

基于大数据平台的配电网负荷预测关键技术

张小斐¹,耿俊成¹,万迪明¹,刘充许²,周双喜²

(1. 国网河南省电力公司 电力科学研究院,郑州 450052;2. 清华大学 电机工程与应用电子技术系,北京 100084)

Key technologies of load forecasting in distribution network based on big data platform

ZHANG Xiaofei¹, GENG Juncheng¹, WAN Diming¹, LIU Chongxu², ZHOU Shuangxi²

(1. SG HAEPC Electric Power Research Institute, Zhengzhou, 450002, China; 2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing, 100084, China)

摘要:大规模配电网负荷预测需重点关注预测准确率及计算效率,由于规模大、关联因素复杂,采用传统集中式或简单分布式平台环境难以满足应用要求。提出了基于大数据平台的解决方案,方案结合大规模配电网负荷预测应用场景特点,提出了数据存储、数据预处理、特性分析、预测算法等关键环节的技术路线。应用多元化分布式存储方式,实现了多类型数据的分类存储;应用机器学习技术,实现了数据预处理、负荷特性分析等;应用Spark流计算技术,实现了基于滑动窗口操作的滚动短期预测和基于无状态操作的中长期预测。在某省的实际应用结果证明了解决方案在预测准确率和计算效率提升方面效果明显。

关键词:配电网;负荷预测;大数据;流计算;机器学习

Abstract: Load forecasting of large scale distribution network needs to focus on the accuracy and calculation efficiency. Because of the large scale and complex correlation factors, the traditional centralized or simple distributed platform environment is difficult to meet the application requirements. A solution based on the big data platform is proposed. Combined with the characteristics of large-scale distribution network load forecasting application scenario, the technical route of key links such as data storage, data preprocessing, characteristic analysis, forecasting algorithm, etc. is proposed in the scheme. The classified storage of multiple types of data is realized by the application of diversified distributed storage mode; data preprocessing, load characteristic analysis, etc. is realized by the application of machine learning technology; rolling short-term forecasting based on sliding window operation and medium and long-term forecasting based on stateless operation is realized by the application of spark stream computing technology. The practical application results in a province prove that the solution is effective in improving the forecasting accuracy and calculation efficiency.

Key words: distribution network; load forecasting; big data; stream computing; machine learning

0 引言

配电网负荷预测主要针对馈线、配变及部分大用户等负荷单元进行预测,是配电网状态预判的基础。准确的负荷预测对于有效提升配电网精细化管理和运维水平、提高供电可靠性水平、挖掘可再生能源消纳能力、促进配电侧市场健康发展等具有重要意义。配电网负荷预测依时序可分为超短期、扩展短期(日内)、短

期和中长期等^[1],其中短期和中长期预测应用范围更为广泛,本文将主要结合短期预测和中长期预测展开。

配电网负荷预测由于负荷单元数目众多、类型复杂、数据质量差等原因,基于传统集中式或简单分布式环境的实现方案在数据存储、计算效率、影响因素挖掘分析、应用范围拓展等方面存在诸多瓶颈,计算时间成本高,预测准确率偏低(基于传统方案在某省配电网短期预测试运行中,多日平均准确率仅约83.1%),难以满足生产应用要求。大数据技术为突破上述瓶颈因素提供了有力的技术支撑。大数据平台的分布式海量存储可满足大容量、多样化的数据存储需求;大规模分布式并行计算设计则有效解决了配电网负荷预测的计算效率问题,使得应用规模的扩大、高频率滚动修正计算成为可行;对多源、异构、高度动态数据的存储以及高效的数据分析功能,为进一步拓展配电网负荷特性的挖掘

收稿日期:2019-12-24;修回日期:2020-03-06

基金项目:国家电网公司总部科技指南项目(5400-202024116A-0-0-00);国网河南省电力公司电力科学研究院课题“配电网负荷预测模型研究及系统开发”

