



# 基于混合智能的新型电力系统运行方式分析 决策架构及其关键技术

郭庆来, 兰健, 周艳真, 王铮澄, 曾泓泰, 孙宏斌

(清华大学 电机工程与应用电子技术系, 北京 100084)

**摘要:** 随着新型电力系统建设, 方式编制需要考虑的运行场景数量和计算工作量大大增加, 安全稳定机理愈发复杂, 安全运行边界的不确定性增强, 运行方式调整的难度显著增大。传统基于人工经验的运行方式决策模式难以为继, 人工智能提供了新的解决思路, 但单纯依靠人工智能方法仍面临样本不足、可解释性差、探索效率低等挑战。聚焦新型电力系统运行方式决策这一具体问题, 提出了基于混合智能的新型电力系统运行方式决策研究框架, 从运行方式样本生成、安全稳定影响因素分析与边界刻画、运行方式智能调整、模型可解释性与迁移更新 4 个方面展开分析和探讨, 为将混合智能应用于新型电力系统提供可行的技术路径。

**关键词:** 新型电力系统; 运行方式分析; 混合智能; 知识发现

**DOI:** 10.11930/j.issn.1004-9649.202308102

## 0 引言

大力发展可再生能源是中国实现清洁低碳、安全高效的能源系统可持续发展的根本解决方案。截至 2023 年上半年, 中国可再生能源装机规模已达 13.22 亿 kW, 历史性地超过煤电装机规模, 约占全国总装机的 48.8%, 其中: 风电、光伏发电装机已达 8.6 亿 kW, 发电量达到 7291 亿 kW·h。预计到 2030 年, 中国风光发电装机总量将达到 16.1 亿 kW, 发电量将占总发电量的 20%<sup>[1]</sup>。随着高比例可再生能源的广泛接入, 新型电力系统运行环境的开放性、复杂性和不确定性显著增强, 传统电网调控模式面临严峻挑战, 如何继续保持这一复杂巨系统的安全稳定运行成为调度决策的关键问题。

电网运行方式分析是为了确定电网运行极限、部署控制策略、协调生产经营、实现安全稳定统筹管理而开展的计算和分析活动, 需要依据《电力系统安全稳定导则》和《电力系统安全稳定计算技术规范》开展潮流、电压无功、短路电

流、静态稳定、小扰动动态稳定、单一元件大扰动、严重故障等分析<sup>[2]</sup>。一方面, 运行方式分析需全面深入研究电网在各种运行方式下的运行状态与控制策略, 其结果直接关乎系统的安全与稳定。以 2023 年 1 月发生的巴基斯坦大停电为例<sup>[3]</sup>, 调度机构为应对上涨的负荷需求, 在未充分分析电网运行方式的情况下发送了发电机组增加出力的指令, 同时未对后续运行方式进行合理调整, 最终造成南北部电网因持续的功率振荡而解列并导致全国范围大停电。另一方面, 运行方式分析还需考虑极端气候等小概率事件带来的影响并制定合理的预案, 降低因运行方式安排不合理而造成事故进一步扩大的风险<sup>[4-5]</sup>。因此, 为避免方式计算存在遗漏, 电网公司往往需要投入大量的人力与时间进行分析计算。例如, 中国某区域级电网每年需编制关键断面稳定限额约 1400 条次, 为配合新设备投产、开展月度重要检修方式安全校核、应对极端灾害天气等情况还需编制临时限额 100 余项; 某省级电网每次年度方式编制需要 5 位方式专家工作一个月以上, 得到长期断面超 350 个, 同时每年还要进行上千次修正。

随着新型电力系统建设, 电力系统规模不断扩大、结构日趋复杂, 运行方式更加复杂多变,

**收稿日期:** 2023-08-24。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (U22B2097)。

传统电网运行方式决策模式面临新的挑战。一方面, 新能源和新型负荷海量分布式接入电网, 其随机性使得电网运行方式的多样性进一步增强, 传统通过少量典型运行方式获得的运行规则已无法满足实际运行需求<sup>[6]</sup>, 方式编制需要考虑的运行场景数量和计算工作量大大增加; 另一方面, 可再生能源的高渗透接入以及电力电子设备的广泛应用导致电力系统安全稳定机理愈发复杂, 引发诸如次/超同步控制相互作用、谐波谐振等新型稳定性问题<sup>[7]</sup>, 新型电力系统安全运行边界的不确定性显著增强, 基于人工经验的分析决策难度与日俱增; 同时, 由于风光发电等新能源具有高装机、低电量、弱保障特性, 其广泛接入将提升电网在时间尺度和空间尺度上的平衡难度<sup>[8]</sup>, 导致系统平衡压力巨大, 运行方式调整的难度显著增加。因此, 亟须研究适用于新型电力系统的运行方式决策技术。

近年来, 人工智能快速发展, 以其强大的数据处理能力和计算速度在电力系统的负荷预测<sup>[9]</sup>、安全稳定评估与决策<sup>[10-12]</sup>、故障分析定位<sup>[13]</sup>等领域广泛应用。在运行方式分析决策领域, 文献<sup>[14]</sup>提出了电网关键断面及安全运行规则自动发现系统并在广东电网得到初步应用; 文献<sup>[15-16]</sup>在阐述基于运行数据的电网安全特征选择及知识管理体系的基础上, 研究了模型-数据混合驱动的电网安全特征选择和知识发现关键技术<sup>[17]</sup>, 实现了由原有的专家离线制定粗放运行规则模式向人工智能在线发现精细运行规则模式的转变。现有研究说明了人工智能方法在提升分析和决策的效率和效果方面的有效性, 然而在复杂的实际电网运行环境下, 人工智能应用仍面临以下挑战。

1) 从数据层面来看, 实际电网缺少危害电网安全稳定运行的历史数据, 而其高维复杂非线性特点使得运行方式组合爆炸, 人工难以手动生成足够多样的运行数据, 潮流不收敛等问题则进一步限制了生成所需样本的效率, 获取用于人工智能模型训练的样本时存在效率低、数据不均衡等问题;

2) 从模型层面来看, 人工智能方法难以有效应对实际电力系统变量维度高、决策空间异构带来的复杂性, 在刻画运行方式的不确定性方面仍面临难题, 人工智能方法存在学习探索效率低、

收敛性差、可靠性不足等问题;

3) 从应用层面来看, 为解决复杂电力系统中的实际问题, 人工智能方法一般采用复杂的模型结构及训练算法, 其决策过程类似于黑箱, 与已有知识进行配合验证比较困难, 存在难以分析的决策失误风险、模型透明度低、决策结果难理解等问题使其难以得到现场运行人员的认可。

针对以上问题, 本文面向运行方式分析决策中的典型任务, 提出基于混合智能的新型电力系统运行方式分析决策研究架构, 对相关关键技术进行展望, 以期将不同人工智能算法与模型驱动、专家经验相结合的混合智能技术应用在电力系统运行方式分析决策中提供一种解决思路。

