

天波超视距雷达多路径 Viterbi 数据 关联跟踪算法

刘慧霞, 梁彦, 潘泉, 程咏梅
(西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072)

摘要: 天波超视距雷达目标跟踪面临多传播路径、低探测概率、低探测精度和低数据率的困难. 本文在地理坐标系对运动目标建模而在雷达坐标系进行数据关联, 将各传播模式的回波作为备选的竞争量测, 运用动态规划的优化方式, 在最大似然的意义下将 VDA 的回波与航迹的两维数据关联推广到回波、传播模式和航迹的三维数据关联, 提出了多路径 Viterbi(MVDA)数据关联算法. 天波超视距雷达目标跟踪仿真表明: MVDA 跟踪能力明显优于 VDA 和 MPDA.

关键词: 天波超视距雷达; 多路径 Viterbi 数据关联跟踪算法; 目标跟踪

中图分类号: TN958.95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2006)09-1640-05

A Multipath Viterbi Data Association Algorithm for Over-the-Horizon-Radar

LU Huixia, LIANG Yan, PAN Quan, CHENG Yongmei

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072 China)

Abstract Target tracking of Over-the-Horizon-Radars (OHR) inevitably faces the problem of multiple propagation modes, low detection probabilities, low measurement accuracy and low data-sampling rate. In this paper, a Multipath Viterbi Data Association (MVDA) algorithm is proposed through modeling target movement in ground coordinate and implementing data association in radar coordinate so that Viterbi Data Association (VDA) is extended from association between measurement and track to association among measurement, propagation mode and track. The simulation results show that MVDA is superior to VDA and Multipath Probability Data Association (MPDA).

Key words sky-waves over-the-horizon radar, multipath Viterbi data association, target tracking

1 引言

考虑图 1 所示的 OHR 量测模型, 发射机与接收机和目标的运动位于同一平面. 假设存在 M 层电离层, 各层高度为 h_g ($g = 1, \dots, M$), 则存在 M^2 种传播模式, 各传播模式反射发射波和回波的电离层的高度分别为 $[h_r, h_t]_{r,t=1..M}$, 在 M^2 种传播模式下一个目标最多可以生成 M^2 个回波——即“多路径传播”问题. OHR 数据处理还存在量测数据获取周期长达几十秒甚至几分钟, 其间目标的位置和运动参数会有很大的变化; 低达 0.5 以下的低检测概率; 回波中杂波数量可达数百个^[2]等问题. 回波数量大就需要处理大量的数据; 在低检测率和低数据率条

件下, 由于超视距雷达的分辨率较低, 分辨单元面积可达几十甚至上百平方公里, 目标航迹很难维持且易丢失. 本文我们重点解决存在多种传播模式回波环境下的数据关联问题及地理坐标系下航迹的实现问题.

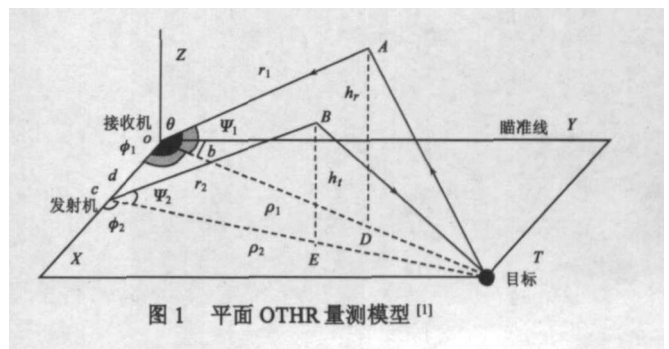


图 1 平面 OHR 量测模型^[1]

收稿日期: 2005-08-08 修回日期: 2006-03-23

基金项目: 国防科技“十五”预研; 国家自然科学基金 (No. 60404011, 60372085); 西北工业大学引进高层次人才科研启动资助项目和青年创新基金;

校英才计划项目

传统的 OTHR 跟踪算法 (PDA 算法、VDA 算法^[2]和 DMPTF)是基于雷达坐标系建模. 这些算法优点在于不需要知道关于电离层状态的先验知识,但在多径传播模式下,往往会出现一个目标对应多条航迹的问题. 而多条雷达坐标系下的航迹合并实际是一个 3 维的(多)航迹、(多)目标、(多)传播模式的复杂关联问题,即使在单扫描周期内实现航迹合并也非常困难^[3].

