

传感器自适应跟踪算法研究及仿真系统实现

贺 贺, 顾 禹, 徐高正, 纪永强, 张 昕

(中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100094)

摘要: 雷达和红外作为目标跟踪常用的两种探测手段, 各有其优缺点, 利用雷达高精度的距离测量和红外高精度的角度测量, 通过信息融合技术充分实现二者的优势互补, 并结合交互式多模型 (IMM) 跟踪思想, 给出对目标位置的精确估计; 设计基于雷达/红外多传感器跟踪平台的自适应融合跟踪算法, 实现根据目标不同运动特性进行跟踪模型灵活、合理切换的自适应目标跟踪, 改善对目标的综合识别, 达到更好的跟踪效果; 选取当前工程实践中广泛应用的目标运动模型, 设计基于 VC++ 环境的目标跟踪仿真系统软件, 并利用 MFC 界面制作技术创建可视化目标跟踪仿真软件平台, 对跟踪算法性能进行验证。

关键词: 传感器; 数据融合; 目标跟踪; 仿真系统

Research on Sensor Adaptive Tracking Algorithm and Implementation of Simulation System

He He, Gu Yu, Xu Gaozheng, Ji Yongqiang, Zhang Xin

(Systems Engineering Research Institute, CSSC, Beijing 100094, China)

Abstract: As commonly used target tracking means, radar and infrared each have their own advantages and disadvantages. An adaptive fusion tracking algorithm based on radar/infrared multi-sensor tracking platform is designed, which takes full advantages of high-precision distance measurement of radar and high-precision angle measurement of infrared through information fusion technology, and gives accurate estimation of target location by combining the interactive multiple model (IMM) tracking idea. The algorithm can switch tracking models according to different maneuvering characteristics of targets, which improves the comprehensive recognition of the target and achieve better tracking effect. Meanwhile, a target tracking simulation system based on VC++ environment is designed, which selects the target motion model that is widely used in the current engineering practice. The simulation software creates a visual target tracking simulation platform by using MFC interface technology, and verifies the performance of the tracking algorithm.

Keywords: sensor; data fusion; target tracking; simulation system

0 引言

雷达和红外是目前目标跟踪领域常用的两种探测手段。其中, 雷达依靠电磁波的发射对目标进行探测, 具有全天候测量角度和距离的优点; 红外不向空中辐射能量, 通过目标的热辐射进行探测及定位, 具有抗干扰能力强和测量角度精度高的优点。二者作为当下常用的两种目标探测和跟踪传感器, 虽然各自有其优点, 但缺点也很突出。其中, 雷达探测目标时需要向空中辐射大功率的电磁波, 因此容易暴露自身位置, 进而遭受电子对抗干扰的攻击; 红外传感器无法测量目标距离, 且受天气影响大。

本文充分利用雷达和红外的优点, 互补不足, 研究二者联合使用的自适应目标融合跟踪算法, 采用雷达传感器为主、红外传感器为辅的信息融合系统对目标进行探测和跟踪, 降低对敌方干扰的脆弱性, 提高系统整体的可靠性^[1], 实现目标的高效融合和精确跟踪, 并通过所搭建的

仿真系统对跟踪性能进行验证。

1 传感器融合策略设计

多传感器数据融合的核心是完成对目标稳定、精确的融合跟踪。本文所采用的融合策略涉及到集中式滤波下的点迹融合和联邦滤波下的航迹融合。在两种传感器都还没有截获目标的时候, 采用集中式滤波融合, 完成对目标的提前截获; 当至少有一个传感器进入稳定跟踪阶段时, 便转入联邦滤波, 此时两种传感器先各自形成局部航迹, 然后在主滤波器中完成航迹融合, 形成新的航迹, 完成对目标稳定的跟踪^[2]。

1.1 雷达、红外加权点迹融合

如图 1 所示, 多传感器的点迹送至融合中心, 进行时空对准、坐标转换、点迹关联、航迹滤波和融合跟踪。集中式融合结构的优点是信息损失最小、性能好, 目标的状态估计可以达到理论上的最优结果, 但缺点是计算量大, 通信开销太大, 而且当其中一种传感器受干扰, 其输出的点迹也会对融合中心的处理结果产生影响^[3]。

