

Multi dimensional diagnosis and fault-tolerant mechanism design for failed distributed photovoltaic flexible control testing

Yingjie Xiong

State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd. Shangrao Power Supply Branch, Shangrao, Jiangxi, 334000, China

Abstract

With the rapid increase in the penetration rate of distributed photovoltaics, the failure problem of flexible control testing, which is used to ensure the stable operation of the power grid, has become increasingly prominent. This article analyzes the case of failed flexible control testing for household and non household users of distributed photovoltaic low-voltage public transformers with a capacity of 30kW-60kW and above in a certain region, and proposes a comprehensive governance system that integrates protocol optimization, equipment status prediction, and dynamic fault-tolerant scheduling. Designed an adaptive retry algorithm based on sliding window for communication protocol anomalies that account for a large proportion; A hybrid prediction model of LSTM (Long Short Term Memory) and GRU (Gated Recurrent Unit) was constructed to address offline device issues, and an innovative hierarchical fault-tolerant architecture was proposed to achieve millisecond level fault isolation through edge cloud collaboration. Actual verification shows that this scheme can improve the success rate of flexible control testing and shorten the time for abnormal recovery.

Keywords

distributed photovoltaics; Soft control testing; diagnosis; fault tolerance

分布式光伏柔控测试失败的多维度诊断与容错机制设计

熊颖杰

国网江西省电力有限公司上饶供电分公司, 中国·江西 上饶 334000

摘要

随着分布式光伏渗透率的快速提升, 柔控测试这一用于保障电网稳定运行的环节所暴露的失败问题日益凸显。本文针对某地区30kW-60kW及60kW以上分布式光伏低压公变的户用和非户用用户柔控测试失败的案例进行分析, 提出了一套融合协议优化、设备状态预测、动态容错调度的综合治理体系。针对占比较大的通信协议异常设计了基于滑动窗口的自适应重试算法; 对设备离线问题构建了LSTM(英文全称“Long Short-Term Memory”, 中文释意“长短时记忆网络”)和GRU(英文全称“Gated Recurrent Unit”, 中文释意“门控循环单元”)混合预测模型实现离线预警, 同时创新性地提出了分级容错架构, 利用边缘-云端协同作用完成了毫秒级故障隔离。实际验证表明, 该方案可提高柔控测试成功率, 还可缩短异常恢复时间。

关键词

分布式光伏; 柔控测试; 诊断; 容错机制

1 引言

分布式光伏柔性控制是解决高比例新能源接入下电网调节能力不足的核心手段, 对分布式光伏进行实时监测调控, 可有效平抑功率波动、提升电能质量。然而, 某省2025年公变改造项目数据显示, 柔控测试失败率高达21.4%, 其中通信协议异常占比超50%, 严重制约了“可观、可测、可控、可调”目标的实现。当前缺乏对多源异构故障的系统性治理方案^[1]。本文突破传统单点优化思路, 从协

议栈、设备层、控制架构三个维度构建了闭环治理体系。

2 柔控测试失败的多维度诊断

2.1 故障特征分析

对4030次失败案例的统计分析揭示典型故障模式, 如表1所示:

表1 典型故障模式表

故障类型	典型错误码	频次	占比
通信协议异常	TK013 - 3/33, EP010	3978	98.71%
设备离线	EL001/003	41	1.02%
参数配置错误	EP004	11	0.27%

其中TK013-3(拒绝读写)与TK013-33(请求超时)

【作者简介】熊颖杰(1991-), 女, 中国江西高安人, 硕士, 高级工程师, 从事负荷管理研究。

构成主要矛盾，其根本原因为：（1）前置服务并发处理能力不足，当每秒查询率(Queries Per Second, 英文简称“QPS”) >500 时拒绝率陡增，在高并发场景下前置服务无法及时处理大量请求，导致部分请求被拒绝，影响通信的正常进行^[2]。（2）4G 网络往返时延(Round-Trip Time, 英文简称“RTT”)波动导致超时，实测农村地区时延达 $120 \pm 80\text{ms}$ 。不稳定的网络环境使得数据传输延迟增大，超过了预设的超时时间，引发请求超时错误。

