

基于TimeXer的无线网络时序预测及因果预测

战队：kyfeng8989

队员：吴干、孟楷轩、冯柯瑶、唐彬、伍艳龄

长沙理工大学

主办单位：中国计算机学会（CCF）

承办单位：中国计算机学会互联网专委会、中国科学院计算机网络信息中心、中国移动研究院、清华大学

协办单位：华为2012实验室、阿里云、中兴通讯、中国移动九天团队、南开大学、西安电子科技大学、清华大学计算机科学与技术系、神州灵云

目录 CONTENTS

01

团队介绍

02

赛题分析

03

方案介绍

04

总结和展望

05

附录

团队介绍

AIOPS | 2025 CCF国际AIOps挑战
赛 25 CCF International AIOps Challenge

队伍名称

kyfeng8989

参赛选手

吴干、孟楷轩、冯柯瑶、唐彬、伍艳龄

团队介绍

长沙理工大学智能运维团队：专注于网络和系统的时序数据、日志数据、流量数据和多模态数据的测量、预测、分类、异常检测和根因定位等关键任务，致力于为AIOps的发展与应用。

指导老师

长沙理工大学-何施茗、中兴通讯-钟勇才、湖南大学-谢鲲



赛题分析 | 背景与挑战

背景：无线网络通过多样的参数和大量的网络设备承载了无数连接，提供了超密集的覆盖，并产生了海量时间序列数据

任务： **时序预测：**预测平时 KPI 的变化趋势； **因果预测：**预测变更（即调整参考信号功率）后 KPI 的变化趋势

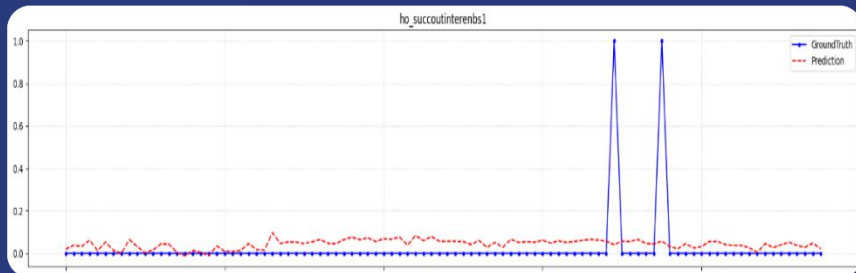
挑战一 数据层面：多源异构且辅助信息繁多



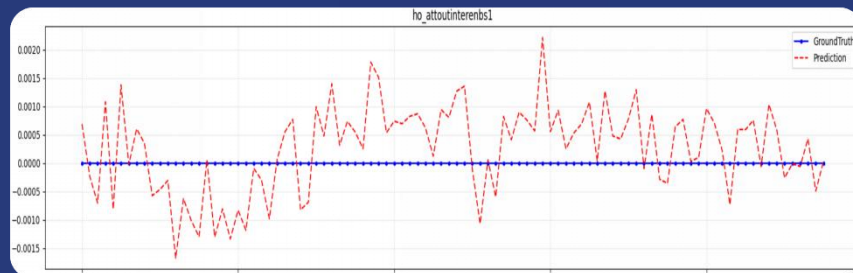
挑战二 任务层面：需要挖掘变更参数对目标KPI的影响



挑战三 模型层面：难以同时拟合峰值和零值数据分布

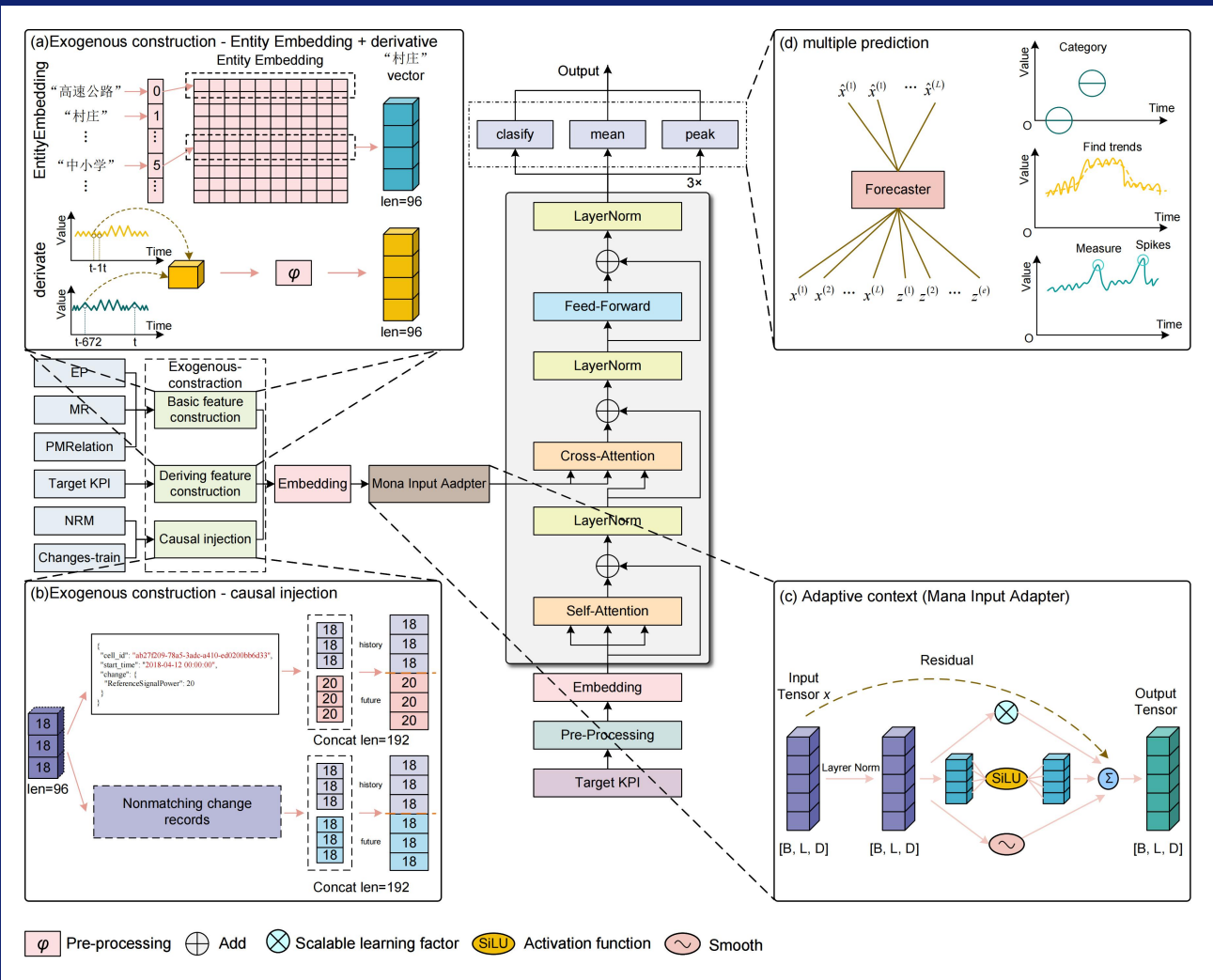


1. 峰值变化



2. 零值密集

