

基于改进卡尔曼滤波的星内校时守时方法

黄跃^{1,2}, 王慧泉^{1,2,*}, 涂实磊^{1,2}, 金仲和^{1,2}

(1. 浙江大学, 微小卫星研究中心, 浙江 杭州 310027; 2. 浙江大学 浙江省微纳卫星重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 为解决微纳卫星上校时守时系统的稳定性差、受环境温度影响大的问题, 提出了提高系统性能的新息加权自适应卡尔曼滤波算法。建立温补晶振的频率随温度变化的模型, 采用卡尔曼滤波算法滤除输入噪声并实现晶振的校准, 采用新息加权技术滤除野值, 利用自适应技术减少系统噪声对滤波结果的影响。实验结果表明: 所提算法可以在 600 s 左右实现收敛并且在校时期间可以实时调整, 校时过程中可有效地减小输入野值和系统噪声的影响, 在环境温度变化时守时精度可达到 178 $\mu\text{s}/\text{d}$, 有效地提高了系统的稳定性和守时精度。

关 键 词: 微纳卫星; 卡尔曼滤波; 晶振模型; 时间同步; 新息加权

中图分类号: V11

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2025)06-2157-08

微纳卫星具有重量轻、研制周期短、机动性强、造价和发射成本低等特点^[1], 在空间试验以及商业化应用等方面有着巨大的应用潜力, 高精度的星内时间源^[2]是实现载荷任务、轨道递推、姿态控制等功能的关键因素。星内普遍采用原子钟作为时间源^[3], 考虑到微纳卫星的功耗与成本, 温补晶振因其低成本低功耗的特点逐渐受到关注。但是温补晶振的频率受到温度和老化等因素的影响(温补晶振采用温度补偿电路来补偿晶体谐振器的频率漂移, 但是补偿后的晶振频率值仍与环境温度相关), 加上自身的固有漂移, 亟需一种晶振的驯服以及保持技术^[4]的研究。

目前普遍采用的方法是利用全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)接收机的秒脉冲(one pulse per second, 1 PPS)信号给星上时间系统提供参考^[5], 进而实现校时, 当GNSS接收机关闭时, 采用校时后的时间系统实现守时。但是在工程运用中, 由于噪声的干扰, 校时用的1 PPS信号输出并不稳定, 需要一种滤波方法, 滤除校时输入信号的噪声和野值。现有研究中, 处理时差测

量值的算法有平均滤波器^[6]、卡尔曼滤波器^[7]、线性最小均方估计滤波器^[8]、无迹粒子滤波器^[9]等。在守时期间, 晶振会因为温度变化和器件老化产生频率漂移, 所以需要合适的算法计算补偿量, 目前处理的方式有: 建立晶振模型^[10], 通过最小二乘法拟合模型参数^[11], 工作时根据温度值计算出对应的补偿量; 通过硬件电路调整实现频率的稳定^[12], 直接将补偿值反馈到实际电路中; 采用神经网络法预测出补偿值, 实现频率的补偿^[13]等。目前在基于温补晶振的守时性能研究中, 采用分级校正算法^[6]可以保证24 h内时间漂移小于1 ms, 采用卡尔曼滤波算法可以实现24 h内漂移在700 μs 左右。

上述研究算法中, 一方面在校时期间, 缺乏对输入信号异常值以及系统波动的处理, 另一方面缺乏对晶振模型的动态调整。本文尝试采用基于新息加权自适应卡尔曼滤波算法, 该算法不仅可以很好地滤除输入信号的噪声和野值, 应对系统的不稳定情况, 还可以对晶振的模型参数实现实时的校正, 进而提高系统的稳定性和守时精度。

本文首先对星内校时守时系统的架构与机制

收稿日期: 2023-06-21; 录用日期: 2023-09-22; 网络出版时间: 2023-10-26 14:20

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20231026.1050.002

*通信作者. E-mail: hqwang@zju.edu.cn

引用格式: 黄跃, 王慧泉, 涂实磊, 等. 基于改进卡尔曼滤波的星内校时守时方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(6): 2157-2164.
HUANG Y, WANG H Q, TU S L, et al. On-board timekeeping method based on improved Kalman filter[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(6): 2157-2164 (in Chinese).

