

DOI: 10.3969/j.issn.1006-4729.2018.02.013

基于 Apriori 关联算法的配电网运行 大数据关联分析模型

韩博闻

(国网上海浦东供电公司, 上海 200122)

摘要:分析了配电网运行维护的现状,并指出了其中存在的问题。将大数据分析 & 数据关联挖掘技术应用于配电网运行维护中,提出了基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型。对上海某供电公司配电网实际抢修数据进行关联分析,挖掘出了配电网运行维护中各运行因素与运行维护指标之间的显性或隐性关联。

关键词:数据挖掘; 数据关联; 配电网; 运行维护; 大数据分析

中图分类号: TM73; TP311.13 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4729(2018)02-0163-06

Big Data Association Analysis Model of Distribution Network Operation and Maintenance Based on Apriori Correlation Algorithm

HAN Bowen

(State Grid Shanghai Pudong Power Supply Company, Shanghai 200122, China)

Abstract: The status quo of the maintenance of the distribution network is analyzed and its existing problems are laid out. The big data correlation analysis based on Apriori association algorithm is proposed. A power supply company in Shanghai with the actual distribution network repair data is analyzed by using the model proposed. The explicit or implicit association between the factors and index are excavated.

Key words: data mining; data association; distribution network operation and maintenance; big data analysis

近年来,信息技术日益发达,配电网运行过程中积累了大量的运行维护数据。这些数据已广泛应用于电力系统规划、运行、资产管理、市场管理以及终端用户服务等各个领域^[1]。通过有效分析来自各种智能表计的大数据,可以帮助决策部门

更好地获得电力用户的相关信息^[2]。目前,大数据分析在电力系统中的实际应用处于快速发展阶段,研究者从数据传输、存储、实时处理、多数据源异构和可视化等方面分析了电力大数据处理技术的发展现状和面临的挑战,提出了智能电网评估

收稿日期: 2017-05-02

通讯作者简介:韩博闻(1983—),女,硕士,工程师。主要研究方向为大数据分析在配电企业人力资源规划评价与运维管理等领域中的应用。E-mail:hwb1157@163.com。

指标体系及评价方法^[3-4],并给出了配用电大数据分析架构和应用路线图^[5-8]。本文将大数据分析 & 数据关联挖掘技术应用于配电网的运行维护中,提出了基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型,以期为提高配电网运行维护指标提供决策建议。

1 配电网运行维护与大数据技术应用现状

1.1 配电网运行维护存在的问题

配电网运行维护是对配电网及其设施所采取的巡视检查、保养、简单修理等技术管理设施和手段的总称,主要包括基础数据管理、巡视检查与防护、配电网维护、状态评价、缺陷管理、用户公用设备移交、保供电管理、电压与无功管理,以及方案审查与设备验收投运等工作。在目前的配电网运行维护过程中,主要存在以下 3 个问题^[9-13]。

(1) 配电网网架基础薄弱,自动化水平低,检测手段相对落后,且网点多、线长、面广,使得配电网的运行维护任务十分艰巨。与国外先进国家相比,我国在发电、输电、配电方面的投资比率差异较大。近年来,随着资金的不断投入,配电网的运行状况得到了很大改善,但与主网相比,基础设施仍显太差,网架结构仍然十分薄弱,尤其是台区低压设备老旧问题日益突出,用电高峰时段低压故障频发,供电抢修工作愈加繁重。

(2) 社会生产、生活用电激增,负荷增长屡创新高。区域性、季节性负荷需求对配电网的供电能力和运行维护提出了更高的要求。社会电气化程度越来越高,部分高新技术、高附加值产业用户对电能质量的要求也越来越高,使配电网安全稳定运行承受了巨大压力。

(3) 配电网运行维护管理模式相对滞后。在当前的配电网管理模式下,只有当线路发生跳闸时,才能发现设备出了问题,在缺陷消除后,并没有认真分析原因,导致此类问题仍会发生,形成恶性循环,造成了巨大的人力、物力的浪费及供电量的损失。

1.2 大数据技术应用现状

国内对电力大数据的研究主要集中在电力企业的生产、运营、管理等方面,在输变电设备故障识别与预测、配电设备负载估算及重过载预警、物资库存物料需求影响因素分析、配电网低电压实时监测应用、电网中长期负荷预测与用电量分析等方面已有实际应用。但在配电网的用电量预测、空间负荷预测、多指标关联分析等领域,由于国内难以支持智能配电系统和用户侧管理系统的有效集成,因此与国外的大数据应用方面存在巨大差距。

