

# 基于时间序列的无线网络KPI混合预测技术

管芯微技术（上海）有限公司/复旦大学团队：破晓先锋

李中升、汪书瑶、周正炜

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

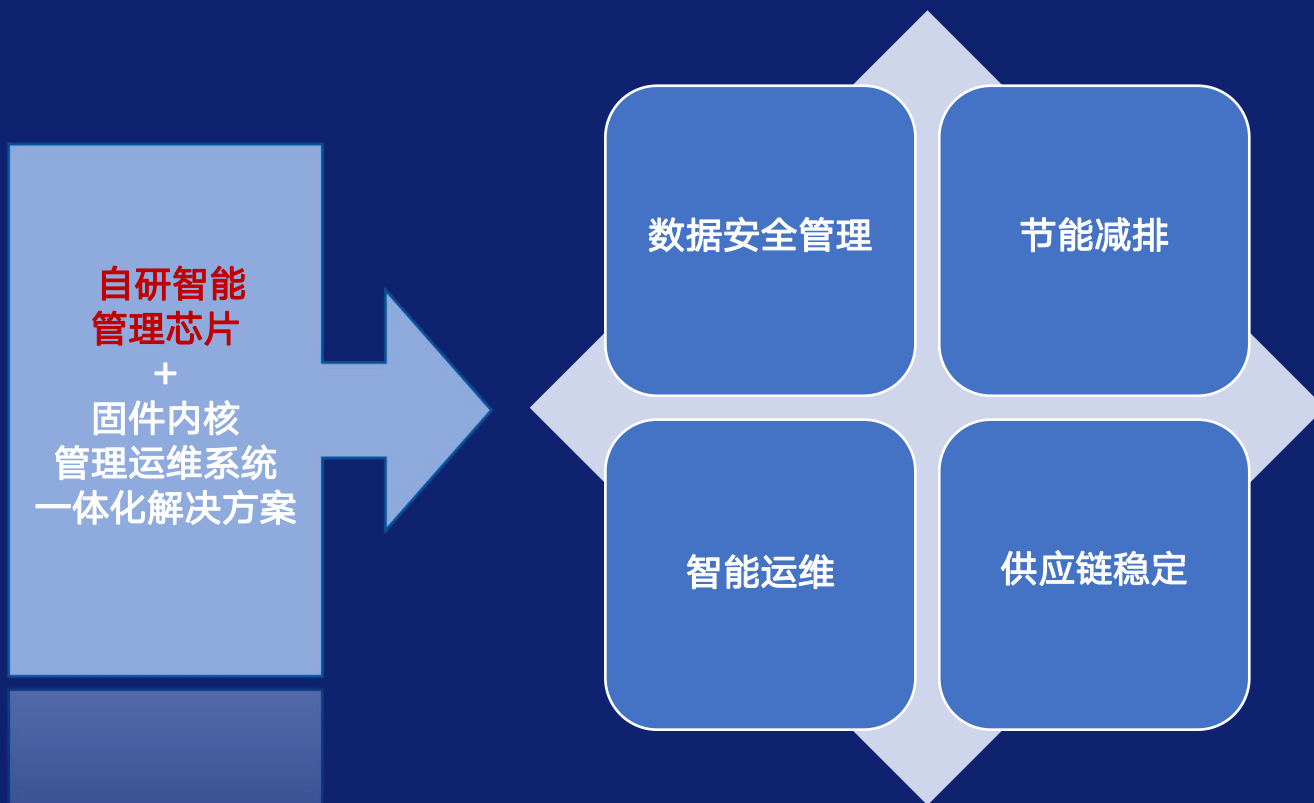
第一章节 选题简述

第二章节 方案设计

第三章节 结果分析

第四章节 创新性与实用性

# 第一节 选题简述



打造安全可信高效的算力中心  
带外管理系统

为什么选择赛道二：基于时间序列的无线网络因果预测及变更决策？

- 与团队研究方向契合：涉及基于时间序列的因果预测、变更决策，例如服务器温度、功耗管理

## 参数特点

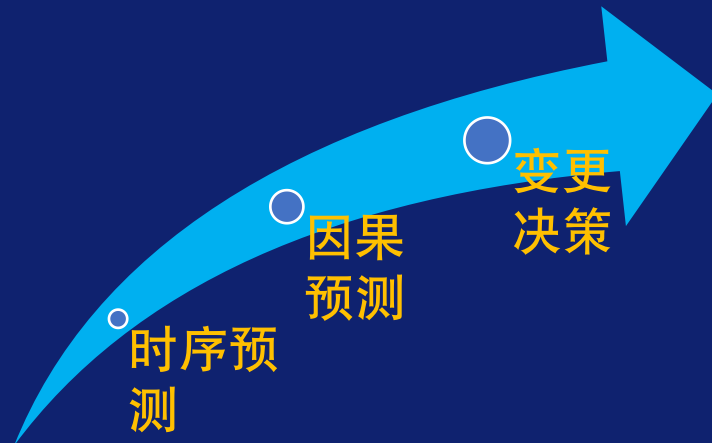
- 参数众多:

