

一种自适应天波超视距雷达航迹融合算法

刘慧霞¹, 梁彦², 陈绪元³, 潘泉², 杨峰²

(1. 西北工业大学第365研究所, 陕西西安 710072; 2. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072;

3. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210013)

摘要: 针对天波超视距雷达在雷达坐标系下跟踪目标时, 多路径传播效应下的各模式航迹起始与终结时刻不同而造成航迹缺失条件下的航迹融合问题, 本文给出一种自适应天波超视距雷达航迹融合算法, 通过应用当前时刻获得的新信息与历史时刻获得的信息联合确定最优关联假设, 从而获得最优的目标状态估计。仿真表明, 与多假设航迹融合算法相比, 本文的算法大大降低了融合结果误差。

关键词: 天波超视距雷达; 航迹融合; 航迹缺失; 目标跟踪

中图分类号: TN958; TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 06 1348-05

An Adaptive OTHR Multipath Track Fusion Algorithm

LIU Hui-xia¹, LIANG Yan², CHEN Xuyuan³, PAN Quan², YANG Feng²

(1. No. 365 Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

2. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

3. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, Jiangsu 210013, China)

Abstract: The multipath propagation of skywave over the horizon radar (OTHR) in target tracking makes the tracking filter in radar coordinate inevitably produce several tracks for a single target, and the propagation modes of the tracks are not determinate. The target state in ground coordinate can be obtained by the association of tracks, propagation modes and targets, and track fusion. Other problems of OTHR are low detection probabilities, low measurement accuracy and low data sampling rate, which usually results in track absence in some radar dwells or the case that tracks of some modes may be never initialized. An adaptive OTHR multipath track fusion algorithm is proposed, which decides the optimal association of tracks, propagation modes and targets by the information of present time and the historical information. The mode association hypothesis of each step is modified with new data cumulating. The simulation results show that the algorithm of this paper can greatly decrease the state estimation error, compared with the multihypothesis fusion of multipath OTHR tracks algorithm.

Key words: skywave over the horizon radar; track fusion; track absence; target tracking

1 引言

天波超视距雷达利用电离层的反射作用能够自上而下探测超远距离的运动目标。从同一个目标散射的雷达信号是通过不同路径到达接收器往往会导致基于雷达坐标系下的跟踪滤波器输出多条航迹对应一个目标的问题。目前在天波超视距雷达数据处理算法中所采用的航迹融合算法有: 基于多假设的航迹融合算法^[1,2]、基于拉格朗日松弛算法的航迹融合算法^[3]、基于神经网络的航迹融合算法^[4]、以及基于电离层传播模式统计模型的航迹融合算法^[5]等。应用不同的算法框架对航迹、传播模式以及目标进行关联和航迹融合, 最终获得目标的状态估计。

由于天波超视距雷达数据处理还存在低数据率; 检测概率低; 测量精度低这样的“三低”问题, 从而对应各种传播模式的目标航迹往往质量都比较差, 使得目标航迹很难维持且易发生航迹丢失现象; 同时由于对应各传播模式的目标回波通过不同的电离层传播, 各电离层反射电磁波的状态并不完全一致, 因此各回波被检测到的概率可能会不同, 而且各电离层自身始终处在动态的变化过程中, 不同时刻传播模式状态也会发生变化, 因此往往会导致雷达坐标系下的滤波器, 对经过不同传播模式传播的目标回波起始航迹和终结航迹的时刻存在先后差异, 往往会导致航迹缺失现象的出现, 对应某些传播模式的航迹发生航迹部分缺失或对应某些传播模式的航迹可能根本未被起始。

收稿日期: 2007-01-23; 修回日期: 2007-12-03

基金项目: 国家科技“十五”预研; 国家自然科学基金重点项目 (No. 60634030); 国家自然科学基金项目 (No. 60702066)

上述的各航迹融合算法是基于各传播模式的航迹均存在而且航迹完整的条件下给出的,因此当对应不同传播模式的航迹起始和终结的时刻不一致时,应用上述的航迹融合算法所获得的航迹融合结果往往会由于传播模式的误关联使得目标的状态估计精度大大降低,甚至航迹远远偏离目标的真实轨迹而被误认为新目标的出现.本文通过应用雷达坐标系下目标的新信息与各历史时刻的信息联合确定最优关联假设,给出最优的目标状态估计.最后通过仿真试验对该算法与基于多假设的航迹融合算法^[1,2]进行了性能比较,并对算法中的参数进行了鲁棒性分析.

