

“低慢小”目标的雷达与光电复合探测跟踪方法

向志强, 刘波, 江少锋

(南昌航空大学 无损检测教育部重点实验室, 南昌 330063)

摘要: 针对单一探测方式难以对“低慢小”目标进行全天候探测与跟踪, 采用雷达与光电的主被动复合探测技术, 结合两者的优势, 提高定位精度, 实现脉冲多普勒雷达扫描探测引导光电系统精跟踪; 首先利用四元数法建立雷达坐标系与光电坐标系的空间配准模型, 雷达与光电系统空间配准后, 光电接收到目标位置信息视场自动转向目标; 当雷达与光电探测到同一目标, 通过最小二乘法将雷达与光电探测目标数据进行加权时间配准, 最后将配准后的数据采用扩展卡尔曼滤波交互多模型算法(EKF-IMM)进行滤波预测, 改善复合探测系统能持续跟踪能力, 同时对目标在不同运动状态下具有强适应性; 仿真与实验分析表明通过复合探测的方法实现对目标进行探测跟踪, 利用EKF-IMM算法降低了噪声干扰, 提高了目标跟踪能力及精度, 其精度较传统模型提高了7%左右。

关键词: 低慢小; 脉冲多普勒雷达; 光电; 数据配准; 扩展卡尔曼

Radar and Opto-electrical Composite Detection and Tracking Method for LSS-Targets

XIANG Zhiqiang, LIU Bo, JIANG Shaofeng

(Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: It is difficult to detect and track low altitude, slow speed and small (LSS) targets all-weather with a single detection method, an active and passive composite detection technology of radar and opto-electronic system is used to improve the positioning accuracy and realize the pulsed Doppler radar scanning detection, then guide the opto-electronic system to track accurately. Firstly, the quaternion method is used to establish the spatial registration model of the radar coordinate system and the opto-electronic coordinate system, after the spatial registration of the radar and opto-electronic system is completed, the field of view automatically turns to the target by the target position information of the opto-electronic system; when the radar and opto-electronic detect the same target, the weighted time registration of radar and photoelectric detection target data is carried out by the least square method, and finally the registered data is filtered and predicted by an extended Kalman filter interactive multi-model algorithm (EKF-IMM), which improves the continuous tracking ability of the composite detection system, at the same time, it has strong adaptability to the target in different motion states. The simulation and experimental analysis show that the target is detected and tracked by the composite detection method, and the EKF-IMM algorithm is used to reduce the noise interference and improve the target tracking ability and accuracy, the precision of the model improves about 7% than that of traditional models.

Keywords: LSS; Pulse Doppler radar; opto-electrical; Data Registration; Extended Kalman filter

0 引言

“低慢小”目标是指较低空域飞行 (Low altitude), 较慢飞行速度 (slow speed), 且外形特性小 (Small Target) 不易被发现的飞行器与悬空物 (LSS-Target)。常见的“低慢小”目标有多旋翼无人机, 固定翼轻型飞机, 热气球等。由于“低慢小”目标体积小, 机动性强, 具有一定载弹能力, 很容易对机场, 油田等有关国防、民生的重要的设施构成威胁, 所以对“低慢小”目标进行全天时, 全天候探

测与防范有着重要意义和价值^[1]。

基于雷达的“低慢小”目标探测研究通常是基于检测算法的提升进而检测能力, 如 Linyong Wu 等人针对强杂波环境下的小目标被杂波淹没的情况, 利用小波变换和主成分分解可以实现雷达小目标信号与杂波信号的分离, 从而达到杂波抑制和小目标检测的目的^[2]。赵晨帆等人提出了脉冲多普勒雷达在相同条件下 CFAR 和 CNN 的检测结果, 具有更优的检测性能^[3]。以上研究都是针对单雷达系统对于“低慢小”目标搜索模式下, 提高检测能力, 但由于雷达系统测角能力

收稿日期: 2022-09-16; 修回日期: 2022-10-26。

基金项目: 航空基金(2016ZC56005)。

作者简介: 向志强(1998-), 四川射洪人, 男, 研究生, 主要从事光电与雷达复合探测, 雷达信号与数据处理方向的研究。

江少锋(1978-), 江西贵溪人, 男, 博士, 教授, 主要从事光流计算、医学图像处理、深度学习方面的研究。

通讯作者: 刘波(1985-), 江西抚州人, 男, 博士, 讲师, 主要从事精密光学仪器方面的研究。

引用格式: 向志强, 刘波, 江少锋. “低慢小”目标的雷达与光电复合探测跟踪方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(5): 34-40, 47.

