

改进 cell 密度聚类算法在空战目标分群中的应用*

闫孟达¹,杨任农¹,王 新²,左家亮¹,嵇慧明³,尚金祥⁴

(1. 空军工程大学 空管领航学院, 陕西 西安 710051; 2. 中国人民解放军 94994 部队, 江苏 南京 210019;
3. 中国人民解放军 94701 部队, 安徽 安庆 246000; 4. 中国人民解放军 94347 部队, 辽宁 沈阳 110042)

摘 要:针对传统聚类算法对流形分布数据聚类效果差,且实时性不高的缺点,提出改进基于 cell 的密度聚类(Cell-Based density Spatial Clustering of Applications with Noise, CBSCAN)算法解决实时空战目标分群问题。通过分析空战态势参数,建立了空战目标分群通用模型,将目标分群转化为聚类问题。通过改进 CBSCAN 算法的簇类扩展方式,建立基于改进 CBSCAN 算法的目标分群模型。通过仿真实验,对比分析了 K-means、最大期望算法、密度峰值算法、密度聚类算法、CBSCAN 算法和改进 CBSCAN 算法在 30 种作战态势下的分群准确性和实时性,结果表明:改进 CBSCAN 算法可以在编队数目未知和目标流形分布的条件下,对多目标编队进行正确分群,且实时性较原始算法提高约 30%,具有实际应用价值。

关键词:态势感知;目标分群;多编队协同空战;流形分布;改进 CBSCAN 算法

中图分类号:V247 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2021)04-108-10

Air combat target grouping based on improved CBSCAN algorithm

YAN Mengda¹, YANG Rennong¹, WANG Xin², ZUO Jialiang¹, JI Huiming³, SHANG Jinxiang⁴

(1. Air Traffic and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. The PLA Unit 94994, Nanjing 210019, China; 3. The PLA Unit 94701, Anqing 246000, China;
4. The PLA Unit 94347, Shenyang 110042, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of the traditional clustering algorithm on the clustering effect of manifold data, and the low real-time performance, the improved CBSCAN (cell-based density spatial clustering of applications with noise) was proposed to solve air combat target grouping issue. By analyzing the air combat situation parameters, the general model of air combat target grouping was established and the target grouping was transformed into clustering problem. Then, the target grouping model based on improved CBSCAN was established by improving the clustering method of CBSCAN algorithm. Through simulation experiments, the clustering accuracy and real-time performance of K-means, expectation maximum algorithm, density peak algorithm, density-based spatial clustering of applications with noise algorithm, CBSCAN algorithm and improved CBSCAN algorithm in 30 combat situations were compared and analyzed. The results show that the improved CBSCAN algorithm can correctly group multi-target formations under the condition of unknown number of formations and target manifold distribution, and the real-time performance was improved by about 30% compared with the original algorithm, which shows the practical application value of the proposed method.

Keywords: situational awareness; target grouping; multi-team cooperative air combat; manifold distribution; improved CBSCAN algorithm

空战目标分群是态势感知^[1]阶段的关键步骤,其目的在于根据当前空战环境,综合分析速度、航向和位置等态势要素,将敌方参战力量按一定的层次结构划分为不同的空间群和相互作用群^[2],帮助指挥员将纷繁复杂的目标信息规整为不同类型的目标群组,有助于减少冗余态势信息,降低态势评估难度,提高空战决策准确度^[3-4]。

目前,目标分群主要有两大类方法。一类是基于相似性度量、优化算法和神经网络的模型法。

文献[5-7]通过建立目标位置、航向等属性的相似度函数,将相似度较大的目标划分到同一群组。该方法虽然计算简单,但需根据属性的不同设置多种相似度调节系数和决断阈值,实际应用效果不佳。文献[8-10]分别利用蚁狮优化算法^[11]、自组织特征映射(Self-Organizing Feature Mapping, SOM)神经网络^[12]、遗传算法和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)处理目标分群问题,这四种方法虽然实时性较好,但其稳定性

* 收稿日期:2020-01-16
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61503409);国家社会科学基金资助项目(2019-SKJJ-C-026)
作者简介:闫孟达(1996—),男,山东潍坊人,博士研究生,E-mail:yanmdl@163.com;
杨任农(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:yangrn6907@163.com

相对较差且 SOM 和 SVM 的训练数据难以获得。另一类是对目标属性进行聚类分析的属性聚类法。文献[13]首开基于聚类算法处理目标分群问题的先河,此后研究主要集中于如何使聚类算法更好地适用于目标分群问题。文献[14-15]运用改进的 K -means 和模糊 C 均值聚类算法解决目标分群问题,上述算法只适用于编队数目已知的聚类问题,虽然可以通过算法改进推理出可能的编队数目,但其准确度相对较差。文献[16-17]基于 Chameleon 算法处理目标分群问题,虽然该算法可处理类数未知问题且准确度较高,但其实时性相对较差。文献[18]通过改进迭代自组织数据分析技术算法 (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm, ISODATA) 的分裂标准提高了分群效率,但该方法以欧式距离衡量目标相似度,只对球形分布数据有良好的聚类效果^[19],而空中目标往往呈流形列队,故该方法难以适用于目标分群。文献[20-21]基于流形距离分别改进密度峰值算法和二阶段聚类算法,使其能够处理流形分布聚类问题,提高了目标分群的准确度,但流形距离计算复杂,容易造成实时性较差的问题。因此,发现一种能够实现流形聚类,且实时性和准确度相对较好的聚类算法,是处理目标分群问题的关键。

基于 cell 的密度聚类 (Cell-based Density Spatial Clustering of Applications with Noise, CBSCAN) 算法^[22]可以在事先不知道簇类数目的情况下,在含有噪声点的数据集合中发现任意形状的簇,对流形分布数据有较好的聚类效果。本文通过改进 CBSCAN 算法的簇类扩展方式,在保证算法准确度的同时,提高目标分群的实时性。

