

基于边窗滤波和扩张卷积的矿井行人检测*

刘欣, 李卫龙, 张灿明

(安徽省煤炭科学研究院, 安徽 合肥 230001)

摘要: 在数字化矿山中, 行人检测系统能够大幅减少事故伤亡, 是保护工人安全的重要手段。为了构建高性能的行人检测系统, 提出了一种基于边窗滤波和扩张卷积的矿井行人检测模型。具体来说, 针对复杂恶劣的矿井环境, 采用边窗滤波抑制视频图像中的干扰信号, 提升图像质量。此外, 考虑到行人目标的多尺度特性, 在模型中引入扩张卷积增加特征的感受野, 进而提升检测性能。大量的对比实验证明了边窗滤波和扩张卷积的有效性, 模型在矿井数据集上获得 94.3 mAP 和 99.1% 检测率的优异性能。

关键词: 行人检测; 边窗滤波; 扩张卷积; 深度学习

中图分类号: TN919.8; TP919.8; TP391.41

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200363

中文引用格式: 刘欣, 李卫龙, 张灿明. 基于边窗滤波和扩张卷积的矿井行人检测[J]. 电子技术应用, 2020, 46(10): 42-46, 50.

英文引用格式: Liu Xin, Li Weilong, Zhang Canming. Mine pedestrian detection based on side-window filter and dilated convolution[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(10): 42-46, 50.

Mine pedestrian detection based on side-window filter and dilated convolution

Liu Xin, Li Weilong, Zhang Canming

(Anhui Academy of Coal Science, Hefei 230001, China)

Abstract: In digitalized mines, pedestrian detection system is able to greatly reduce accident casualties, which is an essential strategy for guaranteeing workers' well-being. In order to establish mine pedestrian detection system with high performance, a mine pedestrian detection based on side-window filter and dilated convolution is proposed. Specifically, in terms of mines environment with complicated and hostile conditions, side-window filter is adopted to suppress disturbing signals in surveillance pictures, improving image quality. In addition, considering the multi-scale characteristic of pedestrian objects, dilated convolution is introduced into model to increase receptive field of features, thus enhancing detection performance. A number of comparison experiments are conducted to illustrate the effectiveness of side-window filter and dilated convolution, and the model achieves excellent performance of 94.3 mAP and 99.1% of detection accuracy on the mine dataset.

Key words: pedestrian detection; side-window filter; dilated convolution; deep learning

0 引言

数字化矿山是实现智能化、现代化煤炭生产的重要基础, 对于煤炭产业的可持续发展有着极为重要的意义。采矿自动化、运输智能化、管理信息化是实现数字化矿山的三项关键技术^[1]。实现这些技术的前提是构建智能感知系统, 而矿井行人检测系统是实现井下智能调度、安全监测等技术的先决条件^[2]。

近些年来, 深度学习技术在多个计算机视觉领域迅猛发展^[3], 并在多个任务上获得了优异的性能, 例如人脸检测^[4]、物体分拣^[5]、缺陷检测^[6]。具体到行人检测任务上, R-CNN^[7]率先将深度学习技术应用在目标检测任务。在此基础上, Faster R-CNN^[8]改进候选框选择机制, 完备端对端检测框架。2019年, 来自 Google Brain 的

TAN M 等研究人员^[9]提出了基于自动网络寻优技术的 EfficientNet, 该模型通过动态调整网络的深度、宽度和分辨率, 寻找最优的模型设计, 在图像分类、目标检测等多个领域获得先进表现。

图像在构建和传输过程中, 常因为外界干扰而导致质量退化。常见的解决方案是采用滤波方法对图像做去噪处理^[10]。滤波算法可分成两类: 线性滤波和非线性滤波。常见的线性滤波包括盒子滤波、高斯滤波; 非线性滤波包括中值滤波、双边滤波等。在深度学习算法中, 滤波算法常用于图像预处理、特征提取、边缘获取等。尤其是对于边缘检测, 滤波算法基于研究人员对于图像的先验知识, 充分地提取图像的边缘信息, 实现对兴趣区域的精准定位分割^[11]。传统滤波算法受限于滤波核结构和运算机理, 虽然可以抑制噪声, 但同时会造成边缘信息丢失, 对检测模型产生负面影响。近些年来, 大量的保边滤

* 基金项目: 安徽科技创新战略与软科学研究专项项目(1706a02020044); 安徽省重点研究与开发计划项目(1704a0902063)