低, 且难以探测目标的轮廓特征和种类。较难满足实际复杂背景下的“低慢小”目标探测与跟踪能力。

光电跟踪系统的研究多偏于对图像检测算法的提升, 奚玉鼎提出一种快速搜索控制“低慢小”目标的光电系统, 该系统利用相机采集图像, 经过图像处理检测算法实现“低慢小”目标的探索发现^[4]。文献 [5] 介绍了一种通过可见光和红外图像的有效融合来检测“低慢小”, 提出了一种基于一维信息熵和加权平均的 ROI 提取模块, 减少背景信息的干扰; 其次, 利用局部 SuBSENSE 方法进行局部背景建模, 完成“低慢小”目标的精确检测。以上研究, 大多都集中在目标检测跟踪研究, 重点多偏于算法提升, 较少涉及搜索跟踪切换关键环节。

雷达系统和光电系统各有优缺点, 对于一套完整的“低慢小”探测跟踪系统, 雷达主要负责目标探测, 其探测距离和探测范围指标均优于光电系统。而从目标定位精度上来说, 雷达系统的精度在度级, 而光电系统的精度在微弧度级。雷达有近距离盲区, 无法对近距离目标进行探测, 此时光电跟踪系统可以弥补雷达探测盲区^[6]。雷达仅获取目标的位置信息, 以及目标移动速度信息, 光电系统能够获得目标的可视化图像和视频信息, 同时雷达探测目标距离信息可用于光电系统跟踪时进行调焦。单台雷达对目标的位置测量, 其距离与角度上的系统偏差对于所有的目标都相同, 所以对跟踪系统的性能不会造成较大的影响和提升。本文提出雷达与光电系统复合探测“低慢小”目标的方法, 先利用雷达系统做大范围扫描, 在获取目标位置信息后, 与光电系统进行空间和时间的配准, 其中空间配准利用四元数法对目标坐标变换的实现, 时间配准引入最常见的最小二乘法, 通过加权得到目标数据, 多传感器的综合将得到目标更完整的信息, 将每个系统的系统偏差来源逐一分析, 尽可能消除其偏差, 否则将产生歧义与冗余目标, 从而影响最终系统的决策稳定性。最后才能利用光电系统高效地实现对目标的精确跟踪并获取可视化的图像和视频信息。“低慢小”目标机动性强, 传统的滤波算法仅针对一个运动模型, 而“低慢小”目标运动状态并不是单一的, 故提出了基于扩展卡尔曼的交互多模型算法 (EKF-IMM)。

1 复合探测跟踪平台组成

“低慢小”目标复合探测平台复合探测跟踪系统, 如图 1 所示。



图 1 雷达光电复合探测系统

由于“低慢小”目标低空、慢速的运动特点, 探测系统需要同时具备较高距离的分辨率及较大的探测距离^[7], 雷达将面临的问题有目标飞行高度低, 地面回波强, 地表特征较为复杂, 故杂波多普勒谱展宽, 对于雷达需实现在较低信杂比背景下实现强杂波抑制, 并且采用自适应 CFAR 检测算法检测出目标, 同时使用单脉冲测角实现对目标空间坐标进行测量。脉冲多普勒雷达基于运动目标多普勒效应探测目标的相对运动速度的全相参体制雷达, 可全天候探测目标实时更新目标位置信息及速度信息等^[8], 并且脉冲多普勒雷达同时具备宽脉冲雷达较高的距离分辨率和窄脉冲雷达较高的速度分辨率。

光电跟踪系统内有长焦的高清可见光传感器和长焦的制冷式红外传感器两种传感器, 所以具有昼夜间成像功能, 可通过可见光传感器与红外传感器采集目标的图像, 通过智能跟踪决策和算法设计, 进行目标跟踪与识别^[9], 得到目标在图像中心水平和垂直上的像素距离, 即脱靶量。根据目标在图像中心的角度以及像素点大小可以换算成目标的方位和俯仰角的偏差, 同时根据转台内的惯性姿态测量单元及伺服控制系统可得到目标的绝对位置。

2 复合探测配准算法

雷达与光电复合探测系统实现的主要流程: 雷达扫描探测到目标后, 将目标位置信息配准到光电系统下, 光电系统指向该目标所在方向, 实现目标跟踪与锁定, 此时光电系统与雷达跟踪同一目标, 雷达系统与光电系统探测目标数据进行时间配准。复合探测系统的工作流程图如图 2 所示。

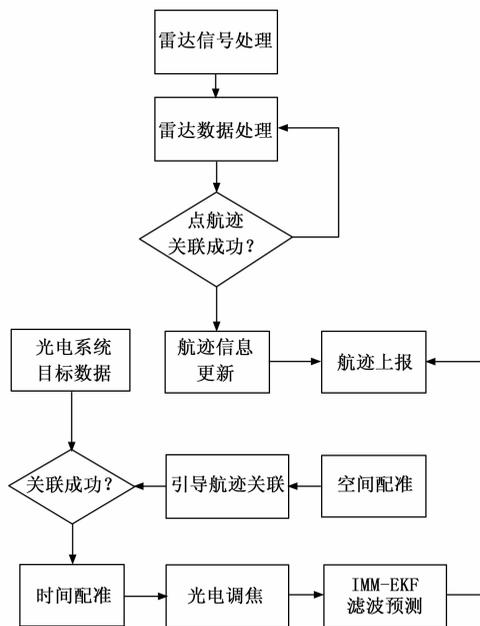


图 2 复合探测系统的工作流程图

对于雷达系统来说, 雷达作为具有主动探测能力的系统, 为提高整体探测系统的隐蔽性, 雷达可为光电跟踪系统提供间歇性的辅助, 利用雷达的远距离探测能力, 为光电提供预警引导功能, 实现目标的高效探测与跟踪。该模

