

# 基于卡尔曼滤波的电能质量分析方法综述

于静文, 薛蕙, 温渤婴

(中国农业大学 信息与电气工程学院, 北京市 海淀区 100083)

## A Survey on Kalman Filtering Based Methods for Power Quality Analysis

YU Jing-wen, XUE Hui, WEN Bo-ying

(College of Information and Electrical Engineering, China Agriculture University, Haidian District, Beijing 100083, China)

**ABSTRACT:** An outline of power quality and its analysis and detection methods is given; then basic principles of three kinds of Kalman filtering, i.e., traditional Kalman filtering, extended Kalman filtering and unscented Kalman filtering, are surveyed and the application of these methods in power quality analysis is summarized; the comparative analysis on advantages and disadvantages of these methods are performed; finally, the existing defects in Kalman filtering are pointed out and the development trend of Kalman filtering is prospected.

**KEY WORDS:** power quality; Kalman filtering; extended Kalman filtering; unscented Kalman filtering

**摘要:** 首先对电能质量问题及其分析检测方法进行简单介绍; 然后主要综述了常规卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波这 3 种卡尔曼滤波的基本原理, 并对其在电能质量分析中的应用进行了系统的总结, 对比分析了各种方法的利弊; 最后对卡尔曼滤波方法现存的问题及今后的发展趋势进行了展望。

**关键词:** 电能质量; 卡尔曼滤波; 扩展卡尔曼滤波; 无迹卡尔曼滤波

## 0 引言

20 世纪 80 年代末以来, 随着现代敏感电力电子设备的广泛应用以及新型电力负荷的迅速发展, 电能质量问题引发的事故在国内外日益增多, 电能质量已成为电力部门及用户日益关注的问题<sup>[1]</sup>。造成电能质量问题的主要原因是电力负荷构成的变化和大量谐波注入电网<sup>[2]</sup>。根据电能质量扰动频率特征、持续时间、幅值变化等的不同, 可将电能质量扰动分为瞬时、短期和长期电压扰动。电能质量这一术语用来描述许多不同类型的电力系统扰动, 包括电压骤降(voltage sag)、瞬态过电压(transient overvoltage)、谐波畸变(harmonic distortion)和闪变(flicker)。

随着电网结构和负荷构成的不断变化, 现代电

能质量的内涵越来越丰富, 现有用于电能质量检测的方法很多。离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)和快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)已经成为现代频谱分析和谐波分析的基础, 一些改进的算法大大提高了 FFT 方法的计算精度和速度<sup>[3-6]</sup>。此外还有其他一些常用的方法: 最小绝对值(least absolute value, LAV)状态估计<sup>[7]</sup>、Teager 能量算子(Teager energy operator, TEO)<sup>[8]</sup>技术、小波变换技术<sup>[9-10]</sup>、遗传算法<sup>[11]</sup>等, 每种方法都存在各自的优缺点。文献[12]简单介绍了几种不同的信号处理方法在检测电能质量扰动时的性能。

卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)适用于平稳和非平稳过程, 已成为控制、信号处理与通信等领域最基本、最重要的计算方法和工具之一。但随着科学技术的快速发展, 人们对其数值稳定性、实用性和有效性等提出了更高的要求, 同时也对其如何改进进行了大量的研究。在电力系统中, 卡尔曼滤波主要用于负荷预测<sup>[13-15]</sup>、介损测量<sup>[16]</sup>、发电机状态变量估计<sup>[17]</sup>、电机在线估计<sup>[18]</sup>、风电场风速预测<sup>[19-20]</sup>、电能质量分析<sup>[21-22]</sup>等。而在电能质量分析中, 卡尔曼滤波已广泛应用于频率跟踪、测量谐波分量、闪变、暂降等场合。本文着重从卡尔曼滤波原理、分类及其在电能质量分析中的应用进展进行系统的介绍和分析, 并对今后的研究方向进行展望。

## 1 常规卡尔曼滤波

根据经典物理学可知, 在没有外部干扰时, 一个系统未来的状态可根据目前的状态从已知的运动方程中确定出来。但任何实际的系统总是存在外部干扰, 人们对其运动方程的描述不可能很准确。可以认为: 任何实际物理系统的行为都由 2 部分组

成，一部分是根据已知运动方程正确地预测出来，另一部分是均方为零的随机分量<sup>[23]</sup>。根据这一原理，1960年 Kalman 和 Bucy 发现线性高斯模型能通过卡尔曼滤波器得到解析解，据此提出了卡尔曼滤波器<sup>[24]</sup>，它是滤波理论的重大突破。下面对其进行简单介绍。

假设线性离散方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\gamma}_k \quad (2)$$

