

# 基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法

张巧<sup>1</sup>, 杨红雨<sup>1,2</sup>, 刘洪<sup>1,2</sup>, 刘宇<sup>1,2</sup>, 闫震<sup>1</sup>

(1. 四川大学视觉合成图形图像技术重点学科实验室, 成都 610065; 2. 四川大学计算机学院, 成都 610065)

**摘要:** 直接对三坐标航管一次雷达点迹录取器中录取到的点迹进行航迹起始、跟踪等处理后, 会形成大量虚警, 运算量大. 进行目标跟踪时, 候选点迹集合数量庞大是造成目标跟踪过程运算量大的主要原因. 文中基于动态自适应 DBSCAN 聚类算法, 结合经典卡尔曼滤波跟踪算法, 提出了动态自适应 DBSCAN 聚类跟踪混合算法, 来减少候选点迹集合数量. 实验结果证明, 本文提出的算法实现了无效点迹数的减少、航迹质量的提高以及运算时间的下降. 通过动态自适应 DBSCAN 聚类跟踪混合算法, 能迅速跟踪到三坐标航管一次雷达探测到的目标并形成目标航迹, 可以及时发现黑飞目标, 将对正常民航飞机飞行的干扰降到最低.

**关键词:** 目标跟踪; 雷达点迹聚类; 自适应 DBSCAN; 卡尔曼滤波跟踪算法; 黑飞目标

**中图分类号:** TP18      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.19907/j.0490-6756.2021.012001

## Radar target tracking algorithm based on adaptive DBSCAN

ZHANG Qiao<sup>1</sup>, YANG Hong-Yu<sup>1,2</sup>, LIU Hong<sup>1,2</sup>, LIU Yu<sup>1,2</sup>, YAN Zhen<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, China;  
2. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Directly processing the track initiation and tracking of the points recorded in the radar point recorder of the three-dimensional air traffic control system will generate a large number of false alarms and a large amount of calculation. When performing target tracking, the number of candidate point sets is huge is the main reason for the large amount of calculation in the target tracking process. Based on the dynamic adaptive DBSCAN clustering algorithm and the classic Kalman filter tracking algorithm, a hybrid dynamic adaptive DBSCAN clustering tracking algorithm is proposed in this paper to reduce the number of candidate point sets. Experiments have found that the number of invalid points is reduced and the track quality is improved Computing time decreases. Through the dynamic adaptive DBSCAN clustering tracking hybrid algorithm, it can quickly track the target detected by cnac radar once and form the target track, which can detect the black flight target in time and reduce the interference to the normal flight of civil aviation aircraft to the minimum.

**Keywords:** Target tracking; Radar dot clustering; Adaptive DBSCAN; Kalman filter tracking algorithm; Black fly target

收稿日期: 2019-12-25

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ49087905); 国家自然科学基金会与中国民用航空局联合资助项目(U1833115)

作者简介: 张巧(1996-), 男, 四川岳池人, 硕士研究生, 研究方向为空管自动化. E-mail: 2018226049034@stu.scu.edu.cn

通讯作者: 刘洪. E-mail: liuhong@scu.edu.cn

# 1 引言

三坐标航管一次雷达回波信号经过雷达信号处理单元后形成雷达点迹数据,但是对于民航等大型目标而言,目标本身尺寸较大,可以跨越多个距离及方位单元,在雷达信号处理之后同一目标仍会产生多个点迹信息,并且对于杂波环境下,由于各种杂波出现的不规则性<sup>[1]</sup>,特别是雷达在受到地杂波或海杂波影响的区域,每个周期都可能产生大量的点迹报告,给数据处理系统造成极大的压力,严重影响雷达目标跟踪效率<sup>[2]</sup>。

