

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211148

# 考虑换流站海量事件的关联规则挖掘分析方法

黄剑湘<sup>1</sup>, 林铮<sup>2</sup>, 刘可真<sup>2</sup>, 骆钊<sup>2</sup>, 禹晋云<sup>1</sup>, 徐峰<sup>1</sup>

(1. 中国南方电网有限责任公司超高压输电公司昆明局, 云南 昆明 650217;

2. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500)

**摘要:** 为提高换流站运维人员面对海量生成事件的分析能力, 提出一种考虑换流站海量事件的关联规则挖掘分析方法。首先, 利用原始事件元组特性进行记录事件与响应日志的实体特征筛选, 并进行换流站实体特征的布尔映射与关联挖掘建模。然后, 利用互信息(MI)原理与对称不确定性(SU)理论改进 FP-Growth 算法。最后, 基于改进算法进行换流站事件关联分析, 进而基于关联规则结果进行换流站异常反馈。通过挖掘昆柳龙直流换流站调试期间海量生成事件, 表明所提出的方法可以有效地从海量事件中提取判断特征与结果特征的强关联规则, 及时发现换流站的设备异常动作, 并为运维分析提供决策支撑。

**关键词:** 事件元组特性; 布尔映射; 改进 FP-Growth 算法; 异常反馈; 昆柳龙直流换流站

## Association rule mining analysis method considering massive events in a converter station

HUANG Jianxiang<sup>1</sup>, LIN Zheng<sup>2</sup>, LIU Kezhen<sup>2</sup>, LUO Zhao<sup>2</sup>, YU Jinyun<sup>1</sup>, XU Feng<sup>1</sup>

(1. Kunming Bureau of CSG EHV Transmission Company, Kunming 650217, China;

2. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** To improve the ability of converter station operational and maintenance personnel to analyze massive generated events, this paper proposes an association rule mining analysis method considering a large number of events in converter stations. First, the entity features of recorded event and response logs are filtered using the original event tuple features. Then Boolean mapping and association mining modeling of the entity features of the converter station are performed. Then, an FP-Growth algorithm is improved using the mutual information (MI) principle and symmetric uncertainty (SU) theory. Finally, based on the improved algorithm, event correlation analysis of the converter station is carried out, and then the feedback of the converter station anomaly is carried out based on the results of the correlation rules. By mining the massive generated events during the commissioning of the Kun-Liu-Long DC converter station, it is shown that the proposed method can effectively extract strong correlation rules of judgment and result features from the massive events, discover the abnormal equipment actions of the converter station in time, and provide the decision support for operation and maintenance analysis.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51907084).

**Key words:** event tuple characteristics; Boolean mapping; improved FP-Growth algorithm; abnormality feedback; Kun-Liu-Long DC converter station

## 0 引言

随着泛在电力物联网建设的不断发展以及信息

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(51907084); 中国南方电网有限责任公司超高压输电公司核心攻关科技项目资助(CGYKJXM20180212); 云南省应用基础研究计划项目资助(202101AT070080)

物理系统在电力系统中的深度融合<sup>[1-2]</sup>, 电力系统数据量呈爆炸增长的趋势<sup>[3]</sup>, 电力电气行业的大数据时代已经到来<sup>[4]</sup>, 且换流站的复杂程度与设备智能化程度逐渐升高, 因此对换流站的智能化运维水平提出了更高的要求。当直流系统进行顺控操作或出现故障时, 换流站记录系统生成海量异构、多态的数据<sup>[5-6]</sup>, 包含了很多典型的事件集及强关联性的特征事件, 对其进行数据挖掘与数据分析对于提升换流站的运维管控

水平有重要的意义。但国内外对于换流站故障事件数据挖掘的技术较少,缺乏对换流站故障数据日志间的关联分析,如国内某换流站发生主变中压侧开关偷跳事件中,由于其他异常的同时发生,生成了超过 19 页的记录事件信息,而通过人工检索对应特征事件,如国内某换流站发生主变中压侧开关偷跳事件中,由于未及时发现其他异常事件信息而导致换流站事故范围扩大,国内外曾多次发生过类似情况。

利用数据挖掘技术分析复杂数据,近年来在电网的数据分析中得到了广泛的应用<sup>[7-9]</sup>,且利用数据挖掘算法对电力系统的运行数据进行分析<sup>[10-12]</sup>已经逐步成为主流的方法。文献[13]引入了数据挖掘与关联分析的思想,提出了寻找二次设备的薄弱环节的混合聚类分析的网损评估方法并为分析处理电网故障提供决策支持。文献[14]采用分布式并行频繁模式树并针对二次设备的缺陷特征建立异常模型,为二次设备家族性缺陷的认定提供数据基础。文献[15]建立线路缺陷状态与相关因素的特征库,并利用 FP-Growth 算法挖掘各因素与缺陷状态间的关联规则。但对于换流站的数据挖掘与分析文献相对较少,尤其是在换流站数据建模与海量事件挖掘还处在探索阶段<sup>[16]</sup>,而换流站发生某种特定故障或顺控操作时,其相关设备协同动作会产生海量的记录事件,无法及时查看其中是否存在异常情况。

