

DOI: 10.7667/PSPC180530

考虑电力参数和量测误差的网络拓扑误差辨识方法

周晓娟¹, 马丽丽²

(1. 河南机电职业学院, 河南 郑州 451191; 2. 安阳供电公司, 河南 安阳 455000)

摘要: 电力系统的参数误差和量测误差在状态估计时经常同时发生。为此提出了一种同时辨识不正常状态支路和参数误差的方法。首先建立了含断路器的支路模型, 确定了利用断路器状态估计的误差方程。然后, 提出了一种基于扩展状态估计方程的能够同时辨识网络拓扑误差、参数误差和坏数据量测的多源误差的方法。所提拓扑结构误差辨识方法能够在含有坏数据和网络参数误差下辨识不正常状态支路。该方法将约束条件中的归一化拉格朗日乘子加入到断路器模型和参数误差中, 通过估计含有拓扑和参数误差的可疑支路的参数来辨识不正常支路的状态, 且仅利用传统状态估计的结果来辨识误差。最后利用 IEEE118 节点系统进行算例验证, 对比分析了多种场景下所提方法与传统辨识方法的结果, 说明了所提方法的有效性。

关键词: 误差辨识; 不正常状态支路; 状态估计; 多源误差

A new method of network topology error identification considering parameter and measurements errors

ZHOU Xiaojuan¹, MA Lili²

(1. Henan Institute of Mechanical Technology, Zhengzhou 451191, China;

2. Anyang Power Supply Company, Anyang 455000, China)

Abstract: The parameter error and measurement errors in the power system state estimation can appear simultaneously. In this paper, a new approach for detecting and identifying incorrect branches and measurement errors at the same time is presented. First, the model of branch including Circuit Breaker (CB) is built, thus the error estimation equation by the CB state estimation is settled. Then the proposed topology error identification approach has the ability of identifying the incorrect branch status in terms of bad data and erroneous network parameters, which can identify the incorrect status of branches through estimating the parameters of suspicious branches pertaining to topology or parameters' errors. It uses the Normalized Lagrange Multipliers (NLM) of the constraints added for modeling CBs and parameter errors to the process of identification. In addition, a new approach for simultaneous identification of incorrect branch status and erroneous parameters is proposed, which is done by the estimation of the parameters including topology error and suspicious branches to detect the state of the incorrect branches. It only requires the results of a conventional state estimator to identify the errors. In the end, the simulation results in IEEE 118 bus indicate that the proposed three-stage method is effective compared with traditional identification method under multi scenarios.

This work is supported by Scientific and Technological Project of Henan Province (No. 182102210274).

Key words: error identification; incorrect status branch; state estimation; multi-source errors

0 引言

电力系统能量管理系统(EMS)很大程度上取决于状态估计的准确性。然而坏数据、不正常拓扑结构、参数误差都会影响到状态估计的结果。量测装

置中的噪声也对断路器量测数据的质量产生一定影响^[1]。因此准确地辨识拓扑结构成为了研究的关键。

目前已有关于拓扑误差的辨识和检测主要是基于传统状态估计或者广义状态估计。在传统状态估计中, 传统的支路模型用来辨识支路的不正常状态。文献[2]利用归一化残差辨识拓扑误差。文献[3]利用增广状态向量进行辨识, 引入了支路的二进制变量。

广义的状态估计将断路器 CB 的信息计入估计方程中^[4]。文献[5-6]将 CB 视为零阻抗支路。为了减小 CB 的数量和相应的计算量, 文献[7]提出了一种基于拉格朗日松弛技术的复杂有源配电网分布式状态估计。文献[8]对电力系统分区和解耦状态估计进行了阐述。文献[9-10]重点研究了广义状态估计的可观测性。文献[11]考虑了误差的非独立性。文献[12]提出了通过计算量测偏差与线路平衡状态来生成可疑线路的方法。文献[13]提出了基于单一设备多时段相量测量单元(PMU)或数据采集与监视控制(SCADA)量测的错误参数均值辨识法。文献[14]提出了考虑总体误差下降指标的电网参数辨识方法。

基于归一化拉格朗日乘子的拓扑结构误差辨识^[15]、假设检验辨识^[16]、几何检验辨识^[17]等方法也出现在研究领域中。然而, 文献[18]在进行拓扑误差辨识时, 都假设支路参数完全正确。相应地, 对于支路参数估计, 文献[19-21]都假设网络拓扑完全正确。目前还没有同时考虑支路参数和网络拓扑同时出现误差的情景。因此, 应当考虑参数和量测误差同时发生下的拓扑误差辨识。

为此, 本文提出了一种同时考虑参数误差的网络拓扑误差辨识方法, 该方法精度高、耗时少。这种能够同时辨识网络拓扑误差、参数误差和坏数据量测的多源误差的误差源方法, 基于断路器的状态估计模型, 从扩展状态估计方程中抽取标准状态估计方程, 便于求解。最后利用 IEEE118 节点进行了算例分析和验证。

