

DOI: 10.7667/PSPC170798

基于自适应无迹卡尔曼滤波的配电网状态估计

孙江山, 刘敏, 邓磊, 应丽云, 李泽滔

(贵州大学电气工程学院, 贵州 贵阳 550000)

摘要: 随着大量分布式电源和电动汽车接入配电网, DG 出力难以预测以及负荷监控复杂是配电网运行管理的难题。针对传统无迹卡尔曼滤波预测误差大, 且容易受不良数据影响的问题, 利用新息向量构造了自适应因子, 提出自适应无迹卡尔曼滤波(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF)算法对配电网进行状态估计。当系统负荷突变以及量测存在不良数据时, 利用自适应因子对相应的预测协方差矩阵进行在线修正, 减小了预测误差对估计精度的影响。在三相不平衡配电网中进行仿真分析, 结果表明, AUKF 算法比 UKF 估计精度高、鲁棒性强, 验证了所提算法的有效性。

关键词: 配电网; 状态估计; AUKF; 自适应因子

State estimation of distribution network based on AUKF

SUN Jiangshan, LIU Min, DENG Lei, YING Liyun, LI Zetao

(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550000, China)

Abstract: With a large number of distributed generation and electric vehicles connected to the distribution network, the unpredictable output of DG and the complex monitoring of load are the difficult problems for the operation and management of distribution network. Considering the questions of large errors and being susceptible to bad data in traditional Unscented Kalman Filter (UKF) prediction, the adaptive factor is constructed by using the new vector and an Adaptive Unscented Kalman Filter (AUKF) algorithm is proposed to state estimation of distribution network. When the system load is abrupt and the measurement has bad data, the corresponding predictor covariance matrix is modified online by the adaptive factor to reduce the influence of prediction error on the estimation accuracy. The simulation analysis is carried out in three-phase unbalanced distribution network. The results show that the AUKF algorithm is more accurate and robust than the UKF estimation, and the validity of presented algorithm is verified.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61540067).

Key words: distribution network; state estimation; AUKF; adaptive factor

0 引言

目前, 随着环境污染和能源危机的问题日益严重, 一些清洁友好的分布式发电、电动汽车、分布式储能等新型能源和负荷接入配电网^[1-2], 增加了主动配电网运行和管理的难度。状态估计是配电管理系统的核心组成部分^[3], 研究如何提高配电网状态估计的精度及其自适应性对系统安全稳定运行十分重要。

状态估计以是否基于一个量测时间断面可以分为两类^[4]: 静态状态估计和动态状态估计。静态状态估计基于一个时间断面的量测数据, 利用最小二乘法以及在其基础上改进的算法进行状态估计。如基于节点电压、支路电流和支路功率等^[5-6], 此类算法存在抵御粗差能力低、没有预测能力等缺点。动态状态估计基于多个时间断面的量测数据, 利用状态方程对当前时刻的系统进行状态估计以及对下一时刻的状态进行预测^[7], 具有较高的理论和实际研究价值。当前动态状态估计算法有扩展卡尔曼滤波算法^[8](Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波算法^[9]等。配电网状态量与量测数据之间的函数方程呈现非线性关系, 状态估计选用 UKF 算法,

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61540067); 贵州省科学技术基金项目资助(黔科合J字[2012]2157号); 贵州大学研究生创新基金项目资助(研理工 2017064)

近似精度高。针对状态方程的系统噪声未知, 导致动态状态估计滤波精度低的问题, 文献[10]通过引入渐消记忆指数加权的噪声估计器, 增强了算法的自适应性。鉴于发电机在电力系统中的重要性, 需要单独对其进行动态状态估计研究^[11-12]。文献[11]利用 UKF 对发电机动态模型进行求解, 通过引入渐消因子在线修正预测协方差矩阵, 滤波精度高。文献[12]在容积卡尔曼滤波器中构造了时变多维观测噪声尺度因子, 能有效处理 PMU 量测坏数据, 鲁棒性强。然而, 现阶段动态状态估计仍受系统异常扰动和量测不良数据的影响。静态状态估计对坏数据的处理方法, 主要以指数权函数为主的一些改进算法^[13-14], 这些方法的分析机理及解决方式和动态状态估计有着本质区别。故需要研究适用于配电网动态状态估计滤波效果好、适应性强的算法。