式中： $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$  为状态向量； $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^m$  为量测向量； $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^p$  为系统噪声向量； $\boldsymbol{\gamma}_k \in \mathbf{R}^m$  为量测噪声向量； $\mathbf{A}_k$  为状态转移矩阵； $\mathbf{H}_k$  为量测转移矩阵。假设系统噪声和量测噪声是互不相关的零均值高斯白噪声，方差阵分别为  $\mathbf{Q}_k$ 、 $\mathbf{R}_k$ ，笔者的目的是要递推地在每次获得观测量  $\mathbf{z}_k$  之后估计状态量  $\mathbf{x}_k$ 。定义状态量的一步预测为  $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = E(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{k-1})$ ，其他类推，则卡尔曼滤波递推方程如下。

状态 1 步预测为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (3)$$

1 步预测误差方差阵为

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (4)$$

状态估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \quad (5)$$

估计误差方差阵为

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (6)$$

滤波增益矩阵为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (7)$$

式中  $\mathbf{I}$  为单位阵。式(3)~(7)就是随机线性离散系统卡尔曼滤波的基本方程。只要给定初值  $\hat{\mathbf{x}}_0$  和  $\mathbf{P}_0$  及  $\mathbf{Q}_k$ 、 $\mathbf{R}_k$ ，根据  $k$  时刻的观测值  $\mathbf{z}_k$  就可以递推计算得到  $k$  时刻的状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_k$  ( $k=1, 2, \dots$ )。常规卡尔曼滤波工作流程如图 1 所示。

卡尔曼滤波器具有下列优点：1) 获得未知分布的均值和协方差仅需保存较少的信息量，却能支持大多数的操作过程；2) 均值和协方差具有线性传递性；3) 均值和协方差估计的集合能用来表征分布的附加特征等<sup>[25-26]</sup>。1991年，Girgis A. A.、Chang W. B.和 Makram E. B.将常规卡尔曼滤波引入电力系统中，用于追踪时变的电压和电流谐波波形。它既不局限于稳态信号，能追踪时变的谐波信号，也不要求整数周期内整数抽样。文献[27]在时变幅值和多次谐波的 2 个模型上进行实测，结果表明：与最常见的频域测量方法 FFT、DFT 相比较，

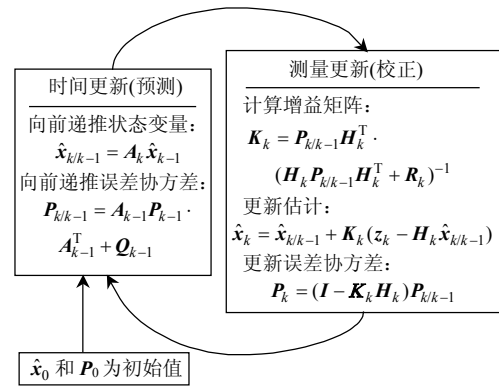


图 1 常规卡尔曼滤波工作原理

Fig. 1 Principle diagram of the traditional Kalman filtering

卡尔曼滤波更适合于单一频率指数幅值的信号和各种高频谐波的检测，不会出现采不到高频谐波和泄漏的情况，在某些采样频率下比 FFT、DFT 更精确和敏感<sup>[27]</sup>。1992年 Soliman 等人提出，当电压信号的频率在数据窗内线性变换时，用 10 状态常规卡尔曼滤波可以动态追踪电力系统的幅值、相位和频率<sup>[28]</sup>，试验分别测试了采样速度、数据窗大小、噪声程度和谐波大小不同时的情况。试验表明，用常规卡尔曼滤波进行电能质量在线测量具有较好的性能。文献[29]用 3 个卡尔曼滤波来实时估计三相电压的均方根(root mean square, RMS)幅值和相角，实现监测和分析电力系统电压暂降和中断的功能，并在数字信号处理器(digital signal processor, DSP)上进行实时试验，证明了其可行性。

## 2 扩展卡尔曼滤波

由于在实际中广泛存在的是非线性状态空间模型，使得常规卡尔曼滤波在电能质量分析中的应用存在困难，于是便出现了诸多针对非线性模型的次优方法<sup>[30-33]</sup>，其中应用最广泛的是扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)。EKF 是将非线性系统线性化，与线性卡尔曼滤波公式完全类似。其主要思想是对非线性函数的泰勒展开式进行截断，实现非线性函数的线性化。根据泰勒展开式进行的是 1 阶还是 2 阶截断，EKF 主要分为 1 阶 EKF(first order EKF)和 2 阶 EKF(second order EKF)。电能质量分析中最常用的是 1 阶 EKF，原理简述如下。

假如非线性系统可表示为

$$\mathbf{x}(t) = f[\mathbf{x}(t), t] + \mathbf{w}(t) \quad (8)$$

$$\mathbf{y}(t) = h[\mathbf{x}(t), t] + \mathbf{v}(t) \quad (9)$$

式中： $\mathbf{x}(t)$  为系统状态向量； $\mathbf{y}(t)$  为系统量测向量； $f$  和  $h$  是关于状态的非线性函数； $\mathbf{w}$  和  $\mathbf{v}$  均是均值为