1 含断路器支路模型及状态估计参数误差

1.1 标准状态估计方程

基于加权最小二乘原理的状态估计方程是含有等式约束的非线性优化问题, 具体表达式为

$$\min_{x_{SE}} J(x_{SE}) = [z - h(x_{SE})]^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot [z - h(x_{SE})] \quad (1)$$

s.t.

$$c(x_{SE}) = 0 : \lambda \quad (2)$$

式中: x_{SE} 表示状态向量, 包括系统内所有节点的电压幅值和相角; z 表示可用量测; $h(x_{SE})$ 表示非线性方程量测函数向量; \mathbf{R} 表示误差的协方差矩阵; λ 表示等式约束的拉格朗日乘子。

式(1)、式(2)迭代求解的表达式为

$$\begin{bmatrix} 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{H} & \mathbf{C}^T \\ \mathbf{C} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot \Delta z \\ -c(x^k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: \mathbf{H} 和 \mathbf{C} 分别为 $h(x)$ 和 $c(x)$ 的雅可比矩阵; x^k 表示第 k 次迭代得到的结果。

在 SCADA 系统中的状态估计量测还包括误差 e , 用均值为 0、方差为 σ_i^2 的高斯随机噪声表示。

1.2 拉格朗日乘子

根据式(3), 有:

$$\begin{bmatrix} 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{H} & \mathbf{C}^T \\ \mathbf{C} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x_{SE} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot e \\ -c(x^k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

定义 $\mathbf{G} = \mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{H}$, 对式(4)变形, 得到:

$$\begin{bmatrix} \Delta x_{SE} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 & F_2^T \\ F_2 & F_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot e \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $F_2 = (\mathbf{C} \cdot \mathbf{G}^{-1} \cdot \mathbf{C}^T)^{-1} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}^{-1}$ 。

则得到 λ 的表达式为

$$\lambda = F_2 \cdot 2 \cdot \mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot e = \begin{bmatrix} (\mathbf{C} \cdot \mathbf{G}^{-1} \cdot \mathbf{C}^T)^{-1} \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{G}^{-1} \cdot 2\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \end{bmatrix} \cdot e = \mathbf{S}_\lambda \cdot e \quad (6)$$

式中, \mathbf{S}_λ 为零注入约束的拉格朗日乘子的灵敏度矩阵。

1.3 两端含断路器支路状态建模

为了对支路两端断路器的状态进行建模, 需要流过断路器 CB 的有功、无功、端节点的电压幅值和相角。例如对于支路 ij , k 和 l 是虚拟节点。对于图 1, 左边断路器的 P_{ik} 、 Q_{ik} 、 V_k 及 θ_k 和右边断路器的 P_{jl} 、 Q_{jl} 、 V_l 和 θ_l 都是附加的状态变量。因此对于这一支路, 总的状态变量 x_{SE} 数目为 $8 \times n_b$, 其中 n_b 为网络支路数目。



图 1 含断路器支路模型

Fig. 1 Illustration of a branch with two CBs

对于约束条件, 若支路 ij 正常运行, 则 $V_i = V_k$, $\theta_i = \theta_k$, $V_j = V_l$, $\theta_j = \theta_l$; 若该支路退出运行, 则 $P_{ik} = 0$, $Q_{ik} = 0$, $P_{jl} = 0$, $Q_{jl} = 0$ 。对于虚拟节点 k 和 l 的零注入, 约束条件为 $P_k = 0$, $Q_k = 0$, $P_l = 0$, $Q_l = 0$ 。因此, 总的约束条件也为 $8 \times n_b$ 。

当 CB 的约束条件出现最大的归一化拉格朗日乘子(Normalized Lagrange Multiplier, NLM)超过一限值, 则认为该支路状态有误。但是由于参数误差的存在, 即是 NLM 超过一限值, 该支路状态也不一定出现拓扑误差。因此, 不应将拓扑误差和参数误差辨识隔离开来。

1.4 支路参数误差建模

网络参数误差的数学模型为

$$\mathbf{p} = \mathbf{p}_t + \mathbf{x}_p \quad (7)$$

式中: \mathbf{x}_p 表示包括网络参数误差的向量; \mathbf{p} 和 \mathbf{p}_i 为网络参数的假设和真实值向量。

约束条件 $\mathbf{x}_p=0$ 计入状态估计方程, \mathbf{x}_p 计入状态变量。用该模型计算相关约束的 NLM, 然后利用最小网络量测误差的方法估计可疑的参数。

通过将网络支路参数误差纳入状态估计方程, 支路电导、电纳、充电电容都计入状态变量。因此每个支路新增加的状态变量为 $3 \times n_b$, 新增加的约束条件也为 $3 \times n_b$ 。当某一参数达到最大 NLM 并超过限值, 则认为处于正常状态的支路出现了参数误差。

