

利用角度测量估计机动目标运动参数的方法

刘哲^{1,2}, 卫军胡¹, 赵军², 姚东升², 孙国基¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 新疆乌鲁木齐 21 信箱 187 分箱, 841700, 乌鲁木齐)

摘要: 针对伪线性参数估计不适用于运动参数估计的问题,提出了一种基于角度测量的飞行目标运动参数实时估计和跟踪算法.该算法对角度测量方程在当前飞行目标运动参数估计值附近进行泰勒级数展开,得到飞行目标此刻的运动参数估计值与角度测量值之间的线性关系.在此基础上,利用最大似然估计法对参数估计值和估计误差协方差矩阵进行实时更新,并将更新值带入目标运动状态方程来估计下一时刻飞行目标的参数值和协方差,从而实现了飞行目标运动参数的迭代估计.仿真实验表明,所提算法可实现空中飞行目标的实时定位,且无需存储大量的历史数据,与伪线性参数估计算法相比,计算效率可提高 50%.

关键词: 飞行目标;运动参数估计;伪线性测量;目标跟踪

中图分类号: TN593 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)06-0067-05

A New Parameter Estimation Method for Flying Target Using Bearing Measurement

LIU Zhe^{1,2}, WEI Junhu¹, ZHAO Jun², YAO Dongsheng², SUN Guoji¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Mailbox 21 Ext. 187, Urumchi 841700, China)

Abstract: To overcome the limitation of the real-time motion parameter estimation of flying target based on PLE(pseudo linear estimation), a new algorithm for real-time estimating and tracking the motion parameters of flying target is proposed based on the measurement of flying target angle. The algorithm applies the Taylor series expansion to the angle measurement equation at the current flying target motion parameter estimation value, and the linear relationship between the estimated value of the current flying target motion parameter and the observed value of the angle is obtained. Then the estimations are updated by combining apriori maximum likelihood estimate of the flying target motion parameter and its error covariance matrix with bearing measurements, to iteratively estimate the flying motion parameters. Simulation results show that the proposed algorithm is fast, stable and effective, and is a real time processing mode in tracking system without a large amount of historical data storage. Its computational efficiency, compared with PLE, is increased by 50%.

Keywords: flying target; motion parameter estimation; pseudo linear estimation; target tracking

伪线性估计(PLE)是解决非线性估计的有效方法^[1-2],尽管它会产生有偏估计,但估计结果很少发散,也不需要设定滤波初值,从而能够为复杂算法提

供初值,改善滤波跟踪性能^[3-4].传统的伪线性估计算法通常是基于初始状态的参数估计,需要存储历史数据,且计算量随着时间的增加而增大^[5-7].在纯

角度目标的跟踪过程中,往往需要在线地对每个观测测量进行处理,以获得对目标状态的实时跟踪,因此限制了累积形式 PLE 的使用。

本文提出了一种迭代最大似然估计算法,即利用角度测量值和飞行目标状态矢量及误差协方差矩阵,实时地更新状态估计,且不需存储历史数据,实现了飞行目标的快速定位、跟踪。

1 问题的提出

在直角坐标系,假设观测站 i 的位置分别为 (x_i, y_i, z_i) , $i=1, 2, \dots, N$, 飞行目标的空间位置在 k 时刻为 (x_k, y_k, z_k) , 观测站 i 测得的飞行目标在 k 时刻的方位角为 $A_{i,k}$ 、俯仰角为 $E_{i,k}$. 当存在测量噪声时, $A_{i,k}$ 和 $E_{i,k}$ 可以表示为

$$A_{i,k} = A_{i,k}^o + n_{i,k} \quad (1)$$

$$E_{i,k} = E_{i,k}^o + e_{i,k} \quad (2)$$

定义 $A_{i,k}^o$ 和 $E_{i,k}^o$ 为

$$A_{i,k}^o = \arctan((y_i - y_k)/(x_i - x_k))$$

$$E_{i,k}^o = \arctan((z_i - z_k)/((x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2)^{1/2})$$

