

PMU准实时数据对主动配电网抗差估计的影响

徐艳春¹, 刘晓明¹, 李振华¹, 吕 密²

(1. 三峡大学 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002;

2. College of Electrical and Computer Engineering, College Station, Texas A&M University, Texas, USA, 77843-3128)

摘要: 由于相量测量单元(PMU)因成本问题无法在配电网中大规模配置,且不同设备向主站传输数据时存在客观的通信延迟、带宽限制等因素,因此状态估计器输入端存在不良数据。提出一种基于同步相量量测的主动配电网抗差估计方法,并提出以虚拟PMU量测模型补充大量的高精度冗余数据。将数据采集与监视控制(SCADA)量测系统、PMU量测和虚拟PMU量测构成的混合量测系统作为状态估计的输入端。考虑网络和量测数据不确定度对抗差M估计算法进行改进,避免了传统加权最小二乘估计中删除坏数据的残差判断和迭代过程,降低了估计耗时,提高了状态估计的可靠性和抗差性能。改进IEEE 14和IEEE 33节点配电网算例的仿真分析,验证了所提方法的有效性和普适性。

关键词: 相量测量单元;虚拟PMU量测;改进抗差M估计;量测不确定度;主动配电网

中图分类号: TM 711

文献标志码: A

DOI: 10.16081/j.epae.202009018

0 引言

在新电改背景下,随着分布式电源 DG (Distributed Generation) 以及新型负荷接入配电网,配电网中出现了双向潮流以及部分节点电压波动加剧等现象,给主动配电网 ADN (Active Distribution Network) 运行方式、态势感知以及量测配置带来极大考验^[1-3]。状态估计作为态势感知技术的核心,为配电系统进行实时状态监测、调度、控制和分析故障方面提供了可靠的数据保障^[4]。

当前配电网状态估计的研究主要是从估计精度、计算耗时、混合量测^[5]和网络分区解耦方面展开。文献[6-7]采用快速解耦状态估计算法并引入量测变换技术,改善了状态估计中的收敛性,提高了运行速度,但是由于该算法需要以电流、电压相角恒定为条件,在实际工程应用中会存在一定误差。文献[8]采用配电网馈线分区的方式进行状态估计,在保证估计精度的同时,有效提高了状态估计的计算速度。文献[9-10]采用智能电表等混合量测信息建立一种配电网状态估计模型,但是实时量测数据不足导致状态估计精度不高,甚至在部分节点电压越限等情况下会使误差增加。在此基础上,文献[11]考虑量测数据的融合,通过在状态估计过程中分阶段求解的方式提高了计算精度和计算效率。但是该方法将仅采用相量测量单元 PMU (Phasor Measurement Unit) 量测的状态估计视为二次约束二次估计

模型,而在实际混合量测系统中电压幅值量测方程并非二次形式,且 PMU 无法大规模配置每个测点,因此该方法仍具有一定的局限性。有学者开始通过使用智能算法^[12-13]来优化量测在配电网中的配置。文献[14-15]设计适合配电网场景的自适应有限冲激响应(FIR)滤波器,使用高精度、快响应的多通道综合同步相量算法和最优滤波算法,并在实验室搭建 PMU 样机测试,使得测量装置在配电网中达到高精度、快响应的特性。

伪量测在补充数据冗余度的同时,其精度也直接决定了状态估计的精度。但是目前尚未见有文献提出一种能在根本上从输入端来保证冗余数据精度的状态估计方法。同时,在状态估计求解算法方面,随着配电网规模增大以及各种负荷和量测装置的接入,客观存在的误差会导致最小二乘估计求得的估计值偏离真实值,因此在状态估计中应当考虑进行抗差估计^[16]。

本文在现有配电网状态估计的基础上,以配电网状态估计精度、抗差性和计算耗时为目标,提出一种基于 PMU 准实时数据的主动配电网抗差估计方法。通过提出的虚拟 PMU 模型改善伪量测数据的精度,融合 PMU 量测、虚拟 PMU 量测和数据采集与监视控制(SCADA)量测系统数据构成混合量测模型作为状态估计的输入端,在提高量测冗余度的同时保证了网络的可观测性,同时在考虑网络参数和不同量测装置的不确定度下对抗差 M 估计算法进行改进,采用改进后的抗差 M 估计算法结合权函数动态赋权的方式求得最优抗差解,在整体上对估计值精度和估计耗时方面有较大改善,同时也使得本文方法更贴近工程实际。

收稿日期:2020-02-02;修回日期:2020-07-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507091)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51507091)

1 含PMU的主动配电网混合量测状态估计模型

PMU采样频率一般在 $10^3 \sim 10^4$ Hz量级,数据传输实时性要求为20 ms级。为了规范PMU性能以及适应现代电力系统发展,IEEE发布了关于同步相量测量质量的评价指标^[17],阐述了评价PMU测量性能的具体方法和各工况下的误差参数极限。本文以IEEE的评价指标为参考。

1.1 虚拟PMU量测模型

由于PMU装置的配置数量有限,且1台PMU量测装置只能对1个测点进行观测。为了改善伪量测数据的精度,本文通过构建虚拟PMU模型对PMU量测的观测范围进行人为扩展,补充高精度数据冗余,保证网络的可观测性,同时提高配电网状态估计精度。

通过虚拟PMU扩展观测范围的示意图如图1所示。

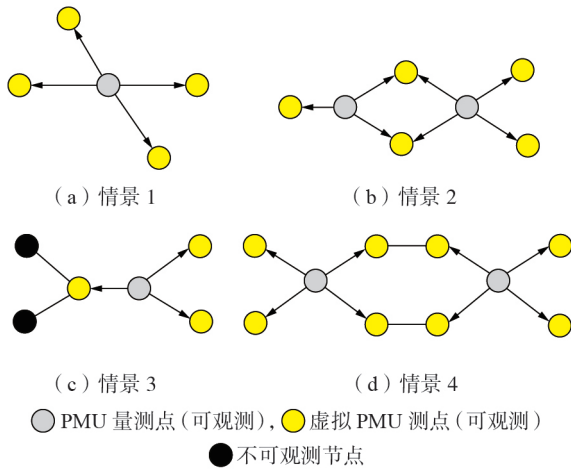


图1 虚拟PMU观测范围扩展示意图

Fig.1 Schematic diagram of virtual PMU observation range expansion

图1为单节点PMU量测配置情况下4种网络可观测性示意图,均具有辐射形配电网络一般特性。由于成本等因素,不存在相邻节点均配置PMU的情况。配置PMU量测节点的相邻节点可以通过虚拟PMU模型得到量测值,称为虚拟PMU量测,虚拟PMU量测的另一端连接的节点不可观测,通常需要补充伪量测数据来保证网络的可观测性。因此本文提出如下虚拟PMU量测模型。

PMU装置测量的是所在母线的电压相量和所有出线的电流相量,因此安装有PMU装置的母线量测方程为:

$$\begin{bmatrix} z_V \\ z_I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y & 0 \\ 0 & Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_C \\ I_C \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_V \\ e_I \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, z_V 、 z_I 分别为PMU量测到的电压和电流相量;

