第 49 卷 第 5 期：1795-1809 高电压技术 Vol.49, No.5: 1795-1809
2023 年 5 月 31 日 High Voltage Engineering May 31, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221887

基于自注意力生成对抗网络的电力设备在线监测缺失数据填补

周远翔[1,2]，林孟龙[1]，陈健宁[2]，白　正[2]，陈　明[3]
（1. 电力系统及大型发电设备安全控制和仿真国家重点实验室风光储分室(新疆大学电气工程学院)，乌鲁木齐 830047; 2. 电力系统及大型发电设备安全控制和仿真国家重点实验室(清华大学电机系)，北京 100084; 3. 国网福建省电力有限公司厦门供电公司，厦门 361004）

摘　要：电力设备的在线监测系统常出现不同程度的数据缺失，而传统的缺失数据填补模型精度较低。因此提出一种基于自注意力生成对抗网络(self-attention generative adversarial networks，SA-GAN)的电力设备在线监测缺失数据填补模型。首先搭建基于自注意力机制的时间序列填补模型，并对权重融合模块进行改进，然后将时间序列填补模型作为生成器，构造对应的判别器与损失函数，提出了具有自注意力机制的生成对抗网络 SA-GAN，对电力设备在线监测数据进行缺失填补。最后通过实际工程中的电力变压器、高压电缆在线监测数据对模型进行训练与测试，验证了模型的有效性。结果表明，通过局部遮掩对 110 kV 变压器在线监测数据进行自然缺失模拟并通过各类缺失填补模型进行补全时，SA-GAN 模型的平均绝对误差(mean absolute error，MAE)最高为 0.11，均方根误差(root mean square error，RMSE)最高为 0.17，较其他模型分别至少降低 19.10%、14.07%，验证了 SA-GAN 模型的有效性；对 9.51%自然缺失率下的 220 kV 高压电缆在线监测数据进行填补时，SA-GAN 模型的 MAE 为 0.58，RMSE 为 0.84，较其他模型分别至少降低 21.71%、14.43%，表明该模型可在电力设备状态异常且部分监测数据缺失的条件下有效恢复缺失数据。此外，经 SA-GAN 模型填补之后的数据有效提高了高压电缆序列的预测精度，间接验证了 SA-GAN 模型缺失数据填补的有效性。

关键词：自注意力；生成对抗网络；在线监测；缺失数据填补；时序特征

Missing Data Imputation for Online Monitoring of Power Equipment Based on Self-attention Generative Adversarial Networks

ZHOU Yuanxiang[1,2], LIN Menglong[1], CHEN Jianning[2], BAI Zheng[2], CHEN Ming[3]
(1. Wind Solar Storage Division of State Key Laboratory of Power System and Generation Equipment (School of Electrical Engineering, Xinjiang University), Urumqi 830047, China; 2. State Key Laboratory of Power System and Generation Equipment (Department of Electrical Engineering, Tsinghua University), Beijing 100084, China; 3. Xiamen Power Supply Company, State Grid Fujian Electric Power Company, Xiamen 361004, China)

Abstract: Different degrees of missing data frequently appear in the online monitoring system of power equipment, while the accuracy of traditional missing data imputation models is relatively low. Consequently, a self-attention generative adversarial networks (SA-GAN) based model is proposed to impute the missing online monitoring data of power equipment. Firstly, the time series imputation model based on the self-attention mechanism is built, and the weight fusion module is improved. Then, the time series imputation model is adopted as the generator, and the corresponding discriminator and loss function are constructed, so that the SA-GAN with the self-attention mechanism is proposed to impute the missing online monitoring data of power equipment. Finally, the model is trained and tested with online monitoring data of power transformers and high-voltage cables in actual projects to verify the effectiveness of the model. The results show that, when the online monitoring data of 110 kV transformers is partially masked to simulate natural data missing and filled by various imputation model, the mean absolute error (MAE) of the SA-GAN model is less than 0.11 and the root mean square error (RMSE) is less than 0.17, which are at least 19.10% and 14.07% lower than those of other models, verifying

基金资助项目：国家自然科学基金 (52037009；51977186)；国家电网有限公司科技项目 (5500202055087A0000)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52037009, 51977186), Science and Technology Project of SGCC (5500202055087A0000).

the validity of SA-GAN model. The MAE and RMSE of the SA-GAN model are 0.58 and 0.84 when the online monitoring data of 220 kV high-voltage cables are filled with 9.51% missing rate, which are at least 19.10% and 14.07% lower than those of other models, indicating that the model can effectively restore the missing data when the power equipment is abnormal and the monitoring data partially miss. Moreover, the data imputed by the SA-GAN model can effectively improve the prediction accuracy of high-voltage cable sequences, indirectly verifying the effectiveness of missing data imputation of the SA-GAN model.

Key words: self-attention; generative adversarial network; online monitoring; missing data imputation; time series features

0 引言

新型电力系统是推动我国经济发展、实现“碳达峰、碳中和”目标的关键所在[1-2]。基于数据驱动的电力装备数字孪生模型[3-5]将广泛应用于输变电设备全生命周期管理的各个环节，助力新型电力系统运维向智能化、精益化、高效化转型。但是，高压电力设备在线监测数据的采集、测量、传输、处理等各个环节均可能因传感器故障、通讯中断或信号受到干扰等，使在线监测数据存在缺失、数据质量下降[6-7]。然而，完整、准确的在线监测数据是电力设备数字孪生模型开展状态监测和时序预测的基础，存在缺失的数据一方面无法准确反映电力设备的工作状态，另一方面会导致装置误报警、漏报警，为电力设备带来安全隐患，影响电力设备的运维决策[8]。因此，研究电力设备在线监测缺失数据填补对电力设备数字孪生建设及新型电力系统的安全稳定运行至关重要。

目前时间序列缺失填补主要分为以下 3 种方法：一是直接删除，但会造成数据信息的缺失，使用较少。二是基于数学统计的填补方法[9]，通常采用中位数(median)填补、均值填补等，此类方法只关注数据的统计特征，没考虑数据间的相关性与数据的时序特征。三是基于机器学习[10-11]的填补方法，主要包括最大似然期望插值、k 最近邻(k-nearest neighbor，KNN)[12]、矩阵分解理论[13]等，具有模型简单、参数较少、计算花费小等优点。基于机器学习的模型主要通过数据分布假设与参数估计或特征向量欧式距离计算与插值的方法实现缺失数据填补。然而，一方面，电力设备在线监测不同状态量之间基本不受物理拓扑影响，相对独立，电力设备不同类型在线监测数据的分布不尽相同，同时电力设备在线监测数据会受到电力设备固有的机械、电气内部复杂性和设备故障信号固有的传播衰减、耦合干扰、反射振荡等特性影响，数据的分布难以确定，机器学习假设的分布与其实际分布不一定相符；另一方面，电力设备在线监测主要获得设备绝缘性能参数，而电气绝缘具备明显的老化过程，具有显著的时序性，传统的机器学习模型几乎只关注数据本身的统计学特征，忽视了时间序列数据中的时序特征。因此，机器学习模型难以胜任电力设备在线监测数据的填补任务。

近年来，深度学习方法在缺失数据填补领域应用广泛，文献[14]提出基于循环神经网络(recurrent neural networks，RNN)的时间序列数据缺失填补方法，较机器学习模型获得了更高的填补精度。但 RNN 属于序列模型，采用序列化方式进行信息处理，需要大量的计算时间，且难以实现并行处理。然而，实现快速的缺失数据填补，对提高电力系统在线监测系统的可靠性至关重要。因此，部分学者提出了自注意力机制时间序列填补(self-attention based imputation for time series，SAITS)模型[15]，其使用的自注意力(self-attention，SA)机制[16]能在获取全局信息的同时完成并行训练，对不同类型的时序数据均有较高的填补精度和速度。但 SAITS 模型对样本分布的拟合能力还有待提高，Goodfellow 提出的生成对抗网络 (generative adversarial networks，GAN)[17]是一种生成模型，可以无监督地学习到高维复杂的数据分布，生成符合真实样本分布规律的数据，目前广泛应用于电力系统数据样本增强领域[18-21]。文献[22]针对 GAN 过去采用 Jensen-Shannon(JS)散度、Wasserstein 距离衡量数据分布时出现的梯度消失问题进行优化改进，提出了光伏数据缺失重构方法，实现了多特征缺失数据并行重构，说明 GAN 网络能够很好地学习到光伏数据真实样本潜在的特征；文献[23]提出了基于 GAN 的负荷数据缺失填补模型，提高了负荷数据的质量，验证了 GAN 具备提取负荷数据间存在的时序特征和相关性的能力。

综上所述，现有模型无法满足在线监测状态量

缺失数据填补精度和速度的需求，且模型训练使用的数据集与实际工程存在自然缺失的数据集有较大差异。针对以上问题，本文利用自注意力机制提取单一序列的自相关信息和多维状态量间的互相关信息获取不同在线监测状态量数据间的相关性，再结合生成对抗网络学习数据分布、挖掘时序特征，提出一种基于自注意力生成对抗网络(self-attention generative adversarial networks，SA-GAN)的电力设备在线监测缺失数据填补模型，并通过实际工程中的变压器与电力电缆在线监测数据集对模型的理论有效性与工程适用性进行验证。

1 在线监测缺失数据填补模型

1.1 任务描述

实际工程中采集的电力设备在线监测数据一般为 $T\times S$ 的离散时间序列矩阵 $\boldsymbol{X}$，其中 T 为时间窗长度，S 为在线监测状态量的维度。引入维度为 $T\times S$ 的二值掩码矩阵 $\boldsymbol{M}$ 对时间序列中缺失情况进行表征，采集数据出现缺失时对应的元素值为 0，否则为 1，则含有缺失的数据 $\hat{\boldsymbol{X}}$ 可由输入 $\boldsymbol{X}$ 与 $\boldsymbol{M}$ 表示，如式(1)所示。

$$\hat{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{M}\odot\boldsymbol{X} \tag{1}$$

式中⊙为矩阵的哈达玛积运算。

定义数据填补模型输出的时间序列矩阵为 $\overline{\boldsymbol{X}}$，模型在填补缺失数据的同时，也将原始未缺失数据进行了生成和替换，此时定义最终模型输出的完整序列矩阵为 $\tilde{\boldsymbol{X}}$。$\tilde{\boldsymbol{X}}$ 中应保留原数据未缺失部分、并将缺失的部分用模型填补的数据进行填补。计算方法如式(2)所示。

$$\tilde{\boldsymbol{X}} = \hat{\boldsymbol{X}} + (\boldsymbol{E} - \boldsymbol{M})\odot\overline{\boldsymbol{X}} \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{E}$ 为维度与 M 相同、元素全为 1 的矩阵。