式中: $A_{i,k}^o$ 、 $E_{i,k}^o$ 分别表示观测站 i 测得的方位角、俯仰角的真值. 假设 $n_{i,k}$ 、 $e_{i,k}$ 是互不相关的测量噪声序列,服从均值为 0 的高斯分布,其方差分别为

$$E[n_{i,k} \quad n_{j,l}] = \begin{cases} \sigma_{i,k}^2 & i = j, k = l \\ 0 & i \neq j, k \neq l \end{cases}$$

$$E[e_{i,k} \quad e_{j,l}] = \begin{cases} \epsilon_{i,k}^2 & i = j, k = l \\ 0 & i \neq j, k \neq l \end{cases}$$

重新定义测量序列,其可用向量

$$\mathbf{a}_k = [A_{1,k}, A_{2,k}, \dots, A_{N,k}, E_{1,k}, E_{2,k}, \dots, E_{N,k}]^T$$

表示,测量真值序列用

$$\mathbf{a}_k^o = [A_{1,k}^o, A_{2,k}^o, \dots, A_{N,k}^o, E_{1,k}^o, E_{2,k}^o, \dots, E_{N,k}^o]^T$$

表示. 根据式(1)、式(2),可得

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{a}_k^o + \mathbf{b}_k \quad (3)$$

式中: $\mathbf{b}_k = [n_{1,k}, n_{2,k}, \dots, n_{N,k}, e_{1,k}, e_{2,k}, \dots, e_{N,k}]^T$.

噪声序列 $\mathbf{b}_k$ 是 $2N$ 维向量,均值为 0,其方差为

$$E[\mathbf{b}_k \quad \mathbf{b}_l] = \delta_{kl} \mathbf{R}_k$$

式中

$$\delta_{kl} = \begin{cases} 1 & k = l \\ 0 & k \neq l \end{cases}$$

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}[\sigma_{1,k}^2, \sigma_{2,k}^2, \dots, \sigma_{N,k}^2, \epsilon_{1,k}^2, \epsilon_{2,k}^2, \dots, \epsilon_{N,k}^2]$$

为了利用含噪声项的向量 $\mathbf{a}_k$ 来估计飞行目标在 k 时刻的位置 (x_k, y_k, z_k) , 特定义向量

$$\mathbf{s}_k = [x_k, \dot{x}_k, \ddot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, \ddot{y}_k, z_k, \dot{z}_k, \ddot{z}_k]$$

式中: (x_k, y_k, z_k) 是飞行器在 k 时刻的位置; $(\dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k)$ 是 k 时刻飞行器在 (x, y, z) 方向上的速度; $(\ddot{x}_k, \ddot{y}_k, \ddot{z}_k)$ 是飞行器在 (x, y, z) 方向上的加速度。

$\mathbf{s}_k$ 的最大似然估计 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 和它的误差协方差矩阵 $\mathbf{p}_{k/k-1}$ 先于 $\mathbf{a}_k$ 计算出来,其定义如下

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} &= [\hat{x}_{k/k-1}, \hat{\dot{x}}_{k/k-1}, \hat{\ddot{x}}_{k/k-1}, \hat{y}_{k/k-1}, \\ &\quad \hat{\dot{y}}_{k/k-1}, \hat{\ddot{y}}_{k/k-1}, \hat{z}_{k/k-1}, \hat{\dot{z}}_{k/k-1}, \hat{\ddot{z}}_{k/k-1}] \\ \mathbf{p}_{k/k-1} &= E[(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)^T] \end{aligned}$$

2 对数估计似然函数的求解

最大似然估计服从渐近的高斯分布,所以可假定估计值 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 的概率密度函数是均值为 $\mathbf{s}_k$ 、方差为 $\mathbf{p}_{k/k-1}$ 的高斯函数, $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 的概率密度函数为

$$f(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}) =$$

$$\rho_1 \exp\left\{-\frac{1}{2}(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)^T \mathbf{p}_{k/k-1}^{-1}(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)\right\}$$

