装配文献阅读:

[1] Jiancheng Jia. A Machine Vision Application for Industrial Assembly Inspection[C] // International Conference on Machine Vision, Dubai United Arab Emirates: IEEE Computer Society, 2009: 172-176.

Jiancheng[1]设计了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，但没有对检测算法进行深入的研究。

[2] Jing Wang, Xiaoyi Yang. Auto-detect of Machine Vision and Its Application in Assembling Inspection[C] // World Congress on Intelligent Control and Automation, Taipei Taiwan: IEEE Computer Society, 2011: 18-22.

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。

[3] Faisal Ardhy, Farkhad Ihsan Hariadi. Development of SBC based Machine-Vision System for PCB Board Assembly Automatic Optical Inspection[J]. International Symposium on Electronics and Smart Devices, 2016: 386-393.

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。

[4] 杜婷婷. 采用结构光视觉检测技术进行断路器装配完整性的检测[J]. 制造业自动化，2011, 33(5): 9-12.

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。

[5] 张成龙. 基于机器视觉的变速箱零件装配防错检测技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学，2018.

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。

[6] 李向东，段峰，全燕鸣. 基于机器视觉的气门油封装配质量在线检测[J]. 应用技术，2013, 34(3): 18-22.

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。

[7] 吴桐,陈平.基于X射线的复杂结构件内部零件装配正确性检测[J].激光与光电子学进展,2018,55(04):174-182.

[7] 吴桐. 基于深度学习的复杂结构件装配正确性X射线检测算法研究[D]. 太原:中北大学，2018.

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。

**课题来源：**

本课题来源于深圳某自动化公司研发项目——铝型材表面缺陷检测系统。本文主要针对该系统中的铝型材表面缺陷识别算法和缺陷检测软件进行设计。

**研究目的的意义：**

我国是最大的铝型材生产国，2017年我国铝挤压材产量占全球铝挤压材总产量的65%以上。<http://lmc.chinamenwang.com/news/20180129240327.html>

同时我国也是最大的铝消费国，约占全球总消费量的1/3。铝

铝型材作为铝加工材的主要品种之一，以其独特的装饰性、优良的隔音、保温及可回收性广泛应用于建筑领域，而又凭借其一次挤压成型及较高的机械物理性能、良好的导热性能及较高的比强度等优点，被愈来愈广泛地用于交通运输、电子、机械、轻工、石油、化工、航空、航天等领域。是国民经济建设、战略性新兴产业和国防科技工业发展不可或缺的重要基础原材料。

在铝型材的实际生产过程中，由于各方面因素的影响，铝型材表面会产生裂纹、起皮、划伤等瑕疵，这些瑕疵会严重影响铝型材的质量。为保证产品质量，需要人工进行肉眼目测。然而，铝型材的表面自身会含有纹路，与瑕疵的区分度不高。传统人工肉眼检查十分费力，不能及时准确的判断出表面瑕疵，质检的效率难以把控。而且由于人工成本越来越高，导致产品的生产成本居高不下。近年来，深度学习在图像识别等领域取得了突飞猛进的成果。铝型材制造商迫切希望采用最新的AI技术来革新现有质检流程，自动完成质检任务，减少漏检发生率，提高产品的质量，使铝型材产品的生产管理者彻底摆脱了无法全面掌握产品表面质量的状态，同时降低生产成本提高产品的竞争力。

目前还没有采用深度学习算法进行铝型材表面缺陷检测的相关研究，一方面是因为深度学习在图像识别领域的效果直到近几年来才得到发挥。另一方面是缺少大量的缺陷图片样本，而图片样本正是深度学习的关键所在。所以对基于深度学习的铝型材表面缺陷检测研究是十分前沿且有价值的。

**国内外文献综述及简析：**

Lenet:

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

Alex:

[ ] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks", Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NIPS), pp. 1097-1105, 2012.

VGG:

[ ] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.

MobileNet:

[ ] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv:1704.04861, 2017.

Facenet:

[ ] F. Schroff, D. Kalenichenko, J. Philbin, "FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering", Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 815-823, 2015.

Deepface:

[ ] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato, L. Wolf, "Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification", *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2014 IEEE Conference on. IEEE*, pp. 1701-1708, 2014.

[ ] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep learning", Nature, vol. 521, pp. 436-444, May 2015.

