

基于改进双向长短期记忆神经网络的新型电力系统源-网暂态交互模型构建方法研究

吕佳欣, 于继来

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江省 哈尔滨市 150001)

A Source-network Transient Interaction Modeling Method for New Power System Based on Improved Bi-LSTM Algorithm

LÜ Jiaxin, YU Jilai

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, Heilongjiang Province, China)

ABSTRACT: Under the background of new power system, the electricity electrification, physical and digital fusion and complex interconnection of the power grid make the transient states change in many aspects such as information, mechanism, simulation, analysis and control in different degree. Taking transient states as the entry point, this paper focuses on the equivalent construction of source-network station model. A new intelligent construction method of source-network interaction model in power system is proposed. Firstly, it systematically explains the technical thoughts and researching plan of modeling through the framework. It explains the core of the intelligent modeling method from transient interaction response, processing transient equivalent model and adaptability research respectively. Secondly, it is proposed to establish the mapping fusion analysis method which combines surface layer with ground layer for sample acquisition. The appropriate intelligent algorithm is selected according to the modeling requirements and sample size. Finally, the WSCC 9-node system with wind farm station is taken as the example to construct the model and verify the proposed method. Through the comparison of images and the evaluation indicators, the model effects are ideal and adaptable, which confirms the rationality of the proposed idea and the effectiveness of the selected algorithm.

KEY WORDS: new power system; simplified model; new energy station; transient stability; deep learning

摘要: 新型电力系统背景下, 电力电子化、物理与数字融合和宏-微观电网复杂耦合的特征使得电网暂态在理论分析、仿真处理、控制算法等方面发生不同程度变化。该文以暂态态势为切入点, 聚焦源-网协调的交互特性, 提出新型电力

系统源-网交互模型智能构建方法。首先以构建框架为媒介系统性阐释建模的核心思想与技术规划, 分别从暂态交互响应、暂态等效模型的处理及适应性研究来说明智能建模方法的核心。其次, 提出建立表底层映射融合分析法以进行样本获取, 并根据建模需求及样本规模选取合适的智能算法。最后, 以含风电场站的 WSCC 9 节点系统为例, 构建暂态模型。经过图像及评估指标的对照, 模型效果理想且具备适应性, 验证了所提思想的合理性及选用算法的有效性。

关键词: 新型电力系统; 简化模型; 新能源场站; 暂态稳定; 深度学习

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0387

0 引言

近年来, “双碳”理念的提出使得建设新型电力系统体系成为研究重点。该体系强调通过数智化手段以创新性思想重构新能源为主体的电网架构, 需要探索简化基于新能源场站的局部研究而关注电网整体的宏观研究。大规模可再生能源如风电与光伏装备并网和参与调度运行具有可持续、安全、高效等多目标要求。在其大规模接入时, 低惯量的电力电子设备使得部分电网常规电源“空心化”程度加剧, 频率调节能力下降, 电网暂态稳定性难以评估^[1-4]。面向电网研究新能源场站暂态模型的构建问题, 对新型电力系统暂态稳定性分析和评估具有重要意义。

新型电力系统包含“源-网-荷-储”4部分。源侧机组的建模通常采用等效模型以简化整体分析过程^[5-7], 显著降低电网仿真复杂度与仿真时间并避免引起“维数灾”的问题。文献[8-9]分别提出利用有功响应和 Crowbar 状态识别结果作为划分指标对多风电场进行等值建模以减小分析难度。文献[10]

基金项目: 国家自然科学基金项目(51877049)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (NSFC)(51877049).

提出利用动态等值参数聚合方法对光伏阵列及其逆变器进行等效电路简化处理,将多个光伏电站集成为特定等值模型以简化电网分析。

2021年,我国提出《推进电力源网荷储一体化和多能互补发展的指导意见》,“交互”一词有效概括了“电源、电网、负荷、储能”四者之间的复杂关系,该思想使得暂态研究更注重源-网协调分析。文献[11-12]阐述了风光大规模并网时可再生能源机组侧与网侧的协调控制问题。文献[13]基于新能源电源并网点对外网进行戴维南等值,同时考虑新能源电源出力波动性,针对系统暂态稳定性开展指标评估。上述研究重点针对某一暂态问题开展应用性分析,而对以“源-网交互”为切入点的一体化暂态模型本体问题关注不够。交互信息能通过信息流的方式传递电网系统暂态特性。文献[14]中构建动态状态估计模型时选用了电网采集的全系统量测数据,文献[15]概括性地说明了暂态研究中等效模型的构建与计算参数的选取。上述研究中利用了各种广义交互信息,但较少地完全聚焦以源侧机组单元为核心的交互端信息。

交互模型的构建需兼顾电网底层理论与海量数据间的关系,数据科学领域的快速发展为其提供了新途径。智能化手段如深度学习算法可以弱化对物理层面理论性的要求,允许主要依靠系统运行数据提取特征,进而求解源-网侧映射关系^[16-18]。文献[19]利用深度置信网络对传统电力系统动态频率进行评估与预测,避免了对内部机理的复杂分析。研究表明,利用深度学习方法探究电力系统内的映射函数具有优势与可行性。若具备充足、精确的样本,则可结合暂态物理规律的分析筛选出场景相关数据,并采用精确和高效的算法拟合各种非线性环节响应特性,从而迅速构建源-网暂态交互模型。

本文提出新型电力系统源-网暂态交互模型智能构建方法,通过创新性的等效思想适应电网暂态分析对新能源场站模型的需求。本文首先提出交互模型的整体框架,并从交互响应、等效特征和适应性3方面具体说明智能建模方法。在此基础上,提出样本筛选与模型构建方法,并在WSCC 9节点系统上对方法进行了验证。该方法能有效简化并降低电网分析难度,可应用于故障行为的超前感知与预处理等。

1 新型电力系统源-网暂态交互模型构建框架

大量可再生能源和电力电子设备的接入,使得电力系统形成“源-网-荷-储”柔性互动运行模式^[20]。

新型电力系统暂态分析面临着数据量繁多、数据信息复杂、源侧与荷侧成分多样的问题,并给暂态模型描述与构建问题带来困难。为简化分析,以并网点为分界点将新能源场站以外的网-荷-储视作一体化的整体,而源侧(新能源场站)的暂态行为与性能的变化均可由边界交互信息反映。在源侧内部属性一定的条件下,此建模方式无需关注内部详细变化情况而只需将源侧整体外特性化,此时源-网分界点起数据传输载体作用,此处采集的信息服务于交互建模。

交互体现于3方面:1)双向的数据信息获取与分类。交互信息分为静态数据和动态数据。静态数据通常为固有属性参数,如线路阻抗、节点、机组定转子配置等。其在研究暂态问题时并不发生伴随性改变,直接获取与登记处理即可。动态数据往往包括模型构建所需的关键参数,如电压、功率等。其可反映系统暂态行为的渐突变,需迭代获取与不断更新处理。2)单个模型构建与局部需求的响应。该部分可以人工或机器完成。上位控制模块发出预期需求,指导构建趋向于需求的模型。模型构建需要使用评估参数来反映与需求的拟合程度,一旦符合既定标准,进行反馈完成任务。交互建模的结果会随目标导向需求而改变。3)实际问题分析与泛化处理的博弈。实际问题需要与泛化处理相结合,泛化处理后的模型期望尽量覆盖并超越实际问题的范围。

图1为交互系统模型框架,可归纳为产生问题、收集数据、创建模型、重现问题4个板块的闭环结构,具体阐释如下:

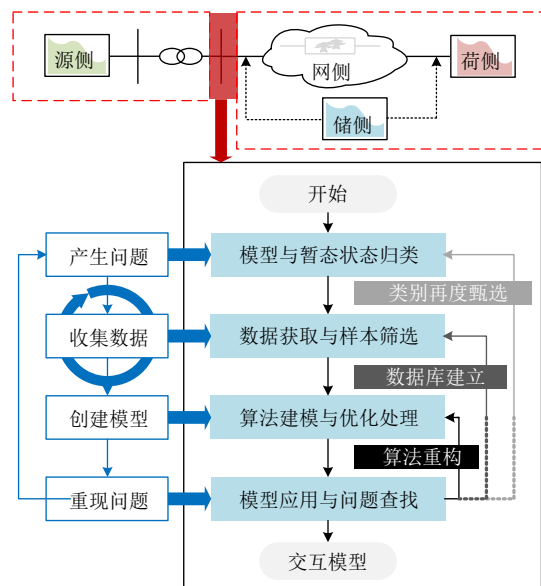


图1 交互系统模型框架图

Fig. 1 Model framework of the interactive system

1) 源侧模型与暂态状态的耦合归类。列举待研究问题内可能包含的源侧模型与暂态状态, 根据新型电力系统运行方式对交互模型建模范围进行同质性特征的归类, 便于进行分层建模处理。例如, 研究新能源机组的负荷突变行为, 保持相同电网条件, 风光机组运行方式较为相似, 可先分析其一, 后再分辨二者区别。

