

基于网格聚类 and 修正逻辑的航迹起始算法

余 沙 陈明燕 曹建蜀

(电子科技大学电子科学技术研究院 成都 611731)

摘 要 针对高密度杂波环境中多目标航迹起始时虚假航迹多和起始处理速度慢的问题,提出了一种将扫描点迹先聚类后进行航迹起始的新算法 TI-GCL(Track Initiation Algorithm Based on Grid Clustering and Modified Logic Algorithm)。新算法通过网格核技术和边界提取技术分别对高、低密度网格中的回波点迹进行处理,得到更为准确的簇,进一步利用簇中数据对象的相似度进行聚类,最后对每个聚类中的点迹运用修正逻辑法起始目标航迹。仿真结果表明,该算法在高密度杂波环境下能够准确、快速地起始多目标航迹,适于工程运用。

关键词 高密度杂波,航迹起始,网格聚类,修正逻辑法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.4.036

Tracking Initiation Algorithm Based on Grid Clustering and Modified Logic Algorithm

YU Sha CHEN Ming-yan CAO Jian-shu

(Research Institute of Electronic Science and Technology, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract A new algorithm based on grid clustering and logic method for tracking initiation (TI-GCL) was proposed to solve the problems of multiple false tracks and slow initiation in high-density clutter environment. In order to get more accurate clusters, the new algorithm uses the technology of grid cores-based and boundary optimization to deal with the echo points which come from high-density grid and low-density grid, then uses the similarity of data in each cluster to clustering, and ultimately utilizes the modified logic method to initial the object track. The simulation results show that the algorithm is capable of initiating tracks accurately and quickly in dense clutters environment, which can be used for practice of project.

Keywords High-density clutter, Track initiation, Grid clustering, Modified logic algorithm

1 引言

航迹起始是多目标跟踪的首要问题,起始航迹的准确性与快速性不但能够有效地减轻航迹维持的负担,而且能够及时发现敌方目标,增强我方的防御能力。但是背景强杂波、低信噪比以及电子对抗等干扰因素严重制约了航迹起始的性能,故密集杂波环境下,研究如何提高航迹起始性能具有重要的实际意义。

现有的航迹起始算法可分为两大类:一类是顺序处理算法^[1],如逻辑法,这类算法在稀疏杂波环境下,航迹起始效果要优于批处理算法效果,并且易于工程实现,而其缺点是在密集杂波条件下,辨别目标和虚警的能力较差;另一类是批处理算法^[2,3],如 Hough 变换法,该类算法处理效果较好,能有效地降低虚警概率,但在密集回波环境中,计算量太大,工程实现较困难。文献^[4]的修正逻辑法是在逻辑法的基础上增加角度维限制,有效地避免了部分杂波对航迹起始的干扰并能正确起始真实目标航迹,但其产生了较多的虚假航迹。文献^[5]将多尺度聚类与 Hough 变换相结合,通过聚类避免阈值设计的困难,解决了航迹簇拥下航迹的检测和估计问题,但算

法复杂度,难以满足实时性的要求。文献^[6]采用蚁群聚类优化算法,虽然从执行持续时间的角度看,该算法满足实时性要求,但是在高密度杂波环境下,其航迹起始的正确性还有待提高。

本文提出了一种基于网格聚类和修正逻辑法的航迹起始新算法。先将雷达连续扫描得到的点迹映射到网格,并采用网格聚类^[7-9]中的密度阈值来判断网格的高低密度;其次通过边界点提取技术提取低密度网格中的有效点迹来提高聚类精度,然后将低密度网格中的剩余点迹当作噪声或杂波点去除,进一步使用网络核技术来处理每个高密度网格单元并形成簇,以提高真实目标航迹起始成功率;最后对每个簇进行聚类处理,针对每个聚类使用修正逻辑法,从而使其在起始航迹时不会受到其他高密度网格中的点迹的干扰,同时也大大减少了每个时刻需要进行关联判断的回波点数。通过 MATLAB 仿真实验对比,该算法在密集杂波下,缩短了目标航迹起始处理时间,减小了航迹起始时虚假航迹起始的概率。

2 网格聚类算法

2.1 网格的基本概念

设 R_1, R_2, \dots, R_n 是 r 维空间 S 中的 n 个点,每个点的属

到稿日期:2014-05-13 返修日期:2014-07-28

余 沙(1988—),男,硕士生,主要研究方向为信号与信息处理技术;陈明燕(1980—),女,助理研究员,主要研究方向为数据融合、雷达数据处理;曹建蜀(1970—),男,副研究员,主要研究方向为高速实时信号处理。

