

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.02.018

基于多时间尺度状态估计的配电网实时态势预测

李廷真¹, 郭英雷¹, 彭博¹, 孙媛媛², 李良子²

(1. 国网山东省电力公司青岛供电公司, 山东 青岛 266002;

2. 山东大学电气工程学院, 山东 济南 250061)

摘要:为有效提升泛在电力物联网建设过程中的配电网运行安全感知能力,提出了一种基于多时间尺度状态估计的配电网实时态势预测方法,该方法可实现对配电网安全态势的快速、准确预测。首先,基于多元混合量测提出了多时间尺度递归动态状态估计方法,通过状态预测与伪量测递归变换改进了已有的量测线性等效变换方法,缩短了状态更新周期,在递归变换算法中添加了校正算法以消除伪量测波动误差,提高了状态估计算法的计算速度。然后基于状态估计得到历史估计状态,采用分区多元时间序列分析方法建立了实时状态预测模型,实现了配电网的实时安全性态势预测。最后在 Matlab 仿真平台中基于实际算例对所提方法进行了分析,结果验证了所提配电网实时态势预测方法的准确性和有效性。

关键词:配电网态势感知;泛在电力物联网;多时间尺度量测;状态估计;递归变换

中图分类号: TM764

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2020)02-0127-08

0 引言

自21世纪以来,由于对复杂电力系统中实时状态或未来趋势的感知不足,大规模停电事故屡有发生^[1]。为提高电力系统对潜在隐患和时空关联性要素的感知能力,业界提出将态势感知技术应用于电力领域^[2]。针对输电网的态势感知技术研究相对较早^[3],而针对配电网的态势感知技术研究则刚起步^[4-5]。

2019年,国家电网提出建设“泛在电力物联网”的目标^[6],将在感知层、网络层、应用层等层级实现信息的互联互通,明确了电力系统态势感知技术的具体目标和实现方式。近几年,学界对物联网在电力行业的应用方法已开展了初步研究与实践,文献^[7]探讨了海量量测及相关通信技术在建设配电网物联网中的作用,文献^[8]提出了面向智能电网的输配电物联网应用体系,并通过实际工程示范验证了物联网在电力系统中的应用价值。

电力系统的态势感知分为3层^[9-10]:态势觉察层、态势理解层及态势预测层。态势觉察层采集感知必需的基础数据;态势理解层获取采集数据蕴含的深层信息;态势预测层预测配网各项关键指标。状态估计属于态势理解层的关键内容,是实现配网态势感知的核心技术,也是实现泛在电力物联网感知层与网络层互通的重要手段。而配电网相量量

测单元(phasor measurement unit, PMU)^[11]及互联互通的配电网多元量测体系^[12]被认为是建设配电网泛在物联网的关键技术,是实现泛在物联网上层架构的感知基础。应用配电网 PMU 及多元量测进行状态感知是目前研究的热点,文献^[13]构建了多采样周期下的混合量测状态估计框架,解决了配电网不同步量测的数据融合问题,但该框架较复杂,需要短时间内变换多次估计器,计算时间较长,且大量 PMU 量测数据未得到有效利用。文献^[14]借助 PMU 在线性区域计算间接量测提高状态估计准确度,但更新周期较长。文献^[15]通过最优平滑系数实现了伪量测的插值,但计算复杂且计算效率偏低。

为有效克服量测等效变换复杂、PMU 量测利用率低等问题,文中提出了一种基于多时间尺度状态估计的配电网安全态势实时预测方法,在多时间尺度递归动态状态估计基础上提出基于分区多元时间序列分析的实时态势预测方法。所提实时态势预测方法具有如下优势:(1) 利用多元混合量测数据进行动态状态估计,缩短了状态估计周期,对系统的态势进行有效的实时感知;(2) 利用状态估计结果对配电网未来安全态势进行实时预测,缩短态势预测时间尺度,提高了配电网的态势感知水平。

1 多时间尺度递归动态状态估计

1.1 配电网的多时间尺度量测

配电网的多时间量测主要包括量测采样周期和量测类型各不相同的3类量测:配电网 PMU 量测、数据采集与监视控制系统(supervisory control

收稿日期:2019-09-18;修回日期:2019-10-27

基金项目:国家电网有限公司科技项目(SGYTHT/17-JS-201)

and data acquisition, SCADA) 量测及高级计量架构 (advanced metering infrastructure, AMI) 量测。

配电网 PMU, 又称微型 PMU, 相对于输电网, 配电网对 PMU 量测性能的要求更高, 包括更高的量测精度、更准确的三相量测及较低的量测配置。目前国内外已研发并生产了数种适用于配电网同步相量量测的配电网 PMU 设备, 并在实际配电网中进行了试验。虽然目前配电网 PMU 的成本已远低于输电网 PMU, 但仍无法实现全部节点配置, 在研究和实际应用中, PMU 配置节点的比例一般在 1/5 到 1/4 左右。PMU 可测量所配置节点的电压相量及节点所连支路的电流相量, 且其传输至配网运行中心的量测间隔更短, 可在 0.01 s 以内。

