

人在回路的电网调控混合增强智能初探: 基本概念与研究框架

乔骥, 郭剑波, 范士雄, 黄彦浩, 尚宇炜

(中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192)

Human-in-the-loop Hybrid-augmented Intelligence Method for Power System Dispatching: Basic Concept and Research Framework

QIAO Ji, GUO Jianbo, FAN Shixiong, HUANG Yanhao, SHANG Yuwei

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: Power system is a typical complex system, which has the characteristics of openness, uncertainty, fragility and multi-factors highly coupling. With the construction of the new-type power system, the scale and complexity of the system is being elevated as never before. The traditional dispatching approaches for the safe and stable operation of the power system will face severe challenges under the new situation. The artificial intelligence is needed to improve the efficiency and performance of the analysis and decisions. In order to reduce the application risk and promote the capability evolution of artificial intelligence, this paper proposes the basic concept and research framework of the human-in-the-loop hybrid-augmented-intelligence method for power system dispatching. The principles and overall research strategy are discussed. Furthermore, the human-AI task assignment, interpretable interaction, human-intervention learning, multi-human-agent cooperation and evolution of hybrid-augmented intelligence approaches are discussed. The research methods and difficulties are provided. The scenario of power system human-AI cooperation dispatching is designed. This paper lays the research foundation of the human-in-the-loop hybrid-augmented intelligence method for power system dispatching.

KEY WORDS: hybrid-augmented intelligence; human-in-the-loop; power system dispatching; machine learning; human-machine cooperation

摘要: 大电网是典型的复杂系统, 具有开放性、不确定性、脆弱性及多因素高度耦合等特征, 随着我国新型电力系统的逐步建设, 整个系统的规模和复杂性达到前所未有的高度。

传统电网调控难以适应在新形势下大电网安全稳定运行面临的严峻挑战, 需要引入人工智能技术, 以提升分析和决策的效率和效果。为降低人工智能存在的应用风险、促进人工智能的能力进化, 提出人在回路的混合增强智能电网调控的基本概念与研究框架, 以及混合增强需要遵循的主要原则与总体研究思路。在此基础上, 探讨人机任务分配、人机可解释交互、人类可介入学习、多人机协同以及混合智能趋优进化等关键技术, 提出相应的研究方案和需要突破的难点, 并设计人机协同混合增强调控的应用场景, 为开展人在回路混合增强智能调控的系统性研究奠定基础。

关键词: 混合增强; 人在回路; 电网调控; 机器学习; 人机协同

0 引言

2060年, 我国预计全社会用电量约为15万亿kW·h, 电源总装机将达到80亿kW。其中, 新能源装机规模将达到50亿kW, 占比超过60%, 电量占比超过55%, 逐渐成为电量供应主体^[1], 新能源电源的频繁动态增减、出力的随机波动, 以及其大量接入带来的弱支撑性, 将会使整个系统的规模和复杂性达到前所未有的程度。

作为高维紧耦合复杂动力学系统, 大电网具有开放性、不确定性、脆弱性等特征, 其调控将面临运行方式高维化、计算分析海量化、安全稳定失配风险加剧的严峻挑战^[2-4]。目前, 电网调控以复杂动力学系统数字仿真分析结论为依据, 依靠安全稳定自动化装置作为安全防线, 此过程高度依赖人工经验认知水平对结果进行判断并寻求应对策略。这种传统的以人工经验认知和自动化系统为基础的电

人员主导实现,容易遗漏而且效率低,难以适应新形势下复杂大电网安全稳定运行面临的严峻挑战。与此同时,大数据与人工智能的快速发展以及与能源系统的深度融合,能够有效应对未来电网物理系统复杂化以及海量信息的多元化特征,逐渐成为提升电网安全稳定分析与运行调控能力的重要技术手段之一^[5-6]。

通用人工智能技术在电力系统中的应用范式主要以数据驱动为主,其在海量信息快速处理、数据特征自动提取学习、预测与决策结果快速生成等方面具有明显优势。AI系统主要遵循了“以技术为中心”的思路。然而,这种模式下构建的智能系统,在应用过程中存在安全事故、数据偏见、法制伦理等应用隐患,也引发了AI系统开发应当“以技术为中心”还是“以人为中心”的激烈讨论^[2-9]。由于电力系统的高安全可靠要求、相关规章制度等的限制,人工智能系统应当是服务辅助于人、以人为中心的,单纯依靠人工智能技术进行电网分析与运行决策,面临着应用的可信性与安全性等问题,主要体现在以下几个方面:

1) 人工智能在训练、部署和应用环节采用“端到端”方式,缺少人类的主动干预,在模型结果置信度较低时,难以实现人类主动介入与校核,缺少人类最终决策权的评估与触发机制;

2) 机器学习模型输出结果的决策依据的可解释性弱。一方面,物理含义与执行逻辑的缺失导致模型很难获得使用人员信任;另一方面,由于缺少人机的可解释交互,难以发现和提示模型决策的漏洞与缺陷,无法建立模型持续趋优的闭环;

3) 单纯数据驱动的模式,未融入电网运行的物理知识、相关规则与人类先验知识,存在突破安全边界或违反规则的风险,在实际系统中面临应用风险;

4) 机器学习模型被动接受人类提供的数据、样本与标注,缺少主动提问、主动学习能力,例如寻求新的关键样本或标签、寻求人类指导等,在样本稀缺或决策空间高维的情况下,面临学习效率与泛化性能瓶颈。

因此,由于目前人工智能存在的诸多理论与技术瓶颈,完全依赖AI模型的自动化执行流程,难以实现其可信、安全与鲁棒应用。如果把人工智能在电网调控中的应用与自动驾驶类比,目前基本处于L1级别,即在小部分功能中实现辅助决策。可

以预见,电力调度AI模型很难快速跨越至L5完全“自动驾驶”阶段,在未来的很长一段时间内,电力调度AI会处于L2-L3级别的发展阶段,即部分或条件“自动驾驶”,要么人类与AI模型分别负责或合作共同完成不同的分析与调度任务;要么AI完成大部分决策分析,但人类需保持关注、随时介入,以备不时之需。

人在回路的混合增强智能方法为实现上述阶段的电力人工智能应用提供了一种新的研究框架。其将人的作用或人的认知模型引入人工智能系统,把人对模糊、不确定问题分析与响应的高级认知机制与AI系统紧密结合。在该系统中,AI模型作为一种支持人类操作的辅助决策工具,与运行人员共同协作完成各类操作任务;而人类作为系统的一部分,对于机器难以应对的复杂决策问题,通过人机交互、学习与合作的方式提升系统输出结果的可靠性、安全性与鲁棒性^[10-12],从而减轻AI模型自主决策技术不成熟带来的应用风险,在面临不确定、脆弱和开放问题时,人作为混合增强系统的最终判断者和决策者。

近几年,研究者们开始关注和探索人-AI交互、理解、协同增强等领域的框架与研究方法。斯坦福大学在2019年成立了“以人为中心AI”(human-centered AI, HCAI)研究中心,致力于开发服务于人、更具责任的AI系统^[12-13];加州大学圣地亚哥分校、加州理工大学及斯坦福大学开展了针对视觉计算系统的人在回路混合智能研究^[14-15];麻省理工学院、谷歌及微软开展了人机交互与理解的研究^[16-17]。美国国防高级研究计划局(defense advanced research projects agency, DARPA)启动的“可解释的人工智能项目计划”,旨在创建决策被用户理解和信任的人工智能系统,并通过先进的人机交互技术以及心理学解释理论实现AI模型与人的可解释交互^[18]。2019年麻省理工学院、哈佛、耶鲁等院所和微软、谷歌、Meta等公司多位研究者在《自然》发文,宣告“机器行为学”这门跨越多个研究领域的新兴学科正式诞生,关注不断复杂化的人类-机器混合系统中AI模型对于人类的影响以及算法决策的安全性、公平性等问题^[8]。百度发布《2019AI人机交互趋势研究报告》,认为AI信任构建成为实现人机深度协同的首要突破点^[19]。这些研究工作在提升混合智能系统效率、降低智能合作成本等方面已经取得了进展。应该说人-AI交互带

