

计及高比例分布式电源接入与量测缺失的有源配电网拓扑辨识方法

朱三立, 余成龙, 葛 辉, 刘增稷

南京邮电大学自动化学院 江苏南京

【摘要】针对高比例分布式电源 (DG) 接入与量测数据缺失导致配电网拓扑辨识模型易失效的问题, 提出一种计及高比例分布式电源接入与量测缺失的有源配电网拓扑辨识方法。首先, 针对风光出力的不确定性, 利用高斯混合模型与双参数威布尔分布生成含缺失项的观测矩阵, 采用奇异值阈值收缩 (SVT) 算法重构缺失量测数据。随后, 构建时空特征图卷积网络 (STFGCN), 采用张量模态乘积沿空间、时间与特征维度聚合信息, 同步提取网络的空间拓扑演化规律及节点时序波动特征。在改进的 IEEE 33 节点系统上开展仿真测试。测试结果显示, 在数据完备条件下, 所提方法的平均辨识准确率达到 92.14%; 即使在随机掩码造成 20% 量测缺失的极端工况下, 准确率仍能维持在 87.60%, 较常规图卷积网络 (GCN) 提升了约 5.8%。上述结果表明, 本文方法在非完备信息条件下仍具有良好的容错性能与泛化鲁棒性。

【关键词】配电网; 拓扑辨识; 分布式电源; 量测缺失; 时空特征图卷积网络

【收稿日期】2026 年 5 月 15 日

【出刊日期】2026 年 6 月 20 日

【DOI】10.12208/j.jeea.20260011

Topology identification of active distribution networks considering high penetration of distributed generation and missing measurements

Sanli Zhu, Chenglong Yu, Hui Ge, Zengji Liu

School of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

【Abstract】To address the issue that topology identification models for distribution networks are prone to failure due to the integration of a high penetration of distributed generation (DG) and missing measurement data, an active distribution network topology identification method considering high DG penetration and missing measurements is proposed. First, considering the uncertainties of photovoltaic and wind power outputs, a Gaussian mixture model and a two-parameter Weibull distribution are utilized to generate an observation matrix with missing entries, and the singular value thresholding (SVT) algorithm is employed to reconstruct the missing measurement data. Subsequently, a Spatio-temporal feature graph convolutional network (STFGCN) is constructed, which utilizes tensor modal products to aggregate information along spatial, temporal, and feature dimensions, synchronously extracting the spatial topology evolution patterns of the network and the time-series fluctuation features of the nodes. Simulation tests are conducted on a modified IEEE 33-bus system. The test results show that under complete data conditions, the average identification accuracy of the proposed method reaches 92.14%; even under the extreme condition of 20% missing measurements caused by random masking, the accuracy can still be maintained at 87.60%, which is an improvement of approximately 5.8% compared to the conventional graph convolutional network (GCN). The above results indicate that the proposed method possesses excellent fault tolerance and generalization robustness under incomplete information conditions.

【Keywords】Distribution network; Topology identification; Distributed generations; Missing measurement; Spatio-temporal feature graph convolutional network

1 引言

随着风电、光伏等新能源的大规模并网, 系统的不确定性与复杂动态特征不断增强, 给配电网的安全稳定运行带来了严峻挑战。为了应对新能源接入带来的

不确定性, 需对配电网进行实时的拓扑重构, 从而全面保障有源配电网的安全稳定运行^[1-3]。在面临复杂故障或极端工况时, 实时准确的拓扑重构不仅能提升配电网的运行弹性, 还能精准辨识系统中的电压薄弱节点^[4-5]。

此外, 配电网的拓扑辨识工作可以为故障定位、电力负荷预测、潮流计算和状态估计等任务提供基础物理结构信息。因此, 设计具有高精度、高效率的含分布式电源 (DG) 配电网的拓扑辨识方法可以更好地对配电网进行管理^[6-8]。在实际的配电网信息物理系统中, 由于通信网络延迟、信道拥塞或量测终端故障等因素, 调度控制中心往往无法获取完整的节点实时运行信息, 这不仅极易导致量测数据发生信息畸变, 还会造成单个时间断面或时间序列上的量测数据出现大面积随机缺失^[9-11]。这种残缺的量测数据矩阵会严重破坏网络特征信息的完整性, 导致依赖完备数据的传统拓扑辨识模型极易失效^[12-13]。因此, 如何在不完备的数据条件下精准重构缺失量测信息, 并实现配电网拓扑结构的可靠辨识, 对于提升现代配电网的态势感知能力与运行安全性具有重要的意义。

近年来, 随着高级量测体系的推广, 以深度学习为代表的驱动算法被广泛应用于拓扑辨识中。文献[14]提出了基于随机森林和最大互信息系数关键特征选择的配电网拓扑辨识方法, 有效筛选出对拓扑辨识最重要且不含冗余信息的关键特征, 提高了模型在含高比例 DG 环境下的辨识准确率。文献[15]提出了基于半监督对抗学习的配电网动态拓扑开关状态鲁棒辨识方法, 通过动态节点嵌入机制有效提取拓扑变化特征, 缓解了拓扑类不匹配问题。文献[16]提出了基于深度神经网络融合欧氏距离的多环配电网拓扑辨识方法, 并在量测信息部分缺失的复杂工况下验证了模型的辨识准确率与鲁棒性。文献[17]提出了利用高阶拓扑神经网络学习电网停电与拓扑演化特征的方法, 能够从非欧几里得空间中深度捕捉电网节点间的隐性连接关系。文献[18]提出了考虑量测数据缺失的主动配电网鲁棒状态估计方法, 通过构建混合不确定性集合, 有效降低了异常与缺失数据对底层状态评估结果的干扰。文献[19]针对拓扑灵活多变的配电网, 提出了提升深度神经网络 (DNN) 最优潮流计算性能保证的方法。

