

引文格式:刘新元,冀岳,曲莹,等.考虑不平衡样本的基于图卷积网络的电力系统暂态稳定评估方法[J].太原理工大学学报,2026,57(2):321-332.

LIU Xinyuan, JI Yue, QU Ying, et al. Power system transient stability assessment method based on graph convolutional network considering unbalanced samples[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2026, 57(2):321-332.

考虑不平衡样本的基于图卷积网络的电力系统暂态稳定评估方法

刘新元¹,冀岳²,曲莹¹,郝捷¹,陈丹阳¹,张谦¹,牛哲文²

(1. 国网山西省电力公司 电力科学研究院,山西 太原;2. 太原理工大学 电气与动力工程学院,山西 太原)

摘要:【目的】基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估成为现阶段的主流研究方向,但在实际应用阶段尚存在失稳样本过少,以及缺乏考虑电力系统空间拓扑信息对暂态稳定评估影响的问题。鉴于此,提出一种基于条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)和图卷积网络(graph convolution network, GCN)的新型暂态稳定评估模型。【方法】首先,采用CGAN对分布较少的失稳样本进行定向增强,作为连接原始不平衡数据集与数据驱动暂稳判别方法的纽带,实现对极度不平衡的原始数据集的精确优化;其次,引入电网空间拓扑信息作为输入,利用图卷积网络对电网空间特征关系进行挖掘,再结合节点本身的特征向量及其暂稳标签构建暂稳评估模型,增强模型对电网运行方式及拓扑结构变化的泛化能力;最后,在IEEE-39节点系统及IEEE-118节点系统上进行仿真验证。【结论】所提的CGAN-GCN暂态稳定评估模型具有更高的准确性,在模型拓扑结构发生变化的情况下体现出了较强的泛化能力。

关键词:电力系统;数据平衡;条件生成对抗网络;图卷积网络;暂态稳定评估

中图分类号:TM712;TP18 **文献标识码:**A

DOI:10.16355/j.tyut.1007-9432.20240586

文章编号:1007-9432(2026)02-0321-12

Power System Transient Stability Assessment Method Based on Graph Convolutional Network Considering Unbalanced Samples

LIU Xinyuan¹, JI Yue², QU Ying¹, HAO Jie¹, CHEN Danyang¹, ZHANG Qian¹, NIU Zhewen²

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan, Shanxi, China;

2. College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi, China)

Abstract: 【Purposes】Data-driven transient stability assessment of power systems has become the mainstream research direction at this stage. However, in the practical applications, there are still problems such as too few unstable samples and lack of consideration of the impact of power system spatial topology information on transient stability assessment. In view of these issues, a new transient stability assessment model based on conditional generative adversarial network (CGAN) and graph convolution network (GCN) is proposed. 【Methods】First, CGAN was used to perform targeted enhancement on sparsely distributed unstable samples as a link between the original unbalanced data set

收稿日期:2024-07-23;修回日期:2024-09-27

基金项目:国网山西省电力公司科技项目(52053023000B)

第一作者:刘新元,硕士研究生,(E-mail)liuxinyuan1208@163.com

通信作者:牛哲文,博士,讲师,主要从事电力系统运行与控制、人工智能在电力系统中的应用研究,(E-mail)niuzhewen@tyut.edu.cn

and the data-driven transient stability discrimination method, so as to achieve accurate optimization of the extremely unbalanced original data set. Then, the spatial topology information of the power grid was introduced as input, and the GCN was used to mine the spatial feature relationship of the power grid. After that, the transient stability assessment model was constructed by combining the feature vector of the node itself and its transient stability label, which enhances the model's generalization ability for changes in power grid operation mode and topological structure. Finally, simulation verifications were carried out on the IEEE-39 node system and the IEEE-118 node system. **【Conclusions】** The results show that the proposed CGAN-GCN transient stability assessment model has improved accuracy and demonstrates strong generalization ability during model topology changes.

Keywords: power system; data balance; conditional generative adversarial network; graph convolution network; transient stability assessment

随着我国“双碳”战略的深入实施及新型电力系统的构建,以及新能源与电力电子设备的大规模并网^[1],电力系统所面临的随机性和非线性特性的显著提升,开发出更加精确且迅速的电力系统暂态稳定评估方法成为了一项迫切的需求。

传统的电力系统暂稳评估方法主要可以分为两类,即基于时域仿真的方法^[2]和基于能量函数的方法^[3]。基于时域仿真的方法计算复杂,计算速度难以达到新型电力系统环境下对实时安全评估的要求。基于能量函数的方法以及小扰动分析法难以保证对复杂电网环境下评估的可靠性^[4]。随着相量测量单元和广域测量系统的普及,高频率地采集电网的大量历史数据成为可能。因此,基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估方法已逐渐成为主流。

机器学习方法与深度学习作为数据驱动的主流算法,目前已被广泛应用于电力系统暂稳评估模型的构建中,例如,支持向量机(support vector machine, SVM)^[5-7]、逻辑回归(logistic regression, LR)^[8]、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)^[9-11]、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[12-14]等。深度学习算法的进步极大促进了电力系统暂态稳定评估技术的发展,使得基于数据驱动的评估方法取得了显著进步。然而,电网在实际运行过程中绝大部分时间处于稳定状态,同步相量测量装置(phasor measurement unit, PMU)可采集的训练数据中的失稳样本往往极少,造成了模型训练过程中的极端不平衡现象。此外,电力系统中对失稳误判的代价远超稳定误判的代价,在实际应用中应当更加关注失稳样本。针对失稳样本极少所造成的极端不平衡问题,当前解决方法可以分为两类:(1)基于损失函数修正的解决方法;(2)基于数据算法的解决方法。基于损失函

数修正的解决方法通过提高模型训练时对少数类样本的关注程度来提高准确率。文献[15]引入了一种代价敏感的评估技术来优化暂态稳定性的模型训练,通过在损失函数中提升对不稳定样本误判的权重实现此目的,但这一方法有可能提高对稳态样本的误判率。文献[16,17]采用了焦点损失函数来处理模型训练中难以区分的样本,特别是那些在重叠区域的样本,有效提升了暂态稳定评估的整体准确性。传统的基于数据算法的解决方法又可以分为两种:过采样和欠采样。然而,过采样的方法极容易导致模型的过拟合,而欠采样又会丢失数据的信息。为了克服基于数据的平衡方法的不足,学界提出了基于数据综合的方法,如合成少数派过采样技术(synthetic minority oversampling technique, SMOTE)^[18],但这种方法只能通过线性插值来合成线性数据。文献[19]则结合自适应综合过采样(adaptive synthetic sampling, ADASYN)和降噪自编码器来缓解样本不平衡的问题,但是生成的数据并不符合原始数据的分布,为此,引入了更加符合原始数据分布的样本生成方法即生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)。生成对抗网络通过基于博弈论的基本原理构建了两个互相对抗的网络结构,即生成器与判别器,二者在学习过程中互相博弈直至达到纳什均衡,实现了对原始样本集的高质量模拟并生成类似样本。文献[20]构建了双生成器的GAN模型,两个生成器分别承担新样本生成和低质量样本增强的任务。然而,以上方法只能无差别地生成样本或改变训练过程中的损失函数权重,并不能对样本集中的失稳样本进行定向增强与补充,难以达成平衡和增强样本集的效果。为此,需要借助监督学习在一定程度上融合先验知识以提高生成样本与真实样本的拟合度,实现增强数据集的可控优化,

