

基于知识图谱的台区线损异常分析

高泽璞¹, 赵云², 张提提¹, 张莲梅¹

(1. 武汉大学 电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072;

2. 南方电网科学研究院, 广东 广州 510080)

摘要: 电网公司的基本职能之一是提供安全可靠的电能, 而线损率是衡量电能质量及电网经济效益的核心标准。能够及时发现并解决台区线损异常是电网公司关注的重点。近年新兴的知识图谱技术能够清楚地描述实体之间的关系, 并能将复杂的自然语言转化成脉络清晰的三元组, 因此, 可将知识图谱技术运用到台区线损异常原因判断中。根据电网信息系统中的电力数据构建出台区线损异常知识图谱, 分析各类异常原因特征并构建判断规则, 经过推演格算法优化构建出台区线损异常原因判断方法。经实例验证, 所提方法在台区线损异常原因判断方面的准确度优于电网方法, 并极大地提升了判断速度, 具有实用性和高效性, 为知识图谱技术在电力行业的应用提供了新思路。

关键词: 线损异常原因; 知识图谱; 推演格算法; 知识融合

中图分类号: TM28 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd21603

Analysis of Abnormal Line Loss in Transformer Area Based on Knowledge Graph

GAO Zepu¹, ZHAO Yun², ZHANG Titi¹, ZHANG Lianmei¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei, China;

2. CSG Electric Power Research Institute, Guangzhou 510080, Guangdong, China.)

Abstract: Providing safe and reliable power is one of the basic functions of a power grid company, and the line loss rate is the core measurement to indicate the power quality and economic benefits of the power grid. It is essential for a power grid company to find and cope with the abnormal transformer areas line loss in time. In recent years, the emerging knowledge graph technology can clearly describe the relationship among entities and transform complex natural language into unambiguous triples. Therefore, the knowledge graph can be adopted to determine the cause of abnormal transformer area line loss. The knowledge graph of abnormal transformer areas line loss was constructed according to the power data in the power grid information system, features of various anomaly causes were analyzed and the criteria rules were established meanwhile. The method to determine the cause of the abnormal transformer area line loss was established with optimization of the deduction lattice algorithm. In experiments, the accuracy of the proposed method in the judgment of the cause of abnormal transformer area line loss is better than the grid method. and it greatly improves the speed of judgment. The proposed method has practicability and efficiency, provides new ideas for the application of knowledge graph technology in the power industry.

Key words: cause of abnormal line loss; knowledge graph; deduction lattice algorithm; knowledge fusion

在低压配电网中, 随着人们生活水平的不断提高, 各种电力设备数量的急剧增加导致用电量飞速增长, 电网企业越来越关注统计线损率, 其成为衡量供电公司管理水平、经济效益的核心指标^[1]。低压配电网作为大电网线路末梢, 错综复

杂的拓扑结构使得线损异常问题愈加严重。配电网端提高线损管理水平是降损、减损以及消除异常线损的有效手段。

目前, 确定线损异常原因的方法多为电网工作人员现场勘查、总结, 之后人工录入^[2]。伴随电

基金项目: 南方电网公司技术研究服务专项(ZBKJXM20170078); 国家自然科学基金(51277134)

