

基于强散射点在线估计的距离扩展目标检测方法

郭鹏程^{①②} 刘 峥^{*①} 罗丁利^② 李俭朴^①

^①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

^②(西安电子工程研究所 西安 710100)

摘 要: 传统的距离扩展目标检测一般在散射点密度或散射点数量先验条件下完成, 在目标散射点信息完全未知时检测性能会大幅降低。针对这个问题, 该文提出一种基于强散射点在线估计的距离扩展目标检测方法(OESS-RSTD), 该方法利用机器学习中的无监督聚类算法在线估计强散射点数量以及首次检测门限, 然后再结合虚警率, 确定2次检测门限, 最后通过两次门限检测完成目标有无的判决。该文分别利用仿真数据和实测数据进行了试验验证, 并和其他算法进行了试验对比, 通过虚警率一定时的信噪比(SNR)-检测概率曲线验证了该文所提方法相对于传统算法有更高的稳健性, 且该方法不需要目标散射点的任何先验信息。

关键词: 高分辨雷达; 扩展目标检测; 聚类; 强散射点估计

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)04-0910-07

DOI: 10.11999/JEIT190417

Range Spread Target Detection Based on Online Estimation of Strong Scattering Points

GUO Pengcheng^{①②} LIU Zheng^① LUO Dingli^② LI Jianpu^①

^①(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(Xi'an Electronic Engineering Research Institute, Xi'an 710100, China)

Abstract: The traditional range-extended target detection is usually completed under the condition of scattering point density or scattering point number priori. The detection performance is greatly reduced when the scattering point information of the target is completely unknown. To solve this problem, a Range Spread Target Detection method based on Online Estimation of Strong Scattering(OESS-RSTD) points is proposed. Firstly, the unsupervised clustering algorithm in machine learning is used to estimate the number of strong scattering points and the first detection threshold adaptively. Then, the second detection threshold is determined according to false alarm rate. Finally, the existence of the target is determined through two detection thresholds. The simulation data and the measured data are used to verify and compare with other algorithms. By comparing the Signal-to-Noise Ratio (SNR) -detection probability curves of various methods with a given false alarm probability, it is verified that the proposed method has higher robustness than the traditional algorithm, and the method does not need any priori information of target scattering points.

Key words: High resolution radar; Extended target detection; Clustering; Strong scattering point estimation

1 引言

距离高分辨雷达可以降低每个距离分辨单元的杂波功率, 更精确刻画目标的结构等特征, 有利于提高杂波背景下的目标检测和分类识别性能^[1], 因此获得了广泛的应用。当距离分辨单元远小于目标时, 目标能量被分散到多个距离分辨单元, 形成距离扩展目标^[2,3]。传统的恒虚警检测算法, 由于没

有利用目标的全部散射点能量, 从而降低了检测性能, 因此研究距离扩展目标的恒虚警检测算法具有重要意义。

文献^[4]提出两种扩展目标检测算法, 分别为能量积累检测器(integrator)和二进制检测器(M/N), 能量积累检测器将待检测窗内的所有散射点积累后再与门限进行比较, 当目标散射点在检测窗内均匀分布时该方法具有良好检测性能, 当目标散射点稀疏分布时有较大检测损失; 二进制检测器是窄带恒虚警检测器的扩展, 易于理解和实现, 但有两个缺点, 一是需要先验目标的散射中心数量, 这种先验

在实际应用中较大局限；二是只利用了散射中心数量信息而没有利用能量信息，降低了检测性能。有一些学者研究基于先验信息的最优检测器^[4-8]，文献^[5]提出了散射点密度先验广义似然估计检测器(Scattering Density Dependent Generalized Likelihood Ratio Test, SDD-GLRT)，可以对稀疏度不同/散射点密度不同的扩展目标进行有效检测，是一种统计意义上的最优检测，未充分利用散射点信息。文献^[6]利用散射点的密度和幅度信息提出了一种双门限恒虚警检测器(Double Threshold Constant False Alarm Rate, DT-CFAR)，利用双门限完成两次检测，且每次检测采用恒虚警，对稀疏目标的检测性能有较大改善，但同样需要先验散射点的密度信息。文献^[7]在散射点数量先验的情况下，利用有序统计理论，提出了一种比传统SDD-GLRT更优的扩展目标检测器，并推导了其恒虚警特性。文献^[8]针对在辅助数据有限的情况下自适应检测器出现检测性能损失，提出基于杂波的先验知识分布的距离扩展目标自适应检测算法。文献^[9]在假设目标回波幅度已知的情况下，提出了一种基于顺序统计量的广义似然比检测器，该检测器利用检测窗内幅度较大的距离单元回波作为目标回波进行判决。

