

考虑大规模风电接入的快速抗差状态估计研究

李静¹, 罗雅迪¹, 赵昆¹, 郭子明², 贾育培¹, 张浩², 陈利杰¹, 阎博²

(1. 中国电力科学研究院, 北京 100192; 2. 国网冀北电力有限公司, 北京 100053)

摘要: 提出了精细化抗差最小二乘状态估计方法, 用于解决大规模风电接入对状态估计带来的残差污染问题。该方法一方面在权函数中引入量测类型基准值, 用于区分不同类型量测坏数据, 提高了抗差状态估计的坏数据检测能力。另一方面, 利用状态估计量测预校验信息, 对 SCADA 量测进行预处理, 形成坏数据参考因子, 消除参数误差引起的坏数据误判, 从而提高大规模风电接入电网的状态估计计算精度。同时使用 Givens 变换并行算法提升软件计算速度, 提高抗差状态估计数据断面的实时性, 实现精细化的快速抗差状态估计, 以适应风电的大规模接入电网给分析控制类在线应用带来的影响。最后对某地区电网进行测试验证, 证明该方法能够有效识别风电场遥测坏数据, 消除其造成的残差污染, 提高了估计计算速度和精度。

关键词: 大规模风电接入; 权函数; 量测类型基准值; 量测预校验; 精细化抗差状态估计

Research of fast and robust state estimation considering large-scale wind power integration

LI Jing¹, LUO Ya-di¹, ZHAO Kun¹, GUO Zi-ming², JIA Yu-pei¹, ZHANG Hao², CHEN Li-jie¹, YAN Bo²

(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

2. State Grid Jibei Electric Power Company Limited, Beijing 100053, China)

Abstract: This paper presents a fine and robust least squares state estimation method for solving residual contamination problem caused by large-scale wind power integration. On the one hand, it introduces the reference value of measurement type into the weight function to distinguish different types of measurement bad data, which improves the bad data detection capability of robust state estimation; on the other hand, it uses the pre-check information of state estimation measurement to do SCADA measurement pretreatment, and then forms the bad data reference factor to eliminate bad data misjudgment caused by parameter errors, thereby improving the state estimation accuracy of large-scale wind power integration grid. In order to improve the software computing speed and the data section real-time performance of robust state estimation, parallel algorithms are used to do Givens transformation, so as to achieve the fine and rapid robust state estimation and accommodate the influence to the analysis and control class online applications caused by the large-scale wind power integration grid. Finally, the simulation tests of a regional power grid prove that the proposed method can effectively identify telemetry bad data of wind farms eliminate residual pollution caused by it, which improve the speed and accuracy of the state estimation.

Key words: large-scale wind power integration; weight function; reference value of measurement type; measurement pre-check; fine and robust state estimation

中图分类号: TM734; TM744 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)22-0113-06

0 引言

电力系统具有广域分布、数据量庞大、模型复杂等特点, 是一个典型的数据密集型、通信密集型和计算密集型的大型系统。由于采样、发送、通信、接收、存储等环节以及其他因素, 导致状态估计计算用的量测数据不可避免的存在粗差, 此时通过经

典最小二乘法计算的结果出现残差污染现象^[1], 在一定程度上影响了大电网状态估计计算的准确性, 而风电等大量新能源发电不确定因素的加入, 更加加剧了不良数据的辨识难度, 增加了残差污染程度。风力发电具有很强的随机性和波动性, 其量测值变化快、波动大, 同时风电量测值小, 单个量测粗差也较小, 传统状态估计不良数据检测与辨识不能很好的处理这一类量测问题。近年来为解决残差污染问题, 国内外学者对抗差状态估计进行了大量

基金项目: 国家电网科技项目 (DZ71-13-046)

研究,主要包括 M 估计、GM 估计、最大相关熵估计、最多约束满足状态估计等。这些方法并不针对风电坏数据量测,而大规模风电量测的残差污染与传统量测不同,具有自身特点,需要进行精细化抗差估计研究。文献[2]提出了计及分布式电源接入的配电网状态估计,建立了计及异步风力发电机无功-电压特性和光伏发电系统零无功注入的带等式约束条件的加权最小二乘状态估计模型,但并未对风电量测坏数据进行抗差处理。此外,状态估计是能量管理系统的核心功能,其计算速度的提升,有助于提高在线分析应用的实时性^[3]。

