

基于FPGA的两阶段配电网拓扑实时辨识算法

王冠淇^{1,2}, 裴玮^{1,2}, 李洪涛³, 郝良³, 马丽^{1,2}

(1. 中国科学院电工研究所, 北京市 100190; 2. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京市 100049;

3. 国网北京市电力公司, 北京市 100031)

摘要: 对配电网拓扑进行准确的实时辨识是电力系统安全稳定运行的基础,但随着新能源的接入以及配电网规模不断增大,配电网拓扑结构的动态变化愈加频繁且难以辨识。然而,现有配电网拓扑辨识算法所使用的历史数据需要人工对其进行拓扑标注,且拓扑辨识时间长,难以实现配电网拓扑实时辨识。因此,文中提出了一种基于现场可编程逻辑门阵列(FPGA)的两阶段配电网拓扑结构实时辨识算法。该算法不需要预先给出配电网拓扑类别的数量,即可对已有历史数据进行相应的拓扑标注及分类,并且基于FPGA实现了对配电网拓扑的实时辨别。该算法分为2个阶段:第1阶段采用变分贝叶斯高斯混合模型,对已有历史数据进行相应的拓扑标注及分类;第2阶段采用麻雀搜索算法,使得支持向量机快速收敛得到最优参数,以实现配电网拓扑结构的精准辨识。基于该算法,利用FPGA并行架构以及高速高密度特性建立了实时拓扑结构辨识平台。最后,通过算例分析验证了所提辨识方法的有效性和优越性。

关键词: 配电网; 拓扑辨识; 现场可编程逻辑门阵列(FPGA); 变分贝叶斯高斯混合模型; 麻雀搜索算法; 支持向量机

0 引言

准确的配电网拓扑辨识是现代配电管理系统的关键,也是确保电力系统安全稳定运行的基石。随着电网规模的扩大,配电网运行方式变得更加复杂。与输电网相比,配电网尚未实现对拓扑结构的实时监控^[1-2],且倒负荷、线路频繁更改以及突发故障等情况导致配电网拓扑结构变化,影响了配电网的保护动作以及电力系统稳定性^[3-4]。因此,准确且实时的拓扑辨识对未来配电网的运行至关重要,是确保系统的可靠性与安全性的必要基础^[5-6]。

配电网拓扑的辨识主要有两种方法,即基于优化^[7-11]的方法与数据驱动^[12-14]的方法。文献[7]采用无损潮流模型构建混合整数二次规划模型,用于辨识多种可能的配电网拓扑结构。文献[9]提出一种基于分支有功功率的低压有源配电网拓扑辨识方法,但其精度有限。文献[10-11]分别提出了置信代理模型以及统计学习框架,但其模型复杂,计算耗时长。随着新能源的接入,配电网拓扑更加复杂多变,基于优化的方法更加难以应用。随着智能算法的普

及和先进测量设备在电力系统中的广泛应用,智能算法用于配电网拓扑辨识成为可能。文献[12-13]分别利用基于数据驱动的对抗学习网络以及深度学习模型,使用线路电压、电流幅值以及相角辨识配电网拓扑结构。由于同步相量测量装置等先进测量设备成本高昂,目前仍广泛使用配电开关监控馈线终端单元(feeder terminal unit, FTU)作为量测设备,但该设备无法获得相角数据。为弥补这一缺失,文献[14]提出了一种丢失测量补偿的注意力模型。此外,智能算法需要大量带有拓扑标签的历史数据进行模型训练,但在实际场景中,历史测量数据的拓扑类别数量通常是未知的,缺少相应的拓扑标签会导致智能算法分类精度低,且分类结果不能提供具体拓扑结构。文献[15]基于split-最大期望(EM)算法对历史数据集进行分类和拓扑辨识,但需要较多计算资源,难以实现配电网拓扑的实时辨识。

目前,数据驱动的拓扑辨识算法主要是将测量数据上传至云端服务器,通过云服务器中部署的算法完成配电网拓扑辨识。然而,该算法对通信依赖严重,时延高,无法实现对配电网的实时拓扑辨识^[16]。对于边缘终端装置,受成本限制,其无法达到服务器级别,纯软件计算效率提升有限^[17-19]。现场可编程逻辑门阵列(field programmable gate

收稿日期: 2023-08-16; 修回日期: 2024-01-30。

上网日期: 2024-05-09。

国网北京市电力公司科技项目(520223220029)。

array, FPGA)因其逻辑单元(logic unit, LUT)能够进行流水线化和并行计算,进而提高数据吞吐量、减少数据延迟,被越来越多地应用于边端数据处理^[20]。FPGA与中央处理器(CPU)相比,其算力更强,且价格更优惠^[21]。目前,FPGA的发展主要受限于其学习成本较高、定制化程度高,需要根据算法对FPGA硬件架构进行优化,以提高计算效率^[22]。

针对目前历史数据拓扑标签不明确,现有算法以及硬件基础无法达到对配电网拓扑结构进行实时辨识的问题,本文提出了一种两阶段配电网拓扑结构实时辨识算法及其相应的FPGA硬件架构,利用FTU所采集的历史数据,对配电网拓扑结构进行实时拓扑辨识。具体贡献如下:1)提出一种不需要提前或人工对历史数据进行拓扑标注的配电网拓扑辨识算法,用于历史批量数据拓扑结构辨识;2)提出一种高效精准的两阶段拓扑结构实时辨识算法,减少配电网拓扑辨识的时间,提高辨识准确率;3)构建一种两阶段配电网拓扑辨识的FPGA硬件架构,实现对配电网的实时辨识。

