

智能配用电大数据需求分析与应用研究

王继业, 季知祥, 史梦洁, 黄复鹏, 朱朝阳, 张东霞

(中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100192)

Scenario Analysis and Application Research on Big Data in Smart Power Distribution and Consumption Systems

WANG Jiye, JI Zhixiang, SHI Mengjie, HUANG Fupeng, ZHU Chaoyang, ZHANG Dongxia

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: Smart grid is one of the most important technical fields for big data technology application. With the development of smart grid, the deployments of advanced metering infrastructure (AMI), equipment condition monitoring systems result in the production and accumulation of a lot of data. Thus, it is of great significance to fully mine the value of these data. Firstly, aiming at smart power distribution and consumption systems, the paper described the big data and its characteristics. Secondly, the overall business requirements and application scenarios based on big data were analyzed. Among them two typical application scenario analyses were carried out, which were customer electricity usage behavior analysis and load forecasting. Then the research methods of the business application in big data environment were put forward. Finally, necessary big data key technologies were proposed and the technological framework on big data in power distribution and consumption systems was presented.

KEY WORDS: smart power distribution and consumption systems; big data technology; scenario analysis; application research

摘要: 智能电网是大数据的重要技术应用领域之一。随着智能电网的发展, 高级量测体系、各种监控系统的大规模部署产生和积累了大量数据, 充分挖掘这些数据的价值具有重要意义。针对智能配用电业务, 首先分析智能配用电大数据的特征; 然后分析数据融合后的智能配用电大数据整体业务需求和应用场景, 其中重点研究大数据环境下的用户用电行为和负荷预测两个典型应用场景, 提出大数据环境下的研究思路和方法; 接着分析业务应用中的大数据关键技术; 最后给出了智能配用电大数据应用技术架构。

关键词: 智能配用电; 大数据技术; 需求分析; 应用研究

基金项目: 国家电网公司科技项目资助 (XX71-14-036)。

Project Supported by State Grid Corporation of China Research Program (XX71-14-036).

0 引言

当前我们生活在一个数据爆炸的时代, IDC 的一份报告预测, 从 2005 年到 2020 年, 全球数据量会增加 300 倍, 从 130 EB 增至 40 000 EB^[1]。从早期的商业、金融等领域, 到后来的交通、医疗、能源等领域, 2011 年 5 月, 麦肯锡公司发布《大数据: 下一个前沿, 竞争力、创新力和生产力》^[2], 介绍了大数据的研究价值。大数据研究已引起了国内外专家学者的关注, 成为当前的研究热点。

在能源行业中, 智能电网被看作是大数据应用的重要技术领域之一。随着电力信息化的推进, 智能变电站、智能电表、在线监测系统、现场移动检修系统、测控一体化系统以及一大批服务于各个专业的信息管理系统的逐步建成与应用, 电力工业产生了大量结构多样、来源复杂、规模巨大的数据, 这些数据广泛应用于电力系统规划和运行、资产管理、电力市场管理以及终端用户服务等各个领域^[3], 智能电网大数据产生于电力系统中发电、输电、变电、配电、用电及调度等各个生产过程^[4]。目前在电力系统仿真^[5]、输变电设备状态数据异常检测^[6]、高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)数据分析^[7]、电力负荷短期预测^[8]等方面已经开展了大数据研究。

随着用电信息采集、配电自动化等系统不断完善, 配用电环节产生的数据逐渐呈现出海量、数据项复杂、处理逻辑复杂、存储周期长、计算频度高的大数据特征。近年来, 国内外逐步开展配用电大数据的科学研究和工程应用。在配电方面, 2013 年, 美国 EPRI 启用了 2 项大数据项目, 其中之一是配电网现代化示范项目(distribution modernization

demonstration, DMD)^[9]; 美国加州大学洛杉矶分校、加州可持续发展社区中心、洛杉矶水电部及政府规划研究办公室共同开发了洛杉矶电力地图, 将街区平均收入、建设时间、占地面积等信息全部集合在一起, 以加州地图形式展示了 2011 年 1 月到 2012 年 6 月之间街区层级的月均耗电量^[10-11]; 我国也开展了智能配电网大数据的应用需求和场景分析研究^[12]。在用电方面, 法国电力公司(EDF)开发了基于大数据的用电采集应用系统, 其大数据的构成来自于电表数据, 结合气象数据、用电合同信息及电网数据等^[13]; 华北电力大学开展了电力用户侧大数据分析并与并行负荷预测研究^[14]; 国网江苏省电力公司从 2013 年初开始建设营销大数据智能分析系统, 目前已建立包含气象、行业、电压等级等 9 个维度的数据分析模型和多项关联性分析模型, 对全省电力用户数据进行多视角分析。在配用电融合方面, 美国 C3 Energy 公司开发了 C3 能源分析引擎平台(C3 Energy Analytics Engine), 并且分别面向配电网和工业、商业和居民三类电力用户开发了 2 个能源分析工具^[15]。

