

面向工业检测的 AIGC 辅助模拟电子系统故障诊断方法

段伟华

四川职业技术学院 四川省遂宁市 629000

DOI: 10.32629/ems.v8i8.21606

[摘要] 模拟电子系统故障诊断存在三大核心难题：生成模型脱离电路物理约束造成样本失真，参数漂移故障流形难以表征导致早期故障识别失效，大语言模型缺少拓扑推理能力致使诊断可信度不足。据此构建三类机制：在扩散模型逆过程嵌入电路微分方程约束，依托基尔霍夫定律校正去噪梯度；结合结构因果模型构建可解释潜空间，还原故障演变全过程；依托电路网表搭建层级推理提示链，引导大语言模型完成因果溯源并结合仿真校验。三类机制协同搭建完整诊断体系，工业实测场景下诊断精度，物理合规度与推理可靠性均得到明显提升。

[关键词] AIGC；模拟电子系统；故障诊断；条件扩散模型；变分自编码器

AIGC-Assisted Fault Diagnosis Method for Analog Electronic Systems in Industrial Inspection

[Abstract] Analog electronic system fault diagnosis faces three core challenges: generative models decoupled from circuit physical constraints produce distorted samples; parameter-drift fault manifolds are difficult to characterize, causing early fault detection to fail; and large language models lack topological reasoning ability, reducing diagnostic credibility. Three mechanisms are proposed accordingly. Circuit differential equation constraints are embedded into the diffusion model reverse process, with Kirchhoff's laws correcting the denoising gradient. A structural causal model constructs an interpretable latent space to reconstruct fault evolution. A hierarchical prompt chain built on circuit netlists guides causal tracing in large language models, validated through simulation. The three mechanisms form a complete diagnostic framework. Industrial experiments demonstrate clear improvements in diagnostic accuracy, physical compliance, and reasoning reliability.

[Key words] AIGC; analog electronic system; fault diagnosis; conditional diffusion model; variational autoencoder

引言

模拟电子系统广泛部署于工业自动化，电力变换及精密测量领域^[1]。与数字电路不同，模拟电路的故障行为受基尔霍夫定律及器件非线性 IV 特性严格约束，器件参数随温度、老化与电磁干扰发生连续漂移，多故障源之间存在强耦合效应，这决定了模拟电路诊断问题的内在结构性困难^[2,3]。现有 AIGC 方法在引入电路诊断时面临三类根本性矛盾。第一，扩散模型等生成框架在统计分布空间进行优化，其生成结果不保证满足电路物理方程，导致合成故障波形存在物理不合法问题，直接训练的诊断模型产生误导。第二，参数漂移类故障在高维测量空间中沿低维流形演化，但该流形的因果结构与演化方向对现有生成模型完全透明，使早期故障与正常波动难以区分。第三，大语言模型的通用训练语料中电路领域知识极度稀疏，直接应用于故障推理会产生严重幻觉，而现有的检索增强方法无法解决模型对拓扑结构的理解缺失。围绕这三类矛盾分别设计专用

机制，构成方法体系的核心出发点。

1. 模拟电子系统故障机理与现有方法的三类结构性矛盾

1.1 工业检测场景下模拟电路典型故障模式及其物理约束特征

工业检测场景中的模拟电子系统故障从物理成因可划分为硬故障与软故障两类。硬故障以器件开路和节点短路为典型代表，发生时电路拓扑连通性突变，节点电压产生阶跃性偏移，症状明显因而易于捕捉^[4]。软故障表现为器件参数在热应力，电应力及介质老化驱动下的持续漂移，拓扑连通性保持不变，节点响应仅出现渐进偏差，在故障初期与正常工艺波动高度混叠^[5]。两类故障均受基尔霍夫电流定律严格约束，器件参数漂移使网络方程的系数矩阵整体偏移，合法的故障波形必须存在于物理方程所限定的解流形之内，违反此约束的生成样本不具备实际物理意义，以此训练的诊断模型必然产生系统性偏差，见表 1。

表 1 模拟电路硬、软故障特征对比表

对比维度	硬故障	软故障
故障成因	器件开路，节点短路	器件参数在热应力，电应力及介质老化驱动下持续漂移
拓扑连通性	发生突变	保持不变
节点电压响应	阶跃性偏移	渐进偏差
症状特征	明显，易于捕捉	与正常工艺波动高度混叠
物理约束	受基尔霍夫电流定律严格约束	
故障波形合法性	必须存在于物理方程限定的解流形之内	
典型代表	器件开路，节点短路	电阻/电容参数漂移