This work is supported by Science and Technology Guide Project of State Grid Corporation (No.5400-202024116A-0-0-00); Project of SG HAEPC Electric Power Research Institute “Model Research and System Development of Load Forecasting in Power Distribution Network”

分析提供了数据基础和实现途径;平台高伸缩性和扩展性优势,将集成更多的应用场景,使得预测结果的应用范围得到拓展,创造更多的价值^[2-3]。

有关该研究领域,文献[4]—文献[5]分析了大数据技术在配用侧应用的前景及挑战;文献[6]研究了数据存储方案;文献[8]研究了数据预处理方法;文献[9]—文献[10]研究了适合的并行化算法;文献[11]—文献[12]则对基于大数据技术的负荷预测进行了较为全面的研究。研究课题多集中在对负荷预测影响因素的精细化考虑,针对大规模配电网负荷预测的研究成果较少。

本文结合大规模配电网负荷预测应用场景特点,根据数据存储、数据预处理、负荷特性分析、负荷预测算法等环节的需求,研究了与大数据相关技术进行对接的技术方案,应用实例验证了技术方案的有效性。

1 数据存储

配电网负荷预测需要整合负荷数据、气象数据、设备容量变化、检修、转供、有序用电、算法模型等数据,并细分为实测值、预测值、分析值等。其中负荷数据实测值由SCADA系统及用电信息采集系统提供,按照约定的文件格式导出,由后台服务程序自动下载解析并导入大数据平台;气象数据的实测值与预测值由电力气象平台提供,也按照约定的文件格式导出,同样由后台服务程序自动下载解析并导入大数据平台;设备容量变化、检修、转供、有序用电等数据则由配电网抢修系统、配电网运营管理系统等应用系统提供,由后台服务程序从上述系统的数据库读取并导入大数据平台;其余数据则由大数据平台生成和保存。对上述数据做分类整理,见表1。

数据存储需要兼顾存储空间、访问频率、访问效

率等因素。数据存储可以选用分布式文件系统或分布式数据库系统(部分分布式数据库系统底层也是基于分布式文件系统实现),二者各有优缺点。分布式文件系统对于一些需要批量存取的数据,以及时效性要求高的数据更为适合;而分布式数据库系统对于海量数据、并发访问数据更为适合。结合上述特点分析,在选择数据存储方案时遵循如下原则:① 多个应用都会访问且访问的并发性较高的,采用分布式数据库存储;② 数据时效性强而不需保留很长历史记录的采用分布式文件存储;③ 批量检索的采用分布式文件存储;④ 多维度、多条件检索的采用分布式数据库存储;⑤ 数据体量较大的采用分布式数据库存储。

依据上述原则,综合评估各项数据的体量、时效性、检索维度要求、检索频度要求等因素,确定数据存储方案如下:R1、F1- I、A1、R2、F2- I、A2、R3、F3、R4、F5等采用分布式数据库存储,F1- II、F2- II、A6等采用分布式文件存储。

2 数据预处理

2.1 基于贝叶斯多重插补的缺失值处理

配电网二次系统建设相对滞后,且由于设备分布点多面广,维护不到位,经常会出现数据缺失的情况;气象等影响因素数据也存在同样的问题。数据缺失的类型一般可分为完全随机缺失(missing completely at random, MCAR)、随机缺失(missing at random, MAR)与非随机缺失(missing not at random, MNAR)。一般而言,数据缺失的处理方法仅适合于前2类。在实际应用中,如果数据缺失较少时(如小于5%),可考虑删除或者计算中跳过缺失量;而数据缺失较多,或是具有重要参考价值的数据缺失时,需要进行数据插补。

