

基于 YOLO V3 的管道环焊缝缺陷检测

鲍峰¹, 王俊红¹, 张锋¹, 张鹏², 倪洪源³

(1. 中国石油天然气管道科学研究院有限公司, 河北 廊坊 065000;

2. 廊坊中油管道特种汽车运输有限公司, 河北 廊坊 065000; 3. 辽河油田建设工程公司, 辽宁 盘锦 124000)

摘要: 文中将 end-to-end 的目标识别算法 YOLO V3 引入到焊缝缺陷检测领域。根据焊缝缺陷的小面积且不规则特点, 采用 K-means 算法针对焊缝缺陷库进行聚类获取新的目标候选框和 $GIou$, 将其作为目标框损失函数的 2 种策略改进原 YOLO V3 网络结构。最后在焊缝缺陷数据集上进行原 YOLO V3 算法、改进 YOLO V3 算法的对比试验。对比分析各个算法模型的训练过程中的损失值和检测过程中的均值平均精度。试验结果表明, 采用 2 种策略改进算法相较原 YOLO V3 算法在收敛速度有很大提升, 在管道缺陷识别效果有较好的表现, 尤其在裂纹、未熔合、未焊透的类别上平均精度有较大提升。

关键词: 管道缺陷; 目标识别; 聚类算法; YOLO V3

中图分类号: TG409

0 前言

油气管道焊接是比较复杂的工艺过程。在恶劣的工作环境、人为等作用下, 焊缝内部会产生气孔、裂纹、夹渣、未熔合、未焊透等缺陷^[1]。最常用的焊缝缺陷无损检测方法是 X 射线检测, 主要包括胶片射线检测 (RT-F) 和数字射线检测 (DR)。评价人员在评价胶片射线检测时易损伤眼睛, 易疲劳导致主观性增大, 评价效率降低。亟待寻求一种数字射线检测 (DR)^[2] 的实时检测和缺陷自动识别方法来替代人工评价。

Zapata 等人^[3] 采用高斯低通和维纳滤波进行图像预处理并提取缺陷特征, 运用人工神经网络 (ANN) 和自适应网络的模糊推理系统 (ANFIS) 对焊缝缺陷进行识别。Lin 等人^[4] 提出 12 类特征值作为缺陷特征, 采用基于自适应的模糊推理系统对焊接缺陷进行识别。谷静等人^[5] 提出基于深度学习的密集连接卷积网络 DenseNet 焊缝缺陷的检测算法进行缺陷识别。陈本智等人^[6] 采用无监督学习的气孔缺陷检测算法。费凡等人^[7] 提出一种基于深度学习的缺陷智能检测分析框架, 利用深度残差网络 (ResNet) 解决焊缝特征复杂多样化的问题。刘涵等人^[8] 首先运用聚类算法 (OPTICS) 对焊接缺陷和噪声进行分割, 对分割后图像特征组成样本图库, 对样本库特征采用卷积神经网络进行

训练。陈立潮等人^[9] 采用一种复杂度较低的渐进式卷积神经网络 (Progressive convolutional neural network, P-CNN) 对焊缝缺陷进行识别。以上大部分焊接缺陷检测算法检测精度都已达到较高水平而在检测速度没有达到理想水平。2016 年 Redmon 等人^[10-12] 提出了一种 end-to-end 的目标识别算法 YOLO (You only look once), 经历 YOLO V1^[10], YOLO V2^[11], YOLO V3^[12] 3 个版本的迭代, 在性能、特别是速度都有较大的提升, YOLO V3 的均值平均精度 (mAP) 可以与 RetinaNet^[13] 相当, 但速度提高约 4 倍。YOLO V3 检测在目标识别检测算法中表现优异, 兼具高准确率与检测速度。基于以上算法特点, 为了提高焊接缺陷检测精度, 兼顾检测速度, 文中将 YOLO V3 算法引入到焊缝缺陷检测领域。针对焊接缺陷小面积、不规则的特点, 文中提出了对焊缝缺陷库进行聚类获取新的目标候选框和 $GIou$ 作为目标框损失函数的 2 种改进策略, 并根据改进策略优化网络结构和算法, 成功将改进算法应用到在文中的焊缝缺陷数据集上。