1 基于FPGA的两阶段配电网拓扑结构实时辨识算法框架

一种典型的配电网如附录A图A1所示,是以台区配电变压器(简称配变)为根节点的辐射状树形网络。其中,多数用电负荷连接在末端分支的各线路上,部分连接在相邻分支单元间的主干线路路上。随着新能源渗透率的提高,部分节点也接入了光伏、储能等新能源发电设备,这些设备的动态特性使得配电网的拓扑结构更加难以实时辨识。此外,各节点均安装了FTU或智能电表等测量设备,对节点的电压及电流幅值进行测量及记录。

随着新能源的接入,网络中原本的单向潮流变为双向潮流,原有传统单相潮流计算或状态估计的方法不再适用。本文所提算法基于FTU中的FPGA芯片,利用变分高斯贝叶斯混合模型和麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)-支持向量机(support vector machine, SVM)算法对配电网拓扑进行实时辨别,如图1所示。

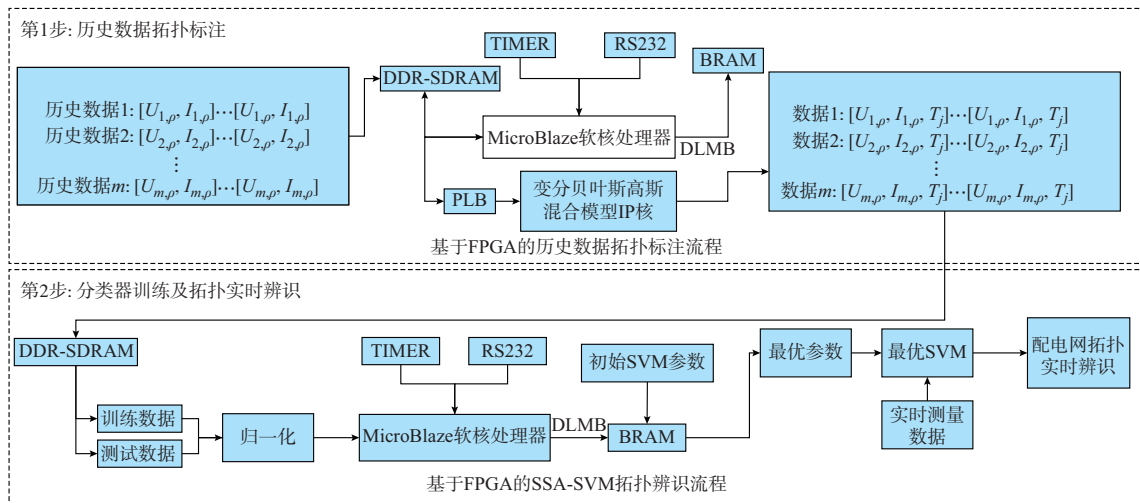


图1 基于FPGA的两阶段配电网拓扑辨识过程

Fig. 1 Two-stage topology identification process for distribution network based on FPGA

第1阶段为历史数据拓扑标注,第2阶段为分类器训练及拓扑实时辨识。为降低通信时延、提高效率,两个FPGA芯片共用一块双数据率-同步动态随机存储器(DDR-SDRAM),并通过并行数据线进行数据交互。

在第1阶段,首先使用变分贝叶斯高斯混合模型对历史数据进行分类,并确定每组历史数据相应的拓扑结构,进而标注每组数据相应的拓扑标签。历史数据存储在DDR-SDRAM中,并使用CoreConnect中的处理器局部总线(PLB)节点与MicroBlaze软核处理器进行数据通信。在历史数据

拓扑标注完成后,相关数据将保留在DDR-SDRAM的BANK2和BANK3中,以方便SSA-SVM算法中数据的获取。在变分贝叶斯高斯混合模型参数确定后,通过高速数据接口(DLMB)将数据存储在存储器(BRAM)中。

经过标注的数据将会应用于第2阶段,80%的历史数据用于训练,其余20%的数据用于测试。在SSA-SVM的知识产权(IP)核生成对应SVM的参数后,通过DLMB将数据存储在BRAM中,方便参数的快速调用,并使用完成训练的SVM对拓扑进行实时辨识。历史数据由电压、电流幅值构成,表示

为 $[U_{i,\rho}, I_{i,\rho}]$,其中, $U_{i,\rho}$ 和 $I_{i,\rho}$ 分别为第 i 组数据第 ρ 个节点的电压幅值和电流幅值, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, m 为历史数据集数量, $\rho \in \{1, 2, \dots, \rho\}$, ρ 为配电网节点数。

2 两阶段配电网拓扑结构实时辨识算法

2.1 基于变分贝叶斯高斯混合模型的历史数据分类与拓扑标注

高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)可以通过多个高斯分布的组合来刻画数据的分布。由于配电网拓扑结构不同,各节点的历史数据样本集具有相对明显的聚类特征。因此,可以使用GMM对数据生成进行建模。在历史数据集中,每一组数据所对应的拓扑结构未知,且数据量不平衡,故需要对数据集增加隐标签 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_i\}$,其中, z_i 的表达式为:

$$z_i = \{T_j, \alpha_j\} \quad (1)$$

式中: T_j 为配电网第 j 种拓扑,其中, $j \in \{1, 2, \dots, k\}$, k 为可能出现的配电网拓扑种类; α_j 为配电网第 j 种拓扑出现的概率; z_i 为第 i 组数据的拓扑辨识隐参数,共有 k 类。

