

考虑量测坏数据的发电机动态状态估计方法

马安安¹, 江全元¹, 熊鸿韬², 陆海清²

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027; 2. 国网浙江省电力公司电力科学研究院, 浙江省杭州市 310014)

摘要: 随着相量测量单元(PMU)的广泛应用,基于 PMU 的发电机动态状态估计的研究越来越受到重视。如果存在量测坏数据,动态状态估计的滤波效果会受到严重的影响。首先介绍了一种基于无迹卡尔曼滤波(UKF)的发电机动态状态估计方法。然而,由于 PMU 数据的质量不高,为解决坏数据的问题,推导残差方程得出时变的阈值,再通过一种迭代检测的方法确定坏数据的测点位置。对于坏数据对应的量测,算法将其剔除后重新进行一次估计,以修正估计结果。算例结果表明,该方法能有效抑制量测坏数据对发电机动态状态估计的影响。

关键词: 动态状态估计; 机电暂态; 无迹卡尔曼滤波; 坏数据

0 引言

机电暂态模型广泛应用于电力系统暂态问题中,便于系统紧急状况下进行稳定控制^[1]。目前数据采集与监控(SCADA)系统采样频率较慢,采集的数据并不能用于机电模型下的状态估计。随着广域测量系统(WAMS)的应用,提供描述发电机运行状态的变量值变为可能。对机电暂态过程中发电机的动态运行状态进行估计,可以滤除系统噪声,避免在量测过程中因为很多原因造成的量测结果失真,从而满足实际应用要求^[2]。文献[3]提出了应用卡尔曼滤波的递推状态估计算法并在电力系统中得以运用。扩展卡尔曼滤波(EKF)是卡尔曼滤波算法中应用最广泛的方法^[4-6]。文献[4]基于发电机四阶方程建立动态模型,选用 EKF 状态估计方法对其进行状态估计,能提供准确的估计值并降低过程和量测误差。但是随着研究深入,EKF 的线性化过程在强非线性的电力系统中带来的误差过大。文献[7-12]提出了基于无迹卡尔曼滤波(UKF)的发电机动态状态估计,可以将滤波精度精确到三阶项。由于 UKF 需要确定参数值,灵活性不佳,文献[13-14]提出了基于容积卡尔曼滤波(CKF)的发电机动态状态估计,但是该算法对噪声的先验知识依赖性较高。而且,过程噪声的增大容易导致 CKF 算法发散。因此,针对电力系统机电暂态过程的变化特性和发电

机本身的非线性,本文选择了 UKF 算法。

在电力系统实际运行中,信号量测与传输会受到较大的随机干扰或偶然故障而出现坏数据^[15]。坏数据是目前利用相量测量单元(PMU)数据进行状态估计总体实用性不大的重要原因,坏数据检测和辨识(BDDI)是状态估计中的重要问题。传统的 BDDI 方法主要是通过计算加权残差或标准化残差来实现^[16]。针对发电机动态状态估计中量测出现坏数据之后的辨识和修正问题,文献[17]提出一种基于鲁棒 CKF 的发电机动态状态估计方法,并在算法中引入时变多维观测噪声尺度因子,可以根据新息对量测误差方差阵进行调整,使其能够在量测量含有坏数据的情况下对状态预报值进行准确修正,但是算法主要针对电力系统稳态情况下的坏数据修正,不能适用于暂态系统。普通 UKF 算法是最小方差估计,如果存在坏数据,会导致概率分布不再是一个典型的高斯分布,概率分布函数的尾端延长或变化,影响滤波效果^[18]。

本文提出了一种改进 UKF 算法,通过推导每个时间步长的量测量残差方程,得到一定误检概率下的残差阈值曲线来检测坏数据。当出现多个量测超阈值现象时,本文通过一种迭代排除的方式辨识出所有存在坏数据的量测,并且能排除电力系统残差污染可能带来的误检测。最后,算法将坏数据全部剔除之后重新进行状态估计以达到修正的目的。这种方法不仅在稳定状态下可以满足估计要求,在系统发生大扰动甚至故障时仍然适用。算例结果表明本文方法在坏数据存在的情况下仍然有良好的估计效果。

