

基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法

安鹏慧^{1,2,3}, 孟雪^{1,2,3,4}, 李晓智⁵, 王宇飞⁵, 王峰^{5*}

¹中海油天津化工研究设计院有限公司, 天津

²天津市能源化工防爆安全院士专家协同创新中心, 天津

³天津市能源化工防爆安全重点实验室, 天津

⁴中创新海(天津)认证服务有限公司, 天津

⁵北京化工大学国家危险化学品生产系统故障预防与监控基础研究实验室, 北京

收稿日期: 2023年11月18日; 录用日期: 2023年12月18日; 发布日期: 2023年12月26日

摘要

正确识别防爆设备铭牌所包含的防爆区域信息以辨识出设备选型故障至关重要。传统的防爆设备选型故障确定方法主要是人工巡检。为解决人工巡检识别效率低且准确性不足问题, 本文提出基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法。本文通过基于深度学习的图像识别技术, 识别防爆设备铭牌对应的防爆区域信息, 将铭牌所包含的防爆区域信息与设备实际位置进行比较, 判断防爆设备实际安装位置区域是否在正确区域。本文通过实验验证了该方法的有效性和准确性, 研究表明, 基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法能够有效实现防爆设备选型故障确定, 对保障石化装置防爆设备安全生产具有重要意义。

关键词

铭牌, 防爆设备, 文字识别, 设备选型, 故障

Fault Determination Method of Explosion-Proof Equipment Selection Based on Nameplate Text Recognition

Penghui An^{1,2,3}, Xue Meng^{1,2,3,4}, Xiaozhi Li⁵, Yufei Wang⁵, Feng Wang^{5*}

¹CNOOC Tianjin Chemical Research and Design Institute Co., Ltd., PCEC (Tianjin), Tianjin

²Tianjin Energy and Chemical Explosion-Proof Safety Academician Expert Collaborative Innovation Center, Tianjin

³Tianjin Key Laboratory of Energy and Chemical Explosion-Proof Safety, Tianjin

*通讯作者。

文章引用: 安鹏慧, 孟雪, 李晓智, 王宇飞, 王峰. 基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法[J]. 安防技术, 2023, 11(4): 46-53. DOI: 10.12677/jsst.2023.114006

⁴PCEC (Tianjin) Certification Services Co., Ltd., Tianjin

⁵National Foundation Research Laboratory of Fault Prevention and Control in Hazardous Chemicals Production System, Beijing University of Chemical Technology, Beijing

Received: Nov. 18th, 2023; accepted: Dec. 18th, 2023; published: Dec. 26th, 2023

Abstract

It is crucial to correctly identify the explosion-proof area information contained on the nameplate of explosion-proof equipment to identify equipment selection faults. The traditional method for determining faults in explosion-proof equipment selection is mainly manual inspection. To solve the problem of low efficiency and insufficient accuracy of manual inspection identification, this paper proposes a fault determination method for explosion-proof equipment selection based on nameplate text recognition. This article uses image recognition technology based on deep learning to identify the explosion-proof area information corresponding to the nameplate of explosion-proof equipment, compares the explosion-proof area information contained in the nameplate with the actual location of the equipment, and determines whether the actual installation location of the explosion-proof equipment is in the correct area. This paper verified the effectiveness and accuracy of the method through experiments. The research results show that the explosion-proof equipment selection fault determination method based on nameplate text recognition can effectively determine the explosion-proof equipment selection fault, which is important for ensuring the safe production of explosion-proof equipment in petrochemical plants.

Keywords

Nameplate, Explosion-Proof Equipment, Text Recognition, Equipment Selection, Fault

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

防爆设备是石化装置的重要组成部分之一，其正确安装与使用直接关系到生产过程的安全性[1] [2]。油气生产现场、输送与储存站场爆炸危险区域场所划分复杂，防爆设备的选型[3]和安装难度大，易出现防爆设备安装在不适合的区域，即防爆设备选型故障，增加了安全事故风险。因此，正确识别铭牌所包含的防爆区域信息以辨识出设备选型故障至关重要。传统的安全检查方式[4]依赖人工巡检，效率低且准确性不足，难以满足大规模石化装置的需求。为了解决这一问题，本文提出了基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法。通过图像识别技术[5]辅助人工巡检对防爆设备选型和安装位置正确与否进行判断，可以提高安全检查的效率和准确性[6]，降低设备故障和事故的发生概率。