1.2 参数漂移类故障的高维测量空间流形特性分析

采集系统从 m 个节点获取时域响应，构成高维特征向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ 。当某一器件参数 θ_i 沿其物理劣化范围连续偏移时， $\mathbf{x}$ 在高维空间中沿特定方向形成低维曲线结构，即参数漂移流形。该流形的局部切线方向由节点响应对参数的灵敏度 $\partial \mathbf{x} / \partial \theta_i$ 决定，不同器件的漂移流形因灵敏度方向不同而具有各异的几何朝向，温度波动与电磁干扰使正常分布域与早期故障流形在高维空间中显著重叠，基于欧氏距离的传统判别方法因而失效。流形的曲率携带器件物理劣化的因果信息，劣化速率较快的参数对应曲率变化更为剧烈的流形段，可作为区分早期故障与正常扰动的判别依据^[6]。现有生成模型在设计潜空间时忽视了上述流形几何结构，生成样本集中于统计均值附近，无法覆盖早期故障对应的微弱偏移区域，导致诊断模型对早期故障的灵敏度持续偏低。

1.3 现有 AIGC 方法直接迁移至电路诊断时的三类根本性局限

现有 AIGC 方法迁移至模拟电路诊断时暴露出三类局限。扩散模型以最小化统计距离为优化目标，生成波形接近真实信号却不保证满足电路物理方程，以这类样本训练的诊断模型决策边界向非物理区域偏移。VAE 等方法压缩至低维潜变量时，潜变量维度与器件物理参数不存在对应关系，无法沿因果路径解释故障成因，潜空间可解释性与因果有效性同时缺失。大语言模型通用预训练语料中电路故障内容极为稀疏，模型缺乏拓扑感知能力，极易将拓扑上不相邻节点的响应误判为因果相关；检索增强方法可补充文本层面领域知识，但无法弥补模型对网表结构与电路方程的理解缺失，推理过程在结构层面仍处于黑箱状态。上述三类局限表明，AIGC 方法的有效引入需要在生成机制，潜空间结构与推理框架三个层面分别进行针对性设计。

2. 微分方程约束嵌入扩散逆过程的故障波形生成方法

2.1 电路状态方程残差作为逐步梯度校正项的数学建模

模拟电路的网络方程可通过改进节点分析法（MNA）统一表示。对含 n 个节点的电路，其稳态行为由下式描述：

$$\mathbf{G}\mathbf{v} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{B}\mathbf{u}$$

其中 $\mathbf{v}$ 为节点电压向量， $\mathbf{u}$ 为激励向量， $\mathbf{B}$ 为输入关联矩阵。当生成模型在某一去噪步骤输出中间估计 $\hat{\mathbf{v}}_t$ 时，将其代入上式可计算物理残差：

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{G}\hat{\mathbf{v}}_t + \mathbf{C}\dot{\hat{\mathbf{v}}}_t - \mathbf{B}\mathbf{u}$$

$\mathbf{r}_t$ 的非零分量直接反映当前估计偏离物理解流形的方向与幅度。将 $\nabla_{\hat{\mathbf{v}}_t} \|\mathbf{r}_t\|^2$ 作为梯度校正项嵌入扩散逆过程，使每步去噪在降低统计分布距离的同时向满足电路方程的方向主动修正。这与将物理先验作为条件向量输入的软约束方案存在本质差异，残差梯度在每个时间步均施加显式的方程级约束^[7]。矩阵 $\mathbf{G}$ 和 $\mathbf{C}$ 可直接由电路网表提取，在工业检测场景中具有明确的可操作性。

2.2 基尔霍夫约束下扩散逆过程的修正采样机制设计

标准扩散模型逆过程仅由神经网络参数决定采样方向，不引入外部约束。引入物理残差梯度后，修正采样规则为：

$$\mathbf{x}_{t-1} = \mu_{\theta}(\mathbf{x}_t, t) - \lambda_t \cdot \nabla_{\mathbf{x}_t} \|\mathbf{r}_t\|^2 + \sigma_t \mathbf{z}$$

