

# 电力系统频率安全评估与紧急控制研究综述

李佳旭<sup>1</sup>, 吴俊勇<sup>1</sup>, 李栎苏<sup>2</sup>, 张振远<sup>1</sup>, 史法顺<sup>3</sup>

(1. 北京交通大学电气工程学院, 北京 100044; 2. 石家庄学院机电学院, 石家庄 050035;

3. 清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京 100084)

**摘要:** 伴随电力系统的不断发展, 以及新能源的广泛接入, 电力系统在电气结构与动态特性上的复杂度不断提高, 这使得系统的频率安全性面临愈发严峻的挑战。首先, 从频率安全评估及频率紧急控制两个方向, 分别分析了传统方法与人工智能方法的应用情况, 并针对高比例可再生能源电力系统的频率稳定问题展开论述。人工智能方法的飞速发展, 为电力系统频率安全评估提供了全新的研究道路, 尤其是深度学习方法在电力系统中的应用, 在解决愈发复杂的电力系统问题上具有显著优势。此外, 频率紧急控制作为防止频率失稳的最后防线, 一直是学者们研究的焦点, 而强化学习具有很强的策略探索能力, 如何将其用于优化频率紧急控制策略, 势必成为今后重要的研究方向。最后, 基于新型电力系统的特征, 提出频率安全评估与紧急控制的研究展望。

**关键词:** 电力系统; 频率安全评估; 频率紧急控制; 可再生能源; 人工智能; 深度学习; 强化学习

## Review on Frequency Safety Assessment and Emergency Control of Power System

LI Jiayu<sup>1</sup>, WU Junyong<sup>1</sup>, LI Lusu<sup>2</sup>, ZHANG Zhenyuan<sup>1</sup>, SHI Fashun<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. College of Mechanical and Electrical, Shijiazhuang University, Shijiazhuang 050035, China;

3. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** With the continuous development of power system and the extensive access of new energy sources, the complexity of the electrical structure and dynamic characteristics of power system is constantly increasing, which makes the frequency safety of the system face more and more severe challenges. Firstly, from the two directions of frequency safety assessment and frequency emergency control, the application of traditional method and artificial intelligence method are analyzed, respectively, and the frequency stability problem of high proportion of renewable energy power system is discussed. The rapid development of artificial intelligence methods provides a new research path for the frequency safety assessment of power systems. Especially, the application of deep learning methods in power systems has significant advantages in solving increasingly complex power system problems. In addition, as the last defense line to prevent frequency instability, frequency emergency control has always been the focus of scholars' research. Reinforcement learning has a strong ability to explore strategies, and how to use it to optimize frequency emergency control strategies is bound to become an important research direction in the future. Finally, based on the characteristics of the new power system, the research prospects of frequency safety assessment and emergency control are proposed.

**Key words:** power system; frequency safety assessment; frequency emergency control; renewable energy; artificial intelligence; deep learning; reinforcement learning

## 0 引言

随着我国经济的不断发展, 电能已经成为现代社会发展不可或缺的重要能源, 电力工业与人民生活、工业生产、国防安全等众多领域息息相关, 占

据着十分重要的地位。而电力系统作为传输电能的主要载体, 其安全稳定的运行便成为了关系到国民经济稳定发展的重中之重。当系统发生故障时, 倘若没有及时做出判断并采取紧急措施, 电力系统很容易发生频率失稳, 导致大范围停电事故, 造成一系列损失, 甚至危及人身安全。2015年, 我国苏锦特高压直流发生双级闭锁, 损失约 3.55% 的发电量, 导致频率跌落约 0.41 Hz<sup>[1]</sup>。2019年, 英国电网由雷

基金资助项目: 国家重点研发计划(2018YFB0904500); 国家电网有限公司科技项目(SGLNDK00KJJS1800236)。

Project supported by National Key R&D Program of China (2018YFB0904500), Science and Technology Project of SGCC (SGLNDK00KJJS1800236).

击造成大功率缺额,系统频率快速下降,触发低频减载装置动作,导致一百多万用户停电<sup>[2]</sup>。2023年,巴西电网系统保护误动作,相继发生频率崩溃、系统解列等严重故障,造成巴西大范围停电约6小时<sup>[3]</sup>。此外,随着国家电力系统的不断发展,越来越多类型的用电设备接入电网,电力需求不断提高。这对电力系统的稳定性也提出了更高的要求。因此,如何能够有效且快速地对电力系统的频率安全进行评估和紧急控制,对电力行业的发展具有至关重要的意义。

与此同时,“双碳”目标也对电力系统的安全运行提出了更大的挑战,新能源在电力系统中的比例将会不断攀升,特高压直流输电也在快速发展,这使得当前的电力系统结构已经发生了巨大的变化。风电、水电、光电等可再生能源具有很强的波动性和不确定性,电站的运行情况与传统火电差异明显,对电力系统暂态频率稳定的影响也不尽相同,系统惯量的大幅下降,无疑是对系统频率稳定的巨大挑战。由于当下的电力系统,不仅具有极其庞大的数据量,系统结构愈发复杂,而且发电侧和负荷侧的波动性也不断增加,传统的分析方法已经很难满足当前电力系统频率安全评估与控制需求。

近年来,随着计算机技术的飞速发展,人工智能已经成为当前各个领域研究的热点,并在众多领域得到了广泛的应用。人工智能在解决复杂系统问题以及揭示多种变量之间蕴含的内在联系时展现出了显著优势,尤其是深度学习与强化学习方法的快速发展,为解决各类复杂系统相关问题提供了新的道路,应用领域也正在不断扩展,其在电力系统中的应用已经成为今后重要的研究方向。

## 1 电力系统频率安全评估的传统方法

电力系统稳定性是指当系统收到扰动后恢复稳定的能力。根据国标 GB38755—2019《电力系统安全稳定导则》<sup>[4]</sup>,电力系统稳定性可分为功角稳定、电压稳定和频率稳定,如图1所示。

其中,电力系统暂态频率稳定是指电力系统受到严重扰动后,发电和负荷需求出现大的不平衡,系统仍能保持稳定频率的能力。频率稳定是电力系统安全运行的重要因素,一旦发生频率崩溃,极易引发大规模停电事故,造成巨大损失。因此,如何及时评判系统的频率安全状况一直是学者们研究的关键问题,传统的评估方法主要包括时域仿真法、

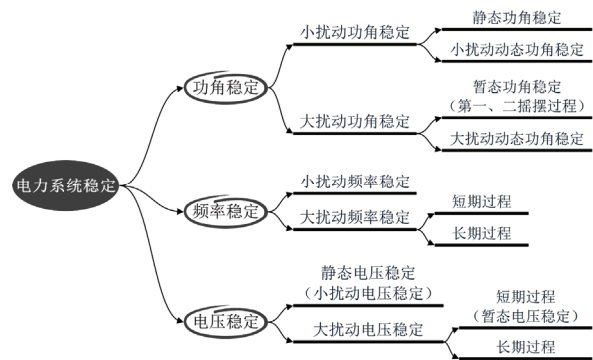


图1 电力系统稳定性分类

Fig.1 Classification of power system stability

线性化模型法、直接法以及单机等值模型法。

### 1.1 时域仿真法

时域仿真法是通过电力系统进行数学建模,得到暂态运行的非线性微分代数方程组并进行求解,以此判断系统的稳定性,其数学模型可表示为:

$$\begin{cases} \frac{dg}{dt} = \tau(r, g) \\ Yr = \mu(r, g) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $r$  为代数变量;  $g$  为状态变量;  $Y$  为导纳矩阵;  $\tau$  是向量函数;  $\mu$  是注入电流向量函数<sup>[5]</sup>。在实际应用中,通常采用仿真软件得到系统的频率动态特性,根据仿真结果可以进一步判断频率是否稳定。文献[6]通过时域仿真法分析了直流闭锁对系统频率的影响。文献[7]基于全状态模型仿真,探究了系统惯量的变化对频率抗扰动能力的影响。

时域仿真法采用系统的全状态模型,能够获取众多电气数据,具有良好的仿真精度与计算准确率,是目前最成熟、应用最广泛的暂态频率稳定离线分析方法。但随着我国电网规模的不断扩大,详细模型的复杂程度随之增加,使得仿真计算量大幅增加,这也导致其效率降低,并且难以进行在线应用<sup>[8]</sup>。

### 1.2 线性化模型法

电力系统是典型的非线性化模型,全状态模型的计算难度大,求解速度慢。因此,关于电力系统的线性化研究备受学者们关注。在全状态模型的基础上,对系统进行一定程度的简化,使其能够通过线性方程组表示,便可得到线性简化模型,能够有效降低模型复杂程度,提高计算效率<sup>[9]</sup>。

直流潮流法通过忽略有功损耗和无功波动等,得到简化线性模型,是目前应用最广泛的线性化方法<sup>[10]</sup>。在电力系统中,频率的稳定主要与有功功率

平衡相关, 而采用直流潮流法进行暂态频率评估, 无需考虑系统的电压和无功波动, 只注重系统频率与有功之间的关系, 能够大幅降低计算量, 快速评估频率的稳定性。虽然该方法计算效率高, 但其省略了众多电气量, 在综合控制和计算精度方面仍有不足。因此, 有研究在直流潮流方法的基础上, 引入无功功率的影响, 以此改善模型精度和准确性<sup>[11]</sup>。

### 1.3 直接法

直接法是从能量转化的角度分析电力系统, 其理论基础源于李雅普诺夫函数, 该方法不要求解复杂的微分代数方程, 通过计算暂态能量值直接进行稳定性评估。文献[12]基于直接法分析了电力系统的频率稳定性, 表明该方法能够快速有效地评估系统频率。还有研究专注于能量函数的构造, 使其更加适合实际问题, 提高计算准确性<sup>[13]</sup>。

直接法计算速度快, 能够得到稳定裕度的准确信息, 在电力系统的在线暂态频率稳定分析中, 常作为时域仿真法的补充, 但其计算误差以及判定结果的可靠性很难得到保证<sup>[14]</sup>。

### 1.4 单机等值模型法

单机等值模型的核心思想是将整个电力系统频率波动表述为单台等值发电机, 通过这种等值方法探究系统频率响应问题, 能够大幅降低解析方程的复杂程度, 提高计算效率。常用的单机等值模型有平均系统频率模型(average system frequency, ASF)与系统频率响应模型(system frequency response, SFR)。

ASF 模型以同步发电机模型为基础, 整合了所有机组的转子运动方程, 并忽略电压与无功动态的影响, 得到单机等值模型, 如图 2 所示。其中:  $P_{G\Sigma}$  是发电机组的总机械功率;  $P_{e\Sigma}$  是总负荷功率;  $\Delta f$  是系统平均频率偏差。可以看出, 随着系统发电机数量的增加, ASF 模型的阶数也会升高, 解析难度随之变大, 这就导致其在复杂庞大的电力系统中应用变得十分困难。针对这一问题, 有研究对 ASF 模型进行了改进, 降低了模型阶数, 提高了计算效率, 并在电网的频率特性分析上表现出了良好的通用性与准确性<sup>[15]</sup>。

SFR 模型则是在 ASF 模型的基础上, 进一步简化了汽轮机与调速器的模型结构, 忽略了较小的时间常数, 如图 3 所示。其中:  $P_{sp}$  是增量功率;  $F_H$  是原动机的高压缸功率占比;  $T_R$  是再热时间常数;  $K_m$  是增益系数;  $P_m$  是原动机的机械功率;  $P_e$  是发电机

