

6-6-2020

Parameter Identification Method Based on Lagrange Multiplier and Measuring Residual Error

He Zhi

1. China Southern Power Grid EHV Power Transmission Company Qujing Division, Qujing 655000, China;;

Zhicheng Nie

2. Three Gorges University College of Electrical Engineering and New Energy, Yichang 443000, China;;

Yining Qin

1. China Southern Power Grid EHV Power Transmission Company Qujing Division, Qujing 655000, China;;

Youping Fan

3. Wuhan University School of Electrical Engineering, Wuhan 430072, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Parameter Identification Method Based on Lagrange Multiplier and Measuring Residual Error

Abstract

Abstract: To satisfy the security and stability control, transient and steady state analysis of power system, it is necessary to ensure the accuracy of the estimated parameters. *A method of parameter identification in power system based on Lagrange multiplier and measurement method of residuals proposed through analysis of measurement residuals.* A two-step approach for parameter identification is introduced. Based on Lagrange multiplier method, using the standardized Lagrange multiplier corresponding to the parameter error the parameters with errors can be judged by the size relative to the threshold and can be detected and identified automatically. The residual vector of measurement redundancy is used to estimate the errors of the network parameters, which is based on the deviation component formed in the course of decoupling matrix of measurement residual errors of the measurement equation. The simulation on IEEE 14 bus system proves that the algorithm is correct and effective.

Keywords

power system network, Lagrange multiplier, measuring residual error, parameter identification, state estimation

Recommended Citation

He Zhi, Nie Zhicheng, Qin Yining, Fan Youping. Parameter Identification Method Based on Lagrange Multiplier and Measuring Residual Error[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(12): 2964-2971.

基于拉格朗日乘子和测量残差的参数辨识

贺智¹, 聂志成², 秦怡宁¹, 樊友平³

(1. 中国南方电网超高压输电公司曲靖局, 云南 曲靖 655000; 2. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000;
3. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 为满足现代电力系统的安全稳定控制、暂稳态分析, 需要保证估计参数的精确性, 通过对测量残差的分析提出了一个基于拉格朗日乘子和测量残差法的电网参数辨识方法。分两步完成参数的辨识: 根据拉格朗日乘子法利用标准化的拉格朗日乘子对应于参数误差, 通过判断相对于阈值的大小来判断哪些参数存在误差, 自动检测辨识出有误差的参数; 根据测量残差法利用测量冗余的残差相量, 基于测量方程中的测量残差矩阵在解耦时所产生的偏差分量的估计值, 估算参数误差。IEEE14 节点系统的仿真验证了算法的正确性和有效性。

关键词: 电力系统网络; 拉格朗日乘子; 测量残差; 参数辨识; 状态估计

中图分类号: TM315

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2017) 12-2964-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201712004

Parameter Identification Method Based on Lagrange Multiplier and Measuring Residual Error

He Zhi¹, Nie Zhicheng², Qin Yining¹, Fan Youping³

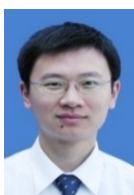
(1. China Southern Power Grid EHV Power Transmission Company Qujing Division, Qujing 655000, China; 2. Three Gorges University College of Electrical Engineering and New Energy, Yichang 443000, China; 3. Wuhan University School of Electrical Engineering, Wuhan 430072, China)

Abstract: To satisfy the security and stability control, transient and steady state analysis of power system, it is necessary to ensure the accuracy of the estimated parameters. A method of parameter identification in power system based on Lagrange multiplier and measurement method of residuals is proposed through analysis of measurement residuals. A two-step approach for parameter identification is introduced. Based on Lagrange multiplier method, using the standardized Lagrange multiplier corresponding to the parameter error the parameters with errors can be judged by the size relative to the threshold and can be detected and identified automatically. The residual vector of measurement redundancy is used to estimate the errors of the network parameters, which is based on the deviation component formed in the course of decoupling matrix of measurement residual errors of the measurement equation. The simulation on IEEE 14 bus system proves that the algorithm is correct and effective.

