

数据驱动电能质量分析现状及其支撑技术与展望

张宇帆¹,艾 芊¹,肖 斐¹,张昭丞¹,谢善益²

(1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院,上海 200240;

2. 广东电网有限责任公司电力科学研究院,广东 广州 510080)

摘要:随着多能源互补协调、电力市场建设、数据资源获取的便捷与廉价,大能源系统给传统电能质量领域带来了挑战。针对该问题,围绕利用电能质量数据辅助电能质量以外领域进行决策支持的研究现状进行了概述;针对多样化数据处理、海量电能质量扰动数据评估、计及电能质量的电力交易等要求,指出数据融合技术、大规模分布式计算技术、信息物理融合系统、区块链技术等支撑技术,并从中央处理器-图像处理器联合计算平台、融合“信息-物理-社会”系统多源数据电动汽车充电负荷建模、人工智能技术以及基于客户画像的电能质量监测信息平台 4 个方面对数据驱动电能质量分析进行了展望。

关键词:电能质量;数据驱动;大能源系统;“信息-物理-社会”系统;大数据;人工智能;信息物理融合系统;区块链技术

中图分类号:TM 761

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.11.028

0 引言

随着以多能源互补协调、“信息-物理-社会”系统深度融合为特征的大能源系统逐步出现,新能源、电力电子设备、可控负荷和电能产销者等非传统主体单元将逐步产业化,进而大规模渗入电网^[1];电动汽车的发展带动了电力系统与交通系统协同配合控制;而随着数据采集与监视控制 SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition)系统、广域测量系统 WAMS(Wide-Area Management System)、高级量测系统 AMI(Advanced Metering Infrastructure)的建设逐步完善,发、输、配电及用户侧全景实时数据的采集、传输、存储以及快速处理已经成为大能源系统的基本功能,使得物理电网与信息、社会系统高度融合,不断产生具有 4V 特征(海量(Volume)、异构(Variety)、实时(Velocity)、真实(Veracity))的数据。而模型描述使得数据的利用受限于模型的维度和代入模型所选样本的质量,如基于风机出力功率大小与风速的 3 次方成正比的模型^[2],当风速给定时,风机的功率也确定了,这意味着特定的模型无法消纳更多的异源数据。同时,物理模型的建立基于一定的简化和假设,如暂态稳定的计算需将物理现象抽象为数学模型,虽取得了较好的应用效果,但电网是非线性复杂网络,各元件之间存在耦合相关性,电网故障作用机理也相对复杂。单纯依靠物理建模分析的理念和方法,已无法充分适应大能源系统下高维、时变、非线性、受内外部多物理参量影响所带来的综合挑战。

大数据技术是近年来备受关注的概念,其核心思想是数据驱动,即行为决策主要依赖于数据分析而非物理建模分析或主观直觉。数据驱动注重事件之间的相关性,如气象条件影响空调负荷的使用情况,空调负荷的使用情况又进一步影响电力系统。目前,大数据技术在电力系统的稳定性分析^[3]、输变电设备状态监测^[4]等领域取得了一些成果,其能在一定程度上脱离物理模型,综合电气数据和非电气数据,起到对决策辅助支持的作用。

而数据驱动电能质量 PQ(Power Quality)分析,以传感器和信息通信技术等硬件基础设施为基础,一方面利用电能质量监测系统提供的数据完成电能质量领域以外的分析^[5],如电压暂降定位、电容器投切定位等;另一方面利用数据分析技术,如大数据技术、人工智能、云计算、区块链技术等适应大能源系统背景下用户对电能质量的更高需求以及大规模新能源并网给传统电能质量领域带来的挑战。

目前,围绕电能质量领域的数据分析方法主要有:基于信号的处理方法,如基于 S 变换^[6-7]、基于卡尔曼滤波器的方法^[8-9];基于监督式数据驱动方法,如支持向量机^[10-12]、神经网络^[13-14];基于非监督式数据驱动方法,如聚类^[15-16]、随机矩阵理论^[17]等。本文首先介绍数据驱动电能质量分析的研究现状,如电压暂降、电容器投切定位、电能质量扰动数据的关联性分析、动态负荷建模、电压暂降综合评估;指出数据融合技术、分布式计算、信息物理融合系统 CPS(Cyber-Physical System)以及区块链技术是大能源系统下针对电能质量分析的支撑技术;最后对数据驱动电能质量分析的未来进行展望,基于中央处理器-图像处理器 CPU-GPU(Central Processing Unit and Graphics Processing Unit)联合高性能计算平台、融合“信息-物理-社会”多源数据电动汽车充电负

收稿日期:2017-09-24;修回日期:2018-08-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51577115)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51577115)

荷建模、运用人工智能技术以及基于客户画像的电能质量监测系统信息平台都使得电能质量领域能更好地面对大能源系统带来的机遇与挑战。

1 数据驱动电能质量分析研究现状

1.1 电能质量扰动定位

1.1.1 电压暂降源定位

电压暂降也称电压跌落,是指供电电压均方根值在短时间内下降至额定电压幅值的 10%~90%、典型持续时间为 0.5~30 个周期的一种现象^[18]。绝大多数电压暂降是由短路故障引起的,大容量异步电动机启动、变压器投运也会引起电压暂降。一直以来,供电部门与用户对引起电压暂降起因的认知存在分歧,而关于电压暂降的投诉增多,则会影响电力部门在电力市场环境下的竞争力。因此,有关电压暂降源的定位对划清责任、解决纠纷十分重要。而有关故障线路、故障类型等信息则可以由电能质量监测装置得到。

传统电压暂降源定位是判断电压暂降源相对于电能质量监测装置处于上游还是下游,但是并不能确定具体位置。定位方法主要包括基于等效阻抗实部符号^[19]、基于能量与功率^[20]、基于电流^[21]等判断方法。其中,文献[21]利用扰动有功电流作为电压暂降源的判断依据,不仅可以定位由故障引起的电压暂降,还可以定位其他扰动源(如大电机启动引起的电压暂降)。

近年来,一些学者提出了利用电能质量监测数据定位由故障引起的电压暂降源具体位置的方法。文献[22]结合监测点可观测域和暂降源方位判断提取可能的故障线路,使用监测到的节点电压估计故障类型。计算虚拟故障点情况下监测点电压值,将计算值与实测值相比较,认定误差小的虚拟故障点为实际故障点。与传统方法相比,该方法可以得出故障线路中的故障距离。但是,该方法受网络等值参数的影响较大,而电网故障机理复杂,基于假设和简化的元件物理模型无法适用于电网实时故障。并且,该方法通过遍历虚拟故障点得到可能故障点的排序,在 10 节点网络中的应用效果较好,但是随着网络规模的扩大,遍历算法可能会耗费大量的机时,从而无法快速定位暂降扰动源。文献[23]利用模式搜索(pattern search)算法优化虚拟故障点的选取,避免了遍历算法的不足,但同样存在网络等值参数的问题。随机矩阵理论是大数据分析方法之一,用来反映复杂网络的统计特性,旨在从数据中挖掘规律,而不依赖于对系统的简化与假设。文献[24]结合随机矩阵理论与时间序列,定义电压暂降扰动发生时的评价指标,从而较好地找到电网中发生电压暂降的节点。

