



DOI: 10.12086/oe.2021.210153

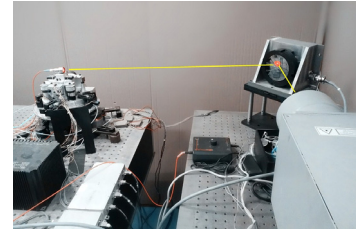
基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈

夏文强^{1,2,3}, 何秋农^{1,2,3}, 段倩文^{1,2,3},
周 翕^{1,2,3}, 邓久强^{1,2,3}, 毛 耀^{1,2,3*}

¹中国科学院光束控制重点实验室, 四川 成都 610209;

²中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;

³中国科学院大学, 北京 100049



摘要: 在一类仅安装 MEMS 加速度计和图像传感器的光电跟踪系统中, 等效加速度前馈控制方法能够有效提高系统的跟踪能力。但是, 加速度计低频噪声、目标合成轨迹延迟和运动模型不确定性, 会对跟踪效果带来限制。因此, 本文提出一种基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈方法, 来进一步提升系统的跟踪能力。使用加速度计测量值和系统加速度模型计算值进行频域融合, 可以优化加速度计的低频性能; 而采用鲁棒预测算法, 能够减弱目标合成轨迹延迟及运动模型不确定性的影响, 获得更准确的加速度前馈值。实验结果表明, 该方法可以提高系统在 0.1 Hz~4.5 Hz 的跟踪能力。

关键词: 等效加速度前馈; 传感器优化; 鲁棒预测; 光电跟踪系统

中图分类号: TP275; P273+3

文献标志码: A

夏文强, 何秋农, 段倩文, 等. 基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈[J]. 光电工程, 2021, 48(11): 210153

Xia W Q, He Q N, Duan Q W, et al. Equivalent acceleration feedforward based on sensor optimization and robust prediction[J].

Opto-Electron Eng, 2021, 48(11): 210153

Equivalent acceleration feedforward based on sensor optimization and robust prediction

Xia Wenqiang^{1,2,3}, He Qionong^{1,2,3}, Duan Qianwen^{1,2,3}, Zhou Xi^{1,2,3},

Deng Jiuqiang^{1,2,3}, Mao Yao^{1,2,3*}

¹Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

²Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: In a class of photoelectric tracking systems with only the target image sensor and MEMS accelerometer installed, an equivalent acceleration feedforward control method can improve the tracking ability of the system effectively. However, due to the low-frequency noise of accelerometers, the delay of the synthetic trajectory and the uncertainty of the movement model, the tracking accuracy will be limited. Therefore, in this paper, an equivalent

收稿日期: 2021-05-12; 收到修改稿日期: 2021-11-29

基金项目: 青年科学基金项目(61905253)

作者简介: 夏文强(1997-), 男, 硕士研究生, 主要从事跟踪控制及抗扰控制的研究。E-mail: xiawenqiang20@mails.ucas.ac.cn

通信作者: 毛耀(1978-), 男, 博士, 研究员, 主要从事精密光束控制的研究。E-mail: maoyao@ioe.ac.cn

版权所有©2021 中国科学院光电技术研究所

acceleration feedforward method based on sensor optimization and robust prediction is proposed to further improve the tracking ability of the system. The frequency-domain fusion using the accelerometer measurement and the calculated acceleration can optimize the low-frequency performance of the accelerometer. Meanwhile, the robust prediction algorithm can reduce the impact of the delay of the synthetic trajectory and the uncertainty of the movement model and give more accurate feedforward acceleration. The experiment shows that this method can further improve the tracking ability of 0.1 Hz~ 4.5 Hz.

Keywords: equivalent acceleration feedforward; sensor optimization; robust prediction; photoelectric tracking system

1 引言

光电跟踪系统广泛应用于航空航天、天文观测、目标跟踪、自适应光学以及其他科学领域^[1-4]。用于探测目标的图像传感器 CCD(charge-coupled device)存在时间延迟且采样频率较低,限制了系统的闭环带宽和跟踪能力^[5-6]。为改善系统的跟踪性能,高型控制^[7-8]、Smith 预估器^[9-10]、误差观测器^[11-12]和基于输入前馈的复合控制^[6,13-14]等方法被广泛研究。高型控制和 Smith 预估器需要考虑跟踪能力和稳定裕度之间的权衡问题,误差观测器只对系统的低频跟踪性能有较好改善。而基于输入前馈的复合控制方法,不改变系统的稳定性,同时提升跟踪能力,因此是实际工程中应用的主要方法。理想的前馈需要目标实时的状态信息,如位置、速度和加速度等,但 CCD 只能提供存在时间延迟的目标视轴误差(也称为脱靶量)。要获得目标相对于跟踪平台的轨迹,就需要额外的传感器来提供跟踪平台自身的位置信息。所以,高性能的光纤陀螺被安装到系统中实现速度回路控制,但因其价格昂贵、体积大,应用受到限制。随着 micro-electro-mechanical-system(MEMS)工业的发展,价格便宜、体积小、功耗低的 MEMS 加速度计被广泛使用^[15-17]。

本文的研究对象就是一类仅安装 MEMS 加速度计和 CCD 的光电跟踪系统。为补偿 CCD 时间延迟对系统跟踪性能的影响,考虑使用加速度—位置双闭环与等效加速度前馈构成的复合控制方法。目标轨迹使用加速度计测量值的二次积分与 CCD 提供的脱靶量合成获得。然而, MEMS 加速度计在低频段存在“噪声淹没”现象,从而降低合成目标轨迹的准确性。另外,合成的目标轨迹也存在时间延迟,而传统的 Kalman 滤波方法在预测目标加速度时,不能克服运动模型不确定性带来的影响。所以,本文提出一种基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈控制方法。

平台加速度由加速度计测量值和系统加速度模型输出值进行频域融合获得,而鲁棒预测滤波算法替换 Kalman 滤波,可以得到更精确的加速度预测值用于前馈控制。实验结果表明,本文方法能够有效提升系统在 0.1 Hz~4.5 Hz 的跟踪能力。

2 基于模型输出与传感器数据融合的等效加速度前馈控制技术

在光电跟踪系统中,探测目标的 CCD 只能获取目标的脱靶量。因此,为获得目标轨迹,只能利用传感器测量得到的平台自身姿态与 CCD 获取的目标脱靶量间接合成,而以间接方式获取目标轨迹并实现前馈的方法被称为等效前馈。图 1 给出基于 CCD 和加速度计的光电跟踪系统的等效加速度前馈控制框图,系统整体的控制方案是由加速度—位置双闭环与等效加速度前馈构成的复合控制方法。

