第 60 卷 第 11 期 西 安 交 通 大 学 学 报 Vol. 60 No. 11
2026 年 11 月 JOURNAL OF XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY Nov. 2026

基于因果启发的图深度学习电力系统暂态稳定评估方法

赵晨浩，焦在滨，张林博，顾瀚文
（西安交通大学电气工程学院，710049，西安）

摘要：为了识别影响暂态稳定评估的关键拓扑结构和特征，提升因果关系的建模能力和模型决策的可解释性，提出一种基于因果启发的边图注意力网络电力系统暂态稳定评估方法。首先，搭建边图注意力网络编码器，联合提取节点与边特征，利用节点和边的注意力掩码，将电网图数据显式解耦为因果子图与非因果子图；其次，在因果子图上并行构建失稳机组识别任务，通过施加隐式因果约束，确保因果子图包含失稳关键节点与连接边；然后，引入因果干预与对比学习策略，消除非因果特征的虚假关联，增强模型对因果特征的鲁棒学习；最后，联合优化各部分损失项，利用因果子图实现准确的暂态稳定评估和关键失稳发电机的识别。在 CEPRI-TAS-173 算例上的仿真和测试结果表明：所提方法的暂态稳定评估准确率达 99.01%，失稳机组识别准确率达 98.07%，各因果模块的添加使得 F1 分数提升了 3.69 个百分点，验证了该方法具有更好的评估准确性、鲁棒性与可解释性。研究结果可为电网安全预警和紧急控制提供可靠决策依据。

关键词：暂态稳定评估；图深度学习；因果启发；失稳机组识别；可解释性
中图分类号：TM732 **文献标志码**：A
DOI：10.7652/xjtuxb202611001 **文章编号**：0253-987X(2026)11-0001-13

Transient Stability Assessment of Power Systems Based on Causal-Inspired Graph Deep Learning

ZHAO Chenhao, JIAO Zaibin, ZHANG Linbo, GU Hanwen
(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To identify the critical topological structures and features influencing transient stability and to enhance the causal modeling capability and the interpretability of model decisions, this paper proposes a causal-inspired edge-featured graph attention network for transient stability assessment of power systems. First, an edge-featured graph attention network encoder is constructed to jointly extract node and edge features, and the grid graph data is explicitly decoupled into a causal subgraph and a non-causal subgraph using node and edge attention masks. Next, an unstable generator identification task is built in parallel on the causal subgraph to impose implicit causal constraints, ensuring that the causal subgraph contains the critical nodes and connecting edges associated with instability. Then, causal intervention and contrastive learning strategies are introduced to eliminate spurious correlations caused by non-causal features and to enhance the robust learning of causal features. Finally, the loss terms of each part are jointly optimized, and the causal subgraph is utilized to

收稿日期：2026-01-20。 作者简介：赵晨浩(1995—)，男，博士生；焦在滨(通信作者)，男，教授，博士生导师。 基金项目：智能电网重大专项(2030)资助项目(2025ZD0806000)。
网络出版时间：2026-06-01 网络出版地址：https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20260531.1707.002

achieve accurate transient stability assessment and identification of critical unstable generators. Simulation and test results on the CEPRI-TAS-173 test case show that the proposed method achieves a transient stability assessment accuracy of 99.01% and an unstable generator identification accuracy of 98.07%. Furthermore, the incorporation of causal modules improves the F1 score by 3.69 percentage points, demonstrating the superior assessment accuracy, robustness, and interpretability of the proposed method. The research findings can provide a reliable basis for decision-making in early warning and emergency control of power systems.

Keywords: transient stability assessment; graph deep learning; causal inspiration; identification of unstable generator; interpretability

随着智能电网的快速发展,系统互联性增强,可再生能源的并网及特高压交直流混联网络的部署带来了多种运行模式和潜在的故障风险,也对电力系统稳定性提出了严峻挑战[1-2]。因此,高效的暂态稳定评估对于保障系统的安全稳定运行至关重要。

传统的暂态稳定评估一般采用时域分析法[3]或直接法[4],当仿真建模的复杂度提升以及运行方式大幅增长时,便无法满足实时性要求。新兴的人工智能技术与实时数据采集技术相结合,为电网暂态稳定分析提供了强有力的工具[5-6]。目前,已有研究包括使用决策树(DT)[7]、支持向量机(SVM)[8]等机器学习算法,以及卷积神经网络(CNN)[9]、长短期记忆网络(LSTM)[10]、门控循环单元(GRU)[11]等深度学习算法,均取得了一定进展。

图深度学习(GDL)[12-13]作为深度学习在非欧空间数据的拓展,通过将数据表示为图结构及其特征,利用图神经网络学习图中节点、边和子图之间的复杂关系。考虑到电网拓扑结构对系统暂态稳定性的影响,近年的研究采用消息传递图神经网络(MPNN)[14]、图卷积神经网络(GCN)[15]、图注意力网络(GAT)[16]等,用于构建暂态稳定评估模型。文献[17]同时考虑网络拓扑的空间特性和量测序列扰动的时间特性,将 GCN 网络与 LSTM 网络相结合,分析和预测电力系统的暂态功角稳定性。为了有效构建电网拓扑中多尺度子图间的信息传递特性,文献[18]提出了一种基于多尺度图注意力网络(MS-GAT)的电力系统暂态稳定评估方法。尽管上述图深度学习方法考虑网络结构信息,建立了节点特征和拓扑特征到评估目标的非线性映射,但其建模通常依赖于输入信息与标签之间的统计相关性,缺乏对二者之间因果关系的推断和分析,此外,GDL 算法大多通过沙普利加和解释(SHAP)[19-20]等事后解释法揭示特征的影响力,不能实时分析并直观解释模型的决策机制。

针对上述问题,为提升基于 GDL 算法暂态稳定评估的可解释性,有效识别失稳发电机和影响暂态稳定性的关键图结构特征,本文提出了一种基于因果启发的边图注意力网络(CI-EGAT)模型(下文简称 CI-EGAT 模型)。首先,构建电网图数据,采用边图注意力网络[21]对输入图数据进行初步特征提取,分别计算节点和边的注意力分数,通过掩码运算初步解耦因果子图和非因果子图。其次,利用因果子图中发电机的节点特征对其稳定性状态进行预测,约束因果子图中包含失稳发电机的所有节点,采用非因果子图构建反事实样本并施加因果干预措施,通过最小化反事实分类损失和对比学习损失,进一步增强模型对因果特征的鲁棒学习。最后,基于 CEPRI-TAS-173 算例开展仿真测试,验证了 CI-EGAT 模型的可行性和有效性。

1 基于 CI-EGAT 模型的暂态稳定评估和失稳机组识别

1.1 基本原理

电力系统遭受干扰后的暂态过程,可通过微分代数方程组表示如下

$$\begin{cases}\dot{x} = f(x, \kappa, \nu) \\ 0 = g(x, \kappa, \nu)\end{cases} \tag{1}$$

式中:x、κ 分别为系统的状态变量和代数变量;ν 为暂态稳定性影响参数;f、g 分别为表示系统动态元件的函数和表示连接系统各动态元件的函数。

传统的时域仿真通过逐步积分方式,模拟和分析系统不同时间步长下的动态行为,从而获得关于系统暂态稳定性的准确结果;而基于 GDL 的暂态稳定评估方法,旨在通过学习海量的电网图数据,由 GDL 模型替代仿真过程捕捉系统的动态响应,建立从暂态变量输入到暂态稳定性结果的直接映射关系。

采用图数据 $G=\{\boldsymbol{A},\boldsymbol{X}\}$ 描述电力系统的原始信息，其中 $\boldsymbol{A}$ 为电气节点间拓扑关系的邻接矩阵，$\boldsymbol{X}$ 为电网测量数据构成的信息矩阵。采用 GDL 算法，对图中各节点之间进行信息传递和特征聚合，捕捉暂态过程中测量数据的局部变化和全局依赖关系，从而预测系统的稳定性状态。

