



电力系统自动化

Automation of Electric Power Systems

ISSN 1000-1026, CN 32-1180/TP

《电力系统自动化》网络首发论文

题目：交直流混联电网连锁故障特征事件智能溯源及预测方法
作者：张晓华，徐伟，吴峰，任先成，冯长有
收稿日期：2020-03-10
网络首发日期：2020-09-25
引用格式：张晓华，徐伟，吴峰，任先成，冯长有. 交直流混联电网连锁故障特征事件智能溯源及预测方法[J/OL]. 电力系统自动化.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20200924.1504.006.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

交直流混联电网连锁故障特征事件智能溯源及预测方法

张晓华¹, 徐伟^{2,3}, 吴峰^{2,3}, 任先成^{2,3}, 冯长有⁴

(1. 国网冀北电力有限公司, 北京市 100053;

2. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏省南京市 211106;

3. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏省南京市 211106; 4. 国家电网有限公司, 北京市 100031)

摘要：交直流混联电网跨区连锁故障严重威胁电网安全,调度运行面临巨大压力和事故风险。提出了融合知识图谱和机器学习算法的特征事件智能溯源及预测方法,实现连锁故障事故链的在线溯源和预测。将电网运行状态量和故障信息作为输入特征量,结合物理机理和皮尔逊系数法提取关键特征量,通过支持向量机判断特征事件间的关联关系。建立两层级的知识图谱结构,通过检测到的特征事件类型匹配上、下层事件的关联关系。根据特征事件关联关系判断结果和时序特征,基于深度优先搜索策略识别连锁故障演化路径。通过对实际电网在线数据的案例分析验证了该方法的有效性。

关键词：特征事件溯源; 知识图谱; 机器学习; 连锁故障识别; 智能分析

0 引言

随着风电、光伏等新能源大量并网,直流跨区输电规模持续增长,电网局部故障的连锁反应演化为全局安全风险特征日趋显著,典型的案例如跨区受端电网发生交流短路故障引发多回直流换相失败,换相失败期间的大功率冲击导致送端交流联络线功率、电压的大幅度波动,进一步引发电网解列、新能源大规模脱网等威胁全局电网安全稳定运行的严重事件^[1-3]。如何基于电网特征事件,进行连锁事故链溯源分析和超前预测,对阻断连锁故障恶性演化和事故处置具有重要意义^[4-5]。

连锁故障演化路径与电网运行方式、设备的涉网保护等诸多因素密切相关,存在较强的不确定性^[6-9]。调度运行人员对连锁故障演化过程的认知主要来源于离线方式计算分析结论以及调度自动化系统中的事件告警信息^[10-11]。但离线方式计算难以穷尽所有运行场景,将离线知识用于特征事件溯源难以保障结论的准确性。现有的故障诊断或者综合智能告警系统可以通过多源数据整合和专家经验实现单一设备故障的识别,无法判别多个事件之间连锁关联关系^[12-13]。

电力系统连锁故障的发生以及事件的演化本质

上具有因果关系和时序特征,关键特征事件具有可追溯性和可预测性,这极度依赖于运行经验和知识积累。目前基于物理机理分析的关键特征提取与基于机器学习等人工智能技术相结合的方法实现了单一事件的后果快速判断,文献[14]建立了基于深度学习的直流闭锁快速判断模型,快速判断交流故障对直流系统的影响,文献[15]将机器学习应用于预想故障下新能源大规模脱网事件的快速预测,文献[16]利用机器学习快速判别预想故障的暂态功角稳定性。但已有方法只适用于两两事件间的关联模型构建,无法构建特征事件连锁演化全路径关联模型。

知识图谱是一种基于图的数据结构,用于描述知识间的关系,具备知识的检索、推理和分析能力,特别适合作为规则知识的推理分析引擎^[17-18]。将知识图谱用于存储各特征事件连锁演化全路径判断模型,通过实际发生的特征事件可以驱动连锁故障路径快速识别。基于以上思路,本文提出了融合知识图谱和机器学习算法的特征事件智能溯源及预测方法,将电网运行状态量和故障信息作为输入特征量,结合物理机理和皮尔逊系数法提取关键特征量,通过支持向量机(support vector machine, SVM)自动学习和判断特征事件间的关联关系;通过构建两层级的知识图谱,实现特征事件上、下级关联关系匹配与判断;根据特征事件关联关系判断结果和时序特征,基于深度优先搜索策略识别连锁故障演化路径。

收稿日期: 2020-03-10; 修回日期: 2020-07-30。

上网日期:

国家重点研发计划资助项目(2018YFB0904500)。

1 基本原理

1.1 跨区连锁故障演化

交直流混联系统连锁故障演化过程不局限于传统交流系统的潮流转移和保护隐性故障,而是通过交直流、送受端耦合形成跨区演化^[19]。连锁故障演化过程中,当电网或控制保护装置处于不同运行方式或状态时,系统的动态行为过程及连锁演化路径差别较大,源发性故障后相继动作事件较难预测。

以某实际电网为例,连锁故障演化过程如图1所示,若源发性故障为事件1,在不同方式下,其可能的连锁演化路径包括区内连锁路径(r1,r3)和跨区连锁路径(r1,r4)、(r1,r4,r5)、(r1,r4,r6),共4条连锁事故链。采用同样的方式分析,以其余7个事件作为源发性故障,合计共包含10条事故链。实际上,交直流大电网中事故链数目庞大且难以预测,但事故链的演化路径呈现规律性和重复性:路径r4属于事故链(r1,r4,r5)和(r2,r4,r5)的第2阶段,同时还属于事故链(r4,r5)和(r4,r6)的第1阶段,事故链间存在明显的包含与被包含关系,r4即为导致连锁故障跨区演化的关键路径,事件3即为关键事件,如直流双极闭锁故障。

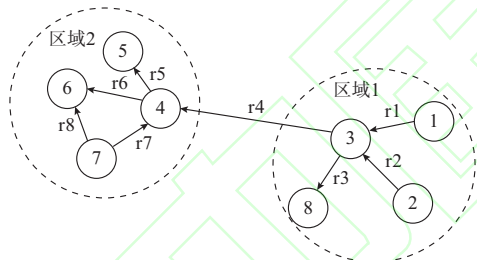


图1 连锁故障演化过程

Fig. 1 Evolution process of cascading failures

连锁故障发展过程中相继事件向不同路径分叉受前序故障、电网运行状态、控制保护模型和策略等多方面因素影响。以受端交流设备故障可能导致直流换相失败为例,若系统电压支撑能力较强,短路及时清除后换流母线电压和直流功率可迅速恢复,不会导致直流闭锁,否则直流存在闭锁风险。仍以图1为例,受电网运行方式影响,事件3发生后,连锁故障可能向3个不同的方向发展,分别为区内演化路径r3,跨区演化路径r4或终止演化。

交直流电网所有可能的事故链以及单一事件发生后向不同路径演化的关键因素应作为分析连锁故障演化过程的知识大数据存储起来,以确保事故链集合和事件关联关系分析的完备性。

1.2 溯源及预测

事故链是连锁故障演化的所有事件的集合,事

件间存在因果联系是连锁故障演化的本质特征,这也决定了电网发生的多个事件能够通过机理分析或数据挖掘的方法识别导致连锁演化的关键事件和演化过程,确保连锁故障溯源及预测的准确性。

1.2.1 特征事件定义

从实际运行角度出发,电网故障事件虽具有时序特征,但并非所有事件都是导致连锁故障演化的关键因素,事件间往往没有因果联系,这类事件对调度人员进行事故链分析和判断意义不大甚至会成为干扰,不应纳入连锁故障特征事件。

对于仅仅反映装置动作过程信息、对连锁故障发展不起决定作用的事件,运行人员并不关注,例如交流线路故障情况下将给出多个事件信息^[12],但只有线路故障开断才是导致系统网络拓扑变化、事件向全局发展演化的关键事件。

鉴于此,本文将具有因果性、全局性和时序性的事件定义为特征事件,如:发电机跳闸、线路跳闸、变压器跳闸、直流换相失败、直流闭锁、新能源脱网、安控或系统保护切机切负荷、高周切机、低频减载、解列、功率振荡。后文对连锁故障的溯源分析仅针对特征事件进行。

1.2.2 溯源和预测基本原理

连锁故障特征事件间的因果关系属性是连锁故障能够溯源和预测的基础^[20]。溯源和预测的基本思路是通过电网发生的多个相继故障事件间的关联性分析,识别导致某个事件发生的关键因素和上级事件以及可能演化的下级事件,通过层层追溯发现源发性故障,预判事故链演化方向,从而指导调度决策抑制连锁故障演化。

通过事件关联性分析构建的连锁故障事件关系图如图2所示。假定实测的电网特征事件按发生时间先后顺序分别为a,i,g,d,e,以e为起点进行溯源分析,d和h为可能的上级事件,根据电网运行状态和实测事件信息,“d导致e”的关系成立,可确定d为e的上级事件,类似的可以推断g为d的上级事件,i为g的上级事件,而a未导致b发生,从而推断演化路径为(i,g,d,e),源发性故障为i。

