

# 基于深度学习的线束端子外观缺陷检测技术研究

丁成波<sup>1</sup>, 刘蜜<sup>2\*</sup>, 石锦成<sup>1</sup>, 刘林琳<sup>1</sup>, 张正伟<sup>1</sup>, 吴臣杨<sup>1</sup>

(1. 上海威克鲍尔通信科技有限公司, 上海 200040; 2. 贵州航天电器股份有限公司, 贵阳 550009)

**摘要:**为解决接触件端子与线束压接过程中会出现未成功压接、压接不到位、芯线外漏等质量问题,提出一种基于传统机器视觉和深度学习相结合的方法实现线束端子外观缺陷智能检测。首先搭建视觉检测系统获取高质量的线束端子外观图像,接着应用传统机器视觉中的图像预处理、图像滤波、最小二乘法实现剥线长度的在线检测,然后人工标注线束端子外观缺陷并构建样本数据集,最后利用深度学习算法实现线束端子外观缺陷的智能检测。试验结果表明,该视觉检测系统与人工检测对比误差小于0.01 mm,模型缺陷识别准确率为99.33%,漏检率为零,单张图像推理耗时5.6 ms。该系统运行稳定可靠,满足实际生产需求。

**关键词:**线束端子;外观缺陷智能检测;机器视觉;深度学习

中图分类号:TP29;TH164

文献标志码:B

文章编号:1672-6901(2023)02-0054-05

## Research on Detection Technology of Wire Harness Terminal Appearance Defects Based on Deep Learning

DING Chengbo<sup>1</sup>, LIU Mi<sup>2\*</sup>, SHI Jincheng<sup>1</sup>, LIU Linlin<sup>1</sup>,  
ZHANG Zhengwei<sup>1</sup>, WU Chenyang<sup>1</sup>

(1. Shanghai workpower Communication Technology Co., Ltd., Shanghai 200040, China;

2. Guizhou Aerospace Appliance Co., Ltd., Guiyang 550009, China)

**Abstract:** In order to solve the quality problems such as unsuccessful crimping, incomplete crimping and core wire leakage in the crimping process between the contact terminal and the harness, an intelligent inspection method based on the combination of traditional machine vision and deep learning was proposed to realize the appearance defects of harness terminals. First, built a visual inspection system to obtain high-quality appearance images of harness terminals. Then, applied image preprocessing, image filtering, and least squares methods in traditional machine vision to realize online detection of stripping length. Then manually labelled the appearance defects of harness terminals and built sample data sets. Finally, used depth learning algorithm to achieve intelligent detection of appearance defects of harness terminals. The test results showed that the contrast error between the visual inspection system and manual inspection was less than 0.01 mm, the model defect recognition accuracy was 99.33%, the missed detection rate was zero, and the reasoning time for a single image was 5.6 ms. The system ran stably and reliably to meet the actual production demand.

**Key words:** wire harness terminal; intelligent detection of appearance defects; machine vision; deep learning

## 0 引言

线束广泛用于航空航天、船舶、无线电通信设备、高铁、汽车等领域<sup>[1]</sup>。线束端子是线束上的重要组成部分,主要是通过线束剥线、压接接触件端子

而形成,该过程是线束装配过程中最为关键的环节<sup>[2-3]</sup>,线束剥线环节会出现长短不一、芯线散开等现象,接触件端子与线束压接过程中会出现未成功压接、压接不到位、芯线外漏等质量问题<sup>[4]</sup>,进而较大程度地降低产品的可靠性<sup>[5]</sup>。目前,市场上主要运用的是人工目视法进行检测,该方法存在漏检、检测效率不高、工作强度大等问题<sup>[6]</sup>,而传统机器视觉技术存在缺陷特征难以量化和提取、缺陷图像识别能力弱等不足。

在实际生产过程中,采用传统机器视觉的方法很难解决产品缺陷特征多样、难摄取、不易量化等问题,因此难以满足日益增长的生产需求<sup>[7-8]</sup>。近年来,随着机器视觉技术的快速发展,在线束自动化检