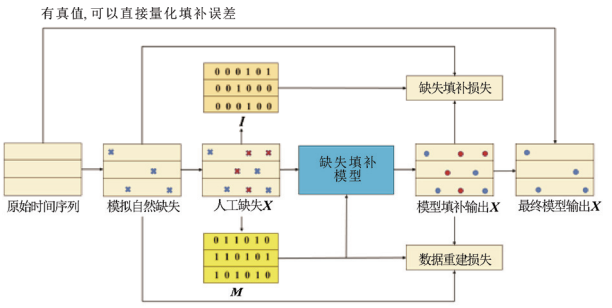
为实现缺失数据填补，引入维度同为 $T\times S$ 的二值掩码矩阵 $\boldsymbol{I}$ 对数据进行人工缺失，人工缺失处理时对应的矩阵元素值为 1，否则为 0，通过量化人工缺失数据的填补损失和原始存在数据的重建损失对模型进行训练。目前用于验证填补模型准确性的方法主要有两种：一种是使用无自然缺失数据的时间序列进行验证，此时序列中真值已知，可在样本生成前先通过二值掩码矩阵对其进行模拟自然缺失，隐藏该部分数据的真值。完成样本划分后再引入人工缺失，使用的方法与模拟自然缺失相同，用于模型训练时对模型参数进行优化，最终利用提出的缺失数据填补模型得到填补数据后，与前述通过模拟自然缺失隐藏的真实数据进行误差计算即可直接量化填补精度，验证模型的填补性能，方法示意图如图 1(a)所示。另一种是使用存在自然缺失数据的时间序列进行填补并验证，由于序列中自然缺失部分的真实数据始终未知，这部分误差无法直接量化，此时利用模拟自然缺失数据按照上述流程对不同模型的填补误差进行衡量，并通过对比填补与否对序列预测结果的精度影响来间接量化填补误差，方法示意图如图 1(b)所示。

1.2 基于 SA-GAN 的电力设备在线监测缺失数据填补模型

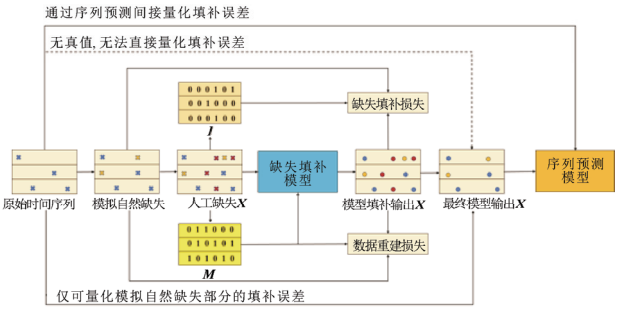
1.2.1 基于自注意力机制的时间序列缺失填补模型

时序数据缺失填补本质是回归问题，模型对观测到的数据和缺失数据位置进行学习，根据学到的数据特征填补缺失数据。SA 机制[16]通过权重概率分配，能实现对重要信息的关注，适合缺失填补任务。输入 $\boldsymbol{X}$ 经过 3 种不同的线性变换得到查询矩阵 $\boldsymbol{Q}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}$、值矩阵 $\boldsymbol{V}$，数据经自注意力机制运算后的输出为 $\boldsymbol{X}$ 中所有特征的加权矩阵，计算方法如式(3)、式(4)所示：

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{Q}}\\ \boldsymbol{K} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{K}}\\ \boldsymbol{V} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{V}}\end{cases} \tag{3}$$



(a) 使用无自然缺失时间序列验证填补准确性



(b) 使用含自然缺失时间序列验证填补准确性

图 1 时间序列缺失数据填补及准确性验证示意图

Fig.1 Scheme of time series missing data imputation and accuracy verification

$$\mathrm{SA}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{Softmax}(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}})\boldsymbol{V}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{V} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{Q}}$、$\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{K}}$、$\boldsymbol{W}_{\boldsymbol{V}}$分别为模型学习到的参数矩阵；SA($\boldsymbol{Q}$,$\boldsymbol{K}$,$\boldsymbol{V}$)为自注意力函数；$\boldsymbol{A}$为注意力头部权重矩阵；Softmax 为常用的激活函数；d_k为键矩阵 $\boldsymbol{K}$ 的维度。

目前，SAITS 模型应用了 SA 机制，由 2 个对角掩码多头自注意力机制[24-25](diagonally masked multi-head self attention，DMMHSA)模块和 1 个权重融合模块组成，有较好的缺失填补精度。首先将 $\boldsymbol{X}$ 与 $\boldsymbol{M}$ 拼接后输入到模型中，经线性层映射后再进行位置编码(position embedding，PE)，使模型能够感知输入数据位置信息，计算方法如式(5)所示。

$$\begin{cases}\mathrm{PE}(p,2c)=\sin(p/10\,000^{2c/d_{\mathrm{PE}}})\\ \mathrm{PE}(p,2c+1)=\cos(p/10\,000^{2c+1/d_{\mathrm{PE}}})\end{cases} \tag{5}$$

式中：PE(p, c)为表征时间序列各元素相对位置的编码函数，可将各元素在时间序列中的位置索引从 1 维非负整数域映射到 d_{PE} 维实数空间；p 为各元素在时间序列中的位置索引；2c、2c+1 分别为位置编码向量的偶数、奇数维度下标；d_{PE} 为位置编码向量的维度。

完成位置编码后输出矩阵为 $\boldsymbol{e}$，通过式(3)计算 $\boldsymbol{e}$ 的 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 矩阵进行，并进一步通过对角掩码函数、自注意力计算函数得到单头自注意力输出结果 $\boldsymbol{h}_i$，最终通过多头自注意力融合计算函数得到输出 $\boldsymbol{f}$。计算方法如式(6)—式(9)所示。

$$\mathrm{DM}(\boldsymbol{Y})(i,j)=\begin{cases}-\infty, & i=j\\ \boldsymbol{Y}(i,j), & i\neq j\end{cases} \tag{6}$$

$$\mathrm{DMSA}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{Softmax}(\mathrm{DM}(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}))\boldsymbol{V} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{h}_i=\mathrm{DMSA}(\boldsymbol{Q}_i,\boldsymbol{K}_i,\boldsymbol{V}_i) \tag{8}$$

$$\boldsymbol{f}=\mathrm{DMMHSA}(\boldsymbol{e})=\mathrm{Concat}(\boldsymbol{h}_1,\boldsymbol{h}_2,\cdots,\boldsymbol{h}_h)\boldsymbol{W}_O \tag{9}$$

式中：DM($\boldsymbol{Y}$)为对角掩码函数；$\boldsymbol{Y}$ 为输入矩阵；i、j 分别为 $\boldsymbol{Y}$ 矩阵的行、列索引；DMSA($\boldsymbol{Q}$, $\boldsymbol{K}$, $\boldsymbol{V}$)为自注意力计算函数；DMMHSA($\boldsymbol{e}$)为多头自注意力融合计算函数；Concat 为矩阵拼接函数；$\boldsymbol{h}_i$ 为多头注意力机制中第 i 个头，且每个头的 $\boldsymbol{Q}_i$、$\boldsymbol{K}_i$、$\boldsymbol{V}_i$ 可以通过式(3)计算得到；$\boldsymbol{W}_O$ 为模型学到的权重矩阵。

再将 $\boldsymbol{f}$ 通过前馈网络(feed-forward networks，FFN)层运算得到矩阵 $\boldsymbol{z}$，其中 FFN 层的计算方法如式(10)所示，运算流程图如图 2 所示。

$$\mathrm{FFN}(\boldsymbol{f})=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{f}\boldsymbol{W}_1+\boldsymbol{b}_1)\boldsymbol{W}_2+\boldsymbol{b}_2 \tag{10}$$

式中：FFN($\boldsymbol{f}$)为前馈网络函数；ReLU 为深度学习常用的激活函数；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{b}_1$、$\boldsymbol{W}_2$、$\boldsymbol{b}_2$ 分别为 2 个全连接层的权重和偏置参数。

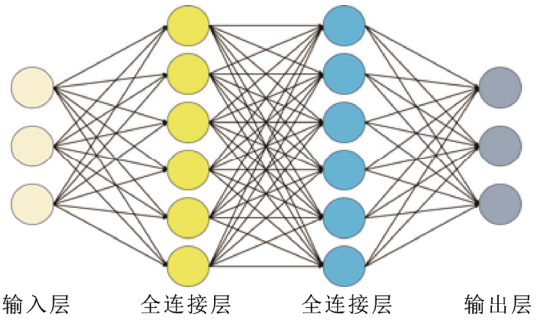


图 2 FFN 层流程图

Fig.2 The flowchart of FFN

由图 2 可知，FFN 层由 2 个全连接层和 1 个激活函数组成，用于强化数据的非线性表示，不改变输入数据的维度。

最后，将 $\boldsymbol{z}$ 经过线性层映射得到模块一的输出 $\tilde{\boldsymbol{X}}_1$，完成原始存在数据的重建、人工缺失与自然缺失数据的填补。SAITS 模型的模块二亦为 DMMHSA 模块，输入为 $\tilde{\boldsymbol{X}}_1'$，其中定义完成位置编码后的输出矩阵为 $\boldsymbol{\alpha}$、通过前馈网络层运算得到矩阵为 $\boldsymbol{\beta}$，通过 $\tilde{\boldsymbol{X}}_1$ 与输入 $\boldsymbol{X}$ 经式(2)方法计算得到，输出为 $\tilde{\boldsymbol{X}}_2$，运算流程同上。再结合模块三权重融合模块，计算出 $\tilde{\boldsymbol{X}}_1$ 与 $\tilde{\boldsymbol{X}}_2$ 的不同权重，进而得到最终的输出。

1.2.2 基于 SA-GAN 的电力设备在线监测缺失数据填补模型

为进一步提升缺失填补模型的精度，本文首先搭建了基于自注意力机制的时间序列填补模型，对模型权重融合模块进行改进，增加可学习参数，实现了对来自不同注意力机制头部的加权融合。然后将时间序列填补模型作为生成器，并构造对应的基于自注意力机制的判别器，同时构造损失函数优化模型训练过程，提出具有自注意力机制的生成对抗网络 SA-GAN，对电力设备在线监测数据进行缺失填补，模型结构如图 3 所示。

