

# 电网运行事故预案知识图谱生成算法

范展滔<sup>1†</sup>, 李志中<sup>1</sup>, 陈兴望<sup>1</sup>, 吴小刚<sup>1</sup>, 陈章国<sup>2</sup>

(1. 中国南方电网电力调度控制中心, 广东 广州 510663; 2. 南京南瑞信息通信科技有限公司, 江苏 南京 210003)

**摘 要:**针对电网运行事故检测和预案生成的需求, 为了提供全面内容的预案知识图谱并实现简洁有效的事故处理方式, 提出了基于异常特征与潮流计算模型的电网运行事故预案知识图谱智能生成算法。提取包含波动性和变动性的电网运行异常特征, 经相关向量机的异常特征分析实现最佳特征组合选择后, 结合卷积神经网络检测电网运行事故; 检测到运行故障发生后, 建立潮流计算模型, 通过节点之间的电流信息计算节点功率, 以此为基础, 构建以重要负荷优先恢复、开关操作次数最少为目标的电网运行事故恢复模型, 经粒子群算法求解获取最佳事故恢复处置预案; 并建立事故预案实体库和本体模型, 通过本体模型抽取实体和关系, 生成电网运行事故预案的知识图谱, 辅助电网运行事故决策。实验结果表明: 该算法可以检测电网运行事故, 且生成的电网运行事故预案知识图谱包含内容广泛, 事故处理方式简捷有效。

**关键词:**异常特征; 潮流计算; 运行事故; 知识图谱; 智能生成; 事故恢复

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Knowledge Graph Generation Algorithm of Power Grid Operation Accident Plan

FAN Zhantao<sup>1†</sup>, LI Zhizhong<sup>1</sup>, CHEN Xingwang<sup>1</sup>, WU Xiaogang<sup>1</sup>, CHEN Zhangguo<sup>2</sup>

(1. China Southern Power Grid Power Dispatching Control Center, Guangzhou, Guangdong 510663, China;

2. NARI Information & Communication Technology Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu 210003, China)

**Abstract:** In order to meet the requirements of power grid operation accident detection and plan generation, and to provide a comprehensive plan knowledge graph and achieve simple and effective accident handling methods, an intelligent generation algorithm of power grid operation accident plan knowledge graph based on abnormal characteristics and power flow calculation model is proposed. The abnormal features of power grid operation including volatility and variability are extracted, and the optimal feature combination selection is achieved through the abnormal feature analysis of relevance vector machine, and then the power grid operation accidents are detected with convolutional neural network. After detecting the occurrence of operational faults, a power flow calculation model is established, and the node power is calculated based on the current information between nodes. Based on this, a power grid operation accident recovery model is constructed with the goal of prioritizing the recovery of important loads and minimizing the number of switch operations. The optimal accident recovery and disposal plan is obtained through particle swarm optimization algorithm solving. The entity database and ontology model of the accident plan are established, and entities and relationships are extracted through the ontology model to generate the knowledge graph of the power grid operation accident plan to assist in the decision-making of power grid operation accidents. The experimental results show that the algorithm can detect power grid operation accidents, and the generated knowledge graph of power grid operation accident plan contains extensive content, and the accident handling method is simple and effective.

收稿日期: 2023-06-19

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目(000000KK52210003)

作者简介: 范展滔(1975—), 男, 广东佛山人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 电力系统运行控制和管理。

† 通信联系人, E-mail: luanduzhao2ij@163.com

**Key words:** abnormal characteristics; power flow calculation; operation accident; knowledge graph; intelligent generation; accident recovery

电网在运行过程中发生故障可能会产生严重后果,如火灾爆炸等甚至可能造成人员伤亡<sup>[1]</sup>,运行事故预案则能够在事故发生的前中后期做好完整的规划,在事故前会提供完整的电网维护方案,事故中则会提供全部的人员疏散,危害消减方案,在事故后会尽快恢复供电,减小事故产生的后果<sup>[2]</sup>。知识图谱是描述概念、实体和事件之间关系的技术,该技术是结合了数学、图形学、信息科学和统计学等多种学科将数据可视化的方法,该技术能够全方面、多维度进行展示事故预案的数据内容。

