

三维空间中高超声速目标修正三级 Hough 变换-检测前跟踪算法

王国宏 李岳峰* 于洪波 李 林
(海军航空工程学院信息融合研究所 烟台 264001)

摘 要: 针对大型相控阵雷达对于临近空间高超声速目标的检测跟踪问题, 该文提出一种修正的 3 级 Hough 变换 (MTS-HT) 检测前跟踪算法。首先, 为了解决直接进行 3 维 Hough 变换计算量大的问题, 将 3 维点迹依次降维映射至径向距离-时间、方位角-时间和仰角-时间 3 个平面进行 2 维 Hough 变换; 其次, 为了能够在充分利用点迹能量信息的基础上尽量减小强干扰的影响, 在每级 Hough 变换中采用非相参积累和二值积累相结合的双重积累方式进行点迹筛选; 最后, 通过引入运动约束以及合并相似航迹的方式进行航迹精简, 从而有效降低虚假航迹数, 得到按照时序关联的最终检测航迹。仿真结果表明, 该算法具有较高的航迹检测概率和较低的虚假航迹检测概率, 可以实现对临近空间高超声速目标的有效检测跟踪。

关键词: 目标检测; 检测前跟踪; 临近空间; 高超声速目标; 3 维 Hough 变换; 回波能量

中图分类号: V243.2; TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)04-0890-08

DOI: 10.11999/JEIT170622

Modified Triple-stage Hough Transform Track-before-detect Algorithm in Three-dimensional Space for Hypersonic Target

WANG Guohong LI Yuefeng YU Hongbo LI Lin

(Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: In view of detection and tracking issue with large phased array radar for near-space hypersonic targets, a Modified Triple-Stage Hough Transform (MTS-HT) Track-Before-Detect (TBD) algorithm is proposed. Firstly, in order to reduce huge computational load problem from direct three-dimensional Hough transform, three-dimensional measurement points are mapped into range-time plane, azimuth-time plane and elevation-time plane in turn for two-dimensional Hough transforms. Besides, to decrease the impact from strong interference, meanwhile, make full use of energy information of points, point selection is carried on by double integration means of non-coherent integration and binary integration in every stage. Finally, false trajectory will be reduced effectively by motion constraints as well as merging of similar trajectories and the final trajectory from sequence association can be obtained. Simulation results show that proposed algorithm can realize effective detection and tracking for near-space hypersonic targets with relatively high trajectory detection probability and low false trajectory detection probability.

Key words: Target detect; Track-Before-Detect (TBD); Near space; Hypersonic target; Three-dimensional Hough transform; Echo energy

1 引言

临近空间(near space)是指距离地面 20~100 km、纵跨电离层和非电离层的空域。临近空间飞行器(near-space vehicle)是指以不低于 5 倍音速的速度飞行于临近空间并利用临近空间独有资源和特点

来执行一定任务的飞行器^[1-3]。一方面,随着 X-42^[4], X-51^[5]等临近空间飞行器的试验成功,临近空间飞行器的高超声速特性使其可在 2 h 内对全球任意目标实施打击;另一方面,临近空间目标高超声速运动所产生的激波效应会在飞行器周围形成等离子体鞘套,从而可以对电磁波进行反射、折射及散射,同时吸收电磁波能量,使得在一定高度范围内目标的雷达反射截面积(Radar Cross-Section, RCS)可能发生严重衰减,导致目标回波十分微弱,从而使目标在一定时间内获得较强隐身能力^[6,7],进一步加大了雷达探测难度。临近空间飞行器的以上两点特性使得现有的预警系统很难对其进行有效拦截。因此,

收稿日期: 2017-06-28; 改回日期: 2017-12-14; 网络出版: 2018-01-23

*通信作者: 李岳峰 liyuefeng1992@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61731023, 61372027, 61501489, 61671462, 61701519), “泰山学者”建设工程专项经费

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61731023, 61372027, 61501489, 61671462, 61701519), Distinguished Taishan Scholars in Climbing Plan

研究临近空间高超声速目标的检测跟踪问题对于增强国家空天安全具有重要意义。

检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)是一种检测强杂波环境下微弱目标的有效技术。TBD通过对多个采样周期数据进行非相参积累,提高了目标航迹信噪比。现有 TBD 算法主要分为4类:基于投影变换的 TBD 算法^[8,9]、基于广义似然比检测的 TBD 算法^[10,11]、基于动态规划的 TBD 算法^[12,13]、基于粒子滤波的 TBD 算法^[14,15]。其中,基于 Hough 变换(Hough Transform, HT)的 TBD 算法(HT-TBD)是一种典型的基于投影变换的 TBD 算法,由 Carson 等人^[16-18]引入到搜索雷达领域用于检测强杂波环境下近似直线运动的目标。HT-TBD 算法具有对随机噪声鲁棒性强,对目标位置不确定性不敏感等优点,在雷达探测领域应用广泛^[19-24]。目前,大多研究都只针对2维平面位置量测:文献[20]为解决传统 HT-TBD 算法的起始航迹慢和计算量大的问题,提出了一种修正的 HT-TBD 算法;文献[21]为提升航迹检测精度,提出一种基于点集合并的修正 HT-TBD 算法。但这些研究只针对2维量测,未考虑目标的高度、仰角信息,具有较大局限性,无法适用于实际战场情况。