当系统出现失稳时，不同集群发电机动态特性不同，相较于其他发电机组，失稳发电机组的转子角瞬态响应特征更加明显。提前判断发电机是否失稳，对于系统操作人员快速采取校正控制措施、保证系统安全至关重要。当基于 GDL 算法的暂态稳定评估被定义为图分类任务时，失稳机组识别可视为图上的节点分类任务，二者具有因果关系，即系统的整体稳定性取决于发电机组的同步稳定性；而发电机组的失稳反映了系统无法维持平衡点，又会影响整个电力系统的稳定性。考虑到这种约束关系，将输入特征与输出结果之间的因果机制建模融入基于 GDL 的暂态稳定评估方法中，可为模型决策提供可解释性依据，从而增强评估的可信度。因此，本文将因果启发引入 GDL 建模，以实现暂态稳定评估和失稳机组识别。

1.2　CI-EGAT 模型

1.2.1　GDL 算法的因果视角探析

从因果推断角度，对基于 GDL 算法的暂态稳定评估过程建模，通过结构因果模型（SCM）[22] 构建输入与输出之间的因果关系，具体如图 1 所示。图中变量包括图数据 G、因果特征 C、非因果特征 S、图嵌入表示 R 和预测标签 Y。采用两变量之间的箭头表示二者的因果关系，则可列出以下关系对 SCM 模型进行解释。

（1）$C\leftarrow G\rightarrow S$。因果特征 C 反映了图数据 G 的内在属性，非因果特征 S 通常表示数据自身偏差或学习到的环境噪声。

（2）$C\rightarrow R\leftarrow S$。以非因果特征 S 和因果特征 C 作为输入，通过学习得到的图嵌入表示 R，包含 G 的高阶特征信息。

（3）$R\rightarrow Y$。图嵌入表示 R 作为分类器的输入，Y 表示最终标签。

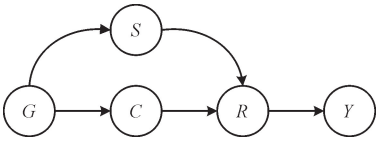


图 1　结构因果模型示意图

Fig. 1　Schematic diagram of structural causal model

为了将抽象的因果概念转化为图数据上的可操作计算，基于 SCM 模型设计 3 个模块如图 2 所示，以实现从图数据 G 中提取因果特征 C，并建立其至预测标签 Y 之间的映射。

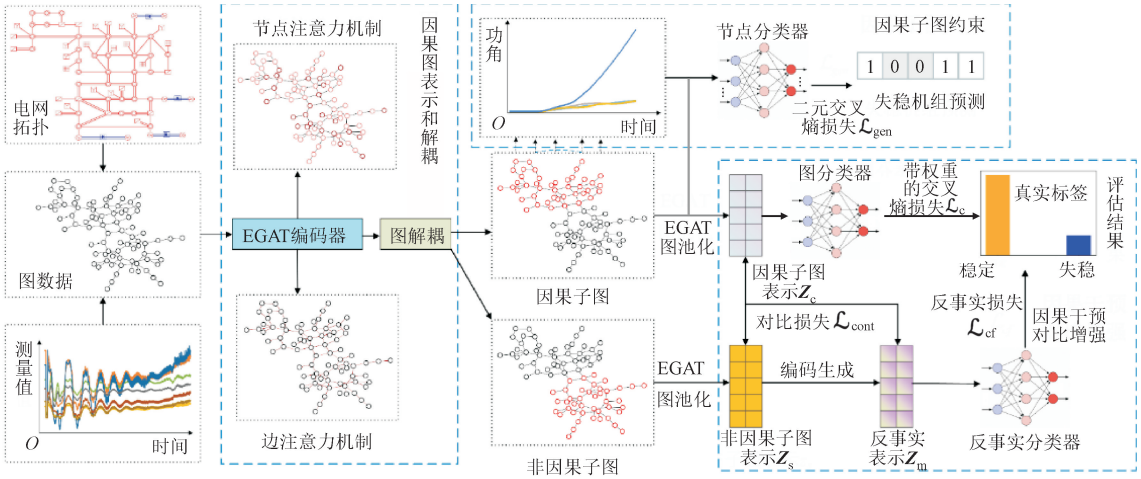


图 2　基于 CI-EGAT 模型的暂态稳定评估框架

Fig. 2　Transient stability assessment framework based on CI-EGAT model

1.2.2　因果图表示和解耦

将边信息纳入到特征更新和聚合过程中，采用 EGAT 作为特征提取层编码器，对电网图数据进行特征提取和嵌入表示。节点 i、j 的特征矩阵 $\boldsymbol{X}_i$、$\boldsymbol{X}_j$ 和边特征矩阵 $\boldsymbol{e}_{ij}$ 通过线性投影变换、拼接后，表示为

$$\boldsymbol{X}_{ij}=\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}_i\,\|\,\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}_j\,\|\,\boldsymbol{W}\boldsymbol{e}_{ij} \tag{2}$$

式中：“$\|$”表示拼接；$\boldsymbol{W}$ 为可学习权重矩阵，用于实现特征从输入 F 维到输出 F' 维的变换。

考虑源节点、目标节点和连接边的特征，计算得到归一化注意力权重分数

$$\omega_{ij}=\frac{\exp(\mathrm{LeakyReLU}(\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_{ij}))}{\sum_{k\in N(i)}\exp(\mathrm{LeakyReLU}(\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}_{ik}))} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{a}$ 为可学习参数向量；LeakyReLU(•) 为非线性激活函数；$k\in N(i)$ 表示 k 为节点 i 邻域内的节点。

采用注意力权重分数对邻居信息进行加权求和，得到节点嵌入表示

$$\boldsymbol{X}_i^{\mathrm{out}}=\mathrm{MLP}\left(\sum_{j\in N(i)}\omega_{ij}\boldsymbol{W}\boldsymbol{X}_j\right) \tag{4}$$

式中：MLP(•)为多层感知机。

因果发现的目的是通过区分因果关系和虚假相关性，识别复杂图数据中的因果成分，主要靠因果注意力机制实现。注意力机制通过选择性地关注图中的关键结构，从而实现更精准的学习和预测。在获得图嵌入表示后，采用两个全连接层，基于变换后的节点特征，通过 Softmax 激活函数 $\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{node}}(\boldsymbol{X}_i^{\mathrm{out}}))$ 计算得到节点因果注意力分数 α_i，其中 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{node}}$ 为可学习线性变换矩阵。同理，基于变换后的边特征 $\boldsymbol{e}'_{ij}$，计算得到边因果注意力分数 β_{ij}。根据节点和边的注意力分数，经过掩码运算生成两个子图，分别定义为因果子图 G_{c} 和非因果子图 G_{s}，计算式如下

$$G_{\mathrm{c}}=\{\boldsymbol{A},\ \boldsymbol{M}_{\mathrm{x}}\odot\boldsymbol{X},\ \boldsymbol{M}_{\mathrm{e}}\odot\boldsymbol{E}\} \tag{5}$$

$$G_{\mathrm{s}}=\{\boldsymbol{A},\ \overline{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{x}}\odot\boldsymbol{X},\ \overline{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{e}}\odot\boldsymbol{E}\} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{M}_{\mathrm{x}}$、$\boldsymbol{M}_{\mathrm{e}}$ 分别为 α_i 和 β_{ij} 组成的对角掩码矩阵；$\boldsymbol{E}$ 为边特征向量；⊙ 表示哈达玛积，通过掩码运算过滤掉冗余的节点和边；对应的互补系数矩阵 $\overline{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{x}}=\boldsymbol{I}_{\mathrm{x}}-\boldsymbol{M}_{\mathrm{x}}$，$\overline{\boldsymbol{M}}_{\mathrm{e}}=\boldsymbol{I}_{\mathrm{e}}-\boldsymbol{M}_{\mathrm{e}}$，$\boldsymbol{I}_{\mathrm{x}}$、$\boldsymbol{I}_{\mathrm{e}}$ 为单位矩阵。

由上可知，具有较高注意力分数的节点和边在 G_{c} 中获得的权重较大，其与任务的因果相关性较高，需要重点关注；相反地，具有较低注意力分数的节点和边在 G_{s} 中的权重较小，其对任务的重要性较低。

