

中国电机工程学报
Proceedings of the CSEE
ISSN 0258-8013, CN 11-2107/TM

《中国电机工程学报》网络首发论文

题目: 人工智能在电力系统宽频振荡中的应用与挑战
作者: 冯双, 崔昊, 陈佳宁, 汤奕, 雷家兴
DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.210608
网络首发日期: 2021-07-07
引用格式: 冯双, 崔昊, 陈佳宁, 汤奕, 雷家兴. 人工智能在电力系统宽频振荡中的应用与挑战. 中国电机工程学报.
<https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210608>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

人工智能在电力系统宽频振荡中的应用与挑战

冯双¹, 崔昊¹, 陈佳宁², 汤奕¹, 雷家兴¹

(1. 江苏省智能电网技术与装备重点实验室(东南大学电气工程学院), 江苏省南京市 210096; 2. 国网镇江供电公司, 江苏省镇江市 212000)

Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Power System Wide-band Oscillations

FENG Shuang¹, CUI Hao¹, CHEN Jianing², TANG Yi¹, LEI Jiaying¹

(1. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Smart Grid Technology and Equipment (Southeast University, School of Electrical Engineering), Nanjing 210096, Jiangsu Province, China; 2. State Grid Zhenjiang Power Supply Company, Zhenjiang 212000, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: With the formation of the "double high" power system which is connected to high proportions of new energy and power electronic equipments, the oscillations problem with characteristics of wide frequency domain, strong time-varying, strong nonlinearity, multi-modality and wide area propagation has become increasingly complex. At present, there is still a lack of unified and effective mathematical models and analysis methods. Artificial intelligence(AI), due to its low dependence on system models, strong learning capabilities for nonlinear and complex relationships between large amounts of data, and rapid adaptability to time-varying environments, is helpful in solving wide-band oscillations problems. In this paper, the feasibility and advantages of using AI to solve wide-band oscillations problems were analyzed based on the characteristics of models, analysis methods and manifestations. Then, the research results of AI applied to wide-band oscillations were analyzed and refined from three aspects: identification, location and suppression, and the typical framework was abstracted. On this basis, the challenges faced by AI in the above three areas were discussed, such as sample completeness, method transferability and robustness, and algorithm convergence in wide-area interconnected systems. Finally, combined with the latest development of AI and the research dynamics of wide-band oscillations, some future research ideas of AI in wide-band oscillations were pointed out from the perspectives of sample acquisition, algorithm

interpretability and its integration with wide-band oscillations characteristics.

KEY WORDS: power system; artificial intelligence; wide-band oscillations

摘要: 随着高比例新能源与高比例电力电子设备接入的“双高”电力系统的形成,其中的振荡问题也日趋复杂,呈现出显著的宽频域、强时变性、强非线性、多模态以及广域传播等特征,目前尚缺乏统一有效的数学模型和分析方法。人工智能(artificial intelligence, AI)由于具有对系统模型的低依赖性,对大量数据之间非线性复杂关系的强大学习能力以及对随机时变环境的快速适应性,有助于解决电力系统宽频振荡问题。本文首先根据宽频振荡在数学模型、分析方法和表现形式方面的特点分析了采用人工智能技术解决宽频振荡问题的可行性与优势。然后,分别从宽频振荡的辨识、振荡源定位与抑制方法三个方向分析提炼了人工智能技术应用于宽频振荡问题的研究成果,并抽象出了对应的典型框架。在此基础上,分别探讨了人工智能技术在以上三个研究领域面临的样本完整性、方法可迁移性和鲁棒性、广域互联系统中的算法收敛性等方面挑战。最后,结合人工智能的最新发展与宽频振荡的研究动态,从样本获取、算法可解释性及其与宽频振荡特性相融合等角度指出了人工智能技术在宽频振荡问题中未来的一些研究思路。

关键词: 电力系统; 人工智能; 宽频振荡

0 引言

传统电力系统的振荡问题主要包括重负荷线路、现代快速励磁和高顶值倍数的励磁系统引发的负阻尼振荡^[1],以及感应发电机效应、轴系扭振和暂态扭矩放大引发的次同步谐振/振荡(subsynchronous resonance/oscillation, SSR/SSO)^[2]。

基金项目: 国家自然科学基金(51807025); 江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20180396); 东南大学江苏省智能电网技术与装备重点实验室课题资助; 东南大学“至善青年学者”支持计划。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51807025); Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China (BK20180396); Program of Jiangsu Provincial Key Laboratory of Smart Grid Technology and Equipment; Zhishan Young Scholar Program of Southeast University.

而现代“双高”电力系统中,大量具有低惯性、弱致稳性、弱抗扰性和出力随机性的可再生能源机组与现有的发电设备、输电网络、电力负荷以及其自身的交互作用,带来了多种新型振荡问题^[3]。此类振荡由变流器控制主导,激发机理复杂、频率范围较宽(10^{-1} - 10^3 Hz 数量级)^[4]。因此,在现代电力系统中,传统的低频振荡、SSR/SSO 和变流器主导的新型振荡同时存在,威胁电力系统的安全稳定运行。

现有的宽频振荡分析方法主要是基于数学模型的方法,常用的包括基于特征值分析法^[5]、阻抗法^[6]、开环谐振法^[7]等。这些方法能够较好地在线性化的前提下针对特定问题分别建立状态空间模型、阻抗模型等进行分析,揭示振荡的内在机理。然而,由于电力系统宽频振荡是由多类型设备、多时间尺度控制交互引发的复杂系统问题,其精确参数难以获取,电磁暂态等值模型难以构建,且具有显著的随机性和强非线性,因此现有方法难以全面分析实际系统中的宽频振荡问题。

在此背景下,人工智能由于具有对系统模型的低依赖性、对大量数据之间非线性复杂关系的强大学习能力以及对随机时变环境的快速适应性等优秀性能,为电力系统宽频振荡问题提供了新的解决思路。纵观人工智能的发展史,可以发现其在发展过程中不断丰富自身方法,逐渐形成了适用于解决宽频振荡问题的体系。一直以来,人工智能作为数据科学的重要组成部分,可以通过数据分析和挖掘,从海量数据中高效提取有用信息,揭示复杂系统的内在规律,由此避免了对实际高维电力系统的精确建模问题^[8]。随着2006年神经网络深度学习算法的提出,利用多层网络与大量神经元强大的学习能力和表达能力,人工智能方法可以实现任意复杂非线性映射关系的逼近^[9],为非线性显著的宽频振荡问题提供了新的分析方法。此后,在2013年,DeepMind发表了利用强化学习玩Atari游戏的论文^[10],强化学习开始了飞速发展的十年。而强化学习的出现,使得人工智能对随机时变的“双高”电力系统的适应性大大提高。因此,发展至今的人工智能已经在方法和技术上具有应对宽频振荡的能力。

本文针对人工智能在电力系统宽频振荡中的辨识、扰动源定位和抑制方法中的应用与挑战进行了综述和分析,具体结构如下。第一章结合人工智能的基本原理和宽频振荡的特点,阐述了人工智能应用于宽频振荡问题的必要性与合理性。第二至第

四章分别对人工智能在宽频振荡的辨识、扰动源定位和抑制方法三个方面的现有研究进行了综述,并具体分析了目前人工智能在三个方面的应用挑战。在此基础上,第五章结合人工智能与宽频振荡的最新研究成果和发展趋势,从样本获取、算法可解释性及其与宽频振荡特性相融合等角度对未来的研究思路进行了探讨,为相关研究提供了有益参考。

1 人工智能适用于宽频振荡问题的探讨

1.1 人工智能基本原理与应用特点

人工智能即研究如何使计算机去做过去只有人才能做的富有智能的工作^[11]。在宽频振荡研究中常采用的人工智能方法主要包括受自然界和生物界规律的启发,模仿其原理结构设计的智能优化算法,使计算机具备智能的机器学习以及模拟人脑深层思维的深度学习,本节将对此进行阐述。

智能优化算法是人工智能的一个重要分支,包括进化类算法、群智能算法和神经网络算法等^[12]。通过有机结合各种智能优化算法,可以取长补短,获得更加优越的算法性能。

机器学习作为人工智能的核心,能够使计算机具有模拟人类学习新事物的能力,并在积累经验中不断改善自身性能。表1给出了机器学习的算法分类以及目前用于电力系统振荡问题的典型算法。

表1 机器学习典型算法分类

Tab. 1 Classification of some typical machine learning algorithms

机器学习	分类	宽频振荡领域采用的典型算法
有监督学习	回归算法	线性回归[45]、局部加权回归[46-48]、Lasso 回归[49]等
	分类算法	决策树[61]、朴素贝叶斯[33]、随机森林[50]、k-近邻算法[64-65]等
无监督学习	降维算法	主成分分析[69-70]等
	聚类算法	k-均值聚类[52]、k-中心点聚类[53]等
强化学习	基于值	Q 学习[85-87]等
	基于策略	ϵ -greedy 策略[88]等

监督学习算法利用已知标签的样本数据集,能够在输入输出之间建立良好的映射关系,具有较高的计算效率和识别精度;无监督学习算法无需标签数据,可以节约时间和人力成本;强化学习则具有强大的在线自主学习能力,其主要思想如图1所示,即智能体通过不断与环境进行交互,根据环境反馈的奖赏不断调整自身策略,以获得最大奖赏的方式

