文章编号:1671 - 6833(2017)02 - 0050 - 05

基于 PMU 的降阶二次状态估计算法研究

蒋建东[1], 杜耀恒[1], 燕跃豪[2], 鲍 薇[2]

(1. 郑州大学 电气工程学院,河南 郑州 450001; 2. 国家电网 郑州供电公司,河南 郑州 450006)

摘 要: 针对当前电力系统中同步相量测量单元(PMU)测量点少、无法直接进行状态估计的问题,提出一种新的状态估计算法. 考虑到 PMU 系统量测精度比 SCADA 系统高,为了扩大高精度量测信息对状态估计结果的影响,算法将状态变量分成 PMU 可观测变量和 PMU 不可观测变量,并分别进行状态估计. 对于 PMU 可观测变量,利用 PMU 量测量进行线性状态估计;对于 PMU 不可观测变量,利用线性状态估计的结果结合 SCADA 量测量进行降阶的快速分解状态估计. 这种解耦的算法相对于传统混合状态估计算法计算更加简洁,并且有较高的数值稳定性. 最后,利用多个 IEEE 标准测试系统对算法进行验证,通过与基本加权最小二乘法和快速分解算法对比,证明该算法在数值稳定性和精度上有很大优势.

关键词: 电力系统;状态估计;同步相量测量单元;降阶算法

中图分类号: TM744 **文献标志码:** A doi:10.13705/j.issn.1671 - 6833.2017.02.012

0 引言

电力系统的安全稳定运行需要实时准确地监控系统状态. 在现代电力系统中状态估计作为能量管理系统(EMS)的重要组成部分,从软件的角度对各种量测去伪存真,为电力系统的许多在线应用、计算分析提供可靠的数据基础[1].

随着同步测量技术的发展,同步相量测量单元(PMU)为状态估计提供了新的量测信息,然而受到经济技术条件限制,全网安装 PMU 还不能实现,因此有必要研究利用数量采集与监控系统(SCADA)量测数据与同步相量测量系统量测量进行混合状态估计[2-4]. 文献[5 - 9]使用量测变换的方法先将 PMU 量测转换为其他形式的伪量测量或修正方程,再进行状态估计. 这种方法简单易行,对现有的状态估计程序改动小,缺点是伪功率量测的传递误差比较大,按照误差传递公式计算后的权重较小,对估计精度贡献较小. 文献[10]提出一种基于混合量测的状态估计方法,该方法利用 PMU 量测方程为线性方程的特点,将 SCADA 量测方程分解为两步线性化方程,实现 PMU 和 SCADA 混合量测状态估计的非迭代计算,提高了计算效率. 文献[11]提出一种在极坐标下引入 PMU 支路电流量测的快速分解状态估计方法. 采用旋转量测变换法,将电流量测转化为旋转量测,实现了状态量在极坐标下的解耦. 文献[12]提出一种完全基于 PMU 量测数据的线性加权最小二乘状态估计方法. 该方法将联络节点的零注入电流作为虚拟量测,实质是通过量测冗余度提高状态估计精度. 文献[13]通过求积分卡尔曼滤波(QKF)进行电力系统的状态估计,该算法从统计线性回归的角度,运用高斯—厄米特积分,使得估计精确度大幅提高.

笔者借鉴状态变量解耦的方法[14],提出降阶二次算法. 在对状态变量解耦的同时对量测量进行分离,引入高压电网的简化假设条件,实现了信息矩阵常数化. 此外,算法借鉴了对时间不同步误差的处理方法,将估计误差归算为量测误差,通过降低部分量测权重,解决了二次估计算法中 SCADA量测权值需要逐次迭代的问题. 算例分析表明该算法具有较高的数值稳定性和数值精度.

1 降阶二次状态估计算法

降阶二次算法的核心是对状态变量进行分离,分别利用 PMU 量测量和 SCADA 量测量进行估计,避免量测变换.

收稿日期: 2016 - 04 - 28; **修订日期:** 2016 - 06 - 20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51507155);中国博士后科学基金资助项目(2013M541990);河南省基础与前沿技术研究计划资助项目(152300410046);河南省教育厅科学技术研究重点资助项目(14A470002)

作者简介: 蒋建东(1975—),男,河南南阳人,郑州大学教授,博士,主要从事电能质量分析与控制方面的研究, E-mail:jdjiang@zzu.edu.cn.

