

DSets-DBSCAN 无参数聚类的雷达信号分选算法*

刘鲁涛¹, 王璐璐¹, 李品², 陈涛¹

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210000)

摘要:针对现有的很多高效分选算法的性能严重依赖于外界输入的参数问题,例如聚类数目、聚类容差等,将无参数聚类算法 DSets-DBSCAN 应用于雷达信号分选,提出了一种无参数的雷达信号脉冲聚类算法。该算法无须依赖于任何参数的设置,就能自适应地完成聚类。算法输入直方图均衡化处理过的成对相似性矩阵,使得 Dsets (dominant sets) 算法不依赖于任何参数;根据得到的超小簇自适应给出 DBSCAN 的输入参数;利用 DBSCAN 扩展集群。仿真实验证明,该算法对雷达脉冲描述字特征进行无参数分选的有效性。同时,在虚假脉冲比例(虚假脉冲数/雷达脉冲数)不高于 80% 的情况下,对雷达信号的聚类准确率在 97.56% 以上。

关键词:信号预分选;无参数聚类;DSets;直方图均衡化

中图分类号:TN95 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2022)04-158-06

Radar signal sorting algorithm for DSets-DBSCAN without parameter clustering

LIU Lutao¹, WANG Lulu¹, LI Pin², CHEN Tao¹

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Nanjing Research Institute of Electronic Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: For the problem of the performance of many existing efficient sorting algorithms depends heavily on the parameters from external input, such as clustering number and clustering tolerance, the parameterless clustering algorithm DSets-DBSCAN was applied to the radar signal sorting, and a parameterless radar signal pulse clustering algorithm was presented. The proposed algorithm could automatically cluster without relying on any parameter settings. Firstly, the algorithm input was the pairwise similarity matrix processed by histogram equalization, which made the Dsets (dominant sets) algorithm independent of any parameters. Then, the input parameters of DBSCAN were given adaptively according to the obtained ultra-small cluster. Finally, the cluster was extended by DBSCAN. Simulation results show that the proposed method is effective in sorting radar pulse descriptors without parameters. And the clustering accuracy of radar signals is higher than 97.56% in the case of the false pulse ratio (false pulse/radar pulse) is lower than 80%.

Keywords: signal presorting; parameterless clustering; dominant sets; histogram equalization

雷达信号分选是雷达信号处理中的重要一环,只有从多部随机交错的脉冲信号流中正确地分离出各单部雷达辐射源脉冲,才能对雷达数据进行准确分析,因此雷达信号分选的准确性直接影响了雷达的性能^[1]。雷达信号分选主要由信号预分选和主分选两部分组成,信号预分选作为雷达信号分选的一部分,主要是利用到达角(direction of arrival, DOA)、载频(carrier frequency, CF)和脉宽(pulse width, PW)等参数进行聚类,对密集脉冲流进行稀释处理,初步实现信号去交错,便于主分选进行处理^[2],所以能正确聚类是得到准确分选结果的前提。

现有预分选算法主要是在 K 均值(K -means)聚类算法^[3-4]、模糊 C 均值聚类(fuzzy C -means, FCM)算法^[5]、密度聚类^[6-7](density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)等几个主流算法上进行改进,文献[8]将数据场与 K -means 相结合,解决了传统 K -means 聚类算法对初始聚类中心敏感问题;文献[9]采用可变 FCM(alternative fuzzy C -means, AFCM)算法对对称聚类的参考点进行初始化,以改善噪声和错误排序的影响;文献[10]在 DBSCAN 基础上进行了改进,解决了 DBSCAN 算法不能分选密度分布不均雷达信号的缺陷。

* 收稿日期:2020-11-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61801143);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(3072020CF0815)

作者简介:刘鲁涛(1977—),男,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,博士生导师,E-mail:liulutao@hrbeu.edu.cn;

陈涛(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:chentao@hrbeu.edu.cn

尽管上述算法及其改进算法在很大程度上完成了对复杂环境下雷达脉冲信号的聚类,但是这些算法得到的聚类效果都依赖于参数或阈值的选取^[9,11]。针对上述问题,本文将无参数 DSets-DBSCAN 聚类算法应用于雷达信号处理中,给出了一种无参数的雷达信号脉冲聚类算法,该算法无须依赖于任何参数的设置就能自动聚类。