1 目标分群模型

目标分群是空战态势评估的首要任务。现代空战中,敌方往往以多编队协同空战的方式向我方目标发起进攻,其主要编队样式为图 1 所示的流形分布。若对敌方每架飞机逐一进行态势评估,工作量很大且耗时较长。目标分群技术可以将编队内部战机划分为一个整体,用对整体的评估预测代表对内部每架战机的评估预测。

1.1 分群类型

目标分群抽象层次如图 2 所示,空战目标分群是自底向上的分析推理过程,其主要分为:

1) 空战目标——参与空战过程的作战飞机 (歼击机、轰炸机等) 及部分导弹。

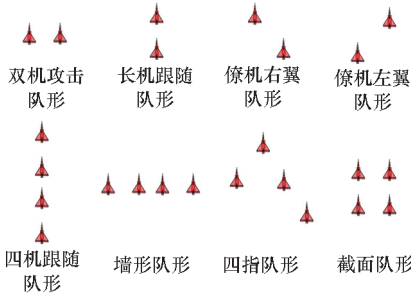


图 1 基本编队队形
Fig. 1 Basic formation style

- 2) 空间群——空间位置相近且类型相同的空战目标。
- 3) 相互作用群——执行相同任务的空间群。
- 4) 中立、敌、我方目标群——根据敌我属性进行划分后的相互作用群。

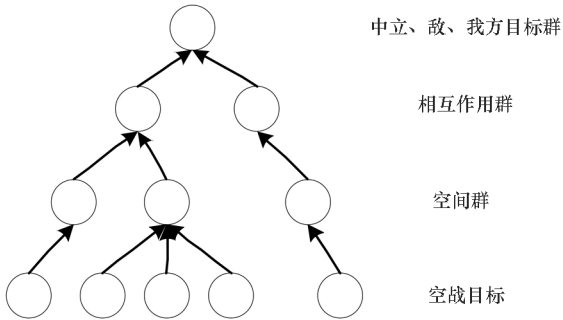


图 2 目标分群抽象层次
Fig. 2 Target grouping abstraction level

1.2 分群模型

令空战目标数据集为 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 其中 $d_i = (Fof_i, Type_i, x_i, y_i, \theta_i, v_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 表示第 i 个空战目标。目标各属性参数如下所示。

Fof : 空战目标的敌我属性。该参数可以由战机上的敌我应答机自动判定,是进行目标分群的前提,只有当目标的 Fof 值一致时,才可将它们归为一类。 $Fof = 0$ 表示目标为中立立方目标; $Fof = 1$ 表示目标为我方目标; $Fof = 2$ 表示目标为敌方目标。

$Type$: 作战飞机类型,主要包括直升机、歼击机、轰炸机等。不同类型的飞机一般执行不同的任务,处于不同的空间群。

$\{x, y\}$: 作战飞机的横纵坐标。一般情况下,根据目标在 xy 平面上的分布即可将它们划分到不同的空间群中。为节省时间开支将忽略目标的飞行高度数据,只根据横纵坐标进行空间群划分。

$\{\theta, v\}$: 作战飞机的航向和速度值。由于航向和速度可以体现战机执行任务的对象和任务类

型,因此划分空间群后,基于每个空间群的平均航向和速度,利用分群算法划分相互作用群。

根据如图 3 所示的模型框架,利用分群算法,最终可将探测到的空战目标分为敌我识别群 CC_1 、空间群 CC_2 和相互作用群 CC_3 。对于每种分群类型 CC_i ,都包括多个群体 C_j 。例如 $CC_3 = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ 表示将目标分成了 k 个不同的相互作用群。

在获取空战目标数据的基础上,寻求一种可以快速准确得到空间群的方式。

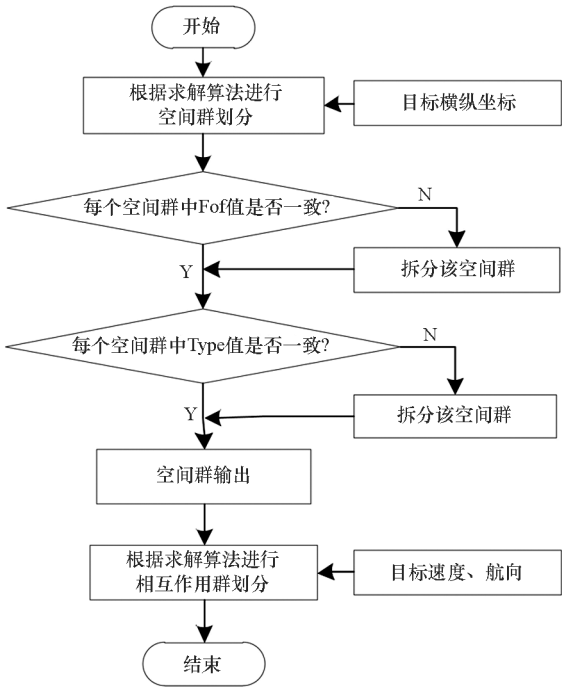


图 3 目标分群模型框架

Fig. 3 Target grouping model framework

2 改进的 CBSCAN 算法

CBSCAN 是一种基于密度聚类 (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN) 算法^[23]进行划分改进的聚类算法。进一步改进 CBSCAN 的簇类扩展方法,以提高 CBSCAN 算法的聚类实时性。

2.1 DBSCAN 算法

DBSCAN 算法是一种应用广泛的聚类算法。该算法主要通过邻域范围半径 ε 和最小邻域点数目阈值 $MinPts$ 将数据点划分为核心点、边界点和噪声点,继而通过数据点之间的密度关系进行簇的划分。DBSCAN 算法的基本概念及其流程如下所述。

