

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210104

基于深度学习的安全帽识别算法研究与模型训练

曾纪钧, 温柏坚, 梁哲恒

(广东电网有限责任公司, 广东 广州 510600)

摘要: 针对作业人员不按规定佩戴安全帽和非作业人员误入作业现场的问题, 设计了基于深度学习的安全帽和语音识别智能终端算法。对于安全帽的检测, 采用了人体关键点检测模型和基于深度学习的 YOLO3 算法。将智能摄像头得到的视频文件, 先利用人体关键点模型提取现场人员图像, 再结合 YOLO3 算法检测现场作业人员佩戴安全帽的情况, 对于未正确佩戴安全帽的人员发出告警信息。通过模型训练验证了所提模型的实用性。

关键词: 深度学习; 安全帽; YOLO3 算法; 模型训练

Research and model training of helmet recognition algorithm based on deep learning

ZENG Jijun, WEN Bojian, LIANG Zheheng

(Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, China)

Abstract: There is a problem of workers who don't wear safety helmets as required as well as non-operating personnel entering a job site by mistake. Thus a deep learning-based safety helmet and voice recognition intelligent terminal algorithm is designed. First, for the detection of helmets, we use a human body key point detection model and a YOLO3 algorithm based on deep learning. The video file obtained by the smart camera is first used to extract the images of the on-site personnel using the human body key point model, and then the YOLO3 algorithm is applied to detect the situation of the on-site workers wearing helmets and send out warning messages for those who do not wear the helmet correctly. Finally, the practicality of the proposed model is verified through model training.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Company Limited (No. 037800k52190006).

Key words: deep learning; safety helmet; YOLO3 algorithm; model training

0 引言

由于电网规模的快速发展, 施工现场作业逐渐出现了点多面广、环境多样复杂的情况。施工作业中, 人的不安全行为、物的不安全状态和环境的不确定的安全因素是客观存在的。这些不确定的安全因素在生产活动中容易形成风险, 一旦出现失控就会导致不安全事故的发生。因此, 电网作业环境下科技智能安全帽的研发具有重要意义^[1-3]。

目前, 对安全帽的检测大多数运用基于深度学习的目标检测法^[4-7]。根据检测方法的原理不同, 主要分为两类。第一类为基于候选区域的目标检测法, 首先生成候选区域, 然后利用卷积神经网络提取图像主要特征, 最后对于分割结果运用分组分层的方式筛选并进行归并, 典型的算法为快速卷积神经网络

方法(Fast Region-based Convolutional Network, Fast R-CNN)^[8-11]。文献[9]中基于候选区域和并行卷积神经网络(Parallel Convolutional Neural Network, PCNN)的行人检测法, 对于候选区域提取部分, 改进了选择性的索引, 有效解决了行人在图像中画面占比低、提取特征易丢失以及检测的准确率低等情况。文献[10]集中对于电缆隧道内积水问题, 研究出一种一定程度上改进区域建议的卷积神经网络方法(Faster R-CNN), 将其运用于电缆隧道积水定位识别监测。实验结果显示, 这种方法优势体现在识别精度高、计算速度快, 当面对实际工程工作时, 会表现出较高的工作效率。文献[11]面对复杂的图像背景时高压塔上面鸟巢检测的情况, 提出基于Faster R-CNN 多维度高压塔鸟巢检测方法, 从特征提取方面、建议区域提取方面和目标检测方面三个维度提出改进方案, 检测出高压塔区域的条件, 排除了此区域以外鸟巢检测的结果。对照已存在的

基金项目: 南方电网公司科技项目资助(037800KK52190006)

HOG+SVM 的检测方法和基于经典的 Faster R-CNN ResNet-50 检测方法,文中提出的方法平均检测精度分别提高了 43.5%和 15.2%。第二类方法为基于回归理论的目标检测法,把图像分隔成为 7×7 的网格,对划分好的每个网格再预测两个可能出现的位置,包含置信度和类别。

