DOI：10.13245/j.hust.250501

船舶发电汽轮机时序因果发现与故障根因分析

邹梓仪[1] 彭茂林[2] 杨自春[1] 陈国兵[1]
(1．海军工程大学1系，湖北 武汉 430033；2．中国人民解放军92578部队，北京 110100)

摘要 针对船舶发电汽轮机系统呈现多物理场耦合与强非线性等复杂动态特性，导致传统阈值监测与数据驱动方法难以在复杂工况下准确辨识关键故障传播路径的问题，提出融合时序卷积网络与可微分无环约束优化的因果发现框架(TCN-NOTEARS)，该框架通过深度融合时序卷积网络(TCN)与NOTEARS优化框架，旨在解决非线性时滞因果关系的核心辨识难题．其利用TCN的膨胀因果卷积捕获长程跨时间依赖，并借助NOTEARS的可微分无环约束学习有向无环图结构，从而突破了传统方法对线性与瞬时因果的表征局限．在合成数据集上，本文方法因果图重构的精确率与召回率的调和平均数(F1-score)达0.82，较NOTEARS基线提升7.9%．实验进一步表明：该方法能准确辨识多物理场参数间的因果关系，清晰揭示关键故障的传导路径与动态演化过程．

关键词 船舶发电汽轮机；因果发现；根因分析；时间序列数据；非线性因果关系
中图分类号 TP18 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2026)10-0118-07

Causal discovery and fault root cause analysis with time series data for marine steam turbine systems

ZOU Ziyi[1] *PENG Maolin*[2] *YANG Zichun*[1] *CHEN Guobing*[1]
(1．Department 1，Naval University of Engineering，Wuhan 430033，China；
2．Unit 92578 of the Chinese People's Liberation Army，Beijing 110100，China)

Abstract Aiming at the problem that the complex dynamic characteristics, such as multi-physical-field coupling and strong nonlinearity,exhibited by marine steam turbine systems make it difficult for traditional threshold monitoring and data-driven methods to accurately identify the propagation paths of critical faults under complex operating conditions, a causal discovery framework integrating temporal convolutional network (TCN) and differentiable acyclic graph optimization (NOTEARS, i.e., non-combinatorial optimization via trace exponential and augmented lagrangian for structure learning) was proposed, denoted as TCN-NOTEARS．By deeply integrating the TCN and the NOTEARS optimization framework,this framework was intended to solve the core identification problem of nonlinear time-delayed causal relationships．The dilated causal convolutions of TCN were utilized to capture long-range cross-time dependencies, and the differentiable acyclic constraint of NOTEARS was employed to learn the directed acyclic graph structure,thereby breaking through the characterization limitations of traditional methods for linear and instantaneous causality．On the synthetic dataset, the harmonic mean of precision and recall (F1-score) of 0.82 is achieved by the proposed method for causal graph reconstruction, which is 7.9% higher than that of the NOTEARS baseline．Experiments further demonstrate that the causal relationships among multi-physical-field parameters can be accurately identified by this method, and the propagation paths and dynamic evolution processes of critical faults can be clearly revealed．

Key words marine steam turbine；causal discovery；root cause analysis；time series data；nonlinear causality

船舶发电汽轮机的运行状态呈现典型的多物理　　场耦合特征．蒸汽压力、蒸汽流量、滑油压力等关

收稿日期 2025-10-18．
作者简介 邹梓仪(2001—)，女，博士研究生；陈国兵(通信作者)，教授，E-mail：1208061075@nue.edu.cn．
基金项目 装备预研共用技术基金资助项目．

键参数间存在显著的非线性关联与动态时滞效应．然而，当前运维中广泛采用的阈值监测与数据驱动方法，当面对复杂故障演化时存在机理不清、可解释性弱等问题，尤其在故障根因辨识与运维决策方面效果欠佳．随着装备数智化转型推进，基于多源异构数据构建可解释的因果发现框架，已成为实现船舶动力系统预测性维护的核心技术挑战之一[1]．

因果发现旨在从观测数据中推断变量间因果结构，主流方法分为基于约束、基于得分与基于模型三类．前两类分别受限于马尔可夫等价类区分困难和局部最优风险[2-3]；基于模型的方法通过显式建模函数关系表达能力更强，如NOTEARS[4]将图结构学习转化为连续优化问题，为高维场景提供了高效求解路径．后续深度学习方法[5-7]进一步提升了非线性因果关系建模能力，但数据与算力需求仍限制其工业实际应用[8]．

