

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.05.032

上海电网主力机组跳闸典型过程分析及大数据平台构想

陈洪兴¹, 汪 静², 顾承昱¹, 张建新¹, 赵文彬³, 高天云¹

(1. 国网上海市电力公司, 上海 200122; 2. 华东电力调控分中心, 上海 200002; 3. 上海电力学院, 上海 200090)

摘要: 阐述了上海电网电力平衡的形势, 凸显了上海电网本地发电机组稳定运行的重要性, 为提高机组运行可靠性需要对跳闸故障进行深入分析。抽取足量的、具有代表性的主力机组作为研究样本, 对机组跳闸事件进行了统计分析, 明确了应重点关注的方向。对辅机缺陷和控制软硬件缺陷引发两次真实跳闸事件进行了过程回溯和原因分析, 提出了按照发电厂分系统进行跳闸过程分析的方法, 讨论了运行记录在事故分析中的重要参考价值。基于运行记录的重要性提出了构建机组运行信息大数据平台的构想, 并给出了信息系统架构; 以机组跳闸季节特性和调度运行记录词频分析为例, 探讨了在大数据平台的基础上利用挖掘算法建立知识仓库的可行性。

关键词: 发电机; 运行技术; 大数据; 数据挖掘

Typical Process Analysis of Generator Trip in Shanghai Grid and Proposal of Big Data Platform

CHEN Hongxing¹, WANG Jing², GU Chengyu¹, ZHANG Jianxin¹, ZHAO Wenbin³, GAO Tianyun¹

(1. State Grid Shanghai Electric Power Research Institute, Shanghai 200122, China; 2. East China Branch of State Grid Company of China, Shanghai 200002, China; 3. Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Power balance situation in Shanghai grid is introduced, which indicated the importance of local generator stable operation. Sufficient and representative generators are sampled. Statistical analysis of generator groups tripping events is carried out, and the direction to be paid attention to is clearly pointed out. The process tracing and cause analysis of two real tripping events caused by auxiliary machine defect and control software and hardware defect are carried out. The classifying method for analyzing process of generator trip according to the subsystem of plant is present. The important reference value of operation records is discussed. The information structure of constructing big data platform is proposed. Taking the analysis of seasonal characteristics of generator groups tripping and word frequency of dispatch operation records as an example, the feasibility of building knowledge warehouse with mining algorithm on the basis of large data platform is discussed.

Key words: generator; operation technology; big data; data mining

0 引言

上海市是中国经济最发达的地区之一, 上海市输电网规模日益扩大, 220 kV 及以上电压等级变电站已达到百余座。近年来中国正经历经济结构转型, 上海城市定位和发展方向也发生着潜移默化的变化。上海本地火电建设项目已基本停止, 外来电力大规模接入使得调峰和无功电压问题凸显, 上海

电网发电机组更加成为确保电网稳定运行的珍贵资源。上海电网本地发电量占比多年趋势见图1。

在本地发电量逐渐减少的形势下, 上海电网开机明显不足, 因而单台机组运行的可靠性已经逐步提升到全网安全的层面, 尤其是大容量机组的可靠性受到极高的重视。然而发电机组的跳闸事故仍有发生, 给电网的稳定运行造成风险。因此, 不仅仅发电企业, 电网调度部门和技术监督部门都在努

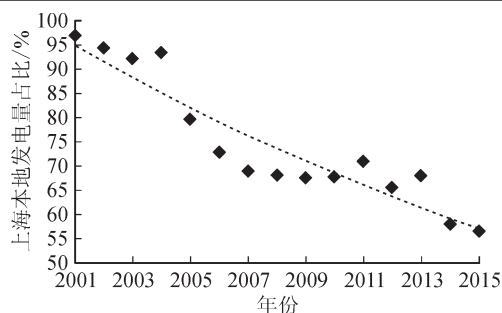


图1 上海市本地发电量占比的多年趋势

Fig. 1 Developing trend of ratio of local generating capacity in Shanghai grid

力提升机组的运行可靠性,并分析查找原因^[1-5]。

在分析机组故障原因的过程中,运行记录、调度日志等资料往往会成为主要信息来源,然而目前的系统格局造成较大信息壁垒,造成难于全面掌握机组的运行信息,也难于从整体上把握机组的健康状态。随着大数据理念的不断发展,为进一步提升机组的运行技术水平提供了空间。包括电力行业前沿团队的众多研究者开始致力于电力调度和机组运行方面的大数据技术应用研究^[6-11]。