 **基础模型选择：**TimeXer 通过逐块自注意力与逐变量交叉注意力，并结合全局令牌，有效融合了**内生变量**（目标时序）与**外生变量**的时序信息，并实现内外生变量的**因果关系建模**



01 多维因果外生变量体系

包含时间、类别实体、邻居小区、周期趋势和变更，构建丰富上下文

02 自适应上下文精炼机制

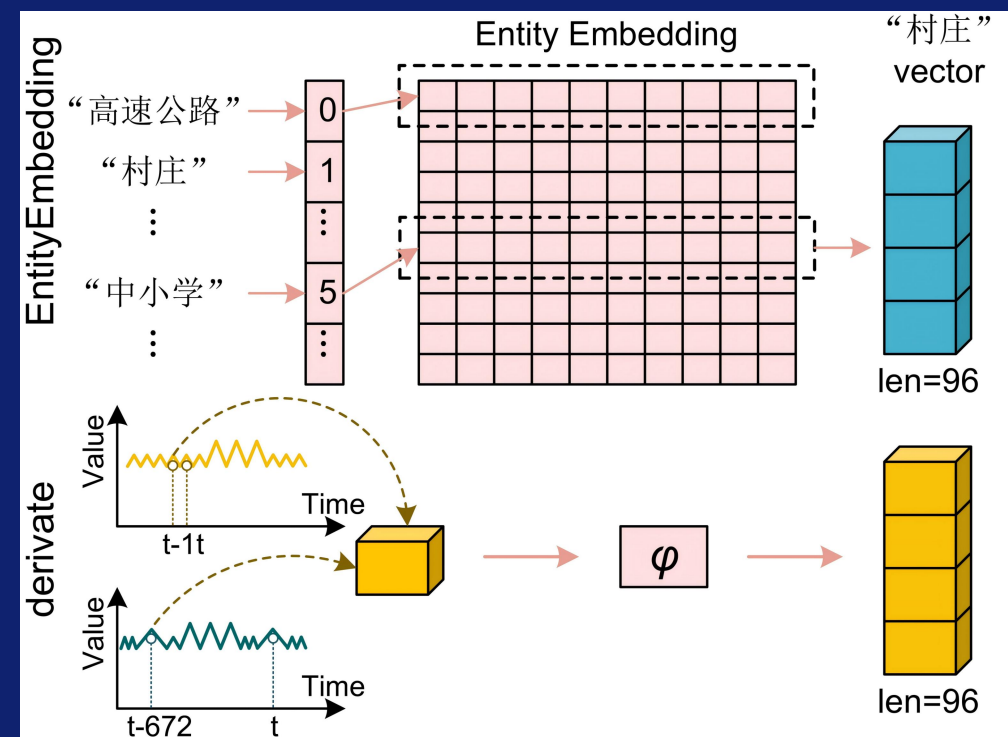
在交叉注意之前对原始外生变量进行动态加权、去燥、平滑，精炼上下文

03 多任务联合学习范式

构建均值预测-分位点预测-分类联合任务，实现对KPI趋势、峰值与零值精确预测

方案介绍 | 外生变量构建

外生变量构建包括三大类：基本特征、衍生特征、因果信息



方案介绍 | 外生变量构建——因果信息

变更参数：参考信号功率（Reference Signal Power）

若4月12日为预测日，称4月11日的RSP为“历史数据”，4月12日的RSP为“未来数据”