目前针对3维空间位置量测的 HT-TBD 算法很少有报道:文献[22]直接进行3维 Hough 变换,由于空间直线具有4个自由度,对应的高维参数空间占据了大量内存,造成很大计算负担,无法满足实际应用需要;文献[23]将3维点迹投影到两个笛卡尔直角坐标平面分别进行2维 Hough 变换航迹检测,随后对各平面检测结果进行融合得到最终3维检测航迹。但该算法很容易在所选直角坐标投影面内积累噪声而造成较大信噪比损失,此外由于该坐标系存在距离与角度量测的耦合,即使角度量测误差很小,远距离条件下也会产生很大横向距离误差,进一步加大了目标航迹检测难度;文献[24]利用时间信息和多普勒量测信息作为辅助约束条件,将3维点迹分别映射到两个时间平面进行2维 Hough 变换航迹检测,但是该算法并没有考虑仰角信息和能量信息,限制了其对于远距离条件下临近空间目标的检测性能。

针对以上问题,本文提出了一种临近空间高超声速目标修正3级 HT-TBD 算法。相比上述文献[22~24]方法,本文算法同时考虑了径向距离、方位角、仰角、能量、时间与目标运动信息,提高了信息利用率;3维 Hough 变换转换成3个递进的2维 Hough 变换的处理方式通过降低参数空间维数大大减小了计算量;3级时间平面的投影方式对雷达直

接输出的距离、方位和俯仰量测进行了解耦处理,避免了远距离条件下较大横向距离误差带来的消极影响并最大限度地弱化了噪声积累;双重积累方式在充分利用点迹能量信息的同时尽可能地减小了强干扰的影响,有效提升了参数空间积累效率;在此基础上,分别借鉴文献[20,21]的思想进行航迹检验与航迹合并,最终有效实现了远距离强杂波条件下临近空间目标的检测跟踪。

2 问题描述

假设临近空间目标为作匀速直线运动的点目标,雷达位于坐标原点,3坐标雷达扫描周期为 T ,雷达接收到 N 帧回波且不存在量测模糊现象。 k 时刻状态向量为

$$\mathbf{X}_k = [r_k, \vartheta_k, \varphi_k, S_k]^T \quad (1)$$

式中, $r_k, \vartheta_k, \varphi_k$ 分别表示 k 时刻目标的径向距离、方位角和仰角坐标, S_k 表示目标的回波功率。量测方程可以表示为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k \quad (2)$$

式中, $\mathbf{Z}_k = [r_k, \vartheta_k, \varphi_k, E_k]^T$ 表示 k 时刻量测向量,其中, E_k 表示量测回波功率; \mathbf{W}_k 表示量测噪声序列;量测矩阵 \mathbf{H} 为四阶单位阵。现代雷达多采用 I, Q 双通道的复信号表示法,因此,量测回波功率 E_k 可表示为

$$E_k = \begin{cases} |\mathbf{S}_k + \mathbf{N}_k|^2, & \text{目标点} \\ |\mathbf{C}_k + \mathbf{N}_k|^2, & \text{杂波点} \\ |\mathbf{N}_k|^2, & \text{噪声点} \end{cases} \quad (3)$$

式中, k 时刻 $(r_k, \vartheta_k, \varphi_k)$ 点处的目标回波信号 $\mathbf{S}_k = \text{Re}[\mathbf{S}_k] + i \cdot \text{Im}[\mathbf{S}_k]$, k 时刻 $(r_k, \vartheta_k, \varphi_k)$ 点处的杂波 $\mathbf{C}_k = \text{Re}[\mathbf{C}_k] + i \cdot \text{Im}[\mathbf{C}_k]$, k 时刻 $(r_k, \vartheta_k, \varphi_k)$ 点处的噪声 $\mathbf{N}_k = \text{Re}[\mathbf{N}_k] + i \cdot \text{Im}[\mathbf{N}_k]$ 。假设噪声与杂波均为复高斯信号, $\text{Re}[\cdot]$ 和 $\text{Im}[\cdot]$ 分别表示对应复信号的实部与虚部(即对应复信号的 I 路信号与 Q 路信号), i 为虚数单位, $|\cdot|$ 表示对复信号的取模运算。

3 算法原理

本文算法从结构上可以分为3部分:3级 Hough 变换点迹筛选、航迹检验以及航迹合并。算法总体处理流程如图1所示。

3.1 3级 Hough 变换点迹筛选

对于临近空间内沿直线运动的目标,可以证明,此时目标在径向距离-时间平面、方位角-时间平面、仰角时间平面的运动轨迹依然近似为直线。因此,本文算法在充分利用已有信息的基础上通过把3维

