

doi: 10.7690/bgzdh.2021.08.007

基于 GUMPHDF 的雷达组网跟踪时变数目标

丁海龙, 康焰清, 徐喜宝, 王清波, 高 越, 刘俊奇
(陆军炮兵防空兵学院, 沈阳 110867)

摘要: 为解决在雷达组网中高斯混合概率假设密度滤波 (Gaussian mixture probability hypothesis density filter, GMPHDF) 难以跟踪非线性系统目标的问题, 构建一种高斯无迹混合概率假设密度滤波 (Gaussian unscented mixture probability hypothesis density filter, GUMPHDF) 方法。将新生、衍生和继续存在目标的高斯元素分别用无迹滤波 (unscented filter, UF) 进行预测与更新, 得到各目标的高斯无迹混合元素, 再进入裁剪合并与状态提取程序。仿真结果表明: 将该方法应用于炮兵雷达组网跟踪强杂波环境下, 能跟踪到探测区域所有目标, 精度较高, 符合工程实践要求。

关键词: 非线性时变数目弱目标; 高斯无迹混合; 概率假设密度; 雷达组网

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A

Tracking Time-varying Number Targets Based on GUMPHDF in Radar Networking

Ding Hailong, Kang Yanqing, Xu Xibao, Wang Qingbo, Gao Yue, Liu Junqi
(Army Artillery & Air Defence Academy of PLA, Shenyang 110867, China)

Abstract: It's hard for Gaussian mixture probability hypothesis density filter (GMPHDF) tracking nonlinear system target in radar networking. For solving this problem, construct Gaussian unscented mixture probability hypothesis density filter (GUMPHDF) method. Predict and update birth, spawn and existing targets with unscented filter (UF), getting Gaussian unscented mixture elements of each target, then mix together in merging and extraction procedure. The simulating verification demonstrates that the method can track all targets in detection zone in artillery radar networking tracking strong clutter environment, with high precision and meeting engineering application requirements.

Keywords: nonlinear time-varying number of weak targets; Gaussian unscented mixture; probability hypothesis density; radar networking

0 引言

随着巡航导弹、无人机、隐身飞机等低值雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 目标充斥空域战场, 以及各种复杂因素造成的多区域高强度杂波干扰, 单部情报雷达成功检测跟踪目标面临着诸多困难与挑战。对于此类低值 RCS 目标及高虚警/杂波干扰下的空域目标, 又称为雷达弱目标^[1-2]。多部雷达组网探测跟踪^[3-4], 无论在探测数据率方面, 还是在发现概率方面, 比单部情报雷达均有大幅提高, 使情报雷达检测跟踪弱目标具备一定优势。对于雷达组网弱目标检测跟踪, 应用高斯混合概率假设密度滤波 (GMPHDF)^[5-7], 以卡尔曼高斯混合的形式实现概率假设密度滤波 (probability hypothesis density filter, PHDF)^[8-9] 解析解, 适合跟踪目标数目随时间变化的线性弱目标 (时变数目弱目标)。然而, 当目标运动模型或测量模型为非线性时, GMPHDF 难以跟踪到目标, 考虑无迹滤波 (UF)^[10-11] 跟踪非线性目

标的良好性能, 将 UF 引入 PHDF, 同样以目标高斯元素混合的形式实现其解析解, 将新生、衍生和继续存在目标分开进行滤波采样、预测与更新, 再将得到的新生、衍生和继续存在目标高斯元素统一进行裁剪与合并, 最后状态提取, 从而构造高斯无迹混合概率假设密度滤波 (GUMPHDF)。通过雷达组网跟踪非线性时变数目弱目标的仿真实验, 证实了 GUMPHDF 的工程可用性。

1 无迹滤波

UF 算法以 unscented 变换 (unscented transform, UT) 为基础, UT 使用统计收敛确定性采样方法, 采样一组粒子集描述原空间特性 (称为原始 σ 点集), 经由非线性函数映射目标空间, 形成目标粒子集 (目标 σ 点集), 再使用统计学方法, 解算其统计特性。UF 算法是将 UT 与线性最小方差估计算法结合形成, 具体实现过程如下:

假定前时刻 (k 时刻) 空域机动目标的估计状态

收稿日期: 2021-04-27; 修回日期: 2021-05-24

作者简介: 丁海龙 (1987—), 男, 江西人, 硕士, 从事目标跟踪与识别、精确打击研究。E-mail: 656797226@qq.com。

为 \hat{X}_k ，基于统计性收敛原则，生成 k 时刻空域机动目标状态的 σ 点集 $\{\chi_k^h | h=0, 1, \dots, 2n\}$ (简称状态 σ 点集， n 为状态维数)；根据滤波器状态方程和组网雷达极坐标测量方程，生成目标状态预测 σ 点集 $\{\chi_{k+1/k}^h | h=0, 1, \dots, 2n\}$ (简称预测 σ 点集) 及观测预测的 σ 点集 $\{\mathfrak{Z}_{k+1/k}^h | h=0, 1, \dots, 2n\}$ (简称观测 σ 点集)。

