

基于时序基座大模型的 KPI时序预测和因果预测方案

梁家典、陆桂斌、钟晓康、梁磊、张晓凯
中兴通讯

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

- 第一节 整体方案
- 第二节 创新点介绍
- 第三节 实验结果
- 第四章节 总结与展望

第一章节

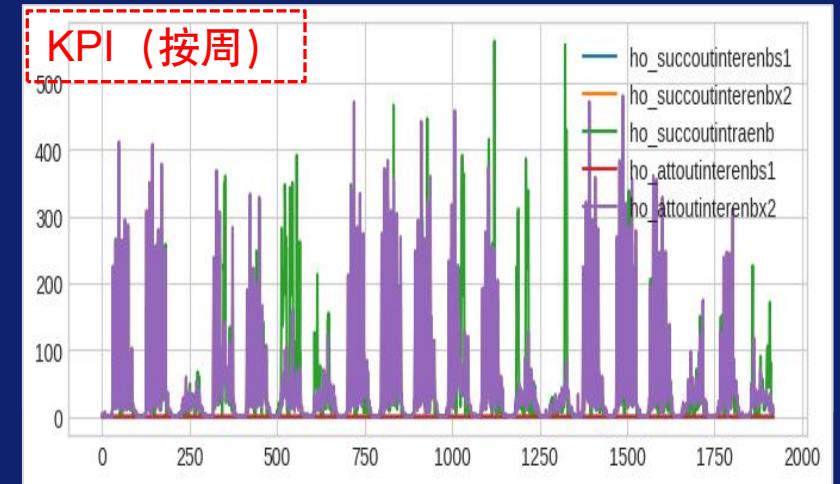
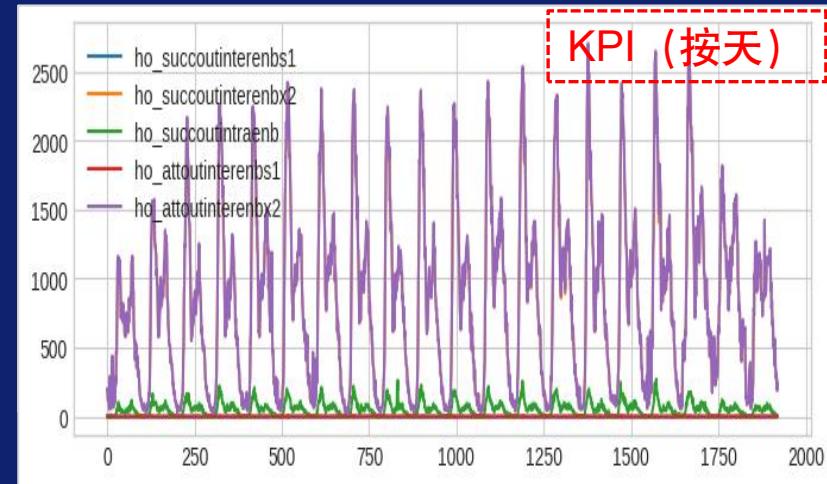
整体方案

整体方案 - 赛道挑战

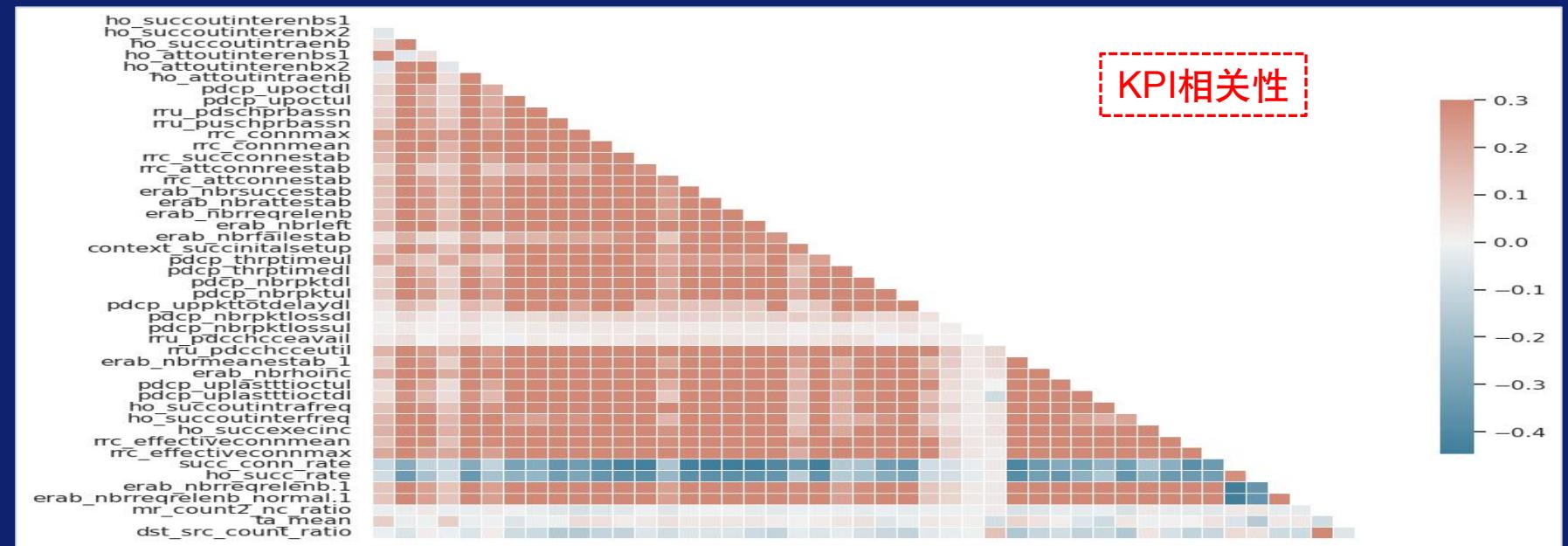
赛道提供了2万余个小区53个KPI(≤ 20 天), 传统时序预测模型需要针对每个小区或每一类KPI单独建模训练, 泛化性差

