

# 基于视觉的车辆衡中轴型检测方法研究

侯岳青, 徐贵力, 朱仕鹏

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106)

**摘要:** 无人化、自动化是现代工业的发展方向, 在自动化车辆衡应用场景中, 针对现有车辆轴型检测方法中存在设备使用需破坏路面, 安装和维护不便的问题, 首先根据 HOG 算子具有较好的对轮胎边缘提取和局部形状信息描述, MB-LBP 算子具有抗光照能力强且对小尺度位移具有鲁棒性的特点, 设计了一种基于 HOG 和 MB-LBP 特征融合的轮胎检测新算法; 其次, 根据相机成像和图像测距原理, 设计了一种基于图像标定和目标检测的轴距测量方法; 接着, 通过轮胎和轴距的检测结果确定车辆轴型; 最后设计了相关实验对提出算法的有效性和准确性进行验证, 轴型检测成功率达到 97.65%。

**关键词:** 目标检测; 特征融合; 图像测距; 图像标定;

## Research on Vision-Based Vehicle Shaft Detection Method in Vehicle Scale Application

Hou Yueqing, Xu Guili, Zhu Shipeng

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Unmanned, automation is the development direction of modern industry, in the application scenarios of automated vehicle scales, aiming at the existing vehicle shaft type detection methods, the use of equipment needs to damage the road surface, and the problems of installation and maintenance are inconvenient, as the HOG operator has better ability to obtain tire edge and describe local shape, and the MB-LBP operator has strong ability to resist light and is robust to small-scale displacement, a new tire detection algorithm based on HOG and MB-LBP feature fusion was designed for tire detection. Secondly, a wheelbase measurement method based on image calibration and target detection was designed based on the principle of camera imaging and image ranging. Subsequently, determine the axle shape of the vehicle based on the tire and wheelbase test results. Finally, relevant experiments are designed to verify the effectiveness and accuracy performance of the proposed algorithm. The success rate of shaft type detection is 97.65%.

**Keywords:** object detection; feature fusion; image ranging; image calibration

## 0 引言

在货运物流产业链中, 在地面上放置大的称台能够对卡车的载重进行准确计量, 这种类型的地磅被称为汽车衡<sup>[1]</sup>, 车辆衡是仓储和物流活动中极其重要的一环, 配有大型称重设备电子地磅的各厂商、企业不断加大人力、物力的投入, 加强对计量称重的管理。车辆衡可以有效防止车辆的超限超载运输行为对交通安全、路桥基础设施以及车辆自身造成的安全隐患, 交通部等七部委于 2019 年发布了超限超载运输认定标准, 对不同轴型的货运车辆的载重量做了新要求。

目前, 车辆轴型检测主要是通过地感线圈<sup>[2]</sup>、摩擦电检测器<sup>[3]</sup>。地感线圈利用了电磁感应原理, 其传感器是一个布置在路面下且通有特定交变电流的环形线圈, 通过对耦合电路所产生的振荡频率进行分析从而识别车辆存在, 并且能够计算出车辆的数量、行驶速度等参数信息。线圈检测技术的发展非常成熟, 检测精度很高, 天气变化对其影响可以忽略, 具有很强的抗干扰能力, 但是, 线圈需要

直接埋入车道, 维护成本较高需挖开路面, 会对交通造成阻碍。摩擦电检测器在使用过程中, 为了避免对探头的干扰, 往往使用屏蔽电缆对探头进行包裹, 然后封上人造橡胶被固定在路面上的切槽当中。该检测器具有响应快、精度高、恢复时间短、可全天候工作等优点, 因此可用于检测车轴距, 和地感线圈配合使用可以实现对车型、车速等参数测量。但缺点是安装维护需要破坏路面, 安装维护难度大, 成本高。

本文针对现有车辆轴型检测系统的主要缺陷, 使用基于视觉的目标检测和测距算法, 设计了一种基于视觉的车辆轴型检测新方法, 并设计了相关实验对本文提出算法的有效性和准确性进行验证。