V_C 、 I_C 分别为未安装PMU节点的电压和电流相量; Y 和 Z 分别为节点导纳矩阵和阻抗矩阵; e_V 、 e_I 分别为电压和电流的测量误差。

式(1)中 z_V 、 z_I 和 V_C 、 I_C 均服从下列3种情景约束:

(1)支路 a 一端的电压和电流相量已知,求支路 a 的另一端电压相量;

(2)支路 a 两端的电压相量均已知,求支路 a 的电流相量;

(3)未安装PMU节点的相关联支路中仅1条支路 a 电流相量未知,其余支路电流相量均已知,该情况下可根据KCL定律求得支路 a 的电流相量。

本文将通过以上3种情景求得的数据称为虚拟PMU量测数据。该方法适用于辐射形网络中通过有限个PMU配置来保证局部区域的可观测性的情景。为了保证数据精度,模型设定虚拟PMU量测信息不再进行二次扩展,且该方法在与虚拟PMU量测节点相关联的节点但无PMU配置的情景下将不适用,因此需要补充伪量测信息来保证网络的全局可观测性。

在计算过程中对 V_C 、 I_C 进行循环求解,一次循环通过式(1)中的 z_V 、 z_I 求出 V_{C1} 、 I_{C1} ;二次循环中将 V_{C1} 、 I_{C1} 视为PMU装置的测量数据,代入式(1)中的 z_V 、 z_I 进行计算得到 V_{C2} 、 I_{C2} ;依此循环 q 次得到 V_{Cq} 、 I_{Cq} ,在第 $q+1$ 次后当出现与虚拟PMU测点相关联的节点没有PMU配置且没有虚拟PMU量测信息的情景时,不满足上述关系,则循环终止。需要说明的是,本文通过多源数据融合的方式来提高数据冗余度,从而保证配电网的可观测性。因此在理论上而言,当循环终止后,含PMU混合量测模型能满足配电网的可观测性要求,从而保证抗差估计的进行。

虚拟PMU模型是基于PMU量测的实测数据进行人为扩展,模型表述如下:

$$\begin{cases} V_{Cq} + I_{Cq} \Rightarrow V_{Cq+1} \\ V_{Cq} + V_{Cq+1} \Rightarrow I_{Cq+1} \\ \sum_{k=1}^n I_k = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, I_k 为节点 k 上支路电流代数和; n 为观测值数量。利用PMU节点电压相量和支路电流相量推算出相关节点的电压相量,数学推算过程见附录A中式(A1)~(A6)。

虚拟PMU量测值模型通过数学手段人为扩展了某个观测点的观测范围,同时模型推算补充了大量高精度冗余数据,直接改善了伪量测的精度,从而提高了状态估计精度。

修正后测量矩阵 Δz_{PMU} 为:

$$\Delta z_{\text{PMU}} = \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \\ \Delta \delta_{\text{PMU}} \\ \Delta V_{\text{PMU}}/V_{\text{PMU}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, ΔP 、 ΔQ 为原有状态估计测量值; $\Delta \delta_{\text{PMU}}$ 、 $\Delta V_{\text{PMU}}/V_{\text{PMU}}$ 分别为根据 1 组 PMU 量测量和 q 次循环得到的 q 组虚拟 PMU 测得的电流、电压相量测量值。

1.2 含 PMU 的混合量测状态估计模型

在系统中装设 PMU 后,引入精度较高的母线电压相位量测和幅值测量值。这些量测信息可以和 SCADA 原有测量值构成混合量测系统共同用于状态估计。本文选取节点电压的幅值和相位作为状态估计的待求变量。

对于状态估计问题,建立量测量与状态变量的关系,即:

$$z = h(x) + e \quad (4)$$

其中, z 为量测量; $h(x)$ 表示量测方程,用来描述量测量和状态变量间的非线性关系, x 为状态变量; e 为量测过程中引入的随机误差。

为了处理配电网中可能存在的零功率注入约束,提高状态估计精度,在状态估计中考虑注入功率的等式约束为 $c(x) = 0$ 。

在上述虚拟 PMU 量测补充大量高精度冗余数据的情况下,含 PMU 混合量测的主动配电网状态估计模型如下:

$$z = h(x) + e = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \\ I' & 0 \\ 0 & I' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \varphi \end{bmatrix} + e = E \begin{bmatrix} x \\ \varphi \end{bmatrix} + e \quad (5)$$

其中, $z = [z_s \ z_q \ z_{\text{PMU}} \ \Delta z_{\text{PMU}}]^T \in \mathbb{R}^n$, z_s 为 SCADA 系统数据, z_q 为伪量测数据, z_{PMU} 为 PMU 量测数据, Δz_{PMU} 为通过虚拟 PMU 量测模型补充的高精度冗余数据; I 为配置 PMU 对应行向量的单位矩阵, I' 为未配置 PMU 对应行向量的单位矩阵; E 为测量方程系数矩阵; e 为传统量测、伪量测以及不同 PMU 量测设备引入的随机误差。

状态估计模型可转化为式(6)进行求解。

$$\bar{x} = (E^T W^{-1} E)^{-1} E^T W^{-1} z \quad (6)$$

其中, $\bar{x}$ 为含 PMU 混合量测系统的状态估计值; W 为状态估计参数求解中对应的权矩阵。

2 基于不确定度的改进抗差 M 估计算法

不同规模的配电网以及不同型号的 PMU 装置间会存在某些不确定的客观误差难以抑制,导致所估计的状态量与真实值存在一定的偏差。这部分不确定度主要是由所使用的网络数学模型不准确、配电网线路老化导致的参数不准确、仪表误差和量测误差造成的,该部分误差属于未知且有界信息。

为了使所提方法在网络结构发生变化或在不同的 PMU 量测配置情况下仍适用,本文基于网络和量测不确定度对抗差 M 估计算法进行改进,从而提高该方法的普适性和抗差性。

2.1 计及网络与量测不确定度的估计模型

仪表传感器均存在公差,用来描述每次量测信息的不确定度,从而表示测量设备的整体精度。通常公差由制造厂商指定,且正、负公差值可不同,一般设定原则为标称值的 $-3\% \sim 5\%$ 。在不失一般性的原则下,本文对不确定参数给出对称公差为 $[-1, 1]$,并认为公差固定且已知。依据该设定原则,建立如式(7)所示模型。

$$p_k = p_{k0} + p_{\Delta k} u_k \quad (7)$$

其中, p_k 为网络拓扑参数; p_{k0} 为 p_k 的标称值; $p_{\Delta k}$ 为最大偏差,且 $p_{\Delta k} > 0$; u_k 为参数的不确定度,其元素取值范围为 $[-1, 1]$ 。定义如下函数:

$$h_p(x) = h_u(x) = \left(A_0 + \sum_{k=1}^p u_k A_k \right) x \quad (8)$$

其中, p 为网络中不确定度参数数量。为了表述方便,定义:

$$A_k = p_{\Delta k} G_x H_k \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (9)$$

$$A_0 = G_x \left(H_0 + \sum_{k=1}^p p_{k0} H_k \right) \quad (10)$$

其中, G_x 为与状态变量 x 线性相关的矩阵; A_0 和 A_k 均与 x 为线性关系; H_0 为某一具体网络初始的拓扑结构对应矩阵; H_k 为与线路参数对应的网络拓扑结构矩阵。矩阵 $u = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_p]^T$ 为参数不确定度向量,且 $\|u\|_{\infty} \leq 1$ 。

