电力设备运行状态大数据标签体系与关键技术

刘文君[1]，董明[1]，徐元孚[2]，韩强[2]，王鑫[2]，许雷[2]，杜明[3]

(1. 西安交通大学 电力设备电气绝缘国家重点实验室，陕西 西安 710049；2. 国网天津市电力公司电力科学研究院，天津 300384；3. 国网天津市电力公司，天津 300143)

摘 要：随着大数据分析技术在电网中的快速发展与深度应用，数据标签技术提供了一种新的数据整合思路。电力设备大数据标签以灵活的方式从海量、离散的数据中实现对有用数据的快速识别和提取，在帮助调控人员实现对电力设备情况作出多维判断的同时，为后续电力数据挖掘建模提供了依据。围绕电力设备基础信息、运行信息和状态信息 3 个维度，提出了一种多维度电力设备标签体系的构建方法，并通过聚类、故障概率计算、模糊推理 3 个层次丰富了数据标签的内涵，为实现电网监控智能化奠定基础。

关键词：大数据分析；电力设备；运行状态；数据标签

DOI：10.11930/j.issn.1004-9649.202105034

0 引言

电力能源作为能源互联网中重要环节，电网已成为多种能源的共享网络[1]。近年来，国内外发生的多起因设备故障引起电网停电都与缺乏有效设备状态感知有关，主要由各调控机构之间没有信息共享导致的无法高效整合电力系统数据引起。实现电网的全局协调控制，是智能调度建设的基本要求。

在电力设备状态感知方面，国内外研究机构进行了大量研究，集中于通过设备试验基于“电、声、光、化、热”物理量的监测获取设备状态量，进而对设备状态进行评估[2]。但通过长期的实践发现此种监测方法存在如下不足：（1）通过试验结果统计的方法有一定的相似性，无法真实反映实际设备故障产生机理，导致状态评估、风险预测等应用的计算准确率低、误差偏大；（2）由于设备状态参量众多，调度员确定有效反映不同设备故障的特征量困难且需要较多人工干预，无法保证设备状态评估结果的准确性；（3）各级调度间、调度中心内部之间无法实现数据实时共享，且存在多源、高维、异构等问题，客观上增加了数据分析工作量。针对电网数据海量且离散的特点，在能源与电力系统调度优化和控制决策等方面提出引入机器学习算法的应用[3-4]。文献 [5] 应用多元时间序列展开数据挖掘以建立数据时间维度上的关联，但并未探究空间维度上的设备数据关联处理。因此，亟待建立完整的面向大数据的数据处理方式与体系以提升电网及设备状态监控智能分析的效率，从而实现电网设备监控与管理业务更新与变革。

本文提出构建面向电网调控的电力设备大数据标签化体系框架，实现数据标签分类器和基于标签化数据的设备状态挖掘，提升电网调控人员对设备整体感知和风险管控能力。

1 电力设备运行状态数据标签方法及来源分析

1.1 数据标签的基本概念

数据标签是利用简明扼要的数据内容描述对象的技术手段。从本质上来说，是在将长文本内容提取成精炼、有效信息的基础上，增添了对数据分析、统计、抽象的一种方法，具有短文本、语义化、可重复标记等特点。

数据标签发展至今，衍生出更多高级应用，

收稿日期：2021-05-08；**修回日期：**2021-09-14。

基金项目：国家电网有限公司科技项目（GTJDK00 DWJS2000 309）。

如销售领域用于客户信用评级[6-7]、用户行为分析与个性化营销服务[8-9]、电力设备画像技术[10]、电网调度领域的运行监控分析[11]等。数据标签的应用，不仅能够帮助人们从海量数据中快速获取有效信息，而且还能在获取的数据基础上实现数据分析，为后续数据挖掘工作提供可靠基础。

目前，一些特定领域数据标签已经具备元数据标准和明确的描述规范，以便于更科学的描述和更高效的管理[6]，但其在电力能源领域的应用和规范仍处于初级阶段，有待进一步推广应用。

1.2　电力数据来源分析

随着电网调控智能化的逐步推进，电网数据多源化、离散化的问题日益凸显。其中，设备台账、设备试验报告、设备缺陷记录等均为文本类数据，而数值类数据主要有设备量测数据、油色谱以及局放数据。本文按照基本信息、运行信息和状态信息对目前常见的电力设备相关数据进行分类，如图 1 所示。