在图 1 中, R 表示目标相对于系统的位置输入,由于无法直接通过传感器测量获得,因此使用灰色线表示。 E 表示 CCD 获取的脱靶量,由于 CCD 存在滞后,因此采用纯延迟环节 e^{-T_0s} 表示 CCD 的传递特性, T_0 表示 CCD 的延迟时间,主要由图像曝光积分时间、图像处理时间和传输时间组成。在实际的系统中, T_0 的数值会有一个较小波动范围,因此在等效合成目标轨迹的 e^{-T_0s}/s^2 支路中,取 T_0 的均值 \bar{T}_0 来延迟加速度的二次积分信号。 Y 表示系统的位置输出。 O 表示加速度计的测量值, $C_p(s)$, $C_a(s)$, $C_f(s)$ 和 $G_a(s)$ 分别表示系统的位置回路控制器,加速度回路控制器,前馈控制器和系统加速度被控对象。等效加速度前馈控制器的输入信号可以表示为

$$\tilde{R} = E + O \cdot \frac{e^{-\bar{T}_0s}}{s^2} \quad (1)$$

根据图 1 知:

$$E = (R - Y) \cdot e^{-T_0s}, Y = \frac{O}{s^2}$$

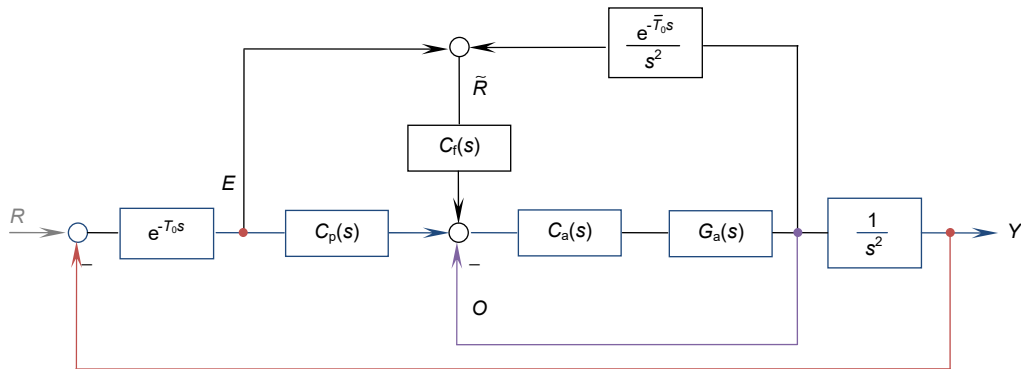


图 1 基于 CCD 和加速度计的光电跟踪系统等效加速度前馈

Fig. 1 Equivalent acceleration feedforward of the photoelectric tracking system based on CCD and accelerometer

结合式(1)可得:

$$\tilde{R} \approx R \cdot e^{-\tilde{T}_0s}$$

$$\Phi_a(s) = \frac{C_a(s)G_a(s)}{1 + C_a(s)G_a(s)} \approx 1$$

即 \tilde{R} 为存在与 CCD 相同延迟时间的目标位置信息。根据图 1 的控制框图, 可进一步推导得到理想的前馈控制器 $C_{f_ideal}(s)$:

$$C_{f_ideal}(s) = \left(\Phi_a(s) \cdot \frac{e^{-\tilde{T}_0s}}{s^2} \right)^{-1} = s^2 \cdot e^{\tilde{T}_0s} \cdot \Phi_a^{-1}(s) \quad (2)$$

如式(2)所示, 理想前馈控制器可分为三部分: s^2 表示二次微分; $e^{\tilde{T}_0s}$ 是一个与纯延迟环节 $e^{-\tilde{T}_0s}$ 相反的环节, 它是物理不可实现的, 只能通过预测算法来近似实现; 而 $\Phi_a^{-1}(s)$ 表示加速度闭环传递函数的逆, 一般加速度闭环带宽会设计为位置闭环带宽的 8~10 倍, 因此在位置闭环带宽内可近似为

基于以上分析, 前馈控制器可简化为 $s^2 \cdot e^{\tilde{T}_0s}$ 。结合前文对于前馈控制器输入信号的分析可知, 前馈控制器需要完成的工作是: 利用合成的目标位置信息 \tilde{R} 作为输入信号, 通过预测滤波的手段来获得目标在当前时刻相对于系统的加速度 R'' 。

然而, 用于测量系统本身姿态的 MEMS 加速度计在低频存在“噪声淹没”现象。因此, 为获取更准确的目标加速度信号, 本文提出在合成目标轨迹信号之前, 采用系统加速度模型计算的平台加速度与 MEMS 加速度计测量的加速度进行频域融合。

图 2 所示为基于模型输出与加速度计数据频域融合的等效加速度前馈控制框图。图中红色的部分为图 2 相较于图 1 改进的部分。

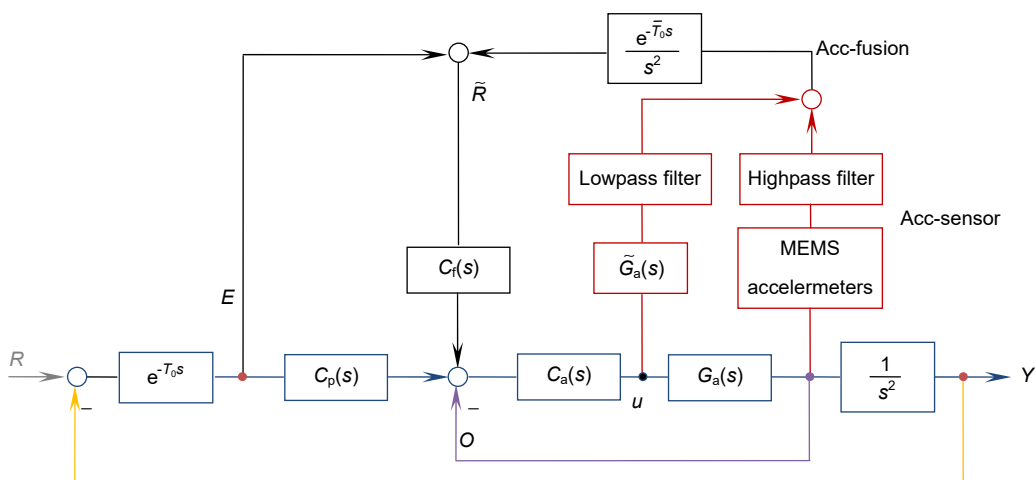


图 2 基于融合加速度的等效加速度前馈

Fig. 2 Equivalent acceleration feedforward based on the fusion acceleration

具体的加速度频域融合公式如下:

$$A_{CC-fusion} = u \cdot \tilde{G}_a(s) \cdot \frac{1}{Ts+1} + A_{CC-sensor} \cdot \frac{Ts}{Ts+1}, \quad (3)$$

