

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210105

基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法

李清

(深圳供电局有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 针对传统电力大数据异常检测方法检测精度低、复杂度高等问题, 提出了一种将可能性模糊 C 均值算法和改进的粒子群优化算法相结合的电力大数据异常检测方法。使用改进的粒子群优化算法和重新定义的聚类有效函数来优化可能性模糊 C 均值算法的初始中心和数目。通过仿真将该算法与改进前算法进行对比分析, 验证该算法的优越性。实验结果表明, 该算法能够准确地实现电力大数据异常值检测, 改进后误检率从 0.36% 降低到 0.05%。

关键词: 电力大数据; 异常检测; 模糊 C 均值算法; 粒子群优化算法

Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm

LI Qing

(Shenzhen Power Supply Company, Shenzhen 518000, China)

Abstract: There are problems of low detection accuracy and high complexity of traditional power big data anomaly detection methods. Thus a power big data anomaly detection method is proposed, one which combines the possibility fuzzy C-means algorithm with the improved Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The improved PSO algorithm and the redefined clustering effective function are used to optimize the initial centers and number of the possibilistic fuzzy C-means algorithm. Through the simulation, the proposed algorithm is compared with the algorithm before improvement. The superiority of the proposed algorithm is verified. The experimental results show that the algorithm can accurately realize power big data outlier detection, and the error detection rate is reduced from 0.36% to 0.05%.

This work is supported by the China Southern Power Grid Guangdong Provincial Science and Technology Project (No. 0002200000041529).

Key words: power big data; anomaly detection; fuzzy C-means algorithm; Particle Swarm Optimization algorithm

0 引言

随着社会的发展电能需求和消费量逐年增加^[1]。为了适应社会的发展, 需要逐步对电力建设规模进行扩大, 电力企业在发输变配用调度六个环节布置了大量的采集设备, 并构建了相应的信息管理系统, 数据结构多样, 数量庞大, 是电力大数据的重要来源^[2]。如果在电力运行中发生异常, 运行数据就会出现异常, 及时发现异常可以避免一些故障的发生。因此, 电力大数据的异常检测具有重要意义。

目前, 国内外研究人员对电力数据异常检测方法进行了大量研究, 取得了许多突出成果, 如基于统计、聚类、分类的异常值检测等, 但对电力大数据的异常值检测方法研究较少。文献[3]提出将孤立

森林算法用于电力数据异常检测, 研究电力消耗数据和电力使用异常数据的数据挖掘过程。通过实验确认了该算法的优越性。实验结果表明, 与传统算法相比, 孤立森林算法运行时间少、准确率高。文献[4]基于云计算框架, 提出将模糊 C 均值聚类算法用于电力大数据异常检测。仿真结果表明, 所提算法在保证检测精度的基础上大幅提高了检测效率。文献[5]提出将峰值密度聚类算法用于电力大数据异常值检测, 实验结果表明, 该算法适用于大数据的异常值检测, 检测结果准确。文献[6]提出将 KNN 算法和快速密度峰值聚类算法相结合用于电力大数据异常值检测。通过仿真验证了该算法的优越性。在实际应用中, 电力大数据的构成复杂多样, 上述检测方法对初始参数非常敏感, 鲁棒性较差, 其适用性有待进一步加强。

在此基础上, 提出了一种结合可能性模糊 C 均

基金项目: 广东省科技项目资助(0002200000041529)

值(Possibility Fuzzy C-Means, PFCM)算法和改进粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的电力大数据异常检测方法。使用改进的 PSO 算法和重新定义的聚类有效函数来优化 PFCM 算法的初始中心和数量。通过仿真验证了该算法的优越性。

1 数据挖掘概述

对电力运行大数据的数据挖掘,可以提取出对电力企业战略决策、故障检测、成本运营等方面发挥重要作用的数据^[7]。数据挖掘包括具体问题的提出、数据预处理、数据挖掘和结果评估,流程如图 1 所示。