2 拓扑误差和参数误差同时辨识方法

若网络参数不含误差, 则所有拓扑检测方法都可以检测 CB 的不正常状态。但是如果网络参数误差出现, 则对于断路器状态的判断有很大影响。

本文提出一种状态向量扩展方法, 将 \mathbf{x}_{CB} 、 \mathbf{x}_p 计入 \mathbf{x}_{SE} 中, 则新的状态向量为 $\mathbf{x}_N = [\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}, \mathbf{x}_p]$ 。因此, 扩展状态估计方程为

$$\min_{\mathbf{x}_N} J(\mathbf{x}_N) = [z - h(\mathbf{x}_N)]^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot [z - h(\mathbf{x}_N)] \quad (8)$$

s.t.

$$c(\mathbf{x}_N) = 0 : \lambda \quad (9)$$

$$d(\mathbf{x}_N) = 0 : \vartheta \quad (10)$$

$$\mathbf{x}_p = 0 : \gamma \quad (11)$$

式中, λ 、 ϑ 和 γ 均为相应的拉格朗日乘子。

可见, 扩展状态估计方程的计算量要比传统状态估计大很多。接下来本文对该问题求解方法进行说明。

2.1 扩展状态估计方程中抽取标准状态估计方程

由于扩展状态估计方程含有的状态变量和约束条件都很多, 所以需要从扩展状态估计方程中抽取标准状态估计方程, 进行解耦简化计算。下面介绍具体的步骤。

(1) 用经过 CB 的电压幅值和相角差代替虚拟节点的电压幅值和相角。对于闭合断路器, V_k , θ_k 和 V_l , θ_l 分别由 V_i-V_k , $\theta_i-\theta_k$, V_j-V_l , $\theta_j-\theta_l$ 代替。因此, 正常运行支路的状态变量则变为电压差值和闭合 CB 的潮流, 分别表示为 $\mathbf{x}_{CB_c}^{(1)}$ 和 $\mathbf{x}_{CB_c}^{(2)}$ 。

对于停运线路, 由于处于打开状态的 CB 的虚拟节点处于断开状态, 这些节点的状态量则不纳入状态变量。因此对于停运线路, 状态变量仅包括流经断开断路器的潮流 \mathbf{x}_{CB_o} 。

经过上述变换, CB 的新状态变量变为

$$\hat{\mathbf{x}}_{CB} = [\mathbf{x}_{CB_c}^{(1)}, \mathbf{x}_{CB_c}^{(2)}, \mathbf{x}_{CB_o}] \quad (12)$$

则状态估计方程变为

$$\min_{\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p} J(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) = [z - h(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p)]^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot [z - h(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p)] \quad (13)$$

s.t.

$$c(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) = 0 : \lambda \quad (14)$$

$$\hat{d}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) = 0 : \tau \quad (15)$$

$$\mathbf{x}_{CB_c}^{(1)} = 0 : \alpha \quad (16)$$

$$\mathbf{x}_{CB_o} = 0 : \beta \quad (17)$$

$$\mathbf{x}_p = 0 : \gamma \quad (18)$$

式中: $\hat{d}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) = 0$ 包括对应于闭合断路器的虚拟节点零注入; τ , α , β 分别为对应的拉格朗日乘子。

(2) 移除基于潮流的状态变量 $\mathbf{x}_{CB_c}^{(2)}$

根据式(15), 闭合断路器的潮流等于相应的投运线路的潮流, 针对图 1, 有

$$P_{ik} = P_{kl}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) \quad (19)$$

$$Q_{ik} = Q_{kl}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) \quad (20)$$

$$P_{jl} = P_{lk}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) \quad (21)$$

$$Q_{jl} = Q_{lk}(\mathbf{x}_{SE}, \hat{\mathbf{x}}_{CB}, \mathbf{x}_p) \quad (22)$$

值得注意的是, 上式的等式右端均在潮流量测范围内。由于这种冗余特性, $\mathbf{x}_{CB_c}^{(2)}$ 可以从 $\hat{\mathbf{x}}_{CB}$ 中移除, 因此, 不再需要约束式(15), 式(16)、式(17)可以合并为

$$[\mathbf{x}_{CB_c}^{(1)}, \mathbf{x}_{CB_o}] = \mathbf{x}_{CB}'' = 0 \quad (23)$$

则状态估计方程又变为

$$\min_{\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p} J(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p) = [z - h(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p)]^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot [z - h(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p)] \quad (24)$$

s.t.

$$c(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p) = 0 : \lambda \quad (25)$$

$$\mathbf{x}_{CB}'' = 0 : \mu \quad (26)$$

$$\mathbf{x}_p = 0 : \gamma \quad (27)$$

式中, μ 为相应的拉格朗日乘子。

(3) 构建拉格朗日函数和一阶优化条件 上述优化问题的表示为

$$L(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p, \lambda, \mu, \gamma) = J(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p) + \lambda^T \cdot c(\mathbf{x}_{SE}, \mathbf{x}_{CB}'', \mathbf{x}_p) + \mu^T \cdot \mathbf{x}_{CB}'' + \gamma^T \cdot \mathbf{x}_p \quad (28)$$

