

# 基于数据驱动的关键节点辨识及 扰动传播预测

吴茜<sup>1</sup>, 张东霞<sup>2</sup>, 龙望成<sup>1</sup>, 王宁<sup>1</sup>, 饶建业<sup>1</sup>

(1. 电力规划总局有限公司, 北京市 100120; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京市 100192)

**摘 要:**【目的】电力系统数据表现出高随机、强互动、多耦合等特征,传统基于条件假设和模型简化的机理建模仿真分析其时效性无法满足大电网实时防御要求。利用大电网广域时空序列信息可以提高分析的精确性和时效性,突破机理模型的限制,对电网物理运行状态进行多层次态势感知。【方法】采用数据驱动并结合电网动态特性,基于随机矩阵理论对电网时空数据进行分析挖掘,克服传统基于电网物理拓扑的局限,实现关键节点的实时评估和辨识;根据关键节点评估结果,基于数据驱动采用马尔科夫链,提出扰动传播预测方法,实现对电网节点个性化风险评估和电网态势群体性预测分析。【结果】通过个性化风险评估电网节点,找出系统中风险节点即关键节点,探索将监测预警向预测预警转变;利用马尔科夫链预测相对受扰节点从而预测扰动传播,通过算例分析验证所提方法的有效性和合理性。该方法可在电力系统发生扰动后,对即将引发系统严重事故的关键节点进行重点监控,相比于其他辨识方法,该方法既考虑了系统电气特性,又考虑了系统拓扑特性,辨识结果会随着系统运行状态的变化而改变。【结论】通过提前预防控制保证系统的安全稳定运行,对防御大停电事故具有重要意义。

**关键词:**数据挖掘;随机矩阵;关键节点;扰动传播

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)04-0039-10

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2026.04.004

## Data-Driven Identification of Critical Nodes and Prediction of Disturbance Propagation

WU Qian<sup>1</sup>, ZHANG Dongxia<sup>2</sup>, LONG Wangcheng<sup>1</sup>, WANG Ning<sup>1</sup>, RAO Jianye<sup>1</sup>

(1. China Electric Power Planning & Engineering Institute, Beijing 100120, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

**ABSTRACT:** [Objective] Power system data demonstrates features of high stochasticity, strong interaction, and multi-dimensional coupling. Traditional mechanistic modeling and simulation analyses, which rely on conditional assumptions and model simplifications, fail to meet the real-time defense requirements of large-scale power grids in terms of timeliness. By fully leveraging wide-area spatiotemporal sequence information from power grids, we can enhance analysis accuracy and timeliness while transcending the limitations of mechanistic models. This approach enables multi-level situational awareness of the physical operational states of power systems, facilitating more effective real-time defense strategies. [Methods] This paper presents a method to promote the safe and stable operation of the power grid. Based on the dynamic characteristics of the power grid, the spatiotemporal data are analyzed and excavated by random matrix theory. This method overcomes the limitations of the traditional grid-based physical topology, realizing the real-time assessment and identification of critical nodes in the system. According to assessment results of critical nodes, the disturbance propagation is predicted based on data-driven Markov chain. The method achieves the personalized risk assessment of grid nodes and collective predictive analysis of grid situations. [Results] This paper focuses on personalized risk assessment of nodes in the power grid, identifying risk nodes or key nodes in the system. By using the method proposed in this paper to explore the transition from monitoring and warning to predictive warning. The effectiveness and rationality of the proposed method can be verified through case analysis by using Markov chain to predict the propagation of disturbances relative to disturbed nodes. This study enables early warning of the disturbance propagation when the power grid disturbance occurs, and focuses on the critical nodes that will cause serious

accidents in advance. Compared with other identification methods, the proposed approach takes into account both the electrical characteristics and topological properties of the system, with its identification results dynamically adapting to changes in system operating conditions. [Conclusions] Prevention and control are conducted in advance to ensure the safe and stable operation of the system, which is of great significance to the defense of blackouts.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2022YFB2403100).

**KEYWORDS:** data mining; stochastic matrix; critical nodes; disturbance propagation

## 0 引言

我国已构建起“南北互济、西电东送、全国联网”的现代化电网格局,形成了覆盖广泛、配置高效的电力资源配置体系<sup>[1]</sup>,当电网关键节点发生严重扰动时,不仅可能引发电网连锁故障,甚至可导致跨区域大范围停电事故,威胁国家能源安全体系,对社会经济稳定运行造成重大冲击<sup>[2-4]</sup>。因此,对电力系统中关键节点及扰动传播的研究变得十分紧迫。随着电网拓扑结构日益复杂,以及可再生能源和柔性负荷的大量接入,电网的复杂性和不确定性显著增强。电力系统数据呈现出高随机性、强互动性和多耦合性等特征,电网精确建模面临严峻挑战。在此背景下,传统基于条件假设和模型简化的机理建模仿真方法,其时效性已无法满足大电网实时防御的要求<sup>[5]</sup>,导致建立机理模型愈发困难。

相比于模型驱动,采用数据驱动并结合电网动态特性,充分利用大电网广域时空序列信息可以提高分析的精确性和时效性,突破机理模型的限制,对电网物理运行状态进行多层次态势感知。

近年来,电网关键节点辨识及评价已成为研究热点且取得一些成果,但并没有广泛认可的评估模型和指标。文献[6]通过引入线路权重和方向性,提出了一种基于改进盈利主导者算法的电力系统脆弱线路识别方法;文献[7]建立了关键节点辨识的双层随机优化模型,上层模型以多场景系统负荷损失期望值最大为目标函数,下层模型接收上层传递的系统节点状态,进行电网关键节点辨识;文献[8]采用网络最大流和复杂网络理论,将电力网络作为有向加权网络考虑,以传输贡献度作为电力网关键节点和线路的辨识依据;文献[9]结合链接分析思路和潮流追踪技术提出了同时考虑电网拓扑结构和实际运行状态的关键节点识别方法;文献[10]综合考虑功率输送关系、电网拓扑结构和系统运行状态,分别定义了节点功率介数和线路功率介数,弥补了现有模型的不足,物理背景更贴合电力系统实际。现有基于复杂电力网络拓扑对系统关键节点进行评估的研究更多考虑节点的结构属性而非功能属性,无法体现节点与支路之间相互作用的电气关系,且在采用

