

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190274

基于弹性分布数据集和有向无环图的潮流优化 云计算系统设计研究

化振谦¹, 卢世祥¹, 阙华坤¹, 叶新青², 潘柏良²

(1. 广东电网有限责任公司计量中心, 广东 广州 510080; 2. 浙江华云信息科技有限公司, 浙江 杭州 310008)

摘要: 随着智能电网数据量的不断增加, 现有的电力平台无法满足系统高性能计算的需求。针对这一问题, 引入云计算进行分布式电力系统内存计算框架的设计, 在分布式文件系统中存储智能电表、电子设备等采集数据。结合内存计算框架 Spark 和牛顿-拉夫逊法, 提出弹性分布数据集(RDD)和有向无环图(DAG)优化的牛顿-拉夫逊法。通过实验分析潮流计算时间、加速比和实验集群规模, 验证所提算法具有良好的性能。所做研究工作为国内智能电网发展提供参考和借鉴。

关键词: 云计算; 高性能; 内存计算框架; 潮流计算; 集群规模

Design and research of power flow optimization cloud computing system based on elastic distribution data set and directed acyclic graph

HUA Zhenqian¹, LU Shixiang¹, QUE Huakun¹, YE Xinqing², PAN Boliang²

(1. Metrology Center of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 510080, China;

2. Zhejiang Huayun Information Science and Technology Co., Ltd., Hangzhou 310008, China)

Abstract: With the increasing amount of data in smart grid, the existing power platform can not meet the demand of high performance computing. In order to solve this problem, cloud computing is introduced to design the memory computing framework of distributed power system, and intelligent meters and electronic devices are stored in distributed file system. combining the memory computing framework Spark and Newton-Raphson method, the Newton-Raphson method power flow calculation method based on elastic distribution data set (RDD) and directed acyclic graph (DAG) is proposed. Through the analysis of power flow calculation time, acceleration ratio and experimental cluster size, it is verified that the proposed algorithm has good performance. The research work can provide reference for the development of smart grid in China.

This work is supported by National Key Scientific and Technological Project (No. 2016YFB0101900) and Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Co., Ltd. (No. GDKJXM20161523).

Key words: cloud computing; high performance; memory computing framework; power flow calculation; cluster scale

0 引言

随着电网规模的扩大和智能电网朝着“信息化、自动化、交互化”方向发展, 智能电表、配电自动化、数字保护装置等产生大量数据^[1]。传统的电力系统在信息集成、分析、存储、处理等方面越来越无法满足需求, 迫切需要引进新的技术思想来解决

这些问题^[2]。云计算和大规模数据处理等技术的出现, 为大规模数据分析提供了新的技术手段, 在云平台的基础上, 加入快速计算优化电力系统性能, 充分利用大数据中包含的信息, 以促进电力事业的发展。

大数据的时代已经到来, 电力和电信等行业需要高性能的存储和处理等需求。在文献[3]中从数据存储和数据处理的角度出发, 说明了电力大数据的大数据特性。在文献[4]中从电力数据的处理、数据需求、预测模型等方面进行了研究。在文献[5]中深

基金项目: 国家重大科技攻关项目资助(2016YFB0101900); 广东电网有限责任公司科技项目资助(GDKJXM20161523)

入分析了如何利用海量数据。在文献[6]中详细分析云计算平台的特点和智能电网构建需求,从可靠性和可扩展性的角度来看,现有的云计算平台具有足够的优势。在文献[7]中把云计算和大数据集合,给出科学的大数据云计算平台构建方法。IBM、谷歌、亚马逊、腾讯、阿里等跨国巨头纷纷加入大数据的队伍,推动大数据技术的快速发展。

本文结合云计算和内存集群计算,设计电力系统分布式内存计算框架,结合内存计算框架 Spark 和牛顿-拉夫逊法,提出优化的牛顿-拉夫逊潮流计算方法。通过实验分析潮流计算时间、加速比和实验集群规模,验证了所提算法的有效性。

