

# 基于AMI全量测点分区的配电网动态状态估计方法

王云静<sup>1</sup>, 邢奥岚<sup>1</sup>, 曲正伟<sup>1</sup>, 辛松林<sup>1</sup>, 郭 垚<sup>2</sup>

(1. 燕山大学 电力电子节能与传动控制河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;

2. 北京首钢股份有限公司, 北京 100041)

**摘要:**针对传统配电网三相不平衡动态状态估计存在计算速度较慢且估计精度较低的问题,提出了一种基于高级量测体系(AMI)全量测点分区的配电网的动态状态估计方法。以AMI全量测点作为配电网分区节点,提出综合3个指标的分目标函数对配电网进行分区,可对子区域进行完全解耦,缩小系统规模;并通过所提数据融合框架进行多尺度量测数据的融合,以远程终端单元量测周期为基准,融合量测周期较长的AMI量测数据,对非AMI量测时刻的系统状态进行跟随。提出一种基于子区域数据融合方法的高精度集合卡尔曼滤波算法,采用协方差膨胀法改进滤波发散的问题。算例仿真结果表明所提方法有效地提高了配电网动态状态估计的计算速度和估计精度。

**关键词:**配电网;高级量测体系;数据融合;动态状态估计;集合卡尔曼滤波;量测点分区

**中图分类号:**TM73

**文献标志码:**A

**DOI:**10.16081/j.epae.202204049

## 0 引言

配电网状态估计是配电管理系统(distribution management system, DMS)的一个重要部分,能为智能配电网的态势感知、运行和风险分析等功能提供准确的基础数据。近年来,随着规模集成的分布式发电和灵活多变的负荷接入电网,电力系统的规模扩大,节点数量剧增,使得三相不平衡问题愈加突出。此外,异构的量测设备采样周期不同等原因导致无法直接充分利用量测数据,使其计算精度降低<sup>[1-2]</sup>。传统的集中式状态估计方法无法满足智能配电网的实时监控需求。

20世纪90年代以来,众多学者对配电网分区状态估计<sup>[3-4]</sup>进行了大量的研究:文献[5]提出了一种基于加权最小二乘法(weight least squares, WLS)融合的分布式配电网状态估计,在子区域状态估计后利用WLS融合技术进行子区域内部的状态估计修正;文献[6]提出了一种基于高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)异步量测可信度分析和建模的配电网在线状态估计方法,根据历史量测数据和日负荷量测曲线进行数据融合,在融合数据的基础上进行配电网在线状态估计;文献[7]提出了一种基于支路电流的并行式子区域状态估计,利用AMI全量测节点为边界对配电网进行解耦分区,但未考虑多种量测设备采样周期不同的问题;文献[8]提出了一种利用各区域估计器提供的量测

数据进行本地状态估计的方法,以此获取全局信息进行系统级状态估计,极大地提高了结构复杂且量测数据体量更大的电网状态估计的计算效率;文献[9]提出了一种基于同步相量量测的主动配电网抗差估计方法,利用虚拟相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)量测提高数据的冗余度,并考虑网络和量测数据的不确定度,从而降低估计耗时,提高状态估计的抗差性;文献[10]指出当AMI量测周期内配电网的运行状态未发生较大的突变时,在没有AMI量测数据的情况下以历史值作为伪量测,可明显提高系统的冗余度,但未考虑运行状态发生较大变化时AMI伪量测量精度变低的问题。

动态状态估计基于当前时刻的量测数据对该时刻的状态进行估计,同时得到下一个时刻的预测值,具有较好的实际利用价值。动态状态估计算法包括扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)<sup>[11-12]</sup>、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)<sup>[13]</sup>等。文献[14]提出了一种改进鲁棒UKF算法,通过修改Sigma采样公式中的比例修正因子来修正系统量测设备的噪声分布,保证系统在有、无不良数据的情况下均有较好的估计效果;文献[15]提出了一种基于集合卡尔曼滤波(ensemble Kalman filtering, EnKF)的配电网过去感知状态估计方法,基于历史数据采用基于卡尔曼滤波的时间差分方法来消除伪量测的时间相关误差,得到了较好的预测结果;文献[16]提出了一种考虑天然气管道动态特性的基于卡尔曼滤波的动态状态估计方法,有效地解决了因电力和燃气系统之间的相互依存度增加而要求更高精度运行数据的问题。当前智能电网的实时监控需求对算法精度、计算速度提出了更高的标准,亟需研究和论证。

收稿日期:2021-10-05;修回日期:2022-03-02

在线出版日期:2022-04-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51807172)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51807172)

针对现有方法存在的不足,本文在对配电网按AMI全量测点进行分区后,提出了一种数据融合框架,解决了多尺度量测数据的融合问题,并采用基于EnKF的动态状态估计方法对各子区域进行独立动态状态估计,完成配电网分区动态状态估计。

## 1 基于AMI全量测点分区的分区模型

### 1.1 目标函数

配电网分区是在满足一定的约束条件下,为了达到状态估计用时较短且保证各子区域之间的估计精度均衡的目的,对配电网基于AMI全量测节点进行合理的分区。分区模型的3个指标具体如下。

1)分区的电气联系紧密性指标。

分区后应该满足各子区域之间具有弱耦合联系,各子区域内部应该保持较强的联系。

潮流计算采用牛顿-拉夫逊法,迭代计算的修正方程式如下:

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \partial P / \partial \theta & \partial P / \partial U \\ \partial Q / \partial \theta & \partial Q / \partial U \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ J & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta U \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $P$ 、 $Q$ 分别为节点注入有功、无功功率矩阵, $\Delta P$ 、 $\Delta Q$ 分别为其不平衡量; $H$ 、 $N$ 、 $J$ 、 $L$ 分别为雅可比矩阵的子矩阵,为节点注入功率与其他节点电压 $U$ 或相角 $\theta$ 的偏导数,且只有电压和相角是变量,其余参数为常量; $\Delta U$ 、 $\Delta \theta$ 分别为节点电压、相角的变化量。