目前，因果发现方法已在信息物理系统、能源装备等复杂工程领域得到应用研究，并逐步向船舶动力系统安全方向延伸．例如Lin等[9]将因果发现用于微服务故障定位，Zhang等[10]用于风电结构安全优化，郑舒文等[11-12]基于因果路径图卷积网络开展机电系统故障检测，Yokoyama等[13]则提出面向动态系统的时序因果框架．现有方法在船舶高维动态场景中面临挑战：变量维度升高导致模型表达能力与计算效率难以兼顾；对时变工况适应性不足，难以有效捕捉随时间演化的因果机制，尤其在多物理场动态滞后效应建模上局限性突出，严重制约了实际工况中故障传播路径的准确推断．

为此，针对非线性时滞因果关系表征，本研究提出融合时序卷积网络(TCN)与NOTEARS的因果发现框架(TCN-NOTEARS)．核心贡献如下：在模型架构上，构建端到端时序因果模型，联合优化TCN非线性特征提取与NOTEARS可微分结构学习，实现高维时序因果结构的高效推断；在理论方法上，引入动态无环约束与时滞稀疏正则化，确保动态因果图的无环性与结构简洁性．基于船舶发电汽轮机物理试验平台的实验表明：该方法可实现故障根因精准定位与可解释追溯，为装备智能运维提供可靠的理论工具与实践依据．

1　TCN-NOTEARS方法框架构建

1.1　方法框架概述

为解决船舶发电汽轮机系统时序数据在非线性关系刻画、动态时滞因果关系辨识上面临的核心挑战，本研究构建了如图1所示的TCN-NOTEARS因果发现框架，图中：$\boldsymbol{X}_t$为输入的时间序列数据；$\boldsymbol{F}_t$为时延特征矩阵．

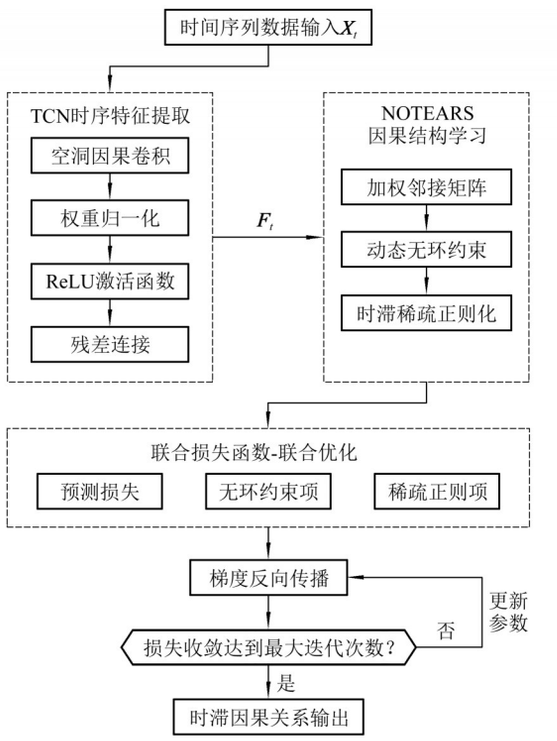


图1　TCN-NOTEARS因果发现框架

该框架的核心在于融合时序卷积网络的深层特征提取能力与NOTEARS的可微分结构学习机制，整体工作流程包含以下三个阶段．

a．时序特征提取：针对非线性时序依赖的捕获需求，采用时序卷积网络(TCN)作为特征提取器，利用其空洞因果卷积与残差连接结构有效捕捉多尺度时序模式，为后续因果发现提供高质量的非线性特征基底．

b．因果结构学习：将时延特征矩阵输入NOTEARS模块，通过参数化时滞加权邻接张量与动态无环约束，确保了在时序扩展下所学因果图的有向无环性，为辨识具有物理意义的时滞因果路径提供结构保障．

c．联合优化求解：为避免特征提取与结构学习分步进行带来的误差累积，构建统一联合优化目标．通过迭代优化联合损失函数，当损失收敛或达到最大迭代次数时终止训练并输出因果图；否则继续执行梯度反向传播更新参数，从而提升因果推断的整体一致性与稳健性．

针对时间序列输入，TCN-NOTEARS方法通过提供一种可解释的因果表征，克服了传统阈值报警与数据驱动方法故障机理不清、可解释性弱的局

限，从而为船舶发电汽轮机系统的智能运维提供了新的分析工具与决策基础.

