

基于深度学习的发电站制冷水管焊缝图像检测

王立辉¹, 秦成帅¹, 杨贤彪², 沈秋成¹

(1. 东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 江苏方天电力技术有限公司, 江苏 南京 211102)

摘要: 针对发电站制冷管射线图像的焊缝区域对比度较低、特征不明显, 传统方法难以实现精确搜索的问题, 提出一种基于深度学习的发电站制冷水管焊缝区域搜索方法。利用限制对比度的自适应直方图均衡化限制图像统计直方图的幅度, 抑制噪声放大, 得到直方图的累积分布函数, 以校正图像的对比度; 利用深度神经网络的24个卷积层提取输入图像的特征, 2个全连接层预测图像位置和类别概率, 实现水冷壁管焊缝区域的检测, 以克服传统模板匹配精度低、时间复杂度高的问题。对100张制冷管射线图片按4:1:5分为训练集、验证集和测试集, 利用训练集和验证集对深度神经网络进行训练, 将图像送进训练好的模型, 预测制冷管焊缝区域的位置。试验结果表明, 基于深度学习的焊缝区域搜索方法可以实现焊缝的精确搜索, 准确率达到96%, 搜索效率及准确度高。

关键词: 发电站制冷管; 焊缝区域; 深度神经网络; 射线图片; 深度学习

中图分类号: TM62

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2020)05-0191-06

0 引言

超超临界锅炉技术是当前发展的热点, 发电站的制冷壁管通过水流将热量传递出去, 实现锅炉降温^[1-2]。制冷管在焊接时, 液体金属受到重力作用向管内凝聚, 必然会产生焊瘤。焊瘤的产生会使水流流通的横截面积变小, 影响水流的流通速度和流量, 水冷壁管携带热量的能力会被极大削弱^[3-4]。

制冷管的焊瘤检测是一大难题, 文献[5]利用阶梯试块的方法在射线成像后利用黑度比较实现焊瘤检测, 该方法操作复杂, 在实际应用中极为不便。文中利用X射线使小径管在底片上成像, 通过机器视觉的方法实现焊瘤检测。

由于采集到的图片含有各种外部噪声的干扰和大部分背景区域, 所以需要缩小目标区域, 精确定位射线图像上的焊缝区域。文献[6-9]提出基于差分图像的目标检测方法, 适用于运动的目标, 但不适用于文中静止对象; 文献[10-11]提出基于双目视觉获得物体的深度信息从而实现目标物体定位的方法, 不适合文中单目射线成像的应用场景; 文献[12]基于边缘检测的方法可以检测出制冷管的区域, 但不能检测出焊缝所在的区域。近年来深度学习在图像检测领域得到了快速发展, 文献[13]利用全卷积神经网络检测船舶和船牌文字, 并取得较高的识别精度。文献[14]利用深度学习的方法检测物体, 实现物体定位。文中采集的射线图

像中水冷壁管焊缝区域的位置和数量都不固定, 难以用一种方法实现对所有水冷壁管焊缝区域的搜索。以检测焊瘤的具体参数为背景, 对射线图像进行分析, 利用深度学习的方法检测出水冷壁管焊缝区域所在的位置, 为焊瘤参数检测奠定基础。

1 图像获取与图像特性

1.1 图像获取与成像原理

利用X射线照射水冷壁管, 透过的X射线在底片上感光, 经过处理可以得到水冷壁管射线图片。X射线是一种能量极大的电磁波, 不同厚度和密度的物质对X射线的吸收程度不同^[15]。

X射线在透过水冷壁管时, 外周部分X射线吸收的多, X胶片感光少, 呈现白影, 中间部分透过的X射线多, 胶片感光多, 呈现黑影, 在胶片上会形成如图1所示的包含焊瘤的水冷壁管射线图片。图中, 参数板与水冷壁管试件一同放置, 经X射线照射后形成右侧的阴影区域, 放置在水冷壁管上方的像质计经X射线投影后成像形成字符区域。