通过对两种不同原理的算法对比可以发现,基于候选区域的目标检测方法(第一类)具有更高的准确性,但因为候选区域的生成需要较长的时间,实效性不高;基于回归的目标检测方法(第二类),因为不需要寻找候选区的位置,因此速度快,实时性好,但准确性稍低^[12-14]。文献[12]首先系统地归总了深度网络的目标检测方法,并将其分为基于候选窗目标检测和基于回归目标检测两种框架结构;然后应用典型的主流数据库对以上两种目标检测框架进行对比分析;最后基于当前深度网络的目标检测方法的发展方向,对目标检测方法未来研究的热门做出合理的预测。文献[13]提出一种基于全变分-核回归的鲁棒主成分分析法(Robust Principal Component Analysis, RPCA)运动目标检测法。该方法以 RPCA 为基础,运用三维全变分模型增强前景时空的连续特性,去除动态背景的干扰,得到清晰全面的前景。实验结果表明,该方法在动态背景、光照变化等复杂场景之间能够较为精确地检测到运动目标和恢复性背景。文献[14]提出了一种基于自适应序贯岭回归背景抑制理论的目标检测算法,这

种抑制算法能适应像素邻域灰度自适应调整加权参数,能够增强目标对比度与信噪比,同时有效检测信噪比大于 2 的较弱的目标。

考虑到本文对现场作业人员进行实时人员行为检测,对实时性要求很高,YOLO3(You Only Look Once V3)算法^[15-17]作为基于回归的目标检测方法的代表,不仅具有很高的实时性,同时具有较高的准确性,因此本文研究选择 YOLO3 算法。本文设计了基于深度学习的安全帽检测算法。对于安全帽的检测,采用了人体关键点检测模型和基于深度学习的 YOLO3 算法,给出了基于深度学习识别算法的训练流程,并通过模型训练验证了所提模型的实用性。

1 YOLO3 算法

YOLO3 算法的网络结构如图 1 所示,主要由两部分组成,分别是提取网络和检测层。对输入的图片大小有要求,缩放到 416×416 的尺寸。首先经过提取网络 Darknet-53,其中 DBL 为 Darknetconv2d_BN_Leaky, RESn 表示 res_block 里含有多少个 res_unit,通过卷积操作来提取图像不同程度的特征值,而残差结构则防止过度拟合,并在进行深层训练的时候仍能保证不错的收敛性。其次通过 concat 张量拼接,将 darknet 中间层和后面的某一层的上采样进行拼接。最后得到 13×13、26×26、52×52 三种不同尺寸的输出,适用于不同大小的目标。