基于此,本文提出一种考虑换流站海量事件的关联规则挖掘分析方法,利用记录事件元组特性进行特征筛选与降维,并对应完成响应日志实体筛选,使之完成布尔映射与建模,进而利用互信息原理与对称不确定性理论改进 FP-Growth 算法,最后完成基于改进算法进行换流站事件关联分析与异常反馈,通过挖掘换流站海量事件的强关联性与异常反馈逆向推断换流站重要事件出现的合理性,方便换流站运维人员及时发现换流站的设备异常动作,有效提升了换流站运维的可靠性。

## 1 数据挖掘的关联规则算法

### 1.1 关联规则

关联规则(Association Rules, AR)反映一个事物与其他事物之间的相互依存性和关联性<sup>[17-18]</sup>,是数据挖掘的一个重要技术,用于在大型数据库中挖掘出有价值的项之间的相关关系<sup>[19]</sup>。关联规则的强度取决于支持度和置信度<sup>[20]</sup>。

1) 支持度(Support): 全部事件中,事件  $X$  与  $Y$  出现的可能性,即总项目集中子项目集  $\{X,Y\}$  的比重。

$$Support(X \rightarrow Y) = \frac{\sum(X,Y)}{N} \quad (1)$$

式中:  $N$  为项目集的总数;  $\sum(X,Y)$  为事件  $X$  与  $Y$  同时出现的次数。

2) 置信度(Confidence): 在关联规则中,事件  $X$  发生的条件下,另一事件  $Y$  发生的概率,即一个项目集中同时含有  $X$  和  $Y$  的概率。

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{\sum(X,Y)}{\sum(X)} \quad (2)$$

式中,  $\sum(X)$  为事件  $X$  同时出现的次数。

支持度作为关联规则强度的度量之一,衡量子项目集在总项目集出现的频率。通过设置最小支持度阈值( $min_{sup}$ ),筛选出现频率较多的有意义规则,剔除出现频率较小的无意义规则。支持度大于最小支持度阈值的项集被称为频繁项集(Frequent Itemset, FI)。而置信度作为关联规则强度的又一个度量,衡量频繁项集中两个事务同时出现的概率。通过设置最小置信度阈值( $min_{conf}$ ),筛选出频繁项集中两个事务同时发生的概率。置信度大于最小置信度的频繁项集被称为强规则(Strong Rule, SR)。

常见的关联规则包括布尔关联规则和数值型规则关联<sup>[21]</sup>,而换流站的数据属于布尔型数据。Apriori 算法和 FP-Growth 算法是最常见的关联规则算法<sup>[22-23]</sup>,但由于 Apriori 算法需要扫描数据库多次且操作过程中产生大量的候选集,导致时间、空间成本过高,而 FP-Growth 算法仅需要对数据集扫描两次,且不生产候选集,有效地降低了 FP-Growth 算法的 I/O 次数<sup>[24]</sup>,算法比较如表 1 所示。

表 1 Apriori 和 FP-Growth 的比较

Table 1 Comparison of Apriori and FP-Growth

算法	时间复杂度	空间复杂度	实现情况
Apriori	生成频繁 $N$ -项集	存储大量候选集	原理简单,
	需要扫描 $N$ 次数据库	出现组合爆炸问题	实现方式相对简单
FP-Growth	仅扫描 2 次数据库	不生成候选集	树的生成比较复杂

本文综合考虑 Apriori 算法和 FP-Growth 算法的优缺点,采用 FP-Growth 算法,实现换流站发生故障的事件告警关联规则挖掘。

### 1.2 FP-Growth 算法

FP-Growth 算法挖掘频繁项集主要包括两个步骤<sup>[25]</sup>:

1) 建立频繁模式树(Frequent Pattern-tree, FP-Tree)

第一次扫描目标数据集,筛选频繁项为 1 的项目集,并定义项目出现最少次数即最小支持度,定向删减项目支持度小于最小支持度的项目,并将目标数据集中的条目按项目支持度降序进行排列,在

此基础上二次扫描目标数据集, 并创建自顶向下的项头表和 FP-Tree。

## 2) 从 FP-Tree 中挖掘频繁项集

将项目按照从顶向下的顺序查找其条件模式基 (Conditional Patten Base, CPB), 递归调用树结构以删除小于最小支持度的项, 直至呈现单一路径的树结构。

### 1.3 互信息与对称不确定性

熵在信息论中用来度量随机变量的不确定性, 而互信息则利用其随机变量序列的熵衡量其信息相似程度<sup>[26-27]</sup>。假设两个特征  $X$  与  $Y$ , 则互信息的公式如式(3)所示。

$$I(x, y) = \iint p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} dx dy \quad (3)$$

式中:  $p(x)$  和  $p(y)$  分别为特征  $X$  和  $Y$  的概率密度函数;  $p(x, y)$  为其联合密度函数。

互信息 (Mutual Information, MI) 在选取特征较多时, 其计算复杂度与空间复杂度会成倍增加, 为了降低其复杂度, 采用了对称不确定性 (Symmetric Uncertainty, SU), 将互信息的范围缩放到  $[0, 1]$  使之归一化互信息, 对称不确定性公式为

$$S_U(X, Y) = \frac{2I(X, Y)}{H(X) + H(Y)} \quad (4)$$

式中:  $S_U(X, Y)$  为特征  $X$  和  $Y$  的对称不确定性互信息;  $H(X)$  和  $H(Y)$  分别为特征  $X$  和  $Y$  的信息熵。