电功率;  $P_a$  是加速功率;  $T_J$  是惯性时间常数;  $\lambda$  是阻尼系数;  $R$  是调速器调差系数;  $\Delta\omega$  是速度增量<sup>[16]</sup>。

与 ASF 模型相比, SFR 模型的阶数不会随着系统发电机的增加而扩大, 但由于调速器复杂多样, 很难准确地建立等值模型。文献[17]通过改进 SFR 模型, 提高了频率计算的准确性与时效性。文献[18]在 SFR 模型的基础上进行优化, 建立了含风电机组的单机等值模型, 用于分析系统频率响应以及风电调频问题。此外, SFR 模型也常被应用到电力系统频率紧急控制的策略优化中<sup>[19]</sup>。

单机等值模型通过简化电力系统模型, 将多台发电机等效为单台发电机, 能够有效地提高频率响应的分析速度, 降低计算量。但由于模型的简化, 单机等值模型无法体现频率动态响应的空间特性, 难以在地理分布松散的电力系统中应用<sup>[20]</sup>。

综上所述, 时域仿真法、线性化模型法、直接法和单机等值模型法这 4 类传统评估方法各有千秋, 应用场景也不尽相同, 其特点对比如表 1 所示。

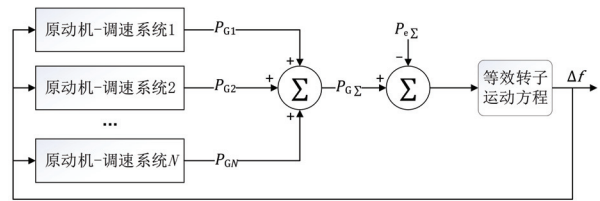


图 2 ASF 模型

Fig.2 Average system frequency model

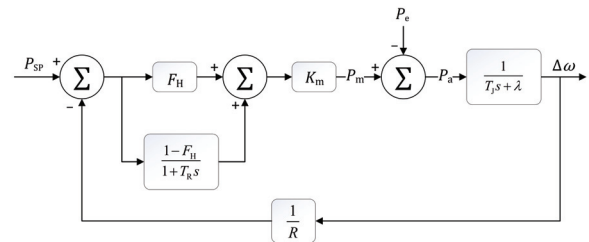


图 3 SFR 模型

Fig.3 System frequency response model

表 1 频率安全评估方法对比

评估方法	特点	优势	局限性	适用场景
时域仿真法	全状态模型	模型精度高	求解难度高且速度慢	多用于小规模系统
线性化模型法	简化模型	计算效率高	模型精度下降	可用于较大规模系统
直接法	能量函数	求解速度快	误差较高	适合在线应用
单机等值模型法	等值模型	降低模型复杂度	无法体现系统空间特性	多用于新能源场站

## 2 高比例可再生能源电力系统的频率安全

积极扩大可再生能源发电规模,降低对石油能源的依赖,建立清洁、高效的发电体系,是电力系统“双碳”目标的重要措施。而可再生能源发电受到各类因素影响,具有很强的不确定性,供需平衡更容易被破坏,进而导致电力系统频率失稳。因此,针对高比例可再生能源电力系统的特点,进行频率安全问题的研究变得愈发重要。

### 2.1 高比例可再生能源电力系统的惯量估计

在电力系统中,惯量是指阻碍系统有功功率变化,降低频率波动的能量,主要包括同步发电机惯量、负荷惯量和虚拟惯量。与传统电力系统相比,高比例可再生能源电力系统中具有大量电力电子设备,同步发电机占比减少,导致同步发电机提供的转动惯量水平大幅下降,不利于电力系统的频率稳定。此外,可再生能源提供的虚拟惯量在系统总惯量中的占比也随之升高。因此,对高比例可再生能源电力系统进行准确地惯量估计,是保证电力系统频率安全的重要举措。

#### 2.1.1 电力系统惯量与频率安全的关系

惯量水平与系统频率有着密切联系,主要关系到系统受扰后的最大频率变化率以及在暂态频率偏差极值。其中,最大频率变化率(RoCoF)可表示为:

$$\Delta F_{\max} = \frac{\Delta P_L f_n}{2H_{\text{SYS}}} \quad (2)$$

式中:  $\Delta P_L$  代表有功不平衡量;  $f_n$  为系统额定频率;  $H_{\text{SYS}}$  为系统等效惯量。系统的等效惯量可进一步表示为:

$$H_{\text{SYS}} = H_{\text{SG}} + H_{\text{LD}} + H_{\text{VH}} \quad (3)$$

式中:  $H_{\text{SG}}$  为同步发电机惯量;  $H_{\text{LD}}$  为负荷惯量;  $H_{\text{VH}}$  则表示虚拟惯量。在高比例可再生能源电力系统中,虚拟惯量主要由可再生能源发电资源以及储能系统提供,包括基于虚拟同步机技术的跟网型或构网型场站等。暂态频率偏差极值表达式如下:

$$\begin{cases} \Delta f_{\text{COI}}^{\text{nadir}} = \frac{K\Delta P}{\lambda_L K + 1} (1 + \sqrt{1 - \zeta^2} \alpha e^{-\zeta \omega_n t_{\text{nadir}}}) \\ \alpha = \sqrt{(1 - 2\zeta \omega_n T_R + T_R^2 \omega_n^2) / (1 - \zeta^2)} \\ t_{\text{nadir}} = \frac{1}{\omega_r} \arctan\left(\frac{\omega_r T_R}{\zeta \omega_r T_R - 1}\right) \\ \omega_r = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2} \\ \Delta P = \frac{H_{\text{eq}} \Delta P_L}{H_{\text{SYS}}} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\Delta f_{\text{COI}}^{\text{nadir}}$  代表系统惯性中心的暂态频率偏差极值;  $K$  为调速器增益;  $\Delta P$  为等效有功扰动量;  $H_{\text{eq}}$  为 SFR 的机组等效惯量;  $\lambda_L$  是负荷阻尼系数;  $\zeta$  是阻尼比;  $\omega_n$  为自然振荡频率;  $T_R$  是机组再热时间常数。由式(2)和式(4)可以看出,在其它条件相同时,系统惯量越大,电力系统的最大频率波动率和暂态频率偏差极值越小<sup>[21]</sup>。

#### 2.1.2 离线惯量估计

离线惯量估计是在电力系统发生故障后,利用频率波动和有功功率等数据,分析大扰动事故中系统惯量水平的评估方法。传统的离线惯量估计方法主要通过系统的频率波动和扰动量等数据进行惯量估计,其数学模型如下:

$$H = \frac{-\Delta P}{d(\Delta f / f_n) / dt|_{t=0}} \quad (5)$$

式中:  $\Delta P$  为系统有功扰动量;  $\Delta f$  为频率变化量;  $f_n$  为系统额定频率。离线惯量估计主要依赖大扰动事故中得到的数据,无法实时评估系统的惯量水平,仅能对事故发生后的系统惯量进行分析,使得这类方法应用场景十分有限<sup>[22]</sup>。

#### 2.1.3 在线惯量估计

与基于大扰动历史数据的事故后离线估计相比,在线惯量估计以实时测量值作为输入数据,能够提供实时的惯量估计信息<sup>[23]</sup>。在当前的电力系统中,同步相量单元(phasor measurement unit, PMU)和广域测量系统(wide area measurement system, WAMS)的应用已十分广泛,能够为在线惯量估计提供大量实时数据。

随着可再生能源发电逐步替代传统同步电站,以及特高压直流输电的发展,电力系统中的旋转设备提供的惯量随之降低。因此,对于高比例可再生能源电力系统而言,更需要关注的是虚拟惯量与负荷侧惯量<sup>[24]</sup>。文献[25]针对不同可再生能源出力比例的电力系统,提出了计及虚拟惯量的系统惯量评估方法。也有研究通过构建异步电机的频率响应模型,提出了计及负荷侧惯量的系统最低惯量评估方法,更契合新型电力系统的评估需求<sup>[26]</sup>。此外,由于风、光、水等资源分布受地理环境限制,高比例可再生能源电力系统的惯量空间分布差异明显,文献[27]针对这一问题,采用多新息辨识的惯量估计方法,提高了对不同扰动位置的适应性。

总体而言,在线惯量估计是当前学者们关注的重点,但由于高比例可再生能源电力系统的复杂性

和不确定性, 如何高效精准地评估系统中的虚拟惯量, 提高在线惯量估计的鲁棒性和准确性, 仍需进一步探索。

## 2.2 高比例水电系统的超低频振荡

超低频振荡频率极低, 通常低于 0.1 Hz, 是由于水轮机控制系统在一次调频过程中机械功率和电磁功率不平衡, 产生负阻尼, 从而对机组转速和系统频率产生影响, 多发生在高比例水电系统中<sup>[28]</sup>。文献[29]通过特征值分析法分析了系统的超低频振荡模态, 给出了超低频振荡风险与稳定裕度的评估方法。在水电系统中, 优化调速器参数, 提高系统在超低频段的阻尼, 是一种有效抑制超低频振荡的方法。文献[30]通过分析影响振幅与阻尼的关键因素, 提出了水电系统的阻尼控制标准, 为控制策略的设计提供理论支撑。此外, 还有研究表明, 水轮机调速器限幅饱和、死区设计不当也可能导致系统产生超低频振荡<sup>[31]</sup>。

在我国电力系统中, 水力发电规模十分庞大, 超低频振荡现象会为电力系统的安全稳定运行带来严重威胁。虽然已有许多抑制超低频振荡的策略研究, 但当前电力系统复杂多变, 仍难以避免超低频振荡的发生。因此, 针对水电系统的动力特性, 优化水轮机的调速系统、死区以及限幅等参数设置, 使其能够适应电力系统运行状况的变化, 降低超低频振荡产生的风险, 依然是未来研究的重点。

## 2.3 高比例可再生能源电力系统的频率稳定分析

随着可再生能源的大规模并网, 电力系统惯量随之降低, 当有功功率不平衡时, 系统惯量很可能不足以应对频率波动, 造成频率失稳事故。针对这些情况, 文献[32]通过分析系统频率响应特性, 探究了在保证频率安全的情况下, 电力系统对可再生能源的承载极限。文献[33]针对高光伏渗透电力系统, 改进频率稳定裕度, 提高了频率稳定性评估的准确性。此外, 储能技术也被广泛应用于高比例可再生能源的电力系统中, 以此改善新能源并网引起的频率波动情况<sup>[34]</sup>。

伴随着可再生能源发电占比的提高, 电力系统的频率安全问题愈发突出。针对高比例可再生能源电力系统的暂态频率稳定评估研究, 已经成为当前的热门研究领域。与传统电力系统相比, 高比例可再生能源电力系统复杂性更高, 传统的暂态频率稳定分析方法越来越难以实现良好的准确度以及时效性, 亟需探索更加高效准确的新型电力系统频率安

全评估方法。而随着人工智能技术的快速发展, 基于深度学习的分析方法在特征提取、数据预测与分类等任务中展现了高效的数据分析能力和准确的模型预测能力。将人工智能技术运用到电力系统的安全问题分析之中, 能够有效改善传统评估方法的局限性, 也更加适合复杂多变的高比例可再生能源电力系统。

