

# 基于可解释性改进深度学习电力系统暂态稳定评估研究

#### 青海大学能源与电气工程学院,青海西宁,810008;

摘要:本文提出了一种结合贝叶斯优化超参数与残差机构的时间卷积网络模型(Temporal Convolutional Networks, TCN),旨在克服电力系统暂态稳定评估中的特征微弱、提取难度大及辨识效率低等问题。研究融合了 深度学习特征提取的优势与贝叶斯优化参数调优策略,对传统 TCN 模型进行了改进。针对深度学习模型性能对超 参数敏感的问题,采用贝叶斯优化算法,通过构建高斯过程模型近似目标函数,并利用采集函数高效选择待评估 超参数,实现了 TCN 模型超参数的精细调优,显著提高了优化效率并降低了计算资源消耗。在 IEEE39 节点系统 上的仿真分析显示,改进后的 TCN 模型在电力系统暂态稳定评估中表现出高泛化能力和辨识准确率,相对于改进 前的基础模型综合性能提升了 1.74%。该方法不仅提升了评估精确度,还为电力系统稳定性智能监测与预警系统 提供了有力支持。此外,该方法增强了深度学习模型在电力系统稳定性评估中的可解释性,为后续研究奠定了坚 实基础。

关键词: 暂态稳定评估; 时间卷积网络; 贝叶斯优化; 残差结构; 超参数

DOI:10. 69979/3041-0673. 25. 05. 019

## 引言

电力系统的暂态失稳主要源于系统在遭受外部扰 动或负荷突变后,无法在一定时间内恢复到稳定状态。 这些扰动可能包括电网故障(如交流线路故障、雷击、 风暴等天气因素),负载变化过大或突变,以及发电机 内部故障(如电路短路、传动装置故障等)<sup>[1]</sup>。特别是 在大电流负载场合,如果系统没有足够的备份电源,容 易出现暂态失稳<sup>[2-3]</sup>。

暂态失稳过程中产生的过电压、过电流等异常现象 可能损坏电力设备,在极端情况下,暂态失稳可能导致 整个电力系统的崩溃和瓦解,不仅会影响居民的正常生 活,还会对工业生产、商业运营等造成巨大经济损失<sup>[4]</sup>。 因此,加强电力系统的暂态稳定性监测和评估工作,对 于保障电力系统的安全稳定运行至关重要。

传统的电力系统暂态稳定评估(Transient stabil ity assessment, TSA)方法主要基于时域仿真<sup>[5]</sup>。这种方法通过给定的电网各部分参数,模拟相应的物理过程,给出数值解。

针对暂态稳定问题,首先,进行特征提取与选择, 借助电力系统仿真软件(如DIgSILENT/PowerFactory) 进行时域仿真,获取不同运行状态下的故障数据,从仿 真数据中提取能够反映电网稳态运行状态的电气量特 征,如线路潮流、节点电压等故障前特征,以及发电机 转子加速度等故障后特征<sup>[6]</sup>。其次,进行模型构建与训 练,如文献提出的构建基于支持向量机(SVM)、深度 信念网络(DBN)、XGBoost等机器学习算法的暂态稳定 评估模型<sup>[7-8]</sup>,将提取的特征输入模型进行训练,得到最 优模型参数。针对暂态稳定预测中两类错误严重程度不 同的特点,引入权重系数对算法的损失函数进行修正, 提高模型的预测准确性。最后,模型评估与优化,通过 对比模型的预测结果与实际系统的稳定性情况,评估模 型的准确性,针对模型可能出现的误预测,采用概率化 输出、模型更新等方法进行优化<sup>[9]</sup>。