DSets-DBSCAN 结合了主导集 (dominant sets, DSets) 聚类算法^[12] 和 DBSCAN 两种算法。首先将雷达脉冲描述字 (pulse descriptive word, PDW) 参数形成的相似性矩阵经过图像增强技术 (直方图均衡化) 处理后输入 DSets 算法中,该过程不涉及任何参数,并且能够得到仅球形的脉冲超小簇。然后使用 DBSCAN 算法扩展刚生成的脉冲超小簇,尽管 DBSCAN 需要输入参数邻域半径 Eps 和邻域中的最小点数 $MinPts$,但是能够根据 DSets 生成的超小簇自适应确定,且是以区域增长的方式生成任意形状的簇。通过这种方式,可以克服 DSets 的过度分割趋势,并生成任意形状的簇。由于 DSets 算法仅使用成对相似性矩阵作为输入,且 DBSCAN 的输入参数由 DSets 提取的脉冲集群确定,因此本文使用的 DSets-DBSCAN 算法不涉及任何参数。除此之外,这两种算法的结合可以有效地抑制噪声对脉冲聚类结果的影响。

1 算法流程

与 DSets 和 DBSCAN 一样,DSets-DBSCAN 算法在聚类过程中按顺序提取脉冲集群。首先,输入由 DOA、PW 和 CF 形成的三维 PDW 数据,并进行相似性矩阵的生成;其次,将连续的空间进行离散化,得到的结果进行直方图均衡化,以此来消除参数 σ 对算法的影响;再次,处理后的相似性矩阵利用复制动力学因子求解一个聚类结果 DSet;最后,利用 DBSCAN 算法扩展集群,输入参数由 DSet 确定,得到一个最终聚类结果,同时去除已聚类脉冲在相似性矩阵中对应的行和列,重新进行下一次聚类结果的提取。算法流程如图 1 所示。

2 数据预处理

2.1 相似性矩阵生成

假设接收到的脉冲数目为 M , 脉冲向量为 (p_1, p_2, \dots, p_M) ; $\mathbf{p}_m = [cf_m; pw_m; doa_m]$, $m = 1, 2, \dots, M$, 则各脉冲参数间的相似性度量构成的相似性矩阵如式(1)所示。

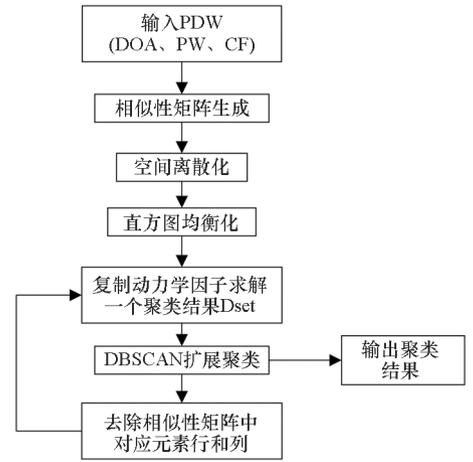


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow chart

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} s(p_1, p_1) & s(p_1, p_2) & s(p_1, p_3) & \cdots & s(p_1, p_M) \\ s(p_2, p_1) & s(p_2, p_2) & s(p_2, p_3) & \cdots & s(p_2, p_M) \\ s(p_3, p_1) & s(p_3, p_2) & s(p_3, p_3) & \cdots & s(p_3, p_M) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(p_M, p_1) & s(p_M, p_2) & s(p_M, p_3) & \cdots & s(p_M, p_M) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,相似性度量 $s(p_i, p_j) = \exp(-d(p_i, p_j)/\sigma)$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, M$), σ 是调节参数,两个脉冲间的距离 $d(p_i, p_j) = \sqrt{(cf_i - cf_j)^2 + (pw_i - pw_j)^2 + (doa_i - doa_j)^2}$ 。在这里可以明显看出,不同的 σ 导致不同的相似性矩阵,为了使 DSets-DBSCAN 参数自由,必须保证 DSets 聚类独立于任何参数。

