

电力系统动态状态估计算法研究

陈焕远 刘新东* 余彩绮

(暨南大学电气信息学院, 珠海 519070)

摘要 为了提高电力系统动态状态估计的估计精度和收敛速度, 引入一种解决非线性滤波问题的新型粒子滤波算法——混合卡尔曼粒子滤波器(Mixed Kalman Particle Filter, MKPF)。该算法采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)与无迹卡尔曼滤波器(UKF)混合作为建议分布, 得到一种更接近真实分布的近似表达式。仿真算例将MKPF与EKF和UKF进行了对比, 比较结果证明在电力系统受到扰动之后, MKPF算法能够快速地收敛于真实值, 且具有比EKF与UKF更高的估计精度和稳定性, 达到了在线准确估计的要求。

关键词 动态状态估计 扩展卡尔曼滤波器 无迹卡尔曼滤波器 混合卡尔曼粒子滤波器

中图分类号 TM711; **文献标志码** A

动态状态估计是状态估计研究的一个分支。实际的电力系统是一个复杂、非线性、动态的系统, 动态状态估计比静态状态估计更符合电力系统的本质。动态估计具有预测功能, 能提供电网实时运行状态, 是能量管理系统(EMS)的重要组成部分, 一直受到国内外学术界的重视^[1,2]。

目前, 电力系统动态状态估计方法主要基于扩展卡尔曼滤波(EKF)算法。此算法适用于线性系统, 而电力系统是非线性系统, 在正常运行情况下可近似为线性系统, 用EKF法预测较准确。但在特定的情况下, 如负荷或发电机输出功率发生突变, EKF中将非线性函数线性化的局限将使算法的性能急剧下降, 产生较大的误差。为改善其预测和滤波的准确性, 中外学者提出了一些改进: 文献[3]采用基于负荷预测的动态估计算法, 能真正预测负荷变化的趋势, 但其负荷模型的引入使迭代不能用原

Kalman滤波模型进行处理; 文献[4]采用自适应卡尔曼滤波法(AKF)以提高滤波精度, 但由于其在线估计模型参数和噪声统计特性, 其计算量过大, 难以满足在线要求; 文献[5]在混合测量下基于无迹卡尔曼滤波(UKF)法, 进行电力系统动态状态分析, 在估计精度上有了改善, 但改善不大。实际的电力系统是一个非线性的系统, 特别是在受到较大的扰动之后, 负荷将发生变化, 发电机之间的也将出现振荡, 这种变化和振荡均为高度非线性, 整个系统是一个时变的非线性系统。

混合卡尔曼粒子器(MKPF)采用EKF与UKF混合作为建议分布, 得到一种更接近真实分布的近似表达式, 预测和滤波更精确, 具有一定的现实意义和理论价值。目前, MKPF尚未在电力系统状态估计中应用。基于上述考虑, 本文将MKPF引入电力系统动态状态估计, 并与EKF和UKF进行了比较, 验证了MKPF算法的有效性。

1 动态状态估计

电力系统动态状态估计的转移方程和测量方程的一般形式为:

2011年5月16日收到 国家自然科学基金(51007030);

中央高校基本科研业务费专项资金(216114200)、

国家大学生创新性实验计划(101055937)资助

第一作者简介: 陈焕远(1989—), 男, 广东潮州人, 研究方向: 电力系统分析与新能源发电控制, E-mail: 747085380@qq.com。

* 通信作者简介: 刘新东(1981—), 男, 河南商丘人, 博士, 研究方向: 电力系统安全与稳定, E-mail: baiom@126.com。

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k) + w_k \\ z_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: x_k 和 z_k 分别为时刻 k 的状态向量与测量向量; f 和 h 分别为非线性状态转移函数与非线性测量函数; w_k 和 v_k 分别为模型噪声与测量噪声; 且满足 $w_k \propto N(0, Q_k)$, $v_k \propto N(0, R_k)$; Q_k 为模型误差方差, R_k 为测量误差方差。