作者简介: 高泽璞(1994—), 男, 硕士, Email: 137681373@qq.com

通讯作者: 张莲梅(1970—), 女, 博士, 副教授, Email: lloottuuss@163.com

网信息化的技术引入,目前南方电网在积极推进配电侧信息档案化管理,与配电网相匹配的档案线损异常原因分析模型的研究尚处于起步阶段。目前,低压配电网线损管理的主要形式为分台区管理^[3]。针对台区线损所存在的异常问题,国内外学者也做了大量研究。文献[4]使用实测负荷数据和理论线损计算方法分析线损产生机制,提出了节能降损的策略,但该文献仅分析了理论情况,未就实际的用电情况进行讨论,不具备实际可操作性。文献[5]使用小波变换对电流谐波进行检测,通过分析频谱信息解决了因电流畸变导致线损异常的问题,但存在一定的局限性,台区线损异常包含诸多因素,该文献仅仅讨论了其中一种,不具备代表性。文献[6]提出了一种灰色关联分析与改进神经网络相结合的线损预测方法,并与实际线损比较从而确定线损是否异常,该方法可以较好地筛选出异常线损,但无法确定线损异常的具体原因,从源头解决线损异常问题。文献[7]使用相似性方法,分析了与线损相关的气象因素,从而有针对性地对不同区域采取不同线损异常治理方法,但其采用外部因素对线损异常进行宏观调控,没有分析内部因素对台区线损异常的影响。

基于现有的线损异常原因分析研究现状,针对目前研究者对线损异常分析的研究尚处于局部分析的问题,本文提出了一种基于档案管理的整体线损异常原因研究,将较好地推动当前线损管理方面的研究进程,提高线损异常原因判断的实用性和实时性。其具体实施方案为:将大量的线损异常原因档案数据依照相似性归类,依据每类异常原因不同的表现特征,设定不同的异常原因判断规则,并将规则集合成线损异常判断知识图谱,用作线损异常分析判断。知识图谱技术在处理数据关系时具有优势,与线损异常原因的分类及特性分析的研究需要完全契合。文献[8]将知识图谱运用在电气设备缺陷查询中,产生了良好的效果。因此,本文提出了一种使用知识库的线损异常原因判断方法,并运用推演格算法对其进行规则优化。采用实际数据进行检验,并与传统专家库进行对比,验证了本方法在线损异常原因判断方面具有良好的效果。

1 知识图谱技术

1.1 知识图谱简述

知识图谱又称知识领域映射地图,能够挖

掘、分析、构建、绘制和显示知识及它们之间的联系,利用可视化技术,直观清楚地展示知识之间的关系,并将知识之间的关系转化成三元组的形式,存储到图数据库中^[9]。知识图谱的基本结构为“实体—关系—实体”或“实体—属性—属性值”的形式。图谱显示为以实体为节点、关系为边的多实体、多关系的网状结构图^[10]。

目前,知识图谱多应用于学科发展趋势分析和互联网领域,在电力行业中应用较少。根据应用领域的不同,知识图谱可分为通用知识图谱和行业知识图谱^[11]。通用知识图谱知识来源多、覆盖范围广,通常采用自底向上的知识图谱构建方法,其多用于搜索引擎中,最具代表性的是国外的谷歌知识图谱以及国内百度知心知识图谱等^[12]。行业知识图谱是以特定领域中的知识作为基础来构建,知识之间的关系网简单、明确,抗干扰能力强。行业知识图谱通常采用自顶向下与自底向上相结合的构建方法。最具代表性的行业知识图谱有 Geonames, Linked Movie Database 等^[13]。

1.2 知识图谱的构建环节

通常知识图谱的构建环节包括知识抽取、知识表示、知识融合、知识存储等4个步骤^[14]。

1) 知识抽取:根据不同形式的数据库,采用适当方法分别抽取出实体、关系、属性等知识。

2) 知识表示:将抽取出的实体、关系和属性按照该领域的知识结构和人的思维方式转化为计算机可处理的形式。

3) 知识融合:不同数据库所获取的知识在表示命名时,可能存在重叠关系,需进行消歧整合。

4) 知识存储:将知识及关系依照三元组的结构存储到图数据库中,方便查询与显示。

2 台区线损异常知识图谱的构建

在电网稽查部门的线损档案数据库中,对线损异常台区的异常原因及处理办法的记录方式通常为自然语言^[15]。知识图谱技术可以将记录中的实体及关系以三元组的形式清晰地表示出来,解决了台区线损异常原因查询、复检以及参考难的问题。

线损档案中的台区线损异常原因所涉及范围的数据既包括结构化数据(电压、设备容量等),也包含自然语言类的无结构化数据。因此,在知识抽取、融合及构建三元组时,需分开进行。

