

方位角预测目标跟踪系统的研究

林晓梅, 林京君

(长春工业大学 电气与电子工程学院, 长春 130012)

摘要: 为了实现目标被遮挡条件下的自动预测跟踪, 研究了跟踪机动目标过程中的自适应卡尔曼预测算法, 建立了目标遮挡预测跟踪测试系统; 首先, 根据算法推导了导引头方位角位置预测方法, 接着, 测试对比了自适应预测算法采样周期对预测精度的影响, 最后, 设计多种不同的目标运动形式, 并通过转台实现, 测试自适应算法在典型测试条件下的有效性和准确程度; 实验结果表明: 目标被遮挡时, 预测角增量指令相比图像角增量跟踪指令降低 67%; 仅需要导引头框架的角位置数据, 无须脱靶量数据和弹目距离, 满足遮挡条件下目标预测跟踪的功能要求。

关键词: 机动目标跟踪; 自适应预测; 导引头

Research on Azimuth Prediction of Target Tracking System

Lin Xiaomei, Lin Jingjun

(Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: In order to solve the problem that how a sheltered target is predicted and tracked, adaptive kalman prediction algorithms are presented and a test platform is setup. First, gimbals angle prediction algorithms are deduced according to adaptive kalman filter algorithms based on current accelerate mode. Second, sampling period selection in the adaptive prediction algorithms is studied. Finally, experiments are executed to verify the correctness and precision in the condition that several different target motion situations are designed and carried out on the two-axes revolving table. It is concluded that the command from prediction is decreased by 67%. Angular position data only needs seeker framework, without off-target bombs target distance and the amount of data to meet the target under occlusion conditions forecast track functional requirements.

Keywords: motive target tracking; adaptive prediction; seeker

0 引言

现代高科技的战争条件下, 图像制导导弹在识别和跟踪目标的过程中, 需要面对多种干扰, 主要包括: 隐身、伪装、对抗、热障等^[1]。对光学成像导引头而言, 机动目标预测跟踪算法的量测数据通常为图像处理器的脱靶量信息, 在目标连续跟踪的条件下, 预测算法能够很好地估计目标的运动信息, 并且用估计值进行误差修正, 从而提高系统的跟踪精度^[2-3]。但是当存在遮挡或者热障的问题下, 由于目标的捕获和识别发生错误, 脱靶量信息不再正确, 算法中继续使用脱靶量数据进行量测时会产生发散现象, 从而导致目标跟踪丢失。为解决这一问题, 本文采用基于“当前”加速度模型的自适应卡尔曼预测方法实现导引头框架角位置信息的预测, 在目标遮挡时, 切换至使用角位置预测指令进行跟踪, 保证目标重新出现时较小的跟踪误差并实现再捕获^[4]。

1 目标预测跟踪测试系统原理

双轴电视导引头以俯仰框为内框, 方位框为外框, 内框中安装双轴微机械速度陀螺仪用于敏感内外轴系的惯性角速度, 角位置传感器为光电编码器, 执行器采用直流有刷力矩电机^[5]。目标采用 LED 光源, 安装在用于模拟目标运动的转台

上, 该转台可以模拟目标俯仰和方位方向的运动, 俯仰轴角度范围为 $\pm 35^\circ$, 方位轴角度范围为 $0 \sim 360^\circ$ 。

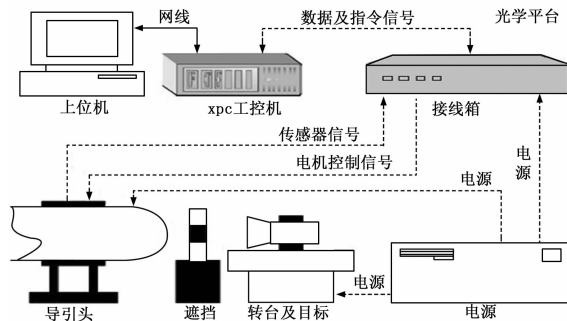


图1 目标预测跟踪测试系统原理图

图1所示的开发测试系统的运行环境为xpc实时半实物仿真平台, 在工控机中集成了基于xpc系统开发的兼容性AD/DA数据转换卡、RS422串口卡、图像采集卡及CAN卡等。其中AD/DA数据转换卡用于采集模拟传感器的输出信息并且向电机驱动器输出模拟控制指令, RS422串口卡用于接收光电编码器输出的角位置信息, 图像采集卡用于采集导引头相机输出的视频信号并且在上位机中进行图像处理, 向伺服控制系统输出脱靶量或者角增量指令, CAN卡可以实现与其他采用CAN协议的部件进行交互。工控机与上位机之间通过网线传输指令和数据, 接线箱用于工控机与导引头之间的信号转接。