## 1 基于融合特征的轮胎检测

目标检测<sup>[4]</sup>是众多复杂视觉检测系统的执行前提, 其任务是找出图像中所有感兴趣的目标, 确定它们的位置和类别。在进行轮胎检测, 待检测目标是车辆轮胎, 可以在车辆衡侧边放置相机, 在相机视野中框定 ROI, 提取 ROI 图像中的图像特征, 由此判别在车辆上磅的过程中 ROI 中是否存在轮胎。

### 1.1 特征选择

梯度方向直方图 (Histograms of Oriented Gradients,

收稿日期:2020-03-02; 修回日期:2020-04-05。

作者简介:侯岳青(1994-),男,河南新乡人,硕士研究生,主要从事图像检测技术、光电与智能系统方向的研究。

HOG) 特征<sup>[5]</sup>由法国科学家 Dalal 等人提出, 它利用光强梯度或边缘方向梯度描述来检测物体局部形状。对于扩展目标来说, HOG 特征对目标具有很强的边缘提取能力, 所以在实际的应用中 HOG 特征能够在一定程度上抑制由于光线变化和拍摄角度等因素对待检测目标特征描述的影响。

图 1 是 HOG 特征提取流程, 主要分为 5 个步骤: 1) 对待检测样本进行颜色空间标准化; 2) 对图像梯度的计算; 3) 对细胞单元内的梯度方向直方图进行统计; 4) 将多个细胞单元汇聚成区块单元, 然后将细胞单元的梯度方向直方图串联起来, 对它们做归一化处理; 5) HOG 特征向量的生成。

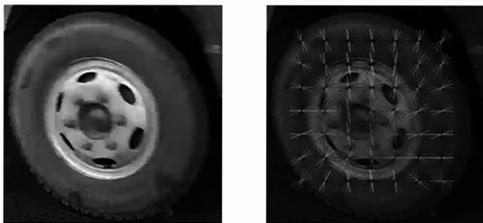


图 1 原始轮胎图像和轮胎的梯度直方图的可视化效果图

局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 特征<sup>[6]</sup>定义了一种对像素点纹理特征进行编码的方法, 其主要思路是定义一个小范围区域, 以其中中心位置的像素值作为阈值, 通过衡量像素点和它周围像素点的关系, 获得一系列二进制数, 构成二进制编码, 以二进制编码表达该像素点的纹理特征。Liao 等人<sup>[7]</sup>改进了 LBP 特征提出 MB-LBP (Multiscale Block LBP, MB-LBP) 特征, 把 LBP 算子作等比例放大, 计算得到区块间的差值, 将图像划分为一个个的窗口 Block, 再将每一个 Block 划分为更小的区域, 通过计算区域内的灰度平均值, 并与其他区域内的灰度值进行对比, 获取 LBP 特征, 即为 MB-LBP 特征。图 2 为 MB-LBP 提取纹理示意图。

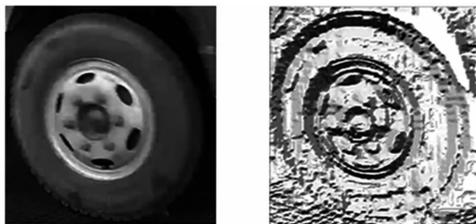


图 2 轮胎原始图像和经过 MB-LBP 提取纹理结果

## 1.2 特征融合与降维

通过 HOG 特征和 MB-LBP 特征对轮胎特征描述的研究发现, 单个特征难以对复杂光照情况下的轮胎图像进行准确描述, 而通过特征融合方法对两种特征描述子进行融合, 可以发挥两种特征算子的各自特点, 从而实现对复杂环境下轮胎特征的准确描述。