随着配电网业务覆盖面的进一步扩大,逐渐积累了超过 TB 级的数据,然而大多数电力企业的数据库仅仅实现了数据存储、查询、统计等最基本层次的功能,无法深入挖掘出隐藏在海量数据背后的潜在价值。因此,大数据技术在配电网运行维护管理中的应用已经势在必行。它是电网运行维护向更优、更强发展的必要手段。

2 上海配电网配用电信息系统及关联规则挖掘算法

2.1 上海配电网配用电信息系统及其数据特征

表 1 为上海电力公司目前投运的配用电信息系统及其输出数据类型。

对以上配电网生产系统信息进行梳理,可用于中压配电网指标评价大数据关联分析的数据如下:电网电气拓扑数据;用户台账数据及关联关系;线路、变压器设备台账数据;10 kV 设备巡检、缺陷记录等;调度操作日志,设备操作日志;中压馈线电流数据;台区冻结电量及负荷数据;电压监测点数据;故障事件数据;停电事件数据;抢修工单信息;电能质量及事件数据;日/月线损率;电压合格率。

2.2 关联规则挖掘算法

1993 年,AGRAWAL 等人首先提出了关联规则的概念,同时给出了相应的挖掘算法,但是性能较差。1994 年,他们建立了项目集格空间理论,并提出了著名的 Apriori 算法,至今 Apriori 仍然作为关联规则挖掘的经典算法被广泛讨论,其后诸多的研究人员对关联规则的挖掘问题进行了大量的研究。

表 1 上海电力公司配用电信息系统及其输出数据

系统名称	输出信息及数据
生产管理系统	一次设备台账,电网地理拓扑,电网电气拓扑,工作票、停复、缺陷等生产业务,日计划、实时负荷、调度记录等数据
故障抢修管理系统	故障区域、设备类型、故障电压、电站线路、故障原因、故障设备、抢修耗时、故障类型、故障归属、报修内容
供电电压监测系统	电压幅值,采集目标有 B 类 35 kV 和 10 kV 专线用户电压、C 类 10 kV 用户,其中 B 类和 C 类采集点共 1 000 多个,D 类用户不采集,并做出 3 类电压统计值
配变负荷监测系统	10 kV 配变变压器负荷电压、电流、有功功率、无功功率等数据
调度自动化系统	10 kV 馈线有功功率、无功功率、电流等潮流信息,以及 10 kV 开关站、配电站、环网柜的电压
配电自动化系统	遥信、遥控、遥测、遥调
电能质量系统	对暂态事件进行查询、显示,对稳态电能质量进行全面监测,包括电压、电流、谐波(25 次)、电压不平衡度、闪变等 5 大类电能质量指标
用户信息采集系统	大用户的日分时冻结电量(峰、平、尖、谷),96 点三相有功功率、电压、电流;低压大用户的日分时冻结电量(峰、平、尖、谷),96 点三相有功功率、电压、电流;低压小用户的日分时冻结电量(平、谷)
负荷控制与管理系统	采集系统覆盖的 1 000 多个用户的有功功率、电流、电压
营销业务管理系统	业扩、电费核算、收费、计量资产、用户档案、窃电信息
95596 客服系统	反映停电类型、停电线路、停电时间、频度等;停送电管理工作类数据;电网薄弱环节的数据;营业问题类数据;反映营业厅营业时间的数据
可靠性分析系统	每起停电事件的时户数、用户数、停电性质、停电时间、送电时间、持续时间、线路名称、设备原因、技术原因、责任原因、备注、事件类型、区域等
线损系统	10 kV 馈线统计线损、理论线损;公变台区统计线损

关联规则挖掘的对象一般是事务数据集。关联规则可定义为:设 $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_k, \dots, t_m\}$ 为事务数据库, t_k 为 T 的第 k 件事务, $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_k\}$ 是二元属性的集合,其中的元素称为项,对任意 $k, t_k \subseteq I$; X 与 Y 是 I 的子集, $X \cap Y = \emptyset$, 在事务数据集中寻找 X 与 Y 的关联关系,关联关系记为 $X \Rightarrow Y$ 。关联规则里有两个重要概念:支持度和置信度。支持度表示 X 和 Y 这一事件组合在总事务记录中出现的概率,置信度是指出现了项集 X 的事务中 X 和 Y 这一事件组合出现的概率。最小支持度 S_{\min} 和最小置信度 C_{\min} 规定了支持度和置信度的阈值,只有达到这两个阈值才算强关联规则。