收稿日期: 2016-08-19; 修回日期: 2016-12-17。

上网日期: 2017-04-10。

国家自然科学基金资助项目(51137003);国家电网公司科技项目(XT71-16-034)。

1 发电机动态状态估计模型

1.1 动态状态估计框架

状态量是可以确定动态系统运行状态的最小的变量数^[19]。动态状态估计中同步发电机的详细建模能让系统操作员准确地评估系统状态,在大扰动之后能迅速采取控制行动。因此尽可能全面考虑机电模型十分重要。发电机动态状态估计模型中考虑了调速器时算法的精度优于限定机械转矩恒定的动态状态估计^[20]。因此,本文建立发电机动态状态估计模型时考虑了发电机所带的励磁系统和调速系统。本文利用 PMU 对发电机机端电压、电流以及输出电磁功率进行测量,不必基于网络拓扑约束对电磁功率进行计算,实现发电机和外部网络解耦。

由于发电机转子的内在惯性,发电机的状态变量不会发生突变。考虑系统机电暂态过程,本文所用的转子运动方程见附录 A,励磁机和调速器模型详见附录 A 图 A1 和图 A2。

因此本文所估计的状态量分为 3 个部分,即 $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_g, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_t]$ 。发电机部分状态矩阵为 \mathbf{x}_g ,具体状态量见式(1);励磁系统有 4 个状态变量,见式(2);调速器部分有一个状态变量,见式(3)。

$$\mathbf{x}_g = [\delta \quad \omega \quad E_q' \quad E_q'' \quad E_d' \quad E_d''] \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_1 = [v_m \quad v_{r1} \quad v_{r2} \quad v_t] \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_t = [t_g] \quad (3)$$

式中: δ 和 ω 分别为发电机转子功角和电角度标么值; E_d' 和 E_q' 分别为直轴和交轴的暂态电动势; E_d'' 和 E_q'' 分别为直轴和交轴的次暂态电动势; v_m 为节点电压采样值; v_{r1} 和 v_{r2} 为励磁系统传递函数的中间状态变量; v_t 为定子励磁电动势; t_g 为调速系统传递函数的中间状态变量。

根据从 PMU 中获取的数据挑选一些物理量作为 UKF 的量测更新量^[21]: $\mathbf{y} = [I_r, I_i, P_e, Q_e, \Delta\omega]^T$ 。其中, I_r 和 I_i 分别为发电机终端可测得的电流的实部和虚部; P_e 和 Q_e 分别为发电机终端可测得的有功和无功功率; $\Delta\omega$ 为发电机转子转速偏差。

由于电流作为动态系统的量测量,则系统输入为节点电压的实部和虚部,即 $\mathbf{u} = [v_x, v_y]^T$ 。

1.2 动态状态估计模型

考虑励磁机、调速器的发电机动态估计的状态方程可以写为如下形式:

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = \mathbf{f}_u(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (4)$$

将式(4)差分化,得到:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + h\mathbf{f}_u(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (5)$$

式中: \mathbf{x}_k 为状态变量真实值;下标 k 表示第 k 时刻; h 为时间步长。

可得动态状态估计模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \\ \mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, \mathbf{R}_{k-1}) \\ \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{f}(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}(\cdot)$ 为非线性向量方程; \mathbf{w}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的高斯过程噪声; \mathbf{v}_k 为 k 时刻的高斯量测噪声; \mathbf{R}_{k-1} 和 \mathbf{Q}_k 分别为 \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 的方差矩阵。

因此,基于 UKF 的发电机动态状态估计的基本框架图见附录 A 图 A3。

2 UKF 算法原理

2.1 基本过程

卡尔曼滤波利用噪声的统计特性,能在并不知道模型确切性质的情况下,在实时量测的信息中消除随机干扰和无用信息,估计信号的过去和当前状态,甚至能预测将来的状态,应用广泛^[22]。

UKF 是基于无迹变换的卡尔曼滤波,无迹变换按某一规则取一些点,使这些点的均值和协方差等于原状态分布的均值和协方差,这些点集记为 Sigma 点,求取过程如下:

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{A}_i \quad i=1,2,\dots,n \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \mathbf{A}_i \quad i=n+1,n+2,\dots,2n \quad (9)$$