目前, 我国各省电力公司正在开展“营配贯通”工作, 对生产系统和营销系统的基础数据进行融合和共享, 来支撑配电用电业务, 以全面实现配电和用电智能化管理, 智能配用电大数据技术将发挥日益重要的作用。本文首先总结了配用电大数据的研究现状, 然后深入分析了智能配用电大数据及其特征, 重点研究智能配用电大数据的应用场景和需求, 并就用户用电行为分析、负荷预测两个场景进行深入分析, 接着分析配用电大数据应用中的关键技术, 并给出了应用技术框架。

1 智能配用电大数据概述

1.1 大数据来源

由于传统竖井式的运行管理模式, 电力公司建立了多个服务于配用电业务的信息化系统, 包括配电、用电、营销、客服等相关系统, 这些系统积累了大量的数据资源, 配用电业务数据从总量和种类上都已颇具规模, 具备了良好的数据基础。

根据来源的不同, 可以将智能配用电大数据分为电力企业内部数据和外部数据。电力企业内部数据产生于配电管理系统、生产管理系统、用电信息采集系统、电力营销系统、客户服务信息系统等。这些数据包括静态数据、实时数据和历史数据, 其中静态数据包括电网设备模型参数、线路拓扑结

构、电力用户资料数据等, 实时数据包括遥信、遥测数据, 如设备运行状态、电量计量等。外部数据来源于地理信息系统、气象预报系统、互联网数据、公共服务部门数据、社会经济数据等, 这些数据也为电网运行、管理、服务等提供支持。智能配用电大数据具体数据源、数据内容、数据特点如表 1 所示。

表 1 配用电大数据数据源与数据特点

Tab. 1 Sources and characteristics of big data in smart power distribution and consumption systems

类型	数据源	数据内容	数据特点
内部数据	配电管理系统	配电网线路信息、设备运行信息、用户信息、空间位置信息、属性信息。	配网复杂、设备众多、数据量大。
	生产管理系统	人员信息、设备台账数据、生产计划管理数据、检修数据、巡视管理数据、安检管理数据等。	实时性要求不高, 数据量大。
	用电信息采集系统	计量点、运行表、终端、采集关系、线路、变压器、客户等基础数据, 电量数据、功率、电流、月增长量为 1 TB 以上。	数据量大, 用电客户约 3 000 万, 数据每
	电力营销系统	客户档案数据、业扩报装数据、抄表数据、电费数据、营销财务数据、计量设备数据。	数据价值大、数据量大。
	客户服务系统	电话服务数据、多媒体服务记录数据、客服受理数据、客户档案信息等数据。	含有多媒体数据, 数据量大, 增长速度快。
外部数据	地理信息系统	地理信息数据	数据量大, 与电网空间结构紧密联系。
	气象预报系统	温度、湿度、风速、雷电	数据量大, 同时需要天气预测数据。
	经济发展数据	总体经济发展状况、各行业发展状况、各地区经济发展状况。	数据量一般, 数据较重要。
	公共部门数据	人口数据、节假日信息、电价政策、城市发展规划等。	数据量一般, 但数据重要。
	互联网数据	用电舆情数据	数据量大, 含大量非结构化数据。

1.2 大数据特征

智能配用电大数据结构复杂、种类繁多, 除传统的结构化数据外, 还包含大量的半结构化、非结构化数据, 如客户服务信息系统的语音数据, 设备在线监测系统中的视频数据与图像数据等。

智能配用电数据的特征具有以下几点: 1) 分散性。数据来自分散放置、分布管理的数据源, 需要打破原有的竖井式管理模式, 对其进行融合, 实现智能配用电多系统的贯通和数据共享。2) 多样性。数据种类多、维度多、体量不同、实时性要求

不同，需要采用新的技术和方法对其进行存储、查找、调用和管理。3) 复杂性。数据之间存在着复杂的关系，有些关系是不断变化的，而且由于数据的多源异构、实时性强等特点无法用传统方法充分发现其内在隐藏关系，需要引入新的分析处理手段。4) 高价值。数据中蕴含着巨大的价值，可为电网公司自身以及社会经济发展提供有力的支撑，并有可能推动电网运营、管理和服务模式的变革。

