

基于自适应 EKF 的弱 GNSS 信号跟踪算法

刘岩, 姚志成, 程俊仁, 张辉

(西安灞桥高科技研究所, 西安 710025)

摘要: 弱 GNSS 信号跟踪技术是卫星导航接收机关键技术之一, 跟踪技术的好坏将直接影响卫星导航接收机在弱信号条件下的跟踪性能; 在动态环境和先验信息不充分的情况下, 由于扩展卡尔曼滤波 (EKF) 的固定设计使其不能满足要求, 针对此不足引入一种自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF) 的信号跟踪算法; 该自适应滤波算法能够实时监测残差或滤波器新息的动态变化, 来修正观测噪声方差和状态噪声方差, 以此调整滤波器增益, 观测值和控制预测值在滤波结果中的权重; 理论分析和结果表明, 该算法能够充分利用观测信号的统计特性, 克服了传统 EKF 算法不足, 获得更好的跟踪性能。

关键词: 弱信号跟踪; 扩展卡尔曼滤波; 自适应滤波; 噪声方差

Weak GNSS Signal Tracking Algorithm Based on Adaptive Extended Kalman Filter

Liu Yan, Yao Zhicheng, Cheng Junren, Zhang Hui

(Xi'an Baqiao District Research Institute of Hi-Tech, Xi'an 710025, China)

Abstract: Weak GNSS signal tracking technology is one of the key technology of satellite navigation receiver, tracking technology will directly affect the performance of the satellite navigation receiver in weak signal conditions. Because the traditional extended Kalman filter (EKF) has some limitations in dynamic environments with insufficient priori information, this paper proposed a signal tracking algorithm based on adaptive extended Kalman filter (AEKF). This adaptive filter monitors the changes in innovations or residuals to correct the process and measurement noise covariances, and then adjusts the filter gain to control the wights between the predicted values and observed values in the filter results. Theoretical analysis and simulation results show that this algorithm takes advantage of the statistical properties of observed values, overcomes the shortcomings of the traditional extended Kalman filter, and realizes better tracking performance.

Key words: weak signal tracking; extended Kalman filter; adaptive filter; noise covariance

0 引言

在高楼密布的城市、室内和树林遮挡的复杂环境里, GNSS 信号受到遮挡和多径等影响会存在严重的信号衰减, 载噪比 (Carrier Noise Ratio, C/N_0) 低于 35dB-Hz ^[1], 超过了传统 GNSS 接收机接受信号的工作极限, 导致接收机无法正常工作。在弱信号条件下对其进行信号处理一直是近年来 GNSS 接收机研究的热点和难点, 其中关键技术就是对微弱 GNSS 信号的处理方法的研究。

卡尔曼滤波器对于高动态非线性系统具有良好的状态估计能力, 所以利用卡尔曼滤波实现微弱信号跟踪的方法较为常见^[2]。Jee^[3]等利用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filer, EKF) 在消除信号跟踪多径效应的同时对微弱 GNSS 信号进行跟踪, 但是由于其模型相对简单, 不能有效跟踪微弱信号。在文献 [4-5] 中 Mark L Psiaki 和 Hee Jung 等运用 EKF 实现了对微弱信号的有效跟踪, 但是运算过程中雅可比方程的非连

续性会引起跟踪过程中的误差。张婧^[6]等在参考文献 [4] 的基础上进行模型简化和方法改进, 采用 UKF 方法来实现微弱信号的跟踪, 达到一定的效果, 但是由于计算量过于庞大, 使得舍入误差累积, 导致跟踪精度降低。为此, 本文提出了一种利用新息和残差来在线实时估计观测噪声方差矩阵 R 和状态噪声方差矩阵 Q 的自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF) 的载波跟踪算法。

1 系统模型

1.1 GNSS 信号模型

在不考虑 P 码的情况下, GPS 的 L1 信号 (1 575.42 MHz) 经过射频前端下变频后, 得到的中频信号可以表示为^[7]:

$$y_i = A(\tau_i)d(\tau_i - \tau_k)C[(\tau_i - \tau_k)(1 + \eta)] \cdot \cos[\omega_{IF}\tau_i + \phi_k + (\tau_i - t_{DLL_k})\omega_{Davg_k}] + n_i \quad (1)$$

