

文章编号:1000-6893(2009)09-1745-09

不完全量测下一类非线性光电跟踪系统 滤波器设计

陈黎¹, 许志刚², 盛安冬¹

(1. 南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

(2. 淮海工学院 理学院, 江苏 连云港 222005)

Filter Design for a Class of Nonlinear Optic-electric Tracking Systems with Intermittent Observation

Chen Li¹, Xu Zhigang², Sheng Andong¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(2. School of Sciences, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China)

摘要: 随着不完全量测条件下探测概率的下降,传统光电跟踪系统的跟踪性能显著降低。为此,本文考虑将俯仰和偏航两个方向的角速度量测引入传统光电跟踪系统,并设计了不完全量测下基于置信度融合的目标跟踪滤波器。首先针对这类新型的光电跟踪系统建立了系统的量测模型,利用嵌套条件方法推导了转换量测误差前两阶矩的一致性估计;然后针对位置探测通道与角速度探测通道的4种数据探测情形设计了4个子滤波器,并根据探测通道的探测情况计算出各子滤波器的置信度,进而对各子滤波器的输出按置信度进行加权融合,得到了跟踪滤波器的全局输出;最后给出了非线性跟踪系统统计意义下的Cramer-Rao下界(CRLB)。Monte-Carlo仿真表明:在不完全量测下,相比传统光电跟踪系统,附加角速度量测的光电跟踪系统的跟踪性能有了显著提高,并且滤波器估计误差均方差(RMSE)已逼近非线性跟踪系统统计意义下的CRLB。

关键词: 状态估计; 光电跟踪系统; 不完全量测; 角速度量测; Cramer-Rao下界

中图分类号: V249.122; TN201 **文献标识码:** A

Abstract: The tracking performance of traditional optic-electric tracking systems degenerates significantly when there is a drop of detection probability with intermittent observation. This article introduces the innovative angle velocity measurements of elevation and azimuth into the traditional optic-electric tracking system, and then designs a filter for target tracking based on confidence weighted fusion with intermittent observation. First, a measurement model for the new type of optic-electric tracking system is built, and then using the nested conditioning method, the consistent estimate of the first two moments of the converted measurement errors is derived. Second, for the four different detection cases of position and velocity detection channels, four sub-filters are designed respectively whose confidences are calculated based on the detection cases of the channels, and then the output of the tracking filter is obtained by means of weighting the outputs of sub-filters with the corresponding confidences. Finally, the statistic average of Cramer-Rao low bound (CRLB) for the nonlinear tracking system is presented. Monte-Carlo simulation results show that, with intermittent observation, the performance of an optic-electric tracking system with angle velocity measurements can be significantly improved as compared with that of the traditional systems. Moreover, the root mean square of estimate error (RMSE) of the designed tracking filter is close to the average CRLB of nonlinear tracking systems.

Key words: state estimation; optic-electric tracking system; intermittent observation; angle velocity measurement; Cramer-Rao low bounds

机载光电跟踪系统通常用于测量飞行器在空中的飞行轨迹,作为飞行器飞行性能的评价。随着现代技术的发展,对飞行器性能提出愈来愈高

的要求,从而也对跟踪飞行器飞行轨迹的光电跟踪系统提出了更高的性能要求。目前,光电跟踪系统中的传统量测是球坐标下的斜距离、俯仰角和偏航角,而目标运动模型的描述是在笛卡儿坐标系中进行的。通常有两大类方法可以处理这类混合坐标系下的运动参数估计问题:一类是转换

量测 Kalman 滤波(CMKF)^[1-2],即先将量测通过坐标变换表示成笛卡儿坐标系中量测的伪线性形式,然后估计转换量测误差的前两阶矩并基于 Kalman 滤波完成目标跟踪,具体实现上仅在于转换量测误差偏差和方差求法的不同;另一类是非线性估计方法,主要包括:扩展 Kalman 滤波(EKF)^[3]、无迹 Kalman 滤波(UKF)^[4]以及粒子滤波(PF)^[5]等,思路就是直接处理非线性量测模型。由于 PF 法需要较多数目的粒子,即使在二维、三维情况下粒子数目也要达到数以千计,从而需要较大的计算量,很难满足实时性的需要,同时 EKF 法的线性近似可能会在目标运动状态估计及相应误差方差阵的计算上引入较大误差,从而导致跟踪系统的性能变为次优甚至发散。因此光电跟踪系统一般采用 CMKF 法或者 UKF 法来进行混合坐标系下的目标运动参数估计^[6]。评价跟踪系统的跟踪性能往往是进行大量仿真实验,或与理想最优性能的下界进行比较。最优性能下界给出了跟踪性能的最优极限。在二阶误差性能指标意义下,最优估计误差均方差可以用理论的 Cramer-Rao 下界(CRLB)表示^[7]。

在实际跟踪过程中,由于目标机动,障碍物遮挡,噪声工作环境以及探测设备故障等因素的存在往往使得光电跟踪系统的探测概率小于 1,相应的估计问题被文献[8]~文献[12]称为不完全量测的估计问题。文献[10]~文献[12]在不完全量测下研究了 Kalman 滤波估计误差方差的统计收敛特性,证明了存在一个临界探测概率,当实际探测概率小于临界探测概率时,滤波器估计误差方差将会发散。因此为了提高传统光电跟踪系统在不完全量测下的跟踪性能,本文考虑引入俯仰和偏航两个方向的角速度量测,并在不完全量测下设计了基于置信度融合的目标跟踪滤波器。

1 问题描述

1.1 目标运动模型

在笛卡儿坐标系下,目标运动方程可描述为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_k \in \mathbf{R}^n$ 为 k 时刻的目标状态; \mathbf{F}_k 为适维状态转移矩阵; $\mathbf{W}_k \in \mathbf{R}^n$ 为零均值方差是 \mathbf{Q}_k 的高斯白噪声。目标状态通常包括目标位置和速度等,记为

$$\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad z_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \dot{z}_k \quad \mathbf{S}_{1 \times (n-6)}]^T \quad (2)$$

式中: $x_k, y_k, z_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k$ 为三维笛卡儿坐标系下目标真实的位置和速度; $\mathbf{S}_{1 \times (n-6)}$ 为目标其他运动状态。

1.2 附加角速度量测的系统量测方程

引入俯仰角和偏航角角速度量测后,跟踪系统的量测方程可表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_k^{m,1} \\ \mathbf{Z}_k^{m,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_k^1(\mathbf{X}_k) \\ \mathbf{h}_k^2(\mathbf{X}_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_k^{m,1} \\ \mathbf{V}_k^{m,2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