式的基本思路：通过功耗较大，误差较大，探测距离较远的雷达牵引功耗较小，精度较高、探测距离较短的光电，资源消耗大的雷达间歇牵引功耗较小的光电，从而提高系统的整体探测效率与跟踪精度。

当雷达与光电系统对目标同时跟踪模式下，当光电系统探测到目标后，以合适的大小显示在图像中，雷达探测到目标的距离可用于光电自动调焦，从而提高光电系统对目标的跟踪能力，在雷达系统与光电系统的复合探测跟踪下，光电的跟踪能力明显提高，同时能提高对目标的跟踪时间，降低跟踪丢失的概率。

目前脉冲多普勒雷达可以对探测范围内的目标进行自动跟踪，但是雷达无法探测到目标的种类和外形等目标外部特征。目前许多“低慢小”的光电探测系统依赖与手动搜索，自动化程度较低，无法实现无人化的监视等，雷达与光电复合探测跟踪能实现搜索、跟踪和识别。

2.1 基于四元数的雷达与光电数据空间配准

本复合探测系统用于机动平台（如车载平台），雷达与光电的位置安装相对固定，且雷达系统与光电系统的距离较近，可忽略地球曲率所造成的影响。雷达系统与光电系统存在固定位置关系，该位置关系通过标定得到。雷达与光电系统及目标空间模型如图 3 所示。

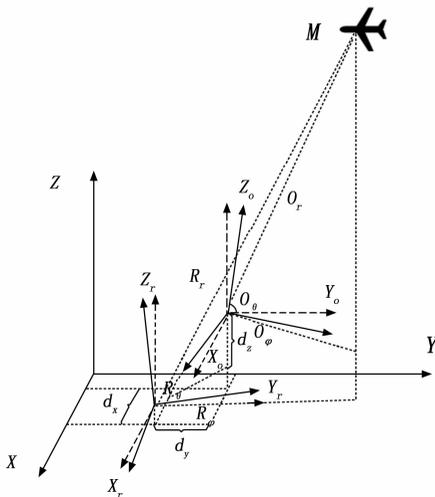


图 3 雷达与光电系统坐标系位置关系模型

图 3 建立了雷达与光电的坐标系及公共参考坐标系的空间关系，首先 M 点作为雷达与光电探测的同一目标，其中引入世界坐标系 (X, Y, Z) ，雷达与光电系统探测坐标系分别为 (X_r, Y_r, Z_r) ， (X_o, Y_o, Z_o) 。由图可知，雷达系统在测得目标 M 的距离，俯仰和方位为 $(R_r, R_\theta, R_\varphi)$ ，光电系统测得目标 M 的球坐标为 $(O_r, O_\theta, O_\varphi)$ 。雷达系统与光电系统探测目标的空间配准，本质是对目标在笛卡尔坐标系不同位置之间的平移和旋转问题，其方法可通过欧拉角法和四元数法^[10]，欧拉角法是最常见的方法，非常直观易理解，但会造成万向节^[11]现象，故本文利用四元数法，通过矢量运算和坐标变换对空间目标的位置和姿态估计。将目标数据从球坐标系下变换到三维笛卡尔坐标系中，便可得到目标在笛卡尔

坐标系下的各方向距离转换表达式：

$$R_x = R_r * \sin(R_\theta) * \cos(R_\varphi) \quad (1)$$

$$R_y = R_r * \sin(R_\theta) * \sin(R_\varphi) \quad (2)$$

$$R_z = R_r * \cos(R_\theta) \quad (3)$$

由公式 (1) ~ (3) 可知雷达探测目标的位置数据为 (R_x, R_y, R_z) 。如图 4 所示目标在雷达坐标系下为矢量 V，其四元数表达式为：

$$V = 0 + R_x * i + R_y * j + R_z * k \quad (4)$$

2.1.1 平移

如图 4 所示，如果将雷达系统测得目标的转到光电系统坐标系下，需要对雷达所测得目标的位置数据进行平移，最后雷达探测到目标的位置与光电坐标系重合。如图 3 所示，其中各坐标轴相距的距离分别为 d_x, d_y 和 d_z ，平移的数学表达式如下所示：

$$V' = 0 + (R_x + L_x) * i + (R_y + L_y) * j + (R_z + L_z) * k \quad (5)$$

2.1.2 四元数旋转

由于安装与平台外形，将可能对雷达与光电系统的倾角造成不统一的问题，所以雷达与光电的倾角存在一定差距，需将两者的坐标进行统一，其中四元数法能有效的实现坐标的旋转，其中从雷达探测到目标的矢量 V 平移到 V'。再将 V' 旋转到光电系统坐标系下矢量 V''，其旋转示意图如图 4 所示。

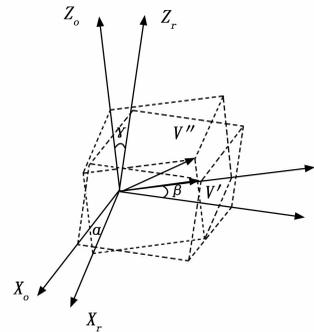


图 4 雷达和光电坐标系相对位置关系模型

图示中 V' 分别绕 Z 旋转 γ 角度，再绕 Y 轴旋转 β 角度，最后再绕 X 轴旋转 α 角度成为 V''，该目标矢量在雷达系统与光电系统的坐标系下的旋转投影关系，可利用下列表达式进行描述：

$$V' \xrightarrow{L_r(\gamma)} V_A \xrightarrow{L_r(\beta)} V_B \xrightarrow{L_r(\alpha)} V'' \quad (6)$$