在式(3)中, $A_{CC-fusion}$ 表示融合加速度, $A_{CC-sensor}$ 表示加速度计测量值, $1/(Ts+1)$ 是低通滤波器, $Ts/(Ts+1)$ 是高通滤波器, T 为转折频率, u 表示系统的驱动输入, $\tilde{G}_a(s)$ 是系统加速度模型。由于 MEMS 加速度计在低频存在“噪声淹没”现象, 而根据加速度模型计算的平台加速度信息在低频更准确, 因此式(3)采用计算加速度的低频与测量加速度的中高频进行频域融合, 以获取一个全频段都更准确的加速度信息。融合得到的系统加速度合成更准确的目标轨迹后, 通过预测滤波的方法, 获得目标当前时刻的加速度信号, 完成等效加速度前馈, 从而提高系统的跟踪精度。

3 鲁棒预测及递推公式

光电跟踪系统的等效前馈控制方法使用的传统预测滤波方法是 Kalman 滤波^[6]。随着目标机动性的增强, 其运动模型存在不确定性, 同时考虑合成目标轨迹延迟的问题, 本文引入一种鲁棒状态估计方法^[18], 并根据延迟问题进行改进。改进后的鲁棒状态估计方法称为鲁棒预测或鲁棒预测滤波。假设测量滞后帧数 d 已知且时不变, 则将目标状态的鲁棒预测滤波问题建模为无滞后的增广系统:

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_{k+1} = \bar{\mathbf{A}}_k(\varepsilon_k) \bar{\mathbf{x}}_k + \bar{\mathbf{B}}_k(\varepsilon_k) \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \bar{\mathbf{C}}_k(\varepsilon_k) \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{v}_k \end{cases}, \quad (4)$$

其中:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}}_k(\varepsilon_k) &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k(\varepsilon_k) & \mathbf{0}_{n \times (d-1)m} & \mathbf{0}_{n \times m} \\ \mathbf{a}_{21} & \mathbf{0}_{m \times (d-1)m} & \mathbf{0}_{m \times m} \\ \mathbf{0}_{(d-1)m \times n} & \mathbf{I}_{(d-1)m} & \mathbf{0}_{(d-1)m \times m} \end{bmatrix}, \\ \bar{\mathbf{B}}_k(\varepsilon_k) &= \begin{bmatrix} \mathbf{B}_k(\varepsilon_k) \\ -\mathbf{C}_{k+1}(\varepsilon_{k+1}) \mathbf{B}_k(\varepsilon_k) \\ \mathbf{0}_{(d-1)m \times n} \end{bmatrix}, \\ \bar{\mathbf{C}}_k(\varepsilon_k) &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k(\varepsilon_k), \overbrace{\mathbf{I}_{m \times m}, \dots, \mathbf{I}_{m \times m}}^d \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{a}_{21} = \mathbf{C}_k(\varepsilon_k) - \mathbf{C}_{k+1}(\varepsilon_{k+1}) \mathbf{A}_k(\varepsilon_k)$, $\mathbf{x}_k \in \mathfrak{R}^n$ 表示系统的状态向量, $\mathbf{y}_k \in \mathfrak{R}^m$ 表示系统的测量向量, d 表示测量信号的时间滞后帧数, $d \in \mathbb{N}^*$, ε_k 由 L 个实值标量不确定性 $\varepsilon_{i,k}, i=1, \dots, L$ 组成。 $\mathbf{A}_k(\varepsilon_k)$, $\mathbf{B}_k(\varepsilon_k)$, $\mathbf{C}_k(\varepsilon_k)$ 是与模型误差 ε_k 相关且大小分别为 $n \times n$, $n \times n$, $m \times n$

的系统矩阵:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_k &= [\mathbf{x}_k^T, \mathbf{A}_k^T, \mathbf{A}_{k-1}^T, \dots, \mathbf{A}_{k-d+1}^T]^T, \\ \mathbf{A}_k &= \mathbf{C}_{k-1}(\varepsilon_{k-1}) \mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{C}_k(\varepsilon_k) \mathbf{x}_k, \end{aligned}$$

$\mathbf{w}_k \in \mathfrak{R}^n$ 和 $\mathbf{v}_k \in \mathfrak{R}^m$ 是方差分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 且互不相关的高斯随机噪声, 若 $E(\mathbf{y})$ 表示随机向量 \mathbf{y} 的数学期望, 即有:

$$\begin{cases} E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_j^T] = \delta_{kj} \mathbf{Q} \geq 0 \\ E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j^T] = \delta_{kj} \mathbf{R} \geq 0 \\ E[\mathbf{w}_k \mathbf{v}_j^T] = 0 \end{cases}, \quad (6)$$

其中: δ_{kj} 是克罗内克函数(Kronecker delta), 即 $\delta_{kj} = 1 (k = j)$, $\delta_{kj} = 0 (k \neq j)$ 。考虑系统的模型不确定性, 由文献[18]可知, Kalman 滤波器可明确解释为一个正则化最小二乘(RLS, regularized least squares)问题的解。如式(7)所示:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k|k+1} \\ \hat{\mathbf{w}}_{k|k+1} \end{bmatrix} &= \arg \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k} \left[\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}\|_{\mathbf{P}_{k|k}}^2 + \|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k^{-1}}^2 + \|\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{C} \mathbf{x}_{k+1}\|_{\mathbf{R}_{k+1}^{-1}}^2 \right], \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $\|\mathbf{x}\|_{\mathbf{W}} = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{W} \mathbf{x}}$, \mathbf{x} 是列向量, \mathbf{W} 是正定矩阵。考虑由于模型误差引起的估计性能的恶化, 对 Kalman 滤波的代价函数进行改进。

新的代价函数如式(8)所示:

$$\begin{aligned} J(\alpha_k) &= E \left\{ \|\bar{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}\|_{\mathbf{P}_{k|k}^{-1}}^2 + \|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k^{-1}}^2 + \|\mathbf{y}_{k+1} - \bar{\mathbf{C}}_{k+1}(\varepsilon_{k+1}) \bar{\mathbf{x}}_{k+1}\|_{\mathbf{R}_{k+1}^{-1}}^2 \right\} \\ &= \|\alpha_k\|_{\Phi_k}^2 + E \left\{ \|\mathbf{H}_k(\varepsilon_k, \varepsilon_{k+1}) \alpha_k - \beta_k(\varepsilon_k, \varepsilon_{k+1})\|_{\Psi_k}^2 \right\}, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \Psi_k = \mathbf{R}_{k+1}^{-1} \\ \Phi_k = \text{diag} \{ \mathbf{P}_{k|k}^{-1}, \mathbf{Q}_k^{-1} \} \\ \alpha_k = \text{col} \{ \bar{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{w}_k \} \\ \mathbf{H}_k(\varepsilon_k, \varepsilon_{k+1}) = \bar{\mathbf{C}}_k(\varepsilon_{k+1}) [\bar{\mathbf{A}}_k(\varepsilon_k) \quad \bar{\mathbf{B}}_k(\varepsilon_k)] \\ \beta_k(\varepsilon_k, \varepsilon_{k+1}) = \mathbf{y}_{k+1} - \bar{\mathbf{C}}_k(\varepsilon_{k+1}) \bar{\mathbf{A}}_k(\varepsilon_k) \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \end{cases}, \quad (9)$$