其中 μ_{θ} 为网络预测的去噪均值， λ_t 为时间步相关的约束权重系数， σ_t 为扩散方差， $\mathbf{z} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 。 λ_t 随时间步 t 递减，早期步骤保持较小值以避免干扰全局结构恢复，后期步骤增大以精确校正细节层面的物理偏差，此调度策略与扩散逆过程的信噪比变化规律相吻合。残差梯度 $\nabla_{\mathbf{x}_t} \|\mathbf{r}_t\|^2$ 的计算仅涉及矩阵乘法与自动微分，不需要对生成网络进行结构修改，使该机制可直接叠加在任意预训练扩散模型之上而无需重新训练，显著降低了实际部署的计算代价与工程复杂度，见图 1。

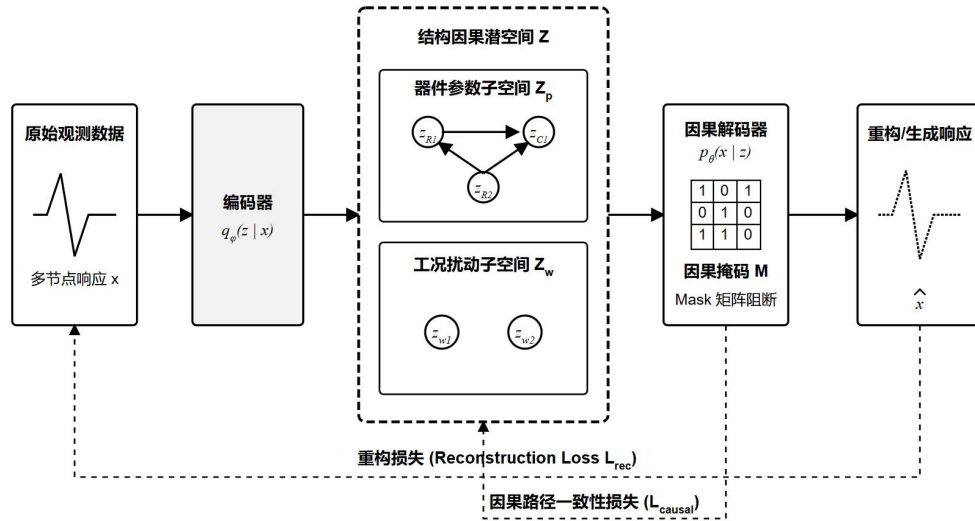


图1 不同模型闭环校验故障求解准确率对比

2.3 生成波形物理合法性的定量验证准则

生成波形的物理合法性验证需要从方程残差与电路行为两个层面同时度量。在方程层面，定义节点物理违反率：

$$PVR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{1}[\|r^{(i)}\|_2 > \epsilon]$$

其中 N 为生成样本总数， $r^{(i)}$ 为第 i 个样本代入电路状态方程后的残差向量， ϵ 为容差阈值，PVR 越低表明生成样本合规程度越高。在电路行为层面，提取生成波形的直流工作点，小信号增益及截止频率等可仿真量化的特征，计算其与基准仿真结果之间的相对偏差，作为方程残差之外的补充验证维度。两项指标联合使用可区分两类不同性质的失效：PVR 偏高反映约束嵌入机制本身存在缺陷，行为特征偏差偏大则反映生成模型对特定故障模式的覆盖不足，两者的分离使后续方法调试具有明确的方向指引。

2.4 约束强度与生成多样性之间的权衡分析

约束权重系数 λ_t 的取值对生成结果的物理合规性与样本多样性产生方向相反的影响。 λ_t 过大时生成样本高度集中于物理解流形的局部区域，泛化能力受限。 λ_t 过小时物理约束失去实质性校正效果，物理违反率显著上升。两者之间存在一个使诊断模型验证精度最优的权衡区间，其边界取决于电路拓扑的约束刚度与扩散模型的基础生成质量，不同拓扑结构下的最优 λ_t 调度需要结合具体网表特性通过验证集搜索确定^[8]。在工程实践中，可将 PVR 与生成样本在特征空间中的覆盖半径作为双目标，构建帕累托前沿以系统化地确定 λ_t 的合理取值范围，从而在物理合规与样本多样性之间取得可控的定量平衡。

