

文章编号:1671-6833(2026)03-0143-08

基于核注意力-Transformer的电力系统惯量估计方法

张建华^{1,2}, 程小轩¹, 黄德豪¹

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206; 2. 新能源电力系统全国重点实验室, 北京 102206)

摘要:针对高比例可再生能源并网的区域互联电力系统惯量估计问题,提出了一种基于Transformer与核注意力网络相结合的新型核注意力-Transformer估计算法,旨在精准高效估计系统区域惯量。首先,构建含可再生能源的区域电力系统动态响应模型;其次,利用Transformer的自注意力机制提取系统动态特征,并结合KAN的核注意力机制替代传统全连接层和softmax层,增强了模型对复杂非线性及强随机性数据的适应性与鲁棒性;最后,通过惯性分布的可视化,实现了惯量变化的实时监测,为系统运行人员提供了直观的决策依据。在改进的Australian 14机59节点系统中进行验证,与传统RNN、LSTM、GRU及Transformer相比,所提的核注意力-Transformer算法在不同仿真背景下,噪声过滤能力和估计精度均有显著提升。同时,惯量分布的可视化结果清晰呈现了系统惯量的时空变化特征,为电力系统的安全稳定运行提供了有力支撑。

关键词: 互联区域惯量估计; 低惯性; 深度学习网络; Transformer; KAN; 惯性分布可视化

中图分类号: TP29; TM715

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2026.03.004

惯量是衡量电力系统频率稳定性的核心指标之一,其准确估计是优化系统惯量响应、保障频率稳定的重要基础^[1]。然而,可再生能源(renewable energy sources, RES)的随机性和不确定性,以及电网的高度网格化特性,使得惯量估计任务变得异常复杂^[2]。在多区域互联电力系统中,一个区域的惯量支持可能通过联络线从其他区域获得,这进一步增加了惯量估计的难度^[3]。

现有文献大多局限于单区域系统,缺乏对多区域互联电力系统的系统性研究^[4-6]。Schiffer团队^[7]采用系统辨识法,结合一阶非线性聚合功率系统模型与动态回归和混合技术,实现电力系统惯量常数及聚合机械功率设定值的实时估计,但此方法对建模精度要求苛刻,难以适应复杂多变的电力系统环境。Yang等^[8]采用基于扰动传播的方法,借助动态模式分解提取多区域互联电力系统数据,该方法虽然能够提取多区域互联电力系统的动态模式,但实时性较差。测量估计法中,Zhao等^[9]先解耦降阶模型,再基于鲁棒卡尔曼滤波器实时测量电力系统惯量,虽易于实施,但对状态变量的可观性要求较高,难适用于复杂电力系

统。Poudyal等^[10]基于神经网络法,提出客户端-服务器的联合学习框架来估计多区域系统中的电力系统惯性,虽能规避建模误差,但在RES带来的强随机性下,估计精度仍存在不足。

针对上述问题,本文聚焦于高比例互联电力系统的惯量估计,提出了一种结合核注意力机制(kernel attention network, KAN)与Transformer的新型算法KAN-Transformer。Transformer能够有效捕捉序列数据的长程依赖关系^[11],而KAN则通过核注意力机制精准捕捉数据的局部与全局特征^[12]。二者的结合不仅能充分发挥Transformer在长序列数据处理中的优势,KAN的特征捕捉能力还能进一步提升惯量估计的精度,两者结合能有效解决含高比例RES的电力系统中的强随机性、非线性和多随机噪声问题。

1 含可再生能源的区域互联电力系统动态模型

电力系统惯量估计通常基于其动态模型,扰动发生时,一次调频前几秒主要体现惯量响应,可通过

收稿日期:2025-12-09;修订日期:2026-01-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62473151,61973116);国家重点研发计划(2019YFB1505400);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2023JC001)

作者简介:张建华(1969—),女,山西忻州人,华北电力大学教授,博士,主要从事状态估计方面的研究,E-mail: zjhncepu@163.com。

引用本文:张建华,程小轩,黄德豪. 基于核注意力-Transformer的电力系统惯量估计方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2026, 47(3):143-150. (ZHANG J H, CHENG X X, HUANG D H. A method for estimating the inertia of interconnected new energy power systems based on KAN-Transformer[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2026, 47(3):143-150.)

建立频率响应模型,提取含惯量信息的频率、功率数据实现估计^[13]。部分同步发电机在动态运行中具有同调性,即转速及周边节点电气量频率高度一致^[14]。本研究将每个区域抽象为聚合同步发电机并与新能源场站相连,构建多区域互联电力系统动态等效模型^[8],采用一次调频模型建模,该模型可主动调控参数变量(如调节渗透率)以实现惯量调控,契合未来主动调度电力系统趋势,且能凸显本文惯量估计算法在时变惯量下的优势。对于含 M 个控制区域的电力系统,其基于传递函数的区域 i 的惯性动态响应模型如图 1 所示。