基于对称不确定性互信息 (MISU), 需保证判断特征与结果特征间相关性互信息最大, 判断特征间相关性互信息最小, 即需要保证以下公式。

$$\begin{cases} \max D(S, c) \\ \min R(S) \end{cases} \quad (5)$$

$$D = \frac{1}{|S|} \sum_{x_i \in S} I(x_i, c) \quad (6)$$

$$R(S) = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x_i, x_j \in S} I(x_i, x_j) \quad (7)$$

式中:  $x_i$  为第  $i$  个判断特征;  $c$  为结果特征;  $S$  为特征子集;  $|S|$  为特征子集维数。

## 2 换流站事件关联规则挖掘

### 2.1 换流站事件特征筛选

#### 1) 换流站记录事件特征筛选

在原始 SER 事件的数据中: 时间表征事件的生成时刻, 方便收集故障发生后产生的数据; 主机方便定位产生事件的控制保护装置; 系统告警表明主机的哪一套冗余系统 (A/B) 产生该事件; 事件等级表

明该事件需要给予的关注度, 分为“正常”、“轻微”、“报警”和“紧急”4个等级; 报警组为产生该事件的设备组或产生该事件的主机的控制软件的模块; 事件列表为系统对当前运行下进行的动作带有嵌入值的事件内容描述。记录事件系统现场图如附图1。

通过换流站记录事件特征筛选, 可以降低记录事件模型维度<sup>[28-29]</sup>, 故需从原始事件特征中选取有效特征, 本文从原始记录数据中利用时间和等级作为索引, 报警组和事件作为特征来进行布尔映射。

#### 2) 换流站响应日志特征筛选

换流站响应日志包含时间、故障区域与故障等内容, 需要在业务经验下进行换流站实体筛选, 如“在 20201007 10:48:10 发生线路整流侧出现极1出线金属性接地”筛选后变为“响应时间: 20201007 10:48:10; 故障区域: 线路; 故障: 线路接地”, 使之具有元组特性, 便于进行布尔映射。换流站事件特征筛选具体过程如图1所示。

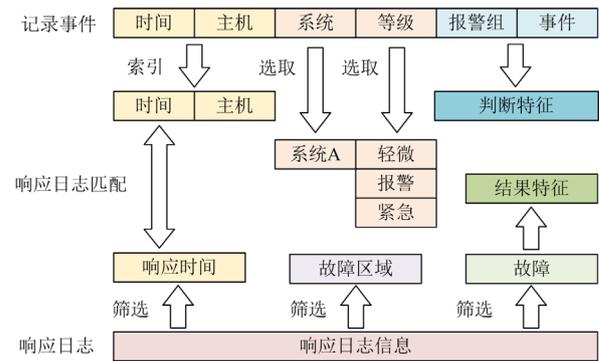


图1 换流站事件特征筛选流程图

Fig. 1 Filtering process of event characteristics of the converter station

### 2.2 换流站事件关联挖掘建模

本文换流站事件分为记录事件与响应日志两部分, 由于换流站记录事件自带元组特性, 同时响应日志中的故障可作为结果特征, 在建立模型时, 可以考虑采用布尔数据建模方法, 将判断特征进行布尔映射, 使其可以进行布尔类数据关联规则挖掘, 具体公式如式(8)所示。

$$\begin{cases} x_1, x_2, \dots, x_i \xrightarrow{\text{映射}} B(b_1, b_2, \dots, b_i) & i \in S_{\text{jud}} \\ c_1, c_2, \dots, c_j \xrightarrow{\text{映射}} B(b_i, b_{i+1}, \dots, b_{i+j}) & j \in S_{\text{res}} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $x_i$  为第  $i$  个判断特征;  $c_j$  为第  $j$  个结果特征;  $B$  为布尔映射函数;  $S_{\text{jud}}$  为判断特征集;  $S_{\text{res}}$  为结果特征集。其建模流程如图2所示。