文中对2013—2016年上海电网主力机组跳闸的典型数据进行了汇总,总结分析了其中的典型机组跳闸过程,研究了机组跳闸与相关因素间的潜在关系,并基于大数据技术提出了一种专用的信息共享平台构想。

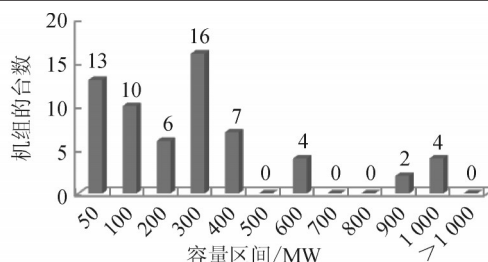
1 上海电网主力机组的概况

1.1 上海电网主力发电机组基本情况

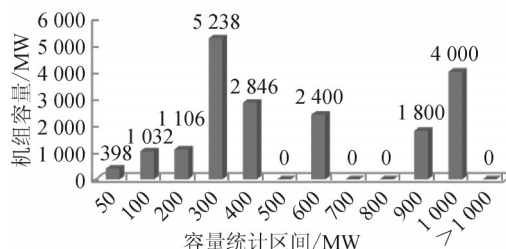
截至2016年8月上海电网统调装机容量约2 300万千瓦,共有直调发电厂(含垃圾发电厂、风电、燃机等)共计50余座,其中燃煤、燃气机组的装机总量约2 100万千瓦,占本地装机总量的90%以上。受限于数据收集难度,文中抽取其中19座主力发电厂作为研究样本,机组数量62台,总装机容量约1 882万千瓦,占上海装机总量的80%,单台机组的容量覆盖12~10 000 MW的容量范围。从数据的整体情况看不失一般性。

按照10万千瓦的容量间隔对机组数量和容量分布进行统计(其中10万千瓦以下的机组以5万千瓦为间隔)共有12组,机组数量和容量的分布见图2。

从图2可以看出,30~40万千瓦的发电机组数量共计23台,容量808.4万千瓦,分别占研究样本总台数和总容量的37%和43%,是上海电网的电源体系的根基。而90~100万千瓦的大容量机组虽然数



(a) 上海电网主力发电机组数量分布特点



(b) 上海电网主力发电机组容量分布特点

图2 上海电网主力发电机组容量分布特点

Fig. 2 Capacity distribution of primary generators in Shanghai grid

量仅有6台,但是580万千瓦的总容量占研究样本总容量的31%,是上海电网的主要电源支撑。

1.2 上海电网主力发电机组运行情况

文中收集了样本机组2013—2015年的全部跳闸数据,共计97条,可以粗略估计上海电网主力机组的年度跳闸率约为0.522次/台年。如果以全国10万千瓦以上容量火电机组“十二五”期间的平均非计划停运率0.4次/台年作为参考,上海电网的机组跳闸率高于全国平均水平。按照容量大小对上海电网机组跳闸次数进行统计的结果见图3。

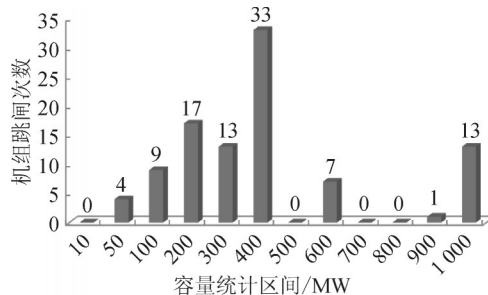


图3 上海电网机组跳闸次数的容量分布

Fig. 3 Capacity distribution of generator trip in Shanghai grid

从图3可以看出,上海电网30~40万千瓦容量的机组跳闸次数相对较多,这一容量范围的机组平均年度跳闸率指标约为0.67次/台年;而90~100万千瓦容量机组的跳闸次数达到了14次,平均年度跳闸率指标约为0.78次/台年。这说明重点发电机组的跳闸率高于上海电网的平均水平,运行方面还有一定的改进空间。