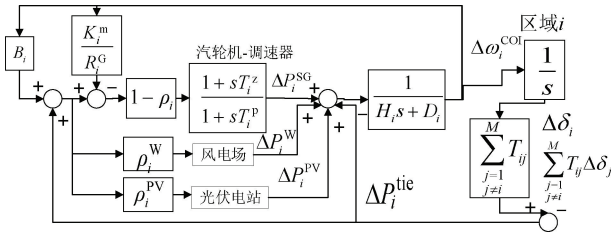


图 1 电力系统区域 i 的惯性动态响应模型

Figure 1 Inertial dynamic response model for area i of the power system

1.1 火电机组模型

电网目前使用的火电机组一次调频模型包括调速系统与汽轮机两部分^[15]。利用加权等值法,采用低阶模型,区域 i 内火电机组的一次调频模型可以被汽轮机-调速器模型来描述^[16],即

$$\Delta P_i^{SG} = (1 - \rho_i) \left(-\frac{K_i^m}{R_i^G} \right) \frac{1 + sT_i^z}{1 + sT_i^p} \Delta \omega_i^{COI} \quad (1)$$

式中: K_i^m 表示火电机组额定容量与区域 i 的额定容量的比值; R_i^G 、 T_i^z 、 T_i^p 分别为火电机组一次调频下垂系数、汽轮调速器系统的时间常数和再热器的时间常数^[17]; ρ_i 为区域 i 的可再生能源渗透率,且有 $\rho_i = \rho_i^W + \rho_i^{PV}$, ρ_i^W 和 ρ_i^{PV} 分别为区域 i 的风电场渗透率和光伏电站渗透率; $\Delta \omega_i^{COI}$ 为惯性中心的频率偏差,即惯性中心频率和标称网络频率的差。

1.2 风电场模型

为了更好地展示可再生能源渗透率对区域 i 的影响,定义区域 i 的风电场渗透率的公式为

$$\rho_i^W = S_i^W / S_i^N \quad (2)$$

式中: S_i^W 表示区域 i 的风电场的额定容量; S_i^N 表示区域 i 的总额定容量。

通过下垂控制和惯性响应控制效应的叠加,可以得到风电场输出功率偏差与频率偏差之间的关系,从而建立风电场的一次频率响应模型^[17]。

$$\Delta P_i^W = -\rho_i^W \left(K_i^W \Delta \dot{\omega}_i^{COI} + \frac{1}{R_i^W} \frac{1}{T_i^W s + 1} \Delta \omega_i^{COI} \right) \quad (3)$$

式中: R_i^W 表示区域 i 的风电场一次调频下垂系数; T_i^W 为区域 i 的风电场的时间常数; K_i^W 为区域 i 的虚拟惯量常数。

1.3 光伏电站模型

对于光伏电站,定义其渗透率的公式为

$$\rho_i^{PV} = \frac{S_i^{PV}}{S_i^N} \quad (4)$$

式中: S_i^{PV} 表示区域 i 的光伏电站的额定容量。

典型的光伏电站一次调频的模型中,光伏电站的输出功率偏差和频率偏差之间的关系可以由下垂系数的倒数和一个二阶传递函数相乘得到^[18],即

$$\Delta P_i^{PV} = -\rho_i^{PV} \frac{1}{R_i^{PV}} \frac{1}{(T_i^{PVO} s + 1)(T_i^{PVC} s + 1)} \Delta \omega_i^{COI} \quad (5)$$

式中: R_i^{PV} 为区域 i 的光伏电站的下垂系数; T_i^{PVO} 、 T_i^{PVC} 分别为光伏电站功率控制系统的变频指令发送给逆变器的时间和逆变器的执行时间。

1.4 区域频率动态响应

对于区域 i 的频率动态响应满足:

$$2H_i \dot{\omega}_i^{COI} = \Delta P_i - D_i \Delta \omega_i^{COI} \quad (6)$$

式中: H_i 为区域 i 的惯性时间常数, s ; ΔP_i 为区域 i 的不平衡功率,标么值; $\dot{\omega}_i^{COI}$ 表示区域 i 惯性中心的角频率,标么值。对于含可再生能源的区域电力系统而言,可再生能源的接入所导致的偏差是区域内产生不平衡功率的主要原因。在大规模互联电力系统中,各区域通过联络线相互连接,当某区域发电机功率与负荷需求不匹配时,可通过联络线协调发电功率,以便更好地满足惯量需求。 $\Delta P_i = \Delta P_i^{SG} - \Delta P_i^{RE} - \Delta P_i^{tie}$, $\Delta P_i^{RE} = \Delta P_i^W + \Delta P_i^{PV}$, ΔP_i^{tie} 为联络线功率偏差。对于一个有 M 个控制区域的电力系统,联络线功率偏差表示为

$$\Delta \dot{P}_i^{tie} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^M 2\pi T_{ij} (\Delta \omega_i^{COI} - \Delta \omega_j^{COI}) \quad (7)$$

式中: T_{ij} 为区域 i 与区域 j 之间的同步系数。

2 KAN-Transformer 的算法

为了得到机器学习最好的训练状态,在式(6)的基础上,选取区域惯性中心频率及其导数作为 KAN-Transformer 的输入序列^[10],令 $u(k) = [\Delta \omega_i^{COI}(k), \Delta \dot{\omega}_i^{COI}(k)]$, $y(k) = H_i(k)$ 。编码器 Encoder 的输入为历史值序列 $\mathbf{X}_{en}(k-1) = [\mathbf{u}(k-1),$

