



第二届人工智能与粒子加速器研讨会

基于时空对比融合的粒子加速器异常检测方法

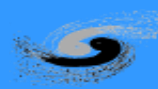
CSNS漂移管直线加速器应用验证

报告人：何泳成

中国科学院高能物理研究所

2025-12

研究成果来自：Yang Z, Zhou R C, He Y C*, Long J Y*, Fang L, Li C. Anomaly detection of particle accelerators using spatial-temporal contrastive fusion of multi-sensor time series[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2026, 267(Part B): 111940. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.111940>



报告内容

- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望



报告内容

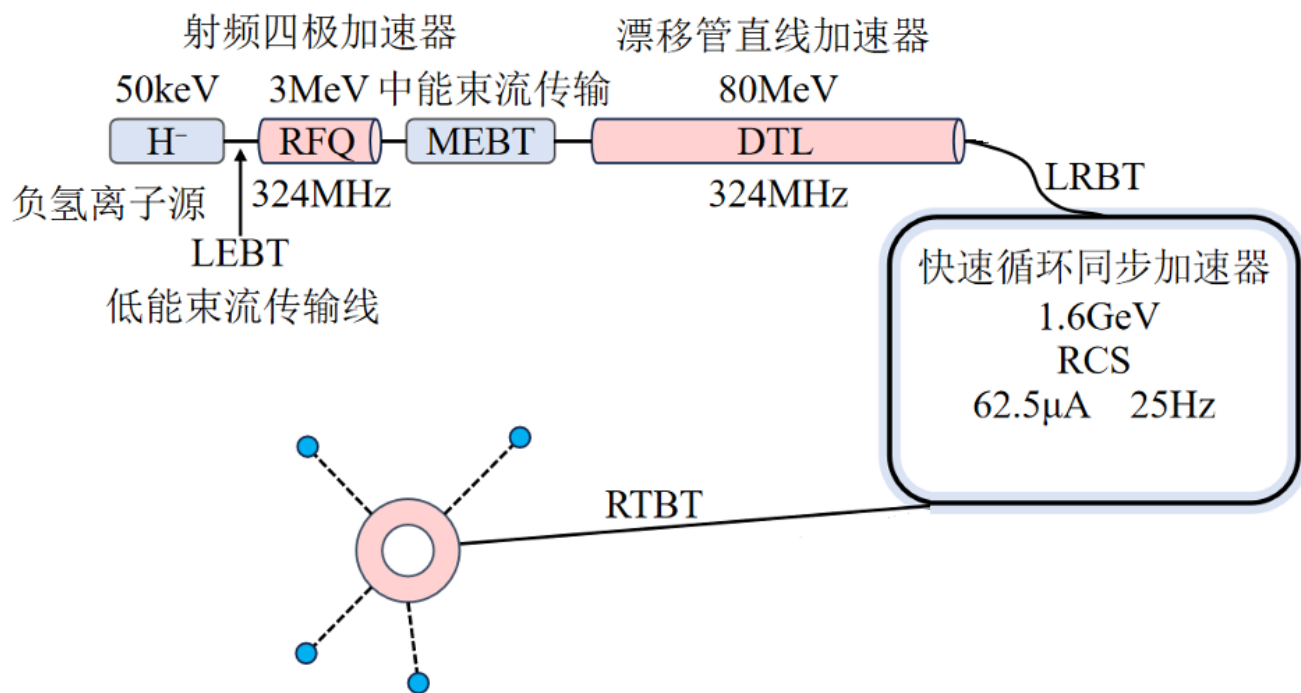
- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望



大型粒子加速器是探索微观世界的“超级显微镜”



能量1.6Gev、功率500kW（二期），主要用于产生中子束



- 需长期稳定运行，异常会导致实验失败、设备损坏甚至安全风险
- 应用案例：CSNS漂移管直线加速器（DTL），负责将3MeV负氢离子加速至80MeV



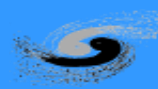
现有异常检测痛点

- 数据层面：多传感器采集的高维时序数据时空耦合紧密，传统方法难以解耦
- 技术层面：现有方法要么时空融合不充分，要么依赖高质量标注数据，而加速器异常样本稀缺
- 工程层面：加速器结构复杂，故障模式多样，包括机械误差、电场误差等，通用方法适配性差



研究目标

- **核心目标：**解决时空信息融合不足、依赖标注数据的问题，实现更精准异常检测
- ✓ 提出时空对比融合（Spatial-Temporal Contrastive Fusion, STCF）框架，协同时序与空间特征
- ✓ 仅需正常数据训练，避免异常标注依赖
- ✓ 基于CSNS实际数据验证



报告内容

- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望



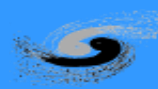
异常检测技术分类

技术类别	典型方法	核心优势	针对粒子加速器场景局限性
传统方法	主成分分析（PCA）	原理简单、计算开销低	难以处理高维时空数据，无法捕捉加速器多传感器耦合关系
	局部异常因子（LOF）	无需假设数据分布	对高维数据敏感，异常检测精度低，不适应加速器动态工况
深度学习 方法	时序建模（LSTM、Transformer）	擅长捕捉长时依赖，适配时序演化	忽视传感器间空间关联，无法识别多传感器协同异常
	时空建模（图神经网络GDN）	尝试融合时空特征	依赖复杂结构学习，对加速器传感器布局依赖性强，泛化能力弱
	对比学习（通用框架）	自监督学习，减少标注依赖	缺乏针对加速器数据的时空协同设计，未适配束流/真空等数据特性



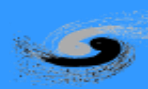
现有方法局限性

- 时空分离：未充分融合多传感器的时序动态与空间依赖
- 标注依赖：监督学习需大量异常标注，无监督方法泛化能力弱
- 场景适配：针对通用数据设计，未适配加速器数据的强耦合特性