性 (S_1, S_2, \dots, S_r) 均有界。若第 i 维的有界定义域为 $[a_i, b_i]$, 其中 $i=1, 2, \dots, r$, 则 $S=[a_1, b_1] \times [a_2, b_2] \times \dots \times [a_r, b_r]$ 。将 S 的每一维进行 M 等分, 即把 S 分割成 M^r 个网格单元。两个网格单元互称为邻居当且仅当它们具有共同边界或者共同点。

设网格 $c(c=1, 2, \dots, M^r)$ 所包含的雷达回波数目为 n_c , S 中网格密度阈值为 $MinPts$ 。如果 $n_c > MinPts$, 则定义网格 c 为高密度网格单元, 否则定义网格 c 为低密度网格单元。

2.2 相似度

雷达所扫描到的点迹间的相似性是通过它们之间的距离来计算的。两数据对象之间的距离越小, 它们的相似度越大, 就越相似, 故属于同一类的概率就越大。

定义 1 设 S 中点迹对象 R_i 的属性值 S_i 代表一个 r 维向量 $(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{ir})$, R_i 与 S 中任意一个点迹对象 R_j 的相异度 $diff(i, j)$ 和相似度 $Sim(i, j)$ 的定义如下:

$$diff(i, j) = \sum_{k=1}^r |a_{ik} - a_{jk}|, i, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$Sim(i, j) = \max_{1 \leq u, v \leq n} diff(u, v) - diff(i, j) \quad (2)$$

其中, $\max_{1 \leq u, v \leq n} diff(u, v)$ 表示雷达所扫描到的点迹集间的最大相异度。

2.3 边界点提取技术

在网格进行高低密度属性判定中, 低密度网格内的点迹 R_i 有可能是杂波或者边界点(真实目标回波)。传统的基于网格的聚类算法将低密度网格单元中的回波点作为孤立点或杂波点舍弃, 这样会存在一个问题: 如果某条可能航迹中某时刻的真实回波点刚好落入到低密度网格中, 那么传统的基于网格的聚类算法就会将这些真实点迹当成杂波移除, 从而给后面的航迹起始带来影响。因此, 为了提高聚类精度, 引入边界点阈值函数 $Minf(i)$ 和边界点函数 $Borderf(i)$, 其定义如下:

$$Borderf(i) = \frac{1}{n_k} \sum_{k=1}^{n_k} Sim(i, k) \quad (3)$$

$$Minf(i) = \frac{Max_{1 \leq k \leq n_k} Sim(i, k) + Min_{1 \leq k \leq n_k} Sim(i, k)}{2} \quad (4)$$

其中, k 表示某高密度网格单元中第 k 个点迹对象, n_k 是该高密度网格单元中的回波点迹个数, $Sim(i, k)$ 为低密度网格中第 i 个点迹对象和高密度网格中第 k 个点迹对象间的相似度。

边界点提取技术的思想: 遍历每一个高密度网格单元, 若其邻居存在低密度网格单元, 则考察每个低密度单元中的数据对象 R_i , 如果 $Borderf(i)$ 大于等于边界点阈值函数值 $Minf(i)$, 则数据对象 i 是此高密度单元的边界点, 即数据对象 i 与此高密度单元中的点迹集属于同一网格。如果多个高密度网格单元共享一个低密度单元, 则按照广度优先的原则提取边界点。按照上述方法处理完所有的高密度网格单元后, 将所有低密度网格中剩下的点迹作为杂波或噪声点丢弃。经过边界点提取, 既去除了部分杂波, 也准确地将低密度网格单元中的有效点迹从杂波数据中提取出来, 从而提高了目标航迹起始率和聚类精度。

2.4 网络核技术

经过边界点提取处理后, 雷达所接收到的某个目标 4 个时刻的回波点可能恰好处于两个高密度网格中, 故不能直接

对每个高密度网格中的数据对象进行聚类处理。为此, 采用网络核技术来提高目标正确航迹起始率。

网络核是由高密度网格单元中最大数目的相似数据对象所组成的。网络核代表一个簇, 它能将其邻居的高密度网格中相似的数据对象吸引到周围, 从而使它们形成同一个类。

定义 2 $C^r \subseteq O$ 是网络核, θ 是类阈值, 且 $\theta \in [0, 1]$, 如果 C 满足: $C = \{v \in O | v \in C^r \text{ 或 } C^r \text{ 至少包含 } \theta * |C^r| \text{ 个数据对象与 } v \text{ 相似}\}$, 则称集合 C 是一个簇。