同时考虑量测值未知但有界的不确定情况,可以表示为:

$$z_i = z_{i0} + z_{\Delta i} w_i \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

其中, z_i 为量测信息参数; z_{i0} 为 z_i 的标称值; $z_{\Delta i}$ 为最大偏差; M 为量测信息参数数量; w_i 为量测不确定度,其元素取值范围为 $[-1, 1]$ 。可以将 z 表示为式(12)所示形式。

$$z = z_m + Z_{\Delta} w \quad (12)$$

其中, $z_m = [z_{10} \ z_{20} \ \dots \ z_{M0}]^T$; $Z_{\Delta} = \text{diag}(z_{\Delta 1} \ z_{\Delta 2} \ \dots \ z_{\Delta M})$; $w = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M]^T$ 为不确定度向量,且 $\|w\|_{\infty} \leq 1$ 。

因此综合考虑不确定度向量,不妨设 $t^T = [w^T \ u^T]$, 残差向量 r 可表示为:

$$r = [q_x \ Z_d \ -A_x] \begin{bmatrix} 1 \\ w \\ u \end{bmatrix} = [q_x \ M_x] \begin{bmatrix} 1 \\ t \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中, $q_x = z_m - A_0 x$; $M_x = [Z_d \ -A_x]$, $A = [A_1 \ A_2 \ \dots \ A_p]$; $A_x = [A_1 x \ A_2 x \ \dots \ A_p x]$ 表示矩阵 A 各元素与待估计

参数的乘积。不确定度的模值 $\|t\|_{\infty} \leq 1$ 。目标模型可以表示为:

$$\phi(x) = \begin{bmatrix} 1 \\ t \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} q_x^T \\ M_x^T \end{bmatrix} R^{-1} \begin{bmatrix} q_x \\ M_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ t \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, R 为权值矩阵。考虑一个具有不确定参数 p 的状态变量 x 的情况, 通过不确定度参数 p 从下界变化到上界, 计算目标函数 $\phi(x)$, 将得到多组 $\phi(x)$ 的参数曲线, 如图2所示。

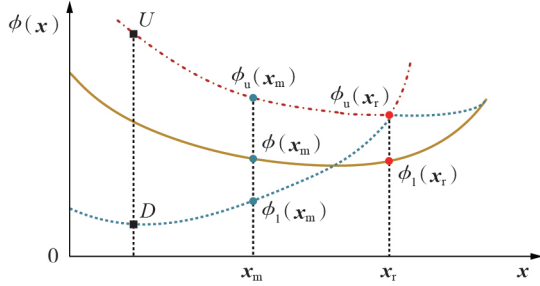


图2 不确定度参数下的目标函数曲线

Fig.2 Objective function curves with uncertain parameter

图2中, 点划线曲线表示最坏情况下的曲线, U 点表示在合理范围内取得最小 x 值在最坏情况曲线上对应的点, 称为误差允许范围内目标函数极限值。虚线曲线表示随着 x 和不确定度参数变化求得的最小目标函数曲线, D 点表示最小目标函数下 x 和不确定度参数值对应的函数值。实线曲线表示使用不确定度参数 p 的标称值对应的目标函数 $\phi(x)$ 曲线, 在该曲线上目标函数的最小值在区间 $[x_m, x_r]$ 内, 假定在 x_r 处取得最小值, 同样在对应点上存在一组参数, 产生最大目标函数 $\phi_u(x_r)$ 。这意味着如果实际参数为 p_w , 那么估计结果的值将是不正确的。可见, 抗差估计需要得到一个估计值 x , 使参数 p 无论如何变化目标函数都要小于 $\phi_u(x)$ 的最小值。如图2所示, 在 x_r 处, 对于 p 取任何参数, 目标函数值均小于 $\phi_u(x_r)$, 因此考虑不确定度抗差估计模型可以视作寻找 x_r 的优化问题。

由于不确定度参数设定原则均已知, 且不确定度参数在状态估计求解过程中为常数, 数据复杂性不高且处理相对较快, 因此求解过程总体上对状态估计的实时性影响较小, 能够满足主动配电网智能态势感知的快速响应特性要求。

2.2 考虑不确定度的改进抗差 M 估计

假设有相对独立的观测值 $l_1, l_2, \dots, l_n$, 观测值包括网络参数和量测值信息, 相对应的观测权分别为 $p_1, p_2, \dots, p_n$ 。

具备尺度同变性的抗差 M 估计平差准则为:

$$\sum_{i=1}^n p_i \rho'(v_i) \frac{\partial v_i}{\partial x} = 0 \quad (15)$$

其中, v_i 为第 i 个观测值的余差; $\rho'(v_i)$ 表示观测值对应的概率密度函数的导数。

设 N 为系数矩阵, a_i 为 N 中第 i 个行向量, 则有:

$$\sum_{i=1}^n a_i^T p_i \frac{\rho'(v_i)}{v_i} v_i = 0 \quad (16)$$

根据等价权原理:

$$\bar{p}_i = p_i \frac{\rho'(v_i)}{v_i} = p_i p_i(v_i) \quad (17)$$

其中, $\bar{p}_i$ 为等价权; $p_i(v_i)$ 为权函数; $\frac{\rho'(v_i)}{v_i}$ 为权因子。

当权因子值为1时, 则退化为最小二乘估计; 如果是相同精度观测, 观测权恒等于1, 则 $\bar{p}_i = p_i(v_i)$, 等价权即为权函数。

则式(16)可以写为:

$$\sum_{i=1}^n a_i^T \bar{p}_i v_i = 0 \quad (18)$$

余差方程为:

$$V = B\hat{X} - l \quad (19)$$

其中, V 为 n 维观测值的残差向量矩阵; B 为广义系数矩阵; $\hat{X}$ 为所求估计参数向量; l 为观测值矩阵。

权矩阵 $\bar{P} = \text{diag}(\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_n)$ 所对应的法方程为:

$$B^T \bar{P} B \hat{X} = B^T \bar{P} l \quad (20)$$

权函数使得观测值的信息区间划分为正常观测值、可利用观测值、粗差观测值3个区域。等价权函数通常是一个在平差过程中随改正数变化的量。经过多次迭代, 样本中含有粗差的奇异观测值被筛选和删除, 从而使得状态估计函数趋于平稳, 在求解时达到抗差效果。原理图见附录B中图B1。

在上述等价权函数模型下, 本文构造适应于混合量测不确定度的改进抗差 M 估计模型。假设平差观测值矩阵为 $L = [L_1 \ L_2 \ \dots \ L_n]^T$, 包含混合量测信息以及随着测量引入的随机误差。所求估计参数向量为 $\hat{X}$, 其观测方程如式(21)所示。

$$V = N\hat{X} - Lt^T = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \hat{X} - \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_n \end{bmatrix} [w^T \ u^T] \quad (21)$$

