

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20220961

基于渐消因子的自适应发电机动态状态估计

陈思未

(国网江苏省电力有限公司无锡供电分公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 同步相量测量单元(PMU)可直接测出相量信息,在动态安全监控方面发挥着重要的技术支持作用。针对PMU量测存在随机误差的问题,提出了一种基于容积卡尔曼滤波(CKF)的发电机动态状态估计方式,主要是将四阶动态方程当作发电机系统方程,将次优渐消因子引入CKF中,使残差序列时刻保持正交,提高了估计算法的自适应性,克服了由于发电机模型参数不确定造成的估计结果偏离真实值的缺点,仿真亦验证了所提算法的有效性。

关键词: 状态估计; PMU; CKF; 渐消因子; 自适应

中图分类号: TM734

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)03-0198-04

1 引言

随着大规模新能源不断接入电网,实时准确获取电力系统机电暂态过程对于安全稳定运行至关重要。早期电力系统无法获得相量信息,然而现阶段互联网信息与卫星技术发展加速,在1990年代,广域测量系统(WAMS)^[1,2]为电力系统故障机电暂态过程监测奠定了坚实基础。因为一般传感器精准度均有一定的偏差,且存在随机干扰,因此同步相量测量单元(PMU)会存在不良数据及随机数据误差。若PMU量测数据不经处理就加以应用,可能会造成控制策略出现巨大偏差。为滤除PMU随机误差,秦晓辉等^[3]将发电机转子角和电角速度作为状态变量,利用发电机二阶动态方程预报状态量,由此构建其发电机动态状态估计模型。而GHAHREMANI E等^[4]并未对发电机次暂态基本情况加以重视,主要通过发电机四阶动态方程完成动态状态估计模型的构建,采用扩展卡尔曼滤波(EKF)求解模型。针对EKF线性化误差较大的问题,陈亮等^[5,6]通过无迹卡尔曼滤波(UKF)、容积卡尔曼滤波(CKF)进行求解。CKF采用球面—径向准则生成一组等权值的容积点,在处理估计偏差和状态维度的问题上优于EKF和UKF。上述方法均基于准确的发电机模型参数展开,而具体工作期间难以得到较为精准且动态的发电机模型参数信息,模型参

数改变将对发电机动态状态估计影响巨大,不利于电力系统的稳定运行。DENG X等^[7,8]基于强跟踪滤波器理论,用UKF、CKF构建强跟踪滤波器。为此,本文针对发电机模型参数不确定的问题,将渐消因子引入CKF中,使残差序列时刻保持正交,提出了一种自适应发电机动态状态估计方法,克服了由于发电机模型参数误差造成的动态状态估计与实际值存在较大偏差的情况,为电力系统安全稳定运行提供了技术支持。

2 发电机动态状态估计模型

利用动态方程对发电机机电暂态过程状态量进行预报。由于次暂态过程十分迅速,发电机控制器难以对其进行控制,因此可忽略发电机次暂态过程,采用四阶方程预报状态量。

发电机四阶动态方程为:

$$\begin{cases} \dot{\delta} = \omega - 1 \\ \dot{\omega} = [T_m - T_e - D(\omega - 1)]/T_J \\ \dot{E}'_q = [E_f - E'_q - (X_d - X'_d)i_d]/T'_{d0} \\ \dot{E}'_d = [-E'_d + (X_q - X'_q)i_q]/T'_{q0} \end{cases} \quad (1)$$

$$T_e = E'_q i_q + E'_d i_d - (X'_d - X'_q) i_q i_d \quad (2)$$

$$\begin{cases} i_d = (E'_q - U_q)/X'_d \\ i_q = (U_d - E'_d)/X'_q \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} U_q = U_t \cos(\delta - \delta_t) \\ U_d = U_t \sin(\delta - \delta_t) \end{cases} \quad (4)$$

