

# 配电网动态拓扑与线路参数联合在线辨识方法

杨冬锋<sup>1</sup>, 付强<sup>1</sup>, 刘晓军<sup>1</sup>, 刘迎迎<sup>2</sup>, 姜超<sup>1</sup>

(1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学), 吉林省吉林市 132012;

2. 国网潍坊市寒亭区供电公司, 山东省潍坊市 261100)

**摘要:** 为了实现配电网拓扑和线路参数精确辨识,考虑拓扑结构的变化,提出一种基于智能电表量测数据的配电网拓扑与线路参数联合在线辨识方法。首先,利用不同拓扑结构下的历史量测数据,分别建立基于支持向量机(SVM)的多分类模型和基于线性回归的拓扑与线路参数辨识初始模型。然后,以SVM多分类模型实现在线量测数据与拓扑结构间的映射,得到拓扑与线路参数初值,并结合拓扑与线路参数辨识修正模型,获得精确的辨识结果。此外,为了提高数值稳定性,采用正交三角分解求解辨识过程中的线性方程。最后,通过算例仿真验证了该方法的有效性。

**关键词:** 配电网; 拓扑辨识; 线路参数辨识; 支持向量机; 正交三角(QR)分解

## 0 引言

精确的拓扑和线路参数是电力系统潮流计算、状态估计和整定计算等分析手段的基础,是电网规划、运行和控制的先决条件。尤其是随着分布式电源的接入,为了应对其不确定性对配电网的影响,需要依赖准确的拓扑与线路参数,对拓扑进行动态重构<sup>[1-3]</sup>。与输电网相比,配电网实时监测设备少,大部分拓扑和线路参数信息只能从规划文件和铭牌中获得。此外,由于线路长期运行和维护等情况,导致线路实际参数与理论参数存在偏差。因此,亟需一种实现拓扑与线路参数精确辨识的方法。

目前,已有许多学者对配电网的拓扑与参数辨识展开研究。文献[4-5]通过分析节点电压之间的相关性,从而挖掘拓扑信息。文献[6-7]通过拟合拓扑与量测数据之间的非线性关系,实现拓扑辨识。文献[8-9]采用多时间断面量测数据,基于最小二乘法实现线路参数辨识。

然而,上述研究仅能实现拓扑或线路参数的单一辨识。对此,文献[10]提出“逆潮流”的概念,通过同步相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)数据回归节点导纳矩阵。文献[11]利用微型同步相量测量单元(micro synchronous phasor measurement unit,  $\mu$ PMU)数据建立变量误差模型,基于最大似然估计获得拓扑与线路参数。在文献

[11]的基础上,文献[12]引入期望最大化算法,可实现不同拓扑结构下的拓扑与线路参数联合辨识。

但由于经济和通信技术的影响,不适合在配电网所有节点都装设 $\mu$ PMU。文献[13]基于智能电表数据建立优化模型,通过使节点电压计算值与测量值的差值最小,得到线路参数,但该方法需要已知拓扑结构。文献[14]基于智能电表数据建立线性化潮流模型,应用递归分组算法辨识拓扑与线路参数,但只适用于辐射网。文献[15]针对无电压相角数据的配电网,建立节点导纳矩阵回归模型,逐步实现拓扑和线路参数的辨识。但该方法需要假设量测数据来源于同一拓扑结构,而在实际运行中,因检修计划、运行经济性等因素需要改变拓扑结构,尤其是分布式能源接入后,拓扑变化可以达到每8 h一次<sup>[16]</sup>。因此,如果数据采集期间拓扑发生改变,则无法保证算法的有效性。

基于上述研究,为了实现配电网动态拓扑与线路参数联合在线辨识,文中通过智能电表数据建立拓扑与线路参数联合辨识模型,并利用支持向量机(support vector machine, SVM)多分类模型判断实时量测数据的拓扑标签,进而结合联合辨识模型,开展拓扑与线路参数在线辨识。同时,为了提高辨识的精度和速度,采用正交三角(orthogonal matrix and right triangular matrix, QR)分解对联合辨识模型进行改进。最后,通过对IEEE 33节点和PG&E 69节点系统进行仿真测试,验证了所提方法的有效性。

收稿日期: 2021-05-24; 修回日期: 2021-07-20。

上网日期: 2021-09-13。

国家重点研发计划资助项目(2019YFB1505405)。

## 1 配电网拓扑与线路参数联合辨识框架

节点导纳矩阵是以电力网络的等值导纳为基础,描述其电气特征的一种数学模型,反映了节点连接情况和线路参数<sup>[17]</sup>。因此,文中将基于智能电表提供的量测数据,通过回归节点导纳矩阵,实现配电网拓扑与线路参数联合辨识。

配电网拓扑与线路参数联合辨识框架如图1所示,由离线训练和在线应用2个部分组成。

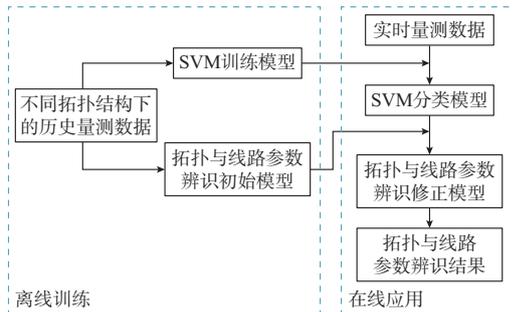


图1 拓扑与线路参数联合辨识框架  
Fig.1 Joint identification framework of topology and line parameters