2 坐标变换模型及问题描述

假设存在相距一定距离的 M 层电离层,则存在 M^2 种传播模式.由于实际上无法得到电离层在各时刻精确的状态,在工程实际应用中只能通过一定时间的信息积累才能给出电离层的状态估计,即各电离层的等效高度;给定时间段存在的电离层传播模式种类;以及相应坐标变化的误差等^[5].假设 M 层电离层各层高度均值分别为 $h_1(k), \dots, h_M(k)$, 标准协方差分别为 $\sigma_{h_1}, \dots, \sigma_{h_M}$, 各传播模式反射发射波和目标回波的电离层的高度状态为 $u(k) = [h_r(k), h_t(k)]_{r,t=1, \dots, M}^T$, 其均值为 $\bar{u}(k) = [\bar{h}_r(k), \bar{h}_t(k)]_{r,t=1, \dots, M}^T$, 协方差为 $P_u(k) = \text{diag}[\sigma_{h_r}^2, \sigma_{h_t}^2]$.

雷达坐标系下的航迹状态估计需要进行多种传播模式坐标变换,获得地理坐标系下的多种传播模式航迹.假定在雷达坐标系下第 j 条轨迹 τ_j 在 k 时刻的状态用 $y_j(k)$ 表示.相应 $N(k)$ 条轨迹的状态值为 $\{y_j(k)\}_{j=1}^{N(k)}$, 对应 $N(k)$ 条轨迹的滤波器输出状态估计值为 $\{\hat{y}_j(k)\}_{j=1}^{N(k)}$ 和协方差估计 $P_{y_j}(k)$, $Z_j^k = \{z_j(i)\}_{i=1}^k$ 表示到时刻 k 由跟踪滤波器得到的与 τ_j 相关联的量测值的集合.

从雷达坐标系到地理坐标系多种传播模式下的航迹的坐标变换为

$$x_j^m(k) = H(y_j(k), u(k)), \quad m \in \{1, 2, \dots, M^2\} \quad (1)$$

坐标变换 H 是电离层状态及目标状态的非线性变换^[6~8].考虑到式(1)中坐标变换中存在着严重的非线性,传统的计算非线性变换后的状态与协方差估计是基于一阶线性化的方法,假设 $y_j(k)$ 与 $u(k)$ 相互独立,但实际上由于二者并不独立,一阶线性化忽略了高阶项的影响不仅会导致系统产生较大的误差,而且需要计算雅可比阵,增加了算法的繁杂性,因此我们采用 UT 变换^[9]的方法,通过有限的采样点,当样本点通过式(1)的非线性函数传递时,获得地理坐标系下的至少二阶近似的状态 $\hat{x}_j^m(k)$ 和协方差估计 $\hat{P}_{x_j^m}(k)$.

3 自适应天波超视距雷达航迹融合算法

3.1 航迹分类

我们采用最近邻的航迹分类方法,将 k 时刻雷达坐标系中的航迹 τ_i, τ_j 转换到地理坐标系中得到 $\hat{x}_i^{m_i}(k)$ 和 $\hat{x}_j^{m_j}(k)$, 其中 m_i 和 m_j 分别是相应的传播模式,满足 $m_i \neq m_j$, 忽略两条航迹估计的互协方差,如果 $\hat{x}_i^{m_i}(k)$ 和 $\hat{x}_j^{m_j}(k)$ 的统计距离满足

$$(\hat{x}_i^{m_i}(k) - \hat{x}_j^{m_j}(k))^T (\hat{P}_{x_i}^{m_i}(k) + \hat{P}_{x_j}^{m_j})^{-1} (\hat{x}_i^{m_i}(k) - \hat{x}_j^{m_j}(k)) \leq \gamma \quad (2)$$

则将航迹加入已有的目标分类中,或是形成一个新的目标分类.可以轮流考虑每一条航迹,反复构建分类,或是在条件式(2)满足至少有一个分类组时,将航迹添加进已有的分类组中,或是形成一个新的分类.同一分类中的雷达关联航迹,我们认为它们来自同一目标.假设经过坐标变换的各条航迹的状态呈高斯分布,则式(2)中 γ 为选定的门限按照 $\chi^2(n)$, n 为状态的维数.

