

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250683

考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法

王光耀¹, 刘俊¹, 姚宏伟², 林凯威¹, 刘嘉诚¹, 刘晓明¹, 耿世哲³

(1. 西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049; 2. 国网山西省电力有限公司太原供电分公司, 山西 太原 030001; 3. 国家电网冀北电力有限公司, 北京 100032)

摘要: 为了有效评估多直流送端系统在直流闭锁故障场景下新能源场站的暂态过电压(transient overvoltage, TOV)风险, 提出了一种考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法。首先, 推导了直流闭锁故障引起的送端系统中新能源场站并网点暂态过电压幅值解析表达式。然后, 提出了表征新能源多场站短路比(multiple renewable energy stations short circuit ratio, MRSCR)与新能源场站并网点暂态过电压幅值之间关联关系的近似解析表达式。鉴于 MRSCR 可以量化新能源场站间的耦合程度(亦即相互影响程度), 在此基础上基于知识嵌入神经网络, 提出了一种考虑新能源场站相互影响的直流闭锁场景下新能源场站暂态过电压幅值预测方法。该方法通过在损失函数中引入对 MRSCR 的正则化项, 确保 TOV 幅值预测模型符合电力系统中的物理约束, 从而提高预测结果的准确性。最后, 在中国某地区实际电力系统上对所提方法进行了测试。实验结果表明, 相较于传统 TOV 幅值预测方法, 所提计及新能源场站相互影响的 TOV 幅值预测方法能够显著提升预测精度。

关键词: 暂态过电压; 新能源多场站短路比; 直流闭锁; 知识嵌入神经网络; 送端系统

Transient overvoltage magnitude prediction method considering the mutual interactions among renewable energy stations

WANG Guangyao¹, LIU Jun¹, YAO Hongwei², LIN Kaiwei¹, LIU Jiacheng¹, LIU Xiaoming¹, GENG Shizhe³

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Taiyuan Power Supply Branch, State Grid Shanxi Electric Power Company Limited, Taiyuan 030001, China; 3. State Grid Jibei Electric Power Company Limited, Beijing 100032, China)

Abstract: To effectively assess the transient overvoltage (TOV) risk of renewable energy stations in multi-DC sending-end systems under DC blocking fault scenarios, this paper proposes a TOV magnitude prediction method that considers the mutual interactions among renewable energy stations. First, an analytical expression for the TOV magnitude at the grid-connection points of renewable energy stations in the sending-end system caused by DC blocking faults is derived. Then, an approximate analytical expression is proposed to characterize the relationship between the multiple renewable energy stations short-circuit ratio (MRSCR) and the TOV magnitudes at the grid-connection points of renewable energy stations. Given that MRSCR can quantify the coupling degree (i.e., the mutual interaction) among renewable energy stations, a TOV magnitude prediction method for renewable energy stations under DC blocking scenarios is developed based on a knowledge-embedded neural network. By incorporating a regularization term associated with MRSCR into the loss function, the proposed model ensures that the TOV magnitude prediction adheres to the physical constraints of power systems, thereby improving prediction accuracy. Finally, the proposed method is validated on a practical power system in a region of China. The results demonstrate that, compared with conventional TOV magnitude prediction methods, the proposed method incorporating the mutual interactions among renewable energy stations can significantly enhance the prediction accuracy.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177111).

Key words: transient overvoltage; multiple renewable energy stations short-circuit ratio; DC blocking; knowledge-embedded neural network; sending-end system

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52177111)

0 引言

我国大量的能源资源(火电、水电、风电、光伏)分布在西部、东北与华北地区,但是电力负荷中心却分布在中部和东部地区^[1]。为了解决能源资源与负荷中心地理空间分布不协调的问题,基于电网换相换流器的高压直流输电技术(the line commutated converter-high voltage direct current, LCC-HVDC)因其传输容量大、调节灵活等优点得到了广泛应用^[2-3],用以实现西部和东部地区之间远距离、大容量的电力交换。目前,我国已建成世界上规模最大、电压等级最高的交直流混联电网^[4]。

因为LCC在运行中需要消耗大量的无功功率,所以换流站内装备了无功补偿装置;当LCC-HVDC发生闭锁故障后,其所消耗的无功功率将发生显著变化,LCC将不再消耗无功功率^[5-7]。由于换流站内的无功补偿装置以及交流滤波器组因使用机械式开关而无法立即退出运行^[4],换流站内盈余的无功功率会注入交流系统,送端将出现暂态过电压风险^[8]。特别是在包含大规模新能源并网的送端系统中,数值过高的暂态过电压将会导致新能源机组大面积脱网^[9-11],进而引发电压失稳和频率失稳的连锁反应^[12-14],严重威胁交直流混联系统的安全稳定运行,并且制约新能源消纳。因此,准确评估直流故障场景下送端系统的暂态过电压是实现新能源消纳和保障电网安全稳定运行的关键。

目前,直流故障场景下暂态过电压的评估方法主要包括基于模型驱动的方法与基于数据驱动的方法^[15]。在基于模型驱动的方法中,时域仿真法可以获得具体的过电压幅值,但是难以满足紧急控制时效性的要求,无法在故障后的几十毫秒内判断过电压风险。鉴于短路比(short-circuit ratio, SCR)可以反映电压对扰动的敏感性,因此已有相关文献通过使用各种类型的短路比指标来评估暂态过电压风险^[16-18]。但广义短路比指标^[16-17]和混合多馈入相互作用有效短路比指标^[18]均未能直接描述暂态过电压与新能源场站短路比之间的关联关系,所以直流故障后系统中新能源场站的暂态过电压依然难以准确估计。

随着广域测量系统(wide area measurement system, WAMS)技术的发展,WAMS提供的大量互联电网动态信息可用于数据驱动的电力系统暂态过电压评估^[19-20]。数据驱动的方法无需构建详细的电力系统动态仿真模型,仅需要建立输入特征与暂态过电压之间的非线性映射关系,即可预测出暂态过电压严重程度,具备巨大的应用潜力。在机器学习方法中,人工神经网络(artificial neural networks, ANN)因其强

大的非线性映射能力已被应用于暂态过电压预测^[21];然而,传统的机器学习算法通常需要人工提取数据特征,这可能会影响复杂和非结构化类型数据的预测效果。深度神经网络(deep neural network, DNN)和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等深度学习(deep learning, DL)方法,因其在特征提取、模型泛化能力和适应性方面的优势,已被应用于暂态过电压评估^[22]。尽管DL技术的进步为电力系统中许多棘手的问题带来了新的解决方法,但是DL在电力系统领域的拓展应用仍面临挑战,例如:对训练数据质量和数量的高要求、可能产生物理上不可行或不一致的解决方案,以及可推广性和可解释性较低等问题^[23]。已有研究表明,通过将反映物理学原理的规则或定律集成到DL模型的结构设计中,构建知识嵌入神经网络可以解决上述挑战^[24]。近年来知识嵌入神经网络在电力系统多个领域得到应用,包括状态或参数估计^[25-26]、动态分析^[27]、潮流计算^[28]、求解最优潮流^[29]、异常检测和定位^[30]、模型和数据综合^[31]等方面。但是目前鲜有结合暂态过电压机理并利用知识嵌入神经网络评估直流故障场景下新能源场站暂态过电压的研究。与传统神经网络在预测暂态过电压时并不考虑电力系统物理背景不同,知识嵌入神经网络能够引入电力系统所遵循的物理约束,在理论上可以获得更为准确的预测效果。

为了揭示直流故障场景下新能源多场站短路比(multiple renewable energy station short circuit ratio, MRSCR)与新能源场站并网点(point of common coupling, PCC)暂态过电压之间的关联关系,充分挖掘DL技术在暂态过电压评估方面的应用潜力,本文基于知识嵌入神经网络提出一种考虑新能源场站相互影响的直流闭锁故障场景下新能源场站暂态过电压幅值预测方法,主要创新性贡献如下:

- 1) 基于送端系统简化电路拓扑,推导了直流闭锁故障场景下新能源场站并网点暂态电压升幅值的近似计算方法。
- 2) 证明了MRSCR与新能源场站并网点暂态电压升幅值之间的负相关关系,为暂态过电压幅值预测模型的结构设计提供电气理论依据。
- 3) 基于知识嵌入神经网络提出一种考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法,通过在损失函数中引入对MRSCR的正则化项,有效提高暂态过电压幅值的预测精度。

1 直流闭锁场景下新能源场站暂态过电压分析

本节以多新能源场站接入的多直流送端系统为

研究对象, 推导了直流闭锁故障引发的送端系统中新能源场站并网点暂态过电压(transient overvoltage, TOV)幅值解析表达式, 从而为第2节分析 MRSCR 与暂态压升之间的关联关系奠定基础。

1.1 直流闭锁后暂态过电压机理分析

包含多个新能源场站以及多条直流输电线路的电力系统如图1所示。利用多端口戴维南等效原理, 将与换流母线 i ($i \in \{1, 2, \dots, k-1\}$) 相连的交流子系统以及新能源场站 j ($j \in \{k, k+1, \dots, n\}$) 接入的交流子系统进行等效化简, 得到简化电路拓扑如图2所示。图2中所有交流子系统均由戴维南等效阻抗和电压源表示。后文分析中, 将以 LCC 1 的额定直流功率 P_{diN} 作为基准功率, 并以送端网络的额定交流电压 U_N 作为基准电压。

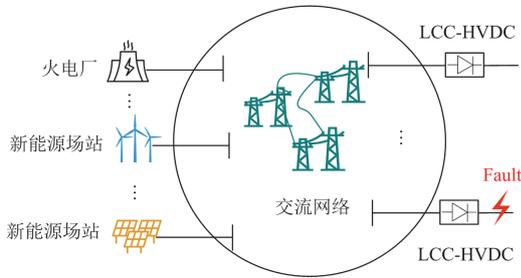


图1 含多个新能源场站与 LCC-HVDC 的电力系统示意图

Fig. 1 An AC power system with multiple renewable energy stations and LCC-HVDCs

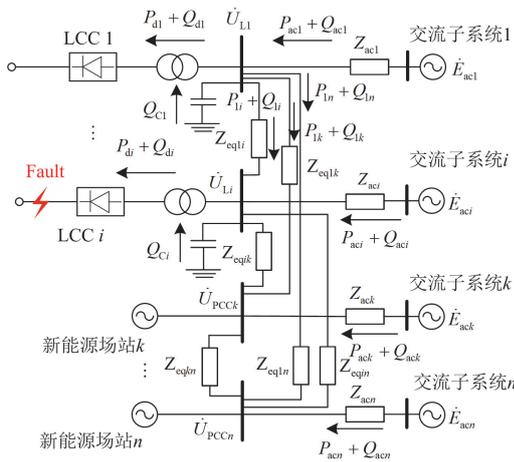


图2 含多个新能源场站与 LCC-HVDC 的送端系统原理图

Fig. 2 Simplified schematic diagram of sending systems including multiple renewable energy stations and LCC-HVDCs

当图2中的多直流送端系统正常运行时, 系统有功功率与无功功率保持平衡; 对于换流站 i ($i \in \{1, 2, \dots, k-1\}$) 而言满足如式(1)所示的约束。

$$\begin{cases} P_{di} = P_{aci} - \sum_{i \neq j} P_{ij} \\ Q_{di} = Q_{aci} + Q_{Ci} - \sum_{i \neq j} Q_{ij} \end{cases} \quad j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

式中: P_{aci} 、 Q_{aci} 分别为送端交流子系统发出的有功、无功功率; P_{di} 、 Q_{di} 分别为直流系统输送的有功功率和换流站内消耗的无功功率; Q_{Ci} 为换流站内无功补偿装置所提供的无功功率; $\sum_{i \neq j} Q_{ij}$ 为换流母线 i 与其他母线 j 之间交换的无功功率。

稳态运行时换流站内的有功、无功功率亦满足式(2)。

$$\begin{cases} P_{di} = U_{di} I_{di} \\ Q_{di} = P_{di} \tan \varphi_r \\ \cos \varphi_r = \frac{U_{di}}{U_{di0}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: I_{di} 、 U_{di} 分别为换流器 i 的直流电流与电压; U_{di0} 为换流器 i 的理想空载直流电压; φ_r 为换流站功率因数角。

当 LCC i ($i \in \{1, 2, \dots, k-1\}$) 因受到交流或直流故障等外部扰动而发生闭锁时, 换流站 i 消耗的无功功率 Q_{di} 将随直流输送有功功率的降低而迅速减小。然而, 连接在交流换流母线 i 上的并联滤波器和电容补偿器组因使用机械式开关而无法立即退出运行, 此时换流站内过量无功功率将会流入送端交流网络, 使得送端交流电网部分母线出现暂态过电压。交流换流母线 i 的暂态压升标幺值 ΔU_{Li} 可以近似为式(3)^[8]。

$$\Delta U_{Li} = \frac{\Delta Q_i}{S_{aci}} \quad (3)$$

式中: ΔQ_i 表示换流站 i 的盈余无功功率; S_{aci} 表示换流站 i 的短路容量。

1.2 换流母线暂态过电压近似解析计算方法

现有关于换流母线 i 暂态过电压的计算方法一般认为式(3)中的 ΔQ_i 为换流站无功补偿装置容量 Q_{Ci} ^[32], 而忽略了交直流系统间交换的无功功率。但由图2可知, 当发生直流闭锁故障时, ΔQ_i 还应考虑 Q_{aci} 与 $\sum_{i \neq j} Q_{ij}$ 的影响; 如果忽略两者对 ΔQ_i 的影响, 换流母线 i 的暂态过电压计算结果将产生较大偏差。本文提出一种计及 Q_{aci} 与 $\sum_{i \neq j} Q_{ij}$ 对 ΔQ_i 影响的换流母线暂态过电压近似计算方法。

直流发生闭锁故障后, 直流输送的有功功率将瞬间消失, 由式(2)可知换流站内消耗的无功功率也

随之消失为 0。由于换流站 i 内交流滤波器和电容器组发出的无功功率与母线电压的平方成正比, 所以计及交直流系统间交换的无功功率 Q_{aci} 与 $\sum_{i \neq j} Q_{ij}$

后, 换流站无功盈余 ΔQ_i 为

$$\begin{cases} \Delta Q_i = (1 + \Delta U_{Li})^2 Q_{Ci} + Q_{\text{exchange}} \\ Q_{\text{exchange}} = Q_{aci} - \sum_{i \neq j} Q_{ij} \end{cases} \quad (4)$$

将式(4)代入式(3)可得

$$\Delta U_{Li} = \frac{(1 + \Delta U_{Li})^2 Q_{Ci} + Q_{\text{exchange}}}{S_{aci}} \quad (5)$$

根据式(5)可得直流闭锁后换流母线 i 的暂态压升标幺值 ΔU_{Li} 为

$$\Delta U_{Li} = -\sqrt{\left(\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}}\right)^2 - \frac{S_{aci}}{Q_{Ci}} - \frac{Q_{\text{exchange}}}{Q_{Ci}} + \frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}}} - 1 \quad (6)$$

所以换流母线 i 的暂态过电压标幺值 U_{Li}^{TOV} 为

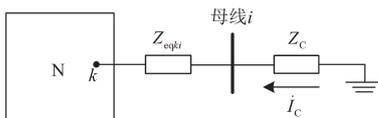
$$U_{Li}^{\text{TOV}} = -\sqrt{\left(\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}}\right)^2 - \frac{S_{aci}}{Q_{Ci}} - \frac{Q_{\text{exchange}}}{Q_{Ci}} + \frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}}} \quad (7)$$

