

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2023.01.010

## 基于多维特征的战场实体目标分群方法

李雪腾<sup>1</sup>, 朱璐瑛<sup>2</sup>, 林雪原<sup>2</sup>, 王海鹏<sup>3</sup>, 谭海琪<sup>1</sup>

1. 中国人民解放军91827部队, 山东威海264200;
2. 烟台南山学院电气与电子工程系, 山东烟台265713;
3. 海军航空大学, 山东烟台264001)

**摘要:** 目标分群问题也称为群形成过程, 是态势估计中的一个重点和难点问题, 属于信息融合中的高层融合范畴。现有的目标分群方法大多是将空间位置相近的目标聚为一类, 极少有分群方法考虑到进行战场态势分析所需的位置、速度、航向、属性和类型等多维特征。为此, 首先根据海战场态势分析需求, 基于目标的特征属性定义了多维度欧式距离; 然后综合利用分类与密度聚类两种分析方法, 提出了一种战场实体目标分群方法, 以综合实现战场实体目标的实时分群处理; 最后, 将该算法应用于一个军用场景的数据集上进行仿真实验。仿真结果表明了该方法在海战场环境中实现目标分群处理的可行性和有效性。

**关键词:** 态势分析; 多维特征; 目标分群; 密度聚类; 分类分析

**中图分类号:** TP274.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-8110(2023)01-0100-09

## A Battlefield Entity Target Clustering Method Based on Multi-Dimensional Characteristics

LI Xueting<sup>1</sup>, ZHU Luying<sup>2</sup>, LIN Xueyuan<sup>2</sup>, WANG Haipeng<sup>3</sup>, TAN Haiqi<sup>1</sup>

1. Unit 91827 of the PLA, Weihai, Shandong 264200, China;
2. Department of Electrical and Electronic Engineering, Yantai Nanshan University, Yantai, Shandong 265713, China;
3. Naval Aviation University, Yantai, Shandong 264001, China)

**Abstract:** Target clustering problem, also known as group formation process, is a key and difficult problem in situation estimation and belongs to the high-level fusion field of information fusion. Most of the existing target clustering methods cluster the targets with similar spatial positions into one class, and only a few of them consider the multi-dimensional characteristics required for battlefield situation analysis, such as the position, speed, course, attribute and type of the target. Therefore, this paper firstly defines the multi-dimensional Euclidean distance based on the characteristic attributes of the target according to the requirements of sea battlefield situation analysis. Then, by using the two analysis methods of classification and density cluster, a battlefield entity target clustering method is proposed to realize the real-time battlefield entity target cluster processing. Finally, the proposed algorithm is applied to a military scenario data set for simulation experiment. The simulation results show the feasibility and effectiveness of this method in target

收稿日期: 2022-07-07; 修订日期: 2022-11-19

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2020MF154); 山东省重点研发计划(2020CXGC010701, 2020LYS11); 山东省高等学校青创科技支持计划(2019KJN031, 2020KJN006)

作者简介: 李雪腾(1995-), 女, 硕士, 助理工程师, 主要从事信息融合方面的研究。

通信作者: 朱璐瑛(1982-), 女, 硕士, 讲师, 主要从事导航技术及其信息处理方面的研究。

clustering processing in naval battlefield environment.

**Key words:** Situation analysis; Multi-dimensional characteristics; Target clustering; Density clustering; Classification analysis

## 0 引言

在战场上,敌我双方的兵力都是按一定规则部署和聚集的,因此,将整个战场的武器平台以群的形式合成多个态势元素,可以较好地反映客观实际情况,为指挥员提供简单明了的战场视图。群的基本思想是对有用数据进行分组,将具有相同或相似性质的数据划分成一个集合<sup>[1]</sup>。群从低到高分为 4 个层次,即空间群、功能群、相互作用群以及敌、我和中立方群<sup>[2]</sup>。而空间群是其他三种群形成的基础,功能群、相互作用群以及敌、我和中立方群可以为指挥员对战场态势进行判断提供依据。

现有的目标分群方法大多是利用聚类算法进行战场实体目标的分群处理,例如文献[3]分析了目标的运动状态、位置和属性对分群结果的影响,建立了目标相似度计算模型,进而提出了分群策略。文献[4]对目标分群问题进行了形式化描述,设计了适当的目标间距离度量标准,进而提出了一种基于 Louvain 算法的多目标层次化分群方法。文献[5]通过计算目标间的相似度值并获取群中心结构和孤立目标点,进而提出了一种基于目标特征相似度聚类的分群方法。上述研究虽然在目标分群中进行了积极的探索,但极少考虑进行战场态势分析所需的目标速度、航向、属性和类型等多维特征,且在进行分群处理时,往往会忽略聚类结果中的噪声点<sup>[6-7]</sup>,而这些噪声点目标极有可能是影响战场态势的关键性因素。

针对该问题,本文根据海战场态势分析需求,综合利用分类与聚类两种方法,提出了一种基于多维特征<sup>[8-9]</sup>的战场实体目标分群方法。该方法基于密度聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)的思想,对战场实体目标进行空间群的划分,再根据目标航迹数据的多维度属性标签,采用分类分析<sup>[10-11]</sup>的方法对其进行功能群、相互作用群与敌、我和中立方群的划分,综合实现战场实体目标的实时分群处理,为后续进行战场态势分析和指挥员决策奠定坚实基础。

