

基于 YOLOv3 的特定电力作业场景下的 违规操作识别算法

丘 浩¹, 张 炜¹, 彭博雅¹, 丁兆钧², 林翔宇¹

(1. 广西电网有限责任公司电力科学研究院, 广西 南宁 530023; 2. 广西电网有限责任公司, 广西 南宁 530023)

摘 要: 电网作业常处于高空、高压等危险环境, 此类环境常常为电力作业人员的安全带来威胁。仅靠人力监管常会出现监管不力的情况, 现有的目标检测算法也只能进行简单的安全识别, 无法根据特定的电力作业场景识别违规操作行为。针对这一问题, 提出一种基于 YOLOv3 的特定电力作业场景下的违规操作识别算法, 选用 YOLOv3 算法进行目标检测, 同时融入场景识别机制, 并引用交并比设定逻辑判断函数, 检测特定场景下电力作业的违规操作行为。以电焊作业场景为例进行实验验证, 实验结果表明, 该模型的检测精确率为 82.15%, 证明了该方法的有效性, 同时也对后续优化该模型提出了几点建议。

关 键 词: 目标检测; 深度学习; YOLOv3; 场景识别; 交并比

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.03.024 中图分类号: TM73 文章编号: 1673-9140(2021)03-0195-08

Illegal operation recognition algorithm based on YOLOv3 in specific power operation scenario

QIU Hao¹, ZHANG Wei¹, PENG Boya¹, DING Zhaojun², LIN Xiangyu¹

(1. Electric Power Research Institute of Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 530023, China;

2. Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 530023, China)

Abstract: Power grid are often operated in dangerous scenes such as high altitudes and high voltages. The scenes pose threats to the safety of electric power operators. Relying only on human supervision alone often leads to inadequate supervision. Existing target detection algorithms can only perform simple safety identification and can not identify illegal operations based on specific power operation scenarios. To solve this problem, this paper proposes an illegal operation recognition algorithm based on YOLOv3 in the specific power operation scenario. The YOLOv3 algorithm is selected for target detection incorporating the scene recognition mechanism contemporarily. The logic judgment function is set by reference to the intersection over union to detect the violation of power operations in specific scenarios. After taking the welding scene as an example for experimental verification, the results show the detection accuracy of this model is calculated to be 82.15%, which proves the effectiveness of the method. Meanwhile, this paper also puts forward several suggestions for subsequent optimization of the model.

Key words: object detection; deep learning; YOLOv3; scene recognition; intersection over union

电力作业环境复杂,面临着高空、高压作业等问题的挑战^[1]。为了保障电力作业时施工人员的安全,电力行业规定了电力作业部门需要对作业人员、作业过程进行实时监管。以往通常使用人工监管,这样不但浪费大量劳动力,还常常由于监管人员疲劳、态度散漫等个人原因会出现监管不力的情况,并且人力监管无法同时兼顾全局。

随着高清视频监控的发展,高清摄像被大量用于电力施工现场,以进行全方位、大范围、长时间的监督^[2]。目前电力作业现场安全监督常利用高清摄像头进行现场信息的捕捉,再由监督人员对现场传回的视频进行查看,判断作业人员是否有违规作业行为。但人眼的观察范围有限,且长时间进行观看容易造成视觉疲劳,而利用计算机视觉技术对传回的图像进行风险检测可辅助进行安全监督,检测到风险信息,即发出告警提示,再由安监人员根据视频信息进行核查,极大地提高了安监人员的工作效率,也给电力作业现场的风险检测加上了“双保险”。传统的目标检测方法是基于人工提取特征,可分为基于颜色、形状以及纹理的目标检测法等^[3-4],也有学者对这些特征进行了融合以提高检测准确度^[5-6],但这些方法只能提取目标的简单特征,且目标需要有明显的颜色、形状特征等。而电力作业通常处于露天且复杂的室外环境,监控图像中存在着大量的建筑、基础设施、工具,来往人员多,且常被障碍遮挡,光照强度不同也会带来色差^[7],因此电力作业现场的安全检测难以实现,传统的目标检测法无法满足要求,需要提取更复杂、更全面的特征来识别目标物。