1 基于内存计算的电力云平台架构

该框架结合了分布式基础框架 Hadoop 和内存并行计算框架 Spark,以 Spark 代替分布式计算 Map Reduce 框架进行实时分析数据。图 1 所示的电力系统的分布式内存计算框架,处理后的原始数据作为元数据存储,数据存储层在云计算平台采用开源分布存储系统 HDFS,调整层和资源管理层采用 Yarn,数据分析采用的 Spark,如大数据的存储、分析、计算等。电力业务逻辑层是基于云平台建立的,虚拟化底层硬件,向上层提供服务,对云计算平台高效管理和智能分析等。

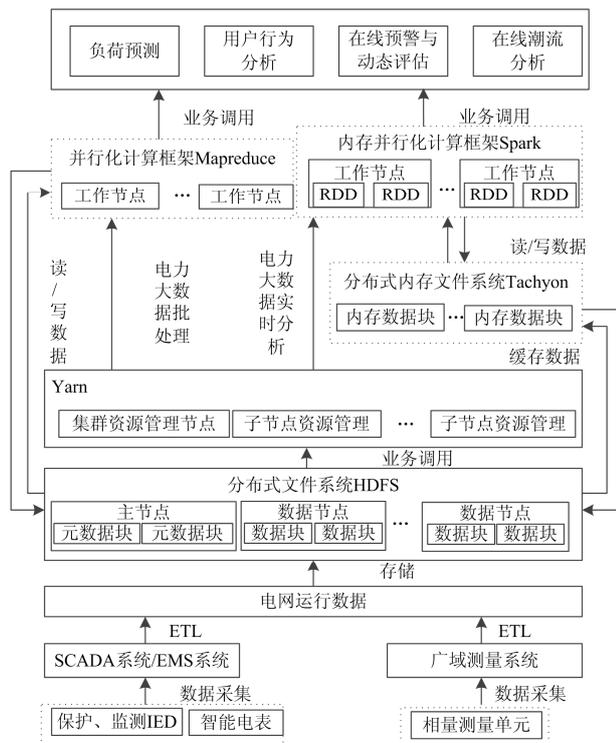


图 1 系统框架

Fig. 1 System framework

(1) 分布式文件系统

主节点存储电力大数据的元数据,如文件名称、大小等^[8]。四个子节点存储内容,如节点电压、支路阻抗等信息。每个数据块都备份三份,随机存储,主节点和子节点之间通信由心跳机制实现^[9]。

(2) 资源管理器

Yarn 是 Hadoop 2.0 以上升级版,包含 Map Rduces 框架和 Yarn 资源管理器^[10]。业务层采用 Spark/Map Reduce 发送任务到主节点。资源管理器根据任务的规模和复杂性申请空闲资源,申请批准后,主节点控制所有子节点执行,子节点资源管理器监控任务在传输给主节点资源管理器。

(3) 分布式内存文件系统

Tachyon 通过在内存中创建一个文件系统加速了对数据的访问,并为 HDFS 系统提供了大量的数据缓存,定期与 HDFS 系统进行通信。在分析大数据时,Map Reduce/Spark 可以直接读取和写入 Tachyon 中电力数据,使访问 Tachyon 中电力大数据的速度近似内存访问,从而减少内存冗余和 GC 时间,并提高大规模数据处理效率^[11]。

(4) 数据分析技术

图 1 包括两个主要的数据分析技术,Map Reduce 和 Spark。Map Reduce 适合于大数据的离线分析,对实时性要求不高,如预测负荷和用电行为的分析。Spark 适用于计算密集型和迭代计算服务,处理的数据越多,性能优势越明显,它适用于高实时电力服务^[12]。

(5) 业务应用

图 1 从四个方面介绍了分布式计算在电力系统中的应用:负荷预测、在线预警和动态评估、用电行为分析和在线潮流计算等^[13]。本文中改进潮流计算模式和过程可以提高潮流计算时间方面的效率。

2 系统算法分析

2.1 直角坐标牛顿-拉夫逊法的潮流分析

潮流计算根据现有的运行参数和网络结构计算系统的运行状态,计算结果可以评估供电系统的可靠性和经济性^[14]。已知的参数包括 PQ 节点注入功率, PV 节点注入有功、电压、等效负荷无功,求电网的分布和功率损耗、母线电压等,在 n 个节点的网络中,规定 $m-1$ 的 PQ 节点编号为 1、2、3...、 m ,包括平衡点标号 $s(0 < s \leq m)$,其余都是 PV 节点。计算过程中的校正公式用两种方式表示:直角坐标和极坐标。以直角坐标来表示牛顿-拉夫逊法潮流计算方法,步骤如下:

步骤一 输入原始数据和信息: y 、 P_{is} 、 Q_{is} 、 U_{is} 约束。

步骤二 形成节点导纳矩阵 Y_B 。

步骤三 设置每个节点电压的初始值 $e_i^{(0)}$ 、 $f_i^{(0)}$ 。

步骤四 根据等式(1)、式(2)、式(3)和节点电压的初始值确定不平衡量 $\Delta P_i^{(0)}$ 、 $\Delta Q_i^{(0)}$ 、 $\Delta U_i^{(0)2}$ 。

$$\Delta P_i = P_i - \sum_{j=1}^{j=n} [e_i(G_{ij}e_j - B_{ij}f_j) + f_i(G_{ij}f_j - B_{ij}e_j)] \quad (1)$$

$$\Delta Q_i = Q_i - \sum_{j=1}^{j=n} [f_i(G_{ij}e_j - B_{ij}f_j) - e_i(G_{ij}f_j - B_{ij}e_j)] \quad (2)$$

$$\Delta U_i^2 = U_i^2 - (e_i^2 + f_i^2) \quad (3)$$

步骤五 通过等式(4)、式(5)和节点的初始值,得到雅可比矩阵的元素: H_{ij} 、 L_{ij} 、 N_{ij} 、 J_{ij} 、 R_{ij} 、 S_{ij} 。

$$(i \neq j) \begin{cases} H_{ij} = G_{ij}f_i - B_{ij}e_i \\ N_{ij} = G_{ij}e_i + B_{ij}f_i \\ J_{ij} = -N_{ij} \\ L_{ij} = H_{ij} \\ R_{ij} = 0 \\ S_{ij} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$(i = j) \begin{cases} I = a_{ii} + jb_{ii} \\ H_{ii} = G_{ii}f_i - B_{ii}e_i + b_{ii} \\ N_{ii} = G_{ii}e_i + B_{ii}f_i + a_{ii} \\ J_{ii} = -G_{ii}e_i - B_{ii}f_i + a_{ii} \\ L_{ii} = G_{ii}f_i - B_{ii}e_i - b_{ii} \\ R_{ii} = 2f_i \\ S_{ii} = 2e_i \end{cases} \quad (5)$$

步骤六 求解修正的方程并得到修正量 $\Delta e_i^{(0)}$ 、 $\Delta f_i^{(0)}$ 。

步骤七 确定收敛是否为真,如果为真,请转到步骤八。否则,在每个节点的电压校正后计算新值: $\Delta e_i^{(1)} = e_i^{(0)} + \Delta e_i^{(0)}$ 、 $f_i^{(1)} = f_i^{(0)} + \Delta f_i^{(0)}$; 下一次迭代,然后,跳转到步骤四。

步骤八 迭代完成后,取得平衡节点的功率和线路功率。

2.2 Spark 工作原理

Spark 是基于内存的分布式并行计算框架,Spark 大数据处理的核心是弹性分布式数据集 RDD 和有向无环图 DAG 优化技术^[15]。如图 2 所示,以导纳矩阵的对角元素为例,用 RDD 和 DAG 优化 map, reduce 操作过程进行说明。

从图 2 中可以看出,首先从每个节点读取分支导纳分片文件,执行 reduce 操作后将中间密钥值存

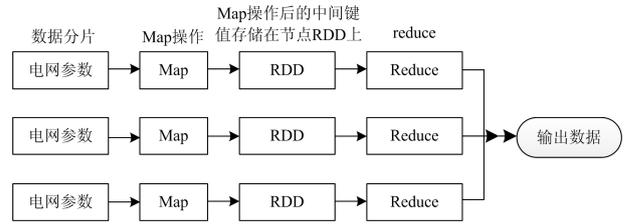


图 2 Spark 原理图

Fig. 2 Spark schematic

储在 RDD 集合中,整个读写过程都是基于 RDD 集合,它比磁盘读取更快^[16]。DAG 优化是导纳数据段中键值的联合划分,它将同一个密钥的中间结果存储在一个节点上。所以不会混合数据,减少了操作,提高了数据传输的效率^[17]。