本文采用最常用的加权平均融合方法。该方法中权的选取对融合精度的影响很大。经推导, 如果使用拉格朗日乘法, 将所求得的约束极值作为权系数, 融合后的精度

收稿日期:2020-03-24; 修回日期:2020-04-21。

基金项目:部委级资助项目(NN2SB3581J)。

作者简介:贺 贺(1988-),女,辽宁锦州人,硕士,工程师,主要从事信号处理,目标跟踪方向的研究。

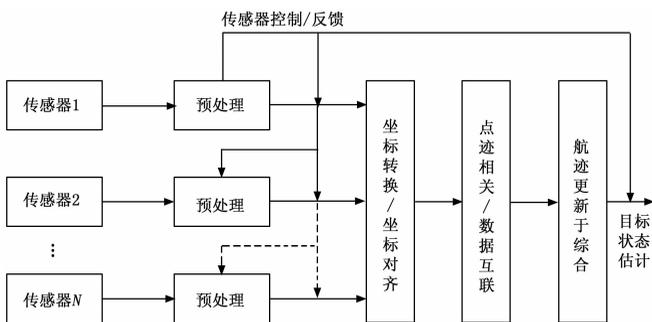


图 1 集中式融合结构图

可达到最优。设雷达的方位角和俯仰角分别为 ϕ_R 和 θ_R , 测量误差分别为零均值、方差为 $\sigma_{\phi_R}^2$ 和 $\sigma_{\theta_R}^2$ 的高斯白噪声。红外的方位角和俯仰角分别为 ϕ_{IR} 和 θ_{IR} , 测量误差分别为零均值、方差为 $\sigma_{\phi_{IR}}^2$ 和 $\sigma_{\theta_{IR}}^2$ 的高斯白噪声。那么在 k 时刻, 对红外传感器和雷达传感器的角度测量数据进行融合后所得到的量测值及其方差分别为:

$$\text{方位角: } \phi = \frac{\sigma_{\phi_{IR}}^2 \phi_{IR} + \sigma_{\phi_R}^2 \phi_R}{\sigma_{\phi_{IR}}^2 + \sigma_{\phi_R}^2} \quad (1)$$

$$\text{俯仰角: } \theta = \frac{\sigma_{\theta_{IR}}^2 \theta_{IR} + \sigma_{\theta_R}^2 \theta_R}{\sigma_{\theta_{IR}}^2 + \sigma_{\theta_R}^2} \quad (2)$$

$$\text{其中, } \sigma_{\theta}^2 = \frac{\sigma_{\theta_{IR}}^2 \sigma_{\theta_R}^2}{\sigma_{\theta_{IR}}^2 + \sigma_{\theta_R}^2}, \quad \sigma_{\phi}^2 = \frac{\sigma_{\phi_{IR}}^2 \sigma_{\phi_R}^2}{\sigma_{\phi_{IR}}^2 + \sigma_{\phi_R}^2}$$

1.2 雷达、红外分布式航迹融合

图 2 是一种典型的分布式融合结构, 其中, 每一个传感器首先由各自的数据处理器生成局部的目标航迹, 并把处理后的信息送到融合中心, 融合中心根据各传感器的数据进行航迹关联和融合, 最终形成目标状态的全局估计, 分布式的优点是计算量小, 具有较强的生存能力, 缺点是损失了信息量, 只能达到一个局部最优结果^[4]。

