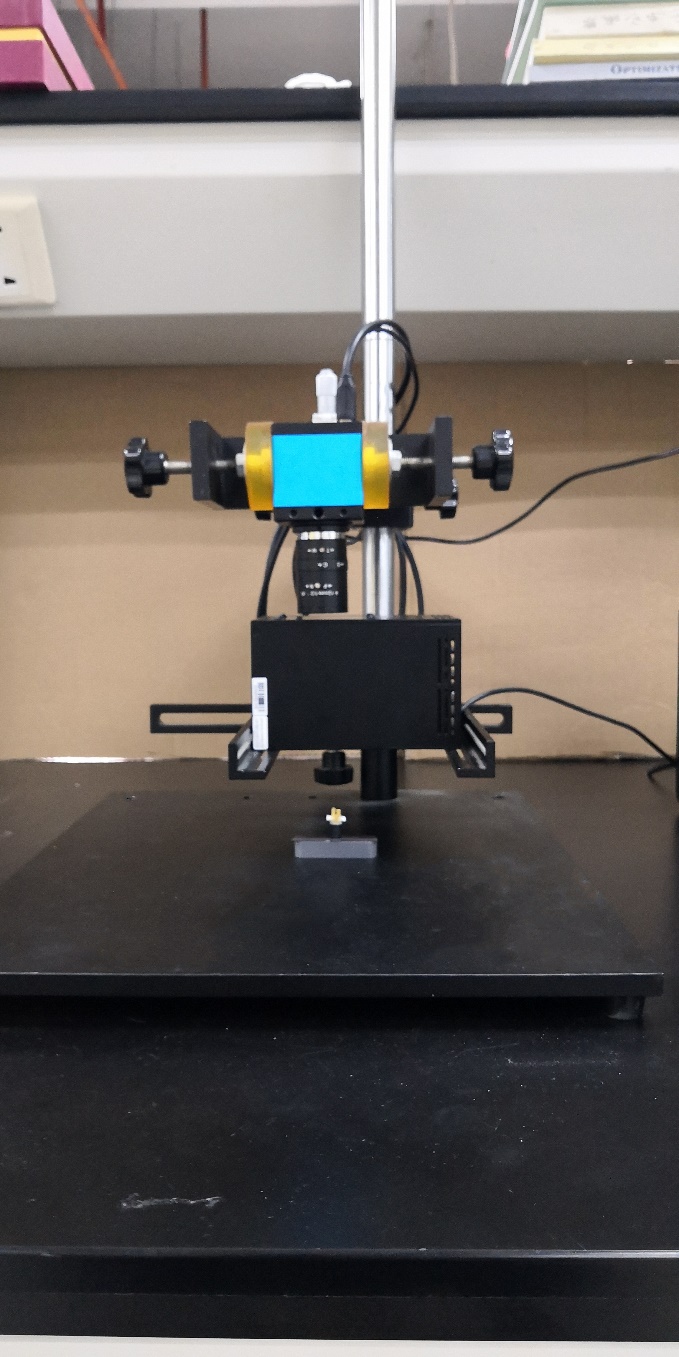


**（4）可调节支架** 可调支架是一个多方位调节的机构，可以方便的固定各个部件和调节各部件相对位置，保证合适的工作距离和景深匹配，视觉检测平台实物图如图2-14所示。

可调支架

同轴光源

工业相机



待测物

图2-6 视觉检测平台实物图

## 2.3 雾化器装配缺陷视觉检测方案设计

### 2.3.1 装配缺陷类别

根据雾化器检测可能出现的装配缺陷，本文把装配缺陷分为工件缺失、棉芯缺失、金属片缺失和金属丝位置异常四种。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 正常 | b) 工件缺失 |
| c) 棉芯缺失 | d) 金属片缺失 |
| e) 金属丝位置异常 | |
| 图1-1 缺陷类别样例 | |

## 2.4 雾化器装配缺陷视觉检测软件设计

检测软件需要实现检测算法、检测信息管理和图形界面的结合。根据软件实现的功能，检测软件可以分为四大部分，分别是：图像处理检测算法，卷积神经网络检测算法，图形用户界面，数据库。

**（1）图像处理检测算法** 本课题采用OpenCV图像处理库设计图像处理检测算法，由于装配不良的类型有多种，本课题采用检测顺序是：工件缺失检测，棉芯缺失检测，金属片缺失检测，金属丝异常检测。

**（2）卷积神经网络检测算法** 本课题采用TensorFlow深度学习框架设计卷积神经网络算法。TensorFlow是谷歌公司开发的开源框架，目前已经是深度学习领域最受欢迎的开发框架。使用卷积神经网络算法进行检测时，需要先加载网络权重文件初始化模型。为了使软件的操作更加方便，选择在软件启动的时候进行相关的初始化。

**（3）数据库** 本课题采用MySQL数据库管理系统来存储和管理检测信息。MySQL数据库管理系统是一种关系型数据库管理系统（RDBMS），使用结构化查询语言SQL进行数据库管理。具有简单、小巧和免费的特点，十分适用于本课题的需求。检测软件在每一次检测结束时会生成一条检测记录保存到数据库中，包括检测的图片路径、检测结果和检测时间。



图 2-1 检测软件主界面

**（4）图形用户界面** 本课题采用QT软件界面设计框架开发图形用户界面，主要功能有检测算法选择、检测对象选择、检测结果显示、软件运行信息提示、检测记录查询与导出。检测软件主界面如图2-1所示。检测记录查询与导出界面如图2-1所示。



图 2-1 检测记录界面

## 2.5 本章小结

本章首先对雾化器装配的工艺流程、视觉检测要求进行分析，基于一个工位多个检测目标的检测特点，设计了视觉检测系统的图像采集平台。然后，根据所需检测的装配不良类型，提出了基于图像处理检测算法和基于卷积神经网络检测算法两种检测方案。最后，设计了上位机检测软件，使用pyqt设计了检测软件，搭建了MySQL数据库，使用Django框架设计了检测数据云端管理系统。

# 第3章 雾化器装配缺陷检测的传统图像处理算法

## 3.1 引言

本章使用了传统的图像处理算法来检测雾化器的装配缺陷。使用图像分割算法来获取检测的区域。针对雾化器的工件缺失、棉芯缺失、金属片缺失、金属丝位置异常的缺陷设计了相应的图像处理检测算法。

## 3.2 工件位置定位及ROI设置

在对装配件进行检测时，首先要对检测目标进行定位。装配件是固定在夹具的里面，可以先定位夹具的位置，然后根据装配件与夹具的相对位置和需要检测的项目来设置ROI进行装配不良的检测。

对于夹具位置的定位，由于图像的背景为黑色，通过式（2-1）对图像进行二值化，分割出夹具和装配件的区域。二值化的结果如图 2-2 b) 所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-1） |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 式中 |  | —— | 图像二值化后处的像素值； |
|  |  | —— | 灰度图处的像素值； |
|  | *t* | —— | 二值化的像素阈值； |

由于装配件的金属丝会超出夹具的范围，对夹具进行定位时应该对其进行处理。通过对图像进行开运算可以消除突出的金属丝，结果如图 2-2 c) 所示。开运算是对图像进行先腐蚀后膨胀的操作，作用是消除细小物体。其中，腐蚀是去除白色区域的边缘区域，膨胀是扩张白色区域的边缘区域。

通过对图像进行轮廓查找，可以得到夹具的外包矩形轮廓。轮廓查找结果如图 2-2 d) 所示。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 待检测图片 | b) 对a) 二值化 |
| c) 对b) 开运算 | d) 对c) 找轮廓 |
| 图 2-2 目标定位 | |

