



## 面向扩展目标跟踪的网格聚类量测划分方法

唐孟麒, 李波, 郝丽君

引用本文:

唐孟麒,李波,郝丽君. 面向扩展目标跟踪的网格聚类量测划分方法[J]. 智能系统学报, 2022, 17(4): 806–813.

TANG Mengqi,LI Bo,HAO Lijun. Grid clustering measurement set partition method for extended target tracking[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2022, 17(4): 806–813.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202109013>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 结合模糊特征检测的鲁棒核相关滤波跟踪法

Robust KCF tracking algorithm combined with fuzzy feature detection

智能系统学报. 2021, 16(2): 323–329 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201912010>

### 一种深度自监督聚类集成算法

A deep self-supervised clustering ensemble algorithm

智能系统学报. 2020, 15(6): 1113–1120 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202006050>

### 高斯核函数卷积神经网络跟踪算法

Convolutional neural network tracking algorithm accelerated by Gaussian kernel function

智能系统学报. 2018, 13(3): 388–394 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612040>

### 一种未知环境下机器人多目标跟踪算法

A robot multi-object tracking algorithm in unknown environments

智能系统学报. 2015(3): 448–453 <https://dx.doi.org/10.3969/j.issn.1673-4785.201405051>

### 基于轨迹聚类的超市顾客运动跟踪

Trajectory clustering based customer movement tracking in a supermarket

智能系统学报. 2015(2): 187–192 <https://dx.doi.org/10.3969/j.issn.1673-4785.201401002>



微信公众平台



期刊网址

DOI: 10.11992/tis.202109013

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20220518.2056.008.html>

# 面向扩展目标跟踪的网格聚类量测划分方法

唐孟麒, 李波, 郝丽君

(辽宁工业大学 电子与信息工程学院, 辽宁 锦州 121001)

**摘要:** 针对扩展目标跟踪中量测集划分困难及目标数目估计不准的问题, 提出了一种面向扩展目标跟踪的网格聚类量测集划分方法。首先, 由目标之间的时空关联性, 将当前时刻的量测划分为存活目标量测与新生目标量测。然后, 针对高斯混合概率假设密度滤波器与扩展目标高斯混合概率假设密度滤波器, 分别推导出改进的模糊 C 均值算法与改进的网格聚类算法用于划分存活目标量测集与新生目标量测集。仿真结果表明本文方法可实现量测集的准确划分, 有效完成扩展目标跟踪, 避免了漏检与过检。

**关键词:** 扩展目标; 量测集; 网格聚类; 时空关联; 模糊 C 均值; 存活目标; 新生目标; 概率密度假设

**中图分类号:** TN713; TP39    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2022)04-0806-08

中文引用格式: 唐孟麒, 李波, 郝丽君. 面向扩展目标跟踪的网格聚类量测划分方法 [J]. 智能系统学报, 2022, 17(4): 806-813.

英文引用格式: TANG Mengqi, LI Bo, HAO Lijun. Grid clustering measurement set partition method for extended target tracking[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2022, 17(4): 806-813.

## Grid clustering measurement set partition method for extended target tracking

TANG Mengqi, LI Bo, HAO Lijun

(School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China)

**Abstract:** To address the issues of difficult measurement set partitioning and inaccurate estimation of the number of targets in extended target tracking, we suggest a grid clustering measurement set partitioning approach for extended target tracking. Firstly, the current moment measurement is classified into two categories based on the time-space correlation between the targets: survival-target measurement and newborn-target measurement. Then, an improved fuzzy C-means algorithm and an improved grid clustering algorithm are derived for the Gaussian mixture probability hypothesis density filter and the extended target Gaussian mixture probability hypothesis density filter, respectively, which are employed to separate the viable target set and the new target set. The simulation results show that the proposed techniques can accurately divide the measurement set, effectively complete the extended target tracking, and avoid the missed and over-checked measurements.

**Keywords:** extended target; measurement set; grid clustering; time-space correlation; fuzzy C-mean; survival target; newborn target; probability hypothesis density

随着视觉传感器解析度的不断提高, 独立目标在单位时间步长内会对应一个以上的量测, 学界定义此类目标为扩展目标 (extended target, ET)<sup>[1-2]</sup>。在传统目标跟踪问题中, 而通常将目标视为质点考虑而忽略其物理形态<sup>[3-5]</sup>, 即被跟踪的独立目标

在单位时间内最多只能生成一个量测的假设已不再适用于扩展目标跟踪。考虑到 ET 在单位步长内至少对应一个量测且蕴含着更多的目标运动状态信息<sup>[6]</sup>, 若采用传统点目标跟踪方法解决 ET 跟踪问题, 当存在较多量测且存在数据关联<sup>[7-9]</sup>时, “组合爆炸”现象会引发跟踪算法复杂度的迅速增加。

针对数据关联问题, Mahler<sup>[10]</sup> 首先提出了概

收稿日期: 2021-09-03. 网络出版日期: 2022-05-19.

基金项目: 辽宁省自然科学基金面上项目 (2020-MS-292); 国家自然科学基金面上项目 (51679116).

通信作者: 李波. E-mail: [leeboo@yeah.net](mailto:leeboo@yeah.net).