各向量、矩阵及其参数的表达式分别为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_k^{m,1} &= [r_k^m \quad \theta_k^m \quad \varphi_k^m]^T, \quad \mathbf{Z}_k^{m,2} = [\dot{\theta}_k^m \quad \dot{\varphi}_k^m]^T \\ \mathbf{h}_k^1(\mathbf{X}_k) &= [r_k \quad \theta_k \quad \varphi_k]^T, \quad \mathbf{h}_k^2(\mathbf{X}_k) = [\dot{\theta}_k \quad \dot{\varphi}_k]^T \\ r_k &= (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{1/2}, \quad \theta_k = \arctan(y_k/x_k) \\ \varphi_k &= \arctan[z_k/(x_k^2 + y_k^2)^{1/2}] \\ \dot{\theta}_k &= -(x_k^2 + y_k^2)^{-1} y_k \dot{x}_k + (x_k^2 + y_k^2)^{-1} x_k \dot{y}_k \\ \dot{\varphi}_k &= -(x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{-1} (x_k^2 + y_k^2)^{-1/2} x_k z_k \dot{x}_k - \\ &\quad (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{-1} (x_k^2 + y_k^2)^{-1/2} y_k z_k \dot{y}_k + \\ &\quad (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{-1} (x_k^2 + y_k^2)^{1/2} \dot{z}_k \\ \mathbf{V}_k^{m,1} &= [\tilde{r}_k \quad \tilde{\theta}_k \quad \tilde{\varphi}_k]^T, \quad \mathbf{V}_k^{m,2} = [\tilde{\dot{\theta}}_k \quad \tilde{\dot{\varphi}}_k]^T \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Z}_k^{m,i}(i=1,2)$ 分别为跟踪系统位置探测通道与角速度探测通道的量测; $r_k^m, \theta_k^m, \varphi_k^m, \dot{\theta}_k^m$ 和 $\dot{\varphi}_k^m$ 分别为以跟踪系统为原点对目标的斜距离、偏航角、俯仰角、偏航角速度和俯仰角速度的量测值; $\tilde{r}_k, \tilde{\theta}_k, \tilde{\varphi}_k, \tilde{\dot{\theta}}_k$ 和 $\tilde{\dot{\varphi}}_k$ 为相应的加性量测噪声,假定它们均为零均值高斯白噪声序列,相应的方差分别为 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\varphi^2, \sigma_{\dot{\theta}}^2$ 和 $\sigma_{\dot{\varphi}}^2$,其关系式为

$$\left. \begin{aligned} E(\tilde{\theta}_k \cdot \tilde{\theta}_l) &= \rho_\theta \sigma_\theta \sigma_\theta \delta_{kl} \\ E(\tilde{\varphi}_k \cdot \tilde{\varphi}_l) &= \rho_\varphi \sigma_\varphi \sigma_\varphi \delta_{kl} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其余量测噪声之间均不相关。

用 d_k^i 表示 k 时刻跟踪系统第 $i(i=1,2)$ 个探测通道是否探测到数据,即

$$d_k^i = \begin{cases} 1 & \text{第 } i \text{ 个探测通道探测到数据} \\ 0 & \text{第 } i \text{ 个探测通道丢失数据} \end{cases}$$

d_k^i 服从 Bernoulli 分布,其概率分布为 $P\{d_k^i=1\} = \lambda_i(i=1,2)$,且 $d_{k_1}^i$ 与 $d_{k_2}^j(k_1 \neq k_2; i, j=1,2)$ 之间相互独立, d_k^i 与 $d_k^j(k=0,1,2, \dots; i \neq j)$ 之间的相关系数为 ρ_{12} 。量测噪声 $\mathbf{V}_k^{m,i}$ 与 d_k^i 满足^[10]

$$p(\mathbf{V}_k^{m,i} | d_k^i) \sim \begin{cases} N(0, \mathbf{R}_k^{m,i}) & d_k^i = 1 \\ N(0, \sigma_i^2 \mathbf{I}) & d_k^i = 0 \end{cases}, i = 1, 2 \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R}_k^{c,i}$ 为量测噪声 $\mathbf{V}_k^{c,i}$ 的方差, 当跟踪系统丢失数据时, 取 $\sigma_i^2 \rightarrow \infty$ 。

2 量测转换

2.1 位置量测转换

球坐标下的位置量测通过修正的去偏量测转换, 变换到笛卡儿坐标系后, 跟踪系统的量测方程可整理为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_k^{c,1} \\ \mathbf{Z}_k^{c,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{X}_k \\ \mathbf{h}_k^{c,2}(\mathbf{X}_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_k^{c,1} \\ \mathbf{V}_k^{c,2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_k^{c,1} &= [x_k^c \ y_k^c \ z_k^c]^T, \mathbf{Z}_k^{c,2} = [\dot{\theta}_k^m \ \dot{\phi}_k^m]^T \\ \mathbf{H}_k^{c,1} &= [\mathbf{I}_{3 \times 3} \ \mathbf{0}_{3 \times (n-3)}], \mathbf{h}_k^{c,2}(\mathbf{X}_k) = [\dot{\theta}_k \ \dot{\phi}_k]^T \\ \mathbf{V}_k^{c,1} &= [\tilde{x}_k^c \ \tilde{y}_k^c \ \tilde{z}_k^c]^T, \mathbf{V}_k^{c,2} = [\tilde{\theta}_k \ \tilde{\phi}_k]^T \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

2.2 量测转换误差的统计特性

量测转换误差 $\mathbf{V}_k^c = [(\mathbf{V}_k^{c,1})^T \ (\mathbf{V}_k^{c,2})^T]^T$ 的均值和方差分别为

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_k^c &= [(\boldsymbol{\mu}_k^{c,1})^T \ (\boldsymbol{\mu}_k^{c,2})^T]^T \\ \mathbf{R}_k^c &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k^{c,1} & \mathbf{R}_k^{c,1,2} \\ \mathbf{R}_k^{c,2,1} & \mathbf{R}_k^{c,2} \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

向量 $\boldsymbol{\mu}_k^{c,1}$ 和 $\mathbf{R}_k^{c,1}$ 同文献[1],

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_k^{c,2} &= [0 \ 0]^T \\ \mathbf{R}_k^{c,2} &= \begin{bmatrix} \sigma_{\dot{\theta}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{\phi}}^2 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_k^{c,1,2} &= \begin{bmatrix} R_k^{c,x\dot{\theta}} & R_k^{c,x\dot{\phi}} \\ R_k^{c,y\dot{\theta}} & R_k^{c,y\dot{\phi}} \\ R_k^{c,z\dot{\theta}} & R_k^{c,z\dot{\phi}} \end{bmatrix} = (\mathbf{R}_k^{c,2,1})^T \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

