



电测与仪表

Electrical Measurement & Instrumentation

ISSN 1001-1390,CN 23-1202/TH

《电测与仪表》网络首发论文

题目：基于大数据和机器学习的用电异常行为分析系统
作者：杨铮宇
收稿日期：2020-06-16
网络首发日期：2020-08-28
引用格式：杨铮宇. 基于大数据和机器学习的用电异常行为分析系统. 电测与仪表.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20200827.1730.042.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于大数据和机器学习的用电异常行为分析系统

杨铮宇

(云南电网有限责任公司计量中心, 昆明 650051)

摘要：用户用电异常行为不仅对接入设备和用户本身产生影响，更会危及电网的正常运行，因此对用电异常行为的分析至关重要。基于大数据和机器学习技术，设计了一种用电异常行为分析系统，并提出了系统设计的总体框架和相关配置。所设计系统对用户用电的用电量、电压质量、负载及三相不平衡率、无功及功率因数等方面可以进行异常分析，并以可视化的方式向管理员和用户展示。同时，对高风险用户进行预警和跟踪处理，对窃电行为展开调查分析。本系统可以有效分析用户用电异常行为及进行窃电预警，对电网稳定运行起到关键作用。

关键词：用电异常行为；大数据；机器学习；聚类分析；窃电预警

中图分类号：TM71

文献标识码：A

文章编号：1001-1390(2020)00-0000-00

Analysis system of abnormal behavior of electricity consumption based on big data and machine learning

Yang Zhengyu

(Metering Center, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650051, China)

Abstract: Abnormal behavior of electricity consumption not only affects access equipment and users themselves, but also endangers the normal operation of power grid. Therefore, the analysis of abnormal behavior of electricity consumption is very important. Based on big data and machine learning technology, an analysis system of abnormal behavior of electricity consumption is designed, and the overall framework and relevant configuration of the system design are proposed. The designed system can analyze the abnormal factors such as power consumption, voltage quality, load, three-phase unbalance rate, reactive power and power factor, etc., and show them to administrators and users in a visual way. Meanwhile, early warning and tracking processing are conducted to high-risk users to carry out investigation and analysis of stealing electricity. The system can effectively analyze abnormal behaviors of users and give early warning of electricity theft, which plays a key role in the stable operation of power grid.

Keywords: abnormal electricity behavior, big data, machine learning, clustering analysis, early warning of electricity theft

0 引言

随着社会经济的不断发展，电力运行也承受着越来越大的压力，其中用户的异常用电行为尤为严重。它不仅会影响用户自身的用电质量，还可能危及电网的安全运行^[1]。传统的用电异常行为检测方法主要依靠人力，效率低下且出错性高。随着智能电网的不断发展，电力系统产生大量的运行数据。因此，

从庞大的数据库中提炼出想要的信息，并从中对异常行为数据进行分析是辨识用电异常的可行性方法之一^[2]。

文献[3]介绍了基于大数据技术的用电行为异常分析的特点和功能，并从系统架构、功能设计和接入方案对系统的开发进行了论述。文献[4]基于无监督学习方法，提出一种用户用电异常的检测模型，

可快速检测异常行为，并针对该用户是否成为异常用户标识概率值，显著增加了计算效率。文献[5]通过对电量大数据的深入挖掘实现对窃电用户的及时确认。结果表明，该方法可有效提高窃电辨识的准确性，具有一定的实用性。文献[6]基于样本检测的协同森林技术对用电数据进行检测，仿真算例证明了方法的可靠性。

用户的异常用电行为对系统运行有较大的影响，同时用户运行数据体系较为庞大，如何利用该数据库进行用电行为分析是当今研究热点。因此，本文基于大数据和机器学习技术，构建一种用户用电异常行为分析系统。从用户用电量、用户电压质量、负载及三相不平衡率、无功及功率因素等多方面进行异常分析，保证用户的用电质量。同时设计高风险用户管理体系，构建窃电模型进行窃电预测，同时对高风险用户进行追踪管理，确保电力系统的正常稳定运行。

1 用电异常行为分析系统平台总体构架

1.1 总体构架

系统采用 J2EE 架构，可满足根据不同角色进行功能授权，需兼容主流的浏览器^[7]。系统架构在满足稳定性、性能要求的基础上，应能够提供良好的界面展示及人机交互，提升用户使用感受，系统需具备较强的可扩展性和较低的运维成本，如图 1 所示。