波算法被提出,用于保留的更多的边缘信息,例如全变分滤波算法^[12]、加权最小二乘滤波^[13]和导向滤波^[14]等。

对于矿井环境,构建行人检测模型需要考虑多个特定的环境因素,包括监控设备所处环境光线不足、粉尘点多,且捕获图像存在较多干扰信号等硬件设备上的不利因素,又要考虑对多目标、不同尺度的行人目标实现准确检测的要求。针对这些难点,本文从视频图像的处理和检测模型的改进两个角度出发,采用边窗滤波抑制视频图像的干扰信号,在模型网络中引入扩张卷积处理多尺度目标。实验证明模型在矿井数据集上取得了优异的检测性能。本文的主要贡献如下:针对矿井环境存在的多样不利因素,采用边窗滤波抑制视频图像的干扰信号,为行人检测模型提供优质的输入图像;采用先进的EfficientNet作为网络主干,用于提取输入图像的特征,并在网络主干中引入扩张卷积,增大特征的感受野,促使网络在多尺度目标上获得更为优异的检测性能。

1 矿井行人检测模型

1.1 边窗滤波

相比于正常的生活环境,矿井环境存在场景封闭、磁干扰、光线差、空气潮湿、粉尘多等多个不良因素。故本文在使用矿井视频图像前,先采用滤波算法对图像作预处理,减少图像中噪声干扰。

滤波算法是实现图像降噪、去模糊和强化细节等功能的基石。一般来说,滤波算法是以待滤波点为中心,将滤波半径覆盖的点(即滤波窗口)加权组合得到滤波输出,如式(1)所示:

$$y_k = \sum_p \omega_{kp} x_p \quad (1)$$

其中, Ω_k 表示以待滤波点 k 为中心的滤波窗口, ω_{kp} 和 x_p 分别表示滤波窗口中点 p 的滤波权重和像素值, y_k 表示滤波输出。

但传统滤波算法在处理图像边缘时,即待滤波点 k 位于边缘处,滤波窗口 Ω_k 会跨越边缘,产生的滤波结果会丢失边缘信息。图片中处在边缘或靠近边缘的点如图1所示。

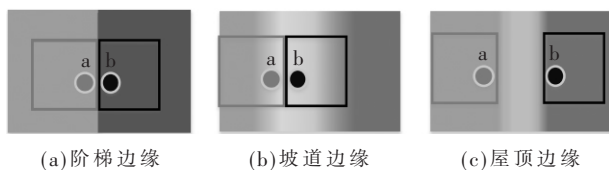


图1 3种典型边缘示意图

假设图1中点 (x, y) 对应的像素值为 $g(x, y)$,由图可知 $g(x, y)$ 是连续不可导。若点 a 和 b 为相邻的两点,且分别位于两个区域的边界点,因为边缘跳跃,可知 $g(x_a, y_a) \neq g(x_b, y_b)$ 且 $g'(x_a, y_a) \neq g'(x_b, y_b)$ 。依据泰勒公式,对于边缘点的滤波窗口应该限制在该点所在的图像区域,不要跨

越边缘。即若待滤波点 k 位于边缘,不要依据 k 周围的点组合滤波,而是将滤波窗口 Ω_k 限制在 k 所在的一侧。

由上述分析可知,传统滤波算法对于边缘信息的不敏感性来源于滤波窗口的选择。在本文中,引入边窗滤波算法抑制图像噪声并保持边缘信息。该滤波算法的核心在于:在传统滤波算法的基础上,将所有待滤波点都视为潜在的边缘点,将滤波窗口的边缘和待滤波点对齐。在实际计算过程中,是待滤波点应用不同的滤波窗口,将子窗口的边缘或角点与待滤波点对齐,计算滤波结果。最终,将子窗口结果重构得到最佳滤波结果,如式(2)、式(3)所示:

$$\begin{cases} I_n = \frac{1}{N_n} \sum_{j \in w_i^*} F(w_{ij} q_j) \\ N_n = \sum_{j \in w_i^*} w_{ij} \end{cases} \quad n \in S \quad (2)$$

$$I_m = \arg \min_{n \in S} \|q_i - I_n\|_2^2 \quad (3)$$

其中, w_{ij} 是待滤波点 i 为中心的滤波窗口中点 j 的滤波权重, q_j 表示点 j 的输入像素值,滤波核函数为 F , N_n 表示待滤波点 i 的滤波权重和, I_n 表示滤波输出。滤波子窗口集合为 S ,为了简化滤波过程,共设置8个方向上的子窗口,分别是:左、右、上、下、左上、左下、右上、右下。最终,综合考虑所有子窗口的滤波输出 I_n ,依据式(3)取最小的重构误差 I_m 作为滤波输出。

