

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181274

# 基于深度神经网络和 GIS 数据的最优停电模型研究

王继业<sup>1</sup>, 朱欣焰<sup>2</sup>, 赵光<sup>3</sup>, 刘金长<sup>4</sup>, 杨成月<sup>4</sup>, 曾楠<sup>1</sup>

(1. 国家电网公司信息通信部, 北京 100031; 2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430072;  
3. 厦门亿力吉奥信息科技有限公司, 福建 厦门 361009; 4. 国网思极神往位置服务有限公司, 北京 102211)

**摘要:** 为了有效利用地理信息技术支撑复杂大电网的信息化建设, 针对停电事故对电力系统运行和日常生活带来的诸多影响, 提出基于深度神经网络和 GIS 数据的最优停电模型。结合电力系统运行的特殊性, 把最优参数设置和增量反馈结合用来优化受限玻尔兹曼机算法。通过仿真分析了算法的性能。仿真结果表明, 采用神经网络的最优停电模型可以提高计算效率和精度。

**关键词:** 最优停电模型; GIS 技术; 深度神经网络; 复杂大电网

## Research on optimal outage model based on deep artificial neural network and GIS data

WANG Jiye<sup>1</sup>, ZHU Xinyan<sup>2</sup>, ZHAO Guang<sup>3</sup>, LIU Jinchang<sup>4</sup>, YANG Chengyue<sup>4</sup>, ZENG Nan<sup>1</sup>

(1. Information and Communication Department of State Grid, Beijing 100031, China;  
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. Xiamen Great Power GEO Information Technology Co., Ltd., Xiamen 361009, China;  
4. State Grid Shenwang LBS (Beijing) Co., Ltd., Beijing 102211, China)

**Abstract:** In order to effectively utilize geographic information technology to support the information construction of complex large power grid, the impact of blackouts on power system operation and daily life, an optimal outage model based on deep artificial neural network and GIS data is proposed. Combining the particularity of power system operation, the optimal parameter setting is united with incremental feedback to optimize constrained Boltzmann algorithm. The performance of the algorithm is analyzed by simulation, and simulation results show that the optimal power outage model using deep neural network can improve the efficiency and accuracy of computation.

This work is supported by National High-tech R & D Program of China (863 Program) (No. 2011AA05A116) and Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. KJ00-01-08-02).

**Key words:** optimal power outage model; GIS technology; deep neural network; complex large power grid

## 0 引言

电力工业是国民经济和社会产业正常运行的支柱和基础, 利用先进的控制与管理技术, 可以有效地提高电网的运行效率, 是电网未来发展的重要思路<sup>[1]</sup>。由于电网分布复杂, 电力设备数量逐年增加, 电网产生的信息量巨大, 电网节点的拓扑位置随着网络结构的变化而迅速更新, 可用的地理空间相关数据也越来越多<sup>[2]</sup>。

GIS 是一种主要处理空间数据的信息管理系统,

它在城市规划、地质勘查和车辆导航中起着重要的作用<sup>[3]</sup>。近年来, 随着 Internet 的迅速发展和普及, 与 GIS 结合的新发展方向——Web GIS 已经形成<sup>[4]</sup>。因为 Web GIS 不依赖于计算机硬件、操作环境和平台, 使得 GIS 在许多行业越来越流行<sup>[5]</sup>。基于城市电网设备的地域分散性和规模化的特点, 将 Web GIS 应用于电力信息管理, 可以实现城市电网的科学、高效、准确的管理<sup>[6]</sup>。随着电力 Web GIS 的飞速发展, 相关的空间数据分析技术也在不断发展, 最常见的有最优停电方案、最优路径、缓冲区等分析<sup>[7]</sup>。

本文结合最优停电模型和 GIS 技术, 对基于深度神经网络的最优停电模型进行研究。结合电力系

基金项目: 国家 863 计划项目资助 (2011AA05A116); 国家电网公司科技项目资助 (KJ00-01-08-02)