网络核技术的思想: 经过边界点提取技术处理后, 对每一个高密度网格单元 C^r , 遍历与其相邻的高密度网格中的数据对象 v , 如果 v 至少与 C^r 中 $\theta * |C^r|$ 个数据对象相似(任意两个数据对象, 如果它们之间的相似度不小于给定的相似度阈值 $MinSim$, 则它们相似), 那么数据对象 v 与高密度网格单元 C^r 属于同一簇 C 。对其余的高密度网格做同样的处理, 直到处理完所有的高密度网格单元。

3 修正逻辑法

逻辑法采用滑窗法的 m/n 逻辑原理来起始航迹, 其原理如图1所示。雷达将不断地处理扫描期间接收到的回波点序列, 这些回波点序列作为雷达进行航迹起始的输入, 当时间窗里面检测到的回波点数到达提前指定门限 m 时, 则可成功地起始一条航迹, 否则将时间窗向后移动, 进入雷达下一次扫描时间。逻辑法在杂波密度比较高的情况下, 起始速度慢, 并且起始的虚假航迹较多, 从而给后续航迹处理(滤波、数据关联等)带来严重的计算负担。为了快速起始航迹, 引入修正逻辑法^[4], 即在逻辑法的基础上, 对落入相关波门中的测量加一个角度限制条件, 剔除在一定程度上与航迹成V字形的测量点迹。

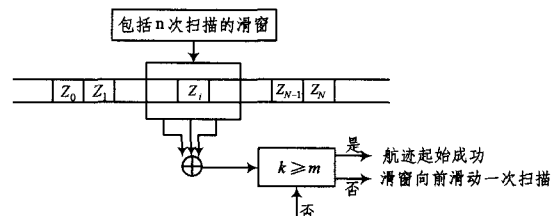


图1 基于 m/n 逻辑原理的滑窗法

设 $z_i^l(k)$ 是 k 时刻量测 i 的第 l 个分量, $l=1, 2, \dots, p, i=1, \dots, m_k$ 。将观测值 $Z_i(k)$ 与 $Z_j(k+1)$ 间的距离矢量 d_{ij} 的第 l 个分量定义为^[10]:

$$d_{ij}^l(t) = \max[0, z_j^l(k+1) - z_i^l(k) - v_{\max}^l \cdot t] + \max[0, -z_j^l(k+1) + z_i^l(k) + v_{\max}^l \cdot t] \quad (5)$$

其中, t 表示雷达连续两次扫描的时间间隔。如果假设观测误差是独立、零均值、高斯分布的, 协方差为 $R_i(k)$, 那么归一化距离的平方^[10]如下:

$$D_{ij}(k) = \hat{\Delta} d_{ij}^T [R_i(k) + R_i(k+1)]^{-1} d_{ij} \quad (6)$$

其中, $D_{ij}(k)$ 是服从自由度为 p 的 χ^2 分布的随机变量。通过给定的门限概率和自由度为 p 的 χ^2 分布表可查到门限 γ , 如果 $D_{ij}(k) \leq \gamma$, 则可以判定 $z_i(k)$ 和 $z_j(k+1)$ 两个量测互联。

4 基于网格聚类和修正逻辑的算法

由于密集杂波环境下, 每个时刻雷达所扫描到的回波数

目较多,故在该时刻进入相关波门内的回波数目也大大增加。为了能够快速起始航迹,并有效地减少虚假航迹,首先引入网格聚类来消除部分杂波点,然后再对雷达扫描到的4个时刻的点迹集进行聚类,最后分别对每个类运用修正逻辑法进行航迹起始。其具体步骤如下:

- (1) 将三维数据空间的每一维划分为 M 个大小相等的区间,形成 M^3 个网络单元。
- (2) 通过对雷达4个时刻扫描到的点迹集 R 进行遍历,将 R 中的点迹对象 (R_1, R_2, \dots, R_n) 映射到数据空间中。
- (3) 遍历每个网格单元并记下每个网格单元中数据对象的个数。
- (4) 根据用户输入的密度阈值 $MinPts$ 判定网格单元的类型,即判定每个网格单元是高密度网格还是低密度网格。