目前许多国外学者研究了基于地理坐标系下建模的多路径数据关联算法 (MPDA^[1,3]、MCMC 和 EMDA^[5]). MPDA是在基于 PDA 算法的基础通过量测合并思想处理回波. 在检测概率较低时仍能够维持跟踪,但其单一回波的起始方法仍会导致出现大量的虚假航迹. MCMC 是基于 Monte Carb 数据关联算法,它的跟踪精度要高于 MPDA 和 EMDA,但其计算量非常大. EMDA 算法是采用多假设事件集在 Viterbi 架构的转移,在状态更新的处理上是采用批处理的卡尔曼平滑算法^[5].

2 问题描述

在图 1 中,目标在地理空间的径向距 $\rho \triangleq \overline{OT}$, 径向速率 $\dot{\rho}$ 方向 $b \triangleq p/2 - \angle DOC$ 角, 方向 b 角速率表示目标的状态 $x \triangleq [\rho \dot{\rho} b]^T$, 雷达量测空间的径向距 $R_g \triangleq \overline{OA} + \overline{CB}$ 和多普勒 $R_r \triangleq \overline{Rg}$, 方位角 $Az \triangleq p/2 - \angle AOZ$ 表示目标量测 $y \triangleq [R_g R_r Az]^T$, k 时刻, 在第 m 种传播模式下的回波方程为:

$$y^m(k) = H^m(x(k)) + w^m(k) \quad (1)$$

m 传播模式目标检测概率为 $P_d^m(k)$. x 与 y 之间的坐标变换方法同文献 [1], 但文献 [1] 中存在部分公式推导错误, 我们给予了更正, 详见文献 [4].

设 k 时刻的确认量测集合是 $Y(k) = \{y(j)\}_{j=i}^k$, 其中, n_k 是确认区域内的量测数, 量测的累积集合为 $Y^k = \{Y(j)\}_{j=-1}^k$, 状态估计值集合为 $X^k = \{X(j)\}_{j=-1}^k$, 传播模式集合为 $M^k = \{M(j)\}_{j=-1}^k$. 目标量测事件集为 $\Theta^k = \{\theta_i(k)\}_{i=-1}^{m_k}$, 其中“ $i = -1$ ”表示“目标不存在”事件; “ $i = 0$ ”表示“目标存在但不可测”事件; “ $i \geq 1$ ”表示“第 i 个量测值 y_i 来自目标”事件. 空间杂波呈均匀分布, 杂波个数服从泊松分布.

3 多路径 Viterbi 数据关联算法 (MVDA)

3.1 MVDA 算法思想

在 OTHR 这样复杂背景下, 需解决减少虚假航迹数目、算法计算量及其实时性的问题. 因此我们展开在地理坐标系下建模基于动态规划的实时跟踪算法——多路径 Viterbi 数据关联跟踪算法的研究. 我们在地理坐标系下建立目标运动模型. 在雷达坐标系下进行目标、传播模式及量测之间的数据关联, 然后在地理坐标系下应用非线性滤波技术实现状态更新. 我们采用动态规划的框架, 将每时刻的量测事件集安排在 Viterbi 架构的主节点层, 主节点层的每个节点按传播路径模式扩展出 M^2 个相应的副节点层, 如图 2 中各

时刻虚线指向的终节点层——多路径 Viterbi 架构. 各时刻在多路径 Viterbi 架构中将量测、传播模式与某一组状态进行关联, 求出一条最大似然意义下的最优架构路径, 而构架中的一条通路就可给出一个可能的状态估值 $\{\hat{x}_k\}$ 序列. 我们需解决多路径 Viterbi 架构中最优路径的确定问题; 及消除多种传播模式的固定干扰问题. 下面我们首先给出 MVDA 算法推导, 然后进行仿真试验以验证算法性能.