1.2　TCN特征提取与结构学习输入

TCN模块作为框架的特征提取器，负责将原始时序数据转换为适用于因果结构学习的特征表示，捕获系统中的非线性时滞依赖，为后续的因果图学习提供高质量输入.

给定原始多变量时间序列$\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{T\times d}$，其中：$T$为时间步总数；$d$为系统变量维度. TCN模块通过堆叠的膨胀因果卷积层，设最大时滞阶数为L，即历史窗口取当前时刻之前L个时刻的数据. 将历史观测窗口$\boldsymbol{X}_{t-L:\,t-1}$映射为一个时延特征矩阵$\boldsymbol{F}_t\in\mathbf{R}^{d\times L}$

$$\boldsymbol{F}_t=f_{\mathrm{TCN}}(\boldsymbol{X}_{t-L:\,t-1};\ \theta),$$

式中：θ为TCN特征提取参数；$\boldsymbol{F}_t$的每列向量$\boldsymbol{F}_t^{(\tau)}\in\mathbf{R}^{d\times 1}$ $(0\leqslant\tau\leqslant L)$对应时滞$\tau$下的非线性系统状态表征.

$\boldsymbol{F}_t$被直接定义为NOTEARS模块的输入，作为量化变量间因果作用强度的基础，并通过线性解码层与NOTEARS因果强度张量$\mathcal{W}$交互，共同实现对当前系统状态$\boldsymbol{X}_t$的预测重建.

1.3　可微分因果发现与动态无环约束

基于TCN模块提取的$\boldsymbol{F}_t$，NOTEARS模块从中学习具有明确物理意义的时滞因果关系. 本研究对NOTEARS框架进行时序扩展，引入动态无环约束与时滞稀疏正则化机制. 具体定义时滞加权的邻接张量

$$\boldsymbol{W}=(\boldsymbol{W}^{(0)},\boldsymbol{W}^{(1)},\cdots,\boldsymbol{W}^{(L)})\in\mathbf{R}^{d\times d\times(L+1)},$$

式中$\boldsymbol{W}^{(\tau)}\in\mathbf{R}^{d\times d}$为时滞为$\tau$的因果强度矩阵切片.

为保障动态因果图在时序维度上的无环性，提出如下动态无环约束

$$h(\boldsymbol{W})=\mathrm{tr}\left(\exp\left(\sum\nolimits_{\tau=0}^{L}\boldsymbol{W}^{(\tau)}\circ\boldsymbol{W}^{(\tau)}\right)\right)-d=0,$$

式中：符号$\circ$为Hadamard积(矩阵对应位置逐元素乘积)；tr (·)为矩阵的迹.

该约束的关键在于将包含多时滞连接的动态因果图，等价展开为一个跨L+1时间步的聚合图G_{agg}，其整体邻接矩阵可构造为

$$\boldsymbol{A}=\sum_{\tau=0}^{L}\boldsymbol{W}^{(\tau)}\circ\boldsymbol{W}^{(\tau)}.$$

此聚合图的无环性即为原动态因果图无环的充要条件. 根据有向图论的基本判据，图结构无环的充要条件可表述为$\mathrm{tr}\,(\mathrm{e}^{\boldsymbol{A}})-d=0$.

在聚合图中，任何形式的因果循环(不论是瞬时循环还是跨时间步循环)都会在$\boldsymbol{A}$的幂次运算中表现为非零对角元，从而导致$\mathrm{tr}\,(\mathrm{e}^{\boldsymbol{A}})>d$. 因此，满足$h(\boldsymbol{W})=0$即在数学上严格保证了聚合图中不存在任何形式闭环，从而确保了动态因果结构的合理性与可辨识性.

为精简模型结构并凸显关键因果关系，同时引入时滞稀疏正则化项

$$R_{\mathrm{lag}}=\sum_{i=1}^{d}\sum_{j=1}^{d}\sum_{\tau=0}^{L}|W_{ij}^{(\tau)}|,$$

式中$W_{ij}^{(\tau)}$为变量$x_j(t-\tau)$对$x_i(t)$的因果影响强度. 通过调节该正则项权重系数控制其强度，可有效抑制噪声引起的虚假时滞依赖，提升因果图结构的简洁性与鲁棒性.

