

复杂环境下基于自适应卡尔曼滤波的时间比对跟踪算法

程燕 王海峰 王学运 郭梁 张升康* 葛军

(北京无线电计量测试研究所计量与校准技术国家级重点实验室 北京 100854)

摘要: 在雷达、车载等动态协同组网系统中,高精度时间同步是该系统正常工作的基本条件。但是在动态组网系统或者低截获场景下,时间比对信号强度弱,并处于动态场景,此时时间同步系统鲁棒性差、同步精度低。因此,需要提高时间同步系统在复杂的动态组网系统下的时间同步精度。调制解调器是双向时间比对系统的核心设备,而跟踪环路是其中关键部分。复杂场景下跟踪环路很容易失锁,为了提高跟踪环路鲁棒性,该文提出一种基于自适应卡尔曼滤波(AKF)的跟踪算法。该算法引入自适应因子来调节系统噪声协方差矩阵,从而应对外部变化的输入信号。试验结果显示,与传统锁相环跟踪环路(PLL)和标准卡尔曼滤波跟踪环相比,在弱信号和动态信号同时存在时该算法跟踪鲁棒性和自适应性更好,并且算法复杂度不高。该算法对于提高动态协同组网系统的时间同步精度具有重要意义。

关键词: 双向时间同步; 时间比对信号跟踪环路; 复杂动态和弱信号场景; 自适应卡尔曼滤波算法

中图分类号: TN76

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2023)11-4110-07

DOI: 10.11999/JEIT230813

A Time Transfer Tracking Loop Based on Adaptive Kalman Filter in Complex Conditions

CHENG Yan WANG Haifeng WANG Xueyun GUO Liang

ZHANG Shengkang GE Jun

(Science and Technology on Metrology and Calibration Laboratory, Beijing Institute of Radio Metrology and Measurement, Beijing 100854, China)

Abstract: In dynamic collaborative networking systems such as radar and vehicular network systems, high precision time synchronization is a basic condition for the normal operation of these systems. However, in dynamic network systems and low interception scenarios, the time transfer signal is weak and dynamic simultaneously, and thus the time synchronization system has poor robustness and synchronization accuracy. Accordingly, it is necessary to improve the time synchronization accuracy in complex dynamic networking systems. The time transfer modem is the core device of the two-way time transfer system, and the tracking loop is a key part of it. The tracking loop can easily lose lock in complex conditions. To improve the robustness of the tracking loop, an Adaptive Kalman Filter (AKF) tracking algorithm is proposed. This tracking loop employs the adaptive factor to adjust the system noise covariance matrices to adapt to the variable input signal. The test results show that, compared with the traditional Phase Lock Loop (PLL) tracking method and the standard KF tracking loop, the proposed tracking loop shows better robustness and adaptability under weak signal and dynamic conditions. Moreover, the computational complexity of the proposed algorithm is not high. This algorithm is of great significance for improving the time synchronization accuracy of complex dynamic collaborative networking systems.

Key words: Two-way time synchronization; Time transfer tracking loop; Complex dynamic and weak signal conditions; Adaptive Kalman Filtering (AKF) algorithm

1 引言

在基础科学研究、国家基础设施建设等领域中,如

电力电网、移动通信、轨道交通、现代导航等都需要高精度时间同步作为基础保障^[1]。随着人们对时间传递需求的不断发展,时间比对系统还需要工作在车载、雷达等协同组网系统^[2]中,高精度时间同步是保障组网系统正常工作的关键技术。在这些系

统中, 为了尽可能减小通信信号被侦查和截获的概率^[3], 常常需要采用弱信号进行通信。另外, 车载、船载等组网系统通常工作在动态环境下^[4]。因此, 时间比对系统通常需要工作在弱信号或者动态等复杂场景下, 在这些场景下时间同步精度会大大降低。但是目前的时间同步系统还主要工作在静态和强信号的场景下, 针对复杂场景设计的时间同步系统还比较少。因此, 为了提高时间同步系统在复杂环境下的时间同步精度, 亟需对复杂场景下的高精度时间同步系统进行研究。

目前, 双向时间比对技术是实现高精度时间同步的重要手段^[5,6]。调制解调器是双向时间比对系统的核心组成设备, 解调器中跟踪环路的测量精度决定了时间同步的精度。目前双向时间同步系统调制解调器中跟踪环路使用传统锁相环(Phase Lock Loop, PLL)或者锁频环(Frequency Lock Loop, FLL), 但是这些环路在弱信号或者高动态等复杂场景下极其脆弱, 很难正常工作。文献^[7]在将卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法应用于导航接收机系统中, 测试结果显示KF跟踪相比于传统跟踪环路能够跟踪更弱的信号。