近年来，很多学者尝试设计不依赖散射点先验信息的扩展目标检测器。文献^[10]提出了一种基于顺序统计量的距离扩展目标检测器(Order Statistic-Range Spread Target Detection, OS-RSTD)，该方法首先对检测窗内的散射点能量进行降序排列，然后基于排序后的散射点，穷举所有可能的散射点个数依次进行积累检测，直到做出判决为止，该方法不依赖目标散射点信息，但为了保持恒虚警，每个检测通道的虚警率要高于检测器的虚警率，当散射点数量较少时相对单点检测器有较大损失，而且由于采用了穷举式检测，运算量较大，不利于工程实现。文献^[11-13]提出了一种改进的双门限广义似然估计检测器(Double Threshold detector Generalized Likelihood Ratio Test, DT-GLRT)，其并没有利用散射点先验信息估计第1门限，而是利用最大似然估计及AIC准则，采用噪声功率作为第1门限，这种方法在不同散射点分布环境中的性能较传统方法有较大提升，但由于在第1门限计算中没有利用全部回波信息(只利用了噪声功率)，因此第1次检测的虚警率较高，虚警点参与第2次检测降低了系统的检测性能。此外，还有学者开展利用多次脉冲回波形成检测统计量以改善扩展目标的检测性能^[14]。

针对传统扩展目标检测方法或需要散射点先验信息，或在不同散射点分布时检测性能不够稳健的问题，本文提出一种基于强散射点在线估计的距离扩展目标检测方法(Range Spread Target Detection based on Online Estimation of Strong Scattering points, OESS-RSTD)。本方法主要贡献如下：一是利用机器学习中的聚类算法完成目标强散射点数量的在线估计，然后根据估计得到的散射点数量实时计算检测门限，提升了不同散射点分布时的检测性能；第二，核心算法采用了改进的K均值聚类算法，算法运算量小且易于工程实现；第三，本文检测器具备恒虚警特性，且不依赖任何先验信息，极大地扩展了其应用范围。

文章结构如下：第2节为扩展目标检测器的设计方法，第3节是检测门限的计算方法和理论分析，第4节从仿真数据和实测数据两个方面对提出方法进行了试验验证，第5节为结论。

2 基于强散射点在线估计的距离扩展目标检测(OESS-RSTD)的设计方法

本文方法利用待检测区的全部回波信息完成目标强散射点数量和首次检测门限的在线估计，然后根据估计得到的散射点数量和首次门限实时计算2次检测门限，2次门限主要目的是保证检测器的恒虚警性能，最后通过两次判决完成检测。图1为检测器各区域的示意图，分别为待检测区、保护单元和参考单元，待检测区的长度为 J ，一般为目标的物理尺寸对应的距离单元数。