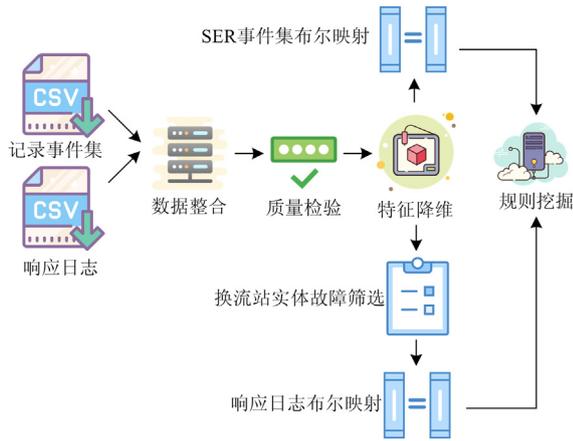


图 2 换流站事件关联分析建模流程图

Fig. 2 Modeling flowchart for event correlation analysis of converter stations

其建模部分包括：

1) 数据整合

将换流站记录事件与换流站响应日志进行数据整合、分类，并将直流系统故障与顺控操作换流站响应事件后 120 s 的记录事件生成记录事件集。

2) 质量检验

对于记录事件集与换流站响应日志进行字段检查与初步核实，以保证其字段质量。

3) 特征降维

采用前期选择的主机、报警组、事件判断特征项，同时过滤其无意义的字段。

4) 记录事件集布尔映射

根据换流站记录事件集自带元组特性，将其自动进行布尔映射。

5) 响应日志布尔映射

由于换流站响应日志不具备元组特性，本文针对其进行业务经验下的换流站实体筛选，进行响应日志预处理后形成结果特征，进而进行布尔映射。

2.3 换流站事件关联挖掘分析与异常反馈

利用 FP-Growth 算法的关联规则挖掘特性，形成换流站记录事件与响应日志间的关联规则，即判断特征与结果特征间的关联规则，在设置最小支持度与最小置信度后，满足其特点的即为换流站事件 SR，以此得到其一次、二次设备动作与其对应的直流系统故障与顺控操作的规则。若后续诊断与 SR 不匹配，则可以通过其规则缺失情况，定向查看该设备的异常情况或其通信异常情况。图 3 为换流站事件关联分析流程图，图 4 为换流站事件异常反馈流程图。

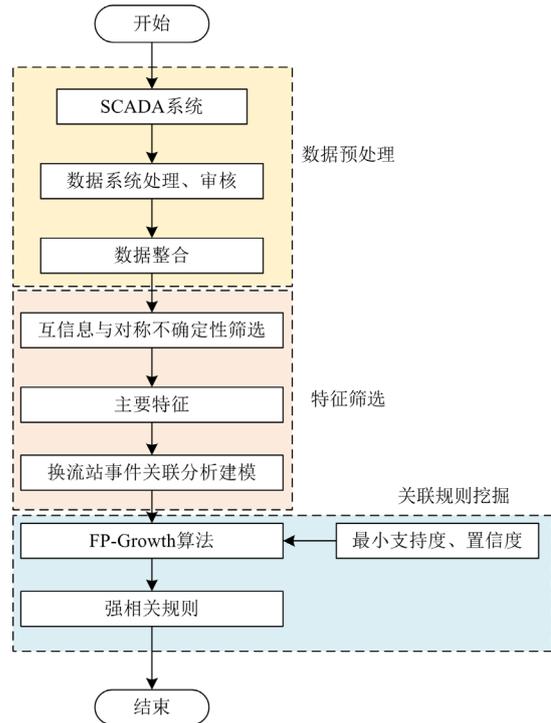


图 3 换流站事件关联分析流程图

Fig. 3 Flowchart of event correlation analysis of converter station

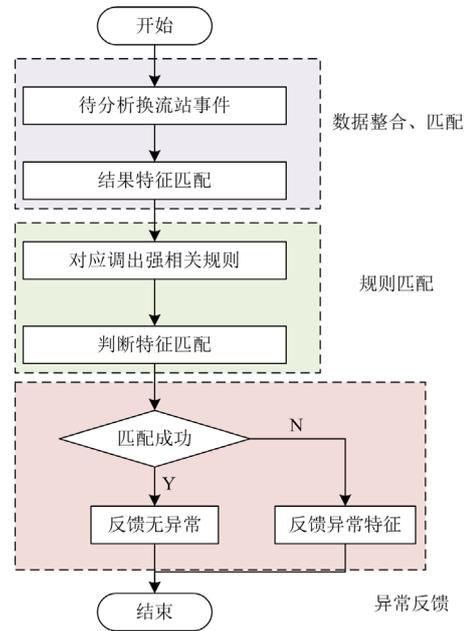


图 4 换流站事件异常反馈流程图

Fig. 4 Flowchart of abnormal feedback of converter station events

3 算例分析

3.1 实验环境与数据来源

本文采用操作系统为 Windows 10、内存为 8 GB、CPU 为 Intel(R) Core(TM) i3-9100F CPU @ 3.60

GHz、GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1650 的实验环境, 使用 Python3.8 语言开发, 实验软件平台为 Anaconda3, 编写数据建模程序与算法程序。数据来源于昆柳龙直流系统 2020 年 5 月 20 日—2020 年 12 月 20 日调试期间换流站记录的事件/报警信息, 由控制保护系统主机及总线产生, 经由站 LAN 网发送到 SCADA 系统, 由 SCADA 系统处理后保存到实时数据库和历史数据库中。

### 3.2 昆柳龙换流站事件关联分析

考虑到昆柳龙直流换流站调试期间数据量较小, 单次事件的事件集数据不完善, 故设置本文算法的最小支持度为 1%, 最小置信度为 70%。最小支持度设置 1% 的意义为结果特征出现概率超过

1%, 即结果特征对应故障发生次数与总故障次数的比值超过 1%, 最小置信度设置 70% 的意义为其结果特征出现时其判断特征出现的可能性大于 70%, 表明其存在 SR, 即出现 10 次结果特征中至少存在 7 次与结果特征对应的判断特征。根据换流站事件复杂度不同, 可分为直流系统故障挖掘与顺控操作挖掘, 直流系统故障挖掘较为复杂, 故采用记录事件的“事件”即对应设备动作的布尔映射。而顺控操作挖掘较为简单, 采用“报警组”即对应设备的布尔映射。换流站直流系统故障关联规则挖掘结果与换流站顺控操作关联规则挖掘结果分别如表 2 与表 3 所示。