1 管道焊接缺陷数据集

管道焊缝 X 射线在转化数字图像过程中会受到噪声等因素的影响。为了获取清晰的焊缝缺陷, X 射线图像采用去噪、图像增强等进行处理。文中所有算法采用某公司收集 780 张 X 射线焊缝缺陷图像作为焊缝缺陷数据集, 其中包括气孔 (夹渣)、裂纹、未熔合、未焊透 4 类缺陷。试验将按照 3:2 的比例随机将管道焊接

缺陷图像数据集分为训练集和测试集。焊接缺陷样本设置见表1。

表1 焊接缺陷样本设置表

序号	缺陷类型	总样本 $n/\text{个}$	训练样本 $n_1/\text{个}$	测试样本 $n_2/\text{个}$
1	气孔(夹渣)	220	132	88
2	裂纹	260	156	104
3	未熔合	200	120	80
4	未焊透	100	60	40

2 YOLO V3 算法

YOLO 系列算法一种是 end-to-end 的目标检测算法,它把目标检测任务看作回归问题来解决,输入为原

始图像,输出为物体的位置和类别。该算法首先将输入原始图像按照 $S \times S$ 个网格进行划分,对落入每个网格的目标进行检测并预测出该目标的边界框、位置信度及所有类别概率向量识别。从 V1, V2 到 V3, YOLO 算法逐步引入其他算法思想来提高精度和推理速度。YOLO V2 借鉴 Faster R-CNN^[14] 的思想引入 Anchor Box, 批量归一化、高分辨率分类器等机制提升网络性能和检测效率。YOLO V3 运用网络结构 Darknet-53, 引入了多尺度融合训练、残差结构^[15]、锚点框选择、分类方法等机制如图1所示。以上改进措施保证了深层次网络的梯度下降收敛性,加快了训练和检测速度。YOLO V3 的损失函数在 V2 基础上将框的中心点误差计算、框的置信度误差计算和类别误差计算改进为二元交叉熵。YOLO V3 的 Loss 函数变为式(1)。

$$\begin{aligned}
 Loss = & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i^j)^2 + (y_i - \hat{y}_i^j)^2] + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i^j} - \sqrt{\hat{w}_i^j})^2 + (\sqrt{h_i^j} - \sqrt{\hat{h}_i^j})^2] \\
 & - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(C_i^j)] - \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(C_i^j)] \\
 & - \sum_{i=0}^{S^2} I_{ij}^{noobj} \sum_{c \in \text{classes}} [\hat{P}_i^j \log(P_i^j) + (1 - \hat{P}_i^j) \log(P_i^j)]
 \end{aligned} \quad (1)$$

