

激光与光电子学进展

改进的自适应 Kalman 滤波在光电跟踪中的应用

林本震¹, 董岩^{1,2*}, 李俊华¹, 刘洋^{2,3}¹长春理工大学电子信息工程学院, 吉林 长春 130022;²长春理工大学空地激光通信国防重点学科实验室, 吉林 长春 130022;³长春理工大学光电工程学院, 吉林 长春 130022

摘要 为解决机载激光通信中光电跟踪平台获得脱靶量存在滞后的问题,将协方差匹配技术与 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波相结合应用到脱靶量滞后补偿中。首先,通过 Sage-Husa 自适应 Kalman 算法补偿滞后的脱靶量,并引入遗忘滤波的思想降低过去的量测数据对现在的影响;然后,加入基于协方差匹配技术的判据,判据生效时更新噪声协方差阵,同时增大遗忘因子使量测先验协方差阵误差估计值与理论值更快地相容达到平衡,保证系统的实时性。在仿真中目标为等效正弦运动时改进的 Kalman 滤波比普通 Kalman 滤波降低了 31.1% 的预测误差。在实验验证中改进的 Kalman 滤波跟踪精度提高 18.5%,实时性提高了 18%,满足了控制系统对脱靶量滞后补偿的要求,使系统运行更稳定。

关键词 机载激光通信; 脱靶量滞后; 协方差匹配技术; 自适应 Kalman; 遗忘因子; 实时性

中图分类号 TN929.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222008

Application of an Improved Adaptive Kalman Filter in Photoelectric Tracking

Lin Benzhen¹, Dong Yan^{1,2*}, Li Junhua¹, Liu Yang^{2,3}¹School of Electronics and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China;²National Defense Key Discipline Laboratory of Air-Ground Laser Communication, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China;³School of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China

Abstract In this study, covariance matching technology is combined with a Sage-Husa adaptive Kalman filter to compensate for the lag in the miss distance obtained from a photoelectric tracking platform during airborne laser communication. First, a Sage-Husa adaptive Kalman algorithm is used to compensate for the off-target lagging, and the idea of forgetting filtering is introduced to reduce the influence of past measurement data on the present study. Subsequently, a criterion based on covariance matching technology is applied and if valid, the noise covariance matrix is updated and the forgetting factor is increased to accelerate the balancing of the estimated and theoretical values of the covariance matrix, thereby guaranteeing the real-time performance of the system. Based on the experimental results, the equivalent target sinusoidal motion in the simulation reduces the prediction error by 31.1% compared with the ordinary Kalman motion. Moreover, the tracking accuracy and real-time performance are increased by 18.5% and 18%, respectively, which meets the requirements for system control during off-target delay compensation and increases the stability of the system.

Key words airborne laser communication; miss distance lag; covariance matching technique; adaptive Kalman; attenuating factor; real-time performance

1 引言

机载激光通信具备安全、抗扰能力强、抗截获能力

强等优点使其成为各国重点研究的军事项目,是当下的热门技术^[1-3]。其搭载的光电跟踪平台在跟踪目标时,激光信号通过光路传入跟踪相机,然后经由图像处

收稿日期: 2022-07-06; 修回日期: 2022-08-29; 录用日期: 2022-10-13

基金项目: 吉林省科技厅自然科学基金(YDZJ202101ZYTS193)

通信作者: *2819769660@qq.com

理板处理,生成脱靶量,脱靶量即目标相对于视轴的偏差^[4-5]。伺服控制系统要始终保证跟踪目标在跟踪视场中心,且光电跟踪平台需要对远距离目标进行稳定的跟踪,因此跟踪系统需要很强的实时性。由于复杂的系统设计,从相机得到目标画面再到图像处理板处理目标画面图像,得到脱靶量再传给脱靶量跟踪系统,此环节经过了层层电子元件,跟踪环节得到的脱靶量滞后于实际的目标位置^[6],为了保证系统的精度,补偿脱靶量滞后就显得尤为重要。

在处理脱靶量滞后问题中 Kalman 滤波有着广泛的应用,文献[7]提出将其脱靶量滞后等效为纯延迟环节和采样保持环节的串联,然后利用非线性跟踪微分器得到滞后脱靶量的跟踪信号及其微分信号。然后在此基础上,预测补偿滞后的脱靶量。文献[8]先建立了当前统计模型为基础的运动学模型,并将机动频率 α 当作自适应参数,使用了强跟踪 Kalman 的思想实时更新渐消因子 λ ,并利用 λ 去更新机动频率 α 实现模型的自适应,然后实现对脱靶量的预测跟踪。文献[9]先利用脱靶量以及仪器的位置数据合成了目标角度信息然后利用模型自适应 Kalman 滤波对目标的角速度进行预测估计,并将该角速度传入跟踪的速度回路构成复合控制消除目标速度加速度滞后。文献[10]通过误差源特性建立误差源模型,叠加生成脱靶量序列,建立自适应新息 Kalman 滤波的状态方程,利用新息序列计算系统噪声矩阵和量测噪声协方差矩阵,然后通过新息 Kalman 滤波进行预测。

