

文章编号:1671-251X(2024)S1-0078-05

TensorFlow 人脸识别技术在采煤工作面的应用研究

毛自新, 王添

(国能神东煤炭集团有限责任公司 上湾煤矿, 内蒙古 鄂尔多斯 017209)

摘要:煤矿环境复杂,传统人员监测方法受到光照和粉尘的制约,难以准确识别人脸。针对上述问题,提出了一种基于深度学习的多任务级联卷积神经网络框架,级联网络框架包括 P-Net, R-Net, O-Net 三个不同阶段的深度卷积网络,通过 P-Net 的候选窗口筛选、R-Net 的迭代优化和 O-Net 的关键点确认,逐步预测人脸和关键点的位置,有效提升了人脸识别性能。并对深度学习网络框架进行了优化:通过减少滤波器数量和改变尺寸,在减小计算负担的同时提高了性能。在 Fddb 和 CelebA-Masked 等数据集的实验验证结果表明,与传统方法相比,多层级联架构在准确率上均具有显著优势,证明了其在复杂煤矿环境下的有效性和鲁棒性。

关键词:采煤工作面;人脸识别;级联网络框架;身份认证;深度学习;人脸关键点检测;TensorFlow
中图分类号:TD67 文献标志码:A

Research on application of TensorFlow face recognition technology in mining coal face

MAO Zixin, WANG Tian

(Shangwan Coal Mine, CHN Energy Shendong Coal Group Co., Ltd., Ordos 017209, China)

0 引言

安全生产是煤矿重点关注问题,一旦发生安全事故,则不容小觑。随着智能矿山的发展及人工智能技术的发展,对于井下工作人员的管理越来越完善,相对事故发生率越来越小。文献[1-2]提出了基于 Zigbee 技术的井下人员管理系统,实现煤矿工作人员的定位和考勤管理。辛晓东等^[3]提出了井下人员定位系统,针对灾害区域的作业人员的统计确定灾变区域受灾人员的所处位置。人员定位系统主要通过人员定位射频卡来确定人员位置和个人信息。在入口时通过打卡来实现人员的考勤管理,会存在漏卡错卡等现象,对入井人员的身份还是不能唯一确定^[4]。谢子殿等^[5]采用 Retinaface 人脸检测算法提取人脸图片,以 MobileNetv3 网络提取信息特征,通过 FaceNet 算法识别人脸,证明 MobileNetv3 网络可以快速有效提取特征信息,提高了人脸识别率。陈立潮等^[6]针对传统的人脸识别算法存在识别率低甚至无法识别的缺点,提出了一种基于 SURF 和双向 FLANN 的人脸识别算法。该算法首先用 SURF 算法中的快速 Hessian 矩阵检测特征点,并生成 SURF 特征的描述符;然后通过 Hessian 矩阵迹的

正负性和双向 FLANN 匹配的搜索算法对图像 SURF 描述符进行匹配,以实现人脸的识别。姜绍忠等^[7]提出一种基于卷积神经网络(CNN)与 Transformer 混合模型的口罩人脸识别方法。结合了 CNN 与 Transformer 的优点,能够很好地处理局部和全局信息,拥有较小的参数量的同时,具备较高的识别精度。张国云等^[8]提出了一种改进的 CNN 网络结构,克服人脸识别中存在光照、姿态、颜色等噪声的干扰,融合了卷积神经网络与孪生神经网络的优点,算法增加了提取特征的有效性,与 PCA, CNN 等算法相比,识别稳定度高,识别率提升近 5%。

人脸识别技术在人工智能和模式识别方面已成为研究热点。该技术应用最早的是公安机关想要简便记录罪犯像片,基本用来存档管理和刑侦追查。随着科学技术的不断更新迭代,人们对于更加智能的人脸检测与识别技术需要愈发迫切,而现在该技术可以被广泛作用于相关业务落地更深入的场景,例如人脸签到、人脸打卡、人脸识别等,并且与其他场景有紧密联系^[9]。