本文针对传统 UKF 算法预测误差大、容易受不良数据影响的问题, 用新息向量和量测预测误差方差矩阵构造了自适应因子, 提出自适应无迹卡尔曼滤波(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF)算法对配电网进行状态估计。由自适应因子控制系统负荷突变对预测误差造成的影响, 在线调整预测协方差矩阵, 提高算法的自适应性。为动态状态估计在配电网中的实际应用和理论研究提供参考。

1 UKF 基本原理

UKF^[15]是利用无迹变换对随机变量经过非线性变换时的均值和协方差变化的近似方法。核心部分是无迹变换(Unscented Transformation, UT)。

1.1 无迹变换

对于无迹变换, 选择合适的采样方法十分关键。配电网是一个高维非线性系统, 为了保证算法的精度和数值的稳定性, 本文选取对称比例修正采样法^[16]。对于 n 维系统, 计算 $k-1$ 时刻的 $2n+1$ 个 sigma 点及其对应的权值。

$$\begin{cases} \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1}, & i = 0 \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} + \left[\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right]_i, & i = 1, \dots, n \\ \chi_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} - \left[\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right]_i, & i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} W_i^m = \lambda/n + \lambda, & i = 0 \\ W_i^c = \lambda/n + \lambda + (1 - \alpha^2 + \beta), & i = 0 \\ W_i^m = W_i^c = 1/2(n + \lambda), & i = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (2)$$

式中: \hat{x}_{k-1} 是 $k-1$ 时刻系统状态量的估计值; \mathbf{P} 为状态方差矩阵; 参数 $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ 是用来降低总的预测误差的尺度因子, 其中 α 控制了采样点的分布

状态, 取值范围为 $[10^{-4}, 1]$, κ 是确保矩阵 $(n + \lambda)\mathbf{P}$ 为半正定的自由参数; β 是一个可以把高阶项的影响包含在内的权系数, 保证了近似精度, 通常取 β 的值为 2 最优; W_i^m 为状态量的权值; W_i^c 为方差的权值。上述利用 UT 变换得到的状态量均值和方差精度比 EKF 线性化过程精度要高^[15]。

1.2 UKF 算法的实现

对于任意非线性系统, 可以由状态空间描述法建立起状态方程和量测方程数学模型, 如式(3)。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{q}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{r}_k \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{x}_k 、 \mathbf{y}_k 分别为系统状态变量和量测向量, 下标 k 表示时刻; $\mathbf{f}(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}(\cdot)$ 分别为非线性状态转移方程和量测方程; \mathbf{q} 为模型误差, 服从均值为零、误差为 \mathbf{Q} 的白噪声分布; \mathbf{r} 为量测误差, 服从均值为零、误差为 \mathbf{R} 的白噪声分布。

对于建立的系统动态模型, UKF 算法主要包括预测步与滤波步。预测步由状态预测和观测预测组成; 首先由无迹变换得到 sigma 点和对应的权值, 利用两参数指数平滑法进行状态预测, 然后把状态预测值代入量测函数中得到观测预测值。滤波步求取卡尔曼滤波增益后, 继而结合实时量测值对观测预测值进行修正, 完成对状态变量的实时更新。具体实现过程如下。

1) 预测步

(1) 状态预测

$$\chi_{k|k-1}^i = \mathbf{f}(\chi_{k-1}^i) + \mathbf{q}_{k-1} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i^m \chi_{k|k-1}^i \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i^c (\chi_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\chi_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (6)$$