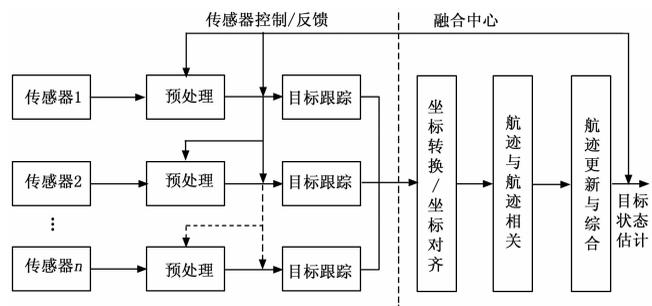


图 2 分布式融合结构图

本文采用联邦滤波算法对雷达、红外进行分布式航迹融合。联邦滤波算法具有两级结构, 利用信息分配原理完成不同传感器间的最优信息融合, 提升系统的容错能力。采用该滤波算法实现两种传感器信息融合的结构如图 3 所示。

该融合算法的原理是: 子滤波器将局部估计 \hat{X}_i 和协方差阵 P_i ($i=1, 2$) 送至主滤波器, 和主滤波器的估计值 \hat{X}_m 及 P_m 一起进行融合处理, 得到全局最优估计 \hat{X}_k 及相应的

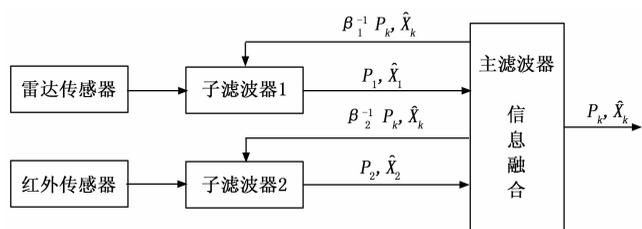


图 3 雷达/红外信息融合结构

协方差阵 P_k ; 同时, 把 P_k 按一定比例在主滤波器和各个局部滤波器中进行适当的分配后, 再反馈到各子滤波器, 重置各子滤波器的估计值。信息分配准则为:

$$\hat{X}_i = \hat{X}_k, P_i = \beta_i^{-1} P_k \quad (3)$$

式中, β_i 是信息分配系数, 且满足 $\sum_{i=1}^n \beta_i + \beta_m = 1$ 。分配后的信息在各子滤波器中完成时间更新和量测更新后, 送至主滤波器进行融合。融合算法为:

$$\hat{X}_k = P_k \left(\sum_{i=1}^n P_i^{-1} \hat{X}_i + P_m^{-1} \hat{X}_m \right) \quad (4)$$

$$P_k = \left(\sum_{i=1}^n P_i^{-1} + P_m^{-1} \right)^{-1} \quad (5)$$

其中: \hat{X}_m 和 P_m 是主滤波器的估计值及协方差。

1.3 异常情况处理

当出现不能进行正常融合的非常情况 (例如遭受干扰、故障等) 时, 设置了应急处理模块, 使算法能充分利用仅有资源, 最大限度维持对目标跟踪的正常进行。例如采用故障隔离、模式转换、插值、外推等, 以便提高系统对复杂情况的适应能力。

故障系统的检测采用联邦滤波结构, 使用残差检验法, 具体方法如下:

$$\begin{cases} d_{ik} = Z_{ik} - h_i(\hat{X}_{i,k/k-1}) \\ S_{ik} = H_{ik} P_{i,k/k-1} H_{ik}^T + R_{ik} \\ D_{ik} = d_{ik}^T S_{ik}^{-1} d_{ik} \end{cases} \quad (1) \text{ 故障诊断}$$

$$\begin{cases} D_{ik} > T_D, \text{ 有故障} \\ D_{ik} \leq T_D, \text{ 无故障} \end{cases} \quad (2) \text{ 判断条件}$$

当判断某一子系统有故障时, 可令 P_{ik}^{-1} 和 $\hat{X}_{ik} = 0$, 然后按照正常的滤波步骤进行即可。

2 跟踪模型设计

在实际情况下, 机动目标的运动形态多样, 且不断变化, 本文采用多模型 (MM) 思想, 基于交互式多模型 (IMM) 跟踪进行算法设计, 以实现依据目标不同运动特性进行灵活自适应跟踪处理的目的^[5-6]。