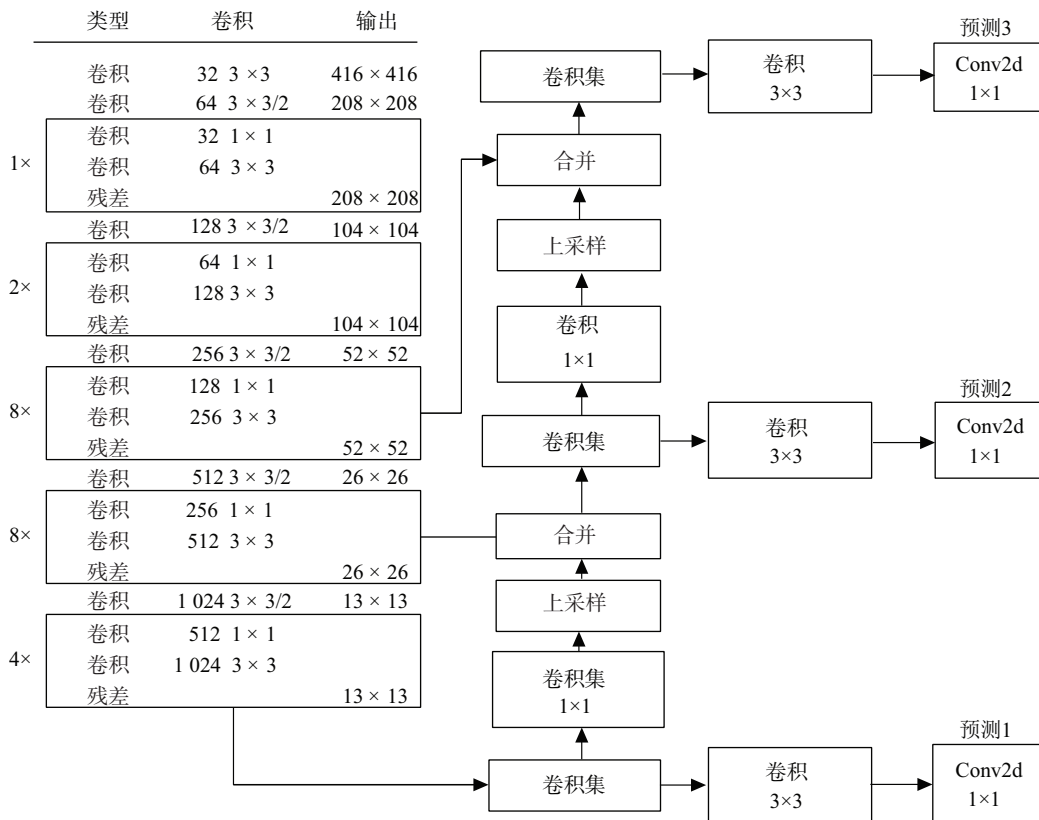


图1 YOLO V3 网络结构图

3 改进 YOLO V3 算法

3.1 基于焊缝缺陷数据集新 Anchor Box 改进策略

原 YOLO V3 算法的网络中定义的 Anchor Box 由 coco 数据集聚类而来,并不适应于文中的数据集。YOLO V3 采用 FPN 架构在多尺度上进行融合训练检测思想^[16-17]。当图像输入大小为 416×416 时,YOLO V3 算法在 (13×13) , (26×26) , (52×52) 3 个不同尺度上采用融合特征进行训练和检测。在每个尺度上都会使用 3 个固定的 Anchor Box。Anchor Box 的思想自 V2 以来就已经被引入。它是由训练集的真实框按照不同尺寸聚类而来。它真实体现了所处数据集的特征大小分布,避免了模型训练时盲目寻找,加速了模型的快速收敛,约束预测对象的范围。因此,文中采用 K-means 算法对焊接缺陷数据集聚类分析获取新的 Anchor Box。

为了使聚类后 Anchor Box 与训练集的真实框有更高的 Iou , K-means 算法要采用距离式(2)计算标注框的相似度:

$$MSE = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i^j)^2 + (y_i - \hat{y}_i^j)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i^j} - \sqrt{\hat{w}_i^j}) + (\sqrt{h_i^j} - \sqrt{\hat{h}_i^j})] \quad (3)$$

但是 MSE 对目标框的尺度非常敏感,虽然对目标框的长宽开根号也没有根本解决这个问题。如图 3 以下 3 种情况下虽然 MSE 的范数值都相同,但是它们与目标框差距却非常大。

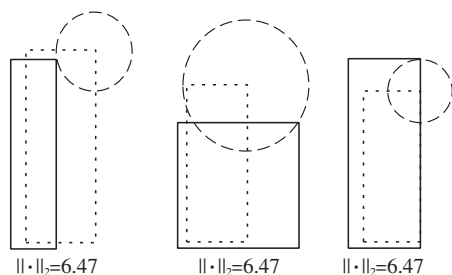


图3 损失函数

为了消除损失函数对目标框尺度的敏感性,采用 Iou 替代 MSE 作为损失函数进行回归。是预测框与真实框的交并比(图4),表示它们重合程度,能从根本上解决目标框尺度敏感性的问题。以下虽然它们 MSE 值都相同,但是 Iou 有很大差距,更能体现目标框回归程度。