GMM假设每一类标签的数据生成过程为一个独立的多元高斯分布,每组数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 根据其对应的隐标签 Z ,独立服从 k 个多元高斯分布的某一个。因此,再次对 x_i 与 z_i 的联合概率分布 $p(x_i, z_i)$ 进行建模:

$$p(x_i, z_i) = p(x_i|z_i) p(z_i) \quad (2)$$

式中: $p(x_i|z_i)$ 为后验概率; $p(z_i)$ 为先验概率。

隐标签 z_i 服从多项式分布,即 $z_i \sim \text{Multinomial}(\phi_j)$,当 $z_i = j$ 时, $p(z_i) = \phi_j$,其中, $\phi_j \geq 0, \sum_{j=1}^k \phi_j = 1$; $x_i|z_i = j$ 服从均值向量为 μ_j 、协方差矩阵为 Σ_j 的多元高斯分布,即 $x_i|z_i = j \sim N(\mu_j, \Sigma_j)$ 。因此,历史数据的对数似然函数 $L(X; Z, \mu, \Sigma)$ 可表示为:

$$L(X; Z, \mu, \Sigma) = -\ln \prod_{i=1}^m p(x_i|Z, \mu, \Sigma) = -\sum_{i=1}^m \ln \left(\sum_{j=1}^k N(x_i|\mu_j, \Sigma_j) \right) \quad (3)$$

式中: $\mu = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_j\}$; $\Sigma = \{\Sigma_1, \Sigma_2, \dots, \Sigma_j\}$; $N(x_i|\mu_j, \Sigma_j)$ 为均值向量为 μ_j 、协方差矩阵为 Σ_j 的多元高斯分布。为实现对应GMM的估计,记 $\theta = \{Z, \mu, \Sigma\}$,在变分推断中, θ 中第 j 个元素 θ_j 的最优估计结果为:

$$q(\theta_j) = \frac{\exp\{E[\ln p(X, \theta)]\}}{\int \exp\{E[\ln p(X, \theta)]\} d\theta_j} \quad (4)$$

式中: $E[\cdot]$ 表示数学期望; $q(\theta_j)$ 为 $p(x_i|\theta_j)$ 的最优逼近值。当求解GMM时,可以将高斯分量的混合参数 Λ 当作超参数,然后,计算似然函数 $p(X|\Lambda)$ 。如果某个拓扑实际不存在,其对应的混合参量 Λ_j 将会自动衰减为零。此时,对应的真实对数边缘似然积分下限为:

$$L(q) = \int q(\theta) \ln \frac{p(X, \theta|\Lambda)}{q(\theta)} d\theta \quad (5)$$

在混合参数 Λ_j 下,隐变量 z_i 的分布可以表示为 K 维伯努利分布,其概率密度表达式为:

$$p(Z|\Lambda) = \prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^k \Lambda_j^{z_i} \quad (6)$$

高斯分布的均值向量和精度矩阵的共轭先验分布并不能写成独立的边缘分布形式,根据贝叶斯公式,高斯-Wishart分布可以表示为:

$$p(\mu, \Sigma) = p(\Sigma) p(\mu|\Sigma) = \prod_{j=1}^k N(\mu_j|m_j, (\beta_j \Sigma_j)^{-1}) W(\Sigma_j|v_j, \alpha_j) \quad (7)$$

式中: $W(\Sigma_j|v_j, \alpha_j)$ 表示Wishart分布; m_j 为 μ_j 的先验均值; β_j 为对这个先验的相信程度; v_j 为正比于 Σ_j 的先验均值。

将式(7)代入式(3),可以得到如下表达式:

$$\begin{cases} q_1(Z|\Lambda) = \prod_{i=1}^m \prod_{j=1}^k \Lambda_j^{z_i} \\ q_2(\mu, \Sigma|\Lambda) = q_2(\theta, \mu|\Sigma) q_2(\Sigma) = \prod_{j=1}^k N(\theta_j, \mu_j|m_j, (\beta_j \Sigma_j)^{-1}) W(\Sigma_j|v_j, \alpha_j) \end{cases} \quad (8)$$

其中, $q_1(Z|\Lambda)$ 与先验概率 $p(z_i)$ 有相同的概率密度形式, $q_2(\cdot)$ 为后验概率高斯-Wishart分布。

通过EM算法对式(8)进行迭代求解,以实现混合参数最优化。其中,E-step的目的是求解式(8)的最优变分下界 $L(q)$,M-step的目的是对E-step构造所得下界进行优化。对 $L(q)$ 进行混合参数 Λ 的偏导,令其为0,通过更新混合参数 Λ 得到最大化 $L(q)$ 。将配电网所有可能出现的拓扑种类设置为份数 k ,经过多次迭代后,未出现的拓扑所对应的混合参数为0。实际样本中带有的高斯噪声,可以对混合权重参量进行阈值设计,使含有高斯噪声的样本有较低的混合权重参量,实现对噪声的抑制,获得更好的GMM估计结果。

历史数据分类后,还需确定每一类历史对应的拓扑标签。对于三相平衡电路,可以用单项表示整个系统。为了消除数值振荡,所有电阻、电感、电容及其组合应采用指数形式的差分方程如下:

$$i(t) = A G_{\text{eq}} v(t) + B_1 v(t - \Delta t) + B_2 i(t - \Delta t) + B_3 i(t - 2\Delta t) \quad (9)$$

式中: $i(t)$ 为 t 时刻各节点电流量向量; $v(t)$ 为 t 时刻各节点电压向量; Δt 为数据测量间隔; A 为关联矩阵; B_1 、 B_2 、 B_3 为系数矩阵; G_{eq} 为等效电导矩阵。相关取值详见附录A表A1。当拓扑发生变化时,对应的关联矩阵也发生变化。根据配电网的所有拓扑结构,生成所对应的关联矩阵 A ,并通过式(9)得到理论配电网各节点电流数据。