进行反复试错学习^[13]。

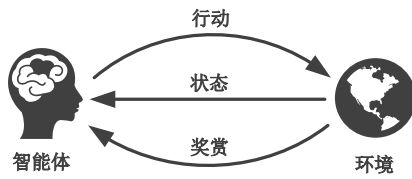


图 1 强化学习原理图

Fig.1 Schematic diagram of reinforcement learning

由于传统机器学习的浅层结构对于实际复杂问题的泛化能力不足，因此具有若干隐层结构的深度学习成为研究热点。深度学习具有很强的数据降维与分析能力，并且可以利用无监督学习方式实现特征的自动提取，能够有效应对大型复杂非线性问题。典型的深度学习算法包括卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)以及深度置信网络(deep belief networks, DBN)等。近年来，深度学习与强化学习、迁移学习结合得到的深度强化学习与深度迁移学习算法也成为人工智能领域广受关注的研究方向。

1.2 宽频振荡分类及机理

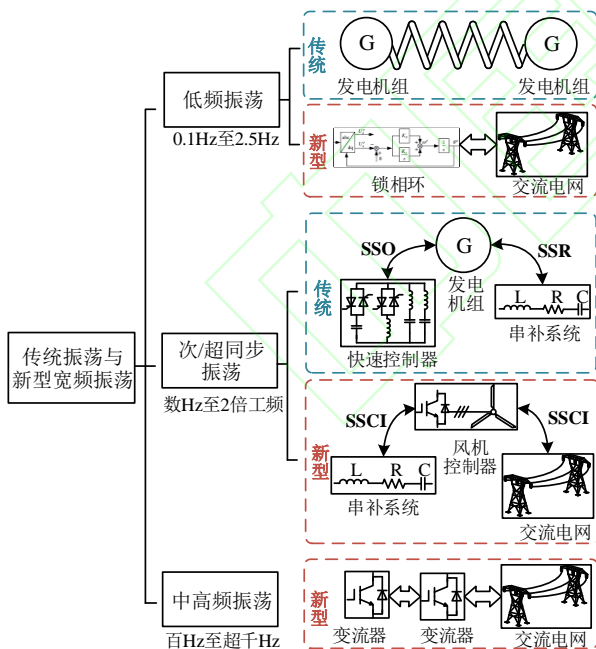


图 2 传统振荡与新型宽频振荡分类结构图

Fig.2 Classification structure diagram of traditional oscillations and new wide-band oscillations

传统的电力系统振荡主要包括低频振荡以及SSR/SSO，而现代“双高”电力系统中由于电力电子设备及其与电网多种元件之间交互作用，引发了

具有宽频时变特性、强非线性等特点的新型振荡。与传统电力系统振荡机理不同，新型振荡主要是由电力电子控制引发的电磁振荡，频率范围涉及 10^{-1} - 10^3 Hz，因此被称为“宽频振荡”^[14]。图 2 根据频率所处区间的不同将传统振荡与新型宽频振荡细分为低频振荡(0.1-2.5Hz)、次/超同步振荡(数Hz-2 倍工频)和中高频振荡(百 Hz 至超千 Hz)。

传统低频振荡是由扰动系统中发电机转子间的摇摆特性主导的^[15]，形成机理包括负阻尼机理、强迫振荡机理、混沌机制以及参数谐振机制等^[16]。此外，可再生能源机组或变流器锁相环在机电尺度控制器参数不当引发的振荡也可能落入低频振荡的频率范围内，被称为“类机电”低频振荡^[3]。

根据 IEEE 定义^[17]，传统次同步振荡总体上分为两大类，分别是汽轮发电机组与串补系统耦合产生的 SSR 以及汽轮发电机组与快速控制器相互作用产生的 SSO。由风电等变流器式电源并网引起的新型次同步振荡与上述传统次同步振荡有着本质区别，机理上主要涉及风电机组的变流器控制与串补系统或弱交流电网的动态交互作用^[18]，通常被称为次同步控制相互作用(subsynchronous control interaction, SSCI)^[19-20]。在新能源电力系统中，发生次同步功率振荡时，电压、电流谐波中除了含有次同步分量，往往还包含与之互补的超同步分量，因此在图 2 中将之统称为次/超同步振荡。由于实际电网中各类发电机组、串补以及快速控制器等是同时存在的，因此上述多种振荡形态通常并存，它们之间相互耦合与影响，形成了复杂多样的次/超同步振荡现象。

此外，多电力电子变流器及其与电网之间还会在更高的频带范围内耦合互动，引发百 Hz 至超千 Hz 的中高频振荡问题。例如，柔性直流输电(voltage sourced converters-high voltage direct current, VSC-HVDC)系统与交流电网相互作用^[21]、模块化多电平换流器(modular multilevel converter, MMC)并入弱电网时在中高频段的负阻尼特性^[22]等均有可能引起系统的中高频振荡。文献[23]、[24]运用阻抗法分析了频率耦合对系统中高频谐振的影响，文献[25]、[26]分别应用特征值法与开环模式分析理论对系统中高频振荡现象进行了解释。然而，作为威胁电网安全稳定运行的重要问题，电力系统中高频振荡的相关研究尚处于起步阶段，其产生机理和关键影响因素还有待进一步研究。

考虑到基于人工智能的传统低频振荡以及 SSR/SSO 的参数辨识、定位和抑制方法在一定程度上可以迁移到频率区间与低频振荡相近的“类机电”振荡,并且其思路对次/超同步以及中高频的宽频振荡也起到重要的参考意义,因此本文也将此类方法进行总结整理以供参考。

1.3 人工智能应用于宽频振荡的必要性与合理性

1) 数学模型方面,计及**元件多尺度交互**的**适当规模的系统电磁暂态数学模型**难以建立,且**模型参数难以精确获取**。宽频振荡涉及元件范围广,且在“双高”系统中**每个元件又包含多尺度的控制策略**,因此若进行**电磁暂态建模**,**系统模型阶数极高**。且**实际系统中设备的控制策略和参数**由于厂家技术保密、运行状态不确定等原因**难以精确获取**。

人工智能是数据分析与挖掘的有力工具,能够从海量数据中高效提取有用信息,避免了对实际电力系统高维模型的精确建模难题。如特征工程通过对数据进行特征构建、提取以及选择,可以实现有用信息的挖掘以及数据维度的降低,此外端到端的学习方式也可以自动从数据中获取特征,直接学习从原始数据到期望输出的映射。

2) 分析方法方面,现有方法难以准确全面地分析宽频振荡。现有的振荡分析方法以**特征值分析法、阻抗分析法**等**线性方法为主**,难以准确分析具有**强非线性特点**的宽频振荡问题;虽然**非线性分析方法**^[27-29]便于研究宽频振荡的非线性相关信息,但是其计算量大,且受限于系统规模和方程阶数,易出现**维数灾问题**,如何对其合理运用以实现准确全面地分析实际系统宽频振荡尚有待进一步探索。

而人工智能方法通过对输入输出样本的自动学习,能以任意精度实现任何复杂非线性函数的拟合,并具有分类和降维等功能。如支持向量机通过引入核函数将样本集映射到高维空间,实现非线性分类问题;深度学习具有深层非线性网络结构,可以实现复杂非线性函数逼近;降维算法有助于解决高维系统建模的维数灾问题等。

3) 表现形式方面,**振荡模式多样且具有时变性和时空分布特性**,对**监测和抑制方法在快速性、自适应性**等方面提出了更高的要求。传统的振荡监测和抑制方法一般针对特定频率范围内的振荡或特定范围内的机组而设计,难以实时跟踪系统运行状态以应对随机时变系统的宽频振荡问题,也难以协调广域系统中的多电力电子设备应对宽频振荡

的时空分布特性。

人工智能方法可以通过与环境的实时交互在线调整策略,因此对随机时变环境有强大的快速适应能力。如人工神经网络能够根据外部环境的输入信息变化自适应地调整网络结构或权值;强化学习通过智能体与环境的交互学习可以不断地改进自身行为策略以适应多变的外部环境。

综上,宽频振荡的研究目前仍面临诸多难点,而人工智能方法对系统模型的依赖程度低,能够学习复杂非线性问题并适应随机时变环境。因此,将人工智能技术引入宽频振荡的研究中,可以与已有的振荡分析方法相互补充,为系统宽频振荡提供新的可行的研究思路。

2 人工智能在宽频振荡辨识中的应用现状与挑战

2.1 人工智能在宽频振荡辨识中的应用现状

宽频振荡辨识主要包括参数识别和振荡检测。

现有方法是对获取的数据通过时域、频域或时频域方法进行信号分析,将所得参数与设定阈值进行比较,判断系统是否振荡,并提供振荡的频率、幅值信息。然而,对于参数辨识部分,一方面常见的信号分析方法如 Prony 算法、快速傅里叶变换以及 ESPRIT 算法等均属于线性分析方法^[30],难以适应**多模态耦合的非线性振荡信号的特征提取及分析**。

另一方面,当前同步相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)的相量算法、通信带宽以及采样定理等限制使得**基于同步相量的谱分析方法仅能有效辨识低频振荡,或通过算法改进实现次超同步振荡的参数辨识**^[31-32],而宽频振荡频带范围涉及 10^{-1} - 10^3 Hz,因此现有基于同步相量的谱分析辨识框架在更高频率振荡辨识中的应用受到限制。此外,在“双高”系统中,运行状态多变,宽频振荡表现形式多样,而在振荡检测部分,目前告警阈值还需要根据人为经验进行整定^[33],在多种运行工况下的适应性不足。