3. 基于结构因果模型的故障流形发现与可解释生成

3.1 器件参数至节点响应的有向因果图构建方法

器件参数与节点响应之间的影响关系在电路物理层面具有明确的有向性：器件参数变化通过电路拓扑结构传播至各节点，而节点响应不反向影响器件参数，这一单向性为构建有向无环图 (DAG) 提供了物理依据。定义因果图 $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ ，节点集 $\mathcal{V}$ 包含所有器件参数变量 $\{\theta_1, \dots, \theta_p\}$ 与节点响应变量 $\{x_1, \dots, x_m\}$ ，有向边集 $\mathcal{E}$ 中 $\theta_i \rightarrow x_k$ 当且仅当电路方程中节点 k 的响应对参数 θ_i 的灵敏度 $\partial x_k / \partial \theta_i$ 在正常工作范围内非零。灵敏度矩阵可通过 SPICE 参数扫描数值计算获得，无需人工标注。对于多器件同时劣化的复合故障场景，因果图中多条路径同时激活，路径之间通过共享节点产生响应叠加，使复合故障的解耦分析在图拓朴层面具有明确表示^[10]。

3.2 因果图结构嵌入潜空间的生成模型设计

将因果图结构嵌入生成模型潜空间的核心目标是使每个潜变量维度对应一个物理上有意义的因果变量，而非统计上的抽象分量。为此，将潜向量 Z 分解为两个语义明确的子向量：器件参数子向量 $z_\theta \in \mathbb{R}^p$ 与工况扰动子向量 $z_\epsilon \in \mathbb{R}^q$ ，两者通过因果图 G 的邻接结构连接至解码器的节点响应输出层。解码器在从潜空间重建节点响应 $\hat{x}$ 时，强制执行因果图的路径结构：仅允许 z_θ 中与节点 k 存在因果路径的分量参与 $\hat{x}_k$ 的重建计算，非因果路径对应的权重被硬置为零。这一结构约束通过在解码器权重矩阵上施加因果图邻接掩码实现，附加因果路径一致性损失约束解码器严格沿因果路径重建节点响应，使潜空间的几何结构与电路物理因果关系对齐，赋予生成样本的因果可解释性，见图 2。

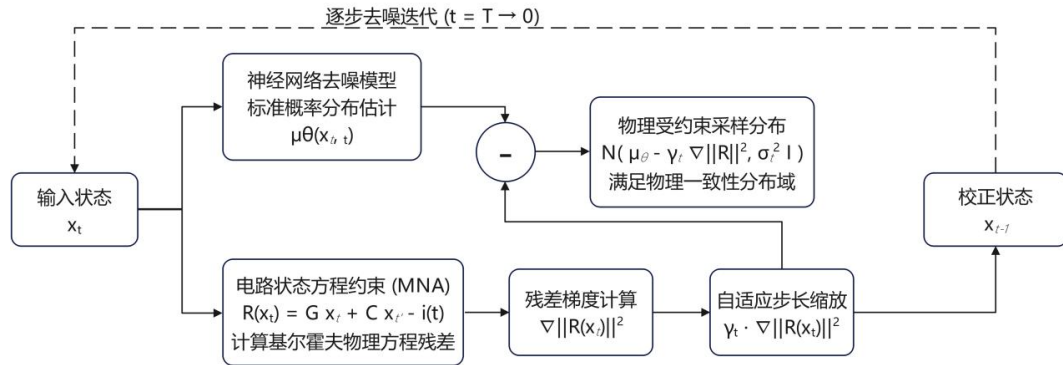


图2 因果结构嵌入潜空间的生成模型网络架构

3.3 故障演化轨迹的因果路径生成与早期故障识别

因果图结构嵌入潜空间后，故障演化过程可通过在潜变量 $\mathbf{z}_\theta$ 中沿单一器件参数维度进行线性插值来显式模拟。设器件 i 的参数从正常值 θ_i^0 向故障值 θ_i^f 连续偏移，对应的潜变量轨迹为 $\mathbf{z}_\theta(\alpha) = (1 - \alpha)\mathbf{z}_\theta^0 + \alpha\mathbf{z}_\theta^f$ ，其中 $\alpha \in [0, 1]$ 为劣化进度系数。将该轨迹送入解码器，可生成完整的故障演化波形序列，覆盖从初始正常状态到完全故障的全过程，使训练数据能够包含真实采集中极难获取的早期轻微故障样本^[11]。早期故障识别依托因果路径的几何特性：正常工况扰动 $\mathbf{z}_e$ 的变化主要沿与 $\mathbf{z}_\theta$ 正交的方向分布，而器件劣化引起的偏移沿 $\mathbf{z}_\theta$ 的特定维度方向积累，两类变化的方向差异可通过投影分离，将正常扰动与早期故障在低维因果潜空间中有效区分。