图2对比了在 Gaussian 噪声下,盒子滤波和基于边窗滤波的盒子滤波的效果差异,可以看到,边窗盒子滤波在去除噪声的基础上更好地保留了边缘信息。更多的实验结果见2.2节。

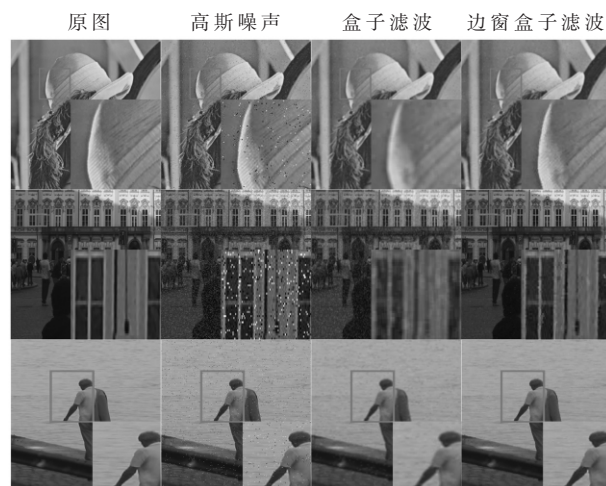


图2 传统滤波与边窗滤波的效果示意图

1.2 基于扩张卷积的检测模型

在矿井环境下,监控设备常处于角落、拐点等固定位置,监控环境较为狭窄,而遇到换班高峰时期,监控画面行人密集,且行人和摄像头的距离变化幅度明显等情

况,这要求模型具备捕获多尺度目标的能力。且模型的顶端特征应具备大的感受野,才能够检测占比大的行人目标。

依据上述分析,本文选用先进的 EfficientNet 作为模型的网络主干。网络共包含 7 次下采样层,故顶端特征的感受野最大为 128,即网络能捕获的最大像素距离为 128,这难以覆盖占比较大的行人目标。

为了进一步增大网络顶端特征的感受野,本文在网络主干中引入了扩张卷积。扩张卷积的定义如式(4)所示:

$$y[i]=\sum_{k=1}^K x[i+r \cdot k] \cdot w[k] \quad (4)$$

其中, $y[i]$ 和 $x[i]$ 是扩张卷积的输出和输入, $w[k]$ 表示长度为 K 的扩张卷积核。当扩张率为 r 和卷积核尺度为 s 时,扩张卷积等同于将标准卷积运算中两个相邻采样点中插入 $r-1$ 个零值。在特殊情况下,即 $r=1$ 时,扩张卷积退化为标准卷积。

扩张卷积能够在不增加参数量和计算量的情况下,改变特征的感受野。使用扩张卷积的特征感受野计算如式(5)所示:

$$R=s+(s-1)(r-1) \quad (5)$$

例如,对于一个扩张率 $r=3$ 且尺寸为 3×3 的扩张卷积,依据式(5)可计算出感受野为 7。这等同于使用大小为 7×7 的标准卷积的感受野。不同扩张率的扩张卷积感

受野如图 3 所示。

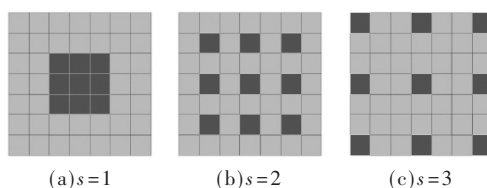


图 3 扩张卷积示意图

此外,当网络连续叠加使用扩张率为 R_1 和 R_2 的扩张卷积,输出的感受野计算如式(6)所示:

$$R_n=R_1+R_2-1 \quad (6)$$

例如,当使用扩张率 $r=2$ 和 $r=4$ 的 3×3 扩张卷积,依据式(5)、式(6)可以计算出特征的感受野为 13。相比于标准卷积,连续使用多个扩张卷积能够获得更大的感受野。但在实际使用中,不应连续使用过多扩张卷积,这是因为当卷积运算的采样点间隔距离过远时,无法捕捉有效的局部信息,卷积核有效值会逐渐减少,产生卷积核退化问题。