图 1 数据挖掘流程

Fig. 1 Data mining process

(1) 具体问题的提出。深入理解所处理的问题和数据,对数据信息进行深度挖掘,选择合适的挖掘算法^[8]。

(2) 数据预处理。构建满足处理要求的数据结构,为数据挖掘做准备。

(3) 数据挖掘。选择合适的数据挖掘算法挖掘出数据有价值的信息^[9]。

(4) 结果评估。结果评估的准确性,主要包括精度、性能、复杂性等。

2 改进 PFCM 算法对电力负荷数据的检测

因为 PFCM 算法存在初始化参数难以选择且容易陷入局部最优等缺点,所以使用改进的 PSO 算法和重新定义的聚类有效性函数来优化 PFCM 算法的初始中心和数量,提出了改进的 PSO-PFCM 聚类算法。

2.1 PFCM 算法

PFCM 算法的初始聚类参数随机性较强,聚类数 c 的初值决定着算法的性能,因此,事先选择最佳聚类数对于获得理想聚类结果具有重要意义^[10-11]。

PFCM 算法引入隶属度矩阵和可能性划分矩阵来描述聚类结果。但现有指标函数不涉及可能性划分矩阵,用其确定 c 初值非常不合理。需要重新定义有效性指标函数,如式(1)所示^[12]。

$$V(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u'_{ij})^2 \|x_j - v_i\|^2 + \frac{1}{c(c+1)} \sum_{i=1}^c \sum_{r=1, r \neq i}^c \|v_i - v_r\|^2}{1/c + \min_{i \neq r} \|v_i - v_r\|^2} \quad (1)$$

式中: u_{ij} 为第 j 个样本点隶属于第 i 类的隶属度,在 0-1 之间取值; n 为样本数; c 为聚类数目; x_j 为第 j 个样本点; v_i 和 v_r 分别为第 i 类和第 r 类的聚类中心。

由式(1)可知, $V(c)$ 值越小,聚类结果越接近真实规律^[13]。新定义的 PFCM 指数函数的新隶属度矩阵 u'_{ij} 如式(2)所示。

$$u'_{ij} = (u_{ij} + t_{ij}) \cdot \left[\sum_{k=1}^c (u_{kj} + t_{kj}) \right]^{-1} \quad (2)$$

式中, t_{ij} 为可能性划分矩阵。

与原聚类有效指标函数相比,新函数包括隶属度矩阵和可能性划分矩阵。接着,验证 u'_{ij} 是否满足归一化条件,如式(3)所示^[14]。

$$\sum_{i=1}^c u'_{ij} = \sum_{i=1}^c (u_{ij} + t_{ij}) \cdot \left[\sum_{k=1}^c (u_{kj} + t_{kj}) \right]^{-1} = 1 \quad (3)$$

这样,可以导出 u'_{ij} 满足有效性指标函数隶属度矩阵归一化的约束条件,如式(4)所示。

$$\sum_{i=1}^c u'_{ij} = 1 \quad (4)$$

通过上述推导,有效性指标满足隶属度归一化的约束条件,并引入了可能性划分矩阵,使得到的初始聚类数更加合理。

2.2 改进 PSO 算法

PSO 算法是一种用于解决多目标、非线性、多变量问题的全局进化算法^[15]。基本思想是在进化过程中将“粒子”作为最优化问题的解,这个过程适应度决定粒子的优势,每个粒子的适应度取决于目标函数。在种群进化过程中,新粒子的位置由飞行速度 v 决定,大小通过计算获得。

根据式(5)和式(6),更新每个粒子的速度和位置,计算迭代中每个粒子的适应值^[16]。

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_{\text{best}i} - x_i^k) + c_2 r_2 (g_{\text{best}i} - x_i^k) \quad (5)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (6)$$

式中: c_1 和 c_2 分别为自学习系数和社会学习系数, $c_1 = c_2 = 2$; r_1 和 r_2 分别为 [0,1] 之间的随机数; x_i^k 和 v_i^k 分别为第 k 次迭代的位置和速度; $p_{\text{best}i}$ 为个体最优解; $g_{\text{best}i}$ 为全局最优解; ω 为加权系数。