由式(7)可知, 换流站 i 的短路容量 S_{aci} 、交直流系统间交换的无功功率 Q_{exchange} 和换流站内无功补偿装置容量 Q_{Ci} 是影响直流闭锁后换流母线暂态过电压的主要因素。

1.3 新能源场站并网点暂态过电压近似解析计算方法

直流闭锁后换流母线与系统中其他节点均会出现不同程度的暂态压升, 当前大部分研究基于式(3)对直流闭锁后换流母线暂态压升进行推导计算; 鉴于网络节点阻抗矩阵中阻抗的模值比可以反映节点之间的耦合程度^[33], 在此基础上本节推导直流闭锁后送端系统中新能源场站并网点暂态过电压近似计算方法。

依据替代定理, 送端系统在 LCC i 闭锁后可以等效为在图 3 中的换流母线 i 处投入对称三相电容器 $Z_C = 1/j\omega C$ ^[33]。图 3 中, 网络 N 表示从图 2 的节点 i 向系统看入的等值网络; k 为送端系统中任一新能源场站并网点, Z_{eqki} 为任一新能源场站并网点 k 到换流母线 i 之间的等值阻抗。



送端系统

图 3 直流闭锁后送端系统等值模型

Fig. 3 Equivalent model of the sending-end system after DC blocking

对于图 2 所示的送端系统, 如果 $\dot{\boldsymbol{I}}$ 为节点注入电流列向量, $\dot{\boldsymbol{U}}$ 为节点电压列向量, \boldsymbol{Z} 为该网络的节点阻抗矩阵, 则该网络满足式(8)。

$$\begin{bmatrix} \dot{U}_1 \\ \vdots \\ \dot{U}_i \\ \vdots \\ \dot{U}_j \\ \vdots \\ \dot{U}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{11} & \cdots & Z_{1i} & \cdots & Z_{1j} & \cdots & Z_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ Z_{i1} & \cdots & Z_{ii} & \cdots & Z_{ij} & \cdots & Z_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ Z_{j1} & \cdots & Z_{ji} & \cdots & Z_{jj} & \cdots & Z_{jn} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ Z_{n1} & \cdots & Z_{ni} & \cdots & Z_{nj} & \cdots & Z_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{I}_1 \\ \vdots \\ \dot{I}_i \\ \vdots \\ \dot{I}_j \\ \vdots \\ \dot{I}_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

由式(8)可知, 图 2 中任一新能源场站并网点 k 在系统正常运行时的节点电压为

$$\dot{U}_k = \sum_{m=1}^n Z_{km} \dot{I}_m \quad (9)$$

式中: \dot{I}_m 为节点 m 的注入电流; Z_{km} 为网络节点阻抗矩阵 \boldsymbol{Z} 的 (k, m) 元素, 表示节点 k 与节点 m 之间的互阻抗; n 为网络中的节点总数。

由图 3 可知, LCC i 闭锁后相当于在母线 i 处增加了一个注入电流 \dot{I}_C 。求解新能源场站并网点 k 的暂态过电压 $\dot{U}_{PCCk}^{\text{TOV}}$ 时, 根据叠加定理将网络分解为正常运行情况和故障情况两部分, 结合式(9)可得

$$\dot{U}_{PCCk}^{\text{TOV}} = \sum_{m=1}^n Z_{km} \dot{I}_m + Z_{ki} \dot{I}_C \quad (10)$$

式(10)中第一项为系统正常运行状态下新能源场站并网点 k 处的电压; 第二项为仅由电流 \dot{I}_C 在 k 处产生的电压, 也即直流闭锁后新能源场站并网点 k 处的暂态压升 $\Delta \dot{U}_{PCCk}$ 。

同理, LCC i 闭锁后换流母线 i 的暂态过电压 $\dot{U}_{Li}^{\text{TOV}}$ 也可以表示为

$$\dot{U}_{Li}^{\text{TOV}} = \sum_{m=1}^n Z_{im} \dot{I}_m + Z_{ii} \dot{I}_C \quad (11)$$

式(11)中的第二项表示直流闭锁后换流母线 i 处的暂态压升 $\Delta \dot{U}_{Li}$ 。

所以直流闭锁后, 送端系统中任一新能源场站并网点 k 处的暂态压升 $\Delta \dot{U}_{PCCk}$ 与换流母线 i 处的暂态压升 $\Delta \dot{U}_{Li}$ 之间的数值关系为

$$\frac{\Delta U_{PCCk}}{\Delta U_{Li}} = \left| \frac{Z_{ki}}{Z_{ii}} \right| \quad (12)$$

根据式(6)可得送端系统中任一新能源场站并网点 k 处的暂态压升标幺值 ΔU_{PCCk} 为

$$\Delta U_{PCCk} = \left| \frac{Z_{ki}}{Z_{ii}} \right| \left[\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}} - \sqrt{\left(\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}}\right)^2 - \frac{S_{aci}}{Q_{Ci}} - \frac{Q_{\text{exchange}}}{Q_{Ci}}} - 1 \right] \quad (13)$$

所以直流 i 闭锁后新能源场站并网点 k 处的暂态过电压标幺值 U_{PCCk}^{TOV} 可以表示为

$$U_{PCCk}^{TOV} = \left| \frac{Z_{ki}}{Z_{ii}} \left(\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}} - \sqrt{\left(\frac{S_{aci}}{2Q_{Ci}} \right)^2 - \frac{S_{aci}}{Q_{Ci}} - \frac{Q_{exchange}}{Q_{Ci}} - 1} \right) + \frac{U_{PCCk,N}}{U_{PCCk,N}} \right| \quad (14)$$

式中: $U_{PCCk,N}$ 表示送端系统正常运行时新能源场站并网点 k 处的电压标幺值。

由式(13)可知, ΔU_{PCCk} 与节点阻抗矩阵 \mathbf{Z} 中元素 Z_{ki} 和 Z_{ii} 的模值比 $|Z_{ki}/Z_{ii}|$ 呈正相关关系, 即随着 $|Z_{ki}/Z_{ii}|$ 的增大, 新能源场站并网点 k 处的暂态压升值也将增大。

2 直流闭锁场景下 MRSCR 与新能源场站暂态压升的关联关系

虽然短路比传统意义上为电力系统静态指标, 但目前已经有研究表明短路比与暂态过电压具有强相关性^[34]。本节在 1.3 节基础上提出表征 MRSCR 与直流闭锁后新能源场站并网点 k 处暂态压升标幺值 ΔU_{PCCk} 之间关联关系的解析表达式。

2.1 MRSCR 定义

系统强度一直是影响新能源并网的重要因素, 其可以描述为电力系统在新能源并网点处保持电压稳定和电压质量的能力。

过去, 短路比指标主要用于分析交直流系统相互作用对交流侧系统强度的影响^[35-36]; 目前, 短路比指标也已被用于分析电力系统在新能源并网点处的强度^[37]。然而, 传统的短路比指标计算方法忽略了新能源场站之间的相互影响, 因此难以准确估计新能源场站并网点处的系统强度^[38]。考虑到新能源场站之间相互作用对系统强度的影响, 《电力系统安全稳定计算规范 GB/T 40581-2021》(后文简称安全稳定计算规范)提出 MRSCR 指标, 并利用该指标对多新能源场站接入系统的电压强度进行估算。

依据安全稳定计算规范中 MRSCR 指标的计算方法, 图 2 中新能源场站 k 并网点处的 MRSCR 指标 R_{MRSCR}^k 定义如式(15)所示。

$$R_{MRSCR}^k = \frac{S_{ack}}{P_{rek} + \sum_{j \neq k}^n |Z_{kj}/Z_{kk}| P_{rej}}, j \in \{k, k+1, \dots, n\} \quad (15)$$