SCADA 量测在配电网中收集远程终端单元 (remote terminal unit, RTU)、馈线终端单元 (feeder terminal unit, FTU) 等自动化设备的测量信息, 包括所配置节点的注入功率或所配置支路的功率及电流幅值。SCADA 量测一般缺少时标, 难以与 PMU 量测同步采集。为简化模型, 文中假设 SCADA 传输至配网运行中心的量测更新周期为 5 s, 并借助相关性分析方法实现 SCADA 量测与 PMU 量测的同步^[16]。

AMI 量测是一种智能电表与电力公司间的双向通信架构。AMI 量测虽然带有时标, 但配网运行中心接收到的是智能电表的非实时量测。一般可认为 AMI 量测的传输间隔为 15 min。根据实际情况, 将 AMI 的量测设置为能够表示其所连节点的注入功率, 并通过量测同步方法将 AMI 离线量测转变为 15 min 更新一次的伪量测信息^[17]。

上述 3 类量测不能直接应用于线性状态估计, 需要进行等效变换^[18] 转变为线性状态估计器可接收的输入量测。等效变换一般分为极坐标化与直角坐标化 2 类, 文中采用直角坐标化变换。由于各量测量更新周期不同, 不同时刻的状态估计器获得的实际量测输入也不相同。基于这 3 类量测的多时间尺度状态估计框架由参数时变的动态状态估计器构成, 如图 1 所示, 某一时刻的状态估计器既接收上一时刻的状态估计器提供的伪量测, 又为下一状态估计更新时刻输出所需的伪量测。

1.2 动态状态估计

动态状态估计模型为线性动态状态估计, 模型可描述为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{q}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\omega}_k \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 为 k 时刻的配电网状态向量, 包含各节点

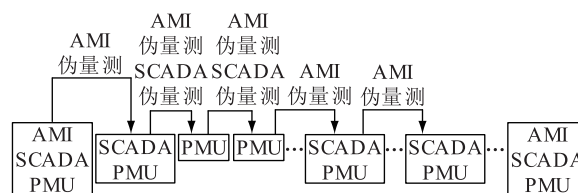


图 1 多时间尺度状态估计框架

Fig.1 Architecture of multi-time scale state estimation

电压相量在直角坐标系下的实虚部分量, 假设配电网共有 n 个节点, 则 \mathbf{x}_k 为 $2n \times 1$ 维向量; \mathbf{z}_k 为 $m \times 1$ 维的量测向量, m 为在直角坐标系下量测等效变换后得到的配网量测的总数; \mathbf{F}_k 和 \mathbf{H}_k 分别为状态转移矩阵和量测函数矩阵; \mathbf{q}_k 为状态转移矩阵的模型误差, 假设其满足正态分布 $N(0, \mathbf{Q}_k)$, \mathbf{Q}_k 为 $2n \times 2n$ 维的模型误差方差矩阵; $\boldsymbol{\omega}_k$ 为测量误差, 假设其满足正态分布 $N(0, \mathbf{R}_k)$, \mathbf{R}_k 为 $m \times m$ 维的测量误差方差矩阵。量测函数矩阵 \mathbf{H}_k 及测量误差方差矩阵 \mathbf{R}_k 一般情况下是不变的, 只有当某处量测因为通信错误或拓扑改变而不适合采集使用时才会改变。

动态滤波过程采用卡尔曼滤波, 在预测模型足够精确的情况下可获得最优估计:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{G}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (7)$$

式(3)和式(4)的计算时刻为 k 时刻, 状态估计器根据 k 时刻认定的最优估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 预测 $k+1$ 时刻的状态 $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 及预测误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 。 \mathbf{G}_k 是状态转移辅助向量, 用于辅助 \mathbf{F}_k 描述相邻时刻电网状态之间的线性关系, 通常是状态估计器存储的历史状态向量的函数。式(5)一式(7)在 $k+1$ 时刻先计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_{k+1} , 并用卡尔曼增益与该时刻的残差相乘对状态预测进行校正, 最终得到 $k+1$ 时刻认定的最优估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$ 及预测误差协方差矩阵的最优估计 $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$, \mathbf{I} 为单位矩阵。

当线性动态状态估计器接入前述多元量测时, 需要解决 2 个关键难题。首先, SCADA 量测及 AMI 量测数据缺乏相角信息, 难以线性转换为直角坐标下的等效量测。其次, 由于 SCADA 量测的更新时间间隔远大于配电网 PMU 的更新间隔, 而目前一般认为配电网中 PMU 的配置不能达到全网可观, 若有效利用 PMU 量测信息, 即意味着在 SCADA 量测未更新时需要补充大量的伪量测, 影响了线性动态状态估计器的计算效率与计算流程。