针对 3 个 σ 点集，使用统计学方法，解算其均值、自协方差矩阵、互协方差矩阵，得到最新测量值后，根据最小方差来更新方程、目标估计状态和协方差。

$$\left. \begin{aligned} \hat{X}_{MV}(Z) &= m_X + P_{XZ}P_Z^{-1}(Z - m_Z) \\ P &= P_X - P_{XZ}P_Z^{-1}P_{ZX} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

2 高斯混合概率假设密度滤波

GMPHDF 的理论基础是随机有限集和贝叶斯滤波理论，其迭代方程为：

$$\left. \begin{aligned} D_{k+1/k}(X) &= \int p_{s,k+1}(\zeta) f_{k+1/k}(X|\zeta) D_k(\zeta) d\zeta + \\ & \int \beta_{k+1/k}(X|\zeta) D_k(\zeta) d\zeta + \gamma_{k+1}(X) \\ D_{k+1}(X) &= [1 - p_{D,k+1}(X)] D_{k+1/k}(X) + \\ & \sum_{Z \in Z_{k+1}} \frac{p_{D,k+1}(X) L_{k+1}(Z|X) D_{k+1/k}(X)}{\kappa_{k+1}(Z) + \int p_{D,k+1}(X) L_{k+1}(Z|X) D_{k+1/k}(X)} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中： X 、 Z 分别为状态和测量值； $p_{s,k+1}(\zeta)$ 为目标生存概率； $f_{k+1/k}(X|\zeta)$ 为转变密度； $\beta_{k+1/k}(X|\zeta)$ 为衍生概率密度； $\gamma_{k+1}(X)$ 为新生概率密度； $p_{D,k+1}(X)$ 为检测概率； $L_{k+1}(Z|X)$ 为似然； $\kappa_{k+1}(Z)$ 为杂波密度。

根据参考文献[5-7]，GMPHDF 实现流程为：

$$\left. \begin{aligned} D_{\gamma,k+1/k}(x) &= \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k+1}} \omega_{\gamma,k+1}^i N(x; m_{\gamma,k+1}^i, P_{\gamma,k+1}^i) \\ D_{\beta,k+1/k}(x | m_k^j) &= \sum_{j=1}^{J_k} \sum_{l=1}^{J_{\beta,k+1}} \omega_k^j \omega_{\beta,k+1}^l \\ & N(x; F_{\beta,k}^l m_k^j, P_{\beta,k+1/k}^{j,l}) \\ D_{S,k+1/k}(x) &= p_{S,k+1} \sum_{j=1}^{J_k} \omega_k^j N(x; F_k m_k^j, P_{S,k+1/k}^j) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} P_{\beta,k+1/k}^{j,l} &= P_{\beta,k}^l + F_{\beta,k}^l P_{\beta,k}^j (F_{\beta,k}^l)^T \\ P_{S,k+1/k}^j &= Q_k + F_{k-1} P_k^j (F_k)^T \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$D_{k+1/k}(x) = D_{\gamma,k+1/k}(x) + D_{\beta,k+1/k}(x) + D_{S,k+1/k}(x); \quad (5)$$

$$\left. \begin{aligned} D_{k+1}(x) &= (1 - p_D) D_{k+1/k}(x) + \sum_{z \in Z_{k+1}} D_{D,k+1}(x; z) \\ D_{D,k+1}(x; z) &= \sum_{j=1}^{J_{k+1/k}} \omega_{k+1}^j(z) N(x; m_{k+1}^j, P_{k+1}^j) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} \omega_{k+1}^j(z) &= \frac{p_D \omega_{k+1/k}^j q_{k+1}^j(z)}{\kappa_{k+1}(z) + p_D \sum_{l=1}^{J_{k+1/k}} \omega_{k+1/k}^l q_{k+1}^l(z)} \\ m_{k+1}^j(z) &= m_{k+1/k}^j + K_{k+1}^j (z - H_{k+1} m_{k+1/k}^j) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$\left. \begin{aligned} P_{k+1}^j &= [I - K_{k+1}^j H_k] P_{k+1/k}^j \\ K_{k+1}^j &= P_{k+1/k}^j H_k^T (H_{k+1} P_{k+1/k}^j H_k^T + R_{k+1})^{-1} \\ D_{k+1}^j &> T \quad (i=1, 2, \dots, J_{k+1}) \\ (m_{k+1}^i - m_{k+1}^j)^T (P_{k+1}^i)^{-1} (m_{k+1}^i - m_{k+1}^j) &\leq U \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