定向补充失稳样本以实现原始数据集的相对平衡。

此外,电力网络的拓扑构造是决定能量分布全局性特征的关键因素,影响着发电机之间的功率平衡状态、负荷与有功电源间的电气距离等^[21]。为研究电网拓扑结构对暂态稳定评估的影响,文献[22]构建了一个基于电网拓扑图的邻接性和节点信息的暂态稳定评估模型,该模型采用图注意力网络(graph attention network, GAT)作为核心算法。文献[23]运用消息传递图神经网络(message passing neural network, MPNN)来研究空间特征对暂态稳定性评估性能的影响。文献[24]运用图嵌入技术提取系统的拓扑特征,利用双向长短期记忆网络(bidirectional long short term memory, Bi-LSTM)分析这些特征的时间序列,以提高暂态电压稳定评估的性能。以上方法虽然考虑到了电网拓扑结构的影响,但对电力系统结构中各节点自身特征信息的挖掘不够充分,缺乏对远距离节点关系的提取能力,同时处理高维的节点数据效率较低,并且考虑到在线应用时所面临的电力系统由于计划维护、发电调度方式改变,以及负荷季节性波动引发的运行方式改变或空间拓扑变化,模型泛化能力不足。因此,引入更加高效、全面的图数据处理模型,深刻研究电力系统中各节点特征影响,是提高电力系统暂稳评估模型综合性能,增强模型鲁棒性的研究重点。

鉴于现有方法的局限性,本研究提出了一种新的电力系统暂态稳定评估方法,即基于条件生成对抗网络和图卷积网络(conditional generative adversarial network-graph convolution network, CGAN-GCN)的暂态稳定模型,分阶段完成模型前置训练数据集的平衡增强和暂态稳定状态判别模型训练,从而提高电力系统暂态稳定评估的准确性和可靠性。首先,提出了基于条件生成对抗网络的样本增强方法,作为连接原始数据集与数据驱动方法的纽带,实现对极度不平衡的原始数据集的精确优化;其次,结合增强后的数据集与电网拓扑信息训练图卷积网络模型,建立空间特征与暂态稳定评估的关系,提高电力系统暂稳评估的准确性与泛化能力;最后,选用IEEE-39系统和IEEE-118系统进行仿真分析,结果验证了本文方法的可行性和有效性。

1 CGAN-GCN模型构建

1.1 条件生成对抗网络

由于电力系统对运行稳定性的要求,其实际运

行过程中可能发生的大扰动相当罕见,能够引发失稳的情况更是难得一见,造成可获取的失稳样本非常稀有。而在训练暂稳评估模型时往往对失稳状态的判别要求更高,对失稳样本的数量要求也更高。常规的GAN网络在应对高噪声以及复杂维度的电力系统数据往往会出现梯度消失和模式崩溃的问题。为此,本文通过CGAN将电力系统运行信息作为先验知识进行引入,对GAN的训练过程进行引导和规范,使得网络能在指定的方向上更有目的地生成更真实的数据,从而缓解数据驱动TSA方法对不平衡样本的局限性,详见图1。

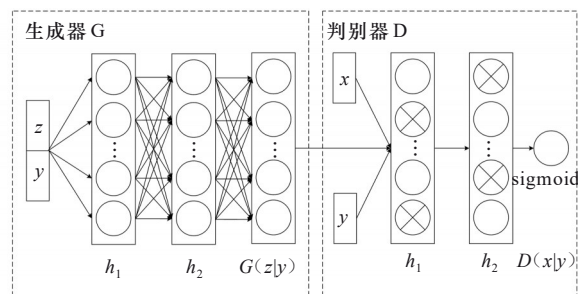


图1 条件生成对抗网络

Fig. 1 Conditional generative adversarial network

因此,本文通过在生成器和判别器加入类别标签 y ,实现了CGAN对生成样本类别信息的引导。其目标函数如下:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x|y)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z|y)))]. \quad (1)$$

式中, $E_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x|y)]$ 是 $\log D(x|y)$ 的数学期望, $E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z|y)))]$ 是 $[\log 1 - D(G(z|y))]$ 的数学期望, $V(D, G)$ 是变量函数。本文采用的CGAN引入的条件信息 y 为电力系统暂稳样本的稳定状态标签,0代表稳定,1代表失稳,以此定向对输入的原始数据集中的失稳样本部分进行增强;生成器由一个dropout层和五个卷积层组成。这五个卷积层将输入数据映射成一个一维向量,该向量表示来自真实数据的输入信息的概率。通过这种方式,生成器和判别器利用交替迭代过程进行训练,最终达到纳什均衡,消除判稳模型的不确定域。

1.2 图卷积神经网络

电力系统中存在许多由节点和线路组成的拓扑结构,可以将其视为一张图网络,该网络当中包含了系统中能量的分布方式和流动路径,对暂态稳定评估模型的训练具有重要影响。为此,引入了图卷积神经网络来处理暂稳数据及其对应的拓扑结

构信息,以实现更加精确的暂态稳定评估。相较于传统的图神经网络,图卷积网络通过卷积操作,能够高效地提取相邻节点的信息以及复杂的图结构关系,更快地获取远距离节点之间的关系,因此在处理高维复杂特征方面表现更加优秀,适合电力系统暂态稳定评估的需求。因此,本文采用图卷积神经网络构建的暂稳评估模型,实现了对电力系统暂态稳定的准确判别,对电力系统运行方式改变以及空间拓扑变化具有一定的泛化能力。

在电力系统暂态稳定分析中,图卷积神经网络通过构建邻接矩阵 A 及各发电机节点自身的特征向量组成的特征矩阵,不断提取电网架构中的空间信息,如图 2 所示。具体而言,就是通过对电力系统拓扑图的空间特征信息进行频域描述,而这一过程的实现可利用归一化的拉普拉斯矩阵:

$$L_m = I - D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}. \quad (2)$$

式中, L_m 代表归一化拉普拉斯矩阵; I 代表单位矩阵; A 代表电力系统拓扑图的邻接矩阵; D 代表 A 对应节点度的对角矩阵。 D 矩阵是由 A 矩阵计算得出的,其中的每个元素可表示为:

$$D_{ii} = \sum_j A_{ij}. \quad (3)$$

式中, A_{ij} 为 A 的元素。用谱分解处理拉普拉斯矩阵:

$$L_m = U \Delta U^T. \quad (4)$$

式中, Δ 代表由拉普拉斯矩阵 L_m 的特征值构成的对角矩阵; U 是根据 L_m 的特征值排序的特征向量矩阵。提出针对电力系统拓扑图的图卷积公式:

$$x * Gg = U (U^T x \circ U^T g). \quad (5)$$

式中, G 代表应用图卷积的电力系统拓扑图; x 代表图的特征向量; g 代表卷积核; $*$ 代表图卷积; $\circ$ 代表哈达玛积。本文进一步定义了一个可训练的卷积核参数 $g_\theta = \text{diag}(U^T g)$, 以此为基础构建一个基于谱分解的图卷积公式:

$$x * Gg = U g_\theta U^T x. \quad (6)$$

为了减少计算负担并提升效率,利用切比雪夫多项式来近似这一卷积核,简化计算过程并优化了性能。

$$\Delta_z = 2\Delta / \lambda_{\max} - I. \quad (7)$$

$$g_\theta = g_\theta(\Delta) = \sum_{i=0}^K \theta_i T_i(\Delta_z). \quad (8)$$

式中, Δ_z 代表缩放后的特征向量矩阵; $\lambda_{\max}$ 代表 L_m 最大特征值; $T_i(\sim)$ 代表 i 阶切比雪夫多项式; θ_i 代表对应的切比雪夫系数; K 代表切比雪夫多项式项数。其中, $T_i(\Delta_z) = 2\Delta_z T_{i-1}(\Delta_z) - T_{i-2}(\Delta_z)$; $T_1(\Delta_z) = \Delta_z$ 。

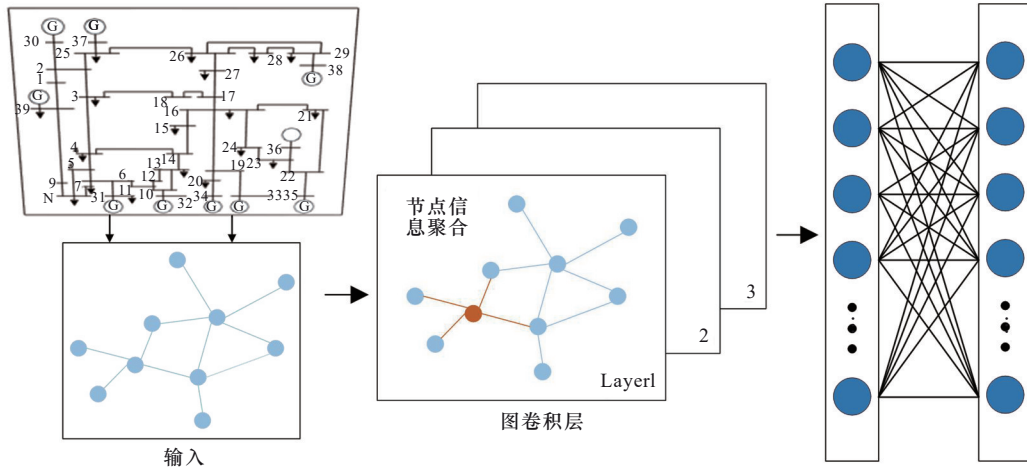


图 2 图卷积网络

Fig. 2 Graph convolution network

2 基于 CGAN-GCN 的暂态稳定评估模型

在电力系统中应用暂态稳定评估模型时,需要根据已有的数据和实时监测获取的系统结构,快速、准确地完成评估。但历史数据中存在的失稳数据与稳定数据比例严重不平衡问题会深刻影响模

型的即时训练效果。为实现对历史数据集或在线数据集的快速高效地平衡处理,提高暂稳判别模型的训练质量和泛化能力,实现从历史数据集到模型训练完成并应用全过程的快速处理。为此,当获取到极不平衡的历史数据集时,首先由本文 1.1 节提出的条件生成对抗网络对失稳样本进行定向的生成和增强,完成增强数据集的构造后,将其作为训

练集和验证集,进一步训练基于本文1.2节的图卷积网络的暂态稳定评估模型,实现对电力系统暂态稳定状态的精确识别。

2.1 暂态稳定评估模型构建

2.1.1 暂态稳定分类模型输入及输出构建

随着广域测量系统的建立和完善,PMU可用于实时观测和传输数据。对于在线暂稳评估,使用从稳定状态到故障发生再到故障清除最终达至恢复稳定总过程为5 s的PMU数据来训练模型并评估电网的暂态稳定状态。电网暂稳评估是一个二分类问题,0和1分别代表稳定和失稳,常使用暂态稳定指数(transient stability index, TSI)标识系统的稳定状态,在系统受到严重扰动时判断功角是否失稳。方程如下所示:

$$\eta_{\text{TSI}} = \frac{360^\circ - |\Delta\delta|_{\max}}{360^\circ + |\Delta\delta|_{\max}}. \quad (9)$$

式中, $|\Delta\delta|_{\max}$ 为两台发电机间的最大功角差绝对值。当 $\eta_{\text{TSI}} < 0$ 时,系统便会被判定处于失稳状态。

除此之外,电力系统的暂态稳定性还受到功率、电压、电流和频率等运行参数的影响。为了优化暂态稳定评估模型的分类精度,需采用含有丰富特征的大数据集进行训练。在本文中,训练数据的特征包括发电机的有功功率 P 、发电机的无功功率 Q 、发电机的机端电压幅值 U ,以及各发电机的功角 δ 。本文采用新英格兰10机39节点系统进行测试, P 、 Q 、 U 、 δ 为各发电机的运行参数,根据发电机节点可得, $P = (p_1, p_2, \dots, p_{10})$, $Q = (q_1, q_2, \dots, q_{10})$, $U = (u_1, u_2, \dots, u_{10})$, $\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{10})$ 。采样时间间隔设置为0.01 s。CGAN的输出数据的格式可设置为:

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]. \quad (10)$$

$$x_i = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{500 \times 500 \times 1} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

$$a_i = [P, Q, U, \delta]_{1 \times 40}. \quad (12)$$

其中, n 为输入数据的个数,输入数据为 n 个500行40列的矩阵,同时还有样本的标签向量作为一个 n 行1列的数组进行输入。

对于图卷积网络,考虑电力系统拓扑连接关系和节点间的动态交互作用,将新英格兰10机39节点系统中10机视为节点,将表征系统拓扑结构的邻接矩阵 A 作为输入,同时输入节点 i 本身的特征向

量,公式如下:

$$x_i = [p_i, u_i, q_i, \delta_i]^T. \quad (13)$$

2.1.2 模型性能评价指标

为评估本文提出的CGAN生成样本的效果,同时降低由于指标不同引发的随机性问题,本文使用两个定量的评价指标即最优传输距离(wasserstein distance, WD)和最大均值差异(maximum mean difference, MMD),通过二者来验证CGAN生成样本的多样性和质量。

WD能够度量两个概率分布之间的距离,主要表示两个概率分布的接近程度。此外,与传统测量概率分布KL散度(Kullback-Leibler divergence, KLD)和JS散度(JensenShannon divergence, JSD)的算法相比,WD的优势在于距离具有连续性的性质。定义如下所示:

$$W(p_r, p_g) = \inf_{\gamma \in \Pi(p_r, p_g)} E_{(x, y) \sim \gamma} [\|x - y\|]. \quad (14)$$

