

多源二维测角信息的三维动态目标跟踪定位算法

刘哲^{1,2,3}, 卫军胡^{1,2}, 赵军³, 姚东升³, 孙国基^{1,2}

(1. 西安交通大学系统工程研究所, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 3. 乌鲁木齐 21 信箱 187 分箱, 841700, 乌鲁木齐)

摘要: 针对纯角度非线性估计法对量测方程进行线性化处理后的运动要素估计出现发散或偏置现象等问题, 提出了基于多源二维测角信息的三维动态目标跟踪定位算法. 利用最大似然估计法对多基站提供的角度量测信息进行融合处理, 由此获得的量测方程经伪线性化后的均方等效误差期望值最小, 从而实现了目标运动要素无偏估计. 通过仿真表明, 利用所提算法获得的位置跟踪误差曲线能快速、准确地逼近 Cramer-Rao 下界, 比扩展的卡尔曼滤波器的收敛速度快, 精度高, 跟踪精度可提高 50%.

关键词: 定位算法; 二维测角; 目标跟踪

中图分类号: TN593 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)04-0462-04

Tracking and Locating Algorithm of 3-Dimensional Moving Targets Using 2-Dimensional Angular Measurements from Multiple Passive Sensors

LIU Zhe^{1,2,3}, WEI Junhu^{1,2}, ZHAO Jun³, YAO Dongsheng³, SUN Guoji^{1,2}

(1. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Mailbox 21 Ext. 187, Urumchi 841700, China)

Abstract: The target motion analysis (TMA) is a nonlinear estimation problem because of the nonlinearity of its measure equation, and the pseudo linear equation derived from the measure equation will result in biased or divergent solutions. The authors present an efficient and nearly unbiased algorithm for biostatic bearings-only target locating based on measured angles. The simulation results show that compared with the extended Kalman filter, the error curve of the root mean square of the position estimated by the proposed algorithm approaches the Cramer-Rao low bound (CRLB) more efficiently for Gaussian noise, and the precision is approximately improved by 50%.

Keywords: locating algorithm; two-dimensional angular measurement; target tracking

纯角度跟踪是跟踪领域的一个热点问题^[1-3], 由于单基站纯角度跟踪不能直接获得目标的距离信息, 所以它属于不完全量测信息下的跟踪, 跟踪效果较差. 为此, 在纯角度跟踪应用中需增加其他条件, 以改善跟踪效果, 如增加观测站使单基站纯角度跟踪转化为二基站纯角度跟踪^[2,4]. 纯角度跟踪研究的难点就是解决目标量测方程的非线性问题, 目前的处理方法大致分为两种, 一是先将非线性方程线

性化, 再用线性化滤波器进行目标状态估计^[2,5], 另一种是将合适的状态向量线性化, 再将非线性项与测量噪声项做等效处理, 最后用最小二乘法进行估计. 前者稳定但结果有偏^[1-2,5-6], 后者在弱观测条件下易于发散且不稳定.

纯角度跟踪定位研究多集中于单基站和二基站的纯角度跟踪, 对三基站以上的多基站纯角度跟踪定位鲜有报道^[1-10]. 在同样条件下, 三基站法的目标

定位精度较二基站法要高出1个数量级^[3]. 本文研究了多基站纯角度跟踪问题,通过建立目标运动模型、量测状态方程,将二维角度跟踪最大似然预测估计值用三维直角坐标来描述,以此实现了多源二维测角信息的三维动态目标跟踪和定位.

1 运动估计模型

如图1所示,在OXYZ直角坐标系中,第*i*个传感器的位置坐标为

$$\mathbf{S}_i = [x_i, y_i, z_i] \quad (1)$$

在 t_k 时刻目标 T 的坐标为 $\mathbf{T}(x_k, y_k, z_k)$,则第*i*个传感器对该目标在 t_k 时刻的测量方位角和俯仰角分别为 $A_{i,k}$ 和 $E_{i,k}$.

