[自控・检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2019.03.012

基于深度学习的不规则特征识别检测技术

赵欣洋¹,蔡超鹏²,王 思¹,刘志远¹

(1. 国网宁夏电力有限公司检修公司,宁夏银川 750000;
 2. 浙江工业大学 机械工程学院,浙江杭州 310014)

摘 要:针对目前工业上金属轴零件在加工的过程中可能由于加工失误、本身材质等原因产生不同缺陷,而传统的检测 方法检测精度和泛化能力有限的现状,课题组提出了基于深度学习的不规则特征识别技术,来提升对金属轴表面缺陷的 检测效率。课题组设计了金属轴表面缺陷图像预处理方法,提升采集的缺陷图像的质量;对传统深度学习 Faster R-CNN 进行改进,设计了模型的特征提取网络、RPN 网络、分类网络以及模型参数,提升模型的检测性能。实验结果表明本技术 能有效提升工业流水线对金属轴缺陷的检测效率和精度,可同时检测多种不同种类的缺陷。课题组的研究成果具备良 好的泛化能力。

关键 词:金属轴;不规则缺陷;无损检测;深度学习
 中图分类号:TP391.41;TG115.28
 文献标志码:A
 文章编号:1005-2895(2019)03-0060-06

Irregular Feature Recognition and Detection Technology Based on Deep-Learning

ZHAO Xinyang¹, CAI Chaopeng², WANG Si¹, LIU Zhiyuan¹

(1. State Grid Ningxia Overhauling Company, Yinchuan 750000, China;2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: In the process of processing and production, irregular defects may occur due to processing errors, material quality and other reasons, however, the traditional defect detection methods for metal axle detection have some shortcomings, such as low recognition accuracy, lack of generalization ability and so on. The non-destructive testing method based on deep learning in this paper was put forward, it could improve the detection efficiency of metal shaft surface defects. In order to improve the quality of defect image, the research team designed the image preprocessing method of surface defect of metal shaft, improved the traditional deep-learning Faster R-CNN, designed the feature extraction network, RPN network, classification network and model parameters of the model, and improve the detection efficiency and accuracy of metal axis defects in industrial pipeline, it can detect various kinds of defects. This research has good generalization ability.

Keywords: nondestructive testing; irregular defects; metal axes; deep-learning

随着科学技术的不断进步,出现了许多自动化无 损探伤检测的技术,常规的轴表面缺陷无损探伤检测 方法有渗透探伤检测、磁粉探伤检测和超声波探伤检 测等,都存在一些难以克服的缺点。比如渗透检 测^[1],只能检出零件表面开口的缺陷,对被污染物堵 塞或经机械处理(如喷丸抛光和研磨等)后开口被封闭的缺陷不能有效地检出;磁粉探伤检测^[2],对于裂纹类的缺陷非常有效,而对于其它的一些缺陷敏感度不是很高;超声波探伤检测法^[3],受油污的影响较大,轴表面在超声波探伤时不得有油污,因此在车间环境

收稿日期:2018-11-06;修回日期:2019-03-08

第一作者简介:赵欣洋(1985),男,宁夏银川人,大学本科,工程师,主要研究方向为超高压直流输电。E-mail:624433769@qq. com

中准确率受到限制。自20世纪以来,机器视觉技术在 缺陷检测和质量监控领域已得到广泛应用[4-5],视觉检 测相对来说工序简单,检测速度快,不需要人为去观 察,而且在识别能力上有很大的提升空间,但传统的视 觉检测方法存在较明显的弊端,而且对于曲面类金属 产品,普通的视觉识别受光线影响较大,识别效率也很 低。课题组针对金属轴表面缺陷,采用线扫描^[6]的方 式获取视觉图像,有效避开高光,同时对算法进行改 进,抛弃传统的模板匹配方法,采用深度学习目标检测 领域的 Faster R-CNN 算法并进行改进,实现对表面缺 陷的精准识别和定位。