理论上 ω 在从小到大的过程中,收敛速度不断增加,全局搜索能力不断加强,但局部探索能力会下降,使得整个算法很难找到最佳解^[17]。因此引入检测函数 $f(t)$,实现了每次迭代中惯性权重的动态调整,如式(7)所示^[18]。

$$f(t+1) = \|p_{\text{best}i} - x_i(t)\| \cdot \|g_{\text{best}i} - x_i(t)\| \quad (7)$$

式中, $\|p_{besti} - x_i(t)\|$ 与 $\|g_{besti} - x_i(t)\|$ 为欧式距离, 在优化过程中距离不断减小, $f(t+1)$ 越小越接近全局最优解。

文中采用动态非线性 S 形函数调整惯性权重 ω , 如式(8)所示^[19]。

$$\omega' = 0.9 - 0.5 \times \frac{1}{1 + e^{f(t)}} \quad (8)$$

2.3 改进 PSO-PFCM 聚类算法

在电力负荷数据异常检测中应用改进的 PSO-PFCM 算法, 流程图如图 2 所示。

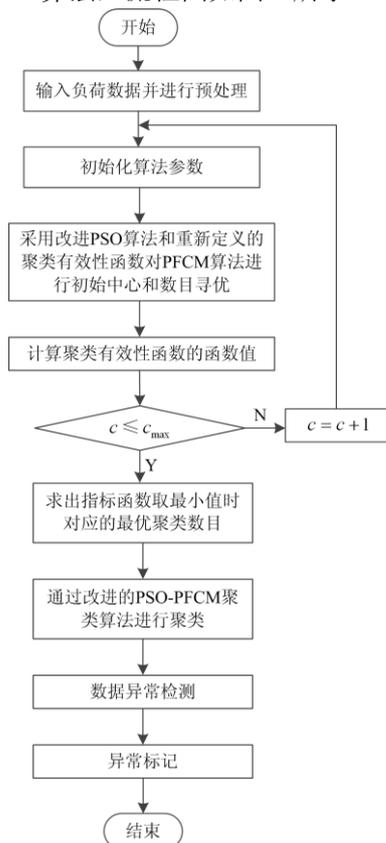


图 2 改进 PSO-PFCM 聚类算法异常检测流程

Fig. 2 Improved PSO-PFCM clustering algorithm anomaly detection process

- 1) 数据预处理, 如去除噪声点、填补缺失点、归一化等。
- 2) 初始化参数, 如粒子数、迭代次数、学习系数、聚类数、模糊加权指数等^[20]。
- 3) 基于步骤 1) 中提取的数据来聚类负载曲线, 使用改进的 PSO 算法和重新定义的聚类有效函数来优化 PFCM 算法的初始中心和数量。
- 4) 利用改进的 PSO-PFCM 聚类算法完成负荷曲线的聚类, 得到电力负荷数据聚类中心和各类别的负荷曲线。

5) 异常数据检测, 异常负荷数据检测是对最优聚类结果进行分析, 并基于各负荷曲线的统计特征来检测异常负荷数据^[21]。

6) 标记异常数据, 标记检测到的异常数据, 结束检测。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真参数

仿真的重点是对改进的 PSO-PFCM 聚类算法性能进行研究, 实验的计算机是 Intel i5 处理器、8G 内存和 Win10 系统^[22]。仿真使用 Matlab 2018a 进行, 实验数据是某地区的电网调度中心在 2020 年 10 月、11 月、12 月采集的电力负荷数据, 1 h 采样一次, 合计 92 天, 2 308 个数据。参数如下: 模糊加权指数 8、粒子数 20、重复次数 50、学习系数都为 2。该数据归一化如式(9)所示^[23]。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (9)$$

式中: x_{ij} 为实验组的原始数据; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为实验组的极大值和极小值。

预处理后 10 月数据如表 1 所示, 11 月数据如表 2 所示, 12 月数据如表 3 所示。

3.2 算法性能分析

基于修改的 PSO-FCM 聚类算法, 对预处理后的实验数据集进行聚类, 提取相应的特征曲线。将实验数据集的 92 条负荷曲线分成 4 类, 图中的黑色曲线为聚类中心, 蓝色曲线为负荷曲线。为方便后