2.1 多模型跟踪思想

在现实环境中, 目标可以在任何未知的时间点上产生任何形式的已知或未知的机动。通常来讲, 一个运动模型只能描述目标的一种运动形式, 所以一旦模型使用错误, 便将对跟踪的结果产生极大的影响。因此在机动目标跟踪中, 最大的挑战来自于目标运动形态的不确定性, 它是影

响跟踪精度及跟踪效果的一个最重要的方面。将多模型方法用在目标跟踪中，即使用多个跟踪模型来对目标的实际机动模式进行匹配，从而达到提高跟踪精度、提升跟踪性能的目的，被认为是当下解决机动目标运动模式不确定问题的最主流方法^[7]。

由于几乎所有的多模型算法在理论上都可归结为或拓展为对马尔科夫线性跳变系统的研究，因此本文在目标机动模式和传感器系统中分别引入过程噪声和量测噪声，对目标运动状态系统和量测系统进行建模^[8-9]。对于一个马尔科夫线性跳变系统，在多模型目标跟踪算法中的第 i 个模型遵循如下方程：

$$x_{k+1} = F_k^{(i)} x_k + G_k^{(i)} \omega_k^{(i)} \quad (6)$$

$$z_k = H_k^{(i)} x_k + v_k^{(i)} \quad (7)$$

其中： $E[\omega_k^{(i)}] = \bar{\omega}_k^{(i)}$ ， $cov(\omega_k^{(i)}) = Q_k^{(i)}$ ， $E[v_k^{(i)}] = \bar{v}_k^{(i)}$ ， $cov(v_k^{(i)}) = R_k^{(i)}$ ，上标 (i) 表示在模型集 M 中与第 i 个模型相关的变量，并且模型 m 随时间跳变。在模型集 M 中，任意两个模型 i 到模型 j 在 k 时刻的转移概率用如下形式表示：

$$P\{m_{k+1}^{(j)} | m_k^{(i)}\} = \pi_{ij} \quad (8)$$

其中： $m_k^{(i)}$ 代表模型 i 在 k 时刻与目标的实际运动模式 s 匹配，即：

$$m_k^{(i)} \triangleq \{s_k = m^{(i)}\} \quad (9)$$

2.2 交互式多模型算法

交互式多模型算法是多模型算法中的一个典型代表，也是目前在目标跟踪领域应用最为广泛的一种多模型算法^[10]，其原理框图如图 4 所示。

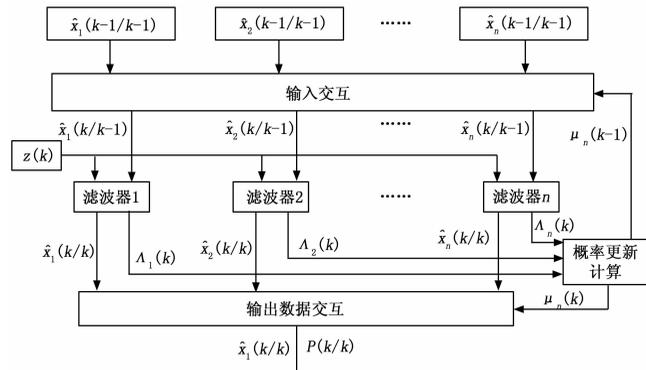


图 4 交互式多模型 (IMM) 算法原理框图

假设交互式多模型算法中共有 m 个模型，则对于模型 j ($j=1, 2, \dots, m$) 来说，其离散时间过程方程及量测方程分别为：

$$X_j(k+1) = F_j X_j(k) + \omega_j(k) \quad (10)$$

$$Z_j(k+1) = H_j X_j(k) + v_j(k) \quad (11)$$

式中， F_j 为模型 j 的过程矩阵； H_j 为模型 j 的观测矩阵； $\omega_j(k)$ 为过程噪声（离散时间白噪声序列，均值为零，协方差矩阵为 Q ）； $v_j(k)$ 为观测噪声（离散时间白噪声序列，均值为零，协方差矩阵为 R ）。马尔科夫概率转移矩阵如式 (12) 所示。

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中： p_{ij} 代表从模型 i 到模型 j 的转移概率， $i, j=1, 2, \dots, m$ 。