针对电网的安全运行知识图谱生成目前有许多研究,如:van Nuland 等<sup>[3]</sup>提出的新的各向异性 Voronoi 算法考虑了单个晶粒的优选生长方向、纵横比和面积,与标准的 Voronoi 镶嵌相比具有更多的功能,但该算法的适用性受到限制。邢双双等<sup>[4]</sup>提出了一种名为 KGCodeTagger 的基于知识图谱的代码语义标签自动生成方法。通过构建软件知识图谱,利用 API 文档和软件开发问答文本中的概念和关系抽取,但受到图文相关性影响,导致生成结果准确率不高。郭榕等<sup>[5]</sup>使用基于字向量的 TextCNN 模型对预案文本进行分类,通过 LR-CNN 模型对电力领域的命名实体进行识别,使用 BiGRU-Attention 模型对实体间关系进行抽取。但该方法具有一定的局限性。蒲天骄等<sup>[6]</sup>提出了基于 NoDKG 思想的电力事故预案的知识图谱,由于该图谱包含的范围过广,导致电网搜索时间过长,可能会耽误事故抢修时间,且不能对故障结合实地情况进行分析。李晓露等<sup>[7]</sup>研究基于 CIM 构建电网模型,构建了电网模型的概念图谱和实体图谱。使用简单协议和资源描述框架查询语言(SPARQL)来定义跨类和跨属性的一致性形状。通过应用基于 SHACL 的验证方法,实现电网模型的质量验证。但该图谱不能对电网的故障进行精确定位,生成的运行事故预案知识图谱不够精确。王骏东等<sup>[8]</sup>利用电网的调度规则、故障处理知识、业务流程等方面构建电网拓扑结构,结合人工智能进行辅助维修故障、案例匹配等最终实现知识图谱的生成,但是该方法包含的故障信息较少,不

能快速产生维修方案。

通过异常特征可对电网进行运行事故检测<sup>[9,10]</sup>,潮流计算模型可以对电网运行情况进行判断。由此提出基于异常特征与潮流计算模型的电网运行事故预案知识图谱智能生成算法。针对电网运行事故预案做足了充分准备,即可对事故进行检测,并在事故检测后对事故进行恢复。

## 1 电网运行事故预案知识图谱生成

### 1.1 基于异常特征的电网运行事故检测

#### 1.1.1 异常特征提取

若对电网运行事故检测,首先需要对异常特征进行提取<sup>[11-13]</sup>,异常特征提取可由以下的特征进行组合得出。

##### (1)波动性特征

该特征是时间序列对其平均值的波动大小,通过极差、标准差和离散系数对电力数据的波动性进行表示。

##### a. 极差特征

$$\text{Feature1} = \max [x(t)] - \min [x(t)] \quad (1)$$

式中,  $x(t)$  为时间序列,  $\max(\cdot)$ 、 $\min(\cdot)$  为求极大值与极小值。极差特征用于衡量时间序列极大值与极小值的范围。

##### b. 标准差特征

$$\text{Feature2} = \frac{\sum_{t=1}^E [x(t) - \bar{x}]^2}{E} \quad (2)$$

式中,时间序列平均值  $\bar{x} = \frac{\sum_{t=1}^E [x(t)]}{E}$ ,时间序列长度为  $E$ ,结果越小,数据波动越小。

##### c. 离散系数特征

$$\text{Feature3} = \frac{1}{x} \text{Feature2} \quad (3)$$

结果越大,数据波动越强

##### (2)变动性特征

该特征是时间序列处于不同采样点的分布特征,运用波形熵和二阶中心距二维特征来描述电力

数据的变动性。

#### a. 波形熵特征

波形熵可表示为:

$$\text{Feature4} = - \frac{\sum_{t=1}^E Q_t \log Q_t}{E} \quad (4)$$

式中,  $Q_t = \frac{x(t)}{\sum_{t=1}^E x(t)}$ 。式(4)用于分析时间序列能量分布情况,波形熵越小表明能量集中。

#### b. 二阶中心特征

$$\text{Feature5} = \sum_{t=1}^E (t - \bar{t})^2 Q_t \quad (5)$$

式中,  $\bar{t} = \sum_{t=1}^E t Q_t$ 。Feature5 可用于衡量时间序列与不同质心的分布表现。

#### 1.1.2 特征选择

采用 RVM(相关向量机)进行特征分析实现最佳特征组合选择。样本  $y$  的特征向量集  $\{y_m, z_m\}$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ), 特征向量为  $y_m$ , 样本量为  $M$ , 类别为  $z_m \in \{0, 1\}$ 。RVM 优化函数为:

$$f(y, \bar{\omega}) = \sum_{m=1}^M \bar{\omega}_m K(y, y_m) + \epsilon \quad (6)$$

