

# 基于 Q 学习的电网运行断面动态生成方法

李 豹, 吴云亮, 邓韦斯, 李 鹏

(广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 550000)

**摘 要:** 电网运行断面是电力系统运行控制的重要手段。面对当前繁多的电网运行断面智能生成方法, 如何合理的选择已成为电网运行断面在线生成算法领域研究的重要内容。在此背景下, 提出一种基于 Q 学习的电网运行断面动态生成方法。该方法的主要特征在于训练得到 Q 学习智能体, 根据电网运行特征动态选择电网运行断面生成方法, 以便充分利用不同生成方法在不同场景下的算法优势。最后, 基于某电网数据构造的算例表明, 动态生成方法能够通过优化选择不同场景下的生成算法, 提升生成结果的准确率。对于应用样本集, 该方法提高准确率近 5.2%。

**关 键 词:** 电力系统运行控制; 电网运行断面; Q 学习; 动态生成方法; 智能体

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.04.015 中图分类号: TM743 文章编号: 1673-9140(2021)04-0116-08

## A novel dynamic detection approach for power system operation section based on Q-learning algorithm

LI Bao, WU Yunliang, DENG Weisi, LI Peng

(Power Dispatch and Control Center, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangdong 550000, China)

**Abstract:** Power grid operation section is an important measure in power system operation control. Faced with the numerous intelligent generation methods of grid operation sections at present, how to make a reasonable choice has become an important content of the research in the field of online generation algorithms for grid operation sections. To solve this problem, a dynamic detection method for power grid operation section based on Q-learning algorithm is proposed. The main feature of this method is that the Q-learning agent is trained, and the grid operation section generation method is dynamically selected according to the grid operation characteristics, so as to make full use of the algorithm advantages of different generation methods in different scenarios. Finally, a case study based on the actual data in a certain provincial power grid shows that the dynamic detection method can improve the accuracy of the generated results by optimizing the selection of the detection algorithms in different scenarios. For the applied sample set, the method could improve the accuracy by nearly 5.2%.

**Key words:** power system operation control; power grid operation section; Q-learning; dynamic detection method; agent

所谓电网运行断面,是指依据电网安全稳定控制规程或技术标准,开展分析计算得到的一系列运行要求;实际中往往表现为须满足特定运行条件的输变电设备集合<sup>[1]</sup>。电网运行断面是电网运行控制的重要手段,更是发电计划优化、停复电操作控制等业务的边界参数<sup>[2-3]</sup>。高效准确的电网运行断面生成方法一直是电网运行控制领域研究的热点。

在传统的运行控制分析中,电网运行断面生成主要是依靠运行策划人员根据典型运行方式数据离线分析得到<sup>[4]</sup>。然而上述方法一方面时效性较差,难以满足电网实时运行中在线运行控制分析的需要;另一方面准确性难以保证,容易发生由于计算疏忽造成的运行断面疏漏等问题。为此,越来越多的研究开始聚焦于电网运行断面的自动生成方法。文献[5-7]研究了基于电网分区的输电断面生成方法:文献[5]基于复杂网络理论,基于社团结构中的 GN 算法对电网分区,在此基础上进一步根据最小割集思想,利用 Karger 算法搜索分区控制的运行断面,重点提出了一种面向多台串供结构的分区处理方法;文献[6]在传统的社团结构基础上,考虑电网中潮流分布特征,提出了量化电气连接关系的潮流介数指标,作为社团分区的依据;文献[7]深入分析了电网潮流分布规律,提出了线路映射弹性势能概念,作为电网分区和运行断面生成的依据。文献[8]则从电网暂态稳定特性出发,提出了一种面向暂态稳定控制要求的电网运行断面生成方法;文献[9]从电网电气连接关系角度出发,提出了一种电气连接强度指标,通过反复移除强连接线路,生成关键联络线簇;文献[10-13]研究了人工智能算法在运行断面生成中的应用,分别提出了基于  $K$  邻近算法、 $K$ -means 算法、支持向量机算法等不同机器学习算法的电网运行断面生成方法,进一步丰富了电网运行断面自动生成的方法体系。