随着深度学习网络的快速发展,其在图像识别领域得到了较好的应用^[8]。目前主流的基于深度学习的目标检测方法主要可分为两大类,一类是基于区域的 two-stage 方法,以区域卷积神经网络(regions with CNN features, RCNN)系算法为代表,包括 Fast-RCNN、Faster-RCNN 等^[9-10],这类方法先用启发式的方法或者利用卷积神经网络来产生一个子区域,再在子区域中作分类和回归,这类检测方法检测精度和定位精度较高,但速度相对较慢,不适用于需要实时快速检测的场合;另一类是基于端到端的 one-stage 方法,包括 YOLO、SSD 等^[11-12],它仅仅使用一个卷积神经网络对不同的目标类别以及

位置进行直接预测,这类方法实时性较高,泛用性较好。但上述提出的目标检测算法都只能设定同一检测标准,对任意场景无差别的进行检测。如检测未佩戴安全带的电力作业场景,则针对所有场景都会检测安全带,未检测到安全带则判断为违规作业,因此传统的目标检测方法只能应用于全场景通用的检测。实际电力作业场景种类繁多,各项作业场景的操作类别都有不同的作业要求,如电焊场景需要佩戴护目镜,高压作业场景需要佩戴绝缘手套和绝缘靴等。因此针对不同的电力作业场景,需要检测不同的目标来判断是否符合安全作业要求。该文将目标检测和场景识别相结合,提出一种电力作业场景下的融合识别算法,可进行特定场景下的安全识别。首先通过对图像进行预处理,提高了训练样本的图像质量;然后将 YOLOv3 算法和基于对象的电力作业场景识别算法相结合,根据场景信息进行特定目标的检测,引入了交并比(intersection over union, IoU)构建逻辑判断函数,在确定场景后判定当前场景下的作业行为是否符合安全规定;最后经过实验验证,模型实时性和准确性达到了要求,可以对施工现场的运行安全性进行监督,证明了该方法的有效性。

1 图像预处理

图像质量的好坏对于识别算法的设计与效果的精度有直接的影响。因此,在进行图像分析(特征提取、分割、匹配和识别等)前,需要进行图像预处理,以消除图像中无关的信息,尽可能保留有用的真实信息,从而增强需要的信息的可检测性,增多图像样本,提高算法的准确度和可靠性。

1.1 灰度化

摄像头获取到的图像是彩色的,通常分为 RGB 和 CMYK 2 种类型,在 RGB 模型中,每个像素点都由 R、G、B 3 个分量共同决定,每个分量都有 255 种选择,所以一个像素点的颜色值有 $255 \times 255 \times 255$ 种结果,且需 3 个通道依次处理计算量非常大。为了减少计算量,将彩色的图像转化为灰度图像,即图像的灰度化,是非常有必要的。灰度化后的图像每一个像素都由 0~255 的亮度值来进行表示,代表不同的灰度级,因此将图像灰度化处理,后续的图像

处理计算量会大大减少,且灰度化后的图像仍然可以表征图像的特征。图像灰度化前后的效果如图 1 所示。



图 1 图像灰度化前后的效果对比

Figure 1 Effect comparison before and after gray processing

1.2 数据增强

深度学习的关键是需要足够多的样本数据来支撑模型准确率。为了扩充数据样本,可对原有的数据样本进行几何变换,如将原有图片旋转一定度数,但旋转之后图像的维数可能并不能保持跟原来一样,正方形的图片旋转之后仍然会保持原来的形状和大小,长方形的图片只有旋转 180° 才能保持原来的大小,旋转其他小角度会被截掉部分信息,图片尺寸将会被改变。也可将原有图片分别进行水平翻转和垂直翻转。图像的几何变换不仅可以使数据量翻倍,还可以消除训练集图片和测试集图片的位置差异、视角差异、尺度差异等,提高模型的泛化能力。图像几何变换前后效果如图 2 所示。



图 2 图像的几何变换前后效果

Figure 2 Effect comparison before and after geometric transformation

除了对图像进行几何变换,也可通过对原有图片加入高斯噪声来扩充数据,加入高斯噪声后会出现随机的黑白像素在图像中传播。神经网络在学习高频的特征时,容易发生过拟合,在图片中加入随机