HOG 特征作为边缘捕捉和局部形状的描述特征之一, 一方面是因为它通过密集网格对图像的梯度方向和幅值进行描述, 即使在未获得待检测目标位置先验信息的情况下, 仍然可以对目标的边缘进行较好地描述, 另一方面则是因

为它很容易与其它特征进行融合。然而在背景噪声很大的情况下, 提取 HOG 特征的描述效果不佳。而 MB-LBP 特征可以捕获更多的图像块信息, 通过局部和全局一对不同的描述符更好地描述了图像纹理, 并且针对光照不同的条件或噪声干扰较为严重的情况下 HOG 特征表现较差时, MB-LBP 特征依然具有很好的鲁棒性。

特征融合<sup>[8]</sup>首先将多个特征合并为一个新的融合特征集, 然后以这个特征集作为目标的特征描述。本文提出了一种 HOG 与 MB-LBP 特征融合的图像描述方法, 将边缘/局部形状信息和纹理信息结合起来, 更好地描述了 ROI 中的轮胎, 并在测试集和现场应用中得到了证明。特征融合主要有如下两个优点: 1) 相比单特征, 融合后的特征集含有更多的图像信息, 因此更具判别性; 2) 特征融合可以通过获得有效且特征冗余较少的低维数特征, 从而加快了分类计算速度。

本文选择串行组合策略的特征融合方式, 对产生的维度增加导致的检测效率问题使用对融合后向量进行主成分分析 (Principal components analysis, PCA)<sup>[9]</sup>降维的方法进行降维, 从而降低检测时间, 提高检测的实时性。

## 1.3 轮胎检测

基于特征融合的轴距检测算法的流程图如图 3 所示。

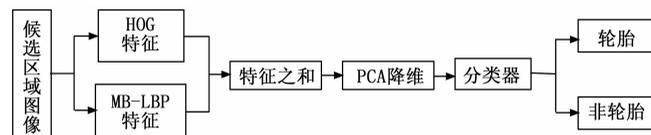


图 3 轴距检测流程图

本文中, 训练样本的分辨率为  $64 \times 64$  像素。设置 HOG 算子的 block 大小为  $16 \times 16$ , cell 尺寸位  $8 \times 8$ , 搜索步长位 8 个像素, 方向 bin 数位 18, 在这种参数设置情况下, 一张图象的 HOG 特征的维度为 3 528 维; 设置 MB-LBP 算子的 block 大小为  $9 \times 9$ , cell 尺寸位  $3 \times 3$ , 所以 MB-LBP 的特征维度为 2 891 维。通过重构设置 PCA 的阈值为 0.9, 将降维后的向量送入 SVM 分类其中进行训练, 然后使用训练好的模型进行检测。

## 2 基于标定和测距算法的车辆轴距检测

通过在称台尾部加装第二台相机, 对这台相机视野中的称台进行标定与车辆检测的方法进行测距, 对轮胎识别相机识别到轮胎的不同时刻的车辆位置进行判断, 通过计算两者差值的方法得到车辆轴距。

### 2.1 车辆检测算法

本文应用场景中的测距算法, 需要通过行驶中的车辆进行实时检测并框选出车辆在图像中的位置, 而 YOLO (You Only Look Once) 目标检测算法<sup>[10]</sup>作为一种具有代表性基于回归网络实现目标检测分类的算法, 兼顾了目标检测的速度和精度。

YOLO 目标检测算法是在 R-CNN 网络框架的基础上实现的, 它基于端到端的思想, 构建可以识别物体类别的

网络模型, 将目标框选出来并进行标注, 为了降低分类的误差, 引入了线性修正单元对框选的位置坐标进行优化调整, 有效解决了 R-CNN 由于提取物体框的提取算法和很多后续步骤、流程分离造成的大量时间损失问题。因此 YOLO 算法的最大优势就是在检测准确率变化不大情况下, 极大加快了目标检测的速度。