2.2 直方图均衡化

不同 σ 得到的相似性矩阵之间的差异主要在于相似性对比,这些差异与不同灰度对比度的图像之间的差异非常相似^[9]。所以可以利用直方图均衡化使不同的 σ 生成相同的相似性矩阵,从而得到相同的聚类结果,消除算法对参数 σ 的依赖。

首先将一个连续空间变换成一个离散空间,将相似性矩阵离散化为 N 个灰度等级。离散化后的相似性矩阵记为 $\mathbf{A}_1 = [s_1(p_i, p_j)]_{M \times M}$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, M$)。

由于 $s_1(p_i, p_j)$ 的相对大小只取决于元素之间的距离,与 σ 无关,且值均在 $[0, 1]$ 之间,所以可以直接通过式(2)完成直方图均衡化^[13]:

$$r_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (2)$$

其中: $k = 1, 2, \dots, L - 1, L$ 是灰度级数; n_j 是灰度级 j 的像素数; n 是所有像素数, 直方图均衡化后的相似性矩阵记为 $\mathbf{A}_{\text{histeq}}$ 。

但是, 当一个灰度等级中包含一个以上元素时, 相似度范围的离散化使得变换后的相似性矩阵略有不同, 这就是直方图均衡化后的相似性矩阵仍然存在略微差异的原因。为了便于表达, 本文在下面使用 DSets-histeq 表示直方图均衡化后的 DSets 聚类算法。

3 DSets-DBSCAN 无参数聚类

3.1 DSets 算法

DSets 算法得到的每个主导集严格满足簇的高度内部相似性, 一旦集合内部包含任何来自外部的数据, 内部相似性将被破坏, 这个条件使 DSet 成为数据的最大一致性子集。将直方图均衡化后的相似性矩阵 $\mathbf{A}_{\text{histeq}}$ 输入 DSets 中, 集群内部相干性的自然表示方法是 $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x}$, 其中 \mathbf{x}^T 表示的是 \mathbf{x} 的转置, 将聚类问题公式化为寻找使 f 最大化的向量 \mathbf{x} 的问题^[14]:

$$\max f(\mathbf{x}) \text{ s. t. } \mathbf{x} \in \Delta \quad (3)$$

其中, $\Delta = \{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n : \sum_i x_i = 1, x_i \geq 0\}$ 为 \mathbf{R}^n 的标准单纯形。通过 DSets 的加权特征向量, 证明了式(3)的严格局部解与 DSet 一一对应。

利用进化博弈论中发展起来的复制因子动力学求解式(3)并提取 DSet, 如式(4)所示:

$$x_i(t+1) = x_i(t) \frac{(\mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x})_i}{\mathbf{x}(t)^T \mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x}(t)} \quad (4)$$

其中, $i = 1 \dots n$, $(\mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x})_i$ 是 $\mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x}$ 的第 i 个分量。为了不偏向任何特定数据, 通常设置初始向量为 $\mathbf{x}(0) = \frac{1}{n}$, 然后计算式(4), 并判断 $\|\mathbf{x}(t+1) - \mathbf{x}(t)\|$ 是否达到收敛, 若收敛, 将收敛的矩阵 \mathbf{x} 中大于零的元素位置提取, 得到 DSet 中的元素编号。

3.2 DSets-DBSCAN 算法

从主导集的定义^[12]可知, 主导集对主导集内的所有数据强加了全局密度约束。为了满足此条件, 主导集中的每个脉冲数据必须与主导集中的所有其他脉冲成员非常相似。这种严格的条件会产生两个后果: ①很难将同一部雷达的所有脉冲数据收集到同一个集合中, 导致 DSets 聚类结果过小, 出现将同一部雷达聚类为多部雷达的过度分割现象; ②聚类仅形成球形的聚类结果, 不能将任意形状的脉冲进行聚类。