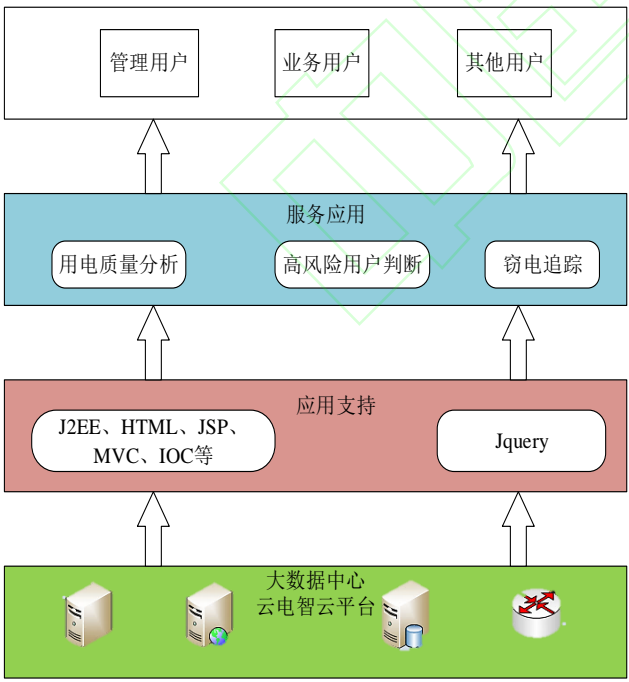


图 1 系统结构框图

Fig.1 Block diagram of system structure

总体架构由基础设施、应用支持平台及应用构成，且整体技术又包括安全体系和标准体系全过程管理。其中技术安全包括应用安全、数据安全和环境安全，项目的集成接口建设遵循标准的编码规范、接口规范和数据规范等。

(1) 基础设施：基础设备主要包括分析应用系统具备的应用服务器、数据库服务器、操作系统等设备及系统运行的网络环境。

(2) 技术开发支撑平台：支撑平台主要包括开发的 J2EE 开发组件、页面 HTML、JSP 及 JavaScript 开发、及第三方开发 JQuery 组件等。

(3) 功能应用：功能应用主要包括服务应用主要包括台区及线路的 web 功能展示应用及 app 后台管理，主要包括在线监测、异常分析及数据管理等，同时实现 WEB 展示和大屏展示。

(4) 系统使用者包括系统业务人员用户、管理用户等。

1.2 “云电智云”技术基础

云南电网已经基于阿里的技术体系，构建云南电网的“1+1+1”电力大数据中心，图图 2 所示，即 1 个大数据平台（含数据中心），1 套大数据资产运营体系（含大数据运营中心），1 套大数据治理体系（含以数据源、数据标准、数据安全为核心的数据资产管理工具）；对内使公司的电网管制业务提质、增效；对外开展竞争性业务，数据变现、创造价值。

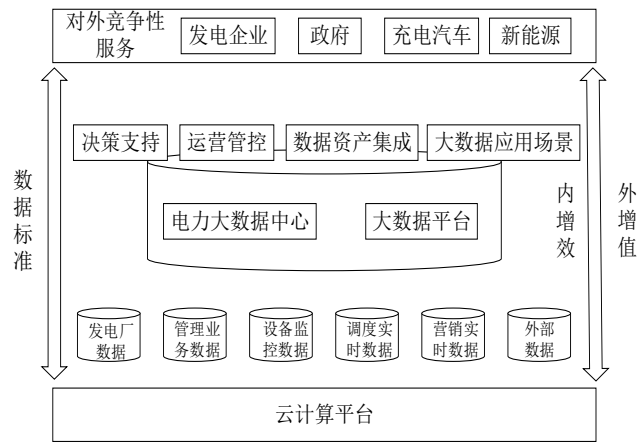


图 2 大数据平台结构

Fig.2 Structure of big data platform

云南电网的大数据平台是一个技术支撑平台，从数据“采、存、通、用”流程角度，分为数据采集层、数据存储层、数据计算层、数据分析层、平台服务层。平台整体部署在公司云平台之上，使用云平台提供的计算和存储服务，本身天然拥有弹性伸缩能

力。平台是公司数据汇聚中心、统一数据及数据服务唯一来源，是公司大数据应用的开发支撑平台。

1.3 软件配置方案

本文设计的用电异常行为分析系统集成云电智云大数据平台、营销管理系统、售电业务支持系统，获取海量运行数据的基础上，对数据进行分析。本文依照 JAVA EE 规范，采用兼容性高的系统软件，为今后平台接入做好准备，提供平台支撑。系统基于 HTML5、XML 等通用技术标准，设计用户、管理员双模式。需要以下系统软件，具体如表 1 所示。

