

2 配电台区设备多元特征选取

2.1 配电台区设备体系结构

如图1所示为配电台区设备体系示意图,其中包括配电台区集中器、分支控制柜、用户负荷设备及电压、电流采集装置。采集装置安装于配电台区集中器主变压器二次侧,进行时序数据采集。

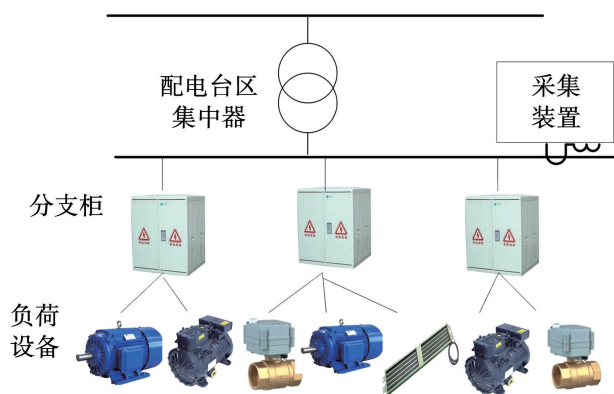


图1 配电台区设备体系结构

Fig. 1 Architecture of distribution station area equipment

配电台区设备识别主要指对分支控制柜及分支控制柜连接的用户负荷设备进行识别。用户负荷设备的功率、功率因数等,不仅仅影响其分支控制柜的工作状态,也会对总体线路上的配电台区集中器工作状态造成影响。

配电台区设计时,需要考虑以下3个方面内容:配电台区设备的拓扑结构特征、配电台区设备电力时序数据稳态特征及配电台区设备的精度寿命特征。

2.2 配电台区设备拓扑结构特征

配电台区负荷设备通常采用如图1所示的树状结构接法。拓扑结构特征决定了设备处于何处,是分支处还是用户处,根据不同的拓扑位置设计配电台区,充分考虑能量线损,可以有效提高低压配电网的经济运行水平。在配电台区内,线路正常运行范围内损耗大约等于用户在配电台区内消耗能源的加和,因此,配电台区能量线损可以描述为线性回归问题,即:

$$y_c = \sum_{j=1}^{m_c} \beta_j x_j + \varepsilon_c \quad (8)$$

其中: y_c 为配电台区内能源消耗总和; m_c 为配电台区内负荷设备总数; x_j 为第 j 个负荷设备负载; β_j 为第 j 个负荷设备拓扑结构,对于理想均衡配电台区,对于任何负荷设备 β_j 趋近于1; ε_c 为误差。

可对上述问题进行最小二乘法线性回归,得到

最优化结果为

$$\hat{\beta} = \operatorname{argmin} ||y_c - X\beta||^2 \quad (9)$$

其中: $\hat{\beta}$ 表示优化后的负荷设备拓扑结构最优化结果; X 和 β 分别为配电台区内负荷设备的负荷结果与拓扑结构结果。

2.3 配电台区设备电力时序数据稳态特征

配电台区设备电力时序数据稳态特征,配电台区设备的电力时序数据可以反应负荷设备工作水平,基于此设计配电台区,充分考虑用户负荷水平。在配电台区集中器侧进行电力时序数据采集,通过时序数据进行数据挖掘,得到用户负荷设备的拓扑结构及电力稳态数据。根据拓扑结构分析用户负荷设备工作状态对配电台区影响的传递规律,再根据实时电力时序数据,可以分析得到用户负荷设备的当前工况,为配电台区运行提供依据。

低压配电区域中的所有设备基于时频域转换方法提取电压电流时序信号的特征,根据历史数据进行训练,绘制低压配电区域的分支拓扑。

需获取到的历史数据包含档案模型、计量数据、业务与报警数据。接口设计时,除档案模型为静态数据采用每日全量获取外,计量数据、业务与报警数据等动态数据均采用增量获取方式,即系统接口按自定义周期向电能量系统查询新增及变化的数据后并提取,确保自动补采、自动重算后的数据及时同步到智能研判系统。