根据 YOLO 目标检测算法特点, 以及本文应用场景的实际需求, 选用 YOLO 目标检测算法, 框选出车辆目标的外接矩形框, 使用外接矩形框的下边沿中点作为车辆前边沿的参考位置。

图 4 是不同车辆在地磅的不同位置出的检测结果, 矩形框是检测到车辆的最小外接矩形框。

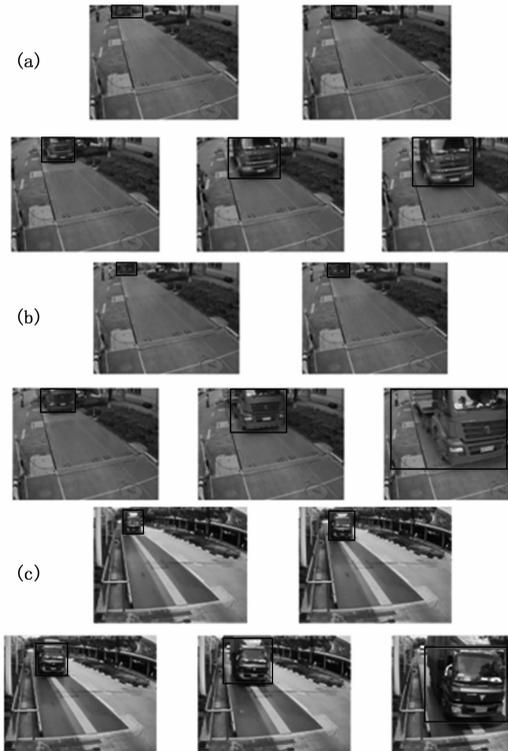


图 4 车辆 (a)、(b)、(c) 在地磅不同位置处的检测效果图

### 2.2 基于标定的图像测距算法

相机采集图像的过程是通过光学投影的方法将现实场景中的三维景象转化为图像中的二维图像, 由于经历了三维到二维的变换过程, 三维场景中的景物和二维图像中的像素通过投影变换<sup>[11]</sup>一一对应, 由于经过投影变换, 图像中原本平行的两条直线在图像中往往会存在一定夹角, 由于存在尺度变换, 不能简单的按照像素距离推断实际场景中的实际距离。

在透视投影领域, 十分具有代表意义的特性之一就是无限远处的物体会出现在有限的像素范围内, 例如一条无穷远的直线在图像中成为终止在某个点处的一条线段, 这个终止点被称为消影点。实际场景中的平行直线例如平直道路的两边在图像中的汇聚点就是一个消影点。在确定场景中, 可以根据消影点测量场景中的直线的长度。本

文的地磅场景可以抽象为一个四边形区域, 如图 5 所示, 原本两两平行的地磅前后边线和左右边线, 在影像中是不平行的。已知地磅四周在实际场景中的真实位置, 可以借助消影点和图像标定的方法计算出左右边界上任意一点到地磅前边线的距离。

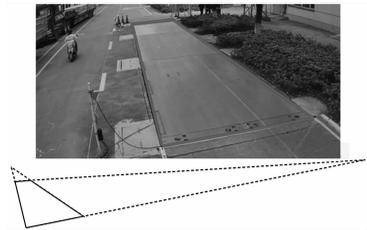


图 5 地磅在图像中的形状

如图 6 所示, 四边形  $abcd$  是地磅在图像中的成像, 三条虚线是消影线, 消影线在消影点处相交, 根据 3D 测量法则, 实际直线段  $be$  长度  $\hat{l}$  可以由如下公式表达:

$$\hat{l} = l * \frac{l'}{l''} \quad (1)$$

其中:  $\hat{l}$  是地磅长边  $ab$  的长度, 是已知量,  $l'$  是线段  $cf$  的长度, 点  $f$  是过  $c$  点作  $ab$  的平行线与连接  $e$  与消影点连接直线的交点,  $l''$  是  $cg$  的长度, 点  $g$  是过  $c$  点作  $ab$  的平行线与过  $e$  和  $d$  直线的交点。