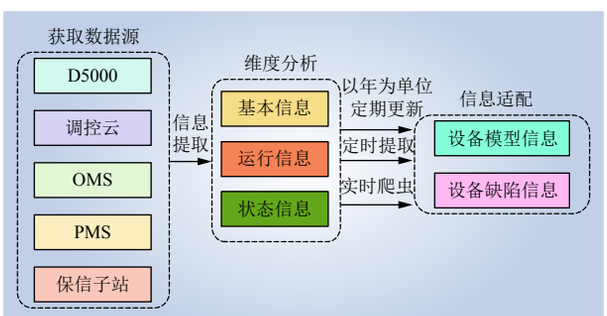

图 1　电力设备数据维度分析

Fig. 1　Power equipment data dimension analysis

2　电力设备运行状态数据标签体系

2.1　数据标签体系的构成

电力设备形成电力大数据标签化的维度包括：电力设备基本台账信息、多源系统设备身份标识号（ID）关联录入、设备试验数据定期更新、设备不合格时间记录、设备故障类型标注、设备缺陷频次统计、历史设备状态评价信息等。针对某一电力设备的多源数据进行大数据标签化，形成精确适配的电力设备标签体系，当此设备发生异常告警信息时，大数据标签中心进行主动推荐，为调控操作人员实现灵活的信息关联并提供历史数据参考。

本文将电力数据生成的电力设备数据标签设定为基础标签和深度标签两类。基础标签是以电力设备 ID 为核心进行基础信息、运行信息、状态信息关联后获取的数据标签，而深度标签是以基础标签为依据的拓展应用。基于电力设备基础标签的聚类分析、模糊推理以及概率计算，利用机器学习方法得到统计结论，获得深度标签，为监控人员提供参考。

2.2　数据标签体系框架

电力设备标签体系架构包含电网调控领域的数据源采集、数据预处理、标签分类和形成数据标签中心 4 个层次，如图 2 所示。其中，电力系统运行所产生的数据分散在电网不同的业务系统中[10]，需要将电力系统中的监控系统、调度管理系统和输变电在线监测中的数据实现统一接入和不同系统间的编码 ID 逻辑关联，针对电力设备基本信息、状态信息、运行信息 3 个维度的特征进行分析形成基础数据标签，对这些离散的多维标签汇总并存储至数据标签中心。

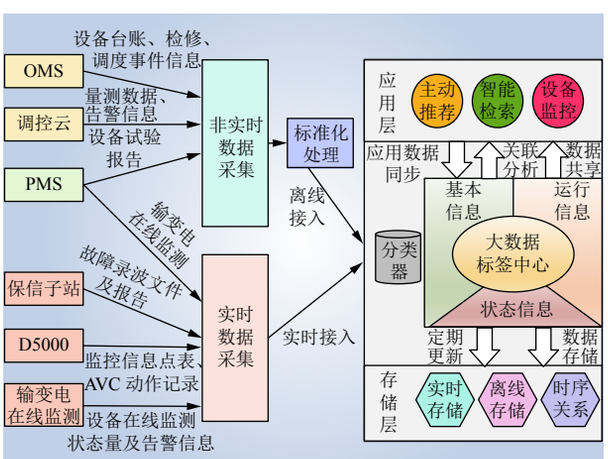

图 2　电力设备大数据标签体系框架

Fig. 2　System framework of big data labeling for power equipment

3　电力设备运行状态大数据标签体系构建技术

3.1　数据处理方法

多源电力数据根据属性可分为文本类数据和数值类数据，本文使用 2 种数据处理方法。

（1）文本数据规范化。电网缺陷、检修记录中通常由人工进行记录，会出现电力设备名称不规范的情况，将其进行规范化处理，如表 1 所示。

表 1 电力设备名称规范化

Table 1 Normalization of power equipment term

规范名称	可能名称
变压器	主变、变、T
母线	母、B
断路器	开关、母分、母联、BL
隔离开关	刀闸、隔离刀闸、隔刀
电压互感器	CVT、PT、TV
电流互感器	CT、TA

（2）数值类数据处理。数值类数据主要有运行数据和输变电在线监测数据类等，均可以经过孤立森林算法对异常值进行清洗，利用线性插值填补缺失值。

3.2 基础标签

电网中不同业务系统中对同一个电力设备 ID 编码方式不同，导致系统之间的信息无法通过计算机实现互联，仍需要人工关联匹配。因此，数据接入经过预处理后的首要工作是通过建立表结构进行匹配后统一各系统中的电力设备 ID。