3 雷达组网高斯无迹混合概率假设密度滤波

GUMPHDF 是将无迹滤波融入高斯混合概率假设密度滤波构架里，也是用高斯混合的形式来计算概率假设密度滤波解析解，实现概率假设密度滤波的工程运用，只利用无迹滤波的方法计算高斯混合元素，以适应跟踪系统的非线性特点，将其运用于雷达组网跟踪运动、测量模型为强非线性的时变数目弱目标，能达到很好的跟踪效果。将 GUMPHDF 运用于雷达组网跟踪非线性系统时变数目弱目标，即根据无迹变换方法，分别对新生、衍生和继续存在目标高斯元素进行预测和更新，再将更新后的高斯元素统一进行裁剪与合并，然后进行状态提取，并根据最新测量值判断是否有新生或衍生目标，其实现步骤如下：

1) 获取当前时刻组网雷达的测量值、组网雷达精度和位置信息、融合中心位置信息，已知新生目标出现的位置范围，设置滤波比例修正参数 λ 、 α 和 κ 。

2) 雷达组网探测区域新生目标预测。对探测区域内新生目标的高斯元素进行比例修正采样，每个高斯元素都作为采样均值，得到 σ 点集。 J 为高斯元素数目， l 为每个高斯元素的 σ 点数目， n 为跟踪目标的状态维数。

新生目标的 j 高斯元素采样 σ 点集为：

$$\left. \begin{aligned} \chi_{\gamma,k+1}^{j,0} &= m_{\gamma,k+1}^j \\ \chi_{\gamma,k+1}^{j,l} &= m_{\gamma,k+1}^j + \left(\sqrt{(n+\lambda) P_{\gamma,k+1}^j} \right)_l, \quad l=1, \dots, n \\ \chi_{\gamma,k+1}^{j,l} &= m_{\gamma,k+1}^j - \left(\sqrt{(n+\lambda) P_{\gamma,k+1}^j} \right)_{l-n}, \quad l=n+1, \dots, 2n \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

进行比例修正:

$$\left. \begin{aligned} W_0^m &= \lambda / (n + \lambda) \\ W_0^c &= \lambda / (n + \lambda) - \alpha^2 + \beta + 1 \\ W_l^m &= W_l^c = 1/2(n + \lambda) \quad l = 1, \dots, 2n \\ \lambda &= \alpha^2(n + \kappa) - n \end{aligned} \right\}. \quad (10)$$

计算新生目标状态预测 σ 点集统计特性:

$$\left. \begin{aligned} \chi_{\gamma, k+1|k}^{j,l} &= \chi_{\gamma, k+1}^{j,l} \\ m_{\gamma, k+1|k}^j &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \chi_{\gamma, k+1|k}^{j,l} \\ P_{\gamma, k+1|k}^j &= \sum_{l=0}^{2n} \left\{ W_l^c (\chi_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - m_{\gamma, k+1|k}^j) (\chi_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - m_{\gamma, k+1|k}^j)^T \right\} \\ &+ \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T \end{aligned} \right\}. \quad (11)$$

计算新生目标测量预测 σ 点集统计特性。 R_{radar} 为组网雷达精度(测量噪声协方差), 测量值来源于组网系统中哪个雷达, 就用哪个雷达的 R_{radar} 。

$$\left. \begin{aligned} \mathfrak{Z}_{\gamma, k+1|k}^{j,l} &= h(\chi_{\gamma, k+1}^{j,l}) + V_{k+1}^j \\ z_{\gamma, k+1|k}^j &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \mathfrak{Z}_{\gamma, k+1|k}^{j,l} \\ P_{\gamma, k+1|k}^{(zz),j} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\mathfrak{Z}_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - z_{\gamma, k+1|k}^j) (\mathfrak{Z}_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - z_{\gamma, k+1|k}^j)^T \right\} + R_{\text{radar}} \\ P_{\gamma, k+1|k}^{(xz),j} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\chi_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - m_{\gamma, k+1|k}^j) (\mathfrak{Z}_{\gamma, k+1|k}^{j,l} - z_{\gamma, k+1|k}^j)^T \right\} \end{aligned} \right\}. \quad (12)$$