2.1 实体、属性抽取及关系建立

台区线损异常原因知识图谱中,所涉及的实体包括:台区、变压器、低压用户表、台区总表等。首先,每一类对象建立本体 V ,本体是一类物理设备的抽象概念,例如变压器。每一类本体包含若干实体 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, n 表示每一类本体下的实体数,实体数量由构建知识图谱时所抽取的对应知识数来决定。每个实体表示为 $(v_i | id, E)$, id 为每个实体的唯一标识, E 为实体自身的属性集合。实体与实体之间可能存在关系 r , $[v_i, r, v_h]$ 为两个存在关系的实体组成的三元组结构。从电网信息系统中,抽取出线损异常原因所涉及的实体及其主要属性。这些数据为结构化数据,保存在源数据库中,源数据库表的字段表示每一列的数据类型,源数据库表的每一行为同一实体的各个属性^[16]。将抽取出的知识按照上述方法,根据关系组成三元组,即构成知识图谱雏形。例如抽取出“台区A”的电压值,则构成“台区A—电压—电压数值”。

2.2 线损异常原因抽取及分词处理

设备名称、属性这些结构化数据知识抽取方法比较简单,而台区线损异常原因为非结构化数据,没有规则性,知识抽取较困难。本文采用自然语言处理(natural language processing, NLP)基于词典的分词算法对台区线损异常原因的非结构化数据(自然语言表示的数据)进行划分,并过滤掉停用词^[17]。分词结果实例如表1所示。基于分词的结果,可以将自然语言组成[台区,连接(错误),用户]的三元组。

表1 分词结果实例

Tab.1 Examples of segmentation results

分词前	分词后
台区与用户连接关系错误	台区/用户/连接/错误
台区总表某相电压异常造成失压	台区总表/某相/电压/异常/造成/失压

对分词结果使用TF-IDF算法,将涉及的实体及异常表现形式按照权重进行排序,对权重较大的实体及异常形式着重分析并建立判断规则^[18]。TF-IDF算法表达式如下:

$$TF_i = \frac{n_i}{\sum_1^k n_k} \quad (1)$$

$$IDF_i = \log \frac{|D|}{|\{j:t_i \in d_j\}|} \quad (2)$$

式中: TF_i 为词频; IDF_i 为逆向文件频率; n_i 为该词

所出现的次数; $\sum_1^k n_k$ 为词总数目; t_i 为出现所选词的异常原因数; d_j 为包含该词的异常原因; D 为异常原因总数。

当该词的 $TF \times IDF$ 越大,表明该词在台区线损异常原因中占比越大。对453个台区的线损异常原因样进行NLP分词及TF-IDF算法分析,结果如表2所示。从表2可以看出,台区线损异常原因多集中在总表、分表、采集器等数据传输块,异常形式也多与数据采集相关。

表2 实体及异常原因前三名关键词

Tab.2 Top three keywords for entities and abnormal reasons

	关键词	TF-IDF
实体名称	台区总表	12.36%
	采集器	8.61%
	用户电能表	7.28%
异常形式	电量数据异常	6.40%
	电压不平衡	6.18%
	用户档案错误	3.97%

将线损异常原因中的实体与实体、实体与异常形式之间建立完善的三元组关系,并与1.1节中的知识图谱相结合,则构成了台区线损异常知识图谱。

3 台区线损异常原因判断方法

本文对台区线损异常做了大量调研以及参考电网中的相关线损文件,将异常原因分为6大类:档案因素、计量因素、采集因素、统计因素、技术因素以及窃电因素^[19]。根据2.2节台区线损异常原因关键词提取结果,所掌握数据未涉及统计因素与窃电因素,因此只针对其余4类异常原因进行分析。台区线损异常原因分类如图1所示。

