

数据-物理联合驱动的大电网频率安全智能评估

陈振, 王曦, 陈刚, 石鹏, 范成围, 王永灿, 史华勃
(国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川成都 610041)

摘要:新型电力系统的低惯量特征为其频率安全带来严峻挑战。为快速准确评估大电网受扰后的频率响应,文中提出数据-物理联合驱动的大电网频率安全智能评估方法。为实现数据模型和物理模型分析手段的有效结合,设计了频率安全评估的可信集成学习方法,准确评估数据驱动频率安全结果的可信度,并通过设定可信度阈值作为数据模型和物理模型的切换依据。若数据模型评估结果的可信度高于阈值,则采纳为可靠的数据驱动频率安全评估结果,否则切换为基于物理模型的时域仿真方法进行评估。利用四川电网仿真模型生成数据集并进行模型性能分析,结果表明所提方法兼具频率安全评估的快速性和准确性。

关键词:频率安全; 数据-物理联合驱动; 可信集成学习; 人工智能

中图分类号: TM 721 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-6954(2023)03-0016-04

DOI: 10.16527/j.issn.1003-6954.20230303

Joint Data-Physical Driven Frequency Security Intelligent Assessment of Large Power System

CHEN Zhen, WANG Xi, CHEN Gang, SHI Peng, FAN Chengwei, WANG Yongcan, SHI Huabo
(State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract: The low-inertia characteristic of new power system brings serious challenge for its frequency security. In order to quickly and accurately assess the frequency response of large power grids after disturbance, a joint data-physical driven intelligent assessment method for frequency security of large power grids is proposed. To realize the effective combination of data model and physical model, a credible ensemble learning method for frequency security assessment is designed to realize the accurate credibility evaluation of data-driven frequency security results, and the credibility threshold is set as the basis for switching between data model and physical model. If the credibility index of data model is higher than the threshold, it is adopted as a reliable data-driven frequency safety evaluation result, otherwise it is switched to the physical model-based time-domain simulation method for evaluation. The simulation model of Sichuan power grid is utilized to generate datasets and carry out model performance analysis, and the results show that the proposed method combines the rapidity and accuracy of frequency safety assessment.

Key words: frequency security; joint data-physical driven; credible ensemble learning; artificial intelligence

0 引言

随着“双碳”目标下新型电力系统建设逐步推进,新能源渗透率不断提高,新型电力系统呈现低惯量特征,频率安全已经成为其面临的关键难题^[1-2]。快速准确评估大电网受扰后频率态势,对于及时采取有效控制措施,保障新型电力系统频率安全具有

重要意义。

现有的电网频率稳定分析方法多采用基于物理模型的分析方法^[3-4],由于频率稳定属于长时间尺度问题,在进行扰动后频率特性分析时,需要对诸多系统元件进行精细化或等值化建模,并通过时域仿真计算得到受扰后电网的频率动态特性。该类方法可靠性高,但时间开销大,难以实现对频率态势的在线感知。

人工智能技术的快速发展,为基于数据模型的电网频率安全评估提供了新的思路。基于人工智能的频率安全评估属于回归问题,利用电网运行状态信息和故障信息预测电网受扰后的频率特性指标。常用于频率预测的人工智能技术主要包括极限学习机^[5]、支持相量机^[6]、深度信念网络^[7]和随机森林^[8]等。这些方法尽管能够快速预测系统受扰后的频率态势,但存在可靠性不足的缺点,工程实用性有待进一步提升^[9-10]。

结合数据模型和物理模型分析手段的特点,下面从数据-物理联合驱动的角度出发,提出了大电网频率安全智能评估方法。通过可信集成学习评估数据驱动频率样本的可信度,进而实现数据模型和物理模型的有效结合。

1 电网频率安全特征构建

1.1 电网频率响应特性

电网动态频率是指由系统不平衡功率的总和作用于系统惯性中心的系统总的等值旋转惯量上所产生的转速增量随时间的变化。通常使用系统的惯性中心频率表示全系统的频率,惯性中心频率定义^[11]为

$$f_{\text{COI}} = \frac{\sum_{i=1}^n (M_i f_i)}{\sum_{i=1}^n M_i} \quad (1)$$

式中: f_{COI} 为系统惯性中心频率; M_i 为第*i*台发电机组的惯性时间常数; f_i 为第*i*台发电机频率; n 为系统中并网发电机组数量。

当电网遭受有功功率扰动后,系统频率的动态变化过程可由式(2)表示。

$$M \frac{d\Delta f_{\text{COI}}}{dt} = \Delta P_m - \Delta P_e - D\Delta f_{\text{COI}} \quad (2)$$