式中:上标 $\hat{\cdot}$ 表示估计值,下同; $\boldsymbol{\chi}_{k-1}^i$ 有 $2n+1$ 列,其中 i 为列数; \mathbf{A}_i 为 $\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}$ 的第 i 列,其中 n 为状态量的维数, $\lambda = \alpha^2(n+k_r) - n$ (α 控制了 Sigma 点在状态量均值周围的扩展空间,通常取为一个较小的正数,且满足 $0 < \alpha \leq 1$; k_r 为冗余量,对高斯分布,一般取 $k_r = 3 - n$), \mathbf{P}_{k-1} 为状态量方差矩阵,用于按步骤的递推循环。

各 Sigma 点的权重分别为:

$$W_i^{(m)} = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} & i=0 \\ \frac{\lambda}{2(n+\lambda)} & i \geq 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$W_i^{(c)} = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta & i=0 \\ \frac{\lambda}{2(n+\lambda)} & i \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $W_i^{(m)}$ 和 $W_i^{(c)}$ 分别为状态量权值和协方差权值; β 与状态量的先验分布有关,高斯分布一般取 $\beta = 2$ 。

2.2 预报

将经过无迹变换之后的结果代入系统时间传播方程,得到

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = 2n \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}^i) \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}^i) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) (\mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}^i) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_k \quad (13)$$

2.3 滤波

得到发电机状态量的预报值和预报误差方差阵后,就需要利用量测量对状态量预报值进行滤波,从而得到发电机状态量的估计值,即

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \mathbf{h}(\mathbf{X}_{k|k-1}^i) \quad (14)$$

将其代入当前时刻的量测量更新方程,得到:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K} \hat{\mathbf{P}}_{y,k} \mathbf{K}^T \quad (16)$$

$$\mathbf{K} = \hat{\mathbf{P}}_{xy,k} \hat{\mathbf{P}}_{y,k}^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}^i) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) (\mathbf{h}(\mathbf{X}_{k|k-1}^i) - \hat{\mathbf{y}}_k)^T \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{y,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\mathbf{h}(\mathbf{X}_{k|k-1}^i) - \hat{\mathbf{y}}_k) (\mathbf{h}(\mathbf{X}_{k|k-1}^i) - \hat{\mathbf{y}}_k)^T + \mathbf{R}_k \quad (19)$$

式中: \mathbf{y}_k 为量测量真实值。

由式(15)和式(16)可以得到当前时刻的估计值和方差矩阵,方差阵 \mathbf{P}_k 可以进行下一步的无迹变换、预报以及滤波。

2.4 幅值限制

在发电机励磁、调速系统的数学模型中,由于功能上的需要或者实际存在的饱和特性,有一些环节的输出幅值受到限制。考虑这一特性,本文在 UKF 算法中加入限幅环节,设置需要限幅的状态量的上、下限幅值,在预报过程中加入检验环节,若满足,继续算法流程;若不满足,切换至限幅模式。

以励磁限幅为例,本文使用的模型如下:

$$\mathbf{x} = \begin{cases} \mathbf{x} & \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \\ \mathbf{x}_{\max} & \mathbf{x} > \mathbf{x}_{\max} \\ \mathbf{x}_{\min} & \mathbf{x} < \mathbf{x}_{\min} \end{cases} \quad (20)$$

3 坏数据辨识方法

3.1 残差方程的推导

本文算法基于 UKF 流程推导残差方程,可以求出滤波过程中每个时间步长的残差阈值。电力系统发生故障后,网络拓扑结构改变,难以根据量测新

息的变化对 PMU 量测误差进行调整。这种后验 BDDI 算法不会受到系统扰动或故障的影响。

首先,定义估计误差、预测误差和观测误差分别为:

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \quad (21)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (22)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k \quad (23)$$

式中:上标~表示误差值,下同。

对 \mathbf{x}_k 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 在 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 处进行泰勒级数展开并代入式(22)得到:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (24)$$

式中: $\mathbf{F}_k = \partial \mathbf{f}(\mathbf{x}) / \partial \mathbf{x} |_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}}$ 。

同理,观测误差可以表示为:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{v}_k \quad (25)$$