在工业检测中，对于不同的检测项目通常采用设置检测的感兴趣区域（ROI）来进行检测。根据检测要求和不良样本的分析，本文总共设置了八个ROI，如图 2-3 所示。根据从左到右、从上到下的顺序，2、7用来进行金属片缺失检测，4、5用来进行棉芯缺失检测，1、3、6、8用来进行金属丝异常检测。

|  |
| --- |
| **1**  **2**  **3**  **4**  **5**  **6**  **7**  **8** |
| 图 2-3 ROI设置 |

## 3.3 雾化器装配缺陷检测算法

### 3.3.1 工件缺失检测

装配件在装配过程中需要经过多次的夹取，可能会出现夹取失败或者在夹取过程中丢失的情况，导致在检测工位上没有装配件只有夹具。

由于夹具是由多个部分组成，在进行夹具轮廓查找时不能得到完整的轮廓，而是检测到多个小轮廓。本文根据这个特点来进行工件缺失的检测，通过设置轮廓面积阈值进行轮廓筛选，可以过滤小面积的轮廓，如果存在工件缺失的情况，在进行轮廓查找时就找不到轮廓，因此可以根据目标定位时轮廓查找的结果来判断工件是否缺失。工件缺失检测如图 2-4 所示。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 工件缺失 | b) 对a) 找轮廓 |
| 图2-4 工件缺失检测 | |

### 3.3.2 棉芯缺失检测

由于棉芯是由金属丝包裹着，为了不使金属线圈变形，上料的夹取力较小，容易导致在搬运的过程中丢失。

对于棉芯缺失检测，本课题采用的是像素统计法，棉芯ROI样本图片如图2-5所示。棉芯在成像时呈亮白色，如果存在棉芯，则棉芯检测ROI应该都为白色像素。通过统计棉芯检测ROI中的白色像素数量比例来判断棉芯是否缺失。如果比例小于设定的阈值则判定为棉芯缺失，反之。

统计白色像素数量的过程是：对图片进行二值化，设置像素值阈值，对于高于该阈值的像素点认定为白色，其像素值置为1，否则置为0。对整张图片进行求和即可得到图像的白色点数。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 有棉芯 | b) 无棉芯 |
| 图 2-5 棉芯缺失检测 | |

### 3.3.3 金属极片缺失检测

对于金属片的检测，本课题采用模板匹配。金属片有个卡爪，只要能检测到卡爪就能判定为金属片是存在的。由于成像的原因，在金属片卡爪上可能会出现一些偏暗的区域，需要对图片进行预处理。

本课题采用闭运算进行预处理，闭运算是对图像进行先膨胀再腐蚀的操作，作用是消除小孔洞。对金属片ROI进行闭运算的结果见图2-6 b)。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 待检测图片 | b) 对a) 闭运算 |
| c) 对 b) 二值化 | d) 模板匹配结果 |
| e) 模板图片1 | f) 模板图片2 |
| 图 2-6 金属片检测 | |

进行模板匹配前先对图片进行二值化，使得除了金属片以外的区域变为黑色，见图2-6 c)，这样能使得模板匹配不受背景的干扰，提高模板匹配的准确性和稳定性。我们所使用模板图片也是经过二值化操作的，两个不同地方的模板图片如图2-6 e)、f)所示。

模板匹配方法有很多，本课题选择了归一化平方差法。归一化平方差公式见式（2-2），这种方法具有简单快速的特点。归一化平方差法的原理是，首先计算模板图像和待检测图像的像素值平方差，然后对结果进行归一化处理，使其取值范围区间变换为[0,1]，值越小越匹配，模板匹配结果如图 2-6 d) 所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-2） |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 式中 |  | —— | 模板图在处的像素值； |
|  |  | —— | 待匹配图在处的像素值； |

### 3.3.4 金属丝位置异常检测

金属丝异常有两种情况，一种是金属丝过短，一种是由于金属丝没有压好导致的位置偏离。对于第一种情况，采用的是像素统计法来判断，与棉芯检测的方法类似，这里不再赘述，金属丝ROI样本图片如图2-7所示。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 有金属丝 | b) 无金属丝 |
| 图 2-7 棉芯缺失检测 | |

对于第二种情况，本文通过测量金属丝与金属片卡爪竖直边的距离来判定。当距离偏离正常范围时即判定为异常。分析图片，金属丝与金属片卡爪处会有大量亮白色区域，其它区域大部分呈灰色。准确的找到两个亮白色的区域就可以进行距离的测量。

首先对待检测的图片进行预处理，包括闭运算和二值化。闭运算消除黑色孔洞，二值化操作分割出亮白色区域。预处理结果如图2-8所示。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 待检测图片 | b) 预处理结果 |
| 图 2-8 金属丝距离测量预处理 | |

对经过预处理后的图片，统计每一列白点的数量进而绘制曲线。在金属丝和金属片卡爪竖直边处会有大量的白点，出现两个极大值。因为图片存在其它白色区域和噪点导致曲线不够平滑，难以找出正确的极大值。

为了准确的找出极大值，本文对统计数列进行了一些预处理。第一步是对数列的数值进行过滤，使小于某一个数值的数值变为0，得到金属丝和金属片卡爪竖直边之间的区域。第二步进行数列的平滑，找到两个极大值之后，就可以测出二者的距离。统计数列预处理过程曲线化如图2-9所示。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 原始曲线 | b) 数值过滤 |
| c) 数值平滑 | |
| 图 2-9 曲线处理 | |

## 3.4 本章小结

本章采用了传统的图像处理算法对雾化器样本进行检测。为了得到检测的区域采用了阈值分割获取雾化器所在的区域，然后根据不同的检测目标设置了相应的ROI。分析了不同装配缺陷类别的特点，并设计了相应的图像处理算法。对于工件缺失缺陷，提出根据轮廓检测的结果判定工件是否缺失。对于棉芯缺失缺陷，提出了像素统计法，根据白色像素的比例判定棉芯是否缺失。对于金属片缺失缺陷，提出了使用预处理后的图片进行模板匹配的方法，根据模板匹配的结果判定金属片是否缺失。对于金属丝位置异常缺陷，提出基于像素统计的距离测量算法测量金属丝与卡爪的距离，根据距离判定金属丝的位置是否异常。

# 第4章 雾化器装配缺陷检测的深度学习算法

## 4.1 引言

本章将使用深度学习算法来检测雾化器的装配缺陷。研究了数据增强的相关算法，获得更多的图片样本。研究了卷积神经网络的各个组成部分，根据不同网络的性能选择了Mobilenet网络进行后续算法的设计。根据缺陷检测的特点设计了新的训练方案。

## 4.2 数据增强

为了更好的适应检测环境的变化，为深度学习算法提供更多的数据，有必要进行数据增强，增加样本的多样性和数量。

根据检测项目的特点，本课题提出了以下几种数据增强的方法：

**（1）位置偏移** 由于夹具和相机的相对位置会因为安装精度产生微小的偏移，随机对图片进行上下左右的微小偏移，可以提高算法对安装位置的适应性，位置偏移示例见图2-1 b)。

**（2）亮度变换** 不同的生产环境及光源的差异都会对图像的亮度产生影响。为了使算法能够适应亮度的变化，有必要对图像进行适当的亮度变换增强，亮度变换示例见图2-1 c)。

**（3）对比度变换** 装配检测是嵌入在流水线中的，不可避免会有一些振动，导致成像时对比度略有差别，对图像进行对比度变换增强可以增加算法的鲁棒性，对比度变换示例见图2-1 d)。

|  |  |
| --- | --- |
| a) 原图 | b) 位置偏移 |
| c) 亮度变换 | d) 对比度变换 |
| 图 3-1 数据增强 | |

