

# 基于线阵图像深度学习的电池组焊缝瑕疵检测

吴桐, 杨金成, 廖瑞颖, 杨凌辉\*

天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072

**摘要** 为实现对激光焊缝质量的高效检测, 引入了线阵图像传感解决在线检测问题, 提出了一种基于深度学习的焊缝瑕疵快速检测方法。首先, 针对激光焊缝瑕疵, 优化了基于 YOLO(You only look once) 的深度学习网络。其次, 在实验数据集中加入了合适的锚框, 以提高检测框定位信息的准确度, 并通过多尺度特征融合技术提高了瑕疵的识别准确度。最后, 制作数据集并提出了一种数据集预处理方法训练网络, 提升了瑕疵的识别效果。实验结果表明, 本方法对焊缝单孔、穿孔、凹槽瑕疵的总识别率大于 94%, 对尺寸为 4096 pixel×4000 pixel 的单张工件图像的检测时间为 0.97 s, 相比传统超声、射线图像检测方法在检测速度方面有明显提升。

**关键词** 机器视觉; 焊缝检测; 线阵相机; 深度学习; 图像处理

中图分类号 TH705; TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221502

## Weld Defect Inspection of Battery Pack Based on Deep Learning of Linear Array Image

Wu Tong, Yang Jincheng, Liao Ruiying, Yang Linghui\*

State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments,  
Tianjin University, Tianjin 300072, China

**Abstract** In order to realize efficient inspection of laser welding quality, this paper introduces linear array image sensing to address online inspection, and proposes a fast inspection method of weld defect based on deep learning. First, aiming at the laser weld defect, a deep learning network based on Yolo (You only look once) is optimized. Then, an appropriate anchor frame is added to the experimental data set to improve the accuracy of detection frame positioning information, and multi-scale feature fusion technology is used to improve the accuracy of defect recognition. Finally, the data set is made and a data set preprocessing method is proposed to train the network, which improves the recognition effect of defects. Experimental results show that the total recognition rate of single hole, perforation and groove defect is more than 94%, and the detection time of single workpiece image with size of 4096 pixel×4000 pixel is 0.97 s, which is significantly faster than traditional ultrasonic and radiographic image detection methods.

**Key words** machine vision; weld inspection; line-scan camera; deep learning; image processing

**OCIS codes** 150.0155; 100.2000;

## 1 引言

激光焊接具有焊接速度快、易实现自动控制、无需后续加工等优点, 可适用于大规模生产线和柔性制造<sup>[1]</sup>, 已成为奥迪、特斯拉等新能源汽车制造商在电动汽车的电池组封装和装配过程中采用的主流手段<sup>[2-3]</sup>。为保证电池组的密闭性和安全性, 在焊

接完成后必须对激光焊缝进行焊接瑕疵检测, 保证焊接质量<sup>[4]</sup>。目前, 电池组激光焊接主要形成细长的直线焊缝, 焊接过程存在的瑕疵主要包括焊缝表面单孔、表面穿孔、凹槽、焊接飞溅、背面烧痕等<sup>[5]</sup>。其中, 飞溅与烧痕主要影响焊接后的外观, 而单孔、穿孔与凹槽位于焊缝上, 会影响焊缝结构, 减小焊接的强度, 从而影响电池组的使用寿命。因此, 汽

收稿日期: 2020-02-09; 修回日期: 2020-03-10; 录用日期: 2020-03-27

基金项目: 国家自然科学基金(51975408)

\* E-mail: icelinker@tju.edu.cn

车工业领域需要对焊缝单孔、穿孔与凹槽瑕疵进行检测,以评价焊接质量。

目前的焊缝瑕疵无损检测方式主要有目视检测、超声波检测、图像检测三种。激光焊接的焊缝宽度在 mm 量级,目视检测效率低且易遗漏。超声波检测速度较慢,且其探头需要定期检测并根据情况选择不同的尺寸,提高了检测成本并延长了检测时间<sup>[6-8]</sup>。图像检测在效率、成本等方面具有显著优势,但现有的焊缝图像检测主要针对埋弧焊等内部瑕疵较多的传统焊接方式,一般利用射线穿透焊缝形成射线图像,再通过图像处理算法去除噪声、提取瑕疵边缘,分析处理后实现瑕疵检测<sup>[9-10]</sup>。与传统焊接方式不同,激光焊接形成的焊缝狭窄且瑕疵较小,但其射线图像存在噪声多、焊缝边缘模糊等问题,图像处理过程复杂,使检测准确率较低。激光焊接焊缝的主要瑕疵均可视,因此,可利用常规图像进行视觉检测。常用的视觉检测通过将多个面阵相机视场相互交叠,采集得到生产线的完整图像<sup>[11-12]</sup>,但面阵相机的成像原理受限于视场-分辨率-采集速度的固有矛盾,难以还原细小的缺陷。虽然可以通过像素密度高、像素规模大的面阵成像器件满足测量精度的要求,但过多的冗余图像会导致传输和处理时间过长,无法满足电池组在线测量的需求。

