

一种高精度 APNCKF 算法在谐波检测中的应用

张小东, 席燕辉, 邓洪明, 刘勇

(长沙理工大学 电气与信息工程学院, 长沙 410114)

摘要: 为了进一步提高含噪环境下谐波检测的精确度, 提高卡尔曼滤波器的稳定性, 对系统噪声协方差进行了分析, 通过不断地在线辨识出过程噪声协方差, 提出了一种自适应过程噪声协方差卡尔曼滤波算法; 该算法利用序贯最大化可信度更新先验信息来辨识过程噪声, 然后通过卡尔曼滤波器进行迭代运算, 估计出相应的幅值和相位; 该算法最大的特点就是辨识出的过程噪声 Q 的骤然增大匹配的即是谐波幅值暂降的出现; 通过在 MATLAB 环境下进行谐波仿真验证, 结果表明该算法在准稳态条件下较好地跟踪电力系统谐波状态, 且与常规卡尔曼、基于最大似然准则的卡尔曼、小波/小波包变换相比, 该自适应算法的收敛速度较快、滤波精度高、实时性以及稳定性较好, 具有重要的工程实际意义。

关键词: 噪声协方差; 卡尔曼; 在线辨识; 谐波检测

Application of High Precision APNCKF Algorithm in Power Grid Harmonic Signal Detection

Zhang Xiaodong, Xi Yanhui, Deng Hongming, Liu Yong

(School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of harmonic detection in the noisy environment and improve the stability of the Kalman filter, the covariance of the system noise is analyzed. By continuously recognizing the process noise covariance continuously, an adaptive process noise covariance Kalman filter algorithm is presented. Firstly, the algorithm uses prioritized maximization of confidence to update prior information to identify process noise. Then iteratively calculates the amplitude and phase through Kalman filter. The biggest feature of this algorithm is that the sudden increase of the identified process noise Q is the occurrence of the sag of the harmonic amplitude. The simulation experimental results show that the proposed algorithm can track harmonic state of power system under quasi-steady state condition better than conventional Kalman, Kalman based on maximum likelihood criterion, wavelet/wavelet packet. Compared with the transform, the adaptive algorithm has faster convergence speed, higher filtering precision, better real-time and stability, and has important practical significance.

Keywords: covariance of noise; Kalman filter; on-line identification; harmonic detection

0 引言

谐波检测是谐波问题中的一个重要分支, 对谐波的分析 and 测量是电力系统分析和控制中的一项重要工作, 也是治理谐波问题的出发点和主要依据^[1]。准确而又快速地检测出电力系统中的电力谐波, 具有重要的工程实际意义^[2]。

由于各种冲击性负荷(高铁等)、新能源(风电和光伏发电等)和电动汽车的接入, 电网谐波实时精确检测仍是电能质量测试技术的难点和热点之一。常规的谐波检测方法主要有: 快速傅里叶变换及其改进算法、小波变换、HHT 算法等^[3-10]。DFT 算法实用、稳定、有效, 采用 FFT 可以提高算法的实时性^[3]; 但是频率分辨率有限, 对于临近的频率成分无法检测^[4]。改进算法中大多采用加窗谱线插值^[5-6], 虽然加窗谱线插值 FFT 算法谐波参数的检测精度

较高, 但是间谐波参数检测却相对较低, 而且在低信噪比条件下, 间谐波参数的检测下降比较明显^[7]; 谱估计算法对有限时宽的信号有无限的频率分辨率, 但需要进行大型矩阵运算, 实时性不好, 且需要对信号进行准确定阶, 对于电网宽带多频的信号无法直接检测, 稳定性不好; Prony 算法同样受噪声干扰的影响, 谐波参数的检测精度不高, 在一定程度上限制了算法的实际应用^[7-8]。小波变换和 HHT 可以实现非平稳的电力系统谐波分析; 但是 HHT 法在模态分解时存在模态混叠的现象, 小波变换在用小波滤波器进行谐波分解时存在频带混叠现象, 影响了算法的检测精度^[9-10]。IEC 算法本质上是 DFT 的频谱分组算法, 精确计算的前提是尽可能实现同步采样, 实时性较好; 但是仅仅针对谐波幅值的计算, 没有考虑谐波相位的计算。卡尔曼适用于平稳和非平稳过程, 考虑到真实电网信号固有的随机性和非平稳性^[11]。卡尔曼已广泛应用于频率跟踪、测量谐波分量、暂降等场合^[12-13]。但是卡尔曼算法也存在一些难点, 如噪声统计特性的确定, 特别是过程噪声^[14-15]。又如系统初始状态和初始协方差的设置。通常情况下, 过程噪声统计特性(协方差)随时间变化而变化, 可能导致卡尔曼具有较大的估计误差或甚至发散^[16-17]。