式中, y_i 是测量到的中频信号, $A(\tau)$ 是载波幅值, $d(\tau)$ 是数值为 ± 1 的导航数据位, $C(\tau)$ 是 1.023 MHz 的 C/A 伪随机码, t_i 是 C/A 码相位作为相关码的起始时间, $\eta = \omega_{Dk}/\omega_{arr}$ 是在 C/A 码片速率上的多普勒频移速率 (无量纲), ω_{IF} 是标准中频频率, ϕ_k 是 k^{th} 累积间隔的载波相位偏移, t_{DLL_k} 是 k^{th} 累积间隔的起始时间, ω_{Davg_k} 是 k^{th} 累积间隔内的平均多普勒频移, n_i 是零均值的高斯白噪声, 方差为 σ_n^2 。采样信号的信噪比为 $C/N_0 = A/(4\sigma_n^2\delta\tau)$, 其中 $\delta\tau = \tau_{i+1} - \tau_i$ 为采样间隔。

1.2 累计测量模型

由于在 GNSS 信号中载波和码的状态转移方程为非线性关

收稿日期: 2013-08-21; 修回日期: 2013-10-20。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61201121); 陕西省自然科学基金项目 (2011JQ8030)。

作者简介: 刘岩 (1990-), 男, 硕士研究生, 主要从事导航、制导与控制方向的研究。

姚志成 (1975-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事导航、制导与控制方向的研究。

系, 这里我们对卡尔曼滤波做适当调整来适应微弱 GNSS 信号的跟踪。基于 AEKF 的微弱 GNSS 信号跟踪框图如图 1 所示。

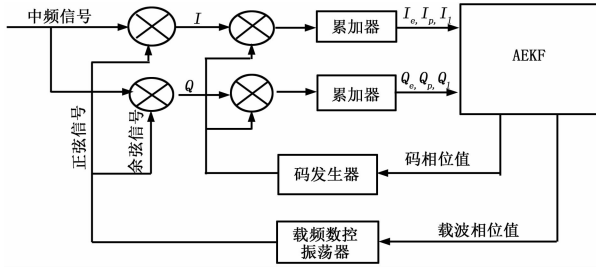


图 1 基于 AEKF 的微弱 GNSS 信号跟踪框图

在自适应滤波中, 通过 I 和 Q 两路超前、滞后和即时的观测结果来动态估计载波频率、相位和码相位的状态值。根据状态转移方程预测下一时刻的状态值, 再与下一时刻的观察值对状态的估计量比较, 从而动态修正状态估计值。I 路和 Q 路的信号模型为:

$$\begin{cases} I_k(\Delta, \theta, \tau) = \frac{N_k \bar{A}_k d_m}{2} \cos(\theta) R(\tau + \Delta) + n_{I_k} \\ Q_k(\Delta, \theta, \tau) = \frac{N_k \bar{A}_k d_m}{2} \sin(\theta) R(\tau + \Delta) + n_{Q_k} \end{cases} \quad (2)$$

式中, θ 为载波相位值, τ 为 PN 码的相位值, $R(t)$ 为 PN 码的自相干函数, Δ 为超前或延迟的偏移量, N_k 为在累加时间内包含 PN 码的周期数, \bar{A}_k 为 GNSS 信号的平均幅度, d_m 为导航数据位信息。所以, 码和载波的观测方程可表示为:

$$\begin{bmatrix} I_{E,k}, Q_{E,k}, I_{L,k}, Q_{L,k}, I_{P,k}, Q_{P,k} \end{bmatrix}^T = \frac{N_k \bar{A}_k d_m}{2} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta - \Delta) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta - \Delta) \\ \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta + \Delta) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta + \Delta) \\ \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta) \end{bmatrix} + V_k \quad (3)$$

1.3 码跟踪模型

记码环中的观测向量和状态矢量分别为:

$$Z_k = [I_{E,k}, Q_{E,k}, I_{L,k}, Q_{L,k}, I_{P,k}, Q_{P,k}], \\ X_k = [\hat{\tau}_k, \hat{\tau}_{a,k}]。则建立观测方程:$$

$$\begin{bmatrix} I_{E,k}, Q_{E,k}, I_{L,k}, Q_{L,k}, I_{P,k}, Q_{P,k} \end{bmatrix}^T = \frac{N_k \bar{A}_k d_m}{2} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t - \Delta) \\ -\sin(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t - \Delta) \\ \cos(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t + \Delta) \\ -\sin(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t + \Delta) \\ \cos(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t) \\ -\sin(\theta_{carrier\ loop}) R(\hat{\tau}_k + \hat{\tau}_{a,k} \cdot \Delta t) \end{bmatrix} + V_k \quad (4)$$