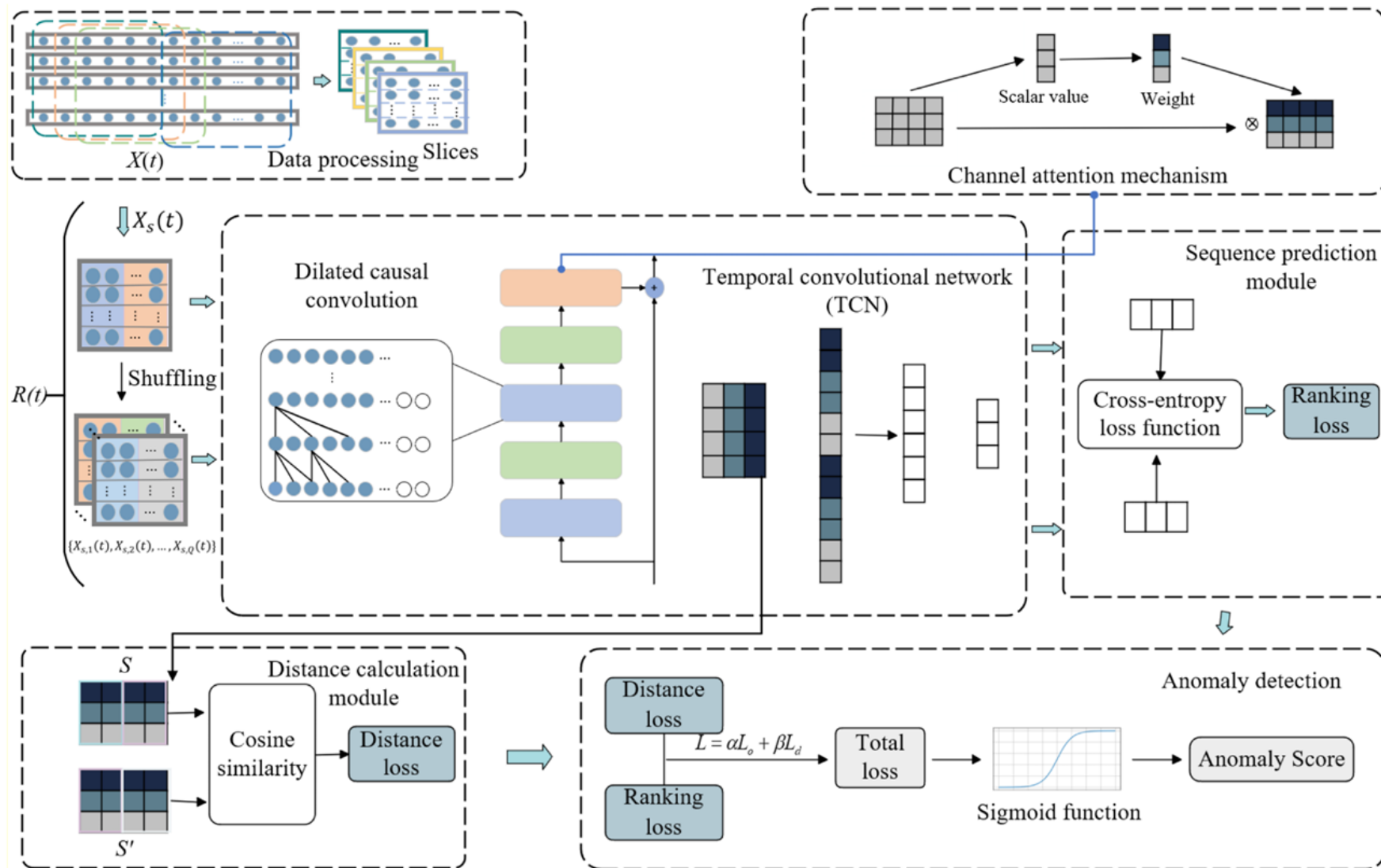
报告内容

- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望



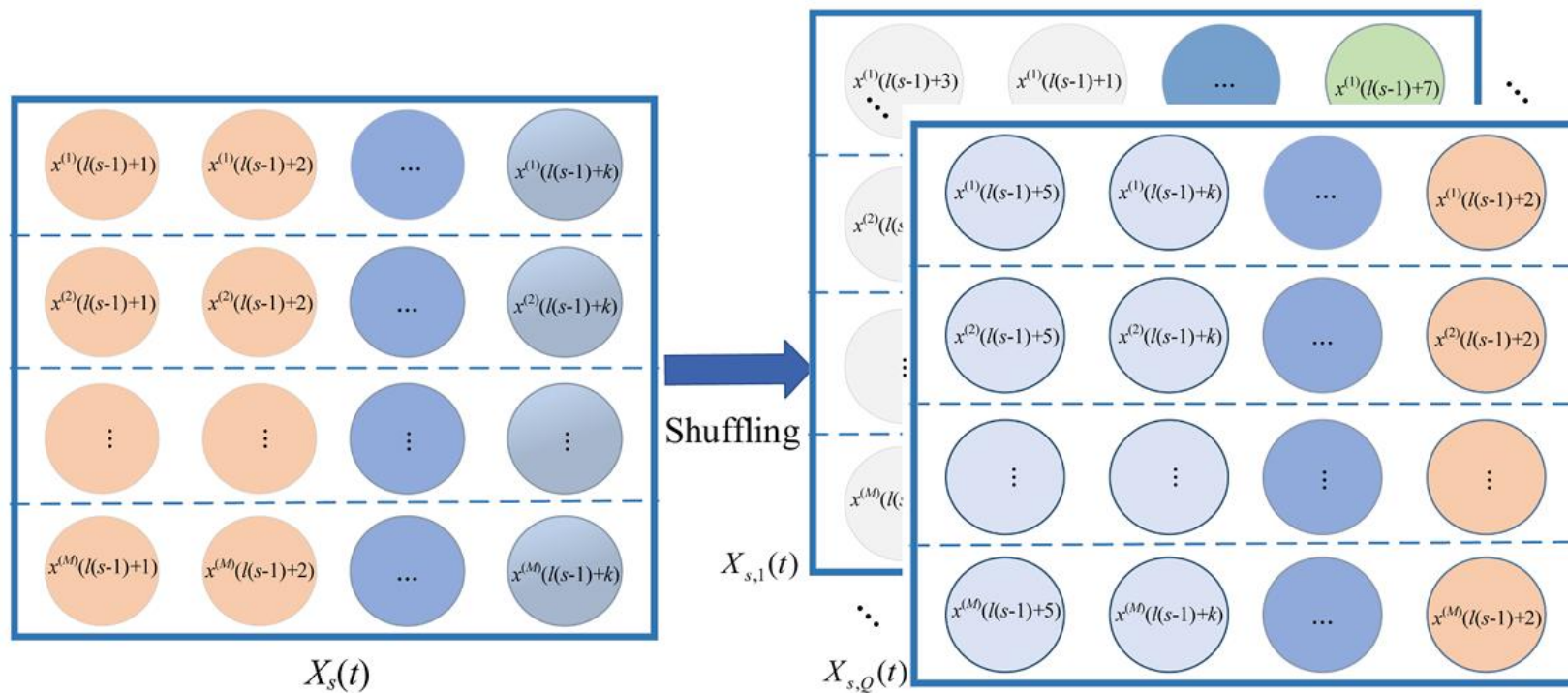
时空对比融合 (STCF) 整体框架设计

- 核心逻辑：仅用正常数据训练，充分融合时空特征
- 核心流程：数据预处理与增强→时序特征提取→空间特征强化→时空对比融合→异常判定





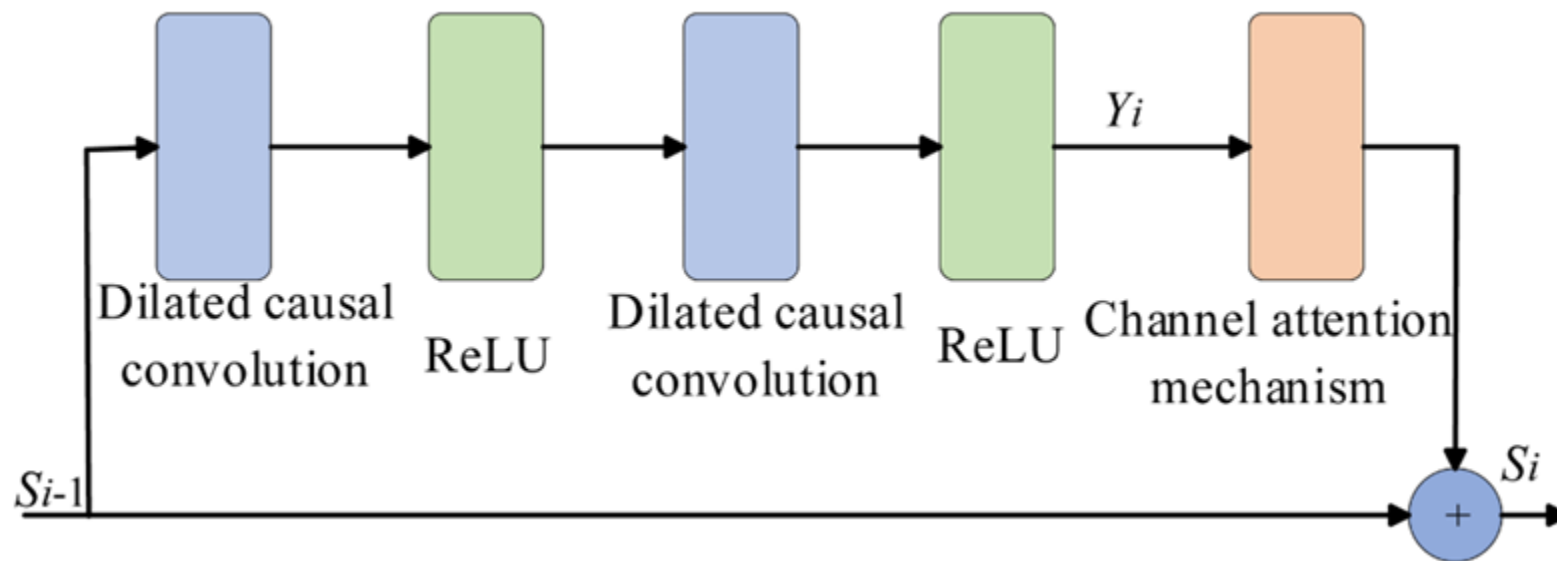
数据预处理与增强



- M个传感器的时间序列 $X(t)=\{x^{(1)}(t), x^{(2)}(t), \dots, x^{(m)}(t), \dots, x^{(M)}(t)\}$
- 滑动窗口切片：按窗口大小为k、步长为l分割时序数据（ $X_s(t)$ 为第s片段）
- 子序列打乱：将每个切片均分后随机重排，生成乱序子序列 $\{X_{s,1}(t), X_{s,2}(t), \dots, X_{s,Q}(t)\}$
- 数据集构建：整合原始切片与乱序子序列，形成训练数据 $R(t)=\{X_s(t), X_{s,1}(t), X_{s,2}(t), \dots, X_{s,Q}(t)\}$