式中: $\mathbf{H}_k = \partial \mathbf{h}(\mathbf{x}) / \partial \mathbf{x} |_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}}$ 。

真实的观测误差方差阵为:

$$\mathbf{P}_{y,k} = \mathbf{E}(\tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}^T) = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \Delta \mathbf{P}_{y,k} + \mathbf{R}_k \quad (26)$$

定义 $\bar{\mathbf{P}}_{y,k}$ 为真实观测误差方差阵 $\mathbf{P}_{y,k}$ 与采样得到的观测误差方差阵 $\hat{\mathbf{P}}_{y,k}$ 之间的差值,则观测方差阵可以化为如下形式:

$$\hat{\mathbf{P}}_{y,k} = \mathbf{P}_{y,k} + \bar{\mathbf{P}}_{y,k} = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k \quad (27)$$

真实的混合误差方差阵 $\mathbf{P}_{xy,k}$ 为:

$$\mathbf{P}_{xy,k} = \mathbf{E}(\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{y}}_{k|k-1}^T) = \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T = \hat{\mathbf{P}}_{xy,k} \quad (28)$$

将 UKF 中对先验值进行修正的式(15)及式(26)和式(28)代入式(21)可得:

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k - \left\{ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \left[\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \left(\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k \right)^{-1} \right] \tilde{\mathbf{y}}_k \right\} = \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \quad (29)$$

把式(24)和式(25)代入式(29),得到递推关系:

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = (\mathbf{F}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{H}_k \mathbf{F}_k) \tilde{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{w}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{H}_k \mathbf{w}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{v}_k \quad (30)$$

最终可以得到残差方程为:

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k = (\mathbf{H}_k \mathbf{W}_k \mathbf{H}_k \mathbf{F}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{F}_k) \tilde{\mathbf{x}}_{k-1} + (\mathbf{H}_k \mathbf{W}_k \mathbf{H}_k - \mathbf{H}_k) \mathbf{w}_k + (\mathbf{I} + \mathbf{H}_k \mathbf{W}_k) \mathbf{v}_k \quad (31)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵。

3.2 假设检验

根据上面的加权残差方程,算法启动后, $\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}$ 可认为是 $\mathbf{0}$,在正常量测条件下,残差因为是量测误差的线性组合,所以服从一个均值为 0 的正态分布。而坏数据存在下残差均值明显增大,其概率分布图

见附录 A 图 A4。

r_k 辨识是将逐维残差按假设检验方法进行,即 $H_0: r_k$ 第 i 个元素 $|r_{k,i}| < \gamma_{k,i}$, 则 H_0 属真,接受 H_0 ; $H_1: |r_{k,i}| \geq \gamma_{k,i}$, 则 H_0 不真,转而接受 H_1 。其中, $i=1,2,\dots,m$; $\gamma_{k,i}$ 为阈值。

由该假设检验方法可以看出,当确定了阈值之后,如果某次采样的 $r_k < \gamma_k$, 就认为 H_0 属真,并接受 H_0 假设;反之,若 $r_k \geq \gamma_k$, 就认为 H_0 不真(即认为有坏数据)而拒绝 H_0 假设,转而接受 H_1 假设。这时存在一种误检概率,即 H_0 属真而拒绝 H_0 , 犯这类错误的概率为 P_d 。

由上面的残差方程计算出协方差矩阵 μ , 则 k 时刻的协方差矩阵 μ_k 为:

$$E(r_k r_k^T) = (H_k W_k H_k - H_k) Q_k (H_k W_k H_k - H_k)^T + (I + H_k W_k) R_k (I + H_k W_k)^T \quad (32)$$

矩阵 μ_k 的对角元素就是相应量测量的方差,即

$$r_{k,i} \sim N(0, \mu_{k,ii}) \quad (33)$$

式中: $\mu_{k,ii}$ 为 μ_k 的第 i 行第 i 列元素。

因此,在正常量测下如果规定一个误检概率,比如 $P_d=0.001$, 即

$$P(|r_{k,i}| < 3.81 \sqrt{\mu_{k,ii}}) = 0.999 \quad (34)$$

那么加权残差的阈值就是 $3.81 \sqrt{\mu_{k,ii}}$ 。由上述推导可以看出,这种阈值推导方式与坏数据种类无关,可以适应不同坏数据的情况。

3.3 坏数据辨识与修正

由于电力系统各物理量的相关性,有一些正常测点的残差可能在坏数据的影响下出现超阈值的现象。此时不能从假设检验中直接看出出现坏数据的测点。本文提出了一种迭代排除的方法来辨识多个坏数据。

