



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 动态时空特征增强的舰船燃气轮机状态预测方法研究
作者: 张祺, 陈刚, 温晓健, 袁轶, 陆智康, 鲍劲松, 张丹
网络首发日期: 2026-01-06
引用格式: 张祺, 陈刚, 温晓健, 袁轶, 陆智康, 鲍劲松, 张丹. 动态时空特征增强的舰船燃气轮机状态预测方法研究[J/OL]. 计算机工程与应用.
<https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20260106.1518.012>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

动态时空特征增强的舰船燃气轮机状态预测方法研究

张祺¹, 陈刚², 温晓健¹, 袁轶², 陆智康¹, 鲍劲松¹⁺, 张丹^{1,3}

1. 东华大学 机械工程学院, 上海 201620

2. 上海外高桥造船有限公司, 上海 200137

3. 香港理工大学, 香港 999077

+ 通信作者 E-mail: bao@dhu.edu.cn

摘要：舰船燃气轮机传感器数据具有复杂的时空耦合特性和显著的非平稳性，使得传统建模方法难以实现精确预测。为提升预测精度，提出了一种动态时空特征增强的 Spatio-Temporal Graph Transformer (STG-Transformer) 状态预测模型。在空间维度上，模型基于皮尔逊相关系数动态构建传感器间的邻接矩阵，并结合时序特征输入图神经网络，以自动学习传感器节点之间的空间依赖模式；在时间维度上，模型通过傅里叶变换将监测信号分解为低频趋势和高频波动成分，并通过编码器-解码器结构完成时序特征的有效建模。实验在公开的舰船燃气轮机数据集上进行，设置 12 种先进方法作为对比基准。结果表明，在 336 步长预测中对燃气轮机涡轮衰减系数预测时，相较于 iTransformer 模型，均方误差降低 4.1%，均方根误差降低 11.8%，验证了其在舰船燃气轮机长期状态预测中的有效性。

关键词：舰船燃气轮机；时间序列数据；状态预测；时空特征；非平稳性

文献标志码：A **中图分类号：**TP399 **doi：**10.3778/j.issn.1002-8331.2509-0214

A Dynamic Spatio-Temporal Feature-Enhanced Method for Marine Gas Turbine State Prediction

ZHANG Qi¹, CHEN Gang², WEN Xiaojian¹, YUAN Yi², LU Zhikang¹, BAO Jinsong¹⁺, ZHANG Dan^{1,3}

1. College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China

2. Shanghai Waigaoqiao Shipbuilding Co., Ltd, Shanghai 200137, China

3. The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China

Abstract: The sensor data of marine gas turbines exhibit complex spatio-temporal coupling and pronounced non-stationary characteristics, making accurate modeling difficult for traditional methods. A dynamic spatio-temporal feature enhanced Spatio-Temporal Graph Transformer (STG-Transformer) model is proposed to improve prediction accuracy. In the spatial dimension, the model dynamically constructs adjacency matrices of sensor relationships based on Pearson correlation coefficients, and employs a graph neural network to automatically learn spatial dependency

基金项目：国家自然科学基金面上项目(52475513)，中央高校基本科研业务费专项资金资助(CUSF-DH-D-2025028，CUSF-DH-T-2025003)。

作者简介：张祺(1996—)，女，博士研究生在读，CCF 学生会会员，研究方向为时间序列数据处理、预测、异常分析；陈刚(1972—)，男，博士研究生，研究方向为智能制造、人工智能；温晓健(1996—)，男，博士研究生在读，研究方向为智能制造、数字孪生；袁轶(1978—)，男，硕士研究生，研究方向为企业数字化转型、人工智能应用及研发方向；陆智康(2002—)，男，硕士研究生在读，研究方向为时间序列数据处理、预测、异常分析；鲍劲松(1972—)，通信作者，男，博士研究生，教授，研究方向为智能制造、数字孪生，E-mail: bao@dhu.edu.cn；张丹(1964—)，男，博士研究生，教授，研究方向为智能制造、人机协作。

patterns among sensor nodes. In the temporal dimension, the model applies the Fourier transform to decompose monitoring signals into low-frequency trends and high-frequency fluctuations, and uses an encoder-decoder architecture to effectively model the temporal characteristics. Experiments are conducted on public ship gas turbine datasets with 12 advanced methods as baselines. For the 336-step-ahead prediction of the gas-turbine turbine degradation coefficient, the proposed model reduces mean squared error (MSE) by 4.1% and root mean squared error (RMSE) by 11.8% compared with the iTransformer model, demonstrating its effectiveness for long-term state prediction of ship gas turbines.

Key words: marine gas turbine; time series data; state prediction; spatio-temporal feature; non-stationarity

燃气轮机作为现代舰船的核心动力装置,其运行状态直接决定着舰船的动力性能和任务执行能力^[1]。然而,在严苛的海洋环境中,燃气轮机核心部件(如压气机和涡轮)面临着不可避免的物理退化过程。这种性能衰减不仅会降低燃油效率、影响续航能力,更可能在关键时刻引发突发故障,导致舰船丧失动力,造成严重后果。因此,燃气轮机的精准状态预测与健康管理的保障舰船全寿命周期内的高可靠性运行具有重要的战略意义^[2]。

针对燃气轮机状态预测问题,现有研究主要从时间和空间两个维度分别展开。在时间维度方面,早期研究主要基于循环神经网络及其变体来捕捉时间序列的动态特征。例如刘等人^[3]使用神经网络对燃气轮机的压气机进行性能预测;卿等人^[4]提出基于 LSTM 模型对燃气轮机的燃烧室进行故障预测。随着深度学习的发展,传统神经网络在处理长时依赖关系方面的局限性逐渐显现。为此,近年来基于 Transformer 架构的模型成为研究热点^[5],诸如 Informer^[6], Autoformer^[7]和 MR-Transformer^[8]等方法凭借其核心的注意力机制在捕获长距离时间依赖方面表现出色。然而,这类模型在处理多变量时间序列时,通常将不同传感器数据视为独立通道,缺乏对传感器间空间关联的有效建模。为弥补这一不足,研究者开始关注空间维度的特征挖掘,其中以图神经网络(Graph Neural Network, GNN)为核心的方法表现出显著优势。Li 等人^[9]提出了 ASP-GNN 模型,能够准确预测燃气轮机叶片在不同边界条件下的状态特征;Yang 等人^[10]基于图网络结构重建燃气轮机故障信号,实现了更高精度的预测;Duan 等人^[11]提出了一种动态因果图驱动的性能退化分析框架(DCG-PDA),通过对变量间因果关系的动态演化进行建模,有效地区分了非平稳工况切换与真实的性能衰减。尽管这些方法能够显式建模空间拓扑关系,但在时间序列动态建模方面存在不足,难以捕捉设备性能衰减等长期时间依赖关系。

因此,单一的空间或时间建模难以全面表征系统运行特征。舰船燃气轮机状态预测本质上是一个复杂的时空耦合问题^[12],其复杂性源于舰船恶劣的运行环境和任务模式的高度动态性^[13]。在空间维度上,舰船

燃气轮机系统在有限的机舱内高度集成,包含数百个不同类型的传感器,如温度、压力、振动和转速传感器等。传感器之间在结构布置上存在显著的功能依赖关系,这种依赖关系构成了系统运行的潜在空间拓扑结构^[14]。该拓扑结构不依赖传感器的几何坐标,而是基于多传感器在功能层面上的关联性建立,通过测点间的功能耦合相关性定义的拓扑空间。在时间维度上,燃气轮机运行数据表现出显著的多尺度非平稳特性。该特性主要体现为两个层面的耦合:高频层面,舰体在风浪作用下的姿态变化导致信号产生随机波动;低频层面,设备磨损及海洋环境腐蚀引起性能的长期退化趋势。所以如何将时间维度与空间维度的建模过程有机结合,构建一种能够同时高效表征动态空间关系与长期时间依赖的模型框架,成为当前亟待解决的核心问题^[15]。

为弥补这一技术鸿沟,部分学者开始探索时空融合建模方法^[16]。例如 STGCN^[17], STAGWN^[18]和 STFNN^[19]等方法,这些方法预先构建好节点的邻接矩阵和特征矩阵作为模型的输入,在一定程度上实现了时空特征的联合建模^[20]。然而,现有时空融合方法仍面临两大关键挑战^[21]:其一,过度依赖预定义的静态图结构,难以动态反映燃气轮机不同工况下传感器间的时变关联;其二,缺乏对工业时间序列中普遍存在的非平稳性的有效处理机制,难以准确建模趋势性与周期性变化,从而限制了性能衰退与周期波动的预测精度^[22]。