式中, $W(p_r, p_g)$ 代表两个概率分布 p_r 和 p_g 之间的WD, $\Pi(p_r, p_g)$ 为以 p_r 和 p_g 为边际分布的联合概率分布 γ 集合, $\inf$ 表示集合的极小值, E 表示联合概率分布的期望距离。因此, $W(p_r, p_g)$ 可以解释为 $\gamma(x, y)$ 的最小期望值,即表示将 p_g 拟合到 p_r 需要将 x 移动到 y 的距离的最小值。

MMD指标通常用于确定两个概率分布是否相同。如果MMD的值足够小,则认为这两个分布是相同的,否则,它们被认为是不同的。方程如下所示:

$$\text{MMD}(p_r, p_g) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \phi(y_j) \right\|_H^2. \quad (15)$$

其中 H 表示MMD是通过数据映射到再现核希尔伯特空间(RKHS)来测量的。

本文利用如表1所示混淆矩阵来评价暂稳评估模型的分类性能。

表1 暂稳评估混淆矩阵
Table 1 Confusion matrix of transient stability assessment

真实状态	预测状态	
	稳定	失稳
稳定	T_s	F_U
失稳	F_s	T_U

根据混淆矩阵获得的衍生评价指标包括准确率 A_c 、精确率 P_r 、召回率 R_e 和F1-分数。各指标具体公式如式(16~19)所示,式中, T_s 代表稳定被正确判定的样本数量, F_U 表示稳定被误判为失稳的样

本数量, T_U 表示失稳被正确判定的数量, F_S 表示失稳被误判为稳定的样本数量。

$$A_c = \frac{T_s + T_U}{T_s + T_U + F_s + F_U} \times 100\% . \quad (16)$$

$$P_r = \frac{T_s}{T_s + F_s} \times 100\% . \quad (17)$$

$$R_e = \frac{T_s}{T_s + F_U} \times 100\% . \quad (18)$$

$$F1 = \frac{2 \times P_r \times R_e}{P_r + R_e} \times 100\% . \quad (19)$$

2.1.3 模型具体构建

CGAN具体构建如表2所示,在生成器和判别器中使用反卷积层和卷积层代替传统GAN使用的全连接层,避免了信息的丢失并提高了特征提取的能力,并且,在卷积层与反卷积层中使用批量归一化函数(Batch Normalization,BN),加速了网络的收敛速度。由于生成器中网络层数较多,使用relu激活函数来避免训练参数过早进入饱和区或死区,判别器中则使用leakyRelu函数来避免出现梯度消失问题。最后,生成器使用tanh函数来限制输出的范围,并利用reshape层将输出调整为需要的大小,而判别器则使用sigmoid函数将判定为真的概率限制在[0, 1]的范围中,方便进行真假分类。

表 2 条件生成对抗网络结构
Table 2 Structure of CGAN

所属层	生成器	判别器
输入	101	(500, 4, 10)
Layer1	projectAndReshape (1 024, 4, 10)	dropout(0.7) (1, 500, 4, 10)
Layer2	transposedConv2d(BN) (relu)(512, 8, 20)	convolution2d(BN) (leakyRelu, 0.2) (64, 250, 2, 5)
Layer3	transposedConv2d(BN) (relu)(256, 16, 40)	convolution2d(BN) (leakyRelu, 0.2) (128, 125, 1, 3)
Layer4	transposedConv2d(BN) (relu)(128, 32, 80)	convolution2d(BN) (leakyRelu, 0.2) (256, 62, 1, 2)
Layer5	transposedConv2d(BN) (relu)(64, 64, 160)	convolution2d(BN) (leakyRelu, 0.2) (512, 31, 1, 1)
Layer6	transposedConv2d(BN) (tanh)(reshape) (500, 4, 10)	convolution2d (sigmoid) (1, 1, 1, 1)
输出	(500, 4, 10)	1

图卷积网络的具体结构如表3所示,首先将邻接矩阵 A 以及由各发电机节点自身的特征向量组成的特征矩阵作为模型的输入,然后通过图卷积层进一步提取各节点的特征,图卷积层利用前文提到

的谱分解方法动态训练卷积核,经过三层图卷积层后,最终获得10个发电机节点的8维隐藏特征,然后通过全连接层输出对样本的判稳结果。

表 3 图卷积网络结构
Table 3 Structure of GCN

所属层	输入维度	输出维度
输入数据层	(500, 4, 10)(10*10)	
图卷积层	(500, 4, 10)(10*10)	(8, 10)
全连接层	(8, 10)	1
输出层	1	

2.2 基于CGAN-GCN暂稳评估流程搭建

将基于CGAN-GCN暂态稳定性评估流程应用于暂态稳定评估,可以解决由于不平衡历史数据集导致的暂稳评估训练效果不佳问题,减少数据集预处理的时间和调整成本,加速模型整体训练过程,同时获取电力系统中各重要节点间的网络拓扑信息,获得远距离节点之间的邻接关系,加强对电网整体能量流动的隐性关系的提取能力,提高模型的精度和泛化能力,最终实现快速、准确的电力系统暂态稳定评估。其过程主要分为两大阶段:离线训练和在线评估(见图3)。在离线训练阶段,执行一系列预定义的步骤来训练模型,步骤如下。