进行阐述,再分析晶振的温度与频率关系和老化与频率关系,建立晶振频率模型,基于该模型建立卡尔曼滤波算法模型,进而将新息加权算法和自适应算法融合到卡尔曼滤波算法中,最后通过实验证明所提算法的有效性。

1 星内校时守时系统介绍

星内校时守时系统主要由核心处理器现场可编程逻辑门阵列(field programmable gate array, FPGA)、上位机数字信号处理芯片(digital signal processing, DSP)、主备份 GNSS 接收机、温度传感器和温补晶振组成,如图 1 所示。

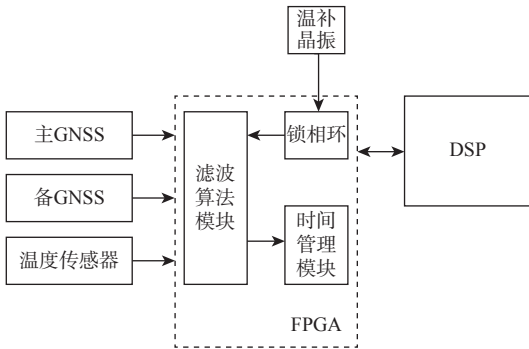


图 1 系统架构图

Fig. 1 System architecture diagram

在校时期间, FPGA 接收上位机 DSP 的校时指令,此时 GNSS 接收机已经开始工作,产生 1 PPS 信号。1 PPS 信号是在每秒的起始发出脉冲信号, FPGA 以每周期采样的方式捕获脉冲信号,每当捕获到脉冲信号就开始内部计数,直到捕获到下一个脉冲,记录当前计数周期值,同时计数器清零,开始下一次计数,则每次记录的计数周期值就是这一秒系统时钟的频率值。如此一来,系统每秒都会获得一个计数周期值,该值的稳定性取决于 1 PPS 秒脉冲和系统时钟的稳定性。因此,需要加入滤波算法,以每秒记录的计数周期值作为输入,进行滤波处理,实时调整晶振模型参数,并得到最优的频率估计值,该值就可作为当前系统的频率值,并将得到的最优估计值传给时间管理模块。时间管理模块以该值作为一秒的计数周期,每当计数达到该周期时,则时间就增加 1 s,其中时间的精度就取决于系统的频率,本文的系统时钟采用的是 60 MHz,最高精度是 16.67 ns 左右(实际频率并不是严格的 60 MHz)。时间管理模块主要是维护系统时间并将时间信息以总线的方式传递给上位机 DSP,工作模式主要分为 2 种:①校时;②守时。校时分频率校正和相位校正,频率校正如上文所述,以接收滤波之后的计数周期值作为当前系统的频率,相位校

正是以每次捕获的秒脉冲开始作为秒的零时刻;守时主要是以校时期间获取到的计数周期值作为计数周期,并实时监测温度传感器的变化,根据晶振模型调整该计数周期值。外部温补晶振作为系统的时钟源,输入到 FPGA 引脚, FPGA 内部锁相环 IP 核将时钟倍频到 60 MHz,作为系统时钟。

2 卡尔曼数学模型建立

2.1 晶振频率模型

晶振温度频率特性指的是晶振频率随着温度变化的特性,本文采用的是 AT 切晶体的温补晶振,其频率随着温度的变化呈三次函数^[10]分布,其温度频率特性可表示为

$$f_T = a_3T^3 + a_2T^2 + a_1T + a_0 \quad (1)$$

式中: T 为当前时刻温度值; a_3 为三次项系数; a_2 为二次项系数; a_1 为一次项系数; a_0 为温度为零时频率值。

晶振老化频率特性指的是晶振频率随着生产时间变化的特性,其老化特性^[14]随时间变化呈指数函数分布,其频率老化特性可表示为

$$f_t = A \ln(at + c) + B \ln(bt + d) \quad (2)$$

式中: t 为时间变量; A 、 a 、 c 为应力弛豫效应的系数; B 、 b 、 d 为质量负载效应的系数。2 种效应共同作用成晶振老化特性,2 种效应都是随着时间推移越来越稳定,考虑到星内晶振是长期上电的,老化效应在短时间内对晶振频率的影响很小,可以通过每次校时后进行估计,结合温度频率特性,将老化特性转成一个可变的参数,形式如下:

$$f_T = a_3T^3 + a_2T^2 + a_1T + e \quad (3)$$

式中: a_3 、 a_2 、 a_1 与温度频率特性表示相同; e 为 a_0 与 f_t 的和。

2.2 卡尔曼滤波模型

假设 1 PPS 信号是标准的 1 s 时长, FPGA 在每一次 1 PPS 信号的上升沿开始采样并计数,直到下一次 1 PPS 信号的上升沿到来,计数结束,将此时的计数周期值当作当前系统时钟的频率值。将系统离散化,根据式 (3),将 n 时刻系统的预测频率表示为

$$N_f[n] = a_3T^3[n] + a_2T^2[n] + a_1T[n] + e \quad (4)$$

$n - 1$ 时刻的预测频率表示为

$$N_f[n-1] = a_3T^3[n-1] + a_2T^2[n-1] + a_1T[n-1] + e \quad (5)$$

联合式 (4) 和式 (5) 得

$$N_f[n] = N_f[n-1] + a_3\Delta\tau_3 + a_2\Delta\tau_2 + a_1\Delta\tau_1 \quad (6)$$

