

多传感器组网的航空目标三维定位算法

彭锐晖¹, 郭 玮^{2*}, 钱海宁², 谭顺成³, 谭 硕⁴

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学青岛创新发展中心, 山东青岛 266000;
3. 海军航空大学信息融合研究所, 山东烟台 264001; 4. 中国航天科技创新研究院, 北京 100032)

摘 要: 由于航空目标相对地面目标具有更快的运动速度、更广的运动范围, 对航空目标的三维精确定位极具挑战性. 本文提出了一种多传感器组网的航空目标三维定位算法, 以两个高空无人飞艇各载一部光学传感器设备, 无人机-艇载双基地两坐标雷达, 多平台协同实现对航空目标的精确定位为研究背景, 解决了由于各传感器量测维度欠完备、无法独立获得目标三维空间精确位置, 导致传统点迹关联、目标定位方法失效等问题. 首先, 在空间对准的基础上提出了基于角度-距离两级点迹关联算法, 实现多传感器缺维量测的有效关联; 其次, 通过目标引导点构建、椭球空间 Nelder-Mead 欧氏距离寻优、方位面空间投影, 在各空间量测模型上确定目标初始定位点; 最后, 通过无迹变换和同源数据压缩得到目标精确定位点. 仿真结果表明, 该算法实现了缺维情况下雷达-双光学量测数据的稳定关联, 且对航空目标的最优定位误差可达到 115.7 m.

关键词: 多传感器组网; 目标定位; 点迹关联; 空间椭球; Nelder-Mead 算法; 无迹变换

基金项目: 国防科技重点实验室基金(No.2023-JCJQ-LB-016); 航天科技集团稳定支持项目(No.ZY0110020009)

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2024)12-4059-15

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240300

Multi-Sensor Network-Based Three-Dimensional Positioning Algorithm for Airborne Targets

PENG Rui-hui¹, GUO Wei^{2*}, QIAN Hai-ning², TAN Shun-cheng³, TAN Shuo⁴

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Qingdao Innovation and Development Center, Harbin Engineering University, Qingdao, Shandong 266000, China;

3. Information Fusion Research Institute, Naval Aviation University, Yantai, Shandong 264001, China;

4. China Academy of Aerospace Science and Technology Innovation, Beijing 100032, China)

Abstract: Accurately locating aviation targets in three dimensions presents formidable challenges owing to their high-speed movements and expansive maneuverability compared to ground targets. This paper presents a three-dimensional positioning algorithm for aerial targets based on a multi-sensor network. Using two high-altitude unmanned airships, each equipped with an optical sensor device, and UAV-shipborne bistatic dual-coordinate radars, the study focuses on achieving precise positioning of aerial targets through multi-platform collaboration. This approach addresses the limitations of traditional methods, which often fail due to the incomplete measurement dimensions of individual sensors, preventing accurate independent determination of the target's 3D spatial position. Our approach begins with the introduction of a two-level point-trace correlation algorithm grounded in spatial alignment, leveraging both angle and distance to effectively correlate non-dimensional measurements from multiple sensors. Subsequently, we establish the initial positioning points of the target on each spatial measurement model through the construction of target guidance points, employing techniques such as ellipsoidal space Nelder-Mead Euclidean distance optimization and azimuth space projection. Finally, precise positioning points of the target are obtained through the utilization of unscented transform and homologous data compression. Simulation results demonstrate the efficacy of our algorithm in achieving stable correlation of radar-dual optical measurement data, even in scenarios where dimensionality is lacking. Notably, our algorithm achieves an optimal positioning error for aviation targets as low as 115.7 meters.

Key words: multi-sensor networking; target positioning; trace points associated; space ellipsoid; Nelder-Mead algorithm; unscented transform

Foundation Item(s): National Defense Science and Technology Key Laboratory Fund (No. 2023-JCJQ-LB-016); Stable Support Project of Aerospace Science and Technology Corporation (No. ZY0110020009)

1 引言

军事战场环境愈发复杂,获取敌方目标位置信息已成为目标打击的关键因素,提高目标的定位精度在增强军事行动的有效性和精确性等方面具有重要意义^[1-3]. 随着高科技领域技术的迅猛发展,对目标定位的精度要求日益提高,因此多传感器信息融合技术备受关注^[4,5]. 该技术通过综合利用多传感器的量测信息,充分实现各传感器之间的信息冗余与互补,从而有效提升在复杂环境下目标的定位精度^[6].

目前,国内外学者在信息融合、目标定位等方面积累了丰富的研究成果. 经典的多传感器融合算法主要包括贝叶斯估计、加权平均法和卡尔曼滤波等^[7-10]. 文献[7]提出了基于贝叶斯后验概率最大化原理的单站多目标无源定位算法,该方法将运动模型与多目标位置先验信息进行融合,从而提高了目标定位的精度;文献[8]采用精度加权法实现了多个传感器量测之间的融合获得目标位置估计,并通过扩展加权最小二乘法进行目标位置的二次估计,有效提高了目标定位的速度,相较于最大似然定位法有着显著的改进;在目标定位过程中,由于观测噪声的干扰导致定位精度下降. 因此,文献[9]研究了一种基于机载多传感器融合的无人机地面目标定位方法,通过融合实时定位系统、高度计和基于卡尔曼滤波的视觉信息,有效抑制了环境噪声的影响,提高了定位精度;文献[10]提出了一种基于改进的无迹卡尔曼滤波算法的多传感器融合定位方法,通过引入自适应因子更新量测噪声的协方差矩阵并加入渐消因子以抑制滤波发散,相比于传统扩展卡尔曼滤波器,定位精度提高了22.8%. 文献[7,8]利用贝叶斯估计和精度加权法融合成功实现了多传感器量测信息的互补,而文献[9,10]在信息融合的基础上,结合并改进了卡尔曼滤波技术,显著提高了目标定位的精度. 以上研究主要侧重于平面目标的二维位置估计,对于航空目标的精确定位仍存在一定局限性. 这是因为相较于二维平面目标,三维航空目标具有更快的运动速度、更广的运动范围且需要对高度信息进行准确估计,因此研究航空目标的精确定位具有更高的挑战性.

针对上述难题,文献[11]提出了一种基于二次数据融合的多传感器组网几何定位算法,通过结合几何定位与数据融合理论实现了三维空间内目标的精确定位;同时,文献[12]针对异构传感器融合问题,基于测站站址差,将光电经纬仪的测角信息与雷达的测距信

息进行数据融合,从而确定目标的三维位置,相较于单一雷达系统有效提高了目标的定位精度;另外,文献[13]通过建立空中目标定位模型及误差模型,联合双星到达时差信息和主星来波方向信息获得目标的三维定位;而文献[14]则关注多传感器信息融合中的主被动雷达数据融合问题,采用性能最佳的滤波方法与协方差交叉融合算法进行目标状态融合,仿真结果验证相较于仅依靠雷达得到状态估计定位精度更高. 尽管上述研究通过传感器信息互补融合实现了航空目标的精确定位,但当前传感器融合技术中所涉及的雷达类型多为单基地雷达,难以实现在双基地雷达环境下获取航空目标的精确位置估计. 相比于单基地雷达,双基地雷达在提高隐身飞机的探测性能等方面发挥着重要作用^[15],然而现有针对双基地雷达与双光学传感器融合的研究较少,且如何在传感器分量量测信息缺失的情况下实现异构传感器的点迹关联及高速航空目标的精确定位,目前尚未见到公开报道.

针对这些挑战,本文提出一种基于多传感器组网的航空目标三维定位算法. 研究背景涵盖两高空无人飞艇各载一部光学传感器、无人机-艇载双基地两坐标雷达及多平台协同工作,以解决各传感器量测维度欠完备、无法独立获得目标三维空间精确位置的问题. 基于此背景,提出一种基于角度-距离两级点迹关联算法,该算法通过双光学交汇点的点迹解算和方位角-距离同源检验实现三类量测缺维的异构传感器量测信息的关联;随后,提出了基于分布定位-集中压缩求精的目标定位算法,利用接收站的量测信息构建空间椭球面和平面量测模型,以双光学交汇点为引导点,结合Nelder-Mead单纯形法欧式距离寻优与方位面投影,得到处于各模型上的初始定位点,通过无迹变换(Unscented Transform, UT)和同源数据压缩获得目标精确定位,有效提高了航空目标的定位精度. 该研究在军事侦察、边境巡逻和紧急救援等高空任务中具有重要意义,借助高空无人飞艇的稳定性和无人机的灵活性,能够在复杂环境中提高持久的监视和探测能力. 本文算法的主要贡献:

(1) 提出多浮空飞艇联合无人机搭载雷达与光学传感器融合系统框架,有效实现了量测缺维条件下航空目标的三维空间融合定位;

(2) 提出基于角度-距离两级点迹关联算法,有效实现了缺维异构传感器的点迹关联;

(3) 提出基于分布定位-集中压缩求精的目标定位

算法,结合 Nelder-Mead 单纯形法与 UT 变换等技术,有效提高了航空目标的定位精度.

2 多传感器组网三维定位

多传感器组网三维定位算法主要包括三个核心模块:角度-距离两级点迹关联、分布定位、集中压缩. 上述模块的联合工作有效实现了多平台异构传感器量测信息的互补融合,从而完成了航空目标的精确三维定位. 目标融合定位架构框图如图 1 所示,总体架构如下:

模块 1 基于空间方向线交汇理论,构建光学 1-光学 2 检验统计量,实现光学 1-光学 2 点迹关联,并利用最小二乘法得到交汇点(引导点). 接着,基于角度-距

离同源检验理论,构建雷达-光学 1-光学 2 角度-距离维检验统计量,以实现雷达-光学 1-光学 2 多平台异构传感器点迹关联.

模块 2 利用雷达的距离和方位角量测信息,实现空间椭球模型和空间平面模型的构建. 在引导点的基础上,通过 Nelder-Mead 单纯形法和距离最近点解算,确定处于空间椭球模型和空间平面模型且与引导点欧式距离最近的初始定位点 C_1 和 C_2 .

模块 3 通过 UT 变换计算初始定位点 C_1 的近似协方差,并通过误差传递计算初始定位点 C_2 和引导点 Z_m 的协方差. 基于上述计算结果,通过同源数据压缩将 C_1, C_2, Z_m 压缩为最终目标定位点.