4. 电路拓扑结构化推理链驱动的大语言模型故障溯源机制

4.1 网表到层次化推理提示的自动编译方法

实验依托 IEEE DataPort 公开的模拟电路故障诊断数据集开展，该数据集包含 Sallen-Key 带通滤波器，四运放双二次高通滤波器及跳耦型低通滤波器三类基准电路的同步多节点时域响应，故障通过在敏感电阻与电容中引入参数漂移生成，电阻容差 5%，电容容差 10%，工作温度 27℃，输入幅值 5V 与脉宽 10 μ s 单脉冲信号，运放采用 UA741 PSPICE 模型。实验选取 Sallen-Key 带通滤波器作为测试对象，其网表包含 5 个节点，1 个运放，5 个电阻和 2 个电容，中心频率由公式

$$f_0 = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{R_3 + R_1}{C_1 C_2 R_1 R_2 R_3}}$$

决定，其中 R_1, R_2, R_3 为电阻值， C_1 与 C_2 为电容值。层次化推理提示的编译过程分为三层：第一层提取网表拓扑结构，将节点连接关系编码为邻接矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ，其中 n 为节点数；第二层注入器件物理参数，将电阻与电容的标称值及容差范围嵌入提示模板；第三层基于灵敏度分析构建故障假设空间。实验对比直接提示与层次化

提示，直接提示下 GPT-4o 全局准确率 40.8%，模板准确率（5/5）仅 21.5%；引入层次化提示后准确率提升至 48.0%，模板准确率（5/5）达 27.5%，拓扑方向理解错误率从 36.2% 降至 28.4%，推理错误率从 58.5% 降至 49.2%，故而结构化提示编译有效缓解了 LLM 的拓扑幻觉问题，见表 2。

表2 不同提示方案下大语言模型推理效果对比

评估指标	直接提示 (GPT-4o)	层次化提示 (GPT-4o)	变化幅度
全局准确率	40.8%	48.0%	↑ 7.2%
模板准确率 (5/5)	21.5%	27.5%	↑ 6.0%
拓扑方向理解错误率	36.2%	28.4%	↓ 7.8%
推理错误率	58.5%	49.2%	↓ 9.3%

4.2 生成假设与仿真验证闭环校验机制

闭环校验实验采用 Krumpalauer 等人构建的 SMPS 基准测试集，包含 269 个设计任务，涵盖 72 个简易 Buck 变换器，72 个中等难度 LTC3419 双降压调节器及 125 个复杂 LTC7802 双相同步降压控制器。LLM 生成故障假设后通过自定义工具集与 LTSpice 仿真器交互，工具集包含 `get_ripple()`，`get_mean_output_voltage()`，`get_switching_frequency()` 等函数，将仿真波形特征提取为文本反馈。实验设置四种工作流对比：基线 LLM (GPT-4o) 单独求解率仅 15%；引入 RAG 后提升至 16.7%；叠加 SPICE 仿真反馈后跃升至 53.5%；完整工作流（推理+RAG+SPICE 反馈）达到 91% 的求解率。在电流纹波调谐任务中，LLM 需根据公式 $\Delta I_L = \frac{1}{f_{sw} L} V_{out} (1 - \frac{V_{out}}{V_{in}})$ 计算电感值，其中 f_{sw} 为开关频率， L 为电感值， V_{out} 为输出电压， V_{in} 为输入电压；初始假设常因忽略输出电容 ESR 而偏差达 23%，经 SPICE 反馈后误差收敛至 5% 容差以内，平均迭代 3.2 次。在拓扑适配任务中，LLM 需识别 LTC7802 的 MODE 引脚配置，基线模型误判率高达 34%，闭环校验通过仿