输入: 13个EP, 53个KPI, 1个NRM, 3个

PMRelation

预测: 43个KPI

- 类型复杂: 整数、浮点值、文本等
- 特性各异: 固定、偶尔变化、主动变化、随机变化...
- 关系复杂: 时序相关、参数之间相互影响
- 周期性: 每日、每周...



## 设计目标

- 简单: 简单任务尽可能采用简单模型, 有利于部署 (端侧低算力设备)
- 自动: 模型选择、参数调优等方面避免过多的手工调优, 减少人力、时间成本
- 可扩展: 当任务发生变化、增加或减少参数时, 能通过快速训练, 预测方案能快速适应新的任务需求

## 第二章节

# 方案设计



1. 基于历史数据加权平均预测

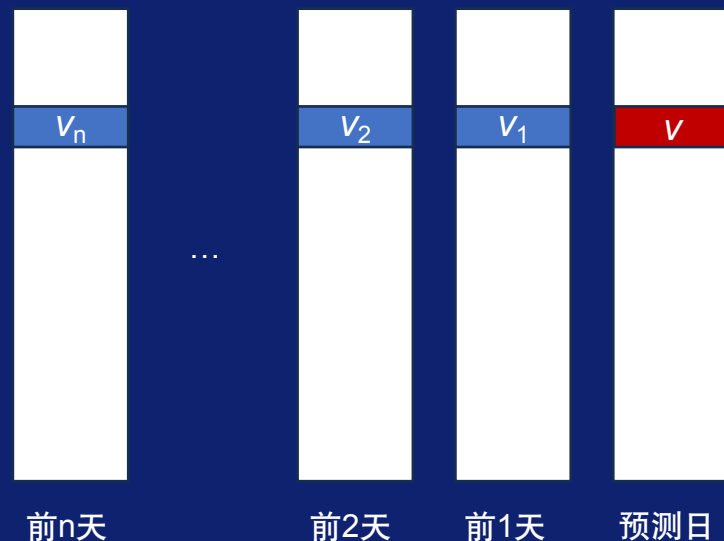
2. 基于时间序列的自动多模型选择预测

# 1. 基于历史数据加权平均预测

## 预测方法

对于预测某一时刻的数据，只根据前面n天的同一时刻的历史数据，进行加权平均。

- 简单权重：0/1，是否参与预测
- 权重策略：
  - **全局共享权重**：所有小区、所有KPI、所有时刻共享同一种权重
  - **小区共享权重**：不同小区采用不同权重，同一小区的所有KPI、所有时刻共享同一种权重，挖掘小区的特征
  - **KPI共享权重**：不同KPI采用不同权重，同一KPI的所有小区、所有时刻共享同一权重，体现KPI的特征
  - **小区KPI共享权重**：同一小区、同一KPI的所有时刻共享权重
  - ...



