

基于增广状态估计的混合不良数据诊断与参数辨识

陆东生¹, 马龙鹏²

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024;

2. 国网江苏省电力有限公司经济技术研究院, 江苏 南京 210008)

摘要: 电网同时存在遥测坏数据和参数错误时, 由于坏数据会影响参数辨识结果, 全网参数辨识和估计方法很难保证结果的准确性。文中提出一种基于增广状态估计的混合不良数据诊断与参数辨识方法, 先通过残差平衡度判断不良数据是遥测坏数据还是错误参数, 将遥测坏数据直接剔除; 然后, 通过分区方法将多个潜在的不良参数尽可能分开在不同的局部区域, 以减弱不良数据之间的相互影响; 最后, 采用分区增广状态估计方法修正不良参数。算例结果表明, 该方法能有效区分坏数据和错误参数, 且分区参数辨识能避免不良数据之间相互影响, 从而提高了可疑参数辨识的精度。

关键词: 参数辨识; 状态估计; 数据诊断; 残差平衡度

中图分类号: TM715

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2019)02-0099-06

0 引言

状态估计是能量管理系统(energy management system, EMS)的重要组成部分, 其结果准确性直接影响电网调度的智能化分析与决策^[1-4]。在实际运行系统中, 要想得到完全准确的量测数据和电网参数十分困难, 而错误参数或坏数据的存在会影响状态量的准确性, 所以剔除坏数据和修正错误参数有着重大的实际意义^[5]。

传统的检测坏数据方法有目标函数检测法、加权残差检测法、标准化残差检测法、测量突变检测法^[6]等。目标函数检测法检测电网是否存在坏数据^[7]; 加权残差检测法、标准化残差检测法分别通过求加权残差和标准化残差确定坏数据^[8]。参数辨识一般采用增广状态估计方法, 将待估参数直接作为状态量进行估计^[9-11], 另一类方法是量测残差灵敏度分析^[12], 该方法在常规状态估计结束后再利用量测残差进行参数估计。

当数据中既有坏数据又有错误参数时, 文献[7]提出预测辅助不良参数挖掘方法, 利用光滑增平面模糊控制和优化聚类数目估计方法, 提高了不良参数辨识能力。文献[13]通过残差修改权值、文献[14]提出以残差加权最小绝对值为目标的输电网参数辨识方法, 均能够减小坏数据对参数辨识结果的影响。文献[15]通过分区将全网分成辐射型网络、简单网络和复杂网络, 再分别对各区域进行状态估计, 减少区域之间的影响, 但大电网联系紧密, 复杂网络难以继续分解。文献[16]提出一种计

及相邻及外围支路残差的可疑支路选取方法。文献[17]提出了相关度的概念, 通过计算问题测点及可疑支路的相关度指标辨识参数错误支路^[18]。

文中将坏数据与错误参数统称为不良数据, 提出一种不良数据诊断方法, 先通过残差平衡度诊断不良数据, 判断其是坏数据还是错误参数, 再分别进行处理, 将坏数据直接剔除, 错误参数进行分区参数辨识。分区参数辨识方法将不良数据限制在局部区域内, 各个不良数据之间不相互影响, 从而保证参数辨识的准确性。

1 增广状态估计

增广状态估计是将待估参数作为参数状态量, 与原有的节点状态量(节点电压矢量)一起进行状态估计的方法。电力系统量测方程:

$$z = h(x) + v \quad (1)$$

式中: z 为 m 维量测向量; x 为 n 维状态向量; $h(x)$ 是 x 的非线性函数; v 为测量误差。

当进行增广状态估计参数辨识时, 待估计的支路参数也作为增广的状态量。线路需要估计电导 g 、电纳 b 和容纳 y_c , 变压器支路需要估计电纳 b_T 和变比 k 。

采用加权最小二乘法来求解增广状态矢量的最优估计值, 所采用的迭代格式为:

$$H^T R^{-1} H \Delta x = H^T R^{-1} \Delta z \quad (2)$$

式中: R 为 $m \times m$ 阶权值矩阵; H 为增广雅可比矩阵, 其每个元素的值都可以通过下式确定:

$$H_{ij}(x) = \frac{\partial h_i(x)}{\partial x_j} \quad (3)$$

采用牛顿法求解,第 k 次迭代的修正公式为:

$$\Delta \mathbf{x}^{(k)} = \frac{\mathbf{H}^T(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{R}^{-1}\Delta \mathbf{z}^{(k)}}{\mathbf{H}^T(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})} \quad (4)$$