Inception:

[ ] C. Szegedy et al., "Going deeper with convolutions", Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 1-9, Jun. 2015.

Resnet:

[ ] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition", Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 770-778, Jun. 2016.

R-CNN:

[ ] K. Lai, L. Bo, X. Ren, D. Fox, "A large-scale hierarchical multi-view RGB-D object dataset", *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom. (ICRA)*, pp. 1817-1824, May 2011.

Fast:

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

Faster:

[ ] S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun, "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks", Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NIPS), pp. 91-99, 2015.

SSD:

[ ] W. Liu, D. Anguelov, C. S. D. Erhan, S. Reed, C. Fu, A. C. Berg, "SSD: Single shot multibox detector", European Conference on ComputerVision (ECCV), 2016.

Yolo:

[ ] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, "You only look once: Unified real-time object detection", Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), pp. 779-788, Jun. 2016.

[ ] 周晓峰. 基于机器视觉的铝型材表面缺陷检测方法[P]. 中国专利：ZL201310442167.9, 2015-03-25.

2015年周晓峰采用边缘检测和hough变换把铝型材表面划分为纹理区域和非纹理区域，对纹理区域和非纹理区域分别采用水平sobel算子和全局sobel算子检测缺陷，该方法只检测是否有缺陷，而不对缺陷进行分类。

[ ] 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.

2013年田原嫄采用差影法进行缺陷检测，检测出缺陷后提取图片特征与标准样本对比，实现缺陷种类的模糊识别。该方法对于缺陷种类识别算法过于简单，效果不好。

[ ] 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.

2015年郑晓玲采用边缘检测检测出缺陷，轮廓跟踪分割出缺陷区域，提取缺陷图像的特征结合支持向量机SVM进行缺陷分类。该方法检测过程比较耗时而且分类准确率不高，误检率也比较高，无法达不到工业生产的需求。

[ ] Huang Xiuqin, Luo Xinbin. A real-time algorithm for aluminum surface defect extraction on non-uniform image from CCD camera[C]. Proc.of ICMLC, 2014:556-561.

采用了Prewitt 算子进行边缘检测，最大熵阈值进行缺陷区域分割，对图像的噪声有一定得鲁棒性，得到了不错的检测准确率。

[ ] 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.

使用太阳能电池片图片数据集训练基于深度学习的深度置信网络（DBN）得到无缺陷样本的重构图像，利用重构图像与缺陷图像之间的对比关系进行缺陷检测。64X64的图片。

[ ] 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

搭建了不同参数的CNN网络结构对不同物品的表面缺陷进行检测，准确率达到了95%以上。使用的是32x32的已经分割出缺陷区域的样本。

[ ] Lidan SHANG, Qiushi YANG, et al. Detection of Rail Surface Defects Based on CNN

Image Recognition and Classification[C]. ICACT, 2018:45-51.

使用边缘检测分割出铁轨区域，采用Inception-v3 网络进行缺陷检测，达到了92%的准确率。960x1280图片，检测速度慢。

综述简析：

通过对表面缺陷检测相关文献的研读，可以总结出目前表面缺陷检测算法主要有三大类：传统图像处理与识别算法，图像处理与传统机器学习算法相结合，端到端的深度学习算法。

早期的表面缺陷检测采用的是传统图像处理与识别算法。一般的思路是采用边缘检测检测出缺陷位置，分割出缺陷图像后采用模式识别算法进行缺陷种类的识别。这种方法针对不同的缺陷通常需要设计不同的算法进行检测，而且需要配套设计一套专用的图像采集系统。虽然处理速度较快，但是分类准确率不高且误检率较高。

到了21世纪，随着机器学习技术的成熟，学者们提出了采用图像处理和机器学习结合的算法进行缺陷分类。在传统图像处理分割出缺陷图片的基础上，利用SIFT, SURF, Haar, HOG等算子提取出缺陷图像的特征，把这些人工特征输入SVM分类器进行缺陷分类。该算法可以一次性对不同的缺陷进行分类，具有一定的通用性，分类的准确率也有所提高。但是分类的效果很大程度上取决于是否选择了合适的人工特征。

