

一种基于角度测量估计飞行目标运动参数的新方法

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系统国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 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的实时性问题, 提出了一种基于角度测量的飞行目标运动参数实时估计、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, 得出该时刻飞行目标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估计值和估计误差协方差矩阵进行实时更新, 再将更新值带入目标运动状态方程, 以获得下一时刻的估计值和估计误差协方差, 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和位置、速度运动参数的实时估计, 且无需存储大量的历史数据, 其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(2008)08-0986-05

New Parameter Estimation Method for Flying Target Based on Bearing Measurements

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. Urumqi Mailbox 21 Ext. 187, Urumqi 841700, China)

Abstract: A new algorithm of the real-time target motion parameter estimation and tracking is proposed to overcome the limitation of the real-time motion parameter estimation of the flying target based on pseudo linear estimation (PLE). The algorithm bases on the measurement of the flying target angle. The algorithm uses the Taylor series expansion to the angle measurement equation around the current flying target motion parameter estimation value, and the linear relationship is obtained between the estimated value for the current time flying target motion parameter and the observed value of the angle. Estimations are updated by combining a priori maximum likelihood estimation of the flying target motion parameters and its error covariance matrix with bearing measurements, to achieve the goal that the flying motion parameters are iteratively estimated. The simulation experiments show that the proposed algorithm is fast, stable, effective, and is a real-time processing mode in tracking system without a lot of historical data storage. Computational efficiency can be increased by 50% compared with PLE.

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^[1-3]. 但是, 传统的伪线性估计算法通常是基于对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. 由于在纯角度目标跟踪的过程中, 需要在线地对每个观测量进行处理, 以获得对目标状态的实时跟踪, 因此限制了累积形式

PLE^[4-7]的使用。

本文提出了一种迭代最大似然估计算法,它利用角度测量值、飞行目标状态矢量及误差协方差矩阵,实时更新状态估计,不需存储历史数据,实现了飞行目标的快速定位、跟踪以及位置、速度参数的实时估计。

1 问题的提出

在直角坐标系中,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 测得飞行目标在 k 时刻的方位角为 $A_{i,k}$, 俯仰角为 $E_{i,k}$, 那么, 在存有测量噪声的情况下, $A_{i,k}$ 、 $E_{i,k}$ 的表达式分别为

$$A_{i,k} = A_{i,k}^0 + n_{i,k} \quad (1)$$

$$E_{i,k} = E_{i,k}^0 + e_{i,k} \quad (2)$$

式(1)、式(2)中

$$A_{i,k}^0 = \arctan((y_i - y_k)/(x_i - x_k))$$

$$E_{i,k}^0 = \arctan((z_i - z_k)/((x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2)^{1/2})$$

分别表示观测站 i 测得的方位角和俯仰角的真值; $n_{i,k}$ 和 $e_{i,k}$ 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

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

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

定义测量序列为

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

测量真值序列为

$$\mathbf{a}_k^0 = [A_{1,k}^0, A_{2,k}^0, \dots, A_{N,k}^0, E_{1,k}^0, E_{2,k}^0, \dots, E_{N,k}^0]^T$$

根据式(1)、式(2), 可得

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{a}_k^0 + \mathbf{b}_k \quad (3)$$

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

由于测量噪声序列 $n_{i,k}$ 和 $e_{i,k}$ 是互不相关的 0 均值高斯随机变量, 所以其方差分别为 $\sigma_{i,k}^2$ 和 $\epsilon_{i,k}^2$, 噪声序列 $\mathbf{b}_k$ 是 $2N$ 维向量, 均值为 0, 则其方差矩阵为

$$E[\mathbf{b}_k\mathbf{b}_k^T] = \delta_k \mathbf{R}_k$$

式中

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

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

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) , 可定义如下向量

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

向量元素 (x_k, y_k, z_k) 给出了飞行器在 k 时刻的位置, $(\dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k)$ 给出了 k 时刻飞行器在 (x, y, z) 方向上的飞行速度。

假定计算 $\mathbf{s}_k$ 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 $\mathbf{a}_k$, 则 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 和 $\mathbf{p}_{k/k-1}$ 有如下形式

$$\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} = [\hat{x}_{k/k-1}, \hat{\dot{x}}_{k/k-1}, \hat{y}_{k/k-1}, \hat{\dot{y}}_{k/k-1}, \hat{z}_{k/k-1}, \hat{\dot{z}}_{k/k-1}]^T$$

$$\mathbf{p}_{k/k-1} = E[(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)^T]$$

