

# 改进卡尔曼滤波及其在电力时钟同步系统中的应用

陈 远<sup>1</sup>, 黄林超<sup>1</sup>, 刘丽斌<sup>1</sup>, 张焕彬<sup>2</sup>

(1. 南方电网数字电网研究院有限公司, 广东 广州 510000; 2. 泰斗微电子科技有限公司, 广东 广州 510000)

**摘 要:** 电力时钟同步系统频率源受外界环境变化或自身老化等因素影响会出现频率漂移问题, 无法维持长期稳定性。为此, 提出一种基于北斗秒脉冲信号和改进卡尔曼滤波算法的低成本晶振频率驯服校准方案。首先, 将北斗秒脉冲信号作为时间基准并利用卡尔曼滤波对其中包含的随机误差进行消除; 其次, 针对卡尔曼滤波预测结果发散、误差较大问题, 利用RBP神经网络对滤波误差进行实时在线修正, 提升滤波性能; 同时针对北斗秒脉冲存在跳变野值的问题, 提出一种基于新息变化率的野值检测和误差加权修正方法。基于仿真数据的实验结果表明, 所提方法能够有效提升电力时钟同步系统频率源的频率精度和稳定性, 并且对跳变野值具有较强的适应能力。

**关 键 词:** 电力时钟同步系统; 卡尔曼滤波; 随机误差消除; 野值检测; 误差加权修正

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.02.026 中图分类号: TN919 文章编号: 1673-9140(2023)02-0232-08

## Improved Kalman filter and its application in power clock synchronization system

CHEN Yuan<sup>1</sup>, HUANG Linchao<sup>1</sup>, LIU Libin<sup>1</sup>, ZHANG Huanbin<sup>2</sup>

(1. China Southern Power Grid Digital Power Grid Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510000, China;

2. Taidou Microelectronics Technology Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

**Abstract:** The frequency source of the power clock synchronization system is affected by factors such as changes in the external environment or self-aging, and there will be frequency drift problems, which can not maintain long-term stability. A low-cost crystal oscillator frequency taming calibration scheme based on Beidou pulse per-second signal and improved Kalman filter algorithm is proposed. Firstly, take the Beidou second pulse signal as the time reference and use Kalman filter to eliminate the random error contained in the reference; Secondly, in view of the divergence of Kalman filtering prediction results and large errors, the RBP neural network is used to correct the filtering errors online in real time to improve the filtering performance; At the same time, aiming at the problem of jumping outliers in Beidou pulse per-second, an outlier detection and weighted correction method is proposed based on innovation change rate. Experimental results based on simulation data show that the proposed method can effectively improve the frequency accuracy and stability of the frequency source of the power clock synchronization system, and has strong adaptability to jump outliers.

**Key words:** power clock synchronization system; Kalman filter; random error elimination; outlier detection; error weighting correction

收稿日期: 2021-07-12; 修回日期: 2021-12-27

基金项目: 南网数研院北斗短报文及时频监测平台研发及运营项目(670000KK52200025)

通信作者: 陈 远(1984—), 男, 硕士, 测绘高级工程师, 主要从事北斗在电力方面的应用研究; E-mail: Chenyuan577@126.com

随着电力系统朝着自动化、智能化方向快速发展,当前电力系统监测、电力保护与控制等领域对时间同步性的要求也越来越高。例如:电网故障分析时要求时间同步精度高于1 ms,电网相位测量对时间精度的要求为 $\mu\text{s}$ 量级,行波测距与行波保护要求时钟精度优于 $1\ \mu\text{s}$ 。同时,考虑到众多电力测控系统分布在野外,所处环境较为复杂特殊,要求时间标准源具备溯源简单、使用便捷等特点<sup>[1-2]</sup>。

目前,常用的高准确度频标比对仪器主要有氢钟、铯钟等原子钟以及晶体振荡器2种,其中氢钟、铯钟等原子钟能够提供优于 $10^{-12}\sim 10^{-14}$  MHz的频率准确度,但是对使用环境有较为严格的要求并且价格昂贵,只能在一些特殊场景下使用,难以在电力系统中普及<sup>[3]</sup>;晶体振荡器具备价格低廉,使用寿命长和短期频率稳定性好的优点,但是累计误差的存在导致其长期稳定度较差,无法直接应用到电力系统继电保护、在线监控等关系到国计民生的重要领域<sup>[4]</sup>中。