从煤矿安全管理角度讲,由于井下光线较暗、粉尘浓度大,很难监测井下人员的面部图像。探究人脸识别的意义是让计算机能识别人脸,在煤矿光

收稿日期:2024-01-25;责任编辑:王晖。

作者简介:毛自新(1989—),男,蒙古族,陕西神木人,工程师,主要从事煤矿机电管理工作,E-mail:285260314@qq.com。

线较弱的情况下区分矿工,进而对矿工的身份进行鉴别,或者通过图像增强的技术对矿工面部特征加以适当处理。

本文针对采煤工作面工作人员人脸进行识别,基于 TensorFlow^[10-12]设计一种基于深度学习的多任务级联卷积神经网络框架,级联网络框架包括 P-Net(Proposal Net),R-Net(Refine-Net),O-Net(Output-Net)三个不同阶段的深度卷积网络,利用它们之间的内在相关性来提高它们的性能,逐步预测人脸和关键点的位置。进一步,通过 Diffusion^[13-14]模型针对性地扩充采煤工作面人脸数据集,然后对采煤工作面人脸图像的特点进行分析,使用了更优的损失函数,通过多个实验结果证明了该框架能够在采煤工作面低光照、模糊的条件下提取出较为准确的人脸特征并完成识别任务。

1 TensorFlow 人脸识别

1.1 识别流程

TensorFlow 人脸识别利用机器学习的编程方法,实现分类和聚类过程。系统实现过程具体由图像数据采集、图像数据预处理、构建模型、训练模型,以及人脸识别的实现这 5 个部分组成,具体过程如下所述。

- 1) 首先调用摄像设备,从设备的视频流中检测出是否存在人脸,假如存在,则确定人脸所在的位置,并且用人脸边界框标出来,获取必要的人脸图像,并保存到所属文件夹。
- 2) 对获取的人脸信息进行图像预处理,由于获取的图形可能会受到光照等环境因素的影响,需要对其进行降噪处理,以方便后续的识别。
- 3) 完成了对人脸数据的预处理之后,用该数据来构建一个基于卷积神经网络模型,最终用于人脸识别。

- 4) 采用基于 Keras^[15]库训练人脸识别模型,通过训练模型得到人脸特征。
- 5) 根据实时视频流检测到的人脸坐标及尺寸裁剪,然后将其传入训练好的模型进行运算以及特征对比,得到人脸识别结果。具体算法流程如图 1 所示。

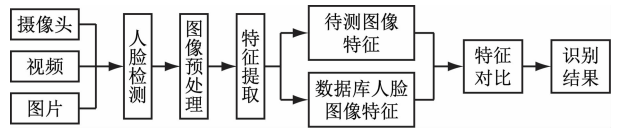


图 1 人脸识别流程

1.2 网络结构

- 1) 第 1 层网络:P-Net。通过滑动窗口^[16]的方式获得目标候选窗口及其边界框的回归向量,进一步使用估算的边界框回归向量较准候选窗口,最后,使用快速非最大抑制(Fast NMS)^[17]对结果进行合并,筛选出适合的目标窗口。
 - 2) 第 2 层网络:R-Net。图片经过 P-Net 之后生成了一组候选框,这些候选框通过 R-Net 进行迭代筛选,候选框将重复地进入 R-Net,每次进入 R-Net 时,网络都会对于这组候选框进行 NMS 筛选,并持续自适应调节 NMS 阈值,直到 R-Net 输出唯一 1 个候选框为止。
 - 3) 第 3 层网络:O-Net。O-Net 结构与 R-Net 类似,通过不停迭代筛选,最后确认候选框中 5 个人脸关键点的位置。
- 与其他多类目标检测和分类任务相比,人脸识别是一项具有挑战性的二元分类任务,因此人脸识别的深度神经网络框架需要较少的滤波器数量^[18],但需要更多的滤波器区分。为此,本文减少了滤波器的数量,并将 5×5 滤波器改为 3×3 滤波器,以减少计算量,同时增加深度,从而获得更好的性能。通过上述改进,本文提出的多层级联架构可以用更少的运行时间获得更好的性能。多层级联架构如图 2 所示。