- (1) 数据库：≥Mysql 5.6;
- (2) 操作系统：≥CentOS 7;
- (3) 中间应用程序服务器：Tomcat 8。

表 1 平台软件配置

Tab.1 Platform software configuration

设备	型号	备注
中间件	Tomcat 8	采用云电智云平台标准配置
数据库	≥Mysql 5.6	采用云电智云平台标准配置
操作系统	≥CentOS 7	采用云电智云平台标准配置

以上系统软件均采用采用云电智云平台标准配置，技术相对成熟，使用可靠。

1.4 硬件配置方案

本系统在 ECS 接口服务器配置两颗 1.8 GHz CPU、32 G 内存、300 G 硬盘。为提供更好的用户体验和管理效率，在 WEB 服务器配置不低于两颗 1.8 GHz CPU、64 G 内存以及 500 G 硬盘。由于在应用端，有可视化数据图与相关视频图片的输入，因此在应用服务器配置四颗不低于 1.8 GHz CPU、64 G 内存以及 500 G 硬盘，如表 2 所示。

表 2 平台硬件配置

Tab.2 Platform hardware configuration

服务器类型	规格	数量	备注
ECS 接口服务器	CPU:1.8GHz, 内存:32G, 硬盘:300G	2	采用云电智云平台标准配置
ECS WE 服务器	CPU≥1.8GHz, 内存:≥64G, 硬盘:≥500G	2	采用云电智云平台标准配置
ECS 应用服务器	CPU:≥1.8GHz, 内存:≥64G, 硬盘:≥500G	4	采用云电智云平台标准配置

1.5 部署方式

结合本项目的技术架构和项目模板，本项目采用如下方式进行部署，如图 3 所示。

(1) 所有服务器均采用云电智云平台的资源进行数据分析和计算；

- (2) 数据分析服务器实现模型的构建和分析；
- (3) 接口服务器用于项目分析成果的对外数据交互；
- (4) WEB 展现服务器，实现对数据的可视化展现。

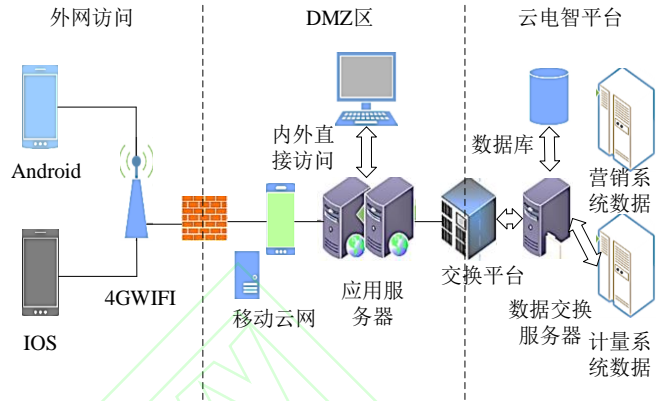


图 3 部署方式图

Fig.3 Diagram of deployment method

1.6 数据库设计原则

数据库设计遵循如下原则：(1) 模块化设计。系统的设计以模块化为准则，根据需求，将系统划分为不同的相互独立的模块，定义出模块间的调用关系和数据交换方式。使用这样的设计，在后期的维护过程中，只需要寻找到需要完善的模块，而不必关心其他模块的运行，以达到提供可维护性的目标；(2) 面向对象的封装。程序的设计采用面向对象的设计方式，将各种功能逻辑进行抽象封装，放置在一个独立的逻辑单元内，外界面对于此功能的调用通过相关接口，而不必关心封装体内部的实现。和模块化类似的是，模块化是粗粒度的封装，对象是细粒度的封装。通过这样层层封装的模式，尽最大的可能提高系统的可维护性；(3) 完善的文档、注释。

在系统的设计、开发等各个阶段，重视相关文档和程序注释的完善。务必做到每个细微的设计都在文档中详细描述，每一个方法代码都有注释。通过这样的方法，让未接触过系统的人也可以迅速的理解系统的设计思想、实现思路。

2 用电异常行为分析系统原理

2.1 技术原理实现用电行为异常分析

用户异常行为的判定在于用户采集到的数据的梳理和异常数据判定的学习。随着信息化工作的深入，大数据处理扮演的角色越来越重要。通过大数

据对用户采集到的实时数据输入存储,为降低数据处理的压力,运用聚类算法对数据进行分类,根据数据偏离聚类中心的程度判断数据异常程度,盘里越大,说明异常程度越高。利用机器学习跟踪学习数据异常判定,明确某用户的正常用电行为。当其检测到该用户出现频繁异常用电时,便定义该用户为高风险用户,并展开对该用户的用电追踪。同时利用异常数据进行用户用电异常、电压质量异常等判定。异常用电行为分析技术实现流程如图4所示。