Keywords: power system network; Lagrange multiplier; measuring residual error; parameter identification; state estimation

引言

准确地辨识电力系统网络参数, 对于能量管理



收稿日期: 2015-12-24 修回日期: 2016-08-15;
基金项目: 国家自然科学基金(61074101, 50477018, 51007093);
作者简介: 贺智(1978-), 男, 湖南邵阳, 本科, 高工, 研究方向为电力系统运行与控制。

系统中的高级应用具有重要的意义。现代电力系统的实时控制等方面对系统参数的精确性要求较高, 与其他参数算法相比较, 参数辨识算法作为预测系统性能, 实现优化控制, 指导系统运行的重要分析手段, 其准确性, 快速性和方便性一直备受瞩目^[1-5]。目前在电力系统网络参数辨识中已有的两类基本方法是直接辨识法和参数误差辨识法^[6-7]。

<http://www.china-simulation.com>

• 2964 •

已有的参数错误辨识方法包括基于灵敏度方法^[8]和基于增广状态估计的方法^[9]。近年来的拉格朗日乘子法网络参数错误辨识方法具有辨识效果更好和对测量误差灵敏度更小等优点, 但面临计算量较大等问题。

拉格朗日乘子法和测量残差法^[10-11]均可辨识网络参数的误差, 两种方法的共同特点都是基于最小二乘的状态估计器, 均不需要修改状态估计的核心程序。拉格朗日乘子法利用了标准化的拉格朗日乘子对应于参数误差, 通过判断相对于阈值的大小来判断那些参数存在误差, 这个方法可以自动检测辨识有误差的参数。当误参数被检测和辨识出来后, 就可以通过增广状态估计进行修正。测量残差法利用测量冗余, 以测量方程中的测量残差矩阵在解耦时所产生的偏差分量的估计值为基础, 估算参数误差, 然而该方法需要事先采用状态估计或者其他方法确定一套可疑参数集合, 而这正是拉格朗日乘子法的优势所在。

本文先采用拉格朗日乘子法确定误差参数并同时检测不良数据, 然后采用测量残差法进行参数误差的估计和修正, 这样既可以避免因扩展状态向量而增加计算难度, 而且提高了参数误差的辨识精度。从而, 形成了一整套自动检测、估计、辨识和修正参数误差的方法, 并通过仿真算例验证了方法的有效性。

1 基于拉格朗日乘子法的参数辨识

1.1 方法的提出

传统的最小二乘法及其改进算法在参数辨识中有较多的应用^[12]。在传统最小二乘法的基础上引入一个拉格朗日乘子对应于参数误差, 通过残差变量和拉格朗日乘子不仅可以检测出错误的测量数据, 同时也能检测出哪些参数存在误差。当检测出存在误差的参数后, 将误差参数作为增广状态量加入到状态向量中, 利用最小二乘法辨识出误差参数。此方法分为三个步骤:

1) 传统的状态估计公式;

2) 计算标准化的拉格朗日乘子, 用于辨识出误差参数;

3) 修正误差参数。

考虑如下模型^[13]:

$$z = h(x, p_e) + e \quad (1)$$

式中: z 是 m 维测量向量; $h(x, p_e)$ 是有关系统状态的测量和网络参数误差的非线性函数; x 是包括电压幅值和相角的 n 维系统状态向量; p_e 是 n 维网络参数误差向量; e 是 m 维测量误差向量。

在实际网络中存在一些联络节点, 这些节点既没有发电机也没有负荷, 是零功率节点, 这可以被看作一个约束条件:

$$c(x, p_e) = 0 \quad (2)$$

网络参数向量表示为

$$p = p_t + p_e \quad (3)$$

式中: p 和 p_t 分别是 n 维假定的和 n 维真实的网络参数向量。

在实际状态估计器中, 网络参数误差通常被假定为零, 可得:

$$p_e = 0 \quad (4)$$

含有约束条件的最小二乘的目标函数为

$$J(x) = \frac{1}{2} r^T W r \quad (5)$$

约束条件为式(2)和(4)。在式(5)中: $r = z - h(x, p_e)$ 是残差; W 是对角矩阵, 其逆矩阵是测量误差协方差矩阵。

应用拉格朗日乘法可以建立下面的最优化模型:

$$L = \frac{1}{2} r^T W r - \mu^T c(x, p_e) - \lambda^T p_e \quad (6)$$

对式(6)求导可得:

$$\frac{\partial L}{\partial x} = H_x^T W r + C_x^T \mu = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial p} = H_p^T W r + C_p^T \mu + \lambda = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = c(x, p_e) = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = p_e = 0$$

式中:

$$\begin{aligned} H_x &= \frac{\partial h(x, p_e)}{\partial x} \\ C_x &= \frac{\partial c(x, p_e)}{\partial x} \\ H_p &= \frac{\partial h(x, p_e)}{\partial p_e} \\ C_p &= \frac{\partial c(x, p_e)}{\partial p_e} \end{aligned} \quad (8)$$