需获取到的历史数据包含配电台区档案模型、电压、电流量历史数据、业务与报警数据。

对时序数据提取特征量,涵盖时钟特征量、谐波特征量、三相不平衡特征量、电量差动特征值、接线异常特征量。

时钟特征值:根据计量装置时钟数据,获取电力时序数据的时刻特征。

谐波特征值:波形畸变取决于谐波和间谐波,谐波和间谐波越大,波形畸变率越大,电能质量越差。通过对电压电流时序数据进行时频域转换,得到频域内谐波与间谐波幅值数据作为谐波特征值。

电量差动特征值及接线异常特征值:通过对采样数据,计算最小负荷、平均负荷数据、负荷率等,通过数据情况能反映出设备的负荷变化情况及接线异常变化情况,并与报警数据相对应。

三相不平衡特征值:根据A、B、C三相的电压、电流的均值,可将三相不平衡影响程度划分为几种状态,三相平衡、一重两轻、一重一轻一平均、一轻

两重。

2.4 配电台区设备的寿命特征

配电台区设备精度可以反应设备的工作寿命,考虑配电台区设备寿命进行配电台区设计,对于提高配电网的稳定性有重要作用。可以结合分支控制柜的拓扑结构及用户负荷设备的历史电力数据进行分析,建立配电台区设备的寿命模型,最终实现配电台区设备寿命预测,为配电台区优化设计提供依据。

根据配电台区设备误差传递函数,即电能测量的精度对各变量的敏感程度可得到配电台区设备的寿命模型。由于这些变量之间相互独立,互不关联,所以负荷设备误差可以表示为:

$$\frac{\partial Q}{Q} = \frac{\partial U}{U} + \frac{\partial I}{I} + \sin\theta \frac{\partial \theta}{\theta} \quad (10)$$

从式(10)可以很清晰的看出各参数的相对误差传递系数,只要对各过程参数的精度值进行量化,就可以得到最终测量结果的精度值。

通过对配电台区电能计量装置运行数据以及零散的异常告警事件的检查、分析、关联,实现对配电台区电能计量装置的在线监测与智能诊断,达到准确定位计量装置异常原因的目的,可及时地发现计量故障、缩短故障持续时间,提高了工作效率,提升了计量装置运行的准确性、可靠性和稳定性。

利用配电台区电能计量装置运行的电压、电流、功率、相位角、谐波、异常告警等数据以及主副表数据比对,得出电压、电流及电量的误差,通过误差值进一步反映出配电台区电能表准确度问题,最终实现对现场电能表精度变化情况的监视,便于对异常计量装置进行及时处理。

3 配电台区设备识别方法

3.1 无监督学习配电台区设备识别方法

选取上述多元特征为关键点,本文结合轻量化的 CenterNet 网络结构,提出一种基于无监督深度学习的配电台区设备识别方法。算法流程如图 2 所示。

其流程为:

1) 在配电台区变压器二次侧安装电压、电流传感器,采集预设时间段内配电台区电压、电流时序数据。

2) 对时序数据按照电压变化量进行分段划分,取每段时间序列的电压差值以及两个电压差值中间

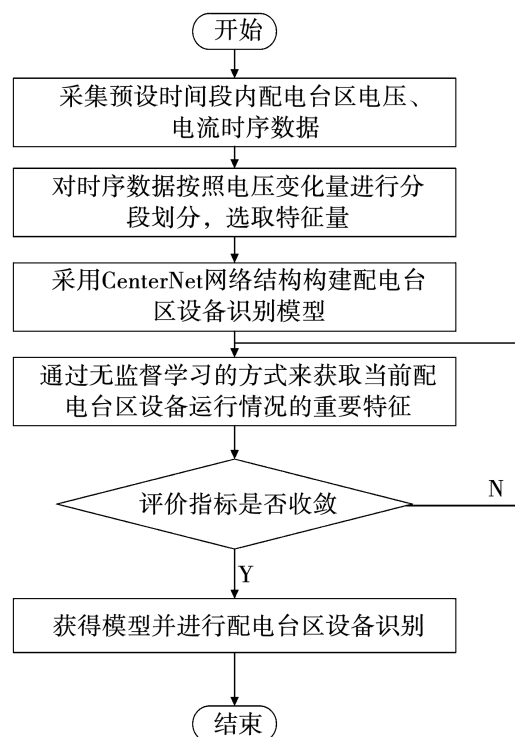


图2 配电台区设备识别方法

Fig. 2 Equipment identification method for distribution station area

的电流差值为特征量。

3) 采用轻量化 CenterNet 网络结构构建配电台区设备识别模型。利用卷积神经网络来对电压、电流时序信号特征进行提取,将提取到的特征信号传递给检测模块。通过大量的残差结构块进行层间跳跃,减少存储空间占用,实现多层特征融合,并且引入多尺度预测提升准确率。