综上所述, 现有研究在实际工程应用中仍存在明显的局限性: 一方面, 现有方法大多将数据重构与拓扑辨识作为两个独立的阶段进行分离处理, 未能充分发掘配电网全局电压在时间和空间上的低秩先验属性, 容易导致量测误差在后续的网络结构分析中产生级联传播; 另一方面, 常规的图神经网络在面临大面积连续数据缺失时, 极易因空间特征断层而导致辨识性能骤降, 且传统的静态图结构难以有效聚合高比例 DG 接入下配电网动态时变的拓扑演化特征。

鉴于此, 本文针对高比例 DG 接入下配电网量测数据缺失导致的拓扑辨识问题, 提出一种计及高比例 DG 接入与量测缺失的有源配电网拓扑辨识方法。首先, 考虑风光出力的极端不确定性与非平稳随机波动, 引入高斯混合模型与双参数威布尔分布分别拟合光伏与风电的出力特性, 生成高频波动的净功率注入场景, 并与配电网不同拓扑结构相结合构建含缺失数据的量测数据集。其次, 充分挖掘配电网全局电压在时间和空间上的低秩先验属性, 利用奇异值阈值收缩算法对残缺的观测矩阵进行精准填补, 筛选并重构出拓扑辨识所需的完整物理演化特征。利用时空特征图卷积网络提取配电网的拓扑演化特征, 引入动态时空特征聚合机制替代传统的静态拉普拉斯矩阵, 深度融合电网的物理空间连接与节点时序状态波动对配电网拓扑进行可靠辨识。最后, 通过 IEEE 33 节点配电网系统对所提的联合辨识模型进行仿真验证。

2 整体技术框架

本文所提计及高比例 DG 接入与量测缺失的有源配电网拓扑辨识方法的整体框架如图 1 所示。

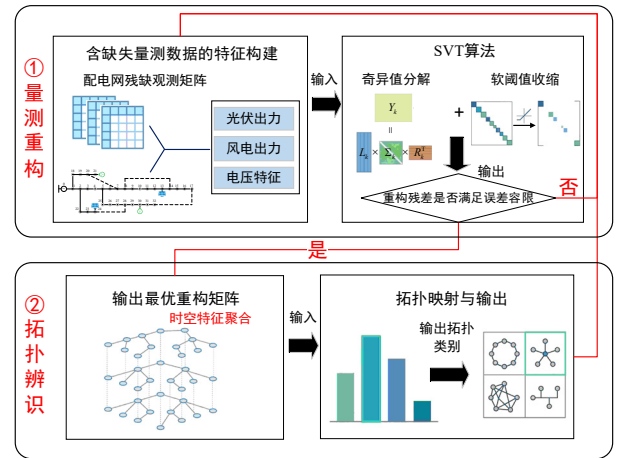


图 1 技术框架

在量测重构环节, 考虑到新能源出力的强随机性, 本文选用高斯混合模型与双参数威布尔分布来精拟合光伏与风电机组出力的概率分布。在此基础上, 结合配电网不同拓扑结构, 构建内含电网物理连通信息的时空特征矩阵。针对实际运行中采集到的残缺观测矩阵, 基于时空特征矩阵的低秩先验属性, 将数据重构任务转换为秩极小化问题, 并建立易于求解的核范数最小化标准凸优化模型。借助奇异值阈值收缩算法进行迭代优化, 进而对缺失的量测数据进行重构。

在拓扑辨识部分, 本文将前序重构得出的二维特征矩阵扩充为三维时空张量, 并将其作为 STFGCN 模

型的基准输入, 同时引入多线性图卷积机制来替代拉普拉斯矩阵。模型既能敏锐捕捉到拓扑切换瞬间的阶跃性时序信号, 又能有效过滤并平滑由 DG 并网带来的高频随机波动。最后, 建立从特征空间到概率空间的数学映射, 对高维时空特征张量进行投影转换, 计算并输出当前电网状态归属于各潜在拓扑类别的后验概率。

需要提及的是, 本文所提方法将 SVT 量测重构与 STFGCN 拓扑辨识相结合。SVT 算法基于全局电压矩阵的时空特征低秩先验属性填补缺失数据; STFGCN 模型利用多线性图卷积机制, 同步提取配电网的空间拓扑演化与节点时序波动特征, 最终输出高比例 DG 接入与量测缺失工况下的拓扑分类结果。

3 基于低秩重构与时空特征图卷积网络的拓扑辨识方法

3.1 高比例分布式电源不确定性建模与特征构建

配电网的物理运行状态本质上由交流潮流方程所约束。在传统的稳态分析中, 节点注入功率与电压分布之间满足基本的有功、无功平衡关系。对于包含 N 个节点的配电网, 任意节点 i 的注入有功功率和无功功率可表示为:

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] \\ Q_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j [G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) - B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] \end{cases} \quad (1)$$

式中, V_i , V_j 分别为节点 i 和节点 j 的电压幅值; δ_i , δ_j 分别为节点 i 和节点 j 的电压相角; G_{ij} , B_{ij} 分别为节点导纳矩阵中第 i 行第 j 列元素的实部和虚部。在实际的稳态特征提取中, 上述非线性方程组需通过多元泰勒展开并保留一阶偏导数, 构建雅可比矩阵 $\mathbf{J}$ 进行牛顿-拉夫逊法迭代求解:

$$\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{N} \\ \mathbf{M} & \mathbf{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\Delta \mathbf{P}$ 和 $\Delta \mathbf{Q}$ 为节点有功与无功功率不平衡量化列向量; $\Delta \theta$ 和 $\Delta \mathbf{V}$ 为状态变量修正向量; 分块矩阵 $\begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{N} \\ \mathbf{M} & \mathbf{L} \end{bmatrix}$ 别代表对应的严格数学偏导数矩阵。随着高比例 DG 的接入, 节点注入功率由传统的单一负荷需求转变为电源与负荷的净功率叠加:

$$\begin{cases} P_i = P_{DG,i} - P_{Load,i} \\ Q_i = Q_{DG,i} - Q_{Load,i} \end{cases} \quad (3)$$