μ 和 λ 是等式(2)和(4)的拉格朗日乘数因子。

在式(8)中, 可用 μ 和 γ 表示 λ :

$$\lambda = -[WH_p \ C_p]^T \begin{bmatrix} r \\ \mu \end{bmatrix} \quad (9)$$

将等式(4)代入式(7), 表达式 $h(x, 0)$ 和 $c(x, 0)$ 分别用 $h(x_0)$ 和 $c_0(x)$ 表示, 于是测量方程可表示为

$$\begin{aligned} z &= h(x_0) + e \\ c_0(x) &= 0 \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)是传统的测量方程以及零等式约束条件, 不包含参数误差向量。对 $h(x_0)$ 和 $c_0(x)$ 取一阶泰勒近似, 可以得到下列线性方程式:

$$\begin{aligned} H_x \Delta x + r &= \Delta z \\ C_x \Delta x &= -c_0(x_0) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\Delta x = x - x_0$, x_0 是系统状态向量初始估值;

$\Delta z = z - h_0(x_0)$ 。

利用式(7)和(11), 可以得到下列方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & H_x^T W & C_x^T \\ H_x & I & 0 \\ C_x & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ r \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta z \\ -c_0(x_0) \end{bmatrix} \quad (12)$$

测量残差 r 和零等式约束条件的拉格朗日乘子 μ 可以从上述迭代公式(12)中得到, 一旦状态估计算法成功收敛, 即可用式(9)计算参数误差的拉格朗日乘子 λ 。

1.2 标准化的拉格朗日乘子 λ^N 的计算

为辨识参数误差, 需验证约束条件(7)。为了使一个给定的 λ_i 的意义更加明显, 本文使用协方差矩阵 $cov(\lambda)$ 来对它进行格式化。

定义 $u = [r \ \mu]^T$, 由式(9)可得:

$$A = cov(\lambda) = Scov(u)S^T \quad (13)$$

u 的协方差 $cov(u)$ 可以由表达式 r 和 μ 求出。

为求解 $cov(u)$, 首先将式(12)中的系数矩阵的逆矩阵表示为

$$\begin{bmatrix} 0 & H_x^T W & C_x^T \\ H_x & I & 0 \\ C_x & 0 & 0 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} E_1 & E_2 & E_3 \\ E_4 & E_5 & E_6 \\ E_7 & E_8 & E_9 \end{bmatrix} \quad (14)$$

利用 $c_0(x)=0$, 依式(12)可以得:

$$\begin{aligned} r &= E_5 \Delta z \\ \mu &= E_8 \Delta z \end{aligned} \quad (15)$$

令 $\psi = [E_5 \ E_8]^T$, 则有:

$$\begin{aligned} u &= \psi \Delta z \\ cov(u) &= \psi W^{-1} \psi^T \end{aligned} \quad (16)$$

参数误差的拉格朗日乘子可用定义在式(13)中的协方差矩阵对角线值格式化:

$$\lambda_i^N = \frac{\lambda_i}{\sqrt{A(i,i)}} \quad (i=1, 2, \dots, k) \quad (17)$$

式中: k 是待辨识误差的网络参数的总数。

2 基于测量残差的参数辨识

2.1 方法的提出

基于测量残差的参数误差辨识法的测量方程的描述和第1节的测量方程相同。

基于测量残差应用拉格朗日乘法可以建立下面的最优化模型:

$$L = \frac{1}{2} \varepsilon^T W \varepsilon - \lambda^T c(x) \quad (18)$$

通过对式(18)求取偏导得^[14]:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial x} &= H^T W H x - H^T W z + C^T \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} &= c(x) = 0 \end{aligned} \quad (19)$$

式中: H 和 C 为雅可比矩阵; $H = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=x_0}$,

$C = \left. \frac{\partial c(x)}{\partial x} \right|_{x=x_0}$; λ 为拉格朗日乘子。

建立非奇异矩阵 $F = \begin{bmatrix} 0 & C \\ C^T & H^T W H \end{bmatrix}$, 则有

$$F^{-1} = \begin{bmatrix} E_1 & E_2 \\ E_2^T & E_3 \end{bmatrix}, \text{ 即可将误差的估计模型写成如}$$

式(20):

$$F \begin{bmatrix} \lambda \\ x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ H^T W z \end{bmatrix} \quad (20)$$

由式(20)的解可得 x :

$$x = E_3 H^T W z \quad (21)$$

令 $r = z - Hx$ 为测量残差向量, r 可表示成如下:

$$r = (I - M)\varepsilon \quad (22)$$

式中: $M = HE_3 H^T W$.