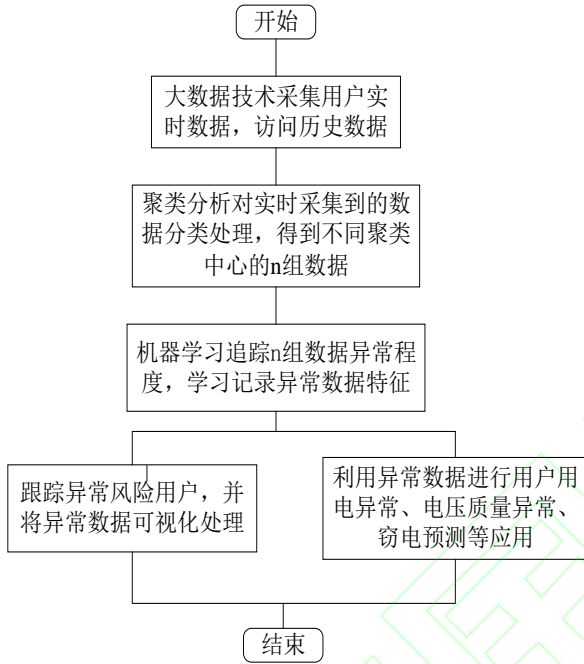


图4 异常用电行为分析技术实现流程

Fig.4 Implementation process of abnormal behavior of electricity consumption analysis technology

2.2 基于大数据和聚类分析数据处理

大数据技术^[8-10]就是从广阔的数据库中快速获取有价值数据的技术,主要包括大数据输入、大数据存储、数据挖掘、大数据共享和数据交换五方面。

通过对用户历史数据的分析与理解,确定用户“正常行为”,并对可能出现的异常行为进行分析,判断出现问题的环节,以可视化的形式展现。数据传输原理如图5所示。

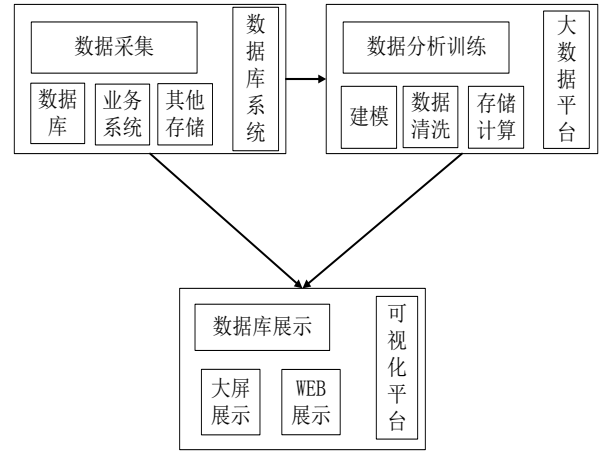


图5 数据传输原理图

Fig.5 Schematic diagram of data transmission

为减小处理器压力,确定可能的异常用电数据,采用模糊聚类的方法对采集的数据进行预处理,将原始数据按聚类中心分为多个场景,利用机器学习对比原始数据确定用户异常用电信息。

采集到的数据样本向量为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 数据样本总数 N , 模糊聚类分析法^[17-18]把聚类中心作为每个类别中所有序列的代表向量,将聚类中心记为 $c_i (i=1, 2, \dots, C)$, 每个数据都有一个隶属度,表明此数据对某个聚类中心的紧密程度,其取值范围为0至1,大小则代表了隶属的程度,数值越大,属于此类的可能性越高,每个数据集的隶属度相加等于1,那么优化分类的目标则是使得各簇中的序列与聚类中心形成的价值函数最小。

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, i = 1, \dots, C \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^N u_{ij} = 1 \quad (2)$$

$$u_{ij} = \left(\frac{c}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{D(x_j, c_i)}{D(x_j, c_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \right)^{-1} \quad (3)$$

$$\min \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m D^2(x_j, v_i) \quad (4)$$

式中 u_{ij} 为第 i 类第 j 元素的隶属度; D 为距离函数,用以计算聚类中心和各元素直接的距离值。传统距离函数包括欧几里得距离、曼哈顿距离等; m 表示 FCM 的柔性参数,如果 m 太大,则分类效果较差,本文取为 $2^{[16]}$ 。

2.3 基于机器学习实现异常用电行为预警

机器学习^[11-12]可以通过监督学习对象数据,形成一般性行为认知,并赋予其定义标签。同时对异常行为进行判定,标识其非正常行为。大数据时代对数据处理能力要求激增,机器学习高效处理各类问题已逐渐引起研究人员重视。面对现代复杂庞大的数据,机器学习如何有效的学习利用这些信息、智能的分析数据,是目前关注的主要方向。