本文针对风电场量测特点,在权函数中引入量测类型基准值,并利用状态估计量测预校验信息,对 SCADA 量测进行预处理,形成坏数据参考因子,提出了精细化抗差最小二乘状态估计方法,用于解决不同类型量测对状态估计带来的残差污染问题。同时使用 Givens 并行变换进行计算速度提升,解决量测权重变化导致的因子表重新生成带来的计算速度问题。

1 大规模风电接入对状态估计的影响

1.1 风电量测特点

(1) 波动性

风能属于过程性能源,其稳定性差,具有间歇性和波动性,风速和风向经常变动,它们对风力发电机的工况影响很大。风能不稳定的这一自然属性使得风力发电机组的输出功率具有随机性,在较短时间内波动较大。图 1 为某风机线全天有功出力曲线。

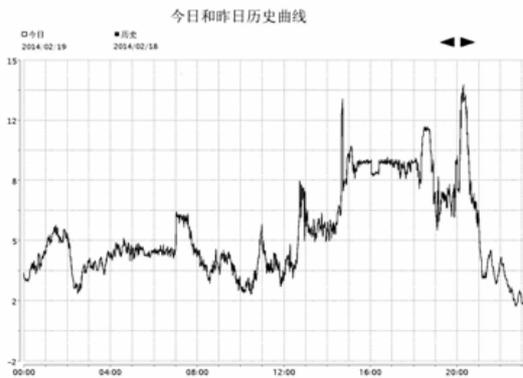


图 1 风机线全天有功出力曲线

Fig. 1 Active output curve of wind turbine outlet throughout the day

(2) 实时性和同步性

以往由数据传输通道带宽的限值, SCADA 传

输规约限制了数据传输的信息量,只能采用 Polling 方式,4~5 s 数据刷新一次,实际上 SCADA 的信息表征是 4~5 s 以前系统的状态^[4]。多级调度系统之间数据转发会进一步加重数据延时问题,导致全网数据不同步。风电量测波动性较大,其实时性和数据同步性易导致厂站功率不平衡,甚至系统功率不平衡问题,影响在线分析应用计算。相比 SCADA 系统,PMU 量测的采集频率更高、同步性更好、传输速率更快,因此其数据实时性较好^[5-6]。表 1 数据为某风电场风机线有功出力 SCADA 量测数据和 PMU 量测数据,从该表数据中不难看出,与 PMU 量测值相比,虽然单个量测值相差不大,但整个风电场出力总加存在较大差值。

表 1 同时刻 SCADA 量测同 PMU 量测对比

Table 1 Comparison between SCADA and PMU measurements at the same time

量测点 (有功/MW)	SCADA 量测	PMU 量测
35 kV.1#风机线	1.63	1.32
35 kV.2#风机线	3.81	3.34
35 kV.3#风机线	0.58	0.63
35 kV.4#风机线	0.60	0.81
35 kV.5#风机线	-0.06	4.11
35 kV.6#风机线	4.74	5.97
35 kV.7#风机线	1.24	3.74
35 kV.8#风机线	4.55	5.08
35 kV.9#风机线	6.06	4.04
35 kV.10#风机线	4.93	6.00
35 kV.11#风机线	1.04	1.23
35 kV.12#风机线	2.41	3.25
合计	31.53	39.52

(3) 量测值小

目前国际上主流的风电机组已达到 2~3 MW,风电场虽然机组众多,但整场出力较小。从表 1 数据中可以看出,风电场量测值较小,单个坏数据带来的残差污染也相对较小,但对于大规模风电接入电网,出现坏数据的可能性增加,且分布较广,残差污染也会随之增大,并且不易发现。

(4) 风电场 T 接线量测

在风能资源丰富地区,风电场多且分布广,一般存在线路 T 接问题,T 接线处一般没有功率采集装置,当线路 T 接众多时,将影响该区域可观测性。此外 T 接线线路可能有不同线型线路组成,线路参数测量和计算困难,可能存在较大误差。