式中

$$\rho_1 = 1/((2\pi)^N |\mathbf{p}_{k/k-1}|^{\frac{1}{2}})$$

由于式(3)中 $\mathbf{b}_k$ 是均值为 0、方差为 $\mathbf{R}_k$ 的高斯随机向量, $\mathbf{a}_k$ 是均值为 $\mathbf{a}_k^o$ 、方差为 $\mathbf{R}_k$ 的高斯随机向量,因此 $\mathbf{a}_k$ 的概率密度函数

$$g(\mathbf{a}_k) = \rho_2 \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^o)^T \mathbf{R}_k^{-1}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^o)\right\}$$

式中

$$\rho_2 = 1/((2\pi)^N |\mathbf{R}_k|^{\frac{1}{2}})$$

在给定 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 和 $\mathbf{a}_k$ 的条件下, $\hat{\mathbf{s}}_k$ 的似然函数

$$l(\mathbf{s}_k) = f(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}) g(\mathbf{a}_k)$$

由此,负对数似然函数

$$\begin{aligned} -L(\mathbf{s}_k) &= (\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)^T \mathbf{p}_{k/k-1}^{-1}(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k) + \\ &\quad (\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^o)^T \mathbf{R}_k^{-1}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^o) \end{aligned} \quad (4)$$

这里常数项已省略. 在给定 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 和 $\mathbf{a}_k$ 的条件下,为了得到 $\mathbf{s}_k$ 的最大似然估计,须最小化 $-L(\mathbf{s}_k)$,即

$$\hat{\mathbf{s}}_{k/k} = \arg \min\{-L(\mathbf{s}_k)\}$$

3 近似对数似然估计函数的推导

根据式(1)、式(2),飞行目标位置坐标状态变量 (x_k, y_k, z_k) 与测量值 $A_{i,k}$ 、 $E_{i,k}$ 存在非线性关系,为了得到该关系,应对 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 进行线性化处理。

对式(1) 在 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 进行泰勒级数展开,忽略高次项,则有

$$\begin{aligned} A_{i,k} &= \hat{A}_{i,k} + \frac{\sin \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}}(x_k - \hat{x}_{k/k-1}) - \\ &\quad \frac{\cos \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}}(y_k - \hat{y}_{k/k-1}) + n_{i,k} \end{aligned} \quad (5)$$

式中

$$\hat{A}_{i,k} = \arctan\left(\frac{y_i - \hat{y}_{k/k-1}}{x_i - \hat{x}_{k/k-1}}\right)$$

$$\hat{d}_{i,k} = ((x_i - \hat{x}_{k/k-1})^2 + (y_i - \hat{y}_{k/k-1})^2)^{1/2}$$

分别表示估计的观测站与目标的方位角和水平距离,观测站位于 (x_i, y_i, z_i) . 用式(5)进行目标在 k 时刻的位置估计,需对其进行数学变换,即

$$\tilde{A}_{i,k} = \frac{\sin \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}} x_k - \frac{\cos \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}} y_k + e_{i,k} =$$

$$A_{i,k} - \hat{A}_{i,k} + \frac{\sin \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}} \hat{x}_{k/k-1} - \frac{\cos \hat{A}_{i,k}}{\hat{d}_{i,k}} \hat{y}_{k/k-1}$$

对式(2)在 $\hat{s}_{k/k-1}$ 进行泰勒级数展开,忽略高次项,则有

$$\begin{aligned} E_{i,k} = \hat{E}_{i,k} + \frac{\hat{d}_{i,k} \cos \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} (x_k - \hat{x}_{k/k-1}) - \\ \frac{\hat{d}_{i,k} \sin \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} (y_k - \hat{y}_{k/k-1}) + \\ \frac{\cos \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}} (z_k - \hat{z}_{k/k-1}) + e_{i,k} \end{aligned} \quad (6)$$