数据插补方法分为单一插补和多重插补,多重

表1 数据分类
Table 1 Data types

实测值		预测值	分析值
负荷数据	R1:逐刻钟实测负荷值	F1- I :逐刻钟负荷预测值(短期)	A1:负荷特性分析、负荷分类、预测结果评估
		F1- II :逐小时的负荷预测值及每日的负荷特征预测值(中长期)	
气象数据	R2:区域内各测点逐时的温度、湿度、气压、降水、风力风向;每半日的天气情况	F2- I :未来7 d区域内30×30 km(或9×9 km)的温度、湿度、气压、降水、风力风向;强对流天气的演变过程;未来7天每半日的天气情况	A2:负荷与气象、检修转供、有序用电、负荷容量变化等的关联关系分析
		F2- II :未来半年至一年的温度变化概况	
检修转供	R3:检修及转供的关键信息	F3:检修转供计划的关键信息	A6:负荷分析结果、负荷预测算法参数
有序用电	R4:有序用电的关键信息		
负荷容量变化		F5:未来半年至一年业扩报装	
算法模型			

插补由于能够反映缺失数据的不确定性,相比单一插补具有明显优势。应用于配电网负荷预测时,以多个相似日的平均值为基础,通过贝叶斯预测得到缺失数据的多个插补值,然后根据历史数据和当前信息的变化规律,得到最优的插补数据。该方法可兼用于配电网负荷数据和气象数据的插补处理。

2.2 基于K-Means聚类算法的异常数据识别

在负荷预测中,数据是算法实现的重要基础,配电网负荷基数较小,随机性较强,冲击分量时有出现,在曲线上表现为许多的“毛刺”,本身规律性比较差,再加上采集、传输、存储等环节的影响,会有较多的奇异数据。这部分样本数据尽管数量有限,却会对模型训练、参数匹配等产生影响,甚至会对某些迭代算法的收敛性造成破坏。而这类数据隐藏于诸多正常数据中,比较难以识别。

机器学习中聚类算法是一种无监督学习算法,该算法将对象分到具有高度相似性的聚类中,可用于对样本中的奇异数据作有效识别。其基本原理是:负荷变化的规律性必然是大多数样本符合的,对全样本进行分析时,由于符合变化规律的样本占多数,这部分样本在聚类分析中必然会距离某个聚类中心较近;而奇异数据不能够代表负荷变化规律,在聚类分析中,距离任意聚类中心都较远。

应用于负荷预测时,采用按比例逐次淘汰的方法。对于任一负荷,首先对历史数据采用K-Means聚类算法形成若干个聚类中心,统计各历史数据到聚类中心的最短距离,按最短距离由大到小排序,淘汰掉排序靠前的 $c\%$ 历史负荷数据,再用剩下的数据重新形成聚类中心,再次计算最短距离并作排序和淘汰,如此循环执行,直到2次形成的聚类中心偏差很小(欧式空间距离小于平均负荷的 $d\%$),停止执行。实际执行中,聚类中心个数取值5~6, c 取值1~5, d 取值0.1~0.5。

3 负荷分析

3.1 基于随机森林的影响因素筛选

影响负荷的因素很多,仅气象要素方面就包括温度、湿度、气压、降水、风力、风向、日照,且影响当前负荷的因素还要考虑D日(预测日为D日,下同)、D-1日的量测值、平均值等,如果将所有要素都应用于负荷预测,关联属性过多,则模型过于复杂。因此需要在高维数据中筛选出对预测最有用的属性集,减小计算复杂度提高模型训练效率,即对关联属性做降维处理。

随机森林是利用多棵决策树对样本数据进行

训练并预测的一种分类方法,能产生高准确度的分类。它在对数据进行分类的同时,还可以给出各个属性的重要性评分,评估各个属性在分类中所起的作用,在进行特征选择与构建有效的分类器时非常有用。如果一个属性经常成为最佳分裂属性,代表该属性与目标值之间存在较强的相关性,是需要保留的信息特征。