零的高斯白噪声。式(8)(9)分别是状态方程和量测方程。为了使卡尔曼滤波应用到非线性系统中，非线性系统必须在指定位置进行泰勒展开，实现线性化。推导过程如下：利用泰勒公式，分别在  $\mathbf{x}_{t-1} = \mathbf{x}_{t-1/t-1}$  和  $\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t/t-1}$  处对状态方程和观测方程进行 1 阶泰勒展开，可得

$$\mathbf{x}_t \approx f(\mathbf{x}_{t-1/t-1}) + \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}_{t-1})}{\partial \mathbf{x}_{t-1}} \right|_{\mathbf{x}_{t-1/t-1}} (\mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{x}_{t-1/t-1}) + \mathbf{w}_t \quad (10)$$

$$\mathbf{y}_t \approx h(\mathbf{x}_{t/t-1}) + \left. \frac{\partial h(\mathbf{x}_t)}{\partial \mathbf{x}_t} \right|_{\mathbf{x}_{t/t-1}} (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t/t-1}) + \mathbf{v}_t \quad (11)$$

假设

$$\mathbf{A}_t = \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}_{t-1})}{\partial \mathbf{x}_{t-1}} \right|_{\mathbf{x}_{t-1/t-1}} \quad (12)$$

$$\mathbf{H}_t = \left. \frac{\partial h(\mathbf{x}_t)}{\partial \mathbf{x}_t} \right|_{\mathbf{x}_{t/t-1}} \quad (13)$$

$$\Delta \mathbf{y}_t = \mathbf{y}_t - h(\mathbf{x}_{t/t-1})$$

$$\Delta \mathbf{x}_t = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1/t-1}$$

则式(10)(11)可改写成与常规卡尔曼方程相似的形式：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (14)$$

$$\Delta \mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \Delta \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (15)$$

1 阶 EKF 递推方程组与常规卡尔曼滤波递推方程组在形式上相同，不同的是：KF 中的  $\mathbf{A}_k$  和  $\mathbf{H}_k$  被 1 阶 EKF 中的 Jacobian 矩阵  $\mathbf{A}_t$  和  $\mathbf{H}_t$  代替，并且预测平均值和预测的冗余在 EKF 中也分别计算，其递推方程与卡尔曼滤波相同，工作原理如图 2 所示。

在电能质量分析中， $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  矩阵的设计略有不同。1991 年，Beides H M 和 Heydt G T 提出用扩展卡尔曼滤波获得电力系统谐波的动态状态估计，经过实验室仿真和实测试验证明扩展卡尔曼滤波能动态地追踪谐波内容和时间<sup>[34]</sup>。1993 年，Kamwa 也将 EKF 引入电力系统电能质量分析中，用于测量

闪变。文献[35]提出一种基于卡尔曼滤波的实时监控电压闪变的算法，建立的模型是具有线性时不变过渡矩阵的系统电压随机状态空间，用 EKF 来测量带噪声的单相电压。文献[36]提出一种测量 50/60Hz 低频信号调制的卡尔曼滤波方法，用于确定信号和随机信号的调制，产生的参数将电压闪变控制在一个可接受的范围内，这种方法运用了扩展卡尔曼滤波模型，经过典型事例的试验证明了其测量电压闪变的准确性和可靠性，并具有预测电压闪变的功能。文献[37]提出一种基于 13 状态系统的电压暂降的扩展卡尔曼滤波检测和分析方法，实验室仿真和实际电压暂降仿真表明，这种方法效果明显优于 IEC 电能质量标准的 RMS 方法。虽然扩展卡尔曼滤波有很好的发展前景，但它在实际应用中存在明显的缺陷：一是线性化有可能产生极不稳定的滤波；二是 EKF 需要计算 Jacobian 矩阵的导数，实现起来较为复杂，而对于一些不可微的情况，EKF 可能失效。在模型非线性较强以及系统噪声非高斯时，估计的精度严重降低，甚至会造成滤波器发散。

近几年，更多的人针对 EKF 对谐波的跟踪和检测提出了更好的改进方法，其中最重要的是扩展复卡尔曼滤波器或复数型扩展卡尔曼滤波(extended complex Kalman filter, ECKF)。文献[38]设计了一种用于估计混有噪声的信号频率的 ECKF。由于复数滤波器公式需要多传感器来测量三相信号，文献[39]通过重置由输出误差幅度决定的协方差矩阵  $\mathbf{Q}$ ，使设计的模型仿真不仅考虑了频率、幅值和相位的测量，也考虑到了实际复杂的网络情况，实验结果表明其性能优于普通的扩展卡尔曼滤波器。文献[40]提出一种 PEKF(the proposed variant of the extended Kalman filtering)用于测量电力系统谐波，并在数学上证明了其稳定性，与 ADALINE (adaptive linear combiner)、ANF(adaptive notch filter)、MFT(multi frequency tracker)以及现有的常规 EKF(ordinary extended Kalman filter, OEKF)和 ECKF 相比，试验表明其具有更好的性能和更小的计算量，更适合实时实现。Huang 在文献[41]中提出一种基于 ECKF 的鲁棒性算法来提高电力系统的频率估计效果，利用在压缩数据中产生的不良数据来提高频率估计效率，并与 ECKF 算法进行比较，证明其提高了系统执行效率。