2 上海电网发电机组典型跳闸过程

2.1 机组跳闸过程的分类方法

传统的电厂技术监督思路一般将机组跳闸原因归结为电气、机务、人为、热工、运行5个类型。实际上这种传统的分类方法是以电厂专业进行划分的。

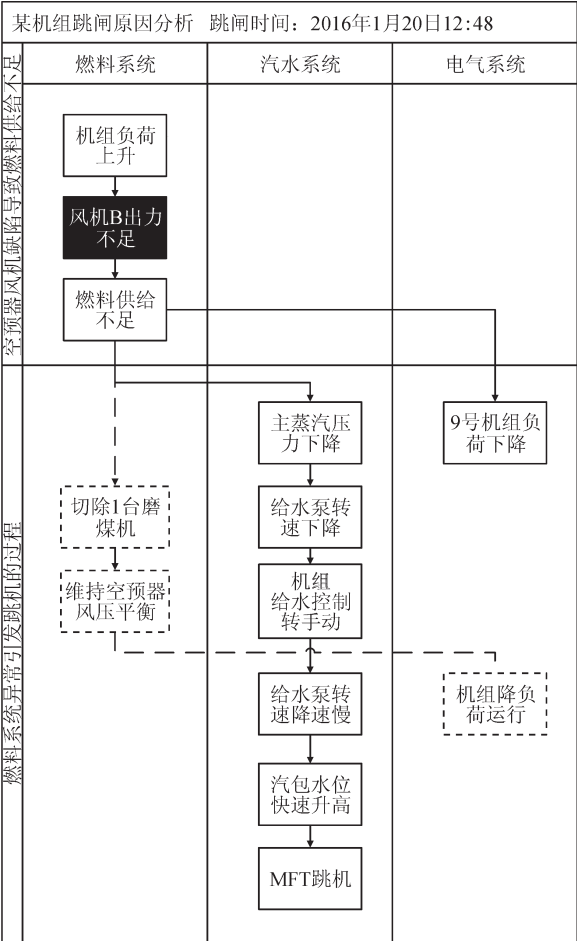
上海电网电源主要是火电、燃气机组为主,因而可以按照发电厂的主要系统组成,将发电机组跳闸原因归结到电气、汽水、燃烧3个大类的分系统,对于控制、辅机、二次、环境警报等原因引起的跳机归结为“其他”类型。

发电厂各个主要分系统之间存在密切联系,一次跳闸事件的各个联动过程可能会在不同系统间传递。

2.2 基于子系统分类的机组跳闸过程分析方法

2.2.1 辅机缺陷引发的机组跳闸过程分析

某电厂机组在2016年某日中午跳闸,经过现场分析,确认引起跳闸的主要原因为空预器B冷端波纹管局部堵塞造成,但实际上跳闸的整个过程存在着缺陷处置和人为处置方面综合因素,跳闸的整个过程见图4。



注：虚线为经分析认为可以采取的应对措施。

图4 空预器缺陷引发机组跳闸的过程

Fig. 4 Process of trip aroused by defect of air preheater

根据图4给出的流程结合现场记录,可以看出,机组在升负荷或高负荷运行过程中,存在堵塞情况的空预器B在堵塞区域运行时风机B出力不足,被风机A的出力压制,进而造成进入锅炉炉膛的燃料量急速下降,使机组负荷下降、主蒸汽压力下降,汽动给水泵转速下降,机组给水控制由自动跳至手动控制,降低给水量速度跟不上锅炉蒸发量下降,造成主汽压力下降过快引起压力闭锁,进而造成主蒸汽与给水流量偏差大,汽动给水泵转速较高,在手动干预时转速下降的较慢,致使汽包水位快速升高,最终MFT动作跳机。

根据跳闸过程的分析,可以看出机组跳闸是燃料供给系统引发的,最终导致汽水系统保护动作跳闸。图4的虚线给出了跳闸过程中可能采取的措施,如果运行人员及时平衡风压并调整机组负荷是有可能避免跳闸减少经济损失的。

调取调度部门的调度日志发现,在一周前调度部门曾收到该厂汇报:“该机组空预器出力不稳定,存在缺陷,机组可以继续运行”。因此可以确定,该缺陷的性质实际上与机组负荷相关性较大,但当时各级运行人员没有清醒地认识到该缺陷的这一特性,机组负荷上升时,发生了跳闸事件。