为了解决上述问题,本研究提出了时空特征增强的 STG-Transformer 方法,针对舰船燃气轮机时空数据的动态特征进行深入研究。本文首先对原始传感器数据进行预处理,旨在消除不同传感器间量纲差异的影响。随后在空间维度上动态构建邻接矩阵和特征矩阵,并将其输入至图网络中进行图卷积操作,以有效捕捉各节点间的空间依赖关系。接着在时间维度上对非平稳时序特征进行建模,通过傅里叶变换在频域中提取时间序列的长期趋势与周期性成分,进而实现对燃气轮机关键部件状态的精确趋势预测。最终,所得预测结果通过逆标准化处理被还原至原始物理量纲,从而完成端到端的状态预测。本文基于公开的舰船燃

气轮机数据集进行实验,以验证所提方法的有效性。本文的主要贡献如下三点:

- (1) 本文提出了一种时空特征增强的 STG-Transformer 方法,从时间维度和空间维度分别引入了频域分解建模和动态图构建策略。有效解决了舰船燃气轮机多传感器系统中时空耦合特性和非平稳性建模难题。
- (2) 针对静态图难以捕捉传感器间关联关系动态变化的难题,本文设计了基于图结构的动态空间关系建模方法。能够动态计算传感器间关联关系并自动构建邻接矩阵,实现了对系统空间拓扑关系的自适应建模。
- (3) 为解决工业时间序列的非平稳性难题,本文提出了基于频域分解的非平稳时序建模方法。将非平稳时序信号分解为低频趋势和高频波动成分,有效简化了复杂非平稳预测问题的学习难度。

1 舰船燃气轮机时空关系问题分析

1.1 舰船燃气轮机多传感器空间关联特性分析

舰船燃气轮机系统由多个功能模块组成,各模块之间存在能量、流体与信号的耦合传递,使传感器观测量在功能层面上呈现显著关联。为了刻画这种多传感器所获变量间的依赖关系,本文基于观测数据构建变量间的关系图。如图1绿色虚线框所示,该区域展示了基于观测数据构建的传感器关系图:假设每一个圆圈表示一个节点 v_i (对应传感器 i 的测量变量),节点之间的连线表示边 e_{ij} 反映了传感器 v_i 与 v_j 之间的依赖

关系。该关系图刻画了系统中传感器所获取的变量在空间维度上的关联结构,为后续空间建模提供基础。传统方法通常依托舰船燃气轮机的静态物理结构或专家经验预先定义数据关系从而构建空间依赖模型 $G=\{V,E\}$ 。通常依赖于两个预先定义的矩阵^[23]:其一为静态邻接矩阵 A ,用于描述传感器节点间的连接关系,可以表示为 $A \in \{0,1\}^{N \times N}$,其中 $A[i,j]=1$ 表示传感器 v_i 和 v_j 之间的直接连接关系;其二是特征矩阵 X ,其每一行代表一个传感器在某个时刻的观测值,用于表征系统在时间维度上的动态变化特征。

然而,尽管静态拓扑结构的建模方式能够刻画传感器间的基本依赖关系,但其假设各节点间的关系在时间上保持不变,忽略了实际运行过程中传感器之间的关联强度会随工况而变化。例如,在“加速”工况下,燃油流量对涡轮出口温度的影响可能非常显著;但在“稳态巡航”工况下,这种影响的强度和模式会发生改变。因此需要一种能够描述这种动态依赖关系的图结构 $G_t=(V,E_t)$,以适应系统在不同工况下空间关联模式的变化。基于这一需求,空间关系建模的核心挑战可形式化描述为:如何设计一个图学习函数 \mathcal{G} 能够根据局部的时序数据动态地推断出邻接矩阵 A_t :

$$A_t = \mathcal{G}(X_{t-w+1:t}) \quad (1)$$

其中, w 表示上下文窗口的长度, t 表示当前时间步。 $X_{t-w+1:t}$ 表示从时间步 $t-w+1$ 到 t 期间收集的传感器观测数据序列。所学习到的 A_t 应满足以下特性:

- (1) 动态性: A_t 能够随着输入数据 X 的变化而变化;
- (2) 稀疏性:在任意时刻,一个传感器通常只与少数几个其他传感器存在强功能关联,因此 A_t 应为稀疏矩阵,以反映真实的系统机理并提高模型的鲁棒性。

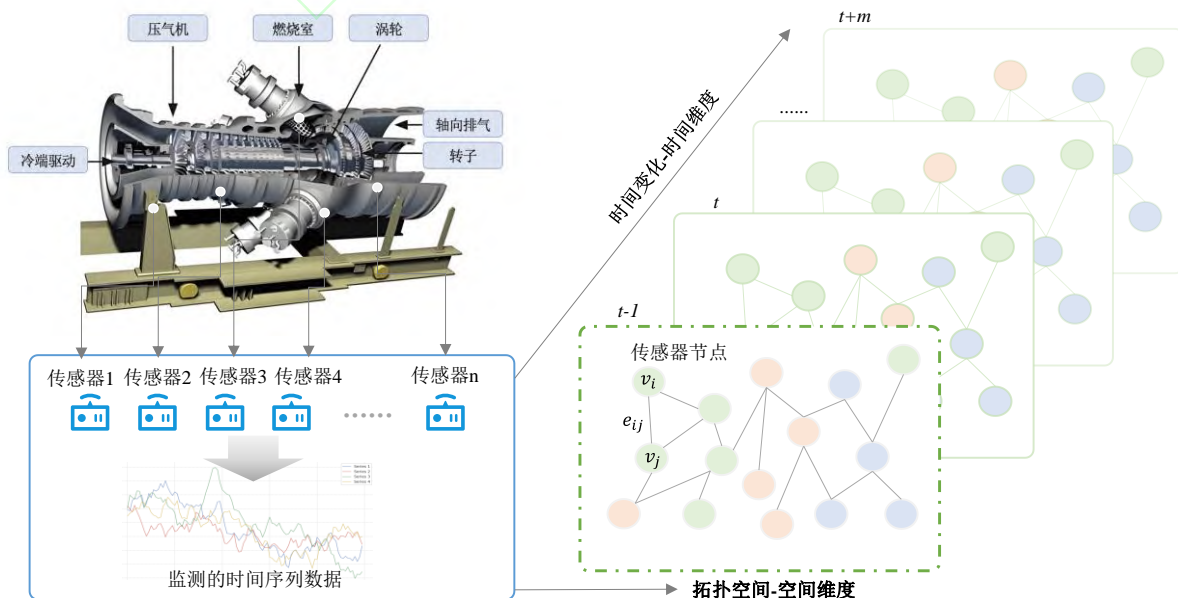


图1 舰船燃气轮机时空特征建模示意图

Fig.1 Schematic diagram of spatio-temporal feature modeling for ship gas turbine

1.2 舰船燃气轮机长期时间序列非平稳特性分析

从时间维度上看, 每个传感器 v_i 的监测数据构成一个时间序列 $X_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(T)\}$ 。这些序列呈现出典型的非平稳特性, 并随时间持续变化, 其整体趋势与波动特征如图1所示。例如, 在燃气轮机由巡航状态过渡到全速运行的过程中, 涡轮出口温度的均值呈显著上升趋势; 在恶劣海况下, 振动传感器的读数方差会急剧增大。在此情况下, 直接采用假设数据平稳的传统时间序列模型往往会导致较大的预测误差。复杂的非平稳序列通常源于多个物理过程在不同时间尺度上的耦合作用^[24]。因此, 本文将非平稳时间序列 $X_i(t)$ 建模为多个基础成分的组合形式:

$$X_i(t) = \mathcal{T}_i(t) + \mathcal{P}_i(t) + \mathcal{R}_i(t) \quad (2)$$

其中长期趋势 $\mathcal{T}_i(t)$ 是预测性维护最为关注的成分, 主要由设备自身的性能衰减引起。例如, 压气机衰减系数会随时间呈现缓慢但持续的上升趋势。准确捕捉并预测这一长期趋势是实现剩余寿命评估的基础。周期 $\mathcal{P}_i(t)$ 由舰船的运行任务和工作模式决定, 导致燃气轮机负载呈现规律性的波动。例如在执行特定战术机动或日常巡航任务时产生的周期性功率变化。分离周期性成分可防止模型将其误判为设备加速退化信号, 从而避免误报。残差 $\mathcal{R}_i(t)$ 源于海洋环境的随机扰动、控制系统的微小调节以及传感器自身的测量噪声。

1.3 舰船燃气轮机时空特征建模问题描述

综合上述分析, 舰船燃气轮机的健康状态演变本质上是一个复杂的时空动态过程。具体来说, 本文所研究的时空问题主要体现在以下两个方面: 在空间维度上, 燃气轮机系统中各传感器信号的相关性会随工况变化而改变, 呈现出动态的空间依赖; 时间维度上, 负载波动、任务切换与环境扰动使传感器响应表现出显著的时间异步性与非平稳性。