统运行的特殊性, 把最优参数设置和增量反馈结合起来优化受限玻尔兹曼机算法, 为停电提供最优停电方案以及决策提供支持, 并与其他优化算法进行了仿真比较。结果表明, 采用深度神经网络最优停电模型可以提高计算效率和精度。

## 1 电网 Web GIS 共享平台架构

### 1.1 电网 Web GIS 共享平台数据结构

电网 Web GIS 共享平台满足“经济、安全、可靠、高效”的现代需求<sup>[8]</sup>。通过结合先进技术和方法, 使得电网规划管理的效率、资产管理、监管功能、运营管理水平等都得到提高<sup>[9]</sup>。在空间数据模型中, 需要考虑一些因素, 例如位置确定信息和节点之间的拓扑连接等<sup>[10]</sup>。为了提供这些信息, 需要了解节点的特定位置以及节点之间的拓扑。

根据现有行业标准, 得到了电网 GIS 数据模型的组成结构, 如图 1 所示。

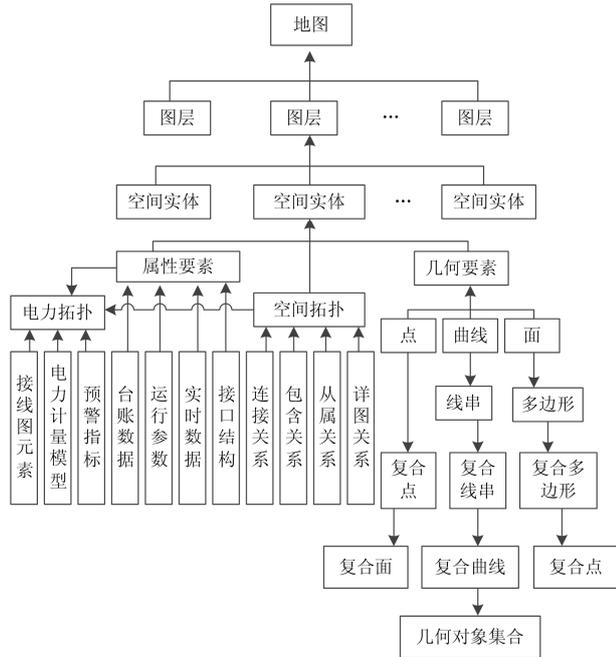


图 1 电网 Web GIS 共享平台数据架构

Fig. 1 Grid Web GIS sharing platform data architecture

### 1.2 电网 Web GIS 功能架构

系统由三部分组成: 数据库服务层、应用逻辑服务层和用户界面控制层, 如图 2 所示。下面从三个层面阐述了系统的功能<sup>[11]</sup>:

(1) 数据库服务层。它是包含空间数据、元数据、地图瓦片服务器的最低层。

(2) 应用逻辑服务层。主要建立三个缓存服务: 元数据缓存、权限缓存和矢量图形数据缓存, 为用

户控制层调用。

(3) 用户控制层, 即用户界面。该层提供了二次开发的类和空间以及 GIS 基本功能。

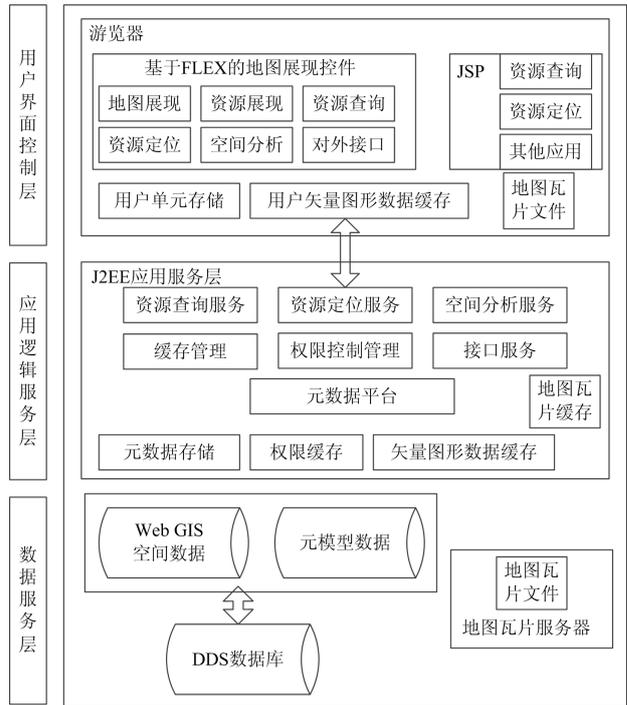


图 2 平台架构

Fig. 2 Platform architecture

## 2 系统停电模型

随着技术的不断发展, 深层神经网络不仅应用于分类, 还应用于回归问题、降维、识别等领域<sup>[12]</sup>。受限玻尔兹曼机可以模拟电网在特殊条件下的实际运行, 并且有效地模拟停电损耗计算。

### 2.1 算法参数设置

在建立最优停电模型和训练方法的基础上, 完成训练参数的分析和设置<sup>[13]</sup>。该任务决定了算法模型训练的效率, 直接影响算法执行的准确性。在受限玻尔兹曼机训练过程中, 需要设置参数进行分析。

#### (1) 隐含网络层中的单元节点数

在受限玻尔兹曼机网络结构中, 隐含网络层数量由数据特性决定。根据模型要求和样本数据特征, 设置隐含层单元节点数量为 1 000。

#### (2) 学习率

在模型训练中, 学习率容易产生迭代现象, 导致模型训练的不稳定性。该模型的训练学习率为 0.01。

#### (3) 权值和偏置初始值

对于初始权重, 从正态分布数据集中随机选择 0~1 之间的随机数, 其中指标服从期望值为 0, 方

差为 0.01。结合  $\log(p_i/(1-p_i))$  给出偏置。

#### (4) Mini-BATCH

Mini-BATCH 应结合学习率一起更新。在本文中, 设置 Mini-BATCH 为 200。

### 2.2 受限玻尔兹曼机训练

受限玻尔兹曼机需要对连接权重和偏移值采用训练数据进行训练, 并获得适合于给定训练数据的拟合值, 从而获得良好的泛化性能, 受限玻尔兹曼机算法如下:

(1) 选择参数  $\theta$  的最优值。对于训练集的  $T$  个样本, 最大对数似然函数如式(1)所示<sup>[14]</sup>。

$$\theta^* = \arg \max L(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{i=1}^T \log P(V^{(i)}|\theta) \quad (1)$$

为了得到模型参数的最优值, 在训练过程中结合随机梯度上升法求得最大值, 得到各参数的偏导数, 得到对数似然函数的梯度如式(2)所示<sup>[15]</sup>。

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^T \left( \left\langle \frac{\partial(-E(v^{(i)}, h|0))}{\partial \theta} \right\rangle_{P(h|v^{(i)}, \theta)} - \left\langle \frac{\partial(-E(v, h|0))}{\partial \theta} \right\rangle_{P(v, h|\theta)} \right) \quad (2)$$

式中,  $\langle \bullet \rangle_P$  表示分布  $P$  的期望。前者是从已知的训练数据中获得的隐含网络层概率分布, 后者是联合的概率分布。

#### (2) Gibbs 抽样

通过采用马尔科夫链蒙特卡洛策略得到训练数据序列, 进而估计了多元概率分布。

#### (3) 对比散度

对 Gibbs 模型的改进就是对比散度(Contrastive Divergence, CD)算法, 相比于 Gibbs, 它不需要很多采样步骤来求得采样估计联合概率分布初始化  $v_0$ ,  $k$  值可以取为 1, 从而得到较好的近似<sup>[16]</sup>。CD 算法通过 Gibbs 重建数据分布, 此时权值一次训练过程完成如式(3)所示<sup>[17]</sup>。

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \varepsilon \left( \langle v_i^0 h_j^0 \rangle_{\text{data}} - \langle v_i^1 h_j^1 \rangle_{\text{data}} \right) \quad (3)$$