2) 精细化数据获取与需求化样本筛选。大量的小步长数据是模型构建的基础。该框架主要采用仿真软件模拟含传统和新能源机组及网络约束的电网信息, 采集多时间、多场景的系统信息和机组出力、功率变化等参数值。同时, 面对待研究的归类需求, 在泛化数据基础上进行目标化的筛选, 剔除高维数据中的冗余信息。

3) 智能化模型创建与面向问题的优化处理。智能化模型摒弃了模块化建模的具化底层特征和公式化建模的理论底层特征, 应用符合暂态交互模型构建需求的算法, 弱化机组内部设置及网侧信息, 关注交互信息特点。该研究注重模型的应用性, 在模型整体框架确定后, 需针对建模时间、模型误差等问题采取措施优化处理。

4) 模型应用测试与问题反馈。智能模型需要应用于暂态求解系统以测试模型的合理性, 测试应包括智能训练过程中的测试集验证及模型应用过程中的替代效果。测试过程中存在的问题需要根据具体需求及时反馈于模型构建过程, 重新进行闭环的模型构建工作。

国家能源局发布关于公开征求《关于加强新型电力系统稳定工作的指导意见(征求意见稿)》, 其中强调构建稳定技术支撑体系的重要意义, 需要逐渐提升系统特性分析能力并构建源侧与荷侧仿真模型。新型电力系统暂态特性是由电网体系中“源-网-荷-储”的电气要素驱动, 并反馈于电力网中信息流的传递与交互。暂态过程复杂信息的互相干扰使得源侧机组尤其是含多种控制策略与高频电力电子器件的新能源机组的模型构建难度指数激增。不同于针对源侧或荷侧的电力本体的建模, 本文探究以信息流作为切入点的模型构建。若源侧机组本体特性不发生改变, 则其汇入电网的信息流特性亦不会发生变化, 参数信息之间也势必存在一个复杂的耦合关系以代表该机组对电网的接入与暂态影响。所提出的源-网暂态交互模型框架旨在指导求解此暂态耦合关系, 并在理想情况下生成一具备泛化性的模块化暂态模型。类似于 PSCAD 中的集成模块, 暂态模型可在后续应用性分析时被直接调用。

在此基础上, 可构建含多机组与多暂态态势的暂态模型库, 以服务于新型电力系统复杂暂态特性分析。

2 新型电力系统源-网智能建模方法

新型电力系统源-网智能建模的目的是通过适应性充足的暂态等效模型以反馈对电力系统暂态交互响应的直观理解。

2.1 源-网暂态交互响应的分析与说明

源-网暂态交互响应指新型电力系统中源侧与一体化的网-荷-储侧的交互参量从初始状态到稳定状态的变化过程。其在传统电力系统研究的基础上, 考虑到可再生能源的强非线性与复杂耦合性, 着重关注组合体系的动态平衡能力。其中“组合”特指对应于源侧建模需求的系统网-荷-储针对性配置。系统运行状态受到电源电动势、阻抗、导纳、变压器变比等系统参数的影响, 通常用电压、电流、功率、功角、频率等参数表示。对于以并网节点为分割的交互模型, 源-网暂态交互响应是电力系统运行参数在遵循电气交互物理规律基础上的“数字物理组合”响应。

类比于电力系统的稳态分析与暂态分析, 交互响应也分为静态交互响应与暂态交互响应。前者关注系统稳定运行的状态变量, 是反映结果量的“工作点响应”模式。本文针对后者, 聚焦系统扰动后由失稳态逐渐恢复到稳态的状态变化过程, 强调源-网-荷-储映射协同的“过程化响应”模式。该模式响应在物理上为一组数据与时间的复合矩阵, 具体表示形式有时域仿真法、算式求解法及智能构建法。

时域仿真法是利用系统运行参数随时间变化的状态曲线来反映源-网暂态交互响应, 通常取交互参考节点数据构建特征曲线。算式求解法是以数学算式详细地反映运行参数之间的复杂关系, 比较适用于简易模型。智能构建法则是引入了智能化思想, 分析并训练获取参数与交互响应之间的特征化定性映射关系, 该“特征”指“源-网”体系中的不同暂态条件。

新型电力系统的暂态过程是由多种因素造成的, 一是源侧发电机组的出力调节, 包括固有调节即传统机组增减发电机出力和随机调节即新能源机组跟随环境条件的无规律出力。二是网侧输电线路的扰动及故障, 例如发生在不同地点的单相接地故障、两相短路故障等。三是荷侧用电负荷的接入与切出。用电负荷有刚性和柔性之分, 两者不同的电气特性会对系统造成不同影响程度的冲击。四是其他类型的扰动, 包括振荡及环境因素带来的影

响。他们共同形成了多种形式的源-网暂态交互响应。

2.2 新型电力系统暂态等效模型的变换与处理

暂态等效模型的构建有助于进行系统状态分析的快速处理，其主要目的为解决新能源机组的强非线性和弱稳定性在新型电力系统体系研究中的复杂影响。新能源场站外特性等效将新能源机组、控制装置、变压器看作一个整体，以减少对内部具体装置参数设置的关注，以交互端口暂态响应物理量反映等效模型的“过程保持性”。由于物理含义、单位的不同，交互物理量需规格化处理，以保证数据标准的统一化。

等效处理在源侧和网-荷侧分别开展，网-荷侧需将其内部因素的耦合在节点留存快照影像(snapshot)并记录变化量作为暂态特征，通过交互端口信息和 snapshot 记录协同反映网侧状态。同理，源侧各种因素也需进行记录。风电机组受风的影响而光伏机组受光照的影响，在具体问题研究时可以选择性保留环境因素的影响参量。

最终构建的新型电力系统源-网暂态交互模型是一种解析化的抽象模型。针对其复杂的特性，时域仿真法与算式求解法难以准确表达，因此采用基于数据驱动与网络智能训练的智能化构建方式。过程化模型中的时间参量 t 通过短时数据采集的方式体现在非自治系统模型中，构成含时间序列的数据集合，大量参量集融合构成数据族，为模型的智能化处理提供素材。

2.3 新能源等效发电单元暂态模型的适应性研究

适应性研究主要包括方法适应性研究、系统适应性研究和时窗适应性研究。方法适应性研究是探究基于某一特例系统及其在某特定电气位置并网的不同类型新能源场站或不同网侧背景所建的模型能否具备适应性，以此推断所提方法的合理性。系统适应性研究，主要针对某一新能源电源构建的等效发电单元暂态交互模型，将其置于同一个新型电力系统的不同电气位置、面对同一类型的系统故障场景，研究其适应性。而时窗适应性研究，主要通过观察交互模型计算精度随仿真时窗宽度变化的趋势或规律，分析新能源等效发电单元暂态交互模型的适应性。

2.4 暂态交互模型应用流程

根据上述交互框架的分析，图2为暂态交互模型构建及应用的整体流程，包括：

1) 离线分析。

首先，通过仿真分析或者自动发电控制(automatic generation control, AGC)系统获取不同条

件下的交互响应并归类整合，样本库内部包含每种设定条件下的以节点为分割标准的快照记录与信息记录。其次，筛选样本库，分析源侧与网侧交互所得参量记录，并有效选取。最后，通过深度学习算法离线训练模型，过程中每次源-网暂态交互响应记作一处理时窗，时窗内数据依据时间序列由数据集按组输入，时窗外数据仍可进行交互更新。多个通过适应性验证的模型构建源-网暂态模型库。