配电网运行维护中的各个指标,与配电网的设备情况、运行情况、人为因素、天气情况等均有着复杂的因果或关联关系。这些关系有些是明确或显而易见的,有些还未被明确发现,特别是一些关联不是特别强但对实际生产运行影响较大的关联关系。如果能够通过大数据分析方法寻找到这些关联关系,将为提升配电网运行维护指标提供更多的依据和手段。本文采用 Apriori 关联算法,将配电网运行维护数据与配电网事件或指标数据进行关联分析,得到配电网运行维护指标与运行状态、事件变化之间的关联关系及关联强弱。

3 配电网运行大数据关联分析模型

3.1 报表类数据关联分析

对于时间报表类数据,如故障抢修事件报表、设备缺陷记录等,在分析各项数据事件之间的关联关系之前,需要对报表数据做以下处理。

(1) 数据归一化 将含义相同但表述不同的项目统一成相同的描述语言,以提高算法的计算效率。例如,“电网故障”和“电网性故障”统一成“电网故障”,“过负荷”和“过载”统一成“过负荷”,“0.4 kV”和“380 V”统一成“0.4 kV”。

(2) 提取描述性语言的关键词 现有的技术手段无法对描述性的语言进行分析,所以对于“故障描述”等主观性较强、规范性较低的项目,需要提取能够表征该项目描述的关键词,将关键词作为事务数据进行关联性分析。如“欠费停电,客户已付”提取关键词“欠费停电”,“设备故障,客户报修此处电表内总闸跳闸,请处理”提取关键词“设备故障”“跳闸”,“电能质量,客户报修一户电压低,电器无法正常使用,请处理”提取关键词“电能质量”“电压问题”“电器无法使用”。

(3) 去除无用项和重复项 将重复的项目或对于记录无实际区分作用的项目删除。如项目

“故障类型”,实际一般填写为“非外损因素”或空,可以去除该项,以避免关联计算时数据维度过高,影响计算效率。

(4) 形成事务数据集 按照上述原则,将每条记录中的数据进行整理后,每个数据项的集合形成事务全集 $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_k, \dots\}$, 其中 i_k 为某项事务。对每条记录即形成一个事务数据集 $I_k = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_k, \dots\}$, 每个 I_k 包含了若干个 i_k 。将所有报表记录作为事务数据集的集合 $T = \{I_1, I_2, I_3, \dots, I_k, \dots\}$, 对 T 进行关联分析,即可得到 T 中各事务 i_k 之间或事务集 X (X 是某些 i_k 的集合)与事务集 Y (Y 是另一些 i_k 的集合)之间的关联关系,并得到这些关联关系的支持度和置信度。

3.2 时序事件数据关联分析

将馈线电流、电压这些时序运行数据进行离散化处理,并在离散化的过程中保持事务的时序运行特征和趋势。

(1) 数据频度设置 数据设置频度需考虑时序数据频度、事件指标频度及实际计算能力。每个时间断面会生成一个事务数据集,如果分析的数据频度过高,将会产生较多的事务数据集;如果分析的时序数据持续时间较长,将会产生高维数据矩阵,这对计算机的计算能力要求很高。建议设置 15 min/断面或 1 h/断面的频度,最大程度地保留时序运行数据特性。

(2) 连续时序数据事务离散化 将连续的时序数据离散化,如在 t_1 时刻,馈线电流 I 满足 $0 \leq I < 1$ A 时,设置为事务 I_0 ; $1 \text{ A} \leq I < 2$ A 时,设置为事务 I_1 ; $2 \text{ A} \leq I < 3$ A 时,设置为事务 I_2 ……以此类推,将连续的馈线时序电流离散化。离散化的区间长度可根据具体时序数据的数值范围来确定。在初步计算时,可将离散化区间设置为较长时段,减少对应事务的数量,降低事务数据集维度,从而降低计算量。当确定了关联较强的事务后,再将该区间继续分割离散化进行关联分析,从而确定更小的事务数据范围,以提高精度。