上述自动生成方法原理不同、算法各异,在不同电网中、不同运行场景下的生成效果也有所差别。实际应用过程中往往还需要运行策划人员根据实际情况对自动生成结果做进一步调整优化,以确定最终实际使用的运行控制断面<sup>[12-13]</sup>。因此,迫切需要一种自适应生成方法,能够根据电网实际运行状态选择合适的生成方法,得到最符合运行策划人员需

求的运行断面生成结果。

为此,该文将提出一种基于 Q 学习的电网运行断面动态生成方法。作为当前应用最为广泛的强化学习算法,Q 学习已在电力系统电压控制<sup>[14-15]</sup>、频率控制<sup>[16]</sup>、经济调度<sup>[17]</sup>等领域得到应用,用于解决电网自适应控制问题。该文所提出的自动生成方法的出发点在于依据不同方法在电网不同运行场景下的运行断面生成效果,自动选择与实际运行场景匹配效果最好的自动生成方法,从而提高自动生成结果的准确性。最后,通过某地区电网实际数据构造算例,验证所提出方法的有效性。

## 1 实施框架

如图 1 所示,该文所提出的自动生成方法究其实质是一种电网运行断面自动生成方法的动态选择策略。该方法首先利用电网历史运行数据,评估各自动生成方法在不同电网运行场景下的生成效果;在此基础上,基于电网实际运行数据,动态选择在该场景下历史生成效果最好的自动生成方法,并得到生成结果。

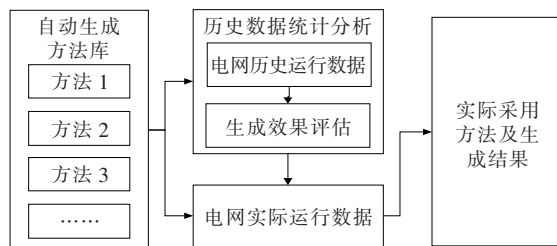


图 1 算法特征

Figure 1 Algorithm features

由于电网运行分析的复杂性,难以通过简单的穷举法或拟合法等手段获得电网运行场景与不同方法之间的最优匹配关系。为此,该文提出采用 Q 学习算法,通过智能体训练,实现上述动态生成计算。Q 学习是应用最为广泛、算法最为成熟的强化学习算法之一,在电力系统电压控制、负荷预测等领域已得到较为广泛的应用<sup>[18-19]</sup>。结合 Q 学习算法实施要求,该文所提出的动态生成方法实施框架如图 2 所示,整体来说可分为智能体构建、智能体训练、智能体应用 3 个环节。

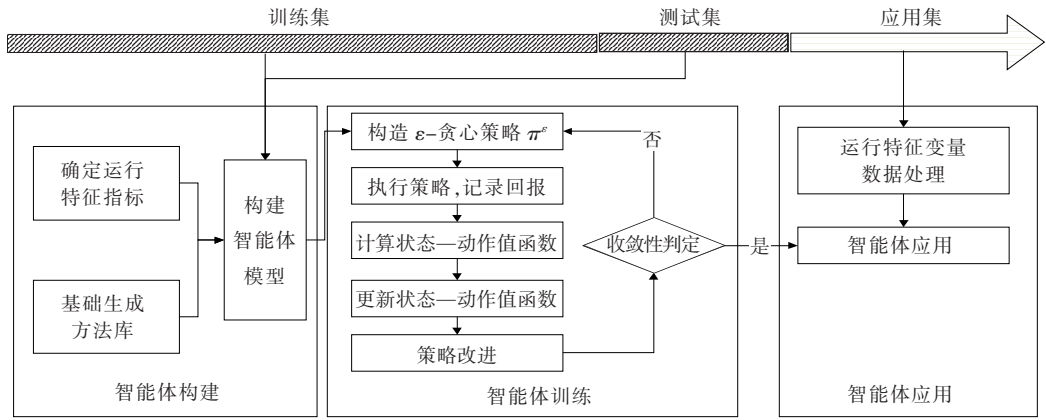


图 2 实施框架

Figure 2 Implementation framework

## 2 智能体构建

### 2.1 Q 学习智能体建模

强化学习本质上是一种通过跟踪智能体与环境交互过程,以实现智能体策略改进的机器学习算法。该文所采用的 Q 学习是一种基于马尔科夫过程并且具有免模型优势的机器学习算法<sup>[20-21]</sup>。凭借其免模型优势,Q 学习可利用三元组(S,A,R)来表征其智能体模型,而不需要对环境变量转移概率函数建模。