与现有基于谱分析的辨识方法不同,基于人工智能的宽频振荡辨识方法将参数辨识问题建模为回归问题,将振荡检测问题建模为分类问题。利用人工智能对任意复杂非线性函数的强大拟合能力、海量数据之间关系的挖掘能力与数据降维能力,可以有效提高振荡参数辨识的鲁棒性、精确性以及振荡检测判断的快速性、可靠性,并有望解决在较低

数据量下更高频率的宽频振荡监测分析问题。基于谱分析和人工智能的宽频振荡辨识方法一般框架如图 3 所示。

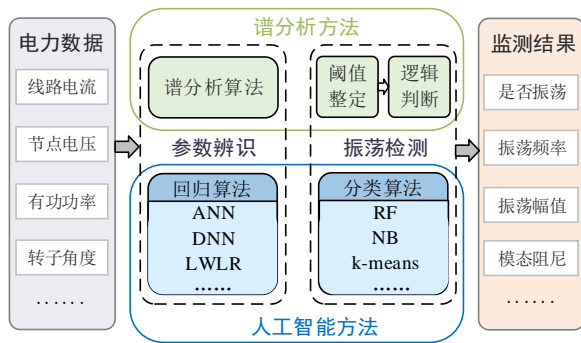


图 3 基于谱分析和基于人工智能的宽频振荡辨识方法一般框架

Fig.3 General framework of wide-band oscillations identification methods based on spectral analysis and artificial intelligence

在**振荡参数辨识**方面，被建模为回归问题后常采用的方法包括自适应线性神经元(adaptive linear neuron, Adaline)、指数型衰减正弦神经网络(exponentially damped sinusoids neural network, EDSNN)等。Adaline 是模式辨识中常用的神经网络模型^[34]，一些文献提出将 Adaline 与 Prony 算法^[35]、傅里叶算法^[36]等相结合以准确辨识所有振荡参数。文献[37]利用 Adaline 求解四阶混合累积处理后的振荡幅值与相位，并与 Hankel 总体最小二乘法结合，提高参数辨识结果的鲁棒性。为了避免 Adaline 的固有缺陷，且不增加辨识流程的复杂度，文献[38]提出利用 EDSNN 网络权重直接导出所需的模式参数，所提方法具有更高的辨识精度、抗噪性以及计算速度。随着近年来人工神经网络的发展，包括深度学习在内的更多神经网络模型被用于振荡参数辨识中，如多层前馈神经网络(feedforward neural network, FFNN)^[39]、深度神经网络(deep neural network, DNN)^[40]、DBN^[41]、CNN^[42]、图形卷积网络(graph convolutional networks, GCN)^[43]以及长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)^[44]等。利用善于自动提取特征的深度学习算法进行振荡参数辨识，能够在提高精度和速度的同时，很好地适应大规模电力系统的复杂性。

除了振荡参数辨识，人工智能还可以对振荡模式进行预测，这是传统方法目前未能实现的功能。文献[45]首次提出利用一种多元线性回归方法来预测系统模式阻尼比。为了适应电力系统的非线性和

时变性，局部加权回归(locally weighted linear regression, LWLR)相关的阻尼比预测方法^[46-48]被提出，其中文献[48]采用局部加权岭回归方法解决了模式预测中的共线性问题。文献[49]通过基于最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, Lasso)的稀疏机器学习算法，实现了大型复杂电力系统中振荡阻尼比的精确预测。

人工智能方法一般通过构造分类器或利用聚类算法实现振荡检测。文献[33]和[50]分别利用朴素贝叶斯(naive bayes, NB)和随机森林(random forest, RF)分类器，对辨识的频率和衰减因子等参数进行标签分类，实现了系统功率振荡的快速准确检测；文献[51]提出利用 k-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)在主站对 PMU 上传的压缩数据进行振荡判断，为系统宽频振荡的全局监测提供了可行方案。此外，不少文献引入聚类算法来检测发生弱阻尼或负阻尼振荡的机组。文献[52]利用递归量化分析(recurrence quantification analysis, RQA)从发电机转子角响应中提取特征，进一步使用 k-means 聚类算法将发电机响应聚类成表现出良好和不良阻尼振荡的组。文献[53]针对上篇文献中特征提取缺乏直接物理意义的缺点，利用 k-medoids 聚类算法以矩阵束算法辨识得到的主导振荡模式中阻尼最弱的模式为输入特征识别出发生增幅振荡的机组群，提高对系统振荡的时变性和不确定性的适应能力。

2.2 人工智能在宽频振荡辨识中的应用挑战

尽管利用人工智能方法能够在快速性、准确性等方面提高振荡辨识的性能，并且已有很多研究取得了令人满意的效果，但是将基于人工智能的振荡辨识方法用于实际电网中时，仍面临以下颇具挑战性的问题。

1) **宽频振荡表现形式多样**，对基于人工智能的宽频振荡辨识方法的**宽适应性**提出了挑战。现有研究大多数是针对部分特定场景下的次/超同步振荡提出并进行模型训练的。而由于“双高”系统的复杂性，新的类型和表现形式的振荡时有发生，其动态特性也有所不同。基于人工智能的监测方法对此类表现形式多样的振荡是否依然有较高的准确率和精确度有待进一步探索。

2) 振荡辨识对**精确度要求较高**，而基于人工智能的辨识方法对数据的依赖性极大，因此广泛存在的**数据质量问题**给基于人工智能的辨识方法的**精确度带来了挑战**。由于实际电力系统的现场环境

复杂,在数据采集或通信过程中,将不可避免地存在数据丢失、通信时延以及数据有误等不确定性问题。因此如何设计合适的人工智能算法结构以提高数据质量问题下振荡辨识的精确性亟需深入研究。

3 人工智能在宽频振荡源定位中的应用现状与挑战

3.1 人工智能在宽频振荡源定位中的应用现状

振荡定位的研究最初主要针对强迫振荡,因为强迫振荡有明确的扰动源,如原动机机械功率波动、周期性负荷等^[54],在扰动源切除之后,强迫振荡可以迅速平息。之后,振荡定位的概念也被推广到无明确扰动源的其他宽频振荡类型中,如识别导致振荡的不合适的控制器参数、发出次同步振荡功率的机组等^[55],这些因素的辨识对振荡的抑制起到了积极的参考作用。因此,广义上可以认为电力系统宽频振荡“源”是在消除后,能够使宽频振荡逐渐平息的因素。

现有电力系统振荡定位方法有能量法^[56-58]、行波检测法^[59]等,此类方法都是通过分析宽频振荡发生的物理机理来建立定位判据,具有较好的可解释性。然而,这类方法均基于一定的物理假设以及简

化条件,而实际电力系统并不一定时刻满足,可能会导致无法准确定位的问题。例如,能量法可能会在传输线损耗较大或系统负荷为恒阻抗负荷的情况下失效,行波检测法则可能会在电力系统网络中波速发生显著变化或扰动源位置距离电压测量单元较近的情况下失效^[60]等。此外,目前多数宽频振荡源定位的研究都是基于线性化模型进行分析,不一定能适用于强非线性的宽频振荡,因此,从物理机理角度定位宽频振荡源遇到了较大挑战。

基于人工智能的宽频振荡定位方法通过挖掘电力系统振荡数据与扰动源位置之间的关系实现振荡源的定位,摆脱了依赖系统数学模型,需要对系统进行假设和简化的缺点,对多种运行条件下的宽频振荡具有较好的适应性。此外,针对“双高”电力系统中发生的宽频振荡,人工智能方法通过引入核函数、非线性激活单元等技术手段,使其对非线性问题具有强大的分析能力,适合于从包含非线性特性的宽频振荡时域响应中提取振荡定位关键特征,实现宽频振荡源的准确定位。

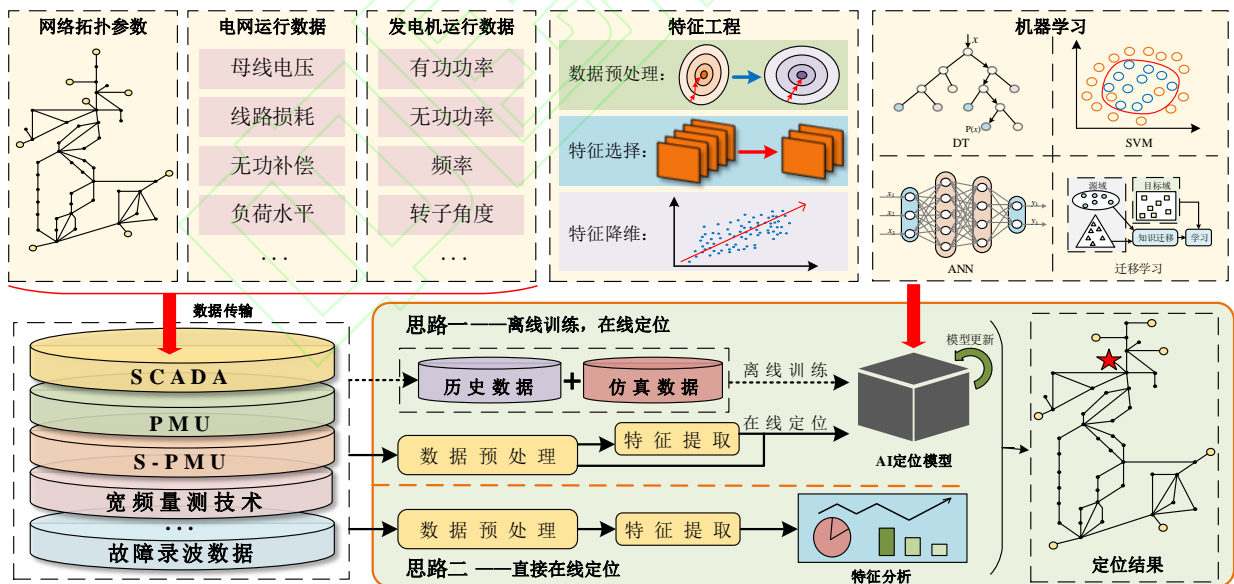


图4 基于AI的宽频振荡定位方法框架

Fig.4 Framework of wide-band oscillations location methods based on AI

此外,国内外不少学者也对基于人工智能的宽频振荡定位方法进行了积极的探索。采用人工智能解决宽频振荡定位问题的方法框架如图4所示,根据是否需要离线训练模型可以分为两类,一类是离线训练,在线定位。这类方法的基本思路是根据电