Iou 也带来难以解决的问题:当预测框与真实框之间没有重合时, Iou 为 0 反映不出预测框与真实框的距离。当 Iou 作为损失函数时,梯度也为 0 无法进行优

$$d(box, centroid) = 1 - Iou(box, centroid) \quad (2)$$

式中: $centroid$ 为聚类时中心边框; box 为样本中的标注框; $Iou^{[18]}$ 为预测框与真实框的重合程度(图2),表示缺陷的检测定位的精度。平均交并比 $AIou$ 表示测试集上缺陷的检测定位的精度。

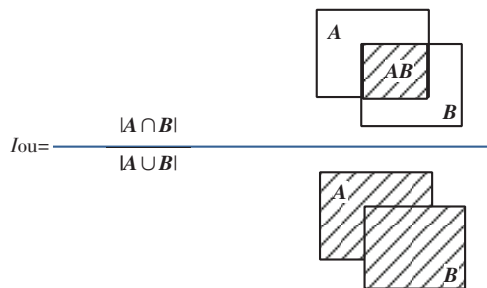


图2 交并比

经过对训练集聚类得到新的 Anchor Box (7, 7, 17, 8, 16, 16, 8, 44, 27, 15, 43, 10, 33, 43, 139, 14, 190, 43) 替代原网络的 Anchor Box。

3.2 基于 $GIou$ 改进策略

在原 YOLO V3 算法中损失函数如式(3)所示。

化。基于存在的问题,2019 年 Rezatofighi 等^[19]提出 $GIou$ 指标作为目标框的损失函数,见式(4),图 5 为 $GIou$ 的示意图^[20]。

$$GIou = Iou - \frac{|C \setminus A \cap B|}{|C|} \quad (4)$$

式中: C 为包含 A 和 B 最小的包围框。

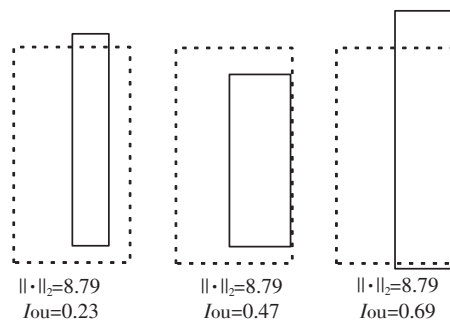


图4 交并比

通过 $GIou$ 公式可知和 Iou 有以下区别:① Iou 的值域为 $[0, 1]$, $GIou$ 的值域为 $(-1, 1]$;② $GIou$ 的值总是小于的值;③ Iou 只关注重合区域 $A \cap B$ 和它们本身区域 A, B , $GIou$ 不仅关注 $A \cap B$,还考量 A, B 重合之外的区域,衡量出 A, B 距离远近。 $GIou$ 不仅保持 Iou 的目标框尺度不变性和重合情况下的与 Iou 的强相关性,

还解决了 Iou 为 0 时梯度不能优化问题。为了保证损失函数非负性,文中采用 $L_{GIou} = 1 - GIou$ 为目标框损失函数^[21]。具体的计算过程:①输入预测框的坐标值 (x_1, y_1, x_2, y_2) 和真实框坐标值 (X_1, Y_1, X_2, Y_2) ;②对预测框坐标值进行排序:使得 $x_2 > x_1, y_2 > y_1$;③计算预测框、真实框及它们交集面积;④找到预测框、真实框的最小的包围框;⑤计算出 $Iou, GIou$ 和 L_{GIou} 。