随着中国自主研发的北斗卫星导航系统建设完成,能够为全球用户提供全天时、全天候、高精度的定位、导航和授时服务<sup>[5-6]</sup>,其中北斗授时具有比肩GPS的优秀性能,授时精度能够达到20 ns(95%置信度)。由于每颗北斗卫星上都携带有原子钟,其秒脉冲信号具有与原子钟接近的长期频率稳定度,因此,可以将其与晶体振荡器相结合,利用北斗秒脉冲信号对地面晶振进行校准,以获得短期和长期稳定度都很高的频率标准源<sup>[7]</sup>。

北斗秒脉冲在传输过程中受星历、卫星、多径以及接收机误差等因素的影响会出现随机抖动偏差,导致其短期稳定性下降,而地面晶振随机误差较小,但是受老化、温度等因素影响,其输出信号的累计误差较大,这些随机和累计误差的存在会影响较频系统输出频率的准确度。相关研究表明,如果不进行误差修正,校频系统的频率准确度难以满足实际需求<sup>[8-9]</sup>。文献[10]提出一种基于GPS/北斗双模授时技术,利用GPS和北斗接收机的秒脉冲信号进行性能选优获取标准秒脉冲,实现对晶振的校准,1 h内能够获得优于 $5\times 10^{-12}$ 的频率准确度;文献[11]根据电力系统时间同步实际应用需求,在高温晶振的基础上,设计了一款可同步北斗、GPS、

IRIG-B码的多时钟源同步系统,能够满足电网稳定、可靠运行要求;文献[12]针对GPS秒脉冲无累计误差、晶振无随机误差的特点,提出一种通过对秒脉冲计数值进行动态平均和随机误差估计的方式,实现误差的在线修正,进而利用现场可编程逻辑器件完成硬件实现,具有计算简单易于实现的特点,但是存在校频时间较长的问题;文献[13]通过构建一元二次回归模型的方式,对GPS随机误差和晶振累计误差进行估计,进而利用GPS秒脉冲对晶振时间进行修正,从而产生高精度时钟,采用仿真数据验证了所提方法的有效性,但是该方法在计算过程中需要大量的观测样本,计算过程较为复杂,实时性不高;文献[14]利用卡尔曼滤波算法对北斗卫星秒脉冲信号的抖动和测量噪声进行滤除,有效提升了北斗秒脉冲信号的稳定性和精度,但是没有考虑地面晶振频率漂移的影响,并且采用的卡尔曼滤波算法没有将非线性因素考虑在内,算法鲁棒性较差;针对该问题,文献[15]提出一种新息序列加权卡尔曼滤波方法,对GPS秒脉冲中的随机抖动和晶振频率漂移误差进行在线修正,获得了优于 $10^{-12}$ 的频率准确度,然而所提新息序列加权卡尔曼滤波算法没有考虑模型中的不确定性,依旧采用经验估计的方式获得模型噪声协方差矩阵以及观测噪声协方差矩阵,实际应用过程中会出现结果发散、误差较大的问题;文献[16]提出一种基于BP神经网络模型的时钟同步误差补偿算法,在构建时钟同步参数模型基础上,通过定义激励函数引入正则项和补偿因子,解决了BP神经网络过拟合问题,能够有效消除随机误差的影响,但是没有考虑跳变野值存在的情况。

在上述研究的基础上,本文提出一种基于径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络优化的卡尔曼滤波算法,将卡尔曼滤波的新息、滤波增益和预测误差作为RBF神经网络的输入,利用RBF良好的非线性函数逼近能力对滤波误差进行估计,并利用滤波误差对卡尔曼滤波估计值进行修正,从而提升模型滤波性能;同时针对跳变野值引起的滤波发散问题,提出一种基于新息变化率的野值检测和误差加权方法进行优化,提升模型的适应性。基于仿真数据的试验结果表明,所提方法能够有效消

除北斗秒脉冲信号的随机误差和晶振信号的累计误差,输出频率精度高、稳定性好,对跳变野值具有较强的适应性,并且原理简单、实时性高,有望应用于电力系统中。

## 1 频差信号误差模型分析

利用北斗卫星校准地面晶振的原理框图如图1所示,其基本思路是将北斗接收机输出的秒脉冲信号与地面晶振分频后信号进行对比,从而获得两者之间的频差信号,再将该频差信号转换成控制修正电压,用于实时在线反馈调整晶振的振荡频率,最终实现高准确度和稳定度的频率输出。