实现因果子图和非因果子图的显式解耦后，将式(5)、式(6)分别简化为 $G_{\mathrm{c}}=\{\boldsymbol{A},\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{c}},\ \boldsymbol{E}_{\mathrm{c}}\}$，$G_{\mathrm{s}}=\{\boldsymbol{A},\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{s}},\ \boldsymbol{E}_{\mathrm{s}}\}$，采用 EGAT 编码器和全局池化进一步聚合图中节点的邻居信息，并采用 MLP 作为分类器，对提取的信息进行分类预测，其计算过程为

$$\hat{y}_{\mathrm{c}}=\varphi_{\mathrm{c}}(f_{\mathrm{c}}(\mathrm{EGAT}_{\mathrm{c}}(\boldsymbol{X}_{\mathrm{c}},\ \boldsymbol{E}_{\mathrm{c}}))) \tag{7}$$

$$\hat{y}_{\mathrm{s}}=\varphi_{\mathrm{s}}(f_{\mathrm{s}}(\mathrm{EGAT}_{\mathrm{s}}(\boldsymbol{X}_{\mathrm{s}},\ \boldsymbol{E}_{\mathrm{s}}))) \tag{8}$$

式中：EGAT(•) 为特征提取层编码器；$\hat{y}_{\mathrm{c}}$、$\hat{y}_{\mathrm{s}}$ 分别为运算后因果特征和非因果特征映射的预测值；$\varphi_{\mathrm{c}}(\cdot)$、$\varphi_{\mathrm{s}}(\cdot)$ 为多层感知机构成的因果子图和非因果子图分类器；$f(\cdot)$ 为图池化操作。

分离因果子图的目的在于识别因果特征，其对应的目标应该是真实标签，需要最大化因果特征与真实标签之间的关联程度。考虑到实际失稳情况较少，存在样本类别不平衡情况，采用带权重的交叉熵损失函数 $\mathcal{L}_{\mathrm{c}}$ 计算利用因果特征的图分类损失，表达式如下

$$\mathcal{L}_{\mathrm{c}}=-[\omega_0 y_k\ln\hat{y}_{\mathrm{c},k}+\omega_1(1-y_k)\ln(1-\hat{y}_{\mathrm{c},k})] \tag{9}$$

式中：ω_0、ω_1 分别为稳定样本和不稳定样本的权重；$\hat{y}_{\mathrm{c},k}$、y_k 分别为第 k 个样本的因果子图预测标签和真实标签。

1.2.3 基于失稳机组识别的因果子图约束

暂态失稳的本质是发电机失去同步，因此失稳样本中必然至少存在一台失稳发电机。若解耦得到的因果子图捕捉到了这一因果关系，则子图中应该包含这些关键发电机及其特征。为达成因果发现的目标并对其施加约束，模型在因果子图计算分支增加了失稳机组识别的任务。

参考式(5)，若某台发电机节点的注意力分数非常小，那么经过掩码运算后，该节点所蕴含的特征信息在因果子图中就会被抹除；相反，高权重的节点特征信息会被保留。在因果特征计算分支利用共享的 EGAT 层进行特征提取，并构建一个并行的分类器，经过 Sigmoid 函数输出包含所有机组的多维度标签如下

$$\hat{y}_{\mathrm{g}}=\varphi_{\mathrm{g}}(\mathrm{EGAT}_{\mathrm{c}}(\boldsymbol{X}_{\mathrm{c}},\ \boldsymbol{E}_{\mathrm{c}})) \tag{10}$$

式中：$\hat{y}_{\mathrm{g}}$ 为模型对发电机当前状态的预测概率；$\varphi_{\mathrm{g}}(\cdot)$ 为多层感知机。

采用二元交叉熵损失函数 $\mathcal{L}_{\mathrm{gen}}$，独立判断每个发电机是否失稳，计算式如下

$$\mathcal{L}_{\mathrm{gen}}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y_{\mathrm{g},i}\ln\hat{y}_{\mathrm{g},i}+(1-y_{\mathrm{g},i})\ln(1-\hat{y}_{\mathrm{g},i})] \tag{11}$$

式中：y_{g} 为发电机的真实状态，取 0 或 1 分别对应稳定或失稳；N 为发电机个数。

基于因果特征的预测结果与真实发电机标签之间的差距，借助损失函数 $\mathcal{L}_{\mathrm{gen}}$ 的优化过程，梯度反向传播可实现对 EGAT 编码器和注意力机制的训练引导。为了准确识别发电机组是否失稳，模型需赋予对应发电机节点及其连接边更高的注意力分数。这相当于对因果子图施加约束，即只有因果特征包含的信息才能用来准确识别发电机状态，迫使模型更清晰地将发电机状态这种强因果信号剥离出来置于因果子图，从而更好地利用因果子图包含的特征判断整个系统的稳定性状态。

1.2.4　因果干预和对比增强

为增强模型学习真实因果关系的能力，消除非因果特征对模型预测的影响，基于 SCM 模型构造反事实样本对其进行因果干预。在 SCM 模型中，将实现因果特征 C 和预测标签 Y 之间的一条路径 $C \leftarrow G \rightarrow S \rightarrow R \rightarrow Y$ 定义为后门路径，其中的非因果特征 S 在 C 和 Y 之间产生干扰，这样即便 C 和 Y 没有直接连接，也会导致 C 与 Y 建立虚假相关性，使得标签 Y 基于 S 而不是 C 做出预测，从而导致错误。消除这条后门路径需要采用反事实方法并基于如下考虑：当因果子图不变时，改变非因果子图，图的标签不改变，对其进行校正。

参照文献[23]，利用非因果子图表示构造反事实样本，并计算反事实预测输出 $\hat{y}_{\mathrm{m}}$。定义反事实损失为反事实输出和真实标签之间的交叉熵损失函数 $\mathcal{L}_{\mathrm{cf}}$，优化目标为反事实预测的分布与真实标签一致。$\mathcal{L}_{\mathrm{cf}}$ 的计算式如下

$$\mathcal{L}_{\mathrm{cf}} = -\left[y_k \ln \hat{y}_{\mathrm{m},k} + (1-y_k)\ln(1-\hat{y}_{\mathrm{m},k})\right] \tag{12}$$

式中：$\hat{y}_{\mathrm{m},k}$ 为第 k 个样本的反事实预测输出。

为进一步实现因果子图和非因果子图之间的解耦并增强特征的判别性，设计基于对比学习的损失函数 $\mathcal{L}_{\mathrm{cont}}$，拉近同类样本的因果特征表示，同时推远因果特征和所有包括反事实特征在内的非因果特征。定义向量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 的相似度函数 $\mathrm{sim}(\boldsymbol{u}, \boldsymbol{v}) = \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}/\tau$，其中 τ 为温度。定义归一化的因果为 $\boldsymbol{z}_{\mathrm{c}}$、非因果为 $\boldsymbol{z}_{\mathrm{s}}$、反事实为 $\boldsymbol{z}_{\mathrm{m}}$，对比损失可表示为

$$\mathcal{L}_{\mathrm{cont},i} = -\frac{1}{|\mathcal{P}(i)|}\sum_{j\in\mathcal{P}(i)}\ln\frac{\exp(\mathrm{sim}(\boldsymbol{z}_{\mathrm{c},i}, \boldsymbol{z}_{\mathrm{c},j}))}{\sum_{k\neq i}\exp(\mathrm{sim}(\boldsymbol{z}_{\mathrm{c},i}, \boldsymbol{z}_{\mathrm{c},k}))} + \mathrm{sim}(\boldsymbol{z}_{\mathrm{c},i}, \boldsymbol{z}_{\mathrm{s},i}) + \mathrm{sim}(\boldsymbol{z}_{\mathrm{c},i}, \boldsymbol{z}_{\mathrm{m},i}) \tag{13}$$

式中：$\mathcal{P}(i)$ 为与样本 i 同类的样本集。

至此，最终要优化的因果图模型损失函数可表示为各损失函数的加权和

$$\mathcal{L}_{\mathrm{total}} = \mathcal{L}_{\mathrm{c}} + \mathcal{L}_{\mathrm{gen}} + \lambda_1 \mathcal{L}_{\mathrm{cont}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\mathrm{cf}} \tag{14}$$