近几年随着硬件技术的发展和卷积神经网络（CNN）算法的改进，深度学习在图像分类领域取得了巨大的成果。越来越多学者在各自领域研究和应用深度学习算法都取得不错的效果。在表面缺陷检测领域，陆续也有一些基于深度学习的相关研究，在准确率上也有很大的提升。但是目前的这些研究采用的图片分辨率和算法的运行时间都远远不能满足工业生产的要求。

[1] 专利 http://www.pss-system.gov.cn/sipopublicsearch/patentsearch/showViewList-jumpToView.shtml

随着手机的普及及其快速的更新换代，对手机外壳产品，有着极大的产量需求。从配料到最终成型的整个过程中，由于运输、生产工艺、意外等情况，手机外壳上常常存在各种缺陷(例如磕伤、划伤、擦伤、异色不均等)，而这些存在缺陷的产品会影响其性能或降低用户体验，因而是不允许流入市场的。尽管在过去的十几年中，工业产品生产有了极大的进步且生产需求日益增加，但对相关工业产品的缺陷检测仍依赖人工完成，现在主流的人工目视检测不仅效率低下，而且检测标准主观因素大，严重制约工业制造的自动化进程，并且人工在线缺陷检测不但会使成本上升，也对人力资源提出了考验。近年来，基于机器视觉的自动化缺陷检测方法被广大研究者所关注，也越来越受到厂商的青睐，但现行方法检测精度低且耗时长，不能满足实时检测需求，成为了制约机器取代人类进行缺陷检测的主要因素。

目前尚未有针对手机外壳的缺陷检测专利，但存在对于手机液晶屏幕缺陷检测以及对手机底板连接器的缺陷检测。已有的手机缺陷检测检测技术，大多采用传统的图像处理与识别技术，例如灰度变换、图像二值化、边缘检测、模板匹配等；且利用了较为经典的人工特征，例如SIFT，SURF，Haar，HOG等算子，并通过神经网络或SVM分类器进行图像分类。

其中对手机屏幕的缺陷检测是通过采集液晶屏清晰图像，将采集到的图像进行灰度处理，随后对灰度图像分别进行列投影和行投影，根据投影的极小值，将最开始获取的图像划分为网状的像素块图像，再将整个图像划分为多个区域，每个区域包含多个像素块，针对各区域根据各像素块灰度与该区域平均灰度的差距检测出有缺陷的像素块；从而多种像素的缺陷检测的。

而对手机底板连接器的缺陷检测则是主要通过模板匹配进行的。首先要制作标准的手机底板连接器灰度图像模板；随后，对待测试图像进行预处理和灰度变换；并分别对测试图像和模板进行SURF算法处理获取特征点和仿射变化，用最近邻匹配法匹配特征点；之后，用RANSAC模型来消除误匹配特征点；再根据仿射矩阵将待测试图像转换到模板尺度空间上，得到一副新图像，分别对矫正后的测试图像和标准图像进行二值化，并将二值化图像进行相减；最后，对差值图像进行形态学处理，以此为依据判断测试图像是否为合格，如果有缺陷，标记缺陷位置。

类似的以传统图像处理与特征提取为主要手段的缺陷检测方式，还运用到了太阳能板的缺陷检测，钢轨的缺陷检测，LED缺陷检测等领域上，但是对于手机外壳的缺陷检测这一问题，由于手机外壳缺陷存在面积较小，极其轻微，缺陷形式多种多样，与背景对比度不强的特点，上述传统算法并不能良好地应用于手机外壳的缺陷检测中，无论从处理时间还是检测的精准度上，都不能满足工业生产的需求。

图像预处理：Canny边缘检测、霍夫变换与ROI框选、利用已获得的角点坐标，对倾斜图片进行校正、手机外壳图像按一定规则分割成多个正方形

缺陷检测：采用Faster-RCNN得到手机外壳缺陷位置以及置信度

[2] 手机外壳表面缺陷检测系统的研究与设计--任威

设计了一套手机外壳表面缺陷的检测系统，面向的是注塑手机外壳，缩孔、凹陷、流痕、颗粒、异物、色差等缺陷。照明系统选择LED、同轴（亮光外壳）和环形灯（亚光外壳）光源、。主要基于传统的图像处理检测缺陷。