噪声可有效解决此问题。

1.3 图像增强

为了突出图像中需要的特征,弱化不需要的特征,常利用空间域和频率域的方法进行图像增强的工作。空间域方法将图像直观地看成二维(灰度图像)或者三维(彩色图像)方阵,并对数据直接进行操作,比如均值滤波、高斯滤波、边缘检测等。频域方法主要是将数字图像看成是波的二维信号,基于卷积的思想,利用傅里叶变换将图像从时域转换到频域,然后进行滤波操作,如低通滤波、高通滤波等,最后再经过反傅里叶变换获得增强后的图像。

2 目标检测算法

由于实际施工场地的电力作业安全监督需要在视频监控中对违规作业的行为发出实时告警,对检测速度与检测精度要求高,因此基于端到端的目标检测法更适用。根据现有文献[13]表明,YOLOv3 检测准确率比 DSSD 更高,但是检测时间却只用了后面两者的三分之一不到,且 YOLOv3 网络简单、迁移性好,因此最终选择 YOLOv3 网络进行目标检测的工作。

2.1 特征提取与融合

YOLO 算法网络结构如图 3 所示,其使用的是 darknet-53 网络^[14-19],但只使用了 darknet-53 网络的前 52 层,摒弃了池化层,而是设置 stride=2 来实现降采样,这样可以降低池化带来的梯度负面效果,同时可以避免池化带来的低级特征损失。输入尺寸为 416×416 ,首先是 1 个 32 个过滤器的卷积核,然后是 5 组重复的残差单元,每个单元由 1 个单独的卷积层与一组重复执行的卷积层构成,重复执行的卷积层分别重复 1、2、8、8、4 次。在每个重复执行的卷积层中,先执行 1×1 的卷积操作,再执行 3×3 的卷积操作,过滤器数量先减半,再恢复,一共是 52 层。残差计算不属于卷积层计算。每组残差单元先进行一次单独的步长为 2 的卷积操作,经过 5 组残差单元,YOLOv3 网络共降维 32 倍。对于最后 3 个尺度的特征图,将深层特征图上采样,与浅层特征图进行张量拼接,实现特征融合,最终多尺度输出 13×13 、 26×26 和 52×52 大小的特征图,然后分别

对着 3 种尺度进行特征回归,预测出多个预测框,加强了 YOLO 算法对小目标检测的精确度^[13]。

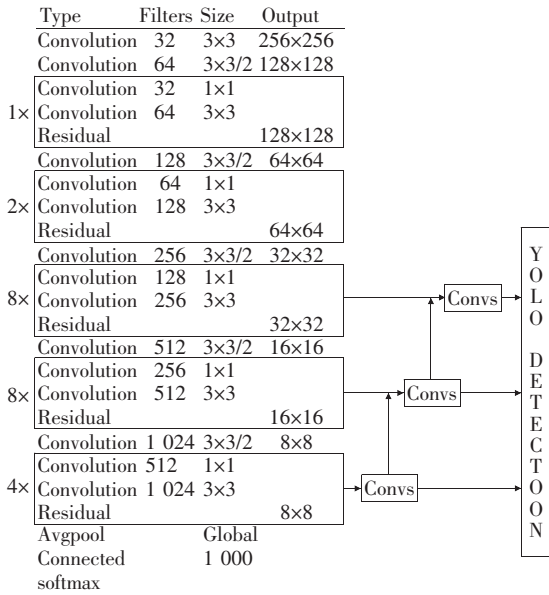


图 3 YOLOv3 网络

Figure 3 YOLOv3 network

2.2 目标预测

YOLOv3 不再使用滑动窗口,而是直接将原始图片划分成互不重合的小方格,目标的中心点落在哪个格子内,则由这个格子负责检测这个目标,并预测出此目标的边界框。每个边界框包括 5 个参数: $x、y、w、h、c$,其中 (x, y) 为边界框的中心坐标,以偏离每个单元格左上角的顶点的距离来表示, $w、h$ 分别为边界框的宽和高,以相对于整个图片的宽与高的比例来表示, c 为边界框的置信度。置信度计算公式:

$$c = P_r(\text{object}) \times I_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (1)$$

式中 $P_r(\text{object})$ 为边界框内包含目标的可能性,边界框内包含目标时取值为 1,不包含目标时取值为 0; $I_{\text{pred}}^{\text{truth}}$ 为边界框的准确度。每个单元格还需要给出一个参数:类别概率值,即该单元格预测的边界框中的目标属于某个类别的概率,用 $P_r(\text{class}_i)$ 来表示,这些概率值由各个边界框置信度下的条件概率来表示,即 $P_r(\text{class}_i | \text{object})$,因此,各个边界框类别的置信度为

$$c_{\text{class}} = P_r(\text{class}_i | \text{object}) \times P_r(\text{object}) \times I_{\text{pred}}^{\text{truth}} = P_r(\text{class}_i) \times I_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (2)$$