近年来,TCN 作为一种新兴的深度学习模型,在时 序数据处理方面展现出了强大的潜力。TCN 通过采用因 果卷积和扩张卷积等机制,能够有效提取时序特征,实 现高精度诊断<sup>[9]</sup>。同时,TCN 模型结构简单,训练效率 高,使得其在TSA 中具有显著优势。然而,TCN 也存在 一些不足<sup>[10]</sup>。在小样本场景下,其深度学习自动特征提 取能力受到限制,且序列化的数据处理特性导致计算效 率低下。此外,在处理具有数据冗余或噪声较多的时间 序列时,TCN 的性能会受到影响,容易将不相关的信息 考虑进最终的辨识中,导致辨识性能下降。另外,TCN 模型超参数的设定通常依赖于先前研究或实践中的经



验来简单试凑,适应性差、效率低,这在处理具有复杂 时间动态的序列数据时是一个巨大的挑战。

针对上述瓶颈问题,本文提出了一种基于改进 TCN 的 TSA 模型 NResTCN-net。首先,在 TCN 特征输出层之 后引入了基于注意力机制的软阈值残差结构即深度残 差收缩网络(Deep Residual Shrinkage Network,DRS N),以提高模型对关键特征的敏感性和鲁棒性;其次, 采用贝叶斯优化方法实现模型超参数的高效、自动化调 优,以提高模型的适应性和辨识性能,同时增加模型设 计的可解释性;最后,通过采用 IEEE39 节点系统算例 中进行模型的有效性验证,结果表明本研究提出的 NRe sTCN-net 模型在 TSA 方面实现了显著的性能提升。

# 1 用于 TSA 的贝叶斯优化的改进 TCN 模型

## 1.1 暂态稳定评估信号选取

采用暂态稳定指数(Transient Stability Index, TSI)来评估系统的稳定或失稳。TSI的具体数学表达式 如下:

$$\Omega_{TSI} = \frac{180^{\circ} - |\delta_{\max}|}{180^{\circ} + |\delta_{\max}|}$$
(1)

|δ max|表示系统中任意两台发电机在仿真时长内的最大功角差的绝对值。

## 1.2 空时特征提取

TCN 是一种基于膨胀因果卷积(Dilated Causal C onvolution) 其核心在于能够高效地处理时序数据并提取关键特征。

在输入为时间序列信号的情形下,其中因果卷积的 计算用公式表达为:

$$y_t = \sum_{i=1}^k \omega_i \cdot x_{t-i+1} \tag{2}$$

在式(1)中 yt 是输出序列的第 t 个元素; xt 是输入序列的第 t 个元素; ωi 是卷积核的第 i 个权重; k 是卷积核的大小。

给定一个输入序列 x, 一个大小为 k 的卷积核ω, 和一个膨胀率 d, 膨胀卷积的计算方式可以表示为: 膨胀卷积在第 s 个序列元素上的扩展卷积运算输出可以表示为:

$$y_t = \sum_{i=1}^k \omega_i \cdot x_i + (i-1) \cdot \mathbf{d}$$
(3)

式中, d 为膨胀率。

具体来说,一个基本的残差块,其输入为 xin,输出为 yout,那么残差连接的计算方式可表达为:

$$y_{\rm out} = F(x) + x_{\rm in} \qquad (4)$$

在式(4)中:F(x)是残差块中的非线性变换;xin 则是输入到该残差块的原始输入;最终的输出yout是 将原始输xin与经过非线性变换的结果F(x)相加而得 到的。

## 1.3 贝叶斯优化超参数

贝叶斯优化(Bayesian Optimization, B0)基于 贝叶斯统计,是现代机器学习中的高效全局优化策略, 尤其在超参数调优上表现突出。具体流程如图1所示。









图 2 xLSTCNDRS 的结构图

TCN 传统残差结构中的 1×1 卷积层存在局限,本研

究提出用扩展长短期记忆网络(Extended Long Short-Term Memory, xLSTM) 替代1×1卷积层,构建 xLSTCN 结构。深度残差收缩网络(DRSN) 其主要特点是将软阈 值化引入网络结构,优势在于能自适应地在特征学习过 程中消除冗余信息,提高特征学习效果,适用于含噪声 或复杂数据的场景。因此,本研究进一步优化 xLSTCN 残差模块,引入动态残差筛选网络(DRSN)模块,并提 出基于空时特征融合和残差注意力软阈值机制的改进 结构 xLSTCNDRS,旨在提升时间序列分析的辨识能力, 如图 2 所示。