由于 DG 注入功率呈现出双向、高频波动的显著

特征, 传统的静态潮流模型已难以真实刻画网络电压状态的高频演化过程。为了准确表征这种波动, 必须对 DG 的不确定性进行精细化建模。

对于光伏发电系统, 实际天气变化往往会导致光伏出力的剧烈阶跃。传统的单峰高斯分布难以拟合光伏出力的极端尾部特征与多状态切换现象。因此, 本文引入高斯混合模型 (GMM) 对其概率密度分布进行拟合:

$$f(P_{pv}) = \sum_{m=1}^M \omega_m \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m} \exp\left(-\frac{(P_{pv} - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (4)$$

式中, P_{pv} 为光伏输出功率; M 为混合高斯分量的个数; ω_m 为第 m 个高斯分量的权重系数; μ_m 与 σ_m 分别为第 m 个高斯分布的均值与标准差。对于风力发电系统, 其出力主要受自然风速的随机性制约。大量实测数据表明, 风速分布呈现明显的右偏态特征。本文采用更为普适且精确的双参数威布尔分布 (Weibull Distribution) 来拟合自然风速 v 的不确定性:

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right) \quad (5)$$

为了全面刻画风速的统计学演化边界, 除了概率密度函数外, 其对应的累积分布函数可解析表示为:

$$F(v) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right) \quad (6)$$

此外, 受风场湍流特性的影响, 风速的数学期望 $E(v)$ 与方差 $D(v)$ 依赖于 Gamma 函数 $\Gamma(\mathbf{g})$, 可分别在统计空间中展开为:

$$E(v) = c\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right) \quad (7)$$

$$D(v) = c^2 \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right) - \left(\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)\right)^2 \right] \quad (8)$$

式中, k 为决定分布形态的形状参数; c 为与平均风速相关的尺度参数; 相较于传统的单参数模型, 双参数 Weibull 分布能够更灵活、精准地刻画不同地理环境下风速的重尾特性。结合风机的功率输出特性曲线, 风电注入功率 P_{wind} 的非线性转换关系可进一步表示为:

$$P_{wind} = \begin{cases} 0, & v < v_{ci} \text{ 或 } v \geq v_{co} \\ P_r \frac{v^3 - v_{ci}^3}{v_r^3 - v_{ci}^3}, & v_{ci} \leq v < v_r \\ P_r, & v_r \leq v < v_{co} \end{cases} \quad (9)$$

式中, v_{ci} , v_{co} , v_r 分别为切入风速、切出风速和额定风速; 为风机额定有功功率。在配电网实际运行中, DG 的真实注入功率在上述数学期望附近呈现非平稳的随机波动。全网节点电压受复杂非线性潮流方程的映射, 表现出高度的时空耦合特征。为捕捉这一动态演化规律, 本文在时间维度上连续提取 T 个断面的全网电压状态向量 $\mathbf{V}_t = [V_{1,t}, V_{2,t}, \dots, V_{N,t}]^T$, 从而构建出蕴含电网物理拓扑关联的时空特征矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_T] = \begin{bmatrix} V_{1,t_1} & V_{1,t_2} & \dots & V_{1,t_T} \\ V_{2,t_1} & V_{2,t_2} & \dots & V_{2,t_T} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ V_{N,t_1} & V_{N,t_2} & \dots & V_{N,t_T} \end{bmatrix} \quad (10)$$

3.2 基于低秩性的量测缺失重构

理想条件下的配电网电压演化轨迹可完整映射为时空特征矩阵 $\mathbf{X}$, 然而在实际配电网信息物理系统 (CPS) 中, 受限于量测终端故障或数据采集漏报等因素, 控制中心获取的往往是含有大量缺失数据的残缺观测矩阵 $\mathbf{M}$ 。在短时观测窗内, 配电网拓扑结构通常保持恒定, 根据线性化潮流方程, 全网节点电压偏差向量 $\Delta \mathbf{V}$ 与注入功率偏差 $\Delta \mathbf{P}$, $\Delta \mathbf{Q}$ 满足如下映射关系:

$$\Delta \mathbf{V} = \mathbf{S}_p \Delta \mathbf{P} + \mathbf{S}_q \Delta \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_p & \mathbf{S}_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{S}_p$, $\mathbf{S}_q$ 分别为配电网的电压-有功灵敏度矩阵和电压-无功灵敏度矩阵; 由于灵敏度矩阵的秩远小于配电网节点总数, 电压时空矩阵的演化轨迹被实质性地约束在由拓扑主导的低维子空间内。因此, 拓展至多断面的时空特征矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ 在理论上严格满足低秩性:

$$\text{rank}(\mathbf{X}) \leq \text{rank} \begin{bmatrix} \mathbf{S}_p & \mathbf{S}_q \end{bmatrix} = \min(N, T) \quad (12)$$

基于上述低秩先验, 量测重构问题可转化为已知观测位置约束下的秩极小化问题。定义与矩阵 $\mathbf{M}$ 同维度的二值指示矩阵 $\mathbf{W}$ 以及时空特征采样投影算子 $\mathbf{P}_\Omega(\mathbf{g})$, 将离散的秩函数松弛为其最佳凸包络近似, 即核范数 $\|\mathbf{X}\|_*$, 建立如下标准凸优化模型:

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X}\|_* = \min_{\mathbf{X}} \sum_{i=1}^r \sigma_i(\mathbf{X}) \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{P}_\Omega(\mathbf{X}) = \mathbf{P}_\Omega(\mathbf{M}) \quad (14)$$

式中, $\sigma_i(\mathbf{X})$ 为矩阵第 i 个非零奇异值。为高效求解该重构模型, 本文采用奇异值阈值收缩算法 (SVT) 进行迭代寻优。在第 k 次迭代中, 首先引入辅助矩阵

$\mathbf{Y}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$, 沿梯度下降方向将当前残差聚合至对偶空间:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{Y}_{k-1} + \delta_k \mathbf{P}_\Omega(\mathbf{M} - \mathbf{X}_{k-1}) \quad (15)$$