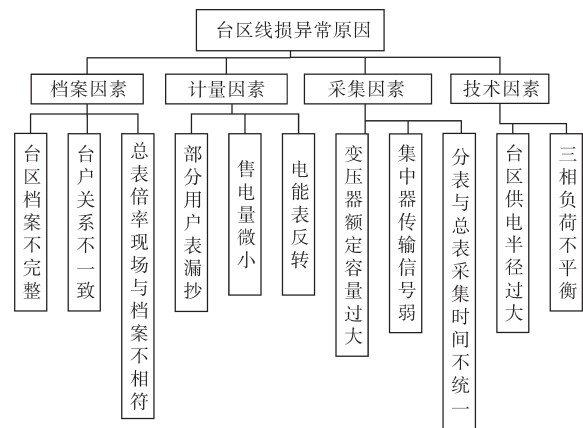


图1 台区线损异常原因分类图

Fig.1 Classification diagram of the cause of transformer areas line loss anomaly

3.1 台区线损异常原因判断规则

本文针对每大类异常原因,挑选出异常形式占比较高的具体小类原因设定规则。具体线损异常原因判断规则如表3所示。

表3 异常原因判断规则

Tab.3 Judgment rules for abnormal causes

异常原因大类	异常原因小类	判断规则
计量因素 采集因素	失压	某相电流大于0.5%额定电流,但电压低于78%正常工作电压
	全失压	三相同时失压
	失流	某相电压大于临界电压,任一或两相电流小于0.5%额定电流,且其他相电流大于5%额定电流
	断相	某相电压低于临界电压,同时电流小于0.5%额定电流
	停电	三相同时断相
档案因素	逆相序	三相电压均大于临界电压且相序相逆
	低压用户档案缺失	定位台区范围,将档案中台区用户数与实际台区用户数做比较
技术因素	台户关系不正确	根据电压相似性原理,将低压用户表电压曲线相似性对比
	台区供电半径过大	根据用户地理坐标,画出以变压器为圆心,500 m为半径圆圈,判断是否有圈外用户
	三相不平衡	最大相负荷与最小相负荷之差占最大相负荷相的比例超过15%

所挑选出的台区异常原因包括失压、失流、台户关系不正确、三相不平衡等在内的10种异常原因。借鉴电网中对这些台区异常原因的定义和判断方法,改进后形成本文的台区线损异常原因

的判断规则步骤。判断算法不是本文研究的重点,在此不再过多赘述。

3.2 台区线损异常原因判断流程

将表3每小类线损异常原因按照各自判断规则构建出算法流程图。每类算法的执行步骤之间存在先后顺序,根据这种先后关系将其整理成三元组的形式,构成异常判断知识图谱。将推演格算法应用于异常判断知识图谱中,利用知识融合技术将异常判断知识图谱的各算法步骤优化整合。

推演格算法是一种智能高效的偏序推理模型^[20]。推演规则包括:1) $C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_n \rightarrow h$, 其中, C_1, C_2, \dots, C_n 是条件, h 为结论; 2) 若 $C_1 \wedge C_2 \wedge (C_i \vee \dots \vee C_{i+n}) \rightarrow h$, 须拆分为: $C_1 \wedge C_2 \wedge C_i \rightarrow h, \dots, C_1 \wedge C_2 \wedge C_{i+n} \rightarrow h$; 3) 若存在 $C_1 \wedge C_2 \wedge C_3 \rightarrow h_1$ 和 $h_1 \wedge C_4 \wedge C_5 \rightarrow h$, 则将其合并为 $C_1 \wedge C_2 \wedge C_3 \wedge C_4 \wedge C_5 \rightarrow h$ 。

以计量、采集因素下的线损异常原因为例,在未经过推演格优化前,每个异常原因小类的算法流程步骤都是独立的,实际运用中需要对每个算法逐个运行进行判断。经过推演格优化后的算法流程步骤如图2所示,从图2中可以看出,不同的小类异常原因的算法中存在相同的判断步骤,如果按照先前的异常原因判断方法,会造成大量的判断冗余,影响线损异常原因的判断速度。优化之后的算法步骤不需从根节点进行算法判断,线损异常判断速度得到了提高。

