

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190579

基于大数据处理的配网运行效率关联性分析

白浩¹, 袁智勇¹, 梁朔², 姜臻¹, 陈柔伊³, 余武静⁴

(1. 南方电网科学研究院, 广东 广州 510663; 2. 广西电网有限责任公司电力科学研究院, 广西 南宁 530023;
3. 中国南方电网有限责任公司, 广东 广州 510663; 4. 深圳市康拓普信息技术有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 随着配网系统不断发展, 系统结构更为复杂, 所产生的运行数据量也极为丰富。通过对大数据的有效快速分析, 能及时准确提取相关数据, 对系统运行效率产生积极影响。基于大数据处理技术, 提出一种用于计算配网运行效率相关性的分析方法。首先介绍了大数据处理的相关技术, 详细分析了模糊聚类分析在数据提取中的作用。然后对配网运行进行相关讨论, 并分析了可能影响配网运行效率的有关因素。随后, 利用主成分分析法确定主要影响因素。最后通过算例验证了该方法的有效性, 并根据结果为系统运行提供相关参考意见。

关键词: 大数据; 运行效率; 模糊聚类分析; 主成分分析

Correlation analysis of distribution network operation efficiency based on big data processing

BAI Hao¹, YUAN Zhiyong¹, LIANG Shuo², JIANG Zhen¹, CHEN Rouyi³, YU Wujing⁴

(1. Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China; 2. Electric Power Research Institute, Guangxi Power Grid Company Ltd., Nanning 530023, China; 3. China Southern Power Grid Company Limited, Guangzhou 510663, China;
4. Shenzhen Comtop Information Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: With the continuous development of distribution network systems, the system structure is more and more complex, and the amount of operational data generated is extremely rich. Through effective and rapid analysis of big data, relevant data can be accurately and timely extracted, which has a positive impact on system operation efficiency. Based on big data processing technology, this paper proposes an analysis method for calculating the correlation of distribution network operation efficiency. First, the related technology of big data processing is introduced. The role of fuzzy clustering analysis in data extraction is analyzed in detail. Then, the related operation of the distribution network is discussed, and the relevant factors affecting the operation efficiency of the distribution network are analyzed. Subsequently, the main influencing factors are determined by principal component analysis. Finally, the effectiveness of the method is verified by an example, and the related reference is provided for the system operation.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2017YFB0902900) and Science and Technology Project of China Southern Power Grid (No. ZBKJXM20180220).

Key words: big data; operation efficiency; fuzzy clustering analysis; principal component analysis

0 引言

配电网系统结构复杂, 包含众多复杂设备, 运行方式灵活。为了推进智能电网建设, 对配电网系统的运行要求更为严格。由于配网的运行特点, 其运行产生的数据量也较为丰富, 也即会产生运行大数据^[1]。

大数据是指具有庞大数据量的数据集合, 无法采用常规技术在短时间内对其进行快速分析, 而需要一定的大数据处理技术^[2-4]。随着配电网规模的不断扩大和智能化的发展, 对大数据进行可靠分析的要求越来越高, 并可应用于电网系统, 指导系统和相关设备的良好运行。

不少学者对大数据在配电网中的应用进行了一定的研究。文献[5]基于大数据在国内外配电网系统的应用现状, 全面分析了数据源、数据辨识和数据处理部分的相关技术核心, 并展望了未来大数据技

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2017YFB0902900);
南方电网科技项目资助(ZBKJXM20180220)

术在配网的发展;文献[6]结合主成分分析法与并行关联规则挖掘技术对配网运行的可靠性进行分析,确定了与运行可靠性相关的因素指标;文献[7]基于大数据技术提出一种系统暂态稳定性分析方法;文献[8]借助数据挖掘技术构建电网线损与窃电预警分析系统,为电力公司反窃电提供支持服务;文献[9]开发了一种配网运行分析平台,通过对大数据的快速分析与处理,实现了配电网故障分析等高级功能。

由此可见,利用大数据相关技术对配网运行指标进行分析,有极大的应用价值,可以针对性地提出配电网运行管理措施,有利于提高配电网的整体运行水平。

因此,本文提出一种可用于分析配网运行效率相关性的方法。基于模糊聚类分析方法对配网运行大数据进行降维简化处理,并根据配网运行特点提取有效指标数据。最后通过主成分分析法对所获取数据进行分析,并探讨各因素对系统运行效率影响的相关程度,最后给出运行建议。