2.1.1 点的划分

DBSCAN 算法根据数据点密度及其位置关

系,将数据点分为核心点、边界点和噪声点。划分方法如图 4 所示。

邻域 $N_\varepsilon(p)$:以数据点 p 为圆心,以邻域范围 ε 为半径的圆形范围内的数据点。表示为 $N_\varepsilon(p) = \{q \in D \mid dist(p, q) \leq \varepsilon\}$,其中 D 为数据点集合, $dist(p, q)$ 为 p, q 两点间的欧式距离。 $|N_\varepsilon(p)|$ 为 p 点 ε 邻域内的邻居点个数,以此表示数据点 p 的密度。

核心点:如果点 p 的邻居点个数满足 $|N_\varepsilon(p)| \geq MinPts$,则点 p 为核心点。

边界点:如果点 p 的邻居点个数满足 $|N_\varepsilon(p)| < MinPts$,且 $N_\varepsilon(p)$ 中含有核心点,则点 p 为边界点。

噪声点:如果点 p 既不是核心点,又不是边界点,则该点为噪声点。即邻居点个数满足 $|N_\varepsilon(p)| < MinPts$,且 $N_\varepsilon(p)$ 中不含有核心点时,点 p 为噪声点。

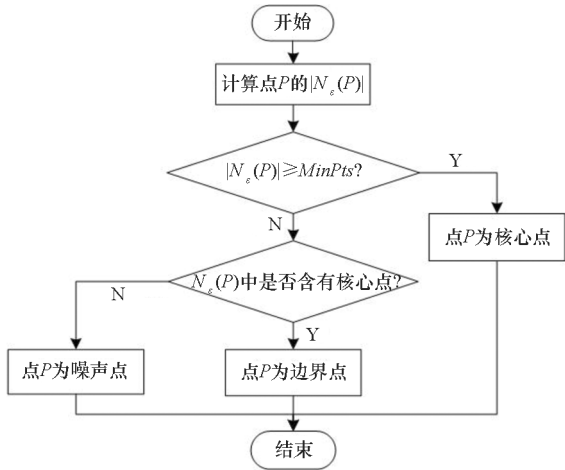


图 4 划分流程

Fig. 4 Division process

2.1.2 密度关系

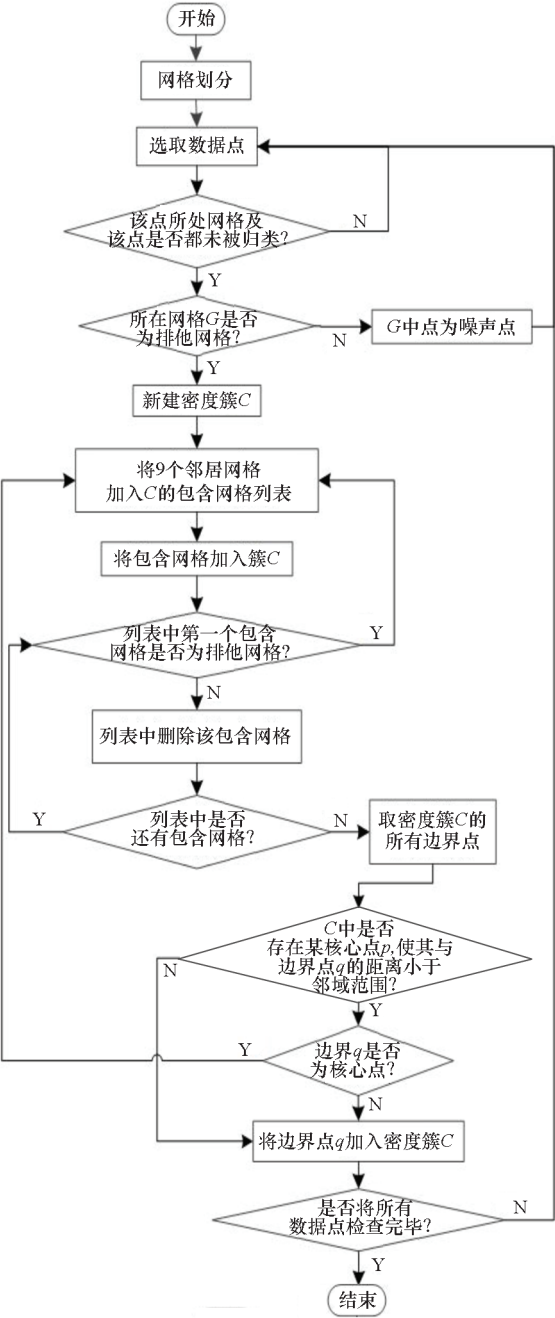
DBSCAN 算法将同一簇中任意两点间的密度关系分为直接密度可达、密度可达、和密度相连三种情况,进而由密度可达关系导出最大密度相连的样本集合,以此为最终簇。

直接密度可达:如果位置点 p 满足 $p \in N_\varepsilon(q)$,且 q 为核心点,则点 p 直接密度可达点 q ,即点 p 直接密度可达其 ε 邻域内的任一核心点。

密度可达:给定位置点 $p_1, p_2, \dots, p_n$,如果 p_i 直接密度可达 $p_{i+1} (i = 1, 2, \dots, n - 1)$,则 p_1 密度可达 p_n 。

密度相连:如果点 p 和点 q 都密度可达点 l ,则点 p 与点 q 密度相连。

密度簇:所有密度相连数据点构成的数据集。



扩展合并方式,提高 CBSCAN 在高密度区中的执行效率,以此给出改进的 CBSCAN 算法。以下给出 3 种新型排他网格的具体定义。

1) XG^3 高密型排他网格:对于单元格 $G_{(b_1,b_2)}$,若式(3)成立,则 $G_{(b_1,b_2)}$ 是 XG^3 高密型排他网格。如图 8(b)所示,此时网格 $G_{(b_1+i,b_2+j)}$, $(i = -1,0,1;j = -1,0,1)$ 均是 XG^1 型排他网格,可向外扩展 25 个包含网格。