计算新生目标高斯元素的权值和更新增益(在获得测量值前就可以进行计算):

$$\left. \begin{aligned} \omega_{\gamma, k+1|k}^j &= \omega_{\gamma, k+1}^j \\ K_{\gamma, k+1}^j &= P_{\gamma, k+1|k}^{(xz),j} \left(P_{\gamma, k+1|k}^{(zz),j} \right)^{-1} \end{aligned} \right\}. \quad (13)$$

3) 雷达组网探测区域衍生、继续存在目标预测。对 h 高斯元素进行 σ 点采样(h 表示继续存在目标高斯元素, 一个 h 高斯元素对应一个 σ 点集):

$$\left. \begin{aligned} \chi_k^{h,0} &= m_k^h \\ \chi_k^{h,l} &= m_k^h + \left(\sqrt{(n + \lambda) P_k^h} \right)_l \quad l = 1, \dots, n \\ \chi_k^{h,l} &= m_k^h - \left(\sqrt{(n + \lambda) P_k^h} \right)_{l-n} \quad l = n + 1, \dots, 2n \end{aligned} \right\}. \quad (14)$$

计算继续存在目标状态预测 σ 点集统计特性:

$$\left. \begin{aligned} \chi_{S, k+1|k}^{h,l} &= F_{S,k} \chi_k^{h,l} \\ m_{S, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \chi_{S, k+1|k}^{h,l} \\ P_{S, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} \left\{ W_l^c (\chi_{S, k+1|k}^{h,l} - m_{S, k+1|k}^h) (\chi_{S, k+1|k}^{h,l} - m_{S, k+1|k}^h)^T \right\} \\ &+ \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T \end{aligned} \right\}. \quad (15)$$

计算继续存在目标测量预测 σ 点集统计特性:

$$\left. \begin{aligned} \mathfrak{Z}_{S, k+1|k}^{h,l} &= h(\chi_{S, k+1|k}^{h,l}) + V_{k+1}^j \\ z_{S, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \mathfrak{Z}_{S, k+1|k}^{h,l} \\ P_{S, k+1|k}^{(zz),h} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\mathfrak{Z}_{S, k+1|k}^{h,l} - z_{S, k+1|k}^h) (\mathfrak{Z}_{S, k+1|k}^{h,l} - z_{S, k+1|k}^h)^T \right\} + R_{\text{radar}} \\ P_{S, k+1|k}^{(xz),h} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\chi_{S, k+1|k}^{h,l} - m_{S, k+1|k}^h) (\mathfrak{Z}_{S, k+1|k}^{h,l} - z_{S, k+1|k}^h)^T \right\} \end{aligned} \right\}. \quad (16)$$

计算继续存在目标高斯元素的权值和更新增益(在获得测量值前就可以进行计算):

$$\left. \begin{aligned} \omega_{S, k+1|k}^j &= P_S \omega_{S,k}^j \\ K_{S, k+1}^h &= P_{S, k+1|k}^{(xz),h} \left(P_{S, k+1|k}^{(zz),h} \right)^{-1} \end{aligned} \right\}. \quad (17)$$

同理, 计算衍生目标状态、测量预测 σ 点集统计特性、更新增益和元素权值。 $\omega_{\beta(Z), k+1}^j$ 为根据当前时刻测量值计算的元素权值。

if $t \geq \text{spawn-time}$,

$$\left. \begin{aligned} \chi_{\beta, k+1|k}^{h,l} &= F_{\beta, k} \chi_k^{h,l} \\ m_{\beta, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \chi_{\beta, k+1|k}^{h,l} \\ P_{\beta, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} \left\{ W_l^c (\chi_{\beta, k+1|k}^{h,l} - m_{\beta, k+1|k}^h) (\chi_{\beta, k+1|k}^{h,l} - m_{\beta, k+1|k}^h)^T \right\} + \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T \end{aligned} \right\}; \quad (18)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathfrak{Z}_{\beta, k+1|k}^{h,l} &= h(\chi_{\beta, k+1|k}^{h,l}) + V_{k+1}^j \\ z_{\beta, k+1|k}^h &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^m \mathfrak{Z}_{\beta, k+1|k}^{h,l} \\ P_{\beta, k+1|k}^{(zz),h} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\mathfrak{Z}_{\beta, k+1|k}^{h,l} - z_{\beta, k+1|k}^h) (\mathfrak{Z}_{\beta, k+1|k}^{h,l} - z_{\beta, k+1|k}^h)^T \right\} + R_{\text{radar}} \\ P_{\beta, k+1|k}^{(xz),h} &= \sum_{l=0}^{2n} W_l^c \left\{ (\chi_{\beta, k+1|k}^{h,l} - m_{\beta, k+1|k}^h) (\mathfrak{Z}_{\beta, k+1|k}^{h,l} - z_{\beta, k+1|k}^h)^T \right\} \end{aligned} \right\}; \quad (19)$$

$$\left. \begin{aligned} K_{\beta, k+1}^h &= P_{\beta, k+1|k}^{(xz),h} \left(P_{\beta, k+1|k}^{(zz),h} \right)^{-1} \\ \omega_{\beta, k+1|k}^j &= \omega_{S,k}^j \omega_{\beta(Z), k+1}^j \end{aligned} \right\}; \quad (20)$$

end.