$\mathbf{u}(k-2), \dots, \mathbf{u}(k-L_u)]$, Decoder 的输入为预测目标的历史值序列 $\mathbf{X}_{de}(k-1) = [\mathbf{u}(k-1), \mathbf{u}(k-2), \dots, \mathbf{u}(k-L_y)]$, 模型的输出为 $\mathbf{Y}(k) = \hat{y}(k)$, L_u, L_y 的选取与系统阶次有关。KAN-Transformer 算法主要分为 Transformer 和 KAN 两个部分。本文提出的 KAN-Transformer 算法主要是在传统的 Transformer 基础上,利用 KAN 层替换相应的 Transformer 中的前向全连接层和 softmax 层得到。模型架构如图 2 所示。

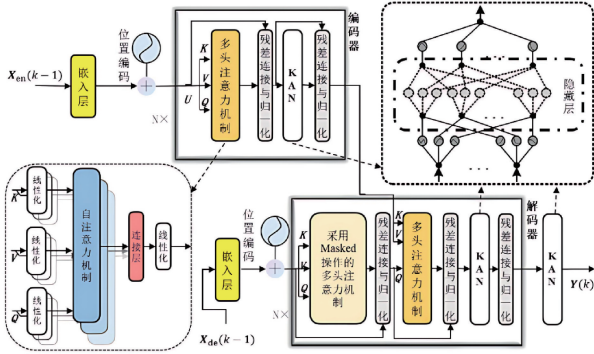


图 2 KAN-Transformer 架构图

Figure 2 Diagram of the KAN-Transformer architecture

2.1 嵌入层 (Embedding)

在输入序列进入这两个模块前需要先进行 Embedding 操作,即进行维度增广。位置 Embedding 用 PE 表示, PE 通过以下公式得到:

$$\begin{cases} PE_{(pos, 2i)} = \sin(pos/10\ 000^{2i/d}); \\ PE_{(pos, 2i+1)} = \cos(pos/10\ 000^{2i/d}). \end{cases} \quad (8)$$

式中: pos 表示位置索引; d 表示维度,且与 Embedding 维度一样; $2i$ 表示偶数的维度, $2i+1$ 表示奇数的维度。

2.2 多头注意力机制 (Multi-Head Attention)

Embedding 操作后的输入矩阵与权重矩阵相乘后得到编码器模块的输入向量矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{U} \times \mathbf{W}^Q = \mathbf{Q}; \\ \mathbf{U} \times \mathbf{W}^K = \mathbf{K}; \\ \mathbf{U} \times \mathbf{W}^V = \mathbf{V}. \end{cases} \quad (9)$$

由矩阵 \mathbf{Q}, \mathbf{K} 可以得到注意力系数 A :

$$A = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right). \quad (10)$$

式中: softmax 函数,也称为归一化指数函数,能够将任意元素的值压缩至 $(0, 1)$ 区间内,且所有元素之和恒为 1; d_k 默认为 64,目的是防止内积过大。注意力系数 A 和值向量 \mathbf{V} 相乘可得到第 i 个 Self-Attention(自注意力机制)的输出,即

$$\mathbf{Z}_i = A \cdot \mathbf{V}. \quad (11)$$

Multi-Head Attention 包含 h 个 Self-Attention 层,本文中取 $h = 4$,且有

$\text{MultiHead}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Concat}(\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_h)\mathbf{W}^O$. (12)
式中: $\text{Concat}(\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_h)$ 表示将输出矩阵 $\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_h$ 进行串行拼接,再与权重矩阵 \mathbf{W}^O 相乘,从而得到 Multi-Head Attention 的输出矩阵 \mathbf{Z} 。

2.3 编码器模块

一个编码器模块由 Multi-Head Attention、残差连接与归一化 (Add&Norm) 和全连接层组成。其中 Add&Norm 由 Add 和 Norm 组成, Add 是一种残差连接,通常用于解决多层网络训练的问题,让网络只关注当前的差异部分; Norm 指将每一层神经元的输入都转成均值方差均一致的形式(归一化),从而加快收敛。全连接层是一个两层的全连接层,第一层使用线性整流函数(rectified linear unit, ReLU),第二层不使用激活函数。ReLU 激活函数,广泛用于人工神经网络,本质上是斜坡函数的一种。编码器由多个编码器模块组合而成,即需要经过 N 次编码器模块操作。

2.4 解码器模块

第一个 Multi-Head Attention 层采用了掩盖操作,即每组数据只能用自己之前的信息。第二个 Multi-Head Attention 的主要区别为 Self-Attention 的 \mathbf{K} 矩阵和 \mathbf{V} 矩阵使用编码器的编码信息矩阵计算得到,矩阵 \mathbf{Q} 使用上一个解码器模块的输出矩阵计算得到。与编码器一样,解码器也需要经过 N 次解码器模块操作。