(5) 考察每个高密度网格单元相邻的低密度网格中的点迹对象 R_i , 如果这个数据对象的边界点函数值 $Borderf(i)$ 大于等于边界点阈值 $Minf(i)$, 则该点迹对象 i 是此高密度单元的边界点。

(6) 经过边界点提取后,按照广度优先的原则对任一高密度网格进行网格核技术处理,形成簇,重复这个过程直到所有的高密度网格单元处理完毕。

(7) 待网络核技术处理完成后,对每个簇中的任意两个数据对象 R_i 和 R_j , 如果它们之间的相似度满足: $Sim(i, j) \geq MinSim$, 则把数据对象 i 和 j 聚为同一类。

(8) 聚类完成后,对每个聚类中的点迹按照雷达接收时间进行排序,然后对其使用修正逻辑法来进行航迹起始。整个算法的流程如图2所示。

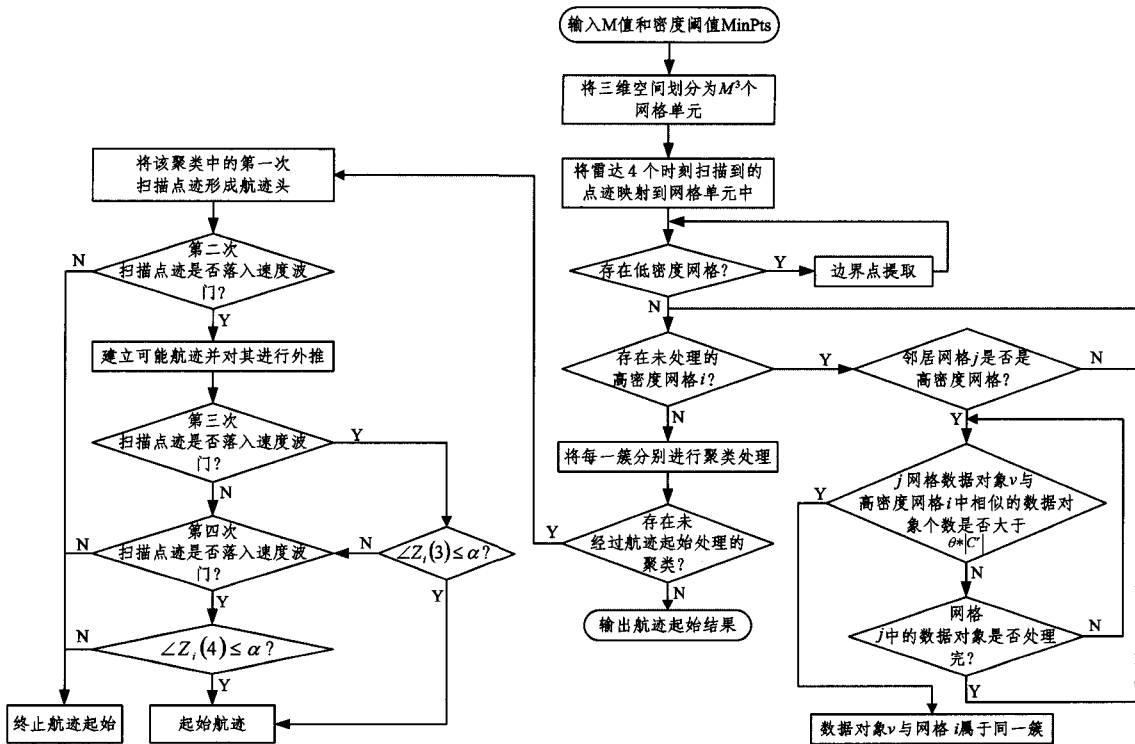


图2 基于网格聚类和修正逻辑法的航迹起始流程

5 仿真实验

5.1 主要评价指标

(1) 平均起始虚假航迹概率:

$$F = \left(\sum_{i=1}^N f_i / n_i \right) / N \quad (7)$$

其中, N 表示 Monte-Carlo 仿真实验次数, f_i 为第 i 次仿真中起始的虚假航迹数; n_i 表示第 i 次仿真中起始的航迹总数。

(2) 平均起始目标航迹概率:

$$C = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_{ij} / (M \times N) \quad (8)$$