1 数据分析与处理

为了准确把握配网运行的特点,需要对获得的大数据实现快速准确分析。数据包括实时负荷数据、各设备运行工况、各元件的运行状态信息和对系统运行的预测情况^[10-11]。配网数据库维度多数量大,若不加选择直接对所有数据进行分析,增加了计算难度,降低了计算速度,影响系统的高效运行。

由于数据填报、传递、核查多个流程中,会引入不良数据,影响大数据分析的准确度,所以在进行配网效率分析之前,需要对大数据进行分析与处理。

1.1 数据处理方法

如何在大数据体系中去掉不良数据,选择具有代表性的良好数据进行分析是大数据处理要解决的首要问题。

不良数据的处理已经成为一个热门课题,传统的不良数据辨识法包括残差搜索、零残差法、估计辨识法等^[12]。随着电网规模的不断扩大和智能配电网的发展,数据量的级别大大提升,传统方法已难以满足需求。因此,一些新理论和新方法被学者提出,主要包括神经网络、聚类分析、模糊数学理论等。这些方法计算速度快,可满足大规模数据处理的速度要求。

配网数据一般按照类进行描述,这种描述方法可以通过特征数据进行可视化分析。不同配电网有不同的结构与设备类型,因此也具有不同的数据特

征。同一配网的不同时刻,其数据特征也可能不同。所以,对数据特征进行分析显得十分重要。将大数据分为不同类别,再加以分析是一种处理配网数据的有效方法^[13]。因此,本文首先采用聚类方法将数据降维简化处理。

1.2 模糊聚类分析

模糊聚类分析是聚类分析的一种改进形式,它通过引入模糊数学的概念,将确定性分组系数改进为模糊分组,与实际结合能力大大增强^[14]。

假设样本集合向量为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 样本总个数为 N , 模糊聚类分析法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 $c_i (i=1, 2, \dots, C)$, 聚类中心计算如式(1)所示。

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

式中, u_{ij} 为第 i 类第 j 元素的隶属度。

隶属度是用来表明每个元素属于某个类的程度的数值特征,隶属度的取值范围应在 0~1 之间,每个数据集的隶属度之和应为 1,如式(2)所示。

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

式中, u_{ij} 为第 i 类第 j 元素的隶属度。

隶属度函数可表示为:

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

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,FCM 的目标函数如式(4)所示。

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

式中: D 为距离函数,用以计算聚类中心和各元素直接的距离值; m 表示 FCM 的柔性参数,如果 m 太大,那么分类效果就非常差,本文取为 2。

2 关联性分析

2.1 配网运行效率影响因素分析

配网的运行效率反映配送电能的效率,如式(5)所示。

$$\eta = \frac{W_{\text{out}}}{W_{\text{in}}} \quad (5)$$

式中: η 为配网运行效率; W_{in} 为输入配电网的电能; W_{out} 为用户获取电能。

由于配网结构复杂, 可能的影响因素众多^[15], 因此选取效率指标时应遵循以下原则。

1) 客观性原则

所获取数据应尽量为客观数据, 尽量避免主观评价类数据。

2) 可获取性原则

所获取指标应可直接从实际获取, 来源可靠, 获取手段科学合理。

3) 统一性原则

指标应具有普遍性, 不可为某配电网的独立特征。

4) 实用性原则

指标与配网运行效率有一定联系, 可能会影响实际运行。

配电网的运行效率与负荷分布情况、网络构架和主要设备的利用效率都密切相关^[16]。另外, 为了保证供电可靠性, 安全标准的选择对配网运行也有较大影响。如图 1 所示, 表明了配网运行效率相关的影响因素指标。