2 EKF 与 UKF 算法

目前, 电力系统动态状态估计常用的方法是 EKF 算法, EKF 的具体算法参见文献[6]。但是 EKF 在实际电力系统运用中存在一定的弊端: 当系统负荷或发电机输出功率发生突变, 系统是强非线性的, 忽略二阶及以上高阶项, 估计结果的准确性会受到很大影响, 甚至严重失真。而且电力系统状态的条件分布具有较强的非高斯性, EKF 采用高斯分布近似状态的条件分布, 也会产生相当大的误差。

Unscented 卡尔曼滤波(UKF)也是一种递归式贝叶斯估计方法, 它利用 Unscented 变换(Un-scented Transformation, UT)方法, 用一组确定的取样点来近似后验概率。但是 UKF 不必线性化非线性状态方程和测量方程, 它直接利用非线性状态方程来估算状态向量的概率密度函数。UKF 的具体算法参见文献[7]。文献[5]将 UKF 算法应用于电力系统动态状态估计, 解决了传统的 EKF 算法存在收敛速度慢、鲁棒性差的缺点, 但是仍然没有解决电力系统非线性问题。

3 MKPF 算法

在 EKF 和 UKF 的基础上, 文献[8]提出一种新型粒子滤波算法, 称之为混合卡尔曼粒子滤波器(Mixed Kalman Particle Filter, MKPF)。它采用 EKF 与 UKF 混合作为建议分布。在时刻 k , 首先用 UKF 产生系统的状态估计, 然后用 EKF 重复这一过程并产生系统在 k 时刻的最终状态估计。具体算法实现如下:

假设 $k-1$ 时刻的状态及相应协方差的估计分别为 $\hat{x}_{k-1}$ 和 $\hat{P}_{k-1}$; 在下一时刻 k , 先使用 UKF 更新粒子。该过程中用到的 Sigma 点的选择根据方程:

$$\chi_{i,k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} \pm \sqrt{(n_x + \lambda) \hat{P}_{i,k-1}}] \quad (2)$$

此后将 Sigma 点分别通过系统模型与测量模型向前传递得到 k 时刻状态值、预测的测量均值为:

$$\begin{cases} x_{k_{UKF}} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \chi_{i,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} f(\chi_{i,k-1}) \\ z_{k_{UKF}} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} Z_{i,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} h(\chi_{i,k}) \end{cases} \quad (3)$$

量测的估计方差、状态估计与量测估计的协方差分别为:

$$P_{z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [(Z_{i,k} - z_k)(Z_{i,k} - z_k)^T] + R_k \quad (4)$$

$$P_{\hat{x}_k, \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [(\chi_{i,k} - x_k)(Z_{i,k} - z_k)^T] \quad (5)$$

则 UKF 卡尔曼增益矩阵为:

$$K_{k_{UKF}} = P_{\hat{x}_k, \hat{z}_k} P_{z_k}^{-1} \quad (6)$$

得到新的测量值 z_k 之后, 则利用 UKF 求得 k 时刻的估计值为:

$$\hat{x}_{k_{UKF}} = x_{k_{UKF}} + K_{k_{UKF}} (z_k - z_{k_{UKF}}) \quad (7)$$

然后用 EKF 执行粒子更新过程, 得到预测状态及协方差:

$$x_{k_{EKF}} = f(x_{k-1}) = f(\hat{x}_{k_{UKF}}) \quad (8)$$

$$P_{k_{EKF}} = F_k \hat{P}_{k-1} (F_k)^T + G_k Q_k (G_k)^T \quad (9)$$

则 EKF 卡尔曼增益为:

$$K_{k_{EKF}} = P_{k_{EKF}} (H_k)^T [U_k R_k (U_k)^T + H_k P_{k_{EKF}} (H_k)^T]^{-1} \quad (10)$$