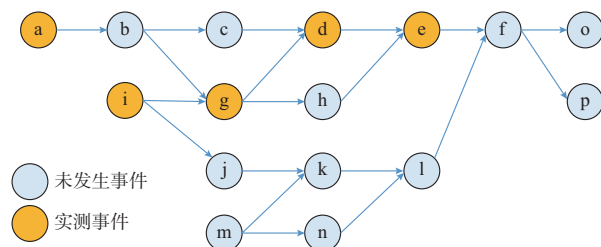


图2 连锁故障事件关系

Fig. 2 Relationship between cascading fault events

以 e 为起点进行演化预测,若“ e 导致 f ”的关系成立,并且在 f 发生的情况下,“ f 导致 p ”的关系成立,则预测的连锁故障演化路径为 (e, f, p) 。

1.3 演化路径识别

连锁故障溯源和演化预测的关键是建立事件关联关系模型,确定演化关键特征量^[21],形成连锁故障全路径知识库,再基于实测的事件和电网运行方式,在知识库中搜索相关预测模型,进行故障快速定位和预测。本文提出融合知识图谱与机器学习的连锁故障在线溯源方法,由离线知识图谱构建和在线演化路径搜索两个阶段组成,具体流程见图3。

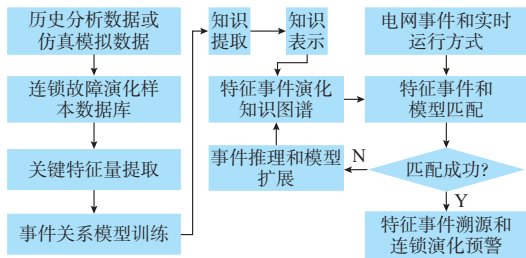


图3 知识图谱构建与在线溯源的技术路线
Fig. 3 Technical route of knowledge graph construction and online tracing

1) 离线知识图谱构建

基于历史分析数据或仿真模拟数据生成连锁故障演化样本数据库,在强相关特征量识别基础上,基于样本空间进行事件关系模型训练,通过知识提取和知识表示^[22]将特征事件、特征事件关系模型和关键特征量、特征事件规则化知识存储至知识库,形成特征事件演化知识图谱用于在线溯源分析。

2) 在线溯源与演化路径预测

在线方式下,获取电网在线运行方式数据和综合智能告警系统推送的实测事件,基于知识图谱识别特征事件并提取与特征事件强相关的电网运行状态量,根据事件关系模型判断关系是否成立,进一步基于深度优先的搜索技术进行特征事件溯源和演化路径预测。若事件未匹配成功,则通过知识推理识别可能的未告警事件并预警,将实测样本纳入模型训练,扩展知识图谱范围。

2 事件关系模型

2.1 模型构建

构建连锁故障特征事件关系模型无需涵盖连锁故障整条事故链演化信息,而仅需对两个相关事件进行建模,选取影响事件关系模型输出结果的强相关特征量进行学习和训练,避免对长事故链建模导致的样本选取和特征量提取困难。

交直流电网特征事件关联关系受电网运行状态量、故障类型、故障持续时间、故障地点等因素影响,

单纯依靠电网运行状态量不足以反映事件关联关系。以直流换相失败引发新能源脱网事件为例,新能源脱网与否和直流输送功率、换相失败次数、换相失败持续时间等故障信息有关,还与换流站近区发电机开机水平、无功装置运行状态、短路比、新能源场站出力等因素相关^[23]。应重点面向上述非规则化知识进行事件关系模型构建和训练。将故障前电网运行状态量和故障信息作为关系模型输入特征量能够提升关系模型构建的准确性。以直流换相失败事件类型为例,选取的相关特征量如表1所示。

表1 选取的特征量
Table 1 Selected characteristic variables

类别	特征量	特征描述
运行状态相关	f_1	换流站母线电压、发电机或调相机无功出力、换流站近区无功补偿装置容量、换流站近区发电机开机
	f_2	系统短路容量
	f_3	重要联络线有功功率和投停状态
故障相关	f_4	交流故障距离直流换流站电气距离、故障类型、故障持续时间
	f_5	换流母线电压跌落幅值

由于交流故障导致直流换相失败不是简单的“是和否”的二分类问题,直流连续换相失败次数超过设定值将导致直流闭锁及后续事件。因此,事件关系模型输出除“是和否”的判断外,应结合具体事件类型提供诸如换相失败次数、新能源脱网量、发电损失功率、负荷损失功率等反映故障后果的预测结果。