其中, 假定观测值之间互不关联, t^T 为综合不确定度向量, 且模值 $\|t\|_{\infty} \leq 1$ 。

根据抗差 M 估计理论, 得到极值函数:

$$\min \sum_{i=1}^n p_i \rho(v_i) \quad (22)$$

对式(22)求最小值, 即将该式求导, 并使其值为0。令:

$$\varphi(v_i) = \frac{\partial \rho}{\partial v_i} \quad (23)$$

则有:

$$\sum_{i=1}^n p_i \varphi(v_i) \mathbf{a}_i = 0 \quad (24)$$

令 $\omega_i = \frac{\varphi(v_i)}{v_i}$, $\bar{p}_i = p_i \omega_i$ 为等价权。

极值函数对应的法方程为:

$$\mathbf{N}^T \bar{\mathbf{P}} \mathbf{N} \mathbf{x} - \mathbf{N}^T \bar{\mathbf{P}} \mathbf{L} = 0 \quad (25)$$

抗差 M 估计转化为对下式进行迭代求解:

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{N}^T \bar{\mathbf{P}} \mathbf{N})^{-1} \mathbf{N}^T \bar{\mathbf{P}} \mathbf{L} \quad (26)$$

考虑不确定度抗差 M 估计可以转化为待估计参数 $\mathbf{x}$ 的优化问题,如式(27)所示。

$$\mathbf{x} = \underset{\hat{\mathbf{x}}}{\operatorname{argmin}} \phi(\hat{\mathbf{x}}) \quad (27)$$

综上,通过引入不确定度参数 $\mathbf{t}^T$ 并结合权函数 $\bar{p}_i$,考虑不确定度的改进抗差 M 估计算法可以保证在外点(奇异观测值)的作用下,使其被衰减的程度要比产生的平方误差高得多,从而实现模型的平差效果,增强抗差性能。

3 算例仿真及分析

为了验证本文所提模型对主动配电网抗差估计的改善效果,在 MATLAB 2016a 编译环境下,以改进的 IEEE 14、IEEE 33 节点系统算例进行仿真分析,并考虑 PMU 配置情况对算法状态估计性能的影响。计算机硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i5-4160 CPU@3.60 GHz, 6 GB 内存。

3.1 改进 IEEE 14 节点系统算例分析

3.1.1 算例参数及仿真设置

改进 IEEE 14 节点系统拓扑结构见附录 C 中图 C1, DG 接入位置在拓扑中注明,参数设置见附录 C 中表 C1、表 C2。光伏电池组采用文献[18]模型,风电机组采用文献[19]模型。PMU 量测配置采用 0-1 整数规划,得出在节点 2、9、13 处共计配置 3 台 PMU 装置。

为对比不同量测处理方法和量测条件下的状态估计结果,设置 2 种情景进行测试:基于传统 SCADA 量测系统的配电网抗差估计;基于含 PMU 混合量测模型计及不确定度的抗差估计。

为了测试所提方法的抗差性能,以上 2 种测试情景均在所选 10 组量测值数据的基础上,添加 4 次 2% 的高斯噪声来模拟输入端由 DG(风机、光伏)引入的随机误差。

仿真中 PMU 量测数据采用文献[20]中方法生成,收敛精度为小于 10^{-6} , SCADA 量测的标准差为 0.01 p.u., PMU 量测的标准差为 0.001 p.u.。

3.1.2 仿真结果

改进后的 IEEE 14 节点系统状态估计值比较结果见附录 C 中表 C3。

图 3 为 SCADA 量测系统和 PMU 混合量测系统下进行状态估计仿真得到的电压分布图(图中节点电压幅值为标么值)。

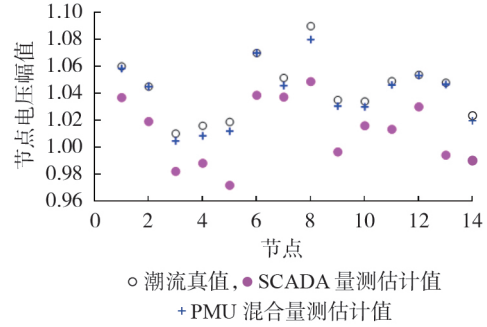


图3 电压幅值状态估计值分布

Fig.3 State estimation value distribution of voltage amplitude

由图 3 可知,虽然传统 SCADA 量测系统采用抗差算法进行状态估计,但其结果和真值之间的离散度仍然比较大,输入数据的精度对估计精度的影响难以通过抗差算法抑制。PMU 混合量测系统仿真情景的电压幅值分布离散度较小,估计结果较为理想。

图 4 为 PMU 混合量测系统和 SCADA 量测系统仿真情景的电压相位分布图。

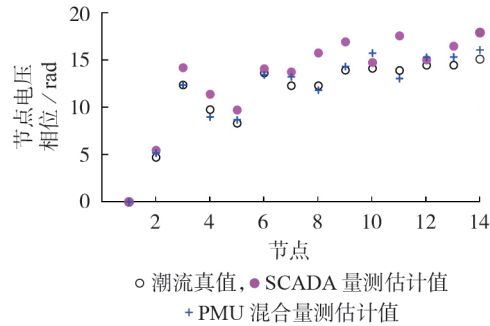


图4 电压相位状态估计值分布

Fig.4 State estimation value distribution of voltage phase

由图 4 可知,PMU 混合量测系统的相位状态估计值离散程度均较小,在部分节点近似重合。可见,在 PMU 高精度量测以及虚拟 PMU 量测补充大量高精度冗余数据的情况下抗差性和估计精度明显提高。

3.1.3 仿真分析

为了定量分析状态估计的精度,本文采用平均估计误差 S_1 与最大估计误差 S_2 这 2 个误差评价指标,具体公式见附录 A 中式(A7)、(A8)。

对改进的 IEEE 14 节点系统采用 3 种方法分别进

行120次仿真,节点电压幅值相对误差对比见图5。

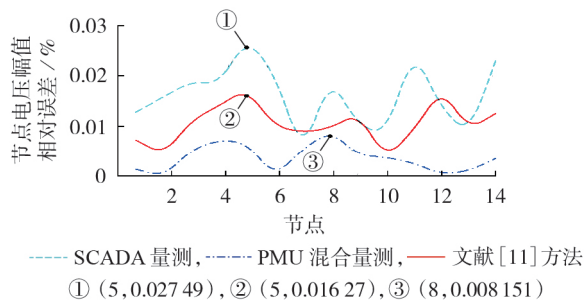


图5 节点电压幅值相对误差对比

Fig.5 Relative error comparison of node voltage amplitude

从图5可明显看出,基于PMU混合量测估计值的节点电压幅值相对误差总体最小,得到的误差曲线总体相对平稳,最大相对误差和最小相对误差的差值也更小,其幅值相对误差最大值为0.008151%。相比之下,本文方法对电压幅值估计精度改善较大。需要说明的是,文献[11]方法估计的最大误差在节点5处得到的并非曲线最高峰值,曲线最高点表示误差波动的最大值。

图6为节点电压相位绝对误差对比图。

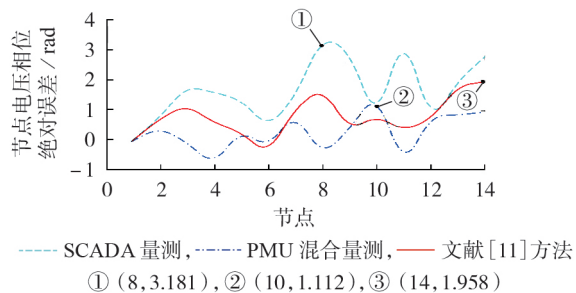


图6 节点电压相位绝对误差对比

Fig.6 Absolute error comparison of node voltage phase

由图6可知:本文所提的PMU混合量测系统估计的电压相位绝对误差在除节点6、10外的其余节点均为最小,波动范围在 $[-1, 1.5]$ rad之间;SCADA量测系统估计得到的电压相位绝对误差较大,且波动范围较大;文献[11]方法在节点6、9、10处估计值绝对误差较小,但在其余节点误差较大,误差曲线波动也较大,在节点14处误差达到1.958 rad。

