

基于深度学习的电力基建现场安全管控系统

袁斌¹, 张皓维², 崔萌萌³

(1. 国网陕西省电力公司经济技术研究院, 陕西 西安 710065; 2. 国网陕西省电力公司, 陕西 西安 710049; 3. 中科院自动化所, 北京 100080)

Deep Learning Based Security and Control System in Power Grid Construction

YUAN Bin¹, ZHANG Haowei², CUI Mengmeng³

(1. State Grid Shaanxi Economic Research Institute, Xi'an 710065, Shaanxi, China; 2. State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd., Xian 710049, Shaanxi, China; 3. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

ABSTRACT: At present, the inspection and supervision of a series of safety issues in power grid construction projects mainly rely on manual inspections and spot checks, which lead to many shortcomings such as heavy workload, easy negligence, poor real-time performance, and low efficiency. And it is very difficult to perform immediate and global control of the workplaces. With the development of artificial intelligence technology in recent years, intelligent surveillance of the safety status in construction sites based on visual analysis has become possible. This paper proposes a deep learning-based security and control system in power grid construction, which achieves the requirements of real-time and high accuracy based on visual object detection. We exploit YOLO-V3 as the main object detection algorithm. The network structure and parameters are optimized according to the characteristics of the detection object. The work we performed in the paper provides new ideas and methods to further improve the security monitoring in the construction site.

KEY WORDS: infrastructure construction site; security and control; deep Learning; object detection

摘要: 目前电网基建项目中的一系列安全问题的检查监督主要依靠人工巡检、抽检, 存在工作量大、易疏忽、实时性差、效率低等诸多缺点, 无法做到对整个施工现场的安全情况实时监控、全局管控。近年来随着人工智能技术的发展, 基于视觉分析的基建现场安全状态智能评估已成为可能。提出了一种基于深度学习的电力基建现场安全管控系统, 该系统基于施工基建现场安全管控中视觉目标检测的实时性和准确性要求, 以 YOLO-V3 目标检测算法为核心, 根据检测对象的

特征对网络结构和参数加以优化, 开展目标检测与识别技术研究, 搭建施工基建现场管控系统, 提升处理效率, 进一步完善基建现场的安全监控手段, 可为不安全行为和 unsafe 物态场景的智能识别提供新的思路和方法。

关键词: 施工基建现场; 安全管控; 深度学习; 目标检测

随着国家经济的发展, 为改善民生, 对电网事业的投入不断加大, 电网基建项目不断增多, 城市变化日新月异。对于日益繁重的基建任务, 规范安全作业环境, 保障施工人员安全是不可忽视的重要环节。当前基建现场一系列安全问题的检查监督, 如是否佩戴安全防护用具、是否按规操作设备、安全标识是否齐全等等, 主要依靠人工巡检、抽检的方式进行。完全依赖人工监督检查, 存在工作量大、易疏忽、实时性差等诸多缺点, 且浪费大量人力、物力的同时, 效率还极其低下, 无法做到对整个施工现场的安全情况实时监控、全局管控。因此, 提高基建现场安全情况的科技化智能化应用水平, 加强对基建现场的管控能力, 对提升基建现场安全水平、降低安全风险, 切实保障安全施工具有重要意义。

在基建现场安全文明施工监测方面, 徐晟等^[1]收集了近 100 个工点的 60 000 余张现场巡视照片, 进而提取了场景中的风险点, 采集 8 000 多条施工行为场景数据, 经过获取、转化、存储行为安全知识, 最终形成安全培训知识库; GUO Shengyu 等^[2]以 8 000 多条施工行为场景数据为基础, 通过分析不安全行为类型、工人施工任务、工人的工种岗位之间的对应关系, 应用相似度算法, 实现工人行为的个性化

基金项目: 陕西省自然科学基金青年项目(2018JQ5039)。

Project Supported by the Natural Science Basic Research Program of Shaanxi Province(2018JQ5039).