## 3 基于人工智能的电力系统频率安全评估

由于高比例可再生能源电力系统的规模逐渐增加, 传统评估方法的局限性变得更加明显, 已经难以满足当前愈发复杂的频率安全问题, 而人工智能技术的发展为电力系统暂态分析提供了一条全新的研究道路。作为人工智能领域的核心技术, 深度学习是一种基于深度神经网络实现机器学习的方法, 其在特征提取与模式识别方面有着独特的优势, 并被广泛应用于众多领域。目前, 基于深度学习的电力系统频率安全评估方法研究已经成为研究热点。

### 3.1 基于深度学习的频率安全评估方法

神经网络是通过分析人的大脑中的神经元之间的信息传递结构而提出的一种计算模型, 包含输入层、隐含层、输出层。深度学习的基本思想就是在神经网络中加入更多的隐含层, 当其隐含层及其包含的神经元数量足够多时, 它就可以逼近任意的非线性映射关系<sup>[35]</sup>。但是, 这种传统的多层神经网络因其计算能力等因素的限制, 无法满足深度学习的需求, 所以人们一直在不断探索更加适合深度学习的神经网络模型。目前, 常用的深度学习模型有自动编码器(autoencoder, AE)、深度置信网络(deep belief network, DBN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)以及生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[36]</sup>, 每种模型都有着各自的特点。

#### 3.1.1 基于 AE 的频率安全评估

自动编码器是一种有输入层、隐含层、输出层构成的 3 层网络, 包含编码器和解码器, 如图 4 所示。

其中, 编码器的作用是将输入的高维空间的数据映射到低维空间的代码中<sup>[37]</sup>, 而解码器则是将这些代码进行解码重构为具有最小损失的输出数据<sup>[38]</sup>, 其编码及解码过程可表示为:

$$\begin{cases} h = \varphi(W_1x + b_1) \\ y = \varphi(W_2x + b_2) \end{cases} \quad (6)$$

式中： $x$  是输入层数据； $y$  是输出层数据； $h$  为隐含层的输出向量； $\varphi$  为激活函数， $W_1$  和  $W_2$  分别为编码器与解码器的权重系数； $b_1$  和  $b_2$  为偏置量。此外，自动编码器还有一些改进的模型。如：稀疏自动编码器、去噪自动编码器和堆叠去噪自动编码器等<sup>[39]</sup>。文献<sup>[40]</sup>利用稀疏堆叠自编码器建立深度学习模型，并基于频率偏移指标对系统稳定状态进行评估，表现出该方法良好的分类性能。

3.1.2 基于 DBN 的频率安全评估

深度置信网络由多层受限玻尔兹曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM) 组成，如图 5 所示。在 RBM 中，神经元取值通常只有 0 或 1，其输入特征与输出之间的关系可用联合概率分布  $p$  表示：

$$p(v, h | \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} e^{-E(v, h | \theta)} \quad (7)$$

式中： $v$  和  $h$  分别为输入与输出特征； $\theta$  为 RBM 中的各类参数； $Z(\theta)$  为归一化因子； $E(v, h | \theta)$  为能量函数，表达式为：

$$E(v, h | \theta) = -\sum_{i=1}^m a_i v_i - \sum_{j=1}^n b_j h_j - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_i w_{ij} h_j \quad (8)$$

式中： $m$  和  $n$  分别为可见单元与隐含单元的数量； $v_i$  和  $a_i$  分别为可见单元的状态与偏置； $h_j$  和  $b_j$  分别为隐含单元的状态与偏置； $w_{ij}$  为连接权重。

DBN 的学习过程主要由两个阶段组成：第 1 阶段，以无监督贪婪的方式训练每层 RBM；在第 2 阶段，对整个网络进行微调<sup>[41]</sup>，因为每层 RBM 只能保证本层网络的权重最优，所以需要运用 BP 网络对 DBN 整体进行优化<sup>[42]</sup>。

在电力系统的暂态分析中，选取扰动前后的各类电气数据作为深度学习的输入特征，利用 DBN 网络可以训练电气数据与系统频率之间的映射关系，建立扰动后系统频率的评估与预测模型，有研究表明这种方法具有良好的预测精度和时效性，更适合在线分析<sup>[43-44]</sup>。

3.1.3 基于 RNN 的频率安全评估

循环神经网络主要用于处理时序数据，由输入层、循环层和输出层组成，基本结构如图 6 所示，其核心思想是在不同的时间步，对参数进行共享<sup>[45]</sup>。RNN 输入与输出的关系可表示为：

$$\begin{cases} s_t = \varphi_s (wx_t + us_{t-1} + b_s) \\ o_t = \varphi_o (qs_t + b_o) \end{cases} \quad (9)$$

式中： $s_t$  为循环层的值， $o_t$  为输出值， $\varphi_s$  和  $\varphi_o$  为激活函数， $w$ 、 $u$ 、 $q$  为各层的权重系数， $b_s$  与  $b_o$  为

偏置值<sup>[46]</sup>。

传统的 RNN 网络存在长程依赖问题，在处理较长的信息时，容易发生梯度消失或梯度爆炸。为了改善这一问题，长短时记忆网络(long short term memory, LSTM)被提出，其在 RNN 模型的基础上引入门控开关，控制信息的传递，常被用于电气数据的预测中<sup>[47]</sup>。

在电力系统频率安全分析中，系统功率缺额是频率波动乃至失稳的根本问题，若能够快速准确地

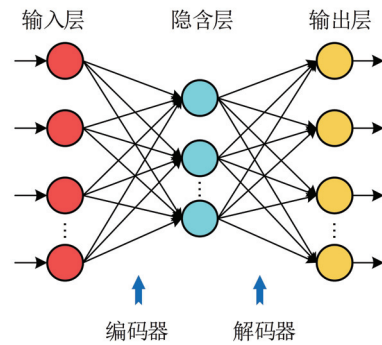


图 4 自编码器基本结构

Fig.4 Basic structure of autoencoder

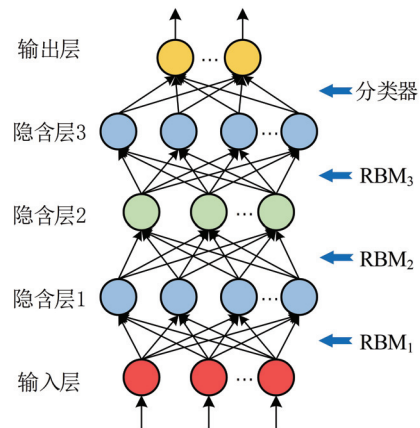


图 5 深度置信网络基本结构

Fig.5 Basic structure of deep belief networks

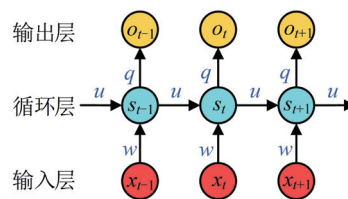


图 6 循环神经网络基本结构

Fig.6 Basic structure of recurrent neural network

预测系统扰动后的功率缺额大小, 则能为频率安全状况的判断以及控制措施的实施提供依据。循环神经网络对于时序数据的处理有着独特的优势, 因此, 可以利用 RNN 模型, 特别是 LSTM 网络, 建立电力系统功率缺额的预测模型。研究表明, 基于 LSTM 的功率缺额预测方法能够有效缩短预测时间, 为频率安全分析及控制提供数据支撑<sup>[48]</sup>。

### 3.1.4 基于 CNN 的频率安全评估

卷积神经网络是模仿生物视觉系统而提出的具有深度结构的前馈神经网络<sup>[49]</sup>, 其最大的特点就是具有卷积层和池化层。CNN 具有很强的特征提取能力, 在图像、语音等数据处理中应用广泛<sup>[50]</sup>, 其隐含层由卷积层、池化层和全连接层构成, 其基本结构如图 7 所示。

这是一种经典的卷积神经网络, 每个卷积层都包含着多个卷积核, 对输入特征进行卷积计算, 其数学模型如下:

$$C_j^l = \varphi \left( \sum_{i=1}^M (C_i^{l-1} * k_{ij}^l) + b_j^{l-1} \right) \quad (10)$$

式中:  $i$  和  $j$  表示网络中的神经元;  $C_j^l$  为第  $l$  层神经元  $j$  的输出数据;  $C_i^{l-1}$  为第  $l$  层神经元  $i$  的输入数据;  $\varphi$  表示激活函数;  $M$  代表特征数量;  $*$  代表卷积计算,  $k_{ij}^l$  为  $l-1$  层和  $l$  层特征映射  $i$  和  $j$  的连接权值;  $b_j^{l-1}$  表示偏置值。池化层可以降低特征维度, 减少计算量, 而全连接层的作用主要是用来输出分类的预测结果。常用的卷积神经网络有 LeNet、AlexNet、VGG、ResNet 等。

卷积神经网络通过对现有数据的学习训练, 能够很好拟合输入特征与输出之间的潜在联系, 经常被用于电力系统的评估及预测任务中。针对电力系统的频率安全问题, 利用卷积神经网络, 能够建立频率安全多级预警模型, 有研究表明, 基于 CNN

的频率评估模型具备良好的准确性与鲁棒性<sup>[51-52]</sup>。伴随着新能源并网比例的增加, 电力系统更加复杂多变, 数据规模日益增长。而卷积神经网络具有良好的大数据处理与分析能力, 能够更好的应对庞大的数据量, 也更适合处理愈发复杂的电力系统问题。

### 3.1.5 基于 GAN 的频率安全评估

生成对抗网络在 2014 年由 Goodfellow 等人提出, 具有强大的数据生成能力, 经常被用于数据增强等领域。其核心思想来源于博弈论, 生成器和判别器是生成对抗网络的两个核心部分<sup>[53]</sup>, 其基本结构如图 8 所示。

其中, 生成器的目的是尽可能地学习真实的数据分布, 并通过随机噪声信号生成假数据, 而判别器的则对输入数据进行区分, 判断其来自真实数据或者生成器中的哪一方, 两者之间建立了零和博弈框架, 通过不断竞争的过程提升自身的能力, 其目标函数为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} (\ln D(x)) + E_{z \sim p_z(z)} (\ln(1 - D(G(z)))) \quad (11)$$

式中:  $V$  表示价值函数;  $x$  为真实样本的输入数据;  $z$  为随机噪声;  $x \sim p_{\text{data}}(x)$  表示真实数据分布;  $z \sim p_z(z)$  表示随机噪声数据分布;  $E$  表示期望值;  $D$  代表判别器;  $G$  代表生成器。目前, GAN 网络的常用模型有 WGAN、DCGAN、BEGAN、ACGAN、infoGAN 等。

在实际的电力系统频率安全评估研究中, 能够得到的真实数据往往是十分有限的, 尤其是故障数据很难获取, 然而对于深度学习而言, 训练数据的体量是否足够大通常会影响到模型的训练效果, 而生成对抗网络具有强大的生成数据的能力。因此, 将生成对抗网络引入到评估模型中, 能够有效扩充