离线训练阶段:采用不同拓扑结构下的节点电压幅值 $v$ 、节点注入有功功率 $p$ 、节点注入无功功率 $q$ 和相应的拓扑标签构成SVM样本数据集,以量测数据 $p$ 、 $q$ 和 $v$ 作为SVM训练模型的输入,对应的拓扑标签作为输出,通过交叉验证法对SVM模型参数进行优化,得到SVM多分类模型。同时,基于拓扑与线路参数辨识初始模型,采用不同拓扑结构下的历史 $p$ 、 $q$ 和 $v$ 量测数据,获得不同拓扑结构下的拓扑与线路参数初值。

在线应用阶段:将采集到的配电网实时量测数据输入到SVM多分类模型,判断当前时间断面量测数据的拓扑类别,从而结合相应类别下的拓扑与线路参数初值,经拓扑与线路参数辨识修正模型,输出配电网拓扑与线路参数实时辨识结果。

## 2 基于SVM的配电网量测数据分类

考虑到配电网运行期间,其拓扑结构会发生变化,文中将基于SVM多分类模型,对量测数据进行分类,判断实时量测数据的拓扑类别。

### 2.1 SVM多分类原理

SVM算法以置信区间最小为目标,训练误差为约束条件,通过在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,获得最好的泛化能力<sup>[18-19]</sup>。

SVM的主要思想是将训练样本映射到高维空间,构造出能准确划分各类数据的最优超平面,从而作为分类未知样本的标准。为了寻找最优超平面,

SVM通过构造和求解一个含约束条件的二次规划问题,得到分类器。其过程主要有核函数的选择、优化问题的求解和分类决策3个步骤,架构如附录A图A1所示。

文中采用 $p$ 、 $q$ 、 $v$ 量测数据作为输入样本,通过核函数 $K(x_i, x_j)$ 将输入样本变换到高维特征空间,其中核函数采用径向基函数(radial basis function, RBF),其表达式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: $\sigma$ 为核参数; $x_i$ 和 $x_j$ 分别为第 $i$ 个和第 $j$ 个输入样本。

当配电网拓扑结构仅为2类时,求解最优超平面的实质是一个含约束的优化问题,通过引入Lagrange函数,将二分类问题转化为求解如式(2)和式(3)所示的约束条件下的二次优化问题。

$$\max \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq c \quad (3)$$

式中: $N$ 为样本总数; $\alpha_i$ 和 $y_i$ 分别为第 $i$ 个样本的拉格朗日乘子和拓扑标签; $c$ 为惩罚参数。

通过求解上述优化问题得到分类决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\alpha_i y_i K(x_i, x_j) + d) \quad (4)$$

式中: $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数; $d$ 为偏置量。

当 $f(x) = 1$ 时,表示量测数据属于第1类拓扑结构; $f(x) = -1$ 时,表示量测数据属于第2类拓扑结构。

由于配电网存在多种拓扑结构,需要将二分类模型推广到多分类模型,文中选用一对一分类器方法,对 $T$ 类拓扑下的量测数据构造所有可能的二分类SVM,共 $T(T-1)/2$ 个二分类器。量测数据经过所有的二分类SVM进行分类,并采用投票法判别所属拓扑类别。

### 2.2 SVM多分类模型

由潮流方程可知,潮流特征量可通过与节点导纳矩阵相关的函数建立联系,不同的拓扑结构对应不同的节点导纳矩阵函数。因此,基于SVM的多分类模型的实质就是寻找该函数的过程,实现过程如附录A图A2所示,具体步骤如下。

步骤1:以不同拓扑结构下的 $p$ 、 $q$ 、 $v$ 和相应的拓扑标签构成SVM样本数据集,并对数据进行归一化处理。

步骤2:采用十折交叉验证法评价SVM分类性

能。初始化惩罚参数  $c$ 、核参数  $\sigma$ ,将样本数据集平均分成 10 组,每组数据轮流做一次验证集,其余数据作为训练集,共获得 10 个分类模型,计算 10 个分类模型验证集分类准确率的平均值,并作为该参数下 SVM 分类性能指标。

步骤 3:设置惩罚参数  $c$ 、核参数  $\sigma$  的取值范围及参数变化步长,通过构造所有可能的离散化参数组合,选择性能指标最高的参数组合作为最优参数,从而得到 SVM 多分类模型。

### 2.3 未知拓扑处理机制

配电网实际运行过程中,可能出现训练集中未包含的拓扑结构,可通过皮尔逊相关系数法<sup>[20]</sup>计算样本数据中节点电压的相关性,从而对拓扑进行甄别,并将新的拓扑添加到已有的训练集中。具体步骤如下。

步骤 1:计算实时电压数据与每个训练集中电压的皮尔逊相关系数,若训练集包含  $T$  类拓扑结构,可得相关系数  $r_1, r_2, \dots, r_T$ 。