因此,本文基于机器学习法实现窃电行为^[13-15]的预警。通过对数据集的监督分类,明确某用户的正常用电行为。当其检测到该用户出现频繁异常用电时,便定义该用户为高风险用户,并展开对该用户的用电追踪。

机器学习采用决策树算法^[19-20],在 ID3 算法中引入信息增益用于选择最优的特征构建决策树并判断每一步不确定下降程度。但存在过拟合和缺失值的问题,为解决 ID3 算法利用信息增益容易选择取值较多的特征从而引起过拟合问题, C4.5 算法引入了信息增益率,计算公式如下, I_R 信息增益率:

$$I_R(X, Y) = \frac{I(Y, X)}{H_Y(X)} \quad (5)$$

式中 X 是特征样本输出集合; Y 是特征样本。特征熵 $H_Y(X)$ 公式为:

$$H_Y(X) = - \sum_{i=1}^n \frac{|x_i|}{|X|} \log_2 \frac{|x_i|}{|X|} \quad (6)$$

特征熵随着特征数的增大而增大,特征熵作为分母能有效解决过拟合问题,可将信息增益率最大值作为决策树节点。

信息增益 $I(Y, X)$ 公式如下所示:

$$I(Y, X) = H(Y) - H(Y/X) \quad (7)$$

$$H(Y) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (8)$$

$$H(Y/X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i, y_i) \log p(x_i, y_i) \quad (9)$$

式中 n 表示随机变量 X 的 n 种取值; p 表示随机变量 X 取不同值时的概率; \log 的底数为 2 或者 e 。

3 用电异常行为分析系统应用

3.1 应用功能

如图 6 所示。

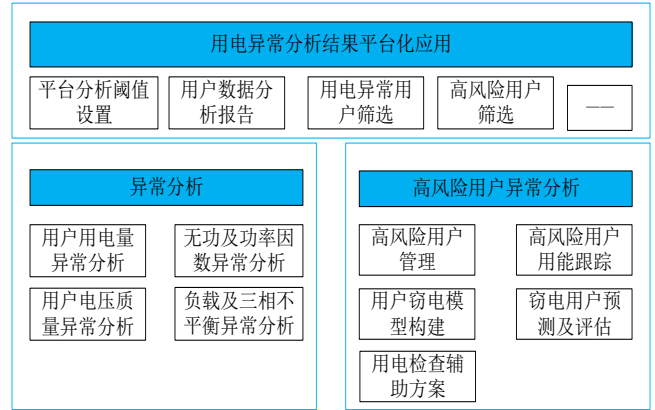


图 6 功能框架

Fig.6 Functional framework

异常分析功能介绍如下:

(1) 用户用电量异常分析: 根据计量日冻结电量, 结合营销用电客户的计费档案模型, 实现用户每天日电量的计算和跟踪。本功能的主要目标是找出用户电量突增突减的用户, 用于排查出现电量异常的用户;

(2) 用户电压质量异常分析^[21-22]: 根据计量用户计量点电压质量数据, 分析用户电压的稳定性情况。本功能的主要目标是分析用户电压质量情况, 一是电压是否达标、二是电压是否稳定;

(3) 负载及三相不平衡率异常分析: 结合用户台变的负载情况及各相电压、电流情况, 分析用户的负载率及三相不平衡率。本功能的主要目标是分析用户变压器负载情况和三相平衡情况;

(4) 无功及功率因素异常分析: 结合用户的无功电量情况, 分析用户的功率因素情况, 辅助指导用户是否加装无功补偿装置。本功能的主要目标是分析用户无功电量和功率因素, 分析是否需要加装无功补偿设备。

高风险用户用电异常分析模块主要包括五个方面:

(1) 高风险用户管理: 依托营销管理系统、信用体系评价以及客户画像等系统的分析结果, 形成高风险用户群, 进行重点管理;

(2) 高风险用户用能跟踪: 针对识别出来的高风险用户, 结合准实时线损、准实时负荷、日电量跟踪情况, 实现对用户的用能跟踪。如图 7 所示。上方是查询条件, 中间是高风险用户信息列表。操作员可通过本功能查询高风险用户信息, 实现对用户的用能跟踪; 在上方的查询条件表单输入过滤条件, 根据选择的分析类型(按日分析、按月分析)

查询高风险用户的日、月用电量信息在中间的高风险用户信息列表中显示。图 8 是用户日电量曲线；

(3) 用户窃电模型构建：根据用户台区线损情况、电量波动性情况、用电负荷跟踪等综合数据，通过机器学习的聚类分析、随机森林等算法，构建用户窃电模型实现对用户窃电的分析；