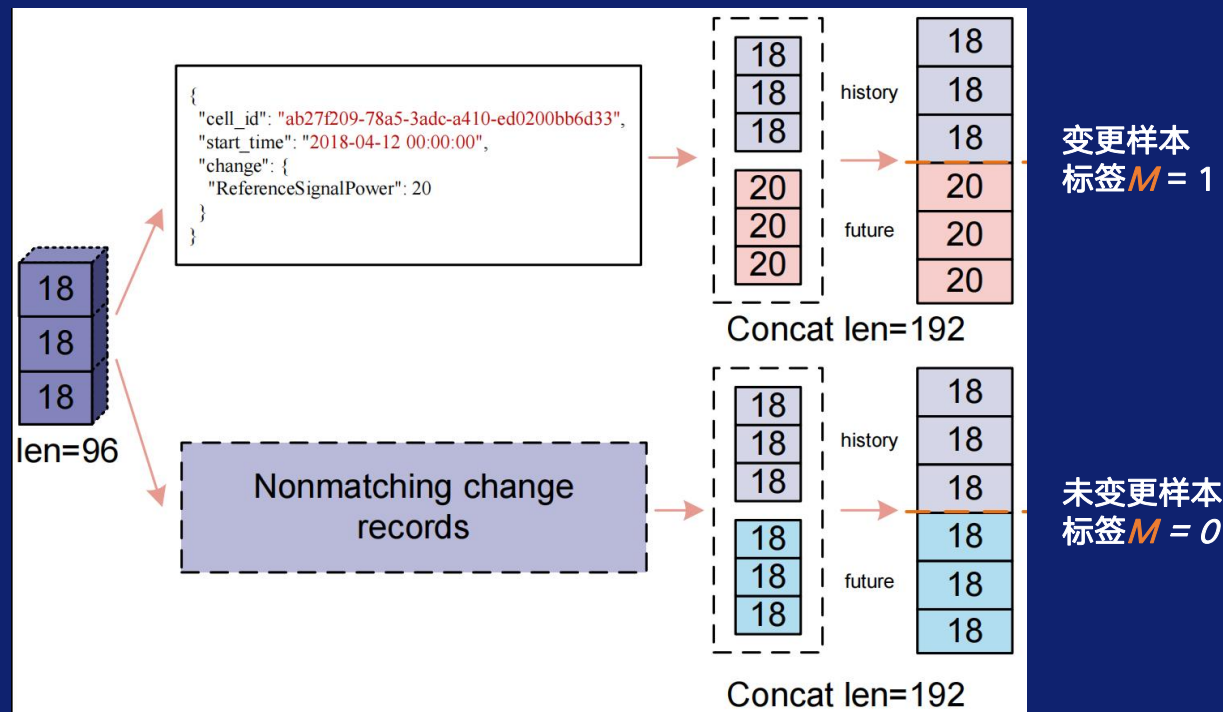
将“历史数据”与“未来数据”拼接

标记变更样本，在因果损失中加大变更样本权重

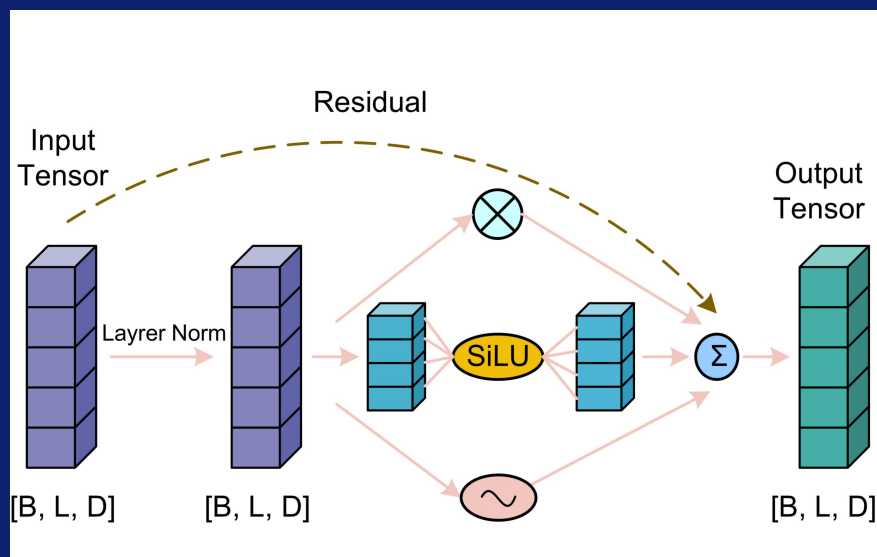
因果损失计算：

$$W_{\text{causal}} = 1 + \lambda_{\text{boost}} \cdot M$$

$$L_{\text{causal}} = \frac{1}{N \cdot T} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T W_{\text{causal},i} \cdot L_{\text{Huber}}(\hat{y}_{i,t}, y_{i,t}, \delta)$$



