基于 Hough 变换的测向交叉定位系统多目标 跟踪技术

盛丹*, 王国宏, 于洪波

海军航空工程学院信息融合技术研究所,烟台 264001 * 通信作者. E-mail: shengdan4080@sina.com

收稿日期: 2015-06-29; 接受日期: 2015-08-26 国家自然科学基金 (批准号: 61179018, 61372027, 61501489) 资助项目

摘要 无源交叉定位系统在现代抗干扰中有着广泛的应用,其中多目标定位中虚假定位点的去除是 一个长期困扰研究者的难点.针对被动传感器测向交叉定位系统对多目标的跟踪问题,分析了多目 标交叉定位虚假交叉点 (鬼点)的分布特点,建立了基于 Hough 变换的多目标跟踪模型,通过 Hough 变换鬼点判决实现了单个观测周期大多数鬼点的去除,通过 Hough 变换逐层分离实现了航迹的起始, 并在此基础上通过滤波完成了多目标的跟踪.仿真结果表明,该方法对鬼点的剔除率较高,对目标的 跟踪精度较高.

关键词 交叉定位 虚假交叉点 Hough 变换 多目标 跟踪

1 引言

无源定位系统^[1~3]具有隐蔽性能好,抗干扰能力强,作用距离远等优点,因此得到人们的广泛关注.目前常用的无源定位方法主要是利用辐射源的角度量测来确定目标的位置信息,依据观测站数量的不同,角度无源定位^[4]分为单站无源定位和多站无源定位两种方法.测向交叉定位^[5~7]是多站无源定位的主要方式之一,该方法利用多个被动传感器测得的角度信息进行交叉定位,从而获得目标的位置信息,因此能够有效对抗干扰.但是,在多目标环境中,该方法面临严重的鬼点消除问题.

针对上述问题, 文献 [8] 提出了基于谱相关理论的虚假点去除方法, 但是这需要获取辐射源信号特 征参数. Blackburn ^[9] 首先提出倾斜角法, 后来的诸多文献 ^[10,11] 也讨论了倾斜角法. Blackman 等又 在 Broida 算法 ^[12] 的基础上研究了最小漏距法, 但是计算量随着传感器数量的增加而呈指数增加. 文 献 [13] 将这些方法推广到长基线被动传感器数据关联上, 并采用基于统计方法的方位角粗关联 (coarse association, CA) 和细关联 (refined assiciation, RA) 的方法减小计算量. 文献 [14] 从神经网络 ^[15,16] 寻求解决方案, 采用交叉点聚类获得目标的个数, 通过多模神经网络进行虚假点的去除, 该过程也是主要 依据交叉点位置及交叉点间的距离进行的. 文献 [17] 将目标识别问题转化为在监视区内构造目标类 并寻找最优解问题, 该方法的应用前提是必须已知目标的个数.

引用格式: 盛丹, 王国宏, 于洪波. 基于 Hough 变换的测向交叉定位系统多目标跟踪技术. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 651–664, doi: 10.1360/N112015-00093

ⓒ 2016《中国科学》杂志社

由于真实目标交叉点是重合的并且具有与目标相同的运动特性,而鬼点也可能出现重合的情况, 但是重合的点数较少并且连续时刻的位置变化与目标的运动特性不同.因此,可以考虑采用 Hough 变 换进行鬼点去除.较为特殊地,有时会出现顽固鬼点(无法与真实目标点区分的交叉点,Bigotry crossing points),仅利用单个周期无法区分,需要采用多个周期来实现顽固鬼点去除,而 Hough 变换^[18]就是一 种有效的多周期信息处理方法,不仅为顽固鬼点去除提供了途径,而且能够实现目标航迹的起始.在 航迹起始方面,文献 [19] 利用 Doppler 和斜距的相关性构造 Hough 变换的约束条件实现单个目标的 航迹起始;但是无源被动传感器多目标跟踪只能得到角度信息,因此,该方法不能有效起始航迹.文献 [20] 采用 Hough 变换加权积累,利用积累单元的样本数和样本取值进行杂波环境下的曲线运动目标的 航迹起始,较 Hough 变换二值积累的虚假航迹数减少.

基于以上分析,针对一维空间无源传感器测向交叉定位系统目标跟踪问题,本文提出了基于 Hough 变换的测向交叉定位系统多目标跟踪算法. 在单个周期内利用 Hough 变换积累单元数和单元投票数 进行交叉点的判决,去除了大部分鬼点.利用目标在多个周期的相关性,采用 Hough 变换进行航迹起 始,并根据顽固鬼点的随机性将其剔除.最终通过滤波完成了多目标的跟踪.

2 问题描述

我们考虑多个目标在 Descartes 坐标系内匀速直线运动. 不失一般性, 对系统模型限制如下: 目标 为点状目标; 目标运动过程中带有 Gauss 白噪声的过程扰动; 任意时刻进入传感器检测波门的杂波数 目服从 Poisson 分布. 通过适当建模, 可建立如下系统模型. 定义交叉点为每两部传感器的方位线 (line of bearing, LOB) 矢量相交所得, 当存在多个目标时, 每部传感器获得多个角度信息, 交叉定位时产生 的大量鬼点对目标定位和跟踪产生严重的扰乱, 因此去鬼点是多目标跟踪的首要任务.