式中, δ_k 为迭代步长; 初始基准设为 $\mathbf{X}_0 = \mathbf{0}$, $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{0}$ 。随后, 对矩阵 $\mathbf{Y}_k$ 进行奇异值分解:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{L}_k \mathbf{\Sigma}_k \mathbf{R}_k^T = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{(k)} \mathbf{l}_i^{(k)} (\mathbf{r}_i^{(k)})^T \quad (16)$$

式中, $\mathbf{l}_i^{(k)}$, $\mathbf{r}_i^{(k)}$ 分别为左、右奇异向量矩阵 $\mathbf{L}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的列向量; $\mathbf{\Sigma}_k$ 为奇异值对角矩阵。在此基础上, 引入软阈值收缩算子 $\mathbf{D}_\tau(\mathbf{g})$ 对特征矩阵进行截断更新:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{D}_\tau(\mathbf{Y}_k) = \mathbf{L}_k \mathbf{S}_\tau(\mathbf{\Sigma}_k) \mathbf{R}_k^T \quad (17)$$

$$\mathbf{S}_\tau(\mathbf{\Sigma}_k) = \text{diag} \left\{ \max(\sigma_i^{(k)} - \tau, 0) \right\}_{i=1}^r \quad (18)$$

式中, τ 为收缩阈值参数。上述更新过程持续循环, 直至重构矩阵的观测域残差 F-范数满足极小误差容限 ε :

$$\frac{\|\mathbf{P}_\Omega(\mathbf{X}_k) - \mathbf{P}_\Omega(\mathbf{M})\|_F}{\|\mathbf{P}_\Omega(\mathbf{M})\|_F} \leq \varepsilon \quad (19)$$

当迭代满足上述收敛判定准则时, 算法终止。将此时的逼近矩阵 $\mathbf{X}_k$ 记为最优重构矩阵 $\mathbf{X}^*$ 并予以输出。量测缺失的填补实质上依赖于矩阵在时空维度的低秩映射机制, 在 SVT 迭代寻优中, 核范数最小化约束驱动重构矩阵不断向低维时空特征子空间投影。对于缺失的量测元素, 算法通过已知观测域提取空间分布模态和时序演化模态, 对其进行线性张成与数值逼近。

3.3 基于时空特征图卷积网络的拓扑辨识

本节进一步构建时空特征图卷积网络 (STFGCN) 提取配电网的拓扑演化特征。将二维矩阵 $\mathbf{X}^*$ 沿特征通道扩展为三维时空特征张量 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times C \times T}$ 作为初始输入。其中, N 为配电网节点总数; T 为观测时间窗包含的采样断面数; C 为节点电气属性的特征维度, 由于本文采用高灵敏度的电压幅值作为网络基准输入, 故初始设定 $C=1$ 。

针对配电网拓扑结构的动态时变性, STFGCN 引入多线性图卷积机制替代常规的静态拉普拉斯矩阵进行特征聚合。设网络第 l 层的特征张量为 $\mathbf{H}^{(l-1)}$, 其前向传播模型为:

$$\mathbf{H}^{(l)} = \phi(\mathbf{W}_F^{(l)} \otimes_{1,3} (\mathbf{W}_S^{(l)} \otimes_2 \mathbf{H}^{(l-1)} \otimes_2 \mathbf{W}_T^{(l)}) + \mathbf{B}^{(l)}) \quad (20)$$

式中, $\phi(\mathbf{g})$ 为非线性激活函数; $\mathbf{B}^{(l)} \in \mathbb{R}^{N_1 \times C_1 \times T_1}$ 为偏置张量; $\mathbf{W}_F^{(l)}$, $\mathbf{W}_S^{(l)}$, $\mathbf{W}_T^{(l)}$ 分别为空间、时间与特征维度的可学习参数张量; $\otimes$ 表示多线性图卷积运算。将上述嵌套运算按不同维度展开, 首先进行空间拓扑

特征聚合, 引入中间张量 $\mathbf{Z}_S^{(l)} = \mathbf{W}_S^{(l)} \otimes_2 \mathbf{H}^{(l-1)}$ 。空间参数张量 $\mathbf{W}_S^{(l)} \in \mathbb{R}^{N_l \times N_{l-1}}$ 在空间维度上进行滑动内积:

$$[\mathbf{Z}_S^{(l)}]_{i,c,t} = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} [\mathbf{W}_S^{(l)}]_{i,j} [\mathbf{H}^{(l-1)}]_{j,c,t} \quad (21)$$

式中, 下标 i, c, t 分别为空间、特征与时间维度的索引。为提取时间演化特征, 引入中间张量 $\mathbf{Z}_T^{(l)} = \mathbf{Z}_S^{(l)} \otimes_2 \mathbf{W}_T^{(l)}$ 。时间参数张量 $\mathbf{W}_T^{(l)} \in \mathbb{R}^{T_l \times C_{l-1} \times T_{l-1}}$ 沿时间轴聚合序列信息:

$$[\mathbf{Z}_T^{(l)}]_{i,c,t} = \sum_{p=1}^{T_{l-1}} [\mathbf{Z}_S^{(l)}]_{i,c,p} [\mathbf{W}_T^{(l)}]_{p,c,t} \quad (22)$$

该运算自适应评估时序信号权重, 提取拓扑切换的阶跃时序特征并平滑 DG 的高频波动。最后, 完成多维隐空间特征映射, 得到最终融合输出 $\mathbf{Z}_F^{(l)} = \mathbf{W}_F^{(l)} \otimes_{1,3} \mathbf{Z}_T^{(l)}$ 。特征参数张量 $\mathbf{W}_F^{(l)} \in \mathbb{R}^{N_l \times C_l \times T_l \times C_{l-1}}$ 在时间与空间双维度上滑动映射:

$$[\mathbf{Z}_F^{(l)}]_{i,c,t} = \sum_{f=1}^{C_{l-1}} [\mathbf{W}_F^{(l)}]_{i,f,t,c} [\mathbf{Z}_T^{(l)}]_{i,f,t} \quad (23)$$