2.2.2 控制系统缺陷引发的机组跳闸过程分析

某机组于2016年凌晨,水流量报警发信,触发给水流量低保护动作机组MFT,跳闸的过程见图5。

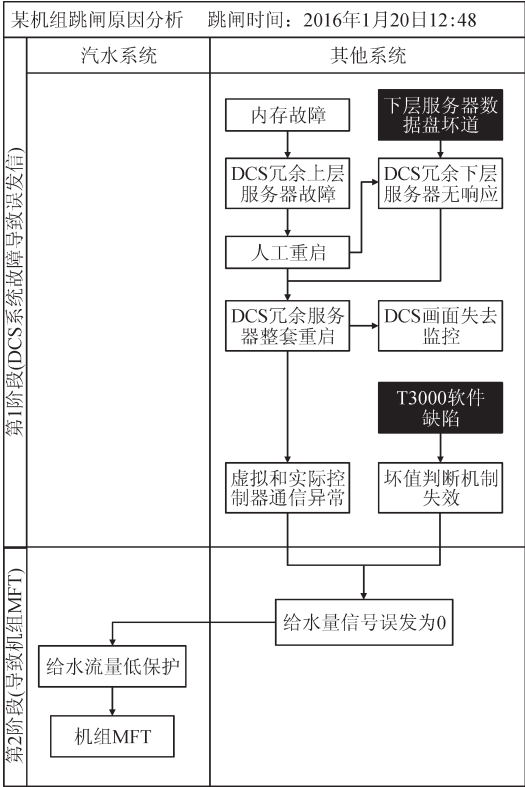


图5 软件隐患引发机组跳闸的过程

Fig. 5 Process of trip aroused by defect of air preheater

该故障的发生大致可以分为两个阶段。第一阶段中,DCS上层服务器首先发生故障,运行人员进行了人工重启,并成功切至下层服务器,上层服务器重启过程中,下层服务器数据盘无响应,导致DCS服务器整套系统重启,造成集控室DCS画面失去监控。第二阶段中,由于DCS主机控制全部失去,给水密度的虚拟控制器201与实际控制器725间通信异常,实际控制器725坏值判断机制失效,控制器725误将“0”数据进行流量计算,导致给水流量误发信,触发“给水流量低”保护动作,导致机组MFT。

跳闸事故后,电厂技术人员与DCS制造厂进行了事故反演,发现实际控制器725坏值判断机制失效的主要原因源于T3000系统的软件缺陷,最终判断造成此次跳机事件的关键原因在于控制系统中存在硬件缺陷和软件缺陷。

基于分系统分类的跳闸过程分析方法能够有效的回溯跳闸过程,有助于厘清跳闸事件的关键原因,因此有助于提高机组的运行技术水平,有利于提高机组的运行可靠性。

通过对跳闸过程详细分析,不难发现调度日志和机组的运行日志中蕴藏着丰富而且宝贵的运行经验,通过整理和挖掘就能够为实际运行提供参考。

3 机组信息大数据平台的建设构想

3.1 机组运行信息管理现状及需求分析

目前发电机组详细的运行信息和电网实时状态信息分别由电厂运行部门和调度部门掌握,这种方式在一定程度上割裂了电网和电源间的依存关系,从长远来看并不利于网源协调工作的效果。另一方面,由于缺乏信息共享和数据挖掘机制,导致大量的历史数据沉睡在数据库中,无法充分发挥其潜在的巨大价值。

该研究组曾对上海电网机组的历史数据进行过统计分析,发现了其中存在着一些潜在规律,例如磨煤机故障在机组减负荷事件中为主要因素,而磨煤机故障中又以堵/断煤类的故障占比最高^[12-13]。这说明善加利用这些数据,的确能够发现生产运行中存在的问题,但是这些规律大多可以依靠热工专业方面的深入分析得出。而机组运行方面往往还存在着一些隐性的规律,这些规律就蕴藏在浩如烟海的运行记录中,但是难于挖掘。此类数据往往体现出“3V”的大数据特征^[14],即体量大(Volume)、类型多(Varitey)、速度快(Velocity)。