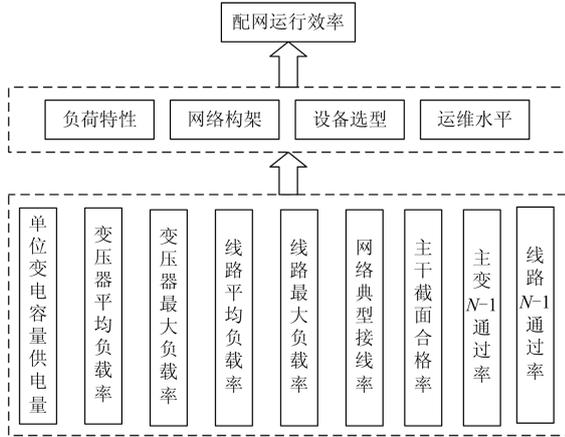


图 1 配网运行效率指标

Fig. 1 Efficiency index of distribution network operation

1) 单位变电容量供电量

单位变电容量供电量是指变电设备的利用效率, 可用统计时间内变压器实际供电量与额定容量比值表示。

$$\eta_1 = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T S_{k,t}}{\sum_{k=1}^K (T \times S_k)} \quad (6)$$

式中: η_1 表示单位变电容量供电量; $S_{k,t}$ 表示变压器 k 在 t 时刻的供电量; S_k 表示变压器的额定容量; K 为变压器的总数量; T 为统计时长。

2) 变压器平均负载率

变压器平均负载率是指在某一统计时间内, 变压器输送电量的效率^[17]。

$$\eta_2 = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T P_{k,t}}{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T (S_k \times \cos \varphi_{k,t})} \quad (7)$$

式中: η_2 表示变压器平均负载率; $P_{k,t}$ 、 $\cos \varphi_{k,t}$ 分别表示变压器 k 在 t 时刻的输出功率和功率因数。 K 为变电站的变压器数量。

3) 变压器最大负载率

变压器最大负载率是指最大负荷情况下, 变压器的承受能力。

$$\eta_3 = \frac{\sum_{k=1}^K P_{k,\max}}{\sum_{k=1}^K S_k \times \cos \varphi_{k,\max}} \quad (8)$$

式中: η_3 表示变压器最大负载率; $P_{k,t}$ 、 $\cos \varphi_{k,\max}$ 分别表示变压器 k 在最大负荷时刻的功率因数; $P_{k,\max}$ 为变压器 k 的最大负荷。

4) 线路平均负载率

线路平均负载率^[18]是指在某一统计时间内, 输电线路输送电量的承受能力。

$$\eta_4 = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T P_{l,t}}{\sum_{l=1}^L (T \times P_{l,N})} \quad (9)$$

式中: η_4 表示线路平均负载率; $P_{l,N}$ 为线路 l 的额定输送功率; $P_{l,t}$ 表示线路 l 在 t 时刻的配送功率; L 为线路总数量。

5) 线路最大负载率

线路最大负载率是指最大负荷情况下, 线路输送功率与额定功率的比值。

$$\eta_5 = \frac{\sum_{l=1}^L P_{l,\max}}{\sum_{l=1}^L P_{l,N}} \quad (10)$$

式中: η_5 表示线路最大负载率; $P_{l,\max}$ 为线路 l 的最大负荷。

6) 网络典型接线率

网络典型接线率是指采用典型接线的线路和总

线路之比,它反映了网络构架的可调整性和灵活性。

$$\eta_6 = \frac{N_{l,e}}{N_l} \quad (11)$$

式中: η_6 表示网络典型接线率; $N_{l,e}$ 和 N_l 分别为典型接线线路数和总线路数。

7) 主干截面合格率

主干截面合格率是指线路的主干截面的合格情况,它决定了输电线路的输送能力。

$$\eta_7 = \frac{N_{l,s}}{N_l} \quad (12)$$

式中: η_7 表示主干截面合格率; $N_{l,s}$ 为合格的线路数。

8) 主变 $N-1$ 通过率

为了增强系统运行的可靠性,配网关键设备需要采取 $N-1$ 安全运行准则。主变 $N-1$ 通过率^[19] 则是指满足 $N-1$ 安全运行准则的主变占总变压器数的比例。