率假设密度(probability hypothesis density, PHD)滤波器用于目标跟踪。在此基础上,ET 高斯混合 PHD(ET Gaussian mixture PHD, ET-GM-PHD)滤波器<sup>[11-12]</sup>也应运而生。由随机集理论<sup>[13]</sup>可知:无论采取哪种 ET 滤波器,为避免数据关联、降低计算量,需要将目标量测及其他运动状态信息进行有效划分。另一方面,滤波器的性能也取决于对 ET 量测集划分<sup>[14]</sup>的准确程度。由于目标数目与量测数目的增加,全面考虑量测集所有可能的划分是实际应用中面临的难题之一。由此,文献<sup>[15]</sup>分析了基于距离的 ET 量测集划分方法,由于跟踪效果取决于目标间的距离,当目标近邻时会出现漏检与过检。在大数据背景下,文献<sup>[16]</sup>提出了 k-means 聚类的量测集划分方法,但  $k$  值的选取易受主观因素影响。文献<sup>[17]</sup>改进了具有噪声的基于密度的聚类(density based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)方法,通过牺牲收敛时间增强算法对凸集和非凸集数据划分的鲁棒性,且该算法涉及阈值的联合调参,聚类效果依赖于参数组合。文献<sup>[18]</sup>采用了基于网格聚类的 ET 跟踪方法,由于所使用的阈值滤波易将量测数目略低于阈值的目标作为杂波滤除,会产生漏检。文献<sup>[19]</sup>融合了密度算法和网格簇心聚类算法,但对不同属性的量测还需设置不同的空间划分步长。

综上,现有的研究大多是基于量测信息<sup>[20-22]</sup>的某种相似度来划分目标量测集的所有子集,该子集中应包含最接近真实目标产生的量测。然而,子集划分的数量决定着跟踪算法的复杂度。为降低运算量且保证无漏检与无过检的同时,子集划分的数量尽可能少。因此,本文根据目标之间的时空关联性将采样周期内产生的目标区分为存活目标和新生目标。相对应的两类量测集各自采用不同的划分方法,且增强了算法的灵活性,降低了算法的复杂度。

## 1 点目标滤波与 ET 滤波原理

在  $k$  时刻,假设 ET 运动模型和量测模型服从线性高斯分布,则目标状态方程为

$$\mathbf{x}_k^i = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}^i + \mathbf{v}_{k-1}^i, \quad i = 1, 2, \dots, N_x^k$$

式中:  $\mathbf{x}_k^i$  为目标状态;  $\mathbf{F}_{k-1}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{v}_{k-1}^i$  为协方差为  $\mathbf{Q}_{k-1}^i$  的 0 均值高斯白噪声;  $N_x^k$  为状态数目。

量测方程为

$$\mathbf{z}_k^j = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k^i + \mathbf{w}_k^j, \quad j = 1, 2, \dots, N_z^k$$

式中:  $\mathbf{z}_k^j$  为目标量测;  $\mathbf{H}_k$  为观测矩阵;  $\mathbf{w}_k^j$  为协方差为  $\mathbf{R}_k^j$  的零均值高斯白噪声;  $N_z^k$  为量测数目。

### 1.1 GM-PHD 滤波器

假设  $P_{D,k}$  为检测概率、 $\kappa_k$  为杂波强度、 $J_{k|k-1}$  为预测的高斯分量数目、 $q_k^{(j)}(z)$  为量测似然函数,则点目标的 PHD 预测  $D_{k|k-1}(x)$  与 PHD 更新  $D_k(x)$  的定义分别为<sup>[23]</sup>

$$D_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(i)} N(x; m_{k|k-1}^{(i)}, P_{k|k-1}^{(i)}) \quad (1)$$

$$D_k(x) = (1 - P_{D,k}) D_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(i)} N(x; m_{k|k-1}^{(i)}, P_{k|k-1}^{(i)}) \quad (2)$$

式中:  $m_{k|k-1}^{(i)}$  为均值,  $P_{k|k-1}^{(i)}$  为方差,  $\omega_k^{(j)}$  为更新的权值:

$$\omega_k^{(j)}(z) = \frac{P_{D,k} \omega_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(z)}{\kappa_k + P_{D,k} \sum_{l=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(l)} q_k^{(l)}(z)}$$

### 1.2 ET-GM-PHD 滤波器

在  $k-1$  时刻, ET-GM-PHD 滤波器的预测公式和 GM-PHD 的预测公式相同。在  $k$  时刻,滤波器的更新为

$$D_{k|k}(x|z^k) = L_{z_k}(x) D_{k|k-1}(x|z^{k-1}) \quad (3)$$

式中伪似然函数为

$$L_{z_k}(x) = 1 - (1 - e^{-\gamma(x)}) P_D(x) + e^{-\gamma(x)} P_D(x) \cdot \sum_{p \in \mathbf{Z}_k} \omega_p \sum_{W \in p} \frac{\gamma(x)^{|W|}}{d_W} \prod_{z_k \in W} \phi_{z_k}(x)$$

式中:  $\gamma(x)$  为泊松率;  $p \in \mathbf{Z}_k$  为  $\mathbf{Z}_k$  划分的  $p$  类簇,  $W \in p$  为非空单元;  $|W|$  为单元  $W$  中元素数目;  $\phi_{z_k}(x) = p(z_k|x)$  为 ET 的观测空间分布函数;  $\omega_p$  为划分的权值,  $d_W$  为划分单元  $W$  的权值。