其中, M 为目标数, I_{ij} 表示第 i 次 Monte-Carlo 仿真实验中目标航迹 j 是否被正确起始。

$$I_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{航迹 } j \text{ 被成功起始} \\ 0, & \text{航迹 } j \text{ 未被成功起始} \end{cases}$$

(3) 多目标航迹起始运行时间: 为 N 次 Monte-Carlo 仿真的平均运行时间。

5.2 仿真设置

为了检验本文方法的有效性并验证改进网格聚类算法对航迹起始效果的影响, 在高密度杂波环境下进行仿真验证, 并与 3/4 修正逻辑法和修正 Hough 变换法^[10]进行了比较。

假设6个低空目标做匀速直线运动, 使用3D预警雷达对6个目标进行跟踪, 6个目标的初始位置为(9350m, 550m, 400m), (4850m, 5050m, 400m), (350m, 9550m, 400m), (4850m, 14050m, 400m), (9350m, 18550m, 400m), (13850m, 23050m, 400m), 6个目标的速度均为 $v_x = 300\text{m/s}$, $v_y = 360\text{m/s}$, $v_z = 0\text{m/s}$, 同时假定雷达的采样周期 $T = 2\text{s}$, 雷达的测向误差和测距误差分别为 $\sigma_\theta = 0.3^\circ$ 和 $\sigma_r = 50\text{m}$ 。每个周期的杂波个数是根据文献^[11]中所述方法按泊松分布确定的, 即给定参数 λ , 首先产生(0,1)区间上均匀分布产生的随机数 r , 然后如式(9)所示:

$$e^{-\lambda} \sum_{j=0}^{J-1} \frac{\lambda^j}{j!} \leq r \leq e^{-\lambda} \sum_{j=0}^J \frac{\lambda^j}{j!}, \quad J = 0, 1, 2, \dots \quad (9)$$

确定出 J 后,每个周期的 J 个杂波按均匀分布随机地分布在雷达视野范围内。取 $M=5$,密度阈值 $MinPts=2$ 。

5.3 仿真分析

取 $\lambda=100$,并进行 100 次 Monte-Carlo 仿真实验,雷达连续 4 个扫描周期内所扫描到的杂波点与目标真实点的态势如图 3 所示,符号 ‘*’、‘□’、‘+’ 和 ‘o’ 分别表示雷达 4 个时刻所扫描到的杂波点,6 条直线表示真实目标航迹。按 3/4 修正逻辑法起始的航迹如图 4 所示,基于修正的 Hough 变换法如图 5 所示,基于网格聚类和修正逻辑法起始的航迹如图 6 所示。从图 4—图 6 可以看出,在杂波较密集的环境中,本文所提出的 TI-GCL 算法能正确起始多目标航迹并能消除高密度杂波对航迹起始时的影响,其航迹起始性能明显优于修正的 3/4 逻辑法和修正的 Hough 变换法的性能。