表 1 预处理后 10 月数据

Table 1 Data in October after pretreatment

日期	时刻(一天 24 h)				
	1	2	...	23	24
1	0.797 9	0.782 3	...	0.852 8	0.805 1
2	0.765 6	0.754 2	...	0.839 1	0.798 1
...
30	0.770 2	0.759 1	...	0.856 9	0.800 4
31	0.775 9	0.761 2	...	0.886 2	0.817 9

表 2 预处理后 11 月数据

Table 2 Data in November after pretreatment

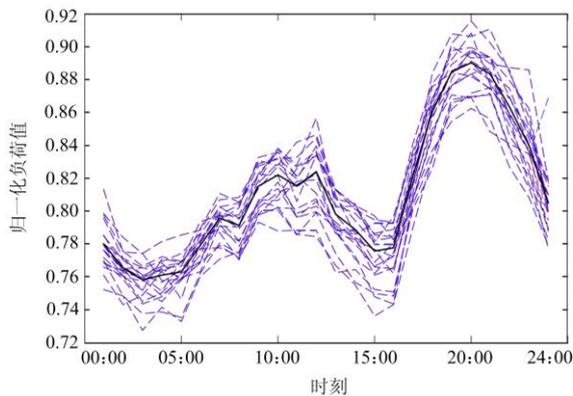
日期	时刻(一天 24 h)				
	1	2	...	23	24
1	0.796 1	0.770 8	...	0.847 1	0.816 9
2	0.775 9	0.764 9	...	0.839 8	0.810 4
...
29	0.770 4	0.749 2	...	0.813 9	0.783 1
30	0.747 1	0.737 2	...	0.843 1	0.754 9

表 3 预处理后 12 月数据

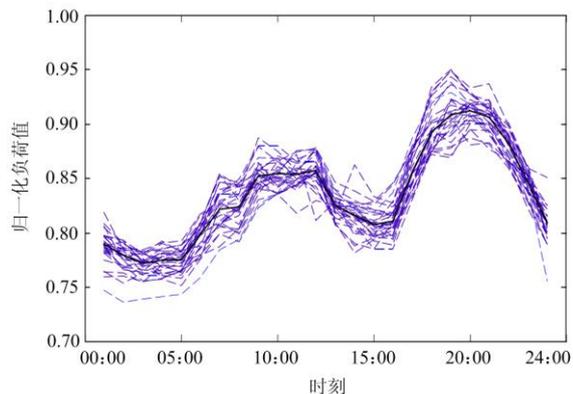
Table 3 Data in December after pretreatment

日期	时刻(一天 24 h)				
	1	2	...	23	24
1	0.759 7	0.760 8	...	0.828 1	0.789 4
2	0.788 9	0.765 8	...	0.839 1	0.810 9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	0.804 6	0.790 2	...	0.837 2	0.823 1
31	0.809 1	0.790 3	...	0.847 2	0.825 3

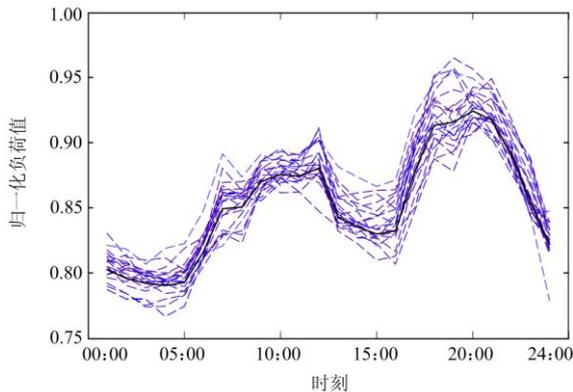
期检测, 分别提取上述聚类结果的每一类及其对应的特征曲线, 图 3 所示为各类别的聚类曲线。