式中: Δf_{COI} 为系统频率偏差; M 为系统总的惯性时间常数; D 为阻尼系数; ΔP_m 和 ΔP_e 分别为系统总的机械功率和电磁功率不平衡量。

电网频率动态变化过程中,极值频率是指频率曲线的最低点或最高点,其直接决定了电网是否触发第三道防线,导致低频减载或高频切机等措施动作。因此,选择电网受扰后的极值频率作为刻画频率安全的指标,即人工智能模型的预测目标。

1.2 频率安全输入特征集

输入特征对于人工智能预测性能具有重要影

响。对于电网频率安全问题,输入特征应尽可能包含反映电网频率响应特性的电网运行信息和故障信息。根据上述分析及大量仿真经验,选择以下特征构成输入特征集,具体如表1所示。

表1 频率预测输入特征集

序号	特征量表述
1	总的负荷水平
2	旋转备用
3	功率缺额
4	扰动后 0.5 s 的频率值
5	扰动后 0.5 s 主力机组的电磁功率

2 数据-物理联合驱动的大电网频率安全智能评估

为实现数据驱动和物理驱动频率安全分析方法的结合,首先设计了频率安全评估的可信集成学习方法,实现数据驱动频率安全结果的可信度评价,并通过设定可信度阈值作为数据模型和物理模型的切换依据。

2.1 可信集成学习与可信度指标

不同于传统数据驱动方法,可信集成学习的目标不仅得到预测数值,更进一步是利用集成学习中多个基学习模型的预测差异评估数据模型的可信程度。

对于有*T*个基学习器的集成学习模型,假设*T*个基学习器的输出分别为 $\{h_1, h_2, \dots, h_T\}$,统计得到*T*个基学习器输出的中位数 h_{median} ,定义基学习器可信性判据为

$$\begin{cases} \alpha \times h_{\text{median}} \leq h_i \leq \beta \times h_{\text{median}} \rightarrow \text{可信} \\ h_i > \beta \times h_{\text{median}} \text{ or } h_i < \alpha \times h_{\text{median}} \rightarrow \text{不可信} \end{cases} \quad (3)$$

式中, α 和 β 分别为设定的阈值。可信性判据解释为:若基学习器 h_i 的输出在 $\alpha \times h_{\text{median}} - \beta \times h_{\text{median}}$ 时,认为该基学习器的输出结果可信;否则认为输出结果不可信。

对于样本*x*,统计*T*个基学习器输出结果的可信性,得到共有 N_c 个基于学习器可信的输出结果,定义样本的预测可信度指标 η 为

$$\eta = \frac{N_c}{T} \quad (4)$$

在此基础上,可得到基于可信性集成学习的频

率预测输出值为

$$\begin{cases} H(x) = \frac{\sum_{i \in N_c} h_i(x)}{N_c} & \eta \geq \eta_0 \\ \text{reject} & \eta < \eta_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中, η_0 为预设的可信度阈值。

2.2 大电网频率安全评估流程

数据-物理联合驱动的大电网频率安全评估流程如下:

1) 根据大电网仿真模型生成样本集, 通过随机生成电网负荷水平和开机方式产生大量运行方式, 并通过模拟功率盈余和功率缺额仿真电网的频率响应特性, 收集频率安全输入特征和极值频率。循环样本生成过程, 直到收集到足够的样本数据集。

2) 对样本集进行归一化处理, 并随机分为训练样本集和测试样本集。

3) 以极限学习机^[12]为基学习机器, 利用随机抽样法从预设范围内抽取隐藏层的神经元数量并使用训练样本对该基学习器进行训练。循环上述过程, 直到训练生成预设数量的基学习器。

4) 在测试评估阶段, 将样本分别输入到离线训练完成的基学习器中, 统计所有基学习器的预测值, 计算数据驱动模型的预测可信度。

5) 将数据驱动模型的频率预测可信度与设置的可信度阈值比较, 若可信度大于阈值, 则采纳该频率预测结构; 否则, 判定该样本的数据预测结果不可信, 切换为基于物理模型的时域仿真方法进行分析。