在这个方程中,  $\varepsilon$  是学习率;  $\langle \bullet \rangle_{\text{recon}}$  表示模型上一步数据重构后的分布结果, 之后计数  $\text{num} = \text{num} + 1$ , 直到  $\text{num}$  满足预定数量的训练。

### 2.3 增量反馈思想

随着计算数据的增加, 新增数据可以有效提高算法的效率和精度, 每个指标的权重都使用受限玻尔兹曼机算法进行训练<sup>[18]</sup>。通过计算反馈, 应用增量学习方法, 动态调整指标权重, 把优质数据样本加入“模型培训数据集中”, 算法训练指标权重。增量式学习算法的步骤如下:

(1) 当增量反馈样本数达到一定规模  $N_{wp}$  时, 对

该批次样本的触发规则进行分析<sup>[19]</sup>。

(2) 指标根据  $n_i$  大小进行排序, 将触发次数多的指标作为指标权重更新目标, 将其作为待修改指标权重。

(3) 为了适当降低校正指标的权重, 将校正前后的权重记为  $k_i$  和  $k'_i$ 。对于触指数的样本数量  $n_i$ , 导致权重更新的样本数  $N_{wp}$ 。权重更新公式如式(4)和式(5)所示<sup>[20]</sup>。

$$k'_i = k_i - \Delta k_i \quad (4)$$

$$\Delta k_i = k_i r \left( 1 - \frac{n_i}{N_{wp}} \right) b \quad (5)$$

### 2.4 算法实现

#### (1) 数据的采集

本文从工业、商业、医疗、政府机构和公用事业五个角度选择最优停电模型中的数据集。该数据集包括电网 39 机 82 节点系统, 其中保留了 500 kV 电网框架。使用 2012 年至 2018 年期间南方电网收集的部分数据, 作为模型训练数据集和验证数据集。使用能够反映各指标评价的数据样本, 使用受限玻尔兹曼机进行训练, 获得最佳的模型, 把训练模型的反馈信息也用作训练样本来优化算法。增量式学习被用于动态地调整指标权重以补充和验证实时采集的数据。

#### (2) 数据去噪<sup>[21]</sup>

通过指数平滑消除数据噪声, 指数平滑公式如式(6)所示。

$$y_{t+1} = \alpha x_t + (1 - \alpha) y_t \quad (6)$$

在这个公式中,  $\alpha$  平滑系数可以根据时间变化的特点来确定,  $0 \leq \alpha \leq 1$ , 反复试验确定;  $x_t$  为  $t$  时间设备监测参数;  $y_t$  为  $t$  时间设备监测参考参数。

#### (3) 数据清洗

为了获得完整的训练参数, 有必要建立一个更为全面的模型。数据清洗非常重要, 主要是为了完成数据一致性检查, 查找和修复数据文件错误。

#### (4) 数据归一化<sup>[22]</sup>

在本文中采用人工设计方法从训练样本中选择数据, 并通过大量的实验和相应的统计分析得到样本数据。根据受限玻尔兹曼机的特点, 视觉单元的值在 0 和 1 之间, 该范围内的随机数可用作模型训练的初始值。模型参数 labels 使用  $[1, N]$  范围内的正整数, 表达式如式(7)和式(8)所示。

$$data_i = \frac{data_i - data_{\min}}{data_{\max} - data_{\min}} \quad (7)$$

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^T \log P(v^{(t)} | \theta) \quad (8)$$

### 3 仿真分析

#### 3.1 算法训练仿真实验

在本文中对指标的选取根据其对停电损失反应程度, 模型参数训练采用受限玻尔兹曼机完成, 并与采集结果进行比较, 以评估预测模型的效果。首

先, 根据  $200 \times 56$  组训练样本数据训练受限玻尔兹曼机模型参数。其中, 建立 22 个可见网络层单元节点和 1 000 个隐含层网络单元节点, 22 个可见单元节点是影响停电损耗的重要指标, 学习率设置为 0.01。根据指标服从预期为 0, 方差为 0.01 的正态分布数据集 0~1 中随机选择初始值, 模型训练的结果如图 3 和图 4 所示。