将 $\mathbf{Z}_F^{(l)}$ 叠加偏置张量 $\mathbf{B}^{(l)}$ 并激活后, 即可得到本层输出 $\mathbf{H}^{(l)}$ 。经过 L 层交替提取, 网络最终输出高维时空特征张量 $\mathbf{H}^{(L)}$ 。进一步地, 建立从特征空间到概率空间的数学映射, 引入输出映射矩阵 $\mathbf{W}_{out}$ 与偏置向量 $\mathbf{b}_{out}$, 对张量 $\mathbf{H}^{(L)}$ 进行投影转换, 计算当前电网状态归属于各潜在拓扑类别 N_c 的概率分布向量 $\hat{\mathbf{y}} = [\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_{N_c}]^T$:

$$\hat{\mathbf{y}} = f_{out}(\mathbf{W}_{out} \mathbf{H}^{(L)} + \mathbf{b}_{out}) \quad (24)$$

式中, $\hat{y}_j$ 代表预测为第 j 种拓扑结构的后验概率; $f_{out}(\cdot)$ 为概率归一化算子。在模型训练阶段, 设当前配电网真实的物理拓扑类别为 y , 采用交叉熵作为目标损失函数对网络参数进行全局优化:

$$L_{loss} = -\sum_{j=1}^{N_c} y_j \log(\hat{y}_j) \quad (25)$$

通过反向传播算法最小化该损失函数以不断更新网络参数。

4 算例与仿真分析

4.1 实验场景与样本生成

为验证本文所提量测数据重构与拓扑辨识框架的有效性, 选取标准的 IEEE 33 节点配电网测试系统进行仿真分析, 该系统的初始物理拓扑及 DG 接入位置如图 2 所示。系统额定基准电压设定为 12.66 kV, 其基础网络架构由 32 条分段线路及 5 条联络线路构成。

为模拟高比例新能源并网下的实际运行工况, 分别在系统第 13、24 节点配置光伏发电阵列, 并在第 21、30 节点接入风力发电机组。同时根据 2.1 节构建的 DG 不确定性物理模型, 光伏机组的功率波动服从高斯混合模型的概率密度分布, 而风电机组的输出功率则遵循双参数 Weibull 分布特性。本文结合实际新能源场站的历史运行数据进行蒙特卡洛大量随机抽样, 并进一步利用 K-means 聚类算法对海量出力样本进行场景削减, 最终提取出 6 种最具代表性的典型日出力场景。生成的 6 种风机与光伏典型日出力演化曲线分别如图 3 和图 4 所示。在完成上述基础出力场景与物理拓扑的样本构建后, 将其输入 STFGCN 模型开展离线训练, 同时引入 Dropout 机制, 并将 Dropout Rate 设置为 0.2。

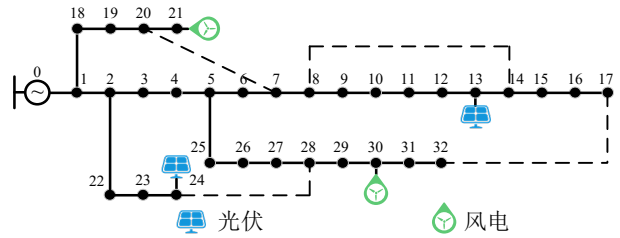


图 2 改进 IEEE33 节点系统拓扑图

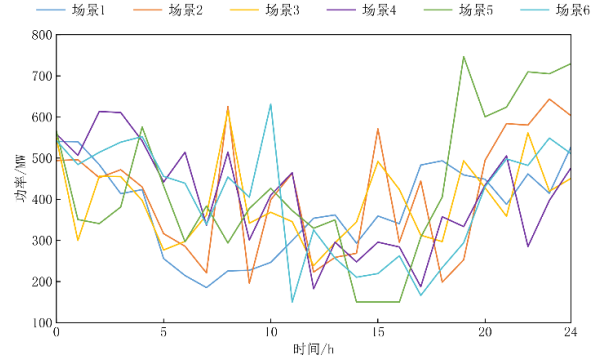


图 3 风机出力

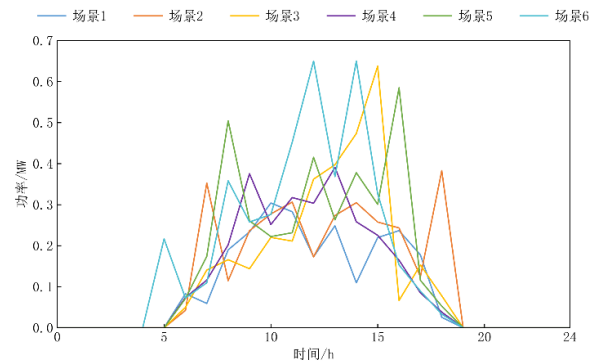


图 4 光伏出力

在配电网实际运行中, 为了实现负荷均衡或故障

隔离,调度中心会频繁改变开关的组合状态。为生成用于训练分类器的拓扑标签,在维持配电网辐射状运行拓扑且不产生局部电气孤岛的物理连通性约束下,通过随机操作分段开关与联络开关的开合状态,本文设定了 $N_c = 10$ 种典型运行拓扑类别,具体如表 1 所示。通过 MATPOWER 仿真软件进行连续的交流潮流计算,获取全网各节点电压幅值的真实演化时间序列。设定单次观测时间窗包含的连续采样断面数为 $T = 10$ 。为全面评估所提模型在不完备量测条件下的容错与识别能力,在获取完整的真实节点电压演化序列后,通过引入随机掩码操作,分别生成数据整体缺失率为 5%、10%、15% 和 20% 的残缺观测矩阵。整个仿真实验在不同拓扑结构和出力波动下共生成 10000 组包含时间、空间与特征维度的三维张量样本,并按照 8:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集与测试集。