其中:

$$\text{col} \{ \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3, \dots \} = [\mathbf{z}_1 \quad \mathbf{z}_2 \quad \mathbf{z}_3 \quad \dots]^T,$$

而 $\mathbf{z}_i (i=1, 2, 3, \dots)$ 是向量或矩阵。

式(8)中的代价函数考虑了随机模型误差引起的估计性能的期望。当不存在模型误差时, 式(8)的代价函数对应的状态估计器退化为标准的 Kalman 滤波器。根据矩阵 Φ_k 和 Ψ_k 的定义, 易知代价函数 $J(\alpha_k)$ 是一个严格凸函数, $\partial J(\alpha_k) / \partial \alpha_k = 0$ 处存在全局唯一最小值 α_{k-opt} 。

对式(8)的代价函数求偏导, 可获得全局最优 α_{k-opt} 的表达式如式(10)所示:

$$(\Phi_k + H_{k1})\alpha_k = H_{k2}R_{k+1}^{-1}y_{k+1} - H_{k3}\hat{x}_{k|k}, \quad (10)$$

其中:

$$H_{k1} = E \left\{ \begin{bmatrix} \bar{A}_k^T(\varepsilon_k) \\ \bar{B}_k^T(\varepsilon_k) \end{bmatrix} \bar{C}_{k+1}^T(\varepsilon_{k+1}) R_{k+1}^{-1} + \bar{C}_{k+1}(\varepsilon_{k+1}) [\bar{A}_k(\varepsilon_k) \quad \bar{B}_k(\varepsilon_k)] \right\},$$

$$H_{k2} = \begin{bmatrix} \bar{A}_k^T(\varepsilon_k) \\ \bar{B}_k^T(\varepsilon_k) \end{bmatrix} \bar{C}_{k+1}^T(\varepsilon_{k+1}),$$

$$H_{k3} = H_{k1} \begin{bmatrix} I_{(n+dm) \times (n+dm)} & \mathbf{0}_{(n+dm) \times n} \end{bmatrix}^T. \quad (11)$$

标注 1: 在所提出的鲁棒预测滤波方法中, 关键点是 H_{k1} 和 H_{k2} 可以离线计算, 实际参数可以受到模型误差 ε_k 任意方式的影响。假设 H_{k1} 和 H_{k2} 与 ε_k 是简单的函数关系, 并且 ε_k 的统计特性已知, 则可以通过直接代数运算求解 H_{k1} 和 H_{k2} , 否则可采用随机模拟^[19]的方式计算 H_{k1} 和 H_{k2} 。

根据上文分析, 下面提供递归程序。

第一步: 初值估计

$$\begin{cases} \hat{x}_{0|0} = P_{0|0} E \{ \bar{C}_0(\varepsilon_0) \} R_0^{-1} y_0 \\ P_{0|0} = \left(\bar{\Pi}_0^{-1} + E \{ \bar{C}_0^T(\varepsilon_0) R_0^{-1} \bar{C}_0(\varepsilon_0) \} \right)^{-1} \end{cases}, \quad (12)$$

其中:

$$\bar{\Pi}_0 = E \left\{ [\bar{x}_0 - E(\bar{x}_0)] [\bar{x}_0 - E(\bar{x}_0)]^T \right\}.$$

第二步: 参数修正, 定义:

$$G_k = H_{k1} - \begin{bmatrix} \bar{A}_k^T(0) \\ \bar{B}_k^T(0) \end{bmatrix} \bar{C}_{k+1}^T(0) R_{k+1}^{-1} \times \bar{C}_{k+1}(0) [\bar{A}_k(0) \quad \bar{B}_k(0)]$$

$$= \begin{bmatrix} G_{k11} & G_{k12} \\ G_{k21} & G_{k22} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中: G_k 为 $(2n+md) \times (2n+md)$ 的矩阵, G_{k11} 、 G_{k12} 、 G_{k13} 分别为 $(n+md) \times (n+md)$ 、 $(n+md) \times n$ 、 $n \times n$ 的矩阵, 分别定义矩阵 $\hat{A}_k(0)$ 、 $\hat{B}_k(0)$ 、 $\hat{P}_{k|k}$ 和 \hat{Q}_k 如下式:

$$\begin{cases} \hat{P}_{k|k} = [P_{k|k}^{-1} + G_{k11}]^{-1} \\ \hat{Q}_k = [Q_k^{-1} + G_{k22} - G_{k12}^T \hat{P}_{k|k} G_{k12}]^{-1} \\ \hat{B}_k(0) = \bar{B}_k(0) - \bar{A}_k(0) \hat{P}_{k|k} G_{k12} \\ \hat{A}_k(0) = (\bar{A}_k(0) - \hat{B}_k(0) \hat{Q}_k G_{k12}^T) \times (I_{n+md} - \hat{P}_{k|k} G_{k11}) \end{cases}. \quad (14)$$

第三步: 状态估计和估计方差更新, 分别计算

$\hat{x}_{k+1|k+1}$ 和 $P_{k+1|k+1}$:

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{A}_k(0) \hat{x}_{k|k} + P_{k+1|k+1} \times \left(P_{k+1|k}^{-1} \left(\bar{A}_k(0) \hat{P}_{k|k} \begin{bmatrix} I_{n+md} & \mathbf{0}_{(n+md) \times n} \end{bmatrix} + \hat{B}_k(0) \hat{Q}_k \hat{B}_k^T(0) \begin{bmatrix} -G_{k12}^T \hat{P}_{k|k} & I_n \end{bmatrix} \right) H_{k2} R_{k+1}^{-1} y_{k+1} - \bar{C}_{k+1}^T(0) R_{k+1}^{-1} \bar{C}_{k+1}(0) \hat{A}_k(0) \hat{x}_{k|k} \right), \quad (15)$$

其中: $P_{k+1|k}$, $R_{e,k+1}$, $P_{k+1|k+1}$ 的更新公式, 如式(16)所示。

$$\begin{cases} P_{k+1|k} = \bar{A}_k(0) \hat{P}_{k|k} \bar{A}_k^T(0) + \hat{B}_k(0) \hat{Q}_k \hat{B}_k^T(0) \\ R_{e,k+1} = R_{k+1} + \bar{C}_{k+1}(0) P_{k+1|k} \bar{C}_{k+1}^T(0) \\ P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - P_{k+1|k} \bar{C}_{k+1}^T(0) R_{e,k+1}^{-1} \bar{C}_{k+1}(0) P_{k+1|k} \end{cases}. \quad (16)$$