步骤 2:计算最大相关系数  $r_{\max} = \max\{r_1, r_2, \dots, r_T\}$ 。

步骤 3:比较  $r_{\max}$  与阈值  $r_{\text{thres}}$  的大小。若  $r_{\max}$  小于  $r_{\text{thres}}$ ,则该量测数据来源于未知拓扑,输出未知拓扑标识。若  $r_{\max}$  大于或等于  $r_{\text{thres}}$ ,则该量测数据来源于训练集的某个拓扑,并作为 SVM 多分类模型的输入。

步骤 4:对未知拓扑下的量测数据进行采集和标记,并添加到已有的训练集中,从而对 SVM 进行增量训练。

## 3 配电网拓扑与线路参数联合辨识模型

### 3.1 基于 QR 分解的拓扑与线路参数辨识初始模型

对于一个  $n$  节点配电网,其节点功率方程的极坐标形式为<sup>[21]</sup>:

$$\begin{cases} p_i = v_i \sum_{j=1}^n v_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ q_i = v_i \sum_{j=1}^n v_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $i$ 和 $j$ 分别为节点编号( $i, j=1, 2, \dots, n$ ); $p_i$ 和 $q_i$ 分别为节点 $i$ 的有功注入功率和无功注入功率; $v_i$ 和 $v_j$ 分别为节点 $i$ 和 $j$ 的电压幅值; $\theta_{ij}$ 为节点 $i$ 和 $j$ 之间的电压相角差; $g_{ij}$ 和 $b_{ij}$ 分别为节点 $i$ 和 $j$ 之间导纳矩阵的实部和虚部。

考虑到配电网相邻节点间的电压相角差较小, $\theta_{ij}$ 接近于 0,且电阻与电抗的比值一般接近于 1<sup>[22]</sup>,

将式(5)化简为:

$$\begin{cases} p_i = v_i \sum_{j=1}^n v_j \hat{g}_{ij} \\ q_i = -v_i \sum_{j=1}^n v_j \hat{b}_{ij} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\hat{g}_{ij}$ 和 $\hat{b}_{ij}$ 分别为节点 $i$ 和 $j$ 之间导纳矩阵实部和虚部的近似值。

若式(6)中的 $p_i$ 、 $q_i$ 和 $v_j$ 为已知量,则节点导纳矩阵的回归变为求解线性最小二乘问题,为了方便表示,将式(6)中的变量转化为:

$$\begin{cases} L_1 = p \\ L_2 = q \\ A_1 = v \sum_{j=1}^n v_j \\ A_2 = -v \sum_{j=1}^n v_j \end{cases} \quad (7)$$

式中: $p=[p_1, p_2, \dots, p_n]$ 为 $n$ 个节点的注入有功功率向量; $q=[q_1, q_2, \dots, q_n]$ 为 $n$ 个节点的注入无功功率向量; $v=[v_1, v_2, \dots, v_n]$ 为 $n$ 个节点的电压幅值向量。

线性最小二乘问题转变为:

$$\begin{cases} \min_{\hat{G}} \|A_1 \hat{G} - L_1\|^2 \\ \min_{\hat{B}} \|A_2 \hat{B} - L_2\|^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{G}$ 和 $\hat{B}$ 分别为电导和电纳矩阵的近似值; $\|\cdot\|$ 为求范数。

从而获得 $\hat{G}$ 和 $\hat{B}$ 的最优解为:

$$\begin{cases} \hat{G} = (A_1^T A_1)^{-1} A_1^T L_1 \\ \hat{B} = (A_2^T A_2)^{-1} A_2^T L_2 \end{cases} \quad (9)$$

为了降低矩阵 $A_1^T A_1$ 、 $A_2^T A_2$ 的条件数,提高数值求解的稳定性,利用 QR 分解法将 $A_1$ 和 $A_2$ 分解成正交矩阵与上三角形矩阵乘积的形式<sup>[23-25]</sup>。

文中采用 Gram-Schmidt 正交化进行 QR 分解,其基本思想是利用投影原理在已有正交基的基础上构造一个新的正交基。具体过程见附录 B 式(B1)和式(B2)。

矩阵 $A_1$ 和 $A_2$ 的 QR 分解结果为:

$$\begin{cases} A_1 = Q_1 R_1 \\ A_2 = Q_2 R_2 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $R_1$ 和 $R_2$ 为上三角形矩阵; $Q_1$ 和 $Q_2$ 为正交单位矩阵。

此时,电导矩阵 $\hat{G}$ 和电纳矩阵 $\hat{B}$ 近似值为:

$$\begin{cases} \hat{G} \approx R_1^{-1} Q_1^T L_1 \\ \hat{B} \approx R_2^{-1} Q_2^T L_2 \end{cases} \quad (11)$$