区分量测向量 y 成两个子向量 y_g 和 y_f , y_g 中存放有效量测, y_f 中存放坏数据,本文提出一种迭代算法辨识坏数据。

定义一个坏数据指标函数:

$$e_{k,i} = \frac{|r_{k,i}| - \gamma_{k,i}}{\gamma_{k,i}} \quad (35)$$

认为假设检验中检测出的超阈值的量测都为疑似坏数据。当某一时刻出现一个量测疑似坏数据的时候,本文认为该时刻有一个量测坏数据,此时将该坏数据剔除重新进行一次状态估计。当有多个量测出现量测残差超过阈值的现象时,将所有疑似坏数据按其 $e_{k,i}$ 值的大小降序排列,认为 $e_{k,i}$ 最大的量测数据是坏数据,将其移入 y_f 。用 y_g 中剩余的量测重新进行一次估计,并重新计算新的残差和阈值。如此循环反复,直到所有 y_g 中的量测残差都不超阈

值,即所有坏数据都被辨识出来放入 y_f , 最后可获得足够准确的状态量。

以上辨识与修正坏数据过程的流程图见附录 A 图 A5。

4 算例分析

4.1 UKF 法动态状态估计性能分析

利用本文提出的算法在 IEEE 9 节点系统进行了仿真,见附录 A 图 A6。仿真条件设置如下:故障为三相短路故障,故障点线路 4-5 在节点 4 处接地短路,故障时刻为 1.1 s,故障切除时刻为 1.2 s。仿真中根据现阶段实际情况,拟设 PMU 测量数据服从标准差为 0.005、误差均值为 0 的正态分布。选取的估计计算数据包括故障前、故障中和故障后的数据,以便考察估计算法对故障后过渡过程的估计准确性。

选取发电机 G1 作为研究对象,发电机参数取值如下: $X_d'' = X_q'' = 0.23$, $X_d' = 0.3$, $X_q' = 0.47$, $X_d = 1.8$, $X_q = 1.75$, $T_{d0}'' = 0.035$, $T_{q0}'' = 0.07$, $T_{d0}' = 4.8$, $T_{q0}' = 1.5$, $D = 0$, $T_j = 6.4$ 。

IEEE 9 节点部分系统状态量的仿真结果如图 1 所示。

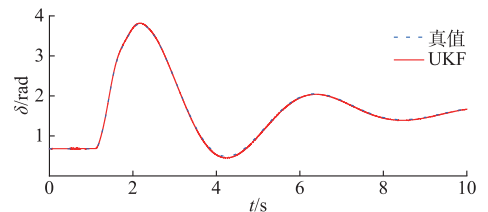


图 1 IEEE 9 节点系统中发电机 G1 的 δ 估计值与真值
Fig.1 Estimated and true values of δ of generator G1 in IEEE 9-bus system

考虑励磁中的限幅环节,将幅值上线设置为 $v_{rmax} = 5$, 则所需限幅的励磁状态量的仿真曲线如图 2 所示。

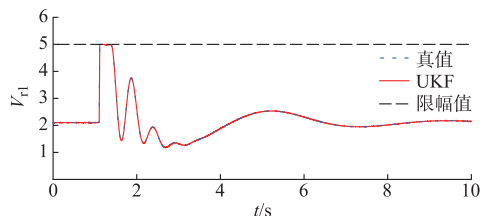


图 2 励磁环节考虑限幅的状态量 V_{r1} 的跟随效果
Fig.2 Following effect of V_{r1} considering limiting state in excitation link

定义预报误差评价函数如下:

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{x_{i,k} - x_{i,k}^*}{x_{i,k}^*} \right| \times 100\% \quad (36)$$