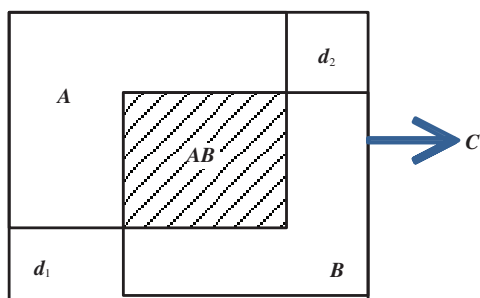


图5 $GIou$ 示意图

4 对比试验与分析

针对以上改进策略,文中在同样的试验环境、数据集和 Darknet-53 网络下,分别进行原算法及改进算法的试验。采用原网络结构的记为算法 1。由 K-means 算法获取 New Anchor Box 策略的改进试验记为算法 2。使用 $GIou$ 作为目标框损失函数的改进试验记为算法 3。同时采用 New Anchor Box 和 $GIou$ 作为目标框损失函数的改进试验记为算法 4。

4.1 试验环境

文中所有实验都采用 Windows 10 系统,硬件环境:中央处理器为 Intel i7-8750H,内存为 32G,显卡为显存 8G 的 NVIDIA GeForce RTX 2080。所有算法都基于 Darknet-53 在 GPU 下进行训练和检测。Darknet-53 具有运算速度快,没有依赖项,移植性好等优点。

4.2 图片标注与网络训练

文中通过焊接检测领域专家采用 labellmg 工具对缺陷数据集图像进行人工标注如图 6 所示,并导出相

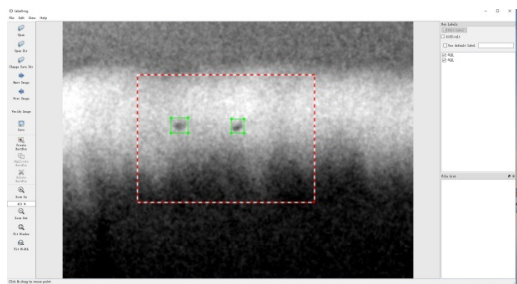


图6 标注

应的 xml 位置文件。

在试验过程中,文中所有算法采用 416×416 的输入图像,0.001 的学习率,0.9 的动量参数值,8 000 次的训练。

4.3 算法收敛性对比

在网络训练时,模型能否迅速收敛并达到稳定状态是模型训练性能的重要指标之一。文中通过记录模型训练过程中每一步迭代的损失值,可以了解模型在训练过程中的状态。图 7 是算法 1、算法 2、算法 3、算法 4 的模型损失可视化展示。由图 7 损失值变化曲线可看出,4 种算法的损失曲线在前 2 000 次急剧下降,在后续的训练过程中损失值逐步虽小幅震荡始终呈下降趋势直至稳定。在前 2 000 次训练过程中,算法 3 和算法 4 的损失曲线下落的最快,证明了目标框损失函数的策略对于加快损失函数的收敛速度起到重要的作用。在训练次数 200 到 1 000 过程中,算法 2 和算法 4 要比算法 1 和算法 3 的损失曲线下落略快一些,但算法 1 和算法 3 要比算法 2 和算法 4 的损失曲线更加平滑和稳定。由于焊缝缺陷的一般较小,相较于 coco 数据集的标注框要小的多,经过改进策略获取 New Anchor Box 要比原网络中的 Anchor Box 要小的多,所以在训练过程中使用 New Anchor Box 策略的算法损失曲线下落的要快一些。

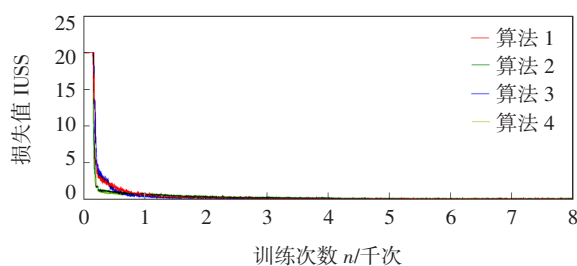


图7 损失

4.4 检测算法的性能对比

文中算法的性能评价指标主要有各类别的平均精度 AP (Average precision), 均值平均精度 mAP (Mean average precision), 检测时间 t_r , 预测框与真实框的交并比 Iou , 准确率 P , 召回率 R 。这些评价指标大都由混淆矩阵而来,具体计算公式如式(5)和式(6)所示:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (5)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (6)$$