由于仅用两部一维被动传感器在单个观测周期内是无法去除鬼点的,因此假设传感器数目为 n > 2,跟踪 m 个直线运动目标,每部传感器的检测概率为 1,并且不存在虚假量测点.在每个观测周期内,将传感器两两分组,产生的交叉点数目最大为 $C_n^2 \cdot C_m^1 \cdot C_m^1$,其中有 m · C_n^2 个真实交叉点 (与目标对应的交叉点),对应每个目标的交叉点数为 C_n^2 个,不考虑量测误差时这些交叉点是重合的.以三部传感器、三个目标为例,目标交叉定位如图 1 所示.

图 1 中,真实目标处实际上存在三个交叉点,而鬼点大多数是孤立的,但也存在重合情况,根据传 感器和目标的数量关系,鬼点处交叉点分布情况如下:

(1) n > m, 鬼点处最大交叉点数为 C_m^2 ;

(2) n = m, 鬼点处最大交叉点数为 C_m^2 , 并且此种情况的点只可能存在一个;

(3) n < m, 鬼点处最大交叉点数为 C_n^2 , 并且此种情况的点可能存在多个.

可见,单个周期内相重合的鬼点数不大于相重合的真实交叉点数.可以根据交叉点的重合情况进行鬼点去除,在 Descartes 空间主要是利用两点间距离法来判断交叉点是否重合,但是计算量随传感器和目标数量增加而指数增大.而 Hough 变换能将 Descartes 空间的点迹转换到参量空间,并投影在相应的积累单元中,并且当积累单元划分合理时,能够消除量测误差和交会角引起的位置随机起伏现象.

Hough 变换通过式 (1) 将 Descartes 坐标系中的数据 (x, y) 变换到参数空间中的坐标 (ρ, θ) ,

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta,\tag{1}$$

其中, $\theta \in [0^{\circ}, 180^{\circ}]$. 那么 Descartes 空间成直线关系的点在参数空间相交于一点, 该点对应积累单元中的积累峰值. 如果点迹在 Descartes 空间重合, 则在参数空间为重合的曲线, 该曲线对应积累单元中



Figure 1 Diagram of crossing points of multi-sensors in triangulation

具有相同积累值的曲线. 如图 2 所示.

根据 Hough 变换的上述特点,将参量空间合理划分成积累单元,在单个周期内根据积累单元的积累值实现大部分鬼点的剔除,在不同观测周期利用 Hough 变换滤除顽固鬼点并完成真实目标航迹起始.

3 Hough 变换鬼点判决

3.1 Hough 变换去鬼点原理

传感器两两分组交叉定位,在每个观测周期,每个目标处总能得到 *C*² 个交叉点,这些交叉点是相互重合的,经 Hough 变换投影在参量空间对应的是一条重合的曲线.而虚假定位点却是相互独立的,分散在目标周围,由传感器的空间布局及目标的位置共同决定,经 Hough 变换后在参量空间也是独立的曲线.根据第 2 节的分析,无论传感器和目标的相对位置如何分布以及传感器的数量如何选取,目标处的交叉点数总是最多,因此,要从众多交叉点中得到目标的量测,可以根据交叉点相互重合的情况来判断.

将 $\rho - \theta$ 平面划分成 $N_{\theta} \times N_{\rho}$ 个单元,每个分割单元对应的边长分别为 d_{θ} 、 d_{ρ} ,单元的中心为 $(\theta_{u}, \rho_{v}), u = 1, 2, ..., N_{\theta}, v = 1, 2, ..., N_{\rho}$. 根据式 (1),对投影后曲线所属的积累单元进行投票. 其中, 对应目标的交叉点理论上是重合的,则投影后落在相同的积累单元,对每个积累单元的投票结果进行 积累,得到一条等积累值的曲线. 同理可以得到其他交叉点投影曲线所处积累单元及积累值. 显然,重合的点数越多,积累值越高,如图 2(c) 所示. 由第 2 节,目标处真实交叉点重合且重合数为 C_{n}^{2} ,那么根据积累结果,可以分两种情况进行判断:

(1) 当交叉点不重合或者相互重合的数目小于 C_n² 时, 交叉点判断为鬼点, 可以去除;

(2) 当相互重合的交叉点的数目等于 *C*²_n, 且存在 *m* 个这样的重合点, 则这个 *m* 点判断为目标点; 如果存在 *m* + *m** 个这样的重合点, 则其中仍存在 *m** 个虚假点, 还需要进行判断.

对情况 (2), 由于随着时间的推移, 目标位置改变, 重合的鬼点必然发散, 考虑采用序观的方法来 进一步判断, 即通过比较相邻周期的交叉点判断真实目标个数及位置. Hough 判断流程如图 3 所示.