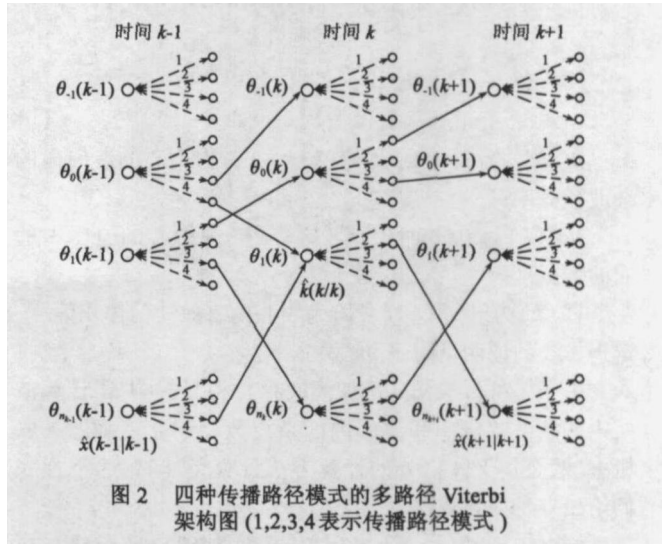


图 2 四种传播路径模式的多路径 Viterbi 架构图 (1,2,3,4 表示传播路径模式)

3.2 MVDA 算法推导

定义 1 第 j 条架构路径时刻的最大似然函数为:

$$\bar{d}_j^k(k) \triangleq \max P(\Theta_{j(k-1)}, \theta_j(k), m, Y^k | X^k) \quad (2)$$

其负对数为: $d_j(k) \triangleq -\ln(\bar{d}_j^k(k))$ (3)

定义 2 $k-1$ 时刻状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式转移到 k 时刻状态 $\theta_j(k)$ 的代价为:

$$a_{i m, j}(k) \triangleq -\ln P(\theta_j(k), m, y_j(k) | \Theta_{i(k-1)}, M_{i(k-1)}, Y_i(k-1), X^k) \quad (4)$$

定义 3 $k-1$ 时刻状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式到 k 时刻状态 $\theta_j(k)$ 的发生概率为:

$$\beta_j^m(k) \triangleq P(\theta_j(k), m | \Theta_{i(k-1)}, Y^{k-1}, X^k) \quad (5)$$

应用 $E(k)$ 和 $\bar{E}(k)$ 表示目标存在与不存在事件, 依据二态马尔可夫链目标存在的转移概率为:

$$P(E(k) | E(k-1)) = \Delta_0, P(E(k) | \bar{E}(k-1)) = \Delta_1 \quad (6)$$

定理 1 式 (2) 的多路径 Viterbi 架构最优路径的最大似然估计可等价于:

$$\min \{d_j(k)\} = \min_{j=-1, 0, \dots, n_k} \left\{ \min_{m=1, \dots, M^2} \{a_{i m, j}(k) + d_i(k-1)\} \right\} \quad (7)$$

定理 2 多路径 Viterbi 架构中从状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式到状态 $\theta_j(k)$ 的转移代价

$$a_{i m, j}(k) = \begin{cases} -\ln(V_i^m(k)^{N_i^{\bar{c}}(k)} \beta_j^m(k)), & j = -1 \\ -\ln(V_i^m(k)^{N_i^{\bar{c}}(k)} \beta_j^m(k)), & j = 0 \\ -\ln(V_i^m(k)^{N_i^{\bar{c}}(k)+1} \beta_j^m(k) P_g^1 N\{y_j(k); \beta_j^m(k|k-1), S_j^m(k|k-1)\}, & j \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\beta_j^m(k) =$

$$\begin{cases} \mu(N c_i^m(k)) (1 - P_E(k|k-1)) \delta_i^m(k)^{-1}, j = -1 \\ \mu(N c_i^m(m)) (1 - P_d^m P_g) P_E(k|k-1) \delta_i^m(k)^{-1}, j = 0 \\ \eta(N c_i^m(k)) N c_i^m(k)^{-1} P_d^m P_g P_E(k|k-1) \delta_i^m(k)^{-1}, j \geq 1 \end{cases} \quad (9)$$