各系数表达式分别为

$$\left. \begin{aligned} R_k^{c,x\dot{\theta}} &= -\rho_\theta \sigma_\theta \sigma_\phi e^{-\sigma_\theta^2/2} e^{-\sigma_\phi^2/2} r_k^m \cos \varphi_k^m \sin \theta_k^m \\ R_k^{c,y\dot{\theta}} &= \rho_\theta \sigma_\theta \sigma_\phi e^{-\sigma_\theta^2/2} e^{-\sigma_\phi^2/2} r_k^m \cos \varphi_k^m \cos \theta_k^m \\ R_k^{c,z\dot{\theta}} &= 0 \\ R_k^{c,x\dot{\phi}} &= -\rho_\varphi \sigma_\varphi \sigma_\phi e^{-\sigma_\varphi^2/2} e^{-\sigma_\phi^2/2} r_k^m \sin \varphi_k^m \cos \theta_k^m \\ R_k^{c,y\dot{\phi}} &= -\rho_\varphi \sigma_\varphi \sigma_\phi e^{-\sigma_\varphi^2/2} e^{-\sigma_\phi^2/2} r_k^m \sin \varphi_k^m \sin \theta_k^m \\ R_k^{c,z\dot{\phi}} &= \rho_\varphi \sigma_\varphi \sigma_\phi e^{-\sigma_\varphi^2/2} r_k^m \cos \varphi_k^m \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

一般情况下量测转换误差并不服从高斯分布, 但是通过 Monte-Carlo 仿真试验, 可知式(9)是转换量测误差前两阶矩的一致估计。所以在目

标跟踪过程中, 可以用式(7)代替式(3)作为跟踪系统的量测方程。

3 跟踪滤波器

针对 k 时刻跟踪系统两个探测通道可能出现的 4 种探测情况, 分别设计子滤波器 $M_i (i=1, 2, 3, 4)$, 对应关系如表 1 所示。

表 1 数据探测情况与子滤波器的对应关系

Table 1 Detection cases and corresponding sub-filters

子滤波器	数据探测情况
M_1	$d_k^1=1, d_k^2=1$
M_2	$d_k^1=1, d_k^2=0$
M_3	$d_k^1=0, d_k^2=1$
M_4	$d_k^1=0, d_k^2=0$

3.1 子滤波器 M_1

(1) 量测误差解耦

由式(9)可以看出, 跟踪系统两个探测通道的量测误差存在相关性, 首先对两通道的量测误差进行解耦处理。令

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 2} \\ \mathbf{B}_k & \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中:

$$\mathbf{B}_k = -\mathbf{R}_k^{c,2,1} (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \quad (13)$$

式(7)两边同时乘以式(12)可得

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_k^{c,1} \\ \mathbf{Z}_k^{c,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{X}_k \\ \mathbf{h}_k^{c,2}(\mathbf{X}_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_k^{c,1} \\ \mathbf{V}_k^{c,2} \end{bmatrix} \quad (14)$$

解耦后的角速度量测误差 $\mathbf{V}_k^{c,2}$ 的均值和方差分别为 $\boldsymbol{\mu}_{k,2}^c$ 和 $\mathbf{R}_{k,2}^c = \mathbf{R}_k^{c,2} - \mathbf{R}_k^{c,2,1} (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \mathbf{R}_k^{c,1,2}$ 。

(2) 序贯状态更新

考虑到解耦后的位置量测与目标状态呈线性关系, 而角速度量测与目标状态呈强非线性关系, 子滤波器 M_1 可采用 Kalman 滤波以及 UKF 依次对位置量测和角速度量测进行序贯状态更新。

① 位置量测更新

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{k|k-1}^p &= \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1|k-1}^{M_1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1}^p &= \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{M_1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{X}_{k|k}^p &= \mathbf{X}_{k|k-1}^p + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k^{c,1} - \mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{X}_{k|k-1}^p) \\ \mathbf{P}_{k|k}^p &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k^{c,1}) \mathbf{P}_{k|k-1}^p \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k|k-1}^p (\mathbf{H}_k^{c,1})^T [\mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{P}_{k|k-1}^p (\mathbf{H}_k^{c,1})^T + \mathbf{R}_k^{c,1}]^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{X}_{k-1|k-1}^{M_1}$ 和 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{M_1}$ 分别为子滤波器 M_1 在

$k-1$ 时刻的状态估计与估计误差方差; $\mathbf{X}_{k|k}^p$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^p$ 分别为子滤波器 M_1 在 k 时刻处理完位置量测后的状态估计与估计误差方差。

② 角速度量测更新

计算 Sigma 点及其权值

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{i,k} &= \begin{cases} \mathbf{X}_{k|k}^p & i=0 \\ \mathbf{X}_{k|k}^p + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k}^p})_i & i=1,2,\dots,n \\ \mathbf{X}_{k|k}^p - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k}^p})_i & i=n+1,\dots,2n \end{cases} \\ \omega_i^m &= \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) & i=0 \\ 0.5/(n+\lambda) & i \neq 0 \end{cases} \\ \omega_i^c &= \begin{cases} \lambda/(n+\lambda) + (1-\alpha^2 + \beta) & i=0 \\ 0.5/(n+\lambda) & i \neq 0 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式中: $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ 为比例参数, 可用于调节 Sigma 点和 $\mathbf{X}_{k|k}^p$ 的距离, 通常 κ 设置为 0 或者 $3-n$; α 确定 $\mathbf{X}_{k|k}^p$ 周围 Sigma 点的分布, 通常设为一个较小的正数; 对于高斯分布, β 等于 2 是最优的^[4]。

状态更新

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{k|k}^{M_1} &= \mathbf{X}_{k|k}^p + \mathbf{P}_{k|k}^{X_k^c Z_{k,2}^c} \cdot (\mathbf{P}_{k|k}^{Z_{k,2}^c})^{-1} \cdot (\mathbf{Z}_{k,2} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c) \\ \mathbf{P}_{k|k}^{M_1} &= \mathbf{P}_{k|k}^p - \mathbf{P}_{k|k}^{X_k^c Z_{k,2}^c} \cdot (\mathbf{P}_{k|k}^{Z_{k,2}^c})^{-1} \cdot (\mathbf{P}_{k|k}^{X_k^c Z_{k,2}^c})^T \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_{i,k} &= \mathbf{h}_{k,2}^c(\mathbf{X}_{i,k}) + \boldsymbol{\mu}_{k,2}^c \\ \mathbf{Z}_{k|k,2}^c &= \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \mathbf{Z}_{i,k} \\ \mathbf{P}_{k|k}^{Z_{k,2}^c} &= \mathbf{R}_{k,2}^c + \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)(\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)^T \\ \mathbf{P}_{k|k}^{X_k^c Z_{k,2}^c} &= \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{X}_{i,k} - \mathbf{X}_{k|k}^p)(\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)^T \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k}^{Z_{k,2}^c} &= \mathbf{R}_{k,2}^c + \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)(\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)^T \\ \mathbf{P}_{k|k}^{X_k^c Z_{k,2}^c} &= \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{X}_{i,k} - \mathbf{X}_{k|k}^p)(\mathbf{Z}_{i,k} - \mathbf{Z}_{k|k,2}^c)^T \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