4) 获得当前时刻组网雷达的测量值后, 更新新

生、继续存在和衍生目标高斯元素状态统计特性。

for each z_{k+1} :

新生目标更新:

$$\left. \begin{aligned} m_{\gamma,k+1}^j &= m_{\gamma,k+1|k}^j + K_{\gamma,k+1}^j (z_{k+1} - z_{\gamma,k+1|k}^j) \\ P_{\gamma,k+1}^j &= P_{\gamma,k+1|k}^j - K_{\gamma,k+1}^j P_{\gamma,k+1|k}^{(zz),j} (K_{\gamma,k+1}^j)^T \\ \omega_{\gamma,k+1}^j &= p_{D,\gamma,k+1} \omega_{\gamma,k+1|k}^j N(z_{k+1}; z_{\gamma,k+1|k}^j, P_{\gamma,k+1|k}^{(zz),j}) \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

衍生目标更新:

$$\left. \begin{aligned} m_{\beta,k+1}^h &= m_{\beta,k+1|k}^h + K_{\beta,k+1}^h (z_{k+1} - z_{\beta,k+1|k}^h) \\ P_{\beta,k+1}^h &= P_{\beta,k+1|k}^h - K_{\beta,k+1}^h P_{\beta,k+1|k}^{(zz),h} (K_{\beta,k+1}^h)^T \\ \omega_{\beta,k+1}^j &= p_{D,\beta,k+1} \omega_{\beta,k+1|k}^j N(z_{k+1}; z_{\beta,k+1|k}^j, P_{\beta,k+1|k}^{(zz),j}) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

继续存在目标更新:

$$\left. \begin{aligned} m_{S,k+1}^h &= m_{S,k+1|k}^h + K_{S,k+1}^h (z_{k+1} - z_{S,k+1|k}^h) \\ P_{S,k+1}^h &= P_{S,k+1|k}^h - K_{S,k+1}^h P_{S,k+1|k}^{(zz),h} (K_{S,k+1}^h)^T \\ \omega_{S,k+1}^j &= p_{D,S,k+1} \omega_{S,k+1|k}^j N(z_{k+1}; z_{S,k+1|k}^j, P_{S,k+1|k}^{(zz),j}) \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

更新各元素权值:

$$\left. \begin{aligned} \omega_{\gamma,k+1}^j &= \omega_{\gamma,k+1}^j / \left(\kappa + \sum_{i=1}^J \omega_{\gamma,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{\beta,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{S,k+1}^i \right) \\ \omega_{\beta,k+1}^j &= \omega_{\beta,k+1}^j / \left(\kappa + \sum_{i=1}^J \omega_{\gamma,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{\beta,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{S,k+1}^i \right) \\ \omega_{S,k+1}^j &= \omega_{S,k+1}^j / \left(\kappa + \sum_{i=1}^J \omega_{\gamma,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{\beta,k+1}^i + \sum_{i=1}^J \omega_{S,k+1}^i \right) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

5) 根据聚类原理将更新后的高斯元素进行裁剪与合并, 获取概率假设密度峰值, 再结合权值大小进行状态提取。 ω_{k+1}^j 为更新后所有高斯元素权值, T 为权值门限, U 为元素合并门限, W 为提取门限。

$$\text{if } \omega_{k+1}^j < T \quad (j=1, 2, \dots, J_{k+1}),$$

$$D_{k+1}^i = \phi,$$

$$\text{else if } \omega_{k+1}^j \geq T (j=1, 2, \dots, J_{k+1}),$$

$$\text{if } (m_{k+1}^i - m_{k+1}^j)^T (P_{k+1}^i)^{-1} (m_{k+1}^i - m_{k+1}^j) \leq U,$$

$$\tilde{\omega}_{k+1} = \omega_{k+1}^i + \omega_{k+1}^j,$$

$$\tilde{m}_{k+1} = (\omega_{k+1}^i / \tilde{\omega}_{k+1}) m_{k+1}^i + (\omega_{k+1}^j / \tilde{\omega}_{k+1}) m_{k+1}^j,$$

end.

$$\text{if } \tilde{\omega}_{k+1} > W,$$

$$\hat{X}_{k+1} = \tilde{m}_{k+1},$$

end.