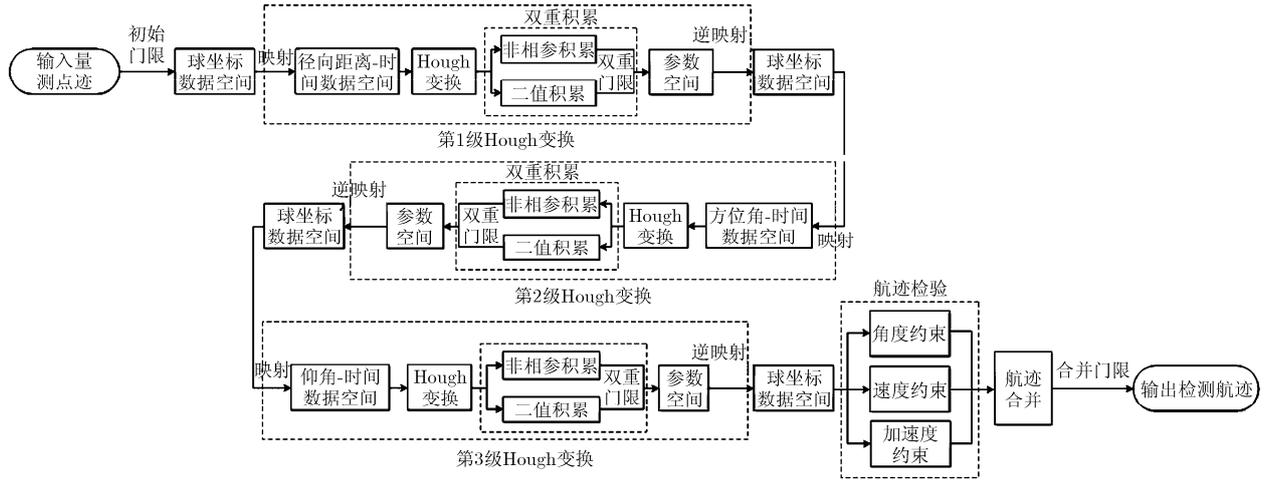


图1 算法总体流程图

Hough 变换问题降维到 3 个 2 维平面进行 Hough 变换提取直线的方式提高算法计算效率。

3.1.1 初始门限预处理 为了在滤除部分杂波点的同时尽可能保留目标量测，本文算法首先在较高虚警率下设置一个较低的初始门限 h ，通过预处理的方式减少数据处理量，然后再将超过初始门限的 3 维点迹依次映射至 3 个 2 维时间平面进行 Hough 变换。

对于经过平方检波和归一化处理的回波信号，根据预设的初始虚警概率 P_{fa} ，设置初始门限^[17]如式(4)，只保留功率超过门限的点迹，删除其余点迹。

$$h = -\ln(P_{fa}) \quad (4)$$

3.1.2 第 1 级点迹筛选：基于径向距离-时间平面 Hough 变换的点迹筛选 在初始门限预处理的基础上，利用所获量测点迹包含的时间信息，将 3 维空间中的数据点映射到径向距离-时间平面。

由于此时横纵坐标轴的数据数量级相差悬殊，直接进行 Hough 变换会造成量级较小的时间轴信息丢失，从而很难在参数空间检测到峰值点。因此，本文采用文献[25]提出的规格化的方法对距离-时间平面数据进行预处理。规格化系数为

$$c_1 = 10^{\lceil \lg(|r_{\max}/t_{\max}|) \rceil} \quad (5)$$

式中， $\lceil \cdot \rceil$ 表示上取整， r_{\max} 表示径向距离 r 的最大值， t_{\max} 表示时间 t 的最大值，即总帧数 N 。规格化处理之后，数据由 (t, r) 变换为 $(t', r') = (c_1 \times t, r)$ 。

在规格化处理的基础上，通过式(6)将距离-时间平面中的点变换到参数空间 Ω_1 。

$$\rho = t' \cos \theta + r' \sin \theta \quad (6)$$

式中， ρ 表示数据点所在直线与原点的距离， θ 表示数据点和原点连线与横轴正方向的夹角。

针对实际量测不可避免地存在量测误差而使目标量测无法准确共线的情况，为了增大误差容限进而增强算法检测能力，使近似共线的量测点在参数空间内仍能交于同一单元，本文算法将对参数空间进行离散化处理。 $\rho - \theta$ 参数空间 Ω_1 将被离散成 $N_\theta^{(1)} \times N_\rho^{(1)}$ 个参数单元，分辨率 $\Delta\theta^{(1)} = \pi/N_\theta^{(1)}$ ， $\Delta\rho^{(1)} = L/N_\rho^{(1)}$ ，其中， L 取雷达探测范围的两倍。离散化参数单元中心坐标：

$$\left. \begin{aligned} \theta_n^{(1)} &= (n - 0.5) \Delta\theta^{(1)}, \quad n = 1, 2, \dots, N_\theta^{(1)} \\ \rho_n^{(1)} &= (n - 0.5) \Delta\rho^{(1)}, \quad n = 1, 2, \dots, N_\rho^{(1)} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

在参数空间离散化的基础上，本文将通过并行的非相参积累和二值积累的双重积累方式提升参数空间积累性能，并分别设立门限 $U_E^{(1)}$ 和 $U_P^{(1)}$ 。只有同时满足功率积累值超过 $U_E^{(1)}$ 和票数积累值超过 $U_P^{(1)}$ 的参数单元所对应的数据空间点迹集合 $\mathbf{A}_{ij}^{(1)}$ 内的点才被认为是可能的目标点迹。

由于本文算法采用 M/N 逻辑，即当某一参数单元投票数大于等于 M 时，则提取该参数单元，因此，二值积累门限：

$$U_P^{(1)} = M \quad (8)$$

对于非相参积累门限 $U_E^{(1)}$ ，本文取参数空间 Ω_1 内功率积累最大值的 $\chi^{(1)}$ 倍作为 $U_E^{(1)}$ 。

假设预处理后点迹集合 \mathbf{A} 中第 k 帧第 l 个点迹 $\mathbf{Z}_l^{(k)} = [r_l^{(k)}, \vartheta_l^{(k)}, \varphi_l^{(k)}, E_l^{(k)}]^T$ 被映射到参数空间对应的正弦曲线为 $\xi_l^{(k)}$ ，则表征 k 时刻该曲线 $\xi_l^{(k)}$ 经过参数空间 Ω_1 中第 i 行第 j 列参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 的数学判别式为

$$\left. \begin{aligned} c_1 k \cos \theta_i^{(1)} + r_i^{(k)} \sin \theta_i^{(1)} &> \Delta\rho^{(1)} \cdot (j - 1) \\ c_1 k \cos \theta_i^{(1)} + r_i^{(k)} \sin \theta_i^{(1)} &\leq \Delta\rho^{(1)} \cdot j \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N_\theta^{(1)}$, $j = 1, 2, \dots, N_\rho^{(1)}$, $l = 1, 2, \dots, M_k$, $k = 1, 2, \dots, N$ 。如果点迹 $\mathbf{Z}_l^{(k)}$ 满足式(9), 则利用该点对参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 进行积累; 否则, 点迹 $\mathbf{Z}_l^{(k)}$ 对参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 的积累无贡献。