上述过程中旋转每一步都对应一个四元数：

$$q_z = \cos\left(\frac{\gamma}{2}\right) + 0i + 0j + \sin\left(\frac{\gamma}{2}\right)k \quad (7)$$

$$q_y = \cos\left(\frac{\beta}{2}\right) + 0i + \sin\left(\frac{\beta}{2}\right)j + 0k \quad (8)$$

$$q_x = \cos\left(\frac{\alpha}{2}\right) + \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right)i + 0j + 0k \quad (9)$$

由于四元数的旋转算子为 $q \otimes () \otimes q^{-1}$ 则有：

$$V'' = q_x \otimes q_y \otimes q_z \otimes V \otimes q_z^{-1} \otimes q_y^{-1} \otimes q_x^{-1} \quad (10)$$

那么从上述可以简化, 则从 V 到 V' 的四元数的表达式为:

$$q = q_x q_y q_z \quad (11)$$

这样 V 旋转到 V' 用四元数进行旋转的运算表达式为:

$$V' = qVq^{-1} \quad (12)$$

2.2 雷达与光电数据加权时间配准

由于雷达与光电系统探测特性差异, 其目标数据输出频率不同, 需要通过时间配准将各测量信息都统一到相同的时间坐标系上^[12], 为雷达与光电系统数据融合做准备, 时间同步是提高目标感知精度的关键。首先将雷达与光电通过统一时钟分频使其输出实现同步, 再进行时间配准, 常用方法有内插外推法, 泰勒展开法, 串行合并法, 最小二乘法等^[13]。基于最小二乘法的时间配准方法应用最广, 但是该方法的使用场景通常有限, 需要传感器的采样起始时间相同、采样率之比为整数。内插外推法将同一时间内的低精度数据向高精度数据进行内插外推, 以此得到一系列等间隔的数据, 方法在目标复杂运动环境下误差较大, 同时本系统的雷达与光电误差精度差别较大, 所以本文结合最小二乘法与内插外推法的思路, 将最小二乘法与加权结合, 从而提高时间配准的精度。

雷达和光电系统的输出采集周期分别为 T_r 和 T_p 并满足整数比关系 $n = T_r/T_p$, 雷达系统连续两个周期内光电系统会输出 n 次数据, 此时将光电获得的这 n 组测量数据看作一个测试数据集, 将 n 次测量值采用最小二乘法融合为一个测量数据, 这个数据作为光电系统在 k 时刻的数据, 再将此数据和雷达在 k 时刻的测量值进行加权融合^[14]。图 5 是雷达与光电系统对同一目标的采样序列图。

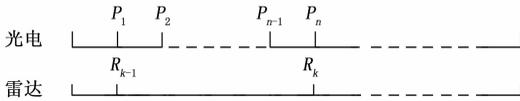


图 5 雷达与光电系统采样序列图

雷达测得目标相邻时刻为 (R_{k-1}, R_k) , 在此测量时间内光电系统对相同目标一共进行了 N 次测量, 光电的 N 次测量值的结果及其导数表达式 $V = [P, P']^T$, 光电的任一测量值表达式为:

$$P_i = P + (i - N)P' + e_i \quad (13)$$

用 e_i 表示测量噪声, 将上式的向量形式:

$$P_N = W_N V + E_N \quad (14)$$

其中: $E_N = [e_1, \dots, e_N]^T$, 量测噪声的均值为零, 方差为 $E(E_1, \dots, E_N^T) = \text{diag}(\sigma^2, \dots, \sigma^2)$ 。

$$W_N = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ (1-N)T_p & (2-N)T_p & \dots & (N-N)T_p \end{bmatrix}^T \quad (15)$$

由最小二乘规则可得:

$$J = E_N^T E_N = [P_N - W_N V]^T [P_N - W_N V] \quad (16)$$

要使 J 最小, 通过对 V 求偏导数并使其等于零得:

$$\frac{\partial J}{\partial V} = -2(W_N^T V_N - W_N^T W_N V) = 0 \quad (17)$$

利用最小二乘法可解得其最小二乘解与方差阵估值:

$$V = [P, P']^T = [W_N^T W_N]^{-1} W_N^T P_N \quad (18)$$

$$R_n = \sigma^2 [W_N^T W_N]^{-1} \quad (19)$$

配准融合后的测量值及测量噪声方差为:

$$P(k) = c_1 \sum_{i=1}^n P_i + c_2 \sum_{i=1}^n i P_i \quad (20)$$

$$\text{Var}[P(k)] = \frac{2\sigma^2(2n+1)}{n(n+1)} \quad (21)$$

其中: $c_1 = -2/n; c_2 = 6/[n(n+1)]$ 。

式(21)中的 $P(k)$ 为光电系统在雷达 k 时刻的量测估计值, 再根据雷达系统与光电系统的测量精度, 将光电系统配准后 k 时刻的值与雷达系统 k 时刻观测值进行加权处理, 通过两个系统的总均方差最小的原则^[15], 为雷达与光电系统分配最优的权值, 使得融合结果达到最优。

