

减法聚类的 Hough 变换航迹起始算法

张彦航, 苏小红, 马培军

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001, zhangyanhang@hit.edu.cn)

摘要: 针对低信噪比、低信杂比目标检测时 Hough 变换累积矩阵存在的峰值簇拥现象, 提出了一种基于减法聚类的 Hough 变换航迹起始算法. 该方法首先采用 Hough 变换初步筛选出参数空间上大于投票阈值的投票值, 然后采用减法聚类对获取的参数进行二次处理. 实验表明该方法不但能够明显改善局部峰值簇拥现象, 而且对杂波干扰具有更好的鲁棒性, 特别适用于复杂环境中的目标检测.

关键词: 减法聚类; Hough 变换; 航迹起始; 峰值簇拥

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)02-0264-04

A Hough transform track initiation algorithm based on subtractive clustering

ZHANG Yan-hang, SU Xiao-hong, MA Pei-jun

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin
150001, China, zhangyanhang@hit.edu.cn)

Abstract: To solve the problem of peak clustering in Hough transform for track initiation of dim targets, an improved track initiation algorithm based on subtractive clustering is proposed. First, Hough transform is used to obtain the votes whose value exceeds the threshold in parametric space, and then a subtractive clustering method is applied to get the final result corresponding to the obtained parameters. Experimental results show that the proposed approach can achieve significant improvement in reducing the peak clustering, and has strong robustness to clutter, especially in complex environment.

Key words: subtractive clustering; Hough transform; track initiation; peak clustering

航迹起始时目标距离侦测站较远, 传感器探测分辨率不高、测量精度差, 且真假目标的出现并无真正的统计规律, 因此对低可观测信号的航迹起始成为多目标航迹处理过程中面临的首要难题^[1-2]. 现有的航迹起始算法分为顺序处理技术和批处理技术两大类. 由于 Hough 变换具有对图像直线段局部缺损不敏感、对随机噪声的鲁棒性等特点, 长期以来成为直线段检测的主要方法, 并被广泛应用在航迹起始问题的研究中. 如通过选取更为合适的变换参量, 改进传统 Hough 变换航迹起始算法中性能随距离变化的缺点^[3]; 将 Hough 变换和逻辑法相结合快速检测目标^[4]; 根

据 Hough 变换投票值的方差重新计算参数的投票权值^[5]; 将 Hough 变换应用于被动传感器系统^[6]; 将模糊 Hough 变换与模糊聚类相结合, 用极大似然法求取候选目标的初始状态估计^[7].

传统 Hough 变换算法对累积程度的判别方法主要有两类: 1) 基于简单背景灰度图像下的检测. 主要包括像素梯度幅值累积法^[8]、概率累积法^[9]; 2) 基于各类背景条件下的检测. 主要包括影响函数累积法和二值法. 据此本文在二值累积法基础上改进了标准 Hough 变换, 提出了基于减法聚类筛选参数的 Hough 变换航迹起始算法, 较好地解决了低信杂比目标检测时存在的峰值簇拥现象.

1 Hough 变换航迹起始算法

Hough 变换是将量测空间中的一点变换为参

收稿日期: 2008-02-01.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60773067).

作者简介: 张彦航(1971—), 女, 博士研究生;

苏小红(1966—), 女, 教授, 博士生导师;

马培军(1963—), 男, 教授, 博士生导师.

量空间中的一条曲线或曲面,具有同一参量特征的点会在变换后的参量空间中相交,通过判断交点处的累积程度完成特征曲线的检测.二维笛卡尔坐标系中的观测数据 (x_i, y_i) 通过式(1)转换到 $\rho - \theta$ 参数空间.

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta, 0 \leq \theta \leq \pi. \quad (1)$$

将参数空间按步长 $(\Delta\rho, \Delta\theta)$ 分割为众多大小相等的小区域(累积单元),同时建立相应的累积矩阵 A , A 中各元素与各累积单元相对应,并置每个元素值为0.各小区域的中心点为

$$\theta_n = \left(n - \frac{1}{2}\right)\Delta\theta, n = 1, 2, \dots, N_\theta. \quad (2)$$

式中: $\Delta\theta = \pi/N_\theta$, N_θ 为参数 θ 的分割段数.同理, N_ρ 为参数 ρ 的分割段数.