1)S 为待解决的问题的环境状态变量,本质上为环境特征变量构成的向量:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_{NS}\} \quad (1)$$

式中 S 为环境变量向量;  $s_1, s_2, \dots, s_{NS}$  为构成该向量的 NS 个环境特征变量。

2)A 为动作集,是由智能体可采取动作变量构成的向量:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_{NA}\} \quad (2)$$

式中 A 为动作集向量;  $a_1, a_2, \dots, a_{NA}$  为构成动作集的 NA 个动作变量。

3)R 为回报函数,用于评价动作执行后环境变量改变产生的效益。

Q 学习智能体建模实际上就是根据待研究的实际问题,确定其环境变量、动作集和回报函数的过程。

### 2.2 环境状态变量

在该文所研究的运行断面动态生成问题中,环境状态变量实际上能够反映电网运行状态特性差异

的运行特征指标。运行特征指标直接影响生成方法选择效果,必须能够结合电网运行断面生成问题要求,量化不同运行场景的内在差异。如表 1 所示,综合考虑不同自动生成方法所选用的基础指标<sup>[8-12]</sup>,该文从发电侧、输变电侧、用电侧 3 个维度共选择 4 大类指标,构建运行特征指标集。

表 1 环境状态变量

Table 1 Environmental state variable

维度	指标	说明
发电侧	机组组合方式	决定发电能力及其空间分布
输变电侧	设备检修方式	决定电网传输能力
用电侧	最大负荷 用电量	决定负荷水平及其时间分布

1)发电侧选取机组组合方式,以量化不同机组组合下全网发电能力及其空间分布;

2)输变电侧选取输变电设备检修方式<sup>[22]</sup>,以量化不同的输变电设备检修方式下电网传输能力的差异;

3)负荷侧选取最大负荷和用电量 2 项指标,以量化负荷水平及其时间分布。

需要特别说明的是,上述指标选取隐含了电网发电机组、输变电设备无重大投产或退役变化、电网各节点负荷特性基本稳定等前提。如果电网结构发生较大变化,则可通过调整训练数据等方式解决<sup>[19]</sup>。实际应用中也可根据电网实际对选定的指标做调整,以提升指标与电网之间的适应性。

为满足 Q 学习算法需要,上述运行特征指标数据还需要进一步处理,采用离散化、归一化等方法转

化为离散整数形式<sup>[23]</sup>。该文中规定最后得到的运行特征指标集  $\mathbf{X}_{\text{OCI}}$  可以向量形式表示为

$$\mathbf{X}_{\text{OCI}} = \{\alpha_i^1, \alpha_i^2, \dots, \alpha_i^I\} \quad (3)$$

该指标集中共有  $I$  项指标,  $\alpha_i^t$  为第  $i$  项指标在第  $t$  个数据样本中处理后的数值。

### 2.3 动作集变量

在运行断面动态生成问题中,智能体动作集即是其所能选用的基础生成方法所构成的方法库。当前电网运行断面自动生成方法研究成果较多,在确定基础生成方法库时需要从原理出发,尽可能全面的选择多类型的方法,以提升方法库中方法对实际电网的整体适应性。从生成方法基本原理来看,当前的自动生成方法可分为物理特性分析和智能学习分析两大类<sup>[24]</sup>。物理特征分析类方法是从电网运行物理特性出发,采用复杂网络、社团理论等方法,计算生成电网运行控制断面<sup>[5-9]</sup>。而智能学习分析类方法则是采用聚类方法、特征学习方法等机器学习算法,通过历史数据挖掘得到生成智能体,基于电网运行特征直接生成电网运行断面<sup>[10-13]</sup>。可以结合上述不同类型的方法在实际中的生成效果,综合选择,以得到基础生成方法库。