## 4.3 卷积神经网络选择（MobileNet）

### 4.3.1卷积神经网络简介

卷积神经网络（CNN）是一种深度学习算法，主要应用于图像识别。卷积神经网络的重要组成部分有卷积、激活函数和分类函数。

**（1）卷积** 卷积的作用是提取图像特征。对图像进行卷积运算的原理是，让卷积核在图像上以一定的步长进行滑动，计算每个窗口区域的卷积值。不同的卷积核大小、卷积核个数和滑动步长可以得到不同的图像特征。卷积分为二维卷积和三维卷积，计算公式分别见式（2-3）和式（2-4）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-3） |
|  |  | （2-4） |

卷积神经网络通常由多层卷积组成，需要大量的运算，往往很难用于实时检测。为了减少算法的运算量，学者们提出了深度分离卷积，在保证模型准确性偏差不大的情况下大幅降低算法的运算量。深度分离卷积是将正常的卷积拆分成深度卷积和逐点卷积，拆分原理如图2-11所示。

|  |
| --- |
| a) 标准卷积 |
| b) 深度卷积 |
| c) 逐点卷积 |
| 图 2-11 深度可分离卷积 |

假设有一个的特征图。标准的卷积层包括N个三维卷积核，每一个卷积核需要对输入特征图的所有通道进行卷积运算得到输出特征图的一个通道，N个卷积核需要的计算量。深度可分离卷积把标准的卷积层拆分为两步，第一步使用M个的二维卷积核对输入的特征图进行卷积运算，每个二维卷积核分别和对应的输入通道进行卷积运算，计算量为；第二步使用N个的二维卷积对第一步的输出特征图进行卷积运算，计算量为。这两种方法都能得到相同尺寸的输出。根据公式（2-5）计算二者计算量的比率，其中卷积神经网络中的卷积核个数通常较多。

|  |  |
| --- | --- |
|  | （2-5） |

由上式可见，如果使用的卷积核，深度分离卷积的计数量约为标准卷积层计算量的九分之一。

**（2）激活函数** 激活函数（Activation Function）通常是作用在卷积运算之后的，负责将卷积的输出按照激活函数关系进行映射。通过使用激活函数，使得卷积神经网络具有了非线性，进而使得卷积神经网络可以逼近更复杂的非线性函数，增加了网络的学习能力。目前卷积神经网络常用的激活函数有Sigmoid见式（2-6）和ReLu见式（2-7）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-6） |
|  |  | （2-7） |

**（3）分类函数**  分类函数是作用在整个卷积神经网络的最后面，对计算的结果进行归一化得到每个类别的概率。分类任务可以分为二分类和多分类。二分类通常使用Sigmoid函数进行分类，得到其中一个类别的概率，通过概率和为1的关系可以求得另一类别的概率。多分类通常使用softmax函数进行分类，得到每个类别的概率，softmax函数见式（2-8）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1 |  | （2-8） |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 式中 |  | —— | 上一层第i个类别的计算结果； |
|  |  | —— | 总类别数； |

### 4.3.2 卷积神经网络的选择

卷积神经网络的设计是一个复杂且繁琐的过程，目前已经有好多学者对此进行的研究，但是被广泛使用和证明有效的并不多。本文选取了几个经典的卷积神经网络对本文的雾化器装配缺陷检测任务进行了初步的训练，得到的结果如表2-2所示。

表 2-2 各模型的检测准确率和检测时间

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 模型 | 检测准确率 | 检测时间 |
| Alex | 92.61% | 24.78ms |
| VGG | 63.04% | 105.30ms |
| MobileNet | 97.83% | 5.31ms |

工业检测要求不仅要有较高的检测的准确率，检测的时间也要满足实时检测的要求。从表2-2可以知道，MobileNet网络的检测准确率最高，检测时间最短。所以本文选择基于MobileNet 卷积神经网络进行模型的设计。

MobileNet是一个基于深度可分离卷积的模型，跟其它模型相比，在准确率相差不大的情况下它的计算量远远少于其它模型。MobileNet的具体网络结构参数见表 2-3。

表 2-3 MobileNet网络结构

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 网络层/步长 | 卷积核形状 | 输入尺寸 |
| Conv / s2 | 3 × 3 × 3 × 32 | 224 × 224 × 3 |
| Conv dw / s1 | 3 × 3 × 32 dw | 112 × 112 × 32 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 32 × 64 | 112 × 112 × 32 |
| Conv dw / s2 | 3 × 3 × 64 dw | 112 × 112 × 64 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 64 × 128 | 56 × 56 × 64 |
| Conv dw / s1 | 3 × 3 × 128 dw | 56 × 56 × 128 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 128 × 128 | 56 × 56 × 128 |
| Conv dw / s2 | 3 × 3 × 128 dw | 56 × 56 × 128 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 128 × 256 | 28 × 28 × 128 |
| Conv dw / s1 | 3 × 3 × 256 dw | 28 × 28 × 256 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 256 × 256 | 28 × 28 × 256 |
| Conv dw / s2 | 3 × 3 × 256 dw | 28 × 28 × 256 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 256 × 512 | 14 × 14 × 256 |
| 5 × Conv dw / s1  Conv / s1 | 3 × 3 × 512 dw  1 × 1 × 512 × 512 | 14 × 14 × 512  14 × 14 × 512 |
| Conv dw / s2 | 3 × 3 × 512 dw | 14 × 14 × 512 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 512 × 1024 | 7 × 7 × 512 |
| Conv dw / s2 | 3 × 3 × 1024 dw | 7 × 7 × 1024 |
| Conv / s1 | 1 × 1 × 1024 × 1024 | 7 × 7 × 1024 |
| Avg Pool / s1 | Pool 7 × 7 | 7 × 7 × 1024 |
| FC / s1 | 1024 × 5 | 1 × 1 × 1024 |
| Softmax / s1 | Classifier | 1 × 1 × 5 |

模型参数中的Conv表示标准的卷积，Conv dw表示深度分离卷积。最后一层的分类类别数根据具体任务确定。

## 4.4 基于Mobilenet的深度学习模型设计与训练

### 4.4.1 深度学习模型设计

卷积神经网络模型的参数需要通过数据训练确定。模型训练的两个主要部分是损失函数和优化算法。

**（1）损失函数** 损失函数是用来衡量预测值与真实值的差别。损失函数值越小说明预测值与真实值之间的差别越小，模型学习的结果越好。损失函数对模型的学习效果有很大的影响，选择合适的损失函数可以得到较好的效果。在图像识别领域通常使用交叉熵损失函数，见公式（2-9）。从公式中可以看出，当预测值越接近于真实值时损失函数值就会越小，反之。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-9） |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 式中 |  | —— | 真实值； |
|  |  | —— | 预测值； |