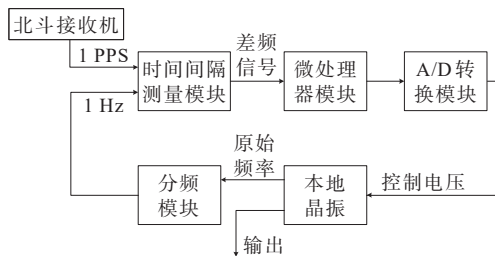


图1 北斗驯服地面晶振原理

Figure 1 Schematic diagram of Beidou tame ground crystal oscillator

北斗接收机输出的秒脉冲与国际标准时间(universal co-ordinated time, UCT)之间存在误差 $\varepsilon$ ,且 $\varepsilon$ 服从正态分布<sup>[17]</sup>,即

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

其中, $\sigma^2$ 为噪声方差。对于时间序列 $k=1, 2, \dots, n$ ,接收机输出的秒脉冲信号对应的UCT可以表示为

$$y_k = k - \varepsilon_k \quad (2)$$

从式(1)、(2)可以看出,由于 $\varepsilon$ 服从正态分布,因此,北斗秒脉冲信号与UCT之间只存在单个脉冲的随机误差,不存在累计误差。与之相反,地面晶振的随机误差小于1 ns,可以忽略不计,但是其累计误差较大,因此需要提前滤除。晶振分频输出秒脉冲信号对应的UCT可以表示为

$$y'_k = k + a + bk \quad (3)$$

式中, $a$ 为0时刻晶振分频信号与UCT之间的初始偏差; $b$ 为晶振频率漂移系数。

根据式(2)、(3)可以计算得到北斗秒脉冲与晶

振分频输出信号 $k$ 时刻的频差信号为

$$x_k = y'_k - y_k = a + bk + \varepsilon_k \quad (4)$$

从式(4)可以清晰地看出,要得到高精度的频率输出,需要将频差信号中包含的随机偏差和累计误差进行滤波,以得到频差信号的最优估计。

## 2 RBF神经网络优化卡尔曼滤波模型

### 2.1 频差估计的卡尔曼滤波模型

卡尔曼滤波器是最小均方误差准则下的一种最优滤波器,能够有效从噪声污染的信号中分离出有用信号。作为一种递归算法,卡尔曼滤波只需要前一个估计值和最近的一个观测值即可估计得到信号的当前值,具备结构简单、实时性好的特点,被广泛应用于通信、导航、制导和控制等领域<sup>[18-19]</sup>。对于式(4)所示频差信号噪声抑制问题,利用卡尔曼滤波对其进行建模,可以得到状态方程和观测方程:

$$\begin{cases} X'_k = X'_{k-1} + b + \omega_{k-1} \\ Z_k = X'_k + v_k \end{cases} \quad (5)$$

式中, $X'_k$ 为 $k$ 时刻频差估计值; $\omega_{k-1}$ 、 $v_k$ 分别为系统噪声、观测噪声; $Z_k$ 为 $k$ 时刻的观测值。

卡尔曼滤波算法假设系统噪声、观测噪声均为高斯白噪声,均值为0,协方差矩阵分别为 $Q_k$ 和 $R_k$ 。由于式(5)中存在未知的晶振频率漂移系数 $b$ ,本文借鉴文献[15]的思路,将其与 $X_k$ 进行联合估计。

令 $X_k = \begin{bmatrix} X'_k \\ b \end{bmatrix}$ ,则式(5)可以转化为

$$\begin{cases} X_k = AX_{k-1} + B\omega_{k-1} \\ Z_k = HX_k + v_k \end{cases} \quad (6)$$

式中, $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 、 $B = \begin{bmatrix} 1 \\ b \end{bmatrix}$ 、 $H = [1 \ 0]$ 分别为状态、控制、观测矩阵。

得到状态和观测方程后一次完整的卡尔曼滤波递归过程如下:

1) 计算 $k$ 时刻的先验估计误差协方差矩阵 $P_k^- = AP_{k-1}A^T + BQ_kB^T$ ;

2) 计算 $k$ 时刻的卡尔曼增益 $K_k = P_k^- H_k^T \cdot (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}$ ;

3) 计算 $k$ 时刻状态变量的先验估计值 $\bar{X}_k^- = A\bar{X}_{k-1}$ ;

4) 由观测变量  $Z_k$  更新此时状态变量的估计值, 即  $\bar{X}_k = \bar{X}_{k-1} + K(Z_k - H_k \bar{X}_k^-)$ ;

5) 更新误差协方差矩阵  $P_k = (1 - K_k H_k) P_k^-$ 。

根据上述递归过程的描述可知, 在使用卡尔曼滤波时需要预先给出频差和估计误差协方差矩阵的初值  $X_0, P_0$ ; 同时要求系统模型能够精确描述所需处理的问题, 且准确可知系统噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵, 这在实际应用过程难以满足, 往往会造成卡尔曼滤波结果发散和精度下降。同时在系统运行过程中, 若北斗接收机受到干扰或跟踪卫星过少则会导致秒脉冲信号出现较大跳变野值, 从而导致系统误差变大。因此, 需要一种方法对卡尔曼滤波进行优化, 以提升算法的鲁棒性和适应能力。