KKT 条件为

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}_{SE}} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}_{SE}} + \left(\frac{\partial c}{\partial \mathbf{x}_{SE}} \right)^T \cdot \lambda = 0 \quad (29)$$

$$\frac{\partial L}{\partial x_{CB}''} = \frac{\partial J}{\partial x_{CB}''} + \left(\frac{\partial c}{\partial x_{CB}''} \right)^T \cdot \lambda + \mu = 0 \quad (30)$$

$$\frac{\partial L}{\partial x_p} = \frac{\partial J}{\partial x_p} + \left(\frac{\partial c}{\partial x_p} \right)^T \cdot \lambda + \gamma = 0 \quad (31)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = c(x_{SE}, x_{CB}'', x_p) = 0 \quad (32)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = x_{CB}'' = 0 \quad (33)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = x_p = 0 \quad (34)$$

$$\frac{\partial J}{\partial x_{CB}''} = -2H_{x_{CB}}^T \cdot R^{-1} \cdot (z - h(x_{SE}, x_{CB}'', x_p)) \quad (35)$$

$$\frac{\partial J}{\partial x_p} = -2H_{x_p}^T \cdot R^{-1} \cdot (z - h(x_{SE}, x_{CB}'', x_p)) \quad (36)$$

式中, $H_{x_p}^T$ 和 $H_{x_{CB}}^T$ 均为相应的雅可比矩阵。

(4) 得到标准状态估计方程

考虑到约束条件, 第 2 步中的状态估计方程可以写为

$$\min_{x_{SE}} J_o(x_{SE}) = [z - h_o(x_{SE})]^T \cdot R^{-1} \cdot [z - h_o(x_{SE})] \quad (37)$$

s.t.

$$c_o(x_{SE}) = 0 : \lambda \quad (38)$$

其中,

$$J_o(x_{SE}) = J(x_{SE}, 0, 0) \quad (39)$$

$$h_o(x_{SE}) = h(x_{SE}, 0, 0) \quad (40)$$

$$c_o(x_{SE}) = c(x_{SE}, 0, 0) \quad (41)$$

通过上述步骤, 扩展状态估计方程计算量大的问题可以有效避免。

2.2 NLM 计算

根据式(29)、式(35)和式(30)、式(36), 相应的拉格朗日乘子计算为

$$\mu = \begin{bmatrix} 2R^{-1}H_{x_{CB}}'' \\ -C_{x_{CB}}'' \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} z - h_o(\tilde{x}_{SE}) \\ \lambda \end{bmatrix} \quad (42)$$

式中: $C_{x_{CB}}'' = \partial c(x_{SE}, x_{CB}'', x_p) / \partial x_{CB}''$; \tilde{x}_{SE} 为状态变量估计值; 定义 $r = z - h_o(\tilde{x}_{SE})$ 为量测残差向量。

$$\gamma = \begin{bmatrix} 2R^{-1}H_{x_p} \\ -C_{x_p} \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} r \\ \lambda \end{bmatrix} \quad (43)$$

式中, $C_{x_p} = \partial c / \partial x_p$ 。

可以利用标准状态估计方程来计算式(42)、式(43)的拉格朗日乘子。

定义 S 为量测残差向量 r 关于量测误差 e 的灵敏度, 有 $r = S \cdot e$, 则式(42)、式(43)变为

$$\mu = \begin{bmatrix} 2R^{-1}H_{x_{CB}}'' \\ -C_{x_{CB}}'' \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} S \\ S_\lambda \end{bmatrix} \cdot e = S_\mu \cdot e \quad (44)$$

$$\gamma = \begin{bmatrix} 2R^{-1}H_{x_p} \\ -C_{x_p} \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} S \\ S_\lambda \end{bmatrix} \cdot e = S_\gamma \cdot e \quad (45)$$

式中, S_μ 为 CB 支路拉格朗日乘子灵敏度矩阵; S_γ 为支路参数误差拉格朗日乘子灵敏度矩阵。

由于 e 是独立高斯噪声, 其均值为 0, 协方差为 R , 则有拉格朗日乘子 μ 和 γ 的均值和协方差为

$$E(\mu) = 0 \quad (46)$$

$$E(\mu \cdot \mu^T) = S_\mu \cdot R \cdot S_\mu^T \quad (47)$$

$$E(\gamma) = 0 \quad (48)$$

$$E(\gamma \cdot \gamma^T) = S_\gamma \cdot R \cdot S_\gamma^T \quad (49)$$

将这两个拉格朗日乘子进行归一化处理, 则有

$$\mu_i^N = \frac{\mu_i}{\sqrt{E(\mu \cdot \mu^T)_{ii}}} = \frac{\mu_i}{\sqrt{(S_\mu \cdot R \cdot S_\mu^T)_{ii}}} \quad (50)$$

$$\gamma_i^N = \frac{\gamma_i}{\sqrt{E(\gamma \cdot \gamma^T)_{ii}}} = \frac{\gamma_i}{\sqrt{(S_\gamma \cdot R \cdot S_\gamma^T)_{ii}}} \quad (51)$$