式中: χ_{k-1}^i 为 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 的 sigma 采样点; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为状态量预测值; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为状态量预测误差方差矩阵。状态转移函数 \mathbf{f} 可由两参数指数平滑法近似得到^[9]。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1|k} = \mathbf{s}_k + \mathbf{b}_k \\ \mathbf{s}_k = \alpha_H \mathbf{x}_{k|k} + (1 - \alpha_H) \mathbf{x}_{k|k-1} \\ \mathbf{b}_k = \beta_H (\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k-1}) + (1 - \beta_H) \mathbf{b}_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}_{k+1|k}$ 表示由 k 时刻预测得到的 $k+1$ 时刻的状态量; $\mathbf{x}_{k|k}$ 为 k 时刻状态估计值; α_H 和 β_H 为平滑参数, 取值介于 0~1。

(2) 量测预测

$$\mathbf{y}_{k|k-1}^i = \mathbf{h}(\chi_{k|k-1}^i) + \mathbf{r}_k \quad (8)$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i^m y_{k|k-1}^i \quad (9)$$

2) 滤波步

$$S_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})(y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})^T + R_k \quad (10)$$

$$C_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1})(y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})^T \quad (11)$$

$$K_k = C_k S_k^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (13)$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K_k S_k K_k^T \quad (14)$$

式中: $y_{k|k-1}^i$ 为量测预测值的 sigma 点; $\hat{y}_{k|k-1}$ 为量测预测值; y_k 为系统实时量测量; S_k 为估计量测预测的方差矩阵; C_k 为状态量与量测量交叉协方差矩阵; K_k 为卡尔曼滤波增益矩阵。

由上述 UKF 算法的预测步和滤波步可知, UKF 无需计算量测雅克比矩阵, sigma 点采样实现简单。但当系统负荷出现突变时, 由于两参数指数平滑法利用历史数据进行预测, 导致预测误差较大, 使滤波效果下降, 严重时还会出现滤波发散。

2 自适应无迹卡尔曼滤波

在 UKF 用于动态状态估计中, 需要保证状态量误差方差矩阵 P_k 为正定或半正定。文献[17]结合 QR 和 Cholesky 分解因子更新法, 推导了 P_k 的具体分解表达式, 保证在计算过程中矩阵可以开平方根, 提高计算效率。本文在分解 P_k 时也用此方法保证矩阵的正定性。由 UKF 滤波步可知, 影响状态估计精度的是卡尔曼滤波增益矩阵 K_k ; 而影响增益矩阵中元素的因素是估计量测预测的方差矩阵 S_k 和状态量与量测量交叉协方差矩阵 C_k 。故此, 本文构造自适应因子在线修正上述方差矩阵。

首先定义新息向量 $e_k = y_k - \hat{y}_{k|k-1}$, 通过判断新息矩阵和量测预测误差矩阵的迹的大小, 构造自适应因子 μ_k , 表达式为

$$\mu_k = \begin{cases} 1 & \text{tr}(e_k e_k^T) \leq \text{tr}(S_k) \\ \frac{\text{tr}(S_k)}{\text{tr}(e_k e_k^T)} & \text{tr}(e_k e_k^T) > \text{tr}(S_k) \end{cases} \quad (15)$$

在系统正常运行时, 新息向量中对应的元素在误差范围内, 此时新息矩阵的迹小于或等于量测预测误差方差矩阵的迹, 自适应因子取值为 1; 反之, 新息向量中对应的元素突然变大, 导致新息矩阵的迹大于量测预测误差方差矩阵的迹, 则说明系统存

在负荷突变或量测存在不良数据, 此时预测误差较大, 利用构造的自适应因子对量测预测方差进行在线修正。

对量测预测方差矩阵进行修正, 如式(16)。

$$S'_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})(y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})^T + \mu_k R_k \quad (16)$$

对状态量和量测量交叉协方差矩阵进行修正, 如式(17)。

$$C'_k = \mu_k \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1})(y_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1})^T \quad (17)$$

由上述分析可知, 构造的自适应无迹卡尔曼滤波方法, 在系统正常运行和量测无不良数据时, 因为自适应因子取值为 1, 没有增加算法的计算时间; 在配电网存在异常情况时, 由构造的自适应因子对相应的误差方差矩阵进行在线调节, 抑制了异常扰动和坏数据对滤波产生的影响。