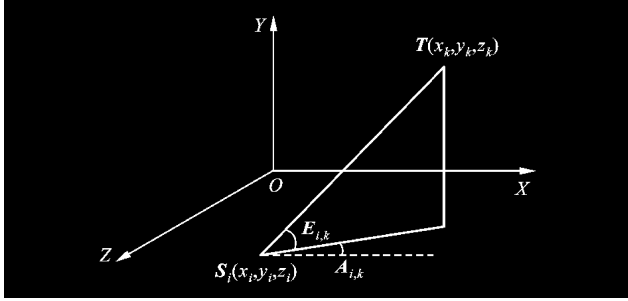


图1 目标与传感器的关系示意图

1.1 目标运动模型

目标的三维运动模型定义为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}(\tau_k) \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_k$ 表示目标在 t_k 时刻的状态矢量,其中包含目标的位置和速度; $\tau_k = t_k - t_{k-1}$ 表示抽样间隔; $\mathbf{F}(\tau_k)$ 是系统状态转移矩阵,即

$$\mathbf{F}(\tau_k) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \tau_k \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0} \cdot \mathbf{I}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{I}_3$ 是 3×3 单位矩阵.

$\mathbf{X}_k$ 的伪序列为 $[x_k, y_k, z_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k]^T$, $\mathbf{w}_k$ 是过程演化噪声,是均值为 $\mathbf{0}$ 的高斯白噪声,其的方差为

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (\tau_k^3/3) \mathbf{I}_3 & (\tau_k^2/2) \mathbf{I}_3 \\ (\tau_k^2/2) \mathbf{I}_3 & \tau_k \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \mathbf{q} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{q}$ 是过程噪声功率谱密度.

基于二维角度(方位角和俯仰角)的目标运动跟踪模型定义为

$$\boldsymbol{\theta}_{i,k} = \boldsymbol{\varphi}(\tau_k) \boldsymbol{\theta}_{i,k-1} + \boldsymbol{\varphi}_{i,k-1} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_{i,k}$ 表示第*i*个传感器在 t_k 时刻的状态向量,由方位角度、俯仰角度、方位角速度、俯仰角速度组成; $\boldsymbol{\varphi}(\tau_k)$ 是状态转移矩阵,即

$$\boldsymbol{\varphi}(\tau_k) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \tau_k \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} \cdot \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{I}_2$ 是 2×2 单位矩阵; $\boldsymbol{\varphi}_{i,k-1}$ 是过程噪声,是均值为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{Q}_{i,k}$ 的高斯白噪声. $\boldsymbol{\theta}_{i,k}$ 的伪序列为

$$[\mathbf{E}_{i,k} \quad \mathbf{A}_{i,k} \quad \dot{\mathbf{E}}_{i,k} \quad \dot{\mathbf{A}}_{i,k}]^T.$$

1.2 量测模型

在 t_k 时刻,第*i*个传感器的量测向量

$$\mathbf{z}_{i,k} = [\mathbf{E}_{i,k} \quad \mathbf{A}_{i,k}]^T \quad (7)$$

其相应的量测噪声向量可用 $\mathbf{v}_{i,k}$ 表示,并假设 $\mathbf{v}_{i,k}$ 是均值为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{R}_{i,k}$ 的高斯白噪声序列.

式(2)及其伪序列对应的量测方程为

$$\mathbf{z}_{i,k} = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_{i,k} \quad (8)$$

$$\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) =$$

$$\begin{bmatrix} \arctan[(y_k - y_i)/((x_k - x_i)^2 + (z_k - z_i)^2)^{1/2}] \\ \arctan[(z_k - z_i)/(x_k - x_i)] \end{bmatrix} \quad (9)$$

式(5)及其伪序列对应的量测方程为

$$\mathbf{z}_{i,k} = \mathbf{H} \boldsymbol{\theta}_{i,k} + \mathbf{v}_{i,k} \quad (10)$$

$$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_2 \quad \mathbf{0} \cdot \mathbf{I}_2] \quad (11)$$