### 3 无迹卡尔曼滤波

为了更精确地拟合非线性函数，Julier 提出了

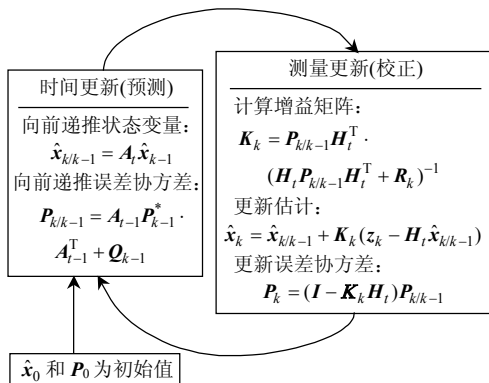


图 2 扩展卡尔曼滤波工作原理

Fig. 2 Principle diagram of the extended Kalman filtering

无迹变换(unscented transformation, UT)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filtering, UKF)。通过结合无迹变换和无迹卡尔曼滤波来实现非线性系统的状态估计,是近年来用于解决该问题的一种新的热点方法。它通过一组精确选择的 Sigma 点来匹配随机量的统计特性,UKF 没有涉及非线性映射函数的 Jacobian 矩阵计算问题,从而使算法的实现比 EKF 更为容易,在保持相当运算量的同时,具有更高的估计精度和更广泛的适用范围。

传统的线性化方法是对非线性映射本身做某种线性近似,然后再应用线性估计的各种方法。而 Julier S. J. 等人提出的无迹变换则是基于用有限的参数来近似随机量的概率统计特性要比近似任意的非线性映射函数更为容易的思想<sup>[42-43]</sup>。无迹变换的基本步骤可概括为:关于  $x$  的 Sigma 点集的产生→不确定性的非线性变换与传递→关于  $y$  的统计特性的推算<sup>[44]</sup>。无迹变换 Sigma 点集的选取方式不同,会产生很多种变换的演变形式,其目的主要是进一步提高变换的精度,增强算法的稳定性和减小运算量等。在应用 UKF 时首先要对状态量进行扩展,也就是将模型噪声也作为状态量的一部分,相应地,无迹变换中用到的 Sigma 点也需要扩展,具体表示如下。扩展状态方程的初始值:

$$x_0 = E(x_0) \quad (16)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T] \quad (17)$$

式中:  $x_0$  为模型初始状态变量;  $\bar{x}_0$  和  $P_0$  分别为扩展状态向量的均值和协方差阵。

Sigma 点集的创建通过下式实现:

$$x_{k-1} = [\bar{x}_{k-1}, \bar{x}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}})_i, \bar{x}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}})_i] \quad (18)$$

式中:  $i=0, \dots, n$ ,  $n=1, \dots, 2m$ ,  $m$  为预测空间维数;  $(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}})_i$  表示矩阵  $(n+\lambda)P_{k-1}$  平方根的第  $i$  个行向量或列向量,而矩阵平方根的常见求法是采用 Cholesky 分解;  $P_{k-1}$  为  $k-1$  点处  $x_{k-1}$  的协方差;  $\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - n$ ,  $\lambda$  决定 Sigma 取的点数,是由  $\alpha$  和  $\kappa$  参数决定的函数,  $\alpha$  为控制  $\hat{x}_{k-1}$  周围的高阶非线性值的参数,是介于 0.0001~1 之间的一个常数,  $\kappa$  是次要的比例参数,通常设置为 0 或  $3-n$ , 以确保 Sigma 点分布的峭度与高斯分布的峭度一致。Sigma 点向量通过状态方程的非线性映射得到:

$$x_{k/k-1} = f(x_{k-1}) \quad (19)$$

扩展状态量的 1 步预测为

$$\bar{x}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m x_{i,k/k-1}^* \quad (20)$$

扩展状态量 1 步预测的协方差阵为

$$P_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (x_{i,k/k-1}^* - \bar{x}_{k/k-1})(x_{i,k/k-1}^* - \bar{x}_{k/k-1}) \quad (21)$$

然后计算量测空间。量测空间的 Sigma 点集  $x_{k/k-1}$  的创建通过下式实现:

$$x_{k/k-1} = [\bar{x}_{k/k-1}, \bar{x}_{k/k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}})_i, \bar{x}_{k/k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}})_i] \quad (22)$$

1 步预测的扩展状态 Sigma 点向量经过观测方程的非线性映射得到:

$$y_{k/k-1} = h(x_{k/k-1}) \quad (23)$$

观测量的 1 步预测为

$$\bar{y}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m y_{i,k/k-1} \quad (24)$$