式中：λ_1、λ_2 为超参数，分别表示对比增强的重要性和因果干预的程度。

2　基于 CI-EGAT 模型的暂态稳定评估实现过程

2.1　数据集构建

数据集的构建涉及到初始输入特征的选择和标签给定。考虑到实际应用中，可能存在继电保护失效以及故障切除时刻无法准确获取数据的情况，选择系统故障发生时刻到发生后 5 个周波的母线电压、相角，以及线路的有功功率、无功功率作为模型输入，将其经过数据预处理后，分别作为电网图数据的节点特征和边特征，表示如下

$$l' = \frac{l-\mu_l}{\sigma_l} \tag{15}$$

式中：l' 为某一特征 l 的标准化值；μ_l、σ_l 分别为特征 l 的均值和方差。

为了提高暂态稳定评估效率，凸显模型对不同暂态样本故障位置信息的识别，统一采用系统稳态拓扑结构构建邻接矩阵。根据受扰动后的暂态稳定指数 η[24-25]，给定每个样本的标签。η 的计算式如下

$$\eta = \frac{360^\circ - |\Delta\delta_{\max}|}{360^\circ + |\Delta\delta_{\max}|} \tag{16}$$

式中：$\Delta\delta_{\max}$ 为任意两台发电机功角差的最大值。当 $\eta > 0$ 时系统稳定，标签为[1，0]；当 $\eta < 0$ 时系统失稳，标签为[0，1]。失稳发电机是指与平衡机组的转子角度差大于 360°的机组[26]。发电机组的标签为一个集合，其中每个元素为 0 或 1，分别对应失稳和稳定状态的类别。

2.2　评价指标

选取以下 4 个评价指标综合衡量模型对功角稳定性的评估效果。准确率是衡量模型性能的首要指标，表示模型评估的准确性；召回率表示所有失稳样本中正确分类的比例，其值越大，模型更不易出现失稳漏报警；精准率反映失稳误报警的概率；F1 分数是精确率和召回率的调和平均数。定义 T_{P}、F_{N} 分别为真实标签在失稳样本中被正确和错误预测的个数，T_{N}、F_{P} 分别为真实标签在稳定样本中被正确和错误预测的个数。评估指标准确率 I_{a}、召回率 I_{r}、精准率 I_{p} 和 F1 分数(I_{F1}) 的计算式分别如下

$$I_{\mathrm{a}} = \frac{T_{\mathrm{P}} + T_{\mathrm{N}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{N}} + T_{\mathrm{N}}} \tag{17}$$

$$I_{\mathrm{r}} = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{N}}} \tag{18}$$

$$I_{\mathrm{p}} = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{P}}} \tag{19}$$

$$I_{\mathrm{F1}} = \frac{2I_{\mathrm{p}}I_{\mathrm{r}}}{I_{\mathrm{p}} + I_{\mathrm{r}}} \tag{20}$$

采用分类准确率 I_{i} 衡量模型对失稳发电机的识别效果，表达式为

$$I_{\mathrm{i}} = \frac{1}{PQ}\sum_{p=1}^{P}\sum_{q=1}^{Q}\mathrm{I\!I}(g_{q,p} = \hat{g}_{q,p}) \tag{21}$$

式中：P 为样本个数；Q 为发电机台数；$g_{q,p}$、$\hat{g}_{q,p}$ 分别为第 p 个样本中第 q 台发电机的真实标签和预测标签；$\mathrm{I\!I}(\cdot)$ 为指示函数，预测正确时为 1，反之为 0。

2.3 暂态稳定评估实现流程

基于 CI-EGAT 模型的暂态功角稳定性评估流程如图 3 所示，包括离线训练和在线应用两个阶段。

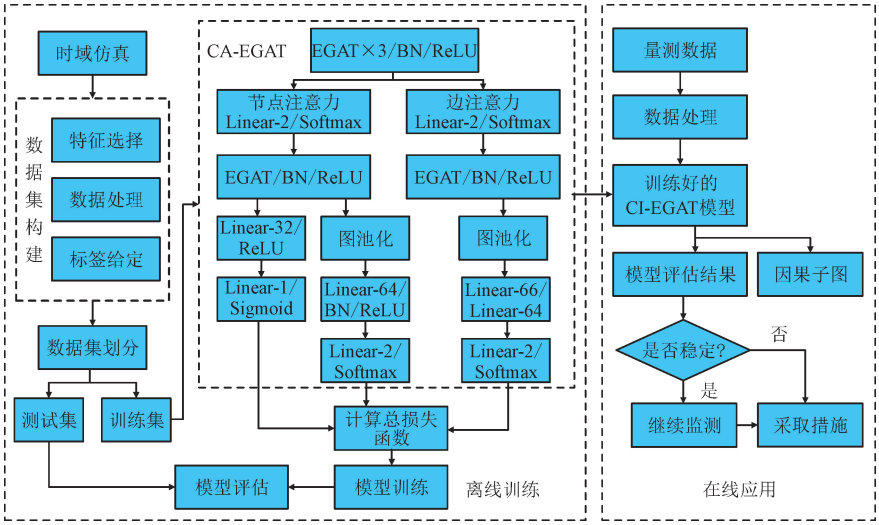


图 3 基于 CI-EGAT 模型的暂态稳定评估流程

Fig. 3 Transient stability assessment process based on the CI-EGAT model

在离线训练阶段，当时域仿真获得大量样本后，构建数据集并将其按一定比例划分为训练集和测试集。首先，将图数据输入到由 3 层 EGAT 组成的编码器，EGAT/BN/ReLU 表示在每一层 EGAT 之后施加批归一化(BN)和 ReLU 激活函数。其次，利用两个独立的线性层，分别计算节点和边的注意力分数，并采用掩码计算得到因果子图和非因果子图，Linear-2/Softmax 表示线性层输出为 2，激活函数为 Softmax。再次，针对因果子图支路，在经特征变换后的子图上依据发电机节点特征开展发电机状态预测，并计算损失$\mathcal{L}_{\text{gen}}$。接着，对因果子图进行池化操作，得到因果子图表示，通过由两层线性层组成的分类器输出结果并计算$\mathcal{L}_{\text{c}}$。然后，通过 EGAT 变换和池化，得到非因果子图表示并生成反事实样本，计算反事实损失$\mathcal{L}_{\text{cont}}$和对比损失$\mathcal{L}_{\text{cf}}$。最后，计算总损失函数并迭代运算优化模型参数，在测试集上得到 I_{a}、I_{r}、I_{p}、I_{F1} 和 I_{i} 5 个评价指标。

离线训练完成后，将训练好的模型配置在控制中心。对同步相量测量装置(PMU)监测到的实时数据进行处理，并输入到训练好的模型中，得到该工况下的暂态稳定评估结果，同时输出因果子图和失稳发电机的识别情况，若结果为稳定，则不需要任何动作，继续对系统进行监测；若结果为失稳，则参考模型输出的因果子图和失稳机组信息，确定失稳区域，并在控制中心施加相应措施，以减少系统暂态失稳带来的不利影响。