如图2所示，基于散射点在线估计的距离扩展目标检测方法的具体步骤如下：

(1) 对待检测区进行功率维K均值(K-means)聚类，得到强散射点集合 \mathbf{W} 、强散射点数量 K 、以及首次门限为 γ ；

(2) 根据强散射中心数量的估计和首次门限，结合系统对检测器虚警率要求，计算得到2次门限 η ；

(3) 对强散射点进行非相参积累，并得到待检测测量 $D = \sum_{i \in \mathbf{W}} y_i - K \cdot \gamma$ ；

(4) 最后，完成检测，若 $D > \eta$ 则将检测结果判决为有，否则将检测结果判决为无。

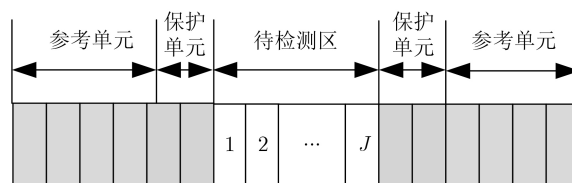


图1 检测器各区域的示意图

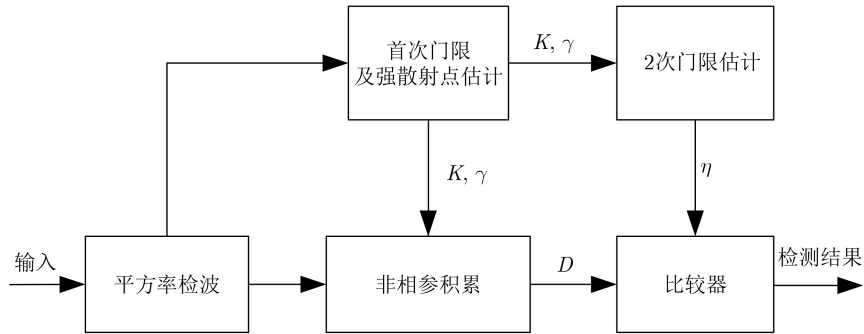


图2 非先验依赖的扩展目标检测流程图

3 检测门限的计算方法

3.1 基于K-means的强散射点数量以及首次门限的计算方法

本文将目标强散射点设为一簇，噪声散射点设为一簇，由于目标和噪声的能量差异性较大，那么就可以通过机器学习中聚类算法区分目标强散射点与噪声散射点，进而估计目标强散射点数量以及首次门限。

机器学习中常见的聚类算法有K均值、密度聚类、谱聚类等^[15-18]，其中K-means是一种广泛应用的聚类算法，运算量较小且易于实现，因此本文基于K均值聚类算法完成强散射点数量估计和首次门限设计，给定样本集 $\mathbf{Y} = \{y_1 y_2 \cdots y_J\}$ ，K-means算法的目标函数为^[18]

$$E = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^J (y_i - u_j)^2 \quad (1)$$

其中， C 为簇的数量，本文设置 $C = 2$ ，两簇分别代表目标强散射点和噪声散射点， J 为待检测区的距离单元数量， u_j 为簇 j 内样本的均值。

式(1)所示的目标函数刻画了簇内样本围绕簇均值向量的紧密程度， E 越小则簇内相似度越高，一般采用迭代优化方式最小化 E 进而得到各簇的均值，并利用最近邻准则得到各个散射点的簇类别。基于K-means的散射点数量及首次门限估计具体流程如下：

(1) 检测器的输入为平方率检波后的回波信号，记为 $\mathbf{Y} = \{y_1 y_2 \cdots y_J\}$ ；

(2) 对 \mathbf{Y} 进行K-means聚类(簇为2)，得到两个簇集合，均值大的簇记为 C_1 ，另外一个簇记为 C_2 ；

(3) 强散射中心数量 K 的估计值， $K = \text{card}(C_1)$ ， card 代表矩阵中元素的数量；

(4) 计算首次门限 γ ，其为集合 C_2 中元素的最大值，即 $\gamma = \max_{i \in C_2} (y_i)$ 。

当待检测区有目标时，由于目标和噪声的能量差异较大，本文所提方法可以有效估计散射点和首

次门限，只对有效的强散射点进行积累，从而提升检测性能。当待检测区没有目标时，估计的散射点数量较大，首次门限较低，但此时仍然可以通过2次门限保证检测的虚警概率。

3.2 2次门限的计算方法

检测器的输入为平方率检波后的回波信号 y ，假设噪声功率为 σ^2 ，采用复高斯模型，经过平方率检波后服从参数 σ^2 为指数分布

$$p(y|H_0) = \frac{1}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{y}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中 H_0 代表目标不存在。

假设首次门限为 γ ，那么首次门限对应的虚警概率为

$$P_1 = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{y}{\sigma^2}\right) dy = \exp\left(-\frac{\gamma}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

待检测区只要有一个单元虚警，就会产生虚警，那么首次门限检测后的总虚警为 $P_{\text{fa1}} = 1 - (1 - P_1)^J$ 。

为了保持检测器总的恒虚警 P_{fa} ，2次门限 η 对应的虚警率 P_{fa2} 为

$$\begin{aligned} P_{\text{fa2}} &= \frac{P_{\text{fa}}}{P_{\text{fa1}}} = \frac{P_{\text{fa}}}{1 - (1 - P_1)^J} \\ &= \frac{P_{\text{fa}}}{1 - (1 - \exp(-\gamma/\sigma^2))^J} \end{aligned} \quad (4)$$