计算不同拓扑对应的理论数据与每种GMM的马氏距离 $D_M(X)$ 如下:

$$D_M(X) = \sqrt{(X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu)} \quad (10)$$

式中: X 为电流数据。选择马氏距离 $D_M(X)$ 最小的拓扑结构作为对应GMM的标签。

2.2 基于SSA算法的SVM分类器的训练

SVM是一种基于统计学习理论的机器学习算法,具有训练样本少、训练时间短、分类效果好的优点。SVM模型对于非线性样本的线性分类可以通过选择合适的核函数 $K(x_i, y_i)$ 来实现,其中, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为样本总数。同时,引入松弛变量 $\xi_i > 0$ 对分类平面进行加权,并引入惩罚因子 C 对松弛变量 ξ_i 的惩罚度进行加权,所对应的优化问题为:

$$\begin{cases} \min f(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (11)$$

式中: ω 为平面的法向量; $f(\omega)$ 为目标函数; b 为常数; x_i 为特征向量; y_i 为类标签。针对配电网拓扑结构的辨识,需要将上述二分类SVM推广到 M 个分类的SVM,即给定含 N 个聚合后的样本训练集 $X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ 。可以采用一类对余类方法找到决策函数,用于预测新数据的类别。

针对不同拓扑结构设置不同的 C ,优化问题变为:

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, \xi} \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C^+ \sum_{y_i=1} \xi_i + C^- \sum_{y_i=-1} \xi_i \right) \\ \text{s.t. } y_i(\omega^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ i = 1, 2, \dots, N, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: C^+ 和 C^- 为乘法参数; $\phi(x_i)$ 表示输入空间到

特征空间的非线性映射。SVM惩罚参数 C 和核函数参数 $K(x_i, y_i)$ 的选取对分类结果有较大影响。

SSA是一种新的群体智能优化算法。麻雀有3个角色,即发现者、参与者和警戒者,SSA根据麻雀的觅食行为将优化问题转化为在解空间中求解最优解的问题^[23]。该算法具有较强的全局搜索能力,能够避免陷入局部最优解。此外,其具有较高的收敛速度和精度,能够在较短的时间内找到较优解,对应的迭代过程见附录A。迭代后可以获得最佳适应度,其所对应的惩罚参数 C 和核函数参数 $K(x_i, y_i)$ 即为SVM的最佳参数,进一步利用SSA得到最优的 C 和 $K(x_i, y_i)$,建立SVM诊断模型。采用SSA优化SVM的流程如附录A图A2所示。

3 基于FPGA的拓扑辨识实现方法

FPGA通常由3种类型的可配置逻辑组件组成,即可配置逻辑块(CLB)、可配置输入/输出模块(IOB)和可编程连线(PIA)。FPGA板间通信通过AXI总线,使用Xilin的专用通信IP核,板间通信误差可以忽略。在FPGA板上实现上述两阶段拓扑实时辨识的基础是能够获取配电网各节点的相关数据,即从FTU中获取相关数据。FTU的通信主要采用串行通信,采用TCP/IP协议栈与FPGA进行光纤通信。基于FTU测量数据的FPGA通信架构如附录A图A3所示。其中,MDIO接口是一种半双工的串行总线,由时钟信号线MDC和数据信号线MDIO组成,为双向信号;PHY为物理层,提供数模转换并具有自协商功能;TCP控制模块负责接收端和发送端的协调沟通。

两阶段配电网拓扑辨识FPGA硬件结构如图2所示。该算法需要两个FPGA板,且共用一套存储。基于变分贝叶斯高斯混合模型是计算密集型分类器,此类分类器的部署需要更多的硬件资源需求,以存储不同的系数并实现各种复杂的计算,包括矩阵乘法、对数和指数计算^[17]。FPGA由于其庞大的资源和并行能力,包含更先进的嵌入式功能,可以将IP内核集成到基于MicroBlaze的软处理器系统中。在本文的设计中,MicroBlaze的CPU运行数据流应用程序,而计算中涉及的最复杂和最耗时的任务则由IP核中的定制硬件加速器处理。通过MicroBlaze处理器在所用的协同设计硬件/软件系统的不同部分之间提供灵活的数据流管理,实现最大优化。变分贝叶斯高斯混合模型FPGA硬件结构如图2中FPGA板1所示。

SVM的训练可以被视为在线或离线任务,但分类主要是对新获得的数据实时执行的。SVM分类

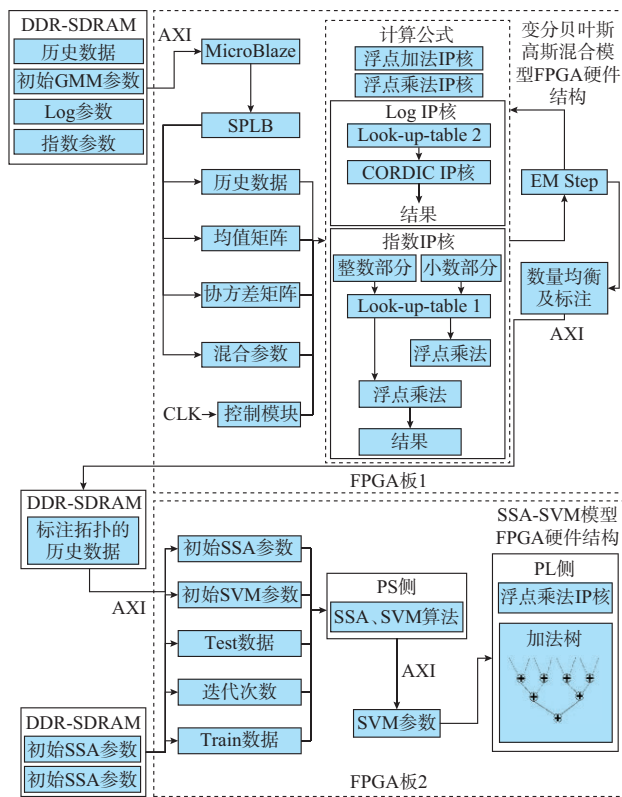


图2 两阶段配电网拓扑辨识FPGA硬件结构
Fig. 2 FPGA hardware structure of two-stage topology identification for distribution network