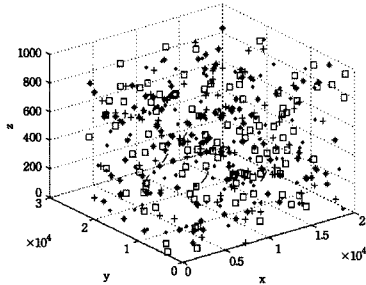


图 3 杂波与目标回波点迹

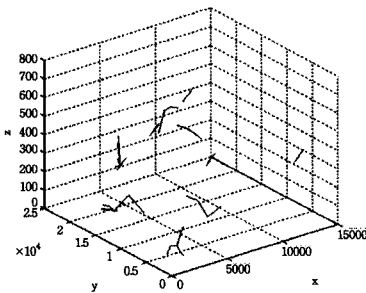


图 4 基于修正逻辑法的航迹起始

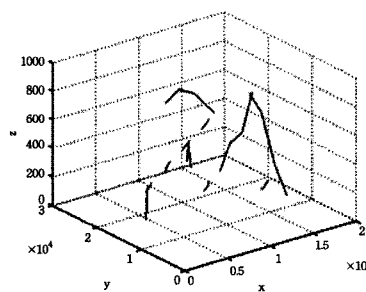


图 5 基于修正 Hough 变换的航迹起始

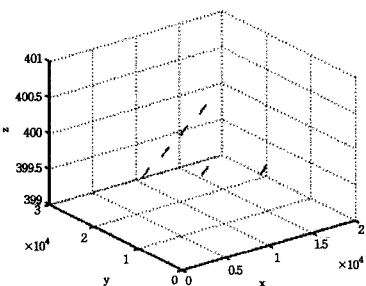


图 6 基于网格聚类和修正逻辑的航迹起始

图 7 和图 8 分别给出了上述 3 种方法的多目标正确航迹起始概率和多目标虚假航迹起始概率随参数 λ 的变化。从图 7 中可以看出, TI-GCL 算法与 3/4 修正逻辑法多目标正确起始航迹概率几乎相同,因为 TI-GCL 算法最终在航迹起始时运用的是 3/4 修正逻辑法,而修正的 Hough 变换法较前两种方法相比,多目标正确起始航迹概率稍低。从图 8 可以看出,在高密度杂波背景下,3/4 修正逻辑法的虚假航迹数量大幅度增加,修正的 Hough 变换法能有效地降低部分虚假航迹,而 TI-GCL 方法在消除多目标虚假航迹起始上的性能明显要优于 3/4 修正逻辑法和修正 Hough 变化法,因为 TI-GCL 算法中的网格聚类不仅去除了部分杂波,而且让每条航迹在起始阶段免于其他网格中杂波的干扰。

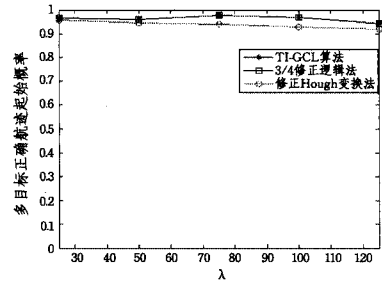


图 7 多目标正确航迹起始概率

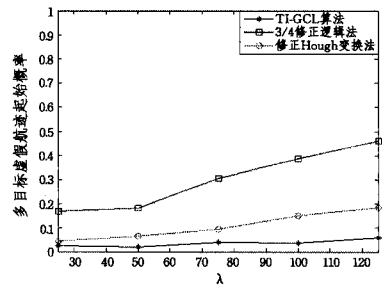


图 8 多目标虚假航迹起始概率

3/4 修正逻辑法、修正 Hough 变换法和 TI-GCL 算法在不同杂波数量下分别进行 100 次 Monte-Carlo 仿真实验后相应的平均运行时间如表 1 所列。从表 1 可以看出,修正 Hough 变换的运行时间较长,因为其计算量较大。当杂波干扰比较小(虚警率较低)时,3/4 修正逻辑法的运行时间要少于 TI-GCL 方法的运行时间,但是当杂波越来越密集时, TI-GCL 算法能够运用网格聚类对雷达所扫描的回波点迹进行预处理,故其运行时间明显优于 3/4 修正逻辑法的运行时间。

表 1 3/4 修正逻辑法、修正 Hough 变换法和 TI-GCL 算法的平均运行时间(s)统计

航迹起始算法	杂波数(个)				
	105	185	277	410	515
3/4 修正逻辑法	0.032	0.085	0.296	0.562	1.547
修正 Hough 变换法	0.759	1.085	1.644	2.281	2.775
TI-GCL 方法	0.046	0.062	0.150	0.182	0.231

结束语 由于高密度杂波给多目标的航迹起始带来了严重的干扰,本文提出了一种将网格聚类运用到航迹起始的算法。该算法通过网格聚类去除了部分杂波点,并且解决了修正逻辑法在杂波点较多的情况下不能快速起始真实目标航迹

(下转第 205 页)

matrix learning with a general regularized risk functional criterion [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21 (1):72-80

[4] Girolami M, Rogers S. Hierarchic bayesian models for kernel learning[C]//Proceedings of the 22nd international conference on machine learning. Bonn, Germany, 2005; 241-248

[5] Ong C S, Smola A J, Williamson R C. Learning the kernel with hyperkernels[J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6:1043-1071

[6] Yan Zhi-gang, Yang Yuan-xuan, Ding Yun-jing. An experimental study of the hyper-parameters distribution region and its optimization method for support vector machine with gaussian kernel[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2013, 6(5): 437-446

[7] Cristianini N, Shawe-Taylor J, Elisseeff A, et al. On kernel-target alignment[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 14:367-373

[8] Baram Y. Learning by kernel polarization[J]. Neural Computation, 2005, 17:1264-1275