网PMU、数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)等多源数据结合宽频振荡信号量测技术,提取宽频振荡定位关键特征,然后采用多种人工智能算法离线训练定位模型,用于在线定位振荡源。文献[61]将发生振荡时

的量测数据转化为基于特征椭球(characteristic ellipsoid, CELL)的高维空间特征, 并采用决策树(decision tree, DT)来实现扰动源的定位。文献[62]在考虑系统变化和量测误差的情况下, 采用集成学习方法对强迫振荡扰动源进行了准确定位。文献[63]通过对每条母线为振荡源的置信度进行估计, 采用D-S 证据理论定位低频振荡源, 实现了对负阻尼振荡和强迫振荡的有效定位, 并且能够适用于存在多个扰动源的场景。文献[64-65]通过采用马氏距离来表征与振荡源的距离, 基于 KNN 算法实现强迫振荡扰动源的定位。此外, 深度学习方法也被用来构建宽频振荡定位模型。文献[66]基于平滑伪 Wigner-Ville 分布(smoothed pseudo Wigner-Ville distribution, SPWVD)将强迫振荡定位问题转化成图像识别问题, 针对电力系统发生强迫振荡时的特点, 有效表征了振荡的特征信息, 并采用深度迁移学习实现了强迫振荡的定位。文献[67-68]根据振荡发生时的瞬时值数据, 采用深度迁移学习和对抗式

迁移学习实现了风电场中次同步振荡源的定位, 所提方法具有较好的抗噪性和泛化性。

另一类方法是直接在线定位, 无需离线训练。此类方法一般是通过人工智能算法分析得到系统或元件某方面的物理特性, 以此解决振荡定位问题。由于此类方法基于一定的物理模型, 人工智能算法主要用于模型特性的分析, 因此此类方法具有较好的可解释性。针对共振情形下的强迫振荡, 文献[69-70]依据共振型强迫振荡发生时扰动源的稀疏性, 采用鲁棒主成分分析(robust principal component analysis, RPCA)对量测矩阵进行分解, 对分解得到的稀疏和低秩分量进行分析来定位强迫振荡扰动源。文献[71]基于电力系统网络的简化模型, 采用稀疏贝叶斯学习方法对发电机等效阻尼系数的正负进行评估, 实现负阻尼振荡源的定位。

表 2 从所用人工智能方法、适用振荡类型、所需数据和方法特点几个方面对基于人工智能的宽频振荡定位方法进行了对比与总结。

表 2 人工智能在宽频振荡定位领域中的应用
Tab. 2 Application of artificial intelligence in the field of wide-band oscillations locating

文献	来源	发表时间	AI 方法	适用振荡类型	所需数据	方法特点
[61]	电力自动化设备	2015	决策树	强迫功率振荡	有功功率、电压幅值	能够分别定位发电机侧和负荷侧的扰动源, 有利于调度员在线监测强迫振荡态势。
[62]	IET Smart Grid	2019	集成学习	负阻尼振荡和强迫功率振荡	电压幅值、电压相角、转子角速度、转子角	在系统拓扑变化和量测误差的情况下, 均具有较好性能。仍需考虑如何通过相关性分析和特征选择方法进一步提升方法性能。
[63]	Electrical Power and Energy Systems	2020	Dempster-Shafer 证据理论	负阻尼振荡和强迫功率振荡	电压幅值、电压相角、电流幅值、电流相角、转子角速度、转子角	对强迫振荡含两个振荡源的情况也能准确定位。
[64-65]	IEEE Transactions on Smart Grid	2020	DTW 和 基于马氏距离的 KNN	强迫功率振荡	电压幅值、电压相角、转子角速度、转子角、有功功率、无功功率	对于不同步的数据的鲁棒性较高, 仍需进一步考虑负荷引发的强迫振荡。
[66]	电力系统自动化	2020	深度迁移学习	强迫功率振荡	有功功率	对含噪和录波不完整均有较好定位效果, 对系统拓扑变化的情况也具有较好的定位性能, 需探索在更大范围系统中的性能。
[67-68]	电工技术学报	2020	深度迁移学习	次同步振荡	有功功率、无功功率、电压幅值、电压相角、主导模式特征值与系统参与因子	首次采用深度学习定位适用于次同步振荡定位, 且具有较好的抗噪性能, 在更加复杂的大型风电场中的表现有待进一步研究。
[69-70]	IEEE Transactions on Power Systems	2020	RPCA、增广拉格朗日乘法	强迫功率振荡	电压幅值、电压相角、频率	不依赖于系统模型参数和网架结构, 具有较好的可解释性, 需进一步测试其在更大范围系统的性能。
[71]	Applied Energy	2020	稀疏贝叶斯学习	负阻尼振荡	转子角、频率变化量	能够同时评估发电机阻尼系数和拓扑参数, 需进一步研究高阶发电机模型参数以定位振荡源。

3.2 人工智能在宽频振荡源定位中的应用挑战

虽然目前基于人工智能的宽频振荡定位准确

率较高, 但是将人工智能算法应用于实际电网宽频振荡的定位还面临以下挑战:

1) 系统的部分可观性给基于人工智能的振荡定位方法的适用性带来挑战。目前,多数基于人工智能的振荡定位方法需要利用全网的量测数据作为算法输入,而在实际电力系统中,并非所有节点都配备了信号量测装置,使得宽频振荡发生时的系统全局数据难以获取,从而导致依赖于数据的人工智能定位模型无法对实际宽频振荡源的位置进行准确判断。因此,在电力系统部分可观的情况下,如何能够保证基于人工智能的宽频振荡定位方法的适用性是所面临的挑战之一。

2) 宽频振荡的机理复杂多样性给基于人工智能的振荡定位方法的迁移性带来挑战。现有人工智能定位振荡源的方法均是针对某一类振荡单独设计的,而随着高比例新能源和高比例电力电子设备接入电网,可导致电力系统发生振荡的元件越来越多。除了发电侧和负荷侧的设备会相互作用引发振荡,输电网中的电力电子设备同样会参与振荡,并且单一模式的振荡在广域传播中还会激发新的振荡模式,进一步增加了宽频振荡源的定位难度。因此,如何将现有的人工智能定位模型迁移至复杂多源的宽频振荡中,是人工智能应用于宽频振荡定位的一大挑战。

4 人工智能在宽频振荡抑制中的应用现状与挑战

4.1 人工智能在宽频振荡抑制中的应用现状

现有宽频振荡的抑制方法包括电力系统稳定器(power system stabilizer, PSS)^[72]、附加阻尼控制器(supplementary damping controller, SDC)^[73]、变流器控制策略改进及参数优化^[74]等,主要是基于线性控制理论,针对每个振荡模态改变相应频率或频段处的阻尼特性以实现振荡的抑制。然而,“双高”电力系统的非线性和复杂多变的运行状态,使得所引发的宽频振荡问题也往往具有非线性和时变性,由此使得传统确定性控制参数的线性振荡抑制器在应对宽频振荡时的自适应性不够,且有效的频带范围不足。

人工智能方法不仅具有处理非线性问题的能力,还能够与外部环境进行实时交互,并不断调整自身行为策略,因此能够很好地适应非线性电力系统的随机时变特性,并显著提高宽频振荡的抑制效果。基于人工智能的宽频振荡抑制方法主要分为两类,如图5所示。一类是基于电力系统模型,采用