(3) 时序数据特征离散化 时序数据的特征除了时序数据本身值外,主要包括时序数据的变化趋势,如增加趋势或减小趋势。除了设置时序数据本身值作为事务外,还可以将时序数据的变

化趋势设置为事务。如在 t_2 时刻,馈线电流 I 在 $2 \text{ A} \leq I < 3 \text{ A}$ 范围内时,设置时序值事务为 I_2 ,若馈线电流相对 t_1 时刻是上升的,可设置时序特征事务为 I_{up} ;若馈线电流相对 t_1 时刻是下降的,可设置时序特征事务为 I_{down} ;若馈线电流相对 t_1 时刻是不变的,可设置时序特征事务为 I_{flat} 。即在每个时刻 t ,馈线电流将设置两个事务,其中 I_k 表征时序值本身, I_{up} 或 I_{down} 或 I_{flat} 表示时序值的变化趋势。通过上述事务设置,可在事务数据集中表征时序数据值本身和一次变化特征。若需要分析时序值的二次变化特征或其他变化特征时,也可按照上述原则进行设置。

(4) 事件事务设置 对于断电、线路故障等这些突发性非时序事件,同样需要设置事务项。如当 t_k 时刻发生线路故障时,可设置线路故障为事务 Break,并可在 t_{k-1} 时刻设置事务 Break (former),在 t_{k+1} 时刻设置事务 Break (after)。通过上述事务设置,可在事务数据集中表征线路故障等突发性非时序事件的发生趋势,通过与时序数据的变化趋势关联,可分析线路故障等突发性非时序事件发生时时序数据的变化趋势。

(5) 形成事务数据集 对于时序事件数据,将系统运行数据与系统突发性非时序事件按照上述原则,在每个时刻 t_k ,形成一个事务数据集 $t_k = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_k, \dots\}$,对事务数据集集合 T 进行关联分析,即可得到 T 中各事务 i_k 之间或事务集 X 与事务集 Y 之间的关联关系,进而得到时序运行数据与系统故障的突发性非时序事件之间的关联。

3.3 关联规则及关联分析实现

3.3.1 关联规则和频繁项集

关联规则的一般形式为:项集 X 和 Y 同时发生的概率称为关联规则的支持度,即 $S(X \Rightarrow Y) = P(X \cup Y)$ 。当项集 X 发生时,项集 Y 发生的概率即为关联规则的置信度, $C(X \Rightarrow Y) = P(X|Y)$ 。

最小支持度是用户或专家定义的衡量支持度的一个阈值,表示项目集在统计意义上的最低重要性;最小置信度是用户或专家定义的衡量置信度的一个阈值,表示关联规则的最低可靠性。同

时满足最小支持度阈值和最小置信度阈值的规则称作强规则。

项集是项的集合,包含 k 个项的项集称为 k 项集,如集合{牛奶,麦片,糖}是一个 3 项集。项集的出现频率是所有包含项集的事务计数,又称绝对支持度或支持度计数。如果项集 I 的相对支持度满足预定义的最小支持度阈值,则 I 是频繁项集,记作 I_k 。

项集 X 的支持度计数是事务数据集中包含 X 的事务个数,简称为项集的频率或计数。已知项集的支持度计数,则关联规则 $X \Rightarrow Y$ 的支持度和置信度很容易从所有事务计数、项集 X 和项集 $X \cup Y$ 的支持度计数中推出:

$$\text{Support}(X \Rightarrow Y) = \frac{X, Y \text{ 同时发生的事务个数}}{\text{所有事务个数}} = \frac{\text{Support_count}(X \cup Y)}{\text{Total_count}}$$

$$\text{Confidence}(X \Rightarrow Y) = P(X|Y) =$$

$$\frac{\text{Support_count}(X \cup Y)}{\text{Support_count}(X)}$$

也就是说,一旦得到所有事务的个数,项集 X ,项集 Y 和项集 $X \cup Y$ 的支持度计数,就可以导出对应的关联规则 $X \Rightarrow Y$ 和 $Y \Rightarrow X$,并可以检查该规则是否是强规则。