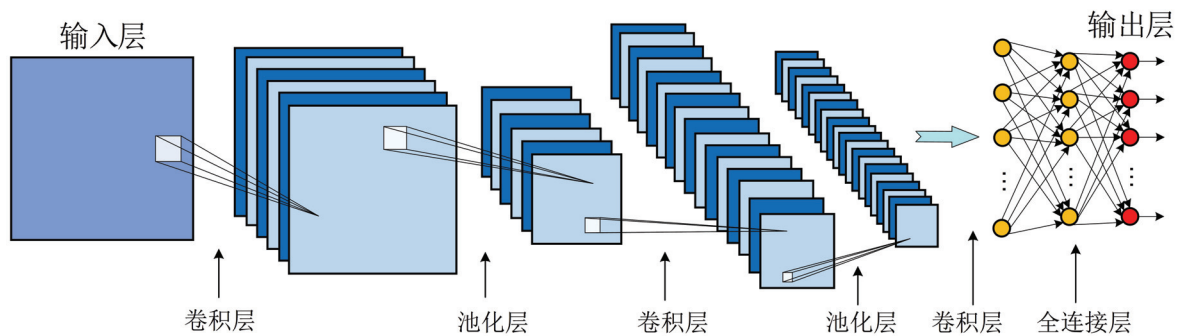


图 7 卷积神经网络基本结构

Fig.7 Basic structure of convolutional neural network

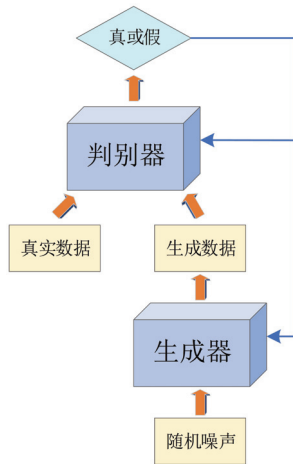


图8 生成对抗网络基本结构

Fig.8 Basic structure of generative adversarial network

数据样本容量<sup>[54]</sup>，这不仅可以减少仿真模拟实验的工作量，还能在原始数据量小的情况下，满足深度学习算法的训练需求。

### 3.2 基于迁移学习的评估方法

在实际的电力系统运行中，系统的拓扑结构以及可再生资源出力水平等因素都处于不停的变化之中。这将导致电力系统运行方式、潮流状况发生改变，从而造成现有评估模型的精度下降，甚至无法应用于新场景中。而迁移学习则可以有效解决这种问题，其核心思想是将源域中学习到的知识迁移到目标域的新模型中。将迁移学习运用到电力系统的频率安全评估中，能够有效增强评估模型的可迁移性，降低深度学习的训练成本，提高对系统变化的自适应能力。在电力系统领域的应用中，常用的迁移学习主要分为基于样本、模型和特征的迁移方法。

基于样本的迁移学习是通过计算源域中与目标域样本之间的相似度，调整权重赋值，将相似性高的样本迁移至新模型的训练中。常用的相似性度量方法有 MMD、MK-MMD、CORAL 和 Wasserstein 距离等。文献[55]利用聚类方法来衡量样本相似性，并进行迁移学习，提高了暂态稳定评估模型的在线应用性能。这种迁移学习操作简单，实现难度低，但其主要依赖精确性高的相似度计算，当处理维度过高或分布差异大的样本时，可能出现效果不理想的情况。

基于模型的迁移学习将源域与目标域的模型进行部分参数共享，再通过目标域中有标签样本训练，微调模型参数，到达迁移学习的目的。文献[56]通过保留源域部分参数，再结合主动学习和模型微

调，实现了暂态稳定预测模型的快速迁移。这类方法迁移效率高，能够有效利用原有模型结构，但也存在训练收敛性较差，目标域样本获取成本高等局限性。此外，还有研究将基于模型和样本的方法相结合，以此实现更好的迁移效果<sup>[57-58]</sup>。

基于特征的迁移学习是通过特征提取将源域与目标域中的数据映射到同一个特征空间，再利用这些特征信息训练评估模型，常用的方法有最小化域间差异、学习通用特征以及特征增强。文献[59]利用神经网络提取特征，并基于对抗学习进行特征增强，进而实现迁移学习。文献[60]通过多层神经网络进行深度特征提取和迁移学习训练，提高了风电功率预测模型的精确度。这种迁移学习方法本质是提取源域和目标域之间的相似特征，能够进行无监督训练，但其对优化算法性能有较高的要求。

### 3.3 人工智能方法的融合应用

人工智能法凭借着其强大的计算、预测能力，在评估的准确率及快速性上都拥有着很强的优势，但单一的深度学习方法仍存在一定的局限性，故将多种深度学习方法相结合，也成为当前研究的焦点。文献[61-62]以 CNN 和 RNN 为基础，引入注意力机制，提出了电力系统频率评估模型，表现出良好的准确性和时效性。文献[63]基于集成学习的思想，融合了多种深度学习模块，用于频率的暂态稳定分析，这种方法能够更加充分地挖掘和学习深层特征，具备精度高、鲁棒性强等优点。文献[64]将图卷积网络与注意力机制相融合，建立了频率预测模型，具有良好的预测精度和适应拓扑变化的能力。

人工智能方法的优势在于其对大数据的分析能力，但这类方法大多为黑箱模型，难以解析其内部逻辑，并且数据的质量对分析结果影响很大。而在电力系统实际运行中，普遍存在着人们已经研究证实的大量物理规律，将这些物理方法与人工智能方法相结合，能达到扬长避短，优势互补的效果<sup>[65]</sup>。文献[66]针对电力系统的频率稳定性评估问题，将极限学习机与频率响应模型相结合，实现了物理模型与人工智能方法的融合应用，表现出了良好的可靠性。还有研究利用数据驱动与物理模型相结合的方法，在小容量样本情况下，实现了频率动态响应预测，并且具有较高的精度和泛化能力<sup>[67]</sup>。

综上所述，在电力系统频率安全评估领域，人工智能方法的应用已经成为当下研究的主流方向。人工智能方法具有强大的数据分析和预测能力，能

够快速准确地分析数据之间的联系, 十分适合电力系统暂态频率稳定的在线评估。由于人工智能方法多为黑箱模型, 难以解析其内部机理。因此, 探究人工智能方法的可解释性, 更科学高效地分析电力系统频率安全问题, 仍有待研究。

## 4 电力系统频率紧急控制

在电力系统的频率安全问题中, 频率安全评估主要用于判断系统受扰后的暂态频率稳定情况, 而频率紧急控制则负责使系统频率恢复稳定。当系统受到较大扰动后, 若一次与二次调频无法使系统频率恢复到安全范围内时, 就需要采取紧急控制措施, 这是电力系统故障后为防止频率失稳的最后防线, 其主要措施包括低频减载和高频切机, 在保障电力系统安全稳定运行的过程中有着至关重要的作用。

### 4.1 低频减载

目前, 针对低频减载的研究已经比较成熟, 常用的算法主要包括: 传统法、半适应法、自适应法以及计算机辅助算法<sup>[68]</sup>。

#### 4.1.1 传统法

传统法是目前应用最为广泛的低频减载方法, 当频率下降到整定值时, 继电器会多轮逐次动作进行负荷切除, 直至频率恢复稳定。并且, 为保证频率恢复安全稳定地进行, 通常会加入长延时的特殊轮次<sup>[69]</sup>。

传统法整定方法简单, 设备维护成本低, 但其主要依赖专家经验以及系统仿真, 并且只能离线进行整定。此外, 传统法通常采用系统可能出现最严重的功率缺额进行整定, 这很容易导致切除的负荷过多。针对传统法存在的不足, 也有很多研究提出了不同的改进措施。文献<sup>[70]</sup>在传统逐渐减载的基础上, 提出了一种连续低频减载方案, 更有利于保障供电可靠性。文献<sup>[71]</sup>通过建立数学模型, 优化了各负荷点的最优减载量, 提高了系统稳定性。此外, 有研究将配网负荷特性纳入规划模型中, 探究了其对于低频减载过程的影响, 优化了切除轮次的执行方案, 达到改善减载过程时效性与可靠性的目的<sup>[72]</sup>。

#### 4.1.2 半适应法

半适应法以传统法为基础, 进一步改进了整定方式。其引入电力系统的频率变化率这一参数, 利用频率的变化快慢估计功率缺额的大小, 以此来确定负荷的切除量。当系统频率下降至设定频率时, 频率变化越快, 则负荷被切除的越多。文献<sup>[73]</sup>利

用频率一阶导数对功率缺额进行估算, 提出了一种半自适应低频减载方法。为探寻半自适应方案的最优设置, 还有研究提出建立混合整数规划模型的方法, 并综合考虑多种影响因素, 有效提高了减载能力<sup>[74]</sup>。

与传统法相比, 半适应法在应对小功率缺额情况时有着更好的减载效果, 但由于半适应法采用的频率变化率整定方法仅应用于首轮的负荷切除, 其余轮次与传统法的整定方法一致, 所以在应对大功率缺额时, 依然无法改善传统法的不足之处。

#### 4.1.3 自适应法

自适应法的基础是频率微分与系统频率响应模型, 根据初始的系统频率变化率来计算功率缺额, 得到切负荷量并分配到各个切除轮次中。其通过频率响应模型得到频率变化率, 并以此确定有功缺额, 关系如下:

$$\left. \frac{df}{dt} \right|_{t=0} = \frac{P_{\text{step}}}{2\delta} \quad (12)$$

式中:  $f$  表示系统频率;  $P_{\text{step}}$  为有功功率缺额;  $\delta$  是惯性常数。利用上式可得到系统的功率缺额, 以此来确定系统所需的切负荷量<sup>[75]</sup>。广域测量系统的大范围部署也为自适应法的实现奠定了基础, 它能够快速收集电力系统的运行数据, 以此为依据进行功率缺额的计算, 能够有效提高结果的准确性<sup>[76]</sup>。文献<sup>[77]</sup>利用本地测量数据估算频率变化率, 提出了一种无需实时通信的自适应减载方法。还有研究将灰色关联分析法与自适应法相结合, 更加合理分配减载顺序, 有利于更稳定、经济的恢复系统频率<sup>[78]</sup>。

相比于传统法和半适应法, 自适应法对功率缺额的计算更加准确, 能够有效改善过切和欠切的情况。但这种方法对系统初始频率变化率的测量精度要求十分苛刻, 在实际应用中, 通常存在较大扰动, 很难实现准确测量<sup>[79]</sup>。

#### 4.1.4 计算机辅助算法

随着信息采集与数据处理技术的不断提高, 以及机器学习方法的快速发展, 将计算机相关技术与传统方法相结合已经成为解决低频减载问题的重要手段。目前, 在低频减载领域常用的计算机方法主要包括: 模糊理论、遗传算法以及神经网络等。

模糊控制是一种基于模糊数学理论的控制方法, 利用隶属度理论建立模糊控制规则, 其实质是一种非线性控制技术, 具有较强的鲁棒性。有研究表明, 将模糊控制理论运用到低频减载策略中, 能

够有效提高功率缺额的计算准确性<sup>[80]</sup>。

遗传算法是一种基于仿生学的控制方法,通过模拟生物进化的进程,演算出目标问题的最优解。文献[81]将灰色关联分析与遗传算法相结合,并引入潮流转移参数作为优化目标之一,优化了低频减载方案。还有研究提出了基于阿基米德优化算法的低频减载方案,能够有效保证系统稳定,并具有良好的恢复速度<sup>[82]</sup>。

神经网络则是模拟人脑神经元的工作方式,通过数据训练,建立输入层、隐含层和输出层之间的关系,具有很强的非线性拟合和数据预测能力。在低频减载中,功率缺额的大小是判断切除负荷量的重要依据,利用神经网络对系统功率缺额进行预测,能够为减载方案提供有力的数据支撑<sup>[83]</sup>。还有研究通过融合应用神经网络与遗传算法两种方法,在保证系统稳定的前提下,实现了负荷切除量的降低<sup>[84]</sup>。