4.2 缺失数据填补有效性分析

为验证所提填补方法的有效性,本节在接入高比例 DG 的 IEEE 33 节点模型上选取含风光波动与负荷交叠的典型运行断面,分别设置 5%、10%、15% 和 20% 四种梯度的量测缺失率开展仿真分析,不同量测缺失率下配电网节点电压空间分布填补效果如图 5 所示。图中真实电压轨迹与 SVT 填补轨迹在各缺失率下均保持了较高的数值一致性。具体而言,在 5% 和 10% 的轻微丢包工况下(图 5a、图 5b),数据缺失多呈随机离散分布,通过局部放大视图可以观察到,算法填补值基本吻合真实值,表明算法能够准确还原局部的微小波动。随着量测缺失程度的进一步加剧,当缺失率增加至 15% 和 20% 时(图 5c、图 5d),量测盲区扩大并出现了空间上的连续缺失(如节点 14 至 17 附近)及局部极小值点的丢失。此类连续缺失工况容易导致传统数值插值方法失效,而本文算法基于全局低秩先验属性,成功将缺失数据映射至由全网网纳主导的低维子空间

中进行重构;观察图 5(d) 的局部放大视图可以发现,即便缺失点位于非线性的局部波谷拐点处,其填补轨迹依然紧密贴合真实的电压变化趋势,未发生数值发散或平滑失真。上述多梯度缺失工况下的仿真结果表明,所提填补模块能够有效克服随机散点与连续区块数据缺失的干扰,具备良好的数值稳定性和抗噪鲁棒性。

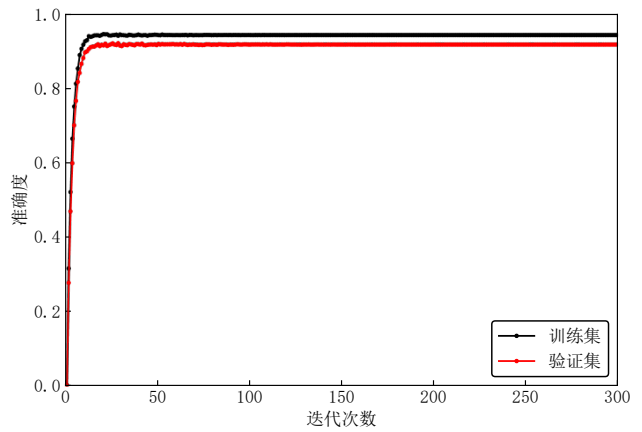
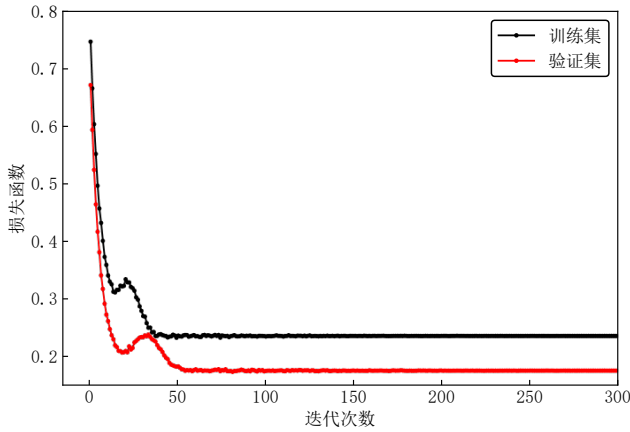
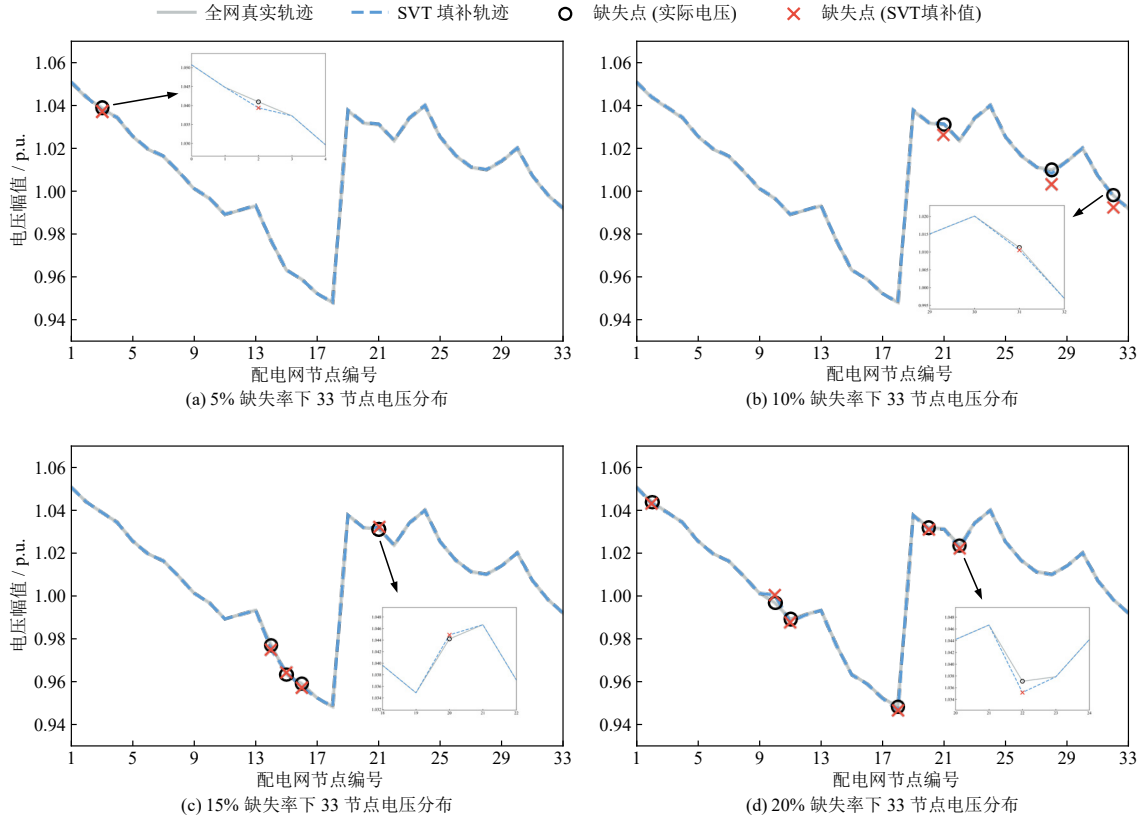
4.3 拓扑辨识准确率与鲁棒性分析