其中:

$$\Delta \mathbf{z}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (5)$$

则状态向量迭代公式为:

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}^{(k)} \quad (6)$$

根据式(6)可求得该次迭代后的状态向量 $\mathbf{x}^{(k+1)}$,如此反复,直至满足如下收敛条件:

$$\|\Delta \mathbf{x}^{(k)}\|_{\infty} < \varepsilon \quad (7)$$

收敛条件为该次迭代所得的状态修正量 $\Delta \mathbf{x}^{(k)}$ 的各分量绝对值中最大值小于门槛值 ε ,其值根据精度需要决定,一般对于节点电压标么值状态量而言可取为 0.000 1。

增广状态估计进行参数辨识,对仅有单个支路参数错误时辨识效果较好,但存在多个参数错误或相连区域遥测坏数据时,其辨识结果准确性较差^[8]。

2 电网分区与不良数据诊断方法

2.1 电网分区依据

状态估计采用最小二乘法求得使目标函数值达到最优的状态量^[17],量测量包括节点注入有功、无功,线路有功、无功和电压。其中,线路有功、无功的计算公式如下:

$$P_{ij} = U_i^2 g - U_i U_j g \cos \theta_{ij} - U_i U_j b \sin \theta_{ij} \quad (8)$$

$$Q_{ij} = -U_i^2 (b + \gamma_c) - U_i U_j g \sin \theta_{ij} + U_i U_j b \cos \theta_{ij} \quad (9)$$

变压器有功、无功为:

$$P_{ij} = -\frac{1}{k} U_i U_j b_T \sin \theta_{ij} \quad (10)$$

$$Q_{ij} = -\frac{1}{k^2} U_i^2 b_T + \frac{1}{k} U_i U_j b_T \cos \theta_{ij} \quad (11)$$

节点注入有功、无功为:

$$P_i = \sum_{j=1}^N U_i U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (12)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^N U_i U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (13)$$

式中: $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$; θ_i , U_i 分别为节点 i 的相角和电压幅值; P_{ij} , Q_{ij} 分别为线路 ij 始端的有功功率和无功功率,其方向规定为由 i 流向 j 为正,由 j 流向 i 为负。

从式(8)一式(13)中可以看出,量测信息中的线路有功、无功和电压与相关联的 U , θ , g , b , γ_c 有关,各个支路之间是相互独立的,而注入功率有

功、无功与全网的节点网络参数矩阵 \mathbf{G} , \mathbf{B} 有关。注入功率与全网强耦合,各个支路之间阻抗值相互影响,联系紧密,而支路有功、无功和电压只与本支路参数有关,可以独立分区运行。因此状态估计不加入注入功率时,在量测量冗余度足够的情况下,各个相邻支路可以任意分区,不会影响估计结果。

2.2 不良数据诊断方法

电网不良数据分为坏数据和错误参数,两者的处理方法不同,坏数据直接剔除,错误参数进行参数修正。当电网存在坏数据,误认为是参数错误,对该支路进行参数辨识,会影响结果的准确性,甚至使结果变得更差。因此对不良数据进行处理前,需要辨识不良数据是坏数据或错误参数。文中提出了一种不良数据的诊断方法。

当线路电阻、电抗参数错误时,与正确参数相比,参数误差为:

$$r = \Delta m = m' - m \quad (14)$$

式中: r 为残差; m 为原参数; m' 为错误参数; Δm 为参数误差。

由式(8)得:

$$\Delta P_{ij} = U_i^2 \Delta g - U_i U_j \Delta g \cos \theta_{ij} - U_i U_j \Delta b \sin \theta_{ij} \quad (15)$$

$$\Delta P_{ji} = U_j^2 \Delta g - U_i U_j \Delta g \cos \theta_{ij} + U_i U_j \Delta b \sin \theta_{ij} \quad (16)$$