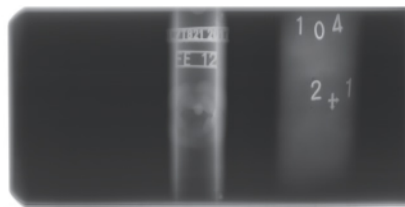


图1 水冷壁管原始图像

Fig.1 Original image of water wall tube

1.2 图像分析

采集到的图像中含有大量不需要的数据, 为加

收稿日期: 2020-03-25; 修回日期: 2020-04-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61773113)

快图像处理速度,提高处理精度,将处理区域集中在焊缝区域,对焊缝区域进行搜索。

由图 1 可以看出,水冷壁管外周和焊缝部分呈现出白影,为了进一步凸显白色区域,对原图进行反色,更加明显地观察焊瘤区域。原图是由(B,G,R)三通道构成的图像,反色图像可以按下式求得:

$$\begin{cases} f_B(x,y) = 255 - I_B(x,y) \\ f_G(x,y) = 255 - I_G(x,y) \\ f_R(x,y) = 255 - I_R(x,y) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f_B(x,y)$ 、 $f_G(x,y)$ 、 $f_R(x,y)$ 分别为变换后的图像在 (x,y) 处对应的 B,G,R 三通道的灰度值; $I_B(x,y)$ 、 $I_G(x,y)$ 、 $I_R(x,y)$ 为原图像在 (x,y) 处三通道对应的灰度值。对图 1 进行反色,结果见图 2。



图 2 反色图像
Fig.2 Inverse image

由图 2 可以看出,水冷壁管焊缝区域的灰度值缓慢变化,特征不明显。为了提高焊缝区域检测的准确性,在进行训练和预测前,需要对样本进行预处理。

2 图像预处理

2.1 中值滤波对图像进行滤波处理

在 X 射线成像过程中噪声来源复杂,成像系统的光管激发、倍增、胶片等都会产生噪声^[16-17]。噪声的存在会影响图片质量,因此需要抑制其产生。

在焊缝射线图像中,噪声点大多为孤立点,中值滤波可以有效剔除孤立噪声点。中值滤波的基本原理是利用某处像素周围 $N \times N$ 个元素的中值替换该元素灰度值,达到图像降噪的目的,若待处理像素为非噪声点,则选取的是有效像素值,从而实现图像的平滑^[18]。

为了更好地保护有效信息,文中计算 $N \times N$ 个像素的均值 μ 与方差 σ^2 。若该点像素位于 $(\mu - k\sigma^2, \mu + k\sigma^2)$ 中,则不处理该点像素,保留其初始值,否则,对其进行中值滤波处理^[19],其中 k 为常数。

2.2 基于伽马变换增强图像

由于采集到的图像存在曝光不足的情况,为了弥补射线图像的不足,利用伽马变换进行修正,伽

马变换的形式如下:

$$h(x,y) = Cf(x,y)^\gamma \quad (2)$$

式中: $h(x,y)$ 为图像上 (x,y) 处的像素经伽马变换后的灰度值; $f(x,y)$ 为变换前图像上 (x,y) 处像素的灰度值; γ, C 为常数。如图 3 所示,利用伽马变化对图像曝光不足进行修正,图像边缘进行了一定程度的增强。

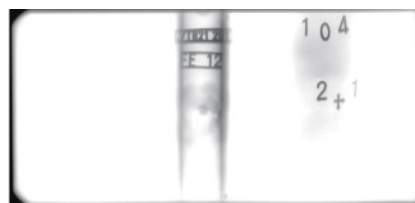


图 3 伽马变换

Fig.3 Gamma transform

2.3 利用对比度受限的直方图均衡化增加对比度

由图 3 可以看到水冷壁管焊缝区域集中在灰度值较小且管内灰度值变化较小的区域,不利于焊缝区域的定位和分析。常用提高图像对比度的方法是直方图均衡化,但直方图均衡化是对全局图像进行调整,不能达到改善局部对比度的目的。为了有效提升焊缝区域的对比度,采用对比度受限的直方图均衡化方法增强焊缝区域的对比度^[20]。