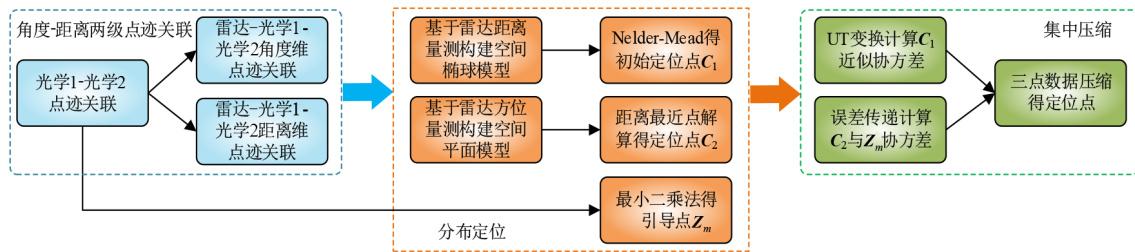


图 1 目标融合定位架构框图

2.1 基于角度-距离两级点迹关联算法

空间态势图如图 2 所示,光学 1 和光学 2 传感器对目标的方位角和俯仰角量测分别为 $\theta_1, \theta_2, \varphi_1, \varphi_2$, 雷达为双基地两坐标雷达, r_1 和 r_2 分别为目标到接收站和发射站的距离, 定义 $\rho = r_1 + r_2$ 为雷达距离量测. 发射站仅起照射作用, 接收站的量测数据分别为目标的距离和方位角 ρ, θ_r . 由于上述传感器均缺失部分量测信息, 因此单个传感器难以获得目标的三维位置, 从而无法形成传统意义上的点迹, 导致现有点迹关联方法失效. 针对这一问题, 提出了基于角度-距离两级点迹关联算法, 即利用最小二乘法获得双光学交汇点, 接着基于双基地雷达的方位角与距离量测进行角度-距离同源检验, 最终实现三类多源异构信息点迹关联.

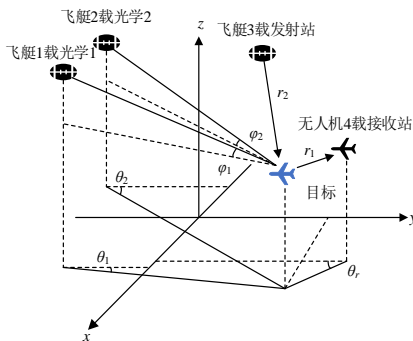


图 2 空间态势图

2.1.1 基于最小二乘法的点迹关联算法

光学传感器具有测角精度较高的特点, 基于此特性利用高精度角度信息进行方向线关联和交汇定位. 首先, 在传感器对目标的两条空间量测线上各任取一点, 光学传感器 1 和光学传感器 2 空间方向线所取点分别设为 $D_1(r_1, \theta_1, \varphi_1)$ 和 $D_2(r_2, \theta_2, \varphi_2)$, 随后将两点转换至地心地固直角坐标系 (Earth Centered Earth Fixed, ECEF) 坐标系后, 令其坐标分别为 (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) ; 最后基于光学传感器的 ECEF 坐标系构建两点式空间直线方程.

根据空间方向线交汇理论构建检验统计量 H :

$$H = \begin{vmatrix} x_1^0 - x_2^0 & x_1 - x_1^0 & x_2 - x_2^0 \\ y_1^0 - y_2^0 & y_1 - y_1^0 & y_2 - y_2^0 \\ z_1^0 - z_2^0 & z_1 - z_1^0 & z_2 - z_2^0 \end{vmatrix} \quad (1)$$

其中, (x_1^0, y_1^0, z_1^0) 和 (x_2^0, y_2^0, z_2^0) 分别为光学传感器 1、光学传感器 2 处于 ECEF 坐标系下的坐标.

D_1 和 D_2 为 $\theta_1, \theta_2, \varphi_1, \varphi_2$ 相关的函数, 该量测信息近似服从均值为对应真值的高斯分布, 所以 H 亦近似服从高斯分布. 因此, 构建检验统计量 η , 其服从自由度为 n_x 的 χ^2 分布, n_x 为相关变量的数量.

$$\eta = \frac{H^2}{\left(\frac{\partial H}{\partial \theta_1}\right)^2 \sigma_{\theta_1}^2 + \left(\frac{\partial H}{\partial \varphi_1}\right)^2 \sigma_{\varphi_1}^2 + \left(\frac{\partial H}{\partial \theta_2}\right)^2 \sigma_{\theta_2}^2 + \left(\frac{\partial H}{\partial \varphi_2}\right)^2 \sigma_{\varphi_2}^2} \quad (2)$$

其中, $\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\varphi_2}^2$ 分别为光学传感器 1 与光学传

器 2 的方位角与俯仰角的误差、方差。

两光学传感器空间方向线关联检验的判别准则为 $\eta < F_a$, F_a 为检验门限, 依据显著性水平来确定。对于存在多个方向线相互关联成功的情况, 本节采用全局最优的方法确定最终的光学 1-光学 2 关联结果。

由 \mathbf{D}_1 、 \mathbf{D}_2 和光学传感器坐标构成的空间直线方程组写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} y_1 - y_1^0 & -(x_1 - x_1^0) & 0 \\ 0 & z_1 - z_1^0 & -(y_1 - y_1^0) \\ y_2 - y_2^0 & -(x_2 - x_2^0) & 0 \\ 0 & z_2 - z_2^0 & -(y_2 - y_2^0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 x_1^0 - x_1 y_1^0 \\ z_1 y_1^0 - y_1 z_1^0 \\ y_2 x_2^0 - x_2 y_2^0 \\ z_2 y_2^0 - y_2 z_2^0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

令式(3)左矩阵为 \mathbf{A} , 右矩阵为 \mathbf{b} , 利用最小二乘法得到两条空间线的光学 1-光学 2 交汇点:

$$\mathbf{Z}_m = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (4)$$

$$\sigma_{\theta_{12}}^2 = \mathbf{G} \mathbf{L} \mathbf{G}^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial g}{\partial \theta_1} & \frac{\partial g}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial g}{\partial \theta_2} & \frac{\partial g}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix} \cdot \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\varphi_2}^2) \begin{bmatrix} \frac{\partial g}{\partial \theta_1} & \frac{\partial g}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial g}{\partial \theta_2} & \frac{\partial g}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

令 $\varepsilon_{12} = \theta_{12} - \theta_r$, 则 ε_{12} 的方差 σ^2 为

$$\sigma^2 = \sigma_{\varepsilon_{12}}^2 + \sigma_{\theta_r}^2 \quad (7)$$

记 k 时刻的 ε_{12} 和 σ^2 分别为 $\varepsilon_{12}(k)$ 和 $\sigma^2(k)$ 。由于 ε_{12} 是近似服从高斯分布的随机变量, 因此构建雷达与光学 1-光学 2 传感器角度维关联检验统计量为

$$\Delta_1 = \frac{\varepsilon_{12}^2(k)}{\sigma^2(k)} = \frac{(\theta_{12} - \theta_r)^2}{\sigma_{\varepsilon_{12}}^2 + \sigma_{\theta_r}^2} \quad (8)$$

在给定关联决策门限后, 雷达与双光学传感器角度维关联判决规则如下:

若 $\Delta_1 > \eta_a$, 则判定雷达和光学 1-光学 2 数据非同源;

若 $\Delta_1 \leq \eta_a$, 则判定雷达和光学 1-光学 2 数据在角度维同源。

2.1.3 距离维的点迹关联算法

2.1.2 节仅实现了角度维上的点迹关联, 但仍未能实现三传感器点迹关联。因此, 需通过距离同源检验实现雷达-光学 1-光学 2 在距离维的点迹关联。利用交汇点在接收站的 ENU 坐标系的位置, 可以确定目标与机载接收站的空间距离 R_1 为

$$\sigma_{R_{12}}^2 = \mathbf{H} \mathbf{A} \mathbf{H}^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial h}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix} \cdot \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\varphi_2}^2) \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial h}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

在得到 R_{12} 及其协方差后, 则双基地雷达与光学 1-光学 2 距离维量测关联的检验统计量为

$$\Delta_2 = \frac{[\rho(k) - R_{12}(k)]^2}{\sigma_{\rho}^2(k) + \sigma_{R_{12}}^2(k)} \quad (13)$$

根据显著性水平确定关联决策门限 η_d 后, 距离维关联决策规则与角度维相同, 在此不做赘述。若雷达

2.1.2 角度维的点迹关联算法

本节通过方位角量测同源检验实现雷达-光学 1-光学 2 在角度维上的点迹关联。 \mathbf{Z}_m 处于 ECEF 坐标系并不能直接与雷达方位角量测信息进行同源检验, 需转换到接收站的东北天 (East North Up, ENU) 坐标系, 此时设交汇点在接收站的 ENU 坐标系中的坐标为 $\mathbf{Z}'_m(e_m, n_m, u_m)$ 。雷达的测距和测角误差是相互独立的高斯分布随机变量, 方差分别为 σ_{ρ}^2 和 σ_{θ}^2 , 交汇点在接收站的 ENU 坐标系中相较于原点的方位角表达式如下:

$$\begin{aligned} \theta_{12} &= g(\theta_1, \varphi_1, \theta_2, \varphi_2) \\ &= \arctan \frac{e_m}{n_m} \\ &= \arctan \frac{\cos L_r \Delta y - \sin L_r \Delta x}{\sin B_r (\cos L_r \Delta x + \sin L_r \Delta y) - \cos B_r \Delta z} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\Delta x = x_m - x_r$, $\Delta y = y_m - y_r$, $\Delta z = z_m - z_r$ 。

进一步可得 θ_{12} 的方差 $\sigma_{\theta_{12}}^2$ 如式(6)所示:

$$\begin{aligned} R_1 &= h_1(\theta_1, \varphi_1, \theta_2, \varphi_2) \\ &= \sqrt{e_m^2 + n_m^2 + u_m^2} \\ &= \left\{ \begin{aligned} &[(\cos L_r \Delta y - \sin L_r \Delta x)^2 + \\ &[\sin B_r \Delta z + \cos L_r \cos B_r \Delta x + \cos B_r \sin L_r \Delta y]^2 + \\ &[\cos L_r \sin B_r \Delta x - \cos B_r \Delta z + \sin B_r \sin L_r \Delta y]^2 \end{aligned} \right\}^{1/2} \end{aligned} \quad (9)$$