人工智能优化算法对控制器参数在多种运行状态或多频段的性能进行优化;另一类是直接采用人工智能算法设计控制策略,得到控制信号。下面对这两类方法的研究分别进行阐述。

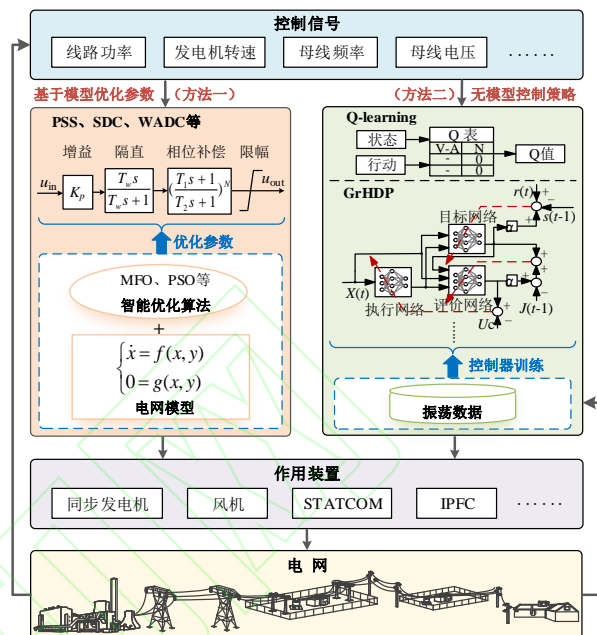


图5 基于AI的宽频振荡抑制方法一般框架

Fig.5 General framework of wide-band oscillations suppressing methods based on AI

采用人工智能优化控制器参数的方案在PSS和多种阻尼控制器参数设计中均有应用,其中智能优化算法的研究最为成熟,如飞蛾扑火优化算法(moth-flame optimization, MFO)^[75]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[76]以及果蝇优化算法^[77]等。文献[78]在采用人工神经网络设计负荷预测方案的基础上,利用PSO算法对静止同步补偿器(static synchronous compensator, STATCOM)的控制参数进行了优化,增强了互联多机电力系统的低频振荡阻尼;文献[79]基于自适应神经模糊推理系统对风速变化下的最佳PSS参数进行了寻优整定;文献[80]通过建立极限学习机模型,实现了任何负载条件下PSS参数的在线预测,能够提高复杂电力系统的整体稳定性以及PSS参数调整的实时性;此外,为协调可再生能源发电站中的功率振荡阻尼控制器,结合深度神经网络与蝙蝠优化算法的功率振荡阻尼控制器参数优化方法也被提出^[81]。

然而,基于原有控制器结构,采用人工智能算法优化调整控制器参数的方法一方面受限于系统数学模型的精确性,另一方面对在控制器设计中未考虑到的运行状态及振荡模式可能适应性不佳。因

此,另一类直接利用人工智能技术设计控制策略的振荡抑制方法得到学术界的广泛关注。

人工神经网络、强化学习以及基于目标表示启发式动态规划(goal representation heuristic dynamic programming, GrHDP)算法等在第二类方法中最为常见。文献[82-84]分别基于广义神经元、前馈神经网络和深度监督学习设计了新型智能 PSS,能够自适应改善非线性系统的动态性能。然而,监督类方法是根据有标签的样本进行学习的,对于系统未知情况的适应性较差,难以应对“双高”系统中的随机多变性。因此,能够与环境进行交互,通过反馈机制实时调整控制策略的强化学习被用于宽频振荡的抑制中。文献[85]基于强化学习方法对实时闭环广域分散 PSS 网络进行了设计,在增强系统阻尼的同时,对信号传输延迟具有一定的适应性;同样,基于 Q 学习^[86-87]、 ϵ -greedy 策略^[88]以及深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)^[89-90]的强化学习方法也被广泛用于各类阻尼控制中,为系统的稳定运行提供了保障。为了降低基于强化学习的广域阻尼控制器的学习时间,文献[91]将强化学习与模型降阶理论结合,提出了两种无模型的广域振荡阻尼控制体系。此外,由于 GrHDP 算法具有更好的动态性能和控制效果,文献[92-93]利用该算法分别设计了基于储能装置和适用于 VSC-HVDC 的阻尼控制器;文献[94-95]则基于 GrHDP 对广域阻尼控制器进行了研究与设计。这类基于 GrHDP 算法的阻尼控制方法由于上升时间短、超调量小^[96],因此能够适应时变系统的不确定性,可有效改善阻尼性能。

4.2 人工智能在宽频振荡抑制中的应用挑战

目前,人工智能应用在振荡抑制领域的理论研究成果很多,但是用于实际系统宽频振荡的抑制时仍有很多问题需要解决。

1) 电力系统对安全稳定性的极高要求给基于人工智能的振荡抑制方法提出了极大挑战。尽管基于神经网络、强化学习的抑制方法在仿真中已经能够较好地平息时变性宽频振荡,但是从历史样本中学习经验的神经网络方法、以及从与环境交互中学习经验的深度强化学习方法所获得的控制策略都难以通过理论证明系统的稳定性。因此,控制策略的可靠性尚难以保证,这是将其应用于对稳定性要求极高的实际电力系统所要面临的一大挑战。

2) 全局多设备协调给基于人工智能的振荡抑

制算法的收敛性带来挑战。电力系统宽频振荡的传播范围广,覆盖多区多机多电气设备,是一个全局复杂性问题^[14]。随着“双高”电力系统的进一步发展,源-网-荷多样化电气设备的协调控制具有重要意义。然而,利用人工智能方法设计广域多设备协同控制器以抑制宽频带振荡问题时,由于涉及全网多电气设备,状态空间大小随着特征数量的增加发生指数级增长,使得基于人工智能的振荡抑制方法可能面临维数灾问题,算法的收敛性也将面临较大挑战。

5 未来研究思路探讨

针对人工智能在电力系统宽频振荡领域面临的挑战,结合人工智能领域最新的研究成果和宽频振荡的发展动态,本节提出一些未来的研究思路:

1) 宽频振荡数据生成技术。目前大部分人工智能算法都依赖于大量的样本,而实际系统中宽频振荡样本缺乏,并且全局数据难以获取。生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)是学习复杂分布以合成有意义的样本的强大模型,已经广泛应用于人脸合成、图片修复等多种场合,有望用来生成宽频振荡合成数据,解决宽频振荡样本缺乏的问题。

2) 基于可解释性人工智能的宽频振荡分析。尽管目前人工智能方法已经在宽频振荡领域取得了显著成果,但是可解释性差,这严重阻碍了其在对安全可靠要求极高的电力系统中的实际应用。因此,如何提高人工智能方法在宽频振荡分析中的可解释性对提高其实用性至关重要。可以从建模前的数据分析方法、建立本身具备可解释性的模型以及建模之后采用可解释性方法分析三个方面进行研究。

3) 考虑电网拓扑信息的宽频振荡分析。现有的人工智能监测与定位方法大多是基于单个时序数据本身或多个时序数据之间的关系进行分析的,忽略了电网本身的拓扑结构和节点的信息,而这一因素实际上对振荡传播和动态特性具有显著影响。图神经网络通过图嵌入算法保留网络拓扑结构和节点信息,并表示为低维向量,从而用人工智能的方法进行处理,因此非常适用于传播规律与动态特性与网络结构和节点特征密切相关的宽频振荡问题的研究。

4) 对多类型宽频振荡具有宽适应性的人工智能

能算法。宽频振荡激发原因复杂,包含类型多样,现有方法大多针对其中一类进行分析,难以适用于其他类型的宽频振荡。因此在未来的研究中,可以采用迁移学习算法,将现有方法在某一类振荡中学习到的知识迁移到多种其他类型的宽频振荡中,提高人工智能算法的适应性。

5) **基于多智能体系统的振荡分析与抑制方法**。现有人工智能方法从监测方面极大依赖系统全局信息,这对通信提出了很高的要求,从抑制方面也尚未考虑多设备之间的协调,多设备之间可能由于交互作用产生新的振荡问题。而多智能体系统通过智能体之间的交互通信、协调合作、冲突消解为以上问题提供了有效的解决方案。

6) **基于宽频量测技术的中高频段宽频振荡在线分析**。宽频带振荡的频率范围非常广泛,PMU数据难以实现全频段的监测,因此也阻碍了基于人工智能的中高频振荡的分析。目前一些新型宽频量测技术正在逐渐被提出和应用,在未来的研究中可以利用人工智能从新型宽频量测数据中更好地挖掘中高频振荡的特征,实现中高频段宽频振荡在线辨识、定位和抑制。

6 结论

电力系统宽频振荡形成机理复杂,表现形式随机多样,目前尚缺乏统一有效的数学模型和分析手段,同时也给实际系统中的监测与抑制带来了困难,基于人工智能的方法为宽频振荡问题提供了另一种可行的思路。本文从宽频振荡辨识、振荡源定位和抑制方法三个方面对现有的研究进行了梳理,并分析了存在的挑战。但是现有的研究仅仅是人工智能应用于宽频振荡问题的开端,随着人工智能技术的进一步发展和学术界对宽频振荡机理认识的加深,人工智能在宽频振荡领域还有更广阔的发展空间。文章最后也对未来的研究思路进行了展望,还有更多新的思路和方法等待广大学者深入挖掘。