由式(1)可以得到:

$$\Delta Q = JH^{-1}\Delta P + (L - JH^{-1}N)\Delta U \quad (2)$$

系统中物理量发生微小的变化会导致输出变量也发生变化,可根据这种变化关系构造不同类型的灵敏度指标。例如,在配电系统中,调整无功功率可以对系统的节点电压进行控制。当某节点电压增加 $\Delta U$ 时,会对其他节点处无功功率造成 $\Delta Q$ 的变化量,基于此可形成灵敏度矩阵。本文用灵敏度定义电气距离,灵敏度矩阵的计算公式为:

$$(S_{vq})_{ij} = \frac{\partial \Delta U_i}{\partial \Delta Q_j} \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中: $\Delta U_i$ 为节点 $i$ 的电压变化量; $\Delta Q_j$ 为节点 $j$ 的无功功率变化量; $N$ 为系统的节点数量; $(S_{vq})_{ij}$ 为节点 $i$ 电压变化量对节点 $j$ 无功功率变化量的灵敏度矩阵,且节点 $j$ 无功功率变化量对节点 $i$ 电压变化量的灵敏度矩阵 $(S_{qv})_{ji} = ((S_{vq})_{ij})^{-1}$ 。对电气距离矩阵进行如下对称处理:

$$M_{ij} = M_{ji} = ((S_{vq})_{ij} + (S_{qv})_{ji})/2 \quad (4)$$

式中: $M_{ij}$ 、 $M_{ji}$ 为节点 $i$ 和节点 $j$ 之间的电气距离矩阵。用电气距离来表征电网电气联系的紧密性,电

气距离越小,则电气联系越紧密。

电网分区的一个目标就是将电气联系紧密的节点尽量划分到同一个子区域,这样子区域内的各节点间会保持较强的联系,便于进行电压或无功功率调控。尽量将电气耦合性弱的节点作为分区边界,使区域之间保持弱耦合关系,以减少区域间电压和无功功率控制的相互影响。故定义配电网分区的电气联系紧密性指标 $f_1$ 为:

$$\min f_1 = \sum_{i=1}^{N_a} M_i^2 \quad (5)$$

式中: $M_i$ 为子区域 $i$ 的电气联系紧密性; $N_a$ 为分区数量。

2)分区的规模均衡指标。

对配电网解耦分区后的各个子区域进行独立状态估计时,耗时最长的子区域决定着分区估计算法的计算时间。可见,对配电网进行规模均衡的分区尤为重要,若分区不均衡,则会降低估计效率。

定义分区的规模均衡指标 $f_2$ 为:

$$\min f_2 = \frac{\max \{n_1, n_2, \dots, n_{N_a}\}}{\min \{n_1, n_2, \dots, n_{N_a}\}} \quad (6)$$

式中: $n_i (i=1, 2, \dots, N_a)$ 为子区域 $i$ 中的节点数量。指标 $f_2$ 的值接近1,表明分区后子区域的规模大致相等,整体的状态估计运行效率也会较高。

3)分区的量测冗余度均衡指标。

量测冗余度是指系统中量测量的数量与状态量的数量之比,表示系统中量测设备的富集程度。冗余度的大小在很大程度上可以决定状态估计的精准与否,因此为了使状态估计算法达到一定的精度要求,需要适当增加量测冗余度。

为了使得各子区域状态估计算法的准确度达到相近的效果,定义分区的量测冗余度均衡指标 $f_3$ 如下:

$$\min f_3 = \frac{\max \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_{N_a}\}}{\min \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_{N_a}\}} \quad (7)$$

式中: $\varepsilon_i (i=1, 2, \dots, N_a)$ 为子区域 $i$ 的量测冗余度。若 $f_3=1$ ,表明各个子区域内的量测设备配置均衡,则各子区域状态估计算法的准确度接近。

### 1.2 约束条件

电力系统能被表征的必要条件是必须具有可观性,因此子区域必须满足式(8)所示最基本的可观性条件。

$$\sum_{i=1}^{N_a} \gamma_i = 0 \quad (8)$$

式中: $\gamma_i$ 为子区域 $i$ 的可观性,其值为0表示系统可观,其值不为0表示系统不可观。

分区数量过多或过少都会影响分区后各子区域的可观性,还可能导致部分子区域的状态估计算法

无法收敛,状态估计结果的精度变差。因此,本文考虑分区数量 $N_a$ 满足如下约束:

$$\max \{N_{\min}, N_F - 2\} \leq N_a \leq \min \{N_{\max}, N_F\} \quad (9)$$

式中: $N_{\min}$ 为配电系统分区数量的最小值,系统最少可有1个分区边界点,即 $N_{\min}$ 取值为2; $N_{\max}$ 为配电系统分区数量的最大值,由于本文根据AMI进行分区,因此 $N_{\max}$ 的取值为AMI节点数量加1; $N_F$ 为理想情况下的最大分区数量,根据专家经验取值为 $\sqrt[3]{N}$ 。

综上,配电网分区的目标函数为:

$$\begin{cases} \min F = \omega_1 f'_1 + \omega_2 f'_2 + \omega_3 f'_3 \\ \text{s.t. } \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \sum_{i=1}^{N_a} \gamma_i = 0 \\ \max \{N_{\min}, N_F - 2\} \leq N_a \leq \min \{N_{\max}, N_F\} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $f'_1, f'_2, f'_3$ 为经过标准化处理后的分区指标; $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为采用层次分析法确定的各分区指标的权重。

### 1.3 求解步骤

本文以AMI全量测点作为分区边界点,根据分区数量得到多种分区方案,比较各分区方案的目标函数值,取其中目标函数值最小的分区方案作为最优方案。采用遗传算法对目标函数进行求解,具体步骤如下。

步骤1:读取配电网的拓扑结构和量测配置情况,计算网络的电气距离矩阵。

步骤2:建立基于AMI全量测点分区的分区模型。

步骤3:设置初始分区数量 $N_a$ ,取满足不等式约束中的最小值。

步骤4:根据分区数量 $N_a$ 对个体的遗传基因进行编码,分区数量决定了断开网络中联络线支路变量的个数,以此来设置无符号二进制编码串的长度。

步骤5:产生初始种群。利用随机函数生成1个个体都处于可行解集中的种群。

步骤6:计算每个个体的适应度函数值。

步骤7:进行选择、交叉和变异,形成繁衍后的新子代。

步骤8:判断是否满足终止条件。根据步骤6中计算的个体适应度值,判断是否达到期望的收敛值或设定的最大迭代次数(本文设定最大迭代次数为100),若是,则输出分区数量和目标函数值,并转步骤9;若否,则转步骤6。

步骤9:判断分区数量 $N_a$ 是否满足式(9)所示不等式约束条件,若满足,则 $N_a = N_a + 1$ ,转步骤4;若不满足,则转步骤10。

步骤10:选取目标函数值最小的最优解作为符合要求的最优分区方案。

## 2 多时间尺度量测数据的总体融合框架

### 2.1 智能配电网的量测设备

1) 远程终端单元(remote terminal unit, RTU)量测。

RTU是一种监视和量测工程系统数据的传感器,可以实现对工程系统运行状态的感知。在配电网的数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统中,RTU是基本的量测设备,在根节点、树枝馈线和部分重要支路上均会配置该量测设备,同时在一些重要的负载节点也会配置该量测设备,其量测周期一般为2 s。

2) PMU量测。

PMU利用全球定位系统(global positioning system, GPS)对所有量测设备进行统一授时,使得量测数据有一致的时标。近年来,随着智能配电网的不断发展,在配电网中配置的PMU可以实时准确地测量节点的电压幅值和相角,为状态估计提供更为精确的数据源。PMU的量测周期一般为40 ms。