与面阵相机不同,线阵相机通过运动推扫生成连续图像,一方面,在运动方向上视场不受限制,可获得更大的单方向测量范围,在缓解量程-精度矛盾的同时实现连续测量,满足生产线上连续运行的特点<sup>[13]</sup>。另一方面,相比传统图像处理方法,基于深度学习的图像目标识别技术的检测速度和识别精

度均有大幅度提高,基于深度学习的视觉检测技术也在诸多产品的缺陷检测上取得了良好的效果<sup>[14]</sup>。

本文针对电池组激光焊接瑕疵在线检测问题,利用线阵相机可灵活控制识别范围的优点,构建了包含图像采集与图像处理过程的多线程软件识别处理模式,提高了检测效率;研究了基于深度学习的目标识别算法,针对激光焊接瑕疵的特点对 YOLO(You only look once)网络进行优化。制作激光焊接焊缝与瑕疵数据集,并提出了一种图像预处理方法,以提高网络的识别能力。实验结果表明,本方法对激光焊接单孔、穿孔、凹槽瑕疵的总识别率达到 94%,满足汽车工业电池组激光焊接瑕疵在线测量的需求。

## 2 焊缝瑕疵的检测方法

线阵相机扫描式测量系统的原理如图 1(a)所示,其中, $n$  为线阵相机的数量。对带有焊缝的工件进行图像采集时,需布置高分辨率线阵相机。将光源正面照射与侧方低角度照射相结合,突出焊缝瑕疵。若待测工件面积较大,可并排布置多个线阵相机对工件表面实现覆盖式测量,使相机的一维视场方向保持一致,并保证相邻相机视场存在重叠区域,重叠区域的长度不小于待测焊缝的长度,以免发生遗漏。此外,利用线阵相机的运动成像原理,可灵活控制识别范围。当缓存图像达到设定的尺寸后,可将图像送入检测网络进行检测,无需获取完整的电池组图像。即图像采集与检测可同步进行,从而构建包含图像采集与图像处理过程的多线程流水线式软件识别处理模式,有效提高了系统的整体检测效率。

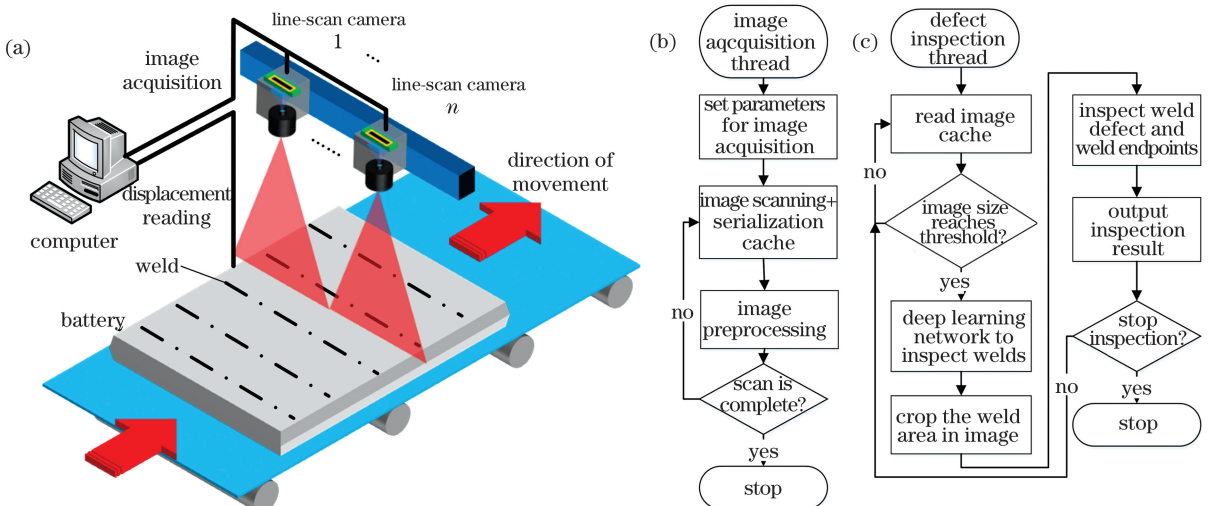


图 1 焊缝瑕疵的检测方法。(a)线阵相机测量系统;(b)图像采集流程图;(c)瑕疵检测流程图

Fig. 1 Detection method of weld defect. (a) Measuring system of line scan camera; (b) flow chart of image acquisition; (c) flow chart of defect detection

多线程流水线式检测流程的原理如图 1(b) 和图 1(c) 所示, 图像采集线程控制线阵图像测量系统扫描工件并实时传输到计算机进行缓存及预处理, 可随时调整工件的扫描进程。瑕疵检测线程负责读取测量线程的图像数据, 接收图像尺寸每次达到设定阈值后, 将其送入深度学习网络。深度学习网络的检测分为两步: 第一步是识别焊缝在工件图像中的位置, 并在图像上自动裁剪识别出的焊缝区域, 获得焊缝图像; 第二步从焊缝图像中识别焊缝瑕疵。