2.5 KAN 模型原理

KAN 模型由数学定理 Kolmogorov-Arnold 启发得出的,该模型最重要的一点是在权重上应用可学习的激活函数,这些一维激活函数被参数化为样条曲线,从而以一种更灵活、更接近 Kolmogorov-Arnold 表示定理的方式来处理和学习输入数据的复杂关系^[12]。KAN 层前向过程:

$$x_{l+1} = \begin{pmatrix} \phi_{l,1,1}(\cdot) & \phi_{l,1,2}(\cdot) & \dots & \phi_{l,1,n_l}(\cdot) \\ \phi_{l,2,1}(\cdot) & \phi_{l,2,2}(\cdot) & \dots & \phi_{l,2,n_l}(\cdot) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \phi_{l,n_{l+1},1}(\cdot) & \phi_{l,n_{l+1},2}(\cdot) & \dots & \phi_{l,n_{l+1},n_l}(\cdot) \end{pmatrix} x_l. \quad (13)$$

式中: x_{l+1} 为第 $l+1$ 层; n_l 为第 l 层的节点个数; $\phi_{l,j,i}(\cdot)$ 为第 l 层中第 i 个节点分出的第 j 条边上的激活函数。对于激活函数 $\phi(x)$ 有

$$\phi(x) = w(b(x) + \text{spline}(x)). \quad (14)$$

式中: w 用于控制激活函数的整体幅度; $b(x)$ 为基础函数; spline(x) 为样条函数。更新迭代后从而

通过 KAN 层得到最终的辨识结果 $Y(k)$ 。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真分析

本节将介绍本文的仿真模型,一个额定频率为 50 Hz 的改进的 14 机 59 节点电力系统,用于验证所提出的方法。如图 3 所示,此电力系统分为 5 个区域。该 14 机 59 节点系统的总装机容量为 29.24 GW^[19],风电场和光伏电站装机容量分别为 2.68 GW^[20]和 4.63 GW^[21],选择并网节点为区域 3 的 308 号节点,如图 3 所示。其中,黑色线条表示电气连接,红色线条表示不同区域间的联络线连接。建模数据生成采用 MATLAB 2023b (Version 23.2.0.2365128) 完成含可再生能源的电力系统动态建模,调用 Simulink/Simscape Electrical 工具箱构建改进的 Australian 14 机 59 节点系统,系统参数参考 IEEE 标准。算法实现:基于 Python 3.9.16 环境开发 KAN-Transformer 模型,深度学习框架采用 PyTorch 2.0.1, CUDA 11.7 加速库支持 GPU 并行计算 (NVIDIA RTX A6000, 显存 48 GB)。

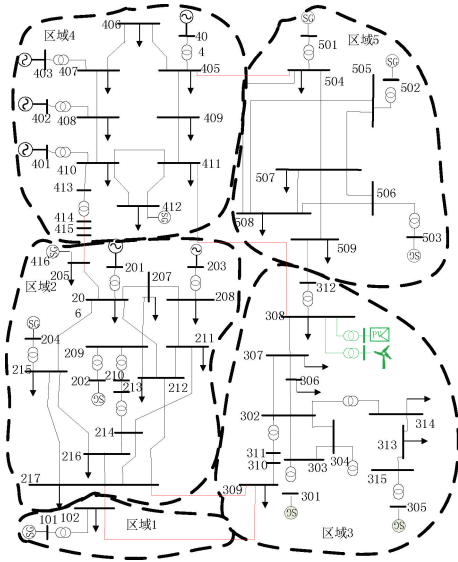


图 3 改进的澳大利亚 14 机 59 节点图

Figure 3 Modified Australian 14-machine 59-node graph

3.2 动态模型验证

为验证本文第 2 节所提出的动态模型,本文还在 MATLAB/Simulink 平台上构建了改进的 14 机 59 节点系统的机理模型,详细参数见表 1。

对于联络线有 $T_{13} = T_{31} = 0.2$ p. u., $T_{35} = T_{53} = 0.15$ p. u., $D_3 = 0.5$ p. u./Hz。可再生能源场站的并网节点为 308 号节点,区域 3 的参数详细取值为: $T_3^W = 1.0$ s, $R_3^W = 0.05$ p. u., $K_3^W = 6$ s, $T_3^{POV} = 1.9$ s, $T_3^{PVC} = 0.05$ s, $R_3^{PV} = 10$ p. u.。

表 1 等效火电机组模型的各项参数

Table 1 Various parameters of the equivalent thermal power unit model

区域	K_i^m	R_i^c /p. u.	T_i^r /s	T_i^s /s	H_i /s
区域 1	0.045 6	0.05	8	2.0	3.6
	0.136 9	0.05	8	2.4	3.2
区域 2	0.095 1	0.05	10	3.0	2.8
	0.076 1	0.05	10	3.0	2.6
区域 3	0.136 9	0.05	8	2.4	3.2
	0.159 7	0.05	8	2.4	2.8
区域 4	0.045 6	0.05	10	2.5	3.5
	0.060 8	0.05	10	2.5	2.6
区域 5	0.034 2	0.05	8	2.0	3.0
	0.060 8	0.05	10	2.5	2.6
区域 5	0.022 8	0.05	8	2.0	3.5
	0.034 2	0.05	10	2.5	4.0
区域 5	0.022 8	0.05	8	2.4	7.5

在系统动态响应稳定后,将该机理模型与本文第一节所述简化模型的频率响应进行对比,对比结果如图 4 所示,其中 f_{PFC} 为简化模型的频率响应, f_{real} 为机理模型的频率响应。因此,本文的动态模型具有较高的准确性。