2.3 优化的牛顿-拉夫逊法潮流计算设计

根据 RDD 和 DAG 的牛顿-拉夫逊法的潮流计算。通过在 RDD 中存储潮流计算过程中的数据,RDD 数据在内存中完成读取,缩短读写时间^[18]。同时,使用 DAG 优化计算。宽依赖并行执行,窄依赖在同一节点上运行,数据传输及执行时间有效地减少^[19]。优化的牛顿-拉夫逊法潮流计算过程已知参数是 PQ 节点的有、无功功率。PV 节点有功和电压等参数,计算 PQ 节点电压、PV 节点无功功率和损耗等^[20]。与传统潮流计算的区别是,在计算 n 节点网络的复杂潮流中,所提出的优化牛顿-拉夫逊法不根据平衡节点、PV 和 PQ 顺序划分。电压可以用直角坐标和极坐标表示。本文选择直角坐标表示。优化的牛顿-拉夫逊法流程如图 3 所示。

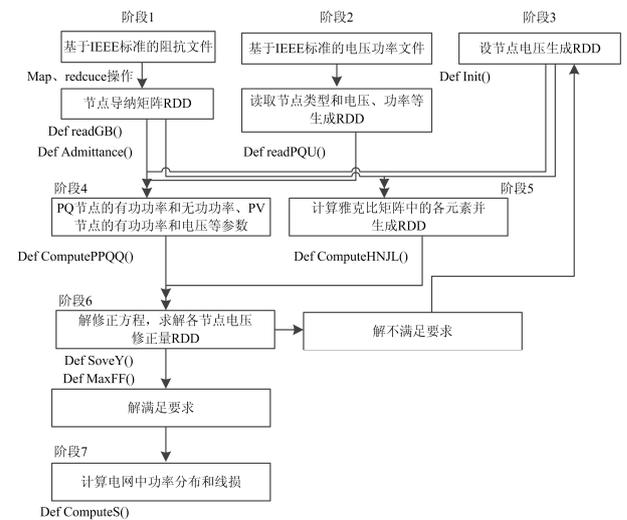


图 3 优化的牛顿-拉夫逊法潮流计算流程

Fig. 3 Optimized Newton-Raphson power flow calculation process

如图 3 所示,RDD 数组中存储潮流计算元数据和中间数据,DAG 把有窄依赖关系的操作优化成一

个阶段^[21]。整体计算分为 7 个阶段, 可在同一节点上完成各阶段。不同阶段的计算需要跨越多个节点。可以并行执行阶段 1、2、3 和阶段 4 和 5, 传统是顺序执行。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及数据

首先安装 Hadoop, Hadoop 是云平台的重要组成部分, 需要配置许多内容, 配置文件如表 1 所示。

表 1 详细配置文件

Table 1 Detailed configuration file

配置文件	含义
hadoop-env.sh	对启动 hadoop 需要的变量进行记录
yarn-env.sh	对启动 yarn 需要的变量进行配置
slaves	子节点列表
core-site.xml	核心配置信息
hdfs-site.xml	决定系统中文件块数据备份和存储路径
mapred-site.xml	Mapreduce 相关配置信息
yarn-site.xml	节点交互的相关配置

安装完 Hadoop, 接着对 SparkOnYarn 进行部署, 相比于 Hadoop, Spark 的部署就简单很多, 配置信息如表 2 所示。

表 2 配置信息

Table 2 Configuration information

变量名	含义
SCALA_HOME	对 Scala 安装目录进行指定
JAVA_HOME	对 Java 安装目录进行指定
SPARK_MASTER_IP	指定 Spark 集群 Master 节点 IP
SPEAK_WORKER_MEMORY	Worker 分配 Executors 最大内存
HADOOP_CONF_DIR	指定 hadoop 集群配置文件

实验分为集群模式和单机模式: 集群由 Map Reduce 模式和 Spark 模式组成, 用于分布式计算。单机模式在本地执行潮流计算, 主机性能对运行效率影响很大^[22]。集群模式单个节点硬件配置不需要一样, 性能对整个系统没有太大影响。