## 1 海上目标多维航迹数据

目标航迹通常是由多维航迹数据点组成的序

列,包括时间、位置、速度、航向、敌我属性、类型和威胁值等信息。设目标海域内的航迹样本数据集为

$$TR = \{TR_1, TR_2, \dots, TR_i, \dots, TR_n\} \quad (1)$$

其中,  $TR$  为全部航迹样本集合;  $i \in [1, n]$  为样本编号;  $n$  为样本数据集总数。每条目标航迹  $TR_i (i=1, 2, \dots, n)$  中含有  $m$  个按时间顺序排列的多维数据点,即

$$TR_i = \{TR_i(1), TR_i(2), \dots, TR_i(j), \dots, TR_i(m)\} \quad (2)$$

其中,  $TR_i(j)$  为第  $i$  条航迹样本中的第  $j$  个多维航迹数据点;  $j \in [1, m]$  为航迹数据点编号;  $m$  为该航迹样本中的数据点总数。每个航迹数据点  $TR_i(j)$  中包含时间、位置、速度、加速度、航向、敌我属性、类型和威胁值等  $q$  个多维特征,可表示为

$$TR_i(j) = \{\text{time, position, velocity, acceleration, course, attribute, type, threat} \dots\} \quad (3)$$

## 2 战场实体目标分群方法

### 2.1 方法概述

针对海上复杂环境下的目标分群问题,本文提出的战场实体目标分群方法包括以下 4 个阶段。

#### 2.1.1 空间群的划分

空间群是指在空间上目标的集合,也就是将敌我属性相同、空间位置相近且行为规律(速度、航向)相似的目标集合在一起,其分类结果反映了目标的空间位置特征。

空间群的形成主要取决于目标之间的相互距离、属性和行为信息。给定 2 条目标航迹  $TR_A$ 、 $TR_B$ , 取  $j \in [1, m]$  时刻对应的 2 个目标航迹数据点  $P_A, P_B$ , 即  $P_A = TR_A(j), P_B = TR_B(j)$ 。首先分析当前战场环境下目标航迹的多维属性特征,分配适合的属性权重;然后计算  $P_A, P_B$  间的多维度欧式距离  $mfdist(P_A, P_B)$ , 作为目标航迹间的多维度相似性度量。其中

$$mfdist(P_A, P_B) = [\omega_d \cdot dist(P_A, P_B) + \omega_v \cdot dist(v_{P_A}, v_{P_B}) + \omega_\theta \cdot dist(\theta_{P_A}, \theta_{P_B})] \cdot f(a_{P_A}, a_{P_B}) \quad (4)$$

$$dist(P_A, P_B) = \sqrt{(x_A(j) - x_B(j))^2 + (y_A(j) - y_B(j))^2 + (z_A(j) - z_B(j))^2} \quad (5)$$

式中,  $dist(P_A, P_B)$  表示  $P_A, P_B$  两点位置特征的欧式距离;  $v_{P_A}$  与  $v_{P_B}, \theta_{P_A}$  与  $\theta_{P_B}$  分别表示  $P_A, P_B$  两点的速度大小和航向大小;  $\omega_d, \omega_v, \omega_\theta$  分别表示位置、速度和航向特征的权重因子, 各属性权重的取值取决于多因素距离的应用场景, 且满足  $\omega_d + \omega_v + \omega_\theta = 1$ ;  $a_{P_A}, a_{P_B}$  表示  $P_A, P_B$  两点的敌我属性值,  $f(a_{P_A}, a_{P_B})$  用于判断  $P_A, P_B$  两点的敌我属性是否相同, 若相同, 则  $f(a_{P_A}, a_{P_B}) = 1$ , 否则,  $f(a_{P_A}, a_{P_B}) = \infty$ 。

然后, 输入邻域参数  $\epsilon$  和最小邻点数量  $MinPts$ , 基于定义的多因素欧式距离, 对目标航迹数据点进行 DBSCAN 密度聚类<sup>[12]</sup>, 完成战场实体目标空间群的划分。需注意, 针对聚类处理后输出的噪声点, 要进一步分析其类型  $type$  和属性  $attribute$  特征, 若该目标是作战相关目标, 则将其看作是只具有单元素的特殊群。

### 2.1.2 功能群的划分

功能群是将功能相同的目标组合在一起, 使得一个功能群中的所有目标实体具有相同或相似的功能特性。功能群分群建立在目标识别的基础上, 只有正确识别目标的类型, 才能确定目标的功能, 并建立功能群; 当不能正确识别目标类型时, 可以利用空间群来建立功能群, 此时功能群等同于空间群。

有关功能群的划分有两种不同的理解方式: 1) 功能群的分群是建立在目标识别的基础上, 把空间群中类型相同的目标组合在一起; 2) 功能群中所有目标实体都具有相同或相似的功能特征, 应是空间群中执行相同作战任务、实现相同功能的目标的集合, 这些目标可能属于同一空间群, 也可能属于邻近的多个空间群。第一种观点是根据目标的类型特征, 较为客观地进行功能群的划分, 且可以实现对功能群的实时分群, 称其为狭义功能群; 第二种观点需要基于一定的战术战法 and 作战条令知识, 结合目标的历史轨迹及人的主观经验, 综合评判哪些目标属于同一功能群, 故不能实现功能群的实时分群处理, 称其为广义功能群。本文所提的目标分群方法着重考虑狭义功能群的分群。