目标与艇载发射站的空间距离 R_2 为

$$\begin{aligned} R_2 &= h_2(\theta_1, \varphi_1, \theta_2, \varphi_2) \\ &= \sqrt{(e_m - e_0)^2 + (n_m - n_0)^2 + (u_m - u_0)^2} \\ &= \left\{ \begin{aligned} &[(\cos L_r \Delta y - \sin L_r \Delta x - e_0)^2 + \\ &[\sin B_r \Delta z + \cos L_r \cos B_r \Delta x + \cos B_r \sin L_r \Delta y - n_0]^2 + \\ &[\cos L_r \sin B_r \Delta x - \cos B_r \Delta x + \sin B_r \sin L_r \Delta y - u_0]^2 \end{aligned} \right\}^{1/2} \end{aligned} \quad (10)$$

令 R_{12} 为

$$R_{12} = h_1 + h_2 = h(\theta_1, \varphi_1, \theta_2, \varphi_2) \quad (11)$$

进一步可得 R_{12} 的方差如式(12)所示:

与光学 1-光学 2 在角度维与距离维均满足 $\Delta_1(\Delta_2) \leq \eta_d(\eta_a)$, 则判断三类传感器量测数据同源, 从而实现缺维异构传感器的点迹关联。

2.2 基于分布定位-集中压缩求精的目标定位算法

若通过艇-机载双基地两坐标雷达对目标进行定位, 仅能确定目标处于空间椭球上, 难以实现目标精确

定位. 为解决这一问题, 本文基于双基地雷达的距离和方位角量测构建了空间椭球面与空间平面数学模型. 通过目标引导点构建、椭球空间 Nelder-Mead 欧氏距离

寻优、方位面空间投影、UT 变换以及同源数据压缩实现航空目标的精确定位. 图 3 为目标定位点构建整体框图.

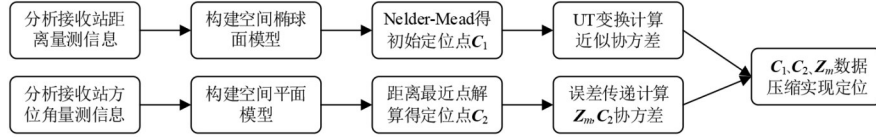


图3 目标定位点构建整体框图

2.2.1 基于雷达量测信息的数学模型构建

根据双基地雷达的距离量测 ρ 可以确定目标处于空间椭球面上. 椭球焦点分别为发射站、接收站. 设航空目标在 ECEF 下的位置坐标为 $X_t=[x, y, z]^T$, 机载接收站和艇载发射站在 ECEF 下的位置坐标分别为 $X_0=[x_0, y_0, z_0]$ 和 $X_r=[x_r, y_r, z_r]$, 则艇-机载雷达与目标的位置坐标以及雷达距离量测构建的处于 ECEF 坐标系下的空间椭球方程为

$$R_e(x, y, z) = \|X_t - X_0\|_2 + \|X_t - X_r\|_2 = \rho \quad (14)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示向量 l_2 的范数.

由于后续的分布定位与集中压缩均需在接收站的 ENU 坐标系下实现, 因此本节选取机载接收站为原点 O , OX 轴指向正东方向, OY 轴指向正北方向, OZ 轴指向天空方向. 空间椭球模型如图 4 所示. 其参数方程推导过程如图 5 所示, 具体过程如下.

首先, 基于雷达量测信息搭建标准椭球模型, 椭球球心处于原点, 即机载接收站所处位置, 且处于 xoy 面的椭圆的长轴与短轴分别为 a, b , 标准椭球示意图如图 5(a) 所示, 其参数方程为

$$\begin{cases} x = a \cos \varphi \\ y = b \sin \varphi \cos \theta \\ z = b \sin \varphi \sin \theta \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} x'_0(t) \\ y'_0(t) \\ z'_0(t) \end{bmatrix} = \mathbf{D}(t)^T \begin{bmatrix} x_0 - x_r \\ y_0 - y_r \\ z_0 - z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin L_0(t) & -\sin B_0(t) \cos L_0(t) & \cos B_0(t) \cos L_0(t) \\ \cos L_0(t) & -\sin B_0(t) \sin L_0(t) & \cos B_0(t) \sin L_0(t) \\ 0 & \cos B_0(t) & \sin B_0(t) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Delta x_r \\ \Delta y_r \\ \Delta z_r \end{bmatrix} \quad (18)$$

一次旋转后的空间椭球示意图如图 5(b) 所示, 其参数方程为

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}(t) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_0(t) & 0 & -\sin \varphi_0(t) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi_0(t) & 0 & \cos \varphi_0(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \cos \varphi \\ b \sin \varphi \cos \theta \\ b \sin \varphi \sin \theta \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中, $\mathbf{M}(t)$ 为 t 时刻绕 y 轴旋转的旋转矩阵.

在上述基础上, 再沿 z 轴顺时针旋转 θ_0, θ_0 推导过程为

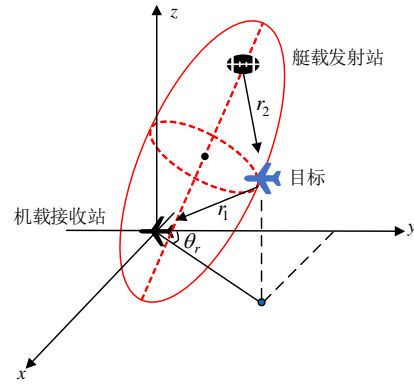


图4 空间椭球模型

$$\begin{cases} a = \rho/2 \\ b = \sqrt{a^2 - \|X_0 - X_r\|_2^2}/4 \end{cases} \quad (16)$$

其中, θ, φ 分别表示为空间椭球的方位与俯仰角.

接着, 在标准椭球面的基础上沿 y 轴顺时针旋转 φ_0, φ_0 推导过程为

$$\varphi_0(t) = \arctan \frac{z'_0(t)}{\sqrt{x'_0(t)^2 + y'_0(t)^2}} \quad (17)$$

其中,

$$\theta_0(t) = \psi_i - \arctan \frac{x'_0(t)}{y'_0(t)} \quad (20)$$

其中, 发射站处于接收站的 ENU 坐标系的不同象限时, 补偿角 ψ_i 如表 1 所示.

表1 补偿角度

$(x'_0(t), y'_0(t))$	1 象限	2,3 象限	4 象限
ψ_i	2π	π	0

二次旋转后的空间椭球示意图如图 5(c) 所示, 其参数方程如式(21)所示. 其中, $\mathbf{N}(t)$ 为 t 时刻绕 y 轴旋

转的旋转矩阵. 最后, 通过空间平移得最终椭球参数方程, 其示意图如图 5(d) 所示, 参数方程如式 (22) 所

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} &= N(t) \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_0(t) & \sin \theta_0(t) & 0 \\ -\sin \theta_0(t) & \cos \theta_0(t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi_0(t) & 0 & -\sin \varphi_0(t) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi_0(t) & 0 & \cos \varphi_0(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \cos \varphi \\ b \sin \varphi \cos \theta \\ b \sin \varphi \sin \theta \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} x_3 \\ y_3 \\ z_3 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_0(t) & \sin \theta_0(t) & 0 \\ -\sin \theta_0(t) & \cos \theta_0(t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi_0(t) & 0 & -\sin \varphi_0(t) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi_0(t) & 0 & \cos \varphi_0(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \cos \varphi \\ b \sin \varphi \cos \theta \\ b \sin \varphi \sin \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (x_0 - x_r)/2 \\ (y_0 - y_r)/2 \\ (z_0 - z_r)/2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} a \cos \theta_0(t) \cos \varphi_0(t) \cos \varphi + b \sin \theta_0(t) \sin \varphi \cos \theta - b \cos \theta_0(t) \sin \varphi_0(t) \sin \varphi \sin \theta + (x_0 - x_r)/2 \\ -a \sin \theta_0(t) \cos \varphi_0(t) \cos \varphi + b \cos \theta_0(t) \sin \varphi \cos \theta + b \sin \theta_0(t) \sin \varphi_0(t) \sin \varphi \sin \theta + (y_0 - y_r)/2 \\ a \sin \varphi_0(t) \cos \varphi + b \cos \varphi_0(t) \sin \varphi \sin \theta + (z_0 - z_r)/2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (22)$$

由双基地雷达的距离量测建立了空间椭球模型, 并通过坐标系转换、多次空间旋转、平移等步骤确定了该椭球的参数方程. 同样, 本文通过雷达的方位角量测可

示. 其中, (x_p, y_p, z_p) 表示平移量, 即最终空间椭球的球心 O' .

以建立空间方位面, 该空间平面的参数方程表达式为

$$\begin{cases} y_l = \cos \theta_r t \\ x_l = \sin \theta_r t \end{cases} \quad (23)$$

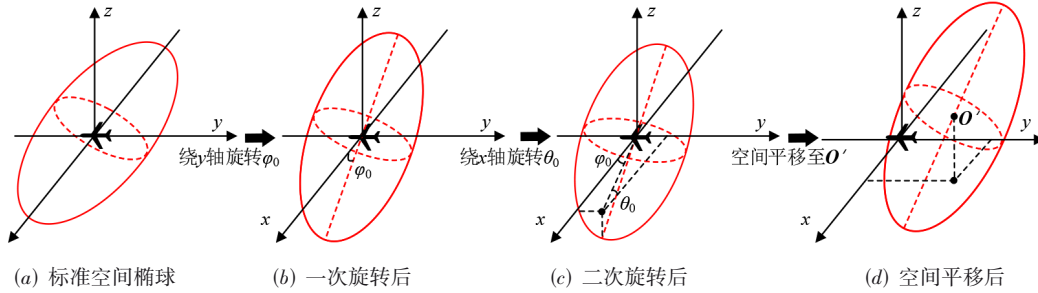


图 5 空间椭球转换流程框图

2.2.2 分布定位算法

鉴于空间椭球面参数方程及目标定位引导点表达式的复杂性, 传统的极值解算的方法如拉格朗日乘数法等, 在获取位于空间椭球面的目标定位点方面存在困难. 因此, 本算法采用 Nelder-Mead 单纯形法, 以求得位于椭球面上且与目标定位引导点欧式距离最小的初始定位点 C_1 . Nelder-Mead 算法在空间椭球上搜索 C_1 的过程是一个优化迭代过程, 主要包括目标函数构建、目标函数值排序、变量反射、变量延伸、变量压缩等步骤^[16, 17]. 其具体步骤如下.