以上是本文提出的鲁棒预测滤波递归程序的全部内容, 递归程序的推导与文献[18]中的推导过程类似, 因此省略。

标注 2: 虽然提出的鲁棒预测滤波方法是在 Kalman 滤波的正则化最小二乘框架下进行的改进, 其递归程序与 Kalman 滤波具有相似的计算复杂度。但为了处理测量延迟问题, 鲁棒预测滤波方法使用了状态增广来建立延迟的测量信息与当前时刻的状态的关联性。状态增广会直接导致所有参与运算的矩阵维度提高, 进而增加额外的计算负担。因此所提出的鲁棒预测滤波方法更适用于短期的预测, 测量延迟建议在 1~5 帧。光电跟踪系统使用的图像传感器 CCD 的时间延迟帧数一般在 2~4 帧左右, 因此本文提出的鲁棒预测滤波方法可以适用。

为说明所提出的鲁棒预测滤波方法相较于 Kalman 滤波的适应性, 设计了相应的仿真实验。图 3 所示是仿真实验随机生成的目标轨迹以及模拟的测量信号, 具体的系统参数矩阵和初始条件如式(17)所示:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T+0.5 \cdot \varepsilon_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$C = [1 \quad 0],$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1.9 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix},$$

$$R = 1,$$

$$x_0 = \begin{bmatrix} -26.39 \\ -6.894 \end{bmatrix},$$

$$\Pi_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

其中采样周期 $T=0.01$, 模型不确定参数 $\varepsilon_k \sim N(0,1)$ 。

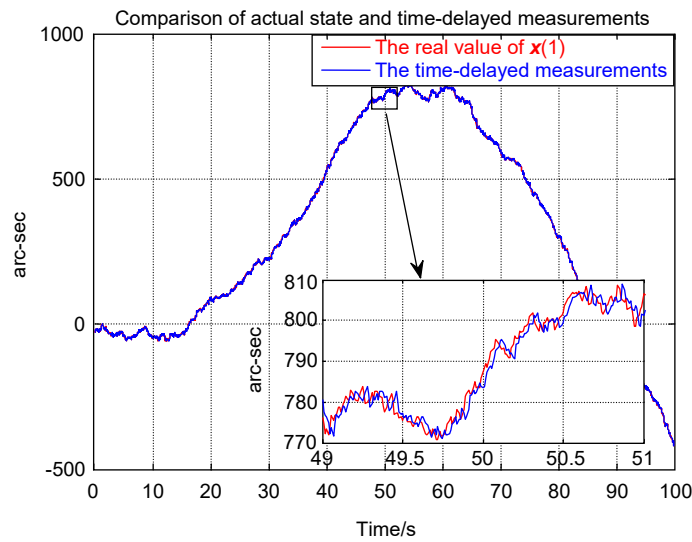


图 3 实际目标轨迹和延时测量轨迹

Fig. 3 Actual state and time-delayed measurement results

图 4 所示是仿真的结果。本实验选择相同的目标轨迹，分别对比 3 种方法的位置跟踪误差 ($|x(1) - \hat{x}(1)|$)、速度跟踪误差 ($|x(2) - \hat{x}(2)|$) 和整体的估计误差 ($\|x - \hat{x}\|^2$)。图 4 绿色线代表标准 Kalman 滤波、

蓝色线代表状态增广 Kalman 滤波、红色线代表鲁棒预测滤波。从图中可以看出，状态增广 Kalman 滤波的三种跟踪误差均低于标准 Kalman 滤波，这说明状态增广方法能够有效处理时间延迟问题。而鲁棒预测

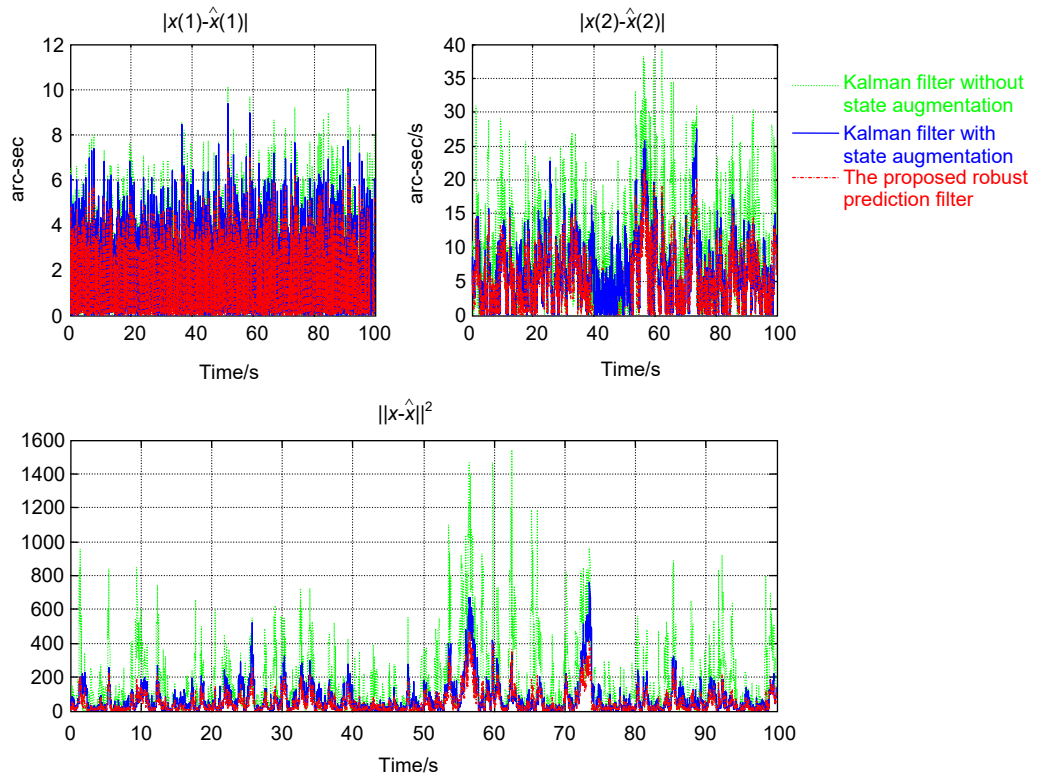


图 4 三种滤波方法的跟踪误差比较

Fig. 4 Comparison of the estimation errors for the three methods

滤波的三种跟踪误差均低于状态增广 Kalman 滤波, 这说明鲁棒预测滤波能够有效处理目标运动模型不确定性的问题。

4 实验验证

如图 5 所示, 本文采用一个两轴光电跟踪实验系统来验证所提出的整体控制方案。跟踪平台上方安装了 MEMS 加速度计以及激光光源, MEMS 加速度计用于测量跟踪平台自身的加速度, 而激光光源用于模拟目标。右侧是一块倾斜镜, 转动倾斜镜可模拟目标运动。CCD 用于探测并提取目标光斑的脱靶量。在等效加速度前馈的结构上, 本实验主要验证两方面的内容: 其一是基于模型输出与传感器数据频域融合方法的有效性, 其二是鲁棒预测滤波算法的有效性。由于实验