在已分群的空间群基础上, 采用分类算法, 根据目标的类型  $type$  特征, 将一个空间群划分为多个狭义功能群, 使空间群中目标类型一致的数据点组合在一起, 然后结合目标航迹的历史行为规律和专家经验、指挥员决策等主观行为, 将执行同一作战

任务的一个或多个狭义功能群合并为广义功能群。

### 2.1.3 相互作用群的划分

相互作用群的形成是为了说明战术上相关的功能群, 主要包括两个重要类型: 防御群和攻击群<sup>[13]</sup>。

#### (1) 防御群

防御群主要用于表示友方/敌方兵力使用的防御掩护屏, 如反潜掩护屏、防空掩护屏、反舰掩护屏、电子监视掩护屏和近程防御掩护屏等。其中, 航母、驱逐舰、护卫舰等大中型水面舰艇可拥有所有这五种掩护屏, 补给舰、修理舰和运输船等小型水面舰艇一般拥有近程防御掩护屏、电子监视掩护屏等两三种掩护屏, 而直升机只有反潜掩护屏。因此, 参照各类型海战武器的配置性能, 根据其拥有防御掩护屏的数量和性能, 将防御群按防御等级分为四类。其中, 一级防御群拥有防御掩护屏的数量最多、性能最好, 防御能力最强; 四级防御群拥有防御掩护屏的数量最少、性能较一般, 防御能力较差。

针对防御群的分群问题, 本文在已分群的狭义功能群的基础上, 采用分类算法, 根据功能群中目标的类型  $type$  特征, 将一个或多个防御等级相同的功能群合并为一个防御群。

#### (2) 攻击群

攻击群是考虑空间和功能参数后得到的敌我双方兵力部署的子集。针对我方作战目标, 所有目标的兵力部署和作战任务为已知, 故我方目标的攻击属性是已知的, 若我方某目标执行攻击任务, 则其攻击属性值为 1; 否则, 其攻击属性值为 0。针对敌方和中立方目标, 需要基于已获取的目标行为和属性特征, 通过计算距离参数和距离差因子等, 综合评判敌方或中立方目标的攻击属性。

在明确目标攻击属性  $attack$  的过程中, 涉及以下相关概念<sup>[14-15]</sup>: 1) 威胁值 ( $threat$ ): 若敌方目标群对我方受保护目标群不具有进攻性或无进攻能力, 则取  $threat = 0$ ; 若敌方目标群对我方受保护目标群具有威胁性或有进攻能力, 取  $0 < threat < 1$ , 且敌目标群攻击能力越强,  $threat$  的取值就越大。2) 距离参数  $dp$ : 敌方目标群和我方受保护目标群间的距离。二者距离越小, 则说明敌方对我方进攻的可能性就越大。设置一个有效攻击距离  $\alpha$ , 当敌方目标群距我方目标群的距离小于  $\alpha$  时,  $dp = 1$ ; 否则,  $dp = 0$ 。3) 距离差因子  $ddf$ : 表征敌方目标群驶向或驶离我方目标群。在敌方目标群可实施有效攻击的范围  $\alpha$  之外, 若敌、我双方间距变小, 即敌方目

标群驶向我方目标群,可能对我方发动进攻, $ddf = 1$ ;否则, $ddf = 0$ 。

综合上述相关参数的定义,获取目标的攻击属性,在已分群的狭义功能群的基础上,采用分类算法,根据功能群中目标的攻击属性 attack 特征,将一个或多个功能群合并为攻击群。

### 2.1.4 敌、我和中立方群的划分

敌、我和中立方群分别是指由敌方所有相互作用群组成的敌方群、我方所有相互作用群组成的我方群以及中立方所有相互作用群组成的中立方群,用于描述更高层次的敌方/我方战术态势。

针对敌、我和中立方群的分群问题,在已分群的相互作用群的基础上,采用分类算法,根据相互作用群中目标的敌我属性 attribute 特征,将一个或多个相互作用群进一步合并为敌、我和中立方群。