为了避免卷积核的退化问题,本文在 EfficientNet 的基础上,只将网络主干的最后两个下采样层分别替换为扩张率为 $r=2$ 和 $r=4$ 的扩张卷积。此时,网络顶端的感觉野为 512,能够提升模型对于占比大目标的检测性能。完整的矿井行人检测模型如图 4 所示。

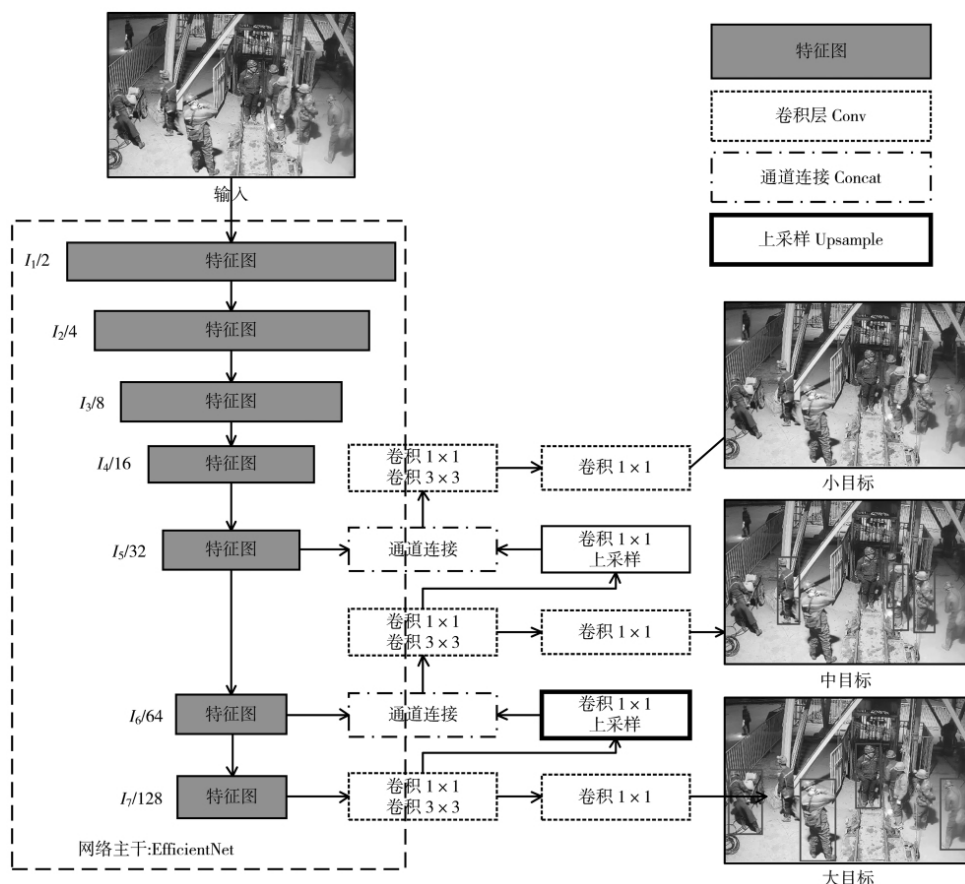


图 4 矿井行人检测模型示意图

矿井行人检测模型的网络主干 EfficientNet 中共包含 2 组卷积层和 7 组逆残差卷积模块,为了保证模型对各个尺度行人目标检测的有效性,在网络的最后 3 个逆残差卷积组 I_5 、 I_6 、 I_7 上做多分支目标检测。其中,卷积层 I_5 组的特征尺寸较大,具备丰富的空间信息,适用于检测占比小的目标。卷积层 I_6 组具备较大的感受野,具备丰富的语义信息,用于检测占比适中的目标。得益于扩张卷积的使用,卷积层 I_7 组的感受野扩大了 4 倍,适用于检测占比大的目标。完整的行人检测模型能够检测不同尺度的行人目标,实验结果可见 2.4 节。

2 实验结果与分析

2.1 实验配置

数据集:模型权重在 ImageNet 上作预训练,并使用 INRIA 行人数据集^[15]对权重作调优。此外,本文制作矿井行人数据集,用于测试模型的实际性能。真实的矿井数据集来源于某矿区井下的监控视频,本文基于 OpenCV 提供的 CVAT 标注工具,共制作 10 000 张图片。其中 9 000 张图片用作训练集,1 000 张图片用作测试集。部分案例如图 5 所示。