收稿日期: 2014-04-18; 修回日期: 2014-05-14。

作者简介: 林晓梅(1965-), 女, 山东黄县人, 教授, 主要从事信号处理方向研究。

林京君(1987-), 女, 山东省莱阳市人, 硕士研究生, 主要从事目标追踪方向研究。

2 自适应预测跟踪系统的关键算法

在每一种具体的应用场合，通常主要关心的是机动加速度的“当前”概率密度，即目标机动的当前可能性，当目标正以某一加速度机动时，它在下一时刻的加速度取值范围是有限的，而且只能在“当前”加速度的邻域内。因此，在描述机动加速度的概率密度时，完全没有必要考虑机动加速度取值的所有可能性。这里所应用的修正加速度瑞利密度函数，其均值是“当前”机动加速度，其均值和方差之间的关系可以用来建立机动加速度的均值和方差自适应算法^[6]。

在“当前”统计模型概念条件下，当目标正以某一加速度机动时，采用零均值模型显然是不合理的，因此采用机动加速度的非零均值时间相关模型代替零均值时间相关模型，即

$$\begin{cases} \ddot{x}(t) = \bar{a} + a(t) \\ \dot{a}(t) = -\alpha a(t) + w(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中， $x(t)$ 为目标位置， $a(t)$ 为零均值有色加速度噪声， \bar{a} 是机动加速度均值，且在每一采样周期内为常数， α 为加速度时间常数的倒数， $w(t)$ 是均值为零，方差为 $\sigma_w^2 = 2\alpha\sigma_a^2$ 的白噪声， σ_a^2 为目标加速度方差。

设 $a_1(t) = \bar{a} + a(t)$ ，并带入式 (1)，可得，

$$\begin{cases} \ddot{x}(t) = a_1(t) \\ \dot{a}_1(t) = -\alpha a_1(t) + \alpha \bar{a}(t) + w(t) = -\alpha a_1(t) + w_1(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中： $a_1(t)$ 称为加速度状态变量， $w_1(t)$ 是均值为 $\alpha \bar{a}$ 的白噪声。

通过典型的离散处理方法，我们可以得到下列离散状态方程：

$$\begin{cases} X(k+1) = \Phi(k+1, k) X(k) + U(k)\bar{a} + W(k) \\ Y(k) = H(k) X(k) + V(k) \end{cases} \quad (3)$$

其中：

$$X(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k)] \quad (4)$$

$$\Phi(T) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha^2}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$U(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha}(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$W(k) = \int_{kT}^{(k+1)T} \begin{bmatrix} w_{k1} \\ w_{k2} \\ w_{k3} \end{bmatrix} \cdot W(\xi) d\xi \quad (7)$$

式中， $W(k)$ 是离散时间白噪声序列，并且，

$$\begin{cases} E[W(k)W^T(k+j)] = 0 \quad (\forall j \neq 0) \\ Q(k) = E[W(k)W^T(k)] = 2\alpha\sigma_a^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (8)$$

在式 (8) 中

$$\begin{cases} q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5} [1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T}] \\ q_{12} = \frac{1}{2\alpha^4} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2] \\ q_{13} = \frac{1}{2\alpha^3} [1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T}] \\ q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} [4e^{-2\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T] \\ q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T}] \\ q_{33} = \frac{1}{2\alpha} [1 - e^{-2\alpha T}] \end{cases} \quad (9)$$

当只有目标的位置数据可观测时， $V(k)$ 是均值为零，方差为 $R(k)$ 的高斯观测噪声。

当采用上述的状态方程和观测方程时，卡尔曼滤波方程为：

$$\begin{cases} \hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)[Y(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1)] \\ \hat{X}(k|k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{X}(k-1|k-1) + U(k)\bar{a}(k) \\ K(k) = P(k|k-1)H^T(k)[H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \\ P(k|k-1) = \Phi(k|k-1)P(k-1|k-1) \\ \Phi^T(k|k-1) + Q(k-1) \\ P(k|k) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1) \end{cases} \quad (10)$$