1.4　联合优化与梯度协同传播

为实现端到端训练，本研究构建如下联合损失函数，以同步优化特征提取参数θ与$\boldsymbol{W}$

$$\mathcal{L}=\mathcal{L}_{\mathrm{pred}}+\mathcal{L}_{\mathrm{struct}},$$

式中：$\mathcal{L}_{\mathrm{pred}}$为预测损失；$\mathcal{L}_{\mathrm{struct}}$为结构损失. $\mathcal{L}_{\mathrm{pred}}$评估模型基于历史信息的重建精度

$$\mathcal{L}_{\mathrm{pred}}=\frac{1}{T}\sum_{t=L}^{T}\|\boldsymbol{X}_t-\boldsymbol{F}_t\boldsymbol{W}_{\mathrm{full}}\|_F^{\,2},$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{full}}\in\boldsymbol{R}^{L\times d}$为邻接张量构建的全时滞权重矩阵，将$\boldsymbol{F}_t$映射至当前时刻的预测值；$\|\cdot\|_F$为矩阵的Frobenius范数(所有元素平方和的平方根).

$\mathcal{L}_{\mathrm{struct}}$施加于因果图，确保其物理合理性

$$\mathcal{L}_{\mathrm{struct}}=\lambda_1\|\boldsymbol{W}\|_1+\lambda_2h(\boldsymbol{W})^2+\lambda_3R_{\mathrm{lag}},$$

式中：λ_1为L1正则化系数，用于促进因果图的稀疏性以凸显核心因果关系；λ_2为无环约束惩罚系数，控制$h(\boldsymbol{W})$约束的强度；λ_3为时滞稀疏正则化系数，用于调节R_{lag}对虚假时滞依赖的抑制力度.

通过联合损失函数实现模型端到端的协同优化. 其优化过程如下：在前向传播中，TCN模块提取的$\boldsymbol{F}_t$与$\boldsymbol{W}$共同计算得到预测输出，并同步评估因果图的结构约束；在反向传播中，$\mathcal{L}_{\mathrm{pred}}$的梯度同时传播至TCN参数$\theta$(以优化特征提取)和$\boldsymbol{W}$(以优化结构识别)；与此同时，$\mathcal{L}_{\mathrm{struct}}$作为强约束，通过增强拉格朗日法直接作用于$\boldsymbol{W}$，确保其收敛于一个有向无环图. 至此，TCN与NOTEARS在统一梯度流的驱动下，实现特征学习与因果发现的深度协同.

2　TCN-NOTEARS因果发现性能验证

为系统评估TCN-NOTEARS方法在非线性时滞因果关系识别中的性能，本研究通过构建仿真数据集与多方法对比实验展开验证. 针对现有公开因

果数据集难以满足船舶动力系统强非线性耦合验证需求的问题，采用可控合成数据生成机制，构建具有已知真实因果结构的仿真数据集，为算法性能评估提供可量化、可复现的基础．

2.1　数据集构建与实验设置

为确保评估的公正性与普适性，合成数据集的构建遵循以下原则：**a**．因果机制可追溯，预设真实因果图结构与时滞参数；**b**．动力学特性逼真，采用非线性函数模拟变量间相互作用；**c**．评估无偏性，数据生成过程独立于任何因果发现算法，保证对比实验的公平性．

具体生成机制如下：采用随机有向无环图作为基础因果拓扑，设定系统变量数为20，边生成概率为0.3，以模拟中等复杂度的系统结构．变量间因果关系通过如下非线性模型实现

$$S_j(t)=\sum_{i\in\beta(j)} W_{ij}X_i(t-\tau_{ij});$$

$$X_j(t)=\tanh\left(S_j(t)\right)+\epsilon_j(t)\quad(\epsilon_j(t)\sim\mathcal{N}(0,0.1)),$$

式中：$\beta(j)$为变量X_j的父节点集合；$W_{ij}\in[-1.5,-0.5]\cup[0.5,1.5]$为随机生成的因果作用强度；$\tau_{ij}\in\{1,2,\cdots,5\}$为均匀采样的时滞参数；$t$为时间索引；$X_i(t-\tau_{ij})$为变量$i$在滞后$\tau_{ij}$时刻的观测值．生成序列总长度为5 000，按70%∶15%∶15%的比例划分为训练集、验证集和测试集

本研究选取基于预测的格兰杰因果(Granger)方法、基于条件独立性检验的PCMCI与PCMCI+方法、基于线性结构方程模型的NOTEARS方法作为基线对比．所有因果发现方法均在统一数据集上进行训练与测试，并从定性与定量两个维度展开全面比较．