图像预处理：颜色空间转换、背景分离（阈值分割、Grabcub）、滤波、提取手机外壳表面连通区域的轮廓（填充孔洞）

缺陷检测：

缺陷检测：canny边缘检测（划痕）—harri/FAST角点检测（其它缺陷）

Logo检测：SURF特征点模板匹配

缺陷检出率在90%以上，但没有对正常样本检测结果进行测试且样本多样性和数量过少，不具有普遍性。没对缺陷进行分类。单张图片采集（150ms）及处理时长（0.5s）

[3] 精密注塑手机外壳表面缺陷视觉检测系统设计—文生平

采用改进的二值图像熵阈值分割方法对采集到的图像进行缺陷分割，提取缺陷区域的面积及

细长度作为缺陷归类的依据。斑点和颗粒检测准确率达到98. 3%，划痕和凹坑检测准确率达到87. 6%。此针对不同颜色的手机外壳表面缺陷检测结果差别大，不具有鲁棒性。样本量少（50个，每种缺陷及合格品各10个）

[4] 针对复杂纹理的手机外壳缺陷检测方法—张伟

金属表面的复杂纹理和缺陷需要数码显微镜放大，采用纹理抑制、边缘检测、中值滤波、形态学运算。明显不符合实际，样本量少，效果也一般

[5] 深度学习算法在表面缺陷识别中的应用研究--李梦园

太阳能电池板缺陷检测，堆叠多个基于CNN和RBM的CRBM形成DCBN对图像进行重构，最后通过BP网络进行分类。训练样本太少200个。检测物体单一，要求同一物体同一角度同一范围的灰度图，样本中的缺陷大小占比高十分明显。

EI:

[1] Machine Learning-Based Imaging System for Surface Defect Inspection--Je-Kang Park

Convolution + pool + convolution + pool + FC + Softmax 的CNN结构，实现端到端的机器学习，最好平均error为2.3，多材料error 不稳定，如果纹理相似error高，所有材料混合error为7左右。只检测为哪种材料是否为缺陷，不检测具体的缺陷类型。样本有一定的纹理，且好像是放大的。不符合工业实际情况。训练集3000张，测试集1000张。

课题思路：

1. 采集数据
2. 同一机型同一颜色
3. 同一机型不同颜色
4. 不同机型不同颜色
5. AlexNet 训练多分类
6. 修改网络结构(层数、神经元数、卷积核等)
7. Batch norm
8. Siamese

分两部分网络，第一部分是特征提取CNN；第二部分是分类DNN

对于同一机型同一颜色训练：

第一部分的训练采用所有样本混合训练：

1、修改loss function

第二部分的训练输入的每一对样本（可以预计算）前一个为正常样本，后一个样本为缺陷样本，第一部分的参数固定，训练用于分类的DNN

1. 文献综述格式

题目

摘要

关键词

引言/前言

正文：无固定格式 国内外研究现状；研究目的/意义；

总结/小结

参考文献：

二、学术论文参考文献的著录格式

　　1.专著： ［序号］作者.书名[M].版本(第1版不著录).出版地:出版者,出版年.起止页码.

　　2.期刊: ［序号］作者.题名[J].刊名,年,卷(期):起止页码.

　　3.[会议](https://www.unjs.com/Special/huiyijiyao/)论文集（或汇编）: ［序号］作者.题名[A].编者.论文集名[C].出版地:出版者,出版年.起止页码.

　　4.学位论文: ［序号］作者. 题名[D]. 学位授予地址：学位授予[单位](https://www.unjs.com/Special/danweigongzuojianding/)，年份.

　　5.专利: ［序号］专利[申请](https://www.unjs.com/Special/yubeidangyuanzhuanzheng/)者. 专利题名[P].专利国别（或地区）:专利号, 出版日期.

　　6.科技报告: ［序号］著者. 报告题名[R].编号，出版地：出版者，出版年.起止页码.

　　7.标准: ［序号］ 标准编号，标准名称[S].颁布日期.

　　8.报纸[文章](https://www.unjs.com/Special/lizhiwenzhang/) : [序号] 作者. 题名[N]. 报纸名，年-月-日（版次）.

　　9.电子文献: ［序号］ 主要[责任](https://www.unjs.com/Special/zerenzuowen/)者.电子文献题名［电子文献及载体类型标识］.电子文献的出处或可获得地址，发表或更新日期/引用日期(任选).

　　10.各种未定义类型的文献: ［序号］主要责任者.文献题名［Z］. 出版地：出版者，出版年.