$$\eta_8 = \frac{N_{k,N-1}}{N_k} \quad (13)$$

式中: η_8 表示主变 $N-1$ 通过率; $N_{k,N-1}$ 和 N_k 分别为满足 $N-1$ 安全运行准则的变压器数和总变压器数。

9) 线路 $N-1$ 通过率

线路 $N-1$ 通过率则是指满足 $N-1$ 安全运行准则的线路占总线路数的比例。

$$\eta_9 = \frac{N_{l,N-1}}{N_l} \quad (14)$$

式中: η_9 表示线路截面合格率; $N_{l,N-1}$ 为满足 $N-1$ 安全运行准则的线路数。

2.2 主成分分析

本文借助主成分分析法,提出一种配网运行效率相关性的分析方法。

不同配网的实际情况可能有所不同,与配网运行效率有关的影响因素所能起到的作用也有所不同。

主成分分析是一种用于分析并简化数据复杂性的分析方法,它可以有效降低数据维度^[20-21],通过对特征量的分析找到对结果起到关键作用的影响因素。

主成分分析法的计算步骤如下。

1) 对样本数据标准化处理

$$Z = \frac{X - \bar{X}}{\sqrt{S}} \quad (15)$$

式中: Z 为标准化后的数据样本; \bar{X} 为原数据均值; S 为数据方差。

2) 根据样本数据求取协方差矩阵

$$V = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{S_X} \sqrt{S_Y}} \quad (16)$$

式中: V 为协方差矩阵; $\text{cov}(X, Y)$ 为变量 X 、 Y 协方差。

3) 计算特征值和特征向量

特征值计算方法如式(17)所示。

$$|\lambda E - R| = 0 \quad (17)$$

式中: λ 为特征值; R 为自相关矩阵。

4) 主成分的确定

由式(17)可以确定每个指标的方差贡献率和累计方差贡献率为

$$\omega_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (18)$$

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (19)$$

依据实际问题的需要确定累计贡献率的最小值,当累计贡献率大于该最小值的时候就选为主成分,记为 f_i 。依据主成分中各指标的占比情况,可以分析各指标的重要性。

5) 载荷因子矩阵

载荷因子矩阵用于表明各个变量对主成分的重要程度,可用矩阵 $U = [\delta(f_i, \eta_j)]$ 表示。 U 中的不同数值 $\delta(f_i, \eta_j)$ 表示第 i 个主成分 f_i 与原第 j 评价指标 η_j 之间的相关系数,取值范围为 $(-1, 1)$ 。正负号表明正负相关性,其绝对值越大说明对主成分的重要性越高。

综上所述,本文计算配网运行效率的总流程如图2所示。

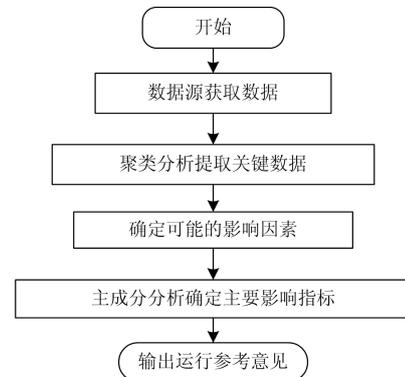


图2 计算流程图

Fig. 2 Flow chart of this calculation

3 算例分析

3.1 配网数据获取

配电数据的获取是进行配网运行分析的基础。随着科技的不断发展,智能配电系统日益成熟,为系统运行分析提供了大量的数据基础^[22-23]。现有的配电管理系统包括配电网数据采集与监控系统、配电管理系统、生产管理系统、能量管理系统、配电自动化系统、配变负荷监测系统、负荷控制系统等,这些数据源特征如表 1 所示。由此可见,智能配电的大数据源类型丰富,覆盖配变、变电站、配电网、用户用电信息等数据,可满足 2.1 节的数据来源获取。

表 1 配电系统数据源

Table 1 Contribution rate of each indicator

序号	名称	数据类型
1	配电网数据采集与监控系统	系统资源数据
2	配电管理系统	系统资源数据
3	生产管理系统	设备属性数据
4	能量管理系统	运行类数据
5	配电自动化系统	电网接线图类数据
6	配变负荷监测系统	运行类数据
7	负荷控制系统	负荷类数据

3.2 仿真结果分析

本文根据 2.1 节文所确定的九个指标获取相关运行大数据,然后通过聚类分析将获取的大数据聚类成 10 组典型数据,最后通过主成分分析法计算了各指标的贡献情况如表 2 所示。

表 2 各指标贡献率

Table 2 Contribution rate of each indicator

成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
主成分 1	4.831 9	53.688	53.688
主成分 2	1.760 0	19.556	73.244
主成分 3	1.184 3	13.159	86.402
主成分 4	0.568 6	6.318	92.720
主成分 5	0.412 3	4.581	97.302
主成分 6	0.168 1	1.868	99.170
主成分 7	0.039 3	0.436	99.606
主成分 8	0.035 2	0.391	99.996
主成分 9	0.000 3	0.004	100.000