**（2）优化算法** 优化算法是根据损失函数值和一定规则进行网络参数更新的算法，网络参数的更新公式见式（2-10）。优化算法的选择决定着模型的训练时间和收敛效果。常用的优化算法有梯度下降、动量梯度下降、RMSprop、Adam等。本文选择的是Adam优化器，它结合了动量梯度下降和RMSprop，是一个已经被广泛的应用并证明有效的优化器。学习率也是一个重要的参数，分为固定和动态两种方式。动态学习率的好处是在训练模型的前期可以设置较大的学习率加快训练的速度，在后期学习率会不断的衰减可以稳定的收敛到更优解。动态学习率有多种，本文使用的是阶梯下降，即每隔一定的迭代次数减小一次学习率。结合学习率衰减的Adam优化算法公式见式2-10。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-10） |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 式中 |  | —— | 第几次迭代； |
|  |  | —— | 一阶动量移动平均值； |
|  |  | —— | 二阶动量移动平均值； |
|  |  | —— | 一阶动量移动平均值系数； |
|  |  | —— | 二阶动量移动平均值系数； |
|  |  | —— | 权重对于损失函数的偏导数，即梯度； |
|  |  | —— | 损失函数； |
|  |  | —— | 一阶动量移动平均值修正值； |
|  |  | —— | 二阶动量移动平均值修正值； |
|  |  | —— | 网络的权重值； |
|  |  | —— | 学习率，为初始学习率； |
|  |  | —— | 学习率衰减系数； |
|  |  | —— | 学习率更新的迭代次数； |
|  |  | —— | 偏差项，确保除数不为0，取； |

### 4.4.2 基于Siamese的深度学习模型训练

上述基于卷积神经网络的分类方法对于数据集中已有类别的检测效果比较好。但在工业检测中通常是不能预知所有的不良情况，如果采用上述算法进行检测，当出现一个数据集中没有的类别时，算法也会强制的为其预测类别，导致分类错误。本课题基于此提出了基于Siamese网络的检测算法。

Siamese网络是一种相似性度量方法，被成功的应用在人脸识别。Siamese网络对于样本数量少的识别、分类任务有比较好的效果。传统分类方法是需要确切的知道每个样本属于哪个类，需要针对每个样本有确切的标签。Siamese网络从数据中去学习一个相似性度量，用这个学习出来的度量去比较和匹配新的未知类别的样本。

Siamese网络的主要原理是：通过一个函数将输入映射到目标空间，在目标空间使用简单的距离（欧式距离等）进行对比相似度。在训练阶段，最小化属于相同类别的一对样本的损失函数值，最大化属于不同类别的一堆样本的损失函数值。给定一个映射函数（卷积神经网络），代表函数中的所有参数。Siamese网络的目的就是去找一组参数，使得当输入和属于同一个类别的时候，相似性度量是一个较小的值，当输入和属于不同的类别的时候，相似性度量较大。这个系统是用训练集中的成对样本进行训练。这里的除了需要可微外不需要任何的前提假设，因为针对成对样本输入，这里两个相同的函数，拥有一份相同的参数，即这个结构是对称的，所以将它叫做Siamese网络。 Siamese网络结构如图2-13所示。

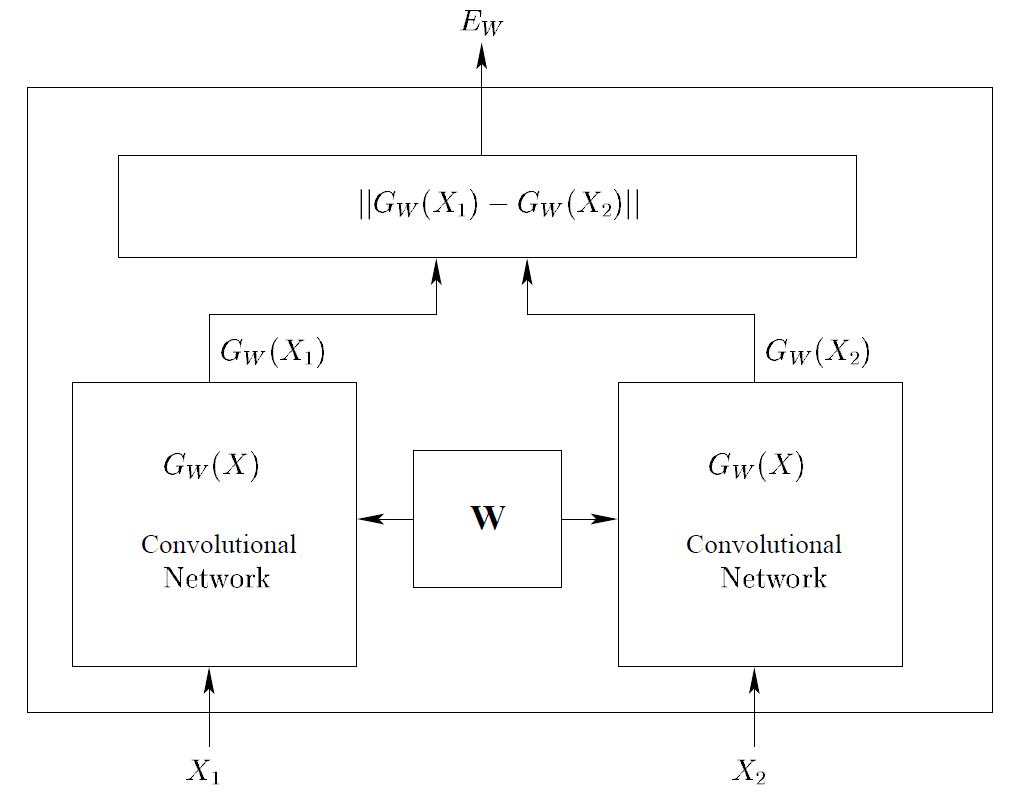


图2-13 Siamese结构

相似度度量函数有多种，本文拟采用的是Contrastive loss，公式见式（2-15）。该损失函数可以很好的表达成对样本的匹配程度，也能够很好用于训练提取特征的模型。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-15） |
|  |  | （2-16） |

公式中代表两个样本特征和的欧氏距离，为两个样本是否匹配的标签，代表两个样本相似或者匹配，则代表不匹配，为设定的阈值。

如果两个样本特征的欧式距离越小则表明两者属于同一类别的概率越大。当时（即样本属于同一类别），欧式距离变大，相似度函数值也变大，增加了损失值；当时（即样本不属于同一类别），欧式距离变小，相似度函数值变大，增加了损失值；通过优化算法来减小损失值可使模型的预测效果变好。

normal

image

image dataset

one sample

Model

模型的训练是一个不断迭代的过程。首先取一小批量的样本输入网络，通过前向传播计算出结果，接着计算这一批量样本的损失函数值。然后判断是否满足训练的终止条件，通常设置损失函数阈值或训练的最大迭代次数作为训练终止的条件。当满足训练终止条件时训练结束，否则进行反向传播，通过优化算法更新网络的权重值，然后进行下一次迭代。模型的训练流程见图2-12。

是

否

开始

批量样本

反向传播

满足终止条件？

结束

网络权重初始化

前向传播计算

计算损失函数值

沿梯度下降的方向更新权重

图 2-12模型训练流程图

## 4.5 本章小结

本章使用了深度学习算法检测雾化器的装配缺陷。

# 第5章 雾化器装配缺陷检测远程监控系统设计

## 5.1 引言

互联网科技的进步推动着制造业的数字化、网络化、智能化的发展。伴随着德国工业4.0、中国制造2025的提出，智能工厂、智能生产成为了制造业的重点研究方向。工业自动化检测是智能生产的重要组成部分，对工业自动化检测进行远程监控可以提高生产的智能化。

本章将为雾化器装配缺陷检测设计一套完整的远程监控系统，让管理人员可以远程监控工业生产线的生产状态，提高生产线的智能化。

## 5.2 远程监控系统框架设计

根据工业检测的较高实时性要求和C/S和B/S结构的特点。本论文采用C/S和B/S结构相结合的方案来实现雾化器远程监控系统。在工业检测现场采用了C/S结构来保存检测信息，使用B/S结构实现远程监控，系统的整体框架如图5-1所示。我们尽可能的减少系统各个部分的耦合程度，使得系统的各个部分可以独立开发，降低了系统修改和维护的复杂度。