2.3 误差源辨识

为了辨识不正常状态的投运线路/停运线路、不正常支路参数和坏量测, 需要进行误差源辨识。本文提出一种辨识的新方法, 具体步骤如下所述。

(1) 运行标准状态估计

基于标准状态估计, 得到 CB 支路参数相关约束的 NLM, 即 μ^N 和 γ^N 。

若 $\max(\mu^N) \leq \mu_{th}$ 且 $\max(\gamma^N) \leq \gamma_{th}$, 则支路状态和参数完全正常; 若 $\max(r^N) \leq r_{th}$, 则无坏量测。

其中, μ_{th} 、 γ_{th} 和 r_{th} 均为 NLM 阈值。

(2) 辨识支路不正常状态

若 $\max(\mu^N) > \mu_{th}$, 则存在支路状态或者参数的误差。由于支路状态和参数对 μ^N 和 γ^N 相互影响, 误差源不可测。为了解决这一问题, 线路电导、电纳和充电电容需要同时进行估计。之后, 利用如下准则来确定不正常状态的停运或者投运线路。

对于投运线路:

$$\frac{|Y_{static}|_i - |Y_{est}|_i}{|Y_{static}|_i} \geq 1 - \varepsilon_{th} \quad (52)$$

对于停运线路:

$$\left(1 - \frac{|Y_{static}|_i - |Y_{est}|_i}{|Y_{static}|_i} \right) \geq 1 - \varepsilon_{th} \quad (53)$$

如果满足式(52)或者式(53), 那么支路状态为不正常。否则为正常状态。 $|Y_{static}|_i$ 为归一化支路静态

参数, $|Y_{static}| = \sqrt{G^2 + B^2 + B_{cap}^2}$; $|Y_{est}|$ 为状态估计的支路参数; ε_{th} 为微小正常数。

支路静态参数与支路投运状态无关, 而状态估计的参数与其有关。如果支路投运估计正确, 则 $|Y_{est}|$ 接近 $|Y_{static}|$; 如果支路估计停运, 则 $|Y_{est}|$ 接近 0。由于量测噪声的存在, 上述值不会完全相等。

阈值 ε_{th} 的选择取决于参数估计的准确性, 而参数估计的准确性又取决于量测数据的质量以及量测冗余性。本文提出的方法对于该阈值不敏感, 该阈值对于结果的判断影响不大。

(3) 辨识参数误差和坏数据

本步骤为了辨识误差源是否为参数误差或者坏量测。首先运行标准状态估计, 然后得到参数误差 NLM 的 γ^N 和 r^N 。

若 $\max(\gamma^N) \leq \gamma_{th}$ 且 $\max(r^N) \leq r_{th}$, 则不存在参数误差和坏数据;

否则将 $\max[\max(\gamma^N), \max(r^N)]$ 视为误差源。

如果辨识出误差源, 则将其从量测中剔除; 如果辨识出参数误差, 则将其计入到状态向量, 利用状态变量来估计其值。

至此, 循环(1)—(3)步, 直到所有的 NLM 和 NR 均小于其阈值。

本文提出的误差源辨识方法不仅能够有效辨识不正常支路状态、支路误差参数和坏数据, 而且不受网络拓扑结构的限制, 即环路和辐射支路均适用。

3 算例分析

3.1 系统说明

本文采用简化IEEE118节点系统进行仿真。其配网结构如图2。该系统有116条支路, 除去9条会导

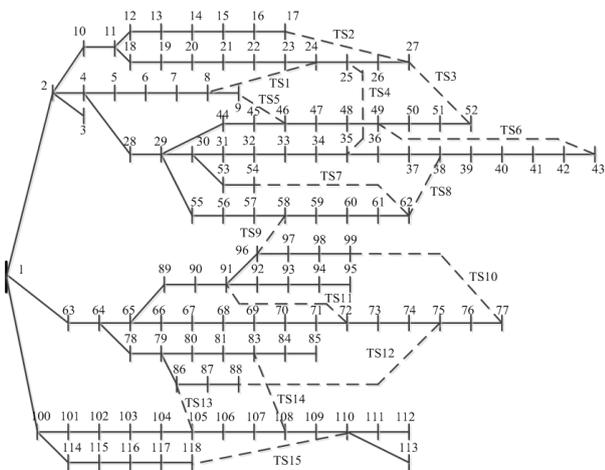


图 2 118 配电系统结构图

Fig. 2 Structure of 118-bus system

致系统孤岛的支路, 剩下的177条支路用于构建不正常状态投运场景和不正常状态停运场景。各场景中均计及独立随机噪声, 均值为0, 标准偏差同文献[22]。对该系统进行的量测包括118个节点电压、110个有功无功注入、179个有功无功潮流。其中, μ_{th} 、 γ_{th} 和 r_{th} 均取3; ε_{th} 取0.2。