1.3 状态预测-伪量测递归变换

以下利用状态预测-伪量测递归变换实现伪量测的快速计算及线性等效变换。不同时刻需要获取的辅助量测信息不同,在 SCADA 量测更新时刻,获取相关节点的电压相角信息进行等效变换。在 PMU 量测更新而 SCADA 量测未更新时刻,获取 SCADA 和 AMI 的伪量测信息。通过构建线性等效变换函数可实现 SCADA 量测与 AMI 量测的等效变换,但由于等效变换过程中缺少电压相角信息,需要进行反复迭代,不适用于线性动态状态估计,且当缺少 SCADA 实时量测时不能进行状态估计^[13]。

由式(2)可知,等效量测与状态之间满足线性函数 $z_k = H_k(x_k)$,在线性状态估计计算中采用该函数进行逆运算,由 z_k 估计 x_k 。因此,提出状态预测-伪量测递归变换(recursive transformation between state projection and pseudo measurement, RTSPPM)方法,通过正向计算 $H(\tilde{x}_{k+1|k})$ 获得伪量测,可实现量测估计状态转变为预测状态,预测量转换为伪量测量,包含伪量测的等效量测转变为状态最优估计值的递归循环,如图 2 所示。

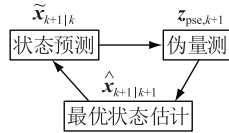


图 2 状态预测-伪量测递归变换示意
Fig.2 Schematic diagram of RTSPPM

递归循环状态估计如式(8)一式(10)所示:

$$z_{pse,k+1} = HF\tilde{x}_{k+1|k} \quad (8)$$

$$z_{eq,k+1} = T(z_{pse,k+1}, z_{k+1}) \quad (9)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \tilde{x}_{k+1|k} + K_{k+1}(z_{eq,k+1} - H\tilde{x}_{k+1|k}) \quad (10)$$

在递归动态状态计算中,式(8)应在 k 时刻计算 $\tilde{x}_{k+1|k}$ 后进行;式(9)应在 $k+1$ 时刻计算认定的状态最优估计 $\hat{x}_{k+1|k+1}$ 之前进行, $T(\cdot)$ 为伪量测与 $k+1$ 时刻实时量测的融合;式(10)将替换式(6)。由式(8)计算得到的伪量测向量对应的误差方差矩阵 $R_{pse,k+1}$ 与实际量测对应误差方差矩阵 R_{k+1} 不同,需由下式计算:

$$R_{pse,k+1} = H_k R_k H_k^T \quad (11)$$

SCADA 量测未更新的时刻,以 PMU 实时量测代替 $z_{pse,k+1}$ 中 PMU 对应的伪量测,其余伪量测保留。当 SCADA 量测更新时,以 PMU 实时量测代替对应部分,AMI 对应的伪量测保留,并根据实际 SCADA 量测对 SCADA 伪量测进行校正。以 SCADA 收集的某支路电流幅值量测为例,该量测对应伪量测的实虚部分量依次为 $I_{pse,r}$ 和 $I_{pse,i}$,实时幅

值量测为 $|I|$,对应的校正公式为:

$$\begin{cases} I_{eq,r} = I_{pse,r} \frac{|I|}{\sqrt{I_{pse,r}^2 + I_{pse,i}^2}} \\ I_{eq,i} = I_{pse,i} \frac{|I|}{\sqrt{I_{pse,r}^2 + I_{pse,i}^2}} \end{cases} \quad (12)$$

当 AMI 伪量测更新节点注入功率的时刻,除 PMU 与 SCADA 量测的相关校正外,应根据注入功率进行对应量测的校正,以某节点的注入功率量测 P, Q 为例,其对应的注入电流伪量测的实虚部依次为 $I'_{pse,r}$ 和 $I'_{pse,i}$,校正公式如下:

$$\begin{cases} I'_{eq,r} = \frac{P_i \tilde{e}_{i,k+1|k} + Q_i \tilde{f}_{i,k+1|k}}{\tilde{e}_{i,k+1|k}^2 + \tilde{f}_{i,k+1|k}^2} \\ I'_{eq,i} = \frac{P_i \tilde{f}_{i,k+1|k} - Q_i \tilde{e}_{i,k+1|k}}{\tilde{e}_{i,k+1|k}^2 + \tilde{f}_{i,k+1|k}^2} \end{cases} \quad (13)$$

式中 e, f 分别为功率注入节点的电压相量估计值, e 为直角坐标系下电压实部, f 为虚部。被替代伪量测对应的误差协方差矩阵也应进行相关校正。PMU 对应量测所在行列元素替换为 R_k 中对应的元素,对被校正的伪量测进行了校正计算^[18],如图 3 所示。