2) XG^4 中密型排他网格:对于单元格 $G_{(b_1,b_2)}$,若式(4)成立,则 $G_{(b_1,b_2)}$ 是 XG^4 中密型排他网格。

以 $\sum_{j=0}^{j=1} |G_{(b_1,b_2+j)}| \geq MinPts$ 为例,如图 8(c) 所示,此时网格 $G_{(b_1+i,b_2+j)}$ $(i = -1,0,1;j = 0,1)$ 均是 XG^1 型排他网格,可向外扩展 20 个包含网格。

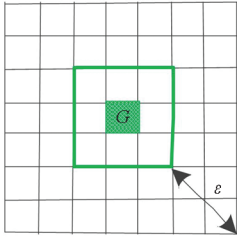
3) XG^5 次密型排他网格:对于单元格 $G_{(b_1,b_2)}$,若式(5) 成立,则 $G_{(b_1,b_2)}$ 是 XG^5 次密型排他网格。

以 $\sum_{i=0,j=0}^{1,1} |G_{(b_1+i,b_2+j)}| \geq MinPts$ 为例,如图 8(d) 所示,此时网格 $G_{(b_1+i,b_2+j)}$ $(i = 0,1;j = 0,1)$ 均是 XG^1 型排他网格,可向外扩展 16 个包含网格。

$$|G_{(b_1,b_2)}| \geq MinPts \tag{3}$$

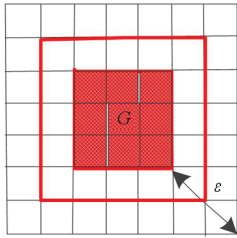
$$\sum_{j=-1}^0 |G_{(d_1,d_2+j)}| \geq MinPts \parallel \sum_{j=0}^1 |G_{(d_1,d_2+j)}| \geq MinPts$$
$$\parallel \sum_{i=-1}^0 |G_{(d_1+i,d_2)}| \geq MinPts \parallel \sum_{i=0}^1 |G_{(d_1+i,d_2)}| \geq MinPts \tag{4}$$

$$\sum_{i=-1,j=-1}^{0,0} |G_{(d_1+i,d_2+j)}| \geq MinPts \parallel \sum_{i=0,j=0}^{1,1} |G_{(d_1+i,d_2+j)}| \geq MinPts$$
$$\parallel \sum_{i=-1,j=0}^{0,1} |G_{(d_1+i,d_2+j)}| \geq MinPts \parallel \sum_{i=0,j=-1}^{1,0} |G_{(d_1+i,d_2+j)}| \geq MinPts \tag{5}$$



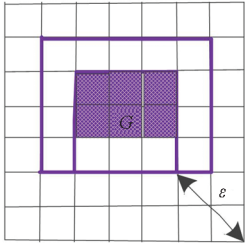
(a) XG^1 和 XG^2 型排他网格

(a) XG^1 and XG^2 exclusive grid



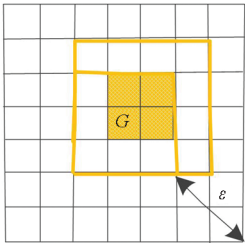
(b) XG^3 高密型排他网格

(b) XG^3 exclusive grid



(c) XG^4 中密型排他网格

(c) XG^4 exclusive grid



(d) XG^5 次密型排他网格

(d) XG^5 exclusive grid

图 8 排他网格示意图

Fig. 8 Exclusive grid diagram

由上述定义分析可知,在 CBSCAN 算法中,当确定某网格 $G_{(b_1,b_2)}$ 为排他网格时,最多只能将 9 个包含网格扩展到密度簇中。通过提出高密、中密和次密型排他网格等概念,一次查询最多可以扩展 25 个包含网格。

3 基于改进 CBSCAN 的目标分群模型

3.1 飞行态势数据处理

1)剔除异常值。空战态势数据中难免会存在部分异常值,常见的异常值处理方法主要包括删除元组、数据补齐、缺失值处理和不处理等,采用删除元组的方式处理异常值。孤立森林算法是一种无监督的异常检测方法,它可以通过随机分割数据集的方式,快速发现分布稀疏且离密度较高群体较远的孤立点,能够在低维数据集中取得良好的检测效果。因此,采用孤立森林算法检测并删除飞行态势数据中的异常值。

2)坐标系转换。为了定量分析战机间的相对态势,将各型雷达获取的目标数据统一到同一坐标系中。

3)归一化处理。当态势数据范围不一致时,需要通过归一化方法进行数据处理。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x - x_{\max}} \tag{6}$$

3.2 模型的算法处理

3.2.1 作战空间网格划分

分群模型在数据预处理的基础之上,需要根据目标点 d_i 横纵坐标的最大最小值和单元格边长,由式(7)和式(8)确定网格的行数与列数。此后模型根据式(9)将所有坐标点分配到相应的单元格中,当坐标点处于网格边线时,将该目标点归属到其右上方的网格中。

$$nRows \leftarrow \lfloor \frac{\max(x_i) - \min(x_i)}{cellWidth} + 1 \rfloor \tag{7}$$

$$nCols \leftarrow \lfloor \frac{\max(y_i) - \min(y_i)}{cellWidth} + 1 \rfloor \tag{8}$$

$$G(a,b) = G\left(\lfloor \frac{x_i - \min(x_i)}{cellWidth} + 1 \rfloor, \lfloor \frac{y_i - \min(y_i)}{cellWidth} + 1 \rfloor\right) \tag{9}$$

其中, $cellWidth = \varepsilon/2 \cdot \sqrt{2}$, a, b 分别为目标 d_i 所处单元的横纵坐标值, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

3.2.2 目标空间群扩展

基于改进 CBSCAN 算法进行空间群扩展的方式与图 7 所示 CBSCAN 算法的执行流程大致相同,其区别在于改进 CBSCAN 算法有更多的排他网格扩展选择。图 9 所示为基于改进 CBSCAN 算法的目标分群模型。