收稿日期: 2022-04-08, 修回日期: 2022-05-30

作者简介: 陈思未(1991-),女,工程师,研究方向为电力系统, E-mail: 574985882@qq.com

式中, δ 、 ω 分别为发电机转子绝对角、电角速度标幺值; T_J 为惯性时间常数; T_m 、 T_e 分别为机械转矩、电磁转矩; D 为阻尼系数; E'_d 、 E'_q 分别为发电机 d 、 q 轴暂态电动势; E_f 为励磁电动势; T'_{d0} 、 T'_{q0} 分别为 d 、 q 轴暂态时间常数; X_d 、 X_q 分别为 d 、 q 轴电抗; X'_d 、 X'_q 分别为 d 、 q 轴暂态电抗; I_d 、 I_q 分别为 d 、 q 分量; U_q 、 U_d 分别为其出口电压相量的 q 、 d 轴分量; U_t 、 δ_t 分别为发电机出口电压幅值、相角。

发电机电磁转矩 T_m 无法进行直接测量, 机电暂态过程中忽略调速器的调节作用, 因此在动态状态估计中可作为常数。假设发电机励磁调节器为理想调节器, 则励磁电动势 E_f 为恒定值。

PMU 能直接测量发电机转子绝对角和电角速度。发电机动态状态估计的测量方程为:

$$\begin{cases} \delta_z = \delta \\ \omega_z = \omega \end{cases} \quad (5)$$

式中, δ_z 、 ω_z 分别为发电机功角、电角速度 PMU 量测量。

将式(1)确定的系统方程和式(5)确定的量测方程写为矩阵形式:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{v}) \\ \mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{w}) \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{x} = [\delta \ \omega \ E'_q \ E'_d]^T$
 $\mathbf{z} = [\delta_z \ \omega_z]^T$; $\mathbf{u} = [T_m \ E_f \ U_t \ \delta_t]^T$

式中, \mathbf{x} 、 \mathbf{u} 、 \mathbf{z} 分别为状态向量、控制向量、测量向量; \mathbf{v} 、 \mathbf{w} 分别为系统误差、测量误差, 能满足均值为零, 方差为 Q 与 R 高斯白噪声; \mathbf{f} 为式(1)确定的非线性系统方程; \mathbf{h} 为式(5)确定的测量方程。

将式(6)差分化:

$$\begin{cases} (\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k) / \Delta t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{u}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \Delta t \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{u}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{cases} \quad (7)$$

式中, Δt 为计算步长; k 为时刻; \mathbf{x}_{k+1} 、 \mathbf{x}_k 、 \mathbf{u}_{k+1} 、 \mathbf{u}_k 、 \mathbf{z}_{k+1} 、 \mathbf{z}_k 、 \mathbf{w}_{k+1} 、 \mathbf{w}_k 、 \mathbf{v}_{k+1} 、 \mathbf{v}_k 分别为 $k+1$ 、 k 时刻的状态向量、控制向量、测量向量、系统误差、测量误差。

将式(7)写为矩阵形式, 则动态状态估计模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{H}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{u}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{cases} \quad (8)$$

式中, \mathbf{F} 、 \mathbf{H} 分别为非线性系统方程和测量方程。

3 自适应容积卡尔曼滤波

3.1 容积卡尔曼滤波

CKF 算法基于传统卡尔曼滤波算法框架, 利

用球面一径向规则对状态后验概率分布进行逼近。CKF 根据估计误差方差生成一组具有相同权重的容积点, 经非线性系统方差对这些容积点进行变换, 从而对状态量进行预测。该方法能够使得预测精度达到三阶。CKF 能够适用于高阶非线性滤波问题, 其优势在于无需设置任何参数, 算法简单。球面一径向规则是此算法的关键, 通过等权值容积点来实现非线性积分。具体步骤如下。

步骤 1 形成状态量的容积点:

$$\mathbf{S}_{k|k} = \sqrt{\mathbf{P}_{k|k}} \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{i,k|k} = \mathbf{S}_{k|k} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{P}_{k|k}$ 为 k 时刻状态量估计误差方差阵; $\mathbf{S}_{k|k}$ 为 $\mathbf{P}_{k|k}$ 的平方根矩阵; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 为 k 时刻状态量估计值, $\mathbf{X}_{i,k|k}$ 为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 的容积点。 $\boldsymbol{\xi}_j = \sqrt{\frac{m_c}{2}} [1]_j$; $[1] \in R^n$, 表示点集