虽然状态预测-伪量测递归变换方法解决了多时间尺度状态估计中线性转换复杂和缺少 SCADA 量测的问题,但该方法较依赖于预测模型和量测设备的精度。以 1 s 为更新周期的状态估计器预测模型和量测设备存在固有的不可忽视的误差,因此通过递归变换得到的伪量测和校正量测可能会偏离真值,导致估计失效。为提高状态估计的估计精度,以指数平移线性外推法建立预测模型:

$$\tilde{x}_{k+1|k} = (\mu + I)\hat{x}_{k|k} + (-\mu)\hat{x}_{k-1|k-1} \quad (14)$$

式中 μ 为对角矩阵,对角线元素为 $(0, 1)$ 区间的数,文中取 0.5。该预测模型通过抑制较远的历史状态变化对预测结果的影响,可有效减少预测模型误差和伪量测误差引起的状态预测突变。用式(14)替换动态状态估计流程中的式(3)后,状态转移矩阵 $F_k = \mu + I$,预测向量 $G_k = (-\mu)\hat{x}_{k+1|k+1}$ 。

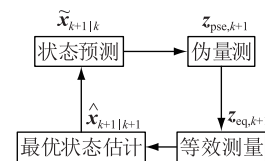


图 3 校正的状态预测-伪量测递归变换示意
Fig.3 Schematic diagram of corrected RTSPPM

多时间尺度递归动态状态估计(multi-time scale recursive dynamic state estimation, MRDSE)的算法流

程如图 4 所示。计算步骤如下:

(1) 在 k 时刻,根据认定的最优状态估计进行指数平移线性外推预测,获得状态预测向量与预测误差协方差矩阵。

(2) 进行状态预测—伪量测递归变换,获得伪量测及伪量测误差方差矩阵。

(3) 在 $k+1$ 时刻进行量测数据采集及多元量测同步化处理。

(4) 根据伪量测和实时量测进行校正。

(5) 根据校正后的等效量测对状态进行最优估计滤波,进入下一个状态估计循环。

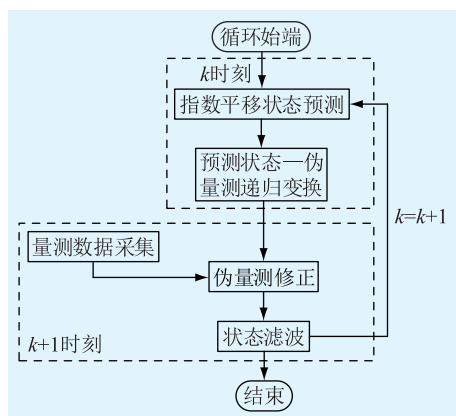


图 4 多时间尺度递归动态状态估计循环流程

Fig.4 Flow chart of MRDSE

2 基于多元时间序列分析的态势预测方法

以上多时间尺度递归动态状态估计器能够对配电网节点电压相量进行精确追踪,实现了对配电网实时态势的准确掌握。而通过多时间尺度状态估计所得到的系统历史状态信息,可被配电网运行中心存储为带时标的历史节点电压相量信息,这一类信息被称为历史估计状态数据。相较于用采系统和配网管理系统中存储的历史数据,通过动态状态估计所得到的历史状态估计数据具有时间间隔短、数据精确度高、全网可观等优势。借助历史估计状态数据的时空相关性分析,并建立状态时变模型的方法,将使配网感知未来态势的能力得到有效提升。

基于历史估计状态的态势预测建模存在 2 个难点。(1) 预测时间尺度较短。历史估计状态存储的是电压信息,根据潮流雅可比方程可知电压是功率的时变函数。因此基于负荷预测方法建立的配电网态势预测模型具有实际物理意义,比基于历史估计状态分析的态势预测模型更准确实用^[19]。负荷预测可得到 5 min 后的负荷变化^[20]。为提高历史估计状态的利用效率并补足负荷预测的不足,设置

基于多时间尺度历史估计状态的态势预测模型的预测时间小于 5 min,一般为大约数十秒。(2) 历史估计状态数据缺乏周期性规律。以小时或天为采样间隔的历史信息具有强周期规律性,但以秒为采样间隔的历史估计状态信息缺乏周期性的变化规律。

针对历史估计状态数据的上述特点,提出基于多元时间序列分析(multivariate time series analysis, MTSA)的历史估计状态预测建模方法。MTSA 解析带白噪声的平稳时序信息效果较好,而经过 MRDSE 得到的历史估计状态数据的噪声模型恰是白噪声,且正常工况下以数十秒为周期的配电网节点电压相量具备平稳变化的特点。因此,将配电网全网的节点电压相量作为 MTSA 模型分析的向量,分析节点电压相量在短时段时的时变特征,即能得到基于多时间尺度历史估计状态的配电网电压时空相关性模型,如式(15)所示:

$$\begin{cases} u_1 = \alpha_{10} + \alpha_{11}x_1 + \alpha_{12}x_2 + \dots + \alpha_m x_m + \varepsilon_1 \\ u_2 = \alpha_{20} + \alpha_{21}x_1 + \alpha_{22}x_2 + \dots + \alpha_{2m}x_m + \varepsilon_2 \\ \dots \\ u_l = \alpha_{l0} + \alpha_{l1}x_1 + \alpha_{l2}x_2 + \dots + \alpha_{lm}x_m + \varepsilon_l \end{cases} \quad (15)$$

