

两坐标雷达组网中目标高度与系统误差联合估计

朱洪伟, 何友

(海军航空工程学院电子信息工程系, 山东烟台 264001)

摘要: 针对目前两坐标雷达组网系统误差估计忽略了目标高度影响的问题, 采用模块化方法, 将 3 部两坐标雷达组网分成平面与空间两个模块进行目标高度与系统误差的联合估计, 提高了系统误差估计的精度。首先分析目标高度对系统误差估计的影响, 接着详细推导基于极大似然估计法的目标高度与系统误差联合估计模型, 并给出估计流程图, 最后建立仿真模型对算法进行验证, 并和传统方法进行比较。仿真结果显示, 所建立的模型能够精确估计出目标平面位置和高度信息, 实现目标的三维准确定位, 并且同样能精确估计出传感器系统误差, 验证了算法的准确性和有效性。

关键词: 系统误差与目标高度联合估计; 平面模块; 空间模块; 精确极大似然法; 两坐标雷达组网

中图分类号: TN 953

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.09.10

Joint estimation of target height and systematic error for two-dimensional radar network

ZHU Hong-wei, HE You

(Institute of Electronics and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: To solve the problem of target height effect in systematic error estimation in the two-dimensional radar networking system, a modular method is used to divide the system into plane and space modules for target height and systematic error joint estimation, which increases the accuracy of systematic error estimation. Firstly, effects of target height on systematic error estimation are analyzed. Then a target height and systematic error estimation model is derived in detail for a three two-dimensional radar networking system based on the exact maximum likelihood estimation method. At the same time, the flow chart is given. At last, a simulation model is established to validate the accuracy and effectiveness of the algorithm, which is compared with traditional methods. Simulation results show that the model can accurately estimate three-dimensional location of the target, and can also accurately estimate the systematic error, which verifies the accuracy and effectiveness of the algorithm.

Keywords: joint estimation of systematic error and target height; plane module; space module; exact maximum likelihood (EML); two-dimensional radar networking

0 引言

两坐标雷达造价低廉, 简单实用, 但单个两坐标雷达无法获得目标高度信息, 利用多个两坐标雷达组网就可以解决这个问题。理论分析表明: 仅需知道两部两坐标雷达提供的 4 个参数中的任意 3 个, 就能够唯一地确定出目标的高度^[1]。但是, 一方面, 以往在利用多个两坐标雷达估计目标高度时并没有考虑雷达的系统误差^[2-3], 而且在雷达组网中由于雷达本身存在的系统误差又会严重影响雷达组网的

性能, 使得多雷达组网系统中出现目标冗余和目标丢失的情况, 严重影响对目标高度的估计; 另一方面, 目前国内外在利用两坐标雷达组网估计系统误差时均是直接将雷达的径向距离在二维平面的投影当作径向距离的量测, 并没有考虑目标的高度信息^[4-11], 这样就又引入了一个系统误差, 现有的系统误差估计就不准确。因此, 利用以往的系统误差估计方法不能够消除多个两坐标雷达估计目标高度中系统误差的影响, 迫切需要新的方法来解决准确估计雷达系统误差和目标高度的问题。这对于提高现有装备的战斗

力,节约开支有非常重要的意义。

考虑到以上需求,本文借鉴模块化的思想,选用 3 部两坐标雷达组网来联合估计系统误差和目标高度。文章安排如下:首先描述在实现过程中出现的问题,接下来建立模型,并应用极大似然法求解,然后对估计性能进行分析,并建立仿真环境验证算法的有效性,并与传统方法进行比较,最后对本文进行总结。

1 问题描述

两坐标雷达能够获得目标的径向距离与方位角信息,如所图 1 示。以往的各种应用均是会将径向距离的测量值 r 直接当作投影 r_p ,忽略了目标高度的影响,即引入了额外的偏差 $\Delta r=r-r_p$,而这种偏差在某些情况下是不能忽略的。