归一化系数

$$\delta_i^m(k) = \mu(N c_i^m(k)) (1 - P_E(k|k-1)) + \mu(N c_i^m(k)) P_E(k|k-1) (1 - P_d^m P_g) + \eta(N c_i^m(k)) P_d^m P_g P_E(k|k-1) \quad (10)$$

$$P_E(k|k-1) = \Delta_0 P_E(k-1|k-1) + \Delta_1 (1 - P_E(k-1|k-1)) \quad (11)$$

$\eta(N c_i^m)$ 为 $j \geq 0$ 时以 $y_j^m(k|k-1)$ 为中心的波门内的杂波数概率;

$N c_i^m(k)$ 为 $j \geq 0$ 时以 $y_j^m(k|k-1)$ 为中心的波门内的回波数;

$V_i^m(k)$ 为以 $y_j^m(k|k-1)$ 为中心的有效波门体积值.

定理 1 2 的证明见附录.

由于多种传播模式的波门间存在相互影响, 需计算波门内的杂波数概率和波门内的杂波数以建立精确的关联概率. 然而基于体积分的计算方法计算量非常大, 下面我们给出一种简化算法.

假设矩阵 $\Phi(k) = [\Phi_{ij}(k)]_{M^2 \times M^2}$, 其中, $\Phi_{ij}(k)$ 表示目标回波落入概率, 即 j 种模式的回波落入第 i 种传播模式的预测波门内的概率, 当 $j \neq 1$ 时可以由体积分 $\int_{\Delta_{ij}(k)} p_i(k) dv$

计算, 其中 $p_i(k)$ 为 i 模式波门的概率密度, $\Delta_{ij}(k)$ 为 i 模式波门仅与其他 $j-1$ 种模式的波门相交的区域的交集, 当 $j=1$ 时 $\Phi_{ij}(k) = 1 - \sum_{j=1}^m \Phi_{ij}(k)$, 实际计算很繁琐. 由于滤波器稳定跟踪目标后, 波门稳定, 相对变化很缓慢, 所以可以考虑将 $\Phi_{ij}(k)$ 取为常数. 假设有 M^2 种模式的量测落入为 $\theta_i(k-1)$ 第 m 路径模式的波门内, 该波门内有 $N c_i^m(k)$ 个回波, 则 j 种模式的波门完全包含于 i 状态的 m 传播模式预测波门时, 发生 $N c_i^m - b$ 个杂波的概率为:

$$P(N c_i^m - b) = C_j^b P_g P_d^b (1 - P_d)^{j-b}, \quad (12)$$

其中 $C_j^b = j! / (b! (j-b)!)^{-1}$

则发生 j 种模式的波门与 i 状态的 m 传播模式预测波门部分相交时杂波数的概率:

$$P_{\Phi_{ij}}(N c_i^m - b) = \Phi_{ij}(k) \left[\sum_{b=1}^i P(N c_i^m - b) \right]^{-1} \cdot \sum_{b=1}^j P(N c_i^m - b) \mu(N c_i^m - b) \quad (13)$$

k 时刻的杂波数概率:

$$\eta(N c_i^m) = \left[\sum_j \Phi_{mj}(k) \right]^{-1} \sum_j P_{\Phi_{ij}}(N c_i^m - b) \quad (14)$$