收稿日期:2022-07-19

基金项目:国家重点研发计划重点专项(2017YFE0101100);国家重点研发计划重点专项(2020YFB1710503);航天电器重点科研项目(HTDQ20HJ0006);航天电器重点科研项目(HTDQ21ZP021)。

作者简介:丁成波(1989—),男,工程师。

\* 通信作者:E-mail:2954006698@qq.com

测领域已拥有应用成功的经验和成果<sup>[9-11]</sup>。将传统机器视觉与深度学习相结合的线束端子外观缺陷检测技术成为了工业领域检测的一种新趋势。

针对电子元器件线束剥线、压接接触件端子过程中,线束剥线环节会出现长短不一、芯线散开等现象,接触件端子与线束压接过程中会出现未成功压接、压接不到位、芯线外漏等质量问题,本工作提出一种基于传统机器视觉和深度学习相结合的方法实现线束端子外观缺陷智能检测。首先搭建视觉检测系统获取高质量的线束端子外观图像,接着应用传统机器视觉中的图像预处理、图像滤波、最小二乘法实现剥线长度和宽度的在线检测,然后人工标注线束端子外观缺陷并构建样本数据集,最后利用深度学习算法实现线束端子外观缺陷的智能检测。

### 1 整体架构设计

线束末端长度以及端子外观缺陷智能检测系统主要是由 PLC 控制模块、图像采集模块,以及智能检测算法 3 部分构成,整体架构见图 1。整体运行流程:首先工作设备把线束末端固定在一个夹具中,运输至检测位置后位置传感器点亮,通过 PLC 触发光源控制器打开光源、触发相机进行图像采集并将图像传输至上位机中;接着上位机通过对应算法实现图像预处理、线束末端长度检测,以及线束端子外观缺陷检测,并将检测结果传回 PLC 中;最后 PLC 控制工业机器人抓取并按检测结果分选卸料。

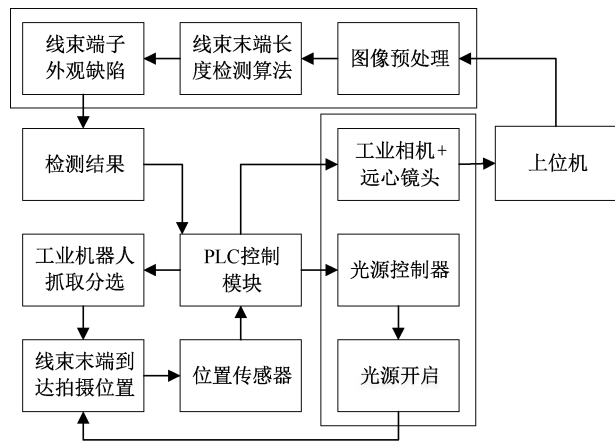


图 1 整体架构

线束末端尺寸检测系统所使用的工业相机是黑白相机,型号为 acA3800-10gm,使用的镜头是倍率为 0.8 倍的远心镜头。线束末端缺陷检测系统所使用的工业相机是彩色相机,型号为 MV-A5501 CG20,使用的镜头是倍率为 0.3 倍的远心镜头。两套视觉系统的光源均采用 12 mm×12 mm 大小的方形白色平行背光源。工业相机参数见表 1、镜头参

数见表 2。

表 1 工业相机参数

工序	型号	分辨率	帧率	接口	镜头接口
尺寸检测	acA3800-10gm	3 840×2 748	10	网口	C 口
缺陷识别	MV-A5501 CG20	2 592×2 048	20	网口	C 口

表 2 镜头参数

工序	型号	物距/mm	倍率	接口类型
尺寸检测	VL-H08-65AT	65	0.8	C 口
缺陷识别	DTCM120-26-AL	73	0.3	C 口

### 2 基于机器视觉的线束末端尺寸检测

本系统使用的图像处理算法流程图见图 2。首先通过算法检测线束外轮廓直边,计算出图像倾斜角度;接着利用旋转算子将图像整体旋转一定的角度使得线束水平放置;然后进行图像二值化、图像均值滤波、图像灰度增强等处理,并找出线束根部上、下拐点以及线束头部边缘直线;最后利用最小二乘法计算线束头部直线到线束根部拐点之间的距离,即为线束末端长度<sup>[12]</sup>。