系统两轴的对称性, 实验中仅考虑 X 轴。

为获取跟踪平台的加速度模型, 利用 MEMS 加速度计测量了系统的加速度开环频率特性, 并拟合获得的平台的加速度模型。如图 6 所示, 图中的拟合曲线在 1.0 Hz 到 1000 Hz 频率范围内与 MEMS 加速度计测量的实际曲线高度匹配。然而, 在低于 1.0 Hz 的频率范围内, MEMS 加速度计测量的实际曲线发生无规律的震荡。这是由于平台在低频运动时, 平台加速度过小而被加速度计的噪声掩盖, 导致 MEMS 加速度计测量的平台加速度特性在低频不准确。

基于以上分析, 本实验选择以 1.0 Hz 作为频率分界点来进行平台加速度的频域融合, 即式(3)中:

$$T = \frac{1}{1.0 \times 2\pi} = 0.159。$$

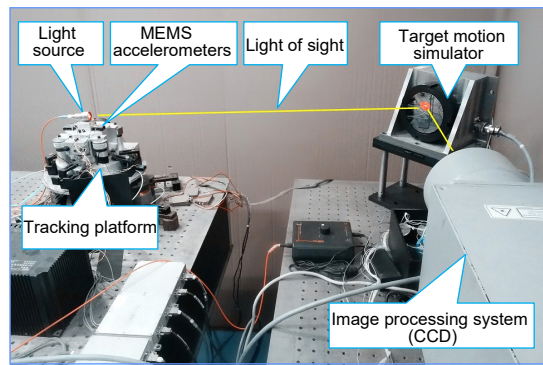


图 5 两轴光电跟踪实验系统

Fig. 5 Two-axis photoelectric tracking experimental system

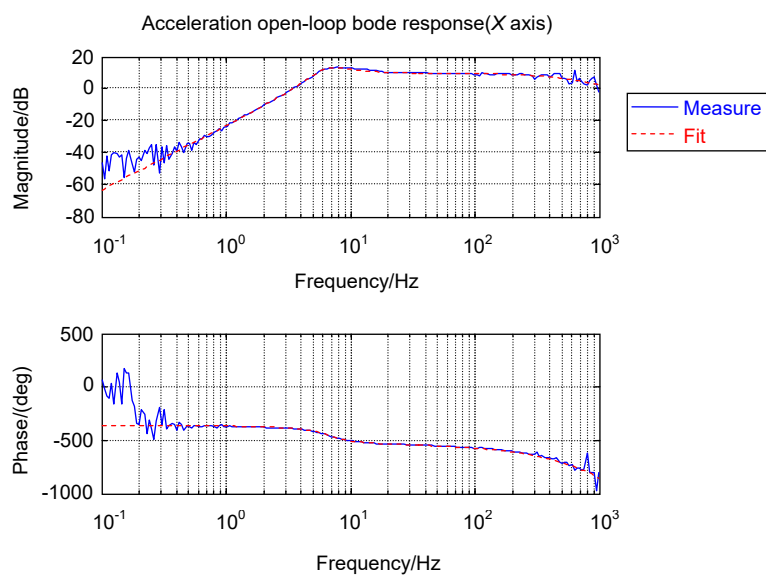


图 6 MEMS 加速度计测量的被控对象加速度开环 bode 响应

Fig. 6 Open-loop bode response of the controlled object acceleration measured by MEMS accelerometer

式(18)给出拟合曲线描述的系统加速度模型:

$$\tilde{G}_a(s) = \frac{0.0018 \cdot s^2}{0.00059042s^2 + 0.0165s + 1} \times \frac{1}{0.0003s + 1} \quad (18)$$

为进一步验证本文所提的频域融合方法的可行性, 分别在 0.1 Hz、0.3 Hz、0.5 Hz 和 1.0 Hz 的频率下对比 MEMS 加速度计测量的加速度信号和频域融合后的加速度信号, 如图 7 所示。从实验结果中看出, 在低频范围内, 频域融合方法获得的加速度相比于 MEMS 加速度计测量的加速度, 噪声更小, 信噪比更高, 说明本文所提出的频域融合方法处理加速度计低频“噪声淹没”问题的有效性。

另外, 本实验需要验证鲁棒预测滤波算法的有效性, 总共对比了 4 种跟踪方法: 第一种方法(M1)采用传统的加速度—位置双闭环控制方法(加速度环和位置环的控制器设计方法参考文献[20]); 第二种方法(M2)是在第一种方法的基础上添加等效加速度前馈控制, 对应图 1 所示的控制框图, 前馈控制器的输入

是使用加速度计测量值直接二次积分与 CCD 合成的目标轨迹, 前馈控制器使用文献[8]提出的 Kalman 滤波实现。第三种方法(M3)是对第二种方法的改进, 对应图 2 所示的控制框图, 即目标轨迹是频域融合加速度与 CCD 合成。第四种方法(M4)是对第三种方法的进一步改进, 即使用鲁棒预测滤波方法替换 Kalman 滤波, 来预测目标当前时刻的加速度。

图 8 为实验结果对比图, 采用跟踪误差抑制特性作为指标来评价这四种方法的性能(误差抑制曲线越低, 表示跟踪性能越好)。

从图 8 的实验结果可以得出: M2 相较于 M1, 系统在 1 Hz 内的跟踪性能没有得到提升, 这是由于加速度计在低频存在“噪声淹没”现象, 直接使用加速度计测量信号合成的目标轨迹精度不高, 前馈效果减弱。而采用本文提出的加速度频域融合方法后(M3 曲线), 系统的跟踪性能在 0.1 Hz~3.5 Hz 内可以得到改善。最后, 使用鲁棒预测滤波算法替换 Kalman 滤波(M4 曲线), 系统的跟踪能力在 0.1 Hz~4.5 Hz 进一步得到提升。