国内外对该问题所提出的解决方案主要在雷达信号处理方面和进行航迹跟踪时算法改进方面。

在雷达信号处理方面,主要是 CFAR 算法的研究及改进。CFAR 检测算法分成两类:瑞利背景下的 CFAR 算法和非瑞利背景下的 CFAR 算法。

瑞利背景下的 CFAR 算法有 4 类,第一类是均值类(ML) CFAR 算法,其中最经典的是单元平均算法(CA) CFAR 算法<sup>[3]</sup>。为了减小杂波边缘的虚警,提出单元平均放大(GO) CFAR<sup>[4]</sup>算法;第二类是有序统计类恒虚警算法,最经典的是 OS-CFAR 算法<sup>[5]</sup>及剔除平均(TM) CFAR 算法<sup>[6-7]</sup>;第三类是自适应 CFAR 算法,其中包括变化指数(VI) CFAR 算法<sup>[8]</sup>及非均匀杂波估计(HCE) CFAR 算法<sup>[9]</sup>;第四类是杂波图 CFAR 算法<sup>[10]</sup>。

非瑞利背景下的 CFAR 算法包括 Log-tCFAR 算法<sup>[11-12]</sup>等。

张欣<sup>[13]</sup>提出一种基于对数杂波图的自适应恒虚警检测算法,在复杂杂波背景环境下提高雷达系统的检测性能,有效减少虚假航迹数。

进行航迹跟踪时所用算法的改进方面,主要是对卡尔曼滤波算法的改进。Bar-Shalom 等<sup>[14]</sup>提出扩展卡尔曼(EKF)滤波算法。文献<sup>[15]</sup>提出无迹卡尔曼滤波,在一定程度上提高了滤波精度。针对高斯分布的非线性滤波问题,积分卡尔曼滤波和容积卡尔曼滤波<sup>[16]</sup>被提出。

随着人工智能在工程上的大量运用,基于神经网络的卡尔曼滤波被提出。张宇行等<sup>[17]</sup>提出的基于 LSTM 的航迹跟踪。这些方法都可减少虚假航迹数。

本文转换了角度,从雷达数据处理的角度出发,基于动态自适应 DBSCAN 聚类算法,结合经典卡尔曼滤波跟踪算法,提出 DBSCAN-KALMAN 混合算法。该算法包括两个部分,分别是点

迹数据精细化处理阶段和目标跟踪阶段。在点迹数据精细化处理阶段,DBSCAN-KALMAN 以雷达扫描周期为时间片单位,对各时间片中的点迹数据,应用 DBSCAN 算法进行聚类,将聚类后的各类点迹数据依据质心算法分别计算点迹质心,以各类点迹数据与各类质心欧式距离最小的点迹作为此时间片最终输出点迹,被 DBSCAN 标记为噪声点的点迹也作为此时间片最终输出点迹输出;在跟踪阶段,应用经典卡尔曼滤波算法,对于多个时间片内的输出点迹数据进行跟踪处理,形成目标航迹。

三坐标航管一次雷达信噪比、地波干扰会产生大量虚假目标点迹干扰,但其严重程度并不至于干扰民航机等大目标。本方法适用于快速在低空空域范围内发现非合作目标(即没有提前报备的黑飞目标)的场景。利用动态自适应 DBSCAN 聚类跟踪混合算法,有效减少杂波造成的虚假点迹,快速跟踪并形成民航飞机与黑飞目标航迹,这样可以及时发现黑飞目标,将对正常民航飞机飞行的干扰降到最低。

## 2 自适应 DBSCAN 算法

### 2.1 算法原理

聚类算法被广泛应用于用户图像<sup>[18]</sup>、文本处理<sup>[19]</sup>等领域。DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法,该算法不需要事先给定聚类类别数目,不仅可适用凸样本集,也同样适用于非凹样本集。将所有各组紧密相连的样本化为各个不同的类别,就能得到最终的聚类结果。

### 2.2 DBSCAN 密度定义

DBSCAN 参数( $\epsilon$ , MinPtrs)用来描述领域的样本分布紧密程度,其中, $\epsilon$  描述某一样本的领域距离阈值;MinPtrs 描述某一样本的距离为  $\epsilon$  的领域内包含样本个数的阈值。文献<sup>[20]</sup>给出了 DBSCAN 具体密度描述关键定义。