式(15)中 $i(j)$ 与(16)中 $j(i)$ 相同,考虑到 θ_{ij} 较小, $\sin \theta_{ij} \approx 0$,由式(15)、式(16)可得:

$$\Delta P_{ij} - \Delta P_{ji} = (U_i^2 - U_j^2) \Delta g \quad (17)$$

同理线路无功误差差值为:

$$\Delta Q_{ij} - \Delta Q_{ji} = (U_i^2 - U_j^2) \Delta g \quad (18)$$

当变压器电抗、变比参数错误时,例如电抗误差为 Δb_T ,由式(10)、式(11)得:

$$\Delta P_{ij} - \Delta P_{ji} = -\frac{1}{k} U_i U_j \Delta b_T \sin \theta_{ij} -$$

$$\left(-\frac{1}{k} U_i U_j \Delta b_T \sin \theta_{ji}\right) = 0 \quad (19)$$

$$\Delta Q_{ij} - \Delta Q_{ji} = -\frac{1}{k^2} U_i^2 \Delta b_T + \frac{1}{k} U_i U_j \Delta b_T \cos \theta_{ij} -$$

$$\left(-U_j^2 \Delta b_T + \frac{1}{k} U_i U_j \Delta b_T \cos \theta_{ij}\right) =$$

$$U_j^2 \Delta b_T - \frac{1}{k^2} U_i^2 \Delta b_T \quad (20)$$

其中:

$$U_j^2 = \frac{1}{k^2} U_i^2 \quad (21)$$

将式(21)代入式(20)中,得:

$$\Delta Q_{ij} - \Delta Q_{ji} = 0 \quad (22)$$

从上式看出,当支路存在参数错误时,由于线路两端电压相差不大,无论是线路还是变压器,支路两端潮流变化的差几乎可以忽略。电网存在不良数据,依据状态估计的鲁棒性,状态量的修正值与真实值相差不大。不良数据是错误参数,同支路同类型估计值的变化量的差不大;当不良数据是遥测坏数据,一端坏数据使其量测值与估计值相差(残差值)较大,另一端残差值较小,因此同支路同类型残差差值会较大。

定义残差平衡度表示支路两端同类型量测残差值的差异值大小,差异越小,残差平衡度越小,差异越大,残差平衡度越大。

$$S_{SBlij} = \left| \frac{r_i - r_j}{\max(r_i, r_j)} \right| \quad (23)$$

式中: r_i 为 i 节点同支路同类型残差; r_j 为 j 节点同支路同类型残差; $\max(r_i, r_j)$ 为 r_i, r_j 最大值。

设定阈值 ε_1 , 残差平衡度小于 ε_1 时,诊断为参数错误,即:

$$S_{SBlij} < \varepsilon_1 \quad (24)$$

反之确定为遥测坏数据。其中, ε_1 取值区间为 [0.1, 0.5], 具体最优值试实际数据而定, 通常可取经验值为 0.3。

2.3 不良数据辨识方法

采用增广状态估计进行参数修正,当电网中存在多个参数错误,尤其是参数错误相隔很近时,增广状态估计修正的结果不准确。文中按照一定的原则确定区域,将单个不良数据控制在局部区域。

当发生参数错误时,最靠近参数错误的节点层,其节点电压和支路功率将有比较显著的变化,而愈到外层的节点,其电压与功率的变化就逐渐减少,因此参数错误引起的影响逐渐减弱。当两个错误参数相连时,因为互相影响,两者的残差都较大。

根据以上原则,先进行全网状态估计求得状态量,再进行目标函数值检测,判断是否存在不良数据。当电网存在不良数据时,选择残差最大 r_{\max} 的量测量^[19],由式(23)诊断不良数据是参数错误或遥测坏数据。如果不良数据是遥测坏数据直接剔除;如果诊断为参数错误,先进行分区,以该量测量确定的支路作为区域的中心线路,在全网拓扑中搜索与之直接相连的支路(增广状态估计修正参数时,强耦合线路对修正结果影响大),判断相连支路残差是否小于中心线路最大残差的比例值 k_1 ,残差小于时支路并入区域,否则舍弃。