Web

服务器

Web应用服务器

数据库

服务器

浏览器

数据库

应用程序

图5-1 远程监控系统框架图

Web服务器负责接收从浏览器发来的HTTP请求，返回一个HTTP响应供浏览器进行浏览。Web服务器会对HTTP请求进行解析，可以直接响应获取静态文件（静态网页或图片）的请求，进行页面跳转。对于需要动态响应（数据库查询、数据计算）的请求，Web服务器会把该请求传递给相应的Web应用服务器。Web应用服务器通过与数据库服务器进行交互并进行必要的计算，完成请求对应的业务逻辑，然后将得到的结果返回给Web服务器，Web服务器把结果包装成HTTP 响应发送给浏览器。

本文使用Python语言进行远程监控系统的开发。选择Nginx作为Web服务器, Nginx是一个高性能的web 服务器，具有很好的并发性能。Web服务器和Web应用服务器的通讯通过使用uWSGI中间件实现，uWSGI通过uwsgi协议进行通讯，具有通用的接口，进一步降低系统的耦合性。服务器需要长时间不间断的运行难免会出现问题，为了防止服务器宕机，本文使用了supervisor工具对服务器的运行进行监听。supervisor是进程管理程序，可以很方便的监听、启动、停止、重启一个或多个进程。当由 supervisor 管理的服务器进程出现异常或被意外关闭，supervisor会自动重启相应的进程，保证系统可以稳定的运行。

## 5.3 远程监控系统服务端设计

### 5.3.1 Web应用服务器开发

Web应用服务器的开发通常会采用现成的框架，以减少开发的周期和难度。基于Python语言的web应用框架有很多，本文采用Django框架。Django是一个开放源代码的Web应用框架，Django的功能完善、要素齐全，有强大的数据库访问组件、灵活的URL映射、丰富的Template模板语言、自带免费的后台管理系统，对网络安全也有一定得支持。使用Django框架进行开发，可以在较短的时间内完成功能丰富的Web开发。

Django采用了[MVC](https://baike.baidu.com/item/MVC)设计模式。但在Django中，控制器接受用户输入的部分由框架自行处理，所以 Django 里更关注的是模型（Model）、模板(Template)和视图（Views），称为 MTV模式。

（1）模型 即数据存取层。处理与数据相关的所有事务，包括如何存取、如何验证有效性、包含哪些行为以及数据之间的关系等。模型与数据库的连接采用对象关系映射 (ORM, object-relational mapping)，它是以Python类形式定义数据模型，可以采用面向对象的思想操作数据库，同时也支持原始的SQL语句。

（2）模板 即表现层。处理与表现相关的操作，如何在页面或其他类型文档中进行显示，模板是可继承的。

（3）视图 即业务逻辑层。存取模型及调取恰当模板的相关逻辑。视图是模型与模板的桥梁。

否

是

否

是

否

是

开始

HTTP请求

URL解析

登入系统请求？

设置cookie

获取监控页面

发送HTTP响应

结束

设置错误提示

解析cookie

信息

获取相关页面？

获取登入页面

解析HTTP

请求

检索数据库中获取数据

拼接页面

已经登入系统？

登入信息正确？

图5-3 服务器处理请求流程图

### 5.3.2 数据库服务器开发

数据库是用来存储检测得到的相关信息，以供远程监控系统使用。数据库通常由一系列的数据表构成，数据表由行组成，每一行存储一条记录。数据库开发，就是根据想要储存的数据定义不同的数据表，包括表头和数据格式。表头说明该列的名称，数据格式定义数据的类型。表与表之间可以定义相关关系，供检索数据时使用。使用数据库就是通过检索数据表来查询想要得到的数据。根据本文的任务，设计了数据库的结构，如图5-3所示。

数据库

用户信息表

设备状态表

检测结果表

检测统计表

图 5-3 数据库结构

数据库总共包含了四张表，用户信息表存储用户的账号、密码和相关信息，设备状态表存储设备的运行状态、各工位的执行时间，检测结果表存储每一次检测的结果，检测统计表存储检测的一些统计量。各张表具体包含的信息和数据的类型见表5-2、表5-3、表5-4、表5-5。

表5-2 用户信息表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 字段描述 | 数据类型 | 主键 | 非空 | 自动递增 |
| id | 编号 | int | true | true | true |
| username | 用户名 | varchar | false | true | false |
| password | 登入密码 | varchar | false | true | false |
| level | 权限等级 | varchar | false | true | false |

表5-3 设备状态表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 字段描述 | 数据类型 | 主键 | 非空 | 自动递增 |
| id | 编号 | int | true | true | true |
| state | 运行状态 | varchar | false | true | false |
| time\_1 | 工序1时间 | double | false | true | false |
| time\_2 | 工序2时间 | double | false | true | false |
| time\_3 | 工序3时间 | double | false | true | false |
| time\_4 | 工序4时间 | double | false | true | false |

表5-4 检测结果表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 字段描述 | 数据类型 | 主键 | 非空 | 自动递增 |
| id | 编号 | int | true | true | true |
| data\_time | 日期时间 | datatime | false | true | false |
| detect\_time | 检测用时 | double | false | true | false |
| type | 检测类型 | varchar | false | true | false |
| path | 图片路径 | varchar | false | true | false |

表5-5 检测统计表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 字段描述 | 数据类型 | 主键 | 非空 | 自动递增 |
| id | 编号 | int | true | true | true |
| data\_time | 日期 | datatime | false | true | false |
| uph | 每小时产量 | int | false | true | false |
| sum | 总产量 | int | false | true | false |
| defects | 缺陷数量 | int | false | true | false |

## 5.4 远程监控系统客户端设计

### 5.4.1 前端设计

前端设计主要包括前端界面的设计和前端和后端数据交互。本文设计的远程监控系统包括用户登入、检测状态监控、检测记录查询和缺陷图片查询四个模块。用户登录模块是用户根据账号和密码登入，系统根据用户的权限等级进行权限的分配。检测状态监控模块可以实时显示检测设备状态和检测结果。检测记录查询模块可以根据时间段查询对应的检测记录，并且能查看相应的图片。缺陷图片查询模块可以根据时间段和缺陷类型查询相应的图片，方便进行观察和总结。

本文采用HTML、CSS、JavaScript进行前端界面的设计。HTML和CSS设计界面的结构和格式，JavaScript执行一些简单的业务逻辑。为了能更直观的监控检测数据的变化，我们将部分数据转化为图表进行显示，采用了chart.js工具。chart.js可以快速的实现简单图表的开发，并且是免费开源的，十分适用于小型系统的开发。各模块的前端界面设计见图5-1、图5-2、图5-3和图5-4。

为了实现实时监控，浏览器和服务器需要进行数据的交互，使前端可以获取数据更新界面。前端更新数据的方式有两种，一种是页面更新，一种是局部更新。页面更新是通过浏览器发送HTTP请求从服务器中获取更新的页面，这种方式的缺点即使页面中只有少数的数据更新也要重新获取完整的页面，数据量比较大、响应时间比较长而且不端的加载页面。局部更新是在不重新加载整个页面的情况下，与服务器交换数据并更新部分网页内容，可以提高系统性能和优化用户界面。