核心问题：外生变量呈现高维、高噪声的复杂特性，若将原始**外生变量**直接与内生变量进行信息融合，易造成计算过载与关键信息淹没



缩放加权：利用可学习的缩放参数对所有外生变量进行加权



去噪：由降维线性层、SiLU激活函数、Dropout及升维线性层构成，对外生变量去噪和提升鲁棒性



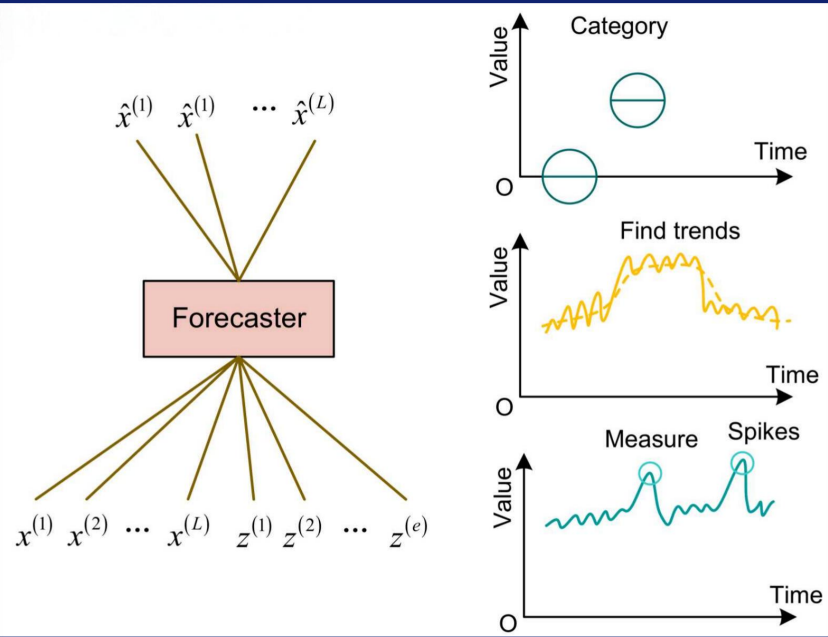
趋势平滑：在时间维度上利用一维平均池化层进行平滑



对构建的外生变量进行“**过滤**”和“**精炼**”，增强模型泛化性

多任务联合学习

任务	目标	损失函数
均值预测	拟合指标 整体趋势	Huber损失
分位点预测	捕捉峰值	90%分位数损失
分类	区分零值、 非零值	带正样本权重的二元交叉熵



损失函数

1.均值损失

$$L_{reg}(\hat{y}, y, \delta) = \begin{cases} \frac{1}{2}(\hat{y} - y)^2 & \text{if } |\hat{y} - y| \leq \delta \\ \delta(|\hat{y} - y| - \frac{1}{2}\delta) & \text{otherwise} \end{cases}$$

2.分位数损失

$$L_{quant}(\hat{y}^{(\tau)}, y) = \begin{cases} \tau|\hat{y}^{(\tau)} - y| & \text{if } \hat{y}^{(\tau)} \geq y \\ (1 - \tau)|\hat{y}^{(\tau)} - y| & \text{if } \hat{y}^{(\tau)} < y \end{cases}$$

3.分类损失

43个目标KPI有独立的分类阈值

$$W_{pos} = N_{neg}/N_{pos} \quad \begin{cases} N_{neg}: \text{零值点数量} \\ N_{pos}: \text{非零值点数量} \end{cases}$$
$$L_{class} = -\frac{1}{H \cdot W} \sum_{ij} [W_{pos} \cdot z_{ij} \log(\sigma(\hat{z}_{ij})) + (1 - z_{ij}) \log(1 - \sigma(\hat{z}_{ij}))]$$

总损失

$$L_{total} = \lambda_{reg} \cdot (L_{reg} + L_{quant}) + (1 - \lambda_{reg}) \cdot L_{class} + \lambda_{causal} \cdot L_{causal}$$