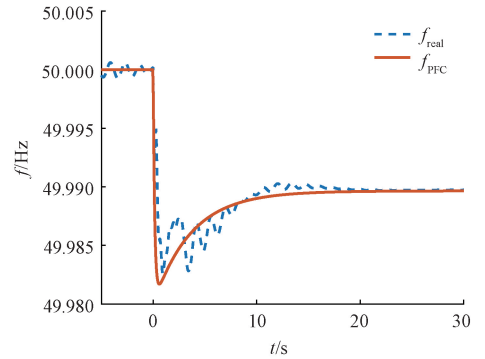


图 4 频率模型对比图

Figure 4 Comparison of frequency models

3.3 惯量估计算法分析

3.3.1 定渗透下的惯量估计研究

在本案例研究中,系统处于含随机噪声扰动的正常运行条件,仿真总时间为 70 s,区域 3 的 308 节点接入可再生能源场站导致系统可再生能源渗透率为 0.1 且不变。得到含随机噪声时,区域 3 的频率变化图、角速度变化图、火电机组出力图以及可再生能源机组出力图如图 5 所示。

为了系统地评估 KAN-Transformer 惯量估计算法的性能,本研究将其与基于 RNN、LSTM、GRU、MLP-Transformer 的惯量估计算法进行了全面对比,详细的评价指标表,如表 2 所示^[22]。依据图 6 与表 2 的分析结果,基于 KAN-Transformer 的惯量估计算

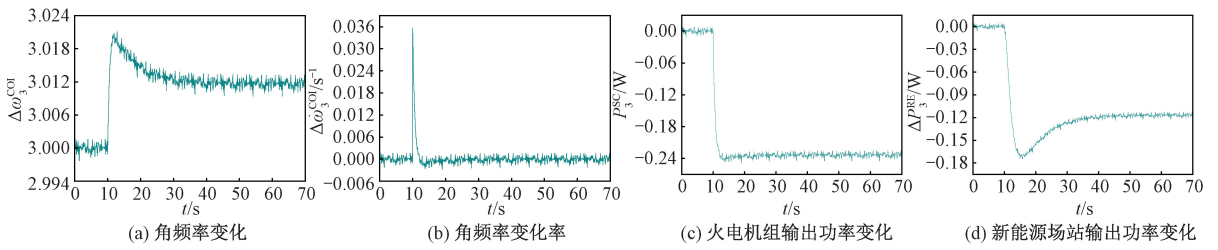


图 5 定渗透率下含随机非噪声的区域 3 动态响应图

Figure 5 Dynamic response plot of region 3 with random non-noise at constant permeability

表 2 定渗透率下的评价指标表

Table 2 Table of evaluation indexes with constant permeability

	MAE	MAPE	MSE	RMSE	R ²
RNN	0.012	0.155	0.005	0.015	0.994
LSTM	0.014	0.162	0.003	0.019	0.990
GRU	0.012	0.138	0.004	0.020	0.996
MLP-Transformer	0.012	0.134	0.004	0.020	0.996
KAN-Transformer	0.011	0.132	0.004	0.020	0.998

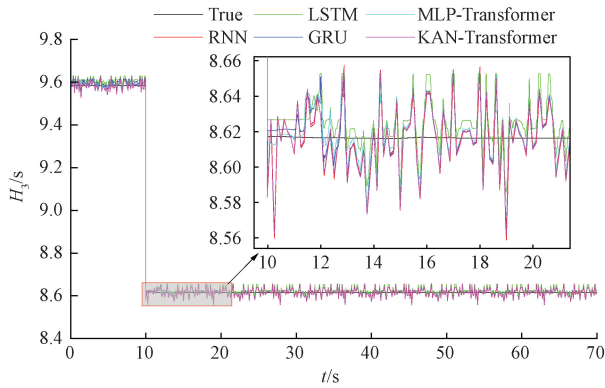


图 6 定渗透率下区域 3 基于 KAN-Transformer 的惯量估计结果图

Figure 6 Results of KAN-Transformer based inertia estimation in region 3 with constant percolation

法在处理随机噪声方面表现出显著的过滤效能,其估计算法的准确性相较于仅依赖于 LSTM、RNN、GRU 以及传统 Transformer 惯量估计算法更具优势。

3.3.2 渗透率时变下的惯量估计研究

仿真时间为 70 s,第 10 s 时,区域 3 的 308 节点接入可再生能源场站导致系统可再生能源渗透率为

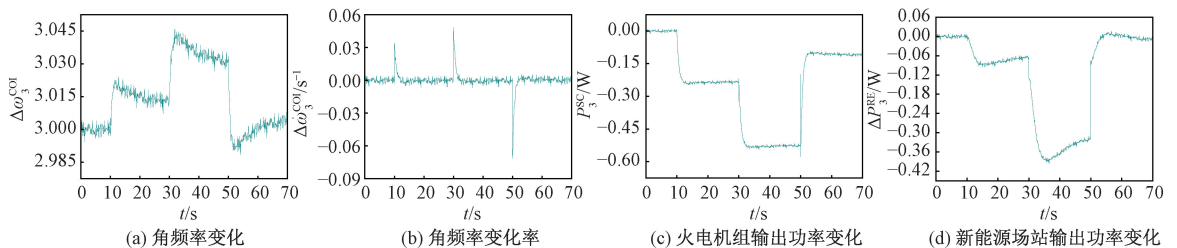


图 7 渗透率时变下含随机噪声的区域 3 动态响应图

Figure 7 Dynamic response plot of region 3 with random noise with time-varying permeability