假设状态矢量的动态模型是常数模型, 建立状态转移方程为:

$$\begin{bmatrix} \hat{\tau}_{k+1} \\ \hat{\tau}_{a,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\tau}_k \\ \hat{\tau}_{a,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{f_{L1} T_{PN}}{f_{L1} + f_{d,k} + 0.5 f_{a,k} T_{PN}} \\ 0 \end{bmatrix} + W_n \quad (5)$$

1.4 载波跟踪模型

载波跟踪模块会自适应地跟踪载波多普勒的相位 θ_e 、频率 f_d 、频率变化率 f_a 和载波幅度 A 。则待估计的状态量 $[\theta_{e,k+1}, f_{d,k+1}, f_{a,k+1}, A_{k+1}]$ 的状态转移方程可写为:

$$\begin{bmatrix} \theta_{e,k+1} \\ f_{d,k+1} \\ f_{a,k+1} \\ A_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{e,k} \\ f_{d,k} \\ f_{a,k} \\ A_k \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Delta t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} f_{NCO_{d,k}} + W_n \quad (6)$$

观测值由 I、Q 两路的滤波结果给出。其中, 载波幅度 A_k 的观测值区 I 路即时码 $I_{P,k}$ 的滤波结果, 载波多普勒的相位 θ_e 的观测值是 I、Q 两路鉴相的结果, 载波频率 f_d 的观测值是 I、Q 两路鉴频的结果, 载波频率变化率 f_a 的观测值是 I、Q 两路鉴频结果的微分。因此, 载波跟踪环中观测方程与码跟踪环中的观测方程一样为:

$$\begin{bmatrix} I_{E,k}, Q_{E,k}, I_{L,k}, Q_{L,k}, I_{P,k}, Q_{P,k} \end{bmatrix}^T = \frac{N_k \bar{A}_k d_m}{2} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \\ \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \\ \cos(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \\ -\sin(\theta_{e,k+1} + \Delta \cdot f_{d,k} + \Delta^2/2 \cdot f_{a,k}) R(\hat{\tau}_{code\ loop}) \end{bmatrix} + V_k \quad (7)$$

2 EKF 算法

扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法是一种基于最小均方差估计准则的估计方法, 它通过将状态估计值附近将非线性函数进行泰勒多项式展开, 从而用线性方法来逼近非线性函数, 把非线性滤波问题转换为线性滤波问题。EKF 算法是根据对前一时刻状态的估计值和当前时刻的观测值得到当前时刻的滤波值。整个环路滤波过程分为状态预测和更新两部分。

1) 预测

一步状态预测方程:

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi \hat{X}_{k-1} + u_{k-1} \quad (8)$$

一步状态预测均方误差:

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k,k-1}^T \quad (9)$$

2) 更新

滤波增益:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (10)$$

状态估计方程:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}) \quad (11)$$

状态估计均方误差:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \quad (12)$$

从式 (10) 可以看出, 当 R_k 大时, 对应的 K_k 就会小, 所以对对应的观测值将导致状态修正项 $K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1})$ 很小; 由式 (9) 可以看出, 当 Q_k 很小时, $P_{k,k-1}$ 将很小, 与之对应的 K_k 就会很小, 此时的 $K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1})$ 也很小, 所以使预测值 $\hat{X}_{k,k-1}$ 在滤波值 \hat{X}_k 中占的权重增大。通过上述分析后发现, EKF 算法每次对系统状态的更新都是当前系统状态不确定度和观测值不确定度之间的折中。因此, 在使用 EKF 算法时, 系统状态噪声方差 Q_k 和观测噪声方差 R_k 能否确定将会对滤波误差有很大影响, 同时也影响滤波器的稳定性。

一般来说, 在具有良好的状态噪声和观测误差的先验知识后才能确定 Q_k 和 R_k , 这种先验知识通常情况下通过大量的实验分析来获得。然后, 在实际中它们的值在整个估计处理过程中都被认为是保持不变的。这种不变性结构会导致 EKF 性能变差, 因为状态和观测噪声依赖于实际的应用环境。在这样的情况下, 为了适应不同的环境, 它们的值取得都比较保守, 才能保持在最差情况下的稳定性, 从而使性能下降。