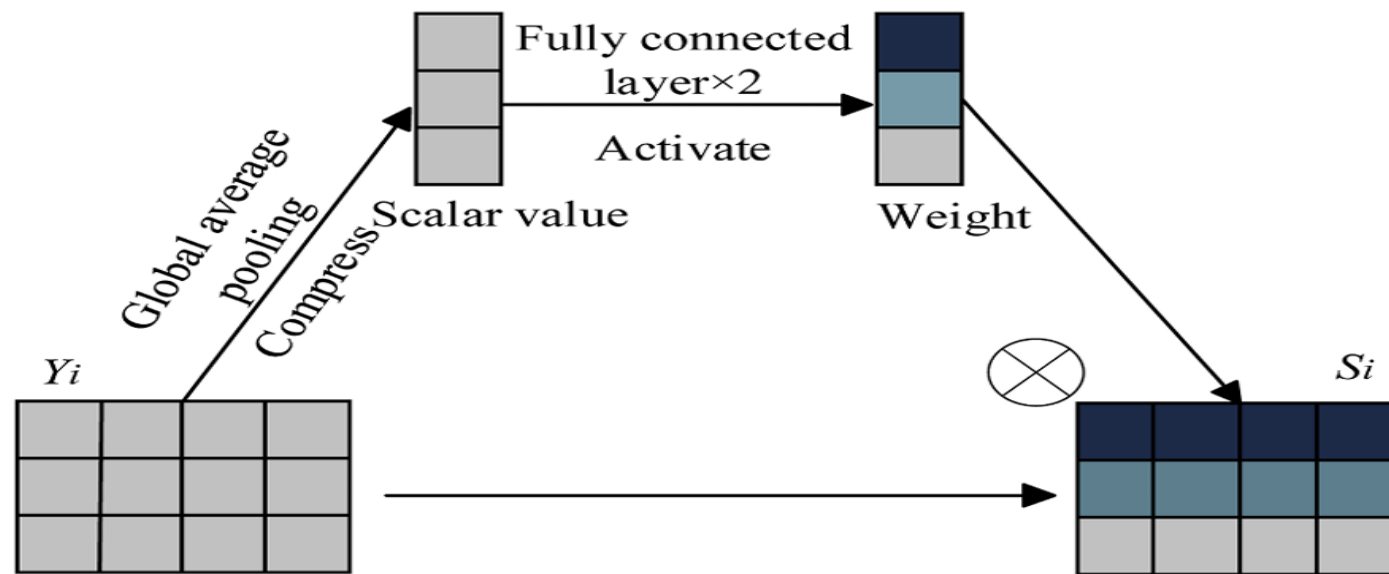


时序特征提取

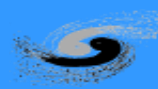


- 核心组件：扩张因果卷积网络 $Y_1 = \sum_{j=0}^{u-1} w_j R_{(t-j)d}$ (u 是卷积核的大小， w_j 代表卷积核， $R_{(t-j)d}$ 表示过去的输入， d 则表示膨胀率。)
- 因果卷积：仅依赖历史数据，避免信息泄露
- 扩张卷积：扩大感受野为 $(t-1) \cdot d + 1$ 个时间点，捕捉长时依赖
- 残差连接：避免深层网络中的梯度消失问题，提升深层特征提取能力

空间特征强化

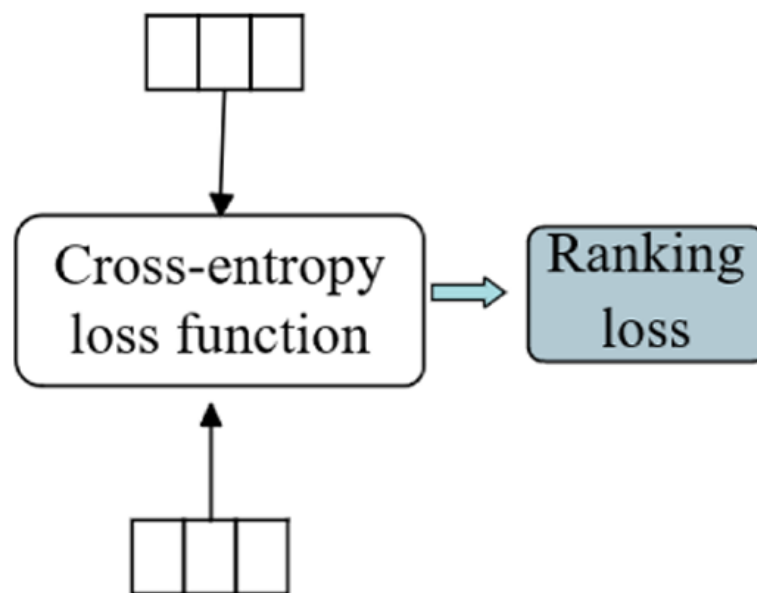


- 设计目的：引入通道注意力机制，强化空间特征区分度，抑制冗余信息
- 压缩：全局平均池化获取通道全局信息 $z_i^{(c)} = \frac{1}{H} \sum_{t=1}^H Y_i^{(c)}$ （ c 是通道数， H 是时间步数）
- 激励：通过全连接层与激活函数生成通道权重 $s_i^{(c)} = \sigma(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot z_i^{(c)}))$ （ W_1 和 W_2 为两个线性变换矩阵， σ 为Sigmoid函数）
- 加权：输入特征的每个通道将按对应的注意力权重缩放，突出关键特征 $S_i^{(c)} = s_i^{(c)} \cdot z_i^{(c)}$