1.1.2 电容器组投切定位

电容器组的投切可能会造成谐振从而产生危险的过电压,投切造成的电压、电流的高频分量对电能质量造成负面影响,危害系统中的敏感设备。因电容器组的投切造成的电能质量扰动是一种发生频率仅低于电压暂降的问题,因此关于投切电容器组的定位问题得到了大量的关注。目前,针对单个电容器组投切的定位主要有基于卡尔曼滤波器的方法^[25]、基于交叉 S 变换的方法^[26]、基于电容器组投切产生的电压/电流暂态特征的方法^[27]。文献[25]采用卡尔曼滤波器估计扰动起始电压以确定投切电容器组的位置。文献[26]对扰动频率向量做交叉 S 变换,从而得到其交叉相位谱,从相位谱中得到扰动起始时刻电压、电流的扰动频率分量相位差,根据相位差的极性判断电容器组投切点相对于监测点的位置。文献[27]针对电容器组投入的暂态特征得到以下结论:充电电容器组只影响上游无功;在充电瞬间,电容器组上游电压和电流波形的斜率有相反的符号,下游电压和电流波形的斜率有相同的符号。因此可以通过上述 2 个特征判断电容器组关于监测点的相对位置。上述方法主要针对单个电容器组的投切,但是是否可以定位多个电容器组的同时投切还有待研究。文献[28]针对多个电容器组的投切提出了一种利用扰动能量与功率谱作为特征、支持向量机作为智能分类器的定位方法。该方法有较高的识别率,但局限于固定的线路拓扑,若线路结构改变则需重新训练分类器。

1.2 电能质量扰动数据关联性分析

随着电能质量监测系统的逐步推广,电能质量数据呈现海量趋势。但是数据直接提供的信息是有限的,许多有价值的信息存在于数据的关联关系之中,关联关系使得扰动事件在时空上相联系,例如,在时间层面上,由电压暂降引起的电压中断和重合闸不成功继而引起的电压再次中断具有时间上的先后关系;在空间层面上,电压暂降在不同联结类别绕组中的传播使得空间中不同地点的扰动事件之间也存在关联性^[29]。电能质量数据之间的关联关系可以使电能质量扰动事件从单一独立的事件提升为可以解释扰动全过程的复杂事件^[30]。因此,如何有效利用数据分析技术,提取数据之间的关联信息,建立事件之间的因果关系以达到决策支持的目的是研究中值得关注的问题。文献[17]针对电能质量扰动源,对电能质量监测系统提供的数据进行清洗,提取扰动源的特征信息,利用随机矩阵理论分析扰动源的时空关联特性,并对关联异常情况进行辨识,得到如下结论:在南方某市,扰动源之间的关联度与季节相关,但是与空间的关联程度较弱。文献[31]利用梯形云模型对电能质量等级概念区间进行划分以

达到软化边界的目的,对置信度与支持度进行定义从而得到关联规则,利用 Kulczynski 量度和不平衡比过滤无意义的关联规则,最后得到的高、低压侧的电压总谐波畸变率具有明显的相关性。

1.3 利用电能质量扰动数据建立动态负荷模型

动态负荷模型的准确建立对电力系统中暂态稳定、静态稳定、电压稳定等领域的研究具有重要意义^[32],在自然电能质量扰动或人为扰动实验的情况下,采集负荷所在母线的电量数据以确定模型结构与参数,是总体测辨法对动态负荷进行建模的核心思想。动态负荷模型按照是否反映模型的机理解释分为机理模型与非机理模型:机理模型一般采用感应电动机并联静态负荷模型描述动态负荷的综合行为,文献[33]利用广东电网电能质量监测管理系统后台数据库的大量非对称扰动数据,利用 3 阶感应电动机并联恒阻抗-恒电流-恒功率(ZIP)模型对动态负荷进行建模,采用改进的克隆选择算法对模型参数进行辨识;非机理模型并不苛求模型的机理解释,主要强调模型对系统行为的描述能力,又可以分为以传递函数、差分方程、状态方程描述的线性模型和采用神经网络等描述的非线性模型。文献[34]采用不含隐藏层、激活函数为线性函数的前馈神经网络对动态负荷的差分方程参数进行辨识,神经网络的权重系数即为差分方程的参数,结果显示该简化的前馈神经网络模型具有较好的泛化能力;文献[35]对动态负荷建立非线性模型,并利用 Kohonen 神经网络解决电力负荷动态特性的聚类问题,结果表明,虽然负荷具有较强的随机性与时变性,但负荷整体上仍具有规律性。

1.4 电压暂降综合评估

冲击性负荷(如电弧炉、直流输电换流站)投入电网、电网发生故障等原因会造成电压暂降现象。电压暂降干扰了敏感设备的正常工作,轻则造成设备故障,重则造成整个系统的损坏。因此,围绕电压暂降造成影响的综合评估得到了大量关注。

目前,电压暂降统计性指标主要有系统侧统计性指标和用户侧负荷受影响程度指标 2 类。系统侧统计性指标主要根据监测得到的电压暂降事件的暂降幅值、持续时间和发生频次等特征,衡量使公共连接点(PCC)处的敏感负荷不能正常工作的电压暂降区域。对于辐射状网络的电压暂降域而言,主要有故障点法(method of fault positions)和关键距离法(method of critical distance) 2 种随机预测方法^[36];对于环网的电压暂降域的研究而言,大多采用在线路与母线处设置多处电压暂降点,以确定使 PCC 处电压下降至指定幅值的电压暂降区域。文献[37]通过将来自多源系统的数据进行融合以获得电网实时的拓扑结构,通过在每条线路上设置 3 个故障点