式中,  $K(y, y_m)$  为核函数;第  $m$  个样本对应的权重为  $\bar{\omega}_m$ ;高斯白噪声为  $\epsilon$ 。

引入 Sigmoid 函数计算目标值的概率,函数表示为:

$$p(z_m | \bar{\omega}) = \prod_{m=1}^M \sigma[f(y_m, \bar{\omega})] z_m \{1 - \sigma[f(y_m, \bar{\omega})]\}^{1 - z_m} \quad (7)$$

式中,  $\sigma[\cdot]$  为冲击函数。

将模型形成贝叶斯模型的完整构建,其中  $\bar{\omega}$  为 0 均值、方差为  $\alpha^{-1}$  和噪声方差  $\tau^{-1}$  服从伽马分布:

$$\begin{cases} p(\alpha) = \prod_{m=0}^M \text{Gamma}(\alpha_m | a, b) \\ p(\tau) = \text{Gamma}(\tau | c, d) \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $a, b, c, d$  为均等于  $10^{-6}$  的超参数,  $\alpha$  的第  $m$  个分量为  $\alpha_m$ , 噪声方差  $\tau^{-1}$  的倒数为  $\tau$ 。

VBEM(变分贝叶斯期望最大化)算法通常情况下用来对模型求解,过程中  $\alpha$  会接近  $+\infty$ ,  $\bar{\omega}$  会接近 0,由此会完成权值向量稀疏化,且迭代终止不等于 0 的特征向量便是最优特征组合。

#### 1.1.3 基于 CNN 的异常特征检测

在特征组合选定之后便可将数据输入 CNN 之中<sup>[14]</sup>,进行 CNN 网络参数的调整以及运行事故检测的训练,训练完毕后便可针对提取的异常特征进行运行事故诊断。

#### 1.2 基于潮流计算的电网运行事故恢复

完成电网运行事故检测后,通过节点的潮流计算获取电网各节点功率,以此为基础构建电网运行事故恢复模型,在电网运行故障产生时,第一时间给出电网运行事故恢复处置预案,降低电网运行事故给电网带来的影响。

##### 1.2.1 电网潮流计算模型

依据注入功率和电压可求节点电流。

$$I_N = \frac{S_i}{\bar{V}_i} \quad (9)$$

式中,  $S_i$  为节点注入功率,  $V_i$  为节点电压,  $I_i$  为节点电流。

对于不同的支路内电流为  $I_L$ , 与  $I_N$  建立矩阵为:

$$I_N = A I_L \quad (10)$$

式中,若  $A_0 = A + U$ ,  $U$  是  $A$  的同阶单位阵。对角元素等于 0 由  $A_0$  表示,  $A$  相同的矩阵为非对角元素。与式(10)结合可得:

$$I_L = A_0^{-1} I_N \quad (11)$$

使用回代方式便可得出不同的支路电流。

支路电流与电阻相乘可得出电压降为  $Z_L \cdot I_L$ , 由此可得出支路的阻抗对角阵为  $Z_L$ , 其他支路电压降与节点电压列矢量关系为  $A^T V$ 。该结果的第一个元素为  $\dot{V}_1$ :

$$A^T V = (\dot{V}_1, 0, \dots, 0)^T \quad (12)$$

该列矢量与电流的关系为:

$$\begin{bmatrix} \dot{V} \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + A^T V = Z_L I_L \quad (13)$$

进一步可求出:

$$V = \begin{bmatrix} \dot{V} \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + A_0^T V - Z_L \cdot I_L \quad (14)$$

式(9)、式(11)、式(14)便构成了潮流计算模型。

潮流计算的步骤:

第一步:确定节点之间的电压值为  $V^0$ , 节点

的电压给定值为  $V_i$ ；

第二步:根据不同节点间的电压计算出注入电流<sup>[15]</sup>;

第三步:根据式(11)计算支路电流;