子滤波器 M_1 数据处理流程如图 1 所示。

3.2 其他子滤波器

考虑到探测通道 1 的位置量测与目标状态呈线性关系, 子滤波器 M_2 在 k 时刻的状态估计 $\mathbf{X}_{k|k}^{M_2}$ 及其估计误差方差 $\mathbf{P}_{k|k}^{M_2}$ 可由 Kalman 滤波递推计算得出; 探测通道 2 的角速度量测与目标状态呈强非线性关系, 子滤波器 M_3 可采用 UKF 进行状态估计, k 时刻的状态估计及其估计误差方差分别为 $\mathbf{X}_{k|k}^{M_3}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{M_3}$; 当两个探测通道同时发生数据丢失时, 子滤波器 M_4 可利用目标运动模型进行外推计算, k 时刻的状态估计及其估计误差方差分别为 $\mathbf{X}_{k|k}^{M_4}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{M_4}$ 。

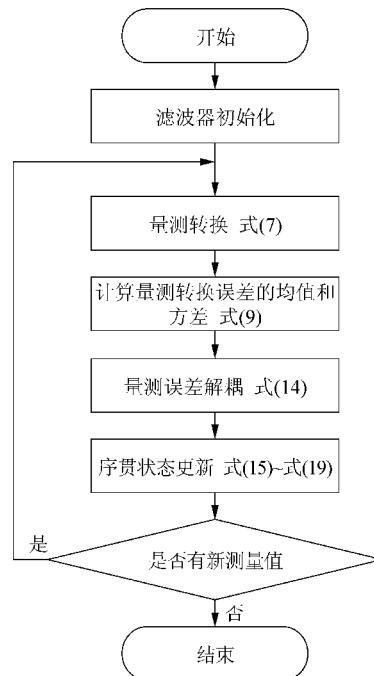


图 1 子滤波器 M_1 数据处理流程图

Fig. 1 Data processing flow chart of sub-filter M_1

3.3 基于置信度的加权融合

跟踪系统两个探测通道的探测概率分别为 λ_1 和 λ_2 , 在实际探测过程中两个通道的真实探测情况可以通过监测子滤波器 M_2 和子滤波器 M_3 的残差 \mathbf{r}_k^i ($i=2,3$) 变化情况来判断。

定义残差的实测方差为

$$\mathbf{C}_k^{r,i} \triangleq \mathbf{r}_k^i (\mathbf{r}_k^i)^T \quad (i=2,3) \quad (20)$$

向量 \mathbf{r}_k^2 和 \mathbf{r}_k^3 的表达式为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{r}_k^2 &= \mathbf{Z}_k^{c,1} - \mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{X}_{k|k-1} \\ \mathbf{r}_k^3 &= \mathbf{Z}_k^{c,2} - \mathbf{Z}_{k|k-1}^{c,2} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

式中: $\mathbf{Z}_{k|k-1}^{c,2} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \mathbf{h}_{k,2}^{c,2}(\mathbf{X}_{i,k})$, 向量 $\mathbf{X}_{i,k}$ 的表达式为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{i,k} &= \begin{cases} \mathbf{X}_{k|k-1}^{M_2} & i=0 \\ \mathbf{X}_{k|k-1}^{M_2} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k-1}})_i & i=1,2,\dots,n \\ \mathbf{X}_{k|k-1}^{M_2} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k-1}})_i & i=n+1,\dots,2n \end{cases} \\ \mathbf{P}_k^{r,2} &= \mathbf{H}_k^{c,1} \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{H}_k^{c,1})^T + \mathbf{R}_k^{c,1} \\ \mathbf{P}_k^{r,3} &= \mathbf{R}_k^{c,2} + \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c [\mathbf{h}_{k,2}^{c,2}(\mathbf{X}_{i,k}) - \mathbf{Z}_{k|k-1}^{c,2}] \cdot [\mathbf{h}_{k,2}^{c,2}(\mathbf{X}_{i,k}) - \mathbf{Z}_{k|k-1}^{c,2}]^T \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

定义残差实测方差与理论方差的比值为

$$q_k^{r,i} = \frac{\text{tr } \mathbf{C}_k^{r,i}}{\text{tr } \mathbf{P}_k^{r,i}} \quad (i = 2, 3) \quad (23)$$

当探测通道探测到数据时, $q_k^{r,i}$ 在 1 附近。如果探测通道丢失数据, 则 $\mathbf{C}_k^{r,i}$ 变大, $q_k^{r,i} > 1$ 。因此可根据经验设定一个检测门限, 如果 $q_k^{r,i}$ 大于此门限, 则说明探测通道丢失数据; 如果小于, 则说明探测通道探测到了数据。进而各子滤波器的置信度可以根据探测通道的探测情况来确定。

记子滤波器 $M_i (i=1, 2, 3, 4)$ 可信为 N_i , 通过对探测通道探测情况的监测, 子滤波器 M_2 和 M_3 在 k 时刻可信的后验概率分别为

$$P(N_2) = d_k^1 \quad (24)$$

$$P(N_3) = d_k^2 \quad (25)$$

因此, 子滤波器 M_1 可信的后验概率为

$$\alpha_1 = P(N_1) = P(N_2 \cap N_3) = d_k^1 d_k^2 \quad (26)$$

只有子滤波器 M_2 可信的后验概率为

$$\alpha_2 = P(N_2 \cap \bar{N}_3) = P(N_2) - P(N_2 \cap N_3) = d_k^1 - d_k^1 d_k^2 \quad (27)$$

只有子滤波器 M_3 可信的后验概率为

$$\alpha_3 = P(\bar{N}_2 \cap N_3) = P(N_3) - P(N_2 \cap N_3) = d_k^2 - d_k^1 d_k^2 \quad (28)$$

子滤波器 M_4 可信的后验概率为

$$\alpha_4 = P(N_4) = P(\bar{N}_2 \cap \bar{N}_3) = 1 - P(N_2 \cup N_3) = 1 - d_k^1 - d_k^2 + d_k^1 d_k^2 \quad (29)$$

考虑置信度, 跟踪系统 k 时刻的加权融合 $\mathbf{X}_{k|k}$ 及其融合误差方差 $\mathbf{P}_{k|k}$ 如下:

$$\mathbf{X}_{k|k} = \sum_{i=1}^4 \alpha_i \mathbf{X}_{k|k}^{M_i} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k} &= E[(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k})(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k})^T | \mathbf{Z}^k] = \\ &= \sum_{i=1}^4 E[(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k}) (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k})^T | \mathbf{Z}^k, N_i] \alpha_i = \\ &= \sum_{i=1}^4 E[(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k}^{M_i} + \mathbf{X}_{k|k}^{M_i} - \mathbf{X}_{k|k}) \cdot \\ &(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_{k|k}^{M_i} + \mathbf{X}_{k|k}^{M_i} - \mathbf{X}_{k|k})^T | \mathbf{Z}^k, N_i] \alpha_i = \\ &= \sum_{i=1}^4 \alpha_i [\mathbf{P}_{k|k}^{M_i} + (\mathbf{X}_{k|k} - \mathbf{X}_{k|k}^{M_i})(\mathbf{X}_{k|k} - \mathbf{X}_{k|k}^{M_i})^T] \end{aligned} \quad (31)$$