2.2 深度学习辅助诊断

2.2.1 拓扑建模

把逆变器当作节点并将通信链路看作边，系统的图结构模型(图1)就被构建起来了，每个节点都有能全面描述节点与链路状态的特征向量。RSSI(接收信号强度指示)是衡量信号强弱的重要指标，在实际通信场景里信号强度对数据传输的稳定性与可靠性有直接影响，信号强度弱的时候，数据丢包率也许会大幅增加，从而影响整个系统的运行效率。SNR(信噪比)用来衡量信号质量，体现信号里有用信息和噪声的比例关系，信噪比高则信号清晰、数据传输准确性更高，信噪比低数据误码率可能就上升^[3]。

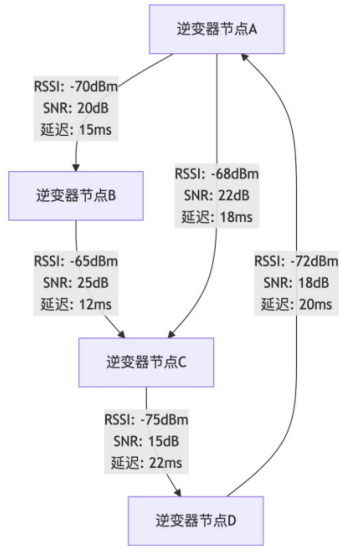


图1 拓扑建模图

2.2.2 动态学习

为了通过自适应调整模型参数使系统能够实时捕捉数据中的动态关联与复杂模式，在社交网络中量化不同节点间的交互强度差异，提升模型对动态图结构的表征能力和预测精度，采用下式的图注意力机制来实现模型的动态学习：

$$h_v^{(l+1)} = \sigma\left(\sum_{u \in N(v)} \alpha_{vu} W^{(l)} h_u^{(l)}\right)$$

$h_v^{(l+1)}$ 为节点 v 在第 $l+1$ 层的特征向量，表示通过当前层学习后的新状态。 σ 为 LeakyReLU 激活函数，引入约 0.01 的负斜率，解决 ReLU 的“神经元死亡”问题，增强负值区间的学习能力。 α_{vu} 为注意力系数，动态量化邻居节点 u 对目标节点的影响权重。 $W^{(l)}$ 为第 l 层的可训练权重矩阵，用于线性变换节点特征。 $h_u^{(l)}$ 为邻居节点 u 在第 l 层的特

征向量，作为当前层的输入信息。 $N(v)$ 为节点 v 的邻居节点集合，公式中对所有邻居 $u \in N(v)$ 进行加权聚合。

在这一机制中， α_{vu} 为注意力系数，其关键作用在于衡量节点 u 对节点 v 的重要程度，图结构复杂时，目标节点受不同邻居节点的影响程度不同，图注意力机制可自适应调整这种影响权重，社交网络中，用户与亲密好友互动对其行为模式的影响往往比普通联系人互动的更大，注意力系数能精准捕捉这种差异，LeakyReLU 激活函数被选作 σ ，它改进自 ReLU 函数并引入大概 0.01 左右的负斜率，传统 ReLU 函数输入为负数时输出总是 0，这可能使神经元在训练时“死亡”而不再响应后续训练数据，LeakyReLU 激活函数则不会存在这个问题，能让模型在负区间学习且模型表达能力增强，从而能更好地学习数据中的复杂模式和特征。

2.2.3 异常评分

最终输出 $y_v = MLP(h_v^{(L)})$ ，通过多层感知器对最终的节点特征进行处理，得到异常评分。多层感知器是一种前馈神经网络，由输入层、多个隐藏层和输出层组成。本模型中，图注意力机制处理后的节点特征可被 MLP 进一步非线性变换与特征组合以挖掘出数据中潜在的异常模式，大量实验测试表明，这个模型在异常检测任务里成绩优异且 F1-score 达到 0.92，由于 F1-score 是综合准确率和召回率的评价指标，且值越接近 1，模型在异常检测任务里对正样本(异常样本)的识别能力就越强，真正的异常能被准确找出且误判也能最大限度地减少，这就体现了模型在实际应用中的高可靠性和有效性。