4) 选取评价指标,使用历史数据对模型进行训练达到收敛状态,通过无监督学习的方式来获取当前配电台区设备运行情况的重要特征,降低复杂线路状况对结果的干扰。

5) 采用步骤4获得的模型进行配电台区设备识别。

3.2 电力时序数据处理方法

分支控制柜关系识别通常采用以下方法:采用 CenterNet 卷积神经网络进行智能分类识别,通过各用户仪表箱收集用户电表的各种参数数据,将监控终端代入模型进行计算和求解,实现拓扑关系识别。集中器完成用户识别后更改关系,仪表箱监控终端接收到指令,它执行家用电表的多参数数据采集工作,并发送数据传送到集中器的数据处理模块进行分析和处理。集中器将输出仪表箱和家用仪表的成员资格与中的地址信息匹配变压器区域识别,从而完成拓扑识别。

电力时序数据通过 Hilbert-Huang 变换以获得特征频率、包络瞬时振幅和电流信号的瞬时相位信号特征,接收和分析其时频域信号特征。为了进行静态配电台区优化,需要从采样数据集中提取静态工况数据。机组负荷和电力系数是影响配电台区工况状态的主导因素,反映了不同的配电台区静态工况,因此,针对机组负荷和电力系数,采用滑动窗口法做静态检测,获取静态工况数据。判定规则为

$$\sigma_{\lambda} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{\tau=t}^{t+W-1} (wv_{\lambda}^{\tau} - \overline{wv_{\lambda}})^2} < \sigma_{\lambda}^{th} \quad (11)$$

其中, t 表示开始时间,单位是 s; W 表示滑动窗口的宽度,设 $W = 20$; wv_{λ}^{τ} 表示第 λ 个工况变量在 τ 时刻的值, $\overline{wv_{\lambda}}$ 表示第 λ 个工况变量从 t 到 $t + W - 1$ 之间的均值; σ_{λ}^{th} 表示第 λ 个工况变量的判别阈值,本文 σ_{λ}^{th} 设为每个工况变量量程范围的 1%。

4 CenterNet 模型的轻量化改进

在嵌入式设备 Raspberry Pi4 上直接部署 CenterNet 模型,对于每秒数据检测速度约为 1 720 ms,难以满足实时性要求,需要采用轻量化措施,如图 3 所示。

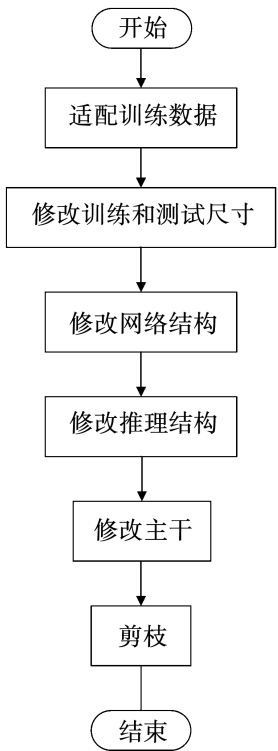


图 3 CenterNet 模型轻量化步骤

Fig. 3 Steps of CenterNet model lightweight

首先,采用训练数据进行模型适配。在训练及测试过程中减小输入数据的尺寸,并将权重文件由 Float64 转换为 Uint8,以提升模型的推理速度。在

此情况下,模型的平均精度 mAP 相比原来下降 2%,准确性损失不大,将识别速度提升至 510 ms,相比原数据处理速度提升 4 倍,实时性大大提高。

然后,对网络结构及推理结构进行优化。由于配电台区设备识别只要求输出框,对于关键点输出结果没有直接要求,所以构建结构图的时候,把关键点的通道砍掉,仅减少 2% 的 mAP ,对精度影响不大。由于 FPN 网络最后的输出,经过一个卷积后,要输出多个目标函数,包含多个卷积计算,所以考虑优化为一个卷积输出,计算的时候分别对应通道计算损失,推理速度有所提升,同时提升了将近 1% 的 mAP 。