目前实现局部更新的方法有轮询机制和全双工通讯两种。轮询机制是前端以一定得时间间隔从服务器获取更新的数据。全双工通讯需要在浏览器与服务器之间建立TCP连接。

是

否

开始

登入监控系统

定时时间到？

发送HTTP请求

结束

设置轮询的时间间隔T

开启定时器

解析HTTP响应

更新页面和图表

图 5-3 前端页面更新程序流程图

本文采用Ajax技术实现前后端数据交互。Ajax即“Asynchronous Javascript And XML”（异步 JavaScript 和 XML），是一种创建交互式网页应用的网页开发技术，可以实现网页的局部更新。



图2-1检测记录查询

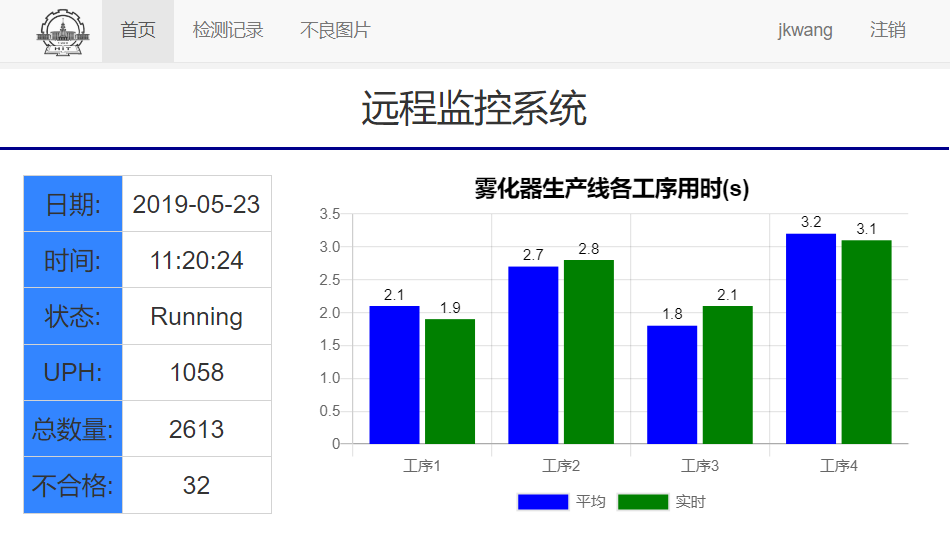


图2-1检测记录查询

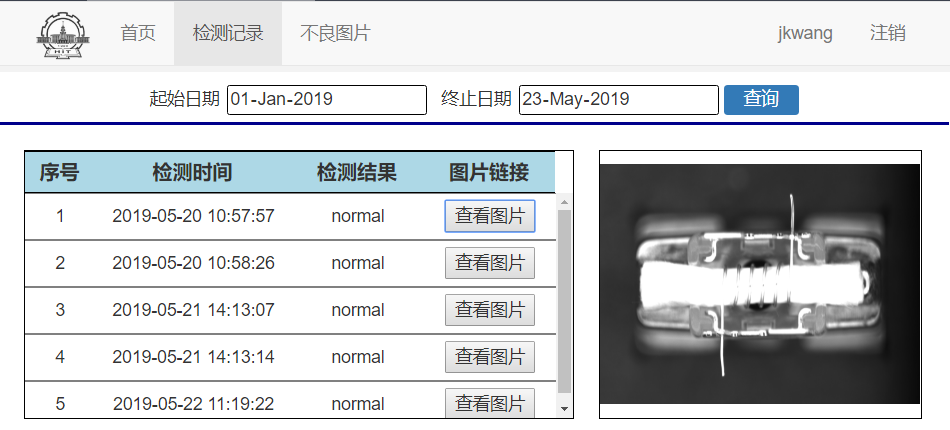


图2-1检测记录查询



图2-1检测记录查询

### 5.4.2 数据库应用程序开发

工业检测得到的数据需要被保存到数据库中，数据库服务器和检测软件之间需要进行通信。本文选择TCP/IP通讯协议进行通信，采用网络编程接口套接字（socket）来实现。socket通信流程如图5-2所示。

调用socket()

创建流式套接字

调用bind()

配置服务器端口和IP

调用listen()

监听客户端请求

调用recv()

接收客户端请求

处理客户端的请求

调用send()

发送服务器响应

调用close()

关闭套接字连接

服务器端

调用socket()

创建流式套接字

调用connect()

与服务器建立连接

调用send()

发送客户端请求

调用recv()

接收服务器响应

调用close()

关闭套接字连接

客户端

图 5-2 socket通信流程

## 5.5 本章小结

本章对雾化器装配缺陷检测的远程监控系统进行设计。首先搭建了远程监控系统的框架结构，然后对系统中的各个部分进行详细的设计。Web服务器使用Nginx处理请求，Web应用服务器使用Django框架进行开发，数据库服务器使用MySQL存储检测的相关数据。浏览器的前端界面使用HTML、CSS、JavaScript和chart.js进行设计，使用Ajax技术实现网页局部动态更新。在本地端使用socket编程开发了数据库应用程序。系统实现了雾化器装配缺陷检测的检测状态监控、检测记录查询和缺陷图片查询功能。

# 第6章 雾化器装配缺陷检测系统实验与分析

## 6.1 引言

## 6.2 实验平台搭建和图片采集

雾化器装配缺陷检测系统包括图像采集平台，计算机和远程监控系统服务器。

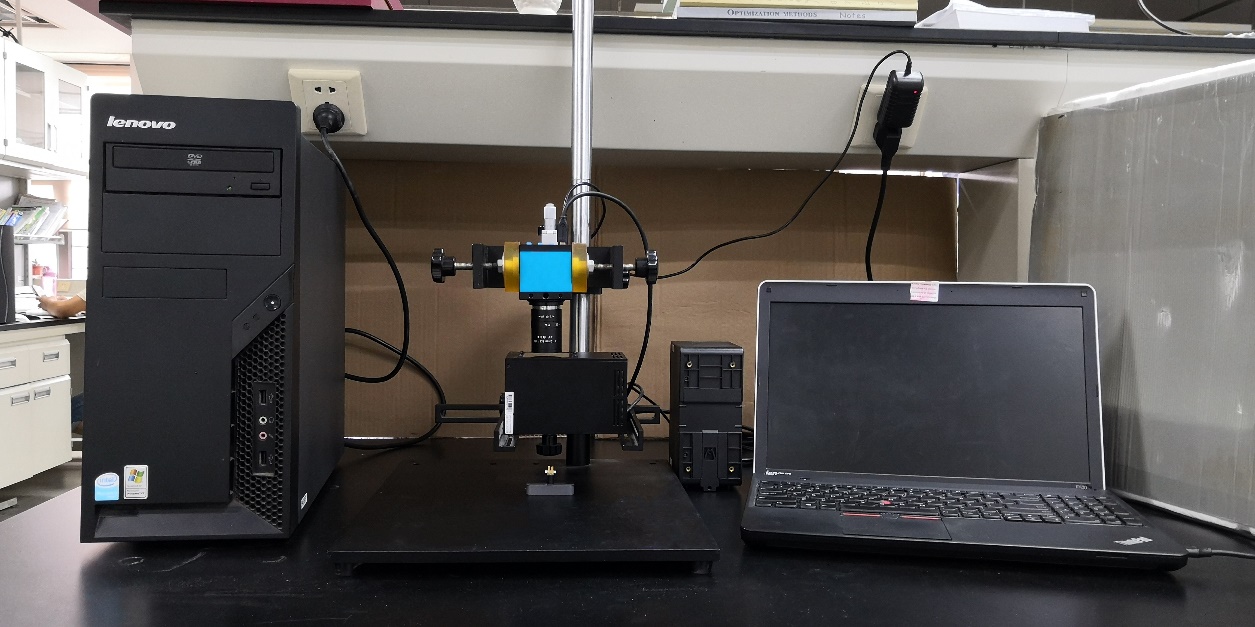


图 6-1 实验平台实物图

我们在实验平台上进行了图片样本的采集，共采集了xxx张图片。各类别的样本数量见表2-1。

表 2-1 各装配不良类别样本量

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 不良类别 | 正常 | 工件缺失 | 棉芯缺失 | 金属片缺失 | 金属丝异常 |
| 样本数 | 235 | 78 | 42 | 50 | 38 |

为了进行深度学习算法的训练，本文采用前文提出的数据增强算法对原始数据集进行处理，得到更多的样本数量。数据增强后的各类别的样本数量见表6-2.