3.3 空间群拆分

同一空间群中的目标往往具有相同的敌我属

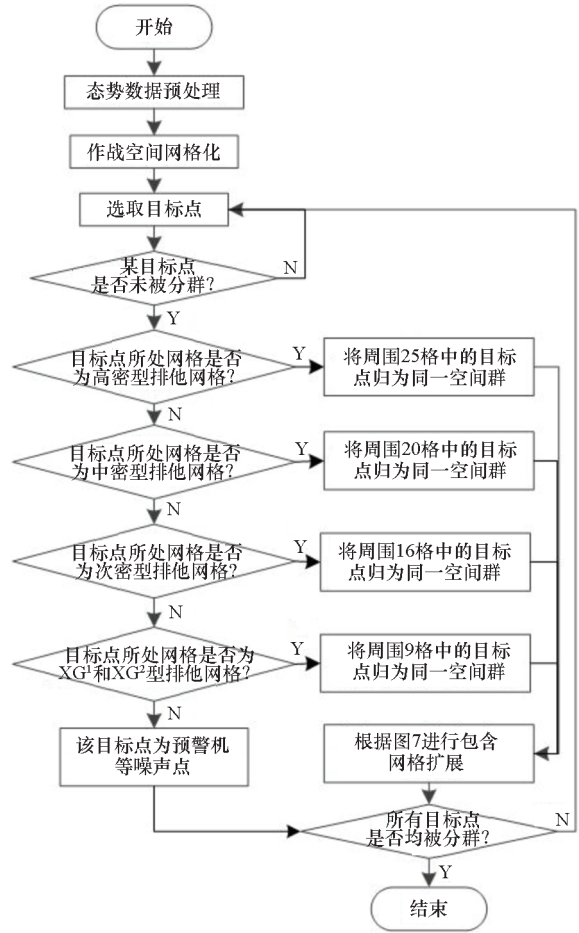


图 9 基于改进 CBSCAN 的目标分群模型
Fig.9 Target grouping model based on improved CBSCAN

性和飞机类型。根据图 3 目标分群模型框架,通过改进 CBSCAN 算法进行分群后,需根据敌我属性和飞机类型的不同,对空间群进行拆分。

4 仿真实验

仿真硬件环境为: Intel (R) Core (TM) i7 - 7700HQ 2.8GHz 处理器, 16 GB 内存, Win7 64 位操作系统, 软件平台为 MATLAB 2014a。

4.1 作战想定分析

多任务编队协同空战中的参战飞机较多,涉及大量的飞行态势数据。给出 30 组作战场景想定,利用其中的飞行态势数据检验改进 CBSCAN 算法处理空战目标分群问题的适用性。每组想定中参战飞机的数量不等,共有 476 个数据元组,每个元组都包括一架飞机的敌我属性、飞机类型、坐标、飞行速度和航向等态势数据。由于只针对敌方目标进行空间群分类实验,所以设定所有数据元组中的 Fof 值为 2。

图 10 所示为其中一组典型空战态势,敌方共

有 15 架飞机参与战斗,他们欲通过侦察编队、掩护编队、轰炸编队、伴随干扰编队和预警指挥编队间的协同配合攻击我方地面目标。

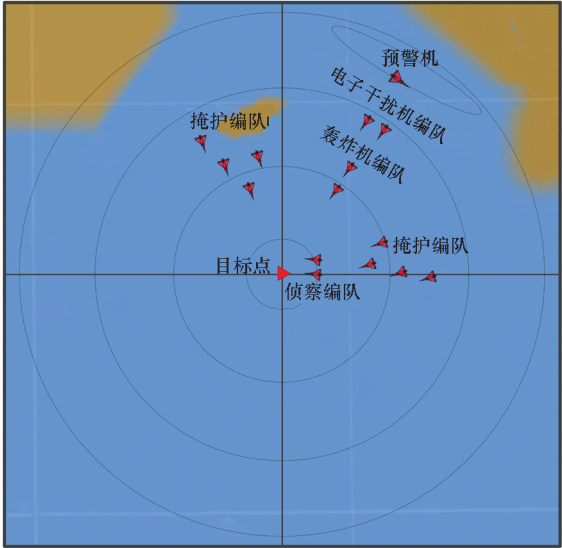


图 10 作战想定
Fig. 10 Battle plan

表 1 数据为图 10 作战想定中的态势数据。其中,类型 1 为无人侦察机,类型 2 为歼击轰炸机,类型 3 为电子干扰机,类型 4 为预警机,类型 5 为战斗机。

表 1 作战想定飞行态势数据
Tab. 1 Battle scenario data

序号	类型	X/m	Y/m	航向/(°)	速度/m/s
1	1	2 000	352.47	10	143
2	1	2 012	-282.62	-8	139
3	2	11 056	13 164	50	315
4	2	12 147	14 463	50	313
5	3	13 582	17 368	52	313
6	3	14 942	16 310	47	320
7	4	18 247	21 726	-40	212
8	5	15 091	2 119.80	8	343
9	5	13 351	792	3	350
10	5	16 129	0	0	358
11	5	19 172	-805	-2	340
12	5	-4 200	14 100	107	326
13	5	-5 065	12 516	112	320
14	5	-7 510	13 721	119	330
15	5	-9 951	15 847	122	328