2 配用电大数据应用需求分析

2.1 整体应用需求

随着营配贯通业务的开展，给配用电数据的价值挖掘带来了更大的空间，在电网运行、用电营销、气象地理信息、社会经济、互联网等多源数据融合的基础上，可衍生出大量新的应用，给电网可靠运行和精益化管理带来新的技术手段，同时对优化电网运行方式、降低管理成本、提升电力公司经营效益、提高用户服务水平有极大的促进作用。

面向智能配用电的大数据应用包括配电网运行、配电网规划、用电服务与管理、社会经济和相关政策等方面，根据服务对象不同，可分为面向电力公司运行管理、面向电力用户服务和面向政府决策支持等 3 类应用。各类典型应用如表 2 所示。这些需求需要综合电网运行状态信息、用户用电信息、电力营销信息、客服系统信息、经济社会数据和互联网数据等。

利用智能配用电环节产生的大量电力企业内部数据和外部数据，运用大数据技术充分挖掘其中的价值，对电力公司、电力用户和政府部门都具有

重要的意义。电力公司能够提升内部运营管理水平，提高客户服务水平，同时用电信息能够帮助政府部门了解经济现状和发展走势，为制定政策提供决策支持。另外通过大数据价值发现能够对未来电网发展提供支持，包括电网发展规划、分布式电源接入、电动汽车充电设施规划布局等。

2.2 典型应用场景

2.2.1 用户用电行为分析

随着智能电网的发展，电力公司用电信息采集系统、电力营销系统和客户服务信息系统等积累了各行各业海量用电信息。目前这些数据主要应用于电力公司内部营销业务辅助决策，海量用电信息的数据价值还没有充分的挖掘和体现。针对这一问题，目前一些专家学者开展了用户用电行为方面的研究^[16-17]。

全面综合地分析利用各类电力数据和与用电行为相关的各种自然、社会因素相关数据，发现并认知用户用电模式，挖掘影响用户用电行为模式的各个关联因素，深入理解用户的用电行为模式。用户用电行为分析技术框架如图 1 所示。

1) 数据聚合。通过数据采集、清洗、存储和处理技术，聚合用电信息采集数据、客户服务数据、地理信息数据、人口和气象数据，达到海量、多源、异构数据的聚集、管理与融通，形成融合贯通的用户侧大数据资源。

2) 用电行为特征分析。针对电力数据与其他各类数据所承载的不同数据特征，研究这些特征的提取技术与描述机制，为上层的应用提供分析基础。包括结构化、半结构化与非结构化数据的基本特征提取方法，基于电力负荷的数据特征提取方法、基于时序的数据特征提取方法、基于用电模型的数据特征提取方法等，并结合外部数据，研究地理信息数据、气象数据、人口数据等数据特征提取方法。进而，基于面向用电行为提取海量数据中的各类特征，支持用电行为模式的认知与理解。

3) 用电行为模式认知。用电行为模式的认知是发现众多用电行为的规律，利用各类数据分析发现影响用电行为的各种关联因素。提取用电负荷、电量、电费台账、缴费信息、客户信息、电网网架结构、电价政策、天气参数等相关数据，建立多层次、多粒度、多刻面的用电行为模型，从不同分类视角(如行业、规模等)、不同时空粒度，综合全面描述用户用电行为，建立模式识别方法。并以此为依据，利用各类数据，从用电行为上将相似的用户

表 2 智能配用电大数据典型应用场景

Tab. 2 Typical application scenarios of big data in smart power distribution and consumption systems

类型	应用名称
面向电力公司 类应用	停电管理
	配电网运行状态评估与预警
	配电网故障定位
	负荷预测
	电网规划
面向电力用户 服务类应用	用户用电行为分析
	需求侧管理
	能效分析
	供电服务舆情分析
面向政府决策 支持类应用	社会经济状况分析与预测
	政府决策支持与相关政策评估(电价政策、 新能源补贴政策等是否合理)