实验数据存储在两个文件中, 如表 3 和表 4 所示的源数据的详细信息, 网状结构信息可以通过两个表组合来获得^[23]。

3.2 测试算例

测试模型是由 IEEE30、118 和 300 组成的集成系统。它通过连接线相互连接, 形成了一个大型的测试系统。本实验的测试示例包括表 5 中的集成系

表 3 支路阻抗文件

Table 3 Branch impedance file

列	1	2	3	4
含义	起始节点	起始节点	电阻	电抗

表 4 节点电压、功率文件

Table 4 Node voltage and power file

列数	含义
1	PQ、PV 等节点类型
2	节点编号
3	电压幅值
4	有功
5	无功

统和 IEEE118 标准的示例。数据大小满足实验要求。表 5 所示集成模型规模和支路信息, 支路数和节点数分别表示集成系统中的支路数和节点数。

表 5 测试算例

Table 5 Test example

算例	节点数	支路数
1 062	1 062	1 620
2 383	2 383	2 896
2 737	2 737	3 506
3 000	3 000	4 280
7 680	7 680	10 976
161 542	161 542	247 715
331 462	331 462	508 323
498 550	498 550	764 595

3.3 不同规模算例下计算时间对比

测试试验点数 118-498550, 对比优化的牛顿-拉夫逊法、Map Reduce 模式、单机模式执行时间。采用经典的牛顿-拉夫逊法潮流计算, 有三次迭代, 良好的收敛性和准确的计算结果。如图 4 所示, 横轴为算例规模, 纵轴是执行时间。随着节点数量的增加, 计算三种模式时间, 集群提交作业后, 初始化过程需要连接到集群。此外, HDFS 还与 Spark 和 Map Reduce 建立了通信, 建立时间约 10 s。

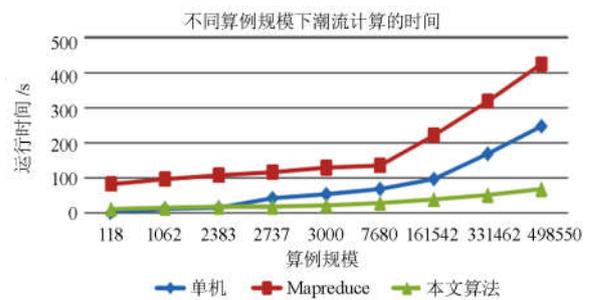


图 4 潮流运行时间(不同算例)

Fig. 4 Power flow running time (different examples)

在任务执行期间, 主节点将任务划分为多个子任务并将其分配给从属节点。在数据处理量很小时, 单机模式处理时间最短, 优化的牛顿-拉夫逊法优势无法得到体现, MaRadus 数据分析时 I/O 磁盘过多和传输延迟, 所以分的越细, 延迟越大。如图 4 所

示,随着节点数量的增加,Spark 模式的计算效率提高。当节点数变为 498 500 时,优化的牛顿-拉夫逊法比单机模式的 1/3 小,比 Map Reduce 模式的 1/6 小。

3.4 优化的牛顿-拉夫逊法潮流计算时间加速比

加速比是并行处理器和单个处理器执行同一任务的时间比,它可以衡量并行系统和程序的性能。文中加速比是优化的牛顿-拉夫逊法和单机模式的潮流计算时间比。观察图 5 优化的牛顿-拉夫逊法的性能变化,当加速比上升时,表明扩大内存集群和测试用例仍可能提高计算能力。在加速比趋于不变的情况下,各种条件的变化仍然可以提高计算性能,但是不成比例,如果加速度比趋于恒定或减小,这意味着各种条件的改变可能无法提高计算性能,此时,不能在扩大群集或添加节点和数据。