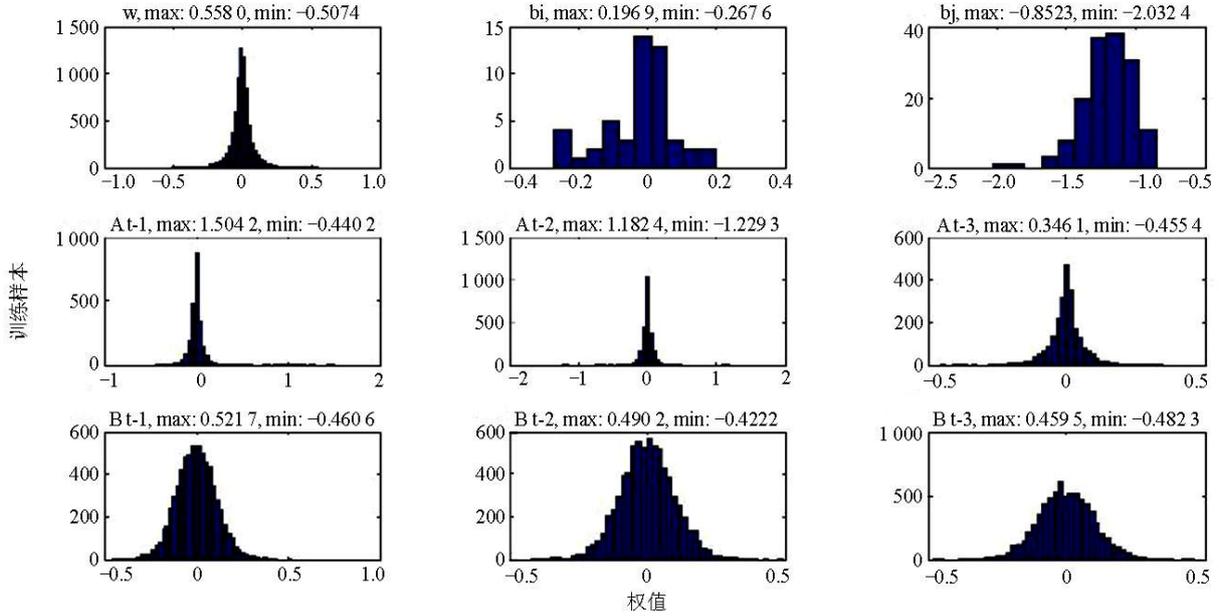


图 3 第一层训练权值训练结果

Fig. 3 First layer of training weight training results

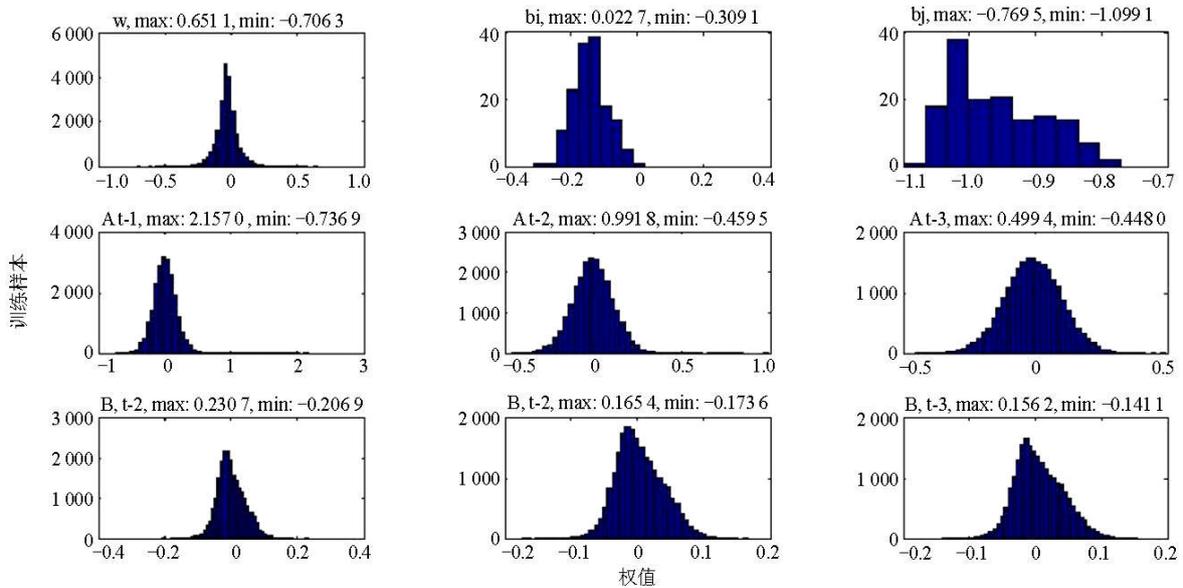


图 4 第二层训练权值训练结果

Fig. 4 Second layer training weight training results

### 3.2 增量反馈仿真实验

本文利用受限玻尔兹曼机迭代更新  $200 \times 56$  组停电损失数据的各指标, 比较各指标的计算结果, 用评价模型对停电损失进行分析, 然后再次采集后续时间节点上的指标数据, 与计算结果进行分析。随机选取部分归一化数据样本计算值和采集值之间的差。计算结果如图 5 所示。

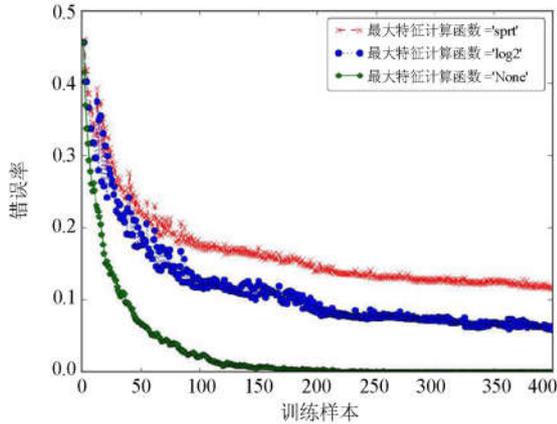


图 5 增量反馈后错误率