优点：模型简单、不需要高算力支撑  
不足：无法支持因果预测和变更决策

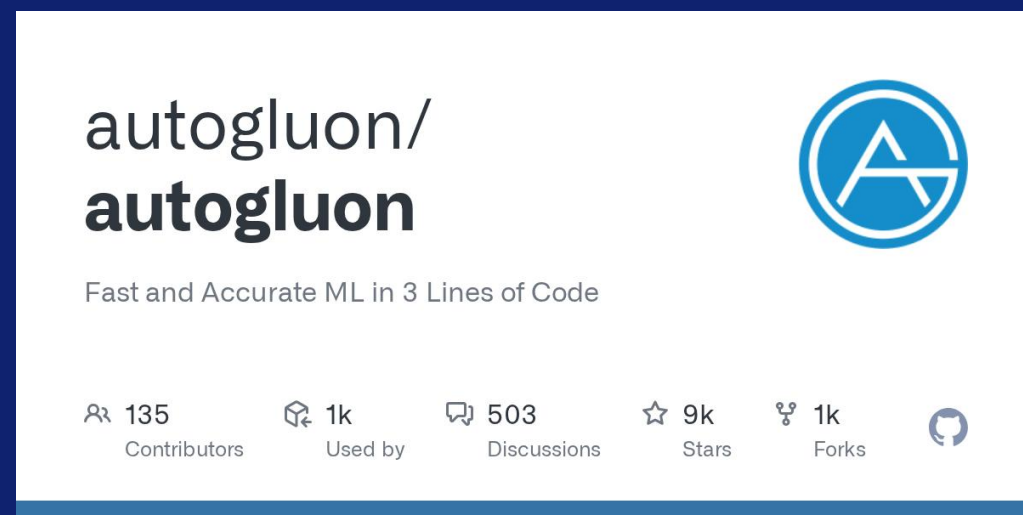


## 2. 基于时间序列的自动多模型选择预测

### 工具选择: AutoGluon

AutoGluon是由亚马逊 AWS 团队开发的一款开源 AutoML 框架，旨在简化机器学习任务的实现过程。它支持多种数据类型，包括结构化数据、文本、图像和时间序列，并具有以下显著特点：

- **易用性**：只需几行代码，即可完成模型训练与预测。
- **高性能**：通过集成多种模型和自动调参策略，实现领先的预测性能。
- **灵活性**：支持自定义模型与特征工程，满足复杂的业务需求。
- **跨模态支持**：可以同时处理结构化数据、文本和图像，适用于多模态任务。



## 2. 基于时间序列的自动多模型选择预测

### 预测器实现

采用时序预测器： TimeSeriesPredictor 。针对每个预测的KPI， 构建一个独立的预测模型。

```
train_data = TimeSeriesDataFrame(df,
                                  static_features=static_df)
predictor = TimeSeriesPredictor(
    target=target_col,
    prediction_length=96,
    known_covariates_names=known_covariates,
    eval_metric="SMAPE",
    path=f"./models/autogluon_ts_model_{target_col}",
    freq=freq,
)

print(f"开始拟合模型...")
predictor.fit(train_data)
print(f"模型训练完成: {target_col}")
```

训练代码

```
predictor = predictors[target_col]
forecast = predictor.predict(
    prepare_timeseries_df(cell_data, target_col,
                           known_covariates=known_covariates,
                           static_features=static_features,
                           past_covariates=past_covariates),
    known_covariates=future_df
)
```

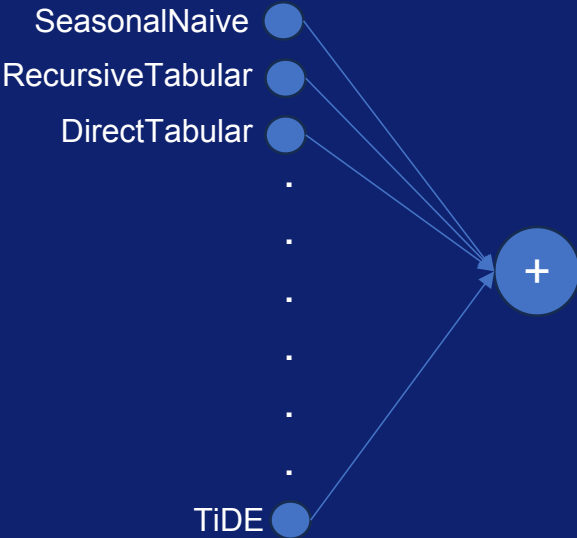
预测代码

## 2. 基于时间序列的自动多模型选择预测

### 自动模型选择

AutoGluon TimeSeriesPredictor 支持丰富的时序预测模型，包含局部统计模型、全局表格模型、预训练Transformer模型等，能自动选择最合适的模型或多个模型组合。

序号	类型	模型
1	局部统计基线模型	SeasonalNaive
2	全局表格模型	RecursiveTabular
3	全局表格模型	DirectTabular
4	局部非参数贝叶斯模型	NPTS（Non-Parametric Time Series）
5	局部统计模型	DynamicOptimizedTheta
6	自动指数平滑（局部统计）	AutoETS
7	预训练 Transformer（零样本）	ChronosZeroShot[bolt_base]
8	预训练 Transformer	ChronosFineTuned[bolt_small]
9	深度全局模型（GluonTS）	TemporalFusionTransformer（TFT）
10	基于 LSTM 的自回归深度全局模型	DeepAR
11	Transformer 变体	PatchTST
12	全连接深度全局模型	TiDE（Time-series Dense Encoder）
13	集成模型（1-12模型加权集成）	WeightedEnsemble