如果将 $\dot{x}(k)$ 的一步预测 $\dot{x}(k|k-1)$ 看作在 kT 时刻的“当前”加速度即随机机动加速度的均值，就可得到加速度的均值自适应算法。因此，

$$\bar{a}(k) = \dot{x}(k|k-1) \quad (11)$$

于是，自适应卡尔曼滤波算法可以表示为，

$$\begin{cases} \hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)[Y(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1)] \\ \hat{X}(k|k-1) = \Phi_1(T)\hat{X}(k-1|k-1) \\ K(k) = P(k|k-1)H^T(k)[H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \\ P(k|k-1) = \Phi(k|k-1)P(k-1|k-1) \\ \Phi^T(k|k-1) + Q(k-1) \\ P(k|k) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1) \end{cases} \quad (12)$$

3 测试实验与结果

3.1 采样周期测试

测试过程中使用的导引头为俯仰—偏航结构的电视导引头，图像处理器为 DSP+FPGA 结构的硬件平台，测试平台中各子系统的主要参数如表 1 所示。

卡尔曼自适应预测算法的输入参数除了初始边界条件以外，还有采样周期的选择对于系统的预测精度有很大影响，为了合理地选择预测算法的采样周期，使用传感器实测数据测试了不同采样周期的估计精度，结果如图 2 所示。

由图 2 可以看出，当采样周期小于图像处理器的采样周期时，预测数据的噪声较大，当采样周期大于等于图像处理器的采样周期时，噪声相对较小，但持续增大采样周期的噪声抑制效果并不明显，针对该系统，采用 0.02 s 的采样周期可以满足系统预测精度的要求。

表 1 测试系统主要参数

子系统	项目	符号	单位	数值
光机系统	焦距	f	mm	90
	俯仰框架角	θ_p	$^\circ$	-30~+20
	速度范围	ω_r	$^\circ/s$	± 60
伺服系统	速度精度	e_ω	$^\circ/s$	0.07
	角度精度	e_θ	$^\circ$	0.01
图像系统	跟踪方式	对比度		
	跟踪精度	e_i	象元数	2
运行环境	平台	Matlab xpc		
	0.001	采样周期	T	s

3.2 方位轴预测跟踪测试

在方位轴预测跟踪测试实验中, 使用目标遮挡板对方位方向进行遮挡, 测试预测算法在目标进入遮挡区域时的跟踪效果。对方位轴跟踪过程选取了图 3 中所示的四幅图像, 在跟踪的第 40~60 s 为目标被遮挡时间, 遮挡时间共计 20 s, 使用预测指令跟踪目标, 当目标重新出现在靶面上时, 依然处于靶心的位置, 可以证明跟踪算法在这种条件下的有效性和准确性^[7]。

在预测跟踪的过程中, 执行预测指令能够有效地约束角增量的阶跃值, 防止遮挡过程中产生较大的指向误差, 保证了目标能够重新进入视场并再次捕获和跟踪, 测试过程中的角增量指令阶跃值对比如表 2 所示。通过对比可以看出, 在遮挡区域内, 预测指令值明显小于脱靶量解算的指向有效令值, 预防了错误跟踪的发生, 保证了目标退出遮挡后的再次捕获。

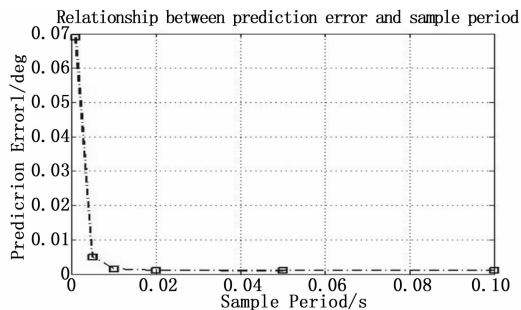


图 2 采样周期与预测精度关系图

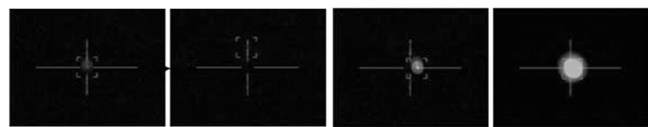


图 3 方位轴预测跟踪测试图像

算法中设计的跟踪指令切换阈值为 5 个像元, 即当目标丢失时, 俯仰或方位方向的脱靶量大于 5 个像元的条件下, 跟踪回路的控制指令切换至预测值; 当目标重新出现在视场中并且被图像处理器识别和跟踪后, 跟踪回路的控制指令切换回到由脱靶量解算的角增量指令。图 4 中, (a) 和 (d) 表示在预测跟踪过程中, 俯仰和方位方向的脱靶量; (b) 和 (e) 表示在