式中: $\mathbf{Z}^k \triangleq \{\mathbf{Z}_i^k, i=0, 1, \dots, k\}$ 。

跟踪滤波器数据处理流程如图 2 所示。

当 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 时, 即在完全量测下, 跟踪滤波器退化为子滤波器 M_1 。

4 个子滤波器以及置信度融合算法的计算复杂度如表 2 所示。

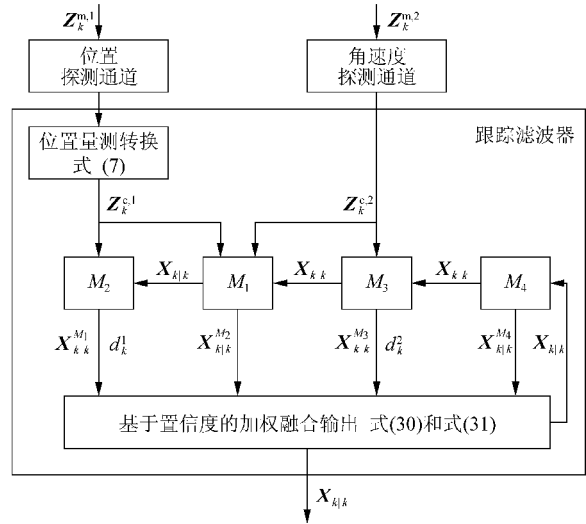


图 2 跟踪滤波器数据处理流程图

Fig. 2 Data processing flow chart of tracking filter

表 2 计算复杂度比较

Table 2 Comparison of computational complexity

M_1	M_2	M_3	M_4	置信度融合
$O(n^3)$	$O(n^3)$	$O(n^3)$	$O(n^3)$	$O(n^2)$

因此跟踪滤波器的计算复杂度为 $O(n^3)$, 与基于位置量测的子滤波器 M_2 的计算复杂度相当。

4 跟踪系统 CRLB

为了进一步评估上述基于置信度融合的跟踪滤波器的估计性能, 在此给出不完全量测下跟踪系统统计意义下的 CRLB。

若由式 (1) 和式 (7) 组成的非线性系统的 CRLB 为 $\mathbf{C}_k \triangleq \mathbf{J}_k^{-1}$, 则系统的 Fisher 信息阵 (FIM) \mathbf{J}_k 可由如下递推公式确定^[7]:

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{D}_k^{22} - \mathbf{D}_k^{21} (\mathbf{J}_{k-1} + \mathbf{D}_k^{11})^{-1} \mathbf{D}_k^{12} \quad (32)$$

式中:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{D}_k^{11} &= \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1} \\ \mathbf{D}_k^{12} &= -\mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} = (\mathbf{D}_k^{21})^T \\ \mathbf{D}_k^{22} &= \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} + (\mathbf{H}_k^c)^T (\mathbf{R}_k^c)^{-1} \mathbf{H}_k^c \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

向量 $\mathbf{H}_k^c, \mathbf{H}_k^{c,2}$ 分别为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{H}_k^c &= [\mathbf{H}_k^{c,1} \quad \mathbf{H}_k^{c,2}]^T \\ \mathbf{H}_k^{c,2} &= \partial \mathbf{h}_k^{c,2}(\mathbf{X}_k) / \partial \mathbf{X}_k \end{aligned} \right\} \quad (34)$$

考虑第 l 个探测/丢失序列:

$$\mathbf{Y}_k^{(l)} = \{\mathbf{Y}_k^{1,(l)}, \mathbf{Y}_k^{2,(l)}\} \quad (l = 1, 2, \dots, 2^{2k})$$

其中, 位置探测/丢失序列 $\mathbf{Y}_k^{1,(l)}$ 为

$$d_1^{1,(l)}, d_2^{1,(l)}, \dots, d_k^{1,(l)}$$

角速度探测/丢失序列 $\mathbf{Y}_k^{2,(l)}$ 为

$$d_1^{2,(l)}, d_2^{2,(l)}, \dots, d_k^{2,(l)}$$

由 d_i^k 的统计特性可知,探测/丢失序列 $\mathbf{Y}_k^{(D)}$ 的概率为

$$P\{\mathbf{Y}_k^{(D)}\} = \prod_{i=1}^k P\{d_i^1 = d_i^{1,(D)}, d_i^2 = d_i^{2,(D)}\} \quad (35)$$

当 $d_i^{1,(D)} = d_i^{2,(D)} = 1$ 时

$$P\{d_i^1 = d_i^{1,(D)}, d_i^2 = d_i^{2,(D)}\} = \frac{\lambda_1 \lambda_2 + \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}}{\lambda_1 - \lambda_1 \lambda_2 - \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}} \quad (36)$$

当 $d_i^{1,(D)} = 1, d_i^{2,(D)} = 0$ 时

$$P\{d_i^1 = d_i^{1,(D)}, d_i^2 = d_i^{2,(D)}\} = \frac{\lambda_1 - \lambda_1 \lambda_2 - \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}}{\lambda_2 - \lambda_1 \lambda_2 - \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}} \quad (37)$$

当 $d_i^{1,(D)} = 0, d_i^{2,(D)} = 1$ 时

$$P\{d_i^1 = d_i^{1,(D)}, d_i^2 = d_i^{2,(D)}\} = \frac{\lambda_2 - \lambda_1 \lambda_2 - \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}}{1 - \lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_1 \lambda_2 + \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)}} \quad (38)$$

当 $d_i^{1,(D)} = d_i^{2,(D)} = 0$ 时

$$P\{d_i^1 = d_i^{1,(D)}, d_i^2 = d_i^{2,(D)}\} = 1 - \lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_1 \lambda_2 + \rho_{12} \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2)} \quad (39)$$

那么统计意义下的 CRLB 可以通过求期望获得

$$\mathbf{C}_k(\text{ENUM}) = E\{\mathbf{C}_k^{(D)}\} = \sum_{i=1}^{2^{2k}} \mathbf{C}_k^{(D)} \times P\{\mathbf{Y}_k^{(D)}\} \quad (40)$$

在探测/丢失序列 $\mathbf{Y}_k^{(D)}$ 下,系统的 FIM 递推式为

$$[\mathbf{C}_k^{(D)}]^{-1} \triangleq \mathbf{J}_k(\mathbf{Y}_k^{(D)}) = \mathbf{D}_k^{22}(\mathbf{Y}_k^{(D)}) - \mathbf{D}_{k-1}^{21}[\mathbf{J}_{k-1}(\mathbf{Y}_{k-1}^{(D)}) + \mathbf{D}_{k-1}^{11}]^{-1} \mathbf{D}_{k-1}^{12} \quad (41)$$

式中:

$$\mathbf{D}_k^{22}(\mathbf{Y}_k^{(D)}) = \mathbf{Q}_k^{-1} + \mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) \quad (42)$$

向量 $\mathbf{d}_k^{(D)}$ 的表达式为

$$\mathbf{d}_k^{(D)} = [d_k^{1,(D)} \quad d_k^{2,(D)}]^T \quad (43)$$

① 当 $d_k^{1,(D)} = d_k^{2,(D)} = 1$ 时,两个通道都探测到数据,新息 $\mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) = (\mathbf{H}_k^c)^T (\mathbf{R}_k^c)^{-1} \mathbf{H}_k^c$.