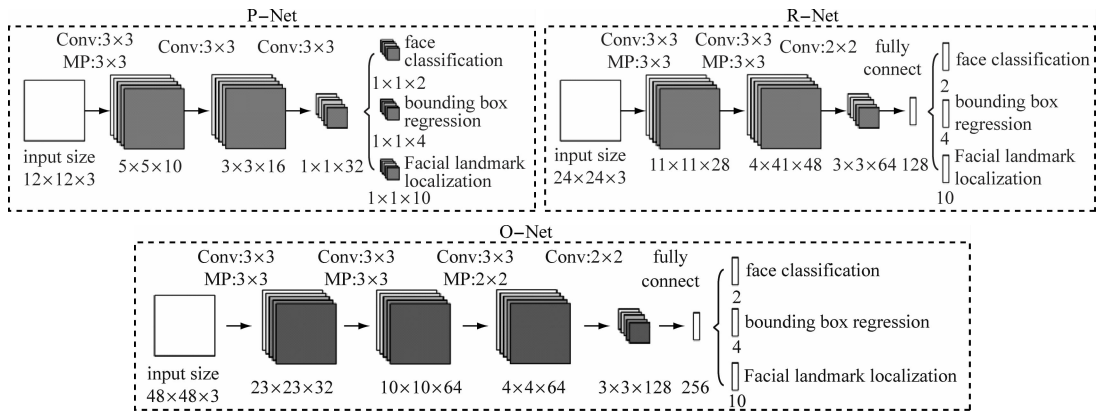


图 2 多层级联架构

1.3 损失函数

传统的 CNN 训练主要采用了三元组损失^[19-20]

进行模型训练。三元组主要由锚点(Anchor)、正例(Positive)、负例(Negative)3 个样本组成,其中锚点

和正例的身份标签相同,构成正样本对;锚点和负例的身份标签不同,构成负样本对。本文针对多层级联框架中的每一层网络,分别设计了 3 种损失函数。

1) 人脸分类。学习目标被表述为一个二元分类任务,对于每一个样本,本文使用交叉熵损失作为损失函数,公式如下:

$$L = -[y \log \tilde{y} + (1 - y) \log(1 - \tilde{y})]$$

式中: y 为真实的标签值(正类值为 1,负类值为 0); $\tilde{y}$ 为预测的概率值。

2) 边界框迭代。对于每一个候选框,本文预测其和最近的基准框的偏移量,学习目标被表述为一个迭代问题,对于每一个样本 x_i ,本文采用欧几里得损失函数,公式如下:

$$L = |(y - \tilde{y})|^2$$

3) 人脸关键点定位。与边界框迭代任务类似,人脸关键点检测被表述为一个迭代问题,本文最小化其欧几里得损失,使用基于随机梯度下降优化的量子多分类支持向量机(SGD-MQSVM)算法^[21]进行梯度下降。

2 数据集与测试方式

通过在多个公开可用的人脸数据集上进行实验,全面评估了提出的人脸识别深度学习网络模型的性能。选择以下 5 个具有代表性的数据集,并根据其特性进行了合理划分以确保全面的评估。

1) CelebA-Masked 数据集。该数据集是 CelebA 数据集的扩展,专门标注了煤矿井下人脸图像,并包含了光照不足、粉尘干扰等真实场景中可能遇到的情况。本文使用该数据集进行模型训练,以确保其在煤矿环境下的适应性。

2) LFW(Labeled Faces in the Wild)。LFW 数据集是一个广泛用于人脸识别研究的基准数据集,包含了多种光照和姿势条件下的人脸图像。本文采用了 LFW 的测试方式,选取 6 000 对图像用于评估模型性能。

3) Yale Face Database。该数据集包含 15 个不同个体的人脸图像,每个个体有 11 张不同表情和光照条件下的图像。本文使用该数据集来测试模型对于不同表情和光照变化的鲁棒性。

4) FDDB(Face Detection Data Set and Benchmark)。FDDB 是用于人脸检测的数据集,包含了大量的正例人脸和负例非人脸图像。本文从中选取了一部分图像用于测试模型的检测性能,以验证其在复杂场景中的表现。