## 1 基本概念与研究现状

### 1.1 运行方式分析决策基本概念

运行方式的分析决策是保障电力系统安全稳定运行的核心环节, 在长期的实践中, 中国逐步形成了一套经典的两步式调度决策机制<sup>[18]</sup>。如图 1 所示, 运行方式人员基于个人经验和历史运行情况手动生成运行方式样本, 基于少量的典型运行方式进行潮流和稳定分析, 分析电网安全运行边界, 归纳编制电网运行规则; 调度人员以运行规则作为安全边界, 借助数学规划等方法进行各类运行方式调整和决策, 以求在安全边界内达到系统最优运行点。

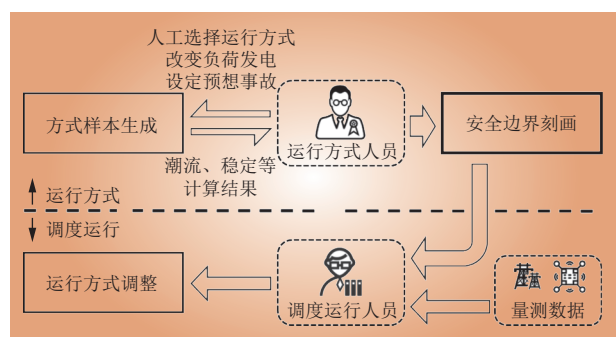


图 1 经典两步式调度决策机制示意

Fig. 1 Schematic diagram of the classical two-step scheduling decision mechanism

本文将这一运行方式分析决策过程中的重点任务归纳总结为方式样本生成、安全边界刻画、运行方式调整。



## 1.2 运行方式样本生成研究现状

运行方式样本是运行方式分析决策的数据基础。由于已有的电网运行方式历史数据存在数据量少、多样性低、针对性差等问题，难以满足运行方式分析需求，运行方式人员往往需要结合电网负荷预测情况、线路投产停运计划等方面信息生成所需的特定工况下的运行方式样本，并同时考虑多个时间尺度的运行方式变化趋势。在实际运行方式分析决策过程中，运行方式人员通过人工选择或手动生成“冬大”“冬小”“夏大”“夏小”“丰水”“枯水”等典型运行方式，在此基础上派生出海量样本并利用电力系统分析程序进行计算分析，针对其中存在的潮流不收敛等问题进行调整，从而获取大量典型运行方式样本，为后续安全边界刻画提供数据支撑。

目前常用的运行方式样本生成方法主要有优化模型法、随机抽样法以及数据驱动的样本生成方法3类。优化模型法通过求解设定的优化模型得到关键特征的取值，根据数值方法计算非线性微分代数方程组得到运行方式样本结果，常用的算法有计划潮流法<sup>[19]</sup>、生产模拟法<sup>[20]</sup>等。随机抽样法主要通过电网运行方式中的不确定因素进行随机抽样，通过仿真计算得到大量运行方式样本，常用的方法有蒙特卡洛法<sup>[21-22]</sup>等。数据驱动的样本生成方法包括聚类方法和生成模型方法2类，前者一般基于海量的运行数据通过 *k*-means 等聚类方法获取典型运行方式样本<sup>[23]</sup>，后者通常采用深度生成模型学习训练数据的分布并快速生成所需的运行方式数据，常用的方法有长短期记忆网络<sup>[24]</sup>、生成对抗网络<sup>[25]</sup>等。

此外，频繁的方式计算和复杂的电网运行工况导致潮流不收敛问题时有发生，极大增加了运行方式人员的工作量，需要进一步结合潮流调整算法以提升样本生成的效率。潮流不收敛的主要原因可归纳为初值不合理及潮流边界条件不合理<sup>[26]</sup>。初值设置不合理导致求解算法不收敛时，一般采用最优乘法<sup>[27]</sup>、非线性规划法<sup>[28]</sup>、同伦法<sup>[29]</sup>、LM方法<sup>[30]</sup>等方式进行求解；为解决潮流边界条件安排不合理导致潮流本身无解而不收敛的问题，一般采用灵敏度法<sup>[31-32]</sup>、非线性规划法<sup>[33]</sup>、节点类型转化法<sup>[34-35]</sup>等进行求解。基于人工智能的潮流调整算法也得到了广泛应用，例如

使用强化学习<sup>[36-37]</sup>等方法更新潮流调整策略，实现潮流收敛性的改变。虽然已有方法在一些情况下确实能够显著提升潮流收敛性，但是部分算法仍面临计算复杂性和数值稳定性的挑战。

## 1.3 安全边界刻画研究现状

安全边界刻画是运行方式分析决策的关键环节。输电断面分析是刻画系统安全边界的重要步骤，为确保系统的安全稳定运行，运行方式人员需要提前对其进行深入分析，研究输电断面构成，结合专家经验和知识编制运行极限，形成运行调度规则，为日常调度和突发事件的应对提供有力的决策依据；调度人员在线监测输电断面运行状态，实现对复杂电网的降维控制。

现有研究中关于输电断面分析主要聚焦于关键输电断面识别及其极限传输容量（total transfer capability, TTC）的计算两方面。

在关键输电断面识别方面，现有研究主要从物理模型出发，结合专家知识与经验提出了一系列关键断面识别方法。国内研究中常用的断面识别指标包括输电线路开断灵敏度<sup>[38]</sup>、断面功率增长速率<sup>[39]</sup>、输电介数<sup>[40]</sup>等；国外研究中较少涉及断面识别，一般是在输电线路或断面已知的情况下重点研究电网的可用输电能力。

在输电断面TTC计算方面，现有研究主要聚焦于如何确定发电和负荷的增长模式，得到符合电网实际的极限传输容量，并在一定程度上提高计算效率。最优潮流法<sup>[41-43]</sup>和连续潮流法<sup>[44-45]</sup>常被用于求解TTC，然而前者只能代表理想运行工况下的结果，后者的结果只能反映在一种增长模式下的可能性，二者均不能很好反映电网运行实际情况。人工智能方法也被广泛应用于该领域，例如文献<sup>[46]</sup>使用人工神经网络进行可用输电能力预测，网络输入为发电机状态参数、线路状态参数和负荷状态参数，在可用输电能力计算中考虑热稳定、电压稳定和功角稳定，取得了较好效果；文献<sup>[47]</sup>基于DyLiacco博士的智能调度理念，结合中国电网发展的情况，提出了适用于中国的智能机器调度员模式，并将电网精细规则挖掘技术引入电网输电断面安全运行分析；文献<sup>[48]</sup>提出了考虑更多安全特征、可以在线修正和调控关键断面TTC的精细化运行规则。支持向量机<sup>[49]</sup>、集成学习<sup>[50]</sup>、深度卷积神经网络<sup>[51]</sup>、长短期记忆



网络<sup>[52]</sup>、深度置信网络<sup>[53]</sup>、深度强化学习<sup>[54]</sup>、堆叠降噪自动编码器<sup>[55]</sup>等数据驱动方法也被用于 TTC 的快速计算，相对于传统模型方法在计算速度与现实的结合度等方面均有所提升。

#### 1.4 运行方式调整研究现状

运行方式调整是运行方式分析决策的核心目标。调度人员需要根据电网运行状态适时启动相应的仿真软件进行计算和分析，并结合自身经验在给定的安全运行边界内做出运行方式调整，保障电网的安全稳定经济运行。