基于图像识别的铭牌文字识别[7]可以自动提取工业设备铭牌上的文字信息。研究人员在这一领域取得了一些进展。利用模板匹配[8]、特征提取[9]和深度学习[10]等方法，可以实现较高准确率的铭牌文字识别。Liao [11]发表在 AAI 会议上指出了模板匹配方法是最早的文字识别方法之一，它依赖于预先定义的模板来匹配输入图像中的文字，从而实现识别，该方法的优点在于其简洁性和易用性，缺点是准确性严重依赖于模板的质量和数量，仅能处理一些简单、标准化的文字图像，在复杂铭牌图像识别时，由于铭牌的文字布局、字体、大小有很大的变化，存在背景噪声和光照变化等干扰，模板匹配方法的表现

往往不尽人意。Baek [12]提出了特征提取方法,该方法的核心是基于专家先验知识人工设计特征提取器,从图像中提取形状、纹理、颜色等特定特征,然后利用这些特征进行识别,比模板匹配方法更加灵活,可以处理更复杂的图像,缺点是依赖于人工设计特征提取器,通常需要针对不同的任务进行调整和优化,增加了特征提取的难度和工作量,难以实现自动化。近年来,随着深度学习的快速发展,基于深度学习的文字识别方法已成为了主流方法。在深度学习中,通过构建深度神经网络(Deep Neural Network, DNN),可以自动学习出一些具有代表性的特征,这些特征通常来自多层非线性变换,如卷积、池化等,其优点是无需人工进行特征设计,可以自动学习出更加丰富和具有代表性的特征,适应性更强[13]。虽然深度学习方法在铭牌文字识别任务上具有显著的优势,但仍需不断地进行优化和改进,以适应任务的复杂性和多样性。目前仍然需要解决一些问题,例如多样性铭牌、图像噪声和背景复杂性等问题。为解决这些问题,本文提出的基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法,首先进行图像预处理[14],包括降噪、对比度增强和背景抑制,以提高铭牌图像质量,其次,利用基于深度学习的图像识别技术进行特征提取,提取具有区分性和稳定性的铭牌特征,如文字、形状、颜色和纹理等,最后,提取防爆区域信息,将识别结果与设备实际位置进行比对,并通过与设备故障数据库的对比实现故障判定与预警功能,可以有效减少石化装置运行中存在的安全隐患。

2. 防爆设备选型故障确定方法概述

本文提出的防爆设备选型故障确定方法主要包括:图像预处理、铭牌检测、铭牌文字识别、防爆区域信息提取和选型故障判定等内容。图像预处理,包括对原始图像的降噪、对比度增强和背景抑制等操作。铭牌检测主要是基于区域卷积神经网络(Region-Based Convolutional Neural Networks, RCNN)从输入图像中定位出防爆设备铭牌区域并生成边界框,将铭牌字符区域的图像裁剪传递给下一步骤,即铭牌文字识别。铭牌文字识别采用循环卷积神经网络(Convolutional Recurrent Neural Network, CRNN)对铭牌区域图像进行文字识别与处理,转化为可编辑的文本。防爆区域信息提取,包括防爆铭牌识别结果处理和防爆区域信息提取方法。最后,将识别结果与设备实际位置进行比对实现故障判定与预警功能。

3. 防爆设备铭牌特征提取与描述

3.1. 基于区域卷积神经网络的铭牌检测算法模型

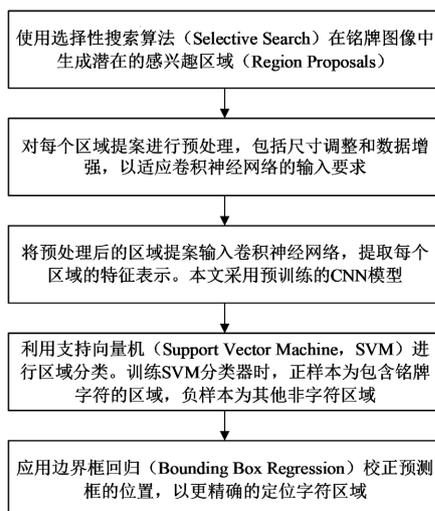


Figure 1. Main steps of RCNN model
图 1. RCNN 模型的主要步骤

本文采用基于 RCNN 模型对铭牌图像进行特征提取与描述。使用 RCNN 对象检测方法,检测输入图像中的铭牌区域并生成边界框,这一步是为了准确定位铭牌的位置,以便进一步处理。RCNN 模型的主要步骤,如图 1 所示。