式中: N 为量测序列总数; $x_{i,k}^*$ 和 $x_{i,k}$ 分别为状态量 i 在序列时刻 k 的真实值和预报值。

式(36)表示的是单个状态量或者量测量的预报效果,数值越小说明效果越好。

附录 A 表 A1 中列出了所有状态量的预报误差评价函数值,从中可以看出,发电机状态估计的各个物理量都取得了较好的估计效果。可以看出在故障情况下,状态估计仍能准确跟随系统真实值,并且能够满足实时性需求。

4.2 坏数据检测与辨识

为了验证残差阈值曲线计算的合理性和有效性,设置 2~2.2 s 存在电流虚部的坏数据,3.3~3.5 s 存在有功功率的坏数据,5~5.2 s 存在电流实部和有功功率的坏数据,7.6~7.8 s 存在有功功率和无功功率的坏数据。此时坏数据检测的过程如图 3 所示。

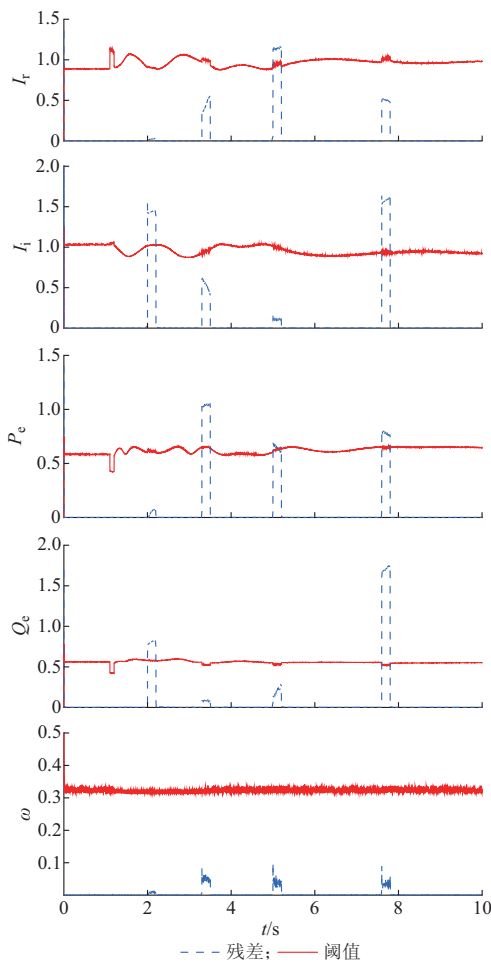


图3 IEEE 9节点系统中节点1量测量存在坏数据时的残差与阈值

Fig.3 Residuals and threshold of measurement for node 1 in IEEE 9-bus system with bad data

此时,不一定所有呈现残差超阈值现象的数据都是坏数据,所以需要坏数据所在的测点进行辨识。从图3中可以看出,7.6~7.8 s时电流虚部、有功功率和无功功率的残差都超过了阈值。选取这段中的一个步长进行分析,坏数据的辨识过程如表1所示。

表1 坏数据辨识过程
Table 1 Identification process for bad data

迭代步数	Q_e	P_e	I_i	I_r	$\Delta\omega$
0	208.85	73.31	12.43	0	0
1		70.27	5.40	0	0
2			0	0	0

从表1中可以看出,辨识算法启动,计算3个量测量的坏数据指标函数。残差小于阈值的量测是有效量测,不计算其坏数据指标函数,用0来表示。第1次迭代时,剔除函数值最大的量测 Q_e 。后重新进行状态估计,此时 P_e 和 I_i 的残差仍然超阈值。算法剔除指标函数值较大的 P_e 。之后进入第2次迭代。2次迭代之后所有量测都通过了假设检验,即当前时刻的2个坏数据都被剔除。

结合图1和图3,对比坏数据发生前后可以发现,1.1 s时故障发生,残差不会受到影响,仍然保持较小的数值,不会超过阈值。只有设置坏数据的时刻会出现量测量明显的超阈值现象。因此,本文提出的算法可以在找出坏数据的同时避免系统扰动等的影响。