需要较多的算力,且计算为非线性,无法直接应用于FPGA的可编程逻辑(PL)侧。因此,需要在处理系统(PS)侧进行SSA-SVM的迭代计算后,将最优SVM参数通过AXI传输给PL侧,并在PL侧对FTU所收集的节点电压、电流幅值数据进行实时拓扑识别。SSA-SVM算法的FPGA硬件结构如图2中FPGA板2所示。

4 算例分析

FPGA拓扑实时辨识平台设计使用硬件描述语言Verilog,通过软件平台Xilinx Vivado 2019.1生成比特流的二进制配置文件,最后,将比特流文件下载到FPGA板上,完成FPGA的配置。选取IEEE 33节点配电系统进行算例分析,验证所提算法的可行性。

4.1 基于MATLAB平台的历史数据拓扑标注

在配电网实际运行中,可以通过地理信息系统(GIS)以及FTU数据集中断路器状态来获取拓扑信息。IEEE 33节点配电系统如附录B图B1所示,本文假设有9条线路的状态未知,即其节点上断路器的状态未知,用虚线连接状态未知线路,并将其用1~9进行编号。因此,整个拓扑结构有 $2^9 = 512$ 种

可能性。同时,为了考虑新能源的影响,在原始结构中的部分节点接入一定容量的光伏。

配电网中,节点1的电压为12.66 kV,每个节点均设有FTU,可以获得各个节点的电压幅值及电流幅值。设配电网的拓扑结构为 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8, S_9\}$,其中, $S_p \in \{0, 1\}, p = 1, 2, \dots, 9$ 。当 $S_p = 0$ 时,第 p 个断路器为断开状态;当 $S_p = 1$ 时,第 p 个断路器为闭合状态。

假设配电网为辐射型,历史数据样本共有3 000组,每组数据样本包含33个节点的电压、电流数据,但不包含拓扑结构。采用变分贝叶斯高斯混合模型对该样本集进行分类,结果如表1所示,并将每条数据对应的标签加入样本。

表1 辐射型配电网历史数据辨识结果
Table 1 Identification results of historical data for radial distribution networks

拓扑类别	占比	计算时间/s
$T_1 = 111111111$	0.666 7	28.45
$T_2 = 101111111$	0.063 3	
$T_3 = 101011111$	0.048 3	
$T_4 = 101010111$	0.033 3	
$T_5 = 101010011$	0.060 0	
$T_6 = 101010010$	0.128 4	

针对孤岛型配电网,历史数据样本共300组,其分类结果见附录B表B1。

4.2 基于MATLAB平台的配电网的拓扑实时辨识

采用SSA-SVM算法对辐射型电网历史数据进行训练测试,所使用的3 000组辐射型配电网历史数据已在4.1节中获得相应的拓扑标签。其中,训练数据集有2 400组,测试数据集有600组。为了进一步说明模型的性能,首先,使用MATLAB对SVM、遗传算法(GA)-SVM、粒子群算法(PSO)-SVM模型、SSA-SVM等类型模型进行对比;然后,将该模型与目前配电网拓扑辨识常用的深度神经网络(DNN)^[24]以及贝叶斯网络(BN)算法^[25]进行对比测试。

4.2.1 SSA-SVM与SVM、GA-SVM、PSO-SVM模型对比测试

使用SVM、GA-SVM、PSO-SVM与SSA-SVM算法对训练数据组进行训练,不同算法的最佳适应度曲线如附录B图B2所示。从图中可以看出,SSA-SVM算法的优化速度最快,最佳适应度最高,其次是PSO-SVM算法和GA-SVM算法。

为了进一步直观地反映SSA-SVM、GA-SVM、

PSO-SVM以及SVM模型的拓扑实时辨识能力,对测试数据集数据使用不同模型进行拓扑辨识,计算各模型的混淆矩阵,如附录B图B3所示。在600个新的检测样本中,SSA-SVM准确辨识597个样本,准确率为99.5%;PSO-SVM准确辨识565个样本,准确率为94.167%;GA-SVM准确辨识577个样本,准确率为96.167%;SVM准确辨识542个样本,准确率为90.333%。为了更直观地说明这些模型的诊断性能,计算了精度(precision)、召回率(recall)、准确率(accuracy)和F1分数的性能指标,如表2所示。从表2可以看出,SSA-SVM模型的拓扑辨识性能的4项评估指标均优于其他3种模型。SSA-SVM模型的拓扑辨识准确率达到99.5%。

表2 不同算法性能指标
Table 2 Performance indices of different algorithms

模型	拓扑类型	性能评估指标/%			
		精度	召回率	F1分数	准确率
SSA-SVM	T_1	100.0	100	100.00	99.5
	T_2	100.0	97.4	98.70	
	T_3	96.6	100	98.30	
	T_4	95.5	100	97.70	
	T_5	97.3	100	98.60	
	T_6	100.0	97.4	98.70	
PSO-SVM	T_1	98.0	96.0	97.00	94.2
	T_2	83.7	94.7	89.00	
	T_3	78.1	89.3	83.30	
	T_4	76.0	90.5	82.26	
	T_5	88.9	85.9	87.40	
	T_6	95.8	89.6	92.60	
GA-SVM	T_1	98.7	97.0	97.80	97.2
	T_2	90.0	94.7	92.30	
	T_3	84.4	96.4	90.00	
	T_4	87.0	95.2	90.90	
	T_5	94.4	94.4	94.40	
	T_6	94.7	93.5	94.10	
SVM	T_1	95.6	92.5	94.00	90.3
	T_2	85.7	94.7	90.00	
	T_3	82.1	82.1	82.10	
	T_4	76.0	90.5	82.60	
	T_5	80.5	91.7	85.70	
	T_6	79.2	79.2	79.20	