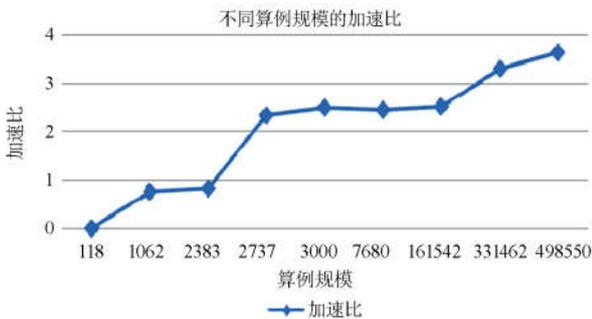


图 5 优化的牛顿-拉夫逊法加速比

Fig. 5 Optimized Newton-Raphson acceleration ratio

3.5 优化的牛顿-拉夫逊法随集群规模变化的效率

由于实验条件有限,创建的集群中只有四个子节点和一个主节点,实际环境远大于此规模。随着集群规模的不断扩大,其优势将变得更加清晰。在该实验中,模拟并搭建一个包含 8 个子节点和 1 个主节点的集群,节点数为 3 000、161 542 和 331 462 的合成系统数据为实验数据,并且当集群子节点的数量分别为 4 和 8 时,比较优化的牛顿-拉夫逊法的时间效率。如图 6 所示,时间是纵坐标,Spark 集群数是横坐标,表示 5 节点集群和 9 节点集群下该方法的执行时间。从图中可以看出,随着节点数量的增加,潮流计算时间与单机模式相比都有所下降,但并没有与节点数的增加成比例地减少,因为增加

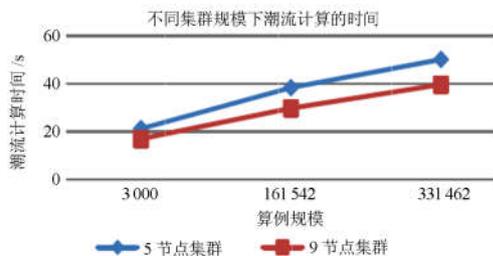


图 6 潮流算法运行时间(不同集群规模)

Fig. 6 Power flow algorithm runtime (different cluster size)

新的节点都需要增加与新节点的通信开销。

优化的牛顿-拉夫逊法潮流计算性能优于单机模式和 Map Reduce 模式,随着算例规模的增加,时间缩短,加速比增加。优化的牛顿-拉夫逊法的性能随着 Spark 群集的扩大而提高,但是由于群集扩展后新节点的管理开销增加,运行时间不随规模成比例变化。

4 结语

结合云计算和内存集群计算等技术设计分布式内存计算框架,以满足电力系统的高性能计算需求。通过研究潮流计算的牛顿-拉夫逊法,提出弹性分布式数据集 RDD 和有向无环图 DAG 优化的潮流计算方法,从三个方面进行测试。结果表明,潮流计算迭代次数稳定,结果准确。当集群规模和算例很小时,这种方法的优点没有体现出来,随着集群和算例的增加,该方法性能得到体现,比单机模式和 Map Reduce 模式优秀得多。根据实验室的现有硬件环境和实验数据规模,所做工作还处于起步阶段,在此基础上逐步改进和完善系统将成为下一步研究的重点。

参考文献

- [1] 杨仁宇,张玲,杨秀增,等.基于 GPRS 和电力载波通信的远程数据采集系统研究[J].仪表技术与传感器,2018,12(2):121-123.
YANG Renyu, ZHANG Ling, YANG Xiuzeng, et al. Research on remote data acquisition system based on GPRS and power carrier communication[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018, 12(2): 121-123.
- [2] 杨建,唐忠.高压电缆在线行波故障测距算法的设计[J].电力系统保护与控制,2016,44(14):48-54.
YANG Jian, TANG Zhong. Design of on line traveling wave fault location algorithm for high voltage cables[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14): 48-54.
- [3] 朱瑞昌,林勇.面向电力设备的一体化智能监控系统[J].仪表技术与传感器,2018,12(3):67-71.
ZHU Ruichang, LIN Yong. Integrated intelligent monitoring system for power equipment[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018, 12(3): 67-71.
- [4] 宋人杰,丁江林,白丽,等.基于合作博弈法和梯形云模型的配电网模糊综合评价[J].电力系统保护与控制,2017,45(14):1-8.
SONG Renjie, DING Jianglin, BAI Li, et al. Fuzzy comprehensive evaluation of distribution network based on cooperative game theory and trapezoidal cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 1-8.