1)生成仿真数据:利用PSASP软件执行时域仿真,生成所需的仿真数据。为了确保数据集具有足够的多样性,通过调整潮流水平和故障位置等关键参数来优化数据集的结构。

2)样本分类处理:根据电力系统暂态稳定的判断标准,利用仿真产生的数据对样本的暂态稳定状态进行详细的评估和分类,确保对数据集中各样本的状态判断准确。

3)特征选择与提取:从模拟仿真数据中提取关键输入特征,利用这些特征构建评估模型,并为模型训练、验证及测试形成一个样本集,提高评估的精度和效率。

4)模型训练:利用训练集训练基于条件生成对抗网络的样本增强模型,使用训练完成的样本增强模型对数据集进行增强,再利用增强后样本集训练电力系统暂态稳定评估模型。

5)模型验证:通过验证集对暂态稳定评估模型进行前向传播,并根据验证结果调整模型超参数,以提升模型的泛化能力。

6)模型验证与性能评估:已训练完成的暂态稳定评估模型将接收来自测试集的数据输入;通过对模型在测试集上的性能进行定量分析,全面评估模

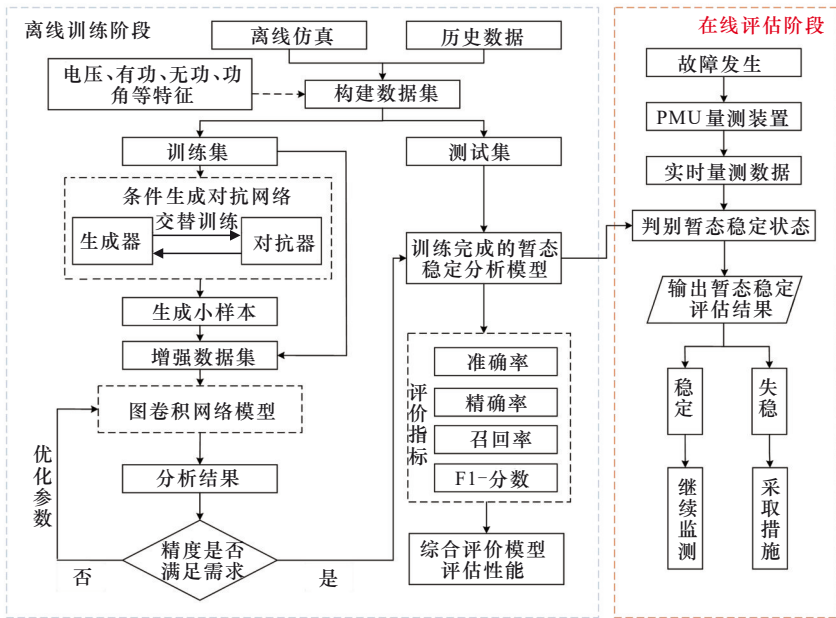


图3 基于CGAN-GCN暂态稳定评估流程

Fig. 3 Transient stability assessment processes based on CGAN-GCN

型的各项性能指标。

3 算例分析

3.1 IEEE-39节点系统算例

3.1.1 样本集生成

本文采用新英格兰39节点算例来验证所提算法的有效性。仿真平台是一台配置为Intel Core i9-12900H CPU,32GB内存,NVIDIA RTX3060 GPU的计算机。相关算法程序由Python编写,神经网络由Pytorch框架搭建,潮流及暂态计算由PSASP工具箱完成。CGAN模型学习率设置为0.000 2,批处理数据的数目设置为128,判别器预训练次数为100,每轮判别器训练次数为5,生成器训练次数为1,训练回合设置为10 000,优化器选择Adam优化器,判别器丢弃概率设置为0.7。GCN模型使用训练集和验证集中的数据进行训练,选择Adam优化器。学习率设置为0.01,批训练数据的数目设置为64,随机丢弃概率设置为0.2,训练回合数为100。由于模型输出的是一维概率,设置分类阈值为0.5,当预测值大于0.5时,模型输出为失稳,小于0.5时则为稳定。

IEEE 39节点系统包括10台发电机、39条母线、12台变压器和34条输电线路。在70%至130%的负荷水平之间,以5%的增量,模拟了十三种不同的负荷情况;分别在所有母线以及距离线路首端20%、40%、60%、80%处设置故障;选择了三相短路故障作为故障类型。对于故障的清除时间,设置

范围为从故障发生后0.1s至0.35s,以0.05s为间隔,共计六种不同的切除时间方案,整个模拟过程的时长为5s,理论可获得的最大样本数量为13 650。通过时域仿真计算,获取了样本和标签,同时为了模拟电力系统实际运行中失稳样本较少的情况,随机丢弃了部分失稳样本,最终获得了12 285个有效标注样本。样本数量分布详见表4。

表4 样本集分布
Table 4 Distribution of sample set

样本集名称	总样本数	稳定样本数	失稳样本数
总样本集	12 285	8 455	3 830
训练集	7 371	5 073	2 298
验证集	2 457	1 691	766
测试集	2 457	1 691	766

3.1.2 基于CGAN的样本增强

为了保持样本平衡,生成带有“稳定”和“失稳”样本的标签,对失稳样本进行定向增强,从而生成样本平衡的数据集。图4展示了通过本文方法进行数据平衡的结果,将数据集利用t-SNE算法压缩成二维空间分布。如图4所示,红色节点表示使用原始的不稳定样本,蓝色节点表示原始的稳定样本,绿色节点表示生成的不稳定样本。可以看出生成的失稳样本在与原有的失稳样本保持较高拟合程度的情况下,与稳定样本重合很少,说明使用CGAN模型生成的失稳样本与原始失稳样本具有极其相近的分布,可被用于提高暂态稳定评估模型的准确性。

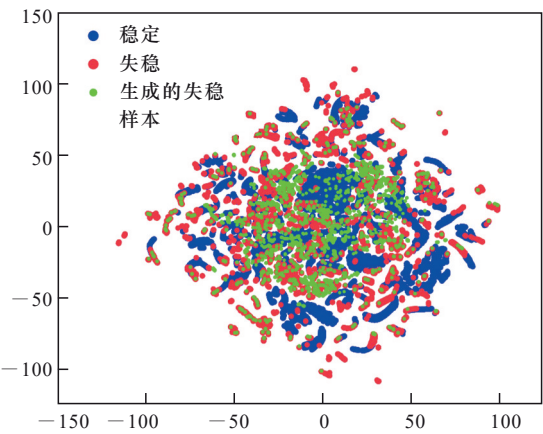


图 4 样本二维空间分布

Fig. 4 Two-dimensional spatial distributions of samples

为了验证所提出的 CGAN 数据增强算法的有效性,选取了常用的数据增强算法(如 SMOTE 算法、ADASYN 算法、GAN 算法)进行对比分析。此外,为了避免得到的评价指标结果的随机性,所有算法都进行了 5 次实验,计算 2.1.2 节中双评价指标的平均值。结果如表 5,可以看出,CGAN 有效缩小了生成样本分布和原始样本分布之间的 WD 和 MMD,其生成的样本更加近似于原有样本的分布,具备更优异的表现。

表 5 不同样本增强算法的增强效果指标对比

Table 5 Comparison of enhancement effect indicators of different sample enhancement algorithms

样本增强算法	WD	MMD
SMOTE	12.22	0.48
ADASYN	4.03	0.17
GAN	5.71	0.21
CGAN	2.87	0.12

3.1.3 基于 CGAN 的样本增强有效性验证

为了进一步展示本文所提方法的优势,选取常见的过采样数据增强方法(如 SMOTE、ADASYN、GAN 等)进行样本增强,与 CGAN 进行样本增强后获得的数据集在本文所提暂稳评估模型下进行暂态评估性能对比。为保证实验的有效性,数据集初始比例为 360:3 600,通过数据扩增方法统一使数据集达到平衡,即 3 600:3 600。在此平衡后的数据基础上训练 GCN 模型(模型框架与超参数保持统一)并观察各项指标。结果如表 6,可看出本文使用的 CGAN 模型增强得到的数据在提升暂稳评估模型性能和准确率方面明显优于其他的样本增强算法。

为了进一步验证 CGAN 样本扩展方法的有效性,图 5 和表 7 显示了本文所提暂稳评估模型在不

表 6 暂稳评估模型在不同样本增强算法下的评估效果

Table 6 Performances of proposed transient stability assessment model with different sample enhancement algorithms

样本增强算法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1-分数/%
SMOTE	96.86	95.89	97.92	96.89
ADASYN	97.67	96.60	98.81	97.69
GAN	97.83	97.57	98.12	97.84
CGAN	98.93	98.58	99.29	98.93