式中: T_p 表示预测为正的样本; F_p 表示预测正的负

样本; F_N 表示预测负的正样本。由以上的 P , R 绘制 P - R 曲线。 AP 为 P - R 曲线下的面积,即 $AP = \int F_{PR} dr$ (F_{PR} 为 P - R 曲线函数),衡量训练模型在所属类型的目标检测性能。 mAP 为所有类别的 AP 平均值,即 $mAP =$

$\frac{1}{C} \sum_{k=1}^C AP(k)$,表示训练模型在所有类别上的检测性能。
在文中,选取 Iou_thresh 在 0.5 时获取各类的 AP_{50} , mAP_{50} 及平均每帧 (fps) 检测时间 t_r 和 $AIou$ 进行性能评价,结果见表 2。

表 2 算法评价指标对比

算法	平均精度 $AP_{50}(\%)$				均值平均精度 $mAP_{50}(\%)$	均值平均精度 $Tr/fps(\text{ms})$	均值平均精度 $AIou(\%)$
	气孔	裂纹	未熔合	未焊透			
1	72.4	76.7	67.1	87.5	75.9	69.4	64
2	81.6	79.3	82.2	73.8	79.2	69.2	68
3	81.7	88.2	80	79.3	82.3	70.1	75
4	90.3	90.3	86.1	87.7	87.7	70.3	73

从表 2 中可以看出,采用 New Anchor Box 策略的算法 2 的 AP_{50} 比算法 1 除未熔合外都有显著的增长。采用 $GIou$ 作为目标框损失函数策略的算法 3 比算法 1、算法 2 在 mAP_{50} 上有了大的提升。在 2 种改进策略作用下算法 4 在整个测试集的均值平均精度 mAP_{50} 上有明显的提升,特别在裂纹、未熔合、未焊透的类别上 AP_{50} 有较大幅度的提升。综述所述,文中的改进策略对模型检测性能有显著的提高。但是,由于该文只是限于网络结构的改进,并未简化网络,检测时间 t_r/fps 并没有明显降低。可从图 8 和表 2 的 $AIou$ 看出, $GIou$ 作为目标框损失函数策略对于缺陷的检测定位的精度有明显的提高作用。

5 结论

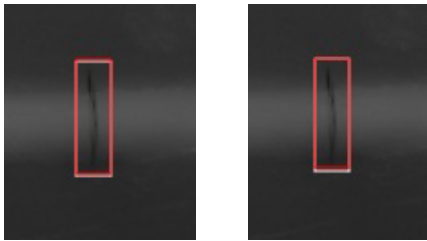
文中将端到端的 YOLO V3 算法成功的引入管道环焊缝缺陷检测领域,并实现了焊缝缺陷训练、检测与识别。通过获取新的锚定框和 $GIou$ 作为目标框损失函数的两种策略改进算法的在均值平均精度 mAP 相较原 YOLO V3 算法提高了近 12%,尤其在裂纹、未熔合、未焊透的类别上提升较大。采用获取新的锚定框的改进策略,加快了模型的训练速度,提高了训练效率。