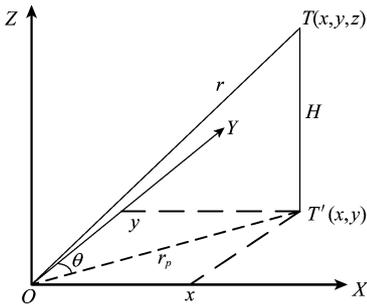


图 1 目标径向距离与其在二维平面的投影

图 2 给出了径向距离与其投影的差值随径向距离以及目标高度变化曲线。从图 2 中可以看出,当探测距离一定时,目标高度越高,引入的径向距离偏差就越大。因此,多个两坐标雷达组网进行误差配准时考虑目标高度的影响可以提高配准精度,具有非常现实的意义。

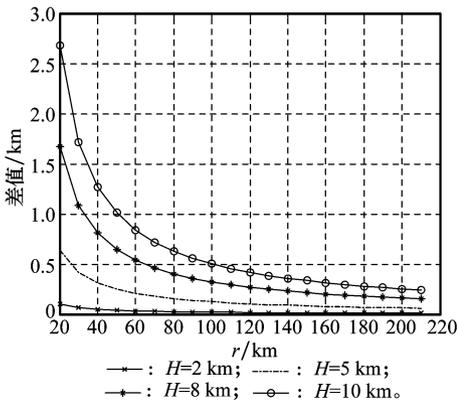


图 2 径向距离与其投影的差值随径向距离以及目标高度变化曲线

2 误差估计与目标定位联合模型建立与算法分析

单部两坐标雷达无法实现对目标的三维定位。而在考虑目标高度时,两部两坐标雷达不能够建立系统误差估计

模型^[12]。因此,需要通过 3 部或 3 部以上的两坐标雷达组网的方式,利用数据融合方法来获得目标的高度信息,并且估计出系统误差。

本节通过将 3 部两坐标雷达分成平面和空间两个功能性模块,平面模块得到方位角偏差与目标平面位置,输出结果进一步应用于空间模块,得到径向距离偏差与目标高度,实现目标三维定位和系统误差的联合估计,如图 3 所示。

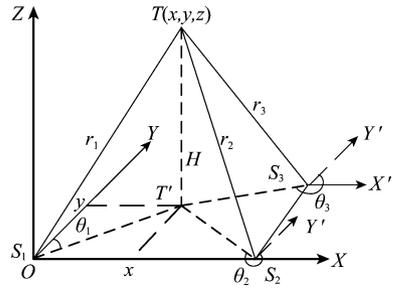


图 3 3 部两坐标雷达组网

2.1 平面模块

理论上使用两个站可以实现目标的交叉定位,如图 4 所示。

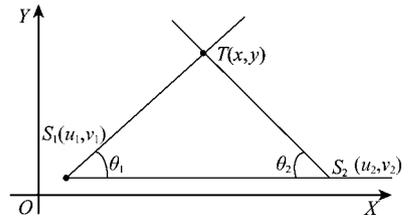


图 4 两被动传感器交叉定位

目标的位置可以表示为

$$\begin{cases} x = \frac{v_2 - v_1 + u_1 \tan \theta_1 - u_2 \tan \theta_2}{\tan \theta_1 - \tan \theta_2} \\ y = \frac{v_2 \tan \theta_1 - v_1 \tan \theta_2 + (u_1 - u_2) \tan \theta_1 \tan \theta_2}{\tan \theta_1 - \tan \theta_2} \end{cases} \quad (1)$$