参考文献

- [1] Demello F. Concepts of synchronous machine stability as affected by excitation control[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1969, 88(4): 316-329.
- [2] 刘世宇, 谢小荣, 王仲鸿. 我国火电基地串补输电系统的次同步谐振问题[J]. 电网技术, 2008, 32(1): 5-8+19. Liu Shiyu, Xie Xiaorong, Wang Zhonghong. SSR problem in compensated transmission system of thermal power bases in China[J]. Power System Technology, 2008, 32(1): 5-8+19(in Chinese).
- [3] 谢小荣, 贺静波, 毛航银, 等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 461-475. Xie Xiaorong, He Jingbo, Mao Hangyin, et al. New issues and classification of power system stability with high shares of renewables and power and power electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 461-475(in Chinese).
- [4] 马宁宁, 谢小荣, 唐健, 等. “双高”电力系统宽频振荡广域监测与预警系统[J/OL]. 清华大学学报(自然科学版): 1-8 [2021-03-21]. <https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2021.21.014>. Ma Ningning, Xie Xiaorong, Tang Jian, et al. Wide-area monitoring and early warning system for wide-band oscillations in “double-high” power systems[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology): 1-8 [2021-03-21]. <https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2021.21.014>(in Chinese).
- [5] Fan L L, Zhu C X, Miao Z X, et al. Modal analysis of a DFIG-based wind farm interfaced with a series compensated network[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2011, 26(4): 1010-1020.
- [6] Hu Y, Bu S Q, Zhou B, et al. Impedance-based oscillatory stability analysis of high power electronics-penetrated power systems-a survey[J]. IEEE Access, 2019, 7: 3120774-120787.
- [7] Du W, Chen X, Wang H F. A method of open-loop modal analysis to examine the SSOs in a multi-machine power system with multiple variable-speed wind generators[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 4297-4307.
- [8] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5506-5516. He Jinghan, Luo Guomin, Cheng Mengxiao, et al. A research review on application of artificial intelligence in power system fault analysis and location[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5506-5516(in Chinese).
- [9] 李亚杰, 赵永利, 刘守东, 等. 基于人工智能的光纤非线性均衡算法研究概述[J]. 电信科学, 2020, 36(3): 61-70. Li Yajie, Zhao Yongli, Liu Shoudong, et al. Overview of research on fiber nonlinear equalization algorithm based on artificial intelligence[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(3): 61-70(in Chinese).
- [10] 赵星宇, 丁世飞. 深度强化学习研究综述[J]. 计算机科学, 2018, 45(7): 1-6. Zhao Xingyu, Ding Shifei. Research on deep

- reinforcement learning[J]. Computer Science, 2018, 45(7): 1-6(in Chinese).
- [11] 余玉梅, 段鹏. 人工智能及其应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社[M], 2007: 1.
She Yumei, Duan Peng. Artificial intelligence and its application[M]. Shanghai: Publishing House of Shanghai Jiao Tong University, 2007: 1(in Chinese).
- [12] 包子阳, 余继周, 杨杉. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 2-6.
Bao Ziyang, Yu Jizhou, Yang Shan. Intelligent optimization algorithm and its matlab examples[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2018: 2-6(in Chinese).
- [13] 高阳, 陈世福, 陆鑫. 强化学习研究综述[J]. 自动化学报, 2004(1): 86-100.
Gao Yang, Chen ShiFu, Lu Xin. Research on reinforcement learning technology: a review[J]. Acta Automatica Sinica, 2004(1): 86-100(in Chinese).
- [14] 马宁宁, 谢小荣, 贺静波, 等. 高比例新能源和电力电子设备电力系统的宽频振荡研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(15): 4720-4732.
Ma Ningning, Xie Xiaorong, He Jingbo, et al. Review of wide-band oscillation in renewable and power electronics highly integrated power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 4720-4732 (in Chinese).
- [15] 杜文娟, 毕经天, 王相锋, 等. 电力系统低频功率振荡研究回顾[J]. 南方电网技术, 2016, 10(5): 59-67.
Du Wenjuan, Bi Jingtian, Wang Xiangfeng, et al. Review of studies on low frequency power oscillations of power systems[J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(5): 59-67 (in Chinese).
- [16] 宋墩文, 杨学涛, 丁巧林, 等. 大规模互联电网低频振荡分析与控制方法综述[J]. 电网技术, 2011, 35(10): 22-28.
Song Dunwen, Yang Xuetao, Ding Qiaolin, et al. A survey on analysis on low frequency oscillation in large-scale interconnected power grid and its control measures[J]. Power System Technology, 2011, 35(10): 22-28(in Chinese).
- [17] Subsynchronous Resonance Working Group of the System Dynamic Performance Subcommittee. Reader's guide to subsynchronous resonance[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7(1): 150-157.
- [18] 谢小荣, 王路平, 贺静波, 等. 电力系统次同步谐振/振荡的形态分析[J]. 电网技术, 2017, 41(4): 1043-1049.
Xie Xiaorong, Wang Luping, He Jingbo, et al. Analysis of subsynchronous resonance/oscillation types in power systems[J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1043-1049(in Chinese).
- [19] 马宁宁, 谢小荣, 亢朋朋, 等. 高比例风电并网系统次同步振荡的广域监测与分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1): 65-74+398.
Ma Ningning, Xie Xiaorong, Kang Pengpeng, et al. Wide-area monitoring and analysis of subsynchronous oscillation in power systems with high-penetration of wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 65-74+398(in Chinese).
- [20] Meegahapola L G, Bu S Q, Wadduwage D P, et al. Review on oscillatory stability in power grids with renewable energy sources: monitoring, analysis, and control using synchrophasor technology[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1): 519-531.
- [21] 谢小荣, 刘华坤, 贺静波, 等. 电力系统新型振荡问题浅析[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2821-2828+3133.
Xie Xiaorong, Liu Huakun, He Jingbo, et al. On new oscillation issues of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2821-2828+3133(in Chinese).
- [22] 薛安成, 吴雨, 王子哲, 等. 双馈风电外送系统的中频振荡机理及其影响因素分析[J]. 电网技术, 2019, 43(4): 1245-1254.
Xue Ancheng, Wu Yu, Wang Zizhe, et al. Mechanism and influencing factor analysis of medium frequency oscillation in sending power system connected with DFIG wind farms[J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1245-1254(in Chinese).
- [23] Man J F, Xie X R, Xu S K, et al. Frequency-coupling impedance model based analysis of a high-frequency resonance incident in an actual MMC-HVDC system[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(6): 2963-2971.
- [24] Hu B, Nian H, Yang J, et al. High-frequency resonance analysis and reshaping control strategy of DFIG system based on DPC[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 7810-7819.
- [25] Wang F Z, Liu K P, Zhu S, et al. High-frequency resonance analysis and stabilization control strategy of MMC based on eigenvalue method[J]. IEEE Access, 2021, 9: 16305-16315.
- [26] 陈骁, 杜文娟, 王海风. 开环模式谐振条件下直驱风机接入引发电力系统宽频振荡的研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(9): 2625-2635.
Chen Xiao, Du Wenjuan, Wang Haifeng. Analysis on wide-range-frequency oscillations of power systems integrated with PMSGs under the condition of open-loop modal resonance[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(9): 2625-2635(in Chinese).
- [27] Liu B, Zhao J B, Huang Q, et al. Robust nonlinear controller to damp drivetrain torsional oscillation of wind

- turbine generators[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(2): 1336-1346.
- [28] Chowdhury M A, Shafiullah G M. SSR mitigation of series-compensated DFIG wind farms by a nonlinear damping controller using partial feedback linearization[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 2528-2538.
- [29] Revel G, Alonso D M. Subsynchronous interactions in power networks with multiple DFIG-based wind farms[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 165: 179-190.
- [30] 杨德友, 王博, 蔡国伟, 等. 适用于电力系统非平稳功率振荡信号特征提取的自适应迭代滤波算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(20): 5431-5439+5719.
- Yang Deyou, Wang Bo, Cai Guowei, et al. Extracting oscillation modes from nonstationary signals for power system using adaptive local iterative filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(20): 5431-5439+5719(in Chinese).
- [31] 马钺, 蔡东升, 黄琦. 基于 Rife-Vincent 窗和同步相量测量数据的风电次同步振荡参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(03): 790-803.
- Ma Yue, Cai Dongsheng, Huang Qi. Parameter identification of wind power sub-synchronous oscillation based on Rife-Vincent window and synchrophasor data[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(03): 790-803(in Chinese).
- [32] Xie X R, Zhan Y, Liu H K, et al. Improved synchrophasor measurement to capture sub/super-synchronous dynamics in power systems with renewable generation[J]. IET Renewable Power Generation, 2019, 13(01): 49-56.
- [33] 赵妍, 崔浩瀚, 荣子超. 次同步振荡在线监测的同步提取变换和朴素贝叶斯方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(3): 187-192.
- Zhao Yan, Cui Haohan, Rong Zichao. On-line monitoring of subsynchronous oscillation based on synchroextracting transform and naïve bayes method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(3): 187-192(in Chinese).
- [34] 王臻. 高斯有色噪声背景下电力系统低频振荡在线模式识别的研究[D]. 华中科技大学, 2016.
- Wang Zhen. Research on online mode identification of powersystem low frequency oscillation considering colored gaussian noises[D]. Huazhong University of Science and Technology, 2016(in Chinese).
- [35] 竺炜, 唐颖杰, 周有庆, 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 44-47+53.
- Zhu Wei, Tang Yingjie, Zhou Youqing, et al. Identification of power system low frequency oscillation mode based on improved prony algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 44-47+53(in Chinese).
- [36] 竺炜, 马建伟, 曾喆昭, 等. 分段傅里叶神经网络的低频振荡模式识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 40-45.
- Zhu Wei, Ma Jian-wei, Zeng Zhe-zhao, et al. Low frequency oscillation mode recognition based on segmental Fourier neural network algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 40-45(in Chinese).
- [37] 王臻, 李承, 林志芳, 等. 考虑高斯有色噪声的 FOMC-HTLS-Adaline 算法在低频振荡模式辨识中的研究[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 21-30.
- Wang Zhen, Li Cheng, Lin Zhifang, et al. Research on low frequency oscillation mode identification based on FOMC-HTLS-Adaline algorithm considering colored gaussian noises[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 21-30(in Chinese).
- [38] 丁仁杰, 沈钟婷. 基于 EMO-EDSNN 的电力系统低频振荡模态辨识[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(3): 122-131.
- Ding Renjie, Shen Zhongting. Power system low frequency oscillation mode identification based on exact mode order-exponentially damped sinusoids neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3): 122-131(in Chinese).
- [39] Gupta A K, Verma K. PMU-ANN based real time monitoring of power system electromechanical oscillations[C]. 1st IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control, and Energy Systems (ICPEICES), Delhi, India, 2016.
- [40] Senesoulin F, Hongesombut K, Dechanupaprittha S. Deep neural network estimation of inter-area oscillation mode based on synchrophasor data[C]. IEEE PES GTD Grand International Conference and Exposition Asia (GTD Asia), Bangkok, Thailand, 2019.
- [41] 王学健. 基于智能计算的电力系统低频振荡模式辨识的研究[D]. 华南理工大学, 2017.
- Wang Xuejian. Study on mode Identification of low frequency oscillation in power system based on intelligent computing[D]. South China University of Technology, 2017(in Chinese).
- [42] Fu Y W, Chen L, Yu Z, et al. Data-driven low frequency oscillation mode identification and preventive control strategy based on gradient descent[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 189: 1-7.
- [43] Zhang J H, An H X, Wu N. Low frequency oscillation mode estimation using synchrophasor data[J]. IEEE Access, 2020, 8: 59444-59455.
- [44] 王依宁, 解大, 王西田, 等. 基于 PCA-LSTM 模型的风电机网相互作用预测[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4070-4081.