3 基于 AUKF 的配电网状态估计

系统负荷突变或其他异常扰动时, 引起 UKF 预测误差较大, 无法保证配电网状态估计精度; 量测存在不良数据时, 若不进行处理则会污染其他正常量测, 导致滤波效果下降。利用新息向量矩阵和量测预测误差方差矩阵的关系, 构造自适应因子, 在线修正误差方差矩阵, 抑制了误差影响的扩大。

针对配电网三相不平衡、大量短支路等特点, 需要建立配电网三相状态估计模型。本文选取节点电压幅值和相角作为状态估计的状态变量, 故式(3)状态变量为 $x = [V^l, \theta^l]$, 其中 $l = a, b, c$ 。配电网中量测量主要有电压幅值、支路电流幅值, 支路功率。对于配置 PMU 的节点, 还有电压相角量测。具体量测量与状态变量的三相量测函数详见文献[18]。在建立动态方程和具体量测函数后, 利用自适应无迹卡尔曼滤波进行求解。下面给出基于 AUKF 的配电网三相状态估计计算流程, 如图 1 所示。

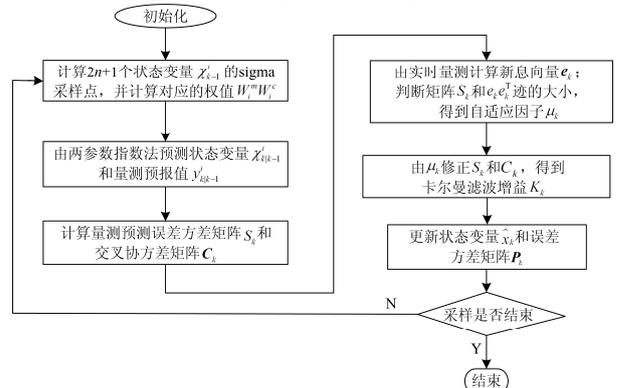


图 1 基于 AUKF 算法的状态估计流程图

Fig. 1 Flow chart of state estimation based on AUKF algorithm

4 算例分析

4.1 IEEE33 节点系统

本文采用改进的 IEEE33 节点测试系统^[19], 验证所提算法的有效性和正确性。如图 2 所示, 节点 6、18 接入分布式电源(PV), 节点 22、33 接入 100 台电动汽车 EV200。表 1 给出了网络中接入的 PV/EV 的有功功率。

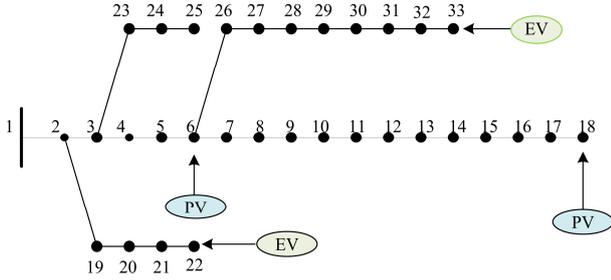


图 2 IEEE33 节点有源配电网

Fig. 2 IEEE33-bus active distribution network

表 1 PV/EV 接入电网信息

Table 1 Power network information of PV/EV accessed

编号	类型	接入节点 位置	有功功率基准值/kW		
			A 相	B 相	C 相
1	光伏	节点 6	50	50	50
2	光伏	节点 18	100	100	100
3	EV	节点 22	83	83	83
4	EV	节点 33	83	83	83

量测参数设置: 所有量测量都是基于潮流真值的基础上添加服从高斯分布的误差得到。其中, 对于 SCADA 量测叠加误差均值为 0, 标准差为 0.02; 在节点 1 和 6 配置 PMU, 其电压幅值和相角叠加误差均值为 0, 标准差为 0.005/0.002。此外, 考虑到配电网中实时量测主要来自 SCADA 系统, PMU 装置在配电网中只有某些城区安装。因此本文考虑 SCADA/PMU 混合量测系统的前提是数据同步。在 SCADA 数据采样时, PMU 的数据才作为实时量测参与状态估计, 其余时刻 PMU 值未做考虑。