那么, 本文研究的问题是如何用新的量测序列 $\mathbf{a}_k$ 更新 $\mathbf{s}_k$ 的最大似然估计 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 和误差协方差矩阵 $\mathbf{p}_{k/k-1}$. 可将 $\mathbf{s}_k$ 的更新估计用 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k}$ 来表示, 更新误差协方差矩阵用 $\mathbf{p}_{k/k}$ 来表示。

2 对数似然估计函数求解

因为最大似然估计是渐近的高斯函数分布, 因此可以假定估计值 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 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

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

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

$$g(\mathbf{a}_k) = \rho_2 \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^0)^T \mathbf{R}_k^{-1}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^0)\right\}$$

式中

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

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

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

由此, $\mathbf{s}_k$ 的负对数似然函数为

$$-L(\mathbf{s}_k) = (\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k)^T \mathbf{p}_{k/k-1}^{-1}(\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1} - \mathbf{s}_k) + (\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^0)^T \mathbf{R}_k^{-1}(\mathbf{a}_k - \mathbf{a}_k^0) \quad (4)$$

其中的常数项被省略。

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, 必须最小化 $-L(\mathbf{s}_k)$, 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, 为了得到状态变量与测量值之间的线性关系, 应对 $\hat{\mathbf{s}}_{k/k-1}$ 进行线性化处理。

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

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

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

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

分别表示观测站与目标之间的估计方位角和水平距离. 观测站位于 (x_i, y_i, z_i) , 为了通过式(5)估计目标在 k 时刻的位置, 应将式(5)进行数学变换, 得到

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

亦即

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

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

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

式中

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

式中

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

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

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

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

其中 $\hat{D}_{i,k}$ 、 $\hat{E}_{i,k}$ 表示观测站与目标之间的估计距离和方位角. 为了利用式(6)估计目标在 k 时刻的位置, 可将式(6)进行数学变换, 得到

$$\tilde{E}_{i,k} = \frac{\hat{d}_{i,k} \cos \hat{A}_{i,k} \tan \hat{E}_{i,k}}{\hat{D}_{i,k}^2}x_k +$$

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

亦即

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

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

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

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

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

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

将式(7)计算结果代入式(4),可以得到 $-L(s_k)$ 的另外一个表达式,即

$$-L(s_k) = (\hat{s}_{k/k-1} - s_k)^T p_{k/k-1}^{-1} (\hat{s}_{k/k-1} - s_k) + (\tilde{a}_k - H_k s_k)^T R_k^{-1} (\tilde{a}_k - H_k s_k) \quad (9)$$

综上,为了得到状态向量 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 $\nabla(-L(s_k))$,且令 $\nabla(-L(s_k))=0$,得到

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

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.

在式(10)中将 G_k 定义为

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

则 G_k 为增益矩阵,经变换可得到如下等式

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

$\hat{s}_{k/k}$ 的误差协方差矩阵为

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

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计算 $G_k = p_{k/k-1} H_k^T (H_k p_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1}$;②计算 $\hat{s}_{k/k} = \hat{s}_{k/k-1} + G_k (a_k - \hat{a}_k)$;③计算 $p_{k/k} = (I - G_k H_k) p_{k/k-1}$.

5 $\hat{s}_{k/k-1}$ 和 $p_{k+1/k}$ 的计算

在计算 $\hat{s}_{k/k}$ 和 $p_{k/k}$ 时,假定 $\hat{s}_{k/k-1}$ 及其误差协方差矩阵 $p_{k/k-1}$ 已经给定,因此在 $k+1$ 时刻计算 $\hat{s}_{k+1/k+1}$ 和 $p_{k+1/k+1}$ 时必须事先给定 $\hat{s}_{k+1/k}$ 和 $p_{k+1/k}$ 的最大似然估计,从而可通过 $\hat{s}_{k/k}$ 和 $p_{k/k}$ 来估计 $\hat{s}_{k+1/k}$ 和 $p_{k+1/k}$.