电力系统的网络参数中所存在的误差会对 r 产生影响, 其存在于矩阵 H 或 C 中。令 H_1 和 C_1 是没有误差的雅可比矩阵, 矩阵 B 和 D 分别是 H 和 C 中的误差, 则有: $H_1 = H + B$, $C_1 = C + D$ 。那么:

$$r = [-HE_2^T I - HE_3 H^T W] \xi + (I - HE_3 H^T W) \varepsilon \quad (23)$$

式中: E_2 和 E_3 为 F^{-1} 中的分量; $\xi = \begin{bmatrix} D \\ B \end{bmatrix} x$ 为偏差向量。

通过式(23)可以得出: 解决偏差分量 ξ 是准确估计参数误差的关键。基于文献[15]可以将 ξ 表示成 $\xi = Lf$, 这种表示方式可大大减少计算量。

$$\xi = \begin{bmatrix} I & 0 \\ I & I \\ 0 & I \\ M & M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \end{bmatrix} \quad (24)$$

推广到含有等式约束条件的估计中得到下式:

$$\xi = \begin{bmatrix} D \\ B \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} L_D \\ L_B \end{bmatrix} f = Lf \quad (25)$$

式(23)表明: 残差向量中的偏差项导致了参数误差。偏差向量 B 、 D 和状态估计向量 x 是未知的, 本文基于文献[15]所提出的两步估算法, 首先将递推迭代运用到估算偏差向量 $\xi = \begin{bmatrix} D \\ B \end{bmatrix} x$ 中, 得出无偏估计的状态向量, 然后用所得出的无偏估计值替代状态真值, 进而得出参数误差 e 。此处理方式的优势在于避免反复地求取大量的逆矩阵, 能在保证估算精度的前提下显著地减少计算量。

2.2 算法的构造

从式(23)的 $[-HE_2^T I - HE_3 H^T W]$ 中抽取 $a = m + k - n$ 个独立方程形成矩阵 N_a , 从 $(I - HE_3 H^T W)$

中抽取 a 个独立方程形成矩阵 N_0 , 可得:

$$\bar{r} = Nf + n \quad (26)$$

式中: $N = N_a L$; $n = N_0 \varepsilon$ 。

将最小二乘方法应用到式(26), 可得:

$$\hat{f} = (N^T N)^{-1} N^T \bar{r} \quad (27)$$

采用递推的最小二乘对上式进行改造^[16]使得结果能够更加接近真值。

$$\begin{aligned} \hat{f}_i &= \hat{f}_{i-1} + K_{i-1} [\bar{r}_i - N_i \hat{f}_{i-1}] \\ K_{i-1} &= P_{i-1} N_i^T [k + N_i P_{i-1} N_i^T]^{-1} \\ P_i &= (I - K_{i-1} N_i) P_{i-1} \end{aligned} \quad (28)$$

式中: k 为误差 n 的方差。

参数误差的存在导致估计的状态向量 \hat{x} 是含有偏差的, 为避免偏差, 采用式(28)递推得到的 \hat{f} 所算出的 $\hat{\xi}$ 替代原有的 ξ , 得到无偏估计表达式:

$$\begin{aligned} \hat{\xi} &= L\hat{f} \\ \tilde{x} &= \hat{x} - [E_2^T E_3 H^T W] \hat{\xi} \\ E(\tilde{x}) &= x \end{aligned} \quad (29)$$

式中: x 为状态向量的真值。

对于参数误差 e 的求取, 有:

$$f_j = e_j [x(h_j) - x(k_j)] \quad (30)$$

在估计参数误差 e 时, 真值 x 是未知的, 但可用式(29)的无偏估计值来替代式(30)中的 x , 得:

$$f_j = e_j [\tilde{x}(h_j) - \tilde{x}(k_j)] \quad (31)$$

以矩阵形式来表达式(31):

$$\hat{f} = \Gamma e \quad (32)$$

式中: $\Gamma = \text{diag}(\tilde{\gamma}_j)$; $\tilde{\gamma}_j = \tilde{x}(h_j) - \tilde{x}(k_j)$ 。

参数误差为:

$$e = \Gamma^{-1} \hat{f} \quad (33)$$

基于测量残差的参数误差辨识方法除了可以辨识出网络参数误差, 还可以修正因参数错误而导致的状态估计误差。

3 电力系统参数误差辨识

基于拉格朗日乘子法和测量残差法可以形成一套完整的电力系统网络参数误差辨识方法。针对当前电力系统日益增大、结构日益复杂的特点, 这套方法可以在线或离线检测、估计、辨识和修正网

络参数误差, 不需要事先确定可疑参数集合, 不需要修改现有的状态估计的核心代码。同时, 这套方法还可以检测测量中的不良数据, 进行网络的拓扑结构错误辨识。对于电力系统的安全稳定控制、暂稳态分析等工作意义重大。所提出的算法的流程图如图 1 所示。