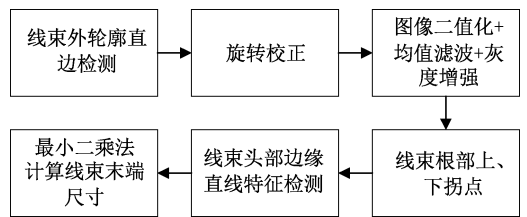


图 2 线束末端尺寸检测算法流程图

线束外轮廓直边检测及旋转校正效果图见图 3。

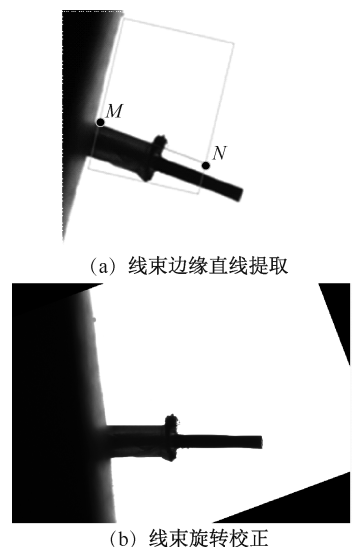


图 3 线束外轮廓直边检测及旋转校正效果图

在图 3(a)的原图中找到线束上边缘直线 MN,可以计算出线束的倾斜角度,并根据该角度进行旋

转后得到的效果见图3(b)。

线皮宽度计算法见图4,找到夹具左边端面直线 $AB$ 与线皮端面直线 $CD$ 的交点 $O$ ,并以此交点 $O$ 作为原点建立坐标系,然后找到线皮下端直线 $EF$ ,最后运用最小二乘法计算得到线皮宽度。

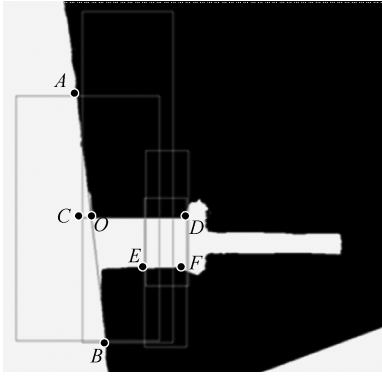


图4 计算线皮宽度

为了检测线束末端长度,首先需要检测出线束剥线后根部上、下两个拐点 $P$ 和 $Q$ ,两个拐点位置见图5。然后再以两拐点的中点 $R$ 建立坐标系,找到右边端面直线 $GH$ ,并计算两个拐点中点 $R$ 与右端面直线 $GH$ 之间的垂直距离 $RS$ ,最后用该距离表示剥线长度,线束末端剥线长度检测效果图见图6。



图5 线束尾部上、下拐点检测

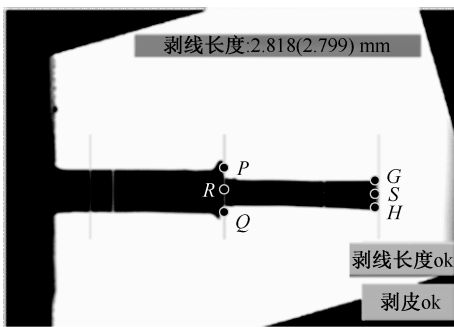


图6 线束末端剥线长度检测效果图

经过测试,检测系统检测的最长长度为2.818 mm,最短长度为2.799 mm,实际检测长度为2.81 mm,与测量系统检测结果相差的值不大于0.008 mm,因此该检测系统可以满足生产使用要求。

### 3 基于深度学习的线束末端缺陷检测

#### 3.1 数据集的构建

根据现场检验人员的经验,结合实际拍摄的图像数据,搭建多分类模型,将采集到的图像数据按照

不同的缺陷形式分类整理,人工标注标签,确定训练集、测试集和验证集的样本数量。本工作中将线束端子外端缺陷定义为:“正常(OK)”、“未压接触件(WTG)”、“压接触件短(TGD)”、“线束散丝(SS)”4个类别,具体样本数据集图像见图7。