表 2 换流站直流系统故障关联规则

Table 2 DC system fault association rules for converter stations

结果特征	判断特征	支持度/%	置信度/%	结果
线路接地	向其他站发出线路保护动作命令&收到××站线路保护动作命令&直流 线路电压突变量保护&直流线路行波保护&线路再启动保护请求移相	11.73	100	准确
线路接地	保护发出高压线路重启命令 & 系统金属性接地故障启动移相	2.933	80.213	准确
母线接地	××站保护性闭锁信号触发本站 X-ESOF & 收到××站 X-ESOF 命令	1.466	100	准确
交流接地	交流电压低被检测到 & 交流电压低闭锁误触发保护功能	19.326	100	准确
交流接地	交流电压低闭锁误触发保护功能	1.613	85.106	准确
阀短路	阀控请求跳闸信号&子模块冗余耗尽	1.173	100	准确
阀短路	30B03.A.Q0(5031) 分闸位置	1.32	80.851	准确
双极区接地	接地极母线差动保护跳闸&保护发出极层 X-ESOF 命令&保护 发出极隔离命令	10.663	100	准确
双极区接地	极 1 极已隔离&换流器进入备用状态	4.452	93.617	准确
整流侧丢脉冲	阀 VA.V3 丢脉冲被检测到&P1 阀误触发保护切换系统	2.932	78.723	准确
阀接地	阀组差动保护报警&直流差动保护 I 段动作&极隔离命令&移相命令	9.393	100	准确
阀接地	D 桥换流器短路保护动作&10B04.C.Q0(5043) 分闸位置	4.865	73.191	准确
相间短路	保护发出跳交流断路器命令&交流连接线差动保护跳闸&交流 连接母线过流保护动作	5.865	100	准确
相间短路	30B03.A.Q0(5031) 锁定并退出&30B06.C.Q0(5063) 分闸位置	1.476	89.362	准确

表 3 换流站顺控操作关联规则

Table 3 Associated rules of the converter station smooth control operation

结果特征	判断特征	支持度/%	置信度/%	结果
换流器接地转停运	顺序控制 & 直流场地刀&交流场地刀 &顺序控制	5.26	100	准确
换流器停运转接地	顺序控制 & 直流场地刀&交流场地刀 &顺序控制	8.772	100	准确
换流器备用转闭锁	顺序控制&直流场开关&交流场开关	2.933	100	准确
换流器备用转闭锁	交流场 & 极 1 低端换流变保护 A & 594 滤波器保护 B	0.933	82.352	准确
极隔离	直流场&直流场刀闸&直流场开关	8.543	100	准确
极连接	直流场&直流场刀闸&直流场开关	8.543	100	准确
金属回线转大地回线	直流场&直流场刀闸&直流场开关	10.526	100	准确
大地回线转金属回线	直流场&直流场刀闸&直流场开关	10.526	100	准确

### 3.3 昆柳龙换流站事件异常反馈

以某次昆柳线直流线路(金属性)接地故障为例,其事件如附表1所示,通过匹配结果特征为线路接地可得到两组判断特征,并定义为第一判断特征与第二判断特征,如表4所示。通过进行规则匹配发现满足第一判断特征与第二判断特征,则反馈该次昆柳线直流线路(金属性)接地故障无异常。

表4 线路接地判断特征

Table 4 Line grounding judgment characteristics

结果特征	判断特征	定义
线路接地	向其他站发出线路保护动作命令&收到××站线路保护动作命令&直流线路电压突变量保护&直流线路行波保护&线路再启动保护请求移相	第一判断特征
线路接地	保护发出高压线路重启命令&系统金属性接地故障启动移相	第二判断特征

### 3.4 算法性能分析

为进一步证明本文算法对比其他算法的优越性,本文采用加入对称不确定性互信息的FP-Growth算法与未改进FP-Growth算法和Apriori算法在不同事件数情况下的挖掘速度进行对比,对比结果如图5所示。

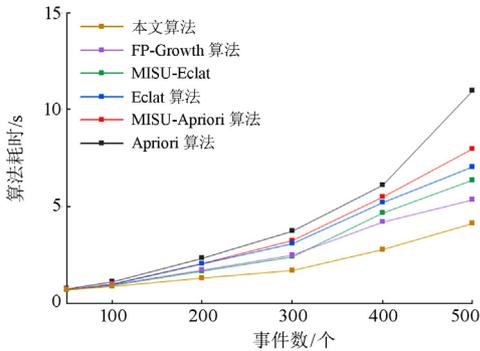


图5 不同算法计算时间

Fig. 5 Computational time of different algorithms

图5中,当事件数低于100时,不同算法挖掘时间差距较小。当事件数大于100时,Apriori算法计算时间明显增加,同时,本文算法对比未改进FP-Growth算法在运算时间上保持明显优势,考虑未来昆柳龙直流换流站运行并积累海量事件,本文算法有更大的优势。

本文选取的算法挖掘换流站结果特征与判断特征间关联规则挖掘结果差别不明显,仅在计算支持度与置信度时由于算法构造方法导致结果略有不同,但结果差距较小,并不影响结果特征所对应的