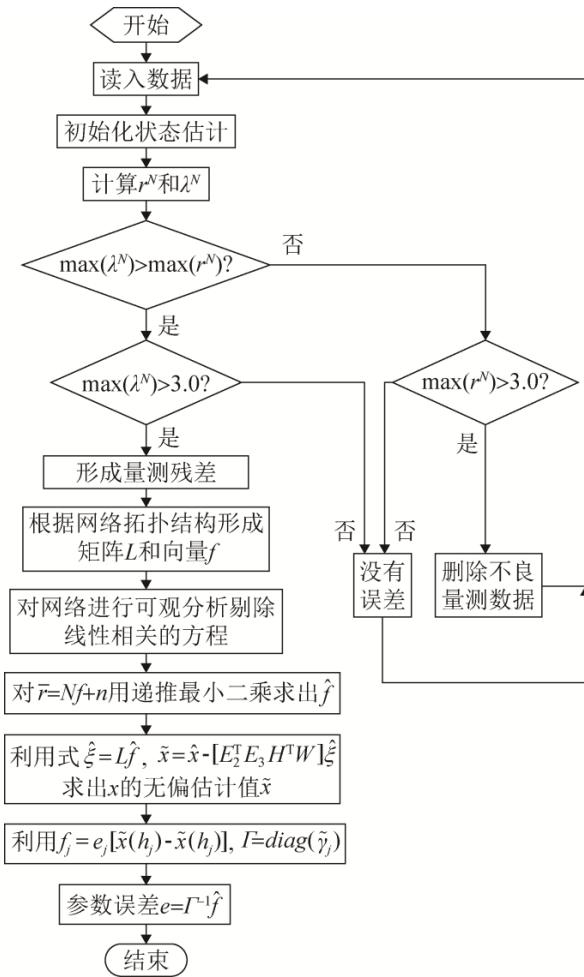


图 1 电力系统网络参数误差辨识流程图

Fig.1 Flow chart of parameter identification in power system network

4 IEEE14 节点系统测试分析

本文对所提出的算法在 IEEE14 节点系统中进行了测试, 该系统的接线图如图 2 所示。本文的潮流计算在电力系统仿真软件 PSS/E 中进行, 状态估计程序采用了 Matlab 语言编制。

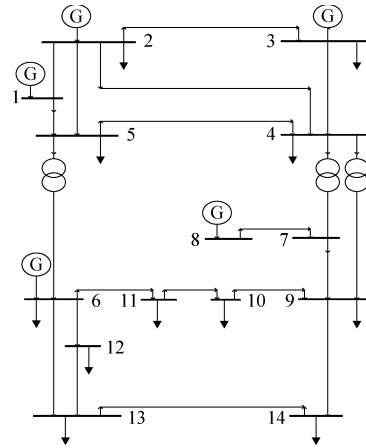


图 2 IEEE14 节点系统接线图
Fig.2 Wiring diagram of IEEE14 node system

4.1 算法的状态估计与仿真值的比对

表 1 是系统在 1 个随机的运行点下, 潮流的仿真结果和算法中状态估计结果的比对表, 并将其在图 3 中直观地显示。所有状态量和线路参数均采用标么值, 为了符合实际电力系统状态估计的要求, 状态估计的状态量初值设置成全 1 矩阵。由于节点 1 为参考节点, 作为状态估计的基准值未参与状态估计, 所以节点 1 的电压幅值为 1, 相角为 0。

表 1 仿真结果和状态估计结果的比对表

Tab. 1 Comparison of simulation and state estimation results

节点	电压幅值/p.u.			电压相角/deg		
	仿真值	估计值	偏差	仿真值	估计值	偏差
1	1.06	1	0.06	0	0	0
2	1.045	1.032	0.013	-4.983	-5.512	0.529
3	1.01	1.004	0.006	-12.725	-12.923	0.198
4	1.018	1.011	0.007	-10.313	-10.631	0.318
5	1.02	1.01	0.01	-8.774	-9.149	0.365
6	1.07	1.073	-0.003	-14.221	-14.039	-0.182
7	1.062	1.058	0.004	-13.36	-13.347	-0.013
8	1.09	1.082	0.008	-13.36	-13.372	0.012
9	1.056	1.06	-0.004	-14.939	-14.868	-0.071
10	1.051	1.058	-0.007	-15.097	-15.145	0.048
11	1.057	1.066	-0.009	-14.791	-14.871	0.08
12	1.055	1.062	-0.007	-15.076	-14.989	-0.087
13	1.05	1.054	-0.004	-15.156	-15.219	0.063
14	1.032	1.036	-0.004	-16.034	-15.776	-0.258