3) AMI量测。

AMI是一套先进的智能配电网设施,不仅能提供现有的RTU量测数据,还能对用户的实时用电信息进行测量、采集、传输、分析等,用于测量电压幅值、用户负荷、支路电流幅值、支路有功功率等具有时标的量测信息,且通常安装在用户侧。我国的AMI数据的采样周期一般为15 min或30 min。

### 2.2 总体融合框架

AMI、PMU等量测设备的出现使得配电网形成了新的混合量测体系。各部门对配电网的实际调控需求不同,在线估计的周期也不尽相同,一般在10~60 min之间,因此可以采用AMI量测参与状态估计计算。而动态状态估计则要进行高频率的状态估计,在毫秒或秒级别上,AMI量测与配电网数据采集及监视控制(distribution network supervisory control and data acquisition, DSCADA)系统、PMU量测的频率数量级差别较大,在进行状态估计时存在数据融合问题。

本文采用一种有静态状态估计配合的配电网动态状态估计架构,对配电系统以AMI全量测点进行分区后,系统各子区域完全解耦,独立运行状态估计算法<sup>[17]</sup>。DSCADA系统和PMU数据的采样周期差别较小,因此这2种数据以DSCADA系统的采样周期为准,并在其他时刻舍弃PMU数据,主要进行AMI数据与剩余数据的融合工作。数据融合框架见附录A图A1,具体实现步骤如下:

1) 由先验知识得到系统的初始状态,进而产生集合成员;

2) 在有AMI量测数据的时刻,利用系统的所有可用量测进行基于EnKF的动态状态估计;

3)将动态状态估计预测步的结果作为静态状态估计的伪量测,此时没有AMI量测,可以利用剩余的量测数据进行基于量测变换技术的线性静态状态估计;

4)基于静态估计结果计算对应的AMI数据,弥补缺失的边界点和支路数据,运行非AMI量测时刻的动态状态估计;

5)判断是否为AMI量测时刻,若是,则返回步骤2),否则,返回步骤3)。

上述数据融合框架的本质是在非AMI量测时刻采用动态状态估计的状态预测值来进行线性静态状态估计,用于跟随系统的实际运行状态,得到非AMI量测时刻的虚拟AMI量测数据,来提高整体子区域状态估计的精度并缩短状态估计周期。

### 3 状态估计算法的基本原理

#### 3.1 非线性动态状态估计

##### 3.1.1 EnKF

EnKF方法<sup>[18]</sup>采用一系列的采样值来近似系统的非线性,无需计算雅可比矩阵。其对系统模型的要求较低,对于配电网这种强非线性的系统有较好的适用性。

以电压幅值和相角作为状态向量生成初始集合成员并添加扰动,生成 $k$ 时刻的状态向量集合,如式(11)所示。

$$\mathbf{X}_b^k = [\mathbf{X}'_{b1}, \mathbf{X}'_{b2}, \dots, \mathbf{X}'_{bL}] + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = G \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(\mathbf{X}_{ai} - \mathbf{y}_i) - (\overline{\mathbf{X}_{ai} - \mathbf{y}_i})]^2}{n}} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{X}_b^k$ 为 $k$ 时刻集合成员数量为 $L$ 的 $n$ 维状态向量集合(状态场), $\mathbf{X}'_{b1}, \mathbf{X}'_{b2}, \dots, \mathbf{X}'_{bL}$ 为其各列向量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为初始扰动; $\mathbf{X}_{ai}$ 为估计向量集合(估计场); $\mathbf{y}_i$ 为量测设备的观测值; $G$ 为标准高斯分布函数; $(\overline{\mathbf{X}_{ai} - \mathbf{y}_i})$ 为 $\mathbf{X}_{ai} - \mathbf{y}_i$ 的平均值。

集合平均值 $\bar{\mathbf{X}}_b^k$ 为:

$$\bar{\mathbf{X}}_b^k = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{X}_{bi}^k \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}_{bi}^k$ 为 $k$ 时刻第 $i$ 个 $n$ 维状态向量。集合成员数量 $L$ 的大小会影响状态估计算法的精度和速度,若 $L$ 的取值越大,则算法的精度越高,计算时间越长;若 $L$ 的取值越小,则算法的精度越低,计算时间越短。因此,权衡 $L$ 的取值是极为重要的。

EnKF的预测步如下:根据式(14)所示Holts两参数平滑法近似系统状态运动方程,预测 $k+1$ 时刻系统的状态估计值 $\mathbf{X}_a^{k+1}$ ,再对状态量施加扰动得到状态集合矩阵 $\mathbf{X}_b^{k+1}$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_a^{k+1} = \mathbf{s}_k + \mathbf{b}_k \\ \mathbf{s}_k = \alpha_H \mathbf{X}_a^k + (1 - \alpha_H) \mathbf{X}_b^k \\ \mathbf{b}_k = \beta_H (\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k-1}) + (1 - \beta_H) \mathbf{b}_{k-1} \end{cases} \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_b^{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_a^k) + \mathbf{C} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{X}_b^{k+1}$ 为由 $k$ 时刻预测得到的 $k+1$ 时刻的状态量; $\mathbf{X}_a^k$ 为 $k$ 时刻的状态估计值; $\alpha_H, \beta_H$ 为Holts两参数平滑法的2个参数,取值范围均为 $[0, 1]$ ;  $\mathbf{f}(\mathbf{X}_a^k)$ 为状态估计中预测步的状态转移函数; $\mathbf{C}$ 为系统模型误差。

量测预测集合 $\mathbf{Z}'$ 为:

$$\mathbf{Z}' = \mathbf{h}(\mathbf{X}_b^{k+1}) + \mathbf{r} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{r}$ 为量测误差; $\mathbf{h}(\cdot)$ 为三相非线性量测函数。

滤波步为:

$$\begin{cases} \mathbf{K} = \text{cov}(\mathbf{X}_b^{k+1}, \mathbf{h}(\mathbf{X}_b^{k+1})) [\text{cov}(\mathbf{h}(\mathbf{X}_b^{k+1})) + \text{cov}(\mathbf{Z}^{k+1})] \\ \mathbf{X}_a^{k+1} = \mathbf{X}_b^{k+1} + \mathbf{K}(\mathbf{Z}^{k+1} - \mathbf{h}(\mathbf{X}_b^{k+1})) \end{cases} \quad (17)$$

$$\text{cov}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{1}{L-1} (\mathbf{A} - E[\mathbf{A}])(\mathbf{B} - E[\mathbf{B}])^T \quad (18)$$

式中: $\mathbf{K}$ 为集合卡尔曼增益矩阵; $\mathbf{Z}^{k+1}$ 为多种数据混合的 $k+1$ 时刻的量测量集合矩阵; $E[\cdot]$ 表示期望值; $\text{cov}(\cdot, \cdot)$ 为集合的协方差矩阵,计算式如式(18)所示,当集合矩阵 $\mathbf{A}$ 与集合矩阵 $\mathbf{B}$ 相等时, $\text{cov}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 可简写为 $\text{cov}(\mathbf{A})$ 。