2 融合估计

2.1 融合估计体系结构

所谓纯角度跟踪融合过程,就是计算式(3)定义的状态向量估计初值和误差协方差矩阵(三维目标跟踪),融合估计体系选用分布-集中式结构,如图2所示.首先, m 个传感器进行各自的角度跟踪,并将跟踪估计结果传送到数据融合中心,经中心处理、融合后获得目标的三维状态向量(位置坐标和速度)及误差协方差矩阵,该结果将作为目标三维跟踪的量

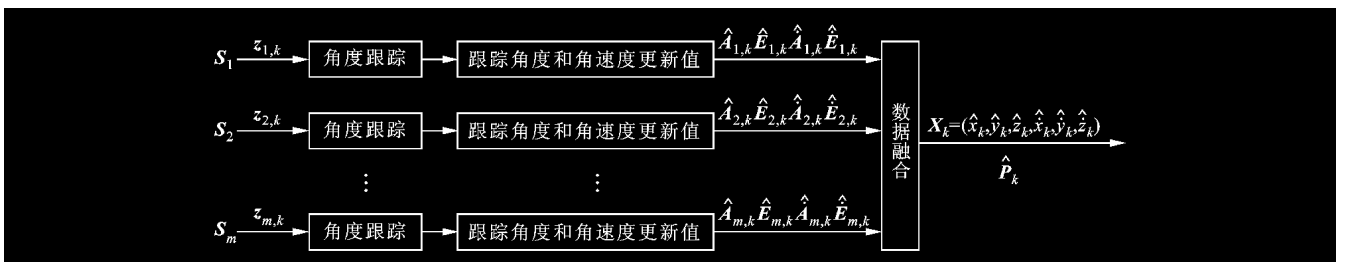


图2 融合估计体系结构

测值.

2.2 角度跟踪

利用卡尔曼滤波器对来自每个量测传感器的角度数据进行跟踪计算,目标动态模型由式(5)及其伪序列给出,量测模型由式(10)、式(11)给出.用于目标状态估计的卡尔曼滤波计算式为

$$\left. \begin{aligned} \bar{\theta}_{i,k} &= \varphi(\tau_k) \hat{\theta}_{i,k-1} \\ \bar{p}_{i,k} &= \varphi(\tau_k) \hat{p}_{i,k-1} \varphi(\tau_k)^T + Q_{i,k-1} \\ K_{i,k} &= \bar{p}_{i,k} H^T [H \bar{p}_{i,k} H^T + R_{i,k}]^{-1} \\ \hat{\theta}_{i,k} &= \bar{\theta}_{i,k} + K_{i,k} [z_{i,k} - H \bar{\theta}_{i,k}] \\ \hat{p}_{i,k} &= \bar{p}_{i,k} - K_{i,k} H \bar{p}_{i,k} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: $\hat{\theta}_{i,k}$ 是状态向量的滤波更新值; $\bar{\theta}_{i,k}$ 是状态向量的一步预测值; $\hat{p}_{i,k}$ 是 $\bar{\theta}_{i,k}$ 的误差协方差矩阵; $\bar{p}_{i,k}$ 是 $\bar{\theta}_{i,k}$ 的误差协方差矩阵. 由此可得状态向量

$$\hat{\theta}_{i,k} = [\hat{A}_{i,k} \quad \hat{E}_{i,k} \quad \hat{A}_{i,k} \quad \hat{E}_{i,k}] \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

2.3 三维坐标及变化率计算

根据式(9),可建立传感器测向观测模型,其目标角度测量值由真值和测量噪声组成,即

$$\theta_{i,k} = \begin{bmatrix} E_{i,k} \\ A_{i,k} \end{bmatrix} = h_i(X_k) + \sigma = \begin{bmatrix} \arctan[(y_k - y_i) / ((x_k - x_i)^2 + (z_k - z_i)^2)^{1/2}] \\ \arctan[(z_k - z_i) / (x_k - x_i)] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_E \\ \sigma_A \end{bmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (14)$$