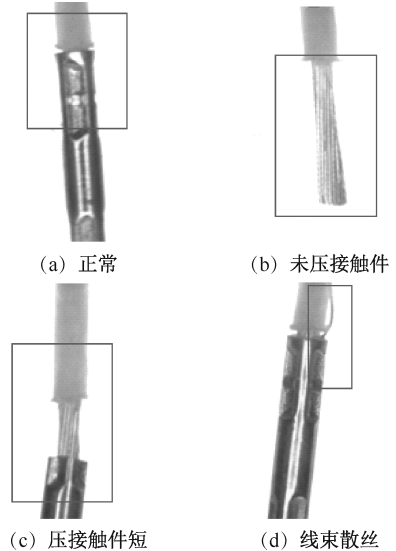


图7 不同缺陷类别图像数据集

为了增强模型对光照环境、图像旋转以及图像颜色的适应性,对图像数据集进行了部分基于亮度增强、角度增强以及颜色增强等处理,以模拟实际工况环境下这几种要素的变化,增强模型的适应性,提高识别准确率。

根据每一类样本总数量随机将每一类样本按照训练集(1)、验证集(2)、测试集(3)分别为70%,15%,15%的比例划分数据集,数据集划分示意图见图8。

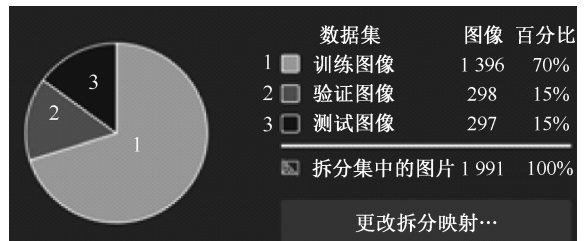


图8 数据集划分示意图

#### 3.2 算法架构设计

线束末端缺陷检测运用的深度学习算法预测原理示意图见图9。首先采集到的线束末端图像经过两层卷积层,初步提取和学习线束末端缺陷的基本特征。然后进入最大池化层,该层主要是把前面提取的基本特征信息进行压缩。接着图像再经过3个卷积层,进一步学习和提取线束末端图像中的特征。最后传入最大池化层进行信息压缩,进入全连接层,