但是如果如果没有其他附加信息是很难实现误差配准的,因此这里将 3 个站的方位量测作为平面模块,建立方位偏差与目标二维位置估计模型,如图 5 所示。

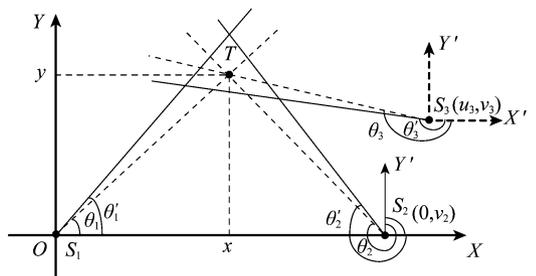


图 5 3 站方位定位的几何关系

假设 3 个传感器同时对目标进行观测,观测值是以正北方向为基准,顺时针方向的方位角,且观测值是同步的。对于异步观测数据,可以采用两点插值法、3 点插值法、 n 点插值法和滤波方法进行时间对准^[13]。

方位角和目标位置的几何关系定义为

$$\theta(k) = g(x(k), y(k)) =$$

$$\begin{cases} \arctan \frac{x(k)}{y(k)}, x(k) > 0 \text{ 且 } y(k) > 0 \\ \pi + \arctan \frac{x(k) - u_2}{y(k)}, y(k) < 0 \\ 2\pi + \arctan \frac{x(k) - u_3}{y(k) - v_3}, x(k) < 0 \text{ 且 } y(k) > 0 \end{cases} \quad (2)$$

根据图 5 的几何关系,可得

$$\begin{cases} \theta_1(k) = g(x(k), y(k)) + \Delta\theta_1 + \theta'_1(k) \\ \theta_2(k) = g(x(k) - u_2, y(k)) + \Delta\theta_2 + \theta'_2(k) \\ \theta_3(k) = g(x(k) - u_3, y(k) - v_3) + \Delta\theta_3 + \theta'_3(k) \end{cases} \quad (3)$$

根据式(3),定义 k 时刻传感器观测函数为

$$\mathbf{Y}(k) = f(\mathbf{b}(k)) + \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\theta}'(k) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{Y}(k) = [\theta_1(k), \theta_2(k), \theta_3(k)]^T$ 为包含系统偏差和随机量测误差的观测值; $\boldsymbol{\beta} = [\Delta\theta_1 \ \Delta\theta_2 \ \Delta\theta_3]^T$ 为传感器的系统偏差向量; $\mathbf{b}(k) = [x(k) \ y(k)]^T$ 为 k 时刻目标的笛卡尔坐标; $\boldsymbol{\theta}'(k) = [\theta'_1(k) \ \theta'_2(k) \ \theta'_3(k)]^T$ 为随机量测噪声。

根据文献[10, 14], 令量测集合 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}(1), \mathbf{Y}(2), \dots, \mathbf{Y}(N)]^T$, 则有

$$p(\mathbf{Y}) = \prod_{k=1}^N p(\mathbf{Y}(k)) \quad (5)$$

式中

$$p(\mathbf{Y}(k)) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |\mathbf{Q}_\sigma(k)|} \exp((\mathbf{Y} - f(\mathbf{b}(k)))' \mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1} (\mathbf{Y} - f(\mathbf{b}(k)))) \quad (6)$$

$$\mathbf{Q}_\sigma(k) = \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\theta_3}^2)$$

对 $p(\mathbf{Y})$ 取负对数并去掉常数项部分可得

$$\mathbf{J} = \sum_{k=1}^N ((\mathbf{Y} - f(\mathbf{b}(k)))' \mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1} (\mathbf{Y} - f(\mathbf{b}(k)))) \quad (7)$$

式(7)中只有 $\boldsymbol{\beta}$ 和 $\mathbf{b}(k) (k=1, 2, \dots, K)$ 是未知变量, 所以目标函数 \mathbf{J} 可以看作是 $\boldsymbol{\beta}$ 和 $\mathbf{b}(k)$ 的函数, 所以配准问题变成

了非线性最优化问题, 即求取 $\boldsymbol{\beta}$ 和 $\mathbf{b}(k) (k=1, 2, \dots, K)$ 使目标函数最小。

$$[\hat{\mathbf{b}}(k), \hat{\boldsymbol{\beta}}] = \arg \min_{\mathbf{b}(k), \boldsymbol{\beta}} \mathbf{J} \quad (8)$$