在整个训练过程中,RCNN 模型通过最小化多任务损失(包括分类损失和边界框回归损失)来学习模型参数。在预测阶段,RCNN 模型可以识别输入图像中的铭牌区域,输出包含铭牌字符的区域及其概率得分,为后续的铭牌文字识别和防爆区域信息提取等内容提供基础。

3.2. 防爆设备铭牌特征提取

本文 RCNN 模型的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)部分主要用于提取防爆设备铭牌图像的特征,如铭牌的文字、颜色、纹理、形状轮廓等特征。输入的铭牌图像通过 7 个卷积层和 2 个池化层,以获取局部特征图。具体来说,卷积层使用卷积核在输入图像上进行滑动操作,以捕捉铭牌图像局部信息。池化层用于降低特征图的空间尺寸,从而减少计算量并提高模型的鲁棒性。

卷积层和池化层组合形成一个深度卷积神经网络(Deep Convolution Neural Network, DCNN),从输入图像中提取高层次语义特征。DCNN 的输出是一个三维张量,每个通道代表一个特征映射。为了将这些特征映射作为循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的输入,需要将其沿水平方向切分成若干个列向量。每个列向量就包含了图像中一小块区域的特征信息,可以视为一个序列元素。

3.3. 防爆设备铭牌序列建模

为实现铭牌文字识别,本文引入卷积循环神经网络(Convolutional Recurrent Neural Network, CRNN)模型。在 CNN 提取防爆设备铭牌特征图后,将特征图输入到 RNN 中进行序列建模。RNN 具有处理序列数据的能力,因此适合处理具有顺序关系的铭牌字符。在本文中,采用长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)作为 RNN 的基本单元,它可以同时利用前向和后向的上下文信息,提高序列建模能力,以解决梯度消失或梯度爆炸问题。

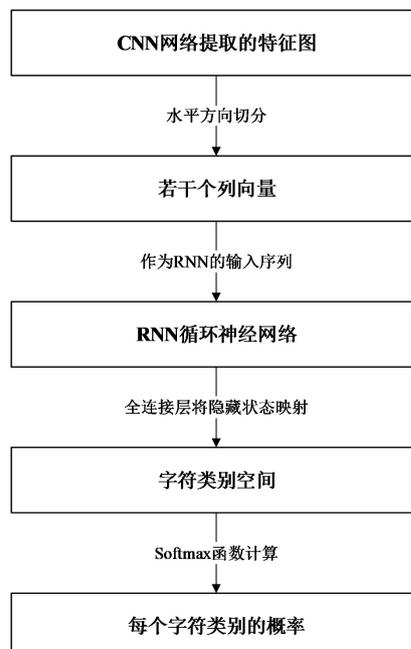


Figure 2. Specific workflow for sequential modeling of explosion-proof equipment nameplates
图 2. 防爆设备铭牌序列建模具体流程

防爆设备铭牌序列建模具体流程,如图 2 所示,将 CNN 提取的特征图沿水平方向切分成若干个列向量,然后将这些列向量作为 RNN 的输入序列。在 RNN 中,每个时间步的隐藏状态都与前一时间步的隐藏状态和当前时间步的输入相关。在 RNN 的输出端,使用一个全连接层将隐藏状态映射到字符类别空间,然后使用 Softmax 函数计算每个字符类别的概率。

3.4. 防爆设备铭牌字符识别

为了解决铭牌字符在特征序列中的对齐问题,卷积循环神经网络(Convolutional Recurrent Neural Network, CRNN)算法引入了注意力机制。注意力机制允许模型对输入序列的不同位置分配不同的权重,以便在处理每个序列元素时专注于最相关的部分,从而更好地进行字符识别。具体来说,在每个时间步,根据当前的 RNN 隐藏状态计算输入特征序列的注意力权重,然后将特征序列与注意力权重相乘,得到加权特征向量,将加权特征向量输入到全连接层和 Softmax 层,得到每个字符类别的概率分布。