运行方式调整这一问题本质上属于考虑安全约束的最优潮流问题，调整目标通常为网损、发电成本、控制设备目标设定值等，常见的约束条件包括设备的安全约束以及电力系统的潮流约束，调整手段则主要包括调节发电机出力和机端电压、电网拓扑连接关系等。目前的研究从方法上大致可分为物理模型驱动方法和数据驱动方法。

物理模型驱动方法通常将潮流调整问题建模为优化问题，利用特定的松弛方法简化求解。例如，文献<sup>[56]</sup>利用 Benders 分解将含交流潮流约束的安全约束机组组合问题分解为主问题和子问题，利用拉格朗日松弛法和动态规划法求解满足要求的开机方式。二阶锥松弛<sup>[57]</sup>、半正定松弛<sup>[58]</sup>等松弛方法也常被用于潮流调整领域，配合内点法、序贯线性规划等方法得到了合理的运行方式调整方案。虽然基于物理模型的方法已经进行了诸多研究，但由于电网运行方式的高维、复杂性，传统方法仍然面临计算速度受限的挑战。

随着人工智能的发展，也有许多学者采用人工智能技术进行运行方式的调整。文献<sup>[59]</sup>为解决考虑安全约束的直流最优潮流问题，直接利用神经网络拟合发电机的出力安排，并以此为依据恢复发电机的相角；文献<sup>[60]</sup>通过极限学习机和主动约束识别的样本预分类策略实现运行方式的调整；文献<sup>[61]</sup>将最优潮流问题建模为马尔可夫过程，利用深度强化学习求解并给出运行方式的调整方案；文献<sup>[62]</sup>结合深度强化学习与电力系统领域知识调整电力系统运行的拓扑结构，以改善潮流分布并缓解线路过载和电压越限问题；文献<sup>[63-64]</sup>将深度强化学习分别应用于电力系统的联络断面功率及节点电压调整，均取得了较好的效果。

## 2 基于混合智能的运行方式分析决策架构

从已有的文献调研可知，目前电力系统运行方式分析决策的解决方法包括两大类：一类是基于物理模型和专家经验的方法；一类是基于数据的人工智能方法。基于物理模型和专家经验的方法依赖物理模型认知、数学模型优化和运行经验积累，目前已实现了部分工程实用化，但由于物理模型过于复杂或存在假设简化、专家经验受认知能力限制，在速度和精度等方面仍面临挑战。人工智能技术在自然语言处理、图像识别等领域均表现出了极高的应用价值，但在电力系统领域的应用仍存在诸多不足：数据驱动的监督学习方法擅长预测，但学习效果依赖于数据，可解释性不强；基于问题引导的强化学习能够与环境进行交互，但对高维决策空间存在求解难度；专家系统等方法可解释性强，但知识规则的完备性还有待提升。此外，与人机对话、图片生成等具有一定创造性以及模糊性的领域不同，电力系统分析决策中人工智能的误判将带来灾难性的后果，因而必须引入人的监督和交互，亟待探索新的解决思路和方法。

混合智能将不同形式的智能综合、集成或融合应用，包括不同的人工智能方法的混合或人工智能与人类智能的混合，充分利用不同形式智能的优势实现取长补短的功效。例如，文献<sup>[65]</sup>在利用卷积神经网络提取特征向量后，采用长短期记忆神经网络进行时序预测，实现了基于混合方法的短期负荷预测；文献<sup>[66]</sup>提出了将知识经验与机器学习相结合的引导学习算法，利用知识数学化表达引导学习器学习，提升了结果的鲁棒性；文献<sup>[67]</sup>分析了电力系统增强智能分析的模式与理论基础，提出了人机混合智能在电力系统智能分析中的关键技术。如图 2 所示，与传统的分析决策方法相对比，本文提出了基于混合智能的运行方式分析决策的新视角。基于混合智能的运行方式决策可以充分利用监督学习、强化学习、因果推断等人工智能方法之间的差异性和互补性，同时充分利用物理模型优化和人工经验知识，从规模巨大、随机性强、不易理解的海量数据中构建有效的智能决策模型，同时模型应具备

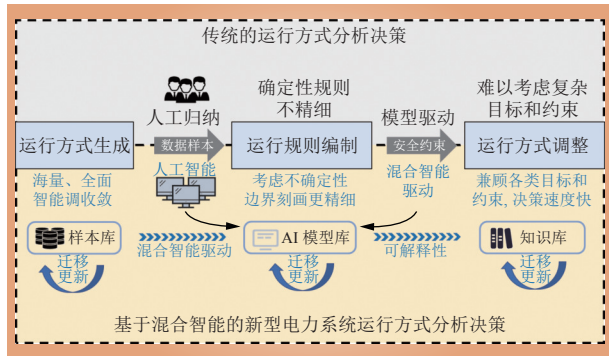


图 2 传统与基于混合智能的运行方式分析决策区别与联系  
Fig. 2 Differences and connections between traditional and hybrid intelligence-based operation mode decision-making

可解释性和自适应更新能力，从而提炼出潜在有用并可持续更新的知识，提升人工智能在新型电力系统复杂多变运行场景应用的可靠性、准确性。

面向运行方式样本生成、安全边界刻画及运行方式调整这 3 项运行方式分析决策的重点任务，本文进一步将基于混合智能的运行方式分析决策的关键技术总结为：新型电力系统运行方式样本智能生成、新型电力系统安全稳定影响因素分析与边界刻画、基于混合智能的新型电力系统多目标运行方式调整、运行方式智能分析决策模型的可解释性与迁移更新。4 项关键技术之间的关系如图 3 所示。

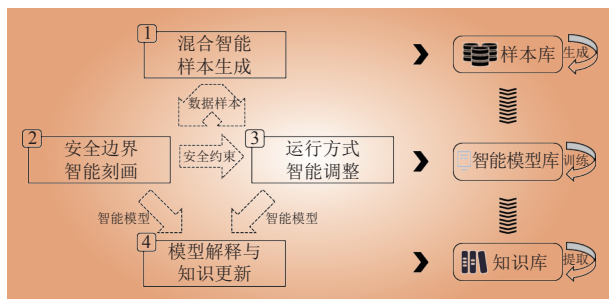


图 3 基于混合智能的运行方式分析决策关键技术间的关系  
Fig. 3 Relationships among key technology problems of hybrid intelligence-based operation mode decision-making

样本智能生成成为分析决策提供了数据样本基础，安全稳定边界刻画与运行方式智能调整技术实现了从样本库到智能模型库的构建，而可解释性技术将进一步从模型中提炼获取人类可理解的知识，形成人类智能和人工智能的闭环互动。在进行各类运行方式分析决策任务具体研究过程