式中: S_{ack} 为新能源场站 k 的短路容量; P_{rek} 、 P_{rej} 分别为新能源场站 k 与 j 的有功功率; Z_{kj} 、 Z_{kk} 为网络节点阻抗矩阵 \mathbf{Z} 中的相应元素。由式(15)可知,

在计算 R_{MRSCR}^k 时, 需要同时考虑新能源场站 k 自身的影响(P_{rek})和其他新能源场站 j 对场站 k 的影响

$$\left(\sum_{j \neq k}^n |Z_{kj}/Z_{kk}| P_{rej} \right)。$$

2.2 MRSCR 与新能源场站暂态压升的关联关系

本节研究 LCC i 闭锁后, 新能源场站 k 并网点处的暂态压升标幺值 ΔU_{PCCk} 与 R_{MRSCR}^k 之间的关联关系。

图 2 中, 换流站 i 与新能源场站 k 处的短路容量 S_{aci} 和 S_{ack} 如式(16)所示。

$$\begin{cases} S_{aci} = \frac{U_{iN}^2}{|Z_{ii}|} \\ S_{ack} = \frac{U_{kN}^2}{|Z_{kk}|} \end{cases} \quad (16)$$

式中: U_{iN} 、 U_{kN} 分别为母线 i 与 k 的额定电压。

因为在图 2 中 $U_{iN}^2 = U_{kN}^2$, 所以短路容量 S_{aci} 和 S_{ack} 满足式(17)。

$$S_{aci} = S_{ack} \left| \frac{Z_{kk}}{Z_{ii}} \right| \quad (17)$$

将式(15)代入式(17)可得

$$S_{aci} = R_{MRSCR}^k \times \left(P_{rek} + \sum_{j \neq k}^n |Z_{kj}/Z_{kk}| P_{rej} \right) \times \left| \frac{Z_{kk}}{Z_{ii}} \right| \quad (18)$$

将式(18)代入式(13), 可知新能源场站 k 并网点处的暂态压升标幺值 ΔU_{PCCk} 和 R_{MRSCR}^k 满足式(19)。

$$\begin{cases} S_{vir} \triangleq \left(P_{rek} + \sum_{j \neq k}^n |Z_{kj}/Z_{kk}| P_{rej} \right) \times \left| \frac{Z_{kk}}{Z_{ii}} \right| \\ \Delta U_{PCCk} = \left| \frac{Z_{ki}}{Z_{ii}} \left(\frac{R_{MRSCR}^k \cdot S_{vir}}{2Q_{Ci}} - \sqrt{\left(\frac{R_{MRSCR}^k \cdot S_{vir}}{2Q_{Ci}} \right)^2 - \frac{R_{MRSCR}^k \cdot S_{vir}}{Q_{Ci}} - \frac{Q_{exchange}}{Q_{Ci}} - 1} \right) \right| \end{cases} \quad (19)$$

式中: S_{vir} 被定义为虚拟容量, 它指征了所有新能源场站对换流母线 i 的影响。

ΔU_{PCCk} 对 R_{MRSCR}^k 的导数为

$$\frac{\partial \Delta U_{PCCk}}{\partial R_{MRSCR}^k} = \left| \frac{Z_{ki}}{Z_{ii}} \right| \times \left(\frac{S_{vir}}{2Q_{Ci}} - \frac{1}{2Q_{Ci}} \times \frac{R_{MRSCR}^k S_{vir}^2 - 2S_{vir} Q_{Ci}}{\sqrt{(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} - 4Q_{Ci} Q_{exchange}}} \right) \quad (20)$$

因为 $\frac{\partial \Delta U_{PCCk}}{\partial R_{MRSCR}^k} < 0$ (推导过程参见附录 A), 所以

新能源场站 k 并网点的暂态压升标幺值 $\Delta U_{\text{PCC}k}$ 与 R_{MRSCR}^k 之间呈现负相关关系, 即 R_{MRSCR}^k 越大, 在 LCC i 闭锁故障场景下 $\Delta U_{\text{PCC}k}$ 越小。

3 考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法

由于式(19)在计算新能源场站并网点处的暂态压升时忽略了直流闭锁后系统中盈余有功功率对暂态压升的影响, 并且 MRSCR 在系统实际运行过程中难以及时有效地更新^[39], 所以为了提高直流闭锁故障场景下新能源场站暂态过电压的预测精度, 本

节基于知识嵌入神经网络提出了一种考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法。

该方法的详细流程如图 4 所示, 包括离线训练和在线应用两个阶段。离线训练阶段可具体分为以下两步: 1) 生成用于暂态过电压幅值预测的样本集; 2) 模型训练。

在离线生成样本集的过程中, 利用电力系统仿真软件模拟直流闭锁故障场景, 并考虑直流输电功率和新能源渗透率等因素, 以此生成样本集。由仿真结果提取与新能源场站暂态过电压相关的电气量作为输入特征, 输出标签 Y_1 与 Y_2 分别为通过仿真获得的 MRSCR 与新能源场站暂态过电压幅值。

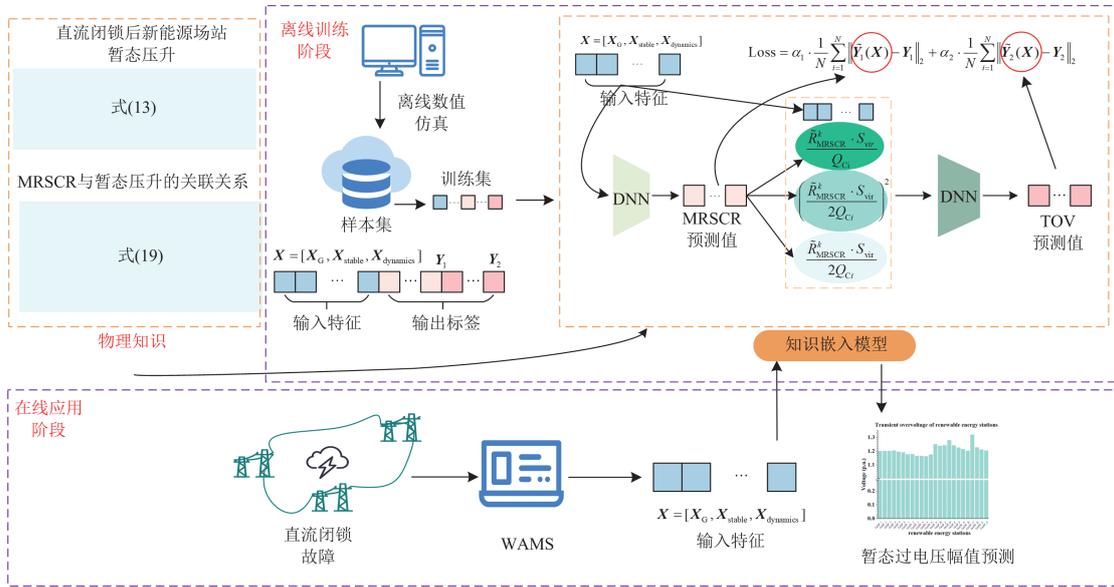


图 4 考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法详细流程

Fig. 4 Detailed process of transient overvoltage amplitude prediction method considering mutual influence of renewable energy stations

本文从空间与时间两个角度构建输入特征, 空间范畴上, 将发电机参数 (X_G) 纳入输入特征; 时间范畴上, 输入特征包括稳态特征与动态特征。其中稳态特征是指电力系统稳态运行时的潮流数据, 可以表征电力系统不同运行方式的特性; 本文所构建的稳态输入特征包括: 稳态时系统内各节点的电压与相角 (V_{t_0}, θ_{t_0})、发电机功率 (P_G^0)、节点负荷功率 (P_L^0 , Q_L^0)、支路电流与线路潮流等电气量 (I_{Line}^0 , P_{Line}^0 , Q_{Line}^0)。动态特征是指电力系统在暂态过程中随时间变化的特征量, 可以有效表征电力系统不同的稳定状态。由于在实际工程应用中, 系统通常在故障发生 300 ms 后启动切机和/或其他稳定措施, 所以为了能够在稳控装置动作之前向可控对象提供动作参考值, 本文所构建的动态特征包括直流闭锁故障发生后 200 ms 内全系统所有发电机的有功功率、无功