4.2.2 SSA-SVM与DNN和BN算法对比测试

DNN和BN算法也是目前常用的配电网拓扑识别算法。将本文所提SSA-SVM算法与DNN、BN算法的配电网拓扑辨识进行比较,如表3所示。

从表3可以看出,SSA-SVM与DNN算法拓扑

表3 不同算法比较
Table 3 Comparison of different algorithms

算法	训练时间/s	训练集辨识准确率/%	测试集辨识准确率/%
SSA-SVM	25.301 4	99.421 9	98.647 7
PSO-SVM	57.843 0	93.295 0	91.692 8
GA-SVM	56.727 1	96.692 8	96.421 9
SVM	19.227 4	88.578 6	89.794 4
SSA-SVM	25.301 4	99.421 9	98.647 7
DNN	352.258 7	99.584 7	97.891 6
BN	406.187 4	93.692 9	93.513 0

辨识准确率接近,BN算法的辨识准确率略低。但是上述算法的时间差别巨大,DNN和BN算法所需时间均为分钟级,是SSA-SVM算法的几倍数量级。

向数据中加入不同的高斯噪声,以 e 表示FTU量测的电流幅值和电压幅值误差,不同算法的测试集辨识准确率如图3所示。

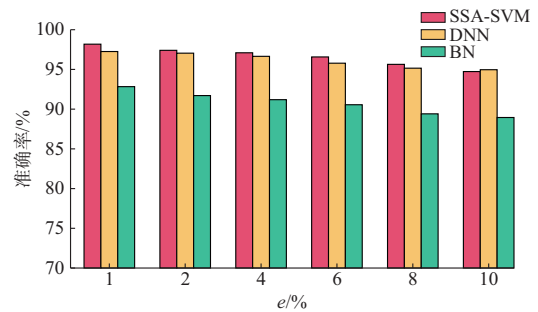


图3 SA-SVM、DNN及BN算法在不同测量误差下拓扑辨识准确率

Fig. 3 Accuracy of topology identification using SA-SVM, DNN, and BN algorithms with different measurement errors

从图3可以看出,高斯噪声会影响系统的准确率,尤其是对于BN算法,当FTU测量误差为10%时,其准确率仅为88.949 0%。而对于SSA-SVM算法以及DNN算法,其在不同测量误差下拓扑辨识准确率接近,但是SSA-SVM算法更快,故在对配电网进行拓扑实时辨识时,其更具优势。

4.3 基于FPGA平台的IEEE 33节点配电网拓扑实时辨识

使用FPGA对4.1节中相同的6 000组未标注拓扑的历史数据进行分析,结果如附录C图C1(a)所示。分类结果与基于MATLAB平台的历史数据辨识及标注结果相同,但是时间大幅度提升,辨识时间为11.240 μ s,远快于基于MATLAB的辐射型配电网28.45 s以及孤岛型配电网21.06 s的辨识速度。

对已标注拓扑的历史数据进行基于FPGA的SSA-SVM算法的分类,训练数据集以及测试数据

集准确率如附录C图C1(b)所示。其中,训练数据集以及测试数据集准确率输出为双精度32进制浮点数据,需要转化为10进制。转化后的训练数据集分类结果准确率为99.84%,测试数据集分类结果准确率为99.21%,所需时间为11.230 μs 。

测试基于FPGA的两阶段配电网拓扑实时辨识,结果如附录C图C1(c)所示,每组数据拓扑辨识所需时间为1.031 μs 。综上所述,基于FPGA的两阶段配电网拓扑实时辨识的准确率与基于MATLAB平台的结果几乎一致,但是时间大幅缩短,每组数据的辨识所需时间单位为ns,近似达到了实时辨识的效果。

4.4 基于FPGA平台的大规模配电网的拓扑实时辨识

本文除了对IEEE 33节点的配电网拓扑进行测试外,还对IEEE 69节点以及118节点配电网进行了拓扑实时辨识的测试,其对应的拓扑结构如附录D图D1和图D2所示。所测试的配电网中有光伏接入,不同配电网对应的未知线路的数量见附录D表D1。采用两阶段配电网拓扑实时辨识算法对不同配电网进行拓扑识别,其对应的辨识时间及相应的准确率如表4所示。从表4可以看出,随着配电网节点数的增加,辨识时间有所增加,但仍然是微秒级别。

表4 不同配电网拓扑实时辨识时间及准确率
Table 4 Real-time topology identification time and accuracy of different distribution networks

配电网	实时辨识时间/ns	辨识准确率/%
IEEE 69节点	1 201.248	98.949 8
IEEE 118节点	2 899.693	97.704 0

类似地,向数据中注入不同的高斯噪声,配电网辨识准确率如图4(a)所示。从图中可以看出,配电网拓扑辨识准确率随着FTU测量误差的增大而逐步下降,但准确率仍然保持在90%以上。除了配电网拓扑复杂程度以及FTU的测量误差对拓扑辨识的准确率有较大影响外,新能源的渗透率也给拓扑辨识带来了新的挑战。