数据-物理联合驱动的大电网频率安全智能评估流程如图 1 所示。

2.3 频率安全评估性能指标

1) 评估性能指标

采用 3 个指标刻画数据-物理联合驱动方法的频率安全评估性能, 分别为: 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均相对误差 (mean relative error, MRE)、最大绝对误差 (maximum absolute error, MAAE)。

误差指标越小, 表示评估方法的性能越好。

2) 时间效率指标

数据-物理联合驱动方法结合数据驱动和物理驱动的特点, 可信度高的样本可使用数据驱动方法评估, 时间开销小; 可信度低的样本则使用物理驱动方法评估, 时间开销大。为刻画数据-物理联合驱

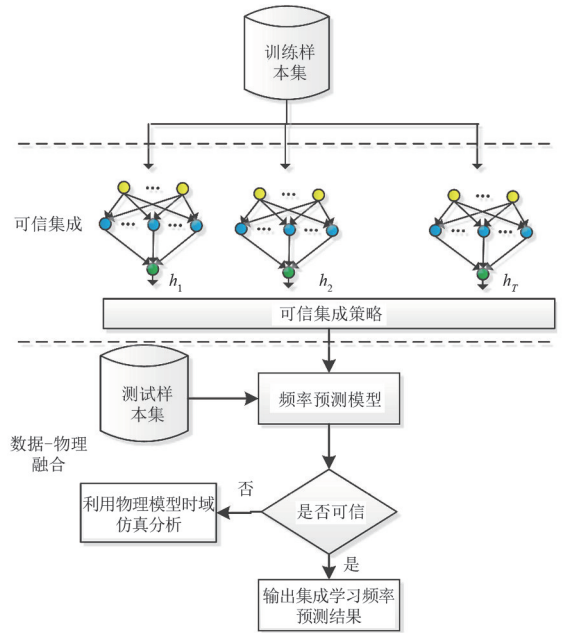


图 1 数据-物理联合驱动的大电网频率安全智能评估流程

动方法的整体时间效率, 定义时间效率指标 (time efficiency, TE) 用样本保留率来表示。

$$T_E = \frac{N_{cre}}{N_A} \quad (6)$$

式中: T_E 为样本保留率; N_{cre} 为数据驱动的可信样本数量; N_A 为样本总数量。 T_E 越大, 表明数据-物理联合驱动方法的时效性越好。

3 算例分析

以四川电网为例, 设置负荷水平在 80% ~ 120% 范围内随机波动, 并根据负荷水平的变化调整发电水平以保障潮流的收敛性和合理性。随机模拟该电网出现功率缺失和功率盈余, 共生成频率安全评估样本 393 个, 其中随机选择 60% 作为训练样本集, 剩余 40% 为测试样本集。

3.1 可信度阈值的影响分析

在进行频率安全评估时, 基本学习模型数量为 100 个, 基学习器阈值设置为 0.998 和 1.002。在此基础上, 分析可信度阈值对样本保留率与平均绝对误差的影响, 结果如图 2、图 3 所示。

由图 2、图 3 可知, 可信度阈值越大, 模型 MAE 越小, 即数据-物理模型的评估性能越好; T_E 越小, 即数据-物理模型的时效性越差。综合模型性能和时效性, 以下对比分析可信度阈值设定为 0.95。