## 2.2 算法流程

综上所述,战场实体目标分群流程如图 1 所示。

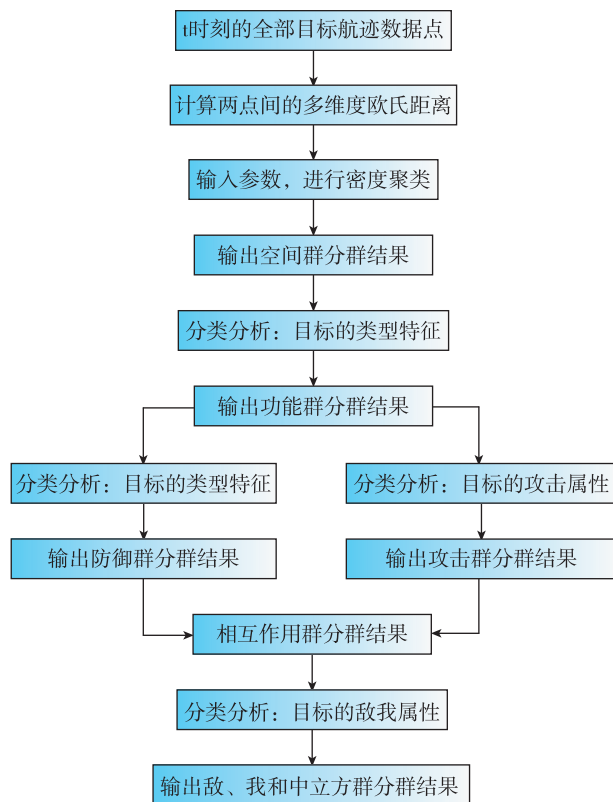


图 1 战场实体目标分群流程

Fig. 1 Flow chart of battlefield entity target clustering

所提算法的伪代码如算法 1 所示。

### 算法 1: 战场实体目标分群算法

输入:

1.  $k$  时刻目标航迹数据集  $TR(k) = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$
2. 参数  $\epsilon$  和  $MinPts$

输出:

1. 空间群分群生成的类簇集合  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_a\}$
2. 功能群分群生成的类簇集合  $B = \{B_1, B_2, \dots, B_b\}$
3. 相互作用群分群生成的类簇集合  $C \cup D$ , 防御群集合  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_c\}$ , 攻击群集合  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_d\}$
4. 敌、我和中立方群分群生成的类簇集合  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_e\}$

/\* Step 1 \*/ Space Group Clustering

```

1: for each  $P_i, P_j \in TR(k) (i \neq j)$  do
2:   if  $mdist(P_i, P_j) \leq \epsilon$  then
3:      $|N_\epsilon(P_i)| \leftarrow P_j$ 
4:   end if
5: end for
6: Set  $clusterID_A = 1$ 
7: Mark all the objects in  $TR(k)$  as unclassified
8: for each  $P_i \in TR(k)$  and  $P_i$  is unclassified do
9:   if  $|N_\epsilon(P_i)| \geq MinPts$  then
10:    Allocate  $P_i$  to cluster  $A_{clusterID_A}$ 
11:    for each  $P_j \in |N_\epsilon(P_i)|$  do
12:      if  $P_j$  is unclassified then
13:        Allocate  $P_j$  to cluster  $A_{clusterID_A}$ 
14:        if  $|N_\epsilon(P_j)| \geq MinPts$  then
15:          Insert  $N_\epsilon(P_j)$  into  $N_\epsilon(P_i)$ 
16:        end if
17:      end if
18:    end for
19:  else Allocate  $P_i$  to cluster  $A_{clusterID_A}$ 
20:  end if
21:  Increase  $clusterID_A$  by 1
22: end for

```

/\* Step 2 \*/ Functional Group Clustering

```

23: Set  $clusterID_B = 1$ 
24: Mark all the subsets in  $A$  as unclassified
25: for each  $A_i \in A$  and  $A_i$  is unclassified do
26:   Mark all the objects in  $A_i$  as unclassified
27:   for each  $A_i(r) \in A_i$  is unclassified do
28:     Allocate  $A_i(r)$  to cluster  $B_{clusterID_B}$ 
29:     find
30:        $N(A_i(r)) = \{A_i(s) \mid type(A_i(s)) = type(A_i(r))\}$ 
31:     for each  $A_i(s) \in N(A_i(r))$  do
32:       if  $A_i(s)$  is unclassified then
33:         Allocate  $A_i(s)$  to cluster  $B_{clusterID_B}$ 
34:       end if
35:     end for
36:   end for
37: end for

```

/\* Step 3-1 \*/ Defense Group Clustering

```

38: Set  $clusterID_C \in [1, 5]$ 
39: Mark all the objects in  $B$  as unclassified

```

续表

```

40: for each  $B_i \in B$  and  $B_i$  is unclassified do
41:   if  $type(B_i) = 1$ 
42:     clusterIDC = 1 %Primary defense group
43:   else if  $type(B_i) \in [2, 3]$ 
44:     clusterIDC = 2 %Secondary defense group
45:   else if  $type(B_i) \in [4, 7]$ 
46:     clusterIDC = 3 %Tertiary defense group
47:   else if  $type(B_i) = 201$ 
48:     clusterIDC = 4 %Four-level defense group
49:   else clusterIDC = 5 %Unsure-level defense group
50:   end if
51:   Allocate  $B_i$  to cluster  $C_{clusterID_C}$ 
52: end for
/* Step 3-2 */ Attack Group Clustering
53: Set clusterIDD = 1
54: Mark all the objects in  $B$  as unclassified
55: for each  $B_i \in B$  and  $B_i$  is unclassified do
56:    $threat(B_i), dp(B_i), ddf(B_i) \rightarrow attack(B_i)$ 
57:   if  $attack(B_i) = 1$ 
58:     Allocate  $B_i$  to cluster  $D_{clusterID_D}$ 
59:   end if
60:   Increase clusterIDD by 1
61: end for
/* Step 4 */ Enemy group, our group and middle cube group clustering
62: Set clusterIDE  $\in [1, 4]$ 
63: Mark all the objects in  $C$  as unclassified
64: for each  $C_i \in C$  and  $C_i$  is unclassified do
65:   if  $attribute(C_i) = 0$ 
66:     %“0”为相关目标的敌我属性标签,下同
67:     clusterIDE = 1
68:   else if  $attribute(C_i) = 1$ 
69:     clusterIDE = 2
70:   else if  $attribute(C_i) = 2$ 
71:     clusterIDE = 3
72:   else clusterIDE = 4
73:   end if
74:   Allocate  $C_i$  to cluster  $E_{clusterID_E}$ 
75: end for