图 2 (网络版彩图) Hough 变换示意图

Figure 2 (Color online) Diagram of Hough transform. (a) Cartesian space; (b) parameter space; (c) accumulation histogram

3.2 Hough 变换去鬼点

传感器两两分组得到 C_n^2 组交叉点数据, 分别表示为 $X_i = \{x_1^i, x_2^i, \ldots, x_{m_2}^i\}, i = 1, 2, \ldots, C_n^2$, 这些 点处于同一周期内, 采用 Hough 变换进行批处理. 每个交叉点 Hough 变换后的曲线 $l_i(i = 1, 2, \ldots, m^2 \cdot C_n^2)$ 在分割的 $\rho - \theta$ 平面相应单元投票, 重合的交叉点投票单元也是相同的. 由于目标处交叉点数最 多, 因此其每个积累单元的积累值最高, 据此可以进行鬼点的去除, 具体步骤如下所述.

(1) 将曲线 $l_i(i = 1, 2, ..., m^2 \cdot C_n^2)$ 投影在积累单元并投票, 记录投票单元 (简称记录单元) $H_i = \{A(p_1, q_i), p_i = p_i^1, p_i^2, ..., p_i^P; q_i = 1, 2, ..., Q\}, i = 1, 2, ..., m^2 \cdot C_n^2$, 其中, P,Q 分别为积累单元的分割 行、列数; p_i 的取值为投票单元的行位置. 并且记录这些投票单元相应的投票数 Num_i = {num_i^j, j = 1, 2, ..., Q}, i = 1, 2, ..., m^2 \cdot C_n^2.

(2) 设定门限 Thr₁, 计算投票数 num^{*j*}_{*i*} > Thr₁ 的数目, 当数目等于 Q 时, 保留相应的记录单元 *i*.

(3) 再设定门限 Thr₂, 把保留的记录单元进行比较, 如果记录单元的重合数 Q* > Thr₂, 保留相应 记录单元对应的交叉点, 否则, 舍弃.

由于保留的交叉点中可能存在顽固鬼点,通过与前一周期目标数量比较判断,可以初步判断传感



Figure 4 Diagram of the actual sensor triangulation

器对目标位置的量测,为航迹起始和滤波跟踪奠定基础,具体过程见下节分析.

值得注意的是,在实际多传感器目标跟踪中,由于量测误差的存在及目标与传感器的相对位置对 交叉定位的影响,同一周期内对应同一目标的点不会精确重合,如图 4 所示.

而 Hough 变换去鬼点依据的是重合点经 Hough 变换后落入相同的积累单元,要消除量测误差的 影响,需要对积累单元的划分进行限定.

假设两部传感器量测误差为零均值 Gauss 分布, 设定为 $\delta_{\theta_i} \sim N(0, \sigma_{\theta_i}^2), (i = 1, 2),$ 对目标交叉定

位坐标为 (x̂, ŷ),

$$\hat{x} = \frac{D\sin\theta_2\cos\theta_1}{\sin(\theta_2 - \theta_1)},\tag{2}$$

$$\hat{y} = \frac{D\sin\theta_2\sin\theta_1}{\sin(\theta_2 - \theta_1)}.$$
(3)

它们的误差仍服从 Gauss 分布:

$$\delta_x \sim N(0, \sigma_x^2), (i = 1, 2),$$
(4)

$$\delta_y \sim N(0, \sigma_y^2), (i = 1, 2),$$
(5)

其中,

$$\sigma_x^2 = \left(\frac{D\sin\theta_2\cos\theta_2}{\sin^2(\theta_2 - \theta_1)}\right)^2 E(\delta_{\theta_i})^2 + \left(\frac{D\sin\theta_1\cos\theta_1}{\sin^2(\theta_2 - \theta_1)}\right)^2 E(\delta_{\theta_2}^2),\tag{6}$$

$$\sigma_y^2 = \left(\frac{D\sin^2\theta_2}{\sin^2(\theta_2 - \theta_1)}\right)^2 E(\delta_{\theta_i})^2 + \left(\frac{D\sin^2\theta_1}{\sin^2(\theta_2 - \theta_1)}\right)^2 E(\delta_{\theta_2}^2),\tag{7}$$

这些交叉定位误差可能导致目标航迹在参量空间的交点能量发散.此时交叉点重合问题可以描述成假 设检验问题:

H₀:源于同一目标的交叉点完全对应相同的积累单元;

H1:源于同一目标的交叉点不完全对应相同的积累单元.