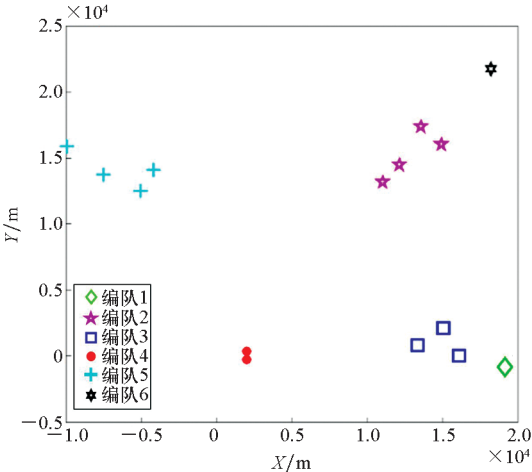
4.2 仿真结果

为验证改进 CBSCAN 算法处理目标分群问

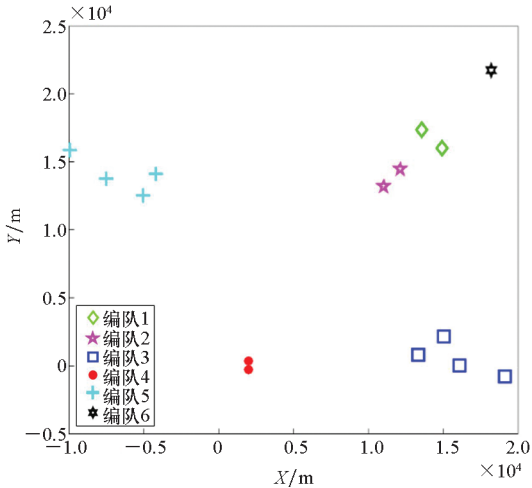
题的有效性,分别利用 K-means、最大期望 (Expectation-Maximization, EM) 算法、密度峰值、DBSCAN 算法、CBSCAN 算法和改进 CBSCAN 算法处理 30 组作战想定中的飞行态势数据。只分析算法处理空间群分类问题的有效性,故只对数据中的坐标位置进行聚类分析。

通过分析参战飞机间的相互距离,将改进 CBSCAN 算法的邻域范围 ε 设为 3 240 m,网格划分边长为 $\varepsilon/2\sqrt{2}$,即 1 145.5 m。由于最小的空战编队由双机组成,因此,将模型的最小邻域点数 $MinPts$ 设置为 1,此时孤立的噪声点往往为预警指挥机、空中加油机等大型飞机。DBSCAN 算法和 CBSCAN 算法的参数设置与此相同。

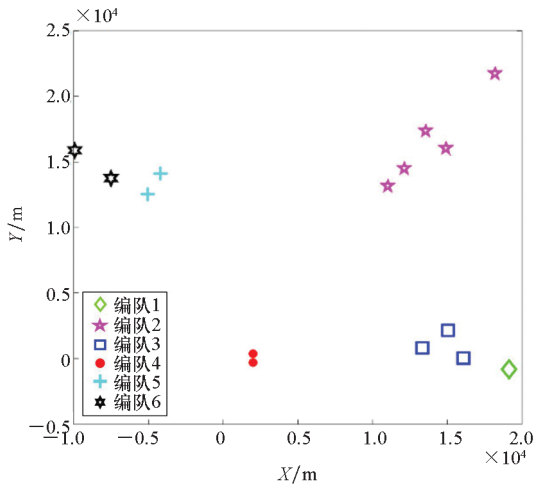
利用上述 6 种算法对图 10 和表 1 所示飞行态势数据进行 10 次目标分群实验,将 K-means 和 EM 算法的聚类数目设置为 6,实验结果如图 11、图 12 和图 13 所示。



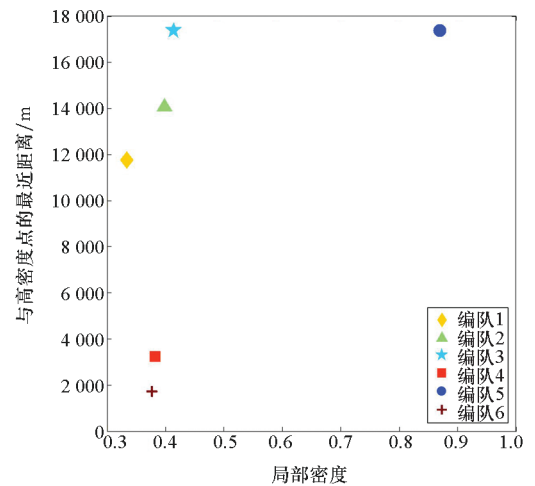
(a) K-means 分群错误结果
(a) Poor grouping results of K-means



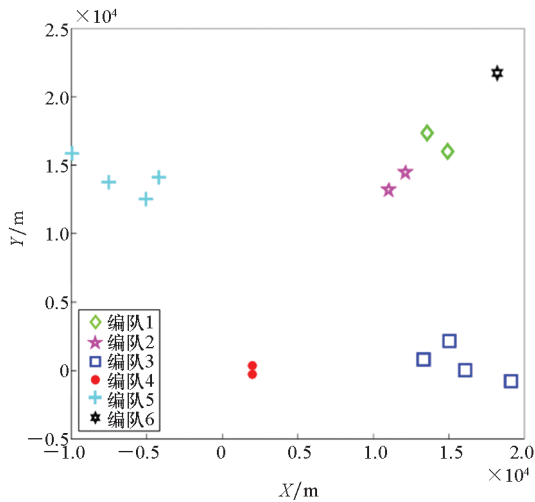
(b) K-means 分群正确结果
(b) Good grouping results of K-means



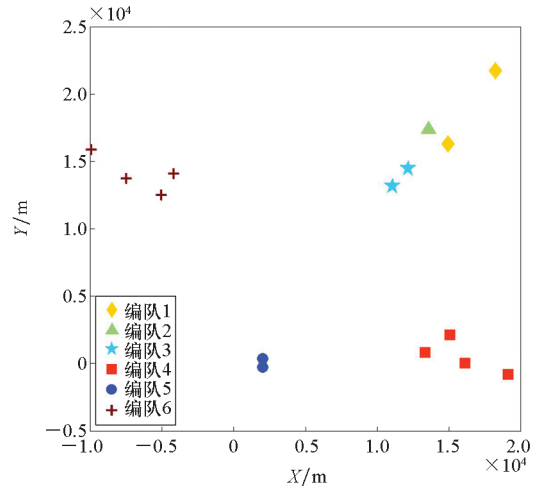
(c) EM 分群错误结果
(c) Poor grouping results of EM



