

# 基于TCN-BILSTM的配电网异常数据修正分析

祝学昌

(河南建筑职业技术学院,河南省郑州市,450064)

**摘要** 现有配电网异常诊断是建立在物理模型基础上,制约了其精度的提升。为此设计了一种基于TCN-BILSTM的配电网异常数据修正及DNN状态估计方法。通过多个深度网络有效改善了系统状态评估性能,将其划分为离线学习与在线状态估算两个步骤,并给出了基于分布式融合深度神经网络的详细处理过程。研究表明:本文TCN-BILSTM模型可以使MAPE、RMSE获得明显下降,证明了该模型在测量序列上具备有效性,能更好地实现异常数据的校正。该研究有助于提高电网中电子数据的通信安全,具有一定的理论支撑。

**关键词** 状态估计;最大相关-最小冗余;分布式;集成深度神经网络

中图分类号:TM727 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2026)04-0035-02

当配电网中存在多种异常数据时,采用识别算法通常会产生“超识别”的问题,从而将其作为“异常”值排除,这对配电网的安全性及可靠运行状态产生不利影响<sup>[1]</sup>。

配电网中的节点数量众多,通常包括集中式状态估计、加权最小绝对估计、指数型估计等集中式状态估计,不仅要面对海量参数进行在线测试,还需进行复杂的函数运算<sup>[2]</sup>。常荣等<sup>[3]</sup>提出基于改进K-Means和深度神经网络(DNN)算法的电力数据异常检测技术,对辨识异常数据进行修正,使用改进粒子群算法对该算法的网络模型中的权值空间进行深度优化。杨铮宇等<sup>[4]</sup>提出了一种基于多维特征的电网海量日线损数据异常识别方法,使用皮尔逊相关系数计算不同线路间变压器与电压的关联性,输入不同节点负荷值完成日线损数据异常识别操作。针对配电网中数据过度识别、状态估计准确性、有效性不足及如何提升其稳健性,本项目拟开展面向配电网的分布式状态估计研究。

## 1 基于TCN-BILSTM的异常数据修正

### 1.1 TCN-BILSTM模型框架

TCN-BILSTM异常参数的修正框架包括以下

作者简介:祝学昌(1980~),男,河南郑州人,本科,讲师,研究方向:电气自动化技术。

三部分<sup>[5]</sup>,图1为该系统的组成结构示意图。

**输入层:**采集配电网节点的注入功率测试结果、节点电压变化值、支路功率和电流测试参数。

**时域卷积网络层:**TCN残差模块设置了ReLU激励和Dropout两种方法,以此提高预测精度以及避免过拟合的情况,通过TCN算式进行处理。

**双向长短时记忆网络预测:**将BILSTM和TCN两种模型结合后,使其能够更高效地捕捉测量序列间的相互依存性,进而实现对测量结果的准确预判。BILSTM包括前向STM和后向STM两部分。

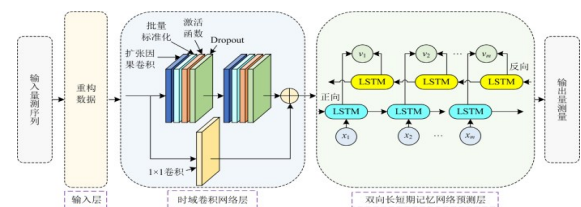


图1 TCN-BILSTM异常数据修正原理

### 1.2 TCN-BILSTM异常数据修正流程

对配电网测量参数进行提取和数据净化,再通过滑动窗进行重建,并将其分割成训练样本和测量样本集合<sup>[6]</sup>。

把测量数据集输入TCN-BILSTM模型中再对其进行学习,通过测量数据集检验后存储时域卷积网络的最优参数,共设置了1层时域卷积层、3个卷积核。

利用TCN-BILSTM网络在时间k1检测到故障后,抽取测量时间序列特征,并将其输入BILSTM神经网络中,实现对异常数据的校正。

## 2 算例分析

### 2.1 IEEE123配电网分析

为了对本文DNN综合评估方法进行有效性验证,本文以改进后IEEE123节点配电网作为研究对象,同时设定4.16kV的参考电压,之后进行了模拟试验。以新疆地区的实测电力系统作为研究对象,对其开展仿真分析。风机参数都是来自新疆某风电场的实测参数,本次测试的风机功率都是120MW。测量电压幅度和电流幅值标准偏差分别为0.005、0.02。对部分结点安装了PMU设备,其它结点则安装了SCADA设备,图2给出了详细的体系架构和分区情况。

