DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)07-0001-04

基于 AI 大模型的电力系统运行控制方法

徐 胤[1], 王 殊[1], 陈 鹏[1], 黄 璨[1], 王亦秋[1], 赵金利[2]

(1.国家电网有限公司客户服务中心,天津 300300;2.北京中电普华信息技术有限公司,北京 100031)

摘 要:电力系统振荡具有复杂且非线性的特点,缺乏有效的发电机振荡建模手段,使得电力系统稳定运行控制的精度受到极大限制。为解决这一问题,提出基于人工智能 AI 大模型的电力系统运行控制方法。该方法首先利用发电机同步相量测量数据(phasor measurement unit,PMU),借助门控循环单元精准捕捉电力系统的动态特性;接着融合机组特征向量,训练关系神经网络来预测振荡态势,进而有效划分系统稳定域;在此基础上,结合注意力因子与振荡态势,采用多层感知机结构预估切机量,并优化失稳机组的切机分配策略。实验结果表明,该方法成效显著,能够大幅降低系统振荡频率。凭借精准的建模能力以及智能的决策机制,实现电力系统更加稳定高效地运行,为解决电力系统振荡问题提供了新途径。

关键词:人工智能;电力系统;运行控制;门控循环单元;多层感知机;神经网络

中图分类号: TP273;TP18;TM76 **文献标志码**: A **文章编号**: 1003-7241(2026)07-0001-04

Power system operation control method based on AI large model

Xu Yin[1], Wang Shu[1], Chen Peng[1], Huang Can[1], Wang Yiqiu[1], Zhao Jinli[2]

(1. State Grid Customer Service Centre, Tianjin 300300, China;
2. Beijing China Power Information Technology Co., Ltd., Beijing 100031, China)

Abstract: The oscillation of power systems has complex and nonlinear characteristics, and the lack of effective modeling methods for generator oscillation greatly limits the accuracy of stable operation control of power systems. To solve this problem, this article proposes a power system operation control method based on AI big model. This method first utilizes generator synchronous phasor measurement data (PMU) and accurately captures the dynamic characteristics of the power system with the help of gate controlled loop units. Then, the feature vectors of the fusion units are fused to train a relational neural network to predict the oscillation situation, effectively dividing the system stability domain. On this basis, combined with attention factor and oscillation situation, a multi-layer perceptron structure is adopted to estimate the cutting quantity, and the cutting allocation strategy for unstable units is optimized. The experimental results show that this method is effective and can significantly reduce the system oscillation frequency. With precise modeling capabilities and intelligent decision-making mechanisms, the power system can operate more stably and efficiently, providing a new approach to solving power system oscillation problems.

Keywords: AI; power system; operation control; gated loop unit; multilayer perceptron; neural network

现代电力系统是一个高度复杂且动态变化的系统,其运行控制涉及发电、输电、配电、用电等多个环节,任何一个环节的失误都可能对整个系统的稳定性和安全性造成重大影响[1]。当前电力系统的运行调度与优化控制面临着诸多新问题,如新能源发电的随机性、负荷预测的不确定性、系统规模的日益扩大等。这些问题使得传统的基于物理模型和规则的控制方法难以适应现代电力系统的需求,亟需一种能够处理大规模数据、具备强大数据处理能力和智能决策能力的技术来支撑电力系统的运行控制。

近年来,智能算法在电力系统控制技术中的应用取得了显著进展,这一领域的研究不仅在国内蓬勃发展,也在国际上引起了广泛关注。在国内,研究者积极探索智能算法与传统电力系统控制技术的深度融合。文献[2]中的研究展示了深度学习模型在预测未来电力需求与可再生能源发电量方面的潜力,通过将这些预测数据作为遗传算法的输入,实现了发电调度的优化,理论上显著提升了系统调度的灵活性。然而,正如文中所指出的,深度学习模型在实际应用中仍面临对复杂天气变化及用户行为预测准确性的局限,难以完全匹配实时电力供需波动。文献[3]中的方法旨在平衡电力系统的频率稳定与经济成本,但在实施过程中发现,由于电力系统负荷的突发性和不确定性,即便采用先进 MVO 算法理论上能够找到全局最优解,但系统响应的滞后性及控制参数的调整限制,使得控制精度在实际应用中难以达到预期,特别是在极端负荷变

