

IMM-UKF 算法在两坐标雷达-光电融合跟踪系统中的改进与应用

李珂¹ 李醒飞¹ 杨帆²

¹天津大学精密测试技术与仪器国家重点实验室, 天津 300072

²山东科技大学机械电子工程学院, 山东 青岛 266590

摘要 光电与雷达的数据融合能够实现两个独立传感器测量信息的互补,改善对目标的识别跟踪能力。针对联合传感器系统对动态运动目标定位中存在野值的现象,同时为了解决单一传感器滤波跟踪发散的问题,提出一种具有抗野值性能的交互式多模型无迹卡尔曼滤波(IMM-UKF)融合算法。在两坐标雷达提供目标距离与方位角的前提下,建立参数求解模型,得到目标的俯仰角,结合光电传感器提供的角度信息进行滤波融合。实验与仿真结果表明,该算法可以有效融合雷达与光电的测量数据,排除野值的干扰,抑制滤波发散,提高定位精度。

关键词 光电子学; 数据融合; 交互式多模型无迹卡尔曼滤波算法; 雷达; 抗野值

中图分类号 TN953;TH745 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP53.122501

Improvement and Application of IMM-UKF Algorithm in Two Coordinate Radar-Optoelectronic Fusion Tracking System

Li Ke¹ Li Xingfei¹ Yang Fan²

¹State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China

²School of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China

Abstract Optoelectronic and radar data fusion can achieve complementary of two single sensors measuring information, and improve target recognition and tracking capability. Aiming at the presence of outliers in localization of combined sensor system to dynamic motion target, meanwhile, in order to solve a single sensor tracking filtering divergence problem, a resist outliers interacting multiple model unscented Kalman filter (IMM-UKF) fusion algorithm is proposed. Under the condition of two coordinate radar providing target range and azimuth angle, parameter solving model is established and the pitch angle of target is obtained. Fusion filter is carried on by combining angle information provided by photoelectric sensor. Experiment and simulation results show that the algorithm can effectively integrate radar and optoelectronic measurement data, eliminate the interference of outliers, suppress filter divergence and improve positioning accuracy.

Key words optoelectronics; data fusion; interacting multiple model unscented Kalman filter algorithm; radar; resist outliers

OCIS codes 250.0040; 120.2440

收稿日期: 2016-07-21; **收到修改稿日期:** 2016-08-21; **网络出版日期:** 2016-11-20

基金项目: 精密测试技术及仪器国家重点实验室开放基金(PIL1407)、基于激光泵浦的钾光泵磁力仪关键技术研究(61503283)

作者简介: 李珂(1990—)女,硕士研究生,主要从事雷达引导光电跟踪系统的设计与算法实现方面的研究。

E-mail: smilelike1213@163.com

导师简介: 李醒飞(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉、精密计量技术及仪器方面的研究。

E-mail: lxftju@163.com(通信联系人)

1 引言

在雷达和光电的融合跟踪系统中,光电跟踪仪探测跟踪范围较小,且只能得到目标的角度信息(方位角和俯仰角),而雷达可以实现大范围的目标探测与搜索,在提供角度信息的同时还可以提供目标的距离信息^[1]。两坐标雷达对单个目标实施距离探测时,测量数据的精度是分析测距系统性能的关键因素之一,而对测量数据进行滤波可有效提高测距系统的测量精度^[2]。雷达与光电协同工作,既弥补了光电探测范围小的缺陷,又避免了单个传感器测量信息误差大的问题,提高了跟踪精度^[3-6]。在联合系统中,对于远距离目标,雷达提供位置信息给光电跟踪仪,当运动目标进入光电可探测范围后,运动目标的位置信息由雷达和光电的测量信息融合后给出。

较早采用雷达与光电融合跟踪研究的是 Blair 等^[7],他们将雷达作为主动传感器,光电作为被动传感器进行精确的角度测量,并采用最小二乘法进行数据融合研究。文献[8]提出的无迹卡尔曼滤波(UKF)算法是一种无偏的线性最小方差估计算法,在解决测量模型非线性函数问题上,对非线性函数的概率密度分布进行近似,避免了扩展卡尔曼滤波算法的模型线性化误差导致滤波发散的问题。文献[9]提出了一种基于序贯滤波和交互式多模型的融合跟踪机动目标的有效方法,通过引入交互式多模型来跟踪机动目标。文献[10]提出了交互式多模型无迹卡尔曼滤波(IMM-UKF)算法对机动目标进行滤波跟踪,并应用于雷达和红外复合制导目标跟踪融合中。本文提出的改进的 IMM-UKF 算法是在整个 IMM-UKF 算法的单个模型上进行 UKF 滤波之后,增加野值剔除的环节,避免因为野值存在而造成的滤波结果不准确与滤波发散问题。最后针对目标匀速与非匀速(以匀加速为例)两个模型进行实验与仿真,结果表明,该算法在雷达-光电融合系统中得到成功应用,融合系统跟踪精度明显优于单个传感器,系统整体稳定性得到提高。