2.2 特征量筛选

将事件类型相关特征量应用于具体事件关系训练仍然面临无效和冗余特征量数目过多的问题,例如落点浙江的宾金与灵绍直流换相失败与苏州换流站近区开机情况关系不大,应当在事件类型相关特征量范围内,通过数据相关性分析方法提取与具体事件强相关的特征量进行事件相关性训练。

皮尔逊相关系数法^[24]是一种准确度量两个变量之间关系密切程度的统计学方法,计算所得的相关系数能够反映两个变量是否线性相关,其给出的特征量排序结果在应用中表现较好,重要程度高的特征量排序在前。对于两组数据 $x_i, y_i (i=1, 2, \dots, n)$,其相关系数可 r 表示为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

式中: \bar{x} 和 \bar{y} 分别为两组数据 x_i, y_i 的均值; n 为每组

数据的个数。相关系数 $|r| \leq 1$ 。 $|r| = 1$,表明两组数据为完全线性相关; $r = 0$,表明两者不存在线性相关关系。

2.3 模型训练

典型的连锁故障特征事件关系是导致或未导致的二分类问题,SVM算法将分类问题映射到某一高维特征空间,而后在变换后的空间内构造最优分类超平面。采用样本到分类面的“距离”值定义SVM输出结果的可信程度,可信度量测在50%~100%之间^[25]。

树型SVM多分类方法^[26]具有较高的训练速度和分类效率,其用于直流连续换相失败次数预测的多分类方法可通过多次迭代二分类解决。

3 连锁故障知识图谱构建

3.1 知识图谱本体设计

常见的知识图谱通常定义类间关系模型,统一描述不同类实体间的关系^[27],但对于连锁故障知识图谱而言,各实体间关系模型与具体事件相关,不同事件的关系模型是不同的,无法用统一模型进行描述,因此每两个相关事件间均需要构建关系模型,利用知识图谱形成连锁故障全路径信息。这样带来的困难是事件关系模型数目过于庞大,增加实体事件搜索耗时。

本文设计了面向交直流电网特征事件演化分析的知识图谱本体,将事件类作为顶层,即同类事件的集合,例如换相失败、风电场脱网等,将具体事件作为底层实体,即知识图谱的基本单元(或节点),例如宾金直流换相失败、灵绍直流换相失败、宁东风电场脱网等。通过两层设计,在电网实测到具体事件时,优先搜索和匹配事件类可以大大缩小特征事件和关系模型搜索范围。通过“关系”和“关系属性”进行描述特征事件关系模型和关键特征量;“规则”用以描述电力系统固有的规则化知识。适用于连锁故障在线溯源的本体构成要素如表2所示。

在离线知识图谱构建基础上,基于构建的特征事件演化知识图谱进行事故链在线搜索,首先将发现的特征事件及特征量与知识图谱映射,其次,基于深度优先搜索策略搜索所有关联的特征事件,并快速判断事件关系模型输出,最后,根据事件关系模型输出和特征事件是否发生进行事故溯源和演化预测。具体搜索方法如图4所示。

3.2 知识推理和补全

在样本数目足够多的情况下,离线构建的知识图谱能够覆盖大多数连锁故障演化模式,但仍难以避免实际运行中出现电网特征事件或特征量与知识

表2 本体构成要素
Table 2 Ontology components

类别	示例
实体类	直流换相失败、风电场脱网、交流设备开断、安控切机、解列、功率振荡等
实体	宾金直流换相失败、灵绍直流双极闭锁、彩风风电场脱网、安吉-兰江I线开断等
关系	银东直流换相失败与宁东风电场脱网事件关系模型、涌潮-绍兴双线开断与灵绍直流换相失败事件关系模型等
关系属性	故障前电网运行状态量、故障信息等
规则	直流连续换相失败3次触发直流闭锁等