### 3 基于深度学习网络的瑕疵检测

#### 3.1 深度学习网络的选择

目前, 基于深度神经网络进行图像识别的主流算法有快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)、单步多框检测(SSD)、基于 YOLO 网络的算法等。在 PASCAL VOC 2012 数据集下, Faster R-CNN 和 SSD512(VGG-16)算法的每秒传输帧数(FPS)分别为 7 frame 和 19 frame<sup>[15-19]</sup>, 而 YOLO 算法的 FPS 为 45 frame, 更适合工业在线检测。此外, YOLO 网络结构简单、易于优化, 适用于对不同尺寸的目标进行检测。郭进祥等<sup>[20]</sup>将 YOLO 网络用于机场场面的飞机检测, 陈铁明等<sup>[21]</sup>基于 YOLO 算法检测红外制导目标。实验选择 YOLO 网络作为焊缝

瑕疵的目标检测网络。

YOLO 网络将所有目标检测步骤在一个神经网络中进行集成运算, 从而实现快速的端到端检测。但作为单阶段目标检测算法, YOLO 网络在提高检测速度的同时, 牺牲了一部分检测精度, 尤其对小目标的检测精度有限; 相比 Faster R-CNN, 缺少通过区域生成网络(RPN)的预测框生成过程, 得到的检测框定位准确度较差<sup>[22]</sup>。实验检测的焊缝单孔、穿孔与凹槽瑕疵目标较小, 对深度学习网络在小目标的检测精度要求较高, 且检测框尺寸较小, 需要准确分布在狭窄的焊缝上。

#### 3.2 针对焊缝瑕疵检测的 YOLO 网络优化

激光焊接的焊缝瑕疵具有目标小、图像特征简单的特点, 针对 YOLO 网络检测焊缝瑕疵这类小目标时准确率较低的问题, 利用多尺度特征融合进行优化。YOLO 网络只从最后的卷积层提取高层特征图, 缺少了低层特征图中丰富的位置信息。虽然低层特征的语义信息较少, 但包含目标位置的准确信息; 高层特征包含丰富的语义信息, 但目标的位置信息比较粗略。因此, 提取小目标在高层特征图中的特征, 将多尺度的特征融合后进行检测, 以增加对小目标的检测精度。以尺寸为 416 pixel × 416 pixel 的特征图为例, 多尺度的特征图融合过程如图 2 所示。

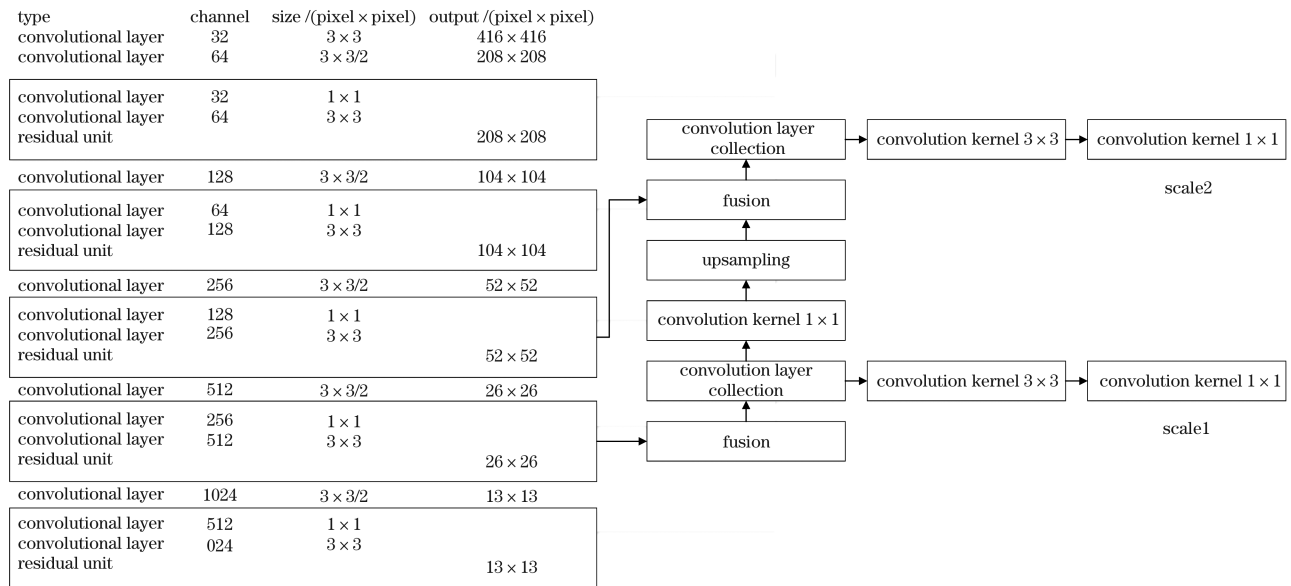


图 2 多尺度融合的示意图

Fig. 2 Schematic diagram of multi-scale fusion

由于激光焊接瑕疵图像的特征简单, 因此, 通过尺寸为 26 pixel × 26 pixel 的高层特征图建立一个预测尺度, 融合尺寸为 52 pixel × 52 pixel 和 26 pixel ×