时空对比融合策略

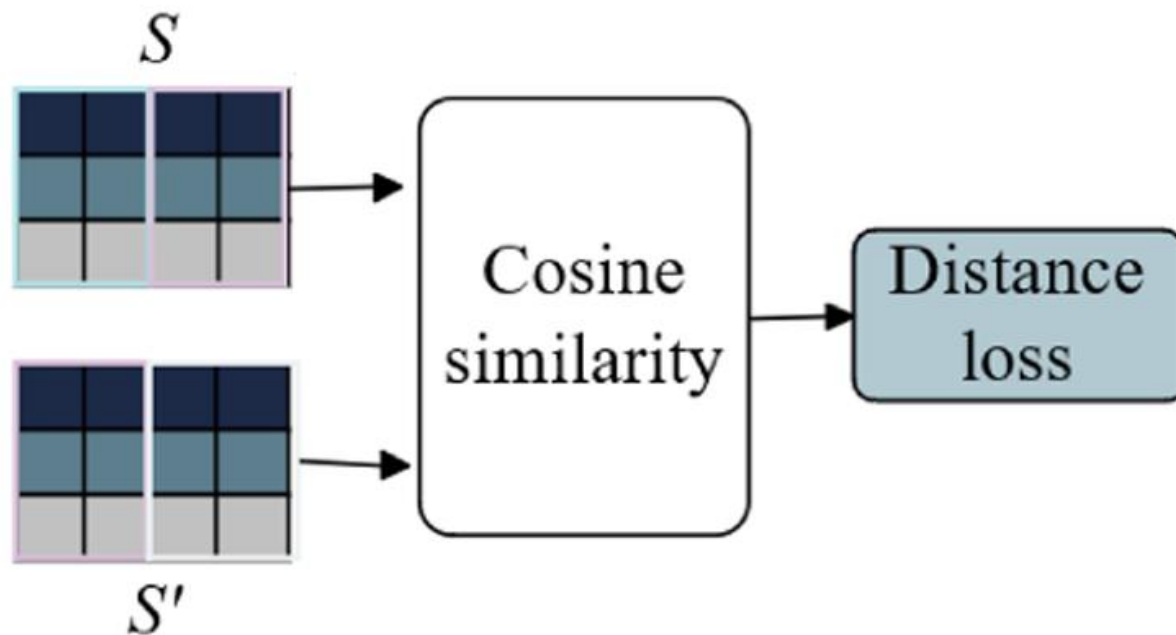
- 时序对比：排序损失 $L_o = \sum_{i=1}^C P \log \left(\frac{P}{\frac{1}{2}(P + P_b)} \right) + \sum_{i=1}^C P_b \log \left(\frac{P_b}{\frac{1}{2}(P + P_b)} \right)$
- 核心逻辑：预测子序列原始顺序，量化时序偏差
- 损失计算：使用Jensen-Shannon散度衡量预测分布 P 与真实分布 P_b 间的差异





时空对比融合策略

- 空间对比：距离损失 $L_d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D - D_m)^2$
- 核心逻辑：计算原始与增强样本的特征相似度，量化空间分布差异
- 损失计算：使用分布特征余弦距离 D 和嵌入特征余弦距离 D_m 间的均方误差来衡量距离差异

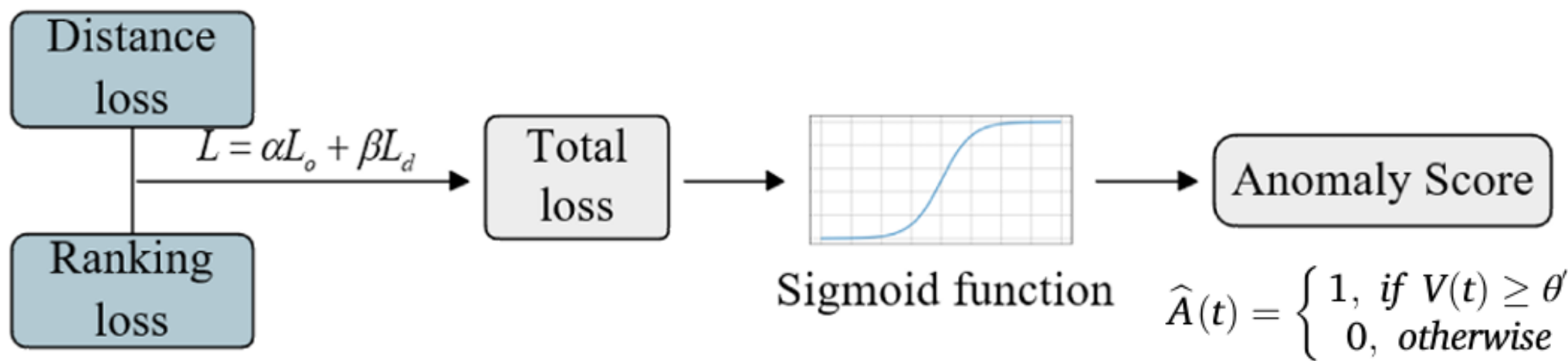


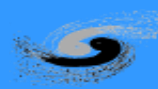


异常判定

- 加权融合策略: $L = \alpha L_o + \beta L_d$ ($\alpha L_o = \beta L_d$, $\alpha + \beta = 1$)
- 综合异常分数: $V = \sigma(L)$, Sigmoid函数归一化至 $[0, 1]$
- 阈值优化: 遍历候选阈值, 基于 F1 分数确定最优阈值 θ'
- 当异常分数 \geq 阈值时判定为异常

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, R = \frac{TP}{TP + FN}, \text{ and } F1 = \frac{2PR}{P + R}$$





异常检测流程

1. 数据预处理与增强：采集多传感器数据，生成切片与乱序子序列
2. 时序特征提取：通过时序卷积提取时序特征 Y_i
3. 空间特征强化：引入通道注意力机制生成时空特征 S_i
4. 时空对比融合：计算排序损失与距离损失，生成总损失 L
5. 异常判定：计算异常分数 V ，与最优阈值 θ' 对比，输出检测结果