3.3.2 Apriori 算法实现

Apriori 算法的主要思想是找出存在于事务数据集中最大的频繁项集,利用得到的最大频繁项集与预先设定的最小置信度阈值生成强关联规则。

根据频繁项集的所有非空子集也必须是频繁项集这一性质可以得出:向不是频繁项集的项集 I 中添加事务 X ,新的项集 $I \cup X$ 一定也不是频繁项集。

Apriori 算法实现的两个步骤如下。

步骤 1 找出所有的频繁项集(支持度必须大于等于给定的最小支持度阈值)。在这个过程中,连接步和剪枝步互相融合,最终得到最大的频繁项集 L_k 。

其中,连接步的目的是找到 k 项集。基于给定的最小支持度阈值,剔除 1 项候选集 i_1 中小于该阈值的项集,得到 1 项频繁项集 L_1 ;由 L_1 自身连接产生 2 项候选集 i_2 ,保留 i_2 中满足约束条件的项集,得到 2 项频繁项集,记为 L_2 ;由 L_2 与 L_1 连接产生 3 项候选集 i_3 ,保留 i_3 中满足约束条件

的项集,得到 3 项频繁项集,记为 L_3 ……这样循环下去,得到最大频繁项集 L_k 。

剪枝步紧接着连接步,在产生候选项 i_k 的过程中起到减小搜索空间的作用。由于 i_k 是 L_{k-1} 与 L_1 连接产生的,根据 Apriori 的性质,频繁项集的所有非空子集也必须是频繁项集,因此不满足该性质的项集将不会存在于 i_k 中,该过程就是剪枝。

步骤 2 由频繁项集产生强关联规则。由步骤 1 可知,未超过预定的最小支持度阈值的项集已被剔除,如果剩下这些规则满足了预定的最小置信度阈值,那么就挖掘出了强关联规则。根据这一强关联规则,即可分析出配电网各时间、时序数据、运行指标之间的关联关系,为优化配电网运行指标提出指导。

3.4 关联分析模型的流程

基于 Apriori 关联算法,对配电网运行中所产生的报表数据、时序数据、指标数据进行关联分析,实现流程如图 1 所示。

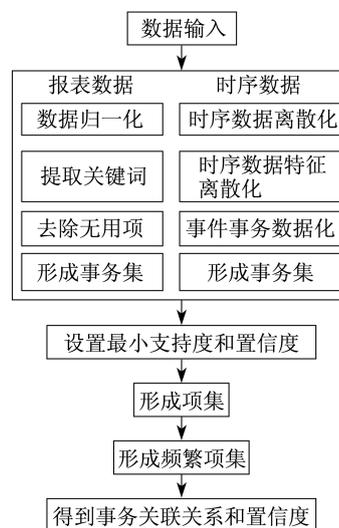


图 1 基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型流程

通过基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型,可以得到配电网运行中各因素或指标之间的相互关联关系。关联关系的强弱以支持度和置信度表示,支持度和置信度越高,表示关联关系越强,即表示两个或多个配电网运行因素或指标同时发生的概率越高。对一些支持度和置信度较低的事件集,也可具体

分析其关联关系,挖掘不明显的配电网运行关联关系。

4 算例分析

利用所提出的基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型,对上海电网故障抢修管理系统中上海某供电公司 2014 年故障抢修数据进行分析,并寻找其中的数据关联。

上海某供电公司 2014 年产生故障抢修数据共 45 986 条,关联分析数据项包括电压等级、故障描述、故障原因、设备分类、故障分类、抢修班组、设备名称、停电时间等。在关联分析之前,对故障抢修记录数据进行预处理:对抢修数据进行归一化处理,如“0.4 kV”“380 V”“220 V”统一成“低压电网”,“电压高”“电压低”“电压忽高忽低”等统一成“电压问题”;对故障描述语句提取关键词,将描述性语言转换成描述特征并能够分析,提取的关键词包括“重合成功”“母线接地”“缺相”“着火”“一户无电”等;将用户停电时间进行离散化处理,将停电 30 min 以内设置为事件 t_{00} ,停电 30 ~ 60 min 设置为事件 t_{01} ,停电 60 ~ 90 min 设置为事件 t_{10} ,停电 90 ~ 120 min 设置为事件 t_{11} ,停电 120 ~ 180 min 设置为事件 t_{20} ,以此类推;将每条故障抢修记录形成一个事务数据集,共形成了包含 45 986 条事务数据集的事务集。