小区间KPI差异大

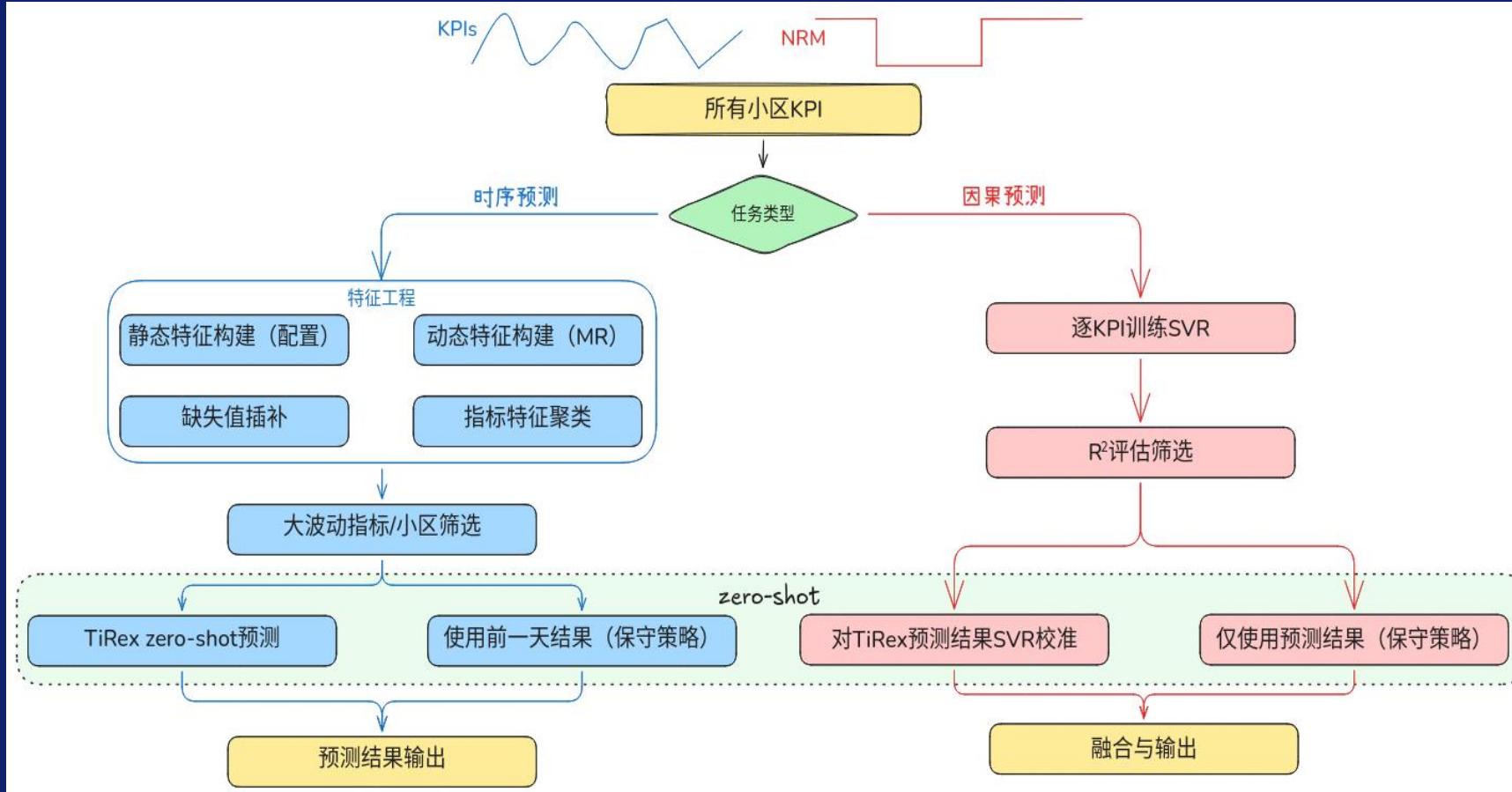
单小区数据量少



KPI间相关性不显著



本方案通过集成时序大模型TiReX和因果建模方法，在复杂KPI预测任务中实现了**精度与效率**的平衡



i) **高效统一建模:**
任意小区可通过**zero-shot**直接预测

ii) **创新性:**
在数据处理、模型实验、
小样本学习提出创新思路