以上算法以提高精度为主要目的去预测脱靶量,但是光电跟踪系统中实时性也非常重要,因此本文选择 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波对滞后的脱靶量进行两步预测,保证预测精度的同时,加入协方差匹配技术判断滤波是否异常,根据判断结果去更新噪声协方差矩阵 R 与遗忘因子 s ,达到提高实时性的目的。

2 改进自适应 Kalman 滤波

2.1 目标运动模型

涉及的激光通信项目中,光电跟踪平台跟踪激光时,两架飞机飞行于同一高度,水平距离为 5 km,以质心相对静止的速度在飞行,激光在粗视场中主要 10 Hz 以下的低频运动。因此采用 Singer 一阶时间相关模型对目标运动进行建模。在 Singer 模型中将目标的加速度视为均值为零、具体指数自相关的随机过程,离散化的 Singer 模型即状态转移矩阵 $\Phi(k+1|k)$ 为

$$\Phi(k+1|k) = \begin{bmatrix} 1 & T & [\alpha T - 1 + \exp(-\alpha T)]/\alpha^2 \\ 0 & 1 & [1 - \exp(-\alpha T)]/\alpha \\ 0 & 0 & \exp(-\alpha T) \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k, \quad (1)$$

式中: T 为采样时间; α 为目标的机动频率,其值越大代

表目标机动越剧烈, \mathbf{w}_k 为 3×1 维零均值白噪声向量序列,协方差为

$$E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] = 2\alpha\sigma_m^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: σ_m^2 为目标速度方差。

$$\sigma_m^2 = \alpha_{\max}^2/3(1 + 4p_{\max} - p_0), \quad (3)$$

式中: α_{\max} 为目标机动加速度上界; p_{\max} 为目标以 α_{\max} 机动的概率; p_0 为目标加速度为 0 时的概率。 α 取值直接关系是否能对运动状态进行精确建模,当 α 很小时,模型就是常加速度(CA)模型;当 α 趋于无穷大时,运动模型就变成了常速度(CV)模型。

2.2 自适应 Kalman 滤波

普通的 Kalman 滤波的量测噪声协方差阵 R 和激励噪声协方差阵 Q 均为定值,当目标频率发生改变时会出现较大误差,因此选择自适应 Kalman 滤波来预测脱靶量。由于激励噪声 Q 代表系统性能,且系统一般都是稳定的,不需要实时对 Q 进行更新迭代,且对激励噪声自适应难度较高影响实时性,因此只对量测噪声 R 进行自适应。通过分析在静止状态相机采集脱靶量的实测数据,计算得 R 的初值为对角线元素为 1.3 的对角阵,影响激励噪声 Q 的因素十分复杂且难以确定,因此根据经验 Q 取对角线元素均为 0.01 的对角矩阵。

量测先验误差阵 $\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}$:

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} = \mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1} = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{V}_k, \quad (4)$$

式中: $\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}$ 为测量值 \mathbf{Z}_k 与先验估计值 $\hat{\mathbf{Z}}_{k/k-1}$ 的误差; \mathbf{H}_k 为状态转移矩阵; \mathbf{V}_k 为量测噪声矩阵; \mathbf{X}_k 为真实的状态向量。对量测先验误差阵求方差可得:

$$E[\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T] = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k, \quad (5)$$

式中: $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 为状态一步预测均方误差,因此,由式(5)得:

$$\mathbf{R}_k = E[\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T] - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T, \quad (6)$$

对 \mathbf{R}_k 更新使用指数渐消的方式:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (1 - \beta) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \beta (\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T), \quad (7)$$

其中:

$$\beta_k = \beta_{k-1}/(\beta_{k-1} + b). \quad (8)$$

$\beta_\infty = 1 - b, \beta_0 = 1, 0 < b < 1, b$ 称为渐消因子, b 一般取值为 0.9~0.99,目的是为了在长时间运行后还具有自适应的效果, b 取 0.95。当实际噪声较小时,容易出现量测方差负定导致滤波发散,因此采用方差受限的方式解决,令:

$$\rho_k = \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T. \quad (9)$$

$\mathbf{R}_{\max}, \mathbf{R}_{\min}$ 为人为设置的方差上下限, \mathbf{R}_{\max} 取值为 3.9, \mathbf{R}_{\min} 取值为 0.5,则有:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \begin{cases} (1 - \beta_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \beta_k \mathbf{R}_{\min}, & \rho_k < \mathbf{R}_{\min} \\ \mathbf{R}_{\max}, & \rho_k > \mathbf{R}_{\max} \\ (1 - \beta_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \beta_k \rho_k, & \text{others} \end{cases} \quad (10)$$