图 5 数据集示例图

实验设置:所有实验基于 Anaconda 和 PyTorch^[16]深度学习平台,在训练时,所有图片均放缩到 512×512 大小,模型优化器采用 SGD 随机梯度下降,动量设置为 0.9,权重衰减设置为 0.0001。学习率采用阶梯下降策略,每 30 轮学习率下降为原先的 0.1,共训练 90 轮,初始学习率为 0.01。实验平台配置如表 1 所示。

性能评价标准:本文除了采用常见的 mAP(mean Average Precision)评价目标检测的性能,还采用了基于 IoU(Intersection over Union)的准确率指标 Ciou,其中 IoU 计算如式(7)所示:

$$\text{IoU} = \frac{S_p \cap S_{\text{GT}}}{S_p \cup S_{\text{GT}}} \quad (7)$$

其中, S_p 和 S_{GT} 分别是预测框和真实框的面积。例如当

表 1 实验平台配置表

实验平台	配置
操作系统	Ubuntu18.04
软件框架	Anaconda, PyTorch CUDA:10.2, cudnn:7.0
显卡	GTX 2080Ti
处理器	i7-9700F
内存/GB	32

$C(\text{iou} > 0.9)$ 为 90% 时,表示 90% 的图像的预测框和真实框的 IoU 值大于 0.9。

2.2 边窗滤波对比实验

1.1 节中介绍了边窗滤波能够改善传统滤波算法,在实现去噪的基础上,保留边缘信息。本节首先测试在不同噪声条件下,边窗滤波对于视频图像的恢复性能。以 INRIA 数据集为例,将所有图片分别添加高斯噪声和椒盐噪声,再应用不同类型的滤波算法,评价标准采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM),实验结果如表 2 所示。

由表 2 可知,无论是在高斯噪声还是椒盐噪声条件下,基于边窗滤波的算法都具备更好的图像恢复能力,这证明了边窗滤波对于干扰信号的滤除能力。

除此之外,在只 EfficientNet 网络主干基础上,使用边窗盒子滤波对不同数据集做预处理,最终在矿井数据集上的行人检测实验结果如表 3 所示。

表 3 边窗滤波实验对比表

实验	INRIA 数据集	矿井数据集	性能/mAP	$C(\text{iou} > 0.75)/\%$	$C(\text{iou} > 0.9)/\%$
1			82.8	83.5	68.6
2	✓		83.5	84.7	69.8
3	✓	✓	85.1	88.2	73.2

由表 3 可知,相比于实验 1,实验 2 在 INRIA 数据集上应用边窗盒子滤波,获得了 0.7 mAP 和 1.2% 的 $C(\text{iou} > 0.75)$ 的性能提升。而当所有数据集都采用边窗盒子滤波作预处理,实验 3 获得了 85.1 mAP、88.2% 的 $C(\text{iou} > 0.75)$ 和 73.2% 的 $C(\text{iou} > 0.9)$,这说明边窗盒子滤波能够显著地提升模型的预测性能。

2.3 模型结构设计对比实验

本节测试不同的模型设计带来的性能变化,所有数据集均应用边窗盒子滤波,实验结果如表 4 所示。

由表 4 可知,当模型使用不同的网络主干时,基于

表 2 不同滤波算法实验对比表

	高斯噪声				椒盐噪声			
	盒子滤波	边窗盒子滤波	高斯滤波	边窗高斯滤波	盒子滤波	边窗盒子滤波	高斯滤波	边窗高斯滤波
PSNR	65.25	67.10	60.40	63.93	64.10	70.86	59.89	64.91
SSIM	0.739	0.775	0.693	0.761	0.552	0.839	0.522	0.743

表 4 模型设计实验对比表

实验	模型主干	多分支预测	扩张卷积	性能/mAP	$C(iou>0.75)/\%$
1	Resnet50			81.9	83.6
2	Darknet53			83.7	85.1
3				85.1	88.2
4	EfficientNet	✓		92.0	96.4
5		✓	✓	94.1	99.1