中心性度量指标定量衡量电网节点重要程度时对网络拓扑依赖度较强。此外,所求关键节点无法根据电网动力学特性而实时更新。

目前,对电力系统扰动传播的研究多集中于机电扰动传播与电力系统稳定性相关问题。文献[11]研究机电扰动在均匀离散的链式电网中传播的规律时创新采用解析方法,相较于数值解更能体现物理现象的本质;文献[12]模拟故障在电网中传播时采用电气介数作为线路或节点的传输负荷;文献[13]采用复杂理论研究成果的同时引入电力系统物理参数,通过建立动态演化模型研究传播机理。以上研究多基于电气量受扰轨迹研究,而对电网节点、线路及区域少有涉及。此外,现有电网在线安全防御系统所采用的基于建模仿真和预想故障集模式属于被动型预防控制<sup>[14]</sup>,若能充分利用电网时空信息大环境的优势,变被动防控为主动防控,提前预测电网扰动传播状态,将明显提升电网安全稳定运行等级。

本文提出促进电网安全稳定运行的策略,在系统发生扰动缓慢恶化阶段,通过随机矩阵理论分析电网节点间关联关系,综合考虑故障时刻网络的整体状态和初始故障信息,动态实时评估电网关键节点,克服基于电网物理拓扑的局限;在故障影响扩散阶段,基于马尔科夫链及电力系统历史运行数据样本(或模拟数据样本),依照电网真实运动特性建立等值的马尔科夫状态转移概率矩阵以预测扰动传播,对其相关区域或节点进行重点监控并给出预警信息。本文提出的关键节点辨识及扰动传播预测方法,摆脱了传统数学模型的束缚,通过提前预防以期把握最佳防控时机,达到保障电网安全稳定运行的目的。

## 1 促进电网安全稳定运行的策略

电力系统作为全社会高度关注的公共事业及基础能源,在国家安全、经济发展及日常生活中发挥着不可估量的作用,若发生大面积停电事故,将对国民经济、公共安全和人民群众的日常生活造成恶劣的影响<sup>[15-16]</sup>。因此,迫切需要研究促进电网安全稳定的策略。当扰动故障风险客观存在且无法完全消除时,通过实时监测与规律研究相结合的方式,构建多维度、智能化的风险预警体系。这种主动防御策略

能够在故障发展的早期阶段和动态演变过程中及时识别风险特征,从而采取精准防控措施,最大程度地降低扰动对电网安全稳定运行的影响。在系统发生扰动后,关注相对受扰节点,预测其扰动传播,从节点或区域内部应急转变为向引发故障的外部干扰追踪,在故障干扰源头和扰动传播演变过程中开展多层次预警管理。将传统电网故障防御控制研究的重心向事前风险预警管理转变,不再是事中或事后应急管理。通过这种方式,变被动应急为主动预防,有效提升预警时间尺度,延长留给决策者的应对时间,避免连锁故障发生,降低灾害损失,提升电网安全稳定运行水平。

在大规模复杂电网运行环境下,根据场景将电网运行状态态势感知分为实时态、风险态和未来态<sup>[17]</sup>。实时态是在电网时空环境下,对电网当前状态进行多维综合评价,进而定位扰动源,识别扰动类型;风险态是根据实时态势感知结果,综合分析判断电网稳定裕度、扰动及失稳风险等;未来态是在实时分析的基础上预测电网未来的发展趋势。风险态是电网在稳定状态和故障状态间的关键转折状态,如果及时辨识系统潜在风险,对薄弱环节和关键节点给予干预监控,使得对电网运动特性的掌控由被动变为主动,可降低系统损失,使其恢复到稳定状态。

与此同时,将电网中节点分为三类:健康节点、风险节点、故障节点。在电网运行的各个阶段对系统中的节点进行个性化风险评估并采取相应措施,如图1所示,主要包括对健康节点的原始预防和对故障节点的恢复处理。可以看出,在电网时空信息动态变化过程中,找出风险节点并对其进行动态监测、

提前预警,可保证大电网安全稳定运行。

促进电网安全稳定运行的过程可以理解作为一种随电网扰动态势演化特征而采取的一系列有效应对的连续决策过程。电力系统动态分析过程如下:数据收集,该阶段充分利用电网时空信息大环境,收集来自电网内外部产生的信息;数据分析,该阶段对收集到的数据进行清洗,即对不良数据辨识和修正、对数据的真伪和平稳性进行检验等,结合相关大数据处理技术及方法进行数据研究分析;辨识及预测,通过之前的分析对电网中关键节点进行辨识并对扰动传播进行预测,对相关薄弱环节进行预警,利用分析结果协助调度人员决策,提前进行故障防控。

## 2 电网时空数据动态分析方法

### 2.1 随机矩阵理论

电力系统在运行过程中会产生大量的运行数据,如节点电压、节点电流、有功功率和无功功率等。这些数据随时间发生变化且具有空间标记,可以理解为抽象随机图上的时空采样,它们构成了电网时空数据,反映电网运行状态。电力系统自身的不确定性及采样空间断面选取的不确定性共同构成了量测数据的随机性。

近年来,随机矩阵理论在电力系统分析中得到了广泛应用<sup>[18-22]</sup>,其作为一种大数据的高维统计方法,能够有效应对电网内外部数据来源异质、参数关系复杂、难以通过确定性机理建模的问题,为解决高维空间中的统计推断与分析难题提供了坚实的数学工具和理论支撑,对纯数据驱动建模提供了一种有力的分析途径。建立电网时空采样数据的随机矩阵

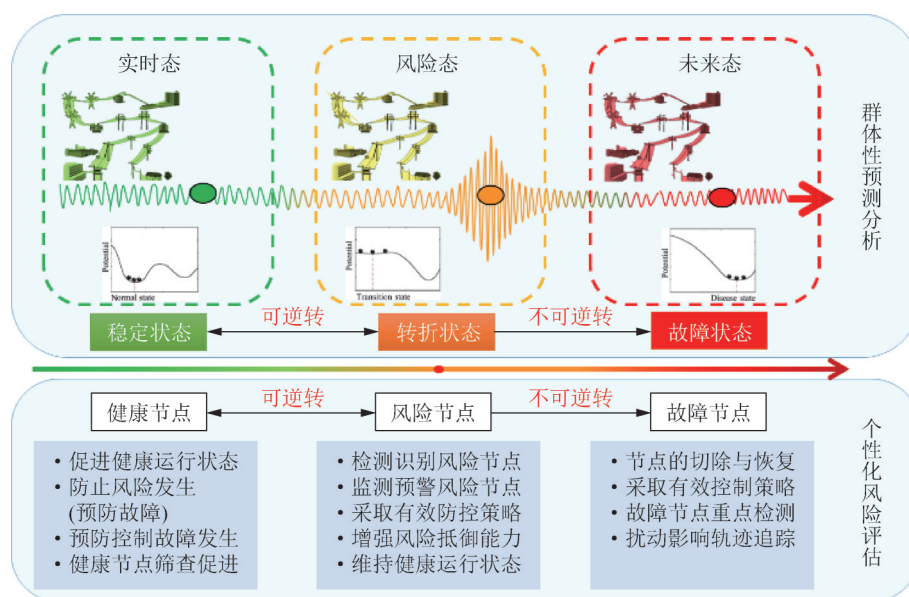


图1 促进电网安全稳定运行策略框架

Fig. 1 Conceptual approaches and strategies for health promotion in power system

模型,最终目的是在高维空间上准确捕捉多个变量之间的关联关系<sup>[23]</sup>。

选择  $n$  个节点的量测数据作为空间样本,每个节点有  $k$  个状态变量,构成  $N$  个变量,其中  $N=nk$ 。

将每个观测节点采样时刻的量测数据按照时间序列排序,可形成如下矩阵:

$$\mathbf{X}_{N \times T} = [\mathbf{x}(t_1), \mathbf{x}(t_2), \dots, \mathbf{x}(t_i), \dots] \in \mathbb{C}^{N \times T} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}(t_i)$  为在采样时刻  $t$  每个观测点  $i$  的量测数据构成的列向量;  $T$  为时间序列。随后求出高维数据源  $\mathbf{X}$  矩阵的样本协方差矩阵  $\mathbf{S}_n$ , 如下式:

$$\mathbf{S}_n = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' \right) = \frac{1}{n} \mathbf{X} \mathbf{X}' \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{x}_i'$ 、 $\mathbf{X}'$  为复数矩阵的共轭转置。

系统运行特征的变化规律可通过协方差矩阵的特征值分布与经验特征值谱密度函数反映,通过文献[18]中提出的增广矩阵方法,可以研究某观测点与系统之间的相关性。本文分析中采用极限谱分布函数单环率的变化规律来进行关键节点辨识的分析。

高维矩阵  $\mathbf{X}$  中所含元素均为实数,通过随机酉矩阵  $\mathbf{U}$  对  $\mathbf{X}$  的样本协方差矩阵处理后,将特征值映射到复平面。样本协方差矩阵  $\mathbf{X}$  经过奇异化得到等效矩阵  $\mathbf{X}_u = \mathbf{U} \sqrt{\mathbf{X} \mathbf{X}'}^{[24-25]}$ , 满足  $\mathbf{X}_u \mathbf{X}_u^T = \mathbf{X} \mathbf{X}^T$ 。单位化处理该矩阵,得到标准矩阵  $\mathbf{Z}$ 。矩阵  $\mathbf{Z}$  的方差和期望分别满足  $E(\mathbf{Z}_{i,j}) = 0, \sigma^2(\mathbf{Z}_{i,j}) = 1/N$ , 从而  $\mathbf{Z}$  的经验谱分布函数(empirical spectral distribution, ESD)收敛于一个圆环,服从公式(3):

$$f(\lambda) = \begin{cases} \frac{1}{\pi c L} |\lambda|^{\frac{2}{L}-2}, & (1-c)^{\frac{2}{L}} \leq |\lambda| \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $c = N/T$ ;  $L$  为矩阵数。根据单环率,特征值  $\lambda$  在复平面上分布在一个外环半径为 1, 内环半径为  $(1-c)^{2/L}$  的圆环之间,系统处于稳定状态,如图 2 所示。

随着有限维随机矩阵理论的发展,原先适用于无限维情形的理论方法被推广至有限维的实际应用中。在实际问题中,当随机矩阵的行数与列数之比趋近于某一常数时,可以认为无限维随机矩阵的若干经典统计规律在有限维情形下仍然适用<sup>[18-19]</sup>,如半圆律、M-P 律、单环律等。

当系统发生事件时,其系统固有的随机性会发生显著改变,这种变化反映在随机矩阵特征值分布的改变上,由于矩阵单个特征值的随机性不能反映整体特性,故引入线性特征值统计量(linear eigenvalue statistic, LES)作为评价指标来反映特征值的统计特性。此处引入平均谱半径(mean spectral radius, MSR)分析,复平面上所有特征值距中心点距

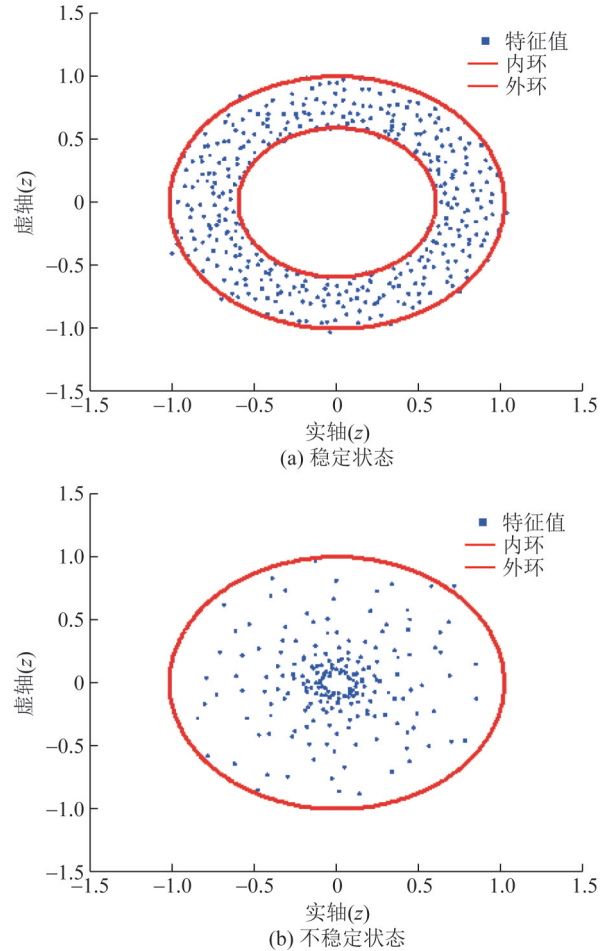


图 2 单环率

Fig. 2 Ring law

离的平均值即为平均谱半径,如式(4)。

$$r_{\text{MSR}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\lambda_i|, \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

## 2.2 马尔科夫链

马尔科夫过程具有“无记忆性”,在给定当前信息情况下可预测将来发展。目前这一理论已在变压器设备检修决策<sup>[26]</sup>、换流变系统可靠性评估<sup>[27]</sup>、继电保护系统可靠性分析及冗余配置<sup>[28-29]</sup>、输电线路<sup>[30]</sup>及电力系统安全性评价与预测<sup>[31]</sup>等领域<sup>[32-34]</sup>应用。