预测跟踪过程中, 俯仰和方位方向脱靶量解算指令以及预测指令的对比图; (c) 和 (f) 表示俯仰方向目标遮挡实验全过程中导引头俯仰轴和方位轴的角度位置变化情况。从图 4 中可以看出, 当目标进入遮挡区域, 图像跟踪丢失的情况下, 预测跟踪能够顺利启用并且有效地实现对目标的预测跟踪, 保证了目标退出遮挡重新进入视场后的再次捕获和跟踪。

4 结论

本文提出了应用自适应卡尔曼预测算法估计框架角位置信息用于引导跟踪的方法, 同时, 为了提高载体抑制扰动的能力, 提出了应用基于模型参考自适应的扰动力矩观测器的方法, 并介绍了用于测试预测跟踪效果的测试系统的结构和工作

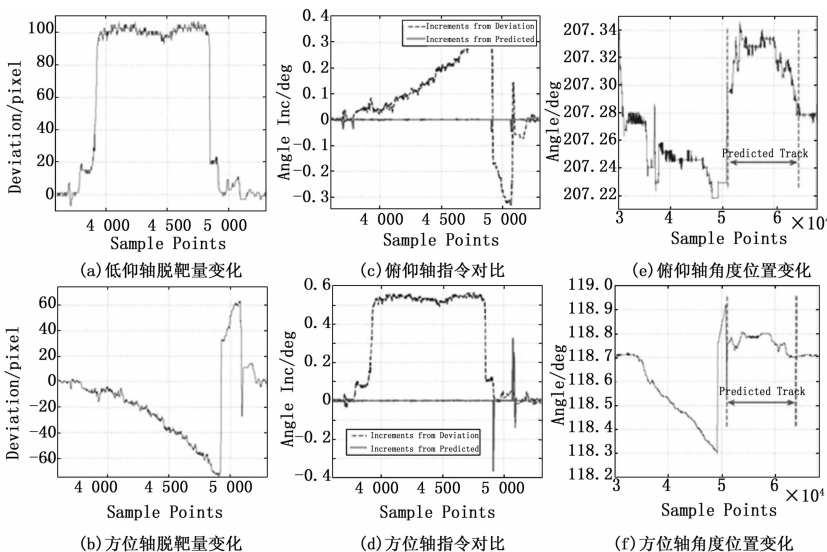


图 4 方位方向预测跟踪过程参数变化

原理。然后研究了基于“当前”加速度模型的自适应卡尔曼预测算法和扰动力矩观测器结构。最后, 给出了自适应卡尔曼预测算法中关键参数采样周期的选择依据, 并且测试了目标遮挡条件下预测跟踪的实际效果。实验结果证明: 预测算法中采样周期可以选择为跟踪回路的采样周期; 导引头的俯仰和方位框均能够实现遮挡条件下的预测跟踪, 相比脱靶量指令, 预测跟踪指令降低了 67%。基本满足了遮挡或干扰条件下的导引头预测跟踪的要求。

参考文献:

- [1] 魏 彤, 郭 蕊. 自适应卡尔曼滤波在无刷直流电机系统辨识中的应用 [J]. 光学精密工程, 2012, 20 (10): 2308-2314.
- [2] 樊宗臣, 吴晓燕. 机动目标跟踪的自适应卡尔曼滤波算法实现 [J]. 战术导弹技术, 2009 (1): 79-81.
- [3] 姜渤海. 滚摆式导引头过顶跟踪控制策略研究 [D]. 北京: 中国科学院, 2012.
- [4] 王志贤. 最优状态估计与系统辨识 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2004.
- [5] 常建平, 李海林. 随机信号分析 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [6] 李红俊, 韩冀皖. 数字图像处理技术及其应用 [J]. 计算机自动测量与控制, 2002, 10 (9).
- [7] 杨 耿, 和卫星. 运动目标图像识别与跟踪系统的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (3) 267-269.