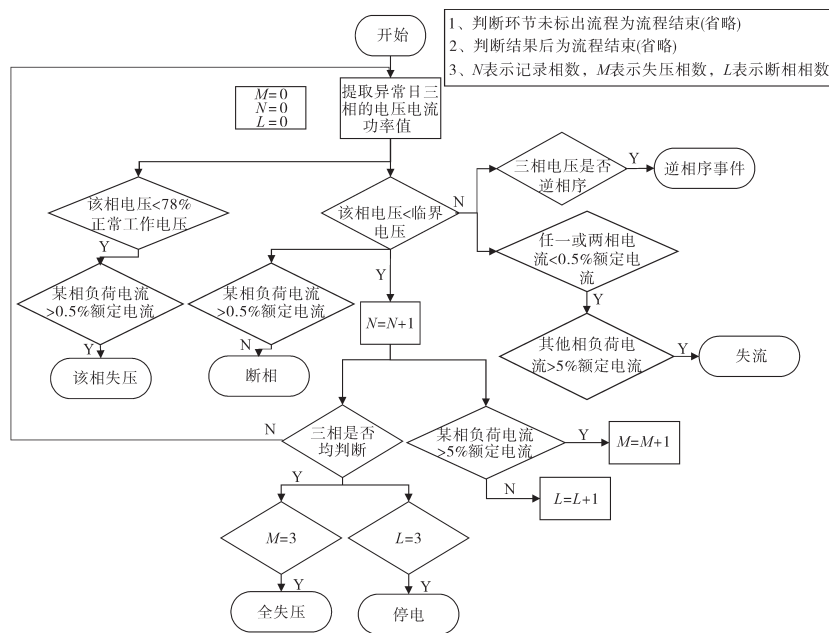


图2 优化后异常规则流程图

Fig.2 Flow chart of the optimized exception rules

4 算例分析

为验证本文所述的线损异常分析方法在实际应用中的效果,以现有台区线损异常数据进行实验,并与电网中现有的线损异常判断专家库的实验结果作对比。

从某电网公司中选取600个线损异常台区作为实验数据源。选取判断正确率和判断速度作为台区线损异常原因判断效果的评判标准。600个台区中的线损异常原因分类数量如表4所示。

表4 各大类线损异常台区数量

异常类别	台区数量
计量因素	200
采集因素	150
档案因素	150
技术因素	100

4.1 台区线损异常判断库判断结果分析

从电网信息系统中抽取此600个目标台区的属性数据,按照本文方法构建出台区线损异常知识图谱。运用本文的优化后的台区线损异常原因规则对600个线损异常台区的异常原因进行判断,并与电网中的专家库判断结果相比较,如图3、表5所示。

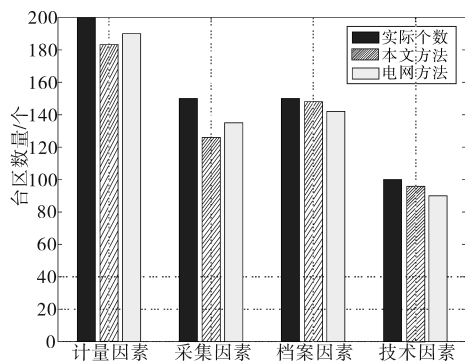


图3 台区线损异常原因判断结果

Fig.3 Judgment results of the cause of transformer areas line loss anomaly

表5 台区线损异常原因判断结果

Tab.5 Judgment results of the cause of transformer areas line loss anomaly

	本文方法		电网方法	
	判断个数	正确率/%	判断个数	正确率/%
计量因素	183	91.5	190	95.0
采集因素	126	84.0	135	90.0
档案因素	148	98.7	142	94.7
技术因素	96	96.0	90	90.0