(1) 目标函数值构建: C_1 相较于椭球的距离与误差关系呈正相关. 因此, 本文将处于椭球面上且与引导点欧式最近小的点定义为初始定位点 C_1 , 则椭球上一点与引导点之间的欧式距离可表示为

$$\begin{aligned} f(x, t) &= \| \mathbf{R}_{e3} - \mathbf{Z}'_m \|_2 \\ &= \sqrt{(x_3 - x'_m(t))^2 + (y_3 - y'_m(t))^2 + (z_3 - z'_m(t))^2}, \quad (24) \\ x &= (\theta, \varphi) \end{aligned}$$

其中, $(x'_m(t), y'_m(t), z'_m(t))$ 表示 t 时刻的处于接收站 ENU 坐标系的目标定位引导点.

(2) 目标函数值排序: 在空间椭球面区域内初始化 $n+1$ 个线性无关的顶点, t 时刻下目标函数自变量为 θ 、

φ , 此时该函数为二维目标函数, 因此初始化的顶点应为 (x_1, x_2, x_3) , 将顶点代入目标函数计算出函数值. 根据目标函数值进行排序, 设排序结果为 $f(x_1) > f(x_2) > f(x_3)$, 令目标函数值最大的点 x_1 为最坏点, 记为 x_H ; 目标函数值次大的点 x_2 为次坏点, 记为 x_G ; 目标函数最小的点 x_3 为最好点, 记为 x_L .

(3) 变量反射: 目标函数值下降方向通常在最坏点 x_H 关于形心 x_C 的对称位置的方向可能性最大. 因此, x_H 对 x_L 和 x_G 的中心点 x_C 反射得反射点, 记为 x_R , 其表示为

$$x_R = x_C + a(x_C - x_H) \quad (25)$$

其中, a 为反射系数. 接着, 计算 x_R 对应的目标值 $f(x_R)$, 若 $f(x_R)$ 满足 $f(x_L) < f(x_R) < f(x_H)$, 则 x_H 替换为 x_R 构建新的单纯形并更新目标函数值排序.

(4) 变量延伸: 若 $f(x_R)$ 满足 $f(x_R) < f(x_L)$, 则将搜索点延伸至 x_E , 其表示为

$$x_E = x_C + \gamma(x_R - x_C) \quad (26)$$

其中, γ 为延伸系数, 本文中 $\gamma=2$. 计算 x_E 对应的目标函数值 $f(x_E)$, 若满足 $f(x_E) < f(x_R)$, 则 x_H 替换为 x_E . 反之, 则 x_H 替换为 x_R 构建新单纯形并更新目标函数值排序.

(5) 变量压缩: 若满足 $f(x_H) < f(x_R) < f(x_G)$, 则将 x_R 压缩至 x_G , 其表示为

$$x_s = x_c + \beta(x_r - x_c) \quad (27)$$

其中, β 为压缩系数, 本文中 $\beta = 0.5$. 计算 x_s 对应的目标函数值 $f(x_s)$, 若满足 $f(x_s) < f(x_H)$, 则 x_H 替换为 x_c 并得到新的单纯形顶点 (x_s, x_G, x_L) ; 若满足 $f(x_r) > f(x_H)$, 则需压缩至 x_H 与 x_c 之间, 其表示为

$$x'_s = x_c + \beta(x_H - x_c) \quad (28)$$

计算内收缩点 x'_s 对应的目标函数值 $f(x'_s)$, 若满足 $f(x'_s) < f(x_H)$, 则 x_H 替换为 x'_s 并得到新的单纯形顶点 (x'_s, x_G, x_L) . 若 x_H 与 x_c 连线上所有点的函数 $f(x)$ 均大于 $f(x_H)$, 则需以 x_L 为基点, 构建新单纯形:

$$\begin{cases} x'_G = x_L + \sigma(x_G - x_L) \\ x'_H = x_L + \sigma(x_H - x_L) \end{cases} \quad (29)$$

其中, σ 为回退系数, 本文中 $\sigma = 0.5$. 计算 x'_G 和 x'_H 对应的目标函数值 $f(x'_G)$ 和 $f(x'_H)$ 并联合 $f(x_L)$ 重新进行目标函数值排序. 经多次优化迭代后进行收敛性检验, 判断是否截止条件:

$$\sqrt{\frac{1}{n+1} \sum_{j=1}^{n+1} [f(x_j^{(k)}) - f(x_C^{(k)})]^2} \leq \varepsilon \quad (30)$$

其中, $x_j^{(k)}$ 和 $x_C^{(k)}$ 分别为第 k 轮次的单纯形顶点和形心点. Nelder-Mead 算法整体流程框图如图 6 所示.

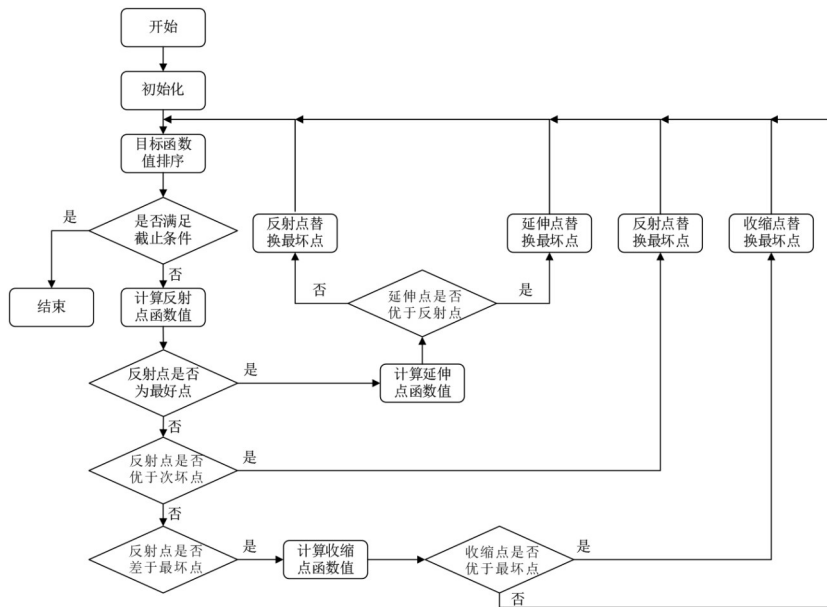


图 6 Nelder-Mead 算法整体流程

通过上述 Nelder-Mead 算法的描述, 可以获得在空间椭球面上与目标定位引导点欧式距离最近的初始定位点 C_1 . 随后, 利用接收站的方位角量测信息对目标进行二次定位得到目标初始定位点 C_2 . 基于已知的引导点, 在距离最近点解算的基础上确定目标位置信息, 以确保其处于上述空间平面上. 通过空间投影的方式将引导点投影至由雷达方位角量测搭建的空间平面中, 该投影点即为距离最近点解算结果, 记为目标初始定位点 C_2 , 其推导过程如下.

引导点通过空间投影得到:

$$\frac{x_l - x'_m}{-\cos \theta_r} = \frac{y_l - y'_m}{\sin \theta_r} = q \quad (31)$$

$$\begin{bmatrix} x'_u(\rho) \\ y'_u(\rho) \\ z'_u(\rho) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a \cos \theta_0(t) \cos \varphi_0(t) \cos \varphi_e + b \sin \theta_0(t) \sin \varphi_e \cos \theta_e - b \cos \theta_0(t) \sin \varphi_0(t) \sin \varphi_e \sin \theta_e + (x_0 - x_r)/2 \\ -a \sin \theta_0(t) \cos \varphi_0(t) \cos \varphi_e + b \cos \theta_0(t) \sin \varphi_e \cos \theta_e + b \sin \theta_0(t) \sin \varphi_0(t) \sin \varphi_e \sin \theta_e + (y_0 - y_r)/2 \\ a \sin \varphi_0(t) \cos \varphi_e + b \cos \varphi_0(t) \sin \varphi_e \sin \theta_e + (z_0 - z_r)/2 \end{bmatrix} \quad (33)$$

投影点 T' 为

$$\begin{cases} x'_t = x'_m - q \cos \theta_r = x'_m - (x'_m \cos \theta_r - y'_m \sin \theta_r) \cos \theta_r \\ y'_t = y'_m + q \sin \theta_r = y'_m + (x'_m \cos \theta_r - y'_m \sin \theta_r) \sin \theta_r \\ z'_t = z'_m \end{cases} \quad (32)$$

其中, (x'_t, y'_t, z'_t) 为目标初始定位点 C_2 的位置坐标.

2.2.3 集中压缩算法

为有效实现数据压缩, 需计算 C_1 、 C_2 的协方差矩阵. 由于点 C_1 是数值解, 难以获得准确的协方差. 因此, 本节通过 UT 变换获得点 C_1 的近似协方差矩阵. 通过单纯形算法可以得到点 C_1 的变量取值, 令其为 $x_e = (\theta_e, \varphi_e)$, 代入空间椭球面方程得函数 $g(\rho)$ 如式 (33) 所示.

采样点 ξ_i 和对应的权值 W_i 为

$$\begin{cases} \xi_0 = \bar{X} \\ \xi_i = \bar{X} + \left(\sqrt{(n_x + \kappa) \mathbf{P}_x} \right)_i, i = 1, 2, \dots, n_x \\ \xi_{i+n_x} = \bar{X} - \left(\sqrt{(n_x + \kappa) \mathbf{P}_x} \right)_i, i = 1, 2, \dots, n_x \end{cases} \quad (34)$$

$$\begin{cases} W_0 = \frac{\kappa}{(n_x + \kappa)} \\ W_i = \frac{1}{2(n_x + \kappa)}, i = 1, 2, \dots, n_x \\ W_{i+n_x} = \frac{1}{2(n_x + \kappa)}, i = 1, 2, \dots, n_x \end{cases} \quad (35)$$

其中, κ 为尺度参数, $(n_x + \kappa) \neq 0$, $\bar{X} = \bar{\rho}$, $\mathbf{P}_x = \sigma_{\rho}^2$.