基于上述网络拓扑分区方法,混合不良数据的

诊断与辨识流程如图 1 所示,步骤如下。

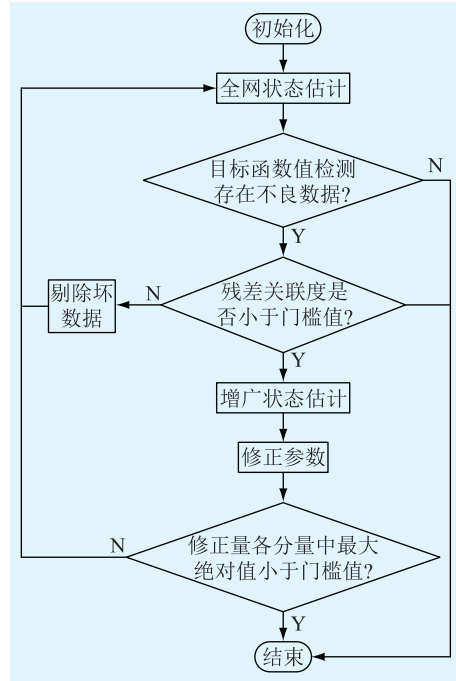


图 1 混合不良数据诊断与辨识流程

Fig.1 Flow chart of the detection and identification approach of hybrid bad-data

步骤 1: 全网状态估计后,进行目标函数值检测,存在不良数据进入步骤 2;反之不存在不良数据,退出计算。

步骤 2: 依据式(23)判断残差平衡度是否小于阈值,大于阈值时剔除坏数据,重新进行状态估计;小于阈值则进入步骤 3。

步骤 3: 以 r_{\max} 确定的支路作为区域 i 的中心线路,在全网拓扑中搜索与之直接相连的支路,判断相连支路量测量最大残差是否小于中心线路最大残差的一定比例值 k_1 ,残差小于时放入区域 i ; 否则舍弃。确定区域后进行参数辨识。

步骤 4: 根据参数辨识结果修正错误参数,若修正量各分量绝对值中最大值小于阈值,诊断与辨识流程结束;否则,返回步骤 1。

经过上述步骤,对存在坏数据或参数错误的支路进行分区不良数据诊断,以此将坏数据限制在局部区域内,各个坏数据之间不相互联系,通过区域中支路信息可以查找到每个分区的模型和量测数据,从而在每个分区进行不良数据诊断。

3 算例分析

为了验证文中方法的有效性,将该方法应用于 IEEE14 节点算例^[20] 和某省电网^[21] 两个算例。算例中,同支路同类型量测误差阈值 ε_1 为 0.3,中心

线路的量测残差的一定比例 k_1 为 0.2, 量测量为每个节点的节点电压幅值、支路有功功率和无功功率。

3.1 IEEE14 节点算例

分区参数辨识分区结果如图 2 所示, 以修正参数 x_{3-4} 为中心形成分区 1, 包括 6 条支路, 分别为 3—4、2—3、2—4、4—5、4—7、4—9 支路; 以修正参数 x_{13-14} 为中心形成分区 2, 包括 3 条支路, 分别为 13—14、12—13、6—13 支路(9—14 支路量测量最大残差大于中心线路最大残差的 0.2 不包括在内); 以修正参数 x_{9-14} 为中心形成分区 3, 包括 5 条支路, 分别为 9—14、13—14、9—10、9—7、9—4 支路。

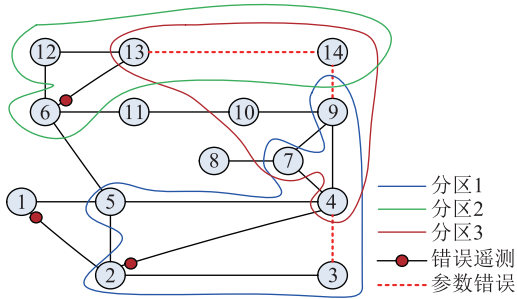


图 2 IEEE14 节点分区参数辨识分区结果

Fig.2 Parameter identification results of IEEE 14-node system with partitions

表 1 给出了 IEEE 14 节点系统不良数据诊断结果。 x 表示支路电抗, P 和 Q 分别表示支路有功和无功功率量测, 下标数字代表节点号。量测坏数据直接剔除, 用符号“—”表示, 参数错误显示全网、分区参数辨识结果。