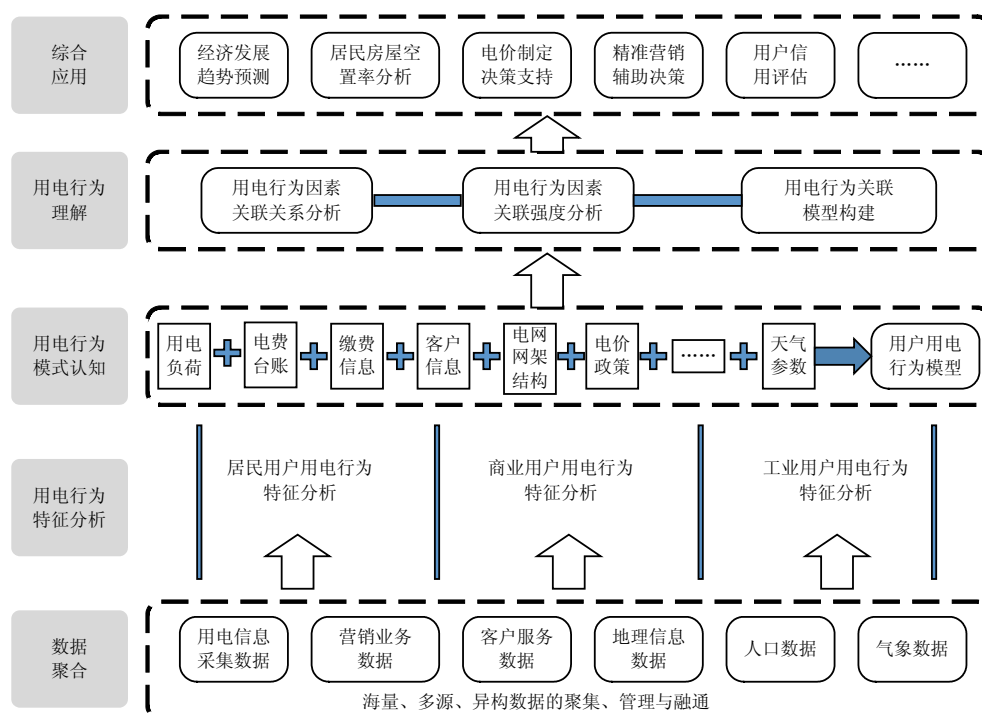


图1 用户用电行为分析技术框架图

Fig. 1 Technical framework of customer electricity usage behavior analysis

聚类,并对每类用户的行为模式进行识别与分析,提取模式特征,支持用电行为模式的深入理解。

4) 用电行为理解。影响用电行为模式的因素众多,需要从时间、空间、用户类型等多个维度,分析自然、社会各种潜在因素对用电行为的关联关系,并深度挖掘因素集与用电行为模式各类因素之间的关联强度。影响用电行为模式的各个因素关联强度亦各不相同,为此,需要利用关联挖掘技术分析影响因素集合与用电行为集合之间的频繁模式、关联性、相关性或因果结构,从而针对特定的用电行为,从众多因素中发现提炼与其关联的影响要素,建立精细化用电模式与影响因素的关联模型,从而进一步理解用户用电行为。

5) 综合应用。理解各类因素与用电行为模式关联关系,可面向政府、居民和工商业用户提供定制分析服务类应用,如面向政府提供经济发展趋势预测、区域居民房屋空置率分析、电价和补贴政策的决策支持;面向电力用户的精准营销辅助决策、用户信用评估、需求响应方案制定、能效提升方案制定。

通过深入的用户用电行为分析,掌握用户用电规律,对于需求侧管理、负荷预测等电网运行管理有重要的意义,同时能够根据用户用电需求提高电力服务水平,特别是通过深入分析各类别各行业用电信息,对于政府掌握经济运行情况和制定相关政

策具有重要的价值。

2.2.2 负荷预测

负荷预测在电力系统中起非常重要的作用,它是电网调度计划制定、市场交易和电网规划的重要依据,为电网运行和电网规划等众多应用提供基础数据,其预测精度既影响计划的合理性和校核的准确性,也会影响到电网的安全稳定运行,同时直接影响到配电网规划中电源的布点以及目标网架的结构和规模。因此,人们一直致力于研究新的预测模型,提高预测精度^[18-20]。负荷变化具有一定的周期性,但同时受到气象、地理、经济等各种因素的影响,加上不同的负荷类型本身的特性和变化规律,使得精确预测负荷具有一定的难度,现阶段负荷预测仍存在较大误差,在智能电网环境下,电源形式的多元化、供需双方的互动化与控制的智能化将对负荷预测提出更高的要求。

负荷数据是负荷预测的基础,掌握负荷变化规律是提高负荷预测精度的重要手段。负荷数据包括实时负荷数据和历史负荷数据。实时负荷数据是当前时刻电网系统负荷的实际值;历史负荷数据是电网负荷的历史数据,通过历史负荷数据分析掌握负荷变化规律。对于用户负荷数据,包括全部负荷数据、分行业分类别负荷数据、用户负荷曲线等数据,通过用户负荷分析能够更细粒度掌握负荷需求和变化特征。