第2次检测的输入 D 的概率密度服从伽马分布^[10]，表示为 $D \sim \Gamma(D; K, \sigma^2)$ ，即 $f_D(w) = \frac{w^{K-1} (1/\sigma^2)^K \exp(-w/\sigma^2)}{\Gamma(K)} = \frac{w^{K-1} \exp(-w/\sigma^2)}{\sigma^{2K} \Gamma(K)}$ ，进一步得到

$$\begin{aligned} P_{\text{fa2}} &= \int_{\eta}^{+\infty} f_D(w) dw \\ &= \int_{\eta}^{+\infty} \frac{w^{K-1} \exp(-w/\sigma^2)}{\sigma^{2K} \Gamma(K)} dw \end{aligned} \quad (5)$$

根据式(4)和式(5)得到

$$\begin{aligned}
 & \frac{P_{fa}}{1 - (1 - \exp(-\gamma/\sigma^2))^J} \\
 &= \int_{\eta}^{+\infty} \frac{w^{K-1} \exp(-w/\sigma^2)}{\sigma^{2K} \Gamma(K)} dw \\
 &= \exp(-\eta/\sigma^2) \sum_{i=1}^K \frac{(\eta/\sigma^2)^{K-i}}{(K-i)!} \tag{6}
 \end{aligned}$$

在式(6)中，系统的虚警概率 P_{fa} 是事先给定的，噪声功率 σ^2 可以通过参考单元实时估计，强散射中心 K 和1次门限 γ 在首次检测时可以得到，那么就可以根据式(6)计算得到2次门限的值。实际应用中，由于2次门限的数学解析式不易得到，可以通过迭代方式得到强散射中心 K 、1次门限 γ 和2次门限 η 的对应关系，使用时通过查表得到。

4 检测性能试验验证

本节分别采用仿真数据和实测数据，在虚警率一定时，对本文所提扩展目标检测方法OESS-RSTD

的检测性能进行试验验证，并与传统的扩展目标检测方法进行性能对比。

4.1 试验数据介绍

仿真数据采用了4种典型的散射点模型，分别为单散射点，稀疏多散射点、密集非均匀多散射点、密集均匀散射点等4种模型，如表1所示。

实测数据为雷达采集的实际回波数据，目标为卡车(长度为7 m，宽度为3 m)，且数据采集时卡车相对雷达视线方向 360° 旋转。卡车相对雷达的擦地角 5° ，方位分别为 $0^\circ \sim 360^\circ$ ，信噪比为32 dB。发射信号形式为线性调频信号，带宽为500 MHz，距离分辨力为0.3 m，距离量化单元为0.25 m，图3为卡车的4种典型姿态下的高分辨距离像，卡车样本的数量为5800，全部参与试验对比。

4.2 参与对比的方法

现有的可实现且不依赖先验信息的扩展目标检测算法主要有能量积累检测器(integrator)、有序统计扩展目标检测(OS-RSTD)、基于散射点估计的

表 1 4种典型散射点模型

编号	散射点分布特点	名称
模型1	1个强散射点，占全部能量	单散射点
模型2	10个散射点，一个强散射点占50%能量，其他散射点各占5.556%能量	稀疏多散射点
模型3	32个散射点，两个强散射点各占25%，其他散射点各占1.66%能量	密集非均匀多散射点
模型4	32个散射点，均匀分布，各占3.125%能量	密集均匀散射点

