

DOI: 10.7667/PSPC161481

基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则

向德军¹, 王彬¹, 郭文鑫¹, 初祥祥², 余志文¹

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510600;

2. 北京清大高科系统控制有限公司, 北京 100084)

摘要: 随着大规模可再生能源不断并网, 对电网的实时调控能力提出了更高的要求。传统的基于在线关键断面自动发现以及基于连续潮流的在线极限传输容量计算方法, 模型复杂、计算周期长, 难以做到在线运行。从数据驱动的角度出发, 首先将电网实时运行状态的潮流量抽象为该时刻电网的运行特征; 然后对所有特征进行聚类 and 分布式特征选择; 最后运用人工神经网络建立所选特征与关键断面极限传输容量之间的对应关系。算例分析表明, 所提基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则, 在保证时间效率的前提下, 能够在一定程度上提高关键断面极限传输容量的预测准确度。

关键词: 电网安全; 人工神经网络; 极限传输容量; 精细规则; 数据驱动

Fine security rule for power system operation based on artificial neural network

XIANG Dejun¹, WANG Bin¹, GUO Wenxin¹, CHU Xiangxiang², YU Zhiwen¹

(1. Guangdong Power Grid Power Dispatching Control Center, Guangzhou 510600, China;

2. Qing Da Gao Ke System Control Company, Beijing 100084, China)

Abstract: As renewable energy is being integrated into power system, it brings big challenges to power system, especially for online operation. Online key power flow interface automatic discovery and total transfer capability (TTC) calculation based on continuation power flow are too complex and rather time-consuming to be applied online. From the perspective of data-driven, firstly feature sets based on power flow to illustrate the power system status are established, then clustering methods are used to divide the features into several sets which fit in distributed setting. Then a feature selection method is used to select the most valuable features. Finally, artificial neural networks are utilized to map the selected features to TTC. Numerical tests show that the proposed method can significantly improve the forecasting performance of TTC and save time.

This work is supported by the Science and Technology Program of China Southern Power Grid: the Key Technology and Demonstration Application for Security Feature Selection and Knowledge Discovery in Complex Large-scale Power System based on Big Data (No. GDKJ00000058).

Key words: power grid security; artificial neural network; total transfer capability; fine security rules; data-driven

0 引言

随着大规模可再生能源不断并入电网, 电力系统的不确定性正在逐年增加。一方面, 以风能和光伏为代表的可再生能源具有较强的波动性和间歇性以及较小的波动周期, 运行控制难度增加; 另一方

面, 分布式电源的广泛接入促使电网从被动型电网向主动配电网转变, 电网的潮流分布正面临巨大的不确定性, 甚至部分线路会出现潮流逆转。所以在智能电网背景下, 提高在线电网运行的可靠性和安全性, 充分提升电网预警准确性和时间粒度, 是应对现代电网挑战的重要方法^[1-3]。

近年来, 针对电网关键断面发现和极限传输容量计算, 许多文献进行了有价值的探索。其中文献[4-5]所提出的在线关键断面发现方法, 具有查找准

基金项目: 南方电网科技项目 (GDKJ00000058) “面向大数据的复杂大电网安全特征选择和知识发现的关键技术与示范应用”

确和冗余较少的优点, 从而兼顾了效率与效果。然而, 基于连续潮流法的极限传输容量(Total Transfer Capability, TTC)计算方法^[6]具有耗时较长的缺点, 从而大大降低了在线电网安全隐患发现的效率, 进而成为该技术的瓶颈。

数据驱动的思路是解决这一问题的重要手段, 该思路已经在电力系统的许多领域内得到应用^[7-14]。针对这一问题, 文献[15-17]提出了大电网在线安全运行精细规则。首先是将电网实际运行状态用多维特征进行表征, 该特征目前取为潮流量(如发电机电压和出力)。由于大电网潮流量数目众多, 大量原始特征如果不进行特征选择或者特征提取, 将难以高效地进行 TTC 估算。相比于特征提取方法, 本文采用特征选择方法, 这是因为特征选择并没有改变数据原始特征, 从而使得计算结果可以体现具体的物理原理^[18]。

在进行特征选择之后, 本文运用神经网络(Artificial Neural Network, ANN), 建立所选特征与 TTC 之间的对应关系。相对于线性模型^[16-17, 19], ANN 具有非线性的优点^[20-24], 从而在理论上可以逼近任意函数, 所以可以更好地模拟各个特征(潮流量)与 TTC 之间的非线性耦合关系。算例表明, 相比于线性模型, ANN 可以在时间代价类似的条件下, 得到更加准确的 TTC 估算结果, 从而兼顾了效率和精度。