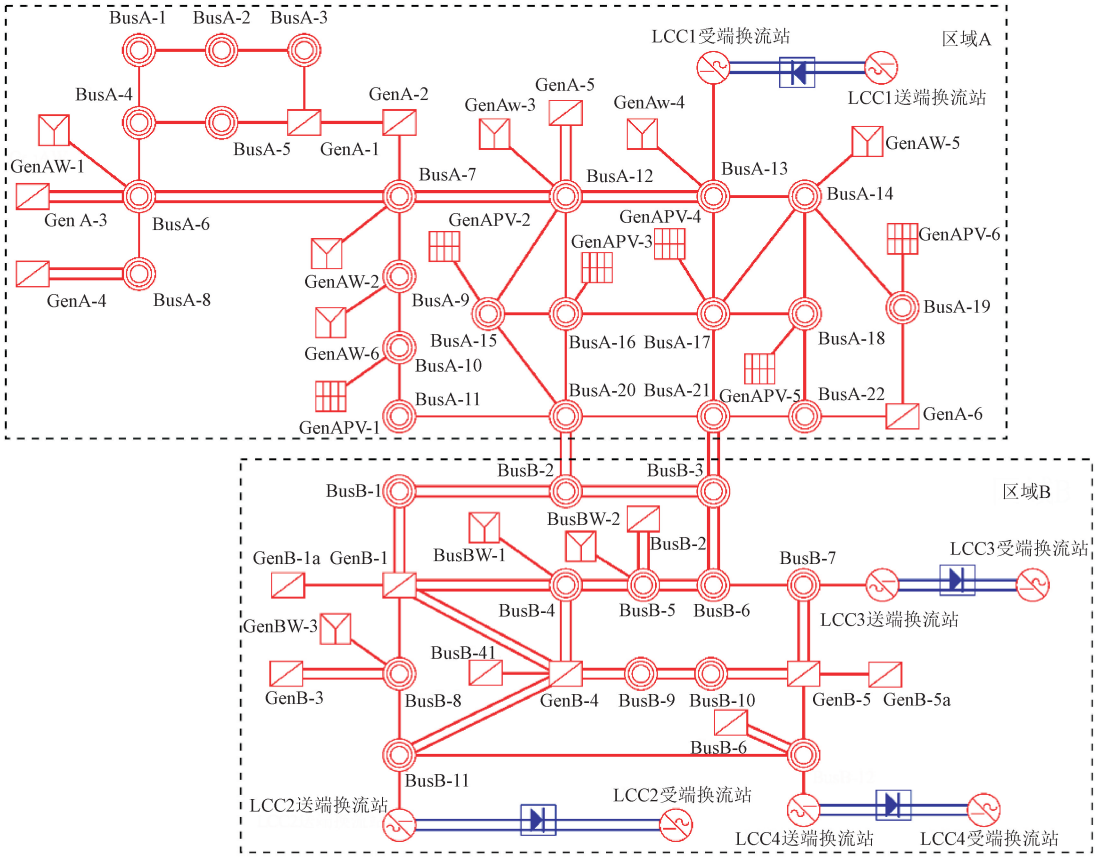
3 算例分析

3.1 样本生成及模型参数设置

为了验证 CI-EGAT 模型的可行性和有效性，采用如图 4 所示的 CEPRI-TAS-173 算例进行测试。时域仿真平台为 PSD-BPA，模型采用 Python 语言基于 Pytorch Geometric 框架搭建。

以图 4 所示的算例为基础，通过时域仿真，模拟不同故障场景生成样本并构建数据集。该算例共包含 197 个节点，由中国某区域实际电网简化得到，是典型的两区域交直流混联电力系统。系统共有 500 kV 主网架 85 个节点，15 台同步发电机组和 24 个新能源场站，4 回直流。设置故障类型包括三相短路 $N-1$、$N-2$、$N-3$，单个样本中故障发生在仿真开始后 0.05 s，持续时间为 0.10 s，采样间隔为 0.01 s。仿真时间设置为 10 s，共生成 18 503 个样本，包括 13 628个稳定样本和 4 875 个失稳样本，按照 8∶2 的比例随机划分为训练集和测试集。

模型采用 Adam 优化器，最小学习率为 10^{-6}，采用余弦退火学习策略动态调整学习率。φ_{c}、φ_{s}、φ 3 个分类器包含的两层 MLP 神经元个数均为 64 和 2。λ_1 和 λ_2 的搜索空间定义为：λ_1，$\lambda_2 \in \{0.001, 0.010, 0.100, 0.500\}$。训练模型并测试准确率，得到的结果如表 1 所示。从中可以看出：λ_1 过小或过大均会导致模型性能下降；当改变 λ_2 时，准确率突变显著；λ_1、λ_2 为 0.010 和 0.100 时，模型达到



BusA-1～BusA-22—区域 A 中母线节点；GenA-1～GenA-6—区域 A 中同步发电机节点；GenAW-1～GenAW-6—区域 A 中风电场站节点；GenAPV-1～GenAPV-5—区域 A 中光伏场站节点；BusB-1～BusB-12—区域 B 中母线节点；GenB-1～GenB-6，GenB-1a，GenB-41，GenB-5a—区域 B 中同步发电机节点；GenBW-1～GenBW-3—区域 B 中风电场站节点。

图 4　CEPRI-TAS-173 算例拓扑图

Fig. 4　Topology diagram of CEPRI-TAS-173 system

最佳性能。由此可知，在因果干预和对比增强之间保持平衡，有利于提高模型的泛化能力和鲁棒性。

表 1　不同超参数下 CI-EGAT 模型的准确率

Table 1　Accuracy of CI-EGAT model under different hyperparameters

λ_2	准确率/%			
	$\lambda_1=0.001$	$\lambda_1=0.010$	$\lambda_1=0.100$	$\lambda_1=0.500$
0.001	97.74	98.01	98.15	97.66
0.010	98.07	98.31	97.98	97.28
0.100	98.88	99.01	98.37	97.34
0.500	98.46	98.64	98.18	97.31

3.2　模型评估性能对比

为了验证本文所提方法的有效性和模型性能，在相同数据样本条件下，分别采用 DT、SVM、CNN、LSTM、GCN、GAT、EGAT、MS-GAT、CI-GAT 9 种模型搭建暂态稳定评估模型，与本文 CI-EGAT 模型进行对比。其中：DT 中决策树的最大深度为 10；SVM 中核函数采用径向基函数，惩罚系数设置为 10；CNN 卷积核尺寸为 2；LSTM 各层神经元数分别为 128、64、16；GCN、GAT、EGAT 和 MS-GAT 网络结构均包含 3 层特征提取层，使用平均池化获得图全局特征，后接与 CI-EGAT 模型相同的分类器；CI-GAT 将 CI-EGAT 模型中用于特征提取的 EGAT 层替换为 GAT 层。除 CI-EGAT 模型外，其他对比方法均需单独构建模型，方可完成发电机失稳状态识别任务。对比模型均采用 Adam 优化器训练，得到的测试结果如表 2 所示。由表可知，相较于其他模型，传统的 DT 和 SVM 机器学习算法建模能力有限，表现较差；由于更强的特征提取能力，深度学习算法 CNN 和 LSTM 的各项评价指标表现更好；得益于对系统拓扑特征的有效建模，图深度学习算法进一步增强了模型评估性能；由于

CI-EGAT模型在计算过程中引入了边特征及因果关系建模，多项指标取得最优效果。综上，本文所提 CI-EGAT 模型充分考虑了暂态稳定评估与失稳机组识别任务间的因果关联，通过共享特征提取过程并有效利用因果特征，实现了模型性能的提升。

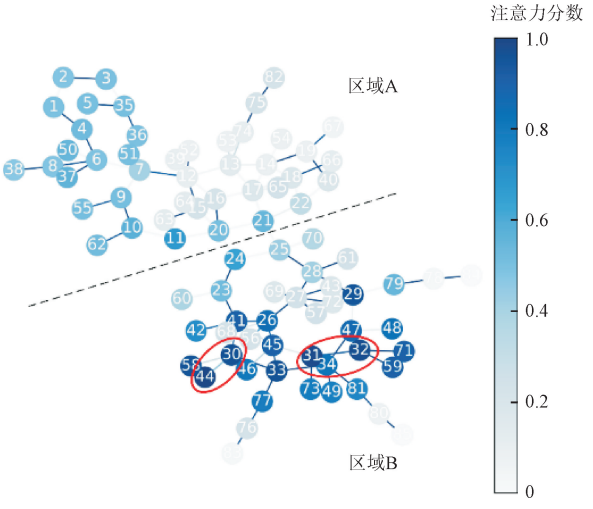
表 2 不同模型对 CEPRI-TAS-173 系统的评估结果

Table 2 Evaluation results of CEPRI-TAS-173 system using different models

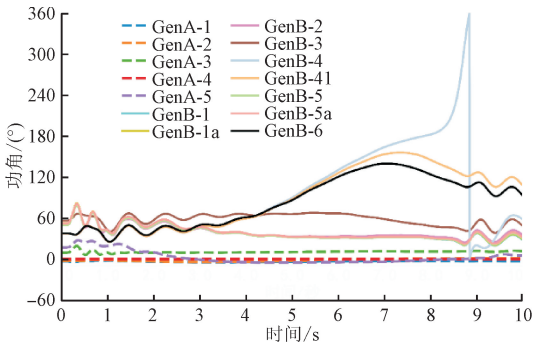
模型	I_a/%	I_r/%	I_p/%	I_{F1}/%	I_i/%
DT	94.46	96.69	94.88	95.77	94.37
SVM	93.88	95.90	94.96	95.28	93.62
CNN	96.48	97.69	97.12	97.34	96.28
LSTM	96.32	97.38	96.93	96.88	96.13
GCN	96.89	98.31	97.81	97.59	96.62
GAT	96.91	97.78	97.54	97.64	96.97
EGAT	96.99	98.31	97.64	97.98	96.90
MS-GAT	97.90	98.35	98.56	98.42	97.87
CI-GAT	98.76	98.56	98.81	98.69	97.98
CI-EGAT	99.01	99.54	99.16	99.36	98.07