限制对比度的直方图均衡化通过计算图像的局部直方图,重新分布亮度来改变图像的对比度,能有效抑制均衡化过程中噪声被放大的问题。步骤如下:

(1) 将图像分为 8×8 个大小相同的矩形,计算每一个矩形的直方图,并进行归一化;

(2) 设置阈值 T ,统计归一化直方图中高于 T 的部分,设这部分的和为 S ;

(3) 将 S 平均分给所有的灰度级,每个灰度级分到 L ($L=S/256$),计算直方图的升高高度 H ($H=T-L$);

(4) 对直方图进行如下处理:

$$h'(k) = \begin{cases} T & h(k) + L \geq H \\ h(k) + L & h(k) + L < H \end{cases} \quad (3)$$

式中: $k=1, 2, \dots, 128$; $h(k)$ 、 $h'(k)$ 分别为限制对比度前后灰度值为 k 的像素出现的概率。增强对比度后的图像如图 4 所示,管内区域的对比度增强,与未处理的图像相比更符合人眼的视觉特性。

3 深度神经网络图像搜索

不同图像中水冷壁管的倾斜角度和所在位置均是变化的,使用传统的目标检测方法需要大量时间,且难以检测出完整的水冷壁管焊缝区域。

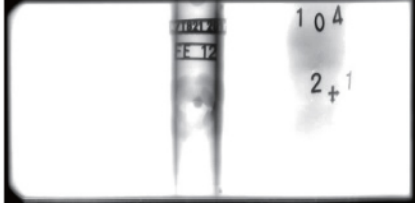


图4 增强对比度的图像

Fig.4 Image with enhanced contrast

为了提高水冷壁管焊缝区域检测的准确性,文中使用深度神经网络检测出目标区域,该方法采用一个单独的卷积神经网络模型实现端对端的目标检测。其检测速度快,可充分利用上下文信息避免在背景上预测出错误的物体信息,具有很强的实用性^[21-24]。

3.1 深度神经网络输入输出映射关系

深度神经网络用卷积网络来提取特征,使用全连接层来得到预测值,网络结构示意图如图5所示。在输入深度神经网络进行焊缝区域搜索前,需要调整图片的大小为448×448。

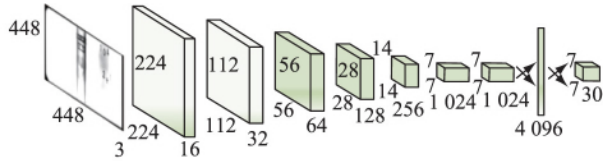


图5 网络结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of neural network structure

深度神经网络将图片分割成 $S \times S$ 个网格输入。图像的每个网格经深度神经网络处理后输出 B 个可能的目标区域窗口。整张图片的输出结构如图6所示。输出为 $S \times S \times (B \times 5 + C)$ 的矩阵,其中 B 为输出目标窗口的个数, C 为需要预测的物体个数。

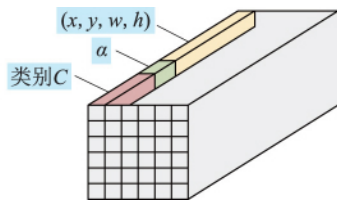


图6 深度神经网络输出结构

Fig.6 Output structure of deep neural network

其中每个网格输出的信息长度为 $B \times 5 + C$,内容如下:

(1) 中间 B 个数据是每个网格内得到的 B 个目标窗口各自的置信度,置信度衡量2个部分的概率,一是网格内是否含有目标的概率 $P(\text{Object})$,二是目标窗口预测的准确度 $I_{\text{truth_pred}}$,置信区间计算如下:

$$\alpha = P(\text{Object}) I_{\text{truth_pred}} \quad (4)$$

若格子内有物体, $P(\text{Object})$ 为1,否则为0; $I_{\text{truth_pred}}$ 为真实目标窗口与预测目标窗口的交并比,即真实窗口与预测窗口的交集部分与并集部分的比。

(2) 前 C 个数据表示该网格位置存在任意一种物体的概率,该网格存在物体且属于第 i 类的条件概率为 $P(C_i | \text{Object})$,测试时每个网格预测最终输出的概率定义为:

$$P(C_i | \text{Object}) P(\text{Object}) I_{\text{truth_pred}} = P(C_i) I_{\text{truth_pred}} \quad (5)$$

(3) 最后的 $B \times 4$ 个数据代表 B 个目标窗口各自的窗口参数 (x, y, w, h) 。

x, y 为经过归一化处理的相对网格的偏移距离,假设 (x_c, y_c) 为预测的目标窗口的中心坐标,以像素为单位; w_i, h_i 分别为图像 i 的宽度和高度,以像素为单位; (c, r) 为网格所在位置的坐标,以一个网格为单位。计算公式如下:

$$x = \frac{x_c}{w_i} S - c \quad (6)$$

$$y = \frac{y_c}{h_i} S - r \quad (7)$$

w, h 分别为目标窗口的的高和宽占整张图片高和宽的比例:

$$w = \frac{w_b}{w_i} \quad (8)$$

$$h = \frac{h_b}{h_i} \quad (9)$$

式中: w_b 为目标窗口的高度; h_b 为目标窗口的宽度。

3.2 损失函数的选择

深度神经网络选用的损失函数如下:

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B K_{ij}^{\text{obj}} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\ \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B K_{ij}^{\text{obj}} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right] + \\ \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B K_{ij}^{\text{obj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \\ \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B K_{ij}^{\text{noobj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \\ \sum_{i=0}^{S^2} K_{ij}^{\text{obj}} \sum_{c \neq \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (10) \end{aligned}$$

式中: $K_{ij}^{\text{obj}}[\cdot]$ 为第 i 个网格第 j 个窗口存在物体; $K_{ij}^{\text{noobj}}[\cdot]$ 为第 i 个网格第 j 个窗口不存在物体; $\lambda_{\text{coord}}, \lambda_{\text{noobj}}$ 分别为对应项的损失权重; x_i, y_i, w_i, h_i 为预测的窗口参数; $\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{w}_i, \hat{h}_i$ 为真实的窗口参数; C_i

为预测窗口置信度; \hat{C}_i 为真实窗口置信度; $p_i(c)$ 为类别属于 c 的预测概率; $\hat{p}_i(c)$ 为类别属于 c 的真实概率。损失函数公式中各部分的衡量指标如表 1 所示。

表 1 损失函数各部分衡量指标
Table 1 The meaning of each part of the loss function formula

损失函数公式	衡量指标
第一项	目标窗口中心点的误差
第二项	目标窗口高度和宽度误差
第三项	目标窗口含有物体时置信度误差
第四项	目标窗口内无物体时置信度误差
第五项	物体分类误差

最终输出结果如图 7 所示,其中,红色方框代表经过深度学习检测出来的焊缝区域。

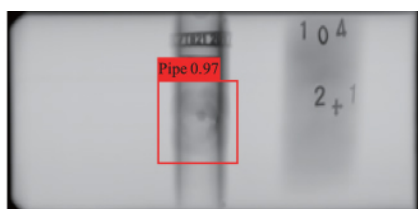


图 7 输出图像
Fig.7 Output of image

4 目标检测模型实验

在工业环境下共采集到射线图像 100 张,将 100 张图像按 4:1:5 的比例分为训练集、验证集和测试集。对训练集和验证集进行数据增强,将样本通过旋转一定角度,按一定方向翻转,对图像进行位置平移,添加噪声等方法扩充到 500 张,并按比例分配为训练集和验证集。