- Wang Yining, Xie Da, Wang Xitian, et al. Prediction of interaction between grid and wind farms based on PCA-LSTM model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4070-4081(in Chinese).
- [45] Archer B A, Annakkage U D, Jayasekara B, et al. Accurate prediction of damping in large interconnected power systems with the aid of regression analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1170-1178.
- [46] Zhang J B, Chung C Y, Wang Z J, et al. Instantaneous electromechanical dynamics monitoring in smart transmission grid[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(2): 844-852.
- [47] Zhang J B, Chung C Y, Han Y D, et al. Online damping ratio prediction using locally weighted linear regression[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 1954-1962.
- [48] Zhang J B, Wang Z J, Zheng X T, et al. Locally weighted ridge regression for power system online sensitivity identification considering data collinearity[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1624-1634.
- [49] Mo W K, Lv J Q, Pawlak M, et al. Power system oscillation mode prediction based on the Lasso method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 101068-101078.
- [50] 赵妍, 霍红, 徐晗桐. 二阶段随机森林分类方法在低频振荡监测中的应用[J]. 东北电力大学学报, 2020, 40(2): 60-67.
- Zhao Yan, Huo Hong, Xu Hantong. Application of two-stage random forest classification method to low-frequency oscillation monitoring[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2020, 40(2): 60-67(in Chinese).
- [51] 冯双, 崔昊, 吴熙, 等. 基于对角化 LDPC 压缩感知和 k-近邻算法的广域系统宽频振荡监测方法[J/OL]. 电网技术: 1-10 [2021-03-21]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2020.1528>.
- Feng Shuang, Cui Hao, Wu Xi, et al. Monitoring method of wide-band oscillation based on compressed sensing of diagonalizable LDPC and k-nearest neighbour algorithm[J/OL]. Power System Technology: 1-10 [2021-03-21]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2020.1528>(in Chinese).
- [52] Papadopoulos P N, Milanovic J V, Bhui P, et al. Feasibility study of applicability of recurrence quantification analysis for clustering of power system dynamic responses[C]. IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe), Ljubljana, Slovenia, 2013.
- [53] Papadopoulos P N, Papadopoulos T A, Chrysoschos A I, et al. Measurement based method for online characterization of generator dynamic behaviour in systems with renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6466-6475.
- [54] 韩志勇, 贺仁睦, 马进, 等. 电力系统强迫功率振荡扰源的对比分析[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(3): 16-19.
- Han Zhiyong, He Renmu, Ma Jin, et al. Comparative analysis of disturbance source inducing power system forced power oscillation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(3): 16-19(in Chinese).
- [55] Xie X R, Zhan Y, Shair J, et al. Identifying the source of subsynchronous control interaction via wide-area monitoring of sub/super-synchronous power flows[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(5): 2177-2185.
- [56] 陈磊, 闵勇, 胡伟. 基于振荡能量的低频振荡分析与振荡源定位(一)理论基础与能量流计算[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(3): 22-27+86.
- Chen Lei, Min Yong, Hu Wei. Low frequency oscillation analysis and oscillation source location based on oscillation energy part one mathematical foundation and energy flow computation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(3): 22-27+86(in Chinese).
- [57] 陈磊, 陈亦平, 闵勇, 等. 基于振荡能量的低频振荡分析与振荡源定位(二)振荡源定位方法与算例[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(4): 1-5+27.
- Chen Lei, Chen Yiping, Min Yong, et al. Low frequency oscillation analysis and oscillation source location based on oscillation energy part two method for oscillation source location and case studies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(4): 1-5+27(in Chinese).
- [58] Chen L, Min Y, Chen Y P, et al. Evaluation of generator damping using oscillation energy dissipation and the connection with modal analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1393-1402.
- [59] 董清, 梁晶, 颜湘武, 等. 大规模电网中低频振荡扰源的定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 78-83+15.
- Dong Qing, Liang Jing, Yan Xiangwu, et al. Locating method of disturbance source of low frequency oscillation in large scale power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(1): 78-83+15(in Chinese).
- [60] Wang B, Sun K. Location methods of oscillation sources in power systems: A survey[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2017, 5(2): 151-159.
- [61] 蒋长江, 刘俊勇, 刘友波, 等. 基于广域测量系统和 CELL 理论的强迫振荡在线感知与定位[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(2): 125-132.
- Jiang Changjiang, Liu Junyong, Liu Youbo, et al. Online forced oscillation detection and identification based on wide area measurement system and CELL theory[J].

- Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(2): 125-132(in Chinese).
- [62] Ul Banna H, Solanki S K and Solanki J. Data-driven disturbance source identification for power system oscillations using credibility search ensemble learning[J]. IET Smart Grid, 2019, 2(2): 293-300.
- [63] Gu J, Xie D, Gu C G, et al. Location of low-frequency oscillation sources using improved D-S evidence theory[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 125: 1-11.
- [64] Meng Y, Yu Z, Lu N, et al. Time series classification for locating forced oscillation sources[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 1712-1721.
- [65] Meng Y, Yu Z, Shi D, et al. Forced oscillation source location via multivariate time series classification[C]. 2018 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), Denver, CO, 2018.
- [66] 冯双, 陈佳宁, 汤奕, 等. 基于 SPWVD 图像和深度迁移学习的强迫振荡源定位方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 78-87.
- Feng Shuang, Chen Jianing, Tang Yi. Location method of forced oscillation source based on SPWVD image and deep transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 78-87(in Chinese).
- [67] 陈剑, 杜文娟, 王海风. 采用深度迁移学习定位含直驱风机次同步振荡源机组的方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(1): 179-190.
- Chen Jian, Du Wenjuan, Wang Haifeng. A method of locating the power system subsynchronous oscillation source unit with grid-connected PMSG using deep transfer learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(1): 179-190(in Chinese).
- [68] 陈剑, 杜文娟, 王海风. 基于对抗式迁移学习的含柔性高压直流输电的风电系统次同步振荡源定位[J/OL]. 电工技术学报: 1-12 [2021-04-28]. <https://doi.Org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.201500>.
- Chen Jian, Du Wenjuan, Wang Haifeng. Location method of subsynchronous oscillation source in wind power system with VSC-HVDC Based on adversarial transfer learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society: 1-12 [2021-04-28]. <https://doi.Org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.201500>(in Chinese).
- [69] Huang T, Freris N M, Kumar P R, et al. A synchrophasor data-driven method for forced oscillation localization under resonance conditions[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 3927-3939.
- [70] Huang T, Freris N M, Kumar P R, et al. Localization of forced oscillations in the power grid under resonance conditions[C]. 52nd Annual Conference on Information Sciences and Systems(CISS), Princeton, NJ, 2018.
- [71] Ping Z W, Li X T, He W, et al. Sparse learning of network-reduced models for locating low frequency oscillations in power systems[J]. Applied Energy, 2020, 262: 1-11.
- [72] 江崇熙, 石鹏, 黄伟, 等. 考虑多振荡模式的多频段电力系统稳定器参数整定方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(4): 142-149.
- Jiang Chongxi, Shi Peng, Huang Wei, et al. Parameter setting method for multi-band power system stabilizer considering multiple oscillation modes[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(4): 142-149(in Chinese).
- [73] 赵强, 张雅洁, 谢小荣等. 基于可再生能源制氢系统附加阻尼控制的电力系统次同步振荡抑制方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(13): 3728-3736.
- Zhao Qiang, Zhang Yajie, Xie Xiaorong. Mitigation of subsynchronous oscillations based on renewable energy hydrogen production system and its supplementary damping control[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(13): 3728-3736 (in Chinese).
- [74] 张学广, 邱望明, 方冉, 等. 基于变流器改进控制的双馈风电机组 SSO 抑制方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(2): 1-9.
- Zhang Xueguang, Qiu Wangming, Fang Ran, et al. SSO mitigation method of DFIG based on improved control of converter[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(2): 1-9(in Chinese).
- [75] 潘晓杰, 张立伟, 张文朝, 等. 基于飞蛾扑火优化算法的多运行方式电力系统稳定器参数协调优化方法[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3038-3046.
- Pan Xiaojie, Zhang Liwei, Zhang Wenchao, et al. Multi-operation mode PSS parameter coordination optimization method based on moth-flame optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3038-3046(in Chinese).
- [76] 聂永辉, 张鹏宇, 蔡国伟, 等. 考虑时滞的电力系统广域阻尼控制优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3786-3796.
- Nie Yonghui, Zhang Pengyu, Cai Guowei, et al. Optimization design of wide area damping control for power systems considering time delay[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(12): 3786-3796(in Chinese).
- [77] Bian X Y, Geng Yan, Lo Kwok L, et al. Coordination of PSSs and SVC damping controller to improve probabilistic small-signal stability of power system with wind farm integration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 2371-2382.
- [78] Chau T K, Yu S S, Fernando T, et al. A load-forecasting-based adaptive parameter optimization strategy of STATCOM using ANNs for enhancement of