将采样点 ξ_i 分别代入函数 g 得 y_i , 均值与协方差估计为

$$\begin{cases} \bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i y_i \\ \mathbf{P}'_y = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \end{cases} \quad (36)$$

其中, \mathbf{P}'_y 为点 C_1 的近似协方差矩阵.

目标定位引导点 \mathbf{Z}'_m 协方差矩阵推导过程为

$$\mathbf{dZ}'_m = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_m}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x_m}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial x_m}{\partial \theta_2} & \frac{\partial x_m}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial y_m}{\partial \theta_1} & \frac{\partial y_m}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial y_m}{\partial \theta_2} & \frac{\partial y_m}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial z_m}{\partial \theta_1} & \frac{\partial z_m}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial z_m}{\partial \theta_2} & \frac{\partial z_m}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\theta_1 \\ d\varphi_1 \\ d\theta_2 \\ d\varphi_2 \end{bmatrix} = \mathbf{P} \begin{bmatrix} d\theta_1 \\ d\varphi_1 \\ d\theta_2 \\ d\varphi_2 \end{bmatrix} \quad (37)$$

将 \mathbf{P} 分块为 $\mathbf{P} = [\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \mathbf{P}_3, \mathbf{P}_4]$, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_1 &= \frac{\partial(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}}{\partial \theta_1} \\ &= \frac{\partial(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}}{\partial \theta_1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} + (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \frac{\partial \mathbf{A}^T \mathbf{b}}{\partial \theta_1} \end{aligned} \quad (38)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}}{\partial \theta_1} &= -(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \frac{\partial(\mathbf{A}^T \mathbf{A})}{\partial \theta_1} (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \\ &= -(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \left(\frac{\partial \mathbf{A}^T}{\partial \theta_1} \mathbf{A} + \mathbf{A}^T \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial \theta_1} \right) (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \end{aligned} \quad (39)$$

$$\frac{\partial \mathbf{A}^T \mathbf{b}}{\partial \theta_1} = \frac{\partial \mathbf{A}^T}{\partial \theta_1} \mathbf{b} + \mathbf{A}^T \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \theta_1} \quad (40)$$

$$\mathbf{P}_1 = -(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \left[\left(\frac{\partial \mathbf{A}^T}{\partial \theta_1} \mathbf{A} + \mathbf{A}^T \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial \theta_1} \right) \mathbf{Z}'_m - \frac{\partial \mathbf{A}^T}{\partial \theta_1} \mathbf{b} - \mathbf{A}^T \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \theta_1} \right] \quad (41)$$

同理依次可得 $\mathbf{P}_2, \mathbf{P}_3, \mathbf{P}_4$. 因此, 处于 ECEF 坐标系下的交汇点的协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_z = \mathbf{P} \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\varphi_2}^2) \mathbf{P}^T \quad (42)$$

\mathbf{P}_z 坐标转换得引导点 \mathbf{Z}'_m 的协方差矩阵 \mathbf{P}'_z .

空间平面上点 C_2 的协方差矩阵推导为

$$\mathbf{dT}' = \begin{bmatrix} \frac{\partial x'_i}{\partial \theta_r} & \frac{\partial x'_i}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x'_i}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial x'_i}{\partial \theta_2} & \frac{\partial x'_i}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial y'_i}{\partial \theta_r} & \frac{\partial y'_i}{\partial \theta_1} & \frac{\partial y'_i}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial y'_i}{\partial \theta_2} & \frac{\partial y'_i}{\partial \varphi_2} \\ \frac{\partial z'_i}{\partial \theta_r} & \frac{\partial z'_i}{\partial \theta_1} & \frac{\partial z'_i}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial z'_i}{\partial \theta_2} & \frac{\partial z'_i}{\partial \varphi_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\theta_r \\ d\theta_1 \\ d\varphi_1 \\ d\theta_2 \\ d\varphi_2 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} d\theta_r \\ d\theta_1 \\ d\varphi_1 \\ d\theta_2 \\ d\varphi_2 \end{bmatrix} \quad (43)$$

因此, 点 C_2 的协方差矩阵为

$$\mathbf{P}'_i = \mathbf{H} \text{diag}(\sigma_{\theta_r}^2, \sigma_{\theta_1}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\theta_2}^2, \sigma_{\varphi_2}^2) \mathbf{H}^T \quad (44)$$

在上述基础上数据压缩, 有

$$\mathbf{R}'_r = (\mathbf{P}'_y{}^{-1} + \mathbf{P}'_z{}^{-1} + \mathbf{P}'_i{}^{-1})^{-1} \quad (45)$$

$$\mathbf{Z}' = \mathbf{R}'_r (\mathbf{P}'_y{}^{-1} \mathbf{E}' + \mathbf{P}'_z{}^{-1} \mathbf{Z}'_m + \mathbf{P}'_i{}^{-1} \mathbf{T}') \quad (46)$$

对 \mathbf{R}'_r 和 \mathbf{Z}' 旋转至 ECEF 坐标系得 \mathbf{R}_r 和 \mathbf{Z} . 本节通过多次坐标系转换、椭球 Nelder-Mead 欧式距离寻优、方位面空间投影、UT 变换、同源数据压缩等步骤确定目标的精确位置信息, 从而有效提高了航空目标的定位精度.

3 算法流程与分析

3.1 算法流程

图 7 为算法流程框图, 展示了所提的多传感器组网的航空目标三维定位算法的详细流程, 具体步骤如下.

步骤 1: 基于空间方向线交汇理论构建光学 1-光学 2 点迹关联的检验统计量.

步骤 2: 根据卡方检验表确定阈值, 以判断光学 1-光学 2 多平台传感器点迹关联是否成功.

步骤 3: 若光学 1-光学 2 点迹关联成功, 利用最小二乘法获得交汇点 \mathbf{Z}_m .

步骤 4: 通过坐标系旋转, 实现交汇点与雷达量测的空间对准.

步骤 5: 基于角度-距离同源检验理论构建雷达-光学 1-光学 2 角度-距离维检验统计量.

步骤 6: 根据卡方检验表确定阈值, 以判断雷达-光学 1-光学 2 多平台异构传感器点迹是否关联成功.

步骤 7: 综合分析雷达对目标的量测数据 $\{r^i, \theta^i, \dots, r^i, \theta^i\}$.

步骤 8: 基于雷达的距离和方位角量测信息, 分别构建标准的空间椭球和空间平面模型.

步骤 9: 根据双基地雷达和无人飞艇的位置信息及空间关系, 推导旋转角 φ_0 , 并将标准椭球沿 y 轴顺时针旋转 φ_0 , 实现椭球一次旋转; 同时, 通过坐标系旋转实现交汇点与平面的坐标一致性.

步骤 10: 同步步骤 9, 推导旋转角 θ_0 , 将一次旋转后的椭球沿 z 轴顺时针旋转 θ_0 , 实现椭球二次旋转.

步骤 11: 推导球心 \mathbf{O}' , 进行椭球空间平移, 得到空间椭球的最终参数方程.

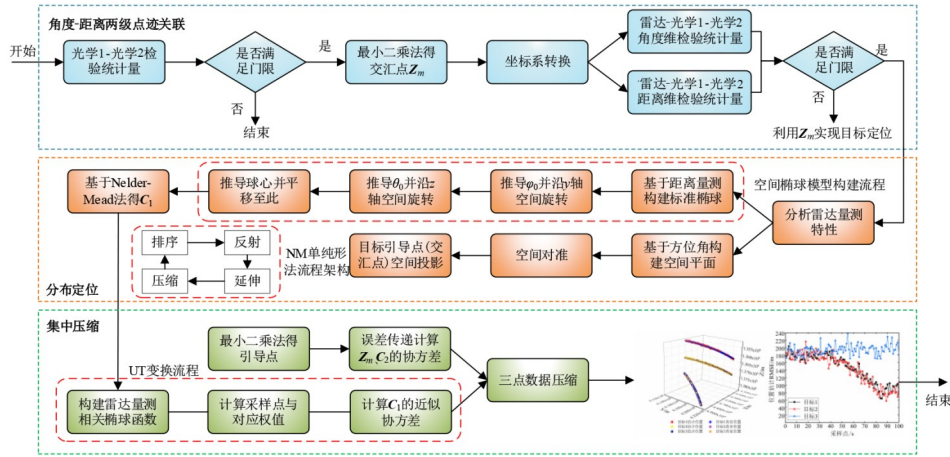


图7 算法流程

步骤 12: 基于空间椭球参数方程, 利用 Nelder-Mead 单纯形法获得目标初始定位点 C_1 , 即通过单纯形初始化, 目标函数值排序, 变量反射, 变量延伸, 变量压缩, 回退等操作实现目标初定位; 同时, 对 Z_m 进行空间投影得目标初始点 C_2 .

步骤 13: 基于 Nelder-Mead 单纯形法所得到的 (θ_e, φ_e) , 构建与雷达量测 ρ 相关的椭球函数.

步骤 14: 计算采样点 ζ_i 和对应的权值 W_i .

步骤 15: 基于采样点和权值计算 C_1 的近似协方差; 同时, 利用误差传递计算 Z_m 和 C_2 的协方差.

步骤 16: 基于上述结果, 对三点进行同源数据压缩, 实现航空目标的定位.

本文算法伪代码如算法 1 所示.

3.2 工程应用中的挑战性分析

多传感器组网的航空目标三维定位算法在实际工程中面临诸多挑战, 包括通联延迟、标定误差、建模误差及先验信息不足等. 为提升该算法的工程实用性, 本文针对相关挑战性问题进行了分析阐述并提出了潜在的解决方案.

(1) 通联延迟: 在两高空无人浮空飞艇联合无人机搭载的多传感器系统中, 传感器的数据传输延迟可能会影响系统的实时性和准确性. 为解决这一问题, 工程应用中可采用高精度时间同步协议 (Precision Time Protocol, PTP) 以确保所有传感器数据具备统一的时间基准. 此外, 在融合系统中引入时间戳机制, 用于测量并记录数据传输延迟, 并在集中压缩求精模块中进行相应的时间校正.