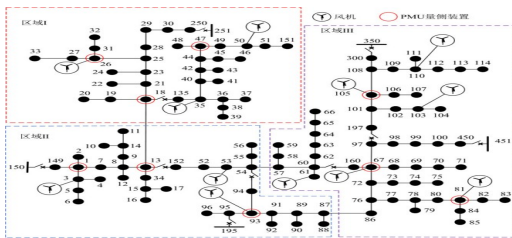


图2 IEEE123节点配电网

### 2.2 对比分析

在本研究中采用BILSTM、TCN-LSTM、TCN等模型进行比较。将4000多个断层测量数据(80%为训练样本,20%为测试样本)作为输入,分别采用最大似然估计、最小均方误差和 $R^2$ 等方法对各模型进行预测。通过100次试验,并计算其平均值,各种检测方法的测定结果如表1所示。

从表1的结果中可以看出,与BILSTM、TCN和TCNLSTM模型相比,本文提出的TCN-BILSTM模型可以使MAPE、RMSE都获得明显的下降。TCN-BILSTM模型具有最大的 $R^2$ 值,由此表明本文提出的方法可以达到最好的拟合效果。通过比较分析,证明了该模型在测量序列上具备有效性,能更好地实现异常数据的校正。

表1 量测量预测误差指标

预测模型	MAPE	RMSE	$R^2$
BILSTM	1.034	0.887	0.869
TCN	0.841	0.674	0.905
TCN-LSTM	0.547	0.506	0.959
TCN-BILSTM	0.254	0.33	0.975

### 2.3 状态估计效果分析

以IEEE123节点系统区域I、II、III中的1500h实例参数进行分析,按照10min的间隔进行采样,总共

包括9000个断面,以其中80%(7200条)组成训练集,再对剩下的20%(1800条)断面进行检验。表2列出了每个区域的DNN数目、层数和单元数目。对其进行建模时,利用动量梯度递减法对其优化,将初始学习率设定为0.01、batch大小为32、epoch值为100、dropout值为0.3。

表2 各区域深度神经网络参数

区域	估计类型	DNN层数	每层神经元数
I	电压幅值	3	128/32/16
	电压相角	3	128/64/16
II	电压幅值	3	128/64/16
	电压相角	3	128/64/32
III	电压幅值	4	256/64/32/16
	电压相角	4	256/128/64/16

根据以上处理过程,本文提出了一种基于均值的相对偏差度量方法。在以上3个结点中,再以随机方式选择30个相邻的时段进行试验。从区域I中选择26号节点,从区域II中选择53号点,从区域III选择节点67,分别对MRMR筛查后的特征量度量一体化DNN分布式状态和无MRMR筛选性度进行一体化DNN分布式状态估计和有效性检验。

## 3 结语

本文提出一种基于集成深度神经网络的分布式状态估计方法,主要结论如下:所构建的TCN-BILSTM混合模型能够显著降低平均绝对百分比误差与均方根误差,验证了该方法在测量序列处理中的有效性,从而实现了异常数据更准确的校正。

### 参考文献

- 田钧祥,陈铁,陈彬.基于改进自适应UKF算法的中压配电网鲁棒动态状态估计方法[J].中国电力,2023,56(11):128-133.
- 李勇,韩俊飞,李秀芬,等.基于深度自回归模型的电网异常流量检测算法[J].沈阳工业大学学报,2024,46(01):24-28.
- 常荣,徐敏.基于改进K-Means和DNN算法的电力数据异常检测[J].南京理工大学学报,2023,47(06):790-796+858.
- 杨铮宇.基于多维特征的电网海量日线损数据异常识别研究[J].电测与仪表,2024,61(09):85-91.
- 常荣,徐敏.基于改进K-Means和DNN算法的电力数据异常检测[J].南京理工大学学报,2023,47(06):790-796+858.
- 季玉琦,王涛,史少彧,等.含分布式电源的配电网功率优化模式影响因素分析[J].电力科学与技术学报,2023,38(1):97-107.