

基于时频分形特征的雨杂波环境目标检测算法^{*}钟林茂¹ 尤鹏杰² 王琳² 王海涛¹

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541002; 2. 中国电子科技集团公司第五十四研究所 石家庄 050081)

摘要: 针对雨杂波环境下传统目标检测方法虚警和漏警双高的问题,本文主要研究雨杂波频谱的联合分形特征及其在目标检测中的应用,提出了一种基于定向毯子覆盖法的联合分形特征检测方法,首先通过利用毯子覆盖法测量回波距离多普勒域的分形维数和模型拟合误差特征,然后将分形维数和模型拟合误差作为检验统计值,构造基于联合特征的阈值检测方法。通过优化毯子法的计算步骤,减少了对非目标信息的冗余运算,使得方法具有更好的实时性能。通过对雨杂波环境中实测数据的处理结果表明,相比于传统的目标检测算法,该方法在处理雨杂波等非平稳数据时,可以有效降低虚警,同时提升对目标的检测性能。

关键词: 目标检测;毯子法;联合分形;雨杂波

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Rain clutter environment target detection algorithm based on time-frequency fractal features

Zhong Linmao¹ You Pengjie² Wang Lin² Wang Haitao¹

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541002, China;

2. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: In view of the issue of high false alarms and missed detections in traditional target detection methods under rainy clutter environments, this paper primarily investigates the joint fractal characteristics of rain clutter spectra and their application in target detection. We propose a joint fractal feature detection method based on the directional blanket covering method has been proposed. Firstly, the fractal dimension and model fitting error features of the echo's distance-Doppler domain are measured using the blanket covering method. Subsequently, these fractal dimension and model fitting error features are employed as verification statistics to construct a threshold-based detection method with combined features. By optimizing the computational steps of the blanket method, redundant calculations on non-target information are reduced, thereby enhancing the real-time performance of the method. Based on the processing results of the measured data in rainy and cluttered environments, the method demonstrates a significant reduction in false alarms and an improved detection performance for targets compared to traditional target detection algorithms when handling non-stationary data such as rain clutter.

Keywords: target detection; blanket method; joint fractal; rain clutter

0 引言

雨杂波环境中动目标检测一直是雷达目标检测中一个重要的课题^[1],它在智能驾驶^[2]、军事应用^[3]、物种保护^[4]等关键领域具有重要影响。然而,由于雨杂波的特殊性,传统的数学模型难以精确描述其特征。首先,云雨天气会导致雷达信号的衰减,雨滴和降水会吸收和散射雷达信号,从而降低信号强度,影响目标回波信号的能量强度。此外,雨

水以及伴随的风暴会导致树木等地面的物品晃动,形成新的噪声源,严重干扰雷达回波信号的分析。基于上述原因,雨杂波的能量较高,且具有与海杂波相似的幅度与多普勒调制,需要在雨杂波多普勒主瓣内进行目标回波检测,这导致了传统的目标检测方法存在虚警和漏警双高等问题。

主流的雷达动目标检测方法主要是通过对信号时域、频域以及不同变换域进行处理^[5],以提高信杂比(signal-to-clutter ratio, SCR),从而实现目标的有效检测。虚恒警检

测算法(constant false alarm rate detection algorithm, CFAR)^[6]是目前应用最广泛的基于时域处理的目标检测方法之一,其基本原理依靠目标与杂波在时域或者多普勒域上的能量差异进行目标检测。虽然该方法在杂波干净区或者雨杂波副瓣区具有较好的目标检测性能,但对于非平稳杂波如云雨杂波、海杂波中目标的检测,其检测性能会大幅下降^[7]。面对这种复杂的杂波环境,国内研究人员通过雷达图像构建杂波抑制和目标检测融合网络(INet)^[8],提升了雷达在复杂环境下的目标检测性能。国外的 Haykin 教授团队发现了海杂波时间序列的分形和混沌性质,并有研究人员在此基础上提出了海面小目标的检测框架^[9-10]。在这个框架下,人们从分形理论中提取出了多种分形特征应用于目标检测,例如分形维数^[11]、分形模型拟合误差^[12]、多重分形特征^[13]。近年来,为了更好的提取回波信号,特别是回波时间序列在不同尺度下分形特征,Hurst 指数^[14]、全维度 Hurst 指数^[15]被用以代替传统的分形特征。基于分形特征的目标检测方法在应对复杂杂波环境时具有独特的优势,它可以从多个尺度提取目标信息,同时捕捉回波序列的自相似性和自相关性,具备较强的适应性和准确性。然而,时域或傅立叶分形方法都没有充分利用目标回波的能量时频分布(time-frequency distribution, TFD)^[16]特征。这可能导致与目标特征相关的关键信息缺失,无法准确捕捉目标动态变化的特征,从而限制了算法在非平稳环境下的目标检测能力。