本文所使用的误差评价指标计算结果如表1所示(表中平均误差、最大误差均为标么值,后同)。

表1 仿真结果误差评价

Table 1 Error evaluation of simulative results

方法	电压幅值相对误差		电压相位绝对误差	
	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差
SCADA量测	0.000089	0.000179	0.000078	0.000179
文献[11]方法	0.000064	0.000110	0.000068	0.000110
PMU混合量测	0.000058	0.000108	0.000051	0.000117

由表1可知,本文方法的电压相位最大误差稍

大于文献[11]方法,其余各项计算的误差值均为最小。结果证明了PMU混合量测系统的估计精度总体上优于另外2种方法。这是因为本文在状态估计器输入前端用虚拟PMU量测模型大量高精度冗余数据,从根本上保证了伪量测数据的精度,同时改进后的抗差M估计算法抗差性能表现较好。

本文在求解过程中分别对2个算例的迭代次数和估计耗时进行了统计,并考虑不同PMU配置情景对所提模型和改进算法性能的影响。本文所提方法在120次仿真试验中迭代次数基本保持不变,均为4次左右,平均耗时为6.57 ms。IEEE 14节点系统中PMU配置情况采用0-1整数规划算法,在满足全局可观测性条件下多次运行选取3种配置方案进行分析,评价结果如表2所示。

表2 IEEE 14节点系统下PMU配置对混合状态估计算法性能评价

Table 2 Performance evaluation of PMU configuration on hybrid state estimation algorithm in IEEE 14-bus system

PMU配置节点	估计耗时/ms	电压幅值相对误差		电压相位绝对误差	
		平均误差	最大误差	平均误差	最大误差
2, 8, 13	6.33	0.000063	0.000110	0.000057	0.000115
3, 5, 9	5.94	0.000051	0.000109	0.000062	0.000132
2, 8, 4	5.79	0.000065	0.000141	0.000053	0.000127

由表2可知,估计耗时均能满足智能配电网智能态势感知的快速响应特性要求。在估计精度方面,3种情景下平均误差都较为接近,尽管最大误差有所不同,但均在精度允许范围之内。这说明了在拓扑结构较为简单的网络中,PMU配置节点的不同对混合状态估计算法的性能影响较小。

3.2 改进IEEE 33节点系统算例分析

为了验证本文所提模型和改进算法在拓扑结构较为复杂的网络中的性能表现。对IEEE 33节点系统算例进行仿真分析并采用文献[21]的分区优化结果。具体的仿真设置和结果分析见附录D。仿真结果表明,每个分区作为一个小系统均适用本文所提方法,在精度方面随着网络结构复杂性的提高和PMU配置数量及位置的改变,估计精度总体上略微下降,但均在精度允许范围之内。在复杂网络中估计耗时虽有小幅度增长,但是均能满足配电网态势感知的快速响应特性要求。

4 结论

针对电网对主动配电网智能态势感知和实时监控的需求,本文基于配电网量测特点在大量DG接入后将同步相量量测和传统量测相融合的混合量测系统背景下,提出一种利用PMU准实时数据对主动配电网进行抗差估计的方法。以抗差性、估计精度

和计算速率为目标,通过对改进IEEE 14和IEEE 33节点系统算例的仿真与分析得出如下结论。

(1)本文通过虚拟PMU模型对PMU量测装置的观测范围进行扩展,从始端保证了配电网伪量测数据的精度,从而直接提高了状态估计的精度。

(2)考虑网络参数和不同量测设备的不确定度,对抗差M估计算法进行改进,仿真条件更加接近工程实际。结果表明所提方法估计精度较高、计算可靠收敛且耗时较少,能满足快速响应的要求。