考虑到实际情况下每一帧数据只有一个目标点, 为了更合理地对参数空间单元进行二值积累和非相参积累, 使得双重积累方式可以分别独立地起到应有的作用, 避免大量杂波点的无效积累湮没真实的目标航迹积累值, 本文算法依照以下两项原则进行双重积累, 以进一步提升算法积累效果:

(1)对于二值积累, 同一时刻任意一个参数单元最多只积累一票, 即如果没有曲线经过该参数单元, 记0票; 如果有大于等于一条曲线经过该参数单元, 记1票。则 k 时刻参数空间 Ω_1 中第 i 行第 j 列的参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 的票数积累值为

$$\eta_{ij}^{(k)} = \begin{cases} 1, & q > 0 \\ 0, & q = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中, q 表示经过离散化后 k 时刻参数空间 Ω_1 中参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 的曲线个数, $i = 1, 2, \dots, N_\theta^{(1)}$, $j = 1, 2, \dots, N_\rho^{(1)}$ 。

(2)对于非相参积累, 同一时刻任意一个参数单元只积累数据空间内所有为该单元投票的点迹中功率最大点的功率值; 如果没有点迹为该参数单元投票, 该单元积累值记为零。则 k 时刻参数空间 Ω_1 中第 i 行第 j 列的参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 的功率积累值为

$$\gamma_{ij}^{(k)} = \begin{cases} \max[E_k], & q > 0 \\ 0, & q = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中, E_k 表示对应量测点 \mathbf{Z}_k 的功率值, 量测点属于集合 $\mathbf{H}_{ij}^{(1)}$, $\mathbf{H}_{ij}^{(1)}$ 表示为参数空间 Ω_1 中参数单元 $L_{ij}^{(k)}$ 投票的数据空间点迹集合。

考虑到具有较大二值积累值的参数单元倾向于产生更高的功率积累值, 为使非相参积累独立于二值积累而起到应有的作用, 本文对于各参数单元的非相参积累值进行归一化处理: 将根据式(11)得到的各参数单元的 N 帧数据非相参积累值分别除以根据上述原则(1)而得到的同一参数单元的 N 帧数据二值积累值, 从而获得该参数单元投票点的平均功率值, 并将该平均功率作为该参数单元的最终非相参积累值。

最后, 将同时通过双重积累的参数单元逆映射回原始数据空间, 提取出可能的目标点迹集合 $\mathbf{A}_{ij}^{(1)}$ 。同时, 删除数据空间内除集合 $\mathbf{A}_{ij}^{(1)}$ 外的所有点迹, 从而完成第1级基于径向距离-时间平面 Hough 变换

的点迹筛选。

由于之后的第2级方位角-时间平面 Hough 变换点迹筛选以及第3级仰角-时间平面 Hough 变换点迹筛选的基本原理和流程与第1级基于径向距离-时间 Hough 变换的点迹筛选类似, 只需以前一级筛选出来的点迹集合为输入, 将对应公式中的变量由径向距离 r 依次替换为方位角 ϑ 和仰角 φ 即可, 后文将不再详细论述。

3.2 航迹检验

由于经过3级 Hough 变换点迹筛选后, 仍可能存在杂波点, 使得同帧内存在多个点迹, 因此仅利用时间信息进行关联后仍会存在多条虚假航迹。为进一步删除不符合临近空间高超声速目标运动规律的航迹, 本文算法将引入航迹速度约束、角度约束以及加速度约束进行航迹检验。

假设3维数据空间中任意3个时刻量测点分别为 $\mathbf{Z}_i = [r_i, \vartheta_i, \varphi_i, E_i]^T$, $\mathbf{Z}_j = [r_j, \vartheta_j, \varphi_j, E_j]^T$ 和 $\mathbf{Z}_k = [r_k, \vartheta_k, \varphi_k, E_k]^T$ 。对应的3维空间距离矢量分别为 \mathbf{b}_{ij} , \mathbf{b}_{jk} 。其中, $i \leq j \leq k$, $i, j, k = 1, 2, \dots, N$ 。

(1)航迹速度约束: 对于临近空间高超声速目标, 通常根据先验信息认为其飞行速度介于最小速度 v_{\min} 和最大速度 v_{\max} 之间。对于两个时刻量测点迹 \mathbf{Z}_i 和 \mathbf{Z}_j , 速度波门可建立为

$$v_{\min} \leq \frac{|\mathbf{b}_{ij}|}{t_i - t_j} \leq v_{\max} \quad (12)$$

(2)航迹角度约束: 对于临近空间高超声速目标, 通常情况下航向比较平稳, 近似为一条直线, 不会出现急转急停或者反向机动运动。因此, 对于量测点迹 $\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z}_j, \mathbf{Z}_k$, 可以根据先验信息设定最大转向角 β_{\max} 从而建立角度波门:

$$\arccos \left(\frac{\mathbf{b}_{ij} \cdot \mathbf{b}_{jk}}{|\mathbf{b}_{ij}| \cdot |\mathbf{b}_{jk}|} \right) \leq \beta_{\max} \quad (13)$$

(3)航迹加速度约束: 对于临近空间高超声速目标, 通常情况下根据先验信息认为其机动加速度小于最大加速度 a_{\max} 。对于3个时刻的点迹 $\mathbf{Z}_i, \mathbf{Z}_j, \mathbf{Z}_k$, 加速度波门可建立为

$$\left| \frac{|\mathbf{b}_{ij}|}{t_i - t_j} - \frac{|\mathbf{b}_{jk}|}{t_j - t_k} \right| \leq a_{\max} \quad (14)$$