从图3和表5中可以看出,本文方法对台区线损异常的原因判断正确率与电网中所使用方法的异常原因判断正确率相当,特别是档案原因与技术原因,判断正确率分别达到了98.7%和96.0%,超过了电网方法的正确率,表明了本文方法在台区线损异常原因判断方面具有可行性与实际应用价值。其中计量因素与采集因素的判断正确率稍低,其原因有2个:1)本文构建的异常判断规则没有涵盖电网中所有的线损异常行为,存在原因遗漏;2)计量与采集因素的规则判断多依赖于配电网采集数据(电压、电流、电量等),这类数据处于动态变化中,其数据质量直接影响着异常原因判断结果的准确性。以某电网公司某台区为例说明判断流程:该台区原始数据包括各相电压和电流,数据频率为15 min 1个数据点,每天96个数据点。该台区数据如表6所示。表6中为各相电压、电流1 d的平均值,通过方法流程判断,A相电压小于78%的正常电压,A相电流大于0.5%的额定电流,因此该台区线损异常原因判断为A相失压。

表6 某台区计量数据

Tab.6 Measurement data of a certain transformer area

	A相 电压/V	A相 电流/A	B相 电压/V	B相 电流/A	C相 电压/V	C相 电流/A
平均值	110.5	0.255	240.4	0.319	239.8	0.171

本文方法中所使用的台区线损异常原因判断规则参考了电网中已有的规则,并根据每一种异常原因所表现的电力数据特点,构建的规则更具针对性。当判断出当前台区的异常原因时,对台区线损异常原因知识图谱进行知识拓展,将该台区的判断算法及判断结果以三元组的形式扩充入知识图谱中,将其不断完善,为电网工作人员日后的线损异常处理提供参考,具有借鉴意义。知识图谱实例如图4所示。

4.2 台区线损异常判断库判断速度分析

在正确率保持在较高水平的基础上,对本文方法的异常原因判断速度做进一步的实验验证。根据不同异常判断算法的流程步骤个数,将现有样本台区线损异常原因分为[1,9]区间的复杂程度,异常判断算法的步骤越多、流程越长,其复杂程度也就越高。将本文方法对复杂程度为1的台区线损异常原因的判断所需时间作为基础,判断其他复杂程度的异常原因所需时间与该时间相比较,求得出相对速度。本文方法和电网方法的