首先，建立不同系统中对不同厂站、设备类型的编码表结构，基于对应表进行机器学习，将多源系统接入的数据中检索到的设备 ID 实现统一的编码替换。电力设备基础数据标签可以分为基本信息、运行信息和状态信息，具体如表 2 所示。

表 2 电力设备基础数据标签

Table 2 Power equipment basic data label

数据分类	数据内容
基本信息	电力设备ID、电力设备台账
运行信息	负载率、电压、电流、遥测越限、遥信告警信息、操作票记录
状态信息	缺陷类型、缺陷原因、输变电在线监测信息、巡检记录、试验不合格记录

其次，针对数值类数据将故障数据作为数据标签按照时序关系进行存储。本文利用基于统计模型的词典分词算法中的逆向最大匹配法算法对接入的电力文本数据进行了关键词提取处理，过程如图 3 所示。

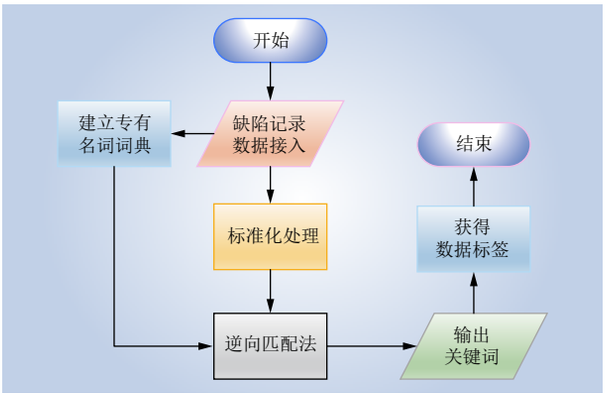

图 3 文本数据标签构建算法流程

Fig. 3 Text data label construction algorithm flow chart

3.3 深度标签

3.3.1 基于聚类分析的共性特征标签

针对设备某一段时间的运行数据，从告警次数、告警时间间隔、告警或故障严重程度以及设备的一些基本信息出发（时间和故障维度），对设备进行聚类，通过聚类可以很好地对设备进行划分，并深度研究各聚类类别的特点和联系。根据电力数据的特点，使用具有噪声的基于密度的聚类方法（DBSCAN）。针对不同类别的设备采取不同的维护措施来提高运行效率，减少报警和故障次数。该设备所属的聚类类别和所属类别对应的维护措施都可以作为该设备的共性标签。

3.3.2 故障预测标签

基础标签中的各特征参量对不同缺陷情况下的累计故障概率的影响程度不同[13-16]。将多维特征参量采用加权的方法进行综合，得到不同故障类型发生的概率，以此获得故障预测标签。故障预测标签生成步骤，如图 4 所示。

4 基于标签化数据的电力设备运行状态特征挖掘

4.1 模糊关联规则

本文对电力设备标签化数据进行进一步的深度挖掘。通过对电力设备运行数据标签进行深度的特征挖掘，并将此挖掘过程中提取到的关联规则生成模糊推理标签存储至大数据标签中心。