功率、机械功率、转速偏差 ($P_G^t, Q_G^t, P_M^t, \Delta\omega_G^t$), 所有母线的电压、相角、有功负荷、无功负荷 ($V_t, \theta_t, P_L^t, Q_L^t$), 所有支路传输的有功功率、无功功率、电流 ($P_{\text{Line}}^t, Q_{\text{Line}}^t, I_{\text{Line}}^t$), 所有换流站的直流电流、直流电压、直流功率、触发角与熄弧角 ($I_{\text{DC}}^t, V_{\text{DC}}^t, P_{\text{DC}}^t, \alpha^t, \gamma^t$)。综上所述, 本文中训练样本的输入特征 X 与输出标签 Y_1 和 Y_2 可以分别表示为

$$\begin{cases} X = [X_G, X_{\text{stable}}, X_{\text{dynamics}}] \\ X_{\text{stable}} = [V_{t_0}, \theta_{t_0}, P_G^0, P_L^0, Q_L^0, I_{\text{Line}}^0, P_{\text{Line}}^0, Q_{\text{Line}}^0] \\ X_{\text{dynamics}} = [P_G^t, Q_G^t, P_M^t, \Delta\omega_G^t, V_t, \theta_t, P_L^t, Q_L^t, P_{\text{Line}}^t, \\ \quad Q_{\text{Line}}^t, I_{\text{Line}}^t, I_{\text{DC}}^t, V_{\text{DC}}^t, P_{\text{DC}}^t, \alpha^t, \gamma^t] \\ Y_1 = [R_{\text{MRSCR}}^1, \dots, R_{\text{MRSCR}}^i, \dots, R_{\text{MRSCR}}^n] \\ Y_2 = [U_1^{\text{TOV}}, \dots, U_i^{\text{TOV}}, \dots, U_n^{\text{TOV}}] \end{cases} \quad (21)$$

式中: t_0 表示稳态; t 表示故障发生后的暂态过程; $R_{\text{MRSCR}}^i (i=1,2,\dots,n)$ 表示新能源场站 i 并网点处的新能源多场站短路比; $U_i^{\text{TOV}} (i=1,2,\dots,n)$ 表示新能源场站 i 并网点在整个仿真过程中的暂态过电压幅值。

在离线模型训练阶段, 前馈神经网络由输入层、在每个神经元处具有非线性激活函数的全连接隐藏层和输出层组成, 每层之间通过权重 W 与偏差 b 来决定神经元的取值。为了将深度学习技术与电力系统领域物理知识相结合, 确保神经网络的预测结果符合系统所遵循的物理定律和约束, 鉴于本文第 2.2 节所得到的 MRSCR 与直流闭锁场景下新能源场站暂态压升的关联关系以及 MRSCR 与本文所选择的输入特征 X 之间隐含的映射关系, 本文基于知识嵌入神经网络所提出的新能源场站暂态过电压幅值预测模型包含 2 个 DNN。首先, 在第一个 DNN 中通过输入特征 X 预测 MRSCR; 然后, 将 MRSCR 的预测值与输入特征 X 一同输入到第二个 DNN, 以此预测新能源场站暂态过电压幅值。

由于在第一个 DNN 中涉及到 MRSCR 的预测过程, 所以本文在损失函数中引入了关于 MRSCR 的正则化项, 扩展之后的损失函数如式(22)所示。

$$L_{\text{oss}} = \alpha_1 \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\tilde{Y}_1(X) - Y_1\|_2 + \alpha_2 \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\tilde{Y}_2(X) - Y_2\|_2 \quad (22)$$

式中: N 为训练集中的样本数量; $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 L2 范数; 上标符号“ \sim ”表示预测值; α_1 、 α_2 分别代表损失函数中物理信息部分与数据驱动部分的权重系数。鉴于目前利用深度学习技术解决回归问题时通常将损失函数选为平方误差的形式, 并且本文所提出的暂态过电压幅值预测模型中的 2 个 DNN 均旨在解决回归问题, 所以式(22)选择 L2 范数。

在知识嵌入神经网络训练过程中, 通过误差反向传播算法迭代调整权重与偏差参数, 以达到最小化损失函数的目的。由于 MRSCR 与网络的拓扑结构密切相关, 所以在损失函数中引入对 MRSCR 的正则化项, 可以使知识嵌入神经网络捕捉到系统拓扑, 增强神经网络对电力系统行为的理解, 确保预测模型符合电力系统的物理定律和约束, 提高预测结果的准确性。另外, 本文针对知识嵌入神经网络的正则化方法有助于防止神经网络对训练数据的过度拟合, 提高模型的泛化能力。

在线应用阶段, 当实际电网发生直流闭锁故障时, 通过 WAMS 实时获取电气量测信息并按照式(21)构建输入特征 X , 然后将 X 输入到训练好的预

测模型中, 即可得到该直流闭锁场景下新能源场站暂态过电压幅值的预测结果, 从而为电力系统安全稳定运行提供参考和指导。

4 算例分析

本文采用图 5 所示的算例系统验证所提方法的有效性, 该系统基于中国某地区实际电力系统构建^[40]。该测试系统基于 500 kV 网架结构构建, 共包含 197 个节点、24 个新能源集中接入场站以及 4 回直流输电通道。常规机组和新能源机组装机规模分别为 15.2 GW 和 15.7 GW; 4 个直流系统的额定电压均为 ± 500 kV, 额定功率均为 5000 MW。系统典型运行方式下新能源渗透率在 35%~50% 范围内变化, 具备显著的高比例新能源与直流送出特性。

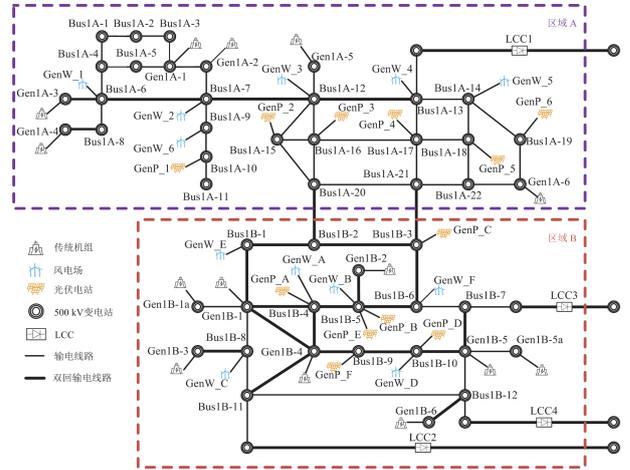


图 5 中国某地区实际电力系统示意图

Fig. 5 Schematic diagram of an actual region power system in China

通过调整电力系统运行方式和设置不同故障类型, 本文利用仿真软件 PSD-BPA 构建了用于新能源场站暂态过电压幅值预测的样本集。具体而言, 调整运行方式时, 在 90%~110% 的负荷水平下改变传统发电厂与新能源场站的发电量; 此外, 直流传输功率以 10% 的增量在其额定功率的 70%~100% 范围内进行调整。对于故障类型, 分别在 4 条直流工程的整流站设置直流闭锁故障; 仿真时间为 8 s, 测试系统额定频率为 50 Hz, 直流闭锁故障设定在第 2 s 发生。本节所有仿真计算和数据处理都在配置了 52 核 Intel CPU、128 GB RAM 及 RTX-5000 GPU 的 Windows 服务器上运行。