本文选取以下场景进行分析:

- (1) 不正常支路状态;
- (2) 不正常支路状态和参数误差;
- (3) 不正常支路状态、参数误差和坏量测。

本文将上述情景中不含拓扑结构变换的称为案例1, 含有拓扑结构变换的称为案例2。

3.2 算例分析

(1) 不正常支路状态

该算例中, 含有177个不正常支路停运场景和177个不正常支路投运场景, 不含参数误差和坏数据。177条支路中, 94条支路进行拓扑结构的变换, 即环路变为辐射状, 辐射状变为环路, 因此案例1包含83个场景, 案例2包含177个场景。具体结果见表1。本文利用文献[23]的方法, 进行对比分析。

表 1 情景 1 结果

Table 1 Results for numerical experiment I

方法	不正常停运线路		不正常投运线路	
	传统方法	本文所提	传统方法	本文所提
情景数目	83	83	83	83
案例 1 误辨识数目	1	0	0	1
误辨识占比	1.20%	0	1	1.2%
情景数目	177	177	177	177
案例 2 误辨识数目	98	3	53	5
误辨识占比	55.37%	1.69%	29.94%	2.82%

传统拓扑误差辨识方法仅根据CB的NLM值, 选择最大的越限支路作为求解结果。两种方法的误辨识对比见表1。可以看出, 对于案例1, 两种方法的求解效果较为接近, 而对于案例2, 传统方法共发生151次误辨识, 而本文提出的方法仅发生8次。说明本文在辨识结果上的准确率较高。另一方面, 本文提出的方法利用了基于冗余量测的参数估计, 利用该估计结果进行线路状态的辨识, 而这一参数估计不受线路拓扑结构的影响。

另一方面, 最大NLM和最大NR均小于3, 说明没有参数误差和坏数据。

为了更清晰地说明本文所提方法的优势, 选取103-105支路进行分析。这些支路没有进行拓扑结构的变换, 具体结果见表2、表3。可以看出, 传统的辨识方法可以判断不正常投运支路, 但是检测不正

常的停运支路, 这是由于正常状态的支路较不正常支路的优先级更高。另一方面, 本文所提方法避免了这一缺陷。还可以看出, 非正常状态指数和下一个正常状态指数之差很大, 95.14%到9.72%和97.76%到5.66%。由此, 本文方法可以很容易地区分支路正常状态和非正常状态。

表 2 情景 1 线路 65-68 结果

Table 2 Results for branch 65-68 in scenario 1

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
65-68	不正常投运	1	19.52	1	95.14
23-24	正常投运	2	13.36	2	9.72
68-69	正常投运	3	12.95	4	5.55
47-69	正常投运	4	12.62	5	3.56

表 3 情景 1 线路 103-105 结果

Table 3 Results for branch 103-105 in scenario 1

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
103-104	正常投运	1	26.01	2	5.66
103-105	不正常停运	2	24.48	1	97.76
104-105	正常投运	3	17.32	4	5.40
100-103	正常投运	4	17.24	5	3.28

(2) 不正常支路状态和参数误差

该情景中, 案例1和案例2均有一个参数误差, 即邻近线路导纳的30%误差。例如, 对于不正常状态投运线路65-68和不正常停运线路103-105, 30%的导纳参数误差计及到计算过程中。该情景的案例1和案例2的结果如表4。

在该情景中, 案例1中传统方法的误差更高, 误辨识率为6.62%, 而本文所提方法的误辨识率仅为0.6%。案例2中, 传统方法和本文所提方法的误辨识率差别更高, 分别为47.74%和2.82%。

表 4 情景 2 结果

Table 4 Results for scenario 2

方法	不正常停运线路		不正常投运线路	
	传统方法	本文所提	传统方法	本文所提
情景数目	83	83	83	83
案例 1 误辨识数目	7	0	4	1
误辨识占比	8.43%	0	4.82%	1.2%
情景数目	177	177	177	177
案例 2 误辨识数目	106	4	63	6
误辨识占比	59.98%	2.26%	35.59%	3.39%

另一方面, 本文所提方法可以正确地辨识不正常状态支路指标值与下一条正常状态支路指标值相差较大情况下的不正常状态支路。经过本文所提方法的计算, NLM和NR的最大值分别为(19.9194和

15.2496)和(18.689和12.0233), 由于二者的最大值均超过3, 所以19.9194相应于支路65-66的导纳; 18.689对应于支路100-103的导纳。这两组支路的导纳估计误差分别为2.29%和1.58%, 较初始的30%均大幅降低。因此, 本文所提方法可以正确地辨识参数误差, 找到不正常状态支路。表5为情景2线路65-66结果, 表6为情景2线路100-103结果。