交叉点经 Hough 变换后对应参量空间的曲线,并投影在相应的积累单元,因此积累单元的划分与 交叉点的坐标 (*x*, *y*) 有关,将参数空间划分成 *v* × *v* 个单元,纵轴单元长度

$$d_E = \frac{\rho_{\max} - \rho_{\min}}{v},\tag{8}$$

其中, $\rho_{\max} = x \cos \theta_i + y \sin \theta_i$, $\rho_{\min} = x \cos \theta_j + y \sin \theta_j$, $\theta_u = \frac{(i-0.5)\pi}{v}$, $\theta_j = \frac{(j-0.5)\pi}{v}$, (i, j = 1, 2, ..., v), (x, y) 固定, 则 i, j 的取值是固定的. 显然有 $d_E \sim N(0, \sigma_d^2)$, 其中

$$\sigma_d^2 = \frac{(\cos\theta_i - \cos\theta_j)\sigma_x^2 + (\sin\theta_i - \sin\theta_j)\sigma_y^2}{v^2}.$$
(9)

构造关联统计量为

$$\lambda = \frac{d_E}{\sigma_d}.\tag{10}$$

那么, 服从自由度为1的 χ^2 分布. 对于 n 部传感器, 可以构造 C_n^2 个关联统计量, 对它们求和, 得

$$\kappa_m = \sum_{i=1}^{C_n^2 - 1} \sum_{j=i+1}^{C_n^2} \lambda_{ij}^m.$$
(11)

对 m 个目标, 继续求和, 得到检验统计量

$$\kappa = \sum_{u=1}^{m} \sum_{i=1}^{C_n^2 - 1} \sum_{j=i+1}^{C_n^2} \lambda_{ij}^u.$$
 (12)

可见, κ 服从均值为 $m \cdot C_n^2$ 的 χ^2 分布. 在给定拒绝概率 η 时, 决策门限 κ_0 可以通过下式的求解得到:

$$\Pr\{\kappa > \kappa_0 | H_0\} = \eta. \tag{13}$$

由上,得到决策准则:如果 κ > κ_n,则源于相同目标的交叉点落入相同的能量单元中.

4 Hough 变换逐层分离航迹起始及多目标跟踪

第3节的 Hough 变换判决后得到目标和少量顽固鬼点的量测,在若干个观测周期内,目标的运动 是规律性的,而顽固鬼点由于只受量测误差和交会角的影响,与目标位置无关,其位置可以看作是随机 的,在连续的几个周期内重合的概率非常低,因此考虑采用 Hough 变换进行航迹起始,并根据运动方 式的规律性滤除虚假航迹.

基于以上分析,将最初 k 个周期所得的交叉点图像叠加成一幅图像,在此图像中,

(1) 每个目标对应的交叉点在一条直线上,则在此直线上的目标点数为 $k \cdot C_n^2$;

(2) 鬼点随目标的运动发散或聚集,相互间无关联.

将 Hough 变换鬼点判决后的 k 个周期所得的 M 个交叉点进行批处理, 仍根据式 (1) 将 Descartes 空间点 $(x_i, y_i), j = 1, 2, ..., M$ 投影到参数空间, 并在相应的积累单元进行投票积累.

首先,由于量测误差的存在,要能够得到积累峰值,参量空间积累单元的划分仍然需要根据量测 误差来界定.交叉点共线问题也可以描述成假设检验问题:

H₀: 共线的交叉点能量集中成最高峰值;

H₁: 共线的交叉点能量发散峰值较低.

根据式 (2)~(12), 在给定拒绝概率 η* 时可以得到相应的门限值 κ*, 此处不再赘述.

其次,每个点在其投影曲线对应的积累单元进行投票,Descartes 空间呈直线关系的点投票积累后 会出现峰值 A_{ρ_0,θ_0} .当存在多个目标航迹时,会出现多个积累峰值 A_{ρ_0,θ_0} ,i = 1, 2, ..., m. 但是由于投 票过程中会相互交叠,因此积累峰值可能发散为点簇,可近似表示为 $A_{\rho_i,\theta_i} = \{A_{\rho_0,\theta_0} + r\}$, (r 为任意 常数),每个航迹对应一个点簇,这样仅仅依靠峰值是无法获得目标航迹的.由于每个点簇的点数是未 知的,只能采用逐层分离的方法来还原航迹,具体步骤如下:

(1) 将前 *k* 个周期 Hough 判决去鬼点后保留的点迹 $(x_j, y_j), j = 1, 2, ..., M$ 进行批处理, 点迹投 影到参数空间, 得到 $\{\rho_v^j | \rho_v^j = x_j \cos \theta_v + y_j \sin \theta_v\}^{N_\theta} v = 1$, 并在相应的积累单元进行投票. *M* 个点投 票结束后进行积累.

(2) 积累后出现 T 个峰值点簇 $(\theta_t^*, \rho_t^*), t = 1, 2, \dots, T$, 每个峰值点簇对应一条航迹.

(3) 选取合适的门限 Thr*, 对过门限的积累值取最大点, 据此最大点还原出航迹 k*.

(4) 将步骤 (3) 所得航迹对应的点迹从 (x_j, y_j) 中去除, 得到新的点迹 (x_j^*, y_j^*) , 返回步骤 (1), 直到 所有超过门限的峰值点簇判断完毕.

(5) 鉴于 Hough 判决去鬼点后保留的只有目标点和少量鬼点, 鬼点也可能形成航迹, 但是鬼点对 应的航迹各点间的变化是没有规律的, 因此利用各航迹点的位置和所处时刻求运动速度, 速度恒定的 为目标, 并保留其初始状态; 速度不恒定的判断为鬼点, 舍弃.