式中: u_l 为 l 时刻的预测电压状态; x_m 为 m 时刻的历史估计状态。 u_l 和 x_m 中的电压相量元素处在同一坐标系,即:若历史估计状态以极坐标形式存储,则 u_l 也应为极坐标形式。 α_{im} 为预测模型的自变量系数; ε_l 为模型误差。令 $\mathbf{U}=[u_1, u_2, u_3, \dots, u_l]$, $\mathbf{X}=[x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$, 则可表示为:

$$\mathbf{U}=\mathbf{A}\mathbf{X}+\boldsymbol{\varepsilon} \quad (16)$$

历史估计状态具有估计误差,若时间间隔选取过小,时间序列分析模型将容易放大由估计误差造成的状态波动预测误差。另一方面,配电网系统能够存储的历史状态数据有限,不可能将过去一段时间内的每一个更新时刻的状态信息保存下来。所以文中将历史状态数据时间间隔设为 10 s,将预测时间尺度设为 10 s 的倍数。

由于 x_m 包含配电网每一个节点的历史状态,其维数应为估计状态维数 $2n$,因此导致 \mathbf{X} 和 \mathbf{A} 较大,若配电网节点数较多,可能会导致过拟合或欠拟合。对于某节点的电压相量,与其相邻节点的电压相量之间及历史电压相量之间的相关性较强,电气距离较远的节点之间的相关性较弱,而多元时间序列分析模型不能有效辨别节点之间电气意义上的相关性。因此,对于节点数量众多的配电网,先采用电压变化灵敏度分析^[22]对节点电压状态进行分

类,并根据分类结果对 \mathbf{U} 与 \mathbf{X} 进行分块。 $\mathbf{U}=[\mathbf{U}_1; \mathbf{U}_2; \mathbf{U}_3; \dots; \mathbf{U}_r]$, $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1; \mathbf{X}_2; \mathbf{X}_3; \dots; \mathbf{X}_r]$, r 为分块总数,自变量系数矩阵 \mathbf{A} 变为对角分块矩阵, $\mathbf{A}=[\mathbf{A}_1; \mathbf{A}_2; \mathbf{A}_3; \dots; \mathbf{A}_r]$, 分块矩阵满足关系:

$$\mathbf{U}_r = \mathbf{A}_r \mathbf{X}_r + \boldsymbol{\varepsilon}_r \quad (17)$$

对角分块化的自变量系数矩阵大部分元素数值为 0,提高了矩阵 \mathbf{A} 的稀疏性,降低了多元时间序列分析的计算复杂度,意味着该时间序列分析方法可实时计算未来时刻的配电网全节点状态信息。

获得配电网未来时刻的各节点电压相量预测以后,根据配电网安全态势指标实时评估公式,预测未来时刻的配电网安全态势指标。除了配电网安全态势外,配电网实时态势还包括经济性态势和可靠性态势,但安全性态势在较短的时间尺度内更具意义,更适合进行短期预测。

安全态势一般包括 5 个指标:电压合格率、配变重载率、配变过载率、线路重载率、线路过载率。电压合格率与各节点电压偏差有关,节点电压偏差计算公式为:

$$r_{V_i} = \frac{|V_{R,i} - V_i|}{V_{R,i}} \times 100\% \quad (18)$$

式中: $V_{R,i}$ 为节点 i 的额定电压; V_i 为节点 i 的实际运行电压。如果电压偏差超出了允许范围,则认为电压不合格。一般认为,电压偏差高于 10% 的节点属于电压不合格节点,电压不合格率即是电压不合格节点数占总节点数的比例。

将负载率超过额定负载率 80% 的设备视为重载设备,将负载率超过额定负载率 100% 的设备视为过载设备。配变重载率和配变过载率分别指重载和过载的配变占总配变数的比例。线路重载率和线路过载率分别指重载和过载的线路占总线路的比例。

通过预测配网各节点的电压相量,并结合三相导纳矩阵,计算出线路电流和节点注入电流,进而可以计算未来时刻的安全性各项指标,从而实现配电网未来安全态势的预测。

基于多时间尺度历史估计状态的配电网实时态势预测流程如图 5 所示。计算步骤如下:

(1) 基于多元量测数据进行多时间尺度递归动态状态估计,实时更新配网状态信息,并存储一定时间段的历史状态数据。

(2) 根据实时估计状态,更新历史估计状态存储,建立多元时间序列分析模型,计算未来状态矩阵 \mathbf{U} ,以预测未来时刻的配电网节点电压相量。

(3) 通过导纳矩阵 \mathbf{Y} ,计算线路电流相量、节点

注入电流相量及节点注入功率和支路流经,从而计算安全性态势指标以预测配电网未来态势。

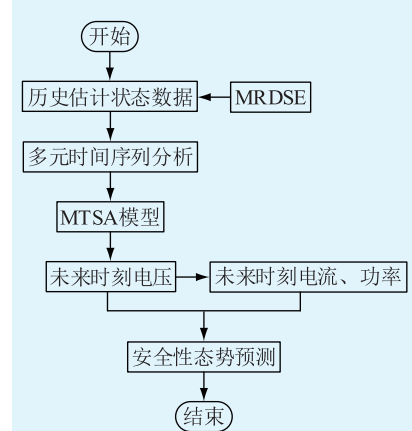


图 5 基于多时间尺度历史估计状态的配电网实时态势预测流程

Fig.5 Flow chart of real-time situation prediction of distribution network based on multi-time scale historical estimation state

3 算例验证分析

以某 8 节点配电网为例,如图 6 所示,对多时间尺度递归动态状态估计算法,及基于多时间尺度历史估计状态的配电网实时态势预测方法进行验证。该区域有 2 条馈线和 1 条联络线,该联络线断开且不会闭合,区域配电网拓扑成辐射状。

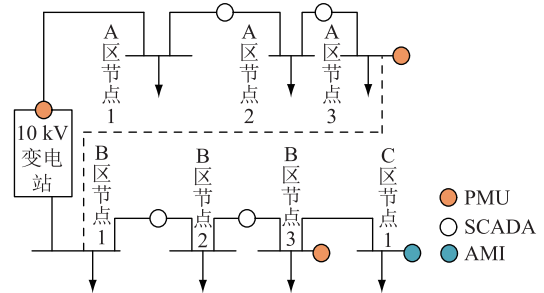


图 6 区域配电网拓扑与量测配置

Fig.6 Topology and measurement placement of a regional distribution network

在 Matlab 中建立了区域配电网模型。仿真中以系统潮流计算结果为真值,量测数据通过在测试系统潮流结果的基础上叠加相应的正态分布随机量测误差形成,其中 SCADA 量测设备的功率量测值的标准差为 0.02,电流及电压幅值量测值的标准差为 0.01,PMU 幅值量测值的标准差为 0.002,相角量测值的标准差为 0.005。仿真模拟了配电网 300 s 内的运行状况,系统负荷按照线性增加的趋势并叠加随机扰动,其线性变化率介于 30%~50% 之间(5 min 内),扰动服从均值为零的高斯分布,标准差为

2%。负荷的功率因数保持恒定。在 CPU 主频 3.40 GHz,内存 4 GB 的计算机上进行仿真,文中所有仿真程序均在 Matlab 中实现。基于 MRDSE 方法得到的状态估计结果如图 7 所示。

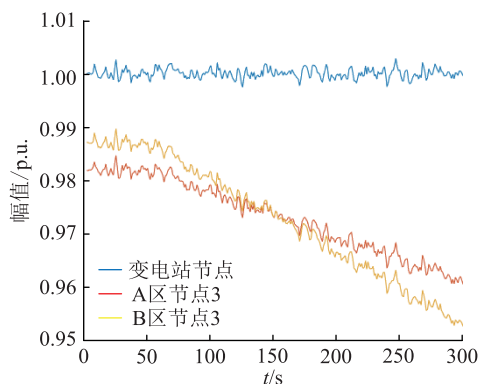


图7 基于 MRDSE 方法得到的部分节点电压幅值估计

Fig.7 Estimation of partial node voltage amplitude based on MRDSE method

从图 7 可看出,仿真开始至 50 s,由于负荷不变,电压保持平稳,50 s 时各节点负荷有不同幅度的线性增长,从而导致各节点电压呈现不同幅度的降低。电源侧设置为容量足够大的电源,节点电压应保持不变,此节点的电压波动即是 PMU 量测的测量误差。从 A 区节点 3 及 B 区节点 3 的电压变化曲线可看出,由于状态更新时间短,MRDSE 法可快速跟踪节点电压的变化。为进一步验证 MRDSE 方法的计算性能,在仿真模型中分别采用 MRDSE、已有的多采样周期状态估计算法^[13]及非线性状态估计方法^[18]对所建立的配电网模型进行了状态估计。多采样周期状态估计算法的预测参数 α 设为 0.6, β 设为 0.5。非线性状态估计法迭代次数设为 6 次。状态估计各方法计算性能如表 1 所示。幅值估计精度指估计得到的电压幅值与真值间的误差,取标么值。

表 1 MRDSE 与其他状态估计方法的性能比较

Table 1 Performance comparison of MRDSE and other state estimation methods

| 状态估计方法 | 平均计算时间/ms | 估计状态更新间隔/s | 幅值估计精度/p.u. |
|-------------|-----------|------------|-------------|
| MRDSE | 7.04 | 1 | 0.000 83 |
| 多采样周期状态估计算法 | 20 | 10 | 0.001 06 |
| 非线性静态状态估计算法 | 104 | 900 | 0.000 78 |