式中: $\Delta\tau_k = T^k[n] - T^k[n-1]$ 。

建立卡尔曼状态模型:

$$\hat{\mathbf{X}}[n] = \mathbf{A}[n]\hat{\mathbf{X}}[n-1] + \mathbf{u}[n] \tag{7}$$

式中: 状态矩阵为

$$\mathbf{X}[n] = \begin{bmatrix} N_f[n] \\ a_3 \\ a_2 \\ a_1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

$\hat{\mathbf{X}}[n-1]$ 为 $n-1$ 时刻的最优估计状态矩阵, $\hat{\mathbf{X}}[n]$ 为 n 时刻的预测状态矩阵。

状态转移矩阵:

$$\mathbf{A}[n] = \begin{bmatrix} 1 & \Delta\tau_3 & \Delta\tau_2 & \Delta\tau_1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

状态噪声:

$$\mathbf{u}[n] = \begin{bmatrix} N_w[n] \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{10}$$

式中: $N_w[n] \sim N(0, \delta_w^2)$, δ_w^2 为噪声方差。

卡尔曼观测模型为

$$\mathbf{Z}[n] = \mathbf{H}\mathbf{X}[n] + \mathbf{V}[n] \tag{11}$$

式中:

$$\mathbf{Z}[n] = \begin{bmatrix} Z_m[n] \\ Z_s[n] \end{bmatrix} \tag{12}$$

$Z_m[n]$ 和 $Z_s[n]$ 分别为主备份 GNSS 接收机 n 时刻的观测输入。

状态向量到测量向量的转换矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{13}$$

测量噪声矩阵:

$$\mathbf{V}[n] = \begin{bmatrix} N_m[n] \\ N_s[n] \end{bmatrix} \tag{14}$$

式中: $N_m[n] \sim (0, \delta_{vm}^2)$, $N_s[n] \sim (0, \delta_{vs}^2)$, δ_{vm}^2 和 δ_{vs}^2 分别为主备份 GNSS 接收机观测的噪声方差。

n 时刻的先验估计协方差方程:

$$\bar{\mathbf{P}}[n] = \mathbf{A}[n]\hat{\mathbf{P}}[n-1]\mathbf{A}^T[n] + \mathbf{Q}[n] \tag{15}$$

式中:

$$\mathbf{Q}[n] = \begin{bmatrix} \delta_w^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{16}$$

$\bar{\mathbf{P}}[n]$ 为 n 时刻的预测协方差, $\hat{\mathbf{P}}[n-1]$ 为 $n-1$ 时刻的最优估计协方差。

卡尔曼增益方程:

$$\mathbf{K}[n] = \bar{\mathbf{P}}[n]\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\bar{\mathbf{P}}[n]\mathbf{H}^T + \mathbf{R}[n])^{-1} \tag{17}$$

式中: $\mathbf{K}[n]$ 为 n 时刻的卡尔曼增益。

$$\mathbf{R}[n] = \begin{bmatrix} \delta_{vm}^2 & 0 \\ 0 & \delta_{vs}^2 \end{bmatrix} \tag{18}$$

修正估计方程:

$$\hat{\mathbf{X}}[n] = \bar{\mathbf{X}}[n] + \mathbf{K}[n](\mathbf{Z}[n] - \mathbf{H}\bar{\mathbf{X}}[n]) \tag{19}$$

n 时刻的后验估计协方差方程:

$$\hat{\mathbf{P}}[n] = (\mathbf{I} - \mathbf{K}[n]\mathbf{H})\bar{\mathbf{P}}[n] \tag{20}$$

式中:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{21}$$

2.3 自适应因子

自适应因子是源自于导航定位算法中^[15]的概念, 合理的自适应因子能平衡状态模型信息与观测模型信息的权比, 可以控制状态模型误差对系统参数解的影响。在观测值可靠的情况下, 预测残差向量能反映状态模型的误差大小。本文采用预测残差协方差矩阵表示法表示自适应因子。

预测残差向量可以表示为

$$\bar{\mathbf{V}}[n] = \mathbf{A}[n]\bar{\mathbf{X}}[n] - \mathbf{Z}[n] \tag{22}$$

预测残差的理论协方差为

$$\bar{\mathbf{P}}_V[n] = \mathbf{A}[n]\bar{\mathbf{P}}[n]\mathbf{A}^T[n] + \mathbf{R}[n] \tag{23}$$

采用单历元预测残差估计法, 预测残差的实际协方差估计值为

$$\hat{\mathbf{P}}_V[n] = \bar{\mathbf{V}}_n\bar{\mathbf{V}}_n^T \tag{24}$$

最后, 将自适应因子表示为

$$\alpha[n] \approx \begin{cases} 1 & \text{其他} \\ \frac{\text{tr}(\bar{\mathbf{P}}_V[n])}{\text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_V[n])} & \text{tr}(\hat{\mathbf{P}}_V[n]) > \text{tr}(\bar{\mathbf{P}}_V[n]) \end{cases} \tag{25}$$