报告内容

- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望



实验数据配置

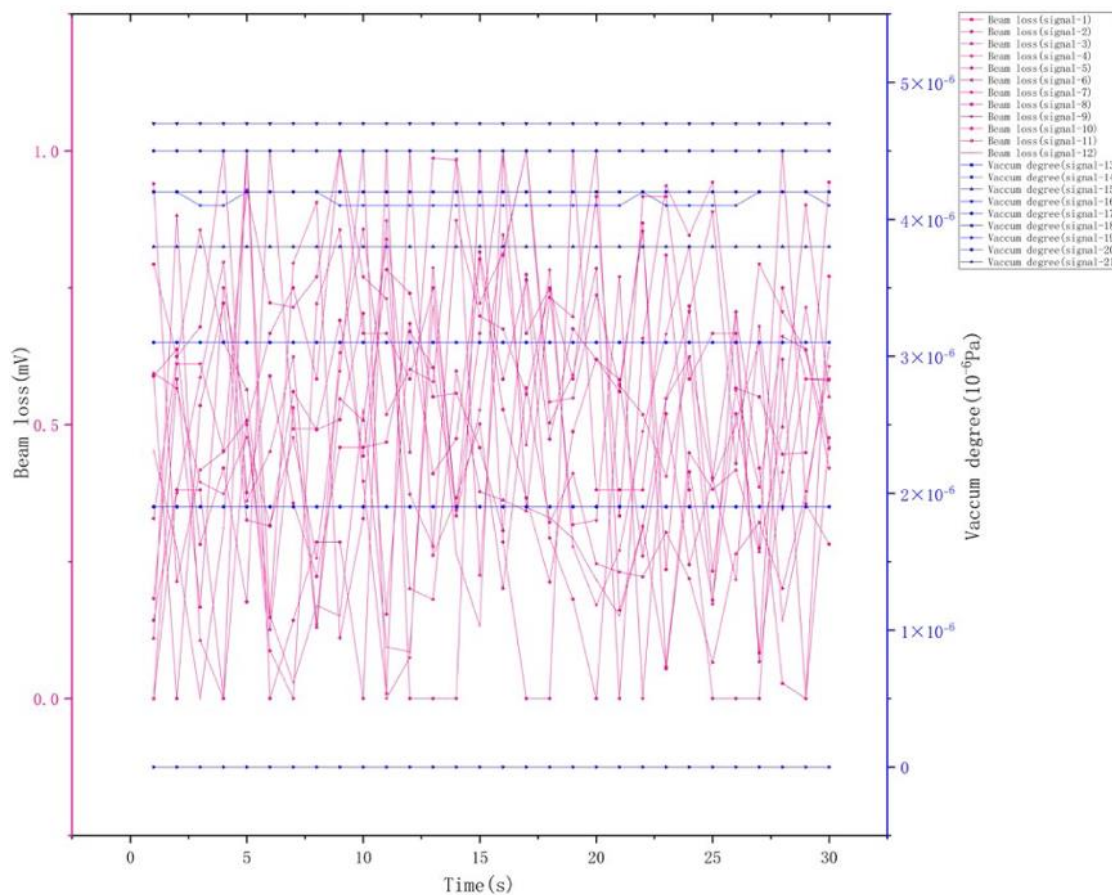
- 数据来源：CSNS DTL 2021年实际运行数据
- 数据规模：21个传感器（12个束流损失+9个真空传感器），采样频率1Hz
- 数据集划分：1月前7天正常数据为训练集，3、4、5、7、11、12月数据为测试集（异常率1.36%-8.87%）

Month	Data Volume	Number of Signals	Anomaly Rate
January	2678,400	21	1.78 %
March	2678,400	21	7.13 %
April	2592,000	21	7.42 %
May	2678,400	21	8.87 %
July	1339,200	21	3.93 %
November	2592,000	21	5.47 %
December	2678,400	21	1.36 %



实验数据处理

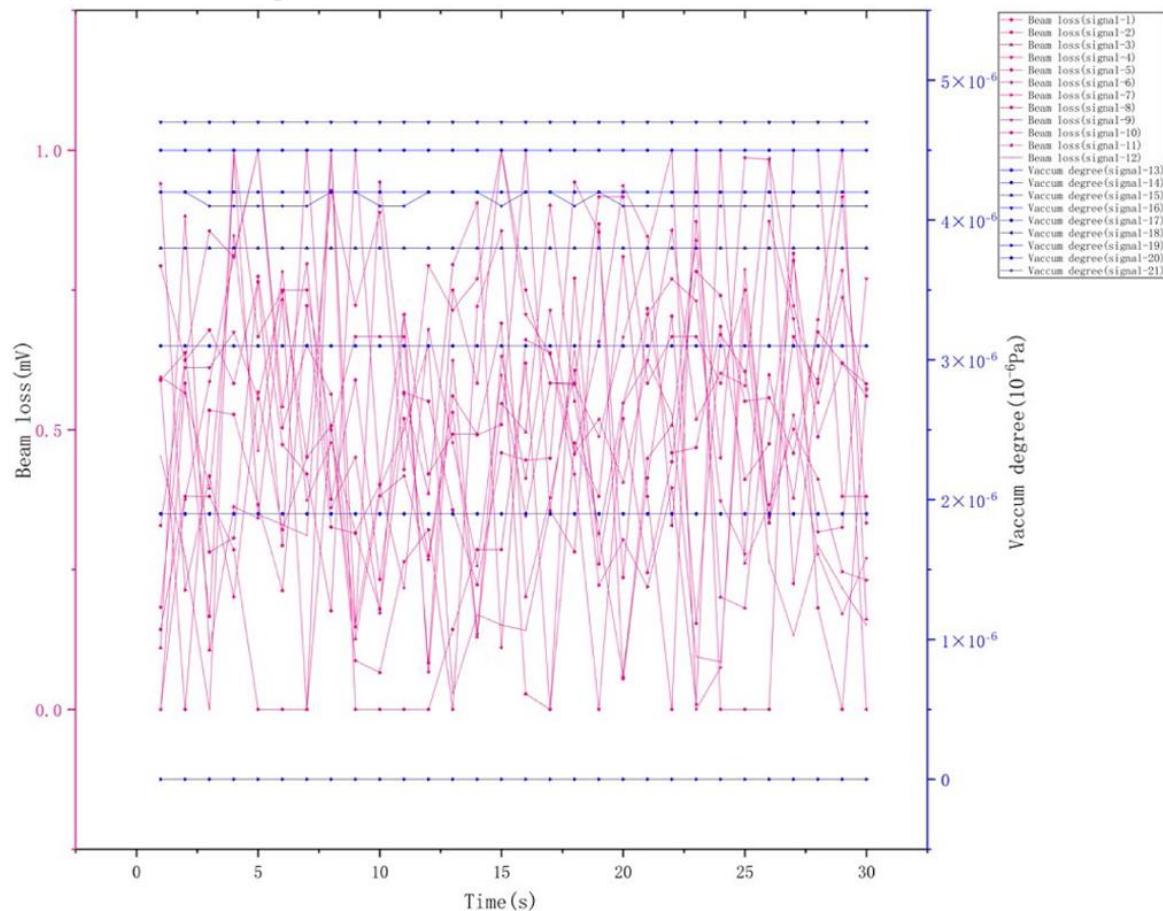
- 传感器时序数据被用长度为30秒的滑动窗口进行切片，滑动步长为3秒，得到切片的序列