1 算法框架

基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则如图 1 所示。主要分为在线关键断面自动发现模块、海量邻域状态仿真模块、特征聚类与分布式特征选择模块和基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则模块, 具体功能描述如下。

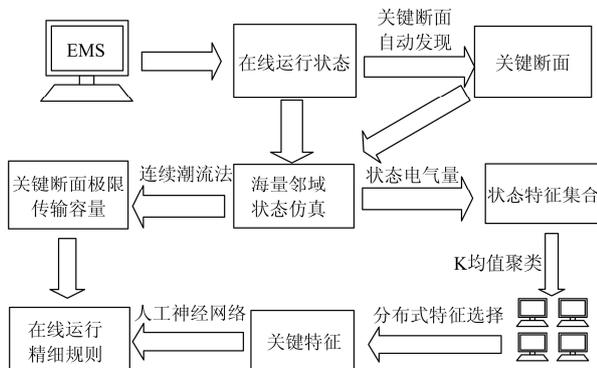


图 1 基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则发现框架

Fig. 1 Framework of fine security rule for power system operation based on artificial neural network

1) 在线关键断面自动发现模块

利用能量管理系统(Energy Management System, EMS)中的 SCADA, 实时监控电力系统运行状态, 并获得潮流量如发电机出力、电压等。利用文献[4-5]所阐述的在线关键断面自动发现方法, 实时发现电网关键断面。

2) 海量邻域状态仿真模块

针对当前电网运行状态, 利用蒙特卡洛仿真对系统中的可变潮流量(如发电机电压和发电机出力等)作微小波动, 并再次计算系统的潮流分布, 由此产生当前状态的一个邻域状态。反复进行此过程, 便可生成以当前状态为邻域的海量仿真状态。接着, 对每一个邻域状态进行关键断面的极限传输容量计算^[6], 并将该 TTC 数值与其相对应的状态量组成一对“状态—结果”集合。

3) 特征聚类与分布式特征选择模块

由于大电网结构复杂、节点众多, 其潮流量自然也是数目庞大。所以虽然建立了运行状态的特征描述, 但由于维数过高, 不可以直接应用, 需要通过一定的数值方法降低运行状态的特征描述维数。

降维在图像识别和语音识别领域已经具有较为成熟的应用, 其主要分为特征提取和特征选择两种方法。特征提取的目的是将原始特征进行某种形式的抽象从而使其蕴含的信息可以更加显式间接地表达出来, 如主成分分析法。该方法的优点是可以最大程度地满足降维和信息保留的双重目的; 但该方法的缺点也是显而易见的: 由于对特征进行了变换, 导致新特征不再具有明显的物理意义, 从而使结果的说服力下降。特征选择的思路则不同, 其目的是从大量的候选特征中选择少量特征并保证已选特征已经包含大多数信息。同时, 相比于特征抽取方法, 特征选择方法具有更高的计算效率和更小的算法复杂度。

故本文采用特征选择方法, 以便对特征降维的结果进行清晰地把控。具体的, 首先采用聚类方法将众多特征进行聚类, 以便后续进行分布式的特征选择; 然后在每个计算节点并行地进行特征选择; 最后将各个节点选择出的特征进行合并, 从而得到最终结果, 称为关键特征集^[18]。

4) 基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则模块

在特征选择基础上, 运用 ANN 建立关键特征到 TTC 的映射。文献[16-17, 19]中采用了线性模型, 能够显示地表达在电网运行状态变化较小情形下, 关键断面极限传输容量的变化趋势和控制方法。然而电力系统是一个多维、非线性的高维系统, 简单

的线性描述难以达到实际运行的需求。神经网络具有高度非线性的优点,所以在线性拟合基础上增加神经网络这一非线性过程,可以提高模型的准确性和可信性,增强模型的实用性。

2 关键技术细节

2.1 基于特征聚类 and 互信息的特征选择

大电网电力元件众多,如果采用所有潮流量作为其状态特征进行描述,那么将会产生大量的冗余特征。这不仅会消耗存储资源,还会降低精细化安全运行规则的训练效率。所以,需要对众多候选特征进行降维处理。下面对基于特征聚类 and 互信息的特征选择方法中的关键技术进行描述。