## 4.2 高频切机

与低频减载相比,对于高频切机的研究相对较少,缺少系统性的算法和相关整定标准,通常是在实际工况运行中汲取经验,或者进行系统仿真探索切机方案。目前,我国电力系统已经完成了大电网之间的互联互通,并随着特高压直流输电以及柔性直流输电等技术的不断突破,各地区的资源优化配置将会变得愈发合理,这也有利于充分利用各地区资源,但也对电力系统稳定提出了新的问题。当特高压联络线发生故障时,极易造成供需不平衡,导致电力系统频率失稳。针对这一问题,有研究通过分析异步互联状况下的电力系统频率特性,对相应的高频切机方案进行优化,减少了切机数量,使系统更加稳定<sup>[85]</sup>。

虽然目前电网互联的范围已经十分广泛,但仍存再与主网关联薄弱的地区,这些地区在受到严重电力系统故障的冲击下,很容易发生与主网解列状况,导致区域电网成为孤立电网,抗扰动能力将大幅降低。鉴于这些问题,已有研究对高频切机中的风险进行了量化分析,并针对孤网系统中出现的频率失稳故障,对高频切机策略进行改进,提高了系统的稳定性与经济性<sup>[86]</sup>。

## 4.3 高比例可再生能源电力系统的频率紧急控制

目前,建设以新能源为主体的电力系统是我国今后发展的重要方向,可再生能源发电在电网中的比例将会日益提高,但新能源出力受众多因素限制,其不确定性对电力系统的频率安全稳定有着很大影

响。此外,随着新能源机组的大规模并网,系统惯量逐渐下降,也会导致系统的频率抗扰动能力进一步降低<sup>[87]</sup>。通过分析高新能源占比电网与传统电网的频率特性,探索适合新能源电力系统的频率紧急控制策略,才能在可再生能源的高渗透场景下,有效保障电力系统的安全稳定运行<sup>[88]</sup>。

### 4.3.1 高比例水电系统的频率紧急控制

得益于我国丰富的水力资源,在我国电力系统中,水力发电的发电量占比常年保持在第2位,仅次于火力发电。目前,水力发电技术已经十分成熟,具有污染小、效率高等优点,是我国重要的能源来源。相比于其它类型的可再生能源,水力发电相对稳定,系统可靠性较高。但由于水流的特性,其产生的水锤效应对水电站的潜在威胁不可忽视,随着水电占比的提高,电网频率偏移也会增大<sup>[89]</sup>。有研究指出,利用风机补偿水轮机,能够在一定程度上降低水锤效应造成的频率反调影响<sup>[90]</sup>。除此之外,我国水电资源的地理分布与用电需求不匹配,通常需要利用特高压超远距离输电技术进行电力输送,电网的互联复杂程度不断提高,这无疑增大了系统的频率失稳风险。鉴于上述情况,已有研究针对高比例水电送端系统的直流闭锁、频率震荡等问题展开分析,并提出了相应的紧急保护策略<sup>[91]</sup>。

总体而言,合理运用水电资源参与电力系统频率紧急控制,有利于提高电力系统的稳定性。但由于水电系统本身存在水锤效应等问题,其带来的安全隐患也应当重视。针对水力发电特性,优化频率紧急控制参数,并充分考虑特高压直流输电的影响,才能保障高比例水电系统的安全稳定运行。

### 4.3.2 大规模风电并网系统的频率紧急控制

近年来,我国风电并网规模得到了前所未有的提升,风力发电量占比仅次于水力发电,是我国电力系统的重要能源来源。风能是非常清洁的可再生能源,大力发展风力发电技术,是实现电力系统“双碳”目标的重要途径。但是,风电并网也会给电力系统带来诸多挑战,风电具有很强的波动性,所以对电网的电压、频率稳定均会产生影响。同时,风力发电十分依赖电力电子设备,会造成一定程度的谐波污染<sup>[92]</sup>。已有研究通过分析大规模风电并网对系统频率特性的影响,实现了低频减载策略的优化,更加契合高风电渗透的状况,为频率紧急控制策略提供了模型支撑<sup>[93]</sup>。此外,由于我国风力发电厂大多建设在偏远地区,也需要高压直流输送电力,同

时, 这些地区电网分布相对薄弱, 容易发生电网孤立运行, 影响系统稳定。文献[94]针对含高比例风电系统的送端电网频率升高的问题, 采用线性插值法和摄动法, 优化了高频切机方案。

总的来说, 风力发电波动性大, 不确定因素多, 更容易破坏电力系统的供需平衡, 进而威胁系统的频率稳定。同时, 风电系统中装配了大量电力电子器件, 系统惯量水平低, 难以保证电力系统的频率安全。因此, 综合考虑风电系统的电力电子特性和发电输出的不确定性, 制定科学的频率紧急控制策略, 仍需更加深入的研究。

### 4.3.3 电动汽车参与的电力系统频率紧急控制

随着电动汽车的飞速发展, 在我国的保有量日益增加, 并且得益于电动汽车在分布储能以及快速充放电等技术上的优势, 如何将其与现有电力系统协同调节已经成为众多学者的研究焦点。文献[95]提出利用电动汽车参与风电机组的调度, 能有效缓解风力发电的不确定性, 进而提高系统稳定性。还有研究发现, 将电动汽车作为分布式储能设备, 参与到电力系统低频减载策略中, 能有效提高频率稳定性<sup>[96-97]</sup>。但在电动汽车给参与系统低频减载调节过程中, 通常会损失大量电能。因此, 如何快速恢复汽车电量, 降低对用户使用的影 响, 也是十分重要的问题。针对这一问题, 有研究提出了电动汽车参与低频减载后的多阶段负荷恢复策略, 降低了汽车充电导致的二次频率扰动影响<sup>[98]</sup>。

综上所述, 电动汽车发展前景广阔, 其对电力系统的影响已不容忽视, 若能充分利用电动汽车的储能特性, 参与电力系统的频率紧急控制, 势必为电力系统的稳定运行提供有力保障。

## 4.4 基于人工智能的电力系统频率紧急控制

随着新能源发电占比的不断升高, 电力系统的结构也越来越复杂。数据规模的 增长, 使得传统方法的局限性愈发明 显, 利用人工智能技术分析并解决电力系统的现实问题, 必然成为今后研究的焦点。深度学习和强化学习均是人工智能技术的热点研究领域, 已经在众多领域展现出解决复杂系统问题的独特优势。目前, 利用深度学习评估电力系统稳定性的研究已经取得一些成果, 但强化学习在电力系统的应用研究依然较少。

### 4.4.1 深度强化学习

与深度学习不同, 强化学习是一种无监督学习, 通过智能体与环境之间的交互“试错”, 学习不

同动作带来的价值, 从而探索出目标问题的最优策略, 通常由马尔可夫决策过程表述, 如图 9 所示。

其中, 智能体是研究的主体, 环境则为智能体所处的规则与机制, 智能体根据当前环境的状态及选择下一步的动作, 而环境则反馈给智能体本次动作的奖励, 并更新状态。强化学习的目标是通过不断循环学习, 使得累计奖励值最大, 即最大化回报<sup>[99]</sup>。

传统的强化学习方法虽然具有良好的决策能力, 但难以处理高维数据, 而深度学习具有强大的特征提取能力。因此, 将两种方法相结合, 便形成了深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL), 利用深度学习对高维特征空间降维处理, 再通过强化学习探索优化策略<sup>[100]</sup>。目前, 深度强化学习主要包括值函数算法与策略梯度算法。

值函数算法通过深度学习拟合动作价值函数, 并以此为依据选择动作, 给出最优策略, 常用于解决离散动作问题。常见的值函数算法有深度 Q 网络(deep Q-network, DQN)、双重深度 Q 网络(double deep Q-network DDQN)、深度循环 Q 网络(deep recurrent Q-network, DRQN)、竞争构架 Q 网络(dueling deep Q-network, DU-DQN)等<sup>[101]</sup>。其中最具有代表性的便是 DQN, 将神经网络与经典的 Q 学习算法相结合, 利用全连接网络或卷积网络预测 Q 值, 极大提高了 Q 学习算法对高维数据问题的处理能力。此外, DQN 采用了经验回放机制, 能够高效地利用训练得到的经验<sup>[102]</sup>。

策略梯度算法则是将策略进行参数化, 通过深度学习技术训练得到最优的策略函数, 常用的算法有带基线的 REINFORCE、深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)、advantage actor-critic(A2C)、置信域策略优化(trust region policy optimization, TRPO)等。其中, DDPG 能够用于解决连续动作空间问题, 是目前最常用的连续控制算法, 其属于“演员-评论家”结构, 由策

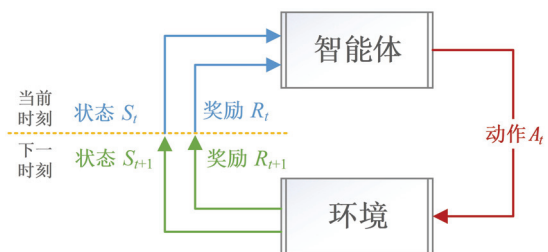


图 9 强化学习基本过程

Fig.9 Basic process of reinforcement learning

略网络和价值网络组成, 策略网络负责给出动作, 价值网络则为动作打分, 通过不断训练改进策略网络[103]。

#### 4.4.2 基于深度强化学习的频率紧急控制研究

深度强化学习已经在很多领域展现出了强大的策略优化能力, 若将其应用于频率紧急控制的策略优化选择中, 势必能为电力系统的紧急控制决策提供有效的数据支撑与优质策略建议。目前已有学者着手于深度强化学习在电力系统频率控制领域的应用, 但相关研究仍然较少。文献[104]通过分布式强化学习方法, 降低了价值函数的估计误差, 从而增强频率紧急控制性能。文献[105]基于 DDPG 算法, 提出适用于多场景的频率紧急控制策略, 表现出良好的泛化能力。此外, 还有研究将深度强化学习用于微电网的频率控制中, 提高了控制策略的经济性和鲁棒性[106]。本文基于深度强化学习, 提出一种频率紧急控制研究框架, 如图 10 所示。

该研究框架主要分为两部分, 即深度强化学习环境构建以及智能体的训练: 环境规则的构建可以利用仿真软件来实现, 例如 BPA、PSASP、PSS/E、Simulink 等等; 而智能体的训练则通过 Python 或 Matlab 完成。在 Python 环境中, 常用的强化学习库有 OpenAI Gym、Keras-RL、Ray RLlib、Stable-Baselines3、TensorFlow Agents、TorchRL 等。Matlab 中也集成了用于创建智能体的强化学习工具箱, 能够与 Simulink 构建的环境实现集成交互训练。

在该强化学习框架中, 首先要建立电力系统仿真模型, 设置电力系统的故障情况, 并基于系统参数信息, 构建强化学习的动作空间和约束条件。在此基础上, 建立智能体模型和仿真模型的通信渠道, 实现智能体与环境的交互。强化学习智能体负责给出切机或切负荷的动作策略, 并将动作策略数据输出送给强化学习环境。仿真模型对当前电力系统参数进行更新, 得出该次动作后的频率数值等相关信息。构建强化学习环境时, 还需定义奖励函数, 以此衡量动作策略的优劣。在频率紧急控制中, 可以根据当前频率安全状况以及系统动作导致发电机或负荷的损失情况来定义奖励函数。最后, 根据奖励机制对每次动作给出反馈, 并将历史样本数据存储到经验池。通过不停的交互训练, 优化改进深度强化学习智能体, 提高决策质量, 使其满足电力系统频率紧急控制的需求。