## 2 量测集划分方法

### 2.1 存活目标量测集划分

考虑到同一 ET 相邻时刻的量测间的关联性,对  $k$  时刻存活目标的空间位置与  $(k-1)$  时刻的距离较近,本文采用改进的模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)算法<sup>[24]</sup>估计 ET 质心,再代入式(2),转换为点目标跟踪。由于所划分样本的类别通过样本隶属度值的大小决定,引入样本隶属度函数,由隶属度值归一化样本  $x_i$ :

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

式中:  $N$  为样本数目;  $c$  为类别数目;  $u_{ij}$  为样本  $x_i$  属于类  $c_j$  的隶属度,则  $N \times c$  的隶属度矩阵  $U$  可定义为

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1c} \\ \vdots & & \vdots \\ u_{N1} & \cdots & u_{Nc} \end{bmatrix}$$

该算法由隶属度大小对量测结果进行类别划

分,隶属度的大小取决于量测结果 $x_i$ 和类别 $c_j$ 间的距离:

$$u_{ij} = \left( \sum_{k=1}^c \|x_i - c_j\|^{\frac{2}{m-1}} \|x_i - c_k\|^{-\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}$$

式中: $m$ 为聚类的簇数, $\|\cdot\|$ 为距离的度量。

当在目标近邻或交叉时,位于目标之间的量测点属于不同类的隶属度存在相等的情形,即 $u_{ij} = u_{ik} (j \neq k)$ 。隶属度矩阵 $U$ 的每行元素表征了量测 $x_i$ 到不同聚类的隶属度。考虑到目标在 $k$ 时刻的量测成簇,边缘点密度相对较低且对量测划分影响不大,可根据判决条件删除。这里,判断条件为

$$\begin{cases} \forall u_{ij} \neq u_{ik} \Rightarrow \text{保留该量测点} \\ \exists u_{ij} = u_{ik} \Rightarrow \text{删除该量测点} \end{cases}$$

假设共删除 $U$ 个量测点,则矩阵 $U$ 可化简为

$$U' = \begin{bmatrix} u'_{11} & \dots & u'_{1c} \\ \vdots & & \vdots \\ u'_{(N-\mu)1} & \dots & u'_{(N-\mu)c} \end{bmatrix}$$

接下来,对剩余的 $(N-\mu)$ 个量测按隶属度大小划分所属类别。当两目标相距较远时,本阶段处理的存活目标量测集不会出现 $u_{ij} = u_{ik} (j \neq k)$ 情况。当两目标近邻时,目标的量测集会出现重叠或相交。此时,删除隶属度相等的量测点,并在邻近簇类间引入分割线,解决目标近邻时的漏检问题:

1) 由式(1)预测 $k$ 时刻ET的PHD。记 $\hat{x}_{i,k}$ 为第 $i$ 个ET状态的估计值, $o_{i,k}^{(0)}$ 为 $\hat{x}_{i,k}$ 位置的初始聚类中心,则FCM算法样本集表示为

$$\bigcup_{i=1}^{c_k} \tilde{Z}_k^i, \tilde{Z}_k^i = \{z_{i,k} | z_{i,k} \in Z_k, d(z_{i,k}, o_{i,k}^{(0)}) < \varepsilon\}$$

式中: $c_k$ 为 $k$ 时刻存活目标数目, $\tilde{Z}_k^i$ 为目标 $i$ 的量测集, $d(z_{i,k}, o_{i,k}^{(0)})$ 为量测值 $z_{i,k}$ 与 $o_{i,k}^{(0)}$ 的距离, $\varepsilon$ 为距离阈值。

2) 将步骤(1)获得的结果代入改进的FCM算法;

3) 将ET质心估计值代入式(2),对获得的更新高斯项进行裁剪合并等处理<sup>[12]</sup>得到目标运动状态。

## 2.2 新生目标量测集划分

假设第 $i$ 个网格包含量测数目为对应的网格密度 $\rho_i$ ,根据有效网格密度阈值<sup>[18]</sup>滤除杂波:当有效网格密度大于有效网格密度阈值时,判为目标量测;否则,判为杂波量测。

$$\Delta_p = 0.5K^{-1} \sum_{i=1}^K \rho_i + 0.25(\max(\rho_i) + \min(\rho_k)) \quad (4)$$

式中: $\Delta_p$ 为密度阈值, $K$ 为有效网格数目, $\rho_i$ 为有效网格密度, $\max(\rho_i)$ 和 $\min(\rho_k)$ 分别为最大和最小有效网格密度。

上述所采用的滤波条件较为“苛刻”。一方面,当目标量测在网格密度略不大于有效网格密度阈值时,判断当前量测为杂波量测并直接滤除,进而导致漏检。另一方面,当计算有效网格密度时,将网格线上的量测点划给距离最近的有效网格,会出现远离聚类且又处于网格线上的杂波量测点。一旦把这些孤立点划给最近的网格,则会出现过检。当两个相邻网格的共用网格线上存在数据点时,根据距离划分量测数据点的归属具有不确定性,会随机出现漏检或过检。尤其当ET近邻或交叉时,该情况更为明显。