IMM 算法的工作过程如下。

1) 输入交互运算

输入交互运算在给定模型的上一时刻的状态和协方差估计值的前提下，结合新的量测值 $Z(k)$ 对模型进行重新初始化运算。首先，输入各子滤波器在 $k-1$ 时刻的目标状态估计和协方差值，即 $\hat{x}_j(k-1/k-1)$ 和 $\hat{p}_j(k-1/k-1)$ ，其中， $j=1, 2, \dots, m$ 。假设 $k-1$ 时刻目标的匹配模型为 i 模型， k 时刻目标的匹配模型为 j 模型，则混合概率为：

$$u_j(k-1/k-1) = \frac{p_{ij} u_i(k-1)}{c_j} \quad (13)$$

其中：

$$c_j = \sum_{i=1}^m p_{ij} u_i(k-1) \quad (14)$$

由此可得重新初始化的状态和协方差分别为：

$$\hat{x}_{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^m \hat{x}_i(k-1/k-1) u_j(k-1/k-1) \quad (15)$$

$$\hat{p}_{0j}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^m u_j(k-1/k-1) \{ p_i(k-1/k-1) + [\hat{x}_i(k-1/k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1/k-1)][\hat{x}_i(k-1/k-1) - \hat{x}_{0j}(k-1/k-1)]^T \} \quad (16)$$

2) 滤波预测

滤波预测是依据重新初始化状态及协方差完成条件滤波预测和状态估计。交互式多模型算法采用卡尔曼滤波递推估计，根据上一步骤中式 (15)、(16) 得到的重新初始化状态及协方差矩阵，计算得出条件预测值及协方差为：

$$\hat{x}_j(k/k-1) = F_j \hat{x}_{0j}(k-1/k-1) + \omega_j(k-1) \quad (17)$$

$$\hat{p}_j(k/k-1) = F_j \hat{p}_{0j}(k-1/k-1) F_j^T + Q_j \quad (18)$$

滤波残差及其均方差为：

$$\hat{d}_j(k/k-1) = Z_j(k) - H_j \hat{x}_j(k/k-1) - v_j(k) \quad (19)$$

$$S_j(k) = H_j \hat{p}_j(k/k-1) H_j^T + R \quad (20)$$

卡尔曼滤波增益为：

$$K_j(k) = p_j(k/k-1) H_j^T S_j^{-1}(k) \quad (21)$$

由此可得， k 时刻各模型所对应的子滤波器的输出目标状态估计值和各自的协方差为：

$$\hat{x}_j(k/k) = \hat{x}_j(k/k-1) + K_j(k) \hat{d}_j(k) \quad (22)$$

$$\hat{p}_j(k/k) = \hat{p}_j(k/k-1) - K_j(k) S_j(k/k-1) K_j^T(k) \quad (23)$$

3) 模型概率更新

对于第 j 个模型， k 时刻与其匹配的似然函数为：

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |S_j(k)|} \exp\left\{ -\frac{1}{2} \hat{d}_j^T(k) S_j^{-1}(k) \hat{d}_j(k) \right\} \quad (24)$$

计算各模型的后验概率得：

$$u_j(k) = \frac{1}{c} \Lambda_j(k) \sum_i^n p_{ij} u_i(k-1) = \Lambda_j(k) \bar{c}_j / c \quad (25)$$

其中: c 为归一化常数, 即:

$$c = \sum_{j=1}^n \Lambda_j(k) \bar{c}_j \quad (26)$$

4) 估计融合交互输出

根据各子滤波器输出的状态估计值和协方差, 以及概率更新后各模型的后验概率, 计算得到 k 时刻目标状态的总体估计及相应误差的协方差如下:

$$x(k/k) = \sum_{j=1}^n \hat{x}_j(k/k) u_j(k) \quad (27)$$

$$x(k/k) = \sum_{j=1}^n \hat{x}_j(k/k) u_j(k) \{P_j(k/k) + [\hat{x}_j(k/k) - \hat{x}(k/k)][\hat{x}_j(k/k) - \hat{x}(k/k)]^T\} \quad (28)$$