1.2 对状态估计的影响

经统计,某地区电网状态估计周期为 1 min,2013 年平均遥测估计合格率 99%以上。该地区风电

场遥测配置数占总遥测配置数的 28.36%。2014 年 2 月 25 日~3 月 26 日, 状态估计共计算 41 612 次, 该地区不合格遥测累计 389 276 个(涉及 1 384 个遥测), 其中风电场不合格遥测累计 128 980 个(涉及 273 个遥测), 占不合格遥测总个数的 33.13%, 高于风电场量测配置占比, 平均每次状态估计计算不合格遥测个数为 9.4 个, 其中风电相关不合格遥测个数为 3.1 个。可见, 当大规模风电接入电网时, 风电场量测坏数据给状态估计计算精度带来了一定影响。

2 精细化抗差最小二乘状态估计数学模型

电力系统遥测量的标准误差 σ 大约为量测正常范围的 0.5%~2.0%, 误差大于 $\pm 3\sigma$ 的量测就可以认为是不良数据, 在正常量测条件下, 误差大于 $\pm 3\sigma$ 的量测值出现的概率仅为 0.27%^[8]。大量测量实践表明, 观测值的主体仍然服从正态分布, 坏数据量测只占少部分。

基于权函数的电力系统状态估计根据量测残差调整量测权重, 保证了最小二乘的求解形式, 具有较好的抗差效果和稳定性^[7,9]。文献[9]提出的基于 IGG 法的电力系统状态估计将权函数分为保权区、降权区和淘汰区, 充分利用量测主体可靠信息, 使其保持权值不变, 对可疑量测值进行降权处理, 对显著异常的量测则取权值为 0。

其权函数形式为

$$W(v) = \begin{cases} 1 & |v| \leq 2\sigma \\ \frac{1}{|v|/(k\sigma)} & 2\sigma < |v| \leq 3\sigma \\ 0 & |v| > 3\sigma \end{cases} \quad (1)$$

式中: v 是残差; $k\sigma$ 为界限。

在大规模风电接入的电网中, 由于风电量测具有波动性、随机性、量测值小等特点, 其坏数据的绝对残差也较小, 且实际系统中存在参数误差, 式(1)所示权函数的抗差效果有限, 因此需要进行精细化改进。由于不同电压等级、不同电气设备的量测值大小不同, 精度不同, 分区界限也应不同。利用绝对误差作为分区界限, 不能很好地处理不同量测特点的坏数据, 如风电场量测坏数据。为此, 精细化抗差最小二乘状态估计在权函数中引入量测类型基准值 S_i , 量测类型基准值通常是指该量测量的满刻度值, 利用 S_i 计算相对残差, 并对权函数进行分段。改进后权函数如式(2)所示。

$$W(v) = \begin{cases} 1 & \frac{|v|}{S_i} \leq 2\sigma \\ \frac{1}{|v|/(k\sigma)} & 2\sigma < \frac{|v|}{S_i} \leq 3\sigma \\ 0 & \frac{|v|}{S_i} > 3\sigma \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\frac{|v|}{S_i}$ 为遥测数据估计值误差。

说明: S_i 取值参见 2013 年 8 月 7 日国家电网公司国家电力调度控制中心印发的《智能电网调度控制系统实用化验收办法(试行)》。

设备参数误差也会导致估计残差, 影响坏数据辨识, 本文利用状态估计量测预校验结果引入坏数据参考因子 a , 辅助定位量测坏数据。若位于降权区和淘汰区的量测符合下列状态估计预校验结果之一的, 其参考因子 a 为 0, 否则为 $\frac{k\sigma}{|v|}$ 。预校验

结果包括: 1) 量测相关联母线功率不平衡; 2) 首末端功率冲突线路的量测; 3) 功率不平衡变压器的量测; 4) 量测越限; 5) 同一量测位置的有功、无功、电流不匹配。