通过滤波步得到系统当前时刻的状态估计值,将该时刻的估计值存入数据库中,然后根据预测步对下一时刻的状态进行预测,并进行下一个时刻的配电网状态估计。

##### 3.1.2 滤波发散的改进

由于EnKF采用集合成员对系统的运动方程和量测方程进行近似,在EnKF算法的运行过程中可能会出现滤波发散的问题,导致状态场与估计场越来越相近,最终完全背离观测数据。这会导致初始值一致的系统在运行后,预测值与配电网的实际状态不同,因此如何消弭误差是需要解决的一个重要问题。

本文采用同时保留先验扰动数据和后验扰动协方差的膨胀系数来保证集合成员的离散度,经膨胀法修正的新估计扰动场 $\mathbf{X}_{\text{new}}^{a'}$ 可表示为:

$$\mathbf{X}_{\text{new}}^{a'} = (1 - \alpha) \mathbf{X}^{a'} + \alpha \mathbf{X}^{b'} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{X}^{b'}$ 为状态扰动场; $\mathbf{X}^{a'}$ 为未经膨胀法修正的估计扰动场; $\alpha$ 为修正因子,取值范围通常为0~1,本文中设置为0.5。

上述的膨胀法同时对状态场和估计场进行加权来对集合成员加扰动,在协方差膨胀中即对状态场进行了统计分析,使估计扰动场参与了计算,这对集合成员的离散度有一定的改善作用。

##### 3.1.3 基于EnKF的动态状态估计算法流程

当滤波步更新状态变量集合后,集合平均值就是该时刻的状态估计值。基于EnKF的动态状态估计算法的流程图如图1所示。

#### 3.2 线性静态状态估计

静态状态估计是利用同一个时间断面的数据进

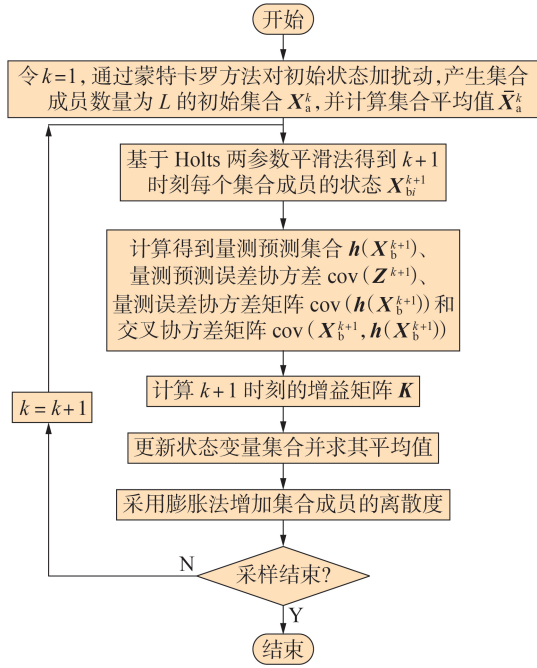


图 1 基于 EnKF 的动态状态估计算法的流程图  
Fig.1 Flowchart of dynamic state estimation algorithm based on EnKF

行估计的算法;线性静态状态估计考虑了实际配电网中各种量测数据的类型,采用基于等效电流量变换技术对各种量测数据进行等效变换,详细变换过程见文献[19]。

线性静态状态估计的量测雅可比矩阵  $H$  为:

$$H = \begin{bmatrix} \partial I_r / \partial e_k & \partial I_r / \partial f_k \\ \partial I_i / \partial e_k & \partial I_i / \partial f_k \\ \partial U_r / \partial e_k & 0 \\ 0 & \partial U_i / \partial f_k \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中:  $I_r, I_i$  分别为等效注入电流量测或等效支路电流量测的实部、虚部向量;  $U_r, U_i$  分别为等效电压量测的实部、虚部向量;  $e_k, f_k$  分别为节点  $k$  的电压实部、虚部所组成的向量。

经过量测变换后的量测函数都是  $e_k$  和  $f_k$  的线性函数,因此量测雅可比矩阵  $H$  变为常数矩阵,信息矩阵  $Q$  也相应地变换为常数矩阵。每次迭代都需要计算的量测雅可比矩阵  $H$  和信息矩阵  $Q$  变换为不变的常数矩阵,这使得计算量大幅减少,迭代速度得到大幅提升。

首先,对配电网系统进行分区,以 AMI 全量测点为边界节点,采用上述配电网状态估计架构 du7iDSCADA、PMU 和 AMI 数据进行融合,各子区域采用基于 EnKF 的配电网动态状态估计,设定合适的初始集合成员数量  $L$ ,来研究所提状态估计方法的性能。基于 AMI 全量测点分区的配电网状态估计流程图如图 2 所示。

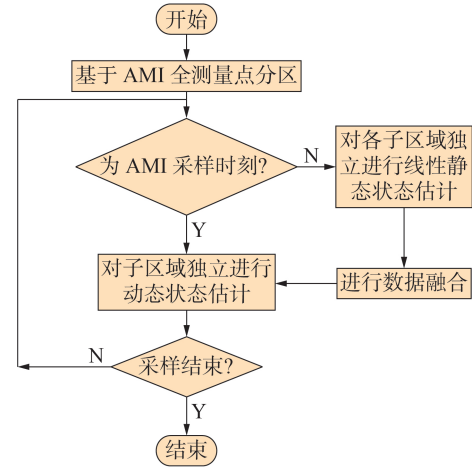


图 2 基于 AMI 全量测点分区的配电网状态估计流程图  
Fig.2 Flowchart of distribution network state estimation based on partition of AMI total measurement points

## 4 算例分析

### 4.1 动态状态估计算法分析

为了验证本文所提基于 EnKF 的动态状态估计算法的性能,采用较为普遍的 UKF 算法<sup>[20]</sup>作为对比算法,以 IEEE 33 节点标准配电系统为算例进行仿真分析,其拓扑结构见附录 A 图 A2,开关支路(如图中虚线支路所示)处于断开状态。

当状态向量维数为  $n$  时,UKF 算法采用对称采样法选取的 Sigma 点数为  $2n+1$ ,即在三相 33 节点配电系统中 Sigma 点数为 391;EnKF 算法所采用的集合成员数量设为 400。仿真中 DSCADA 的功率量测误差设为 2%,PMU 的电压幅值量测误差设为 0.2%,相角量测误差设为 0.5%。使用均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价算法性能的指标,  $k$  时刻的 RMSE  $\gamma_{\text{RMSE}}(k)$  可表示为:

$$\gamma_{\text{RMSE}}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (X_i^k - \hat{X}_i^k)^2} \quad (21)$$

式中:  $\hat{X}_i^k$  为  $k$  时刻状态量  $i$  的估计值;  $X_i^k$  为  $k$  时刻状态量  $i$  的真实值,由潮流计算给出;  $M$  为系统的状态变量个数。