和考虑母线发生故障的情况,插值得到 PCC 处的电压随故障位置变化的曲线,从而得到电压暂降域。

用户侧电压暂降评估主要针对如计算机 PC(Personal Computer)、可编程逻辑控制器 PLC(Programmable Logic Controller)、可调速电机 ASD(Adjustable Speed Drive)等敏感设备^[38]敏感度的评估。其评估方法主要有统计法^[39-40]、概率评估法^[41-42]等。统计法将电压暂降特征与 ITIC 或 SEMI 曲线进行比较。该方法虽然简单可行,但是由于不同负荷的敏感度存在差异,单纯地将其电压暂降特征与 ITIC 或 SEMI 曲线进行比较不符合实际情况。概率评估法是基于概率模型进行评估,假设敏感负荷对应的敏感度等级不同,并且敏感负荷在不同敏感度等级上的电压耐受曲线 VTC(Voltage Tolerance Curve)分别服从假定的概率分布。文献[41]将供电系统产生的电压暂降特征考虑为模糊变量,将敏感设备电压耐受能力考虑为随机变量,并假设其服从正态分布,认为设备因电压暂降引起故障的判据是系统电压暂降的严重程度大于设备耐受能力。该方法虽然考虑了 VTC 的不确定性,但概率密度函数的选取具有主观性。文献[42]将电压暂降幅值与持续时间等电压暂降特征转换为严重性指标(暂降幅值严重性指标(MSI)、持续时间严重性指标(DSI)),用最大熵原理确定 VTC 的概率密度函数,用累计求和法计算负荷故障率,从而避免了对 VTC 的主观假设。

针对单方面评价系统或负荷侧电压暂降影响存在的不足,文献[43]综合考虑系统侧和负荷侧电压暂降情况,利用改进层次分析法计算系统侧电压暂降统计指标,同时利用设备停运概率评估法对负荷侧暂降情况进行评估,最后综合负荷侧和系统侧的评价指标,避免了单一指标对暂降程度评估的偏差。

2 数据驱动电能质量分析的支撑技术

针对大能源系统建设带来的多样的数据类型、对海量电能质量扰动数据进行评估以及计及电能质量的电力交易等要求,所提出的支撑技术如下。

2.1 数据融合技术

数据融合技术是针对来自多个传感器的数据进行自动检测、关联、相关、估计及组合等处理,以获得比单一数据源进行处理更为可靠的结论^[44]。由于不同电能质量监测系统(SCADA 系统、WAMS 等)具有不同的采样频率和标准,其收集的大量结构化和非结构化数据往往具有异构性,需要进行统一的信息建模。并且,同一事件可能由来自不同监测系统的数据加以表述,对冗余的数据进行信息融合可以加强决策的鲁棒性。此外,电网的运行还受到各种非电气因素的影响,包括温度、湿度、风速等气候

因素和社会经济因素等。将电能质量监测数据与经济、气象、社会、地理等多方面数据进行融合,可以反映电能质量扰动事件与非电量之间的关联特性^[17]。

文献[45]研究了 WAMS 与 SCADA 系统之间数据的融合问题,SCADA 系统是迄今为止电力系统中应用最广泛、技术也最为成熟的一种监测系统。WAMS 则可以获得系统更为准确的动态信息,但是由于 WAMS 部署不完全,因此需要与 SCADA 系统相融合以提高电网量测估计的可靠性。文献[45]对来自两者的数据进行相关性评估,根据其相关性进行数据的融合。文献[46]在开关量的基础上,引入来自故障录波数据的模拟量信息,并通过投票选举法对不同类型的冗余数据进行融合,以达到对故障决策起到辅助支持的目的。

2.2 大规模分布式计算技术

电能质量数据遍布全网,且数据量巨大,需要对海量电能质量数据进行分布式存储与计算。传统集中式计算平台难以满足对大规模电能质量扰动数据进行处理的要求,大规模分布式计算技术如云计算是解决海量电能质量扰动数据计算分析的有效途径。云计算技术是一种新型超级计算方式,融合了并行计算与分布式计算方式,以实现海量数据的分布式采集、存储、检索和并行处理^[47-48]。目前,围绕云计算的研究主要集中在云计算平台建设^[49-50]、海量数据的存储与管理^[51]等方面。针对电能质量扰动数据,采用云计算技术分布式处理,并结合专家系统、人工智能、机器学习、数理统计和数据可视化^[52]等对扰动蕴含的信息进行挖掘,可以实现对电能质量扰动的有效感知评估。

2.3 CPS

电力 CPS 体系结构如图 1 所示,其主要由大量智能终端设备(传感器、广域同步相量测量单元 PMU(Phasor Measurement Unit)、嵌入式计算设备等)、通信网络、计算设备以及物理设备(发电机组、分布式电源、负荷等)组成。信息设备通过通信网络连接,物理设备通过输配电网络相互连接,同时信息网络与物理网络紧密结合并相互影响^[53]。区域电能质量监测系统融合大数据与分布式存储、计算技术,共同构成一个复杂庞大的 CPS,涵盖电能质量扰动的实时感知(PMU)、信息传输(电力载波/光纤网、各种规约形式)、数据深度融合计算、协调控制等方面,具有以下特点:①实时、准确和全面地感知电网的电能质量状况信息;②通过对电能质量监测数据的计算处理和分析评估,得到电网各项电能质量指标的综合评估,实现对电网电能质量的深刻认知;③根据认知,形成控制策略,实现对电能质量的控制;④融合信息世界和物理世界的节点单元,通过数据采集,计算分析、协调控制循环反馈,实现电能质量的自主协调控制。

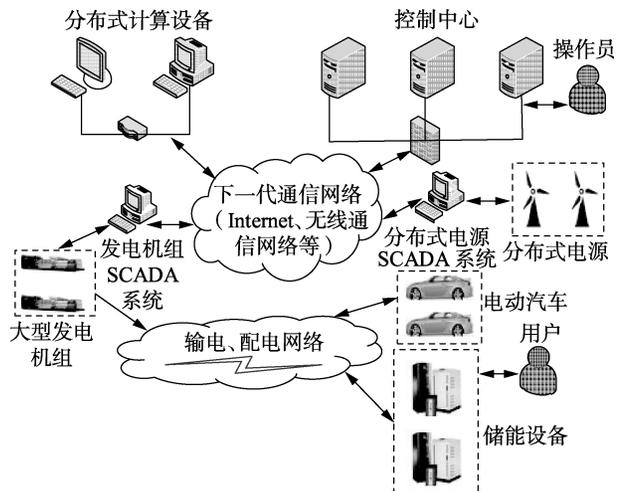


图 1 电力 CPS 体系结构

Fig.1 Architecture of cyber physical power system

2.4 区块链技术

随着电力市场的发展,市场主体不仅只含有电网公司和电力用户,新型售电公司也将逐步成为市场主体,并且随着新能源、储能和电动汽车接入电网,用户也可以将剩余电力参与市场交易,电力市场的竞争将更加激烈。而随着敏感用户的增多,对电能进行按质定价已成为不可避免的趋势,而电能质量数据是公平交易的基础。区块链技术可以为交易提供安全可信的环境。区块链技术是将不同区块按时间有序连接形成的数据结构^[54-55],其主要特点^[56]如下:①去中心化,区块链技术没有中心管理机构,各个区块实现信息的自我管理;②开放透明,任何人都可以查询除私有数据以外的区块链数据;③安全可靠,非对称加密技术保证了数据的真实性,对分叉的避免有效阻止了对数据的恶意篡改。区块链技术的去中心化和电能质量数据分布式存储与处理有一定的相似性,并且由于区块链安全机制的制约,电能质量数据参与电力交易无需信用系统的参与,利用区块链即可以构建一个安全、可信的数据管理交易环境。