3.2 假设概率计算

由于本文中我们主要解决多种传播模式的航迹发生缺失条件下的天波超视距雷达航迹融合问题,而且鉴于上述的“三低”情况,雷达坐标系下常常会由于可低于 0.5 以下的低检测率,往往连续多拍得不到目标的量测而导致航迹很难维持,因此航迹会被早早的终结.对于距离非常近的目标,考虑到天波超视距雷达的监视区域较远,即使滤波器为不同的目标起始了不同的航迹我们也认为是一个目标群来处理,相当于单目标的情况,因此在进行航迹分类之前,我们首先要对雷达坐标系下滤波器输出的航迹进行预处理,将滤波器输出的多条对应同一传播模式滤波器输出航迹进行融合,以保证在雷达坐标系下对应的每一种传播模式,仅存在至多一条滤波器输出航迹.

在 k 时刻,假设在雷达坐标系下有 $n(k)$ 条不同的航迹与目标 t 相关联,组成航迹 $Y_t(k) = \{y_j(k)\}_{j=1}^{n(k)}$, M^2 种可行的传播模式组成模式集 $U(k)$, 由于经过了上面给出的航迹预处理过程,认为与目标 t 相关联的航迹数满足 $n(k) \leq M^2$, 对于所有可行假设中最优的关联假设应满足

$$\max_{j_1, \dots, j_{n(k)}} P(y_{j_1}, \dots, y_{j_{n(k)}} | Y_t(k), U(k)) \quad (3)$$

我们应用 $\theta_{\{y_{j_1}, \dots, y_{j_{n(k)}} | m_{j_1}, \dots, m_{j_{n(k)}}\}, m_j} \in M(y_j(k), u(k))$, $y_j \in Y_t(k)$ 表示假设航迹与传播模式的关联事件, $n(k)$ 条航迹 $y_1, \dots, y_j, \dots, y_{n(k)}$ 分别对应传播模式 $m_1, \dots, m_j, \dots, m_{n(k)}$.由于在 3.1 中进行了航迹的预处理,因此对于任何两条关联的航迹均满足传播模式不相同,则可能存在有 $P_t^{n(k)} = M^2! / (M^2 - n(k))!$ 种与传

播模式相关的关联假设. 定义 $n(k)$ 条航迹中第 i 种航迹与传播模式关联事件的概率密度为

$$\beta_i^{n(k)} \triangleq P(\theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)}, m_{n(k)}\}} | Y_i(k), U(k)), \quad i = 1, \dots, P_{M^2}^{n(k)} \quad (4)$$

基于前述各航迹状态前面服从正态分布的假设, 则可得

$$\begin{aligned} \beta_i^{n(k)} &\triangleq P(\theta_{\{y_{n(k)}, m_{n(k)}\}} | \theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)-1}, m_{n(k)-1}\}}, \\ &\quad Y_i(k), U(k)) P(\theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)-1}, m_{n(k)-1}\}} | \\ &\quad Y_i(k), U(k)) \\ &= P(\theta_{\{y_{n(k)}, m_{n(k)}\}} | \theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)-1}, m_{n(k)-1}\}}, \\ &\quad Y_i(k), U(k)) \beta_i^{n(k)-1} \\ &= P(x_{n(k)}^{m_{n(k)}} | \theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)-1}, m_{n(k)-1}\}}, \\ &\quad Y_i(k), U(k)) P(m_{n(k)} | U(k)) \beta_i^{n(k)-1} \end{aligned} \quad (5)$$

定义可行假设 $\theta_{\{y_1, m_1; \dots; y_j, m_j; \dots; y_{n(k)}, m_{n(k)}\}}$ 发生时的航迹融合的状态估计为 $\hat{x}_i^{n(k)}$ 和协方差估计为 $\hat{P}_i^{n(k)}$.