开展电力变压器的基础标签之间的模糊关联规则分析，旨在挖掘出确立的基础数据特征标签集 X 和推理得到的深度特征集 Y 之间的内在联

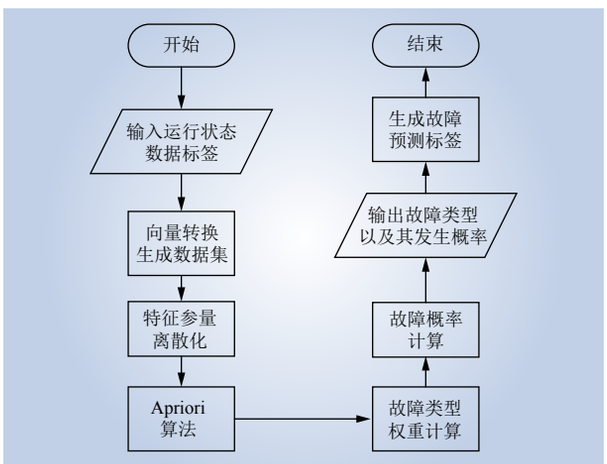

图 4　故障预测标签生成流程

Fig. 4　Flowchart of power equipment fault prediction label generation

系，比传统关联规则更能反映出电力设备与深层次状态特征量之间的实际关联关系[17-18]。

通常使用支持度 D_{supp} 及置信度 D_{conf} 来度量所提取的模糊关联规则。最小支持度 $D_{\text{Min-supp}}$ 和最小置信度 $D_{\text{Min-conf}}$ 是根据具体的数据挖掘需要人为定义的阈值[19-20]。模糊关联规则挖掘的目标就是从模糊属性案例库中获取大于设定的 $D_{\text{Min-supp}}$ 和 $D_{\text{Min-conf}}$ 的全部模糊关联规则。

为了减少扫描次数，提高关联规则的生成效率，本文采用 Apriori 算法进行模糊关联规则的挖掘，Apriori 算法采用递归的方法来发现频繁项集，并计算每一频繁项集的支持度和置信度。

4.2　模糊推理系统

模糊推理系统由模糊规则集和模糊推理算法组成，其中，模糊推理算法对系统的整体性能影响不大，其性能主要取决于关联规则的质量[22-25]。

本文将模糊关联规则应用于模糊推理系统中以提高数据挖掘质量，以获得更好的效果，如图 5 所示。

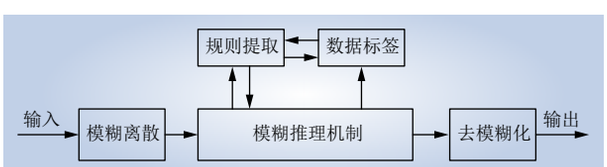

图 5　模糊推理系统框图

Fig. 5　Block diagram of a fuzzy reasoning system

本文选择梯形函数作为隶属度函数，以衡量标签属性，即

$$A(x)=\begin{cases}1, & x\leqslant a_1\\ \dfrac{1}{2}-\dfrac{1}{2}\sin\left[\dfrac{\pi}{a_2-a_1}\left(x-\dfrac{a_1+a_2}{2}\right)\right], & a_1<x\leqslant a_2\\ 0, & x>a_2\end{cases} \tag{1}$$

式中：$A(x)$ 为数据标签属性“正常”的隶属度函数值；x 为数值类数据的值；a_1 为正常阈值的 90%；a_2 为正常阈值的 110%。

数据标签属性为“异常”的隶属度函数为

$$B(x)=1-A(x) \tag{2}$$

式中：$B(x)$ 为数据标签属性“异常”的隶属度函数值。

4.3　模糊推理标签的生成

首先，将模糊离散后的基础数据标签，按 7∶3 的比例随机划分为训练集及测试集，并基于训练集进行模糊关联规则挖掘，之后利用挖掘出的模糊规则为模糊推理系统提供支持，对测试样本集进行模糊推理，最后形成深度标签。若需要对推理结果得到的深度标签进行优化，则可对规则挖掘过程中人为设置的最小置信度及最小支持度进行调整，或者更改训练集与测试集的比例。

5　应用案例及成效

大数据标签体系是一套位于大数据中心和调控业务平台之间的“中间层”组件，用于实现大数据标签体系的业务化应用。大数据标签体系的应用模式，如图 6 所示。

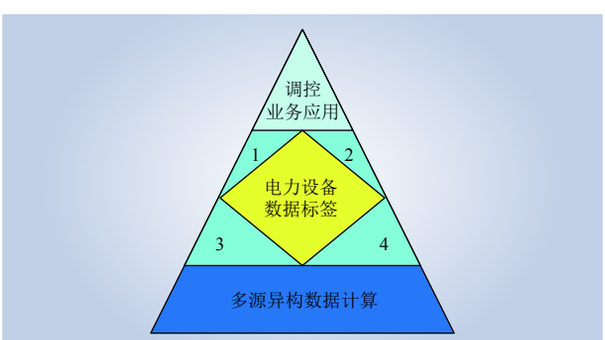

图 6　大数据标签体系的应用模式

Fig. 6　Application model diagram of big data label system

在多源数据计算平台与调控业务应用平台之间设立的是以数据标签中心为核心分层建立的电力大数据处理模块。模块 1 实现大数据标签体系的可视化展示功能，为数据标签提供人工配置、