Resnet50 和 Darknet53 的实验 1 和实验 2 分别获得了 81.9 mAP 和 83.7 mAP。而采用 EfficientNet 的实验 3 达到了 85.1 mAP,有着较大的性能提升。在实验 3 的基础上,实验 4 添加了多分支预测,获得了 6.9 mAP 和 8.2% 的 $C(iou>0.75)$ 的性能提升。当继续添加扩张卷积,模型获得了最高性能 94.1 mAP 和 99.1% 的 $C(iou>0.75)$ 。这说明使用多分支预测和扩张卷积能够显著增加模型的预测性能,且提出的模型能够满足矿井场景下的行人检测需求。

2.4 模型对于多尺度目标的表现

1.2 节中介绍了扩张卷积和多分支预测对于不同尺度行人目标的检测作用。本节以 EfficientNet 网络主干和盒子边窗滤波为基准,测试扩张卷积和多分支预测对不同尺度的行人目标的检测性能,所有的实验结果如表 5 所示。

表 5 模型设计对多尺度目标实验对比表

实验	配置		$C(iou>0.75)/\%$			
	多分支	扩张卷积	小目标	中目标	大目标	所有
1			85.8	87.8	94.1	88.2
2	✓		97.1	96.5	95.3	96.4
3		✓	86.8	92.3	99.5	91.7
4	✓	✓	98.6	99.2	99.8	99.1

由表 5 可知,当模型只采用多分支预测时,实验 2 相比于实验 1 在小目标和中目标上各有 11.3% 和 8.7% 的性能提升,多分支预测能够极大提升不同尺度的目标检测性能。当模型只采用扩张卷积策略,实验 3 相比于实验 1 在中目标和大目标上分别有 4.5% 和 5.4% 的性能提升,这证明扩张卷积对于检测占比大的目标的有效性。当模型同时使用多分支预测和扩张卷积时,实验 4 在对于各个尺度目标的检测性能均有大幅提升,这证明了模型设计对于各个尺度目标检测的有效性。

3 结论

本文提出了一种基于边窗滤波和扩张卷积的矿井行人检测模型。在数据集的预处理上采用边窗滤波,有效地去除干扰信号并保留边缘信息,提升图像质量。此外,在本文中,行人检测模型选用 EfficientNet 作为网络主干,并在主干中引入扩张卷积,用于增大网络顶端特征的感受野,提升网络对于不同尺度目标的检测能力。实验结果证明提出的模型在实际矿井数据集上有着优异的检测性能。

参考文献

- [1] 王国法,王虹,任怀伟,等.智慧煤矿 2025 情景目标和发展路径[J].煤炭学报,2018,43(2):295-305.
- [2] 吴立新,汪云甲,丁恩杰,等.三论数字矿山——借力物联网保障矿山安全与智能采矿[J].煤炭学报,2012,37(3):357-365.
- [3] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [4] 王静波,孟令军.卷积神经网络人脸检测算法[J].电子技术应用,2020,46(1):34-38.
- [5] 陈志新,董瑞雪,刘鑫,等.基于深度学习的复杂分拆图像快速识别方法研究[J].电子技术应用,2020,46(2):71-75.
- [6] 吴晓元,常海涛,苟军年.Faster R-CNN 定位后的工业 CT 图像缺陷分割算法研究[J].电子技术应用,2019,45(1):76-80.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, 2014:580-587.
- [8] REN S, HE K, GIRSHICK R. 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.
- [9] TAN M, LE Q. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]. International Conference on Machine Learning, Long Beach, 2019:6105-6114.
- [10] 张旭明,徐滨士,董世运.用于图像处理的自适应中值滤波[J].计算机辅助设计与图形学学报,2005(2):295-299.
- [11] 武昆.基于边缘保持滤波器的彩色图像增强算法研究[D].长春:中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,2017.
- [12] XU L, YAN Q, XIA Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6):1-10.
- [13] MIN D, CHOI S, LU J, et al. Fast global image smoothing based on weighted least squares[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(12):5638-5653.
- [14] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(6):1397-1409.
- [15] ZHAO Z Q, ZHENG P, XU S T, et al. Object detection with deep learning: a review[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(11):3212-3232.
- [16] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. PyTorch: an imperative style, high-performance deep learning library[C].