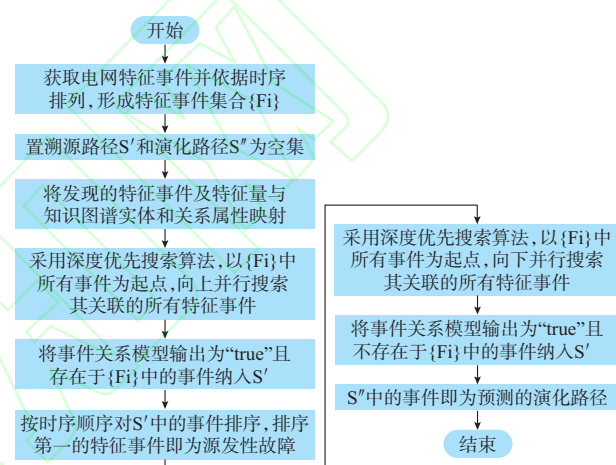


图4 事件溯源和预测的技术路线
Fig. 4 Technical route of event tracing and prediction

图谱未匹配成功的情况,有效的知识推理能够扩展和丰富离线构建的知识图谱。仍以图2说明知识推理和补全过程。假定实测的电网特征事件分别为a,i,g,d,e,根据电网实际运行状态和事件关系模型判断“a至b”和“b至g”的特征事件关系模型均成立,则可得出以下三个可能的推理:①特征事件b实际发生了,但综合智能告警应用未能测出该事件;则应给出告警信息,提醒调度运行人员根据电网运行状态监测信息进一步判断特征事件b是否发生;②特征事件a和特征事件g之间可能存在关联关系;则将该实测样本纳入训练集,训练特征事件a和特征事件g之间的关系模型,实现知识图谱扩展;③特征事件b确实没有发生,而且特征事件a和特征事件g之间不存在关联关系;则将该实测样本纳入训练集,更新特征事件a和特征事件b,以及特征事件b和特征事件g之间的关系模型。

由以上分析,基于知识图谱的连锁故障演化特征事件在线溯源方法,能够在离线训练的知识图谱基础上,通过在线实测信息进行演化知识推理和补全,进一步扩展知识图谱范围。

4 算例分析

为验证本文提出的融合知识图谱和机器学习的交直流混联电网特征事件智能溯源与连锁演化路径识别方法的有效性,以三华和西北直流联网典型方式数据进行分析说明。Protege软件是基于Java语言开发的本体开发工具,也是基于知识的编辑器,本文利用Protege软件设计并构建了适用于连锁故障特征事件溯源的本体。以交流故障导致直流换相失败或闭锁和直流换相失败或闭锁引发新能源脱网这两类典型的连锁故障跨区演化模式作为需要学习的特征事件关系模型,基于SVM算法进行模型训练。

交流故障设置电网1 000 kV母线及部分500 kV母线三相短路故障,故障后10~12 ms故障切除,设置直流连续换相失败3次即闭锁。训练样本的潮流方式通过蒙特卡洛抽样方法生成,通过批量仿真,获取故障前后的仿真数据形成训练样本,样本数目为903个。华东电网11个直流换流站,共计发生直流换相失败982次,其中,连续换相失败导致的直流闭锁67次。采用同样的方法训练直流换相失败或闭锁与新能源脱网事件的关系模型,新能源涉网保护定值采用现场实测数据,直流闭锁故障后200 ms切除换流站交流母线滤波器。

通过以上方法构建了包含686个节点和872条边的电网特征事件演化知识图谱。通过图谱可视化,能够直观得到对不同直流换相失败敏感的故障集、易脱网的新能源场站等信息,新能源脱网场站等信息。

4.1 特征事件关联性分析

以浙江电网四麦线N-2故障与宾金直流换相失败事件关系模型为例,在903个样本空间中选取600个样本进行换相失败预测模型训练,训练集中241个样本不会出现换相失败,359个样本出现换相失败,其中18个样本出现3次或以上连续换相失败。采用皮尔逊系数法进行宾金直流换相失败特征量相关性分析,图5给出了特征量相关性排序结果,其中宾金直流有功功率、故障持续时间、金华站母线电压、金华站母线电压暂态压降、兰溪厂机端电压、苍南厂机端电压、仙居厂机端电压等与宾金直流换相失败密切相关。其中,故障持续时间越长,则交流母线电压恢复至额定电压80%以上的时间越长,越容易出现连续换相失败,金华站母线电压暂态压降越大,也更易出现换相失败。

进一步通过网格搜索方法确定SVM训练参数,惩罚参数为84.45,核函数参数为0.015 63。训

练结束后可以得到四麦线N-2故障导致宾金直流换相失败事件关系模型。采用漏判率、误判率、准确率3个指标评价模型准确性。将特征量仅考虑运行状态量模型、考虑运行状态量与故障信息模型进行比较,测试结果如表3所示。在进行事件关系判断时希望漏判率尽可能低,为此,本文提出将故障信息作为特征量加入训练,漏判率可显著降低。

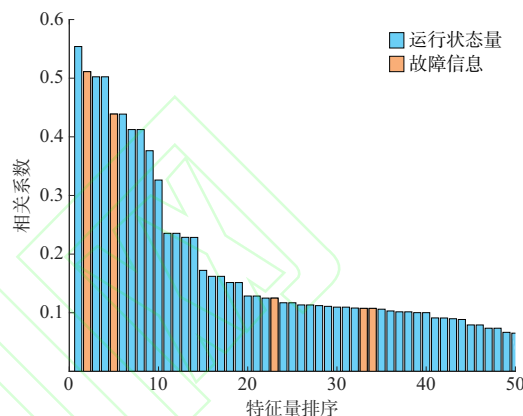


图5 特征量相关性计算结果
Fig. 5 Calculation result of correlation of characteristic variables