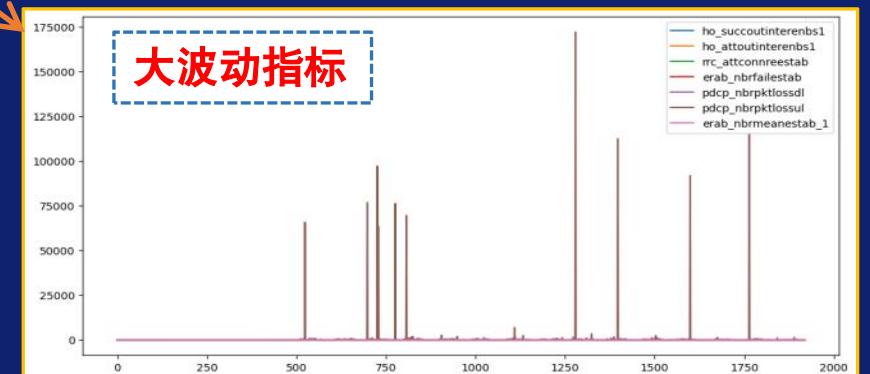
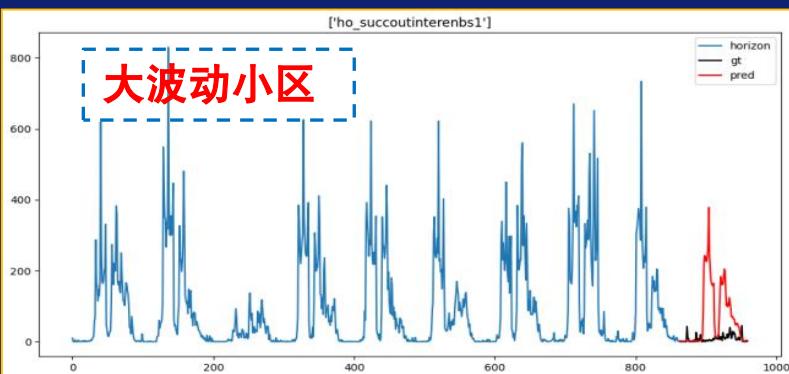
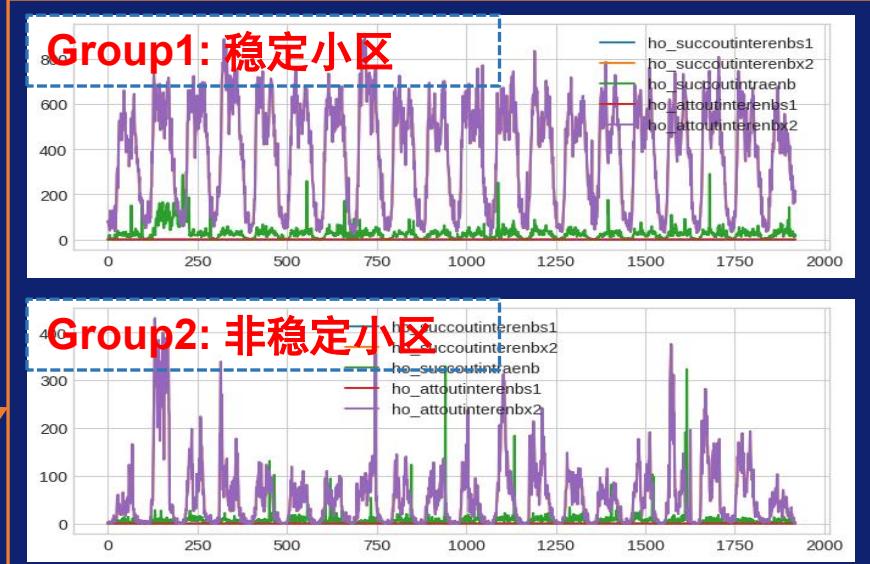
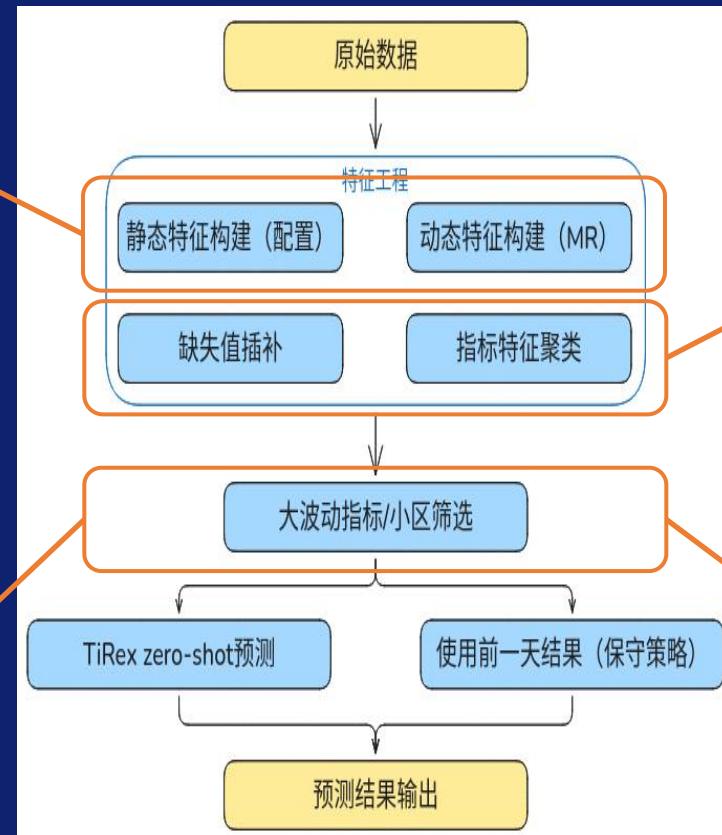
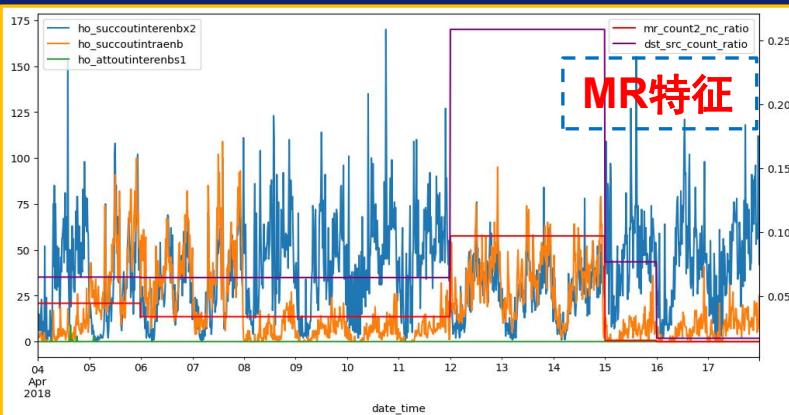
iii) **实用性:**
模型参数量仅35M，低成本**高效部署推理**