基于此, 本文将问题抽象为多变量时序预测任务: 给定过去 L 个时间步长的多变量传感器观测数据 $X_{t-L+1:t} \in \mathbb{R}^{L \times N}$, 以及对应时间的传感器网络动态拓扑信息 G_t , 目标是预测未来 H 个时间步长的序列 $X_{t+1:t+H} \in \mathbb{R}^{H \times N}$ 。因此, 本文的任务可形式化为学习一个映射函数 \mathcal{F} :

$$X_{t+1:t+H} = \mathcal{F}(X_{t-L+1:t}, \{G_t\}) \quad (3)$$

然而, 现有方法在该任务中仍面临两方面的核心挑战: (1) 静态空间建模与动态现实的矛盾: 多数基于GNN的方法假设图结构是静态的, 即 $G_t = G$ 在所有时

间步长上都固定不变。这无法适应燃气轮机在不同工况下传感器关联模式动态变化的现实, 导致模型泛化能力不足。因此, 如何从数据中自适应地学习并推断动态空间拓扑结构 $\{G_t\}$, 成为亟待解决的首要问题。

(2) 时间序列建模对非平稳性的忽视: 许多先进的时间序列模型虽然长于捕捉时间依赖, 但其设计并未显式考虑工业数据普遍存在的非平稳性。它们难以有效地将时间序列分解为 $\mathcal{T}(t)$, $\mathcal{P}(t)$, $\mathcal{R}(t)$, 从而在预测任务中容易受到干扰。

因此, 构建一种能够同时刻画动态空间关系与非平稳时间建模的时空预测模型, 是实现舰船燃气轮机状态预测的关键途径。

2 时空特征增强的舰船燃气轮机状态预测方法

2.1 STG-Transformer 时空特征增强模型框架

本文提出的 STG-Transformer (Spatio-Temporal Graph Transformer) 模型总体结构如图2所示。该模型融合了GNN的空间依赖建模能力与Transformer的时间序列特征提取能力, 构建了一个端到端的时空特征增强预测框架。整体架构主要包含两个核心模块: 基于图结构的动态空间关系建模和基于频域分解的非平稳时序建模。

首先, 在基于图结构的动态空间关系建模模块中, 所提模型对舰船燃气轮机系统的传感器数据进行预处理, 并计算节点间的皮尔逊相关系数, 从而动态生成邻接矩阵以刻画空间依赖结构。随后, 模型将构建的邻接矩阵与节点特征矩阵共同输入GNN, 提取节点间的空间关联特征, 为后续的时间建模提供空间关系。

其次, 在非平稳时序建模模块中, 模型针对舰船燃气轮机运行数据中存在的长期退化趋势、周期波动及随机扰动等显著非平稳特性, 引入基于频域分解的时间建模机制。输入的时间序列经快速傅里叶变换分解为低频趋势分量与高频波动分量, 分别对应系统的长期演化与短期动态。Transformer编码器采用双通道结构, 分别对低频与高频特征进行建模: 低频分支用于捕获长程依赖与设备退化规律, 高频分支用于刻画周期性变化及扰动响应。

最终, 解码器输出舰船燃气轮机的关键状态预测结果, 实现端到端的时空建模与预测。下面本文将这两个模块进行详细介绍。

2.2 基于图结构的动态空间关系建模

传统的舰船燃气轮机状态预测方法往往未能有效建模传感器节点之间的空间依赖关系, 难以挖掘传

传感器数据之间的空间特征,从而限制了预测精度。为解决这一问题,本文提出一种基于图结构的动态空间关系建模方法,用于刻画舰船燃气轮机系统中传感器节点随工况变化而形成的复杂空间关系。

首先,本文对传感器数据进行预处理。针对每个传感器的数据序列 x_i ,采用标准化方法以消除量纲差异并提高模型训练的稳定性。第 i 个传感器在某一时刻的观测值 x_i 可按如下方式进行标准化:

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (4)$$

其中, μ_i 和 σ_i 分别是观测值 x_i 的均值和标准差。经过标准化后,在滑动时间窗口内收集各节点的观测序列,形成特征矩阵 $X \in \mathbb{R}^{N \times F}$,其中 N 为传感器节点数量, F 为每个节点的特征维度。图3左上角展示了特征矩阵 X ,其行对应时间步,列对应不同的传感器变量。在图中,圆形节点表示各个传感器测点;蓝色矩形块表示节点特征向量,即特征矩阵 X 中对应的特征。

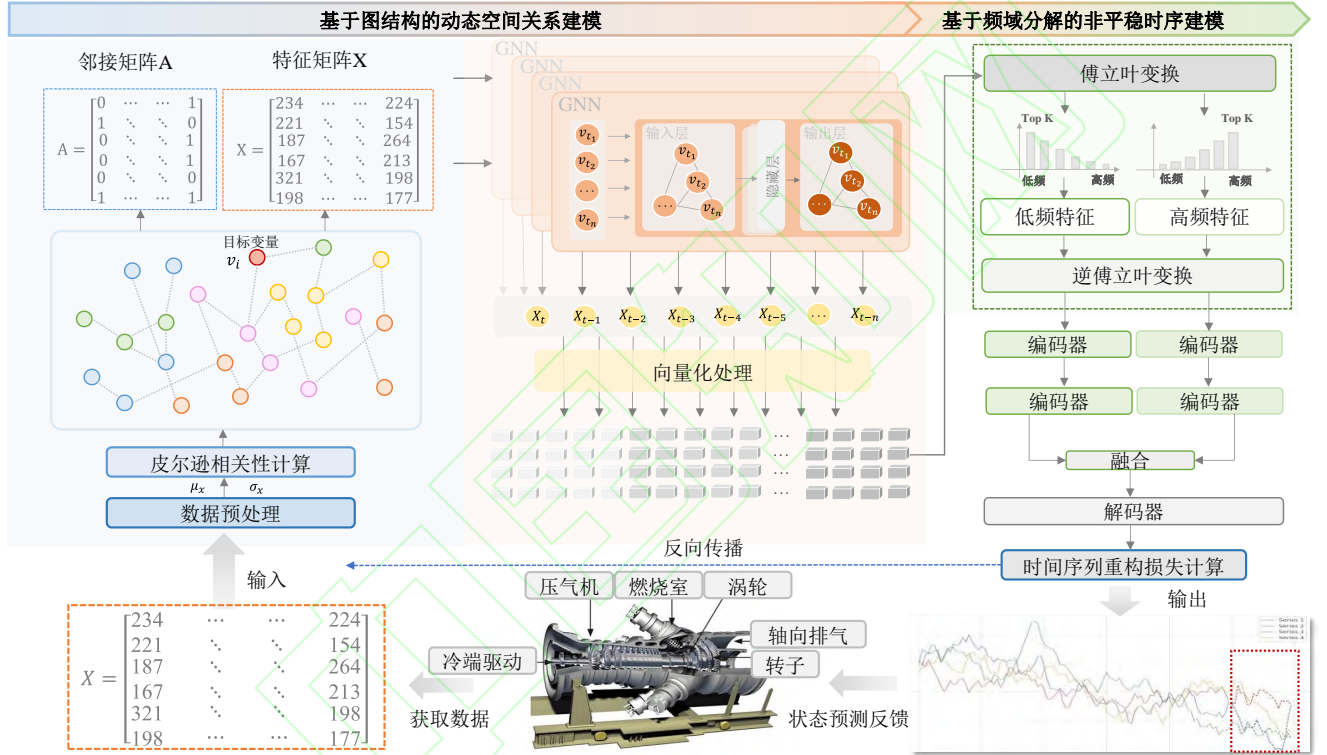


图2 时空特征增强的STG-Transformer模型框架结构图

Fig.2 The framework architecture of the spatio-temporal feature-enhanced STG-Transformer model

为刻画传感器之间的空间相关性,本文采用皮尔逊相关系数以衡量节点间的关联强度。根据相关性的计算结果,可以动态构建当前时刻的邻接矩阵 A :

$$A(i, j) = \frac{\sum_{t=1}^T (x_i^t - \bar{x}_i)(x_j^t - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (x_i^t - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_j^t - \bar{x}_j)^2}} \quad (5)$$

其中 x_i^t 和 x_j^t 分别表示节点 i 和 j 在时间 t 的观测值。 \bar{x}_i 和 \bar{x}_j 为对应观测序列在窗口期内的均值, T 为该时间窗口长度。图3右上角展示了这种由相关性计算得到的邻接矩阵 A 。其中矩阵元素“1”表示节点间存在连接关系,“0”则表示无连接。

将上述构建的邻接矩阵 A 与特征矩阵 X 共同输入

到GNN中,如图3中间部分所示。GNN基于邻接矩阵指导的信息传递机制,在每一层将节点特征与其邻域信息进行融合。通过图卷积操作实现对空间依赖关系的深度挖掘,图卷积的核心计算公式如下所示:

$$H^{(l+1)} = \sigma(\tilde{A} H^{(l)} W^{(l)}) \quad (6)$$

其中 $\tilde{A} = D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}$ 为标准化处理后的邻接矩阵。 D 为度矩阵, A 为动态构建得到的邻接矩阵, $H^{(l)}$ 为第 l 层的节点特征矩阵,初始特征为 $H^{(0)} = X$, W 为第 l 层的可学习参数, σ 为ReLU激活函数。该层级化图卷积机制通过多层信息传播实现节点特征的逐级聚合。在每一层中,节点特征能够融合来自其局部邻域的信息,经过多层堆叠后可有效捕捉近距离节点间的复杂空间关系。