综合上述分析,消纳多源数据,融合分布式计算、CPS、区块链等支撑技术的电能质量框架如图 2 所示。

3 数据驱动电能质量分析展望

3.1 基于 CPU-GPU 联合计算平台的高性能计算

目前,关于电能质量数据处理的大部分计算一般基于 CPU 完成。而随着 GPU 在视频处理、人工智能^[57]等领域的成功运用,计算机工业朝着众核 GPU 等方向发展,有学者指出基于 GPU 的并行计算代表高性能计算的发展方向^[58-59]。CPU 由专为顺序串行处理而优化的几个核心组成,而 GPU 则拥有一个由数以千计的更小、更高效的核心(专为同时处

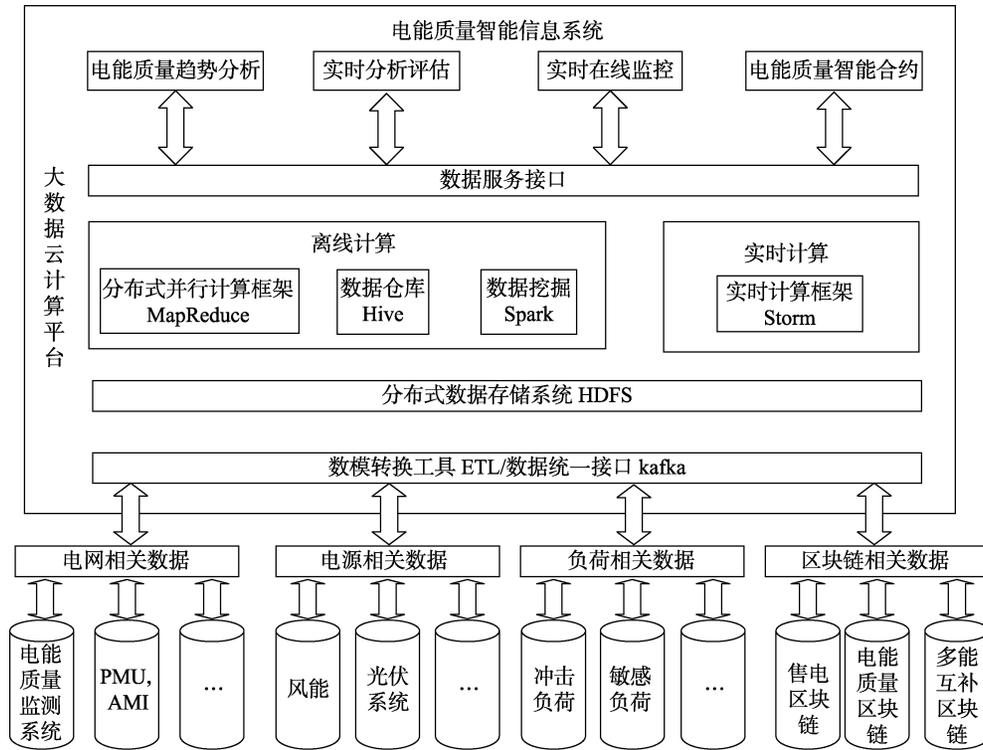


图 2 电能质量系统框架

Fig.2 Architecture of power quality system

理多重任务而设计)组成的大规模并行计算架构,因此适用于并行度高的密集计算。尽管在电能质量数据处理中常用的信号处理等手段具有典型的串行化特征,以及在电压暂降定位中也需经过节点导纳矩阵的形成、各序分量的求解等步骤,但是在每一步的计算中具有并行化、向量化的计算特征,如快速傅里叶变换矩阵、高维随机矩阵特征值的计算^[17]等。可以考虑基于 CPU-GPU 的联合计算方式加速电能质量的数据处理过程,如图 3 所示。CPU 完成不同步骤之间数据的传递,而 GPU 则完成每一步中适合于向量化密集计算的部分,如节点导纳矩阵求逆^[60]、矩阵特征值的计算^[61]等,从而提高大规模计算的速

度。未来可以考虑针对减少 CPU 和 GPU 之间数据传输用时、开发更高效的数学库等方面展开研究。

3.2 “信息-物理-社会”系统多源数据融合建模电动汽车充电负荷

随着未来大能源系统内涵的逐步扩展,电能质量监测系统除了与互联网等信息系统高度融合外,还将与人和社会的互动程度大幅加深,逐步形成“信息-物理-社会”复杂系统^[62]。随着电动汽车渗透率的高度提高,其一方面可以提供削峰填谷、参与调频、提供备用等服务^[63],对提高可再生能源接入下电能质量的提高具有重要意义;然而另一方面,由于电动汽车蓄电池属于非线性负荷,充电过程中会造

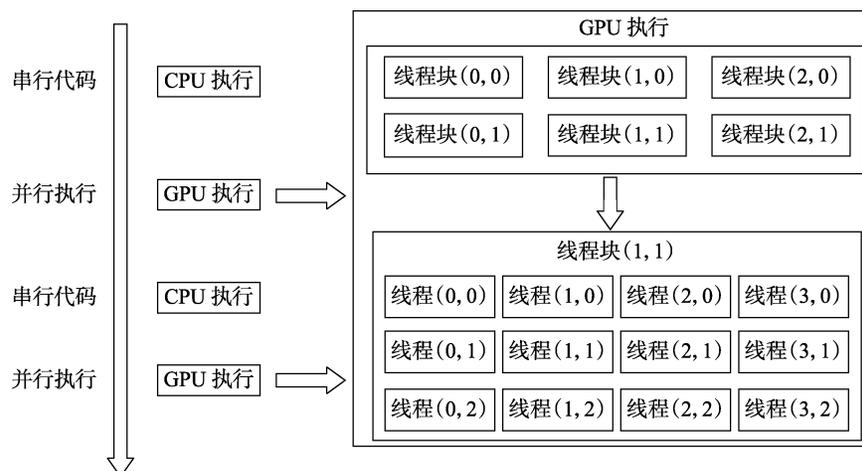


图 3 CPU-GPU 的联合计算方式

Fig.3 CPU-GPU joint computing method

成谐波污染和三相不平衡等问题。因此,有必要对电动汽车充电负荷进行建模以提出合理的调控策略。

一方面,电动汽车充电的过程中会产生 $6k \pm 1$ (k 为大于 1 的整数) 次特征谐波电流,其中 5、7 次谐波含有率较大^[64],通过挖掘电能质量谐波特征,可以建立其与电动汽车充电的相关性;另一方面,电动汽车的充电与车主的驾驶习惯和出行规律有关,鉴于在现有的社交网络、电商推荐等涉及人的行为的研究工作中,人工智能技术已经取得了很好的效果,并且由于人的行为存在非常大的非理性和随机性的特征^[65],未来可以考虑充分融合来自电能质量监测系统的数据、来自交通系统的数据(如交通网络中的交通流量、电动汽车车载 GPS 轨迹等信息),采用人工智能技术对电动汽车充电负荷进行建模并预测车主行为。