第二章节

创新点介绍

创新点1 - 特征工程

- 通过数据分析，结合**特征工程**完善指标数据，增加动/静态特征，指标特征聚类，**提升预测精度**



创新点2 - 时序基座模型

实验总结：

1) 专有模型 VS 预训练基座模型

➤ 可zero-shot推理预测

➤ 从上下文中学习时序特征

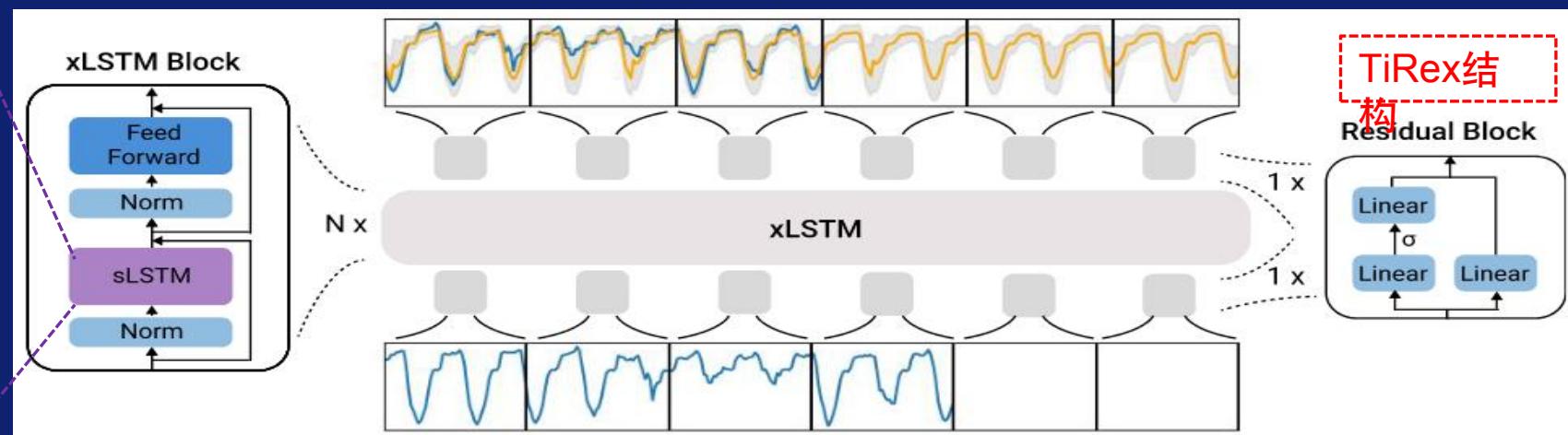
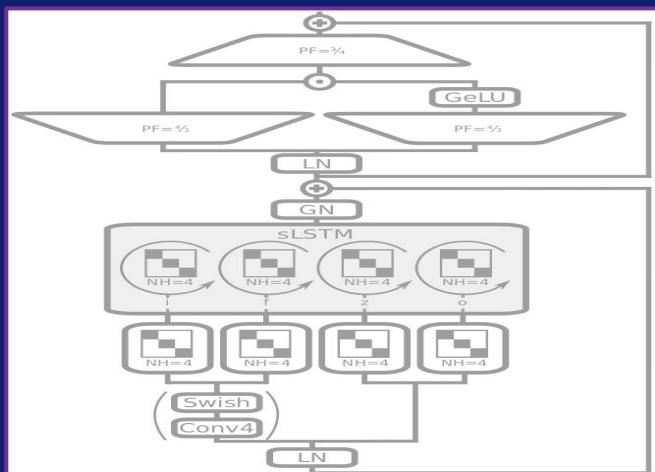
2) 多变量 VS 单变量

➤ 减少计算量，提升推理效率

3) Transformer VS xLSTM

➤ 结构差异+训练策略差异

模型	训练/预测策略	变量维度	输入序列长度	SMAPE
naive_baseline	前一天作为预测结果	单变量	96 (1d)	0.5283
TimeXer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5232
WPMixer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5228
PatchTST	特征：KPI	单变量	288 (3d)	0.5118
TimesFM2.0-500M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5257
TimesFM2.0-500M-SFT	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5131
Sundial-base-128M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5197
TiRex-35M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5095
TiRex-35M	特征：KPI+小区特征识别	单变量	1920 (20d)	0.49