② 当 $d_k^{1,(D)} = 1, d_k^{2,(D)} = 0$,只有位置量测通道探测到数据, $\mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) = (\mathbf{H}_k^{c,1})^T (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,1}$.

③ 当 $d_k^{1,(D)} = 0, d_k^{2,(D)} = 1$,只有角速度量测通道探测到数据, $\mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) = (\mathbf{H}_k^{c,2})^T (\mathbf{R}_k^{c,2})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,2}$.

④ 当 $d_k^{1,(D)} = 0, d_k^{2,(D)} = 0$,两个通道都丢失数据,无新的信息,即 $\mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) = 0$.

将上面 4 种情况合并为

$$\mathbf{J}_k^Z(\mathbf{d}_k^{(D)}) = d_k^{1,(D)} d_k^{2,(D)} (\mathbf{H}_k^c)^T (\mathbf{R}_k^c)^{-1} \mathbf{H}_k^c + d_k^{1,(D)} (1 - d_k^{2,(D)}) (\mathbf{H}_k^{c,1})^T (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,1} + (1 - d_k^{1,(D)}) d_k^{2,(D)} (\mathbf{H}_k^{c,2})^T (\mathbf{R}_k^{c,2})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,2} \quad (44)$$

所以系统的 FIM 递推式为

$$[\mathbf{C}_k^{(D)}]^{-1} \triangleq \mathbf{J}_k(\mathbf{Y}_k^{(D)}) = \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} + d_k^{1,(D)} d_k^{2,(D)} (\mathbf{H}_k^c)^T (\mathbf{R}_k^c)^{-1} \mathbf{H}_k^c + d_k^{1,(D)} (1 - d_k^{2,(D)}) (\mathbf{H}_k^{c,1})^T (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,1} + (1 - d_k^{1,(D)}) d_k^{2,(D)} (\mathbf{H}_k^{c,2})^T (\mathbf{R}_k^{c,2})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,2} - \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1} [\mathbf{J}_{k-1}(\mathbf{Y}_{k-1}^{(D)}) + \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1}]^{-1} \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \quad (45)$$

将式(45)和式(35)代入式(40)可计算得到不完全量测下跟踪系统统计意义下的 CRLB.

5 仿真结果

为了清楚地说明所提跟踪滤波器的跟踪性能,这里设置 3 种目标运动场景,匀速直线运动(A)、变速圆周运动(B)以及目标蛇形机动(C),在不完全量测下将其与仅采用位置量测的修正去偏转换量测 Kalman 滤波器(MUCMKF)^[1]以及跟踪系统统计意义下的 CRLB 进行仿真比较,目标运动航路水平面投影如图 3 所示.

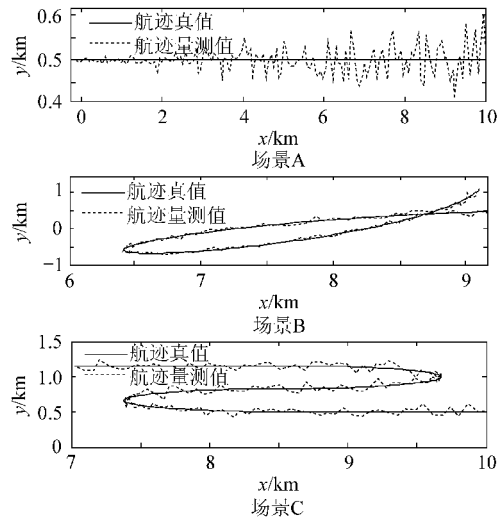


图 3 目标运动航迹水平投影
Fig. 3 Horizontal projection of target motion trajectory

光电跟踪系统激光探测周期 $T = 0.32 \text{ s}$,目标状态向量 $\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad z_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \dot{z}_k \quad \ddot{x}_k \quad \ddot{y}_k \quad \ddot{z}_k]^T$,滤波器初始状态向量及其误差方差矩阵分别为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_0 = [10^4 \text{ m} & 5 \times 10^2 \text{ m} & 10^3 \text{ m} & -2 \times 10^2 \text{ m/s} \\ & 0 \text{ m/s} & 0 \text{ m/s} & 0 \text{ m/s}^2 & 0 \text{ m/s}^2 & 0 \text{ m/s}^2] \\ \mathbf{P}_0 = 10^5 \mathbf{I}_{9 \times 9} \end{cases}$$

跟踪系统位置探测通道的量测精度为 $\sigma_r = 5 \text{ m}$, $\sigma_\varphi = \sigma_\theta = 0.3^\circ$;角速度探测通道的量测精度为 $\sigma_{\dot{\varphi}} = \sigma_{\dot{\theta}} = 0.002 \text{ (}^\circ\text{)/s}$;偏航和俯仰方向的相关系数分别为 $\rho_\theta = \rho_\varphi = 0.5$;两个探测通道的探测概率 $\lambda_i (i=1,$

2)以及探测情况的相关系数 ρ_{12} 分别满足 $0.5 \leq \lambda_i \leq 1.0, 0 \leq \rho_{12} \leq 1$ 。

归一化量测误差方差的均值(ANMES)定义如下^[1]:

$$ANMES_k = \frac{1}{Mm} \sum_{i=1}^M (\mathbf{V}_k^{c,(i)})^T (\mathbf{R}_k^{c,(i)})^{-1} \mathbf{V}_k^{c,(i)}$$

式中: $\mathbf{V}_k^{c,(i)}$ 和 $\mathbf{R}_k^{c,(i)}$ 分别为第 i 次 Monte-Carlo 仿真时的 \mathbf{V}_k^c 和 \mathbf{R}_k^c ; Monte-Carlo 仿真次数 $M=100$; 量测误差向量维数 $m=5$ 。图 4 为 ANMES 及其 95% 的置信区间。