```

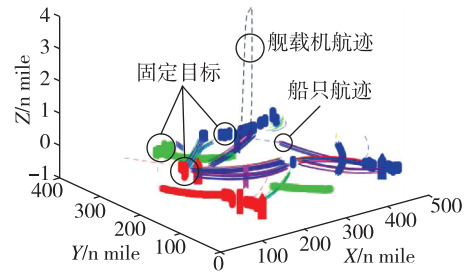
### 3 实验验证分析

为了验证本文提出的战场实体目标分群方法性能,在一个军用场景的数据集上进行仿真实验并对结果进行分析,通过仿真的多维航迹数据模拟战场目标的活动情况,对目标航迹数据进行处理。

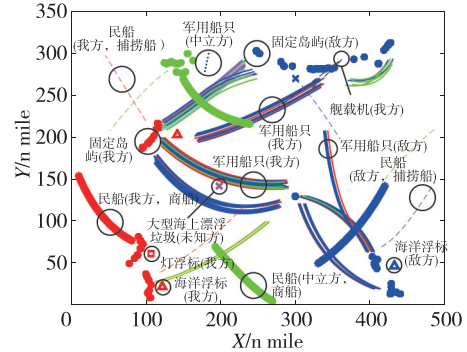
#### 3.1 数据集

假设某日 12 时至 18 时、某宽阔海域 450n mile  $\times$  300n mile 的区域进行战场环境仿真。海上作战态势实时仿真数据集包括 8 个固定岛群共 69 个固定目标岛屿、6 个海上漂浮物、我方 5 个作战编队共

113 条目标船只和 2 架舰载机、敌方 3 个作战编队共 43 条目标船只、中立方 1 个防御编队共 6 条目标船只以及 10 条民用船只,共 249 个海上目标的航迹数据。假设每 1min 更新一次战场态势信息,则每条目标航迹数据均由 360 个数据点组成。每条目标航迹数据在三维位置信息的基础上,结合现代海战场实际,人为添加了目标的日期、初始速度/加速度信息、敌我属性信息、类型信息、威胁值和攻击属性等多维信息,计算得出目标航迹的速度、位置和航向特征,共同构造出一个  $249 \times 16 \times 360$  的多维目标航迹实时仿真数据集,如图 2 所示。



(a) 三维分布图



(b) 二维分布图(不考虑高度因素)

图 2 海上作战态势实时仿真数据集中全部目标航迹分布图

Fig. 2 Plot of all target trajectories in real-time simulated-dataset of marine combat situation

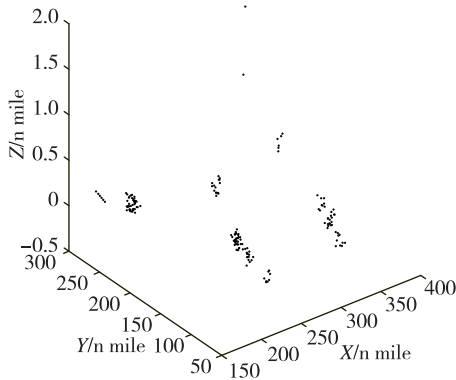
#### 3.2 实验分析

以图 2 所示仿真数据集为基础。为了验证全部实体目标的分群效果,选择包含水面舰艇目标和空中舰载机目标的第 270 个更新时刻场景,该时刻的目标分群结果如图 3 所示。

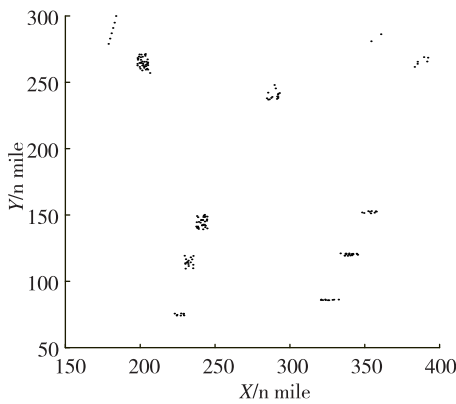
##### 3.2.1 空间群的划分

取  $\epsilon = 5, MinPts = 3$ , 基于多因素欧式距离,对图 3 所示全部目标航迹数据点进行 DBSCAN 密度聚类,输出的空间群分群结果如图 4 所示。

通过计算召回率  $R$  (Recall)和准确率  $P$  (Precision)对战场实体目标空间分群效果进行评估。召回率  $R$  是指被正确分群的目标数量与全部战场实体目标数量的百分比,而准确率  $P$  是指被正确分群的目标数量与所有被分群的目标数量的百分比。据此,绘制出召回率和准确率随参数  $\epsilon$ (即  $Eps$ ) 和  $MinPts$  的取值变化曲线,如图 5 所示。