### 2.3 自适应 DBSCAN 参数设置

DBSCAN 聚类结果对  $\epsilon$  与 MinPtrs 取值敏感,人工选取,可能造成聚类不准确。已有不少文献提出若干参数自适应方法。文献<sup>[21]</sup>根据数据集在每个维度的密度分布,动态设置  $\epsilon$ ,但仍需要输入 MinPtrs,没有实现聚类的全自动化。Kim 等<sup>[22]</sup>提出 AA-DBSCAN 算法,基于二叉树的新树结构来定义数据集的密度层,以实现不均匀密度数据集的聚类,但算法仍需输入相关参数。Khan 等<sup>[23]</sup>提出的 AD-DBSCAN 自适应聚类算法需要提前指定

簇的数量,无法自动识别簇类数目.夏鲁宁等<sup>[24]</sup>提出的 SA-DBSCAN 聚类算法,利用逆高斯拟合 KNN 分布并分解峰值点以确定  $\epsilon$ .

本文采用文献<sup>[25-26]</sup>的 DBSCAN 自适应参数方法,绘制 K-距离曲线与数据点距离升序曲线,取 K-距离曲线的第一个谷底位置与数据点距离升序曲线最密集的位置对应的距离的中间值作为  $\epsilon$ ,而根据雷达跟踪目标飞行特性来确定 MinPtrs.

### 3 卡尔曼滤波算法

雷达目标跟踪是通过相关和滤波处理建立起目标的运动轨迹,包括对目标运动状态所做的估计和预测,进而对目标进行评估.雷达跟踪最重要的环节就是建立航迹时选用的滤波算法,选用合适的滤波算法可以影响雷达跟踪精度.最常用的滤波算法就是卡尔曼滤波算法.卡尔曼滤波算法主要由以下公式组成<sup>[27]</sup>.

状态一步预测如下式.

$$\hat{X}(k+1|k) = F(k)\hat{X}(k|k) + G(k)u(k) \quad (1)$$

协方差一步预测如下式.

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F'(k) + Q(k) \quad (2)$$

量测的预测协方差为

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H'(k+1) + R(k+1) \quad (3)$$

卡尔曼增益如下式.

$$K(k+1) = P(k+1|k)H'(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (4)$$

状态更新如下式.

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)v(k+1) \quad (5)$$

其中,  $v(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)$ , 为新息误差.卡尔曼滤波算法对本时刻的状态估算就是前一时刻对本时刻的预测值加上一个修正项,而修正项随信息误差动态变化.卡尔曼滤波算法就是上述公式的迭代.针对不同场景提出不同的卡尔曼滤波改进算法,UKF、PF、EKF 卡尔曼滤波<sup>[28]</sup>等.

## 4 基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法

### 4.1 DBSCAN-KALMAN 算法定义

4.1.1 点迹数据划分时间片 由于三坐标航管一次雷达点迹录取器中录取到的点迹是以雷达扫描周期为单位,因此点迹属于时间序列数据,所以需

要以雷达扫描周期为时间片单位将点迹集合分成若干小的时间片点迹集合.以下是数学公式描述.

$$f[T, t_0, X(t, x, y, z)] = P(t, n, x_n, y_n, z_n) \quad (6)$$

其中,  $T$  为雷达扫描周期;  $t_0$  为初始时刻;  $t$  为各点迹录取时刻;  $X(t, x, y, z)$  为录取器录取到的点迹数据;  $n$  为时间片数;  $P(t, n, x_n, y_n, z_n)$  为根据  $T$  为单位划分的第  $n$  个时间片点迹集合.

4.1.2 基于时间片聚类 理论上同一目标在不同时间片点迹集合中仅会有一个点迹信息,但实际上由于存在虚警与大目标跨越多个距离及方位单元情况,同一目标在相同时间片点迹集合中存在多个点迹信息.

但同一目标在相同时间片点迹集合中的不同点迹之间本身属性差异并不大,在空间分布上符合按密度堆积,即同一目标的不同点迹间通常聚集成密度稠密的类簇,不同目标间的点迹一般相隔较大,密度稀疏,不会形成类簇.