应用于影响因素筛选时,首先从数据集中生成数量巨大的树,每棵树只训练一小部分属性,然后做统计分析。对随机森林数据属性的统计评分会揭示哪些属性才是预测能力最好的属性。根据各个属性在分类中出现的频次及重要性评分进行综合排序,剔除出排序靠后的属性,从而实现关联属性降维。由于随机森林中决策树足够多,选择时考虑了累计贡献率,不会把关键属性漏掉而对结果造成大的影响。

3.2 基于自适应分段线性模型树的气象影响分析

气象对负荷的影响存在时间的滞后性和空间的分布特征,难以用全局的回归方法来描述。本文采用自适应分段线性模型树进行分析。

该方法的基础是分类及回归树(classification and regression tree, CART),回归树主要采用分治策略,对于无法用唯一的全局回归来优化的目标做分段(或分块)处理,进而取得比较准确的结果。但回归树对于叶子节点采用取均值代表该类的策略,则仍然存在较大的拟合误差。为了进一步降低拟合误差,本文对叶子节点做精细化处理,将各叶节点的样本分别拟合为线性函数,得到分段线性模型树。

在进行模型训练时,模型参数由算法自动生成,但一些控制参数如最大深度、分枝纯度、叶子节点最小样本数等,需要预设。由于配电网负荷数目众多,不可能逐一设定,需要采取自适应的策略。即在训练启动时设定控制参数的变化区间,做小步长的遍历循环,根据模型误差的评估对比情况确定最优的参数设置。

在应用中采用逐小时分别建模的方法。每个模型以该小时点的负荷值为变量,以D日和D-1日逐小时气象数据以及日期类型作为属性,分别完成树的生长和剪枝操作,再应用生成的决策树将样本分解到各叶子节点并做线性拟合处理,最终生成24棵分段线性模型树,建立精细化的气象与负荷的定量关联关系。

4 预测算法及预测任务调度

4.1 动态自适应组合预测模型

预测模型的自适应训练对提高预测的准确率

效果明显^[13],本文提出了动态自适应组合预测模型。多种模型并行运行,在线评估各预测模型历史准确率,实时自动修正各模型的权值比例系数,实现自适应组合预测。其中,对于短期预测,采用指数外推、自回归滑动平均模型(auto regressive moving average model, ARMA)、决策树等多种模型并行运算;对于中长期预测,采用线性回归、ARMA、支持向量机等多种模型并行运算。应用于预测时,根据预测日的日期类型(工作日、双休日、节假日),评估历史上相同或相似日期类型下多种模型不同权值组合的准确率情况,选择最优的模型权值组合系数,并应用于该预测日。

4.2 基于Spark流计算的预测任务调度

配电设备负荷预测中计算效率极为关键,它不仅关系到时效性及用户体验,更关系到高频次滚动计算是否可行。在计算资源有限条件下,除了优化算法流程外,如何将预测任务合理分配到各节点则成为提高计算效率的重要途径。本文采用了Spark流计算技术实现。Spark流计算中数据转换可以分为无状态和有状态两种^[3]。无状态转化只用到当前批次数据,不依赖之前批次的数据;有状态操作需要使用之前批次的数据或中间结果来计算当前批次的数据,有状态转化操作又可分为基于滑动窗口的转化操作和追踪状态变化的转化操作。结合配电网负荷预测算法实现的具体要求,短期负荷预测基于滑动窗口操作实现,中长期负荷预测基于无状态操作实现。

4.2.1 基于滑动窗口操作的短期负荷预测

短期负荷预测一般应用前15 d的历史数据和后3 d的气象及检修等预测数据,所用到的数据时间窗口有限且相对固定,这正符合滑动窗口操作的特点。滑动窗口计算如图1所示。