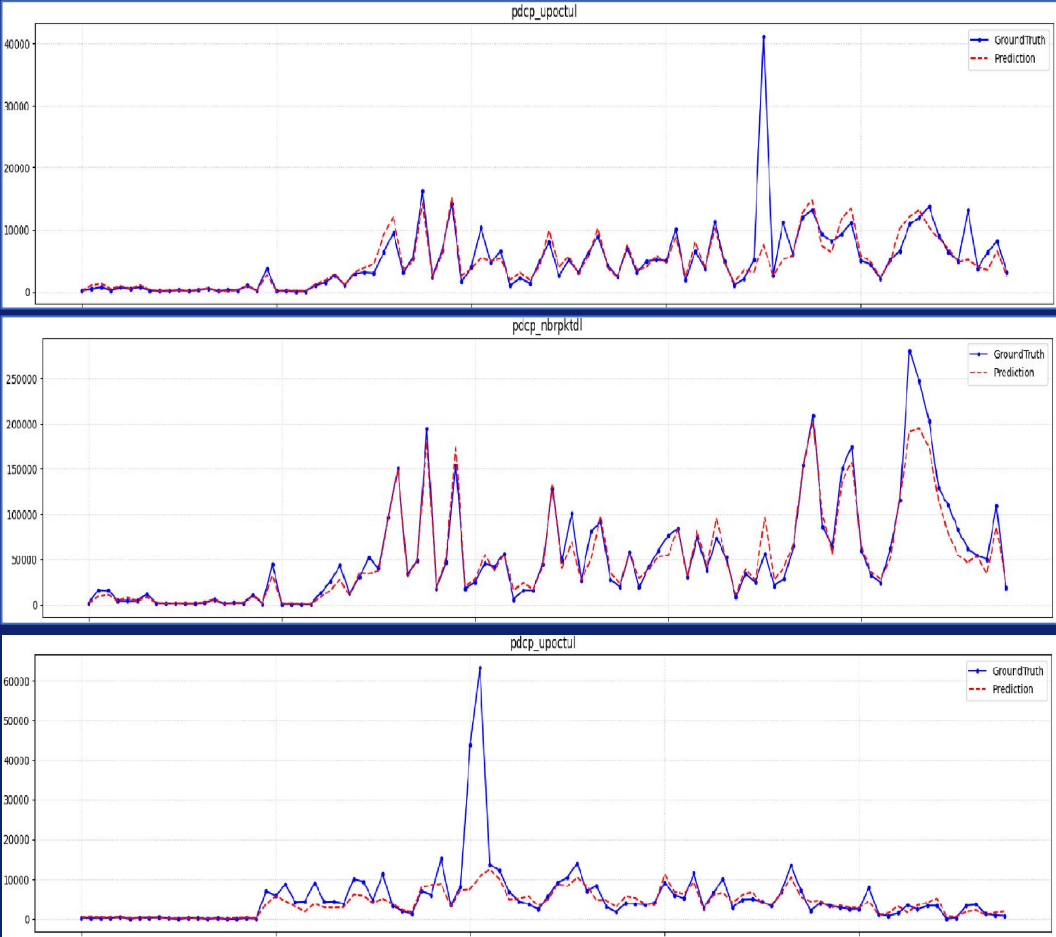
整体排名
第二

初赛榜单

因果预测
第一

排名	团队名	score	Smape_causal	Smape_predict
1	好像也没啥技术	0.5253	0.5324	0.4362
2	kyfeng8989	0.5196	0.5039	0.4647
3	TSTracker	0.5146	0.5498	0.4425
4	m1stic2039	0.5096	0.5486	0.4516
5	zsc6403	0.5085	0.5462	0.4550
6	破晓先锋	0.4926	0.5628	0.4704
7	CausalTS	0.4759	0.5754	0.4900
8	哈库呐玛塔塔	0.4710	0.5833	0.4928

部分目标KPI曲线拟合





创新点



模型优势



应用性

基本特征
衍生特征
因果信息

1. 多维因果外生变量体系
2. 自适应上下文精炼机制
3. 多任务联合学习范式

均值预测
分位点预测
分类

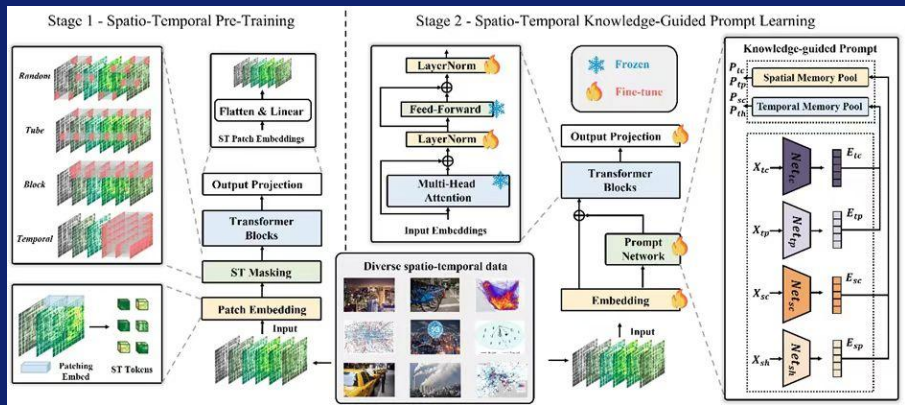
1. 因果预测性能优秀
2. 数据处理适应性强
3. 峰值曲线拟合较好

1. 模型具备泛化性
2. 模型在少训练样本下有不错的性能

展望

★ **时空模型**：为突破单小区时序建模的局限，未来将引入图神经网络(GNN)考虑邻区等因素，如清华大学UniST 通用城市时空预测模型和香港中文大学的UbranGPT模型。