3 分层容错机制设计

3.1 通信协议容错

在分布式光伏柔控系统中，通信协议的稳定性直接影响调控指令的执行成功率，本文针对常见的 TK013(指令执行失败)和 EP010(规约插件编解码错误)系列错误提出了一套涵盖边缘重试、协议适配和云端补偿的三级恢复策略，形成完整的容错闭环。

(1) 边缘重试：动态调整重试间隔*

在协议转换器层部署滑动窗口算法并动态计算重试间隔 Δt_k ：

$$\Delta t_k = \min(\beta \cdot e^{\lambda k}, t_{max})$$

其中， $\beta=2s$ 为初始间隔， $\lambda=0.5$ 为退避系数， t_{max} 为最大间隔阈值。该算法利用了指数退避机制避免网络拥塞，实测显示超时失败率降低 63%。结合随机扰动技术还能进一步缓解“惊群效应”，让重试请求的分布更加均匀。

(2) 协议适配：AFN 兼容层设计

针对非标报文 0x9000 等 EP010 错误设计 AFN 兼容层实现异构协议转换：

报文解析：利用状态机模型识别 0x9000、0x501 等非标 AFN 帧头并提取有效负载。

格式转换：将非标字段映射为标准 DL/T 645-2007 规约结构，使逆变器与主站通信相互兼容。

异常拦截：对无法解析的报文触发异步重试以避免阻

塞主线程。

(3) 云端补偿：Redis 指令缓存池

在云端构建 Redis 指令缓存池以实现超时任务自动补偿：在下发时同步写入 Redis，TTL 设置为任务超时时间。通过 Watcher 线程监控任务状态，超时后从缓存池拉取指令重新执行。最后再采用 Raft 协议确保多节点间缓存状态一致，避免重复执行或遗漏。

3.2 设备状态容错

分布式光伏系统中的设备离线风险直接影响调控指令的执行效率和电网稳定性。针对这一问题，本文提出了一种基于 LSTM-GRU 混合神经网络的设备状态预测模型，通过融合长周期衰减特征与短时波动模式，实现了对设备离线风险的精准预测。该模型采用双通道结构，输入特征包括电池电压 V_{bat} （电池电压）、光伏电流 I_{pv} （光伏电流）、环境温度 T_{amb} （环境温度）以及在线时长等关键参数。其中，电池电压反映储能系统的充放电状态，光伏电流表征光伏板的实时发电能力，环境温度影响电子元件性能，而在线时长则用于评估设备持续运行风险。这些多维特征经过标准化处理后输入模型，为后续分析提供可靠的数据基础。

在模型架构方面，LSTM 通道通过其特有的门控机制捕捉设备性能的长期衰减趋势，如电池容量的逐年下降或逆变器效率的缓慢劣化；GRU 通道则专注于设备状态的短期波动，如光伏电流因云层遮挡产生的分钟级变化或温度骤变导致的保护性停机。两通道的隐藏状态通过拼接操作融合后，经全连接层和 Sigmoid（激活函数）函数输出离线概率 $p_{offline}$ （离线概率）。模型训练采用交叉熵损失函数和 Adam（自适应矩估计优化器）优化器，并引入 Dropout（随机失活）和 L_2 正则化防止过拟合。通过滑动窗口划分时序数据（窗口 60 分钟，步长 5 分钟），模型能够有效学习设备状态的变化规律。

实际测试表明，该模型在 10 个光伏电站的验证数据中表现优异。测试集 AUC（曲线下面积）达到 0.89，显著优于单一 LSTM 或 GRU 模型，能够提前 30 分钟预测设备离线风险且准确率达 85%。实施该方案后，设备综合可用率从 92.1% 提升至 98.7%，显著提高了系统的可靠性和稳定性。这一成果为分布式光伏系统的状态监测和故障预警提供了有效的技术手段。