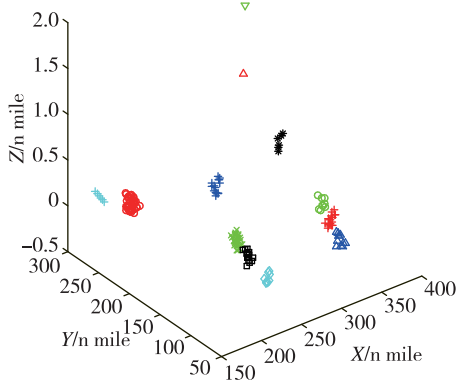
(a) 三维分布图



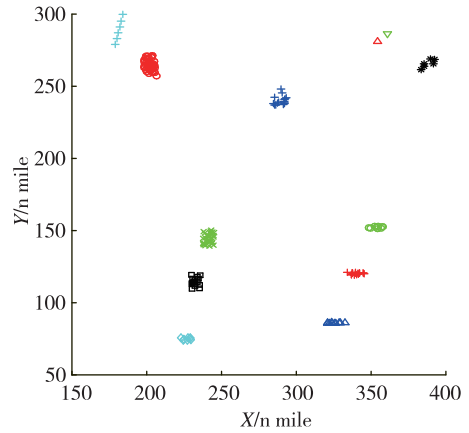
(b) 二维分布图(不考虑高度因素)

图 3  $t = 270$  时刻的全部目标航迹数据点分布

Fig. 3 Plot of all target trajectory data point data points at time of 270



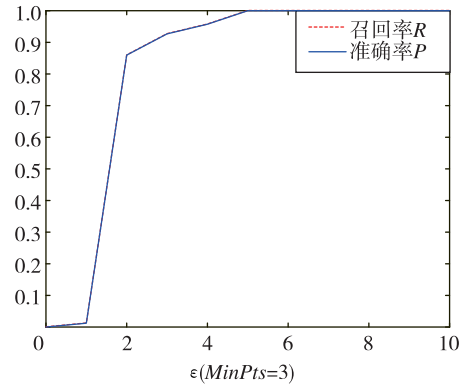
(a) 三维分布图



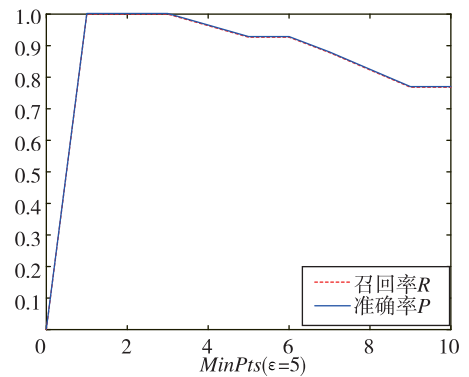
(b) 二维分布图(不考虑高度因素)

图 4  $t = 270$  时刻的空间分群结果

Fig. 4 Result of space group clustering at time of 270



(a) 召回率和准确率随  $\epsilon$  变化的曲线



(b) 召回率和准确率随  $MinPts$  变化的曲线

图 5 召回率和准确率随参数  $\epsilon$  和  $MinPts$  变化的曲线

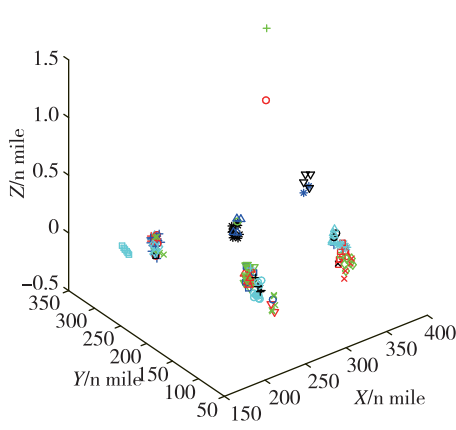
Fig. 5 Plot of recall and precision dependent on the value of  $\epsilon$  and  $MinPts$

从图 5 可以看出,召回率和准确率的变化曲线完全重叠,故全部战场实体目标都能实现空间群的

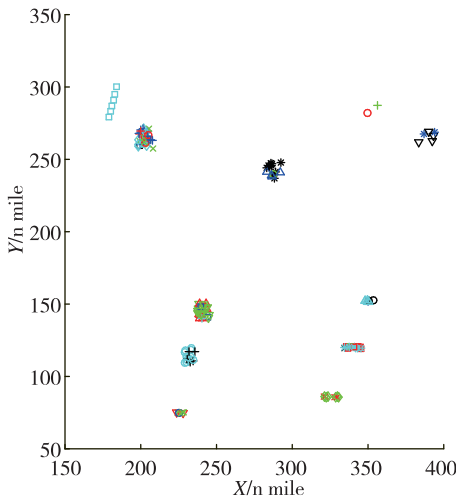
分群处理。由图 5(a)可得,当参数  $MinPts$  一定时,若取  $\epsilon = 1$ ,只有极少的目标能被正确分群;若取  $2 \leq \epsilon \leq 4$ ,大部分的目标都能被正确分群;若取  $\epsilon \geq 5$ ,全部目标都能被正确分群。由图 5(b)可得,当参数  $\epsilon$  一定时,若取  $1 \leq MinPts \leq 3$ ,全部目标都能被正确分群;若取  $MinPts \geq 4$ ,只有部分的目标能被正确分群。