### 2.2 RBF 神经网络优化的卡尔曼滤波模型

从递归过程可以看出, 卡尔曼滤波的滤波误差主要与预测误差  $\mu(\mu = \bar{X}_k - \bar{X}_{k-1})$ 、滤波增益  $K_k$  以及新息  $\delta(\delta = Z_k - \bar{Z}_{k-1})$  有关。滤波误差的大小直接反应了滤波性能的优劣, 误差越小表明滤波性能越好、精度越高。

RBF 神经网络作为一种性能优良的前馈型神经网络, 具备很强的非线性拟合能力, 可以映射任意复杂的非线性关系, 并且学习规则简单、鲁棒性强, 具有强大的自学习能力<sup>[20-21]</sup>。因此, 本文利用 RBF 神经网络对卡尔曼滤波误差进行修正, 并将修正后的滤波误差补偿给滤波估计值, 从而得到新的滤波值, 具体实现原理如图 2 所示。

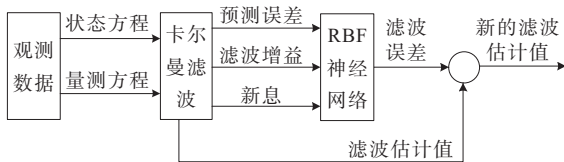


图 2 RBF 神经网络优化卡尔曼滤波模型

Figure 2 RBF neural network optimized Kalman filter model

从图 2 可以看出, 所提方法将卡尔曼滤波后的预测误差、增益和新息作为 RBF 神经网络的输入神经元。输出神经元为滤波误差, 在模型求解过程中, 利用 RBF 神经网络的自学习能力不断修正滤波误差值, 最后将其与滤波估计值相加的结果作为最终的滤波估计值输出。这种利用 RBF 神经网络修正的卡尔曼滤波方法充分结合了神经网络的自学

习、非线性函数逼近能力以及卡尔曼滤波的噪声抑制能力, 能够获得更高的滤波性能。

RBF 神经网络由输入层、隐含层和输出层构成, 在使用之前首先需要对神经网络进行初始化, 确定网络结构、激活函数以及权值等。本文采用典型的 3 层网络结构, 每一层神经元的模型如下。

1) 输入层。将卡尔曼滤波的预测误差、滤波增益和新息作为神经网络的输入信号, 预测误差和滤波增益都是  $2 \times 1$  维向量, 新息是 1 维向量, 因此输入 5 个神经元, 记为  $X = [x_1, x_2, \dots, x_5]^T$ 。

2) 隐含层。隐含层实现输入层到输出层的映射功能, 其节点为径向基函数, 目前应用最广的一种径向基函数为高斯函数, 这种情况下的激活函数可以表示为

$$\varphi_j(X - c_j) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|X - c_j\|^2\right] \quad (7)$$

式中,  $\|\cdot\|$  表示计算欧式范数运算符;  $c_j$  为高斯函数的中心;  $\sigma$  为标准差,  $\sigma_j = c_{\max}/b$ , 其中  $c_{\max}$  为所选取高斯函数中心的最大距离。

根据经验公式, 隐含层节点个数为 2 倍输入神经元个数加 1 计算得到 11, 隐层节点记为  $(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{11})$ 。

3) 输出层。将滤波误差作为网络的输出值, 因此输出神经元个数为 1, 记为  $y_s$ , RBF 神经网络通过隐含层神经元的激活函数将输入神经元映射到输出神经元, 即

$$y_s = \sum_{j=1}^b w_j \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|X - c_j\|^2\right) \quad (8)$$

$$w_j = \exp\left(\frac{b}{c_{\max}^2} \|X - c_j\|^2\right) \quad (9)$$

式中,  $w_j$  为隐层和输出层之间的连接权值, 由最小二乘法计算得到。

### 3 跳变野值的处理

在实际应用中, 当北斗接收机受噪声干扰或卫星失锁时, 其输出的秒脉冲信号会出现跳变野值, 此时带有野值的差频信号会导致卡尔曼滤波对系统的状态预报进行错误修正, 使滤波结果发生偏移和发散, 因此, 时钟同步系统设计时需考虑野值的影响。