3.3 MVDA算法流程

对于最优的架构路径应在所有量测都到来后, 由最后一层架构倒推得到确认路径, 但这样做不能满足目标跟踪实时性的要求, 本文给出一种次优的方法, 采用延时固定采

样周期, 确认路径. 用 i 表示了跟踪系统的航迹确认时延周期, i 的设计值由实际情况确定. 下面给出 MVDA 算法流程:

(1)初始化

安排初始量测事件至起始 V iterb 架构节点层, $k = 0$ 初始状态和方差 $x(0|0), P(0|0)$, 初始代价

$$d_j(0) = \begin{cases} -\mathbf{h}(V_S)^{(n_0-1)} N \{y_j(0); y_j(0), S(0)\} \beta_j(0), j = 1 \dots, n_0 \\ -\mathbf{h}(V_S)^{n_0} \beta_j(0), j = -1, 0 \end{cases} \quad (15)$$

$$\text{其中, } \beta_j(0) = \begin{cases} \mu(n_0) (1 - P_E(0)) \delta_j^{-1}, j = -1 \\ \mu(n_0) (1 - P_D) P_E(0) \delta_j^1, j = 0 \\ \mu(n_0 - 1) n_0^{-1} P_D P_E(0) \delta_j^1, j \geq 0 \end{cases}$$

V_S 为扫描区域量测空间的体积, 初始时刻没有量测的预测值则认为 $y_j(0) = y_j(0)$, 同时也不考虑量测的传播模式, 认为 $P_C = 1$

(2)MVDA 数据关联

While $k \geq 1$

(a)由 $k-1$ 时刻架构中的各点用 EKF 滤波算法计算一步状态预测, 各种模式下的量测预测值以及方差预测;

(b)确定各模式滤波器波门以确认量测集合;

(c)通过 k 时刻的量测来确认量测集合 $\{y_1(k), \dots, y_{n_k}(k)\}$, 然后确定量测事件集 $\{\theta_1(k), \theta_b(k), \theta_l(k), \dots, \theta_n(k)\}$, 并将量测事件集分配至架构节点;

(d)由式 (8) 计算相应量测与预测值的转移代价 $a_{im,j}(k)$;

(e)对每个节点计算:

$$\{ \hat{y}_j^*(k) m_j^*(k) \} = \arg \left\{ \max_{\substack{1 \leq m \leq M^2 \\ 1 \leq n \leq M^2}} \{ d_i(k-1) + a_{im,j}(k) \} \right\}$$

$$d_j(k) = \{ d_i^*(k) (k-1) + a_{i^*(k), m^*(k), j}^*(k) \}$$

存储 $\hat{y}_j^*(k), m_j^*(k), d_j(k)$;

(f)用 EKF 滤波算法为各状态进行状态更新;

(g)计算目标的存在概率 $P_E(k|k) = 1 - \bar{d}_{-1}(k) / \sum_{r=1}^m \bar{d}_r(k)$, 若 $P_E(k|k) > P_{con}$ 则确认 MVDA 滤波器输出的目标航迹; 若 $P_E(k|k) < P_{del}$ 则删除 MVDA 滤波器输出的目标航迹; 若 $P_{con} < P_E(k|k) < P_{del}$ 则将 MVDA 滤波器输出的目标航迹作为待定航迹, 其中, P_{con} 和 P_{del} 是确认和删除阈值, 其大小可通过仿真试验确定;

(h) $k+1$ 时刻, 判断延时时间是否到 i 个采样周期, 如未到且未发生架构路径合并则返回 (a).

(3)航迹确认

由 $m_j n / d_j(k)$ 倒推得到确认航迹, 然后返回 (a).