矫正,进而通过提取现场照片中包含的施工工人隐性不安全行为知识,设计了地铁施工风险场景数据库。但当前研究在场景识别和数据处理上大多是人工操作,现场图片场景处理效率较低,无法进行实时监控。因此,本论文提出了一种基于深度学习的施工基建现场管控系统,以目标检测算法为核心,具有实时性好、数据处理效率高、目标类别覆盖面广、检测准确率高等优点。

近年来随着人工智能技术的发展,基于图像数据的基建现场安全状态智能评估已成为可能^[3]。由于无需进行人工的特征设计、良好的特征表达能力及优良的检测精度,目前,基于深度学习的目标检测算法已经超越传统检测方法^[4-5],成为当前目标检测算法的主流。依据其设计思想,主要可分为2种,即基于区域提名的目标检测算法和基于端到端学习的目标检测算法^[6-7]。基于区域提名的目标检测方法(如 Faster-RCNN^[3]等 R-CNN 系列)^[8-9]采用 two-stage 的方法,即先提取候选框(Proposal),再进行细粒度的物体检测,虽然这类方法检测精度很高,但是计算量大、速度较慢;而基于端到端学习的目标检测方法(如 YOLO^[10], SSD^[11-13]等)采用 one-stage 方法,直接在网络中提取特征来预测边界框的位置及其所属的类别,简化了整个检测流程、加快了检测速度。特别是 YOLO 网络不断优化,如 V2 使用 BN 层、使用高分辨率图像微调分类模型、采用 Anchor Boxes、约束预测边框的位置等,将 mAP 值从第一次发布时的 63.4 提高到了 78.6;如 V3 调整了网络结构;利用多尺度特征进行对象检测;对象分类用 logistic 取代了 softmax 等。

针对建筑工程施工的安全问题,基于施工基建现场安全管控中视频数据检测的实时性和准确性要求,我们主要采用 YOLO-V3^[14]网络作为主体网络,利用其在小物体的识别优势并根据检测对象的特征对网络结构和参数加以优化,开展目标的检测与识别技术研究,搭建施工基建现场管控系统,提升处理效率,进一步完善基建现场的安全监控手段,为不安全行为和 unsafe 物态场景的智能识别提供新的思路和方法。

1 基于深度学习的施工基建现场管控系统

基于深度学习的施工基建现场管控系统由基

建现场的各种监视设备(车载摄像头、固定摄像头、无人机航拍)、现场终端系统、专用数据传输网络、视频存储服务器、视频处理平台、操作员工作站等组成。整个工作过程如下:通过建筑工程施工现场的视频监控采集大量图片数据,图片数据汇总至现场终端系统,图片数据即可以在现场实时处理,得到检测结果,也可以通过专用数据传输网络,传输至远程端进行处理,实现异地远程管控。电力基建现场安全管控系统如图1所示。



图1 电力基建现场安全管控系统
Fig.1 Security and control system in power grid construction

该系统的核心是一种基于深度学习算法的实时目标检测模型,如图2所示。通过建筑工程施工现场的视频监控采集大量图片数据,人工智能算法主要针对工地现场待检目标进行特征提取、数据挖掘、数据分析,利用深度网络进行训练,并利用训练所得模型从海量视频流图片中实现目标检测、文字识别、动作行为识别功能^[15-18]。该系统能帮助主管部门实时、高效对施工现场进行安全帽穿戴检测^[19]、安全带及吊钩检测、违规翻越检测、抽烟检测、标识牌检测等,快速确定安全隐患,提供风险预警信息,提升基建现场安全管控水平^[20-21]。实现后的人工智能检测模型同样可以完善使用于更多的应用场景,可逐步实践应用推广到电力系统的其他领域,具有极高的推广价值和可行性,从而提升整个智能电网