1) 基于 K 均值聚类的特征聚类

在特征选择之前,依据相关性将特征进行聚类处理。本文采用目前较为成熟的 K 均值聚类算法,以分布式集群的节点个数作为聚类类数。K 均值聚类采用欧式距离作为衡量特征之间差别的指标。采用 K 均值聚类后,可以将原有的集中式特征选择方法,分布到不同的计算节点上进行计算,缩短计算时间,提升计算效率。

2) 基于相关性的单节点特征选择

对于候选特征,需要制定评价指标来衡量其进入已选特征集合的符合程度。本文根据特征与目标以及特征之间的相关性来选择特征。首先,对于特征 X_i 和目标 Y , 相关系数 R_i 的定义为

$$R_i = \frac{\text{cov}(X_i, Y)}{\sqrt{\text{var}(X_i) \text{var}(Y)}} \quad (1)$$

从式(1)不难发现,相关系数 R_i 越大,特征 X_i 和目标 Y 之间的关联越强,反之则越弱。另一方面,定义特征 X_i 和 X_j 的相关系数 R_{ij} 为

$$R_{ij} = \frac{\text{cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{var}(X_i) \text{var}(X_j)}} \quad (2)$$

从式(2)不难发现,相关系数 R_{ij} 越大,特征 X_i 和 X_j 之间的关联越强,反之则越弱。为了保证特征选择的有效性,在特征选择过程中所筛选出的属性与目标属性 TTC 之间有较大的相关性,而所筛选出的属性之间有较小的相关性(较小的冗余),故定义特征选择目标函数为

$$\text{Fitness}(i) = R_i - \eta \sum_{j \in S} R_{ij} \quad (3)$$

式中: S 代表已选特征集合; η 为权重系数。利用本特征选择函数逐一对待选特征进行筛选,最后得到选择后的特征集合,称为关键特征记为 S_{key} 。这

一过程通常采用启发式搜索方法进行搜索。

2.2 基于人工神经网络的精细化安全运行规则生成

人工神经网络通常由 3 部分组成,即输入层、隐含层和输出层,各层神经元之间全连接,神经元活性递推或前向传播公式为^[20]

$$X_{i+1} = f(W_i \cdot X_i + B_i) \quad (4)$$

式中: X_i 代表第 i 层神经元活性向量; W_i 代表层与层之间的权重系数; B_i 代表偏置量。在人工神经网络的训练过程中,通常采用反向传播算法 (Backpropagation Algorithm, BP)^[20], 包括激励传播和权重更新两个部分。首先,在激励传播环节,求取实际输出与期望输出之间的响应误差。其次,在权重更新环节,将响应误差对权重的一阶导数作为修正权重系数。

$$W_{i+1} = W_i - \eta \frac{\partial E_i}{\partial W_i} \quad (5)$$

式中: W_i 代表第 i 次迭代前的权重系数; E_i 代表第 i 次迭代前的响应误差。BP 训练算法可以采用矩阵并行计算技术,从而大大提高训练速度,满足在线运行要求。

在进行特征选择之后,对已选特征建立到极限传输容量的映射从而取代连续潮流计算是本技术目的所在。本技术从关键特征出发,利用人工神经网络生成精细化安全运行规则的结构示意图如图 2 所示。

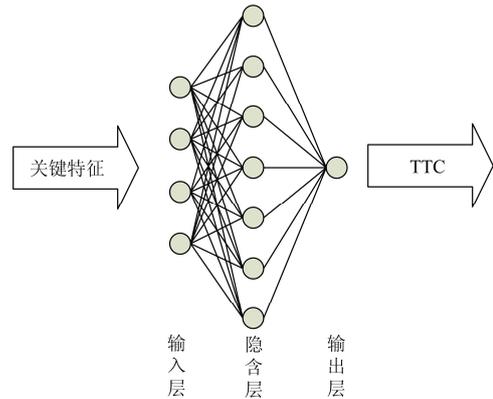


图 2 人工神经网络的结构示意图

Fig. 2 Framework of artificial neural network

人工神经网络的输入层是关键特征集合 S_{key} , 输出层是关键断面的极限传输容量(TTC), 运用 ANN 建立了从关键特征集合到极限传输容量的映射:

$$S_{\text{key}} \rightarrow P_{\text{TTC}} \quad (6)$$

为了保证人工神经网络训练过程中 BP 算法的有效性,通常采用增量形式进行训练,增强网络的泛化能力:

$$\Delta S_{\text{key}} \rightarrow \Delta P_{\text{TTC}} \quad (7)$$

3 算例测试

广东电网是我国最大的电网之一, 其具有十分复杂的拓扑连接关系和较高的发电负荷水平, 电网安全运行控制难度大, 广东电网主要架构如图 3 所示。

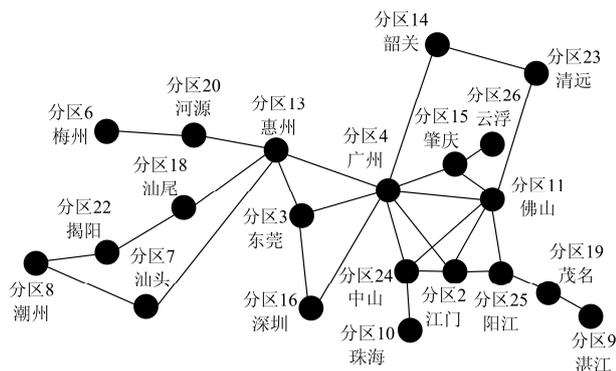


图 3 广东电网主要架构

Fig. 3 Framework of Guangdong power grid

将本文所提的基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则自动发现方法, 在广东电网上进行算例测试。计算节点的 CPU 配置为 Intel Xeon E5 2630v3.0。

首先运用 EMS 系统获得广东电网潮流特征量, 寻找到安全裕度低的关键断面, 并针对每一个关键断面进行海量样本仿真, 在仿真过程中采用连续潮流方法计算断面极限传输容量。接着进行分布式特征选择, 筛选出影响关键断面极限传输容量的重要因素; 最后, 对比分析线性模型、非线性神经网络模型所生成的电力系统精细化安全运行规则。在规则生成过程中, 将 80% 的数据作为训练数据, 用于训练模型; 将 20% 的数据作为测试数据, 用于测试模型准确性和有效性。

以关键断面“NB+FDa+FDb”为例进行分析(出于电网安全性考虑, 线路名称用线路拼音首字母代替), 该断面的拓扑图如图 4 所示。该断面是某一抽水蓄能电厂和负荷中心的重要输电通道。在白天负荷水平较高时, 由电厂向负荷中心送电(潮流由右上流向左下); 在深夜负荷水平较低时, 抽蓄电机作为重负荷, 断面潮流翻转(潮流由左下流向右上)。该断面的运行方式复杂, 需要重点研究。

以 2016 年 5 月 13 日凌晨 4:00 的运行状态为例, 该断面的负载率在 80% 以上, 需要作为关键断面重点调控。经过特征选择后发现: FY 变电站 500 kV 侧电压 V_{FY} 、DG 变电站 500 kV 侧电压 V_{DG} 和 TL 发电厂机端电压 V_{TL} 是影响该断面极限传输容量的重

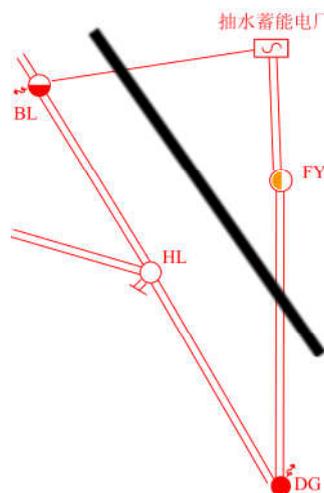


图 4 关键断面“NB+FDa+FDb”的拓扑图

Fig. 4 Key power flow interface of “NB+FDa+FDb”

要因素。采用线性模型得到的线性化安全运行规则如式(8)所示。

$$P_{\text{TTC}} = 2570 - 1.368\Delta V_{\text{FY}} + 1.117\Delta V_{\text{DG}} + 0.1011\Delta V_{\text{TL}} \quad (8)$$

该线性模型预测训练耗时 0.56 s, 模型预测的精度为 98.26%。

采用神经网络得到的非线性安全运行规则如式(9)所示。

$$\begin{bmatrix} \Delta V_{\text{FY}} \\ \Delta V_{\text{DG}} \\ \Delta V_{\text{TL}} \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{ANN}} [\Delta P_{\text{TTC}}] \quad (9)$$