第四步:有给定电压,根据式(14)可计算出电压;

第五步:结果收敛,否则执行第二步。

根据不同节点之间的电流和电压关系可计算出节点功率  $P_r$ 。

### 1.2.2 电网运行事故恢复模型

#### (1) 目标函数

针对电网运行事故的恢复,需要将高等级负荷有限恢复,并在此基础上减少开关操作次数,同时减少网络损耗。因此运行事故恢复模型有两个目标函数:重要负荷优先恢复、最少开关操作次数。

##### a. 重要负荷优先恢复

最高优先级为非运行事故区中高等级的负荷,需要优先对其进行恢复。公式表达为:

$$\max f_1 = \sum_{r \in n} \omega K_r P_r \quad (15)$$

式中,电网拓扑结构支路编号为  $r$ ;重要负荷数为  $n$ ;该节点负荷重要程度为  $\omega$ ,1、2、3 级负荷分别为 10、1、0.1;上述潮流计算获取的节点功率为  $P_r$ ,支路开关状态为  $K_r$ ,支路断路为 0。

##### b. 最少开关操作次数

恢复供电过程中,需要考虑开关闭合断开的成本,其成本也是不同的,公式表达为:

$$\min f_2 = \omega \left( \sum_{i=1}^n \frac{|K_i - K'_i|}{2} + \sum_{j=1}^n \frac{|K_j - K'_j|}{2} \right) \quad (16)$$

式中,开关在事故恢复的权重为  $\omega$ ;  $K_i$ ,  $K_j$  为恢复重构前的两支路开关状态;  $K'_i$ ,  $K'_j$  为恢复重构后两支路开关状态。

#### (2) 约束条件

为保证系统的稳定,需要对其进行约束,约束条件如下:

##### a. 节点约束

$$V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \quad (17)$$

式中,节点编号为  $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, N$ ),该节点最低电压为  $V_{\min}$ ;节点最高电压为  $V_{\max}$ 。

##### b. 潮流约束

$$S_i = S_M + S_{dL} \quad (18)$$

式中,该支路首端复工率为  $S_i$ ;该支路末端复

工率为  $S_M$ ;该支路末端负荷复工率为  $S_{dL}$ 。

#### (3) 基于粒子群算法的恢复步骤

恢复重要负荷的情况下减少开关操作,并减少有功损耗提高稳定性。首先将故障进行隔离形成孤岛,之后恢复岛内负荷供电,最后通过开关进行岛外节点的电力恢复。具体步骤如下:

第一步:初始化,设置参数,将电网事故恢复模型求解问题转化为二进制粒子群算法可循环迭代的空间;

第二步:将电网的拓扑结构进行输入;

第三步:将粒子进行更新;

第四步:对事故区内是否存在可出力的电源进行判断,如果有则执行第五步,否则执行第六步;

第五步:判断事故区内 DG 是否可以全部恢复供电。若可以执行第六步,反之重新进行孤岛划分;

第六步:对粒子群进行早熟判断,如果早熟,进行变异操作并重新执行第三步,得到新的粒子位置;

第七步:更新粒子和种群的极值;

第八步:将个体和种群的最优位置进行更新;

第九步:对最终结果进行收敛判断,若收敛则输出电网运行故障恢复结果,反之重新执行第三步并调整参数。

电网运行事故检测和恢复的方法提供关于异常特征的提取、潮流计算模型和运行事故恢复模型等方面的信息。其结果为事故预案知识图谱的生成提供重要的数据和基础。

### 1.3 事故预案知识图谱生成

事故预案知识图谱生成的流程如图 1 所示。

从电网运行数据中提取异常特征,包括波动性特征、波形熵和二阶中心特征等。使用 RVM 优化函数和 Sigmoid 函数计算目标值概率,通过贝叶斯模型构建和 VBEM 算法求解最优特征组合。采用基于 CNN 的方法基于所选特征进行异常特征检测。建立电网潮流计算模型,用于计算节点电流和支路电流。根据目标函数和约束条件,建立运行事故恢复模型。使用粒子群算法求解最优解。对实体库进行知识抽取和处理,包括异常数据特征抽取,构建故障预案实体、设备拓扑实体等。根据关系类型、对象类型和属性类型,构建知识图谱的本体模型。进行数据预处理、数据融合和实体关系抽取,将实体库中的数据与本体模型结合,构建