创新点2 - 时序基座模型

实验总结：

1) 专有模型 VS 预训练基座模型

➤ 可zero-shot推理预测

➤ 从上下文中学习时序特征

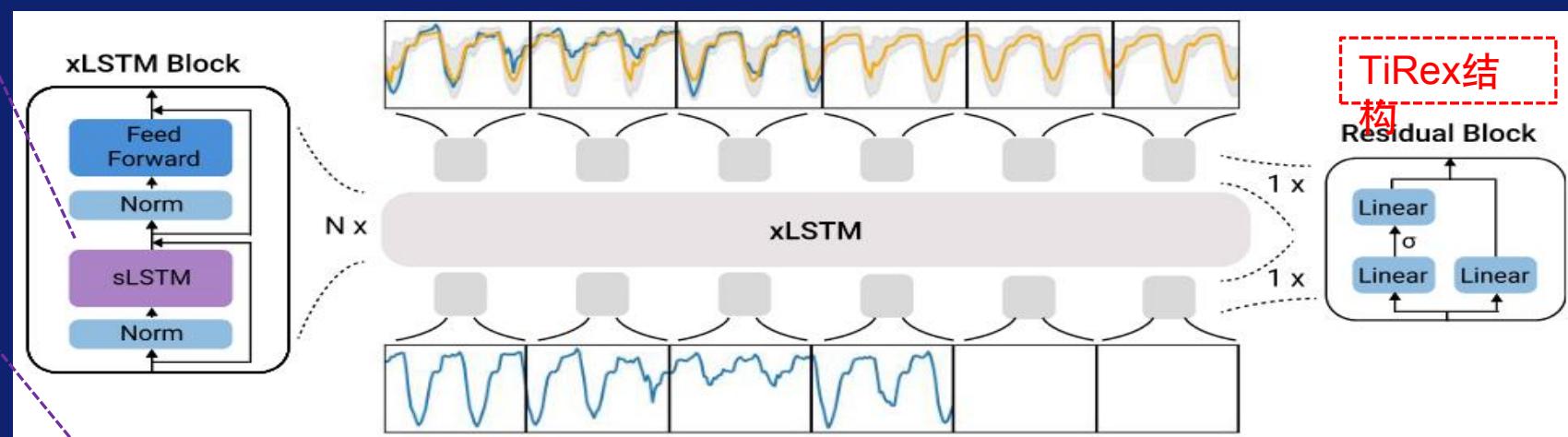
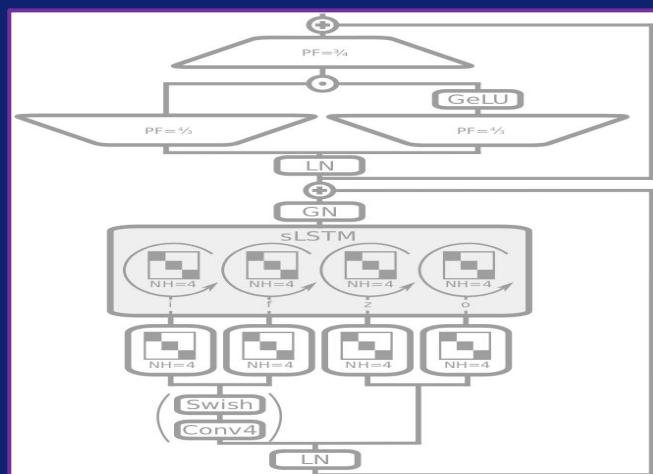
2) 多变量 ← VS 单变量

➤ 减少计算量，提升推理效率

3) Transformer VS xLSTM

➤ 结构差异+训练策略差异

模型	训练/预测策略	变量维度	输入序列长度	SMAPE
naive_baseline	前一天作为预测结果	单变量	96 (1d)	0.5283
TimeXer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5232
WPMixer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5228
PatchTST	特征：KPI	单变量	288 (3d)	0.5118
TimesFM2.0-500M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5257
TimesFM2.0-500M-SFT	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5131
Sundial-base-128M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5197
TiRex-35M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5095
TiRex-35M	特征：KPI+小区特征识别	单变量	1920 (20d)	0.49



创新点2 - 时序基座模型

实验总结：

1) 专有模型 VS 预训练基座模型

- 可zero-shot推理预测
- 从上下文中学习时序特征

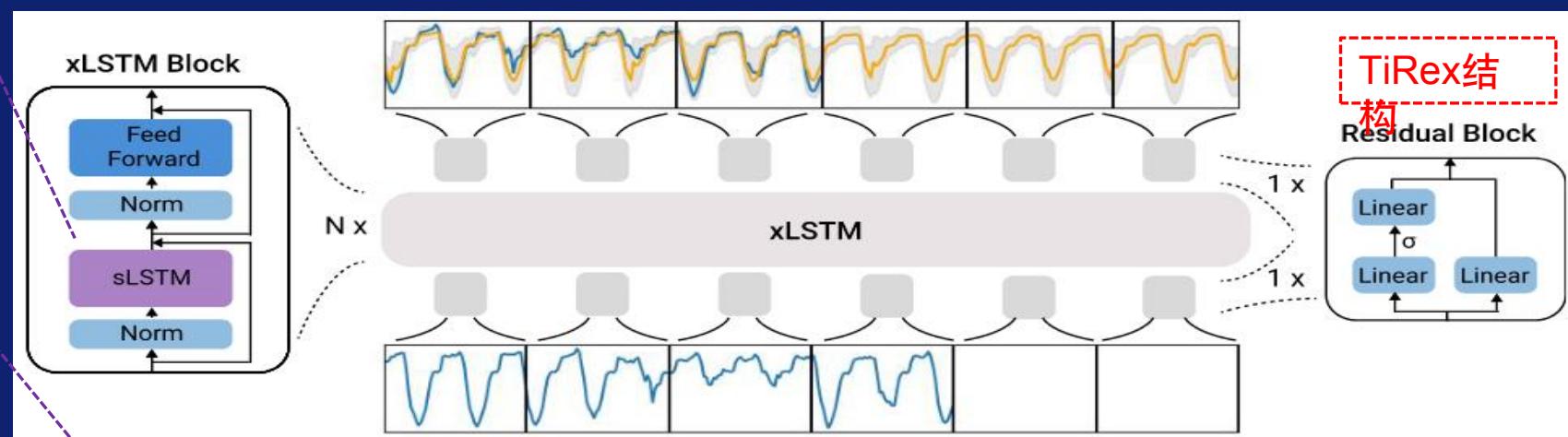
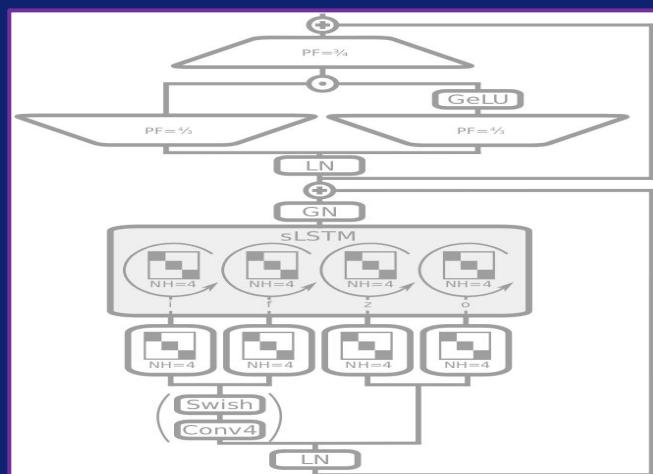
2) 多变量 VS 单变量