其中人工神经网络的输入层共有 3+1 个神经元(包括偏置神经元), 隐藏层共有 8+1 个神经元, 输出层为 1 个神经元。该线性模型预测训练耗时 7.02 s, 模型预测的精度为 99.78%。

分析两者结果, 可以看出: 降低 FY 变电站 500 kV 侧电压 V_{FY} , 提升 DG 变电站 500 kV 侧电压 V_{DG} , 能够提升该断面的极限传输容量, 增加断面的输电能力, 提升该断面的安全性与经济性。这是因为 NB 线负载率较高, FDa 线和 FDb 线负载率较低, 提升 V_{DG} 、降低 V_{FY} 能够提升 FDa 线和 FDb 线的传输功率, 降低 NB 线负载率, 使得潮流分布更加均匀, 提升断面传输能力。同时, 对比两者预测精度, 不难发现: 相比于线性模型, 基于神经网络模型的安全运行规则由于考虑了非线性的因素, 能够在一定程度上提升预测精度。

取 2016 年 5 月 9 日到 2016 年 5 月 16 日每隔 15 min 的运行状态进行分析。对于上述断面“NB+FDa+FDb”, 在凌晨 3:00—6:00 附近负载率较高, 共有 87 个时刻点成为关键断面, 需要调度员重点监控。对比线性模型和神经网络模型形成的安

全运行规则，计算模型的平均训练耗时、平均预测耗时和平均预测精度，结果如表 1 所示。

表 1 线性模型和神经网络模型算例结果对比

Table 1 Comparison of ANN and linear fine security rule

方法	平均训练耗时/s	平均预测耗时/s	平均预测精度
线性模型	0.053	<0.001	98.34%
神经网络模型	6.23	<0.005	99.72%

由表 1 可知：1) 相比于线性模型，基于神经网络模型的安全运行规则在一定程度上提升了关键断面极限传输容量的预测精度，保证了电网运行的安全性与经济性；2) 在预测耗时方面，两者速度均很快，保证了电网运行与控制的实时性；3) 神经网络模型是非线性模型，相比于线性模型，在训练速度上相对较慢，但随着矩阵并行计算技术的发展，该瓶颈将得到突破。

4 结论

本文提出了一种基于人工神经网络(ANN)的电力系统精细化安全运行规则生成方法。第一，对电网运行状态建立状态描述；第二，运用蒙特卡洛方法生成海量仿真数据；第三，运用 K 均值聚类进行特征聚类，并进行分布式特征选择；最后，运用神经网络建立关键特征到关键断面极限传输容量之间的映射。算例分析表明，相比于线性模型，本文所提基于 ANN 的电力系统精细化安全运行规则，能够在兼顾训练时间和预测时间的同时，在一定程度上提升规则预测的精度，保证了电网安全经济运行。

参考文献

[1] 孙宏斌, 胡江溢, 刘映尚, 等. 调度控制中心功能的发展——电网实时安全预警系统[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(15): 1-6.

SUN Hongbin, HU Jiangyi, LIU Yingshang, et al. Development of the power dispatching control center-real time power security early warning system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(15): 1-6.

[2] 汤涌, 王英涛, 田芳, 等. 大电网安全分析、预警及控制系统的研发[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 1-11.

TANG Yong, WANG Yingtao, TIAN Fang, et al. Research and development of stability analysis, early-warning and control system for huge power grids[J]. Power System Technology, 2012, 36(7): 1-11.

[3] 黄天恩, 孙宏斌, 郭庆来, 等. 基于电网运行仿真大数据的知识管理和超前安全预警[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3080-3087.

HUANG Tianen, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Knowledge management and security early warning based on big simulation data in power grid operation[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3080-3087.

[4] 赵峰, 孙宏斌, 张伯明. 基于电气分区的输电断面自动发现[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(5): 42-46.

ZHAO Feng, SUN Hongbin, ZHANG Boming. Zone division based automatic discovery of flowgate[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(5): 42-46.

[5] 赵峰, 孙宏斌, 谭嫣, 等. 综合考虑多种电网安全主题的关键断面自动发现方法[J]. 电网技术, 2014, 38(5): 1169-1174.

ZHAO Feng, SUN Hongbin, TAN Yan, et al. Automatic discovery method of power system critical flowgates considering multiple security themes in power grid[J]. Power System Technology, 2014, 38(5): 1169-1174.

[6] 蒋维勇, 张伯明, 吴文传, 等. 应用于在线调度决策的极限传输容量计算方法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(10): 12-17.