为了保证线性回归效果,文中将采用多个时间断面的量测数据进行回归。此外,拓扑与线路参数的回归结果可能存在噪声干扰,即对于没有线路连接的2个节点,回归后的节点导纳矩阵对应数值可能为一个接近于0的数。为了去除不存在的支路,通过设置线路参数去噪阈值 $\lambda$ ,当线路电导 $g$ 小于阈值 $\lambda$ 时,则认为2个节点之间是没有线路连接,并将节点导纳矩阵对应元素置为0。因电纳矩阵 $B$ 和电导矩阵 $G$ 具有相同的结构和性质,电纳矩阵 $B$ 也做相同的处理。

### 3.2 拓扑与线路参数辨识修正模型

为了得到更精确的拓扑与线路参数辨识结果,以 $p_i$ 、 $q_i$ 和 $v_j$ 为已知量, $g_{ij}$ 、 $b_{ij}$ 和 $\theta_{ij}$ 为待求量,建立非线性方程组,将节点导纳矩阵的回归问题转化为非线性最小二乘问题。以3.1节的初始辨识结果作为迭代初值,实现对初始辨识结果的修正,其中, $\theta_{ij}$ 的初值由 $g_{ij}$ 和 $b_{ij}$ 初值经潮流计算获得。修正方程为:

$$\begin{bmatrix} \Delta p \\ \Delta q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & I & E \\ I & -H & F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta g \\ \Delta b \\ \Delta \theta \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: $\Delta p$ 和 $\Delta q$ 分别为节点有功和无功不平衡量; $\Delta g$ 、 $\Delta b$ 和 $\Delta \theta$ 分别为线路电导、电纳和电压相角的修正量; $H$ 、 $I$ 、 $E$ 和 $F$ 为雅可比矩阵中的元素矩阵。

根据式(12),对于含有 $n$ 个节点和 $m$ 条线路的配电系统,待求量的个数为 $2m+n-1$ ,约束方程的个数为 $2n$ ,为使方程个数大于待求量个数,应采用多组量测数据进行求解,量测数据组数 $M$ 的取值范围为:

$$2Mn \geq 2m + M(n-1) \quad (13)$$

此时,修正量求解公式为:

$$\begin{bmatrix} \Delta g \\ \Delta b \\ \Delta \theta \end{bmatrix}_M = \begin{bmatrix} H & I & E \\ I & -H & F \end{bmatrix}^\dagger \begin{bmatrix} \Delta p \\ \Delta q \end{bmatrix}_M \quad (14)$$

式中: $\dagger$ 为求矩阵广义逆运算。

由于直接求解矩阵广义逆复杂度高,类比线性最小二乘的方法,采用QR分解来求解修正量 $\Delta g$ 、 $\Delta b$ 和 $\Delta \theta$ 。综上,文中提出的拓扑与线路参数辨识修正模型的实现过程具体如下。

步骤1:输入 $M$ 组 $p$ 、 $q$ 和 $v$ 量测数据。

步骤2:以初始辨识的拓扑和线路参数进行潮流计算,得到节点电压相角初值 $\theta^{(0)}$ 。

步骤3:代入初始辨识的电导 $g^{(0)}$ 、电纳 $b^{(0)}$ 和

$\theta^{(0)}$ ,求出功率不平衡量 $\Delta p$ 和 $\Delta q$ 。

步骤4:求解雅可比矩阵元素,并对雅可比矩阵进行QR分解。

步骤5:由修正方程式求出修正量 $\Delta g$ 、 $\Delta b$ 和 $\Delta \theta$ ,并得到新值 $g$ 、 $b$ 和 $\theta$ 。

步骤6:计算功率不平衡量,若小于拓扑和线路参数修正阈值 $\gamma$ ,则去除电导 $g$ 小于阈值 $\lambda$ 的线路;若大于阈值 $\gamma$ ,则进行下一步。

步骤7:若节点功率不平衡量小于收敛阈值 $\epsilon$ ,则输出辨识结果,否则将新值 $g$ 、 $b$ 和 $\theta$ 作为初始值返回步骤3,进行下一步迭代。

实现流程如附录C图C1所示。

## 4 算例分析

为验证所提方法的有效性,文中分别在IEEE 33节点和PG&E 69节点配电系统上进行测试。

### 4.1 模拟量测数据

为了模拟智能电表量测数据,采用2016年电工数学建模竞赛<sup>[26]</sup>的负荷数据(时间尺度为24 h,时间间隔为15 min)模拟配电网的运行特性。由于该数据集不包含无功功率,文中将通过以下2种方式模拟无功负荷数据。

1)固定功率因数

$$q_i(t) = p_i(t) \frac{\sqrt{1 - \cos^2 \varphi_i}}{\cos \varphi_i} \quad (15)$$

2)随机功率因数

$$q_i(t) = p_i(t) \frac{\sqrt{1 - \cos^2(\varphi_i(t))}}{\cos \varphi_i(t)} \quad (16)$$

式中: $q_i(t)$ 为 $i$ 节点在 $t$ 时刻的无功负荷; $p_i(t)$ 为 $i$ 节点在 $t$ 时刻的有功负荷; $\cos \varphi_i$ 为不随时间变化的功率因数; $\cos \varphi_i(t)$ 为随时间变化的功率因数。

对于 $n$ 节点配电系统,利用上述负荷数据,构造出 $n-1$ 组96点有功和无功负荷数据,进而由Matpower软件仿真获得 $n$ 个节点的电压幅值、有功和无功注入功率,构成符合智能电表的采样周期(15 min)的原始量测数据。

### 4.2 IEEE 33节点配电系统

IEEE 33节点配电系统的拓扑结构如附录C图C2所示,包含32条支路(实线)和5条联络线(虚线),具体线路参数见文献[27]。

实际应用中,对于特定的配电网,其网络结构应局限于几个或十几个典型的模型<sup>[28-29]</sup>。对于IEEE 33节点配电系统,文中设置15种典型拓扑结构,包括5种环网结构和10种辐射网结构,分别用拓扑标签1至15表示。同时,基于4.1节介绍的方法,

以节点1为平衡节点,其余节点为PQ节点,构造出附录C图C3所示的32组96点有功和无功负荷曲线,并由Matpower软件仿真获得33个节点的电压幅值、有功和无功注入功率。

离线训练阶段,基于上述15种典型拓扑结构,分别生成24 h量测数据,共 $15 \times 96$ 组量测数据,作为SVM多分类模型的样本数据和联合辨识初始模型的输入数据。

文中其他参数设置为:量测数据 $p$ 和 $q$ 分别加入0.5%的高斯噪声,参数去噪阈值 $\lambda$ 为0.35,初辨识

收敛阈值 $\epsilon_1$ 为 $10^{-8}$ 。

以电导矩阵 $G$ 为例,其中拓扑标签为1、2和11的IEEE 33节点配电系统初始辨识结果如图2所示,其余拓扑结构的初始辨识结果如附录C图C4所示。由图2可知,对于拓扑标签为1、2和11的配电网,通过线性回归及降噪处理后,分别辨识出38、33和36条支路,只有少数不存在的支路没有被剔除,此时,电导平均误差为32.18%,电纳平均误差为47.95%,为拓扑与线路参数修正模型提供了一个良好的初值。

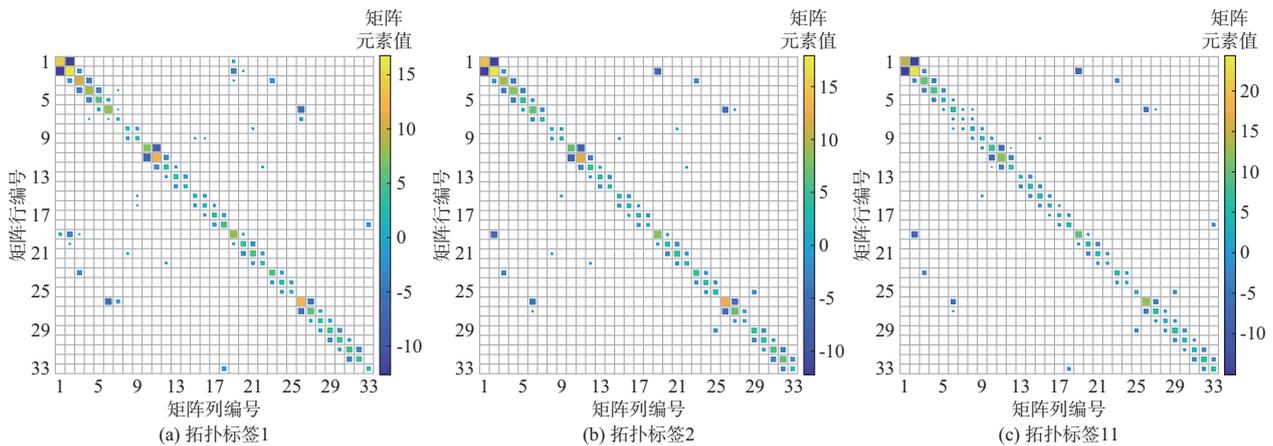


图2 电导矩阵 $G$ 初始辨识结果

Fig. 2 Initial identification results of conductance  $G$ -matrix

在线应用阶段,如附录C表C1所示,将24 h平均分为3个时段,每个时段随机选择1种拓扑结构模拟配电网运行,量测数据 $p$ 和 $q$ 分别加入0.5%的高斯噪声,参数去噪阈值 $\lambda$ 为0.35,拓扑修正阈值 $\gamma$ 为 $10^{-2}$ ,迭代收敛阈值 $\epsilon_2$ 为 $10^{-8}$ 。

附录C图C5为拓扑与线路参数在线辨识流程,通过SVM多分类模型判断实时量测数据的拓扑标签,并按拓扑标签分类储存量测数据,采用同一拓扑下当前时刻之后的8个采样点数据进行辨识,并作为当前时刻的辨识结果,从而实现滚动辨识。此外,为了降低SVM分类误差对辨识结果的影响,若同一拓扑标签下,某采样点与前后2个采样点的时间间隔均大于1 h,则将该采样点作为SVM分类异常点,并剔除该采样数据。

基于SVM的量测数据分类结果如附录C图C6所示。分类的准确率为94.8%,判断错误的采样点个数为5。根据在线辨识流程,拓扑标签为1、2和11的配电网分别可以获得第22、23和25个时刻的拓扑与参数辨识结果,共70个有效辨识结果。

以3种拓扑结构的第1个采样点的辨识结果为例,其拓扑与线路参数辨识修正模型的迭代过程如

附录C图C7,分别经过4、3和4次迭代过程,剔除了初始辨识结果中辨识错误的支路。其中,线路电导的辨识结果如图3所示,线路电纳的辨识结果见附录C图C8。由图可知,辨识结果与真实值较为接近。

对于实时辨识中获得的70个有效辨识结果,线路参数辨识结果的误差分布情况如附录C图C9所示。其中,电导的平均相对误差为1.88%,电纳的平均相对误差为2.53%,对比初始辨识结果可知,拓扑与参数修正模型对初始辨识结果实现了有效修正。

为了测试QR分解对辨识效果的影响,基于IEEE 33节点配电系统生成的24 h实时量测数据,在未采用和采用QR分解的2种情况下,对拓扑和线路参数进行实时滚动辨识。相关参数设置如下:量测数据 $p$ 和 $q$ 分别加入0.5%的高斯噪声,参数去噪阈值 $\lambda$ 为0.35,初辨识收敛阈值 $\epsilon_1$ 为 $10^{-8}$ ,拓扑修正阈值 $\gamma$ 为 $10^{-2}$ ,迭代收敛阈值 $\epsilon_2$ 为 $10^{-8}$ 。

2种辨识方法下,70个有效辨识结果的辨识误差和总辨识时间如表1所示。由表1可以看出,QR分解改进后,线路参数辨识结果的平均相对误差更小,具有更高的辨识精度,且提高了辨识速度。

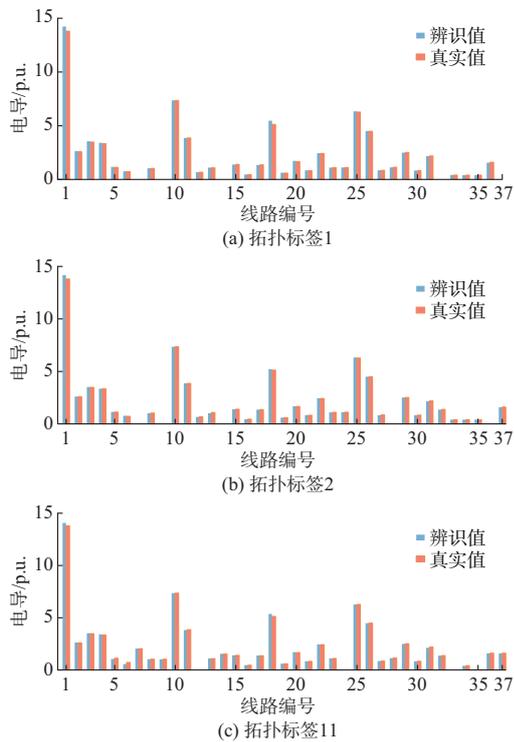


图3 线路电导  $g$  辨识结果  
Fig.3 Identification results of line conductance  $g$

表1 辨识结果对比  
Table 1 Comparison of identification results

| 方法      | 平均相对误差/% |      | 辨识时间/s |
|---------|----------|------|--------|
|         | $g$      | $b$  |        |
| 未采用QR分解 | 1.99     | 2.63 | 371.19 |
| 采用QR分解  | 1.88     | 2.53 | 356.31 |

### 4.3 量测误差对拓扑与参数辨识的影响

由于实际测量数据会受噪声干扰,为了模拟真实情况下的辨识效果,对负荷数据加入服从正态分布的5种噪声,比例分别为:0.1%、0.5%、1.0%、1.5%和2.0%,并分别建立拓扑与参数辨识模型,测试量测误差对辨识结果的影响。其余参数的设置不变参数,即参数去噪阈值 $\lambda$ 为0.35,拓扑修正阈值 $\gamma$ 为 $10^{-2}$ ,初始辨识和修正辨识收敛阈值均为 $10^{-8}$ 。

表2为量测数据 $p$ 、 $q$ 在加入不同的噪声时,IEEE 33节点配电系统的24 h辨识结果。由表2可知,随着量测误差的增大,SVM分类准确率下降,导致有效辨识时间点总数降低。此外,量测误差的增大,需要联合辨识修正模型进行迭代的次数增多,同时,线路电导和电纳辨识结果的平均相对误差也将增大。

### 4.4 PG&E 69节点配电系统

为了验证文中所提方法对大规模配电网的适用性,采用PG&E 69节点配电系统进行测试,其拓扑

表2 不同量测误差的辨识结果  
Table 2 Identification results of different measurement errors

| 量测误差/% | SVM分类正确率/% | 有效辨识时<br>间点个数 | 线路参数平均误差/% |      | 迭代<br>次数 |
|--------|------------|---------------|------------|------|----------|
|        |            |               | $g$        | $b$  |          |
| 0.1    | 96.88      | 72            | 0.64       | 0.62 | 4        |
| 0.5    | 94.79      | 70            | 1.88       | 2.53 | 6        |
| 1.0    | 89.58      | 65            | 2.40       | 3.00 | 6        |
| 1.5    | 83.33      | 59            | 3.47       | 3.99 | 11       |
| 2.0    | 82.29      | 58            | 3.86       | 3.95 | 12       |

结构如附录C图C10所示, $S_1 \sim S_{73}$ 为开关编号,实线表示开关闭合,虚线表示开关断开,具体线路参数见文献[27]。

采用与IEEE 33节点相同方法构造PG&E 69节点数据集,并设置15种典型拓扑结构,包括5种环网结构,10种辐射网结构,分别用拓扑标签1~15表示。其中初始辨识模型采用 $15 \times 96$ 组量测数据,修正模型采用8组量测数据。其余参数设置如下:量测数据 $p$ 和 $q$ 分别加入1%的高斯噪声,参数去噪阈值 $\lambda$ 为0.6,初始辨识收敛阈值 $\epsilon_1$ 为 $10^{-8}$ ,拓扑修正阈值 $\gamma$ 为 $10^{-2}$ ,修正模型迭代收敛阈值 $\epsilon_2$ 为 $10^{-8}$ 。

在线应用阶段,与IEEE 33节点相同,考虑配电网拓扑结构的变化为每8 h一次,以附录C表C2中的3种拓扑结构模拟24 h配电网动态运行特性。

附录C图C11为SVM多分类模型的实时量测数据分类结果,其中拓扑判别错误的采样点个数为6,根据在线辨识流程,可得到69个采样点的实时拓扑与线路参数辨识结果。

对于实时辨识中获得的69个有效辨识结果,其线路参数辨识结果的误差分布情况如附录C图C12所示。其中,电导的平均相对误差为2.64%,电纳的平均相对误差为3.33%。说明配电网规模扩大后,所提方法仍能保证对拓扑和线路参数的准确辨识。

## 5 结语

考虑配电网拓扑结构运行的变化,提出了一种配电网动态拓扑与线路参数联合在线辨识方法。通过算例分析,可以得出如下结论:

1)所提方法利用SVM多分类模型判断实时断面量测数据的拓扑类别,并结合拓扑与线路参数联合辨识模型,可实现动态拓扑与线路参数在线滚动辨识。

2)为了改善配电网拓扑和线路参数的辨识效果,采用QR分解求解初始模型中的线性回归问题,并对修正模型中牛顿法进行改进,提高了辨识速度和准确性。

3)算例通过模拟智能电表实际采样频率下的量测数据,仍能实现动态拓扑与线路参数的精确辨识,更符合配电网实际运行情况。

文中所提方法可实现配电网拓扑和线路参数联合在线辨识,为电力系统的规划、运行和控制提供支撑。后续研究中,将考虑对含分布式电源及量测数据缺失的配电网进行拓扑和线路参数的在线辨识。

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] 李超,苗世洪,盛万兴,等.考虑动态网络重构的主动配电网优化运行策略[J].电工技术学报,2019,34(18):3909-3919.  
LI Chao, MIAO Shihong, SHENG Wanxing, et al. Optimization operation strategy of active distribution network considering dynamic network reconfiguration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(18): 3909-3919.
- [2] 原康康,卫志农,段方维,等.基于多新息最小二乘算法的电力线路参数辨识[J].电力工程技术,2020,39(4):55-60.  
YUAN Kangkang, WEI Zhinong, DUAN Fangwei, et al. Power line parameter identification based on multi-innovation least square algorithm [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(4): 55-60.
- [3] WENG Y, LIAO Y Z, RAJAGOPAL R. Distributed energy resources topology identification via graphical modeling [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 2682-2694.
- [4] LUAN W P, PENG J, MARAS M, et al. Smart meter data analytics for distribution network connectivity verification [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 1964-1971.
- [5] PAPPU S J, BHATT N, PASUMARTHY R, et al. Identifying topology of low voltage distribution networks based on smart meter data [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 5113-5122.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 王旭东,王高猛,林济铿,等.基于AMI量测信息的低压配电网线路参数辨识方法[J].中国电力,2019,52(5):63-69.  
WANG Xudong, WANG Gaomeng, LIN Jikeng, et al. Method for parameter identification of LV distribution network based on AMI metering data[J]. Electric Power, 2019, 52(5): 63-69.
- [9] PEGORARO P A, BRADY K, CASTELLO P, et al. Line impedance estimation based on synchrophasor measurements for power distribution systems [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(4): 1002-1013.
- [10] YUAN Y, LOW S, ARDAKANIAN O, et al. On the inverse power flow problem [EB/OL]. [2016-10-21]. <https://arxiv.org/pdf/1610.06631.pdf>.
- [11] YU J F, WENG Y, RAJAGOPAL R. PaToPa: a data-driven parameter and topology joint estimation framework in distribution grids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 4335-4347.
- [12] YU J F, WENG Y, RAJAGOPAL R. PaToPaEM: a data-driven parameter and topology joint estimation framework for time-varying system in distribution grids [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 1682-1692.
- [13] 栾文鹏,王兵,周宁,等.基于量测数据的低压配电网精确建模[J].电网技术,2015,39(11):3141-3146.  
LUAN Wenpeng, WANG Bing, ZHOU Ning, et al. Modeling of LV distribution network based on metering data [J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3141-3146.
- [14] PARK S, DEKA D, CHCRTKOV M. Exact topology and parameter estimation in distribution grids with minimal observability [C]// 2018 Power Systems Computation Conference (PSCC), June 11-15, 2018, Dublin, Ireland: 1-10.
- [15] ZHANG J W, WANG Y, WENG Y, et al. Topology identification and line parameter estimation for non-PMU distribution network: a numerical method [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4440-4453.
- [16] JABR R A. Minimum loss operation of distribution networks with photovoltaic generation [J]. IET Renewable Power Generation, 2014, 8(1): 33-44.
- [17] 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.
- [18] 刘俊,赵宏炎,刘嘉诚,等.基于协整-格兰杰因果检验和季节分解的中期负荷预测[J].电力系统自动化,2019,43(1):73-80.  
LIU Jun, ZHAO Hongyan, LIU Jiacheng, et al. Medium-term load forecasting based on cointegration-granger causality test and seasonal decomposition [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 73-80.
- [19] 黄珊,王博文,赵智忠,等.应用于机械手的磁致伸缩触觉传感器阵列与物体识别[J].电工技术学报,2021,36(7):1416-1424.  
HUANG Shan, WANG Bowen, ZHAO Zhizhong, et al. Object recognition of magnetostrictive tactile sensor array applied to manipulator [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1416-1424.
- [20] 宁家鑫,刘羽霄,章家维,等.数据驱动的三相配电网拓扑与线路参数辨识[J].中国电机工程学报,2021,41(8):2615-2628.  
NING Jiaxin, LIU Yuxiao, ZHANG Jiawei, et al. Data-driven topology and line parameter identification of three-phase distribution grid [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8):