KF性能很大程度上依赖于噪声统计特性, 算法中噪声协方差是预先设定好的, 在整个滤波迭代过程中保持不变。但是当系统工作在复杂场景下, 实际环境的噪声统计特性并不是固定不变的, 而且很难直接获得, 预先设定好的噪声协方差很难准确反映实际的噪声情形。此时不准确的噪声协方差会影响KF滤波结果, 严重时产生错误结果或者发散。因此, 需要应用自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman Filter, AKF)算法。目前不同的AKF算法主要应用于其他领域, 比如水面无人飞行器^[8]、定位系统^[9]、惯导系统^[10]等, 这些AKF算法都是根据应用系统机理设计对应的系统模型和测量模型, 并不适合于其他应用系统。目前, 还未有合适的AKF跟踪算法应用于时间比对调制解调器中。因此, 需要深入研究调制解调跟踪系统机理, 设计合适的系统模型和测量模型。然后根据存在弱信号和动态的复杂场景, 设计适合调制解调器的AKF跟踪算法。

本文提出一种利用自适应因子调节系统噪声协方差的AKF跟踪算法。自适应因子可以根据输入信号变化情况自适应调节系统噪声协方差, 从而弥补由于不准确系统噪声协方差导致的模型误差。通过仿真信号测试显示, 相比于传统PLL跟踪算法和标准KF跟踪算法, 提出的AKF跟踪算法可以提高在复杂信号场景下的跟踪鲁棒性, 并且算法复杂度不高。因此, 本文提出的AKF跟踪算法, 对于提高动态协同组网系统中时间同步精度具有重要意义。

2 时间比对信号模型

微波双向时间比对信号通常采用码分多址(Code Division Multiple Access, CDMA)方式, 使用伪码(Pseudo Random Noise, PRN)对时间信号进行扩频。由于PRN码自相关可以产生清晰的峰值, 不同的PRN码互相关值很小, 因此PRN码广泛应用于双向时间比对信号中。在相同的频率信道里, 可以同时发送不同PRN码的信号, 如图1所示, 节点1接收节点2的PRN码信号并计算出到达时间(Time Of Arrival, TOA), 节点2接收节点1的PRN码信号并计算出TOA, 通过这两个TOA值, 可以得到两个节点间的钟差值。

对于CDMA方式, 接收信号 $x(t)$ 可以认为是不同PRN码信号和加性噪声的线性结合, 可以表示为

$$x(t) = \sum_{n=1}^M A_n c_n(t - \tau_n) \cos(\omega_n t + \varphi_n) + w(t) \quad (1)$$

其中, 下标 n 表示发送信号的节点 n , A_n 表示信号幅度, c_n 表示发送信号的PRN码波形, τ_n 表示TOA, ω_n 表示载波频率, φ_n 表示载波相位, $w(t)$ 表示加性噪声。对 $x(t)$ 进行采样后, 输出的离散采样信号 x_i 为

$$x_i = x(iT_s) = \sum_{n=1}^M A_n c_{n,i}(iT_s - \tau_n) \cos(i\omega_n T_s + \varphi_n) + w_i \quad (2)$$

其中, T_s 表示采样周期, $c_{n,i}(iT_s - \tau_n)$ 表示 i 时刻节点 n 的PRN码延迟了 τ_n 的码相位, w_i 表示采样的噪声。

3 时间比对信号跟踪环路及存在问题

3.1 时间比对信号跟踪环

数字中频时间比对信号经过捕获模块获得粗略的参数估计值, 然后进入到跟踪环路中。中频时间比对信号分成两路, 一路与正弦载波相乘, 即为I路, 另外一路与余弦载波相乘, 即为Q路。混频后的信号与本地复制伪码相乘, 用于解调出时间信息, 得到I,Q两路积分值。得到的积分值输入到积分清除器中, 滤除高频成分, 保留低频成分, 得到积分值 I_p 和 Q_p , 可以表示为