(2) 标定误差: 雷达与光学传感器的标定误差会直接影响目标的关联正确率与定位精度. 为减小标定误差的影响, 工程应用中可采用硬件校准以减小制造误差和安装误差. 同时, 由于雷达与光学传感器具有不同的量测特性和误差模式, 本算法通过融合不同传感器的数据, 充分利用各传感器的互补性, 从而减少单一传

算法 1 多传感器组网的航空目标三维定位算法

输入: $\{r^1, \theta_r^1, \theta_l^1, \varphi_1^1, \theta_2^1, \varphi_2^1, \dots, r^l, \theta_r^l, \theta_l^l, \varphi_1^l, \theta_2^l, \varphi_2^l\}$

输出: $\{Z^1, Z^2, \dots, Z^L\}$

```

1. FOR  $m = 1 \rightarrow M$  DO //蒙特卡罗试验
2.   FOR  $i = 1 \rightarrow N$  DO
3.      $\eta_i \leftarrow f_{VR-IR}(\theta_1^1, \varphi_1^1, \theta_2^1, \varphi_2^1)$  //光学 1-光学 2 检验统计量
4.     IF  $\eta_i \leq F_a$  THEN
5.        $J_1 \leftarrow (\theta_1^1, \varphi_1^1, \theta_2^1, \varphi_2^1)$ 
6.        $Z_m \leftarrow f_z(\theta_1^1, \varphi_1^1, \theta_2^1, \varphi_2^1)$  //光学-红外交叉点
7.     END IF
8.   END FOR
9.   FOR  $ii = 1 \rightarrow I$  DO
10.     $\Delta_1^{ii}, \Delta_2^{ii} \leftarrow f_{RA-VR-IR}(J_1, \rho^{ii}, \theta_r^{ii})$  //雷达-光学 1-光学 2 角度-距
        离多维检验统计量
11.    IF  $\Delta_1^{ii} \leq \eta_a$  AND  $\Delta_2^{ii} \leq \eta_d$  THEN
12.       $J_1 \leftarrow (\rho^{ii}, \theta_r^{ii}, \theta_l^1, \varphi_1^1, \theta_2^1, \varphi_2^1)$ 
13.    ELSE
14.       $Z_m$  作为定位结果
15.    END IF
16.  END FOR
17.  FOR  $j = 1 \rightarrow L$  DO
18.     $(x^j, y^j, z^j) \leftarrow f_{ell}(\rho^j)$ 
19.     $(x_p^j, y_p^j) \leftarrow f_{plane}(\theta_r^j)$  //标准椭球及平面参数方程
20.     $(x_1^j, y_1^j, z_1^j) \leftarrow f_{rot}(x^j, y^j, z^j, \varphi_0)$ 
21.     $(x_2^j, y_2^j, z_2^j) \leftarrow f_{rot}(x_1^j, y_1^j, z_1^j, \theta_0)$ 
22.     $(x_3^j, y_3^j, z_3^j) \leftarrow f_{slip}(x_2^j, y_2^j, z_2^j, x_p^j, y_p^j, z_p^j)$ 
23.     $C_1^j \leftarrow f_{NM}(x_3^j, y_3^j, z_3^j, Z_m^j)$  //NM算法
24.     $C_2^j \leftarrow f_r(x_3^j, y_3^j, z_3^j, Z_m^j)$  //距离最近点解算
25.     $P_1^j \leftarrow f_{UT}(C_1^j, x_3^j, y_3^j, z_3^j, \rho)$  //UT变换
26.     $(P_2^j, P_3^j) \leftarrow f_c(C_2^j, Z_m^j)$ 
27.     $Z^j \leftarrow f_c(C_1^j, C_2^j, Z_m^j, P_1^j, P_2^j, P_3^j)$  //融合
28.  END FOR
29. RETURN  $\{Z^1, Z^2, \dots, Z^L\}$ 

```

感器的标定误差对系统的影响.

(3) 建模误差: 传感器模型的不准确性会影响目标定位的精度, 复杂环境和多变的目标状态使得在空间椭球与平面模型上获得的初始定位点与实际目标存在

较大偏差. 为此, 本算法采用 Nelder-Mead 单纯形法以及 UT 变换实现对定位点的优化, 并通过集中压缩算法对三点进行融合, 以减弱建模误差对目标定位结果的影响. 为减弱传感器自身位置误差等因素引起的定位偏差, 工程应用中可对雷达与光学传感器位置误差进行建模, 并在空间椭球和平面模型构建过程中进行修正, 进而减小建模误差. 此外, 还可采用实测或仿真数据对算法模型进行系统校验, 进一步提升模型的实际准确度.

(4) 先验信息不足: 先验信息不足会影响多传感器融合定位系统的可靠性. 由于雷达信号的复杂性和环境的多变性, 其对先验信息的依赖较高, 在本文研究背景下相较于光学传感器更容易出现先验信息不足的情况. 因此, 此处特别讨论了雷达先验信息不足的情况. 当雷达难以建立准确的先验模型时, 本算法采用双光学交汇点 Z_m 作为目标定位点的备选方案. 虽然该处理降低了目标的定位精度, 但有效保证了目标定位的稳定性. 此外, 还可采用多雷达联合多光学传感器组网系统, 从而有效应对雷达出现先验信息不足的现象.

4 仿真结果与分析

4.1 算法稳定性评估

为充分验证所提出的目标定位算法的有效性, 本节进行模拟试验, 使用高空无人飞艇搭载光学传感器 1 和光学传感器 2 协同艇-机载双基地两坐标雷达对航空目标进行定位. 在模拟的边境巡逻任务中, 无人飞艇与无人机在高空持续监视, 通过多平台异构信息融合实现高速航空目标定位. 具体仿真参数如表 2 所示. 算法中采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 衡量算法的定位性能:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{\|\hat{Z}_i - Z\|^2}{m}} \quad (47)$$

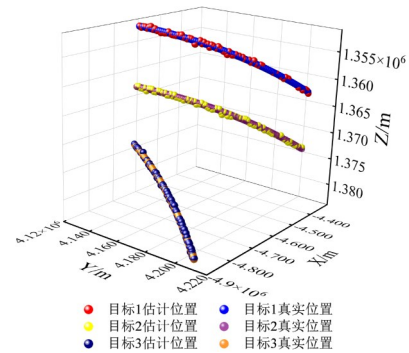
其中, \hat{Z}_i 为第 i 次蒙特卡罗试验的目标估计位置, m 为蒙特卡罗试验次数.

目标估计与真实位置对比及定位误差如图 8 所示. 从中可以看出, 目标估计位置与真实位置偏差较小, 目标 1、目标 2、目标 3 在 100 个采样点时间 (500 s) 内的关联正确率分别为 97.6%、98.5%、98.3%, 平均定位误差分别为 133.6 m、134.1 m、145.6 m. 仿真结果表明, 该算法有效实现了航空目标的定位.

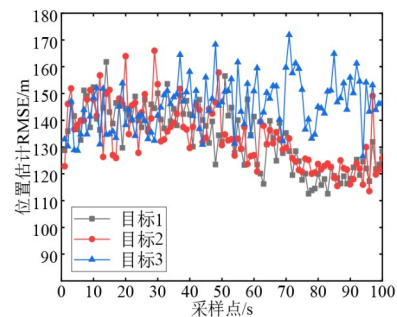
为充分验证本算法的稳定性, 通过改变航空目标起始位置、运动速度、目标数量, 观察位置估计 RMSE 是否受到较大影响作为该算法稳定的判断依据. 目标数量对比试验中目标 1 起始位置为 (12.3°N, 138.5°E, 6 km), 各目标之间的起始位置仅纬度相差 0.03°, 目标初速度均为 (500 m/s, -240 m/s, 10 m/s). 其具体仿真参数如表 3 所示.

表 2 仿真参数

参数	名称	数值
$S1_{\text{location}}$	飞艇 1 坐标	(12.0°N, 130.0°E, 30 km)
$S2_{\text{location}}$	飞艇 2 坐标	(12.0°N, 140.0°E, 30 km)
R'_{location}	机载接收站坐标	(15.1°N, 134.6°E, 20 km)
R''_{location}	艇载发射站坐标	(12.0°N, 135.0°E, 30 km)
T_{location}	目标地理坐标	(12.3°N, 138.5°E, 6 km)
v_R	机载雷达速度/(m/s)	(200, 100, 5)
v_T	目标速度/(m/s)	(500, 200, 10) (500, -200, 10)
a_T	目标加速度/(m/s ²)	(0.5, -0.2, 0.05)
$\sigma_p, \theta_r, \theta_1, \phi_1, \theta_2, \phi_2$	量测误差	(100 m, 0.5°, 0.01°, 0.01°, 0.01°, 0.01°)
m	蒙特卡罗次数	200



(a) 目标估计与真实位置对比图



(b) 定位误差

图 8 目标估计与真实位置对比及定位误差

图 9~图 14 中可以明显看到该算法仍能有效实现目标定位, 100 个采样点时间 (500 s) 内的关联正确率和平均定位误差如表 4 所示. 仿真结果表明, 在高空边境巡逻任务中, 无人飞艇与双基地雷达协同工作能够有效实现对目标的精确定位.

4.2 消融试验

在不同融合类型下目标估计与真实位置对比及定位误差的研究中, 图 15 展示了运动速度二下的光学 1-光学 2 与雷达-光学 1-光学 2 两种融合类型的效果.