为了使 Kalman 滤波减小过去信息对现在的影响,引入遗忘滤波思想,遗忘滤波是通过减小激励噪声以及量测噪声的权重来减小历史信息对现在的影响,具体形式为

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \phi_{k/k-1} (s\mathbf{P}_{k-1}) \phi_{k/k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (11)$$

式中: s 为遗忘因子,当 $s > 1$ 时,先验误差协方差阵会变大,Kalman 增益表达式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T / (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k). \quad (12)$$

由式(12)可知,当先验误差协方差阵变大, \mathbf{K}_k 的分子和分母同时增大相同的值也会使 Kalman 增益整体变大,从而更采信当前时刻的观测值,实现对过去观测数据的遗忘。将结合协方差匹配技术对 s 实现实时调整。

2.3 协方差匹配技术

由于光电跟踪系统实时性非常重要,自适应 Kalman 需实时计算 \mathbf{R}_k ,将 3 阶矩阵运算编写为 C 语言后并不能保证良好的实时性,需要控制两个轴,确保实时跟踪目标。为了减少计算量提高实时性引入协方差匹配技术去判断是否需要量测噪声 \mathbf{R}_k 的更新,当达到更新要求时进入更新程序,此方案可以保证系统的实时性。

协方差匹配技术实时对比量测先验残差的估计值与其理论值,当估计值大于理论值时便更新 \mathbf{R}_k ,即当实际残差的估计值在原假设 \mathbf{Q}_{k-1} 、 \mathbf{R}_{k-1} 下不相容,便使用自适应 Kalman 对 \mathbf{R}_k 的估计值代替原来的 \mathbf{R}_{k-1} 。

由文献[11]可知,异常判断公式为

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} > \text{tr}E[\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T], \quad (13)$$

式中: tr 为矩阵的迹。滤波估计时,每次计算需估计此式是否成立,若成立说明实际误差已超过理论计算值,可能会导致滤波发散,将式(5)代入式(13)可得:

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1}^T \tilde{\mathbf{Z}}_{k/k-1} > \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k. \quad (14)$$

当式(14)成立时,系统更新 \mathbf{R}_k ,同时将 s 置为 1.5,系统更加采信量测值,使式(14)右侧表达式变大,达到快速收敛的目的;当式(14)不成立时, $s = 1$,系统继续对目标进行预测。协方差匹配技术与 Sage-Husa 自适应 Kalman 相结合便可以得到基于协方差匹配的 Sage-Husa 自适应 Kalman,该方法可以使得滤波预测精度与普通 Sage-Husa 自适应 Kalman 精度相当,还可以提高运行速度,适合实时性要求较高的系统。

3 仿真验证

光电跟踪系统一般都是复杂的复合控制系统如图 1 所示,基于某机载激光通信的光电跟踪平台进行仿真与实验验证。将脱靶量 $\text{err}(k)$ 滞后 2 帧后传入位置环,传入改进的自适应 Kalman 滤波器 filter 1,对脱靶量进行预测补偿后传入到位置环校正 $G_p(s)$,经过校正的位置信号变成速度信号,而后与速度反馈作差传入速度环,经过速度校正 $G_v(s)$ 与电机模型 $G_M(s)$ 后输出。经过预测补偿脱靶量后改善了系统的滞后,提高了整个控制回路的精度。仿真时,filter 1 与普通 Kalman 滤波器 filter 2 和普通的 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波器 filter 3 的预测效果进行比较。以方位轴粗跟踪仿真为例,其具体仿真如图 1 所示。