3 跟踪效果评估

3.1 跟踪精度

假定目标作蛇形运动, 目标初始运动速度 $V_0 = (300, -50, 0)$ m/s, 初始加速度 $a_0 = (0, 5, 0)$ m/s², 加速度随仿真时间变化。采用所设计的融合跟踪算法, 进行 100 次蒙特卡洛仿真。仿真结果如图 5 所示。

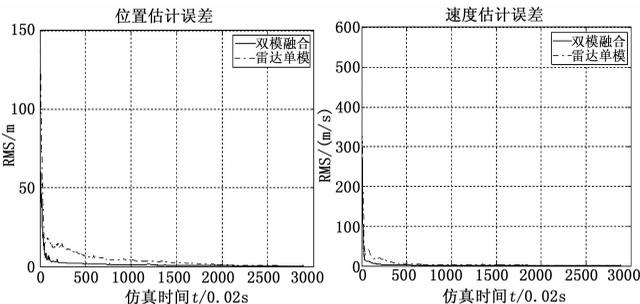


图 5 跟踪精度误差曲线

通过比较仿真结果可见, 雷达和红外融合后的位置和速度精度均优于单雷达传感器的跟踪精度, 且收敛速度更快。因此, 多传感器融合跟踪算法使得整个系统的跟踪精度有所提高。

3.2 抗干扰能力

假定目标作蛇形运动, 目标初始运动速度 $V_0 = (300, -50, 0)$ m/s, 初始加速度 $a_0 = (0, 5, 0)$ m/s², 加速度随仿真时间变化。假定目标距离在 4 000 m 到 5 000 m 之间时, 雷达传感器遭遇强干扰, 不能正常工作, 采用本文所设计的融合跟踪算法和雷达传感器单独跟踪方式, 分别进行 100 次蒙特卡洛仿真。仿真结果如图 6 所示。

从以上仿真结果可见, 当雷达遭到干扰时, 虽然雷达/红外融合系统的跟踪精度有所降低, 但是不会严重到丢失目标, 一旦雷达恢复工作, 系统很快达到较高跟踪精度。但是对于雷达单传感器跟踪方式来说, 一旦雷达不能工作, 系统跟踪精度就会急剧下降, 最终导致目标丢失。因此, 多传感器融合跟踪算法的抗干扰能力较单传感器而言具有了显著的提高。

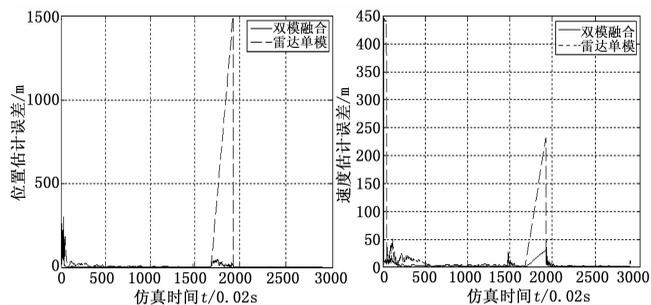


图 6 干扰情况下的估计误差

3.3 自适应跟踪能力

模拟如下目标的运动场景:

目标起初以 14.14 m/s 的速度匀速飞行, 随即以恒定角速度 $-\pi/360$ rad/s 启动匀速率转弯机动模式, 最后恢复匀速运动。

选定匀速 (CV) 模型和匀速率转弯 (CT) 模型组成多模型算法的模型集, 选用 IMM 算法作为模型间的配合规则, 采用扩展卡尔曼滤波器作为每一个单独滤波器。设定采样间隔为 1, 蒙特卡洛仿真次数为 40, 得到 MATLAB 仿真效果如图 7 所示。