中，可进一步提炼人机智能融合学习方法与协作机制，实现电网调度决策混合增强智能理论研究的螺旋式推进。

### 3 基于混合智能的运行方式分析决策关键技术分析

#### 3.1 运行方式样本智能生成

随着电网规模的不断增大，需要考虑的运行工况数量及其分析难度与日俱增，得到满足运行人员需求的运行方式样本集难度越来越大，方式样本生成及收敛潮流调整面临的挑战日趋复杂。现有研究中，优化模型法由于需要根据各类边界条件求解优化问题，故其生成样本的效率较低，因而更适用于所需样本数量较少的场景；随机抽样法虽然能快速产生大量样本，但是由于电力系统控制变量多样性及其组合的复杂性，生成的海量样本难以覆盖各类运行场景，无法有针对性地生成所需特定类型的运行方式样本，在实际应用中仍存在一定的局限性；数据驱动的样本生成方法可以针对实际问题需求有针对性地生成特定类型的样本，但由于未能有效利用已有的样本生成经验，当所需特定类型初始训练样本不足时生成模型因难以得到充分训练而表现效果欠佳。潮流收敛调整时仍受到大规模、重负荷电网中潮流计算已知量难以合理给出等因素影响，方式人员在潮流调整中所积累的经验并不易于量化复用，使得潮流收敛调整在电力系统方式计算中变得尤为耗时和复杂。因此，迫切需要研究生成效率高、样本多样性强、潮流收敛性好的运行方式样本生成方法。

运行方式样本智能生成技术将结合现有物理模型、数学规划、专家经验和人工智能方法，实现多种智能形态在运行方式样本生成问题的融合与协作，旨在解决针对性生成样本困难、效率低的问题，为方式计算和后续人工智能应用提供数据基础。主要涉及结合物理模型和数据驱动的不收敛潮流调整、多主题典型运行方式样本生成、多时间尺度运行方式样本生成 3 项研究难点问题。

针对潮流不收敛调整问题，混合智能方法可以充分利用模型驱动算法获得潮流调整参考数据，由此训练得到基于人工智能方法的智能体，

将二者有机结合实现潮流快速调整。首先,可以通过优化模型结合已有的优化算法计算潮流调整策略,分析致使潮流不收敛的原因,例如通过对潮流方程的雅可比矩阵进行奇异值分解来识别系统中的弱节点作为系统功率补偿的配置节点,并以此为人工智能模型选择调整节点提供参考和借鉴。在此基础上,可以充分利用监督学习和强化学习方法特点,采用监督学习对动作数据进行学习,从而避免在巨大状态空间探索难度大、效率低下的问题;随后结合强化学习的自我探索能力,学习得到更多未探索场景的调整策略,提高潮流调整智能体的适用性,实现基于人工智能方法的潮流快速调整。需要说明的是,模型驱动和人工智能驱动的潮流收敛调整方法之间可能存在冲突或均无法给出可行策略,需要进一步研究协同应用方式,以提高不同方法的应用性能。

为生成调度方式人员所需的特定主题样本,可以利用人工经验、历史数据为深度生成模型提供学习目标,提升模型生成性能。在初始样本获取阶段,可以参考历史运行状态及专家经验设定先验分布,由运行方式人员确认待研究的主题,利用改进蒙特卡洛方法实现对已有历史数据集的有效扩充;通过生成对抗网络<sup>[68]</sup>等深度生成模型构建样本生成器,学习所需类型样本分布特征,结合专家经验进一步修正模型参数;当出现所需类型训练样本较少、难以训练深度生成模型等问题时,需要进一步引入迁移学习等模型优化策略,提升深度生成模型的生成效率,实现对调度人员所需类型样本数据的高效准确生成。

生成多时间尺度运行方式样本时,可以基于历史数据及仿真数据,对不同运行场景下的源荷时序数据进行时序特性分析,为时序生成模型提供明确的生成目标。用户负荷和新能源发电出力往往存在周期性和季节性的特点,可以利用专家经验通过高峰时段需求、低谷时段需求、负荷需求时段分布、风机/光伏平均出力、不同季节偏差量等特征对相关时间序列进行分析,确定不同运行场景和时间尺度下源荷时序特性,建立不同时间尺度源荷状态转移概率矩阵,由此分析不同时间尺度下源荷变化相似性;在此基础上进一步结合长短期记忆人工神经网络、生成对抗网络等深度模型方法,建立对不同负荷、新能源等不确定

性节点的时间序列生成模型,实现对单一节点时间序列的准确生成,进而有效模拟新能源出力、负荷剧烈波动的电力系统运行时序场景。

### 3.2 安全稳定影响因素分析与边界刻画

运行安全边界是保障电网安全运行的基础,传统方式制定的安全运行边界长期固定不变,实际运行中可能过于保守、经济性不好,而极端场景时又可能偏于乐观、安全性不足,无法刻画新型电力系统运行风险的不确定性。相较于传统基于物理模型的方法,人工智能模型可以更好地处理电网的高维、复杂特性,同时可以将气象因素<sup>[69]</sup>等外部信息引入计算,更符合电网实际运行需求,具备较强的应用前景。但在新型电力系统背景下,新能源和新型负荷带来的更强不确定性,人工智能方法存在的可解释性差、缺少对不确定性刻画等问题仍需进一步研究。

如何综合考虑相关性和因果性,从海量变量中快速、准确认知制约新型电力系统安全运行的关键影响因素,并基于关键影响因素和混合智能方法实现对复杂巨系统安全边界的精确刻画以及计及不确定性的概率分布刻画,成为刻画运行安全边界需要解决的关键任务。为此,基于混合智能的运行安全边界刻画预期将信息论、电网络理论、因果推断等分析安全稳定关键影响因素统筹考虑,获取对电力系统安全稳定的关键影响因素集合,实现对高维变量的降维;然后,针对暂态稳定和输电断面主题分别构建人工智能代理模型,将规模巨大、随机性强、场景海量和不易理解的新型电力系统运行特性转化为可快速辅助分析决策的智能模型,从而实现动态安全边界的快速评估;在此基础上,针对新能源和新型负荷不确定性强的问题,结合深度不确定性模型,进一步提出考虑不确定性的安全边界概率分布刻画方法。如图 4 所示,这一流程主要涉及关键影响因

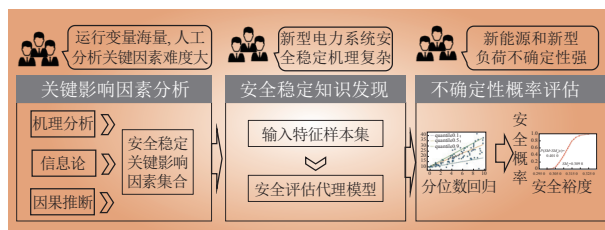


图 4 安全边界刻画关键技术

Fig. 4 Key technologies for security boundary analysis



素分析、安全稳定知识发现和不确定性概率评估3项研究难点。

在识别新型电力系统安全稳定关键因素时，目前已有较多特征选择方法能够从海量变量中筛选出关键影响因素，然而这些方法往往只分析变量之间的相关性而未考虑因果性，并且单一的分析方法也可能存在遗漏等问题。因此，可以结合已有设备变量及基于专家经验构建的高阶特征，从物理模型的角度分析电网安全稳定的关键影响因素；再进一步通过Peter-Clark算法<sup>[70]</sup>等因果发现方法从观察数据中推理出因果图结构，从而获得与分析目标具有因果关系的影响因素集合。