经过多层图卷积与信息聚合后,GNN输出节点级特征矩阵 X_{output} ,如图3底部所示。其中每个节点都

包含了经 GNN 处理后的高阶邻域影响信息, 形成了完整的时空状态表征。整个空间建模过程可形式化表达为:

$$X_{\text{output}} = f_{\text{GNN}}(A, X) \quad (7)$$

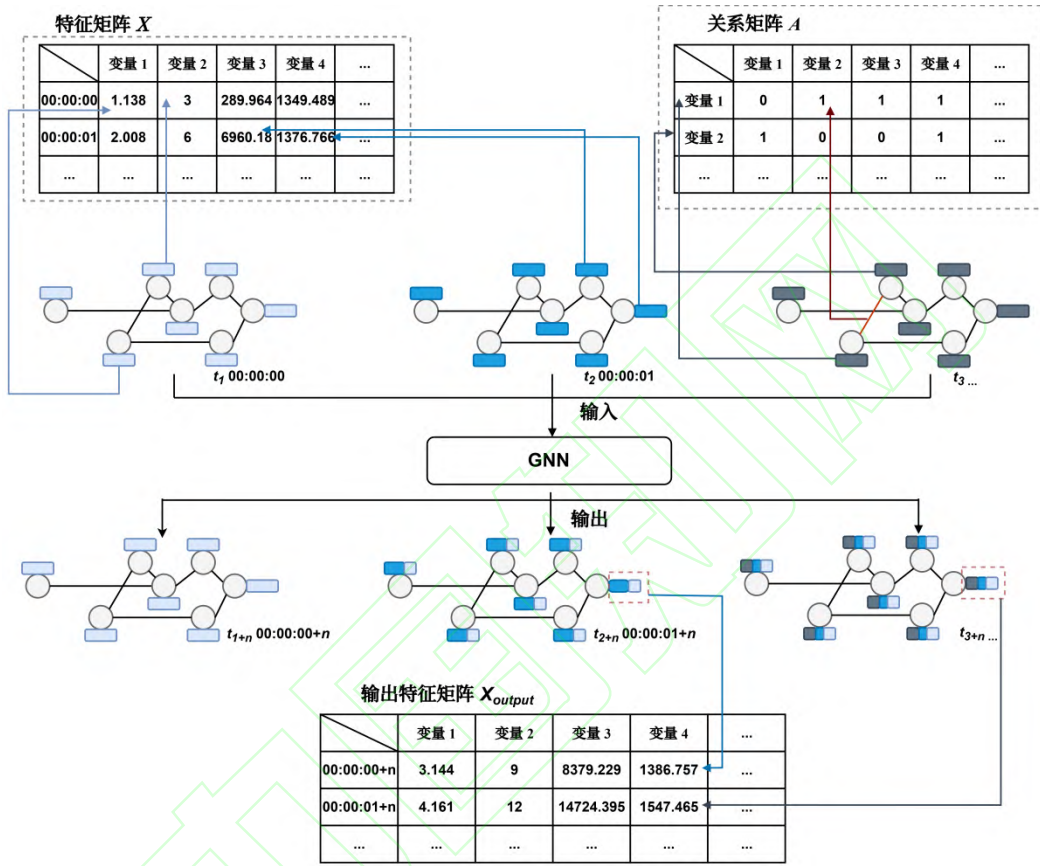


图 3 基于图结构的输入输出展示

Fig.3 The input-output of the graph structure-based approach

2.3 基于频域分解的非平稳时序建模

舰船燃气轮机监测数据通常呈现典型的非平稳特性, 包含长期缓慢变化的趋势成分、周期性波动以及由外部环境扰动和传感器噪声产生的高频随机残差。传统时间序列模型难以有效分离和捕获这些复杂成分, 导致状态预测准确率下降。针对这一问题, 本文提出了基于频域分解的非平稳时间序列建模模块, 以实现多频段时序特征的自适应建模和有效融合。

本文首先对空间建模中获取到的时间序列信号 $X_{\text{output}}(t)$ 进行傅里叶正变换:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{\text{output}}(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (8)$$

式中 f 表示频率。根据频率阈值 f_c 将频谱 $X(f)$ 分割为低频与高频两个部分:

$$X_{\text{low}}(f) = X(f) \cdot 1_{(|f| < f_c)} \quad (9)$$

$$X_{\text{high}}(f) = X(f) \cdot 1_{(|f| \geq f_c)} \quad (10)$$

式中 $1(\cdot)$, 用于选取相应频率区间。最后通过逆傅里叶变换将两个频段的频谱分别还原为时域信号:

$$x_{\text{low}}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{\text{low}}(f) e^{j2\pi f t} df \quad (11)$$

$$x_{\text{high}}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{\text{high}}(f) e^{j2\pi f t} df \quad (12)$$

其中低频成分 $x_{\text{low}}(t)$ 主要反映设备运行的长期趋势和缓慢变化, 代表燃气轮机性能的退化过程; 高频成分 $x_{\text{high}}(t)$ 捕获运行过程中的周期性波动及随机扰动, 体现燃气轮机的短期动态特性。

在此基础上, 本文在编码阶段设计了双通道并行编码结构(如图 4 所示)。傅里叶变换得到的低频分量与高频分量分别输入两条独立的编码通路进行特征提取: 左侧通路处理低频趋势信息, 右侧通路捕获高频扰动特征。

每个通路均采用两层堆叠的编码单元(“注意力机

制—正则化—前馈网络—正则化”结构), 首先通过注意力机制建模时间维度上的全局依赖关系, 随后经前馈网络实现特征的非线性映射。为了形式化描述该编码过程, 第 k 层的隐藏特征可以表示为:

$$h_{low}^{(k+1)} = \text{Norm}(\text{FFN}(\text{Norm}(\text{Atten}(h_{low}^{(k)})))) \quad (13)$$

$$h_{high}^{(k+1)} = \text{Norm}(\text{FFN}(\text{Norm}(\text{Atten}(h_{high}^{(k)})))) \quad (14)$$

式中 $\text{Atten}(\cdot)$ 表示注意力机制, $\text{FFN}(\cdot)$ 为前馈神经网络, $\text{Norm}(\cdot)$ 为标准层, k 为层数索引。经过多层堆叠后, 低频与高频通路分别输出最后一层的特征矩阵 $h_{low}^{(k)}$ 和 $h_{high}^{(k)}$ 表示为:

$$z_{low} = h_{low}^{(k)} \quad (15)$$

$$z_{high} = h_{high}^{(k)} \quad (16)$$

然后将 z_{low} 和 z_{high} 进行特征融合, 得到统一的潜在表征 z :

$$z = \text{fuse}(z_{low}, z_{high}) \quad (17)$$

最后输入统一解码器进行重构, 输出完整的预测

序列:

$$\hat{x}(t) = \text{Decoder}(z) \quad (18)$$

为确保模型输出与实际物理量的一致性, 本文在解码器输出端进行了逆标准化处理, 将重构序列还原至原始物理尺度:

$$\hat{x}_{final} = \hat{x}(t) \times \sigma_x + \mu_x \quad (19)$$

其中, μ_x 和 σ_x 分别为输入数据标准化时的均值和标准差。

整个训练过程采用结合序列重构误差, 训练目标为:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \|x_i - \hat{x}_{final_i}\|_2^2 \quad (20)$$

其中, x_i 为真实观测值, \hat{x}_{final_i} 为模型预测输出, T 为时间序列长度。该损失函数用于衡量预测序列与真实序列之间的差异, 从而反映模型在时间维度上的重构精度。

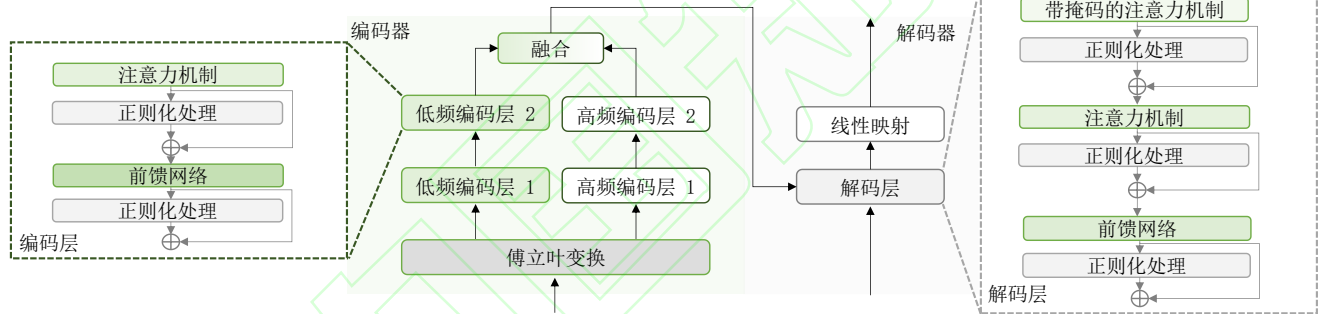


图4 编码器与解码器的具体结构

Fig.4 The detailed structure of the encoder and decoder

3 实验验证分析

3.1 实验细节

(1) Naval Vessel Condition 数据集

本文基于公开的舰船燃气轮机数据集 Naval Vessel Condition^[25]进行实验验证。该数据集共包含 11934 行观测数据, 涵盖燃气轮机系统的 19 个关键监测变量, 如表 1 所示。