6) 根据组网雷达最新测量值计算新生、衍生目

标概率假设密度, 判断新生、衍生目标的存在, 一个测量值对应的目标只能是新生和衍生目标当中的一种。

for each z_{k+1} :

$$m_{\gamma,k+1}^i = m_{\beta,k+1}^i = f^{-1}(z_{k+1}),$$

$$D_{\gamma,k+1}(x) = N(x; m_{\gamma,k+1}^i, P_{\gamma,k+1}^i),$$

$$D_{\beta,k+1}(x) = \omega_{\beta,k+1}^i N(x; m_{\beta,k+1}^i, P_{\beta,k+1}^i),$$

$$\text{if } D_{\gamma,k+1}(x) > D_{\beta,k+1}(x),$$

$$D_{\beta,k+1}(x) = \phi, \quad m_{\beta,k+1}^i = \phi,$$

$$\text{else if } D_{\gamma,k+1}(x) < D_{\beta,k+1}(x),$$

$$D_{\gamma,k+1}(x) = \phi, \quad m_{\gamma,k+1}^i = \phi,$$

end.

4 仿真实验与分析

笔者对 GUMPHDF 应用于雷达组网检测跟踪高斯非线性时变数目标的有效性进行 Matlab 实验。实验环境: 2 个雷达组网, 1 个雷达分布在 $[118^\circ 29' 120 \text{ m}]^T$, 精度是 100 m、0.2°、0.3°。另一个雷达分布在 $[117^\circ 29' 150 \text{ m}]^T$, 精度是 80 m、0.3°、0.2°。计算中心分布在 $[117^\circ 31' 30 \text{ m}]^T$ 。雷达每秒探测 1 次, 计算中心同时接收数据, 共 100 s。被探测的高速运动目标处于强杂波环境做逆时针转弯运动, 并且目标数量未知, 探测目标全程飞行高度 5 000 m 不变, 探测范围是 $[-20\ 000, 20\ 000] \times [-20\ 000, 20\ 000]$, 生存概率 $P_s=0.99$, 探测目标服从线性高斯分布, 状态转移矩阵为:

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin(w\Delta t) / w & -(1 - \cos(w\Delta t)) / w \\ 0 & 1 & (1 - \cos(w\Delta t)) / w & \sin(w\Delta t) / w \\ 0 & 0 & \cos(w\Delta t) & -\sin(w\Delta t) \\ 0 & 0 & \sin(w\Delta t) & \cos(w\Delta t) \end{bmatrix} \quad \circ$$

式中: 时间间隔 $\Delta t=1$ s, 逆时针转弯角速度 $w=0.03$ rad/s, 过程噪声标准差 $\sigma=15$ m/s², 运动状态与组网雷达测量值呈强非线性关系。新生、衍生目标都服从泊松分布, 为高斯混合形式, 探测初始阶段新生目标可能出现的 2 个位置范围中心为 $m_{\gamma}^1 = [-9\ 000, 1\ 000, 0, 0]^T$, $m_{\gamma}^2 = [-17\ 000, -5\ 000, 0, 0]^T$, 跟踪开始后第 35 s 时, 新生目标可能出现的位置范围中心为 $m_{\gamma}^3 = [-10\ 000, 1\ 000, 0, 0]^T$ 。

仿真设定跟踪初始时刻目标 1、2 做匀速逆时针转弯运动, 初始速度分别为 $V_1=[230 \quad -240]^T$ 、

$V_2=[320 \quad -50]^T$, 35 s 时新生目标 3 同样做逆时针匀速转弯运动, 初始速度为 $V_3=[-200 \quad -250]^T$ 。

测量噪声虚拟协方差矩阵 R 的计算见文献 [12], 目标被检测到的概率 $P_D=0.98$, 杂波服从泊松分布, 其概率假设密度为:

$$K_k(z)=\lambda_c V u(z).$$

目标存在区域面积 $V=16 \times 10^8 \text{ m}^2$, 其中: 每平方单位杂波数 $\lambda_c=60/V \text{ m}^2$ (每时刻观测区域内产生 60 个杂波), $u(z)$ 为杂波在目标存在区域的均匀分布密度。滤波裁剪合并高斯元素过程中合并门限 $U=4$, 允许参与计算的最多高斯元素 $J=100$, 无迹滤波参数设置为 $\alpha=0.1, \kappa=0, \beta=2$, 跟踪误差用 OSPA 距离描述 [13]。