3 AEKF 算法

自适应扩展卡尔曼滤波算法的原理是在滤波的同时, 利用观测数据带来的新息, 不断在线估计和修正滤波器噪声统计特性以提高滤波精度, 得到估计状态的最优值^[8]。

k 时刻新息 d_k 定义为滤波器实际观测值 Z_k 和预测观测值 $\hat{Z}_{k,k-1} = H_k \hat{X}_{k,k-1}$ 之差, 即:

$$d_k = Z_k - \hat{Z}_{k,k-1} = H_k X_k + v_k - H_k \hat{X}_{k,k-1} = H_k \tilde{X}_{k,k-1} + v_k \quad (13)$$

式中, $\tilde{X}_{k,k-1} = X_k - \hat{X}_{k,k-1}$ 为一步预测误差。

由式 (13) 可知, 滤波器新息 d_k 包含了新的观测值和滤波器模型参数新息, 是一种性能可靠的滤波器指示器。假设 d_k 具有各态历经性, 则根据开窗估计法可得新息的实时估计方差为^[9]:

$$\hat{C}_{d_k} = \begin{cases} \frac{k-1}{k} C_{d_{k-1}} + \frac{1}{k} d_k d_k^T, k \leq W \\ \frac{1}{W} \sum_{i=k-W+1}^k d_i d_i^T, k > W \end{cases} \quad (14)$$

式中, W 为滑动数据窗口长度。文献 [10] 中指出这种估计采用了最大似然准则, 是一种最优无偏估计。

(1) 自适应 R 的 EKF 算法

因为 $\hat{X}_{k,k-1}$ 是根据 $k-1$ 时刻之前的量测对 k 时刻的状态做出的估计, 而 v_k 是 k 时刻观测噪声向量, 所以 v_k 与 $\tilde{X}_{k,k-1} = X_k - \hat{X}_{k,k-1}$ 不相关, 所以有:

$$C_{d_k} = E(d_k d_k^T) = H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k \quad (15)$$

$$\hat{R}_k = \hat{C}_{d_k} - H_k P_{k,k-1} H_k^T \quad (16)$$

式中, $P_{k,k-1} = E(\tilde{X}_{k,k-1} \tilde{X}_{k,k-1}^T)$ 和 $R_k = E(v_k v_k^T)$ 已知。

由于式 (16) 中有减号存在, 这将可能导致 \hat{R}_k 失去正定性而引起滤波器发散, 特别在窗口 W 比较小的情况下^[11]。下面介绍一种基于残差的 R 估计方法。

k 时刻残差 r_k 定义为滤波器实际观测值 Z_k 和估计观测值 \hat{Z}_k 之差, 即:

$$r_k = Z_k - \hat{Z}_k = Z_k - H_k [\hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1})] = (I - H_k K_k) d_k = \left(I - \frac{H_k P_{k,k-1} H_k^T}{H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k} \right) d_k = R_k C_{d_k}^{-1} d_k \quad (17)$$

残差方差为:

$$C_{r_k} = E(r_k r_k^T) = R_k C_{d_k}^{-1} C_{d_k} C_{d_k}^{-1} R_k = R_k C_{d_k}^{-1} R_k \quad (18)$$

根据卡尔曼滤波原理, 的滤波增益为:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T C_{d_k}^{-1} = P_k H_k^T R_k^{-1} \quad (19)$$

式 (19) 两边同时左乘 H_k , 并带入式 (15) 得:

$$H_k P_k H_k^T R_k^{-1} = H_k P_{k,k-1} H_k^T C_{d_k}^{-1} = (C_{d_k} - R_k) C_{d_k}^{-1} = I - R_k C_{d_k}^{-1} \quad (20)$$

式 (20) 两边同时右乘 R_k , 可得:

$$H_k P_k H_k^T = R_k - R_k C_{d_k}^{-1} R_k \quad (21)$$

将上式带入式 (18) 得到 R_k 的估计值为:

$$\hat{R}_k = \hat{C}_{r_k} + H_k P_k H_k^T \quad (22)$$

(2) 自适应 Q 的 EKF 的算法

类似地, 可利用新息求出状态噪声方差 Q 的估计值。将式 (19) 两边同时右乘 $C_{d_k} K_k^T$, 可得:

$$K_k C_{d_k} K_k^T = P_{k,k-1} H_k^T C_{d_k}^{-1} C_{d_k} K_k^T = P_{k,k-1} H_k^T K_k^T \quad (23)$$