来了许多新的特征、问题与挑战,使得我们需要重新评估和审视目前所采用的 AI 系统的研发策略。

本文从混合增强智能的基础理论与关键技术出发,结合电网调控业务场景,提出人在回路的混合增强智能电网调控的基本概念与研究框架,形成人机之间的协同合作、迭代交互、决策理解与互助增强,建立多层次人机深度融合的协同分析与决策模式。在此基础上,探讨人机任务分配、人机可解释交互、人类可介入学习、多人机协同以及混合智能趋优进化等关键技术,并提出相应的研究方案和需要突破的难点,以期为电力人工智能技术存在的结果可解释性、推理鲁棒性与决策可信性等问题提供一种解决思路。

1 电网调控场景下人在回路混合增强智能研究和应用的特点

电网运行具有电能实时平衡、扰动瞬时传播的特点,为了实现安全可靠供电,我国电网在信息化、数字化、自动化等方面已开展了大量工作,同自动驾驶、机械操作、医疗诊断等典型的人机混合增强智能研究与应用场景相比,具有诸多独有的特点。

1) 仿真计算支撑。电网仿真系统是实际电网的“影子系统”,目前计算精度达到应用需求,能够通过离线计算定量指导电网调度运行。若能够根据量测数据进行模型参数更新,动态跟踪实际系统变化,则会演变为“孪生系统”^[4]。人在回路的混合增强智能研究可以基于这个系统,真实模拟人机混合电网调控的典型工作场景,及时反馈电网响应,并为算法训练提供所需样本。对于电网调控,将人工智能与电网仿真计算结合,有望显著提升电网运行分析能力,结合人在回路的方式,通过仿真计算进行最终结果模拟校验,有效避免 AI 错误可能带来的风险,并促进 AI 能力的“进化”。

2) 高度自动化、高度复杂的控制系统。目前,我国电网已形成了由各类继电保护装置、安全自动装置、自动电压控制(automatic voltage control, AVC)、自动发电控制(automatic generation control, AGC)等组成的,多层次、多时间尺度自动控制系统。这些装置根据事先设置的定值和控制策略,能够自动完成切除故障、抑制振荡、调节电压、平衡功率等复杂控制动作。只有在预设定值和控制策略失配的情况下,调度员才需进行紧急干预。人机混合增强智能研究必须考虑与现有调控系统与规则

的结合。

3) 系统安全责任重大。电网的安全运行关乎国计民生,由于大电网的高度复杂性,尚无法通过数学手段求得满足各种条件的、精确的安全运行点,无法实现全自动控制,因此调度员的个人决策承担着电网运行最终安全保障的重大责任。为了应对这一挑战,电网调度已建立起一整套完备的管理体系,同时非常重视运行经验的积累,这是开展相关人机混合增强智能研究所必须考虑的。

2 人在回路混合增强智能调控系统构建需考虑的主要原则与因素

从我国大电网调控运行的实际情况以及 AI 理论与技术目前的发展状况出发,人在回路混合增强智能调控系统的构建不应改变现有调控系统的成熟环节,AI 需要在人类的介入、校验、监督与把关兜底中逐步迭代进化,在与人类的合作下共同完成电网分析与调控任务。因此,电网调控人在回路增强智能系统构建时需要重点考虑以下原则与因素。

1) 基于现有系统进行升级叠加。我国大电网经过多年发展,已建成高度自动化的调控系统,考虑技术、法规和人员经验习惯等因素,人在回路混合智能应该遵循现有系统的流程与规则,作为支持系统或增强环节,依靠现有调控系统完成系统控制。

2) 电网自动控制优先、智能介入后应具有更好效果。已有电力系统是一个复杂的自动控制系统,由于自动控制装置具有原理清晰、判断速度快、决策结果可预计等特点,因此能够以自动控制手段实现的电网调控功能没有必要采用人工智能实现。只有确定人工智能干预比自动调控系统效果更好的情况下才需要考虑接受人工智能给出的结论。

3) 基于先验知识与在线校验进行决策优先级判断。若时间允许,人工智能的决策建议应通过仿真计算校验。在多个策略都通过校验的情况下,与先验知识、规程吻合高的决策建议优先采纳。

4) 人机合作,并以人为中心进行把关决策。调控决策由人与 AI 共同合作得出,同等条件或权重下,人的决策优先。AI 负责大范围搜索和海量计算结果分析作用,辅助人决策。

5) 形成人机趋优激励的自动闭环。人机混合智能在任何情况下要能够完成自动闭环趋优。要建立激励和自趋优的交互机制,促进 AI 的进步和人的认识深化。

其中,前2条主要阐述了混合增强系统与现有调控自动化系统的叠加关系;第3、4条体现智能决策与先验知识、规程或人类决策的融合决策关系;第5条说明混合增强系统时间维度上未来与当前的持续趋优关系。

3 人在回路混合增强智能调控的总体研究框架

3.1 人在回路混合增强智能调控总体框架

基于人在回路混合增强智能调控系统构建主要原则,结合电网调控业务功能,本文提出人在回路混合增强智能调控的总体研究框架,并与现有的

调控系统进行了比较,如图1所示。电网调度控制过程可以分为内外2个环路,保护、安全自动装置,以及AGC、AVC等自动控制手段属于自动化程度较高的电网安全控制内环,目前该环路控制过程无需调控人员的介入,可实现电网的自动化控制。而调控人员作为实时调度的重要环节,在电网调控过程中处于半自动化的外环,该环路主要是贯穿于电网感知和决策环节,目前该环节主要是调控人员参与主导,机器AI基于数据挖掘分析提供辅助决策建议的模式,在调控任务处置方面更多依赖于调控人员的经验,如图1(a)所示。图1(b)中的人机混合增强调控系统主要由原有调度自动化系统部分、

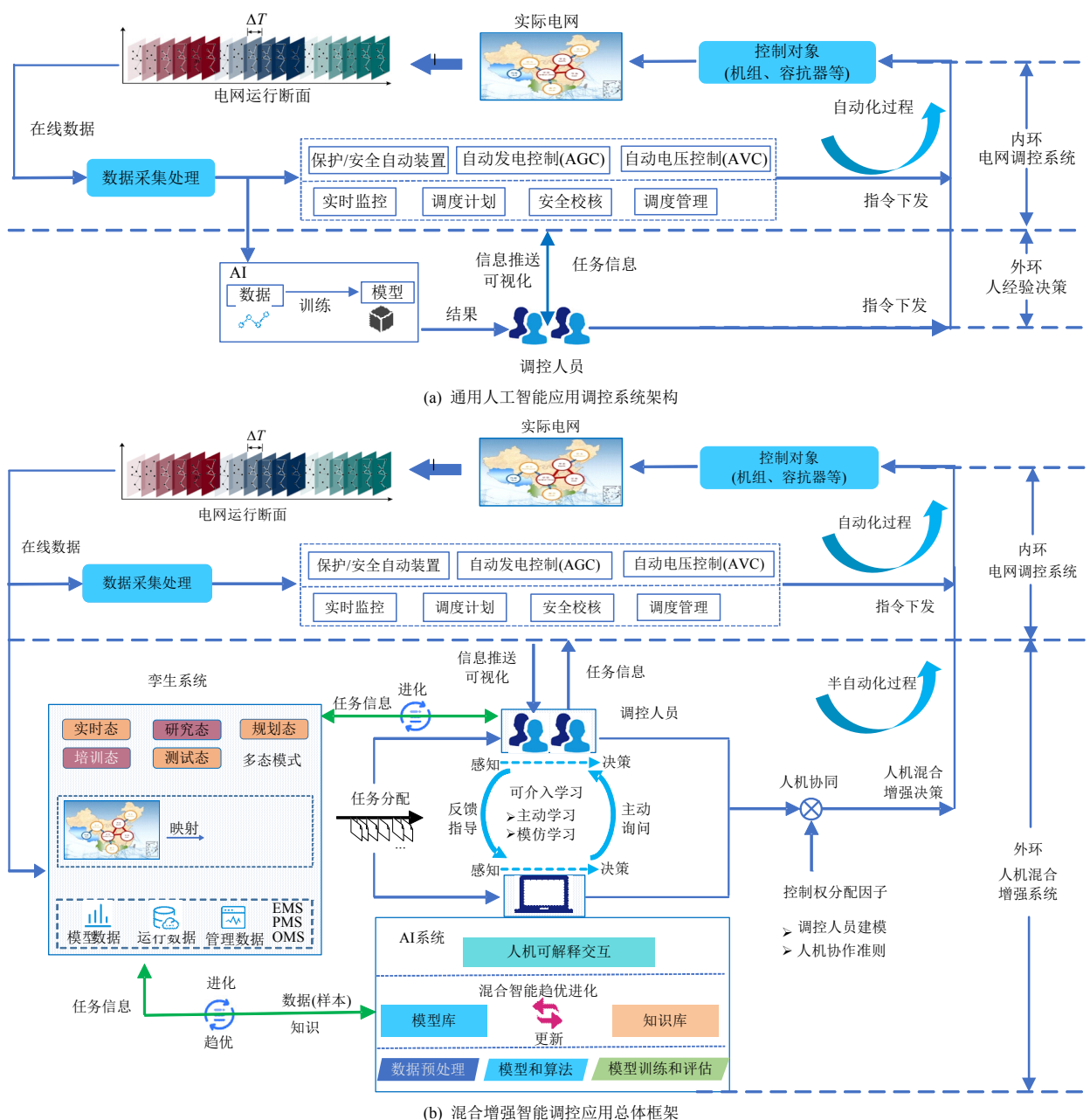


图1 混合增强智能调控的总体框架与通用人工智能应用智能调控对比

Fig. 1 Comparison of hybrid-augmented intelligence application and current general AI for power system dispatching