JIANG Weiyong, ZHANG Boming, WU Wenchuan, et al. A total transfer capability calculation method for power system operation and decision[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(10): 12-17.

[7] 熊小伏, 陈星田, 翁世杰. 支撑大数据分析的发电厂变电站全息录波方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 17-22.

XIONG Xiaofu, CHEN Xingtian, WENG Shijie. A holographic record method supporting big data analysis for power plant and substation[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 17-22.

[8] 宋杰, 谢海宁, 杨增辉, 等. 基于多源异构数据挖掘的配电网故障信息统计分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 141-147.

SONG Jie, XIE Haining, YANG Zenghui, et al. Statistical analysis of the distribution fault based on multiple source and isomerism data mining technology[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 141-147.

[9] 林顺富, 郝朝, 汤晓栋, 等. 基于数据挖掘的楼宇短期负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 83-89.

LIN Shunfu, HAO Chao, TANG Xiaodong, et al. Study of short-term load forecasting method based on data mining for buildings[J]. Power System Protection and

- Control, 2016, 44(7): 83-89.
- [10] 李建林, 籍天明, 孔令达, 等. 光伏发电数据挖掘中的跨度选取[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14): 450-456.
LI Jianlin, JI Tianming, KONG Lingda, et al. Span determining of photovoltaic generation data mining[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(14): 450-456.
- [11] 卓毅鑫, 徐铝洋, 张伟, 等. 基于决策树体系的预想故障集下风电场扰动风险测度评估[J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 143-152.
ZHUO Yixin, XU Lüyang, ZHANG Wei, et al. Disturbance risk measure of wind farm based on decision trees under contingency[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 143-152.
- [12] 王远敏. 电力网络 DCS 数据库中的过负荷数据挖掘方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(11): 36-40.
WANG Yuanmin. Research on overload data mining method in power network DCS database[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(11): 36-40.
- [13] 谢川. 基于深度学习的发电机故障挖掘方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(2): 8-12.
XIE Chuan. Research on method of generator fault mining based on deep learning[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(2): 8-12.
- [14] HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, and et al. Crucial power flow interface discrimination based on distributed improved-SVM classification in a big data set[C] // 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting. Boston, USA: IEEE, 2016: 1-5.
- [15] HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin. A distributed computing platform supporting power system security knowledge discovery based on online simulation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(3): 1513-1524.
- [16] 蒋维勇, 孙宏斌, 张伯明, 等. 电力系统精细规则的研究[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 1-7.
JIANG Weiyong, SUN Hongbin, ZHANG Boming, et al. Fine operational rule of power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 1-7.
- [17] 孙宏斌, 赵峰, 蒋维勇, 等. 电网精细规则在线自动发现系统架构与功能设计[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(18): 81-86.
SUN Hongbin, ZHAO Feng, JIANG Weiyong, et al. Framework and functions of fine operational rules online automatic discovery system for power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(18): 81-86.
- [18] 黄天恩, 孙宏斌, 郭庆来, 等. 基于电网运行大数据的在线分布式安全特征选择[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(4): 32-40.
HUANG Tianen, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Distributed security feature selection online based on big data in power system operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4): 32-40.
- [19] 赵峰, 孙宏斌, 黄天恩, 等. 电网关键断面及安全运行规则自动发现系统设计与工程实现[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 117-123.
ZHAO Feng, SUN Hongbin, HUANG Tianen, et al. Design and engineering application of automatic discovery system for critical flowgates and security operation rules in power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 117-123.
- [20] 夏定纯, 徐涛. 人工智能技术与方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2004.
- [21] KU C C, LEE K Y. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995, 6(1): 144-56.
- [22] A. N. Atl. UFLDL[EB/OL]. <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/>.
- [23] LAWRENCE S, GILES C L, TSOI A C, et al. Face recognition: a convolutional neural-network approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(1): 98-113.
- [24] JI S, YANG M, YU K. 3D Convolutional neural networks for human action recognition[J]. Pami, 2013, 35(1): 221-231.

收稿日期: 2016-09-08; 修回日期: 2016-12-03

作者简介:

向德军(1977—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统调度自动化; E-mail: xiangdejun@gddd.csg.cn

王彬(1987—), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为电力系统调度自动化; E-mail: wangbin_gd@qq.com

郭文鑫(1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统调度自动化。E-mail: guowenxin1985@126.com

(编辑 魏小丽)