计算出所有观测数据在每个 θ_n 下的 ρ 值,当曲线通过某个小区域时就对累积矩阵 A 中对应区域的元素投票并进行累积,交点处或其附近的小区域会获得较多的票数.在累积矩阵中寻找累积值大于指定阈值 T 的局部峰值 $A(\rho_{\text{peak}}, \theta_{\text{peak}})$,计算累积单元对应的参数,该参数即为待测航迹的特征参数.

2 减法聚类的 Hough 变换航迹起始算法

2.1 算法思想

与其它聚类方法相比,减法聚类无需指定聚类数,仅根据样本数据即可快速确定聚类中心,恰好可以利用这个特点来解决航迹起始中未知目标数目的问题.

首先对所有观测数据用 Hough 变换对参数空间进行投票,得到投票数组 A .设定较低的阈值 T 以保证较高的检测率,得到 A 中所有投票值大于 T 的参数.经过初步筛选后生成的候选航迹会以不同的密度簇拥在真实航迹的周围,在参数空间中体现为虚假航迹参数聚集在真实航迹参数的周围.为获得准确的航迹参数同时降低虚警,将 A 中所有投票值大于 T 的每一组二维参数 $x_i(\rho, \theta)$, $i = 1, 2, \dots, N$,作为减法聚类中心的候选集,并将数据做归一化处理.数据点 x_i 处的密度指标为

$$D_i = \sum_{j=1}^N \exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(\gamma_a/2)}\right], \gamma_a > 0. \quad (3)$$

式(3)是将每个数据点 x_i 均作为可能的聚类中心,根据 x_i 周围的数据点密度来估算该点作为聚类中心的可能性. γ_a 定义了该点的一个影响邻域,半径以外的数据点对该点的密度指标贡献甚

微.计算出所有数据点的密度指标后,选取具有最高密度指标的数据点作为第一个聚类中心.获取下一个聚类中心前需要消除已有聚类中心的影响,每个数据点的密度指标用式(4)进行修正.

$$D_i = D_i - D_{c_1} \exp\left[-\frac{\|x_i - x_{c_1}\|^2}{(\gamma_b/2)}\right], \gamma_b > \gamma_a. \quad (4)$$

在式(4)中 γ_b 定义了一个密度指标显著减小的邻域,目的是尽量避免出现相距很近的聚类中心.修正所有数据点的密度指标后,确定下一个聚类中心,不断重复这一过程,通过顺序地削去已有密度函数值来选择新的聚类中心.当新聚类中心 x_{c_k} 的密度指标 D_{c_k} 与初始最高密度值 D_{c_1} 相比满足式(5)时则聚类过程结束.

$$D_{c_k}/D_{c_1} < \delta, \delta < 1. \quad (5)$$

2.2 算法的具体实现

步骤1 将 Hough 变换后累积矩阵 A 中所有投票值大于 T 的每一组二维参数 $x_i(\rho, \theta)$ 归一化并按照式(3)计算得到各数据点的密度指标 D_i ,选取具有最高密度指标的数据点 x_{c_1} 作为第一个聚类中心,记为 $n = 1$,同时将 D_i 保存在数组 P 中.

步骤2 将式(4)更一般化为

$$D_i = D_i - D_{c_n} \exp\left[-\frac{\|x_i - x_{c_n}\|^2}{(\gamma_b/2)}\right]. \quad (6)$$

修正各数据点的密度指标,寻找最高密度指标 D_{\max} .

步骤3 将 D_{\max} 代入终止判据式(5),若成立则表明该聚类中心可忽略,转步骤4.否则 x_{c_n} 为新的聚类中心,将 D_i 保存在数组 P 中,令 $D_{c_n} = D_{\max}$, $n = n + 1$,转步骤2.

步骤4 聚类结束,共确定 $m = n - 1$ 个聚类中心 $x_{c_1}, x_{c_2}, \dots, x_{c_{n-1}}$.

每个聚类中心即为待求的未知数目目标航迹参数, m 为起始的航迹总数,航迹起始完毕.