出完整的事故预案知识图谱。

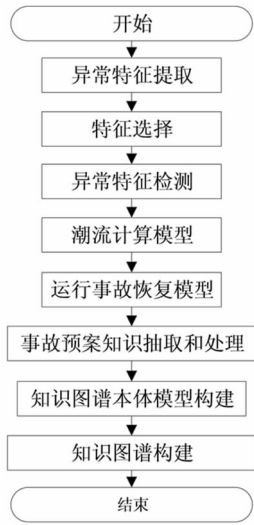


图 1 事故预案知识图谱生成的流程

1.3.1 知识图谱本体模型的构建

将前面所得到的结果作为实体、关系和属性类型的一部分,用于构建事故预案知识图谱的本体模型。

事故预案知识库  $O_{KG}$  也叫知识图谱本体,关系类型  $T(R)$ 、对象类型  $T(E)$  和属性类型  $T(F)$  三种类型数据属于本体,公式表达为:

$$O_{KG} = \{T(E), T(F), T(R)\} \tag{19}$$

式中,同一类实体由  $T(E)$  表示,  $E$  为该实体中同类对象(“母线”);相同的属性由  $T(F)$  表示;同一类关系由  $T(R)$  表示。

可以运用三种方式对知识图谱的本体模型进行构建,分别是:由下至上、由上至下以及混合方式。根据不同数据类型需要不同的方式进行构建。运用由上至下的构建方法,对半结构化数据、故障预案和调度方案数据进行建模,采用 Protege 工具可以完成本体模型设计。本体模型如图 2 所示。

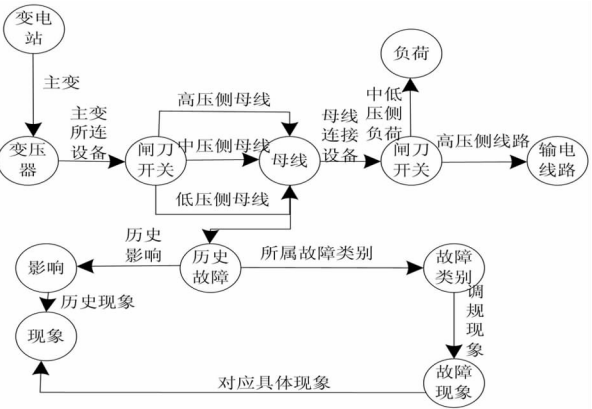


图 2 知识图谱本体模型

知识图谱本体模型的构建是为了支持事故预案知识图谱的生成。通过建立本体模型,规范和组织知识的表示方式,为后续的知识图谱生成提供基础和指导。

1.3.2 知识图谱构建

将实体库中的数据与本体模型结合,构建出完整的事故预案知识图谱,从而提供更全面和准确的信息支持。首先需要对电网运行事故的数据进行预处理。通过使用 D-S 证据理论分析,提取数据特征完成数据融合,具体情况如下。

设一个有多种数据集的集合  $V$ ,集合内的数据集  $\varphi$  为互斥穷举,识别框架为  $V$ 。如果  $m:2^V \rightarrow [0,1]$  满足式(20)。

$$\begin{cases} m(\varphi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq V} m(A) = 1 \end{cases} \tag{20}$$

式中,将信任函数  $m$  作为  $V$  的分配概率。若  $\forall A \subseteq V$ ,  $A$  的基本可信度为  $m(A)$ ,当识别框架命题序列如  $m = m_1, m_2, \dots, m_n$ ,则  $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$  为正交和公式为:

$$\begin{cases} m(\varphi) = 0 \\ m(A) = K \sum_{\cap A_i \subseteq V, i \leq j \leq n} \prod m_j(A_i), A \neq \varphi \end{cases} \tag{21}$$

$$K^{-1} = 1 - \sum_{\cap A_i \subseteq V, i \leq j \leq n} \prod m_j(A_i) \tag{22}$$

式中,归一化常数为  $K$ ,当  $K < \infty$  时,便可对原数据进行高质量融合。在数据融合中,设备状态的不确定性由  $m(A)$  表示,  $n$  表示故障状态,使用式(22)完成融合。

