

文章编号:1002-0640(2008)11-0036-03

多尺度聚类 Hough 变换航迹起始方法*

贺 鹏, 梁 彦, 金术玲, 程咏梅

(西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘 要:针对基于 Hough 变换航迹起始方法存在的航迹簇拥现象,提出了一种基于多尺度聚类的 Hough 变换 (MSC-HT) 航迹起始方法。该方法首先对量测进行 Hough 变换,利用较低的阈值得到备选航迹;然后对备选航迹进行多尺度聚类,通过变化尺度参数寻优,自适应确定起始航迹数目和航迹参数,仿真结果表明了算法的有效性。

关键词:航迹起始, Hough 变换, 多尺度聚类, 航迹簇拥

中图分类号: TN957. 51

文献标识码: A

Multi-scale Clustering-based Hough Transform Track Initiation Method

HE Peng, LIANG Yan, JIN Shu-ling, CHENG Yong-mei

(College of Automation, North Western Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The difficulty of successfully initializing the target track while avoiding multiple initialized tracks derived from the same target is unavoidable in the traditional Hough transform based track initiation method. Here we proposed Multi-Scale Clustering based Hough transform track initiation method (MSC-HT). The proposed method first obtains the rough candidate tracks via Hough transform with the lower threshold, so that the target tracks can be remained. Then the Multi-Scale Clustering method is applied to refine the candidate tracks, so that multiple tracks from the same target are combined. Simulation result of multiple target track initiation in dense clutters shows that the MSC-HT works well.

Key words: track initiation, Hough transform, multi-Scale clustering, track clustering

引 言

航迹起始的一个难点是杂波环境下低信噪比的航迹起始问题,目前比较典型的航迹起始方法主要包括启发式规则法,基于逻辑的方法,基于动态规划的方法,基于序列比检验的方法,基于极大似然的方法和基于 Hough 变换的方法等^[1]。航迹起始算法首先利用雷达前 N 拍量测值进行点迹的粗关联,即根据杂波和真实目标的不同运动特性获取备选航迹;然后对备选航迹进行起始逻辑判断,从而形成最终

航迹的确认。

Hough 变换以其对局部缺损的不敏感、对随机噪声的鲁棒性以及适于并行处理等优点,在杂波环境下低信噪比航迹起始中有广泛的应用^[2-4]。基于 Hough 变换的航迹起始中,峰值检测主要采用阈值法,即设定一个全局阈值,只要某个积累单元的积累值大于阈值,则起始一条航迹,该单元对应的参数为航迹参数。只有在参数空间存在明显的高峰值时,阈值法才能得到满意的结果。然而由于杂波环境下阈值设定受量测噪声、杂波以及参数空间量化等多因素影响,目前没有阈值选择的标准及一般性方法。因此使用阈值法进行峰值检测不可避免的存在如下两个问题:①阈值过低导致多条航迹来源于同一目标,即航迹簇拥。此外,较低的阈值将导致更多的虚假航迹被起始;②阈值过高导致目标丢失。

基于尺度空间理论的多尺度聚类方法已经应用于图象处理中^[5,6],其最显著的特性是聚类之前不需

收稿日期:2007-10-13 修回日期:2007-12-24

* 基金项目:国家自然科学基金(60404011, 60372085);国防科技“十五”预研基金资助项目

作者简介:贺 鹏(1981-),男,河南新乡人,硕士研究生,主要研究方向为目标跟踪、航迹起始、信息融合。

要知道聚类数目,这恰恰符合航迹起始未知目标数目的环境。本文将 Hough 变换与多尺度聚类方法相结合,提出了一种基于多尺度聚类的 Hough 变换(MSC-HT)航迹起始方法。仿真结果表明,与标准 Hough 变换相比,MSC-HT 方法避免了航迹簇拥现象,明显提高了航迹起始的性能。

1 基于多尺度聚类的 Hough 变换航迹起始方法

基于多尺度聚类的 Hough 变换航迹起始方法首先用 Hough 变换进行点迹粗关联,利用较低的阈值得到备选航迹,保证目标航迹进入备选航迹集;然后对备选航迹进行多尺度聚类,通过变换尺度参数寻优,自适应地确定起始航迹数目和航迹参数。图 1 是基于多尺度聚类的 Hough 变换航迹起始方法流程图。具体算法如下:

第 1 步:初始化 Hough 参数空间

假定目标做匀速直线运动,选择雷达距离平面 (x, y) 作为数据空间, Hough 变换的变换函数为:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

其中 $\theta \in [0, 180^\circ)$ 。通过式(1)将笛卡儿坐标系中量测点 (x_i, y_i) ,变换到参数空间 $\rho-\theta$ 。其中 ρ 为原点到直线的法线距离; θ 为该法线与 x 轴正向所成夹角。将参数空间 $\rho-\theta$ 平面划分成若干个小单元,每个单元的中心用坐标 (θ_k, ρ_m) 表示,其中:

$$\theta_k = (k-1/2)\Delta\theta, k=1, 2, \dots, N_\theta$$

$$\rho_m = \rho_{\min} + (m-1/2)\Delta\rho, m=1, 2, \dots, N_\rho \quad (2)$$

其中, $\Delta\theta, \Delta\rho$ 分别为 θ, ρ 的划分间隔; ρ_{\min} 是 ρ 的最小值。

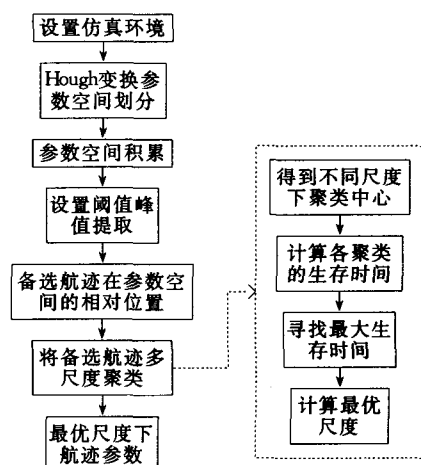


图 1 MSC-HT 航迹起始方法流程图

第 2 步:参数空间积累;

将数据空间量测点集 (x_i, y_i) 通过式(1)映射到参数空间 $\rho-\theta$ 。建立一个累加器数组 $A(k, m)$,并将每一个元素初始化为 0。对于每一点 (x_i, y_i) ,映射到

参数空间的曲线通过 (θ_k, ρ_m) 单元,则相应的累加器 $A(k, m)$ 加 1。

第 3 步:峰值提取,获取备选航迹;

Hough 变换遍历所有量测点后,累加器 $A(k, m)$ 经过一个较低阈值 T 的筛选,得到备选航迹直线参数矩阵 $C(k, m)$:

$$C(k, m) = \begin{cases} A(k, m) & A(k, m) \geq T \\ 0 & A(k, m) < T \end{cases} \quad (3)$$

第 4 步:基于聚类中心和生存时间的航迹数目确定;

备选航迹直线参数矩阵 C 中大于等于阈值 T 的坐标 x 作为多尺度聚类的数据空间,其中 $x=x_1, x_2, \dots, x_n, n$ 为 C 中大于阈值 T 的值的个数, $x_i = \begin{bmatrix} k_i \\ m_i \end{bmatrix}, i=1, 2, \dots, n$ 。数据空间 x 的尺度空间描述是通过高斯核 ϕ_σ 与 x 的卷积得到的^[5]:

$$\phi_\sigma(x) = -\frac{1}{\sigma^r \sqrt{(2\pi)^r}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{p=1}^r \left(\frac{x_p}{\sigma} \right)^2 \right\} \quad (4)$$

$$\Psi_\sigma(\cdot) = \sum_{k=1}^n \phi_\sigma(\cdot - x_k) \quad (5)$$

其中, r 是 x 的维数,标准差 σ 是引入的尺度因子, Ψ_σ 随着 σ 的变化而变化。将 Ψ_σ 作为目标函数, $c(\sigma)$ 表示 σ 取一定值时聚类的数目。那么聚类中心 $v_i (i \in [1, c(\sigma)])$ 是这样 一个 向 量,它 满 足: $\nabla \Psi_\sigma(v_i) = 0, H \Psi_\sigma(v_i) \geq 0$ (其中 $\nabla \Psi_\sigma(v_i)$ 表示梯度运算, $H \Psi_\sigma(v_i)$ 表示海赛矩阵运算)。生存时间由式(6)表示^[5]: $\tau(c) = \sigma_{\max}(c) - \sigma_{\min}(c)$ (6)