3.3 电能质量结合人工智能技术

人工智能技术始于 20 世纪 60 年代。近年来,随着 AlphaGo 击败围棋高手、无人驾驶汽车上路、医疗机器人 Watson 诊断出世界稀有病例,人工智能备受社会各界的关注。目前,以机器学习、深度学习为主流的人工智能技术在一些分类和预测问题上取得了较好的效果,文献[66]通过深度置信网络将原始暂态数据映射到二元可分的表达空间,降低了暂态稳定评估的难度;文献[67]通过构造窃电目标函数和约束条件,产生了大量窃电数据,通过对深度学习网络进行训练,可以有效判断是否发生了窃电;文献[68]对机器学习的输入数据变量进行改进,从光伏电池模型中挖掘影响光伏电池输出功率的重要因素,获得了光伏电池输出功率较好的预测。将人工智能技术与电能质量领域相结合,可以帮助解决 CPS 的信息安全^[67]、预测分布式电源出力^[68]以及采用预测算法对电池储能系统进行实时运行状态诊断与分析等问题,从而辅助提高电能质量。

目前,围绕电能质量领域的人工智能主要有以下几个关键技术。①大数据智能,其旨在充分利用大量实时和历史的数据发现问题、挖掘规律、辅助决策,以支持电能质量控制的各个环节。②群体智能。在电力系统中,不同设备的所有者和使用者有不同的利益目标,例如,对于电动汽车而言,只能引导使用者采用特定的充电方法,而无法对其进行控制。因此,需要研究如何调动电力系统的不同参与者,使得其行为与整体目标相配合,这是围绕电能质量 CPS 需要考虑的问题。③深度学习。深度神经网络具有参数多、层数深、学习非线性映射能力强的特点,因此具有很好的特征挖掘能力。由于不同类型的负荷会造成不同的电能质量扰动,因此无论是智能电表还是变电站观测到的电能质量扰动数据均包含大量的负荷成分信息,未来可以重点挖掘不同设备产生的暂态和稳态特征,研究深度学习技术在负荷识别中的应用。④迁移学习。迁移学习试图将处

理源任务获取的知识迁移至相似的任务/场景中。目前,深度学习在大样本情况下表现较好,但在实际工程领域难以获得大量有效的标记样本或者数据标注代价昂贵,而且,即使样本数据规模充足,也难以保证能覆盖各种实际情况,将获得的知识进行数学化的表示与封装,并将其运用至数据量较少的情景,更能适应实际工程问题,这是对机器学习有益的创新与扩展。

3.4 基于客户画像的电能质量监测系统建设

不同客户对电能质量有不同的需求,如精密加工业、普通加工业、交通运输业对频率偏差和电压偏差的要求更高,而仪器仪表与通信系统则更容易受到谐波的影响。客户画像主要针对针对不同用户的基本属性、特征、偏好等为用户设立不同的标签,了解客户的需求以及针对不同的需求制定不同的策略以实现精细化管理。而基于客户画像^[69]的电能质量监测系统以电力数据、营销平台基础数据、第三方数据(如微信、支付宝等)多源数据为基础,以数据挖掘分析、可视化分析、数据存储与处理等技术为手段,实现面向客户的精细化电能质量服务,按照不同用户对电能质量的需求采取对应措施。基于客户画像的电能质量信息系统如图 4 所示。标签化后的数据直接用语言表达完整的业务逻辑,针对不同用户传达不同的信息,可以推动信息系统与用户的合理互动^[70]。

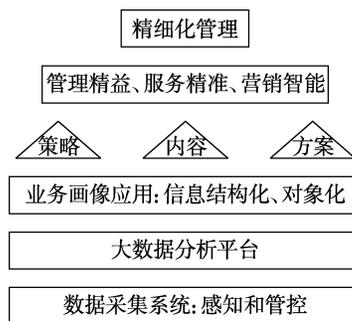


图 4 基于客户画像的电能质量信息系统

Fig.4 Power quality information platform based on customer portrait

4 结论

电能质量领域正向与信息系统深度融合、与人和社会的互动程度大幅加深的方向发展。数据驱动电能质量分析的目标是从电能质量以及其他多源数据中挖掘知识,以解决除电能质量领域之外的其他问题,如电能质量扰动定位、扰动数据关联性分析、动态负荷建模以及电压暂降综合评估等。针对大能源系统下,数据维数高、数量大、电能质量监测物理系统与信息系统深度融合的特点,以及为电能按质定价并提供安全公平交易环境的需求,详细阐述了数据融合技术、分布式计算技术、区块链技术等数据

驱动电能质量分析的支撑技术。

同时,数据驱动技术尚在快速发展之中,本文概述了几类受到关注的新技术。其中,CPU-GPU 联合计算平台是针对串行化任务高效计算的解决方法。电动汽车充电行为建模通过融合来自电能质量监测系统、交通网以及社会等多源数据,刻画用户充电的具体行为,提出更有效的电动汽车控制策略,从而对电能质量进行改善。人工智能技术中,深度学习技术基于多隐层的人工神经网络结构,可以从数据中自动提取较为抽象的特征,实现基于电能质量数据的负荷识别;迁移学习则是将学到的知识进行数学化的封装,是解决小样本问题的一种手段。针对客户画像的电能质量监测信息系统建设则是根据不同用户对电能质量的需求,实现用电服务的精细化管理。上述几种方法在数据驱动电能质量分析中均有广阔的应用前景。

需要指出的是,电能质量问题是融合“物理-信息-社会”系统信息的复杂问题,单纯使用传统建模方法可能面临极大的挑战,而数据驱动方法辅助传统建模方法,可以更有效地面对大能源系统建设带来的挑战。

参考文献:

- [1] 董朝阳,赵俊华,文福拴,等. 从智能电网到能源互联网:基本概念与研究框架[J]. 电力系统自动化,2014,38(15):1-11.
DONG Zhaoyang,ZHAO Junhua,WEN Fushuan, et al. From smart grid to energy internet: basic concept and reasearch framework[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15): 1-11.
- [2] 章健. Multi Agent 系统在微电网协调控制中的应用研究[D]. 上海:上海交通大学,2009.
ZHANG Jian. Research on the application of Multi Agent system in microgrid coordination control[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009.
- [3] 黄天恩,孙宏斌,郭庆来,等. 基于电网运行大数据的在线分布式安全特征选择[J]. 电力系统自动化,2016,40(4):32-40.
HUANG Tianen,SUN Hongbin,GUO Qinglai, et al. Online distributed security feature selection based on big data in power system operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4): 32-40.
- [4] 严英杰,盛戈峰,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, et al. A 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.
- [5] 徐文远,雍静. 电力扰动数据分析学——电能质量监测数据的新应用[J]. 中国电机工程学报,2013,33(19):93-101.
XU Wilsun, YONG Jing. Power disturbance data analytics - new application of power quality monitoring data[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(19): 93-101.
- [6] 徐方维,杨洪耕,叶茂清,等. 基于改进 S 变换的电能质量扰动分类[J]. 中国电机工程学报,2012,32(4):77-84.
XU Fangwei, YANG Honggeng, YE Maoqing, et al. Classification for power quality short duration disturbances based on generalized S-transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 77-84.
- [7] 徐志超,杨玲君,李晓明. 基于聚类改进 S 变换与直接支持向量机的电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备,2015,35(7):50-58.
XU Zhichao, YANG Lingjun, LI Xiaoming. Power quality disturbance identification based on clustering modified S transform and direct support vector machine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(7): 50-58.
- [8] 仲卫进,艾芊. 扩展卡尔曼滤波在动态负荷参数辨识中应用[J]. 电力自动化设备,2007,27(2):47-50.
ZHONG Weijin, AI Qian. Application of extended Kalman filter in parameter identification of dynamic load model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(2): 47-50.
- [9] 闵伟,周志宇,周振华. 改进型 Sage-Husa 卡尔曼滤波器在电压暂降检测中的应用[J]. 电网技术,2013,37(1):230-234.
MIN Wei, ZHOU Zhiyu, ZHOU Zhenhua. Application of improved Sage-Husa Kalman filter in voltage sag detection[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 230-234.
- [10] 张全明,刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报,2008,28(1):106-110.
ZHANG Quanming, LIU Huijin. Application of LS-SVM in classification of power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(1): 106-110.
- [11] 陈华丰,张葛祥. 基于决策树和支持向量机的电能质量扰动识别[J]. 电网技术,2013,37(5):1272-1278.
CHEN Huafeng, ZHANG Gexiang. Power quality disturbance identification using decision tree and support vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1272-1278.
- [12] 宋晓芳,陈劲操. 基于支持向量机的动态电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备,2006,26(4):39-42.
SONG Xiaofang, CHEN Jingcao. Classification method of dynamic power quality disturbances based on SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(4): 39-42.
- [13] 周林,栗秋华,刘华勇,等. 用模糊神经网络模型评估电能质量[J]. 高电压技术,2007,33(9):66-69.
ZHOU Lin, SU Qiuhua, LIU Huayong, et al. Evaluation of power quality by fuzzy artificial neural network[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(9): 66-69.
- [14] 瞿合祚,刘恒,李晓明,等. 一种电能质量多扰动分类中特征组合优化方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):146-152.
QU Hezuo, LIU Heng, LI Xiaoming, et al. Feature combination optimization for multi-disturbance classification of power quality [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 146-152.
- [15] 周辉,杨洪耕,吴传来. 基于灰色聚类的电能质量综合评估方法[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(15):70-75.
ZHOU Hui, YANG Honggeng, WU Chuanlai. A power quality comprehensive evaluation method based on grey clustering[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 70-75.
- [16] 蒋德珑,王克文,杨平,等. 基于聚类思想的电能质量综合评估[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(7):105-111.
JIANG Delong, WANG Kewen, YANG Ping, et al. Power quality comprehensive evaluation based on the clustering method [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(7): 105-111.
- [17] 莫文雄,许中,肖斐,等. 基于随机矩阵理论的电力扰动事件时空关联[J]. 高电压技术,2017,43(7):2386-2393.
MO Wenxiong, XU Zhong, XIAO Fei, et al. Research on temporal-