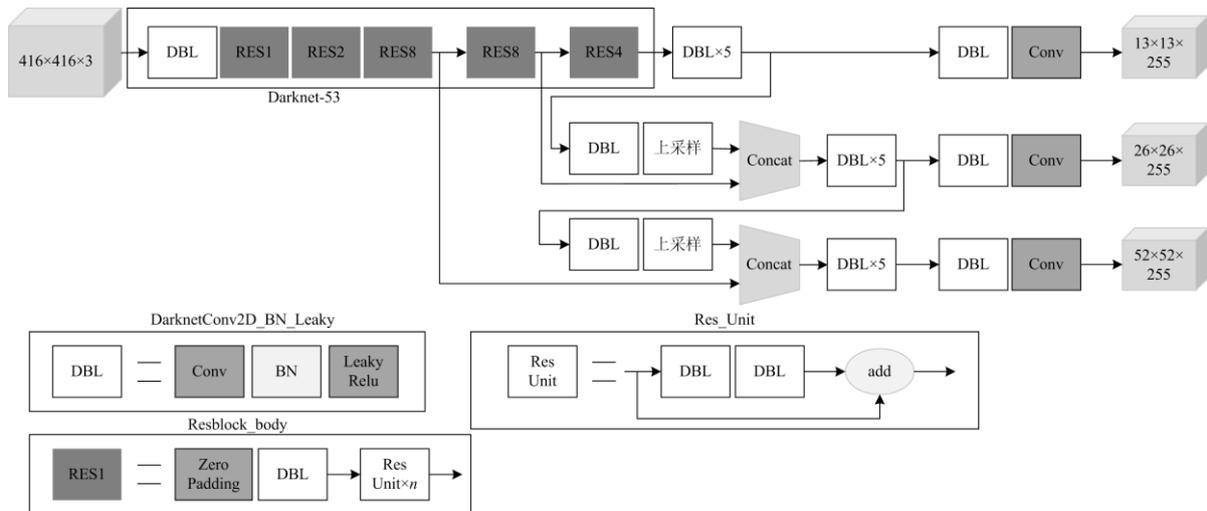


图 1 YOLO3 算法结构成

Fig. 1 Structure of YOLO3 algorithm

在进行图像目标检测的时候,先将原始的图像分为 $S \times S$ 个网格,每个网格预测三个边界,最后输出的网络维度如式(1)所示。

$$S \times S \times B \times (4 + 1 + C) \tag{1}$$

式中: B 为每个网格预测出来的边界的数量; 4 表示每个边界的坐标和宽高参数; 1 表示置信度; C

表示此类型总体数量。

在进行边框预测时, YOLO3 算法采用的是 anchor box 机制, 通过把聚类得到的九个 anchor box 均分给三个不同尺度的输出预测边框, 计算公式如式(2)-式(5)所示。

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x \quad (2)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y \quad (3)$$

$$b_w = p_w e^{t_w} \quad (4)$$

$$b_h = p_h e^{t_h} \quad (5)$$

式中: (c_x, c_y) 表示需要检测的目标所处网格的左上角的坐标; p_w 、 p_h 表示 anchor box 映射在特征图中的宽和高; $\sigma(t_x)$ 、 $\sigma(t_y)$ 利用 Sigmoid 函数对训练参数进行压缩, 以提高其收敛性。

损失函数的误差则包括边界框坐标损失、边界框的宽高损失、置信度损失和类别损失。计算公式如式(6)-式(10)所示。

$$LOSS = loss_{xy} + loss_{wh} + loss_{conf} + loss_{class} \quad (6)$$

$$loss_{xy} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} (2 - w_i \times h_i) \times \quad (7)$$

$$[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2]$$

$$loss_{wh} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} (2 - w_i \times h_i) \times \quad (8)$$

$$[(w_i - \hat{w}_i)^2 + (h_i - \hat{h}_i)^2]$$

$$loss_{conf} = - \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [C_i \log(\hat{C}_i) + \quad (9)$$

$$[(1 - C_i) \log(1 - \hat{C}_i)] - \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} \times$$

$$[C_i \log(\hat{C}_i) + (1 - C_i) \log(1 - \hat{C}_i)]$$

$$loss_{class} = - \sum_{i=0}^{S^2} I_{ij}^{obj} \sum_{c \in class} \{p_i(c) \log[\hat{p}_i(c)] + \quad (10)$$

$$[1 - p_i(c)] \log[1 - \hat{p}_i(c)]\}$$

式中: i 表示网格的序号; j 表示预测的边界框的序号; (x_i, y_i) 表示第 i 个网格预测得到的边界框的中心点坐标; w_i 、 h_i 表示边界框的宽和高。