至此, Hough 变换逐层分离结果即为多个目标的初始航迹, 并可得到目标的运动状态.

在接下来的每个观测时刻仍然首先进行 Hough 判决去鬼点,得到目标点和少量的顽固鬼点,然后结合最近邻思想和 Kalman 滤波进行多目标跟踪.

5 坐标变换及交叉点、目标模型

5.1 坐标变换

在 ECEF 坐标系下进行目标跟踪. 由于前面几节的分析都是基于多部传感器两两分组, 因此仅分

析两部雷达对多个目标的定位. 假设目标数为 *m*, 两部传感器的地理坐标为 $X_i^r = [L_i^r, B_i^r, H_i^r], i = 1, 2.$ 在 NED 坐标系中, 两部传感器只得到对目标的角度量测 $Z_i = [(\tilde{\alpha}_j^i, \tilde{\varepsilon}_j^i)] = [(\alpha_j^i, \varepsilon_j^i) + (v_\alpha^i, v_\varepsilon^i)], i = 1, 2, j = 1, 2, ..., m, v_\alpha^i$ 和 v_ε^i 为测角误差, 均服从零均值 Gauss 分布. 传感器 2 在传感器 1 的 NED 坐标系中坐标为

$$\boldsymbol{X}_{21}^{r} = \boldsymbol{T}_{2}^{-1} (\boldsymbol{X}_{1}^{r} - \boldsymbol{X}_{2}^{r}).$$
(14)

两传感器间的距离为

$$D = \boldsymbol{X}_1^r - \boldsymbol{X}_{21}^R. \tag{15}$$

根据角度量测进行交叉定位, 交叉点在传感器 1 的 NED 坐标系中坐标为

$$\boldsymbol{Z}_{\text{NED}} = \{\boldsymbol{z}_{\text{NED}}^{i,j}\} = \left\{ \left(\frac{D \sin(\tilde{\alpha}_j^2) \cos(\tilde{\alpha}_i^1)}{\sin(\tilde{\alpha}_j^2 - \tilde{\alpha}_i^2)}, \frac{D \sin(\tilde{\alpha}_j^2) \sin(\tilde{\alpha}_i^1)}{\sin(\tilde{\alpha}_j^2 - \tilde{\alpha}_i^2)}, \frac{D \sin(\tilde{\alpha}_j^2) \tan(\tilde{\varepsilon}_i)}{\sin(\tilde{\alpha}_j^2 - \tilde{\alpha}_i^2)} \right) \right\}, i, j = 1, 2, \dots, m.$$
(16)

则交叉点在 ECEF 坐标系下坐标为 $Z_{\text{ECEF}} = \{z_{\text{ECEF}}^{i,j}\}$.

$$\boldsymbol{z}_{\text{ECEF}}^{i,j} = \boldsymbol{T}_1 \boldsymbol{z}_{\text{NED}}^{i,j} + \boldsymbol{X}_1^r, \tag{17}$$

$$\boldsymbol{T}_{1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 \cos L_{1}^{r} - \sin L_{1}^{r} \\ 0 \sin L_{1}^{r} & \cos L_{1}^{r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos B_{1}^{r} & 0 - \sin B_{1}^{r} \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin B_{1}^{r} & 0 & \cos B_{1}^{r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos A_{1}^{r} & \sin A_{1}^{r} & 0 \\ -\sin A_{1}^{r} & \cos A_{1}^{r} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$
(18)

其中, Ar 为传感器 1 的大地方位角.

其他传感器组合的的交叉点可以根据同样的算法求得.本文讨论一维空间目标跟踪,因此目标与 传感器的高度设定相同.

5.2 目标运动模型

在一维空间进行目标定位跟踪, 假设目标在 ECEF 空间作 (匀速) 直线运动, 单个目标状态模型 可以由下式给出:

$$x_k = F x_{k-1} + W_k, \quad k = 1, 2, \dots,$$
 (19)

其中, $\boldsymbol{x} = (x, \dot{x}, y, \dot{y})^{\mathrm{T}}$ 是状态变量. 过程噪声 W_k 为零均值 Gauss 白分布, 有协方差矩阵 Q. 转换矩阵 \boldsymbol{F} 如下:

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 \ T \ 0 \ 0 \\ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \\ 0 \ 0 \ 1 \ T \\ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \end{bmatrix},$$
(20)

其中, T 是取样周期.

	Table 1 Target initial state	
	Initial position	Initial velocity
Target 1	[7 km, 1 km]	[300 m/s, 100 m/s]
Target 2	[4.5 km, 6.5 km]	[350 m/s, 0 m/s]
Target 3	[4 km, 4 km]	[300 m/s, 20 m/s]
Target 4	[5 km, 8 km]	[400 m/s, 0 m/s]
Target 5	[3 km, 10 km]	[400 m/s, -40 m/s]

表 1 目标初始运动状态 Table 1 Target initial state



图 5 (网络版彩图) 4 个目标真实运动轨迹 Figure 5 (Color online) True trajectory of four targets



图 6 (网络版彩图) 4 部传感器实际交叉定位点迹 Figure 6 (Color online) Crossing points of the four sensors

6 仿真结果与分析

6.1 仿真实验 1: 鬼点去除仿真

假设 4 部传感器通过测向交叉定位跟踪 3 个目标, 在直角坐标系下进行仿真说明. 传感器 1, 2, 3, 4 的位置设定为 [0 km, 0 km], [5 km, 0 km], [15 km, 0 km], [20 km, 0 km], 量测误差设定为 0.1°. 给出 5 个匀速直线运动目标, 初始运动状态设定见表 1.