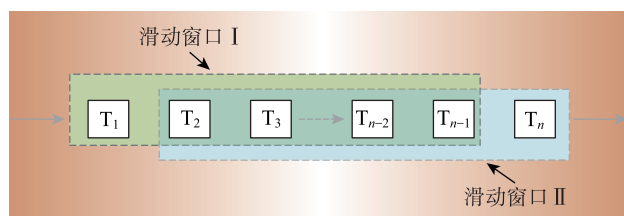


图1 滑动窗口计算

Fig. 1 Sliding window computing

图1中 $T_1 \sim T_n$ 为各批次的输入数据,包括负荷数据、气象数据、检修转供信息等。当数据汇集到足够的窗口长度时,即具备计算条件,如图中滑动窗口 I。当有新批次数据导入时,剔除时间轴最早的数据,组成新的批次数据集,如图中滑动窗口 II。预测的触发则通过指定滑动窗口时间间隔来实现。采

用此方式的优点为:只需读取新批次的数据,过往批次的数据可保存在内存中,不必重复读取,大幅节省数据查询的时间成本,提升计算效率。

4.2.2 基于无状态操作的中长期负荷预测

由于中长期预测计算强度大、算法应用到的数据多、而触发频度低,如也采用基于滑动窗口操作的方案,则内存占用极大,且大部分时间处于空闲状态,造成计算资源的浪费。

中长期负荷预测任务通常是需要自定义的,如预测日期范围、考虑因素、算法选择等需根据需要进行定制。

基于上述分析,本文采用了基于无状态操作的实现方案,该方案由任务流触发,完成计算后退出,不保留中间结果。任务是人工定制的(也可以设置定时器由系统自动产生),当系统监听到有任务到来时,首先将任务添加到队列中,系统会根据CPU核数、当前任务队列情况进行任务的分解和分配。每个任务的执行由哪台机来完成,完全由系统的任务调度机制完成。

由于中长期预测计算任务重,为了避免任务阻塞而影响其他计算任务,多任务间基于多线程技术设计实现,每个计算任务由大数据平台调度分配后,实现自治管理,计算过程中通过类似心跳机制的设计,及时报告执行情况。

5 应用效果分析

5.1 计算效率提升效果分析

为了评估计算效率提升效果,在传统模式、微型机群、小型机群3种模式下,执行某省域50多万个配电网负荷跨度为半年的中长期预测,统计总耗时见表2。输入数据包括:① 50多万个馈线及配变的历史负荷数据,时间跨度为2年,采样频率为逐刻钟,数据规模约17 TB;② 约120个气象观测站的实测气象数据,时间跨度2年,采样频率为逐小时,数据规模约87 GB;约2 200个 30×30 网格气象预测数据,时间跨度2年,采样频率为逐小时,数据规模约为1.6 TB;③ 设备容量变化、检修等数据,时间跨度2年,数据规模约1 GB。需要说明的是,由于条件所限,3种模式下计算资源的配置及性能并不一致,对结果直接进行对比稍欠严谨,但并不影响其在一定程度上支撑相关结论。

由表2可见,从传统模式到大数据平台,计算效率获得大幅度提升;而从微型机群和小型机群的对比,计算效率与机群规模有近似线性的关系。

表2 计算时间对比

Table 2 Comparison of calculation time

方案	计算总耗时
传统模式 (3台服务器+4台PC机)	约58 h
微型机群 (5台服务器)	约6 h 10 min
小型机群 (25台服务器)	约50 min

5.2 预测准确率提升效果分析

为了评估预测准确率的提升情况,本文对比了传统预测方案和基于大数据平台的预测方案准确率情况。随机取1 000个负荷样本,执行短期(日前)负荷预测并连续跟踪1个月,统计准确率见表3。其中,传统预测方案采用指数外推、ARMA等模型加权组合的预测方法,间隔12 h滚动运行,每日运行2次;基于大数据平台的预测方案采用指数外推、ARMA、决策树等模型加权组合的预测方法,间隔4 h滚动运行,每日运行6次。