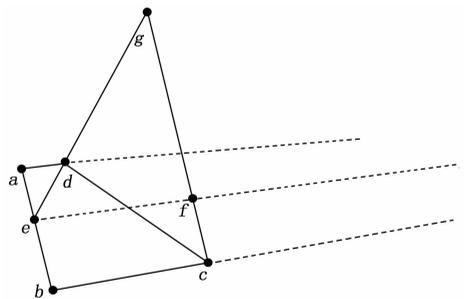


图 6 地磅场景抽象维 3D 测距场景

如图 7 所示, 当车辆检测器检测出目标时, 以车辆的外接矩形框下边中点  $a$  为车辆纵向位置参考点, 连接  $a$  点和消影点, 这条直线和左右边界的交点分别为  $b$  点和  $c$  点, 通过计算  $b$  点到称台左下角的距离可以计算出  $a$  点到前边界的距离, 从而推断出车辆距离前边线的距离长度。



图 7 使用车辆外接矩形框进行测距

### 2.3 轴距检测

本文提出的基于标定的和纵向测距的轴距检测流程如图 8 所示。

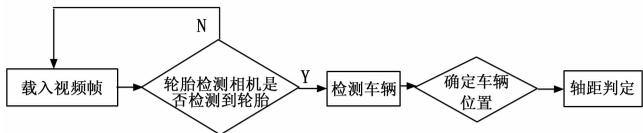


图 8 轴距检测流程图

在轴距检测相机检测到轮胎的不同时刻，使用 YOLO 目标检测算法检测出车辆，并框选出车辆的最小外接矩形，通过车辆最小外接矩形的下边中点确定此时车辆的位置，不同时刻的车辆位置的差值就是车辆轴距。

### 3 车型检测

车辆是否存在连轴的判断是基于车辆轴距的，连轴的非连轴的轴距差距较大，通常来说连轴的两轴距离为 1.35 ~ 1.6 m，而非连轴的两轴距离为 2.4 m 以上。

所以对于绝大部分轴距数据而言，相对误差可以控制在 10% 之内，在判断车辆车型是轴距在 15% 以内的误差不会影响对轴型的判断。

## 4 实验验证

### 4.1 轮胎检测实验

本文中的轮胎没有成规模的数据集，所以采用现场采集视频然后截取的方式自己构建训练数据集和测试数据集，其中训练数据集中正样本和负样本各 3 300 张，训练样本的样张如图 9 所示，训练数据集中的正样本是截图出来的不同光照、不同天气情况中的轮胎，负样本主要是车身上的某一部分或者在实际场景中行人等非轮胎图像。测试数据集和训练数据集类似，都是通过实际场景录制的视频中截图得到，其中包括轮胎图像 1 000 张，非轮胎图像 1 000 张组成。



图 9 训练数据集样张

在本次实验中，分别以 HOG 特征、MB-LBP 特征和 HOG-MB-LBP 特征进行对训练集中的样本进行提取的并使用提取到的特征向量使用 SVM 进行训练，使用准确率和检测时间来描述检测结果。在测试集上的表现如表 1 所示。

表 1 不同轮胎检测算法性能对比

检测算法	检测准确率	检测时间
SVM+HOG	96.9%	85.32s
SVM+MB-LBP	95.8%	83.7s
SVM+HOG-MB-LBP	99.2%	34.75s

正如表 1 所展示的结果，HOG-MB-LBP 特征提取

对轮胎特征的描述最好，在 SVM 分类器中的分类准确率最高，达到了 99.2% 的准确率，由于使用了降维算法，单幅图像的检测时间小于 20 ms，可以匹配主流相机甚至高帧率相机的帧速率。