缺陷图像预处理 1

1.1 缺陷图像去噪

课题组采用双边滤波^[7]对图像进行去噪,由于样 本集存在大量的细小和细长缺陷,因此对边缘保存要 求比较高,双边滤波器基于空间分布的高斯滤波函数 可以做到很好的边缘保存,在边缘附近,离的较远的像 素不会对边缘上的像素值产生太大影响。双边滤波处 理后的缺陷效果如图1所示。



图1 表面缺陷双边滤波效果图 Figure 1 Bilateral filtering effect of surface defect

1.2 缺陷图像锐化

课题组采用 Canny 算子^[8]对去噪后的图像进行边 缘检测再映射回原始图像进行锐操作。Canny 算子的 梯度是用高斯滤波器的导数计算得到的:检测边缘的 方法是寻找图像梯度的局部极大值,它不是通过微分 算子检测边缘,而是在满足一定约束条件下推导出的 边缘检测最优化算子,其最优性与3个标准有关,分别 是检测标准、定位标准和单响应标准。通过 Canny 锐 化后的效果如图2所示。



(b)Canny算子边缘检测效果图

图 2 表面缺陷锐化效果图 Figure 2 Sharpening effect of surface defect

2 Faster R-CNN 模型的设计

2.1 Faster R-CNN 模型的总体框架

本项目中基于 Faster R-CNN^[9]的金属轴表面缺陷 检测方案如图3所示。方案主要分为2个模块,分别 是基于 RPN 区域建议网络模块用来生成候选区域,以 及基于 Fast R-CNN 的分类网络模块对 RPN 生成的候 选区域进行检测分类。先送入经过图像预处理后的金 属轴表面线扫描图,通过共享卷积神经网络提取卷积 特征图,再通过 RPN 网络快速生成候选区域,由非极 大值抑制初步消除冗余的候选框,之后再通过 ROI 池 化层对候选框提取特征,直接由卷积神经网络中的全 连接层输出 Softmax 多分类以及框回归,最后通过非 极大值抑制精筛洗框得到最后的输出。



图 3 基于 Faster R-CNN 的金属轴 表面缺陷检测方案

Figure 3 Metal shaft surface defect detection blueprint based on Faster R-CNN

2.2 特征提取网络设计

由于样本集里存在大量的小缺陷样本,小缺陷对 卷积特征图谱的尺寸比较敏感,卷积特征图谱尺寸过 小将影响最后的精度,而且网络的深度对检测速度有 很大的影响。综合考虑检测速度和精度,课题组采用 基于 VGGNet-16^[10]特征提取网络,结构如图4所示。



图 4 基于 VGGNet-16 的特征提取网络结构 Figure 4 Feature extraction network based on VGGNet-16

图 4 中只选用 VGGNet-16 的前 17 层,用到了 13 个卷积层和4个最大池化层,共分为5个模块。输入 的图片数据是金属轴表面线扫描图预处理后的图片, 图片矩阵尺寸为512×512×1。第1模块由2层相同 卷积层和1层最大池化层组成,卷积核选取的尺寸是 3×3,通道为64,全0填充为1层,步长为1,池化核选 取尺寸为2×2,步长为2,通过2个卷积层和1个最大 池化层之后,输出矩阵的尺寸变为256×256×64。第 2 模块也是由 2 层相同的卷积层和 1 层最大池化层组 成,卷积核选取的是3×3尺寸,通道为128,全0填充 为1层,步长为1,池化核选取尺寸2×2,步长为2,通 过2个卷积层和1个最大池化层之后,输出矩阵的尺 寸变为 256 × 256 × 128。第3 模块由 3 层相同卷积层 和1层最大池化层组成,卷积核都是选取3×3尺寸, 通道为256,全0填充为1层,步长为1,池化核选取尺 寸2×2,步长为2,通过3个卷积层和1个最大池化层 之后,输出矩阵的尺寸变为128×128×256。第4模 块由3层相同卷积层和1层最大池化层组成,卷积核 都是选取3×3的尺寸,通道为512,全0填充为1层, 步长为1,池化核选取尺寸2×2,步长为2,通过3个卷 积层和1个最大池化层之后,输出矩阵的尺寸变为 64×64×512。第5模块只由3个卷积层组成,卷积核 都是选取3×3的尺寸,通道为512,全0填充为1层, 步长为1,输出矩阵的尺寸维持在32×32×512。经过 VGGNet-16的5个部分之后,输出的特征卷积图谱尺 寸为32×32×512。