其中测量噪声之间互不相关,且服从均值为 $\mathbf{0}$ 、方差为 σ 的高斯分布. 下面运用最大似然法对 (x_k, y_k, z_k) 进行估计,估计值

$$X_{ML} = \arg \min F_{ML}(X_k, \theta_k) \quad (15)$$

$$F_{ML}(X_k, \theta_k) = \frac{1}{2} [\theta_k - h(X_k)]^T S^{-1} [\theta_k - h(X_k)] = \frac{1}{2} f^T S^{-1} f \quad (16)$$

式中

$$f = \theta_k - h(X_k) = [f_1 \quad f_2 \quad \dots \quad f_m]^T = \begin{bmatrix} \theta_{1,k} - h_1(X_k) \\ \theta_{2,k} - h_2(X_k) \\ \vdots \\ \theta_{m,k} - h_m(X_k) \end{bmatrix} \quad (17)$$

根据非线性最大似然估计法则, (x_k, y_k, z_k) 的

最大似然估计 $\hat{X}_{ML}$ 就是式(15)最小化后的结果,即

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + (h_x^T S^{-1} h_x)^{-1} h_x^T S^{-1} [\theta_k - h(\hat{x}_k)] \quad (18)$$

式中: $h_x = \partial h(X_k) / \partial X_k$, 是 $3 \times m$ 雅克比矩阵; S 是 $2m \times 2m$ 矩阵, 即

$$S = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2) \quad (19)$$

则误差协方差矩阵

$$p_{k1} = (h_x^T S^{-1} h_x)^{-1} \quad (20)$$

在计算 $\hat{X}_k$ 时, 式(14)中的 $\theta_{i,k}$ 可用本文中的 $\hat{\theta}_{i,k}$ 替代.

下面运用最小二乘估计法来估计 $\hat{X}_k = [\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k]$ 及误差协方差 p_{k2} . 对式(14)求导、展开并用矩阵形式表示, 则有

$$\hat{E}_{i,k} = \frac{\partial E_{i,k}}{\partial x_k} \cdot \dot{x}_k + \frac{\partial E_{i,k}}{\partial y_k} \cdot \dot{y}_k + \frac{\partial E_{i,k}}{\partial z_k} \cdot \dot{z}_k \quad (21)$$

$$\hat{A}_{i,k} = \frac{\partial A_{i,k}}{\partial x_k} \cdot \dot{x}_k + \frac{\partial A_{i,k}}{\partial y_k} \cdot \dot{y}_k + \frac{\partial A_{i,k}}{\partial z_k} \cdot \dot{z}_k \quad (22)$$

$$\dot{\theta} = A \cdot \dot{X}_k \quad (23)$$

由式(23), 运用最小二乘估计原理可以求出 $\dot{x}_k$ 的估计值和误差协方差估计值, 即

$$\hat{X}_k = (A^T A)^{-1} A^T \dot{\theta} \quad (24)$$

$$p_{k2} = (A^T A)^{-1} \quad (25)$$

可以证明, 对于未知参数向量的最小二乘估计与矩估计是一致的, 而当观测向量的随机误差服从正态分布时, 参数的高斯估计即为最大似然估计.

根据上面计算结果, 可以求出目标在 t_k 时刻三维跟踪的状态向量 X_k 和误差协方差矩阵, 即

$$X_k = [\hat{X}_k, \hat{X}_k]^T = [\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k, \hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k]^T \quad (26)$$

$$P_k = \begin{bmatrix} p_{k1} & \mathbf{0} \cdot I_3 \\ \mathbf{0} \cdot I_3 & p_{k2} \end{bmatrix} \quad (27)$$