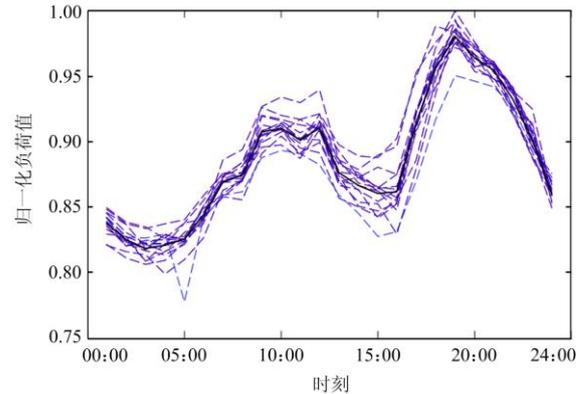
(a) 改进 PSO-PCFM 聚类结果(第一类)



(b) 改进 PSO-PCFM 聚类结果(第二类)



(c) 改进 PSO-PCFM 聚类结果(第三类)



(d) 改进 PSO-PCFM 聚类结果(第四类)

图 3 改进 PSO-PFCM 聚类算法异常检测流程

Fig. 3 Improved PSO-PFCM clustering algorithm anomaly detection process

由图 3 可知, 大部分相同种类的负荷曲线显示出与聚类中心非常相似的变化规律, 但是在负荷曲线的某个时刻仍有一些异常值存在, 例如, 图 3(a) 中某曲线 24 点, 图 3(b) 中某曲线 14 点, 图 3(d) 中某曲线 5 点。

文中采用概率统计中的 3σ 异常负荷数据检测模型对异常负荷数据进行识别^[24]。即基于改进的 PSO-PFCM 聚类算法进行类别划分, 每个类别对应一个检测模型, 检测模型的说明如下。

文中采用改进的 PSO-PFCM 算法对经过实验预处理的电力负荷数据进行聚类, 将四类负荷数据的聚类中心分别标记为 v_1 、 v_2 、 v_3 、 v_4 , 将每类负荷曲线的个数分别标记为 l_1 、 l_2 、 l_3 、 l_4 , 然后计算第 c 类负荷曲线在第 i 时刻点的方差, 如式(10)所示。

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{l_c} \sum_{c=1}^{l_c} (v(i, c) - E(i))^2 \quad (10)$$

该类负荷曲线中某条曲线在第 i 时刻的负荷值满足式(11)。

$$\frac{1}{3\sigma_i} |x(i, c) - v_c(i)| > 1.05 \quad (11)$$

该点的数据被记录为异常值, 标记为 1。将相应数据输入到检测模型中, 得到 2020 年 10 月至 12 月所采集电力负荷数据中标记为 1 的异常电力负荷数据的归一化值和对应时间, 如表 4 所示。

由表 4 可知, 检测到的异常负荷数据可以分为两类: 单点异常和连续多点异常。除第二类为单点异常, 剩下的类型全部是连续点异常。这里提出的改进 PSO-FCM 集群的算法可以精确有效地将电力负荷数据进行聚类, 最终实现异常值检测。

表 4 异常数据汇总

Table 4 Summary of abnormal data

类别	日期	时间	负荷值
第一类	10月15日	3、4、5	0.731 1、0.739 8、0.727 8
第一类	10月27日	24	0.870 5
第二类	11月28日	24	0.754 9
第二类	12月21日	14	0.861 9
第三类	12月7日	11、12	0.862 3、0.848 1
第四类	10月20日	5、6	0.778 1、0.808 5

3.3 算法对比分析

为了验证改进的 PSO-PFCM 聚集算法对电力负荷异常数据检测的效率,与改进前的 PFCM 算法和文献[25]算法进行异常检测对比。表 5 为文献[25]中 LSTM 算法异常负荷数据的检测结果,表 6 和表 7 为算法改进前后异常负荷数据的检测结果。

由表 5、表 6、表 7 可知,在三种异常检测算法中,文中方法异常负荷数据检测的准确性最高,其次是 PFCM 算法,最后是 LSTM 算法。PFCM 聚集算法在电力负荷异常数据检测中,10 月误检率为 0.40%,11 月误检率为 0.42%,12 月误检率为 0.27%,总误检率为 0.36%。从表 7 可知,文中提出的改进 PSO-PFCM 聚类算法在异常负荷检测中,10 月误检率为 0,11 月误检率为 0.14%,12 月误检率为 0,总误检率为 0.05%。改进后从整体上提高了异常负荷数据检测的准确性。这是因为采用改进的粒子群优化算法和重新定义的聚类有效函数优化了 PFCM