得到各边界框的类别置信度后,需要进行过滤。采用的是非极值抑制算法(non-maximum suppres-

sion, NMS),先对每个框进行排序,将每个框的置信度与阈值进行比较,小于阈值则置为 0;然后再分类别进行非极大值抑制算法,从所有的检测框中找到置信度最大的那个框,计算此框与其他框的交并比,如果交并比大于一定阈值(重合度过高),那么就将该框置于 0;最后对剩余的检测框重复以上操作,直到处理完所有的检测框,每个检测框只保留置信度大于 0 且最高的类,检测出各类目标。

3 电力作业场景下的融合识别算法

该文提出的电力作业场景融合算法包括场景判定、目标检测以及电力作业行为判断。先通过融合模型识别出作业场景,并检测该场景需要检测的目标,再根据场景内人物具体的作业情况判断特定电力作业场景下的电力作业违规类别。电力作业场景的融合识别算法如图 4 所示。该文接下来将以电焊作业为例进行研究。

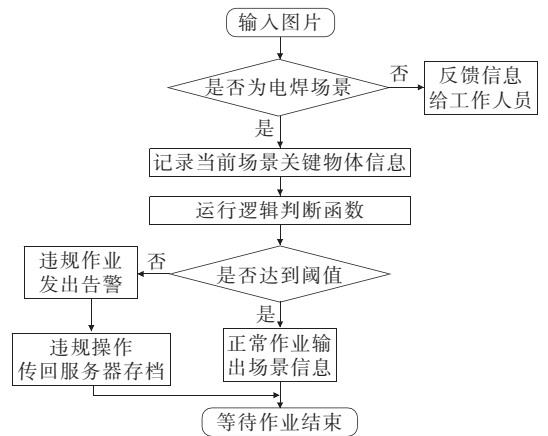


图 4 融合算法流程

Figure 4 Flow chart of fusion algorithm

不同的作业场景有不同的作业要求,为了检测特定场景下电力工人是否符合安全作业规定需要检测不同的目标。以电焊作业场景为例,需要检测作业人员是否佩戴安全帽、安全手套、护目镜以及身穿工作服,并对于违规作业行为给出告警,电焊作业场景样张如图 5 所示。对于以上各个物体不能在任何场景都进行检测,而是要在电焊场景中检测并进行判断。如工人在场地中进行巡查、基础作业时不需要佩戴护目镜,只是进行焊接作业时需要佩戴,所以应该先识别作业工人所处的作业场景,判断出工人

是否在进行电焊作业,再根据该场景的作业要求,有针对性地进行检测。对于电力作业场景进行判断,可利用基于对象的场景识别、上下文的场景识别以及区域的场景识别等方法。该文采用的是基于对象的场景识别,该方法通常需要选择特定环境中的固定对象进行特征提取来识别场景。以电焊作业场景为例,通过对样本图片进行分析,最终决定选取电力工人手握电焊枪作为代表性的场景特征,同样利用YOLOv3的网络,通过深度学习的方法提取对象特征,识别电焊场景。



图5 电焊作业场景样张

Figure 5 Welding scene sample

将上述目标检测模型和场景识别模型进行融合,根据识别到的场景以及目标进行当前场景下的安全判定。目标检测模型在图像上标记了头盔、工作服、护目镜等特定对象,并生成了一个对象列表,该对象列表记录了其中心点位置,边框大小,类别标记等参数,可以被其他程序读取和调用。当识别出电焊场景时,调用图像对应的对象列表,确保头盔、手套、护目镜、工作服的识别框同时存在。同时对各个识别框的坐标信息进行位置判断,引入交并比来构造逻辑判断函数。交并比IoU是一种测量在特定数据集中检测相应物体准确度的一个标准,IoU分数是对象类别分割问题的标准性能度量。首先需要计算2个边界框的交集,然后通过2个边框的面积的和减去交集部分即为并集,两边界框交集与并集的比值即为交并比,即

$$I = \frac{R(x_1) \cap R(x_2)}{R(x_1) \cup R(x_2)} \quad (3)$$

由于交并比只能计算2个边界框之间的位置关系,先分别计算每个需要穿戴的目标物与作业人员识别框的交并比,再将各交并比的乘积定义为整个电焊场景的逻辑判断函数,即

$$y = \frac{R(x_p) \cap R(x_h)}{R(x_p) \cup R(x_h)} * \frac{R(x_p) \cap R(x_s)}{R(x_p) \cup R(x_s)} * \frac{R(x_p) \cap R(x_g)}{R(x_p) \cup R(x_g)} * \frac{R(x_p) \cap R(x_w)}{R(x_p) \cup R(x_w)} \quad (4)$$

