

网状被动传感器系统视线交叉目标定位方法

刘宗香 谢维信* 杨 烜*
(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)
*(深圳大学信息工程学院 深圳 518060)

摘要: 在被动传感器系统中,快速、准确的定位技术对于数据的关联、目标的跟踪至关重要。为解决网状被动传感器系统中目标定位问题,该文提出了垂线定位法。仿真实验结果表明,垂线定位法是一种有效的目标定位方法,其定位误差的方差能达到 Cramer-Rao 下界。

关键词: 被动定位, 视线测量, 数据融合

中图分类号: TN953, TP391 文献标识码: A 文章编号: 1009-5896(2005)01-0017-04

Target Location Method Based on Intersection of Lines of Sight in the Netted Passive Sensor System

Liu Zong-xiang Xie Wei-xin* Yang Xuan*
(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)
*(College of Info. and Eng., Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract Fast and precise location method plays an important role in the data association and the target tracking for the passive sensor system. In order to solve the typical problem of the target location encountered in the netted passive sensor system, the vertical location method is proposed. Simulation results show that the vertical location method is an effective target location method, and its positioning error variance can achieve the Camer-Rao lower bound.

Key words Passive location, Line-Of-Sight(LOS) measurement, Data fusion

1 引言

被动传感器系统的一个关键问题是用视线测量确定目标位置。由于测量没有目标的距离信息,通常情况下,被动传感器系统采用两种方法进行目标定位:一种是利用多个传感器同时观测到的视线交叉确定目标的位置^[1-6];另一种是利用单个运动传感器的连续测量确定目标位置^[7,8]。为解决网状被动传感器系统的目标定位问题,本文提出了垂线定位法。垂线定位法用两视线与其公共垂线的交点确定两个目标位置,采用加权最小二乘准则进行两目标位置的融合;当视线多于两条时,两两视线确定一个目标位置,然后采用精度加权进行多个目标位置的融合;为提高定位精度,采用扩展的加权最小二乘法对目标位置进行二次估计。

2 垂线定位法

2.1 两视线交叉确定目标位置

两传感器对同一目标观测时产生两条视线,每条视线包含方位角和高低角两个量测。由于存在测量误差,两条视线在空中并不相交。对于空间中任意两条不平行的直线,总存在唯一的公共垂线(如图 1 所示)。于是,可利用公共垂线

与两视线的交点(垂足)确定目标位置。设传感器 s_1 和传感器 s_2 的位置为 $(x_{s_1}, y_{s_1}, z_{s_1})^T$, $(x_{s_2}, y_{s_2}, z_{s_2})^T$, 对空中同一目标观测得到的观测视线为 (β_1, ϵ_1) , (β_2, ϵ_2) , 令

$$\left. \begin{aligned} p_i &= \cos(\epsilon_i) \cos(\beta_i) \\ q_i &= \cos(\epsilon_i) \sin(\beta_i) \\ r_i &= \sin(\epsilon_i) \end{aligned} \right\}, \quad i=1,2 \quad (1)$$

$$t_i = \frac{D \times \begin{vmatrix} q_1 & r_1 \\ q_2 & r_2 \end{vmatrix} + E \times \begin{vmatrix} r_1 & p_1 \\ r_2 & p_2 \end{vmatrix} + F \times \begin{vmatrix} p_1 & q_1 \\ p_2 & q_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} p_1 & q_1 \\ p_2 & q_2 \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} q_1 & r_1 \\ q_2 & r_2 \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} r_1 & p_1 \\ r_2 & p_2 \end{vmatrix}^2}$$

$$D = \begin{vmatrix} y_{s_2} - y_{s_1} & z_{s_2} - z_{s_1} \\ q_j & r_j \end{vmatrix}, \quad E = \begin{vmatrix} z_{s_2} - z_{s_1} & x_{s_2} - x_{s_1} \\ r_j & p_j \end{vmatrix}$$

$$F = \begin{vmatrix} x_{s_2} - x_{s_1} & y_{s_2} - y_{s_1} \\ p_j & q_j \end{vmatrix}, \quad j = \begin{cases} 2, & i=1 \\ 1, & i=2 \end{cases}$$

则两视线的公共垂线与两视线的交点位置矢量 X_1, X_2 为

$$X_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{s_i} \\ y_{s_i} \\ z_{s_i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_i \\ q_i \\ z_i \end{bmatrix} \times t_i, \quad i=1,2 \quad (2)$$