异常原因判断速度对比结果如图5所示。

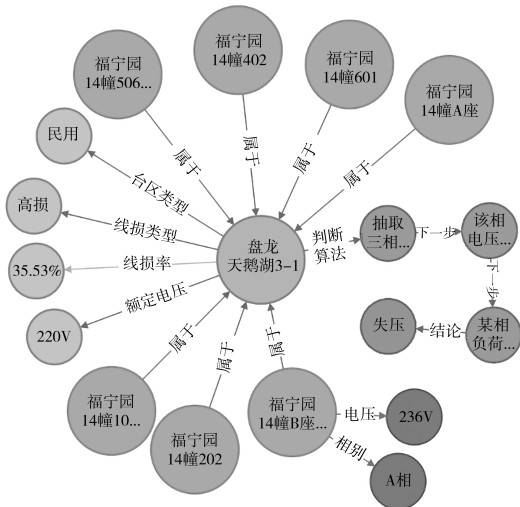


图4 知识图谱实例展示

Fig.4 Example of knowledge graph

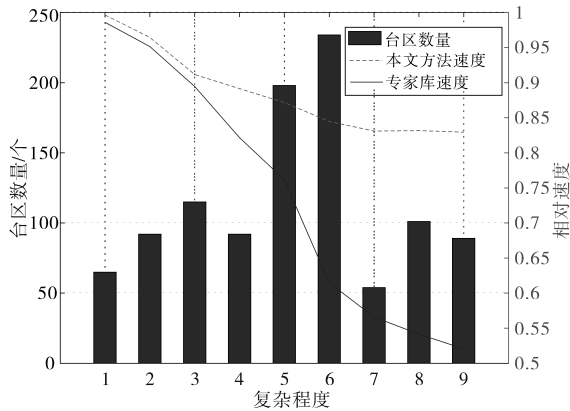


图5 台区线损异常原因判断速度结果

Fig.5 Speed result of judging the cause of transformer areas line loss anomaly

从图5中可以看出,在对台区线损异常原因进行判断时,本文方法的判断相对速度优于电网方法的判断相对速度,并且随着判断规则复杂程度的增加,判断相对速度的差距越来越大。本文方法的判断相对速度下降趋势远小于电网方法的下降趋势,且逐渐趋于稳定;而电网方法的判断相对速度随着判断规则复杂程度的增加而急剧下降。这是因为本文方法运用了推演格算法进行优化,将各算法规则中的冗余步骤相融合,在对目标台区进行异常判断时,无需每次都从头运行算法规则流程,从而节约了异常原因判断的时间,大大提升了台区线损异常原因的判断速度。

5 结论

本文将知识图谱技术运用于台区线损异常

原因判断分析中,构建出台区线损异常知识图谱。分析并建立对台区线损异常原因的判断规则,并利用知识图谱技术将判断规则按照步骤先后顺序组合为三元组进行存储,运用推演格算法理论和知识融合技术,对判断规则优化整合,构建出本文的台区线损异常原因判断方法。与电网现使用的台区线损异常判断方法相比较,所提方法能够在准确率上与其处于持平状态,并大大提高了台区线损异常原因的判断速度,具有极好的实用性和高效性。异常判断结果和所使用的判断算法可对现有台区线损异常原因知识图谱进行增补完善。利用知识图谱的可视化技术,能够给电网工作人员提供参考借鉴,便于对线损异常台区进行查询、复检等工作。

本文不足之处是所采用的异常原因判断算法没有涵盖当前所有的台区线损异常原因,在之后的研究中,将继续扩大台区线损异常判断规则的数量和范围,不断对台区线损异常知识图谱进行完善,提高其完备性及应用范围。

参考文献

- [1] 王秋杰,金涛,谭洪,等.基于分层模型和智能校验算法的配电网故障定位技术[J].电工技术学报,2018,33(22):5327-5337.
- [2] Chen T H. Evaluation of line loss under load unbalance using the complex unbalance factor[J]. IEE Proceedings—Generation, Transmission and Distribution, 1995, 142(2):173-178.
- [3] 李滨,严康,罗发,等.最优标杆在市级电网企业线损精益管理中的综合应用[J].电力系统自动化,2018,42(23):184-191.
- [4] 张恺凯,杨秀媛,卜从容,等.基于负荷实测的配电网理论线损分析及降损对策[J].中国电机工程学报,2013,33(z1):92-97.
- [5] 张小桃,邢宝钦,王爱军,等.基于小波变换的谐波电流监测及线损分析[J].电力系统保护与控制,2013,41(22):79-83.
- [6] 张义涛,王泽忠,刘丽平,等.基于灰色关联分析和改进神经网络的10 kV配电网线损预测[J].电网技术,2019,43(4):1404-1410.
- [7] Liu J, Cui X, Chen Y, et al. Research on influencing factors of line loss based on multi model analysis[C]/IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 237(3): 032101.
- [8] 刘梓权,王慧芳.基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J].电力系统自动化,2018,42(14):158-164.
- [9] Shi B, Weninger T. Discriminative predicate path mining for fact checking in knowledge graphs[J]. Knowledge-based Systems, 2016, 104:123-133.

(下转第80页)