2 目标参数求解模型

两坐标雷达只能测得目标的距离和方位角。在目标匀速运动时,可以利用已知的距离和方位角数据计算出俯仰角,为后续滤波算法提供可靠的参数,参数求解模型如图 1 所示。

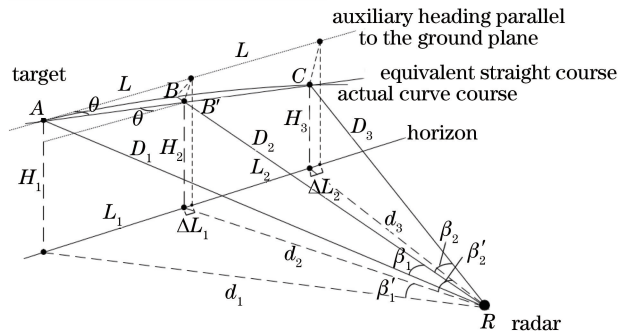


图 1 参数求解模型

Fig. 1 Parameters solving model

图 1 中,目标实际飞行航向为弧线 ABC ,连接 AC 两点与 RB 交点为 B' ,建立等效直线航向 $AB'C$,按照实际情况,雷达与飞机的距离远远大于 AC 两点间的距离,认为弧线 AB 、弧线 BC 与线段 AB' 、线段 $B'C$ 相等。过 A 点建立与 $AB'C$ 投影点所在地平面上的直线相平行的虚拟航向。已知雷达测得目标距离 (D_1 、 D_2 、 D_3) 与方位角 (β_1 、 β_2),采样时间为 t ,可求解出目标的俯仰角。其中 A 、 B 、 C 为目标的三次采样点, A 、 B' 、 C 为等效的采样点, D_1 、 D_2 、 D_3 为目标的三次采样距离, d_1 、 d_2 、 d_3 为目标三次采样距离的投影距离, β_1 和 β_2 为目标的方位角, β_1' 和 β_2' 为目标方位角的投影角, H_1 、 H_2 、 H_3 为目标的实际高度, L_1 、 L_2 为目标等效采样点在地平面的投影之间的距离, ΔL_1 和 ΔL_2 为目标等效采样点在地平面的投影与辅助航向中位线投影的差值。目标飞过三个采样点的时间 t 相等,可以得知 AB' 与 $B'C$ 的距离相同,辅助角 θ 如图 1 所示,以 AB' 段为例进行分析:

$$d_i^2 + H_i^2 = D_i^2, \quad i = 1, 2, 3, \quad (1)$$

$$\frac{L}{\sin[(\pi - \theta)/2]} = \frac{\Delta L_1 / \sin(\theta/2)}{\sin \theta}, \quad (2)$$

$$L_1 = L - \Delta L_1 = L - L(1 - \cos \theta) = L \cos \theta, \tag{3}$$

$$\frac{2L}{\sin[(\pi - \theta)/2]} = \frac{\Delta L_2 / \sin(\theta/2)}{\sin \theta}, \tag{4}$$

$$L_2 = L - \Delta L_2 = L - L(1 - 2\cos \theta) = 2L \cos \theta, \tag{5}$$

$$L = \sqrt{1/2(D_1^2 - 2D_2^2 + D_3^2)}, \tag{6}$$

$$H_2 = H_1 - L \sin \theta, \tag{7}$$

$$H_3 = H_2 - L \sin \theta = H_1 - 2L \sin \theta, \tag{8}$$

$$2d_1 d_2 \cos \beta'_1 = d_1^2 + d_2^2 - L_1^2, \tag{9}$$

$$2d_2 d_3 \cos \beta'_2 = d_2^2 + d_3^2 - L_2^2, \tag{10}$$

由(1)~(10)式联立可得:

$$4\cos^2 \beta'_1 (D_1^2 - H_1^2) (D_2^2 - H_1 - L \sin \theta^2) = (D_1^2 + D_2^2 - 2H_1^2 - L^2 + 2LH_1 \sin \theta)^2, \tag{11}$$

$$4\cos^2 \beta'_2 (D_2^2 - H_1 - L \sin \theta^2) (D_3^2 - H_1 - 2L \sin \theta^2) = (D_2^2 + D_3^2 - 2H_1^2 - 4L^2 + 4LH_1 \sin \theta - L^2 \sin^2 \theta)^2. \tag{12}$$