1.1　线性状态估计

PMU 的出现为状态估计提供了新的实时量测数据,主要包括节点电压的幅值、相角量测和支路电流的幅值、相角量测. 这些量测量在直角坐标系与状态变量呈线性关系. 因此,PMU 量测量的数学模型可以表示为:

$$z_1 = \boldsymbol{h}(x) + \xi_1 = \boldsymbol{H} \cdot x + \xi_1. \tag{1}$$

式中:z_1 为 PMU 量测量;$\boldsymbol{H}$ 为量测矩阵;x 为系统状态变量,$x = [f_2, \cdots, f_n, e_1, \cdots, e_n]^{\mathrm{T}}$,$f_i$ 和 e_i 分别为节点 i 电压的虚部和实部;ξ_1 为 PMU 量测误差.

据此,可以对 PMU 可观测变量和 PMU 不可观测变量进行定义. 用$\boldsymbol{\alpha}_1, \cdots, \boldsymbol{\alpha}_{2n-1}$表示式(1)中量测矩阵 $\boldsymbol{H}$ 的列向量,当且仅当$\boldsymbol{\alpha}_i \neq 0$ 时,状态变量 f_i 或 e_i 为 PMU 可观测变量,其余均为 PMU 不可观测变量.

由于 PMU 可观测变量仅取决于 PMU 的安装位置和量测类型,所以可以根据 PMU 的安装位置定义一个行初等变换矩阵 $\boldsymbol{\Pi}$,对状态变量进行重新排序,实现变量分离,即

$$\boldsymbol{\Pi x} = [x_1^{\mathrm{T}} x_2^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}. \tag{2}$$

式中:x_1 为 PMU 可观测变量;x_2 为 PMU 不可观测变量.

已知$\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi} = \boldsymbol{I}$,对式(1)做进一步推导

$$z_1 = \boldsymbol{H}\,\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi}x + \xi_1 = [\boldsymbol{H}_{11}\boldsymbol{H}_{12}]\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \xi_1. \tag{3}$$

根据 PMU 可观测变量的定义可知,$\boldsymbol{H}_{12}$为零矩阵,$\boldsymbol{H}_{11}$的行秩不小于列秩. PMU 量测量的数学模型可以改写为

$$z_1 = \boldsymbol{H}_{11} x_1 + \xi_1. \tag{4}$$

利用线性最小二乘法计算 PMU 可观测变量x_1 的估计值$\hat{x}_1$

$$\hat{x}_1 = [\boldsymbol{H}_{11}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}_1^{-1} \boldsymbol{H}_{11}]^{-1} \boldsymbol{H}_{11}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}_1^{-1} z_1. \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{R}_1$ 为 PMU 量测量的方差矩阵.

1.2　非线性状态估计

SCADA 量测量通常包含节点电压幅值、节点注入功率和支路潮流功率,这些量测量与状态变量间通常为非线性关系,即:

$$z_2 = \boldsymbol{g}(v) + \xi_2. \tag{6}$$

式中:z_2 为 SCADA 量测量;$\boldsymbol{g}(v)$ 为量测函数矩阵;ξ_2 为 SCADA 量测误差;v 为极坐标下状态变量,$v = [\theta_2, \cdots, \theta_n, |v_1|, \cdots, |v_n|]^{\mathrm{T}}$.

根据 PMU 可观测变量的定义,同样可以用行初等变换矩阵 $\boldsymbol{\Pi}$ 对极坐标下的状态变量 v 重新排序:

$$\boldsymbol{\Pi}v = [v_1^{\mathrm{T}} v_2^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}. \tag{7}$$

式中:v_1、v_2 分别为极坐标下 PMU 可观测变量和 PMU 不可观测变量,v_1 的估计值可以由$\hat{x}_1$ 经过坐标变换 f 得到,即$\hat{v}_1 = f(\hat{x}_1)$.

将 PMU 可观测变量估计值代入式(6),并进行泰勒展开:

$$\begin{aligned} z_2 &= \boldsymbol{g}(\hat{v}(j)) + \boldsymbol{G}(\hat{v}(j)) \triangle v(j) + \xi_2 = \\ &\boldsymbol{g}(\hat{v}(j)) + \boldsymbol{G}(\hat{v}(j)) \boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Pi} \triangle v(j) + \xi_2 = \\ &\boldsymbol{g}(\hat{v}(j)) + \boldsymbol{G}_{22}(j) \triangle v_2(j) + \boldsymbol{G}_{21}(j) \triangle v_1 + \xi_2. \end{aligned} \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{\Pi}\hat{v}(j) = [\hat{v}_1^{\mathrm{T}} \hat{v}_2^{\mathrm{T}}(j)]^{\mathrm{T}}$;$\boldsymbol{G}(\hat{v}(j))$为雅各比矩阵,$\boldsymbol{G}(\hat{v}(j))\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{G}_{21}(\hat{v}(j))\ \ \boldsymbol{G}_{22}(\hat{v}(j))]$. $\boldsymbol{G}_{21}(\hat{v}(j))$、$\boldsymbol{G}_{22}(\hat{v}(j))$分别简记为$\boldsymbol{G}_{22}(j)$、$\boldsymbol{G}_{21}(j)$.