显然这两种后果都会损害雷达信号的聚类质量。

为了解决上述问题, 给出了 DSets-DBSCAN 算法进行雷达信号脉冲聚类, 该算法通过将 DSets 和 DBSCAN 这两个算法的互补性差异结合起来, 得到分选性能更好的聚类算法。在使用 DSets 算法聚类之前, 将直方图均衡化变换应用于相似性矩阵, 所以 DSets 聚类步骤没有参数输入; 然后使用 DBSCAN^[15] 扩展主导集时, 根据主导集确定 DBSCAN 所需的参数。这样确保在整个脉冲聚类过程中, 不需要用户指定任何参数。此外, 由于使用 DBSCAN 将主导集扩展为聚类, 可以很好地解决过度分割问题, 并可以获得任意形状的聚类结果。

与 DBSCAN 相比, DSets-DBSCAN 受 $MinPts$ 的影响较小, 这将在仿真结果中显示。下面就是自适应地确定 Eps 参数, 如式(5)所示:

$$Eps = \max_{p \in S} d(p, p_{MinPts}) \quad (5)$$

其中, S 是主导集, p_{MinPts} 是距离脉冲 p 最近的第 $MinPts$ 个脉冲元素, p 和 p_{MinPts} 都在集合 S 中。对于每个脉冲集群, 算法会根据相应的主导集为每个脉冲集群自适应地生成 Eps , 与原始 DBSCAN 中使用的全局参数不同。

$MinPts$ 和 Eps 两个参数确定完毕后使用 DBSCAN 算法扩展主导集: 从主导集中的任意脉冲开始检索所有密度可达到的脉冲数据点, 并获得一个聚类。从脉冲数据集中删除聚类的脉冲数据, 重复进行主导集提取和扩展的过程, 完成剩余脉冲聚类并自动确定聚类数。算法流程如下:

步骤 1: 输入包含 CF、PW 和 DOA 三个参数的脉冲向量 (p_1, p_2, \dots, p_M) , 利用式(1)计算相似性矩阵 \mathbf{A} 。

步骤 2: 将相似性矩阵 \mathbf{A} 进行离散化得到 \mathbf{A}_1 , 应用直方图均衡化变换相似性矩阵 \mathbf{A}_1 , 得到 $\mathbf{A}_{\text{histeq}}$ 。

步骤 3: 设置初始值 $x(0) = \frac{1}{n}$ 。

步骤 4: 提取具有变换后的相似性矩阵 $\mathbf{A}_{\text{histeq}}$ 作为输入, 计算 $x_i(t+1) = x_i(t) \frac{(\mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x})_i}{\mathbf{x}(t)^T \mathbf{A}_{\text{histeq}} \mathbf{x}(t)}$ 。

步骤 5: 判断 $\|\mathbf{x}(t+1) - \mathbf{x}(t)\|$ 是否收敛; 如果收敛, 则将收敛的矩阵 \mathbf{x} 中大于零的元素位置提取, 得到主导集 S , 继续步骤 6; 否则转到步骤 4。

步骤 6: 设置 $MinPts = 3$ 并根据式(5)确定 Eps ;

步骤7:从 S 中的任意脉冲开始,检索所有密度可达的脉冲数据,形成一个聚类 C 。

步骤8:从相似性矩阵 A_{histeq} 中删除与 C 中脉冲数据相关的行和列。

步骤9:转到步骤4,直到完成所有脉冲聚类。

4 实验结果与分析

为了验证算法的可行性,本节进行了软件仿真,通过对设定的雷达信号进行聚类,来测试算法的聚类效果。由于 DSets-DBSCAN 算法旨在融合 DSets 算法和 DBSCAN 算法的优点,因此本节将本算法与 DSets-histeq 和 DBSCAN 算法分别进行了比较,以此来测试本算法是否达到目标。除此之外,为了验证本文方法在高虚假脉冲比例下的聚类性能,给出了与现有方法的仿真结果对比图。数据形式如表1所示。