判断特征挖掘,线路接地判断特征的支持度与置信度如图6所示。

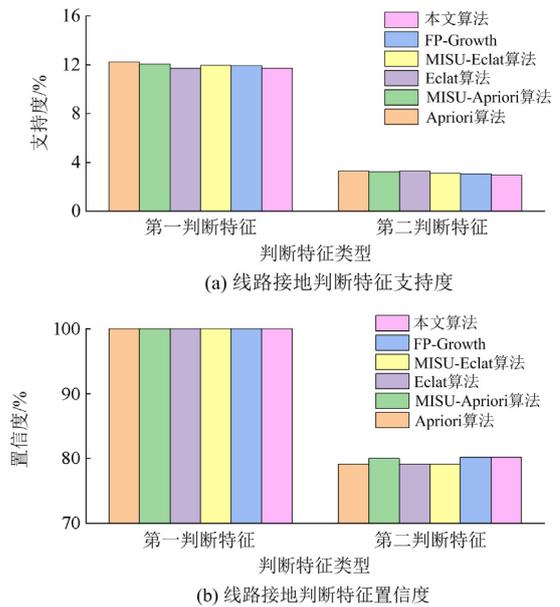


图6 线路接地判断特征的支持度与置信度

Fig. 6 Support and confidence of line grounding judgment features

## 4 结论

本文提出了一种考虑换流站海量事件的关联规则挖掘分析方法,得到以下结论:

1) 通过自动特征筛选记录事件与业务经验实体筛选响应日志,有效减少换流站事件维度,便于从中提取结果特征与判断特征;

2) 利用特征量化方法,将换流站海量事件文字映射为布尔变量,为后续关联规则挖掘提供模型基础;

3) 采用对称不确定性理论与互信息原理改进FP-Growth算法,可以有效地提升挖掘算法的挖掘速度,高效挖掘换流站海量事件的结果特征、判断特征关联性。

综上所述,本文所提出的方法可以有效地从海量事件中提取判断特征与结果特征的强关联规则,及时发现换流站的设备异常动作,并为运维人员辅助服务提供决策支撑。

随着换流站SCADA系统积累更多的运维数据,将利用Hadoop大数据平台挖掘关联事件数据,提取出故障发生的事件数据,自动判断换流站事件异常状态,并直接应用于昆柳龙直流工程,并可为未来白鹤滩-江苏±800 kV特高压直流输电工程换流站高效运维提供参考。

## 附录

时间	主机	系统告警	事件等级	报警组	事件列表
2021-09-17 16:48:08.055	S1P2PCP1	B	紧急	极控	线路再启动保护第1次原压重启 请求移相
2021-09-17 16:48:08.056	S1P2PCP1	A	正常	暂态故障录波	触发PCP录波
2021-09-17 16:48:08.056	S1P2PCP1	A	紧急	极控	线路再启动保护第1次原压重启 请求移相
2021-09-17 16:48:08.057	S1P2PCP1	A	报警	站间通信	收到柳州站线路保护动作命令 出现
2021-09-17 16:48:08.057	S1P2PCP1	B	正常	暂态故障录波	触发PCP录波
2021-09-17 16:48:08.057	S1P2PCP1	B	报警	站间通信	收到柳州站线路保护动作命令 出现
2021-09-17 16:48:08.058	S1P1PCP1	A	正常	暂态故障录波	触发PCP录波
2021-09-17 16:48:08.059	S1P1PCP1	B	正常	暂态故障录波	触发PCP录波
2021-09-17 16:48:08.060	S1DCC	A	报警	双极直流协调控制	极1 对极任意故障禁止本极线路重启功能生效 出现
2021-09-17 16:48:08.060	S1DCC	A	正常	暂态故障录波	触发DCC录波
2021-09-17 16:48:08.061	S1P2PCP1	B	报警	直流线路	昆北站收到柳龙线路保护动作信号 出现
2021-09-17 16:48:08.062	S1DCC	B	报警	双极直流协调控制	极1 对极任意故障禁止本极线路重启功能生效 出现
2021-09-17 16:48:08.062	S1DCC	B	正常	暂态故障录波	触发DCC录波
2021-09-17 16:48:08.064	S1DCC	A	报警	双极直流协调控制	双极直流协调控制命令极1直流线路重启功能退出 出现
2021-09-17 16:48:08.066	S1DCC	B	报警	双极直流协调控制	双极直流协调控制命令极1直流线路重启功能退出 出现
2021-09-17 16:48:08.067	S1P2PCP1	A	报警	站间通信	收到龙门站线路保护动作命令 出现
2021-09-17 16:48:08.067	S1P2PCP1	B	报警	站间通信	收到龙门站线路保护动作命令 出现
2021-09-17 16:48:08.071	S1P2PCP1	A	报警	直流线路	昆北站收到柳龙线路保护动作信号 出现
2021-09-17 16:48:08.073	S1P1PCP1	B	报警	极控	收到双极直流协调控制指令, 直流线路重启功能 退出
2021-09-17 16:48:08.073	S1P1PCP1	A	报警	极控	收到双极直流协调控制指令, 直流线路重启功能 退出
2021-09-17 16:48:08.108	S1DCC	A	报警	无功控制	U <sub>max</sub> 越上限报警,U <sub>ac</sub> 603.189819kV,U <sub>max_limit</sub> 572kV
2021-09-17 16:48:08.108	S1DCC	B	报警	无功控制	U <sub>max</sub> 越上限报警,U <sub>ac</sub> 603.48175kV,U <sub>max_limit</sub> 572kV
2021-09-17 16:48:08.109	S1P2PCP1	B	正常	直流线路	昆北站收到柳龙线路保护动作信号 消失