表 1 IEEE14 节点不良数据诊断结果

Table 1 Bad-data identification of the IEEE 14-node system

不良数据	$J(x)$	残差平衡度	错误值	真值	参数辨识	
					全网	分区
P_{2-4}	4.334 0	1.249 8	156.13	56.13	—	—
Q_{1-2}	1.955 4	1.836 5	-120.4	-20.4	—	—
x_{3-4}	0.313 6	0.018 8	1.171 0	0.171 0	0.033 1	0.171 0
Q_{6-13}	0.073 1	1.775 4	27.22	7.22	—	—
x_{13-14}	0.015 7	0.264 2	1.348 0	0.348 0	1.959 0	0.349 3
x_{9-14}	0.032 0	0.016 4	1.270 4	0.270 4	0.770 0	0.251 6

P_{2-4} 与 x_{9-14} 、 Q_{6-13} 与 x_{13-14} 都为不良数据且高度毗邻, 因此进行全网参数辨识, 其结果误差较大, 尤其是 x_{13-14} , 真实值为 0.348 0 辨识成 1.959 0, 相差很大。初始目标函数值 $J(x)$ 为 4.334 0, 大于目标函数阈值, 电网存在不良数据。依次辨识不良数据为 P_{2-4} 、 Q_{1-2} , 其残差平衡度分别为 1.249 8 和 1.836 5, 辨识为量测坏数据直接剔除, 目标函数值由 4.334 0 降至 0.313 6。随后辨识不良数据 x_{3-4} ,

计算残差平衡度为 0.018 8, 不良数据为参数错误, 对支路 3—4 进行全网参数辨识与分区参数辨识, 结果分别为 0.033 1, 0.171 0, x_{3-4} 真值为 0.171 0, 分区参数辨识与真值相同, 全网参数辨识结果相差较大。最后依次辨识不良数据为 Q_{6-13} 、 x_{13-14} 、 x_{9-14} , 最后目标函数值收敛至 0.003 5, 满足收敛条件, 停止不良数据检测。

3.2 实际算例

为验证本方法的实际应用效果, 文中采用某省 110 kV 以上实际运行数据, 电网系统拓扑结构包括 50 个节点, 所有的支路功率量测及节点电压量测都配置齐全。表 2 为参数错误辨识结果, 表 3 显示剔除坏数据后目标函数值的变化。

表 2 某省 50 节点参数辨识结果

Table 2 Parameter identification results of the 50-node Hainan power system

不良数据	$J(x)$	残差平衡度	参数辨识	
			全网	分区
x_{23-24}	2.009 0	0.053 5	0.049 6	0.079 4
x_{2-13}	0.592 6	0.007 0	0.009 7	0.009 4
x_{26-24}	0.142 6	0.014 5	-0.017	0.141 5

表 3 某省 50 节点坏数据诊断结果

Table 3 Bad-data identification results of the 50-node Hainan power system

不良数据	$J(x)$	残差平衡度
Q_{50-49}	0.947 7	1.356 1
Q_{21-22}	0.869 6	0.744 9
Q_{12-11}	0.794 0	1.259 5
P_{20-19}	0.720 4	1.592 3
Q_{14-13}	0.649 3	1.049 4
Q_{6-5}	0.445 5	0.589 7
Q_{32-33}	0.403 2	0.861 8
P_{16-15}	0.331 3	0.830 6
Q_{16-15}	0.281 0	1.201 5
Q_{48-47}	0.217 2	1.245 5
Q_{46-45}	0.183 3	1.921 7
P_{17-18}	0.162 8	1.931 9
Q_{20-19}	0.094 7	1.082 2
Q_{10-9}	0.083 6	1.775 3

因不良数据 x_{23-24} 与 x_{26-24} 相连, 全网参数辨识相互影响, 结果不准确, 分区参数辨识结果较准确, 目标函数值都相应减少。

从测试结果中可以看出本方法在实际算例中也有较好的工程应用价值, 通过不良数据检测与辨识, 全网目标函数值从 2.009 0 下降到 0.083 6, 提高了状态估计结果的准确度。