SA-GAN 模型由生成器(generator，G)、判别器(discriminator，D)构成。生成器中①、②部分沿用 SAITS 模型的 DMMHSA 模块，较 SAITS 模型具体改进如下：

1）优化权重融合模块

生成器中③部分为权重融合模块，SAITS 模型在 DMMHSA 模块权重融合时直接取平均值，模糊了不同注意力机制头部的信息差异。SA-GAN 模型在权重融合模块引入反向传播参数，实现了多头注

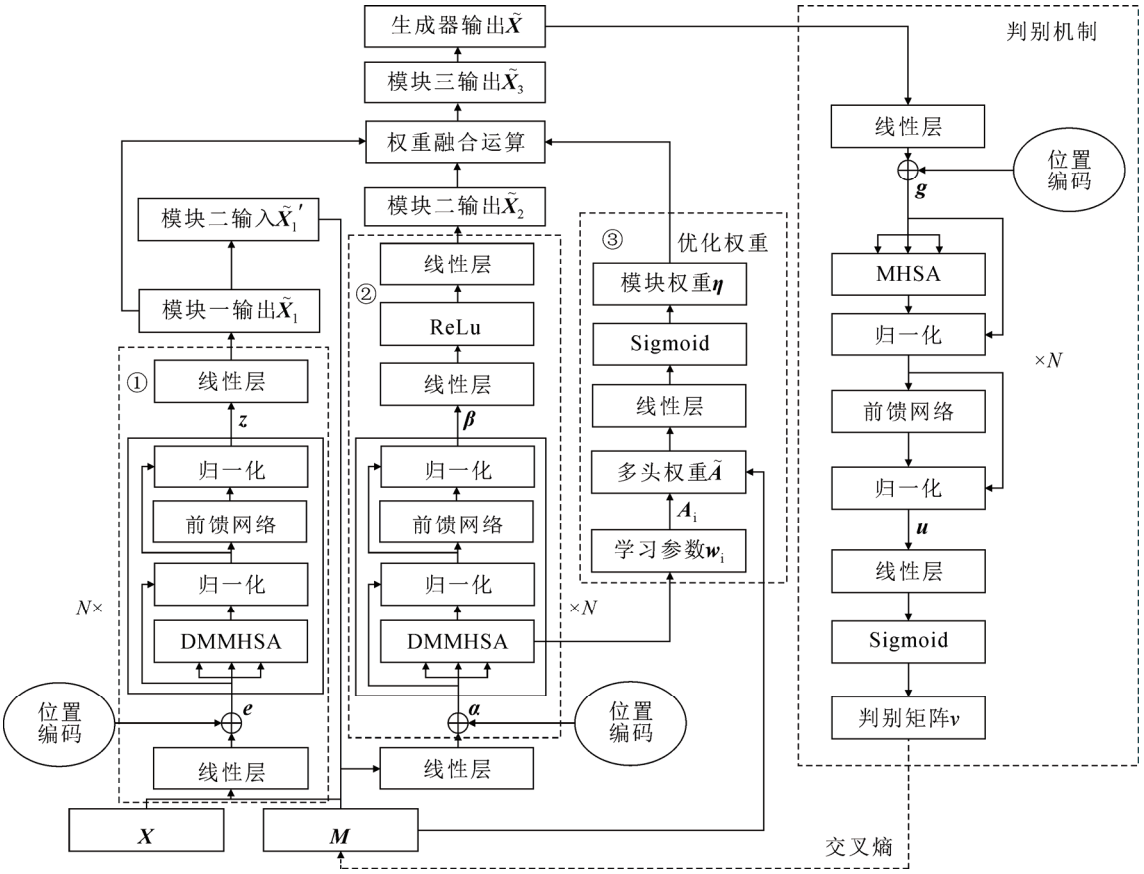


图 3 SA-GAN 模型结构图

Fig.3 The structure of SA-GAN model

意力机制权重的合理分配。然后计算以上 2 个 DMMHSA 模块的权重，将 $\tilde{X}_1$、$\tilde{X}_2$ 进行组合，获得模块三输出，并与原输入数据组合，得到最终输出。计算方法如式(11)所示。

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{A}} = \sum_{i}^{h} \boldsymbol{w}_i \boldsymbol{A}_i \\ \boldsymbol{\eta} = \text{Sigmoid}(\text{Concat}(\hat{\boldsymbol{A}}, \boldsymbol{M})\boldsymbol{W}_\eta + \boldsymbol{b}_\eta) \\ \tilde{\boldsymbol{X}}_3 = (\boldsymbol{E} - \boldsymbol{\eta}) \odot \tilde{\boldsymbol{X}}_1 + \boldsymbol{\eta} \odot \tilde{\boldsymbol{X}}_2 \\ \tilde{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{M} \odot \boldsymbol{X} + (\boldsymbol{E} - \boldsymbol{M}) \odot \tilde{\boldsymbol{X}}_3 \end{cases} \tag{11}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{A}}$ 为加权后的 DMMHSA 头部注意力矩阵；w_i 为模型经反向传播计算得到单个 DMSA 头部的权重；$\boldsymbol{A}_i$ 为计算得到的单个 DMSA 头部注意力矩阵；$\boldsymbol{\eta}$ 为融合后的权重系数矩阵；Sigmoid 为常用的激活函数；$\boldsymbol{W}_\eta$、$\boldsymbol{b}_\eta$ 为权重和偏置参数；$\tilde{\boldsymbol{X}}_3$ 为模块三输出数据；$\tilde{\boldsymbol{X}}$ 为生成器最终输出。

2）引入判别机制

相较 SAITS 模型，SA-GAN 模型引入判别器结构，构建了具有自注意力机制的生成对抗网络训练框架。判别器的任务是区分输入数据中哪些值是原始数据，哪些值是生成器的填补数据，进而实现缺失数据填补质量评价功能，提升生成器的数据填补能力。判别器应用的是 MHSA 模块，将 $\tilde{\boldsymbol{X}}$ 输入到模块中，经过判别器运算得到判别结果矩阵 $\boldsymbol{v}$，计算方法如式(12)所示。

$$\begin{cases} \boldsymbol{g} = [\tilde{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{W}_d + \boldsymbol{b}_d] + \boldsymbol{p}_d \\ \boldsymbol{u} = (\text{FFN}(\text{MHSA}(\boldsymbol{g})))^N \\ \boldsymbol{v} = \text{Sigmoid}(\boldsymbol{u}\boldsymbol{W}_v + \boldsymbol{b}_v) \end{cases} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{g}$ 为判别器的输入；$\boldsymbol{W}_d$、$\boldsymbol{b}_d$ 分别为权重和偏置参数；$\boldsymbol{p}_d$ 为 PE 矩阵；$\boldsymbol{u}$ 为经过 N 次 MHSA 层、FFN 层运算后的输出；$\boldsymbol{v}$ 为判别器最终输出矩阵，$\boldsymbol{v}$ 中每个元素代表该值被判别器判为原始数据的概率；$\boldsymbol{W}_v$、$\boldsymbol{b}_v$ 分别为权重和偏置参数。

3）构造损失函数

判别器输出矩阵 $\boldsymbol{v}$ 与 $\boldsymbol{M}$ 维度相同，$\boldsymbol{v}$ 中值为 1 代表判别器判断这个值为原始数据、$\boldsymbol{v}$ 中值为 0 代表判别器判断这个值为生成的填补数据。因此在计算 SA-GAN 模型损失函数时，判别器的损失函数构造为矩阵 $\boldsymbol{v}$ 与 $\boldsymbol{M}$ 的交叉熵损失，而 $\boldsymbol{M}$ 是已知矩阵，

使判别器处于有监督学习状态，可进一步提升判别器的判别能力。同时构造生成器的损失函数为矩阵 $\boldsymbol{v}$ 与 $\boldsymbol{E}-\boldsymbol{M}$ 的交叉熵损失，再结合生成器中原始数据的重建损失与人工缺失数据的填补损失共同构成生成器的损失函数。可以看出，判别器对生成的填补数据交叉熵损失越大，生成器损失越小，此时生成器与判别器处在相互对抗的过程。

2 SA-GAN 模型结构

2.1 SA-GAN 模型结构设计

经试验验证，通过增加 DMMHSA 模块可一定程度上提升 SAITS 模型的填补精度，但同时使得模型训练需要的计算资源急剧增加，单纯通过增加 DMMHSA 模块带来的边际效益过低[15]，因此 SA-GAN 模型生成器中沿用 2 个 DMMHSA 模块数量。SA-GAN 模型中每个模块的数据维度变换与模型参数有关，而微软开发了自动神经网络(neural network intelligence，NNI)工具，可通过设置超参数的搜索空间，使用模型的损失函数作为性能指标，进而获得较理想的超参数组合。本文算例分析中 SA-GAN 模型、其他深度学习对比模型使用的超参数组合均为调用 NNI 工具得到的较优超参数组合，统一设置试验次数为 200。以高压电缆在线监测缺失数据填补为例，参数范围及调用 NNI 工具确定的 SA-GAN 模型参数如表 1 所示。

表 1 中，n_{layers} 为层数；n_{heads} 为 MHSA 中头的个数；d_{model} 为 SA 的隐变量维度；d_{inner} 为 FFN 的隐变量维度；d_q 为 $\boldsymbol{Q}$ 的维度；d_v 为 $\boldsymbol{V}$ 的维度；dropout rate 为丢弃率；learning rate 为学习率，在区间的 log uniform 分布上随机采样。

完成 SA-GAN 模型参数设置后，将预处理后的电力设备在线监测缺失数据输入 SA-GAN 模型中，数据在模型模块间的运算过程如图 4 所示，其中生成器中第 1 个 DMMHSA 模块和第 2 个 DMMHSA 模块结构相同，最终输出的数据维度相同，仅模型参数不同，图 4 生成器结构中仅展示第 1 个 DMMHSA 模块。同时根据输入样本的数据维度，能够计算出对应的生成器、判别器中各层输出数据的维度变化，分别如图 5(a)、图 5(b)所示。

生成对抗网络的训练过程是一个 min-max 过程，生成器和判别器相互博弈，生成器提升填补能力，判别器提升判别能力，迭代优化最终达到纳什平衡。模型训练次数(epoch)为 1000，采用提前终止