收稿日期:2017-12-12; 修回日期:2018-01-11。

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(51507015); 国家自然科学基金(71271215, 70921001); 湖南省自然科学基金(2015JJ3008)。

作者简介: 张小东(1993-), 男, 四川广安人, 硕士研究生, 主要从事信号检测与智能处理、电网故障行波信号辨识方向的研究。

为进一步提高含噪环境下谐波检测的精确度, 且不断的在线辨识出过程噪声协方差, 提出了一种自适应过程噪声协方差卡尔曼滤波算法 (Adaptive Process Noise Covariance Kalman Filter, APNCKF)。该算法利用序贯最大化可信度更新先验信息, 然后通过卡尔曼进行迭代运算, 估计出相应的幅值和相位。通过在 MATLAB 环境下进行谐波仿真验证, 该算法在准稳态条件下较好地跟踪电力系统谐波状态, 计算精度高。

1 APNCKF 滤波的基本原理

卡尔曼滤波算法适用于线性系和部分非线性系统, 被广泛应用于谐波分量检测、频率跟踪等场合。

1.1 APNCKF 系统建模

电力系统中观测信号包含基波、谐波和噪声信号, 可表述为:

$$y_k = A_{1,k} \cos(\omega k T_s + \varphi_{1,k}) + \sum_{r=2}^M A_{r,k} \cos(r\omega k T_s + \varphi_{r,k}) + e_k \quad (1)$$

式中, $A_{1,k}$ ($r = 2, \dots, M$)、 $\varphi_{r,k}$ 为 r 次谐波的幅值和相位, M 为谐波的最高次数, e_k 为高斯噪声信号。

若取如下状态变量:

$$\mathbf{X}_k = [x_{1,k} \quad x_{2,k} \quad \dots \quad x_{2r-1,k} \quad x_{2r,k} \quad \dots \quad x_{2M-1,k} \quad x_{2M,k}]^T$$

其中:

$$x_{1,k} = A_{1,k} \cos\varphi_{1,k}, \quad x_{2,k} = A_{1,k} \sin\varphi_{1,k}$$

⋮

$$x_{2r-1,k} = A_{r,k} \cos\varphi_{r,k}, \quad x_{2r,k} = A_{r,k} \sin\varphi_{r,k}$$

⋮

$$x_{2M-1,k} = A_{M,k} \cos\varphi_{M,k}, \quad x_{2M,k} = A_{M,k} \sin\varphi_{M,k}$$

相应地, 将观测信号 (1) 可转换成如下的状态空间形式:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\eta}_k \\ y_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + v_k \end{cases} \quad \boldsymbol{\eta}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \quad v_k \sim N(0, R_k) \quad (2)$$

式中, $\boldsymbol{\eta}_k$ 是均值为 0 方差为 \mathbf{Q}_k 的高斯白噪声; v_k 是均值为 0 方差为 R_k 的高斯白噪声。矩阵 \mathbf{F} , \mathbf{H} , \mathbf{Q}_k , R_k 分别定义为:

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \mathbf{I} \\ \mathbf{H}_k = [\cos\omega k T_s, -\sin\omega k T_s, \dots, \cos r\omega k T_s, -\sin r\omega k T_s, \\ \dots, \cos M\omega k T_s, -\sin M\omega k T_s] \quad (r = 1, \dots, M) \\ \mathbf{Q}_k = q_k \mathbf{I} \\ \mathbf{R}_k = \varepsilon \end{cases} \quad (3)$$

则各个频率分量的幅值和相位可以由式 (4) 表示:

$$\begin{cases} A_{r,k} = \sqrt{(x_{2r-1,k})^2 + (x_{2r,k})^2} \\ \varphi_{r,k} = \arctan \frac{x_{2r-1,k}}{x_{2r,k}} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $x_{2r-1,k}$ 、 $x_{2r,k}$ 可以由模型 (2) 得到最优估计。

由卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF) 理论对谐波进行检测的算法如下:

用 $\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}$ 表示状态一步预测, \hat{e}_k 表示新息, $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 表示均方误差一步预测, $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$ 表示最优估计, \mathbf{P}_k 表示均方误差更新矩阵, K_k 表示卡尔曼滤波增益。则:

预测:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = E\{\mathbf{X}_k | y_{1:k-1}\} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} \\ \hat{e}_k = y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} = E\{(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})^T\} = \\ \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k = \mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (5)$$

滤波:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k|k} = E\{\mathbf{X}_k | y_{1:k}\} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \hat{e}_k \\ \mathbf{P}_k = E\{(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k})(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k})^T\} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1} \\ \hat{\Psi}_k = E\{\hat{e}_k \hat{e}_k^T\} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + R_k \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \hat{\Psi}_k^{-1} \end{cases} \quad (6)$$

1.2 APNCKF 在线辨识过程噪声

KF 应用在谐波分量检测时, 过程噪声统计特性 (协方差) 随时间变化而变化, 可能导致 KF 具有较大的估计误差或甚至发散。针对噪声统计特性的不确定性, 本文采用序贯最大化可信度更新先验信息的方法在线辨识系统的过程噪声, 则使用模型 (2) 对 x_k 进行最优估计时, KF 具有较高的滤波精度。APNCKF 方法认为噪声均值为 0, 对噪声二阶中心矩 (协方差) 进行估计。

贝叶斯理论可知, 可由下式估计噪声 \mathbf{Q}_k :

$$p(\mathbf{Q}_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k)}{p(y_k | y_{1:k-1})} p(\mathbf{Q}_k | y_{1:k-1}) \quad (7)$$

又因为 \mathbf{Q}_k 没有先验信息 $p(\mathbf{Q}_k | y_{1:k-1})$, 则可由最大化可信度密度函数 $p(y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k)$ 来估计 \mathbf{Q}_k , 即为:

$$\max\{p(y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k)\} \quad (8)$$

又由于:

$$p(y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k) \sim N(\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}, \mathbf{H}_k (\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k) \mathbf{H}_k^T + R_k) \quad (9)$$

在等式 (5) 中, \hat{e}_k 为预测误差, \hat{e}_k 的值为 k 时刻实际的观测数据 y_k 与 $1:k-1$ 时间段观测数据对 k 时刻的预测值 $E[y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k]$ 之差, 即:

$$\hat{e}_k = y_k - E[y_k | y_{1:k-1}, \mathbf{Q}_k] = y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} \quad (10)$$

其中: $E[\hat{e}_k] = 0$, $E[\hat{e}_k^2] = \mathbf{H}_k (\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k) \mathbf{H}_k^T + R_k$ 。

当 $q_k = 0$ 时:

$$E[\hat{e}_k^2 | q_k = 0] = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T + R_k \quad (11)$$

因此, 预测误差 \hat{e}_k 的概率密度函数:

$$p(\hat{e}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}(\mathbf{H}_k(\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k)\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{\hat{e}_k^2}{\mathbf{H}_k(\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k)\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k}\right) \quad (12)$$

从而可知, 预测误差 \hat{e}_k 和观测值 y_k 是具有相同方差、均值不同的两高斯随机变量, 因此要极大化可信度概率密度函数, 等同于极大化预测误差概率密度函数。

假设用参数 q_k 来表示系统过程噪声协方差矩阵, 即: $\mathbf{Q}_k = q_k \mathbf{I}$ 。为寻求估计值 q_k , 极大化预测误差概率密度函数 $p(\hat{e}_k)$, 可由下式的极值条件得:

$$\frac{\partial}{\partial q_k} p(\hat{e}_k) = 0 \quad (13)$$

将式 (12) 的预测误差概率密度函数 $p(\hat{e}_k)$ 代入式 (13) 得:

$$\frac{\partial}{\partial q_k} p(\hat{e}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{\hat{e}_k^2}{\mathbf{H}_k(\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k)\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k}\right) \cdot \left[-\frac{1}{2} \mathbf{H}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k(\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k)\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-3/2} + \frac{1}{2} \hat{e}_k^2 \mathbf{H}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k(\mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q}_k)\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-5/2}\right] \quad (14)$$

$$\text{因此: } \hat{e}_k^2 = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T + q_k \mathbf{H}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (15)$$

从而得到序列更新 q_k :

$$q_k = \begin{cases} \frac{\hat{e}_k^2 - \mathbf{E}[\hat{e}_k^2 | q_k = 0]}{\mathbf{H}_k \mathbf{H}_k^T} & q_k \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

此方法只通过一个时刻的预测误差来对过程噪声协方差 \mathbf{Q}_k 进行修正, 因此可信度不高。若利用多个时刻预测误差的均值进行修正, 则此方法更有效, 更准确。设有 N 个时刻, 则预测误差均值为:

$$\bar{e}_k = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \frac{\hat{e}_{k+l}}{R_{k+l}^{1/2}} \quad (17)$$

将式 (18) 代入式 (17) 可得:

$$q_k = \begin{cases} \frac{\bar{e}_k^2 - \mathbf{E}[\bar{e}_k^2 | q_k = 0]}{S} & q_k \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

其中:

$$\begin{cases} \mathbf{E}[\bar{e}_k^2 | q_k = 0] = \mathbf{S}_N \mathbf{P}_k \mathbf{S}_N^T + 1/N \\ \mathbf{S} = \mathbf{S}_N \mathbf{S}_N^T + \mathbf{S}_{N-1} \mathbf{S}_{N-1}^T + \dots + \mathbf{S}_1 \mathbf{S}_1^T \\ \mathbf{S}_N = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \frac{1}{R_{k+l}^{1/2}} \mathbf{H}_{k+l} \\ \mathbf{S}_{N-1} = \frac{1}{N} \sum_{l=2}^N \frac{1}{R_{k+l}^{1/2}} \mathbf{H}_{k+l} \\ \vdots \\ \mathbf{S}_1 = \frac{1}{N} \frac{1}{R_{k+N}^{1/2}} \mathbf{H}_{k+N} \end{cases} \quad (19)$$

因此, 进行最优估计时, 参数 q_k (或过程噪声协方差

\mathbf{Q}_k) 的变化就能体现出信号的动态变化, 从而实现谐波的跟踪和检测。且可由式 (4) 中状态变量的幅值、相位曲线图获得基波和各次谐波的信息, 对这些信息进行综合判断, 统计分析, 可以提高抗噪能力, 增强鲁棒性, 提高对扰动时刻的准确性。

2 算例分析

本文通过常规卡尔曼、小波变换、KF-ML 以及 APNCKF 进行仿真实验, 验证 APNCKF 算法的在谐波检测中的有效性, 且该自适应算法的收敛速度、滤波精度及实时性显著提升。

通过 Matlab 构造信号 y_t 来模拟含有谐波的电压信号, 其由基波、3 次、5 次谐波以及不同信噪比噪声叠加获得, 采样频率 10 kHz。信号如图 1 所示。

$$y_k = E_{1,k} \cos(2\pi f k T_s + \varphi_{1,k}) + E_{3,k} \cos(6\pi f k T_s + \varphi_{3,k}) + E_{5,k} \cos(10\pi f k T_s + \varphi_{5,k}) + v_k \quad (20)$$

其中: v_t 表示信噪比 (SNR) 值为 40 dB, 30 dB 和 20 dB 的高斯白噪声, 即高斯白噪声标准差分别为 0.01 p. u., 0.0316 p. u 和 0.1 p. u。电压幅值 $E_{i,k}$ ($i = 1, 3, 5$) 和相位 $\varphi_{i,k}$ ($i = 1, 3, 5$) 模拟如下:

$$\begin{cases} E_{1,k} = \begin{cases} 1 & 0 \leq k < 800 \text{ and } 1200 < k \leq 2000 \\ 0.6 & 800 \leq k \leq 1200 \end{cases} \\ E_{3,k} = \begin{cases} 0 & 0 \leq k < 400 \text{ and } 1600 < k \leq 2000 \\ 0.23 & 400 \leq k \leq 1600 \end{cases} \\ E_{5,k} = \begin{cases} 0 & 0 \leq k < 400 \text{ and } 1600 < k \leq 2000 \\ 0.13 & 400 \leq k \leq 1600 \end{cases} \end{cases} \quad (21)$$

且:

$$\begin{cases} \varphi_{1,k} = \begin{cases} 0 & 0 \leq k < 800 \text{ and } 1200 < k \leq 2000 \\ \pi/6 & 800 \leq k \leq 1200 \end{cases} \\ \varphi_{3,k} = 0 \\ \varphi_{5,k} = 0 \end{cases} \quad (22)$$

显然, 谐波扰动发生的时间为 0.04~0.16 s, 且电压暂降的时间为 0.08~0.12 s。

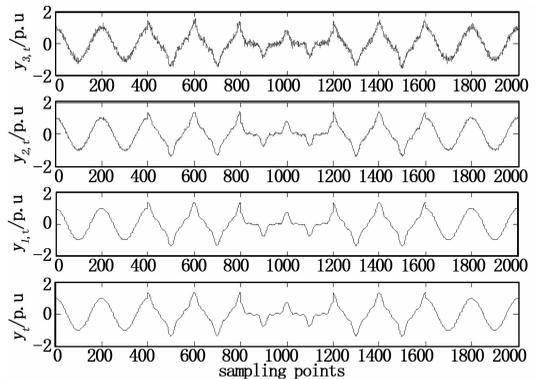


图 1 谐波干扰的电压信号 ($y_t, y_{1,t}, y_{2,t}, y_{3,t}$ 分别为纯净, SNR 为 40 dB, 30 dB 和 20 dB 的电压信号)

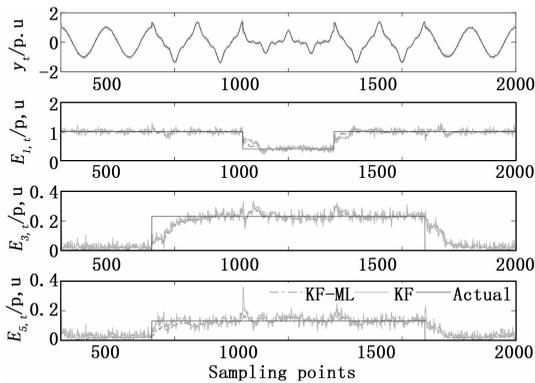


图 2 20 dB 下 KF-ML 估计出的电压信号 ($E_{1,t}$, $E_{3,t}$, $E_{5,t}$ 分别为基波, 3 次和 5 次谐波的幅值)

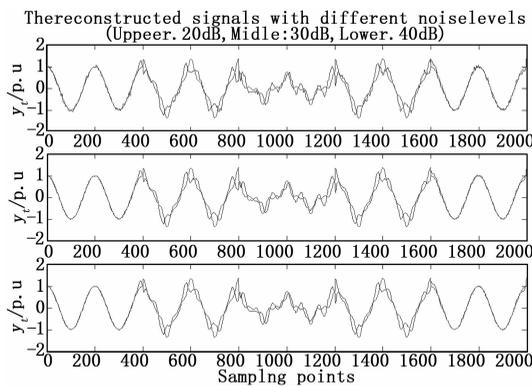


图 3 小波重构信号

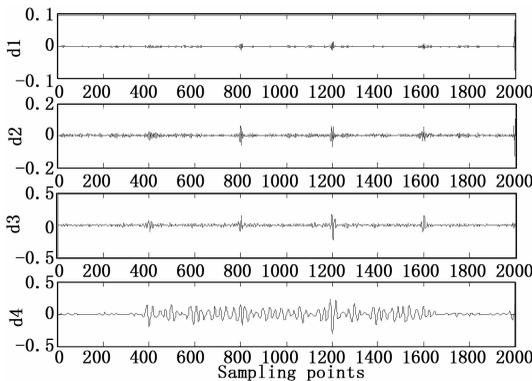


图 4 SNR = 20 dB 的四层小波分解

图 2 给出了 SNR = 20 dB 下 KF-ML 与常规 KF 对谐波的最优估计。图 3 给出了实际信号与重构后的 WT 信号比较; 图 4 给出了 SNR 为 20 dB 时小波分解的结果。

从图 2 可以看出常规 KF 在低信噪比时幅值曲线图波动较大, 对奇异值不能很好的跟踪和检测, 精确度低。且常规 KF 的滤波性能依赖于系统噪声的先验统计信息, 不准确的系统噪声统计会导致 KF 滤波精度降低甚至发散。KF-ML 算法则利用最大似然做为准则自适应地优化系统噪声, 从而提高其性能。从表 1 中可以看到 KF-ML 算法的 RMSE 值均小于 KF 和 WT, 这也验证了 KF-ML 具有比 KF 更好的估计性能。但从图 2 可知, KF-ML 算法在基频

的幅值估计非常接近实际幅度, 对电压幅值响应也非常快速和准确; 而在对谐波进行检测时, 相对于基频的下降沿则表现出一些时延。其虽能比较准确地估计出谐波的幅值, 但精度仍较差。

表 1 不同算法的均方根误差对比结果

类型	算法	SNR = 40 dB	SNR = 30 dB	SNR = 20 dB
		RMSE	RMSE	RMSE
类型 1	KF-ML	0.0 182	0.0 248	0.0 432
	KF	0.0 193	0.0 260	0.0 641
	WT	0.0 648	0.0 656	0.0 811
类型 2	KF-ML	0.0 109	0.0 174	0.0 258
	KF	0.0 110	0.0 216	0.0 381
	WT	0.0 382	0.0 415	0.0 625
类型 3	KF-ML	0.0 246	0.0 335	0.0 534
	KF	0.0 252	0.0 403	0.0 838
	WT	0.2 477	0.2 479	0.2 583

图 3 所示, 由于谐波干扰, WT 的重构信号明显偏离实际信号。在图 4 中, 即 SNR = 20 dB 时, 小波系数 d_2 , d_3 恰好在电压暂降和谐波干扰处达到峰值, d_4 出现明显的振荡, 表明在 SNR = 20 dB 情况下, 电压暂降起止时小波系数峰值不明显, 这表明 db_4 小波函数检测性能随着信号噪声比的降低而变差。而从表 1 中也可以看到 WT 的 RMSE 值均高于 KF 和 KF-ML。则随着信号被噪声和谐波严重污染时, WT 精确度低、响应速度慢。

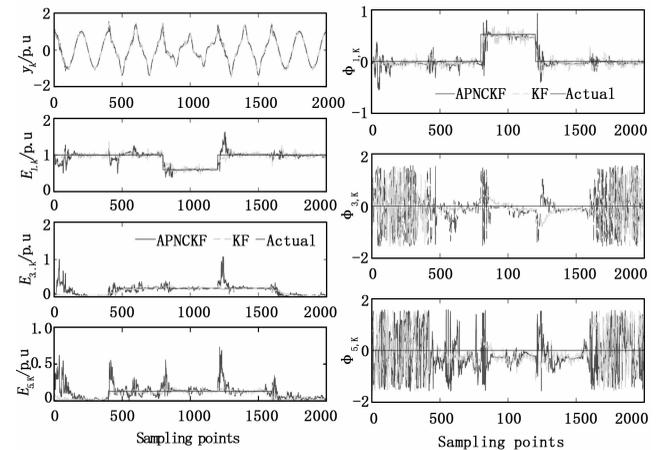


图 5 20 dB 时 APNCKF 估计出电压信号的幅值和相位

图 5 为 20 dB 时 APNCKF 估计出电压信号的幅值和相位图; 图 6 为 APNCPF 中参数 q_t 的变化过程。由图 5 可知, 即使在高斯随机噪声比较强的情况下, APNCKF 的估计信号与实际信号仍紧密匹配, 进行很好地跟踪与检测。而 KF 估计的信号则具有一些不匹配的采样点, 例如在第 400 个采样点与第 500 个采样点之间、第 800 个采样点与第 900 个采样点之间、第 1 200 个采样点与第 1 300 个采样点之间以及在第 1 600 个采样点与第 1 700 个采样点之间, 即发生谐波, 电压暂降和相位跳变的点与实际信号不匹配。因此, 当跟踪信号的突然变化时, KF 的性能变差。对于幅