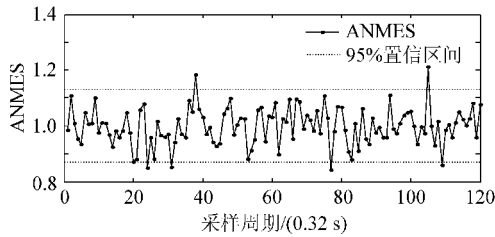


图 4 归一化转换量测误差方差的均值
Fig. 4 Average of normalized measurement error square

在图 4 中, ANMES 大部分点都处于 95% 置信区间内, 这表明式(9)是转换量测误差前两阶矩的一致估计。图 5~图 7 给出了 MUCMKF 在不同探测概率下分别置于运动场景 A、场景 B 和场景 C 中的位置与速度估计误差均方差(RMSE)。

从图 5~图 7 可以看出, 基于传统位置量测的 MUCMKF, 在不完全量测下随着探测概率的下降, 跟踪性能显著降低。具体表现为: 滤波器收敛时间变长; RMSE 特别是位置 RMSE 显著变大。

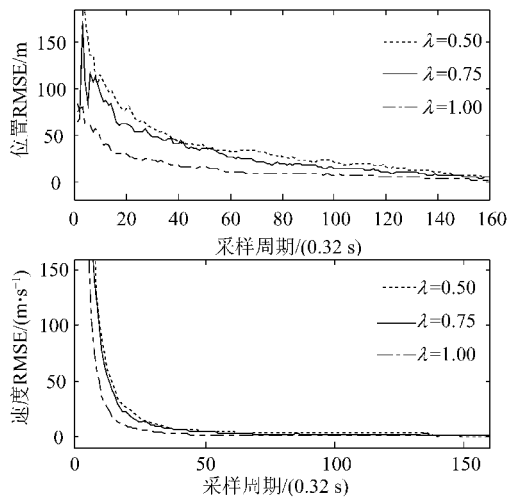


图 5 MUCMKF 置于场景 A 时不同探测概率下的 RMSE 比较
Fig. 5 RMSE comparison of MUCMKF in scene A with different detection probabilities

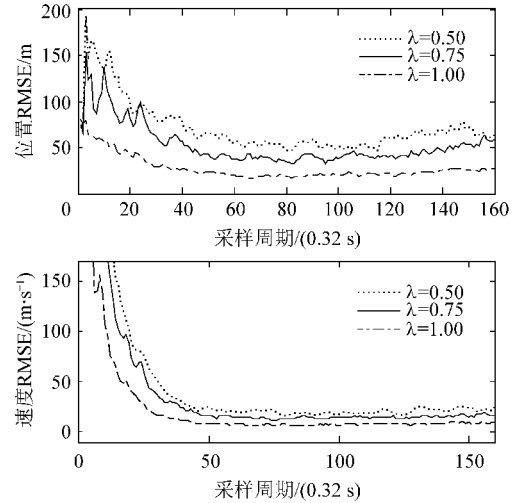


图 6 MUCMKF 置于场景 B 时不同探测概率下的 RMSE 比较
Fig. 6 RMSE comparison of MUCMKF in scene B with different detection probabilities

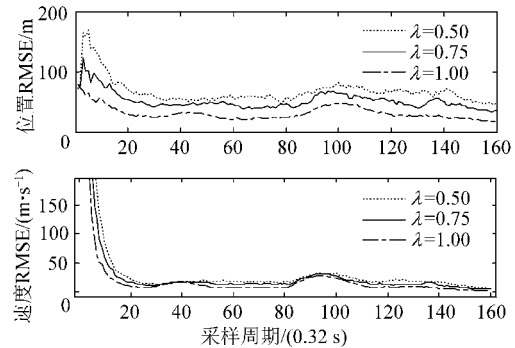


图 7 MUCMKF 置于场景 C 时不同探测概率下的 RMSE 比较
Fig. 7 RMSE comparison of MUCMKF in scene C with different detection probabilities

图 8~图 10 给出了所提跟踪滤波器, 在位置探测通道和角速度探测通道的探测概率分别为 $\lambda_1=0.50$ 和 $\lambda_2=0.75$ 以及两个探测通道探测情况的相关系数 $\rho_{12}=0$ 的条件下, 分别置于运动场景 A、场景 B 和场景 C 中的位置与速度 RMSE, 以及跟踪系统统计意义下的 CRLB。考虑到式(45)采用枚举法计算 \mathbf{C}_k , 计算量随采样时间 k 成指数增长, 仿真时 \mathbf{C}_k 采用如下近似递推方法进行计算:

$$[\mathbf{C}_k]^{-1} = \mathbf{J}_k = \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} + (\lambda_1 \lambda_2 + \rho_{12} \lambda_a) (\mathbf{H}_k^c)^T (\mathbf{R}_k^c)^{-1} \mathbf{H}_k^c + [\lambda_1 (1 - \lambda_2) - \rho_{12} \lambda_a] (\mathbf{H}_k^{c,1})^T (\mathbf{R}_k^{c,1})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,1} + [\lambda_2 (1 - \lambda_2) - \rho_{12} \lambda_a] (\mathbf{H}_k^{c,2})^T (\mathbf{R}_k^{c,2})^{-1} \mathbf{H}_k^{c,2} - \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1} (\mathbf{J}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1} \mathbf{F}_{k-1})^{-1} \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}$$

式中: $\lambda_a = \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 (1 - \lambda_1) (1 - \lambda_2)}$ 。

从图8~图10可以看出在位置探测通道探测概率相同的条件下,所提跟踪滤波器的跟踪性能较之MUCMKF有了明显提高:滤波器收敛时间缩短;RMSE已逼近跟踪系统统计意义下的CRLB。

表3~表6进一步给出了所提跟踪滤波器在不同 λ_2 和 ρ_{12} 下的位置稳态RMSE以及滤波器收敛时间比较。

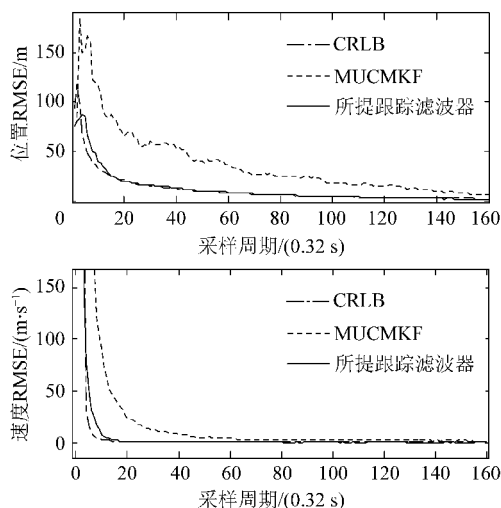


图8 MUCMKF($\lambda_1 = 0.50$)与所提跟踪滤波器($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$)在场景A中RMSE比较
Fig. 8 RMSE comparison of MUCMKF ($\lambda_1 = 0.50$) and designed filter ($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$) in scene A