将自适应因子代入卡尔曼增益方程和后验估计协方差方程中:

$$\mathbf{K}[n] = \alpha[n]^{-1}\bar{\mathbf{P}}[n]\mathbf{H}^T(\alpha[n]^{-1}\mathbf{H}\bar{\mathbf{P}}[n]\mathbf{H}^T + \mathbf{R}[n])^{-1} \tag{26}$$

$$\hat{\mathbf{P}}[n] = (\mathbf{I}[n] - \mathbf{K}[n]\mathbf{H})\alpha[n]^{-1}\bar{\mathbf{P}}[n] \tag{27}$$

由方程可知, 当系统状态模型发生较大误差时, 通过自适应因子膨胀先验协方差矩阵, 增加卡尔曼增益, 进一步增大观测信息对系统的影响, 降低预测信息的权重, 从而减小系统模型误差造成的影响。

2.4 新息加权因子

在校时期间, 1 PPS 的信号存在钟差不稳导致

跳变野值的情况以及晶振本身存在不确定性波动,都会引起观测输入的较大偏差,这些偏差加入系统中容易导致系统参数偏移甚至发散。本文通过引入新息加权技术调整修正估计方程,当观测值存在野值时,可滤除这些野值,减小对系统带来的影响。

新息向量^[16]可表示为

$$\mathbf{e}[n] = \mathbf{Z}[n] - \bar{\mathbf{Z}}[n] \tag{28}$$

式中:

$$\bar{\mathbf{Z}}[n] = \mathbf{H}\bar{\mathbf{X}}[n] \tag{29}$$

新息加权因子表示为

$$\phi[n] \approx \begin{cases} 1 & \Psi[n] \leq C[n]/\lambda[n] \\ \frac{C[n]}{\sqrt{\Psi[n]\lambda[n]}} & \Psi[n] > C[n]/\lambda[n] \end{cases} \tag{30}$$

式中:

$$\Psi[n] = \mathbf{e}[n]^T (\bar{\mathbf{P}}[n] + \mathbf{R}[n])^{-1} \mathbf{e}[n] \tag{31}$$
$$\lambda[n] = \max(\mathbf{K}[n](\bar{\mathbf{P}}[n] + \mathbf{R}[n])\mathbf{K}^T[n]) \tag{32}$$

式中: $\max$ 表示求矩正最大特征值; $C[n]$ 为门限值,可根据工程经验选取。

将新息加权因子加入修正估计方程中:

$$\hat{\mathbf{X}}[n] = \bar{\mathbf{X}}[n] + \phi[n]\mathbf{K}[n](\mathbf{Z}[n] - \mathbf{H}\bar{\mathbf{X}}[n]) \tag{33}$$

由式 (33) 可知,当观测值出现野值时, $\Psi[n]$ 增大, $\phi[n]$ 减小,减小观测值影响的权重,进而减小野值造成的影响。

3 实验结果分析

3.1 晶振模型参数拟合效果分析

在地面测试时,可以通过 GNSS 模拟器提供高稳定的频率源(默认是标准的秒脉冲),在温度循环实验中测出晶振模型的温度漂移数据,通过本文算法实现实验数据的参数拟合,拟合结果如图 2 所示。

图 3 为时钟频率相对 25 ℃ 频率值的偏移曲线

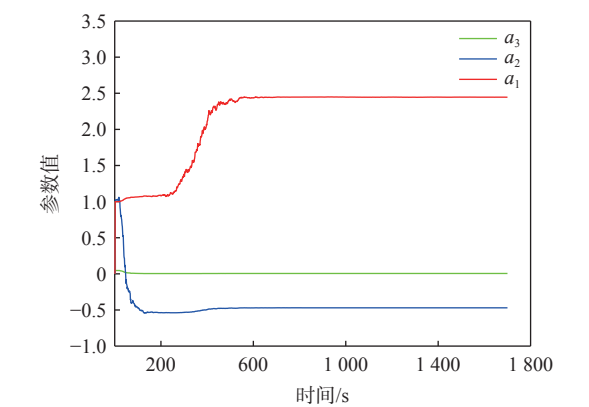


图 2 参数收敛图
Fig. 2 Parameter convergence graph

图,横坐标是时间变化,每 20 s 进行一次温度值的递增,递增精度是 1 ℃;纵坐标是 FPGA 内部在 2 个脉冲之间的时钟计数周期值,为方便表示,图中画出的是相对 25 ℃ 时的计数值。 $Z_m[n]$ 表示主份 1 PPS 的输入, $Z_s[n]$ 表示备份 1 PPS 的输入,参考值表示理论时钟频率相对偏移值, $X[n]$ 表示 n 时刻的算法最优估计值。由图可知,拟合的时钟频率偏移曲线基本上符合三次函数分布,估计值与理论值只有在温度变化时存在误差,当温度稳定后,两者重合。图 2 为三次函数对应系数值的收敛效果图,3 个系数的初值都是 1,可见在 600 s 左右,3 个系数逐渐收敛到一个稳定的值。