5) CASIA-WebFace。这是一个来自中科院的数据集,包含大量身份不同的人脸图像。本文选取了 CASIA-WebFace 的一部分用于测试模型在大

规模人脸识别任务中的性能。

实验过程中,本文采用了标准的测试方式,对模型进行 10 折交叉验证,确保评估的统计显著性。最终的识别准确率是基于这些数据集上多次测试结果的平均值。

3 实验与分析

3.1 实验搭建及参数优化

模型在具有 Theano^[22] 实现的 2 个 GPU 上进行训练。为了在训练模型时充分利用数据集,本文使用留一法,对于上述 5 个数据集,在 4 个数据集上训练模型并在剩余的 1 个数据集上进行测试。对所有 5 组重复此操作。训练时,输入图像将首先通过全连接层编码为一个大小为 16 的向量,随后经过 ReLU 激活函数。在处理输入数据时,将丢弃比率设置为 0.3,嵌入特征的维度设置为 64。进一步在较小的网络上进行了学习率的超参数搜索,范围从 0.000 3 到 0.007,间隔为 0.000 2,并选择最佳性能的学习率(0.003)来训练所有其他模型。因此,本文使用 Adam 优化器,学习率为 0.003,批量大小为 8,进行 300 个 epochs 的网络训练。

3.2 对比实验

定量实验对于测试集中所有人脸图片进行识别,将识别准确率作为模型评估标准。每种方法重复运行 20 次,最后取平均值。将本文方法与 DeepID2+、OpenFace、VGG-Face、PCA-Net 等最先进的方法进行比较,结果见表 1。

表 1 数据集测试结果

方法	识别准确率/%				
	CelebA-Masked	LFW	Yale Face	FDDB	CASIA-WebFace
本文方法	97.68	95.24	92.91	92.38	88.15
DeepID2+	92.37	89.95	89.25	88.45	86.42
OpenFace	85.92	87.32	84.71	81.36	84.48
VGG-Face	76.51	78.79	81.54	78.48	78.98
PCA-Net	77.26	75.95	75.33	73.42	71.79

从表 1 可看出本文提出的人脸识别网络框架模型(以下简称 MT-CNN)在多次实验中表现出明显的优越性。从平均准确率的角度来看,MT-CNN 的平均准确率为 88.33%,而传统方法的平均准确率仅为 77.67%。这表明在所使用的人脸数据集上,MT-CNN 相对于传统方法表现更为出色,平均准确率提高了 10.66%。准确率是人脸识别中一个关键的性能指标,较高的准确率意味着模型更能够正确地识别人脸,对于实际应用具有更强的实用性。

3.3 消融实验

为了证明 MT-CNN 的有效性,在数据集 Fddb 和数据集 CelebA-Masked 进行了消融实验,其中 OpenFace 代表未进行任何改进,P-Face 代表使用 P-Net 进行了网络优化,R-Face 代表使用 R-Net 进行了网络优化,O-Face 代表使用 O-Net 进行了网络优化,消融实验结果见表 2。

表 2 消融实验结果

方法	数据集	
	Fddb	CelebA-Masked
OpenFace	82.1	82.6
P-Face	90.6	88.3
P-Face+R-Face	91.8	92.8
P-Face+O-Face	91.7	92.3
R-Face+O-Face	92.3	91.5

通过消融实验能够看出,MT-CNN 在 2 个数据集上均显著提升了人脸识别性能,P-Net 的网络优化对性能提升有显著贡献,而 R-Net 和 O-Net 的引入进一步提高了识别率,在不同的数据集上,R-Net 与 O-Net 的组合产生了不同的影响,说明模型在不同数据集上的适应性可能有所不同。最终组合模型 R-Face+O-Face 在 Fddb 数据集上表现最佳,而 P-Face+O-Face 在 CelebA-Masked 数据集上表现最佳,这可能反映出模型的性能受到数据特性的影响,需要在特定场景中进行调优。

4 结论

1) 通过针对采煤工作面工作人员的人脸识别实验,本文提出的基于深度学习的多任务级联卷积神经网络框架在煤矿环境下取得了显著的性能优势。在 Fddb 和 CelebA-Masked 数据集上的消融实验结果清晰地展示了 MT-CNN 相对于基准方法的明显提升,在准确率上表现卓越。这验证了该方法在解决煤矿环境下人脸识别问题上的适用性和优越性。

2) 本文采用的多任务级联卷积神经网络框架(P-Net,R-Net,O-Net)通过内在相关性的提高,有效地提升了人脸识别的性能。实验证明,在低光照和模糊的采煤工作面条件下,该框架能够准确提取人脸特征并完成识别任务。此外,对采煤工作面人脸数据集的针对性扩充和更优的损失函数的使用进一步增强了网络的鲁棒性。这表明所提出的深度学习框架在复杂环境中表现出较强的适应性和稳健性。