根据功能特性, 这些监测变量可分为五个类别: 操作控制参数(操纵杆位置、涡轮喷射控制), 运行状态参数(舰船航行速度、燃气轮机转速、燃气发生器转速), 机械输出参数(燃气轮机轴转矩、左右舷螺旋桨转矩), 热力循环参数(压气机进出口温度压力、高压涡轮出口温度压力、排气压力), 燃料系统参数(燃料流量), 以及设备健康状态指标(压气机和涡轮衰减系数)。上述变量构成了一个完整的多变量时间序列数据集。其中, 燃气轮机压气机衰减状态系数和燃气轮机涡轮衰减系数作为目标预测变量, 能够直接反映涡轮部件的性能退化程度。如表 1 所示, 数据集中包含日期这一时间标识变量, 这表明其余由传感器获取的监测变量均随

日期变化而动态演进。运行过程中各变量的数值分布及其相互关联强度动态变化, 说明系统在时间维度上存在显著的建模挑战。

表 1 舰船燃气轮机变量描述

Table 1 Description of marine gas turbine variables

序号	中文变量名	单位	变量类型
1	日期	-	时间标识
2	操纵杆位置	-	操作参数
3	舰船航行速度	m/s	运行状态
4	燃气轮机轴转矩	kN·m	机械输出
5	燃气轮机转速	r/min	转动参数
6	燃气发生器转速	r/min	转动参数
7	右舷螺旋桨转矩	kN·m	推进输出
8	左舷螺旋桨转矩	kN·m	推进输出
9	高压涡轮出口温度	°C	热力参数
10	燃气轮机压气机进口空气温度	°C	热力参数
11	燃气轮机压气机出口空气温度	°C	热力参数
12	高压涡轮出口压力	bar	热力参数
13	燃气轮机压气机进口空气压力	bar	热力参数
14	燃气轮机压气机出口空气压力	bar	热力参数

15	燃气轮机排气压力	bar	热力参数
16	涡轮喷射控制	%	控制参数
17	燃料流量	kg/s	燃料系统
18	燃气轮机压气机衰减状态系数	-	目标变量
19	燃气轮机涡轮衰减系数	-	目标变量

为了表征各变量间的相关性特征, 本文绘制了输入变量间热力图(见图 5)。图中颜色从浅绿到橘色, 表

示相关性从弱到强。结果显示, 大多数特征间的相关系数显著高于 0.97, 表明各传感器变量之间存在高度线性耦合。由此可见, 在舰船燃气轮机场景中, 传感器获取的各个变量普遍存在强相关关系, 从而在此案例中存在显著的空间维度建模问题。此外, “燃气轮机压气机进口空气温度”和“燃气轮机压气机进口空气压力”因在采样过程中保持恒定, 未提供有效相关性信息, 因此未在图中显示。

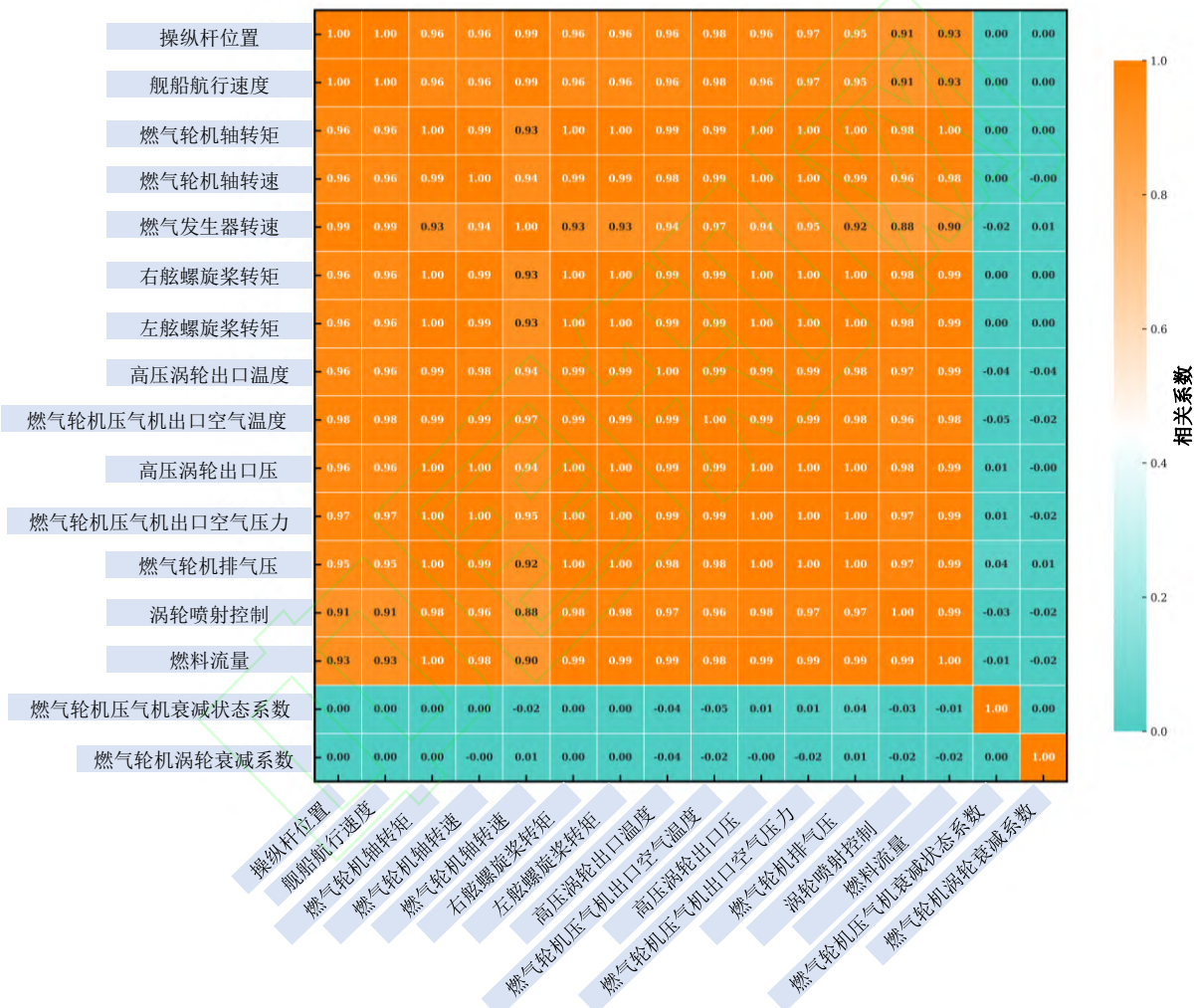


图 5 变量之间的热图

Fig.5 The correlation heatmap between variables

(2) 对比模型

为验证所提模型的有效性, 本文选取了当前时间序列预测领域具有代表性 12 种先进模型(State-Of-The-Art, SOTA)作为对比基准。所选模型涵盖了时间建模、空间建模及时空建模等多种主流方法, 具体包括:

DLinear^[26]模型将时间序列分解为趋势成分和周期成分, 并分别使用两个简单的线性模型进行建模和预测。

FiLM^[27]通过线性方式调整特征表示的神经网络

结构, 能够自适应地优化特征表达, 从而提升预测性能。

SCINet^[28]通过递归下采样、卷积和交互结构对时间序列进行多尺度建模, 提取复杂时间动态信息。

TimesNet^[29]将时间序列视为由多个周期组成的时空信号, 通过将时间片段展开为二维表示并应用多尺度卷积块结构, 有效捕获时间序列的周期模式与多频率特征, 从而提升长序列预测性能。

TimeXer^[30]通过稀疏卷积和线性注意力机制提取多尺度时序特征, 在显著降低计算复杂度的同时保持

较高的预测精度。

WPMixer^[31]基于混合器架构,将加权投影与特征交互结合,能够高效建模跨维度和跨时间步的依赖关系。

iTransformer^[32]利用 Transformer 架构中的注意力机制改善时间序列的长距离依赖捕捉。

Autoformer^[7]针对长序列预测引入自相关机制,通过对时间序列的趋势和季节性成分进行有效分解,实现高效的长距离时间依赖建模。

Crossformer^[33]结合局部和全局的注意力机制,利用跨时间尺度的信息交叉增强时序表示。

PatchTST^[34]通过将时间序列切分为若干补丁(patch),并借助 Transformer 建模补丁间关系,从而增强对局部模式和长期依赖的捕捉能力。

DEST-GNN^[35]引入动态空间-时间依赖建模机制,能够根据时间序列的演化自适应更新图结构权重,从而更精确地刻画节点间的非平稳关联,提高对复杂动态系统的预测能力。