26 pixel 的次高层特征图建立一个预测尺度。通过 1 × 1 卷积核改变尺寸为 26 pixel × 26 pixel 的特征图通道数, 使其与尺寸为 52 pixel × 52 pixel 的特征

图通道数相等。通过上采样后对不同尺度特征图之间的局部特征进行融合,最后通过卷积核消除混叠效应。最终输出深度为 75 的张量,将激光焊接瑕疵在尺寸为  $26 \text{ pixel} \times 26 \text{ pixel}$  的特征图中具有较高召回率的语义信息与其在尺寸为  $52 \text{ pixel} \times 52 \text{ pixel}$  的特征图中的位置信息进行融合,从而建立两个预测尺度,以增加对小目标检测的准确度。为控制算法的复杂程度,未融合其他特征图,从而在提高小目标检测精度的同时保持网络的检测速度。

针对检测框定位准确度较低的问题,借鉴快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)中的锚框思想,根据先验知识预先提出多个不同尺寸的锚框对目标进行预测。在回归过程中直接回归锚框坐标和包含目标检测框坐标的偏移量,在提高检测框定位信息准确度的同时加快网络的训练过程。Faster R-CNN 在每个滑动窗口中心生成由 3 种不同尺寸和 3 种宽高比组成的 9 个锚框,锚框尺寸适用于检测常规目标。为了对细长型焊缝与较小的单孔、穿孔与凹槽瑕疵进行检测,需要生成的锚框尺寸与宽高比显著不同。虽然增加锚框会提高目标识别的成功率,但同时也会增加计算时间。因此,基于 K-means 算法在焊缝数据集和瑕疵数据集上确定最佳的锚框数目和尺寸,利用数据集中焊缝检测框与瑕疵检测框的宽高信息作为聚类的输入数据,设置不同的聚类个数;根据欧氏距离计算聚类中心,

选择能够得到最大交并比的聚类个数,并将聚类中心点作为实验数据集的锚框尺度信息,从而提高瑕疵的识别准确率和检测速度。

### 3.3 数据集的制作与预处理

数据集的质量会影响实际生产环境中深度学习网络对激光焊缝瑕疵的识别准确率,目前还未有标准的激光焊接焊缝与瑕疵数据集,为了保证深度学习网络对工业实际中激光焊接瑕疵的识别能力,制作了激光焊接焊缝数据集和瑕疵数据集。

利用激光焊接技术对与电池组同材质的金属板进行焊接,制作了一批金属板工件,每个工件有 3 至 6 个焊缝,每个焊缝包含不同数目的单孔、穿孔与凹槽瑕疵。在保证工件整洁、焊缝瑕疵具有一定可视性的基础上,为增强网络的泛化能力,利用工业相机在拍摄角度分别为  $60^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $15^\circ$  和  $0^\circ$ ,距离分别为 1000,700,500 mm 时采集带有激光焊缝的工件图像,得到 100 张带有激光焊缝的工件图像。采集完成后,标注工件图像中的激光焊接焊缝作为焊缝数据集,并对图像中的焊缝进行剪裁,得到 400 张带有瑕疵的焊缝图像。将焊缝图像中的瑕疵进行分类,标注其中的单孔、穿孔、凹槽瑕疵,忽略飞溅等不影响焊缝质量的瑕疵,作为瑕疵数据集。在标注过程中,对连续穿孔情况进行一次性标注,避免标注框互相重叠。制作的数据集如图 3 所示,共包含 100 张焊缝图像,400 张瑕疵焊缝图像,包含单孔瑕疵 377 个,穿孔瑕疵 81 个,凹槽瑕疵 102 个。