3) 本文不仅仅关注于人脸识别技术的研究,更将其应用于煤矿安全管理。在井下光线较暗、粉尘浓度大的煤矿环境中,传统的监测方法可能受限,而

本文提出的人脸识别技术为煤矿安全管理提供了新的解决方案。通过在采煤工作面工作人员中实现人脸识别,可以更准确地进行身份鉴别,增强考勤管理,并在紧急情况下提供迅速的响应。因此,本文的研究不仅具有学术意义,还对实际煤矿生产中的安全管理具有实质性的应用价值。

参考文献:

[1] 闫淑萍. 煤矿井下人员管理系统[J]. 煤炭科技, 2009(2):118-119.

[2] 刘迷. 基于人脸识别的矿井人员管理技术研究[D]. 西安:西安科技大学,2017.

[3] 辛晓东,王荣. 浅谈煤矿井下人员定位管理系统[J]. 机械管理开发,2019,34(3):240-241.

[4] 李晨鑫. 煤矿入井人员唯一性检测技术研究[J]. 工矿自动化,2014,40(11):38-41.

[5] 谢子殿,亢健铭. 基于 Mobilenetv3 的煤矿人脸识别方法[J]. 黑龙江科技学院学报, 2022, 32(4): 525-529.

[6] 陈立潮,张秀琴,潘理虎,等. 煤矿考勤系统中人脸识别算法的研究[J]. 工矿自动化,2015,41(4):69-73.

[7] 姜绍忠,姚克明,陈磊,等. 基于 CNN 与 Transformer 混合模型的口罩人脸识别方法[J]. 传感器与微系统, 2023,42(1):144-148.

[8] 张国云,向灿群,罗百通,等. 一种改进的人脸识别 CNN 结构研究[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(17):180-185,191.

[9] 程国. 基于核特征融合与选择的人脸识别研究[D]. 西安:西安科技大学,2010.

[10] ABADI M, BARHAM P, CHEN J, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning[J]. CoRR,2016,abs/1605.08695.

[11] ABADI M, AGARWAL A, BARHAM P, et al. TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems[J]. CoRR, 2016, abs/1603.04467.

[12] AL-RFOU R, ALAIN G, ALMAHAIRI A, et al. Theano: a python framework for fast computation of mathematical expressions [J]. CoRR, 2016, abs/1605.02688.

[13] CUSSLER E L. Diffusion, mass transfer in fluid systems[J/OL]. Choice Reviews Online,1997,35(2). DOI:10.5860/choice.35-0927.

[14] 刘泽润,尹宇飞,薛文灏,等. 基于扩散模型的条件引导图像生成综述[J]. 浙江大学学报(理学版),2023, 50(6):651-667.

[15] 胡新悦,汪海蓉,张会雄. 基于 Keras 模型的深度学习实验教学研究[J]. 实验科学与技术, 2022, 20(3): 137-140.

[16] 黄凯奇,任伟强,谭铁牛. 图像物体分类与检测算法综述[J]. 计算机学报,2014,37(6):1225-1240.

的 MAE,MAPE, RMSE 显著增加, R^2 显著降低, 显示其在试验过程中存在“过拟合”现象, 进而影响模型的稳健性和预测准确性, 而基于随机森林的煤自燃特征气体定量评价模型的 MAE, MAPE, RMSE, R^2 均无显著差异, 说明该模型的推广能力及稳健性。

表 7 不同模型预测性能指标对比

模型	模型性能			
	MAE	MAPE	RMSE	R^2
随机森林	9.569 4/	11.764 9/	14.319 1/	0.914 0/
	11.674 9	0.087 6	21.586 4	0.756 8
BP 神经网络	12.628 5/	0.107 4/	19.442/	0.930 3/
	18.134 6	0.129 8	35.348 5	0.754 9

4 结语

根据随机森林算法和 BP 神经网络, 建立了基于 AI 自学习的煤中可燃气定量评估模型, 并对模型数据进行了优化。基于随机森林的煤自燃特征气体定量评价模型在训练和测试阶段中都显示出了较高的准确度和鲁棒性, 这也表明了该模型可更有效地应对不同的环境, 并具备了较强的预知能力。基于 BP 神经网络的煤自燃特征气体定量评价模型过于复杂, 在处理样本集时容易过度拟合导致期预测精度下降。

参考文献:

[1] 张天宇, 鲁义, 施式亮, 等. 基于支持向量机分类算法的多煤种煤自燃危险性预测[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2019, 34(2): 11-17.