在理想状态下,杂波位置与目标位置间有较大的距离优势,源自杂波的量测可作为异常值被直接滤除。实际上,杂波位置有可能位于目标位置附近,则杂波量测被归为新生目标量测。这时,可由ET在相邻时刻量测间的关联性及网格聚类算法的低复杂性,对新生目标量测(含杂波)网格化处理。为获得较好的网格化效果,设含有量测的有效网格数目不少于整个量测数目的 $1/6$ <sup>[19]</sup>。首先,采用截尾均值法重定义网格密度阈值公式,去除最大网格密度 $\max(\rho_i)$ 与最小网格密度 $\min(\rho_k)$ ,记新的网格密度阈值为 $\Delta'_p$ :

$$\Delta'_p = (K-2)^{-1} \sum_{i=1}^{K-2} \rho_i \quad (5)$$

可以看出:式(5)较式(4)缩小了滤波范围,采用截尾均值法求密度阈值,去除了数列中的极端值,使求得的阈值不易受到极值影响;当网格密度测量存在坏值时,稳健性更加突出。由密度峰值聚类思想,筛选有效网格距离 $\delta_i$ :

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} \{d(i, j)\}, j = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

$$\delta_i = \max_{j: \rho_j < \rho_i} \{d(i, j)\}, j = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

式(7)用于 $\rho_i$ 为全局网格密度最大值的情况时,而式(6)则用于其他情况时。

同理,采用截尾均值法定义有效网格距离阈值,记有效网格距离阈值为 $\Delta'_\delta$ :

$$\Delta'_\delta = (K-2)^{-1} \sum_{i=1}^{K-2} \delta_i$$

引入有效网格 $i$ 的网格密度权重 $W_{\rho,i}$ :

$$W_{\rho,i} = \frac{\rho_i}{\Delta'_p} = (K-2) \rho_i \left( \sum_{i=1}^{K-2} \rho_i \right)^{-1} \quad (8)$$

与网格距离权重 $W_{\delta,i}$ :

$$W_{\delta,i} = \frac{\delta_i}{\Delta'_\delta} = (K-2) \delta_i \left( \sum_{i=1}^{K-2} \delta_i \right)^{-1} \quad (9)$$

于是,位于网格线上的量测点基于距离划分步骤如下:



1) 输入新生目标量测数目  $n$ , 设步长初值为  $n/2$ 。对量测空间各维均匀划分并统计有效网格数目  $K$ 。判断条件  $K > n/6$  是否成立。若成立, 输出步长和  $K$ ; 否则, 步长减 1, 以新步长划分直到条件成立。

2) 由式(5)计算有效网格密度阈值。判断条件  $\rho_i > \Delta'_\rho$  是否成立, 若条件成立网格  $i$  作为新生目标量测保留下来, 若不成立作为杂波量测直接滤除。由式(8)和式(9)计算权重, 将位于共用网格线上的量测点划分给权重乘积最大的网格。

3) 筛选  $\rho_i$  和  $\delta_i$  均大于阈值的网格作为初始聚类中心。为避免出现筛选误差, 引入调节参数  $\alpha_i$ :

$$\alpha_i = \rho_i \times \delta_i > \Delta'_\rho \Delta'_\delta, \quad i = 1, 2, \dots, K$$

选取前若干项  $\alpha_i$  符合条件的有效网格作为初始聚类中心。这里, 不包含聚类中心的网格, 其类别属性与距离其最近的聚类中心保持一致。

4) 对由式(3)得到的结果进行裁剪合并处理获得新生目标运动状态。

### 3 仿真验证与结果分析

#### 3.1 实验场景与参数设置

本次实验使用 MATLAB 2019b 软件, 在 Window10 64 bit、主频为 2.20 GHz 和 12 GB 内存的环境下实现。假设 4 个 ET 在  $x=[-1000, 1000]$  m,  $y=[-1000, 1000]$  m 检测范围内运动, 且具有目标新生、近邻与交叉情况, 运动初始状态如表 1 所示。

表 1 目标的初始运动状态  
Table 1 Initial motion state of the target

目标序号	初始运动状态	开始/结束时间/s
目标1	[240 m, 250 m, 240/99(m/s), -1250/99(m/s)]	1/100
目标2	[-250 m, -250 m, 1140/99(m/s), -250/99(m/s)]	1/100
目标3	[415 m, -50 m, 250/33(m/s), 650/33(m/s)]	67/100
目标4	[415 m, -50 m, -265/33(m/s), -291/33(m/s)]	67/100

ET 的状态方程为

$$\mathbf{x}_k^i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1}^i + \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{v}_{k-1}^i$$

式中:  $\mathbf{x}_k^i = [x_k, y_k, v_k^x, v_k^y]^T$  为 ET 的运动状态;  $\mathbf{v}_{k-1}^i$  为均值为 0、方差为  $\mathbf{Q}_{k-1}^i = 20\mathbf{I}_2$  的高斯噪声;  $\mathbf{I}_2$  为二维单位矩阵, 跟踪时长为 100 s。

量测方程为

$$\mathbf{z}_k^j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k^j + \mathbf{w}_k^j$$