由于 PMU 可观测变量估计值已知,且估计误差很小,可以将$\boldsymbol{G}_{21}(j)[v_1 - \hat{v}_1(j)]$作为 SCADA 量测误差的一部分,即:

$$\boldsymbol{z}_2 - \boldsymbol{g}(\hat{v}(j)) = \boldsymbol{G}_{22}(j) \triangle v_2(j) + \tilde{\xi}_2. \tag{9}$$

其中,$\tilde{\xi}_2 = \boldsymbol{G}_{21}(j) \triangle v_1 + \xi_2$.

修正 SCADA 量测误差方差矩阵[1]:

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{R}}_2(j) = \boldsymbol{R}_2 + \boldsymbol{G}_{21}(j) \times \mathrm{diag}([\boldsymbol{G}_{11}^{\mathrm{T}} \mathrm{R}_1^{-1} G_{11}] - \\ 1)\boldsymbol{G}_{21}^{\mathrm{T}}(j). \end{aligned} \tag{10}$$

由此可以得到 PMU 不可观测变量的估计方程,即:

$$\begin{aligned} v_2(j+1) = v_2(j) + [\boldsymbol{G}_{22}^{\mathrm{T}}(j)\tilde{\boldsymbol{R}}_2^{-1}(j)\boldsymbol{G}_{22}(j)]^{-1} \times \\ \boldsymbol{G}_{22}^{\mathrm{T}}(j)\tilde{\boldsymbol{R}}_2^{-1}(j)(\boldsymbol{z}_2 - \boldsymbol{g}(\hat{v}(j))). \end{aligned} \tag{11}$$

上述推导过程实现了 PMU 不可观测变量仅由 SCADA 量测量进行状态估计的目标,为了进一步降阶,并实现信息矩阵常数化,考虑引入高压电网中的两项简化假设[1]:

$$\begin{cases} \dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{a}}}{\partial v} \approx 0、\dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{r}}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \approx 0; \\ \dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{a}}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \approx -v_0^2 \boldsymbol{B}_{\mathrm{a}}、\dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{r}}}{\partial v} \approx -v_0 \boldsymbol{B}_{\mathrm{r}}. \end{cases}$$

式中:$\boldsymbol{B}_{\mathrm{a}}$ 为有功类常数雅克比阵,取支路电抗倒数;$\boldsymbol{B}_{\mathrm{r}}$ 为无功类常数雅各比矩阵,取支路导纳的虚部. 由此可以得到常数雅各比矩阵,对应分量如下式:

$$\boldsymbol{G}_{11} = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}}{\partial \boldsymbol{\theta}_1} & \dfrac{\partial \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}}{\partial v_1} \end{bmatrix}. \tag{12}$$

$$\boldsymbol{G}_{21} = \begin{bmatrix} -v_0^2 \boldsymbol{B}_{\mathrm{a}21} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & -v_0 \boldsymbol{B}_{\mathrm{r}21} \end{bmatrix}. \tag{13}$$

$$\boldsymbol{G}_{22} = \begin{bmatrix} -v_0^2 \boldsymbol{B}_{\mathrm{a}22} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & -v_0 \boldsymbol{B}_{\mathrm{r}22} \end{bmatrix}. \tag{14}$$

对 SCADA 量测量进行权重分离

$$\tilde{\boldsymbol{R}}_{2a}=\boldsymbol{R}_{2a}+v_0^4\boldsymbol{B}_{a21}\times\mathrm{diag}(\left[\frac{\partial\boldsymbol{g}_c}{\partial\boldsymbol{\theta}_1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_1^{-1}\frac{\partial\boldsymbol{g}_c}{\partial\boldsymbol{\theta}_1}\right]^{-1})\boldsymbol{B}_{a21}^{\mathrm{T}}.\quad(15)$$

$$\tilde{\boldsymbol{R}}_{2r}=\boldsymbol{R}_{2r}+v_0^2\boldsymbol{B}_{r21}\times\mathrm{diag}(\left[\frac{\partial\boldsymbol{g}_c}{\partial v_1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_1^{-1}\frac{\partial\boldsymbol{g}_c}{\partial v_1}\right]^{-1})\boldsymbol{B}_{r21}^{\mathrm{T}}.\quad(16)$$