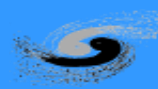




实验数据处理

- 切片的序列被存储并10等分后随机打乱顺序，以生成人工异常序列，对于每个切片序列，会生成5个乱序的后续序列





实验模型参数

➤ 实验使用的时空对比融合（STCF）网络结构

Block	Layer	Output shape
Data preprocessing	Input	(32, 5, 30, 21)
	Reshape	(32, 21, 150)
Residual block 1	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 152)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 154)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 154)
Residual block 2	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 154)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 158)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 158)
Residual block 3	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 158)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 166)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 166)
Residual block 4	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 166)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 182)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 182)
Residual block 5	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 182)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 214)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 214)
Residual block 6	Dilated causal conv1 + ReLU	(32, 256, 214)
	Dilated causal conv2 + ReLU	(32, 256, 278)
	Channel attention mechanism	(32, 256, 278)
Pooling	Global Avg Pool	(32, 256)
FC Layer	Fully Connected	(32, 5)

➤ 学习率=0.001，批量大小=32，训练迭代次数=50



核心结果

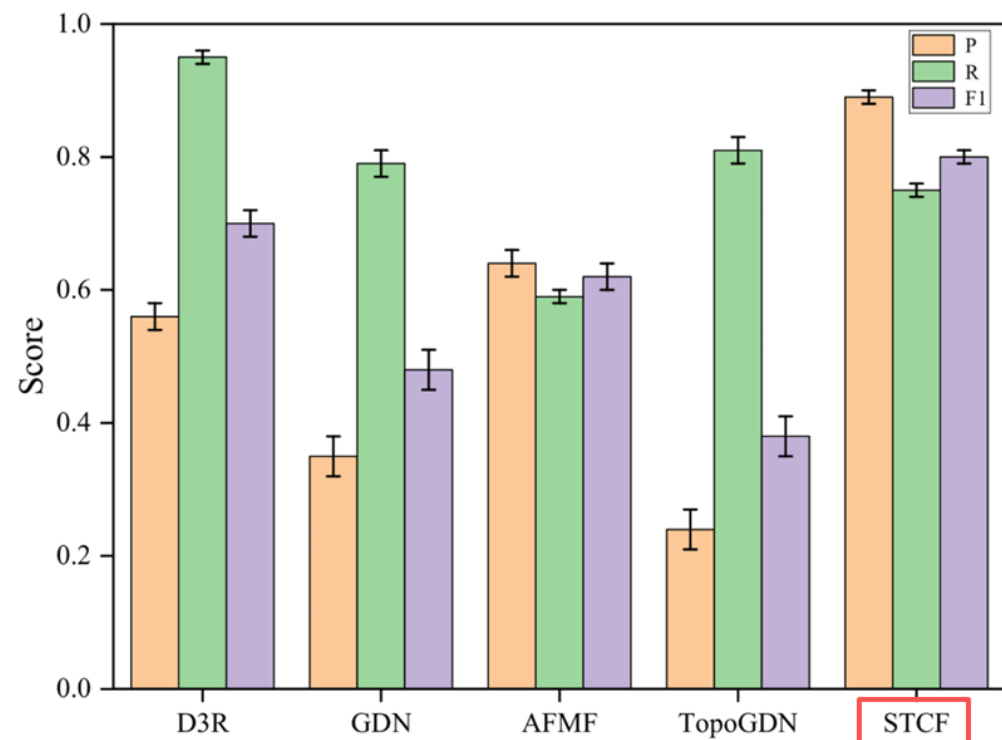
- 整体性能：平均精确率0.89、召回率0.75、F1分数0.80
- 月度表现：5月性能最优（ $P=0.97$ 、 $R=0.89$ 、 $F1=0.92$ ），7月性能略低（异常模式过于复杂而难以被识别）

Month	March	April	May	July	November	December	Mean
P	0.93	0.79	0.97	0.86	0.93	0.86	0.89
R	0.85	0.66	0.89	0.49	0.89	0.70	0.75
$F1$	0.89	0.72	0.92	0.62	0.91	0.77	0.80