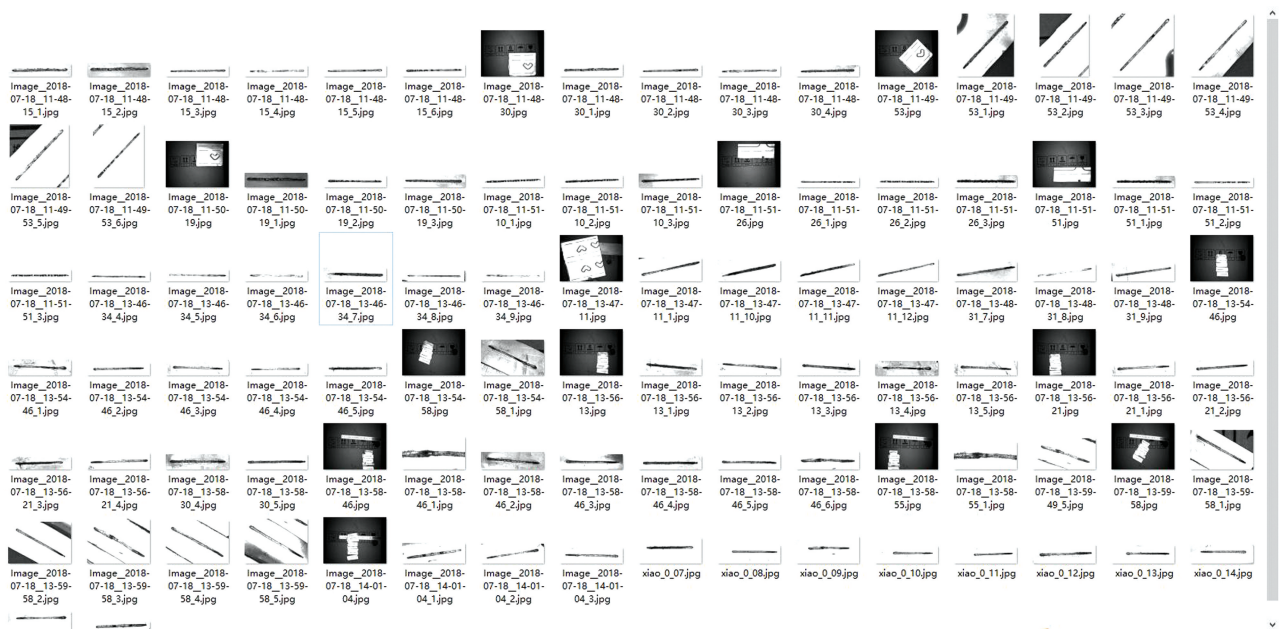


图 3 数据集  
Fig. 3 Data set.

由于激光焊接后的瑕疵特征较少,而特征表达情况会影响网络检测的成功率。为丰富瑕疵特征表达,提高网络的识别率,提出了一种数据集预处理方法。对原始数据集进行不同组合的图像增强,并利用交叉验证寻找最优的图像增强组合,在同一网络结构下选择检测效果最好的深度学习网络。将原始数据集分别进行对比度增强、边缘增强、图像亮度增强,得到三类数据集,将数据集中的图像组成训练图像,可表示为

$$T = w \times O + x \times C + y \times E + z \times L, \quad (1)$$

式中, $T$ 为训练图像, $O$ 为原始数据集中的图像, $C$ 为对比度增强后的图像, $E$ 为边缘增强后的图像, $L$ 为提高亮度后的图像, $w$ 、 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 分别为对应的权重参数,且 $w + x + y + z = 1$ 。

赋予不同的权重得到多种参数组合,对每一组合下的数据集用十折交叉验证测试网络,用精准率( $P$ )和召回率( $R$ )评价不同组合下网络对焊缝和瑕疵的检测效果,寻找最优检测效果的权重。由于焊缝目标容易识别,在不同参数组合训练下网络的检测精准率与召回率均达到97%以上,因此,主要考虑瑕疵的识别效果。

$$P = X_{TP} / (X_{TP} + X_{FP}), \quad (2)$$

$$R = X_{TP} / (X_{TP} + X_{FN}), \quad (3)$$

式中, $X_{TP}$ 为正确识别瑕疵的数量, $X_{FP}$ 为错误识别瑕疵的数量, $X_{FN}$ 为漏检瑕疵的数量。不同权重下的焊缝瑕疵识别结果如表1所示。

表1 不同加权组合下的焊缝瑕疵识别结果

Table 1 Weld defect identification results between different weighting combination unit: %

$(w, x, y, z)$	$P$	$R$
(1,0,0,0)	90.7	88.1
(0,1,0,0)	91.3	93.5
(0,0,1,0)	92.7	95.2
(0,0,0,1)	90.6	88.6
(0.25,0.25,0.25,0.25)	95.2	95.1
(0.4,0.2,0.2,0.2)	95.4	94.9
(0.2,0.4,0.2,0.2)	98.9	91.7
(0.2,0.2,0.4,0.2)	97.6	94.9
(0.2,0.2,0.2,0.4)	98.1	92.3

检验焊接质量时,要求尽量不遗漏焊缝瑕疵,因此,召回率的重要性大于精准率。综合考虑后发现,用参数组合(0.2,0.2,0.4,0.2)训练的网络对焊缝瑕疵的检测效果最好。选定最佳权重后,为减