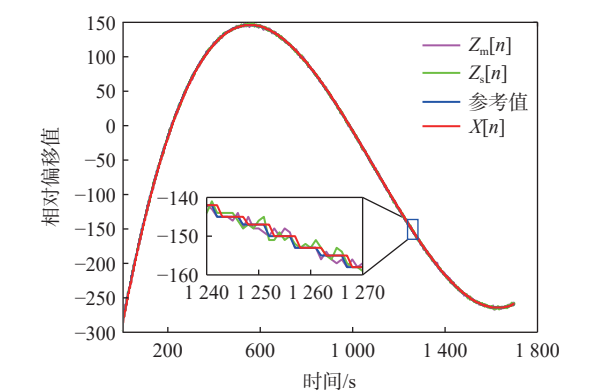


图 3 时钟频率变化图
Fig. 3 Clock frequency change graph

通过 2 个实验效果图可以说明本文算法可以实时校正晶振模型参数,实现晶振模型函数曲线的拟合。

3.2 新息加权自适应因子效果分析

当晶振模型训练好之后,就可以应用到实际的校时系统当中。在实际工作中,会出现 GNSS 的卫星接收信号差、钟差不稳的情况,比如受到其他信号干扰或者卫星姿态不稳定,都会导致输出的 1 PPS 信号出现野值或较大误差的值,如果仅依赖上位机监测不稳定状态,会出现滞后性,此时误差已经带入到校时系统中;系统晶振本身也会发生不确定性漂移,与上述 1 PPS 野值共同导致算法中的观测输入出现较大偏差。另外,温度传感器的采样值也会发生偶然的跳变,导致系统的预测状态出现较大的误差。针对上述两类误差来源,本文采用新息加权自适应算法来增强系统的稳定性。

新息加权因子主要是滤除观测输入的误差,根据上文分析误差来源分别为 1 PPS 信号的波动和晶振自身频率的漂移,下面通过实验数据发现实际误差的相关特性。

首先是 1 PPS 信号野值的收集,采用 GNSS 模拟器设备,将接收卫星信号的通道功率调低,模拟

卫星信号减弱, 进而收集 1 PPS 信号值的变化。如图 4 是在调整 GNSS 模拟器信号强度时收集到的 1 PPS 信号波动数据, 横坐标是时间, 纵坐标是相对初始时刻的计数值。在前 500 s, 信号正常, 系统正常工作, 之后通过降低接收信号强度, 可观察到 1 PPS 信号值发生波动(图中仅展示波动低于 100 个计数周期的信号值大小), 可以发现, 信号波动带来的影响是比较大的, 除去较大的波动值, 波动在 20 个计数周期内。

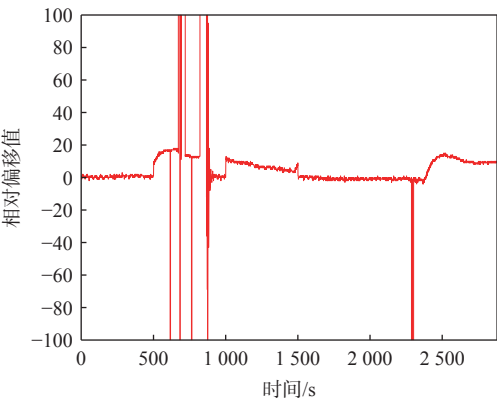


图 4 1 PPS 信号频率变化图
Fig. 4 1 PPS signal frequency change graph

进一步分析晶振自身频率的漂移, 如图 5 是在恒定温度且 1 PPS 信号稳定的情况下测得的晶振频率变化图, 横坐标是时间, 纵坐标是相对初始时刻的计数周期值, 可见晶振频率会存在一些超大的野值和 11 个周期内的波动。

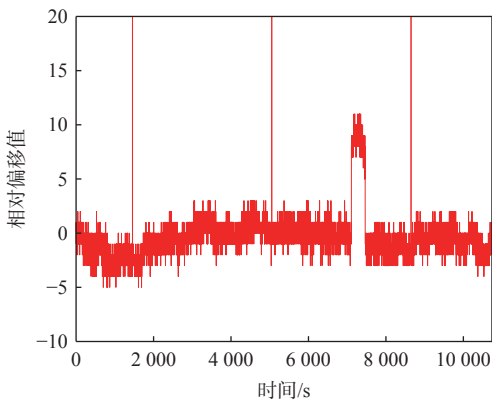


图 5 晶振频率变化图
Fig. 5 Crystal oscillator frequency change graph

下面进行仿真实验, 在校时期间, 加入模拟的信号波动, 持续 15 s, 波动幅度在 20 个周期内, 比较平均滤波、卡尔曼滤波以及本文算法的滤波效果。

由图 6 和图 7 可知, 在出现波动的 15 s 内, 系统的最优估计值均受到较大的影响, 其中平均滤波器的最大误差达到了 10 个计数周期, 恢复到正常值需要在波动结束后 8 s 左右; 普通卡尔曼滤波器