针对 TSA 提出的辨识模型,辨识模型结构如图 3 所



图 3 NResTCN-net 的结构图

本研究将模型命名为 NResTCN-net,其工作流程: 接收输入数据,依次经三层深度卷积(DC-conv-1至3), 同时 DC-conv-1 输出并行经 xLSTM-1 提取高级特征。DC -conv-3 与 xLSTM-1 输出拼接后输入 DC-conv-4。数据 继续经 DC-conv-5、6,同时并行经 xLSTM-2 处理。xLS TM-2 与 DC-conv-6 输出拼接融合特征。为加速训练、提 升稳定性,对数据进行批量归一化。随后,数据经全连 接层转换特征格式,经丢弃层减少过拟合,展平后通过 另一全连接层执行辨识任务,输出最终结果。

# 2 实验结果与分析

#### 2.1 数据集来源

在参考文献<sup>[10]</sup>的基础上,利用 Simulink 仿真软件 成功构建了 IEEE39 节点系统模型,其中系统图如图 4 所示。为了全面评估系统性能,设计仿真参数:负荷水 平在基准负荷的 75%至 120%范围内,以 5%为步长递增, 同时调整机组出力,确保潮流计算能够顺利收敛。



聚知刊出版社

JZK publishing

#### 图 4 IEEE39 节点电力系统接线图

在故障模拟方面,选择三相短路作为故障类型,并 将故障位置设置在34条输电线路的10%至90%处,以1 0%为步长进行递增。此外,还设置了多种故障持续时间, 包括0.1秒、0.14秒、0.18秒和0.22秒,总仿真时长 设定为5秒。

在数据处理阶段,严格筛选仿真结果,剔除了部分 异常样本,最终获得了10100个有效样本。这些样本通 过特定的稳定性判别公式被准确地标记为稳定或失稳 状态。其中,稳定样本共计8163个,失稳样本共计19 37个,两者比例约为4:1,这为后续的模型训练提供了 较为均衡且丰富的数据集。

#### 2.2 数据预处理

训练集的标准化过程如下:

$$S_{in}(i) = \frac{s_{in}(i) - mean(s_{in})}{std(s_{in})}$$
(5)

测试集的标准化过程如下:

$$P_{in}(i) = \frac{p_{in}(i) - mean(s_{in})}{std(s_{in})}$$
(6)

式子式(5)和(6)中,Sin是输入变量的训练数 据序列,Pin是相同输入变量的测试数据序列。

#### 2.3 实验参数设计

参照较为常见的深度学习模型训练参数设置,得到 的具体设置参数如表格1所示:

#### 表 1 所有参与对比实验辨识模型训练是的参数配置

# **爱知刊出版社** JZK publishing

JZ	ix puolisining			
CNN 层初 始化方法	LSTM 和 xLSTM 层初始化方法	全连接层初 始化方法	优化器方法	损失函数
Kaiming 法	正交法	Kaiming 法	Adam	二元交叉熵
训练集个 数	测试集个数	训练论数	中间层激活 函数	输出层激活 函数
8080	2020	50	Relu	Sigmoid

选择TCN进行超参数寻优是为了更加凸显本研究提出的NResTCN-net具有的优势。其中设置的超参数寻优范围以及产生最小损失的超参数组合如表2所示。

表 2 贝叶斯优化确定的 TCN 模型网络超参数

超参数名称	寻优范围	取值	
卷积核大小	[1,10]	3	
卷积核个数	[8,64]	31	
残差模块数	[1,5]	2	
全连接层的隐藏单元大小	[1,5]	131	
学习率	[0.0005, 0.01]	0.002	
批量大小	[32,128]	64	
正则化系数	[0.0005, 0.95]	0.0012	