3 实验结果与分析

设整个监视区域长 1.2×10^4 m,宽 1.2×10^4 m,杂波在监视区域内服从均匀分布,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.量测噪声为零均值高斯白噪声,采样间隔为1 s.假定目标做匀速直线运动,目标的状态方程和量测方程为

$$\begin{cases} X(k+1) = F(k)X(k), \\ Z(k+1) = H(k)X(k+1) + w(k). \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

状态量为

$$[x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T.$$

式中: x 为方向位置, \dot{x} 为方向速度, y 为方向位置, \dot{y} 为方向速度. 观测量为 $[x, y]^T$, 量测噪声 $w(k)$ 的方差为 0.1 km. 3 个目标的初始状态为

$$x(1,0) = [20 \text{ km } 100 \text{ m/s } 20 \text{ km } 100 \text{ m/s}],$$

$$x(2,0) = [100 \text{ km } -200 \text{ m/s } 110 \text{ km } -100 \text{ m/s}],$$

$$x(3,0) = [110 \text{ km } -100 \text{ m/s } 10 \text{ km } 100 \text{ m/s}].$$

航迹起始性能评价指标^[10]:

1) 航迹起始成功率为

$$P_t = \frac{\sum_{k=1}^G \sum_{j=1}^N I_{kj}}{G \times N},$$

$$I_{kj} = \begin{cases} 1, & \text{成功起始;} \\ 0, & \text{未成功起始.} \end{cases}$$

2) 虚假航迹起始概率为

$$P_c = \sum_{i=1}^G f_i / \sum_{i=1}^K n_i.$$

式中: G 为 Monte-Carlo 仿真次数, N 为目标数. I_{kj} 为在第 k 次仿真中目标航迹 j 是否被成功起始. f_i 为在第 i 次仿真试验中起始的虚假航迹个数; n_i 为在第 i 次仿真试验中起始的航迹总数.

为验证本文算法的性能, 在相同仿真环境下将本文算法与文献[6]中提出的自适应加权法进行了对比. 在不同的杂波密度下两种方法的起始效果如图 1 及图 2 所示, 3 个目标的编号分别为 ①、②、③. 本文中用于航迹起始的滑窗长度 m 取值为 10.

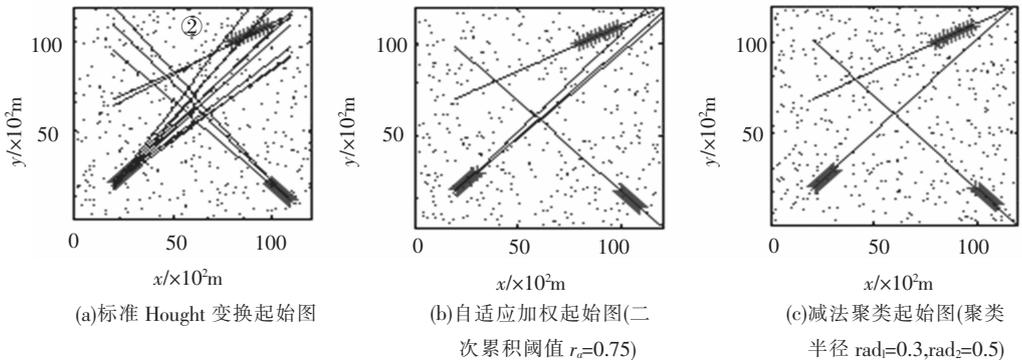


图 1 杂波密度 $\lambda = 0.03$ 个/ km^2 时的起始比较图

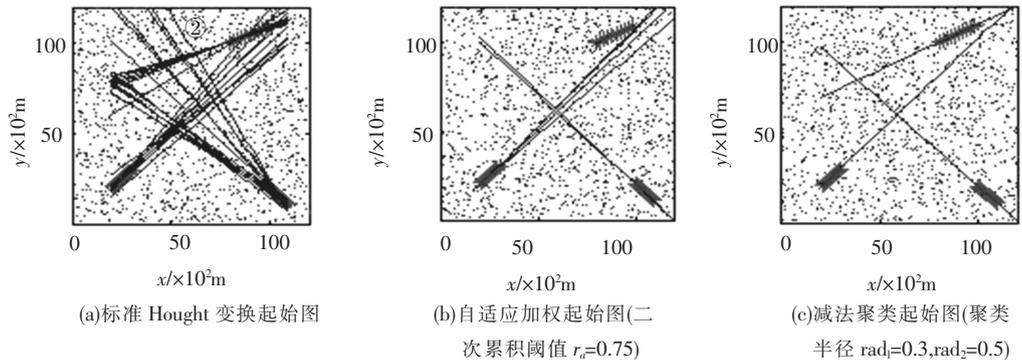


图 2 杂波密度 $\lambda = 0.1$ 个/ km^2 时的起始比较图

从图 1(a) 及图 2(a) 可以看出, 在相同的投票阈值下, 标准 Hough 变换中航迹簇拥现象随杂波密度的增加明显加剧. 通过提高投票阈值可以改善航迹簇拥现象, 但航迹丢失问题不可避免. 图 1(b), 图 1(c) 及图 2(b), 图 2(c) 表明两种方法对航迹簇拥现象都有不同程度的改善. 对比图 1(b)、图 1(c), 不难发现在轻杂波环境下二者都能对航迹准确起始, 但自适应加权法有 2 条虚

警存在, 而本文算法不存在虚警.