式中

$$\hat{E}_{i,k} = \arctan((z_i - \hat{z}_{k/k-1}) / ((x_i - \hat{x}_{k/k-1})^2 +$$

$$\hat{a}_k = [\hat{A}_{1,k}, \hat{A}_{2,k}, \dots, \hat{A}_{N,k}, \hat{E}_{1,k}, \hat{E}_{2,k}, \dots, \hat{E}_{N,k}]^T$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \frac{\sin \hat{A}_{1,k}}{\hat{d}_{1,k}} & 0 & -\frac{\cos \hat{A}_{1,k}}{\hat{d}_{1,k}} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sin \hat{A}_{2,k}}{\hat{d}_{2,k}} & 0 & -\frac{\cos \hat{A}_{2,k}}{\hat{d}_{2,k}} & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\sin \hat{A}_{N,k}}{\hat{d}_{N,k}} & 0 & -\frac{\cos \hat{A}_{N,k}}{\hat{d}_{N,k}} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\hat{d}_{1,k} \cos \hat{A}_{1,k} \tan \hat{E}_{1,k}}{\hat{D}_{1,k}^2} & 0 & \frac{\hat{d}_{1,k} \sin \hat{A}_{1,k} \tan \hat{E}_{1,k}}{\hat{D}_{1,k}^2} & 0 & -\frac{\cos \hat{E}_{1,k}}{\hat{D}_{1,k}} & 0 \\ \frac{\hat{d}_{2,k} \cos \hat{A}_{2,k} \tan \hat{E}_{2,k}}{\hat{D}_{2,k}^2} & 0 & \frac{\hat{d}_{2,k} \sin \hat{A}_{2,k} \tan \hat{E}_{2,k}}{\hat{D}_{2,k}^2} & 0 & -\frac{\cos \hat{E}_{2,k}}{\hat{D}_{2,k}} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\hat{d}_{N,k} \cos \hat{A}_{N,k} \tan \hat{E}_{N,k}}{\hat{D}_{N,k}^2} & 0 & \frac{\hat{d}_{N,k} \sin \hat{A}_{N,k} \tan \hat{E}_{N,k}}{\hat{D}_{N,k}^2} & 0 & -\frac{\cos \hat{E}_{N,k}}{\hat{D}_{N,k}} & 0 \end{bmatrix}$$

将式(7)代入式(4),可以得到 $-L(s_k)$ 的另外一种表达式,即

$$-L(s_k) = (\hat{s}_{k/k-1} - s_k)^T \mathbf{p}_{k/k-1}^{-1} (\hat{s}_{k/k-1} - s_k) +$$

$$(y_i - \hat{y}_{k/k-1})^2)^{1/2})$$

$$\hat{D}_{i,k} = ((x_k - \hat{x}_{k/k-1})^2 + (y_k - \hat{y}_{k/k-1})^2 + (z_k - \hat{z}_{k/k-1})^2)^{1/2}$$

$\hat{D}_{i,k}, \hat{E}_{i,k}$ 分别表示估计的观测站与目标的距离和俯仰角. 用式(6)进行目标在 k 时刻的位置估计,需对其进行数学变换,即

$$\begin{aligned} \tilde{E}_{i,k} = \frac{\hat{d}_{i,k} \cos \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} x_k + \frac{\hat{d}_{i,k} \sin \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} y_k + \\ - \frac{\cos \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}} z_k + e_{i,k} = \end{aligned}$$

$$E_{i,k} - \hat{E}_{i,k} + \frac{\hat{d}_{i,k} \cos \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} \hat{x}_{k/k-1} +$$

$$\frac{\hat{d}_{i,k} \sin \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2} \hat{y}_{k/k-1} - \frac{\cos \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}} \hat{z}_{k/k-1}$$

通过对 $A_{i,k}, E_{i,k}$ 重复线性化测量,可以得到伪测量向量

$$\tilde{\mathbf{a}}_k = [\tilde{A}_{1,k}, \tilde{A}_{2,k}, \dots, \tilde{A}_{N,k}, \tilde{E}_{1,k}, \tilde{E}_{2,k}, \dots, \tilde{E}_{N,k}]^T$$

$$\text{即} \quad \tilde{\mathbf{a}}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{b}_k \quad (7)$$

亦即

$$\tilde{\mathbf{a}}_k = \mathbf{a}_k - \hat{\mathbf{a}}_k + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} \quad (8)$$

$$(\tilde{\mathbf{a}}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k)^T \mathbf{R}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{a}}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k) \quad (9)$$

为了得到状态向量 $\mathbf{s}_k$ 在 k 时刻的最大似然估计,必须最小化 $-L(s_k)$.