2) 系统性在线应用。

该模型可以应用于故障预判与处理及系统简化与优化等研究：一为应用于故障预判与处理研究。面对电网的暂态状态，使用者可调用模型逆向思维快速得出扰动发生后运行参数的变化。二为应用于系统简化与优化研究。含有可再生能源的电网系统开展电磁暂态时窗下的具化研究时，可调用模型并将接口接入特定“网侧”构建预设系统。通过类型驱动方式快速开展系统暂态稳定局部研究。

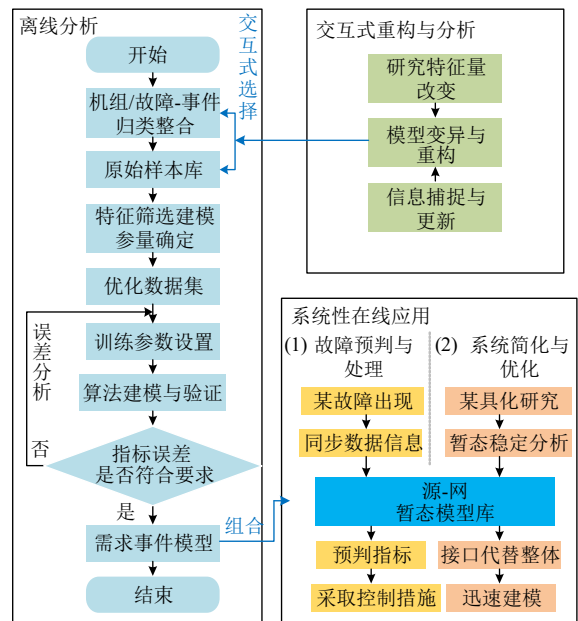


图2 面向暂态的整体研究与应用框架
Fig. 2 Transient oriented holistic research and framework

3) 交互式重构与分析。

模型库需要不断更新以保证其有效性和适应性。其更新的原因主要分为以下两类：一为待研究特征量发生改变。系统中不同参数对应不同的观测状态。若需对其他特征量分析，可将其作为输出参数进行模型的重构，所获得的新模型作为拓展模型归类在模型库中。二为交互信息的捕获和更新。电网中不同场景以及不同的外部影响均会造成其局部变化。模型库的泛化性是由多样化的数据集保证。数据集的产生采用“单元+搜集器”的优化组合方式，单元指建模部分固有数据的整体打包，搜

集器是为了在尽量少的仿真中获取更多的有用数据，在同一网络中不同点加入同类发电感知单元，采样不同数据序列，以扩大数据复杂度。处理后模型应用更广泛，拟合实际系统误差更小。

3 模型样本获取方法

3.1 表底层映射融合分析法的提出

构建面向故障的源-“网荷储一体化”网侧模型受到很多因素影响，多维特征参数具有不确定性和时变性，造成模型的求解具有非线性性和波动性，在模型构建中易发生维度灾难问题，降低了模型对暂态态势的反馈精度。在实际模型训练过程中，需要从样本库中选择能够反映电气耦合关系的必要特征，减少特征参数数量和维度，保证泛化性的同时提升模型运算效率，并尽可能提升模型精度。因而考虑采用表底层映射融合分析方法对样本库及输入特征进行筛选与提取。

表底层映射融合分析法借鉴数据-物理融合思想。数据-物理融合是一种“关键因素物理模型-非关键因素数据模型”的建模思想^[21]。在此基础上，本文方法包含两个维度，即“层”与“面”。层指表层和底层；面，隶属于层，用A面和B面来表示。该算法的主要架构见图3。表层通俗意义上理解为可视的部分，即模型体现出来的能够直观感受到的数据。表层中主要包括A面的数据本身数值之间的联系和B面的多场景数据之间的差异度。底层则是模型内部蕴含的机理，无法直接获取。其主要包括A面的针对对象的电网理论分析和B面的网络化系统的电气关联。整体方法呈现从底层到表层的顺序串联分析逻辑，参考经济学原理，表底层映射融合算法是表层与底层的“宏观”耦合，也是A面与B面的“微观”耦合。其中，映射作为集合和集合之间的对应关系，既用来指代表层与底层之间的“函数”关系，即从泛化的各种电气参数到能够表征暂态特性的有效参数之间的对应关系，也用来指代表层与底层内部集合之间的“信息”关系。

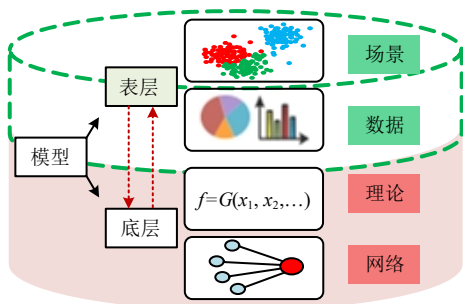


图3 样本筛选分析法整体框架

Fig. 3 Sample screening analysis overall framework

其为分析类算法，主要应用于模型构建样本库的预先筛选。具体分析步骤为：一是分析问题；二是根据问题进行理论特性分析；三是融入特定场景的分析；四是在底层分析的基础上进行样本数据分析寻找关联性；五是关注不同场景的差异化数据并重点考虑；六是输出筛选后的精简数据，并形成供给模型构建的样本。

3.2 暂态交互模型特征指标

为量化评价所提交互模型的性能，参照表底层映射融合分析法的思想，提出底层分析特征信息和表层分析特征指标。在考虑电网涵义与暂态状态的背景下侧重数据本体分析。

底层分析特征信息指根据模型构建的研究视窗需要进行采集与分析的信息。源-网暂态交互模型需分析的信息为：搭建模型与真实源侧模型的对照性信息；交互建模与其他形式建模的对照性信息；不同暂态状态模型之间的差异化信息；不同源侧机组模型之间的差异化信息。

选取平均绝对误差(mean absolute error, MAE) E_{MAE} 、平均绝对百分误差(mean absolute percentage error, MAPE) E_{MAPE} 和均方根误差(root mean square error, RMSE) E_{RMSE} 作为表层特征指标。三指标数值越小证明预测效果更好， E_{MAE} 聚焦预测偏差中位数的最优化， E_{RMSE} 则追求平均值的最优化，三者结合更能有效分析模型精度。3个指标的计算方法见附录A式(A1)–(A3)所示，其中*i*为样本编号；*n*为样本总数； \hat{y}_i 为预测值； y_i 为真实值。

4 系统交互模型构建中的算法选择

4.1 针对暂态模型构建问题的算法需求

暂态交互分析重点关注“暂态”和“交互”两方面。为充分记录暂态过程状态，在构建样本集时会尽量缩短步长以获取更多离散点，因此暂态交互模型构建具有高数据量处理的需求。大电网仿真系统包含发电侧、变电侧、输电侧和用电侧，任一侧变化都会造成暂态状态的变化。建模过程中需要采集同一故障类型下各种状态的数据以保证构建的模型能够适用于多种场合，因此暂态交互模型构建具有多样化数据处理的需求。建模中的“交互”狭义上主要指数据的交互。暂态状态的瞬时性导致数据是即时更新的，在数据与模型之间永久发生着信息的交换，因此暂态交互模型构建具有短期时序性处理的需求。暂态故障的发生与结束基本在秒量级以内，模型的训练时长会影响模型在多领域的调用，因此暂态交互模型构建具有低训练时长的需

求。针对该研究的算法选取需要尽可能地满足以上需求。

4.2 双向长短期时序算法(Bi-LSTM)原理

源-网交互模型的构建需要考虑前后时间点的序列数据,应用于时序性数据处理的长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)网络被纳入考虑,文献[22]利用 LSTM 进行变换器开关故障诊断,并比较了不同算法的性能。文献[23]利用 LSTM 时序记忆功能与信息共享学习特性提升多元负荷预测精度。文献[24]提出了一种基于 LSTM 的光伏系统模型,并通过迁移学习提高泛化性,对光伏功率的预测更精确快速。