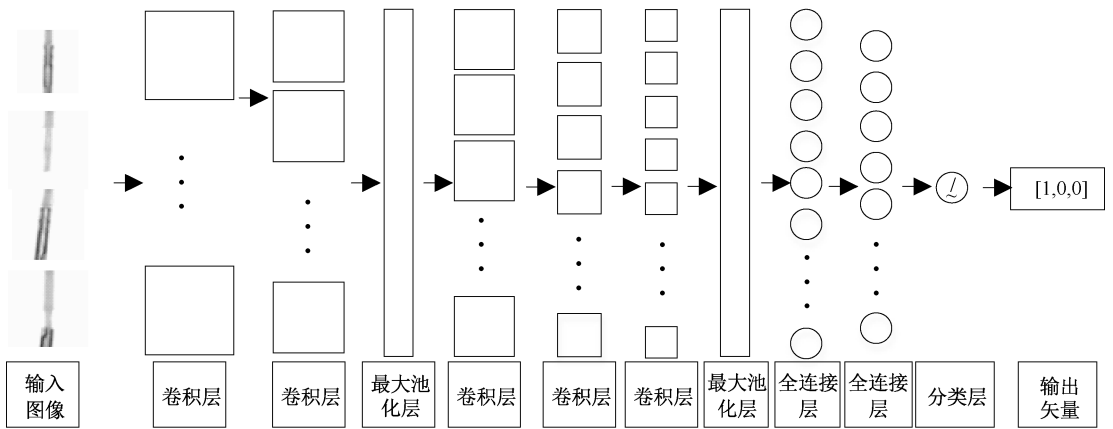


图9 深度学习算法预测原理示意图

将二维矩形特征压缩为一维特征向量,再通过Softmax(分类网络)把一维特征向量映射到具体的某一个分类。

### 3.3 学习效果评价

经过测试算法模型的学习效果见图10、图11。

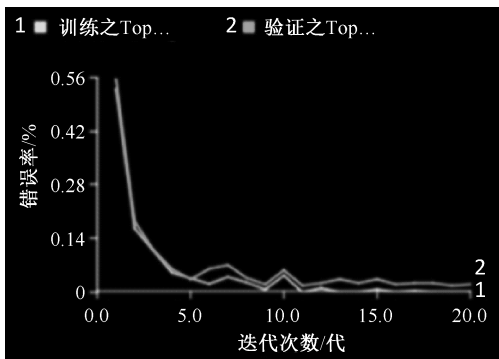


图10 训练错误率示意图

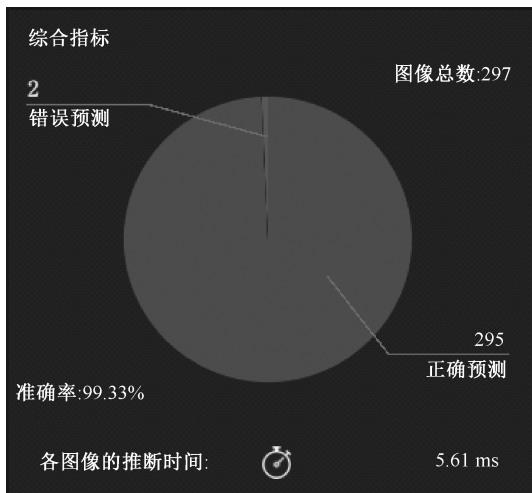


图11 训练综合性指标

由图10和图11可知,识别准确率为99.33%,召回率为99.52%,Top-1错误率为0.67%;单张图像推理耗时5.6ms,预处理时间为1.83ms。

线束末端缺陷测试结果热力图见图12。

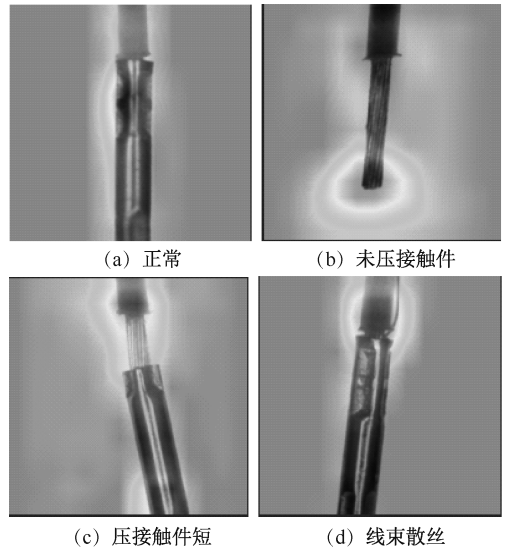


图12 线束末端缺陷测试结果热力图

由图12可以看出,模型均找到了各种缺陷的关键特征,其中图12(a)、图12(b)、图12(c)和图12(d)热力集中的特征分别表示为“正常”、“未压接触件”、“压接触件短”、“线束散丝”。

## 4 试验验证及数据分析

检测系统的主界面见图13。

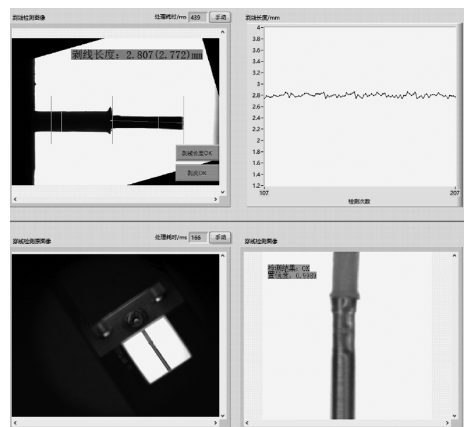


图13 检测系统实际运行界面

为了验证线束末端缺陷数据集构建的合理性以及算法的有效性,在实际生产设备上部署训练模型,同时人工在不同批次的线束中筛选出“正常(OK)”、“未压接触件(WTG)”、“压接触件短(TGD)”、“线束散丝(SS)”的线束各100根,共5个批次,将其分别按批次放在设备上进行检测,记录并统计每种类型的线束数量,结果见表3。