观测周期为 T=1 s, 共观测 10 个周期. 分别对 4 个目标和 5 个目标的情况进行鬼点去除, 比较本 文方法与方位粗、细关联方法和最小距离法的去鬼点效果, 并验证本文方法在不同目标数下的有效性. 进行 100 次 Monte Carlo 仿真, 结果如图 5~8 所示.

图 5 给出 3 个目标的真实运动轨迹, 图 6 给出 4 部传感器交叉定位后的点迹, 可以看出虚假定位 点的变化也具有一定的规律性, 很难与真实目标区分开来. 图 7 给出本文方法去鬼点后的目标运动轨 迹和方位粗、细关联法去鬼点后的轨迹. 与图 5 比较, 很显然方位粗、细关联方法交叉定位结果是不 完全正确的, 这是因为在此种传感器布局下, 方位粗关联舍弃了大量的定位信息, 在虚假交叉点具有 较大迷惑的情况下很容易保留虚假交叉点, 导致定位有误. 结合表 2 可以看出, 最小距离充分利用每 个测量信息, 能够得到较好的去鬼点效果, 但是, 其计算耗时巨大, 并不适用于传感器数大于 3 情况下 的多目标跟踪. 图 8 是加入目标 5 后本文方法的去鬼点效果图, 结合表 2 可以看出, 虽然目标数量增



图 7 (网络版彩图)本文方法与方位角粗、细关联法去 鬼点效果对比图

Figure 7 (Color online) False crossing points deleting results comparison between the proposed method and the CA-RA method



图 8 (网络版彩图) 4 部传感器 5 个目标去鬼点效果图 Figure 8 (Color online) False crossing points deleting result of five targets located with four sensors

		Table 2	表 2 False cro	麦 2 3 利 ssing poi	中方法在 4 nts deleted	个时刻的 results of	b去鬼点结界 three meth	₹ ods in fo	ur periods		
Period	Four targets							Five targets			
	Crossing points	Bigotry crossing	Minimun distance method		CA-RA method		Method of this thesis		Method of this thesis		
	numbers	points numbers	Points conserved	Points from targets	Points conserved	Points from targets	Points conserved	Points from targets	Crossing points numbers	Points conserved	Points from targets
2	96	3	5	3	5	3	5	4	150	7	5
4	96	1	4	2	4	3	4	3	150	5	4
6	96	0	6	4	5	1	4	4	150	5	5
8	96	0	4	3	5	1	5	4	150	5	4
Tin	ne consumi	ng (s)	≈ 70	00	$\approx 1.$.5	≈ 0.0	02		pprox 0.02	
Sound	l judgment	percent	70%	6	44%	0	83.8	%		83%	

多导致虚假交叉点大量增加,但是本文方法仍然能够以较高的准确率判断出目标.

6.2 仿真实验 2: 目标航迹起始及跟踪

实验1验证了 Hough 判决去鬼点的有效性,由于量测误差的影响及顽固鬼点的存在,需要对目标 进行航迹起始,并通过滤波才能实现多目标的精确跟踪.

仿真条件:假设3部被动传感器通过交叉定位跟踪3个目标,目标真实运动轨迹在地理坐标系下 构建, 跟踪在 ECEF 坐标系下完成. 传感器 1, 2, 3 的地理坐标分别设定为 [30°, 122°, 10 km], [30°, 122.1°, 10 km], [30°, 122.21°, 10 km] 观测周期 T=1 s, 共观测 50 个周期. 3 个目标初始位置为 [30.009°, 122.08°, 10], [30.04°, 122.05°, 10 km], [30.027°, 122.04°, 10 km], 初始速度分别为 v1=0.74 Ma, 北偏东



图 9 (网络版彩图) 地理坐标系目标真实轨迹 Figure 9 (Color online) True trajectory of targets in geographic coordinate



图 11 (网络版彩图) Hough 判决去鬼点结果 Figure 11 (Color online) False crossing points deleting results with Hough judgment



图 10 (网络版彩图)局部坐标系 3 部传感器交叉定位 点迹





图 12 (网络版彩图) 航迹起始结果比较

53.13°, v₂ =0.65 Ma, 北偏东 87.4°, v₃ = 0.83 Ma, 北偏东 85.91°.

目标在 ECEF 坐标系下作匀速直线运动. Monte Carlo 仿真 50 次. 仿真结果如图 9~14 所示.

图 9 和 10 分别给出目标的真实运动轨迹图和传感器交叉定位后的点迹图,可以看出虚假交叉点 分散在目标周围,但并不是杂乱无章的,而是具有一定的变化规律,因此无法直接利用 Hough 变换进 行航迹起始,而需要先进行鬼点去除.