进而可得到解耦的迭代公式,即

$$\boldsymbol{\theta}_2(j+1)=\boldsymbol{\theta}_2(j)-v_0^{-2}[\boldsymbol{B}_{a22}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{R}}_{2a}^{-1}B_{a22}]^{-1}\times \boldsymbol{B}_{a22}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{R}}_{2a}^{-1}(\boldsymbol{z}_{2a}-\boldsymbol{g}_{2a}(\hat{v}(j))).\quad(17)$$

$$v_2(j+1)=v_2(j)-v_0^{-1}[B_{r22}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{R}}_{2r}^{-1}\boldsymbol{B}_{r22}]^{-1}\times \boldsymbol{B}_{r22}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{R}}_{2r}^{-1}(\boldsymbol{z}_{2r}-\boldsymbol{g}_{2r}(\hat{v}(j))).\quad(18)$$

迭代结束后,由 $\boldsymbol{v}=\boldsymbol{\Pi}^{\mathrm{T}}[v_1^{\mathrm{T}}v_2^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$ 恢复状态变量初始顺序.

2 算法的实现过程

(1)输入系统的参数;

(2)根据 PMU 量测位置及量测类型,形成初等行变换矩阵 $\boldsymbol{\Pi}$;

(3)利用 PMU 量测量计算 PMU 可观测变量在直角坐标系下的估计值$\hat{x}_1$;

(4)根据系统参数形成 SCADA 量测函数有功类常数雅各比矩阵$\boldsymbol{B}_a$ 及无功类常数雅各比矩阵$\boldsymbol{B}_r$;

(5)求 PMU 量测函数在极坐标系下$\hat{v}_1$ 处雅各比矩阵;

(6)计算 SCADA 量测量的方差矩阵$\tilde{\boldsymbol{R}}_2$,并进行权重分离;

(7)利用公式(17)、(18)对 PMU 不可观测变量进行交替更新;

(8)若 $\max(|\boldsymbol{\theta}(j+1)-\boldsymbol{\theta}(j)|)<\zeta$ 且 $\max(|v(j+1)-v(j)|)<\zeta$,迭代结束,否则转向(7).

3 算法特性分析

为了验证算法的有效性,利用 Matlab 对 IEEE 14 节点、IEEE 30 节点、IEEE 57 节点、IEEE 300 节点 4 个系统进行测试. 量测数据来源:PMU 量测量为所在节点电压相量和与之相连的支路电流相量;SCADA 量测量为节点电压幅值、节点注入功率及支路两端潮流;所有的量测值均由潮流计算真值叠加随机误差产生;为了使量测数据更加真实,量测误差均服从均值为 0 的正态分布,标准差为:

$$\sqrt{R}=\frac{aS_t+bS_f}{3},\quad(19)$$

式中:S_t、S_f 分别为量测值、满刻度值;a、b 为与之相关的误差系数[1-2],取值如表 1 所示.

表 1 误差系数 a 和 b 的取值

Tab.1 Values of error coefficients a and b

量测类型	SCADA 量测量		PMU 量测量	
	功率 (P 或 Q)	电压 /V	电压 (e 或 f)	电流 (Ir 或 Ii)
a	0.02	0.003	0.003	0.005
b	0.003 5	0.003	0.000 3	0.001

为了使算例具有典型的代表性,利用线性优化配置算法对 PMU 的安装位置进行设置[15]. PMU 节点设置如表 2 所示.

3.1 数值稳定性分析

状态估计算法的数值稳定性体现了算法对误差的处理能力,其最主要的评价标准是信息矩阵条件数.

算例 1 以 4 个 IEEE 标准系统为例,将笔者所提算法与基本最小加权二乘法、快速分解状态估计算法进行对比,侧重点在于条件数的相对大小,如表 3 所示. 算例 2 以 IEEE 30 节点为例,对比不同 PMU 可观测变量占比对降阶二次算法信息矩阵条件数的影响,如表 4 所示.