表3 模型测试结果
Table 3 Test results of model

方式	漏判率/%	误判率/%	准确率/%
运行状态量+SVM	2.64	3.63	93.70
运行状态量+故障信息+SVM	1.65	2.97	95.37

4.2 特征事件溯源及预测

以全国联网某月在线安全分析运行数据为基准,随机生成100套运行方式,选取华东电网50个直流近区交流设备故障和直流换相失败故障作为源发性故障,通过计及直流控保详细模型、新能源涉网保护模型的暂态稳定时域仿真,记录各方式下电网事故链和特征量。

以“乔涌N-2故障—>灵绍直流连续换相失败3次—>灵绍直流双极闭锁—>彩凤风电场脱网—>香山风电场脱网”这一典型的交直流跨区事故链为例,该事故链包含5个特征事件。表4给出事故链中各特征事件的前序和后继事件以及事件关系判断结果,结果为“是”表示该关系模型成立,特征事件应纳入连锁故障溯源路径;结果为“否”表示该关系模型不成立,特征事件不纳入溯源路径。根据特征事件关系模型判断结果,搜索出的事故链与仿真结果一致。

对算例中所有事故链演化路径溯源结果进行分析,各事件动作识别正确率和演化路径识别正确率

达到90%以上。需要注意的是,一旦电网运行特性发生变化或控制保护模型、策略更新后,知识图谱需要相应更新,否则将大大降低特征事件溯源及预测的正确率。

表4 特征事件关系模型
Table 4 Relationship model of characteristic event

特征事件名称	相关事件	相关事件名称	关系模型判断	判断次数
乔涌 N-2 故障	前序	-	-	-
	后继	灵绍直流换相失败	是	3
灵绍直流换相失败	前序	乔涌 N-2 故障	是	3
		兰风 N-2 故障	否	-
		古舜 N-2 故障	否	-
		宁浦 N-2 故障	否	-
	
灵绍直流双极闭锁	后继	灵绍直流双极闭锁	是	-
	前序	灵绍直流换相失败	是	-
		彩风风电场脱网	是	-
		邱风风电场脱网	否	-
		香山风电场脱网	是	-
彩风风电场脱网	后继
		灵绍直流换相失败	是	-
		灵绍直流双极闭锁	是	-
		昭沂直流双极闭锁	否	-
	前序	-	-	-
香山风电场脱网	前序	灵绍直流双极闭锁	是	-
		昭沂直流双极闭锁	否	-
	后继	-	-	-

5 结语

本文提出了融合知识图谱和机器学习算法的特征事件智能溯源方法,结合物理机理和皮尔逊系数法从电网运行状态量和故障信息中提取关键特征量,通过SVM自动学习和判断特征事件关联关系,有效提升了事件关系识别的准确性。通过构建两层知识图谱,实现特征事件上、下级关联关系匹配与判断。根据特征事件关联关系判断结果和时序特征,基于深度优先搜索策略识别连锁故障演化路径,满足连锁事故链在线溯源分析和超前预测需求。该方法引入智能化学习和分析引擎代替调度人员思考和判断,为复杂连锁故障溯源和预判难题提供了新的思路。

通过数据驱动和人工智能的方法研究连锁故障演化路径难以避免事件关联关系模型物理含义不够明确、可解释性不强的问题,后续将聚焦连锁故障演化物理特征,使所提方法和研究结论更具物理意义。稳定规程和调度预案等已有的调控知识可以作