(4) 窃电用户预测及评估：根据窃电模型分析的数据，采用机器学习等智能识别算法，实现对用户是否窃电进行预判；

(5) 用电检查辅助方案：根据窃电模型分析的数据，生成用户窃电行为的数据证据，辅助电网企业开展用电检查方案的制定和核查。

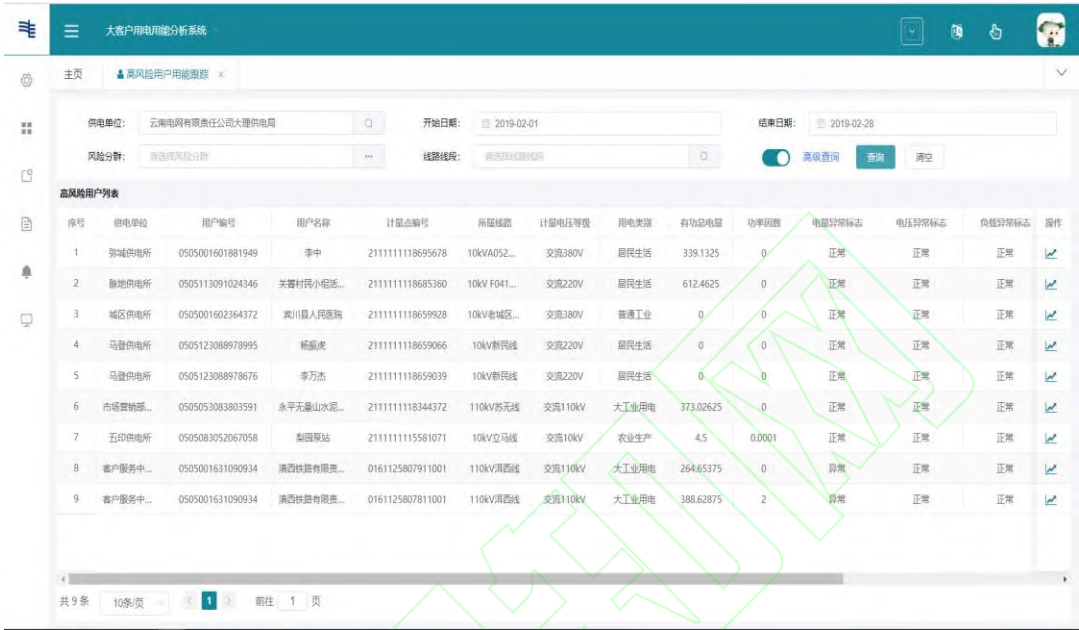


图 7 高风险用户用能跟踪界面
Fig.7 High-risk user energy tracking interface

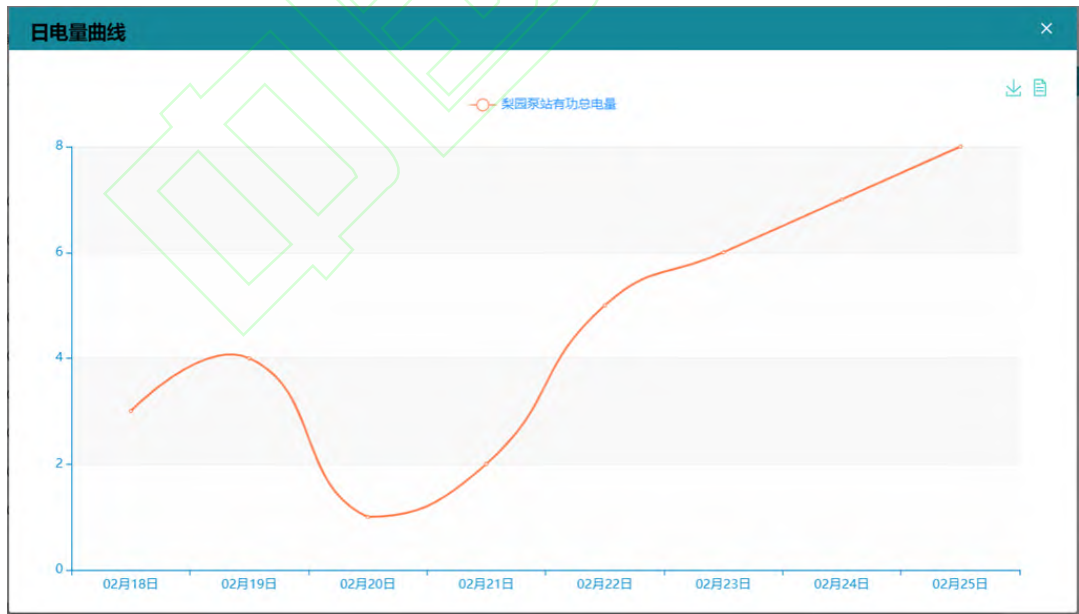


图 8 用户日电量曲线
Fig.8 User daily power curve

3.2 安全方案

3.2.1 网络安全

(1) 根据电网企业信息安全防护要求, 系统部署在综合数据区;