式中:  $w_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda}$ ;  $w_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (n - \alpha^2 + \beta)$ ;  $w_i^m = w_i^c = \frac{1}{2(n+\lambda)}$ ;  $\beta$  为合并高阶状态分布的先验知识,高斯分布的最佳选择是 2。

观测量 1 步预测的协方差阵为

$$P_{\bar{y}_k \bar{y}_k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (y_{i,k/k-1} - \bar{y}_{k/k-1})(y_{i,k/k-1} - \bar{y}_{k/k-1})^T + R_k \quad (25)$$

1 步预测的互协方差阵为

$$P_{\bar{x}_k \bar{y}_k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (x_{i,k/k-1} - \bar{x}_{k/k-1})(y_{i,k/k-1} - \bar{y}_{k/k-1})^T \quad (26)$$

最后得到量测更新过程。更新误差协方差:

$$P_k = P_{k/k-1} - K_k P_{\bar{y}_k \bar{y}_k} K_k^T \quad (27)$$

计算滤波增益矩阵:

$$K_k = P_{\bar{x}_k \bar{y}_k} P_{\bar{y}_k \bar{y}_k}^{-1} \quad (28)$$

更新估计:

$$\bar{x}_k = \bar{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - \bar{y}_{k/k-1}) \quad (29)$$

UKF 在保持相当运算量的同时具有更高的估计精度和更为广泛的适用范围,它在国内的相关研究起步较晚,但发展很快。可查的公开资料主要集中于最近的 2~3 年内,而且在电力系统尤其是电能质量方面的研究成果比较少。文献[45]在电能质量幅度和频率估计方面比较了无迹卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的差异。仿真试验表明,在相等的噪声条件下,无迹卡尔曼滤波与扩展卡尔曼滤波的计算精度相似,但无迹卡尔曼滤波的计算量更小。罗湛持、张明在文献[46]中应用无迹变换,将复数型 Sigma 点卡尔曼滤波(complex Sigma point Kalman filtering, CSPKF)算法与文献[47]中的扩展复卡尔曼滤波算法进行比较,通过变换,首先将三相电压信号转换成复电压信号,再利用 CSPKF 算法对发生

谐波畸变和随机噪声干扰的电力系统电压信号的频率进行动态估计和跟踪的过程进行改进。算法仿真表明, CSPKF 算法具有优异的动态跟踪性能, 迅速跟踪频率和幅值变化的同时又保持了较低的跟踪误差。

## 4 应用现状

随着卡尔曼滤波的快速发展, 除了上述3种形式及其改进算法以外, 还出现了其他一些形式, 例如集合变换卡尔曼滤波(the ensemble transform Kalman filtering, ETKF)<sup>[48]</sup>也在现代工程应用中发挥了越来越重要的作用。就近十几年的发展而言, 卡尔曼滤波在电能质量中的主流发展主要集中于对 EKF 算法进行改进、UKF 的改进算法研究以及与其他方法相结合进行电能质量分析。

方程中一些初始量(如噪声协方差矩阵  $\mathbf{Q}$ 、滤波增益矩阵  $\mathbf{K}$  等)的选择关系到动态追踪特性。文献[49]设计了一种自适应卡尔曼滤波, 该方法的状态模型是线性的, 频率作为状态变量与谐波母线电压独立。它利用统计规则在2个基本噪声协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  模式间进行切换, 取代了直接优化的  $\mathbf{Q}$  模式来进行动态谐波状态估计。采用这种方法可以重置卡尔曼滤波增益  $\mathbf{K}$ , 从而更好地在暂态过程中实现快速追踪, 并在新西兰 220 kV 电网上进行仿真, 证明了方法的可行性。文献[50]设计了一种卡尔曼滤波的自校正方法来测量谐波, 并与噪声协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  为定值零的方法进行比较, 证明了其追踪信号波动的优越性。

除了单独采用卡尔曼滤波进行电能质量分析外, 也有人提出将其与其他方法相结合来检测电能质量扰动。文献[51]提出一种新的检测、定位、分类短期扰动的方法, 采用相位修正小波变换即 S 变换和扩展卡尔曼滤波相结合。S 变换有很好的时频特性, 提供适合于电力系统自动识别的检测、定位和视觉识别, 而 EKF 提供频繁出现的频率短期扰动的自动分类和测量。实验证明, 结合 ST 和 EKF 可以完整地分类和测量电能质量短期扰动, 在有噪声的情况下具有很高的精度。文献[52]采用小波与卡尔曼滤波相结合的方法来自动检测和分析电压暂降。小波用来检测电压波形和更好地估算电压骤降的时间相关的参数, 而卡尔曼滤波在这一过程中用来估计电压幅值和相位角, 这种方法可用来处理实时系统, 并且已通过计算机仿真和实验对低压配电