3.3 航迹合并

针对经过航迹检验后可能存在多条航迹对应同一个目标的情况, 本文算法将采取航迹合并的方式解决此类航迹簇拥现象。在对检测出的可能航迹进行同帧点迹两两比较的基础上, 可以得到相同点迹的个数 δ 。如果 δ 超过某一门限 δ_0 , 则合并这两条

航迹。门限 δ_0 可以表示为

$$\delta_0 = \left\lfloor \frac{N}{2} + \tau \right\rfloor \quad (15)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整, τ 为约束因子, 取值为整数, 满足 $0 \leq \tau \leq \left\lfloor \frac{N+1}{2} \right\rfloor$ 。

4 仿真验证与分析

4.1 参数设置

假设传感器为位于坐标原点的 3 坐标雷达, 雷达扫描周期 $T = 2$ s, 径向距离量测误差为 200 m, 方位角、仰角的量测误差均为 0.2° , 量测积累帧数 $N = 7$; 目标 RCS = 2 m^2 。在每帧数据中, 杂波密度为 λ_c , 杂波个数服从泊松分布, 杂波位置在雷达视域内服从均匀分布。参数空间 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ 均离散化为 180×300 个分辨单元, 二值积累门限 $U_p^{(1)} = U_p^{(2)} = U_p^{(3)} = 5$; 非相参积累门限 $U_E^{(i)}$ 均取各自参数空间 Ω_i 内功率积累最大值的 0.75 倍, 即 $\chi^{(1)} = \chi^{(2)} = \chi^{(3)} = 0.75, i=1,2,3$ 。最小速度 $v_{\min} = 1700 \text{ m/s}$, 最大速度 $v_{\max} = 6800 \text{ m/s}$, 最大转向角 $\beta_{\max} = 70^\circ$, 最大加速度 $a_{\max} = 15g$, 其中, $g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 。约束因子 $\tau = 1$, 航迹合并门限 $\delta_0 = 4$ 。

在上述参数设置的基础上, 本文采用航迹检测概率 P_d 、虚假航迹检测概率 P_f 和平均算法运行时间 T_{run} 3 项指标来定量评估算法性能, P_d, P_f 的定义如式(16)和式(17):

$$P_d = \frac{1}{MV} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^V \varepsilon_{ij} \quad (16)$$

式中, M 为蒙特卡洛仿真试验次数, V 为目标个数, ε_{ij} 为逻辑变量, 表示在第 i 次试验中是否检测到目标 j : 若检测到, 则取 1; 若未检测到, 则置 0。

$$P_f = \frac{1}{Q} N_f \quad (17)$$

其中, 平均检测虚假航迹数 N_f 和平均检测航迹总数 Q 表示如式(18), 式(19):

$$N_f = \frac{1}{MV} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^V f_{ij} \quad (18)$$

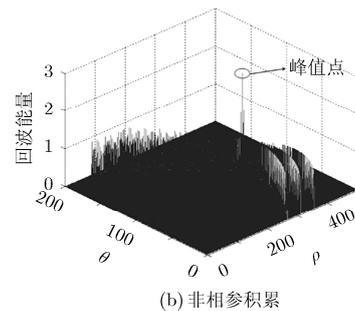
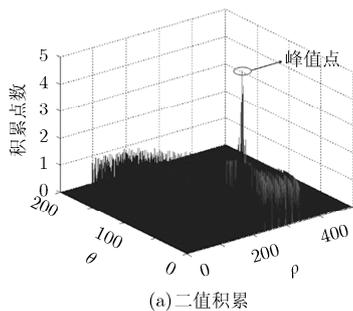


图2 参数空间积累图

$$Q = \frac{1}{MV} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^V F_{ij} \quad (19)$$

式中, f_{ij} 表示在第 i 次试验中检测到的对应于目标 j 的虚假航迹数; F_{ij} 表示在第 i 次试验中对应目标 j 的检测到的航迹总数。

4.2 仿真结果与分析

实验 1 量测精度对算法性能的影响 为检验量测精度对于本文 MTS-HT 算法的影响, 拟针对不同径向距离误差、不同方位角误差、不同仰角误差分别进行 500 次蒙特卡洛仿真, 并将其与文献[22]的 3D-HT 算法和文献[24]的 TH-HT 算法进行对比分析。假设目标在 3 维空间内做匀速直线运动, 初始位置为 (350000 m, 350000 m, 40000 m), 即量测向量为 $(r, \vartheta, \varphi) = (496590 \text{ m}, 45^\circ, 85^\circ)$, 初始速度为 (3000 m/s, 2500 m/s, 150 m/s)。

假设信杂比等于 6 dB, RCS 等于 2 m^2 , 径向距离量测误差为 200 m、方位角和仰角量测误差均为 0.2° 。本文算法首先将 3 维量测点迹分别映射到径向距离-时间、方位角-时间、仰角-时间平面, 并对上述 3 个时间平面中的点迹分别进行 2 维 Hough 变换, 对应的参数空间内二值积累和非相参积累直方图(由于图形类似, 仅给出第 3 级 Hough 变换的积累直方图)如图 2 所示, 其中, 非相参积累进行了归一化处理。三重点迹筛选结果以及最终的检测航迹分别如图 3(a), 图 3(b)所示。

