A Transient Power Quality Detection Method Based on Strong Tracking Taylor Extended Kalman Filter

Jialin Kong¹, Hui Jiang¹, Feng Chen¹, Jianchun Peng²

¹College of Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong ²College of Mechatronics and Control Engineering, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong Email: 136795934@qq.com, huijiang@szu.edu.cn

Received: Jun. 4th, 2018; accepted: Jun. 19th, 2018; published: Jun. 26th, 2018

Abstract

A transient power quality signal detection method based on strong tracking Taylor extended Kalman filter (STEKF) is studied in this paper. The Taylor Kalman filter (TKF) algorithm used for transient power quality signal detection is not only big in the number of state variables that cause large dimension of state transition matrix of the problem, but fails to track mutation signal quickly and accurately. In this paper, the Taylor extended Kalman filter (TEKF) and strong tracking filter (STF) are combined together to deal with these problems. First, amplitude and phase angle signals are truncated at the second order Taylor expansion separately. Then, with the help of a scaling factor, the covariance matrix is adjusted so that the ability of the algorithm tracking mutation signal can be enhanced. Four kinds of signals are simulated, including amplitude modulation signal, phase modulation signal, voltage sag fault signal and rectifying harmonic signal. The former two signals are generated by analytical functions and the left two are generated by a three-phase system built in Simulink. Simulation results show that the proposed STEKF algorithm is faster in tracking speed, higher in measurement accuracy than the TEKF algorithm.

Keywords

Transient Power Quality, Power Quality Detection, Taylor Extended Kalman Filter, Strong Tracking Filter

基于强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波的 暂态电能质量检测

孔嘉麟¹,江 辉¹,陈 峰¹,彭建春²

1深圳大学光电工程学院, 广东 深圳

²深圳大学机电与控制学院,广东 深圳 Email: 136795934@qq.com, huijiang@szu.edu.cn

收稿日期: 2018年6月4日; 录用日期: 2018年6月19日; 发布日期: 2018年6月26日

摘要

本文研究基于强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波(STEKF)的暂态电能质量信号检测方法。针对泰勒卡尔曼滤波 (TKF)算法状态空间的维数过大以及无法快速准确跟踪突变信号的缺点,将泰勒扩展卡尔曼滤波(TEKF) 与强跟踪滤波(STF)相结合,先对幅值和相位分别进行2阶泰勒展开,再借助渐消因子根据实际残差与理 论残差实时调整TEKF中的误差协方差矩阵,从而增强算法对突变信号的跟踪能力。对解析调幅信号和调 相信号、Simulink搭建的三相系统故障下的电压暂降信号和三相系统整流谐波信号四种情况进行了仿真 实验。实验结果表明,与TEKF算法相比,本文提出的STEKF算法具有更快的跟踪速度和更高的跟踪精度。

关键词

暂态电能质量,电能质量检测,泰勒扩展卡尔曼滤波,强跟踪滤波

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

C Open Access

1. 引言

随着现代科技的飞速发展,大功率电力电子设备在电力系统中的广泛应用所造成的电能质量扰动问题越发引起人们的关注。常见的电能质量扰动问题有电压中断、幅值暂升或暂降、谐波等,它们已经给电力系统的稳定运行带来一系列的严重问题。为了保障电力系统稳定运行,研究电能质量扰动的检测方法具有重大的意义[1]。

常用的电能质量检测方法有快速傅里叶变换(FFT)、离散傅里叶变换(DFT)、有效值检测法(RMS)和 半周期有效值检测法(HRMS)、小波变换(WT)、卡尔曼滤波(KF)等[1]-[15]。FFT 和 DFT 在频域上对信号 进行分析,适用于静态扰动的检测,但对于动态扰动而言其检测准确性会严重下降[2] [3] [4] [5]。RMS 计算了一个周期内电压瞬时值的均方根值,可用于检测电压暂降[6]和电压闪变[7]。而 HRMS 则是在 RMS 的基础上进行改进,采用半周期取值代替周期取值,其信号跟踪的时效性优于 RMS [8]。WT 能在时域和 频域表征信号的局部特性,其检测能力容易受噪声的影响而急剧下降[9] [10]。KF 常用于线性系统的状态 估计,而对于非线性系统,KF 对系统状态估计的效果受到了限制[11] [12]。

扩展卡尔曼滤波(EKF)由KF发展而来,将非线性系统的系统函数的泰勒展开式进行1阶或2阶截取, 使非线性系统函数线性化,但存在计算 Jacobi 矩阵困难、滤波精度依赖截取阶数而导致计算复杂度增加 的缺陷[11]。文献[13]提出了一种基于泰勒扩展卡尔曼滤波(Taylor extended Kalman filter, TEKF)的动态同 步相量估计算法,通过对电气信号的幅值和相位分别做2阶泰勒级数展开构建系统的状态变量,并利用 EKF 对系统的状态变量进行最优估计。TEKF 算法能精确测量低频振荡信号,且和泰勒卡尔曼滤波(Taylor Kalman filter, TKF) [14]相比,TEKF 没有引入复数状态变量及其导数项,减少了一定的计算量。但由于 泰勒级数对非光滑函数进行展开时存在较大误差,而且在扰动的电气信号中往往会存在某个参数的突变, TEKF 无法快速进行跟踪,所以 TEKF 算法对突变信号的跟踪精度较差。

为克服 TEKF 算法对突变信号的跟踪精度较差的问题,本文在 TEKF 算法的基础上,结合强跟踪算法[15],提出一种基于强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波(strong tracking Taylor extended Kalman filter, STEKF)的 暂态电能质量信号检测算法,引入渐消因子对误差协方差矩阵进行调整,使算法能更准确跟踪突变信号。

2. 电气信号的状态空间描述

2.1. 只含基波的电气信号

一般的,一个只含基波的离散化电气信号可表示为

$$y_k = a_k \cos\left(\omega_1 k \tau + \varphi_k\right) \tag{1}$$

其中, $\omega_1 = 2\pi f_1$; f_1 为基波的频率; τ 为采样间隔; $a_k \pi \varphi_k$ 分别为基波的幅值和相位。

定义相位 $\psi_k = \omega_i k \tau + \varphi_k$, 构建由幅值 *a* 和相位 ψ 及它们的 1 阶、2 阶导数组成的状态变量 $X_k = \begin{bmatrix} a_k^{(0)} & a_k^{(1)} & a_k^{(2)} & \psi_k^{(0)} & \psi_k^{(1)} & \psi_k^{(2)} \end{bmatrix}^T$,根据 2 阶泰勒级数展开,建立(1)式的离散状态空间描述[13],即

$$\begin{cases} X_{k+1} = AX_k + W_k \\ y_{k+1} = h(X_{k+1}) + v_k \end{cases}$$
(2)

其中, 状态转移矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \tau & \frac{\tau^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \tau & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \tau & \frac{\tau^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \tau \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(3)

系统的量测转移函数为 $h(X_{k+1}) = a_{k+1} \cos \psi_{k+1}$;系统的状态转移噪声 W_k 由幅值和相位的2阶泰勒级数 展开所产生的误差决定;系统的量测噪声 v_k 为高斯白噪声。

2.2. 含谐波的电气信号

一个含有谐波的电气信号的离散形式为

$$y_{k} = a_{1}\big|_{k} \cos\left(\omega_{1}k\tau + \varphi_{1}\big|_{k}\right) + \sum_{n=2}^{m} a_{n}\big|_{k} \cos\left(n\omega_{1}k\tau + \varphi_{n}\big|_{k}\right)$$
(4)

其中, *m* 为谐波的最高次数, $a_n|_{\iota} \pi \varphi_n|_{\iota} \beta h h$ n 次谐波在 k 时刻的幅值和相位。

(4)式的离散状态空间描述,只需在状态转移方程中对各次谐波分量添加如下两个等式

$$a_n^{(0)}\Big|_{k+1} = a_n^{(0)}\Big|_k + \delta_{a_n^{(0)}}\Big|_{k+1}$$
(5)

$$\psi_{n}^{(0)}\Big|_{k+1} = \psi_{n}^{(0)}\Big|_{k} + n\tau\psi_{1}^{(1)}\Big|_{k} + n\frac{\tau^{2}}{2}\psi_{1}^{(2)}\Big|_{k} + \delta_{\psi_{n}^{(0)}}\Big|_{k+1}$$
(6)

此时状态变量为

$$X_{k} = \begin{bmatrix} a_{1}^{(0)} \Big|_{k} & a_{1}^{(1)} \Big|_{k} & a_{1}^{(2)} \Big|_{k} & a_{2}^{(0)} \Big|_{k} & \cdots & a_{m}^{(0)} \Big|_{k} & \psi_{1}^{(0)} \Big|_{k} & \psi_{1}^{(1)} \Big|_{k} & \psi_{1}^{(2)} \Big|_{k} & \psi_{2}^{(0)} \Big|_{k} & \cdots & \psi_{m}^{(0)} \Big|_{k} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(7)

其中, $a_1^{(0)}\Big|_k \cdot \psi_1^{(0)}\Big|_k$ 分别为基波在 k 时刻的幅值和相位, $a_1^{(1)}\Big|_k \cdot \psi_1^{(1)}\Big|_k$ 分别为 k 时刻基波幅值和相位的 1 阶导数, $a_1^{(2)}\Big|_k \cdot \psi_1^{(2)}\Big|_k$ 分别为 k 时刻基波幅值和相位的 2 阶导数, $a_m^{(0)}\Big|_k \cdot \psi_m^{(0)}\Big|_k$ 分别为 m 次谐波在 k 时刻的幅值和相位。则系统的量测转移函数可改写

$$h(X_{k+1}) = a_1 \Big|_{k+1} \cos \psi_1 \Big|_{k+1} + \sum_{n=2}^m a_n \Big|_{k+1} \cos \psi_n \Big|_{k+1}$$
(8)

3. 强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波算法

3.1. TEKF 算法与 TKF 算法的区别

KF 算法常用于动态相量的测量,它通过对动态相量的进行 2 阶泰勒展开,引入复数状态变量及其导数项,构建系统的状态空间[14]。在考虑谐波分量的情况下,TKF 所构建的状态空间会引入更多关于各次谐波的复数状态变量及其导数项,导致状态空间的维数增加。

为了避免上述问题,TEKF 算法通过对幅值和相位分别进行 2 阶泰勒展开,利用幅值和相位及它们的 1 阶、2 阶导数构成状态变量。而由于谐波分量的幅值往往较低,且其相位取决于基波相位,所以 TEKF 仅把各次谐波分量的幅值和相位引入到状态变量中[13]。对一个含有 n 种谐波分量的电气信号,TEKF 构建的状态空间中仅有 6+2n 个实数状态变量,少于 TKF 构建的复数状态变量数 6+6n 个。因此,在考虑 越多的谐波分量时,TEKF 可简化状态空间,减少状态变量的维数,从而减少滤波算法迭代运算所花费 的时间。

3.2. TEKF 算法的原理

EKF 常用于非线性系统,其主要思路是将系统的非线性模型进行1阶泰勒级数展开以实现线性化后, 再进行与线性 KF 类似的迭代运算,即利用 *k* 时刻的最优状态估计值预测 *k* +1时刻的状态值,根据 *k* +1时 刻的量测值修正 *k* +1时刻的预测状态值得到 *k* +1时刻的最优状态估计值。而 TEKF 算法则是基于幅值和 相位的泰勒级数展开建立系统状态空间,并利用 EKF 作最优状态估计[13]。其流程如下:

1) 预测 k+1 时刻的状态变量

$$X_{k+1|k} = AX_k \tag{9}$$

2) 预测 k+1 时刻的误差协方差矩阵

$$P_{k+1|k} = AP_k A^{\mathrm{T}} + Q_k \tag{10}$$

3) 根据量测转移函数计算 k+1 时刻的 Jocabian 矩阵

$$H_{k} = \frac{\partial h(X_{k})}{\partial X_{k}} \bigg|_{X_{k} = X_{k+1|k}}$$
(11)

4) 计算扩展卡尔曼滤波增益

$$K_{k+1} = P_{k+1|k} H_k^{\mathrm{T}} \left(H_k P_{k+1|k} H_k^{\mathrm{T}} + R_k \right)^{-1}$$
(12)

5) 更新 k+1 时刻的状态变量

$$X_{k+1} = X_{k+1|k} + K_{k+1} \Big[y_{k+1} - h \Big(X_{k+1|k} \Big) \Big]$$
(13)

6) 更新 k+1 时刻的误差协方差矩阵

$$P_{k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} H_k P_{k+1|k}$$
(14)

3.3. STEKF 算法的原理

强跟踪滤波(STF)算法在预测误差协方差矩阵的过程中引入渐消因子,对过去数据进行渐消,能更大限度地从残差中提取有效信息实时,使算法能在系统参数发生突变的时候实现准确快速的跟踪[15]。在渐消因子的作用下,STF 算法对过程参数的突变具有很强的鲁棒性,相对于 TEKF 而言具有更高的估计精度[16] [17]。而 STEKF 算法对 TEKF 算法进行改进,在预测 *k*+1时刻误差协方差矩阵时加入渐消因子,根据实际残差与理论残差实时调整误差协方差矩阵。

在引入渐消因子后,滤波过程中预测误差协方差的(10)式变为

$$P_{k+l|k} = \lambda_{k+l} A P_k A^{\mathrm{T}} + Q_k \tag{15}$$

其中, λ_{k+1} 为渐消因子。要计算渐消因子,需要先计算理论残差与实际输出残差。

理论输出残差序列为

$$\varepsilon_{k+1} = y_{k+1} - h\left(X_{k+1|k}\right) \tag{16}$$

则实际输出残差序列的协方差矩阵为

$$V_{k+1} = \begin{cases} \varepsilon_1 \varepsilon_1^{\mathrm{T}} & k = 0\\ \frac{\rho V_k + \varepsilon_{k+1} \varepsilon_{k+1}^{\mathrm{T}}}{1 + \rho} & k \ge 1 \end{cases}$$
(17)

上式中,遗忘因子 ρ 一般取 0.95。则渐消因子 λ_{k+1} 可通过以下的公式确定[15]

$$N_{k+1} = V_{k+1} - H_k Q_k H_k^{\rm T} - \beta R_k$$
(18)

$$M_{k+1} = H_k A P_k A^{\mathrm{T}} H_k^{\mathrm{T}}$$
⁽¹⁹⁾

$$\lambda_{k+1} = \begin{cases} \lambda_0 & \lambda_0 \ge 1\\ 1 & \lambda_0 < 1 \end{cases}$$
(20)

$$\lambda_0 = \frac{tr[N_{k+1}]}{tr[M_{k+1}]} \tag{21}$$

其中,弱化因子β的取值影响着状态估计曲线的平滑程度,本文中取1; tr(.)表示求矩阵的迹运算。

4. 基于 STEKF 的暂态电能质量信号检测

图 1 为暂态电能质量信号检测的强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波算法流程图,其具体步骤为:

1) 设置状态变量 X_k 的初值 X_0 、误差协方差矩阵 P_k 的初值 P_0 、系统状态转移噪声的协方差 Q 以及 量测噪声的方差 R_o



Figure 1. Flowchart of transient power quality signal detection based on STEKF 图 1. 基于 STEKF 的暂态电能质量信号检测流程图

 根据(9)式,由状态变量 X_k 预测 k+1时刻的状态变量 X_{k+1k},并由(16)~(21)式计算渐消因子 λ_{k+1}, 根据(15)式预测 k+1时刻的误差协方差矩阵。

3) 利用(11)和(12)式分别计算量测转移函数 Jacobian 矩阵 H_k 与滤波增益 K_{k+1} ,根据(13)和(14)式计算 k+1时刻状态变量的最优估计值 X_{k+1} 以及误差协方差矩阵的最优估计值 P_{k+1} 。

4) 由步骤 3 中得到的状态变量最优估计值 X_{k+1} 中的分量,分别计算基波幅值 $a_1|_{k+1}$ 与相位 $\varphi_1|_{k+1}$,以及各次谐波的幅值 $a_n|_{k+1}$ 与相位 $\varphi_n|_{k+1}$ 。

5) 返回本节的步骤 2, 预测 k+2 时刻的状态变量以及误差协方差矩阵。

5. 仿真分析

本文采用 Matlab R2014a 软件实现 TEKF 算法和 STEKF 算法。通过利用 TEKF 算法和 STEKF 算法 对给定的调幅、调相信号以及由 Simulink 搭建的三相系统整流谐波信号和三相系统故障下的电压暂降信 号进行仿真分析,引入均方根误差(root mean square error, RMSE)来衡量估计值与理想值之间的偏差。*k* 时刻的 RMSE 定义为:

$$\sigma_{\rm RMSE}(k) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} (c_i - c_{i_0})^2}$$
(22)

其中, $c_i \approx c_{i_0}$ 分别是 *i* 时刻的估计值和理想值。RMSE 的值表现了从 0 时刻至 k = 1时刻的平均估计效果, RMSE 的值越小说明算法的估计精度越高。进行仿真时,信号的采样频率 $f_s = 2.5$ kHz,采样时间间隔 $\tau = 0.4$ ms,基波频率 $f_1 = 50$ Hz,基波幅值采用 p.u.作为单位。

5.1. 调幅信号的仿真分析

调幅信号的离散表达式为 $y_k = a_k \cos(\omega_k \tau)$ 。其中,幅值 $a_k = 1 + 0.1 \cos(2\pi f_a k \tau)$,幅值频率 $f_a = 5$ Hz,

相位 $\varphi_k = 0$ 。

TEKF 算法和 STEKF 算法对调幅信号的仿真情况如图 2 所示。图 2(a)和图 2(b)分别为幅值和相位的估计曲线,(c)和(d)分别为幅值和相位的 RMSE 曲线。由图 2 可知,STEKF 算法仿真得到的幅值和相位曲线与 TEKF 算法相比更接近于幅值和相位理论值的曲线,从幅值和相位的 RMSE 曲线可以看出,STEKF的 RMSE 值明显小于 TEKF 的 RMSE 值。表 1 给出了在 *t* = 0.5 s 时两种算法的幅值、相位估计值与误差情况。由表 1 可知 STEKF 算法在 *t* = 0.5 s 时幅值、相位的绝对误差分别为 0.0000 p.u.和 0.0002 rad, RMSE



Figure 2. Estimation of amplitude & phase of amplitude modulation signal 图 2. 调幅信号的幅值和相位估计

Table 1. Error analysis of amplitude modulation signal (t = 0.5 s) **表 1.** 调幅信号的误差分析(t = 0.5 s)

		估计值	绝对误差	RMSE/×10 ⁻³
TEVE	幅值/p.u.	0.8999	0.0001	7.333
IEKF	相位/rad	-0.0004	0.0004	5.279
STEVE	幅值/p.u.	0.9000	0.0000	5.424
51EKF	相位/rad	-0.0002	0.0002	4.618

值分别为 5.424 × 10⁻³ 和 4.618 × 10⁻³,均比 TEKF 算法得到的幅值、相位的绝对误差与 RMSE 小,说明 STEKF 算法对调幅信号的测量精度更高,稳定性更好。而在仿真的开始阶段,由于初始参数取值的原因, 两种算法对原信号的幅值和相位的跟踪情况会出现一定的偏差。

5.2. 调相信号的仿真分析

调相信号的离散表达式为 $y_k = \cos(\omega_1 k \tau + \varphi_k)$ 。其中,幅值 $a_k = 1$ p.u.,相位 $\varphi_k = 0.1 \cos(2\pi f_{\varphi} k \tau)$,幅值频率 $f_{\varphi} = 5$ Hz。

图 3 为 TEKF 算法和 STEKF 算法对调相信号的仿真情况。图 3(a)和图 3(b)分别为幅值和相位的估计 曲线,图 3(c)和图 3(d)分别为幅值和相位的 RMSE 曲线。由图 3 可知,两种算法均能准确跟踪调相信号 的相位变化,STEKF 算法所跟踪的调相信号的幅值比 TEKF 算法更接近于理论值。根据表 2 数据,在 *t* = 0.5 s 时,STEKF 算法得到的幅值、相位绝对误差分别为 0.0000 p.u.和 0.0003 rad, RMSE 值分别为 0.603 × 10⁻³和 0.872 × 10⁻³,而 TEKF 算法得到的幅值、相位绝对误差分别为 0.0001 p.u.和 0.0009 rad, RMSE 值分别为 2.616 × 10⁻³和 4.934 × 10⁻³,因此 STEKF 的误差比 TEKF 小,说明 STEKF 算法对调相信号有



Figure 3. Estimation of amplitude & phase of phase modulation signal 图 3. 调相信号的幅值和相位估计



Figure 4. Simulation model of fault voltage signal 图 4. 故障电压信号仿真模型

更好的估计效果。

5.3. 故障电压信号的仿真分析

利用 Simulink 搭建如图 4 所示的故障电压仿真模型。该模型模拟了三相电源经过变压器后对三相负载端供电的情况。在 *t* = 0.3 s 时刻,系统发生 A、B 两相短路的故障;在 *t* = 0.7 s 时刻,故障消失,系统恢复正常工作状态。分别用 TEKF 算法和 STEKF 算法估计负载端的 A 相电压,得到的结果如图 5 所示。

图 5(a)为故障电压波形,图 5(b)和图 5(c)分别为幅值估计曲线和 RMSE 曲线。由图 5 可知,两种算 法均能跟踪故障电压突变信号,电压信号在 0.3 s时发生幅值暂降,在 0.7 s时恢复。表 3 为故障电压信 号幅值的误差分析。分别计算两种算法在故障开始后的 1 个周波(*t* = 0.32 s)与故障结束后的一个周波(*t* = 0.72 s)时的绝对误差与 RMSE 值。由表 3 数据可知,在 *t* = 0.32 s 时 STEKF 得到的幅值绝对误差和 RMSE 分别为 0.001 p.u.与 44.12 × 10⁻³,小于 TEKF 的幅值绝对误差和 RMSE (0.005 p.u.与 64.57 × 10⁻³),而在 *t* = 0.72 s时也可得到相同的结果。因此在故障开始和结束的 1 个周波内,STEKF 的估计结果更接近于理论 幅值,其 RMSE 值比 TEKF 算法小,说明 STEKF 对幅值暂降的故障电压信号估计效果更好。

5.4. 含谐波的电压信号的仿真分析

利用 Simulink 中的通用电桥以及电阻电感串联负载模块可搭建如图 6 所示的谐波电压仿真模型。其中,负载的阻抗和感抗分别为 20 Ω 和 10 mH。用 TEKF 算法和 STEKF 算法对该模型在 A 相产生的谐波 电压信号进行估计,其结果如图 7 所示。

图 7 给出了 TEKF 算法和 STEKF 算法对基波幅值和 5 次谐波幅值的估计结果。图 7(a)为谐波电压信号的波形,图 7(b)和图 7(c)分别为基波和 5 次谐波的幅值估计曲线,图 7(d)和图 7(c)分别为基波和 5 次谐 波幅值 RMSE 曲线。由图 7 的幅值曲线以及 RMSE 曲线可知,STEKF 算法的估计结果接近原信号真实 值的速度比 TEKF 算法快,且由表 4 的数据可知,在 *t* = 0.5 s 时,STEKF 估计谐波电压信号基波幅值、5 次谐波幅值的绝对误差分别为 0.0000 p.u.和 0.0000 p.u.,RMSE 分别为 197.2 × 10⁻³ 和 47.1 × 10⁻³,均比

TEKF 估计的基波幅值、5 次谐波幅值的绝对误差(0.0074 p.u.和 0.0013 p.u.)、RMSE (207.1×10⁻³ 和 50.2×10⁻³) 小,因此 STEKF 算法对含谐波的电压信号的估计效果优于 TEKF 算法。

对于 3 次、7 次、9 次谐波的幅值,用 STEKF 算法进行估计也可得到相同的结论。受限于篇幅,本 文没有给出它们的幅值估计和 RMSE 曲线,仅在表 4 中给出它们的数据。





Table	3. Error analysis of fault voltage signal	amplitude
表 3.	故障电压信号幅值的误差分析	

	t/s	幅值/p.u.	绝对误差/p.u.	RMSE/×10 ⁻³
TEKF	0.32	1.284	0.005	64.57
	0.72	1.953	0.004	50.49
STEKF	0.32	1.290	0.001	44.12
	0.72	1.948	0.001	42.36



Figure 6. Simulation model of voltage signal containing harmonics 图 6. 谐波电压信号仿真模型



Figure 7. Estimation of amplitude of fundamental wave & 5th order harmonic 图 7. 基波&5 次谐波的幅值估计

Table	e 4. Error analysis of voltage signal	amplitude containing harmonics
表 4.	谐波电压信号幅值的误差分析	

		估计值	绝对误差	RMSE/×10 ⁻³
	基波幅值/p.u.	8.5446	0.0074	207.1
	3 次谐波幅值/p.u.	0.0294	0.0029	51.4
TEKF	5 次谐波幅值/p.u.	0.5982	0.0013	50.2
	7 次谐波幅值/p.u.	0.3165	0.0026	37.7
	9 次谐波幅值/p.u.	0.0517	0.0013	22.8
	基波幅值/p.u.	8.5520	0.0000	197.2
	3 次谐波幅值/p.u.	0.0265	0.0000	50.3
STEKF	5 次谐波幅值/p.u.	0.5995	0.0000	47.1
	7 次谐波幅值/p.u.	0.3139	0.0000	32.3
	9 次谐波幅值/p.u.	0.0530	0.0000	18.2

6. 结论

本文提出了一种基于强跟踪泰勒扩展卡尔曼滤波的暂态电能质量扰动检测的方法。通过利用电气信 号幅值和相位的泰勒级数展开构建系统的状态空间模型,结合强跟踪算法,利用扩展卡尔曼滤波对电气 信号进行实时跟踪。本文提出的 STEKF 算法在估计谐波分量时能降低状态空间的维数,减少计算时间。 从仿真结果可知,STEKF 算法能快速有效的跟踪参数变化的电气信号,对参数突变的暂态电能质量信号 估计效果优于 TEKF 算法。对于 STEKF 算法的初值选取,以及将该算法移植到 DSP 硬件上进行实时应 用,将是今后要研究的重点。

基金项目

国家自然科学基金(编号 51477104),广东省自然科学基金项目(编号 2016A030313041),深圳市基础 研究项目(编号 JCYJ20170302153607971)。

参考文献

- He, S., Li, K. and Zhang, M. (2014) A New Transient Power Quality Disturbances Detection Using Strong Trace Filter. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 63, 2863-2871. https://doi.org/10.1109/TIM.2014.2326762
- [2] Liu, S.M. and Guo, T. (2016) An Adaptive DFT Algorithm for Measuring Power System Synchrophasors Based on Rectangular Coordinate. *Power and Energy Engineering Conference*, Brisbane, 15-18 November 2015, 1-5.
- [3] 郑恩让,杨润贤,高森.关于电力系统 FFT 谐波检测存在问题的研究[J].电力系统保护与控制,2006,34(18): 52-57.
- [4] 刘开培, 张俊敏. 基于 DFT 的瞬时谐波检测方法[J]. 电力自动化设备, 2003, 23(3): 8-10.
- [5] 胡海棠, 陆文颖. 谐波检测方法的研究探讨[J]. 电气自动化, 2017, 39(6): 109-111.
- [6] Ning, D., Wei, C., Suo, J., et al. (2009) Voltage Sag Disturbance Detection Based on RMS Voltage Method. Power and Energy Engineering Conference, APPEEC 2009, Asia-Pacific, Wuhan, 27-31 March 2009, 1-4.
- [7] 任祖华, 王柏林, 王冰. 基于滑动窗口求取电压均方根值的闪变检测[J]. 电测与仪表, 2013(7): 21-24.
- [8] 肖湘宁, 徐永海, 刘昊. 电压凹陷特征量检测算法研究[J]. 电力自动化设备, 2002, 22(1): 19-22.
- [9] Dwivedi, U.D. and Singh, S.N. (2009) Denoising Techniques With Change-Point Approach for Wavelet-Based Power-Quality Monitoring. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 24, 1719-1727. https://doi.org/10.1109/TPWRD.2009.2022665
- [10] 周龙华, 付青, 余世杰, 等. 基于小波变换的谐波检测技术[J]. 电力系统及其自动化学报, 2010(1): 80-85.
- [11] 于静文, 薛蕙, 温渤婴. 基于卡尔曼滤波的电能质量分析方法综述[J]. 电网技术, 2010, 34(2): 97-103.
- [12] 李江, 王义伟, 魏超, 张鹏. 卡尔曼滤波理论在电力系统中的应用综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(6): 135-144.
- [13] Ferrero, R., Pegoraro, P.A. and Toscani, S. (2016) Dynamic Fundamental and Harmonic Synchrophasor Estimation by Extended Kalman Filter. *IEEE International Workshop on Applied Measurements for Power Systems*, Aachen, 28-30 September 2016, 1-6.
- [14] De la O Serna, J.A. and Rodriguez-Maldonado, J. (2011) Instantaneous Oscillating Phasor Estimates with Taylor Kth Kalman Filters. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26, 2336-2344. <u>https://doi.org/10.1109/TPWRS.2011.2157539</u>
- [15] 周东华, 席裕康. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器[J]. 自动化学报, 1991, 17(6): 689-695.
- [16] Yin, Z., Li, G., Sun, X., et al. (2016) A Speed Estimation Method for Induction Motors Based on Strong Tracking Extended Kalman Filter. Power Electronics and Motion Control Conference, Hefei, 22-26 May 2016, 798-802.
- [17] Boutayeb, M. and Aubry, D. (1999) A Strong Tracking Extended Kalman Observer for Nonlinear Discrete-Time Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 44, 1550-1556. <u>https://doi.org/10.1109/9.780419</u>

Hans汉斯

知网检索的两种方式:

- 1. 打开知网页面 <u>http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD</u>下拉列表框选择: [ISSN],输入期刊 ISSN: 2161-8763,即可查询
- 2. 打开知网首页 <u>http://cnki.net/</u> 左侧"国际文献总库"进入,输入文章标题,即可查询

投稿请点击: <u>http://www.hanspub.org/Submission.aspx</u> 期刊邮箱: <u>sg@hanspub.org</u>