MA-T-GCN^[15]在图卷积网络的基础上引入多注意力机制,兼顾时间依赖和空间相关性,更好地适应多变量时间序列预测任务。

(3) 评估指标

本文采用三类主流误差指标对模型性能进行定量评估:

均方误差(Mean Squared Error, MSE):用于衡量预测值与真实值之间的整体拟合误差。MSE 对较大偏差更加敏感,能够突出模型在极端样本上的表现。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (21)$$

平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE):反映模型平均预测偏差,能够直观反映预测结果与真实值的平均偏离程度。数值越小误差越小。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (22)$$

均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE):在 MSE 的基础上取平方根所得指标,使其与原始数据保持一致的量纲。RMSE 对较大预测误差更为敏感,能够较全面地反映模型的整体预测性能与稳定性。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (23)$$

3.2 训练环境设置

本文基于 PyTorch 深度学习框架进行开发,编程语言采用 Python 3.9。硬件环境配置方面,实验平台搭载两张 NVIDIA RTX A4000 显卡,每张显卡配备 16GB 显存。处理器采用 Intel Xeon E5-2680 v3,拥有 48 个物理核心,主频为 2.5GHz。系统配置 128GB DDR4 内存。整个系统运行在 Ubuntu 22.04.5 LTS 操作系统上, CUDA 版本为 12.8, NVIDIA 驱动版本为 570.144。

开发环境选用 Visual Studio Code 作为主要代码编辑器,配合相关 Python 插件提升开发效率。主要依赖库包括 NumPy 1.24 用于数值计算、Pandas 2.0 用于数据处理、Matplotlib 3.7 用于结果可视化等。

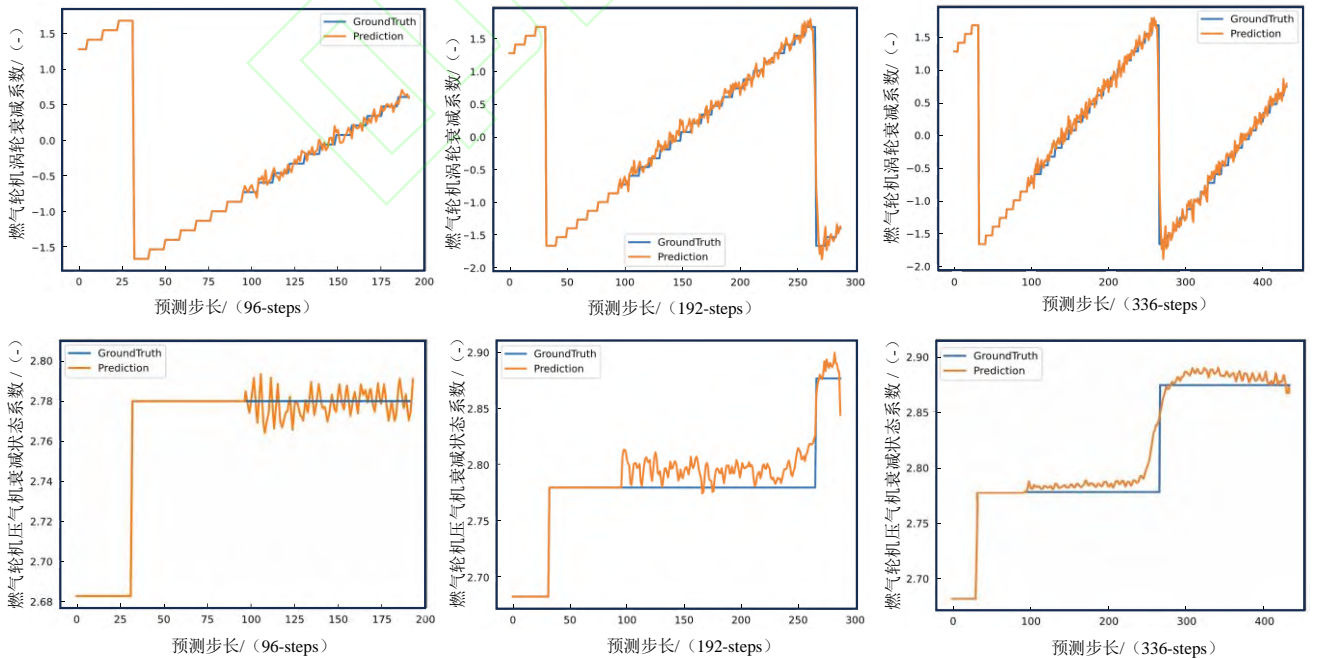


图6 本文方法预测结果展示

Fig.6 Prediction results of the proposed method

3.3 预测结果分析

本文在 Naval Vessel Condition 数据集上针对燃气轮机压气机衰减状态系数和燃气轮机涡轮衰减系数作为目标变量,在不同预测步长(96、192、336)开展了多组实验验证。其中,步长设置参考了长序列时间序列预测领域的通用实验规范,96、192、336 分别对应短期、中期和长期预测任务,用于全面评估模型在不同时间尺度下的预测性能。特别地,336 步长被视为“长跨度预测”的典型代表,能够有效检验模型在长期依赖建模和复杂非平稳工况下的稳定性与鲁棒性^[36]。选取几种典型的实验结果进行展示,如图 6 所示。

从图中可以看出,两个目标变量的趋势特点有所不同。对于燃气轮机涡轮衰减系数(上层图例)特征的真实值(Ground Truth)呈现出一种明显的周期性锯齿波模式。它在一个范围内逐渐上升,达到峰值后迅速下降,然后再次上升,形成重复的 V 形或锯齿形变化。这种趋势表明涡轮衰减可能受到周期性维护或操作条件变化的影响。此外,对于燃气轮机压气机衰减状态系数(下层图例)特征的真实值(Ground Truth)则呈现出阶梯状的变化趋势。它在一段时间内保持相对稳定,然后突然跳变到一个新的稳定水平,可能代表了压气机状态的阶段性改变或某些阈值的触发。

在涡轮衰减系数的预测中,Our 模型在所有预测步长下均能出色地捕捉其周期性锯齿波趋势,预测曲线与真实值高度吻合。对于压气机衰减状态系数的阶梯状变化,Our 模型展现出更强的鲁棒性,能够精准识别并快速响应阶梯跳变,预测值快速趋于稳定。

3.4 对比实验

为验证本文所提方法的有效性,本文将所提方法

与前述 SOTA 模型分别在 Naval Vessel Condition 数据集上进行预测误差对比,采用 MSE、MAE 和 RMSE 三类评价指标。

对比结果如表 2 和表 3 所示,表中加粗数字为最佳实验结果。表中所示误差指标均为无量纲数值,并根据相关研究惯例保留至小数点后三位。表 2 展示了燃气轮机涡轮衰减系数预测的对比结果。从结果可以看出,在 96、192 和 336 三个预测步长下,除在 192 步预测时 TimesNet 的 MAE 略低于本文方法外,其余步长及评价指标中,本文方法均取得最优性能。整体上,本文方法在预测精度上显著优于强序列建模基线(如 iTransformer、PatchTST、TimesNet)以及图结构建模基线(如 DEST-GNN、MA-T-GCN)。在 RMSE 指标上,当预测步长为 336 时,本文方法的误差较 iTransformer、PatchTST 和 TimesNet 分别降低了 11.8%、13.1%和 12.1%。在 MAE 指标上,同一预测步长下,本文方法的误差较 DEST-GNN 和 MA-T-GCN 分别降低了 5.7%和 0.3%。这一结果表明,纯序列模型由于无法显式建模传感器间的拓扑关系,在工况切换时难以稳定捕获互信息;而现有图模型多依赖静态图结构,难以同时应对空间维度上的动态变化问题。

表 3 展示了燃气轮机压气机衰减状态系数预测的对比结果。在 RMSE 指标上,当预测步长为 336 时,本文方法的误差较 iTransformer、PatchTST 和 TimesNet 分别降低了 8.8%、9.7%和 8.6%。在 MAE 指标上,同一预测步长下,本文方法的误差 DEST-GNN 和 MA-T-GCN 分别降低了 3.4%和 0.7%。上述结果表明,本文方法在压气机衰减状态预测任务中整体表现优于现有主流模型,具有更高的预测精度与稳定性。

表 2 本文模型与 SOTA 模型对燃气轮机涡轮衰减系数预测结果的对比

Table 2 Comparison of prediction results on turbine degradation coefficient between the proposed model and SOTA models