修改的功能；模块 2 用于实时统计数据标签被上层（即调控业务应用层）引用的频次与关注需求，反馈给下面的计算层，增加此类数据标签的权重，实现数据处理顺序的优化与标签可视化位置的搬迁。模块 3 提供标签聚类计算平台，而后提供给模块 4 进行各类数据标签的关联性分析，形成深度标签。

为进一步说明电力设备大数据标签体系在调控领域中的实用性能，以某市某站 2 号主变压器的相关电力数据接入为例，实现了最近一次告警信息为主的大数据标签体系构建，具体如图 7 所示。

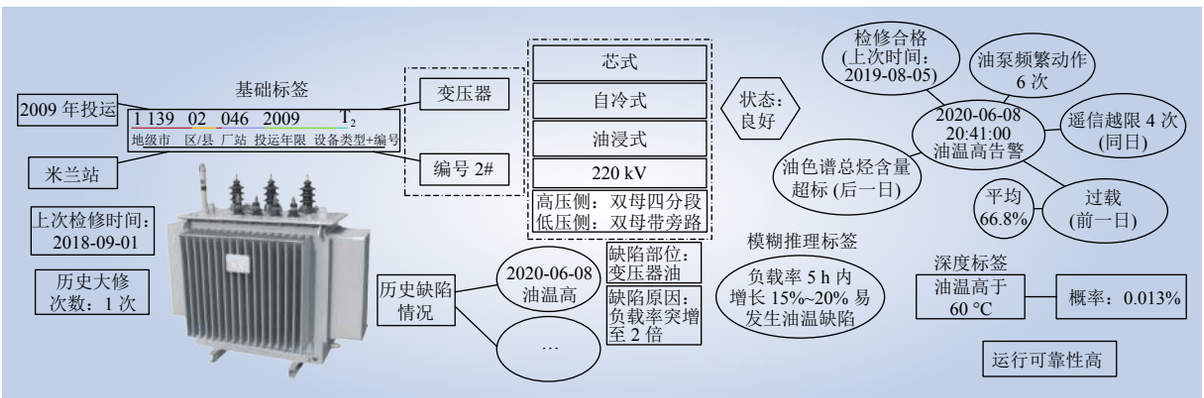

图 7 2 号变压器大数据标签体系

Fig. 7 Big data labeling system of 2# power transformer

设备于 2020 年 6 月 8 日发生油温高告警，告警发生前油泵出现反复动作复归 6 次、负载率最高激增至最高 72%，负载率平均值正常值 2 倍但未达到重载标准的情况，经查验得知由于同站另一台变压器停电检修导致，而检修周期结束后又出现了油温异常升高但未达到报警值的情况。

经深度标签化数据挖掘可知，该设备日后发生油温异常升高类型的故障概率为 0.013%，负载率增加 15% ~20% 时，易引发缺陷暴露，但经机器学习统计发现不是所有变压器发生油温异常情况时都会出现油泵反复动作的情况。可见大数据标签体系可随时间推移不断扩充丰富。

6 结论

面向电网调控的电力设备大数据标签体系以数据关联为核心，提供了基础及深度的应用模型的组织和融合，实现电力数据的高效存储与利用。具体得到了如下结论。

（1）针对基本信息、运行数据和状态数据实现针对性处理和有效调用，电力设备大数据标签体系实现多源数据的互联互通与分配管理。

（2）通过构建多源系统中设备编码对应表的方式，统一电力设备 ID，提出多源设备信息核心标签的构建，围绕统一的设备核心标签，可以消除电力系统中的“信息孤岛”问题，更轻松地实现在多源系统中对同一电力设备的信息检索与数据关联。

（3）基于模糊推理系统的关联规则挖掘，相较于其他关联规则能更好反映设备与状态之间的实际联系，可将基础数据标签库中的标签经过模糊离散后生成具有模糊属性的数据标签库，对其进行组合分析，从中提取的模糊关联规则衍生出深层标签。

（4）搭建大数据标签体系的深度应用框架，将电力设备数据标签体系置于大数据中心和调控业务平台之间，规划其基本功能和业务应用，加强业务架构和数据架构间的联系，有利于进一步发挥数据标签体系的应用价值。

参考文献：

[1] 季学纯, 徐春雷, 杨志宏, 等. 电网调控模型中心体系架构与关键技术 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42(16): 127–132,154.
JI Xuechun, XU Chunlei, YANG Zhihong, *et al*. Structure and key technologies of power grid dispatching and control model center[J].

Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(16): 127–132,154.

[2] 李鹏, 毕建刚, 于浩, 等. 变电设备智能传感与状态感知技术及应用 [J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3097–3113.
LI Peng, BI Jiangang, YU Hao, *et al*. Technology and application of intelligent sensing and state sensing for transformation equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3097–3113.

[3] 范士雄, 李立新, 王松岩, 等. 人工智能技术在电网调控中的应用研究 [J]. 电网技术, 2020, 44(2): 401–411.
FAN Shixiong, LI Lixin, WANG Songyan, *et al*. Application analysis and exploration of artificial intelligence technology in power grid dispatch and control[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 401–411.

[4] 程乐峰, 余涛, 张孝顺, 等. 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望 [J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 15–31.
CHENG Lefeng, YU Tao, ZHANG Xiaoshun, *et al*. Machine learning for energy and electric power systems: state of the art and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 15–31.

[5] 吕辉, 许道强, 仲春林, 等. 基于电力大数据的标签画像技术与应用研究 [J]. 电力信息与通信技术, 2017, 15(2): 43–48.
LV Hui, XU Daoqiang, ZHONG Chunlin, *et al*. Study on tag portrait technology based on electric power big data and its application[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2017, 15(2): 43–48.

[6] 严英杰. 基于大数据分析技术的输变电设备状态评估方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2018
YAN Yingjie. Research on condition evaluation of power equipment based on big data analysis technology[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.

[7] 李阿勇, 税雪, 宋志伟. 数据标签研究与应用 [J]. 电力大数据, 2020, 23(6): 69–74.
LI Ayong, SHUI Xue, SONG Zhiwei. Research and application of data tag[J]. Power Systems and Big Data, 2020, 23(6): 69–74.

[8] 赵锡艺, 曾茜. 电力大数据在大客户信用评级服务中的应用研究 [J]. 电力大数据, 2017, 20(10): 65–68.
ZHAO Xiyi, ZENG Qian. The application exploration of big power data in key account credit rating service[J]. Power Systems and Big Data, 2017, 20(10): 65–68.

[9] 关守姝, 孟岩, 韩伟, 等. 基于电力大数据的用户用电感知研究 [J]. 电力大数据, 2019, 22(10): 58–64.
GUAN Shoushu, MENG Yan, HAN Wei, *et al*. Research on user electricity consumption perception based on power big data[J]. Power Systems and Big Data, 2019, 22(10): 58–64.

[10] 叶康, 冷喜武, 肖飞, 等. 基于大数据标签技术的电网监控智能分析方法 [J]. 电测与仪表, 2019, 56(4): 75–79.
YE Kang, LENG Xiwu, XIAO Fei, *et al*. Intelligent analysis method of power grid monitoring based on big data label technology[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(4): 75–79.

[11] 许金玲, 孟庆福, 刘婧. 基于大数据的网络公开课标签库建设 [J]. 现代电子技术, 2016, 39(3): 101–103,108.
XU Jinling, MENG Qingfu, LIU Jing. Construction of network public class label database based on big data[J]. Modern Electronics Technique, 2016, 39(3): 101–103,108.

[12] 王青松, 姜富山, 李菲. 大数据环境下基于关联规则的多标签学习算法 [J]. 计算机科学, 2020, 47(5): 90–95.
WANG Qingsong, JIANG Fushan, LI Fei. Multi-label learning algorithm based on association rules in big data environment[J]. Computer Science, 2020, 47(5): 90–95.

[13] 周祺. 基于统计与词典相结合的中文分词的研究与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015
ZHOU Qi. Research and implementation of Chinese word segmentation based on the combination of statistics and dictionary[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.

[14] 杨超, 张霖. 基于多维度特征参量的输变电设备故障概率计算 [J]. 电气开关, 2020, 58(5): 32–38.
YANG Chao, ZHANG Lin. Fault probability calculation of power transmission and transformation equipments based on multi-dimensionality-characteristic parameters[J]. Electric Switchgear, 2020, 58(5): 32–38.

[15] 白一鸣. 基于数据挖掘技术的模糊推理系统设计 [D]. 大连: 大连海事大学, 2013
BAI Yiming. Designing fuzzy inference system based on data mining technology[D]. Dalian Dalian Maritime University, 2013.