规定最终选定形成的方法库  $X_{\text{GM}}$  以集合的形式可表示为

$$X_{\text{GM}} = \{m^1, m^2, \dots, m^M\} \quad (4)$$

式中  $M$  为方法库中方法数;  $m^m$  为第  $m$  种自动生成方法。

### 2.4 回报函数

回报函数则是智能体训练环节不断改进决策策略的依据。结合该问题要求,回报函数为所选定生成方法的运行断面生成结果与电网运行策划人员实际执行结果之间匹配效果,可表示为

$$F(m^m) = \rho_{\text{AR}} - \rho_{\text{NAR}} \quad (5)$$

式中  $F(m^m)$  为选定的自动生成方法  $m^m$  对应回报函数值;  $\rho_{\text{AR}}$ 、 $\rho_{\text{NAR}}$  分别为准确率、不准确率指标。

所谓准确率指标是指选定方法所生成的运行断面集中与运策人员最终确定运行控制集相一致的部分所占比例;不准确率指标是指不在运策人员最终确定运行控制集中部分所占比例,分别表示为

$$\begin{cases} \rho_{\text{AR}} = \frac{N^{\text{Fit}}}{N^{\text{OS}}} \times 100\% \\ \rho_{\text{NAR}} = \frac{N^{\text{NFit}}}{N^{\text{OS}}} \times 100\% \end{cases} \quad (6)$$

式中  $N^{\text{Fit}}$ 、 $N^{\text{NFit}}$  分别为自动生成的运行断面集中与运策人员最终确定运行断面集相一致、不一致的断面数量;  $N^{\text{OS}}$  为运策人员所确定的运行断面集中断面数量。

## 3 智能体训练和应用

### 3.1 智能体训练

智能体训练就是根据电网运行历史数据形成的训练集样本,利用 Q 学习训练算法,训练生成满足要求智能体的过程。强化学习作为当前发展最为迅速、应用最为广泛的机器学习算法,其基本思路是通过智能体与外部环境之间的交互,根据智能体下达动作后外部环境反馈结果,计算回报函数,不断优化智能体决策机制,实现策略改进。而 Q 学习算法是最为成熟的强化学习算法之一,本质上是一种以时序差分马尔科夫方法为基础的强化学习算法,该算法最大的优势在于免模型特征,即不需要对外部环境详细建模,从而大大降低了使用难度。

Q 学习中的核心在于策略改进,该算法中策略改进是基于动作状态值函数的迭代更新实现的。动作状态值函数是指在特定环境状态下,智能体采用不同的动作策略可能获得的预期回报。策略改进中,不断根据最新的回报函数优化动作状态值函数,并将预期回报最高的动作状态值函数作为智能体动作策略。动作状态值函数可表示为

$$Q(x, a) = R(x, x', a) + \gamma \sum_{x' \in X} P(x' | x, a) \max_{a \in A} Q(x', a) \quad (7)$$

式中  $Q(x, a)$  为环境状态  $x$  下采取动作  $a$  的动作状态值函数;  $R(x, x', a)$  为由环境状态  $x$  经过动作  $a$  作用转移到环境状态  $x'$  所获得的回报;  $P(x' | x, a)$  为转移概率;  $\max_{a \in A} Q(x', a)$  为在环境状态  $x'$  下所有动作可获得的最大动作—状态值函数;  $\gamma$  为人工给定的折扣因子。

作为免模型算法, Q 学习具有较强的环境适应性和较高的收敛效率。如图 1 中智能体训练部分所示, Q 学习智能体训练可分为 3 个步骤。



1) 执行动作。该步骤中智能体将根据检测的环境变量,按照其动作策略,从动作空间中选择并执行动作。在该文所研究的电网运行断面自动生成问题中,该环节即为根据电网运行特征,从基础生成方法库中选择某一生成方法。