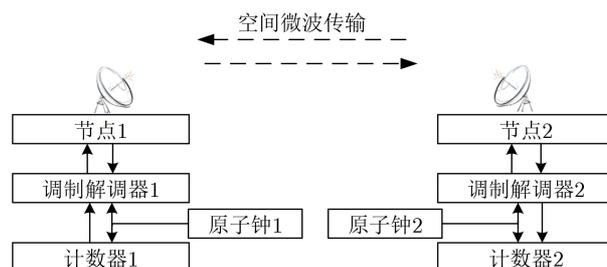


图1 微波双向时间比对系统框图

$$I_p(k) = A \cdot N(k) \cdot R(\tau - \hat{\tau})_k \cdot \text{sinc}(\pi \cdot \delta f(k) \cdot T_s) \cdot \cos(\overline{\delta\varphi}_k) + w_1(k) \quad (3)$$

$$Q_p(k) = A \cdot N(k) \cdot R(\tau - \hat{\tau})_k \cdot \text{sinc}(\pi \cdot \delta f(k) \cdot T_s) \cdot \sin(\overline{\delta\varphi}_k) + w_Q(k) \quad (4)$$

其中, k 是相关值更新的索引号, A 表示信号的幅度, $N(k)$ 表示相关器中累积的采样数, $R(\tau - \hat{\tau})_k$ 代表伪码的自相关函数, $\hat{\tau}$ 表示本地即时支路的伪码延迟, $\delta f(k)$ 是载波频率误差, 单位为Hz, T_s 是相干积分时间, 单位为s, $\overline{\delta\varphi}_k$ 表示时间 T_s 内的平均载波相位误差值, $w_1(k)$ 和 $w_Q(k)$ 表示互不相关的高斯白噪声, 这两个噪声有着相同的功率。

随后这 I, Q 两路积分值输入到鉴相器中得到相位误差值, 然后输入到环路滤波器中, 不断滤波迭代得到载波相位和频率, 用来更新载波数控振荡器(Numerically Controlled Oscillator, NCO)。直到本地复制的载波与输入的时间比对信号载波相一致, 剥离出中频时间比对信号载波。时间比对信号跟踪环路框图如图2所示。

3.2 传统跟踪环存在的问题

目前双向时间比对调制解调器中跟踪环路使用传统锁相环或者锁频环, 但是这些环路带宽一直保持不变, 不能根据输入信号情况进行变化。如果时间比对系统工作在动态场景下时, 带宽需要增大, 这样可以减小跟踪环路的动态压力误差。但是当时间比对系统工作在弱信号场景下, 需要延长积分时间。但是对于传统锁相环, 从 s 域转换为 z 域时只有在 $B_n \cdot T \ll 0.5$ (B_n 表示环路带宽, T 表示积分时间)时才有效。因此, 为了满足这个条件, 延长积分时间就需要减小带宽, 但是减小带宽又会影响跟踪环路的动态性能。因此, 在弱信号和动态同时存在的复杂场景下, 传统跟踪环路极其脆弱, 很难正常工作。

由于KF跟踪算法可以自适应调节跟踪环路带宽, 文献[11]中指出KF跟踪环路的等价噪声带宽为

$$B_n = \frac{m_1 \cdot m_2^2 + m_1^2 - m_2 \cdot m_0}{4(m_1 \cdot m_2 - m_0)} = \frac{m_2}{4} + \frac{m_1^2}{4(m_1 \cdot m_2 - m_0)} \quad (5)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} m_0 &= \frac{2\pi k_3}{T} \\ m_1 &= 2\pi k_3 + \frac{2\pi k_2}{T} \\ m_2 &= \frac{T\pi k_3}{3} + \pi k_2 + \frac{k_1}{T} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{K}_k = [k_1, k_2, k_3]_k^T$ 表示3阶跟踪环路的卡尔曼增益, T 表示积分时间。因此, KF跟踪环路的等价噪声带宽 B_n 由卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 和积分时间 T 决定。由于KF在迭代过程中卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 是不断变化的, 所以, KF跟踪的等价噪声带宽 B_n 也是不断变化的。因此, 为了提高跟踪环路在复杂场景下的自适应能力, 提出将KF跟踪算法应用于时间比对调制解调器中。

4 提出的复杂环境下时间比对信号跟踪算法

4.1 基于KF跟踪算法

时间比对调制解调器中基于KF跟踪算法的系统模型为

$$\mathbf{x}_k = \Phi \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{n}_{k-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + v_k \quad (8)$$

其中, 式(7)表示状态模型, 式(8)表示测量模型。 $\mathbf{x}_k = [\Delta\varphi_k \ \omega_k \ \alpha_k]^T$ 表示状态变量, $\Delta\varphi_k, \omega_k$ 和 α_k 分别表示载波相位误差, 载波多普勒频率和载波多普勒频率变化率。 $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 表示