- 减少计算量，提升推理效率

3) Transformer VS xLSTM

- 结构差异+训练策略差异

模型	训练/预测策略	变量维度	输入序列长度	SMAPE
naive_baseline	前一天作为预测结果	单变量	96 (1d)	0.5283
TimeXer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5232
WPMixer	特征：KPI+静态协变量+动态协变量	多变量	288 (3d)	0.5228
PatchTST	特征：KPI	单变量	288 (3d)	0.5118
TimesFM2.0-500M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5257
TimesFM2.0-500M-SFT	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5131
Sundial-base-128M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5197
TiRex-35M	特征：KPI	单变量	1920 (20d)	0.5095
TiRex-35M	特征：KPI+小区特征识别	单变量	1920 (20d)	0.49

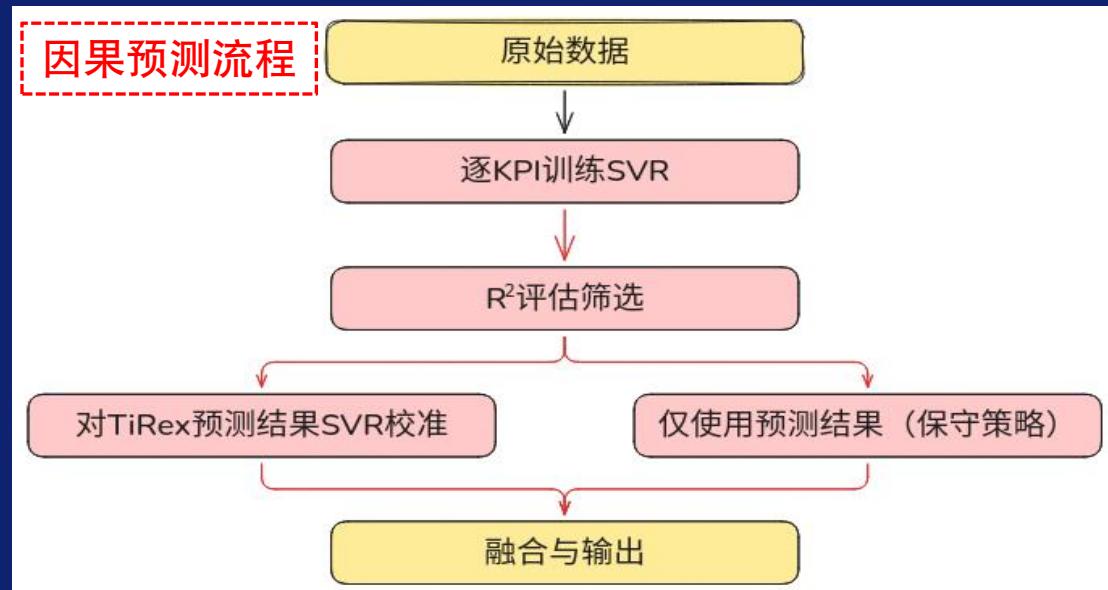
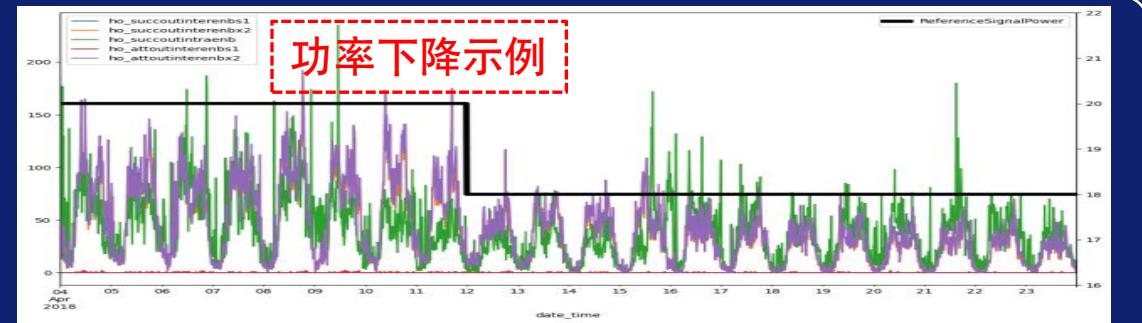
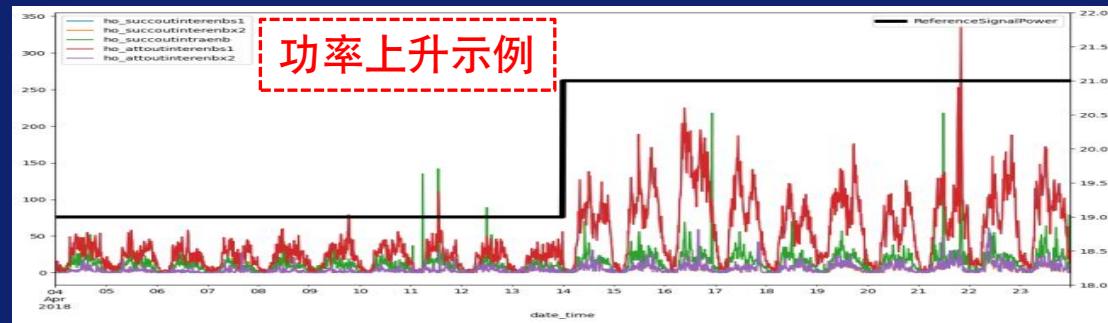