下面将通过改变径向距离误差、方位角误差以及仰角误差大小, 并与 3D-HT 以及 TH-HT 算法进行对比分析, 体现量测精度对本文算法检测性能的影响。

由图 4 可知, 不同量测精度下, 本文算法的航迹检测概率 P_d 明显高于 TH-HT 算法但略低于 3D-HT 算法; 总体上, 3 种算法的检测概率均随量测误差的增大而降低。其中, TH-HT 算法由于未利用仰角信息, 因此检测概率随仰角误差变化不大, 围绕 50% 上下波动; 对于 3 维空间直线航迹, 3D-HT 算法直接进行 3 维 Hough 变换, 在参数空间具有无投影损失的

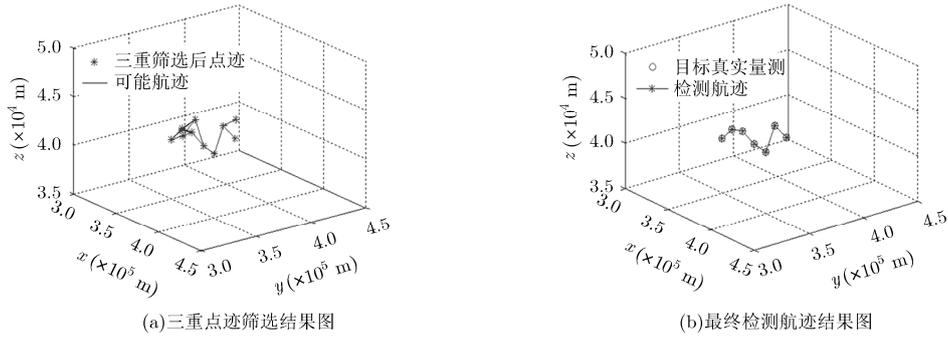


图 3 航迹检测结果

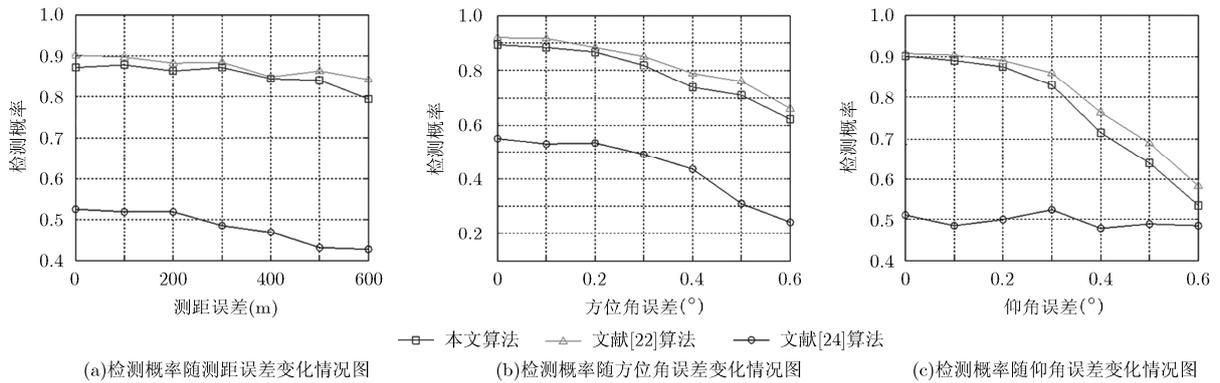


图 4 量测误差对检测概率的影响

最佳航迹线性积累效果，而本文算法在 3 个时间平面内的 2 维航迹投影实际上为近似直线，在相同量测误差条件下，投影面内目标点的线性回归性要弱于不进行投影的 3 维直线航迹，因此对应的线性积累效果相对较差一些。从整体上看，本文算法对于距离、方位角以及仰角误差的敏感程度依次递增，当量测误差不是特别大时，可以保证较高检测概率。

实验 2 信杂比对算法性能的影响 为进一步检验信杂比对本文 MTS-HT 算法检测性能的影响，拟在虚警概率等于 10^{-4} 的前提下针对不同信杂比各进行 500 次蒙特卡洛仿真，并与文献[22]的 3D-HT 算法以及文献[24]的 TH-HT 算法进行对比分析，对应的检测概率曲线如图 5 所示。假设目标在 3 维空间内做匀速直线运动，初始位置为 (350000 m, 350000 m, 40000 m)，即量测向量 $(r, \theta, \varphi) = (496590 \text{ m}, 45^\circ, 85^\circ)$ ，初始速度为 (3000 m/s, 2500 m/s, 150 m/s)。

由图 5 可知，3 种算法的检测概率均随信杂比的增加而显著提高。当信杂比大于 10 dB 时，过门限杂波点和噪声点较少，三者检测概率相差不大，均可达到 90% 以上。随着信杂比的降低，过门限杂波点和噪声点逐渐增多，三者检测概率下降较为明显，当信杂比小于 3 dB 时，检测概率均降到 50% 以下。由于本文算法采用 3 级 Hough 变换进行点迹筛选，多

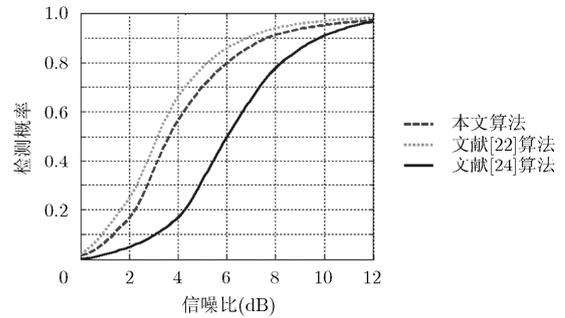


图 5 不同信杂比下仿真结果比较

级门限可降低算法对门限大小的要求，通过逐步筛选减小目标漏检概率；同时，本文算法充分利用了点迹的时序信息、能量信息，径向距离信息、方位角、仰角信息以及先验运动信息，相对于 TH-HT 算法，信息利用率的提升进一步提高了目标检测概率。综上所述，不同信杂比条件下本文 MTS-HT 算法的检测概率整体上高于 TH-HT 算法并且略低于 3D-HT 算法。