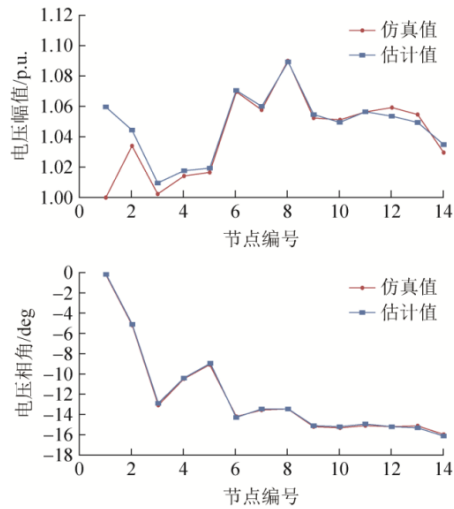


图 3 仿真结果和状态估计结果的对照图

Fig.3 Comparison of simulation and state estimation results

为了保证算法适用性, 本文选取 50 个运行点进行了状态估计测试, 采用评估平均偏差 E 来衡量估计效果, 如式(34)。

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{Si} - y_{Ei}| \quad (34)$$

式中: N 为参与评估的节点数目, y_{Si} 为第 i 个节点的电压幅值(相角)的仿真值, y_{Ei} 为第 i 个节点的电压幅值(相角)的估计值。

图 4 中显示了在 50 个随机的运行点所测试的电压幅值评估平均偏差和相角评估平均偏差。可以看出, 本文方法的状态估计不会因为系统运行点的改变, 而出现电压幅值或电压相角的平均偏差过大的情况, 状态估计的稳定性好。

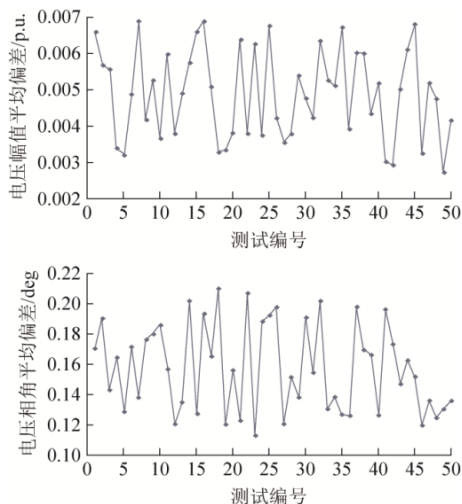


图 4 状态评估结果的平均偏差

Fig.4 Average deviation of state assessment results

4.2 算法与常规方法的状态估计比对

图 5 显示的是系统在一个随机的运行点下, 3 种状态估计值的对照图。包括:

- 1) 估计值 A: 利用最小二乘状态估计器得到的状态量的估计值;
- 2) 估计值 B: 在连接节点 4 和节点 5 的线路的电抗参数上施加 15% 的误差后, 利用最小二乘状态估计器的估计值;
- 3) 估计值 C: 利用本文提出的参数误差辨识方法修正的状态估计值。

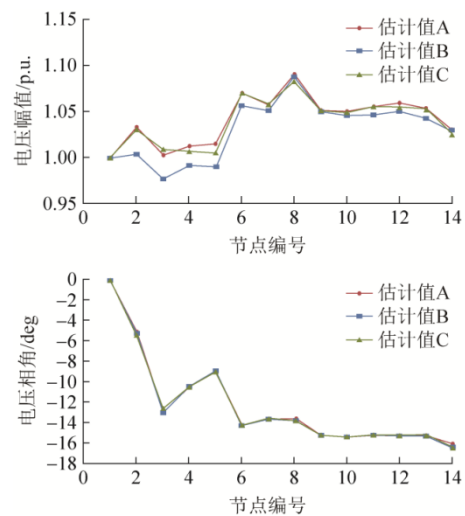


图 5 3 种状态估计结果的对照图

Fig.5 Three kinds of state estimation results

从图 5 中可以看出, 常规的最小二乘状态估计器在面临线路参数施加误差时, 不能很好地维持电压幅值估计的准确性。然而, 利用所提出方法, 电压幅值的修正效果明显, 电压相角因为本身的偏移并不大, 所以修正效果也不明显。

4.3 参数误差辨识测试

表 2 是在连接节点 4 和节点 5 的线路的电抗参数上分别施加 5%、10%、20% 和 70% 的相对误差后的修正值及其相对误差。可以看出, 本文提出的方法面临线路参数施加误差时, 参数辨识的效果明显。同时也可以看出, 当施加的参数误差较大时, 所提出方法的参数辨识误差也会增大。