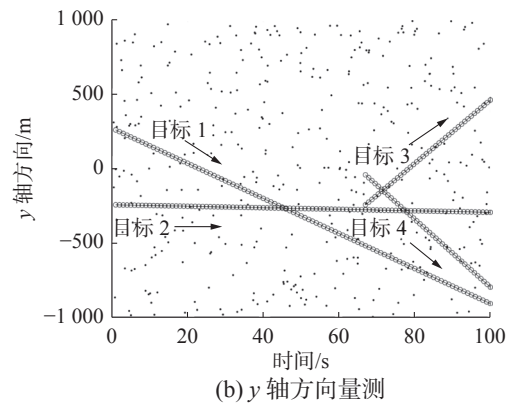
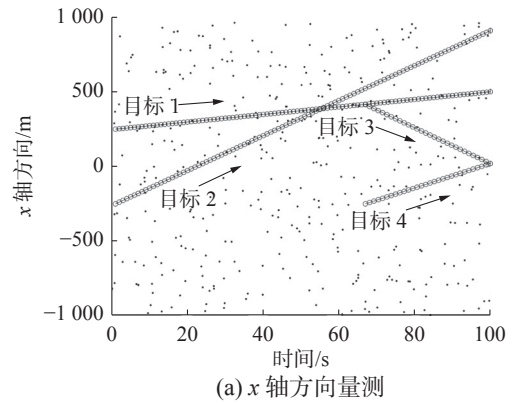
式中:  $\mathbf{w}_k^j$  为均值为 0、方差为  $\mathbf{R}_k^j = 20\mathbf{I}_2$  的高斯噪声。目标的存活概率为  $P_s = 0.99$ , 检测概率为  $P_D = 0.99$ 。ET 量测数目服从均值为 20 的泊松分布, 杂波数服从均值为 10 的泊松分布, 最大高斯项分量为  $J_{\max} = 100$ , 高斯项修剪门限为  $T = 10^{-5}$ , 合并门限为  $U = 4$ 。阈值  $\varepsilon$  为量测噪声协方差的 2 倍。采用最优子模式分配 (optimal sub-pattern assignment, OSPA) 距离作为评价指标:

$$d_\alpha^\beta = \left( \frac{1}{n} \left( \min_{\pi \in \Pi} \sum_{i=1}^m d^{(\beta)}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_{\pi(i)})^\alpha + \beta^\alpha (n - m) \right) \right)^{1/\alpha}$$

式中:  $\beta$  用于平衡目标数目与位置估计精度,  $\beta$  值越大, 目标数目估计重要性越明显;  $\alpha$  用于衡量量测中的异常值,  $\alpha$  值越大, 状态估计优劣间的区分就越明显。考虑目标数目与量测集划分的影响, 本文选取  $\alpha = 4$  和  $\beta = 40$ 。

#### 3.2 实验结果与数值分析

图 1(a) 和 (b) 分别描述了 1~100 s 内  $x$  与  $y$  方向的量测。可以看出, 检测区域内包含两个存活目标和第 67 s 出现的两个新生目标。



“.”为杂波量测, “o”为目标量测, 箭头方向为目标运动方向。

图 1 1~100 s ET 与杂波的量测  
Fig. 1 Measurement of ET and clutter in 1~100 s

图 2 给出了第 68 s 时检测范围内的全部量

测,包含两个存活目标和第67 s时出现的两个新生目标与杂波。矩形框内的为ET量测,其余为杂波量测。可以看出,目标3和目标4在空间上距离较为接近。图2(b)为目标3和目标4的局部放大情况展示。

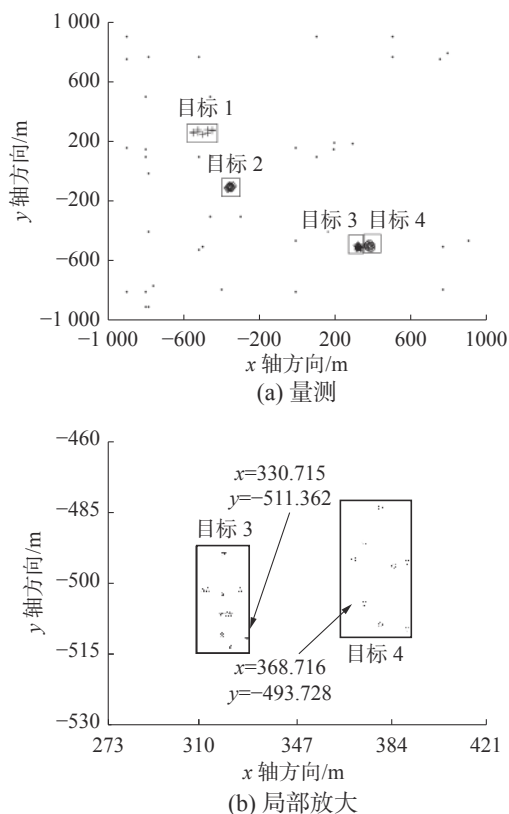


图2 第68 s时整个量测集  
Fig. 2 Overall measurement set at 68 s

图3描述了基于距离划分算法( $D=44.6328$  m)在第68 s时的划分结果。可以看出,该算法获取了7个目标量测,杂波生成的量测也被划分为目标量测单元,如标注的目标4、5、6和7。量测单元数量上远超过在第68 s时的4个ET所形成的量测单元,且两个空间上靠近的ET(如图2所示的目标3和4)所生成的量测被划分为一个量测单元。