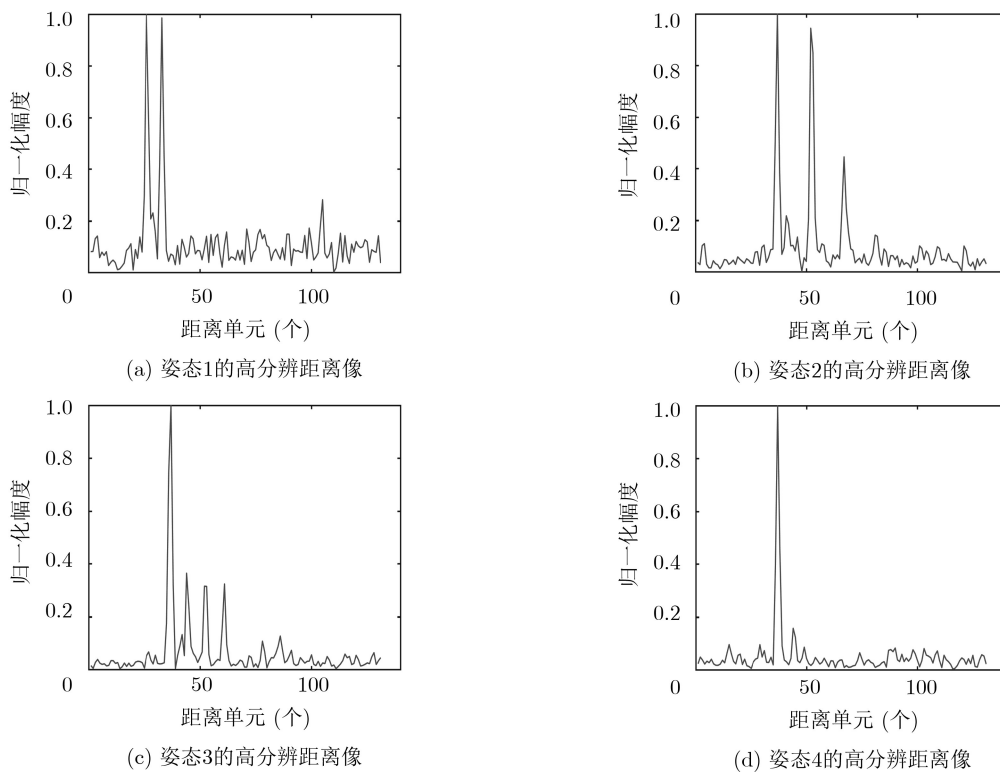


图 3 卡车典型姿态的高分辨距离像

双门限检测(DT-GLRT)。本文基于仿真数据和实测数据将本文提出的OESS-RSTD方法(图示中简称为OESS)与以上3种方法进行比较。

各种方法都是在以下条件下进行:虚警率 $P_{fa} = 10^{-4}$,待检测窗的长度 $J = 32$,参考单元长度100。通过改变噪声功率来改变信噪比,进而验证不同信噪比条件下的检测性能,信噪比定义为待检测窗内所有强散射点的功率与噪声功率之比,如式(7)所示

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\sum_{i=1}^K A_i^2 / \sigma^2 \right) \quad (7)$$

其中, A 为强散射点幅度, K 为强散射点的数量, σ^2 为噪声功率。

估计每个检测概率的蒙特卡洛次数是5000。

4.3 试验结果

本文算法与其他算法的检测性能对比结果如图4所示,图4各个图的横轴为信噪比,纵轴为检测概率。对于模型1,各检测方法的性能从优到差的排序为:OESS-RSTD, OS-RSTD, DT-GLRT, integrator。对于模型2,各检测方法的性能从优到差的排序为:OESS-RSTD, OS-RSTD, DT-GLRT, integrator。对于模型3,各检测方法的性能从优到差的排序为:OESS-RSTD, DT-GLRT, OS-RSTD, integrator。综合4种模型的结果可以得到,本文所提方法在稀疏散射点(包括单个散射点,多个散射

点)、密集非均匀散射点情况下性能明显优于其他3种方法。对于密集均匀散射点模型,本文所提方法的检测性能接近能量积累检测器Integrator和双门限最大似然检测器DT-GLRT,相对检测性能最好的能量积累检测器有1 dB信噪比损失。综合4种模型下的仿真结果可以得出,本文所提方法在稀疏和密集散射点模型下性能都比较稳健。

实测数据的信噪比-检测概率曲线对比结果如图5所示。可以看到,本文方法全面优于其他3种方法,在检测概率90%位置,所提方法比OS-RSTD和能量积累检测器integrator有2 dB的增益,较DT-GLTR有1 dB的增益。在检测概率80%位置,提出的方法比OS-RSTD和能量积累检测器integrator有2 dB的增益,较DT-GLTR有0.2 dB的增益。在检测概率50%位置,所提方法比OS-RSTD和能量积累检测器integrator有2 dB的增益,较DT-GLTR有0.5 dB的增益。

5 结论

本文提出了一种基于强散射点在线估计的距离扩展目标检测方法(OESS-RSTD),本文方法利用机器学习中的无监督聚类算法在线估计强散射点数量以及首次检测门限,然后再结合虚警率、确定2次检测门限,从而具备了恒虚警特性,最后通过2次门限检测完成目标有无的判决。通过仿真数据