# 2.5 实验结果及其分析

## 2.5.1 评估指标

本文选取常用评价分类模型性能的五种指标:准确





$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$
$$Sens = \frac{TP}{TP + FN}$$
$$Spec = \frac{TN}{FP + TN}$$
$$Pr e = \frac{TP}{TP + FP}$$
$$Re = \frac{TP}{TP + FN}$$

在式(7)中,TP(True positive,正阳性)是表 示正类被归为正类的样本数,FP(False positive,假 阳性)是表示正类被归为负类的样本数,FN(False ne gative,假阴性)表示是表示负类被归为正类的样本数, TN(True negative,真阴性)是表示负类被归为负类 的样本数。

## 2.5.2 实验结果

NResTCN-net 与对比的 LSTM、CNN、xLSTM、CLSTM和TCN 模型使用训练集在训练过程中的准确率曲线与损失函数值曲线如图 5 所示。



#### 图 5 NResTCN-net 与对比的五种模型训练过程的准确率和损失函数值曲线

从图 5 可以看出,在前三轮 TCN 的收敛速度最快。 LSTM 在前两轮中收敛最慢,到第三轮就超过 CNN 和 xLS TM。但 NResTCN-net 在第四轮时超过所有其他模型的准 确率,并且此时的损失函数值也最小,并且开始进入稳 定状态,稳定收敛在 99.8%以上。其次是 TCN 也展现了 较快的收敛速度和较强的稳定收敛性。

NResTCN-net 与对比的 LSTM、CNN、xLSTM、CLSTM 和 TCN 模型训练后在测试集上的推理辨识结果的混淆矩

(7)

阵如图 6 所示。混淆矩阵竖直上方为 FN 数占比,下方为 TP 数占比,左边为 FN 数占比,右边为 FP 占比,可

以看出NResTCN-net相比于其他模型在测试集推理辨识结果具有明显低的假阳性和假阴性。



图 6 NResTCN-net 与对比的五种模型在测试集上辨识结果的混淆矩阵



图 7 NResTCN-net 与对比的五种模型在测试集上的辨识评价指标的雷达图与柱状图

为了更为详尽直观展现NResTCN-net模型在时间序 列分析(TSA)领域的辨识性能优势,本研究将评价辨 识性能的指标在测试集上的Acc、Sens、Spec、Pre和R e绘制了雷达图和柱状图,并将具体的数值在表3中进 行列举,同时比较了文献<sup>[10]</sup>中提出的TCN-AGCN模型的 推理辨识指标。其从表中可以看出NResTCN-net在Acc 稍逊于TCN-AGCN外(仅低0.1%),其他指标都具有明 显的优势。其中NResTCN-net相对于基础模型TCN在A cc、Sens、Spec、Pre和Re上分别提升了2.28%,2.54%、 1.09%、0.26%和2.54%。

#### 表 3 六种模型的评价指标对比

指标方法	Acc	Sens	Spec	Pre	Re
文献[10]	0.9931			0.9895	0.9792
LSTM	0.8446	0.8470	0.8333	0.9583	0.8470
CNN	0.8965	0.8984	0.8880	0.9731	0.8984
xLSTM	0.9010	0.9039	0.8880	0.9733	0.9039
CLSTM	0.9436	0.9480	0.9235	0.9825	0.9480
TCN	0.9693	0.9728	0.9536	0.9895	0.9728
NResTCN-net	0.9921	0.9982	0.9645	0.9922	0.9982

2.5.3 可解释性分析

本研究利用 t-SNE 图对完成训练的 NResTCN-net 模型,使用 TSA 的训练集进行推理,查看中间层 TSA 的稳

定和失稳信号的特征点聚类情况。其中绘制了具有顺序 代表性的 DC-conv-1、DC-conv-4、全连接层和输出层的 t-SNE 及在第一第二维上映射分布图。

从图 8 中可以看出, TSA 的稳定和失稳信号的特征 点从 DC-conv-1 的较为混淆聚集,以及第一第二维上映 射分布完全重合,逐渐经过 DC-conv-4 和全连接层的聚 类过程,两者之间具有较大的距离,各状态的特征具有 明显的可分性,并且全连接层和最后输出层的聚类几乎 完全一致。通过这种过程是递进式的聚类可分,说明了 所提 NResTCN-net 方法不仅具有出色的特征提取性能, 并且不存在冗余聚类的层。也进一步验证了贝叶斯优方 法在 TSA 辨识模型上优化超参数的可行性。