在已知参数值($D_1, D_2, D_3, \beta'_1, \beta'_2$)的情况下,由(11)和(12)式解得辅助参量 θ ,即可求得目标的俯仰角。

3 抗野值 IMM-UKF 融合跟踪算法

抗野值 IMM-UKF 融合算法跟踪算法框图如图 2 所示,下面介绍算法的具体实现步骤。

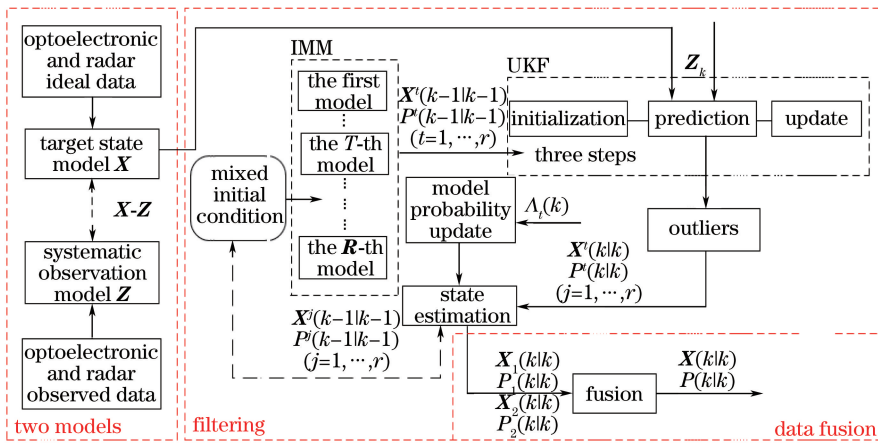


图 2 抗野值 IMM-UKF 融合跟踪算法框图

Fig. 2 Block diagram of IMM-UKF of resisting outliers fusion tracking algorithm

3.1 雷达-光电跟踪融合系统模型

分别以匀速运动与匀加速运动的目标为例,建立运动目标模型和系统观测模型。

3.1.1 运动目标状态模型

1) 目标在三维立体空间模型中做匀速运动,目标的状态变量为 $\mathbf{X} = (x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z})^T$,其状态方程可以表示为:

$$\mathbf{X}(k) = f[\mathbf{X}(k-1)] + \mathbf{G}(k-1)\mathbf{V}(k-1) = \mathbf{F}(k-1)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G}(k-1)\mathbf{V}(k-1), \tag{13}$$

式中 $\mathbf{F}(k-1) = \begin{pmatrix} 1 & T & & & & \\ 0 & 1 & & & & \\ & & 1 & T & & \\ & & 0 & 1 & & \\ & & & & 1 & T \\ & & & & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{G}(k-1) = \begin{pmatrix} T^2/2 & & & & & \\ & T & & & & \\ & & T^2/2 & & & \\ & & & T & & \\ & & & & T^2/2 & \\ & & & & & T \end{pmatrix}$ 为噪声分布矩

阵,其中 T 为观测周期; $\mathbf{V}(k-1) = [v_x, v_y, v_z]^T$ 为相互独立的零均值的高斯白噪声向量,其协方差分别

仰角的测量噪声均方差。

$h^1[\mathbf{X}(k)]$ 是光电的非线性观测矩阵:

$$h^1[\mathbf{X}(k)] = [\arctan(y/x) \arctan(z/\sqrt{x^2+y^2})]^T, \quad (17)$$

$h^2[\mathbf{X}(k)]$ 是雷达的非线性观测矩阵, 目标匀速运动时, 为

$$h^2[\mathbf{X}(k)] = [\sqrt{x^2+y^2+z^2} \arctan(y/x) \arctan(z/\sqrt{x^2+y^2})]^T, \quad (18)$$

目标非匀速运动时, 为

$$h^2[\mathbf{X}(k)] = [\sqrt{x^2+y^2+z^2} \arctan(y/x)]^T. \quad (19)$$

3.2 抗野值 IMM-UKF 滤波算法

抗野值 IMM-UKF 滤波算法的核心思想为: 在交互式多模型算法的模型滤波部分, 对光电和雷达分别采用 UKF 算法进行滤波, 且针对目标处于匀速和非匀速两种运动状态, 对于雷达基于两种不同的观测方程进行滤波, 同时进行野值的判别和剔除。

1) 计算混合初始条件

已知模型个数为 r , k 时刻的模型为 M_t , 测量集合 Z_{k-1} 和上一时刻模型 M_j 的估计 $\hat{\mathbf{X}}^j(k-1|k-1)$ 及协方差 $\mathbf{P}^j(k-1|k-1)$, 假定模型间转换符合 Markov 模型, 则:

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{X}}^j(k-1|k-1) \cdot \boldsymbol{\mu}_{j/t}(k-1|k-1), \quad (20)$$

$$\mathbf{P}^t(k-1|k-1) = \sum_{j=1}^r \{ \mathbf{P}^j(k-1|k-1) + [\hat{\mathbf{X}}^j(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1)] \cdot$$

$$[\hat{\mathbf{X}}^j(k-1|k-1) - \hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1)]^T \} \cdot \boldsymbol{\mu}_{j/t}(k-1|k-1)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{j/t}(k-1|k-1) = \mathbf{P}[M_{j/t}(k-1) | M_t(k), Z_{k-1}] = (1/\bar{c}_t) \pi_{jt} \boldsymbol{\mu}_j(k-1), j, t = 1, 2, \dots, r, \quad (22)$$