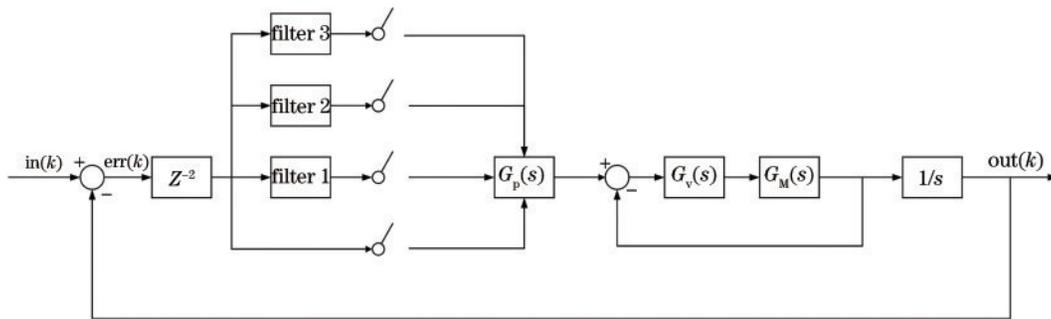


图 1 加入 Kalman 滤波器复合控制示意图

Fig. 1 Schematic diagram of adding Kalman filter composite control

3.1 Kalman 滤波器对粗跟踪带宽影响

设计的粗跟踪伺服系统的带宽为 10 Hz,因此 Kalman 滤波器的带宽需远大于 10 Hz 才能保证其对伺服系统的相位裕度以及幅值裕度产生较大的影响。因此,需要分析改进自适应 Kalman 滤波器的带宽。

根据实际应用场景中目标的运动特性,可将其等效为正弦信号。因此,对改进的自适应 Kalman 滤波器输入幅值相位相同,但频率一直递增的正弦信号,采样频率与所涉及项目中的控制频率相同,然后对改进的

Kalman 滤波器输出的正弦信号进行最小二乘拟合,得到其输出信号的幅值与相位。将输出信号的幅值与输入信号的幅值相比,并转换为以 dB 为单位的幅频曲线,由于输入信号相位为 0° ,输出信号拟合所得到的相位即是滤波器的相频。经过上述实验方案可得自适应 Kalman 的 Bode 图,如图 2 所示。

由图 2 可知,改进的 Kalman 滤波器在低频时相位实现了超前的效果,幅值略微放大,当频率升高之后,采样点变少,使其机动性大大提高,此时自适应

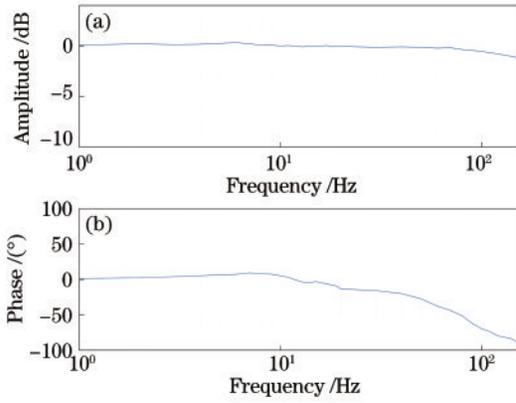


图 2 改进的自适应 Kalman 滤波 Bode 图。(a)幅频曲线图;

(b)相频曲线图

Fig. 2 Improved adaptive Kalman filter Bode diagram. (a) Amplitude-frequency curve; (b) phase-frequency curve

Kalman 滤波更信任测量值,因此相位开始体现出滞后的特性,且随着频率进一步提高,幅值也衰减。因此得到结论:改进的自适应 Kalman 滤波器的带宽大于 100 Hz,远大于粗跟踪带宽的 10 Hz,其在 10 Hz 以内的幅值没有衰减,相位实现了超前,所以该滤波器满足对脱靶量滞后的补偿需求。

3.2 比较普通、自适应、改进自适应 Kalman 滤波跟踪效果

根据项目中的指标要求,以及对实测数据的分析,在两架飞机高度相同,水平距离 5 km,两飞机质心相对静止的条件下,单轴的目标角速度为 $4.7 (^{\circ})/s$,角加速度为 $148 (^{\circ})/s^2$,因此可将目标运动等效为幅值 0.15° ,频率 5 Hz 的正弦信号,即 $P=0.15\sin(31.4 t)$ 。但是实际跟踪中目标的运动不可能一成不变,因此在仿真实验中,为了验证在角度幅值为 0.15° 不变的条件下,加强目标的机动性后,改进自适应 Kalman 滤波器仍有较好的跟踪性能,分别在频率为 5 Hz 和 10 Hz 两种条件下,将信号延迟 2 帧输入到 3 个滤波器,对比改进自适应 Kalman、Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波器 (AKF) 以及普通 Kalman 滤波器 (KF) 等 3 种滤波器的跟踪效果。3 种滤波器在 5 Hz 与 10 Hz 时,预测的均方根误差 (RMSE) 如表 1 所示,将滤波器加入图 1 仿真之后的系统跟踪残差的 RMSE 比较。

表 1 不同 Kalman 滤波器预测效果分析

Table 1 Prediction effect analysis of different Kalman filters

Type of Kalman filter	Prediction error / ($^{\circ}$)		Tracking error / μrad	
	5 Hz	10 Hz	5 Hz	10 Hz
Improved AKF	0.0051	0.0142	202.5	253.6
AKF	0.0049	0.0139	201.2	252.3
KF	0.0073	0.0219	243.7	307.5