4 $\hat{s}_{k/k}$ 和 $p_{k/k}$ 的计算

为了求解 s_k 的估计值 $\hat{s}_{k/k}$, 应求 $-L(s_k)$ 对 s_k 的梯度 $\nabla(-L(s_k))$, 令 $\nabla(-L(s_k))=0$, 则有

$$\hat{s}_{k/k} = (p_{k/k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k)^{-1} (p_{k/k-1}^{-1} \hat{s}_{k/k-1} + H_k^T R_k^{-1} \bar{a}_k) = \hat{s}_{k/k-1} + G_k (a_k - \hat{a}_k) \quad (10)$$

因为

$$\nabla^2(-L(s_k)) = 2(p_{k/k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k) \geq 0$$

所以式(10)求出的 $\hat{s}_{k/k}$ 是全局最小值。

式(10)中的增益矩阵

$$G_k = (p_{k/k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k)^{-1} H_k^T R_k^{-1}$$

经变换后得到

$$G_k = p_{k/k-1} H_k^T (H_k p_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$$

$\hat{s}_{k/k}$ 的误差协方差矩阵

$$p_{k/k} = E[(\hat{s}_{k/k} - s_k)(\hat{s}_{k/k} - s_k)^T] = (p_{k/k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k)^{-1} = (I - G_k H_k) p_{k/k-1}$$

由上述推导结果可以看出, 在给定 $\hat{s}_{k/k-1}$ 、 $p_{k/k-1}$ 和 a_k 时, $\hat{s}_{k/k}$ 和 $p_{k/k}$ 的计算步骤如下: ① $G_k = p_{k/k-1} \cdot H_k^T (H_k p_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$; ② $\hat{s}_{k/k} = \hat{s}_{k/k-1} + G_k (a_k - \hat{a}_k)$; ③ $p_{k/k} = (I - G_k H_k) p_{k/k-1}$ 。

5 $\hat{s}_{k+1/k}$ 和 $p_{k+1/k}$ 的计算

在上文中, 当计算 $\hat{s}_{k/k}$ 和 $p_{k/k}$ 时, 假定 $\hat{s}_{k/k-1}$ 和 $p_{k/k-1}$ 已经给定。因此, 在 $k+1$ 时刻计算 $\hat{s}_{k+1/k+1}$ 和 $p_{k+1/k+1}$ 时, 必须先计算出 $\hat{s}_{k+1/k}$ 和 $p_{k+1/k}$ 的估计值。

运动目标从 k 到 $k+1$ 时刻时, 机动模型采用自适应统计模型^[8], 即

$$s_{k+1} = F s_k + U \bar{a} + W$$

式中

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & f_{13} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & f_{23} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & f_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & f_{46} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & f_{56} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & f_{66} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & f_{79} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & f_{89} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & f_{99} \end{bmatrix}$$

表示状态转移矩阵, 其中

$$f_{13} = \frac{-1 + a_x T + e^{-a_x T}}{a_x^2} \quad f_{23} = \frac{1 - e^{-a_x T}}{a_x}$$

$$f_{33} = 1 - e^{-a_x T} \quad f_{46} = \frac{-1 + a_y T + e^{-a_y T}}{a_y^2}$$

$$f_{56} = \frac{1 - e^{-a_y T}}{a_y} \quad f_{66} = 1 - e^{-a_y T}$$

$$f_{79} = \frac{-1 + a_z T + e^{-a_z T}}{a_z^2} \quad f_{89} = \frac{1 - e^{-a_z T}}{a_z}$$

$$f_{99} = 1 - e^{-a_z T}$$

$$U = [u_1 \quad u_2 \quad u_3 \quad u_4 \quad u_5 \quad u_6 \quad u_7 \quad u_8 \quad u_9]^T$$