表1 参数设置

Tab.1 Default values for parameters

类别	CF/MHz	PW/ μs	DOA/($^\circ$)
3 部雷达	雷达1	97 ~ 103	9 ~ 11
	雷达2	147 ~ 153	9 ~ 11
	雷达3	197 ~ 203	9 ~ 11
4 部雷达	雷达1	97 ~ 103	24 ~ 26
	雷达2	147 ~ 153	14 ~ 16
	雷达3	197 ~ 203	9 ~ 11
	雷达4	297 ~ 303	19 ~ 21
5 部雷达	雷达1	97 ~ 103	41 ~ 43
	雷达2	147 ~ 153	36 ~ 38
	雷达3	177 ~ 183	41 ~ 43
	雷达4	197 ~ 203	35 ~ 37
	雷达5	297 ~ 303	36 ~ 38

4.1 DSets-DBSCAN 算法与 DSets-histeq 比较

4.1.1 直方图均衡化

为了验证直方图均衡化消除了对 σ 的依赖,在下面的仿真中,将直方图均衡化前后的算法仿真结果进行比较。在直方图均衡化前首先对相似性矩阵进行离散化。

由于得到的相似性矩阵包含的元素数目多且元素精度大,若将其直接进行直方图均衡化,会导致算法计算量大大增加,算法仿真时间长;若离散化的精度太小,又会削弱直方图均衡化的意义。考虑到上述两个方面,在进行大量仿真实验后,本

文将数据离散化为 500 个灰度等级。本文通过计算 F-measure 来评估聚类质量,并报告聚类结果。F-measure 通过式(6)得到:

$$F = \frac{(1 + \beta^2) P \cdot R}{\beta^2 \cdot P + R} \quad (6)$$

其中,准确率 $P = \frac{TP}{TP + FP}$,召回率 $R = \frac{TP}{TP + FN}$,

TP 为将正类预测为正类, FN 为将正类预测为负类, FP 为将负类预测为正类。

直方图均衡化对算法的影响如图2所示,图中 σ 的实际值等于 \bar{d} 与横坐标相应值的乘积,这适用于本文中水平轴为 σ 的其他图形。

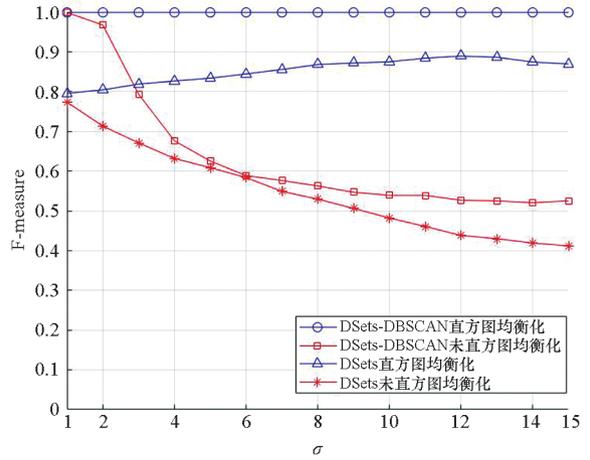


图2 直方图均衡化对算法的影响

Fig.2 Influence of histogram equalization on algorithm

从图2中可以看出,DSets-DBSCAN 在使用直方图均衡化后完全消除了参数 σ 对算法的影响,而 DSets 只是降低了参数 σ 对算法的影响。在本文2.2节中指出,当一个灰度等级中包含一个以上的元素时,相似度范围的量化会使直方图均衡化后的相似性矩阵仍然存在略微差异。由于雷达信号脉冲数据量大且分布密集,计算出的相似性矩阵 A 中元素精度高,所以对于不同的 σ ,离散化后每个灰度等级中包含多个元素,使得不同 σ 下的聚类结果有差异。通过结合 DBSCAN 算法,降低了离散化对直方图均衡化的影响。除此之外,从图中可以看出,在相同条件下,DSets-DBSCAN 算法性能始终优于 DSets 算法。在下面仿真实验中,取 $\sigma = \bar{d}$ 。

4.1.2 DSets-DBSCAN 与 DSets-histeq 比较

为了查看 DSets-DBSCAN 算法是否解决了过度分割的问题,在图3中给出了 DSets-histeq 和 DSets-DBSCAN 这两个算法在相同输入下的聚类结果对比图。输入的虚假脉冲比例为0,并在仿真时设置 $MinPts = 3$ 。