由表 1 可知,3 种滤波器在频率升高时,普通 Kalman 由于量测噪声以及过程噪声是定值,随着输入

信号机动性的提高,模型无法进行很好预测,出现了超调现象,如图 5 所示。而改进自适应 Kalman 在 5 Hz 与 10 Hz 两个频段其预测精度与 Sage-Husa 自适应 Kalman 几乎相同,这是因为改进自适应 Kalman 加入的协方差匹配技术在滤波正常时,量测噪声 $R(k)$ 是适应当前滤波的,是否对其进行估计不会有很大差异;而一旦出现滤波异常时,即 $R(k)$ 不适应当前滤波时,改进的自适应 Kalman 又可以根据式 (14) 去更新 $R(k)$,从而达到与 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波相当的精度。

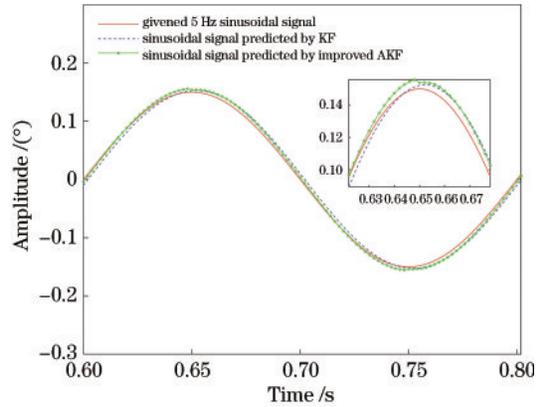


图 3 改进的 AKF 与 KF 在频率 5 Hz 预测效果

Fig. 3 Improved AKF and KF prediction effect at frequency 5 Hz

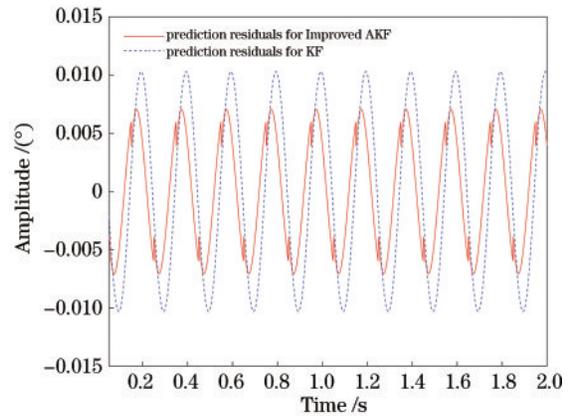


图 4 改进的 AKF 与 KF 在频率 5 Hz 预测残差

Fig. 4 Improved AKF and KF prediction residuals at frequency 5 Hz

由图 3~图 6 可知,对于加入延迟环节的信号, Kalman 滤波体现了其具有预测的性质,不加延迟环节的给定信号与不同 Kalman 滤波器预测信号的残差显示:改进的自适应 Kalman 滤波的预测精度更高。由图 3~图 6、表 1 可知,在输入信号为 5 Hz 时,改进的自适应 Kalman 滤波比普通 Kalman 滤波,预测精度提高了 31.1%,跟踪精度提高了 16.9%;在输入信号为 10 Hz 时,预测精度提高了 37.6%,跟踪精度提高了 17.6%。因此,可以得出结论:改进自适应 Kalman 比普通 Kalman 滤波具有更好的预测精度,且在频率升高时仍保持较好的预测精度。