式(8)需要求解出两个变量的最优估计, 借鉴精确极大似然法(exact maximum likelihood, EML)的思想^[4], 可以首先固定 $\mathbf{b}(k) (k=1, 2, \dots, N)$, 估计系统偏差 $\boldsymbol{\beta}$, 然后根据估计值 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 再求解出 $\mathbf{b}(k)$ 的估计值 $\hat{\mathbf{b}}(k)$ 。

首先根据

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 2 \sum_{k=1}^N \boldsymbol{\Lambda}^T \mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1} (\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k))) = 0 \quad (9)$$

式中, $\boldsymbol{\Lambda}$ 为单位矩阵, 则可以得到

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k)) \quad (10)$$

将 $\boldsymbol{\beta} = \hat{\boldsymbol{\beta}}$ 代入式(7), 就可以通过式(11)估计 $\mathbf{b}(k)$ 。

$$\hat{\mathbf{b}}(k) = \arg \min_{\mathbf{b}(k)} \mathbf{J}, k = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

因为 $\mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1}$ 为正定对称矩阵, 对其进行 Cholesky 分解

$$\mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1} = \boldsymbol{\Psi}(k)^T \boldsymbol{\Psi}(k) \quad (12)$$

得到

$$\boldsymbol{\Psi}(k) = \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^{-1}, \sigma_{\theta_2}^{-1}, \sigma_{\theta_3}^{-1}) \quad (13)$$

令

$$\mathbf{J}_k = (\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k)))' \mathbf{Q}_\sigma(k)^{-1} (\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k))) = \|\boldsymbol{\Psi}(k)(\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k)))\|_2^2 \quad (14)$$

因此, 有

$$\hat{\mathbf{b}}(k) = \arg \min_{\mathbf{b}(k)} \mathbf{J}_k, k = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

式(15)为一个非线性最优化问题, 可以使用文献[15]中的高斯-牛顿下降法进行递推求解。对于第 $p+1$ 步的 $\mathbf{b}(k)$ 可以使用式(16)计算。

$$\hat{\mathbf{b}}^{(p+1)}(k) = \hat{\mathbf{b}}^{(p)}(k) - \mu_p \mathbf{H}_k^{-1} \mathbf{G}_k \quad (16)$$

式中, μ_p 为第 p 步的长度; \mathbf{H}_k 为 \mathbf{J}_k 相对于 $\mathbf{b}(k)$ 的 Hessian 矩阵; \mathbf{G}_k 为梯度。

这里的梯度和 Hessian 阵都是在 $\hat{\mathbf{b}}^{(p)}(k)$ 处计算得到的。梯度 \mathbf{G}_k 为

$$\mathbf{G}_k = 2\mathbf{R}_k \boldsymbol{\gamma}(k) \quad (17)$$

式中, $\boldsymbol{\gamma}(k) = \boldsymbol{\Psi}(k)(\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k)))$; \mathbf{R}_k 为 $\boldsymbol{\gamma}(k)$ 相对于 $\mathbf{b}(k)$ 的雅可比矩阵的转置, 根据式(2)和式(3)有

$$\left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}(k)} (\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k))) \right) = \begin{bmatrix} \frac{-y(k)}{x^2(k) + y^2(k)} & \frac{x(k)}{x^2(k) + y^2(k)} \\ \frac{-y(k)}{x^2(k) + y^2(k) - 2x(k)u_2 + u_2^2} & \frac{x(k) - u_2}{x^2(k) + y^2(k) - 2x(k)u_2 + u_2^2} \\ \frac{v_3 - y(k)}{y^2(k) - 2y(k)v_3 + v_3^2 + x^2(k) - 2x(k)u_3 + u_3^2} & \frac{x(k) - u_3}{y^2(k) - 2y(k)v_3 + v_3^2 + x^2(k) - 2x(k)u_3 + u_3^2} \end{bmatrix} \quad (18)$$