### 4.2 轴距检测实验

本文通过多种车型多笔数据的方法对轴距检测的可行性进行验证，例如图 10 的 3 种车型。



图 10 3 种不同轴型的货车

表 2 是对图 10 中不同货车的轴距测量结果。

表 2 对 3 种不同车型的轴距测试

车型	车型一	车型二	车型三
1-2 轴距	5.16 m	2.71 m	3.67 m
相对误差	5.87%	6.54%	6.79%
2-3 轴距	—	4.85 m	1.52 m
相对误差	—	5.72%	12.59%
3-4 轴距	—	—	4.82 m
相对误差	—	—	4.58%
4-5 轴距	—	—	1.48 m
相对误差	—	—	9.63%
5-6 轴距	—	—	1.47 m
相对误差	—	—	8.89%
最大相对误差	4.87%	6.58%	12.59%

从表 2 就可以看出，对于 3 种不同的车型，轴距的最大相对误差为 12.59%，相对误差可以控制在 15% 之内，在判断车辆车型是轴距在 15% 的误差不会影响对轴型的判断。

对误差做进一步分析可以得知，误差主要是由于车辆在地磅上行驶时，由于车辆具有一定的离地间隙，并非贴在称台表面行驶，并且车辆检测算法无法精确地框选出车辆的位置，一般来说用来框选车辆的外接矩形框会大于车辆在图像中的范围。相对误差的最大值出现在连轴的轴距处，因为连轴的两轴轴距较短，而较小的距离偏差就会较大程度的反映在相对误差指标上。

相比于传统的通过在地面安装布置多个摩擦电检测器来估计车辆速度进而估计轴距的方法，本算法解决了车辆非匀速行驶时对轴距检测影响的问题。

### 4.3 轴型检测实验

轴型检测主要由轴距检测和轴型检测两部分构成，为了验证轴型检测算法的可靠性，做了验证实验。

轴距检测相机和轴型检测相机的视野如图 11 所示，在实际场景中，对轴型检测进行了 511 组实验，其中轴型检测正确的共 499 组，检测有误的 11 组，检测成功率达到 97.65%。

## 5 结束语

本文对现有车辆轴型检测方法中存在设备使用需破坏



(a)



(b)

图 11 使用车辆外接矩形框进行测距

路面, 安装和维护难度较大, 对变速行驶车辆进行轴距测量准确度低等问题, 对车辆轴型检测装置进行了深入研究, 设计了基于视觉的轴型检测新方法。此方法将图像中的先验信息和目标检测技术相结合, 轮胎检测正确率达到 99.2%, 轴距测量误差在 12.59% 以内, 检测实时性高, 在复杂场景中有着较好的鲁棒性。通过超过 500 笔数据验证了轴型检测算法的有效性和准确性, 此算法可以满足车辆衡应用场景的轴型检测使用需求。

参考文献:

[1] 蔡友发, 郑惠群. 车辆动态称重仪的研究与设计 [J]. 电子测量与仪器学报, 2007, 21 (5): 69-71

(上接第 41 页)

4 结束语

本文运用小波变换的方法对电网信息系统中的故障数据进行了分析, 通过对故障特征进行提取, 对电网中存在的不同信号根据均方根值计算, 得出故障值, 使得用户很好地对电网运行情况进行把控和分析。当电网信息系统发生故障时, 故障线路的暂态信号 (其包括但不限于电压、电流、谐波功率等) 表示明显。因此, 采用小波分析的方法使电网信息系统故障信号得到很好的分析, 能够使用户准确地判断出电网故障类型, 在电网故障诊断中具有一定的应用价值。

参考文献:

[1] 郝建新. 基于小波变换与 Retinex 的电路板红外图像增强技术 [J]. 红外技术, 2015 (12): 1036-1040.  
 [2] 郝然, 艾芊, 肖斐. 基于多元大数据平台的用电行为分析构架研究 [J]. 电力自动化设备, 2017, 37 (8): 26-33.  
 [3] 王远, 陶焯, 蒋英明, 等. 智能电网时序大数据实时处理系统 [J]. 计算机应用, 2015 (z2): 93-97.  
 [4] 刘广一, 朱文东, 陈金祥, 等. 智能电网大数据的特点、应用场景与分析平台 [J]. 南方电网技术, 2016, 10 (5): 102-110.  
 [5] 袁圃, 毛剑琳, 向凤红, 等. 改进的基于遗传优化 BP 神经网络