4.1 MRSCR 与暂态压升关系验证

某运行方式下, 当图 5 中 LCC2 发生直流闭锁故障时, 测试系统中 24 个新能源场站暂态压升幺

值 ΔU_{PCCk} ($k \in \{1, 2, \dots, 24\}$) 的仿真结果与按照式(19)计算所得到的结果如图 6 所示。将仿真结果与式(19)的计算结果进行对比, 可知计算值与仿真值非常接近, 误差保持在 5%以内。产生误差的主要原因是式(19)忽略了 LCC2 闭锁后系统中盈余有功功率对新能源场站暂态过电压的影响。

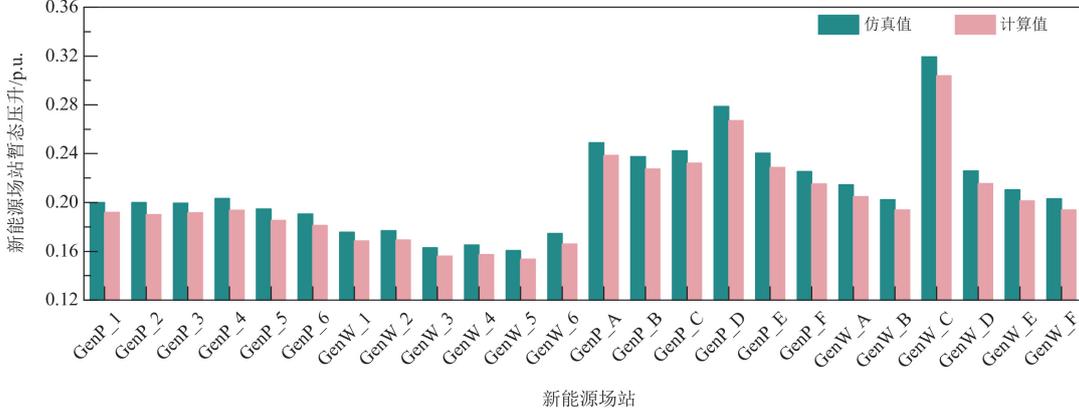


图 6 某运行方式下新能源场站暂态压升仿真值与理论计算值对比

Fig. 6 Comparison of simulated and theoretical transient voltage rise values for renewable energy stations under a certain operating condition

4.2 暂态过电压幅值预测模型性能评价指标

本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为新能源场站暂态过电压幅值预测模型性能的评价指标, 以此来量化模型对暂态过电压幅值的预测效果。相关指标的计算公式如下。

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (23)$$

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\tilde{y}_i - y_i| \quad (24)$$

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\tilde{y}_i - y_i}{y_i} \right| \cdot 100\% \quad (25)$$

式中: n 为测试集样本总数; \tilde{y}_i 、 y_i 分别代表第 i 个样本的预测值与实际值。

以上各项指标数值越小意味着模型对暂态过电压幅值的预测精度越高, 亦即模型性能越佳。

4.3 暂态过电压幅值预测模型训练与预测效果

本文基于离线暂态仿真累计生成 12 000 条样本, 随机选取 80% 的样本(共计 9600 条)作为训练集, 剩余样本作为测试集(共计 2400 条)。

本文基于知识嵌入神经网络所提出的新能源场站暂态过电压幅值预测模型(后文简称知识嵌入模型)中的 2 个 DNN 均包含 1 个输入层、3 个全连接的隐藏层和 1 个输出层, 非线性激活函数为 ReLU,

仿真结果验证了本文第 2.2 节所提解析表达式(式(19))的有效性, 该式刻画了 MRSCR 与直流闭锁后新能源场站 k 并网节点处暂态压升标幺值 ΔU_{PCCk} 之间的关联关系。同时, 仿真结果也进一步表明, 将 MRSCR 作为新能源场站暂态过电压幅值预测模型的知识嵌入项具有合理性。

并选择 Adam 作为优化器; 训练轮次为 100, 深度学习框架为 Pytorch。对于本文的知识嵌入模型, 当损失函数中物理信息部分与数据驱动部分的权重相等时($\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$), 训练过程中损失函数的变化情况如图 7 所示。

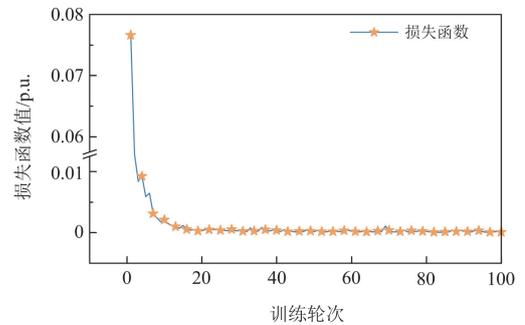


图 7 知识嵌入模型训练过程中损失函数变化情况

Fig. 7 Evolution of the loss function during the training phase of the knowledge-embedding model

基于离线生成的样本集, 本文知识嵌入模型对新能源场站暂态过电压幅值预测效果的各项评价指标值如表 1 所示。作为对比, 表 1 中也列出了传统 DNN^[41]、反向传播神经网络(backpropagation neural network, BPNN)^[42]和极限梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)^[43]对新能源场站暂态过电压幅值预测效果的各项评价指标值。为了避免预测结果的偶然性, 各项评价指标均选取多次实验结

果的平均值。需要说明的是, 对比实验均利用本文式(21)构建的输入特征 X , 并分别通过 DNN、BPNN、XGBoost 直接预测新能源场站暂态过电压幅值。

表 1 不同模型预测效果的评价指标值

Table 1 Evaluation metrics for predictive performance of different models

方法	$E_{RMSE}/p.u.$	$E_{MAE}/p.u.$	$E_{MAPE}/\%$
知识嵌入模型	0.0045	0.0113	0.9274
DNN ^[41]	0.0342	0.0238	1.4532
BPNN ^[42]	0.0652	0.0469	1.7218
XGBoost ^[43]	0.0413	0.0286	1.6165

由表 1 中数据可知, 相较于 DNN、BPNN 和 XGBoost 模型, 本文所提出的知识嵌入模型对直流闭锁场景下新能源场站暂态过电压幅值具有更好的预测效果。

在直流闭锁场景下, 测试系统中新能源场站暂态过电压幅值的真实值与不同神经网络模型预测值的偏差如图 8 所示。可以看出, 知识嵌入模型的预测值偏差均小于 DNN、BPNN 和 XGBoost 模型, 表明本文所提出的知识嵌入模型对测试数据集具有更好的预测效果, 预测精度更高。

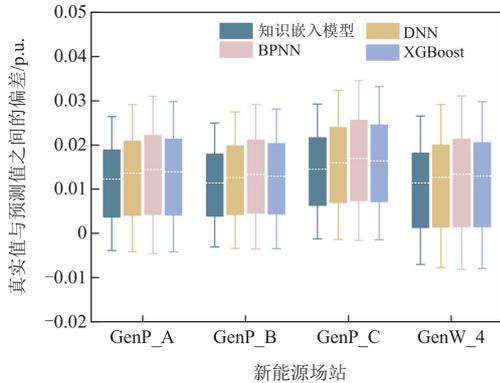


图 8 新能源场站暂态过电压真实值与不同评估模型的预测值之间的偏差

Fig. 8 Discrepancies between actual and predicted transient overvoltage values for renewable energy stations under various evaluation models

下面分析 α_1 与 α_2 (分别代表“物理知识”和“经验知识”的权重系数)的变化对知识嵌入模型性能的影响。需要注意的是, 由于 α_1 和 α_2 的值发生变化, 因此对应不同的权重系数必须在训练阶段获得新的知识嵌入模型。当 α_1 与 α_2 取不同数值时, 知识嵌入模型对测试集样本预测效果的评价指标值如表 2 所示。

表 2 不同权重系数下知识嵌入模型的预测效果

Table 2 Predictive performance of knowledge-embedding model for various weight coefficients