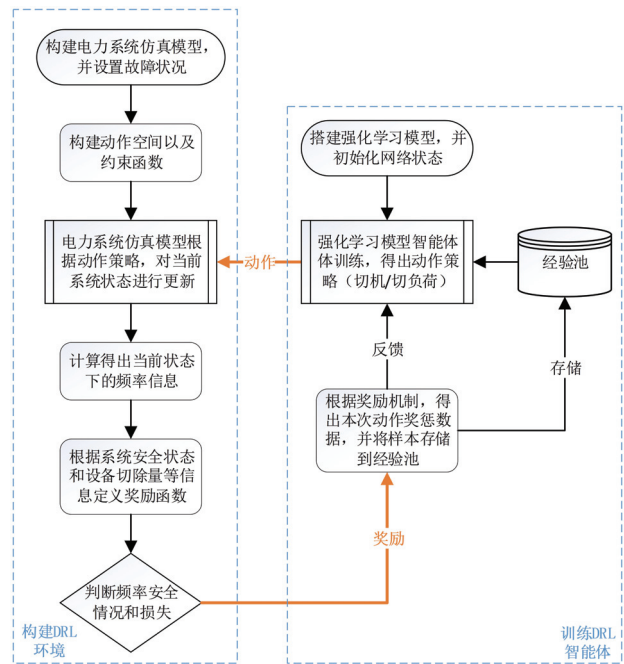


图 10 基于深度强化学习的频率紧急控制研究框架

Fig.10 Research framework of frequency emergency control based on deep reinforcement learning

## 5 新型电力系统频率安全研究展望

随着“双碳”目标的深入推进, 建设以新能源为主体的新型电力系统是我国可持续发展的必经之路。届时, 电力系统将呈现高比例可再生能源、高比例电力电子设备等特征, 这势必对电力系统稳定性带来诸多挑战。下面将从频率安全评估与频率紧急控制两个方面分析电力系统所面临的挑战, 并提出未来的研究展望。

### 5.1 频率安全评估面临的挑战与研究展望

在新型电力系统中, 可再生能源为主体, 其发电状况受环境、天气等因素影响较大, 具有较大的不确定性, 很容易发生供需不平衡现象, 对系统频率产生冲击。与此同时, 新型电力系统中拥有过大规模的电力电子设备, 使得系统惯量下降严重, 能否应对可能发生的频率波动, 将是新型电力系统面临的巨大挑战。在未来的研究中, 可以着手于系统惯量的实时估计, 并量化研究其对频率波动的承受能力, 建立其与频率稳定的联系, 当系统惯量不足时, 便能够提前发出预警。在此基础上, 还可以进一步探究如何利用储能技术提升系统惯量, 提高系统应对频率波动的能力。

新型电力系统的复杂程度进一步提高, 而传统评估方法难以处理如此庞大的数据量, 若进行快速

准确地暂态频率稳定评估, 深度学习无疑是当前的最优选择。虽然学者们已经通过研究证明了部分深度学习模型的应用价值与潜能, 但仍有很多人工智能的方法没有被开发利用, 并且在实际工况应用中仍然缺乏经验。因此, 探索高效可靠的人工智能方法仍是未来研究的重点。除此之外, 完善评价指标也是至关重要的研究内容, 评价指标的优劣直接关系到整个评估模型的实用性和可靠性。当前研究已经提出稳定裕度预测、漏判率、误判率等评价指标, 但目前的评价指标体系仍不完备。继续深入探究评价指标与原始数据样本的内在联系, 建立更加具有实用性的评价指标, 完善评估体系, 才能提高电力系统稳定性评估的可靠性及其工程应用价值。总之, 如何建立完备的评价指标体系, 并且利用深度学习准确高效地对电力系统进行稳定性评估, 依然是日后电力系统频率安全研究的重要方向。

鉴于常用的深度学习模型大多为黑箱模型, 人们难以解释其内部机理, 无法解析训练数据与预测结果之间的联系。在实际应用中, 尽管深度学习能够依靠数据给出相对准确的评估结果, 但很难给出可解释的理论指导, 这就导致模型可信程度大大降低。因此, 探究深度学习在电力系统的频率安全评估中的可解释性, 也将是未来研究中不可或缺的一环。只有建立具有可解释性的深度学习评估模型, 才能为电力系统频率安全问题提供有力的理论依据, 提高评估的可信度, 进一步促进人工智能技术在实际工程中的发展与应用。

由于高比例可再生能源的广泛接入, 电力系统的运行方式发生了翻天覆地的变化, 系统安全问题涉及的因素也随之增多。在这种情况下, 频率安全与暂态功角稳定、电压稳定、振荡稳定等因素的交互作用也可能发生改变。因此, 以多种稳定性的交叉影响为出发点, 探索解决多维度电力系统稳定问题的人工智能方法, 实现频率、电压、功角等安全问题的一体化评估模式, 无疑将成为未来研究的重要方向。

## 5.2 频率紧急控制面临的挑战与研究展望

在频率紧急控制方面, 随着电力系统的可再生能源占比与电力电子设备规模的不断提高, 系统的组成与结构都有了翻天覆地的变化, 紧急控制策略必须与时俱进, 才能为频率安全提供有效的保障, 这势必会给电力系统频率紧急控制带来更大的挑战。在这样的情况下, 传统的控制策略越来越难以

适应电力系统的变化, 而人工智能方法独特的研究思维则为频率紧急控制提供了崭新的研究道路。目前, 人工智能方法已经渗透到了各个研究领域当中, 但在电力系统频率紧急控制中还鲜有研究。深度强化学习具有强大的学习探索能力, 十分适合用于控制策略优化, 通过建立深度强化学习模型, 使电力系统环境与决策智能体进行交互学习, 运用计算机强大的算力来探索优质的频率紧急控制策略, 能够有效应对电力系统的复杂变化。由此可见, 利用人工智能方法, 尤其是深度强化学习探索最优的频率紧急控制策略, 必然成为电力系统频率安全研究的重中之重。

在深度强化学习技术的运用过程中, 由于其训练速度较慢, 数据训练所需的时间很长, 而且在系统运行情况变化时, 还需增加相关数据量, 进一步延长训练时间, 这使得深度强化学习的在线应用十分困难。在未来的研究中, 还需在电力系统频率安全的理论基础上, 针对频率紧急控制这一特定问题, 进行深度强化学习的算法优化, 例如, 如何简化动作空间, 优化策略搜索方法等, 以此提高学习速度, 降低训练时间, 为强化学习的在线应用创造有利条件。

## 6 结论

电力系统的安全稳定运行是保障国家快速发展的基石, 面对突发情况, 能够快速准确的评估并控制电力系统的失稳情况是至关重要的。随着电力系统中新能源比例的扩大以及特高压直流输电技术的不断发展, 电网运行结构越来越复杂, 这都对电力系统频率安全的评估与控制提出了更高的要求。本文以频率安全评估及紧急控制两个方向为出发点, 分别从传统方法与人工智能方法的应用情况分析研究现状。目前, 电力系统暂态频率稳定的评估方法主要分为时域仿真法、线性化模型法、直接法、单机等值模型法、人工智能法等。频率紧急控制方法主要包含高频减载和低频切机两个方向, 常用的低频减载算法主要有传统法、半适应法、自适应法以及计算机辅助算法, 而高频切机方向的研究相对较少, 大多需要根据实际情况与相关经验来确定方案。此外, 本文还针对高比例可再生能源电力系统的频率安全问题, 从惯量估计、超低频振荡、暂态频率稳定评估、频率紧急控制等方面的研究现状进行了分析。面对当前愈发复杂的电力系统, 相比传统方法, 以深度学习和强化学习为主的人工智能方

法凭借着其强大的计算、预测能力,已经在频率安全评估的准确率及快速性上显现出了很强的优势,但在频率紧急控制方面的应用研究仍然很少,还需要进一步探索。最后,本文归纳了新型电力系统在频率安全与紧急控制方面所面临的挑战,并提出未来的研究展望,期望为电力系统频率安全评估与紧急控制相关问题的研究提供参考。

## 参考文献 References

- [1] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 电力系统安全稳定导则: GB 38755—2019[S]. 北京: 中国标准出版社, 2019.  
State Administration for Market Regulation, Standardization Administration. Code on security and stability for power system: GB 38755—2019[S]. Beijing, China: Standards Press of China, 2019.
- [2] 吴滋坤, 张俊勃, 黄钦雄, 等. 基于非诚实牛顿法和雅可比迭代的电力系统时域计算隐式梯形积分交替求解算法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2864-2872.  
WU Zikun, ZHANG Junbo, HUANG Qinxiang, et al. An implicit trapezoidal integration alternating solution method based on dishonest newton method and Jacobian iteration for power system time-domain analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2864-2872.
- [3] 游文霞, 周子恒, 陈磊, 等. 基于 PSASP 的特高压直流与湖南受端交流系统相互影响研究[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(3): 18-24.  
YOU Wenxia, ZHOU Ziheng, CHEN Lei, et al. Study on mutual influences between UHVDC and the receiving-end AC system in Hunan based on PSASP[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(3): 18-24.
- [4] 李振奎, 甘德强, 栾某德, 等. 基于全状态模型的自同步电压源并网系统频率稳定分析[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 182-192.  
LI Zhenyao, GAN Deqiang, LUAN Moude, et al. Frequency stability analysis based on full state model in autonomous-synchronization voltage source interfaced power system[J]. Electric Power, 2023, 56(5): 182-192.
- [5] 戴汉扬, 汤涌, 宋新立, 等. 电力系统动态仿真数值积分算法研究综述[J]. 电网技术, 2018, 42(12): 3977-3984.  
DAI Hanyang, TANG Yong, SONG Xinli, et al. Review on numerical integration algorithms for dynamic simulation of power system[J]. Power System Technology, 2018, 42(12): 3977-3984.
- [6] 卫志农, 朱梓荣, 赵静波, 等. 电力系统半线性与全线性最优潮流模型[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 107-114.  
WEI Zhinong, ZHU Zirong, ZHAO Jingbo, et al. Semi-linearized model and full-linearized model of optimal power flow in power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 107-114.
- [7] BISKAS P N, BAKIRTZIS A G, MACHERAS N I, et al. A decentralized implementation of DC optimal power flow on a network of computers[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1): 25-33.
- [8] FATEMI S M, ABEDI S, GHAREHPETIAN G B, et al. Introducing a novel DC power flow method with reactive power considerations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 3012-3023.
- [9] 陈星, 黄天啸, 吴翔宇, 等. 考虑系统故障响应轨迹的交直流混联电力系统暂态能量计算方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(9): 102-109.  
CHEN Xing, HUANG Tianxiao, WU Xiangyu, et al. Transient energy calculation method of AC-DC hybrid power system considering post-fault trajectory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(9): 102-109.
- [10] JIANG Ningqiang, CHIANG H D. Energy function for power system with detailed DC model: construction and analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 3756-3764.
- [11] 邵美阳. 基于深度置信网络的电力系统暂态稳定评估[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.  
SHAO Meiyang. Transient stability assessment of power system based on deep belief network[D]. Beijing, China: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [12] 张英敏, 彭泽峰, 彭乔, 等. 预测新能源接入电网受扰后频率最低点的通用 ASF 模型[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1788-1797.  
ZHANG Yingmin, PENG Zefeng, PENG Qiao, et al. Generic ASF model of new-energy-integrated power grid for frequency nadir estimation under disturbance[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1788-1797.
- [13] 鞠平, 秦川, 罗建裕, 等. 现代电力系统频率安全分析与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2022.  
JU Ping, QIN Chuan, LUO Jianyu, et al. Frequency security analysis and control of modern power systems[M]. Beijing, China: Science Press, 2022.
- [14] SUSANTO J, FERREIDOUNI A, MANCARELLA P, et al. Closed-form solutions for a low-order system fast frequency response model[C]//2021 IEEE Madrid PowerTech. Madrid, Spain: IEEE, 2021: 1-6.
- [15] 周海强, 鲁锦文, 薛峰, 等. 计及风电综合惯性控制的电力系统扩展频率响应模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 198-205.  
ZHOU Haiqiang, LU Jingwen, XUE Feng, et al. Extended frequency response model for power system considering wind power synthetic inertia control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 198-205.
- [16] SIGRIST L, ROUCO L. An induction motor model for system frequency response models[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2017, 27(11): e2413.
- [17] 刘翔宇, 李晓明, 朱介北, 等. 新型电力系统的频率响应模型综述及展望[J]. 南方电网技术, 2022, 16(10): 38-47.  
LIU Xiangyu, LI Xiaoming, ZHU Jiebei, et al. Review and prospect on frequency response models of new power system[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(10): 38-47.
- [18] 张武其, 文云峰, 迟方德, 等. 电力系统惯量评估研究框架与展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(20): 6842-6855.  
ZHANG Wuqi, WEN Yunfeng, CHI Fangde, et al. Research framework and prospect on power system inertia estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(20): 6842-6855.
- [19] 贾焦心, 杨添淇, 颜湘武, 等. 电力电子并网装备等效惯量评估研究进展[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(9): 3-10.  
JIA Jiaoxin, YANG Tianqi, YAN Xiangwu, et al. Research progress on equivalent inertia estimation of grid-connected power electronic devices[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(9): 3-10.
- [20] HEYLEN E, TENG F, STRBAC G. Challenges and opportunities of inertia estimation and forecasting in low-inertia power systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 147: 111176.
- [21] ZOGRAFOS D, GHANDHARI M, ERIKSSON R. Power system inertia estimation: utilization of frequency and voltage response after a disturbance[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 161: 52-60.
- [22] 任凯奇, 张东英, 黄越辉, 等. 基于新能源出力比例的大规模系统惯量估计[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1307-1315.  
REN Kaiqi, ZHANG Dongying, HUANG Yuehui, et al. Large-scale system inertia estimation based on new energy output ratio[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1307-1315.
- [23] 周涛, 陈中, 王毅, 等. 计及异步电机频率响应的电力系统最低惯量评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 22-31.  
ZHOU Tao, CHEN Zhong, WANG Yi, et al. Evaluation of minimum inertia in power systems considering frequency response of induction machines[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 22-31.
- [24] 李元臣, 文云峰, 叶希, 等. 基于多新息辨识的电力系统节点惯量估计方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(8): 89-95.