将训练集的图像经过预处理后输入深度神经网络,训练出理想的模型,并将模型保存到本地。利用训练好的模型对测试集进行焊缝区域预测,预测结果如表 2 所示。

表 2 测试集预测结果
Table 2 Test set prediction results

指标	传统方法	深度神经网络算法
样本数量	50	50
检测不完全数量	3	0
误判数量	5	2
总错误数量	8	2
准确率/%	84	96

表 2 中的检测不完全数量为算法可以检测到部分制冷管焊缝区域,但不能完全检测出焊缝区域的

样本数量,误判数量为算法完全没有检测到的样本数量,总错误数为前两者数目之和。

实验中采用的传统方法是利用模板匹配寻找焊缝区域,模板匹配是事先人工截取一定大小的焊缝区域作为模板,然后不断滑动模板与输入图像进行比较,寻找相关系数最大的区域作为焊缝区域。

从表 2 可以看出,在相同的样本集下,深度神经网络算法没有产生检测不完全的样本,而传统方法存在检测不完全的样本,深度神经网络算法具有较高的稳定性与可靠性;在误判数量上,深度神经网络算法的误判数量小于传统方法的误判数量,具有更高的准确率。深度神经网络算法检测的精度和可靠性大于传统方法,在测试集上的预测准确率达到 96%,实现了焊缝区域的精准预测,满足工业应用要求。

5 结语

针对射线图片焊缝区域分布不规则,对整张图片进行操作耗费时间长、处理精度低的问题,文中提出基于深度神经网络的焊缝区域检测方法。通过伽马变换和自适应直方图均衡化,增强并改善图像的对比度,提高图像搜索准确度。将处理后的图像输入深度学习网络,根据输入与输出的映射关系,提取图像特征,检测焊缝区域位置。相对于模板匹配等传统的图像特征搜索方法,基于深度学习的焊缝区域搜索方法具有更高的匹配准确性和处理效率。文中算法在目标定位、无损检测等方面具有广阔的应用前景,能有效提高工作效率。但文中采集到的数据集较小,未来将在数据集扩充和提高准确率上继续研究。

参考文献:

- [1] 张苏闽. 1 000 MW 二次再热超超临界机组工程特点及运行分析[J]. 电力工程技术, 2019, 38(2): 159-162, 168.
ZHANG Sumin. Engineering characteristics and operation analysis of 1 000 MW secondary reheat ultrasupercritical unit[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(2): 159-162, 168.
- [2] 沈倩, 肖杰, 杨红权, 等. 一种确定锅炉沿炉膛宽度方向热负荷分布的方法[J]. 电力工程技术, 2018, 37(3): 1-6.
SHEN Qian, XIAO Jie, YANG Hongquan, et al. Method for determining heat load distribution of boiler in width direction of furnace[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(3): 1-6.
- [3] 郝小红, 徐培星, 马达夫. 超临界锅炉水冷壁内的水动力特性分析[J]. 工程热物理学报, 2019, 40(10): 2334-2339.
HAO Xiaohong, XU Peiying, MA Dafu. Analysis of hydrodynamic characteristics in water-cooled wall of supercritical boiler