电网数字孪生系统、AI 智能系统以及调控人员 4 个部分组成。

人机混合增强智能环节主要集中在以调控人员为关键环节的外环，内环功能为外环提供电网模型、运行状态信息和指令执行等功能支持。外环的人-机和机-机之间的交互协作需要遵循第2节提出的主要原则。

3.2 电网调控混合增强智能系统的人机协作模式

对于图 1(b)中的电网调控人机协作的具体模式，详细论述如图2所示。图2中包含了4类主体，即电网实际系统、数字孪生系统、AI 系统与人。其

中，AI 系统为知识驱动与数据驱动融合模型，将先验知识与机器学习方法结合，以满足物理规律与安全边界、降低对样本的依赖性。AI 系统初始知识库主要有人工进行定义和标定；同时，随着电力系统的演变、数据的积累以及人-AI 之间的不断交互改进，AI 系统知识库不断扩展和改进，即构成“增智”过程。知识图谱是存储电网知识的一种有效途径^[20]，人定义电网调度知识图谱的本体库，形成基础的图谱架构(如实体图谱、概念图谱、逻辑图谱与案例图谱等)；之后，通过图谱的实体、关系与属性的在线更新，实现知识库更新。

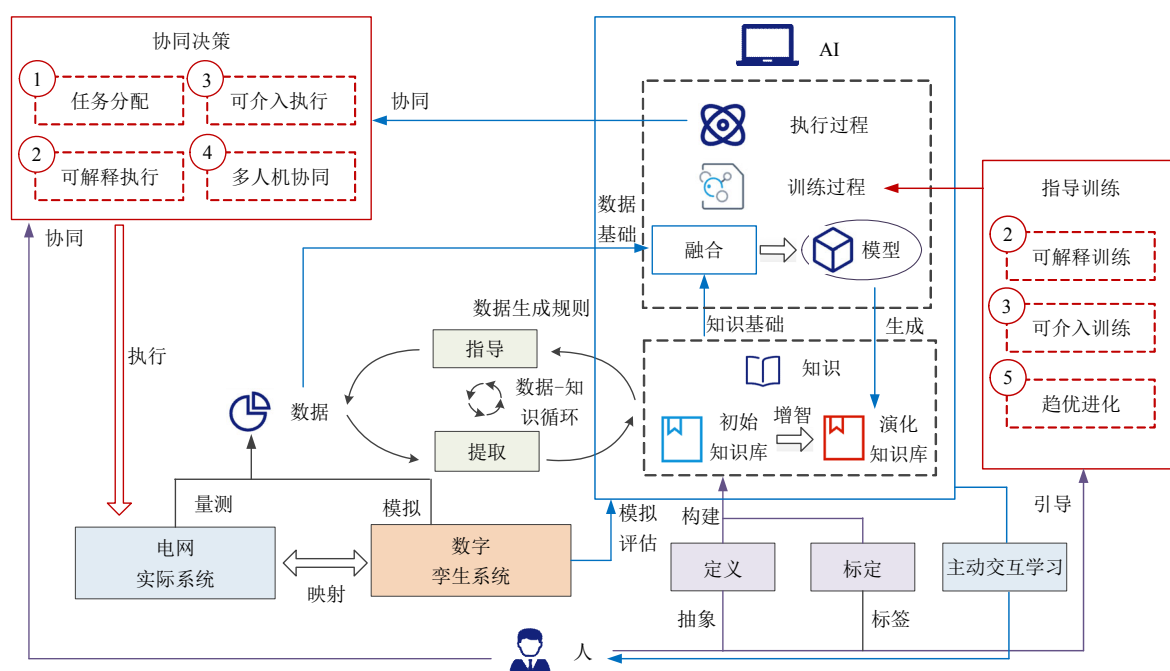


图2 电网调控混合增强智能系统的人机协作模式

Fig. 2 Human-AI collaboration pattern of hybrid-augmented intelligence in power system dispatching

AI 模型数据与知识的来源为电网实际系统及其对应的数字孪生系统。孪生系统作为实际电网的数字化映射，基于知识库定义的规则，指导数据的生成或重新组织数据，通过海量仿真试验产生训练样本；这些数据再通过 AI 算法进行特征提取与凝练，可以形成显示的知识(如知识图谱)或者隐式的知识(如预训练模型的参数)。最终形成一个“数据-知识”的循环迭代过程，在此过程中，AI 模型的知识逐步演化、丰富。

人与 AI 模型的混合增强主要体现在 2 个环节，即 AI 模型的训练过程与协同决策过程，如图 2 中标红部分。其中，训练环节包含可解释训练、可介入训练与趋优进化等技术；协同决策环节包含人机任务分配、可解释执行、可介入执行与多人机协同

等技术。在该系统中，调控人员和 AI 系统执行的任务是通过电网调控人机任务分配环节优化得到的子任务，主要涉及电网感知和决策任务。AI 系统通过数据预处理、模型和算法以及模型训练等应用环节，实现 AI 模型的训练和评估，并将训练好的模型和提取的知识储存在相应的模型库和知识库。AI 系统可以采用模型智能评估和可解释性交互方法，不断地更新 AI 系统的知识库和模型库，提高 AI 模型的性能。在执行人机协作的调控任务过程中，调控人员与 AI 系统之间可通过主动询问或者模仿学习的可介入学习方式，利用电网孪生系统来不断探索电网运行空间，通过主动的交互学习，实现人机混合智能的趋优和进化，并将人机混合智能决策应用到电网的实时调控中。

3.3 电网调控通用人工智能与混合增强智能的主要特征比较

相比于目前人工智能的通用应用流程，人在回路的混合增强智能的特点和主要区别如表 1 所示。

表 1 通用人工智能与混合增强智能的主要特征对比
Table 1 Comparison of main characteristics of general artificial intelligence and hybrid-augmented intelligence

特征	通用人工智能	混合增强智能
交互方式	单向交互方式。训练过程中人向机器提供标签、设计模型结构；执行过程中机器向人直接提供结果或决策建议	双向交互方式。人对 AI 模型进行指导性训练，将人的意图、反馈或知识加入至机器学习模型中；机器具备主动学习能力，能够询问关键样本和标签，寻求人类帮助
		提供可解释溯因结果，提供影响决策的关键因素，帮助人类理解决策依据；同时及时发现决策风险或漏洞，为 AI 模型改进提供依据
可解释性	“端到端”训练和执行，可解释性低	
人机合作	部分简单、重复性任务由机器大规模扫描执行，人机之间的任务合作交互环节很少	任务合作模式更丰富。如“AI 执行人监督”模式，通过 AI 置信预警机制，有决策风险时提示人介入执行；“AI 主动询问模式”，实现主动式交互学习；“人类辅助式学习”，通过人类提供的奖励反馈提升模型效果
人工介入	在模型构建过程中，以人工进行超参调优的方式进行干预	AI 执行过程中具有主动风险提示能力，在置信度低时，寻求人类主动介入干预
趋优进化	基于离线数据重新训练，进行模型更新	通过主动式学习、可解释交互、自动机器学习等方式实现模型的持续趋优