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$$

$$\left\{ \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix} \right\}; n \text{ 为状态量维数; } m_c$$

为状态维数的 2 倍。

步骤 2 计算状态量预报值:

$$\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* = \mathbf{F}(\mathbf{X}_{i,k|k}, \mathbf{u}_k) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k+1|k}^* \quad (12)$$

式中, $\mathbf{X}_{i,k+1|k}^*$ 为状态量容积点的预报值; $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 为状态量的预报值。

步骤 3 计算状态量预报误差:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k+1|k}^* \mathbf{X}_{i,k+1|k}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (13)$$

式中, $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 为状态量预报误差方阵差。

步骤 4 计算状态量预报值的容积点:

$$\mathbf{S}_{k+1|k} = \sqrt{\mathbf{P}_{k+1|k}} \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_{i,k+1|k} = \mathbf{S}_{k+1|k} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{X}_{i,k+1|k}$ 为状态量预报误差方阵差的平方根矩阵; $\mathbf{X}_{i,k+1|k}$ 为状态量预报值的容积点。

步骤 5 计算量测量预报值容积点:

$$\mathbf{Z}_{i,k+1|k} = \mathbf{H}(\mathbf{X}_{i,k+1|k}, \mathbf{u}_k) \quad (16)$$

式中, $\mathbf{Z}_{i,k+1|k}$ 为测量量预报值容积点。

步骤 6 计算量测量的预报值和误差方差:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{Z}_{i,k+1|k} \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{vv,k+1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{Z}_{i,k+1|k} \mathbf{Z}_{i,k+1|k}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^T \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{zz,k+1|k} = \mathbf{P}_{vv,k+1} + \mathbf{R}_{k+1} \quad (19)$$

式中, $\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}$ 为测量量的预报值; $\mathbf{P}_{vv,k+1}$ 为测量量容积点的变换误差方差矩阵; $\mathbf{P}_{zz,k+1|k}$ 为测量量误差的总方差。

步骤 7 计算交叉误差方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{xz,k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k+1|k} \mathbf{Z}_{i,k+1|k}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^T \quad (20)$$

式中, $\mathbf{P}_{xz,k+1|k}$ 为交叉误差方差矩阵。

步骤 8 计算滤波增益:

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{P}_{xz,k+1|k} \mathbf{P}_{zz,k+1|k}^{-1} \quad (21)$$

式中, \mathbf{W}_{k+1} 为卡尔曼滤波增益。

步骤 9 计算状态量估计值和估计误差方差:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{W}_{k+1} (\mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{W}_{k+1} \mathbf{P}_{zz,k+1|k} \mathbf{W}_{k+1}^T \quad (23)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$ 为 $k+1$ 时刻状态量估计值。

3.2 自适应容积卡尔曼滤波

在实际运行过程中,由于同步发电机机电暂态过程同步发电机磁路饱和等因素可能导致发电机参数发生变化,而模型参数始终保持不变,进而造成模型与实际系统不匹配。状态量的预测值此时将会偏离真实值,进而导致估计误差增大。针对该问题,对 CKF 算法进行改进,使其能够自适应调整预报误差,进而降低模型误差对估计结果造成的不良影响,即算法的自适应性。

当系统方程存在较大误差时会导致 CKF 的预测值偏离真实值,此时预测误差方差与实际误差不符,从而影响估计结果。为使预测误差方差能够根据实际预测误差进行自适应调整,将渐消因子 λ_{k+1} 引入 CKF,使得模型的预报误差能够根据实际预测误差进行相应改变。当系统模型参数发生改变,模型与实际情况不符时,能够加大测量值对估计值的影响程度,降低预测值的影响程度,最终得到自适应 CKF 算法。将式(13)改为:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \frac{\lambda_{k+1}}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k+1|k}^* \mathbf{X}_{i,k+1|k}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (24)$$