★ **因果建模**：考虑结合通信领域的专业知识图谱，进行因果分析。



OpenAIOps AIOPS | 2025 CCF国际AIOps挑战赛
2025 CCF International AIOps Challenge

THANKS

主办单位：中国计算机学会（CCF）

承办单位：中国计算机学会互联网专委会、中国科学院计算机网络信息中心、中国移动研究院、清华大学

协办单位：华为2012实验室、阿里云、中兴通讯、中国移动九天团队、南开大学、西安电子科技大学、清华大学计算机科学与技术系、神州灵云

```
# 定义时间窗口和模型相关的超参数
seq_len = 96      # 输入序列长度: 使用过去24小时(96*15分钟)的数据作为模型输入
label_len = 96    # 标签序列长度(解码器输入的一部分)
pred_len = 96     # 预测序列长度: 需要预测未来24小时(96*15分钟)的数据
patch_len = 16    # Patch长度
epochs = 15       # 训练轮数
early_stopping_patience = 3 # 早停耐心
batch_size = 32   # 定义每个批次包含的样本数量
sample_stride = 96 # 样本生成步长

# --- 模型架构超参数 ---
d_model=256,      # 模型的核心维度 (Embedding Dim)
n_heads=8,        # 多头注意力机制的头数
e_layers=3,       # 编码器层数
d_layers=1,       # 解码器层数
d_ff=1024,        # 前馈神经网络的隐藏层维度
moving_avg=25,
factor=1,
distil=True,
dropout=0.1,
embed='timeC',    # 使用 'timeC' 以匹配新的时间特征生成
activation='silu',
use_norm=1,
patch_len=patch_len, # Patch长度
freq='15min'      # 数据频率
```

训练数据量: 3000个小区

训练时间: 68小时

类别型数据主要为：EP.csv

EP数据定义

```
! EP.yaml
1 ---
2 data_id: EP
3 time_column: time
4 sample_interval: 1day
5 nominal:
6   - pci # 物理小区标识
7   - site_type # 基站类型
8   - is_rail_site # 是否为铁路专网
9   - earfcn # 中心载频的信道号
10  - duplex_mode # 网络制式
11  - band # 频段
12  - coverage_scenario # 覆盖场景
13  - coverage_type # 覆盖类型
14 numeric:
15   - mtilt # 机械下倾角
16   - etilt # 电调下倾角
17   - azimuth # 方位角
18   - height # 站高
19   - band_width # 系统带宽
20
```

某小区的EP数据

```
EP.csv
1 time,mtilt,etilt,azimuth,height,band_width,pci,site_type,is_rail_si
2 2018-03-26,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
3 2018-03-27,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
4 2018-03-28,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
5 2018-03-29,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
6 2018-03-30,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
7 2018-03-31,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
8 2018-04-01,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
9 2018-04-02,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
10 2018-04-03,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
11 2018-04-04,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
12 2018-04-05,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
13 2018-04-06,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
14 2018-04-07,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
15 2018-04-08,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
16 2018-04-09,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
17 2018-04-10,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
18 2018-04-11,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
19 2018-04-12,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
20 2018-04-13,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
21 2018-04-14,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
22 2018-04-15,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
23 2018-04-16,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
24 2018-04-17,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
25 2018-04-18,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
26 2018-04-19,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
27 2018-04-20,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
28 2018-04-21,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
29 2018-04-22,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
30 2018-04-23,3.0,3.0,250.0,43.0,20,440,0,0,38496,0,F,村庄,室外
31
```

构建词汇表

```
===== 实体嵌入：完整词汇表 =====
- 特征：EP_band
  - 词汇表大小：7
  - 映射：{'A': 1, 'D': 2, 'E': 3, 'F': 4, 'FDD1800M': 5, 'FDD900M': 6, '<UNK>': 0}
- 特征：EP_coverage_scenario
  - 词汇表大小：15
  - 映射：{'乡镇': 1, '企事业单位': 2, '低层居民区': 3, '写字楼': 4, '商业中心': 5, '国道省道': 6, '城区道路': 7, '工业园区': 8, '星级酒店': 9, '村庄': 10, '风景区': 11, '高层居民区': 12, '高校': 13, '高速公路': 14, '<UNK>': 0}
- 特征：EP_coverage_type
  - 词汇表大小：3
  - 映射：{'室内': 1, '室外': 2, '<UNK>': 0}
=====
```