4.2 算例仿真结果与分析

分别在以下三种场景下对 AUKF 和 UKF 算法的滤波性能进行对比分析。场景 1: 系统在采样周期含光伏发电随机波动以及电动汽车无序充放电; 场景 2: 系统负荷在某一采样时刻发生突变; 场景 3: 量测存在一定数量的不良数据。为量化所提算法的有效性, 利用电压幅值的相对误差、电压相角的绝对误差来表征算法的性能。计算公式为

$$\begin{cases} \xi_{\theta}(k) = \frac{1}{N_{\text{bus}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{bus}}} |\theta_i^e(k) - \theta_i^t(k)| \\ \xi_U(k) = \frac{1}{N_{\text{bus}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{bus}}} \left| \frac{U_i^e(k) - U_i^t(k)}{U_i^t(k)} \right| \end{cases} \quad (18)$$

式中: N_{bus} 为系统节点总数; k 为采样时刻; 上标 e 和 t 分别表示状态量的估计值和真值。

4.2.1 含 PV/EV 随机波动的状态估计结果分析

对于含 PV/EV 的主动配电网, 模拟采样 50 次, 在此任意选取节点 6 的状态估计结果进行分析。图 1 给出了节点 6 的 C 相的电压幅值和电压相角真值以及 AUKF、UKF 的滤波曲线。

由图 3 可以看出, 主动配电网加入分布式电源和电动汽车后, 节点电压受 PV/DG 随机波动影响明显。引入自适应因子的 AUKF 算法, 在电压幅值和滤波结果比传统 UKF 算法滤波效果更好。在采样进行 25 次后, UKF 的相角滤波效果明显下降。为了量化精度提升幅度, 表 2 给出了 50 个采样点下, AUKF 和 UKF 算法的电压幅值的绝对误差和电压相角相对误差的平均值和最大值。

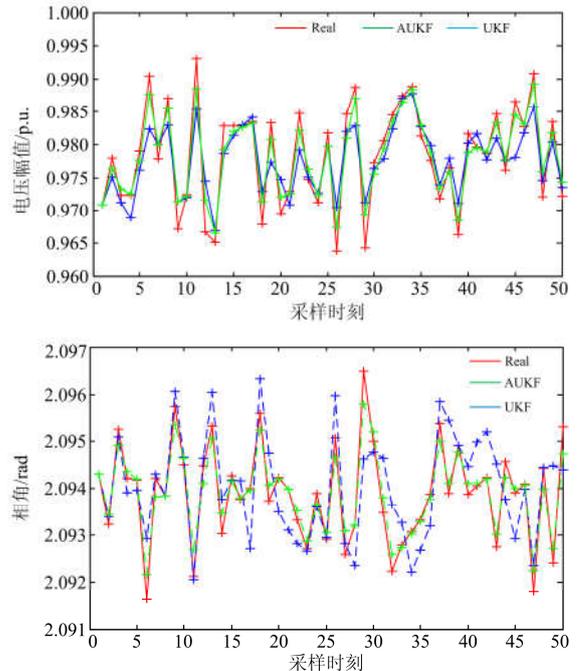


图 3 IEEE33 节点有源配电网正常运行时状态估计结果

Fig. 3 Results of state estimation for IEEE33-bus active distribution network in normal operation

由表 2 可以看出, AUKF 算法的电压幅值和相角指标的最大值和平均值都要优于 UKF, 这是因为系统中加入随机波动性强的 PV 和 EV, 在某些采样时刻, 出现 PV/EV 预测误差增加, AUKF 在滤波过

程中加入自适应因子, 对预测方差矩阵进行修正, 提高了估计精度。表中 AUKF 的电压幅值绝对误差最大值和相角相对误差最大值都较 UKF 算法要小, 验证了加入 μ_k 后, 提高算法的数值稳定性。