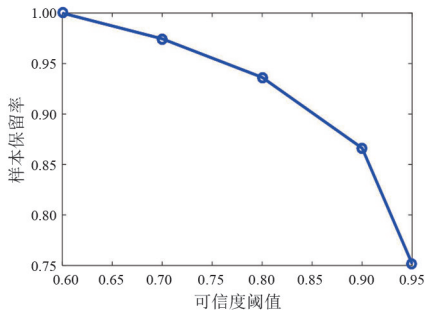


图 2 可信度阈值对样本保留率的影响

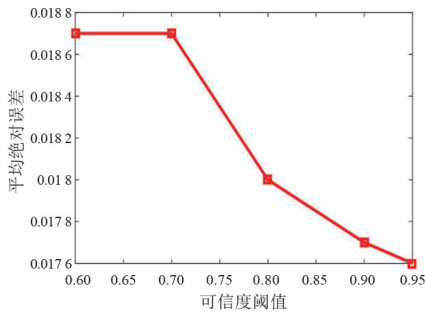


图 3 可信度阈值对 MAE 的影响

3.2 性能分析

在测试集中对数据-物理联合驱动方法的频率安全评估性能进行分析,频率预测的绝对误差分布和单样本预测对比结果分别如图 4 和图 5 所示。

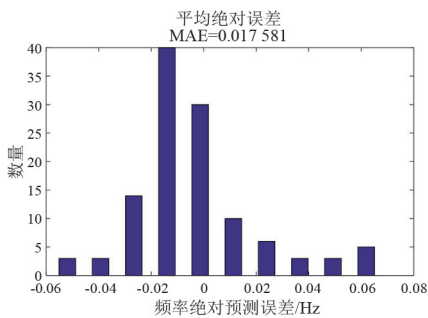


图 4 数据-物理联合驱动方法的绝对误差分布

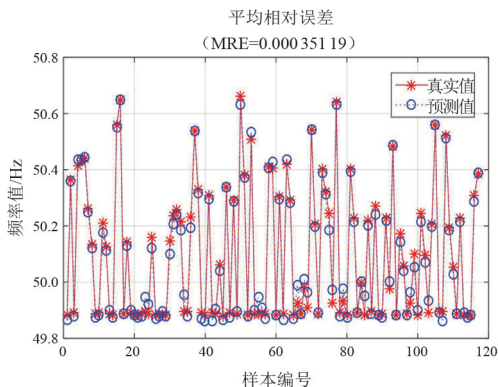


图 5 数据-物理联合驱动方法频率预测值与真实值对比

由图 4、图 5 可知,数据-物理模型的频率安全评估结果的绝对误差分布集中于 0 Hz 附近,且预测

值与真实值十分接近。

将数据-物理模型方法与传统数据驱动方法进行对比,传统数据驱动方法选择平均集成学习,即预测结果为所有基学习器预测的平均值。对比两种方法的评估性能指标,结果如表 2 所示。

表 2 结果对比分析

方法	MAAE/Hz	MAE/Hz	MRE/%
传统数据驱动方法	0.108 7	0.018 7	3.73
数据-物理联合驱动方法	0.068 2	0.017 6	3.51

由表 2 可知,在平均绝对误差和平均相对误差方面,数据-物理联合驱动模型的评估性能均优于传统数据驱动方法。更为重要的是,数据-物理模型的最大绝对误差仅为 0.068 2 Hz,远小于传统数据驱动方法的 0.108 7 Hz,证明了所提的数据-物理联合驱动方法可有效筛选出利用数据驱动预测时误差较大、可信度较低的样本。将这些样本通过物理模型进行分析,从而保证了数据-物理模型的整体可信度,降低预测风险。

4 结 论

为快速准确评估大电网频率安全,上面提出了一种数据-物理联合驱动的频率安全智能评估方法,通过可信集成学习评估数据驱动频率样本的可信度,进而实现数据模型和物理模型的有效结合。通过在实际大电网生成仿真样本并进行模型测试,结果表明数据-物理模型在进行频率安全评估时具有比传统数据驱动方法更好的性能,并且数据-物理模型能够有效筛选出数据驱动的不可信样本,保证了频率安全评估的准确性和可信度,降低预测风险。

下一步将探索更多的数据驱动和物理驱动的结合方式,进一步提升频率安全评估性能。

参考文献

[1] 张子扬,张宁,杜尔顺,等. 双高电力系统频率安全问题评述及其应对措施[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 1-25.

[2] 孙凯祺,李可军,刘奕路,等. 基于直流互联的交流电网频率稳定控制研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(3): 723-730.