表 2 线路 4-5 的电抗参数上施加误差后的估计结果

Tab. 2 Estimation of reactance with applied error on line 4-5

场景	施加误差后的电抗值/p.u.	相对误差/%	修正值/p.u.	修正值的相对误差/%
1	0.04	5	0.042	0.26
2	0.037 9	10	0.041 8	0.74
3	0.033 6	20	0.040 9	2.87
4	0.012 6	70	0.026 7	36.57

注: x_{4-5} 真值为 0.04211。

本文对更多线路的电抗参数进行了辨识测试。图 6 中显示了 11 组测试: 分别在 11 条不同的线路的电抗参数上施加误差后的辨识测试, 每组测试包括分别施加 5%、10% 和 20% 误差这 3 种情况。图 6 中显示的每项结果皆是以多个随机的运行点的测试结果为基础所统计的平均值。可以看出, 本文方法所给出的修正值不会因为所测试的参数的不同而出现大的偏差, 参数误差辨识的稳定性好。

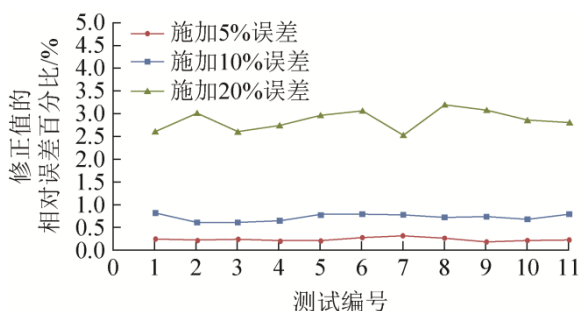


图 6 修正值的相对误差

Fig.6 Relative error of correction values

5 IEEE118 节点系统测试分析

本文将所提出的算法用于 IEEE118 节点系统进一步验证参数误差辨识结果的准确性。在该系统中, 随机地选取了如下参数进行参数误差辨识测试: 线路电阻 r 、线路电抗 x 、变压器电抗 x_t 和变压器变比 t 。测试结果如表 3 所示, 其中显示的每项结果皆是以多个随机的运行点的测试结果为基础所统计的平均值。可以看出, 本文方法在 IEEE118 节点系统中, 在面临在不同地方的参数施加误差、在参数上施加不同程度的误差、或系统运行点改变的情况下, 能够准确且稳定地进行参数辨识。

表 3 IEEE118 节点系统参数误差辨识测试结果

Tab.3 Parameter identification test results of IEEE118 bus system

参数	施加误差后的电抗值/p.u.	相对误差/%	修正值/p.u.	修正值的相对误差/%	真实值/p.u.
r_{15-17}	0.012 5	5	0.013 1	0.41	0.013 2
r_{23-25}	0.014 8	5	0.015 6	0.29	0.015 6
x_{23-32}	0.109 5	5	0.114 9	0.37	0.115 3
x_{37-39}	0.100 7	5	0.105 8	0.22	0.106 0
x_{5-8}	0.025 4	5	0.026 6	0.20	0.026 7
t_{25-26}	0.912 0	5	0.956 7	0.34	0.960 0
r_{44-45}	0.020 2	10	0.022 2	0.83	0.022 4
r_{49-51}	0.043 7	10	0.048 2	0.91	0.048 6
x_{50-57}	0.120 6	10	0.133 1	0.69	0.134 0
x_{60-62}	0.050 5	10	0.055 7	0.77	0.056 1
x_{17-30}	0.034 9	10	0.038 5	0.85	0.038 8
t_{37-38}	0.841 5	10	0.928 3	0.72	0.935 0
r_{62-67}	0.020 6	20	0.025 1	2.71	0.025 8
r_{24-72}	0.039 0	20	0.047 5	2.68	0.048 8
x_{69-77}	0.080 8	20	0.098 1	2.92	0.101 0
x_{83-85}	0.118 4	20	0.144 1	2.61	0.148 0
x_{59-63}	0.030 9	20	0.037 6	2.58	0.038 6
t_{61-64}	0.788 0	20	0.957 0	2.84	0.985 0