最后,抽取实体关系,形成知识图谱,利用所构建的电网运行事故预案知识图谱获取包括运行故障检测、运行故障恢复等实体的实际情况,最大程度保障电网运行安全。

2 实验分析

2.1 实验对象

为验证本文算法的应用效果,采用南方电网的实际数据进行实验。南方电网主要经营管理南方区域的电网,从事电力的交易与调度工作,2009 年总售电量超过 5239 亿千瓦时,供电面积超过 120 万平方公里,满足了中国接近 20% 人口的用电需求,全网发电总装机 1.6 亿千瓦,输电线路 7.6 万

公里,是世界一流的电力公司。

### 2.2 运行事故检测

为验证本文算法在不同情况下的电网运行故障检测稳定性,在测试数据中加入高斯白噪声,建立不同测试数据集,信噪比公式为:

$$SNR = 10 \times \lg \frac{\overline{P_x}}{\overline{P_E}} \quad (23)$$

式中,高斯白噪声与平均信号功率为  $P_E$ ,  $\overline{P_x}$ 。

在不同的信噪比下的电网运行事故检测效果如表 1 所示。

表 1 不同信噪比情况下电网运行事故检测结果

| SNR/dB | 判决结果 | 真实类别 |    |
|--------|------|------|----|
|        |      | 正常   | 异常 |
| -6     | 正常   | 3    | 0  |
|        | 异常   | 2    | 13 |
| -4     | 正常   | 4    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |
| -2     | 正常   | 5    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |
| 0      | 正常   | 5    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |
| 2      | 正常   | 5    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |
| 4      | 正常   | 5    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |
| 6      | 正常   | 5    | 0  |
|        | 异常   | 0    | 13 |

通过表 1 可以看出,当信噪比为 -6 dB 时出现了 2 次误判,但由于正确判断数量大于误判所以仍然可以完成电网运行事故确定。随着信噪比的提升,电网运行事故检测的结果均十分准确,可以看出本文算法对电网运行事故的检测十分稳定,不受信噪比大小干扰。

使用本文算法和文献[8]方法提取该电网的异常特征对该南方电网近年频发的运行事故进行检测,检测结果表 2 所示。

通过表 1 可以看出,电网今年频发故障,对于故障编号 001,文献[8]方法能够准确检测出故障时间,但是未能正确识别故障的名称。对于故障编号 002 和 006,文献[8]方法未能检测出故障。而本文算法均可检测出来,输出的数据包含故障产生时间和故障名称,该数据可以作为电网运行事故预

案知识图谱生成的重要因素。因此,本文算法在大部分故障检测中表现良好,能够准确检测出故障时间和故障名称。与文献[8]方法相比,本文算法在准确性和故障名称的识别方面具有优势。

表 2 故障检测结果

| 故障编号 | 本文算法      |              | 文献[8]方法   |               |
|------|-----------|--------------|-----------|---------------|
|      | 故障时间      | 故障名称         | 故障时间      | 故障名称          |
| 001  | 5 月 7 日   | 东南发电机组故障     | 5 月 7 日   | 检测故障与实际故障名称不符 |
| 002  | 10 月 23 日 | 母线故障         | 10 月 23 日 | 未检测出故障        |
| 003  | 4 月 6 日   | 线路故障,不明原因断路  | 4 月 6 日   | 线路故障,不明原因断路   |
| 004  | 7 月 8 日   | 变电站遭受雷击      | 7 月 8 日   | 变电站遭受雷击       |
| 005  | 1 月 23 日  | 寒潮导致线路结冰导致断路 | 1 月 23 日  | 寒潮导致线路结冰导致断路  |
| 006  | 7 月 25 日  | 日晒导致线路保护层受损  | 7 月 25 日  | 未检测出故障        |