表 1 中主要从人-AI 的交互方式、可解释性、任务分配、人工介入方式、趋优进化等方面，比较了通用型人工智能与混合增强智能的区别。可以看出，相比于纯数据驱动的人工智能模型训练-测试-部署的“开环”应用模式，混合增强采用了人机可解释交互-介入-引导-反馈的“闭环”协同应用模式。本文将电网调控 AI 系统训练与决策环节的混合增强智能技术总结为人机任务分配技术、人机可解释交互方法、人类可介入学习技术、多人机协同技术与混合智能趋优进化技术，在下文分别进行论述。

4 人在回路混合增强智能调控研究的关键技术

4.1 电网调控的人机任务分配

人机任务分配是人在回路混合增强智能研究的重要前提，实现在电力系统运行时，尤其是紧急状态下，AI 智能辅助系统中人机任务分工的高效切

换。其基本理念与底线是要求人拥有最终控制权，实现电网调控可切换的操作模式，保证在电网决策风险等级较高状态下或人工智能系统置信度水平低时，允许人类在 AI 系统高自主性和低自主性之间进行切换，或者可接管或中断 AI 系统运行。

实现人机任务分配的关键之一在于人和 AI 系统的元任务构建与划分。通过建立元任务可以有效区分人和机器的分工边界，进而明确 AI 研究的目标函数、人和机器的行为模型、任务执行的环境模型等实现混合智能的要素。

从理论角度，元任务可以理解为对系统动态方程直接或间接描述的单一元件、单一可控变量数值的修改，通过元任务的执行，实现对系统状态量的改变，进而达到系统控制目的；从工程角度，元任务的有序衔接构成电网调控工作流程，形成人机间的任务分配，并作为动态任务分配算法研究的对象。上述 2 个角度分别描述了元任务的目标和实现手段，多个不同可控变量的改变可能由工程上相同的元任务执行过程实现。在此基础上，基于已有的电网调控流程和动态任务分配技术，可以实现人机间的高效配合。考虑到电网调控工程实现的复杂性，元任务不宜无限细化，应该以机器或 AI 可以独立完成的环节作为基本的划分标准。AI 可以独立完成的元任务要求目标函数、约束明确，并且可以归结为分类、回归、聚类等单一性质的任务。

元任务执行的基本架构如图 3 所示，其中元任务的执行序列以状态变量、可控变量等为输入，以可控变量的调节数值为输出，黑色箭头表示逻辑执行过程。每个元任务从环境模型中获取数据，并将计算结果缓存到环境模型中。

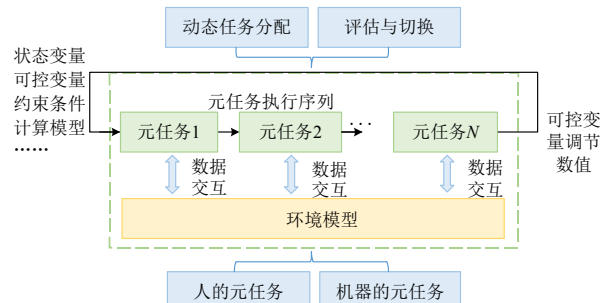


图 3 元任务执行的基本架构

Fig. 3 Basic architecture of meta task execution

实现人机合作与分工的另一项重要技术在于 AI 智能体模型的可信度评估与预警机制，综合考虑电网当前的运行态势与风险、以及 AI 模型的评估置信度，提供有效的人机控制权转移机制。在 AI

系统中构建决策事故风险追踪机制来实现人机的事后问责制，推进“人类可控型 AI”设计目标的实现。例如，可根据机器学习模型置信度的估计值作为判断依据之一：

$$\psi(x) = \begin{cases} F_{ML}(x), & C(x) > C_{min} \\ F_K(x), & C(x) < C_{min} \end{cases} \quad (1)$$

式中： $\psi(x)$ 为决策函数； C 为模型结果的置信度评估函数。只有当机器学习模型结果 $F_{ML}(x)$ 的置信度高于某一设定的阈值 C_{min} 时，最终结果才被采纳；否则转入人工决策，或者基于机理、规则等方式输出结果 $F_K(x)$ 。

人机任务分配体现了“以现有系统为基础升级叠加”的原则，其难点主要在于实现人机任务链的自动构建与分配技术，以及智能体的可信度评估技术，保证混合智能系统的决策效率与精度均优于单纯的 AI 系统或人工经验决策系统。

4.2 电网调控的人机可解释交互技术

人机合作过程的可解释交互是保证电网调控人工智能模型安全可信应用的重要前提^[21-24]。机器学习模型的可解释方法即在模型的决策过程中提供结果依据与执行逻辑^[25-26]，并以人类可以理解的方式进行展示，例如特征直方图、热力图、自然语言等。AI 模型的可解释方法是人机双向交互、理解与协作的重要基础和桥梁。

机器学习在大电网调控应用的可解释交互体现在 2 个环节，即 AI 模型的构建/训练过程与人机协同决策过程，2 个环节采用的可解释方法基本类似，但侧重点略有区别。模型的构建/训练的解释性，可用于模型调试或决策缺陷挖掘，指导人类进行特征工程；而模型决策过程的解释性，则强调快速、简明地生成模型决策逻辑，提供人类可理解的电网调控决策信息。机器学习的可解释方法为模型的提升与改进提供了一种思路，如图 4 所示。AI 模型经过可解释方法对其决策依据进行展示，为模型的缺陷挖掘、置信评估、安全校核提供了基础，使用人员根据这些信息，可进一步对数据或者模型进行改进，如增强数据质量或处理方式、重新修改或筛选特征、对模型参数或结构进行更新等，从而形成 AI 模型不断迭代进化的生命周期。目前，关于电网电控的人工智能可解释方法，可从 2 个方面开展研究，即形成模型构建后的辅助解释以及构建具有自解释能力的 AI 模型。

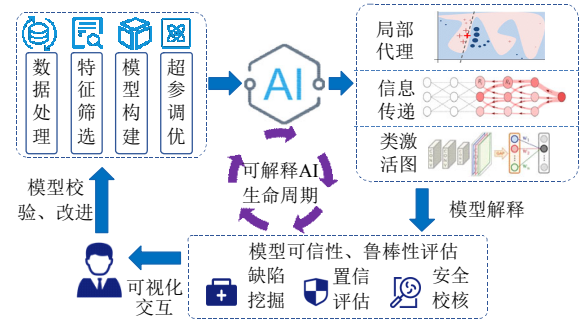


图 4 基于可解释方法的机器学习生命周期

Fig. 4 Life cycle of explainable machine learning models

模型构建后的辅助解释，即在模型结构与参数完全确定后，挖掘输入与输出之间的关联关系。如基于神经网络的信息传递机制或类激活图，评估输入特征变化对于输出结果的贡献度；或通过参数简单、易于理解的模型(如线型模型或决策树)模拟复杂模型(如神经网络)在局部范围内的决策行为。如针对电力系统静态/暂态稳定评估、断面极限传输功率预测等场景的机器学习模型，可采用辅助解释模型挖掘对当前结果影响最大的重要机组、负荷或重要元件。1 种典型的方法为局部代理模型(local interpretable model-agnostic explanations, LIME)^[27]。LIME 会产生一个新的数据集，在这个新的数据集上训练一个容易解释的简单模型，并希望简单模型在新数据集上的预测结果和复杂模型在该数据集上的预测结果是相似的，即有：

$$A_{\text{explanation}}(x) = \arg \min_{g \in G} L(f, g, \pi_x) + \Omega(g) \quad (2)$$

式中： f 为待解释的原始模型； g 为容易理解的简单模型； π_x 为新数据集中的数据 x' 与原始数据 x 的距离； $\Omega(g)$ 为模型复杂度。

另外一个思路是增强模型的自解释能力。这类方法可以是结构相对简单的模型，如线性回归、决策树等，也可以是基于专家规则或知识的模型，如基于知识图谱的电网辅助决策系统等^[20]。对于深度学习模型而言，则需要从已知的电力系统知识出发，构建数据-知识融合决策模型，尝试根据已知知识构建 AI 模型输入和输出之间具有物理意义的逻辑关系，增强模型的可解释性。该技术的核心在于建立已知知识的合理表达方式，以及以之为基础的 AI 输入和输出间的推理机制。

需要说明的是，并非所有 AI 模型的应用都需要可解释性，例如进行新能源功率预测、负荷预测、电网信息报表的快速搜索推荐、人机语音交互等场景，可直接应用。但与电网运行安全强相关的分析