定理 1 忽略被融合航迹间的互协方差的影响, 对应第 i 种航迹与传播模式关联事件的目标状态估计, 协方差估计分别为

$$\hat{P}_i^{n(k)} = [(\hat{P}_{x_{n(k)}}^{m_{n(k)}})^{-1} + (\hat{P}_i^{n(k)-1})^{-1}]^{-1} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_i^{n(k)} &= \hat{P}_i^{n(k)} [(\hat{P}_{x_{n(k)}}^{m_{n(k)}})^{-1} \hat{x}_{n(k)}^{m_{n(k)}} + \\ &\quad + (\hat{P}_i^{n(k)-1})^{-1} \hat{x}_i^{n(k)-1}] \end{aligned} \quad (7)$$

定理 2 第 i 种航迹与传播模式关联事件的概率密度为

$$\begin{aligned} \beta_i^{n(k)} &\triangleq \lambda^{-1} P(m_{n(k)} | U(k)) \left| 2\pi(\hat{P}_{x_{n(k)}}^{m_{n(k)}} + \hat{P}_i^{n(k)-1}) \right|^{-V/2} \\ &\quad \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\hat{x}_{n(k)}^{m_{n(k)}} - \hat{x}_i^{n(k)})^T (\hat{P}_{x_{n(k)}}^{m_{n(k)}} + \hat{P}_i^{n(k)-1})^{-1} \right. \\ &\quad \left. \cdot (\hat{x}_{n(k)}^{m_{n(k)}}(k) - \hat{x}_i^{n(k)-1})\right] \beta_i^{n(k)-1} \end{aligned} \quad (8)$$

其中 λ^{-1} 为归一化系数. $P(m_{n(k)} | U(k))$ 为第 $m_{n(k)}$ 种传播模式发生的概率, 在无法获得各传播模式发生概率的先验信息条件下, 我们认为所有传播模式发生的概率相等, 当存在 M^2 种可行的传播模式时, 则 $P(m_{n(k)} | U(k)) = 1/M^2$.

定理 3 满足式(3)最优的关联假设为所有关联假设中对应最大航迹-传播模式关联假设概率的航迹融合结果

$$i^*(k) = \arg(\max_i(\beta_i^{n(k)})) \quad (9)$$

相应的目标状态估计与协方差估计为

$$\hat{x}_t(k) = \hat{x}_{i^*(k)}^{n(k)}, \quad \hat{P}_t(k) = \hat{P}_{i^*(k)}^{n(k)} \quad (10)$$

3.3 航迹-传播模式关联自适应修正

雷达坐标系下滤波器输出的多模式航迹, 每条航迹的起始与终结时间往往各不相同. 在不同的时刻 k_1, k_2 , 当发生有航迹终结或者有新的航迹被起始时, 不同时刻下滤波器输出的航迹数目不相等, 即 $n(k_1) \neq n(k_2)$, 由于滤波器输出的各航迹的误差大小也有差异, 有些时候即使 $n(k_1) = n(k_2)$, 则 k_1, k_2 时刻最优的

传播模式与航迹的关联假设也可能并不相同, 即 $i^*(k_1) \neq i^*(k_2)$, 但对于某条确定的航迹来说, 相应的传播模式实际上也是确定的, 因此我们需要对不同时刻下的关联假设做一定的修正.

如果在 $1 \leq k \leq k_1$ 时间段内, 与目标 t 相关联的航迹数一致, 即未发生新航迹的起始, 也未发生某条航迹的终结, 但仍然会发生不同时刻最优的关联假设不一致. 而发生各条航迹-传播模式的最优关联假设的 k_c 时刻满足

$$\{k_c\} = \arg(\max_k(\max_i(\beta_i^{n(k)}))), \quad 1 \leq k \leq k_1 \quad (11)$$

则最优关联假设为

$$i^*(k) = i^*(k_c), \quad 1 \leq k \leq k_1 \quad (12)$$

因此, 对于实时航迹融合处理来说, 需要将每拍获得的最大关联概率密度与前面各拍的最大值进行比较, 即在任意 $k_l (1 \leq k_l \leq k_1)$ 时刻, 应用式(9)确定的最优关联假设 $i^*(k_l)$ 并不一定是最优的, 还要将 $\max_i(\beta_i^{n(k_l)})$ 与 $k_1 \leq k \leq k_l$ 区间的 $\max_{1 \leq k \leq k_l}(\max_i(\beta_i^{n(k)}))$ 相比较, 才能确定最优的关联假设.