由于 $P_{k,k-1}$ 是对称矩阵, 即 $P_{k,k-1} = P_{k,k-1}^T$, 则将式 (23) 两边转置再根据卡尔曼滤波原理可得:

$$K_k C_{d_k} K_k^T = P_{k,k-1} - P_k = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + Q_{k-1} - P_k \quad (24)$$

即:

$$Q_{k-1} = K_k C_{d_k} K_k^T + P_k - \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T \quad (25)$$

由于上式采用了减法运算, 为了保持 Q 的半正定性, Q_{k-1} 近似估计值可表示为:

$$\hat{Q}_{k-1} = K_k \hat{C}_{d_k} K_k^T \quad (26)$$

4 仿真分析

利用卫星信号仿真器仿真出 3 号卫星在载噪比为 30dB-Hz 的信号, 用捕获到的卫星信号结果作为跟踪仿真的数据来源。分别对传统 EKF 跟踪算法和 AEKF 算法对卫星信号进行跟踪, 验证算法的优越性。

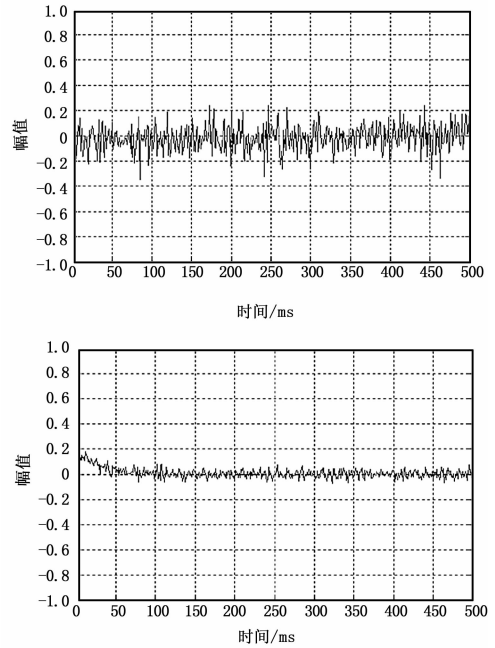


图 2 传统 EKF 方法相位差跟踪图

图 2 和图 3 显示了传统 EKF 跟踪方法和改进 AEKF 方法分别对载噪比为 30dB-Hz 的信号的跟踪情况。从图中可以看出根据伪码和载波的跟踪相位差结果的对比可以看出改进 AEKF 算法在弱信号跟踪时相位差的偏差幅度相对较小, 即性能更加稳定, 跟踪效果更好。

5 结论

本文引用了一种新型的 AEKF 算法的 GNSS 微弱信号的跟踪方法, 从原理和仿真结果上与传统 EKF 跟踪方法进行了比较。仿真结果表明, AEKF 跟踪方法在跟踪微弱信号性能上具有较高的精度。

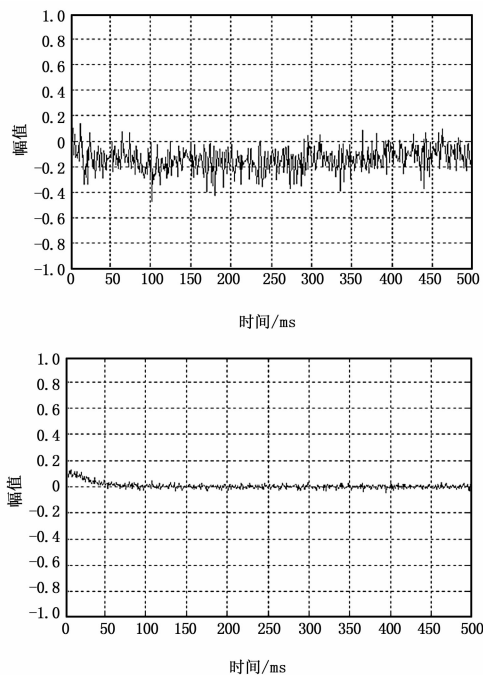


图 3 AEKF 方法相位差跟踪图

参考文献:

[1] Schon S, Bielenberg O. On the capability of high sensitivity GPS for precise indoor positioning [A]. IEEE Proceedings of the 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication [C]. 2008: 121 - 127.