图 11 给出采用 Hough 判决方法去鬼点后的效果图,可见目标点基本能够保留,大部分鬼点已经 去除,但是仍存在顽固鬼点,需要进行航迹起始,获得目标数目和起始状态.

图 12 给出 Hough 逐层分离法航迹起始和文献 [20] 的航迹起始结果. 对前 8 个时刻点迹 Hough 变换批处理,并在积累单元投票积累,同一条直线的点在参量空间会出现一个峰值,但是由于存在多 个目标,积累单元相互叠加,会造成峰值簇拥. 文献 [20] 主要是针对杂波环境下对目标积累单元积累







图 14 (网络版彩图) 跟踪过程距离误差 Figure 14 (Color online) Range RMSE in the tracking

表 3 本文方法 50 次 Monte Carlo Hough 判决及目标航迹起始、跟踪误差

Table 3Hough judgment, track initialization and errors with method of this thesis after 50 Monte Carlo simulation

Period	Observe	Track initializatio				T	Crossing		
number of initialization	period	Track number		$\begin{array}{c} Position \\ error(m) \end{array}$			points preserved		
5	_	3	119.4	68.08	80.88	_	_	-	3
7	_	3	15.04	29.50	32.22	_	—	-	4
9	-	3	42.93	29.57	36.07	-	-	—	3
11	-	3	52	53	34.3	-	-	—	3
5	40	3	—	—	—	154.03	136.09	136.57	4
7	40	3	—	—	_	147.97	142.86	71.78	4
9	40	3	—	—	_	167.41	43.82	85.67	6
11	40	3	_	-	_	193.17	101.93	98.93	3

值产生不规律的影响,通过加权使目标凸现,而本文仿真环境不存在杂波,采用这种方法只能使部分目标点凸现,虽然能得到多个目标,但是造成点迹缺失,严重的情况下不能有效形成航迹. 从图 13 可见 该方法的航迹起始效果明显较本文方法效果差.

图 13 为 ECEF 坐标系下对目标的航迹起始和滤波跟踪结果. 可见在 Hough 判决去鬼点后及 Hough 逐层分离航迹起始的基础上, 结合最近邻思想的 Kalman 滤波能够很好地完成多目标的跟踪.

图 14 给出距离跟踪误差,误差范围在容许的范围之内.但是由于顽固鬼点的影响,导致误差可能 并不是收敛的.

表 3 具体分析了本文方法不同航迹起始时刻数下航迹起始的效果及后期跟踪的效果,从表中可以 看出:当起始周期大于 11 个时, Hough 逐层分离航迹起始总能够准确判断目标的个数,并得到各目标 的初始状态.

7 结语

被动传感器交叉测向定位是运用较多的一种无源定位方法,但是在多目标多传感器的跟踪环境下 会产生大量虚假定位点,严重影响目标识别和跟踪性能.本文在地理坐标系下建立目标的真实航迹,在 ECEF 坐标系下进行目标跟踪.针对虚假定位点问题,分析了单个周期和多个周期间交叉定位点的数 量和位置特点,提出了基于 Hough 变换的测向交叉定位系统多目标跟踪方法,利用 Hough 变换积累单 元数和单元投票数进行鬼点的判决,从而消除大部分鬼点;根据目标在不同周期的相关性利用 Hough 变换逐层分离获得起始航迹,同时根据鬼点的随机性消除了顽固鬼点.最后通过滤波实现了多目标的 跟踪.