气象变化影响用电行为，在负荷预测中需要考虑气象条件。气象数据包括特定区域内的气压、温度、湿度、风、云和降水量等多种信息，以及这些气象信息的多时间尺度的预测结果。这些数据来源于气象预报系统。社会经济发展、人口变化等都影响用电负荷，因此也需考虑这些数据。

负荷预测按照预测对象不同，分为系统负荷预测、母线负荷预测、空间负荷预测等，按照预测时间尺度不同，可以分为超短期、短期和中长期负荷预测。由于不同预测类型的不同特点，基于大数据技术的负荷预测也需要区别分析。

综合电网运行负荷数据、气象数据、地理信息系统(geographic information system, GIS)、人口、经济、节假日等数据，基于用户用电行为分析，通过关联分析、回归分析、神经网络等各种数据挖掘和分析方法，识别影响负荷的敏感成分，进而构建不同类型不同目标的负荷预测模型，如系统短期负荷预测模型。采用大数据分析和预测方法，对电网负荷进行预测计算，预测结果将应用到电网规划、节能经济调度等领域。大数据环境下负荷预测框架如图2所示。

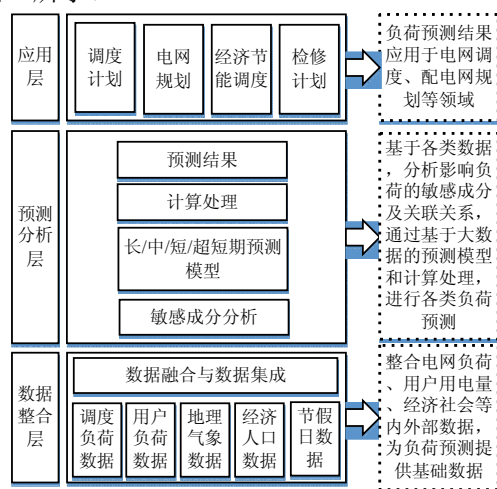


图2 负荷预测框架图

Fig. 2 Framework of load forecasting

采用大数据技术进行全数据分析，掌握影响负荷敏感成分，提高负荷预测准确度，提供更好的负荷分布情况，制定出更为科学合理的发电计划、电网规划，促进实现电力节能环保可持续的发展。

3 配用电大数据关键技术和应用框架

3.1 关键技术

按照信息处理流程，大数据在智能配用电中的应用可以分为数据集成、数据存储、数据处理、数据分析、数据解读以及数据应用等6个环节，其中

数据集成、数据处理和数据分析是其中的关键。

3.1.1 数据集成技术

大数据具有分散性、多样性和复杂性等特征，进行智能配用电大数据应用，首先就需要对众多数据源的数据进行集成，通过数据抽取、转换、剔除、修正等处理，建立正确、完整、一致、有效的大数据。

在数据集成领域，存在很多方式，由于应用业务的特点不同，在数据集成时需要结合具体业务制定数据集成方案。数据集成技术主要有2种类型，即基于中间件的数据集成模式和基于数据复制的数据集成技术。

1) 基于中间件的数据集成模式。

中间件由 Mediator/Wrapper(中介器/包装器)组成，该模式是对各类异构数据源分别进行包装来消除数据源的多样性，中间件模式并不改变数据原来的存储方式和位置，它为异构数据源提供一个统一的虚拟视图，用户向虚拟视图提出查询请求，不必知道各数据源的位置、模式和访问方法。

2) 数据复制技术。

基于复制技术的数据集成模式是分布模式的一种，其主要特征是网络节点中存在多个数据副本。数据复制技术可以实现把一个或多个源服务器上的数据拷贝自动传送到本地或远端的一个或多个目的服务器中。也可以说，数据复制技术是一种将集中的信息散布到分布业务环境中多个地点的可靠手段^[21]。

3.1.2 数据处理技术

大数据的应用类型很多，从数据存储与处理相互关系的角度来看，主要的大数据处理模式可以分为流处理、批处理，二者可以结合使用。批处理是先存储后处理，而流处理是直接处理。根据大数据的数据特征和计算需求，数据处理方法还包括内存计算、图计算、迭代计算等。

1) 批处理。

Google公司在2004年提出的Map-Reduce是最具代表性的批处理模式。Map-Reduce是一个使用简易的软件框架，用于大规模数据集的并行运算，主要用来进行大规模离线数据分析。基于它实现的应用程序能够运行在由数千个商用机器组成的大型集群上。Map-Reduce的核心思想在于：1) 将问题分而治之；2) 把计算推到数据而不是把数据推到计算，有效地避免数据传输过程中产生的大量通信开销。Map-Reduce的不足之处是不适应实时应