根据卡尔曼滤波过程可知,在没有野值存在时,其最优滤波的新息  $\delta_k$  的均值  $m_k$  和协方差矩阵  $D_k$  为

$$\begin{cases} m_k = 0 \\ D_k = H_k P_k H_k^T + R \end{cases} \quad (10)$$

假设观测中存在野值  $o_k$ ,其均值为  $m_{ok}$ ,协方差矩阵为  $D_{ok}$ ,则此时新息可以表示为

$$\delta'_k = \delta_k + o_k \quad (11)$$

其均值和协方差矩阵变为

$$\begin{cases} m'_k = m_k + m_{ok} = m_{ok} \\ D'_k = D_k + D_{ok} \end{cases} \quad (12)$$

比较式(10)、(12)不难看出,如果测量过程中出现野值,则此时新息的均值和协方差矩阵都会出现偏差,且偏差的大小与野值密切相关,其中均值变化反应的是受野值影响下新息的偏离速度,方差反应的是受野值影响下新息的偏离程度。因此,可以通过对新息均值和方差的实时监测从而实现对野值是否存在的判断。

对本文所提RBF神经网络优化卡尔曼滤波方法增加野值适应能力后的原理框图如图3所示,可以看出相对于图2增加了2部分内容。

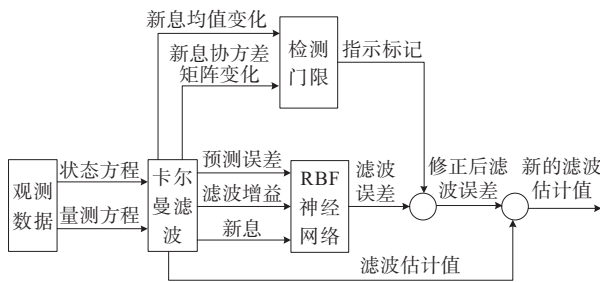


图3 增加野值适应能力模型原理示意

Figure 3 Principle block diagram of adding outlier adaptability model

1) 野值检测功能。定义新息均值和协方差矩阵变化速率值  $\alpha_k$  作为判决野值是否存在标准,即

$$\alpha_k = (m'_k - m'_{k-1}) + [\text{trace}(D'_k) - \text{trace}(D'_{k-1})] \quad (13)$$

其中,  $\text{trace}()$  表示矩阵求迹运算符。当  $\alpha_k$  大于预测门限时认为此时北斗秒脉冲信号出现野值,检测电路输出1作为指示标记,否则输出0。

2) 增加了滤波误差加权功能。当检测电路输出为1时,将计算得到的滤波误差对结果进行修正,计算公式为

$$\epsilon'_k = \frac{m_k + \text{trace}(D_k)}{m'_k + \text{trace}(D'_k)} \epsilon_k \quad (14)$$

可以看出,当信号中不包含野值时,  $[m_k + \text{trace}(D_k)] / [m'_k + \text{trace}(D'_k)] = 1, \epsilon'_k = \epsilon_k$ ; 反之当信号中包含野值时,  $\epsilon'_k < \epsilon_k$ , 从而降低此时滤波误差的置信度和权值,以实现所提模型对野值的自适应能力。

### 4 实验结果及分析

为验证所提方法性能,开展数值仿真实验,可利用 Matlab R2018按照式(6)构建系统方程进行仿真,仿真时间设置为100 s,采样间隔设置为1 s。

为了分析所提RBF神经网络优化卡尔曼滤波模型对随机误差和累积误差的抑制性能,采取向仿真数据中增加高斯噪声的方式进行试验验证。仿真过程中存在误差时的观测数据变化曲线如图4所示,可以看出,由于噪声的存在,观测值与真实值间出现了较大的偏差。利用传统和所提RBF优化卡尔曼滤波这2种方法对图4所示数据进行滤波分析,如图5所示。

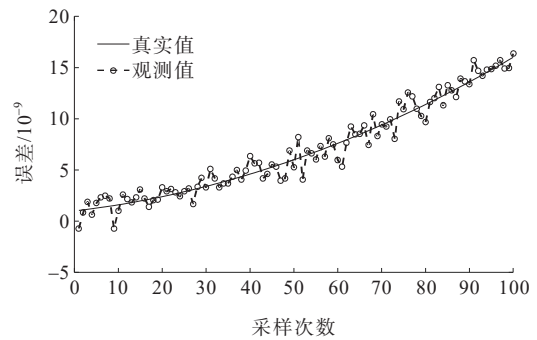


图4 存在误差时的观测数据变化曲线

Figure 4 Variation curve of observation data in the presence of error

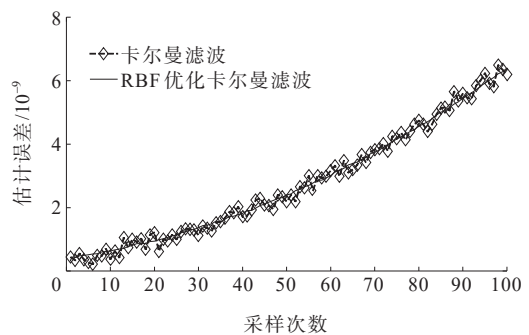


图5 不同方法对误差存在信号的滤波估计结果

Figure 5 Filtering estimation results of signals with errors by different methods