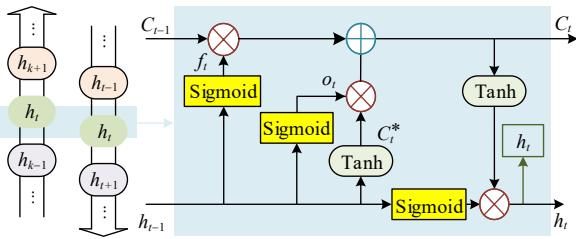


图4 Bi-LSTM 算法结构

Fig. 4 Bi-LSTM algorithm structure

式(1)~(6)是 LSTM 网络的计算公式,该网络包括遗忘门、输入门、输出门、更新模块4个部分,协同进行信息的存储、更新与输出。

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$C_t^* = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t]) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t) \quad (5)$$

$$C_t = C_{t-1} f_t + i_t C_t^* \quad (6)$$

式中: f_t 是遗忘门的输入; C_t^* 是输入门的更新状态; i_t 是输入门的输入; h_t 是当前单元的输出; o_t 是输出门的输入; C_t 是存储状态; $W_j(j=f, o, c, i)$ 是权重项; $b_j(j=f, o, i)$ 是偏置项; σ 代表激活函数。

交互建模需要注重接口处数据的流动性,模型准确性与数据内部的复杂关联有极大影响,考虑单向的时间序列恐难完全满足本方法对数据的全面分析。因此采用包含从未来到过去的数据库的双向长短期记忆算法(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)^[25-26]。Bi-LSTM 网络模型如图4整体所示。Bi-LSTM 网络中每一级的隐藏层状态 h_t 都由正向传播、反向传播和当前时刻隐藏层输出状态的输入量组成。

4.3 麻雀优化算法(SSA)原理

由于样本涉及一系列多变量特征数据,数据繁多且涉及变量较多,直接进行模型训练时间较长且

准确度有待提高,因此考虑使用优化算法。麻雀优化算法(sparrow search algorithm, SSA)是一种新型智能群算法,在2020年被提出^[27],其类比了麻雀群体的觅食过程。麻雀群体分为寻觅者、跟随者和警戒者3种类型。麻雀不断更新种群位置来靠近食物,即为优化过程中寻优参量不断改变坐标逼近最优解的过程^[28]。寻觅者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \exp(-\frac{i}{bc}), & r_2 < Rt \\ X_{i,j}^t + qL, & r_2 \geq Rt \end{cases} \quad (7)$$

式中: t 为迭代次数; $x_{i,j}$ 为第 i 个麻雀在第 j 维的位置信息; b 为(0, 1]的随机数; c 为设定的最大迭代次数; r_2 和 Rt 分别为警戒值和安全值; q 为服从正态分布的随机数; L 为单位矩阵。警戒者与安全值的大小关系与是否更新至新位置相关。

跟随者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp(\frac{x_{\text{worst}} - x_{i,j}^t}{i^2}), & i > \frac{n}{2} \\ x_{\text{best}}^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^{t+1}| A^+ L, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$; A 为随机值矩阵; x_{best} 为当前最优位置; x_{worst} 为当前最差位置,若 i 小于等于 $n/2$,则第 i 个跟随麻雀靠近最优位置 x_{best}^{t+1} 寻找食物,若 i 大于 $n/2$,则第 i 个麻雀需要到其他区域觅食以增强适应度。

警戒者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t|, & f_i \neq f_b \\ x_{i,j}^t + k(\frac{|x_{i,j}^t - x_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}), & f_i = f_b \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_{best} 是当前全局最优位置; β 是步长控制参数; k 是[-1, 1]的随机数; f_i, f_w, f_b 分别是个体最佳适应度、个体最差适应度、个体最优适应度。

麻雀优化算法 SSA 作为 Bi-LSTM 算法训练参数的预前优化手段而存在,其对模型设置中的学习率与 Bi-LSTM 层数等超参数进行局部寻优,避免了智能建模过程中由于训练参数设置不恰当所导致模型生成拟合度不高的问题。

5 算例分析

5.1 算例系统构造

为简洁阐述新能源场站与电力系统交互式建模方法,以 WSCC 9 节点系统为例说明。WSCC 9 节点系统结构图见附录 A 图 A1 所示, WSCC 9 节点系统由 3 台发电机、9 条母线组成,频率为 50Hz。该系统中传统机组发电机采用汽轮机和水轮机模型,风电场采用双馈风机模型,使用了 Type3 型机

组模型，光伏电站采用简化光伏电站模型。仿真软件采用 PSCAD，进行暂态时窗下的系统仿真。针对含风电场的电网系统，使用风电机组代替传统机组接入网侧。以 Bus9 作为交互端口将电网系统划分为源侧与一体化网侧。本文涉及的传统机组模型中没有加入二次调频手段等控制措施。

5.2 模型样本库构造

本算例通过深度学习算法构建面向暂态的等效模型。通过等效模型交互端口采集数据进行新能源机组暂态特性评估。图 5 所示为新能源机组面向负荷突变态势的频率曲线变化，可见新能源机组在交互端信息流的相似性。以模型库中含风电场的负荷突变暂态状态为例进行详细分析。

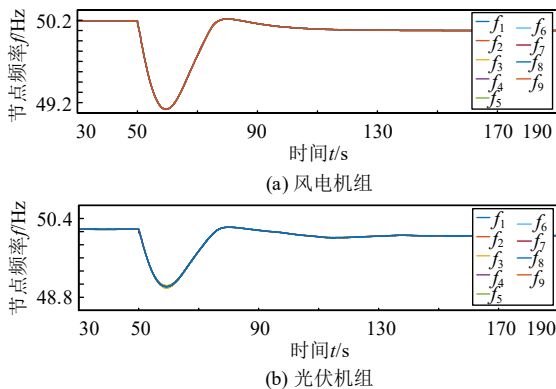


图 5 光伏机组与风电机组负荷突变的频率比较

Fig. 5 Frequency comparison of load mutation of photovoltaic and wind turbines

机组自身发电功率和额定电压根据参数设置而有所差异，而经变压器连接的并网点电压为给定参量，则将机组与变压器看成整体进行建模。系统同一负荷水平下，改变节点接入的负荷来模拟负荷突变扰动并获得样本集。不同负荷突变情况下交互端频率曲线见附录 A 图 A2 所示。随着负荷突变程度的加大，交互端频率波动逐渐变大。由于未加入二次调频环节，稳定值存在不同程度的差值。曲线反映出负荷突变的波动基本会在 100s 内恢复稳定，因此将 100s 的时序数据设置为一组样本。比较不同同步长数据采集交互端曲线，步长越小精细程度提高但整体趋势不变，考虑大数据量所影响的建模复杂度和建模精确性之间的平衡，选择 0.1s 作为步长。

考虑样本组的多样性和模型的泛化性研究，实验数据采集应充分考虑多角度场景。改变源侧机组接入节点位置，图 6 为 bus5、bus6 和 bus8 节点负荷分别发生相同程度突变 50% 的交互端节点频率对照图。改变荷侧突变节点并设置相同程度的突变，图 7 为源侧风电机组分别通过 bus2 节点和 bus3 节点并网且其余条件相同的交互端节点频率对照

图。改变源侧机组出力程度，图 8 为 bus3 风电机组不同程度出力且其余条件相同的交互端节点频率对照图。图 7 与图 8 中使用灰色虚线作为参考基准线，通过该基准线直观比较频率曲线在跌落程度上的细微差别。由于暂态态势均为负荷突变，且源侧机组结构、网侧荷侧条件基本相似，图 6、图 7 与图 8 对比可见控制变量后不同条件下的曲线趋势基本一致，仅频率跌落程度与频率恢复时间存在差别。一系列不同场景的对照图证明了同源侧机组发生同种暂态状态时，交互端参量变化是具有同质性的，以交互端作为数据提取入口将源侧机组进行暂态模型构建是可行的。提取这些实验数据作为差异化场景样本融入普通样本中，范围包括不同复杂度电网系统、不同网侧机组接入点系统、不同网侧机组出力设置系统、不同荷侧负荷设置系统等。

数据采集采用“单元+搜集器”组合方式，样本可分为主样本与副样本两部分。主样本为不同负荷突变程度获取的样本，无规律不同程度增加或减

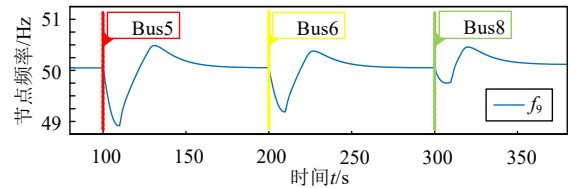


图 6 荷侧突变节点不同情况下的交互端频率

Fig. 6 Frequency of the interactive port under different conditions of the load side mutation node