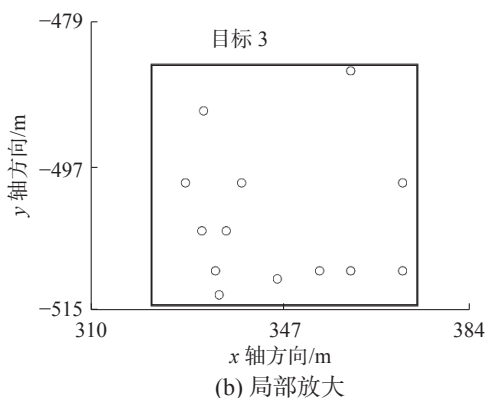
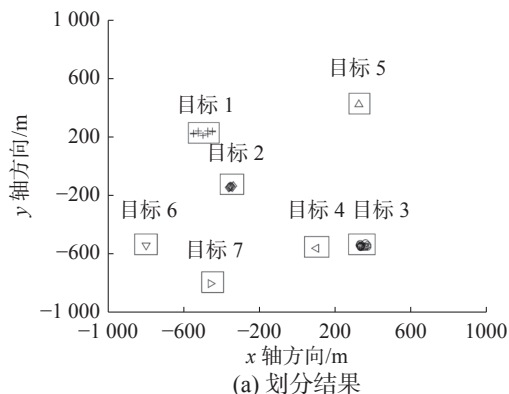


图3 基于距离划分算法的结果( $D=44.6328$  m)  
Fig. 3 Results of distance partitioning algorithm ( $D=44.6328$  m)

图4描述了基于距离划分算法( $D=36.3526$  m)在第68 s时的划分结果。可以看出,该算法获取了6个目标量测单元。对比图3和4可以得出,阈值 $D$ 的大小影响着量测集的划分结果。从图2局部分大部分可知,由于相互靠近的真实目标边缘量测距离小于图3阈值,导致漏检。图4通过缩小阈值正确区分了目标3和4,但仍存在把杂波划分为目标量测单元的过检。

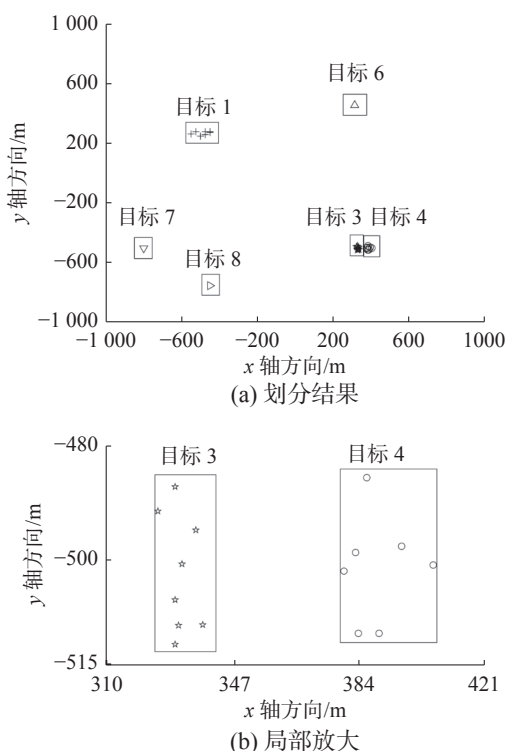


图4 基于距离划分算法的结果( $D=36.3526$  m)  
Fig. 4 Results of distance partitioning algorithm ( $D=36.3526$  m)

图5给出本文方法的划分结果。可以看出,本文方法有效滤除了杂波,区分了图2所示检测范围内的4个真实目标,未出现将杂波量测划分

为目标量测的情况。尤其是当目标近邻时,也未出现将不同的目标划分为同一目标的情况,有效避免了漏检。

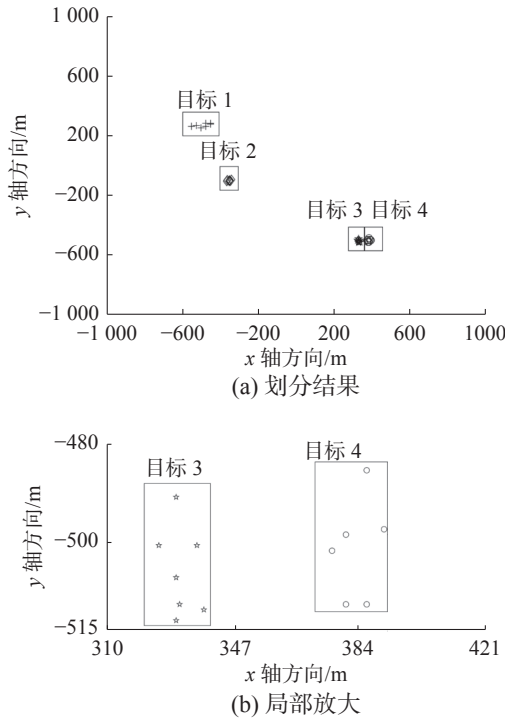


图5 本文划分方法的结果  
Fig. 5 Results of the proposed partitioning method

图6对比了基于距离划分算法、k-means算法、DBSCAN算法和本文方法在100 s内对目标数目的估计。可以看出,前3种算法在ET近邻和交叉时刻未能对目标量测集进行准确划分,出现过检。DBSCAN算法虽接近真实目标数目,但在划分时间上的花费比较高。相比而言,本文方法对ET数目估计更加准确,尤其在ET近邻和交叉时,没有出现漏检与过检。