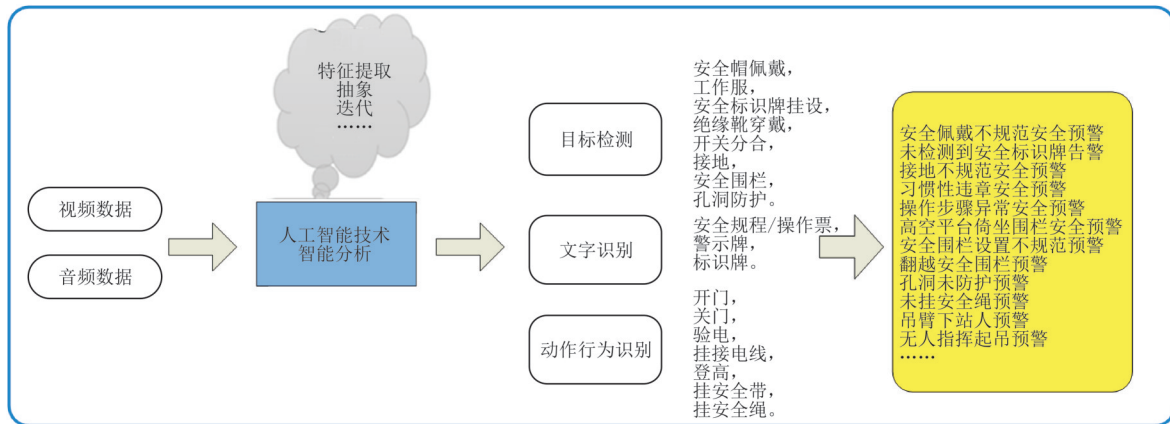


图2 目标检测模型基本架构

Fig.2 Basic architecture of the target detection model

的科技水平。

该算法模型需要实现人工智能动作识别、目标检测与识别、文字标识牌检测等人工智能技术的融合运用。深度学习技术又称深度神经网络,是模拟人脑工作的一种机器学习技术,对图像、语音、文字等,能够自主提取对象特征,深度认知对象。工作过程:施工基建现场管控系统的视频接入服务器接收施工现场各种监视设备传输的实时视频,对每5秒视频截取一张图片作为信息输入;根据神经网络模型的要求对图片进行预处理,包括图片长宽比裁剪为16:9、图片压缩为1280×720像素、对图片的亮度和对比度进行归一化处理;根据检测的要求采用小目标检测方法对人体的部位进行特征提取,如对于抽烟和玩手机检测则需要提取人手的特征;采用神经网络对图片中感兴趣的目标进行检测和分类;依据检测和分类结果、事情发生的时间和持续的时间、当时工地的施工人员名单以及其他辅助判别条件进行辅助判断与决策;将决策出的信息根据重要程度通过邮件、短消息等形式发给相应负责人,并存储到数据库中备查。目标检测与识别流程如图3所示。

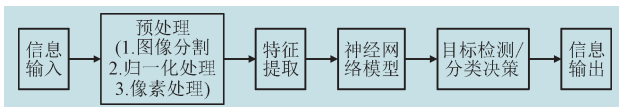


图3 目标检测与识别流程

Fig.3 Target detection and recognition process

2 基于YOLO-V3的网络设计与优化

2.1 网络结构设计

YOLO-V3采用Darknet-53^[6]网络为主体进行

图像特征提取,和YOLO-V2的Darknet19相比,网络结构更深,因此加入了残差结构来避免深层网络训练中经常存在的梯度消失问题。YOLO-V3网络整体采用全卷积结构,具体如图4所示。

为了加强YOLO对小目标的检测精度,YOLO-V3参考了FPN^[9]的多尺度融合方式,从Darknet主干特征提取网络引出3个分支,通过上采样与主干网络中间层输出进行拼接,扩充特征图张量维度。3个分支得到了3个不同尺寸的特征图,用来对应不同尺度的锚边界框进行特征提取。其中,较大的特征图意味着较小的感受野,因此对应小尺寸的锚边界框,用于检测精细目标;反之,较小的特征图则对应较大尺寸锚边界框,用于检测较大目标。

建筑工地通过视频监控设备实时获得工地施工人员作业视频,并采用视频流实时处理的方式实现建筑工地施工现场的目标定位和检测。视频监控设备通常架设在施工场地边缘的高处位置,架设高度约有10m左右,因此监控视频在工作状态下具有15°~30°的俯视角,其获得的施工人员施工画面就是非正面成像,经投影后,目标纵向尺寸变化,从而导致成像画面长宽比变化。这也直接影响了我们对于锚边界框预设初始值的确定,我们采用K-means算法对施工基建现场的5类管控目标——安全帽、安全带及吊钩、违规翻越行为、抽烟行为、标识牌的标注尺寸进行聚类分析,形成9个锚边界框预测值,对应着3个分支网络输出3种尺寸的特征图见表1。