(3)本文所提状态估计方法能适应不同类型DG接入配电网时的情况,也适用于大数据背景下的多种混合量测系统状态估计。

后续将进一步研究大规模DG接入配电网、电动汽车充/放电随机性以及DG出力间歇性等情景,选取或建立更为接近实际的模型,从而对本文模型进行补充完善。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 赵俊博,张葛祥,黄彦全. 含新能源电力系统状态估计研究现状和展望[J]. 电力自动化设备,2014,34(5):7-20,34.
ZHAO Junbo,ZHANG Gexiang,HUANG Yanqian. Status and prospect of state estimation for power system containing renewable energy[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(5):7-20,34.
- [2] 陈醒,卫志农,沈海平,等. 基于双解耦的配电网三相不平衡快速潮流算法[J]. 电力自动化设备,2017,37(10):63-70.
CHEN Xing,WEI Zhinong,SHEN Haiping,et al. Three-phase unbalanced fast power flow calculation algorithm based on double decoupling for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(10):63-70.
- [3] 周佳伟,卫志农,孙国强,等. 基于复数域标幺化的配电网三相不对称快速分解状态估计算法[J]. 电力自动化设备,2017,37(3):13-18,25.
ZHOU Jiawei,WEI Zhinong,SUN Guoqiang,et al. Fast decoupled state-estimation algorithm based on complex normalization for three-phase asymmetrical distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(3):13-18,25.
- [4] 王红,张文,刘玉田. 考虑分布式电源出力不确定性的主动配电网量测配置[J]. 电力系统自动化,2016,40(12):9-14,74.
WANG Hong,ZHANG Wen,LIU Yutian. Measurement placement in active distribution networks considering output uncertainty of distributed generators[J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(12):9-14,74.
- [5] 李钦,项凤雏,颜伟,等. 基于SCADA及PMU多时段量测信息的独立线路参数估计方法[J]. 电网技术,2011,35(2):105-109.
LI Qin,XIANG Fengchu,YAN Wei,et al. An approach to estimate parameters of single transmission line based on multi-interval information measured by SCADA and phasor measurement units[J]. Power System Technology,2011,35(2):105-109.
- [6] 钱婧,孙国强,徐伟,等. 改进的基于复数域标幺化的快速解耦状态估计算法[J]. 电力自动化设备,2019,39(6):153-158.
QIAN Jing,SUN Guoqiang,XU Wei,et al. Improved fast decoupled state estimation algorithm based on complex normalization[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(6):153-158.
- [7] 李建,王心丰,段刚,等. 基于等效功率变换的配电网状态估计算法[J]. 电力系统自动化,2003,27(10):39-44.
LI Jian,WANG Xinfeng,DUAN Gang,et al. A state estimation method for distribution systems based on equivalent power transformation[J]. Automation of Electric Power Systems,2003,27(10):39-44.
- [8] 黄伟,庞琳,曹彬,等. 基于分区分解耦的配电网状态估计的分布式并行计算[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(15):45-51.
HUANG Wei,PANG Lin,CAO Bin,et al. Parallel and distributed computing for an area-decoupled state estimation method for distribution systems[J]. Power System Protection and Control,2014,42(15):45-51.
- [9] 颜伟,段磊,杨焕燕,等. 基于智能电表量测的三相四线制配电网抗差估计[J]. 中国电机工程学报,2015,35(1):60-67.
YAN Wei,DUAN Lei,YANG Huanyan,et al. Robust state estimation for three-phase four-wire distribution system using smart meters measurement data[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(1):60-67.
- [10] 王少芳,刘广一,黄仁乐,等. 多采样周期混合量测环境下的主动配电网状态估计方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(19):30-36.
WANG Shaofang,LIU Guangyi,HUANG Renle,et al. State estimation method for active distribution networks under environment of hybrid measurements with multiple sampling periods[J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(19):30-36.
- [11] 朱鹏程,柳劲松,范士雄,等. 考虑混合量测的配电网二次约束二次估计方法[J]. 电网技术,2019,43(3):841-847.
ZHU Pengcheng,LIU Jinsong,FAN Shixiong,et al. A quadratic constraint quadratic estimation method based on hybrid measurements for distribution networks[J]. Power System Technology,2019,43(3):841-847.
- [12] 王澍,严正,孔祥瑞,等. 主动配电网多目标PMU最优配置[J]. 电网技术,2019,43(3):833-840.
WANG Shu,YAN Zheng,KONG Xiangrui,et al. Multi-objective optimal placement of PMU in active distribution network[J]. Power System Technology,2019,43(3):833-840.
- [13] 孔祥瑞,王玉婷,袁泉泉,等. 基于定制遗传算法考虑配电网多种拓扑可观性的PMU优化配置[J]. 电力自动化设备,2020,40(1):66-72.
KONG Xiangyu,WANG Yuting,YUAN Xiaoxiao,et al. Optimal configuration of PMU based on customized genetic algorithm and considering observability of multiple topologies of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(1):66-72.
- [14] 王印峰,陆超,李依泽,等. 一种配电网高精度快响应同步相量算法及其实现[J]. 电网技术,2019,43(3):753-760.
WANG Yinfeng,LU Chao,LI Yize,et al. A high-accuracy and fast-response synchrophasor algorithm and its implementation for distribution network[J]. Power System Technology,2019,43(3):753-760.
- [15] 邢光正,汪美平,黄松岭,等. 基于最优滤波算法的配电网PMU及其性能测试[J]. 电网技术,2019,43(3):769-776.
XING Guangzheng,WANG Fuping,HUANG Songling,et al. Distribution level PMU equipped with optimal filtering algorithm and its performance evaluation[J]. Power System Technology,2019,43(3):769-776.
- [16] 郭伟,单渊达. M估计方法及其在电力系统状态估计中的应用[J]. 中国电机工程学报,2000,20(9):26-31.
GUO Wei,SHAN Yuanda. M-estimation and its application in power system state estimation[J]. Proceedings of the CSEE,2000,20(9):26-31.

- [17] IEEE. IEEE standard for synchrophasor measurements for power systems-amendment 1: modification of selected performance requirements:IEEE std C37.118.1a-2014[S]. New York, USA:IEEE,2014.
- [18] KARAKI S, CHEDID R, RAMADAN R. Probabilistic performance assessment of autonomous solar-wind energy conversion systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,1999,14(3):766-772.
- [19] ABOUZAHR I, RAMAKUMAR R. An approach to assess the performance of utility-interactive wind electric conversion systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,1991,6(4):627-638.
- [20] 李鹏,宿洪智,王成山,等. 基于PMU量测的智能配电网电压-功率灵敏度鲁棒估计方法[J]. 电网技术,2018,42(10):3258-3267.
LI Peng, SU Hongzhi, WANG Chengshan, et al. Robust estimation method of voltage to power sensitivity for smart distribution networks based on PMU measurements[J]. Power System Technology,2018,42(10):3258-3267.
- [21] 孟庭如,邹贵彬,许春华,等. 一种分区协调控制的有源配电网调压方法[J]. 中国电机工程学报,2017,37(10):2852-2860.
MENG Tingru, ZOU Guibin, XU Chunhua, et al. A voltage regulation method based on district-dividing coordinated control for active distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2017,37(10):2852-2860.

作者简介:



徐艳春

徐艳春(1973—),女,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,主要研究方向为主动配电网电能质量检测(E-mail:xyc7309@163.com);

刘晓明(1996—),男,山西忻州人,硕士研究生,主要研究方向为主动配电网状态估计(E-mail:qttt54@126.com)。

(编辑 王锦秀)

Influence of PMU quasi-real-time data on robust estimation of active distribution network

XU Yanchun¹, LIU Xiaoming¹, LI Zhenhua¹, LU M²

(1. Hubei Key Laboratory of Cascaded Hydropower Stations Operation & Control, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. College of Electrical and Computer Engineering, College Station, Texas A&M University, Texas 77843-3128, USA)

Abstract: PMU (Phasor Measurement Unit) cannot be allocated in distribution network on a large scale because of the cost problem, and there exist factors of objective communication delay and bandwidth limit and so on when different devices transmit data to the master station, so there exists bad data at the input terminal of state estimator. A robust estimation method of active distribution network is proposed based on synchronous phasor measurement, and the virtual PMU measurement model is proposed to supply massive redundant data with high precision. The mixed measurement system composed of SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) measurement system, PMU measurement and virtual PMU measurement is taken as the input terminal of state estimation. The uncertainty of network and measured data is considered to improve the robust M-estimation algorithm, which avoids the residual judgment and iteration process of deleting bad data in the traditional weighted least squares estimation, reduces estimation time and improves the reliability of state estimation and robust performance. The simulative analysis of IEEE 14- and 33-bus distribution network examples verifies the effectiveness and universality of the proposed method.

Key words: phasor measurement unit; virtual PMU measurement; improved robust M-estimation; measurement uncertainty; active distribution network

附录 A:

虚拟 PMU 量测模型数学推算过程:

$$\mathbf{I}_{ij} = (\mathbf{Y}_{i0} + \mathbf{Y}_{ij})\mathbf{V}_i - \mathbf{Y}_{ij}\mathbf{V}_j \quad (\text{A1})$$

其中, $\mathbf{I}_{ij}$ 为支路电流相量; $\mathbf{V}_i$ 和 $\mathbf{V}_j$ 为母线节点的电压相量; $\mathbf{Y}_{ij}$ 为节点 i 和 j 之间的导纳; $\mathbf{Y}_{i0}$ 为节点 i 对地导纳。

相关节点的电压相量测量为:

$$\mathbf{V}_j = \frac{\mathbf{I}_{ij} - (\mathbf{Y}_{i0} + \mathbf{Y}_{ij})\mathbf{V}_i}{-\mathbf{Y}_{ij}} = \frac{\mathbf{I}_{ij} - \mathbf{Y}_i\mathbf{V}_i}{\mathbf{Y}_j} \quad (\text{A2})$$

变换后 $\mathbf{V}_j$ 的幅值和相位角误差根据误差传递原理获得, 为了方便, 在直角坐标系下进行计算, 设:

$$\mathbf{V}_j = V_j \angle \theta_{vj} = v_{jR} + jv_{jI} \quad (\text{A3})$$

则可得:

$$\begin{cases} V_j = \sqrt{v_{jR}^2 + v_{jI}^2} \\ \theta_{vj} = \arctan \frac{v_{jI}}{v_{jR}} \end{cases} \quad (\text{A4})$$