与决策任务,例如电网静态/暂态稳定分析、预防控制、紧急控制策略等,涉及到电网的安全运行的任务,在机器给出决策的同时,应当同时提供其决策逻辑或依据,主要考虑到以下几个方面。

1) 提升 AI 决策安全性。电网的调控控制决策涉及到电网的运行安全问题,尤其是在开放、动态的运行环境下,对于 AI 模型“未见过”、“不熟悉”的场景与运行方式,可能出现决策偏差与泛化性问题,在 AI 数学理论发展不完善的情况下,通过可解释性技术提升模型决策的透明度与合理性,从而增强 AI 决策的安全性。

2) 提示人进行介入的手段。AI 提供其决策逻辑或依据,有助于使用人员理解和判断当前决策对否可靠,是否出现了决策与物理规则或人类经验严重违背的情况,从而提示人类及时干预介入,移交决策权。

3) 有助于新知识的发现和理解。人在回路的混合增强智能需要知识库的支撑和积累。人类根据经验能够提供初始知识库,而 AI 模型的应用和不断更新,会发现新的规则或经验,比如挖掘电网在多样的运行方式下的关键断面、运行稳定规则等。给出可解释决策依据,判别可能存在的伪关联关系甚至错误的知识,有助于这些知识的高质量更新和积累。

人机可解释交互方法体现和支撑了“人机合作,由人把关”的原则,AI 模型的透明化是人类评估模型可信度、挖掘模型漏洞、实现决策把关的重要基础。未来的研究难点和重点在于如何保证解释结果与复杂模型决策过程的一致性,以及如何提供更为高级、宏观且简明的语义信息,提升使用人员的可理解性。

4.3 电网调控的人类可介入学习技术

电力系统中的机器学习方法一般采用“训练-测试-部署”的应用方式,由于 AI 算法拥有不同程度的自适应、自我执行能力,模型输出具不确定性,有可能出现机器行为偏差,这种方式缺乏人机之间的互动能力,当模型置信度低时,没有人类的干预介入机制,可能发生电网决策风险。因此,在人机可解释交互的基础上,可进一步实现人类可介入的模型学习,以“人类可控型 AI”为基本设计目标,人直接地或间接地给予 AI 模型监控与指导,形成人类干预的反馈回路,途径包括主动性机器学习^[28]与模仿学习方法等。

主动性机器学习方法,即机器学习模型在训练/执行过程中主动寻求帮助或获取人类确认的方法^[29-30],如图 5 所示。具备主动学习能力的 AI 模型首先可以对自身结果进行置信度评估;之后找出难以预测的样本分布,通过电力系统实际量测数据或孪生系统主动获取关键样本,通过主动询问的方式提示人类介入,进行知识标定;再基于新的样本库实现模型参数更新与性能提升。其关键在于衡量样本的不确定性,可采用基于熵的方法进行关键样本 x^* 的量化评估和选取,即

$$x^* = \arg \max_x - \sum_i P_{\theta}(y_i|x) \cdot \ln P_{\theta}(y_i|x) \quad (3)$$

式中: θ 为已经训练好的机器学习模型参数集合; P_{θ} 为各类别标签的预测概率。例如,在进行电网安全稳定评估时,通过主动机器学习自觉获取比较难分类的样本数据,这些样本往往分布于临界稳定的区域。然后,让人工再次确认或通过电网仿真系统/数字孪生系统校核,将重新标注得到的数据再次使用有监督学习模型或者半监督学习模型进行训练,逐步提升模型的效果,从而将人工经验融入机器学习模型中。该类方法是一个迭代式的交互训练过程,以不断迭代的训练方式更新模型性能、未标注样本池和标注数据集,直到目标模型达到预设的性能或者不再提供标注数据为止。在每次迭代过程中,已标注的电力系统样本数量不断增加,模型的性能也随之提升。

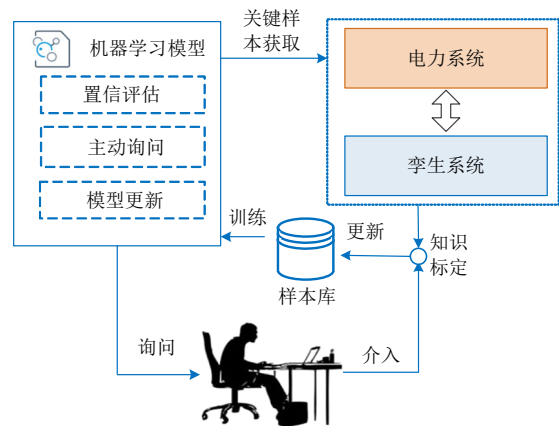


图5 主动性机器学习方法

Fig. 5 Active machine learning algorithm

模仿学习方法是指人工智能模型从电网调度运行或分析人员提供的范例中进行学习,将人类的模式或意图加入至模型分析决策过程中。一般思路是提供电网调控中人类专家的决策数据集,每个决策包含状态和动作序列,将所有“状态-动作对”抽取出来构造新的集合,模型的训练目标是使模型

生成的状态-动作决策轨迹分布和输入的轨迹分布相匹配。例如，基于逆向强化学习 (inverse reinforcement learning, IRL)^[31-32]，机器在人类的指导或示范过程中反推人类奖励，即根据专家给出的范例数据进行分类(离散动作)或回归(连续动作)得到奖励函数，满足：

$$E[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t) | \pi^*] \geq E[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R^*(s_t) | \pi] \quad (4)$$

式中： π^* 为专家策略； π 为根据当前的奖励函数产生的最优策略。得到奖励函数后，再使用强化学习得到策略函数，不断寻找奖励函数进行上述步骤，使得策略函数最优。

可以看出，人类可介入学习方法将人机交互的迭代式设计和测评方法应用在电力系统调控模型算法训练中，定义使用人员预期的执行结果，建立人类和机器在意图、目标、决策、规划和执行层的多尺度融合，实现深度信息交互和智能融合，形成对 AI 系统的“有意义的人类控制”。

人类可介入学习体现了“知识与计算校验”以及“由人把关”原则，即通过人的主动干预以及孪生系统的计算模拟，将先验知识融入机器学习的训练和执行过程中。其未来研究难点在于如何结合认知心理学等理论，设计人类介入的合理表示方式以及相应的激励机制，将人类干预转化为合适的函数模型，最大化利用电力专家的反馈或示教决策，在最小化介入次数及最大化干预效果中实现模型性能提升。

4.4 电网调控的多人机协同技术

未来电力系统的控制方式维度随着控制设备的增多，面临海量计算维数灾问题；由于分布式电源分散接入与即插即用特性，电网运行不确定性增大，单智能体很难适应未来灵活的拓扑结构与海量运行方式。因此，基于单人-机可解释交互与可介入学习，需进一步构建大电网调控的多人机协同技术。电网调控涉及到“国-分-省-地”等不同层级、不同区域之间的多人机合作环节，自然形成了一个人机多智能体协同决策系统。其中即包含不同区域之间人工智能模型与调度人员的协同，也包含某一个调度系统内多类人工智能模型与使用人员的协作。例如，具有不同功能职能的智能体模型，如负责潮流计算、静态安全扫描、暂态安全评估、关键断面识别监测、稳定极限评估、紧急切机切负荷策略生成等功能，组合形成多机系统，并从数据中提

炼或发现知识，并与人进行知识交互。单智能体的马尔科夫决策^[33]扩展到多智能体系统，构成了马尔科夫博弈过程^[34-35]，将单个系统进行有机结合，实现不同 AI 模型或系统之间的协同与合作，可执行单个 AI 系统难以完成的复杂任务。另外，由于不同的电网区域、设备信息未必能够全部共享，因此通常表现为部分可观测的决策过程。