表 2 系统正常运行时状态估计指标

Table 2 Indexes of state estimation for normal operation

算法	参量	平均值			最大值		
		A 相	B 相	C 相	A 相	B 相	C 相
UKF	ξ_U	0.002 3	0.002 6	0.002 9	0.007 5	0.008 9	0.008 4
	ξ_θ	0.000 9	0.001 1	0.000 9	0.002 9	0.003 3	0.001 7
AUKF	ξ_U	0.002 1	0.002 3	0.001 8	0.005 9	0.005 1	0.005 3
	ξ_θ	0.000 2	0.000 2	0.000 2	0.000 5	0.000 3	0.000 4

4.2.2 系统负荷发生突变时

本文对系统进行 50 次采样。通过在第 15 次采样时突然增加系统的负荷, 模拟系统运行发生异常。图 4 给出了 6 号节点系统发生突变时 C 相的状态量电压幅值、相角真值以及 AUKF、UKF 的滤波曲线。

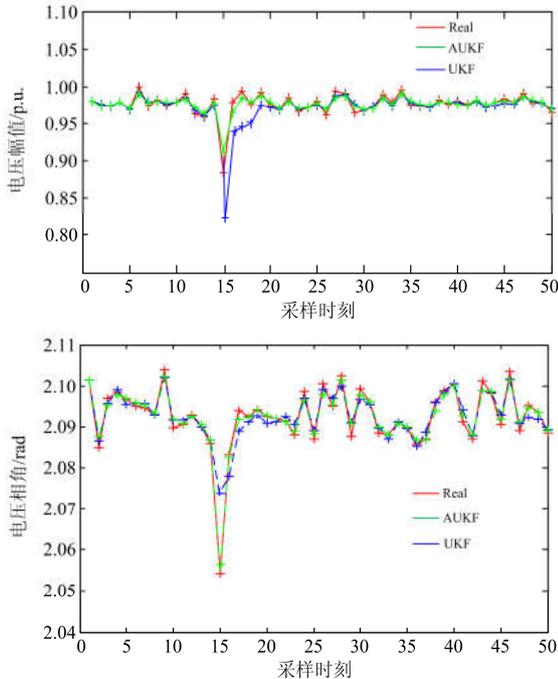


图 4 IEEE33 节点有源配电网负荷突变时的状态估计结果

Fig. 4 Results of state estimation for IEEE33-bus active distribution network in sudden load change

从图 4 可以看到, 系统在采样时刻 15 前, AUKF 和 UKF 都能正常滤波。当系统在第 15 次采样时负荷发生突变, 电压幅值和电压相角迅速变化, 此时 AUKF 估计精度明显好于 UKF。这是由于负荷突变时, 导致 UKF 算法的预测误差较大, 然而该算法并未做相应的处理, 导致滤波结果失真; 在 AUKF 中,

根据自适应因子动态调整预测误差方差矩阵, 继而在线修正卡尔曼滤波增益, 使滤波结果不受系统异常扰动的影响。从图 4 还可以看出, 即使 UKF 算法在受到系统异常扰动时, 滤波受到较大影响, 但随着采样的推进, UKF 又能自回归正常滤波, 这是动态状态估计的一大优势。表 3 给出了系统负荷发生突变时, UKF 法和 AUKF 在系统采样第 15 次时的 ABC 三相电压幅值绝对误差和电压相角相对误差的平均值和最大值。

表 3 负荷突变时状态估计指标

Table 3 Indexes of state estimation for sudden load change

算法	参量	平均值			最大值		
		A 相	B 相	C 相	A 相	B 相	C 相
UKF	ξ_U	0.017 9	0.013 2	0.010 4	0.022 3	0.035 6	0.027 4
	ξ_θ	0.006 4	0.010 0	0.006 2	0.018 4	0.023 9	0.021 3
AUKF	ξ_U	0.008 3	0.009 0	0.008 3	0.011 7	0.025 0	0.013 8
	ξ_θ	0.002 1	0.001 8	0.001 0	0.001 7	0.002 6	0.001 9