表3 线束末端缺陷检测测试结果

批次	类别	正常	未压接触件	压接触件短	散丝
1	人工	100	100	100	100
	系统	100	100	100	100
2	人工	100	100	100	100
	系统	100	100	100	100
3	人工	100	100	100	100
	系统	100	100	100	100
4	人工	100	100	100	100
	系统	100	100	100	100
5	人工	100	100	100	100
	系统	100	100	100	100

由表3可知,系统能够把不同类型缺陷的线束正确地识别出来,识别准确率达100%,满足客户生产使用需求。

## 5 结束语

本工作针对电子元器件线束剥线、压接触件端子过程中,线束剥线环节会出现长短不一、芯线散开等现象,以及接触件端子与线束压接过程中会出现未成功压接、压接不到位、芯线外漏等质量问题进行了研究,提出了一种基于传统机器视觉和深度学

习相结合的方法,实现了线束末端长度检测线和外观缺陷智能检测。视觉检测系统检测结果与人工检测结果误差小于0.01 mm,模型缺陷识别准确率为99.33%,漏检率为零,单张图像推理耗时为5.6 ms。本方法与传统的人工目识法相比,具有识别准确率高、稳定性强,以及良好的工业应用价值,为进一步线束生产线智能化建设提供了有益的尝试和必要的经验积累。

### 参考文献:

[1] 李秀娟,李贝贝,于心俊. 线束端子在线检测系统[J]. 自动化仪表, 2015,36(6):65-68.

[2] 张相胜,焦鹏,潘丰. 基于机器视觉的汽车线束压接缺陷检测系统[J]. 仪表技术与传感器, 2020(3):73-77.

[3] 张慧敏,薛琛,郭兴召,等. 基于机器视觉的线束末端包覆质量检测系统研究[J]. 包装工程. 2020,41(13):237-242.

[4] 卓书芳,黄清海,郭世南. 基于局部差分算法的线束端子压接质量应用研究[J]. 工业控制计算机. 2021,34(2):88-90.

[5] 侯守明,唐琪博,谷孝卫. 基于C-V模型的线束端子断面测量系统设计[J]. 测控技术. 2015(10):42-45.

[6] 黄思博,蔡昭权,方晓彬,等. 基于机器视觉的汽车线束外观检测方法研究[J]. 现代计算机. 2019(19):87-92.

[7] 斯蒂格,尤里奇,威德曼. 机器视觉算法与应用[M]. 杨少荣,吴迪婧,段德山,译. 北京:清华大学出版社,2008.

[8] 石锦成,刘鑫,刘蜜,等. 电子元器件产品外观质量智能检测技术研究[J]. 仪表技术与传感器,2020(12):101-104.

[9] 王黎. 一种汽车线束检测系统的研究与设计[D]. 武汉:武汉理工大学,2010.

[10] 柳尚光. 智能线束检测系统的设计与实现[D]. 南京:南京理工大学,2013.

[11] 雷敏华,陈良. 基于机器视觉的端子尺寸检测系统[J]. 机电工程技术. 2013(7):27-29.

[12] 丁成波,刘蜜,刘超. 基于深度学习的微小元器件智能在线检测系统[J]. 机床与液压,2022,50(3):111-115.

## 《电线电缆》杂志已启用线上投审稿系统

为了提升办刊质量,加强刊物信息化建设,加快稿件处理速度,缩短稿件审读周期,提高编辑工作效率,更好地为广大作者服务,《电线电缆》杂志自2021年9月1日起正式上线投审稿系统,欢迎新老作者积极投稿。

《电线电缆》杂志线上投审稿系统官方网址 <http://dxdl.cbpt.cnki.net>

投稿请点击页面“作者投审稿系统”,进行注册投稿。

感谢各位作者和读者一直以来对《电线电缆》杂志的大力支持,欢迎您提出宝贵意见和建议。有您的参与,电线电缆行业技术交流将越来越好!

电话:021-51263122,021-65494605-296

邮箱:wirecable@secr.com

《电线电缆》编辑部