同不稳定比例数据集上的精度,不同比例样本集由初始样本集使用 CGAN 增强获得。很明显,在数据集中失稳样本的占比较低时,观察到模型的预测准确性较低,随着不稳定样本的比例逐渐增加,模型的准确率呈现出显著提升。当样本分布达到均衡状态,即失稳样本与稳定样本比例相等时,模型的预测准确率达到最优。

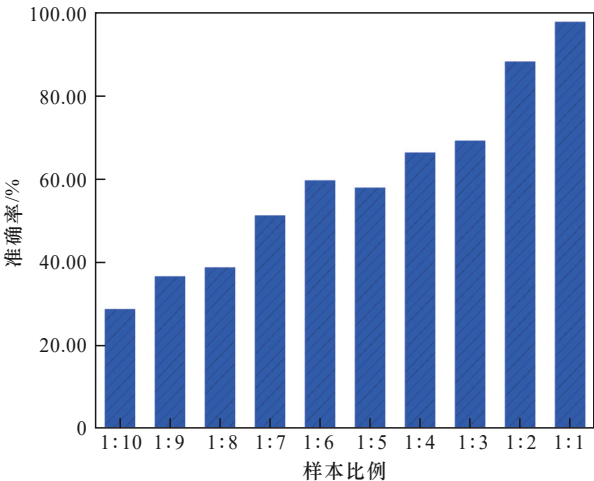


图 5 本文所提模型不同样本比例下的准确率

Fig. 5 Accuracy of proposed TSA model with different sample proportions

表 7 暂态评估模型在不同样本比例下的评估效果

Table 7 Performances of proposed transient stability assessment model with different sample proportions

样本比例	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1-分数/%
3 600:3 600	98.93	98.58	99.29	98.93
1 800:3 600	82.60	81.41	84.51	82.93
1 200:3 600	79.14	77.62	81.88	79.69
600:3 600	60.93	61.23	59.58	60.39
500:3 600	52.67	52.79	50.61	51.68
360:3 600	33.04	34.18	36.65	35.37

3.1.4 基于图卷积神经网络的暂态稳定评估有效性验证

为了验证所提 GCN 模型在电网空间拓扑特征挖掘对暂态稳定评估有效性的影响,本文选取几种在电力系统暂态稳定性评估领域中广泛应用的数

据驱动模型,包括随机森林(random forest, RF)、CNN、LSTM和GNN模型进行对比,设置训练回合数为100,实验结果取10次平均值,以说明GCN模型不仅优于浅层机器学习算法,也优于部分深度学习算法。进行对比时,选取相同的由CGAN进行增

强的比例均衡样本集,即比例平衡后的训练集与验证集,分别为5 073:5 073与1 691:1 691,之后对模型的性能进行了比较,混淆矩阵结果如图6,四项指标的具体对比分析如图7。

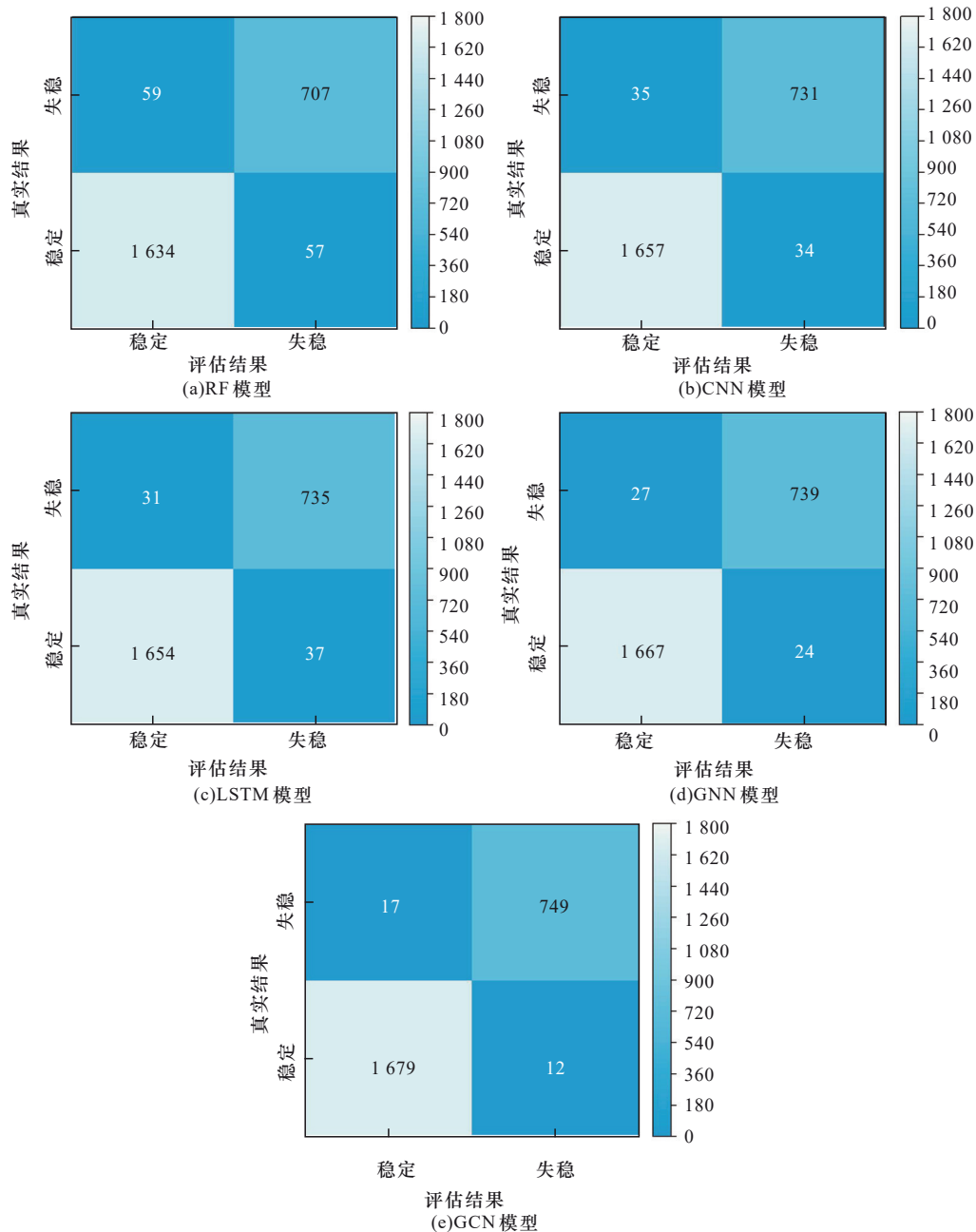


图6 五组模型混淆矩阵对比分析

Fig. 6 Comparison of confusion matrices of five groups of models

由图6与图7可见,在混淆矩阵、准确率、精确率、召回率和F1-分数等关键性能指标上,GCN模型表现优于RF、CNN、LSTM和GNN。CNN和LSTM可以利用时间序列信息,CNN能在一定程度上挖掘空间特征,但均未能充分利用,导致其在暂态稳定性评估中的性能不及本文模型。