3.3 样本可视化分析

为进一步探究 CI-EGAT 模型是否能够动态捕获不同电网图数据的故障特征，并通过因果子图充分挖掘暂态拓扑信息，本文可视化了单个样本在暂态稳定评估和发电机状态识别任务中各节点与边特征的注意力权重分布。考虑到不同运行状态下可能存在单个或多个失稳机组，选取两个典型样本进行可视化处理，结果如图 5 和图 6 所示。



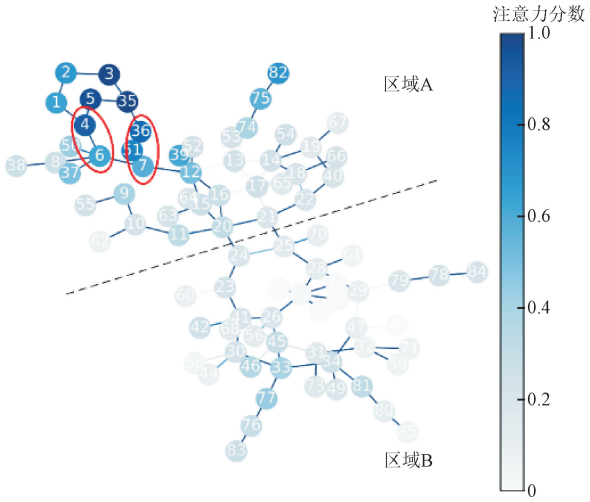
(a)可视化结果



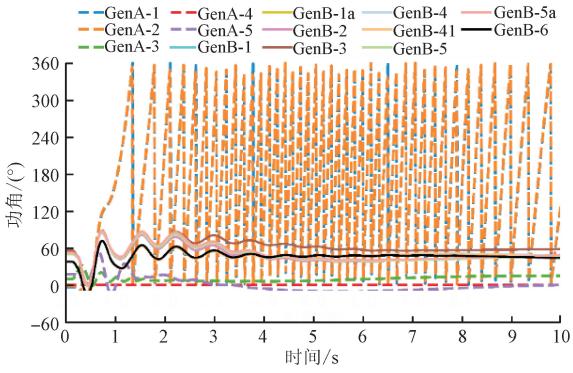
(b)功角轨迹

图 5 单机组失稳场景下样本 1 的可视化结果和功角轨迹

Fig. 5 Visualization results and power angle trajectory of sample 1 under single unit instability scenario



(a)可视化结果



(b)功角轨迹

图 6 多机组失稳场景下样本 2 的可视化结果和功角轨迹

Fig. 6 Visualization results and power angle trajectory of sample 2 under multiunit instability scenarios

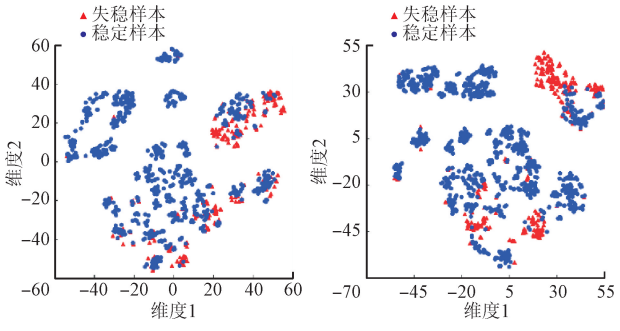
图 5(a)为单机组失稳场景下样本 1 的可视化因果子图，其中编号 35～40 为区域 A 各台发电机节点，编号 41～50 为区域 B 各台发电机节点，颜色越深代表模型的关注度越高。此样本仿真设置的故障线路为：BusB-9—BusB-10 和 GenB-3—BusB-8，

对应图数据中编号为 31—32 和 44—30（红圈处）。故障位置及其周边节点颜色较深，表明模型有效关注到样本中的故障信息。由于故障发生在区域 B，失稳发电机为 GenB-4，区域 B 发电机组注意力分数比区域 A 高。图 5(b)给出了该场景下各机组功角随时间的变化情况。从功角的变化轨迹也可看出，模型对相应发电机的关注度和因果注意力分数的有效性。

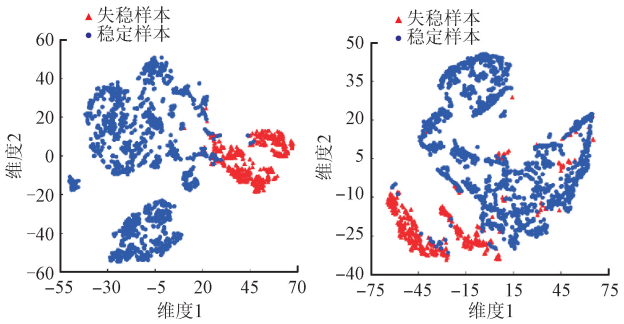
图 6(a)为多机组失稳场景下样本 2 的可视化因果子图，此样本仿真设置的故障线路为：BusA-4—BusA-6 和 GenA-2—BusA-7，对应图数据中编号为 4—6 和 36—7（红圈处）。由图可知，在此故障条件下，模型仍能识别影响系统稳定性的因果特征并做出准确预测。图 6(b)给出了多机组失稳场景下的功角变化曲线。由图可见，故障发生在区域 A，失稳发电机为 GenA-1 和 GenA-2，表明模型能够准确识别失稳发电机组。与传统的统计算法相比，CI-EGAT 模型能够动态辨识影响系统稳定性的关键拓扑结构；即使在相同的系统拓扑下，也能根据电气量的变化，通过注意力分数刻画各节点之间的影响关系，给出当前故障下的因果子图，解释模型判稳关注重点，从而减少分析范围，有助于针对性地制定失稳对策。

3.4　模型特征提取可视化

为了观察 CI-EGAT 模型内部的特征提取效果以及不同子图表示，采用 t 分布的随机近邻嵌入（t-SNE）方法可视化模型中间层的输出。图 7 展示了 t-SNE 方法在测试集上的可视化结果。由图可见，原始数据在低维映射空间中重叠部分较多，经过特征提取后，部分失稳样本呈现聚集特性。经过注意力计算和解耦之后，因果子图和非因果子图在嵌入空间中呈现较大差异。对于非因果子图，由于所包含的非因果特征通常代表数据自身偏差或学习到的环境噪声，因而特征空间中仍存在部分难以区分的困难样本；而对于因果子图，由于可视化结果已经呈现几乎清晰的分类边界，因此可进一步利用因果特征输入分类器，从而实现准确的暂稳评估。



(a)原始全局输入　　(b)EGAT 编码器输出



(c)因果子图表示　　(d)非因果子图表示

图 7　t-SNE 方法可视化结果

Fig. 7　Visualization results of t-SNE method

3.5　各模块有效性分析

为了评估和验证采用因果约束、对比增强及因果干预技术对暂态稳定评估的影响和有效性，通过修改 CI-EGAT 模型训练的总损失函数，设置如下消融实验。

方案 1：采用总训练损失函数，即式(14)。

方案 2：无因果约束，即删除式(11)中的发电机失稳状态识别损失项。

方案 3：无对比增强，即删除式(13)中的对比损失项。

方案 4：无因果干预，即删除式(12)中的反事实损失项；同时调整式(13)，删除因果表示和反事实表示之间的对比损失。

方案 5：只保留式(9)的图分类损失，此时忽略了因果效应，为常规边图注意力网络模型。

测试得到的对比结果如表 3 所示。可以看到，方案 5 的评估效果最差，这是因为该方案忽略了因果效应，仅采用常规注意力机制进行解耦并开展子图计算，得到的子图易引入大量环境噪声，导致其各项指标低于 GAT 等直接利用完整电网拓扑信息的图模型。这进一步表明，将因果关系推断引入暂态稳定评估十分必要，利用因果学习能够提高基于 GDL 算法暂态稳定性评估的准确率。由前文分析可知，暂态稳定评估任务和发电机状态识别任务存在内在联系。方案 2 的结果表明，因果子图施加的隐式约束对暂态稳定评估模型表现有提升作用。方案 3 的各项指标较方案 1 有所降低，表明对比学习对因果解耦的作用增强，提高因果特征和非因果特征之间的差异性能更好地识别因果子图。方案 4 的测试结果表明，利用反事实样本能够训练模型识别不变的因果特征，因果