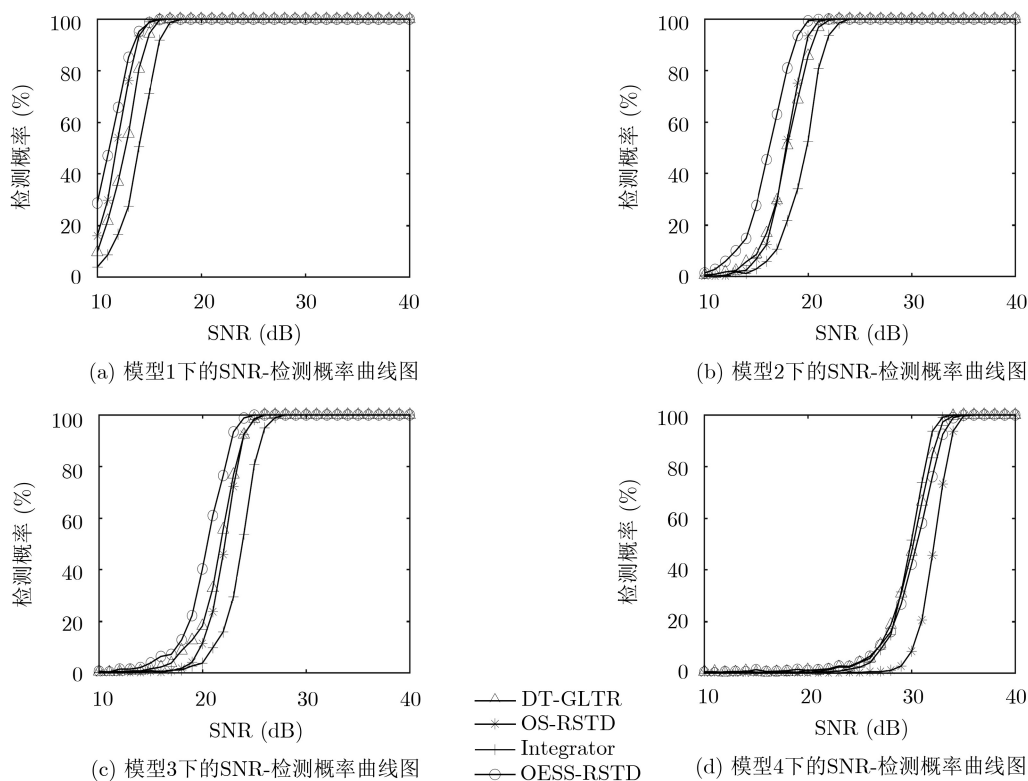


图4 基于4种仿真模型的检测性能对比

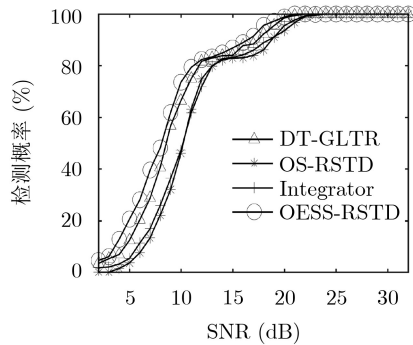


图5 基于实测数据的检测性能对比结果

和实测数据的试验对比，本文所提扩展目标检测方法具有良好性能，不需要先验目标的强散射点信息，在各种散射点分布环境下检测性能稳健。

参考文献

- [1] JIANG Yuan, LI Yang, CAI Jinjian, *et al.* Robust automatic target recognition via HRRP sequence based on scatterer matching[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): No. 593, 1–19. doi: [10.3390/s18020593](https://doi.org/10.3390/s18020593).
- [2] DANIYAN A, LAMBOTHRAN S, DELIGIANNIS A, *et al.* Bayesian multiple extended target tracking using labeled random finite Sets and Splines[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(22): 6076–6091. doi: [10.1109/TSP.2018.2873537](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2873537).
- [3] HU Qi, JI Hongbing, and ZHANG Yongquan. Tracking of maneuvering non-ellipsoidal extended target with varying number of sub-objects[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 262–284. doi: [10.1016/j.ymsp.2017.06.013](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.06.013).
- [4] HUGHES P K. A high-resolution radar detection strategy[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1983, AES-19(5): 663–667. doi: [10.1109/TAES.1983.309368](https://doi.org/10.1109/TAES.1983.309368).
- [5] GERLACH K and STEINER M J. Adaptive detection of range distributed targets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(7): 1844–1851. doi: [10.1109/78.771034](https://doi.org/10.1109/78.771034).
- [6] 顾新锋, 简涛, 何友. 距离扩展目标的双门限恒虚警检测器及性能分析[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(6): 1318–1323. doi: [10.3724/SP.J.1146.2011.01094](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2011.01094).
GU Xinfeng, JIAN Tao, and HE You. Double threshold CFAR detector of range-spread target and its performance analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(6): 1318–1323. doi: [10.3724/SP.J.1146.2011.01094](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2011.01094).
- [7] ROUFFET T, VALLET P, GRIVEL E, *et al.* Analysis of a GLRT for the detection of an extended target[C]. 2016 IEEE Radar Conference, Philadelphia, USA, 2016: 1–5. doi: [10.1109/RADAR.2016.7485281](https://doi.org/10.1109/RADAR.2016.7485281).
- [8] LIU Jun, LIU Weijian, TANG Bo, *et al.* Distributed target detection exploiting persymmetry in Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(4): 1022–1033. doi: [10.1109/TSP.2018.2887405](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2887405).
- [9] 高彦钊, 占荣辉, 万建伟. KK分布杂波下的距离扩展目标检测算法[J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(1): 118–124. doi: [10.11887/j.cn.201501020](https://doi.org/10.11887/j.cn.201501020).
GAO Yanzhao, ZHAN Ronghui, and WAN Jianwei. Range-spread target detection in KK-distributed clutter[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2015, 37(1): 118–124. doi: [10.11887/j.cn.201501020](https://doi.org/10.11887/j.cn.201501020).