收稿日期:2024-12-17;**录用日期**:2025-01-25

基金项目:国家电网科技项目(74993123000F)

作者简介:徐 胤(1992—),男,工程师,研究方向为营销数字化、企业中台、大数据分析。

引用本文:徐胤, 王殊, 陈鹏, 等. 基于 AI 大模型的电力系统运行控制方法[J]. 自动化技术与应用, 2026,45(7):1-4. (Xu Yin, Wang Shu, Chen Peng, et al. Power system operation control method based on AI large model[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(7):1-4.)

化场景下。在国际上,智能算法在电力系统控制技术中的应用同样取得了诸多突破。文献[4]在面对复杂多变的电力系统环境,尤其是当系统受到大扰动或非线性因素影响时,PID控制器的参数调整变得异常困难,且固定的参数设置难以适应所有工况,导致控制精度受限。为此,国际研究者开始探索更为先进的控制策略。文献[5]中的研究展示了深度神经网络与强化学习算法结合在电力系统控制中的新应用。通过构建深度神经网络来模拟系统动态,并结合强化学习算法自动学习最优控制策略,这种方法在一定程度上提高了系统对故障的快速响应能力和稳定性。但是此模型参数的微调及实时控制策略的生成速度成为制约其在高要求控制精度场景下应用的关键因素,导致在某些极端情况下控制精度不够理想。

因此,本文充分利用人工智能算法对于大规模数据的处理能力,通过对发电机组的振荡摇摆态势进行建模,从而实现电力系统运行状态的全面感知与精准刻画。

1 AI大模型的电力系统运行控制

1.1 机端特征提取与融合

由于电力系统的发电机出力水平直接决定了电力系统的供电能力,因此为了界定电力系统的稳定边界,为系统调度和运行提供可靠的依据,本文首先结合门控循环单元,对发电机机端的运行特征进行提取以及融合处理。

将发电机机端的PMU测量数据作为输入序列,具体包括电压幅值、相位角、功率等。假设每个时间步长 t 下的PMU测量数据为 $x_t \in R^d$,其中 d 代表输入特征的维度[6]。对于每个时间步长 t,GRU单元接收当前输入的发电机端测量数据以及上一个时间步的隐藏状态 h_{t-1},并更新其内部状态以产生新的隐藏状态 h_t。然后采用重置门以及更新门来对数据流动进行控制,重置门用于决定上一个隐藏状态对候选隐藏状态的影响程度[7]。假设 σ 代表激活函数,$\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}}$ 和 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{r}}$ 分别代表重置门的权重矩阵,则重置门具体表达式为

$$r_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}} x_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{r}} h_{t-1} + b_{\mathrm{r}}) \tag{1}$$

其中,r_t 代表重置门输出值,b_{r} 代表重置门的偏置值。

更新门用于控制新的隐藏状态中旧状态与候选状态的占比,其具体表达式为

$$z_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}} x_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{z}} h_{t-1} + b_{\mathrm{z}}) \tag{2}$$

其中,z_t 代表更新门输出值,$\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}}$ 和 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{z}}$ 分别代表更新门的权重矩阵,b_{z} 代表更新门的偏置值[8]。结合上述两个门单元的处理结果,新的隐藏状态 h_t 可以根据旧状态进行计算,具体表达式为

$$h_t = z_t \oplus h_{t-1} + (1 - z_t) \oplus h_t' \tag{3}$$

其中,h_t' 代表候选隐藏状态,h_t 的值即可代表发电机在当前时间步下的特征值,为实现特征融合,本文选择使用序列最后一个隐藏状态进行池化操作,具体表达式为

$$f = \frac{\sum_{t=1}^{T} h_t}{T} \tag{4}$$

其中,f 代表融合后的发电机机端特征,T 代表序列长度。

通过上述步骤即可完成对于发电机机端的特征提取以及融合处理。以PUM测量数据作为输入序列,通过门控循环单元对序列的动态特性进行捕捉,并对最后一个隐藏状态进行池化操作,实现特征融合。