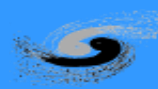


不同方法对比分析

- 对比方法：D³R、GDN、AFMF、TopoGDN等主流异常检测模型
- STCF优势：F1分数优于其他对比方法，时空融合效果显著
- STCF不足：计算时间比其他方法更长



Model	Average test time for data of 1 s
D3R	0.0008864s
GDN	0.0005668s
AFMF	0.0005111s
TopoGDN	0.001090s
STCF	0.001175s



消融实验分析

- 实验设计：验证时序卷积、通道注意力的作用（基于2021年3月数据）
- 消融实验1：时序卷积替换为Transformer，F1分数降至0.87
- 消融实验2：移除通道注意力，F1分数降至0.86
- 消融实验3：通道注意力替换为多头注意力，F1分数降至0.87
- 结论：各组件协同作用，时序卷积与通道注意力是保障性能的关键

Method	STCF	Ablation-1	Ablation-2	Ablation-3
P	0.93	0.87	0.81	0.91
R	0.85	0.88	0.91	0.85
F1	0.89	0.87	0.86	0.87

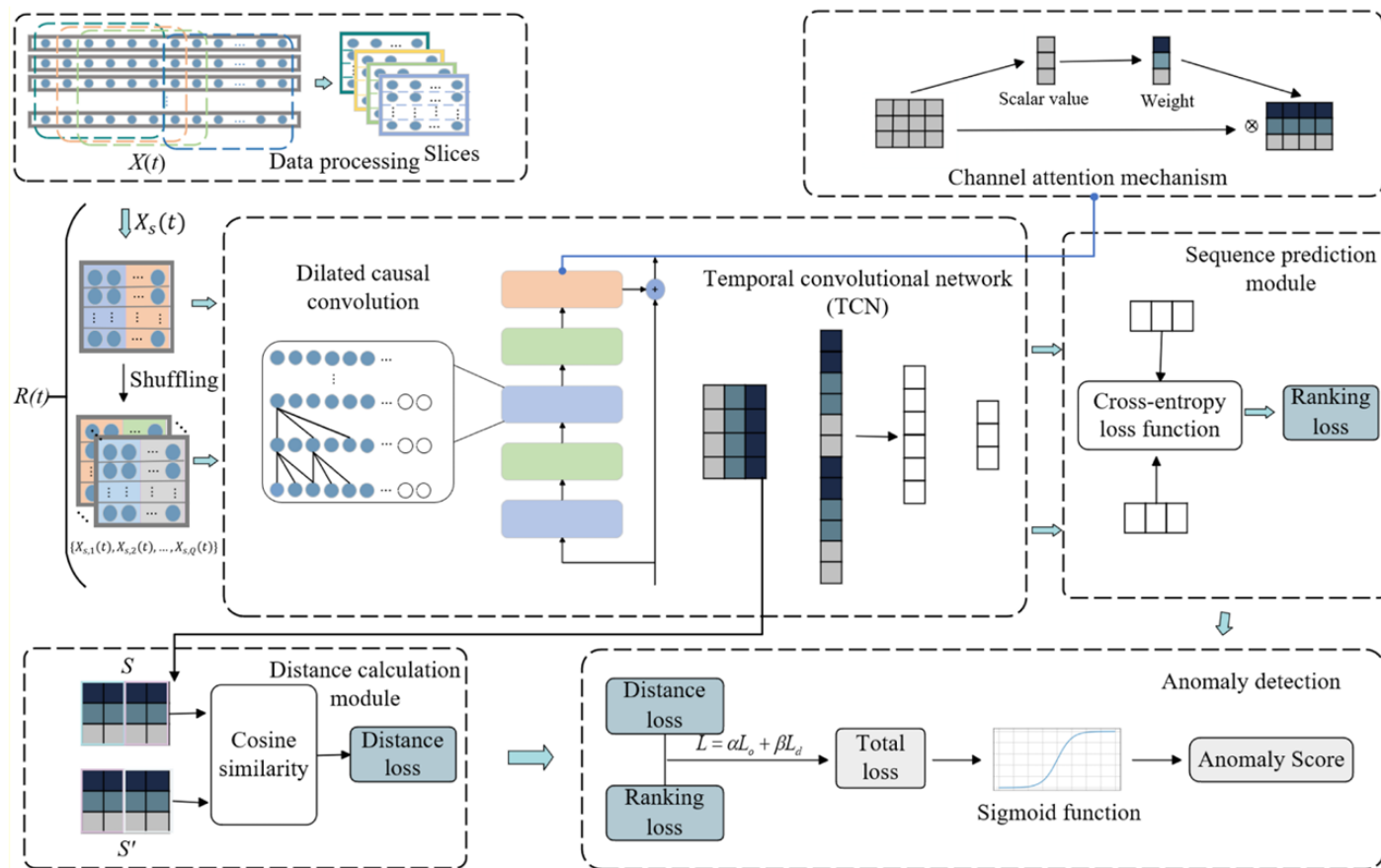


报告内容

- 一. 研究背景
- 二. 相关研究现状
- 三. 时空对比融合 (STCF) 框架设计
- 四. 实验验证
- 五. 结论与展望

研究结论

- 提出时空对比融合 (STCF) 框架，有效融合时空信息，解决传统方法融合不足的问题
- 仅需正常数据训练，突破异常标注稀缺的瓶颈
- 基于CSNS实际数据验证，平均F1分数达0.80，性能优于主流方法





未来展望

- 通过分析不同故障源对信号的影响，进一步探究时空对比融合（STCF）框架的扩展应用
- 优化模型结构，降低计算复杂度，适配更长时序数据
- 进一步探索将声音、红外、视觉等多模态数据，与现有束流损失、真空度等数据深度融合，构建设备全面感知网络，提升对复杂异常的检测精度



谢谢！