为在线应用的重要补充,需要研究基于非结构化数据的知识图谱构建方法。此外,交直流连锁故障演化场景存在较强的不确定性,如何构造更为全面且贴近实际运行的连锁故障演化场景进行方法验证,提升连锁故障溯源与预测的应用效果,也是下一步研究的重点。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 李新年,陈树勇,庞广恒,等.华东多直流馈入系统换相失败预防和自动恢复能力的优化[J].电力系统自动化,2015,39(6):134-140.
LI Xinnian, CHEN Shuyong, PANG Guangheng, et al. Optimization of commutation failure prevention and automatic recovery for East China multi-infeed high-voltage direct current system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6): 134-140.
- [2] 何剑,张健,郭强,等.直流换相失败冲击下的两区域交流联络线功率波动峰值计算[J].中国电机工程学报,2015,35(4):804-810.
HE Jian, ZHANG Jian, GUO Qiang, et al. Peak value calculation of power oscillation on AC tie-line for two-area interconnected power systems caused by HVDC commutation failure[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(4): 804-810.
- [3] 陈国平,李明节,许涛,等.关于新能源发展的技术瓶颈研究[J].中国电机工程学报,2017,37(1):20-27.
CHEN Guoping, LI Mingjie, XU Tao, et al. Study on technical bottleneck of new energy development[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 20-27.
- [4] 李明节,陶洪铸,许洪强,等.电网调控领域人工智能技术框架与应用展望[J].电网技术,2020,44(2):393-400.
LI Mingjie, TAO Hongzhu, XU Hongqiang, et al. The technical framework and application prospect of artificial intelligence application in the field of power grid dispatching and control[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 393-400.
- [5] 许洪强,姚建国,南贵林,等.未来电网调度控制系统应用功能的新特征[J].电力系统自动化,2018,42(1):1-7.
XU Hongqiang, YAO Jianguo, NAN Guilin, et al. New features of application function for future dispatching and control system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(1): 1-7.
- [6] 李明节.大规模特高压交直流混联电网特性分析与运行控制[J].电网技术,2016,40(4):985-991.
LI Mingjie. Characteristic analysis and operational control of large-scale hybrid UHV AC/DC power grids[J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 985-991.
- [7] 金波,肖先勇,李长松.基于一、二次系统交互关系的电网连锁故障演化机制分析[J].电力自动化设备,2017,37(1):169-175.
JIN Bo, XIAO Xianyong, LI Changsong. Analysis of cascading failure evolution based on interaction between primary and secondary systems[J]. Electric Power Automation Equipment,

- 2017, 37(1): 169-175.
- [8] 屠竞哲,甘德强,于洋,等.直流输电对交直流互联系统自组织临界性的影响分析[J].电力系统自动化,2012,36(11):7-13.
TU Jingzhe, GAN Deqiang, YU Yang, et al. DC transmission impact analysis on AC/DC interconnected system self-organized criticality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 7-13.
- [9] 陈国平,李明节,许涛.特高压交直流电网系统保护及其关键技术[J].电力系统自动化,2018,42(22):2-10.
CHEN Guoping, LI Mingjie, XU Tao. System protection and its key technologies of UHV AC and DC power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(22): 2-10.
- [10] 吴萍,林伟芳,孙华东,等.多馈入直流输电系统换相失败机制及特性[J].电网技术,2012,36(5):269-274.
WU Ping, LIN Weifang, SUN Huadong, et al. Research and electromechanical transient simulation on mechanism of commutation failure in multi-infeed HVDC power transmission system[J]. Power System Technology, 2012, 36(5): 269-274.
- [11] 李再华,白晓民,周子冠,等.基于特征挖掘的电网故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2010,30(10):16-22.
LI Zaihua, BAI Xiaomin, ZHOU Ziguan, et al. Method of power grid fault diagnosis based on feature mining [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(10): 16-22.
- [12] 闪鑫,戴则梅,张哲,等.智能电网调度控制系统综合智能告警研究及应用[J].电力系统自动化,2015,39(1):65-72.
SHAN Xin, DAI Zemei, ZHANG Zhe, et al. Research on and application of integrated smart alarm based on smart grid dispatching and control systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 65-72.
- [13] 王守鹏,赵冬梅.电网故障诊断的研究综述与前景展望[J].电力系统自动化,2017,41(19):164-175.
WANG Shoupeng, ZHAO Dongmei. Research review and prospects for power grid fault diagnosis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 164-175.
- [14] 朱元振,刘玉田.基于深度学习直流闭锁判断的高风险连锁故障快速搜索[J].电力系统自动化,2019,43(22):59-66.
ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast search for high-risk cascading failures based on deep learning DC blocking judgment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 59-66.
- [15] WU Feng, BAO Yanhong, RUAN Jingjing, et al. Study on Online Recognition Method of Renewable Energy Cascading Tripping Evaluation Based on Machine Learning [C]// 4th IEEE International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), September 21, 2019, Chengdu, China: 142-146.
- [16] 鲍颜红,冯长有,任先成,等.基于支持向量机的在线暂态稳定故障筛选[J].电力系统自动化,2019,43(22):52-58.
BAO Yanhong, FENG Changyou, REN Xiancheng, et al. Online transient stability fault screening based on support vector machine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 52-58.
- [17] 闪鑫,陆晓,翟明玉,等.人工智能应用于电网调控的关键技术分析[J].电力系统自动化,2019,43(1):49-57.
SHAN Xin, LU Xiao, ZHAI Mingyu, et al. Analysis of key technologies for artificial intelligence applied to power grid dispatch and control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 49-57.
- [18] 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.
LIU Ziquan, WANG Huifang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.
- [19] 董新洲,汤涌,卜广全,等.大型交直流混联电网安全运行面临的问题与挑战[J].中国电机工程学报,2019,39(11):3107-3118.
DONG Xinzhou, SHANG Chong, BU Guangquan, et al. Confronting problem and challenge of large scale AC-DC hybrid power grid operation[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(11): 3107-3118.
- [20] 余晓鹏,张雪敏,钟雨芯,等.交直流系统连锁故障模型及停电风险分析[J].电力系统自动化,2014,38(19):33-39.
YU Xiaopeng, ZHANG Xuemin, ZHONG Yuxin, et al. Cascading failure model of AC-DC system and blackout risk analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(19): 33-39.
- [21] 黄彦浩,于之虹,史东宇,等.基于海量在线历史数据的大电网快速判稳策略[J].中国电机工程学报,2016,36(3):596-603.
HUANG Yanhao, YU Zhihong, SHI Dongyu, et al. Strategy of huge electric power system stability quick judgment based on massive historical online data [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 596-603.
- [22] 刘翥,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.
LIU Jiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge graph construction techniques [J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(3): 582-600.
- [23] 叶希,鲁宗相,乔颖,等.大规模风电机组连锁脱网事故机理初探[J].电力系统自动化,2012,36(8):11-17.
YE Xi, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. A primary analysis on mechanism of large scale cascading trip-off of wind turbine generators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(8): 11-17.
- [24] RODGERS J L, NICEWANDER W A. Thirteen Ways to look at the correlation coefficient [J]. The American statistician, 1988, 42(1): 59-66.
- [25] 周艳真,吴俊勇,冀鲁豫,等.基于两阶段支持向量机的电力系统暂态稳定预测及预防控制[J].中国电机工程学报,2018,38(1):137-147.
ZHOU Yanzhen, WU Junyong, JI Luyong, et al. Two-stage support vector machines for transient stability prediction and preventive control of power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 137-147.
- [26] 周艳真,吴俊勇,于之虹,等.用于电力系统暂态稳定预测的支持向量机组合分类器及其可信度评价[J].电网技术,2017,41(4):1188-1196.
ZHOU Yanzhen, WU Junyong, YU Zhihong, et al. Support vector machine ensemble classifier and its confidence evaluation for transient stability prediction of power systems [J]. Power