表 2-1 各装配不良类别样本量

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 不良类别 | 正常 | 工件缺失 | 棉芯缺失 | 金属片缺失 | 金属丝异常 |
| 样本数 | 235 | 78 | 42 | 50 | 38 |

## 6.3 雾化器装配缺陷检测实验与分析

工业检测中评价检测算法的性能的两个重要指标是检出率和误检率。检出率指该类别被正确检测出来的比例，误检率指非该类别检测为该类别的比率。

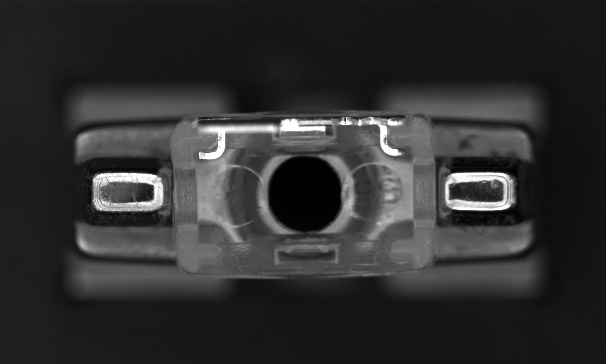
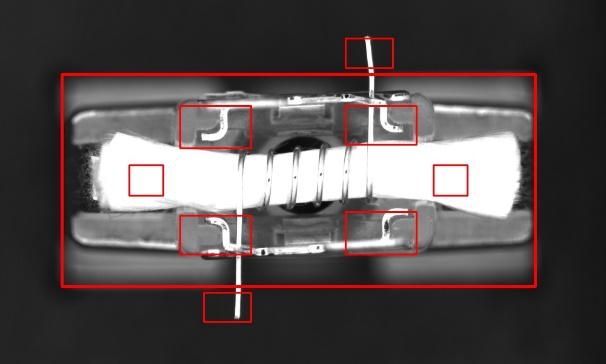
使用本文提出的基于传统图像处理的检测算法对所采集的图片数据集进行检测性能测试实验。测试的样本数量见表2-1，各种不良的检出率和误检率见表2-2。

表 2-2 传统图像处理算法检测性能表

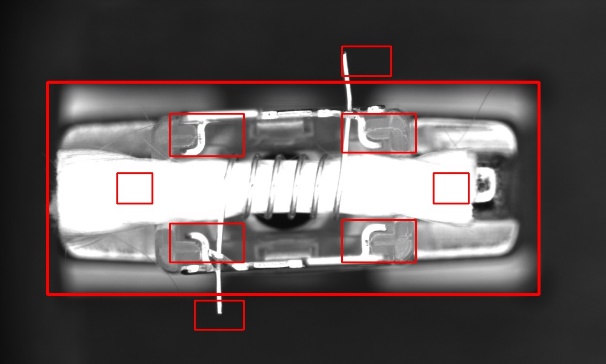
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 检出率 | 误检率 |
| 正常 | 98.72% | 0% |
| 工件缺失 | 100% | 0% |
| 棉芯缺失 | 100% | 0% |
| 金属片缺失 | 100% | 0.43% |
| 金属丝异常 | 100% | 0.85% |

基于传统图像处理的算法有大量的参数需要设置，不同的参数设置会得到不同的结果。由于工业检测中通常对检出率的要求比较严格，本文确定参数的原则是在保证高检出率的条件下，尽可能的降低误检率。

棉芯漏检原因是漏检的样本被检测为工件缺失。因为个别没有棉芯的图片偏暗，轮廓查找失败。金属片误检原因是ROI不准确（金属卡爪的区域不完整）。由于不同的工位夹具的成像尺寸不一样，装配件在夹具中的位置会有旋转，导致装配件在夹具中的相对位置有一些偏差。金属丝误检原因，一方面是由于ROI不准确，另一方面是因为ROI中可能包括一些干扰物，导致测距不准确。漏检样本示例见图2-10。

a) 棉芯漏检样本 b) 金属片误检样本



c) 金属丝异常误检样本

图 2-10 漏检误检样本图

.4 卷积神经网络检测算法性能实验分析

深度学习算法的预测结果通常被划分为四类：真正例（TP）、假正例（FP）、真反例（TN）、假反例（FN）。正例被预测为正例是真正例，反例被预测为正例是假正例，反例被预测为反例是真反例，正例被预测为反例是假反例。常用的评估指标有准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）、F1系数，公式分别见式（2-11）、式（2-12）、式（2-13）和式（2-14）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （2-11） |
|  |  | （2-12） |
|  |  | （2-13） |
|  |  | （2-14） |

使用卷积神经网络检测算法对我们数据集进行检测，算法的检测性能如表2-4所示。

表 2-4 卷积神经网络算法检测性能表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 类别 | 精确率 | 召回率/检出率 | F1 | 误检率 |
| 正常 | 98.63% | 99.31% | 98.97% | - |
| 工件缺失 | 100% | 100% | 100% | 0% |
| 棉芯缺失 | 100% | 100% | 100% | 0% |
| 金属片缺失 | 94.44% | 97.14% | 97.14% | 0.69% |
| 金属丝异常 | 100% | 83.33% | 90.91% | 0% |

可以看出，对比基于传统的图像处理检测算法，卷积神经网络算法的分类准确率和误检率都得到了提升，但是检出率会有一点降低。主要原因是卷积神经网络算法是平等的对待每一种类别。后续将对检出率做一些优化。

表 2-2 深度学习原始结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 检出率 | 误检率 |
| 正常 | 97.93% | 2.35% |
| 工件缺失 | 100% | 0% |
| 棉芯缺失 | 100% | 0% |
| 金属片缺失 | 100% | 1.41% |
| 金属丝异常 | 83.33% | 0% |

表 2-2 深度学习改进结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 检出率 | 误检率 |
| 正常 | 100.00% | 2.35% |
| 工件缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 棉芯缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 金属片缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 金属丝异常 | 83.33% | 0.00% |

表 2-2 融合算法结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 检出率 | 误检率 |
| 正常 | 99.15% | 0.00% |
| 工件缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 棉芯缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 金属片缺失 | 100.00% | 0.00% |
| 金属丝异常 | 100.00% | 0.85% |

## 6.4 远程监控系统测试

为了验证远程监控系统，本文采用了黑盒测试对系统进行功能测试。测试结果见表6-5。

表 2-2 融合算法结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 功能 | 测试次数 | 通过率 |
| 用户注册 | 10 | 100% |
| 用户登录 | 20 | 100% |
| 监控 | 50 | 100% |
| 检测记录查询 | 10 | 100% |
| 缺陷信息查询 | 10 | 100% |