表 5 情景 2 线路 65-66 结果

Table 5 Results for branch 65-66 in scenario 2

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
65-66	正常投运	1	30.12	2	93.82
65-68	不正常投运	2	25.91	1	39.07
49-66	正常投运	3	21.16	3	5.95
68-69	正常投运	4	18.11	4	0.32

表 6 情景 2 线路 100-103 结果

Table 6 Results branch 100-103 in scenario 2

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
103-104	正常投运	1	30.54	3	4.25
100-103	正常投运	2	27.91	2	39.32
103-105	不正常停运	3	26.95	1	97.68
100-106	正常投运	4	21.37	4	0.63

(3) 不正常支路状态、参数误差和坏量测

该情景同时包含三种误差源。其中不正常支路状态和参数误差同前两个场景。对于坏量测, 将0.5 p.u.的粗误差随机加入到直接与不正常状态支路相连的支路的有功和无功潮流中。该粗误差对应于 $0.5/0.008=62.5$ 的潮流量测误差标准差。例如, 对于该情景, 将0.5 p.u.的粗误差加入到支路65-66和支路105-107的有功潮流量测中(表7)。

表 7 情景 3 结果

Table 7 Results of scenario 3

方法	不正常停运线路		不正常投运线路	
	传统方法	本文所提	传统方法	本文所提
情景数目	83	83	83	83
案例 1 误辨识数目	11	1	6	1
误辨识占比	13.25%	1.2%	7.23%	1.2%
情景数目	177	177	177	177
案例 2 误辨识数目	111	6	73	8
误辨识占比	62.71%	3.39%	41.24%	4.52%

表8、表9给出了传统方法和本文所提方法的对比结果。传统方法在该情景案例1和案例2中的误辨识率为10.24%和51.98%, 本文方法仅为1.2%和3.95%。传统方法不能够正确地判断非正常状态支路、参数误差和坏数据。而本文所提方法恰能够进

表 8 情景 3 线路 65-68 结果
Table 8 Results for branch 65-68 in scenario 3

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
65-66	正常投运	1	29.48	2	38.80
65-68	不正常投运	2	25.91	1	83.51
49-66	正常投运	3	21.11	4	0.46
68-69	正常投运	4	18.12	3	9.08

表 9 情景 3 线路 103-105 结果
Table 9 Results for branch 103-105 in scenario 3

线路	状态	传统方法		本文所提	
		级别	NLM	级别	指标%
103-104	不正常投运	1	31.05	3	13.72
100-103	正常投运	2	28.64	2	35.01
103-105	不正常停运	3	26.64	1	97.66
100-106	正常投运	4	22.32	4	1.79

行辨识。可以看出,传统方法不能够根据优先级别辨识不正常状态支路。本文所提方法可以确定不正常状态的投运支路和停运支路。

对于该情景,所提方法计算的不正常状态支路的指标值均高于阈值80%,且与正常支路的指标值差别很大。通过利用本文所提误差源辨识方法,案例1和案例2相应于支路65-66和100-103导纳的误差源计算结果为19.766 4和19.240 8。因此,对于这两种情况,参数误差加入到状态向量,随着系统状态来估计其值。在第二次迭代的第一步,NLM和NR的最大值为(3.542 4和8.578 0)和(8.312 0和15.449 8)。在第二次迭代的第二步,计算得到的支路参数均低于80%的阈值,认为处于正常状态。在第三步中,NLM和NR的最大值为8.578 0和15.449 8,这些坏量测被辨识出并且从案例1和案例2中剔除。

由于已经辨识出一个坏量测,参数误差应当重新计算,即在第三次迭代中的第一步计算。得到该参数误差在案例1和案例2中分别为2.26%和1.57%。接下来,计算NLM和NR的最大值,均小于3,则没有其他误差源。可以看出,所提方法可以正确地处理含有多误差源的情况。

对于上述三种场景,计算求解耗时为2.765 s、3.652 s和4.983 s,耗时均较短。

在本算例中,NLM用于确定可疑支路的状态,再利用参数估计模型估计可疑支路的静态参数。之后,再根据相应的条件判断支路的具体状态。

本文所提方法可以正确地判断参数误差、坏量测和不正常状态支路,并且误辨识率都很低,相较传统辨识方法有很大改善。

4 结论

本文提出了一种不正常状态支路的辨识方法。为了确定正常状态的支路,提出了扩展状态估计方程,仅利用标准状态估计的结果来计算约束条件的拉格朗日乘子,并且提出了同时辨识拓扑误差、参数误差和量测误差的步骤方法。传统拓扑误差量测方法在多种误差源同时出现的情况下准确度不高,尤其是在出现拓扑结构的改变时误辨识率更高。本文所提方法利用断路器的 NLM 值、参数误差的 NLM 值和量测的 NR 值,更有效地区分误差源。另外,考虑到参数估计的结果,提出了在含有参数误差的情况下仍能够准确辨识不正常状态支路的方法。由于本文基于传统的状态估计结果,所提方法可以应用到现有 EMS 系统中。