状态转移矩阵, T 表示跟踪环路更新周期。 $\mathbf{H} = [1 \ T/2 \ T/6]$ 表示测量矩阵, $\mathbf{z}_k = \delta\varphi_k$ 表示测量向量, $\delta\varphi_k$ 表示鉴相器输出的相位误差。 \mathbf{n}_k 表示系统噪声, 其协方差矩阵为 \mathbf{Q}_k 。 v_k 表示测量噪声, 其协方差矩阵为 \mathbf{R}_k 。

根据时间比对信号跟踪环路的系统模型, KF更新过程为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \hat{\mathbf{P}}_k^- \quad (13)$$

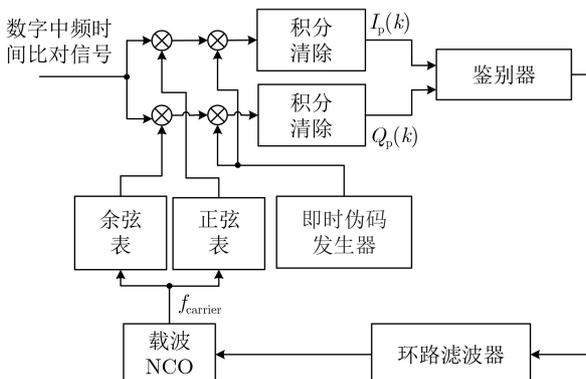


图2 时间比对信号跟踪环路框图

其中, $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 表示预测状态向量的估计值和协方差矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_k$ 表示估计的状态向量和协方差矩阵, \mathbf{K}_k 表示卡尔曼增益。

由KF更新迭代过程可知, 系统噪声协方差 \mathbf{Q}_k 的值会影响卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 结果, 根据式(5), 进而会影响KF跟踪环路的等价噪声带宽 B_n 。当 \mathbf{Q}_k 较小时, $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 会变小, 相应的 \mathbf{K}_k 会变小, 从而导致新的测量值权重变小。因此, 在复杂场景下, 比如动态平台下, 需要提高 \mathbf{Q}_k 的值来提高新的测量值的权重^[12]。在复杂弱信号或者动态场景下, 时间比对信号KF跟踪算法在迭代过程中保持 \mathbf{Q}_k 不变, 可能会影响参数估计的结果, 严重时可能会导致跟踪环路失锁。

4.2 提出的AKF算法

针对时间比对信号KF跟踪环路在复杂场景下存在的问题, 本文提出一种AKF跟踪算法, 应用于时间比对信号跟踪环路中。当双向时间比对系统应用于复杂场景下时, 系统噪声协方差 \mathbf{Q}_k 如果是固定不变的, 往往不能真实反映实际噪声情况。因此, 本文引入自适应因子 λ_k 来根据外部输入信号变化情况自适应调节 \mathbf{Q}_k , 提高 \mathbf{Q}_k 值的准确度, 进而提高迭代过程中卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 的准确度, 根据式(5)可知同时提高了等价噪声带宽的准确度, 最终提高状态向量的估计精度。

引入自适应因子后, 根据式(10), 预测状态误差协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 表示为

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T + \lambda_k \mathbf{Q}_{k-1} \quad (14)$$

当卡尔曼滤波系统中没有模型误差时, 新息序列将服从正交原则^[13], 即

$$E[\mathbf{d}_{k+j} \mathbf{d}_k^T] = 0, \quad k=1,2,\dots, j=1,2,\dots \quad (15)$$

其中, \mathbf{d}_k 表示新息序列, 反映真实测量值与预测值之间的差别^[14], 即

$$\mathbf{d}_k = z_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (16)$$

当卡尔曼滤波系统中存在模型误差时, 新息序列 \mathbf{d}_k 将不服从正交原则。因此, 本文将根据正交原则来计算自适应因子 λ_k , 调节 λ_k 减小模型误差, 使得新息序列服从正交原则。

根据文献^[13], 为了使 $E[\mathbf{d}_{k+j} \mathbf{d}_k^T] = 0$, 那么需满足

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k = 0 \quad (17)$$

其中, $\mathbf{C}_k = E[\mathbf{d}_k \mathbf{d}_k^T]$ 表示新息序列 \mathbf{d}_k 的协方差矩阵。

将式(11)代入式(17)中, 可得

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T \left\{ \mathbf{I} - \left(\mathbf{H} \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \right)^{-1} \mathbf{C}_k \right\} = 0 \quad (18)$$

由于 $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 和 \mathbf{H}^T 为正定矩阵, 因此, 式(18)的充分必要条件为

$$\left(\mathbf{H} \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \right)^{-1} \cdot \mathbf{C}_k = \mathbf{I} \quad (19)$$

将式(14)代入式(19)中, 可得

$$\mathbf{C}_k = \mathbf{H} \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k + \lambda_k \mathbf{H} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}^T \quad (20)$$