实现多人机协同的一类典型方式是引入人类引导与交互的多智能体强化学习技术。相比于单纯数据驱动的 AI 系统，人类引导下的多智能体系统需构建专家知识库，将电力系统的先验知识或人类意图嵌入到模型决策过程中，提升智能体执行过程的风险规避能力，降低人机分析协同过程的决策冲突。一种人类指导性强化学习方法的实现框架如图 6 所示。与通用强化学习框架相比，该模型中设计了适应人类指导的优先经验重放机制^[36]，图 6 中数字 1~4 表示数据的流向顺序，该框架允许间歇性的人在回路指导。由于先验知识和推理能力，人的演示或经验知识通常比 RL 行为策略的大多数探索更重要。可采用基于优点的度量机制对专家反馈进行加权，以建立优先专家演示的智能体经验重放机制。通过智能体训练过程，AI 模型的能力发生变化，专家演示经验的优先级也随之变化，这就产生了动态优先机制。在该框架中，人类参与者可以干预训练过程获得控制权，并用专家行动替代强化学习智能体行动。此外，还可以将人类对于智能体决策轨迹的偏好加入到模型的训练过程中^[37]，通过最小化以下损失函数实现：

$$l_{\text{loss}}(r) = - \sum_{(\sigma^1, \sigma^2, \mu)} \mu_1 \ln P(\sigma^1 \succ \sigma^2) + \mu_2 \ln P(\sigma^2 \succ \sigma^1) \quad (5)$$

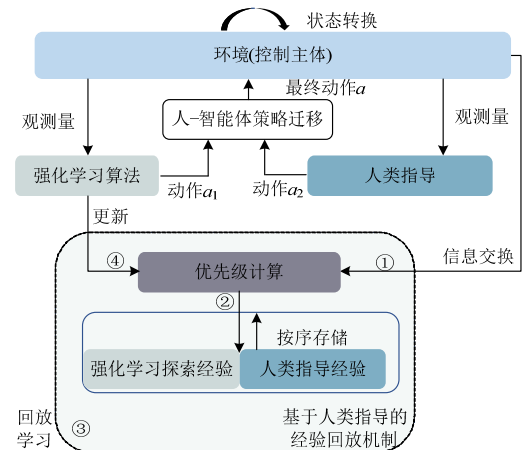


图 6 人类指导性强化学习方法框架

Fig. 6 Framework of reinforcement learning method with human guidance

式中: σ^1 、 σ^2 为 2 条决策轨迹; μ 为人类实际的决策偏好分布, 例如当人类对 2 种决策没有偏好时, μ 为均匀分布; P 为智能体估计的人类偏好概率, 可采用如下公式计算:

$$P(\sigma^1 \succ \sigma^2) = \frac{\exp \sum r(s_t^1, a_t^1)}{\exp \sum r(s_t^1, a_t^1) + \exp \sum r(s_t^2, a_t^2)} \quad (6)$$

式中: r 为奖励值; s_t 为智能体状态值; a_t 为智能体动作。

优化式(5)相当于指引智能体决策轨迹尽可能趋向于人类偏好。

电网调控的多人机协作需要满足“人工智能介入较之电网自动控制系统应具有更好效果”, 形成在知识与规则安全约束下的多人机交互与协作方案, 多人机策略需通过孪生系统进行校验, 保证 AI 模型干预决策后调控效果更优。电网调控人在回路的多人机智能系统面临的主要困难在于人与机器的异质性问题, 人的主观意图存在较强的模糊性和随机性, 难以通过准确的模型或公式进行描述。因此, 多人机交互协作过程关键在于实现人类知识或反馈的获取、关联与表达, 建立人类与大规模异构多智能体之间在不完全信息下的交互、激励、反馈与评估机制, 提升机器对人类意图的理解能力, 进而建立包含人机物在内的智能实体之间语义层次的联结, 实现各智能体知识的互联互通。

4.5 电网调控的混合智能趋优进化

大电网为动态演化的复杂系统, 需要持续探索自主趋优进化的调控策略, 保证电网的高效稳定运行。在上述技术的基础上, 混合智能系统需进一步实现人与机器协同决策系统的持续趋优进化, 即混合智能的终身学习(Life-long Learning)。其中, 混合智能模型趋优主要指通过人类反馈与指导, 实现不同智能体之间的知识库融合更新, 并通过在线学习实现模型性能在使用过程中的持续提升; 模型进化主要指人工智能模型应对电网结构或运行方式持续变化的能力, 实现针对新问题、新任务的自主辨识与模型更新。

电网调控人在回路混合智能涉及多人多机的复杂协作, 具有人机交互耦合深刻、影响发展因素众多、涵盖对象层次多样的特点。可建立人机混合智能发展水平主导因素辨识和调整技术, 构建统一评价指标体系, 确立混合智能关键因素辨识机制; 之后, 结合数字孪生技术, 通过电网调控数据驱动

和调控规则机理分析, 对混合智能进行数字化映射, 搭建虚拟进化环境; 进而在虚拟进化环境中进行大量仿真试验, 探索电网不同运行环境、调控任务、控制方式等场景下的混合智能协同分析与决策效果, 不断更新 AI 知识库与模型库, 实现人对电网认知水平的持续提升以及 AI 模型的趋优进化。

实现混合智能趋优进化的具体方法如图 7 所示。正如上文所述, 可通过可解释技术、主动性机器学习、模仿学习、指导性学习等方式实现 AI 模型性能的持续提升, 形成人-AI 的交互与反馈引导闭环。另外, AI 系统也可进行模型自更新。一种典型的实现方式是自动机器学习技术(Auto-machine learning, AutoML)。自动机器学习模型^[38]能够根据电力系统调控的不同任务, 自适应地进行数据处理、主特征提取、关键信息挖掘、模型结构自动设计与调优, 实现人工智能的自主进化, 有效解决部署时间和资源成本的问题, 能更好地适应调控任务或电网运行环境的变化^[39]。这一过程的一般形式化定义为, 给定 1 组学习算法 $\mathcal{A}$ 、每个算法对应的超参数空间 Λ 、不相交的训练集 $D_{\text{train}}^{(i)}$ 和测试集 $D_{\text{valid}}^{(i)}$, 目标是寻找具有 λ^* 参数配置的算法 $A_{\lambda^*}^*$, 使得该算法在 k 折交叉分割测试集上具有最佳的泛化性能, 即

$$A_{\lambda^*}^* \in \arg \min_{A^{(j)} \in \mathcal{A}, \lambda \in \Lambda} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k L(A_{\lambda}^{(j)}, D_{\text{train}}^{(i)}, D_{\text{valid}}^{(i)}) \quad (7)$$

式中 L 为训练模型定义的损失函数。

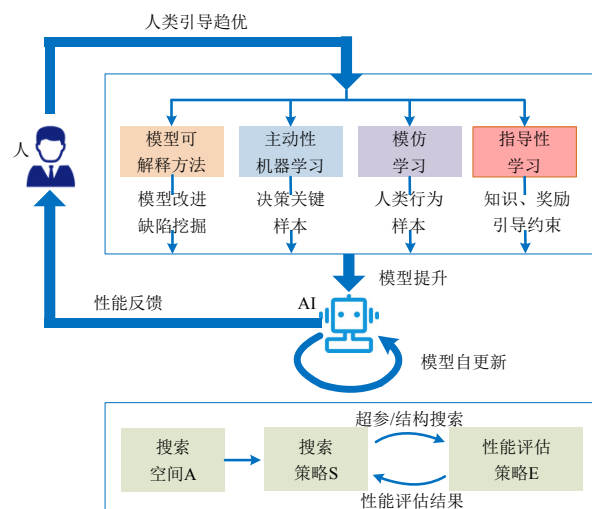


图7 混合智能的趋优进化方法

Fig. 7 Optimization and evolution approaches of hybrid-augmented intelligence

混合智能趋优进化技术体现了“人机趋优激励的自动闭环”原则, 其难点和未来研究方向是在人

机协同模式下,如何兼顾模型决策空间的广泛探索与人类意图约束,引导模型的结构和超参搜索结果在符合电力系统调控的相关知识或安全约束的同时,实现模型和知识的不断更新。

5 人在回路混合增强调控场景设计

本文提出的人机混合增强调控系统框架,是基于目前的调度自动化系统以及已有的调度框架(如新一代调控系统框架^[3]等)进行构建,区别在于重点强调人工智能模型与人在训练和在线应用过程中的交互与协同。如图 8 所示,通过现有调度系统,提取电网模型、实时运行数据、新能源与负荷预测数据、发电与检修计划、气象数据、智能综合告警信息等多源数据,对电网运行进行实时评估与趋势预判。其中,电网运行趋势研判旨在提前掌握电网风险时刻和处理措施,并通过预想的突发事件、生成处置策略预案。趋势研判需通过数字孪生系统,结合人工设置的预想故障、未来电网操作实践、运行指标等因素,生成未来运行场景,快速模拟电网之后一段时间的多种预想运行情况,并对各类场景进行海量计算与运行风险分析,包括 $N-1$ 扫描、热稳计算、暂稳评估、电压稳定分析等。以热稳计算