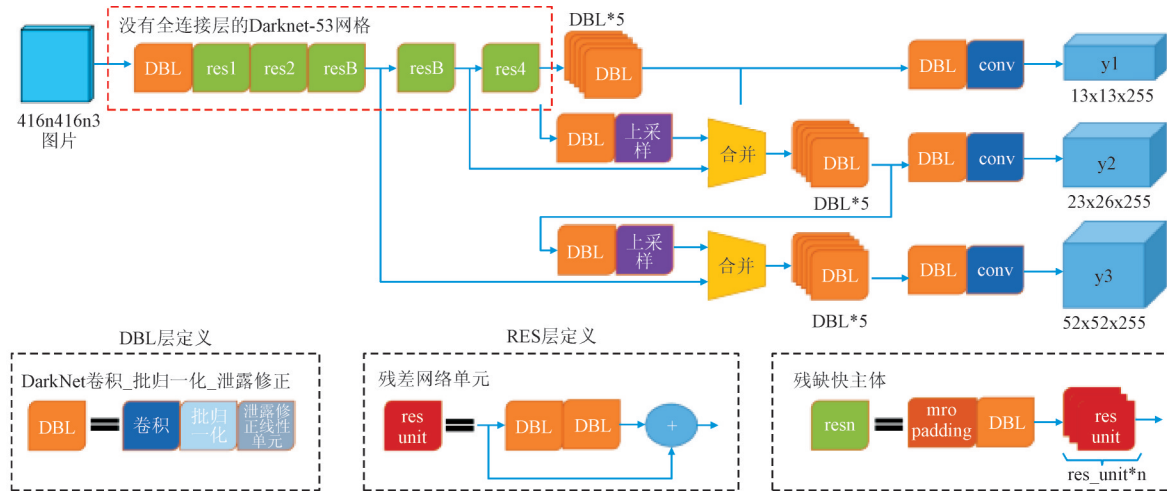


图4 YOLO-V3 及其基本组成模块
Fig.4 YOLO-V3 and its basic modules

表1 锚边界框预测值
Table 1 Anchor bounding box predictions

特征图层	特征图大小/像素	锚边界框尺寸 (w,h)/像素	锚边界框数量
特征图层1	13×13	(116,90)	3
特征图层2	26×26	(30,61)	3
特征图层3	52×52	(10,13)	3

2.2 网络的优化

网络的输出结果包括: (t_x, t_y) 为预测边界框中心与特征图网格左上角坐标偏移量, (t_w, t_h) 为预测边界框与锚边界框的宽高比, (P_w, P_h) 为预设的锚边界框宽高尺寸, t_0 则为预测边界框的置信度, t_c 则为在各个类别的得分。依此得到预测边界框的中心点坐标 (b_x, b_y) , 预测边界框宽高 (b_w, b_h) , 置信度 b_0 , 以及预测边界框在各个类别的概率 b_c 。具体计算公式如下:

$$\begin{cases} b_x = \sigma(t_x) + C_x \\ b_y = \sigma(t_y) + C_y \\ b_w = P_w e^{t_w} \\ b_h = P_h e^{t_h} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} b_0 = \sigma(t_0) \\ b_c = \sigma(t_c) \end{cases} \quad (2)$$

式中: C_x 、 C_y 为网格左上角坐标; $\sigma(x)$ 为 sigmoid 函数。将预测值缩放到 $(0,1)$ 之间, 加速网络收敛。

电力基建现场对施工人员要求较为严格, 除了对没带安全帽、安全带的常规违规检测外, 还需对抽烟、看手机等违章进行检测, 因此要求模型能识

别同一目标属于多个类别的情况(比如同一个检测区域的个体可以既抽烟又佩戴安全帽)。对此采用优化损失函数的方法来实现, 优化后的网络的总损失函数为:

$$L(b, b) = L_{loc}(b, b) + L_{conf}(b, b) + L_{class}(b, b) \quad (3)$$

包括以下几部分:

1) 目标定位损失

$$L_{loc}(b, b) = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \text{binary_crossentropy_loss}((bx, by), (bx, by)) + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \text{MSE_loss}((b_w, b_h), (b_w, b_h)) \quad (4)$$

2) 目标置信度损失

$$\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \text{binary_crossentropy_loss}(b_0, b_0) + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} \text{binary_crossentropy_loss}(b_0, b_0) \quad (5)$$

3) 目标类别损失

$$L_{class}(b, b) = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} \text{binary_crossentropy_loss}(b_c, b_c) \quad (6)$$

由此看出, 网络优化采用的损失函数除了预测边界框宽高 (b_w, b_h) 采用了均方误差损失函数外, 预测边界框的中心点坐标 (b_x, b_y) 、置信度 b_0 , 以及预测边界框在各个类别的概率 b_c 均采用二值交叉