由表 3 可以看出, 对系统负荷突变时, AUKF 的电压幅值和电压相角滤波精度比 UKF 滤波效果提升很大, 这是由于自适应因子在线修正量测预测误差方差矩阵, 继而提高了状态估计的精度。同时, 由于本文基于 SCADA/PMU 混合量测系统, 加入 PMU 量测后, 不仅提高了量测数据的精度, 而且增加了电压相角量测值, 提升了量测冗余。

4.2.3 量测存在不良数据时

一般情况下, 量测误差大于 $\pm 3\sigma$ 的数据被认定为不良数据^[20], 在电力系统中, 大约含有 2% 左右的坏数据。在采样时刻 30 的支路功率的 A 相、节点 25 注入功率的 B 相、32 节点注入有功功率 A 相添加 200% 的误差。表 4 给出了两种算法的估计值相对误差比较情况。

表 4 UKF 和 AUKF 算法性能比较

Table 4 Performance comparison of UKF and AUKF algorithms

类型	真值	量测值	估计值(kW/kvar)		估计值误差/%	
			UKF	AUKF	UKF	AUKF
P _{1,2-A}	1 306.8	2 613.6	1 321.36	1 312.25	14.56	5.45
Q _{1,2-A}	810.9	1 621.8	830.28	805.96	19.38	4.94
P _{25-B}	130	260	156.81	131.21	26.81	1.21
Q _{25-B}	70	140	78.54	69.78	8.54	-0.22
P _{32-B}	72	144	76.73	73.46	4.73	1.46

由表 4 可知, 在系统量测存在不良数据时, AUKF 算法在加入自适应因子后得到的估计值相比 UKF 算法更接近真实值, 相对误差百分数较小, 状态估计精度高。

4.2.4 AUKF 算法计算性能分析

对于所提的 AUKF 算法, 仿真总的采样 50 次, 其计算时间为 12.43 s, 单次计算时间为 0.248 6 s。而当前电网 SCADA 系统数据采样周期为 2~5 s^[4], 故即使算法涉及多个矩阵的计算, 所提算法计算时间也能满足状态估计实时性的要求。

5 结论

本文提出了基于自适应无迹卡尔曼滤波的配电网状态估计的新方法。利用新息矩阵和量测预测误差矩阵构造了自适应因子, 有效解决了由于分布式电源和电动汽车接入导致传统 UKF 算法估计精度低的问题。通过对配电网正常运行、负荷突变、量测含不良数据的算例仿真实验和分析, 结果表明所提算法在多种复杂运行条件下, 状态估计精度都较高。