- [10] 戴奉周, 刘宏伟, 吴顺君. 一种基于顺序统计量的距离扩展目标检测器[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(10): 2488–2492.
DAI Fengzhou, LIU Hongwei, and WU Shunjun. Order-statistic-based detector for range spread target[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(10): 2488–2492.
- [11] LONG Teng, ZHENG Le, LI Yang, *et al.* Improved double threshold detector for spatially distributed target[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2012, E95.B(4): 1475–1478. doi: [10.1587/transcom.e95.b.1475](https://doi.org/10.1587/transcom.e95.b.1475).
- [12] 陈新亮, 王丽, 柳树林, 等. 高分辨雷达扩展目标检测算法研究[J]. 中国科学: 信息科学, 2012, 42(8): 1007–1018. doi: [10.1360/112011-457](https://doi.org/10.1360/112011-457).
CHEN Xinliang, WANG Li, LIU Shulin, *et al.* Research on extended target detection for high resolution radar[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2012, 42(8): 1007–1018. doi: [10.1360/112011-457](https://doi.org/10.1360/112011-457).
- [13] LONG Teng, LIANG Zhennan, and LIU Quanhua. Advanced technology of high-resolution radar: Target detection, tracking, imaging, and recognition[J]. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(4): 40301. doi: [10.1007/s11432-018-9811-0](https://doi.org/10.1007/s11432-018-9811-0).
- [14] XU Shuwen, SHI Xingyu, XUE Jian, *et al.* Maneuvering range-spread target detection in white Gaussian noise using multiple-pulse combined waveform contrast[C]. 2017 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, Xiamen, China, 2017: 1–5. doi: [10.1109/ICSPCC.2017.8242373](https://doi.org/10.1109/ICSPCC.2017.8242373).
- [15] ARTHUR D and VASSILVITSKII S. k-means++: The advantages of careful seeding[C]. The 18th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, New Orleans, USA, 2007: 1027–1035.

- [16] KANUNGO T, MOUNT D M, NETANYAHU N S, *et al.* An efficient k-Means clustering algorithm: Analysis and implementation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 881–892. doi: [10.1109/tpami.2002.1017616](https://doi.org/10.1109/tpami.2002.1017616).
- [17] CHEN YEWANG, TANG SHENGYU, BOUGUILA N, *et al.* A fast clustering algorithm based on pruning unnecessary distance computations in DBSCAN for high-dimensional data[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 83: 375–387. doi: [10.1016/j.patcog.2018.05.030](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.05.030).
- [18] NGUYEN B and DE BAETS B. Kernel-based distance metric learning for supervised k-Means clustering[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(10): 3084–3095. doi: [10.1109/TNNLS.2018.2890021](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2890021).
- 郭鹏程: 男, 1983年生, 高级工程师, 博士生, 研究方向为雷达目标检测与识别.
- 刘 峥: 男, 1964年生, 教授, 研究方向为雷达信号处理的理论与系统设计、雷达精确制导技术、多传感器融合等.
- 罗丁利: 男, 1974年生, 研究员, 研究方向为雷达信号处理、目标分类识别技术.
- 李俭朴: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为雷达目标检测.