用需求,只能进行大规模离线数据分析。

2) 流处理。

流处理的基本理念是数据的价值会随着时间的流逝而不断减少,因此尽可能快地对最新的数据做出分析并给出结果是所有流数据处理模式的共同目标^[22]。目前广泛应用的流处理系统有 Twitter Storm、Yahoo S4 等。Storm 是分布式实时计算系统,主要用于流数据处理,可以简单、高效、可靠地处理大量的数据流。Storm 的优点是全内存计算,弥补了 Map-Reduce 批处理所不能满足的实时要求,经常用于实时分析、在线机器学习等领域。

智能配用电大数据应用根据业务特点和对处理时间的要求,来选择数据处理的方式,针对配电网运行监控等业务,由于数据实时性要求高、需要作出迅速响应,可以采用流处理和内存计算;而对于用户用电行为分析等业务,实时性和响应时间要求低,可以采用批处理方式。

3.1.3 数据分析

数据分析是大数据处理的核心,数据集成和清洗得到的数据是数据分析的基础,大数据的价值产生于数据分析。由于大数据具有海量、复杂多样、变化快等特性,大数据环境下的传统小数据的数据分析算法很多已不再适用,需要采用新的数据分析方法或对现有数据分析方法进行改进。数据分析的常用方法有以下几个。

1) 数据挖掘方法。

传统的数据挖掘是在大型数据存储库中,自动地发现有信息的过程,其方法主要有分类分析、关联分析、聚类分析和异常检测等 4 种。分类分析包括模式识别、决策树、贝叶斯分类,以及人工神经网络等技术;关联分析包括 Apriori 算法、FP 增长算法以及频繁子图挖掘等方法;聚类分析可以分为基于原型的聚类、基于密度的聚类以及基于图的聚类等方法;异常检测包括离群点检测等。

2) 统计分析方法。

统计分析是基于统计理论,是应用数学的一个分支,在统计理论里,以概率论建立随机性和不确定性的数据模型。统计分析可以为大型数据集提供两种服务:描述和推断。描述性的统计分析可以概括或描写数据的集合,而推断性统计分析可以用来绘制推论过程^[23]。更复杂的多元统计分析技术有:多重回归分析、判别分析、聚类分析、主元分析、对应分析、因子分析、典型相关分析、多元方差分析等。

3) 机器学习方法。

机器学习是面向任务、基于经验提炼模型,实现最优解设计的计算机程序。通过经验学习规律,一般应用在缺少理论模型指导但存在经验观测的领域中。机器学习的本质是使用实例数据或经验训练模型,在训练模型时一般采用统计学理论,应用时采用训练好的模型进行分析处理。机器学习分为归纳学习、分析学习、类比学习、遗传算法、联接学习、增强学习等。

分析方法不是严格孤立的,存在着交叉融合。但每种数据分析方法都有其应用特点,在智能配用电大数据应用中需要针对具体的业务采用合适的数据分析方法。

3.2 应用框架

配用电大数据应用需要建立在大数据处理平台之上,大数据处理平台为数据集成、数据存储及处理、数据分析等提供基础平台和支撑技术,具体包括底层的计算、存储、网络等资源以及相应的资源管理接口和软件,同时提供高性能并行编程环境和大数据分析通用工具和算法库。当前云计算已经得到了广泛应用,各行各业都建立了云计算平台,从大数据存储及处理技术的角度来看,云计算是理想的大数据的基础平台与支撑技术^[24-26]。

结合智能配用电业务的应用需求,在大数据平台之上构建各类大数据应用。面向智能配用电的大数据应用总体架构如图 3 所示。整合电力企业内部各系统和外部数据,构建智能配用电大数据,大数据处理平台提供统一的数据存储、数据处理、数据分析、数据安全服务及面向业务应用的研发仿真环境,支撑智能配用电应用。配用电大数据应用为业务数据的抽取与集成,业务模型的优化整合,以及跨系统的业务集成,从数据的层面为业务的服务增值提供必要的技术条件。

4 结论

1) 智能配用电是大数据的重要应用领域。智能电网运行和用电数据的融合,产生了新的业务需求,同时数据共享为现有业务和技术的困难和瓶颈提供了新的解决途径。

2) 基于智能配用电大数据技术,新的业务场景能够更好地支撑电力公司电网运行管理、电力用户服务和政府决策支持。大数据业务应用场景分析需要从应用背景、应用目标、数据需求、技术路线、应用价值等进行全面分析。