在权函数中引入坏数据参考因子, 权函数变为式(3)形式。

$$W(v) = \begin{cases} 1 & \frac{|v|}{S_i} \leq 2\sigma \\ \frac{a}{(k\sigma)/|v|} & 2\sigma < \frac{|v|}{S_i} \leq 3\sigma \\ a & \frac{|v|}{S_i} > 3\sigma \end{cases} \quad (3)$$

3 软件计算速度提升

快速分解法状态估计的修正方程如式(4)、式(5)。

$$A\Delta\theta^{(l)} = a^{(l)} \quad (4)$$

$$B\Delta v^{(l)} = b^{(l)} \quad (5)$$

式中: $A = v_0^4 [(-B_a)^T R_a^{-1} (-B_a)]$ ($n_a \times n_a$ 阶 P- Θ 类常数雅克比矩阵, 为对称矩阵); $B = v_0^2 [(-B_r)^T R_r^{-1} (-B_r)]$ ($n_r \times n_r$ 阶 P-V 类常数雅克比矩阵, 为对称矩阵); $a^{(l)} = v_0^2 (-B_a)^T R_a^{-1} [z_a - h_a(v^{(l)}, \theta^{(l)})]$; $b^{(l)} = v_0 (-B_r)^T \cdot R_r^{-1} [z_r - h_r(v^{(l)}, \theta^{(l)})]$; v_0 为系统参考节点电压; B_a 直接取支路电抗的倒数; B_r 取支路导纳的虚部^[8]。

利用权函数对量测进行权重调整后,式(4)、式(5)系数矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 发生变化,需要重新生成因子表,因此基于权函数的抗差加权最小二乘状态估计的计算速度较传统方法有所下降。但大量风电接入后,电网运行方式更加复杂、变化也更加快速,对状态估计的实时性要求更高,因此考虑大规模风电接入的抗差状态估计不仅要消除风电坏数据影响,同时,也需要提升状态估计软件的计算速度。

目前调度自动化系统网络分析服务器一般采用多个多核 CPU 配置的高性能服务器,使得采用并行算法提升软件计算速度成为可能。使用 Givens 正交三角化的列超前并行消去算法^[10-11]和矩阵向量并行乘法对状态估计修正方程求解进行加速。

用 Givens 变换将 \mathbf{B}_W (加权雅克比矩阵 $\mathbf{B}_W = \mathbf{R}^{-1/2}\mathbf{B}$) 的某一元素 b'_{il} 零化,可以看成矩阵 \mathbf{B}_W 的两行左乘一个二阶平面旋转阵,即

$$\begin{pmatrix} c & s \\ -s & c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_j \\ \beta_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta'_j \\ \beta'_i \end{pmatrix} \quad (6)$$

这里, β_i 、 β_j 为 \mathbf{B}_W 矩阵的 i 行和 j 行, $i, j \in \{1, \dots, m\}$, $i \neq j$, $c = \sin \theta_{ij}$, $s = \cos \theta_{ij}$, θ_{ij} 表示旋转的角度。由 β'_i 、 β'_j 中的 $\beta'_{il} = 0$, 可以确定 c 和 s 。 β'_i 的元素和 β'_j 的其余元素为

$$b'_{jl} = (b_{jl}^2 + b_{il}^2)^{1/2}, c = \frac{b_{jl}}{b'_{jl}}, s = \frac{b_{il}}{b'_{jl}} \quad (7)$$