系统的量测设备配置情况见附录 A 表 A1。模拟采样 100 次,选取节点 4 的状态估计结果进行分析,结果如图 3 和表 1 所示,其中幅值数据均为标幺值,后同。

由图 3 和表 1 可以看出,采用 UKF 算法和 EnKF 算法计算所得状态量(A 相电压幅值、相角)的估计值均能较好地跟随真实值,但 EnKF 算法的效果更好些。由表 1 可以看出,相较于 UKF 算法,EnKF 算法所得三相电压幅值和相角的 RMSE 平均值均较小,表明 EnKF 算法的精度比 UKF 算法高。同时 EnKF 算法的集合成员数量依靠实际需要进行灵活选取,不受系统维数的限制。

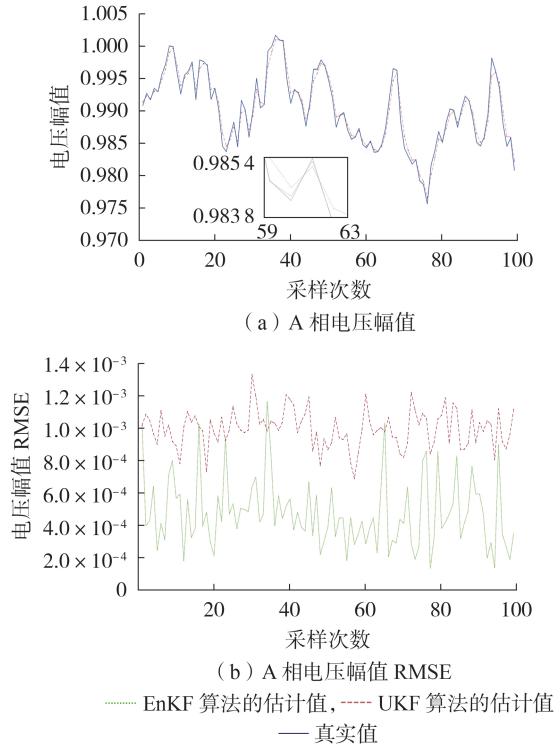


图 3 节点 4 的状态估计仿真结果

Fig.3 State estimation simulative results of Bus 4

表 1 三相电压幅值和相角的 RMSE 平均值

Table 1 Average RMSE of three-phase voltage amplitude and phase angle

| 算法   | 电压幅值 RMSE 平均值           |                         |                         | 电压相角 RMSE 平均值           |                         |                         |
|------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
|      | A 相                     | B 相                     | C 相                     | A 相                     | B 相                     | C 相                     |
| UKF  | $9.9932 \times 10^{-4}$ | $9.9807 \times 10^{-4}$ | $9.7018 \times 10^{-4}$ | $1.1875 \times 10^{-3}$ | $1.1692 \times 10^{-3}$ | $1.1648 \times 10^{-3}$ |
| EnKF | $4.7724 \times 10^{-4}$ | $6.4091 \times 10^{-4}$ | $7.3228 \times 10^{-4}$ | $4.8682 \times 10^{-4}$ | $7.5312 \times 10^{-4}$ | $1.4023 \times 10^{-3}$ |

## 4.2 数据融合框架分析

在 IEEE 33 节点系统中, DSCADA 和 PMU 量测设备的配置与 4.1 节相同, 并在节点 33 处配置 AMI 量测设备。集成员数量  $L$  取 400, 设计如下 2 种场景进行对比分析: 场景 1 采用数据融合的配电网状态估计架构; 场景 2 采用传统方法处理 AMI 数据, 将 10 min 或 15 min 之内的非 AMI 量测周期时刻的值取为上一个 AMI 量测时刻的值。对系统进行 100 次采样, 选取节点 4 的状态估计结果进行分析, 结果如图 4 和表 2 所示。

由图 4 和表 2 可以看出: 采用数据融合框架的场景 1 的状态估计结果较场景 2 好; 若非 AMI 量测周期内系统的状态变化较小, 则场景 2 所采用的传统方法也具有一定的精度, 但当系统状态变化较大且较迅速时, 采用上一个 AMI 量测时刻的值会使状态估计精度大幅下降。

仿真结果显示 UKF、EnKF、线性静态状态估计算法的耗时分别为 0.466 142、0.356 647、0.493 302 s,

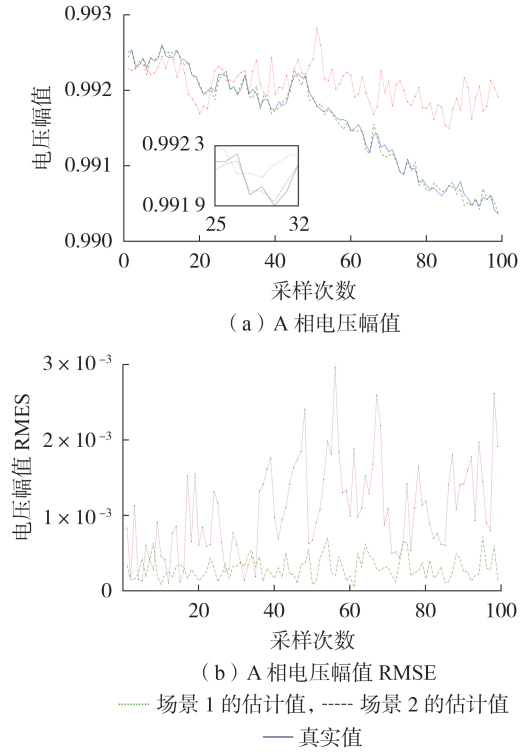


图 4 节点 4 的状态估计仿真结果

Fig.4 State estimation simulative results of Bus 4

表 2 三相电压幅值和相角的 RMSE 平均值

Table 2 Average RMSE of three-phase voltage amplitude and phase angle

| 场景 | 电压幅值 RMSE 平均值           |                         |                         | 电压相角 RMSE 平均值           |                         |                         |
|----|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
|    | A 相                     | B 相                     | C 相                     | A 相                     | B 相                     | C 相                     |
| 1  | $3.0963 \times 10^{-4}$ | $6.5565 \times 10^{-4}$ | $3.6700 \times 10^{-4}$ | $3.6715 \times 10^{-4}$ | $1.6984 \times 10^{-3}$ | $5.5884 \times 10^{-4}$ |
| 2  | $1.0689 \times 10^{-3}$ | $1.7429 \times 10^{-3}$ | $1.4857 \times 10^{-3}$ | $1.2046 \times 10^{-3}$ | $8.8629 \times 10^{-3}$ | $3.2940 \times 10^{-3}$ |

可见相较于 UKF 算法, EnKF 算法有更快的计算速度, 这是因为 UKF 算法中 Sigma 采样点的取值在每个时刻都要计算估计值协方差矩阵, 而 EnKF 算法的集成员数量取值只需初始生成, 无需依靠每个时刻的协方差矩阵重新生成集成员。