WeightedEnsemble模型

## 2. 基于时间序列的自动多模型选择预测

### 数据准备

AutoGluon TimeSeriesPredictor 支持多种特征参数类型：**静态特征**、**已知协变量**、**过去协变量**。通过对所有特征参数进行分类，并合理引进辅助特征，完成数据准备，然后一切交给AutoGluon

#### 辅助特征

为了让模型感知时序的周期性，增加辅助特征：

- hour
- dayofweek

#### 数据对齐

EP、NRM、PMRelation与KPI数据按时间对齐进行合并：

- PMRelation数据处理
  - 1) cgi\_nc, 一天内涉及的小区数量作为该项值
  - 2) ho\_succ\_out, 同一天内所有涉及小区ho\_succ\_out总和
  - 3) ho\_att\_out, 同一天内所有涉及小区ho\_att\_out总和

#### 数据分类

- **已知协变量**

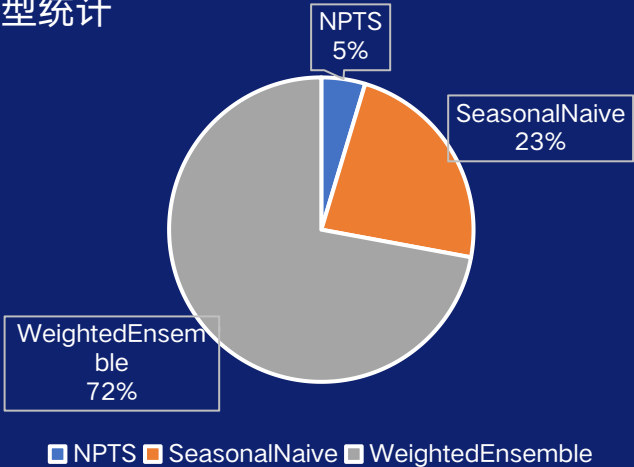
date\_time、hour、dayofweek、ReferenceSignalPower

- **静态特征**

EP的所有参数，少量参数会发生改变，但小区和时间上的占比很小

## 第三章 结果分析

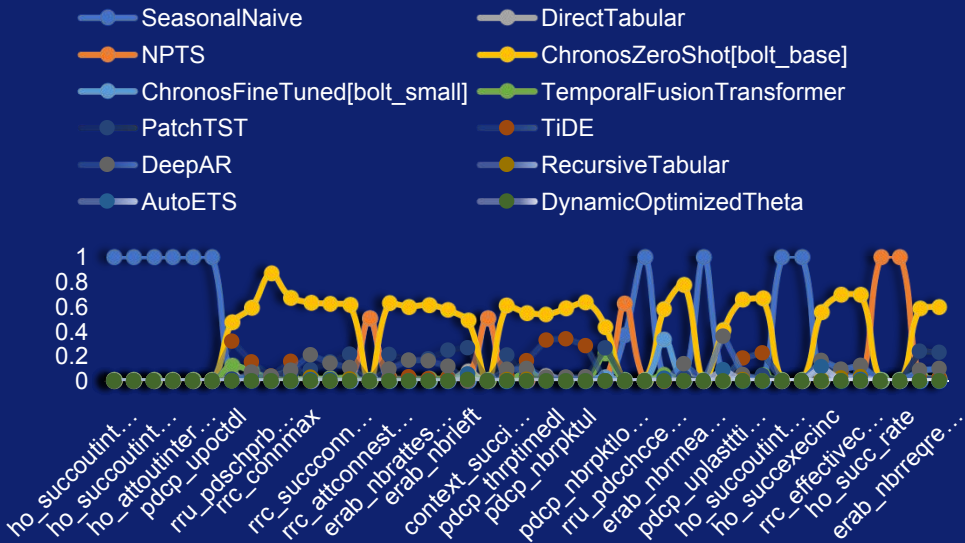
最佳模型统计



## 关键模型

- **SeasonalNaive**: 历史值预测，适用于强周期性数据
- **NPTS**: 用高斯核密度估计历史观测值的相似度，适用短期、不规则或间歇需求序列
- **ChronosZeroShot[bolt\_base]**: 时间序列量化为 Token，基于Transformer 自回归预测

不同KPI对应的模型组合



## 第四章

# 创新性与实用性

## 创新性

采用“简单历史加权预测器 + 自动调优时序预测器”混合预测技术，较好综合无线网络因果预测及变更决策问题

## 实用性

**适应性：**根据硬件条件可方便选择适合的模型组合，甚至无需再训练

**自动化：**几乎不需要人工进行调优就能获得较好的预测效果

**可扩展：**对于任务发生变化、增加或减少参数时，本方案能快速适应新的任务需求



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