当马尔科夫过程的状态空间和参数集均为离散集合时,该过程即称为马尔科夫链,其中参数指时间。在离散状态空间  $\mathbf{E} = \{e_1, e_2, \dots\}$  和离散时间参数上取值的随机过程  $\{X(t) | X(t) \in \mathbf{E}, t \geq 0\}$  对于任意时刻点  $0 \leq t_1 < t_2 < \dots < t_n$ , 其  $t_n$  时刻的概率由条件概率定义,如式(5)所示。

$$F_{X(t_n)X(t_1)\dots X(t_{n-1})} = P[X(t_n) = e_n | X(t_1) = e_1, \dots, X(t_{n-1}) = e_{n-1}] \quad (5)$$

若上述随机过程满足式(6)要求,该随机过程即为马尔科夫链。

$$P[X(t_n) = e_n | X(t_1) = e_1, \dots, X(t_{n-1}) = e_{n-1}] = P[X(t_n) = e_n | X(t_{n-1}) = e_{n-1}] \quad (6)$$

电力系统可作为可修复系统对待,电力系统由当前状态过渡到下一状态的概率与系统早期的状态无关,存在转移概率。这种转移概率取决于前面有限个状态,与该系统的原始状态和转移之前的马尔科夫过程无关,是无记忆性的,其变化过程可以通过马尔科夫链来描述。

假设随机过程为齐次马尔科夫过程,即转移概率函数和转移的起始时间无关。将时间间隔  $\Delta t$  内,从状态  $e_i$  转移到状态  $e_j$  的概率函数记为  $p_{ij}(\Delta t)$ ,转移概率矩阵  $P$  可以表示为如下形式,记为:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & \cdots \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & \cdots \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & \cdots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \quad (7)$$

式(7)具有如下性质:

$$\begin{cases} p_{ij} \geq 0, & i, j = 1, 2, \dots \\ \sum p_{ij} = 1, & i, j = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (8)$$

第  $i$  状态的行向量  $A_i$  与第  $i+1$  状态的行向量  $A_{i+1}$  之间有如下关系:  $A_{i+1} = A_i P$ 。理想情况下,当样本的数量趋于无穷时,  $P$  的统计值将无限趋于真实值。

### 3 关键节点辨识及扰动传播预测算法

#### 3.1 关键节点辨识

网络应用需求的不同及其结构的不同决定了现实网络中关键节点的含义及重要程度有所不同。由于侧重点不同,现有关键节点的辨识方法存在差异,如以复杂电力网络中心性重要的节点为关键节点、以系统稳定裕度较小的负荷点为关键节点等。这种差异影响关键节点辨识的有效性。现有文献大多讨论稳定运行情况下的关键节点且并非动态变化节点,而本文方法所辨识的关键节点会随着网络的运行状态发生变化。从网络连通性角度出发,攻击关键节点会使网络被破坏的程度达到最大。

根据随机矩阵理论及增广矩阵法,依次建立系统中各观测点状态数据与全网状态数据的随机矩阵,进行关联分析,在每个状态时刻,每个观测点对应一个平均谱半径  $r_{MSR-i}$ ,对每个观测节点进行打分排序,认为在该状态时刻,具有最大风险的节点为100分,最小风险为0分,节点风险计算式为:

$$K_{Score i} = \frac{(1 - r_{MSR-i}) - (1 - r_{MSR-i})_{\min}}{(1 - r_{MSR-i})_{\max} - (1 - r_{MSR-i})_{\min}} \times 100 \quad (9)$$

从而给出相应节点的相对重要性评估策略。本

文在考虑节点相对重要性评估的基础上解决关键节点辨识差异问题,结合线性特征值统计指标,对网络中节点的相对重要性进行全局排序,进行个性化风险评估并对评估结果进行有效限定,辨识符合现实需要的关键节点。在实际应用中,除了关注关键节点的排序外,更关心这些关键节点相对于其他节点的相对风险(relative risk),可以选定某一阈值  $K_{Score t}$ ,相对风险指数公式如下:

$$K_{relative risk} = \frac{K_{high risk}}{K_{risk base line}} \quad (10)$$

式中:  $K_{risk base line}$  为风险基准线,是对低于  $K_{Score t}$  阈值的所有节点进行重采样求得的均值;  $K_{high risk}$  为高于阈值  $K_{Score t}$  的某一风险节点风险分数,通常设置为该状态时刻电网整体态势分数值,从而评估统计学显著性。

#### 3.2 扰动传播预测

在电力系统运行环境下,掌握当前关键节点是基础,预测未来扰动传播是关键,是系统运行控制的根本。扰动传播预测是通过对采集的电网状态量所构成的时间序列进行分析挖掘,通过数据顺序和大小来反映系统信息,表现为系统变化的动态过程,对模型所观测到的有序随机数据进行处理,提取出相关信息来解释时空数据的结构和规律,认识系统特性,从而预测扰动传播行为。

由于电力系统的随机性,使得其关键节点受众多不确定因素共同影响,因而其变化也有不确定性。如果在预测扰动传播时仅仅根据节点分数(或排名)的变化趋势对其分数(或排名)进行拟合,以此来预测未来一段时间分数(或排名)的变化情况,不能很好地反映系统的随机性和影响因素的不确定性。因此引入马尔科夫链对扰动传播趋势进行预测,既对历史数据有一定的参考,又有随机变化性的特点。

系统状态及状态间转移率的确定是建立马尔科夫链模型的关键。一般来说,依据概率准则,电力系统运行时,各个节点所处状态划分越细,对安全控制的指导意义越大,随之而来的是划分所需要的计算负担。本文将节点状态变化分为五类,分别用  $B_i$  表示 ( $i=1, 2, 3, 4, 5$ ): 状态快速变好  $B_1$ , 状态缓慢变好  $B_2$ , 状态快速变差  $B_3$ , 状态缓慢变差  $B_4$  和状态保持不变  $B_5$ 。在系统运行中,认为某一节点排名较前一时刻排名下降为状态快速变好和状态缓慢变好,排名上升为状态快速变差和状态缓慢变差,排名不变为状态保持不变。具体分段依据电网实际运行情况进行划分。扰动传播预测流程如下:

- 1) 求出各时刻各节点的分数和排名。
- 2) 求出一个时间间隔各节点的排名变化值,根

据变化值编程,变化值为正,排名快速下降即状态快速变好(记为2),排名缓慢下降即状态缓慢变好(记为1);变化值为负,排名快速上升即状态快速变差(记为-2),排名缓慢上升即状态缓慢变差(记为-1);变化值为零,即状态不变(记为0)。