Fig. 5 Error rate after incremental feedback

### 3.3 模型对比仿真实验

数据特征提取是提取较好的样本数据, 可以根据需要重新收集关键数据, 提高计算的质量和准确性, 验证模型的有效性和准确性。将模型与其他优化算法模型进行比较, 并将数据集的培训结果与验证结果进行比较。对比模型有受限玻尔兹曼模型算法、朴素贝叶斯模型算法和感知模型算法。训练数据都采用本文模型训练数据。算法的比较效果如图 6 所示。

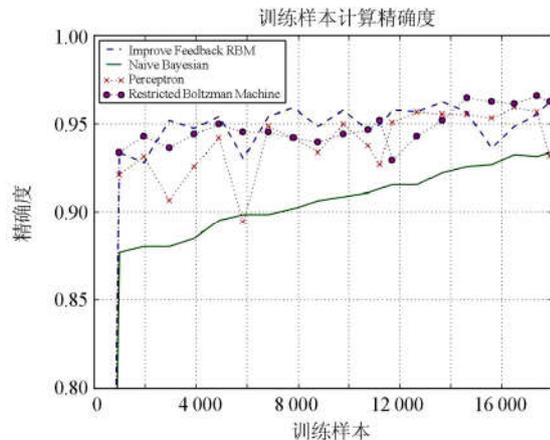


图 6 同样运行时间下模型精度

Fig. 6 Model accuracy at the same runtime

从图 6 中可以得出以下结论, 给定训练样本数据, 本文算法可以实现更高的计算精度, 此外, 运行时间上计算精度也很高, 在模型训练期间, 本文模型可在相对较短的时间内具有很高的计算精度, 计算时间也是最短的。