最大误差相差 6 个计数周期, 恢复到正常值需要在波动结束后 14 s 左右; 而本文采用的算法仅造成短暂的 2 个周期的偏移, 如图 8 所示, 在波动结束后, 4 s 左右即迅速恢复到正常值, 该性能可以通过调节式 (30) 中的 $C[n]$ 门限值, 做适应性的变动, 本次的仿真结果采用的是 0.2。显然采用本文算法后, 校时的稳定性以及波动结束后的恢复速度都比传统算法优越, 如果在波动发生时, 上位机停止校时, 此时没有恢复时间, 系统将会使用当前的最优估计

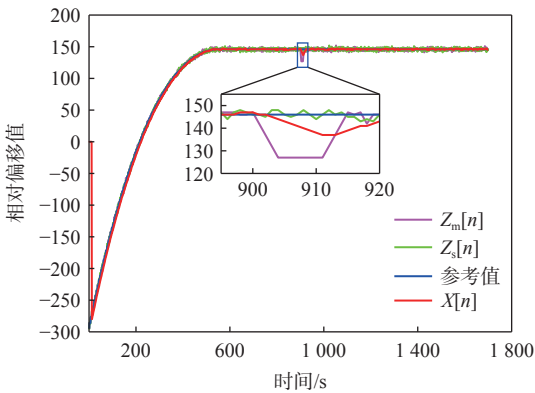


图 6 平均滤波算法滤波效果图
Fig. 6 Average filter algorithm filtering effect diagram

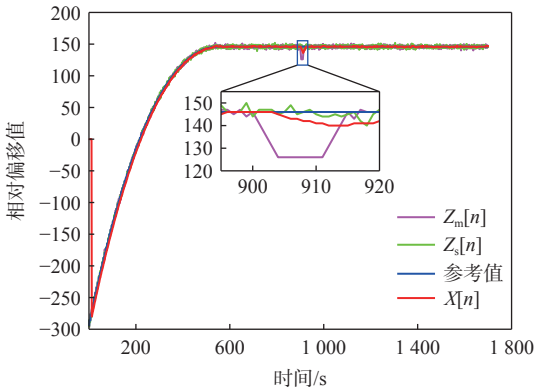


图 7 卡尔曼滤波算法滤波效果图
Fig. 7 Kalman filter algorithm filtering effect diagram

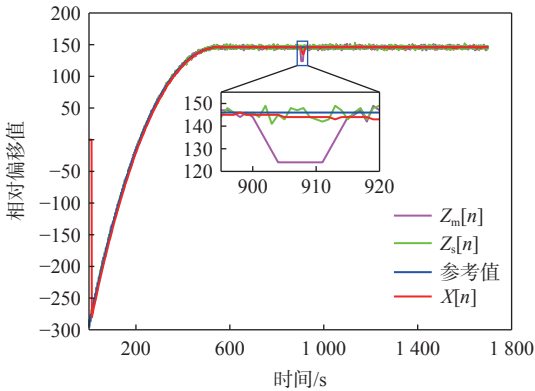


图 8 新息加权自适应卡尔曼滤波算法滤波效果图
Fig. 8 The filtering effect of the Innovation-weighted adaptive Kalman filter algorithm

值作为守时的计数周期值,本文算法因为受波动影响很小,所以停止校时后的守时精度误差也会很小。

自适应因子主要是可以应对温度采样不稳定带来的预测误差。如图 9 为温度循环过程中晶振温度的采样值,由图可知,采样值会概率性出现波动,此时算法中当前时刻的估计值将会出现较大偏差,进而影响最优估计值。

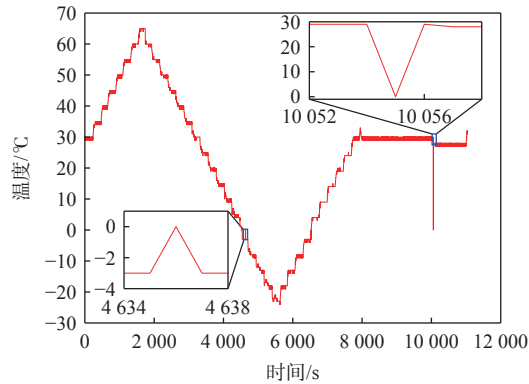


图 9 温循晶振温度采样图

Fig. 9 Crystal oscillator temperature change plot during temperature cycling

下面进行仿真实验,在校时过程中第 900 s 时加入 3 ℃ 温度值误差,观察自适应因子引入前后的系统变化。

如图 10 所示,不含自适应因子的卡尔曼滤波算法的最优估计值受到较大的影响,在第 900 s 后误差达到了 8 个计数周期,需要 20 s 左右才能恢复到正常状态;而加入自适应因子后,如图 11 所示,在第 900 s 时产生了轻微波动,误差是 2 个计数周期,随后便恢复正常状态。可见引入自适应因子可以大大减小因温度采样误差带来的影响。