3.1.5 模型泛化能力评估

电力系统在实际运行过程中,常受到多种不可预见因素的影响,如负荷的突发变化、自然灾害等,这些因素有可能引起电网拓扑结构的变动,这种拓扑结构的变动会对电网的暂态稳定性造成重要的影响。为验证本文所提方法的泛化能力,通过修改

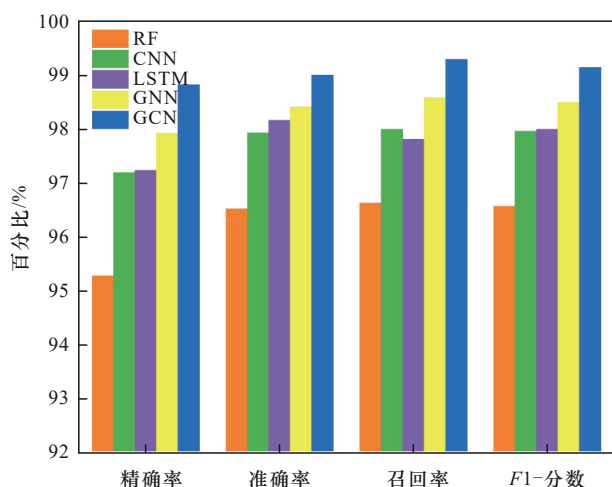


图7 不同模型四项指标对比分析

Fig. 7 Comparison of four indicators across models

电网拓扑结构生成了一批新样本集,以此对 RF、CNN、LSTM、GNN 和本文开发的暂态稳定评估模型进行评估。原有的 IEEE-39 节点系统包含 10 个发电机节点、39 个母线节点和 34 条传输线路,新样本通过在 IEEE-39 节点系统随机切断 34 条传输线路中的单条线路形成 34 种不同网络变体。由于原有发电机节点的邻接矩阵构造时,构成其边的多条线路的数量进行归一化处理后被引入了邻接矩阵中,用以表征邻接节点的相关度,线路越多代表相关度越低,而当切断不同单条传输线路时,发电机节点间的表征邻接关系的线路数量发生了变化,进而影响了节点的空间关系,反映在邻接矩阵中的节点相关度不同,以此测试本文模型的泛化能力。负荷水平在 75% 至 120% 之间,以 5% 的增量增长,模拟了 10 种不同的负荷情况,故障清除时间设置为故障发生后的 0.15 s,在这些新的拓扑配置中对保留的 33 条线路进行 N-1 三相短路故障扫描,累计产生了 9 839 个有效数据样本,划分训练集、验证集和测试集后对训练集和验证集进行了 CGAN 平衡处理,实验结果如图 8。

由图 8 可知,在电力系统拓扑结构变动时,本文介绍的暂态稳定性评估模型展示了相较于 RF、CNN、LSTM 及 GNN 模型更优的泛化表现。在拓扑结构保持原状态时,该模型在四个评价指标上的表现均超过了 98.5% (详见表 4),且即使拓扑结构发生变化,其性能仍然保持在 97.5% 以上。以上结果证明了本研究所提模型的显著适应性,能有效应对拓扑变化带来的挑战。

3.2 IEEE-118 节点系统算例

在 IEEE-118 节点系统中对本文所提模型进行

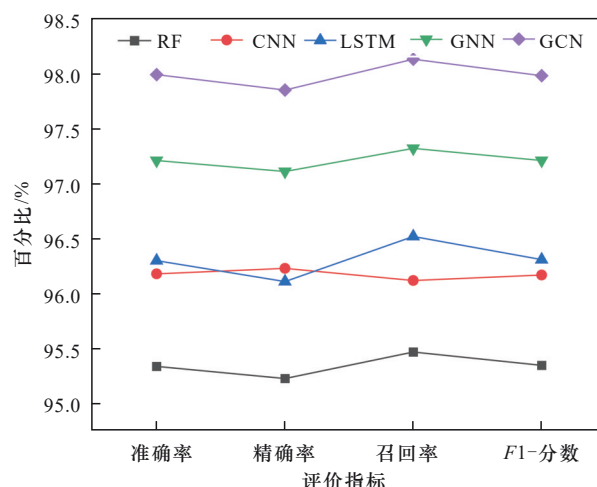


图8 各模型泛化能力对比图

Fig. 8 Comparison of generalization abilities of models

验证,该系统包括发电机节点 54 个、负载节点 41 个、传输节点 23 个及 176 条传输线路。设置在基准负荷的 80% 至 110% 范围内,该系统以 5% 递增,形成了 7 种运行模式。进一步在各线路相对于某侧母线的 25%、50% 与 75% 处实施了极端的三相短路故障。对于故障清除时间,设定了从故障发生后 0.1 s 至 0.3 s 的三个切换点,每个间隔 0.1 秒。此次仿真持续 5 s,理论最大样本数为 11 088 条,随机丢弃部分失稳样本后,总共产生 9 674 个有效样本,其中 5 148 个为稳定样本,4 526 个为失稳样本。具体样本集构成详见表 8。

表 8 样本集构成

Table 8 Distribution of sample set

样本集名称	总样本个数	稳定样本个数	失稳样本个数
总样本集	9 674	5 148	4 526
训练集	5 804	3 088	2 716
验证集	1 935	1 030	905
测试集	1 935	1 030	905

为验证暂态稳定性评估模型的效果,在对所用训练集和验证集进行 CGAN 平衡处理后,将本文提出的模型与 RF、CNN、LSTM、GNN 进行比较分析,各模型在暂态稳定性评估方面的结果如表 9 所示。由表 9 可知,在 IEEE-118 节点系统中,本文提出的暂态稳定评估模型的所有评价指标值均超过了 97.4%。相比之下,RF、CNN、LSTM 和 GNN 模型在各项评价指标上表现不一,特别是在精确率和召回率方面的差异显著。因此,本方法在评估性能上显著优于上述模型,并且在判断“失稳”与“稳定”状态时的误判率也低于这些模型。

表 9 各模型在 IEEE-118 节点系统评估效果
Table 9 Performance of each model on IEEE-118 bus system

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1-分数/%
RF	94.78	94.75	94.82	94.78
CNN	95.49	95.57	95.41	95.49
LSTM	95.51	95.42	95.62	95.52
GNN	96.48	96.81	96.13	96.47
GCN	97.57	97.62	97.51	97.56

4 结 语

本文设计了一种结合 CGAN-GCN 的电力系统暂态稳定性评估方法,并在 IEEE-39 和 IEEE-118 节点系统上进行了验证,得出以下结论:

1)相比于常见的基于过采样的样本增强算法,本文提出的方法获取的生成样本在 WD 和 MMD 指标下均小于其他样本增强算法,在用于训练暂稳评

估模型时的效果明显更加优秀,有效解决了电力系统暂态稳定性评估中经常遇到的样本不平衡问题。

2)本研究利用图卷积网络对电力系统的暂态状态空间维度进行了分析,实现了暂态特征的全面提取,从而提升了暂态稳定性评估的性能。

3)本研究提出的评估方法,在准确度方面优于常规方法如 RF、CNN、LSTM 和 GNN,在增强后的数据集下,准确度等指标均保持在 98.5% 以上,并且加速了原始数据集完成平衡并进行训练的过程。此外,在电网拓扑结构变动的场景下,该方法依然能保持其评估的速度和精确性,显现出较强的泛化能力。

电力系统的暂态稳定评估研究还在逐步深化中,下一步的主要工作是优化模型结构,提高模型可解释性,进一步提升模型的准确率。

参考文献:

[1] 康重庆,杜尔顺,郭鸿业,等. 新型电力系统的六要素分析[J]. 电网技术,2023,47(5):1741-1750.
KANG C Q, DU E S, GUO H Y, et al. Primary exploration of six essential factors in new power system[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1741-1750.