2) 回报函数计算。该步骤中智能体将根据环境变量的变化,计算回报函数,即根据该生成方法的生成断面与训练集中该场景实际执行的运行断面作对比,按照式(5)计算生成效果回报函数。

3) 策略优化。该步骤中智能体将按照式(7)更新动作状态值函数,并据此调整动作策略,即根据生成效果调整该运行场景下的生成方法选择策略。

Q 学习算法实施流程已较为成熟,详细计算过程可参考文献[25-26]。

### 3.2 智能体应用

满足收敛条件且经测试集检验合格的智能体即可投入实际应用,作为调度运行人员辅助决策的参考依据。首先,应用过程中根据电网实际运行数据,按照表 1 所示的环境状态变量从庞大的实际数据中提取其运行特征变量,并进行离散化处理;其次,将上述离散化后的运行特征变量作为智能体输入量,智能体即能输出该场景下推荐采用的基础生成方法;最后,该基础生成方法根据实际运行数据所自动生成的运行断面即是该文所提出的 Q 学习智能体生成的运行断面。

由于 Q 学习动态计算输出推荐方法的执行效率较高,能够在 1 s 以内实现<sup>[21-22]</sup>,因此,该文所提出的电网运行断面动态生成方法与基础生成方法库中各生成方法具有相当的计算效率,既能作为运策人员运行方式离线分析辅助决策的参考,也能够作为调度人员在线事故分析运行决策的依据。

## 4 算例分析

### 4.1 基础数据

该文将基于某省区的电网数据构造算例,以验证所提出方法的有效性。该省区电网是中国规模最大的省级电网之一,2018 年全省用电量约为 6 323 亿 kW·h。如图 3 所示,按照传统的电网分区控制模式可将该电网划分为 13 个分区,正常方式下电网运行断面即可达到 40 个。

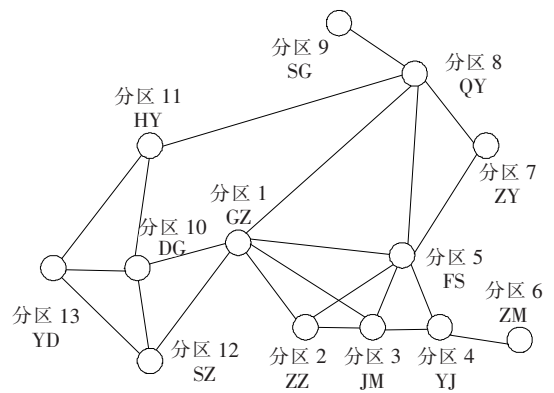


图 3 电网分区情况

Figure 3 Situation of power grid division

### 4.2 智能体构建与训练

该文选取 2018 年 1 月 1 日至 2019 年 10 月 31 日运行数据作为基础数据,其中,2018 年 1 月 1 日至 2019 年 8 月 31 日数据用以构造训练集,2019 年 9 月数据作为测试集,2019 年 10 月数据作为应用集。

按照数据类型,智能体训练及应用所需要的样本数据可分为 3 类:电网运行基础数据、基础生成方法控制断面和电网运行实际控制断面。电网运行基础数据来源于生成管理系统、负荷预测系统、新能源预测系统等电网调度运行中必须的信息系统。从庞大的电网运行基础数据中可按照表 1 选取电网运行特征指标,构建环境状态变量;同时利用上述基础数据,可生成不同基础自动生成方法的运行断面,即得到基础生成方法控制断面。电网运行实际控制断面由运行策划人员统筹分析得到,由生成管理系统输出。

算例中所确定的基础生成方法库共包括生成方法 6 项,如表 2 所示,其中物理特征分析类算法<sup>[5-7]</sup>选择 3 项,智能学习分析类算法<sup>[11-13]</sup>选择 3 项,以提升基础生成方法库的覆盖面。利用这些方法对智能体训练,其回报函数变化如图 4 所示,可以发现,经过约 25 次训练,回报函数即趋于平稳,表明该算法具有较高的收敛速度,算例中训练总耗时约 500 s。