那么

$$\lambda_k = \frac{\mathbf{C}_k - \mathbf{H} \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T \mathbf{H}^T - \mathbf{R}_k}{\mathbf{H} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}^T} \quad (21)$$

为了计算方便, 进行求迹运算, 即

$$\lambda_k = \frac{\text{tr}(\mathbf{C}_k - \mathbf{H} \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T \mathbf{H}^T - \mathbf{R}_k)}{\text{tr}(\mathbf{H} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}^T)} \quad (22)$$

为了保证系统稳定, 自适应因子应该 $\lambda_k \geq 1$, 即

$$\lambda_k = \max \left\{ 1, \frac{\text{tr}(\mathbf{C}_k - \mathbf{H} \Phi \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi^T \mathbf{H}^T - \mathbf{R}_k)}{\text{tr}(\mathbf{H} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}^T)} \right\}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (23)$$

4.3 提出的时间比对AKF跟踪算法

由于真实的新息协方差矩阵 \mathbf{C}_k 一般不能直接获得, 通常采用滑动窗口法来计算, 即

$$\hat{\mathbf{C}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \mathbf{d}_i \mathbf{d}_i^T \quad (24)$$

其中, N 表示滑动窗口的大小, $\hat{\mathbf{C}}_k$ 是估计的新息协方差矩阵。为了减小计算量, 式(24)改为迭代方法计算^[15]

$$\hat{\mathbf{C}}_k = \hat{\mathbf{C}}_{k-1} + \frac{1}{N} (\mathbf{d}_k \mathbf{d}_k^T - \mathbf{d}_{k-N} \mathbf{d}_{k-N}^T) \quad (25)$$

综上, 提出的AKF滤波算法流程图如图3所示。其中橙色方框中即为计算自适应因子 λ_k 和调节 \mathbf{Q}_k 的过程。提出的时间比对AKF跟踪环路框图如图4所示, 其中橙色方框即为提出的AKF载波环路滤波器。

5 试验结果与分析

5.1 动态弱信号测试实验

为了测试提出的时间比对信号AKF跟踪算法的性能, 本文对该算法进行仿真测试和分析。试验配置框图如图5所示, 将KF跟踪环路和PLL跟踪环路与提出的AKF跟踪环路进行对比, 比较不同跟踪环路在复杂场景下的跟踪结果。

为了模拟复杂场景下信号, 本文设计了动态和弱信号同时存在的场景, 仿真信号载噪比和速度变化情况如图6所示。数字中频信号频率为4.17 MHz, 采样率为62 MHz, 量化位数为1 bit。如图6所示, 信号强度方面, 信号载噪比从40 dB-Hz开始下降,

在40 dB-Hz时保持5 s, 然后每5 s下降1 dB, 直到降到25 dB-Hz, 然后在25 dB-Hz保持60 s, 138 s之后信号强度每5 s增加1 dB, 直到达到34 dB-Hz。信号动态方面, 在前60 s保持静止, 60 s之后信号

加速度为32 m/s², 直到t=78 s速度达到576 m/s²。随后, 信号速度一直保持576 m/s²直到t=138 s, 然后速度开始下降, 加速度为-32 m/s², 最终在t=156 s时停止。

图7为跟踪结果图, 显示了不同跟踪算法在动态弱信号场景下, 估计的载噪比和多普勒频率的结果。其中黑色曲线为真实的载噪比和多普勒值, 红色曲线为提出的AKF跟踪结果, 蓝色曲线为标准KF跟踪结果, 黄褐色曲线为PLL跟踪结果。从中可以看出, 所提AKF跟踪算法可以一直跟踪动态弱信号, 其他的跟踪算法在信号加速并且衰减时都失锁了。在信号强度较高时, 3种跟踪算法都能较好地跟踪, 但是当信号强度较低, 同时加速度为32 m/s²时, 传统PLL跟踪在67 s时失锁, 标准KF跟踪在77 s时失锁。