- LI Yuanchen, WEN Yunfeng, YE Xi, et al. Estimation method of power system nodal inertia based on multi-innovation identification[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(8): 89-95.
- [25] SHI X L, RUAN G R, LU H Y, et al. Analysis of ultra-low frequency oscillation in hydro-dominant power system and suppression strategy by GPSS[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2023, 59(3): 2796-2806.
- [26] TANG F, ZHANG Y D, LIANG X B, et al. Study on stability margin of ultra-low frequency oscillation in hydropower system[J]. *Energy Reports*, 2023, 9(S8): 41-48.
- [27] CHEN G, LIU C, FAN C W, et al. Research on damping control index of ultra-low-frequency oscillation in hydro-dominant power systems[J]. *Sustainability*, 2020, 12(18): 7316.
- [28] 周子超, 吴水军, 束洪春, 等. 含有调速器多死区环节的风水火系统频率稳定分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(5): 1-11. ZHOU Zichao, WU Shuijun, SHU Hongchun, et al. Frequency stability analysis of a wind-hydro-thermal system with a governor multi-dead-zone link[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(5): 1-11.
- [29] 皇甫成, 邱婷, 梁吉, 等. 一种考虑电力系统频率安全的新能源并网限值评估方法[J]. *电网与清洁能源*, 2021, 37(2): 85-90, 98. HUANGFU Cheng, QIU Ting, LIANG Ji, et al. A sustainable energy penetration limit evaluation method considering power system frequency security[J]. *Power System and Clean Energy*, 2021, 37(2): 85-90, 98.
- [30] 颜湘梁, 梁白雪, 贾焦心, 等. 高渗透率光伏并网对系统暂态频率稳定性影响的量化评估[J]. *可再生能源*, 2022, 40(9): 1232-1240. YAN Xiangliang, LIANG Baixue, JIA Jiaoxin, et al. Quantitative evaluation of transient frequency stability of high permeability photovoltaic grid connected system[J]. *Renewable Energy Resources*, 2022, 40(9): 1232-1240.
- [31] 李相俊, 胥国毅, 赵珊珊, 等. 大型储能电站建模与应用展望[J]. *高电压技术*, 2024, 50(6): 2397-2409. LI Xiangjun, XU Guoyi, ZHAO Shanshan, et al. Modeling and application prospect of large-scale energy storage power station[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(6): 2397-2409.
- [32] WU Y C, FENG J W. Development and application of artificial neural network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 102(2): 1645-1656.
- [33] KHODAYAR M, LIU G Y, WANG J H, et al. Deep learning in power systems research: a review[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2021, 7(2): 209-220.
- [34] DENG F M, LUO W, WEI B Q, et al. A novel insulator defect detection scheme based on deep convolutional auto-encoder for small negative samples[J]. *High Voltage*, 2022, 7(5): 925-935.
- [35] 苗洛源, 彭勇刚, 胡丹尔, 等. 基于自编码器-受限时序卷积网络的数据驱动配电网无功优化策略[J]. *高电压技术*, 2024, 50(9): 4058-4068. MIAO Luoyuan, PENG Yonggang, HU Daner, et al. Data-driven reactive power optimization strategy of distribution network based on autoencoder constrained temporal convolutional networks[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(9): 4058-4068.
- [36] 余萍, 曹洁. 深度学习在故障诊断与预测中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(3): 1-18. YU Ping, CAO Jie. Deep learning approach and its application in fault diagnosis and prognosis[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(3): 1-18.
- [37] 赵冬梅, 王闯, 谢家康, 等. 考虑惯量中心频率偏移的自编码器暂态稳定评估[J]. *电网技术*, 2022, 46(2): 662-670. ZHAO Dongmei, WANG Chuang, XIE Jiakang, et al. Transient stability assessment of auto encoder considering frequency shift of inertia center[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(2): 662-670.
- [38] CHEN Z Y, LI W H. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(7): 1693-1702.
- [39] LI B Q, WU J Y. Adaptive assessment of power system transient stability based on active transfer learning with deep belief network[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 20(2): 1047-1058.
- [40] WANG W Z, WANG Z W, LIU X, et al. Frequency response mode prediction of power system after large disturbances based on deep belief neural network[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 113653-113666.
- [41] 仇怡超, 闻达, 王晓茹, 等. 基于深度置信网络的电力系统扰动后频率曲线预测[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(17): 5095-5104. ZHANG Yichao, WEN Da, WANG Xiaoru, et al. A method of frequency curve prediction based on deep belief network of post-disturbance power system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(17): 5095-5104.
- [42] 赵杰, 张春元, 刘超, 等. 递归最小二乘循环神经网络[J]. *自动化学报*, 2022, 48(8): 2050-2061. ZHAO Jie, ZHANG Chunyuan, LIU Chao, et al. Recurrent neural networks with recursive least squares[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(8): 2050-2061.
- [43] WANG H, RICARDEZ-SANDOVAL L A. Dynamic optimization of a pilot-scale entrained-flow gasifier using artificial recurrent neural networks[J]. *Fuel*, 2020, 272: 117731.
- [44] LI B Q, WU J Y, HAO L L, et al. Anti-jitter and refined power system transient stability assessment based on long-short term memory network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 35231-35244.
- [45] 吴嘉华, 王怀远. 结合长短期记忆网络的电力系统功率缺额预测方法[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(6): 727-732. WU Jiahua, WANG Huaiyuan. A method for forecasting the power deficit of power system based on long short-term memory[J]. *Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition)*, 2020, 48(6): 727-732.
- [46] LI Z W, LIU F, YANG W J, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(12): 6999-7019.
- [47] ZHOU D X. Theory of deep convolutional neural networks: downsampling[J]. *Neural Networks*, 2020, 124: 319-327.
- [48] 李栎苏, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于改进残差网络的两阶段电力系统频率安全多级预警[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(1): 22-34. LI Lusu, WU Junyong, LI Baoqin, et al. Two-stage multi-level early warning for power system frequency safety based on improved residual network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(1): 22-34.
- [49] WU J Y, LI L S, SHI F S, et al. A two-stage power system frequency security multi-level early warning model with DS evidence theory as a combination strategy[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 143: 108372.
- [50] JING Q Z, YAN J, WANG Y X, et al. A novel method for small and unbalanced sample pattern recognition of gas insulated switchgear partial discharge using an auxiliary classifier generative adversarial network[J]. *High Voltage*, 2023, 8(2): 368-379.
- [51] 米阳, 卢长坤, 申杰, 等. 基于条件生成对抗网络的风电功率极端场景生成[J]. *高电压技术*, 2023, 49(6): 2253-2263. MI Yang, LU Changkun, SHEN Jie, et al. Wind power extreme scenario generation based on conditional generative adversarial network[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(6): 2253-2263.
- [52] LI F, WANG Q, TANG Y, et al. Hybrid analytical and data-driven model based instance-transfer method for power system online transient stability assessment[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2024, 10(4): 1664-1675.
- [53] ZHOU Y Z, GUO Q L, SUN H B, et al. A novel data-driven approach for transient stability prediction of power systems considering the operational variability[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 107: 379-394.