鉴于电力系统稳态数据具有包含元件和拓扑连接关系的类图数据结构，属于非欧数据，现有的大部分数据驱动方法多是为欧式数据分析设计的<sup>[71]</sup>，当电力系统拓扑频繁变化时其泛化能力会显著降低。因此，可以结合图神经网络<sup>[72]</sup>对影响安全稳定关键特征集的图数据进行有效学习，将电力系统的拓扑连接关系建模到图神经网络中，从而建立基于动态安全评估深度学习代理模型，进一步考虑多类型预想故障、不同源荷分布以及各类拓扑连接关系，实现对动态安全边界的精细刻画和快速评估。

为进一步考虑新能源出力及负荷的不确定性，一方面可以对已有的模型研究安全边界概率分布计算方法，另一方面也可以研究后验概率分布的深度不确定性模型构建方法。此外，可以将深度不确定性模型和深度代理模型的评估结果相结合，将固化的安全运行边界转化为具有风险信息概率安全运行边界。

### 3.3 运行方式智能调整

随着电网规模的不断扩大，可再生能源的高比例接入，需要考虑的运行工况要求及其分析难度与日俱增，实际运行中逼近安全边界场景更加频繁，需要经常进行调整，这涉及复杂优化问题，专家人工经验难以驾驭，而依赖数学优化模型求解又难以保证实时性。现有的基于人工智能方法的研究能够快速给出运行方式调整策略并取得了较好的调整效果，但在与现有物理模型及已有经验融合方面仍有不足。此外，在新型电力系统背景下，高比例可再生能源广泛接入削弱了电力系统发电侧的灵活调节能力，导致电力系统平

衡压力巨大，增加了运行方式调整的难度，迫切需要提高已有方法在含新能源电网具体应用的性能。

因此，如何对运行方式进行合理调整以满足调度人员的需求已成为关键难题。需要研究基于混合智能的多目标、多时间尺度电力系统运行方式调整架构，避免单一人工智能系统应用失效，提升智能体在不同场景下的适用性。一种解决思路是首先利用多目标潮流调整方法得到用于训练智能体的调整策略样本集，在此基础上考虑多时间尺度的运行方式调整利用模仿学习方法训练智能体策略网络，为后续强化学习提供良好的策略初值，最后融合知识经验采用强化学习更新智能体的运行方式调整策略，实现调整策略的优化，主要涉及模型驱动的多目标运行方式调整、运行方式智能调整模仿学习及融合知识经验和强化学习的运行方式智能调整3项研究难点。

调度人员进行运行调整时需要考虑新能源消纳、源荷平衡、控制代价等多种因素，本质上是一个多目标优化问题，其核心便是如何在多个调整目标之间取得较好的平衡。解决多目标优化的常见手段便是将多个目标进行加权，从而将多目标优化问题转为单目标优化问题，然而加权系数的选择具有主观性，很难给出合理的权重，故如何确定权重系数是实现多目标运行方式调整的首要因素。可以考虑从博弈论的角度出发，将原问题中的各个运行方式调整目标看作相互竞争的谈判单位，利用纳什谈判对原问题进行建模，在谈判过程中，每个决策者相继决策，使得各目标在争取最优的同时避免最坏情况的发生，若所有决策者的决策均相同，则说明多方得到了各自均可接受的方案，即为谈判解，由此可确定多目标优化时采用的权重系数，并通过求解器完成多目标优化问题的求解。

此外，电力系统运行方式调整需要考虑控制设备固有的动态特性，比如多个临近周期内发电机的爬坡约束等，这要求不能割裂每个时间断面来进行决策，而要给出多断面的控制策略序列。在实际的运行方式调整问题中，调整策略一般由多个时间尺度的潮流断面构成，通常存在离散量、连续量并存的混合决策，且离散量和连续量在时空上具有紧密的耦合关系，例如：是否需要

某台发电机开机为离散决策变量，而发电机具体出力则为连续决策变量，是否能够开关机取决于之前是否已经满足开关机时间要求等。为实现这一目标，在使用人工智能方法求解潮流调整策略时，需要进一步在智能体训练时引入考虑多时间尺度的评价函数，使其综合考虑电网的时序特性和多变量特性，实现多步序贯智能决策。

为实现融合知识经验和强化学习的运行方式智能调整，在上述运行方式调整的初始策略分布基础上，将多时间尺度下的运行方式调整问题构建为马尔可夫决策过程，构建与智能体进行仿真交互的运行方式调整环境，采用强化学习的方式更新智能体的策略分布，利用行动者网络和评判者网络分别对最优策略及价值函数进行近似。通常来说，在强化学习中智能体通过不断与环境交互得到反馈的奖励，积累并学习成功与失败的经验从而提升自身的决策能力，如图 5 所示。在交互期间，由于缺乏引导，智能体可能进行了大量不必要的探索，导致直接采用强化学习方法训练智能体的效率较低。因此，调度人员潮流调整的经验可以引导人工智能方法快速学习进化，将人工经验与知识进行凝练后融入智能体的训练过程中，预期将可以加速智能体的收敛、提升运行方式调整能力。

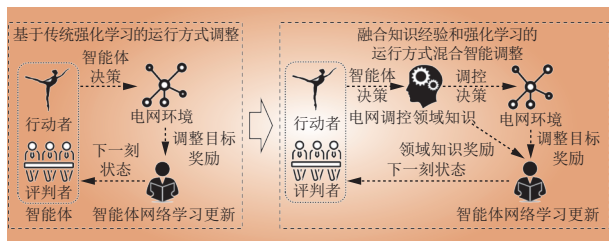


图 5 基于传统强化学习及混合智能的运行方式调整对比  
Fig. 5 Comparison of traditional reinforcement learning and hybrid intelligence-based operation mode adjustment

### 3.4 模型的可解释性与迁移更新

在实际的电网调度中，智能模型的可解释性和自适应更新是保证其能够可信、可靠应用的关键。在已有的智能模型取得优异的应用效果的同时，迫切需要对其决策逻辑进行解释，使电网专业人员能够理解其决策机理并得到可理解的知识；还需结合不同的智能学习模式实现智能模型的持续更新，以适应复杂多变的运行场景。因

此，运行方式分析决策模型的可解释性与迁移更新成为提升智能模型可用性的研究难点。

模型的可解释性可以从人工智能视角和物理模型视角 2 个层面展开研究。从现有人工智能视角出发，可以通过计算模型分析结果与各个节点特征之间的梯度信息，挖掘对分析结果具有重要影响的节点，得到不同输入特征对分析决策结果的边际效应，从可视化的角度给出安全稳定评估模型的可解释性分析结果。物理模型视角则可以利用考虑了电网实际运行工况的准稳态灵敏度方法实现，与传统灵敏度分析不同，准稳态灵敏度的其余控制变量因系统响应特性而改变，更符合实际情况。因此，针对待解释的运行工况，可以通过准稳态计算，得到扰动后的准稳态样本，然后基于扰动前后模型对样本的预测值，计算出深度模型在被扰动特征维度上的准稳态灵敏度，为深度学习的决策过程做出解释，也为运行人员使用深度学习模型提供更多可理解的信息。

当电网运行工况变化时，已有的人工智能模型库可能无法覆盖新出现的运行场景。因此，实际应用中需要分析模型的适用性。一方面，基于开断分布因子、发电机出力转移分布因子等，从物理模型分析的角度分析新工况与历史工况的相似性；另一方面，根据已学习过场景的聚类结果，利用聚类分析评价运行工况相似性，进而确定模型适用性。对于适用性不足的模型，进一步考虑模型的更新。