系统的测试, 证明了其测量电压暂降的完整性和准确性。Kumar A、Das B 和 Sharma J 在文献[53-54]中提出了鲁棒扩展卡尔曼滤波(robust extended Kalman filtering, REKF)技术来进行动态谐波状态估计, 文献[54]采用神经网络和改进的 EKF 相结合的方法, 神经网络用于测量谐波仪的位置和提供虚拟测量(pseudo-measurement)的粗略估计, REKF 用于进行动态谐波状态估计。文中通过正常负荷情况、负荷突然变化和存在不良数据的 IEEE-14 系统测量这3组实验, 将 REKF 与 EKF 进行比较, 证明 REKF 的性能优于 EKF。文献[53]提出的这种状态估计器即使在存在不良数据时也能实时估计电力系统谐波状态, 从 IEEE-14 节点系统仿真结果来看, 估计结果与真值相近。

近年来, 无迹变换和无迹卡尔曼滤波的研究取得了一些进展。无迹变换主要有: 对称 Sigma 点集无迹变换(symmetric Sigma set UT)<sup>[55]</sup>、单形 Sigma 点集无迹变换(simplex Sigma set UT)<sup>[56]</sup>、变尺度无迹变换(scaled UT)<sup>[57]</sup>、高阶无迹变换(high order UT)<sup>[58]</sup>等。可以根据具体的场合提出特定分布的无迹变换的衍变形式, 当然, 通常只能根据特定的场合达到其中的部分目标。也可引入代价函数或惩罚函数<sup>[15,46,48]</sup>来尽可能满足某种条件而不要求一定能够达到。考虑到提高算法的数值稳定性和减小算法运算量, Merwe 和 Wan 借用平方根滤波(square-root filtering), 提出应用 QR 分解和 Cholesky 分解更新的方法直接非线性传递更新协方差阵的平方根<sup>[59]</sup>, 命名为平方根 UKF(square-root UKF, SR-UKF)。

## 5 结论

卡尔曼滤波是由卡尔曼在 20 世纪 60 年代提出的基于贝叶斯滤波原理, 用一个状态方程和一个量测方程来完整地描述线性动态过程的方法。扩展卡尔曼滤波算法中传统的解决方法是借助 Taylor 级数展开, 其后也有很多改进算法。而无迹变换和无迹卡尔曼滤波是通过一组精确选择的 Sigma 点来匹配随机量的统计特性, 易于实现, 目前虽取得了一些理论成果, 但工程应用较少。因此, 卡尔曼滤波的理论研究和分析方法仍有发展空间。

UKF 尚存在如下一些亟待解决或突破的问题, 这些问题或许可作为今后无迹变换和无迹卡尔曼滤波在电能质量分析中应用的研究方向:

1) 算法的运算量和估算精度的平衡。影响算

法运算量的一个重要因素是 Sigma 点集中 Sigma 点的数目, 而估算精度是 UT 和 UKF 的主要优势, 如何平衡最合适的 Sigma 点数目很重要。

2) 算法中参数的智能选取问题。UT 中涉及到的很多智能参数很有灵活性, 其选取影响到程序的稳定性, 甚至导致程序崩溃。因此, 智能参数的选取显得至关重要。

3) 算法的实际应用问题。针对电能质量中信号处理的一些特点, 可以针对 UT 和 UKF 进行一些改进, 而如何改进也显得十分重要。

## 参考文献

- [1] Dugan R C, Megranghan M F, Benty H W. Electrical power system quality[M]. New York: MC Graw-Hill, 1996: 1.
- [2] 程浩忠, 艾芊, 张志刚, 等. 电能质量[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 21.
- [3] Srinivasan K. Digital measurement of voltage flicker[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1991, 6(4): 1593-1598.
- [4] 李庚银, 陈志业, 宁宇. 快速傅里叶变换的两种改进算法[J]. 电力系统自动化, 1997, 21(12): 37-40(in Chinese).  
Li Gengyin, Chen Zhiye, Ning Yu. Two improved algorithms of the fast Fourier transform[J]. Automation of Electric Power Systems, 1997, 21(12): 37-40(in Chinese).
- [5] 张伏生, 耿中行, 葛耀中. 电力系统谐波分析的高精度 FFT 算法[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(3): 63-66.  
Zhang Fusheng, Geng Zhongxing, Ge Yaozhong. FFT algorithm with high accuracy for harmonic analysis in power system[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(3): 63-66(in Chinese).
- [6] 薛蕙, 杨仁刚. 基于 FFT 的高精度谐波检测算法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(12): 106-110.  
Xue Hui, Yang Rengang. Precise algorithms for harmonic analysis based on FFT algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(12): 106-110(in Chinese).
- [7] Soliman S, El-Hawary M. Measurement of power system voltage and flicker levels for power quality analysis: A static LAV state estimation based algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2000, 22(6): 447-450.
- [8] Abdel-Galil T K, El-Saadany E F, Salama M M A. Online tracking of voltage flicker utilizing energy operator and Hilbert transform [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19(2): 861-867.
- [9] Santoso S, Powers E J, Grady W M. Electric power quality disturbance detection using wavelet transform analysis [C]. Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, Philadelphia, USA.
- [10] Huang S J, Hsieh C T, Huang C L. Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14(1): 235-241.
- [11] EL-Naggar K M, AL-Hasawi W M. A genetic based algorithm for measurement of power system disturbances[J]. Electric Power Systems Research, 2006, 76(9-10): 808-814.
- [12] Irene Y H G, Styvaktakis E. Bridge the gap: Signal processing for power quality applications[J]. Electric Power Systems Research, 2003, 66(2): 83-86.
- [13] 张民, 鲍海, 晏玲, 等. 基于卡尔曼滤波的短期负荷预测方法的研究[J]. 电网技术, 2003, 27(10): 39-42.  
Zhang Min, Bao Hai, Yan Ling, et al. Research on processing of short-term history data of daily load based on Kalman filter[J]. Power System Technology, 2003, 27(10): 39-42(in Chinese).
- [14] 马静波, 杨洪耕. 自适应卡尔曼滤波在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 75-79.  
Ma Jingbo, Yang Honggeng. Application of adaptive Kalman filter in power system short-term load forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 75-79(in Chinese).
- [15] 谢开, 汪峰, 于尔铿, 等. 应用 Kalman 滤波方法的超短期负荷预报[J]. 中国电机工程学报, 1996, 16(4): 245-249.  
Xie Kai, Wang Feng, Yu Erkeng, et al. Very short-term load forecasting by Kalman filter algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 1996, 16(4): 245-249(in Chinese).
- [16] 贾嵘, 杨可, 原丽, 等. 基于卡尔曼滤波和加窗插值谐波分析法的介损测量方法[J]. 电网技术, 2007, 29(31): 52-55.  
Jia Rong, Yang Ke, Yuan Li, et al. Dielectric loss measurement based on Kalman filter and interpolating windowed fast Fourier transform algorithm[J]. Power System Technology, 2007, 29(31): 52-55(in Chinese).
- [17] 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): 19-25.  
Qin Xiaohui, Bi Tianshu, Yang Qixun. Dynamic state estimator based on WAMS during power system transient process[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 19-25(in Chinese).
- [18] 陆可, 肖建, 陈爽, 等. 基于强跟踪延迟滤波算法的互馈双电机联合状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(36): 80-86.  
Lu Ke, Xiao Jian, Chen Shuang, et al. Combined states estimation of twin IMs reciprocal power-fed system based on strong track schmidt filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(36): 80-86(in Chinese).
- [19] 潘迪夫, 刘辉, 李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术, 2008, 32(7): 82-86.  
Pan Difufu, Liu Hui, Li Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 82-86(in Chinese).
- [20] 潘迪夫, 刘辉, 李燕飞. 风电场风速短期多步预测改进算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(26): 87-91.  
Pan Difufu, Liu Hui, Li Yanfei. Optimization algorithm of short-term multi-step wind speed forecast[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(26): 87-91(in Chinese).
- [21] 袁锋, 杨洪耕, 林呈辉. 带补偿分量的时变卡尔曼滤波的电压凹陷检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 81-87.  
Yuan Feng, Yang Honggeng, Lin Chenghui. A method for voltage sag detection based on time-varying Kalman filter with compensation component[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31): 81-87(in Chinese).
- [22] 于九祥. 利用卡尔曼滤波技术滤取工频分量的方法[J]. 电网技术, 1993, 17(6): 44-50.  
Yu Jiuxiang. Method of obtaining fundamental frequency components with Kalman filtering technique[J]. Power System Technology, 1993, 17(6): 44-50(in Chinese).
- [23] 宋文尧, 张牙. 卡尔曼滤波[M]. 北京: 科学出版社, 1991: 45.
- [24] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of the American Society of Mechanical Engineers: Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [25] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE Aerospace and Electronic Systems, 2004, 92(3): 401-422.
- [26] Jazwinski A H. Stochastic processes and filtering theory[M]. New York: Academic, 1970: 145-215.
- [27] Girgis A A, Chang W B, Makram E B. A digital recursive