因为 $\boldsymbol{\Psi}(k)$ 为确定值, 所以有

$$\mathbf{R}_k = \left(\frac{\partial \boldsymbol{\gamma}(k)}{\partial \mathbf{b}(k)} \right) = \boldsymbol{\Psi}(k) \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}(k)} (\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k))) \right) \quad (19)$$

对于给定的 $\hat{\boldsymbol{\beta}}, \mathbf{J}_k$ 的 Hessian 矩阵为

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial^2 \mathbf{J}_k}{\partial \mathbf{b}(k) \partial \mathbf{b}(k)} = 2 \left\{ \left[\frac{\partial \boldsymbol{\gamma}(k)}{\partial \mathbf{b}(k)} \right]^T \frac{\partial \boldsymbol{\gamma}(k)}{\partial \mathbf{b}(k)} + \boldsymbol{\gamma}(k) \frac{\partial^2 \boldsymbol{\gamma}(k)}{\partial \mathbf{b}(k) \partial \mathbf{b}(k)} \right\} \quad (20)$$

忽略 Hessian 矩阵中的二阶项,式(20)近似为

$$\mathbf{H}_k = 2\mathbf{R}_k^T \mathbf{R}_k \quad (21)$$

根据式(10)可得到方位角系统误差的估计,而根据式(16)可得到目标平面位置估计 $(\hat{x}(k), \hat{y}(k))$ 。

2.2 空间模块

将平面模块输出的目标二维位置估计 $(\hat{x}(k), \hat{y}(k))$ 作为空间模块的输入。

由图 3 可以得到径向距离量测方程为^[16]

$$\begin{cases} r_1(k) = \sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_1)^2 + (y(k) - v_1)^2} + \Delta r_1 + r'_1(k) \\ r_2(k) = \sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_2)^2 + (y(k) - v_2)^2} + \Delta r_2 + r'_2(k) \\ r_3(k) = \sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_3)^2 + (y(k) - v_3)^2} + \Delta r_3 + r'_3(k) \end{cases} \quad (22)$$

式(22)可以整理为

$$\mathbf{R}(k) = f(h(k)) + \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\theta}'(k) \quad (23)$$

式中, $(x(k), y(k))$ 为 k 时刻目标的笛卡尔坐标; $\mathbf{R}(k) = [r_1(k), r_2(k), r_3(k)]^T$ 为包含系统偏差和随机量测误差的观测值; $\boldsymbol{\eta} = [\Delta r_1, \Delta r_2, \Delta r_3]^T$ 为径向距离系统偏差; $h(k)$ 为 k 时刻目标的高度; $\boldsymbol{r}'(k) = [r'_1(k), r'_2(k), r'_3(k)]^T$ 为径向距离随机量测误差。

按照平面模块的求解思路,同样可以得到径向距离系统误差 $\hat{\boldsymbol{\eta}}$ 以及目标高度的估计 $\hat{h}(k)$ 。

$$\hat{\boldsymbol{\eta}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{R}(k) - f(h(k)) \quad (24)$$

$$\hat{h}^{(p+1)}(k) = \hat{h}^{(p)}(k) - \mu_p \mathbf{V}_k^{-1} \mathbf{F}_k \quad (25)$$