基于以上特点,使用基于密度的典型聚类方法 DBSCAN 算法,对时间片点迹集合进行聚类,会形成不同类簇集合.以下是数学公式描述.

$$g[P(t, n, x_n, y_n, z_n), \epsilon, \text{MinPtrs}] = Y(t, n, c, x_c, y_c, z_c) \quad (7)$$

其中,  $\epsilon$  为 DBSCAN 的半径阈值; MinPtrs 为 DBSCAN 的样本阈值;  $Y(t, n, c, x_c, y_c, z_c)$  为第  $n$  个时间片聚类后第  $c$  类的点迹集合.

4.1.3 基于时间片的各类簇计算质心 根据上一步得到类簇集合,以及同一类簇集合间的各点迹间属性差异不大的特点,且聚类后的类簇是同一类目标,因此只需要选择这些点迹集合中的一个点迹代表此类簇即可,这样可以用于之后的航迹跟踪的候选点迹数量减少.

随机选取同一类簇集合的点迹代表此类簇,会为最终的航迹跟踪结果引入了随机性,所以需寻找一个基准,以此基准来选择哪个点迹代表本类簇.

考虑到点迹信息包括距离、方位、俯仰三个维度及聚类后形成的类簇质心表征本类属性的特点,所以对这三个维度分别取质心,即分别取三个维度的中心,并组成最终基准.以下是数学公式描述基准的形成.

$$Y(t, n, c, x_c, y_c, z_c) = Z(t, n, c, x_{\text{center}}, y_{\text{center}}, z_{\text{center}}) \quad (8)$$

其中,  $Z(t, n, c, x_{\text{center}}, y_{\text{center}}, z_{\text{center}})$  为使用质心算法后第  $n$  个时间片聚类后第  $c$  类质心点迹.

4.1.4 基于时间片的各类簇点迹选择 根据上一步计算得到的各类簇基准,以与基准的欧式距离最小的各类簇点迹来代表各类簇. 以下是数学公式描述.

$$\text{Dis}[Y(t, n, c, x_c, y_c, z_c), Z(t, n, c, x_{\text{center}}, y_{\text{center}}, z_{\text{center}})] = \sqrt{(x_c - x_{\text{center}})^2 + (y_c - y_{\text{center}})^2 + (z_c - z_{\text{center}})^2} \quad (9)$$

$$Y'(t, n, c, x_c, y_c, z_c) = \text{Min}\{\text{Dis}[Y(t, n, c, x_c, y_c, z_c), Z(t, n, c, x_{\text{center}}, y_{\text{center}}, z_{\text{center}})]\} \quad (10)$$

我们选取使 Dis 最小的对应的点迹  $Y'(t, n, c, x_c, y_c, z_c)$  作为此时间片类的最终点迹.

4.1.5 卡尔曼滤波航迹跟踪 经过以上步骤,将所有基于时间片得到的点迹作为候选点迹集合进行航迹跟踪,得到不同目标形成的点迹集合,即航迹. 以下是数学公式描述.

$$H[Y'(t, n, c, x_c, y_c, z_c)] = T_i(t, x_c, y_c, z_c) \quad (11)$$

其中,  $T_i(t, x_c, y_c, z_c)$  为卡尔曼滤波跟踪到的第  $i$  条航迹的点迹集合.

## 4.2 基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法实现

基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法的主要步骤如算法 1 所示.

**算法 1** 基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法

**输入:** 三坐标航管一次雷达某一段时间点迹集  $X(t, x, y, z)$ , 待雷达目标跟踪点迹空队列 Queue.

**输出:** 跟踪到的各条航迹对应的点迹集合  $T_i(t, x_c, y_c, z_c)$ .

Begin

**Step 1** 通过分析某一段时间段的雷达录取器中的点迹分布,确定 DBSCAN 的阈值 MinPtrs,并在所有时间片聚类过程中保持不变;

**Step 2** 将点迹集拆分成多个以雷达扫描周期为年的时间片集合  $\tau(t_1, t_2, \dots)$ ,对每个时间片绘制出  $K$ -距离曲线与数据点距离升序曲线,取  $K$ -距离曲线的第一个谷底位置与数据点距离升序曲线最密集的位置对应的距离的中间值,作为此时间片的 DBSCAN 的半径  $\epsilon$ ;