对事务集进行大数据关联分析,设置最小支持度为 10%,最小置信度为 50%,对关联结果进行整理,去除明显的无用项,得到关联结果如表 2 所示。

由表 2 可以看出,关联分析可以得到一些运行维护人员已知并且显而易见的结论,如“一户无电”的抢修基本都是发生在低压电网(置信度为 97.80%)等。

同时,通过关联规则可以得到一些有助于进行配电网运行维护分析和提升供电质量的事件之间的关联关系。如在低压电网事件中,55.91%的停电时间在 30 min 之内,而低压电网发生熔断故障时,85.97%的停电时间可控制在 30 min 之内;客户误报中,欠费停电原因达到 52.40%,而客户误报的停电恢复时间有 49.81%可以控制在 30 min 内;抢修班组“13 东捷三林”有 96.32%的抢修均在低压电网,而其他抢修班组却没有这样的规律;低压配电柜故障有 72.23%的事件是熔断器故障;而一户无电且熔断故障下,88.57%的可在 30 min 内恢复供电等。

表 2 上海某供电公司 2014 年故障抢修数据
关联分析规则结果

关联规则	支持度	置信度
低压电网 $\Rightarrow t_{00}$	53.27	55.91
$t_{00} \Rightarrow$ 低压电网	53.27	97.51
低压电网 \Rightarrow 一户无电	48.34	50.74
一户无电 \Rightarrow 低压电网	48.34	97.80
$t_{00} \Rightarrow$ 一户无电	27.81	50.91
一户无电 $\Rightarrow t_{00}$	27.81	56.26
低压电网,一户无电 $\Rightarrow t_{00}$	27.26	56.39
低压电网,一户无电 \Rightarrow 设备故障	26.18	54.15
低压电网,熔断 $\Rightarrow t_{00}$	18.74	85.97
设备故障 $\Rightarrow t_{00}$	18.59	57.01
低压电网,设备故障 $\Rightarrow t_{00}$	18.41	57.19
低压电网,低压计量设备 $\Rightarrow t_{00}$	16.03	84.50
t_{00} ,低压计量设备 \Rightarrow 低压电网	16.03	97.24
一户无电,设备故障 $\Rightarrow t_{00}$	15.56	58.88
低压配电柜 $\Rightarrow t_{00}$	15.53	88.37
低压电网,一户无电,设备故障 $\Rightarrow t_{00}$	15.44	58.98
低压电网,低压配电柜 $\Rightarrow t_{00}$	15.30	88.65
客户误报 \Rightarrow 欠费停电	14.83	52.40
低压电网,熔断器 $\Rightarrow t_{00}$	14.28	85.53
客户误报 $\Rightarrow t_{00}$	14.10	49.81
低压电网,客户误报 $\Rightarrow t_{00}$	13.64	50.66
t_{00} ,客户误报 \Rightarrow 低压电网	13.64	96.78
13 东捷三林 \Rightarrow 低压电网	13.38	96.32
欠费停电 $\Rightarrow t_{00}$	13.26	84.57
过负荷 $\Rightarrow t_{00}$	13.05	83.69
低压电网,过负荷 $\Rightarrow t_{00}$	12.79	84.62
客户误报,欠费停电 $\Rightarrow t_{00}$	12.78	86.16
低压配电柜 \Rightarrow 熔断器	12.69	72.23
熔断器 \Rightarrow 低压配电柜	12.69	74.33

5 结 语

本文建立了基于 Apriori 关联算法的配电网运行大数据关联分析模型,可以得到配电网运行中各因素及指标之间的相互关联关系,除了可以验证已知的配电网关联关系外,更大的意义在于可以挖掘之前未发现的配电网各运行因素与指标之间的隐性关联,使得配电网运行、管理部门能够更深刻地了解和掌握配电网的运行情况与指标情况,为提高配电网的运行维护指标提供决策建议。

(下转第 195 页)

台磨煤机使用 100% 的准东煤或者其他煤种;磨煤机使用准东煤时,磨煤机出口温度较使用碱沟煤时偏低 5~8 K;相同出力条件下,使用准东煤的磨煤机动态分离器转速较碱沟煤磨煤机降低 30 r/min,一次风流量减少 2~4 t/h;将相同条件下,使用准东煤燃烧器的周界风挡板开度增加 15%,辅助二次风挡板开度减小 10%,以此来提高燃烧器出口的火焰刚性,减小水冷壁结渣的风险。