假设其中光电系统的测角精度为 σ_p , 雷达系统的测角精度为 σ_r , 根据测量精度, 决定雷达与光电的最优权值^[16], 其中雷达系统与光电系统测角与距离的最优权值可由下式 ω_p 与 ω_r 表达:

$$\omega_p = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_p^2 + \sigma_r^2}, \omega_r = \frac{\sigma_p^2}{\sigma_p^2 + \sigma_r^2} \quad (22)$$

根据上式的, 得到如下关系:

$$\begin{cases} \omega_r + \omega_p = 1 \\ Z_k^{pr} = X_r \cdot \omega_r + X_p \cdot \omega_p \\ \sigma^2 = \omega_r^2 \cdot \sigma_r^2 + \omega_p^2 \cdot \sigma_p^2 \end{cases} \quad (23)$$

其中: σ^2 为加权配准后的方差, Z_k^{pr} 作为加权配准后的目标俯仰与方位状态量测值为:

$$Z_k^{pr} = [\theta_k, \varphi_k] \quad (24)$$

3 复合探测跟踪的 IMM-EKF 滤波算法

非线性的滤波算法是目标跟踪领域的基本方法, 其中包括无迹卡尔曼 (UKF), 扩展卡尔曼滤波 (EKF), 容积卡尔曼 (CKF)。如上传统的滤波方法仅针对一个运动模型, 但是无人机在实际运动中不是单一的运动状态, 对其运动状态也无法预测。

IMM 算法是在广义伪贝叶斯的基础上提出一种具有马尔科夫转移概率的算法, 本质是将上一时刻的输出进行加权组合作为各模型的输入, 多模型并行估计最后综合状态估计。交互多模型结构 (IMM) 算法将对目标可能的运动状态映射为多个模型, 利用多个目标运动状态的模型进行交互, 多个模型滤波同时工作, 最后对所有滤波的结果进行融合估计, 其不仅能对单一算法进行使用同时也可以利用各类传感器进行使用, 本文复合量测 IMM-EKF 融合算法是将式 (23) 加权配准后与空间配准后的距离信息变换到光电系统坐标系下作为输入, 再通过 IMM-EKF 的滤波算法的 3 个部分: 交互输入, 模型滤波, 概率模型更新, 输出交互^[17], 图 6 为基于复合测量的 IMM-EKF 融合算法结构图。

复合探测跟踪的 IMM-EKF 融合算法采用先融合再滤波的方式, 跟踪雷达与光电不同的测量精度, 对雷达与光电在第二章的融合处理后, 进行 IMM-EKF 滤波处理,

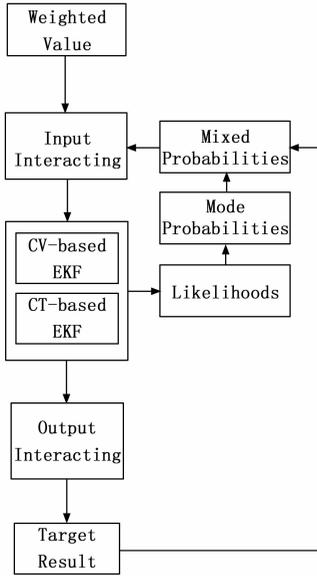


图 6 基于复合测量的 IMM-EKF 融合算法结构图

最终得到目标的估计值，其实现的具体过程如下。

3.1 输入交互

首先将上一融合算法中各模型滤波器的输出结果进行交互，作为当前循环中的初始状态，其中 $X_{k-1|k-1}^i, P_{k-1|k-1}^i$ 分别表示 $k-1$ 时刻滤波器 i 的状态输出值与相应的协方差矩阵估计， $X_{k-1|k-1}^{oj}$ 与 $P_{k-1|k-1}^{oj}$ 分别表示 $k-1$ 时刻模型 j 的状态交互值和对应的协方差矩阵交互值，交互过程如下：

$$X_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N X_{k-1|k-1}^i \cdot \mu_{k-1}^{ij} \quad (25)$$

$$P_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N \mu_{k-1}^{ij} \cdot [P_{k-1|k-1}^i + \alpha \alpha^T] \quad (26)$$

式中， μ_{k-1}^{ij} 表示该时刻模型 i 转移到模型 j 的混合转移概率：

$$\begin{cases} \mu_{k-1}^{ij} = \frac{\pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i}{C^j} \\ \alpha = (X_{k-1|k-1}^i - X_{k-1|k-1}^{oj}) \\ C^j = \sum_{i=1}^N \pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i \end{cases} \quad (27)$$

3.2 各模型的 EKF 滤波

上述得到各模型的输入交互结果，再进行 EKF 滤波，得到滤波的更新值，过程如下：

预测：

$$\begin{cases} X_{k|k-1}^i = F_i \hat{X}_{k-1|k-1}^{oi} \\ P_{k|k-1}^i = F_i P_{k-1|k-1}^{oi} F_i^T + Q^i \end{cases} \quad (28)$$