干预增强了模型学习真实因果关系的能力。

表 3 不同损失函数下 CI-EGAT 模型评估结果的对比

Table 3 Comparison of CI-EGAT model evaluation results under different loss functions

损失函数	I_a/%	I_r/%	I_p/%	I_{F1} %
方案 1	99.01	99.54	99.16	99.36
方案 2	97.87	98.07	97.87	97.98
方案 3	98.01	98.41	98.03	98.21
方案 4	98.21	98.56	98.12	98.36
方案 5	95.56	96.23	95.08	95.67

3.6 未见故障场景及噪声场景测试

为验证模型的泛化性和鲁棒性，对比了不同模型在新故障场景下的表现，获取不同水平系统噪声条件下 CI-EGAT 模型的评估结果。新故障场景下的测试集通过设置随机 $N-3$ 三相短路故障，其拓扑场景与原训练集不同，共生成 3 600 个样本。所有原模型未学习过任何新场景下的样本，其测试结果如图 8 所示。

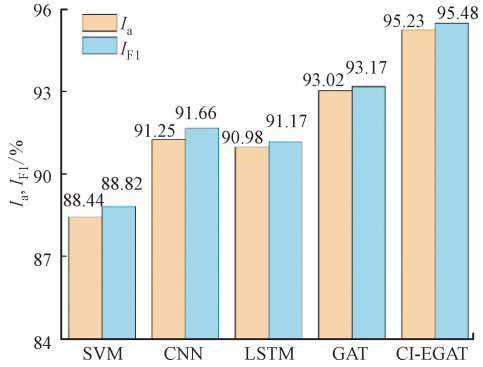


图 8 不同模型在新故障场景下的评估结果对比

Fig. 8 Comparison of evaluation results of different models in new scenarios

由图 8 可以看出，相较于常规机器学习和深度学习算法，GDL 算法的测试表现更好，在面对拓扑变化场景时具有更好的适应性。本文 CI-EGAT 模型的各项性能指标均为最优，表明电力系统的图结构数据中确实存在反应暂态稳定性的因果关系，基于因果特征的预测模型泛化能力更强。

由于从同步相量测量装置收集到的测量数据会受到噪声干扰，因此模型在线应用时需要抵御噪声的影响。通常用信噪比 R_{SNR} 衡量信号的质量，向测试集中的样本加入不同水平的噪声，记录暂态稳定评估和失稳机组识别结果，如表 4 所示。根据 IEEE 标准[27]，同步相量测量装置的测量误差应小于 1%，对应的 R_{SNR} 为 40 dB。由表 4 可以看到，在该噪声水平下，模型的暂态稳定评估和失稳发电机组识别准确率几乎不变。当噪声更强时，CI-EGAT 模型的性能虽然有所下降，但准确率仍较高，具有一定的鲁棒性。

表 4 不同噪声水平下 CI-EGAT 模型评估结果的对比

Table 4 Comparison of CI-EGAT model evaluation results under different R_{SNR} levels

R_{SNR}/dB	I_a/%	I_{F1} %	I_i %
40	98.98	99.04	97.78
30	98.68	98.75	97.32
20	98.07	98.21	96.75

3.7 可解释性对比

为验证模型决策的可解释性提升效果，除直观的可视化子图外，通过引入忠实度[28]这一可解释性的衡量指标开展量化计算，并与其他方法进行对比。

忠实度常用于特征重要性解释方法，反应模型解释能否真实反映模型的实际预测。其计算过程为：先按特征重要性排序，然后依次移除前 k 个特征，观察模型预测概率的变化幅度，变化越大，表明这些特征确实对模型的预测产生了影响，忠实度越高。对比方法包括 SHAP、局部可解释且模型无关(LIME)、DT 和 Transformer 注意力解释法。将图数据展平为特征向量，并采用上述可解释方法计算特征重要性或注意力分数，其中 DT 模型同 3.2 小节，Transformer 模型结构的设计参照文献[29]。分别移除特征重要性或注意力分数排名的前 10、20、40 个特征，记录忠实度结果如表 5 所示。由表可知，作为事后解释方法，SHAP 和 LIME 模型的忠实度较低，这类模型无关的解释方法容易出现认为特征重要、但删掉不影响预测的现象。DT 和 Transformer 模型的预测概率变化程度相较于本文 CI-EGAT 模型略低，说明得分重要性或注意力权重数值并不能代表因果重要性，可能只是统计相关。综合来看，本文 CI-EGAT 模型捕获了决定性因素，从而提高了模型决策的可解释性。

表 5 不同模型下可解释忠实度的对比

Table 5 Comparison of interpretable fidelity under different models

模型	忠实度		
	$k=10$	$k=20$	$k=40$
SHAP	0.074	0.307	0.440
LIME	0.019	0.203	0.171
DT	0.178	0.299	0.503
Transformer	0.226	0.448	0.552
CI-EGAT	0.289	0.480	0.602

4 结 论

为捕捉和电网暂态稳定性相关的关键节点信息并识别失稳机组，提高图深度学习暂态稳定评估的准确性和可解释性，本文提出一种基于因果启发的边图注意力网络（CI-EGAT）电力系统暂态稳定评估方法，通过在 CEPRI-TAS-173 算例上开展仿真验证和分析，得到如下结论。

（1）所提方法在实现暂态稳定评估的同时，能够对发电机组状态识别，CEPRI-TAS-173 算例上的暂态稳定评估准确率达 99.01%，失稳机组识别准确率达 98.07%，并能根据不同工况给出影响暂态稳定评估的关键拓扑结构和特征，具有良好的工程实用性。

（2）所提方法引入因果约束后，模型的 F1 分数提升了 1.38 个百分点；引入对比增强和因果干预模块，模型 F1 分数分别提升了 1.15、1 个百分点，各因果模块的共同作用，使得评估效果较常规边图注意力网络提升了 3.69 个百分点，验证了各模块对因果特征学习的增强作用。因果启发的引入，使得所提方法相比机器学习算法、常规图深度学习算法等具有更高的准确性、鲁棒性和决策可解释性。

未来研究将聚焦于提升模型的自适应性，即在未知运行拓扑或系统规模变化下，如何学习因果机制并利用因果特征，持续为暂态稳定评估和控制提供有效支撑。

参考文献：

[1] 赵兵，吴萍，蒋彦翊，等. 响应驱动的新型电力系统暂态稳定判别方法综述 [J]. 电网技术，2025，49(7)：2633-2648.
Zhao Bing，Wu Ping，Jiang Yanhong，et al. A survey on response-driven transient stability determination of new generation of power system [J]. Power System Technology，2025，49(7)：2633-2648.

[2] 胡博，谢开贵，邵常政，等. 双碳目标下新型电力系统风险评述：特征、指标及评估方法 [J]. 电力系统自动化，2023，47(5)：1-15.
Hu Bo，Xie Kaigui，Shao Changzheng，et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality：characteristics，indices and assessment methods [J]. Automation of Electric Power Systems，2023，47(5)：1-15.

[3] Xiao Tannan，Wang Jianquan，Gao Yifan，et al. Improved sparsity techniques for solving network equations in transient stability simulations [J]. IEEE Transactions on Power Systems，2018，33(5)：4878-4888.

[4] 刘俊，孙惠文，吴柳，等. 电力系统暂态稳定性评估综述 [J]. 智慧电力，2019，47(12)：44-53.
Liu Jun，Sun Huiwen，Wu Liu，et al. Overview of transient stability assessment of power systems [J]. Smart Power，2019，47(12)：44-53.