从表 1 可见,多时间尺度递归动态状态估计的计算时间低于已有的多采样周期状态估计方法,并能够在负荷波动及缺失实际量测的情况下保持较

高的估计精度。以 MRDSE 对配电网前 250 s 的仿真结果作为历史估计状态,用分区多元时间序列分析法分析历史估计状态并建立预测模型,预测 260 s,270 s,280 s,290 s 的配电网实时电压相量,与潮流计算得到的真值进行比较。预测得到电压幅值误差如表 2 所示。

表 2 基于多时间尺度历史估计状态的配电网实时电压幅值预测值误差

Table 2 Real-time voltage amplitude prediction error of distribution network based on multi-time scale historical estimation state p.u.

| 节点号 | 10 s 后 | 20 s 后 | 30 s 后 | 40 s 后 |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| A 区节点 1 | 0.003 7 | 0.004 2 | 0.004 5 | 0.006 9 |
| A 区节点 2 | 0.004 7 | 0.005 1 | 0.005 8 | 0.008 3 |
| A 区节点 3 | 0.002 6 | 0.003 6 | 0.004 9 | 0.004 4 |
| B 区节点 1 | 0.002 1 | 0.003 3 | 0.003 7 | 0.004 5 |
| B 区节点 2 | 0.002 3 | 0.003 4 | 0.003 5 | 0.004 3 |
| B 区节点 3 | 0.002 9 | 0.003 6 | 0.005 0 | 0.005 3 |
| C 区节点 1 | 0.010 1 | 0.011 7 | 0.014 0 | 0.019 7 |

从表 2 可见,基于多时间尺度历史估计的配电网实时状态预测模型得到的电压幅值预测值与真值之间的误差在状态估计的允许误差之内,说明所提方法具有较好的预测效果。

4 结语

文中提出了配电系统的多时间尺度递归动态状态估计和基于历史估计状态的配电网实时态势预测方法,通过包含校正步骤的状态预测—伪量测递归方法实现了非迭代的多元混合量测线性等效变换;在历史状态估计数据的基础上通过分块的多元时间序列分析方法实现了对未来实时的安全态势预测。

仿真结果表明,多时间尺度递归动态状态估计方法能够在 SCADA 更新间隔实现对配电网状态的实时追踪,相比于已有方法,提高了计算效率和估计精度。基于历史估计状态的配电网实时态势预测方法可更灵敏、更精确地预测未来的配电网安全性态势,弥补了已有基于状态估计的配电网态势感知技术的不足,提升了配电网对未来态势的感知水平,为建设泛在电力物联网提供了理论支撑。

参考文献:

[1] ENDSLEY M R. Toward a theory of situation awareness in dynamic systems [J]. Human Factors; the Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 1995, 37(1): 32-64.
 [2] ENDSLEY M R. Situation global assessment technique (SGAT) [C]//Proceedings of the IEEE 1988 National Aerospace and Electronics Conference, Dayton, OH, USA, 1988: 789-795.