[2] 朱亚萍, 罗成. 汽车衡自动称重系统的设计 [A]. 浙江省电子学会学术年会 [C]. 2012.  
 [3] 苏东海. 基于地磁感应的交通流检测方法研究 [D]. 天津: 天津大学, 2007.  
 [4] Aggarwal J K, Ryoo M S. Human activity analysis [J]. ACM Computing Surveys, 2011, 43 (3): 1-43.  
 [5] Felzenszwalb P F, Girshick R B, Mcallester D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2010, 32 (9): 1627-1645.  
 [6] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [A]. proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. 2016.  
 [7] Liao S, Zhu X, Lei Z, et al. Learning multi-scale block local binary patterns for face recognition [A]. proceedings of the International Conference on Biometrics [C]. 2007.  
 [8] Ulug M E, McCullough C L. Feature and data-level fusion of infrared and visual images [J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 1999, 3719: 312-318.  
 [9] Wold S. Principal component analysis [J]. 1987, 2 (1): 37-52.  
 [10] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [A]. proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. 2016.  
 [11] 吴福朝, 于洪川, 袁波. 摄像机内参数自标定——理论与算法 [J]. 自动化学报, 1999 (6): 51-58.  
 [12] 王磊, 陈青, 高洪雨, 等. 基于大数据挖掘技术的智能变电站故障追踪架构 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (3): 9-13.  
 [13] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 触电信号暂态特征提取及故障类型识别方法 [J]. 电网技术, 2016, 40 (11): 3591-3596.  
 [14] 顾明宏, 孙为兵, 顾颖歆, 等. 综合无功优化与网络重构的配电网优化运行研究 [J]. 智能电网, 2017, 33 (7): 8-12, 18.  
 [15] 冉亮, 李炜, 孙向聚. 基于大数据技术的智能电网系统应用研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2017 (9): 182-183.  
 [6] 孙慧影, 林中鹏, 黄灿, 等. 基于改进 BP 神经网络的矿用通风机故障诊断 [J]. 工矿自动化, 2017, 43 (4): 37-41.  
 [8] 葛磊蛟, 王守相, 瞿海妮. 智能配用电大数据存储架构设计 [J]. 电力自动化设备, 2016, 36 (6): 194-202.  
 [9] 雷静, 余斌. 基于信息融合和神经网络的煤岩识别方法 [J]. 工矿自动化, 2017, 43 (9): 102-105.  
 [10] 马天兵, 王孝东, 杜菲, 等. 基于小波包和 BP 神经网络的刚性罐道故障诊断 [J]. 工矿自动化, 2018, 44 (8): 76-80.  
 [11] 朱勇, 陶用伟, 李泽群, 等. 基于 FTU 的配电网故障快速定位的研究 [J]. 能源与环保, 2017 (2): 126-131.  
 [12] 陈冰斌, 赵健. 配电网无功补偿节能计算方法优化研究 [J]. 电网与清洁能源, 2017, 33 (10): 27-32, 40.  
 [13] 王磊, 陈青, 高洪雨, 等. 基于大数据挖掘技术的智能变电站故障追踪架构 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (3): 9-13.  
 [14] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 触电信号暂态特征提取及故障类型识别方法 [J]. 电网技术, 2016, 40 (11): 3591-3596.  
 [15] 顾明宏, 孙为兵, 顾颖歆, 等. 综合无功优化与网络重构的配电网优化运行研究 [J]. 智能电网, 2017, 33 (7): 8-12, 18.