表 5 LSTM 算法异常检测结果

Table 5 Abnormal detection results of LSTM algorithm

月份	总数据量	异常数	误检数	误检率/%
10	744	12	6	0.80
11	720	11	9	1.25
12	744	9	6	0.80

表 6 PFCM 聚类算法异常检测结果

Table 6 Abnormal detection results of PFCM clustering algorithm

月份	总数据量	异常数	误检数	误检率/%
10	744	9	3	0.40
11	720	4	3	0.42
12	744	5	2	0.27

表 7 改进 PSO-PFCM 聚类算法异常检测结果

Table 7 Abnormal detection results of improved PSO-PFCM clustering algorithm

月份	总数据量	异常数	误检数	误检率/%
10	744	6	0	0
11	720	2	1	0.14
12	744	3	0	0

算法的初始中心和数目,提高了聚类的有效性,降低了误检率。

4 结论

本文提出了将 PFCM 算法和改进 PSO 算法相结合用于电力大数据异常检测。使用改进的 PSO 算法和重新定义的聚类有效函数来优化 PFCM 算法的初始化中心和数目。实验结果表明,本文算法可以实现电力大数据的异常检测,误检率从改进前的 0.36%降低到改进后的 0.05%。鉴于目前的实验设备和数据规模,该算法在电力大数据异常检测方面的应用还处于起步阶段,下一步将致力于提高异常检测算法的性能。

参考文献

- [1] 李奕璋,陈红坤,石晶,等.基于三相电流平方和比值的短路故障快速检测方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(24):111-119.
LI Yizhang, CHEN Hongkun, SHI Jing, et al. Short circuit fault fast detection method based on sum of squares ratio of three-phase current[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(24): 111-119.
- [2] 彭丽苹,吕晓丹,蒋朝惠,等.基于 Docker 的云资源弹性调度策略[J].计算机应用,2018,38(2):557-562.
PENG Liping, LÜ Xiaodan, JIANG Chaohui, et al. Flexible scheduling strategy of cloud resources based on Docker[J]. Computer Application, 2018, 38(2): 557-562.
- [3] 余翔,陈国洪,李霆,等.基于孤立森林算法的用电数据异常检测研究[J].信息技术,2018,12(12):88-98.
YU Xiang, CHEN Guohong, LI Ting, et al. Research on anomaly detection of power consumption data based on isolated forest algorithm[J]. Information Technology, 2018, 12(12): 88-98.
- [4] 石莹,罗峥,胡佳,等.基于云计算的电力运行大数据异常值快速检测算法[J].电子设计工程,2020,28(18):43-51.
SHI Ying, LUO Zheng, HU Jia, et al. Fast outlier detection algorithm of power operation big data based on cloud computing[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(18): 43-51.
- [5] 陆春光,叶方彬,赵羚,等.基于密度峰值聚类的电力大数据异常值检测算法[J].科学技术与工程,2020,20(2):654-658.
LU Chunguang, YE Fangbin, ZHAO Ling, et al. Outlier detection algorithm of power big data based on density peak clustering[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(2): 654-658.
- [6] 刘凤魁,邓春宇,王晓蓉,等.基于改进快速密度峰值聚类算法的电力大数据异常值检测[J].科学技术与工程,2017,15(6):36-41.
LIU Fengkui, DENG Chunyu, WANG Xiaorong, et al. Outlier detection of power big data based on improved fast density peak clustering algorithm[J]. Science, Technology and Engineering, 2017, 15(6): 36-41.