2 方案设计

根据技术测试的结果综合考虑, 选择其中某一算法, 针对这一算法深入的测试, 确定其效果达标

后, 就该算法进行方案设计, 如图 2 所示。主要步骤包括: 素材收集、方案实现及模型训练、模型测试及调优、算法部署及发布四部分。

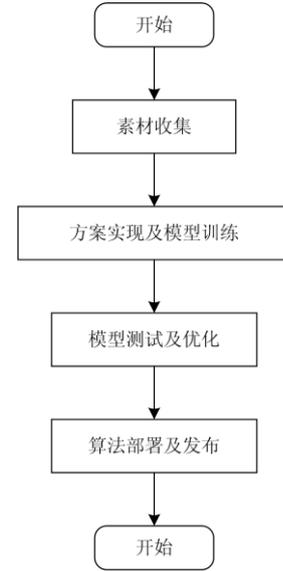


图 2 方案设计流程图

Fig. 2 Scheme design flowchart

(1) 素材收集

根据方案的设计要求收集素材, 主要包括使用场景背景图、识别字体的类型和大小、特殊字符等。

(2) 方案实现及模型训练

使用提供的素材和专门的文本生成工具生成相应的训练数据。同时按照设计的要求具体实现。随后给模型提供训练数据进行模型训练。

(3) 模型测试以及调优

根据真实数据集进行测试, 收集算法的识别准确度以及不足之处。根据不足之处进行专门的训练及其他调优。

(4) 算法部署以及发布

在模型满足要求的情况下进行实况部署调试, 最后发布。

3 安全帽识别算法训练

采用基于深度学习的模型训练, 现场作业人员在进入作业现场之前, 实时检测人员是否佩戴安全帽, 保障现场作业人员的安全。

3.1 算法设计

目前效果比较好的算法有 Faster RCNN、SSD^[18-19]、YOLO3, 考虑到实时性和准确性的均衡, 决定使用 YOLO3 算法来解决当前需求。

安全帽识别流程图如图 3 所示。算法设计满足

现场作业人员进入作业现场是否佩戴安全帽的实时检测要求。通过智能摄像头得到现场人员的视频文件，因为现场检修人员处在一个动态的过程中，为提高检测准确性，先采用人体关键点检测模型得到现场人员图像，再利用人体关键检测技术和 YOLO3 实现头部区域和安全帽是否佩戴的检测，若检测到

佩戴安全帽，则继续进行接下来的人员检测，若检测到未佩戴安全帽，则发出告警信号。

基于 python3.6.5+keras^[20-22]工程环境开发的安全帽目标检测装备，可在 GPU^[23-25]及 NVIDIA tensorRT 的 torch+CUDA 的环境进行加速运行，从而满足多路实时检测的需求。

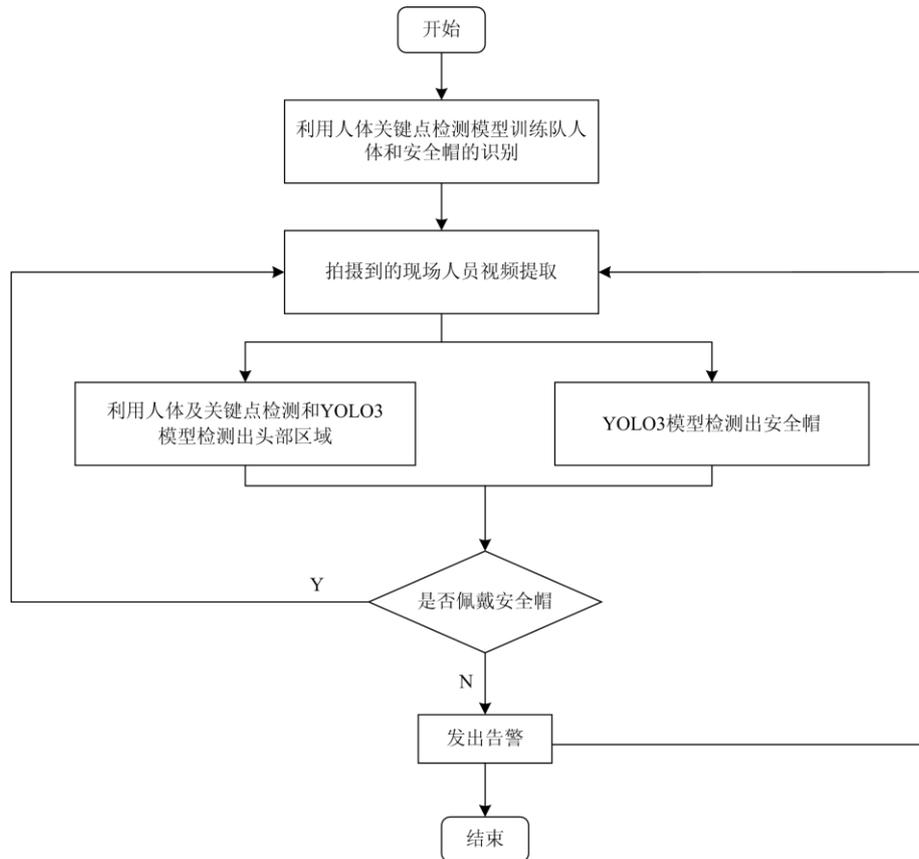


图 3 安全帽识别流程图

Fig. 3 Safety helmet identification flowchart

3.2 方案实现及模型训练

模型训练主要是实现安全帽佩戴检测，具体步骤如下：

步骤 1) python3.6.5+keras 工程环境搭建 yolov3, backbone 使用 Darknet53, 损失函数使用交叉熵损失函数，使用迁移学习加载预训练参数，有效加快模型收敛。