4 结语

针对电网中可能同时存在遥测坏数据与参数错误的情况,文中提出一种有效的不良数据诊断与辨识方法,分别详细介绍了数据诊断和辨识的步骤流程,最后通过 IEEE 14 节点算例和某省 110 kV 以上电网系统进行验证。所提方法具有如下特点:(1)先判断混合不良数据是遥测坏数据或参数错误,再分别进行处理;(2)提出分区参数辨识方法,通过分区使不良数据尽量分开,减弱不良数据之间的相互影响,从而提高参数辨识结果的准确性。

文中算法是基于增广状态估计的混合不良数据诊断,主要解决辨识混合不良数据,提高参数辨识准确度问题,但没有涉及残差淹没问题,这将是以后的研究方向。

参考文献:

- [1] 郭焯,张伯明,吴文传,等. 直角坐标下含零注入约束的电力系统状态估计修正牛顿法[J]. 中国电机工程报, 2012, 32(19): 96-100.
GUO Ye, ZHANG Boming, WU Wenchuan, et al. Power system state estimation solution with zero injection constraints using modified newton method [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(19): 96-100.
- [2] 陈建强,洪彬倬,文波. 基于扩展卡尔曼滤波算法的电网动态状态估计[J]. 广东电力, 2017, 30(10): 86-92.
CHEN Jianqiang, HONG Binzhao, WEN Bo. Dynamic state estimation on power grid based on extended Kalman filter algorithm [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(10): 86-92.
- [3] 李朋,赵克壮. 基于优化模型的配电系统状态估计方法[J]. 智慧电力, 2017, 45(11): 47-51.
LI Peng, ZHAO Kezhuang. State estimation method for distribution system based on optimization model [J]. Smart Power, 2017, 45(11): 47-51.
- [4] 黄石,冯蒙霜. 计及非线性的电力系统状态估计算法研究[J]. 陕西电力, 2017, 45(1): 51-56.
HUANG Shi, FENG Mengshuang. Research on power system state estimation algorithm considering nonlinearity [J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(1): 51-56.
- [5] 徐凌逊,范韩璐,祁宇,等. 一种配电网量测系统设计与优化方案[J]. 电力工程技术, 2017, 36(5): 143-148.
XU Lingxun, FAN Hanlu, QI Yu, et al. Design and optimization of distribution network measurement system [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(5): 143-148.
- [6] 卫志农,张云岗,郑玉平. 基于量测量突变检测的新方法. 中国电机工程学报, 2002, 22(6): 34-37.
WEI Zhinong, ZHANG Yungang, ZHENG Yupi. The improvement of measurement suddenly change detection method [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(6): 34-37.
- [7] 黄彦全,肖建,李云飞,等. 基于量测数据相关性的电力系统不良数据检测和辨识新方法[J]. 电网技术, 2006, 30(2): 69-74.
HUANG Yanquan, XIAO Jian, LI Yunfei, et al. A new method to detect and identify bad data based on correlativity of measured data in power system [J]. Power System Technology, 2006, 30(2): 69-74.
- [8] SHYHJIER H, JEUMIN L. Enhancement of anomalous data mining in power system predicting-aided state estimation [J]. IEEE Trans on power Systems, 2004, 19(1): 610-619.
- [9] ALSAC O, VEMPATI N, STOTT B, et al. Generalized state estimation [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 31(4): 1069-1075.
- [10] 李大路,李蕊,孙元章,等. 计及广域测量信息的状态估计错误参数识别与修正[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(14): 11-15.
LI Dalu, LI Rui, SUN Yuanzhang, et al. Recognizing and correcting the wrong parameters in state estimation considering the WAMS measurements [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(14): 11-15.
- [11] 钟全辉,张以全,肖少华,等. 基于灰色预测理论的区域电量概率预测方法及其应用[J]. 浙江电力, 2018, 37(1): 19-22.
ZHONG Quanhui, ZHANG Yiquan, XIAO Shaohua, et al. Probability forecasting method of regional electricity quantity based on grey forecasting theory and its application [J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(1): 19-22.
- [12] 何桦,柴京慧,卫志农,等. 基于量测残差的改进参数估计方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 23(8): 33-36.
HE Hua, CHAI Jinghui, WEI Zhinong, et al. Improved method of parameter estimation based on measurement residuals [J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 23(8): 33-36.
- [13] 颜伟,宋林滔,余娟,等. 基于权函数的电网参数分区辨识与估计方法[J]. 电力系统自动化, 2001, 35(5): 27-29.
YAN Wei, SONGLintao, YU Juan, et al. A divisional identification and estimation method of network parameter errors based on weight function [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 35(5): 27-29.
- [14] 颜全椿,郑明忠,梁伟. 计及距离空间的电网参数误差支路选取方法[J]. 江苏电机工程, 2015, 34(5): 25-28.
YAN Qaunchun, ZHENG Mingzhong, LIANG Wei. A network parameter error identification method considering distance space [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2015, 34(5): 25-28.
- [15] 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, 32(11): 1-5.
CHEN Xiaogang, YI Yonghui, JIANG Quanyuan, et al. Network parameter identification and estimation based on hybrid measurement for WAMS/SCADA [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(11): 1-5.
- [16] 周寅飞. 基于内点法和离散粒子群算法的输电网参数辨识[J]. 江苏电机工程, 2014, 33(1): 22-25.