表 1 基于 NNI 的 SA-GAN 模型参数

Table 1 Parameters of SA-GAN model based on NNI

参数类型	参数名称	参数范围	取值
生成器	n_{layers}	{1,2,3,4,5,6,7,8}	3
	n_{heads}	{2,4,6,8}	8
	d_{model}	{64, 128, 256, 512, 1024}	512
	d_{inner}	{128, 256, 512, 1024, 2048, 4096}	256
	d_q	{8,16,32,64,128,256,512}	64
	d_k	{8,16,32,64,128,256,512}	64
	d_v	{32, 64, 128, 256, 512}	256
判别器	n_{layers}	{1,2,3,4,5,6,7,8}	3
	n_{heads}	{2,4,6,8}	2
	d_{model}	{64, 128, 256, 512, 1024}	128
	d_{inner}	{128, 256, 512, 1024, 2048, 4096}	128
	d_q	{8,16,32,64,128,256,512}	64
	d_k	{8,16,32,64,128,256,512}	64
	d_v	{32, 64, 128, 256, 512}	128
其他	dropout rate	{0,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5}	0
	learning rate	[0.0001,0.01] (log uniform)	0.0003

(early stopping)机制防止深度学习模型过拟合，其中模型在验证集上损失值(loss)不再降低之后等待的次数(patience)取 20，即 20 个 epoch 的 loss 没有下降即停止训练。

2.2 SA-GAN 模型损失函数

SA-GAN 模型将带有缺失的时间序列 $\boldsymbol{X}$ 引入人工缺失补 0 后输入到模型中，通过迭代优化生成器、判别器的损失函数来训练模型的缺失数据填补能力，最终模型填补数据 $\tilde{\boldsymbol{X}}_3$ 与 $\boldsymbol{X}$ 组合得到完整的输出数据 $\tilde{\boldsymbol{X}}$，完成缺失数据填补。由图 4 可知，SA-GAN 模型损失函数由两部分组成：

第一部分为判别器的损失函数。n 为样本数量，将判别器的输出 $\boldsymbol{v}$ 与生成器中 $\boldsymbol{M}$ 矩阵之间的交叉熵作为判别器的损失函数 l_{D}，计算方法如式(13)所示。

$$l_{\text{D}}=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\boldsymbol{M}\log_2(\boldsymbol{v})+(\boldsymbol{E}-\boldsymbol{M})\log_2(\boldsymbol{E}-\boldsymbol{v})) \tag{13}$$

第二部分为生成器的损失函数，包括无缺失数据的重建损失 l_{RL} 与人工缺失数据填补损失 l_{IL}，通过平均绝对误差(mean absolute error，MAE)计算。同时为了与判别器迭代优化，需要计算判别器的输出 $\boldsymbol{v}$ 与生成器中的 $\boldsymbol{E}-\boldsymbol{M}$ 矩阵之间的交叉熵 l_{GCE}，三部分相加作为生成器的损失函数 l_{G}，计算方法如式(14)—式(18)所示：

$$\text{MAE}(\tilde{\boldsymbol{X}},\boldsymbol{X},\boldsymbol{m})=\frac{\sum_{t=1}^{T}\sum_{s=1}^{S}\left|(\tilde{\boldsymbol{X}}-\boldsymbol{X})\odot\boldsymbol{m}_{t,s}\right|}{\sum_{t=1}^{T}\sum_{s=1}^{S}\boldsymbol{m}_{t,s}} \tag{14}$$

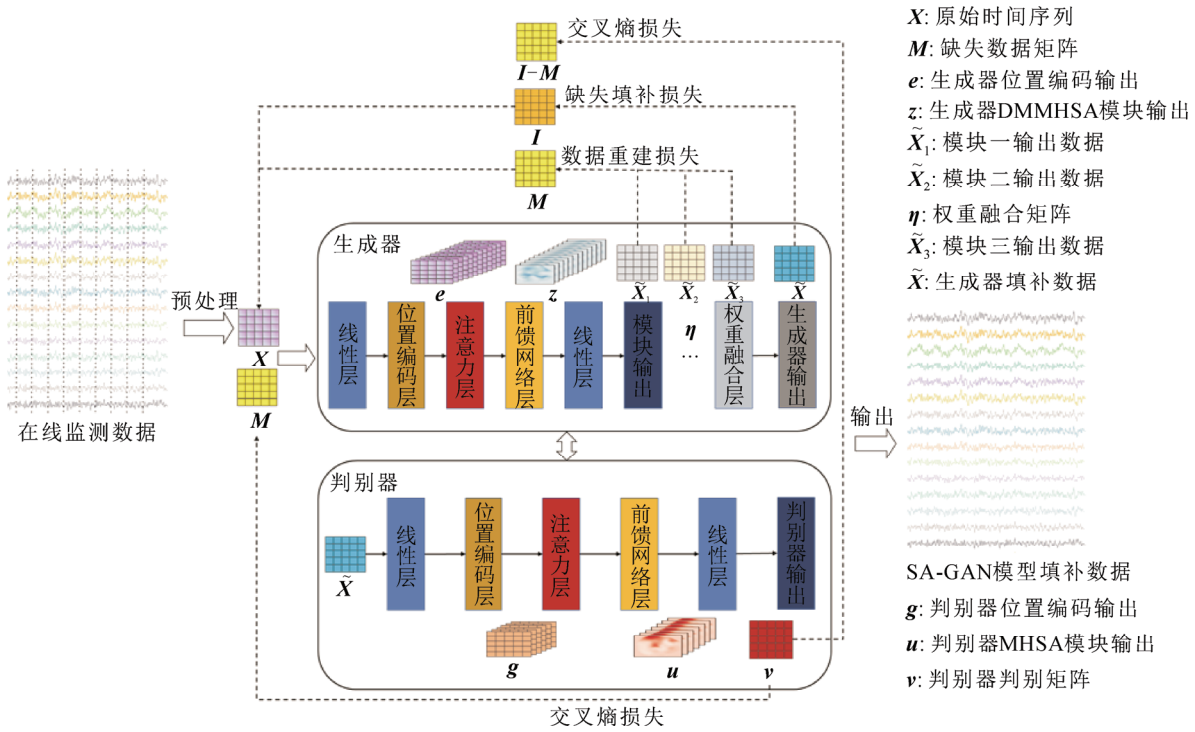
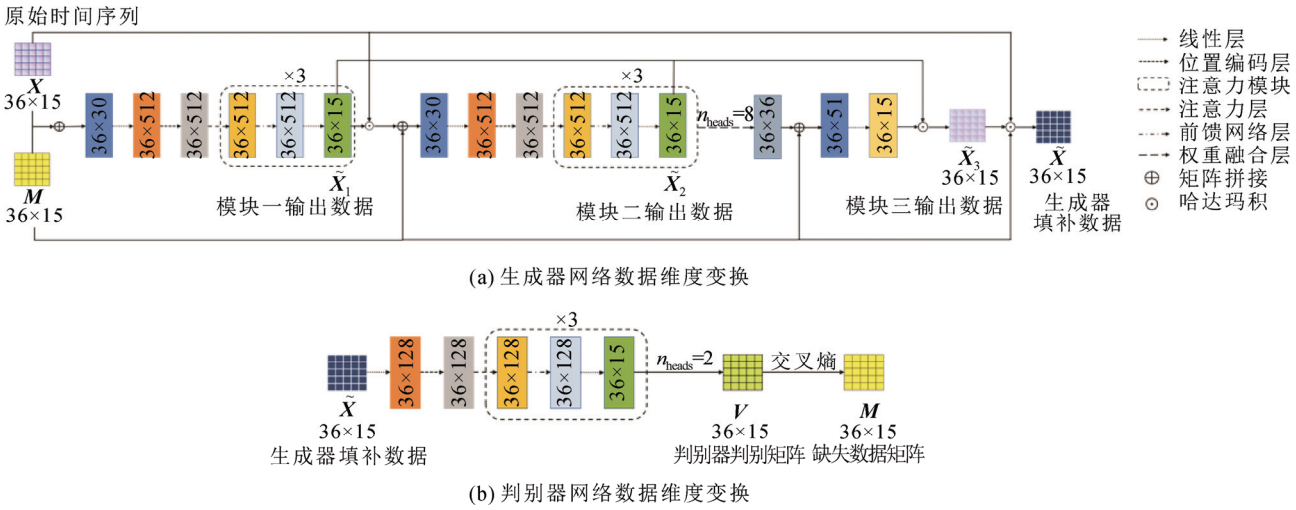


图 4　基于 SA-GAN 的在线监测缺失数据填补模型结构

Fig.4　Model structure of online monitoring missing data imputation based on SA-GAN



(a) 生成器网络数据维度变换

(b) 判别器网络数据维度变换

图 5　SA-GAN 模型的数据维度变换

Fig.5　Data dimensionality transformation of SA-GAN model

$$l_{\mathrm{RL}}=\frac{1}{3}(\mathrm{MAE}(\tilde{\boldsymbol{X}}_1,\boldsymbol{X},\boldsymbol{M})+\mathrm{MAE}(\tilde{\boldsymbol{X}}_2,\boldsymbol{X},\boldsymbol{M})+\mathrm{MAE}(\tilde{\boldsymbol{X}}_3,\boldsymbol{X},\boldsymbol{M})) \tag{15}$$

$$l_{\mathrm{IL}}=\mathrm{MAE}(\tilde{\boldsymbol{X}},\boldsymbol{X},\boldsymbol{I}) \tag{16}$$

$$l_{\mathrm{GCE}}=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}((\boldsymbol{E}-\boldsymbol{M})\log_2(\boldsymbol{v})+\boldsymbol{M}\log_2(\boldsymbol{E}-\boldsymbol{v})) \tag{17}$$

$$l_{\mathrm{G}}=l_{\mathrm{RL}}+l_{\mathrm{IL}}+l_{\mathrm{GCE}} \tag{18}$$

式中：$\boldsymbol{m}$ 为掩码矩阵，不同损失类型使用不同的掩码矩阵。

生成器和判别器通过不断优化各自的参数，在每一次对抗中分别提升生成器的生成能力和判别器的判别能力。

3　算例分析

本文共选取 2 个算例进行分析，其中算例 1 使用实际工程中 110 kV 变压器在线监测系统的无自然缺失数据集，所有缺失数据均具有对应的真实值，能够直接验证模型的有效性；算例 2 使用实际工程

中 220 kV 高压电缆在线监测系统存在自然缺失的数据集，同时算例 2 存在异常护层电流数据，因此设计试验将验证集、测试集中异常的护层电流数据进行人工缺失处理，以验证模型能否在电力设备状态异常且部分监测数据缺失的条件下对数据进行有效填补。同时，对算例 2 的填补数据开展序列预测，进而间接验证模型填补的有效性。