运动目标从 k 时刻到 $k+1$ 时刻需按如下状态方程变化

$$s_{k+1} = F s_k + w_k$$

式中: F 为状态转移矩阵,即

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

w_k 为状态噪声,即 $w_k = [\omega_{1k}, \omega_{2k}, \omega_{3k}, \omega_{4k}, \omega_{5k}, \omega_{6k}]$,其服从 0 均值高斯分布,且方差为 Q_k . 由此

可得

$$E[w_k w_k^T] = \delta_{kl} Q_k$$

再根据估计理论,可以求出

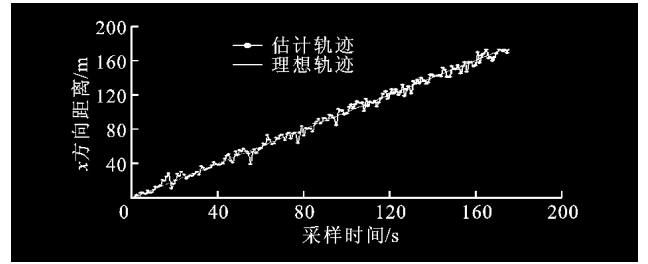
$$\hat{s}_{k+1/k} = F \hat{s}_{k/k} \quad (11)$$

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

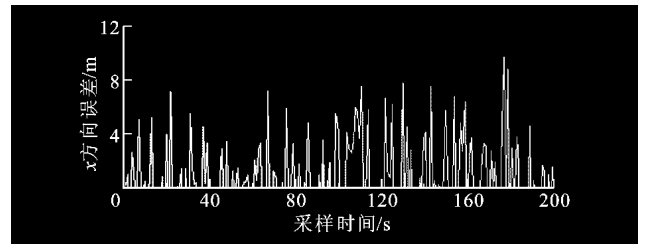
6 仿真分析

为了验证算法的可行性,特进行如下仿真分析.

(1)设目标在平面上做匀速直线运动,初始坐标为原点, x 方向速度 $v_x=1$ m/s, y 方向速度 $v_y=2$ m/s,所测噪声服从均值为 0、方差为 $\sigma=0.5$ 的高斯分布,而且 2 个观测站的位置为 $o_1(0 \text{ m}, 50 \text{ m})$ 、 $o_2(0 \text{ m}, 100 \text{ m})$. 图 1 给出了 x 方向的跟踪曲线和误差,图 2 给出了 y 方向的跟踪曲线和误差,图 3 给出了 2 个方向的速度估计. 由仿真结果可以看出,本文算法的匀速直线运动跟踪和参数估计结果比较好,且 x 方向的跟踪误差小于 y 方向的跟踪误差.



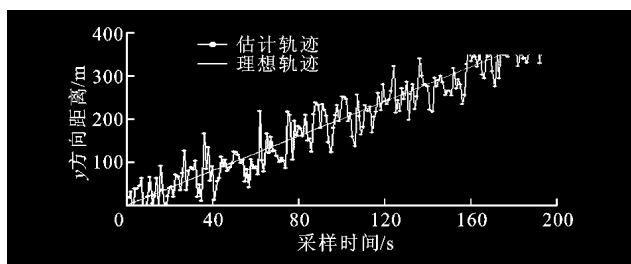
(a) x 方向距离



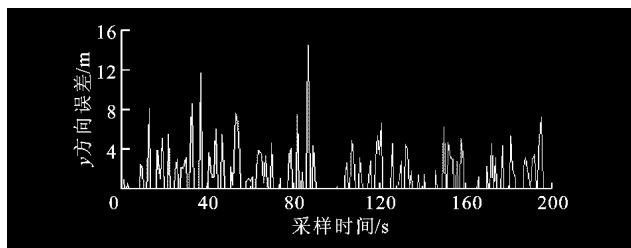
(b) x 方向误差

图 1 x 方向跟踪曲线及误差

(2)设目标在平面上做匀加速运动,初始坐标为原点, x 方向速度 $v_x=1$ m/s, y 方向速度 $v_y=2$ m/s,选择加速度 $a_1=0$, $a_2=0.01$ m/s², $a_3=0.1$ m/s²,所测噪声为 0,2 个观测站的位置为 $o_1(0, 50 \text{ m})$ 、 $o_2(0, 100 \text{ m})$,跟踪结果如图 4 所示. 可以看出,当加速度为 0 时,理想轨迹和估计轨迹重合,随着加速度增大,估计轨迹偏离理想轨迹的程度也越大. 因此,本文算法对机动目标的跟踪结果不够理想,主要是本文的跟踪模型太简化所致.

