基于视觉的小型雾化器装配检测技术研究

摘要

Abstract

1. 绪论
   1. 课题背景及研究意义
   2. 国内外研究现状
      1. 视觉检测研究现状
      2. 基于视觉的产品装配检测研究现状
      3. 基于深度学习的图像识别研究现状
   3. 本文主要研究内容
2. 基于传统图像处理的小型雾化器装配检测方法
   1. 引言
   2. 小型雾化器装配流程分析
   3. 工件位置定位及ROI设置
   4. 装配不良检测
      1. 工件缺失检测
      2. 金属丝长度异常检测
      3. 棉芯缺失检测
      4. 金属极片缺失检测
      5. 金属丝安装位置检测
   5. 本章小结
3. 基于卷积神经网络的小型雾化器装配检测方法
   1. 引言
   2. 数据增强
   3. 卷积神经网络选择（MobileNet）
   4. 损失函数优化（降低漏检率）
   5. 训练策略（Siamese）
   6. 本章小结
4. 检测软件设计
   1. 引言
   2. 检测软件设计
   3. 检测数据云端管理系统
      1. 数据库选择（MySQL）
      2. 云端系统开发框架（Django）
   4. 本章小结
5. 小型雾化器装配检测方法的实验与分析
   1. 引言
   2. 数据集获取
   3. 不同算法检测性能对比
   4. 云端系统调试
   5. 本章小结

结论

参考文献

致谢

1.2国内外研究现状

1.2.1 装配不良检测研究现状

1.2.2 基于深度学习的图像识别研究现状

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。