表 2 PMU 的安装位置

Tab.2 Installation position of PMU

节点数	PMU 安装位置	PMU 可观测变量占比/%
14	1,4	50.00
30	1,6,10,15,27	76.00
57	1,4,10,15,20,24,32,37,41	64.91
300	1,2,3,4,5,7,8,9,11,12,13,14,15,16,18,19,20,21,22,23,24,25,27,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,257,266,267,268,269,270,271,272,273,274,276,291,294	34.67

表 3　不同算法条件数

Tab. 3　Condition numbers of different algorithms

节点数	最小二乘法	快速分解法		降阶二次算法	
	$Cond(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{H})$	$Cond(A)$	$Cond(B)$	$Cond(A_2)$	$Cond(B_2)$
14	1 304	1.337 9e+03	186.461 9	77.958 9	4.806 8
30	13 738	1.339 0e+04	660.435 5	46.940 4	3.927 8
57	49 436	4.399 5e+04	833.413 9	1.355 9e+03	52.982 2
300	5.036 4e+08	4.023 5e+08	1.226 4e+05	2.967 7e+06	6.759 0e+04

注:$Cond(\cdots)$为条件数取值函数. $A=v_0^4\boldsymbol{B}_{\mathrm{a}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{a}}^{-1}\boldsymbol{B}_{\mathrm{a}}$、$B=v_0^2\boldsymbol{B}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{r}}^{-1}\boldsymbol{B}_{\mathrm{r}}$、$A_2=v_0^4\boldsymbol{B}_{\mathrm{a22}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{2a}}^{-1}\boldsymbol{B}_{\mathrm{a22}}$、$B_2=v_0^2\boldsymbol{B}_{\mathrm{r22}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{2r}}^{-1}\boldsymbol{B}_{\mathrm{r22}}$.

表 4　不同 PMU 可观测变量占比对条件数的影响

Tab. 4　Impact of different observable variable ratios on condition number

占比 条件数	33.3%	46%	76%	83.3%
$Cond(A_2)$	6.450e+03	716.0	47.756	12.219
$Cond(B_2)$	51.346	7.669	3.305	1.456

从表 3 可以看出,3 种算法的数值稳定性从低到高依次是最小二乘法、快速分解算法、降阶二次算法. 其中对比最小二乘法和快速分解法的信息矩阵条件数发现,当采用有功无功解耦运算时,伴随着量测矩阵阶数的降低,信息矩阵的条件数也有所减少. 降阶二次算法在快速分解算法的基础上进一步实现了状态变量的分离,这使得信息矩阵条件数降低更显著.

从表 4 可以看出,随着 PMU 可观测变量的增加,信息矩阵的条件数逐渐降低. 进一步说明了通过减少状态变量、降低信息矩阵阶数,可以提高系统的数值稳定性.

3.2　估计精度分析

算例 3 为基本加权最小二乘法、快速分解法和降阶二次算法在 4 个测试系统下的结果分析,评价标准为状态估计结果的不准确度 S_{X}[16-17],如式(20)所示. 结果均为 10 次随机量测样本的均值.

$$S_{\mathrm{X}}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(v_{i,t}-v_{i,t}^{*}\right)^{2}}. \qquad (20)$$

式中:T 为随机测试系统样本数;$v_{i,t}$为第 t 次样本的状态量估计值;$v_{i,t}^{*}$为第 t 次样本的状态量真值;n 为状态变量个数.

算例 4 以 IEEE 57 节点为例,研究不同 PMU 可观测变量占比对降阶二次算法估计精度的影响,如表 6 所示.

状态估计不准确度 S_{X}越小说明状态估计结果与真值越接近. 从表 5、6 可以看出,降阶二次算法具有较高的估计精度. 因为 PMU 量测量的精度比 SCADA 量测量高,利用高精度的 PMU 量测量进行线性状态估计,扩大了高量测量对状态估计结果的影响,使得 S_{X}明显降低,而且随着 PMU 数量及可观测范围的增加,估计误差将进一步降低.