为评估所提 STFGCN 模型在配电网拓扑辨识任务中的学习与泛化性能,将训练集、验证集及测试集输入分类网络进行 300 次迭代训练。模型训练过程中交叉熵损失函数与分类准确率的变化过程分别如图 6 和图 7 所示。由图 6 可知,在模型训练初期,训练集与验证集的损失函数均快速下降,表明网络参数能够通过梯度更新迅速捕获数据中的主要特征信息。随着迭代次数增加,损失函数下降速度逐渐减缓,并在约 30 次迭代附近出现轻微波动,随后进入稳定收敛阶段。最终,验证集损失函数收敛至约 0.175,训练集损失函数稳定在 0.235 左右。值得注意的是,训练集损失略高于验证集损失,这是由于本文在模型训练环节部署了 Dropout 正则化机制,适度约束了模型的拟合能力,从而有效防止了过拟合,并提升了模型在验证集上的泛化性能。

图 7 给出了模型分类准确率的变化过程。可以观察到,在前 15 次迭代内,模型准确率迅速提升,说明网络能够在较少训练轮次下提取出表征拓扑结构变化的关键特征。随着训练继续进行,准确率曲线逐渐趋于平稳,并在后期仅呈现小幅波动。最终训练集准确率稳定在 94.67%,验证集准确率达到 92.14%。在整个训练过程中,验证集准确率始终与训练集保持较为接近的变化趋势,并且二者之间约 2.5% 的数值差异处于模型正常训练的合理误差边界内,该差距在统计学上并不显著。这一结果说明分类决策过程中未发生明显的过拟合现象。

表 1 IEEE33 节点系统典型拓扑

拓扑标签	连接支路	断开支路
1	—	—
2	7-20	6-7
3	8-14	13-14
4	11-21	10-11
5	17-32	31-32
6	24-28	27-28
7	7-20、17-32	6-7、31-32
8	8-14、24-28	8-9、23-24
9	8-14、11-21	13-14、10-11
10	11-21、17-32	20-21、16-17



为了测试模型在不同量测缺失及高比例 DG 出力波动工况下的抗干扰能力, 图 8 给出了模型在 5%、10%、15%和 20%四种量测缺失率下的拓扑辨识混淆矩阵。矩阵中主对角线色块的颜色深度代表了模型对各拓扑类别的正确预测概率。由图 8 (a) 和图 8 (b) 可知, 在 5%和 10%的数据缺失工况下, 混淆矩阵的预测概率集中分布于主对角线上, 模型的整体辨识准确率分别维持在 91.84%和 90.92%。随着量测缺失率增加至 15%和 20%, 主对角线的预测概率出现一定程度的衰

减, 辨识难度提升, 整体准确率回落至 89.40%和 87.60%。值得注意的是, 在 20%缺失率下, 矩阵的非对角线区域开始出现分布较广的错判。这主要是由于部分关键节点电压量测特征的丢失, 导致部分潮流分布相近或具有长距离连通相似性的远端拓扑结构, 在隐变量特征空间内发生了重叠与混淆。尽管产生了局部特征重叠, 但在 20%数据丢失工况下, 模型对 10 种典型拓扑的正确辨识概率依然保持在较高水平, 未发生分类失效现象。