参考文献

- He Y, Wang G H, Guan X. Information Fusion Theory With Applications. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010. 135–145 [何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用. 北京: 电子工业出版社, 2010. 135–145]
- 2 Sun M, Ho K C. An asymptotically efficient estimator for TDOA and FDOA positioning of multiple disjoint sources in the presence of sensor location uncertainties. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2011, 59: 3434–3440
- 3 Hislop G, Sakar N, Craeye C. Direction finding with MUSIC and CLEAN. IEEE Trans Antenn Propag, 2013, 61: 3839–3849
- 4 Wang J, Wang H T, Zhao Y. Direction finding in frequency-modulated-based passive bistatic radar with a four-element Adcock antenna array. IET Radar Sonar Nav, 2012, 5: 807–813
- 5 Wang B C, He Y, Wang G H, et al. Optimal allocation of multi-sensor passive location. Sci China Inf Sci, 2010, 53: 2514–2526
- 6 Yu C, Chen S W. Cross-layer modeling and simulation of circuit reliability. IEEE Trans Comput-Aided Design Integr Circ Syst, 2014, 33: 8–23
- 7 Wang D, Zhang L, Wu Y. A total least squares based passive target localization algorithm using angle information. Sci China Ser F-Inf Sci, 2009, 39: 663–672 [王鼎, 张莉, 吴瑛. 基于角度信息的结构总体最小二乘无源定位算法. 中国科学 F 辑: 信息科学, 2009, 39: 663–672]
- 8 Lawrence A K. Sensor and Data Fusion: a Tool for Information Assessment and Decision Making. Bellingham: SPIE Press, 2004
- 9 Blackburn T R. A practical correlation test for cooperative passive optical sensors. J Guid Control, 1983, 6: 62–64
- 10 Blackman S, Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems. Boston: Artech Hous, 1999. 699–179
- 11 Wang W S, Xiu J J, Xiu J H. Multi-target bearings-only passive location technoloty and tracking based on inclination angle. J Naval Aeronaut Astronaut Univ, 2014, 29: 275–284 [汪望松, 修建娟, 修建华. 基于倾斜角的多目标测向无 源定位技术. 海军航空工程学院学报, 2014, 29: 275–284]
- 12 Li L Q, Xie W X, Huang J X, et al. Data association based on line-of-sight range in passive sensor array. Syst Eng Electron, 2009, 31: 592–955 [李良群, 谢维信, 黄敬雄, 等. 被动传感器阵列中基于视线距离的数据关联. 系统工程 与电子技术, 2009, 31: 952–955]
- 13 Bai J. Research on target localization and optimal sensors deployment in bearing-only location systems. Dissertation for Ph.D. Degree. YanTai: Naval Aeronautical and Astronautical University, 2011 [白晶. 测向交叉定位系统中的目标定位与传感器优化部署研究. 博士学位论文. 烟台: 海军航空工程学院, 2011]
- 14 Liu M, Quan T F, Yao T B, et al. Multi-sensor multi-target passive locating and tracking. Acta Electron Sinica, 2006,
 6: 991–995 [刘梅, 权太范, 姚天宾, 等. 多传感器多目标无源定位跟踪算法研究. 电子学报, 2006, 6: 991–995]
- 15 Liu Y, Chen X, Wang Y F, et al. An adaptive target error registration based on neural networks and UKF. J Sichuan Univ, 2012, 44: 101–105 [刘宇, 陈昕, 王运锋, 等. 一种基于神经网络和 UKF 的自适应目标误差配准方法. 四川大 学学报, 2012, 44: 101–105]
- 16 Tang C K, Lian B W, Zhang L L. Dynamic neural network based pre-distortion in satellite communication. J Northwestern Polytechnical Univ, 2013, 31: 34–39 [唐成凯, 廉保旺, 张玲玲. 卫星通信中动态神经网络预失真算法研究. 西北工业大学学报, 2013, 31: 34–39]

- 17 Shams S. Neural network optimization for multi-target multi-sensor passive tracking. Proc IEEE, 1996, 84: 1442–1457
- 18 Wang J, Yuan X, Li Y, et al. Fast detection of ground penetrating radar objects based on cross correlation and Hough transform. J Electron Inf Tech, 2013, 35: 1156–1162 [王建, 袁宵, 李禹, 等. 利用互相关和 Hough 变换快速检测探 地雷达目标. 电子与信息学报, 2013, 35: 1156–1162]
- 19 Li J, Pan Q. Hough transform track initiation algorithm based on two-stage clustering with motion constraints. Comput Meas Control, 2011, 19: 2759–2762 [李静, 潘泉. 基于运动约束二步 Hough 变换航迹起始算法. 计算机测量与控制, 2011, 19: 2759–2762]
- 20 Jin S L, Liang Y, Pan Q, et al. Effective accumulation method for hough transform-based track initiation. J Syst Simul, 2007, 19: 811-814 [金术玲, 梁彦, 潘泉, 等. 一种有效的 Hough 变换航迹起始积累方法. 系统仿真学报, 2007, 19: 811-814]

Multi-target tracking in triangulation system based on Hough transform

Dan SHENG*, Guohong WANG & Hongbo YU

Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China *E-mail: shengdan4080@sina.com

Abstract Passive location system is widely used in anti-interference, in which false intersection deleting is one difficulty that has puzzled researchers for a long time. Towards solving the problem of multi-target tracking in triangulation system with passive sensors, the essay analyzes the distribution of false intersections and builds a multi-target tracking model based on the Hough transform. Majority of the false intersections of each observation period are deleted using the Hough judgment. Track initiations can be realized using the Hough transform by separating them story by story. Then, multi-target tracking is realized by filtering. Simulation results show that the model above can delete false intersections with higher efficiency and the tracking precision is higher.

Keywords triangulation, false crossing point, Hough transform, multi-target, tracking



Dan SHENG was born in 1983. She received her master's degree in Information and Communications Engineering from Naval Aeronautical and Astronautical University (NAAU), Yantai in 2009. Currently, she is a doctor at NAAU. Her research interests include passive location and radar target tracking.



Guohong WANG was born in 1963. He received his Ph.D. degree in Information and Communications Engineering from Beihang University, Beijing in 2002. He is currently a professor at Naval Aeronautical and Astronautical University. His research areas include information fusion, target tracking, and target identification.



Hongbo YU was born in 1983. He received his master's degree in Information and Communications Engineering from Naval Aeronautical and Astronautical University (NAAU), Yantai in 2009. Currently, he is a lecturer at NAAU. His research interests include information fusion and radar target tracking.