表 5　状态估计结果对比

Tab. 5　Results comparison of state estimation

节点数	基本加权 最小二乘法	快速分解 算法	降阶二次 算法
14	0.005 6	0.005 5	0.001 4
30	0.006 6	0.006 9	0.001 5
57	0.007 4	0.007 5	0.001 3
300	0.017 5	0.019 0	0.001 6

表 6　不同 PMU 可观测变量占比对估计精度影响

Tab. 6　Impact of different observable variable ratios on estimation accuracy

占比	17.54%	45.61%	64.9%	77.1%
S_{X}	4.7e-03	2.3e-03	1.3e-03	8.968e-04

4　结论

利用 PMU 量测量和 SCADA 量测量组成混和量测系统,提出基于解耦思想的降阶二次状态估计算法. 此算法经过两次解耦过程,降低了信息矩阵阶数,提高了数值稳定;通过引入高压电网简化假设条件实现了信息矩阵和权重矩阵常数化. 理论分析和算例验证表明,该算法具有计算过程简洁、编程简单、估计精度高的特点,能够满足混和量测实时状态估计的要求. 值得注意的是,该算法通用性强. 当 PMU 在系统中实现完全可观时,该算法会自动由降阶算法过渡到线性算法.

参考文献:

[1]　于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京:水利电力出版社,1985.

[2]　鞠萍. 电力系统广域测量技术[M]. 北京:机械工业出版社,2008.7.

[3]　DE L R J, CENTENO V, THORP J S, et al. Syn-

chronized phasor measurement applications in power systems [J]. IEEE transactions on smart grid, 2010, 1(1):20 - 27.

[4] 卢志刚, 许世范, 史增洪,等. 部分电压和电流相量可测量时电压相量的状态估计[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(1):42 - 44.

[5] 卓亮. 基于 PMU 的电力系统动态状态估计研究[D]. 上海:上海交通大学电子信息与电气工程学院,2012.

[6] 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.

[7] 秦晓辉,毕天姝,杨奇逊. 计及 PMU 的混合非线性状态估计新方法[J]. 电力系统自动化,2007,31(4):28 - 32.

[8] 林桂华,安天瑜,周苏荃,等. 计及 PMU 量测信息的量测量变换状态估计[J]. 电网技术,2009,33(17):37 - 40.

[9] 赵红嘎, 薛禹胜, 汪德星,等. 计及 PMU 支路电流相量的状态估计模型[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17):37 - 40.

[10] 厉超, 卫志农, 倪明,等. 计及 PMU 量测的分步线性状态估计模型[J]. 电网技术, 2014, 38(6):1700 - 1704.

[11] 颜磊, 艾欣, 王尧,等. 一种将 PMU 支路电流量测引入非线性状态估计的方法[J]. 电网技术, 2014, 38(10):2816 - 2821.

[12] 陈亮, 赵思涵, 索志刚,等. 一种计及零注入电流的 PMU 量测线性状态估计方法[J]. 电力科学与工程, 2016(2):26 - 31.

[13] 闫丽梅, 崔佳, 徐建军,等. 基于 PMU/SCADA 混合量测的电力系统求积分卡尔曼滤波的状态估计[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(6):79 - 84.

[14] KASHYAP N, WERNER S, HUANG Y F, et al. Power system state estimation under incomplete PMU obser vability-a reduced-order approach [J]. IEEE Journal of selected topics in signal processing, 2014, 8(6):1051 - 1062.

[15] 鲍威, 蒋雪冬, 陈利跃,等. 考虑观测冗余度最大的 0 - 1 线性规划电力系统 PMU 最优配置[J]. 电网技术, 2014, 38(8):2051 - 2056.

[16] 丁军策, 蔡泽祥, 王克英. 基于广域测量系统的混合量测状态估计算法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(2):58 - 63.

[17] 王克文, 蒋德珑, 孙栗. 电力系统状态估计算法的模糊综合评价与分析[J]. 郑州大学学报(工学版), 2011, 32(3):85 - 89.

A Reduced-order Approach of State Estimation Based on PMU

JIANG Jiandong[1], DU Yaoheng[1], YAN Yuehao[2], BAO Wei[2]

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. State Grid Zhengzhou Electric Power Supply Company, Zhengzhou 450006, China)

Abstract: At present, the phase measurement units were not sufficient for static state estimation in most existing power systems. A novel method was proposed to solve the problem in this paper. Realizing that PMU measurements were more accurate than SCADA ones, the proposed approach estimated PMU unobservable states and PMU observable states separately so as to expand the effect of PMU measurements on the result. For the PMU observable states, they were estimated by PMU measurements using a linear estimator. And the PMU unobservable states were estimated by conventional measurements in a reduced-order nonlinear estimator. When compared with conventional approaches the proposed decoupled method features reduced computational complexity and greater numerical stability. In the end, this method was verified that it had more advantages than weighed least square method and fast decomposition algorithm by simulations on standard IEEE test systems.

Key words: power systems; state estimation; PMU; reduced-order method