式中 R 为由图像识别算法确定的物体标记框; x_p 为作业工人“person”识别框; x_h 、 x_s 、 x_g 、 x_w 分别为识别安全帽“helmet”、防护手套“S_gloves”、护目镜“goggles”、工作服“work_clothes”。式(4)可理解为各关键物体与作业工人的重叠程度。由于安全帽、防护镜等护体都需与作业工人有交集,因此若 $y=0$,则有物体没有被正确穿戴(如被放在一边)。当逻辑判断函数达到阈值时,即关键物体与作业工人的识别框达到一定程度的重叠,将其判断为安全作业,否则视为违规作业发出告警。该文设定阈值为0.3。

4 实验验证

该文使用的数据为1 821张现场电焊作业施工照片,同时,使用数据增强技术对图像进行扩充,最终该文通过对原样本图像分别进行旋转 90° 、 180° 、 270° 、水平翻转、垂直翻转以及加入高斯噪声等操作,将数据扩充了7倍,样本数据集如表1所示。

表1 实验数据集

Table 1 Experimental dataset

作业类型	样本类型	原样本数量	数据增强后
违规	未戴安全帽	197	1 379
	未戴防护镜	263	1 841
	未戴安全手套	324	2 268
	未穿工作服	328	2 296
安全		709	4 963

利用标注软件LabelImg对样本数据进行标注,标注后的图像信息以“.xml”文件的形式存储,每一个被标注的图片都有与之唯一对应的.xml文件,用于存储被标记图像的位置与标记框大小的信息。将代表电焊场景的特征即手握电焊枪标注为“welding_scene”,作业人员标记为“person”,安全帽、防护镜、手套、工作服等特征分别标注为“helmet”、“goggles”、“S_gloves”、“work_clothes”。将图片按照7:3的比例划分训练集和测试集,输入到

融合模型中进行训练,先进行各个目标的检测。实验所用配置如表2所示。

表2 实验配置

Table 2 Experimental configuration

系统软硬件环境	配置
操作系统	Ubuntu16.04LTS
显卡	GTX1650
	Tensorflow-gpu=1.14.0
	Keras=2.2.4
开发环境	CUDA=10.0.130
	cuDNN=7.3.1
	Python=3.6.5

当检测到电焊场景时,进行场景的确定,判断为电焊场景。在此基础上遍历图像对应的.xml文件中的信息,判定电焊作业场景下是否存在违规行为。当同时识别到安全帽、护目镜、安全手套和工作服,且各关键物体识别框与作业人员识别框满足一定交并比时才判定为合格作业,其余情况视为违规作业。当识别到发生作业风险时,终端设备记录下当前作业的图像或视频并进行存档,将识别结果连同证据上传至服务器备份。同时,在终端设备显示屏上发出告警信息。终端认为产生违规操作时,其判断结果可以由现场管理员决定是否采纳,并且根据管理员的反馈信息连同判断结果传输回服务器;未发现作业风险时,正常输出场景信息。

模型训练效果通常用损失函数来表征,损失函数是深度学习的基础也是比较关键的要素,可以衡量一个深度学习网络模型好坏,因此在深度学习模型训练结果中会包含平均损失值(avg loss)这一体现损失函数评价模型的数值,一般来说该值越低越好。模型训练的loss变化曲线如图6所示,迭代训练1000次,loss的值约等于3。

当识别到当前作业场景电焊作业场景时,结果如图7所示,检测安全帽、护目镜、工作服、安全手套等目标并进行判断,若逻辑判断函数大于阈值则处于安全作业状态,正常输出场景;当未识别到电焊作业场景的典型特征时,结果如图8所示,判断为其他作业场景,只需检测通用场景的目标,如安全帽,检测到安全帽则为安全作业,正常输出场景信息。