## 4.3 集成员数量选择的仿真分析

采用 4.3 节的 IEEE 33 节点系统, 其量测设备配置情况见附录 A 表 A1。EnKF 算法的精度、速度与集成员数量的选择有密切的关系, 因此进行集成员数量选择的仿真实验, 设集成员数量  $L$  取值范围为 150~950, 并以 10 为间隔进行取值, 共取 80 个点。集成员数量选择的仿真结果如图 5 所示。由图可以看出: 随着集成员数量的增大, EnKF 算法的电压幅值和相角误差不断减小; 当集成员数量较小时, 随着  $L$  增大, 误差下降较快; 随着  $L$  进一步增大, 误差的下降幅度不断减小, 而算法的运行时间却不断增加。可见, 在 IEEE 33 节点系统中, 当集成

员数量取值在400~450范围内时,算法有较好的精度,且能满足实时监控需求的计算速度。

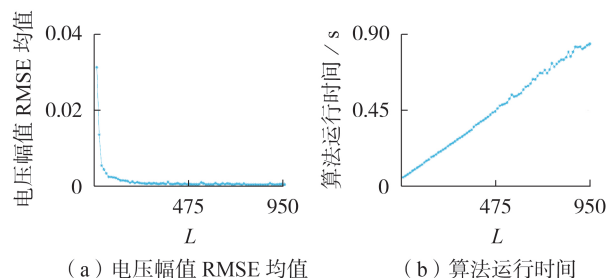


图5 集合成员数量选择的仿真结果

Fig.5 Simulative results of number selection of set members

#### 4.4 配电网分区结果分析

采用IEEE 33节点系统,系统DSCADA和PMU量测设备配置与4.1节相同,并在节点5、8、12和支路5-6、8-9、12-13上配置AMI量测设备。

采用MATLAB中的Matpower工具箱进行辅助计算。首先,采用牛顿-拉夫逊法对IEEE 33节点系统潮流进行迭代计算,满足收敛精度后计算最后一次迭代的雅可比矩阵;然后,对雅可比矩阵进行分块,得到 $S_{qe}$ ,再对其求逆得到灵敏度矩阵 $S_{eq}$ ;最后,根据式(4)求得电气距离矩阵 $M$ 。根据不同的配电网结构选择合适的潮流算法,本文不对其进行限制。运行分区算法后所得3个分区方案及其对应的目标函数值见附录A表A2。由表可知,当分区数量为3时,在断开5-6、8-9这2条支路的情况下,计算得到的目标函数值最小,说明该方案为最优分区方案。在最优分区方案下,IEEE 33节点系统被分为3个相互解耦的独立子区域,子区域中各节点的电气联系紧密性高,子区域之间的解耦性高,各子区域的规模大致相同,量测冗余度均衡,在保证子区域的紧密联系和状态估计精度的同时,极大地提高了动态状态估计的并行计算速率。

针对IEEE 123节点系统采用本文方法和文献[17]方法进行分区计算,分区方案及其目标函数的计算结果如表3所示。由表可知,本文方法的目标

表3 分区方案及其对应的目标函数值与子区域平均计算时间

Table 3 Partition schemes and their corresponding objective function values and average calculation time for sub-regions

| 分区方法     | 分区数量 | 断开支路                | 目标函数值  | 计算时间 / s  |
|----------|------|---------------------|--------|-----------|
| 文献[17]方法 | 4    | 13-18, 57-60, 67-72 | 0.3056 | 0.463 541 |
| 本文方法     | 4    | 13-18, 54-57, 67-72 | 0.2504 | 0.427 164 |

函数值较小,可以更加合理地划分子区域。这是因为文献[17]方法主要将分区后子区域状态估计速度与精度的均衡度作为分区指标,不涉及子区域内的电气联系紧密性指标,因此分区结果的电气联系紧密性指标偏大,子区域的电气联系较本文方法弱,导致目标函数值较大。另外,对比不同分区方案对应的子区域平均计算时间可以看出,本文方法有效地提高了状态估计的计算效率。

#### 4.5 分区状态估计分析

系统分区结果见附录A图A3。选取子区域1进行仿真分析,并对子区域重新进行编号(图A3中括号内数值为子区域1内节点重新编号后的节点序号),子区域1的量测设备配置见附录A表A3。

经仿真权衡算法精度与速度后,取集合成员数量 $L$ 为150。进行100次采样,选取节点6的状态估计结果进行分析,结果见附录A图A4。由图可以看出,子区域1中节点6的电压幅值估计值能够很好地估计系统的运行状态,有较好的估计精度。EnKF算法的状态估计结果与原33节点系统的集中式状态估计结果如附录A表A4所示。对比电压幅值与相角的RMSE平均值结果后可以发现,分区状态估计的精度较差一些,这是因为数据融合框架中通过线性静态状态估计的估计值来补足非AMI量测时刻的量测缺值,引入了一些估计误差。但分区状态估计误差与集中式较为接近,能够满足实时监控的需要。同时分区减小了配电系统的规模,选取子区域1利用线性静态状态估计算法进行仿真的单次耗时为0.182 534 s,利用EnKF算法进行状态估计的单次耗时仅为0.158 957 s。这表明分区估计能够极大地减小配电网状态估计的计算时间。当前DSCADA系统中RTU的采样周期为2 s,故所提方法能够满足系统实时监控的需求。

## 5 结论

本文提出了基于AMI全量测点分区的配电网动态状态估计新方法。利用AMI全量测点作为分区节点,对子区域进行完全解耦,并通过所提数据融合框架进行多尺度量测数据的融合,有效地解决了完全解耦分区之后的数据融合问题。采用基于EnKF的动态状态估计算法进行仿真分析,结果表明所提算法具有较好的精度和计算速度。本文所提方法的主要优势如下:

- 1)以AMI全量测点为分区边界节点,提出了综合3个指标的分区目标函数对配电网进行分区,减小了配电网规模,充分考虑了子区域电气联系的紧密性和状态估计精度的均衡性,以加快整体的计算速度;
- 2)提出了一种融合多尺度量测数据的算法框架,以DSCADA中RTU的量测周期为基准,摒弃了

多余的PMU量测数据,主要融合了量测周期较长的AMI量测数据,并用线性静态状态估计对非AMI量测时刻的系统状态进行跟随以及数据融合;

3)针对EnKF算法的滤波发散问题采用协方差膨胀法进行改进,并与UKF算法进行对比仿真,结果表明EnKF算法具有更好的计算速度和估计精度,同时分析了集合成员数量的选取对状态估计算法性能的影响,并通过仿真针对性地选取集合成员数量的合适取值。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