1.2 AI大模型电力系统稳定域划分

针对发电机机端的特征融合结果,本文通过构建人工智能AI大模型中的关系神经网络模型,对电力系统发电机组的振荡摇摆态势进行建模,并结合阈值比较结果对电力系统的稳定域进行划分。

首先将融合后的特征组成特征向量,每个特征向量均代表某一时刻下电力系统发电机组的运行状态,由于关系神经网络能够学习输入元素之间的关系,因此本文以任意两个发电机组的特征向量作为输入,并输出它们之间的相对振荡摇摆态势[9]。首先输入的发电机特征向量会输入到嵌入层,该层会将向量映射到高维空间,便于更好地捕捉它们之间的关系。假设 $\boldsymbol{e}_i$ 代表发电机组 i 的特征向量,$\boldsymbol{e}_j$ 代表发电机组 j 的嵌入向量,那么关系层会对两个发电机组 i 和 j 的关系得分 r_{ij} 进行计算,具体表达式为

$$r_{ij} = g(\boldsymbol{e}_i, \boldsymbol{e}_j) \tag{5}$$

其中,$g(\cdot)$ 代表关系函数。

使用历史数据或仿真数据构建训练数据集,其中每个样本包含一对发电机组的特征向量和它们之间的相对振荡摇摆态势标签[10]。并采用上述方式,对构建出的关系神经网络模型训练,训练完成后,关系神经网络可以输出任意机组对之间的相对振荡摇摆态势得分。这个得分可以用于评估机组间的动态相互作用和稳定性。

根据发电机的机端特征向量和它们之间的关系得分,构建系统特征空间 s,在该特征空间中,每个维度均代表一个电力系统特征组合[11]。然后本文将关系得分高于某个阈值的机组对视为稳定对,低于阈值的视为不稳定对,以此可以划分出电力系统的稳定域。

通过上述步骤即可完成对于电力系统稳定域的有效划分。以发电机组的特征向量作为输入,通过构建并训练关系神经网络,输出发电机组之间的相对振荡摇摆态势得分,并结合阈值判断结果,对电力系统的稳定域进行划分。

1.3 电力系统紧急切机控制策略

制定电力系统运行控制策略的目的是保障系统稳定性,当系统受到严重干扰时,可能会进入紧急或崩溃状态,此时需要切除部分发电机组防止设备过载或损坏[12]。因此在完成电力系统稳定性的判定后,本文选择采用多层感知机,对切机量进行预测,从而实现切机控制决策。多层感知机的具体结构如图1所示。

假设 N 台发电机组对应的注意力因子向量为 $\boldsymbol{S} = [s_1, s_2, \cdots, s_N]$,其中 s_i 代表第 i 台发电机组的注意力因子,该因子代表发电机组在当前系统失稳状态下的重要性[13]。本文以上述得到的任意机组对之间的相对振荡摇摆态势得分以及注意力因子作为输入特征值 v,对切机量

进行预估。假设 v^1 和 v^2 分别代表多层感知机的第一个和第二个隐含层对应的特征值，$\boldsymbol{W}^1$、$\boldsymbol{W}^2$、$\boldsymbol{W}^{\text{out}}$ 分别代表各层的权重分配矩阵，则相对振荡摇摆态势特征在多层感知机中的前馈传播过程表达式为