附图 1 换流站 SER 事件现场图

Attached Fig. 1 Site map of converter station SER event

附表 1 昆柳线直流线路(金属性)接地故障日志

Attached Table 1 Kun-Liu line DC line (metallic) ground fault log

报警组	事件列表	备注
系统监视	UVY 的 C 相电压零漂 异常	
系统监视	轻微故障 出现	
直流线路	系统金属性接地故障启动移相 出现	第二判断特征
直流线路	直流线路电压突变量保护(27DUPT)I 段 动作	第一判断特征
直流线路	直流线路行波保护(WFPDL)I 段 动作	第一判断特征
直流线路保护	保护发出高压线路重启命令	第二判断特征
直流线路保护	系统金属性接地故障启动移相	第二判断特征
站间通信	向其他站发出线路保护动作命令 出现	第一判断特征
极控	线路再启动保护第 1 次原压重启 请求移相	第一判断特征
DFP1A	保护启动出现	
DFP1A	过电流 II 段启动出现	
直流线路	直流线路行波保护(WFPDL)I 段 动作	第一判断特征
直流线路	直流线路电压突变量保护(27DUPT)I 段 动作	第一判断特征
站间通信	收到柳北站线路保护动作命令 出现	第一判断特征
无功控制	U <sub>max</sub> 越上限报警 U <sub>ac</sub> 581.629822 kV U <sub>max_limit</sub> 572 kV	
后备无功控制	U <sub>max</sub> 越限 报警 禁止投入滤波器/电容器	
无功控制	U <sub>max</sub> 越限 报警 禁止投入滤波器/电容器	
电压应力保护	禁止降分接头	
电压应力保护	请求升分接头	
极控	直流线路保护重启逻辑 重启成功	

## 参考文献

- [1] 秦博雅, 刘东. 电网信息物理系统分析与控制的研究进展与展望[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5816-5827.  
QIN Boya, LIU Dong. Research progresses and prospects on analysis and control of cyber-physical system for power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5816-5827.
- [2] CHEN H, WANG X, LI Z, et al. Distributed sensing and cooperative estimation/detection of ubiquitous power internet of things[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(2): 151-158.
- [3] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(一)大数据与电力大数据[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(1): 1-8.  
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking part one big data and power big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [4] 赵洪山, 马利波. 基于张量 Tucker 分解的智能配电网大数据压缩[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(16): 4744-4752, 4976.  
ZHAO Hongshan, MA Libo. Big data compression of smart distribution systems based on tensor Tucker decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(16): 4744-4752, 4976.
- [5] BAEK J, VU Q H, LIU J K, et al. A secure cloud computing based framework for big data information management of smart grid[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2015, 3(2): 233-244.
- [6] SIMMHAN Y. Cloud-based software platform for big data analytics in smart grids[J]. Computing in Science & Engineering, 2013, 15(4): 38-47.
- [7] 王罡, 刘敬文, 李国鹏, 等. 基于多源异构数据融合的综合管廊电力舱系统保护[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 103-109.  
WANG Gang, LIU Jingwen, LI Guopeng, et al. System protection of a pipe corridor power cabin based on multi-source heterogeneous data fusion[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 103-109.
- [8] SHENG G, HOU H, JIANG X, et al. A novel association rule mining method of big data for power transformers state parameters based on probabilistic graph model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 695-702.
- [9] 袁智勇, 肖泽坤, 于力, 等. 智能电网大数据研究综述[J]. 广东电力, 2021, 34(1): 1-12.  
YUAN Zhiyong, XIAO Zekun, YU Li, et al. Research review of big data for smart grid[J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(1): 1-12.
- [10] 郭国栋, 龚雁峰, 吴迪, 等. 引入 HoloLens 进行信息融合与数据挖掘的新型巡检方式及体验[J]. 中国电力, 2021, 54(7): 208-216.  
GUO Guodong, GONG Yanfeng, WU Di, et al. New inspection method and experience by introducing HoloLens into information fusion and data mining[J]. Electric Power, 2021, 54(7): 208-216.
- [11] 张延旭, 胡春潮, 黄曙, 等. 基于 Apriori 算法的二次设备缺陷数据挖掘与分析方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(19): 147-151, 163.  
ZHANG Yanxu, HU Chunchao, HUANG Shu, et al. Apriori algorithm based data mining and analysis method for secondary device defects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 147-151, 163.
- [12] 任伟, 徐子立, 宋晓林, 等. 基于数据挖掘的配网数字化计量系统运行特性监测和评价方法研究[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 183-191.  
REN Wei, XU Zili, SONG Xiaolin, et al. On-site monitoring and evaluation method of operation characteristics of MV distribution digital metering system based on data mining technique[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 183-191.
- [13] 李昉昊, 王建学, 王秀丽. 基于混合聚类分析的电力系统网损评估方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(1): 60-65.  
LI Yunhao, WANG Jianxue, WANG Xiuli. A power system network loss evaluation method based on hybrid clustering analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 60-65.
- [14] 方晓洁, 黄伟琼, 叶东华, 等. 分布式并行 FP-growth 算法在二次设备缺陷监测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 160-167.  
FANG Xiaojie, HUANG Weiqiong, YE Donghua, et al. Application of a distributed parallel FP-growth algorithm in secondary device defects monitoring[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 160-167.
- [15] 叶万余, 苏超, 罗敏辉, 等. 基于关联规则挖掘的输电线路缺陷状态预测[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 104-111.  
YE Wanyu, SU Chao, LUO Minhui, et al. Transmission line defect state prediction based on association rule mining[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 104-111.
- [16] HE Jinghan, CHEN Keao, LI Meng, et al. Review of protection and fault handling for a flexible DC grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 151-165.