表 2 基础生成方法库

Table 2 Basic generation method library

序号	方法
1	基于复杂网络理论生成方法
2	基于社团发现理论生成方法
3	基于关键支路分析的生成方法
4	基于改进 K-means 算法的智能生成方法
5	基于 K-邻近法的智能生成方法
6	基于改进支持向量机和两步式聚类分析的智能生成方法

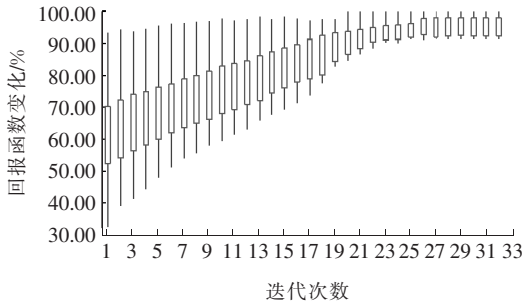


图 4 回报函数变化趋势

Figure 4 Value change of return function

### 4.3 应用效果分析

图 5 所示的色块图展示了应用数据集中逐日动态生成算法选择结果,图中每一行代表一个方法被选择的情况,从下到上依次为方法 1~6,黑框色块代表当天选中的方法。可以看出,方法 4~6 被选中的概率明显高于方法 1~4,该情况与 2 种类型实际应用中表现相符。文献[10-13]的研究表明:由于智能学习分析类算法往往聚焦于电网运行特征与选中运行断面间的对应关系,因此,更易克服传统物理特征分析往往仅能聚焦于电网运行控制要求中某一方面,而造成所生成的运行断面不够完整、准确率较低的问题。

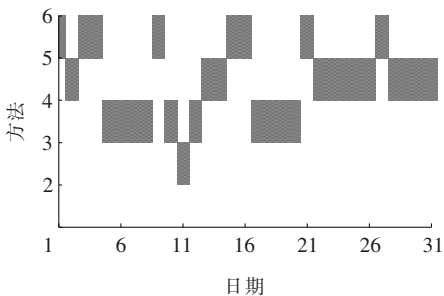
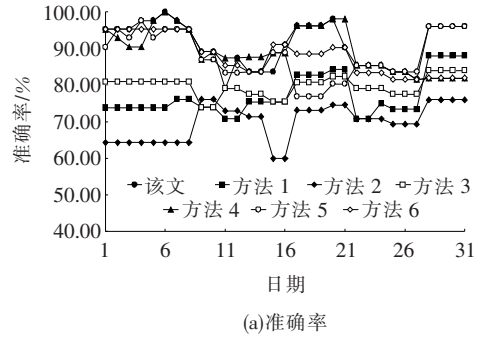


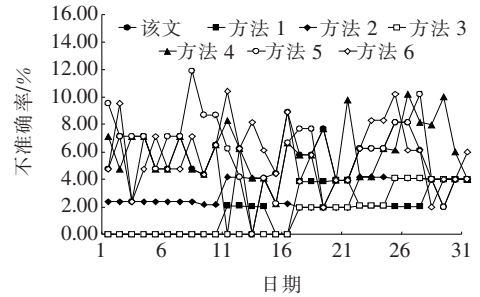
图 5 生成方法选择情况

Figure 5 Generate method selection situation

该文所提方法与基础方法库中各方法生成结果的准确率与不准确率指标对比如图 6 所示,可以发现,该文所提出的方法生成结果显著优于各基础预测方法。在应用集对应的一个月时间内,该文所提出的方法准确率达 91.2%,较基础方法库中表现最好的方法高 1.5%;由准确率与不准确率综合计算得到的生成效果评价指标达 90.3%,较基础方法库中表现最好的方法高 5.2%。从计算效率来看,该方法仅需要将样本基础数据处理后输入 Q 学习智能体,即可生成运行断面,单个样本生成时间不超过