少网络训练的时间,将图像缩小为统一尺寸,再训练优化的YOLO网络。

## 4 实验验证

### 4.1 实验平台搭建

为验证本方法的有效性,在实验室环境下搭建检测系统,如图4所示。其中,测量系统为DALSA公司的Spyder3 4K线阵相机,通过4轴精密调整平台安装在铝制龙门框架上,可实现俯仰、滚转、偏航、高度四自由度调整。相机的分辨率为64 pixel×64 pixel,像元尺寸为10 μm,满足视场方向的分辨率要求,采用直径为50 mm工业版镜头。实验时将工件放置在电动位移平台上,通过平台移动进行扫描测量。

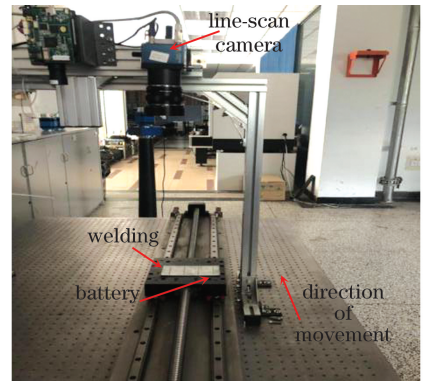


图4 线阵相机测量系统

Fig. 4 Measurement system of line scan camera

训练平台:计算机的GPU为12 GB GTX Titan X,系统环境为Ubuntu-16.04-x64,用Python语言在Darknet框架下训练网络。将预训练权重输入网络并调整参数训练数据集,将标签类别个数设置为5,包括对工件图像中焊缝的识别以及对焊缝图像中焊缝边缘、单孔、穿孔、凹槽的识别;将神经网络最后一个卷积层的卷积核数与训练类别数调整为一致,每次迭代的图像数量为16张,图像数量与每次训练的时间成反比,但增加图像数量会得到更优的梯度下降方向;确定合适的收敛速度后,设置初始学习率为0.001,动量为0.9,训练阈值为0.75。网络在预训练时输入图像的尺寸一般为200 pixel×200 pixel,对预训练后的网络先使用小尺度的图像训练分类网络,实验取YOLO网络标准输入尺寸的四分之一,即208 pixel×208 pixel,然后用尺寸为416 pixel×416 pixel的图像训练网络。训练时采用批量归一化的方法防止过拟合,增强训练的收敛效果,训练完成后可得到基于优化YOLO网络的激光

焊接瑕疵识别网络。

## 4.2 实验结果与分析

为验证本方法的瑕疵识别率与检测速度,在实验室环境下用本方法对除训练集外的金属板工件进行图像采集与瑕疵检测。根据工件大小,设置电动位移平台在单个工件检测时的移动距离为 400 mm;由于实验室电动位移平台的速度限制,设置平台运动速度为 50 mm/s,将采集频率降至 500 Hz,以模拟实际生产线的运动速度(1000 mm/s)。实际采集频率为 10000 Hz 时获得的图像大小为 4096 pixel × 4000 pixel。以单个焊缝瑕疵较多的工件为例,裁剪后线阵相机测量系统采集的图像如图 5(a)所示,用优化后的 YOLO 网络识别图像中的焊缝,识别结果通过检测框标记,如图 5(b)所示。

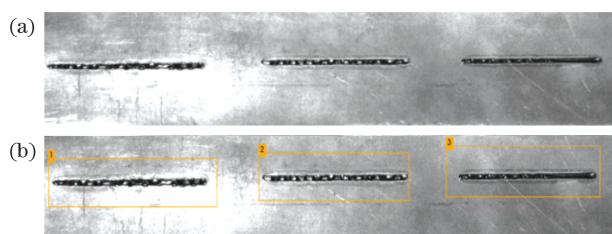


图 5 本网络的检测结果。(a)工件图像;(b)焊缝检测结果

Fig. 5 Test results of our network. (a) Workpiece image; (b) weld inspection result

将裁剪的焊缝区域分别送入网络,以识别焊缝瑕疵和焊缝端点,识别结果如图 6 所示,其中,检测框表示焊缝瑕疵的识别结果与焊缝端点的识别结果。

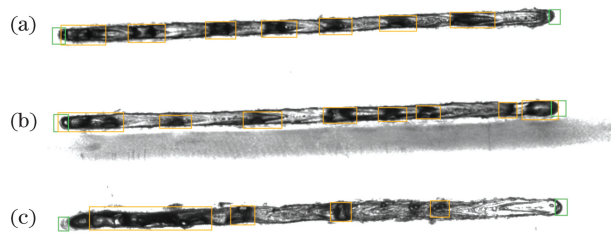


图 6 焊缝瑕疵与焊缝端点检测结果。(a)焊缝 1;(b)焊缝 2;(c)焊缝 3

Fig. 6 Weld defect and weld end inspection results. (a) Weld1; (b) weld2; (c) weld3