实验 3 杂波密度对算法性能的影响 为进一步验证本文 MTS-HT 算法在不同杂波密度下的有效性，拟针对不同杂波密度 λ_c 各进行 500 次蒙特卡洛仿真，并通过与文献[22]的 3D-HT 算法以及文献[24]的 TH-HT 算法性能的对比分析，体现本文算法

的优越性, 仿真结果如表 1 所示。假设目标在 3 维空间内做匀速直线运动, 初始位置为 (350000 m, 350000 m, 40000 m), 即量测向量 $(r, \vartheta, \varphi) = (496590 \text{ m}, 45^\circ, 85^\circ)$, 目标初始速度为 (3000 m/s, 2500 m/s, 150 m/s)。

由表 1 可以看出:

(1) 3 种算法的检测概率均随杂波密度 λ_c 的增加而下降。当杂波密度 $\lambda_c \leq 800$ 时, 3 种算法的检测概率均较高, 本文算法的检测概率高于 TH-HT 算法并略低于 3D-HT 算法。

(2) 本文算法在同等杂波密度下的平均检测虚假航迹数和虚假航迹检测概率明显小于 TH-HT 算法以及 3D-HT 算法。当 $\lambda_c = 1000$ 时, 本文算法的 N_f 仅为 TH-HT 算法 N_f 的 5.1%、3D-HT 算法的 9.4%, 对应的 P_f 也仅为 TH-HT 算法 P_f 的 49.5%, 3D-HT 算法的 52.2%。

(3) 当杂波密度较低时, 由于经过两级 Hough 变换点迹筛选后剩余点迹已经很少, 所以第 3 级

Hough 变换的引入不会增加过多计算量; 但是随着杂波密度的增加, 第 3 级 Hough 变换需要处理的点迹也会越来越多, 带来更多的额外计算时间。因此, 本文 MTS-HT 算法检测性能的提升是以增加计算量为代价的。

5 结束语

针对临近空间高超声速目标的检测跟踪问题, 提出了一种修正 3 级 Hough 变换检测前跟踪算法。该方法通过 3 个时间平面内的 3 级 Hough 变换完成点迹筛选, 并在每级 Hough 变换采用非相参积累和二值积累相结合的双重积累方式提升积累效果。通过进一步的航迹约束和航迹合并进行航迹精简, 大部分虚假航迹得以删除。由于充分利用了时间信息、能量信息和径向距离、方位角、仰角信息以及目标运动信息, 与现有方法相比本文算法具有更佳的总体性能, 并适用于远距离条件下临近空间多目标和机动目标的检测跟踪。

表 1 不同杂波密度下仿真结果比较

性能指标	杂波密度						
	100	200	400	600	800	1000	
P_d	本文算法	0.93	0.91	0.86	0.82	0.80	0.73
	文献[22]算法	0.94	0.92	0.88	0.83	0.81	0.76
	文献[24]算法	0.92	0.88	0.81	0.75	0.68	0.62
N_f	本文算法	0.11	0.31	0.48	0.54	0.65	0.89
	文献[22]算法	0.62	1.35	2.72	3.49	6.12	9.47
	文献[24]算法	1.13	2.11	4.39	7.72	11.88	17.34
P_f	本文算法	0.10	0.24	0.32	0.35	0.39	0.47
	文献[22]算法	0.38	0.57	0.73	0.78	0.86	0.90
	文献[24]算法	0.53	0.68	0.81	0.89	0.92	0.95
$T_{\text{run}}(\text{s})$	本文算法	5.42	8.03	12.25	15.43	18.76	26.09
	文献[22]算法	19.12	26.91	46.62	78.73	131.56	221.75
	文献[24]算法	4.98	8.37	12.04	14.82	17.41	22.52

参考文献

- [1] ZHANG Jingmei, SUN Changyin, ZHANG Ruimin, *et al.* Adaptive sliding mode control for re-entry attitude of near space hypersonic vehicle based on backstepping design[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2015, 2(1): 94-101. doi: 10.1109/JAS.2015.7032910.
- [2] WANG Wenqin. Near-space vehicle-borne SAR with reflector antenna for high-resolution and wide-swath remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(2): 338-348. doi: 10.1109/TGRS.2011.2158224.
- [3] 黄伟, 罗世彬, 王振国. 临近空间高超声速飞行器关键技术及展望[J]. *宇航学报*, 2010, 31(5): 1259-1265. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2010.05.001.
- [4] HUANG Wei, LUO Shibin, and WANG Zhenguo. Key techniques and prospect of near-space hypersonic vehicle[J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(5): 1259-1265. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2010.05.001.
- [5] SAVILLE M A, JACKSON J A, and FULLER D F. Rethinking vehicle classification with wide-angle polarimetric SAR[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2014, 29(1): 41-49. doi: 10.1109/MAES.2014.130057.
- [5] YANG Yueneng, WU Jie, XIE Yu, *et al.* Dynamics modeling and maneuverability analysis of a near-space earth observation platform[C]. *IEEE Proceedings of the 5th International Conference on Recent Advance in Space*