2.2　因果发现结果定性分析

为直观比较各方法的因果结构识别能力，图2展示了各因果发现方法在包含10个节点的代表性因果子图上的重构结果．图2(a)为真实因果网络，可观察到节点间明确方向性的因果连接．

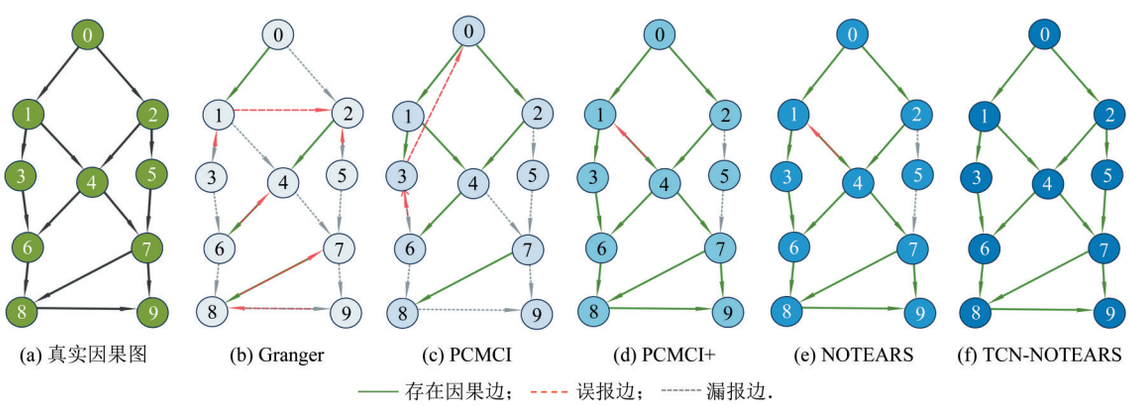


图2　因果图结构重构对比示意图

由图2可见：Granger与PCMCI方法均存在较多漏报与误报，显示出在非线性因果识别中的局限性．PCMCI+与NOTEARS方法对真实结构的还原能力有显著提升，但仍存在一定误报与漏报．相比之下，TCN-NOTEARS几乎完整还原了真实拓扑结构，仅出现极少数漏报且无误报，体现了其在非线性特征提取与结构学习中的优势．上述定性分析结果表明：TCN-NOTEARS在因果拓扑重构中具有更高的准确性与鲁棒性，能够有效捕捉变量间的非线性与时滞依赖关系．

2.3　基线对比与定量分析

为全面评估各方法性能，从结构还原精度、时滞估计准确性和计算效率三个维度进行量化对比，所选指标包括：结构汉明距离(SHD)，F1-score，时滞检测误差(e)，计算时间．时滞检测误差计算公式为

$$e=\frac{1}{|E|}\sum_{(i,j)\in E}\frac{|\hat{\tau}_{ij}-\tau_{ij}|}{\tau_{ij}}\times 100\%,$$

式中：E为正确识别出的因果边集合；$\hat{\tau}_{ij}$和τ_{ij}分别为估计时滞与真实时滞．

定量评估结果如表1所示(数据为五次重复实验均值±标准差)，除计算时间外，表中最下面一行数据主要精度指标最优．本研究基于五次独立重复实验，通过双样本t检验进行组间比较．统计检验表明，TCN-NOTEARS在绝大多数评价指标上均显著优于基线方法．检验结果的显著性水平p为检验结果可靠性的量化指标，p值越小表明差异越显著(p<0.05为显著，p<0.01为极显著)．具体而言，TCN-NOTEARS在因果结构还原精度(SHD和F1-score)上表现出极显著优势(p<0.01)，同时在时滞检测精度上也显著优于基线(p<0.05)，在计算时间指标上，TCN-NOTEARS与基线方法相比无显著劣

表 1　因果发现方法性能参数

方法	SHD	F1-score	时滞检测误差/%	计算时间/s
Granger	23.6(±2.1)	0.58(±0.04)	28.4(±3.2)	5.2(±0.8)
PCMCI	17.3(±1.5)	0.71(±0.03)	12.7(±1.8)	41.8(±6.5)
PCMCI+	15.4(±1.3)	0.75(±0.026)	8.8(±1.5)	52.4(±7.1)
NOTEARS	14.9(±1.2)	0.76(±0.025)	9.5 (±1.2)	68.3(±9.7)
TCN-NOTEARS	10.2(±0.8)	0.82(±0.02)	8.3 (±0.5)	54.7(±5.2)