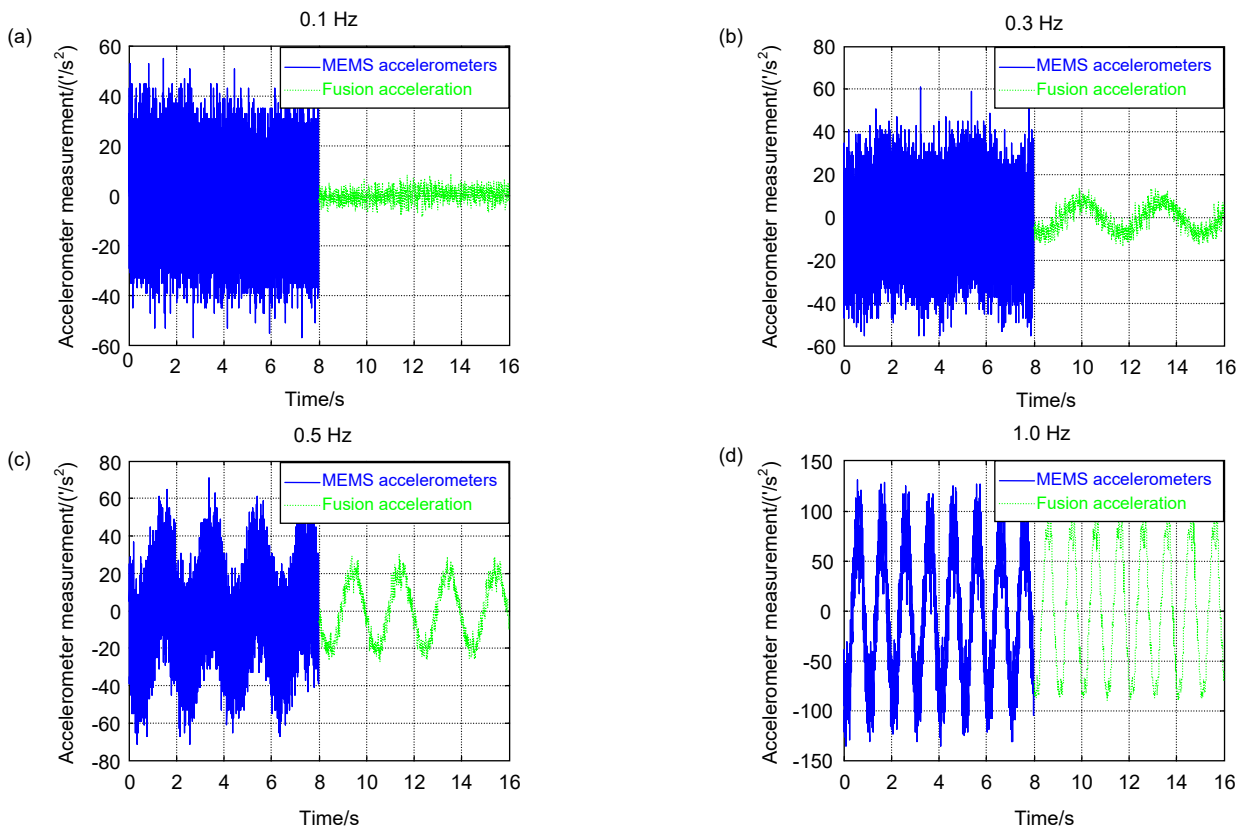


图 7 MEMS 加速度计测量加速度和频域融合加速度的对比。

(a) 0.1 Hz 下的对比; (b) 0.3 Hz 下的对比; (c) 0.5 Hz 下的对比; (d) 1.0 Hz 下的对比

Fig. 7 Comparison of the acceleration measured by MEMS accelerometers and obtained from open-loop fusion.

(a) Comparison at 0.1 Hz; (b) Comparison at 0.3 Hz; (c) Comparison at 0.5 Hz; (d) Comparison at 1.0 Hz

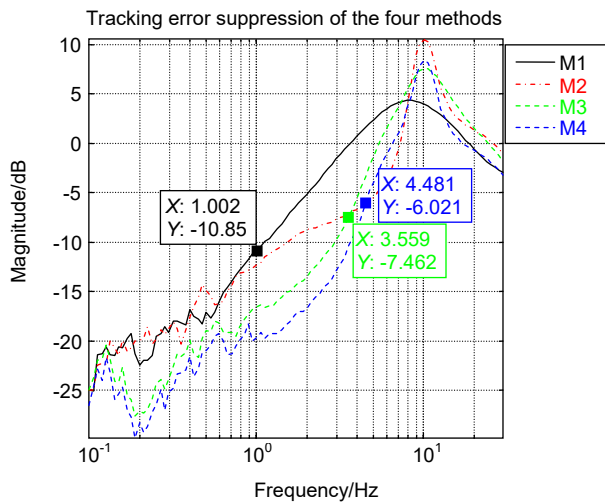


图 8 四种跟踪方法的误差抑制特性对比
Fig. 8 Comparison of the tracking error suppression for four tracking methods

5 结论

为提升一类仅安装 MEMS 加速度计和图像传感器的光电跟踪系统的跟踪性能, 提出了一种基于传感器优化与鲁棒预测的等效加速度前馈控制方法。讨论了加速度计的频域优化策略, 能够提升其在低频段的性能。采用了鲁棒预测滤波算法, 可以得到更精确的加速度预测值用于前馈控制。实验结果表明, 本方法可以进一步提升系统在 0.1 Hz~4.5 Hz 内的跟踪能力。但是, 鲁棒预测滤波算法较为复杂, 计算量大, 以后的工作将考虑方法的简化, 兼顾精度的同时减少运算量, 提升实时性。

参考文献

[1] Liu J, Deng Y T, Li H W. High-precision photoelectric acquisition and tracking based on cascade sliding mode control[J]. *Opt Precis Eng*, 2020, **28**(2): 350–362.
刘京, 邓永停, 李洪文. 基于级联滑模控制的高精度光电跟踪与捕获[J]. *光学精密工程*, 2020, **28**(2): 350–362.

[2] Li Z G, Gao L M, Zhang B N, et al. Design and experiment of momentum balance wheels for optoelectric tracking gimbals[J]. *Opt Precis Eng*, 2013, **21**(1): 62–68.
李治国, 高立民, 张博妮, 等. 空间光电跟踪系统动量平衡设计与试验[J]. *光学精密工程*, 2013, **21**(1): 62–68.

[3] Tang T, Ma J G, Chen H B, et al. A review on precision control methodologies for optical-electric tracking control system[J]. *Opto-Electron Eng*, 2020, **47**(10): 200315.
唐涛, 马佳光, 陈洪斌, 等. 光电跟踪系统中精密控制技术的研究进展[J]. *光电工程*, 2020, **47**(10): 200315.

[4] Ulich B L. Overview of acquisition, tracking, and pointing system

technologies[J]. *Proc SPIE*, 1988, **887**: 40–63.

[5] Wang C C, Hu L F, Wang Y K, et al. Time delay compensation method for tip-tilt control in adaptive optics system[J]. *Appl Opt*, 2015, **54**(11): 3383–3388.

[6] He Q N, Luo Y, Mao Y, et al. An acceleration feed-forward control method based on fusion of model output and sensor data[J]. *Sens Actuators A: Phys*, 2018, **284**: 186–193.

[7] Sun J. Study on application of dynamic high type method in tracking servo system of theodolite[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, China, 2004.
孙健. 动态高型控制方法在光电经纬仪跟踪伺服系统中的应用研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2004.

[8] Xing Q J, Dong E B, Chen J, et al. Dynamic high-type control for the servo system of an photoelectric theodolite[J]. *Electron Opt Control*, 2007, **14**(3): 140–143.
邢启江, 董二宝, 陈娟, 等. 光电经纬仪伺服系统动态高型控制[J]. *光电与控制*, 2007, **14**(3): 140–143.