式中

$$\mathbf{V}_k = 2\mathbf{S}_k^T \mathbf{S}_k \quad (25a)$$

$$\mathbf{F}_k = 2\mathbf{S}_k \boldsymbol{\xi}(k) \quad (25b)$$

$$\boldsymbol{\xi}(k) = \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{Y}(k) - f(\mathbf{b}(k))) \quad (25c)$$

$$\boldsymbol{\sigma} = \text{diag}(\sigma_1^{-1}, \sigma_2^{-1}, \sigma_3^{-1}) \quad (25d)$$

$$\mathbf{S}_k = \frac{\partial \boldsymbol{\xi}(k)}{\partial h(k)} =$$

$$\boldsymbol{\sigma} \begin{bmatrix} \frac{-h(k)}{\sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_1)^2 + (y(k) - v_1)^2}} \\ \frac{-h(k)}{\sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_2)^2 + (y(k) - v_2)^2}} \\ \frac{-h(k)}{\sqrt{h(k)^2 + (x(k) - u_3)^2 + (y(k) - v_3)^2}} \end{bmatrix} \quad (25e)$$

图 6 给出了利用联合模型来估计目标三维位置与雷达系统误差的流程图。

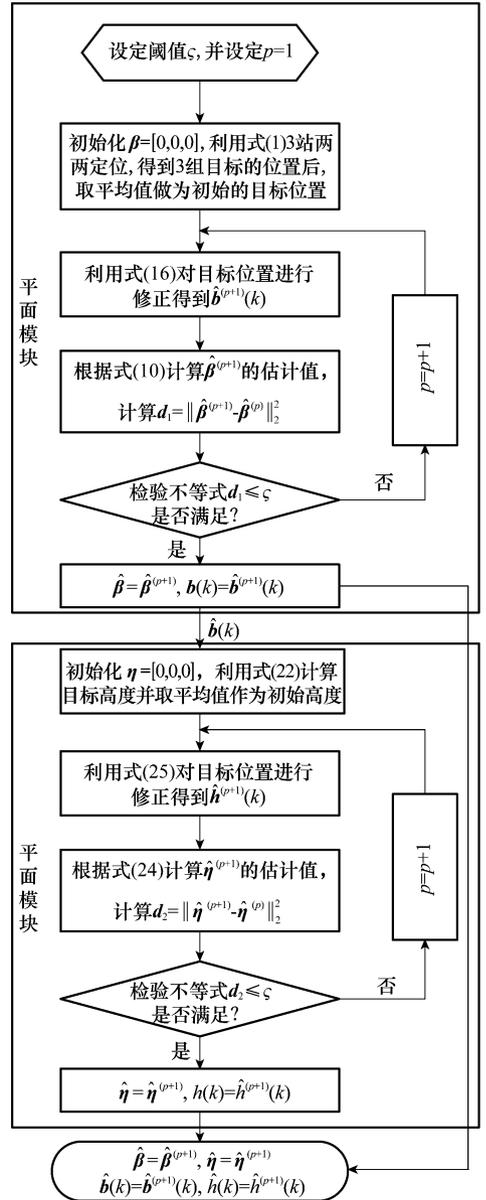


图 6 联合估计模型算法流程图

3 仿真实验与分析

假定 3 部雷达位置分别为 $(0 \text{ km}, 0 \text{ km}, 0 \text{ km})$, $(60 \text{ km}, 0 \text{ km}, 0 \text{ km})$, $(60 \text{ km}, 60 \text{ km}, 0 \text{ km})$, 并假定某目标作匀速上升运动,其运动轨迹描述为

$$\begin{cases} x = 20\,000 + 120t \\ y = 10\,000 + 90t \\ h = 5\,000 + 10t \end{cases}, t = 1, 2, \dots, 300 \quad (26)$$

3 部雷达的系统误差分别为

$$\begin{aligned} \Delta r_1 &= 1.5 \text{ km}, \Delta \theta_1 = 0.0047 \text{ rad}, \Delta r_2 = 1.8 \text{ km}, \\ \Delta \theta_2 &= 0.0087 \text{ rad}, \Delta r_3 = 2.0 \text{ km}, \Delta \theta_3 = 0.0067 \text{ rad}. \end{aligned}$$