4 仿真分析

我们考虑目标做匀速运动, 存在 $E(h_E = 100\text{km}), F(h_F = 220\text{km})$ 两层电离层, EE(模式 1)、EF(模式 2)、FE(模式 3)、FF(模式 4) 四种情况, 扫描周期 $T_s = 20\text{s}$ 监测区

域为径向距 1000~1400km, 径向距速率 $\pm 0.013889 \sim 0.2222$ km/s 方向角 $0.069813 \sim 0.17453$ rad 量测噪声标准差: $\sigma_{R_r} = 5$ km, $\sigma_{R_v} = 0.001$ km/s, $\sigma_{A_z} = 0.003$ rad 杂波数 400 个(服从均匀分布), 航迹确认时延周期 $t = 5T_s$, 考虑起始时刻到传播模式的模糊性, 我们将初始量测分别按四种传播模式起始滤波器。

通过仿真实验分析, 我们取 $\varphi_{11} = \varphi_{41} = 1, \varphi_{12} = \varphi_{13} = \varphi_{14} = \varphi_{42} = \varphi_{43} = \varphi_{44} = 0, \varphi_{21} = \varphi_{31} = 0, \varphi_{22} = \varphi_{32} = 0.9, \varphi_{23} = 0, \varphi_{24} = \varphi_{33} = \varphi_{34} = 0$ 是合理的(由于篇幅有限, 关于波门分布的仿真分析将在另一篇文章中给出)。

表 1 经过 100 次 Monte Carlo 的 RMSE 误差统计
(采样周期 $k = 20 \sim 30$)

跟踪器	MVDA	MPDA
径向距 ρ (km)	1.0766	0.9593

表 2 计算量统计(采样周期 $k = 1 \sim 6$)

跟踪器	MVDA	MPDA
单点起始	0.78s	0.59s
杂波背景起始	51.2s	179s

图 3 和图 4 分别为 MVDA 滤波器和 MPDA 滤波器在 $P_d^m(k) = 0.4$ 时的起始航迹曲线, 图 5 为 MVDA 滤波器(下面两幅小图)和 VDA 滤波器(上面两幅小图)在 $P_d^m(k) = 0.9, 0.4$ 时的目标置信曲线。从图 3、4 仿真结果来看, MVDA 算法仅起始了 4 条航迹, MPDA 算法起始的航迹数多达 11 条, 这是由于 MVDA 的起始方法最多可生成四条 ($M = 2$) 航迹, 在 Viterbi 架构中确定最优栅格路径的过程也就实现了航迹合并, 从而输出单一航迹。而 MPDA 算法将所有的量测 (n) 按所有模式起始 $n \times M^2$ 个 MPDA 滤波器, 导致生成大量的虚假航迹。表 1 给出了两种滤波器误差统计, MPDA 算法的精度略高于 MVDA 算法, 这是因为在本文给出的去除模式间的相互干扰的方法仍然不可能完全避免将其他模式的回波当作某种模式的回波处理, 从而引入一定的误差。表 2 给出了两种滤波器前 6 个采样周期的计算量统计(使用 Matlab6.5 在同一台计算机上运行的结果), 虽然单点起始时 MVDA 算法的计算量要大于 MPDA 算法, 但在复杂的杂波背景下实

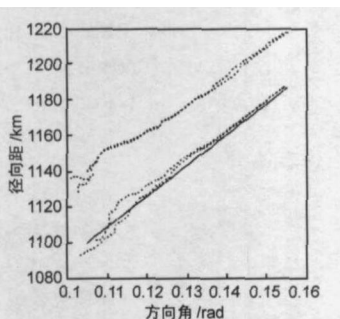


图 3 MVDA 航迹起始图(实线为真实航迹)

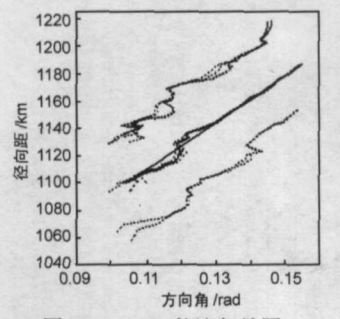


图 4 MPDA 航迹起始图(实线为真实航迹)