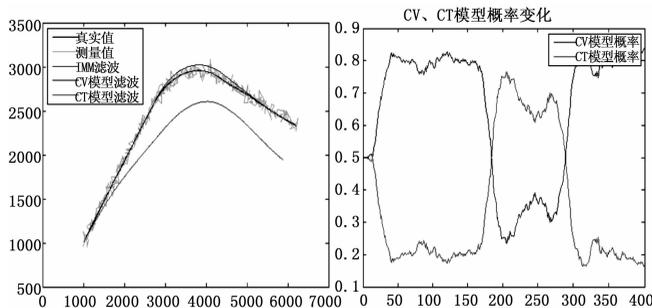


图 7 跟踪效果及模型转换概率

根据 MATLAB 仿真效果图显示, 可以很容易看到: 该融合跟踪算法可根据目标的运动态势自适应调整跟踪模型, 使整个跟踪系统的精度和性能实现了大幅度的提高。

4 目标跟踪仿真系统设计

选取当前工程实践中广泛应用的目标运动模型, 采用 IMM 目标跟踪方法, 搭建多传感器数据融合平台, 完成软件框架构建及关键模块处理, 实现雷达/红外多模型目标跟踪系统的仿真软件设计^[11]。应用基于 VC++ 环境的 MFC 界面制作技术, 创建可视化目标跟踪仿真软件平台, 对雷达/红外自适应跟踪算法进行性能验证。

4.1 仿真系统总体功能设计

该仿真系统在雷达/红外数据融合平台上, 完成多模型自适应目标跟踪的模拟仿真。整个仿真基于 Visual C++ 软件平台, 总体设计框图如图 8 所示。该仿真系统由传感器数据生成模块、多模型数据融合处理模块、以及界面显示三大部分组成。传感器数据生成模块中, 使目标运动在匀速、匀加速和机动规避这 3 种运动模式下, 然后模拟