在对模型进行更新时，一般有 2 类样本可以应用：一是离线存储的大量历史场景样本；二是基于在线预测信息得到的新场景样本。站在历史场景视角，可以通过迁移学习思想将历史样本应用于新运行场景，辅助新场景的模型学习，当出现运行方式变化的场景时，已标注的新样本数量往往较少，因此采用直接训练的方式获得的模型性能较差，而采用迁移学习的方式可以利用历史样本中的信息辅助新场景模型的学习。当电网的运行场景发生变化时，如果重新进行仿真生成样本，所花费的时间成本非常大，站在新场景视角，可以借鉴主动学习思想，通过一定的算法查询最有用的未标记样本，对新场景中的无标注样本进行主动查询，标注最有价值的少量样本进行模型训练，降低样本标注计算代价。





## 4 结语

模型驱动方法与基于数据的人工智能方法在方法层面具有很强的互补性，将2类方法相结合的混合智能方法用于运行方式样本生成、安全边界刻画、运行方式调整任务，恰能解决运行方式人员最为关注的任务，也确保了分析决策的可靠性。本文初步建构了基于混合智能的新型电力系统运行分析决策的架构，展望分析了运行方式样本生成、安全稳定影响因素分析与边界刻画、运行方式智能决策、模型可解释性与迁移更新4项关键技术及涉及的研究难点，为人工智能在运行方式分析决策典型任务应用提供一条可行的技术路径。

## 参考文献：

- [1] 周孝信, 赵强, 张玉琼. “双碳”目标下我国能源电力系统发展前景和关键技术[J]. *中国电力企业管理*, 2021(31): 14-17.
- [2] 国家电力调度控制中心. 国家电网运行方式编制流程[R].北京: 国家电力调度控制中心, 2021.
- [3] 屠竞哲, 何剑, 安学民, 等. 巴基斯坦“2023.1.23”大停电事故分析及启示[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(14): 5319-5329.  
TU Jingzhe, HE Jian, AN Xuemin, *et al.* Analysis and lessons of Pakistan blackout event on January 23, 2023[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(14): 5319-5329.
- [4] 胡秦然, 丁昊晖, 陈心宜, 等. 美国加州2020年轮流停电事故分析及对中国电网的启示[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(24): 11-18.  
HU Qinran, DING Haohui, CHEN Xinyi, *et al.* Analysis on rotating power outage in California, USA in 2020 and its enlightenment to power grid of China[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(24): 11-18.
- [5] 刘云. 巴西“9.13”远西北电网解列及停电事故分析及启示[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(11): 3204-3213.  
LIU Yun. Analysis on and inspiration of the “9.13” islanding and outage of Brazilian remote northwest power grid[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(11): 3204-3213.
- [6] HOU Q C, DU E S, ZHANG N, *et al.* Impact of high renewable penetration on the power system operation mode: a data-driven approach[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(1): 731-741.
- [7] 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.
- [8] 郭剑波, 王铁柱, 罗魁, 等. 新型电力系统面临的挑战及应对思考[J]. *新型电力系统*, 2023, 1(1): 32-43.  
GUO Jianbo, WANG Tiezhu, LUO Kui, *et al.* Development of new power systems: challenges and solutions[J]. *New Type Power Systems*, 2023, 1(1): 32-43.
- [9] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J/OL]. *中国电机工程学报*: 1-24[2023-08-23]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221560>.  
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, *et al.* Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J/OL]. *Proceedings of the CSEE*: 1-24[2023-08-23]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221560>.
- [10] 汤奕, 崔晗, 李峰, 等. 人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(1): 2-13, 315.  
TANG Yi, CUI Han, LI Feng, *et al.* Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 2-13, 315.
- [11] 赵晋泉, 夏雪, 徐春雷, 等. 新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(24): 1-10.  
ZHAO Jinquan, XIA Xue, XU Chunlei, *et al.* Review on application of new generation artificial intelligence technology in power system dispatching and operation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(24): 1-10.
- [12] 杨博, 陈义军, 姚伟, 等. 基于新一代人工智能技术的电力系统稳定评估与决策综述[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(22): 200-223.  
YANG Bo, CHEN Yijun, YAO Wei, *et al.* Review on stability assessment and decision for power systems based on new-generation artificial intelligence technology[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(22): 200-223.
- [13] 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.
- [14] 赵峰, 孙宏斌, 黄天恩, 等. 电网关键断面及安全运行规则自动发现



- 系统设计与工程实现 [J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(1): 117–123.
- ZHAO Feng, SUN Hongbin, HUANG Tianen, *et al.* Design and engineering application of automatic discovery system for critical flowgates and security operation rules in power grids[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(1): 117–123.
- [15] 黄天恩, 孙宏斌, 郭庆来, 等. 基于电网运行仿真大数据的知识管理和超前安全预警 [J]. *电网技术*, 2015, 39(11): 3080–3087.
- HUANG Tianen, SUN Hongbin, GUO Qinglai, *et al.* Knowledge management and security early warning based on big simulation data in power grid operation[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(11): 3080–3087.
- [16] 黄天恩, 孙宏斌, 郭庆来, 等. 基于电网运行大数据的在线分布式安全特征选择 [J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(4): 32–40.
- HUANG Tianen, SUN Hongbin, GUO Qinglai, *et al.* Online distributed security feature selection based on big data in power system operation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(4): 32–40.
- [17] 黄天恩, 郭庆来, 孙宏斌, 等. 模型-数据混合驱动的电网安全特征选择和知识发现关键技术与工程应用 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(1): 95–101, 208.
- HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, *et al.* Hybrid model and data driven concepts for power system security feature selection and knowledge discovery: key technologies and engineering application[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(1): 95–101, 208.
- [18] 孙宏斌, 黄天恩, 郭庆来, 等. 面向调度决策的智能机器调度员研制与应用 [J]. *电网技术*, 2020, 44(1): 1–8.
- SUN Hongbin, HUANG Tianen, GUO Qinglai, *et al.* Automatic operator for decision-making in dispatch: research and applications[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(1): 1–8.
- [19] 林毅, 孙宏斌, 吴文传, 等. 日前计划安全校核中计划潮流自动生成技术 [J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(20): 68–73.
- LIN Yi, SUN Hongbin, WU Wenchuan, *et al.* A schedule power flow auto generating technology in day-ahead security validation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(20): 68–73.
- [20] 赵书强, 索琦, 许朝阳, 等. 考虑断面约束的多能源电力系统时序性生产模拟 [J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(7): 1–6.
- ZHAO Shuqiang, SUO Xun, XU Zhaoyang, *et al.* Time series production simulation of multi-energy power system considering section constraints[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(7): 1–6.
- [21] 赵渊, 王洁, 耿莲, 等. 电网可靠性非序贯蒙特卡洛仿真的扩展交叉熵法 [J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(7): 1963–1974.
- ZHAO Yuan, WANG Jie, GENG Lian, *et al.* An extended cross entropy method for non-sequential Monte Carlo simulation of power system reliability assessment[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(7): 1963–1974.
- [22] 彭显刚, 林利祥, 刘艺, 等. 基于纵横交叉-拉丁超立方采样蒙特卡洛模拟法的分布式电源优化配置 [J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(16): 4077–4085.
- PENG Xiangang, LIN Lixiang, LIU Yi, *et al.* Optimal distributed generator allocation method based on correlation Latin hypercube sampling Monte Carlo simulation embedded crisscross optimization algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(16): 4077–4085.
- [23] FAN M, LI Z S, DING T, *et al.* Uncertainty evaluation algorithm in power system dynamic analysis with correlated renewable energy sources[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(6): 5602–5611.
- [24] 陈继林, 陈勇, 田芳, 等. 基于 LSTM 算法的电网仿真样本生成方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(14): 4129–4135.
- CHEN Jilin, CHEN Yong, TIAN Fang, *et al.* The method of sample generation for power grid simulation based on LSTM[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(14): 4129–4135.
- [25] 兰健, 郭庆来, 周艳真, 等. 基于生成对抗网络和模型迁移的电力系统典型运行方式样本生成 [J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(8): 2889–2900.
- LAN Jian, GUO Qinglai, ZHOU Yanzhen, *et al.* Generation of power system typical operation mode samples: a generation adversarial network and model-based transfer learning approach[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(8): 2889–2900.
- [26] 曾泓泰, 郭庆来, 周艳真, 等. 面向电网运行方式计算的不收敛潮流无功调整方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(19): 1–12.
- ZENG Hongtai, GUO Qinglai, ZHOU Yanzhen, *et al.* Reactive power adjustment method of non-convergent power flow for power system operation mode calculation[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(19): 1–12.
- [27] IWAMOTO S, TAMURA Y. A load flow calculation method for ill-conditioned power systems[J]. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1981, PAS-100(4): 1736–1743.
- [28] 覃智君, 侯云鹤, 吴复立. 大规模交直流系统潮流计算的实用化模型 [J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(10): 95–101.
- QIN Zhijun, HOU Yunhe, WU Fuli. Practical model for large-scale AC-DC system power flow calculation[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(10): 95–101.