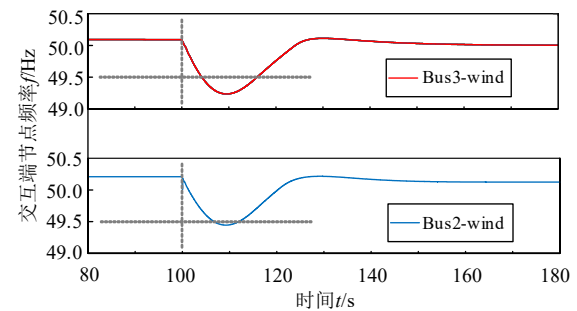


图 7 源侧机组接入节点不同情况下的交互端频率

Fig. 7 Frequency of the interactive port under different conditions of the source-side unit

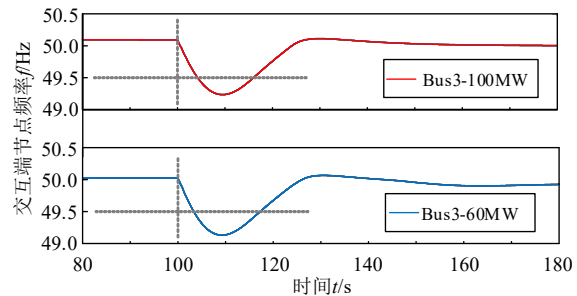


图 8 源侧机组出力不同情况下的交互端频率

Fig. 8 Frequency of the interactive port under different output of source side unit

少同一位置荷侧大小，获取一系列数据集。每一突变从发生到恢复这 100s 时间通常设置为 1 组，在一组内具备时间序列，每组之间应尽量避免按突变程度大小排列时间序列，以降低模型构建的偶然性。副样本为差异化样本，即上述所提不同实验条件下的数据集，这些数据集的加入能够帮助提升模型的泛化性，进而使源-网暂态交互模型在暂态分析时能够有效替代源侧机组。最终设置主样本 40 组，副样本每种 10 组共 4 种，即一共 80 组数据集参与后续样本筛选与算法建模。每组数据涵盖 100s 时间序列即系统从稳态到暂态到恢复稳态的暂态变化状态，可以用一个复杂的矩阵来表示，曲线采样步长设置为 0.1s，则每组共有 1000 个数据组，共 80000 个数据组。选取其中 60% 作为训练集，其余为验证集。

5.3 模型智能构建过程说明

智能建模算法的整体架构见图 9 所示，其中表底层映射融合分析法用于建模样本预前处理，Bi-LSTM 算法是模型主体算法，SSA 算法则用于主体算法中超参数的辅助优化，三者结合构成从网络具化模型转向源-网模型的链路。

暂态交互模型智能构建过程概括性可分 3 步：

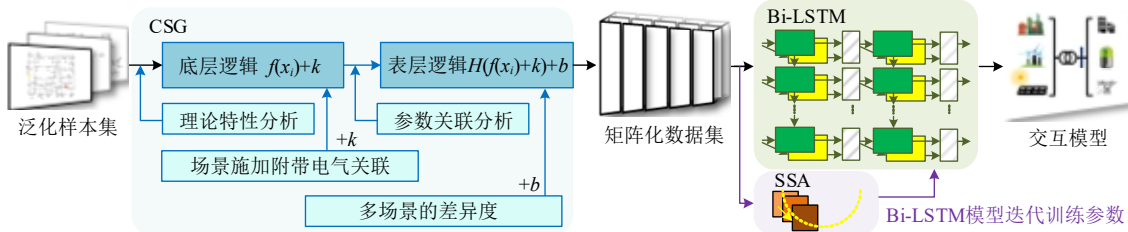


图 9 算法整体架构

Fig. 9 Algorithm overall architecture

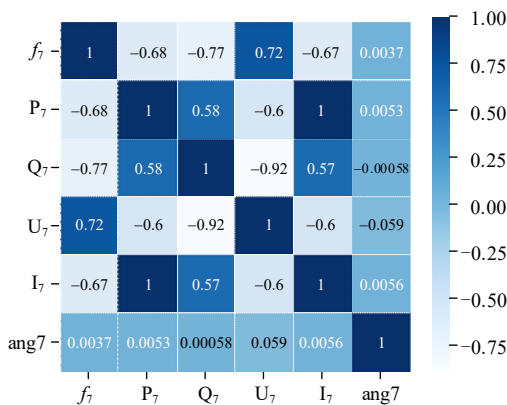


图 10 样本参数热力图

Fig. 10 Heat map of sample parameters

$$\mathbf{x}_{in} = \begin{bmatrix} f_1 & P_1 & \dots & \text{ang}_1 \\ f_2 & P_2 & \dots & \text{ang}_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_t & P_t & \dots & \text{ang}_t \end{bmatrix} \rightarrow y_{out} = f_{t+1} \quad (10)$$

多样化数据库的采集、针对性样本库的筛选与交互式智能算法的应用。首先为多样化数据库的采集。该部分已在上一节做出详细阐述。

其次为针对性样本库的筛选。复杂的多样化样本需要通过筛选得到适合模型构建的样本集。应用表底层映射融合分析法进行样本的筛选，其原理已在 3.1 节进行详细阐述。第一步进行底层分析。本文研究的是源-网暂态交互模型的构建，以频率作为输出量，因此需要思考电网系统中影响频率的因素。分析多机系统频率动态方程及发电机转子运动方程等公式，影响交互端频率的变量主要应为发电机的机械功率及电磁功率，而这两项无法通过测量工具得到，需要有有功功率、无功功率等参量来间接得到这些相关变量。第二步进行表层分析。从数据角度分析不同参数之间的相关性以期剔除掉冗余信息。例如，根据物理分析得到系数做出特征热力图(如图 10 所示，其中 f_7 、 P_7 、 Q_7 、 U_7 、 I_7 、 ang_7 均为案例第 7 个样本的特征值)。经过数据层面分析得到筛选结果，构成简化处理后的样本库，为深度学习模型的快速构建做好基础。暂态交互响应可以用含输入量 \mathbf{x}_{in} 与输出量 y_{out} 的映射关系式表示，见式(10)，其中 f_t 、 P_t 、 ang_t 均为特征值。

最后是交互式智能算法的应用。模型训练采用 SSA-Bi-LSTM 算法，其训练流程图见附录 A 图 A3 所示。样本按时间序列送入模型训练中，SSA 优化算法预先会对 Bi-LSTM 算法训练过程中的网络隐藏单元数、最大训练周期、初始学习率等超参量进行智能建模前的寻优。在 SSA 优化算法完成超参量的重构和导入后，参量们迭代至最优值后送入整体算法结构中建模。基础算法 Bi-LSTM 算法设置 4 层迭代层，包含 1 层输入层、2 层隐藏层和 1 层输出层。隐藏层神经元个数初始设置分别 128 和 64，其对应学习率初始设置为 0.1，实际训练会跟随 SSA 优化算法不断发生改变。训练过程中若数据集出现更新的需求，需交互式地将新数据纳入模型训练过程中，训练集的移动时窗初始设置为 5 个数据点即 0.5s。训练过程中适应度曲线逐渐降低与验证集误

差逐渐减小，意味着模型向高拟合度目标趋近。建模算法通过 Tensorflow 和 Keras 框架实现，使用计算机配置为 Intel Core i7-8550U 1.8GHz 和 NVIDIA GeForce MX150。

5.4 模型构建效果分析

5.4.1 算法拟合曲线分析

构建“源侧场站-暂态状态”组合中其一的“风电机组-负荷突变”交互模型，图 11 为模型应用于负荷突变的评估值与真实值对比，该算例设计 bus5 处在第 20s 时发生负荷突增而在第 30s 时突增恢复，整体包括暂态调节与暂态恢复的全过程。其中图 11(a)为源侧机组交互端模型评估频率与真实频率曲线的对照图，图 11(b)为不同算法建模的频率参量的误差对照图。采用 SSA-Bi-LSTM 算法建模调用会出现小范围趋向真实值的高频波动而使用 Bi-LSTM 单算法曲线略微平缓，但是图 11(b)显示加入 SSA 优化算法可显著降低与真实值之间的误差。尤其若将加入 SSA 优化算法的模型结果误差平均化，其误差接近于 0。实验表明使用本文提出方法构建源侧场站的暂态模型，能够真实模拟暂态过程中的变化态势。较好的拟合度也间接反映了优化算法在模型参数选取的优化性能。