权重系数	$E_{RMSE}/p.u.$	$E_{MAE}/p.u.$	$E_{MAPE}/\%$
$\alpha_1 = 0, \alpha_2 = 1$	0.0342	0.0238	1.4532
$\alpha_1 = 0.2, \alpha_2 = 0.8$	0.0262	0.0196	1.3642
$\alpha_1 = 0.4, \alpha_2 = 0.6$	0.0192	0.0174	1.1507
$\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.5$	0.0045	0.0113	0.9274
$\alpha_1 = 0.6, \alpha_2 = 0.4$	0.0029	0.0095	0.7286
$\alpha_1 = 0.8, \alpha_2 = 0.2$	0.0711	0.0484	1.7503

由表 2 中数据可以得到如下结论:

1) 当 $\alpha_1/\alpha_2 = 0$ 时, 各项评价指标(即 RMSE、MAE 和 MAPE)的值均高于其他算例。若 $\alpha_1 = 0$ 并且 $\alpha_2 = 1$, 意味着知识嵌入模型将不再额外考虑电力系统的物理约束, 此时的知识嵌入模型实际上也即是传统的 DNN 模型。

2) 伴随着比值 α_1/α_2 的增大, 各项评价指标的值呈现出“先减小后增大”的变化趋势。具体地, 对于本文的测试集样本, 当 α_1 的取值从 0 变化到 0.6(相应地, α_2 的取值从 1 变化到 0.4), 各项评价指标的值逐渐下降, 并且在 $\alpha_1 = 0.6$ 、 $\alpha_2 = 0.4$ 时, 各项评价指标达到最小值; 当 $\alpha_1 = 0.8$ 、 $\alpha_2 = 0.2$ 时, 各项评价指标的值急剧增大并且达到最大值。

3) 虽然在损失函数中增加基于物理约束的正则化项可以提升知识嵌入模型的性能, 并因此获得更高的新能源场站暂态过电压幅值预测精度, 但是当 α_1 大于 α_2 并且 α_1/α_2 的值逐渐增加时, 各项评价指标的值都会显著增大。因此, 只有对权重 α_1 和 α_2 进行适当的加权, 知识嵌入模型才能达到预期的性能。

最后需要说明的是, 虽然存在一个最佳的 α_1/α_2 值可以使得各项评价指标在测试集上达到最小, 但是对于不同的系统和不同的样本集而言, 这个最佳的 α_1/α_2 值并不确定。

5 结语

本文基于知识嵌入神经网络提出了一种考虑新能源场站相互影响的暂态过电压幅值预测方法。该方法克服了传统神经网络在解决回归问题时由于未考虑潜藏于所研究问题之中的物理定律或约束而导致预测性能不佳的难题。算例研究结果表明: 1) 与传统 DNN、BPNN 和 XGBoost 相比, 本文所提出的暂态过电压幅值预测模型由于计及了 MRSCR 与新能源场站暂态压升之间的关联关系, 并且在模型训练阶段将关于 MRSCR 的正则化项引入到损失函

数中,取得了更加准确的预测效果。2) 损失函数中 α_1 与 α_2 的不同取值将会影响暂态过电压幅值预测模型的性能;当 α_1 小于 α_2 并且 α_1/α_2 的值逐渐增加时,各项评价指标(包括 RMSE、MAE 和 MAPE)的值均会减小,模型预测效果愈佳;但是当 α_1 大于 α_2 并且 α_1/α_2 的值逐渐增加时,各项评价指标的值将会增大,模型预测效果变差。因此,需要仔细评估权重 α_1 与 α_2 之间的关系,以使模型获得最佳的预测效果。

本文中暂态过电压幅值预测模型的输入特征包括电力系统稳态与暂态运行信息,然而随着电网规模逐渐扩大以及电力系统运行方式愈发复杂,本文所选输入特征可能包含冗余信息进而影响模型的预测性能。因此,在未来的工作中将研究如何采用特征选择方法获得更具表征力的输入特征,进一步提升模型的预测精度和计算速度。

附录 A

$\frac{\partial \Delta U_{PCCk}}{\partial R_{MRSCR}^k} < 0$ 的详细证明。

因为

$$-4Q_{Ci}Q_{exchange} < 4Q_{Ci}^2 \quad (A1)$$

所以

$$(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} - 4Q_{Ci} Q_{exchange} < \quad (A2)$$

$$(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} + 4Q_{Ci}^2$$

式(A2)可化简为

$$(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} - 4Q_{Ci} Q_{exchange} < \quad (A3)$$

$$(R_{MRSCR}^k S_{vir} - 2Q_{Ci})^2$$

进一步得到

$$\frac{R_{MRSCR}^k S_{vir} - 2Q_{Ci}}{\sqrt{(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} - 4Q_{Ci} Q_{exchange}}} > \quad (A4)$$

$$\frac{R_{MRSCR}^k S_{vir} - 2Q_{Ci}}{\sqrt{(R_{MRSCR}^k S_{vir} - 2Q_{Ci})^2}} = 1$$

在式(A4)两侧同时乘以 $\frac{S_{vir}}{2Q_{Ci}}$, 可以得到

$$\frac{R_{MRSCR}^k S_{vir}^2 - 2S_{vir} Q_{Ci}}{2Q_{Ci} \sqrt{(R_{MRSCR}^k S_{vir})^2 - 4R_{MRSCR}^k S_{vir} Q_{Ci} - 4Q_{Ci} Q_{exchange}}} > \frac{S_{vir}}{2Q_{Ci}} \quad (A5)$$

将式(A5)代入式(20), 即可得到 $\frac{\partial \Delta U_{PCCk}}{\partial R_{MRSCR}^k} < 0$ 。

参考文献

- [1] 郑超, 马世英, 申旭辉, 等. 强直弱交的定义、内涵与形式及其应对措施[J]. 电网技术, 2017, 41(8): 2491-2498. ZHENG Chao, MA Shiyong, SHEN Xuhui, et al. Definition, connotation and form of strong HVDC and weak AC and countermeasures for stable operation of hybrid power grid[J]. Power System Technology, 2017, 41(8): 2491-2498.
- [2] 黄劭睿, 刘昕宇, 高熠莹, 等. 新能源基地经 LCC-VDC 送出系统动态交互机制及暂态过电压风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(12): 139-151. HUANG Jierui, LIU Xinyu, GAO Yiyong, et al. Dynamic interaction mechanism and transient overvoltage risk assessment of renewable energy base connected via LCC-HVDC transmission system[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(12): 139-151.
- [3] 王顺亮, 刘海军, 谢洋, 等. 基于模块化思想的 LCC-HVDC 改进小信号建模及交互稳定性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(10): 84-94. WANG Shunliang, LIU Haijun, XIE Yang, et al. Improved small signal modeling and interaction stability analysis of LCC-HVDC based on modularization[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(10): 84-94.
- [4] YIN C, LI F. Reactive power control strategy for inhibiting transient overvoltage caused by commutation failure[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(5): 4764-4777.
- [5] ZHU Y, ZHANG S, LIU D, et al. Prevention and mitigation of high-voltage direct current commutation failures: a review and future directions[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(24): 5449-5456.
- [6] DONG X, GUAN E, JING L, et al. Simulation and analysis of cascading faults in hybrid AC/DC power grids[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 115.
- [7] 辛业春, 刘奇, 王拓, 等. 抑制 LCC-HVDC 后续换相失败的改进型电流偏差控制策略[J]. 电力建设, 2024, 45(3): 97-106. XIN Yechun, LIU Qi, WANG Tuo, et al. An improved current deviation control strategy for suppressing subsequent commutation failure of LCC-HVDC[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(3): 97-106.
- [8] YIN C, LI F. Analytical expression on transient overvoltage peak value of converter bus caused by DC faults[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2741-2744.
- [9] ZHANG T, YAO J, SUN P, et al. Improved continuous fault ride through control strategy of DFIG-based wind turbine during commutation failure in the LCC-HVDC