式中 $\bar{c}_t = \sum_{i=1}^r \pi_{it} \boldsymbol{\mu}_i(k-1)$ 为正归化常数, $\boldsymbol{\mu}_j(k-1)$ 为模型 M_j 的概率, π_{jt} 为模型 M_j 到模型 M_t 的转换概率。

2) 各模型进行 UKF 滤波

对第 $t(t=1, 2, \dots, r)$ 个模型以 $\hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1)$ 和 $\mathbf{P}^t(k-1|k-1)$ 为条件进行 UKF 滤波^[11-12]。

① 初始化

构造 $2n+1$ 维 Sigma 点集 $\{\mathbf{X}_{i,k-1}^t\}$ 和对应的权值 $\{W_i^m, W_i^c\}$:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{0,k-1} = \hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1) \\ \mathbf{X}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1) + [\sqrt{(n+l)\hat{\mathbf{P}}^t(k-1|k-1)}]_i, i = 1, 2, \dots, n, \\ \mathbf{X}_{i+n,k-1} = \hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1) - [\sqrt{(n+l)\hat{\mathbf{P}}^t(k-1|k-1)}]_i \end{cases} \quad (23)$$

$$W_i^m = \begin{cases} \lambda/(n+\lambda), i = 0 \\ 1/2(n+\lambda), i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}, \quad (24)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 + \beta - \alpha^2, i = 0 \\ 1/2(n+\lambda), i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}, \quad (25)$$

式中 $[\sqrt{(n+l)\hat{\mathbf{P}}^t(k-1|k-1)}]_i$ 为 $(n+l)\hat{\mathbf{P}}^t(k-1|k-1)$ 均方根矩阵的第 i 行或第 i 列; $n=9$ 为状态向量的维数; $\lambda = \alpha^2(n+l) - n$, 参数 α 为取值区间为 $[0.0001, 1]$ 的常数, 它决定第 i 个 Sigma 点在状态均值 $\hat{\mathbf{X}}^t(k-1|k-1)$ 周围的扩展空间; l 为冗余量, β 为与状态向量的先验分布相关的参数, 对高斯分布, $\beta=2$ 为最优。

② 计算预测值

i) 计算状态向量预测值: 根据状态方程计算出 Sigma 点集 $\{\mathbf{X}_{i,k-1}^t\}$ 的状态预测值集合 $\{x_i^t(k|k-1)\}$, 并由此得到状态向量预测值 $\hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)$ 和误差协方差矩阵 $\mathbf{P}^t(k|k-1)$:

$$x_i^t(k|k-1) = f^t(\mathbf{X}_{i,k-1}^t), i = 0, 1, \dots, 2n, \quad (26)$$

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m x_i^t(k|k-1), \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^j(k|k-1) = & \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c [x_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)] \\ & [x_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)]^T + \mathbf{Q}_{k-1}^t. \end{aligned} \quad (28)$$

ii) 计算观测向量预测值:根据状态方程计算出 Sigma 点集 $\{\mathbf{X}_{i,k-1}^t\}$ 的状态预测值集合 $\{z_i^t(k|k-1)\}$, 并由此得到状态向量预测值 $\hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)$ 及自协方差矩阵 $\mathbf{P}_Z^t(k)$ 和互协方差矩阵 $\mathbf{P}_{XZ}^t(k)$:

$$z_i^t(k|k-1) = \mathbf{h}^t [x_i^t(k|k-1)], i=0,1,\dots,2n, \quad (29)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^m z_i^t(k|k-1), \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_Z^t(k) = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c [z_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)] [z_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)]^T + \mathbf{R}_k^t, \quad (31)$$

$$\mathbf{P}_{XZ}^t(k) = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c [\mathbf{X}_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)] [z_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)]^T. \quad (32)$$

③ 测量更新

卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}_k^t = \mathbf{P}_{XZ}^t(k) \mathbf{P}_Z^t(k)^{-1}. \quad (33)$$

状态更新:

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k|k) = \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) + \mathbf{K}_k^t [\mathbf{Z}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)], \quad (34)$$

式中 $\mathbf{Z}(k)$ 为 k 时刻的实际观测值。

协方差更新:

$$\mathbf{P}^t(k|k) = \mathbf{P}^t(k|k-1) - \mathbf{K}_k^t \mathbf{P}_Z^t(k) [\mathbf{K}_k^t]^T. \quad (35)$$

3) 抗野值滤波

野值剔除的方法有很多,比如目测法、均方值法、点判别法、莱特法、肖维涅法和滑动平均法等^[13-14]。其中,基于滑动平均法的野值剔除法原理简单,没有冗余的推算过程,在 IMM-UKF 算法中起到很好的野值剔除作用。

① 野值辨识

定义新息:

$$\epsilon_k^t = \mathbf{Z}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1), \quad (36)$$