$$v^1 = a(\boldsymbol{W}^1 v + b^1) \tag{6}$$

$$v^2 = a(\boldsymbol{W}^2 v^1 + b^2) \tag{7}$$

$$y = a(\boldsymbol{W}^{\text{out}} v^2 + b^{\text{out}}) \tag{8}$$

其中，y 代表切机量预测结果，a 代表非线性激活函数，b^1、b^2、b^{out} 分别代表每层的偏置值。在完成切机量预估后，找出注意力因子最大的发电机组，即 $\text{argmax}_i(s_i) = k$，其中 k 代表索引值[14]。假设该机组对应的可切容量为 C_k，那么通过对比可切容量 C_k 以及预估的切机量 Q，可以实现切机控制决策。如果 $Q \leqslant C_k$，则由该机组承担所有的切机控制，如果 $Q \geqslant C_k$，那么按照注意力因子的比例将切机量分配给各个失稳机组，在完成切机量分配后，即可保证电力系统的平稳运行。

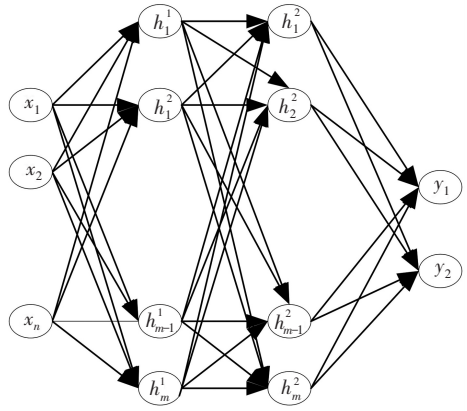


图 1　多层感知机结构

Fig. 1　Multi-layer perceptron structure

通过上述步骤即可完成对于电力系统的紧急切机控制。以不同发电机组的注意力因子向量和相对振荡摇摆态势得分作为输入特征，采用多层感知机结构对切机量进行预估[15]。并结合机组的可切容量，对失稳机组进行切机量分配处理，实现电力系统稳定运行控制。将本节内容与上述提到的发电机机端特征融合以及稳定域划分等相关内容进行结合，至此，基于人工智能 AI 大模型的电力系统运行控制方法设计完成[16-19]。

2　实验论证

为了验证本研究所提出的基于人工智能（AI）大规模模型的电力系统运行控制策略相较于传统电力系统运行控制算法的优越性，在完成了详尽的理论框架设计与构建之后，本文设计并实施一套严谨的实验对比机制。此机制旨在通过实证方式，系统地评估所提方法在实际应用场景下的控制效能。

2.1　实验设计

为了增强实验结果的对比力度与科学严谨性，本研究在采用自主创新的基于人工智能（AI）大规模模型的电力系统运行控制策略作为核心研究对象的同时，精心挑选了两种具有代表性的传统电力系统控制方法作为参照组，即基于比例-积分-微分（proportional-integral-derivative，PID）控制技术的电力系统调控方案，以及基于强化学习原理的电力系统控制策略。通过构建统一的电力系统模拟平台，本文实施了 3 种控制方法的并行测试，旨在通过直接比较它们在同一电力系统场景下的实际操控效能，全面而深入地揭示各自在控制精度方面的性能差异。

本实验选取的电力系统总装机容量为 5 000 MW，输电线路总长度为 12 000 km，其中超高压（EHV）线路占 60%，高压（HV）线路占 30%，中压（MV）线路占 10%。每座发电厂配备多台升压变压器，将发电电压从低压（如 6.3 kV）提升至超高压（如 500 kV）或高压（如 220 kV）水平，以便长距离传输。配电系统包括中压配电网络和低压配电网络。其中，中压配电网络采用 20 kV 电压等级，覆盖城市主要街道和工业区，总长度 1 200 km。低压配电网络将中压电能降压至用户可用的 220 V/380 V，通过配电变压器和低压线路送至各用户。局部拓扑结构如图 2 所示。