然而从大数据技术本身来看,其理论尚未成

熟,争议与共识同时存在,相关技术仍在快速发展中^[15]。虽然,电力系统中对于大数据技术的应用尚未形成固定的模式,但是大数据技术在电力系统尤其是智能电网的应用前景已经得到广泛的认可。大数据技术在电力系统的应用实践中,异构数据共享和非结构化数据(记录、日志、人工语言等)的预处理成为亟待解决的问题^[16-17]。

如果能够建立一种互信互助的发电机组信息平台,并针对机组运行的专业范畴开发自然语言预处理工具,就能够形成良性互动的信息保障体系。文中针对电力系统网源协调和发电技术监督业务,尝试建立一种具备分布式存储结构的软件平台,能够为充分的信息共享创造空间。主要技术内容包括3个方面,第一针对电力调度和发电机组运行的特点,在历史数据的基础上建立了非结构化和结构化数据信息融合的数据库系统;第二是针对网源协调和技术监督业务的需求,基于业务需求建立分布式数据存储和聚合的软件体系;第三是完成数据梳理,开发有针对性的数据挖掘等算法,建立信息提取、共享和预警机制。

3.2 大数据平台建设构想及可行性分析

根据目前调度自动化的体系,文中提出一种基于大数据技术的平台架构,见图6。

从图6中能够看出,文中提出的信息架构是建立在现有EMS系统(能量管理系统)内部的一个嵌入式信息模块,由企业服务总线、数据核对机制层和大数据服务层3个层次构成。要点包括3个方面:

1)将调度日志和电厂机组运行日志等历史数据接入大数据平台,通过数据挖掘算法形成知识仓库。

2)基于大数据服务平台,建立实时数据诊断和知识提取两个基本功能,实现机组运行经验积累和运行风险提示两种基本功能。

3)基于IEC 61968等标准建立多个系统间的标准接口体系和企业服务总线,实现多部门信息共享,且避免对已有系统进行改造,维持数据来源的稳定性。

3.3 数据挖掘的可行性分析

为探索数据挖掘的可行性,对机组运行事件进行了结构化数据和非结构化数据的挖掘实验。

3.3.1 上海电网机组跳闸与季节的关系挖掘

对上海电网机组2013—2016年跳闸事件与季节间的关系进行相关性的分析,按照上海的气候划分标准,每年12月至次年3月为冬天,每年6月至9月为夏天,4、5月和10、11月分别为春、秋季,结果见图7。