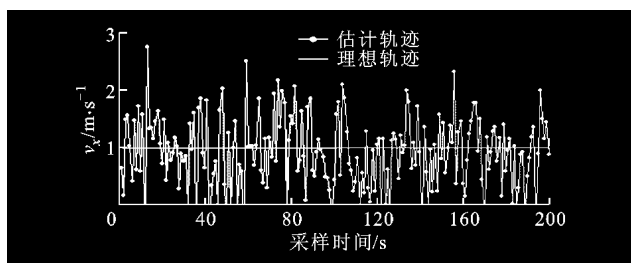


(a) y方向距离

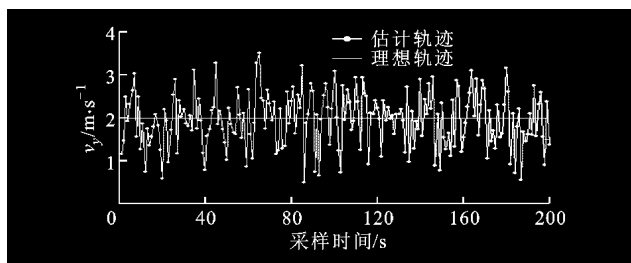


(b) y方向误差

图2 y方向跟踪曲线及误差



(a) x方向速度



(b) y方向速度

图3 速度估计

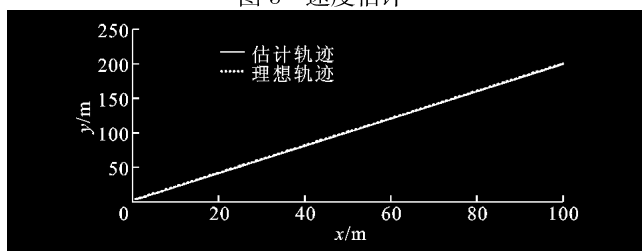
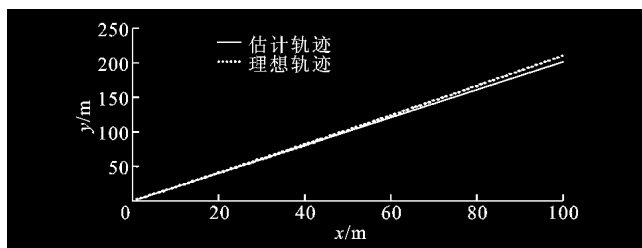
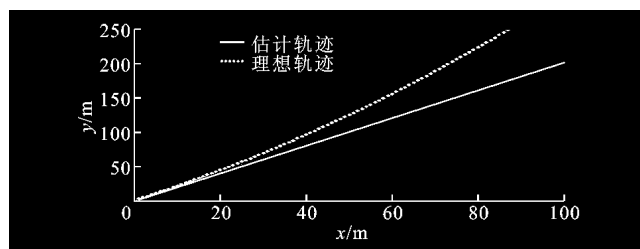
(a) $a_1=0 \text{ m/s}^2$ (b) $a_2=0.01 \text{ m/s}^2$ (c) $a_3=0.1 \text{ m/s}^2$

图4 机动目标跟踪曲线

7 结束语

本文提出了一种运动目标跟踪、估计方法,它无需对目标的位置坐标进行实时解算,而是通过角度测量值实时在线估计,从而提高了算法的效率.本文算法和跟踪模型只适用于匀速运动目标,但对机动目标的跟踪估计结果不收敛,有关问题将另文探讨.

参考文献:

- [1] NORDONE MAROUS 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] HAMMEL S E, AIDALA V J. Observability requirements for three-dimensional tracking via angle measurements [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1985, 21(2): 200-207.
- [4] JOSEPH J, LAVIOLA J. A comparison of unscented and extended Kalman filtering for estimation quaternion motion [C] // Proceedings of the American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 2435-2440.
- [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, 34(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(6): 61-78.

(编辑 苗凌)