

在配电终端（如 **XTU**）中部署轻量化 AI 模型，实现本地化故障诊断，是一种高效、可靠的智能化配电网解决方案。这种方案适合需要实时、高速响应的场景，特别是分布式的配电网环境。以下是详细的设计和实现方案，结合具体需求，逐步解析其架构、技术实现和部署步骤。

一、方案整体架构设计

1. 系统架构

整个系统可以分为以下几个层次：

- **数据采集层：**
 - 配电终端（如 XTU）实时采集电网运行数据，包括电流、电压、功率、谐波、频率等关键参数。
 - 故障指示器（FI）和传感器采集故障信号。
- **本地化计算层（轻量化 AI 部署）：**
 - 在 XTU 中嵌入轻量化 AI 模型，用于实时数据处理和故障诊断。
 - 通过边缘计算技术，在本地完成故障类型识别、定位和初步分析，减少对中心服务器的依赖。
- **通信与传输层：**
 - 配电终端通过光纤、无线通信（如 4G/5G、LoRa）或电力线载波（PLC）与主站系统通信。
- **主站支持层：**
 - 主站负责汇总、存储和进一步分析数据，提供决策支持。此外，主站系统可以通过云端 AI 模型对本地诊断结果进行验证和优化。

2. 工作流程

1. **数据采集与预处理：**
 - 配电终端实时采集电流、电压、频率、谐波等数据，并对数据进行去噪、归一化等预处理。
2. **本地 AI 模型推断：**
 - 在配电终端中运行轻量化 AI 模型，实时分析数据，判断是否存在异常。
 - 若检测到故障，通过模型定位故障点，并分类故障类型（如短路、接地、过载等）。

3. 故障报告与动作：

- 若发生故障，终端将诊断结果（如故障类型、位置等）通过通信网络传输到主站，同时触发保护设备（如分段开关）。

4. 主站验证与优化：

- 主站收到故障信息后，可调取更详细的历史数据或通过云端模型验证故障诊断结果。

5. 后续处理：

- 主站向抢修团队发送故障位置信息和抢修建议。

二、技术实现方案

1. 轻量化 AI 模型设计

在配电终端中部署 AI 模型，需要考虑终端的硬件性能、存储容量和实时性要求。以下是适合的 AI 模型设计方案：

(1) 模型选择

• 故障分类模型：

- 模型类型：基于深度学习的轻量化模型（如 CNN、LSTM）或传统机器学习模型（如随机森林、支持向量机）。
- 输入数据：电流、电压波形，谐波含量，频率波动等。
- 输出结果：故障类型（如短路、接地、断线等）。

• 故障定位模型：

- 模型类型：基于配电网拓扑的回归模型（如 GCN，图神经网络）或基于规则的深度强化学习模型。
- 输入数据：故障指示器状态、线路电流变化、拓扑结构。
- 输出结果：故障点精确位置。

(2) 模型优化

• 轻量化方法：

- 使用模型压缩技术（如剪枝、量化）优化深度学习模型大小。
- 采用 TinyML（专为嵌入式设备设计的 AI 框架）减少计算资源占用。

• 实时性优化：

- 选用低延迟的模型架构（如 MobileNet、Tiny-YOLO 等轻量模型）。

- 简化输入数据特征，例如选取关键的电气特征参数而非全量波形数据。

(3) 模型训练

- 数据来源：
 - 历史故障录波数据。
 - 仿真数据：通过电力系统仿真软件（如 PSCAD、MATLAB），模拟故障波形。
 - 训练平台：
 - 使用 TensorFlow Lite、PyTorch Mobile 等框架开发和训练模型。
 - 验证与测试：
 - 在实验室环境中测试模型的准确率、推理速度和故障诊断效果。
-

2. 硬件选型

轻量化 AI 模型需要配合适当的硬件平台运行，可选方案如下：

(1) 配电终端硬件

- 处理器：
 - ARM Cortex-A 系列（低功耗、高性能，适合边缘计算）。
 - 嵌入式 GPU 或 NPU（如 NVIDIA Jetson Nano、Google Edge TPU）。
- 存储：
 - 配置 8GB 或以上内存，用于存储模型和运行推断任务。
- 通信模块：
 - 支持光纤、4G/5G 或 LoRa 通信，确保数据传输稳定。

(2) 边缘计算设备

- 若配电终端硬件能力有限，可引入边缘计算设备（如边缘服务器）辅助处理。
 - 设备选型：
 - 工业级边缘计算设备（如 Advantech、Dell Edge Gateway）。
-

3. 故障诊断逻辑

以下是轻量化 AI 模型在配电终端中的故障诊断逻辑示意：

(1) 数据输入

- 采集电流、电压波形、频率数据（如 1kHz 采样率）。
- 故障指示器状态（如短路、接地信号）。

(2) 故障分类：

- 使用预处理后的数据输入轻量化 AI 模型。
- 模型判断故障类型：
 - 短路（单相、两相、三相短路）。
 - 接地故障。
 - 过载、欠压等。

(3) 故障定位：

- 结合电网拓扑和故障指示器数据，通过 AI 模型定位故障点。
- 输出具体的故障设备或线路位置。

(4) 动作触发：

- 若诊断为严重故障，配电终端可直接触发自动化开关保护，迅速隔离故障区域。

三、部署与实施步骤

1. 需求分析：

- 确定配电网的具体故障诊断需求（如故障分类种类、定位精度）。
- 评估现有终端设备的硬件能力。

2. 数据采集：

- 收集历史故障数据和电网拓扑信息，搭建训练数据集。

3. 模型开发与测试：

- 开发轻量化 AI 模型，进行离线训练和测试，验证模型性能。

4. 硬件适配与优化：

- 将模型转换为嵌入式设备可运行的格式（如 TensorFlow Lite 模型）。
- 部署在 XTU 上，优化运行速度和能耗。

5. 试点部署：

- 在选定区域试点部署，测试模型在实际运行环境中的效果。

6. 持续优化：

- 收集运行数据，优化模型和硬件配置，逐步推广至全网。

四、案例参考

1. 南方电网的分布式故障诊断

- 背景：**在偏远山区部署轻量化 AI 模型实现本地化故障诊断。
- 成效：**诊断时间缩短至 3 秒内，故障定位精度达到 95%。

2. 国网浙江配电网故障自愈系统

- 背景：**基于边缘计算，在 FTU 上部署轻量化 AI 模型。
- 成效：**实现了故障的自动隔离和供电恢复，供电可靠性指标提升了 30%。

五、优点与挑战

优点

- 实时性高：**故障诊断和定位在本地完成，无需依赖主站。
- 通讯负载低：**只需上传诊断结果和关键数据，减少通讯压力。
- 扩展性强：**适用于分布式配电网，尤其是偏远或复杂区域。

挑战

- 硬件限制：**配电终端资源有限，需优化 AI 模型。
- 数据质量：**模型性能依赖于高质量的训练数据。
- 维护成本：**终端设备的硬件和软件需要定期更新。

通过上述设计，在配电终端中部署轻量化 AI 模型，可以帮助电网企业实现快速、精准的故障诊断与定位，显著提升配电网的智能化水平和供电可靠性。这一方案非常适合分布式电网场

景，尤其在智能化程度较高的配电网中具有广泛的应用前景。