(下转第 50 页)

表 5 电能表窃电检测数据挖掘结果

关联规则		支持度/%	置信度/%	实例
关联项	关联结果			
开盖记录=1	窃电=1	49.21	100	62
电表停走=1	窃电=1	45.24	100	57
电压失压=1	窃电=1	22.22	100	28
电压不平衡=1、电表停走=1	窃电=1	21.43	100	27
开盖记录=1、电压失压=1、电流失流=1	窃电=1	16.67	100	21
电表倒走=1	窃电=1	7.14	100	9
恒定磁场事件=1	窃电=1	5.56	100	7
反向潮流=1	窃电=1	3.17	100	4

4 结果与分析

据关联规则算法,对 126 条窃电数据进行处理,并对很多实例数与支持度相同且冗余的规则进行整合、优化,综合对比不同阈值下多次处理结果的差异,最终设定最小支持度为 15%,最小置信度为 85%,结果如表 5 所示。

结果分析:(1)结果显示存在开盖事件而存在窃电结果的支持度最高,占 49.21%,其次是电表停走,占 45.24%,电能表存在窃电事件由这两项引起的案列最多,可以看出当电表停走与开盖记录异常同时出现时,可以很大程度上判断出存在用电异常行为。在所有参数里,失压与电压不平衡对于能否确定电能表存在用电异常行为的影响较小;(2)电表倒走(7.14%)、恒定磁场事件(5.56%)、反向潮流(3.17%)等项目结果显示支持度不高,表明由发生电表倒走、恒定磁场事件及反向潮流事件而产生窃电可能的情况很少;(3)在产生窃电结果的事件中,常常伴随着多项事件的发生,其结果更具有可信度;(4)如果检测到故障信息为开盖、电量倒走、电量停走、电流失流、电压失压,可以很大程度上判断出可能存在用电异常行为,应加紧实施现场勘察,确诊案例,并纳入数据库。

5 结论

本文通过调取筛选的用户异常用电数据,通过数据挖掘 FP-growth 算法构建 FP-tree,并运用关联规则分析用户异常用电中的窃电数据,分析产生窃电的可能性事件,提高对用电异常事件的判断。

通过对用电异常分析研究,大部分用电异常事件的产生伴随着电能表开盖记录异常事件,同时当存在电能表停走、电压失压、异常时,发生用电异常行为的可能性也比较大。电压过压或欠压以及电压不平衡独立出现时,发生用电异常行为的可能性较小。以上结论可以看

出,基于 FP-growth 算法构建进行的数据挖掘结果符合实际应用时对于电能表用电异常的判断方法,并且验证了用电异常模型构建的准确性。

参考文献

- [1] 潘明明,田世民,吴博,等.基于智能电能表数据的台区识别与窃电检测方法研究[J].智慧电力,2017,45(12): 80-84.
- [2] 张晶,刘晓巍,张松涛.基于营销大数据的用电异常事件统计及窃电特征分析[J].供用电,2018(6): 77-82.
- [3] 程瑛颖,杨华潇,肖冀,等.电能计量装置运行误差分析及状态评价方法研究[J].电工电能新技术,2014,33(5): 76-80.
- [4] 张荣昌.基于数据挖掘的用电数据异常的分析与研究[D].北京:北京交通大学,2017.
- [5] 肖坚红,严小文,周永真,等.基于数据挖掘的计量装置在线监测与智能诊断系统的设计与实现[J].电测与仪表,2014,51(14): 62-67.
- [6] 蔡耀年,王明琪,刘建森,等.一种基于离群算法的窃电行为检测的研究[J].计算技术与自动化,2018,37(2): 73-77.
- [7] 李端超,王松,黄太贵,等.基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术[J].电力系统保护与控制,2018,46(5): 143-151.
- [8] 于小青,齐林海.基于流数据聚类算法的电力大数据异常检测[J].电力信息与通信技术,2020,18(3): 8-14.
- [9] 徐育涛.基于用电信息采集大数据的防窃电方法探讨[J].通讯世界,2019,26(12): 237-238.

(收稿日期:2020-02-07)

作者简介:

段晓萌(1989-),通信作者,男,硕士,工程师,主要研究方向:电能计量新技术,E-mail: dxm_89@163.com。

主要研究方向:计算机技术、煤矿自动化及安全。

李卫龙(1985-),男,硕士,助理研究员,主要研究方向:煤矿机电与自动化。

张灿明(1984-),通信作者,男,硕士,助理研究员,主要研究方向:深度学习、煤矿自动化及安全,E-mail: zhangcm0103@126.com。

(上接第 46 页)

Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver, 2019: 8024-8035.

(收稿日期:2020-05-06)

作者简介:

刘欣(1985-),男,硕士,助理研究员,国家安全评价师,