3)统计电网时空信息中节点从状态*i*转移到状态*j*的次数 $C_{ij}$ 。

4)对于每个节点或区域,统计系统中处于状态*i*时的样本个数,记为 $D_i$ 。

5)得到马尔科夫状态转移矩阵 $P$ ,将 $C_{ij}$ 每行的数依次和 $D_i$ 相除,得到概率矩阵 $P$ 的一行。

6)使用马尔科夫状态转移矩阵,快速解析未来时刻各节点的状态概率。

7)假设节点初始状态为 $\Gamma(0)$ ,在马尔科夫运算过程中,不同时期的状态概率用向量表示,经过 $m$ 个 $\Delta t$ 后 $\Gamma(m) = \Gamma(m-1)P = \Gamma(0)P^m$ 。根据所预测的状态变化情况,记下扰动发生后各节点第一次状态变差时刻,即为其相对受扰程度时刻,根据该时间序列来预测扰动传播。

## 4 算例分析

### 4.1 系统介绍

对 IEEE 39 节点系统进行扰动传播分析,该系统代表美国新英格兰州一个 345 kV 的电力网络,该系统含有 10 个发电机节点、17 个负荷节点、12 个变压器节点、39 条母线和 46 条线路,如图 3 所示。采用 MATLAB 中 Matpower 软件包进行仿真,在仿真数据基础上添加高斯白噪声以模拟由于数据在采集和传输过程中存在的小幅随机扰动。18 节点处初始有功功率为 158 MW,无功功率为 30 Mvar,依据时间序列

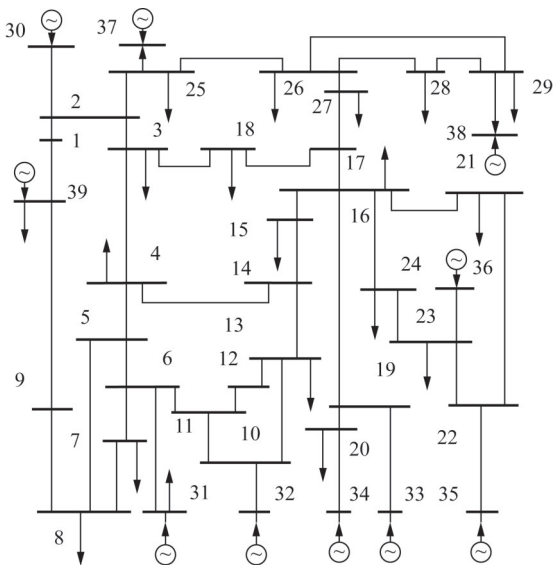


图 3 IEEE 39 节点的网络拓扑

Fig. 3 Topology of the IEEE 39-bus network

采样,仿真事件为运行过程中 18 节点处受到干扰,有功功率突变至 458 MW,其他节点负荷保持不变。

### 4.2 节点过负荷静态攻击法

为验证本文关键节点辨识方法的有效性,采用过负荷静态攻击方法<sup>[10]</sup>。该方法按照节点的关键性排序对每个负荷按照一定比例增加负荷,通过对节点进行负荷攻击,计算每次负荷增加后的潮流熵,直至系统潮流不收敛。节点过负荷攻击对潮流分布水平产生很大影响,却对整个网络拓扑影响很小,在此场景下,潮流熵可作为量化潮流分布水平的有效指标。在某确定状态下,系统能量分布越不均匀,潮流熵越大;系统能量分布越均匀,潮流熵越小,系统越稳定。节点过负荷攻击模型如下:

$$\Delta P_i = 0.3 \cdot \left( \frac{n - n_i + 1}{n} \right) \cdot P_i \quad (11)$$

式中: $\Delta P_i$ 为节点*i*的负荷增加量; $n_i$ 为根据本文算法进行关键节点排序的序号; $P_i$ 为流过节点*i*的总有功功率。从式(11)可以看出,在电网节点重要度评估中,节点*i*的排序优先级直接反映其过负荷敏感性,排序越优先的节点表现出更剧烈的过负荷增长特性,这就避免了部分节点自身负荷不重而增加过重负荷导致结果不合理情况的发生。

### 4.3 关键节点辨识

由 39 个节点的有功功率、无功功率、电压、功角一共构成 137 维(除去变压器节点和发电机节点无功功率)样本,由于采用时间序列,相当于一个无穷大矩阵,通过增广矩阵法构建 274 维随机矩阵,共 3500 个时间序列样本,时间窗口选择 300,通过随机矩阵谱分析求出事件发生前系统的关键节点。

为与其他方法得到的关键节点进行比较,本文采用随机矩阵辨识结果剔除发电机出口母线节点得到的关键节点,与节点拓扑介数和节点功率介数辨识的关键节点结果进行比较,结果如表 1 所示。

可以看出,排序前 10 的关键节点中,采用随机矩阵方法辨识出的关键节点有超过半数与采用功率介数法<sup>[10]</sup>和节点介数法<sup>[8]</sup>辨识的结果相同,分别是节点 18、8、4、3、24、16。产生差异的主要原因是模型所考虑的影响因素不同,本文所采用的方法既考虑了系统的电气特性,又考虑了系统的拓扑特性,且本文的辨识结果会随系统运行状态的改变而改变。

在节点 18 受到干扰后按照 4.2 节提到的方法进行过负荷攻击实验,依次根据随机矩阵法、功率介数法、节点介数法的排序结果对节点进行过负荷静态攻击并计算系统的潮流熵,观察网络效能变化情况,图 4 为不同评估方式时系统潮流熵的变化情况。

表 1 关键节点辨识结果对比

Table 1 Comparison of critical node identification result

| 排序 | 关键节点  |       |       |
|----|-------|-------|-------|
|    | 随机矩阵法 | 功率介数法 | 节点介数法 |
| 1  | 18    | 10    | 16    |
| 2  | 20    | 6     | 17    |
| 3  | 8     | 22    | 14    |
| 4  | 4     | 7     | 2     |
| 5  | 15    | 8     | 26    |
| 6  | 3     | 11    | 3     |
| 7  | 24    | 31    | 5     |
| 8  | 16    | 23    | 18    |
| 9  | 29    | 24    | 25    |
| 10 | 21    | 5     | 4     |