**Step 3** 对时间片  $t_i$  进行 DBSCAN 聚类;

**Step 4** 对 Step 3 聚类完成后形成的非噪声类簇求质心,质心属性使用下面公式分别求解:

距离属性:

$$\text{dis}(t_i) = \frac{\prod_{k=1}^N a_k * d}{\prod_{k=1}^N a_k} \quad (a_k \text{ 为此类簇某点迹的和强度, } d \text{ 为此点迹的距离}) \quad (12)$$

方位属性:

$$\text{bearing}(t_i) = \frac{\prod_{k=1}^N b_k * b}{\prod_{k=1}^N b_k} \quad (b_k \text{ 为此类簇某点迹的方位强度, } b \text{ 为此点迹的方位角}) \quad (13)$$

俯仰属性:

$$\text{pitch}(t_i) = \frac{\prod_{k=1}^N p_k * p}{\prod_{k=1}^N p_k} \quad (p_k \text{ 为此类簇某点迹的俯仰强度, } p \text{ 为此点迹的俯仰角}) \quad (14)$$

**Step 5** 选择此类簇中点迹与其质心点迹欧式距离最小对应的点迹作为此类簇最终点迹输出,并添加到待目标跟踪点迹队列 Queue 中;

**Step 6** 对 Step 3 聚类完成后形成的噪声类不做处理,直接添加到 Queue 中;

**Step 7** 重复 Step 2~Step 6 步骤,直到全局聚类;

**Step 8** 将 Queue 的点迹作为雷达目标跟踪算法输入数据进行跟踪.

End.

## 5 实验

首先分析从雷达点迹录取器中直接得到的点迹分布及跟踪到的航迹分布. 本文使用的三坐标航管一次雷达的扫描周期为 5 s,雷达观测到目标距离、俯仰、方位、和强度等在内的一组目标属性数据,其中方位和俯仰单位并不是标准的弧度单位,而是 mil 单位, mil 与弧度的换算公式为  $\text{rad} = \frac{\text{mil}}{6000} * 360$ . 点迹部分格式如表 1 所示.

表 1 三坐标场面监视一次雷达部分点迹数据

Tab. 1 Partial trace data of a coordinated surveillancesurveillance radar

距离	方位	俯仰	方位强度	和强度	俯仰强度	系统时间
1 365	3 242	299	37 806	68 229	34 276	11:00:12:639
10 785	3 416	172	375 753	495 107	212 919	11:00:12:767
10 785	3 415	237	306 615	349 357	252 809	11:00:12:767
18 885	3 892	32	1 436 514	1 106 335	207 946	11:00:13:151

### 5.1 雷达聚类前点迹分布

文章使用三坐标航管一次雷达于 2019 年 4 月 29 日在南充某机场录取到的点迹数据作为分析依据, 聚类前雷达点迹数据分布, 如图 1 所示.

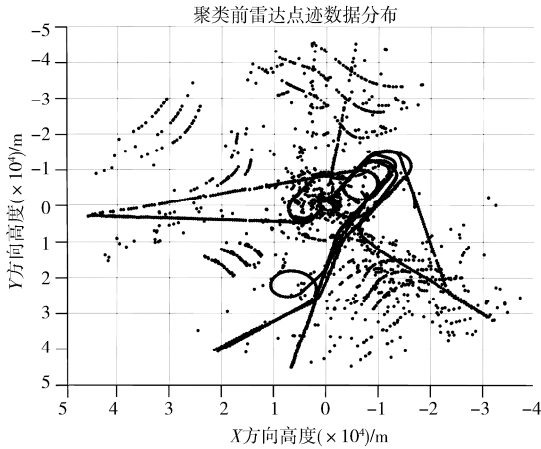


图 1 聚类前雷达点迹数据分布

Fig. 1 Radar point data distribution before clustering

### 5.2 雷达聚类前航迹跟踪结果

经过航迹起始、跟踪、滤波、平滑处理后, 跟踪到多条航迹. 从聚类前跟踪的航迹明显可以看出, 航迹存在分叉、虚假航迹、部分航迹长度很短等干扰情况, 航迹分布如下图 2 所示.