进行算例分析时，选取 Median 为基准线模型，并将 SA-GAN 模型与前推法(last observation carried forward，LOCF)填补模型、双向循环时间序列填补(bidirectional recurrent imputation for time series，BRITS)模型、双向循环生成对抗网络(bidirectional recurrent-generative adversarial network，BR-GAN)模型及 SAITS 模型进行对比，获得不同模型对缺失数据填补精度的影响。选取 MAE、均方根误差(root mean square error，RMSE)为模型评价指标，RMSE 计算方法如式(19)所示。

$$\mathrm{RMSE}(\tilde{\boldsymbol{X}},\boldsymbol{X},\boldsymbol{m})=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T}\sum_{s=1}^{S}(((\tilde{\boldsymbol{X}}-\boldsymbol{X})\odot\boldsymbol{m}_{t,s})^2)}{\sum_{t=1}^{T}\sum_{s=1}^{S}\boldsymbol{m}_{t,s}}} \tag{19}$$

3.1 数据预处理

针对无缺失 110 kV 变压器在线监测数据集，设置模拟自然缺失率为 10%~90%，模型训练过程中引入人工缺失率为 20%，模拟自然缺失是为了对训练后模型的填补精度进行直接量化，引入人工缺失是为了模型训练时对模型参数进行迭代优化，最终得到训练集样本数量为 3096、验证集样本数量为 387、测试集样本数量为 387。针对含有自然缺失的 220 kV 高压电缆在线监测数据，在含自然缺失数据基础上，引入 10%模拟自然缺失率计算不同填补模型的填补误差，再引入 20%人工缺失率用于模型训练，同时为验证模型能否在电力设备状态异常且部分监测数据缺失的条件下对数据进行有效填补，数据集划分策略如下：首先考虑 11 个月正常数据，划分训练集、验证集、测试集分别为 7 个月、2 个月、2 个月。将含有异常数据最后 1 个月按照时间顺序均等划分，将前 20 天含有“注意”状态的数据均等划分至训练集与验证集、将最后 10 天含有“注意”状态和“缺陷”状态的数据划分至测试集，并将验证集与测试集的异常护层电流数据全部缺失。划分好日期后采用滑动窗口方法生成样本，窗口长度为 36，对应 6 h 的数据采集量，滑动长度 18。对状态量进行标准化处理，最终得到训练集样本数量为 1790、验证集样本数量为 574、测试集样本数量为 550。数据预处理如表 2 所示。

3.2 110 kV 变压器在线监测缺失数据填补

数据集 ETTm1[26]是北京航空航天大学与北京国网富达科技发展公司收集的 110 kV 电力变压器 2 年的在线监测数据。ETTm1 无自然数据缺失，采样频率为 15 min/次，共计 69 680 个采样点，含有负载、温升等 7 个状态量，3 维可视化结果如图 6。

针对变压器在线监测数据集 ETTm1，在 90%模拟自然缺失率下，计算得到不同填补模型对变压器每一项在线监测状态量的填补误差，MAE 与 RMSE 的 3 维可视化结果如图 7 所示。

由图 7(a)、7(b)可知，不同类型的数据特性不同，填补的误差也不尽相同，但 SA-GAN 模型在每个在线监测状态量上表现均最优。

温升数据是变压器性能考核的关键指标，对变压器安全稳定运行至关重要，可用于量化评估变压器在线运行状态。故以温升数据为例，在 90%模拟自然缺失率下，选取 1000 组不同模型填补的温升数据与原始温升数据进行对比，考虑到 Median 模型误差较大，因此没有局部放大 Median 模型的填补数据，结果如图 8(a)所示。同时将 4 个不同位置 20 组数据 4 种深度学习模型填补的结果与真实数据对比，如图 8(b)—图 8(e)所示。1000 组不同模型填补数据 MAE 误差的箱型图如图 9 所示。

表 2 数据预处理

Table 2 Data preprocessing

项目	算例 1	算例 2
对象	110 kV 变压器	220 kV 高压电缆
有无自然缺失	无	有
有无异常数据	无	有
试验设计	模拟自然缺失、引入人工缺失	模拟自然缺失、引入人工缺失
特征缩放	标准化	标准化
样本生成	滑动窗口法	滑动窗口法
状态量数量	7	15
自然缺失率	0	9.51%
模拟自然缺失率	10%~90%	10%
人工缺失率	20%	20%
窗口长度	36	36
滑动长度	18	18
样本数据维度	36×7	36×15
样本数量	3870	2914
数据集划分	8:1:1	3:1:1

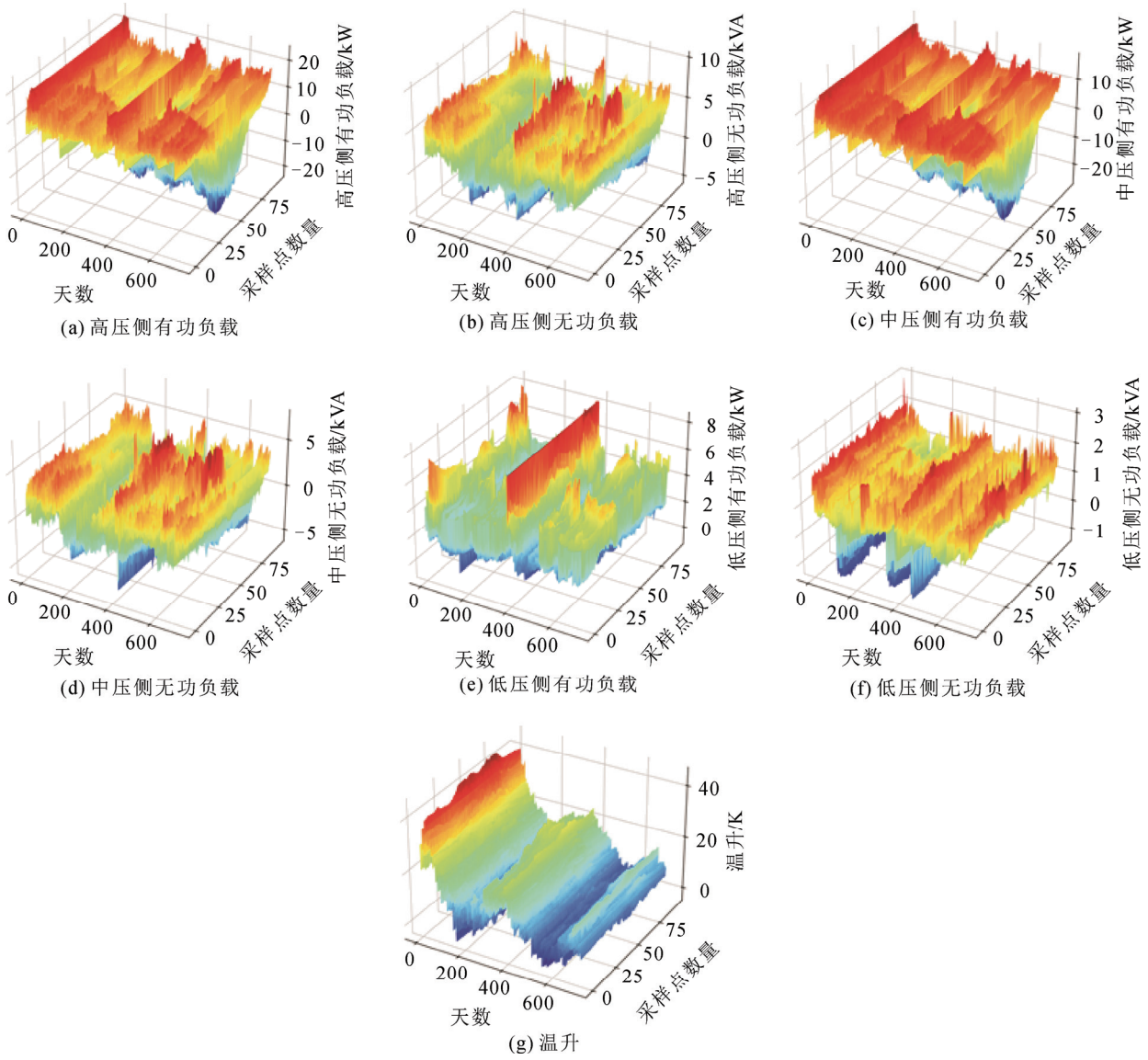


图 6　电力变压器在线监测状态量

Fig.6　Online monitoring features of power transformer

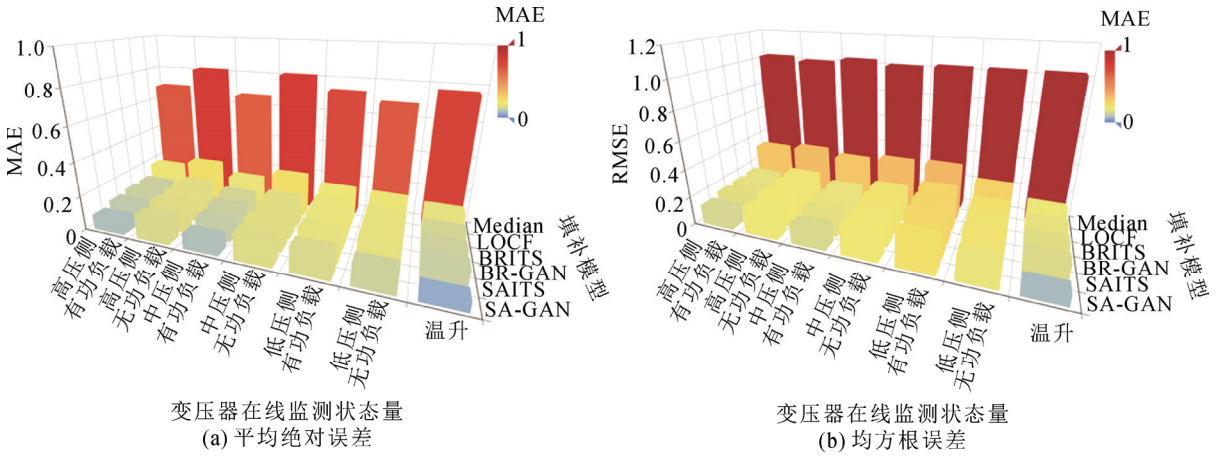


图 7　不同填补模型下变压器不同在线监测状态量的填补误差对比

Fig.7　Imputation error comparison of online monitoring features of power transformer under various models with missing rate of 90%