0.1,其中 $\rho_w = \rho_{PV} = 0.05$,光伏场站与风电场站渗透率均相同,后续不再赘述。第 30 s 时调整场站并网数量,使得渗透率增至 0.2;第 50 s 时减少场站并网数量,使得渗透率降为 0.05。得到区域 3 的动态响应图如图 7 所示。

图 8 与表 3 的数据显示,在可再生能源渗透率动态变化的条件下,本文算法能够有效地对随机噪声进行过滤。与其他传统惯量估计算法相比,该算法在跟踪性能和估计精度方面均展现出更为卓越的特性。

表 3 时变渗透率下的评价指标表

Table 3 Table of evaluation metrics with time-varying percolation

算法	MAE	MAPE	MSE	RMSE	R ²
RNN	0.018	0.158	0.002	0.055	0.995
LSTM	0.019	0.222	0.003	0.057	0.993
GRU	0.016	0.180	0.001	0.033	0.998
MLP-Transformer	0.014	0.160	0.001	0.031	0.998
KAN-Transformer	0.013	0.149	0.001	0.031	0.999

3.3.3 多次停机扰动下的惯量估计研究

为了展示当系统惯性时间常数也因多中断干扰的变化而变化时所提方法对惯量变化的跟踪性能。设置仿真案例:仿真总时间为 70 s,区域 3 的 2 台火电机组在 10 s 时关闭,区域 1 和区域 5 的 4 台火电机组在 30 s 时关闭,区域 3 的 2 台火电机组在 50 s 正常工作时重新并网。区域 3 的频率、角速度和功率输出变化如图 9 所示。

根据结果图 10 与评价指标表 4 的结论揭示,在

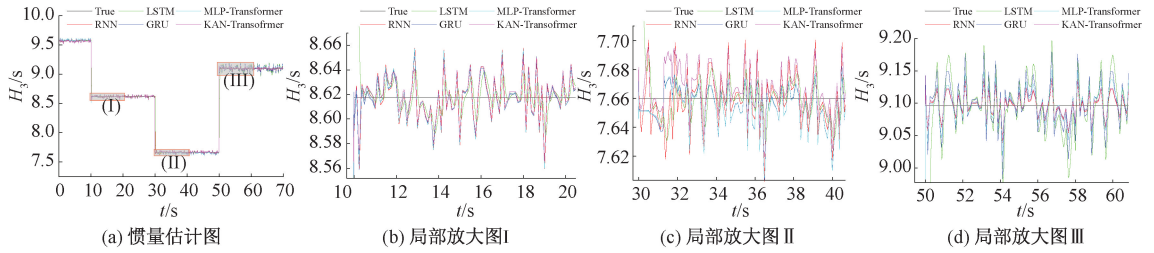


图 8 渗透率时变下区域 3 基于 KAN-Transformer 的惯量估计结果图

Figure 8 Plot of inertia estimation results based on KAN-Transformer in region 3 with time-varying permeability

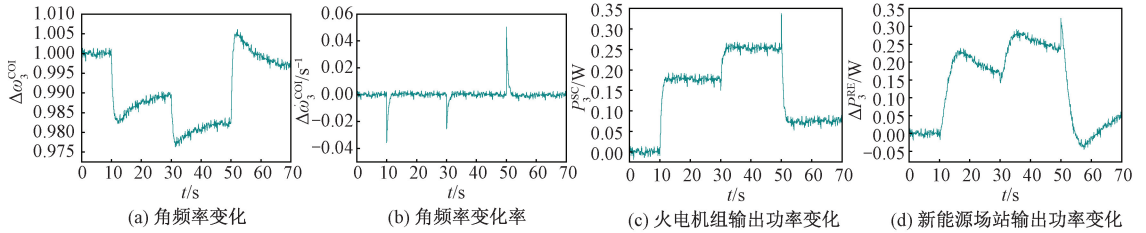


图 9 多次停机扰动下含随机噪声的区域 3 动态响应图

Figure 9 Dynamic response graph of Region 3 with random noise with multiple outage disturbances

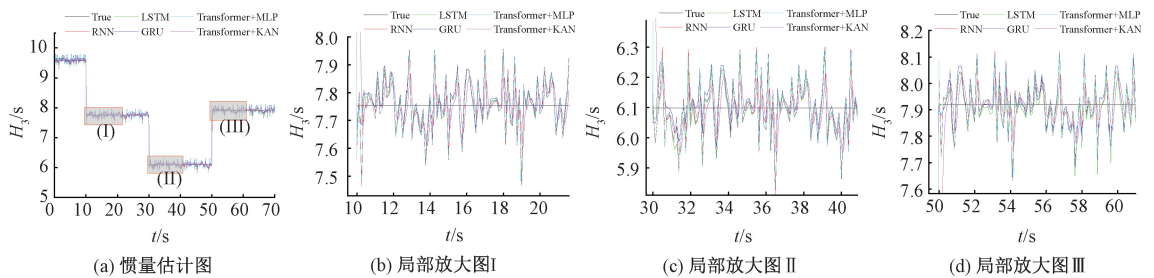


图 10 多次停机扰动下区域 3 基于 KAN-Transformer 的惯量估计结果图

Figure 10 Results of KAN-Transformer based inertia estimation in Region 3 with multiple outage disturbances