卡尔曼滤波增益：

$$K_k^i = P_{k|k-1}^i H^T (S_k^i)^{-1} \quad (29)$$

状态估计更新：

$$\hat{X}_{k|k}^i = \hat{X}_{k|k-1}^i + K_k^i v_k^i \quad (30)$$

状态协方差阵更新：

$$P_{k|k}^i = (I - K_k^i H) P_{k|k-1}^i \quad (31)$$

$$v_k^i = Z_k - H \hat{X}_{k|k-1}^i \quad (32)$$

$$S_k^i = H P_{k|k-1}^i (H^i)^T + R^i \quad (33)$$

3.3 模型概率更新

假设模型 i 的残差服从高斯分布，其协方差为则模型似然函数和概率模型可更新为：

$$\Lambda^i(k) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_k^i|}} \exp\left\{-\frac{1}{2} [v_k^i]^T [S_k^i]^{-1} [v_k^i]\right\} \quad (34)$$

更新 k 时刻模型 i 的概率：

$$\mu_k^i = \frac{\Lambda_k^i \cdot C^i}{\sum_{i=1}^N \Lambda_k^i \cdot C^i} \quad (35)$$

3.4 输出交互

根据 k 时刻各模型的概率，对其滤波结果进行加权融合，输出 k 时刻最终的状态估计和协方差矩阵估计：

$$X_{k|k} = \sum_{i=1}^N \mu_k^i \cdot X_{k|k}^i \quad (36)$$

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^N \mu_k^i \cdot [P_{k|k}^i + (X_{k|k} - X_{k|k}^i) \cdot (X_{k|k} - X_{k|k}^i)^T] \quad (37)$$

4 仿真与实验结果分析

4.1 仿真实验

假设目标在三维坐标系内运动，在 $0 \sim 150$ s 作匀速直线运动；在 $150 \sim 225$ s 作匀速右转弯运动，转弯角速度在 $0.5^\circ/\text{s}$ ；在 $225 \sim 290$ s 作匀速左转弯运动，转弯角速度为 $0.25^\circ/\text{s}$ ；在 $290 \sim 450$ s 作匀速直线运动；在 $450 \sim 525$ s 作匀速右转弯运动，转弯角速度 $0.5^\circ/\text{s}$ ；在 $525 \sim 600$ s 作匀速左转弯运动，转弯角速度为 $0.25^\circ/\text{s}$ ，仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数表

参数	名称	数值
X_0	目标初始位置	(500 m, 500 m, 600 m)
V_0	目标初始速度	(3 m/s, 5 m/s, 3 m/s)
X_r	雷达位置	(0 m, 0 m, 0 m)
X_p	光电位置	(10 m, 5 m, 3 m)
σ_{rr}	雷达测距精度	5 m
$\sigma_{r\theta}$	雷达测角精度	3 mrad
$\sigma_{p\theta}$	光电测角精度	10 urad
T_r	雷达数据频率	0.5 Hz
T_p	光电数据频率	20 Hz

根据表 1 中的参数进行仿真实验。模拟目标的运动轨迹随时间的变化关系，再对其进行空间配准，配准前后空间轨迹如图 7 所示。

将空间配准模型的结果进行时间配准，验证本文推导的数据加权时间配准方法，根据平均均方根误差 (ARMSE, averaged root mean square error) 给出目标总位置估计的精度，其表示为：

$$ARMSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^M [(x_k - \hat{x}_{k,j})^2 + (y_k - \hat{y}_{k,j})^2]} \quad (38)$$

其中： $\hat{x}_{k,j}, \hat{y}_{k,j}$ 是第 j 次蒙特卡洛实验中 k 时刻的位置

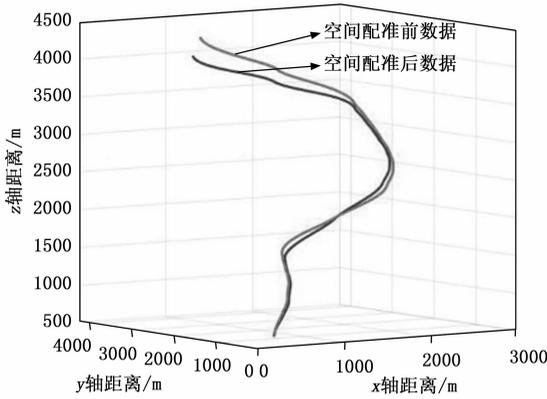


图 7 配准前后轨迹示意图

估计值, M 是采用蒙特卡罗方法的运行次数, N 是采样点个数。利用最小二乘时间配准法, 在 MATLAB 环境下进行 100 次蒙特卡罗实验, 在仿真实验中为了确保时间配准的有效性, 将雷达的测量 ARMSE 与光电系统的测量 ARMSE 进行对比, 表 2 给出了雷达与光电系统的测量及配准后的均方根误差, 明显看出时间配准后数据比雷达与光电测量数据的位置误差小 20% 以上。

表 2 配准前后目标总位置估计表

名称	数据个数	总位置 ARMSE(m)
雷达	300	2.564
光电	12 000	1.456
配准后	300	1.233

目标以 3 种模型 (匀速直线运动模型, 匀速左转弯运动模型, 匀速右转弯运动模型) 进行运动描述, 3 个模型初始时刻的概率均为 1/3, 概率转移矩阵设为:

$$P_{ij} = [0.8, 0.1, 0.1; 0.1, 0.8, 0.1; 0.1, 0.1, 0.8]$$

为证明复合量测 IMM-EKF 融合算法的有效性, 使用 CV-EKF、CT-EKF 与复合测量 IMM-EKF 算法进行仿真对比, 各模型跟踪效果如图 8~9 所示。