传感器的量测为同步数据,且扫描周期为 1 s,采样时间 300 s。按照图 6 的流程进行 100 次 Monte Carlo 仿真,

三维位置估计结果如图 7 所示。

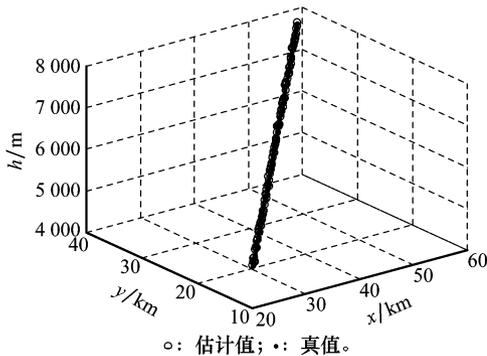


图 7 目标三维定位结果

从图 7 中可以看出,估计出的目标航迹能够很好地吻合目标的真实航迹,因此可以认为系统能够比较准确地实现目标的三维定位。

为了进一步分析算法性能,将本文的联合估计方法与文献[2]给出的融合法进行比较,高度结果比较如图 8 所示。

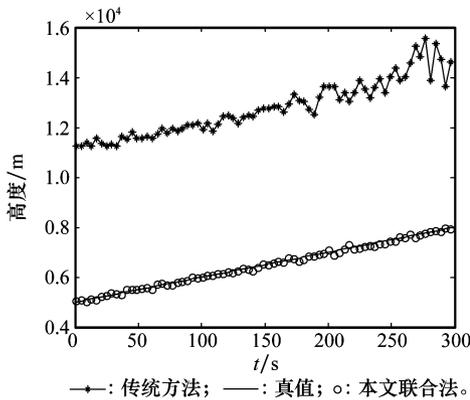


图 8 联合估计法与传统方法比较

从图 8 中可以看出,传统方法没有配准系统误差,所以高度估计结果不准确,而本文的联合估计法消除了系统误差的影响,准确地估计出目标高度。

表 1 给出了系统误差估计结果,与真值比较可以看出,系统对 3 部雷达的估计值都比较精确。

表 1 系统误差估计结果

雷达序号	$\Delta r/m$		$\Delta \theta/rad$	
	真值	估计值	真值	估计值
1	1 500	1 474.95	0.004 7	0.004 3
2	1 800	1 791.28	0.008 7	0.008 6
3	2 000	2 010.85	0.006 7	0.007 1

以图 4 所给出的两站交叉定位模型,将本文所给算法(以 A 表示)与传统的估计方法进行比较。首先不加入目标高度信息,即相当于认为目标和传感器在同一平面内进行系统误差估计,以 B 表示。其次加入目标的高度信息,即将径向距离的平面投影作为径向距离的量测进行系统误差

估计,以 C 表示。估计结果对比如表 2 所示。

表 2 估计结果比较

项目	$\Delta r_1/m$	$\Delta \theta_1/rad$	$\Delta r_2/m$	$\Delta \theta_2/rad$
真值	1 500	0.004 7	1 800	0.008 7
A	1 475	0.004 3	1 791	0.008 6
B	1 385	0.002 9	1 896	0.006 2
C	1 634	0.006 9	2 384	-0.000 27

从表 2 中可以看出,B 的估计结果虽然与真实值比较接近,但是其前提是认为目标与传感器处于同一平面,而这在实际中很难满足,其估计结果实际应用意义不大。而 C 由于受到目标高度的影响,其估计结果已经不准确,同样也不能够用于实际中的传感器误差配准。而 A 不但能够精确地估计出系统误差,而且还能对目标进行三维定位,具有很强的实用性。

4 结 论

本文采用了模块化思想来解决两坐标雷达组网系统中目标三维定位与系统误差估计的问题。

(1) 经过仿真模型验证,本文给出的算法在精确估计出系统偏差的同时,还能够对目标进行准确的三维定位,具有较高的实际应用价值。

(2) 目标定位精度与雷达网中各雷达布站有直接的关系^[17],因此在实际应用中还应该充分考虑雷达布站的影响,才能够使算法发挥出最佳效果。

参考文献:

- [1] Sun Z K, Zhou Y Y, He L X. *Single/multiple base active/passive location technology*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1996. (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.)
- [2] Hong Q G, Wang G H, Zhong X J, et al. Height estimation in 2D-radar-network based on geometrical method and data fusion[J]. *Fire Control & Command Control*, 2004, 29(1): 20 - 22. (洪庆根, 王国宏, 钟晓军, 等. 基于几何法和信息融合的 2D 雷达目标高度估计[J]. 火力与指挥控制, 2004, 29(1): 20 - 22.)
- [3] Jin D L, Wu H B, Lu H, et al. Research on height estimation in distributed 2D-radar-network[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2009, 29(5): 133 - 135. (金东岚, 吴汉宝, 卢虹, 等. 分布式 2D 雷达组网目标测高技术研究[J]. 舰船电子工程, 2009, 29(5): 133 - 135.)
- [4] Zhou Y F, Leung H. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(6): 1560 - 1572.
- [5] Haim K, Hava T S. Sensor registration using neural networks[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(1): 85 - 101.
- [6] Nickens O, Branko R. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(3): 1074 - 1083.
- [7] Lin X D, Bar-Shalom Y, Kirubarajan T. Exact multisensor dy-

- dynamic bias estimation with local tracks[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(2): 576 - 590.
- [8] Lin X D, Bar-Shalom Y, Kirubarajan T. Multisensor-multitarget bias estimation for general asynchronous sensors[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(3): 899 - 921.
- [9] Lin X D, Bar-Shalom Y. Multisensor target tracking performance with bias compensation[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(3): 1139 - 1149.
- [10] Dong Y L, Xu J Y, He Y, et al. A modified exact maximum likelihood registration algorithm[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2006, 38(3): 479 - 483. (董云龙, 徐俊艳, 何友, 等. 一种修正的精确极大似然误差配准算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(3): 479 - 483.)
- [11] Li J H, Yang F, Cheng Y M, et al. A real-time registration algorithm for multi-sensor[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, 23(5): 713 - 716. (李军辉, 杨峰, 程咏梅, 等. 一种多传感器实时误差配准算法研究[J]. 传感技术学报, 2010, 23(5): 713 - 716.)
- [12] Li B B, Feng X X, Wang Z Y, et al. A novel three-dimensional data association algorithm for 2D radars and sensors[C]// *Proc. of the 2nd International Conference on Signal Processing Systems*, 2010: 1668 - 1670.
- [13] Qi Y Q. Research on multi-platform multi-sensor registration algorithm[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2008. (祁永庆. 多平台多传感器配准算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.)
- [14] Steven M K. *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*[M]. Rhode Island: Prentice Hall PTR, 1993.
- [15] Dennisand J E, Schnabel R B. *Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations*[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.
- [16] Yan Z H, Deng Y X, Gu J C. Three-dimension target positioning using multiple two-coordinate radar systems[J]. *Journal of Air Force Radar Academy*, 2003, 17(2): 24 - 26. (严振华, 邓有训, 谷京朝. 多个两坐标雷达实现目标的三维定位[J]. 空军雷达学院学报, 2003, 17(2): 24 - 26.)
- [17] Wang G H, Xu J F, Mao S Y, et al. On the CRLB of height estimation in a 2-Dimensional-Radar-Based network[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2004, 25(1): 66 - 68. (王国宏, 许建峰, 毛士艺, 等. 2D 雷达组网中目标高度估计误差的 Cramér-Rao 限[J]. 航空学报, 2004, 25(1): 66 - 68.)

作者简介:

朱洪伟(1984-),男,博士研究生,主要研究方向为系统误差估计与航迹抗差关联。

E-mail: zhuhongwei907@163.com

何友(1956-),男,教授,博士,主要研究方向为多源信息融合。

E-mail: hjhy_heyout@163.com