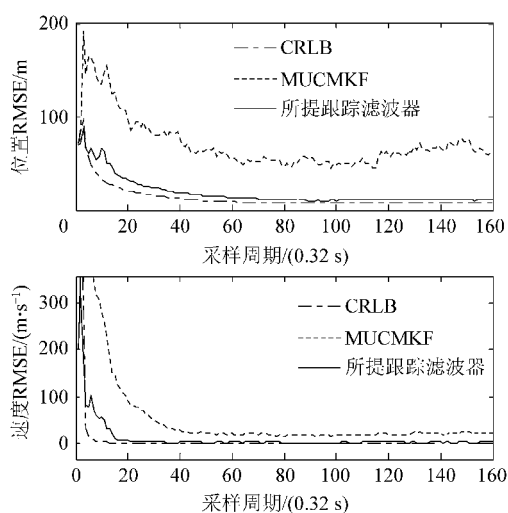


图9 MUCMKF($\lambda_1 = 0.50$)与所提跟踪滤波器($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$)在场景B中RMSE比较
Fig. 9 RMSE comparison of MUCMKF ($\lambda_1 = 0.5$) and designed filter ($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$) in scene B

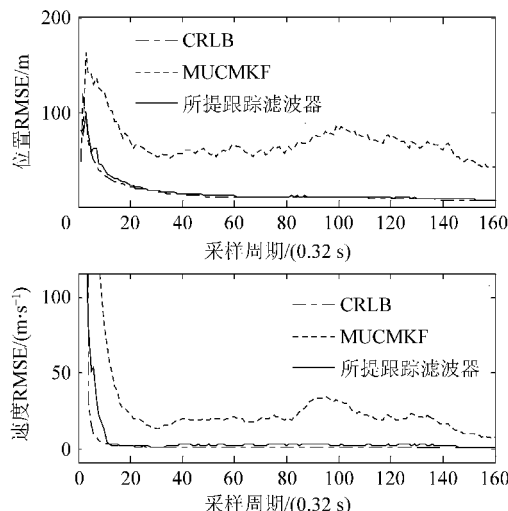


图10 MUCMKF($\lambda_1 = 0.50$)与所提跟踪滤波器($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$)在场景C中RMSE比较
Fig. 10 RMSE comparison of MUCMKF ($\lambda_1 = 0.50$) and designed filter ($\lambda_1 = 0.50, \lambda_2 = 0.75, \rho_{12} = 0$) in scene C

表3 不同 λ_2 下所提滤波器位置稳态RMSE比较
Table 3 Steady-state position RMSE comparison of designed filter with different λ_2 m

λ_1	λ_2	ρ_{12}	场景A	场景B	场景C
0.50	1.00	0	1.7	9.2	6.4
0.50	0.75	0	2.1	11.4	7.0
0.50	0.50	0	2.3	12.0	7.5

表4 不同 λ_2 下所提滤波器收敛时间比较

Table 4 Convergence time comparison of designed filter with different λ_2 s

λ_1	λ_2	ρ_{12}	场景A	场景B	场景C
0.50	1.00	0	4	8	6
0.50	0.75	0	5	9	6
0.50	0.50	0	5	9	7

表5 不同 ρ_{12} 下所提滤波器位置稳态RMSE比较

Table 5 Steady-state position RMSE comparison of designed filter with different ρ_{12} m

λ_1	λ_2	ρ_{12}	场景A	场景B	场景C
0.50	0.50	0	2.3	12.0	7.5
0.50	0.50	0.5	2.5	12.9	7.8
0.50	0.50	1.0	2.8	13.2	8.0

表6 不同 ρ_{12} 下所提滤波器收敛时间比较

Table 6 Convergence time comparison of designed filter with different ρ_{12} s

λ_1	λ_2	ρ_{12}	场景A	场景B	场景C
0.50	0.50	0	5	9	7
0.50	0.50	0.5	5	9	7
0.50	0.50	1.0	5	10	8

在表3~表6中,随着 λ_2 的下降,或者 ρ_{12} 的上升,所提跟踪滤波器的跟踪性能略有降低。

从上述仿真比较可以看出,所提跟踪滤波器较之仅采用位置量测信息的MUCMKF,在不完全量测条件下,通过充分利用附加的角速度量测信息以及探测通道的探测信息,能够显著提高光电跟踪系统的跟踪性能,并且RMSE已逼近跟踪系统统计意义下的CRLB。

6 结 论

附加角速度测量的光电跟踪系统是一种新型系统,本文针对不完全量测条件下的此类系统,设计了基于置信度加权融合的目标跟踪滤波器。该滤波器一方面充分利用了附加的角速度量测信息以及传感器量测误差的相关信息,另一方面也能够利用探测通道的探测信息对各子滤波器进行权值分配,增强了跟踪系统在不完全量测下的适应能力。Monte-Carlo仿真表明,在不完全量测下新型光电跟踪系统与传统系统相比,具有响应速度快、跟踪精度高的特点,并且系统的跟踪精度已经逼近跟踪系统统计意义下的CRLB。工程应用时,还可以根据系统统计意义下的CRLB来评判各探测通道探测概率的变化。

参 考 文 献

- [1] Han C Z, Duan Z S, Li X R. Comments on "unbiased converted measurements for tracking"[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1374-1377.
- [2] Lei M, Han C Z. Sequential nonlinear tracking using UKF and raw range-rate measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1): 239-250.
- [3] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. New York: Wiley-Interscience, 2001.
- [4] Wan E A, Van der M R. The unscented Kalman filter [M]//Kalman Filtering and Neural Networks. New York: Wiley-Interscience, 2001.
- [5] Maskell S, Arulampalam M S, Gordon N. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [6] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006: 1-13.
Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Zhansheng. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 1-13. (in Chinese)
- [7] Tichavsky P, Muravchik C H, Nehorai A. Posterior Cramer-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(5): 1386-1396.
- [8] Boers Y, Driessen H. Results on the modified Riccati equation; target tracking applications[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 379-384.
- [9] Schenato L, Sinopoli B, Franceschetti M, et al. Foundations of control and estimation over lossy networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1): 163-187.
- [10] Sinopoli B, Schenato L, Franceschetti M, et al. Kalman filtering with intermittent observations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1453-1464.
- [11] Mo Y, Sinopoli B. A characterization of the critical value for Kalman filtering with intermittent observations[C]// Proceedings of the 47th IEEE Conference on Decision and Control. 2008: 2692-2697.
- [12] Plarre K, Bullo F. On Kalman filtering for detectable systems with intermittent observations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(4): 386-390.

作者简介:

陈黎(1981—) 男,博士研究生。主要研究方向:目标跟踪与多传感器数据融合。

Tel: 025-84315872-320

E-mail: hncschenli@gmail.com

许志刚(1965—) 男,博士,副教授。主要研究方向:信号处理、目标运动分析、控制理论与应用。

(编辑:鲍亚平,张利平)