## 4 结语

本文将最优停电模型与 GIS 技术相结合, 研究最优停电模型, 提出基于神经网络的最优停电模型, 为停电提供最优停电方案, 进而提高停电决策支持。结合电力系统运行的特殊性, 把最优参数设置和增量反馈结合用来优化受限玻尔兹曼机算法。通过仿真分析算法的性能。结果表明, 采用神经网络的最优停电模型可以提高计算效率和精度。在目前实验室硬件要求和实验数据规模的影响下, 本文还处于起步阶段, 在此基础上, 逐步改进和完善将成为下一步研究的重点。

## 参考文献

- [1] 蒋宏图, 袁越. 电力系统自动化综合应用信息平台设计与实现[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(5): 113-116.  
JIANG Hongtu, YUAN Yue. Design and implementation of integrated application information platform for electric power system automation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(5): 113-116.
- [2] 王月月, 陈民铀, 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.
- [3] 宋亚奇, 周国亮, 朱永利, 等. 云平台下输变电设备状态监测大数据存储优化与并行处理[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 255-267.  
SONG Yaqi, ZHOU Guoliang, ZHU Yongli, et al. Storage optimization and parallel processing of condition monitoring big data of transmission and transforming equipment based on cloud platform[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 255-267.
- [4] 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.
- [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] 王冬青, 李刚, 何飞跃. 智能变电站一体化信息平台的设计[J]. 电网技术, 2010, 34(10): 20-25.
- WANG Dongqing, LI Gang, HE Feiyue. Design of integrative information platform for smart substations[J]. Power System Technology, 2010, 34(10): 20-25.
- [7] 张蕾, 章毅. 大数据分析的无限深度神经网络方法[J]. 计算机研究与发展, 2016, 51(1): 68-79.
- ZHANG Lei, ZHANG Yi. Infinite depth neural network method for big data analysis[J]. Computer Research and Development, 2016, 51(1): 68-79.
- [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 Wei. Indicators and methods for risk assessment of power system blackouts[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3): 69-74.
- [10] 徐玉琴, 杨浩, 李鹏. 不同接地方式电缆型配电网单相接地故障下的可靠性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 41(13): 41-47.
- XU Yuqin, YANG Hao, LI Peng. Reliability evaluation under single-phase-to-ground fault of cable distribution network with different grounding modes[J]. Power System Protection and Control, 2018, 41(13): 41-47.
- [11] 杨志宏, 周斌, 张海滨, 等. 智能变电站自动化系统新方案的探讨[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(14): 1-7.
- YANG Zhihong, ZHOU Bin, ZHANG Haibin, et al. Discussion on novel scheme of smart substation automation system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(14): 1-7.
- [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(3): 119-125. DOI: 10.1186/s41601-018-0086-0.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [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] 吴凯峰, 刘万涛, 李彦虎, 等. 基于云计算的电力大数据分析技术与应用[J]. 中国电力, 2015, 48(2): 111-116.
- WU Kaifeng, LIU Wantao, LI Yanhu, et al. Cloud computing-based large power data analysis technology and application[J]. Electric Power, 2015, 48(2): 111-116.
- [22] 张宁, 代红才, 胡兆光, 等. 考虑系统灵活性约束与需求响应的源网荷协调规划模型[J]. 中国电力, 2019, 52(2): 61-69.
- ZHANG Ning, DAI Hongcai, HU Zhaoguang, et al. Source-network load coordination planning model considering system flexibility constraints and demand response[J]. Electric Power, 2019, 52(2): 61-69.

收稿日期: 2018-10-15; 修回日期: 2018-11-29

作者简介:

王继业(1965—), 男, 博士, 教授级高工, 主要研究方向为电力信息化与信息安全; E-mail: dgffgrgevd65465@163.com

朱欣焰(1963—), 男, 博士, 教授级高工, 主要研究方向为地理信息系统与服务;

赵光(1980—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为地图学与地理信息系统。

(编辑 张爱琴)