### 3.2.2 功能群的划分

基于图 4 所示的目标空间群集合,采用分类算法,根据目标航迹的类型特征,实现狭义功能群的划分,输出功能群分群结果如图 6 所示。



(a) 三维分布图



(b) 二维分布图(不考虑高度因素)

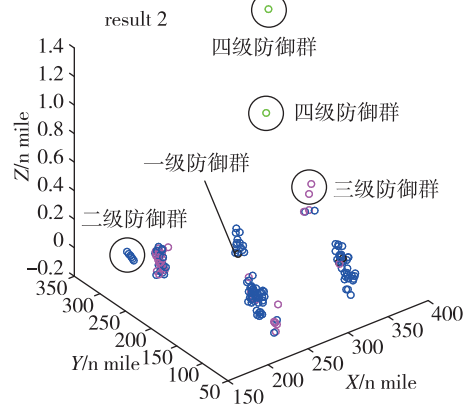
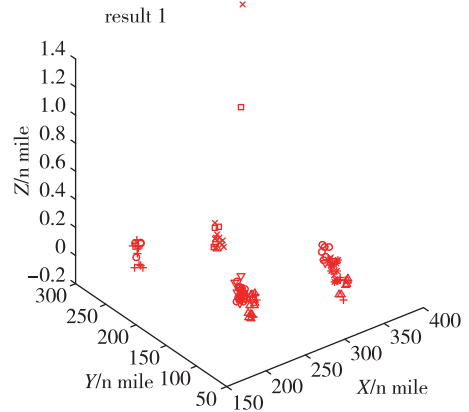
图 6  $t = 270$  时刻的功能群分群结果

Fig. 6 Result of functional group clustering at time of 270

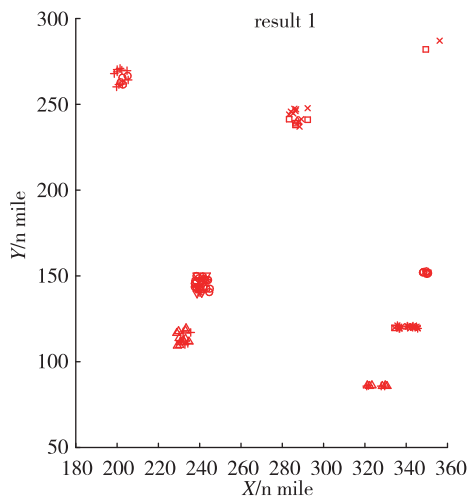
### 3.2.3 相互作用群的划分

基于图 6 所示的目标功能群集合,采用分类算

法,根据目标航迹数据点的类型特征,将一个或多个防御等级相同的功能群合并为防御群;根据目标的攻击属性特征,将一个或多个执行攻击任务的功能群合并为攻击群,综合实现相互作用群的分群处理,输出相互作用群分群结果如图 7 所示。



(a) 三维分布图



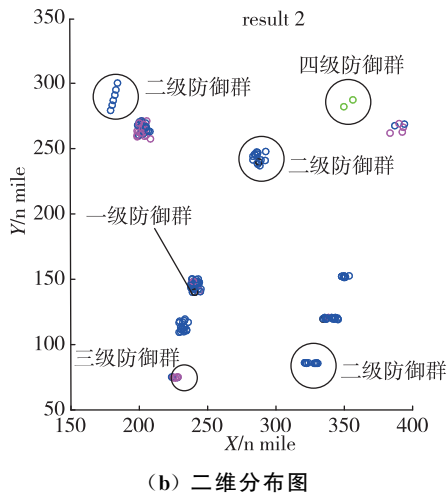


图 7  $t=270$  时刻的相互作用群分群结果

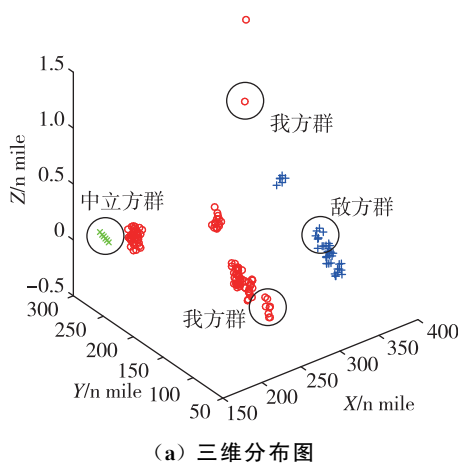
Fig. 7 Result of interaction group clustering at time of 270

其中,“result 1”、“result 2”分别表示当前时刻全部目标的攻击群分群结果和防御群分群结果。

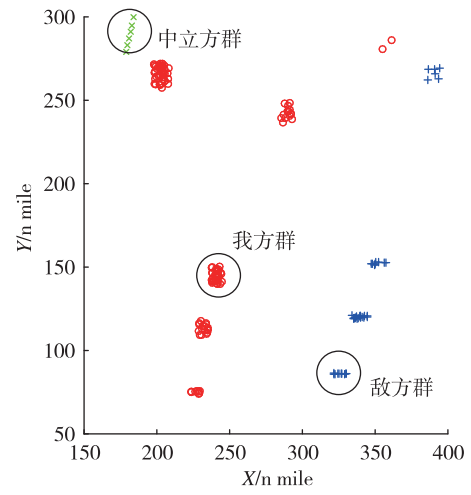
### 3.2.4 敌、我和中立方群的划分

基于图 7 所示的目标相互作用群集合,采用分类算法,根据目标的敌我属性特征,将一个或多个敌我属性相同的相互作用群集合在一起。这样就实现了敌、我和中立方群的划分,输出敌、我和中立方群分群结果如图 8 所示。