田珠等<sup>[23]</sup>将 Faster R-CNN 用于工业火花塞的焊缝缺陷视觉检测,对火花塞激光焊接焊缝的缺陷识别率为 93%;刘涵等<sup>[24]</sup>用卷积神经网络(CNN)对埋弧焊焊缝缺陷进行检测,在训练时间仅为 362 s,检测速度极快的前提下,识别率达到 94%。在 4.1 节的配置下,用实验数据集对文献[23]和文献[24]中的深度学习网络进行训练,并对实验采集的图像进行焊缝瑕疵检测,结果如表 2 所示。

表 2 不同方法的检测结果  
Table 2 Test results of different methods

Inspection method		Weld seam	Pinhole	Wormhole	Dent
Number of inspections	Test sample	20	65	12	31
	Improved YOLO	20	62	12	28
	Ref. [23]	20	63	12	28
	Ref. [24]	19	51	10	21
Recognition rate	Improved YOLO/%	100	95.4	100	90.3
	Ref. [23]/%	100	96.9	100	90.3
	Ref. [24]/%	95	78.5	83.3	67.7

由表 2 可知,本方法优化后的 YOLO 网络对单孔、穿孔、凹槽的识别率分别为 95.4%、100%、90.3%,对所有瑕疵的总体识别率大于 94%。文献[23]使用的深度学习网络将检测过程分为生成候选区域、分类与精修位置两个阶段,并利用 RPN 提取检测框,识别效果略优于本网络。文献[24]使用的深度学习网络结构简单,对特征简单的激光焊接瑕疵识别效果一般,对单孔、穿孔和凹槽的识别率

低于本方法,且出现了焊缝漏检情况,进一步降低了瑕疵的识别率,对单孔、穿孔、凹槽的识别率分别为 78.5%、83.3%和 67.7%。

按照精准率、召回率、平均检测时间评价上述深度学习网络的焊缝与瑕疵检测效果,其中  $P_1$ 、 $R_1$  为焊缝检测的精准率和召回率,  $P_2$ 、 $R_2$  为瑕疵检测的精准率和召回率,平均检测时间为实验中各深度学习网络对单张图像(尺寸为 4096 pixel × 4000 pixel)

的平均检测时间,结果如表3所示。可以发现,本方法优化的YOLO网络对激光焊接瑕疵的检测精准率达到97.1%,召回率达到94.4%,与文献[23]中的网络效果相当,但对单张图像的平均检测时间

仅为0.97 s,而文献[23]中的网络检测时间达到5.13 s。文献[24]中的网络检测速度虽然可达到0.36 s,但瑕疵检测精准率仅为85.4%,召回率仅达到75.9%,对激光焊接瑕疵的检测效果较差。

表3 检测效果的评价

Table 3 Evaluation of detection effect

Inspection method	$P_1/\%$	$R_1/\%$	$P_2/\%$	$R_2/\%$	Inspection time/s
Improved YOLO	100	100	97.1	94.4	0.97
Ref. [23]	100	100	97.2	95.4	5.13
Ref. [24]	100	95.0	85.4	75.9	0.36

在4.1节的系统配置下,本方法优化的YOLO网络检测单张工件图像(尺寸为4096 pixel  $\times$  4000 pixel)的平均耗时为0.97 s,在生产线上的运动速度为1000 mm/s,采集频率为10000 Hz时,线阵相机测量系统对表面积为400 mm  $\times$  400 mm的电池组扫描时间为0.4 s,整体流水线式软件识别处理模式的检测时间约为1.4 s;且多线程的处理模式可将当前周期的图像扫描时间与上一周期的图像检测时间重合,大幅度减少了系统的总体检测时间,从而实现对电池组激光焊接瑕疵的持续在线检测。

## 5 结 论

为了对激光焊接的质量进行高效检测,提出了一种基于线阵图像深度学习的激光焊接瑕疵快速检测方法。引入线阵传感器构建包含图像采集与图像处理过程的多线程流水线式识别模式,研究了以YOLO网络为基础的深度学习框架。针对焊缝瑕疵的检测需求,利用K-means算法加入合适尺寸的锚框,并利用多尺度融合技术对YOLO网络进行优化,提高了检测框的定位信息准确度和焊缝瑕疵的识别准确度;利用一种数据集预处理方法训练网络,提升了网络的识别能力,并搭建实验系统进行激光焊接瑕疵检测实验。结果表明,本方法对电池组激光焊接瑕疵的总体识别率可达到94%,对表面积为400 mm  $\times$  400 mm的电池组检测时间约为1.4 s,相比传统的超声、射线图像检测方法在检测速度方面也有大幅提升。

## 参 考 文 献

[1] Guo Z Q, Lai H Q. Causes and control measures of body-in-white laser weld defects[J]. Welding Technology, 2017, 46(1): 43-46.

郭志强, 赖鸿群. 白车身激光焊缝缺陷的成因分析及控制措施[J]. 焊接技术, 2017, 46(1): 43-46.