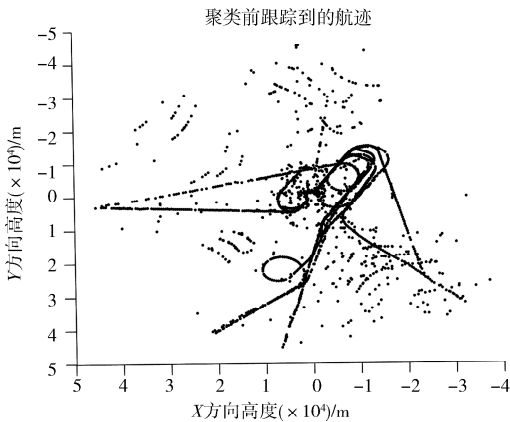


图 2 聚类前雷达跟踪到的航迹

Fig. 2 Tracks tracked by radar before clustering

### 5.3 基于自适应 DBSCAN 的雷达点迹跟踪

5.3.1 雷达扫描周期内进行点迹聚类 选择点迹数最多的一个雷达扫描周期作为分析区间. 使用 Matlab 计算得到一个雷达扫描周期内最多有 62 个点迹, 位于第 298 个时间片位置.

本文选择  $K = 4$ . 计算排序的 4-距离曲线图与数据点距离升序曲线, 如图 3 和图 4 所示.

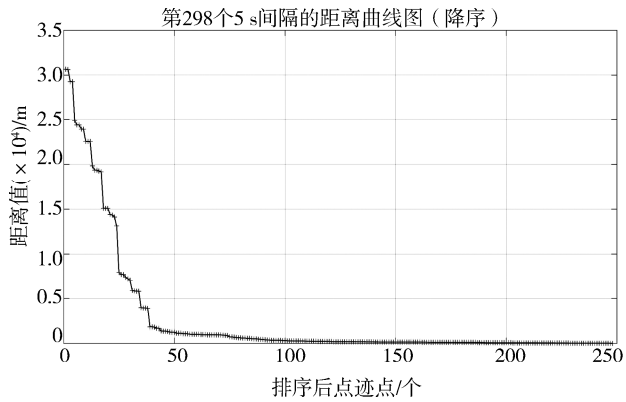


图 3 4-距离曲线图

Fig. 3 4-distance graph

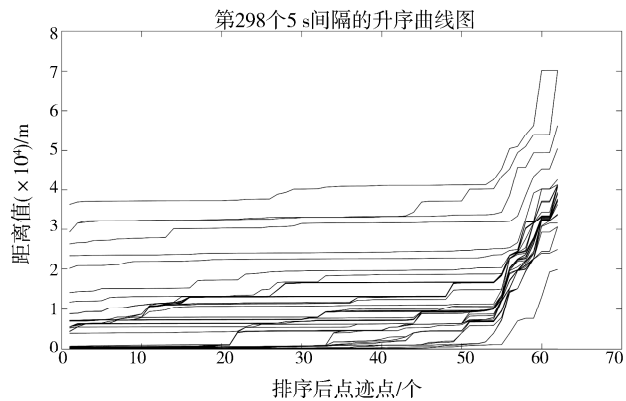


图 4 数据点距离曲线

Fig. 4 Data point distance curve

根据文献[10-11]提出了自适应 DBSCAN 的参数配置方法与改进方法, 确定第 298 个时间片的 DBSCAN 参数分别为设置  $\epsilon = 100$  与  $MinPts = 4$ , 距离采用欧式距离, 求类簇中心属性使用本文提出的质心属性求解公式. 聚类运行结果如图 5 所示. 聚类结果如表 2 所示.