4.3 坏数据修正

对于发电机功角值,用3种方法分别对系统存在坏数据情况下的状态估计结果与实际值的误差值进行了仿真。选取普通 UKF 为本文对比算法。而现有针对坏数据滤波的算法见文献[17]。图4分别对 UKF 算法、本文改进后的 UKF 算法以及鲁棒 CKF 算法进行了仿真。图4(a)针对稳态系统,图4(b)针对故障系统。

从图4(a)可以看出,在电力系统中,选取系统处于稳态时,无论是鲁棒 CKF 算法还是本文的改进 UKF 算法都能较准确地对受坏数据影响的状态估计进行修正。虽然会有一定的波动,但是波动幅值都比较小。

从图4(b)可以看出,在发生故障和切除故障后,系统状态量变化剧烈时,本文提出的改进 UKF 算法相对于鲁棒 CKF 算法的优势会显现出来,鲁棒 CKF 算法无法正确获得故障的新息造成了一定的误差,而本文算法在后续的波动过程一直保持着较为准确的估计值。在故障系统的状态估计中,本文

提出算法的估计结果优于鲁棒 CKF。根据式(36),计算故障系统量测量存在坏数据时所有状态量的评价函数值,结果见附录 A 表 A2。

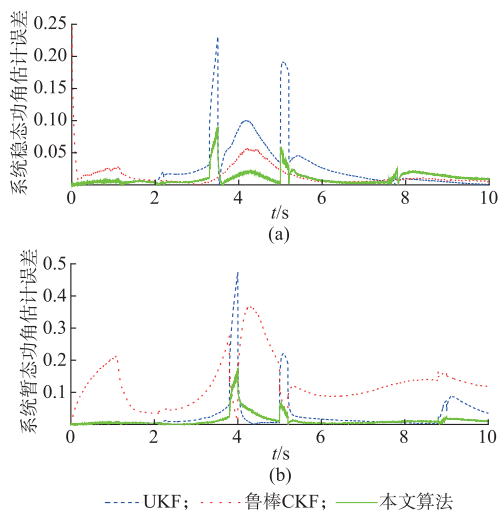


图 4 3 种状态估计算法预报误差对比

Fig.4 Comparison of estimation prediction errors with three state estimation methods

因此,本文提出的改进 UKF 算法在稳态系统和暂态系统中都能有效排除坏数据的影响,适用性强。

5 结语

本文对暂态过程中发电机组的状态量进行估计,并提出了一种通过计算残差检测以及辨识坏数据的算法,对状态量进行修正。该方法能够计算每个时间步长的量测量残差,定量地确定单步残差的阈值,实现坏数据的检测和可靠辨识。本文通过 IEEE 9 节点系统进行仿真验证了监测算法的可靠性,将所提出的算法与 UKF 算法以及鲁棒 CKF 算法的对比结果表明,本文提出的算法可以对存在坏数据的状态变量观测值进行有效的修正,估计准确度优于现有算法。

值得说明的是,本文方法的关键是对故障条件下 PMU 量测坏数据的辨识和修正,但是本文只考虑了比较简单的发电机组模型,而实际电力系统模型复杂,各种发电机组的模型也不尽相同,下一步要考虑更加精细的模型,以适应实际电力系统的需要。在未来的工程应用中,由于对状态估计实时性的需求,对高维数矩阵求解进行并行化处理是进一步提高计算效率的有效途径。上述内容将在后续研究工作中有所体现。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

- [1] ZHOU Ning, MENG Da, HUANG Zhenyu, et al. Dynamic state estimation of a synchronous machine using PMU data; a comparative study[J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2015, 6(1): 450-460.
- [2] 蔡国伟,郑存龙,杨德友,等.基于粒子滤波算法的发电机机电暂态过程动态状态估计[J].电力系统自动化,2016,40(2):49-54. DOI:10.7500/AEPS20150109010. CAI Guowei, ZHENG Cunlong, YANG Deyou, et al. Dynamic state estimation of electromechanical transient for generators based on particle filter algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(2): 49-54. DOI: 10.7500/AEPS20150109010.
- [3] DEBS A S, LARSON R E. A dynamic estimator for tracking the state of a power system[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1970, 89(7): 1670-1678.
- [4] TEBIANIAN H, JEVASURVA B. Dynamic state estimation in power systems; modeling, and challenges[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 121(1): 109-114.
- [5] JAIN A, SHIVAKUMAR N R. Power system tracking and dynamic state estimation[C]// Power Systems Conference and Exposition, March 15-18, 2009, Seattle, WA, USA: 8p.
- [6] GHAREMANI E, KAMWA I. Dynamic state estimation in power system by applying the extended Kalman filter with unknown inputs to phasor measurements[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2011, 26(4): 2556-2566.
- [7] 李大路,李蕊,孙元章.混合量测下基于 UKF 的电力系统动态状态估计[J].电力系统自动化,2010,34(17):17-21. LI Dalu, LI Rui, SUN Yuanzhang. Power system dynamic state estimation with mixed measurements based on UKF [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(17): 17-21.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] ROUHANI A, ABUR A. Tracking the machine states using a linear phasor estimator assisted dynamic state estimator[C]//