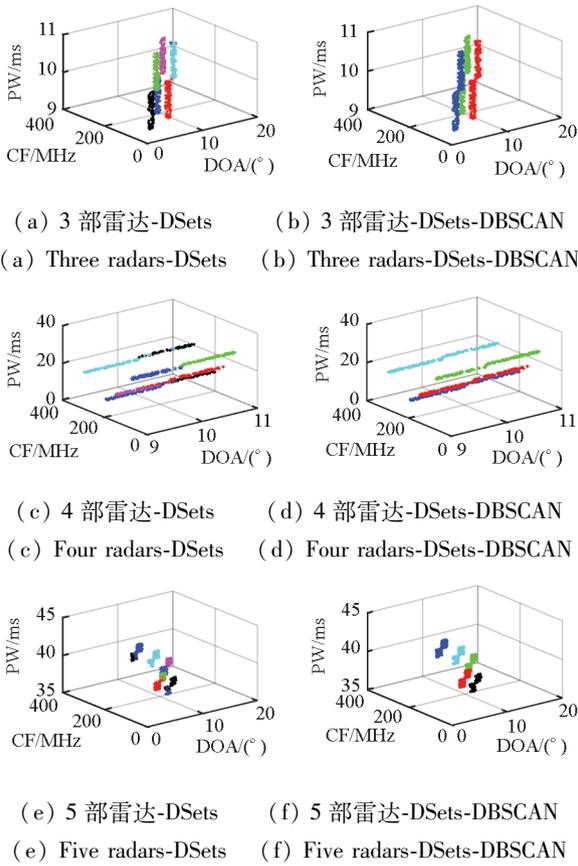


图 3 雷达混合脉冲聚类结果

Fig. 3 Results of radar mixed pulse clustering

图 3 中每一个颜色都代表 1 部雷达。从图中可以看出, Dsets 算法分选得到的雷达数目大于输入的雷达数目, 本文算法分选得到的雷达数目与输入的雷达数目相等, 由此可见, 本文算法解决了过度分割的问题。为了更直观地给出两个算法的实际聚类数目, 在表 2 中分别给出了两个算法获得的集群数量。从表中可以看出, DSets-DBSCAN 中的集群数量比 DSets-histeq 中的集群数量少得多, 与设置值相符, 进一步验证了 DSets-DBSCAN 在克服过度分割方面的有效性。

表 2 两种算法分选结果数目对比

Tab. 2 Default values for parameters

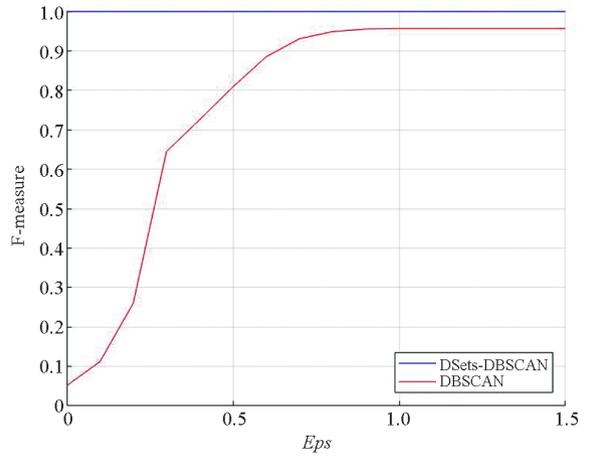
算法	3 部雷达	4 部雷达	5 部雷达
DSets-histeq	7	8	9
DSets-DBSCAN	3	4	5

4.2 DSets-DBSCAN 与 DBSCAN 比较

在 DSets-DBSCAN 算法中, 本文使用基于 DBSCAN 的集群扩展来克服过度分割并生成任意形状的集群。尽管 DBSCAN 算法的扩展需要 $MinPts$ 和 Eps 作为输入, 但在下面的仿真中可知,