当滤波器稳定时,新息的标准差为:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^c [z_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)] [z_i^t(k|k-1) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k|k-1)]^T + \mathbf{R}_k^t}, \quad (37)$$

可以给出观测值 $Z(k)$ 的每一个分量是否为野值的定义及辨识方法,其判别式为:

$$|(\epsilon_k^t)_i| < C\sigma_{i,i}, \quad (38)$$

式中 $\sigma_{i,i}$ 为新息标准差对角线上的第 i 个元素, $(\epsilon_k^t)_i$ 为 ϵ_k^t 的第 i 个分量, C 一般取 3 或 4。如果(38)式成立,则认为不是野值,否则为野值。

② 基于滑动平均法的野值修正

当测量数据中的野值被剔除后,为保证测量数据及其趋势的实时性,需在被剔除点处补足数据,用前 M 个时刻的新息序列的滑动平均值来代替该时刻的新息:

$$\bar{\epsilon}_k^t = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \epsilon_{k-i}^t, \quad (39)$$

则 UKF 滤波方程[(34)式]改为:

$$\hat{\mathbf{X}}^t(k/k) = \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) + \mathbf{K}_k^t \bar{\epsilon}_k^t. \quad (40)$$

4) 模型概率更新

滤波器似然函数为

$$\Delta_t(k) = p[\mathbf{Z}(k) | M_t(k), \mathbf{Z}_{k-1}] = p[\epsilon_k^t | M_t(k), \mathbf{Z}_{k-1}] = |2\pi [\mathbf{P}'_Z(k) - \mathbf{R}'_k]|^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} (\epsilon_k^t)^T [\mathbf{P}'_Z(k) - \mathbf{R}'_k]^{-1} \epsilon_k^t\right\}, \quad (41)$$

式中 $\epsilon_k^t = \mathbf{Z}(k) - \hat{\mathbf{Z}}_t(k | k-1)$ 。

模型概率为

$$\mu_t(k) = \mathbf{P}[M_t(k) | \mathbf{Z}_k] = (1/c) \Delta_t(k) \bar{c}_t, t = 1, 2, \dots, r, \quad (42)$$

式中 $\epsilon_k^t = \mathbf{Z}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t(k | k-1)$ 。

5) 状态估计

$$\hat{\mathbf{X}}(k | k) = \sum_{i=1}^r \mathbf{X}^i(k | k) \mu_i(k), \quad (43)$$

$$\mathbf{P}(k | k) = \sum_{i=1}^r \{\mathbf{P}^i(k | k) + [\hat{\mathbf{X}}(k | k) - \hat{\mathbf{X}}^i(k | k)] \cdot [\hat{\mathbf{X}}(k | k) - \hat{\mathbf{X}}^i(k | k)]^T\} \mu_i(k). \quad (44)$$

3.3 抗野值 IMM-UKF 融合算法

实际情况中,光电和雷达对同一目标的测量噪声是有关联的,因此 IMM-UKF 融合算法采用加权协方差融合算法。其融合过程为:光电和雷达分别采用抗野值 IMM-UKF 滤波算法完成滤波,输出各自的状态估计和协方差,然后通过加权协方差融合算法进行数据融合,输出融合状态估计。

通过上述步骤,得到雷达和光电的状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}^1(k | k)$ 、 $\hat{\mathbf{X}}^2(k | k)$ 和相应的协方差矩阵 $\mathbf{P}^1(k | k)$ 、 $\mathbf{P}^2(k | k)$,记融合状态为 $\hat{\mathbf{X}}(k | k)$,协方差为 $\mathbf{P}(k | k)$,则融合方法表示为:

$$\hat{\mathbf{X}}(k | k) = \hat{\mathbf{X}}^1(k | k) + [\mathbf{P}^1(k | k) - \mathbf{P}^{12}(k | k)] \times [\mathbf{P}^1(k | k) + \mathbf{P}^2(k | k) - \mathbf{P}^{12}(k | k) - \mathbf{P}^{21}(k | k)]^{-1} \times [\hat{\mathbf{X}}^2(k | k) - \hat{\mathbf{X}}^1(k | k)], \quad (45)$$

$$\mathbf{P}(k | k) = \mathbf{P}^1(k | k) - [\mathbf{P}^1(k | k) - \mathbf{P}^{12}(k | k)] \times [\mathbf{P}^1(k | k) + \mathbf{P}^2(k | k) - \mathbf{P}^{12}(k | k) - \mathbf{P}^{21}(k | k)]^{-1} \times [\mathbf{P}^1(k | k) - \mathbf{P}^{12}(k | k)], \quad (46)$$

$$\mathbf{P}^{12}(k | k) = E[\hat{\mathbf{X}}^1(k | k) \hat{\mathbf{X}}^2(k | k)^T], \quad (47)$$

$$\mathbf{P}^{21}(k | k) = [\mathbf{P}^{12}(k | k)]^T, \quad (48)$$

式中 $\mathbf{P}^{12}(k | k)$ 、 $\mathbf{P}^{21}(k | k)$ 是由共同的过程噪声引起的互协方差矩阵。

4 仿真与实验结果分析

4.1 抗野值 IMM-UKF 融合跟踪算法的仿真分析

为了验证算法的可行性,针对目标做匀速和匀加速混合运动的情况进行了仿真,具体如下:模型先验概率 $\mu_0 = [0.5 \quad 0.5]$, 概率转移矩阵 $\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.2 \\ 0.2 & 0.98 \end{bmatrix}$ 。UKF 滤波算法中取 $\alpha = 0.01, l = 0, \beta = 2$ 。