- [54] 李保罗, 孙华东, 张恒旭, 等. 基于两阶段迁移学习的电力系统暂态稳定评估框架[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(17): 176-185.  
LI Baoluo, SUN Huadong, ZHANG Hengxu, et al. Transient stability assessment framework of power system based on two-stage transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(17): 176-185.
- [55] ZHAN X W, HAN S, RONG N, et al. A hybrid transfer learning method for transient stability prediction considering sample imbalance[J]. Applied Energy, 2023, 333: 120573.
- [56] CHEN Z Y, HE G L, LI J P, et al. Domain adversarial transfer network for cross-domain fault diagnosis of rotary machinery[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(11): 8702-8712.
- [57] 程凯, 彭小圣, 徐其友, 等. 基于特征选择与多层次深度迁移学习的风电场短期功率预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(2): 497-503.  
CHENG Kai, PENG Xiaosheng, XU Qiyu, et al. Short-term wind power prediction based on feature selection and multi-level deep transfer learning[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 497-503.
- [58] LI L S, WU J Y. Intelligent frequency safety prediction of power system via spectral residual and spatiotemporal attention correction[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2023, 150: 109057.
- [59] LI L S, WU J Y, ZHAO P J, et al. Online transient frequency safety prediction machine of power system based on time-feature attention module[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 38(4): 3952-3964.
- [60] WU J Y, LI L S. Power system frequency safety assessment scheme: multi-branch learning method based on ensemble full connection[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(3): 4805-4817.
- [61] 杜东来, 韩松, 荣娜. 基于时空图卷积网络和自注意力机制的频率稳定性预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(16): 4985-4995.  
DU Donglai, HAN Song, RONG Na. Frequency stability prediction method based on modified spatial temporal graph convolutional networks and self-attention[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 4985-4995.
- [62] 李峰. 数据-物理驱动的电网暂态稳定评估方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.  
LI Feng. Research of data-driven and physics-based combined method for power grid transient stability assessment[D]. Nanjing, China: Southeast University, 2021.
- [63] WANG Q, LI F, TANG Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4557-4568.
- [64] 李正文, 王祥旭, 丁奇力, 等. 基于模型-数据融合驱动的频率响应分析方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(5): 16-24.  
LI Zhengwen, WANG Xiangxu, DING Qili, et al. Model-data integration driven based frequency response analysis method[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(5): 16-24.
- [65] 张执超. 电力系统紧急状态下切负荷控制策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.  
ZHANG Zhichao. Study on load shedding strategy for power system under emergency situations[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2014.
- [66] 宋晓喆. 基于风险的电力系统暂态稳定评估与协调控制问题研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.  
SONG Xiaozhe. Risk-based research on power system transient stability assessment and coordination control[D]. Hangzhou, China: Zhejiang University, 2013.
- [67] LI C G, WU Y, SUN Y L, et al. Continuous under-frequency load shedding scheme for power system adaptive frequency control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(2): 950-961.
- [68] ELYASICHAMAZKOTI F, TEIMOURZADEH S, AMINIFAR F. Optimal distribution of power grid under-frequency load shedding with security considerations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 4110-4112.
- [69] 高剑, 朱童, 罗异, 等. 考虑配网负荷曲线特性的低频减载执行方案调整方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24): 159-167.  
GAO Jian, ZHU Tong, LUO Yi, et al. Adjustment method for a low frequency load shedding implementation scheme considering load curve characteristics of a distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(24): 159-167.
- [70] KETABI A, FINI M H. An underfrequency load shedding scheme for hybrid and multiarea power systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(1): 82-91.
- [71] BANIJAMALI S S, AMRAEE T. Semi-adaptive setting of under frequency load shedding relays considering credible generation outage scenarios[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(3): 1098-1108.
- [72] 冯海锋. 电力系统低频减载研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.  
FENG Haifeng. Research on under frequency load shedding of power system[D]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [73] 李顺, 廖清芬, 刘涤尘, 等. 基于WAMS的自适应低频减载动态优化策略[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 48-54.  
LI Shun, LIAO Qingfen, LIU Dichen, et al. WAMS based dynamic optimization of adaptive under-frequency load shedding[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 48-54.
- [74] SUN M Y, LIU G Y, POPOV M, et al. Underfrequency load shedding using locally estimated RoCoF of the center of inertia[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(5): 4212-4222.
- [75] 柏丹丹, 和敬涵, 王小君, 等. 基于灰色关联分析的自适应低频减载[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(6): 20-25.  
BAI Dandan, HE Jinghan, WANG Xiaojun, et al. Adaptive UFLS scheme based on Grey correlation analysis[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(6): 20-25.
- [76] 李静波. 低频减载在线整定系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.  
LI Jingbo. Online setting scheme system of under frequency load shedding[D]. Hangzhou, China: Zhejiang University, 2019.
- [77] 葛宜然, 葛愿, 黄超. 基于模糊控制器的孤岛微网低频减载策略研究[J]. 安徽工程大学学报, 2016, 31(5): 80-84.  
GE Yiran, GE Yuan, HUANG Chao. Study on underfrequency load shedding strategy for islanded microgrid based on fuzzy controller[J]. Journal of Anhui Polytechnic University, 2016, 31(5): 80-84.
- [78] 李鹏飞, 顾雪平, 杨超, 等. 考虑潮流转移对系统影响的低频减载方案优化[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(18): 156-163.  
LI Pengfei, GU Xueping, YANG Chao, et al. Optimization of low-frequency load shedding scheme considering the influence of power flow transferring on the power system[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(18): 156-163.
- [79] ROSLI H M, MOKHLIS H, MANSOR N N, et al. A binary archimedes optimization algorithm and weighted sum method for UFLS in islanded distribution systems considering the stability index and load priority[J]. Energies, 2023, 16(13): 5144.
- [80] 温兴禄, 陈振安, 卢恒光, 等. 电力系统频率扰动后的功率缺额预测方法[J]. 电气技术, 2020, 21(7): 20-23, 41.  
WEN Xinglu, CHEN Zhen'an, LU Hengguang, et al. Power deficit prediction method for power system after frequency disturbance[J]. Electrical Engineering, 2020, 21(7): 20-23, 41.
- [81] 陈军, 陆旭, 赵子涵, 等. 基于混合模型的优化低频低压减载方法研究[J]. 四川电力技术, 2021, 44(6): 17-20.  
CHEN Jun, LU Xu, ZHAO Zihan, et al. Research on optimal low-frequency and low-voltage load shedding method based on hybrid model[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2021, 44(6): 17-20.
- [82] 周智行, 石立宝, 陈义宣. 异步联网下云南电网高频切机优化配置方案[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(20): 86-93.  
ZHOU Zhihang, SHI Libao, CHEN Yixuan. Optimal configuration scheme of over-frequency generator tripping for Yunnan power grid of China with asynchronous interconnection[J]. Automation of Electric

- Power Systems, 2020, 44(20): 86-93.
- [83] 杨帆, 张志强, 赵书强, 等. 地区电网高频切机优化及与超速保护的配合[J]. 中国电力, 2013, 46(10): 35-40.  
YANG Fan, ZHANG Zhiqiang, ZHAO Shuqiang, et al. Configuration Scheme of over-frequency tripping and coordination with over-speed protection controller (OPC) of regional grid[J]. Electric Power, 2013, 46(10): 35-40.
- [84] 马宁嘉, 谢小荣, 孙谊嫔, 等. 新能源电力系统频率时空分布特性分析[J]. 高电压技术, 2024, 50(1): 406-413.  
MA Ningjia, XIE Xiaorong, SUN Yiqian, et al. Analysis of frequency space-time distribution characteristics of power systems with renewables[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 406-413.
- [85] CAI G W, ZHOU S Y, LIU C, et al. Hierarchical under frequency load shedding scheme for inter-connected power systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(1): 34.
- [86] 饶成骅. 风电补偿水电系统水锤效应的控制策略及电网频率特性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.  
RAO Chengjiao. Study on control strategy of wind power compensating for water hammer effect of hydropower system and frequency characteristics of power Grids[D]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University, 2018.
- [87] 朱博, 束洪春, 吴水军, 等. 风电调频补偿水锤效应的频率特性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 65-76.  
ZHU Bo, SHU Hongchun, WU Shuijun, et al. Analysis of frequency characteristics of water hammer effect compensated by wind power frequency modulation[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 65-76.
- [88] 王歆, 张怡, 王官宏, 等. 高比例水电送出系统超低频振荡风险及影响因素分析[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 206-212.  
WANG Xin, ZHANG Yi, WANG Guanhong, et al. Research on ultra-low frequency oscillation risk and influencing factors of high-ratio hydroelectric transmission system[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 206-212.
- [89] 胡雪峰. 含风电场电网的频率特性及高频切机策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.  
HU Xuefeng. Research on requence features and high-frequency generator tripping in the power grid including wind power[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2014.
- [90] 姜超, 蔡国伟, 杨冬锋, 等. 基于双馈风电机组频率响应解析模型的系统低频减载策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(21): 108-118.  
JIANG Chao, CAI Guowei, YANG Dongfeng, et al. Under-frequency load shedding strategy for power system based on analytical frequency response model of doubly-fed wind turbines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21): 108-118.
- [91] 谢宇峥, 张恒旭, 李常刚, 等. 考虑风电机组频率保护的送端电网有序高频切机策略[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 153-161.  
XIE Yuzheng, ZHANG Hengxu, LI Changgang, et al. Orderly over-frequency generator tripping strategy for sending-end power grid considering wind turbine frequency protection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 153-161.
- [92] ZHAO S H, LI K, YANG Z L, et al. A new power system active rescheduling method considering the dispatchable plug-in electric vehicles and intermittent renewable energies[J]. Applied Energy, 2022, 314: 118715.
- [93] LIU H, WANG B, WANG N, et al. Enabling strategies of electric vehicles for under frequency load shedding[J]. Applied Energy, 2018, 228: 843-851.
- [94] LIU H, PAN H L, WANG N, et al. Robust under-frequency load shedding with electric vehicles under wind power and commute uncertainties[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3676-3687.
- [95] LUO Z Q, LIU H, ZHAO T Y, et al. A multi-stage sequential load restoration method for under-frequency load shedding with electric vehicles participation[J]. Energy Reports, 2023, 9: 95-102.
- [96] 王树森, 黎彧君, 张志华. 深度强化学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2022.  
WANG Shusen, LI Yujun, ZHANG Zhihua. Deep reinforcement learning[M]. Beijing, China: Posts & Telecom Press, 2022.
- [97] LÜ L, SHEN Y, ZHANG S C. The advance of reinforcement learning and deep reinforcement learning[C]//2022 IEEE International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA). Changchun, China: IEEE, 2022: 644-648.
- [98] 张有兵, 林一航, 黄冠弘, 等. 深度强化学习在微电网系统调控中的应用综述[J]. 电网技术, 2023, 47(7): 2774-2787.  
ZHANG Youbing, LIN Yihang, HUANG Guanhong, et al. Review on applications of deep reinforcement learning in regulation of microgrid systems[J]. Power System Technology, 2023, 47(7): 2774-2787.
- [99] 江昌旭, 刘晨曦, 林铮, 等. 基于深度强化学习的电力系统暂态稳定控制策略研究综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(12): 5171-5186.  
JIANG Changxu, LIU Chenxi, LIN Zheng, et al. Review of power system transient stability control strategies based on deep reinforcement learning[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 5171-5186.
- [100] 刘建伟, 高峰, 罗雄麟. 基于值函数和策略梯度的深度强化学习综述[J]. 计算机学报, 2019, 42(6): 1406-1438.  
LIU Jianwei, GAO Feng, LUO Xionglin. Survey of deep reinforcement learning based on value function and policy gradient[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(6): 1406-1438.
- [101] XIE J, SUN W. Distributional deep reinforcement learning-based emergency frequency control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2720-2730.
- [102] CHEN C Y, CUI M J, LI F X, et al. Model-free emergency frequency control based on reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(4): 2336-2346.
- [103] LI J W, CHENG Y Y. Deep meta-reinforcement learning-based data-driven active fault tolerance load frequency control for islanded microgrids considering internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(6): 10295-10303.



LI Jiayu  
Ph.D. candidate

李佳旭

1996—, 男, 博士生

主要研究方向为深度学习、强化学习、电力系统频率安全评估与紧急控制

E-mail: 22110454@bjtu.edu.cn



WU Junyong  
Ph.D., Professor  
Corresponding author

吴俊勇(通信作者)

1966—, 男, 博士, 教授, 博导

主要研究方向为电力系统分析与控制、智能电网、全球能源互联网

E-mail: wujy@bjtu.edu.cn