(2) 配置访问控制策略, 对服务器配置指定 IP 的安全访问;

(3) 系统的权限验证根据系统功能菜单和功能点, 根据系统需要针对不同角色开放不同的权限。

3.2.2 Web 应用服务器安全

(1) 随时保持最新的安全补丁, 安装防火墙、防病毒和入侵检测软件;

(2) 对于涉密的 WEB 服务器^[23]只开放 TCP 端口 443 (HTTPS), 基于 SSL 协议对传输数据进行加密;

(3) 对服务的访问进行严格的身份验证和授权检查, 防止绕过访问控制访问非授权资源;

(4) 对保存在文件系统中的涉密信息进行加密保存(公钥加密与密码加密的结合);

(5) 限制输入错误密码的次数。

3.2.3 数据库服务器安全

(1) 随时保持最新的安全补丁, 退出不必须的端口和服务, 安装防火墙、防病毒和入侵检测软件;

(2) 数据库密码配置文件需要妥善保存, 防止被非法获取;

(3) 对涉密数据库的访问进行严格的访问控制。甚至建立更高级别的安全域, 在区域边界放置防火墙, 进行严格的访问控制。

4 结束语

在电力系统的运行过程中, 由于设备损坏等客观原因或者窃电等主观行为, 都可能导致设备异常、计量异常或增加电网及设备风险等异常用电的情况。此类异常用电行为不仅会对用户正常用电产生影响, 甚至会对电网正常运行造成严重后果。因此, 本文提出了一种用电异常行为的分析系统, 主要成果如下:

(1) 基于大数据技术实现用电行为异常分析, 对用户的用电量、电压质量、负载及三相不平衡率、无功及功率因数等方面进行异常分析;

(2) 基于机器学习实现窃电行为预警, 及时发现高风险用户, 并对其进行用电行为跟踪;

(3) 本系统基于云电智云大数据平台, 采用 J2EE 架构, 可满足根据不同角色进行功能授权, 兼容主流的浏览器。用户并发数最高 50 人; 同时在线用户数: 最高 1 000 人; 普通查询功能响应速度 3 s

以内, 统计分析类功能响应速度 10 s 以内; 支持 2 000 条线路, 3 万台区, 200 万计量点的日线损计算。

参考文献

- [1] R. Bhandari, S. Gonzalez, M.E. Ropp. Investigation of two anti-islanding methods in the multi-inverter case[C]// Power & Energy Society General Meeting-conversion & Delivery of Electrical Energy in the Century. IEEE, 2008.
- [2] 窦健, 刘宣, 卢继哲, 等. 基于用电信息采集大数据的防窃电方法研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 1-7.
Dou Jian, Liu Xuan, Lu Jizhe, et al. Research on Electricity Anti-Stealing Method Based on Power Consumption Information Acquisition and Big Data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(21): 1-7.
- [3] 杨雾, 曾现均, 姚龙, 等. 基于大数据挖掘的异常用电监测研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2019, (8): 219-222.
Yang Ji, Zeng Xianjun, Yao Long, et al. Research on abnormal electricity monitoring based on large data mining[J]. Automation & Instrumentation, 2019, (8): 219-222.
- [4] 庄池杰, 张斌, 胡军, 等. 基于无监督学习的电力用户异常用电模式检测[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(2): 379-387.
Zhuang Chijie, Zhang Bin, Hu Jun, et al. Anomaly detection for power consumption patterns based on unsupervised learning[J]. Proceeding of the CSEE, 2016, 36(2): 379-387.
- [5] 李宁, 尹小明, 丁学峰, 等. 一种融合聚类 and 异常点检测算法的窃电辨识方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 1-7.
Li Ning, Yin Xiaoming, Ding Xuefeng, et al. A Method of Stealing Identification Based on Fusion of Clustering and Abnormal-Point Detection Algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(21): 1-7.
- [6] 梁跃. 基于机器学习的电力用户用电异常检测技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [7] Huan D, Min L, Bo-Ping L, et al. Energy-saving Supervision System Based on J2EE[J]. computer and modernization, 2016.
- [8] 彭小圣, 邓迪元, 程时杰, 等. 面向智能电网应用的电力大数据关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 503-511.
Peng Xiaosheng, Deng Diyu, Cheng Shijie, et al. Key Technologies of Electric Power Big Data and Its Application Prospects in Smart Grid[J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(3): 503-511.
- [9] 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.
- [10] 刘广一, 朱文东, 陈金祥, 等. 智能电网大数据的特点、应用场景与分析平台[J]. 南方电网技术, 2016, 10(5): 102-110.