势，综合精度与效率的平衡性最佳．

在因果结构重构方面，TCN-NOTEARS 取得了最低的 SHD 值 (10.2±0.8) 和最高的 F1-score(0.82±0.02)，其结构还原精度显著超越所有基线．与性能次优的 NOTEARS 相比，TCN-NOTEARS 的 SHD 降低 31.5%，F1-score 相对提升 7.9%，这表明了 TCN 模块通过捕捉复杂的非线性关系，有效克服了线性假设的固有局限．在时滞估计方面，TCN-NOTEARS 将时滞检测误差控制在 8.3%±0.5%，显著优于 NOTEARS 的 9.5%±1.2%，同时也高于专注于时序依赖检验的 PCMCI+(8.8%±1.5%)，体现了 TCN-NOTEARS 在多尺度时序依赖建模中的优势，能够更为精准地捕捉因果作用的动态延迟特性．在计算效率方面，TCN-NOTEARS 平均计算时间 (54.7±5.2 s) 显著快于 NOTEARS(68.3±9.7 s)，验证了联合优化策略通过端到端的梯度训练机制，有效规避了高复杂度的搜索过程，在保证性能的同时提升了计算效率．

综合实验结果表明：TCN-NOTEARS 在因果结构还原精度、时滞估计与计算效率方面均展现出卓越且均衡的性能，为船舶发电汽轮机系统的故障根因分析提供了更为可靠、高效的因果推理方法支撑．

上述实验结果基于一个涵盖了基于预测 (Granger)、条件独立性检验 (PCMCI，PCMCI+) 与结构方程模型 (NOTEARS) 三类主流范式的对比框架，充分验证了 TCN-NOTEARS 的综合优势．值得进一步说明的是，尽管 DAG-GNN 等深度学习因果模型在非线性表征方面表现出色，但其架构专为瞬时因果发现设计，与本研究聚焦的时滞因果估计存在范式差异．同时，考虑到将该类模型改造用于时滞任务将产生极高的计算开销，受限于当前实验条件，本研究未将其纳入定量对比．相较之下，TCN-NOTEARS 通过时序卷积网络与 NOTEARS 框架的融合，构成了一种面向时滞发现的深度学习解决方案．该方案避免了改造通用深度学习模型所伴随的巨大计算开销，在原理上更契合工业系统对动态滞后效应的建模需求，在精度与效率间取得了更优的平衡．

3　船舶发电汽轮机故障根因分析

为验证 TCN-NOTEARS 在实际工业场景中的有效性与应用价值，将其应用于船舶发电汽轮机组故障诊断，基于自主研发的物理试验平台，通过采集系统多源异构数据，训练模型进行因果结构学习，以揭示故障传播路径与根因机制．

3.1　船舶发电汽轮机系统物理试验平台

物理试验平台由实船发电汽轮机组核心设备集成搭建，在设备规格与工作原理上与真实系统保持高度一致．平台集成锅炉、汽轮机、冷凝器及控制系统等全套设备，构成可独立运行、参数可控的完整船舶发电汽轮机系统物理试验平台．

通过部署高精度传感器网络，物理试验平台采集包括蒸汽流量、压力、滑油温度、冷凝器水位等 62 个维度的多源时间序列数据，为系统动态行为刻画和故障特征捕捉提供了数据基础，同时为在受控环境下研究故障传播机制提供了必要的物理条件．

3.2　试验设计及数据采集处理

基于上述发电汽轮机系统物理试验平台，设计主动故障注入试验：通过高调门开度异常调控操作，诱发冷凝器真空度报警故障，并完整记录系统从正常运行到故障报警的全过程动态响应．

试验选取汽轮机额定转速 3 000 r/min 下，负载从 0 kW 阶梯式增加至 80 kW 的变工况过程作为分析窗口．数据采集频率为 1 Hz，时长超过 3 500 s．据此，获得同时包含稳态与动态激励的时序数据集，满足因果发现算法对时序深度与动态特征的要求．

对原始数据进行系统性预处理，包括异常脉冲剔除、缺失值插值与 Z-score 标准化 (零-均值标准化) 等处理．随后，通过异常检测算法重构关键参数序列，精确标定经实验验证的真实故障区间．图 3 展示了部分关键参数的标准化序列与故障区间．

经过数据采集与处理流程，最终构建了适用于因果发现的高质量船舶发电汽轮机系统时序数据集，为后续故障因果推理奠定了可靠的数据基础.