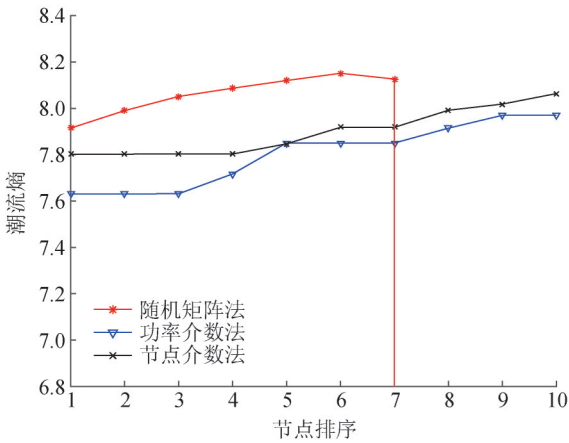


图 4 不同评估方式下系统状态变化

Fig. 4 System status changes under different assessment methods

随着节点负荷不断增加,系统在 3 种攻击方式下潮流熵均出现波动。其中,采用随机矩阵法攻击下的潮流熵高于另两种攻击方式,说明对按照随机矩阵法辨识的关键节点进行过负荷攻击时,系统的潮流分布相对于其他两种攻击方式更加混乱。此外,采用随机矩阵法攻击时在第 7 次攻击后潮流已开始发散,而采用功率介数法和节点介数法在第 10 次攻击后仍未发散。以上均说明本文提出的关键节点辨识方法相比于其他方法辨识结果更加准确。

采用本文方法为系统稳定运行时各个节点打分,可视化某时刻关键节点识别情况,如图 5 所示。分值越高,说明节点在系统中处于更加重要的地位。可以看出,节点 39 得分最高,该节点本地负荷为 1104 MW 且具有 1000 MW 的发电能力,为系统最大发电机组,若该节点在运行时出现故障则会同时丢失负荷和电源,对系统的安全性造成巨大影响。

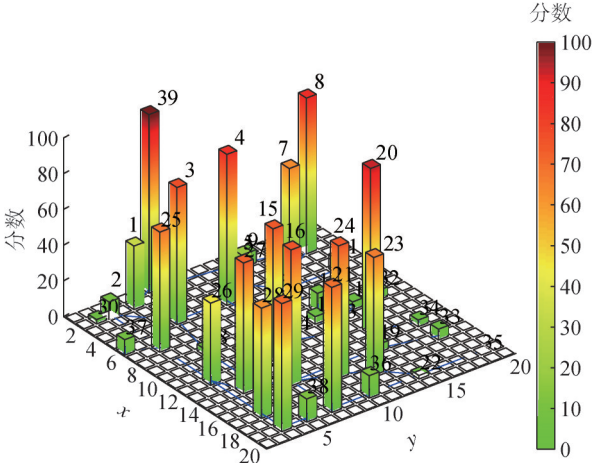


图 5 关键节点识别

Fig. 5 Critical node identification

4.4 扰动传播预测

由于缺乏电网实际扰动数据积累,为测试本文有效性,基于 IEEE 39 节点系统的仿真数据进行分析。本文设计干扰位置为节点 18 及相连节点 3、节点 17,干扰类型为负荷突变,在样本设计时分别考虑了负荷突变后维持新负荷和恢复到原有负荷的场景。通过 MATLAB 中 Matpower 软件包批量化构建样本数据用于后续分析,通过设计不同的干扰以模拟真实电网,加入高斯白噪声模拟母线电压和频率波动。仿真共产生 110 个样本,其中 100 个样本用于预测分析,其余 10 个样本用于与预测数据进行对比以验证模型的合理性。每个样本含有 39 个节点,每个节点包含 600 个采样时刻,时间窗口选为 200,先对系统进行关键节点分析,选择干扰后 50 个采样时刻进行扰动传播预测分析,因此每个时刻包含 5000 个数据点可供分析。

利用剩余 10 个样本进行模型验证,其中每个样本 39 个节点,依次预测系统受到干扰后的 5 个时刻每个节点的相对受扰状态,在预测的 5 组数据中,当前时刻的预测值依赖于前一组系统真实数据,前一组预测数据对其后的数据预测没有影响。每个样本产生 195 (39×5) 个预测值,如果一个节点在干扰发生后第一次出现预测值为 -1 或 -2,即状态缓慢变差或状态快速变差,认为该节点在该时刻受到扰动影响,若该节点在干扰后 5 个时刻均未出现 -1 或 -2,在可视化扰动传播时,认为该节点在第 6 时刻受到影响,这样 39 个节点每个节点对应一个受扰时刻。4.1 节所提事件样本扰动传播实际轨迹和预测轨迹如图 6 所示。可以看出,当节点 18 发生扰动时,扰动传播并非由近及远,因为一个节点是否为关键节点与其在电网中所处地位和其自身特性有关,在扰动发生后,更关注相对受扰程度。

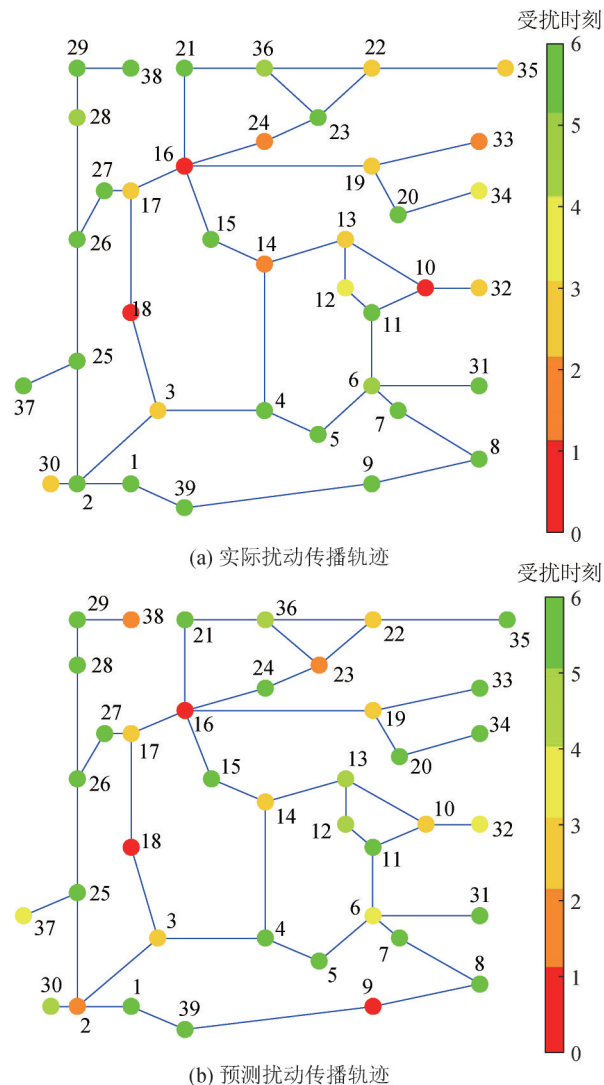


图6 扰动传播预测

Fig. 6 Prediction of disturbance propagation

10个样本对应390(10×39)个受扰时刻,预测准确率达64.10%,在电力系统运行干扰预测中,更关注查全率,希望能尽可能多地选出每个时刻受到扰动的节点。在预测中,可依赖前一组系统真实数据预测未来两组数据,一旦这两组数据中出现预测值为-1或-2的节点,则认为当前时刻受扰,可对预测结果进行修正,提高查全率,即牺牲准确率来提高查全率。