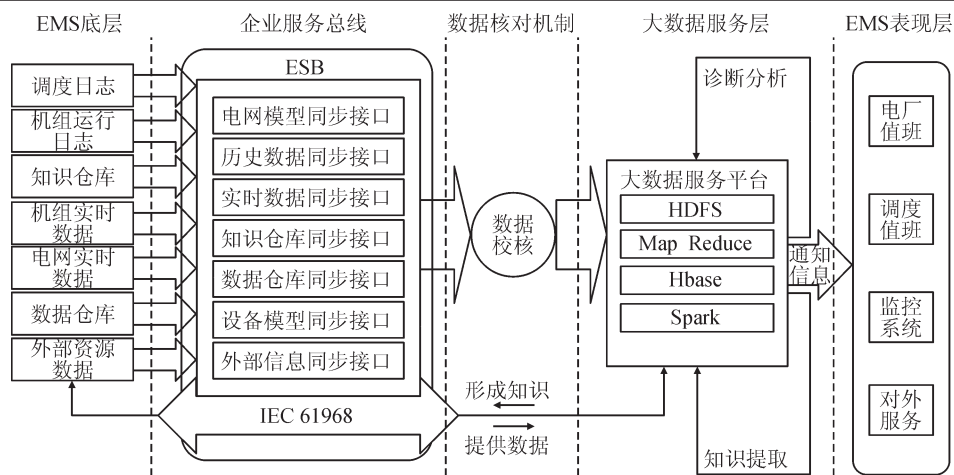


图6 基于大数据技术的机组信息构架

Fig. 6 Information frame of generator based on the big data technology

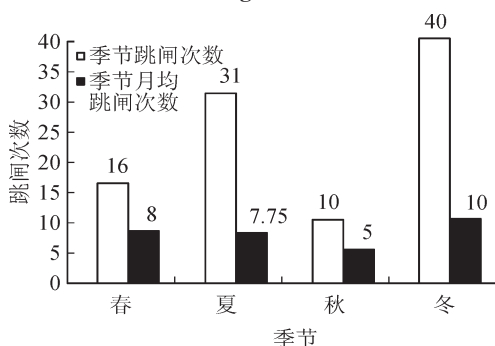


图7 上海电网机组跳闸事件与季节的关联

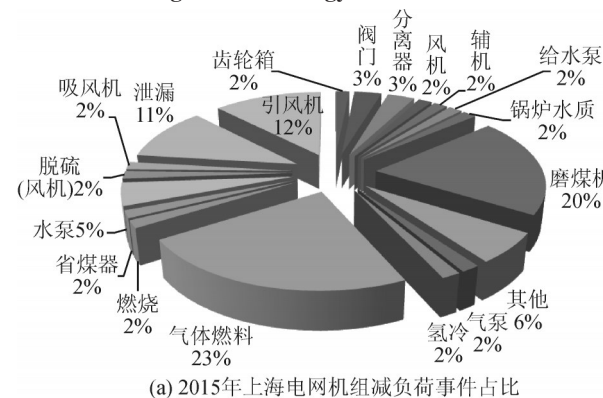
Fig. 7 Relation between generator trip events and seasons in Shanghai grid

从图7可以清楚地看出,上海电网机组在冬季的跳闸次数明显高于其他季节,即使按照每个季节计算月均跳闸次数,依然是冬季跳闸次数最多,夏季其次。这一结果说明上海电网在抗击严寒方面存在不足。

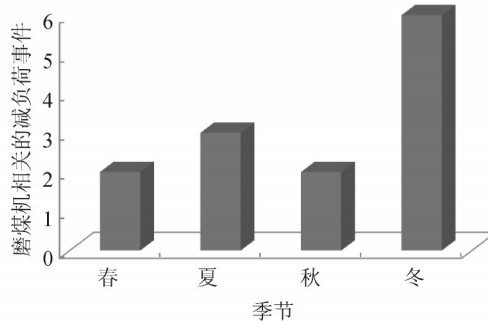
3.3.2 机组减负荷事件的原因分析

该研究组曾经针对2009—2013年的机组减负荷事件进行统计分析,其中磨煤机相关的事件占绝大多数,当时根据专业经验推断可能与来煤的湿度有关,认为冬季发生堵、断煤的可能性较高^[12]。这一结果是通过统计得到的,并可以从专业方面予以解释。为验证此类数据挖掘的可行性,文中基于2015年的机组运行日志,开展了数据挖掘实验,结果见图8。

2015年上海电网机组减负荷事件共65次,从图8(a)可以看出,2015年上海电网机组减负荷事件中,磨煤机相关的事件依然占比较高,且需要说明的是气体燃料原因的减负荷事件,均为煤气、天然气供气不足引起,与机组运行水平无直接关系。而图8(b)给出,磨煤机相关减负荷事件与季节的关联,充分支持了前期的专业推断,并可以从专业和数据分



(a) 2015年上海电网机组减负荷事件占比



(a) 2015年磨煤机相关减负荷事件的季节分布

图8 2015年上海电网机组减负荷事件

Fig. 8 Generator decrease load events of Shanghai grid in 2015

析两个方面认定这个经验是可靠的。

3.3.3 运行记录的词频分析

目前电网、电厂的机组运行记录都是用自然语言记录,而且已经针对运行事件初步归类为一般记录、缺陷、故障、操作等类型,但是更为丰富的信息往往蕴藏记录的语言中,需要利用计算机进行分析。实际上,语义分析技术已经被用于互联网、心理学等领域,并有较为成功案例^[18-19]。虽然中文的语义分析在信息处理属于难题,但是由于调度术语的数量有限,词频重复率较高,因此具备开展语义分

析的基础,一些研究者已经开展了相关的探索^[20]。词频规模和特征是自然语义分析的基础,文中将2013—2015年上海电网调度运行日志中跳闸故障的记录集中起来,对词频特征进行了统计。

日常的调度术语通常不存在单字词,且单字词的语义特征不显著,因此文中分析范围限定为2~9字的词汇,通过正则表达式筛除标点符号和语气助词后,提取重现频度排名前40位的词汇进行统计,结果见图9。