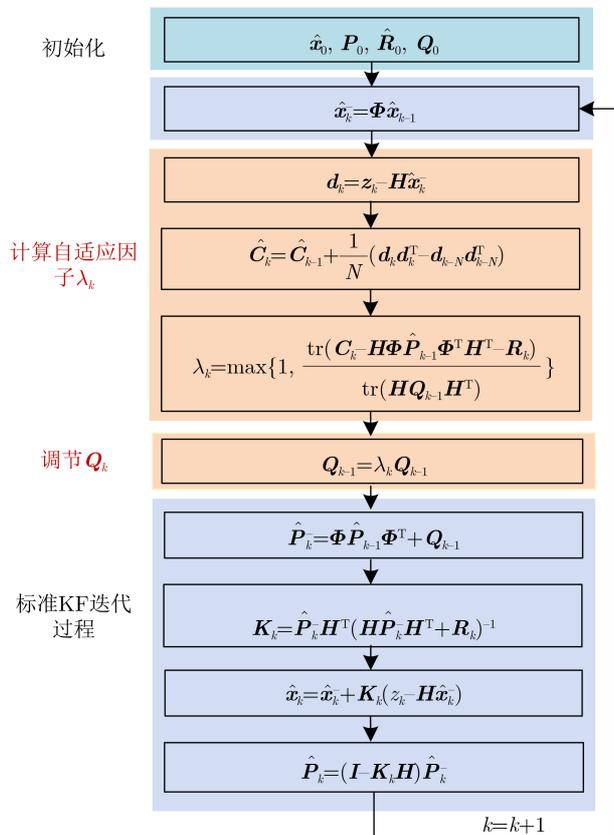


图3 提出的AKF算法流程图

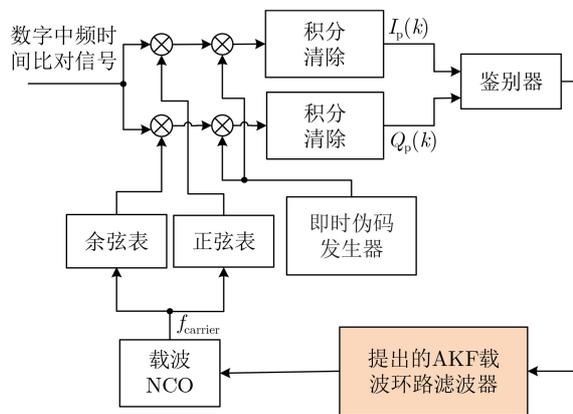


图4 提出的时间对比信号AKF跟踪环路框图

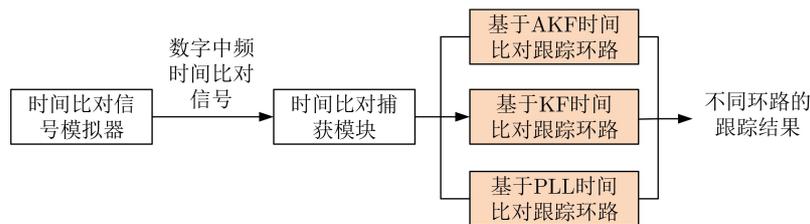


图5 试验配置框图

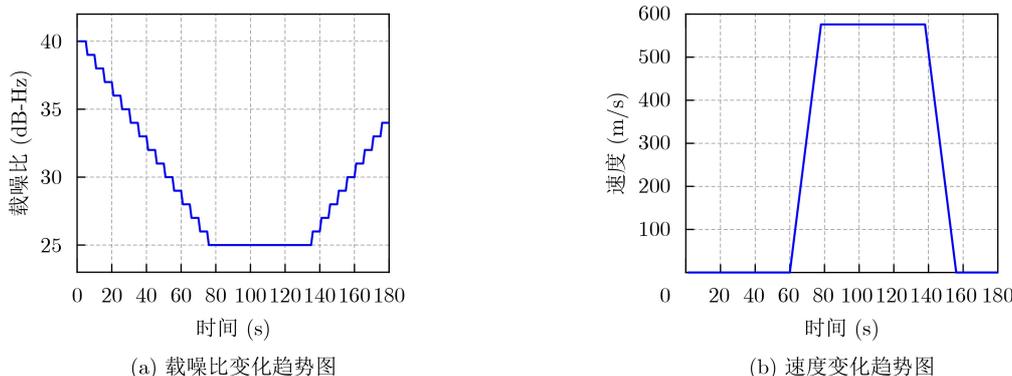


图6 模拟复杂场景信号的载噪比和速度变化情况

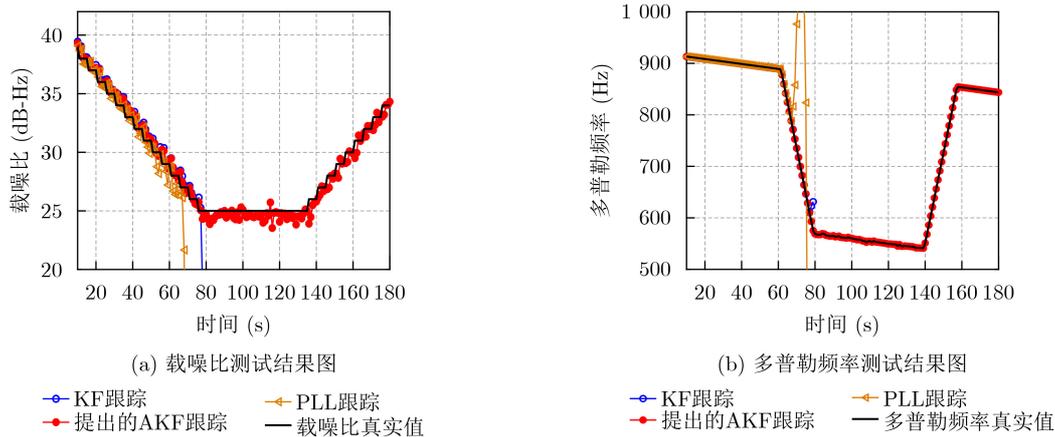


图7 模拟信号的跟踪结果图

根据测试结果可知,在动态弱信号的复杂场景下,传统PLL跟踪算法性能最差,标准KF跟踪算法其次,跟踪性能最好的是提出的AKF跟踪算法。由此可知,所提AKF跟踪算法可以利用自适应因子较好地跟踪动态弱信号的变化情况,即使输入信号强度较低同时信号加速时,AKF跟踪算法也能很好地跟踪。由于KF跟踪算法中系统噪声协方差一直保持不变,不能准确反映实际输入的信号变化情况,因此,在信号变弱并加速时,KF跟踪就失锁了。而PLL跟踪算法因为环路带宽是固定不变的,不能根据输入信号变化情况及时调节,所以在3种跟踪算法中性能最差。

5.2 计算复杂度分析

本文提出的AKF跟踪算法相比于标准KF跟踪算法,主要增加的计算量为图3中计算自适应因子 λ_k 部分,主要增加了3个式子的计算,分别为式(16)、式(25)和式(23)。对于式(16)而言,由于状态向量 z_k 为鉴相器输出的载波相位误差,为标量, H 维度为 1×3 , \hat{x}_k^- 维度为 3×3 ,因此迭代1次计算 d_k 需要的乘法数为3,加法数也为3。对于式(25), d_k 维度为 1×1 ,所以迭代1次计算 \hat{C}_k 需要的乘法数为3,加法数为2。对于式(23), Φ 维度为 3×3 ,所以迭代1次计算式(23)所需的乘法数为37,加法数为23。因此,计算自适应因子 λ_k 总的计算量为:乘法数为43,加法数为28,如表1所示。

对于标准KF跟踪算法来说,状态向量为3维,测量向量为1维,根据文献[16]可知,标准KF所需