System Technology, 2017, 41(4): 1188-1196.

[27] 徐增林, 盛泳潘, 贺丽荣, 等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4): 589-606.

XU Zenglin, SHENG Yongpan, HE Lirong, et al. Review on knowledge graph techniques [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(4): 589-606.

张晓华(1963—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向: 大电网调控运行管理。E-mail: zhang-xiaohua@sgcc.com.cn

com.cn

徐 伟(1982—), 男, 博士, 研究员级高级工程师, 主要研究方向: 电力系统稳定分析与控制。E-mail: xu-wei@sgepri.sgcc.com.cn

吴 峰(1986—), 男, 通信作者, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 电力系统安全运行与控制。E-mail: wufeng@sgepri.sgcc.com.cn

(编辑 吴崇昊)

Intelligent Method for Characteristic Event Tracing and Prediction of Cascading Failures in AC/DC Hybrid Power Grid

ZHANG Xiaohua¹, XU Wei^{2,3}, WU Feng^{2,3}, REN Xiancheng^{2,3}, FENG Changyou⁴

(1. State Grid Jibei Electric Company Limited, Beijing 100053, China;

2. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 211106, China;

3. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106; 4. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China)

Abstract: Cross-region cascading failures seriously threaten safe operation of AC/DC hybrid power systems, and dispatching operation is facing tremendous pressure and accident risk. An intelligent tracing and prediction method for characteristic events is proposed, which integrates knowledge graph and machine learning algorithm, so as to realize online tracing and prediction of cascading failures in AC/DC hybrid power systems. The operation state and fault information of power grids are taken as input characteristic variables. Based on the physical mechanism analysis and Pearson coefficient, the key characteristic variables are extracted, and the relationship between characteristic events is judged by a support vector machine. A bi-level structure of the knowledge graph is established to match the relationship between the upper and the lower level events based on the types of detected characteristic events. According to the judgment result of the association relationship of characteristic events and the time sequence characteristic, the evolution path of cascading failures is identified based on the depth-first searching strategy. The effectiveness of the proposed method is verified by a case study of online data from an actual power grid.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2018YFB0904500).

Key words: characteristic event tracing; knowledge graph; machine learning; identification of cascading failures; intelligent analysis