创新点3 – 小样本学习

因果预测任务中，本课题只提供了72个参考信号功率变化 (P_{rel}) 小区，需要预测115个小区的KPI均值变化情况 (KPI_{rel})

➤ 为避免过拟合，使用泛化能力更强的SVR回归拟合，进一步提升预测精度

$$KPI_{rel} = SVR(P_{rel})$$



模型	训练/预测策略	SMAPE
naive_baseline	最后一天作为预测结果	0.5872
naive_baseline	最后一天预测乘以SVR拟合系数	0.5827
TiReX	最后一天预测乘以SVR拟合系数	0.5754

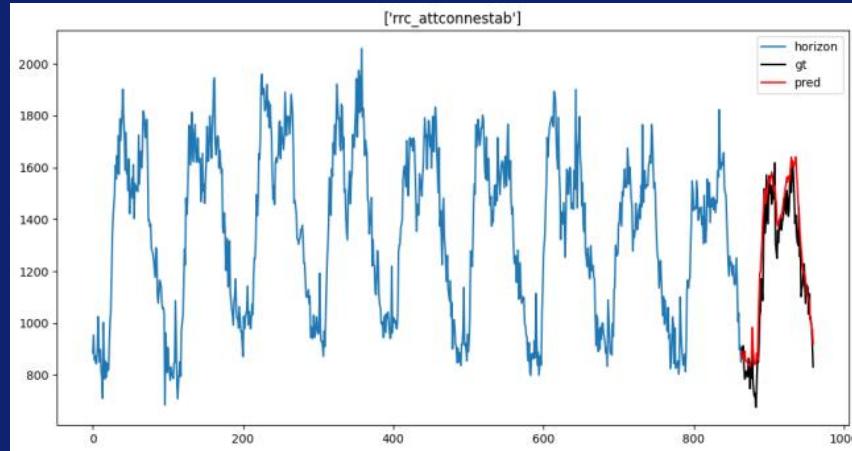
第三章节

实验结果

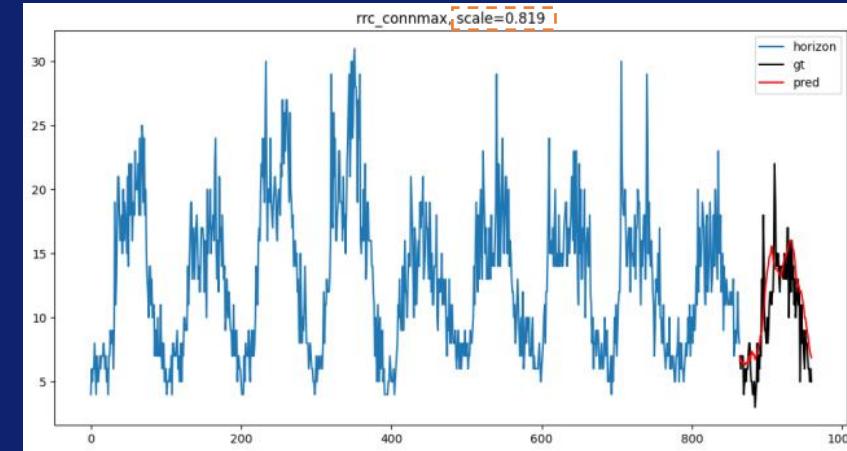
实验结果 - case分析

case1：
稳定周期