的计算量乘法数为102,加法数为81,如表1所示。所以,相比于标准KF跟踪,提出的AKF跟踪算法增加的乘法数为42%,增加的加法数为34%。因此,增加的计算量并不大,非常适合应用于实际时间比对跟踪系统里。

6 结束语

针对动态弱信号同时存在的复杂场景下,时间比对调制解调器跟踪环路鲁棒性差的问题,本文提出一种AKF算法应用于时间比对信号跟踪环路中。该算法利用自适应因子来调节系统噪声协方差矩阵,自适应因子可以根据外部输入信号变化情况进行实时调节,从而提高系统噪声协方差的自适应能力。试验结果表明,该算法在弱信号和动态信号同时存在的情况下,所提AKF跟踪算法能够很好地跟踪,而传统PLL跟踪环路和标准KF跟踪环路在该复杂信号下直接失锁。因此,所提AKF跟踪算法鲁棒性强,并且增加的计算量不高,非常适合应用于动态协同组网的时间同步系统中。

参考文献

- [1] 杨俊,单庆晓.卫星授时原理与应用[M].北京:国防工业出版社,2013:1-16.
YANG Jun and SHAN Qingxiao. Satellite Timing Principle and Application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 1-16.
- [2] CRESPI F V, SANDENBERGH S, O'HAGAN D, *et al.* Dynamic two-way time transfer between moving platforms for netted radar applications[C]. 2023 24th International Radar Symposium (IRS), Berlin, Germany, 2023. doi: 10.23919/IRS57608.2023.10172403.
- [3] 蒋伊琳,尹子茹,宋宇.基于卷积神经网络的低截获概率雷达信号检测算法[J].电子与信息学报,2022,44(2):718-725. doi: 10.11999/JEIT210132.
JIANG Yilin, YIN Ziru, and SONG Yu. Low probability of