其中, $\sigma_{\max}(c), \sigma_{\min}(c)$ 分别表示聚类数为 c 时,对应的最大和最小尺度。聚类数随着尺度因子 σ 变化而变化,生存时间越长,对应的聚类越稳定。在 σ 的变化过程中,如果一个聚类的生存时间达到最大值,那么它所对应的聚类就是最稳定的聚类^[5]:

$$c^* = \max^{-1} \tau(c) \quad (7)$$

c^* 表示最大生存时间所对应的聚类数目,即最优聚类数目,也就是寻求的航迹数目。

第 5 步:基于最优尺度的航迹参数确定。

按照下述过程找到最优尺度 σ^* :

1) 令 $i=1$,初始化 $N(i)=0$;

2) 令 $k=i+1$;

3) 计算 $L(\sigma) = \sum_1^r (v_{ip}(\sigma) - v_{kp}(\sigma))^2$,其中 $\sigma \in [\sigma_{\min}(c^*), \sigma_{\max}(c^*)]$;

4) 如果 $L(\sigma) \leq \delta$ (δ 为一很小的正数),则 $N(i)$ 加 1;

5) 如 $k \leq c^*$ 则 $k=k+1$,转到 3,否则转到 6;

6) $i=i+1$,如 $i \leq c^*-1$ 转到 2,否则转到 7;

7) 归一化 N , 则最优尺度 $\sigma^* = \max^{-1} N$ 。

备选航迹直线参数矩阵 C 在最优尺度 σ^* 下的聚类中心就是所寻求的航迹参数。

2 仿真比较与分析

以多目标航迹起始为例, 假定监视区域内有 5 个目标做匀速直线运动, 初始值分别为:

$$x_1 = 10\text{km}, y_1 = 15\text{km}, v_{x1} = 0.3\text{km/s},$$

$$v_{y1} = -0.18\text{km/s};$$

$$x_2 = 20\text{km}, y_2 = 80\text{km}, v_{x2} = 0.3\text{km/s},$$

$$v_{y2} = -0.18\text{km/s};$$

$$x_3 = 20\text{km}, y_3 = 30\text{km}, v_{x3} = 0.25\text{km/s},$$

$$v_{y3} = 0.4\text{km/s};$$

$$x_4 = 70\text{km}, y_4 = 30\text{km}, v_{x4} = 0.25\text{km/s},$$

$$v_{y4} = 0.4\text{km/s};$$

$$x_5 = 90\text{km}, y_5 = 90\text{km}, v_{x5} = -0.3\text{km/s},$$

$$v_{y5} = 0.01\text{km/s};$$

采样周期 $T = 5\text{s}$; 起始窗长为 10; 检测概率 $P_d = 0.8$; 量测噪声为均值等于 0, 方差 $\sigma_x = \sigma_y = 0.1$ 的高斯白噪声, 如图 2 所示。 $\Delta\rho = 6\sigma_x, \Delta\theta = 2^\circ$; 每周杂波个数服从泊松分布, 通过改变参数 λ , 可以得到不同强度的杂波, 仿真中取 $\lambda = 30$, 如图 2 所示。 阈值 $T = \text{起始窗长} \times \text{检测概率} \times \beta$, β 为折扣因子, 一般要求 $\beta < 1$, 本文中仿真程序均在 P4 2.6G, 256MB 内存计算机, Matlab6.5 仿真语言下运行。

航迹起始一般要求在满足一定的航迹起始成功率前提下, 尽可能少地起始虚假航迹, 因此阈值相对较低。 图 3~图 5 分别是阈值等于 4、6、8 时标准 Hough 变换直接起始结果图, 图中包含了大量的簇拥航迹。 可以看出航迹簇拥现象并不依赖于阈值的大小, 而且 $T = 8$ 时同时出现了航迹丢失现象。