6 结论

本文在状态估计的基础上提出了一种电力系统网络参数误差的辨识方法, 能够自动检测、估计、辨识和修正参数误差。该方法不需要事先定义一套可疑参数集合, 它可以自动检测出误差参数, 形成误差参数集; 然后利用增广状态估计辨识出误差参数, 在辨识过程中也可以检测出不良数据; 再利用测量冗余的残差向量, 基于测量方程中的测量残差矩阵在解耦时所产生的偏差分量的估计值, 估算参数误差。该方法能够避免因扩展状态向量而增加的计算难度和可能的不可观测问题, 而且能够提高参数误差的辨识精度。同时, 该方法在 IEEE14 节点系统和 IEEE118 节点系统上进行了仿真验证, 结果表明了算法的有效性。电力系统网络参数误差辨识作为一种典型的非线性反问题, 在大规模电网中其复杂性将可能更加突出, 本文所探讨的方法虽具有新意并得到了一定的验证, 但在今后还需做进一步的应用和推广研究。

参考文献:

- [1] 郭焯, 吴文传, 张伯明, 等. 拉格朗日乘子法电力系统网络参数错误辨识的应用[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 43-49.
Guo Ye, Wu Wenchuan, Zhang Boming, et al. Application of the Power System Network Parameter Error Identification Based on Lagrange Multiplier Method[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 43-49.
- [2] 宋小伟. 基于最小二乘法的电力系统网络参数误差估计[J]. 现代电力, 2009, 26(2): 14-18.
Song Xiaowei. Estimation of Parameter Errors in Power System Network Based on Least Square Method[J]. Modern Electric Power, 2009, 26(2): 14-18.
- [3] 李晋伟, 樊友平, 张悻宁. 基于最小二乘类算法的站用异步电机参数辨识问题的研究[J]. 现代电力, 2013, 30(3): 49-53.
Li Jinwei, Fan Youping, Zhang Yining. Study on Parameter Identification of Station Induction Motor Based on Least Squares Class Algorithm[J]. Modern Electric Power, 2013, 30(3): 49-53.
- [4] 李凌飞, 李慧敏, 刘颂凯. 基于 L-M 法的电力系统非线性参数辨识方法研究[J]. 广西电力, 2012, 35(6): 1-6.
Li Lingfei, Li Huimin, Liu Songkai. Research on Power System Nonlinear Parameter Identification Method Based on L-M Method[J]. Guangxi Electric Power, 2012, 35(6): 1-6.
- [5] 时振伟, 纪志成. 基于多元线性回归模型的永磁同步电机参数辨识的新方法[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(8): 1687-1696.
Shi Zhenwei, Ji Zhicheng. Novel Method to Identify PMSM Parameters Based on Multiple Linear Regressive Models[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(8): 1687-1696.
- [6] 苟小龙, 张杰, 王家胜, 等. 基于粒子群算法的汽轮机及其调速系统参数辨识方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(7): 1511-1516.
Gou Xiaolong, Zhang Jie, Wang Jiasheng, et al. Parameter Identification Method of Steam Turbine and Its Speed Governor System Based on Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(7): 1511-1516.
- [7] 王珍意. 电力系统状态估计[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005.
Wang Zhenyi. Power System State Estimation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2005.
- [8] 陈晓刚, 易永江, 江全元, 等. 基于 WAMS/SCADA 混合测量的电网参数辨识与估计[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(5): 1-5.
Chen Xiaogang, Yi Yongjiang, Jiang Quanyuan, et al. Network Parameter Identification and Estimation Based on Hybrid Measurement of WAMS/SCADA[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(5): 1-5.
- [9] 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): 7-12.
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): 7-12.
- [10] Celik M K, Liu W H E. An incremental measurement placement algorithm for state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems (S0885-8950), 1995, 10(3): 1698-1703.
- [11] Golub G H, Van Loan C F. Matrix Computations[M]. 2nd edition, John Hopkins, 1989.
- [12] Di Piazza M C, Luna M, Vitale G. Dynamic PV model parameter identification by least-squares regression[J]. IEEE Journal of Photovoltaics (S2156-3381), 2013, 3(2): 799-806.
- [13] Zhu J, Abur A. Identification of network parameter errors[J]. IEEE Transactions on Power Systems (S0885-8950), 2006, 21(2): 586-592.
- [14] 黄彦全. 电力系统状态估计若干问题的研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2005.
Huang Yanquan. On some subjects in power system state estimation[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2005.
- [15] Liu W H E, Wu F F, Lun S M. Estimation of parameter errors from measurement residuals in state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems (S0885-8950), 1992, 7(1): 81-89.
- [16] 单东升, 张培强, 吴耀武, 等. 基于递推最小二乘法的炮控系统参数辨识仿真[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(8): 1726-1729.
Shan Dong-sheng, Zhang Pei-qiang, Wu Yao-wu, et al. Simulation of Parameter Identification for Gun Control System Based on RLS[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(8): 1726-1729.