(b) 聚类中心选择
(b) Cluster center selection



(d) EM 分群正确结果
(d) Good grouping results of EM



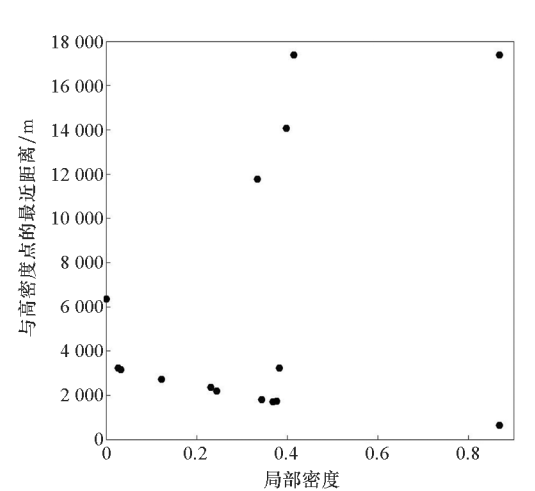
(c) 分群结果
(c) Grouping results

图 11 K-means、EM 目标分群结果

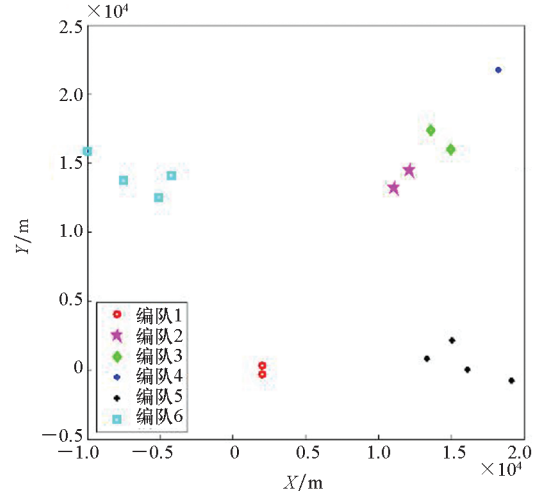
Fig. 11 K-means, EM target grouping results

图 12 密度峰值算法分群结果

Fig. 12 Density peak algorithm target grouping results



(a) 决策图
(a) Decision diagram



(a) 目标分群结果
(a) Target grouping results

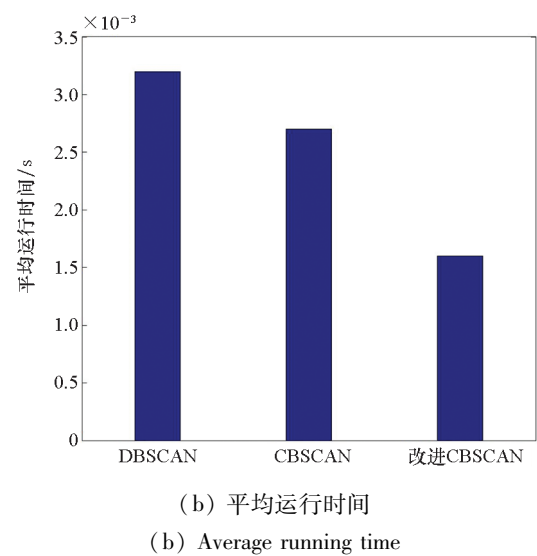


图 13 DBSCAN 及其改进算法分群结果
Fig. 13 DBSCAN and its improved algorithm target grouping results

图 11 为 K -means 算法和 EM 算法对作战想定中 15 个空战目标进行多次聚类后产生的部分不同结果。通过仿真实验可以看出,在流形分布数据中,选择不同的初始聚类中心会使 K -means 和 EM 产生不同聚类结果,这就使上述两种算法的稳定性较差,且正确率较低。图 12 为密度峰值算法的分群结果。在 10 次聚类中,该算法均产生了相同的错误分群结果,说明其稳定性较好,但正确率不高。图 11 和图 12 说明传统聚类方法难以对流形分布的战机编队进行正确分群。图 13 为 DBSCAN、CBSCAN 及改进 CBSCAN 算法的仿真结果。图 13(a) 表明,DBSCAN 及其改进算法对图 10 所示作战想定均得到了稳定且正确的分群效果,图 13(b) 说明改进 CBSCAN 算法可以在保证正确率的同时,提高算法的执行效率。

为进一步说明改进算法的准确度和实时性,对 30 组作战想定进行 10 次分群实验,得到表 2 所示的仿真结果。

由表 2 结果可知: K -means 算法执行效率较高,但其正确率较低且稳定性较差;EM 算法执行效率低、正确率差且稳定性不好;此外,利用这两种算法进行目标分群时,均需手动输入类别数目,但目标分群属于类数未知问题,故 K -means 和 EM 算法不适合处理空战目标分群问题。密度峰值算法的时间复杂度较高,且由于该算法利用欧式距离作为相似性度量,无法准确对流形分布的空战目标进行正确分类,导致其准确度与 DBSCAN 及其改进算法相比较差。DBSCAN、CBSCAN 和改进 CBSCAN 三种算法的准确度较高,但改进

CBSCAN 算法的分群实时性在 CBSCAN 算法基础上提高了约 30%,达到了算法改进的目的。综上,改进 CBSCAN 算法与其他算法相比,稳定性较好、准确度和实时性较高,能够较好地处理编队协同空战中的目标分群问题。

表 2 分群算法结果对比			
Tab. 2 Grouping algorithm results comparison			
评估指标	K -means	EM	密度峰值
分组正确率/%	65.1	67.0	82.6
平均运行时间/s	0.002 5	0.009 7	0.003 5

评估指标	DBSCAN	CBSCAN	改进 CBSCAN
分组正确率/%	91.2	92.4	92.4
平均运行时间/s	0.003 6	0.002 7	0.001 9

5 结论

- 1) K -means、EM 和密度峰值算法难以对流形分布目标进行准确稳定的分群操作。
- 2) DBSCAN、CBSCAN 和改进 CBSCAN 算法都可以对流形分布目标进行准确分群。
- 3) 通过改进 CBSCAN 算法的簇类扩展方式,可以在保证原始算法准确度的同时,将分群实时性提高约 30%。
- 4) 改进后的 CBSCAN 算法能够在多编队协同空战背景下,对空战目标进行准确且更加快速的分群编组。

参考文献 (References)

[1] ENDSLEY M R. Toward a theory of situation awareness in dynamic systems [J]. Human Factors: the Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 1995, 37(1): 32 – 64.