[9] Wang Ting-hua, Tian Sheng-feng, Huang Hou-kuan, et al. Learning by local kernel polarization [J]. Neurocomputing, 2009, 72:3077-3084

[10] Nguyen C H, Ho Tu-bao. An efficient kernel matrix evaluation measure[J]. Pattern Recognition, 2008, 41:3366-3372

[11] Wang Ting-hua, Zhao Dong-yan, Feng Yan-song. Two-stage multiple kernel learning with multiclass kernel polarization[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 48:10-16

[12] Zhong Shang-ping, Chen Da-ya, Xu Qiao-fen, et al. Optimizing the gaussian kernel function with the formulated kernel target alignment criterion for two-class pattern classification[J]. Pattern Recognition, 2013, 46:2025-2054

[13] Wang Lei, Xue Ping, Chan K L. Two criteria for model selection

in multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2008, 38(6):1432-1448

[14] Gönen M, Alpaydin E. Multiple kernel learning algorithms[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12:2211-2268

[15] Wang Lei. Feature selection with kernel class separability[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2008, 20(9):1524-1546

[16] Mao K Z. Feature subset selection for support vector machines through discriminative function pruning analysis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 34 (1): 60-67

[17] Vapnik V. Statistical Learning Theory [M]. New York: Wiley-Interscience, 1998

[18] John S-T, Cristianini N. Kernel methods for pattern analysis [M]. Cambridge university press, 2004

[19] Meilă M. Data centering in feature space [C]//Ninth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, 2003

[20] Schölkopf B. The kernel trick for distance[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 13:301-307

[21] Burago D, Burago Y D, Ivanov S. A Course in Metric Geometry [M]. American Mathematical Society, 2001

[22] Lesot M-J, Rifqi M. Similarity measures for binary and numerical data: a survey[J]. International Journal of Knowledge Engineering and Soft Data Paradigms, 2009, 1(1):63-84

[23] Lomax R G. An Introduction to Statistical Concepts(Second Edition)[M]. Routledge Academic, 2007

[24] Wang Ting-hua, Zhao Dong-yan, Tian Sheng-feng. An overview of kernel alignment and its applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2012(11)

[25] Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(27):1-27

(上接第 184 页)

和虚假航迹起始过多的问题。仿真结果表明,本文算法能够去除部分杂波点和孤立点,并且解决了高密度杂波环境下虚假航迹过多的问题,具有良好的航迹起始性能。同时, TI-GCL 算法在高密度杂波环境下的航迹起始运行速度明显快于 3/4 修正逻辑法和修正 Hough 变换法的航迹起始运行速度,这在复杂环境下的多目标航迹起始中具有广泛的工程运用前景。

参 考 文 献

[1] Matteo S, Pierfrancesco L, Alfonso F. A modified M/N logic for track initiation of low observable targets using amplitude information[C]//Radar Symposium 2006. 2006:1-4

[2] 李静,潘泉. 基于运动约束二步聚类 Hough 变换航迹起始算法[J]. 计算机测量与控制, 2011, 9(11): 2759-2762

[3] Xia Dong, Cha Hao, Xiao Chun-sheng. A new Hough transform applied in track initiation[C]//International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. 2011:16-18

[4] 苏峰,王国宏,何友. 修正的逻辑航迹起始算法[J]. 现代防御技

术, 2004, 32(5):66-68

[5] 金术玲,梁彦,潘泉,等. 基于 Hough 变换和聚类的航迹起始算法[J]. 系统仿真学, 2009, 21(8):2362-2364

[6] Xu Ben-lian, Chen Qing-lan, Wang Zhi-quan. A new track initiation method for multi-target tracking[C]//Proceedings of the 3rd IEEE conference on industrial electronics and application. 2008:1551-1556

[7] Chen Y X, Tu L. stream data clustering based on grid density and attraction[J]. Journal of ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2009, 1(1):1-26

[8] Ram A, Sharma A, Jalall A S. An enhanced density based spatial clustering of applications with noise[J]. IEEE International Advanced Computing Conference, 2009(3): 1475-1478

[9] 张鸿雁,刘希玉. 一种网格聚类的边缘检测算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(12):1846-1850

[10] 何友,修建娟,张晶炜. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2006

[11] 蔡庆宇,薛毅,张伯彦. 相控阵雷达处理及其仿真技术[M]. 北京:国防工业出版社, 1997