问题进行了仿真,为解决静压测量电磁干扰问题提供了数据和解决措施,并为风洞大功率变频调速系统电磁兼容设计提供了数据依据。

参考文献

[1] 陈灏. 变频调速系统电磁兼容研究[J]. 自动化仪表, 2015, 36(9): 57-60.
 [2] 刘永喜, 舒朝君, 李纪三. 变频调速传动系统的电磁兼容分析[J]. 机床电器, 2007(6): 12-16.
 [3] 朱玉堂, 许力. 变频器的电磁兼容及抑制[J]. 机电工程, 2005, 22(5): 40-43.
 [4] 平华, 蔡青. 变频调速的电磁兼容设计[J]. 变频器世界, 2007(6): 105-109.
 [5] 毛军. 变频系统电磁兼容的对策[J]. 纺织机械, 2007(2): 18-19.
 [6] 曾令华, 程亮, 张靖宗. 交流变频调速系统仿真建模及谐波特性分析[J]. 发电技术, 2019, 40(3): 294-299.
 [7] Yang Xin, Long Zhiqiang, Wen Yanghai, et al. Investigation of the trade-off between switching losses and EMI generation in gaussian S-shaping for high-power IGBT switching transients by active voltage control[J]. IET Power Electronics, 2016, 9

(9): 1979-1984.
 [8] 胡亚辉, 张卫东, 张雷, 等. UPFC换流阀IGBT模块近场电磁骚扰分布特性研究[J]. 电气技术, 2015, 32(9): 1-6.
 [9] Yang Xin, Yuan Ye, Zhang Xueqiang, et al. Shaping highpower IGBT switching transitions by active voltage control for reduced EMI generation [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(2): 1669-1677.
 [10] 曹海洋, 侯峰, 刘帅, 等. 基于联合仿真的变频调速系统传导EMI预测研究[J]. 电气传动, 2019, 49(7): 90-93.
 [11] Xie Pengkang, Lu Jiazheng, Chen Guozhu, et al. Influence of motor cable on common-mode currents in an inverted-fed motor drive system[J]. 信息与电子工程前沿(英文), 2018(2): 273-285.
 [12] 蒋保涛, 游家发, 朱小祥. PWM逆变器共模电磁干扰源及抑制技术探究[J]. 电力电子技术, 2011, 45(11): 73-75.
 [13] 马洪飞, 徐殿国, 陈希有, 等. PWM逆变器驱动异步电动机采用长线电缆时电压反射现象的研究[J]. 电机工程学报, 2001(11): 109-113.
 [14] 李晓慧, 王卫东. 变频器引接电缆中的高次谐波影响及抑制[J]. 驱动与传动, 2006(22): 161-163.

收稿日期: 2020-02-19

修改稿日期: 2020-03-14

(上接第74页)

[10] Wang C, Ma X, Chen J, et al. Information extraction and knowledge graph construction from geoscience literature[J]. Computers & Geosciences, 2018, 112: 112-120.
 [11] 高泽璞, 赵云, 余伊兰, 等. 基于知识图谱的低压配电网拓扑结构辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 34-43.
 [12] 冯新翎, 何胜, 熊太纯, 等. “科学知识图谱”与“Google知识图谱”比较分析——基于知识管理理论视角[J]. 情报杂志, 2017, 36(1): 149-153.
 [13] Zhu G, Iglesias C A. Sematch: semantic similarity framework for knowledge graphs[J]. Knowledge-based Systems, 2017, 30: 30-32.
 [14] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(3): 582-600.
 [15] Xu X, Li K, Sun Q, et al. The line loss calculation of distribution network based on power GIS[C]//2011 Asia-Pacific Power & Energy Engineering Conference, IEEE, 2011.
 [16] 王奇, 庄远灿, 阎帅, 等. 基于随机矩阵理论的交直流输电

道线损大数据关联特性分析[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 70-76.
 [17] Feng N, Yu J. Low-voltage distribution network theoretical line loss calculation system based on dynamic unbalance in three phrases[C]//International Conference on Electrical & Control Engineering, IEEE, 2010.
 [18] 肖勇, 赵云, 涂洽东, 等. 基于改进的皮尔逊相关系数的低压配电网拓扑结构校验方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 37-43.
 [19] 李亚, 刘丽平, 李柏青, 等. 基于改进K-Means聚类和BP神经网络的台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4543-4551.
 [20] 胡煜州. 一种推演格及基于推演格的推理方法: 中国, CN201610985211.4[P]. 2017-03-22.

收稿日期: 2020-03-10

修改稿日期: 2020-03-20