- [2] Liu M N. Welding process analysis of NEV battery pack lower shell [J]. Automobile Technology & Material, 2018(12): 37-39, 42.  
刘美娜. 新能源汽车电池包下壳体焊接工艺分析[J]. 汽车工艺与材料, 2018(12): 37-39, 42.
- [3] Geng L B. Research on laser welding technology for car battery covers [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.  
耿立博. 汽车动力电池盖板激光焊接工艺研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [4] Cai Y X, Lu L G, Shen P, et al. Online weld breakage diagnosis for the battery of electric vehicle: a data-driven approach [C] // 2016 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), October 17-20, 2016, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2016: 1-5.
- [5] Zhou L, Li X Y, Liu S X. Elimination of car body laser penetration welding defect and process optimization[J]. Foundry Technology, 2015, 36(9): 2336-2339.  
周丽, 李兴阳, 刘双喜. 车身激光深熔焊焊缝的缺陷消除与工艺优化研究[J]. 铸造技术, 2015, 36(9): 2336-2339.
- [6] Non-destructive Testing Editorial Department. 2020 nondestructive testing special report plan[J]. Nondestructive Testing, 2020(1): 4.  
《无损检测》编辑部. 2020年《无损检测》专题报道计划[J]. 无损检测, 2020(1): 4.
- [7] Wang D L. Application of ultrasonic inspection technology in detecting welding joint defects [J]. Welding Technology, 2017, 46(12): 82-86.  
王东林. 超声波检测技术在白车身焊点缺陷检测中的应用[J]. 焊接技术, 2017, 46(12): 82-86.
- [8] Chen D P, Li X L, Li Y H, et al. Ultrasonic infrared

- thermography testing for the quality of laser welded seams[J]. *Nondestructive Testing*, 2008, 30(10): 747-749.
- 陈大鹏, 李晓丽, 李艳红, 等. 超声红外热像技术检测激光焊缝质量[J]. *无损检测*, 2008, 30(10): 747-749.
- [9] Wang Y, Guo H. Application of support vector machine in weld defect detection and recognition of X-ray images [J]. *Computer Aided Drafting, Design and Manufacturing*, 2014, 24(3): 22-26.
- [10] Zhu Q D, Ai X T. The defect detection algorithm for tire X-ray images based on deep learning [C]//2018 IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), June 27-29, 2018, Chongqing, China. New York: IEEE, 2018: 138-142.
- [11] Li D J, Song H, Xu L H. A real-time welding seam detection technology based on laser vision[J]. *Laser & Infrared*, 2019, 49(7): 818-823.
- 李东洁, 宋贺, 徐立航. 一种基于激光视觉的焊缝实时检测技术研究[J]. *激光与红外*, 2019, 49(7): 818-823.
- [12] Lu R S, Wu A, Zhang T D, et al. Review on automated optical (visual) inspection and its applications in defect detection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(8): 0815002.
- 卢荣胜, 吴昂, 张腾达, 等. 自动光学(视觉)检测技术及其在缺陷检测中的应用综述[J]. *光学学报*, 2018, 38(8): 0815002.
- [13] Wang G H, Qian K M. Review on line-scan camera calibration methods[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111011.
- 王国琿, 钱克矛. 线阵相机标定方法综述[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111011.
- [14] Lien P C, Zhao Q F. Product surface defect detection based on deep learning[C]//2018 IEEE 16th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 16th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 4th Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTech), August 12-15, 2018, Athens, Greece. New York: IEEE, 2018: 250-255.
- [15] Everingham M, Eslami S M A, van Gool L, et al. The pascal visual object classes challenge: a retrospective[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(1): 98-136.
- [16] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [J]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.
- [17] Girshick R. Fast R-CNN [EB/OL]. [2020-01-30]. <https://arxiv.org/abs/1504.08083>.
- [18] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer Vision-ECCV 2016. Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer, 2016, 9905: 21-37.
- [19] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [20] Guo J X, Liu L B, Xu F, et al. Airport scene aircraft detection method based on YOLO v3 [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(19): 191003.
- 郭进祥, 刘立波, 徐峰, 等. 基于 YOLO v3 的机场场面飞机检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(19): 191003.
- [21] Chen T M, Fu G Y, Li S Y, et al. Typical target detection for infrared homing guidance based on YOLO v3 [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(16): 161502.
- 陈铁明, 付光远, 李诗怡, 等. 基于 YOLO v3 的红外末制导典型目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(16): 161502.
- [22] Gidaris S, Komodakis N. LocNet: improving localization accuracy for object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 789-798.
- [23] Tian Z, Gui Z G, Zhang P C, et al. Faster\_RCNN for industrial spark plug image weld defect inspection [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2020, 34(1): 34-40.
- 田珠, 桂志国, 张鹏程, 等. Faster\_RCNN用于工业火花塞图像焊缝缺陷检测[J]. *测试技术学报*, 2020, 34(1): 34-40.
- [24] Liu H, Guo R Y. Detection and identification of SAWH pipe weld defects based on X-ray image and CNN[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(4): 247-256.
- 刘涵, 郭润元. 基于 X 射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(4): 247-256.