图 8 NResTCN-net 与对比的五种模型在测试集上的辨识评价指标的雷达图与柱状图

# 3 结论

本研究针对电力系统暂态数据的时序空间特征,提 出一种基于TCN-xLSTCNDRS的电力系统暂态稳定评估方 法,并采用贝叶斯超优化方法对模型的超参数进行寻优 设计,所提方法在 IEEE39 进行了算例仿真研究,得到 如下结论。

(1)为解决实际 TSA 对模型运算量大小和精度的 要求,本研究结合 xLSTCNDRS 强大的信号处理优势与 T CN 自主学习数据空时特征的能力,实现 TSA 的智能化。 与近年来所应用的 1D-CNN 辨识方法相比,准确率明显 提升,达到 99.20%,实现了精准辨识,同时还具有更快 的运算速度。

(2)通过使用贝叶斯优化方法对经典的 TCN 模型 进行超参数组合寻优,进一步增加了深度学习模型的可 解释性。本研究提出的 NResTCN-net 在此 TCN 的最优参 数配置上进行结构设计,并且具有更好辨识的指标性能, 充分说明了 NResTCN-net 在 TSA 上的有效性。

(3)通过对 NResTCN-net 关键层的 t-SNE 及在第 一第二维上映射分布图,充分说明模型在进行 TSA 辨识 过程中的有效聚类过程。验证了基于贝叶斯优化超参数 设计深度学习辨识模型的有效性。

综上所述,本研究提出的 NResTCN-net 模型在 TSA 领域展现出了卓越的性能,不仅在辨识的准确性上实现

## 科技创新发展

# 2025年2卷5期

了突破,还有效解释了深度学习模型的设计过程,为电 力系统的稳定运行与管理提供了强有力的技术支撑。

#### 参考文献

[1]肖龙,张靖,何宇,等.基于时间卷积和自适应图卷 积网络的电力系统暂态稳定评估[J/0L].电网技术,1-13[2025-03-18].

[2] 刘雨晴, 刘曌, 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/0L]. 电网技术, 1-13[2025-03-18].

[3] 武宇翔,韩肖清,牛哲文,等.基于变权重随机森林的暂态稳定评估方法及其可解释性分析[J].电力系统自动化,2023,47(14):93-104.

[4] 李永康,刘宝柱,胡俊杰.基于数据驱动与时域仿 真融合的电力系统暂态稳定快速评估[J].电网技术,2 023,47(11):4386-4396.

[5]张俊,徐箭,许沛东等.人工智能大模型在电力系统运行控制中的应用综述及展望[J].武汉大学学报(工学版).2023,56(11):1368-79.

[6] 刘旭, 刘颂凯, 杨超, 张磊, 段雨舟, 晏光辉. 基于逐步特征增广梯度提升的暂态功角稳定评估及可解释性分析[J]. 现代电力. 2024, 41(5):844-53.

[7] 李志兵,肖健梅,王锡淮.基于多粒度 NRS 和改进 Bi-LSTM 的电力系统暂态稳定评估[J]. 电气工程学报,20 23,18(3):232-241.

[8]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,2 025,49(03):60-70.

[9]李雅晗,夏世威,马琳琳,等.交直流混联系统暂态 功角稳定评估及特征量可解释性分析[J].电力建设,2 024,45(02):1-9.

[10]肖龙,张靖,何宇,等.基于时间卷积和自适应图卷 积网络的电力系统暂态稳定评估[J/0L].电网技术,1-13[2024-12-19].

作者简介:曾凡(1999-)男,汉族,河南周口人,硕士 研究生在读,研究方向:稳定裕度与电能质量评估