表1 迭代1次所需的计算量

算法计算量	乘法数	加法数
标准KF计算量	102	81
AKF自适应因子的计算量	43	28
AKF增加的计算量	42%	34%

- intercept radar signal detection algorithm based on convolutional neural networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(2): 718–725. doi: [10.11999/JEIT210132](https://doi.org/10.11999/JEIT210132).
- [4] 景月娟. 动态站的卫星双向时间传递关键技术研究[D]. [博士学位论文], 中国科学院大学, 2016.
JING Yuejuan. Study on key technologies of two-way satellite time transfer based on mobile station[D]. [Ph. D. dissertation], University of Chinese Academy of Sciences, 2016.
- [5] WANG Wei, YANG Xuhai, LI Weichao, *et al.* Research on the influence of the residual effects of TWSTFT on the triangular closure difference[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 5503512. doi: [10.1109/TIM.2022.3219488](https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3219488).
- [6] HUANG Y J, FUJIEDA M, TAKIGUCHI H, *et al.* Stability improvement of an operational two-way satellite time and frequency transfer system[J]. *Metrologia*, 2016, 53(2): 881–890. doi: [10.1088/0026-1394/53/2/881](https://doi.org/10.1088/0026-1394/53/2/881).
- [7] WON J H, DÖTTERBÖCK D, and EISSFELLER B. Performance comparison of different forms of Kalman filter approaches for a vector-based GNSS signal tracking loop[J]. *Navigation*, 2010, 57(3): 185–199. doi: [10.1002/j.2161-4296.2010.tb01777.x](https://doi.org/10.1002/j.2161-4296.2010.tb01777.x).
- [8] FAN Yunsheng, QIAO Shuanghu, WANG Guofeng, *et al.* A modified adaptive Kalman filtering method for maneuvering target tracking of unmanned surface vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112890. doi: [10.1016/j.oceaneng.2022.112890](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112890).
- [9] FARIÑA B, TOLEDO J, and ACOSTA L. Augmented Kalman filter design in a localization system using onboard sensors with intrinsic delays[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(11): 12105–12113. doi: [10.1109/JSEN.2023.3269126](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3269126).
- [10] LIU Shede, ZHANG Tao, ZHANG Jiayu, *et al.* A new coupled method of SINS/DVL integrated navigation based on improved dual adaptive factors[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 8504211. doi: [10.1109/TIM.2021.3106118](https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3106118).
- [11] TANG Xinghua, FALCO G, FALLETTI E, *et al.* Theoretical analysis and tuning criteria of the Kalman filter-based tracking loop[J]. *GPS Solutions*, 2015, 19(3): 489–503. doi: [10.1007/s10291-014-0408-2](https://doi.org/10.1007/s10291-014-0408-2).
- [12] KAZEMI P L, O'DRISCOLL C, and LACHAPELLE G. Digital phase locked loop with frequency rate feedback[C]. The 22nd International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2009), Savannah, USA, 2009: 201–208.
- [13] YIN Zhonggang, LI Guoyin, ZHANG Yanqing, *et al.* Symmetric-strong-tracking-extended-Kalman-filter-based sensorless control of induction motor drives for modeling error reduction[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(2): 650–662. doi: [10.1109/TII.2018.2810850](https://doi.org/10.1109/TII.2018.2810850).
- [14] MENG Yang, GAO Shesheng, ZHONG Yongmin, *et al.* Covariance matching based adaptive unscented Kalman filter for direct filtering in INS/GNSS integration[J]. *Acta Astronautica*, 2016, 120: 171–181. doi: [10.1016/j.actaastro.2015.12.014](https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2015.12.014).
- [15] GAO Wei, LI Jingchun, ZHOU Guangtao, *et al.* Adaptive Kalman filtering with recursive noise estimator for integrated SINS/DVL systems[J]. *The Journal of Navigation*, 2015, 68(1): 142–161. doi: [10.1017/S0373463314000484](https://doi.org/10.1017/S0373463314000484).
- [16] LO K, LU Qiang, and KWON W H. Comments on “optimal solution of the two-stage Kalman estimator” [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(1): 198–199. doi: [10.1109/9.981745](https://doi.org/10.1109/9.981745).
- 程 燕: 女, 工程师, 研究方向为高精度时间同步.
王海峰: 男, 高级工程师, 研究方向为高精度时间同步.
王学运: 男, 研究员, 研究方向为时频计量.
郭 梁: 男, 工程师, 研究方向为高精度时间同步.
张升康: 男, 研究员, 研究方向为时频计量.
葛 军: 女, 研究员, 研究方向为时频计量.

责任编辑: 余 蓉