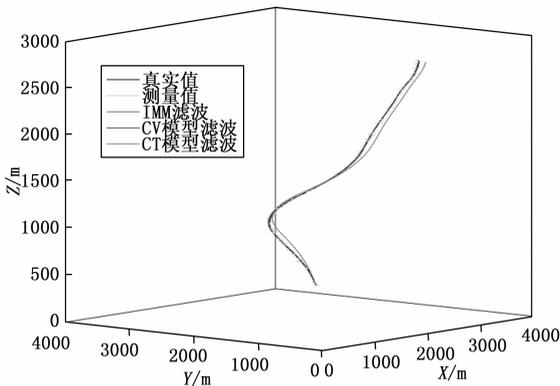


图 8 3 种跟踪融合算法结果示意图

表 3 给出了 3 种不同模型算法在全观测时段内位置 ARMSE 误差, 本系统复合量测基于 IMM-EKF 算法的效果好于单模型算法, 但多模型算法中有一个受模型切换的时

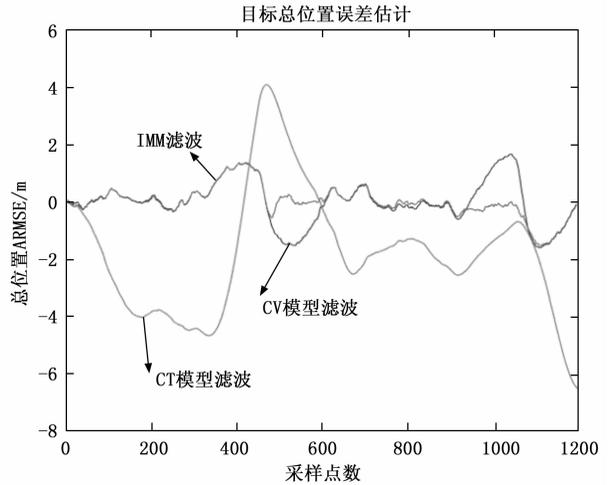


图 9 总位置平均均方根误差图

间延迟影响的缺陷, 效果会明显变差, 此缺陷有待得到进一步的优化^[18], 但从表 3 可得, 加入复合量测 IMM-EKF 融合算法后其 ARMSE 降低了 30%~40%, 总体说明 IMM-EKF 更优。

表 3 3 种融合算法总位置平均均方根误差

算法	总位置 ARMSE/m
CT-EKF	0.939
CV-EKF	0.865
IMM-EKF	0.434

4.2 实验数据处理

本系统实现对某小型无人机探测跟踪实验。系统由雷达与光电系统组成, 由于本系统用于针对“低慢小”目标, 顾名思义, 就是低空、慢速、小型目标, 但本系统针对的低慢小目标为 1 000 米以下, 飞行速度低于 56 m/s, 其雷达反射截面积小于 0.01 m², 故本次测试无人机使用大疆无人机 MINI2, 其满足上述, 复合探测系统对无人机测试现场如图 10 所示。

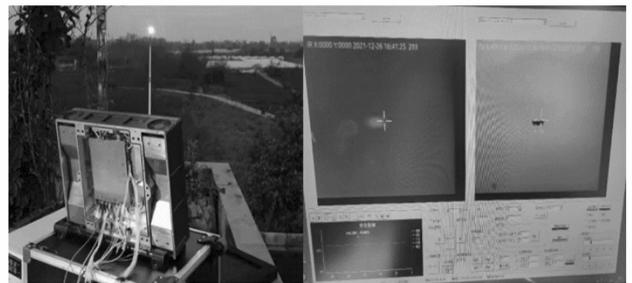


图 10 雷达与光电外场测试实验

实验中, 受场地限制, 同时为了提高实验效率, 主要采取对无人机方向进行区域扇扫, 且去除了 200 m 以内的盲区数据, 雷达获取目标数据后进行空间配准, 引导光电系统对目标进行跟踪, 光电系统在转向目标后的若干帧图像后锁定目标。实现加权时间配准融合得到的轨迹, 及滤波如图 11 所示。