2.3 RPN 网络设计

RPN 网络的输入可以是任何尺寸的图像,输出是 一组矩形目标候选区域以及每个区域的得分。RPN 的核心是 anchor, 为了保障适应不同尺寸的目标, RPN 网络需要对每个像素点位置上采用不同尺寸的框提取 候选区域,这些框统称为 anchor。这里考虑到本项目 缺陷不同尺寸大小,最小的缺陷对应的 anchor 尺寸要 偏小,较大的缺陷所对应的 anchor 尺寸要偏大。针对 本项目中的各类缺陷,凹坑缺陷的尺寸是偏小的,同时 最小的凹坑纵向和横向的尺寸也要占到 512 × 512 尺 寸子图的1%以上;缺口缺陷尺寸纵向类似于凹坑,但 横向跨度比较大在子图尺寸的1/20~1/10之间浮动; 划痕缺陷是横向跨度最大的缺陷,达到子图尺寸的 1/5~1/2,但纵向跨度比较小;磨损缺陷比较随机,横 向和纵向尺寸都在子图尺寸的1/6~1/4。根据各种 缺陷的尺寸,设计9种不同的先验 anchor 尺寸,分别 是128²,64²,32²,每种面积分又为3种长宽比,分别是 2:1,1:2,1:1,这样 anchor 就可以适应所有的缺陷 尺寸。

本项目中设计的 RPN 网络实现过程如图 5 所示, 输入图片矩阵尺寸为 512×512×1,先通过特征提取 网络提取到 32×32×512 尺寸的卷积特征图,再连接 一个 3×3 大小的滑动窗口。滑动窗口在原图的每个 像素点位置滑动,在每个位置上通过 anchor 提取候选 区域,映射回卷积特征图谱中,提取对应位置的卷积特 征。这部分卷积特征同时输入给两路:其中一路连接 尺寸为 1×1,深度为 18 的卷积层,输出的是一个 18 维向量,代表该位置的 9 种 anchor 生成的候选区域是 否为目标;另外一路连接的是尺寸为 1×1,深度为 36 的卷积层,输出的是 36 维向量,代表该位置的 9 种 anchor 生成的候选区域的 4 个位置参数,分别是候选 框的中心点坐标 x, y 和候选框的宽和长 w,h。

2.4 分类网络设计

通常正、负样本对模型的性能影响非常大,一般情况下需要做到正、负样本的比例保持在1:3附近能达 到最佳的分类效果。交并比 *I*_{oU}大于某一阈值可作为 正样本进行分类,*I*_{oU}小于某一阈值的可作为负样本。 在 RPN 输出阶段,需要对正负样本的 *I*_{oU}筛选阈值进 行调节。针对凹坑、缺口缺陷,我们发现将正、负样本 的筛选阈值降低能有效的提高最后的精度,其主要原