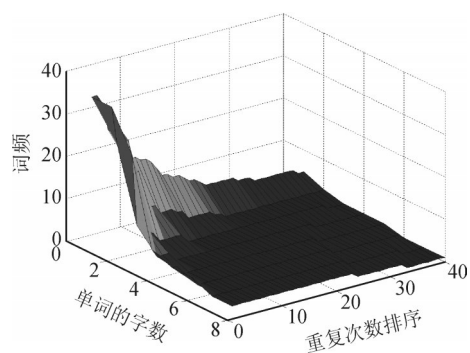


图9 调度日志记录的词频统计分析

Fig. 9 Word frequency statics of dispatch log

图9所示的统计结果中,2、3字词最高重现次数为36次,4字词最高重现27次,5字词仅有7次,6、7字词的最高重现次数仅5次,8字以上词汇最高重现次数均为3次。由于日志中有按照单相进行描述的相似记录,因此重复次数小于等于3次的词均不能认为具有典型语义。分析结果中,2、3、4字词可能具有较强的语义,如排在前十位的2字词中有“保护”、“电机”、“风机”、“锅炉”、“给水”、“油泵”等专业词汇;3字词中“逆功率”、“发电机”、“排浆泵”等词的出现频度较高;4字词中“保护动作”的出现频度最高。

初步分析表明,运行记录的自然语言具有较为稳定规律,如果能够建立词典并结合模式识别等技术可以建立起一套行之有效的语义挖掘算法。

4 结语

上海电网发电机组的整体运行状况良好,冬季运行的跳闸率相对较高,整体的稳定性和可靠性依然有上升的空间;机组跳闸分析表明,运行记录在事故分析过程中有重要参考价值,因而有必要强化信息挖掘的必要性;通过建立机组运行信息的大数据平台能够将网源数据统一起来,提供数据挖掘的空间,提高信息共享的水平;季节相关性和词频分析的数据挖掘示例表明在大数据平台的基础上开发数据挖掘算法建立经验数据库的方案具备可行性。

参考文献:

- [1] 高天云. 上海地区发电机组2007年度保护动作原因分析[J]. 中国电力, 2008, 41(5): 83-85.
GAO Tianyun. Cause analysis on the protection action of fossil-fired power generation units in Shanghai area in 2007[J]. Electric Power, 2008, 41(5): 83-85.
- [2] 高天云. 2009年上海地区发电机组跳闸原因分析及防范建议[J]. 电力安全技术, 2011(1): 23-26.
GAO Tianyun. Accident prevention and cause analysis on the power generation unit trip in Shanghai area in 2009[J]. Electric Safety Technology, 2011(1): 23-26.
- [3] 高天云, 林世东, 谢林. 2013年度上海地区发电机组跳闸原因分析及建议[C]//2014年中国发电厂热工自动化技术论坛. 浙江: [s.n.], 2014: 4.
GAO Tianyun, LIN Shidong, XIE Lin. Advice and cause analysis on the power generation unit trip in Shanghai area in 2013[C]//China Power Plant Thermal Automation Technology Forum 2014. Zhejiang: [s.n.], 2014: 4.
- [4] 高天云. 上海地区2014年度发电机组跳闸原因分析[J]. 电力安全技术, 2015(11): 20-22.
GAO Tianyun. Cause analysis on the power generation unit trip in Shanghai area in 2014[J]. Electric Safety Technology, 2015(11): 20-22.
- [5] 陈洪兴, 徐琴. 影响火电机组一次调频性能的问题分析[J]. 华东电力, 2014, 42(12): 2939-2942.
CHEN Hongxing, XU Qin. Influencing factors for primary frequency regulation of thermal power unit[J]. East China Electric Power, 2014, 42(12): 2939-2942.
- [6] 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 electric big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [7] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(二)应用及探索[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 1-13.
XUE Yusheng, LAI Yening. Fusion of of big energy thinking and big data thinking part two applications and explorations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 1-13.
- [8] 黄彦浩, 于之虹, 谢昶, 等. 电力大数据技术与电力系统仿真计算结合问题研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 13-22.
HUANG Yanhao, YU Zhihong, XIE Chang, et al. Study on the application of electric power big data technology in power system simulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 13-22.