针对传统分形检测方法的缺陷,Luo 等^[17]将香农熵(shannon entropy, SE)与分形特征相结合,提出了一种基于多普勒频谱的 Tsallis 熵,提升了短时间观测下对海上目标的检测性能,但传统的基于离散傅立叶变换的多普勒滤波检测方法在处理非平稳信号时,难以准确捕捉信号的时频变化特性,无法有效地应对信号频率和幅度随时间变化的情况,从而导致时频局域性难以被准确反映。针对此,文献[18]分析了海杂波在自回归(autoregressive, AR)谱域在不同奇异尺度和距离单元上的多重分形特性,提升了低信噪比下对目标的检测性能。由于单一的分形特征无法准确描述复杂环境下的目标信息,Xu 等^[19-20]尝试采用多种分形特征作为联合特征进行目标检测,其中文献[19]利用盒维数和截距常数的联合特征作为联合特征进行目标检测,文献[20]则采用了 Hurst 指数和截距常数作为联合特征,探究了物体在不同尺度下的自相关性,以此作为目标检测的依据。但截距参数作为进行分形维数提取时最小二乘法拟合得到曲线的截距,截距常数更多地反映了数据点在拟合模型中的相对位置,以及分形特性在不同尺度下的表现,并非直接代表分形维数本身,而是涉及到拟合过程中的数据点分布和所选用的拟合模型,截距参数可能受到数据分布、噪声、采样方法等因素的影响,具有明显的环境局限性以及较低的适用性。受到时间序列多普勒频谱特征研究以及联合特征检测的启发,本文提出首先利用毯子法测量回

波信号距离多普勒域的分形维数和分形模型的模型拟合误差两种分形特征,然后将分形维数和模型拟合误差作为检验统计值,构建了一个基于联合特征的阈值检测方法。该方法充分利用了能量时频分布对于处理瞬态信号和非平稳信号的优势,克服了 Hurst 指数方法在目标停留时间较短、分辨率较低的情况下检测性能大幅下降的缺点。本文所用分形特征很好的统计了雨杂波与目标在距离多普勒域上的分形特征与模型拟合度的差异,因此联合特征检测方法比全维度的 Hurst 指数检测方法具有更强的鲁棒性。此外,雨杂波作为一种非平稳杂,其杂波特性受气象等因素的影响可能会迅速变化,从而使得雷达所接收到的信号随时间发生较大的变化。为了捕获雨杂波的变化特征,雷达需要更频繁地进行观测和数据采集,导致采集信号的时间序列相对较短。本文所提方法利用了雨杂波信号时间序列较短的这一特点,通过优化毯子法的计算流程,可以有效减少对与目标无关的信息的特征提取,从而提高了运算效率并增强了实时性。通过对雨杂波环境中实测数据的实验结果证明,与全维度 Hurst 指数方法相比,该方法不仅在性能上有明显的提升,而且具有更好的实时性,有效地克服了分形算法在处理大规模数据时性能下降的问题。

1 雨杂波环境目标问题的二值化描述

为了简化雨杂波环境中运动目标的检测问题,本文假设在距离多普勒域的二维平面上,目标以及杂波的分形特征由与其单元距离为 N 的邻接区域共同决定。基于该假设,本文可以将雨杂波中的目标检测问题表述为以下二值假设:

$$\begin{cases} H_0: x(n) = c(n), & n = 1, 2, \dots, N; \\ H_1: x(n) = s(n) + c(n), & n = 1, 2, \dots, N; \end{cases} \quad (1)$$

其中, $s(n)$ 为目标回波, $c(n)$ 为雨杂波、地杂波和噪声混合信号。噪声的能量远小于雨杂波和地杂波的能量,因为数据经过动目标指示(moving target indicator, MTI)处理,滤除了大部分地杂波。因此, $c(n)$ 也可以近似为雨杂波信号。零假设 H_0 表示待检测单元(cell under test, CUT)中不存在目标,相反,备择假设 H_1 则表示目标存在。