- 2615-2628.
- [21] LIU Y X, ZHANG N, WANG Y, et al. Data-driven power flow linearization: a regression approach [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2569-2580.
- [22] 敖鑫,王淳,朱文广,等.两种配电网线性潮流计算方法及其比较[J].电网技术,2017,41(12):4004-4013.  
AO Xin, WANG Chun, ZHU Wenguang, et al. Derivation and comparison of two versions of linear power flow method for distribution networks[J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 4004-4013.
- [23] 杨帆,代锋,姚德贵,等.基于最小二乘QR分解算法的接地网磁场重构方法及应用[J].电工技术学报,2016,31(5):184-191.  
YANG Fan, DAI Feng, YAO Degui, et al. Least square QR factorization arithmetic based magnetic field reconstruction for grounding grid and its application [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5): 184-191.
- [24] LIU Q, DAVOINE F, YANG J, et al. A fast and accurate matrix completion method based on QR decomposition and  $L_{2,1}$  -norm minimization [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(3): 803-817.
- [25] 张贤达.矩阵分析与应用[M].北京:清华大学出版社,2013.  
ZHANG Xianda. Matrix analysis and applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [26] 陈振宇,刘金波,李晨,等.基于LSTM与XGBoost组合模型的超短期电力负荷预测[J].电网技术,2020,44(2):614-620.  
CHEN Zhenyu, LIU Jinbo, LI Chen, et al. Ultra short-term power load forecasting based on combined LSTM-XGBoost model [J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 614-620.
- [27] BARAN M E, WU F F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(1): 725-734.
- [28] HE X, QIU R C, AI Q, et al. A hybrid framework for topology identification of distribution grid with renewables integration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 36(2): 1493-1503.
- [29] CAVRARO G, ARGHANDEH R. Power distribution network topology detection with time-series signature verification method [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3500-3509.

杨冬锋(1976—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:大规模新能源接入电力系统的优化调度与控制、配电系统自动化等。E-mail:ydfnedu@126.com

付强(1995—),男,通信作者,硕士研究生,主要研究方向:配电网参数辨识与运行分析。E-mail:1343349303@qq.com

刘晓军(1979—),女,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:电力系统继电保护与稳定控制。E-mail:lxjnedu@126.com

(编辑 杨松迎)

## Joint Online Identification Method for Dynamic Topology and Line Parameters of Distribution Network

YANG Dongfeng<sup>1</sup>, FU Qiang<sup>1</sup>, LIU Xiaojun<sup>1</sup>, LIU Yingying<sup>2</sup>, JIANG Chao<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China;

2. State Grid Weifang Hanting Power Supply Company, Weifang 261100, China)

**Abstract:** In order to achieve accurate identification of distribution network topology and line parameters, a joint online identification method for topology and line parameters of distribution network based on smart meter measurement data is proposed considering the change of topology. Firstly, a support vector machine (SVM) based multi-classification model and a linear regression based initial model for topology and line parameter identification are established using historical measurement data of different topologies. Then, the SVM multi-classification model is used to realize the mapping between online measurement data and topology structure to obtain the initial values of topology and line parameters, and the topology and line parameter identification correction model is combined to obtain accurate identification results. In addition, to improve the numerical stability, orthogonal matrix and right triangular matrix decomposition is used to solve the linear equations in the identification process. Finally, the effectiveness of the method is verified by arithmetic simulation.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2019YFB1505405).

**Key words:** distribution network; topology identification; line parameter identification; support vector machine; orthogonal matrix and right triangular matrix decomposition