$$b'_{jt} = cb_{jt} + sb_{it}, (t=1, \dots, n) \quad (8)$$

$$b'_{it} = -sb_{jt} + cb_{it} (t=1, \dots, n, t \neq l) \quad (9)$$

如图 2 所示(4 进程并行模式), \mathbf{B}_W 矩阵储存在进程 0 中,将 \mathbf{B}_W 矩阵按行分解为 4 块(序号为 0、1、2、3),将第 1、2、3 块分别发送给进程 1、2 和 3,进程 0 保存并处理第 0 块 \mathbf{B}_W 矩阵数据。消去第 i 列元素的计算由两部分组成^[10]: 1) 不需要数据通信部分,这部分的计算是并行的。2) 需要通信部分,第 i 列的消去需要接受其他进程发送的数据。并行具体步骤如下:(1) 进程 0 从 \mathbf{B}_W 矩阵取一行数据,经消去操作后,将此行数据发送给进程 1,进程 1 完成相应的列消去操作后,再将此行数组发送给进程 2,以此类推。进程 0 将数据发送后可再次从 \mathbf{B}_W 矩阵取下一行数据,进行消去操作,并重复上述过程,以实现并行计算。(2) 进程 3 完成列消去操作后,将此行数组保存到 \mathbf{L} 矩阵当中。(3) 全部消去完成,进程 3 将最终生成的 \mathbf{L} 矩阵发送

给进程 0。

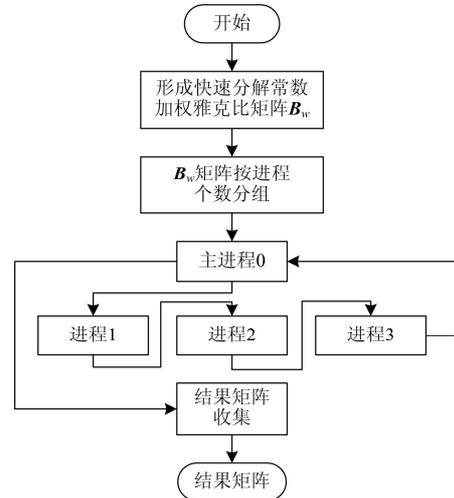


图2 并行Givens变换程序设计

Fig. 2 Program design of parallel Givens transformation

使用消息传递编程模型 MPI 进行程序实现,在 5747 节点实际系统的测试中,使用 16 个处理器进行并行计算,该方法相对加速比为 3.81,具有较好的加速效果,能够提升精细化抗差状态估计软件计算速度,提高精细化抗差状态估计实时性,为在线法分析控制类软件提供高精度、高实时性的电网数据断面。

4 算例分析

分析某大规模风电接入的实际电网 2014 年 3 月 26 日 16:54:21 断面,风电场 A、B、C 的 T 接线处量测为 0 (量测坏数据),A、C 场变压器低压侧功率量测为 0 (量测坏数据),其他量测及电网局部拓扑如图 3 所示。预校验结果为:计算母线 1、2、3 的有功不平衡量为 0.20 MW、0.00 MW、0.00 MW,无功不平衡量为 0.12 Mvar、0.67 Mvar、1.67 Mvar;线路 1、2、3 段功率首末端不平衡;A、C 场主变功率不平衡。A 场风机线等值机组出力总加为 18.1 MW, -1.86 Mvar (35 kV 风机线等值建模)。C 场风机线等值发电机出力为 5.43 MW、-1.63 Mvar,调相机无功量测为 -31.48 Mvar,两台电容器无功量测分别为 13.46 Mvar、13.40 Mvar。

传统状态估计采用加权残差检测法进行不良数据检测,检测门槛设置为 5,不能检测出 T 接点处的不良数据。门槛设置为 2 时,能正确检测,但有功不良数据从 0 个增加到了 24 个,无功不良数据从 28 个增加到 76 个,由于门槛值较小,参数误差引起的估计残差干扰了不良数据检测,影响状态估计正常计算。风电场坏数据给状态估计带来了一定的残差污染,且传统不良数据检测功能不能很好