光电和雷达的观测频率分别为 $f_p = 20$ Hz 和 $f_r = 5$ Hz,过程噪声方差为 $30I_{3 \times 3}$,光电测角标准差为 2×10^{-3} rad,雷达测距标准差为 5 m,测角标准差为 3×10^{-3} rad。

目标初始位置斜距为 10 km,初始俯仰角为 $3\pi/180$ rad,初始方位角为 $\pi/4$ rad, x 、 y 、 z 三个方向的初始速度分别为 100,100,0 m/s。设定目标在 0~50 s 时间范围内做匀速运动,51~100 s 时间范围内做匀加速运动,加速度为 y 方向 5 m/s^2 ,每隔 50 s 在匀速和匀加速两种运动状态间切换。并在 25,50,75 s 三处对雷达和光电的原始数据中插入野值。

雷达系统和光电跟踪系统以及二者融合后的方位角与俯仰角的误差均方根(RMSE)分别如图 3、图 4 所示;雷达系统和光电跟踪系统以及二者融合后的航迹在 x 、 y 、 z 轴位置的误差均方根分别如图 5~图 7 所示。从仿真结果可以看出,融合后的数据误差小于任一个传感器(雷达或光电)的误差,并且成功剔除了野值,提高了系统稳定性。

4.2 两坐标雷达-光电融合跟踪的实验分析

光电跟踪系统由控制机柜与二维转台组成,二维转台由 KOWA 长焦镜头、海康威视 1/1.8"互补金属氧

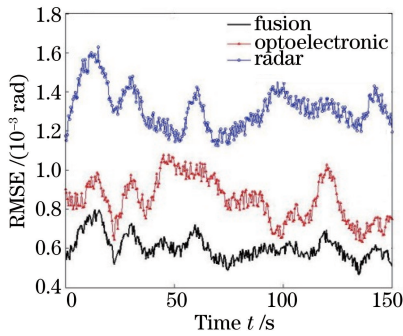


图 3 方位角误差均方根

Fig. 3 RMSE of azimuth angle

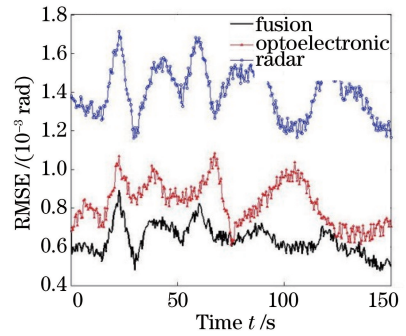
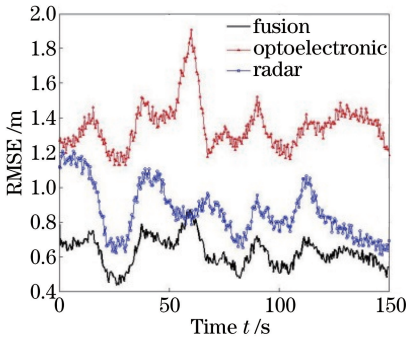
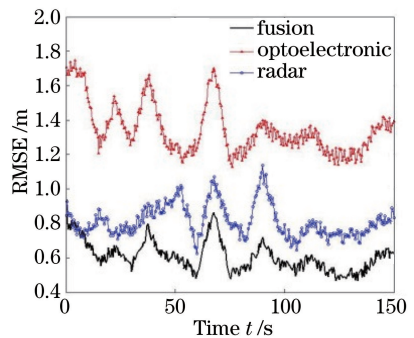
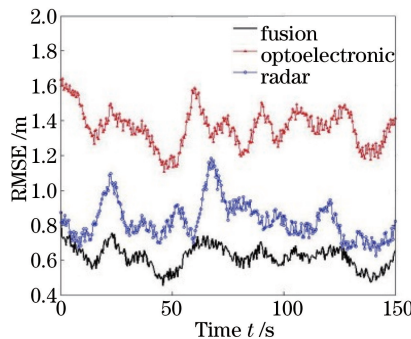


图 4 俯仰角误差均方根

Fig. 4 RMSE of pitch angle

图 5 x 轴位置的误差均方根Fig. 5 RMSE of x -axis position图 6 y 轴位置的误差均方根Fig. 6 RMSE of y -axis position图 7 z 轴位置的误差均方根Fig. 7 RMSE of z -axis position