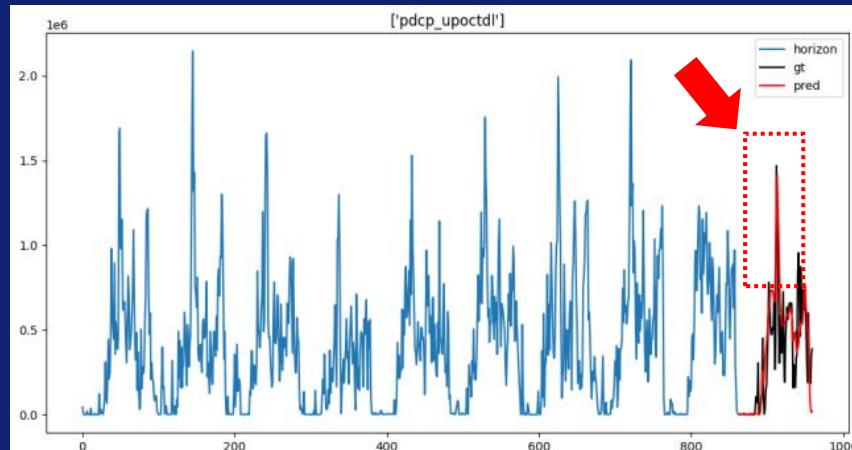
时序预测



因果预测

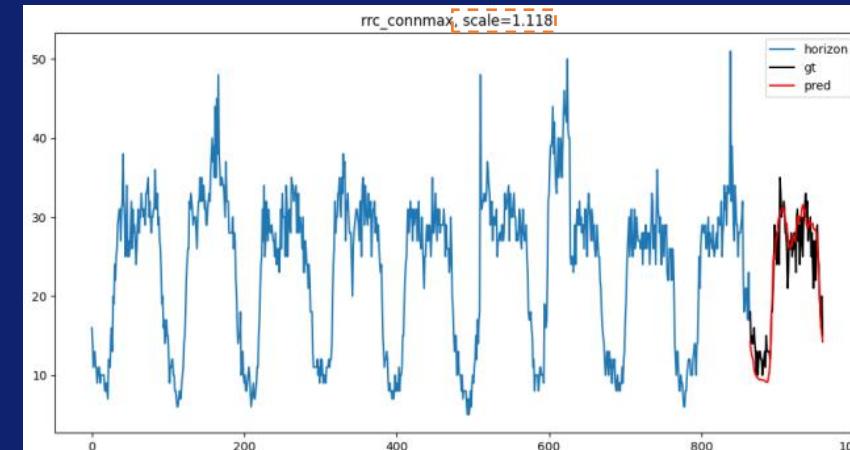


case2：
周期突变



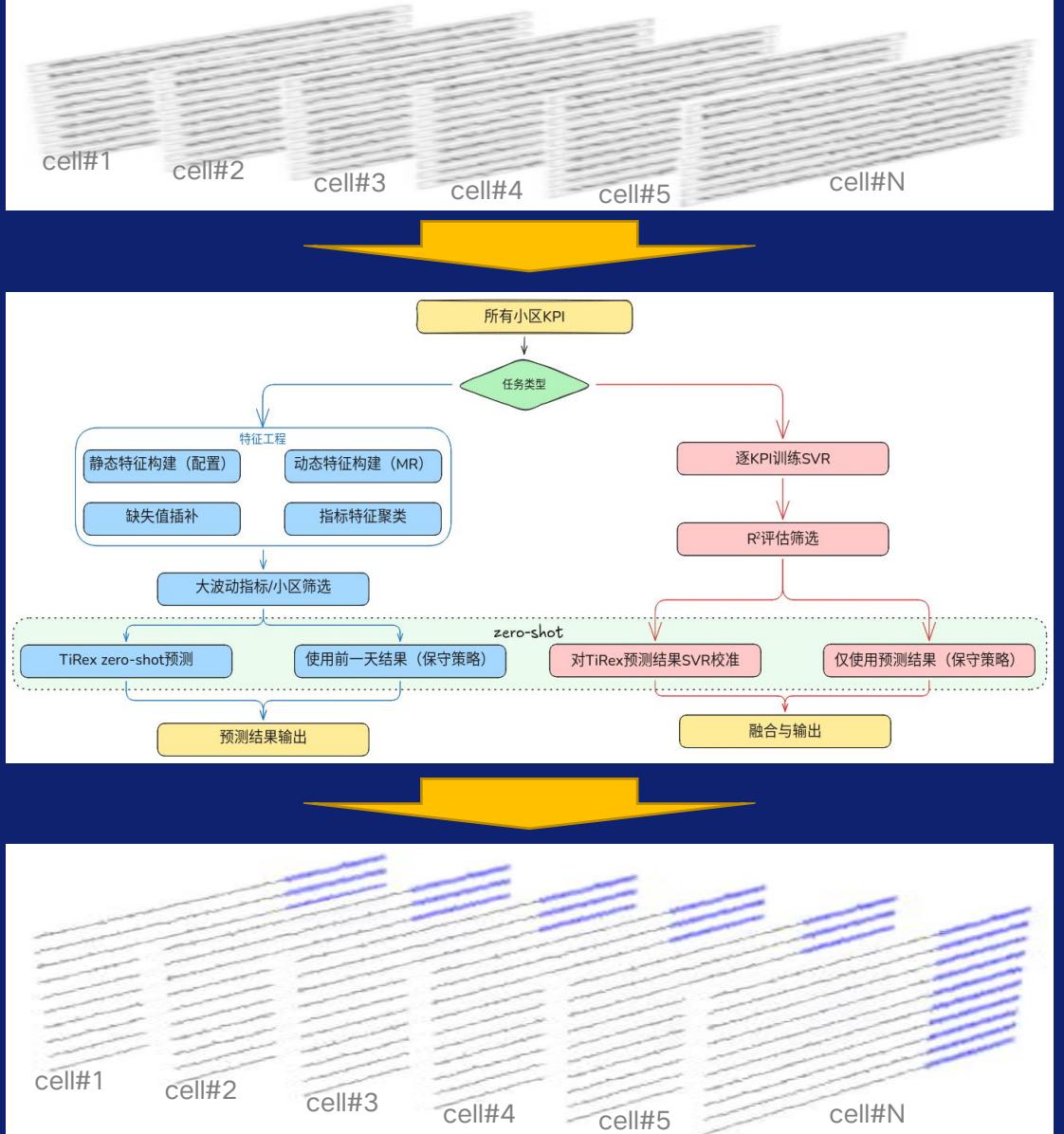
case1：
功率下降

case2：
功率上升



第四章节

总结与展望



创新性

- 1) 特征工程 (动/静态特征, 指标特征聚类)
- 2) 时序基座模型 (TiReX)
- 3) 小样本学习 (SVR)

实用性

- 1) One Model For ALL
- 2) Zero-Shot推理
- 3) 部署成本低

未来提升点

- 1) 专家经验+特征工程
- 2) TiReX基座模型精调
- 3) 小区特征智能调度推理模型



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