[5] 杨博，陈义军，姚伟，等. 基于新一代人工智能技术的电力系统稳定评估与决策综述 [J]. 电力系统自动化，2022，46(22)：200-223.
Yang Bo，Chen Yijun，Yao Wei，et al. Review on stability assessment and decision for power systems based on new-generation artificial intelligence technology [J]. Automation of Electric Power Systems，2022，46(22)：200-223.

[6] 闫炯程，李常刚，刘玉田. 数据驱动的新型电力系统安全风险预警综述 [J]. 电网技术，2024，48(12)：4989-5002.
Yan Jiongcheng，Li Changgang，Liu Yutian. Review of data-driven security risk early warning research of the new-type power system [J]. Power System Technology，2024，48(12)：4989-5002.

[7] 甄永赞，阮程. 基于代价敏感支持向量机和多变量决策树的分级自适应暂态电压稳定评估 [J]. 电网技术，2024，48(2)：778-788.
Zhen Yongzan，Ruan Cheng. Hierarchical self-adaptation transient voltage stability assessment based on cost-sensitive SVM and multivariate decision tree [J]. Power System Technology，2024，48(2)：778-788.

[8] 戴远航，陈磊，张玮灵，等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估 [J]. 中国电机工程学报，2016，36(5)：1173-1180.
Dai Yuanhang，Chen Lei，Zhang Weiling，et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines [J]. Proceedings of the CSEE，2016，36(5)：1173-1180.

[9] 张哲，秦博宇，高鑫，等. 融合注意力机制和卷积神经网络的电网暂态电压稳定评估及可解释性分析 [J]. 电网技术，2024，48(11)：4648-4657.
Zhang Zhe，Qin Boyu，Gao Xin，et al. Transient voltage stability assessment and interpretability analysis of power grids based on the fusion of attention mechanism and convolutional neural network [J]. Power System Technology，2024，48(11)：4648-4657.

[10] Kim J，Lee H，Kim S，et al. Real-time power system transient stability prediction using convolutional layer and long short-term memory [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology，2023，18(4)：2723-2735.

[11] 杜一星，胡志坚，李犇，等. 基于双向门控循环单元的电力系统暂态稳定评估 [J]. 电力系统自动化，2021，45(20)：103-112.
Du Yixing，Hu Zhijian，Li Ben，et al. Transient stability assessment of power system based on bi-directional gated recurrent unit [J]. Automation of Electric Power Systems，2021，45(20)：103-112.

[12] 黄济宇，管霖，郭梦轩，等. 图深度学习技术在智能暂态稳定评估中的应用及展望 [J]. 电网技术，2023，47(4)：1500-1511.
Huang Jiyu，Guan Lin，Guo Mengxuan，et al. Application and prospect of graph deep learning technique in intelligent transient stability assessment [J]. Power System Technology，2023，47(4)：1500-1511.

[13] 管霖，黄济宇，蔡锴涵，等. 图深度学习技术在电力系统分析与决策领域的应用与展望 [J]. 高电压技术，2022，48(9)：3405-3422.
Guan Lin，Huang Jiyu，Cai Zihan，et al. Application and prospect of graph deep learning technique in power system analysis and decision [J]. High Voltage Engineering，2022，48(9)：3405-3422.

[14] 王铮澄，周艳真，郭庆来，等. 考虑电力系统拓扑变化的消息传递图神经网络暂态稳定评估 [J]. 中国电机工程学报，2021，41(7)：2341-2349.
Wang Zhengcheng，Zhou Yanzhen，Guo Qinglai，et al. Transient stability assessment of power system considering topological change：a message passing neural network-based approach [J]. Proceedings of the CSEE，2021，41(7)：2341-2349.

[15] 刘雨晴，刘墨，王小君，等. 融合同步知识和时空信息的电力系统暂态稳定评估框架 [J]. 电网技术，2025，49(6)：2334-2346.
Liu Yuqing，Liu Zhao，Wang Xiaojun，et al. Power system transient stability assessment framework based on fusion of synchronization knowledge and spatial-temporal information [J]. Power System Technology，2025，49(6)：2334-2346.

[16] 钟智，管霖，苏寅生，等. 基于图注意力深度网络的电力系统暂态稳定评估 [J]. 电网技术，2021，45(6)：2122-2130.
Zhong Zhi，Guan Lin，Su Yinsheng，et al. Power system transient stability assessment based on graph attention deep network [J]. Power System Technology，2021，45(6)：2122-2130.

[17] Xia Shiwei，Zhang Chenhui，Li Yahan，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.

[18] 傅太国屹，杜友田，吕昊，等. 基于多尺度图注意力网络的电力系统暂态稳定评估 [J]. 电力系统自动化，2025，49(3)：60-70.
Fu Taiguoyi，Du Youtian，Lü Hao，et al. Transient stability assessment of power systems based on multi-scale graph attention network [J]. Automation of Electric Power Systems，2025，49(3)：60-70.

[19] 王小君，窦嘉铭，刘墨，等. 可解释人工智能在电力系统中的应用综述与展望 [J]. 电力系统自动化，2024，48(4)：169-191.
Wang Xiaojun，Dou Jiaming，Liu Zhao，et al. Review and prospect of explainable artificial intelligence and its application in power systems [J]. Automation of Electric Power Systems，2024，48(4)：169-191.

[20] 刘晓菲，尹硕，张艺涵，等. 基于可解释图注意力网络的新型电力系统无功优化 [J]. 电网技术，2026，50(3)：1008-1018.
Liu Xiaofei，Yin Shuo，Zhang Yihan，et al. Reactive power optimization of new power systems based on interpretable graph attention network [J]. Power System Technology，2026，50(3)：1008-1018.

[21] Wang Ziming，Chen Jun，Chen Haopeng. EGAT：edge-featured graph attention network [C]//Artificial Neural Networks and Machine Learning-ICANN 2021. Cham，Germany：Springer International Publishing，2021：253-264.

[22] 文载道，王佳蕊，王小旭，等. 解耦表征学习综述 [J]. 自动化学报，2022，48(2)：351-374.
Wen Zaidao，Wang Jiarui，Wang Xiaoxu，et al. A review of disentangled representation learning [J]. Acta Automatica Sinica，2022，48(2)：351-374.

[23] 赵梦阳，张旭，曲存全. GraphCCL：自注意力增强的因果图对比学习 [J]. 指挥与控制学报，2025，11(5)：569-576.
Zhao Mengyang，Zhang Xu，Qu Cunquan. GraphCCL：causal graph contrastive learning with self-attention augmentation [J]. Journal of Command and Control，2025，11(5)：569-576.

[24] 肖智伟，王童威，王怀远. 基于样本空间分布特性抽样的电力系统暂态稳定评估 [J]. 电网技术，2025，49(10)：4156-4163.
Xiao Zhiwei，Wang Tongwei，Wang Huaiyuan. Power system transient stability assessment based on sampling of sample spatial distribution characteristics [J]. Power System Technology，2025，49(10)：4156-4163.

[25] 张宇驰，蔡国伟，刘铖，等. 基于网络能量轨迹特征

学习的新能源电力系统暂态稳定评估 [J]. 电力系统自动化，2025，49(10)：20-28.
Zhang Yuchi，Cai Guowei，Liu Cheng，et al. Transient stability assessment of power system with renewable energy based on network energy trajectory feature learning [J]. Automation of Electric Power Systems，2025，49(10)：20-28.

[26] Guo Tingyan，Milanović J V. Online identification of power system dynamic signature using PMU measurements and data mining [J]. IEEE Transactions on Power Systems，2016，31(3)：1760-1768.

[27] IEEE Std C37.118.2-2011 IEEE standard for synchrophasor data transfer for power systems [S].

[28] Chan C S，Kong Huanqi，Liang Guanqing. A comparative study of faithfulness metrics for model interpretability methods [C]// Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg，PA，USA：ACL，2022：5029-5038.

[29] 赵晨浩，焦在滨，李程昊，等. 基于双塔 Transformer 的电力系统暂态稳定评估 [J]. 全球能源互联网，2024，7(5)：521-529.
Zhao Chenhao，Jiao Zaibin，Li Chenghao，et al. Power system transient stability assessment based on two-tower Transformer model [J]. Journal of Global Energy Interconnection，2024，7(5)：521-529.

（编辑　李慧敏）