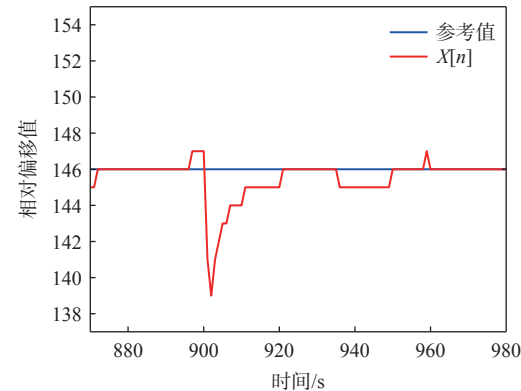


图 10 不含自适应因子频率估计曲线

Fig. 10 Frequency estimation curve without adaptive factor

3.3 晶振守时效果分析

校时完成后,关闭 GNSS 接收机,进入守时阶段,假设在守时期间温度变化趋势是:在 24 h 内,温度值从 10 ℃ 增长到 28 ℃ 再降低到 10 ℃(变化趋

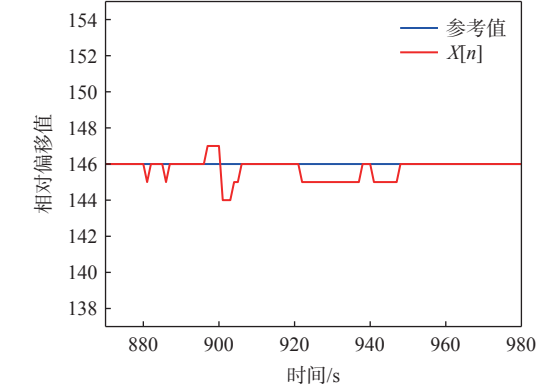


图 11 含自适应因子频率估计曲线

Fig. 11 Frequency estimation curve with adaptive factor

势是参考在轨卫星实测的热控分系统遥测数据),以此来验证守时效果,并与没有晶振模型守时做对比。

图 12 为 24 h 内,伴随着温度变化的守时精度图,可见没有晶振模型的偏移是毫秒级,而有晶振模型的漂移是微秒级,有晶振模型的守时精度大大增强,具体偏移量见表 1。其中 24 h 内的守时精度,相比较分级校正算法的 1 ms 精度和卡尔曼滤波算法的 737 μs,本文将守时精度提高到了 200 μs 左右。

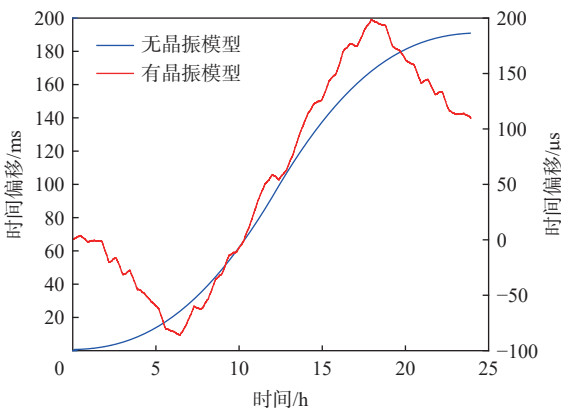


图 12 关闭 GNSS 后时间偏移曲线

Fig. 12 Time offset curve after turning off GNSS

表 1 有无晶振模型时间偏移表
Table 1 Time offset table with or without crystal oscillator model

时长/h	无晶振模型偏移/ms	有晶振模型偏移/μs
0.5	0.174 2	5.616 7
1	0.473 2	6.366 7
3	3.205 4	33.466 7
6	12.835 5	82.133 3
24	107.301 7	178.300 0

使用本文算法建立晶振模型,可大大提高守时的精度,并且可通过每次 GNSS 开机的校时结果,

记录不同温度下的频率偏移值, 在有需求时进行参数校正, 在每次参数校正完时, 计算出式 (3) 中的 e 值, 弥补晶振老化带来的偏移影响。

4 结 论

本文为提高微纳卫星校时守时系统的稳定性和守时精度, 提出了一种新息加权自适应卡尔曼滤波算法, 经过实验验证, 得出以下结论:

1) 在地面测试时, 本文算法可以实现晶振模型参数的标校; 在轨运行时, 可以利用历史数据实现晶振模型参数的修正, 补偿因温度变化和老化因素导致的晶振频率漂移;

2) 通过与平均滤波算法、卡尔曼滤波算法比较, 本文算法在校时期间可以很好地滤除输入野值, 且能减少温度采样值波动带来的影响, 提高系统的稳定性;

3) 在温度变化的环境下, 本文算法的守时精度提升到 24 h 内偏移 200 μ s 左右, 优于传统算法。

本文算法有望运用到低成本低功耗的微纳卫星时间同步系统中, 为系统提供高可靠的时钟源。

参考文献 (References)

[1] ZHAO X Y, ZHAO C J, LI J L, et al. Research on design, simulation, and experiment of separation mechanism for micro-nano satellites[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(12): 5997.