- Technologies, Istanbul, 2011: 223-226. doi: 10.1109/RAST.2011.5966828.
- [6] 杨玉明, 王红, 谭贤四, 等. 再入等离子体隐身及反隐身分析[J]. 空军雷达学院学报, 2012, 26(4): 248-251. doi: 10.3969/j.issn.1673-8691.2012.04.004.
- YANG Yuming, WANG Hong, TAN Xiansi, *et al.* Analysis of reentry plasma stealth and anti-stealth[J]. *Journal of Air Force Radar Academy*, 2012, 26(4): 248-251. doi: 10.3969/j.issn.1673-8691.2012.04.004.
- [7] 朱方, 吕琼之. 返回舱再入段雷达散射特性研究[J]. 现代雷达, 2008, 30(5): 14-16. doi: 10.3969/j.issn.1004-7859.2008.05.004.
- ZHU Fang and LÜ Qiongzi. A study on radar scattering characteristics of the reentry capsule[J]. *Modern Radar*, 2008, 30(5): 14-16. doi: 10.3969/j.issn.1004-7859.2008.05.004.
- [8] YU Hongbo, WANG Guohong, WU Wei, *et al.* A novel RHT-TBD approach for weak targets in HPRF radar[J]. *Science China Information Sciences*, 2016, 59(12): 122304. doi: 10.1007/s11432-015-5482-8.
- [9] 李林, 王国宏, 于洪波, 等. 一种临近空间高超声速目标检测前跟踪算法[J]. 宇航学报, 2017, 38(4): 420-427. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2017.04.012.
- LI Lin, WANG Guohong, YU Hongbo, *et al.* A TBD algorithm for near space hypersonic target[J]. *Journal of Astronautics*, 2017, 38(4): 420-427. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2017.04.012.
- [10] ORLANDO D and RICCI G. Track-before-detect algorithms for targets with kinematic constraints[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(3): 1837-1849. doi: 10.1109/TAES.2011.5937268.
- [11] TANG Xu, RATNASINGHAM T, MICHAEL M, *et al.* Multiple detection-aided low-observable track initialization using ML-PDA[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(2): 722-735. doi: 10.1109/TAES.2017.2664598.
- [12] JIANG Haichao, YI Wei, THIA K, *et al.* Multi-frame radar detection of fluctuating targets using phase information[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(2): 736-749. doi: 10.1109/TAES.2017.2664639.
- [13] ZHENG Daikun, WANG Shouyong, and MENG Qingwen. Dynamic programming track-before-detect algorithm for radar target detection based on polynomial time series prediction[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(8): 1327-1336. doi: 10.1049/iet-rsn.2015.0332.
- [14] GARCIA-FERNANDEZ A F. Track-before-detect labeled multi-bernoulli particle filter with label switching[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(5): 2123-2138. doi: 10.1109/TAES.2016.150343.
- [15] LUIS U M, ANGEL G F, and JESUS G L. Adaptive auxiliary particle filter for track-before-detect with multiple targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(5): 2317-2330. doi: 10.1109/TAES.2017.2691958.
- [16] CARSON B D, EVANS E D, and WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform part I: System concept[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(1): 102-108. doi: 10.1109/7.250410.
- [17] CARSON B D, EVANS E D, and WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform part II: Detection statistics[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(1): 109-115. doi: 10.1109/7.250411.
- [18] CARSON B D, EVANS E D, and WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform part III: Detection performance with binary integration[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(1): 116-125. doi: 10.1109/7.250412.
- [19] MOYER L R, SPAK J, and LAMANNA P. A multi-dimensional Hough transform-based track-before-detect technique for detecting weak targets in strong clutter backgrounds[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 3062-3068. doi: 10.1109/TAES.2011.6034689.
- [20] CHEN Ji, HENRY L, TIYUS L, *et al.* A modified probabilistic data association filter in a real clutter environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(1): 300-313. doi: 10.1109/7.481270.
- [21] 王国宏, 李林, 于洪波. 基于点集合并的修正 Hough 变换 TBD 算法[J]. 航空学报, 2017, 38(1): 320009. doi: 10.7527/S1000-6893.2016.0068.
- WANG Guohong, LI Lin, and YU Hongbo. A modified Hough transform TBD algorithm based on point set merging[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(1): 320009. doi: 10.7527/S1000-6893.2016.0068.
- [22] MOPISEH A and NAYEBI M M. 3-D Hough transform for surveillance radar target detection[C]. Proceedings of IEEE Radar Conference, Rome, 2008: 1-5. doi: 10.1109/RADAR.2008.4720878.
- [23] 王国宏, 苏峰, 何友. 三维空间中基于 Hough 变换和逻辑的航迹起始[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(10): 2198-2200. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2004.10.021.
- WANG Guohong, SU Feng, and HE You. Hough Transform (HT) and logic based track initiator in three dimensional space[J]. *Journal of System Simulation*, 2004, 16(10): 2198-2200. doi: 10.16182/j.cnki.joss.2004.10.021.
- [24] 金术玲, 梁彦, 王增福, 等. 两级 Hough 变换航迹起始算法[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 590-593. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2008.03.035.
- JIN Shuling, LIANG Yan, WANG Zengfu, *et al.* A two-hierarchy Hough transform based track initiation algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(3): 590-593. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2008.03.035.
- [25] 孔敏. 天波超视距雷达目标跟踪技术研究[D]. [博士学位论文], 海军航空工程学院, 2007.
- KONG Min. Research on target tracking technology for over-the-horizon radar[D]. [Ph.D. dissertation], Naval Aeronautical and Astronautical University, 2007.
- 王国宏: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为目标检测与跟踪、信息融合与雷达组网等.
- 李岳峰: 男, 1992年生, 博士生, 研究方向为目标检测与跟踪.
- 于洪波: 男, 1983年生, 讲师, 研究方向为信息融合技术、信号与信息处理.
- 李林: 男, 1991年生, 博士生, 研究方向为雷达数据处理、微弱目标检测.