由表 2 可以看出:主成分 1、主成分 2 和主成分 3 的累计贡献率达到 85%,说明这三个主成分集中了所有运行指标的大部分信息。通过对主成分进行分析,发现各指标在三个主成分中的占比情况如表 3 所示。

表 3 主成分载荷

Table 3 Principal component load

	主成分 1	主成分 2	主成分 3
指标 1	0.08	-0.665	0.173
指标 2	0.593	0.165	-0.151
指标 3	0.422	-0.03	-0.21
指标 4	-0.365	-0.062	-0.112
指标 5	-0.175	0.361	-0.097
指标 6	-0.452	0.17	0.018
指标 7	0.053	0.332	0.121
指标 8	0.122	0.095	0.835
指标 9	0.188	0.152	0.693

由表 3 可知,主成分 1 与变压器平均负载率、线路平均负载率、变压器最大负载率和网络典型接线率关系密切,说明主成分 1 是负荷特性与网络构架的代表;主成分 2 与单位变电容量供电量、线路最大负载率和主干截面合格率关联性较强,表明主成分 2 可以表示设备效率相关指标;主成分 3 和主变 $N-1$ 通过率与线路 $N-1$ 通过率相关性较强,说明主成分 3 是网络运维水平的体现。

通过主成分分析,本文将原运行九个指标减少为三个主成分指标且不失代表性。这三个主成分指标与设备利用率、负荷特性、网络构架和系统运维水平密切相关。因此,可从这三个特性去考虑提高系统的运行效率,根据这三个主成分的特征,本文建议如下:

1) 合理配置配网系统资源,适当增加运行需求偏高地区相关设备的供电裕度水平。

2) 依据负荷增长实际情况科学规划建设规模、优化建设时序,规避大容量、大截面装置低效率工作的现象发生。

3) 结合大数据与智能设备,提升系统运维水平。

由此可见,通过大数据聚类分析后的主成分分析,可以准备判断各指标与配网效率相关性的大小,本根据关联性指标进行相应运行改进。

4 结论

合理利用配网大数据,能为系统提供本文提出一种用于分析配电网运行效率相关性的方法,本文主要结论如下:

1) 通过模糊聚类分析技术可将大数据分成具有代表性的数据类集,能大大减少计算复杂,提高计算速度。

2) 本文利用主成分分析法对各指标进行分析,

可选出与关联性较强的指标因素, 在不失代表性的前提下进一步减少了配网分析的复杂度。

3) 本文设计了配网运行效率相关性分析流程, 可用对实际中对配网的运行效率进行分析, 并给出相关指导意见。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 王锡辉, 陈厚涛, 彭双剑, 等. 基于模糊 C 均值聚类算法的锅炉燃烧诊断方法[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 27-33.
WANG Xihui, CHEN Houtao, PENG Shuangjian, et al. Combustion diagnostic method for boilers based on fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 27-33.
- [3] 马发轩. 配网用户用电特性市场分析预测应用系统方案设计[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(12): 120-128.
MA Faxuan. Schematic design of distribution network users' power consumption features market analysis and forecasting application system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(12): 120-128.
- [4] 林静怀. 基于大数据平台的电网运行指标统一管控方案[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 165-170.
LIN Jinghuai. A unified scheme of grid operation index control based on big data platform[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 165-170.
- [5] 费思源. 大数据技术在配电网中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 85-96.
FEI Siyuan. Overview of application of big data technology in power distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 85-96.
- [6] 胡丽娟, 刁赢龙, 刘科研, 等. 基于大数据技术的配电网运行可靠性分析[J]. 电网技术, 2017, 31(1): 281-287.
HU Lijuan, DIAO Yinglong, LIU Keyan, et al. Operational reliability analysis of distribution network based on big data technology[J]. Power System Technology, 2017, 31(1): 281-287.
- [7] BO W, FANG B, WANG Y, et al. Power system transient stability assessment based on big data and the core vector machine[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 7(5): 2561-2570.
- [8] 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.
- [9] 周杨珺, 梁朔, 俞小勇, 等. 基于多源异构数据的配电网运行分析平台: 系统架构与技术实现[J]. 南方电网技术, 2018, 12(8): 65-70.
ZHOU Yangjun, LIANG Shuo, YU Xiaoyong, et al. Research and implementation of distribution network operating analysis platform based on multi-source heterogeneous data[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(8): 65-70.
- [10] 王芳, 马素霞, 王河. 基于随机森林变量选择的飞灰含碳量预测模型[J]. 热力发电, 2018, 47(11): 89-95.
WANG Fang, MA Suxia, WANG He. Prediction model of carbon content in fly ash using random forest variable selection method[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(11): 89-95.
- [11] 商皓, 雷明, 马海超, 等. 电网供应链大数据应用规划方法研究[J]. 中国电力, 2017, 50(6): 69-74.
SHANG Hao, LEI Ming, MA Haichao, et al. Study on planning approach for big data applications in power grid supply chain[J]. Electric Power, 2017, 50(6): 69-74.
- [12] WENG Y, ILIĆ M D, LI Q, et al. Distributed algorithms for convexified bad data and topology error detection and identification problems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 83: 241-250.
- [13] 文雯, 刘文哲, 肖祥武, 等. 基于大数据和并行随机森林算法火电机组供电煤耗计算模型[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 9-14.
WEN Wen, LIU Wenzhe, XIAO Xiangwu, et al. Calculation model of coal consumption for thermal power units based on big data and random forest algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 9-14.
- [14] QAMAR U. A dissimilarity measure based Fuzzy c-means (FCM) clustering algorithm[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2014, 26(1): 229-238.
- [15] 吴志力, 王旭阳. 关于“十三五”配电网规划实施的思考[J]. 中国电力, 2017, 50(1): 25-29.
WU Zhili, WANG Xuyang. Reflections on implementation