- LFO in power systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(6): 2463-2472.
- [79] Kahouli O, Jebali M, Alshammari B, et al. PSS design for damping low-frequency oscillations in a multi-machine power system with penetration of renewable power generations[J]. IET Renewable Power Generation, 2019, 13(1): 116-127.
- [80] Shafiullah M, Rana M J, Shahriar M S, et al. Extreme learning machine for real-time damping of LFO in power system networks[J]. Electrical Engineering, 2020, 103(1): 279-292.
- [81] Gurung S, Naetiladdanon S, Sangswang A. A surrogate based computationally efficient method to coordinate damping controllers for enhancement of probabilistic small-signal stability[J]. IEEE Access, 2021, 9: 32882-32896.
- [82] Chaturvedi D K, Malik O P. Generalized neuron-based adaptive PSS for multimachine environment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1): 358-366.
- [83] Kamalasadan S, Swann G D, Yousefian R. A novel system-centric intelligent adaptive control architecture for power system stabilizer based on adaptive neural networks[J]. IEEE Systems Journal, 2014, 8(4): 1074-1085.
- [84] Jhang S S, Lee H J, Kim C N, et al. ANN control for damping low-frequency oscillation using deep learning[C]. Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC), Auckland, New Zealand, 2018.
- [85] Hadidi R, Jeyasurya B. Reinforcement learning based real-time wide-area stabilizing control agents to enhance power system stability[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(1): 489-497.
- [86] Younesi A, Shayeghi H, Moradzadeh M. Application of reinforcement learning for generating optimal control signal to the IPFC for damping of low-frequency oscillations[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2018, 28(2): 1-13.
- [87] Duan J 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.
- [88] Ernst D, Glavic M, Wehenkel L. Power systems stability control: reinforcement learning framework[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(1): 427-435.
- [89] Hashmy Y, Yu Z, Shi D, et al. Wide-area measurement system-based low frequency oscillation damping control through reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6): 5072-5083.
- [90] Zhang G Z, Hu W H, Cao D, et al. A data-driven approach for designing STATCOM additional damping controller for wind farms[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 117: 1-13.
- [91] Mukherjee S, Chakraborty A, Bai H, et al. Scalable designs for reinforcement learning-based wide-area damping control[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(3): 2389-2401.
- [92] Sui X C, Tang Y F, He H B, et al. Energy-storage-based low-frequency oscillation damping control using particle swarm optimization and heuristic dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(5): 2539-2548.
- [93] Shen Y, Yao W, Wen J Y, et al. Adaptive supplementary damping control of VSC-HVDC for interarea oscillation using GrHDP[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1777-1789.
- [94] Zeng L, Yao W, Zeng Q, et al. Design and real-time implementation of data-driven adaptive wide-area damping controller for back-to-back VSC-HVDC[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019(109): 558-574.
- [95] 李培平, 曾令康, 文剑峰, 等. 考虑双向随机通信时滞补偿的自适应广域协调阻尼控制[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3937-3948.
- Li Peiping, Zeng Linggang, Wen Jianfeng, et al. Adaptive wide-area coordinated damping control considering bidirectional random communication time-delay compensation[J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3937-3948 (in Chinese).
- [96] Ni Z, Tang Y F, Sui X C, et al. An adaptive neuro-control approach for multi-machine power systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 75: 108-116.



冯双

作者简介:

冯双(1990), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为电力电子化电力系统分析与控制、人工智能在电力系统中的应用, E-mail: sfeng@seu.edu.cn;

崔昊(1997), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定分析;

陈佳宁(1995), 男, 硕士研究生, 研究方向: 电力系统稳定分析;

汤奕(1977), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统稳定分析与控制、电网信息物理系统等;

雷家兴(1991), 男, 博士, 讲师, 研究方向为高精度、高效率、高功率密度变换器拓扑、控制及应用。

Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Power System Wide-band Oscillations

FENG Shuang¹, CUI Hao¹, CHEN Jianing², TANG Yi¹, LEI Jiaying¹

(1. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Smart Grid Technology and Equipment (Southeast University, School of Electrical Engineering) 2. State Grid Zhenjiang Power Supply Company.)

KEY WORDS: power system; artificial intelligence; wide-band oscillations

Wide-band oscillations in the "double-high" power system have the characteristics of strong time-varying, nonlinear and wide area propagation, which challenges the applicability of traditional oscillations analysis methods. Artificial intelligence (AI) has many advantages, including independent of system model, strong nonlinear fitting ability and fast adaptability to random time-varying environment, which could provide a promising solution for wide-band oscillations.

On the basis of expounding the rationality and necessity of applying AI to wide-band oscillations, the applications of AI in wide-band oscillations identification, location and suppression are reviewed.

Different from the traditional identification methods based on spectral analysis, the identification method based on AI models the parameter identification as a regression problem and the oscillations detection as a classification problem, as shown in Fig.1, which effectively improves the accuracy and rapidity of the identification.

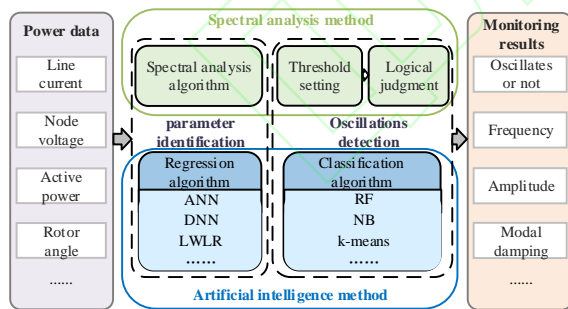


Fig.1 Framework of identification methods based on spectral analysis and AI

AI realizes the accurate location of oscillations sources by mining the relationship between real-time oscillations data and the location of disturbance sources. As shown in Fig.2, oscillations location methods based on AI can be divided into two categories, one is off-line training, on-line location, and the other is direct on-line location without off-line training.

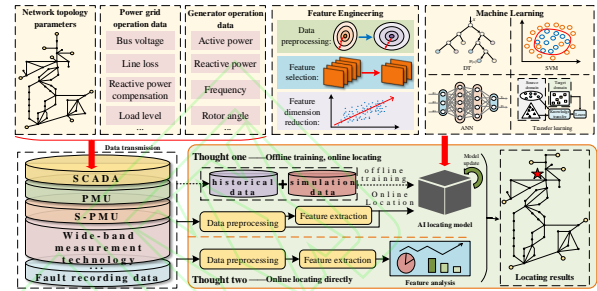


Fig.2 Framework of wide-band oscillations location methods based on AI

The general framework of wide-band oscillations suppressing method based on AI is shown in Fig.3. The effect of oscillations suppression is improved mainly by using AI to optimize the controller parameters or directly design a new control strategy.

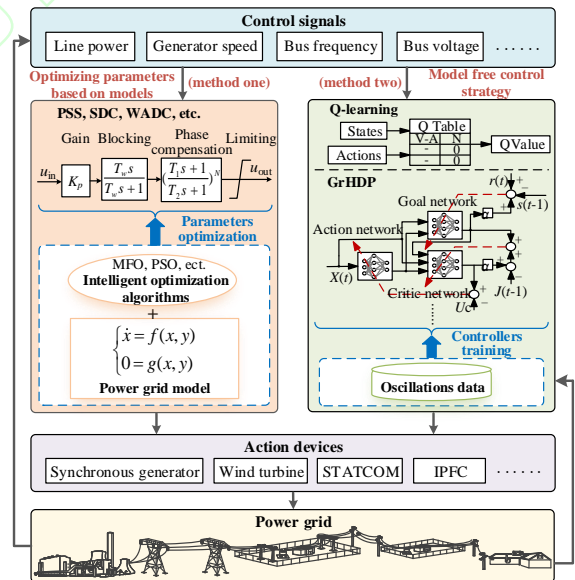


Fig.3 Framework of wide-band oscillations suppressing methods based on AI

In addition, the application challenges of AI in the above three research fields are analyzed respectively.

Finally, future research directions are prospected from different perspectives, including data generation and algorithm interpretability, which provides a useful reference for the related research.