图 2(b), 图 2(c) 说明在杂波密度增加时, 自适应加权法不仅有虚警存在, 而且有航迹丢失现象. 而本文算法不仅明显改善了局部航迹簇拥现象, 同时对杂波具有更强的抗干扰能力.

表 1 给出了两种方法在杂波强度 $\lambda = 0.03$ 个/ km^2 时, 不同起始拍数下 50 次仿真实验的航迹起始性能对比. 文献[6]中的实验表明自

适应加权法要在较多的拍数下(60拍)才能完成正确起始,这意味着需要更长的起始时间.从表1的数据可以看出本文算法在起始窗长为10时就能获得满意的起始效果,这表明航迹能够在更短的时间内准确起始.各目标的航迹起始成功率平均比自适应加权法高出近30%,而0.72%的虚假航迹占有率更是远低于自适应加权法中的43.4%.

随着起始拍数的减少,两种方法的航迹起始性能都有不同程度的下降.自适应加权法在起始窗长为6时各目标的航迹起始性能急剧

下降,而本文提出的方法除目标2的正确率下降较多,其余目标的正确率依然保持在80%以上,虚假航迹占有率也大大低于自适应加权法中的相应数值.

此外,减法聚类的计算量与样本维数无关仅由样本数目决定^[11],时间复杂度为 $O(n^2)$.本文算法中 n 为Hough变换后产生的超过阈值 T 的航迹总数.在本文应用中 $\lambda_{\min}=0.03$ 个/ km^2 时,平均航迹总数为15. $\lambda_{\max}=0.1$ 个/ km^2 时,平均航迹总数为37.由于数据量并不大,故算法完全能够满足实时性要求.

表1 杂波密度 $\lambda=0.03$ 个/ km^2 时两种算法的航迹起始性能比较

%

方法	起始窗长 $M=10$				起始窗长 $M=6$			
	目标1	目标2	目标3	虚假航迹	目标1	目标2	目标3	虚假航迹
	正确率	正确率	正确率	占有率	正确率	正确率	正确率	占有率
自适应加权法	88	34	66	43.4	17.3	8.7	21.7	75.6
本文算法	100	78	96	0.72	94	38	80	29.3

4 结 论

1)将标准 Hough 变换与减法聚类相结合解决低信杂比环境下多目标的航迹起始问题.

2)仿真结果表明该方法不但能够明显改善航迹簇拥现象得到准确的航迹数目,而且对杂波干扰具有更好的鲁棒性,特别适用于复杂环境中的目标检测.

参考文献:

- [1] 袁刚才,吴永强,张杰. 无源定位系统的快速航迹起始算法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(6): 1484 - 1496.
- [2] 何友,关欣,王国宏. 多传感器信息融合研究进展与展望[J]. 宇航学报, 2005, 26(4): 524 - 530.
- [3] 王怀理,王德生,田立生. Hough 变换在航迹起始中的应用[J]. 清华大学学报, 2002, 42(7): 909 - 912.
- [4] 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 - 2220.
- [5] 金术玲,梁彦,潘泉,等. 一种有效的 Hough 变换航迹起始积累方法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(4):

811 - 814.

- [6] ALEXIEV K M, BOJILOV L V. A Hough transform track initiation algorithm for multiple passive sensors [C]//Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion. Paris: Fusion 2000, 2000, 1(s): TUB2/11 - TUB2/16.
- [7] 刘宗香,谢维信,杨火巨. 异步被动传感器系统模糊 Hough 变换航迹起始算法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(11): 1545 - 4591.
- [8] CUCCHIARA R, FILICORI F. The vector-gradient Hough transform [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(7): 746 - 750.
- [9] JI Q, HARALICK R M. Error propagation for the Hough transform [J]. Pattern Recognition Letters (S0167-8655), 2001, 22(6): 813 - 823.
- [10] 朱洪艳,韩崇昭,韩红,等. 航迹起始算法研究[J]. 航空学报, 2004, 25(3): 284 - 288.
- [11] 裴继红,范九伦,谢维信. 聚类中心的初始化方法[J]. 电子科学学刊, 1999, 21(3): 320 - 325.

(编辑 张 红)