表 1 输入数据尺寸轻量化实验结果

Tab. 1 Experiment results of input data size lightweight

数据类型	识别速度/ms	$mAP/\%$
Float64	1 720	95.5
Float32	1 533	95.1
Uint32	627	93.7
Uint8	510	93.2

表 2 网络及推理结构轻量化实验结果

Tab. 2 Experiment results of network and inference structure lightweight

结构优化	识别速度/ms	$mAP/\%$
无优化	510	93.2
网络优化	423	91.3
推理优化	379	93.6
网络 + 推理优化	322	91.7

最后对模型进行剪枝,采用 Slimming 模型压缩方法,对模块中的升维层进行剪枝。训练的时候,对升维层参数进行 $L1$ 正则化处理,剪枝的时候,通过设置阈值实行权重排序,按比例设置定位阈值,根据阈值对回归的权重设置为零,重新计算测试集的 mAP 。保存模型,根据剪枝出来的参数重构模型结构,复制保留下来的权重到对应修改的层上,再次进行推理, mAP 保持不变即可,可能会由于剪枝导致过检和漏检的情况在训练结束后还存在。

5 实验与分析

实验环境 Raspberry Pi4。使用命令行调用相关

预训练文件进行训练,学习率采用先预热后 steps 的阶段性调整方法,并且考虑到现有数据样本较多,只选择通过 angle 参数少量旋转进行数据增加,关闭随机多尺度训练,避免训练过程中参数爆炸,显存不足的情况。最终选用 mAP 最高并且测试效果最好的作为最终结果保存。训练结果如图 4 所示,经过 140 次迭代过程,可将 mAP 提升到 96% 以上并保持。

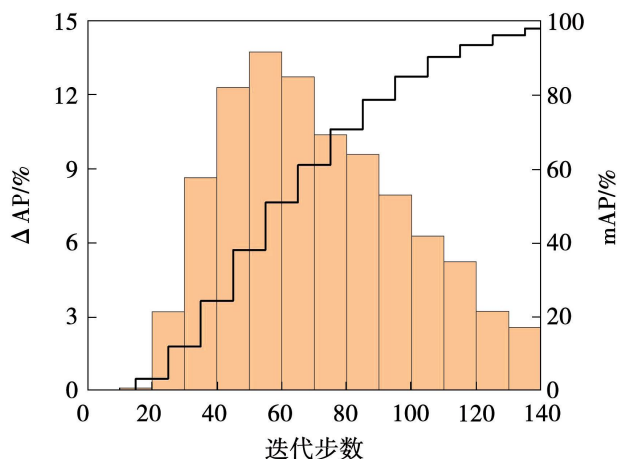


图 4 配电台区负荷设备识别结果

Fig. 4 Identification results of load equipment in distribution station area

此外还对数据中存在的大量负荷设备的情况进行优化。在该数据中存在大量的白噪声干扰,起初的模型难以在多样本情况下全部识别。在部分卷积层中增加保留更多的边缘信息,适当改变路径层的连接情况,进行特征融合并且在检测层略微调低阈值。在不损失精度的情况下,能够正确识别更多的负荷设备。

通过对错误样例的分析,发现该模型在特殊场景下识别错误率高。例如对于存在多次谐波会存在重复识别,不能正确分辨。对于复杂的相似负荷设备,存在大量干扰,识别率较低。

因此,对电力时序数据进行处理,分别提取负荷设备拓扑结构特征、电力时序稳态特征、精度寿命特征,并采用无监督学习模型进行训练,多元特征的损失函数结果如图 5 所示。根据结果可知,电力数据稳态特征能够最快收敛,在计算次数 40 次以后,损失函数即下降到 0.2 以下,即通过电力数据稳态特征进行负荷设备识别最为快速。负荷设备精度寿命特征为一片概率性区域,且损失函数减少最为慢速。可将负荷设备精度寿命特征为配电台区负荷设备识别后,台区设计提供参考,而不将其作为负荷设备识别的特征选取。配电台区拓扑结构特征其损失函数