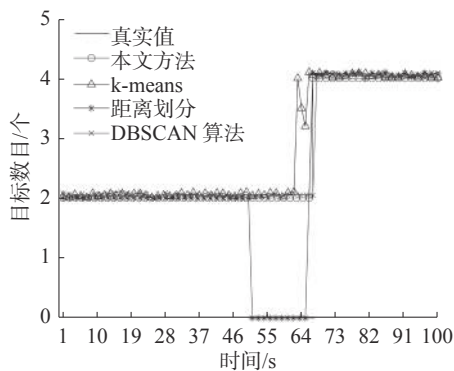


图6 ET数目的真实值与估计值  
Fig. 6 True and estimated numbers of ET

图7对比了3种算法与本文方法的OSPA距离。可以看出,本文方法的OSPA距离相对平稳,

在于滤波操作去除了距离上较为孤立的杂波,避免了漏检。同时,该方法将ET附近的杂波量测则归类为目标量测,划分出近邻目标。

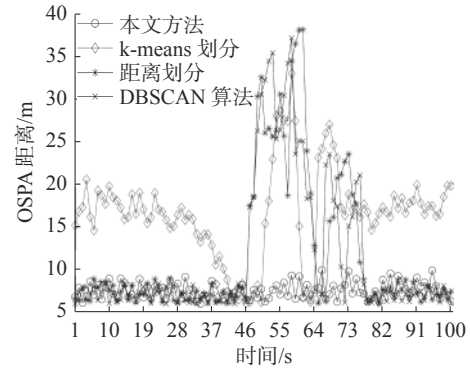


图7 平均OSPA距离  
Fig. 7 Average OSPA distance

图8对比了在不同杂波率与不同目标数目情况下的平均OSPA距离。由横轴可以看出,当目标数目恒定时,随着杂波率的增大,3种算法与本文方法的平均OSPA距离逐渐增长;从纵轴来看,在同一OSPA距离的情况下,3种算法与本文方法的杂波率与目标数目均不同。综上,本文方法分别采用存活目标量测集划分步骤与新生目标量测集划分步骤,性能指标优于所对比的其他3种算法。

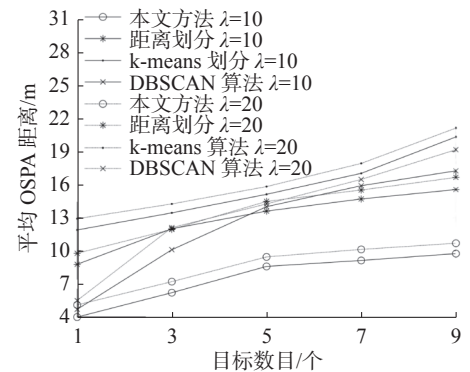


图8 不同杂波率下目标数量和平均OSPA距离对比  
Fig. 8 Comparison between the number of targets and averaged OSPA distance under different clutter rates

## 4 结束语

针对ET跟踪过程量测集划分问题,本文提出了一种改进的方法。在目标出现近邻或交叉时刻,该方法能对量测集进行准确划分,解决了ET量测集划分困难的瓶颈,避免了传统算法在目标近邻或交叉时因划分不准确导致的漏检与过检。

在量测数据网格化的过程中,步长选取的恰当与否直接决定着网格划分的最终结果。现阶段

步长的选取是对大量数据实验并统计得出的。本文中步长的选取是一个具普遍性的定值。若在网格划分过程中综合考虑网格密度与网格间距自适应设定步长,其划分效果会更加准确。因此,以后的研究将深入考虑划分步长的自适应选择与优化。