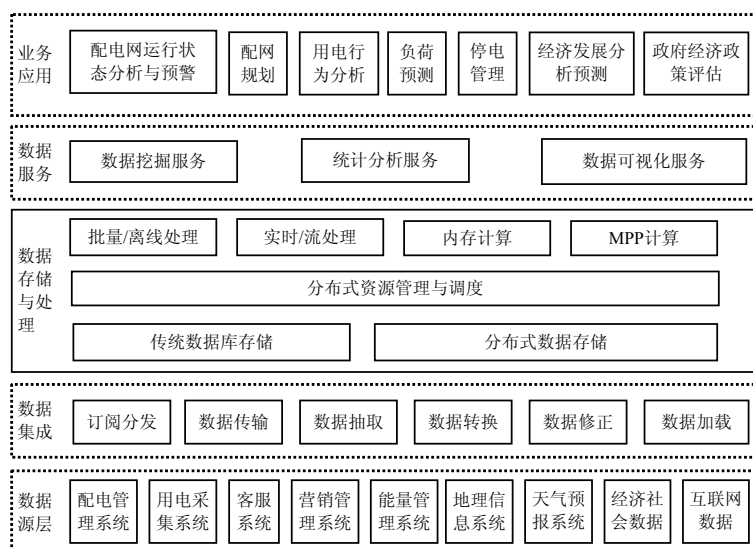


图3 智能配用电大数据应用总体架构

Fig. 3 Architecture of Big Data application in smart power distribution and consumption systems

3) 智能配用电大数据应用涉及众多的 IT 技术和业务知识,包括数据集成、数据存储和处理、数据分析、数据解读和数据应用等技术,大数据应用需要统一的大数据平台进行支撑。

4) 随着智能电网和信息技术的发展,数据将成为核心资源,大数据在智能配用电方面的价值将得到逐步体现。

参考文献

- [1] Hu H, Wen Y, Chua T, et al. Toward scalable systems for big data analytics: a technology tutorial[J]. IEEE Access, 2014, 2: 652-687.
- [2] McKinsey Global Institute. Big data: the next frontier for innovation, competition, and productivity[J]. 2011.
- [3] Jeffrey Taft, Paul De Martini, Leonardo von Prellwitz. Utility data management & intelligence [R]. CISCO, 2012.
- [4] 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(in Chinese).
- [5] 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. Study on the application of electric power big data technology in power system simulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 13-22(in Chinese).
- [6] 严英杰, 盛戈皞, 陈玉峰, 等. 基于大数据分析的输变电设备状态数据异常检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 52-59.
Yan Yingjie, Sheng Gehao, Chen Yufeng. An method for anomaly detection of state information of power equipment based on big data analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 52-59(in Chinese).
- [7] 栾文鹏, 余贻鑫, 王兵. AMI 数据分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 29-36.
Luan Wenpeng, Yu Yixin, Wang Bing[J]. AMI data analytics[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 29-36(in Chinese).
- [8] 张素香, 赵丙镇, 王风雨, 等. 海量数据下的电力负荷短期预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 37-42.
Zhang Suxiang, Zhao Bingzhen, Wang Fengyu, et al. Short-term power load forecasting based on big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 37-42(in Chinese).
- [9] Doug Dorr. Data analytics and applications newsletter (DMD and TMD demonstrations)[EB/OL]. California: Electric Power Research Institute. 2014[2015-02-11]. <http://smartgrid.epri.com/>.
- [10] Bettina Boxall. UCLA interactive map shows Los Angeles electricity use[EB/OL]. Los Angeles, Los Angeles Times. 2013[2015-03-17]. <http://articles.latimes.com/2013/mar/29/science/la-sci-sn-ucla-electricity-los-angeles-20130329>.
- [11] Martin LaMonica. Los Angeles maps electricity use at the block level[EB/OL]. Boston, MIT Technology Review. 2013[2015-01-14]. <http://www.technologyreview.com/view/512991/los-angeles-maps-electricity-use-at-the-block-level/>.
- [12] 刘科研, 盛万兴, 张东霞, 等. 智能配电网大数据应用需求和场景分析研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 287-293.
Liu Keyan, Sheng Wanxing, Zhang Dongxia, et al. Big data application requirements and scenario analysis in smart distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 287-293(in Chinese).
- [13] Belhomme R, Tranchita C, Vu A, et al. Overview and goals of the clusters of smart grid demonstration