图 5 RPN 网络结构

Figure 5 RPN network structure

因是小目标缺陷对于边框的偏移比较敏感,容易被作 为负样本处理。由于负样本过多正样本过少,在实验 阶段将正样本 I.I.筛选阈值设置为 0.3,将负样本的 I.I. 阈值设置为0.1以下,从而获得更多的正样本。我们 发现降低IIII阈值将会使正样本中大量的缺陷出现少 量的负样本,对模型的精度有非常大的影响,为了解决 这个问题,在交并比为0.3~0.4的候选区域,我们将 抛弃由小尺寸 anchor 产生的候选区域,选择由大尺寸 anchor产生的候选区域。如图6所示,边框1是我们 标注生成的 ground trurh(真实边框),边框3和边框2 都是由 anchor 转换而来。假设边框3 与边框1 以及边 框 2 与边框 1 之间的 I ... 都为 0.3 ~ 0.4, 那么两者都会 被判断为正样本。然而,虽然边框2和边框1的Iau处 于正样本的筛选范围内,但缺陷目标并不在边框2内, 被判别为正样本显然是不可取的。对于边框3来说, 同样的 I_{II},缺陷目标明显处于边框 3 内则判断为正样 本是比较合适的。



图 6 正负样本筛选机制 Figure 6 Positive and negative sample screening mechanism

正、负样本的筛选流程如图 7 所示,对输入的候选 区域计算和 groud truth 之间的 I_{eff} :若 I_{eff} < 0.1 则直接 判别为负样本;若0.3 < *I*_{ou} < 0.4,选择 128²(最大尺寸 组)的 anchor 生成的候选区域作为正样本,其余作为 负样本;若0.4 < *I*_{ou},则判别为正样本。





获得候选区域之后,对于候选区域框使用感兴趣 区域(region of interest, ROI)池化层对该区域提取特 征。ROI的核心在于不管输入图像的尺寸是多少,卷 积层的通道数都不会变。其算法过程为:假设针对于 一个通道数为固定 N,大小非固定的卷积输出,先将卷 积层分别化成4×4,2×2和1×1的网格,对每个网格 中的每个通道都取最大值(max pooling),分别得到 16N,4N,N的维度的特征,再将所有维度的特征相加 就得到了21N 维的特征。在目标检测中原始图像的 候选区域可以对应到卷积特征中相同的位置区域。对 于候选区域大小的变化,对应到卷积特征区域的大小 也会不同,采用 ROI 池化层可以将卷积特征中不同大 小的区域计算出相同长度的特征向量。

在 ROI 池化层之后按照常规 Fast R-CNN 的分类 网络直接使用全连接层。全连接层有 2 个输出:一个 输出负责分类;另一个输出负责框回归。分类问题中, 针对金属轴表面缺陷检测,实验缺陷的种类为4 种,还 需要加一类"背景类",针对候选区域无目标的情况, 所以最后分类的输出为5 个。框回归问题中,框回归 要做的就是对原始的检测框进行校准,因为 RPN 网络 产生的候选框的位置可能会存在误差。

3 实验分析

3.1 Faster R-CNN 参数设计及训练

数据集总共包含凹坑缺陷、划痕缺陷、磨损缺陷和 缺口缺陷4种类别,总样本一共40000张,4种缺陷各 10000张,训练集、验证集和测试集的比例为98:1:1, 随机挑选每种缺陷里的98%占比的缺陷图作为训练 集进行 Faster R-CNN 模型的训练。模型参数的设置 主要包括类别数设置、特征提取网络相关设置、anchor 超参数设置和正负样本筛选 *I*_{ou}阈值等。具体参数设置如表1 所示。

Faster R-CNN VGGNet-16 深度学习目标检测模型识别

效果如图8所示,目标检测模型会自动判断缺陷所在

位置以及类别,并通过边框将缺陷自动选中,同时会显

示缺陷类别以及置信度。

表1 模型参数设置

Table 1 Model parameter setting			
参数	设置	说明	
num_class	4	类别数	
feature_extractor	vgg16	特征提取网络	
first_stage_anchor_generator	<pre>base_anchor_size = [64, 64] scales: [0.5, 1.0, 2.0] aspect_ratios: [0.5, 1.0, 2.0] height_stride: 16 width_stride: 16</pre>	anchor 尺寸调节参数	
roi_positive_ratio	0.3	正样本交并比阈值	
roi_negative_ratio	0.1	负样本交并比阈值	