图4(b)表示当新能源渗透率在0%~30%时,所提算法对不同配电网的拓扑辨识准确率。从图中可以看出,随着新能源渗透率的逐步上升,配电网的拓扑辨识准确率逐步下降,在30%的新能源渗透率下,对IEEE 69节点配电网拓扑辨识的准确率为90.56%。

4.5 基于FPGA平台的实际配电网拓扑辨识

某实际配电系统拓扑如附录E图E1所示。在

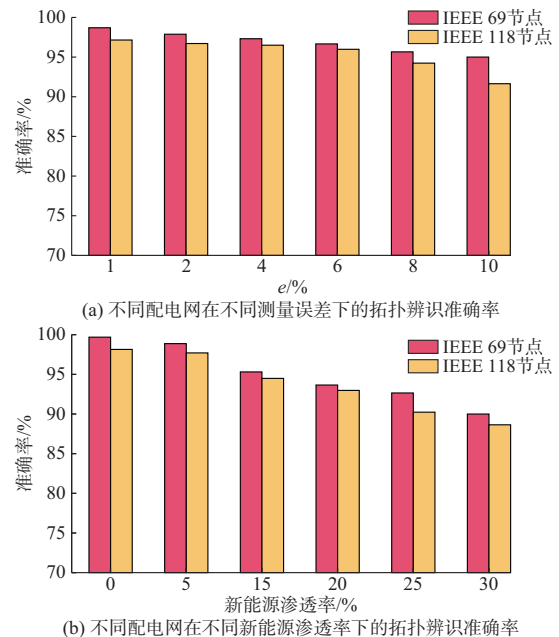


图4 不同配电网在不同测量误差和新能源渗透率下的拓扑辨识准确率

Fig. 4 Accuracy of topology identification for different distribution networks with different measurement errors and new energy penetration rates

实际配电网拓扑中,有大量光伏接入,使用本文所提基于FPGA的两阶段配电网拓扑实时辨识算法所用的时间和准确率如表5所示。

表5 某实际配电网拓扑实时辨识时间及准确率
Table 5 Real-time topology identification time and accuracy of an actual distribution network

辨识过程	实时辨识时间/ μs	辨识准确率/%
历史数据标注	13.218	98.532
分类器训练	11.119	97.652
拓扑实时辨识	1.101	97.631

由于实际配电网的结构更为复杂,且存在更多新能源,故拓扑实时辨识的准确率有所下降,但仍大于98%,符合实际工程需求。

5 结语

针对拓扑信息无法得到实时更新的动态配电网,本文提出了一种基于FPGA的两阶段配电网拓扑实时辨识算法,用以对配电网拓扑进行实时辨识。该算法的优势在于:1)针对配电网各节点历史数据没有对应的历史标签,且拓扑类别数量未知的问题,该算法可以准确对历史数据的拓扑标签进行标注;2)该算法的配电网拓扑识别时间更短,准确率更高;3)该算法基于FPGA硬件平台实现,可以通过定制FPGA的硬件结构,实现对配电网拓扑实时辨识的定制化。

本文所提模型可以进一步扩展,将FPGA与CPU集群进行连接,将FPGA作为计算分析的加速器,以适应更大规模的拓扑实时辨识,并降低整体成本。随着FPGA性能的不不断提升,下一代FPGA将拥有更快的时钟速度和更高的密度,在电力系统中更广泛地应用。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 刘羽霄,张宁,康重庆.数据驱动的电力网络分析与优化研究综述[J].电力系统自动化,2018,42(6):157-167.
LIU Yuxiao, ZHANG Ning, KANG Chongqing. A review on data-driven analysis and optimization of power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(6): 157-167.
- [2] 马尚,卫志农,黄蔓云,等.基于智能电表数据的低压配电网拓扑与线路参数联合辨识[J].电力系统自动化,2024,48(2):60-70.
MA Shang, WEI Zhinong, HUANG Manyun, et al. Joint identification of topology and line parameters for low-voltage distribution network based on smart meter data [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(2): 60-70.
- [3] 喻锬,胥鹏博,曾祥君,等.基于模糊测度融合诊断的配电网接地故障选线[J].电工技术学报,2022,37(3):623-633.
YU Kun, XU Pengbo, ZENG Xiangjun, et al. Grounding fault line selection in distribution networks based on fuzzy measure fusion diagnosis [J]. Journal of Electrical Engineering Technology, 2022, 37(3): 623-633.
- [4] 潘毓笙,秦超.基于两阶段特征选择和格拉姆角场的配电网拓扑辨识方法[J].电力系统自动化,2022,46(16):170-177.
PAN Yusheng, QIN Chao. Identification method for distribution network topology based on two-stage feature selection and Gramian angular field [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(16): 170-177.
- [5] 卓振宇,张宁,谢小荣,等.高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J].电力系统自动化,2021,45(9):171-191.
ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191.
- [6] GANDLURU A, POUDEL S, DUBEY A. Joint estimation of operational topology and outages for unbalanced power distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 605-617.
- [7] TIAN Z, WU W C, ZHANG B M. A mixed integer quadratic programming model for topology identification in distribution network[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(1): 823-824.
- [8] 杨冬锋,付强,刘晓军,等.配电网动态拓扑与线路参数联合在线辨识方法[J].电力系统自动化,2022,46(2):101-108.
YANG Dongfeng, FU Qiang, LIU Xiaojun, et al. Joint online identification method for dynamic topology and line parameters of distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 101-108.
- [9] 张巍,徐进,刘家鹏.基于分支有功功率的低压有源配电网拓扑辨识方法[J].电力系统自动化,2022,46(15):85-95.
ZHANG Wei, XU Jin, LIU Jiapeng. Topology identification method for low-voltage active distribution network based on branch active power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(15): 85-95.
- [10] AZIMIAN B, BISWAS R S, MOSHTAGH S, et al. State and topology estimation for unobservable distribution systems using deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 9003514.
- [11] 黄霆,林韩,黄道珊,等.基于统计学习理论的电网薄弱环节识别技术框架研究[J].电力与电工,2013,33(4):19-22.
HUANG Ting, LIN Han, HUANG Daoshan, et al. Study of technical framework of weakness identification in power grid based on statistics studying theory [J]. Electric Power and Electrical Engineering, 2013, 33(4): 19-22.
- [12] 邵晨颖,刘友波,邵安海,等.基于生成对抗网络与局部电流相量的配电网拓扑鲁棒辨识[J].电力系统自动化,2023,47(1):55-62.
SHAO Chenying, LIU Youbo, SHAO Anhai, et al. Robust identification for distribution network topology based on generative adversarial network and partial current phasor [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(1): 55-62.
- [13] 蒋玮,汤海波,祁晖,等.基于集成深度神经网络的配电网联络关系辨识技术[J].电力系统自动化,2020,44(1):101-108.
JIANG Wei, TANG Haibo, QI Hui, et al. Distribution network connectivity recognition based on ensemble deep neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(1): 101-108.
- [14] LIN G Q, LIU S Y, SHI D N, et al. A dual-graph attention-based approach for identifying distribution network topology [C]// IEEE 10th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT), October 22-23, 2022, Dalian, China: 29-33.
- [15] MA L, WANG L F, LIU Z X. Topology identification of distribution networks using a split-EM based data-driven approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(3): 2019-2031.
- [16] XIONG J W, YE H, PEI W, et al. Real-time FPGA-digital twin monitoring and diagnostics for PET applications [C]// 6th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE), April 8-11, 2021, Chongqing, China: 531-536.
- [17] PENG N, LIANG R, WANG G H, et al. Edge computing-based fault location in distribution networks by using asynchronous transient amplitudes at limited nodes [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 574-588.
- [18] QIU T, CHI J C, ZHOU X B, et al. Edge computing in industrial Internet of Things: architecture, advances and challenges [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4): 2462-2488.
- [19] PASSIAN A, IMAM N. Nanosystems, edge computing, and the next generation computing systems [J]. Sensors (Basel), 2019, 19(18): E4048.
- [20] XIONG J W, YE H, PEI W, et al. A monitoring and