[2] XU J L, ZHANG C J, WANG C H, et al. Approach to inter-satellite time synchronization for micro-satellite cluster[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2018, 29(4): 805-815.

[3] YAO J, YOON S, STRESSLER B, et al. GPS satellite clock estimation using global atomic clock network[J]. *GPS Solutions*, 2021, 25(3): 106.

[4] BIANCALANA F, SKRYABIN D V, YULIN A V. Theory of the soliton self-frequency shift compensation by the resonant radiation in photonic crystal fibers[J]. *Physical Review E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2004, 70(1 Pt 2): 016615.

[5] GIRALO V, D'AMICO S. Distributed multi-GNSS timing and localization for nanosatellites[J]. *Navigation*, 2019, 66(4): 729-746.

[6] 苏星, 王慧泉, 金仲和. 基于 GPS 校准的皮卫星高精度时间系统

方案[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(8): 1200-1204.

SU X, WANG H Q, JIN Z H. The high-precision time system design of pico-satellite based on GPS receiver[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(8): 1200-1204 (in Chinese).

[7] GIORGI G, NARDUZZI C. Performance analysis of Kalman-filter-based clock synchronization in IEEE 1588 networks[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(8): 2902-2909.

[8] PALLIER D, LE CAM V, PILLEMENT S. Energy-efficient GPS synchronization for wireless nodes[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(4): 5221-5229.

[9] 李振海, 唐金锐, 熊斌宇, 等. 基于新息加权自适应 UPF 算法的智能变电站 PTP 主时钟源校准新方法[J]. *电网技术*, 2022, 46(5): 1662-1671.

LI Z H, TANG J R, XIONG B Y, et al. A novel calibration method for the master PTP clock in smart substations using new information sequence weighting and adaptive unscented Kalman particle filter algorithms[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(5): 1662-1671 (in Chinese).

[10] KOSYKH A V, IONOV B P. Dynamic temperature model and dynamic temperature compensation of crystal oscillators[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2002, 41(3): 370-374.

[11] LIU Z, CHENG Y H, WANG P, et al. A method for remaining useful life prediction of crystal oscillators using the Bayesian approach and extreme learning machine under uncertainty[J]. *Neurocomputing*, 2018, 305: 27-38.

[12] TAN F, LIAO S, XU L, et al. New method for 100-MHz high-frequency temperature-compensated crystal oscillator[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2020, 67(12): 2745-2749.

[13] ANDREJEVIC M V, LITOVSKI V. Electronic circuits modeling using artificial neural networks[J]. *Journal of Automatic Control*, 2003, 13(1): 31-37.

[14] VIG J R. Quartz crystal resonators and oscillators for frequency control and timing applications. A tutorial [J]. *Nasa Sti/recon Technical Report N*, 1994, 95: 19519.

[15] MOHAMED A H, SCHWARZ K P. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS[J]. *Journal of Geodesy*, 1999, 73(4): 193-203.

[16] BEN SASSI H, FATIMA E, ES-SBAI N. State of charge estimation by multi-innovation unscented Kalman filter for vehicular applications[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 32: 101978.

On-board timekeeping method based on improved Kalman filter

HUANG Yue^{1, 2}, WANG Huiquan^{1, 2, *}, TU Shilei^{1, 2}, JIN Zhonghe^{1, 2}

(1. Micro-Satellite Research Center, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. Key Laboratory of Micro-Nano Satellite Research, Zhejiang Province, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A new innovation-weighted adaptive Kalman filtering algorithm is proposed to improve system performance by addressing the issues of poor stability of the internal calibration punctual system of micro-nano satellites and low punctuality accuracy when large changes occur due to the influence of ambient temperature. A model of frequency change of temperature-compensated crystal oscillator with temperature is established, the Kalman filter algorithm is used to filter out the input noise and realize the calibration of the crystal oscillator model parameters, the input field value is filtered out by new innovation-weighted technology, and the influence of system noise on the filtering results is reduced by adaptive technology. The experimental results show that the algorithm can achieve the convergence of model parameters in about 600s and can be adjusted in real time during the calibration period. The influence of input field value and system noise can be successfully controlled throughout the calibration process; when the ambient temperature changes, the punctual accuracy can reach 178 μ s/day. The proposed algorithm effectively improves the stability and punctual accuracy of the system.

Keywords: micro-nano satellite; Kalman filter; crystal oscillator model; time synchronization; innovation-weighted