3 三维目标跟踪算法

从本文第2节可以看出, 每个测量传感器根据自身的二维测角信息进行纯角度卡尔曼滤波, 将滤波结果汇集到数据融合中心进行融合估计, 由此可得出目标三维状态及协方差矩阵. 根据式(2)定义的状态方程可建立量测方程, 即

$$Z_k = B X_k + \varepsilon_k \quad (28)$$

$$B = [I_3 \quad \mathbf{0} \cdot I_3] \quad (29)$$

$$\mathbf{Z}_k = [x_k \ y_k \ z_k] \quad (30)$$

将式(28)和式(30)的结果代入状态方程和量测方程,再运用卡尔曼滤波器就可以实现基于二维测角信息的三维动态目标的跟踪定位.算法计算表达式为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_k &= \mathbf{F}(\tau_k) \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{P}_k &= \mathbf{F}(\tau_k) \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}^T(\tau_k) + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k \mathbf{B}^T [\mathbf{B} \mathbf{P}_k \mathbf{B}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k &= \mathbf{X}_k + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{B} \mathbf{X}_k] \\ \hat{\mathbf{P}}_k &= \mathbf{P}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{B} \mathbf{P}_k \end{aligned} \right\} \quad (31)$$

4 仿真分析

为了验证本文算法的有效性,针对机动运动目标进行了跟踪定位分析.假定有三基站(测站)对某一平面上运动的目标进行观测,其中基站1的坐标值为 $(-20\ 000, 0)$ m,基站2的坐标值为 $(-10\ 000, 0)$ m,基站3的坐标值为 $(0, 0)$.当 t 在 $0 \sim 40$ s时,目标沿 y 轴以恒速作直线运动,运动速度为 -150 m/s,目标的起始点为 $(-20\ 000, 10\ 000)$ m;当 t 在 $40 \sim 100$ s时,目标向 x 轴方向做 90° 的慢转弯,加速度为 $u_x = u_y = 0.075$ m/s²,慢转弯后加速度将降为 0 ;当 $t = 120$ s时,目标开始做 90° 的快转弯,加速度为 $u_x = u_y = 0.3$ m/s²;当 $t = 120$ s时,目标结束转弯,加速度降至 0 .对 x 和 y 独立地进行观测,观测噪声的标准差均为 10 m.

仿真时,根据基站与目标的位置关系求出基站相对于目标的方位角和俯仰角,再依据目标运动的线速度和加速度求出基站跟踪的瞬时角速度.将二基站卡尔曼滤波器(二基站跟踪)与本文算法(三基站跟踪)进行跟踪定位性能比较,结果如图3~图6所示.

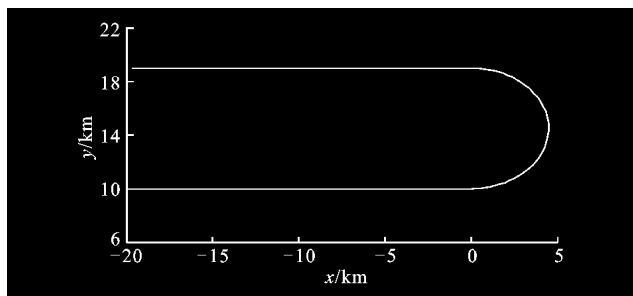


图3 目标运动理想轨迹

从图4看出,二基站跟踪的定位结果与真实目标轨迹有一定的差距(非线性化产生偏置),三基站跟踪的定位结果与真实轨迹比较吻合.从图5、图6看出,三基站跟踪的定位误差及误差标准值明显小