在 GTX1080Ti 下,以每 batch 为5 张图片的数量 进行了大约5 万轮的训练,模型达到了收敛。训练时 间为5 d 4 h。

3.2 识别效果分析

课题组在400张测试集上测试模型的性能,基于



图8 金属轴表面缺陷识别效果图

Figure 8 Recognition effect of surface defect of metal shaft

同时我们也测试了传统机器视觉目标检测方法在 缺陷测试集上的性能。我们将基于 Faster R-CNN VGGNet-16 优化后的目标检测模型的性能和传统目标 检测模型进行了对比,如图9所示,在均值平均精度 *m*_{AP}上 Faster R-CNN VGGNet-16 相比传统的目标检测 模型有较大的提升,在测试集上均值平均精度可以达 到 96.8%。在检测速度上(如图 10 所示),Faster R-CNN VGGNet-16 速度只有 2.3 帧/s,相比传统方法较 低但也基本上满足了工业检测的实时性。同时随着缺 陷类别的增多,深度学习模型在泛化能力上会远远超 过传统的目标检测算法,只需要通过迁移学习就能在 原始的样本权重上进行训练。



图9 目标检测模型均值平均精度对比





object detection model

4 结语

基于深度学习的目标检测方法能弥补传统的无损 检测方法在缺陷检测上各种不足,同时和传统的机器 视觉目标检测算法相比,在精度和泛化能力上有明显 的优势,唯一不足的地方就是检测速度的问题,未来可 以通过模型的压缩或并行计算等方法对检测速度进行 提升,有效的实现金属轴零部件的高效率检测。

参考文献:

- [1] 王鹞芝.动车组空心轴超声波检测系统的研究[D].南京:南京 航天航空大学,2016:18-46.
- [2] 彭朝勇. 车轴疲劳裂纹超声波探伤及优化研究[D]. 成都:西南 交通大学,2016:10-32.
- [3] 陈翠丽. 超声表面波探伤在轴承检测中的应用[J]. 无损检测, 2014,36(1):77-79.
- [4] 程文博.基于机器视觉的注塑制品尺寸检测及表面缺陷识别
 [D].武汉:华中科技大学,2015:22-48.
- [5] 骆腾斌,陈硕,赵紫阳,等.基于机器视觉算法的轴承套端面缺陷 检测研究[J].机电工程,2018,35(2):148-152.
- [6] 徐正安. 基于 FPGA 的线阵 CCD 测量系统的设计[D]. 重庆:重 庆大学,2012:32-40.
- [7] 彭古.关于图像去噪和边缘算法的研究[D].长沙:中南大学, 2012:23-28.
- [8] 陈强,朱立新.结合 Canny 算子的图像二值化[J].计算机辅助设 计与图形学学报,2005,17(6):1302-1306.
- [9] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: towards real-time object detection with region proposal networks [C]// 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada; MIT Press Cambridge, 2015;91-99.
- [10] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]// San Diego: International Conference on Learning Representations, 2015:1 - 10.

[信息・简讯]

· 行业简讯· 西门子携手奥星推动中国制药行业数字化转型

西门子与奥星制药设备(石家庄)有限公司(奥星)于2019年4月17日签署战略合作协议,将携手奥星在中国制药行业推广数字化工厂解决方案,并在奥星全面引入西门子基于云的物联网操作系统 MindSphere,同时围绕 MindSphere 构建制药行业的工业互联网生态系统。奥星将成为中国首家接入西门子 MindSphere 的制药设备制造商。此外,奥星基于 MindSphere 开发了首款应用 – 奥星设备管理系统,致力于帮助制药企业挖掘数据价值,大幅提升设备可用性,这也是首个由西门子中国制药行业合作伙伴开发的 MindSphere 应用。

西门子与奥星的合作始于 2006 年,双方在众多重要项目中深入合作,奥星也是西门子制药行业全球解决方案供应商。西门子的数字化企业解决方案能够帮助企业缩短产品开发周期、提高生产效率和生产灵活性并改善产品质量。数字化已经成为制药工业赢得未来竞争的必经之路,奥星正是这条路上的先行者。