模型名称	MSE			MAE			RMSE		
	96	192	336	96	192	336	96	192	336
DLinear	0.494	0.621	0.640	0.364	0.363	0.369	0.702	0.788	0.800
FiLM	0.126	0.156	0.248	0.225	0.286	0.317	0.355	0.395	0.498
SCINet	0.128	0.156	0.167	0.203	0.234	0.237	0.358	0.395	0.409
TimesNet	0.077	0.051	0.054	0.067	0.053	0.059	0.278	0.227	0.234
TimeXer	1.349	0.888	0.912	0.829	0.571	0.572	1.161	0.942	0.955
WPMixer	1.351	0.877	0.911	0.799	0.526	0.547	1.162	0.936	0.954
iTransformer	0.078	0.056	0.053	0.075	0.064	0.062	0.280	0.237	0.231
Crossformer	0.881	0.900	0.985	0.761	0.766	0.808	0.938	0.949	0.992
Autoformer	0.096	0.226	0.526	0.120	0.234	0.449	0.310	0.476	0.725

PatchTST	0.083	0.057	0.059	0.109	0.096	0.100	0.288	0.239	0.244
DEST-GNN	0.090	0.062	0.062	0.131	0.113	0.107	0.301	0.250	0.250
MA-T-GCN	0.077	0.051	0.053	0.066	0.059	0.053	0.278	0.226	0.230
Ours	0.011	0.011	0.012	0.062	0.058	0.050	0.105	0.109	0.113

表 3 本文模型与 SOTA 模型对燃气轮机压气机衰减状态系数预测结果的对比

Table 3 Comparison of prediction results on compressor degradation state coefficient between the proposed model and SOTA models

模型名称	MSE			MAE			RMSE		
	96	192	336	96	192	336	96	192	336
DLinear	0.189	0.142	0.153	0.221	0.191	0.197	0.435	0.377	0.392
FiLM	0.126	0.149	0.221	0.225	0.264	0.323	0.355	0.386	0.471
SCINet	0.134	0.127	0.155	0.187	0.201	0.234	0.366	0.357	0.394
TimesNet	0.077	0.051	0.054	0.067	0.056	0.060	0.279	0.227	0.233
TimeXer	0.082	0.056	0.058	0.104	0.089	0.092	0.287	0.236	0.241
WPMixer	0.079	0.053	0.055	0.079	0.063	0.063	0.282	0.231	0.235
iTransformer	0.078	0.052	0.055	0.074	0.060	0.062	0.279	0.229	0.235
Crossformer	0.019	0.030	0.022	0.059	0.067	0.064	0.141	0.174	0.149
Autoformer	0.111	0.147	0.903	0.126	0.194	0.759	0.333	0.383	0.949
PatchTST	0.083	0.057	0.059	0.109	0.096	0.101	0.288	0.239	0.244
DEST-GNN	0.016	0.055	0.081	0.067	0.079	0.093	0.130	0.234	0.284
MA-T-GCN	0.051	0.053	0.077	0.050	0.053	0.066	0.226	0.230	0.278
Ours	0.013	0.017	0.021	0.049	0.053	0.059	0.115	0.130	0.147

3.5 消融实验

为验证 STG-Transformer 模型各组成模块的有效性, 本文设计并开展了消融实验, 以定量分析不同模块对整体性能的贡献。实验采用逐步叠加的方式进行, 具体设置如下: 首先, 以空间维度的 GNN 模型作为基准骨干网络; 在此基础上, 依次引入时间维度的 Transformer 编码器-解码器结构(记为 M1)、基于皮尔逊相关系数的动态图构建机制(记为 M2), 以及基于傅里叶变换的频域分解模块(记为 M3)。通过逐步加入上述模块, 最终形成完整的 STG-Transformer 模型, 从而系统评估各组件在性能提升中的作用。

在 Naval Vessel Condition 数据集上的消融实验结

果如表 4-5 所示。首先, 仅使用 GNN 骨干网络时, 在涡轮衰减系数预测任务中, 96 步长预测的 MSE、MAE 和 RMSE 分别为 0.082、0.102 和 0.287。随着预测步长的增加, 三项指标均呈上升趋势; 在压气机衰减系数预测任务中也表现出相同规律。这表明, 单纯的空间建模在长期预测场景下存在明显局限性。

在此基础上引入 Transformer 时间建模模块后, 模型性能显著提升。在涡轮衰减系数预测中, 96 步长预测的 MSE、MAE 和 RMSE 分别较基线模型降低 3.3%、1.2%和 6.5%; 在压气机衰减系数预测中, 三项指标分别降低 4.7%、4.3%和 7.4%。该结果表明, 引入时间维度建模能够有效捕获长期依赖关系, 从而显著增强模型的预测能力。

表 4 对燃气轮机涡轮衰减系数预测消融实验结果展示

Table 4 Results of ablation experiments on the prediction of turbine degradation coefficient in gas turbines

骨干 模型	M1	M2	M3	MSE			MAE			RMSE		
				96	192	336	96	192	336	96	192	336
✓	×	×	×	0.082	0.081	0.121	0.102	0.154	0.172	0.287	0.284	0.349
✓	✓	×	×	0.049	0.056	0.068	0.090	0.091	0.105	0.222	0.237	0.261
✓	✓	✓	×	0.039	0.052	0.055	0.076	0.079	0.091	0.199	0.229	0.235
✓	✓	✓	✓	0.011	0.011	0.012	0.062	0.058	0.050	0.105	0.109	0.113

表 5 对燃气轮机压气机衰减状态系数预测消融实验结果展示

Table 5 Results of ablation experiments on the prediction of compressor degradation state coefficient in gas turbines

骨干 模型	M1	M2	M3	MSE			MAE			RMSE		
				96	192	336	96	192	336	96	192	336
✓	×	×	×	0.125	0.157	0.183	0.125	0.132	0.164	0.354	0.396	0.428
✓	✓	×	×	0.078	0.081	0.090	0.082	0.091	0.095	0.280	0.285	0.301
✓	✓	✓	×	0.057	0.062	0.079	0.073	0.078	0.079	0.240	0.249	0.281
✓	✓	✓	✓	0.013	0.017	0.021	0.049	0.053	0.059	0.115	0.130	0.147

进一步加入基于皮尔逊相关系数的动态图构建机制后，模型性能持续提升。以 96 步长预测为例，在涡轮衰减系数预测任务中，相比 M1 配置，MSE、MAE 和 RMSE 分别降低 1.0%、1.4%和 2.3%；在压气机衰减系数预测中，三项指标分别降低 2.1%、0.9%和 4.0%。这说明动态图构建机制能够有效刻画传感器间的时变相关性，从而提升空间特征建模的表达能

力。最终，完整的 STG-Transformer 模型在所有预测任务与步长下均取得最优性能。在涡轮衰减系数预测任务中，相较于 M1+M2 配置，96 步长预测的 MSE、MAE 和 RMSE 分别进一步降低 2.8%、1.4%和 9.4%；在压气机衰减系数预测任务中，三项指标的降幅分别达到 4.4%、2.4%和 12.5%。结果表明，基于傅里叶变换的频域分解模块可有效分离非平稳时序的低频趋势与高频波动，从而显著提升模型的特征表征与预测精度。

综合消融实验结果可知，STG-Transformer 各组件之间存在明显的协同效应。在空间建模层面，GNN 为整体框架提供了基础的空间依赖表达；随后，引入 Transformer 模块以捕获时间维度的长期依赖关系，从而显著提升了时空建模能力；在此基础上，模型结合图结构与皮尔逊相关系数实现动态空间关系建模，有效刻画传感器间的时变相关性；最后，基于傅里叶变换的频域分解方法进一步引入非平稳时序建模机制，从频域角度提升模型对复杂时序特征的表达能

4 结束语

本文提出了一种面向舰船燃气轮机状态预测的时空特征增强型 STG-Transformer 模型。该模型从时间与空间两个维度对燃气轮机传感器数据的复杂特征进行联合建模，能够有效刻画时空耦合关系并实现对非

平稳特性的精准表征，主要结论如下。

(1) 在空间维度上，本文提出了基于图结构的动态空间关系建模方法。通过皮尔逊相关系数计算传感器间的关联程度自动构建邻接矩阵，并结合 GNN 挖掘传感器间的空间依赖模式。该方法有效解决了传统静态图方法无法捕捉传感器间时变关联的局限性，实现了对燃气轮机多传感器系统空间拓扑关系的自适应建模。

(2) 在时间维度上，本文提出了基于频域分解的非平稳时序建模方法。使用傅里叶变换将非平稳时序信号分解为低频趋势和高频波动两个成分，并通过双路编码器-解码器结构分别提取和重构多尺度时序特征。该方法有效简化了复杂非平稳预测问题的学习难度，提升了模型对长期时间依赖关系的捕捉能力。

(3) 实验结果表明，本文提出的模型能够在复杂工况下准确预测燃气轮机的状态变化趋势。在公开舰船燃气轮机数据集上，与 12 种代表性的 SOTA 模型进行了性能对比，结果显示，在所有预测步长下，本文方法均取得最优表现。特别是在最具挑战性的 336 步长预测任务中，对燃气轮机涡轮衰减系数的预测中，本文方法的 MSE 和 RMSE 分别较 iTransformer 降低 4.1%和 11.8%，预测曲线与真实值的拟合度显著提升。本文模型在长期预测任务中表现出更高的精度，为舰船燃气轮机的智能运维与故障预警提供了可靠的技术支撑。