(上接第 1834 页)

根据具体电压和温度通道需求灵活的选择测试设备, 充分满足了退喘试验系统中信号类型众多的需求。

系统中所有设备既可以通过触发线缆进行级联, 实现精密同步, 同时也可以单独使用, 根据测点分布, 灵活地进行分配。

配置了测试机柜, 将所有设备固定在机柜中, 采用集中式架构^[7], 机柜中配置千兆网交换机, 所有 LXI 设备均连接到交换机上, 再连接到控制计算机, 实现控制计算机对每台设备的控制。

同时系统中配置了功能强大的测试软件, 通过硬件的控制及软件中的判喘程序的执行, 经试验验证在检测到压气机试验中发生喘振现象时, 进行准确地判断并执行退喘程序, 有效地实现压气机退喘。

5 结束语

本文叙述了压气机试验台退喘试验系统的实现方法, 表明基于 LXI 总线建立的这套系统, 具有灵活的系统架构、先进的测量设备、方便的系统扩展及简单的软件操作等优势, 完全

[2] 郑 奎, 胡永辉, 吴华兵, 等. 微弱 GPS 信号卡尔曼滤波跟踪算法研究 [A]. 第三届中国卫星导航学术年会电子文集——S01 北斗/GNSS 导航应用 [C]. 2012.

[3] Jee G, Kim H S, Lee Y J. A GPS C/A code tracking loop based on extended Kalman filter with multipath mitigation [A]. ION GPS 2002 [C]. Portland, USA: The Institute of Navigation, 2002: 446 - 451.

[4] Psiaki M L, Jung H. Extended Kalman filter methods for tracking weak GPS signals [A]. Proceedings of ION GPS 2002 [C]. Portland, OR: Institute of Navigation, 2002: 2539 - 2553.

[5] Psiaki M L. Smoother-based GPS signal tracking in a software receiver [A]. Proceedings of ION GPS 2001 [C]. Salt Lake City, UT: Institute of Navigation, 2001: 2900 - 2913.

[6] 张 婧, 茅旭初. 基于平淡卡尔曼滤波的微弱 GPS 信号跟踪算法 [J]. 上海交通大学学报, 2007, 41 (11): 1834 - 1838.

[7] Jee G, Kim H S, Lee Y J. A GPS C/A code tracking loop based on extended Kalman filter with multipath mitigation [A] //ION GPS 2002 [C]. Portland, USA: The Institute of Navigation, 2002: 446 - 451.

[8] 李理敏, 龚文斌, 刘会杰, 等. 基于自适应扩展卡尔曼滤波的载波跟踪算法 [J]. 航空学报, 2012, 33 (7): 1319 - 1328.

[9] Papić V D, Djurović Z M, Kovacević B D, et al. Adaptive Doppler-Kalman filter for radar systems [J]. IEE Proceedings Vision Image and Signal Processing, 2006, 153 (3): 379 - 389.

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

[11] Almagbile A, Wang J I, Ding W D. Evaluating the performances of adaptive Kalman filter methods in GPS/INS integration [J]. Journal of Global Positioning Systems, 2010, 9 (1): 33 - 40.

满足压气机试验发生喘振时退喘的应用要求, 为压气机试验台退喘提供了有效的解决方案。随着后续对试验台功能扩展等各项要求越来越高, 基于 LXI 总线和 Explab 的喘振试验系统将得到更广泛的应用。

参考文献:

[1] 谢彦文, 崔耀欣, 顾 伟, 等. 压气机喘振机理及防喘措施研究 [J]. 热力透平, 2008, 37 (2): 15 - 17.

[2] 胡江峰, 欧阳华, 何 磊, 等. 多级轴流压气机喘振特性分析 [J]. 汽轮机技术, 2010, 52 (4): 250 - 252.

[3] 杨庆华, 袁海文. 基于 LXI 总线的高速数据采集系统的研制 [J]. 工业计量, 2011, 21 (3): 17 - 20.

[4] 张 彤, 吴 蔚. 涡轮发动机的喘振机理及预防与控制的研究 [J]. 锦州师范学院学报, 2003, 24 (3): 37 - 38.

[5] 叶卫东, 张卫庄. LXI 总线触发方式介绍及触发总线的 PCB 技术 [J]. 测控技术, 2007, 09: 35 - 38.

[6] 李小彪, 余海生, 孙健国, 等. 一种涡轮发动机喘振信号判定方法 [J]. 推进技术, 2009, 30 (6): 27 - 28.

[7] 吴又美, 鄢小清. 基于 LXI 仪器总线的分布式测试系统 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (12): 1685 - 1687.