- transmission system[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(1): 459-473.
- [10] 韩璐, 尹纯亚, 戴晨, 等. 高比例新能源送端系统暂态电压运行风险分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(1): 23-34.
HAN Lu, YIN Chunya, DAI Chen, et al. Transient voltage operational risk of a high-proportion new energy sending system[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(1): 23-34.
- [11] 李欣悦, 尹纯亚, 李琳, 等. 双极闭锁故障下送端新能源高渗透系统暂态过电压抑制措施[J]. *电力工程技术*, 2025, 44(4): 159-166.
LI Xinyue, YIN Chunya, LI Lin, et al. Transient overvoltage suppression measures for new energy high penetration system at the sending end under bipolar blocking fault[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2025, 44(4): 159-166.
- [12] WANG S, XU S, SUN H, et al. Quantification method of maximum access capacity of renewable energy in multi-infeed system with temporary overvoltage constraints[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2024: 1-10.
- [13] 曹武, 杨铭, 胡波, 等. 基于构网变流器的新能源场站暂态电压分散协同控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(14): 1-12.
CAO Wu, YANG Ming, HU Bo, et al. Transient voltage decentralized cooperative control strategy of renewable energy station based on the grid forming converter[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(14): 1-12.
- [14] 汪莹, 李鹏瀚, 崔伟, 等. 含虚拟阻抗限流构网设备的新能源多馈入系统过电压分析与评估[J]. *全球能源互联网*, 2025, 8(4): 456-468.
WANG Ying, LI Penghan, CUI Wei, et al. Overvoltage analysis and evaluation of renewable energy multi-infeed system with virtual impedance current limiting grid-forming equipment[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2025, 8(4): 456-468.
- [15] DE CARO F, COLLIN A J, GIANNUZZI G M, et al. Review of data-driven techniques for on-line static and dynamic security assessment of modern power systems[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 130644-130673.
- [16] ZHANG F, XIN H, WU D, et al. Assessing strength of Multi-Infeed LCC-HVDC systems using generalized short-circuit ratio[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(1): 467-480.
- [17] XIN H, LIU X, ZHENG D, et al. Risk assessment of post-fault temporary overvoltage using generalized short-circuit ratio[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 1837-1849.
- [18] XIAO H, DUAN X, ZHANG Y, et al. Analytically assessing the effect of strength on temporary overvoltage in hybrid multi-infeed HVDC systems[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(3): 2480-2484.
- [19] LIU J, SUN H, LI Y, et al. An improved power system transient stability prediction model based on mRMR feature selection and WTA ensemble learning[J]. *Applied Science-Basel*, 2020, 10(7): 2255.
- [20] XIA S, ZHANG C, LI Y, et al. GCN-LSTM based transient angle stability assessment method for future power systems considering spatial-temporal disturbance response characteristics[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2024, 9(6): 108-121.
- [21] CHEN H, ASSALA P D S, CAI Y, et al. Intelligent transient overvoltages location in distribution systems using wavelet packet decomposition and general regression neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12 (5): 1726-1735.
- [22] 陈厚合, 张赫, 王长江, 等. 基于卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压估算方法[J]. *电网技术*, 2020, 44(8): 2987-2999.
CHEN Houhe, ZHANG He, WANG Changjiang, et al. A method estimating transient overvoltage of HVDC sending-end system based on convolutional neural network[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(8): 2987-2999.
- [23] HUANG B, WANG J. Applications of physics-informed neural networks in power systems—a review[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2023, 38 (1): 572-588.
- [24] MISYRIS G S, VENZKE A, CHATZIVASILEIADIS S. Physics-informed neural networks for power systems[C]// 2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 2-6, 2020, Montreal, QC, Canada: 1-5.
- [25] ZAMZAM A S, SIDIROPOULOS N D. Physics-aware neural networks for distribution system state estimation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(6): 4347-4356.
- [26] TIAN G, ZHOU Q, BIRAR I, et al. A hybrid-learning algorithm for online dynamic state estimation in multimachine power systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(12): 5497-5508.
- [27] YOUSEFIAN R, KAMALASADAN S. Energy function inspired value priority based global wide-area control of power grid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(2): 552-563.
- [28] HU X, HU H, VERMA S, et al. Physics-guided deep neural networks for power flow analysis[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(3): 2082-2092.

- [29] YAN Z, XU Y. Real-time optimal power flow: a Lagrangian based deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3270-3273.
- [30] LI W, DEKA D. Physics-informed learning for high impedance faults detection[C]// 2021 IEEE Madrid PowerTech, June 28-July 2, 2021, Madrid, Spain: 1-6.
- [31] PARK J, PARK J. Physics-induced graph neural network: An application to wind-farm power estimation[J]. Energy, 2019, 187.
- [32] 王峰, 刘天琪, 丁媛媛, 等. 直流闭锁引起的暂态过电压计算方法及其影响因素分析[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3059-3065.
WANG Feng, LIU Tianqi, DING Yuanyuan, et al. Calculation method and influencing factors of transient overvoltage caused by HVDC block[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3059-3065.
- [33] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 1-8.
LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. Power System Protection, and Control, 2021, 49(1): 1-8.
- [34] 孙华东, 于琳, 赵兵. 基于暂态过电压约束的新能源并网系统电压支撑强度量化分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(11): 4207-4218.
SUN Huadong, YU Lin, ZHAO Bing. Quantitative analysis of system strength of renewable energy generation grid-connected system based on transient overvoltage constraint[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(11): 4207-4218.
- [35] IEEE guide for planning DC links terminating at AC locations having low short-circuit capacities: IEEE Std 1204—1997[S].
- [36] URDAL H, LERNA R, ZHU J. System strength considerations in a converter dominated power system[J]. IET Renewable Power Generation, 2015, 9(1): 10-17.
- [37] SUBBURAJA A S, SHAMIM N, BAYNE S B. Battery connected DFIG wind system analysis for strong/weak grid scenarios[C]// 2016 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech), April 6-8, 2016, Kansas City, MO, USA: 112-117.
- [38] ZHANG Y, HUANG S, SCHMALL J, et al. Evaluating system strength for large-scale wind plant integration[C]// 2014 IEEE PES General Meeting, July 27-31, 2014, National Harbor, MD, USA: 1-5.
- [39] 于琳, 孙华东, 徐式蕴, 等. 高比例新能源电力系统电压支撑强度实时量测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(5): 1741-1751.
YU Lin, SUN Huadong, XU Shiyun, et al. Research on the real-time measurement method of the strength of the power system with high penetration of renewable energies[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(5): 1741-1751.
- [40] LIU J, LIU J, LIU X, et al. Discriminative signal recognition for transient stability assessment via discrete mutual information approximation and eigen decomposition of Laplacian matrix[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5805-5817.
- [41] ZHOU Y, DONG X, YU L, et al. A deep learning based on-line voltage estimation method for distribution station area[C]// The 10th Renewable Power Generation Conference (RPG 2021), 2021: 239-245.
- [42] HU W, SUN R, SUN Y, et al. Transient voltage stability assessment method for the UHVDC power grid with high proportion of new energy based on artificial intelligence[C]// 2022 12th International Conference on Power and Energy Systems (ICPES), 2022, Guangzhou, China: 6-10.
- [43] 陈明华, 刘群英, 张家枢, 等. 基于XGBoost的电力系统暂态稳定预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1026-1034.
CHEN Minghua, LIU Qunying, ZHANG Jiashu, et al. XGBoost-based algorithm for post-fault transient stability status prediction[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1026-1034.

收稿日期: 2025-06-26; 修回日期: 2025-09-29

作者简介:

王光耀(1992—), 男, 博士生, 研究方向为电力系统暂态稳定性、电力系统运行分析和控制; E-mail: wgy357986532@stu.xjtu.edu.cn

刘俊(1982—), 男, 通信作者, 教授, 博导, 研究方向为电力系统运行分析和控制、电力系统稳定性、电力系统并行计算、可再生能源并网、HVDC和FACTS技术。E-mail: eeliujun@mail.xjtu.edu.cn

(编辑 魏小丽)