未来，本文将进一步完善模型的结构设计，重点针对编码器与解码器中不同特征类型的注意力机制开展优化研究。在技术实现上，将考虑改进多头注意力结构，以更精细地刻画不同类型特征内部及其之间的多尺度时空依赖关系。例如，可引入多通道注意力与自注意力融合模块，实现对关键特征的自适应聚焦与

跨域信息交互,从而增强特征表征的选择性与时空一致性。通过上述优化,希望能够进一步提升模型对多尺度时空特征的综合表征能力,并在复杂工况条件下获得更高的预测精度与鲁棒性。

参考文献:

- [1] 伍赛特. 军用舰船动力装置技术应用现状及未来趋势展望[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(9): 5-12,16.
WU S. Application status and future trend of military warship power plant technology[J]. Technology Innovation and Application, 2024, 14(9): 5-12,16.
- [2] CHEN D, TANG T, YAO Y. Research on prediction algorithm of ship equipment health condition[J]. Ocean Engineering, 2022, 249: 110750.
- [3] 刘岩松, 阙晓斌, 吴帅, 等. 基于神经网络的重型燃气轮机压气机叶型性能预测[J]. 热能动力工程, 2025, 40(5): 21-31.
LIU Y S, QUE X B, WU S, et al. Prediction of Heavy-duty Gas Turbine Compressor Blade Performance based on Neural Network [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(5): 21-31.
- [4] 卿硕, 袁国凯, 吴伟秋, 等. 基于 FA-LSTM 的燃气轮机燃烧室故障演化趋势预估[J]. 汽轮机技术, 2024, 66(5): 368-372,378.
QING S, YUAN G K, WU W Q, et al. Prediction of Gas Turbine Combustion Chamber Failure Evolution Trend Based on FA-LSTM [J]. Turbine Technology, 2024, 66(5): 368-372,378.
- [5] 王婧, 李云霞. NS-FEDformer 模型对股票收益率的预测研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(09): 334-342.
WANG J, LI Y X. Research on Stock Return Forecast by NS-FEDformer Model[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(9): 334-342.
- [6] ZHOU H, ZHANG S, PENG J, et al. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021, 35(12): 11106-11115.
- [7] WU H, XU J, WANG J, et al. Autoformer: Decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 22419-22430.
- [8] ZHU S, ZHENG J, MA Q. MR-Transformer: Multiresolution Transformer for Multivariate Time Series Prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(1): 1171-1183.
- [9] LI J, WANG Y, QIU Z, et al. Fast performance prediction and field reconstruction of gas turbine using supervised graph learning approaches[J]. Aerospace Science and Technology, 2023, 140: 108425.
- [10] YANG X, ZHAO Q, WANG Y, et al. Fault signal reconstruction for multi-sensors in gas turbine control systems based on prior knowledge from time series representation[J]. Energy, 2023, 262: 124996.
- [11] DUAN S, ZHU K, SONG P, et al. Dynamic causal modeling for nonstationary industrial process performance degradation analysis and fault prognosis[J]. Journal of Process Control, 2023, 129: 103050.
- [12] CHENG K, ZHANG K, WANG Y, et al. Research on gas turbine health assessment method based on physical prior knowledge and spatial-temporal graph neural network[J]. Applied Energy, 2024, 367: 123419.
- [13] 高兵, 祝宇鸿. 融合 Transformer 注意力的舰船要害部位检测[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(11): 284-294.
GAO B, ZHU Y H. Ship Critical Parts Detection with Transformer Attention[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(11): 284-294.
- [14] WANG Z, WU Z, LI X, SHAO H, HAN T, XIE M. Attention-aware temporal-spatial graph neural network with multi-sensor information fusion for fault diagnosis[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 278: 110891.
- [15] ZHANG Q, WANG A, LI J, et al. A production-logistics prediction method integrating spatial-temporal features in flexible production workshop for buffer allocation problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2025, 200: 110761.
- [16] 刘臣, 陈静娴, 郝宇辰, 等. 基于时空网络的地铁进出站客流量预测[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(18): 248-254.
LIU C, CHEN J X, HAO Y C, et al. Entrance and Exit Passenger Flow Prediction of Subway Stations Based on Spatio-Temporal Network[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(18): 248-254.
- [17] HAN H, ZHANG M, HOU M, et al. STGCN: A spatial-temporal aware graph learning method for POI recommendation[C]// 2020 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). IEEE, 2020: 1052-1057.
- [18] LIU S, ZHU J, LEI W, et al. Spatial-temporal attention graph wavenet for traffic forecasting[C]// 2023 5th International Conference on Data-driven Optimization of Complex Systems (DOCS). IEEE, 2023: 1-8.
- [19] PANG Y, HE Q, JIANG G, et al. Spatio-temporal fusion neural network for multi-class fault diagnosis of wind turbines based on SCADA data[J]. Renewable Energy, 2020, 161: 510-524.
- [20] 乔少杰, 薛琪, 杨国平, 等. 基于动态自适应时空图的多元时序预测模型[J]. 计算机学报, 2024, 47(12): 2925-2937.
QIAO S J, XUE Q, YANG G P, et al. A Multivariate Time Series Forecasting Model Based on Dynamic Adaptive Spatio-Temporal Graphs[J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(12): 2925-2937.
- [21] 吕光宏, 王坤. 时空图注意力机制下的 SDN 网络动态流量预测[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(08): 267-273.
LYU G H, WANG K. Dynamic Traffic Prediction of SDN Under Attention Mechanism of Spatiotemporal Graph[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(8): 267-273.
- [22] 金苍宏, 董腾然, 陈天翼, 等. 融合序列分解与时空卷积的时序预测算法[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 233-238.
JIN C H, DONG T R, CHEN T Y, et al. Spatio-Temporal Convolutional Forecasting Based on Time-Series Decomposition Strategy [J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 233-238.
- [23] WU S, SUN F, ZHANG W, et al. Graph neural networks in recommender systems: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2022, 55(5): 1-37.
- [24] 冯强, 赵建光, 杨茸, 等. 时间序列中非平稳性和波动性的建模及预测[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(5): 1313-1321.
FENG Q, ZHAO J G, YANG R, et al. Modeling and Predicting Time Series with Non-stationarity and Volatility [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology,

- 2025, 19(5): 1313-1321.
- [25] THE DEVASTATOR. Predictive maintenance: Naval vessel condition[EB/OL]. (2025-07-29) [2025-09-15]. <https://www.kaggle.com/datasets/thedevastator/improving-naval-vessel-condition-through-machine>.
- [26] ZENG A, CHEN M, ZHANG L, et al. Are transformers effective for time series forecasting?[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023, 37(9): 11121-11128.
- [27] ZHOU T, MA Z, WEN Q, et al. Film: Frequency improved Legendre memory model for long-term time series forecasting[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 12677-12690.
- [28] LIU M, ZENG A, CHEN M, et al. Scinet: Time series modeling and forecasting with sample convolution and interaction[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 5816-5828.
- [29] WU H, HU T, LIU Y, et al. TimesNet: Temporal 2D-variation modeling for general time series analysis[EB/OL]. (2022-10-05)[2025-09-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.02186>.
- [30] WANG Y, WU H, DONG J, et al. TimeXer: Empowering transformers for time series forecasting with exogenous variables[EB/OL]. (2024-02-28) [2025-09-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.19072>.
- [31] MURAD M M N, AKTUKMAK M, YILMAZ Y. WPMixer: Efficient multi-resolution mixing for long-term time series forecasting[EB/OL]. (2024-12-29)[2025-09-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.17176>.
- [32] LIU Y, HU T, ZHANG H, et al. ITransformer: Inverted transformers are effective for time series forecasting[EB/OL]. (2024-03-14)[2025-03-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.06625>.
- [33] ZHANG Y H, YAN J C. Crossformer: Transformer utilizing cross-dimension dependency for multivariate time series forecasting[C]//International Conference on Learning Representations (ICLR). 2023.
- [34] NIE Y, NGUYEN N H, SINTHONG P, et al. A time series is worth 64 words: Long-term forecasting with transformers[EB/OL]. (2022-11-27)[2025-09-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.14730>.
- [35] YANG Y, LIU Y, ZHANG Y, et al. DEST-GNN: A double-explored spatio-temporal graph neural network for multi-site intra-hour PV power forecasting[J]. Applied Energy, 2025, 378: 124744.
- [36] BRIGATO L, MORAND R, STRØMMEN K, PANAGIOTOU M, SCHMIDT M, MOUGIAKAKOU S. Position: There are no Champions in Long-Term Time Series Forecasting[EB/OL]. (2025-02-25)[2025-11-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.14045>.