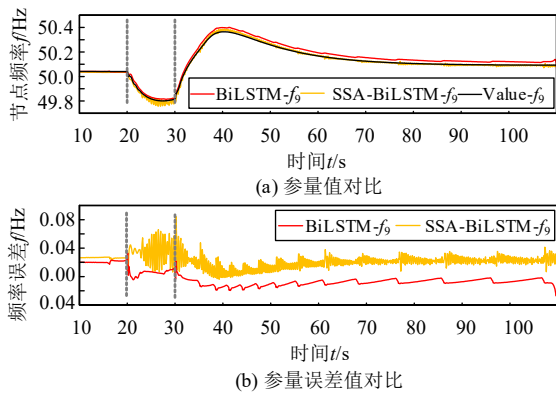


图 11 负荷突变情况下的参量对照及误差对照
Fig. 11 Parametric comparison and error comparison under load mutation

5.4.2 算法建模评估指标分析

由于副样本的加入会使得部分算法建模存在失真，为在同一条件下完成算法性能比较，利用主样本数据为主的基础样本集构建基于 BP、LSTM、Bi-LSTM 等算法的模型。BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。表 1 给出 3 种算法模型验证集整体的评估指标。由表可知，BP 神经网络构建模型的 E_{MAE} 、 E_{MAPE} 、 E_{RMSE} 3 个重点指标均较高，证明数据拟合程度较差，模型难以反映暂态情况。使用 LSTM、Bi-LSTM 及 SSA-Bi-LSTM 神经网络构建模型的 3 个指标均有显著减小。由于风电、

表 1 不同算法时的频率评估指标
Table 1 Frequency evaluation index under different algorithms

算法	评估指标			时间 t/s
	E_{MAE}	E_{MAPE}	E_{RMSE}	
BP	0.0821	9.987×10^{-2}	0.321	308.12
LSTM	0.0210	3.676×10^{-2}	0.0427	464.73
Bi-LSTM	0.0059	1.182×10^{-2}	0.0095	1186.20
SSA-Bi-LSTM	0.0058	1.178×10^{-2}	0.0094	1012.32

光伏等新能源并网频率误差要求尽量不超过 0.1Hz，因此可见 Bi-LSTM 算法构建模型能全部符合要求。使用基础算法针对单一样本效果较好，但是面对交融多组场景信息的复杂化样本，有时会出现大幅度偏差的情况，加入 SSA 优化算法的 SSA-Bi-LSTM 算法建模误差会略微减小，而训练时长也会降低。这是优化算法带来的两全其美的效果。本研究内容对输出特征的精细度和训练时长要求较高，采用 SSA-Bi-LSTM 建模有利于模型后续的在线应用。

5.4.3 表底层映射融合分析法应用效果分析

是否采取样本筛选提取方法会对模型构建及分析造成影响。表 2 为采用与不采用表底层映射融合分析法情况下的频率参量评估指标。分析可知，采用该样本筛选方法后，模型构建精度基本相似但速度提升显著。若应用于复杂系统的建模则效果更加明显，证明该样本筛选方法的有效性。

表 2 不同样本筛选方法时的频率评估指标
Table 2 Frequency evaluation index under different sample extraction methods

是否使用样本筛选分析	评估指标			时间 t/s
	E_{MAE}	E_{MAPE}	E_{RMSE}	
否	0.0072	1.906×10^{-2}	0.0125	1691.94
是	0.0059	1.182×10^{-2}	0.0095	1186.20

5.5 模型适应性分析

5.5.1 建模方法适应性分析

参考 2.3 节所述“方法适应性”的定义和源-网交互建模方法，以风电机组为源侧机组构建面向单相接地故障暂态状态的暂态交互模型。提取不同节点发生故障、不同相发生故障、机组出力不同、机组接入位置不同等一系列场景数据构建泛化样本库。模型构建后在 bus3 节点风电机组接入且 wire5-7 处发生 A 相接地故障的场景中进行模型验证，参量对照图见图 12，其中图 12(a)为源侧机组交互端模型评估频率与真实频率曲线的对照图，图 12(b)为不同算法建模的频率参量的误差对照图。可见，构建面向不同暂态状态的源侧模型建模效果理想，使用 SSA-Bi-LSTM 算法建模误差基本为 0，通过误差值对比图也直接说明优化算法对模型拟合

性的提升。同理，图 13 所示为 wire5-7 处发生 AC 两相短路故障的建模参量对照图与误差对照图。在两相短路暂态故障条件下，单独使用 Bi-LSTM 算法曲线趋势大体吻合，但在极值点处模型偏差明显，SSA 优化算法对 Bi-LSTM 基础算法的模型拟合度提升更为明显。其他暂态状态分析也可得到相似结论，在此不赘述。

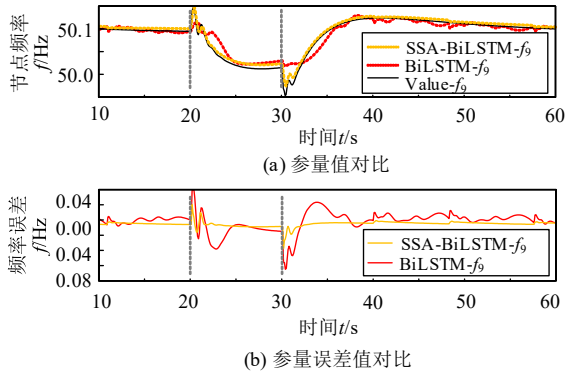


图 12 单相接地故障情况下的参量对照图及误差对照
Fig. 12 Parametric comparison and error comparison diagram under single-phase earth fault

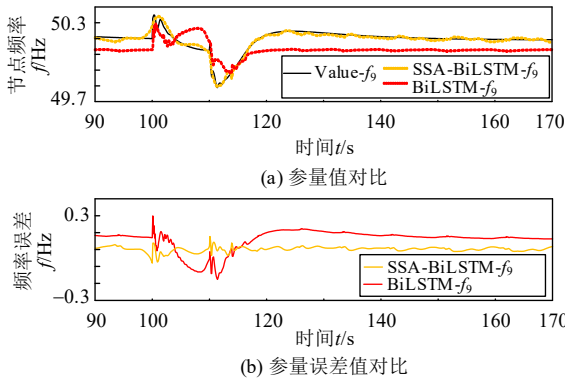


图 13 两相短路故障情况下的参量对照及误差对照
Fig. 13 Parametric comparison and error comparison under two-phase short-circuit fault

5.5.2 模型系统适应性分析

参考 2.3 节所述“系统适应性”的定义和建模方法，以机组处于不同电气位置为例，令风电机组接入 bus2 处节点，利用构建的“风电机组-负荷突变”组合对应的模型进行验证。图 14 为系统 bus5 节点发生 50%负荷突增的参量对照图，其中图 14(a)为源侧机组交互端模型评估频率与真实频率曲线的对照图，图 14(b)为误差曲线图。可见，该模型适用于不同节点接入源侧机组的场景。其他泛化场景可同理得到验证，在此不赘述，证明模型具有系统适应性。

5.5.3 建模时窗适应性分析

参考 2.3 节所述“时窗适应性”的定义和建模方法，探究采样步长变化与建模移动时窗变化对模型调用的影响。图 15 所示为不同采样步长情况下

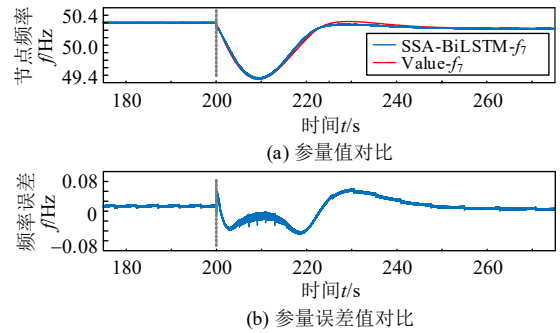


图 14 不同电气位置情况下的参量对照及误差
Fig. 14 Parametric comparison and error comparison at different electrical positions