修正预测值得到最终的估计量如下:

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k_{EKF}} &= P_{k_{EKF}} - K_{k_{EKF}} H_k P_{k_{EKF}}; \\ \hat{x}_{k_{EKF}} &= x_{k_{EKF}} + \hat{P}_{k_{EKF}} (H_k)^T R_k^{-1} (z_k - h(x_{k_{EKF}})) \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)中 Q_k 为系统噪声的协方差矩阵, R_k 为测量噪声的协方差矩阵, F_k 和 G_k 以及 H_k 和 U_k 分别为系统模型和测量模型的雅可比矩阵, 最终求得的 $\hat{x}_{k_{EKF}}$ 和 $\hat{P}_{k_{EKF}}$ 就是我们要求的 k 时刻的估计量。

从得到的近似服从高斯分布的建议分布中抽

取样本:

$$x_k \sim q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k}) = N(\hat{x}_{k,EKF}, \hat{P}_{k,EKF}) \quad (12)$$

根据重要密度 $q(x_k | x_{0:k}, z_{1:k})$ 更新粒子权值:

$$w_k = w_{k-1} \propto \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1})}{q(x_k | x_{k-1}, z_k)} \quad (13)$$

接着就是再采样过程:再采样就是去除那些权值较小的粒子,而复制权值较大的粒子。目前存在多种再采样算法,如残差采样、最小方差采样、多项式采样等,本文采用残差采样算法。

4 仿真算例及分析

算例采用 4 机两区域系统,见图 1。数据采集与监控系统(SCADA)测量包括全网所有线路送端和受端的有功和无功、所有母线的电压幅值、负荷与发电机的有功和无功,量测值服从标准差为 0.02,误差均值为 0 的正态分布。母线 3,101,13 配置了 PMU,PMU 量测为所在母线的电压相量和该母线所有出线的电流相量,幅值量测服从标准差为 0.005,误差均值为 0 的正态分布,相角量测服从标准差为 0.002,误差均值为 0 的正态分布。

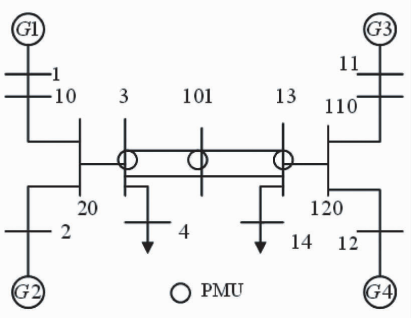


图 1 算例系统

在强非线性的电力系统中,系统状态变量急剧变化时,这三种滤波算法滤除噪声的能力就会明显地区分开来,MKPF 明显优于其它两种算法。仿真条件设置为:系统在 2 s 时,母线 3 与母线 101 之间发生三相短路,在 2.1 s 时,故障被切除,动态状态估计步长为 0.1 s。

以母线 3 为例,图 2、图 3 分别给出了母线 3 上的电压幅值和相角的三种算法估计值。从图中可

以看出,在发生故障以及切除故障后,三种算法的电压幅值估计性能差别明显。在 2 s 时刻故障发生,母线 3 电压幅值有了一个明显下降过程,MKPF 很好地描述这一趋势,而 UKF 和 EKF 不能够很好地跟随电压幅值的突变,尤其是 EKF,几乎丢掉了这一信息。在后续的电压幅值波动过程中,MKPF 的估计结果也优于 EKF 和 UKF。

在电压相角估计方面,MKPF 更为明显地优于其它两种算法。在故障发生后,EKF 估计结果产生很大波动,导致较大的估计误差;而 UKF 与 MKPF 在故障发生后 1 s 内就都能近似地跟随上相角的真实值,但 MKPF 估计结果更逼近且波动小,达到了在线准确估计的要求。