- ZHOU Yinfei. A hybrid strategy based on interior point method and DPSO for electricity transmission network parameter estimation [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2014, 33(1): 22-25.
- [17] LIU Haoming, LIANG Yongxin, HE Kangle, et al. Parameter error identification method for multi-doubtful parameters of power grid [C]//Proceedings of IEEE Conference on CYBER Technology, Hong Kong: IEEE, 2014.
- [18] 周华峰, 谢国财, 胡亚平, 等. 基于动态分区的电网状态估计方法[J]. 广东电力, 2015, 28(2): 70-75.
ZHOU Huafeng, XIE Guocai, HU Yaping, et al. Power grid state estimation based on dynamic partition [J]. Guangdong Electric Power, 2015, 28(2): 70-75.
- [19] 李碧君, 薛禹胜, 顾锦汶, 等. 基于权函数的电力系统状态估计算法[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(8): 32-34.
LI Bijun, XUE Yusheng, GU Jinwen, et al. Weight function based power system state estimation algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(8): 32-34.
- [20] 李斌, 刘建坤, 李群, 等. 考虑决策风险的含 UPFC 多目标最优潮流计算[J]. 电力工程技术, 2018, 37(1): 19-25.
- LI Bin, LIU Jiankun, LI Qun, et al. Multi-objective optimal power flow calculation incorporating UPFC considering decision risk [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(1): 19-25.
- [21] 谢国财, 胡亚平, 周华峰, 等. 一种电网可疑参数诊断方法研究[J]. 南方电网技术, 2015, 9(1): 94-98.
XIE Guocai, HU Yaping, ZHOU Huafeng, et al. Research on diagnosis method for the doubtful parameter of power system [J]. Southern Power System Technology, 2015, 9(1): 94-98.

作者简介:



陆东生

陆东生(1978),男,硕士,高级工程师,从事电网建设技术、电网运行技术相关工作(E-mail: ludongs@js.sgcc.com.cn);

马龙鹏(1988),男,硕士,工程师,从事电网建模仿真研究工作。

Hybrid bad-data detection and parameter identification based on augmented state estimation

LU Dongsheng¹, MA Longpeng²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Economic Research Institute, Nanjing 210008, China)

Abstract: With presence of hybrid bad telemetry data and error parameter in power system, the validity of parameter identification and estimation methods of whole network cannot be guaranteed due to the fact that bad data will affect the parameter identification accuracy. It presents a detection and identification approach of bad-data based on augmented state estimation. First of all, the bad data are estimated whether they are bad telemetry data or parameters with error according to the residual balance degree. After deleting bad telemetry data, parameters with errors are kept within a certain area using node partition and then are modified according to augmented state estimation. The example results show that the proposed method can identify the bad telemetry data and parameters with error effectively, and interaction between the bad data can be avoid through parameter partition, so that the estimation accuracy of the suspicious parameters can be improved.

Keywords: parameter estimation; state estimation; data detection; residual balance degree

(编辑 钱悦)