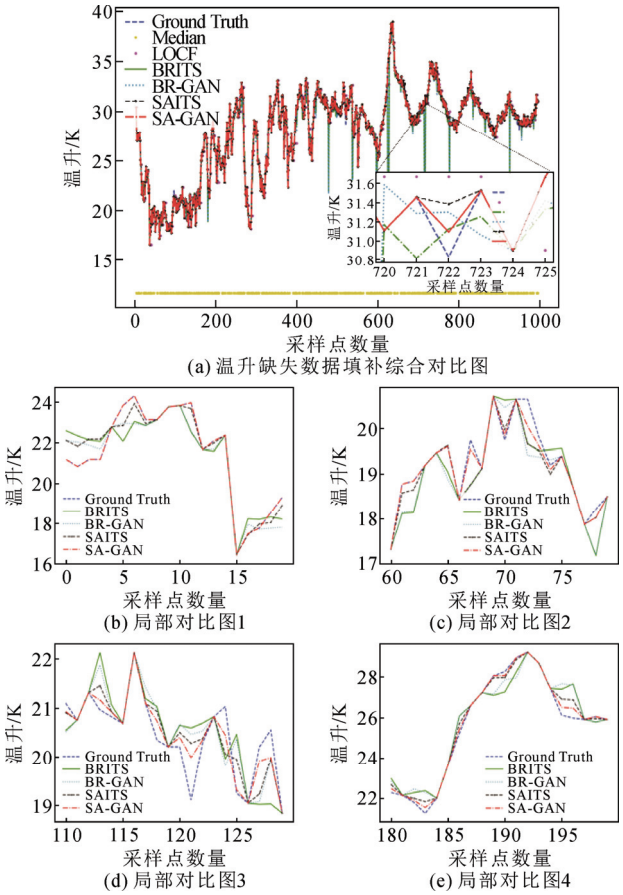


图 8 90%模拟自然缺失率下不同模型对温升数据填补效果对比

Fig.8 Effectiveness comparison of different models for imputing oil temperature data under 90 percent missing rate

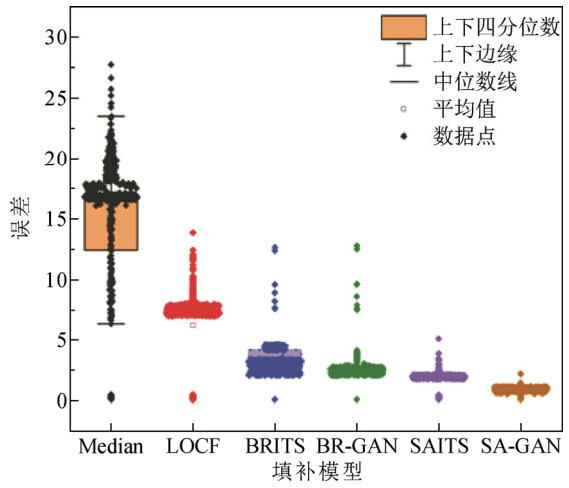


图 9 不同模型对温升数据的填补误差箱型图

Fig.9 Box chart of oil temperature imputation error under various models

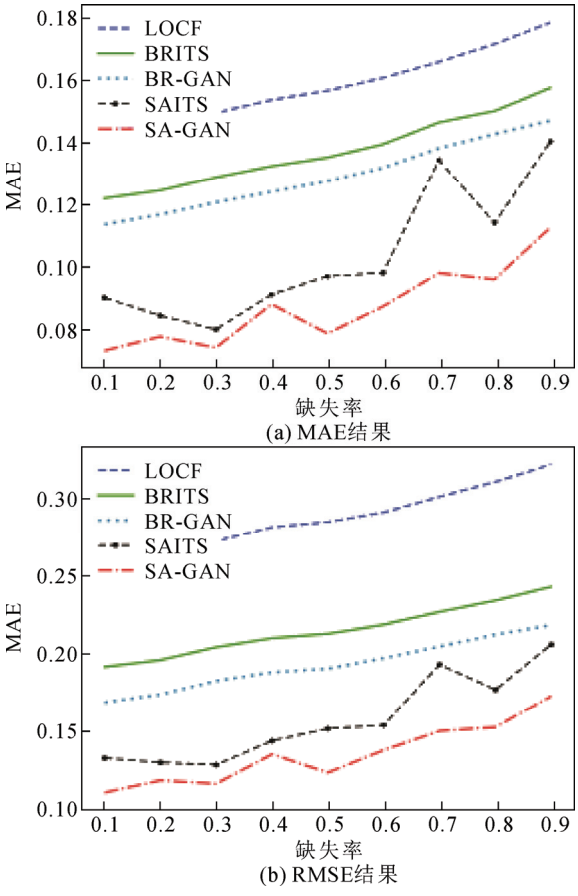


图 10 不同模型的填补 MAE、RMSE 结果

Fig.10 MAE and RMSE results of different models

由图 8(a)—图 8(e)可知，在 90%模拟自然缺失率下，相较其他几种模型，SA-GAN 模型的填补结果更接近真实值；BRITS 模型、BR-GAN 模型及 SAITS 模型和真实值变化趋势相同，但填补结果较真实值有一定误差；LOCF 模型在波动较大的数据点填补质量较差；Median 模型填补数据的质量最差，会对基于数据驱动的下游任务引入更高的误差。由图 9 可知，SA-GAN 模型较其他几种模型，填补误差更小，误差更集中，表明 SA-GAN 模型在 6 种模型中填补的数据最准确、最稳定。

不同模型在不同模拟自然缺失率下全部状态量数据的 MAE、RMSE 结果如图 10 所示。

由图 10 可知，SA-GAN 模型 MAE、RMSE 均是最优的。数据模拟自然缺失率为 90%时，SA-GAN 模型的 MAE 为 0.11，RMSE 为 0.17，较次优 SAITS 模型分别降低 19.10%、14.07%，说明 SA-GAN 能很好地拟合数据特征分布，对随机缺失、连续缺失数据有良好的填补能力。

综上所述，SA-GAN 模型可通过自注意力机制提取单一序列的自相关信息和多维状态量间的互相关信息来获取数据间的相关性，并结合生成对抗网

络拟合数据分布、提取时序特征，获得了更优的缺失数据填补效果。

3.3 220 kV 高压电缆在线监测缺失数据填补

本算例数据集是国家电网某 220 kV 高压电缆 1 号接头处全年的在线监测数据，包括三相负荷电流、护层电流、局部放电、介质损耗、温度等数据，采样频率为 10 min/次，共计 52 560 个采样点，自然缺失率为 9.51%。其中 2022 年 4 月 1 日 10:00:00 点之前监测到的数据均为正常数据，之后监测到的护层电流是异常数据，监测值明显大于正常值。根据国家电网公司企业标准《Q/GDW 11223—2014 高压电缆状态检测技术规范》判断 4 月 1 日至 29 日在线监测数据中护层环流监测量为“注意”状态，应加强监测，适当缩短巡视周期。而 30 日的在线监测数据中观测到护层电流超过 100 A，根据上述标准判断为“缺陷”状态，拟于 5 月 1 日停电检查，及时消缺。状态量的 3 维可视化展示结果如图 11 所示。