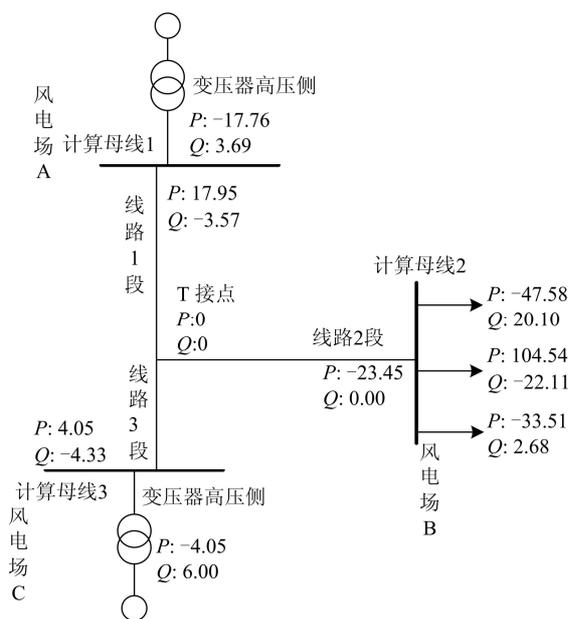


图3 大规模风电接入电网风电场A、B、C局部拓扑图

Fig. 3 Wind farms A, B, C partial topology of a power grid with large-scale wind power integration

地处理这一类量测。分别采用传统算法和本文所述精细化抗差算法估计结果比较如表 2 所示。

风电场 A、C 所发功率通过线路 2 段向主网送电, 线路 2 段估计结果的准确性影响全网状态估计精度。传统状态估计线路 2 段有功估计值为 -19.49 , 精细化抗差状态估计估计值为 -22.83 , 本文方法估计结果更接近真实值, 在一定程度上消除了坏数据的残差污染, 得到了更精确的估计结果。分析表 2 数据不难发现, 精细化抗差状态估计基本消除了由于 T 接线坏数据及主变低压侧量测坏数据带来的残差污染, 遥测数据估计值误差明显下降, 坏数据周边量测估计值更加精确。

分析比较两次状态估计结果可以发现, 本文提出的精细化抗差状态估计算法, 能够有效排除设备参数误差对坏数据检测的影响, 准确定位风电场量测坏数据, 消除大规模风电接入带来的残差污染问题, 提高了状态估计的计算准确性。

精细化抗差状态估计计算需要根据权函数多次调整量测权重, 进行抗差估计计算。首先, 对快速分解法状态估计的修正方程进行迭代求解, 收敛后计算量测估计残差, 根据权函数调整量测权重, 重新形成修正方程进行迭代求解, 循环往复进行抗差估计, 直至完成计算。在该电网测试时, 由于整体量测质量较好, 只需要进行一次权重调整, 所需 Givens 变换次数和计算耗时如表 3 所示。

表 2 估计结果比较

Table 2 Estimation results using different methods

设备名	实测值 MW/Mvar	估计值 MW/Mvar		估计值误差/%	
		传统 算法	本文 算法	传统 算法	本文 算法
风电场 A 线路 1 段有功	17.95	16.4	18.2	0.52	0.07
风电场 A 线路 1 段无功	-3.57	-9.1	-6.09	1.81	0.83
风电场 A 变压器高有功	-17.76	-16	-18.2	1.36	0.39
风电场 A 变压器高无功	3.69	8.93	6.03	5.24	2.34
风电场 A 机组有功总加	18.1	16.4	18.2	1.68	0.06
风电场 A 机组无功总加	-1.86	-8.5	-5.58	6.61	3.7
风电场 B 线路 2 段有功	-23.45	-19	-22.8	1.3	0.21
风电场 B 线路 2 段无功	0	-3.9	-4.09	1.28	1.34
风电场 C 线路 3 段有功	4.05	3.09	4.68	0.31	0.21
风电场 C 线路 3 段无功	-4.33	-6.1	-8.9	0.58	1.5
风电场 C 变压器高有功	-4.05	-3.1	-4.68	0.64	0.42
风电场 C 变压器高无功	6	6.04	8.86	0.02	1.91
风电场 C 机组有功总加	5.43	3.09	4.68	4.73	1.51
风电场 C 机组无功总加	-1.63	-1.6	-1.77	0	0.28

表 3 Givens 变换总耗时比较

Table 3 Total time consuming of Givens transformation

方法	Givens 变换次数	总耗时/ms
传统状态估计	2	8.966
串行精细化抗差估计	4	21.932
16 处理器并行抗差估计	4	11.739

分析表 3 数据, 采用并行 Givens 变换后, 精细化抗差状态估计计算速度有较明显的提升, 但比传统方法略慢。对不同节点规模的电网进行并行 Givens 变换测试发现, 处理器个数相同, 电网规模越大, 加速效果越明显。