(a) 准确率



(b) 不准确率

图 6 生成结果对比

Figure 6 Comparison of generation results

2 s。这一结果表明该文所提出的方法能够有效提升电网运行断面自动生成结果,且其计算效率能够满足实际运行要求。

## 5 结语

针对当前不同类型自动生成方法在电网不同运行场景下电网运行断面生成效果不同的问题,该文提出了一种动态生成方法,能够根据电网运行特征选择与其匹配的自动生成方法,从而提升生成结果的准确性。后续可在此基础上进一步研究如下问题:

- 1) 电网运行特征指标的科学选择方法,以更加准确地揭示电网运行断面的内在变化特征;
- 2) 动态集成生成方法,能够充分考虑不同自动生成方法的特性,更有效地整合其优势,进一步提升生成结果的准确率;
- 3) 动态生成算法的优化方法,在该文所采用的 Q 学习算法基础上,进一步探索其他人工智能算法的应用效果,提出效率更高、效果更好的决策方法。

### 参考文献:

- [1] 徐遐龄,李勇,徐友平,等. 区域互联大电网运行控制技术

- 术研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(4): 175-180.
- XU Xialing, LI Yong, XU Youping, et al. Research on operation control technology of regional interconnected power grid[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(4): 175-180.
- [2] 姚方, 王佳伟, 文福拴, 等. 计及碳税的含风电和储能的电力系统经济调度[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(1): 37-46.
- YAO Fang, WANG Jiawei, WEN Fushuan, et al. Economic dispatch for a power system containing wind power and energy storage with Carbon tax considered [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(1): 37-46.
- [3] 马世英, 韩宇奇, 宋墩文, 等. 一种信息物理融合交直流混联电网的系统保护风险评估模型[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(4): 42-49.
- MA Shiying, HAN Yuqi, SONG Dunwen, et al. Protection risk assessment model of cyber-physical AC/DC hybrid power system[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(4): 42-49.
- [4] 徐岩, 鄧静, 王祥晖. 基于  $N-1$  原则的输电断面热稳定功率极限评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(1): 13-17.
- XU Yan, ZHI Jing, WANG Xianghui. Evaluation on thermal stability power limit of transmission section based on  $N-1$  principle[J]. Proceedings of the CSU-EP-SA, 2017, 29(1): 3-17.
- [5] 唐伟, 南璐, 石玉东, 等. 复杂网络理论下的电网分区及输电断面搜索方法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(16): 198-204.
- TANG Wei, NAN Lu, SHI Yudong, et al. Power grid partition and transmission section searching method based on complex network theory[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(16): 198-204.
- [6] 陆俊宇, 林声宏, 毛焜祖, 等. 基于社团发现理论的关键输电断面辨识[J]. 智慧电力, 2017, 45(8): 51-57.
- LU Junyu, LIU Shenghong, MAO Chizu, et al. Discrimination of key transmission sections based on the theory of community detection[J]. Smart Power, 2017, 45(8): 51-57.
- [7] 郭凯, 吕闫, 马晓忱, 等. 基于关联规则算法的直流输电受端电网断面过载调整方法研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(8): 63-69.
- GUO Kai, LV Yan, MA Xiaochen, et al. Overload adjustment method of DC transmission receiving-end power grid transmission section based on association rules algorithm[J]. Smart Power, 2020, 48(8): 63-69.
- [8] 方勇杰, 崔晓丹. 暂态稳定视角下的强关联输电断面及其识别方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(5): 75-82.
- FANG Yongjie, CUI Xiaodan. Strong correlated transmission sections and their identification method from perspective of transient stability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(5): 75-82.
- [9] 刘剑, 李兴源, 王成, 等. 融于层次分裂过程的多类型输电断面搜索方法[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 566-573.
- LIU Jian, LI Xingyuan, WANG Cheng, et al. A method of searching multi-type transmission sections based on hierarchical split[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 566-573.
- [10] 何培颖, 房鑫炎. 基于聚类算法的关键输电断面快速搜索[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(7): 97-101.
- HE Peiyang, FANG Xinyan. Fast search of the key transmission sections based on clustering algorithms [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(7): 97-101.
- [11] 程俊文, 李慧娟, 曹志强. 基于  $K$ -means 算法和用电信息采集系统的窃电研究[J]. 供用电, 2018, 36(1): 75-80.
- CHENG Junwen, LI Huijuan, CHAO Zhiqiang. Research on anti-stealing based on  $K$ -means clustering algorithm and electricity information collection system [J]. Distribution & Utilization, 2018, 36(1): 75-80.
- [12] 王彬, 郭文鑫, 刘文涛, 等. 基于  $K$ -邻近法的电网关键断面在线分布式发现方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 113-118.
- WANG Bin, GUO Wenxin, LIU Wentao, et al. Power system distributed key section detection online based on  $K$  nearest neighbor algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 113-118.
- [13] 王彬, 郭文鑫, 向德军, 等. 基于改进支持向量机和两步式聚类分析的电网关键断面辨识和精细规则生成方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 166-170+177.
- WANG Bin, GUO Wenxin, XIANG Dejun, et al. Grid critical section detection and fine operational rule generation based on improved support vector machine and two-step clustering analysis [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 166-170+177.