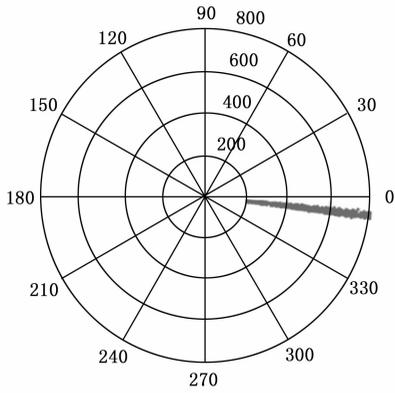


图 11 复合探测系统无人机跟踪轨迹极坐标图

对该次实验某段时间内得到的复合探测数据分别进行 3 种融合算法处理, 处理结果如图 12、13、表 4 所示。

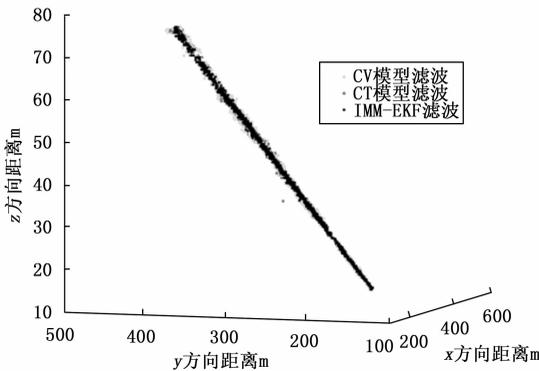


图 12 3 种跟踪融合算法结果示意图

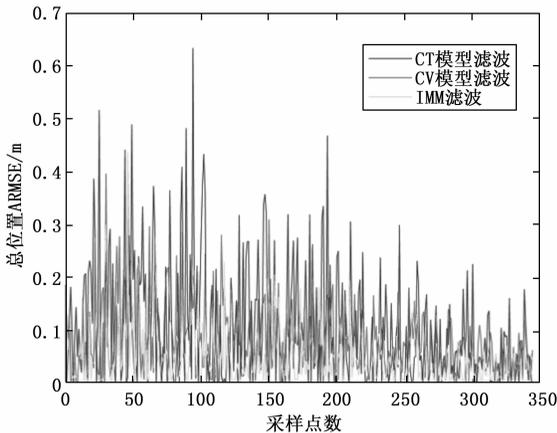


图 13 总位置均方根误差估计示意图

表 4 3 种融合算法总位置估计均方根误差

算法	总位置 ARMSE/m
CV-EKF	0.214 0
CT-EKF	0.295 4
IMM-EKF	0.139 8

由图表 4 可知, 仿真处理结果与实验数据处理结果都表明, 复合量测 IMM-EKF 融合算法精度优于其他两种, 其中 CV-EKF 略微优于 CT-EKF, 这是由于本系统在对无

人机进行测试时, 人为控制飞机飞行时沿着某个方向, 未转弯进行直线飞行。

5 结束语

本文针对“低慢小”目标的探测问题, 提出了利用雷达与光电的复合探测跟踪系统及流程, 建立雷达与光电系统空间配准模型, 再通过最小二乘配准法实现数据同步, 最后根据配准的数据进行 IMM-EKF 滤波预测, 并通过仿真与实验进行数据处理, 结果表明, 本文所采用的空间配准将雷达数据与光电跟踪数据进行配准是必要的, 避免空间位置差异带来的误差, 利用加权时间配准将光电数据与雷达数据融合, 改善了目标估计精度, 具有较强的鲁棒性。

将配准后的数据进行 IMM-EKF 融合跟踪算法, 交互式多模型具有描述运动目标不同时刻运动状态转换的能力; 对雷达和光电配准后的数据进行滤波估计, 有效提高系统稳定性, 数据融合改善了系统的发散问题, 提高了定位跟踪精度, 够降低虚警率。实验与仿真结果都表明, 利用 IMM-EKF 融合跟踪算法后位置都有所提升, 其中 IMM-EKF 较其他两种模型算法, 提高了 7% 左右。

参考文献:

- [1] 张龙浩, 陈国强, 徐 梁, 等. 光电转塔自动搜索跟踪监视低小慢目标控制方法 [J]. 激光与红外, 2021, 51 (3): 343 - 348.
- [2] WU L, MAO J, BAI W. Radar small/mini target detection technology in strong clutter environment [J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019 (20): 7130 - 7133. 2021, 28 (2): 80 - 85 (in Chinese).
- [3] 赵晨帆, 王 萍, 邢冠培, 等. 卷积神经网络应用于雷达目标检测 [J]. 导弹与航天运载技术, 2020 (6): 84 - 90.
- [4] 奚玉鼎, 于 涌, 丁媛媛, 等. 一种基于低空全景图像的低慢小目标检测方法 [J]. 工业控制计算机, 2018, 31 (5): 66 - 68.
- [5] SUN H, LIU Q, WANG J, et al. Fusion of infrared and visible images for remote detection of low-altitude slow-speed small targets [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 2971 - 2983.
- [6] 王维佳, 柏 鹏, 梁晓龙, 等. 雷达辅助光电跟踪系统协同跟踪算法 [J]. 红外与激光工程, 2017, 46 (12): 209 - 215.
- [7] LI T, WEN B, TIAN Y, et al. Optimized radar waveform parameter design for small drone detection based on echo modeling and experimental analysis [J]. IEEE Access, 2019, 7: 101527 - 101538.
- [8] ZHAO Y, RAN Z, XIONG Y, et al. ABORT-like detector to combat active deceptive jamming in a network of LFM radars [J]. 中国航空学报: 英文版, 2017, 30 (4): 10.
- [9] 刘 芳, 杨安喆, 吴志威. 基于自适应 Siamese 网络的无人机目标跟踪算法 [J]. 航空学报, 2020, 41 (1): 248 - 260.
- [10] NGUYEN H T, NGUYEN N T, PRODAN I, et al. Trajectory Tracking for a Multicopter under a Quaternion Representation [J]. IFAC-PapersOnLine, 2021, 53 (2): 5731 - 5736.

(下转第 47 页)