- measurement scheme for online tracking of power-system harmonics [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1991, 6(3): 1153-1160.
- [28] Soliman S A, Christensen G S, Kelly D H, et al. Dynamic tracking of the steady-state power-system magnitude and frequency using linear Kalman filter a variable frequency model[J]. Electric Power Components and Systems, 1992, 20(6): 593-611.
- [29] Barros J, Perez E. Automatic detection and analysis of voltage events in power systems[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2006, 55(5): 1487-1493.
- [30] Kushner H J. Approximations to optimal nonlinear filters[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1967, 12(10): 546-556.
- [31] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation: Theory, algorithms, and software [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 373-374, 381-395, 200-217, 381-395, 311-317, 138-140.
- [32] Gordon N J, Salmund D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings F: Radar and Signal Processing, 1993, 140(2): 107-113.
- [33] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. Improved particle filter for nonlinear problems[J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 1999, 146(1): 1-7.
- [34] Beides H M, Heydt G T. Dynamic state estimation of power-system harmonics using Kalman filter methodology[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1991, 6(4): 1663-1670.
- [35] Kamwa I, Srinivasan K. Kalman filter-based technique for combined digital estimation of voltage flicker and phasor in power distribution systems[J]. European Transactions on Electrical Power Engineering, 1993, 3(2): 131-142.
- [36] Girgis A A, Makram E B. Measurement of voltage flicker magnitude and frequency using a Kalman filtering based approach[C]. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Calgary, Canada, 1996.
- [37] Perez E, Barros J. An extended Kalman filtering approach for detection and analysis of voltage dips in power systems[J]. Electric Power Systems Research, 2007, 78(4): 618-625.
- [38] Dash P K, Pradhan A K, Panda G. Frequency estimation of distorted power systems signals using extended complex Kalman filter[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14(3): 761-766.
- [39] Dash P K, Jena R K, Panda G, et al. An extended complex Kalman filter for frequency measurement of distorted signals[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(4): 746-753.
- [40] Routray A, Pradhan A K, Rao K P. A novel Kalman filter for frequency estimation of distorted signals in power systems[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2002, 51(3): 469-479.
- [41] Huang C H, Lee C H, Shih K J, et al. Frequency estimation of distorted power system signals using a robust algorithm[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2008, 23(1): 41-51.
- [42] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [43] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [44] 程水英. 无迹变换与无迹卡尔曼滤波[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(24): 25-35.  
Cheng Shuiying. Unscented transformation and unscented Kalman filtering[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(24): 25-35(in Chinese).
- [45] Jian Zhang, Akshya Swain, Nirmal-Kumar C Nair, et al. Estimation of power quality using an unscented Kalman filter[C]. 2007 IEEE Region 10 Conference, Taipei, 2007.
- [46] 罗湛持, 张明. 基于 Sigma 点卡尔曼滤波器的电力频率跟踪新算法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(13): 35-39.  
Luo Chenchi, Zhang Ming. Frequency tracking of distorted power signal using complex sigma point Kalman filter[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(13): 35-39(in Chinese).
- [47] Dash P K, Jena R K, Panda G, et al. An extended complex Kalman filter for frequency measurement of distorted signals[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(4): 746-753.
- [48] Liu S. An adaptive Kalman filter for dynamic estimation of harmonic signals[C]. 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power, Athens, Greece, 1998.
- [49] Yu K K C, Watson N R, Arrillaga J. An adaptive Kalman filter for dynamic harmonic state estimation and harmonic injection tracking [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2005, 20(2): 1577-1584.
- [50] José A, Rosendo Macías, Antonio Gómez Expósito. Self-tuning of Kalman filters for harmonic computation[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2006, 21(1): 501-503.
- [51] Dash P K, Chilukuri M V. Hybrid S-transform and Kalman filtering approach for the detection and measurement of short duration disturbances in power networks[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(2): 588-595.
- [52] Barros J, Pérez E. A combined wavelet-Kalman filtering scheme for automatic detection and analysis of voltage dips in power systems [C]. 2005 IEEE Russia Power Tech, Petersburg, Russia, 2005.
- [53] Kumar A, Das B, Sharma J. Dynamic state estimation of power system harmonics with bad data[J]. Electric Power Components and Systems, 2005, 33(12): 1281-1295.
- [54] Kumar A, Das B, Sharma J. Robust dynamic state estimation of power system harmonics[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2006, 28(1): 65-74.
- [55] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear systems[C]. Proceedings of the 1995 American Control Conference, Seattle, WA, 1995.
- [56] Julier S J, Uhlmann J K. Reduced sigma point filters for the propagation of means and covariances through nonlinear transformations[C]. Proceedings of the 2002 American Control Conference, Anchorage AK, 2002.
- [57] Julier S J, Uhlmann J K. The scaled unscented transformation [C]. Proceedings of the 2002 American Control Conference, Anchorage AK, 2002.
- [58] Julier S J, Uhlmann J K. A consistent, unbiased method for converting between polar and Cartesian coordinate systems[C]. Proceedings of the Conference on Acquisition, tracking, and pointing XI, Orlando, USA, 1997.
- [59] Merwe R, Wan E. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake City, Utah, 2001.



于静文

收稿日期: 2009-10-29.

作者简介:

于静文(1981—), 女, 博士研究生, 研究方向为信号处理及其在电能质量分析中的应用, E-mail: yujingwen12@yahoo.com.cn;

薛蕙(1973—), 女, 副教授, 研究方向为电能质量分析;

温渤婴(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统自动化、继电保护和电能质量。

(责任编辑 沈杰)