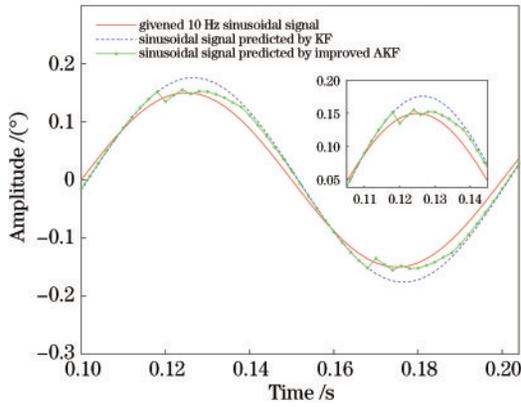


图 5 改进的 AKF 与 KF 在频率 10 Hz 预测效果

Fig. 5 Improved AKF and KF prediction effect at frequency 10 Hz

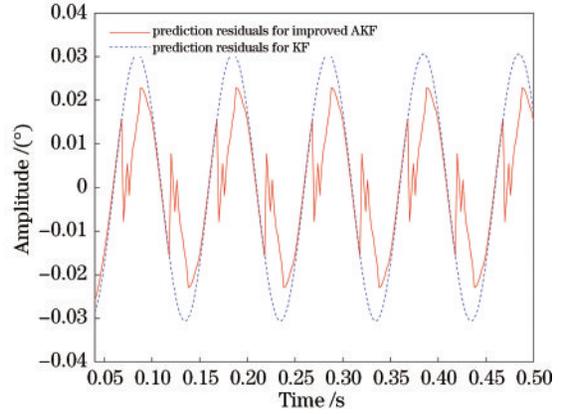


图 6 改进的 AKF 与 KF 在频率 10 Hz 预测残差

Fig. 6 Improved AKF and KF prediction residuals at frequency 10 Hz

4 实验验证

某光电跟踪平台如图 7 所示,其框架为两轴两框架。控制机制是目标先进入粗跟踪视场,然后对其进行粗跟踪,此时目标进入精跟踪视场,将粗跟踪的跟踪

残差作为给定数据传入精跟踪系统,进一步消除跟踪残差,实现粗精复合控制。若粗跟踪由于脱靶量滞后导致跟踪残差较大,此时对精跟踪要求就很高,因此通过预测脱靶量减小粗跟踪的跟踪残差显得尤为重要。

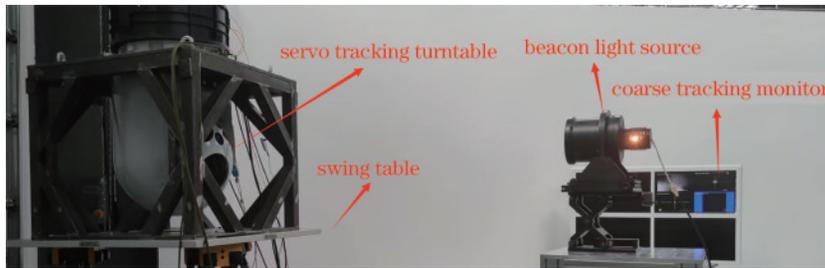


图 7 某激光通信光电跟踪平台

Fig. 7 A laser communication photoelectric tracking platform

4.1 对比协方差匹配自适应 Kalman 与自适应 Kalman 实时性

为了验证改进自适应 Kalman 比 Sage-Husa 自适应 Kalman 更具有实时性,在程序中生成与指标要求相同的幅值为 0.15° , 频率为 5 Hz 的等效正弦信号,将其输入到改进自适应 Kalman 滤波器与普通自适应 Kalman 滤波器中。引出控制电路板上的进出 (IO) 口,在进入 2 个滤波器时 IO 口输出高电平,滤波预测结束后输出低电平。用示波器采集 IO 口输出的电压信号,对比 2 个滤波器的高电平时间,测试图如图 8、图 9 所示。

由图 8 可知,自适应 Kalman 滤波器的高电平持续时间为 $185 \mu\text{s}$,说明对传入到自适应滤波器中的脱靶量执行一次滤波预测时间为 $185 \mu\text{s}$ 。图 9 为改进自适应 Kalman 滤波的执行时间,图 9 中第 2 个高电平的持续时间为 $185 \mu\text{s}$,说明此时式 (14) 成立,程序进入量测噪声更新程序,其后的高电平持续时间为 $152 \mu\text{s}$ 。经实测,在控制频率为 1 kHz 的条件下,改进自适应 Kalman 进入式 (14) 判断程序与不进式 (14) 判断程序的次数比约为 1:54,以该比例换算,改进自适应

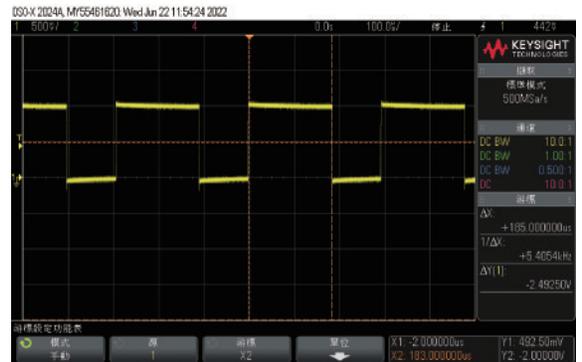


图 8 自适应 Kalman 滤波运行时间

Fig. 8 Running time of adaptive Kalman filtering

Kalman 平均执行时间约为 $152.61 \mu\text{s}$ 。综上所述,在对脱靶量进行预测补偿的实验中,改进自适应 Kalman 滤波器比普通自适应 Kalman 滤波器执行时间降低了 17.51% (约为 18%),满足项目对提高实时性的要求。