- [14] Duan J, Xu H, Liu W X. Q-learning-based damping control of wide-area power systems under cyber uncertainties[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(6): 6408-6418.
- [15] Huang H, Lin M, Yang L T, et al. Autonomous power management with double-Q reinforcement learning method[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(3): 1938-1946.
- [16] Bui V, Hussain A, Kim H. Double deep  $Q$ -learning-based distributed operation of battery energy storage system considering uncertainties [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 457-469.
- [17] Duan J, Shi D, Diao R, et al. Deep-reinforcement-learning-based autonomous voltage control for power grid operations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 814-817.
- [18] 朱轶伦, 陈新建, 高强, 等. 一种基于深度强化学习的电网潮流特征提取方法[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(3): 7-12.  
ZHU Yilun, CHEN Xinjian, GAO Qiang, et al. A power flow feature extraction method based on deep reinforcement learning[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(3): 7-12.
- [19] Zhao W, Zhao J, Yao X, et al. A novel adaptive intelligent ensemble model for forecasting primary energy demand[J]. Energies, 2019, 12(7): 1347-1352.
- [20] 贾惠彬, 盖永贺, 李保罡, 等. 基于强化学习的电力通信网故障恢复方法[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 34-40.  
JIA Huibin, GAI Yonghe, LI Baogang, et al. Power communication network recovery from large-scale failures based on reinforcement learning[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 34-40.
- [21] 董洽强. 基于 DTW-FCBF-LSTM 模型的超短期风速预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(4): 93-98.  
DONG Zhiqiang. Ultra-short term wind speed prediction based on DTW-FCBF-LSTM model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(4): 93-98.
- [22] 朱太云, 陈忠, 杨为, 等. 电网设备差异化状态检修新模式研究[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 236-240.  
ZHU Taiyun, CHEN Zhong, YANG Wei, et al. Study on the new mode of differential state maintenance of power grid equipment [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 236-240.
- [23] Wang N, Xu W, Shao W, et al. A Q-cube framework of reinforcement learning algorithm for continuous double auction among microgrids[J]. Energies, 2019, 12(15): 2891.
- [24] 颜肃, 张玮亚, 李宏仲, 等. 基于人工智能的输电线路故障快速诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 94-99.  
YAN Su, ZHANG Weiya, LI Hongzhong, et al. Research on fast fault diagnosis of transmission line based on artificial intelligence[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 94-99.
- [25] 王飞, 李正辉, 李渝, 等. 基于数据序列分辨率压缩尺度优化的月度电量预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 62-68.  
WANG Fei, LI Zhenghui, LI Yu, et al. Data series resolution compression scale optimization based monthly electricity consumption forecasting [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 62-68.
- [26] 高怡静, 肖艳炜, 杨朋朋, 等. 基于强化学习的电力市场信息披露程度对市场成员交易行为影响研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(2): 109-118.  
GAO Yijing, XIAO Yanwei, YANG Pengpeng, et al. Influence of information disclosure on trading behavior in electricity market based on reinforcement learning [J]. Smart Power, 2020, 48(2): 109-118.