3.5. 防爆设备铭牌识别模型训练与优化

在深度学习模型的训练过程中,优化器和损失函数是两个关键的组成部分。在铭牌文字识别模型的训练过程中,本文采用了 Adam 优化器,损失函数选择了连接主义时序分类(Connectionist Temporal Classification, CTC)损失函数。

训练数据集和评估数据集的路径、数据转换方法等都在配置文件中指定。首先,对训练和评估数据集进行预处理和数据增强,包括图像尺寸调整、灰度化、归一化等,以适应模型输入要求,有助于提高模型的泛化能力。

在训练过程中,将铭牌图像数据集分为训练集和验证集,使用训练集对模型进行训练,使用验证集对模型性能进行评估。通过监控验证集上的准确率和损失值,可以判断模型是否过拟合或欠拟合,并据此调整超参数和训练策略。此外,在训练过程中,定期保存模型权重,以便后续测试和应用。

在训练完成后,使用评估数据集对模型进行性能评估,以确定模型的最终性能。评价指标包括准确率、召回率、F1 分数等,这些指标可以全面地反映模型在防爆设备铭牌识别任务中的性能。

在训练完成模型后,需要将模型转换为推理模型,并且部署进行效果测试,如图 3 所示,为模型识别铭牌图片后输出的识别图片,左侧为原铭牌图片,右侧是识别出按照原有顺序的文字信息。



Figure 3. The recognition images output after the model recognizes the nameplate images
图 3. 模型识别铭牌图片后输出的识别图片

从图 3 可以获知, 训练完成的模型, 可以较为准确识别出不同形状、颜色、大小的铭牌文字内容, 同时对铭牌图像的噪点、阴影、畸变、复杂背景等干扰因素也有良好的适应能力。

4. 铭牌识别结果处理、防爆区域信息提取及对比判断

在完成防爆设备铭牌文字内容识别后, 需要处理识别结果并提取防爆区域信息与标准中的设备安装区域进行对比, 给出设备选型故障判定结果。

4.1. 防爆铭牌识别结果处理

在铭牌识别过程中, 可能会出现误识别或漏识别的情况。为了提高识别结果的准确性, 需要对识别结果进行后处理。最简单的方法是通过人工进行信息核对。此外, 还可以通过对识别结果中的字符进行校验, 通过正则表达式匹配, 排除不符合防爆区域信息格式的字符序列, 也可以利用字符之间的语义关系, 对识别结果进行校正。例如, 如数字“0”与字母“O”, 可以根据其在防爆区域信息中的语境进行判断和替换。

4.2. 防爆区域信息提取

提取铭牌中的防爆类型信息(如“Exd”、“Exe”等)和防爆等级信息(如“IIA”、“IIB”等)。这些信息可以帮助巡检人员了解设备的防爆性能及其适用的环境。提取方法可以借助正则表达式从处理过的识别结果中获取。

在防爆区域信息提取的场景中, 首先提取防爆类型信息, 如“Exd”、“Exe”等, 本文使用一个简单的正则表达式“Ex [a-z]+”。在这个表达式中, “Ex”是一个固定的字符串, “[a-z]”表示任意一个小写字母, “+”表示前面的元素可以重复一次或多次。所以“Ex [a-z]+”可以匹配以“Ex”开头, 后面跟着一个或多个小写字母的字符串。提取防爆等级信息, 如“IIA”、“IIB”等, 比如“[I]+[A-Z]”。这个表达式可以匹配一个或多个“I”后面跟着一个大写字母的字符串。

其次, 根据识别结果判断防爆区域等级, 根据防爆标准来对防爆设备的应处的防爆区域进行比对判断, 如表 1 所示。防爆区域通常表示为数字(如 0, 1 或 2)。这些数字分别对应不同的防爆区域等级, 其中 0 表示具有最高危险性的区域, 2 表示最低危险性的区域。

4.3. 防爆区域信息与设备实际位置信息进行比较

将提取到的防爆区域信息与设备实际位置信息进行比较, 以判断设备是否处于正确的防爆区域。若设备位置与防爆区域信息不符, 系统将发出判断结论, 提示作业人员采取相应措施。气体爆炸危险场所用电气设备防爆类型选型标准, 如表 1 所示。