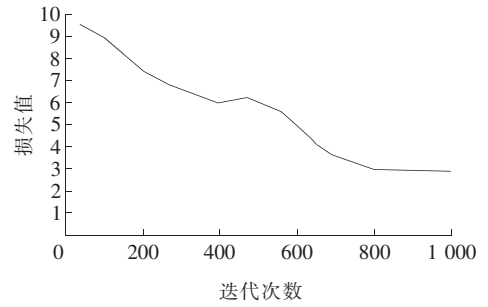


图6 平均损失值曲线

Figure 6 Average loss curve

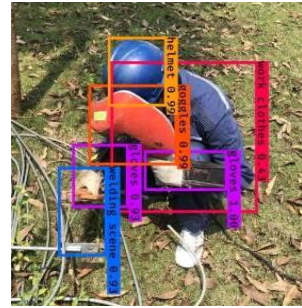


图7 电焊作业场景检测结果

Figure 7 Detection result of welding scene



图8 非电焊作业场景检测结果

Figure 8 Detection result of non-welding scene

定义检测正样本被正确检测的数量为 T_P , 负样本被正确检测的数量为 T_N , 负样本被错误检测成正样本的数量为 F_P , 正样本被错误识别成正样本的数量为 F_N , 则检测精度定义为

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (5)$$

召回率定义为

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

定义准确率为

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + F_N + T_N} \quad (7)$$

式(5)~(7)表示能正确判断违规行为的概率,

并以平均检测时间作为检测速度的评价指标。经过测试后,本模型精确率为82.15%,平均检测时间0.213 s,实时性和准确性都达到了较好的检测效果。

5 结语

该文提出一种电力作业场景下的融合识别方法,解决了电力作业场景下违规操作识别难题,以电焊作业为例,通过对数据样本的预处理,使用YOLOv3模型与提出的电力作业安全的场景识别算法实现了对电焊作业违规操作的检测。经过实验验证,模型准确性达到了82.15%,可以有效保证操作人员的安全,降低了操作风险。并得出如下结论:

1)数据增强与图像增强技术可以增加图片的数量并在一定程度上提高训练效果;

2)提出的电力作业违规操作识别算法可以有效识别出电力作业场景与特定场景下的违规操作类型;

3)电力作业环境复杂,常常会有人员遮挡、远近不一等情况影响检测效果,后续可以通过继续扩大训练样本、修改训练模型等方式提高模型适用性^[20-21]。

参考文献:

- [1] 任伟,徐子立,宋晓林,等.基于数据挖掘的配网数字化计量系统运行特性监测和评价方法研究[J].高压电器,2020,56(8):183-191.
REN Wei, XU Zili, SONG Xiaolin, et al. On-site monitoring and evaluation method of operation characteristics of mv distribution digital metering system based on data mining technique [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8):183-191.
- [2] 王志强,王珊,郭大鹏,等.电力作业远程监控系统中视频的优化传输方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(1):169-175.
WANG Zhiqiang, WANG Shan, GUO Dapeng, et al. Method on video optimal transmission in onsite operation monitoring system of electrical power system [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(1):169-175.
- [3] 唐波,覃乔,黄力.基于色彩模型和纹理特征的输电线路绝缘子串航拍图像识别[J].电力科学与技术学报,2020,35(4):13-19.

TANG Bo, QIN Qiao, HUANG Li. Transmission line aerial image recognition of insulator strings based on color model and texture features [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4):13-19.