的建模验证集效果对比图。图中可见模型可被应用，但是步长选取过大会使得模型针对暂态态势的反映变得粗略。图 16 所示为不同移动时窗长度情况下建模的模型调用验证集效果对比图。图中可见，合理区间范围内的时间步仍然适用于模型构建，较短的时窗难以准确捕捉暂态特征，过长的时窗则易增加建模复杂性。模型具备时窗适应性，但应用过程中样本的采样步长和移动时窗也需选取恰当。

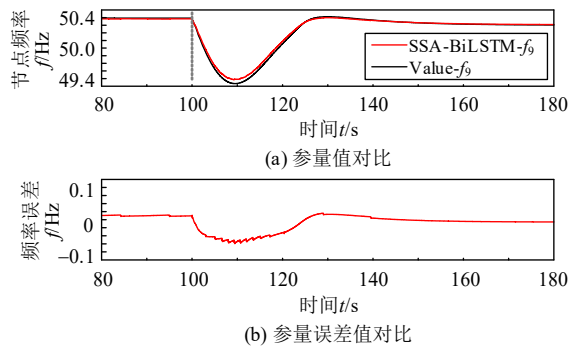


图 15 不同样本采样步长情况下的参量对照及误差
Fig. 15 Parametric comparison and error comparison under different sampling steps

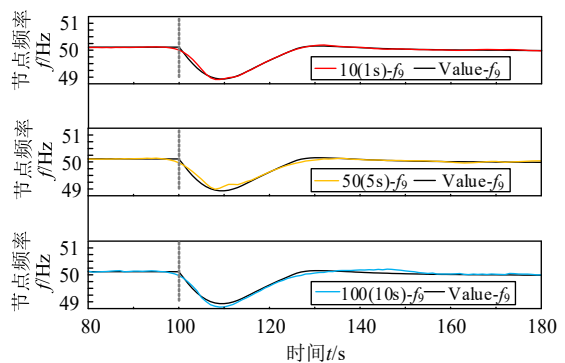


图 16 移动时窗不同情况下的参量对照
Fig. 16 Parametric comparison under different time windows

6 结论

本文提出了一种新型电力系统源-网暂态交互模型建模方法，结论如下：

1) 源-网暂态交互模型通过保留交互点参数以凸显物理系统外在行为特性, 能够简化对源侧和网侧内部复杂参数的设置, 有效降低系统分析难度。

2) 对内部系统结构和参数保持的同一新能源场站, 对其所构建的源-网暂态交互模型, 在场站并网端暂态条件集内, 由交互模型获得的交互行为与物理系统实际交互行为趋同或具有一致性, 并具有时窗、系统和方法方面的适应性, 可纳入新能源场站交互模型库供相关暂态分析选择使用。

3) 在继承数据-物理融合建模思想的基础上, 拓展提出的表底层映射融合方法能够筛选出特征量, 合理融合的 SSA-Bi-LSTM 智能算法能够提高交互模型对物理过程的拟合度以及对其他应用场景的泛化能力。算例表明, 在新能源机组并网频率误差不超过 0.1Hz 的条件下, 交互模型拟合平均绝对误差小于 10^{-2} 量级; 智能算法融合策略对拟合精度与训练时长有改进; 表底层映射融合使模型拟合误差降低近 20%。

源-网暂态交互模型能够提供场站端交互信息, 多个场站源-网暂态交互模型的联合使用, 未来可更好地服务于系统暂态态势的重点感知和超前预估。

附录见本刊网络版 (<http://www.dwjs.com.cn/CN/1000-3673/current.shtml>)。

参考文献

- 张剑云, 李明节. 新能源高渗透的电力系统频率特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3498-3506.
ZHANG Jianyun, LI Mingjie. Analysis of the Frequency Characteristic of the Power Systems Highly Penetrated by New Energy Generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3498-3506(in Chinese).
- 陈鹏伟, 刘奕泽, 阮新波, 等. 电力电子化电力系统随机电磁暂态仿真算法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(11): 3829-3840.
LIU Pengwei, LIU Yize, RUAN Xinbo, et al. Stochastic Electromagnetic Transient Simulation Algorithm Applied to Power Electronics Dominated Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(11): 3829-3840(in Chinese).
- 张程铭, 柳璐, 程浩忠, 等. 考虑频率安全的电力系统规划与运行优化研究综述与展望[J]. 电网技术, 2022, 46(1): 250-264.
ZHANG Chengming, LIU Lu, CHENG Haozhong, et al. Review and Prospects of Planning and Operation Optimization for Electrical Power Systems Considering Frequency Security[J]. Power System Technology, 2022, 46(1): 250-264(in Chinese).
- 赵冬梅, 王闯, 谢家康, 等. 考虑惯量中心频率偏移的自编码器暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 662-670.
ZHAO Dongmei, WANG Chuang, XIE Jiakang, et al. Transient Stability Assessment of Auto Encoder Considering Frequency Shift of Inertia Center[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 662-670(in Chinese).
- 龚浩岳, 周勤勇, 郭强, 等. 高比例新能源接入场景电力系统频率分析模型改进与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4603-4611.
GONG Haoyue, ZHOU Qinyong, GUO Qiang, et al. Improvement and Application of Frequency Analysis Modules for Power System in High Proportion of Renewable Energy Situation[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4603-4611(in Chinese).
- 张忠会, 雷大勇, 李俊, 等. 基于自适应 ϵ -支配多目标粒子群算法的含 SOP 的主动配电网源-网-荷-储双层协同规划模型[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2199-2209.
ZHANG Zhonghui, LEI Dayong, LI Jun, et al. Source-network-load-storage Bi-level Collaborative Planning Model of Active Distribution Network With SOP Based on Adaptive ϵ -Dominating Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2199-2209(in Chinese).
- 韩炳, 王继业, 曲腾腾, 等. 基于地球剖分网格的电网资源统一时空数据模型的建立与应用[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 3902-3912.
HAN Bing, WANG Jiye, QU Tengting, et al. Establishment and Application of Unified Spatio-temporal Data Model of Power Grid Resources Based on Global Subdivision Grid[J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 3902-3912(in Chinese).
- 晁璞璞, 李卫星, 金小明, 等. 基于有功响应的双馈型风电场实用化等值方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(6): 1639-1646.
CHAO Pupu, LI Weixing, JIN Xiaoming, et al. An Active Power Response Based Practical Equivalent Method for DFIG Wind Farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1639-1646(in Chinese).
- 吴志鹏, 曹铭凯, 李银红. 计及 Crowbar 状态改进识别的双馈风电场等值建模方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 603-613.
WU Zhipeng, CAO Mingkai, LI Yinhong. An Equivalent Modeling Method of DFIG-based Wind Farm Considering Improved Identification of Crowbar Status[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 603-613(in Chinese).
- 潘学萍, 张源, 鞠平, 等. 太阳能光伏电站等效建模[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1173-1178.
PAN Xueping, ZHANG Yuan, JU Ping, et al. Equivalent Modeling for Photovoltaic Power Station[J]. Power System Technology, 2015, 39(5): 1173-1178(in Chinese).
- 张旭, 陈云龙, 岳帅, 等. 风电参与电力系统调频技术研究的回顾与展望[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1793-1803.
ZHANG Xu, CHEN Yunlong, YUE Shuai, et al. Retrospect and Prospect of Research on Frequency Regulation Technology of Power System by Wind Power[J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1793-1803(in Chinese).
- 郑超, 王士元, 张波琦, 等. 光伏高渗透电网动态频率特性及应对措施[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 4064-4073.
ZHENG Chao, WANG Shiyuan, ZHANG Boqi, et al. Dynamic Frequency Characteristics and Countermeasures of Power Grid With Highly Penetrated Photovoltaics[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 4064-4073(in Chinese).
- 程军照, 林涛, 杜蕙. 计及新能源出力波动性的节点状态脆弱性评估[J]. 电测与仪表, 2021, 58(12): 118-124.
CHENG Junzhao, LIN Tao, DU Hui. State vulnerability assessment considering the output fluctuation of new energy power supply nodes[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(12): 118-124(in Chinese).
- 巫春玲, 郑克军, 徐先峰, 等. 基于自适应插值强跟踪扩展卡尔曼滤波的电力系统动态状态估计研究[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 2078-2088.
WU Chunling, ZHENG Kejun, XU Xianfeng, et al. Dynamic State Estimation of Power System Based on Adaptive Interpolation Strong Tracking Extended Kalman Filter[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 2078-2088(in Chinese).
- 周佩朋, 孙华东, 项祖涛, 等. 大规模电力系统仿真用新能源场