- [1] GÓMEZ-EXPÓSITO A, GÓMEZ-QUILES C, DŽAFIĆ I. State estimation in two time scales for smart distribution systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(1): 421-430.
- [2] 林佳颖, 秦超, 栾文鹏, 等. 考虑AMI量测特性的配电网状态估计[J]. 南方电网技术, 2016, 10(10): 3-10.  
LIN Jiaying, QIN Chao, LUAN Wenpeng, et al. Distribution network state estimation considering measurement characteristics of AMI[J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(10): 3-10.
- [3] MUSCASCAS C, PAU M, PEGORARO P A, et al. Multiarea distribution system state estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(5): 1140-1148.
- [4] 罗玉春, 王毅, 戴则梅, 等. 基于多调度控制中心的分解协调状态估计[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1516-1521.  
LUO Yuchun, WANG Yi, DAI Zemei, et al. Decomposition and coordination state estimation for multi dispatching and control centers[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1516-1521.
- [5] NAZIRI I, KARRARI M. Hierarchical robust state estimation in power system using phasor measurement units[C]//ISGT. Anaheim, CA, USA: IEEE, 2011: 1-6.
- [6] 林佳颖, 栾文鹏, 余贻鑫, 等. AMI量测用于配电网在线状态估计的可信度建模及分析[J]. 电网技术, 2018, 42(4): 1191-1199.  
LIN Jiaying, LUAN Wenpeng, YU Yixin, et al. Credibility modelling and analysis of AMI measurements for on-line distribution state estimation[J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1191-1199.
- [7] 黄伟, 庞琳, 曹彬, 等. 基于分区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.
- [8] 乐健, 李星锐, 周谦, 等. 电力系统多区域分布式状态估计方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 165-173.  
LE Jian, LI Xingrui, ZHOU Qian, et al. Multi-area distributed state estimation method for power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 165-173.
- [9] 徐艳春, 刘晓明, 李振华, 等. PMU准实时数据对主动配电网抗差估计的影响[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(10): 15-22.  
XU Yanchun, LIU Xiaoming, LI Zhenhua, et al. Influence of PMU quasi-real-time data on robust estimation of active distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 15-22.
- [10] 赵维俊, 王荣茂, 石文江. 提高SCADA量测断面时间一致性的方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(20): 103-107.  
ZHAO Weijun, WANG Rongmao, SHI Wenjiang. Method for improving time consistency of SCADA measurement section[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(20): 103-107.
- [11] 杨晨光. 基于 $\mu$ PMU与AMI混合量测的配电网状态估计方法[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.  
YANG Chenguang. Distribution network state estimation method based on  $\mu$ PMU and AMI hybrid measurement[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [12] ZHAO J B. Dynamic state estimation with model uncertainties using  $H_\infty$  extended Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 1099-1100.
- [13] VALVERDE G, TERZIJA V. Unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2011, 5(1): 29-37.
- [14] 曲正伟, 董一兵, 王云静, 等. 用于电力系统动态状态估计的改进鲁棒无迹卡尔曼滤波算法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(10): 87-92.  
QU Zhengwei, DONG Yibing, WANG Yunjing, et al. Improved robust unscented Kalman filtering algorithm for dynamic state estimation of power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 87-92.
- [15] CARQUEX C, ROSENBERG C, BHATTACHARYA K. State estimation in power distribution systems based on ensemble Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6600-6610.
- [16] CHEN Y B, YAO Y, LIN Y Z, et al. Dynamic state estimation for integrated electricity-gas systems based on Kalman filter[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022, 8(1): 293-303.
- [17] 马健, 唐巍, 徐升, 等. 基于多准则分区和WLS-PDIPM算法的有源配电网状态估计[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 28-36.  
MA Jian, TANG Wei, XU Sheng, et al. State estimation of active distribution network based on multi-criteria partition and WLS-PDIPM algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 28-36.
- [18] 付文杰, 李化, 杨伯青, 等. 基于集合卡尔曼滤波与相空间重构的负荷预测方法研究[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(1): 49-54.  
FU Wenjie, LI Hua, YANG Boqing, et al. Research of load forecasting method based on ensemble Kalman filter and phase-space reconstruction[J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(1): 49-54.
- [19] 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.  
LI Chao, WEI Zhinong, NI Ming, et al. A PMU measurement based stepwise linear state estimation model[J]. Power System Technology, 2014, 38(6): 1700-1704.
- [20] 孙江山, 刘敏, 邓磊, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的配电网状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 1-7.  
SUN Jiangshan, LIU Min, DENG Lei, et al. State estimation of distribution network based on AUKF[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 1-7.

## 作者简介:



王云静

王云静(1977—),女,副教授,博士,主要研究方向为智能电网态势感知(E-mail: ysuwyj@163.com);

邢奥岚(1996—),女,硕士研究生,主要研究方向为配电网状态估计(E-mail: m15531968889@163.com);

曲正伟(1979—),男,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网态势感知(E-mail: ysu\_qzw@163.com)。

(编辑 陆丹)

## Dynamic state estimation method of distribution network based on partition of AMI total measurement points

WANG Yunjing<sup>1</sup>, XING Aolan<sup>1</sup>, QU Zhengwei<sup>1</sup>, XIN Songlin<sup>1</sup>, GUO Kai<sup>2</sup>

(1. Hebei Provincial Key Laboratory of Power Electronics for Energy Conservation and Drive Control, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;  
2. Beijing Shougang Co., Ltd., Beijing 100041, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of slow calculation speed and low estimation accuracy of traditional three-phase unbalance dynamic state estimation of distribution network, a dynamic state estimation method based on partition of advanced metering infrastructure (AMI) total measurement points is proposed. Taking the AMI total measurement points as the partition nodes of distribution network, the partition objective function integrating three indexes is put forward to partition the distribution network, which can completely decouple the sub-regions and reduce the system scale. The multi-scale measurement data is fused through the proposed data fusion framework. Based on the measurement cycle of the remote terminal unit, the AMI measurement data with a long measurement cycle is fused and the system state at non-AMI measurement time is followed. A high-precision ensemble Kalman filtering algorithm based on sub-region data fusion is proposed and the covariance expansion method is used to improve the divergence problem of filter. The simulative results show that the proposed method can effectively improve the calculation speed and estimation accuracy of distribution network dynamic state estimation.

**Key words:** distribution network; AMI; data fusion; dynamic state estimation; ensemble Kalman filtering; partition of measurement points

(上接第86页 continued from page 86)

## Islanding detection of grid-connected photovoltaic system based on LightGBM algorithm and its integrated interpretability analysis

ZHU Chunlin<sup>1,2</sup>, YU Chengbo<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;  
2. Chongqing Power Transmission and Transformation Equipment Internet of Things Technology Research Institute, Chongqing 400054, China)

**Abstract:** In view of the lack of considering the uneven label distribution in the data set partitioning process of intelligent islanding detection method and the lack of interpretability analysis for the decision of complex intelligent islanding detection models, an islanding detection model based on light gradient boosting machine (LightGBM) algorithm is proposed. The classification performance of the model is tested by K-fold cross-validation with stratified sampling to solve the uneven distribution problem of data labels. Taking the decision tree based Shapley additive explanation (TreeSHAP) method as the main work, the integrated interpretability analysis framework combining accumulated local effect graphs and local agent models is proposed to analyze the attribution of islanding state detection for the grid-connected photovoltaic system from the global and local perspectives. The simulative results show that the proposed model can achieve accurate and fast dynamic islanding detection in the detection blind area of traditional detection methods, and no misjudgment occurs in the cases of voltage fluctuation and system fault. The integration-based attribution analysis method solves the unreasonableness problem of the single interpretability method, reveals the relationship between the input electrical characteristic independent variables and the response dependent variables of islanding detection, and improves the reliability of the model.