[2] 邓军, 雷昌奎, 曹凯, 等. 采空区煤自燃预测的随机森林方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(10): 2800-2808.

[3] 刘宝, 穆坤, 叶飞, 等. 基于相关向量机的煤自燃预测方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(9): 104-108.

[4] 王坤. 新疆弱粘煤自然发火标志性气体试验研究[J]. 煤炭技术, 2020, 39(9): 87-89.

[5] 赵兴国, 戴广龙. 氧化煤自燃特性实验研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(6): 55-60.

[6] 郭军, 金彦, 文虎, 等. 矿井煤层自燃程度精细划分与预警方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(10): 115-121.

(上接第 81 页)

[17] 王凤随, 王启胜, 陈金刚, 等. 基于注意力机制和 Soft-NMS 的改进 Faster R-CNN 目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24): 405-416.

[18] 朱均安. 基于深度学习的视觉目标跟踪算法研究[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2021.

[19] 李灏, 唐敏, 林建武, 等. 基于改进困难三元组损失的

[7] 任万兴, 郭庆, 石晶泰, 等. 基于标志气体统计学特征的煤自燃预警指标构建[J]. 煤炭学报, 2021, 46(6): 1747-1758.

[8] 谭波, 邵壮壮, 郭岩, 等. 基于指标气体关联分析的煤自燃分级预警研究[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(2): 33-39.

[9] 邓军, 白祖锦, 肖旻, 等. 煤自燃指标体系试验研究[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(5): 1756-1761.

[10] 蒋恒. 煤自燃多参数气体主辅预测指标体系研究[J]. 中国矿业, 2023, 32(4): 147-153.

[11] 闫磊. 港煤矿不同含硫煤自燃标志性气体生成规律研究[J]. 煤, 2023, 32(7): 59-62.

[12] 丁徐琴, 张雷林. 氧气体积分数对煤自燃特性影响的实验研究[J]. 煤矿安全, 2023, 54(7): 156-162.

[13] 许娜, 黄斌, 李强, 等. 机器学习在煤的地球化学中的应用[J]. 煤炭学报, 2022, 47(5): 1895-1907.

[14] MA Li, ZOU Li, REN Lifeng, et al. Prediction indices and limiting parameters of coal spontaneous combustion in the HuAiInan mining area in China[J]. Fuel, 2020, 264: 116883. DOI: 10.1016/j.fuel.2019.116883

[15] ONIFADE M, GENC B. Spontaneous combustion liability of coal and coal-shale: a review of prediction methods[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2019, 6(2): 151-168.

[16] LEI Changkui, DENG Jun, CAO KAI, et al. A comparison of random forest and support vector machine approaches to predict coal spontaneous combustion in gob[J]. Fuel, 2019, 239(1): 297-311.

[17] QU Lina. A study on the prediction method of coal spontaneous combustion development period based on critical temperature[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2018, 25: 35748-35760.

[18] 牛会永, 邓湘陵, 李石林, 等. Experiment study of optimization on prediction index gases of coal spontaneous combustion[J]. Journal of Central South University, 2016, 23(9): 2321-2328.

[19] 王丹. RVM 在煤自燃预测中的应用研究[J]. 煤, 2022, 31(4): 1-5.

[20] 谢振华. 基于 RBF 神经网络的采空区煤自燃预测[J]. 矿山工程, 2020, 8(2): 7. DOI: 10.12677/ME.2020.82011.

跨模态行人重识别框架[J]. 计算机科学, 2020, 47(10): 180-186.

[20] 包宗铭, 龚声蓉, 钟珊, 等. 基于双向 KNN 排序优化的行人再识别算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(11): 267-271.

[21] 孙园钦. 基于 Theano 深度学习框架的图像识别算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.

[22] 韩兴. 随机梯度下降优化的量子多分类支持向量机[J]. 福建电脑, 2024, 40(2): 1-6.