- diagnostics method based on FPGA-digital twin for power electronic transformer[J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 210: 108111.
- [21] LUO Y, CAI X, QI J, et al. FPGA-accelerated CNN for real-time plant disease identification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 207: 107715.
- [22] ANGUITA D, BONI A, RIDELLA S. A digital architecture for support vector machines: theory, algorithm, and FPGA implementation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, 14(5): 993-1009.
- [23] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [24] 裴宇婷, 秦超, 余贻鑫. 基于LightGBM和DNN的智能配电网在线拓扑辨识[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2020, 53(9): 939-950.
- PEI Yuting, QIN Chao, YU Yixin. Online topology identification for smart distribution grids based on LightGBM and deep neural networks [J]. *Journal of Tianjin University* (Science and Technology), 2020, 53(9): 939-950.
- [25] 任鹏哲, 刘友波, 刘挺坚, 等. 基于互信息贝叶斯网络的配电网拓扑鲁棒辨识算法[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(9): 55-62.
- REN Pengzhe, LIU Youbo, LIU Tingjian, et al. Robust identification algorithm for distribution network topology based on mutual-information Bayesian network [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(9): 55-62.
-
- 王冠淇(1995—), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 电力系统及其自动化、交直流配电网和微网。E-mail: wangguanqi@mail.iee.ac.cn
- 裴 玮(1982—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 交直流配电网和微网、人工智能在电气领域的应用。E-mail: peiwei@mail.iee.ac.cn
- 李洪涛(1975—), 男, 硕士, 正高级工程师, 主要研究方向: 电力系统及其自动化、配电网运行技术。E-mail: li.hongtao@163.com

(编辑 王梦岩)

Real-time Two-stage Topology Identification Algorithm for Distribution Network Based on Field Programmable Gate Array

WANG Guanqi^{1,2}, PEI Wei^{1,2}, LI Hongtao³, HAO Liang³, MA Li^{1,2}

(1. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China)

Abstract: Accurate real-time topology identification of distribution networks is the basis for safe and stable operation of power systems, but with the access of renewable energy and the increasing scale of distribution network, the dynamic changes of the distribution network topology are more frequent and difficult to identify. However, the historical data used by the existing topology identification algorithms need to be labeled manually, and the topology identification time is long. So it is difficult to achieve real-time topology identification for distribution networks. Therefore, a real-time two-stage topology identification algorithm for distribution networks based on field programmable logic gate array (FPAG) is proposed. The proposed algorithm does not need to know the number of distribution network topology categories in advance, and can label and classify the existing historical data, and realize the real-time topology identification for distribution networks based on FPGA. The algorithm is divided into two stages. The first stage uses the variational Bayesian Gaussian mixture model to label and classify the existing historical data. In the second stage, the sparrow search algorithm is used to make the support vector machine converge quickly to get the optimal parameters, so as to realize the accurate topology identification for distribution networks. Based on this algorithm, a real-time topology identification platform is established by using FPGA parallel architecture and high speed and high density characteristics. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed identification method are verified by case analysis.

This work is supported by State Grid Beijing Electric Power Company (No. 520223220029).

Key words: distribution network; topology identification; field programmable gate array (FPGA); variational Bayesian Gaussian mixture model; sparrow search algorithm; support vector machine