- [3] 杨胜春,汤必强,姚建国,等. 基于态势感知的电网自动智能调度架构及关键技术[J]. 电网技术,2014,38(1):33-39.
YANG Shengchun, TANG Biqiang, YAO Jianguo, et al. Architecture and key technologies for situational awareness based automatic intelligent dispatching of power grid [J]. Power System Technology, 2014, 38(1):33-39.
- [4] LIN Jin, WAN Can, SONG Yonghua, et al. Situation awareness of active distribution network: Roadmap, technologies, and bottlenecks [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2016, 2(3):35-42.
- [5] 王守相,梁栋,葛磊蛟. 智能配电网态势感知和态势利导关键技术[J]. 电力系统自动化,2016,40(12):2-8.
WANG Shouxiang, LIANG Dong, GE Leijiao. Key technologies of situation awareness and orientation for smart distribution systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12):2-8.
- [6] 杨挺,翟峰,赵英杰,等. 泛在电力物联网释义与研究展望[J]. 电力系统自动化,2019,43(13):9-20,53.
YANG Ting, ZHAI Feng, ZHAO Yingjie, et al. Explanation and prospect of ubiquitous electric power internet of thing [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(12):9-20, 53.
- [7] 邱华敏. 5G 时代物联网技术在电力系统中的应用[J]. 江苏科技信息,2017,32:49-50,64.
QIU Huamin. Application of internet of things technology in power system in 5G times [J]. Jiangsu Science & Technology Information, 2017, 32:49-50, 64.
- [8] 刘建明,赵子岩,季翔. 物联网技术在电力输配电系统中的研究与应用[J]. 物联网学报,2018,2(1):88-102.
LIU Jianming, ZHAO Ziyang, JI Xiang. Research and application of internet of things in power transmission and distribution system [J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(1):88-102.
- [9] PANTELI M, CROSSLEY P A, KIRSCHEN D S, et al. Assessing the impact of insufficient situation awareness on power system operation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3):2967-2977.
- [10] PANTELI M, KIRSCHEN D S. Situation awareness in power systems; theory, challenges and applications [J]. Electric Power Systems Research, 2015, 122:140-151.
- [11] 江秀臣,刘亚东,傅晓飞,等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术,2019,45(5):1345-1351.
JIANG Xiuchen, LIU Yadong, FU Xiaofei, et al. Construction ideas and development trends of transmission and distribution equipment of the ubiquitous power internet of things [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(5):1345-1351.
- [12] 王毅,陈启鑫,张宁,等. 5G 通信与泛在电力物联网的融合:应用分析与研究展望[J]. 电网技术,2019,43(5):1575-1584.
WANG Yi, CHEN Qixin, ZHANG Ning, et al. Fusion of the 5G communication and the ubiquitous electric internet of things; application analysis and research prospects [J]. Power System Technology, 2019, 43(5):1575-1584.
- [13] 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 measurement with multiple sampling periods [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(19):30-36.
- [14] 杜旭,乐健,汪妮,等. 基于 PMU / SCADA 混合量测数据兼容性的船舶系统状态估计研究[J]. 电测与仪表,2016,53(6):98-103.
DU Xu, LE Jian, WANG Ni, et al. Data compatibility analysis of PMU / SCADA hybrid measurements in ship system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(6):98-103.
- [15] 吴星,刘天琪,李兴源,等. 基于 Vondrak 分区插值的 WAMS / SCADA 混合量测状态估计数据频率兼容性方案[J]. 电测与仪表,2015,52(13):56-62,82.
WU Xing, LIU Tianqi, LI Xingyuan, et al. Data frequency compatibility scheme of WAMS/SCADA hybrid measurements in-state estimation based on Vondrak partition interpolation algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(13):56-62, 82.
- [16] 陆东生, 马龙鹏. 基于增广状态估计的混合不良数据诊断与参数辨识[J]. 电力工程技术,2019,38(2):99-104.
LU Dongsheng, MA Longpeng. Hybrid bad-data detection and parameter identification based on augmented state estimation [J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(2):99-104.
- [17] 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):1191-1200.
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):1191-1200.
- [18] 李强,周京阳,于尔铿,等. 基于混合量测的电力系统状态估计混合算法[J]. 电力系统自动化,2005,29(19):31-35.
LI Qiang, ZHOU Jingyang, YU Erkeng, et al. A hybrid algorithm for power system state estimation based on PMU measurement and SCADA measurement [J]. Power Systems, 2005, 29(19):31-35.
- [19] 李丹奇,郑建勇,史明明,等. 电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力工程技术,2019,38(1):75-83.
LI Danqi, ZHEN Jianyong, SHI Mingming, et al. Prediction of time and space distribution of electric vehicle charging load [J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(1):75-83.
- [20] 王新,孟玲玲. 基于 EEMD-LSSVM 的超短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(1):61-66
WANG Xin, MENG Lingling. Ultra-short-term load forecasting

based on EEMD-LSSVM [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(1):61-66.

[21] 李鹏,宿洪智,王成山,等. 基于 PMU 量测的智能配电网电压一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.

作者简介:



李延真

李延真(1986),男,学士,工程师,从事智能配电网领域相关工作(E-mail:4507877@qq.com);

郭英雷(1987),男,学士,工程师,从事智能配电网领域相关工作;

彭博(1987),男,硕士,工程师,从事智能配电网领域相关工作。

Real-time situation prediction of distribution network based on multi-time scale state estimation

LI Yanzhen¹, GUO Yinglei¹, PENG Bo¹, SUN Yuanyuan², LI Liangzi²

(1. State Grid Shandong Electric Power Company Qingdao Power Supply Company, Qingdao 266002, China;

2. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In order to effectively improve the operation safety perception ability of distribution network in the process of ubiquitous power Internet of Things construction, a real-time situation prediction method of distribution network based on multi-time scale state estimation is proposed, which can realize fast and accurate prediction of distribution network security situation. First of all, the multi-timescale recursive dynamic state estimation is realized based on hybrid measurement including distribution PMU through recursive transformation between state projection and pseudo measurement, which realizes the fast equivalent transformation of measurement and shorten the state update period. A correction module is added in the recursive transformation algorithm to eliminate pseudo-measurement fluctuation error, improving the stability and calculation speed of the state estimation algorithm. Then, the real-time safety situation projection of distribution network is realized through partitioned multivariate time series analysis based on historic estimated states, which establishes a real-time state prediction model. Finally, practical examples are simulated and analyzed on MATLAB simulation platform. The simulation results validate the accuracy and effectiveness of the proposed real-time situation prediction method for distribution network.

Keywords: distribution system situational awareness; ubiquitous power Internet of Things; multi-timescale measurement; state estimation; recursive estimation

(编辑 江林)