KPI特征列分析结果图

为什么要加入时间维度特征？

因为该数据集是移动流量领域的预测问题，天然就具有周期性。

为了给模型提供周期信息，于是捕捉了这种日、周维度的规律性波动

为什么要加入聚合特征？

我们认为邻区信息是一种空间信息，邻区环境的健康程度和切换性能趋势能帮助模型结合时空信息进行预测

为什么要加入衍生特征中的自回归特征？

移动网络的KPI数据表现出强烈的周期性和自相关性，也就是说当前数据高度依赖于历史数据。

为什么要加入局部波动与趋势特征？

移动网络KPI的局部变化及其趋势是预测未来的关键信息，也就是说，当前数据对历史数据的波动及走向有依赖性

周期性检测总结						
序号	列名	最大自相关	24h周期	12h周期	6h周期	周期性
1	context_succinitalssetup	0.949	0.722	-0.495	0.060	强
2	erab_nbrsuccestab	0.948	0.706	-0.487	0.057	强
3	erab_nbrattestab	0.948	0.706	-0.487	0.056	强
4	rrc_attconnectab	0.948	0.722	-0.486	0.060	强
5	rrc_succconnectab	0.948	0.722	-0.486	0.060	强
6	erab_nbrreqrelenb.1	0.945	0.696	-0.490	0.050	强
7	erab_nbrreqrelenb_normal	0.945	0.696	-0.490	0.050	强
8	erab_nbrreqrelenb	0.943	0.676	-0.484	0.042	强
9	rrc_connmean	0.933	0.576	-0.226	0.060	强
10	ho_attoutintraenb	0.922	0.665	-0.387	0.098	强
11	ho_succoutintraenb	0.922	0.665	-0.387	0.098	强
12	ho_succoutinterfreq	0.917	0.658	-0.395	0.095	强
13	rrc_connmax	0.901	0.636	-0.340	0.030	强
14	phy_ulmeanl_prb	0.898	0.679	-0.319	-0.036	强
15	rru_puschprbtot	0.892	0.707	-0.283	-0.037	强
16	ho_succoutintrafreq	0.892	0.761	-0.518	0.039	强
17	erab_nbrhoinc	0.891	0.687	-0.439	0.031	强
18	ho_succexecinc	0.872	0.649	-0.404	0.047	强
19	ho_attoutinterenbx2	0.857	0.669	-0.475	0.030	强
20	ho_succoutinterenbx2	0.857	0.667	-0.473	0.030	强
21	rrc_effectiveconnmean	0.833	0.413	-0.052	-0.053	强
22	rrc_effectiveconnmax	0.819	0.501	-0.148	-0.050	强
23	rru_pdcchcceutil	0.774	0.383	-0.041	-0.016	强
24	pdcp_uplastttioctdl	0.749	0.170	0.061	-0.034	强
25	pdcp_nbrpktdl	0.728	0.192	0.007	-0.030	强
26	erab_nbrleft	0.719	0.399	-0.148	0.055	强
27	pdcp_nbrpktdl	0.714	0.290	-0.025	-0.050	强
28	rru_pdschprbassn	0.711	0.257	0.006	-0.048	强
29	pdcp_upoctdl	0.702	0.150	0.013	-0.026	强
30	pdcp_thrptimedl	0.651	0.174	0.005	-0.035	中
31	pdcp_thrptimeul	0.641	0.261	0.013	-0.019	中
32	pdcp_uplastttioctul	0.639	0.261	-0.067	-0.006	中
33	rru_pdschprbtot	0.624	-0.071	0.021	0.177	中
34	rru_puschprbassn	0.622	0.263	-0.013	-0.018	中
35	erab_nbrmeanestab.1	0.573	0.239	0.033	-0.099	中
36	pdcp_upoctul	0.503	0.186	-0.028	0.008	中
37	rrc_attconnreestab	0.480	0.385	-0.271	-0.042	弱
38	rru_pdcchcceavail	0.457	0.135	-0.039	-0.023	弱
39	erab_nbrfailestab	0.242	0.008	-0.012	0.006	无
40	pdcp_nbrpktlossul	0.200	-0.003	-0.003	-0.003	无
41	ho_succ_rate	0.171	0.171	-0.067	0.013	无
42	pdcp_nbrpktlossdl	0.156	0.014	0.004	0.027	无
43	succ_conn_rate	0.136	0.073	-0.071	0.024	无
44	pdcp_uppktttotdelaydl	0.054	0.004	-0.004	-0.003	无
45	ho_succoutinterenbs1	0.000	nan	nan	nan	无
46	ho_attoutinterenbs1	0.000	nan	nan	nan	无
47	erab_nbrreqrelenb_normal	0.000	nan	nan	nan	无
48	erab_hofail	0.000	nan	nan	nan	无
49	rru_totalprbusagemeanul	0.000	nan	nan	nan	无
50	rru_totalprbusagemeandl	0.000	nan	nan	nan	无
51	pdch_cce_rate	0.000	nan	nan	nan	无
52	drop_rate	0.000	nan	nan	nan	无
53	pag_pagdiscarded	0.000	nan	nan	nan	无