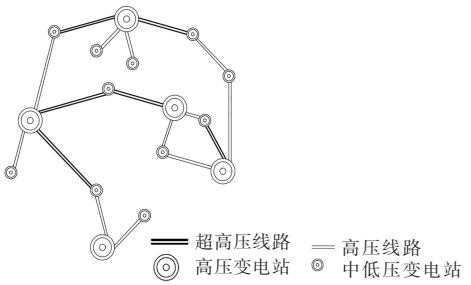


图 2　电力系统局部拓扑结构

Fig. 2　Local topology structure of power system

为实现实验模拟分析，针对上述选取的电力系统，本文采用 MATLAB 仿真软件对其进行建模处理，并依据实际运行条件调整了模型参数，以构建出关于实验对象的仿真电力系统，针对该模型，设计了多种差异化的实际运行场景，具体参数配置如表 1 所示。

表 1　电力系统差异化运行场景参数配置

Tab. 1　Parameter configuration for differentiated operation scenarios of power systems

场景编号	风电场输出功率 /MW	光伏电站输出功率 /MW	线路故障情况
1	300	200	无故障
2	400	150	线路 A 发生短路，持续 5 s
3	500	100	线路 B 过载，持续 10 min
4	600	50	风电场出力骤降 30%，持续 30 min
5	250	250	光伏电站输出波动，模拟云层遮挡，持续 2 h
6	350	180	多种因素综合影响：负载增加+风电场出力减少+光伏电站波动

2.2　控制精度对比

针对上述模拟出的几种不同的差异化运行场景，分别采用 3 种控制策略对电网模型进行仿真调控。为实现对比分析，本次实验记录了控制操作实施前后，不同控制策

略下电力系统模型的振荡以及波动情况。

针对模拟出的差异化运行场景进行稳定运行控制时，本方法下所输出的控制策略如表2所示。

通过上述实验结果可以看出，本文所提出的控制方法能够根据系统稳定性分析结果，预测需要切除的总装机容量，并将其分配给不同的失稳机组，从而恢复系统稳定。在完成控制操作后，电力系统的频率偏差值趋于稳定状态。为提高实验结果的可靠性，本次实验以不同控制策略下电力系统的振荡频率作为对比指标，对算法的实际控制精度进行衡量。在针对相同场景进行稳定调控后，电力系统的振荡频率越低，代表方法的控制精度越高。具体实验结果如图3所示。

表2 不同运行场景的控制策略

Tab. 2 Control strategies for different operating scenarios

场景编号	稳定性判定结果(切机前)	切机量预测结果/MW	机组A切机量/MW	机组B切机量/MW	机组C切机量/MW	频率偏差/Hz
1	稳定	0	0	0	0	±0.01
2	临界稳定	100	30	40	30	±0.02
3	不稳定	300	100	120	80	±0.05
4	轻微不稳定	50	20	15	15	±0.01
5	波动较大	80	30(初期)	20(初期)	30(初期)	±0.03(初期)
6	综合不稳定	250	80	90	80(含负荷调整)	±0.04

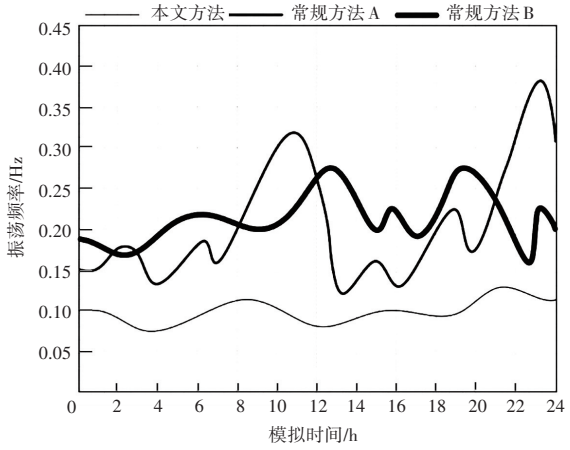


图3 不同控制策略下电力系统振荡频率对比结果

Fig. 3 Comparison results of power system oscillation frequency under different control strategies

从上述对比结果可以看出，在本文控制策略下，电力系统的振荡频率处于稳定的波动区间，且振荡频率明显低于两种常规的控制方法，证明本文所提出的控制策略能够有效抑制电力系统的振荡情况，从而维持系统稳定性。