步骤 2) 对于自己采集的图片数据，通过 labeling 打标，制作成可接入网络的训练集。

步骤 3) 将自己制作的数据集和开源数据集合并，同时利用数据增强的方式扩充数据集。

步骤 4) 随后将数据接入网络，使用 Adam 优化器，同时采取一个衰减学习率的策略进行训练。

步骤 5) 通过准确率等指标来评价模型。

3.3 训练素材说明

训练素材，一部分来源于互联网，一部分是自己拍摄的，总体来说，大概使用了 1 万多样本，样本如图 4 所示。训练结果显示，本文提出的安全帽





图 4 安全帽识别算法训练素材

Fig. 4 Training material for helmet recognition algorithm

识别算法, 可有效识别未正确佩戴安全帽的人员, 并发出告警信息, 安全帽识别率超过 90%。

4 结论

本文主要设计了基于深度学习的安全帽智能终端算法。对于安全帽的智能检测, 文中采用了人体关键点检测模型和基于深度学习的 YOLO3 算法, 将智能摄像头得到的视频文件, 先利用人体关键点模型提取现场人员图像, 结合 YOLO3 算法检测现场作业人员佩戴安全帽的情况, 对未正确佩戴安全帽的人员发出告警信息, 安全帽识别率超过 90%。

参考文献

- [1] 孙立明, 杨博. 蓄电池/超导混合储能系统非线性鲁棒分数阶控制[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(22): 76-83.
SUN Liming, YANG Bo. Non-linear robust fractional-order control of battery/superconducting hybrid energy storage system[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 76-83.
- [2] 路艳巧, 孙翠英, 曹红卫, 等. 基于边缘计算与深度学习的输电设备异物检测方法[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 27-33.
LU Yanqiao, SUN Cuiying, CAO Hongwei, et al. Foreign
- body detection method for transmission equipment based on edge computing and deep learning[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 27-33.
- [3] 陈磊, 何慧雯, 王磊, 等. 基于限流器与断路器协调的混合直流输电系统故障隔离方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 119-127.
CHEN Lei, HE Huiwen, WANG Lei, et al. Fault isolation method for hybrid DC transmission system based on coordination of current limiter and circuit breaker[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 119-127.
- [4] 丁石川, 厉雪衣, 杭俊, 等. 深度学习理论及其在电机故障诊断中的研究现状与展望[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 172-187.
DING Shichuan, LI Xueyi, HANG Jun, et al. Deep learning theory and its application to fault diagnosis of an electric machine[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(8): 172-187.
- [5] 罗元, 王薄宇, 陈旭. 基于深度学习的目标检测技术的研究综述[J]. 半导体光电, 2020, 41(1): 1-10.
LUO Yuan, WANG Boyu, CHEN Xu. Research progresses of target detection technology based on deep learning[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(1): 1-10.
- [6] 曹梦舟, 张艳. 基于卷积-长短期记忆网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 86-92.
CAO Mengzhou, ZHANG Yan. Classification for power quality disturbances based on CNN-LSTM network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 86-92.
- [7] 杨景刚, 邓敏, 马勇, 等. 基于深度学习的 PRPD 数据特征提取方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(3): 99-104, 115.
YANG Jinggang, DENG Min, MA Yong, et al. Feature extraction of PRPD data based on deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 99-104, 115.
- [8] HU Zhuangli, HE Tong, ZENG Yihui, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 149-158. DOI: 10.1186/s41601-018-0088-y.
- [9] 徐喆, 王玉辉. 基于候选区域和并行卷积神经网络的行人检测[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(22): 91-98, 162.
XU Zhe, WANG Yuhui. Pedestrian detection based on candidate regions and parallel convolutional neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(22): 91-98, 162.
- [10] 张焕坤, 李军毅, 张斌. 基于改进型 YOLO v3 的绝缘子异物检测方法[J]. 中国电力, 2020, 53(2): 49-55.
ZHANG Huankun, LI Junyi, ZHANG Bin. Foreign