定理 4 如果在 $1 \leq k \leq k_1$ 时间段内

$$\max_i(\beta_i^{n(k_l)}) > \max_{1 \leq k \leq k_l}(\max_i(\beta_i^{n(k)})) \quad (13)$$

则进行后向航迹修正, 应用 k_l 时刻的关联假设 $i^*(k_l)$ 对 $1 \leq k \leq k_l$ 区间各时刻的关联假设 $i^*(k)$ 进行修正, 即

$$\hat{x}_t(k) = \hat{x}_{i^*(k)}^{n(k)}, \quad \hat{P}_t(k) = \hat{P}_{i^*(k)}^{n(k)}, \quad 1 \leq k \leq k_l \quad (14)$$

反之则进行前向航迹修正, k_l 时刻的最优关联假设依然采用由式(11)确定 $1 \leq k < k_l$ 之间内的最优关联假设.

如果在 k_1 时刻 $\max_i(\beta_i^{n(k_1)}) > \max_{1 \leq k < k_1}(\max_i(\beta_i^{n(k)}))$, 并且假设在 k_1 时刻发生了某些航迹的起始, 则 $n(k_1-1) < n(k_1)$, 则需要进行后向航迹修正, 修正区间为 $k^* \leq k < k_1-1$, 其中 k^* 满足 $k^*-1 \geq 0$ 而且在后向航迹修正时, 第一次发生 $n(k^*-1) = n(k_1)$.

如果在 k_2 时刻 $\max_i(\beta_i^{n(k_2)}) < \max_{1 \leq k < k_2}(\max_i(\beta_i^{n(k)}))$, 则无论是否发生某些航迹的终结, 依然采用 $1 \leq k \leq k_2-1$ 之间的最优关联假设确定 k_2 时刻的关联假设, 但关联假设中不包含被终结的航迹.

3.4 航迹融合算法实现

我们给出航迹缺失条件下的天波超视距雷达航迹融合算法步骤.

(1) 建立仿真环境, 建立目标的运动模型和电离层的参数模型, 选取状态参量和协方差值作为融合的分量;

(2) 输入雷达坐标系下的多条航迹数据(目标的状

态估计和协方差估计) 进行多种传播模式坐标配准, 所有雷达航迹数据应用所有可行的坐标变换, 得到地理坐标系下所有采样时刻的状态值和协方差;

(3) 计算地理坐标系下任意两条航迹之间的统计距离(2), 确定哪些航迹相互关联, 即来自同一个目标;

(4) 在雷达坐标系下将相关的航迹按传播模式进行假设分类, 得到航迹-传播模式关联假设;

(5) 计算每种假设的概率, 即相关联航迹的联合概率密度(5);

(6) 对应每一种假设, 计算地理坐标系下融合航迹的协方差和状态估计(6)~(7);

(7) 判断最大航迹传播模式关联假设概率是否为所有时刻最大值, 如果是进行后向航迹修正, 根据是否有新航迹起始确定航迹后向修正区间, 反之, 进行前向航迹修正;

(8) 确定最优航迹-传播模式关联假设;

(9) 输出航迹融合结果;

(10) 返回第(2)步。

4 仿真分析

考虑单个空中目标在二维平面内做近似匀速直线运动, 设目标在极坐标内的初始状态 $x(0)=[1100\text{km}$
 0.15km/s 1.46528rad $0.0000872\text{rad/s}]$, 我们考虑存在 $E(h_E(k)=100\text{km})$, $F(h_F(k)=260\text{km})$ 两层电离层, 电离层高度呈正态分布, 标准协方差分别为 $\sigma_{h_E}=15\text{km}$, $\sigma_{h_F}=15\text{km}$, 存在 EE、EF、FE、FF 四种传播模式, 且电离层状态良好, 雷达量测噪声标准差: 径向距 $\sigma_{R_g}=5\text{km}$, 径向距速率 $\sigma_{\dot{R}_g}=0.001\text{km/s}$, 方向角 $\sigma_{\theta_g}=0.003\text{rad}$ 雷达采样周期为 20s , 整个仿真时间持续 600s 雷达坐标系下采用的跟踪滤波器为 VDA 滤波器。