- [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2019, 40(10): 2334-2339.
- [4] 张一帆, 王安, 白文刚, 等. 300 MW 超临界二氧化碳锅炉气动力特性及壁温分布[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(6): 1700-1706, 1866.
- ZHANG Yifan, WANG An, BAI Wengang, et al. Aerodynamic characteristics and wall temperature distribution of a 300 MW supercritical carbon dioxide boiler [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1700-1706, 1866.
- [5] 陈晓明, 王建设. 管子根部焊瘤或余高的精确确定方法[J]. 特种设备安全技术, 2018(2): 59-60.
- CHEN Xiaoming, WANG Jianshe. Method for accurate determination of welding root or residual height of pipe root [J]. Special Equipment Safety Technology, 2018(2): 59-60.
- [6] 王梦菊, 吴小龙, 杜海涛. 基于背景差分与帧间差分的目标检测改进算法[J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(10): 89-92, 96.
- WANG Mengju, WU Xiaolong, DU Haitao. Improved target detection algorithm based on background difference and frame difference [J]. Techniques of Automation and Application, 2018, 37(10): 89-92, 96.
- [7] 高鹏辉, 赵武峰, 沈继忠. 结合背景差分与光流法的人群状态突变检测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(4): 649-656.
- GAO Penghui, ZHAO Wufeng, SHEN Jizhong. Mutation detection of crowd status based on background difference and optical flow method [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(4): 649-656.
- [8] 彭博, 蔡晓禹, 张有节, 等. 基于对称帧差和分块背景建模的无人机视频车辆自动检测[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2017, 47(4): 685-690.
- PENG Bo, CAI Xiaoyu, ZHANG Youjie, et al. Automated drone video vehicle detection based on symmetric frame difference and block background modeling [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2017, 47(4): 685-690.
- [9] WANG Lihui, YANG Yu, SHI Jiachen. Measurement of harvesting width of intelligent combine harvester by improved probabilistic Hough transform algorithm [J]. Measurement, 2020(151): 1-7.
- [10] ZHONG Lijia, LI Dejun, LIN Mingwei, et al. A fast binocular localisation method for AUV docking [J]. Sensors, 2019, 19(7): 1735-1740.
- [11] 付朋, 陈新度, 吴磊. 基于角点的双目视觉绝对定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3): 1-8.
- FU Peng, CHEN Xindu, WU Lei. Research on absolute positioning of binocular vision based on corner points [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(3): 1-8.
- [12] 朱文静, 陈华, 李林, 等. 基于红外热成像边缘检测算法的小麦叶锈病分级研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 36-41, 48.
- ZHU Wenjing, CHEN Hua, LI Lin, et al. Classification of wheat leaf rust based on infrared thermal imaging edge detection algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 36-41, 48.
- [13] 李兆桐, 孙浩云. 基于全卷积神经网络的船舶检测和船牌识别系统[J]. 计算机与现代化, 2019(12): 72-77.
- LI Zhaotong, SUN Haoyun. Ship detection and ship plate recognition system based on full convolutional neural network [J]. Computer and Modernization, 2019(12): 72-77.
- [14] OPROMOLLA R, INCHINGOLO G, FASSANO G. Airborne visual detection and tracking of cooperative UAVs exploiting deep learning [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(19): 4332-4359.
- [15] 韩建国. X射线设备工作原理和发展方向[J]. 混凝土世界, 2017(3): 50-59.
- HAN Jianguo. X-ray equipment working principle and development direction [J]. Concrete World, 2017(3): 50-59.
- [16] HEEMOON C, YOUNGJIN L. Preliminary study of total variation noise reduction algorithm with highenergy industrial X-ray imaging system in nondestructive testing field [J]. Results in Physics, 2018(10): 348-352.
- [17] TEJBAHADUR C, KESARI V. Analysis of quantum noise-reducing filters on chest X-ray images: a review [J]. Measurement, 2020(153): 1-23.
- [18] 黄友亮, 孙广彤, 战胜, 等. 基于自适应中值滤波高炉渣颗粒小波去噪[J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(9): 141-145.
- HUANG Youliang, SUN Guangtong, ZHAN Sheng, et al. Denoising of blast furnace slag particles based on adaptive median filtering [J]. Mining Research and Development, 2019, 39(9): 141-145.
- [19] 帅慕蓉, 廖秀英, 程辉, 等. 一种改进均值的自适应中值滤波算法[J]. 测绘通报, 2019(3): 53-56, 90.
- SHUAI Murong, LIAO Xiuying, CHENG Hui, et al. An improved mean adaptive median filter algorithm [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(3): 53-56, 90.
- [20] 谷宇, 吕晓琪, 吴凉, 等. 基于 NSCT 和 CLAHE 的乳腺钼靶 X 线图像微钙化点增强方法[J]. 光学技术, 2018, 44(1): 6-12.
- GU Yu, LYU Xiaoqi, WU Liang, et al. Microcalcification point enhancement method of mammary molybdenum target X-ray image based on NSCT and CLAHE [J]. Optical Technique, 2018, 44(1): 6-12.
- [21] 高军, 朱宏辉, MURPHEY Yi Lu. 基于 YOLO 和 RRN 的运动目标跟踪方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 2019-2025.
- GAO Jun, ZHU Honghui, MURPHEY Yi Lu. Moving target tracking method based on YOLO and RRN [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(7): 2019-2025.
- [22] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 164-173.
- ZHAO De'an, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Robot picking apple positioning under complex background based on YOLO deep convolutional neural network [J]. Transactions of the Chi-