[9] Ma J S, Kang M S, Kwon W H, et al. Time delay compensation of the image sensor in electro-optical tracking system[J]. *J Sens Sci Technol*, 1998, **7**(1): 23–30.

[10] Cao Z, Chen J, Deng C, et al. Improved smith predictor control for fast steering mirror system[J]. *IOP Conf Ser: Earth Environ Sci*, 2017, **69**(1): 012085.

[11] Tang T, Deng C, Yang T, et al. Error-based observer of a charge couple device tracking loop for fast steering mirror[J]. *Sensors*, 2017, **7**(3): 479.

[12] Xu T R, Ruan Y, Zhao Z Q, et al. Error-based observer control of an optic-electro tracking control system[J]. *Opto-Electron Eng*, 2020, **47**(11): 190713.
徐田荣, 阮勇, 赵志强, 等. 基于误差的观测器在光电跟踪系统中的应用(英文)[J]. *光电工程*, 2020, **47**(11): 190713.

[13] Huang Y M, Ma J G, Fu C Y. Application of forecast of moving target velocity in electro-optical tracking control system[J]. *Infrared Laser Eng*, 2004, **33**(5): 477–481.
黄永梅, 马佳光, 付承毓. 目标速度预测在光电跟踪控制系统中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2004, **33**(5): 477–481.

[14] Tang T, Tian J, Zhong D J, et al. Combining charge couple devices and rate sensors for the feedforward control system of a charge coupled device tracking loop[J]. *Sensors*, 2016, **16**(7): 968.

[15] Sani M H, Saghaei H, Mehranpour M A, et al. A novel all-optical sensor design based on a tunable resonant nanocavity in photonic crystal microstructure applicable in MEMS accelerometers[J]. *Photonic Sens*, 2021, **11**(4): 457–471.

[16] Bernstein J. An overview of MEMS inertial sensing technology[J]. *Sensors*, 2003, **20**(2): 14–21.

[17] Liu Y, Zhao Y L, Wang W Z, et al. A high-performance multi-beam microaccelerometer for vibration monitoring in intelligent manufacturing equipment[J]. *Sens Actuators A: Phys*, 2013, **189**: 8–16.

[18] Liu H B, Zhou T. Robust state estimation for uncertain linear systems with random parametric uncertainties[J]. *Sci China Inf Sci*, 2017, **60**(1): 012202.

[19] Rubinstein R Y, Kroese D P. *Simulation and the Monte Carlo Method*[M]. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2008.

[20] Tian J, Yang W S, Peng Z M, et al. Inertial sensor-based multi-loop control of fast steering mirror for line of sight stabilization[J]. *Opt Eng*, 2016, **55**(11): 1116022.

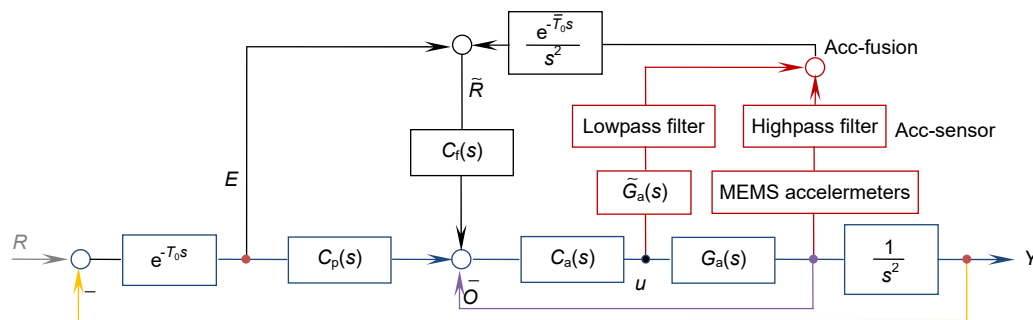
Equivalent acceleration feedforward based on sensor optimization and robust prediction

Xia Wenqiang^{1,2,3}, He Qionong^{1,2,3}, Duan Qianwen^{1,2,3},
Zhou Xi^{1,2,3}, Deng Jiuqiang^{1,2,3}, Mao Yao^{1,2,3*}

¹Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

²Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China



Equivalent acceleration feedforward based on fusion acceleration

Overview: Photoelectric tracking systems are extensively applied in aerospace, astronomical observation, target tracking, adaptive optics, and other scientific fields. The image sensor CCD (Charge-coupled device) used to detect the target usually has a non-negligible time delay, which severely limits the closed-loop bandwidth and tracking ability of the system. The composite control method based on input feedforward can theoretically improve the tracking ability of the system without changing the stability of the system. Therefore, this method is the main method used in actual engineering. To improve the tracking ability of a class of photoelectric tracking systems with only the target image sensor and accelerometer installed, this paper proposes an equivalent acceleration feedforward control method based on sensor optimization and robust prediction filtering. The ideal feedforward control requires real-time and accurate state information of the target, such as position, velocity, and acceleration. However, CCD can only provide the time-delayed target line-of-sight (LOS) error. To obtain the global trajectory information of the target relative to the tracking platform, additional sensors are needed to provide the position information of the tracking platform itself. As the accelerometer has a phenomenon of "noise submergence" at low-frequency, it will seriously affect the accuracy of synthetic target trajectory at low-frequency. Since the acceleration calculated by the system acceleration model is more accurate at low-frequency, a method of frequency-domain fusion using the calculated acceleration and the accelerometer measurement is proposed. In this method, the low-frequency information of the acceleration calculated by the acceleration model and the mid-and-high-frequency information of the accelerometer measurement data are combined for frequency-domain fusion, and a more accurate platform acceleration in low-frequency is obtained. Then, the fused acceleration and the LOS error detected by the CCD are used to synthesize the target trajectory. Meanwhile, considering the uncertainty of the target motion model and the time delay of the synthetic target trajectory, this paper proposes to use a robust prediction filtering method to replace the traditional Kalman filtering method to predict the target acceleration. The design method and recursive procedure of the proposed robust prediction filter are given in detail. To verify the effectiveness of the proposed method, this paper designs verification experiments in a two-axis photoelectric tracking experimental system. The experimental results show that using the target trajectory synthesized by optimized accelerometer data to achieve equivalent acceleration feedforward can effectively improve the tracking ability of 0.1 Hz~3.5 Hz. Using the robust prediction filtering method to replace the Kalman filter to predict the target acceleration can further improve the tracking ability of 0.1 Hz~4.5 Hz. Therefore, the proposed equivalent acceleration feedforward control method based on sensor optimization and robust prediction filtering can effectively improve the tracking ability of the photoelectric tracking system concerned by this article.

Xia W Q, He Q N, Duan Q W, *et al.* Equivalent acceleration feedforward based on sensor optimization and robust prediction[J]. *Opto-Electron Eng*, 2021, 48(11): 210153; DOI: 10.12086/oe.2021.210153

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61905253)

* E-mail: maoyao@ioe.ac.cn