4.2 协方差匹配自适应 Kalman 跟踪性能

在实验中为了模拟目标运动情况,需计算光源所在的六自由度摇摆台的摆动角度。光源上电模拟跟踪目标,粗跟踪相机焦距 f 为 $160 \mu\text{m}$,光源距离光电跟踪

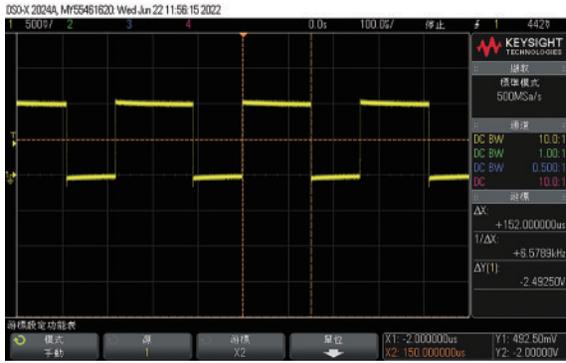


图 9 改进的自适应 Kalman 滤波运行时间

Fig. 9 Running improved time of adaptive Kalman filtering

平台 2.5 m 记为 l , 粗跟踪的像元尺寸 a 为 $5 \mu\text{m}$ 。经过标定得到像元角分辨为 $10.3 \mu\text{rad}$, 像元角分辨表示在粗跟踪视场中一个像素代表 $10.3 \mu\text{rad}$ 。现已知目标在粗跟踪视场中最大幅值 0.15° , 可以得到其在视场中的最大像素个数 N 为 254。光源距离六自由度摇摆台中心距离 W 为 1 m。因此, 为了模拟跟踪目标在粗跟踪视场中是幅值为 0.15° 、频率为 5 Hz 的正弦信号, 通过下式计算得到六自由度摇摆台摇摆的角度大小:

$$S = (N \times l \times a) / f, \quad (15)$$

$$\theta = \arctan(S / W), \quad (16)$$

式中: S 为目标在六自由度摇摆台上摆动的最大范围。代入数据到式 (16) 可以计算出六自由度摇摆台摆动角度 θ 为 1.14° 。因此, 六自由度摇摆台需要以幅值为 1.14° 频率为 5 Hz 的正弦姿态双轴摇摆, 可以在粗跟踪视场模拟出真实目标的运动轨迹。以方位轴为例, 经过上位机采得数据, 如图 10 所示。