## 5 结论

本文对数据挖掘技术在电网关键节点辨识及扰动传播预测中的应用进行研究探索。

1)提出促进电网安全稳定运行策略,基于三种态势分析对电网运行进行群体性预测分析,有助于对电力系统运行进行全局把控,通过个性化风险评估电网节点,找出风险节点即关键节点,探索性地监测预警向预测预警转变。

2)基于随机矩阵理论创新性提出关键节点的评估与辨识方法,并且利用马尔科夫链预测相对受扰节点从而预测扰动传播,通过算例分析验证了所提方法的有效性和合理性。

下一步,考虑将所提模型应用到更大规模的实际电网中,在关键节点辨识时进一步研究风险阈值的确定。在扰动传播预测中对比不同阶数的马尔科夫模型及不同故障类型、位置对预测结果的影响。

### 利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

### 作者贡献声明(Authors' Contributions):

吴茜提出研究方向,进行实验分析及论文撰写;张东霞、龙望成、王宁、饶建业参与论文撰写和修订。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

## 6 参考文献

- [1] 王锡凡. 现代电力系统分析[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [2] 艾渊, 杨昊, 杨晓华, 等. 面向新型电力系统 $N-1$ 静态安全评估的深度时空数据驱动模型研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(11): 103-110.  
AI Yuan, YANG Hao, YANG Xiaohua, et al. Research on deep spatiotemporal data-driven model for novel power system  $N-1$  static security assessment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(11): 103-110.
- [3] 王伟胜, 林伟芳, 何国庆, 等. 美国德州2021年大停电事故对我国新能源发展的启示[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(12): 4033-4043.  
WANG Weisheng, LIN Weifang, HE Guoqing, et al. Enlightenment of 2021 Texas blackout to the renewable energy development in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(12): 4033-4043.
- [4] 陈星霖, 邵光正, 童凡杰, 等. 基于“情景-应对”的城市大面积停电应急联动机制与策略[J]. 电力需求侧管理, 2023, 25(3): 99-105.  
CHEN Xinglin, SHAO Guangzheng, TONG Fanjie, et al. Scenario-response-based emergency linkage mechanism and strategy for large-scale blackouts in cities [J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(3): 99-105.
- [5] 刘道伟, 李柏青, 邵广惠, 等. 基于大数据及人工智能的大电网智能调控系统框架[J]. 电力信息与通信技术, 2019, 17(3): 14-21.  
LIU Daowei, LI Baiqing, SHAO Guanghui, et al. Intelligent control system framework based on big data and artificial intelligence for large power grid [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2019, 17(3): 14-21.
- [6] 韩广场, 孙贤明, 耿俊琪, 等. 基于改进盈利主导者算法的电网脆弱线路辨识[J]. 供用电, 2025, 42(3): 68-75, 85.  
HAN Guangyang, SUN Xianming, GENG Junqi, et al.

- Identification of vulnerable lines in power grid based on improved profit leader algorithm [J]. *Distribution & Utilization*, 2025, 42 (3): 68-75, 85.
- [7] 刘文霞,刘岩东,李承泽,等. 基于随机优化的城市供电网络拓扑场景集合建模与关键节点辨识[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2024: 1-20. (2024-09-13) [2025-09-11] <https://link.cnki.net/urlid/13.1212.tm.20240912.1803.002>.
- LIU Wenxia, LIU Yandong, LI Chengze, et al. Identification of critical nodes in urban power grid under deliberate attack based on incomplete information grid inversion method [J/OL]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2024: 1-20. (2024-09-13) [2025-09-11] <https://link.cnki.net/urlid/13.1212.tm.20240912.1803.002>.
- [8] 鞠文云,李银红. 基于最大流传输贡献度的电网关键线路和节点辨识[J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(9): 6-12.
- JU Wenyun, LI Yinhong. Identification of critical lines and nodes in power grid based on maximum flow transmission contribution degree [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(9): 6-12.
- [9] 王佳裕,顾雪平,王涛,等. 一种综合潮流追踪和链接分析的电力系统关键节点识别方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45 (6): 22-29.
- WANG Jiayu, GU Xueping, WANG Tao, et al. Power system critical node identification based on power tracing and link analysis method [J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45 (6): 22-29.
- [10] 王涛,高成彬,顾雪平,等. 基于功率介数的电网关键环节辨识[J]. *电网技术*, 2014, 38(7): 1907-1913.
- WANG Tao, GAO Chengbin, GU Xueping, et al. Power betweenness based identification of power grid critical links [J]. *Power System Technology*, 2014, 38(7): 1907-1913.
- [11] 王德林,王晓茹. 电力系统中机电扰动的传播特性分析[J]. *中国电机工程学报*, 2007, 27(19): 18-24.
- WANG Delin, WANG Xiaoru. Characteristic analysis of electromechanical disturbance propagation for power system [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(19): 18-24.
- [12] WANG K, ZHANG B H, ZHANG Z, et al. An electrical betweenness approach for vulnerability assessment of power grids considering the capacity of generators and load [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2011, 390 (23/24): 4692-4701.
- [13] 史进. 基于复杂网络理论的电力系统网络模型及网络性能分析的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.
- SHI Jin. Network model and structure performance analysis of power system based on complex network theory [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2008.
- [14] 杨胜春,汤必强,姚建国,等. 基于态势感知的电网自动智能调度架构及关键技术[J]. *电网技术*, 2014, 38(1): 3635-3641.
- YANG Shengchun, TANG Biqiang, YAO Jianguo, et al. Architecture and key technologies for situational awareness based automatic intelligent dispatching of power grid [J]. *Power System Technology*, 2014, 38(1): 3635-3641.
- [15] 田世明,陈希,朱朝阳,等. 电力应急管理理论与技术对策[J]. *电网技术*, 2007, 31(24): 22-27.
- TIAN Shiming, CHEN Xi, ZHU Chaoyang, et al. Theory of electric power emergency management and its technological countermeasures [J]. *Power System Technology*, 2007, 31 (24): 22-27.
- [16] 王波,马富齐,王红霞. 新型并网主体安全风险辨识的数据特征、关键技术及防控挑战[J]. *南方电网技术*, 2025, 19(7): 15-29.
- WANG Bo, MA Fuqi, WANG Hongxia. Data characteristics, key technologies and prevention and control challenges of security risk identification for new grid connected entities [J]. *Southern Power System Technology*, 2025, 19(7): 15-29.
- [17] 李柏青,刘道伟,秦晓辉,等. 信息驱动的大电网全景安全防御概念及理论框架[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(21): 5796-5805, 6022.
- LI Baiqing, LIU Daowei, QIN Xiaohui, et al. Concept and theory framework of panoramic security defense for bulk power system driven by information [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36 (21): 5796-5805, 6022.
- [18] 吴茜,张东霞,刘道伟,等. 基于随机矩阵理论的电网静态稳定态势评估方法[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(20): 5414-5420, 5717.
- WU Qian, ZHANG Dongxia, LIU Daowei, et al. A method for power system steady stability situation assessment based on random matrix theory [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(20): 5414-5420, 5717.
- [19] 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*, 2015: 1.
- [20] 徐心怡,贺兴,艾芊,等. 基于随机矩阵理论的配电网运行状态相关性分析方法[J]. *电网技术*, 2016, 40(3): 781-790.
- XU Xinyi, HE Xing, AI Qian, et al. A correlation analysis method for operation status of distribution network based on random matrix theory [J]. *Power System Technology*, 2016, 40(3): 781-790.
- [21] 魏大千,王波,刘涤尘,等. 高维随机矩阵描述下的量测大数据建模与异常数据检测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35 (增刊): 59-66.
- WEI Daqian, WANG Bo, LIU Dichen, et al. A method for WAMS big data modeling and abnormal data detection with large random matrices [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(S1): 59-66.
- [22] 严英杰,盛戈崑,王辉,等. 基于高维随机矩阵大数据分析模型的输变电设备关键性能评估方法[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(2): 435-445, 600.
- YAN Yingjie, SHENG Gehao, WANG Hui, et al. The key state assessment method of power transmission equipment using big data analyzing model based on large dimensional random matrix [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(2): 435-445, 600.
- [23] HANDEL R van. *Probability in high dimension* [R]. Princeton: Princeton University, 2014.
- [24] GUIONNET A, KRISHNAPUR M, ZEITOUNI O. The single ring theorem [EB/OL]. 2009: arXiv: 0909.2214. (2025-09-11) <https://arxiv.org/abs/0909.2214>
- [25] BENAYCH-GEORGES F, ROCHET J. Outliers in the single ring theorem [J]. *Probability Theory and Related Fields*, 2016, 165 (1): 313-363.
- [26] 廖瑞金,肖中男,巩晶,等. 应用马尔科夫模型评估电力变压器