- [17] 杨志淳, 沈煜, 杨帆, 等. 考虑多元因素态势演变的配电变压器迁移学习故障诊断模型[J]. 电工技术学报, 2019, 34(7): 1505-1515.  
YANG Zhichun, SHEN Yu, YANG Fan, et al. A transfer learning fault diagnosis model of distribution transformer considering multi-factor situation evolution[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(7): 1505-1515.
- [18] 程江洲, 聂玮瑶, 张赟宁, 等. 基于FP-network关联规则挖掘算法的配电网薄弱点分析研究[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3): 47-53.  
CHENG Jiangzhou, NIE Weiyao, ZHANG Yunning, et al. Analysis and research on weak point of distribution network based on FP-network association rule mining algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(3): 47-53.
- [19] HEATON J. Comparing dataset characteristics that favor the Apriori, Eclat or FP-Growth frequent itemset mining algorithms[C] // IEEE SoutheastCon 2016, March 30-April 3, 2016, Norfolk, US: 1-7.
- [20] 陈碧云, 丁晋, 陈绍南. 基于关联规则挖掘的电力生产安全事故事件关键诱因筛选[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(4): 68-74.  
CHEN Biyun, DING Jin, CHEN Shaonan. Selection of key incentives for power production safety accidents based on association rule mining[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(4): 68-74.
- [21] 孙丰杰, 王承民, 谢宁. 面向智能电网大数据关联规则挖掘的频繁模式网络模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 110-116.  
SUN Fengjie, WANG Chengmin, XIE Ning. Frequent pattern network model for association rule mining of big data in smart grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 110-116.
- [22] ABDEL-BASSET. Neutrosophic association rule mining algorithm for big data analysis[J]. Symmetry, 2018, 10(4): 106-116.
- [23] 郭凯, 吕闫, 马晓忱, 等. 基于关联规则算法的直流输电受端电网断面过载调整方法研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(8): 63-69.  
GUO Kai, LÜ Yan, MA Xiaochen, et al. Overload adjustment method of DC transmission receiving-end power grid transmission section based on association rules algorithm[J]. Smart Power, 2020, 48(8): 63-69.
- [24] TSENG V S, SHIE B, WU C, et al. Efficient algorithms for mining high utility itemsets from transactional databases[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(8): 1772-1786.
- [25] 刘思怡, 苏运, 张焰. 基于FP-Growth算法的10 kV配电网分支线断线故障诊断与定位方法[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4575-4582.  
LIU Siyi, SU Yun, ZHANG Yan. Open-line fault diagnosis and positioning method for 10 kV power distribution network branch line based on FP-growth algorithm[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4575-4582.
- [26] 刘金朋, 刘福炎, 吕睿博, 等. 考虑网格信息熵的配电网资产运维投入优化方法研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(12): 65-70.  
LIU Jinpeng, LIU Fuyan, LÜ Ruibo, et al. Research on optimization method of distribution network asset operation and maintenance investment considering grid information entropy[J]. Smart Power, 2020, 48(12): 65-70.
- [27] 齐山成, 史志鸿, 马临超, 等. 输电线路主成分状态量风险信息熵的检修计划研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 96-101.  
QI Shancheng, SHI Zhihong, MA Linchao, et al. Study of maintenance schedule for the risk information entropy of principle component state of transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 96-101.
- [28] 赵晋泉, 夏雪, 徐春雷, 等. 新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24): 1-10.  
ZHAO Jinquan, XIA Xue, XU Chunlei, et al. Application review on application of new generation artificial intelligence technology in power system dispatching and operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(24): 1-10.
- [29] 崔灿, 肖先勇, 吴奎华, 等. 基于HHT和特征离散化的电压暂降扰动源分类特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 8-15.  
CUI Can, XIAO Xianyong, WU Kuihua, et al. Feature extraction in classification of voltage sag sources based on HHT and feature discretization[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 8-15.

收稿日期: 2021-08-23; 修回日期: 2021-12-21

作者简介:

黄剑湘(1989—), 男, 工程师, 学士, 研究方向为高压直流与柔性直流输电, ±800 kV特高压直流运行维护工作;

林铮(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习、能源互联网;

骆钊(1986—), 男, 博士, 通信作者, 副教授, 研究方向为综合能源系统、区块链、大数据、人工智能在电力系统中的应用等。E-mail: waiting.198611@live.com

(编辑 周金梅)