其中, 下标 R、I 分别表示实部和虚部。 $\mathbf{V}_j$ 的幅值和相位角误差方差为:

$$R_{v_j} = \left(\frac{\partial V_j}{\partial V_i} \right)^2 \sigma_{v_i}^2 + \left(\frac{\partial V_j}{\partial \theta_{vi}} \right)^2 \sigma_{\theta_{vi}}^2 + \left(\frac{\partial V_j}{\partial I_i} \right)^2 \sigma_{I_i}^2 + \left(\frac{\partial V_j}{\partial \theta_{ii}} \right)^2 \sigma_{\theta_{ii}}^2 \quad (\text{A5})$$

$$R_{\theta_{vj}} = \left(\frac{\partial \theta_{vj}}{\partial V_i} \right)^2 \sigma_{v_i}^2 + \left(\frac{\partial \theta_{vj}}{\partial \theta_{vi}} \right)^2 \sigma_{\theta_{vi}}^2 + \left(\frac{\partial \theta_{vj}}{\partial I_i} \right)^2 \sigma_{I_i}^2 + \left(\frac{\partial \theta_{vj}}{\partial \theta_{ii}} \right)^2 \sigma_{\theta_{ii}}^2 \quad (\text{A6})$$

其中, v_j 为节点 j 的电压幅值; θ_{vi} 为节点 i 处电压相位; I_i 为节点 i 处电流幅值; θ_{ii} 为节点 i 的电流相位;

$\sigma_{v_i}^2$ 、 $\sigma_{\theta_{vi}}^2$ 、 $\sigma_{I_i}^2$ 和 $\sigma_{\theta_{ii}}^2$ 分别为对应电压幅值、电压相位、电流幅值和电流相位的方差。误差传递系数采用偏微分计算原则。

误差评价指标公式如下:

$$S_1 = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\hat{x}_k - x_k| \right) \quad (\text{A7})$$

$$S_2 = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M \max_{k=1,2,\dots,N} |\hat{x}_k - x_k| \quad (\text{A8})$$

其中, M 为仿真次数; $\hat{x}_k$ 和 x_k 分别为第 k 次的状态估计值和潮流真值。

附录 B:

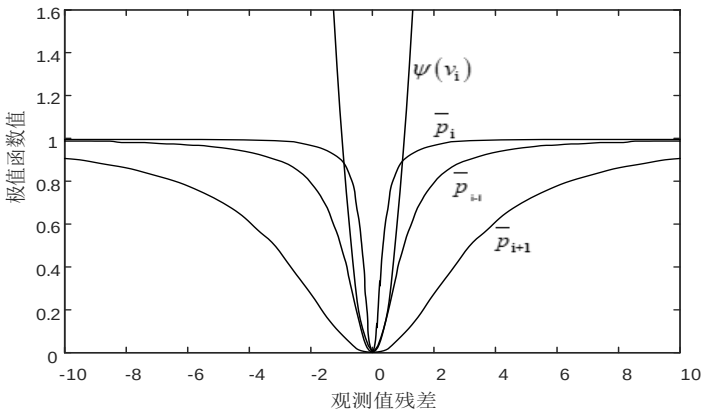


图 B1 权函数平差原理图

Fig.B1 Principle diagram of weight function adjustment

注: $\bar{p}_i$ 、 $\bar{p}_{i+1}$ 、 $\bar{p}_{i+1}$ 分别为权函数赋予不同的等价权, $\psi(V_i)$ 为先验权下的极值函数, 通过等价权函数 $\bar{p}_i = p_i \omega_i$ 在迭代过程中赋权, 其中 ω_i 为控制函数趋于平稳的变量, 降低了偏差较大的量测点对估计值的影响, 使得极值函数逐渐趋于平稳.

附录 C:

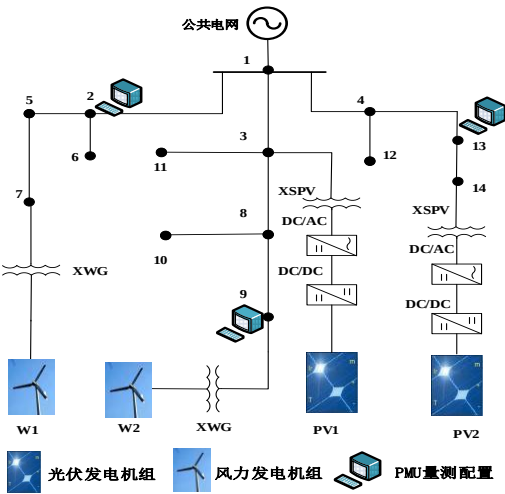


图 C1 改进 IEEE 14 节点配电网拓扑图

Fig.C1 Topological diagram of improved IEEE 14-bus distribution network

表 C1 风电机组参数设置

Table C1 Parameters setting of wind turbine

风电 机组	P_r/kW	$v_{in}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_r/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{out}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	K	C
W_1	500	3.5	14.5	20	3	7.5
W_2	600	3.0	13.0	19	2	6

注: P_r 为风电机组的额定功率; P_w 为有功功率; v_{in} 、 v_r 、 v_{out} 分别为切入、额定、切除风速; K 、 C 表征风速的分布特征和平均速度, 设定风机恒功率因数运行。

表 C2 光伏电池参数设置

Table C2 Parameters setting of photovoltaic cell

光伏 电池	A/m^2	$\eta/\%$	$r_{\max}/(W/m^2)$	α	β
PV ₁	6500	15	1200	0.4	8.7
PV ₂	6000	13	1100	0.5	9.3

注：A 为光伏阵列面积； η 为光伏电池光电转化效率； r 为光照强度， α 、 β 为 Beta 分布的形状参数。设定光伏电池组恒功率因数运行，并对配电网只提供有功功率，功率因数设定为 1。

表 C3 状态估计仿真结果对比

Table C3 Simulative results comparison of state estimation

类型	潮流真值		传统量测估计值		PMU 混合量测估计值	
节点	电压	相位	电压	相位	电压	相位
1	1.060	0	1.036	0	1.058	0
2	1.045	0.316	1.019	0.307	1.043	0.326
3	1.010	0.819	0.981	0.794	1.005	0.809
4	1.015	0.648	0.988	0.638	1.009	0.646
5	1.018	0.553	0.971	0.545	1.012	0.549
6	1.020	0.902	1.038	0.787	1.070	0.841
7	1.051	0.814	1.037	0.768	1.046	0.828
8	1.082	0.814	1.048	0.881	1.080	0.832
9	1.035	0.521	0.996	0.945	1.031	0.850
10	1.033	0.334	1.016	0.824	1.029	0.507
11	1.049	0.820	1.013	0.980	1.046	0.893
12	1.053	0.551	1.030	0.839	1.053	0.631
13	1.047	0.637	0.994	0.820	1.047	0.629
14	1.023	0.983	0.989	1.004	1.020	0.975

注：表中数据均为标幺值。

附录 D:

通过优化分区的方式，可使一个节点数较多的大系统转化为若干个小系统。扩展分区增加了相邻区域边界节点的状态量，同时边界节点的状态量的估计值可作为本区域的伪量测信息，因而针对边界节点的冗余度至少为 1。根据分区结果进行 PMU 量测配置的方式，可以在边界联络线未配置 PMU 量测时保证各个子区域的可观测性。PMU 量测配置和分布式电源接入情况在图 D1 中进行标注。

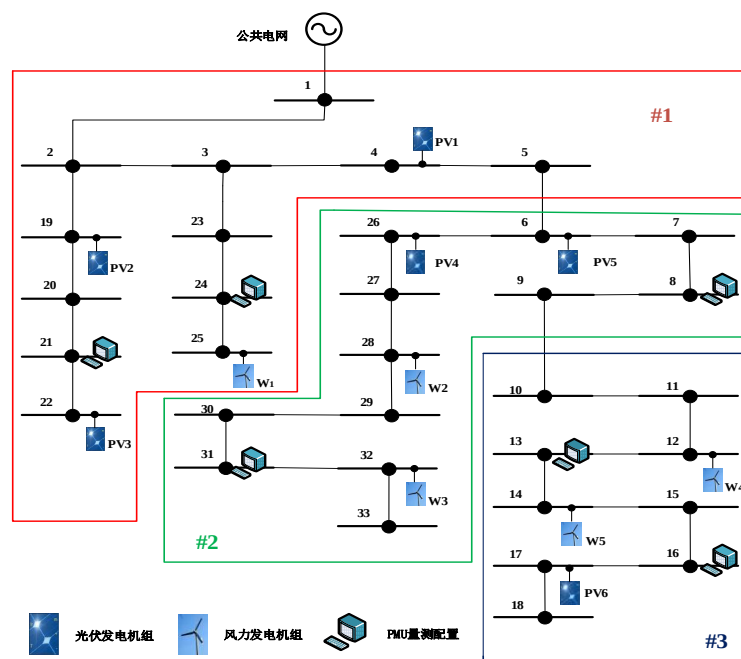
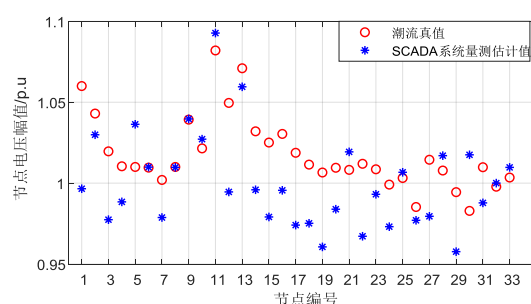


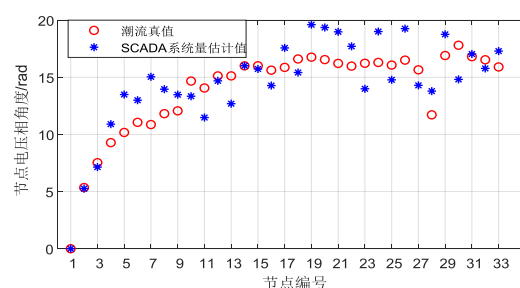
图 D1 改进 IEEE 33 节点配电网分区示意图

Fig.D1 Schematic diagram of partitioning for improved IEEE 33-bus distribution network

图 D2 为改进的 IEEE 33 节点测试系统在 SCADA 量测系统下进行状态估计仿真得到的电压幅值分布图和电压相位角分布图。



(a) 量测电压幅值

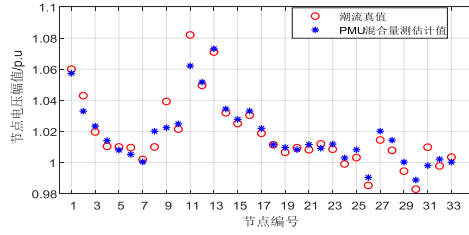


(b) 量测电压相角

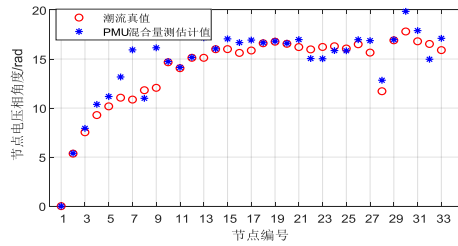
图 D2 SCADA 系统量测电压幅值和相角分布

Fig.D2 Distribution of measured voltage amplitude and phase angle by SCADA system

图 D3 为改进的 IEEE 33 节点测试系统在含 PMU 混合量测估计模型下进行状态估计得到的电压幅值分布图和电压相位角分布图。



(a) 量测电压幅值



(b) 量测电压相角

图 D3 PMU 混合量测电压幅值和相角分布

Fig.D3 Distribution of mixed measured voltage amplitude and phase angle by PMU

通过对比可知，采用 SCADA 系统量测进行状态估计，其估计值和潮流真值离散程度较大，尽管采用改进后的抗差算法也难以抑制输入数据精度对结果造成的干扰。PMU 混合量测系统状态估计结果和潮流真值走势相同，且较为平稳，估计值和潮流真值的离散程度均较小。证明了虚拟 PMU 模型改善了伪量测精度，从而直接提高了输入数据精度和量测冗余度，保证了网络的可观测性，并有效改善了状态估计的精度。

对改进的 IEEE 33 节点系统算例同样设置仿真次数为 120 次。统计得状态估计平均耗时为 16.37 ms，平均迭代次数为 12 次。估计精度方面，电压幅值平均误差为 0.000061%，电压相位角平均误差为 0.000059%。由于系统节点数增多，处理数据量增大，其迭代次数和平均耗时都有不同程度的增加，但相比传统状态估计方式精度改善较为明显，本文方法更能满足配电网智能态势感知的快速响应特性。

表 D1 为 IEEE 33 节点系统中 PMU 混合状态估计算法性能评价，其中 PMU 配置情景采用文献[11]中所进行对比的配置方案进行仿真分析。

表 D1 IEEE 33 节点系统中 PMU 配置对混合状态估计算法的性能评价

Table D1 Performance evaluation of PMU configuration on hybrid state estimation algorithm in IEEE 33-bus system

PMU 配置 场景	PMU 配置节点	估计耗时/ms	电压幅值相对误差		电压相位绝对误差	
			平均误差	最大误差	平均误差	最大误差
1	8, 13, 16, 21, 24, 31	16.53	0.000 063	0.000 168	0.000 073	0.000 129
2	7, 8, 24, 25, 30, 32	15.97	0.000 071	0.000 159	0.000 068	0.000 141
3	17, 18, 22, 25, 31	16.39	0.000 083	0.000 191	0.000 089	0.000 213

注：平均误差和最大误差均为标么值。

由表 D1 可知，3 种场景下 PMU 配置数量并不完全相同，场景 3 电压幅值和相角估计值平均误差和最大误差均为 3 种场景中最大，这是由于 PMU 配置数量少于其余场景，所提供的高精度量测数据不足和补充的伪量测数据精度较低。同时可以看出，前 2 个场景电压幅

值和相角估计值误差较为接近。通过对比可以说明,随着网络拓扑结构复杂性的提高和 PMU 安装位置以及数量改变,虽然估计精度总体上略微下降,但在精度允许范围之内,证明了本文所提模型和改进算法的有效性。