- of the 13th five-year distribution network planning[J]. Electric Power, 2017, 50(1): 25-29.
- [16] 张蓓, 陈荃, 张俊潇, 等. 中压配电网线路利用效率评价指标及其提升策略[J]. 广东电力, 2018, 31(10): 135-141.
ZHANG Bei, CHEN Quan, ZHANG Junxiao, et al. Evaluation index of transmission line utilization efficiency of medium voltage distribution network and its promotion strategy[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(10): 135-141.
- [17] 付智江, 邵华, 康伟, 等. 基于相关性分析的高压配网运行效率评级指标体系研究[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(9): 30-35.
FU Zhijiang, SHAO Hua, KANG Wei, et al. Study of efficiency index for HV distribution system based on correlation analysis[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33(9): 30-35.
- [18] 刘胜利, 陈建华, 曹阳, 等. 基于 N-1 和负荷特性的配电网最大接入容量研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(12): 126-130.
LIU Shengli, CHEN Jianhua, CAO Yang, et al. The largest access capacities analysis of distribution grid based on N-1 and the load characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(12): 126-130.
- [19] 田浩, 孟庆海, 程林, 等. 提高主变负载率的大型用户变电站规划方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(8): 60-65.
TIAN Hao, MENG Qinghai, CHENG Lin, et al. New substation planning method for improving step-down transformer capacity factors[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(8): 60-65.
- [20] 高新华, 严正. 基于主成分聚类分析的智能电网建设综合评价[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2238-2243.
GAO Xinhua, YAN Zheng. Comprehensive assessment of smart grid construction based on principal component analysis and cluster analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2238-2243.
- [21] XIE L, CHEN Y, KUMAR P R. Dimensionality reduction of synchro phasor data for early event detection: linearized analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(6): 2784-2794.
- [22] HE X, AI Q, QIU R C, et al. A big data architecture design for smart grids based on random matrix theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 674-686.
- [23] 乔俊峰, 王一清, 杨佩, 等. 基于大数据技术的配电网全景监测系统研究与实现[J]. 供用电, 2018, 35(3): 41-46.
QIAO Junfeng, WANG Yiqing, YANG Pei, et al. Research and implementation of distribution network monitoring system based on big data technology[J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(3): 41-46.

收稿日期: 2019-05-22; 修回日期: 2019-07-15

作者简介:

白浩(1987—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事智能配电网、人工智能和大数据应用研究;

袁智勇(1978—), 男, 博士, 教高, 研究方向为智能配电网、微电网等;

梁朔(1988—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事智能配电网及大数据研发工作。

(编辑 张爱琴)