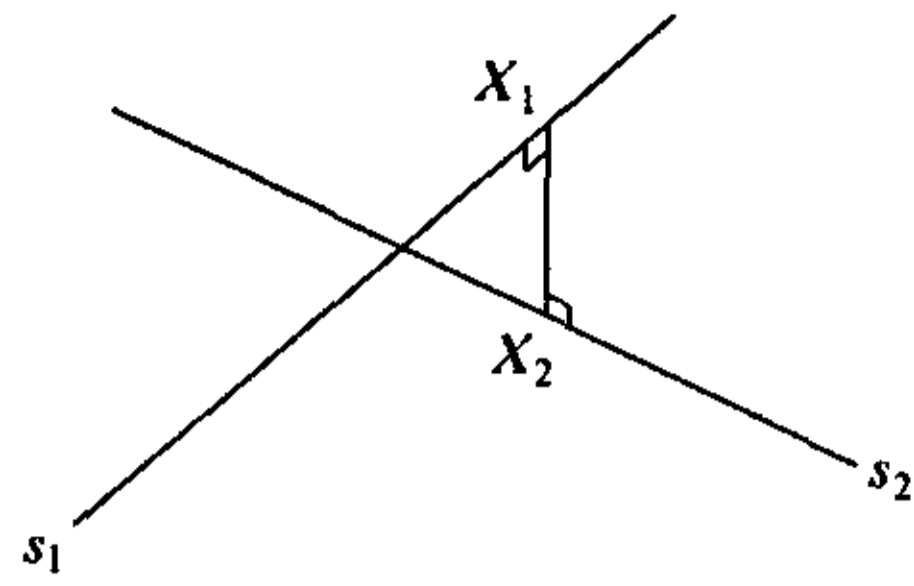


图1 视线交叉定位

2.2 两视线交点位置矢量的融合

两视线交点位置矢量采用加权最小二乘准则进行融合。为采用加权最小二乘准则进行融合, 首先将式(2)按泰勒公式展开求得位置误差与测量误差之间的近似关系式:

$$\tilde{X}_i = \begin{bmatrix} \tilde{x}_i \\ \tilde{y}_i \\ \tilde{z}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_i}{\partial \beta_1} & \frac{\partial x_i}{\partial \varepsilon_1} & \frac{\partial x_i}{\partial \beta_2} & \frac{\partial x_i}{\partial \varepsilon_2} \\ \frac{\partial y_i}{\partial \beta_1} & \frac{\partial y_i}{\partial \varepsilon_1} & \frac{\partial y_i}{\partial \beta_2} & \frac{\partial y_i}{\partial \varepsilon_2} \\ \frac{\partial z_i}{\partial \beta_1} & \frac{\partial z_i}{\partial \varepsilon_1} & \frac{\partial z_i}{\partial \beta_2} & \frac{\partial z_i}{\partial \varepsilon_2} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \tilde{\beta}_1 \\ \tilde{\varepsilon}_1 \\ \tilde{\beta}_2 \\ \tilde{\varepsilon}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_x^i \\ A_y^i \\ A_z^i \end{bmatrix} \times \tilde{Z}_i \quad (3)$$

其中 $\tilde{Z}_i = [\tilde{\beta}_1, \tilde{\varepsilon}_1, \tilde{\beta}_2, \tilde{\varepsilon}_2]^T$ 为测量误差矢量。设 $C = [1, 1]^T$, $Y_x = [x_1, x_2]^T$, $Y_y = [y_1, y_2]^T$, $Y_z = [z_1, z_2]^T$ 及

$$A_x = \begin{bmatrix} A_x^1 \\ A_x^2 \end{bmatrix}, \quad A_y = \begin{bmatrix} A_y^1 \\ A_y^2 \end{bmatrix}, \quad A_z = \begin{bmatrix} A_z^1 \\ A_z^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

按加权最小二乘准则, 由两视线求得的目标位置估计为

$$\begin{cases} \hat{x} = [C^T (A_x R A_x^T)^{-1} C]^{-1} C^T (A_x R A_x^T)^{-1} Y_x \\ \hat{y} = [C^T (A_y R A_y^T)^{-1} C]^{-1} C^T (A_y R A_y^T)^{-1} Y_y \\ \hat{z} = [C^T (A_z R A_z^T)^{-1} C]^{-1} C^T (A_z R A_z^T)^{-1} Y_z \end{cases} \quad (5)$$