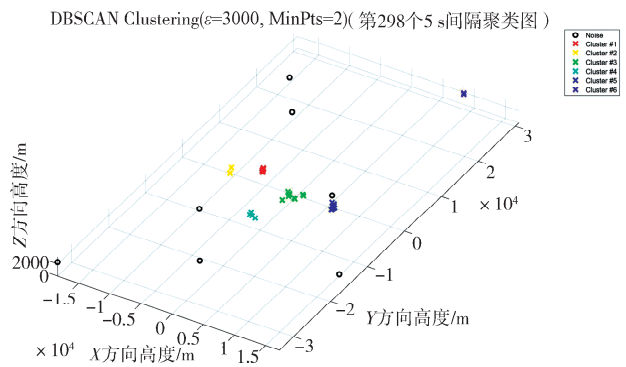


图 5 自适应 DBSCAN 聚类结果

Fig. 5 Adaptive DBSCAN clustering results

5.3.2 点迹跟踪 全局聚类后对所有时间片输出点迹进行航迹跟踪. 实验表明, 跟踪后的航迹质量

提高,杂波点进一步减少,运算速度提高,跟踪后航迹分布如图 6 所示。

表 2 聚类结果表

Tab. 2 Clustering result table

总点迹数	类别数	被标记为噪声点迹数	错误标记为噪声点迹数	真实目标数
62	7	38	3	6

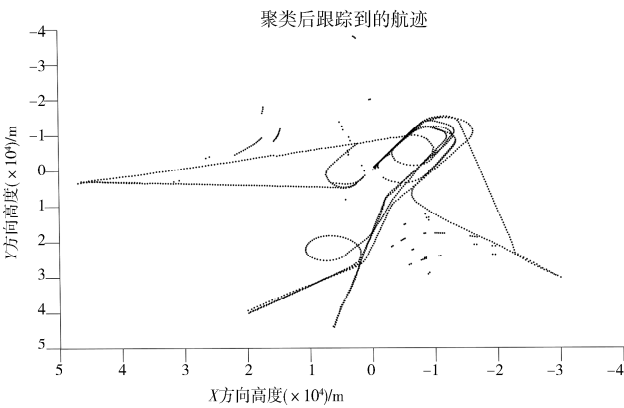


图 6 聚类后雷达跟踪到的航迹

Fig. 6 Tracks tracked by radar after clustering

实验对聚类前后结果进行了简单对比,对比如表 3 所示。

表 3 聚类前后对比表

Tab. 3 Comparison table before and after clustering

指标	点迹数	无效点迹数	航迹跟踪运算时间/ms (航迹点大于 10)/%	航迹质量
聚类前	62	57	50.45	85.1
聚类后	44	39	30.20	90.3

对比以上结果表明,运用提出的混合算法有一定的有效性,能减少无效点迹,航迹质量也得到了提高,但被 DBSCAN 标记为噪声类的点迹集合中存在小部分有效点迹,为了保证不丢失任何有效点迹,保留所有噪声类点迹并输出,这是限制此算法效果的主要因素。因此需要继续优化算法,将噪声类点再进行细分,将真实的噪声点滤除掉,以达到最优效果。

## 6 结 论

本文有效解决了雷达点迹形成航迹过程运算量大、形成虚假航迹多、航迹质量不好等问题。对每个扫描周期进行自适应 DBSCAN 聚类,减少了每个扫描周期内点迹数。使用质心算法计算聚类后各类簇质心,选择使该类质心与该类点迹的欧式距离最小的点迹及被标记为噪声点的点迹作为该类点