表3 预测准确率对比

Table 3 Comparison of forecasting accuracy

方案	平均准确率/%
传统预测方案	89.5
基于大数据平台的预测方案	91.3

对比可知,基于大数据平台的预测方案由于对影响因素的分析计算更为精细化,且滚动分析预测的频次更高,可明显提高预测准确率。

6 结束语

大数据的相关技术为解决大规模配电网负荷预测存在的困难提供了便利,本文研究了基于大数据平台的数据存储、数据预处理、负荷分析、预测模型及预测任务调度等方面的关键技术,提出了针对大规模配电网负荷预测的解决方案。该方案在某省已投入实际应用,在预测准确率和计算效率方面满足实用要求。

大数据是当前信息技术领域的研究热点,新的技术不断涌现,基于大数据平台的配电网负荷预测解决方案也必然会随之水涨船高,不断完善发展。

参考文献:

[1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社,2017.
KANG Chongqing, XIA Qing, LIU Mei. Power system

load forecast [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2017.

[2] DANIEL T L, CHANTAL D L. 数据挖掘与预测分析[M]. 北京:清华大学出版社,2017.
DANIEL T L, CHANTAL D L. Data mining and predictive analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2017.

[3] HOLDEN K, ANDY K, PATRICK W, 等. Spark 快速大数据分析[M]. 北京:人民邮电出版社,2016.
HOLDEN K, ANDY K, PATRICK W, et al. Spark fast big data analysis [M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2016.

[4] 赵腾,张焰,张东霞. 智能配电网大数据应用技术与前景分析[J]. 电网技术,2014,38(12):3 305-3 312.
ZHAO Teng, ZHANG Yan, ZHANG Dongxia. Application technology of big data in smart distribution grid and its prospect analysis[J]. Power System Technology, 2014, 38(12):3 305-3 312.

[5] 申庆斌,武志宏,张媛,等. 基于电力大数据的用户能效服务研究[J]. 电力需求侧管理,2017,19(4):29-31.
SHEN Qingbin, WU Zhihong, ZHANG Yuan, et al. Research on energy efficiency service based on big data of electric power[J]. Power Demand Side Management, 2017, 19(4):29-31.

[6] 宋亚奇,刘树仁,朱永利,等. 电力设备状态高速采样数据的云存储技术研究[J]. 电力自动化设备,2013,33(10):150-156.
SONG Yaqi, LIU Shuren, ZHU Yongli, et al. Cloud storage of power equipment state data sampled with high speed [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(10):150-156.

[7] 张晓星,程其云,周淦,等. 基于数据挖掘的电力负荷脏数据动态智能清洗[J]. 电力系统自动化,2005,29(8):60-64.
ZHANG Xiaoxing, CHENG Qiyun, ZHOU Quan, et al. Dynamic intelligent cleaning for dirty electric load data based on data mining [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(8):60-64.

[8] 马天男,牛东晓,黄雅莉,等. 基于Spark平台和多变量-Boosting回归模型的分布式能源系统短期负荷预测[J]. 电网技术,2015,40(6):1 642-1 649.
MA Tiannan, NIU Dongxiao, HUANG Yali, et al. Short-term load forecasting for distributed energy system based on spark platform and multi-variable L2-boosting regression model [J]. Power System Technology, 2015, 40(6): 1 642-16 49.

[9] 王德文,孙志伟. 电力用户侧大数据分析与并行负荷预测[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.

- [10] 马坤隆. 基于大数据的分布式短期负荷预测方法[D]. 长沙:湖南大学,2014.
MA Kunlong. Short term distributed load forecasting method based on big data[D]. Changsha:Hunan University, 2014.
- [11] 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.
- [12] 杜明建. 大数据技术在负荷预测与负荷特性分析中的应用[D]. 南京:东南大学,2015.
DU Mingjian. Application of big data technique for load analysis and forecasting[D]. Nanjing:Southeast University, 2015.