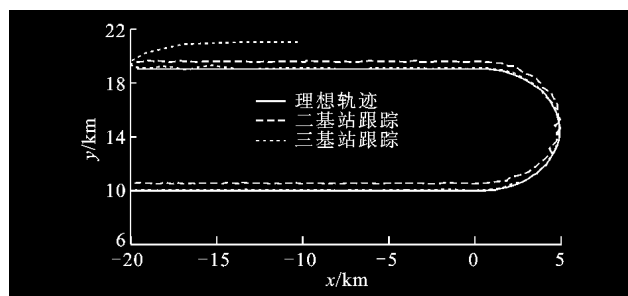


图4 目标运动跟踪轨迹

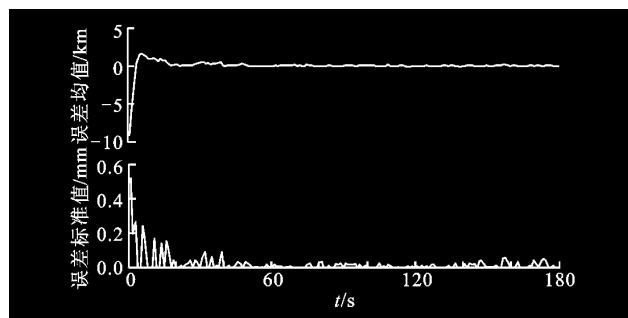


图5 三基站跟踪定位误差

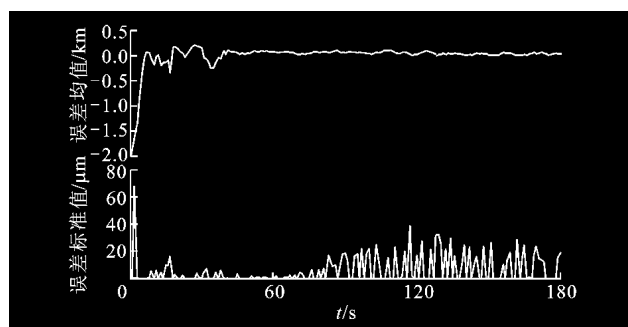


图6 二基站跟踪定位误差

于二基站跟踪的定位方法,这个结果很好地证明了本文算法的合理性和科学性.

5 结束语

本文算法的最大优点:一是运用多基站二维测角信息可估计融合运动目标三维状态信息,当量测噪声服从正态高斯分布时,此算法的估计误差非常接近CRLB算法;二是建立了线性化的三维运动状态方程和量测方程,克服了基于单基站和二基站的卡尔曼滤波器在非线性方程线性化过程中容易发散的缺点;三是利用多基站定位精度高于二基站的特点,使得本算法跟踪定位精度显著提高.但是,本文提出的算法复杂度比较高,在计算实时性方面有待进一步提高.

参考文献:

- [1] YANG Guosheng, DOU Lihua, CHEN Jie, et al. Synergy decision in the multi-target tracking based on

- IRST and intermittent-working radar [J]. Information Fusion, 2001, 30(5): 243-250.
- [2] DUFOUR F, MATRA M. Tracking a 3D maneuvering target with passive sensors [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 27(4): 725-739.
- [3] FARINA A. Target tracking with bearings-only measurements [J]. Signal Processing, 1999, 78(1): 61-78.
- [4] KILFOYLE D B, BAGGEROER A B. The state of the art in underwater acoustic telemetry [J]. IEEE Journal of Oceanic Eng, 2000, 25(11): 4-27.
- [5] HONG L. Multiresolutional multiple-model target tracking [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(2): 518-524.
- [6] PROAKIS J G. Digital communications [M]. 4th ed. Boston, USA: McGraw-Hill, 2001.
- [7] OH K N, CHIN Y O. Modified constant modulus algorithm: blind equalization and carrier phase recovery algorithm [C]//Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Communications. Piscataway, USA: IEEE, 1995: 498-502.
- [8] XIU Jianjuan, HE You, WANG Guohong. Study on multitarget tracking algorithm in two direction-finding location systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(12): 1763-1767.
- [9] REN Qiang, ZHANG Chaoyang. Algorithm and simulation of 3D passive location with two infrared moving sensors [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(17): 2746-2748.
- [10] XU Benlian, DONG Xueping, WANG Zhiquan. An efficient and nearly unbiased algorithm for bearings-only target localization using bistatic sonar [J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(3): 552-555.

(编辑 苗凌)