- [9] 张沛, 杨华飞, 许元斌. 电力大数据及其在电网公司的应用[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(z1): 85-92.
ZHANG Pei, YANG Huafei, XU Yuanbin. Power big data and its application scenarios in power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(z1): 85-92.
- [10] 吴凯峰, 刘万涛, 李彦虎, 等. 基于云计算的电力大数据分析技术与应用[J]. 中国电力, 2015, 48(2): 111-116.
WU Kaifeng, LIU Wantao, LI Yanhu, et al. Cloud-computing based power big data analysis technology and its application[J]. Electric Power, 2015, 48(2): 111-116.
- [11] 梁俊宇, 赵明, 李鹏飞, 等. 基于数据挖掘的火电机组主要参数基准值获取方法[J]. 热力发电, 2015, 44(1): 73-76.
LIANG Junyu, ZHAO Ming, LI Pengfei, et al. Data mining based determination method of main parameter benchmark values for power plant[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(1): 73-76.
- [12] 林世东, 高天云, 谢林. 上海地区大机组5年来减负荷运行原因统计分析[J]. 华东电力, 2014, 42(7): 1493-1495.
LIN Shidong, GAO Tianyun, XIE Lin. Statistical cause analysis on shanghai large unit reduced-load operation in five years[J]. East China Electric Power, 2014, 42(7): 1493-1495.
- [13] 陈学家, 高天云, 陈洪兴. 2012年度上海地区大机组减负荷原因分析及对策[J]. 华东电力, 2013, 41(8): 1771-1773.
CHEN Xuejia, GAO Tianyun, CHEN Hongxing. Casual analysis and countermeasures of shanghai large unit reduced load operation in 2012[J]. East China Electric Power, 2013, 41(8): 1771-1773.
- [14] 中国电机工程学会信息化专委会. 中国电力大数据发展白皮书[S]. 2013: 9-12.
Electric Power Information Special Committee of CSEE. China electric power big data development white paper[S]. 2013: 9-12.
- [15] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 2-12.
ZHANG Dongxia, MIAO Xin, LIU Liping, et al. Research on development strategy for smart grid big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 2-12.
- [16] 宋亚奇, 周国亮, 朱永利. 智能电网大数据处理技术现状与挑战[J]. 电网技术, 2013, 37(4): 927-935.
SONG Yaqi, ZHOU Guoliang, ZHU Yongli. Present status and challenges of big data processing in smart grid[J]. Power System Technology, 2013, 37(4): 927-935.
- [17] 李刚, 焦谱, 文福拴, 等. 基于偏序约简的智能电网大数据预处理方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(7): 98-106.
LI Gang, JIAO Pu, WEN Fushuan, et al. A partial order reduction based method for big data preprocessing in smart grid environment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(7): 98-106.
- [18] 苏衡, 刘志方, 曹立人. 中文阅读预视加工中的词频和预测性效应及其对词切分的启示: 基于眼动的证据[J]. 心理学报, 2016, 48(6): 625-636.
SU Heng, LIU Zhifang, CAO Liren. The effects of word frequency and word predictability in preview and their implications for word segmentation in Chinese reading: Evidence from eye movements[J]. Acta Psychologica Sinica, 2016, 48(6): 625-636.
- [19] 魏勇, 胡丹露, 郝晨光, 等. 基于分类关键词词频模型的地缘政治主题爬虫设计[J]. 计算机工程, 2016, 42(2): 45-50.
WEI Yong, HU Danlu, HAO Chenguang, et al. Design of geopolitical topical crawler based on classified keyword term frequency model[J]. Computer Engineering, 2016, 42(2): 45-50.
- [20] 徐楠楠, 王东风, 韩璞. 基于正向最大匹配算法的电力两票安全识别[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1): 145-148.
XU Nannan, WANG Dongfeng, HAN Pu. Recognition of two-ticket system in power station based on forward maximum matching algorithm[J]. Computer Simulation, 2014, 31(1): 145-148.

陈洪兴(1963—), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事热工控制及发电设备状态管理方面的研究工作。

赵文彬(1977—), 男, 工学博士, 高级工程师, 主要研究方向设备状态管理。