为例,又可分解为关键断面辨识、输电能力评估、安全规则生成、热稳评估校核等 AI 模型元任务,并进一步生成调控策略,如预防控制策略、热稳调整措施、关键输电断面动态增容、故障后紧急控制预案。

在这一过程中, AI 与人的交互协同主要体现在以下几个方面: 1) AI 决策需给出稳定评估和决策控制的相应依据,例如通过可解释溯因方法^[22](如逐层相关性传播溯因方法、局部代理模型等),识别并量化评估影响电网热稳定输送能力的关键设备元件,或直接从 AI 知识提取方法生成电网安全规则,以作为预防或紧急控制预案制定的依据。例如对于双回输电线路中某一回线路发生预想故障的情况,需控制另一回线路潮流不超热稳限值,通过可解释方法快速寻找调节最为有效的送受端电厂机组、备用机组或关联线路,从而推送故障后紧急控制策略; 2) AI 模型具备主动学习询问机制。一方面,通过主动询问获取专家对于困难样本的解决方案,在人类的指导下进行模仿学习或训练,并将任务泛化到其他相似样本,大幅提升训练的采样效率与安全度; 另一方面,能够在人类设置的预想场景基础上,主动探索、询问新的场景数据,如主

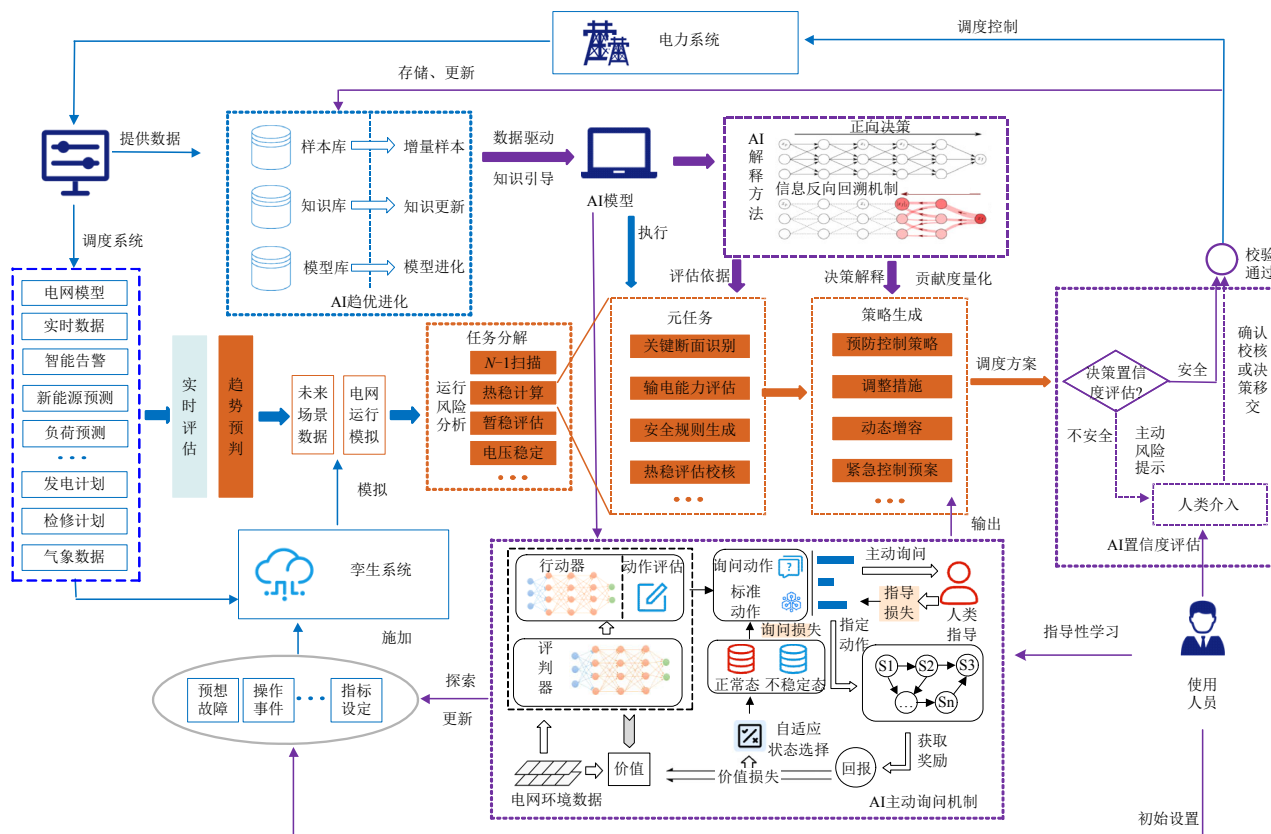


图 8 电网调控人机协作场景设计

Fig. 8 Scenario design of power system human-AI cooperation dispatching

动发掘人类遗漏的预想故障、或者动态生成电网风险断面等,并通过人工确认与标注实现关键场景的增量学习。3) AI 构建自校验环节^[40],对于其生成的调度决策可进行置信度量化评估与风险提示,设置相应的人类介入环节,在其策略置信度较低的情况下,主动提示决策风险并寻求人类介入,进行调度控制的确认或直接将决策交移至人类^[41]。4) AI 系统所需的样本库、知识库与模型库具备在线更新能力。AI 生成的控制策略,通过人工或数字孪生模拟校验后,可纳入 AI 模型的样本库与知识库^[42-43](如以规则库、知识图谱等方式存储),实现知识存储或更新^[44],并通过人类的反馈校正或趋优技术(如自动机器学习、贝叶斯优化等),实现 AI 模型的自主更新进化。

6 结论

电力系统是高度发达的自动化系统,具备强大的仿真计算技术支持,同时又有着严格的调度管理规范,对决策失误和风险具有极低容忍度,因此在引入 AI 技术时,需要充分考虑上述条件,建立独有的技术体系。本文提出了人在回路混合增强智能电网调控的基本概念与框架,主要结论如下:

1) 人在回路调控技术要结合电力系统的建设现状及调度流程进行设计研究,在现有仿真系统及自动化控制装置的基础上,满足升级叠加、自动控制优先、基于先验知识与在线校验的决策优先级判断、人机合作由人把关、人机趋优激励等基本原则;

2) 由于人工智能技术本身的不成熟、不完善,人机双向交互协作是解决人工智能决策风险的有效手段之一。通过建立人机可解释交互-介入-引导-反馈的“闭环”协同模式,可形成“以人为主”的智能调度系统,更好满足电网实际应用与安全性要求;

3) 本文提出了电网调控混合增强智能亟待突破的关键技术、主要难点与发展方向,并进行了人在回路混合增强调控场景的初步设计,以期增强人工智能技术的可解释性、安全性与可信性提供 1 种解决思路。

参考文献

- [1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 1893-1904.
ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893-1904(in Chinese).
- [2] 姚建国,王珂,许丹,等. 大电网调度稳态自适应巡航场景架构[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 179-186.
YAO Jianguo, WANG Ke, XU Dan, et al. Architecture of steady-state adaptive cruise scenario for large-scale power grid dispatching[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 179-186(in Chinese).
- [3] 刘俊,王勇,杨胜春,等. 新一代调控系统预调度架构及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 201-208.
LIU Jun, WANG Yong, YANG Shengchun, et al. Pre-dispatching architecture and key technologies of new generation dispatching and control system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 201-208(in Chinese).
- [4] 赵鹏,蒲天骄,王新迎,等. 面向能源互联网数字孪生的电力物联网关键技术及展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 447-457.
ZHAO Peng, PU Tianjiao, WANG Xinying, et al. Key technologies and perspectives of power Internet of Things facing with digital twins of the Energy Internet [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 447-457(in Chinese).
- [5] 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(in Chinese).
- [6] 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.
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(in Chinese).
- [7] SHNEIDERMAN B. Design lessons from AI's two grand goals: human emulation and useful applications[J]. IEEE Transactions on Technology and Society, 2020, 1(2): 73-82.
- [8] RAHWAN I, CEBRIAN M, OBRADOVICH N, et al. Machine behaviour[J]. Nature, 2019, 568(7753): 477-486.
- [9] XU Wei. From automation to autonomy and autonomous vehicles: challenges and opportunities for human-computer interaction[J]. Interactions, 2021, 28(1): 48-53.
- [10] JORDAN M I, MITCHELL T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. Science, 2015,