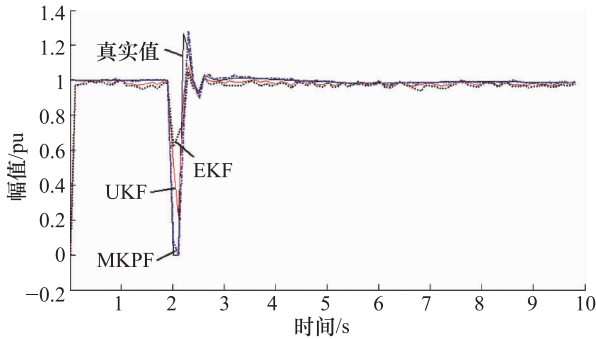


图 2 幅值估计对比

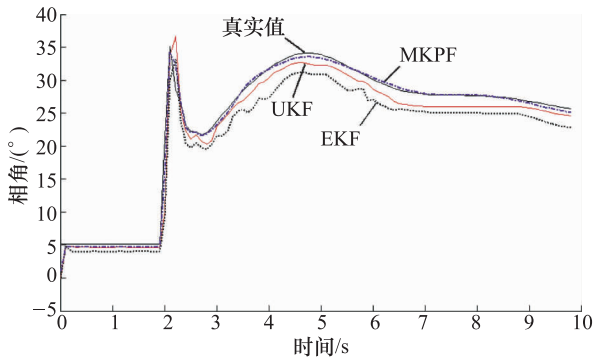


图 3 相角估计对比

5 结论

本文讨论了电力系统动态状态估计中常用算法 EKF 和 UKF 的弊端,并引入一种解决非线性滤

波问题的新型粒子滤波算法——MKPF。仿真算例表明,在电力系统负荷发生突变之后,MKPF 算法能够快速收敛于真实值,且具有比 EKF 与 UKF 更高的估计精度和稳定性,达到了在线准确估计的要求,适合实际电力系统非线性的动态状态估计。

参 考 文 献

1 刘辉乐,刘天琪,黄志华. 基于 Kalman 滤波原理的电力系统动态状态估计的研究综述. 继电器,2004;32(20):62—66
2 韩力,韩学山,陈芳. 基于综合预测和自适应滤波器的电力系统动态状态估计. 电工技术学报,2008;23(8):107—113
3 Sinha A K, Mandal J K. Dynamic state estimation using ANN based

bus load prediction. IEEE Trans on Power Systems, 1999;14(11):1219—1225
4 毛玉华,毛照彦,关兴,等. 电力系统自适应卡尔曼滤波状态估计. 东北电力学院学报,1995;15(2):20—26
5 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. 电力系统自动化,2010;24(17):17—21
6 Welch G, Bishop G. An introduction to the Kalman filter. University of North Carolina at Chapel Hill: Technical Report TR 95-041,2004
7 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. Proceedings of the IEEE, 2004; 2(3):401—422
8 王法胜,赵清杰. 一种用于解决非线性滤波问题的新型粒子滤波算法. 计算机学报,2008;31(2):346—352

Study on Power System Dynamic State Estimation Algorithm

CHEN Huan-yuan, LIU Xin-dong*, SHE Cai-qi

(College of Electrical Information Engineering, Jinan University, Zhuhai 519070, P. R. China)

[Abstract] In order to improve the estimated accuracy and convergence rate of power system dynamic state estimation, a new particle filter for nonlinear filtering problems-Mixed Kaman Particle Filter (MKPF) is introduced. The algorithm, which utilizes the extended Kalman filter (EKF) and the unscented Kalman filter (UKF) as its recommended distribution. It can obtain a more closely approximate expression of the true distribution. The three different algorithms are contrasted in the simulation, and the comparative results prove that the MKPF can quickly follow to the real value after the power system is disturbed and get higher estimated accuracy and stability than EKF and UKF methods, which has meet the requirement of online accurate estimation.

[Key words] dynamic state estimation extended Kalman filter (EKF) unscented Kalman filter (UKF) Mixed Kalman Particle Filter (MKPF)