- nese Society of Agricultural Engineering ,2019 ,35(3) : 164-173.
- [23] 吴天舒 ,张志佳 ,刘云鹏 ,等. 结合 YOLO 检测和语义分割的驾驶员安全带检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报 , 2019 ,31(1) : 126-131.
- WU Tianshu ,ZHANG Zhijia ,LIU Yunpeng ,et al. Driver seat belt detection combining YOLO detection and semantic segmentation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics ,2019 ,31(1) : 126-131.
- [24] 蔡成涛 ,吴科君 ,刘秋飞 ,等. 基于改进 YOLO 算法的全景多目标实时检测[J]. 计算机工程与设计 ,2018 ,39(10) : 3259-3264 ,3271.
- CAI Chengtao ,WU Kejun ,LIU Qiufei ,et al. Real-time pano-

ramic multi-target detection based on improved YOLO algorithm[J]. Computer Engineering and Design ,2018 ,39(10) : 3259-3264 ,3271.

作者简介:



王立辉

王立辉(1979) ,男 ,博士 ,教授、博士生导师 ,研究方向为电气巡检自动化、视觉图像处理、导航、智能算法等(E-mail: wlhseu@ 163.com) ;

秦成帅(1994) ,男 ,硕士在读 ,研究方向为焊接、无损检测、图像处理;

杨贤彪(1970) ,男 ,硕士 ,高级工程师 ,从事电气测量、焊接及图像处理等工作。

Image detection on welding area of cooling water pipe in power station based on deep learning

WANG Lihui¹ , QIN Chengshuai¹ , YANG Xianbiao² , SHEN Qiucheng¹

(1. School of Instrument Science and Engineering ,Southeast University ,Nanjing 210096 ,China;

2. Jiangsu Frontier Electric Technology Co. ,Ltd. ,Nanjing 211102 ,China)

Abstract: Aiming at the problem that the weld area of the power station cooling pipe ray image has low contrast ,the features are not obvious ,and the traditional method is difficult to achieve an accurate search ,a method for searching the power station cooling water pipe weld seam area based on deep learning is proposed. Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) is used to limit the amplitude of the statistical histogram of the image and suppress the amplification of noise to obtain the cumulative distribution function(CDF) of the histogram to correct the low contrast of the image. The 24 convolutional layers of the deep neural network are used to extract the features of the input image and the 2 fully connected layers predict the image position and class probability to achieve the detection of the welded seam area of the water-cooled wall tube and overcome the problems of the traditional template with low accuracy and high time complexity. The 100 refrigeration tube ray pictures were divided into training set ,validation set and test set according to 4:1:5. The training set and validation set are used to train the deep neural network and the position of the welding pipe area of the refrigeration pipe is predicted using the trained model. The experimental results show that the method of searching seam area based on deep learning can realize the precise search of the weld seam with an accuracy rate of 96% and high search efficiency and accuracy.

Keywords: cooling pipe of power station; weld area; deep neural network; ray picture; deep learning

(编辑 方晶)