- 349(6245): 255-260.
- [11] HOLZINGER A. Interactive machine learning for health informatics: when do we need the human-in-the-loop? [J]. Brain Informatics, 2016, 3(2): 119-131.
- [12] LI Feifei. How to make A. I. That's good for people[N]. The New York Times, 2018.
- [13] BANSAL G, NUSHI B, KAMAR E, et al. Beyond accuracy: the role of mental models in human-AI team performance[C]//Proceedings of the Seventh AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing. Stevenson: AAAI Press, 2019: 2-11.
- [14] SACHA D, SEDLMAIR M, ZHANG Leishi, et al. What you see is what you can change: human-centered machine learning by interactive visualization[J]. Neurocomputing, 2017, 268: 164-175.
- [15] KAMAR E, HACKER S, HORVITZ E. Combining human and machine intelligence in large-scale crowdsourcing[C]//Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent System. Valencia, Spain: International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2012.
- [16] AMERSHI S, CAKMAK M, KNOX W B, et al. Power to the people: the role of humans in interactive machine learning[J]. AI Magazine, 2014, 35(4): 105-120.
- [17] DOSHI-VELEZ F, KIM B. Towards a rigorous science of interpretable machine learning[J]. arXiv: 1702.08608, 2017.
- [18] GUNNING D, AHA D W. DARPA's explainable artificial intelligence(XAI) program[J]. AI Magazine, 2019, 40(2): 44-58.
- [19] 百度. AI-人机交互趋势研究[R]. 北京: 百度人工智能交互设计院(AIID), 2019.
- Baidu. AI-human-computer interaction trend research [R]. Beijing: Baidu Artificial Intelligence Interaction Design Institute(AIID), 2019.
- [20] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5848.
- QIAO Ji, WANG Xinying, MIN Rui, et al. Framework and key technologies of knowledge-graph-based fault handling system in power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5837-5848(in Chinese).
- [21] 韩天森, 陈金富, 李银红, 等. 电力系统稳定评估机器学习可解释代理模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(13): 4122-4130.
- HAN Tiansen, CHEN Jinfu, LI YinHong, et al. Study on interpretable surrogate model for power system stability evaluation machine learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(13): 4122-4130(in Chinese).
- [22] ZHANG Songtao, ZHANG Dongxia, QIAO Ji, et al. Preventive control for power system transient security based on XGBoost and DCOPF with consideration of model interpretability[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 279-294.
- [23] WU Shuang, ZHENG Le, HU Wei, et al. Improved deep belief network and model interpretation method for power system transient stability assessment[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(1): 27-37.
- [24] 周挺, 杨军, 詹祥澎, 等. 一种数据驱动的暂态电压稳定评估方法及其可解释性研究[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4416-4425.
- ZHOU Ting, YANG Jun, ZHAN Xiangpeng, et al. Data-driven method and interpretability analysis for transient voltage stability assessment[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4416-4425(in Chinese).
- [25] BAU D, ZHOU Bolei, KHOSLA A, et al. Network dissection: quantifying interpretability of deep visual representations[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 3319-3327.
- [26] KOH P W, LIANG P. Understanding black-box predictions via influence functions[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, Australia: JMLR.org, 2017.
- [27] RIBEIRO M T, SINGH S, GUESTRIN C. "Why should I trust you?": explaining the predictions of any classifier[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco: ACM, 2016: 1135-1144.
- [28] AGGARWAL C C. Data classification: algorithms and applications[M]. Boca Raton: CRC Press, 2014: 571-605.
- [29] ZHOU Zongwei, SHIN J, ZHANG Lei, et al. Fine-tuning convolutional neural networks for biomedical image analysis: actively and incrementally[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 4761-4772.
- [30] CHU H M, LIN H T. Can active learning experience be transferred?[C]//Proceedings of the 16th International Conference on Data Mining. Barcelona: IEEE, 2016: 841-846.
- [31] XIA Chen, EL KAMEL A. Neural inverse reinforcement learning in autonomous navigation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 84: 1-14.
- [32] FINN C, LEVINE S, ABBEEL P. Guided cost learning: deep inverse optimal control via policy optimization [C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning. New York: JMLR.org, 2016: 49-58.
- [33] 乔骥, 王新迎, 张擎, 等. 基于柔性行动器-评判器深度强化学习的电-气综合能源系统优化调度[J]. 中国电

- 机工程学报, 2021, 41(3): 819-832.
- QIAO Ji, WANG Xinying, ZHANG Qing, et al. Optimal dispatch of integrated electricity-gas system with soft actor-critic deep reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(3): 819-832(in Chinese).
- [34] FOERSTER J N, ASSAEL Y M, DE FREITAS N, et al. Learning to communicate with Deep multi-agent reinforcement learning[C]//Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. Barcelona: Curran Associates Inc., 2016: 2137-2145.
- [35] HONG Zhangwei, SU S Y, SHANN T Y, et al. A deep policy inference Q-network for multi-agent systems[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Stockholm: International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2018: 1388-1396.
- [36] WU Jingda, HUANG Zhiyu, HUANG Wenhui, et al. Prioritized experience-based reinforcement learning with human guidance: methodology and application to autonomous driving[J]. arXiv: 2109.12516, 2021.
- [37] CHRISTIANO P F, LEIKE J, BROWN T B, et al. Deep reinforcement learning from human preferences[C]//Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: NIPS, 2017.
- [38] FEURER M, KLEIN A, EGGENSERGER K, et al. Efficient and robust automated machine learning[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press, 2015: 2755-2763.
- [39] ELSKEN T, METZEN J H, HUTTER F. Neural architecture search: a survey[J]. Journal Machine Learning Research, 2019, 20(55): 1-21.
- [40] WANG Guozheng, Ma Shicong, GUO Jianbo, et al. Power system transient stability assessment and key bus set selection based on multiple-agent cooperation[C]//2021 Power System and Green Energy Conference (PSGEC). IEEE, 2021: 40-44.
- [41] WANG Feiyue, GUO Jianbo, BU Guangquan, et al. Mutually trustworthy human-machine knowledge automation and hybrid augmented intelligence: mechanisms and applications of cognition, management, and control for complex systems[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(8): 1142-1157.
- [42] 卢冠华, 余涛, 陈俊斌, 等. 知识图谱在电力系统调度运行中的应用与展望[J/OL]. 电力信息与通信技术, 2022[2022-12-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1164.TK.20220909.1407.009.html>.
- LU Guanhua, YU Tao, CHEN Junbin, et al. Application and prospective of knowledge graph in power system dispatching operation[J/OL]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022[2022-12-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1164.TK.20220909.1407.009.html>(in Chinese).
- [43] 陈盛, 闫冬, 徐会芳, 等. 基于改进 DDPG 的调控知识图谱实体连接路径推理方法研究[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(6): 60-68.
- CHEN Sheng, YAN Dong, XU Huifang, et al. Research on entities connection path reasoning of power dispatching knowledge graph based on advanced deep deterministic policy gradient algorithm[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(6): 60-68(in Chinese).
- [44] 范士雄, 李立新, 王松岩, 等. 人工智能技术在电网调控中的应用研究[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 401-411.
- FAN Shixiong, LI Lixin, WANG Songyan, et al. Application analysis and exploration of artificial intelligence technology in power grid dispatch and control[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 401-411(in Chinese).



乔骥

在线出版日期: 2022-12-26。

收稿日期: 2022-01-18。

作者简介:

乔骥(1991), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为人工智能在电力系统中的应用、知识图谱、能源互联网仿真与运行优化等, qiaoji@epri.sgcc.com.cn;

郭剑波(1960), 男, 中国工程院院士, 教授级高级工程师, 博士生导师, 长期从事电力系统规划、运行分析和电网可靠性等研究工作, guojb@epri.sgcc.com.cn;

范士雄(1984), 男, 博士, 教授级高级工程师, 硕士生导师, 主要从事电力系统调度运行控制技术、电力人工智能等方面的研究工作, fanshixiong@epri.sgcc.com.cn;

黄彦浩(1978), 男, 研究方向为电网仿真计算、人工智能应用, hyhao@epri.sgcc.com.cn;

尚宇炜(1991), 男, 博士, 研究方向为大数据、机器学习技术及其在电网运维管控中的应用, shangyuwei@epri.sgcc.com.cn。

(责任编辑 乔宝榆)