经过调整后,准东煤的燃用比例由优化前的 60% 提高到 80%;优化后的飞灰含碳量较优化前降低约 2%。连续运行 3 个月后,锅炉整体状态保持稳定,未发生严重的结渣问题。

6 结 论

(1) 相同制粉系统在使用准东煤和碱沟煤时,制粉系统特性存在明显差异,使用准东煤时,需要适当降低磨煤机出口温度和动态分离器转速。

(2) 相同粒径的准东煤较碱沟煤着火温度更低,但是其燃烧速度慢。需要更高的炉膛高度才

能满足准东煤充分燃尽的需要。

(3) 分离器运行不正常或堵塞时,会导致磨煤机出口大颗粒煤粉增加,飞灰含碳量升高,屏式过热器受热面结渣风险增大。因此,运行过程中需要对分离器进行定期检查。

参考文献:

- [1] 孟建强. 准东煤燃烧及结渣特性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [2] 赵乐强. 准东煤的燃烧特性及对策分析[J]. 电力勘测设计, 2017(1): 26-30.
- [3] 杜智华, 姚伟, 方顺利, 等. 350 MW 机组锅炉掺烧准东煤结渣问题分析[J]. 热力发电, 2015, 44(11): 109-113.
- [4] 王礼鹏, 赵永椿, 张军营, 等. 准东煤沾污结渣特性研究[J]. 工程热物理学报, 2015(6): 1381-1385.
- [5] 白杨. 锅炉全烧准东煤沾污结渣特性分析[J]. 洁净煤技术, 2017(3): 118-123.
- [6] 程智海, 王义, 李学兵, 等. 现役锅炉纯烧准东煤技术研究[C]//中国动力工程学会锅炉专业委员会. 中国动力工程学会锅炉专业委员会 2012 年学术研讨会论文集. 2012: 19.

(编辑 桂金星)

(上接第 168 页)

参考文献:

- [1] TAFT J, DE MARTINI P, PRELLWITZ L V. Utility data management & intelligence[R]. San Jose: CISCO, 2012.
- [2] IBM Corporation. Managing big data for smart grids and smart meters[EB/OL]. [2014-08-01]. http://www.smart-gridnews.com/artman/uploads/1/IBM_analytics_paper.pdf.
- [3] IBM Corporation. Smart grid method and model[R]. Beijing: IBM Corporation, 2010.
- [4] U. S. Department of Energy. Smart grid system report[R]. New York: U. S. Department of Energy, 2009.
- [5] 刁赢龙, 盛万兴, 刘科研, 等. 大规模配电网负荷数据在线清洗与修复方法研究[J]. 电网技术, 2015(11): 3134-3140.
- [6] 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(4): 927-935.
- [7] 王继业, 季知祥, 史梦洁, 等. 智能配用电大数据需求分析与应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2015(8): 1829-1836.
- [8] 刘道伟, 张东霞, 孙华东, 等. 时空大数据环境下的大电网稳定态势量化评估与自适应防控体系构建[J]. 中国电机

工程学报, 2015(2): 268-276.

- [9] STEPHEN B, ISLEIFSSON F R, GALLOWAY S, et al. On-line AMR domestic load profile characteristic change monitor to support ancillary demand services[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2): 888-895.
- [10] 陆如, 范宏, 周献远. 基于大数据技术的配电网抢修驻点优化方法[J]. 供用电, 2015(8): 31-36.
- [11] 张铭泽, 仇成, 秦旷宇, 等. 上海超大型城市配电网安全可靠提升策略研究[J]. 供用电, 2016(5): 16-21.
- [12] RAHMAN M N, ESMAILPOUR A. An efficient electricity generation forecasting system using artificial neural network approach with big data[C]//IEEE First International Conference on Big Data Computing Service and Applications(Big Data Service). Redwood, CA: IEEE, 2015: 213-217.
- [13] GUO K Y, JIN P, QI L, et al. A multi-fault rush repair strategy for distribution systems based on game theory of multi-agent[C]//Chinese Association of Automation. Wuhan: Chinese Automation Congress (CAC), 2016: 1293-1298.

(编辑 白林雪)