### 2.3 运行事故预案知识图谱生成

以南方电网下属某市变电站为例,根据该市的电网拓扑信息,抽取实体关系形成数据总表,并基于此形成的知识图谱(部分)如图 3 所示。

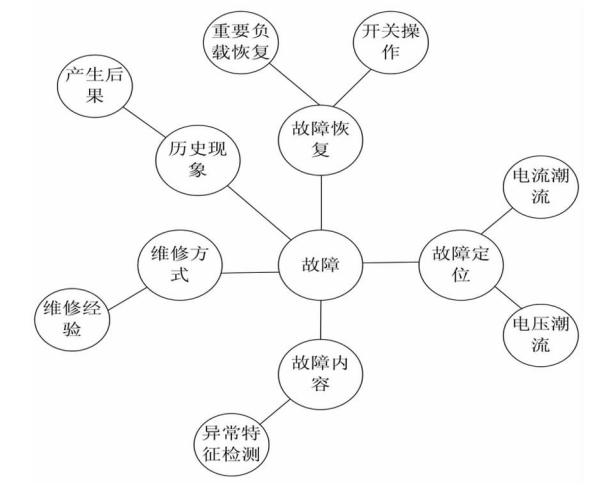


图 3 电网事故预案知识图谱(部分)

通过图 3 可以看出,该市的电网运行故障预案知识图谱包含了该地区的故障内容,故障定位以及针对该故障的恢复措施和该故障的维修方式。该电网运行事故预案知识图谱,完全可以在电网突发故障后快速寻找到故障的处理方式。

## 3 结 论

有效结合异常特征、潮流计算模型以及知识图

谱生成电网运行事故预案。通过实验可以看出,本文算法可有效生成电网运行事故检测及故障恢复的电网运行事故预案知识图谱,展示电网故障详情以及事故恢复方式,并准确地将所需内容展示给查询的用户,为保障电网运行安全提供强有力的数据支撑。未来可着重于完善知识图谱生成,辅以优质的推理方式,为电网运行维护人员提供更精准的电网运行事故恢复处置方案。

参考文献

[1] 韦明杰,石访,张恒旭,等. 基于零序电流波形区间斜率曲线的配电网高阻接地故障检测[J]. 电力系统自动化,2020,44(14):164—171.

[2] 冯杰,张鉴燮,于振,等. 基于任务特征的电网企业应急预案体系重构[J]. 中国安全生产科学技术,2020,16(10):146—151.

[3] VAN NULAND T F W, VAN DOMMELEN J A W, GEERS M G D. An anisotropic voronoi algorithm for generating polycrystalline microstructures with preferred growth directions[J]. Computational Materials Science, 2021, 186(1):109947. 1—109947. 6.

[4] 邢双双,刘名威,彭鑫. 基于软件知识图谱的代码语义标签自动生成方法[J]. 软件学报,2022,33(11):4027—4045.

[5] 郭榕,杨群,刘绍翰,等. 电网故障处置知识图谱构建研究与应用[J]. 电网技术,2021,45(6):2092—2100.

[6] 蒲天骄,谈元鹏,彭国政,等. 电力领域知识图谱的构建与应

用[J]. 电网技术,2021,45(6):2080—2091.

[7] 李晓露,左璇,刘日亮,等. 基于形状约束语言的电网模型知识图谱验证方法[J]. 中国电力,2022,55(1):119—125+228.

[8] 王骏东,杨军,裴洋舟,等. 基于知识图谱的配电网故障辅助决策研究[J]. 电网技术,2021,45(6):2101—2112.

[9] ALIREZA J, SADEGH V, MOHAMMAD K. Sensorless virtual flux combined control of grid connected converters with high power quality under unbalanced grid operation[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(2):785—793.

[10] 褚若波,张认成,杨凯,等. 基于多层卷积神经网络的串联电弧故障检测方法[J]. 电网技术,2020,44(12):4792—4798.

[11] 王文博,刘绚,张博,等. 基于协议特征的电力工控网络流量异常行为检测方法[J]. 电力系统自动化,2023,47(2):137—145.

[12] MEHEDI H, JAHANGIR H M, JAHANGIR, RAKIBUZZAMAN S. Impact of meshed HVDC grid operation and control on the dynamics of AC/DC systems[J]. IEEE systems journal, 2021,15(4):5209—5220.

[13] 刘峰,朱颖,张凯,等. 数据挖掘下电网调度信号异常数据提取方法[J]. 湘潭大学学报(自然科学版),2021,43(6):74—80.

[14] 韩海豹,王孝国. 基于深度混合卷积的多传感器信息快速融合[J]. 计算机仿真,2022,39(5):288—291+298.

[15] 徐双蝶,张焰,苏运. 考虑不确定性变量模糊相关性的智能配电网概率潮流计算[J]. 电网技术,2020,44(4):1488—1500.