[2] 李伟生, 王宝树. 态势估计中基于模糊集理论的目标编群方法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(7): 1235 – 1237.
LI Weisheng, WANG Baoshu. Target classification method for situation assessment based on fuzzy sets [J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(7): 1235 – 1237. (in Chinese)

[3] 樊振华, 师本慧, 陈金勇, 等. 基于改进空间划分的目标分群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(5): 991 – 995.
FAN Zhenhua, SHI Benhui, CHEN Jinyong, et al. Improved space partition based target clustering algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(5): 991 – 995. (in Chinese)

[4] 龙真真, 张策, 王维平. 基于层次聚类态势估计中的目标分群算法[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(3): 209 – 211.
LONG Zhenzhen, ZHANG Ce, WANG Weiping. Algorithm for operational object grouping in situation assessment based

- on hierarchical clustering [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29(3): 209–211. (in Chinese)
- [5] 林洪文, 杨绍清. 一种空中目标空间分群算法[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(6): 43–45.
LIN Hongwen, YANG Shaoqing. Space aggregation method of aerial targets [J]. Ship Electronic Engineering, 2012, 32(6): 43–45. (in Chinese)
- [6] 王新为, 杨绍清, 林洪文, 等. 海战场目标分群技术研究[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(11): 25–27.
WANG Xinwei, YANG Shaoqing, LIN Hongwen, et al. Target clustering technology in sea battlefield [J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(11): 25–27. (in Chinese)
- [7] 陶宇, 蒋序平. 基于相似度矩阵的雷达探测目标分群算法[J]. 火控雷达技术, 2018, 47(1): 40–44.
TAO Yu, JIANG Xuping. Radar detection target clustering algorithm based on similarity matrix [J]. Fire Control Radar Technology, 2018, 47(1): 40–44. (in Chinese)
- [8] 杨任农, 张振兴, 房育寰, 等. 基于 SATC – ALO 和 SOM 神经网络的机群编队分组[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(2): 407–416.
YANG Renong, ZHANG Zhenxing, FANG Yuhuan, et al. Group formation based on SATC – ALO and SOM neural network [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2019, 37(2): 407–416. (in Chinese)
- [9] 蔡益朝. 态势评估中的兵力聚合技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.
CAI Yichao. Research on force aggregation in situation assessment [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
- [10] 段同乐, 张冬宁. 二叉树多分类 SVM 在目标分群中的应用[J]. 无线电工程, 2015, 45(6): 88–91.
DUAN Tongle, ZHANG Dongning. Application of multiclass SVM based on binary tree in target grouping [J]. Radio Engineering, 2015, 45(6): 88–91. (in Chinese)
- [11] 王怡冰. 基于距离的蚁狮优化算法的研究与应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2017.
WANG Yibing. The research and application of the distance-based ant lion optimizer [D]. Changsha: Hunan University, 2017. (in Chinese)
- [12] MCELWEE S, CANNADY J. Improving the performance of self-organizing maps for intrusion detection [C]// Proceedings of IEEE SoutheastCon, 2016.
- [13] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Fitchburg: Artech House, 1999.
- [14] 陈奎. 基于聚类分析的目标分群问题的应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
CHEN Kui. Target clustering based on cluster analysis applied research [D]. Xi'an: Xidian University, 2013. (in Chinese)
- [15] 董冰. 基于聚类分析的空中战机目标分群应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
DONG Bing. The research of aircraft object clustering application based on cluster analysis [D]. Xi'an: Xidian University, 2015. (in Chinese)
- [16] 邢晨. 飞行态势感知中目标分群方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2017.
XING Chen. Research on the method of object grouping in flight situation awareness [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2017. (in Chinese)
- [17] 毕鹏. 改进的 Chameleon 层次聚类算法在目标分群中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
BI Peng. Study on application of improved chameleon hierarchical clustering algorithm in target clustering [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009. (in Chinese)
- [18] 张琨, 王翠荣. 一种自适应分裂与合并的运动目标聚类分割算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(3): 601–609.
ZHANG Kun, WANG Cuirong. An adaptive splitting and merging clustering algorithm of the moving target segmentation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(3): 601–609. (in Chinese)
- [19] 马萌. 基于流形距离的聚类算法研究及其应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
MA Meng. The study and the application of clustering algorithm based on manifold distance [D]. Xi'an: Xidian University, 2010. (in Chinese)
- [20] 李伟楠, 章卫国, 史静平, 等. 基于 M – CFSFDP 算法的战场目标分群方法[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(6): 1121–1128.
LI Weinan, ZHANG Weiguo, SHI Jingping, et al. A battlefield target grouping method based on M – CFSFDP algorithm [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(6): 1121–1128. (in Chinese)
- [21] 夏卓群, 欧慧, 李平, 等. 基于改进流形距离和人工蜂群的二阶段聚类算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(3): 410–416.
XIA Zhuoqun, OU Hui, LI Ping, et al. Two-phase clustering algorithm based on the improved manifold distance and the artificial bee colony algorithm [J]. Control and Decision, 2016, 31(3): 410–416. (in Chinese)
- [22] 于彦伟, 贾召飞, 曹磊, 等. 面向位置大数据的快速密度聚类算法[J]. 软件学报, 2018, 29(8): 2470–2484.
YU Yanwei, JIA Zhao-fei, CAO Lei, et al. Fast density-based clustering algorithm for location big data [J]. Journal of Software, 2018, 29(8): 2470–2484. (in Chinese)
- [23] ESTER M, KRIEGLER H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]// Proceedings of the KDD, 1996: 226–231.