- Liu Guangyi, Zhu Wendong, Chen Jinxiang, et al. Characteristics, Application Scenarios and Analysis Platform of Smart Grid Big Data[J]. Southern Power System Technology, 2016,10(5): 102-110.
- [11]杨景刚, 邓敏, 马勇, 等. 基于深度学习的 PRPD 数据特征提取方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(3): 99-104, 115.
- Yang Jinggang, Deng Min, Ma Yong, et al. Feature extraction of PRPD data based on deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 99-104, 115.
- [12]Schmidhuber, Jürgen. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [13]李端超, 王松, 黄太贵, 等. 基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 143-151.
- Li Duanchao, Wang Song, Huang Taigui, et al. Key technologies of line loss and stealing electricity prediction analysis based on big data platform[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 143-151.
- [14]林锐涛. 用离散系数分析住宅用电异常情况的方法探讨[J]. 供用电, 2008, 25(1): 71-73.
- Lin Ruitao. Discussion on the Method of Analyzing Abnormality of Residential Load Using Discrete Factor[J]. Distribution & Utilization, 2008, 25(1): 71-73.
- [15]彭显刚, 潘可达, 等. 基于季节性负荷自适应划分及重点分割的多分段短期负荷预测[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 603-613.
- Peng Xiangang, Pan Keda, et al. Multi-segment short-term load forecasting based on seasonal load adaptive partitioning and important point partitioning[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 603-613.
- [16]高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安电子科技大学出版社, 2004.
- [17]余飞鸿, 陈永强, 雷霞, 等. 基于模糊聚类 and 组合预测算法的光伏短期预测[J]. 计算机仿真, 2019, 36(2): 447-451, 457.
- Yu Feihong, Chen Yongqiang, Lei Xia, et al. Short-term photovoltaic forecasting based on fuzzy clustering and combined forecasting algorithms[J]. Computer Simulation, 2019, 36(2): 447-451, 457.
- [18]赵晓君, 张立梅, 杜坤. 基于聚类算法和粗糙集理论的分布式电源状态约简[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(5): 103-109.
- Zhao Xiaojun, Zhang Limei, Du Kun. Reduction of distributed power states based on clustering algorithm and rough set theory[J]. Journal of Power System and Automation, 2019, 31(5): 103-109.
- [19]刘俊杰, 王珺, 王梦林, 等. SDN 中基于 C4.5 决策树的 DDoS 攻击检测[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(20): 84-88, 127.
- Liu Junjie, Wang Jun, Wang Menglin, et al. DDoS attack detection based on C4.5 decision tree in SDN[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(20): 84-88, 127.
- [20]谢桦, 陈俊星, 赵宇明, 等. 基于 SMOTE 和决策树算法的电力变压器状态评估知识获取方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2): 137-142.
- Xie Hua, Chen Junxing, Zhao Yuming, et al. Knowledge acquisition method for power transformer condition assessment based on SMOTE and decision tree algorithm[J]. Power Automation Equipment, 2020, 40(2): 137-142.
- [21]林女贵, 洪兰秀, 黄道珊, 等. 基于改进深度自编码网络的异常用电行为辨识[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 18-26.
- Lin Nugui, Hong Lanxiu, Huang Daoshan, et al. Recognition of abnormal electricity consumption behavior based on improved deep self-coding network[J]. China Electric Power, 2020, 53(6): 18-26.
- [22]赵文清, 沈哲吉, 李刚. 基于深度学习的用户异常用电模式检测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 34-38.
- Zhao Wenqing, Shen Zheji, Li Gang. Deep learning-based user abnormal power consumption pattern detection[J]. Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 34-38.
- [23]张苑蕾, 邵清, 李刘静, 等. 融合遗传聚类的可靠 Web 服务组合优化方法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(5): 1030-1035.
- Zhang Yuanlei, Shao Qing, Li Liujing, et al. A reliable Web service composition optimization method fused with genetic clustering[J]. Small Microcomputer System, 2020, 41(5): 1030-1035.

作者简介:



杨铮宇 (1991—), 男, 汉族, 云南红河人, 硕士研究生, 工程师, 主要从事电网营销大数据应用研究, 电力大数据数据接入、数据分析等技术研究。Email: zhihangzc999@163.com

收稿日期: 2020-06-16; 修回日期: 2020-08-17

(杜景飞 编发)