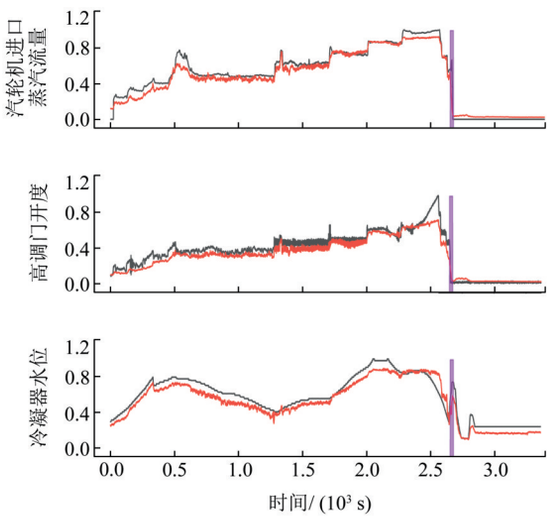


图3　关键参数变化趋势曲线及异常区间标定

3.3　故障因果推理分析

聚焦于冷凝器真空度报警故障，以系统性对比为基础，对 TCN-NOTEARS 方法输出的因果结构进行深入剖析. 为聚焦核心故障机制，从模型初步输出中筛选出与真空度异常最相关的 7 个关键变量，构成分析子集. 其加权邻接矩阵清晰揭示了变量间的因果作用强度与方向，如图 4 所示，图中：①～⑦分别为主汽门开度、高调门开度、汽轮机进口蒸汽流量、汽轮机进口蒸汽压力、冷却水回水温度、冷凝器真空度及冷凝器水位.

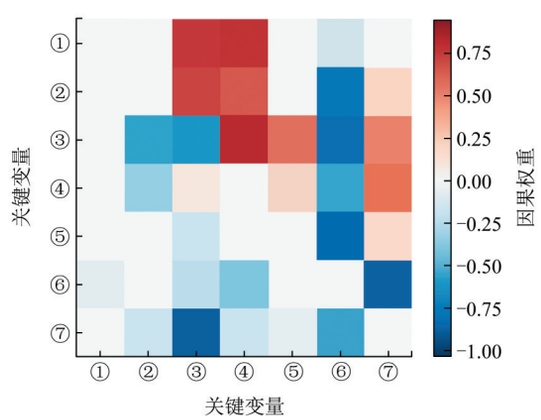


图4　关键变量加权邻接矩阵

提取因果强度显著的边，构建描述故障传播路径的有向无环图，如图 5 所示. 该图直观刻画了系统的故障传播机制，为后续的路径分析提供了结构基础.

该因果图系统揭示了故障传播的两条核心路径：一条源于蒸汽侧调节机构(主汽门/高调门开度

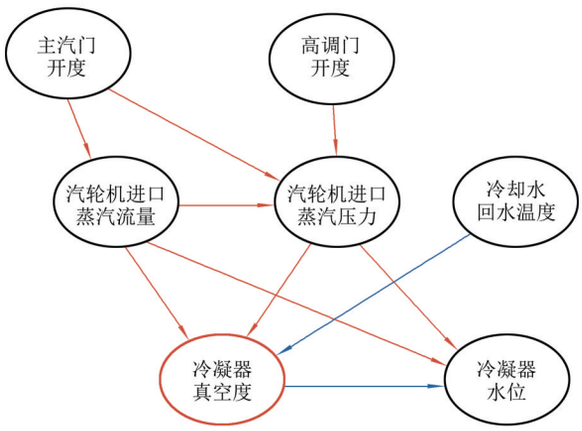


图5　基于 TCN-NOTEARS 的故障传播路径有向无环图

变化)，通过影响汽轮机进口蒸汽流量与压力，作用于冷凝器真空度；另一条源于冷却侧性能退化(冷却水回水温度升高)，直接导致冷凝器热交换效率下降，引起真空度异常.

与 2.3 节的定量结果相印证，本案例的定性分析进一步表明：基线方法(如 Granger，PCMCI+)的因果结构中普遍存在关键边(如图 4 中②→③，⑤→⑥)缺失或因果方向错误(如出现⑦→④等违反物理时序的指向)问题，致使其无法构建出完整、连贯的有效传播路径. 相比之下，TCN-NOTEARS 所识别的结构在完整性与正确性上均表现出显著优势.