- spatial correlation of power disturbance events based on random matrix theory [J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43 (7): 2386-2393.
- [18] 程浩忠, 艾芊, 张志刚, 等. 电能质量 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 15-23.
- [19] TAYJASANANT T, LI C, XU W. A resistance sign based method for voltage sag source detection [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2005, 20(40): 2544-2551.
- [20] PARSONS A C, GRADY W M, POWERS E J, et al. A direction finder for power quality disturbances based upon disturbance power and energy [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2000, 15 (3): 1081-1086.
- [21] 唐轶, 陈嘉, 樊新梅, 等. 基于扰动有功电流方向的电压暂降源定位方法 [J]. *电工技术学报*, 2015, 30(23): 102-109.
TANG Yi, CHEN Jia, FAN Xinmei, et al. A method for detecting voltage sag sources based on disturbance active current direction [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30 (23): 102-109.
- [22] 刘颖英, 王同勋, 冯丹丹, 等. 基于多重判据的电压暂降故障源定位方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(1): 103-111.
LIU Yingying, WANG Tongxun, FENG Dandan, et al. Multiple criteria based voltage sag location method [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(1): 103-111.
- [23] MANASSERO G, SANTO S G D, SOUTO L. Heuristic method for fault location in distribution feeders with the presence of distributed generation [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8 (6): 2849-2858.
- [24] 刘威, 张东霞, 王新迎, 等. 基于随机矩阵理论的电力系统暂态稳定性分析 [J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(18): 4854-4863.
LIU Wei, ZHANG Dongxia, WANG Xinying, et al. Power system transient stability analysis based on random matrix theory [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(18): 4854-4863.
- [25] KIM J, GRADY W M, ARAPOSTATHIS A, et al. A time domain procedure for locating switched capacitors in power distribution [J]. *IEEE Power Engineering Review*, 2007, 21(12): 69.
- [26] 易吉良, 彭建春, 李圣清. 电容器组投切扰动源的交叉不完全 S 变换定位方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2012, 40(6): 30-39.
YI Jiliang, PENG Jianchun, LI Shengqing. Tracking capacitor switching disturbance source using cross incomplete S-transform [J]. *Power System Protection and Control*, 2012, 40(6): 30-39.
- [27] HUR K, SANTOSO S. On two fundamental signatures for determining the relative location of switched capacitor banks [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2008, 23(2): 1105-1112.
- [28] 邓扶摇, 赵静, 万力, 等. 一种基于扰动能量与功率谱的电容器组投切的定位方法 [J]. *四川电力技术*, 2012, 35(6): 14-19.
- [29] 陶顺, 肖湘宁. 中性点不同接地方式下的电压暂降类型及其在变压器间的传递 (二) [J]. *电工技术学报*, 2007, 22(10): 156-159.
TAO Shun, XIAO Xiangning. Voltage sags types under different grounding modes of neutral and their propagation: part II [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2007, 22(10): 156-159.
- [30] 董海艳, 贾清泉, 王宁, 等. 复杂电能质量关联扰动模式的可拓挖掘方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(5): 1269-1277.
DONG Haiyan, JIA Qingquan, WANG Ning, et al. Mining the associative patterns of complex power quality disturbance using extenics [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(5): 1269-1277.
- [31] 曲广龙, 杨洪耕. 基于梯形云模型的电能质量数据关联性挖掘方法 [J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(7): 145-150.
QU Guanglong, YANG Honggeng. A correlation mining method for power quality data based on trapezoidal cloud model [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(7): 145-150.
- [32] 鞠平. 电力系统负荷建模理论与实践 [J]. *电力系统自动化*, 1999, 23(19): 1-7.
JU Ping. Theory and practice of load modeling in power systems [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 1999, 23(19): 1-7.
- [33] 尹建华, 黄东启, 艾芊. 基于电能质量装置数据和改进克隆选择算法的电力动态负荷建模 [J]. *南方电网技术*, 2011, 5(6): 42-46.
YIN Jianhua, HUANG Dongqi, AI Qian. Electrical dynamic load modeling based on the power quality equipments data and the improved clone selection algorithm [J]. *Southern Power System Technology*, 2011, 5(6): 42-46.
- [34] 艾芊, 陈陈, 沈善德, 等. 简化前馈网络用于负荷模型参数辨识的研究 [J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(5): 21-27.
AI Qian, CHEN Chen, SHEN Shande, et al. Research on parameter identification of load models by using linear BP networks [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(5): 21-27.
- [35] 张红斌. 电力系统负荷模型结构与参数辨识的研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2003.
ZHANG Hongbin. The studies on identification of electric load model [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2003.
- [36] QADER M R, BOLLEN M H J, ALLAN R N. Stochastic prediction of voltage sags in a large transmission system [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1999, 35(1): 152-162.
- [37] 陶顺, 周双亚, 肖湘宁, 等. 基于 IEC61970 公共信息模型的电压凹陷域分析 [J]. *电工技术学报*, 2013, 28(9): 40-46.
TAO Shun, ZHOU Shuangya, XIAO Xiangning, et al. Analysis of area of vulnerability based on common information model in IEC61970 [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2013, 28(9): 40-46.
- [38] 陈武, 苟剑, 肖先勇. 敏感设备电压凹陷敏感度的随机-模糊评估方法 [J]. *电网技术*, 2009, 33(6): 39-44.
CHEN Wu, GOU Jian, XIAO Xianyong. A stochastic-fuzzy assessment method for voltage sag sensitivity of sensitive equipment [J]. *Power System Technology*, 2009, 33(6): 39-44.
- [39] LEE C J, ALBU M M, HRYDT G T. A power quality index based on equipment sensitivity, cost and network vulnerability [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2004, 19(3): 1504-1510.
- [40] MARTINEZ J A, MARTIN-ARNEDO J. Voltage sag studies in distribution networks-part II: voltage sag assessment [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2006, 21(3): 1679-1688.
- [41] 王华伟, 李华强. 敏感设备电压凹陷敏感度综合评估方法的研究 [J]. *四川电力技术*, 2009, 32(4): 1-10.
- [42] 肖先勇, 马超, 杨洪耕, 等. 用电压暂降严重程度和最大熵评估负荷电压暂降敏感度 [J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(31): 115-121.
XIAO Xianyong, MA Chao, YANG Honggeng, et al. Stochastic estimation of equipment sensitivity to voltage sag based on voltage sag severity index and maximum entropy principle [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(31): 115-121.
- [43] 周翔, 王丰华, 黄荣辉, 等. 考虑系统与敏感设备的变电站电压暂降综合评估 [J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(8): 1940-1946.
ZHOU Xiang, WANG Fenghua, HUANG Ronghui, et al. Assessment of voltage sags in substations based on power system and equipment sensitivity analysis [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(8): 1940-1946.