- [5] 王智东, 王钢, 黎永昌. 基于微型加密算法的 IEC61850-9-2LE 报文加密方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(4): 121-127.
WANG Zhidong, WANG Gang, LI Yongchang, et al. An encryption method for IEC 61850-9-2LE packet based on tiny encryption algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4): 121-127.
- [6] 王月月, 陈民铖, 姜振超, 等. 基于云理论的智能变电站二次设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 71-77.
WANG Yueyue, CHEN Minyou, JIANG Zhenchao, et al. A state assessment method for secondary equipment in intelligent substation based on cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 71-77.
- [7] 刘文军, 仇彦军, 孙立臣. 500 kV 输电线路杆塔接地网不同环境下优化降阻方案研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 41(13): 88-106.
LIU Wenjun, QIU Yanjun, SUN Lichen. 500 kV transmission line tower grounding grid optimal resistance reduction scheme under different environment[J]. Power System Protection and Control, 2018, 41(13): 88-106.
- [8] 李虹, 张占龙, 高亚静. 一种配电网拓扑结构辨识方法的探讨[J]. 中国电力, 2015, 48(5): 133-143.
LI Hong, ZHANG Zhanlong, GAO Yajing. Discussion on a method for identifying topology of distribution network[J]. Electric Power, 2015, 48(5): 133-143.
- [9] 卢恩, 鲁晓军, 龙霏. 电力系统停电风险评估指标及方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(3): 69-74.
LU En, LU Xiaojun, LONG Fei. Indicators and methods for risk assessment of power system blackouts[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3): 69-74.
- [10] 陈富国, 丁玉杰, 周瑞敏, 等. 基于 ARM 平台的变电站智能监测 IED 设计与实现[J]. 仪表技术与传感器, 2018, 12(4): 28-32.
CHEN Fuguo, DING Yujie, ZHOU Ruimin, et al. Design and implementation of substation intelligent monitoring IED based on ARM platform[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018, 12(4): 28-32.
- [11] WANG S, ANSARI A H, CHANDOK S. Some fixed point results for non-decreasing and mixed monotone mappings with auxiliary functions[J]. Fixed Point Theory and Applications, 2015, 41(1): 22-33.
- [12] YUAN Wenjun, HUANG Zifeng, FU Maozhun, et al. The general solutions of an auxiliary ordinary differential equation using complex method and its applications[J]. Advances in Difference Equations, 2014, 41(1): 111-119.
- [13] GAO D, UPPUGUNDLA N, CHUNDAWAT S, et al. Hemicellulases and auxiliary enzymes for improved conversion of lignocellulosic biomass to monosaccharides[J]. Biotechnology for Biofuels, 2011, 4(1): 234-240.
- [14] MOSES V, HATHERLEY R, BISHOP Ö T. Bioinformatic characterization of type-specific sequence and structural features in auxiliary activity family 9 proteins[J]. Biotechnology for Biofuels, 2016, 9(1): 88-94.
- [15] KHORSHIDI Z, HO M T, WILEY D E. Techno-economic evaluation of using biomass-fired auxiliary units for supplying energy requirements of CO₂ capture in coal-fired power plants[J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2015, 41(32): 101-110.
- [16] AZUMAYA C M, DAYS E L, VINSON P N, et al. Screening for AMPA receptor auxiliary subunit specific modulators[J]. PLOS ONE, 2017, 12(3): 1523-1538.
- [17] NAHMAN J, SALAMON D. Mutual interference of neighboring grounding systems and approximate formulation[J]. Electric Power Systems Research, 2017, 41(12): 151-156.
- [18] ZHU Ziming, CHEN Xindu, HUANG Shenneng, et al. The process of wavy fiber deposition via auxiliary electrodes in near-field electrospinning[J]. Applied Physics A, 2015, 120(4): 234-241.
- [19] PATEL G K, DABHI V K, PRAJAPATI H B. Clustering using a combination of particle swarm optimization and K-means[J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3): 457-469.
- [20] GAUTAM J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in Hadoop MapReduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.
- [21] GAUTAM J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in Hadoop MapReduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.
- [22] HU J, FICHTNER M, BARICCO M. Preparation of Li-Mg-N-H hydrogen storage materials for an auxiliary power unit[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(27): 17144-17148.
- [23] AZUMAYA C M, DAYS E L, VINSON P N, et al. Screening for AMPA receptor auxiliary subunit specific modulators[J]. PLOS ONE, 2017, 12(3): 1523-1538.

收稿日期: 2019-03-14; 修回日期: 2019-05-22

作者简介:

化振谦(1973—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电能计量自动化; E-mail: lushix1985@163.com

卢世祥(1985—), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为智能用电、电能量数据应用;

阙华坤(1986—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智能用电、电能量数据应用。

(编辑 张爱琴)