值,观测接地电阻运行状况,准确掌握各种工况下接地极运行状态。

参考文献

- [1] 韩亮,白小会,陈波,等.张北±500 kV 柔性直流电网换流站控制保护系统设计[J].电力建设,2017,38(3):42-47.
- [2] 吴庆范,付艳,张克辉,等.柔性直流输电系统交流母线差动保护研究[J].电力系统保护与控制,2017,45(3):100-104.
- [3] 滕予非,王鱼,焦在滨,等.特高压直流输电系统接地极引线阻抗监视策略[J].电工技术学报,2016,31(11):157-164.
- [4] 陈朋,李梅航,严兵,等.适用于多端柔性直流输电系统的通用控制策略[J].电力系统自动化,2016,40(21):47-52.
- [5] 杨柳,黎小林,许树楷,等.南澳多端柔性直流输电示范工程系统集成设计方案[J].南方电网技术,2015,9(1):63-67.
- [6] 张悛宁,束洪春,田鑫萃,等.特高压直流输电线路接地极线路高阻故障测距方法研究[J].电力系统保护与控制,2015,43(24):1-7.
- [7] 徐韬,徐政,张哲任,等.特高压直流输电圆环型接地极电流场计算[J].高电压技术,2012,38(6):1445-1450.
- [8] 孙帮新,陈辉祥.高压直流输电共用接地极技术研究[J].高电压技术,2006,32(12):150-153.
- [9] 郭剑,陆家榆.直流接地极结合均流系统的计算模型与求解[J].中国电机工程学报,2008,28(19):1-6.
- =====
- (上接第19页)
- [3] 艾鹏,滕予非,王晓茹,等.计及紧急直流功率支援的扰动后稳态频率预测算法[J].电力系统自动化,2017,41(13):92-99.
- [4] 刘克天,王晓茹,薄其滨.基于广域量测的电力系统扰动后最低频率预测[J].中国电机工程学报,2014,34(13):2188-2195.
- [5] 文云峰,赵荣臻,肖友强,等.基于多层极限学习机的电力系统频率安全评估方法[J].电力系统自动化,2019,43(1):133-140.
- [6] 胡益,王晓茹,滕予非,等.基于多层支持向量机的交直流电网频率稳定控制方法[J].中国电机工程学报,2019,39(14):4104-4117.
- [7] 仇怡超,闻达,王晓茹,等.基于深度置信网络的电力系统扰动后频率曲线预测[J].中国电机工程学报,2019,39(17):5095-5104.
- [8] 张怡,张恒旭,李常刚,等.深度学习在电力系统频率分析与控制中的应用综述[J].中国电机工程学报,2021,41(10):3392-3406.

- [10] 程志友,李小静,汤明金,等.一种快速的配电网单相接地故障时域测距方法[J].电力系统保护与控制,2018,46(17):24-30.
- [11] 郭庆雷,吴延坤.张北可再生能源柔性直流电网示范工程主回路参数技术报告[R].北京:国网经济技术研究院,2017.
- [12] 曾祥君,张玺,阳韬,等.高压直流输电系统接地极不平衡保护改进措施研究[J].电力系统保护与控制,2014,42(24):132-137.
- [13] 张纯,滕予非.特高压直流输电系统接地极线路保护性能分析[J].四川电力技术,2017,40(1):84-88.
- [14] 邹强,马云龙,杨建明,等.串联多端直流输电系统接地极拓扑研究[J].电力工程技术,2018,37(5):132-136.
- [15] 杨勇,李立涅,杜林,等.采用时频矩阵奇异值分解和多级支持向量机的雷电及操作过电压识别[J].电网技术,2012,36(8):31-37.
- [16] 张洛.电力系统操作过电压特征提取和识别研究[D].成都:西华大学,2016.

作者简介:

黄宇(1987),男,硕士研究生,高级工程师,从事特高压直流输电系统检修工作;

吴金波(1989),男,工程师,研究方向为直流控制保护系统;

唐世雄(1992),男,工程师,从事特高压直流输电系统检修工作;

陈香香(1986),女,硕士研究生,工程师,研究方向为直流输电控保系统硬件开发;

朱生辉(1987),男,助理工程师,研究方向为直流输电控保系统。

(收稿日期:2022-10-08)

- [9] WANG Q, LI F, TANG Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019,34(6):4557-4568.
- [10] 李冠争,李斌,王帅,等.基于特征选择和随机森林的电力系统受扰后动态频率预测[J].电网技术,2021,45(7):2492-2502.
- [11] 赵荣臻,文云峰,叶希,等.基于改进堆栈降噪自动编码器的预想事故频率指标评估方法研究[J].中国电机工程学报,2019,39(14):4081-4092.
- [12] CHEN Z, XIAO X, LI C, et al. Real-time transient stability status prediction using cost-sensitive extreme learning machine[J]. Neural Computing and Applications, 2016,27(2):321-331.

作者简介:

陈振(1991),男,博士,研究方向为人工智能在能源电力系统中的应用。

(收稿日期:2022-08-31)