- [29] 周佃民, 廖培金. 电力系统病态潮流的同伦方法求解 [J]. 电力系统及其自动化学报, 1999, 11(增刊1): 67-71.  
ZHOU Dianmin, LIAO Peijin. Homotopy method for ill-conditioned power system load flow calculation[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 1999, 11(S1): 67-71.
- [30] 严正, 范翔, 赵文恺, 等. 自适应 Levenberg-Marquardt 方法提高潮流计算收敛性 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(8): 1909-1918.  
YAN Zheng, FAN Xiang, ZHAO Wenkai, *et al.* Improving the convergence of power flow calculation by a self-adaptive Levenberg-Marquardt method[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(8): 1909-1918.
- [31] 刘明松, 吴文传, 张伯明, 等. 电力系统潮流不可行的在线预防控制 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(1): 11-15.  
LIU Mingsong, WU Wenchuan, ZHANG Boming, *et al.* An online preventive control method for power flow unsolvability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(1): 11-15.
- [32] 李敏, 陈金富, 陈海焱, 等. 一类潮流计算无解的实用性调整研究 [J]. 电力系统自动化, 2006, 30(8): 11-15.  
LI Min, CHEN Jinfu, CHEN Haiyan, *et al.* Load flow regulation for unsolvable cases in a power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(8): 11-15.
- [33] 陶向红, 卜广全, 王虹富, 等. 基于加权最小绝对值的大电力系统潮流可行解优化恢复方法 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38(23): 60-64, 76.  
TAO Xianghong, BU Guangquan, WANG Hongfu, *et al.* An optimization method based on weighted least absolute value to restore power flow solvability of bulk power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(23): 60-64, 76.
- [34] 王毅, 侯俊贤, 马世英, 等. 用于调度计划安全稳定校核的潮流数据自动整合调整方法 [J]. 电网技术, 2010, 34(4): 100-104.  
WANG Yi, HOU Junxian, MA Shiyang, *et al.* A method of automatic integration and regulation of power flow data for security and stability check of generation scheduling analysis[J]. Power System Technology, 2010, 34(4): 100-104.
- [35] 李智欢, 韩云飞, 苏寅生, 等. 基于节点类型转换的潮流收敛性调整方法 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7): 188-193.  
LI Zhihuan, HAN Yunfei, SU Yinsheng, *et al.* A convergence adjustment method of power flow based on node type switching[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(7): 188-193.
- [36] 张松涛, 张东霞, 黄彦浩, 等. 基于改进直流潮流算法的潮流计算收敛自动调整方法研究 [J]. 电网技术, 2021, 45(1): 86-97.  
ZHANG Songtao, ZHANG Dongxia, HUANG Yanhao, *et al.* Research on automatic power flow convergence adjustment method based on modified DC power flow algorithm[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 86-97.
- [37] 王甜婧, 汤涌, 郭强, 等. 基于知识经验和深度强化学习的大电网潮流计算收敛自动调整方法 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(8): 2396-2406.  
WANG Tianjing, TANG Yong, GUO Qiang, *et al.* Automatic adjustment method of power flow calculation convergence for large-scale power grid based on knowledge experience and deep reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(8): 2396-2406.
- [38] 赵峰, 孙宏斌, 张伯明. 基于电气分区的输电断面及其自动发现 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35(5): 42-46, 81.  
ZHAO Feng, SUN Hongbin, ZHANG Boming. Electrical zone division based automatic discovery of flowgates[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(5): 42-46, 81.
- [39] 赵峰. 电力系统安全运行知识自动发现和管理方法研究 [D]. 北京: 清华大学, 2014.  
ZHAO Feng. Methods for automatic discovery and management of power system security operating knowledge[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014.
- [40] 罗钢, 陈金富, 石东源, 等. 基于复杂网络理论的关键输电断面分析 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(25): 147-155.  
LUO Gang, CHEN Jinfu, SHI Dongyuan, *et al.* Key transmission sections analysis based on complex network theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(25): 147-155.
- [41] 孙景强, 房大中. 暂态稳定约束下极限传输能力的计算 [J]. 电力系统自动化, 2005, 29(8): 21-25, 70.  
SUN Jingqiang, FANG Dazhong. Total transfer capability with transient stability constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(8): 21-25, 70.
- [42] DE TUGLIE E, DICORATO M, LA SCALA M, *et al.* A static optimization approach to assess dynamic available transfer capability[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Power Industry Computer Applications. Santa Clara, CA, USA. IEEE, 2002: 269-277.
- [43] 刁勤华, 默哈莫德·夏班, 倪以信. 运用连续二次规划法计算区域间极限传输容量 [J]. 电力系统自动化, 2000, 24(24): 5-8.  
DIAO Qinhu, MOHAMED Shaaban, NI Yixin. Inter-area total transfer capability calculation using sequential quadratic programming method in power market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(24): 5-8.