从图 4~图 8 所示的目标分群结果可以看出,本文方法可以高效、准确地实现各类群的实时划分。特别是针对飞机目标航迹数据点,由于本实验中取  $MinPts = 3$ ,即经聚类算法分类的空间群中至少存在 3 个目标航迹数据点,可知聚类算法直接输出的结果中,2 个飞机目标航迹数据点被判定为噪声点,而本文方法仍可以正确识别被判为噪声点的实体目标,将其看作是只具有单元素的特殊群。



(a) 三维分布图



(b) 二维分布图(不考虑高度因素)

图 8  $t=270$  时刻的敌、我和中立方群分群结果

Fig. 8 Result of enemy group, our group and the neutral group clustering at time of 270

## 4 结论

本文针对海上态势生成需求,基于定义的多维度欧式距离,结合分类与 DBSCAN 密度聚类两种分析方法,设计了一种战场实体目标分群方法,并在仿真军事场景上进行了实验分析验证。结果表明:

1)该方法能够根据战场态势表示的需求,结合目标的位置、速度、航向、敌我属性和类型等多维特征,高效、准确地完成空间群、功能群、相互作用群与敌、我和中立方群的实时划分,简化战场情况,为指挥员提供简单明了的战场视图;

2)可以正确识别常易被忽视的噪声点目标,将其看作是只具有单元素的特殊群,这些噪声点目标极有可能是影响战场态势的关键性因素,作为指挥员进行战术战略决策的重要依据。

但由于模拟实际海战场环境,仿真实验数据较为庞大,计算时间略长,下步计划结合人工智能技术进一步优化聚类算法以改进计算速度。

## 参考文献

[1] Khalid S, Razzaq S. TOBAE: a density-based agglomerative clustering algorithm[J]. Journal of Classification, 2015, 32(2): 241-267.

[2] 何友,王国宏,关欣,等. 信息融合理论及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2010.

He You, Wang Guohong, Guan Xin, et al. Information fusion theory and its application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2010(in Chinese).



- [3] 张冬宁, 艾伟. 态势估计中的目标分群算法设计与实现[J]. 无线电工程, 2016, 46(11): 42-46.  
Zhang Dongning, Ai Wei. Design and realization of target grouping in situation assessment[J]. Radio Engineering, 2016, 46(11): 42-46(in Chinese).
- [4] 李归, 刘帆, 任财, 等. 基于 Louvain 算法的海上态势生成多目标层次化分群方法[J]. 现代雷达, 2022, 44(6): 24-31.  
Li Gui, Liu Fan, Ren Cai, et al. Multi-target hierarchical clustering method for maritime situation generation based on Louvain algorithm[J]. Modern Radar, 2022, 44(6): 24-31(in Chinese).
- [5] 柴慧敏, 张勇, 方敏. 基于特征相似度聚类的空中目标分群方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(9): 1-12.  
Chai Huimin, Zhang Yong, Fang Min. Aerial target grouping method based on feature similarity clustering[J]. Computer Science, 2022, 49(9): 1-12(in Chinese).
- [6] 钟文彬, 肖振远, 刘光帅. 一种高效的点云去噪聚类方法[J]. 机械设计与制造, 2022(8): 233-237.  
Zhong Wenbin, Xiao Zhenyuan, Liu Guangshuai. An efficient method of point cloud denoising clustering[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(8): 233-237(in Chinese).
- [7] Nascimento J M, Bioucas-Dias J M. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 898-910.
- [8] Memarsadeghi N, Mount D M, Netanyahu N S, et al. A fast implementation of the ISODATA clustering algorithm[J]. International Journal of Computational Geometry & Applications, 2007, 17(1): 71-103.
- [9] Carvalho M J, Melo-Gonçalves P, Teixeira J C, et al. Regionalization of Europe based on a K-means cluster analysis of the climate change of temperatures and precipitation[J]. Physics and Chemistry of the Earth, 2016, 94: 22-28.
- [10] Zhou S, Zhao Y, Guan J, et al. A neighborhood-based clustering algorithm[M]. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Springer Berlin Heidelberg, 2005:361-371.
- [11] Hinneburg A, Keim D A. A general approach to clustering in large databases with noise[J]. Knowledge & Information Systems, 2003, 5(4):387-415.
- [12] Zhu Y, Li H, Miller D J, et al. caBIG VISDA: modeling, visualization, and discovery for cluster analysis of genomic data[J]. BMC Bioinformatics, 2008, 9(1):383.
- [13] Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]// Proceedings of ACM 2<sup>th</sup> SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Portland: ACM, 1996: 226-231.
- [14] 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).
- [15] 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).

(编辑:孟彬)