由图 5 可以看出,传统卡尔曼滤波算法迭代终止后的滤波误差停留在一个较大水平,导致滤波后的曲线依然存在较明显的波动,而所提 RBF 神经网络优化卡尔曼滤波方法采用滤波误差对滤波估计值进行修正,相当于引入了实时误差反馈调整机制。因此,在算法迭代终止时滤波误差停留在一个非常小的水平,滤波后的曲线较为平滑,并且逼近于图 4 中的真实值。此结果验证了所提 RBF 神经网络优化卡尔曼滤波方法的有效性。

为了进一步对野值存在情况下所提方法滤波性能进行验证,在图 4 给出的仿真数据基础上,于第 40~50 s 间加入均值为 0、方差为 10 的正态分布噪声野值,构建既包含误差又存在跳变野值的仿真场景,如图 6 所示。

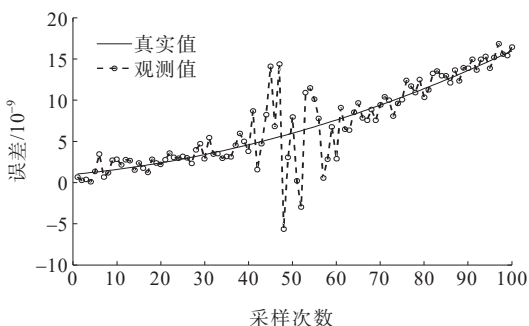


图 6 存在误差和野值时的观测数据变化曲线

Figure 6 Variation curve of observed data in the presence of errors and outliers

利用所提增加野值适应能力的 RBF 优化卡尔曼滤波方法(简称所提方法)对其进行处理得到的滤波结果如图 7 所示,同时为了对比,在相同条件下给出采用文献[15]所提新息加权卡尔曼滤波方法得到的结果,文献[15]所提方法的核心思想是对式(6)所示卡尔曼滤波观测方程中加入修正函数  $\varphi(\tau) = C/\sqrt{\tau\lambda}$ ,存在野值时  $\tau$  增大,  $\varphi(\tau)$  减小从而降低野值的影响,其中  $C$  为需要预设的门限函数。

从图 7 可以看出,当第 40 s 加入野值时,新息加权卡尔曼滤波方法的误差开始变得越来越大,直到大约第 50 s 后算法收敛时误差才开始逐渐减小并最终达到一个较为稳定的状态,而所提方法误差在第 41~42 s 间出现了一个较小的波动,之后马上恢复

到正常状态,表明所提方法能够有效抑制成片野值对滤波结果的影响,并且收敛速度最快,误差最小,滤波的稳定性和精度也最高。究其原因在于,文献[15]所提信息加权卡尔曼滤波方法是采用经验估计的方式获得模型噪声协方差矩阵以及观测噪声协方差矩阵,虽然引入了  $\varphi(\tau)$ ,但是门限  $C$  的设置也依赖操作人员经验,算法的自动化程度低,自适应能力较差,面对不同问题时性能并不稳定。

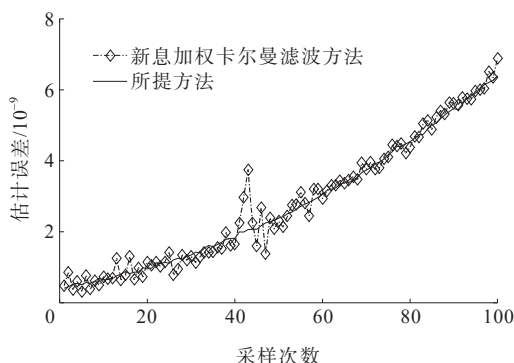


图 7 不同方法对误差和野值存在信号的滤波估计结果

Figure 7 Filtering estimation results of signals with errors and outliers by different methods

文献[15]、本文所提方法滤波后的均方误差分别为  $2.1468 \times 10^{-12}$ 、 $1.3725 \times 10^{-13}$ ,结合图 5 可以看出,所提方法滤波处理后得到的数据更接近于真实值。通过本文实验验证了所提方法能够有效滤波数据中包含的随机噪声、累计误差和较大野值,并且实时性较高,在电力系统中具有较强的应用前景。