- object detection on insulators based on improved YOLO v3[J]. *Electric Power*, 2020, 53(2): 49-55.
- [11] 王纪武, 罗海保, 鱼鹏飞, 等. 基于 Faster R-CNN 的多尺度高压塔鸟巢检测[J]. *北京交通大学学报*, 2019, 43(5): 37-43.
WANG Jiwu, LUO Haibao, YU Pengfei, et al. Bird's nest detection in multi-scale of high-voltage tower based on Faster R-CNN[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2019, 43(5): 37-43.
- [12] 吴帅, 徐勇, 赵东宁. 基于深度卷积网络的目标检测综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2018, 31(4): 335-346.
WU Shuai, XU Yong, ZHAO Dongning. Survey of object detection based on deep convolutional network[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(4): 335-346.
- [13] 何伟, 齐琦, 吴健辉, 等. 基于全变分-核回归的 RPCA 运动目标检测方法[J]. *小型微型计算机系统*, 2017, 38(8): 1916-1920.
HE Wei, QI Qi, WU Jianhui, et al. Total variation-kernel regression RPCA for moving object detection[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2017, 38(8): 1916-1920.
- [14] 胡谋法, 沈燕, 陈曾平. 基于序贯岭回归背景抑制的目标检测算法[J]. *光电工程*, 2007, 34(2): 11-14, 21.
HU Moufa, SHEN Yan, CHEN Zengping. Target detection method based on background clutter suppression via recursive ridge regression algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, 34(2): 11-14, 21.
- [15] 周自强, 陈强, 马必焕, 等. 一种改进的 YOLO 目标检测方法在电缆设备异常状态识别中的应用[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(2): 14-20.
ZHOU Ziqiang, CHEN Qiang, MA Bihuan, et al. An improved YOLO target detection method with its application in cable device abnormal condition recognition[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(2): 14-20.
- [16] 刘丹, 吴亚娟, 罗南超, 等. 嵌入注意力和特征交织模块的 Gaussian-YOLO v3 目标检测[J]. *计算机应用*, 2020, 40(8): 2225-2230.
LIU Dan, WU Yajuan, LUO Nanchao, et al. Object detection of Gaussian-YOLO v3 implanting attention and feature intertwine modules[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(8): 2225-2230.
- [17] 崔艳鹏, 王元皓, 胡建伟. 一种改进 YOLOv3 的动态小目标检测方法[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2020, 47(3): 1-7.
CUI Yanpeng, WANG Yuanhao, HU Jianwei. Detection method for a dynamic small target using the improved YOLOv3[J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2020, 47(3): 1-7.
- [18] 汪宋, 费树岷. SSD(Single Shot MultiBox Detector)目标检测算法的研究与改进[J]. *工业控制计算机*, 2019, 32(4): 103-105.
WANG Song, FEI Shumin. Research and improvement of SSD (Single Shot MultiBox Detector) target detection algorithm[J]. *Industrial Control Computer*, 2019, 32(4): 103-105.
- [19] 禹琳琳. 语音识别技术及应用综述[J]. *现代电子技术*, 2013(13): 43-45.
YU Linlin. Summary of speech recognition technology and its application[J]. *Modern Electronics Technique*, 2013(13): 43-45.
- [20] ALLA S, ADARI S K. Beginning anomaly detection using Python-based deep learning: with Keras and PyTorch[M]. California: Apress, 2019.
- [21] SILAPARASETTY V. Deep learning projects using tensorflow 2: neural network development with Python and Keras[M]. California: Apress, 2020.
- [22] KIRAN M. Reinforcement learning: with OpenAI, TensorFlow and Keras using Python[J]. *Computing Reviews*, 2018, 59(12): 639-639.
- [23] 王磊, 张春燕. 基于图形处理器的通用计算模式[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(6): 2356-2358.
WANG Lei, ZHANG Chunyan. Computing model of general-purpose computation on GPU[J]. *Application Research of Computers*, 2009, 26(6): 2356-2358.
- [24] 陈昊, 俞立凡. 基于系统运行状态的中文语音声光报警系统的开发[J]. *华电技术*, 2019, 41(1): 69-71.
CHEN Hao, YU Lifan. Development of Chinese voice and visual alarm based on system state in service[J]. *Huadian Technology*, 2019, 41(1): 69-71.
- [25] CINI N, YALCIN G. A methodology for comparing the reliability of GPU-based and CPU-based HPCs[J]. *ACM Computing Surveys*, 2020, 53(1): 1-33.

收稿日期: 2021-01-25; 修回日期: 2021-03-18

作者简介:

曾纪钧(1987—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电力物联网; E-mail: zengjj1987@163.com

温柏坚(1963—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向为信息技术;

梁哲恒(1986—), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向为软件工程。

(编辑 张爱琴)