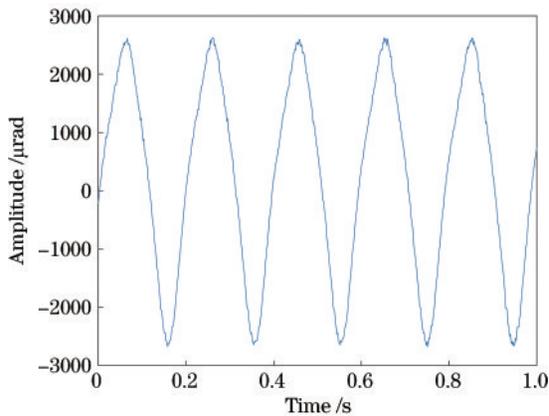


图 10 粗跟踪视场中目标运动轨迹

Fig. 10 Coarse tracking of the target motion trajectory in the field of view

在图 10 的实验条件下, 光电跟踪平台闭环, 分别测试在加入改进自适应 Kalman 与系统原始的粗跟踪的跟踪残差测试图, 如图 11、图 12 所示。

根据图 11、图 12 的原始数据, 计算 2 组实验的 RMSE, 得到加入协方差匹配自适应 Kalman 的跟踪残差

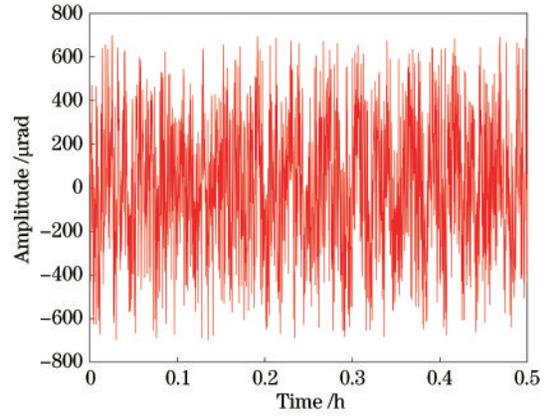


图 11 系统原始跟踪残差

Fig. 11 System raw tracking residuals

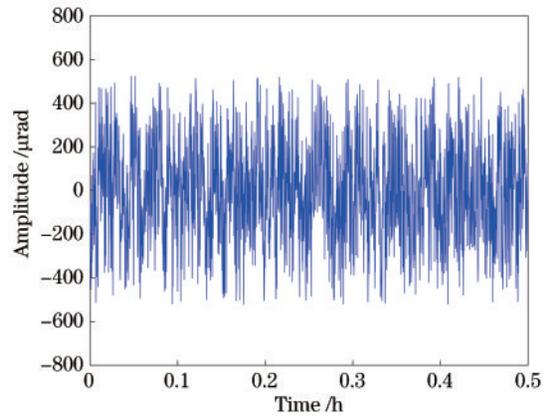


图 12 加入改进 Kalman 滤波器跟踪残差

Fig. 12 Added improved Kalman filter tracking residuals

为 $273.4 \mu\text{rad}$, 原始系统的跟踪残差为 $335.3 \mu\text{rad}$ 。结合上图可知: 加入改进自适应 Kalman 滤波器对脱靶量进行预测可以提高系统的跟踪精度, 约提高 18.5%。

5 结 论

根据上述的仿真以及实验可知, 因加入了协方差匹配技术, 改进自适应 Kalman 实时性比 Sage-Husa 自适应 Kalman 滤波提高 18%, 比普通 Kalman 滤波跟踪精度提高 18.5%。由仿真结果可知, 当目标运动频率发送变化时, 改进 Kalman 滤波也可以很好的预测目标, 在不同频率下比普通 Kalman 提高了 31.1%~37.6% 的预测精度。改进自适应 Kalman 滤波达到了精度指标要求, 提高了系统的实时性, 满足项目指标要求。

参 考 文 献

- [1] 孟立新. 机载激光通信中捕获与跟踪技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
Meng L X. Research on acquisition and tracking technology of airborne laser communication[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [2] 徐森, 史浩东, 王超, 等. 空间目标多维度探测与激光

- 通信一体化技术研究[J]. 中国激光, 2021, 48(12): 1206002.
- Xu M, Shi H D, Wang C, et al. Technology for integrating space object multidimensional detection and laser communication[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(12): 1206002.
- [3] 何爽, 张鹏, 魏佳, 等. 面向大气激光通信的空间光到少模光纤耦合特性研究[J]. 中国激光, 2021, 48(23): 2306001.
- He S, Zhang P, Wei J, et al. Analyses of coupling characteristics of space light to few-mode fiber for atmospheric laser communication[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(23): 2306001.
- [4] 孟中. 脱靶量预测补偿对视线角速度测量精度的改善[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(suppl): 241-246.
- Meng Z. The improvement of the precision of LOS angular rate with tracking errors prediction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(suppl): 241-246.
- [5] 彭东. 机载光电跟踪平台脱靶量滞后的补偿方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(3): 728-730.
- Peng D. Compensation method for miss distance delay in airborne opto-electronic tracking platform[J]. Computer Measurement & Control, 2012, 20(3): 728-730.
- [6] 何秋农. 基于预测滤波的光电系统跟踪控制技术研究[D]. 成都: 中国科学院光电技术研究所, 2021.
- He Q N. Research on tracking control technology of photoelectric system based on predictive filtering[D]. Chengdu: Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, 2021.
- [7] 吕明明, 侯润民, 柯于峰, 等. 光电跟踪平台脱靶量滞后补偿方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(11): 141-147.
- Lü M M, Hou R M, Ke Y F, et al. Compensation method for miss distance time-delay of electro-optical tracking platform[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(11): 141-147.
- [8] 吴旭, 孙春霞, 沈玉玲. 自适应卡尔曼滤波方法在光电跟踪系统中的应用[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(6): 157-160.
- Wu X, Sun C X, Shen Y L. Application of adaptive Kalman filtering method in photoelectric tracking system[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(6): 157-160.
- [9] 田俊林, 胡晓阳, 游安清. 利用自适应卡尔曼滤波实现光电跟踪中的复合控制[J]. 光学精密工程, 2017, 25(7): 1941-1947.
- Tian J L, Hu X Y, You A Q. Compound control of photoelectric tracking by using adaptive Kalman filtering algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(7): 1941-1947.
- [10] 杨丽君, 刘博, 王军, 等. 基于自适应新息卡尔曼滤波的脱靶量预测算法[J]. 指挥控制与仿真, 2021, 43(6): 46-52.
- Yang L J, Liu B, Wang J, et al. Algorithm of miss distance prediction based on innovation adaptive Kalman filter[J]. Command Control & Simulation, 2021, 43(6): 46-52.
- [11] 姜浩楠, 蔡远利. 带有噪声递推估计的自适应集合卡尔曼滤波[J]. 控制与决策, 2018, 33(9): 1567-1574.
- Jiang H N, Cai Y L. Adaptive ensemble Kalman filter with recursive noise estimation[J]. Control and Decision, 2018, 33(9): 1567-1574.