- 1940-1946.
- [44] 陈科文,张祖平,龙军. 多源信息融合关键问题、研究进展与新动向[J]. 计算机科学,2013,40(8):6-13.
CHEN Kewen,ZHANG Zuping, LONG Jun. Multisource information fusion:key issues, reasearch progress and new trends[J]. Computer Science,2013,40(8):6-13.
- [45] 魏大千,王波,刘涤尘,等. 基于时序数据相关性挖掘的 WAMS/SCADA 数据融合方法[J]. 高电压技术,2016,42(1):315-320.
WEI Daqian,WANG Bo,LIU Dichen, et al. WAMS/SCADA data fusion method based on time-series data correlation mining[J]. High Voltage Engineering,2016,42(1):315-320.
- [46] 马晨霞. 基于多源信息的电能质量数据分析与挖掘技术研究[D]. 北京:华北电力大学,2016.
MA Chenxia. Research of data analysis and mining technology based on power quality information from multiple resources[D]. Beijing:North China Electric Power University,2016.
- [47] 王意洁,孙伟东,周松,等. 云计算环境下的分布式存储关键技术[J]. 软件学报,2012,23(4):962-986.
WANG Yijie,SUN Weidong,ZHOU Song, et al. Key technologies of distributed storage for cloud computing[J]. Journal of Software,2012,23(4):962-986.
- [48] 刘兰. 关于云计算环境下的分布式存储关键技术分析[J]. 信息通信,2017(3):168-169.
- [49] 王德文,宋亚奇,朱永利. 基于云计算的智能电网信息平台[J]. 电力系统自动化,2010,34(22):7-12.
WANG Dewen,SONG Yaqi,ZHU Yongli. Information platform of smart grid based on cloud computing[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(22):7-12.
- [50] 沐连顺,崔立忠,安宁. 电力系统云计算中心的研究与实践[J]. 电网技术,2011,35(6):171-175.
MU Lianshun,CUI Lizhong, AN Ning. Research and practice of cloud computing center for power system[J]. Power System Technology,2011,35(6):171-175.
- [51] 朱征,顾中坚,吴金龙,等. 云计算在电力系统数据灾备业务中的应用研究[J]. 电网技术,2012,36(9):43-50.
ZHU Zheng, GU Zhongjian, WU Jinlong, et al. Application of cloud computing in electric power system data recovery[J]. Power System Technology,2012,36(9):43-50.
- [52] 丁建光. 智能电网海量信息处理关键问题的研究[D]. 上海:上海交通大学,2014.
DING Jianguang. Research on key issues in massive information processing of smart grid[D]. Shanghai:Shanghai Jiao Tong University,2014.
- [53] 赵俊华,文福拴,薛禹胜,等. 电力 CPS 的架构及其实现技术与挑战[J]. 电力系统自动化,2010,34(16):1-7.
ZHAO Junhua,WEN Fushuan,XUE Yusheng, et al. Cyber physical power systems:architecture, implementation techniques and challenges[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(16):1-7.
- [54] 张宁,王毅,康重庆,等. 能源互联网中的区块链技术:研究框架与典型应用初探[J]. 中国电机工程学报,2016,36(15):4011-4022.
ZHANG Ning,WANG Yi,KANG Chongqing, et al. Blockchain technique in the energy internet: preliminary research framework and typical applications[J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(15):4011-4022.
- [55] 袁勇,王飞跃. 区块链技术发展现状与展望[J]. 自动化学报,2016,42(4):481-494.
YUAN Yong,WANG Feiyue. Blockchain:the state of the art and future trends[J]. Acta Automatica Sinica,2016,42(4):481-494.
- [56] 何奇琳,艾芊. 区块链技术在虚拟电厂中的应用前景[J]. 电器与能效管理技术,2017(3):14-18.
HE Qilin,AI Qian. Application prospect of block chain technology in virtual power plant[J]. Electrical & Energy Management Technology,2017(3):14-18.
- [57] CHETLUR S, WOOLLEY C, VANDERMERSCH P, et al. cuDNN: efficient primitives for deep learning[J]. Computer Science,2014(20):1-2.
- [58] NICKOLLS J, DALLY W J. The GPU computing era[J]. IEEE Micro,2010,30(2):56-69.
- [59] KECKLER S W, DALLY W J, KHAILANY B, et al. GPUs and the future of parallel computing[J]. IEEE Micro,2011,31(5):7-17.
- [60] 陈来军,陈颖,许寅,等. 基于 GPU 的电磁暂态仿真可行性研究[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(2):107-112.
CHEN Laijun, CHEN Ying, XU Yin, et al. Feasibility study of GPU based electromagnetic transient simulation[J]. Power System Protection and Control,2013,41(2):107-112.
- [61] 张逸飞,严正,赵文恺,等. 基于 GPU 的分块约化算法在小干扰稳定分析中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2015,39(22):90-97.
ZHANG Yifei, YAN Zheng, ZHAO Wenkai, et al. Application of GPU-based block reduction algorithm in power system small-signal stability analysis[J]. Power System Protection and Control,2015,39(22):90-97.
- [62] 李国杰,程学旗. 大数据研究:未来科技及经济社会发展的重大战略领域——大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊,2012,27(6):647-657.
LI Guojie, CHENG Xueqi. Research status and scientific thinking of big data[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences,2012,27(6):647-657.
- [63] 林飞武,吴文宣,蔡金锭,等. 移动式储能装置在季节性负荷侧的应用研究[J]. 电力与电工,2013,33(1):1-4.
LIN Feiwu, WU Wenxuan, CAI Jinding, et al. Study for application of movable energy storage device for seasonal load[J]. Electric Power & Electrical Engineering,2013,33(1):1-4.
- [64] 郭建龙,文福拴. 电动汽车充电对电力系统的影响及其对策[J]. 电力自动化设备,2015,35(6):1-10.
GUO Jianlong, WEN Fushuan. Impact of electric vehicle charging on power system and relevant counter-measures[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(6):1-10.
- [65] 赵俊华,董朝阳,文福拴,等. 面向能源系统的数据科学:理论与技术与展望[J]. 电力系统自动化,2017,41(4):1-12.
ZHAO Junhua, DONG Zhaoyang, WEN Fushuan, et al. Data science for energy systems theory techniques and prospect[J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(4):1-12.
- [66] 胡伟,郑乐,闵勇,等. 基于深度学习的电力系统故障后暂态稳定评估研究[J]. 电网技术,2017,41(10):3140-3146.
HU Wei, ZHENG Le, MIN Yong, et al. Research on power system transient stability assessment based on deep learning of big data technique[J]. Power System Technology,2017,41(10):3140-3146.
- [67] HE Y, MENDIS G J, WEI J. Real-time detection of false data injection attacks in smart grid:a deep learning-based intelligent mechanism[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2017,8(5):2505-2516.
- [68] WANG Jianxiao, ZHONG Haiwang, LAI Xiaowen. Exploring key weather factors from analytical modeling toward improved solar power forecasting[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2017,PP

(99):1-13.

[69] 余向前,王林信,李云冰,等. 电力营销信息化客户画像的应用研究[J]. 计算机技术与自动化,2017,36(4):122-126.

YU Xiangqian,WANG Linxin,LI Yunbing,et al. Application research on the customers' portrait of electric power marketing information [J]. Computer Technology and Information,2017,36(4):122-126.

[70] 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.

LÜ 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.

作者简介:



张宇帆

张宇帆(1994—),女,湖北宜昌人,博士研究生,研究方向为大数据及其在电力系统中的应用(E-mail:cqu_ee_zhangyufan@163.com);

艾 芊(1969—),男,湖北武汉人,教授,博士研究生导师,博士,通信作者,主要研究方向为电能质量、人工智能及其在电力系统中的应用、电力系统元件建模等(E-mail:aiqian@sju.edu.cn)。

Present situation, supporting technologies and prospect of data driven power quality analysis

ZHANG Yufan¹, AI Qian¹, XIAO Fei¹, ZHANG Zhaocheng¹, XIE Shanyi²

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Power Research Institute of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510080, China)

Abstract: With the complementarity and coordination among multiple energy sources, the construction of electricity market and the convenient and cheap access to data resources, the comprehensive energy system has brought challenges to the traditional power quality field. Aiming at the above problem, the current situation of research on the application of power quality data to aid decision making process in other fields is summarized. Supporting technologies such as data fusion technology, large-scale distributed computing technology, cyber-physical system, block chain technology and so on are introduced according to the requirements of diversity data processing, estimation of mass power quality disturbance data, power transactions considering power quality, etc. The data driven power quality analysis is prospected from four aspects of the CPU-GUP (Central Processing Unit and Graphics Processing Unit) joint computing platform, the electric vehicle charging load modeling based on data fusion of cyber-physical-social system, the artificial intelligence and the power quality information platform based on customer portrait technology.

Key words: power quality; data driven; comprehensive energy system; cyber-physical-social system; big data; artificial intelligence; cyber-physical system; block chain technology