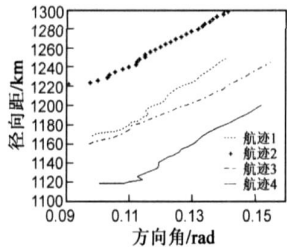


图1 $P_d=1$ 时雷达坐标系下的 VDA 滤波器输出的目标航迹迹

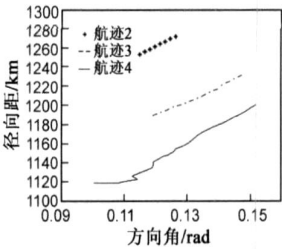


图2 发生航迹缺失时雷达坐标系下的 VDA 滤波器输出航迹

首先我们对高检测率时完整的航迹和低检测率时发生缺失现象进行比较. 图 1 给出检测概率 $P_d=1$ 时雷达坐标系下的 VDA 跟踪滤波器输出的四条对应四种传播模式的完整航迹. 图 2 为当检测概率较低时, VDA 跟踪滤波器输出的典型航迹, 通过图 2 与图 1 的比较我们可以看出当检测概率较低时发生了部分航迹缺失的现象, 滤波器输出的航迹 2 和航迹 3 均不完整, 并且航迹

1 未被滤波器起始, 发生了整条航迹的缺失现象. 我们分别给出应用多假设的航迹融合算法^[1,2]和本文航迹融合算法的航迹融合结果. 图 3 和图 4 分别为应用多假设的航迹融合算法的航迹融合结果图和应用本文航迹融合算法对于航迹缺失条件下的航迹融合结果图. 表 1 给出了对应图 3 和图 4 两种融合结果的 RMSE 误差统计.

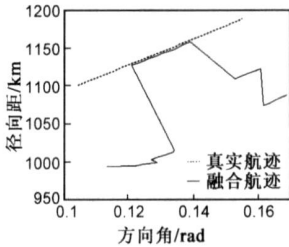


图3 基于多假设的航迹融合算法的航迹融合结果图

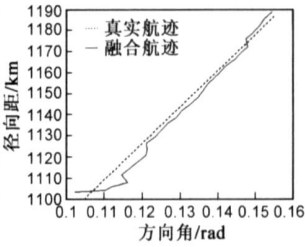


图4 应用本文航迹融合算法的航迹融合结果图

我们从图 3 中可以看出当雷达坐标系下的滤波器发生新航迹起始和航迹终结时, 应用多假设的航迹融合算法的输出航迹就会发生跳变, 存在较大的系统偏差. 当有新航迹起始时, 新航迹的起始增加了相应传播模式的航迹信息量使得关联假设事件更加完备, 因此系统偏差变小, 而当发生航迹终结时, 航迹信息量减少, 对应各航迹传播模式关联假设事件重新分布发生模式混用的现象, 从而造成系统偏差突然增大, 并且发生航迹跳变时容易造成有新目标出现的假象.

表 1 两种融合算法的 RMSE 误差统计

融合算法	径向距 RMSE	方向角 RMSE
本文的航迹融合算法	0.8762km	0.0024rad
多假设航迹融合算法	76.6935km	0.0120rad

我们从图 4 中可以看出当雷达坐标系下的滤波器发生新航迹起始和航迹终结时, 采用本文的融合算法输出航迹就会修正图 3 中发生的跳变, 当有新航迹起始时, 对新航迹出现之前的关联假设进行修正使得误差变小, 而当发生航迹终结时, 航迹信息量减少, 依然采用航迹终结之前的关联假设, 从而保证了航迹融合结果的平滑性和连续性. 从表 1 中的误差统计对比可以看出本文的融合算法大大降低了径向距误差, 提高了融合精度.

表 2 为电离层虚高和虚高标准协方差分别发生估计偏差时的 RMSE 误差统计. 我们通过误差统计对本文提出的融合算法中的参数进行了鲁棒性测试, 如本文引言所述, 获得的电离层的参数估计值, 例如电离层的虚高往往并不精确, 因此我们给出在电离层参数发生波动时的算法的融合精度统计. 在仿真试验中, 电离层的参数分别取不同的组合, 从表 2 中的统计结果可以看

出,本文提出的航迹缺失条件下的航迹融合算法对于电离层参数的不确定时仍能够保持较高的航迹估计精度,具有很好的适应性和鲁棒性.