表3 稳定性试验仿真参数

名称	数值	名称	数值	名称	数值
起始位置一	(9.6°N, 136.2°E, 6 km)	运动速度一	(1 000 m/s, -500 m/s, 10 m/s)	目标数量一	4
	(9.5°N, 136.2°E, 6 km)		(1 000 m/s, -300 m/s, 10 m/s)		
	(9.4°N, 136.2°E, 6 km)		(1 000 m/s, -400 m/s, 10 m/s)		
起始位置二	(20.2°N, 142.2°E, 6 km)	运动速度二	(500 m/s, 240 m/s, 10 m/s)	目标数量二	5
	(20.3°N, 142.2°E, 6 km)		(-500 m/s, -240 m/s, 10 m/s)		
	(20.4°N, 142.2°E, 6 km)		(500 m/s, -240 m/s, 10 m/s)		

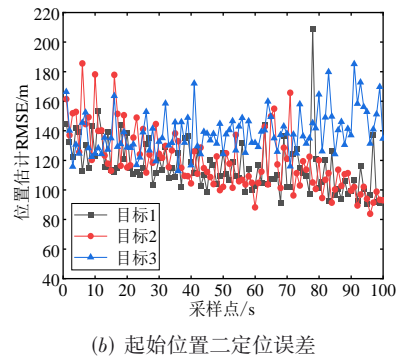
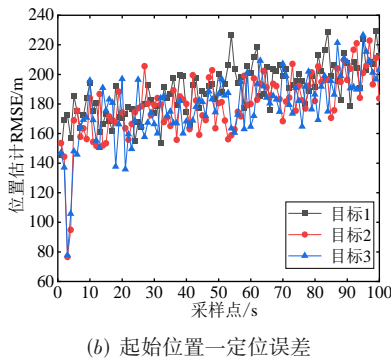
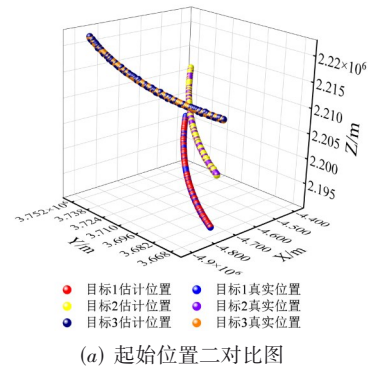
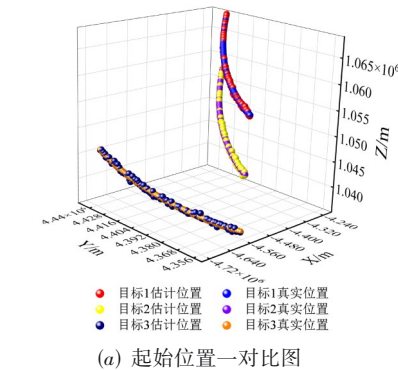


图9 起始位置一的目标估计与真实位置对比及定位误差

图10 起始位置二的目标估计与真实位置对比及定位误差

结果显示,双光学系统和雷达-光学1-光学2系统均能获得目标位置估计,但双光学系统的位置估计RMSE较大.这主要是因为光学1-光学2融合仅涉及角度融合,在无人浮空飞艇距离目标较远的情况下,微弱的角度误差会引起目标位置估计与实际位置产生较大偏差,从而导致目标定位误差增大.本文所提出的算法采用雷达-光学1-光学2融合类型,引入雷达系统对光学1-光学2的位置估计进行了优化.这种方法有效地综合了双基地雷达的距离和方位角量测信息,从而提升了目标定位的精度.

另一方面,图16展示了不同融合类型下起始位置二下的目标估计与真实位置对比及定位误差情况.结果显示,光学1-光学2系统的定位误差急剧增大.这主要是因为目标改变了运动方向和速度,导致艇载光学1-光学2系统难以有效实现目标全方位定位.而本文所提出的算法中引入艇-机载双基地雷达,能够有效

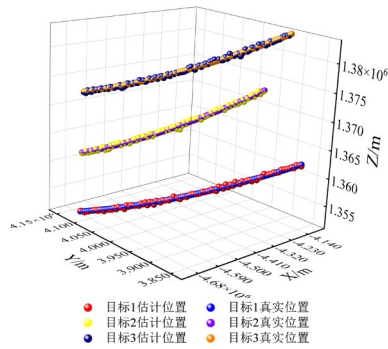
地对不同运动速度、运动方向和起始位置的目标进行全方位定位,因此提高了目标定位的精度及稳定性.

4.3 非线性误差对目标定位性能影响评估

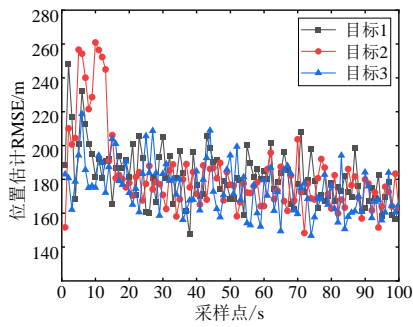
为评估非线性随机误差对所提算法的影响,本研究利用高斯混合噪声模拟艇-机载多平台异构传感器融合系统在航空目标定位过程中可能出现的非线性随机误差,包括气流带来的飞艇扰动以及无人机运动导致的量测误差增大等.由于高斯混合噪声模型具有将非线性分布近似为多个高斯分布混合的特性,因此在模拟由气流扰动和无人机运动引起的非线性随机误差方面具有一定的可行性和有效性^[18,19].本文引入了缩放因子 τ 以调整初始标准差至目标综合标准差,高斯混合噪声的综合标准差计算公式为

$$\sigma_{\text{mix}}^2 = \tau \sum_{i=1}^n \omega_i (\sigma_i^2 + (\mu_i - \mu_{\text{mix}})^2) \quad (48)$$

同时为了验证算法在多目标临近情况下的有效性,

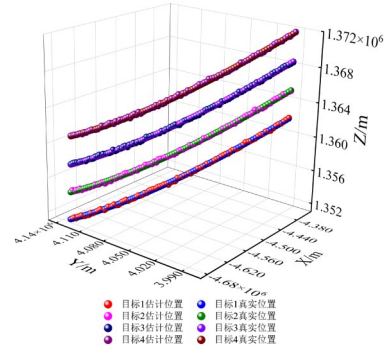


(a) 运动速度一对比图

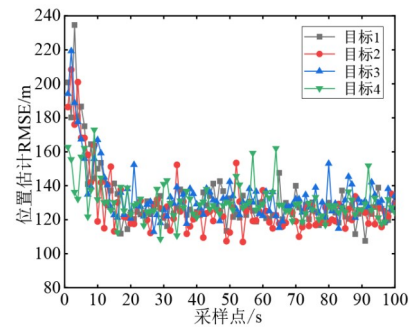


(b) 运动速度一定位误差

图 11 运动速度一的目标估计与真实位置对比及定位误差

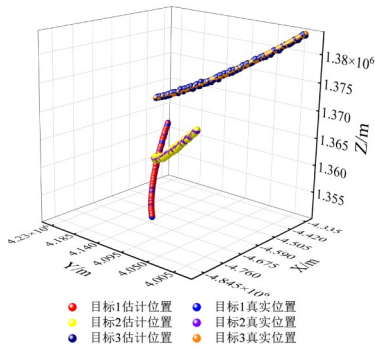


(a) 目标数量一对比图

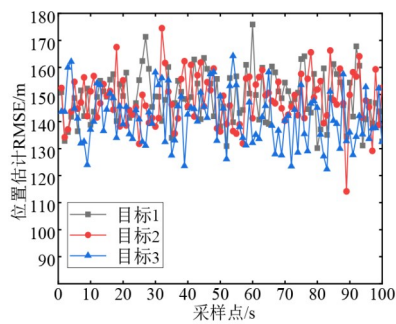


(b) 目标数量一定位误差

图 13 目标数量一的目标估计与真实位置对比及定位误差

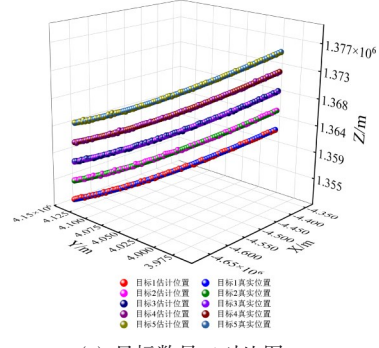


(a) 运动速度二对比图

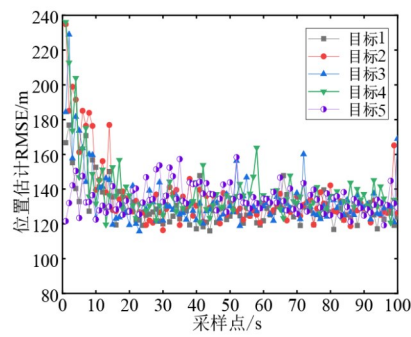


(b) 运动速度二定位误差

图 12 运动速度二的目标估计与真实位置对比及定位误差



(a) 目标数量二对比图

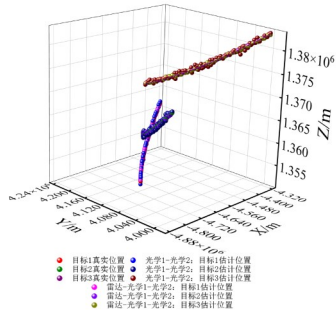


(b) 目标数量二定位误差

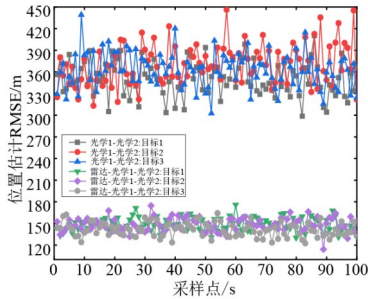
图 14 目标数量二的目标估计与真实位置对比及定位误差

表 4 稳定性试验仿真结果

试验类型	起始位置一	起始位置二	运动速度一	运动速度二	目标数量一	目标数量二
目标 1 关联正确率	95.6%	93.6%	98.9%	98.3%	97.1%	97.0%
目标 2 关联正确率	95.4%	92.3%	98.1%	98.8%	96.3%	96.0%
目标 3 关联正确率	98.8%	92.1%	98.3%	98.4%	95.6%	95.9%
目标 4 关联正确率	—	—	—	—	97.0%	96.0%
目标 5 关联正确率	—	—	—	—	—	97.1%
目标 1 平均定位误差	189.6 m	115.7 m	173.4 m	149.1 m	131.5 m	130.2 m
目标 2 平均定位误差	179.3 m	119.5 m	173.3 m	148.0 m	128.1 m	135.9 m
目标 3 平均定位误差	178.0 m	138.7 m	172.9 m	141.1 m <td 134.0 m	134.1 m	
目标 4 平均定位误差	—	—	—	—	130.7 m	138.2 m
目标 5 平均定位误差	—	—	—	—	—	134.6 m