Table 1. Selection criteria for explosion protection types of electrical equipment in hazardous areas with gas explosion risks
表 1. 气体爆炸危险场所用电气设备防爆类型选型标准

| 适用爆炸危险区域 | 电气设备防爆型式 | 防爆标志 |
|----------|--------------|------|
| 0 区 | 本质安全型(ia 级) | Exia |
| | 为 0 区设计的特殊型 | Exs |
| | 适用于 0 区的防爆型式 | - |
| 1 区 | 本质安全型(ib 级) | Exib |
| | 隔爆型 | Exd |

Continued

| | | |
|-------------------|-------------|------------------------------|
| 1 区 | 增安型 | Exe |
| | 正压外壳型 | ExpX, Expy |
| | 油浸型 | Exo |
| | 充砂型 | Exq |
| | 浇封型 | Exm |
| 为 1 区设计的特殊型 | | Exs |
| 适用于 0 区和 1 区的防爆型式 | | - |
| 2 区 | n 型 | ExnA, ExnC, ExnR, ExnL, ExnZ |
| | 正压外壳型 | Expz |
| | 为 2 区设计的特殊型 | Exs |

4.4. 实验测试

本文使用实地采集的 600 张防爆设备铭牌图片组成测试集，以测试和验证所提防爆设备选型故障确定方法的准确性和有效性。测试结果表明，铭牌文字识别准确率达到 93.17%，设备位置信息匹配准确率和故障预警准确率达到 91.67%。部分测试集图片如图 4 所示，测试结果如表 2 所示。