化物半导体(CMOS)日夜型网络摄像机、红外热像仪等组成;机柜配备研华 PC/104 主板 PCM3362、研华数字 IO 卡和串口卡、4 G 内存和 MOR+ 图像采集卡;雷达是 S-MPR-V1.2 型号的两坐标多普勒雷达,可以实现运动目标距离与方位角的测量(距离范围 1~4 km,方位角范围 $0\sim\pi$ rad);运动目标模拟架可以实现目标方位距离 6.3 m、俯仰距离 2.5 m 的模拟演示。光电跟踪系统的设备如图 8、图 9 所示。

光电和雷达的采样周期分别为 $T_p=33$ ms 和 $T_R=4$ s,在时空配准等前期工作完成的前提下,为验证该算法的可行性,分别进行 5 次实验。用经纬仪测量光电角度值(方位角与俯仰角的操作类似,只以方位角为例讲述经纬仪操作步骤),坐标系零度方向参照物与目标所成角度如图 10 所示。

使用经纬仪对光电角度信息进行标定,得到 5 次实验真值,测量方位角的操作方法如下:

- 1) 目镜对光:将经纬仪上目镜调焦直至十字丝清晰无重影。
- 2) 瞄准和物镜对光:粗略瞄准目标,对物镜调焦使目标显示清晰,精确瞄准目标。
- 3) 上半测回角读数:将正视镜瞄准坐标系零度方向参照物,调整照明反光镜,使读数窗口亮度适中,旋转读数显微镜目镜使刻度线清晰,读取 α_1 ;顺时针旋转瞄准目标,读取 α_2 。上半测回角 $\alpha_5=(\alpha_1+\alpha_2)/2$ 。

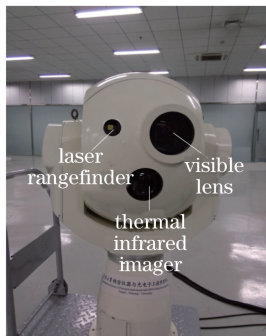


图 8 光电二维转台

Fig. 8 Optoelectronic 2-dimensional turn table

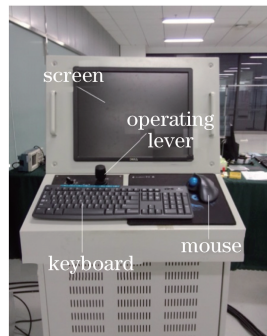


图 9 光电控制机柜

Fig. 9 Optoelectronic control cabinet

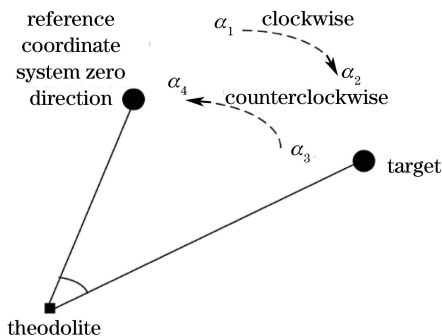


图 10 经纬仪测角示意图

Fig. 10 Schematic diagram of angle measuring in theodolite

4) 下半测回角读数:与步骤(3)相反,将倒视镜瞄准目标,读取 α_3 ;逆时针旋转瞄准坐标系零度方向参照物,读取 α_4 。下半测回角 $\alpha_6 = (\alpha_3 + \alpha_4)/2$ 。

5) 方位角度值:两次测回角度值取平均得到角度真值 $\alpha = (\alpha_5 + \alpha_6)/2$ 。

雷达与光电独立提供方位角与俯仰角数据,以及二者融合后提供数据,如表 1 所示。

表 1 两坐标雷达-光电融合跟踪的实验数据

Table 1 Experimental data of two coordinate radar-optoelectronic fusion tracking

No.	1		2		3		4		5	
Angle	Azimuth	Pitch	Azimuth	Pitch	Azimuth	Pitch	Azimuth	Pitch	Azimuth	Pitch
Radar	47°32'	12° 04'	53° 08'	24° 13'	-37° 36'	17° 53'	-57° 06'	11° 08'	127° 31'	27° 02'
Opto-electronic	51° 0'	15° 0'	57° 0'	27° 0'	-42° 0'	23° 0'	-62° 0'	14° 0'	134° 0'	33° 0'
Fusion	48° 06'	14° 23'	54° 48'	26° 24'	-41° 01'	21° 43'	-60° 34'	13° 36'	132° 28'	29° 52'
True value	47° 58'	13° 03'	53° 57'	25° 03'	-38° 28'	18° 34'	-58° 05'	12° 07'	128° 24'	27° 57'

实验结果表明,二者融合后的角度数据与测量真值(经纬仪测量所得)对应的角度值更为贴近,融合信息用于更正光电转台的转动角度,提高了定位跟踪精度,改善了跟踪发散问题。上述实验验证了抗野值 IMM-UKF 融合跟踪算法在两坐标雷达-光电跟踪系统中应用的可行性,具有实际工程意义。