- 站模型结构及建模方法研究(三): 电磁暂态模型[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(8): 2990-2999.
- ZHOU Peipeng, SUN Huadong, XIANG Zutao, et al. Research on Model Structures and Modeling Methods of Renewable Energy Stations for Large-scale Power System Simulation (III): Electromagnetic Transient Models[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(8): 2990-2999(in Chinese).
- [16] 周念成, 廖建权, 王强钢, 等. 深度学习在智能电网中的应用现状分析与展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 180-191.
- ZHOU Niancheng, LIAO Jianquan, WANG Qianggang, et al. Analysis and Prospect of Deep Learning Application in Smart Grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(4): 180-191(in Chinese).
- [17] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 2-14.
- YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on Application of Artificial Intelligence in Power System and Integrated Energy System[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14(in Chinese).
- [18] 卓振宇, 张宁, 谢小荣, 等. 高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 171-191.
- ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key Technologies and Developing Challenges of Power System with High Proportion of Renewable Energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191(in Chinese).
- [19] 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.
- ZHANG Yichao, WEN Da, WANG Xiaoru, et al. A Method of Frequency Curve Prediction Based on Deep Belief Network of Post-disturbance Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(17): 5095-5104(in Chinese).
- [20] 姚建国, 杨胜春, 王珂, 等. 智能电网“源-网-荷”互动运行控制概念及研究框架[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(21): 1-12.
- YAO Jianguo, YANG Shengchun, WANG Ke, et al. Concept and Research Framework of Smart Grid “Source-Grid-Load” Interactive Operation and Control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(21): 1-12(in Chinese).
- [21] 王琦, 李峰, 汤奕, 等. 基于物理-数据融合模型的电网暂态频率特征在线预测方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(19): 1-9.
- WANG Qi, LI Feng, TANG Yi, et al. On-line Prediction Method of Transient Frequency Characteristics for Power Grid Based on Physical-Statistical Model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 1-9(in Chinese).
- [22] XUE Z Y, XIAHOU K S, LI M S, et al. Diagnosis of Multiple Open-Circuit Switch Faults Based on Long Short-Term Memory Network for DFIG-Based Wind Turbine Systems[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2020, 8(3): 2600-2610.
- [23] 孙庆凯, 王小君, 张义志, 等. 基于 LSTM 和多任务学习的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 63-70.
- SUN Qingkai, WANG Xiaojun, ZHANG Yizhi, et al. Multiple Load Prediction of Integrated Energy System Based on Long Short-term Memory and Multi-task Learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 63-70(in Chinese).
- [24] 史凯钰, 张东霞, 韩肖清, 等. 基于 LSTM 与迁移学习的光伏发电功率预测数字孪生模型[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1363-1371.
- SHI Kaiyu, ZHANG Dongxia, HAN Xiaoqing, et al. Digital Twin Model of Photovoltaic Power Generation Prediction Based on LSTM and Transfer Learning[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1363-1371(in Chinese).
- [25] KO MS, LEE K, KIM JK, et al. Deep Concatenated Residual Network With Bidirectional LSTM for One-Hour-Ahead Wind Power Forecasting[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(2): 1321-1335.
- [26] 李玉志, 刘晓亮, 邢方方, 等. 基于 Bi-LSTM 和特征关联性分析的日尖峰负荷预测[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2719-2730.
- LI Yuzhi, LIU Xiaoliang, XING Fangfang, et al. Daily Peak Load Prediction Based on Correlation Analysis and Bi-directional Long Short-term Memory Network[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2719-2730(in Chinese).
- [27] XIONG Xin, HU Xi, GUO Huan. A hybrid optimized grey seasonal variation index model improved by whale optimization algorithm for forecasting the residential electricity consumption[J]. Energy, 2021, 234: 121127.
- [28] 赵婧宇, 池越, 周亚同. 基于 SSA-LSTM 模型的短期电力负荷预测[J]. 电工电能新技术, 2022, 41(6): 71-79.
- ZHAO Jingyu, CHI Yue, ZHOU Yatong. Short-term load forecasting based on SSA-LSTM model[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2022, 41(6): 71-79(in Chinese).



吕佳欣

在线出版日期: 2024-01-30。

收稿日期: 2023-03-20。

作者简介:

吕佳欣(1999), 女, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用, E-mail: jiaxinlv_hit@163.com;

于继来(1965), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统分析与控制等, E-mail: yupwrs@hit.edu.cn。

(责任编辑 宋钰龙
实习编辑 赵梓含)

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \tag{A1}$$

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \tag{A2}$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{A3}$$

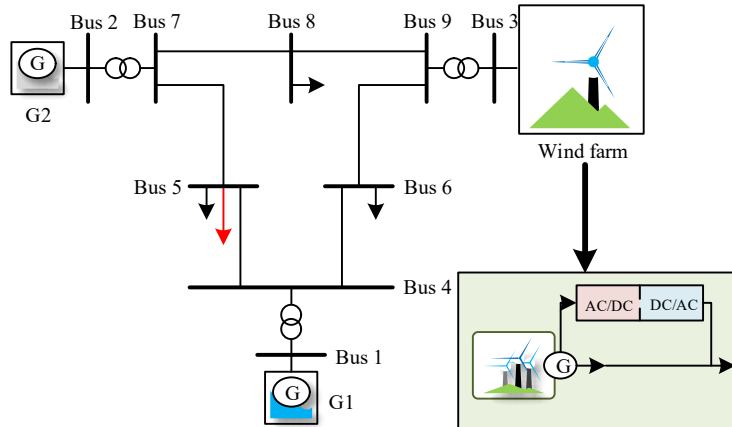


图 A1 含风电场的 WSCC 9 节点系统结构图

Fig. A1 Structure diagram of WSCC 9 node system with wind farm

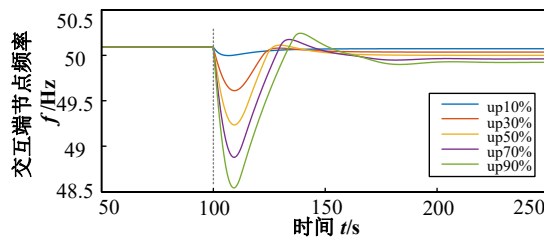


图 A2 负荷不同突变情况下的交互端频率图

Fig. A2 Frequency diagram of the interactive port under different mutation of load

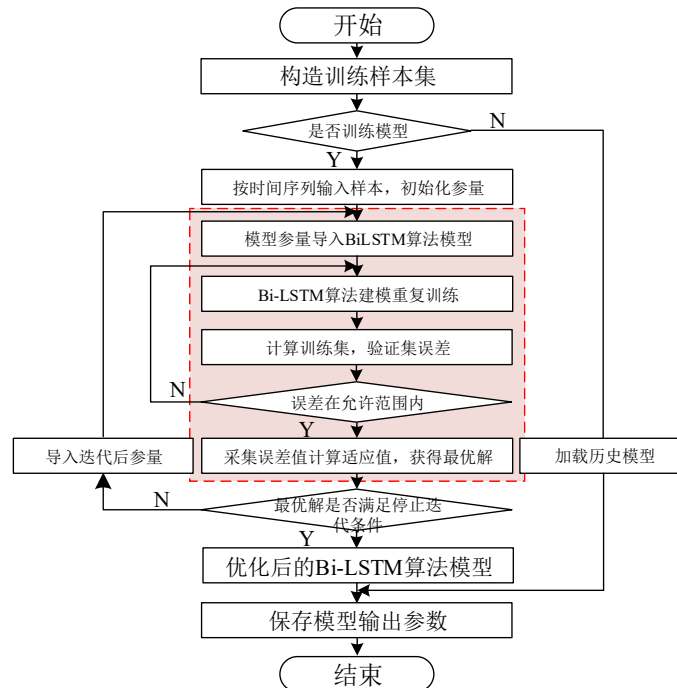


图 A3 SSA-Bi-LSTM 算法训练流程图

Fig. A3 SSA-Bi-LSTM algorithm training flowchart