3.3 控制架构容错

分布式光伏柔控系统的容错能力直接影响电网的稳定性和可控性。本文提出“三纵三横”容错架构，从纵向分层和横向协同两个维度构建高可靠的故障恢复体系。

3.3.1 纵向分层：毫秒级至秒级故障隔离

在设备层，采用断路器硬保护机制，确保在严重故障（如短路、过载）发生时，能在 20ms 以内快速切断电路，避免设备损坏和人身安全事故。该层作为最底层的物理保护，为上层容错提供基础保障。

在边缘层，柔控服务采用 Docker（道客）容器化部署，结合轻量级虚拟化技术，实现故障服务的快速隔离与切换（<1s）。当某容器因异常崩溃时，边缘计算节点可自动重启或迁移服务，大幅提升系统的可用性。

在云端层，基于 Kubernetes（容器编排平台）集群实现服务的自动迁移与负载均衡。当某个计算节点失效时，Kubernetes 的调度器会自动将 Pod 重新分配到健康节点，并结合水平扩展（HPA）应对突发流量，确保调控服务的持续稳定运行。

3.3.2 横向协同：多协议融合与分布式共识

在数据同步方面，采用 MQTT + OPC UA（轻量级发布/订阅协议 + 工业自动化领域的统一架构协议）双通道机制。MQTT 协议凭借其轻量级、低功耗特性，适用于分布式光伏设备间的实时通信；而 OPC UA 作为工业标准协议，提供统一的数据建模和安全传输能力。双通道冗余设计可避免单点通信故障，确保调控指令的可靠下发。

在策略协调方面，引入拍卖模型进行资源动态分配。该模型模拟市场竞价机制，使各调控单元（如逆变器、储能）根据实时工况自主申报调节能力，云端优化算法（如贪心策略或强化学习）最终确定最优调度方案，提高资源利用率。

在状态共识方面，采用 Raft（容错事务复制协议）分布式一致性协议，确保各节点在故障恢复后能快速达成数据一致性。Raft 通过 Leader（领导者）选举和日志复制机制，在保证高可用的同时，避免脑裂问题，使系统在部分节点失效时仍能维持稳定运行。

4 实证分析

在某地部署本方案，关键指标对比如下表 2 所示：

表 2 某示范区方案部署关键指标对比

指标	改造前	改造后	提升
测试成功率 (%)	78.6%	94.2%	+15.6%
TK013-3 发生次数 (次)	1960	402	-79.5%
平均恢复时间 (min)	8.7	1.6	-81.6%

本方案基于多维度的诊断与容错机制有效应对了上述问题并提高了用户可控率，使电网保持稳定运行。

5 结论

本文提出的多维度治理体系为解决柔控测试失败问题提供了系统化方案，对通信协议、设备状态与控制架构进行协同优化后，柔控测试的成功率与系统的容错能力得以改善。实际应用也验证了该方案在提高电网稳定性、增强分布式光伏可控性方面的有效性。下一步将研究 5G 切片网络下的低时延容错优化，充分利用 5G 网络的低时延、高带宽特性，进一步提升系统的响应速度与可靠性以及基于数字孪生的故障预演技术，通过构建虚拟模型模拟系统运行，提前发现潜在故障隐患，为系统的稳定运行提供更有力的保障。

参考文献

- 常悦, 马玉鑫. 基于多维度选取相似日的光伏功率预测[J]. 新型工业化, 2020, 10 (08): 63-65.
- 罗龙, 李尚志, 史莹莹, 等. 三维/二维多尺度钙钛矿材料及光伏器件性能研究进展[J]. 硅酸盐学报, 2023, 51 (09): 2254-2270.
- 林蔚然, 徐伟国, 陈凯, 等. 实践课程在线教学改革探索——以智能追光光伏发电装置实践单元为例[J]. 实验技术与管理, 2022, 39 (04): 178-180+185.