其中 $u_1 = \frac{1}{a_x} \left(-T + \frac{a_x T^2}{2} + \frac{1 - e^{-a_x T}}{a_x} \right)$, $u_2 = T - \frac{1 - e^{-a_x T}}{a_x}$, $u_3 = 1 - e^{-a_x T}$, $u_4 = \frac{1}{a_y} \left(-T + \frac{a_y T^2}{2} + \frac{1 - e^{-a_y T}}{a_y} \right)$, $u_5 = T - \frac{1 - e^{-a_y T}}{a_y}$, $u_6 = 1 - e^{-a_y T}$, $u_7 = \frac{1}{a_z} \left(-T + \frac{a_z T^2}{2} + \frac{1 - e^{-a_z T}}{a_z} \right)$, $u_8 = T - \frac{1 - e^{-a_z T}}{a_z}$, $u_9 = 1 - e^{-a_z T}$, T 表示采样间隔, a_x 、 a_y 、 a_z 表示 x 、 y 、 z 方向上的加速度; $\bar{a} = [\bar{a}_x \quad \bar{a}_y \quad \bar{a}_z]$ 表示随机加速度的均值在时间常上的倒数; W 表示状态噪声, 服从 0 均值高斯分布, 其方差为

$$Q = E[WW^T] = 2a\sigma_a^2 Q_0$$

其中 σ_a^2 是加速度的方差^[8]。

由估计理论可以求出 $\hat{s}_{k+1/k}$ 和 $p_{k+1/k}$, 即

$$\hat{s}_{k+1/k} = F \hat{s}_{k/k} + U \bar{a} \quad (11)$$

$$p_{k+1/k} = E[(\hat{s}_{k+1/k} - s_{k+1})(\hat{s}_{k+1/k} - s_{k+1})^T] = F p_{k/k} F + Q \quad (12)$$

6 仿真分析

为了验证算法, 特做以下 2 种仿真。

(1) 设目标在平面上做匀加速运动, 起始坐标在原点, 起始速度 $v_0 = 2$ m/s, 加速度 $a_0 = 0.2$ m/s²。角度的测量误差正态分布, 均方误差为 1°。仿真中, 取 $T = 1$ s, 机动常数为 10, 2 个观测站的位置为 $o_1(0, 50)$ 、 $o_2(0, 100)$ 。图 1 是匀加速的位置跟踪结果, 图 2 是匀加速的速度估计结果, 图 3 是匀加速的加速度估计结果。由图可以看出: 位置、速度、加速度的估计值与理论值很接近; 位置的均方根误差值为 4.32, 速度的均方根误差值为 0.089 7, 加速度的均

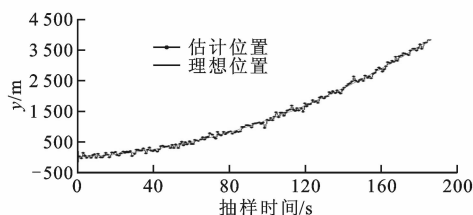


图1 匀加速下位置估计

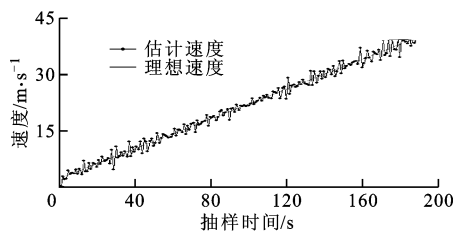


图2 匀加速下速度估计

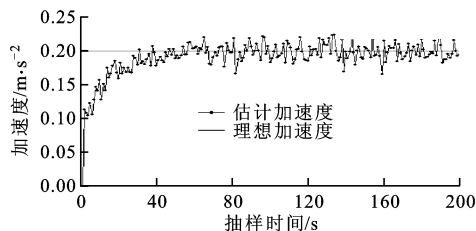


图3 匀加速下加速度估计

方根误差值为 0.007 6.