5 结语

本文分析了风电场量测特点及其坏数据对状态估计的影响, 将量测类型基准值引入到抗差状态估计权函数中, 用于区分不同类型和特点的量测,

提高了抗差状态估计的坏数据检测能力。另一方面,利用状态估计量测预校验信息,对 SCADA 量测进行预处理,形成坏数据参考因子,消除参数误差引起的坏数据误判,从而提高大规模风电接入电网的状态估计计算精度。同时使用 Givens 变换并行算法提升软件计算速度,提高抗差状态估计数据断面的实时性,实现精细化的快速抗差状态估计,以适应风电的大规模接入电网给分析控制类在线应用带来的影响。

参考文献

[1] 刘莉, 翟登辉, 姜新丽. 电力系统不良数据检测与辨识方法的现状与发展[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(5): 143-147.
LIU Li, ZHAI Deng-hui, JIANG Xin-li. Current situation and development of the methods on bad-data detection and identification of power system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(5): 143-147.

[2] 王韶, 江卓翰, 朱姜峰, 等. 计及分布式电源接入的配电网状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(13): 82-87.
WANG Shao, JIANG Zhuo-han, ZHU Jiang-feng, et al. State estimation of distribution network involving distributed generation[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(13): 82-87.

[3] 颜伟, 项波, 黄正波, 等. 基于分块信息矩阵十字链表的快速状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(20): 28-32.
YAN Wei, XIANG Bo, HUANG Zheng-bo, et al. A fast state estimation method based on orthogonal list of block information matrix[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(20): 28-32.

[4] 高翔. 电网动态监控系统应用技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
GAO Xiang. Application technology power grid dynamic supervisory control system[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011.

[5] 程云峰, 张欣然, 陆超. 广域测量技术在电力系统中的应用研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(4): 145-153.
CHENG Yun-feng, ZHANG Xin-ran, LU Chao. Research progress of the application of wide area measurement technology in power system[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(4): 145-153.

[6] 李虹, 李卫国, 熊浩清. WAMS中计及量测函数非线性项的电力系统自适应动态状态估计[J]. 电工技术学报, 2010, 25(5): 155-161.
LI Hong, LI Wei-guo, XIONG Hao-qing. Adaptive dynamic state estimation including nonlinearities of measurement function in WAMS[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(5): 155-161.

[7] 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, 32(8): 32-49.
LI Bi-jun, XUE Yu-sheng, GU Jin-wen, et al. Weight function based power system state estimation algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 32(8): 32-49.

[8] 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京: 水利电力出版社, 1985.
YU Er-keng. Power system state estimation[M]. Beijing: Hydraulic and Electric Power Press, 1985.

[9] 钱峰, 龚庆武. 基于IGG法的电力系统状态估计[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(3): 36-39.
QIAN Feng, GONG Qing-wu. State estimation of power system based on IGG method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(3): 36-39.

[10] 郑慧兰, 胡晓. GIVENS正交三角化的列超前并行消去算法[J]. 武汉大学学报: 自然科学版, 1995, 41(3): 299-304.
ZHENG Hui-lan, HU Xiao. A column eliminating-ahead parallel algorithm for GIVENS orthogonal triangularization[J]. Wuhan University: Natural Science Edition, 1995, 41(3): 299-304.

[11] 郑慧兰, 胡晓. GIVENS正交三角化的列超前并行消去法的实现[J]. 武汉大学学报: 自然科学版, 1995, 41(5): 569-574.
ZHENG Hui-lan, HU Xiao. Implementation of the column eliminating-ahead parallel algorithm for GIVENS orthogonal reduction[J]. Wuhan University: Natural Science Edition, 1995, 41(5): 569-574.

收稿日期: 2014-06-10; 修回日期: 2014-07-18

作者简介:

李静(1983-), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为电力调度自动化; E-mail: luoyadi_cau@163.com

罗雅迪(1986-), 男, 通信作者, 学士, 工程师, 研究方向为电力调度自动化。 E-mail: luoyadi@epri.sgcc.com.cn