5 结 论

针对两坐标雷达-光电融合跟踪系统,提出一种具有抗野值性能的 IMM-UKF 融合跟踪算法。在两坐标雷达探测的已知数据的基础上建立参数求解模型,利用交互式多模型解决多运动模型问题,利用 UKF 进行非线性的滤波估计,加入野值的判断和剔除机制,最后进行雷达和光电数据融合,得到目标的融合运动信息。

在抗野值 IMM-UKF 融合跟踪算法中,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;UKF 对雷达和光电观测的数据进行滤波估计;野值剔除机制能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。针对交互式多模型采用匀速和匀加速(非匀速)两种运动状态切换进

行仿真与实验,仿真结果表明融合后的数据误差低于任一单个传感器(雷达或光电)的误差,并且能成功剔除野值,提高了联合定位目标的精度和融合系统的稳定性。实验结果验证了抗野值 IMM-UKF 融合算法在两坐标雷达-光电跟踪系统中应用的可行性。

参 考 文 献

- 1 Wang Jianguang. Research on moving object tracking in optoelectronic tracking system[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.
王建刚. 光电跟踪系统中的运动目标跟踪方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2016.
- 2 Wang Dan, Zhao Xin, Zou Yonggang, *et al.* Research on filtering algorithm based on laser ranging system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(10): 101402.
王 丹, 赵 鑫, 邹永刚, 等. 基于激光测距系统的滤波算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(10): 101402.
- 3 Zhang Jiyong, Shen Hao, Jin Jixue. A tentative idea of radar/infrared double module guide simulation test model[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2005, 42(2): 38-40.
张继勇, 申 浩, 金吉学. 雷达/红外双模导引头仿真试验模型的一种设想[J]. *激光与光电子学进展*, 2005, 42(2): 38-40.
- 4 Shi Yongpei. Data fusion of electronic-optical and radar tracking at low altitude tracking[D]. Xi'an: Xidian University, 2006.
施勇培. 光电与雷达低角跟踪数据融合技术[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2006.
- 5 Hu Xudong. Research of IR/radar composite search system[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2012.
胡旭东. 红外/雷达复合搜索系统的研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2012.
- 6 Zhang Xianchun, Guo Zhi. Study on the technology of two-dimensional search radar guiding opto-electronic tracker[J]. *Electronics Optics & Control*, 2009, 16(6): 20-23.
张贤椿, 郭 治. 二维搜索雷达引导光电跟踪仪的技术研究[J]. *电光与控制*, 2009, 16(6): 20-23.
- 7 Blair W D, Rice T R, McDole B S. Least-squares approach to asynchronous data fusion[C]. *SPIE*, 1992, 1697: 130-141.
- 8 Xie Zefeng, Gao Hongfeng, Ren Yafei. Radar/infrared radiation distributed weighted fusion algorithm based on the unscented Kalman filter[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2013, 34(3): 59-62.
谢泽峰, 高宏峰, 任亚飞. 基于 UKF 的雷达/红外分布式加权融合算法[J]. *导弹与航天运载技术*, 34(3): 59-62.
- 9 Li Shizhong, Wang Guohong, Wu Wei, *et al.* Research on maneuvering target tracking via infrared sensor and radar sequence filtering based on IMM-EKF[J]. *Fire Control & Command Control*, 2012, 37(1): 39-42.
李世忠, 王国宏, 吴 巍, 等. IMM-EKF 雷达与红外序贯滤波跟踪机动目标[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(1): 39-42.
- 10 Xie Zefeng, Gao Hongfeng. A radar/IR distributed weighted fusion algorithm based on IMM-UKF[J]. *Journal of Projectiles Rockets Missiles and Guidance*, 2014, 34(3): 45-49.
谢泽峰, 高宏峰. 基于 IMM-UKF 的雷达/红外分布式加权融合算法[J]. *弹箭与制导学报*, 2014, 34(3): 45-49.
- 11 Uhmeister B. Kalman filters for a missile with radar and/or imaging sensor[J]. *Journal of Guidance Control & Dynamics*, 1994, 17(6): 1339-1344.
- 12 Julier S, Uhlmann J K. A new method for the nonlinear transformation of means and covariance's in filters and estimators[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477-482.
- 13 Zhang Yi, Lian Jingjing, Huang Wengang. Algorithm of outlier rejecting unscented Kalman filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(33): 153-156.
张 怡, 廉晶晶, 黄文刚. 抗野值性能的无迹卡尔曼滤波算法的研究[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(33): 153-156.
- 14 Zhang Qiang, Sun Hongsheng, Hu Zeming. Method of distinguishing and rejecting outliers in target tracking[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2014, (2): 256-259.
张 强, 孙红胜, 胡泽明. 目标跟踪中野值的判别与剔除方法[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2014, (2): 256-259.