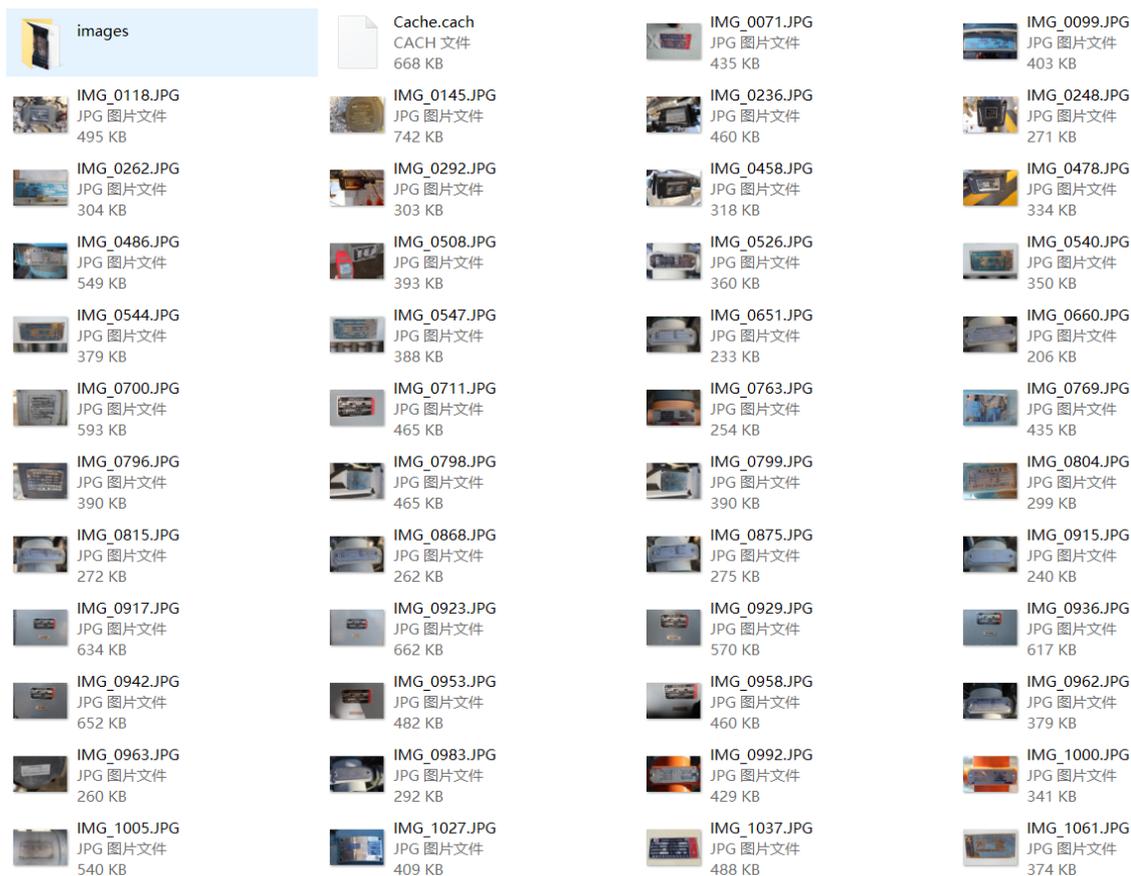


Figure 4. Partial test set images
图 4. 部分测试集图片

Table 2. Summary of performance evaluation metrics
表 2. 性能评价指标综述表

| 性能评价指标 | 共 600 张测试集的平均数值 |
|-------------|-----------------|
| 铭牌文字识别准确率 | 93.17% |
| 设备位置信息匹配准确率 | 91.67% |
| 选型故障预警准确率 | 91.67% |

5. 结论

本文对防爆设备铭牌文字识别及选型故障问题进行了分析,提出了基于铭牌文字识别的防爆设备选型故障确定方法,进行了实验测试,验证了所提方法的有效性和准确性。介绍了铭牌特征提取与描述方法,采用了 RCNN、CRNN 算法,结合卷积神经网络和循环神经网络进行特征提取和序列建模,介绍了基于深度学习的铭牌文字识别模型设计与训练过程。最后,对识别结果进行了处理,提取出防爆区域信息,为故障判定与预警提供关键数据,并进行了实验测试,结果表明,铭牌文字识别准确率达到 93.17%,故障预警准确率达到 91.67%。本文所提方法能够帮助巡检人员更好掌握设备运行状态,提高安全检查效率和准确性,减少潜在的安全风险。

基金项目

资助项目: 基于 AI 的防爆安全智能巡检技术研究和防爆物联网实时在线监测预警技术研究(ZX2022ZCTYF7612); 能源化工防爆物联网监测预警技术研究(JD2319)。

参考文献

- [1] 王红梅,袁建勇. 石油化工行业中防爆电气设备的应用分析[J]. 化工管理, 2020(35): 86-87.
- [2] 王媛. 石油化工行业防爆电气设备的安装与应用分析[J]. 电子元器件与信息技术, 2020, 4(12): 106-107.
- [3] 田飞. 论防爆电气应用现状及其存在问题[J]. 工程管理与技术探讨, 2023, 5(2): 132-134.
- [4] 方应军,张乃天,付立东,等. 海上防爆电气设备设施现场检查与整改策略[J]. 设备监理, 2023(3): 42-44+60.
- [5] 赵佩佩. 计算机智能化图像识别技术研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(21): 109-111.
- [6] 向志威,杨大伟,景康,等. 智能图像识别技术在输电线路巡检中的应用[J]. 电子技术, 2023, 52(6): 240-241.
- [7] 段恩悦. 基于深度学习的铭牌文字检测与识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2021.
- [8] Zhu, Y. and Yan, W.Q. (2022) Traffic Sign Recognition Based on Deep Learning. *Multimedia Tools and Applications*, **81**, 17779-17791. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12163-0>
- [9] 李文杰,张足生,周坤晓,等. 基于图像矫正与去噪的车牌识别算法 RD-LPRNet[J]. 东莞理工学院学报, 2023, 30(5): 22-33.
- [10] Alam, N.-A., Ahsan, M., Based, M.A., et al. (2021) Intelligent System for Vehicles Number Plate Detection and Recognition Using Convolutional Neural Networks. *Technologies*, **9**, <https://doi.org/10.3390/technologies9010009>
- [11] Liao, M., Wan, G., Yao, C., Chen, K. and Bai, X. (2019) Real-Time Scene Text Detection with Differentiable Binarization. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Washington DC, 7-14 February 2023, 8523-8530.
- [12] Baek, J., Kim, G., Lee, J., Park, S., Han, D., Yun, S., Rhee, P.K., et al. (2019). What Is Wrong with Scene Text Recognition Model Comparisons? Dataset and Model Analysis. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, 27 October-2 November 2019, 4715-4723. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00481>
- [13] Chen C, Liu M-Y, Tuzel O, et al. (2017) R-CNN for Small Object Detection. *Computer Vision—ACCV 2016*, Taipei, 20-24 November 2016, 214-230. https://doi.org/10.1007/978-3-319-54193-8_14
- [14] 杨家琦. 基于图像处理技术的钢板表面缺陷检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安理工大学, 2023.