现目标航迹起始时, MPDA 算法往往需要同时起始上千个滤波器, 而 MVDA 算法仅需根据传播模式的数目起始四个滤波器, 这样 MVDA 算法总的计算量远远小于 MPDA 算法。

从图 5 仿真结果来看, MVDA 滤波器在检测率较低时仍能得到较大的目标存在概率, 而 VDA 滤波器即使在较高的检测率时, 目标存在概率波动范围就较大, 也极易发生航迹丢失现象, 在 $P_d^m(k) = 0.4$ 时 VDA 滤波器很难维持航迹, 但 MVDA 滤波器仍能够维持航迹。这是因为 VDA 滤波器没有利用传播模式的信息, 对于不同的传播模式所产生的目标航迹仅能够利用相应传播模式的目标回波信息, 而 MVDA 的处理方法则综合利用了所有传播模式的目标回波信息, 相当于提高了信息量, 所以在检测率较低时仍能够维持航迹。

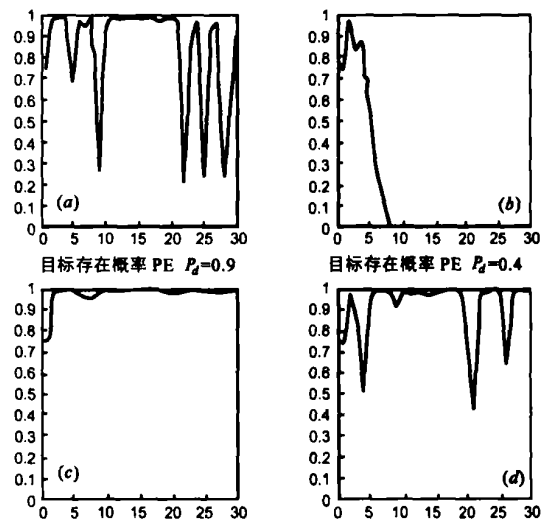


图 5 MVDA 与 VDA 目标置信曲线对比图

5 结论

由以上仿真结果证明本文提出的多路径 Viterbi 关联跟踪算法, 是基于地理坐标系下建模的实时循环跟踪算法, 使用 Viterbi 算法进行航迹起始及数据关联, 在状态转移代价中增加了传播路径的模式信息, 解决了在量测源不确定以及传播模式不确定情况下的量测与目标的关联, 给出了消除模式间的相互影响的杂波分布计算方法, 采用一种短时延的固定滞后处理确定 Viterbi 架构的最优路径, 通过结合量测门限和目标存在模型, 并应用 EKF 处理滤波问题, 能完成对非机动目标在复杂环境下的自动航迹起始和维持。该算法大大减少了起始航迹数目, 在较低检测率时仍能够维持航迹。

附录

证明

定理 1 在多路径 Viterbi 架构中求出一条最优架构路

径,即求解式(2). k 时刻判定存在的或关联的事件集为 $\Theta_j(k)$,假设 $\Theta_j(k)$ 是由 $k-1$ 时刻的事件集 $\Theta_i(k-1)$ 与事件 $\theta_j(k)$ 的关联,即:

$$\Theta_j(k) = \theta_j(k) \cap \Theta_i(k-1) \quad (16)$$

可得似然函数为:

$$P(Y^k, M_j^k, \Theta_j^k | X^k) = P(Y(k), M(k), \theta_j(k), Y^{k-1}, M_{i-1}^{k-1}, \Theta_{i-1}^{k-1} | X^k) \quad (17)$$

其中, $i = -1, 0, 1, \dots, n_{k-1}$, $j = -1, 0, 1, \dots, n_k$.