熵损失函数。采用二值交叉熵损失函数主要目的为实现目标的多类别识别同时防止模型训练中内存溢出。

3 模型的训练和测试

3.1 模型训练

对陕西省电力公司 3 个 110 kV 及以上的典型电力基建现场中安装的 12 个固定和 3 个移动监视摄像头进行视频采集,采集视频总时长为 1 500 h。从视频中截取有效数据集规模为 57 012 张,按照 8:1:1 的比例在该数据中抽取数据组成训练集、验证集和测试集,每个数据集都包括 15 个摄像头在不同时间段的数据。环境配置及训练时长如表 2 所示。

表 2 环境配置
Table 2 Environment configuration

参数	取值
批尺寸/张	16
学习率	0.001
动量常数	0.9
权值衰减系数	0.000 5
最大迭代次数	40 000

注:训练时长 6 h 左右(服务器)。

本文运算环境为单块 12 GB 显存 NVIDIA Titan-XGPU。

网络参数设置主要包括学习率(learning_rate)、动量常数(momentum)和权值衰减系数(decay)等,其中学习率对训练模型的收敛具有重要作用,一般将学习率设置为一个较小的参数以使模型收敛,当学习率设置过大时会导致目标函数跳过极小点,太小时则导致收敛速度很慢,这里将学习率设为 0.001;动量常数旨在提高收敛速率,这里将其设为 0.9;权值衰减系数旨在调节模型复杂度对损失函数的影响,若权值衰减系数过大,则复杂模型损失函数值也偏大,这里将权值衰减系数设为 0.000 5。具体的参数选取如表 3 所示。

表 3 参数选取
Table 3 Parameter selection

参数	取值
批尺寸/张	8
学习率	0.001
动量常数	0.9
权值衰减系数	0.000 5

网络总损失函数在训练中的变化如图 5 所示, Loss 值在前 4 000 次迭代下降较快,在 32 000 次迭代后趋于稳定,最终保持在 0.5 左右,网络收敛良好,参数优化逐渐趋于完善。

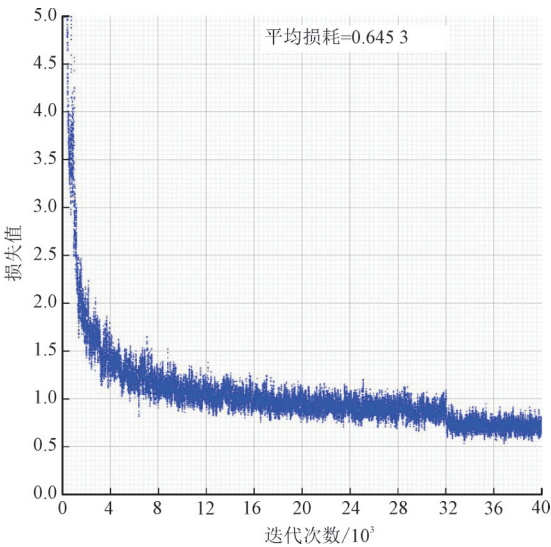


图 5 训练中损失函数变化
Fig.5 The change of loss function in training

3.2 模型测试

网络在进行预测时,需要经过两步筛选:

- 1) 按得分阈值(score_the shold)=0.6 对预测边界框在各个类别的概率 b_i 做筛选,去掉对应每个类别概率过低边界框;
- 2) 对于每个类别,以交并比阈值(iou_the shold)=0.5 对一个类别对应的多个预测边界框做 nms 非极大值抑制。最终留下符合条件的预测边界框作为输出结果。

分别使用优化前后 2 种 YOLO 神经网络训练所得的检测模型对同样的目标图像进行检测,得到优化前后的检测结果如图 6 和图 7 所示。图 6 为网络优化前的检测结果,其中图 6(a)与(c)对施工人员产生漏检,图 6(b)对安全带产生漏检,图 6(d)则对电焊手套产生漏检。图 7 为网络优化后的检测结果,其中人、安全帽、安全带、电焊手套等均可以正确定位与检测,没有产生漏检或错检的情况。由图 7(a)可以发现,优化后的网络不仅可以对站着的人进行正确检测,对于蹲着的人同样可以正确检测,网络的鲁棒性得到增强;由图 7(d)可以发现,即便施工人员靠得很近或部分重叠,优化网络依然可以对各个目标进行正确定位与检测;由图 6 和图 7 的(c)图可以发现,当施工人员存在手拿安全帽等未