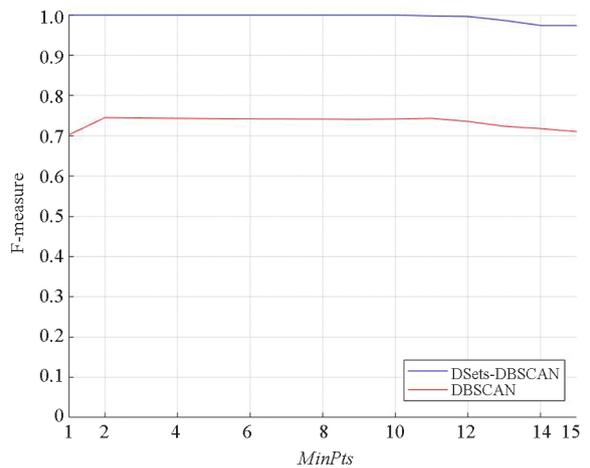
本文算法对 $MinPts$ 参数设置不敏感, 并根据优势集自适应地确定 Eps 。在下面的仿真中, 通过对两个参数的分析, 验证实践结果的有效性, 如图 4 所示。

图 4(a) 给出了参数 Eps 对两个算法的影响, 从图中可以看出, 在一定的取值范围内, 随着 Eps 值的增加, DBSCAN 的聚类性能增强; 由于 DSets-DBSCAN 算法中参数 Eps 是自适应确定的, 所以参数 Eps 取值对 DSets-DBSCAN 聚类性能无影响。图 4(b) 中给出了参数 $MinPts$ 对两个算法的影响, 从图中可以看出, $MinPts$ 值在 0 ~ 12 之间变动时, DSets-DBSCAN 算法性能不随着 $MinPts$ 值改变。此外, 从图 4 中可看出, DSets-DBSCAN 算法的性能始终优于 DBSCAN, 这证明了本文算法中合并 DSets 算法和 DBSCAN 算法的有效性。



(a) Eps 对算法的影响

(a) Effect of Eps on the algorithm



(b) $MinPts$ 对算法的影响

(b) Effect of $MinPts$ on the algorithm

图 4 DSets-DBSCAN 和 DBSCAN 对比

Fig. 4 DSets-DBSCAN versus DBSCAN

4.3 本文算法与已有算法对比

为了评估所提方法在高虚假脉冲比例条件下的分选性能, 图 5 给出了四种方法正确率平均 F-

measure 值随虚假脉冲比例的变化曲线。从图 5 中可以看出,随虚假脉冲比例的增加,四种方法的分选性能都有不同程度的下降,但是所提方法在不同虚假脉冲比例条件下性能都优于其他三种方法,且 DSets-DBSCAN 的聚类效果受虚假脉冲比例的影响较小。这是因为 DSets-histeq 聚类倾向于生成仅球形的超小簇,且输入至 DBSCAN 的参数 Eps 是由生成的超小簇自适应确定,所以算法只会将数据聚类,而不会将虚假脉冲聚类,这样得到的聚类结果受虚假脉冲比例的影响较小。

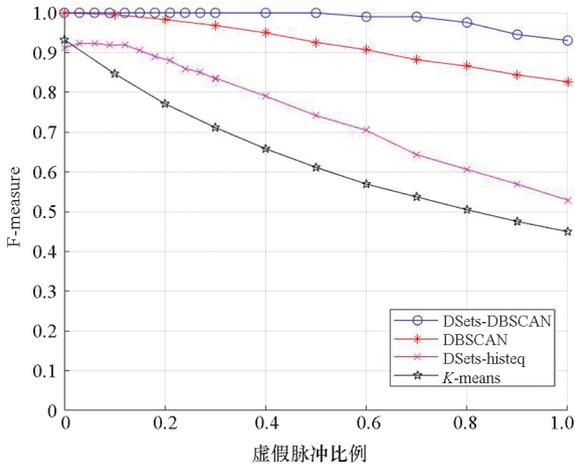


图 5 不同虚假脉冲比例条件下分选正确率

Fig. 5 Sorting accuracy under different false pulse ratios

5 结论

对于没有先验信息的雷达信号,常规聚类方法的聚类性能严重依赖于外界输入的参数。本文提出了一种基于 DSets-DBSCAN 无参数聚类的雷达信号分选算法,该方法将直方图均衡化后的相似性矩阵应用于 DSets,并自适应地确定 DBSCAN 的输入参数,实现了无参数聚类。通过实验仿真验证,在没有任何雷达信号的先验信息及输入参数的条件下,DSets-DBSCAN 能够有效地聚类复杂脉冲信号环境中的雷达脉冲信号,实现了无参数聚类。同时,在虚假脉冲比例不超过 80% 的条件下,聚类正确率达到 97.56% 以上。通过实验仿真,验证了算法的可行性。