其中 $R = E(\tilde{Z}\tilde{Z}^T) = \text{diag}(\sigma_{\beta_1}^2, \sigma_{\varepsilon_1}^2, \sigma_{\beta_2}^2, \sigma_{\varepsilon_2}^2)$ 。 σ_{β_i} 和 σ_{ε_i} 分别为传感器 s_i 方位角和高低角测角误差标准差。估计误差的方差为

$$\begin{aligned} \sigma_x^2 &= [C^T (A_x R A_x^T)^{-1} C]^{-1}, & \sigma_y^2 &= [C^T (A_y R A_y^T)^{-1} C]^{-1}, \\ \sigma_z^2 &= [C^T (A_z R A_z^T)^{-1} C]^{-1} \end{aligned} \quad (6)$$

2.3 两条以上视线目标位置估计

当观测视线多于两条时, 可两两视线组合求出目标的位置估计和估计误差的方差, 然后由精度加权将多个目标位置融合成一个。设视线数为 N , 则组合数为 $M = N \times (N-1)/2$ 。由式(5)求得每一组合的目标位置估计 $[x_i, y_i, z_i]^T$, $i=1, 2, \dots, M$, 由式(6)求得估计误差的方差 $[\sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2, \sigma_{z_i}^2]^T$, $i=1, 2, \dots, M$ 。采用精度加权进行融合, 得到融合后的目标位置估计为

$$\begin{cases} \hat{x}_* = \left(1 / \sum_{i=1}^M \frac{1}{\sigma_{x_i}^2} \right) \sum_{i=1}^M \frac{x_i}{\sigma_{x_i}^2} \\ \hat{y}_* = \left(1 / \sum_{i=1}^M \frac{1}{\sigma_{y_i}^2} \right) \sum_{i=1}^M \frac{y_i}{\sigma_{y_i}^2} \\ \hat{z}_* = \left(1 / \sum_{i=1}^M \frac{1}{\sigma_{z_i}^2} \right) \sum_{i=1}^M \frac{z_i}{\sigma_{z_i}^2} \end{cases} \quad (7)$$

2.4 扩展加权最小二乘进行二次估计

为了提高定位精度, 本文将式(7)求得的估计作为参考点, 将测量方程在参考点处线性化, 利用扩展的加权最小二乘法进行二次估计。设 $X = (x, y, z)^T$ 表示目标的位置矢量, $X_{s_i} = (x_{s_i}, y_{s_i}, z_{s_i})^T$ 表示传感器 s_i 的位置矢量, 则传感器 s_i 的测量方程为

$$\begin{aligned} z_i = \begin{bmatrix} \beta_i \\ \varepsilon_i \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \arccos \left(\frac{x - x_{s_i}}{\sqrt{(x - x_{s_i})^2 + (y - y_{s_i})^2}} \right) \\ \arctan \left(\frac{z - z_{s_i}}{\sqrt{(x - x_{s_i})^2 + (y - y_{s_i})^2}} \right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\beta_i} \\ v_{\varepsilon_i} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} f_{\beta_i}(X) \\ f_{\varepsilon_i}(X) \end{bmatrix} + V_i \end{aligned} \quad (8)$$

其中 V_i 为传感器 s_i 的测量误差矩阵, 并且 $E(V_i) = 0$, $E(V_i V_i^T) = \text{diag}(\sigma_{\beta_i}^2, \sigma_{\varepsilon_i}^2)$ 。 N 个传感器所组成的测量集为 $Z = \{z_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。

假设由式(7)求得的位置估计为 $\hat{X}_* = [\hat{x}_*, \hat{y}_*, \hat{z}_*]^T$, 将 \hat{X}_* 作为参考点, 对式(8)线性化, 得

$$\begin{aligned} \delta z_i = z_i - z_{i*} &= \frac{\partial z_i}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}_*} \times (X - \hat{X}_*) + V_i \\ &= \frac{\partial z_i}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}_*} \times \delta X + V_i = K_i \Big|_{X=\hat{X}_*} \times \delta X + V_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $z_{i*} = \begin{bmatrix} f_{\beta_i}(X) \\ f_{\varepsilon_i}(X) \end{bmatrix} \Big|_{X=\hat{X}_*}$ 。将 N 个传感器的测量组合在一起, 得

$$\delta Z = \begin{bmatrix} z_1 - z_{1*} \\ z_2 - z_{2*} \\ \vdots \\ z_N - z_{N*} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \\ \vdots \\ K_N \end{bmatrix} \Big|_{X=\hat{X}_*} \times \delta X + \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{bmatrix} = K \Big|_{X=\hat{X}_*} \times \delta X + V \quad (10)$$