- [7] 孟建良, 刘德超. 一种基于 Spark 和聚类分析的辨识电力系统不良数据新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 85-91.
MENG Jianliang, LIU Dechao. A new method for identifying bad data in power system based on spark and cluster analysis[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 85-91.
- [8] 黄文婧, 李华强, 杨植雅, 等. 基于模糊聚类排序及状态均匀性的电网安全性风险评估[J]. 电测与仪表, 2018, 55(9): 21-26.
HUANG Wenjing, LI Huaqiang, YANG Zhiya, et al. Power grid security risk assessment based on fuzzy clustering ranking and state uniformity[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(9): 21-26.
- [9] 叶波. 基于负荷均衡度的云计算任务调度算法[J]. 东北电力大学学报, 2019, 39(1): 88-95.
YE Bo. Cloud computing task scheduling algorithm based on load balancing degree[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2019, 39(1): 88-95.
- [10] 谢黎, 周华良, 于同伟, 等. 一种智能变电站新型双网冗余设备及实现[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 151-156.
XIE Li, ZHOU Hualiang, YU Tongwei, et al. A new dual network redundant equipment and its implementation for intelligent substation[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 151-156.
- [11] NAHMAN J, SALAMON D. Mutual interference of neighboring grounding systems and approximate formulation[J]. Electric Power Systems Research, 2017, 41(12): 151-156.
- [12] 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.
- [13] HOU Kaiyuan, SHAO Guanghui, WANG Haiming, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 119-125. DOI: 10.1186/s41601-018-0086-0.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] CAETANO C E F, LIMA A B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 46(5): 159-162.
- [17] HU Jianjiang, 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.
- [18] JIA Zhiwei, WANG Lijun, ZHANG Jinchuan, et al. High efficiency, low power-consumption DFB quantum cascade lasers without lateral regrowth[J]. Nanoscale Research Letters, 2017, 12(1): 88-95.
- [19] 张婕, 曾国辉, 赵晋斌, 等. 基于改进冒泡排序的模块化多电平换流器电容电压均衡策略[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 92-99.
ZHANG Jie, ZENG Guohui, ZHAO Jinbin, et al. Capacitor voltage equalization strategy for modular multilevel converter based on improved bubble sorting[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 92-99.
- [20] 戴志辉, 黄敏, 苏怀波. 基于 MMC 的环状直流配网在不同接地方式下的故障特性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(1): 1-10.
DAI Zhihui, HUANG Min, SU Huaibo. Fault characteristics analysis of circular DC distribution network under different grounding modes based on MMC[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(1): 1-10.
- [21] 王利平, 庞晓艳, 朱雨, 等. 基于物联网和移动互联网的二次设备运维技术研究与应用[J]. 中国电力, 2019, 52(3): 177-184.
WANG Liping, PANG Xiaoyan, ZHU Yu, et al. Research and application of secondary equipment operation and maintenance technology based on internet of things and mobile interconnection[J]. Electric Power, 2019, 52(3): 177-184.
- [22] 唐耀华, 郭为民, 崔杨. 水-火发电机组频率控制策略研究[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 153-161.
TANG Yaohua, GUO Weimin, CUI Yang. Study on frequency control strategy of water thermal power unit[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 153-161.
- [23] 顾志祥, 孙思宇, 孔飞, 等. 燃气冷热电分布式能源系统设计优化综述[J]. 华电技术, 2019, 41(3): 8-13, 42.
GU Zhixiang, SUN Siyu, KONG Fei, et al. Design optimization of gas cooling, heating and power distributed energy system[J]. Huadian Technology, 2019, 41(3): 8-13, 42.
- [24] 方顺利, 姚伟, 姚皓, 等. 基于实时入炉煤质数据的在线掺烧优化系统在火电厂的应用[J]. 热力发电, 2021, 50(2): 138-143.
FANG Shunli, YAO Wei, YAO Hao, et al. Application of online blending optimization system based on real-time coal quality data in thermal power plants[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(2): 138-143.
- [25] 马一杰, 陈君, 刘松. 基于长短时记忆网络的电力负荷异常检测[J]. 云南大学学报: 自然科学版, 2020, 42(增刊 2): 55-59.
MA Yijie, CHEN Jun, LIU Song. Power load anomaly detection based on long and short time memory network[J]. Journal of Yunnan University: Natural Science Edition, 2020, 42(S2): 55-59.

收稿日期: 2021-01-25; 修回日期: 2021-02-25

作者简介:

李 清(1988—), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力信息化。E-mail: liqing19882020@163.com

(编辑 张爱琴)