- 可靠性[J]. 高电压技术, 2010, 36(2): 322-328.
- LIAO Ruijin, XIAO Zhongnan, GONG Jing, et al. Markov model for reliability assessment of power transformers [J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(2): 322-328.
- [27] 谢开贵, 马怀冬, 胡博, 等. 基于马尔可夫状态空间图法的换流变系统可靠性评估[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 71-78.
- XIE Kaigui, MA Huaidong, HU Bo, et al. Reliability evaluation of converter transformer system in HVDC transmission system based on Markov state space graph algorithm [J]. Power System Technology, 2011, 35(9): 71-78.
- [28] 张雪松, 王超, 程晓东. 基于马尔可夫状态空间法的超高压电网继电保护系统可靠性分析模型[J]. 电网技术, 2008, 32(13): 94-99.
- ZHANG Xuesong, WANG Chao, CHENG Xiaodong. Reliability analysis model for protective relaying system of UHV power network based on Markov state-space method [J]. Power System Technology, 2008, 32(13): 94-99.
- [29] 刘耀, 王明新, 曾南超. 高压直流输电保护装置冗余配置可靠性的接续分析[J]. 电网技术, 2010, 34(11): 93-99.
- LIU Yao, WANG Mingxin, ZENG Nanchao. Sequential reliability analysis on redundant configuration of protective devices for HVDC power transmission system [J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 93-99.
- [30] 王韶, 周家启. 双回平行输电线路可靠性模型[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(9): 53-56.
- WANG Shao, ZHOU Jiaqi. A reliability evaluation model for two transmission lines in parallel [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(9): 53-56.
- [31] HALILCEVIC S S, GUBINA F, GUBINA A F. Prediction of power system security levels [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 368-377.
- [32] 熊俊, 肖先勇. 一种基于半马尔柯夫过程的配电系统可靠性经济评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2006, 34(12): 57-62.
- XIONG Jun, XIAO Xianyong. A method of reliability cost assessment in distribution system based on Semi-Markov process [J]. Power System Protection and Control, 2006, 34(12): 57-62.
- [33] 刘文茂, 杨昆, 刘达, 等. 基于隐马尔科夫误差校正的日前电价预测[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(10): 34-37.
- LIU Wenmao, YANG Kun, LIU Da, et al. Day-ahead electricity price forecasting with error calibration by hidden Markov model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(10): 34-37.
- [34] 丁明, 徐宁舟. 基于马尔可夫链的光伏发电系统输出功率短期预测方法[J]. 电网技术, 2011, 35(1): 152-157.
- DING Ming, XU Ningzhou. A method to forecast short-term output power of photovoltaic generation system based on Markov chain [J]. Power System Technology, 2011, 35(1): 152-157.

收稿日期: 2025-07-11 修回日期: 2025-10-18



吴茜

#### 作者简介:

吴茜(1991),女,博士,高级工程师,通信作者,主要研究方向为大数据在能源系统应用、能源规划、绿色氢氨醇等,E-mail:wuq\_0506@126.com;

张东霞(1964),女,博士,正高级工程师,主要研究方向为电力规划设计、人工智能及大数据在电力系统中的应用;

龙望成(1982),男,博士,正高级工程师,主要从事能源智慧运营调控、能源规划等工作;

王宁(1982),女,博士,正高级工程师,主要从事综合能源、电力系统设计等工作;

饶建业(1982),男,博士,正高级工程师,主要从事综合能源、产能融合、能源规划等工作。

(编辑 曾文静)

## 广告目次

封二 《电力建设》期刊常设栏目及热点专题

封三 《电力建设》期刊广告招商

封底 珍爱地球公益广告

前插1 国网电力科学研究院武汉南瑞有限责任公司

前插2 2026年《电力建设》期刊征订通知

前插3 使用新能源公益广告

前插4 安全用电公益广告

前插5 节能低碳公益广告