令 $R = E(VV^T) = \text{diag}(\sigma_{\beta_1}^2, \sigma_{\varepsilon_1}^2, \dots, \sigma_{\beta_N}^2, \sigma_{\varepsilon_N}^2)$, 则可得到 δX 的

加权最小二乘估计:

$$\delta \hat{X} = \left[(K^T R^{-1} K)^{-1} K^T R^{-1} \delta Z \right]_{X=\hat{X}_*} \quad (11)$$

估计误差的方差为

$$P(\delta \hat{X}) = \left[(K^T R^{-1} K)^{-1} \right]_{X=\hat{X}_*} \quad (12)$$

由式(11)和式(12)可得最终的估计值及估计值误差的方差为

$$\left. \begin{aligned} \hat{X} &= \hat{X}_* + \delta \hat{X} \\ P(\hat{X}) &= P(\delta \hat{X}) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

二次估计的意义不仅仅是能提高目标定位的精度, 其意义还在于能准确地给出估计误差的方差。二次估计采用式(7)的位置估计作为测量方程线性化的参考点, 而二次估计的误差与参考点的准确与否直接相关。参考点的准确与否可通过式(10)中的 δZ 反映出来, 当 δZ 远大于测量误差时, 就可判定参考点不准确。为此, 本文采用 R_p 对参考点的准确性进行判定, R_p 的定义见式(15)。

$$R_p^1 = \max_{i=1, \dots, N} \left[\left| \beta_i - \arccos \frac{\hat{x}_* - x_{s_i}}{\sqrt{(\hat{x}_* - x_{s_i})^2 + (\hat{y}_* - y_{s_i})^2}} \right| / \sigma_{\beta_i} \right] \quad (14)$$

$$R_p^2 = \max_{i=1, \dots, N} \left[\left| \varepsilon_i - \arctan \frac{\hat{z}_* - z_{s_i}}{\sqrt{(\hat{x}_* - x_{s_i})^2 + (\hat{y}_* - y_{s_i})^2}} \right| / \sigma_{\varepsilon_i} \right]$$

$$R_p = \max \{ R_p^1, R_p^2 \} \quad (15)$$

R_p 越大, 表明参考点越不准确。给定门限值 l (本文取 $l=6$), 当 $R_p < l$ 时, 直接采用 \hat{X}_* 作为参考点进行二次估计; 否则, 采用如下的方法获取线性化的参考点: 设 R_p 源于传感器 s_i , \hat{X}_* 与 X_{s_i} 之间的距离为 d , 当 $R_p \geq l$ 时, 线性化的参考点取为传感器 s_i 观测视线 (β_i, ε_i) 上距离 X_{s_i} 为 d 的点。由式(14)可知, 当 \hat{X}_* 距某传感器较近时, \hat{X}_* 的较小变化就会造成角度上的较大变化。当 $R_p \geq l$ 时, 表明 \hat{X}_* 位于某传感器附近, 此时将参考点取于该传感器观测视线上使得该传感器的观测视线与参考点之间的角度偏差为 0。而对其它的传感器而言, 尽管此时参考点有一点变化, 但由于参考点距离它们较远, 参考点小的变化也不会产生大的角度偏差, 从而避免了大角度偏差的出现。

3 定位误差方差的 Cramer-Rao 下界

根据文献[9], Cramer-Rao 下界为优效估计子的均方误差, 实际估计的均方误差不可能再低于它。一个估计子的有效性可通过其误差的方差能否达到 Cramer-Rao 下界及达到的程度加以判定。设 ΛZ 为测量集 Z 的联合高斯密度 (似然

函数), $X = (x, y, z)^T$ 表示待估的目标的位置矢量, 则定位误差方差的 Cramer-Rao 理论下界 P_{CRLB} 可表示为

$$P_{\text{CRLB}}^{-1} = E \left\{ \left[\nabla_X \ln(\Lambda Z) \right] \times \left[\nabla_X \ln(\Lambda Z) \right]^T \right\}_{X=X_{\text{true}}} \quad (16)$$

根据式(8), 在目标位置为 X 的条件下, 测量 z_i 的联合高斯密度为

$$p(z_i | X) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\beta_i}\sigma_{\varepsilon_i}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(\beta_i - f_{\beta_i}(X))^2}{\sigma_{\beta_i}^2} + \frac{(\varepsilon_i - f_{\varepsilon_i}(X))^2}{\sigma_{\varepsilon_i}^2} \right] \right\} \quad (17)$$