3.3.1 结果分析

对高压电缆在线监测数据进行缺失填补，得到不同填补模型对高压电缆不同在线监测状态量的填补误差，MAE 与 RMSE 的 3 维可视化结果如图 12 所示。

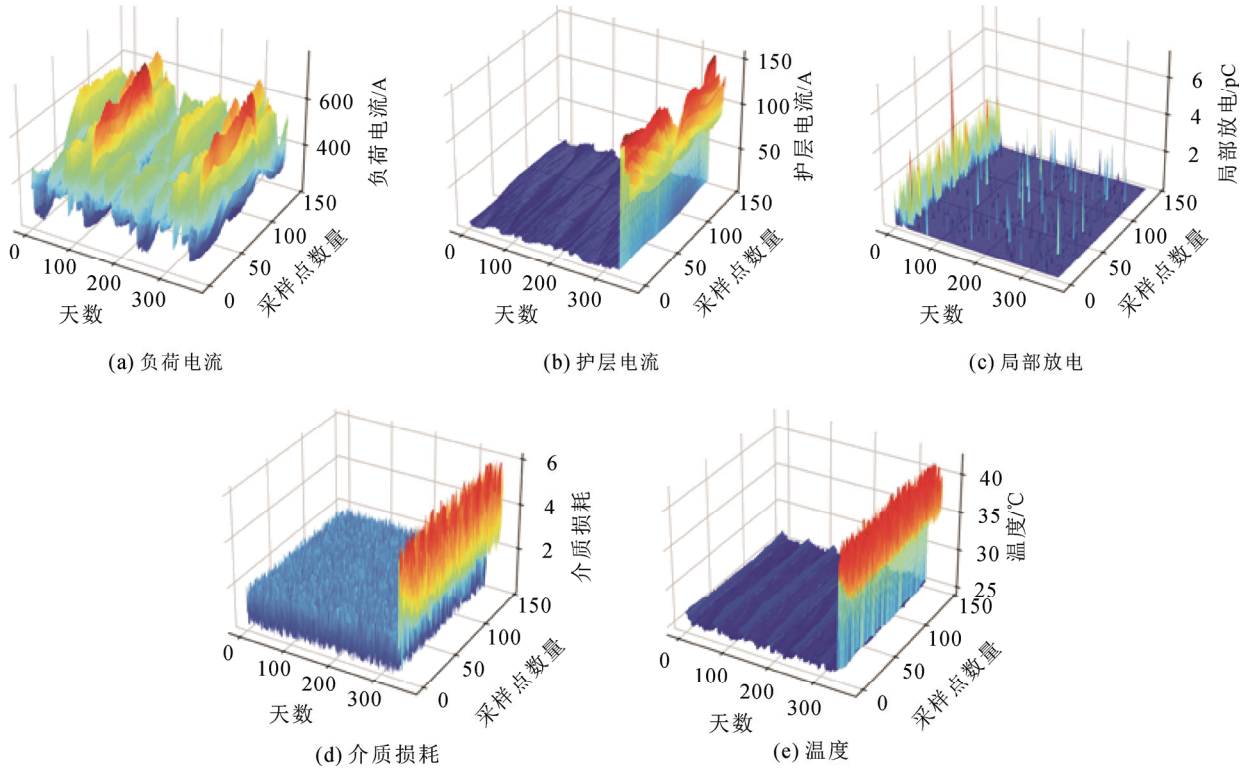


图 11 高压电缆在线监测状态量

Fig.11 Online monitoring features of high voltage cable

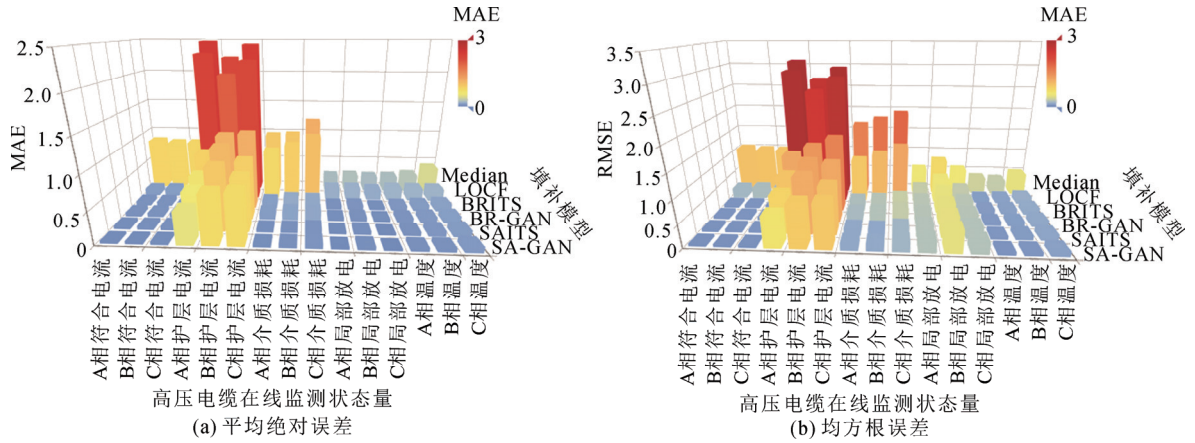


图 12 不同填补模型下高压电缆不同在线监测状态量的填补误差对比

Fig.12 Imputation error comparison of online monitoring features of high voltage cable under various models

由图 12(a)、12(b)可知，不同类别在线监测状态量的缺失数据填补误差各不相同，且由于数据集中电缆护层电流包含异常数据，因此不同模型对护层电流监测状态量进行缺失填补时误差均较大。

为验证本文所提模型是否具备工程应用价值，即在电力设备存在状态异常且在线监测系统数据缺失时，模型能否有效填补缺失数据，本文以 A 相护层电流为例，选取测试集中连续缺失的 200 组异常数据及发生异常前无缺失的 50 组数据，使用不同模型对缺失数据进行填补，结果如图 13 所示，不同模型填补 MAE 误差的箱型图如图 14 所示。

由图 13 可知，SA-GAN 模型不仅能够学习到护层电流发展的趋势，同时能根据其他状态量的变化很好地拟合护层电流的变化，在曲线“拐点”处的缺失填补效果为 6 种模型中最优。填补数值也大于 100 A，符合实际高压电缆运行情况，能对高压电缆的运行状态进行较准确的评价；而 SAITS 模型可学习到护层电流相近的变化趋势，但填补数据与真值存在一定误差；BRITS 和 BR-GAN 模型学习到一定的时序规律性，可用于正常状态运行下的缺失数据填补，但对含有异常的数据缺失不能很好地填补；LOCF 模型由于最后一个月中前 20 天已经有部分异常数据，因此较 Median 填补的值更接近实际值，但是两种模型均没有反应出变化趋势。由图 14 可知，SA-GAN 模型较其他几种模型，填补误差更小，误差更集中，表明 SA-GAN 模型填补的高压电缆在线监测异常数据是最稳定、最准确的。

使用不同模型对测试集中的异常护层电流进行数据填补，对其 MAE、RMSE 进行对比，结果如图 15 所示。

由图 15 可知，SA-GAN 模型填补异常护层电流的 MAE 为 0.58，RMSE 为 0.84，较次优 SAITS 模型分别降低 21.71%、14.43%。SA-GAN 模型在护层电流状态异常且数据缺失的情况下填补的数据与真值最接近、误差最低。分析可得，SA-GAN 模型通过提取多维状态量间的互相关信息对序列“拐点”进行识别，并结合异常护层电流时间序列自身的发展趋势进行缺失数据填补。因此在测试集三相护层电流异常数据缺失的情况下，SA-GAN 模型依然能够获得较好的填补效果。

3.3.2 序列预测

由于算例中的原始自然缺失数据没有真值，无法直接量化不同模型填补的自然缺失数据精度，为

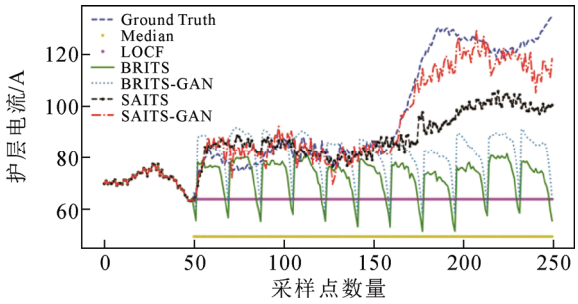


图 13 高压电缆异常护层电流数据不同模型填补效果对比

Fig.13 Comparison of different models under high voltage cable abnormal sheath current data

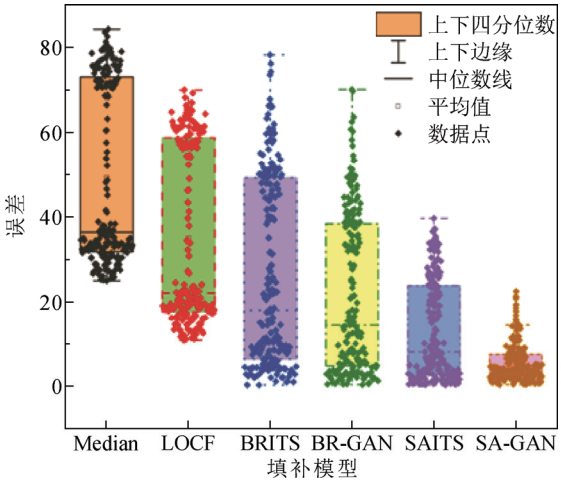


图 14 不同模型对护层电流数据的填补误差箱型图

Fig.14 Box chart of sheath current imputation error under various models

对填补模型的误差进行间接量化，进而验证模型的填补效果，分别利用长短期记忆网络(long short-term memory，LSTM)、双向长短期记忆网络(bi-directional long short-term memory，BiLSTM)、门控循环单元神经网络(gated recurrent unit，GRU)、双向门控循环网络(bi-directional gated recurrent unit，BiGRU)4 种时间序列预测模型对高压电缆的状态量进行预测。模型的输入是含自然缺失高压电缆数据在不同填补模型下填补得到的完整数据，包括 15 个状态量 6 h(36 个时间采样点)的数据，输出是模型预测的未来 1 h(6 个时间采样点)的数据。其中用于训练的 36 个时间采样点来自不同模型的填补数据，而 6 个预测点的真实数据来源于原始数据集。模型预测的误差仅对非自然缺失数据进行计算，即自然缺失数据位置上填补的数据不参与误差的计算。4 种预测模型的参数一致，批次大小（Batch）为 32、epoch 为 1000、learning rate 为 0.001，同样

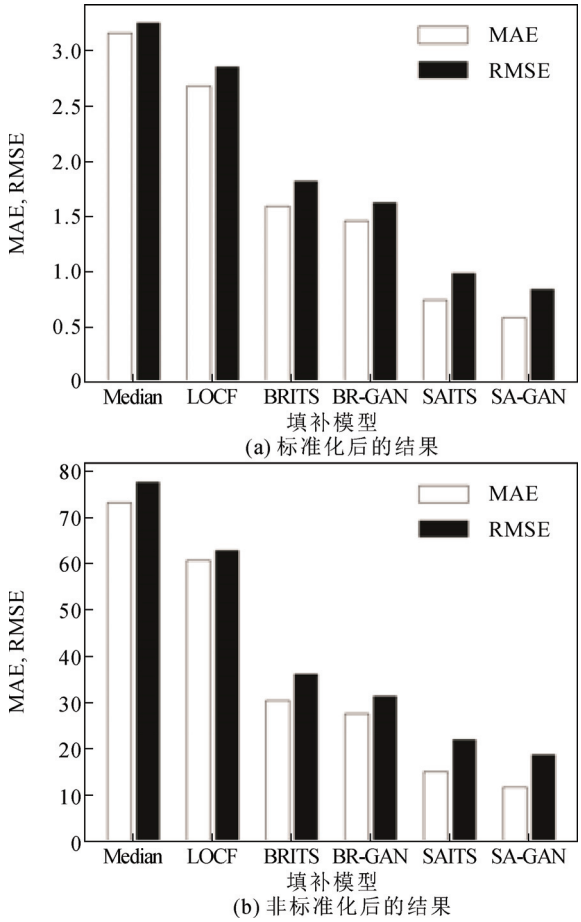


图 15 不同填补模型的 MAE、RMSE 结果

Fig.15 MAE and RMSE results of different models

采用 early stopping 机制防止模型过拟合，其中参数 patience 取 5，即 5 个 epoch 的 loss 没有下降即停止训练，预测结果如图 16 所示。

由图 16 可知，SA-GAN 模型的平均 MAE 为 3.05、平均 RMSE 为 7.67，较其他几种填补模型预测误差最低，较次优 SAITS 模型分别降低 17.95%、12.76%。由此可知，SA-GAN 模型提取了多维时间序列的分布特征，通过数据填补提高数据完整性，实现样本增强，提升了预测模型的泛化能力，使得预测模型能够捕获更加精确的信息，从而提高了预测结果精度，故使用 SA-GAN 模型填补后的数据开展序列预测的效果优于其他填补模型，间接验证了 SA-GAN 模型对缺失数据填补效果最优。同时也说明缺失数据的填补质量会影响高压电缆序列预测效果，进而影响高压电缆设备精益化管理水平。