- projects in France[C]//Power and Energy Society General Meeting. New York: IEEE, 2011: 1-8.
- [14] 王德文, 孙志伟. 电力用户侧大数据分析并行负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 527-537.
Wang Dewen, Sun Zhiwei. Big data analysis and parallel load forecasting of electric power user side [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 527-537(in Chinese).
- [15] C3 Energy analytics platform(TM)[EB/OL]. California, C3 Energy. 2013. <http://www.C3energy.com>.
- [16] 张素香, 刘建明, 赵丙镇, 等. 基于云计算的居民用电行为分析模型研究[J]. 电网技术, 2013, 37(6): 1542-1546.
Zhang Suxiang, Liu Jianming, Zhao Bingzhen. Cloud computing-based analysis on residential electricity consumption behavior[J]. Power System Technology, 2013, 37(6): 1542-1546(in Chinese).
- [17] 何永秀, 王冰, 熊威, 等. 基于模糊综合评价的居民智能用电行为分析与互动机制设计[J]. 电网技术, 2012, 36(10): 247-252.
He Yongxiu, Wang Bing, Xiong Wei. Analysis of residents' smart electricity consumption behavior based on fuzzy synthetic evaluation and the design of interactive mechanism[J]. Power System Technology, 2012, 36(10): 247-252(in Chinese).
- [18] 谢开贵, 李春燕, 周家启. 基于神经网络的负荷组合预测模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 85-89.
Xie Kaigui, Li Chunyan, Zhou Jiaqi. Research of the combination forecasting model for load based on artificial neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 85-89(in Chinese).
- [19] 康重庆, 夏清, 张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1-11.
Kang Chongqing, Xia Qing, Zhang Boming. Review of power system load forecasting and its development [J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-11(in Chinese).
- [20] 肖白, 周潮, 穆钢. 空间电力负荷预测方法综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(25): 78-92.
Xiao Bai, Zhou Chao, Mu Gang. Review and prospect of the spatial load forecasting methods[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(25): 78-92(in Chinese).
- [21] Wiesnann M, Pedone F, A. Schiper A, et al. Understanding replication in databases and distributed systems[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Distributed Computing Systems. Washington: IEEE Computer Society, 2000: 464-474.
- [22] 孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念、技术与挑战[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(1): 146-169.
Meng Xiaofeng, Ci Xiang. Big data management: concepts, techniques and challenges[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(1): 146-169(in Chinese).
- [23] Anderson T W, Anderson T W, Anderson T W, et al. An introduction to multivariate statistical analysis[M]. New York: Wiley, 1958.
- [24] 刘正伟, 文中领, 张海涛. 云计算和云数据管理技术[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(1): 26-31.
Liu Zhengwei, Wen Zhongling, Zhang Haitao. Cloud computing and cloud data management technology [J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(1): 26-31(in Chinese).
- [25] 陈全, 邓倩妮. 云计算及其关键技术[J]. 计算机应用, 2009, 29(9): 2562-2567.
Chen Quan, Deng Qianni. Cloud computing and its key techniques[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(9): 2562-2567(in Chinese).
- [26] 王珊, 王会举, 覃雄派. 架构大数据: 挑战、现状与展望[J]. 计算机学报, 2011, 34(10): 1741-1752.
Wang Shan, Wang Huiju, Qin Xiongpai. Architecting big data: challenges, studies and forecasts[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(10): 1741-1752(in Chinese).



王继业

收稿日期: 2015-03-09。

作者简介:

王继业(1964), 男, 现任中国电力科学研究院副院长, 教授级高工, 长期从事电力通信信息专业技术和应用的研究与产业实践, 现担任国家电网公司科技项目《电力大数据基础体系及部分关键技术研究》课题负责人, wangjiye@epri.sgcc.com.cn;

季知祥(1984), 男, 工学硕士, 工程师, 主要从事电力系统及其自动化、智能电网大数据技术、云计算技术等方面的研究工作, jizhixiang@epri.sgcc.com.cn;

史梦洁(1989), 女, 硕士, 助理工程师, 主要从事智能电网大数据、智能用电等方面的研究工作, shimengjie@epri.sgcc.com.cn;

黄复鹏(1980), 男, 工程师, 主要从事智能电网大数据、信息安全等方面的研究工作, huangfupeng@epri.sgcc.com.cn;

朱朝阳(1974), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事电力安全与应用、智能电网大数据等方面的研究工作, zhucy@epri.sgcc.com.cn;

张东霞(1964), 女, 博士, 教授级高工, 主要从事电力系统安全稳定分析、智能电网标准体系、智能电网大数据等方面研究工作, zhangdx@epri.sgcc.com.cn。

(责任编辑 张玉荣)