- PES General Meeting Conference & Exposition, July 27-31, 2014; 1-5.
- [12] VALVERDE G, KVRIAKIDES E, HEVDT G T, et al. Nonlinear estimation of synchronous machine parameters using operating data[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2011, 26(3): 831-839.
- [13] 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. CHEN Liang, BI Tianshu, LI Jinsong, et al. Dynamic state estimator for synchronous machines based on cubature Kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(16): 2706-2713.
- [14] 李虹, 李卫国, 赵书强, 等. 利用 WAMS 的电力系统动态状态估计结果校正[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(25): 74-80. LI Hong, LI Weiguo, ZHAO Shuqiang, et al. Results correction for power system dynamic state estimation based on WAMS[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(25): 74-80.
- [15] YANG Yun, HU Wei, MIN Yong. Projected unscented Kalman filter for dynamic state estimation and bad data detection in power system [C]// Developments in Power Protection, March 31-April 3, 2014, Copenhagen, Denmark: 6p.
- [16] 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京: 水利电力出版社, 1985.
- [17] 毕天姝, 陈亮, 薛安成, 等. 基于鲁棒容积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.
- [18] 李波. 混合量测下电力系统动态状态估计研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- [19] DERUSSOP M, ROY R J, CLOSE C M. State variables for engineers [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1967, 12(1): 124-125.
- [20] 毕天姝, 陈亮, 薛安成, 等. 考虑调速器的发电机动态状态估计方法[J]. 电网技术, 2013, 37(12): 3433-3438. BI Tianshu, CHEN Liang, XUE Ancheng, et al. A dynamic state estimation method considering speed governors[J]. Power System Technology, 2013, 37(12): 3433-3438.
- [21] PANTOJAJ C N, OLARTE A, DIAZ H. Simultaneous estimation of exciter, governor and synchronous generator parameters using phasor measurements[C]// Electric Power Quality and Supply Reliability Conference, June 11-13, 2014: 43-39.
- [22] 徐佳鹤. 基于 UKF 的滤波算法设计分析与应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.

马安安(1993—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 电力系统发电机动态估计. E-mail: maa1993@126.com

江全元(1975—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 主要研究方向: 电力系统稳定与控制. E-mail: jqy@zju.edu.cn

熊鸿韬(1984—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 发电机励磁控制和电力系统稳定. E-mail: e2002t@163.com

(编辑 孔丽蓓)

Dynamic State Estimation Method for Generator Considering Measurement of Bad Data

MA Anan¹, JIANG Quanyuan¹, XIONG Hongtao², LU Haiqing²

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Zhejiang Electric Power Company, Hangzhou 310014, China)

Abstract: With the wide adoption of phasor measurement unit (PMU) in energy management systems, research on dynamic state estimator for synchronous machine based on PMU is attracting more and more attention. Should there exist bad data, the effect of filtering would be seriously affected. First, an algorithm for dynamic state estimation based on unscented Kalman filter is described. But as the PMU data is of poor quality, to solve problem, the time-varying residual threshold is found by deriving the residual equation. Then, the position of bad data measuring point is determined by an iterative detection method. The corresponding measurement of the bad data is ruled out and repeated for correction of the estimation. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively restrain the influence of bad data on state estimation.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51137003) and State Grid Corporation of China (No. XT71-16-034).

Key words: dynamic state estimation; electromechanical transient; unscented Kalman filter; bad data