(2)设目标在平面上作 s 型运动,起始坐标在原点.图 4 是 s 型运动的位置估计曲线,图 5 是 s 型运动的速度估计结果,图 6 是 s 型运动的加速度估计结果.由图 4~6 图可以看出:位置、速度的估计值与理论值很接近;加速度估计值与理论值的误差值为 25%,也在许可的误差范围内,结果是可以接受的.经过计算,得到的位置均方根误差值为 0.168,速度均方根误差值为 0.016 7,加速度均方根误差值为 0.004 7.

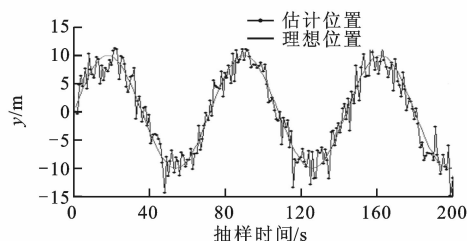


图4 s型运动的位置估计

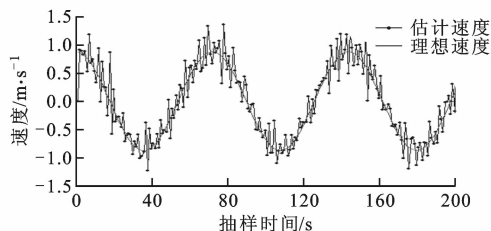


图5 s型运动的速度估计

经过 100 次蒙特卡罗仿真后,虽然每次估计的曲线有所不同,但统计结果基本相同,尤其是位置估计的相对误差小于 4%.这说明,采用本文方法不仅可以获得高精度的目标定位,而且提供了较高精度的速度和加速度的估计.但是,当目标的运动非常复

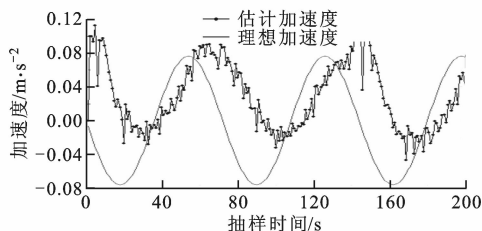


图6 s型运动的加速度估计

杂时,加速度的估计精度可能会下降.

7 结束语

本文提出了一种机动目标跟踪、估计方法,它不需要对目标的位置坐标进行实时解算,而是通过角度测量值进行实时、在线估计.仿真实验表明,本文方法对机动目标的跟踪可以达到良好的效果,而且能实时辨识出目标的速度和加速度.

参考文献:

- [1] MAROUS N L G. A close-form solution to bearing-only target motion analysis [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1997, 22(1):168-178.
- [2] DAVID V, HUY S, MOHAMMAD F. Performance analysis of bearing-only tracking algorithm [J]. Proceedings of SPIE, 2004, 3365(7): 139-149.
- [3] 刘忠. 单静止站纯方位系统的可观测性与目标参数估计算法 [J]. 海军工程大学学报, 2005, 13(5): 20-23. LIU Zhong. Research of underwater passive target motion analysis algorithm using both bearing and time-delay measurements [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2005, 13(5):20-23.
- [4] JOSEPH J, LAVIOLA J. A comparison of unscented and extended Kalman filtering for estimating quaternion motion [EB/OL]. [2008-01-10]. http://www.cs.brown.edu/~jjl.pubs/laviola_acc2003.pdf.
- [5] YANG Guosheng, DOU Lihua, CHEN Jie, et al. Synergy decision in the multi-target tracking based onIRST and intermittent-working radar [J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 243-250.
- [6] DUFOUR F, MATRA M M. Tracking a 3D maneuvering target with passive sensors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 27(4): 725-739.
- [7] FARINA A. Target tracking with bearings-only measurements [J]. Signal Processing, 1999, 78(1): 61-78.
- [8] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京:国防工业出版社,1991.

(编辑 苗凌)