## 参考文献:

- [1] 王雪,李鸿艳,孔云波,等.基于星凸 RHM 的扩展目标 SMC-PHD 滤波[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34(7): 2144–2147.  
WANG Xue, LI Hongyan, KONG Yunbo, et al. SMC-PHD filter for extended target tracking based on star-convex random hypersurface models[J]. *Application research of computers*, 2017, 34(7): 2144–2147.
- [2] LI Zhifei, ZHANG Jianyun, WANG Jiegui, et al. Extended object tracking using random matrix with converted measurements[J]. *IET radar, sonar & navigation*, 2020, 14(7): 981–991.
- [3] 范建德,谢维信.一种高效的分布式多传感器多目标跟踪算法[J]. *信号处理*, 2021, 37(3): 390–398.  
FAN Jiande, XIE Weixin. An efficient distributed multi-sensor multi-target tracking algorithm[J]. *Journal of signal processing*, 2021, 37(3): 390–398.
- [4] 李波,咎珊珊.基于自适应遗传 PHD 滤波的多群目标跟踪方法[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(11): 3466–3468, 3496.  
LI Bo, ZAN Shanshan. Multi-group-target tracking approach based on adaptive genetic PHD filter[J]. *Application research of computers*, 2018, 35(11): 3466–3468, 3496.
- [5] LI Tiancheng, DE LA PRIETA PINTADO F, CORCHADO J M, et al. Multi-source homogeneous data clustering for multi-target detection from cluttered background with misdetection[J]. *Applied soft computing*, 2017, 60: 436–446.
- [6] KUMRU M, KÖKSAL H, ÖZKAN E. Variational measurement update for extended object tracking using Gaussian processes[J]. *IEEE signal processing letters*, 2021, 28: 538–542.
- [7] 龚轩,乐孜纯,王慧,等.多目标跟踪中的数据关联技术综述[J]. *计算机科学*, 2020, 47(10): 136–144.  
GONG Xuan, YUE Zichun, WANG Hui, et al. Survey of data association technology in multi-target tracking[J]. *Computer science*, 2020, 47(10): 136–144.
- [8] WIENEKE M, KOCH W. Probabilistic tracking of multiple extended targets using random matrices[C]//*SPIE Defense, Security, and Sensing*. Orlando: SPIE, 2010, 7698: 416–427.
- [9] BAUM M, HANEBECK U D. Shape tracking of extended objects and group targets with star-convex RHMs[C]//*14th International Conference on Information Fusion*. Chicago: IEEE, 2011: 1–8.
- [10] MAHLER R. Random sets: unification and computation for information fusion a retrospective assessment[C]//*Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion*. Stockholm: Information Fusion, 2004: 1–20.
- [11] 张俊根.一种粒子势概率假设密度滤波纯方位多目标跟踪算法[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(6): 1319–1325.  
ZHANG Jungen. A particle cardinalized probability hypothesis density filtering algorithm for bearings-only multi-target tracking[J]. *Control theory & applications*, 2020, 37(6): 1319–1325.
- [12] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE transactions on signal processing*, 2006, 54(11): 4091–4104.
- [13] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, 2007, 43(4): 1523–1543.
- [14] ZHANG Le, LAN Jian. Tracking of extended object using random matrix with non-uniformly distributed measurements[J]. *IEEE transactions on signal processing*, 2021, 69: 3812–3825.
- [15] GRANSTROM K, ORGUNER U. A phd filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. *IEEE transactions on signal processing*, 2012, 60(11): 5657–5671.
- [16] 王子龙,李进,宋亚飞.基于距离和权重改进的 K-means 算法[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(23): 87–94.  
WANG Zilong, LI Jin, SONG Yafei. Improved K-means algorithm based on distance and weight[J]. *Computer engineering and applications*, 2020, 56(23): 87–94.
- [17] TSAI C F, SUNG C Y. EIDBSCAN: an extended improving DBSCAN algorithm with sampling techniques[J]. *International journal of business intelligence and data mining*, 2010, 5(1): 94.
- [18] 胡忠旺,丁勇,杨勇,等.基于时空关联—网格聚类的多扩展目标跟踪算法[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(2): 129–132.  
HU Zhongwang, DING Yong, YANG Yong, et al. Multiple extended target tracking algorithm based on spatiotemporal correlation and grid clustering[J]. *Transducer and microsystem technologies*, 2019, 38(2): 129–132.
- [19] 何熊熊,管俊轶,叶宣佐,等.一种基于密度和网格的簇心可确定聚类算法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(5): 913–919.  
HE Xiongxiang, GUAN Junyi, YE Xuanzuo, et al. A



- density-based and grid-based cluster centers determination clustering algorithm[J]. *Control and decision*, 2017, 32(5): 913–919.
- [20] 欧阳城添, 汤懿. 基于高斯混合模型的核相关滤波目标跟踪算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(11): 3170–3174, 3179.
- OUYANG Chengtian, TANG Yi. Kernelized correlation filters target tracking based on Gaussian mixed model [J]. *Computer engineering and design*, 2019, 40(11): 3170–3174, 3179.
- [21] 曹倬, 冯新喜, 蒲磊, 等. 基于高斯混合概率假设密度滤波器的扩展目标跟踪算法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2017, 39(3): 494–499.
- CAO Zhuo, FENG Xinxi, PU Lei, et al. Extended targets tracking algorithm based on Gaussian-mixture probability hypothesis density filter[J]. *Systems engineering and electronics*, 2017, 39(3): 494–499.
- [22] YAO Gang, SALTUS R, DANI A. Image moment-based extended object tracking for complex motions[J]. *IEEE sensors journal*, 2020, 20(12): 6560–6572.
- [23] LYU Xuebin, ZHOU Qunbiao, CHEN Zhengmao, et al. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter and its application to multi-target tracking[J]. *Chinese journal of computers*, 2012, 35(2): 397–404.
- [24] 蒋莉芳, 苏一丹, 覃华. 迭代吉洪诺夫正则化的FCM聚类算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(9): 2391–

2395.

JIANG Lifang, SU Yidan, QIN Hua. Fuzzy C-means clustering based on iterative Tikhonov regularization[J]. *Computer engineering and design*, 2017, 38(9): 2391–2395.

#### 作者简介:



唐孟麒, 硕士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理。



李波, 教授, 博士, 主要研究方向为现代信号处理与信息融合。主持完成国家自然科学基金等纵向项目7项。发表学术论文90余篇, 授权各类专利10余项。



郝丽君, 硕士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理。