表2 电离层参数发生估计存在偏差时的 RMSE 误差统计

参数取值	融合算法			
	本文航迹融合算法		多假设航迹融合算法	
	径向距 RMSE	方向角 RMSE	径向距 RMSE	方向角 RMSE
$h_E = 100\text{km}, h_F = 260\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 5\text{km}, \sigma_{h_F} = 5\text{km}$	1.2066km	0.0024rad	73.4574km	0.0105rad
$h_E = 100\text{km}, h_F = 260\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 25\text{km}, \sigma_{h_F} = 25\text{km}$	1.5105km	0.0025rad	75.6031km	0.0112rad
$h_E = 90\text{km}, h_F = 250\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 5\text{km}, \sigma_{h_F} = 5\text{km}$	4.9253km	0.0021rad	68.1227km	0.0103rad
$h_E = 90\text{km}, h_F = 250\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 25\text{km}, \sigma_{h_F} = 25\text{km}$	2.9008km	0.0022rad	68.5459km	0.0102rad
$h_E = 110\text{km}, h_F = 250\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 5\text{km}, \sigma_{h_F} = 5\text{km}$	2.4243km	0.0026rad	70.6553km	0.0115rad
$h_E = 110\text{km}, h_F = 250\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 25\text{km}, \sigma_{h_F} = 25\text{km}$	3.7591km	0.0027rad	68.0797km	0.0100rad
$h_E = 100\text{km}, h_F = 270\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 5\text{km}, \sigma_{h_F} = 5\text{km}$	1.3056km	0.0024rad	83.8346km	0.0130rad
$h_E = 100\text{km}, h_F = 270\text{km}$ $\sigma_{h_E} = 25\text{km}, \sigma_{h_F} = 25\text{km}$	2.4226km	0.0025rad	84.3737km	0.0129rad

5 结论

由以上仿真结果证明本文提出的航迹缺失条件下的天波超视距雷达航迹融合算法,解决了天波超视距雷达在多种传播模式和典型“三低”条件下的航迹融合问题中,当航迹不完整以及对应某种传播模式的整条航迹发生缺失条件下的航迹融合问题.该算法大大降低了融合结果误差,在 OTHR 航迹融合系统中能达到较高的精度,对于电离层模型的误差具有很好的适用性和鲁棒性.

参考文献:

[1] P W Sarunic, K A B White, M G Rutten. Over the horizon radar multipath and multisensor track fusion algorithm development. DSTO report No DSTO-RR-0223 [DB/OL]. <http://www.dsto.defence.gov.au/corporate/reports/DSTO-RR-0223.pdf>, 2004-03-20/2008-03-02.

[2] D J Percival, K A B White. Multipath track fusion for over the horizon radar[J]. Proc SPIE, 1997, 3163: 363-374.

[3] Mark G. Rutten, Simon Maskell, Mark Briers and Neil J Gordon. Multipath tracking association for over the horizon radar

using Lagrangian relaxation[J]. Signal and Data Processing of Small Targets, 2004, 5428: 452-463.

[4] Zhu J r han, Robert Bonger, Abdesselam, Bouzerdoum, Michael Southcott. Application of neural network to track association in over the horizon radar[J]. SPIE, 1994, 2233: 224-235.

[5] Richard H Anderson, Jeffrey Krolik. Track association for over the horizon radar with statistical ionospheric model[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(11): 2632-2643.

[6] 刘慧霞, 梁彦, 程咏梅, 等. 天波超视距雷达的坐标变换[J]. 计算机仿真, 2006, 23(3): 70-73.

[7] Liu Hu xia, Pan Quan, Liang Yan, Cheng Yong mei, Chen Ming. Comments on “A multipath data association tracker for over the horizon radar” [J]. IEEE Transactions on AES, 2005, 41(3): 1147-1150.

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

[9] 潘泉, 杨峰, 叶亮, 梁彦, 程咏梅. 一类非线性滤波器 UKF 综述[J]. 控制与决策, 2006, 20(5): 481-489-494.

[10] 刘慧霞, 梁彦, 潘泉, 程咏梅. 天波超视距雷达多路径 Viterbi 数据关联跟踪算法[J]. 电子学报, 2006, 34(9): 1640-1644.

Liu Huixia, et al. A multipath Viterbi data association algorithm for over the horizon radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(9): 1640-1644. (in Chinese)

[11] G W Pulford. OTHR Multipath tracking with uncertain coordinate registration [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 38-56.

作者简介:



刘慧霞 女, 1973 年 9 月生于陕西省清涧县. 博士, 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 年生于河南省. 教授, 主要研究领域为自适应滤波, 目标跟踪.
E-mail: liangyan@nwpu.edu.cn