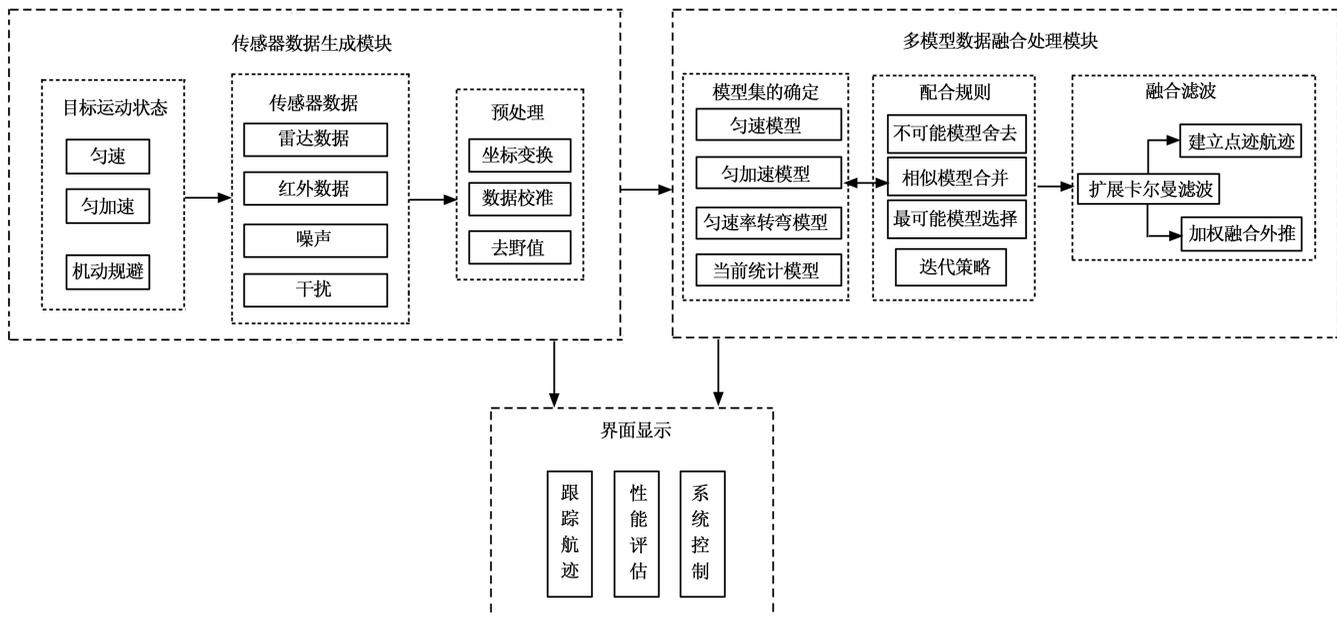


图 8 目标跟踪软件功能结构框图

雷达/红外传感器的探测数据，包括对探测数据的加噪和干扰，进而对数据进行预处理，包括坐标变换、置信度分析等，对数据进行校准和融合^[12]。该模拟系统的重点在于多模型数据融合处理模块，选取目标跟踪中常用的几种目标运动模型组成模型集（包括匀速模型、匀加速模型、匀速率转弯模型以及当前统计模型），根据模型间的配合规则（包括不可能模型剔除、相似模型合并、基于最大期望值的迭代策略等）设计多模型传感器自适应跟踪算法，应用扩展卡尔曼滤波对融合数据进行点迹外推，形成最终目标航迹。整个仿真过程最终通过 MFC 可视化界面进行显示，包括跟踪航迹的显示、跟踪性能评估、以及仿真系统的控制等。

4.2 仿真系统实现效果

仿真系统的可视化界面显示程序建立在 Visual C++ 软件平台上，构建出基于多传感器的目标跟踪仿真系统用户界面，包括主控窗口、传感器参数设置窗口、跟踪模型选择窗口以及跟踪效果显示窗口，其中包含系统控制按钮来控制系统的运行。仿真软件能够直观地显示系统的整体功能，界面简洁，交互性好。仿真软件包含雷达参数设置、红外参数设置、模型选择以及仿真效果 4 个按钮。点击不同的按钮便可以进入相应的子界面，分别完成传感器参数的设置、跟踪模型的选择以及最终仿真效果的显示等功能。

5 结束语

本文采用具有自适应能力的多模型融合策略，设计了一种雷达和红外传感器联合对目标进行探测跟踪的算法，充分发挥了各传感器的优势，完成了不同传感器、不同探测周期下对机动目标的高效融合和精确跟踪，实现了整体跟踪效果的提升和抗干扰性能的提高，具有良好的工程实

现价值。搭建了多传感器目标跟踪仿真平台，对跟踪性能进行验证，对目标跟踪系统的设计和实际应用具有一定的借鉴意义。

参考文献：

- [1] 皇甫一江. 基于舰载雷达红外跟踪传感器的作战使用及抗干扰方法 [J]. 舰船电子对抗, 2017, 40 (6): 59-66.
- [2] 何友, 王国宏, 等. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [3] Farina, Studer. 雷达数据处理 [M]. 匡永胜, 等译. 北京: 国防工业出版社, 1988.
- [4] 侯静. 雷达/红外双模导引头数据融合跟踪算法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2010.
- [5] 张红颖, 胡文博. 多特征融合的尺度自适应相关滤波跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41 (5): 951-957.
- [6] 李姝怡, 程婷. 基于量测转换 IMM 的多普勒雷达机动目标跟踪 [J]. 电子学报, 2019, 47 (3): 538-544.
- [7] 周儒勋, 韩伟, 梁颖. 目标机动对雷达跟踪影响及规避策略 [J]. 舰船电子对抗, 2018, 41 (3): 10-14.
- [8] 石弯弯. 多传感器组网机动目标跟踪算法研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
- [9] 寇添, 周中良, 刘宏强, 等. 红外辐射特征信号与目标机动模式的相关性 [J]. 光学学报, 2018, 38 (2): 1-9.
- [10] 顾俊. 基于光学测量信息的多源融合目标跟踪算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [11] 尚朝轩, 赵杨, 韩壮志, 等. 信号级单脉冲跟踪雷达仿真系统设计与实现 [J]. 系统仿真学报, 2018, 30 (3): 895-905.
- [12] 蒙广元, 程丰, 殷彬. 雷达目标跟踪模拟系统设计实现 [J]. 计算机仿真, 2018, 35 (3): 5-9.