参考文献

- [1] 王良. 智能配电网自动化应用实践的几点探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20): 12-16.
WANG Liang. Discussion on application practice of distribution automation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20): 12-16.
- [2] 巨云涛, 林毅, 王晶, 等. 考虑分布式电源详细模型的配电网多相状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(23): 147-152.
JU Yuntao, LIN Yi, WANG Jing, et al. Multi-phase distribution state estimation considering detailed models of distributed generators[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(23): 147-152.
- [3] MELIPOULOS A P S, POLYMENEAS E, TAN Z, et al. Advanced distribution management system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4): 2109-2117.
- [4] 薛辉, 贾清泉, 王宁, 等. 基于 PMU 量测数据和 SCADA 数据融合的电力系统状态估计方法[J]. 电网技术, 2008, 32(14): 44-49.
XUE Hui, JIA Qingquan, WANG Ning, et al. A novel power system state estimation method based on merging PMU-measured data into SCADA data[J]. Power System Technology, 2008, 32(14): 44-49.
- [5] 孙宏斌, 张伯明, 相年德. 基于支路功率的配电状态估计方法[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(8): 12-16.
SUN Hongbin, ZHANG Boming, XIANG Niande. A branch-power-based state estimation method for distribution systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(8): 12-16.
- [6] BARAN M E, KELLEY A W. A branch-current-based state estimation method for distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(1): 483-491.
- [7] 刘辉乐, 刘天琪. 电力系统动态状态估计的研究现状和展望[J]. 电力自动化设备, 2004, 24(12): 73-77.
LIU Huile, LIU Tianqi. Status quo and prospect of power system dynamic state estimation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(12): 73-77.
- [8] SHABANI F, SEYEDYAZDI M, VAZIRI M, et al. State estimation of a distribution system using WLS and EKF techniques[C] // 2015 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, August 13-15, 2015, San Francisco, USA: 609-613.
- [9] VALVERDE G, TERZIJA V. Unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2011, 5(1): 29-37.
- [10] 赵洪山, 田甜. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的电力系统动态状态估计[J]. 电网技术, 2014, 38(1): 188-192.
ZHAO Hongshan, TIAN Tian. Dynamic state estimation for power system based on an adaptive unscented Kalman filter[J]. Power System Technology, 2014, 38(1): 188-192.
- [11] 孙国强, 黄蔓云, 卫志农, 等. 基于无迹变换强跟踪滤波的发电机动态状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 615-623.
SUN Guoqiang, HUANG Manyun, WEI Zhinong, et al. Dynamic state estimation for synchronous machines based on unscented transformation of strong tracking filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 615-623.
- [12] 毕天姝, 陈亮, 薛安成, 等. 基于鲁棒容积分卡尔曼滤波器的发电机动态状态估计[J]. 电工技术学报, 2016, 31(4): 163-169.
BI Tianshu, CHEN Liang, XUE Ancheng, et al. Dynamic state estimator for synchronous machines based on robust cubature Kalman filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4): 163-169.
- [13] 王少芳, 刘广一, 郎燕生, 等. 基于预测残差的配电网三相状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(22): 51-56.
WANG Shaofang, LIU Guangyi, LANG Yansheng, et al. Study on three-phase state estimation for distribution networks based on residual prediction[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(22): 51-56.
- [14] 蔡凝露, 么莉, 林济铿, 等. 基于指数权函数的抗差状态估计算法[J]. 中国电力, 2013, 46(4): 69-73.

- CAI Ninglu, YAO Li, LIN Jikeng, et al. A robust state estimation method based on exponential weight functions[J]. *Electric Power*, 2013, 46(4): 69-73.
- [15] 西蒙. 最优状态估计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [16] 潘泉, 杨峰, 叶亮, 等. 一类非线性滤波器-UKF 综述[J]. *控制与决策*, 2005, 20(5): 481-490.
PAN Quan, YANG Feng, YE Liang, et al. Survey of a kind of non-linear filters-UKF[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(5): 481-490.
- [17] 卫志农, 孙国强, 庞博. 无迹卡尔曼滤波及其平方根形式在电力系统动态状态估计中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(16): 74-80.
WEI Zhinong, SUN Guoqiang, PANG Bo. Application of UKF and SRUKF to power system dynamic state estimation[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(16): 74-80.
- [18] 耿立卓. 智能配电网状态估计与量测配置[D]. 天津: 天津大学, 2012.
GENG Lizhuo. State estimation and measurement placement of smart distribution network[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012.
- [19] 车仁飞, 李仁俊. 一种少环配电网三相潮流计算新方法[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(1): 74-79.
CHE Renfei, LI Renjun. A new three-phase power flow method for weakly meshed distribution systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(1): 74-79.
- [20] 孟建良, 刘德超. 一种基于 Spark 和聚类分析的辨识电力系统不良数据新方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(3): 85-91.
MENG Jianliang, LIU Dechao. A new method for identifying bad data of power system based on Spark and clustering analysis[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(3): 85-91.

收稿日期: 2017-05-27; 修回日期: 2017-09-07

作者简介:

孙江山(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制; E-mail: 2663103973@qq.com

刘敏(1972—), 女, 通信作者, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力投资规划、电力市场、风险管理、智能配电网等。E-mail: minliu666@163.com

(编辑 周金梅)