迹输出,并对所有时间片输出点迹进行航迹跟踪。航迹跟踪后表明无效点迹减少,航迹质量提高,跟踪时间缩短。而如何继续减少无效点迹点,仍然是未来雷达领域的研究主要方向。

## 参考文献:

- [1] 吴顺君,梅晓春. 雷达信号处理与数据处理技术[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
- [2] 袁德诚,王运锋. 杂波环境下雷达新建航迹处理方法分析[J]. 四川大学学报:自然科学版,2017,54: 89.
- [3] Finn H M, Johnson R S. Adaptive detection mode with threshold control as a function of sampled clutter-level estimates (Adaptive detection mode for surveillance radar, using detection threshold proportional to spatially sampled clutter level estimates for regulation of false alarm probability)[J]. RCA Review, 1968, 29: 414.
- [4] Hansen V G. Constant false alarm rate processing in search radars(receiver output noise control)[J]. Radar-Pres Fut, 1973, 46: 325.
- [5] Rohling H. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations[J]. IEEE T Aero Elec Sys, 1983, 50: 608.
- [6] Gandhi P P, Kassam S A. Analysis of CFAR processors in homogeneous background[J]. IEEE T Aero Elec sys, 2002, 24: 427.
- [7] Blake S. OS-CFAR theory for multiple targets and nonuniform clutter[J]. IEEE T Aero Elec Sys, 1988, 24: 785.
- [8] Smith M E, Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability[J]. IEEE T Aero Elec Sys, 2000, 36: 837.
- [9] Finn H M. A CFAR design for a window spanning two clutter fields [J]. IEEE T Aero Elec Sys, 1986,37: 155.
- [10] Bouchelaghem H E, Hamadouche M, Soltani F, et al. Adaptive Clutter-Map CFAR detection in distributed sensor networks [J]. Aeu-Int J Electron C, 2016, 70: 1288.
- [11] Goldstein G B. False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter[J]. IEEE T Aero Elec Sys, 1973, 25: 84.
- [12] Ravid R, Levanon N. Maximum-likelihood CFAR for Weibull background [J]. IEE Proc F, 1992, 139: 256.
- [13] 张欣. 复杂背景下的恒虚警检测方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2017.

- [14] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation: theory, algorithms and software [M]. New York: Wiley-Interscience, 2001.
- [15] Wu Y, Hu D, Wu M, *et al.* Unscented Kalman filtering for additive noise case: augmented versus nonaugmented [J]. IEEE Signal Proc Let, 2005, 12: 357.
- [16] Arasaratnam I, Haykin S. Square-root quadraturekalmanfiltering[J]. IEEE T Signal Inf Pr, 2008, 56: 2589.
- [17] 张宇行, 吕泽均. 基于 LSTM 模型的航迹跟踪[J]. 信息通信, 2020, 1: 62.
- [18] Zhong C L, Shao J, Zheng F, *et al.* Research on electricity consumption behavior of electric power users based on tag technology and clusteringalgorithm [C]//International Conference on Information Science and Control Engineering. Zhengzhou, China: IEEE, 2018.
- [19] Panigrahi S, Dharmiah D L. C-FTDISM: clustering financial text documents using improved similarity measure [C]//IEEE International Conference on ComputationalIntelligence and Computing Research. Coimbat-ore, India: IEEE, 2017.
- [20] 李宗林, 罗可. DBSCAN 算法中参数的自适应确定 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52: 70.
- [21] Jahirabdkar S, Kulkarni P. Algorithm to determine  $\epsilon$ -distance parameter in density based clustering [J]. Expert Syst Appl, 2014, 41: 2939.
- [22] Kim J H, Choi J H, Yoo K H, *et al.* AA-DBSCAN: an approximate adaptive DBSCAN for finding clusters with varying densities [J]. J Supercomput, 2018, 75: 1.
- [23] Khan M M R, Siddique M, Bakr A, *et al.* A-DBSCAN: adaptive density-based spatial clustering of applications with noise for identifying clusters with varying densities [J]. arXiv: 1809.06189, 2018.
- [24] 夏鲁宁, 荆继武. SA-DBSCAN: 一种自适应基于密度聚类算法 [J]. 中国科学院大学学报, 2009, 26: 530.
- [25] 黄静, 官易楠. 基于改进 DBSCAN 算法的异常数据处理[J]. 软件导刊, 2020, 19: 219.
- [26] 宋金玉, 郭一平, 王斌. DBSCAN 聚类算法的参数配置方法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29: 44.
- [27] 蒋希帅. 雷达目标跟踪滤波算法的研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2008.
- [28] 万莉, 刘焰春, 皮亦鸣. EKF、UKF、PF 目标跟踪性能的比较 [J]. 雷达科学与技术, 2007, 1: 13.

#### 引用本文格式:

中 文: 张巧, 杨红雨, 刘洪, 等. 基于自适应 DBSCAN 的雷达目标跟踪算法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2021, 58: 012001.

英 文: Zhang Q, Yang H Y, Liu H, *et al.* Radar target tracking algorithm based on adaptive DBSCAN [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2021, 58: 012001.