将上式分解得:

$$P(Y(k), M(k), \theta_j(k), Y^{k-1}, M_{i-1}^{k-1}, \Theta_{i-1}^{k-1} | X^k) = P(Y(k), M(k), \theta_j(k) | Y^{k-1}, M_{i-1}^{k-1}, \Theta_{i-1}^{k-1} | X^k) \quad (18)$$

则第 j 条架构路径的最大似然函数为:

$$\bar{d}_j(k) \triangleq \max P(\Theta_{j_{k-1}}, \theta_j(k), m, Y^k | X^k) = \max P(\theta_j(k), m | \Theta_{i_{k-1}}, M_{i_{k-1}}, Y^{k-1}, X^k) P(y_j(k) | \Theta_{i_{k-1}}, M_{i_{k-1}}, Y^{k-1}, X^k) \times P(Y_i(k-1), M_{i_{k-1}} | \Theta_{i_{k-1}} | X^k) = \max_{i_{k-1}} a_{i_{k-1}j} \bar{d}_i(k-1) \quad (19)$$

由式(3),得:

$$d_j(k) = \min_{i=-1, 0, \dots, n_{k-1}} \{a_{i,j}(k) + d_i(k-1)\}, j = -1, 0, \dots, n_k \quad (20)$$

则最优路径对应 $\min d_j(k)$,得式(7).

证毕

证明

定理2 由定义3的式(5),状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式转移到状态 $\theta_1(k)$ 时,则认为目标不存在,所有的量测均来自杂波,得

$$\beta_1^m(k) = \mu(N c_i^m(k)) (1 - P_E(k|k-1)) \xi(k)^{-1} \quad (21)$$

状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式转移到状态 $\theta_0(k)$ 时,则认为目标存在,但所有量测均来自杂波,得

$$\beta_0^m(k) = \mu(N c_i^m(k)) P_E(k|k-1) \xi(k)^{-1} \quad (22)$$

状态 $\theta_i(k-1)$ 以 m 模式转移到状态 $\theta_j(k)$, $j = 1, \dots, n_k$ 时,则认为目标存在,且量测 $y_j(k)$ 是目标 m 模式的回波,除其他模式量测以外的固定干扰外,其他均来自杂波,得

$$\beta_j^m(k) = \mu(N c_i^m(k)) N c_i^m(k)^{-1} P_d^m P_g P_E(k|k-1) \xi(k)^{-1} \quad (23)$$

整理以上三式得式(9).再由式(14),可得式(8).

证毕

参考文献:

[1] G W Pulford, R J Evans. A multipath data association tracker for over-the-horizon radar[J]. IEEE Transactions on AES, 1998, 34(4): 1165-1182

[2] Pulford G W, La Scala B F. Over-The-Horizon Radar Tracking Using The Viterbi Algorithm - Second Report to High Frequency Radar Division CSSP Report No. 16/95 [DB/OL], <http://www.ee.mu.oz.au/research/cssip/publications/9798/vda-rep2.pdf> 2004-3-20

[3] G W Pulford. OTHR multipath tracking with uncertain coordinate registration[J]. IEEE Transactions on AES, 2004, 40(1): 38-56

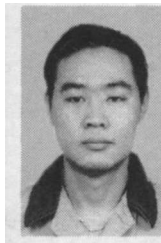
[4] Hu Xia, Liu Quan, Pan Yan, Liang Yongmei, Cheng Ming, Chen Comments on "A multipath data association tracker for over-the-horizon radar" [J]. IEEE Transactions on AES, 2005, 41(3): 1147-1150

[5] G W Pulford, Andrew Logothetis. An Expectation-Maximization on Tracking for Multiple Observations Of a Single Target in Clutter [DB/OL]. <http://ieeexplore.ieee.org/ie4/5239/14185/00649846.pdf> tp=&amumber=649846&isnumber=14185 2004-3-5

作者简介:



刘慧霞 女, 1973年9月生于陕西省清涧县, 现为西北工业大学自动化学院博士研究生, 主要研究领域为目标跟踪, 非线性滤波, 信息融合. E-mail: liuhuixia_nwpu@126.com



梁彦 男, 1971年10月生于河南省新乡市, 现为西北工业大学自动化学院副教授, 主要研究领域为自适应滤波, 目标跟踪, 信息融合. E-mail: liangyan@nwpu.edu.cn