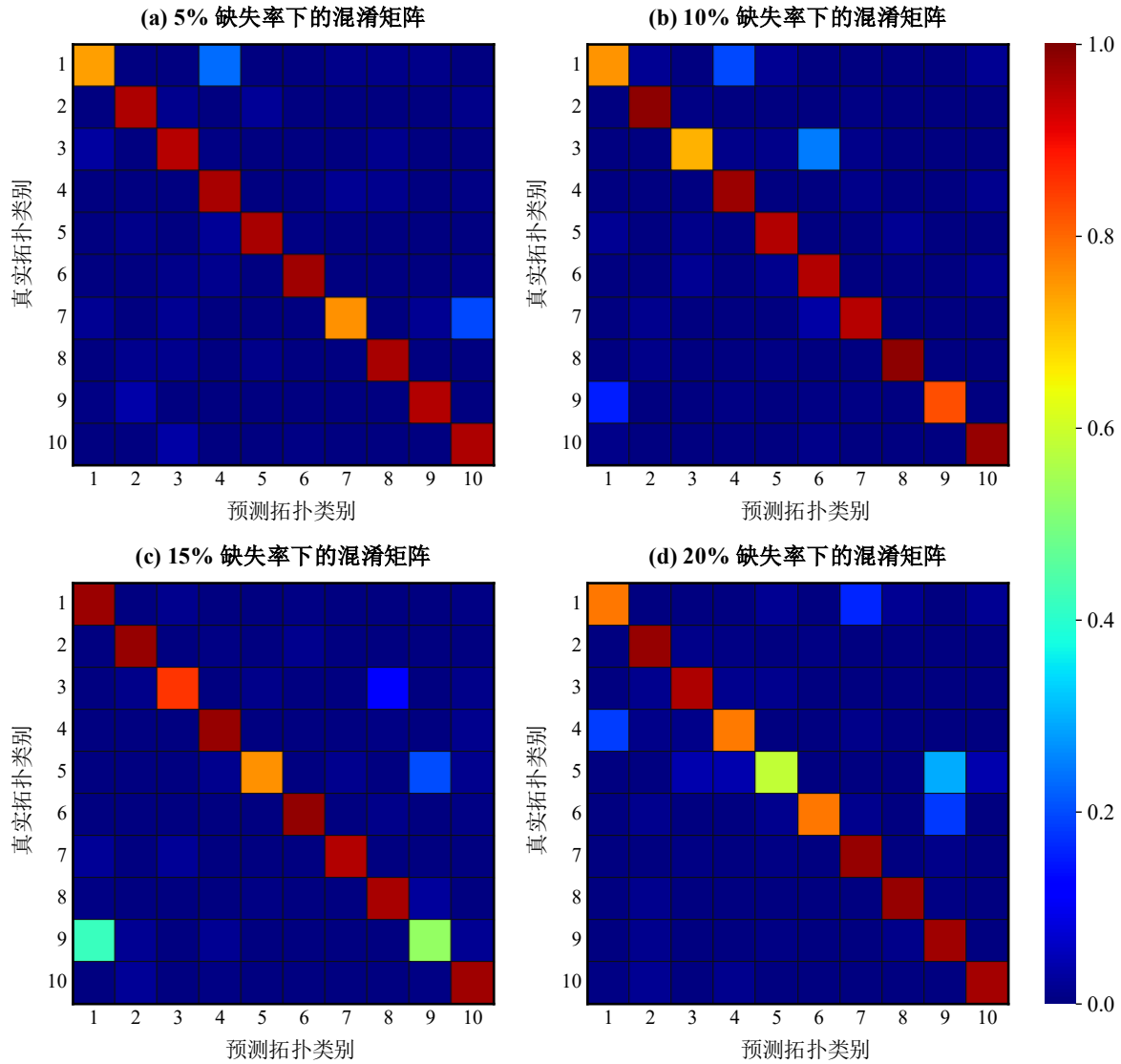


图 8 不同量测缺失率下的拓扑辨识混淆矩阵

5 结论

本文针对高比例 DG 接入下配电网量测数据缺失导致的拓扑辨识难题, 提出一种基于时空特征低秩重构与时空特征图卷积网络的联合辨识框架。针对量测缺失问题, 所提 SVT 算法充分挖掘了全局电压的时空特征低秩先验属性, 在高达 20% 的极端缺失工况下依然实现了底层物理演化特征的高保真重构, 有效阻断了量测误差在网络中的级联传播。在此基础上, STFGCN 模型通过多线性图卷积机制深度融合电网的空间拓扑与时序波动, 克服了传统方法对完备量测的强依赖。仿真结果表明, 该框架在完备数据下的辨识准确率高达 92.14%, 而在 20% 的量测缺失率下仍能维持 87.60% 的可靠度。

参考文献

- [1] 张蓬鹤, 宋如楠, 李兴文, 等. 新型电力系统供用电安全技术研究与发展[J]. 新型电力系统, 2025, 3(4): 384-396..
- [2] 黄煜, 李忠行, 王卫民, 等. 基于拓扑重构及PCE代理模型的配电网概率风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(16).
- [3] 任冲, 任景, 王智伟, 等. 高比例新能源电网宽频振荡云边端协同防控系统构建[J]. 新型电力系统, 2025, 3(4): 466-473.
- [4] 郭嘉雨, 杨祺铭, 丁苒苒, 等. 高比例可再生能源配电网两阶段自适应鲁棒弹性提升策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(6): 174-182.

- [5] 杨隽雯, 尚磊, 叶欣智, 等. 考虑配电网故障重构的电压薄弱节点辨识方法[J]. 电力工程技术, 2025, 44(1): 39-47.
- [6] 范荣奇, 李宽, 王安宁, 等. 基于神经网络的分布式光伏故障外特性聚合等值建模[J]. 山东电力技术, 2025, 52(4): 79-90.
- [7] 夏天宇, 牛欢, 文玉杰, 等. 基于多源信息融合的有源配电网故障定位方法[J]. 山东电力技术, 2025, 52(10).
- [8] 曹华珍, 韦斌, 高超, 等. 基于深度信念网络的电力负荷短期预测方法[J]. 新型电力系统, 2025, 3(1): 111-124.
- [9] Li, J.; Wang, C.; Zhang, Y. Reconstruction of missing measurement data in distribution networks based on signal features and naive Bayesian classifiers. IEEE Access. 2025, 13, (1), pp. 4512-4521.
- [10] 高锋阳, 李龙, 裴淑萍, 等. 考虑 μ PMU 节点优化配置的含 DG 配电网故障分层定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(23): 14-24.
- [11] 蒋睿珈, 余晓丹, 靳小龙, 等. 基于交替最小化矩阵补全及滑动平均的配电网时空量测数据补齐方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(8): 20-27.
- [12] Wu, H.; Xu, Z.; Zhao, J.; et al. Gridtopo-GAN for distribution system topology identification. IEEE Trans. Ind. Informatics. 2023, 19, (4), pp. 5356-5366.
- [13] Srinivas, V. L.; Wu, J. Topology and parameter identification of distribution network using smart meter and μ PMU measurements. IEEE Trans. Instrum. Meas. 2022, 71, pp. 1-14.
- [14] 沈赋, 张微, 徐潇源, 等. 基于随机森林和最大互信息系数关键特征选择的配电网拓扑辨识研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(17): 1-10.
- [15] 谭伟涛, 彭里卓, 章天晗, 等. 基于半监督对抗学习的配电网动态拓扑开关状态鲁棒辨识[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(18).
- [16] 李博通, 孙铭阳, 张婧, 等. 基于深度神经网络融合欧氏距离的多环配电网拓扑辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(5).
- [17] Zhao, J.; Gómez-Expósito, A.; Netto, M. Learning power grid outages with higher-order topological neural networks. IEEE Trans. Power Syst. 2024, 39, (3), pp. 4120-4131.
- [18] 李更丰, 贝斌斌, 黄玉雄, 等. 考量量测数据缺失的主动配电网鲁棒状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1295-1306.
- [19] Lin, W.; Ran, Q.; Yang, Z.; et al. Advancing performance guarantees for DNN-based OPF in topology-flexible distribution networks. Cyber-Physical Energy Systems. 2026, 2, (1), pp. 81-87.

版权声明: ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS