

基于智能电表量测的配电网线路异常参数 辨识及定位方法

姜叶海¹, 焦昊², 陈志¹, 马嘉阳¹, 李斌¹

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 211167;

2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103)

摘要: 为提高配网线路参数质量, 提出一种基于智能电表量测的配网线路异常参数辨识及定位方法。该方法把传统辨识算法的非线性辨识方程求解问题转化成参数最优分布的推断问题, 进而在参数辨识的基础上, 利用概率统计法进行异常参数定位。首先, 给定线路参数初始分布, 利用马尔科夫链蒙特卡洛方法生成参数样本, 并通过树状结构估计方法和损失函数进行参数分布更新, 并以损失函数结果收敛时的参数分布期望作为线路参数辨识值; 其次, 计算线路参数相对偏移距离, 通过概率统计方法判断辨识数据是坏数据或异常参数, 并将坏数据直接剔除; 最后, 计算分析反映线路参数错误的异常因子, 进行线路异常参数定位。通过实际 29 节点的 10 kV 馈线展示了参数辨识的流程, 并通过实际 97 节点的 10 kV 馈线进行异常参数定位, 证明了所提方法的可行性与有效性。

关键词: 配电网; 参数辨识; 异常参数定位; 最优分布; 概率统计; 异常因子

中图分类号: TM73 **文献标识码:** B **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed25184

Abnormal Parameters Identification and Location Method of Distribution Network Line Based on Smart Meter Measurement

JIANG Yehai¹, JIAO Hao², CHEN Zhi¹, MA Jiayang¹, LI Bin¹

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, Jiangsu, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Electric Power Research Institute, Nanjing 211103, Jiangsu, China)

Abstract: To improve the quality of power distribution network parameters, an abnormal parameter identification and localization method for distribution networks based on smart meter measurements was proposed. The method transformed the nonlinear identification equation solving problem in traditional identification algorithms into the inference problem of the optimal distribution of parameters. On the basis of parameter identification, probability statistics method was used to locate abnormal parameters. Firstly, given the initial distribution of line parameters, Markov Chain Monte Carlo method was used to generate parameter samples. The parameter distribution was updated through tree estimation method and loss function. The expectation of the parameter distribution when the loss function converges was taken as the identified value of the line parameters. Secondly, the relative deviation distances of line parameters were calculated, and probability statistics method was used to judge whether the identified data are bad data or abnormal parameters. The bad data were directly eliminated. Finally, the abnormal factors causing the incorrect feedback of line parameters were analyzed to locate the abnormal parameters of the line. The identification process of parameters was demonstrated through an actual 29-node 10 kV feeder. The abnormal parameter location was carried out through an actual 97-node 10 kV feeder, proving the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: distribution network; parameter identification; abnormal parameter localization; optimal distribution; probability statistics; abnormal factors

作者简介: 姜叶海 (1998—), 男, 硕士, 主要研究方向为配电网参数辨识、配电网拓扑辨识等, Email: jiangyehai1998@163.com

分布式电源和用户侧储能设施的接入,导致配电网运行工况多变,需要对配电网进行状态分析,保证配电系统安全稳定运行^[1-2]。然而,电力系统潮流计算、状态估计、无功优化和保护整定计算等分析手段均依赖于精确的配电网线路参数^[3-6]。由于配电网线路数量巨大且运行条件与环境多变,采用静态存储的设备参数往往因为线路检修改造、线路老化、腐蚀等原因失去时效性^[7],部分配电系统甚至出现线路参数缺失或人为输入错误数据的情况。这导致大量参数无法计及电网运行条件与环境条件的影响,不能反映设备的真实运行状态,进而导致配电网计算无法进行或者计算不准。因此,亟需一种配电网线路异常参数辨识及定位方法。

目前,传统的异常参数辨识与定位方法可分为两类,第一类是基于灵敏度分析的方法^[8-11],该方法主要基于量测方程,利用参数误差构建残差灵敏度矩阵,进而求解最小二乘模型,寻找可能存在参数错误的支路。文献[9]提出基于网损率残差的错误参数辨识方法,利用多量测断面数据降低随机量测误差,但没有考虑到量测误差同时存在的情况。第二类是基于相量信息的方法。一些学者使用多时段的量测或混合量测进行电力系统参数辨识和异常定位^[12-15]。文献[14]基于多种量测体系数据,联合建立相互独立的量测方程,开展最小二乘法参数估计。文献[15]则将同步相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)量测数据表示的线路参数方程与统计分析相结合进行正序线路异常参数辨识与定位,方法利用最小二乘曲线拟合,可以延伸到其他序列参数的辨识与异常定位中。

从上述方法来看,大多数算法均利用多来源、多时间断面的量测数据,进而构建辨识方程,并基于最小二乘法求解线路参数,从而定位异常参数。然而,配电网点多面广,量测装置有限且成本昂贵,全面加装量测装置并不现实;加之,很多中压配电网的量测设备缺乏相角信息,智能电表只能读取有功、无功功率和电压幅值^[16-19]。部分方法的辨识结果受到坏数据的影响,容易在异常参数定位过程中带来干扰^[20];同时,以最小二乘法为代表的传统辨识方法对初值敏感,可能出现局部最优问题^[21]。

因此,本文提出了一种基于智能电表量测的配电网线路异常参数辨识与定位方法,从三个方面

着手建立配电网异常参数辨识及定位模型:一是在考虑缺乏电压相角的情况下,进行了只基于有功、无功功率和电压幅值的参数辨识研究;二是将传统辨识方法中,利用最小二乘法求解非线性辨识方程的问题转化成基于数据驱动的参数最优分布推断问题;三是考虑辨识结果因为随机性导致的坏数据,通过概率统计方法对坏数据进行剔除。最后,通过实际算例证明了方法的可行性。

1 方法框架

参数错误会造成实际参数与台账参数的相对偏差距离过大,这些相对偏差距离过大的参数即为异常参数。本文方法旨在充分利用现有的配网智能电表量测数据,即利用数字化系统采集馈线首端电压和馈线末端低压侧的有功、无功、电压幅值,基于数据和模型的方法,进行线路异常参数的辨识及定位,框图如图1所示。

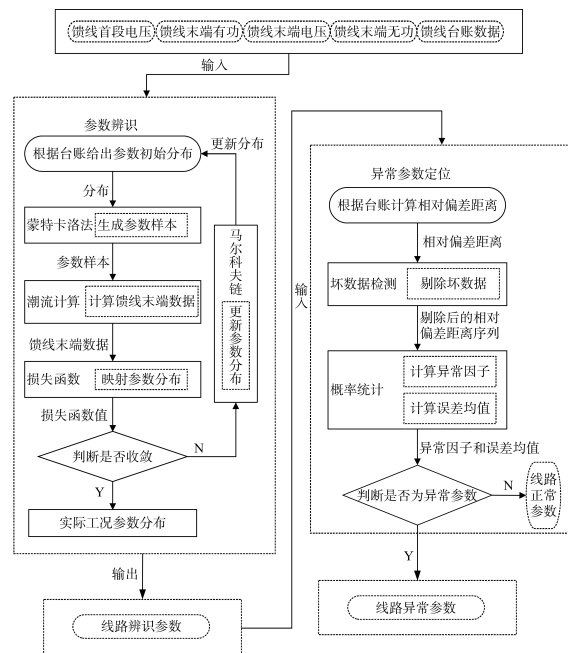


图1 参数辨识及异常参数定位框图

Fig.1 Parameter identification and abnormal parameter location block diagram

参数辨识及异常参数定位方法包括以下步骤:

步骤1:依据台账参数给出参数初始分布,并采用马尔科夫链蒙特卡洛方法生成参数样本;

步骤2:将步骤1中生成的参数样本与量测数据带入辨识方程进行潮流计算,得到配电网低压侧电气量的计算值,并构建损失函数,在没有达到收敛条件时,进行步骤参数分布更新部分;

步骤3:利用基于树状结构估计方法(tree

structured parzen estimator, TPE) 的贝叶斯优化对目标函数进行概率分布的建模,并根据此联系计算出能使损失函数收敛的参数分布;

步骤 4: 计算线路辨识参数与线路台账的相对偏移距离,进行坏数据检测,并剔除由于量测误差出现的坏数据;

步骤 5: 计算线路参数异常因子和误差均值,并进行线路异常参数判断。

2 辨识方程构建

对于配电网线路,采用图 2 所示的等值电路模型,对参数辨识方程的构建进行阐述。

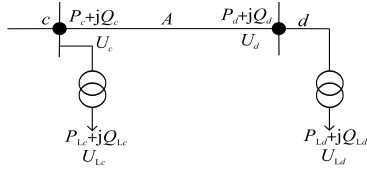


图 2 等值电路计算模型

Fig.2 Calculation model of equivalent circuit

图 2 中, P_d, Q_d, U_d 和 P_{Ld}, Q_{Ld}, U_{Ld} 为 d 点处变压器高压侧和低压侧的有功功率、无功功率和电压。计算公式如下:

$$\begin{cases} P_d = P_{Ld} + \frac{P_{Ld}^2 + Q_{Ld}^2}{U_{Ld}^2} R_d^T + U_{Ld}^2 G_d^T \\ Q_d = Q_{Ld} + \frac{P_{Ld}^2 + Q_{Ld}^2}{U_{Ld}^2} X_d^T + U_{Ld}^2 B_d^T \\ U_d = \sqrt{(U_{Ld} + \Delta U_d^T)^2 + (\delta U_d^T)^2} \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} \Delta U_d^T = (P_{Ld} R_d^T + Q_{Ld} X_d^T) / U_{Ld} \\ \delta U_d^T = (P_{Ld} X_d^T - Q_{Ld} R_d^T) / U_{Ld} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $R_d^T, X_d^T, G_d^T, B_d^T$ 分别为节点 d 处的变压器电阻、变压器电抗、变压器电导和变压器电纳; $\Delta U_d^T, \delta U_d^T$ 分别为节点 d 处变压器阻抗电压降落的纵分量、横分量。

节点 c 的电压可表示为

$$\begin{cases} U_c = \sqrt{(U_d + \Delta U_{cd}^T)^2 + (\delta U_{cd}^T)^2} \\ \Delta U_{cd} = \frac{P_d R_{cd} + Q_d X_{cd}}{U_{Ld}} \\ \delta U_{cd} = \frac{P_d X_{cd} - Q_d R_{cd}}{U_d} \end{cases} \quad (3)$$

式中: R_{cd}, X_{cd} 分别为线路 A 的电阻、电抗; $\Delta U_{cd}, \delta U_{cd}$ 分别为线路 A 上电压降落的纵分量、横分量。

3 辨识方程求解

假设线路参数在每次量测的变化过程为随机过程,利用蒙特卡洛方法首先在台账参数的合理范围内随机选取多组参数值,并在马尔科夫链上随机游走,每次游走便可以得到一个参数样本,当游走次数趋于无穷时,样本分布趋近平稳分布,由此可以获得大量随机的观测样本,其过程就是为了得到最优的参数分布^[22]。

树状结构估计方法是基于贝叶斯优化框架而设计的一种全局优化算法^[23-25],在参数寻优过程中使用概率代理模型拟合目标函数,并根据历史采样结果选取下一个辨识参数进行评估,从而快速达到最优解。根据损失函数计算结果生成以下两种分布:

$$p(x|y) = \begin{cases} l(x) & y < y^* \\ g(x) & y \geq y^* \end{cases} \quad (4)$$

式中: y 为损失函数值; $l(x), g(x)$ 为概率密度函数。

TPE 采用预期改进作为采样函数,选择对目标函数值有优化作用的下一个评估点。计算公式如下:

$$E_{y^*}(x) = \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) p(y|x) dy \quad (5)$$

由贝叶斯定理可知:

$$p(y|x) = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)} \quad (6)$$

构造 $p(x)$ 的概率密度函数为

$$p(x) = \int_R p(x|y)p(y)dy = \gamma l(x) + (1 - \gamma)g(x) \quad (7)$$

结合贝叶斯定理公式可以得出:

$$\int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) p(y|x) dy = \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)} dy \quad (8)$$

$$E_{y^*}(x) = \frac{\gamma y^* l(x) - l(x) \int_{-\infty}^{y^*} p(y) dy}{\gamma l(x) + (1 - \gamma)g(x)} \propto \left[\gamma + \frac{g(x)}{l(x)} (1 - \gamma) \right]^{-1} \quad (9)$$

式(9)表明,当超参数 x 使得最大概率 $l(x)$ 和最小概率 $g(x)$ 比值最大时,该 x 为所寻找的最优超参数,即为辨识的目标参数。

4 异常参数定位

当找到最优参数时,计算线路辨识参数与台账参数的相对偏移距离。如下式所示:

$$\partial_i = \left| \frac{r_i - r_i^*}{r_i^*} \right| \times 100\% \quad (10)$$

式中: ∂_i 为*i*线路参数相对偏移距离; r_i 为*i*线路辨识电阻; r_i^* 为*i*线路的台账电阻参数。

由于线路参数是动态变化的,以单个时间断面进行参数辨识,就能得到实时的辨识参数,可以计算该条线路*i*各时间点的参数相对偏差序列如下:

$$\partial_{it} = \{\partial_{i1}, \partial_{i2}, \dots, \partial_{i96}\} \quad (11)$$

式中: $\partial_{i1}, \partial_{i2}, \dots, \partial_{i96}$ 为线路*i*按每15 min一次的量测频率,一天96个时间点的参数相对偏差。

单个时间断面的线路参数辨识具有一定的随机性,辨识结果可能出现不合理的情况,不能保证辨识参数的精度。因此,出现的问题数据可能分为坏数据和异常参数。两者的处理方法不同,坏数据直接剔除,异常参数就是本文要定位的参数。

根据辨识结果呈正态分布的特点,通过 3σ 法则可以有效剔除原参数辨识结果中不合理的辨识值,避免因概率问题产生较大的参数辨识误差。则有:

$$p(|x - \mu| > 3\sigma) \leq 0.003 \quad (12)$$

式中: x 为测定值; μ 为平均值。

测定值与平均值的偏差超过 3σ 时,被认为是坏数据进行剔除。

通过计算线路异常因子和各时间断面相对误差的均值进行异常判断:

$$\begin{cases} \beta_i^t = \begin{cases} 0 & \partial_{it} < y^* \\ 1 & \partial_{it} \geq y^* \end{cases} \\ \beta_i^{\text{sum}} = \sum_{t=1}^n \beta_i^t \end{cases} \quad (13)$$

式中: y^* 为预设的阈值; t 为时间点; β_i^t 为线路*i*在时间点*t*是否为异常因子,1为异常因子,0为非异常因子; β_i^{sum} 为线路*i*所有时间点的参数异常因子总和值。

线路*i*所有时间点的相对误差均值 μ_i 为

$$\mu_i = \sum_{t=1}^n \partial_{it} \quad (14)$$

5 异常参数辨识及定位实例

5.1 评价指标

由于实际配电网的参数一般无法通过实测方式获得,因此,为了验证本文方法的辨识精度,

以辨识出的参数为真值,并结合智能电表提供的各时间断面的量测数据,把台账参数和辨识的参数带入潮流计算,将计算得到的低压侧负荷节点电压值与对应负荷节点的电压量测值做误差分析,并对其误差结果取平均值进行对比^[13]。

选用平均相对误差(average relative error, ARE)表征最终的辨识结果。计算公式如下:

$$\begin{cases} E_{\text{ARE}} = \left| \frac{u_i - \bar{u}_i}{n \bar{u}_i} \right| \times 100\% \\ E_{\text{ARE}}^* = \left| \frac{u_i^* - \bar{u}_i}{n \bar{u}_i} \right| \times 100\% \end{cases} \quad (15)$$

式中: u_i, u_i^* 分别为量测时刻*i*台账参数和辨识参数计算的电压值; $\bar{u}_i$ 为*i*量测时刻的实测电压值; n 为时间点数; $E_{\text{ARE}}, E_{\text{ARE}}^*$ 分别为台账参数和辨识参数计算的电压值与实测值的平均相对误差。

5.2 数据处理

用户侧功率量测信息精度低,易造成潮流计算收敛慢、计算结果误差大。因此,在使用采集的功率信息进行计算时,有必要对其进行预处理,剔除异常值并补足缺失值。具体公式如下:

$$\begin{cases} k = \left| \frac{x_t - \bar{x}}{\bar{x}} \right| \\ \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \end{cases} \quad (16)$$

式中: x_i 为采集数据; $\bar{x}$ 为该时间段功率的均值。

1)当变化率 $k \geq 0.1$ 时,认为时间点*t*的采集数据为异常数据,并丢弃此次的数据。

2)通过功率的相似性,求出该时间段功率的平均值,并用功率平均值补足缺失值或替代异常值。

5.3 参数分布选取与损失函数设计

考虑参数变化的特点,选取正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 作为参数的先验分布:

$$X \sim N(R^*, [(\alpha R^* - R^*)/3]^2) \quad (17)$$

其中,数学期望 μ 假定为线路的台账参数 R^* ,取 $\sigma = (\alpha R^* - R^*)/3$,考虑异常参数定位的要求,取 $\alpha = 1.2$,参数在台账值 μ 附近 3σ 范围内服从正态分布。

考虑单一残差函数性能的局限性,选取电压、电流和功率的残差函数组合构造损失函数:

$$y_u = \sum_{m=1}^n (|\hat{u}_m - u_m|) \quad (18)$$

$$y_i = \sum_{m=1}^n |\sqrt{P_m^2 + Q_m^2} \hat{u}_m - \sqrt{P_m^2 + Q_m^2} u_m| \quad (19)$$

$$y_s = \sum_{m=1}^n |\hat{u}_m \times \frac{\sqrt{P_m^2 + Q_m^2}}{u_m} - \sqrt{P_m^2 + Q_m^2}| \quad (20)$$

$$y_{\text{loss}} = y_u + y_i + y_s \quad (21)$$

式中: m 为线路低压侧负荷; P_m, Q_m, u_m 分别为 m 的有功功率、无功功率和电压幅值的量测值; y_u, y_i, y_s 分别为电压残差、电流残差和功率残差; y_{loss} 为残差函数组合。

5.4 参数辨识对比分析

实际运行的某 10 kV 馈线如图 3 所示, 由 15 条线路, 12 个低压侧负荷节点构成。

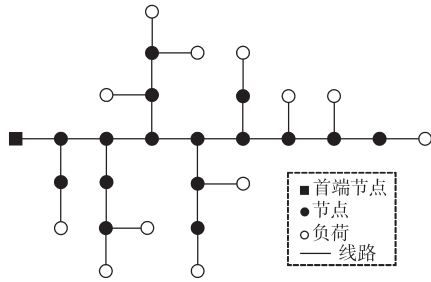


图3 10 kV 馈线拓扑 1

Fig.3 10 kV feeder topology 1

该配电网络为系统中线损误差小、线路参数相对准确的网络。采用经过筛选后的某日 15 min 频度的 96 组量测数据进行参数辨识, 对于该配电网算例, 配电网线路台账参数与辨识结果如图 4 所示。

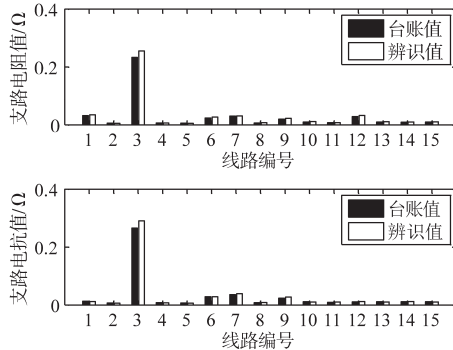


图4 线路阻抗参数计算结果对比

Fig.4 Comparison of calculation results of line impedance parameters

为了验证算法的准确性和可行性, 对算例进行对比试验分析。主要研究了本文方法与其他方法的对比、计算耗时对比以及抗噪性能对比。由于实际线路的参数无法通过实测得到, 因此利用本文 5.1 节的评价指标, 将用辨识值计算的低压电气量与电表量测数据进行误差分析, 并对其误差结果取平均值进行对比。

将本文方法与遗传算法(GA)、最小二乘估计算法(LS)进行了比较, 结果如表 1 所示。

表1 不同方法对比

Tab.1 Comparison of different methods

算法	平均相对误差/%
本文方法	0.964 2
LS	3.873 5
GA	8.135 2

可以看出, 本文方法与传统 GA 方法和 LS 方法相比, 在求解精度上更好。

考虑迭代次数对方法耗时和精度的影响, 通过增加迭代次数, 进行不同迭代次数的耗时和精度对比, 结果如表 2 所示。

表2 耗时和精度对比

Tab.2 Comparison of time consuming and precision

迭代次数	时间消耗/s	平均相对误差/%
100	8	0.964 2
200	16	0.964 1
500	42	0.963 8

可以看出, 随着迭代次数的增加, 方法耗时也随之增加。相比来说, 参数辨识的平均误差变化不大, 可以选择适当的迭代次数来节省时间。

考虑实际配电网中存在的噪声现象, 在量测数据添加不同比例功率噪声, 测试方法的抗噪性能, 结果如表 3 所示。

表3 抗噪性能对比

Tab.3 Comparison of noise resistance

功率数据噪声含量/%	平均相对误差/%
1	0.965 1
5	0.988 2
10	1.114 7

可以看出, 本文方法具有一定的抗噪声能力, 随着噪声的增加, 参数辨识的平均误差会随之变大, 当噪声函数达到 10% 时, 参数的平均误差为 1.114 7%。当噪声过大时, 可以通过文章 5.2 节中的方法对数据进行预处理。

5.5 异常参数定位示例分析

本文采用一条实际运行的 10 kV 馈线进行计算, 首端处为变电站, 末端为低压侧负荷。算例共计 51 条线路, 43 个低压侧负荷节点。通过安装在首端和末端的智能电表, 共计 44 处测量节点, 测量数据包括馈线首端电压和馈线末端的有功功率、无功功率和电压幅值, 数据的总时间断

面数为96个,测量频率为每15 min一次,待求参数为51条线路的电阻参数值。算例简化拓扑图如图5所示。

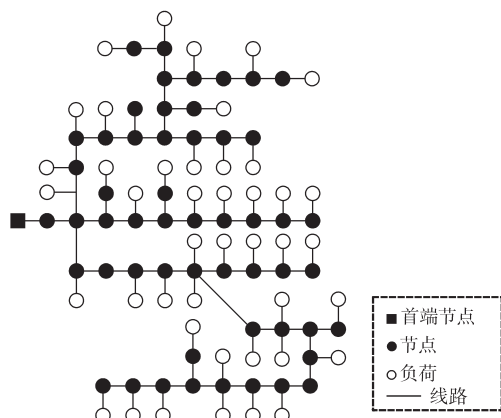


图5 10 kV 馈线拓扑2

Fig.5 10 kV feeder topology 2

表4和图6给出了所有51条线路的辨识参数与台账参数示例以及计算误差。

表4 线路电阻参数计算结果对比

Tab.4 Calculation results of line parameters

线路 编号	台账 电阻/ Ω	辨识 电阻/ Ω	线路 编号	台账 电阻/ Ω	辨识 电阻/ Ω
0	0.016	0.015 9	26	0.008	0.007 9
1	0.008	0.008 1	27	0.016	0.016 0
2	0.016	0.015 9	28	0.024	0.024 1
3	0.024	0.023 8	29	0.04	0.040 3
4	0.024	0.024 0	30	0.032	0.032 4
5	0.016	0.015 9	31	0.008	0.008 0
6	0.008	0.008 1	32	0.024	0.023 9
7	0.016	0.016 1	33	0.008	0.008 0
8	0.008	0.007 9	34	0.008	0.008 0
9	0.016	0.016 1	35	0.008	0.008 0
10	0.008	0.007 9	36	0.008	0.007 8
11	0.016	0.016 0	37	0.112	0.113 2
12	0.008	0.008 0	38	0.024	0.024 2
13	0.056	0.055 4	39	0.048	0.048 0
14	0.008	0.008 0	40	0.072	0.072 4
15	0.016	0.015 8	41	0.04	0.039 2
16	0.008	0.008 0	42	0.008	0.008 2
17	0.104	0.102 2	43	0.024	0.024 3
18	0.431	0.496	44	0.016	0.016 0
19	0.016	0.015 8	45	0.016	0.015 9
20	0.048	0.047 8	46	0.04	0.039 5
21	0.016	0.016 1	47	0.048	0.047 4
22	0.016	0.016 1	48	0.032	0.032 3
23	0.016	0.015 8	49	0.048	0.047 5
24	0.048	0.048 1	50	0.016	0.015 9
25	0.016	0.015 9			

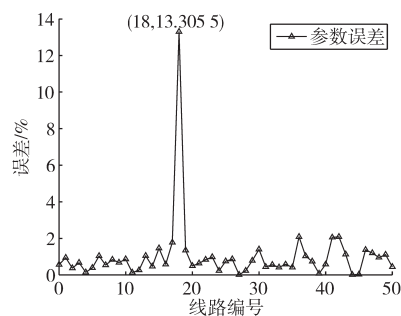


图6 线路参数计算误差

Fig.6 Calculation error of line parameters

由图6可以看出,电阻参数平均误差为1.01%,最大误差为13.31%。

图7和图8给出了线路45参数辨识结果的概率分布和箱型图。

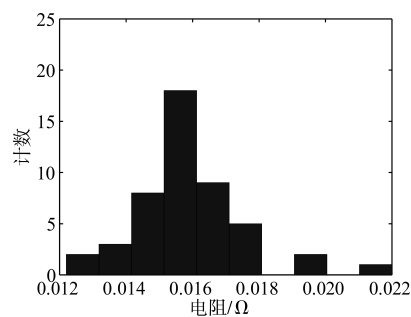


图7 线路45参数分布直方图

Fig.7 Distribution histogram of line 45 parameters

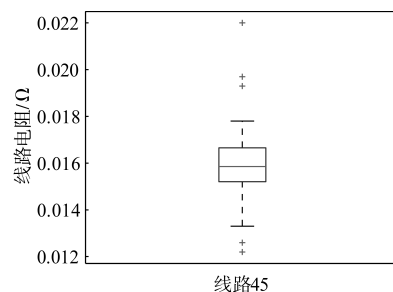


图8 线路45参数箱型图

Fig.8 Box type diagram of line 45 parameters

由图7和图8可以看出,辨识结果呈现近似正态分布的特点,通过箱型图和 3σ 法则可知,线路45疑似存在多条坏数据。为了避免因坏数据影响后续异常参数定位,需要剔除坏数据。

在剔除原参数辨识结果中的坏数据后计算异常因子,如图9所示。

由图9可以看出,剔除原参数辨识结果中的坏数据后,多数线路的异常因子减少,如线路45异常因子由5变为0,且通过对比发现,线路18疑似存在台账参数异常的情况。

将算法辨识参数和旧的异常参数分别代入潮流计算,将计算得到的低压侧负荷节点电压值

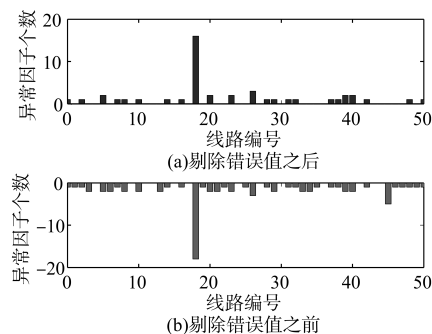


图9 线路异常因子对比

Fig.9 Comparison of line anomaly factors

与对应负荷节点的电压量测值做误差分析,如图10所示。

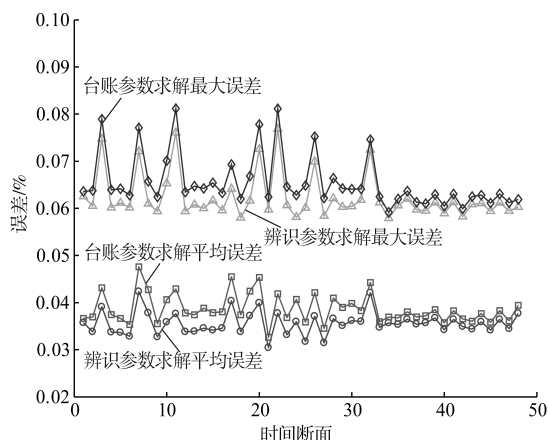


图10 利用参数推算得到的电压误差

Fig.10 Voltage error calculated by parameter

辨识参数计算的电压与实测电压的误差更小,说明本研究算法辨识出的参数更接近实际参数,进一步验证了本文方法辨识的参数有较高的准确性,且能够有效定位异常参数。

6 结论

本文提出了一种基于智能电表量测的配网线路异常参数辨识与定位方法,相比其他方法,通过算例分析表明:

- 1)所提方法耗时少,且识别效果好。
- 2)所提方法将传统辨识算法的非线性辨识方程求解问题转化成参数最优分布的推断问题,不会存在无解情况。
- 3)所提方法无需相角信息,只需馈线首端的电压和低压侧的有功、无功功率,能够满足中压配电网的需求。
- 4)所提方法对不合理的参数估计值进行剔除,避免了因坏数据而产生较大误差的影响,能够有效提升异常参数定位的准确性。

参考文献

- [1] 闫群民,穆佳豪,马永翔,等. 分布式储能应用模式及优化配置综述[J]. 电力工程技术,2022,41(2):67-74.
YAN Qunmin, MU Jiahao, MA Yongxiang, et al. Review of distributed energy storage application mode and optimal configuration[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(2): 67-74.
- [2] 田世明,栾文鹏,张东霞,等. 能源互联网技术形态与关键技术[J]. 中国电机工程学报,2015,35(14):3482-3494.
TIAN Shiming, LUAN Wenpeng, ZHANG Dongxia, et al. Technical forms and key technologies on energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3482-3494.
- [3] 胡丽娟,刁赢龙,刘科研,等. 基于大数据技术的配电网运行可靠性分析[J]. 电网技术,2017,41(1):265-271.
HU Lijuan, DIAO Yinglong, LIU Keyan, et al. Operational reliability analysis of distribution network based on big data technology[J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 265-271.
- [4] 李豪天,余志鹏,杨玺,等. 考虑潮流计算的配电网可靠性快速评估方法[J]. 电子设计工程,2019,27(3):1-5.
LI Haotian, YU Zhipeng, YANG Xi, et al. Power network reliability evaluation based on power flow calculation[J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(3): 1-5.
- [5] 赵毅,吴志,钱仲豪,等. 计及源-荷时空相关性的主动配电网分布式优化调度[J]. 电力系统自动化,2019,43(19):68-76.
ZHAO Yi, WU Zhi, QIAN Zhonghao, et al. Distributed optimal dispatch of active distribution network considering source-load temporal and spatial correlations[J]. Automation of Electric Power System, 2019, 43(19): 68-76.
- [6] 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 System, 2021, 45(9): 171-191.
- [7] 肖白,刘庆永,牛强,等. 基于元胞负荷特性分析的RBF神经网络空间负荷预测方法[J]. 电网技术,2018,42(1):301-307.
XIAO Bai, LIU Qingyong, NIU Qiang, et al. A spatial load forecasting method based on RBF neural network and cellular load characteristics analysis[J]. Power System Technology, 2018, 42(1): 301-307.
- [8] 陈晓刚,易永辉,江全元,等. 基于WAMS/SCADA混合量测的电网参数辨识与估计[J]. 电力系统自动化,2008,38(5):1-5.
CHEN Xiaogang, YI Yonghui, JIANG Quanyuan, et al. Network parameter identification and estimation based on hybrid measurement of WAMS/SCADA[J]. Automation of Electric Power System, 2008, 38(5): 1-5.

- [9] 谷海彤,郭焯,刘育权,等.智能调度电网参数在线辨识与估计及其在广州电网的应用[J].电网技术,2013,37(1):162-166.
- GU Haitong, GUO Ye, LIU Yuquan, et al. An on-line Identification and estimation system for Intelligent dispatching powergrid parameters and its application in Guangzhou power grid[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 162-166.
- [10] 左剑,向萌,张斌,等.基于WAMS的线路参数辨识在电网中的应用[J].电网与清洁能源,2017,33(6):1-6.
- ZUO Jian, XIANG Meng, ZHANG Bin, et al. Applications of wams-based transmission line parameters Identification in power grids[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33(6): 1-6.
- [11] WANG Yang, XU Wilsun, SHEN James. Online tracking of transmission-line parameters using scada data[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(2): 674-682.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 刘安迪,李妍,谢伟,等.基于多源数据多时间断面的配电网线路参数估计方法[J].电力系统自动化,2021,45(2):46-54.
- LIU Andi, LI Yan, XIE Wei, et al. Estimation method of line parameters in distribution network based on multi-source data and multi-time sections[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(2): 46-54.
- [15] ZHAO Xuanyu, ZHOU Huafeng, SHI Di, et al. On-line PMU-based transmission line parameter identification[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2015, 1(2): 68-74.
- [16] 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.
- [17] 刘道伟,章锐,李柏青,等.基于状态量测的电网拓扑结构反向识别方法研究[J].中国电机工程学报,2019,39(24):7107-7117,7484.
- LIU Daowei, ZHANG Rui, LI Baiqing, et al. Research on reverse recognition method of power system topological structure based on state measurement[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(24): 7107-7117, 7484.
- [18] 安义,陈春,范瑞祥,等.基于数据驱动的配电变压器容量在线校正方法[J].高电压技术,2019,45(9):2842-2848.
- AN Yi, CHEN Chun, FAN Ruixiang, et al. On-line correcting method of the distribution transformer capacity based on data-driven[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9): 2842-2848.
- [19] 唐捷,蔡永智,周来,等.基于数据驱动的低压配电网线路关系识别方法[J].电力系统自动化,2020,44(11):127-134.
- TANG Jie, CAI Yongzhi, ZHOU Lai, et al. Data-driven based Identification method of feeder-consumer connectivity in low-voltage distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(11): 127-134.
- [20] 陆东生,马龙鹏.基于增广状态估计的混合不良数据诊断与参数辨识[J].电力工程技术,2019,38(2):99-104.
- LU Dongsheng, MA Longpeng. Hybrid bad-data detection and parameter identification based on augmented state estimation[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(2): 99-104.
- [21] 宁辽逸,孙宏斌,吴文传,等.基于状态估计的电网支路参数估计方法[J].中国电机工程学报,2009,29(1):7-13.
- NING Liaoyi, SUN Hongbin, WU Wenchuan, et al. State estimation based branch parameter estimation method for power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(1): 7-13.
- [22] 刘健,陈鲁鹏,张志华.基于蒙特卡罗法的配电网静态参数可测性估计[J].电网技术,2019,43(9):3235-3240.
- LIU Jian, CHEN Lupeng, ZHANG Zhihua. Estimation of static parameters testability for distribution network based on Monte Carlo method[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3235-3240.
- [23] 高峰阳,袁成,李昭君,等.近似贝叶斯计算结合马尔科夫链蒙特卡洛的概率潮流计算[J].太阳能学报,2021,42(11):265-272.
- GAO Fengyang, YUAN Cheng, LI Zhaojun, et al. Probabilistic load flow method using approximate bayesian computation and Markov Chain Monte Carlo[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(11): 265-272.
- [24] 金志刚,吴桐.基于特征选取与树状Parzen估计的入侵检测[J].系统工程与电子技术,2021,43(7):1954-1960.
- JIN Zhigang, WU Tong. Intrusion detection based on feature selection and tree parzen estimation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(7): 1954-1960.
- [25] 梅金娜,王鹏,韩姚磊,等.基于TPE-XGBoost算法的镍基600合金应力腐蚀裂纹扩展速率预测模型[J].稀有金属材料与工程,2021,50(7):2399-2408.
- MEI Jinna, WANG Peng, HAN Yaolei, et al. Prediction of stress corrosion crack growth rate of ni-base alloy 600 based on TPE-XGBoost algorithm[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2021, 50(7): 2399-2408.

收稿日期:2023-06-12

修改稿日期:2023-06-25