参考文献

[1] 杨锋平, 许彦, 曹国飞, 等. X80 管线钢环焊缝力学性能及缺陷成因分析[J]. 压力容器, 2020, 37(1): 68 - 73.
[2] 胡文刚, 陆云鹏, 郭世雄, 等. 基于 DR 数字射线成像技术的铝合金焊缝缺陷检测[J]. 焊接, 2021(2): 46 - 51.
[3] Zapata J, Vilar R, Ruiz R. Performance evaluation of an automatic inspection system of weld defects in radiographic images based on neuro-classifiers[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8812 - 8824.
[4] Lin B T, Huang K M. An adaptive-network-based fuzzy inference system for predicting spring back of U-bending[J]. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, 2013, 37(3): 335 - 344.
[5] 谷静, 王琦雯, 张敏, 等. 基于 DenseNet 网络的焊缝缺陷检测识别[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(9): 129 - 131.
[6] 陈本智, 方志宏, 夏勇, 等. 基于 X 射线图像的厚钢管焊缝中气孔缺陷的自动检测[J]. 计算机应用, 2017, 37



(a) 算法 1, 交并比:0.685 (b) 算法 2, 交并比:0.81



(c) 算法 3, 交并比:0.948 (d) 算法 4, 交并比:0.96

图 8 各算法交并比值

- (3): 849–853.
- [7] 费凡, 周永涛, 周顺, 等. 管道环焊缝缺陷智能识别技术探究与实现[J]. 石油管材与仪器, 2020, 6(5): 1–6.
- [8] 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.
- [9] 陈立潮, 解丹, 张睿, 等. 基于渐进式卷积神经网络的焊缝缺陷识别[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(9): 2611–2615.
- [10] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016: 779–788.
- [11] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, HI, USA, 2017: 6517–6525.
- [12] Redmon J, Farhadi A. YOLO V3: an incremental improvement: arXiv:1804.02767 [R]. 2018.
- [13] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017: 2999–3007.
- [14] Ren S, He K, 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: 1137–1149.
- [15] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016: 770–778.
- [16] Martínez-Zarzuela M, Díaz-Pernas F J, Antón-Rodríguez M, et al. Multi-scale neural texture classification using the GPU as a stream processing engine[J]. Machine Vision and Applications, 2011, 22(6): 947–966.
- [17] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[J]. Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015, 37: 448–456.
- [18] Abu Alhaija H, Mustikovela S K, Mescheder L, et al. Augmented reality meets computer vision: efficient data generation for urban driving scenes[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 126(2): 1–12.
- [19] Rezaatoughi H, Tsoi N, Gwak J Y, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 2019: 1–9.
- [20] 王兵, 李文璟, 唐欢. 改进 YOLO V3 算法及其在安全帽检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(9): 33–40.
- [21] 韦若禹, 李舒婷, 吴松荣, 等. 基于改进 YOLO V3 算法的轨道扣件缺陷检测[J]. 铁道标准设计, 2020, 64(12): 30–36.

第一作者简介: 鲍峰, 1980 年出生, 硕士, 工程师; 主要从事管道焊接缺陷检测、装备研发、人工智能方面的研究工作。

(编辑: 王龙权)

《CHINA WELDING》征稿启事

《CHINA WELDING(中国焊接)》(ISSN 1004-5341, CN23-1332/TG)是国内外公开发行的英文版学术期刊, 是国际焊接界跟踪和了解中国焊接技术最新发展与进步的重要窗口。主要刊登国内外焊接及相关专业最新理论研究和应用方面的高水平学术论文。在此, 热忱的欢迎焊接及相关学科的专家学者踊跃投稿。

主管主办单位

主管: 中国机械工业联合会
主办: 中国机械工程学会焊接分会
哈尔滨焊接研究院有限公司
中国焊接协会

收录情况

Scopus, CA, AJ, JST, CSAD-C

征稿范围

焊接基础理论、焊接材料、焊接工艺、焊接设备、检测及控制、切割与喷涂等焊接新理论、新技术、新方法方面具有一定学术价值和应用价值的科研成果。

投稿与订阅

1. 投稿网址: <http://www.chinaweldingjournal.com/>
2. 订阅方式: (1) 邮局订阅: 邮发代号 14-325 (2) 电话订阅: 0451-86325919

联系方式

编辑部电话: 0451-86323218 联系人: 周珍珍 E-mail: chinawelding2016@163.com

广告