- [44] EJEBE G C, TONG J, WAIGHT J G, *et al.* Available transfer capability calculations[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1998, 13(4): 1521–1527.
- [45] FLUECK A J, CHIANG H D, SHAH K S. Investigating the installed real power transfer capability of a large scale power system under a proposed multiarea interchange schedule using CPFLOW[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1996, 11(2): 883–889.
- [46] LUO X, PATTON A D, SINGH C. Real power transfer capability calculations using multi-layer feed-forward neural networks[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2000, 15(2): 903–908.
- [47] 孙宏斌, 谢开, 蒋维勇, 等. 智能机器调度员的原理和原型 [J]. *电网技术*, 2006, 30(增刊2): 51–57.
- SUN Hongbin, XIE Kai, JIANG Weitong, *et al.* Automatic operator for power systems: principle and prototype[J]. *Power System Technology*, 2006, 30(S2): 51–57.
- [48] SUN Hongbin, ZHAO Feng, WANG H, *et al.* Automatic learning of fine operating rules for online power system security control[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(8): 1708–1719.
- [49] TAKAHASHI H, KUMANO T. Available transfer capability screening considering transient stability by support vector machine[C]//2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting-Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century. Pittsburgh, PA, USA. IEEE, 2008: 1–6.
- [50] QIU G, LIU J Y, LIU Y B, *et al.* Ensemble learning for power systems TTC prediction with wind farms[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 16572–16583.
- [51] 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.
- [52] LIU D, SUN Y, QU Y, *et al.* Analysis and accurate prediction of user's response behavior in incentive-based demand response[J]. *IEEE Access*, 2018, 7: 3170–3180.
- [53] HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, *et al.* A deep learning approach for power system knowledge discovery based on multitask learning[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2019, 13(5): 733–740.
- [54] DUAN J J, LI H F, ZHANG X H, *et al.* A deep reinforcement learning based approach for optimal active power dispatch[C]//2019 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC). Beijing, China. IEEE, 2020: 263–267.
- [55] 闫炯程, 李常刚, 刘玉田. 基于 SDAE 特征提取的含风电电网可用输电能力计算 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(1): 32–39.
- YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Available transfer capability calculation in power system with wind power based on SDAE feature extraction[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(1): 32–39.
- [56] FU Y, SHAHIDEHPOUR M, LI Z Y. Security-constrained unit commitment with AC constraints[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(2): 1001–1013.
- [57] KOCUK B, DEY S S, SUN X A. Strong SOCP relaxations for the optimal power flow problem[J]. *Operations Research*, 2016, 64(6): 1177–1196.
- [58] BAI X Q, WEI H, FUJISAWA K, *et al.* Semidefinite programming for optimal power flow problems[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2008, 30(6/7): 383–392.
- [59] PAN X, ZHAO T Y, CHEN M H, *et al.* Deep OPF: a deep neural network approach for security-constrained DC optimal power flow[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(3): 1725–1735.
- [60] LEI X Y, YANG Z F, YU J, *et al.* Data-driven optimal power flow: a physics-informed machine learning approach[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(1): 346–354.
- [61] ZHOU Y H, ZHANG B, XU C L, *et al.* A data-driven method for fast AC optimal power flow solutions via deep reinforcement learning[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2020, 8(6): 1128–1139.
- [62] 严梓铭, 徐岩. 结合深度强化学习与领域知识的电力系统拓扑结构优化 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(1): 60–68.
- YAN Ziming, XU Yan. Topology optimization of power systems combining deep reinforcement learning and domain knowledge[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(1): 60–68.
- [63] ZHANG B, LU X, DIAO R S, *et al.* Real-time autonomous line flow control using proximal policy optimization[C]//2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). Montreal, QC, Canada. IEEE, 2020: 1–5.
- [64] DUAN J J, SHI D, DIAO R S, *et al.* Deep-reinforcement-learning-based autonomous voltage control for power grid operations[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(1): 814–817.
- [65] 陆继翔, 张琪培, 杨志宏, 等. 基于 CNN-LSTM 混合神经网络模型的短期负荷预测方法 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(8): 131–137.
- LU Jixiang, ZHANG Qipei, YANG Zhihong, *et al.* Short-term load forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network



- model[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(8): 131–137.
- [66] 尚宇炜, 马钊, 彭晨阳, 等. 内嵌专业知识和经验的机器学习方法探索(二): 引导学习的应用与实践[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(20): 5852–5861.
- SHANG Yuwei, MA Zhao, PENG Chenyang, *et al.* Study of a novel machine learning method embedding expertise (part II): applications and practices of guiding learning[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(20): 5852–5861.
- [67] 王国政, 郭剑波, 马士聪, 等. 电力系统增强智能分析初探[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(16): 5079–5088.
- WANG Guozheng, GUO Jianbo, MA Shicong, *et al.* Preliminary study of power system enhanced intelligence analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(16): 5079–5088.
- [68] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, *et al.* Generative adversarial nets[J]. *Communications of the ACM*, 2020, 63(11): 139–144.
- [69] HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, *et al.* A deep spatial-temporal data-driven approach considering microclimates for power system security assessment[J]. *Applied Energy*, 2019, 237: 36–48.
- [70] SPIRTESS P, GLYMOUR C. An algorithm for fast recovery of sparse causal graphs[J]. *Social Science Computer Review*, 1991, 9(1): 62–72.
- [71] 王铮澄, 周艳真, 郭庆来, 等. 考虑电力系统拓扑变化的消息传递图神经网络暂态稳定评估[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(7): 2341–2350.
- WANG Zhengcheng, ZHOU Yanzhen, GUO Qinglai, *et al.* Transient stability assessment of power system considering topological change: a message passing neural network-based approach[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(7): 2341–2350.
- [72] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, *et al.* The graph neural network model[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 20(1): 61–80.

#### 作者简介:

郭庆来(1979—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 从事信息物理系统、多能流系统的综合能量管理和无功电压优化控制研究, E-mail: guoqinglai@tsinghua.edu.cn;

兰健(1996—), 男, 博士研究生, 从事人工智能在复杂电网调控中的应用研究, E-mail: lanj18@mails.tsinghua.edu.cn.

(责任编辑 李博)

## Architecture and Key Technologies of Hybrid-Intelligence-Based Decision-Making of Operation Modes for New Type Power Systems

GUO Qinglai, LAN Jian, ZHOU Yanzhen, WANG Zhengcheng, ZENG Hongtai, SUN Hongbin

(Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** With the construction of new type power systems, the number of operating scenarios and computational workload that need to be considered in analyzing operation modes increases greatly, the safety and stability mechanism becomes more complex, the uncertainty of the safe operation boundary increases, and the difficulty of adjusting operating mode increases significantly. The traditional decision-making method based on human experience is facing major challenges. Artificial intelligence provides new solutions but still faces challenges such as insufficient samples, poor interpretability, low exploration efficiency, etc. Focusing on the specific problems of the operation mode decision-making of the new type power systems, this paper proposes a research framework for operation mode decision-making of the new type power systems based on hybrid intelligence. The analysis and discussion are carried out from four aspects: sample generation of operation mode, analysis of the safety boundary and stability influencing factors, intelligent adjusting of operation mode, model interpretability and update, which provide a feasible technology path for applying hybrid intelligence to new type power systems.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No.U22B2097).

**Keywords:** new type power systems; operation mode analysis; hybrid intelligence; knowledge discovery