参考文献

- [1] 兰华,李积捷.电力系统状态估计算法的研究现状和展望[J].继电器,2007,35(10):78-82.
LAN Hua, LI Jijie. Status quo and prospect of algorithm of power system state estimation[J]. Relay, 2007, 35(10): 78-82.
- [2] WU F F, LIU W H E. Detection of topology errors by state estimation power systems[J]. IEEE Power Engineering Review, 1989, 9(2): 50-51.
- [3] SINGH H, ALVARADO F L. Network topology determination using least absolute value state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(3): 1159-1165.
- [4] CONTI S, RIZZO S A, SALERNO N, et al. Distribution network topology identification based on synchrophasor[J]. AIMS Energy, 2018, 6(2).
- [5] MILANO F. On the modelling of zero impedance branches for power flow analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 3334-3335.
- [6] 胡春潮,何杰,马凯.基于信息冗余的电力系统分布式状态估计[J].电力系统保护与控制,2017,45(16):111-115.
HU Chunchao, HE Jie, MA Kai. Power system distributed state estimation based on information redundancy of secondary system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(16): 111-115.
- [7] 刘科研,盛万兴,何开元,等.基于拉格朗日松弛技术的复杂有源配电网分布式状态估计[J].电力系统保护与控制,2017,45(15):125-132.
LIU Keyan, SHENG Wanxing, HE Kaiyuan, et al. Distributed state estimation of complex active distribution network based on Lagrange relaxation technique[J]. Power

- System Protection and Control, 2017, 45(15): 125-132.
- [8] 孙江山, 刘敏, 邓磊, 等. 电力系统分区和解耦状态估计研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(10): 162-169.
SUN Jiangshan, LIU Min, DENG Lei, et al. Review of the research on the partition and decoupled state estimation of power system[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(10): 162-169.
- [9] KORRES G N, KATSIKAS P J. Reduced model for numerical observability analysis in generalised state estimation[J]. IEE Proceedings—Generation, Transmission and Distribution, 2005, 152(1): 99-108.
- [10] KORRES G N, KATSIKAS P J. A hybrid method for observability analysis using a reduced network graph theory[J]. IEEE Power Engineering Review, 2007, 22(11): 57-58.
- [11] 徐晗, 陆子强. 考虑误差非独立性的电力系统参数辨识估计[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(5): 47-53.
XU Han, LU Ziqiang. Power system parameter identification and estimation considering measurement error dependencies[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(5): 47-53.
- [12] 金学成, 邹根华, 张浩, 等. 考虑抗差状态估计大误差点的电网可疑参数辨识及其应用[J]. 中国电力, 2016, 49(2): 114-117.
JIN Xuecheng, ZOU Genhua, ZHANG Hao, et al. A network parameter errors identification method considering large error point based on robust state estimation and its real application[J]. Electric Power, 2016, 49(2): 114-117.
- [13] 颜伟, 赵雪骞, 陈俊, 等. 电网设备错误参数的支路量测标幺值残差代数法和均值辨识法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(2): 99-103.
YAN Wei, ZHAO Xueqian, CHEN Jun, et al. Grid equipment parameter error identification based on mean algebraic sum of branch measurement normalized residuals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 99-103.
- [14] 侯方迪, 朱涛, 赵川, 等. 考虑总体误差下降指标的电网参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 184-188.
HOU Fangdi, ZHU Tao, ZHAO Chuan, et al. Network parameter identification method considering gross error reduction index[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 184-188.
- [15] ZHAO J, NETTO M, MILI L. A robust iterated extended Kalman filter for power system dynamic state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 3205-3216.
- [16] HUANG M, WEI Z, SUN G, et al. A multi-objective robust state estimator for systems measured by phasor measurement units[J]. IEEE Access, 2018, 6: 14620-14628.
- [17] LOURENÇO E M, COELHO E P R, PAL B C. Topology error and bad data processing in generalized state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 3190-3200.
- [18] JAEN A D L V, EXPOSITO A G. Implicitly constrained substation model for state estimation[J]. IEEE Power Engineering Review, 2007, 22(6): 57-57.
- [19] ZHU J, ABUR A. Identification of network parameter errors[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(2): 586-592.
- [20] LIN Y, ABUR A. Enhancing network parameter error detection and correction via multiple measurement scans[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 2417-2425.
- [21] BI T S, QIN X H, YANG Q X. A novel hybrid state estimator for including synchronized phasor measurements[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(8): 1343-1352.
- [22] NEJATI M, AMJADY N, ZAREIPOUR H. A new stochastic search technique combined with scenario approach for dynamic state estimation of power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 2093-2105.
- [23] CLEMENTS K A, COSTA A S. Topology error identification using normalized Lagrange multipliers[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 13(2): 347-353.

收稿日期: 2018-05-07; 修回日期: 2018-07-02

作者简介:

周晓娟(1982—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向为电力系统经济运行与控制; E-mail: zhouxiaojuan0371@163.com

马丽丽(1982—), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统经济运行与控制。

(编辑 姜新丽)