经历多次停机扰动的复杂工况下,基于 KAN-Transformer 的惯量估计算法依然能对随机噪声进行高效过滤。其结果在跟踪性和准确性方面均超越了其他传统惯量估计算法,充分彰显了该算法在不同运行场景下的可靠性和优越性。

表 4 多次停机扰动下的评价指标表

Table 4 Table of evaluation indexes with multiple outage disturbances

算法	MAE	MAPE	MSE	RMSE	R ²
RNN	0.059	0.799	0.006	0.076	0.992
LSTM	0.058	0.783	0.007	0.085	0.994
GRU	0.061	0.809	0.008	0.089	0.994
MLP-Transformer	0.048	0.649	0.009	0.095	0.993
KAN-Transformer	0.061	0.817	0.009	0.087	0.996

3.4 惯量分布可视化

在改进后的澳大利亚 14 机 59 节点系统图 3 中,忽略电导的影响后,基于三次样条函数插值法来推断整个电力系统其他区域的计算惯量,并绘制出电力系统的计算惯量热力值图。仿真时间为 70 s,

初始状态为在区域 3 的 308 节点接入可再生能源机组使得整个电力系统可再生能源渗透率为 10%。20 s 时改变可再生能源机组并网数量,使得可再生能源渗透率为 40%;40 s 时使可再生能源渗透率为 5%;60 s 时使得可再生能源渗透率为 20%。不同 RES 渗透率下的多区域含可再生能源的电力系统的惯量分布如图 11 所示。

图 11(a) 为系统稳态运行且 RES 渗透率 $\rho = 0.1$ 时的惯量分布时间断面,图 11(b)、图 11(c) 分别表示调节不同 RES 渗透率时的时间断面图,从 3 个时间断面明显可以看到电力系统不同 RES 渗透率下,其他各个区域的惯量水平都有不同程度的改变,尤其是含 308 号节点的区域 3,惯量水平改变得尤其明显。不同渗透率下,不同区域惯量分布有着明显不同,电力系统稳定性和可靠性可能随时改变。对区域电力系统惯量进行准确估计,可以为电力系统调度人员提供重要的参考依据,从而保障整个电力系统的可靠性。

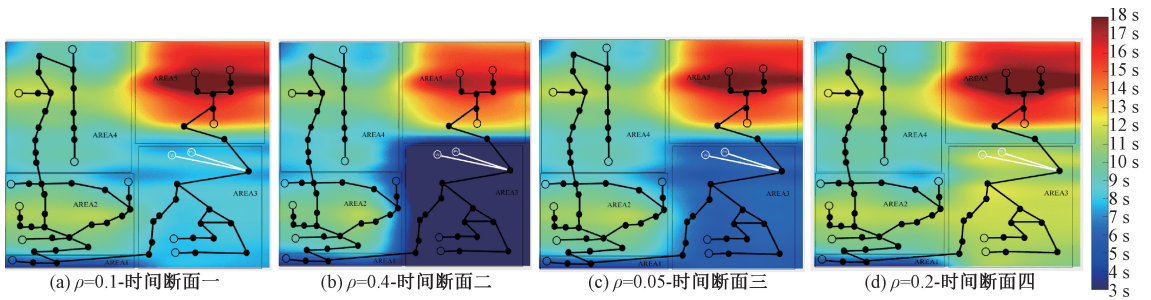


图 11 不同 RES 渗透率下含可再生能源的电力系统的惯量分布图

Figure 11 Inertia profile of the power system with renewable energy for different RES penetration rates

4 结论

本文针对高比例可再生能源接入的区域互联电力系统惯量估计问题,提出了一种基于 KAN-Transformer 融合的改进方法。通过将核注意力网络(KAN)引入 Transformer 架构,替代传统前馈全连接层与 softmax 层。研究表明:

(1) 基于一次调频动态建模的可再生能源场站与火电机组联合仿真模型,能够有效表征区域电力系统的惯量响应特性,并通过主动参数调控实现惯量动态特性的量化分析。

(2) 所提 KAN-Transformer 算法在定渗透率、变渗透率及多扰动场景下,相较于 RNN、LSTM、GRU 及传统 Transformer 网络,展现出更高的准确性,且在各种评价指标下表现更优,该算法在惯量估计的准确性和抗噪声干扰方面表现优异。

参考文献:

[1] 鲁宗相,姜继恒,乔颖,等. 新型电力系统广义惯量分析与优化研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(5): 1754-1776.
LU Z X, JIANG J H, QIAO Y, et al. A review on generalized inertia analysis and optimization of new power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 1754-1776.

[2] 王要强,杨志伟,王义,等. 计及噪声和模型参数不确定的发电机动态状态估计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(6): 68-75.
WANG Y Q, YANG Z W, WANG Y, et al. Dynamic state estimation of generators considering noise and model parameter uncertainties [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(6): 68-75.