图 1 中, “o” 是 GUMPHDF 目标全程跟踪点迹记录, “-” “.....” 是 2 个一直存在目标 1、2 的真实点迹, “- - -” 型点是 35 s 时新生目标 3 真实点迹, “x” 是当前时刻 (第 100 s) 所有测量点迹, “☆” 是当前时刻 3 个目标测量点迹, “△” 是当前时刻滤波估计点迹。

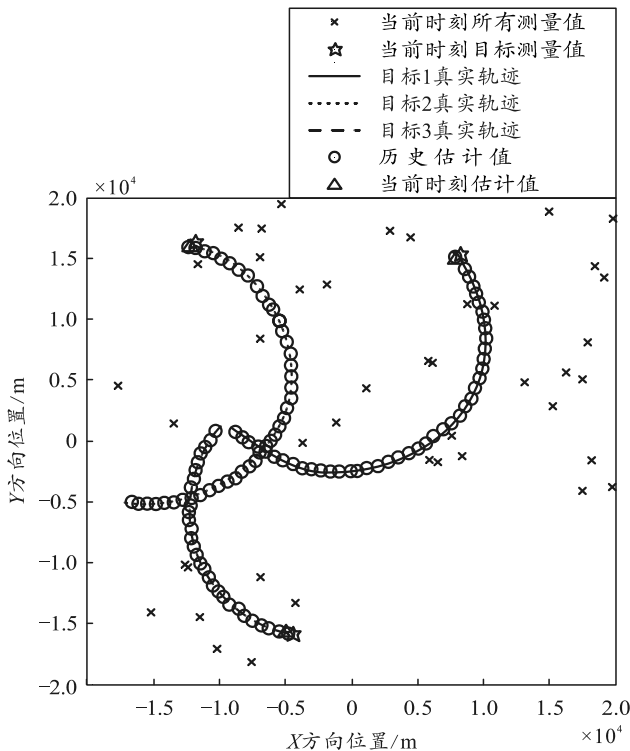


图 1 雷达组网 GUMPHDF 跟踪点迹、目标真实点迹与当前时刻测量值

图 2 中, “o” 是 GUMPHDF 目标跟踪点迹与测量点迹, “x” 是全程测量杂波记录, 上方子图是各点迹 X 方向位置图, 下方子图是各点迹 Y 方向位置图。

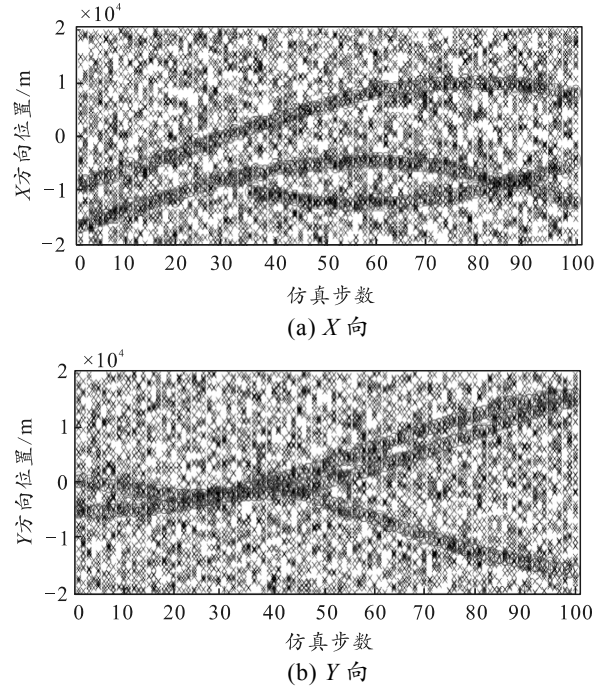


图 2 X、Y 方向 GUMPHDF 跟踪点迹与测量值

图 3 是跟踪点迹与真实点迹的 OSPA 距离图, OSPA 距离均方根为 58 m。

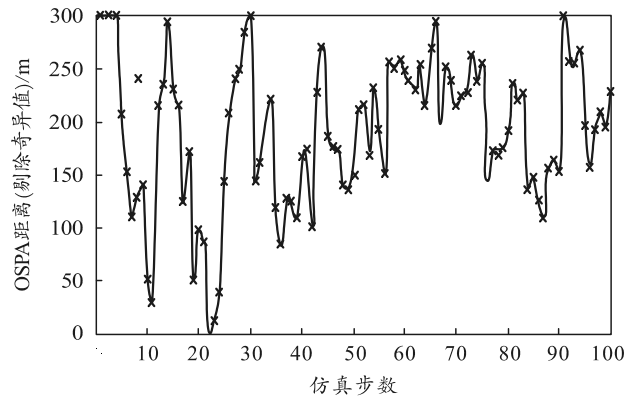


图 3 GUMPHDF 跟踪点迹与目标真实点迹 OSPA 距离 (OSPA 均方根误差为 58 m)