测量集 Z 的联合高斯密度 (似然函数) 为

$$\Lambda Z = p(Z | X) = \prod_{i=1}^N p(z_i | X) \quad (18)$$

对数似然函数为

$$\begin{aligned} \ln(\Lambda Z) &= \sum_{i=1}^N \ln p(z_i | X) \\ &= \sum_{i=1}^N \ln \left(\frac{1}{2\pi\sigma_{\beta_i}\sigma_{\varepsilon_i}} \right) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left[\frac{(\beta_i - f_{\beta_i}(X))^2}{\sigma_{\beta_i}^2} + \frac{(\varepsilon_i - f_{\varepsilon_i}(X))^2}{\sigma_{\varepsilon_i}^2} \right] \end{aligned} \quad (19)$$

将式(19)代入式(16)并经简化得定位误差方差的 Cramer-Rao 下界为

$$P_{\text{CRLB}}(X) = \left[(K^T R^{-1} K)^{-1} \right]_{X=X_{\text{true}}} \quad (20)$$

由式(20)所求得的 Cramer-Rao 下界被本文用来作为定位方法有效性的评判标准。

4 仿真实验

网状被动传感器系统中传感器的间距为 10km, 传感器 s_1 位于 (0,0,0), 传感器 s_2 位于 (10km,0,0), 传感器 s_3 位于 (5km,10km,0)。各传感器具有相同的测角精度, 方位角与高低角测角精度相同。传感器的公共监视区为 $x:0 \sim 10\text{km}$, $y:0 \sim 10\text{km}$ 。假定目标的高度为 0.5km, 取点间距为 0.5km、传感器测角误差的标准差为 10mrad 对每个点进行 1000 次 Monte Carlo 仿真实验。

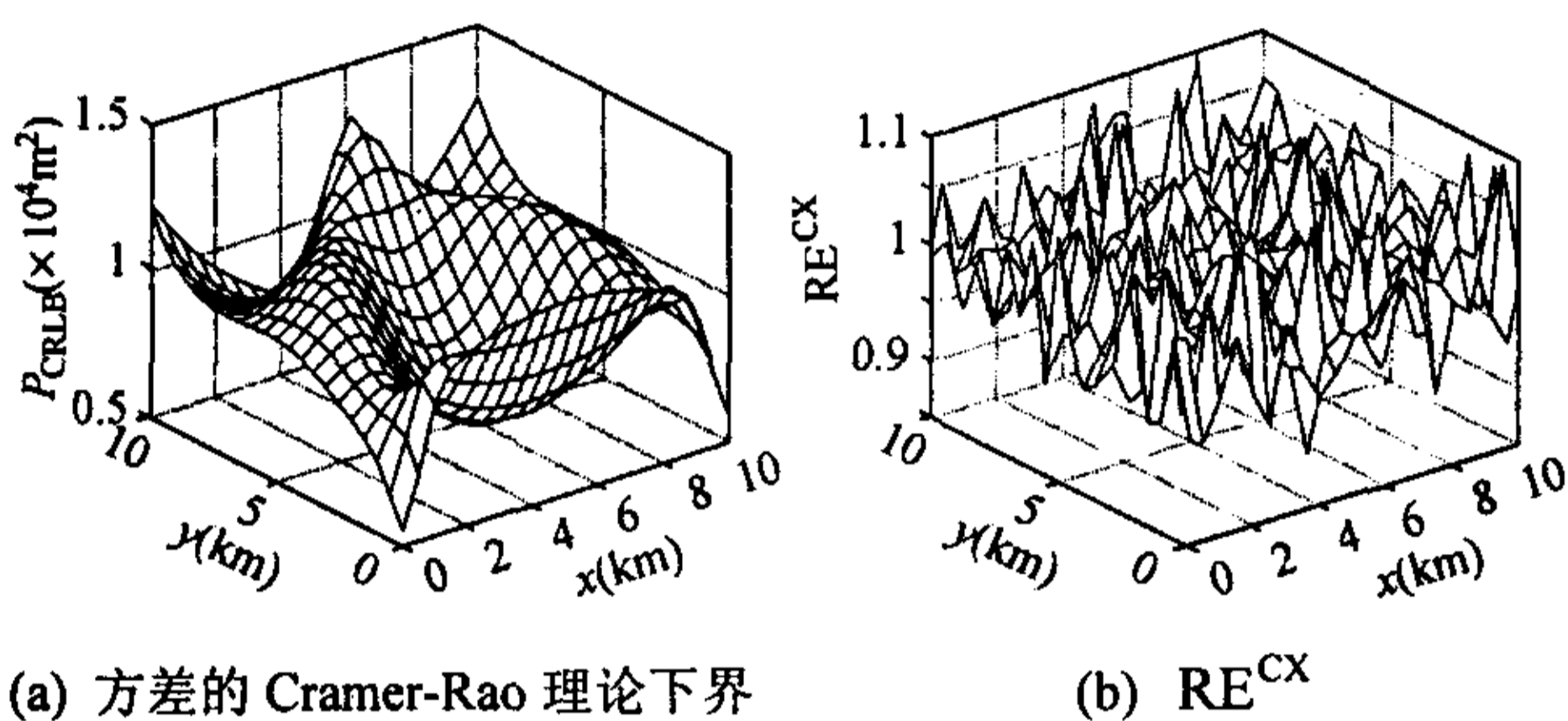
仿真实验主要验证本文定位方法的有效性。均方误差达到 Cramer-Rao 理论下界的估计子为优效估计子^[9]。为评价垂线定位法的有效性, 本文通过垂线定位法与优效估计的相对有效性进行判定。两估计子 \hat{X}^1 和 \hat{X}^2 的相对有效性 RE^{12} 为两估计子的均方误差之比^[9]:

$$\text{RE}^{12} = \frac{E(\hat{X}^1 - X_{\text{true}})^2}{E(\hat{X}^2 - X_{\text{true}})^2} \quad (21)$$

优效估计子的均方误差可由式(20)求出,其他估计子的均方误差可由式(22)近似求出。

$$E(\hat{X} - X_{\text{true}})^2 \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{X}_i - X_{\text{true}})^2 \quad (22)$$

其中 \hat{X}_i 为第 i 次实验得到的位置估计值, N 为实验的次数。1000 次 Monte Carlo 仿真实验结果如图 2 所示,图 2(b)中 RE^{CX} 为垂线定位法的均方误差与 Cramer-Rao 理论下界之比。在本文仿真条件下, RE^{CX} 的值均在 0.9—1.1 之间。以上结果表明,在整个监视区内,垂线定位法的均方误差很接近方差的 Cramer-Rao 理论下界,从而证明垂线定位法接近优效。



(a) 方差的 Cramer-Rao 理论下界

(b) RE^{CX}

图 2 方差的 Cramer-Rao 理论下界与定位方法相对有效性

5 结论

本文对被动传感器系统中目标定位方法进行了研究,提出了一种用于网状被动传感器系统的目标定位的方法:垂线定位法。该方法用视线与公共垂线的交点确定目标位置,采用加权最小二乘、精度加权、扩展加权最小二乘进行位置融合。仿真实验表明,垂线定位法是一种接近优效的目标定位方法,估计误差的均方误差基本上能达到方差的 Cramer-Rao 理论下界。

参考文献

- [1] Alexiev K M, Bojilov L V. A Hough transform track initiation algorithm for multiple passive sensors[C]. Proc. of the International Conf. on Multisource-Multisensor Information Fusion, Paris, France, July 10 - 13, 2000: TuB211 - 16.
- [2] Pattipati K R, Deb S, Bar-Shalom Y, et al.. A new relaxation algorithm and passive sensor data association[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37(2): 198 - 213.
- [3] Deb S, Pattipati K R, Bar-Shalom Y. A multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 33(2): 560 - 568.
- [4] 王成, 李少洪, 黄槐. 测向交叉定位系统的多目标测量数据关联[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(9): 104 - 106.
- [5] Torrieri D J. Statistical theory of passive location systems[J]. *IEEE Trans. on AES*, 1984, 20(2): 183 - 198.
- [6] 孙仲康, 周一宇, 何黎星. 单多基地有源无源定位技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996: 187 - 193.
- [7] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Low observable target motion analysis using amplitude information[J]. *IEEE Trans. on AES*, 1996, 32(4): 1367 - 1384.
- [8] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Lerro D. Bearings-only tracking of maneuvering targets using batch-recursive estimator[J]. *IEEE Trans. on AES*, 2001, 37(3): 770 - 780.
- [9] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995: 2 - 6.

刘宗香: 男, 1965 年生, 博士生, 讲师, 获军队科技进步二等奖一项、军队科技进步三等奖七项, 主要研究方向为数据融合、智能信号处理。