- [4] Gu W. Research on moving object detection algorithm based on LBP texture features [J]. Office Automation, 2017, 22(24): 21-24.
- [5] 张兴园,黄雅平,邹琪,等.基于草图纹理和形状特征融合的草图识别[J/OL].自动化学报:1-15[2021-05-10].
<https://doi.org/10.16383/j.aas.c200070>.
ZHANG Xingyuan, HUANG Yaping, ZOU Qi, et al. Texture and shape feature fusion based sketch recognition [J/OL]. Acta Automatica Sinica: 1-15 [2021-05-10]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200070>.
- [6] 李明超,刘承照,张野,等.耦合颜色和纹理特征的矿物图像数据深度学习模型与智能识别方法[J].大地构造与成矿学,2020,44(2):203-211.
LI Mingchao, LIU Chengzhao, ZHANG Ye, et al. A deep learning and intelligent recognition method of image data for rock mineral and its implementation [J]. Geotectonica et Metallogenia, 2020, 44(2):203-211.
- [7] Taul M, Wang X, Davari P, et al. An overview of assessment methods for synchronization stability of grid-connected converters under severe symmetrical grid faults [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(10): 9655-9670.
- [8] 高嵩,陆倚鹏,王笑倩,等.基于深度学习的悬式瓷绝缘子红外图像识别方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(5):119-125.
GAO Song, LU Yipeng, WANG Xiaoqian, et al. Infrared image recognition method of porcelain discsuspended insulators based on deep learning technology [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5):119-125.
- [9] 曹之君,张良.基于Faster-RCNN的快速目标检测算法[J].航天控制,2020,38(4):49-55.
CAO Zhijun, ZHANG Liang. Fast object detection algorithm based on Faster-RCNN [J]. Aerospace Control, 2020, 38(4):49-55.
- [10] 张汇,杜煜,宁淑荣,等.基于Faster RCNN的行人检测方法[J].传感器与微系统,2019,38(2):147-149+153.
ZHANG Hui, DU Yu, NING Shurong, et al. Pedestrian detection method based on Faster RCNN [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(2):147-

- 149+153.
- [11] 杨知, 欧文浩, 费香泽, 等. 基于高分辨率 SAR 影像和深度学习的输电杆塔智能识别研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(4): 71-77.
- YANG Zhi, OU Wenhao, FEI Xiangze, et al. Smart identification of transmission tower based on high-resolution SAR image and deep learning [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(4): 71-77.
- [12] 张安安, 庄景泰, 郭红鼎, 等. 结合图半监督与广义回归神经网络的非侵入式海洋平台负荷监测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 85-91.
- ZHANG An'an, ZHUANG Jingtai, GUO Hongding, et al. Non-intrusive offshore platform load monitoring based on graph-based semi-supervised learning and generalized regression neural networks[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 85-91.
- [13] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. <http://arxiv.org/pdf/1804.02767>, 2020-09-01.
- [14] Hu J, Gao X, Wu H, et al. Face detection algorithm based on improved adaboost and new haar features [C]//2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics(CISP-BMEI), Suzhou, China: IEEE, 2019.
- [15] 王海鹏, 文艳, 李建祥, 等. 基于全自动跟拍的多功能车载巡检技术[J]. 中国电力, 2020, 53(5): 18-23.
- WANG Haipeng, WEN Yan, LI Jianxiang, et al. Multifunctional vehicle inspection technology based on full-automatic tracking[J]. Electric Power, 2020, 53(5): 18-23.
- [16] 张丽秀, 田甜, 邵萌. 基于改进的 YOLOv3 算法汽车零件配置辨识[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(6): 150-153.
- ZHANG Lixiu, TIAN Tian, SHAO Meng. Identification of vehicle parts configuration based on improved YOLOv3 algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(6): 150-153.
- [17] 郑明忠, 彭志强, 卜强生, 等. 基于统一信息模型的时间同步在线监测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 149-155.
- ZHENG Mingzhong, PENG Zhiqiang, BU Qiangsheng, et al. Time synchronization online monitoring technology based on a unified information mode[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 149-155.
- [18] 孔祥轩, 郑楚韬, 仇志成, 等. 基于广义深度学习的含 DG 配网故障诊断方法[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(11): 53-57.
- KONG Xiangxuan, ZHENG Chutao, QIU Zhicheng, et al. Fault location of distribution network with DG based on GDL[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(11): 53-57.
- [19] Liu J, Wang X W. Tomato diseases and pests detection based on improved Yolo V3 convolutional neural network[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 898.
- [20] 单士睿, 王金丽. 基于 GSO 算法的无线监测网络拓扑优化方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(6): 8-13+27.
- SHAN Shirui, WANG Jinli. Topology optimization method of wireless monitoring network based on GSO algorithm[J]. Smart Power, 2020, 48(6): 8-13+27.
- [21] 高文胜, 张博文, 周瑞旭, 等. 基于雷电定位系统监测数据的雷暴云趋势预测[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 523-529.
- GAO Wenshen, ZHANG Bowen, ZHOU Ruixu, et al. Nowcasting of the thunder storm trend based on data collected by lightning location system[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 523-529.