[16] 肖建, 白裔峰, 于龙. 模糊系统结构辨识综述 [J]. 西南交通大学学报, 2006, 41(2): 135–142.
XIAO Jian, BAI Yifeng, YU Long. Overview of fuzzy system structure identification[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2006, 41(2): 135–142.

[17] 李泽文, 邓拓夫, 曾祥君, 等. 智能电网能量流的时空多尺度大数据探讨 [J]. 电力科学与技术学报, 2015, 30(1): 22–27.
LI Zewen, DENG Tuofu, ZENG Xiangjun, *et al*. Study on big data with time-space multi-scale for smart grid power flow[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2015, 30(1): 22–27.

[18] 吴瞻宇, 董明, 王健一, 等. 基于模糊关联规则挖掘的电力变压器故

障诊断方法 [J]. 高压电器, 2019, 55(8): 157–163.
WU Zhanyu, DONG Ming, WANG Jianyi, *et al*. Fault diagnosis of power transformer based on fuzzy association rules mining[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(8): 157–163.

[19] RAUCH J. Expert deduction rules in data mining with association rules: a case study[J]. Knowledge and Information Systems, 2019, 59(1): 167–195.

[20] 王德文, 杨力平. 智能电网大数据流式处理方法与状态监测异常检测 [J]. 电力系统自动化, 2016, 40(14): 122–128.
WANG Dewen, YANG Liping. Stream processing method and condition monitoring anomaly detection for big data in smart grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(14): 122–128.

[21] 李富鹏, 沈秋英, 王森, 等. 基于大数据和多因素组合分析的单元制配电网精细化负荷预测 [J]. 智慧电力, 2020, 48(1): 55–62.
LI Fupeng, SHEN Qiuying, WANG Sen, *et al*. Refined load forecasting method for unit distribution network based on big data and multiple factors[J]. Smart Power, 2020, 48(1): 55–62.

[22] 王赛一, 余建平, 孙丰杰, 等. 电力大数据的价值密度评价及结合改进 k-means 的提升方法研究 [J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 8–15.
WANG Saiyi, YU Jianping, SUN Fengjie, *et al*. Evaluation and promotion methods with improved k-means for value density of electric power big data[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 8–15.

[23] 郑倩, 李刚, 盛妍, 等. 基于社会感知的电力服务渠道网点推荐系统 [J]. 智慧电力, 2018, 46(10): 49–54.
ZHENG Qian, LI Gang, SHENG Yan, *et al*. Electric power service network recommendation system based on social perception computation[J]. Smart Power, 2018, 46(10): 49–54.

[24] 李清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 161–166.
LI Qing. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 161–166.

[25] 方静, 彭小圣, 刘泰蔚, 等. 电力设备状态监测大数据发展综述 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(23): 176–186.
FANG Jing, PENG Xiaosheng, LIU Taiwei, *et al*. Development trend and application prospects of big data-based condition monitoring of power apparatus[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(23): 176–186.

作者简介：

刘文君（1997—），女，硕士研究生，从事电力设备状态监测与电力大数据分析研究，E-mail：490188310@qq.com；

徐元孚（1964—），男，高级工程师，从事变电站监控运行分析及设备检修决策技术研究，E-mail：yuanfu.xu@tj.sgcc.com.cn。

（责任编辑　杨彪）

Structure and Key Technologies of Big Data Labeling System for Power Equipment Operation Status

LIU Wenjun[1], DONG Ming[1], XU Yuanfu[2], HAN Qiang[2], WANG Xin[2], XU Lei[2], DU Ming[3]

(1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Grid Tianjin Electric Power Research Institute, Tianjin 300384, China; 3. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300143, China)

Abstract: With the rapid development and deep application of big data analysis technology in power grid, data label technology provides people with a new idea of data integration. Big data labels for power equipment can realize rapid identification and extraction of useful data from massive and discrete data in a flexible way, which not only contributes to make multidimensional judgments on power equipment for power grid operators, but also provides a basis for subsequent power data mining modeling. A multi-dimensional data labeling system for power equipment is proposed, which lays a foundation for realizing intelligent monitoring of power grid.

This work is supported by Science and Technology Project of SGCC (NO.SGTJDK00 DWJS2000309).

Keywords: big data analysis; power equipment; running state; data label