- [13] 刘明,王红蕾,索良泽. 基于变权组合模型的中长期负荷概率密度预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019,31(7):88-94.
LIU Ming, WANG Honglei, SUO Liangze. Medium-and long-term load probability density forecasting based on variable weight combination model[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2019, 31(7):88-94.

作者简介:

张小斐(1976),男,河南南阳人,高级工程师,主要从事机器学习和大数据应用研究;

耿俊成(1985),男,河南西平人,高级工程师,主要从事配用电领域大数据分析应用技术研究;

万迪明(1990),男,江西南昌人,助理工程师,主要从事配用电信息化技术研究。

(责任编辑 柴明哲)

(上接第12页)

- TANG Yida, ZHANG Xiurong, FU Xueqian. European union's energy efficiency targets and experience[J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(3):59-61.
- [3] 何刚,芦兴. 基于多级可拓评价法的变电站建设项目功能效果后评价[J]. 供用电,2015,32(12):75-80,45.
HE Gang, LU Xing. Post-evaluation of function effects for substation construction project based on multi-level extension assessment method[J]. Distribution & Utilization, 2015, 32(12):75-80,45.
- [4] 武志宏,韩建富. 基于模糊多属性决策的电能替代评价方法[J]. 电力需求侧管理,2018,20(2):36-40.
WU Zhihong, HAN Jianfu. Energy alternative evaluation method based on fuzzy multi-attribute decision making[J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(2):36-40.
- [5] 陈刚. 投资项目后评价研究[D]. 重庆:重庆大学,2004.
CHEN Gang. Research on post - investment evaluation [D]. Chongqing:Chongqing University, 2004.
- [6] 陈志莉. 配电网建设项目后评价理论及应用研究[D]. 北京:华北电力大学,2005.
CHEN Zhili. Research on post-evaluation theory and application of distribution network construction project [D]. Beijing:North China Electric Power University, 2005.
- [7] 薛敏,陆惠民. 完善我国政府投资项目后评价体系研究[J]. 工程管理学报,2011,25(3):318-322.
XUE Min, LU Huimin. Consummates our country government investment project evaluation system research [J]. Journal of Engineering Management, 2011, 25(3):318-322.
- [8] 李猛,李可民,彭勃,等. 基于网络层次分析法和模糊综合评判的配电网运行管理水平综合评价体系研究[J]. 供用电,2019,36(8):23-29.
LI Meng, LI Kemin, PENG Bo, et al. Research on comprehensive evaluation system of distribution network operation and management level based on ANP and fuzzy [J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(8): 23-29.

- [9] 王学通. 基于不确定多属性理论的总承包工程交易模式决策研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.
WANG Xuetong. Research on project delivery methods decision-making of lump-sum contracting projects based on uncertain multiple attribute theory [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.
- [10] 杨小彬,李和明,尹忠东,等. 基于层次分析法的配电网能效指标体系[J]. 电力系统自动化,2013,37(21):146-150.
YANG Xiaobin, LI Heming, YIN Zhongdong, et al. Distribution network efficiency index system based on analytic hierarchy process[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(21):146-150.
- [11] 袁傲,何平,王科丁,等. 基于层次分析法的配电网综合评价体系研究[J]. 电器与能效管理技术,2019(24):75-78.
YUAN Ao, HE Ping, WANG Keding, et al. Research on comprehensive evaluation system of distribution network based on analytic hierarchy process[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2019(24):75-78.
- [12] 欧阳森,石怡理. 改进熵权法及其在电能质量评估中的应用[J]. 电力系统自动化,2013,37(21):156-159.
OUYANG Sen, SHI Yili. Improved entropy weight method and its application in power quality evaluation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(21): 156-159.

作者简介:

宫建锋(1986),男,内蒙赤峰人,工程师,主要从事配电网规划研究工作;

党东升(1982),男,陕西合阳人,高级工程师,主要从事配电网规划研究工作;

张斌(1988),男,宁夏中宁人,工程师,主要从事配电网规划研究工作。

(责任编辑 柴明哲)