正确佩戴安全帽的情况时,即便安全帽出现在检测画面内,检测模型也不会对其进行定位与标定,此时表示施工人员存在未正确佩戴安全帽的违规情况。由此可见,优化前的 YOLO 检测模型在俯视拍摄状态下容易出现漏检与错检现象,检测效果较差;优化后的 YOLO 检测模型能有效消除俯视拍摄情况下画面非正常长宽比造成的影响,实现了各目标与检测框的高度重合,具有较高的鲁棒性和良好的检测效果。

表4 mAP, precision, recall 性能对比
Table 4 mAP, precision, recall performance comparison

类别	平均精度均值	精度率	召回率
优化前	0.460	0.956	0.590
优化后	0.801	0.953	0.886

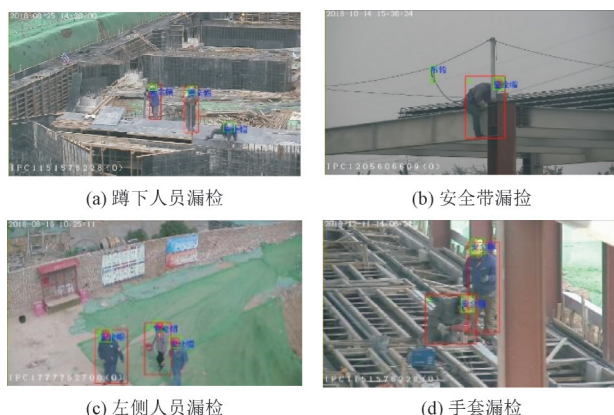


图6 网络优化前测试结果

Fig.6 Test results before network optimization

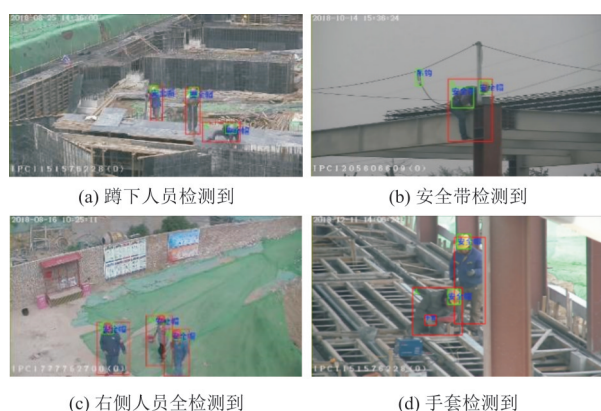


图7 网络优化后测试结果

Fig.7 Test results after network optimization

4 结论

针对建筑工程施工过程中施工人员的违章行

为检测问题,本文通过工地监控视频进行数据采集,并为了违章行为的明确定义而直接将施工人员的行为分为违章行为与正常行为两类,然后基于 YOLO 神经网络将标定的违章与正常行为数据直接输入到神经网络中进行训练,从而让神经网络自动提取特征并分类,并利用训练所得模型实现了从图片输入到检测结果输出的端到端行为检测。模型检测结果表明,该方法可以准确地从监控视频流中检测出施工人员的违章行为,并且能够达到较高的检测精度,即便施工环境场景和施工人员都发生变化,该方法同样可以达到较好的检测效果,这对于建筑工程施工安全检查和施工人员的安全保障具有重要的意义。

参考文献

- [1] 王万国, 田兵, 刘越, 等. 基于 RCNN 的无人机巡检图像电力小部件识别研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(2): 256-263.
WANG Wanguo, TIAN Bing, LIU Yue, et al. Research on power component recognition of unmanned aerial vehicle inspection image based on RCNN[J]. Geo-Information Science, 2017, 19(2): 256-263.
- [2] 杨晓旭, 温招洋. 深度学习在输电线路绝缘子故障检测中的研究与应用[J]. 中国新通信, 2018, 20(10): 208-210.
YANG Xiaoxu, WEN Zhaoyang. Research and application of deep learning in fault detection of transmission line insulators[J]. China New Telecommunications, 2018, 20(10): 208-210.
- [3] NORDENG I E, HASAN A, OLSEN D, et al. DEBC detection with deep learning[C]//Scandinavian Conference on Image Analysis. Troms, Norway: Springer, 2017: 248-259.
- [4] 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.
- [5] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands: Springer, 2016: 21-37.
- [6] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 6517-6525.

- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [8] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask RCNN [C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 2980-2988.
- [9] SOHN K, JUNG D Y, LEE H, et al. Efficient learning of sparse, distributed, convolutional feature representations for object recognition[C]. Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2643-2650.
- [10] 樊恒, 徐俊, 邓勇, 等. 基于深度学习的人体行为识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(4): 492-497.
FAN Heng, XU Jun, DENG Yong, et al. Behavior recognition of human based on deep learning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(4): 492-497.
- [11] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.
- [12] 徐晟, 骆汉宾. 基于图示语言的工人行为安全培训系统[J]. 土木工程与管理学报, 2014, 31(3): 51-55.
XU Sheng, LUO Hanbin. A behavior safety training system based on visual language[J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2014, 31(3): 51-55.
- [13] GUO Shengyu, LUO Hanbin, YONG Li. A big data-based workers behavior observation in China metro construction[J]. Procedia Engineering, 2015, 123: 190-197.
- [14] 佟瑞鹏, 陈策, 刘思路, 等. 面向行为安全泛场景数据理论与应用研究[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(2): 1-6.
TONG Ruipeng, CHEN Ce, LIU Silu, et al. Research on theory and application of panscene data for behavioral safety[J]. China Safety Science Journal, 2017, 27(2): 1-6.
- [15] 朱富云, 戴相龙, 傅靖, 等. 基于视频监控的变电站内安全帽检测算法研究[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(12): 71-76.
ZHU Fuyun, DAI Xianglong, FU Jing, et al. Research on hard hat detection algorithm in substation based on video surveillance[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(12): 71-76.
- [16] 张德钦, 刘晓伟, 刘源, 等. 基于 Faster R-CNN 的复合绝缘子憎水性分析研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(4): 104-109.
ZHANG Deqin, LIU Xiaowei, LIU Yuan, et al. Hydrophobicity study of composite insulator based on Faster R-CNN[J]. Smart Power, 2019, 47(4): 104-109.
- [17] 邓应松, 段秦刚, 宋小松. 基于图像识别的保护压板投退状态辨识方法[J]. 智慧电力, 2015, 43(10): 49-53.
DENG Yingsong, DUAN Qingang, SONG Xiaosong. State identification of relaying plate based on image recognition[J]. Smart Power, 2015, 43(10): 49-53.
- [18] 王舶仲, 蒋毅舟, 文超, 等. 基于生成对抗网络的隔离开关分合位置判别方法研究及应用[J]. 智慧电力, 2019, 47(10): 77-84.
WANG Bozhong, JIANG Yizhou, WEN Chao, et al. Method for breaking-closing position discrimination of isolation switch based on generative adversarial network and its application[J]. Smart Power, 2019, 47(10): 77-84.
- [19] 万杰, 陈宁, 钱敏慧, 等. 基于混合型深信度网络的风速日前预测研究[J]. 节能技术, 2016, 34(1): 81-86.
WAN Jie, CHEN Ning, QIAN Minhui, et al. Day-ahead wind speed prediction based on hybrid deep belief network[J]. Energy Conservation Technology, 2016, 34(1): 81-86.
- [20] 孟娇茹, 王娟. 孔探成像在发动机损伤检测中的应用研究[J]. 节能技术, 2009, 27(1): 69-73.
MENG Jiaoru, WANG Juan. Research on application of video borescope during engine inspection[J]. Energy Conservation Technology, 2009, 27(1): 69-73.
- [21] 李海龙, 胡清华, 于达仁. 安全人机工程及其在电力事故预防与分析中的应用[J]. 节能技术, 2004, 22(5): 33-37.
LI Hailong, HU Qinghua, YU Daren. Safety ergonomics and the application to preventing and analyzing the accident in power system[J]. Energy Conservation Technology, 2004, 22(5): 33-37.

收稿日期: 2020-04-23。

作者简介:

袁斌(1964—), 男, 本科, 高级工程师, 从事电网建设、电网规划与新能源方面的研究与管理工。

(编辑 徐花荣)