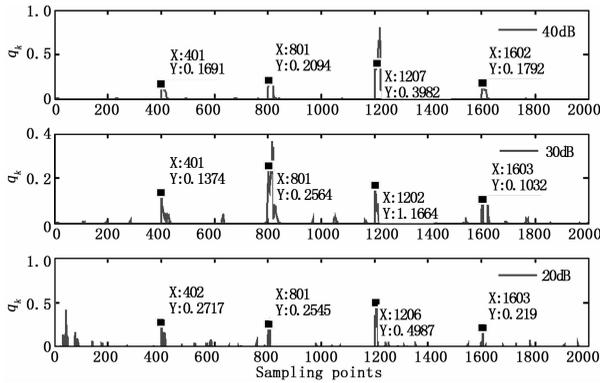


图 6 APNCKF 中参数 q_k 的变化过程

值和相位的最优估计，即使这些干扰比较轻微，APNCKF 对异常值（例如电压暂降，相位跳跃或谐波干扰）的响应也快得多。这种精确地检测为电力系统安全运行提供重要保证，这是因为 APNCKF 根据序贯最大化可信度更新先验信息的方法来实时辨识系统的过程噪声，对异常值（如谐波干扰或相位跳变）敏感。如图 6 所示，每个子图中有三组采样点，其中参数突变非常接近谐波起止时间、电压暂降以及相位跳变。因此，参数的动态变化可用于检测谐波、相位跳变和电压暂降。从表 2 可以看出，APNCKF 在不同信噪比的情况下 MAE 和 RMSE 值均低于 KF-ML，远低于 KF。这表明 APNCKF 可以获得比传统的 KF 和 KF-ML 更好的估计性能。与自适应 KF-ML 相比，参数 q_k 对异常值敏感，它更容易检测到干扰。因此，APNCKF 优于用于检测干扰的自适应 KF-ML。

表 2 不同算法误差对比结果

算法	SNR = 40 dB	SNR = 30 dB	3SNR = 20 dB
	MAE(RMSE)	MAE(RMSE)	MAE(RMSE)
KF	0.009 172 (0.024 92)	0.023 44 (0.035 73)	0.071 36 (0.091 60)
KF-ML	0.007 870 (0.024 36)	0.014 89 (0.028 95)	0.039 51 (0.056 59)
APNCKF	0.003 159 (0.023 35)	0.013 39 (0.026 52)	0.026 55 (0.044 92)
KF	0.009 915 (0.032 33)	0.024 46 (0.041 89)	0.070 83 (0.091 59)
KF-ML	0.004 803 (0.031 37)	0.010 84 (0.033 45)	0.033 57 (0.056 44)
APNCKF	0.004 098 (0.010 34)	0.009 455 (0.016 30)	0.017 70 (0.031 13)
KF	0.009 963 (0.049 48)	0.030 12 (0.060 89)	0.051 05 (0.069 16)
KF-ML	0.008 957 (0.026 55)	0.018 84 (0.053 16)	0.045 38 (0.065 85)
APNCKF	0.006 121 (0.022 53)	0.018 58 (0.032 14)	0.036 51 (0.064 20)

3 结论

在电力系统谐波检测中，系统随机噪声信息不完全可知，这可能会导致滤波器的估计精度不高；针对这一问题，采用序贯最大化可信度更新先验信息来实时辨识系统过程噪声，提出了一种自适应过程噪声协方差卡尔曼滤波实现检测电能质量扰动的时域方法。通过仿真和分析得出以下结论：

1) 卡尔曼滤波器在进行谐波检测时，时变的过程噪声可能引起滤波精度低、甚至发散等问题，基于序贯最大化可信度更新先验信息的方法来辨识系统的过程噪声，提高了系统的稳定性以及检测精度。

2) 该算法与小波变换、常规卡尔曼以及基于最大似然准则的卡尔曼相比，当信号被随机噪声和谐波严重污染时，小波变换精确度低且响应速度慢；基于最大似然准则的卡尔曼在信噪比较低时，波动十分明显，精度较差；而 APNCKF 在不同信噪比下 MAE 和 RMSE 值均较低，表现出较好的性能。

3) APNCKF 中参数 q_k 对异常值十分敏感。出现谐波干扰时，表现出不同幅度的峰值，更好的进行跟踪与检测，实时性强。

参考文献：

[1] 潘文, 钱愈涛, 周鸷. 基于加窗插值 FFT 的电力谐波测量理论窗函数研究 [J]. 电工技术学报, 1994, 9 (1): 50-54.

[2] 张逸, 林焱, 吴丹岳, 等. 电能质量监测系统研究现状及发展趋势 [J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43 (2): 138-147.

[3] 熊杰锋. 基于加窗插值和 Prony 的电力系统谐波算法 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (7): 8-13.

[4] 石敏, 吴正国, 尹为民. 基于化 S 算法的时变谐波检测 [J]. 电工技术学化, 2015 (1): 50-53.

[5] Borges F A S, Fernandes R A S, Silva I N. Feature extraction and power quality disturbances classification using smart meters signals [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12 (2): 824-8.

[6] 曾括昭, 文卉, 王耀南. 一种高精度的电力系统谐波智能分析方法 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10): 23-27.

[7] Kumar R, Singh B, Shahani D T. Symmetrical components-based modified technique for power-quality disturbances detection and classification [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52 (4): 3443-3450.

[8] 宋志雄, 喻翌, 赵海全. 基于算舌线函数的变步长自适应谐波电流检测算法 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37 (22): 54-59.