**Key words:** grid-connected photovoltaic system; islanding detection; machine learning; LightGBM algorithm; Shapley value; interpretability

附录 A

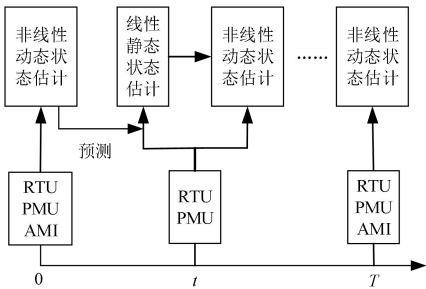


图 A1 数据融合框架

Fig.A1 Framework of data fusion

图中：  $T$  为 AMI 的量测采样周期；  $t$  为非线性动态状态估计的运行周期。

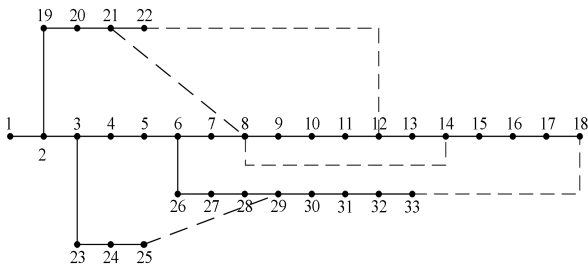


图 A2 IEEE 33 节点标准配电系统拓扑结构

Fig.A2 Topology structure of standard IEEE 33-bus distribution system

表 A1 系统量测设备配置

Table A1 Configuration of measurement equipment in system

| 量测类型       | 量测设备配置                                                         |                                       |
|------------|----------------------------------------------------------------|---------------------------------------|
|            | DSCADA( $\xi=2\%$ )                                            | PMU( $\xi_t=0.2\%$ , $\theta=0.5\%$ ) |
| $U_i$      | —                                                              | 2,6,12                                |
| $\theta_i$ | —                                                              | 2,6,12                                |
| $P_i$      | 2-32                                                           | —                                     |
| $Q_i$      | 2-32                                                           | —                                     |
| $P_{ij}$   | 1-2,2-3,3-4,5-6,6-7,8-9,11-12,<br>14-15,20-21,3-23,27-28,29-30 | —                                     |
| $Q_{ij}$   | 1-2,2-3,3-4,5-6,6-7,8-9,11-12,<br>14-15,20-21,3-23,27-28,29-30 | —                                     |

表 A2 分区方案及其对应的目标函数值

Table A2 Partition scheme and its corresponding objective function values

| 分区个数 $N$ | 分区方案               | 目标函数值  |
|----------|--------------------|--------|
| 2        | 断开支路 8-9           | 0.3426 |
| 3        | 断开支路 5-6、8-9       | 0.1404 |
| 4        | 断开支路 5-6、8-9、12-13 | 0.2519 |

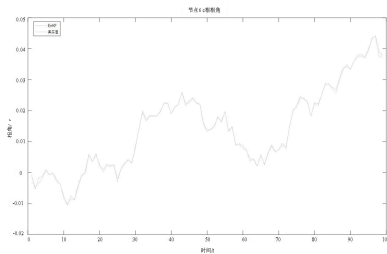
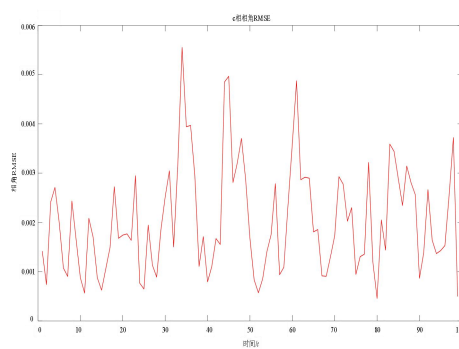
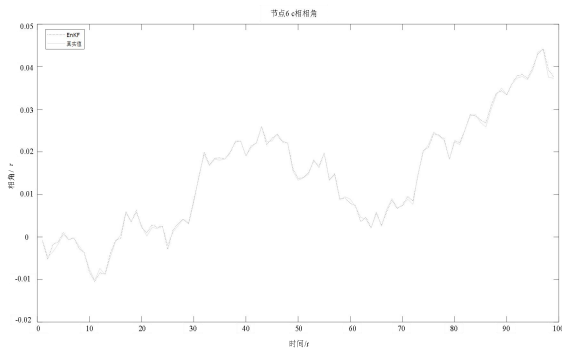


图 A3 IEEE 33 节点配电系统分区结果  
Fig.A3 Partition result of IEEE 33-bus distribution system

表 A3 系统量测设备配置  
Table A3 Configuration of measurement equipment in system

| 量测类型            | 量测设备配置                           |                                               |                      |
|-----------------|----------------------------------|-----------------------------------------------|----------------------|
|                 | DSCADA( $\zeta=2\%$ )            | PMU( $\zeta_U=0.2\%$ , $\zeta_\theta=0.5\%$ ) | AMI( $\zeta=0.1\%$ ) |
| $U_i, \theta_i$ | —                                | 2; 2                                          | 6                    |
| $P_i, Q_i$      | 2-13; 2-13                       | —                                             | 6; 6                 |
| $P_{ij}$        | 1-2, 2-3, 3-4,<br>5-6, 8-9, 3-11 | —                                             | —                    |
| $Q_{ij}$        | 1-2, 2-3, 3-4,<br>5-6, 8-9, 3-11 | —                                             | —                    |



(a) c 相电压幅值 (b) c 相电压相角 RMSE

图 A4 节点 6 状态估计的仿真结果  
Fig.A4 State estimation simulative results of Bus 6

表 A4 三相电压幅值和相角的 RMSE 平均值  
Table A4 RMSE means of three-phase voltage amplitude and phase angle

|         | 电压幅值 RMSE 平均值           |                         |                         | 电压相角 RMSE 平均值           |                         |                         |
|---------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
|         | A 相                     | B 相                     | C 相                     | A 相                     | B 相                     | C 相                     |
| 子区域 1   | $5.9264 \times 10^{-3}$ | $4.1279 \times 10^{-3}$ | $6.8012 \times 10^{-3}$ | $6.1033 \times 10^{-3}$ | $6.2039 \times 10^{-3}$ | $7.4316 \times 10^{-3}$ |
| 原33节点系统 | $4.5970 \times 10^{-3}$ | $5.7218 \times 10^{-3}$ | $4.9494 \times 10^{-3}$ | $4.6805 \times 10^{-3}$ | $8.2919 \times 10^{-3}$ | $7.1238 \times 10^{-3}$ |