3 结论

本研究的重点在于如何充分利用AI大模型的强大能力，解决电力系统运行控制中的实际问题。通过关注于模型的精度与泛化能力，力求在复杂多变的电力系统环境中保持稳定的预测与控制效果。尽管本文在仿真环境下验证了所提控制策略的有效性，但实际应用环境往往更为复杂多变。因此，未来的实际应用中，结合具体电力系统的实际情况，进一步验证和优化本文提出的控制策略。

参考文献

[1]杨再欣，胡宏彬，李玉京，等. 面向新型电力系统的规划运行两阶段小信号稳定性增强方法[J]. 电网与清洁能源，2026，42(2)：131-141.

[2]Li Y，Ding Y He S，et al. Artificial intelligence-based methods for renewable power system operation [J]. Nature Reviews Electrical Engineering，2024，1(3)：163-179.

[3]李谟发，张志文，胡斯佳，等. 基于MVO算法与改进目标函数的电力系统负荷频率控制[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(6)：1-14.

[4]王馨悦，马星河. 基于PID控制技术的电力系统运行自动化控制系统[J]. 自动化与仪表，2024，39(1)：66-70.

[5]杨慧婷，郭学让，郭庆瑞，等. 基于机器学习的电力系统通信网数据治理模型[J]. 电子设计工程，2024，32(7)：20-25.

[6]朱晓纲，于佳琪，李勇，等. 基于暂态能量辨识的含规模化储能的新能源电力系统暂态稳定控制方法[J]. 智慧电力，2024，52(5)：82-89.

[7]孙伟，刘辉，邢璐，等. RMCNN多领域知识融合的电力风险预警模型[J]. 自动化技术与应用，2026，45(2)：63-68.

[8]马苗苗，崔婧，李钰梅，等. 风电介入下的多区域互联电力系统分布式经济模型预测负荷频率控制[J]. 控制与决策，2024，39(5)：1557-1565.

[9]刘冰. 基于光伏发电及储能系统的配电网运行电压优化控制的研究[J]. 电气时代，2024(3)：36-41.

[10]周陈斌，孟屹华，沈蛟骁，等. 基于PaddleOCR的电力系统继电保护定值单信息抽取方法[J]. 自动化技术与应用，2026，45(4)：110-115.

[11]王海云，庄桉，汪伟，等. 一种电网调控运行多源异构数据库信息共享架构[J]. 太赫兹科学与电子信息学报，2025，23(9)：984-990.

[12]卜秀菊，廖文辉. 基于智能技术的电力系统集控运行控制方法[J]. 光源与照明，2025(11)：245-247.

[13]王思印，孟祥楠，史世祯. 暂态稳定运行电力系统敏感频段振荡抑制方法[J]. 电子设计工程，2026，34(2)：127-130，135.

[14]罗翠云，邓秋荃，李光明，等. 基于检修灵敏度和网络重构的电网安全稳定系统的设计与研究[J]. 电测与仪表，2024，61(7)：13-20.

[15]张泽，张万杰，许方杰，等. 一体化电网运行智能系统监控模拟方法研究[J]. 自动化技术与应用，2024，43(7)：172-175.

[16]冯小峰，冯霞山，张正峰，等. 基于最大似然法和决策树的智能电能表计量误差检测方法[J]. 电测与仪表，2024，61(12)：205-211.

[17]冯永青，董芸州，陈冠良，等. 考虑风光出力不确定性的新型电力系统实时运行状态检修决策技术[J]. 自动化技术与应用，2025，44(9)：29-33.

[18]马红杰. 基于PLC技术的电力系统电压自动调节和控制方法[J]. 自动化技术与应用，2025，44(8)：42-46，51.

[19]李庆波，赵昂，田寿涛，等. 结合GRN和TGTransformer的配电网分层分区电力电量平衡方法[J]. 自动化技术与应用，2025，44(8)：156-160.