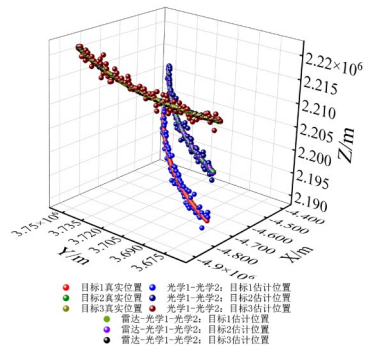
(a) 不同融合类型对比图



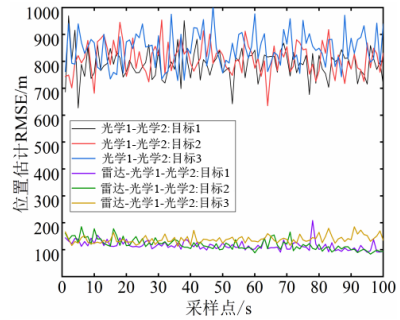
(b) 不同融合类型定位误差

图 15 不同融合类型且运动速度为 2 的对比图及定位误差

在表 2 的基础上,将目标位置设为(12.3°N, 138.5°E, 6 km), (12.315°N, 138.5°E, 6 km), (12.33°N, 138.5°E, 6 km), 目标运动速度均为(500 m/s, -200 m/s, 10 m/s), 其余参数保持不变. 高斯混合噪声参数中, 设置 $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = 0$, $\sigma_1 = 1, \sigma_2 = 0.5, \sigma_3 = 2, \omega_1 = 0.5, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0.2$. 图 17 展示了不同综合标准差下的目标关联正确率、定位误差(仅考虑收敛点的定位误差)以及发散点的数量. 结果表明, 随着综合标准差增大, 目标关联正确



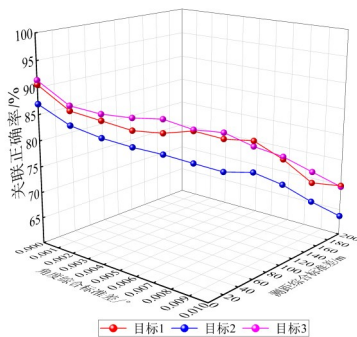
(a) 不同融合类型对比图



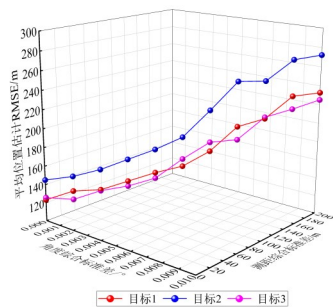
(b) 不同融合类型定位误差

图 16 不同融合类型且起始位置为 2 的对比图及定位误差

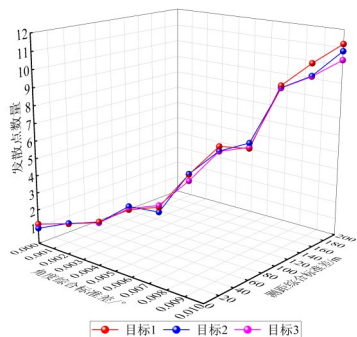
率逐渐下降, 定位误差和发散点个数逐渐增加. 当高斯混合噪声的角度综合标准差与光学传感器测角误差相当、测距综合标准差为雷达测距误差标准差两倍时, 目标 1、目标 2、目标 3 的定位误差分别为 232.6 m, 272.2 m, 225.1 m, 仍能实现航空目标的定位. 因此, 所提算法在强噪声条件下仍具有一定的有效性.



(a) 不同综合标准差下的关联正确率



(b) 不同综合标准差下的定位误差



(c) 不同综合标准差下的发散点数量

图 17 不同综合标准差下的算法效果

5 结束语

本文旨在研究由参与融合的传感器均缺失部分量测信息所导致的传统点迹关联、目标定位方法失效的问题,提出了一种多传感器组网的航空目标三维定位算法.在确保空间对准的前提下,提出了一种基于角度-距离两级点迹关联算法,通过多次坐标系旋转、最小二乘法、角度-距离同源检验实现了雷达-光学1-光学2多平台异构传感器点迹关联;随后提出了一种基于分布定位-集中压缩求精的目标定位算法,通过接收站的距离和方位角量测构建空间椭球和平面模型.在确定目标引导点的基础上,利用Nelder-Mead算法与方位面空间投影得到处于各模型上的目标初始定位点,结合

UT变换进行同源数据压缩,从而实现航空目标的三维精确位置估计.该算法有效实现了多平台异构传感器缺维量测的稳定关联及互补融合,提高了目标定位精度,在航空目标的三维定位上具有一定的应用价值.

参考文献

- [1] 臧路尧, 林德福, 杨哲, 等. 红外制导弹药协同定位跟踪方法研究[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(4): 124-130.
ZANG L Y, LIN D F, YANG Z, et al. Research on cooperative location and tracking approach of infrared guided munition[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(4): 124-130. (in Chinese)
- [2] 傅晋博, 张栋, 王孟阳, 等. 面向目标定位精度提升的无人航迹规划[J]. 兵工学报, 2023, 44(11): 3394-3406.
FU J B, ZHANG D, WANG M Y, et al. Unmanned aerial vehicle path planning for improved target positioning accuracy[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(11): 3394-3406. (in Chinese)
- [3] 杨丽娟. 分布式多基地雷达目标定位方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2021.
YANG L J. Research on Target Location Method of Distributed Multi-base Radar[D]. Wuhan: Wuhan University, 2021. (in Chinese)
- [4] 周治国, 马文浩. 一种多层多模态融合3D目标检测方法[J]. 电子学报, 2024, 52(3): 696-708.
Zhou Z G, MA W H. 3D object detection based on multi-layer multimodal fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(3): 696-708. (in Chinese)
- [5] 高继蕊, 李华锋, 张亚飞, 等. 双注意力引导的细节和结构信息融合图像去雾网络[J]. 电子学报, 2023, 51(1): 160-171.
GAO J X, LI H F, ZHANG Y F, et al. Dual attention-guided detail and structure information fusion network for image dehazing[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(1): 160-171. (in Chinese)
- [6] KAITIY S, DAS L, JANA B, et al. Multi-sensor data fusion using triangulation method and K-means algorithm[C]// 2023 3rd International Conference on Range Technology (ICORT). Piscataway: IEEE, 2023: 1-6.
- [7] 姜勤波, 杨利锋, 马红光. 机载单站多目标无源定位算法[J]. 系统工程与电子技术, 2006(7): 946-948, 964.
JIANG Q B, YANG L F, MA H G. Algorithm of the single airborne observer multi-target passive location[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006(7): 946-948, 964. (in Chinese)
- [8] 刘宗香, 黄敬雄, 杨烜, 等. 异类传感器系统目标快速定

- 位方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007(12): 2010-2014.
- LIU Z X, HUANG J X, YANG X. Fast target location method in the heterogeneous sensor system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007(12): 2010-2014. (in Chinese)
- [9] YIFENG N, ZHIWEI Z, DAIBING Z, et al. An approach to ground target localization for UAVs based on multi-sensor fusion[C]//2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Piscataway: IEEE, 2016: 2771-2776.
- [10] 杨秀建, 皇甫尚昆, 颜绍祥. 基于改进 UKF 的 UWB/IMU/里程计融合定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(5): 462-471.
- YANG X J, HUANGFU S K, YAN S X. Fusion positioning method with UWB/IMU/odometer based on the improved UKF[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(5): 462-471. (in Chinese)
- [11] 雷雨, 冯新喜, 朱灿彬, 等. 基于数据融合理论的多传感器几何定位算法[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(5): 1339-1344.
- LEI Y, FENG X X, ZHU C B, et al. Geometric location algorithm for multi-sensor networking based on data fusion theory[J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(5): 1339-1344. (in Chinese)
- [12] 柴敏, 余慧, 宋卫红, 等. 光学无线电测量信息融合定位方法[J]. 光学学报, 2012, 32(12): 165-171.
- CHAI M, YU H, SONG W H, et al. Joint positioning method for data fusion of photo-electric theodolite and radar[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(12): 165-171. (in Chinese)
- [13] 朱建丰, 何新生, 郝本建. 基于双星 TDOA 和主星 DOA 的空中动目标联合定位技术[J]. 电子学报, 2018, 46(6): 1378-1383.
- ZHU J F, HE X S, HAO B J. A hybrid localization technology for an aerial moving target based on TDOA of dual-satellite and DOA of main satellite[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(6): 1378-1383. (in Chinese)
- [14] 陈林秀, 宋闯, 范宇, 等. 基于分布式信息融合的多传感器目标定位算法[J]. 指挥控制与仿真, 2020, 42(2): 28-33.
- CHEN L X, SONG C, FAN Y, et al. Research on target location algorithm of multi-sensor based on distributed information fusion[J]. Command Control & Simulation, 2020, 42(2): 28-33. (in Chinese)
- [15] TAN Z G, SHI L F, YANG X F, et al. Research on location method of distributed communicational radar[C]//2022 19th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP). Piscataway: IEEE, 2022: 1-6.
- [16] 周晖毅, 王富玉, 杨流阔, 等. 基于 Nelder-Mead 算法的机器人主动嗅觉室内时变污染源定位[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(6): 812-820.
- ZHOU X Y, WANG F Y, YANG L K, et al. Locating indoor time-variant contaminant sources based on Nelder-Mead algorithm using robot active olfaction method[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(6): 812-820. (in Chinese)
- [17] 魏嘉麟, 王又珑, 温旭辉, 等. 航空飞行器用 300 kW 高速永磁同步电机优化设计[J]. 兵工学报, 2024, 45(5): 1363-1373.
- WEI J L, WANG Y L, WEN X H, et al. Optimization design of a 300kW high-speed permanent magnet synchronous machine for aviation aircraft[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(5): 1363-1373. (in Chinese)
- [18] MALLICK M, ARULAMPALAM S, YAN Y J, et al. Three-dimensional tracking of an aircraft using two-dimensional radars[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2018, 54(2): 585-600.
- [19] DONG F, WU W T, ZHANG S M. Flow state monitoring of gas-water two-phase flow using multi-Gaussian mixture model based on canonical variate analysis[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2021, 79: 101904.

作者简介



彭锐晖 男, 1979年9月生, 湖北武汉人. 哈尔滨工程大学教授、博士生导师. 主要研究方向为多源融合探测、雷达抗干扰与目标特性技术.

E-mail: pengruihui@hrbeu.edu.cn



郭玮 男, 2000年8月生, 江西萍乡人. 哈尔滨工程大学硕士研究生. 主要研究方向为多传感器融合与目标定位跟踪.

E-mail: gwhello83@163.com