[3] TAN B D, ZHAO J B, NETTO M, et al. Power system inertia estimation: Review of methods and the impacts of converter-interfaced generations[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107362.

[4] HEYLEN E, TENG F, STRBAC G. Challenges and op-

portunities of inertia estimation and forecasting in low-inertia power systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 147: 111176.

[5] HU P F, LI Y J, YU Y X, et al. Inertia estimation of renewable-energy-dominated power system [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 183: 113481.

[6] MAKOLO P, ZAMORA R, LIE T T. The role of inertia for grid flexibility under high penetration of variable renewables-A review of challenges and solutions [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 147: 111223.

[7] SCHIFFER J, ARISTIDOU P, ORTEGA R. Online estimation of power system inertia using dynamic regressor extension and mixing [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4993-5001.

[8] YANG D Y, WANG B, CAI G W, et al. Data-driven estimation of inertia for multiarea interconnected power systems using dynamic mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(4): 2686-2695.

[9] ZHAO J B, TANG Y, TERZIJA V. Robust online estimation of power system center of inertia frequency [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(1): 821-825.

[10] POUDYAL A, TAMRAKAR U, TREVIZAN R D, et al. Multiarea inertia estimation using convolutional neural networks and federated learning [J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(4): 6401-6412.

[11] HAN K, WANG Y H, CHEN H T, et al. A survey on vision transformer [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 87-110.

[12] LIU Z M, WANG Y X, VAIDYA S, et al. KAN: Kolmogorov-arnold networks [EB/OL]. (2025-02-09) [2025-05-16]. <https://arxiv.org/abs/2404.19756>.

[13] LAVANYA L, SWARUP K S. Inertia monitoring in power systems: critical features, challenges, and framework [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 190: 114076.

[14] TUTTELBERG K, KILTER J, WILSON D, et al. Estimation of power system inertia from ambient wide area

- measurements[C]//2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). Piscataway: IEEE, 2019: 1.
- [15] 郭越, 徐飞, 郝玲, 等. 一次调频中的锅炉建模与参数在线确定[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(17): 6551-6562.
- GUO Y, XU F, HAO L, et al. Boiler modeling and on-line parameters identification for primary frequency regulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6551-6562.
- [16] ANDERSON P M, MIRHEYDAR M. A low-order system frequency response model [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1990, 5(3): 720-729.
- [17] KR PAN M, KUZLE I. Introducing low-order system frequency response modelling of a future power system with high penetration of wind power plants with frequency support capabilities[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(13): 1453-1461.
- [18] 赵大伟, 马进, 钱敏慧, 等. 光伏电站参与大电网一次调频的控制增益研究[J]. 电网技术, 2019, 43(2): 425-435.
- ZHAO D W, MA J, QIAN M H, et al. Research on control gain for photovoltaic power plants participating in primary frequency regulation of large power grid[J]. Power System Technology, 2019, 43(2): 425-435.
- [19] MA H Z, LIU C Y, ZHAO H R, et al. A novel analytical unified energy flow calculation method for integrated energy systems based on holomorphic embedding [J]. Applied Energy, 2023, 344: 121163.
- [20] 王月, 申建建, 程春田, 等. 考虑电站集群与发电时变特性的风光出力描述方法[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1558-1572.
- WANG Y, SHEN J J, CHENG C T, et al. Description of wind and solar power generation considering power plant clusters and time-varying power characteristics[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1558-1572.
- [21] SUPERCHI F, GIOVANNINI N, MOUSTAKIS A, et al. Optimization of the power output scheduling of a renewables-based hybrid power station using MILP approach: the case of Tilos island [J]. Renewable Energy, 2024, 220: 119685.
- [22] CHICCO D, WARRENS M J, JURMAN G. The coefficient of determination R -squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation [J]. PeerJ Computer Science, 2021, 7: e623.

A Method for Estimating the Inertia of Interconnected New Energy Power Systems Based on KAN-Transformer

ZHANG Jianhua^{1,2}, CHENG Xiaoxuan¹, HUANG Dehao¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, Beijing 102206, China)

Abstract: Aiming at the problem of inertia estimation of regional interconnected power systems with a high proportion of renewable energy connected to the grid, a new estimation algorithm named kernel-Attention-Transformer based on the combination of Transformer and kernel attention network was proposed to accurately and efficiently estimate the regional inertia of the system. Then, the self-attention mechanism of Transformer was used to extract the dynamic features of the system, and KAN's kernel attention mechanism was combined to replace the traditional fully connected layer and softmax layer, which enhanced the adaptability and robustness of the model for complex nonlinear and strong random data. In addition, through the visualization of inertia distribution, real-time monitoring of inertia changes was realized, which provided intuitive decision-making basis for system operators. Verified in the improved Australian 14-machine 59-node system, compared with the traditional RNN, LSTM, GRU and Transformer, the proposed kernel attention-Transformer algorithm significantly improved the noise filtering ability and estimation accuracy under different simulation backgrounds. At the same time, the visualization results of inertia distribution clearly showed the spatio-temporal variation characteristics of the system inertia, which provided strong support for the safe and stable operation of the power system.

Keywords: interconnected inertia estimation; low-inertia; deep learning network; Transformer; KAN; inertia distribution visualization