从实验结果可以看出，本文远程监控系统能完成所有设计的功能，并能稳定的运行。

## 6.5 本章小结

本章对雾化器装配缺陷检测系统进行了实验和分析。本章首先搭建了系统的实验平台，包括图像采集平台和远程监控系统服务器，并采集了实验所需的图片数据。接着本章对前文所提出的基于图像处理、基于深度学习和提出的两种算法融合的雾化器装配缺陷检测进行了实验，并对结果进行了分析，验证了本文提出的基于Siamese的深度学习算法对比没基础的深度学习算法有很大的提升，本文提出的融合算法能有效的提高检测的准确率。最后，本章对本文设计的远程监控系统进行了黑盒测试，验证了该系统能稳定的实现设计的所有功能。

# 结 论

学位论文的结论作为论文正文的最后一章单独排写，但不加章标题序号。

结论应是作者在学位论文研究过程中所取得的创新性成果的概要总结，不能与摘要混为一谈。博士学位论文结论应包括论文的主要结果、创新点、展望三部分，在结论中应概括论文的核心观点，明确、客观地指出本研究内容的创新性成果（含新见解、新观点、方法创新、技术创新、理论创新），并指出今后进一步在本研究方向进行研究工作的展望与设想。对所取得的创新性成果应注意从定性和定量两方面给出科学、准确的评价，分（1）、（2）、（3）…条列出，宜用“提出了”、“建立了”等词叙述。

雾化器在自动装配的过程中会产生一些缺陷，对雾化器的装配结果进行检测可以及时发现不良品，保证产品的质量。目前，在自动化领域主要采用机器视觉的方法来进行产品的缺陷检测。本课题对视觉检测系统进行了研究，介绍雾化器的装配流程，分析检测的要求，并根据此设计了一套完整的视觉检测系统。具体的成果如下：

（1）制定了雾化器装配缺陷视觉检测系统的整体方案，对系统中各个部分进行方案的设计。根据检测工位的特点，搭建了图像采集平台。根据缺陷的检测要求，设计了图像处理检测算法。

# 参考文献

[1] 林来兴. 空间控制技术[M]. 北京：中国宇航出版社，1992：25-42.

[2] 辛希孟. 信息技术与信息服务国际研讨会论文集：A集[C]. 北京：中国科学出版社，1999：45-49.

[3] 赵耀东. 新时代的工业工程师[M/OL]. 台北：天下文化出版社，1998 [1998-09-26]. http://www.ie.nthu.edu.tw/info/ie.newie.htm（Big5）.

……

[12] 谌颖. 空间交会控制理论与方法研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，1992：8-13.

[13] Kanamori H. Shaking Without Quaking[J]. Science，1998，279（5359）：2063-2064.

……

[2] 张军阳, 王慧丽, 郭阳, 扈啸. 深度学习相关研究综述[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(07):1921-1928.

[3] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton. Deep learning[J]. Nature, 2015, (521): 436-444.

[4] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[A]. Proc. IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.

[5] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. NIPS, 2012:1097-1105.

[6] C. Szegedy et al. Going deeper with convolutions[C]. CVPR, 2015: 1-9.

[7] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. Deep residual learning for image recognition. CVPR, 2016: 770-778.

[8] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato, L. Wolf. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification[C]. CVPR, 2014:1701-1708.

[9] F. Schroff, D. Kalenichenko, J. Philbin. FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering[C]. CVPR, 2015: 815-823.

[10] K. Lai, L. Bo, X. Ren, D. Fox. A large-scale hierarchical multi-view RGB-D object dataset[C]. ICRA, 2011: 1817-1824.

[11] Ross Girshick. Fast R-CNN[C]. ICCV, 2015:1440-1448 .

[12] S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]. NIPS, 2015: 91-99.

[13] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi. You Only Look Once: Unified real-time object detection[C]. CVPR, 2016: 779-788.

[14] W. Liu, D. Anguelov, C. S. D. Erhan, S. Reed, C. Fu, A. C. Berg. SSD: Single shot multibox detector[C]. ECCV, 2016.

[15] 罗菁, 董婷婷, 宋丹, 修春波. 表面缺陷检测综述[J]. 计算机科学与探索, 2014, 8(09):1041-1048.

[16] 汤勃, 孔建益, 伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12):1640-1663.

[17] 田原嫄, 潘敏凯, 刘思阳. 电容器铝壳表面缺陷检测的CCD图像处理[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2013, (05):73-75.

[18] Huang Xiuqin, Luo Xinbin. A Real-time Algorithm for Aluminum Surface Defect Extraction on Non-uniform Image From CCD Camera[C]. ICMLC, 2014:556-561.

[19] Huaxi Huang, Chao Hu, et al. Surface Defects Detection for Mobilephone Panel workpieces based on Machine Vision and Machine Learning[C]. ICIA, 2017:370-375.

[20] 郑晓玲. 基于机器视觉的铝铸件表面缺陷检测[D]. 厦门:华侨大学, 2015.

[21] 王宪保, 李洁, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, (06): 517-523.

[22] 李梦园. 深度学习算法在表面缺陷识别中的应用研究[D]. 浙江工业大学，2015.

[23] Je-Kang Park, Bae-Keun Kwon, et al. Machine Learning-Based Imaging System for Surface Defect Inspection[J]. INT J PRECIS ENG MAN, 2016, 3(3): 303-310

[24] Shahrzad Faghih-Roohi, Siamak Hajizadeh, et al. Deep Convolutional Neural Networks for Detection of Rail Surface Defects[C]. IJCNN, 2016:2584-2589.

[25] Lidan SHANG, Qiushi YANG, et al. Detection of Rail Surface Defects Based on CNN Image Recognition and Classification[C]. ICACT, 2018:45-51.

[26] 李江昀, 任起锐, 郑俊锋. 一种基于深度卷积神经网络的金属板带表面缺陷检测系统[P]. 北京：CN107328787A, 2017-11-07.

[27] 李江昀, 常德丹, 任起锐, 左磊. 一种基于YOLO9000网络的金属板带表面缺陷检测方法及装置[P]. 北京：CN106934800A, 2017-07-07.

[28] 周志华. 机器学习[M]. 北京：清华大学出版社，2016.

[29] S. Ioffe, C. Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. ICML, 2015.

# 攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

**（一）发表的学术论文**

[1] **Jiankun Wang**，Hong Hu，Long Chen，Caiying He. Assembly Defect Detection of Atomizers Based on Machine Vision[C]// 2019 4th ACM International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering (CACRE)，Shenzhen，China，2019：1-2.

# 哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《 》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

（1）学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；（2）学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；（3）研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名： 日期： 年 月 日

导师签名： 日期： 年 月 日

# 致 谢

衷心感谢导师×××教授对本人的精心指导。他的言传身教将使我终生受益。

感谢×××教授，以及实验室全体老师和同窗们的热情帮助和支持！

本课题承蒙××××基金资助，特此致谢。

…

时光荏苒，两年半的研究生生涯即将结束。我想对在我研究生生涯中帮助过我的人表示感谢。

衷心感谢我的导师胡泓教授对我的指导。胡泓老师带领我走进了科研的大门。胡老师定期的组会让我受益良多。

感谢实验室的师兄薄纯强、陈克凡、郭毅强、柴培林、

感谢实验室同级的小伙伴雷国斌、查广丰、王铁、杨小庆、刘若愚、何安迪。

感谢深圳这座城市。深圳是一座充满活力的城市，这里科技蓬勃发展，这里的人们

感谢哈尔滨工业大学（深圳）。

前路漫漫，祝我们都能到达梦想的彼岸。