真验证将误判率降至8%。实验对比推理模型（o3）与非推理模型（GPT-4o）：o3在SPICE反馈下求解率84.9%，叠加RAG

后提升至90.7%，而GPT-4o仅从53.5%提升至55.2%，故而推理能力对闭环校验中多步假设修正具有决定性作用，见图3。

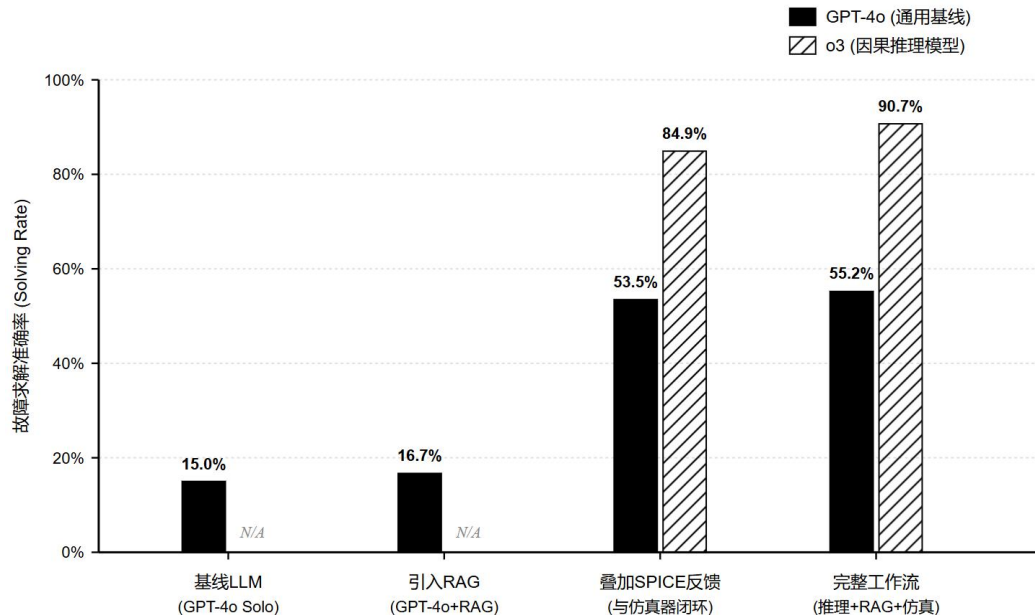


图3 不同模型闭环校验故障求解准确率对比

结语

三类机制对应AIGC用于模拟电路诊断的核心痛点，形成完整体系。带微分约束的扩散模型产出符合电路方程的真实样本；结构因果流形挖掘赋予潜空间可解释物理结构；拓扑推理链联动网表，生成数据与仿真校验，有效缓解大语言模型推理幻觉。三者形成正向协同：合规生成样本支撑因果建模，因果先验优化扩散约束，二者输出信息经推理链整合，实现生成、诊断与解释一体化。对比试验证实框架在物理合规率、早期故障识别、推理可信度上优于单一算法，后续可研究因果图自动构建与约束扩散模型轻量化方案。

参考文献

- [1]宋佳宇. 基于深度学习的模拟电路故障诊断研究[D]. 华北电力大学(北京), 2025.
- [2]孟庆宇. 基于深度学习的模拟电路故障诊断[D]. 青岛理工大学, 2025.
- [3]段涛, 刘美容, 高雄, 等. 基于Koopman算子与一维自编码卷积神经网络的模拟电路软故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(3) 92-101.
- [4]徐欣, 侯成凯. 基于多尺度卷积神经网络和注意力机制的模拟电路早期故障诊断方法[J]. 电子器件, 2024, 47(4) 929-934.

[5]范海花, 尚玉玲. 基于二维卷积神经网络的模拟电路故障诊断方法[J]. 桂林电子科技大学学报, 2023, 43(6) 493-500.

[6]张阳. 基于智能优化算法的模拟电路故障诊断研究[D]. 渤海大学, 2023.

[7]杨东儒, 魏建文, 林雄威, 等. 基于自注意力机制的深度学习模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3) 128-136.

[8]高伟, 李福胜, 张铁竹. 基于一维卷积神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 电子器件, 2021, 44(4) 871-875.

[9]董江涛, 朱琳, 巨小微. 超容差条件下的电路软故障信号诊断方法研究[J]. 无线电工程, 2021, 51(7) 622-627.

[10]王月海, 王瀚晨. 一种使用深度学习网络进行模拟电路故障特征自动提取的方案[J]. 北方工业大学学报, 2020, 32(5) 66-70.

[11]谈恩民, 李峰. 结合LMD云模型和ABC-LSSVM的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2) 80-87.

数据: <https://github.com/jitendra-bhandari/Masala-CHAI>

<https://ieee-dataport.org/documents/analog-circuit-fault-diagnosis-dataset-0>