式中, λ_{k+1} 为引入的渐消因子; $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 为未引入渐消因子时的状态量预报误差方差; $\mathbf{X}_{i,k+1|k}^*$ 为状态量容积点的预报值; $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 为状态量的预报值。

渐消因子的算法如下:

$$l_{k+1} = \begin{cases} s_i C_{k+1} & s_i C_{k+1} > 1 \\ 1 & s_i C_{k+1} \leq 1 \end{cases} \quad (25)$$

其中 $C_{k+1} = \text{tr}(\mathbf{N}_{k+1}) / \sum_{i=1}^n s_i M_{k+1}^{ii}$ (26)

式中, $\text{tr}(\)$ 为矩阵求迹的运算。

$$\mathbf{N}_{k+1} = \mathbf{V}_{k+1} - \mathbf{R}_{k+1} - \mathbf{P}_{xz}^T (\mathbf{P}_{k+1|k}^{-1})^T \mathbf{Q}_k \mathbf{P}_{k+1|k}^{-1} \mathbf{P}_{xz} \quad (27)$$

$$\mathbf{M}_{k+1} = \mathbf{P}_{zz} - \mathbf{V}_{k+1} + \mathbf{N}_{k+1} \quad (28)$$

$$\mathbf{V}_{k+1} = \begin{cases} \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T & k = 0 \\ \frac{\rho \mathbf{V}_k + \mathbf{e}_{k+1} \mathbf{e}_{k+1}^T}{1+r} & k \geq 1 \end{cases} \quad (29)$$

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} \quad (30)$$

式中, ρ 为遗忘因子,通常取值为 0.95; $s \geq 1$, 为预先设定的常数,由先验信息确定; \mathbf{e}_k 为新息相量; \mathbf{V}_{k+1} 为实际输出残差序列的协方差阵,在实际中是未知的,可由式(29)进行估算。

4 仿真分析

为验证本文所提出的发电机动态状态估计方法对于模型误差的自适应性,采用 IEEE39 节点测试系统对该方法开展相关仿真得出具体结果,同时将其视为真实值,真实值叠加高斯白噪声即为量测量。转子角和电角速度的测量误差均值为 0,标准差分别为 0.017°、0.01。在 6 s 时改变发电机直轴和交轴电抗及次暂态电抗,以此来模拟系统误差。分别采用传统 CKF 和本文提出的自适应容积卡尔曼滤波算法 ACKF 进行估计。图 1 为发电机转子角、电角速度及直轴和交轴电动势的估计结果。

由图 1 可知,采用传统 CKF 进行估计时,直轴和交轴次暂态电动势的估计结果产生了较大误差,而自适应容积卡尔曼滤波算法的估计结果始终保持较高的估计精度。这是由于当第 6 s 时改变发电机直轴和交轴电抗及次暂态电抗,相当于增大了模型误差,造成预报值不准确。传统 CKF 不具有自适应性,预报误差发生改变而预报误差方差不变,从而导致了估计结果不准确。而对于自适应容积卡尔曼滤波算法,由于预报值严重偏离真实值,信息相量 \mathbf{e}_k 增大,从而导致渐消因子增大,即增大了预报误差方差,因此估计结果受其影响也较小。