TCN-NOTEARS 所识别因果结构与系统实际状态变化及领域专家认知高度一致，验证了其在因果关系识别中的准确性，并凸显了其相较于传统阈值报警与黑箱模型的可解释性优势，不仅能定位故障源头，更能清晰阐释动态传播机制.

实验充分验证：TCN-NOTEARS 能够有效处理船舶发电汽轮机系统中多物理场耦合的高维时间序列数据，准确识别故障根因并阐释其动态传导路径，为船舶动力系统的高可靠性及可解释性智能运维提供了可靠的推理方法，支撑从事后报警到事前预警与事中诊断的系统运维模式跨越.

4　结论

本研究针对船舶发电汽轮机组故障传播路径辨识中的非线性、时滞性挑战，提出了 TCN-NOTEARS 因果发现框架.

a. TCN-NOTEARS 能够有效识别多变量时序中的非线性因果机制. 在合成数据实验中，其性能显著优于 NOTEARS 及多种基线方法，在 F1-score 等关键指标上达到最优(0.82±0.02)，验证了其在非

线性因果关系建模方面的优越性能．

b．TCN-NOTEARS 能够准确识别多物理场参数间的复杂因果关系．基于船舶发电汽轮机系统物理试验平台故障注入实验表明：该方法能有效揭示关键故障传播路径与动态演化过程，为系统根因分析提供了可解释的推理框架．

c．TCN-NOTEARS 为船舶动力系统运维提供了新的技术路径．相较于传统阈值监测与黑箱数据驱动方法，该方法能够有效解决船舶动力系统故障诊断中机理不清、可解释性弱等问题，支持从被动报警向主动因果诊断的运维模式转变．

参　考　文　献

[1] 朱晓敏，陶晶晶，马力，等．基于因果发现的复杂系统根因分析方法综述[J]．系统工程与电子技术，2025，47(10)：3325-3352．

[2] ZHANG H，ZHANG K，ZHOU S G，et al．Testing independence between linear combinations for causal discovery[J]．Proceeding of the AAAI Conference on Artificial Intelligence，2021，35(7)：6538-6546．

[3] RAMSEY J，GLYMOUR M，SANCHEZ-ROMERO R，et al．A million variables and more：the Fast Greedy Equivalence Search algorithm for learning high-dimensional graphical causal models，with an application to functional magnetic resonance images[J]．International Journal of Data Science and Analytics，2017，3(2)：121-129．

[4] ZHENG X，ARAGAM B，RAVIKUMAR P，et al．DAGs with NO TEARS：continuous optimization for structure learning[EB/OL]．[2025-08-18]．https://arxiv.org/abs/1803.01422．

[5] YU Y，CHEN J，GAO T，et al．DAG-GNN：DAG structure learning with graph neural networks[EB/OL]．[2025-08-18]．https://arxiv.org/abs/1904.10098

[6] JIANG J C，SHEN R J，ZHAO C，et al．Causal discovery based on hierarchical reinforcement learning[J]．Expert Systems with Applications，2025，279：127466．

[7] YANG X，LAN T，QIU H，et al．Nonlinear causal discovery *via* dynamic latent variables[J]．IEEE Transactions on Automation Science and Engineering，2025，22：10381-10391．

[8] 胡志远，高锦涛．因果发现技术研究综述[J]．计算机工程与应用，2025，61(24)：40-67．

[9] LIN C M，CHANG C，WANG W Y，et al．Root cause analysis in microservice using neural granger causal discovery[J]．Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence，2024，38(1)：206-213．

[10] ZHANG R X，AN L Q，YANG X M，et al．A distributed inference method integrating causal analysis and surrogate models for optimizing tuned mass damper parameters to enhance offshore wind turbine safety[J]．Reliability Engineering & System Safety，2025，257：110863．

[11] 郑舒文，王冲，刘杰．基于因果路径图卷积神经网络的复杂机电系统故障检测方法[J]．系统工程，2024，42(6)：141-147．

[12] TILOCCA G，SÁNCHEZ D，TORRES-GARCÍA M．Applying the root cause analysis methodology to study the lack of market success of micro gas turbine systems [J]．Applied Energy，2024，360：122717．

[13] YOKOYAMA H，SHINGAKI R，NISHINO K，et al．Causal-discovery-based root-cause analysis and its application in time-series prediction error diagnosis[C]// Proc of 2025 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)．Rome：IEEE，2025：1-10．