从图 1、2 可以看出: 在雷达组网系统中应用 GUMPHDF 能很快跟踪到强杂波环境下目标数时变的非线性目标, 包括中途第 35 s 出现的新生目标 3, 卡尔曼滤波在雷达组网跟踪空域单目标的工程实践中跟踪精度在 80 m 左右。从图 3 可以看出, 跟踪误差较小, 并且在一定时间内, 跟踪误差方差 (OSPA 均方根) 随时间增长越来越小; 因此, GUMPHDF 适合于工程实际应用。

5 结论

高斯混合概率假设密度滤波适合跟踪高斯环境下线性时变数目弱目标, 难以跟踪非线性时变数目

弱目标。笔者利用无迹滤波跟踪非线性系统单目标的良好性能，分别对新生、衍生和继续存在目标的高斯混合元素进行预测与更新，解决系统非线性问题，最终以高斯无迹混合的形式实现概率假设密度滤波跟踪高斯环境下非线性时变数目标弱目标。仿真实验结果表明：将 GUMPHDF 应用于雷达组网跟踪高斯环境下数目未知的非线性弱目标，能较精确地跟踪到所有探测区域内的真实目标，验证了 GUMPHDF 的工程实用价值。

参考文献：

- [1] 钟雷, 李勇, 牟之英, 等. 未知强杂波下基于 DP-TBD 的雷达弱目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(1): 43-49.
- [2] 丁海龙, 赵温波. 基于点迹的雷达弱信噪比目标检测跟踪研究综述[J]. 微波学报, 2014, 30(S1): 627-635.
- [3] 陈德江, 王君, 赵崇丞. 雷达组网作战效能的灰色聚类评估模型[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(5): 26-30.
- [4] 刘洋, 宫志华, 田家磊, 等. 基于量子遗传算法的雷达组网布站分析[J]. 弹道学报, 2019, 31(4): 39-43, 67.
- [5] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transaction on Signal

(上接第 11 页)

4 结束语

高精度稳定平台的主要作用是隔离载体和外部环境等因素对搭载在其上的探测装置的影响。视轴稳定精度是衡量平台性能的最关键技术指标，视轴稳定精度越高，光电载荷的空间指向越精准，平台的稳定性能也就越高。稳定平台在军用、民用光电探测领域应用广泛。

笔者通过对 2 轴 2 框架伺服稳定平台、2 轴 4 框架伺服稳定平台、复合轴高精度伺服稳定平台的结构、组成、控制策略进行比对分析，并对各种伺服稳定平台的隔离基座扰动能力进行了仿真计算，可为从事伺服稳定控制研究人员提供借鉴。

Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.

- [6] 樊鹏飞, 李鸿艳. 基于 GIW-PHD 的扩展目标联合跟踪与分类算法[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1562-1570.
- [7] 张强, 于俊朋, 谢苏道. GM-PHD 雷达密集多目标跟踪应用研究[J]. 现代雷达, 2019, 41(8): 41-44, 69.
- [8] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [9] 彭华甫, 黄高明, 田威. 随机有限集理论及其在多目标跟踪中的应用和实现[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 225-232.
- [10] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [11] 杨峰, 郑丽涛, 王家琦, 等. 双层无迹卡尔曼滤波[J]. 自动化学报, 2019, 45(7): 1386-1391.
- [12] 赵温波, 都基焱. 组网雷达噪声惯性坐标系误差统计特性研究[J]. 炮兵学院学报, 2010, 126(5): 91-95.
- [13] HOFFMAN J R, MAHLER R P S. Multitarget miss distance via optimal assignment[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics-Part A: System and Humans, 2004, 34(3): 327-336.

参考文献：

- [1] 吕宏宇, 金刚石, 刘立志. 光电跟踪转台伺服控制策略研究[J]. 激光与红外, 2018, 48(4): 503-508.
- [2] 路新, 闫雯雯, 任健男. 动载体光电稳定平台伺服系统设计[J]. 电视技术, 2017, 41(6): 117-121.
- [3] 康永泽. 船舶双轴稳定平台的控制系统研究[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(3A): 205-207.
- [4] 魏伟. 高精度机载光电平台视轴稳定技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2015.
- [5] 汪永阳. 基于快速反射镜的高精度视轴稳定技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2016.
- [6] 徐飞飞, 纪明, 解静. FSM 在高精度瞄准线稳定系统中的应用研究[J]. 应用光学, 2012, 33(1): 9-13.