5 结论

a. 针对传统 CKF 算法在系统模型与实际系

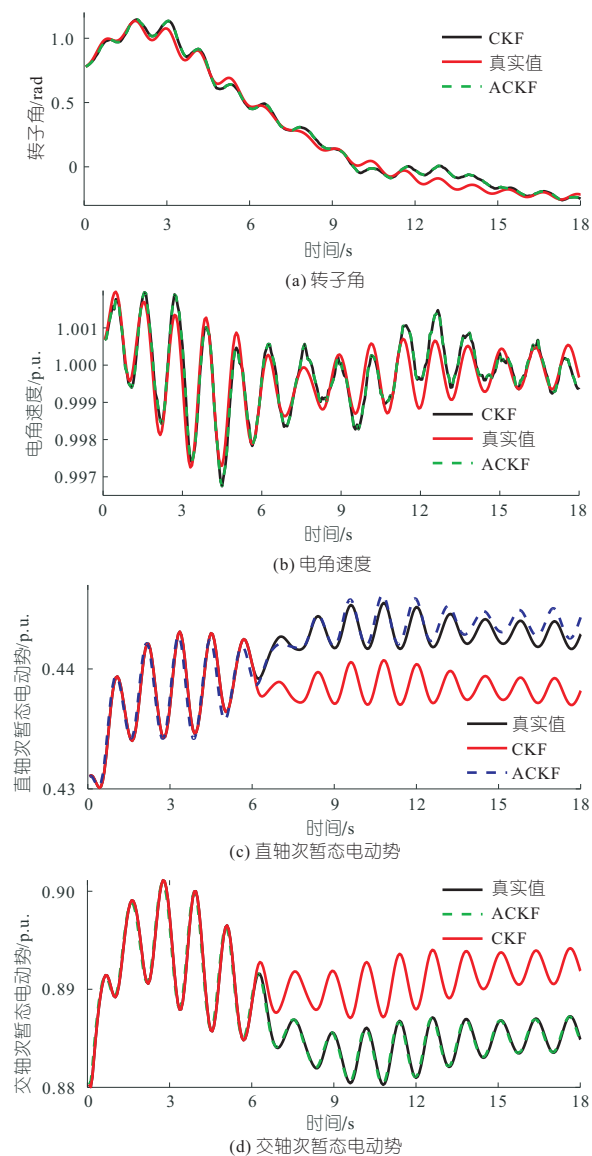


图 1 动态状态估计结果

Fig. 1 The result of dynamic state estimators

统失配的情况下导致估计精度下降的问题,引入渐消因子对预测误差方差进行实时调整,提出了自适应发电机动态状态估计方法。

Fading Factor Based Adaptive Dynamic State Estimator for Generators

CHEN Si-wei

(Wuxi Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Wuxi 214000, China)

Abstract: Phasor measurement unit (PMU) can measure phasors directly, which provides an important technology for dynamic safety monitoring. Aiming at PMU measurements experience errors, a dynamic state estimation method for generators based on cubature Kalman filter (CKF) was proposed. In this method, the fourth order dynamic equations of generators were taken as the system function. The fading factor was introduced into CKF to keep the residual sequence orthogonal at all times, which improves the adaptability of the estimation algorithm. The adaptability of the estimation algorithm was improved, and the defect that the estimation result deviates from the real value due to the uncertain parameters of the generator model was overcome. Simulation results verified the effectiveness of the algorithm.

Key words: state estimation; PMU; CKF; fading factor; adaptation

b. 经仿真,与传统方法相比,当发电机参数在机电暂态过程发生改变,自适应 CKF 算法能够借助渐消因子自适应调整预测误差方差矩阵,动态状态估计仍能获得较为准确的估计结果。

参考文献:

- [1] 葛维春,张硕,张艳军,等. 基于 PMU 同步量测数据的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(4): 39-46.
- [2] 杨智伟,刘灏,毕天姝,等. 基于奇异值分解的 PMU 数据恢复法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(3): 812-821.
- [3] 秦晓辉,毕天姝,杨奇逊. 基于 WAMS 的电力系统机电暂态过程动态状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 19-26.
- [4] GHAREMANI E, KAMWA I. Dynamic state estimation in power system by applying the extended Kalman filter with unknown inputs to phasor measurements[J]. IEEE transactions on power system, 2011, 26(4): 2556-2565.
- [5] 陈亮,毕天姝,李劲松,等. 基于容积卡尔曼滤波的发电机动态状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(16): 2706-2713.
- [6] QI J, TAHA A F, WANG J. Comparing Kalman filters and observers for power system dynamic state estimation with model uncertainty and malicious cyber attacks [J]. IEEE access, 2018, 6: 77155-77168.
- [7] DENG X, LU J, YUE R, et al. A strong tracking particle filter for state estimation [C]//Proceedings of Seventh International Conference on Natural Computation. Shanghai, China, 2011: 56-60.
- [8] 王小旭,赵琳,薛红香. 强跟踪 CDKF 及其在组合导航中的应用[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1837-1842.