4 结论

1）对 110 kV 变压器在线监测数据进行模拟自然缺失和填补，SA-GAN 模型的 MAE 最高为 0.11，

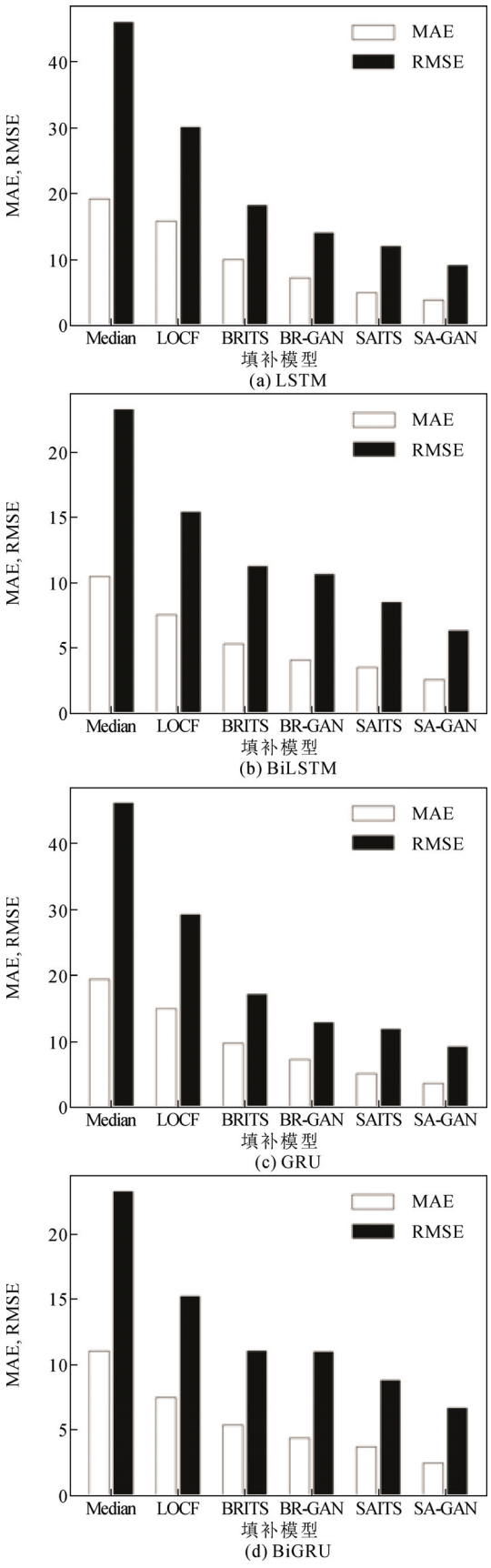


图 16 不同预测方法下不同模型填补数据 15 个状态量预测的 MAE、RMSE 结果

Fig.16 MAE and RMSE results of different forecasting models under different imputed data

RMSE 最高为 0.17，较其他模型分别至少降低 19.10%、14.07%。SA-GAN 模型可通过自注意力机制提取单一序列的自相关信息和多维状态量间的互相关信息来获取数据间的相关性，并结合生成对抗网络拟合数据分布、提取时序特征，获得了更优的缺失数据填补效果。

2）对状态异常且部分监测数据缺失的 220 kV 高压电缆在线监测数据进行填补，SA-GAN 模型的 MAE 为 0.58，RMSE 为 0.84，较次优 SAITS 模型分别降低 21.71%、14.43%。SA-GAN 模型通过提取多维状态量间的互相关信息对序列“拐点”进行识别，并结合异常护层电流时间序列自身的发展趋势对处于异常状态的护层电流缺失数据进行较为准确的填补。

3）基于不同模型填补的数据对高压电缆状态量进行序列预测，SA-GAN 模型的平均 MAE 和 RMSE 较 SAITS 模型分别降低 17.95%、12.76%。SA-GAN 模型提取了多维时间序列的分布特征，通过数据填补提高了数据完整性，实现了样本增强，提升了预测模型的泛化能力，因此使用该模型填补的数据开展序列预测的效果优于其他填补模型，间接验证 SA-GAN 模型对缺失数据的填补效果最优。

参考文献 References

[1] 周远翔，陈健宁，张 灵，等. “双碳”与“新基建”背景下特高压输电技术的发展机遇[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2396-2408.
ZHOU Yuanxiang, CHEN Jianning, ZHANG Ling, et al. Opportunity for developing ultra high voltage transmission technology under the emission peak, carbon neutrality and new infrastructure[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2396-2408.

[2] 辛保安，单葆国，李琼慧，等. “双碳”目标下“能源三要素”再思考[J]. 中国电机工程学报，2022，42(9)：3117-3125.
XIN Baoan, SHAN Baoguo, LI Qionghui, et al. Rethinking of the “three elements of energy” toward carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3117-3125.

[3] 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.

[4] 刘云鹏，刘一瑾，律方成，等. 数字孪生技术在输变电设备中的应用前景与关键技术[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1621-1633.
LIU Yunpeng, LIU Yijin, LÜ Fangcheng, et al. Application prospect and key technology of digital twin in power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1621-1633.

[5] 江秀臣，许永鹏，李曜丞，等. 新型电力系统背景下的输变电数字化转型[J]. 高电压技术，2022，48(1)：1-10.
JIANG Xiuchen, XU Yongpeng, LI Yaocheng, et al. Digitalization transformation of power transmission and transformation under the background of new power system[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 1-10.

[6] 李 岩，滕 云，冷欧阳，等. 数据驱动的输电线路在线监测装置可靠性评估[J]. 中国电机工程学报，2018，38(15)：4410-4419.
LI Yan, TENG Yun, LENG Ouyang, et al. Reliability evaluation of on-line monitoring device over transmission line based on data driven concept[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(15): 4410-4419.

[7] 郭 卫，周松霖，王 立，等. 电力电缆状态在线监测系统的设计及应用[J]. 高电压技术，2019，45(11)：3459-3466.
GUO Wei, ZHOU Songlin, WANG Li, et al. Design and application of online monitoring system for electrical cable states[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3459-3466.

[8] 苏 鑫. 电力变压器油色谱在线监测装置的故障识别[D]. 福州：福建工程学院，2019.
SU Xin. Fault identification of on-line oil chromatographic monitoring device for power transformer[D]. Fuzhou, China: Fujian University of Technology, 2019.

[9] KAISER J. Dealing with missing values in data[J]. Journal of Systems Integration, 2014, 5(1): 42-51.

[10] MIRANDA V, KRSTULOVIC J, KEKO H, et al. Reconstructing missing data in state estimation with autoencoders[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 604-611.

[11] MAZUMDER R, HASTIE T, TIBSHIRANI R. Spectral regularization algorithms for learning large incomplete matrices[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 2287-2322.

[12] ZHANG S C. Nearest neighbor selection for iteratively *k*NN imputation[J]. Journal of Systems and Software, 2012, 85(11): 2541-2552.

[13] HASTIE T, MAZUMDER R, LEE J D, et al. Matrix completion and low-rank SVD via fast alternating least squares[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2015, 16(1): 3367-3402.

[14] CAO W, WANG D, LI J, et al. BRITS: bidirectional recurrent imputation for time series[C] // Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada: Curran Associates Inc., 2018: 6776-6786.

[15] DU W J, COTE D, LIU Y. SAITS: self-attention-based imputation for time series[EB/OL].[2022-02-17]. https: //arxiv. org/pdf/2202.08516.pdf.

[16] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.

[17] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C] // Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada: MIT Press, 2014: 2672-2680.

[18] 王守相，陈海文，潘志新，等. 采用改进生成式对抗网络的电力系统量测缺失数据重建方法[J]. 中国电机工程学报，2019，39(1)：56-64.
WANG Shouxiang, CHEN Haiwen, PAN Zhixin, et al. A reconstruction method for missing data in power system measurement using an improved generative adversarial network[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 56-64.

[19] 杨玉莲，齐林海，王 红，等. 基于生成对抗和双重语义感知的配电网量测数据缺失重构[J]. 电力系统自动化，2020，44(18)：46-54.
YANG Yulian, QI Linhai, WANG Hong, et al. Reconstruction of

missing measurement data in distribution network based on generative adversarial network and double semantic perception[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(18): 46-54.

[20] LUO Y H, CAI X R, ZHANG Y, et al. Multivariate time series imputation with generative adversarial networks[C]// Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal, Canada: Curran Associates Inc., 2018: 1603-1614.

[21] 刘科研，周方泽，周 晖，等. 基于改进生成对抗网络的台区采集数据修复[J]. 电网技术，2022，46(8)：3231-3239.
LIU Keyan, ZHOU Fangze, ZHOU Hui, et al. Missing data imputation in transformer district based on improved generative adversarial network[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 3231-3239.

[22] 殷 豪，丁伟锋，陈 顺，等. 基于生成对抗网络和纵横交叉粒子群算法的光伏数据缺失重构方法[J]. 电网技术，2022，46(4)：1372-1381.
YIN Hao, DING Weifeng, CHEN Shun, et al. Reconstruction method for missing data in photovoltaic based on generative adversarial network and crisscross particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1372-1381.

[23] 赵厚翔，沈晓东，吕 林，等. 基于 GAN 的负荷数据修复及其在 EV 短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统自动化，2021，45(16)：143-151.
ZHAO Houxiang, SHEN Xiaodong, LÜ Lin, et al. Load data restoration based on generative adversarial network and its application in short-term load forecasting of electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 143-151.

[24] YANG Z L, DAI Z H, YANG Y M, et al. XLNet: generalized autoregressive pretraining for language understanding[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc, 2019: 5753-5763.

[25] SHIN J, LEE Y, YOON S, et al. Fast and accurate deep bidirectional language representations for unsupervised learning[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Menlo Park, California: ACL, 2020: 823-835.

[26] ZHOU H Y, ZHANG S H, PENG J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[C] // Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Stroudsburg, Pennsylvania: AAAI Press, 2021: 11106-11115.



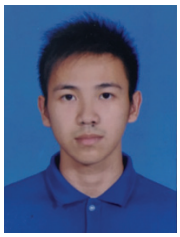
周远翔(通信作者)
1966—，男，博士，教授，博导
主要从事高电压与绝缘技术的教学与科研工作
E-mail: zhou-yx@tsinghua.edu.cn

ZHOU Yuanxiang
Ph.D., Professor
Corresponding author



林孟龙
1998—，男，硕士生
主要从事人工智能在电力设备状态评价中的应用研究
E-mail: linmenglong@stu.xju.edu.cn

LIN Menglong



陈健宁
1995—，男，博士生
主要从事高压电力设备绝缘放电计算与人工智能应用研究
E-mail: chen-jn18@mails.tsinghua.edu.cn

CHEN Jianning
Ph.D. candidate



白 正
1999—，男，博士生
主要从事人工智能应用与多物理场耦合数值仿真研究
E-mail: bz21@mails.tsinghua.edu.cn

BAI Zheng
Ph.D. candidate

收稿日期 2022-11-14 修回日期 2023-01-19 编辑 卫李静