### 5 结语

本文提出了一种利用北斗秒脉冲信号对地面晶振频率误差进行实时在线修正的方法。首先建立了北斗秒脉冲信号与晶振信号频差数学模型,然后将 RBF 神经网络对卡尔曼滤波算法进行优化,提升其对北斗频差中包含的随机误差和累计误差的滤波性能,针对北斗秒脉冲存在的跳变野值问题,提出一种基于新息变化率的野值检测和误差加权方法。将所提方法应用于数值仿真实验的结果表明,所提方法能够有效消除北斗秒脉冲信号的随机

误差和晶振信号的累计误差,输出频率精度高、稳定性好,对跳变野值具有较强的适应性,并且原理简单、实时性高,有望应用于电力系统中。

#### 参考文献:

- [1] 童伟.基于北斗二代/GPS的电力系统双模时间同步时钟的研制[J].电力建设,2014,35(4):81-85.  
TONG Wei. Development of Beiidou II/GPS dual-mode synchronization clock for power system[J]. Electric Power Construction,2014,35(4):81-85.
- [2] 汪鹤,相蓉,张道农,等.基于层次分析法的时间同步装置多源判决模型[J].电力科学与技术学报,2016,31(3):8-13.  
WANG He, XIANG Rong, ZHANG Daonong, et al. Multi-source decision model of time synchronous device based on AHP[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2016,31(3):8-13.
- [3] 蒋陆萍,曾祥君,李泽文,等.基于GPS实现电力系统高精度同步时钟[J].电网技术,2011,35(2):201-206.  
JIANG Luping, ZENG XiangJun, LI Zewen, et al. Realization of high accuracy synchronous clock for power system based on GPS[J]. Power System Technology,2011,35(2):201-206.
- [4] 朱轶伦,罗焯锋,高强,等.基于LSTM的电力暂态稳定在线评估及预测研究[J].电网与清洁能源,2021,37(3):38-46.  
ZHU Yilun, LUO Yefeng, GAO Qiang, et al. Research on online assessment and prediction of power system transient stability based on LSTM[J]. Power System and Clean Energy,2021,37(3):38-46.
- [5] 吕雅婧,腾玲,邢亚,等.北斗卫星导航系统在电力行业的应用现状[J].电力信息与通信技术,2019,17(8):70-74.  
LÜ Yajing, TENG Ling, XING Ya, et al. Application status of Beidou satellite navigation system in power industry[J]. Electric Power ICT,2019,17(8):70-74.
- [6] 杜志华,徐驰,秦至臻,等.基于智能融合终端的中压配电线路断线故障检测方案[J].电网与清洁能源,2022,38(12):79-85+94.  
DU Zhihua, XU Chi, QIN Zhizhen, et al. A scheme for disconnection fault detection of medium-voltage distribution lines based on intelligent fusion terminals[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(12): 79-85+94.
- [7] 牛胜锁,王春鑫,梁志瑞,等.基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的电力信号同步相量跟踪算法[J].电工技术学报,2021,36(11):2255-2264.  
NIU Shengsuo, WANG Chunxin, LIANG Zhirui, et al. An algorithm for tracking synchronous phasor of power signals based on improved strong tracking unscented Kalman filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36(11):2255-2264.
- [8] 刘凯,刘艳,方华亮,等.基于北斗系统的电力同步网可靠性模型研究[J].电力系统及其自动化学报,2016,28(9):8-13.  
LIU Kai, LIU Yan, FANG Hualiang, et al. Research on reliability model of electric power synchronization network based on Beidou system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2016,28(9):8-13.
- [9] 多丽娅,张丽杰.北斗卫星导航系统接收机测量误差建模及估计[J].红外与激光工程,2015,44(12):137-142.  
DUO Liya, ZHANG Lijie. Modeling and estimating of BDS receiving module measurement error[J]. Infrared and Laser Engineering,2015,44(12):137-142.
- [10] 赵宏伟,廉保旺,冯娟.基于Kalman滤波的授时测量系统研究[J].计算机测量与控制,2009,17(8):1517-1520.  
ZHAO Hongwei, LIAN Baowang, FENG Juan. Research of timing measure system based on Kalman filter[J]. Computer Measurement & Control,2009,17(8):1517-1520.
- [11] 许保落,张道农,袁文广,等.基于多时钟源的时间同步系统设计与应用[J].电力科学与技术学报,2011,26(3):25-29.  
XU Baoluo, ZHANG Daonong, YUAN Wenguang, et al. Design and application of time synchronization system based on multi-sources timing[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2011,26(3):25-29.
- [12] 李泽文,曾祥君,黄智伟,等.基于高精度晶振的GPS秒时钟误差在线修正方法[J].电力系统自动化,2006,30(13):55-58.  
LI Zewen, ZENG Xiangjun, HUANG Zhiwei, et al. Method for correcting errors of the GPS-clock based on the high precision crystal oscillator[J]. Automation of Electric Power Systems,2006,30(13):55-58.
- [13] 曾祥君,尹项根,林干,等.晶振信号同步GPS信号产生高精度时钟的方法及实现[J].电力系统自动化,2003,27(8):49-53.  
ZENG Xiangjun, YIN Xianggen, LIN Gan, et al. Clock of high accuracy implemented by crystal oscillator in synchronism with GPS-clock[J]. Automation of Electric Power Systems,2003,27(8):49-53.
- [14] 党晓圆,单庆晓,肖昌炎,等.基于GPS与北斗双模授时的压控晶振校频系统的研究与设计[J].计算机测量与控制,2009,17(11):2246-2249.