下降明显,且在迭代步数为 100 步内下降到最够的低位,也可以作为配电台区设备识别的特征点。

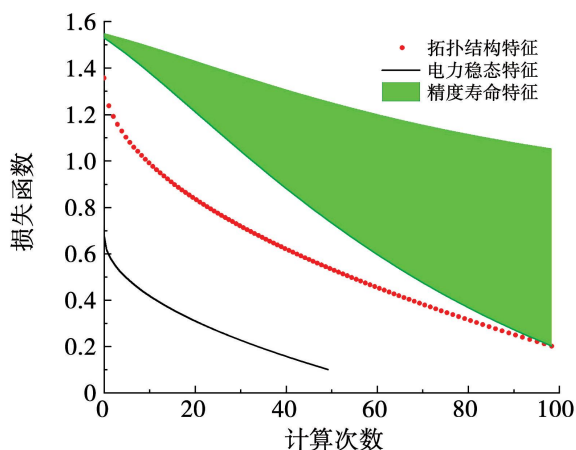


图 5 多元特征损失变化过程

Fig. 5 Multivariate characteristic loss change process

通过训练模型后,对配电台区的负荷设备进行识别测试,分别在不同模型阶次下进行实验,测试结果如图 6 所示。

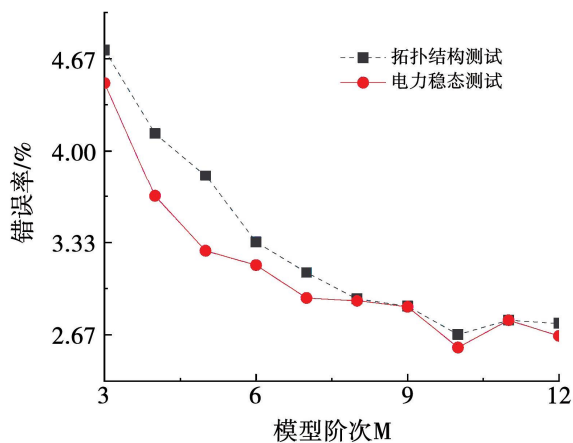


图 6 配电台区负荷识别测试

Fig. 6 Load identification test in distribution station area

由图 6 可见,随着模型阶次的上升,识别错误率在下降,说明模型训练更加成熟。在模型阶次低于 8 时,电力稳态特征比拓扑结构特征收敛更快。在模型阶次大于 8 以后,模型错误率低于 3%,继续增大模型阶次,模型错误率降低不明显,因此可以认为 8 次模型可以达到配电台区负荷识别。

6 结 论

本文提出了一种配电台区设备识别方法,融合配电台区设备的拓扑结构特征、电力时序数据稳态特征,在边缘设备处部署 CenterNet 算法,实现无监督学习的配电台区设备识别。考虑到嵌入式设备计算能力不足,对 CenterNet 算法采用多种轻量化处

理,包括减小输入数据的尺寸、对网络结构及推理结构进行优化、剪枝等操作,使得嵌入式系统部署的 CenterNet 算法在满足精度要求的前提下,达到了实时处理的目标。配电台区设备识别方法为后续配电台区设计及优化提供了一种有效手段。

参考文献:

- [1] BHATTA D, MASHAYEKHY L. A Bifactor Approximation Algorithm for Cloudlet Placement in Edge Computing [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33(8): 15.
- [2] 王繁, 王果, 周子轩, 等. LSTM 对配电台区短期负荷预测的适用性研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021(2): 11.
WANG Fan, WANG Guo, ZHOU Zixuan, et al. Study on Applicability of LSTM to Short-term Load Forecasting in Distribution Station Area[J]. Journal of Electric Power System and Automation, 2021(2): 11.
- [3] 连子宽. 基于数据驱动的低压台区拓扑关系辨识[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [4] 刘凯, 李镇海, 吕利, 等. 基于聚类分析的配电台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(6): 7.
LIU Kai, LI Zhenhai, LÜ Li, et al. Topological Identification Method of Distribution Station Area Based on Clustering Analysis[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 7.
- [5] 刘东奇, 曾祥君, 王耀南. 边缘计算架构下配电台区虚拟电站控制策略[J]. 电工技术学报, 2021, 36(13): 10.
LIU Dongqi, ZENG Xiangjun, WANG Yaonan. Control Strategy of Virtual Power Station in Distribution Station Area under Edge Computing Architecture [J]. Journal of Electrical Technology, 2021, 36(13): 10.
- [6] 刘浩, 赵伟, 温克欢, 等. 低压配电台区模块化智能融合终端构建方案与实现[J]. 电测与仪表, 2022, 59(1): 168.
LIU Hao, ZHAO Wei, WEN Kehuan, et al. Construction Scheme and Realization of Modular Intelligent Fusion Terminal in Low-voltage Distribution Station Area[J]. Electric Measurement and Instrument, 2022, 59(1): 168.
- [7] 李新家, 严永辉, 陈霄, 等. 基于负荷特征传导的配电台区全状态精准感知与数字化应用[J]. 电力需求侧管理, 2021, 23(4): 6.
LI Xinja, YAN Yonghui, CHEN Xiao, et al. Full State Accurate Sensing and Digital Application of Distribution Station Area Based on Load Characteristic Conduction [J]. Demand Side Management, 2021, 23(4): 6.
- [8] 张曦, 柯德平, 徐箭, 等. 配电台区等值负荷动态模型辨识研究[J]. 南方电网技术, 2020, 14(10): 9.
ZHANG Xi, KE Deping, XU Jian, et al. Research on Dynamic Model Identification of Equivalent Load in Distribution Station Area [J]. China Southern Power Grid Technology, 2020, 14(10): 9.
- [9] 卢虹宇, 蔡月明, 刘明祥, 等. 低压配电台区拓扑辨识及校核方法[J]. 电气自动化, 2020, 42(3): 4.
LU Hongyu, CAI Yueming, LIU Mingxiang, et al. Topology Identification and Verification Method of Low-voltage Distribution Station Area [J]. Electrical Automation, 2020, 42(3): 4.
- [10] AN Fengping, LIU Jieyu, BAI Lan. Object Recognition Algorithm Based on Optimized Nonlinear Activation Function-global Convolutional Neural Network [J]. The Visual Computer, 2022(2): 38.
- [11] WEISS K, KHOSHGOFTAAR T M, WANG D D. A Survey of Transfer Learning [J]. Journal of Big Data, 2016, 3(1): 1.
- [12] AHMED T S, ZARBEGA, YASEMIN Gultepe. Detection and Semantic Segmentation of Nucleus Cells in Histological Images with Deep Neural Networks [J]. IOSR Journal of Computer Engineering, 2021(2): 23.
- [13] 黄思远, 樊绍胜, 王子扬. 基于 CenterNet 和 DeepLabv3+ 的变电站指针式仪表读数识别方法[J]. 电力学报, 2022, 37(3): 12.
HUANG Siyuan, FAN Shaosheng, WANG Ziyang. Reading Recognition Method of Substation Pointer Instrument Based on CenterNet and DeepLabv3+ [J]. Journal of Electric Power, 2022, 37(3): 12.
- [14] WANG Ruoxin, CHEUNG Chifai. CenterNet-based Defect Detection for Additive Manufacturing [J]. Expert Systems with Application, 2022(2): 188.
- [15] 殷展, 杜仁平, 姜黎明, 等. 基于电能路由器的交直流混合配电网潮流优化控制[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2021, 26(4): 20.
YIN Zhan, DU Renping, JIANG Liming, et al. Power Flow Optimization Control of AC/DC Hybrid Distribution Network Based on Power Router [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2021, 26(4): 20.
- [16] 高郭冰, 王蕾, 刘洋, 等. 利用电网拓扑优化提高含风电系统的静态电压稳定性[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(4): 63.
GAO Guobing, WANG Lei, LIU Yang, et al. Improvement of Static Voltage Stability of Wind Power System by Power Grid Topology Optimization [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(4): 63.

(编辑: 温泽宇)