

基于改进相关熵匹配追踪的配电网拓扑与 线路参数辨识方法

孙蒙恩¹, 龚海明¹, 赵杰¹, 孙蓉蓉¹, 卢慧文¹, 王辉²

(1. 深圳供电局有限公司, 广东 深圳 518081;

2. 国网电力科学研究院有限公司, 江苏 南京 210061)

摘要:精确的拓扑和线路参数信息是配电网状态估计和安全控制的基础,受采集终端性能和环境因素影响,测量设备的计量误差往往偏离高斯分布,对拓扑与参数辨识模型在非高斯噪声量测下的鲁棒性提出了更高要求。首先以功率估计误差最小为目标构建了配电网参数辨识的数学优化模型;为提升复杂误差场景下辨识算法的求解性能,建立相关熵诱导损失函数,并且基于半二次优化和噪声滤除提出改进相关熵匹配追踪算法;最后,在IEEE 33和85节点配电系统上进行仿真分析,测试结果表明,所提方法在高斯和非高斯数据噪声场景中均能实现拓扑结构的正确辨识和线路参数的有效估计。

关键词:配电网;拓扑辨识;线路参数辨识;相关熵诱导度量;相关熵匹配追踪

中图分类号:TM727 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed25650

Identification Method for Topology and Line Parameter of Distribution Network Based on Improved Correntropy Matching Pursuit

SUN Mengen¹, GONG Haiming¹, ZHAO Jie¹, SUN Rongrong¹, LU Huiwen¹, WANG Hui²

(1. Shenzhen Power Supply Co., Ltd., Shenzhen 518081, Guangdong, China;

2. State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 210061, Jiangsu, China)

Abstract: Accurate topology and line parameter information is the basis of state estimation and security control of distribution network. Affected by the performance of collection terminals and environmental factors, the measurement error of metering equipment often deviates from Gaussian distribution. Higher requirements are put forward for the robustness of topology and parameter identification model under non-Gaussian noise measurements. The mathematical optimization model of distribution network parameter identification was firstly constructed with the goal of minimizing power estimation error. In order to improve the performance of identification algorithm in complex error scenarios, the correntropy induced loss function was established, and an improved correntropy matching pursuit (CMP) algorithm was proposed based on half-quadratic optimization and noise filtering. Finally, the simulation analysis was carried out on IEEE 33- and 85-bus distribution system, and the test results show that the proposed method can correctly identify the topology and effectively estimate the line parameters in both Gaussian and non-Gaussian data noise scenarios.

Key words: distribution network; topology identification; line parameter identification; correntropy induced metric (CIM); correntropy matching pursuit (CMP)

准确完整的配电网拓扑结构与线路参数信息是实现网络状态精准感知、提高电网安全运行水平的前提和基础,同时也是建立线损分析模型、设计故障定位策略等应用场景中的重要参数^[1-3]。随着居民用电需求和供电质量要求的不

断增加,配网拓扑接线日益复杂,人工维护运行拓扑与线路参数档案的成本较大,并且错误率高^[4-5]。因此,亟需研究一种准确率高、鲁棒性强的配网拓扑及线路参数估计方法。

高级量测体系(advanced measurement infra-

基金项目:中国南方电网有限责任公司科技项目(090000KK52222164)

作者简介:孙蒙恩(1989—),男,本科,工程师,Email:sunmengen01@163.com

structure, AMI)的快速发展带动同步相量测量装置(phasor measurement unit, PMU)在配电网中的推广部署,电力信息采集系统逐步实现 min 级电表数据采集,为基于数据驱动的配电网拓扑结构和线路参数辨识技术提供了有力支撑^[6-7]。文献[8]利用支持向量机(support vector machine, SVM)得到量测数据所属的拓扑类别,并提出了配网拓扑与参数的初始及修正辨识模型;文献[9]基于重加权 L₁ 范数最小化算法与改进交替下降次优化法求解配网的拓扑与线路参数;文献[10]基于线路电压降方程建立了非线性配网参数估计模型,自下而上完成拓扑重建,但所建模型属于非凸优化问题,可能存在多个局部最优解;文献[11-13]通过线性回归辨识配网节点导纳矩阵;文献[14]利用电压降与电流的近似关系提出估计线路阻抗参数的多元线性回归模型,但这类最小二乘算法对数据集的测量误差比较敏感,影响算法的收敛性能。

实际上,用电信息采集系统中的数据不可避免地存在量测误差,针对此问题,一些学者提出了改进的辨识方法。文献[15]基于抗差状态估计法提出改进的线路参数估计模型,降低了量测误差对线路参数辨识精度的影响,但需要已知准确的网络拓扑信息;文献[16]建立测量误差补偿模型估计线路参数,在建模过程中为每个节点的功率及电压量测引入待求解的误差变量,需要占用额外的计算资源;文献[17]定量分析了量测数据误差对网络拓扑和线路参数辨识准确性的影响,在此基础上提出了考虑测量误差的线路参数和拓扑联合估计方法;文献[18-19]在建模过程中同样考虑了数据噪声,基于极大似然估计思想迭代更新线路参数与配网拓扑;文献[20]基于总体最小二乘法估计潮流雅克比矩阵,并且考虑了回归矩阵和量测向量中存在的误差,通过估计得到的雅克比矩阵可以推断系统拓扑及线路导纳参数。上述研究在建模时通常假设电气量的量测值与真实值之间的偏差服从高斯分布,然而,实际运行的配电网中量测数据集的噪声往往会偏离正态分布^[21],因此需要提出一种对数据噪声更具鲁棒性的辨识方法。

基于上述分析,本文构建了以功率估计误差最小为目标的数学优化模型,并针对量测数据中包含非高斯噪声的问题,提出一种改进相关熵匹配追踪的模型求解算法。通过在参数估计过程

中自适应地调整量测数据的权重系数,提高了辨识方法对量测误差分布形态的鲁棒性。最后,在 IEEE 33 和 85 节点配电系统上进行算例仿真,通过对比分析验证了所提算法的有效性和优越性。

1 问题建模

节点导纳矩阵可以同时反映网络的拓扑连接和线路参数信息。因此,本文将基于 PMU 所提供的功率及电压量测数据,建立估计节点导纳矩阵的数学模型,实现配电网拓扑和线路参数的联合辨识。

对于一个节点总数为 n 的配电网,其运行时满足潮流方程:

$$p_i = \sum_{j=1}^n v_i v_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (1)$$

$$q_i = \sum_{j=1}^n v_i v_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (2)$$

式中: p_i, q_i 分别为节点 i 的注入有功功率和无功功率, $i=1, 2, \dots, n$; G, B 分别为系统的节点电导矩阵和电纳矩阵; v_i, v_j 为节点 i, j 的电压幅值; θ_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的电压相角差。

如果忽略节点导纳阵中元素的电气特性直接对 G 和 B 进行估计,则可能会出现过拟合^[12]。因此,我们以线路导纳参数 g 和 b 作为估计变量,其中, g_k, b_k 分别为线路 l_k 的电导和电纳, $k=1, \dots, m$, m 为可能存在的线路数量。由于配电网节点的并联电阻可以被忽略,根据导纳矩阵特性,如果节点 i 和节点 j 之间存在连接线路 l_k , 则有:

$$G_{ij} = G_{ji} = -g_k \quad (3)$$

$$B_{ij} = B_{ji} = -b_k \quad (4)$$

如果节点 i 的邻居节点集合 $s_i = \{j_1, \dots, j_c\}$, 分别对应线路 $l_{k1}, \dots, l_{kc}$, 则有:

$$G_{ii} = \sum_{\mu=1}^c g_{k\mu} \quad (5)$$

$$B_{ii} = \sum_{\mu=1}^c b_{k\mu} \quad (6)$$

基于上述分析,可得线路参数表示的潮流方程如下:

$$p_i = \sum_{k=1}^m \{ [v_i^2 - v_{o_{i1}} v_{o_{i2}} \cos(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{i2}})] g_k - v_{o_{i1}} v_{o_{i2}} \sin(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{i2}}) b_k \} \quad (7)$$

$$q_i = \sum_{k=1}^m \{ -v_{o_{i1}} v_{o_{i2}} \sin(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{i2}}) g_k - [v_i^2 - v_{o_{i1}} v_{o_{i2}} \cos(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{i2}})] b_k \} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{O} \in \mathbf{R}^{m \times 2}$ 为索引矩阵; o_{k1}, o_{k2} 分别为线路 l_k 的首末端节点编号。

对于配电网中的所有节点,均有式(7)和式(8)成立,因此可得:

$$\begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ N & -H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g \\ b \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中

$$p = [p_1 \cdots p_n]^T$$

$$q = [q_1 \cdots q_n]^T$$

H 和 N 的元素值分别为

$$H_{ij} = v_i^2 - v_{o_{i1}} v_{o_{i2}} \cos(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{i2}}) \quad (10)$$

$$N_{ij} = -v_{o_{i1}} v_{o_{j2}} \sin(\theta_{o_{i1}} - \theta_{o_{j2}}) \quad (11)$$

假设存在 K 组功率及电压量测,则基于式(9)可以建立数学模型:

$$F = \min \mathbf{e}^T \mathbf{e} \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (13)$$

其中

$$\mathbf{x} = [\mathbf{g}; \mathbf{b}]$$

式中: $\mathbf{e}$ 为估计误差; $\mathbf{y}, \Phi$ 分别为由功率历史量测序列 $P=(p_1, \cdots, p_K)$, $Q=(q_1, \cdots, q_K)$ 和电压历史量测序列 $V=(v_1, \cdots, v_K)$, $\Theta=(\theta_1, \cdots, \theta_K)$ 构造得到的矩阵。

通过求解上述优化问题,可以得到线路参数的估计值 $\hat{\mathbf{g}}$ 和 $\hat{\mathbf{b}}$,从而进一步实现对配电网拓扑连接关系的辨识。

2 模型求解

受仪器精度和采集环境等多方面因素的影响,实际得到的采样数据噪声复杂多变,难以对量测误差进行精确的数学建模,因此直接求解式(12)和式(13)表示的估计问题较为困难。

贪婪算法是一种简单、直观的优化问题求解方法。其中,匹配追踪类方法作为应用较多的贪婪算法,具有求解速度快和计算复杂度低的优势^[22-23]。与其他匹配追踪法相比,基于相关熵匹配追踪(correntropy matching pursuit, CMP)的方法不受误差分布的影响,对数据噪声具有更好的鲁棒性^[24]。本节在引入相关熵诱导度量(correntropy induced metric, CIM)^[25]的基础上,提出一种改进型CMP算法,实现配网拓扑与线路参数的联合辨识。

2.1 相关熵诱导度量

相关熵是考虑两个随机变量 X, Y 之间相关性的局部非线性度量,定义如下:

$$\begin{aligned} V(X, Y) &= E[\kappa_\sigma(X, Y)] \\ &= \iint \kappa_\sigma(x, y) p_{XY}(x, y) dx dy \end{aligned} \quad (14)$$

其中,高斯核函数 κ_σ 定义如下:

$$\begin{aligned} \kappa_\sigma(x, y) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left[-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}\right] \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{e^2}{2\sigma^2}\right) \\ &= \kappa_\sigma(e) \end{aligned} \quad (15)$$

式中: E 为数学期望; $p_{XY}(x, y)$ 为 X 和 Y 之间的联合概率密度函数; σ 为带宽。

在实际应用中, X 和 Y 之间的联合概率分布通常是未知的,因此无法直接建立 $p_{XY}(x, y)$ 的数学形式。针对式(12)和式(13)表示的优化模型, CIM可以利用所获得的 K 组量测样本数据,建立基于样本估计的相关熵诱导损失函数:

$$\begin{aligned} L_{\text{CIM}} &= [\kappa_\sigma(0) - \frac{1}{K} \sum_{r=1}^K \kappa_\sigma(e_r)]^{\frac{1}{2}} \\ &= \sqrt{\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma K} \left\{ \sum_{r=1}^K [1 - \exp(-\frac{e_r^2}{2\sigma^2})] \right\}^{\frac{1}{2}}} \\ &= C \left\{ \sum_{r=1}^K [1 - f_\sigma(e_r)] \right\}^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (16)$$

通过进一步简化式(16)^[26],可以得到新的基于CIM的目标函数:

$$\begin{aligned} F_\sigma &= \min L_\sigma(e) \\ &= \min \left\{ \frac{1}{K} \sum_{r=1}^K \sigma^2 [1 - f_\sigma(e_r)] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

由式(17)可以看出,基于CIM的损失函数 L_σ 受 σ^2 约束,在量测向量存在严重噪声的情况下 L_σ 的增长速度依然较慢。通过调整核函数带宽 σ ,可以有效抑制脉冲噪声对 L_σ 的影响,提升辨识模型对非高斯噪声的鲁棒性。

2.2 改进相关熵匹配追踪算法

式(17)表示的目标函数 F_σ 为非线性函数,难以直接进行求解。为此,本文基于半二次(half-quadratic, HQ)优化理论^[27]设计一种改进型CMP辨识算法,以迭代的方式更新线路参数的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$,直至收敛。相较其他优化方法, HQ优化通过在每次迭代中计算量测样本的加权向量,可以进一步提升CMP算法的求解性能。

根据凸优化理论^[28],对于 $f_\sigma(e) = \exp(-e^2/2\sigma^2)$,存在一个凸函数 $\varphi(s)$ 满足:

$$f_\sigma(e) = \sup \left\{ \frac{se^2}{\sigma^2} - \varphi(s) \right\} \quad (18)$$

其中, $s \in \mathbf{R}$, 函数在 $s = -f_\sigma(e)$ 处达到上确界, 这时存在:

$$-\sigma^2 f_\sigma(e) = \inf \{-se^2 + \sigma^2 \varphi(s)\} \quad (19)$$

通过定义 $t = -s$, 可以得到:

$$-\sigma^2 f_\sigma(e) = \inf \{te^2 + \phi(t)\} \quad (20)$$

其中 $\phi(t) = \sigma^2 \varphi(-t)$

在 $t = f_\sigma(e)$ 处函数达到下确界。将式(20)代入式(17), 进一步删除常数项并再次整理方程, 目标函数可重新表示为

$$F_\omega = \min [\|\sqrt{\text{diag}(\omega)} (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x})\|_2^2 + \sum_{r=1}^K \phi(\omega_r)] \quad (21)$$

式中: $\text{diag}(\omega)$ 为权重系数向量 ω 中的元素组成的对角矩阵。

在优化问题的求解过程中, 高斯核函数的带宽 σ 会影响辨识模型对非高斯噪声的敏感程度。当选择较小的 σ 值时, 参数估计结果的准确度更高, 但迭代过程的收敛速度较慢, 过小的 σ 值会使得 ω 中的元素趋于零, 甚至导致奇异问题; 而较大的 σ 值会产生平滑的估计结果, 影响算法求解性能。本文通过在每次迭代中自适应地更新参数 σ , 避免了核函数带宽的手动选择。参考文献[16], 在第 d 次迭代中, 计算 σ^d 如下:

$$\sigma^d = \left(\frac{1}{2K} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}^{d-1}\|_2^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (22)$$

根据 HQ 理论, 在更新 σ^d 后, 迭代求解式(21)如下:

$$\omega_r^d = f_\sigma[\mathbf{y}_r - (\Phi \mathbf{x}^d)_r] \quad r = 1, 2, \dots, K \quad (23)$$

$$\mathbf{x}^d = \arg \min \|\sqrt{\text{diag}(\omega^d)} (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x})\|_2^2 \quad (24)$$

式(24)属于加权最小二乘问题, 其解析解如下:

$$\mathbf{x}^d = [\Phi^T \text{diag}(\omega^d) \Phi]^{-1} \Phi^T \text{diag}(\omega^d) \mathbf{y} \quad (25)$$

由上述迭代过程可以看出, ω 能够基于量测误差为数据分配不同的权重。具体地, 如果 $\mathbf{y}_r$ 存在较大误差, 对应 ω_r 的数值将会更小, 从而有效减轻数据噪声对线路参数估计过程的影响。CMP 算法通过自适应地为受到严重噪声干扰的量测数据赋以较小的权重, 因此能够适用于存在非高斯分布的复杂误差场景。

此外, 数据误差会给参数估计带来噪声, 即对于不存在直接相连线路的两个节点, 其对应 $\mathbf{x}^d$ 中的线路导纳估计值可能为一个接近于 0 的数, 难以直接优化为 0。为了去除不存在的支路, 提升辨识结果的准确性, 需要对迭代得到的 $\mathbf{x}^d$ 进行噪声滤除, 删除量值较小的元素。

由于缺乏线路参数的先验信息, 无法设置绝对的噪声滤除条件。因此, 本文首先由 $\mathbf{x}^d$ 形成上三角导纳估计矩阵 $\mathbf{G}^d, \mathbf{B}^d$, 然后计算每条支路的比例参数 $h(i, j)$:

$$h(i, j) = \frac{1}{2} \left(\left| \frac{G_{ij}^d}{G_{ii}^d} \right| + \left| \frac{B_{ij}^d}{B_{ii}^d} \right| \right) \quad i, j = 1, 2, \dots, n; i < j \quad (26)$$

若 $h(i, j)$ 小于去噪阈值 h^* , 则认为节点 i 和节点 j 之间不存在连接线路, 将该支路删除并将 $\mathbf{x}^d$ 中对应的电导和电纳估计值同步置为 0。参考文献[29], 文中设置 h^* 为 $1/(n-1)$ 。重复参数求解和噪声滤除过程, 直至满足收敛条件, 输出配网拓扑与线路参数的辨识结果。

基于上述分析, 本文提出的改进型 CMP 辨识模型求解算法流程如图 1 所示。

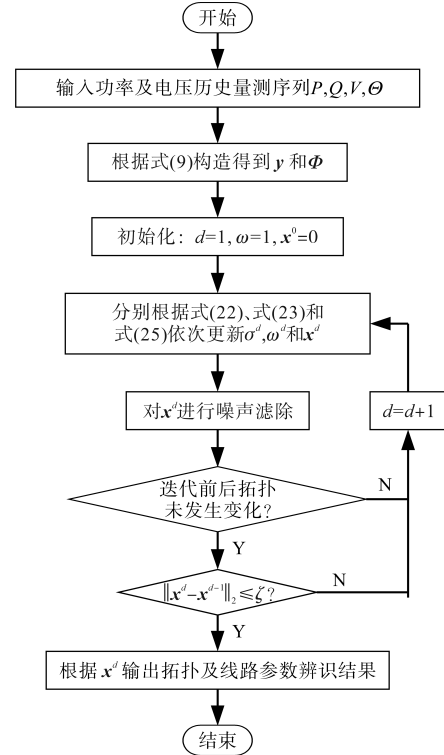


图 1 模型求解算法流程

Fig.1 Flow chart of model solving algorithm

3 算例分析

为验证本文所提辨识方法的有效性, 选取 IEEE 33 和 85 节点配电系统进行测试。

3.1 数据集及结果评价指标

在生成历史量测数据集时, 本文结合算例配网的潮流分布特性以及实际配电网的运行环境, 在算例分配的节点负荷基础上附加随机波动以模拟不同时刻下的功率变化, 并且通过高斯混合

模型(Gaussian mixture model, GMM)为每条数据附加量测误差,以测试非高斯噪声下所提算法的性能表现^[30]。节点 i 的第 r 组有功功率 p_i^r 为

$$p_i^r = p_i^0 + p_i^0 \gamma + R_i^r \quad (27)$$

其中

$$R_i^r = (1 - \beta)N(0, \chi_2^2) + \beta N(0, \chi_3^2) \quad (28)$$

式中: p_i^0 为算例中给定的节点 i 的有功功率额定值; $\gamma \sim N(0, \chi_1^2)$; R_i^r 为附加的高斯混合噪声; β 为权重因子。

采用同样的方法构造得到无功功率数据集,然后通过潮流计算可以获得对应的节点电压幅值和相角量测序列。

本文使用F1分数作为拓扑辨识准确度的评价指标:

$$F_1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (29)$$

其中

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (30)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (31)$$

式中: precision , recall 分别为查准率和召回率; TP , FP , FN 分别为辨识正确的线路数量、实际断开但误判为连接的线路数量和实际连接但误判为断开的线路数量。

本文使用相对误差作为线路导纳估计准确度的评价指标,对于线路 l_k ,有:

$$e_g^k = \frac{|g_k - g_k^{\text{real}}|}{|g_k^{\text{real}}|} \quad (32)$$

$$e_b^k = \frac{|b_k - b_k^{\text{real}}|}{|b_k^{\text{real}}|} \quad (33)$$

式中: g_k^{real} , b_k^{real} 分别为线路 l_k 的真实电导值和电纳值。

3.2 IEEE 33节点配电系统

IEEE 33节点配电系统的电压等级为12.66 kV,包含33个节点和32条支路,另外还包括5条联络线路,其网络拓扑结构如图2所示,其中节点1为平衡节点,节点2~33为PQ节点。在算例测试中,设置量测组数 K 为96, $\chi_1=1\%$, $\beta=0.1$, χ_2 和 χ_3 分别设置为0.2%, 5%,收敛阈值 ζ 设置为 10^{-3} 。

将功率及电压量测序列输入改进型CMP算法,在得到的辨识结果中一共有32条运行线路,并且这些线路的首末端节点编号均与实际运行支路的节点编号一致,F1分数为1,实现了配电网

拓扑结构的正确辨识。具体的,各条线路的参数估计误差如图3所示。其中,电导的平均误差为2.44%,电纳的平均误差为2.62%,所提算法能够输出有效的线路导纳估计值。

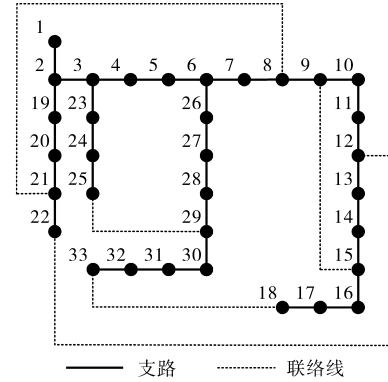


图2 IEEE 33节点配电系统

Fig.2 IEEE 33-bus distribution system

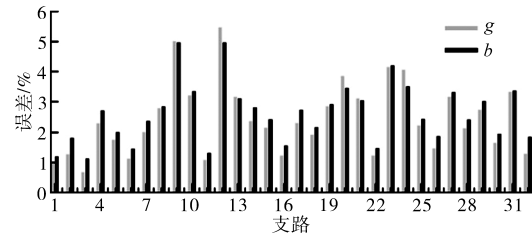


图3 线路参数误差(IEEE 33节点)

Fig.3 Line parameter errors (IEEE 33-bus)

为比较不同算法的辨识性能,选取正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)作为典型的匹配追踪类方法,以及在优化问题求解中广泛应用的最小二乘法(least square, LS),与本文所提方法进行对比测试。3种算法在不同 β 下的辨识结果如图4所示。

由图4可知,当 $\beta=0$,即量测数据仅包含高斯噪声时,3种算法均能准确辨识配网拓扑,并且线路参数的估计精度较为接近。随着 β 的增加,数据噪声中包含越来越多的非高斯分量,LS算法和OMP算法分别在 $\beta=0.04$ 和 $\beta=0.06$ 时出现运行线路的错误辨识;之后当 β 继续增大,拓扑辨识准确度持续降低,并且线路参数的估计精度迅速下降。而本文所提算法在测试中未出现拓扑辨识错误,线路导纳估计误差随着 β 的增大有所上升,但非高斯噪声对参数估计准确度的影响较小,当 $\beta=0.2$ 时线路电导和电纳的平均误差分别为2.92%和3.08%,均在可接受范围内。这是由于OMP和LS为每条量测分配相同的权重,当部分数据受到严重噪声干扰或存在异常值时,误差分布不再服从高斯假设,会使优化结果产生偏差;

而CMP可以根据噪声大小自适应地调整量测数据的权重系数,对于量测噪声较小的数据,其权重系数接近于1,而对噪声较大的数据则赋以较小的权重,相较其他两种对比算法,本文所提方法可以很好地处理高斯噪声和非高斯噪声,因此具有更优的辨识性能。

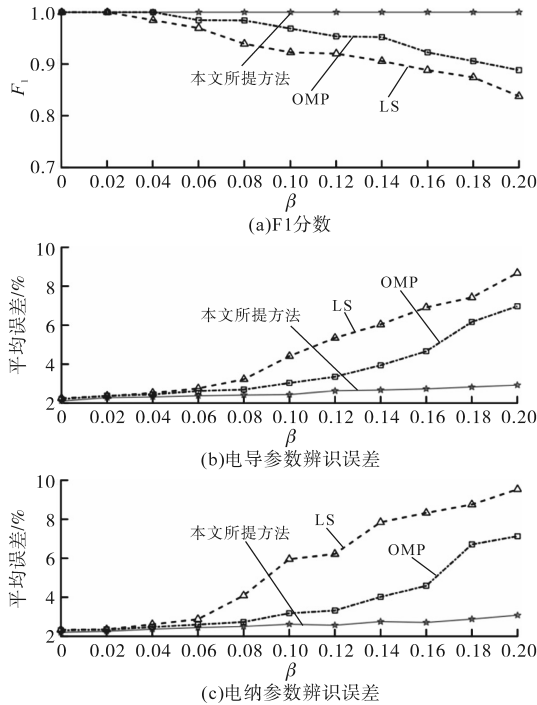


图4 不同 β 下的辨识结果

Fig.4 Identification results with different β

3.3 线路参数变化对辨识结果的影响

受环境温度、线路老化等因素的影响,配电线路参数可能会随着运行状态的变化而发生改变。本文利用滑动时间窗测试线路参数变化对所提方法辨识精度的影响,每个时间窗包含96组量测,共设置240组量测数据,窗口移动步长为16组量测,共有10个窗口。IEEE 33节点配电系统中线路 $l_{19,20}$ 的导纳参数 $g_{19,20}$ 和 $-b_{19,20}$ 分别为0.37 S和0.33 S,假设在第125组量测时刻其导纳参数改变为 $g'_{19,20}=0.29$ S, $-b'_{19,20}=0.25$ S。将每个时间窗下的量测数据输入辨识算法,并且与OMP方法和LS方法进行对比测试,得到的线路 $l_{19,20}$ 导纳参数辨识结果如图5所示。

由图5可知,随着时间窗的向后推移,每个窗口内包含的线路参数改变后的量测数据逐渐增多,线路 $l_{19,20}$ 的导纳参数辨识结果也逐步接近 $g'_{19,20}$ 和 $-b'_{19,20}$,说明所提辨识算法能够有效反映线路参数的变化情况,并且相较其他两种对比方法,本文所提方法得到的导纳参数辨识值更加接

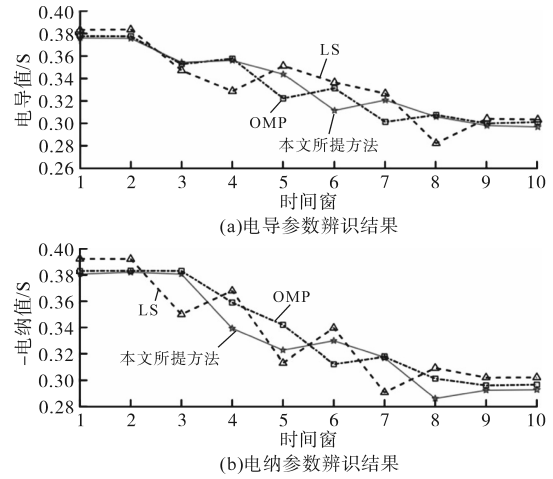


图5 不同时间窗下的线路参数辨识结果

Fig.5 Identification results of line parameter under different time windows

近真实值,因此具有更高的辨识精度。

3.4 量测误差对辨识结果的影响

为测试采样数据量测误差对辨识结果的影响,通过调整 χ_2 设置0.1%, 0.2%, 0.5%, 1.0%, 1.5%和2.0% 6种量测误差,所提算法在不同噪声大小下的辨识结果如图6所示。

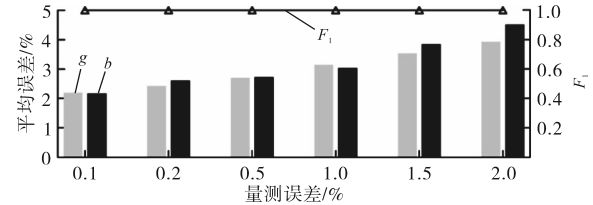


图6 不同量测误差下的辨识结果

Fig.6 Identification results under different measurement errors

由图6可知,在6种噪声水平下,F1分数均为1.0,所提辨识算法能够输出正确的网络拓扑识别结果;线路参数的估计精度随着量测误差的增加有所降低,当噪声水平为2%时,电导的平均误差为3.95%,小于 χ_2 的2倍,电纳的平均误差为4.53%,小于 χ_2 的2.3倍,因此当测量装置的精度等级较低时,线路参数的辨识准确度仍在正常范围内。

3.5 IEEE 85节点配电系统

选取IEEE 85节点配电系统验证本文所提方法在大规模配电网中的适用性。IEEE 85节点配电系统的电压等级为11 kV,包含85个节点和84条支路,其网络拓扑结构如图7所示,其中节点1为平衡节点,节点2~85为PQ节点。数据集构造方法与IEEE 33节点相同。

对于该算例,在得到的辨识结果中F1分数为1,网络拓扑辨识正确,各条线路的参数估计误差

如图8所示。其中,电导的平均误差为2.63%,电纳的平均误差为2.57%,说明在配电网节点规模扩大后,所提算法仍然能够输出有效的线路导纳估计值。

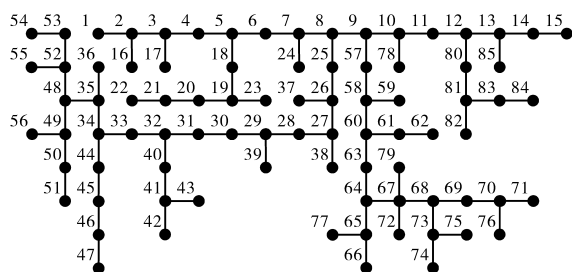


图7 IEEE 85节点配电系统

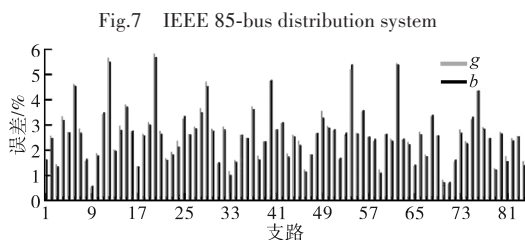


图8 线路参数误差(IEEE 85节点)

Fig.8 Line parameter errors (IEEE 85-bus)

4 结论

针对实际配电网中节点量测数据受到复杂噪声干扰的问题,本文首先将线路导纳作为估计变量,利用功率及电压量测建立数学优化模型;进而提出基于改进型相关熵匹配追踪的优化模型求解方法,将相关熵诱导度量引入到匹配追踪算法中,在迭代过程中根据噪声大小为量测数据分配不同的权重,并且通过噪声滤除实现网络拓扑与线路参数的联合辨识;最后基于IEEE 33和85节点配电系统进行算例分析,并与正交匹配追踪法和最小二乘法相比较。测试结果表明:在非高斯分布的量测误差场景下,本文所提方法能够输出正确的拓扑结构和精度更高的线路导纳估计结果,同时对线路参数变化及负荷数据的量测误差表现出较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] LÜ X, YUAN L, CHENG Z, et al. Sparse Bayesian learning-based topology reconstruction under measurement perturbation for fault location[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-9.
- [2] 戴雪婷,李辉,何柏娜,等. 配电网拓扑分析与线路参数辨识研究[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(4): 46-56.
DAI Xueting, LI Hui, HE Baina, et al. Research on topology analysis and line parameter identification of distribution network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(4): 46-56.
- [3] 付强. 基于量测数据的配电网拓扑与线路参数辨识方法研究[D]. 吉林:东北电力大学, 2022.
FU Qiang. Research on identification method of distribution network topology and line parameters based on measurement data[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022.
- [4] LI H, WENG Y, VITTAL V, et al. Distribution grid topology and parameter estimation using deep-shallow neural network with physical consistency[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(1): 655-666.
- [5] 陆恒,刘海涛,夏涛,等. 基于GA-SVR模型的配电网线路参数辨识[J]. 电气传动, 2023, 53(3): 41-47.
LU Heng, LIU Haitao, XIA Tao, et al. Line parameter identification of distribution network based on GA-SVR model[J]. Electric Drive, 2023, 53(3): 41-47.
- [6] SRINIVAS V L, WU J. Topology and parameter identification of distribution network using smart meter and μ PMU measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-14.
- [7] 李轩,董永乐,海鸿业,等. 基于跨平台多源数据融合的复杂低压台区拓扑识别方法研究[J]. 电气传动, 2022, 52(8): 55-59.
LI Xuan, DONG Yongle, HAI Hongye, et al. Research on topology identification method of complex low-voltage platform based on cross platform multi-source data fusion[J]. Electric Drive, 2022, 52(8): 55-59.
- [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] WANG Z, ZHOU W, LI J, et al. A reweighted L_1 -minimization algorithm for joint topology and line parameter identification in electric grids[C]//Proceedings of the 40th Chinese Control Conference, Shanghai, 2021: 6880-6885.
- [10] 梁栋,张煜堃,王守相,等. 基于非线性回归的含隐节点低压配电网参数和拓扑联合辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(11): 28-36.
LIANG Dong, ZHANG Yukun, WANG Shouxiang, et al. Non-linear regression-based combined parameter and topology identification for low-voltage distribution network with latent nodes [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(11): 28-36.
- [11] 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.
- [12] 高骞,杨俊义,刘凯,等. 基于数据驱动技术的配电网拓扑结

- 构及线路参数识别方法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2023, 44(2):77-87.
- GAO Qian, YANG Junyi, LIU Kai, et al. Identification method of distribution network topology and line parameters based on data driven technology[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(2):77-87.
- [13] ZHANG J, 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.
- [14] CUNHA V C, FREITAS W, TRINDADE F C L, et al. Automated determination of topology and line parameters in low voltage systems using smart meters measurements[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6):5028-5038.
- [15] 薛安成, 张兆阳, 张健民, 等. 基于最大测点正常率的线路参数增广状态估计方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(10):61-65.
- XUE Ancheng, ZHANG Zhaoyang, ZHANG Jianmin, et al. An augmented state estimation method for transmission line parameters based on maximum normal measurement rate[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(10):61-65.
- [16] PROSTEJOVSKY A, GEHRKE O, KOSEK A, et al. Distribution line parameter estimation under consideration of measurement tolerances[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(2):726-735.
- [17] 吴龙腾, 徐春华, 邱泽坚, 等. 考虑双侧量测误差的配电网拓扑识别及参数联合估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(16):149-157.
- WU Longteng, XU Chunhua, QIU Zejian, et al. Topology identification and joint parameter estimation of a distribution network considering bilateral measurement errors[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16):149-157.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] CHEN Y C, WANG J, DOMÍNGUEZ-GARCÍA A D, et al. Measurement-based estimation of the power flow Jacobian matrix[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5):2507-2515.
- [21] 刘文. 基于马氏距离的电力系统两阶段鲁棒状态估计方法研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2021.
- LIU Wen. Research on two-stage robust state estimation method based on Mahalanobis distance[D]. Yichang: China Three Gorges University, 2021.
- [22] 郭岫, 王鹏, 栾文鹏, 等. 基于PMU的配电网潮流雅可比矩阵鲁棒估计与拓扑辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(10):68-76.
- GUO Shen, WANG Peng, LUAN Wenpeng, et al. Robust method for power flow Jacobian matrix estimation and topology identification of distribution network based on PMU[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2018, 30(10):68-76.
- [23] 何继爱, 王倩宇, 王志文. 基于Dice匹配的改进型匹配追踪算法[J]. 高技术通讯, 2023, 33(5):459-466.
- HE Jiai, WANG Qianyu, WANG Zhiwen. An improved matching pursuit algorithm based on Dice matching[J]. High Technology Letters, 2023, 33(5):459-466.
- [24] HE Y, WANG F, LI Y, et al. Robust matrix completion via maximum correntropy criterion and half-quadratic optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68:181-195.
- [25] SINGH A K, KUMAR S, SINGH B. A robust CIM based control approach for PVECS interfaced to local distribution network[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2021, 57(2):1235-1245.
- [26] WANG Y, TANG Y Y, LI L. Correntropy matching pursuit with application to robust digit and face recognition[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(6):1354-1366.
- [27] NIKOLOVA M, NG M K. Analysis of half-quadratic minimization methods for signal and image recovery[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2005, 27(3):937-966.
- [28] XU J, LUO L, DENG C, et al. New robust metric learning model using maximum correntropy criterion[C]//The 24th ACM SIGKDD International Conference, 2018.
- [29] WANG C, LOU Z, LI M, et al. Identification of distribution network topology and line parameter based on smart meter measurements[J]. Energies, 2024, 17(4):830.
- [30] 刘超, 杨扬, 梁栋, 等. 基于AMI潮流匹配的中压配电网两阶段拓扑辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(3):123-128.
- LIU Chao, YANG Yang, LIANG Dong, et al. Two-stage topology identification of medium-voltage distribution network based on power flow matching of AMI measurements[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2020, 32(3):123-128.

收稿日期:2024-02-18

修改稿日期:2024-06-24