- DANG Xiaoyuan, SHAN Qingxiao, XIAO Changyan, et al. Research on voltage-controlled crystal oscillator calibration based on GPS&BD double time service[J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(11): 2246-2249.
- [15] 朱永灿, 张鹏, 田毅, 等. 变电设备在线监测技术中的同步采集触发方法对比分析[J]. 中国电力, 2022, 55(3): 64-73.
- ZHU Yongcan, ZHANG Peng, TIAN Yi, et al. Comparison of synchronous acquisition trigger methods in on-line monitoring technology of transformer equipment[J]. Electric Power, 2022, 55(3): 64-73.
- [16] 谢施君, 雷汉坤, 王乃会, 等. 基于BP神经网络的CVT暂态电压传递特性补偿技术[J]. 高压电器, 2022, 58(2): 149-157.
- XIE Shijun, LEI Hankun, WANG Naihui, et al. Compensation technology on transient voltage transfer characteristics of CVT based on BP neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2): 149-157.
- [17] 向珉江, 袁通, 苏善诚, 等. 基于5G授时的配网差动保护数据同步方案[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 8-15.
- XIANG Minjiang, YUAN Tong, SU Shancheng, et al. 5G timing base data synchronization scheme for differential protection of distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 8-15.
- [18] FAISAL J, DOHYEUM K. Enhanced Kalman filter algorithm using fuzzy inference for improving position estimation in indoor navigation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(5): 8991-9005.
- [19] SENA H J, SILVA F V, FILETI A M F. ANN model adaptation algorithm based on extended Kalman Filter applied to PH using MPC[J]. Journal of Process Control, 2021, 102: 15-23.
- [20] HAN Z Y, QIAN X S, HUANG H, et al. Efficient design of multicolumn RBF networks[J]. Neurocomputing, 2021, 450: 253-263.
- [21] CHEN C S, MALGORZATA A, JANKOWSKA, et al. RBF-DQ algorithm for elliptic problems in axisymmetric domain[J]. Numerical Algorithms, 2021, 3(11): 1-31.

(上接第204页 = Continued from page 204)

- [13] 文刚, 夏宋鹏程, 周仿荣, 等. 面向巡检机器人多源融合鲁棒定位与高逼真仿真方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(4): 110-116.
- WEN Gang, XIA Songpengcheng, ZHOU Fangrong, et al. Multi-source fusion robust positioning and high-fidelity simulation method for inspection robots[J]. Smart Power, 2022, 50(4): 110-116.
- [14] 叶海加, 陈罡, 邢渊. 双目CCD结构光三维测量系统中的立体匹配[J]. 光学精密工程, 2004, 12(1): 71-75.
- YE Haijia, CHEN Gang, XING Yuan. Stereo matching in 3D measurement system using double CCD structured light[J]. Optics and Precision Engineering, 2004, 12(1): 71-75.
- [15] 董诗绘, 牛彩雯, 戴琨. 基于深度强化学习的变电站巡检机器人自动化控制方法研究[J]. 高压电器, 2021, 57(2): 172-177.
- DONG Shihui, NIU Caiwen, DAI Kun. Study on automatic control method of substation inspection robot based on deep reinforcement learning[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(2): 172-177.
- [16] 刘学华, 孔霄迪. 基于卷积神经网络的N-2线路开断潮流快速计算[J]. 电力工程技术, 2021, 40(4): 95-100.
- LIU Xuehua, KONG Xiaodi. Fast load flow calculation of N-2 contingency based on convolutional neural network[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(4): 95-100.