[2] ZADKHA S, JATSKEVICH J, VAAHEDI E. A multi-decomposition approach for accelerated time-domain simulation of transient stability problems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 30(5): 2301-2311.

[3] 周惠怡,刘颂凯,张磊,等. 考虑误分类约束的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统及其自动化学报,2022,34(6):71-78.
ZHOU H Y, LIU S K, ZHANG L, et al. Transient stability assessment for power system considering misclassification constraints[J]. Proceedings of the Chinese Society of Universities for Electric Power System and Automation, 2022, 34(6): 71-78.

[4] 赵兴勇,张秀彬,苏小林. 一种电力系统稳定性动态分析的统一方法[J]. 高电压技术,2008(10):2195-2199.
ZHAO X Y, ZHANG X B, SU X L. Integrated method of dynamic analysis of power system stability[J]. High Voltage Engineering, 2008(10): 2195-2199.

[5] 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(12): 778-788.
ZHEN Y Z, RUAN C. Hierarchical self-adaptation transient voltage stability assessment based on cost-sensitive svm and multi-variate decision tree[J]. Power System Technology, 2024(12): 778-788.

[6] 姜涛,王长江,陈厚合,等. 基于正则化投影孪生支持向量机的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化,2019,43(1): 141-148.
JIANG T, WANG C J, CHEN H H, et al. Transient stability assessment of power system based on projection twin support vector machine with regularization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 141-148.

[7] 陈厚合,王长江,姜涛,等. 基于投影能量函数和 Pin-SVM 的电力系统暂态稳定评估[J]. 电工技术学报,2017,32(11): 67-76.
CHEN H H, WANG C J, JIANG T, et al. Transient stability assessment in bulk power grid using projection energy function and support vector machine with pinball loss[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(11): 67-76.

[8] LI S, AJJARAPU V, DJUKANOVIC M. Adaptive online monitoring of voltage stability margin via local regression[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 33(1): 701-713.

[9] SHI Z T, YAO W, ZENG L K, et al. Convolutional neural network-based power system transient stability assessment and instability mode prediction[J]. Applied Energy, 2020, 263: 114586.

[10] 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 H H, ZHANG H, WANG C J, 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.

[11] 田芳,周孝信,史东宇,等. 基于卷积神经网络综合模型和稳态特征量的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报,

- 2019,9(14):4025-4031.
- TIAN F,ZHOU X X,SHI D Y, et al. Power system transient stability assessment based on comprehensive convolutional neural network model and steady-state features [J]. Proceedings of the CSEE, 2019,39(14):4025-4031.
- [12] 孙黎霞,白景涛,周照宇,等. 基于双向长短期记忆网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2020,44(13): 64-72.
- SUN L X,BAI J T,ZHOU Z Y, et al. Transient stability assessment of power system based on bi-directional long-short-term memory network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020,44(13):64-72.
- [13] 杨少波,刘道伟,安军,等. 基于长短期记忆网络的电网动态轨迹趋势预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2020,40(9):2854-2866.
- YANG S B,LIU D W,AN J, et al. Trend prediction method of power network dynamic trajectory based on long short term memory neural networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40(9):2854-2866.
- [14] 解治军,张东霞,韩肖清,等. 基于改进长短期记忆网络的电力系统暂态稳定评估方法研究[J]. 电网技术, 2024,48(3): 998-1010.
- XIE Z J,ZHANG D X,HAN X Q, et al. Research on transient stability assessment method of power system based on improved long short term memory network[J]. Power System Technology, 2024,48(3):998-1010.
- [15] 张雅婷,刘颂凯,张磊,等. 针对数据缺失的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023,35(3): 59-68.
- ZHANG Y T,LIU S K,ZHANG L, et al. Assessment method for power system transient stability with missing data[J]. Proceedings of the Chinese Society of Universities for Electric Power System and Automation, 2023,35(3):59-68.
- [16] 李嘉敏,杨红英,闫莉萍,等. 样本不平衡情况下的电力系统暂态稳定集成评估方法[J]. 电力系统自动化, 2021,45(10): 34-41.
- LI J M,YANG H Y,YAN L P, et al. Integrated assessment method for transient stability of power system under sample imbalance[J]. Automation of Electric Power System, 2021,45(10):34-41.
- [17] LI N,LI B L,HAN Y Q, et al. Dual cost-sensitivity factors based power system transient stability assessment[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020,14(24):5858-5869.
- [18] CHAWLA N V,BOWYER K W,HALL L O, et al. SMOTE:synthetic minority over-sampling technique[J]. Journal of artificial intelligence research, 2002,16:321-357.
- [19] TAN B D,YANG J,TANG Y F, et al. A deep imbalanced learning framework for transient stability assessment of power system[J]. IEEE Access, 2019,7:81759-81769.
- [20] 杨东升,吉明佳,周博文,等. 基于双生成器生成对抗网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2021,45(8):2934-2944.
- YANG D S,JI M J,ZHOU B W, et al. Transient stability assessment of power system based on DGL-GAN[J]. Power System Technology, 2021,45(8):2934-2944.
- [21] 黎晓,刘崇茹,辛蜀骏,等. 暂态功角稳定与暂态电压稳定的耦合机理分析与耦合强度评估指标[J]. 中国电机工程学报, 2021,41(15):5091-5107.
- LI X,LIU C R,XIN S J, et al. Coupling mechanism analysis and coupling strength evaluation index of transient power angle stability and transient voltage stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2021,41(15):5091-5107.
- [22] 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 Z,GUAN L,SU Y S, et al. Power system transient stability assessment based on graph attention deep network[J]. Power System Technology, 2021,45(6):2122-2130.
- [23] 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):2341-2350.
- WANG Z C,ZHOU Y Z,GUO Q L, 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):2341-2350.
- [24] 孙黎霞,彭嘉杰,白景涛,等. 结合图嵌入算法的电力系统多任务暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2022,46(2):83-91.
- SUN L X,PENG J J,BAI J T, et al. Multi-task transient stability assessment of power system incorporating graph embedding algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022,46(2):83-91.

(编辑:赵树庆)