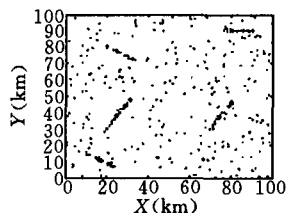


图 2 杂波与真实目标量测图
(• 代表杂波, * 代表真实目标)

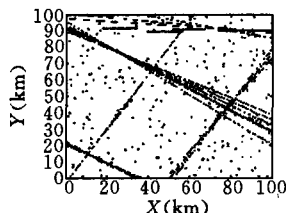


图 3 $T = 4$ 时标准 Hough 变换起始结果图

图 6 给出了 $T = 4$ 时, 多尺度聚类过程中尺度因子与聚类数的关系, 最大生存时间对应的聚类数为 5 即最优聚类数为 5, 所以最终起始的航迹也为 5 条。 在聚类数为 5 的情况下寻找到的最优尺度 $\sigma^* = 2.8$ 。 由于在提取备选航迹时阈值很低, 真实航迹可以被完全保留下来, 不出现丢失目标的情况, 最终的

起始结果如图 7 所示。 仿真结果表明了本文的方法具有良好的起始性能。

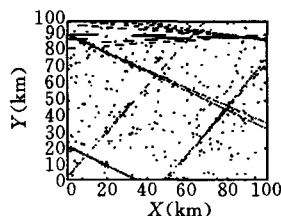


图 4 $T = 6$ 时标准 Hough 变换起始结果图

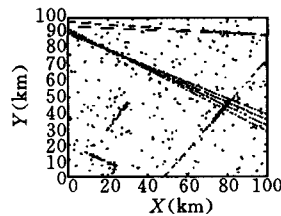


图 5 $T = 8$ 时标准 Hough 变换起始结果图

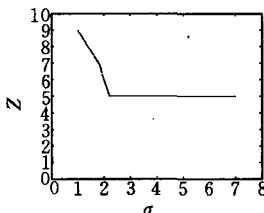


图 6 $T = 4$ 时不同尺度下的聚类数

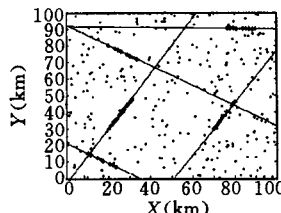


图 7 $T = 4$ 时 MSC-HT 起始结果图

3 结论

本文提出了一种基于多尺度聚类的 Hough 变换航迹起始方法。 该算法首先对量测进行 Hough 变换, 利用较低的阈值得到备选航迹; 然后对备选航迹进行多尺度聚类, 通过变化尺度参数寻优, 自适应地确定起始航迹数目和航迹参数。 仿真结果表明, 杂波环境下该算法有效地合并了簇拥航迹, 确定出起始航迹数目和航迹参数, 具有良好的起始性能, 在多目标航迹起始中有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 董志荣. 论航迹起始方法[J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 1999, 21(2): 1-7.
- [2] Leung H, Hu Z, Blanchette M. Evaluation of Multiple Target Track Initiation Techniques in Real Radar Tracking Environments[J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar Naving, 1996, 143(4): 246-254.
- [3] Ji C, Leung H, Titus L, et al. A Modified Probabilistic Data Association Filter in a Real Clutter Environment[J]. IEEE Trans. on AES, 1996, 32(1): 300-314.
- [4] 王国宏, 苏峰, 毛士艺, 等. 杂波环境下基于 Hough 变换和逻辑的快速航迹起始算法[J]. 系统仿真学报, 2002, 14(7): 873-875.
- [5] Eiji N, Nasser K. Determining Number of Clusters and Prototype Locations Via Multi-scale Clustering[J]. Pattern Recognition Letters 1998, 19: 1265-1283.
- [6] AraabiB N, Kehtarnavaz N. Hough Array Processing Via Fast Multi-scale Clustering[J]. Real-Time Imaging, 2000, 6: 129-141.