参考文献 (References)

[1] 顾军华,田喆,苏鸣,等. 基于网格密度峰值聚类的实时雷达分选系统[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(10): 66-70, 129.
GU J H, TIAN Z, SU M, et al. Real-time radar sorting system based on grid density peak clustering[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(10): 66-70, 129. (in Chinese)

[2] 刘旭波,刘敬蜀,刘斌,等. 随机森林分类用于雷达信号预分选新算法研究[J]. 科技导报, 2019, 37(13): 93-97.
LIU X B, LIU J S, LIU B, et al. A novel algorithm of signal pre-sorting based on random forest[J]. Science & Technology Review, 2019, 37(13): 93-97. (in Chinese)

[3] FENG X, HU X X, LIU Y. Radar signal sorting algorithm of K-means clustering based on data field[C]//Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications, 2017: 2262-2266.

[4] GAO L P, SHAN H Y, JI F Y. A radar signal sorting algorithm based on improved K-means dynamic clustering and sub linear time algorithm [C]//Proceedings of First International Conference on Electronics Instrumentation & Information Systems, 2017: 1-5.

[5] CAO S, WANG S C, ZHANG Y. Density-based fuzzy C-means multi-center re-clustering radar signal sorting algorithm[C]// Proceedings of 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2018: 891-896.

[6] 夏鲁宁,荆继武. SA-DBSCAN: 一种自适应基于密度聚类算法[J]. 中国科学院研究生院学报, 2009, 26(4): 530-538.
XIA L N, JING J W. SA-DBSCAN: a self-adaptive density-based clustering algorithm[J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2009, 26(4): 530-538. (in Chinese)

[7] 金栋,王志信,李航. DBSCAN 算法在雷达全脉冲信号分选中的应用[J]. 电子对抗, 2011(2): 19-22.
JIN D, WEN Z X, LI H. Application of DBSCAN algorithm in radar full pulse signal sorting [J]. Electronic Countermeasures, 2011(2): 19-22. (in Chinese)

[8] 赵贵喜,刘永波,王岩,等. 数据场和 K-means 算法融合的雷达信号分选[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(5): 517-520, 525.
ZHAO G X, LIU Y B, WANG Y, et al. Radar signal sorting based on data field and K-means clustering fusion algorithm[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(5): 517-520, 525. (in Chinese)

[9] AHMED M G S, TANG B. Sorting radar signal from symmetry clustering perspective [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2017, 28(4): 690-696.

[10] 吴连慧,周秀珍,宋新超. 基于改进 OPTICS 聚类的雷达信号预分选方法[J]. 舰船电子对抗, 2018, 41(6): 95-99.
WU L H, ZHOU X Z, SONG X C. Radar signal pre-sorting method based on improved OPTICS clustering[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2018, 41(6): 95-99. (in Chinese)

[11] 张萌萌,刘以安,宋萍. 偏联系数聚类和随机森林算法在雷达信号分选中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 236-243.
ZHANG M M, LIU Yi'an, SONG P. Applications of partial connection clustering algorithm and random forest algorithm in radar signal sorting [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 236-243. (in Chinese)

[12] PAVAN M, PELILLO M. Dominant sets and pairwise clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(1): 167-172.

[13] PATEL S, GOSWAMI M. Comparative analysis of histogram equalization techniques [C]//Proceedings of International Conference on Contemporary Computing and Informatics, 2014: 167-168.

[14] HOU J, GAO H J, LI X L. DSets-DBSCAN: a parameter-free clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(7): 3182-3193.

[15] ESTER M, KRIEGLER H P, SANDER H, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]//Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 1996: 226-231.