2 基于分形维数和模型拟合误差的特征检测器

根据分形原理,二维表面分形维数 FD_s 的值与测量尺度 δ 有关。当测量尺度 δ 较小时, FD_s 的高值代表了表面上显著、频繁的灰度变化,这反映了表面在小尺度上的细微纹理和特征。而当测量尺度 δ 较大时, FD_s 的高值来自于表面上显著、较大尺度的灰度变化,这对应于表面上的大尺度结构。因此, FD_s 提供了关于表面灰度级变化细节的重要信息,而不需要像傅里叶分析那样将表面分解成不同的谐波频率来分析。

针对上述原理,本文的研究提出了一种全新的方法,主要内容如下:本文利用雷达回波在频域上的分形特性和距

离维度上的相关性,结合优化后的定向毯子覆盖法,对回波在距离多普勒域构成的二维空间进行了分形特征的提取。具体而言,本文着重研究了目标在距离多普勒域上的分形几何特征,同时关注了目标与分形模型的拟合度特征,并将这两种分形特征构建成一个二维特征空间,相比于该空间对于雨杂波环境下的目标具有较好的判别性。这两个特征分别对应目标在距离多普勒域上的分形几何特征以及目标与分形模型的拟合度特征,联合使用这两种特征,能够有效提取雨杂波与目标在频域上的差异信息,提升目标检测方法的性能。

2.1 杂波频谱的分形性质

在信号分析时,常使用分数阶布朗运动(fractional brownian motion, FBM)来描述海杂波、雨杂波等非平稳杂波时间序列的自相似特性。基于这一点,本文选择 FBM 来证明分形过程的频谱仍然具有分形特征,为后续利用杂波频域特征进行分形特征分析提供理论基础。FBM 过程的定义如下^[9]:

$$B_H(t) - B_H(0) = \frac{1}{\Gamma(H+1/2)} \int_{-\infty}^t K_H(t-s) dB_H(s) \quad (2)$$

其中, $B_H(t)$ 是分数阶布朗运动在 t 时刻的值, $\Gamma(H+1/2)$ 是伽马函数,用于对公式进行归一化,确保等式两侧的量纲匹配, $K_H(t-s)$ 是与分形维数相关的权重函数,其表达式为:

$$K_H(t-s) = \begin{cases} (t-s)^{H-\frac{1}{2}}, & 0 \leq s \leq t \\ (t-s)^{H-\frac{1}{2}} - (-s)^{H-\frac{1}{2}}, & -\infty \leq s < 0 \end{cases} \quad (3)$$

在分析杂波时间序列的 FBM 时,主要考虑杂波的增量,其初始值通常设置为 0,即 $B_H(0) = 0$ 。对于 FBM,如果时间尺度从 t 变换到 at ,式(1)的 FBM 过程可以重新表示为:

$$\begin{aligned} B_H(at) &= \frac{1}{\Gamma(H+\frac{1}{2})} \int_{-\infty}^{at} \varphi(at - as) dB(as) \stackrel{s, t, a}{=} \\ &= \frac{1}{\Gamma(H+\frac{1}{2})} \int_{-\infty}^t \alpha^{H-\frac{1}{2}} \varphi(t-s) \alpha^{\frac{1}{2}} dB(s) = \\ &= \alpha^H \frac{1}{\Gamma(H+\frac{1}{2})} \int_{-\infty}^t K_H(t-s) dB(s) = \alpha^H B_H(t) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\stackrel{s, t, a}{=}$ 表示统计意义上的相等,由 $B_H(at) \stackrel{s, t, a}{=} \alpha^H B_H(t)$ 可以证明,杂波时间序列的 FBM 在统计意义上是自相似的。

为了证明杂波时间序列频谱的自相似性,通过傅里叶变换将 FBM 过程 $B_H(t)$ 转换为频域函数 $F_B(f)$ 如下:

$$F_B(f) = \int_{-\infty}^T B_H(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (5)$$

其中, $B_H(t)$ 的定义域为 $(0, T)$ 。同样将时间尺度从 t 变换为 at ,由式(4)可以得到 $B_H(at) \stackrel{s, t, a}{=} \alpha^H B_H(t)$,代入式(4),可以证明 $F_B(f)$ 的表示式为^[21]:

$$\begin{aligned} F_B(f) &= \int_0^{aT} \frac{B_H(at)}{\alpha^H} e^{-j2\pi fat} d\left(\frac{at}{\alpha}\right) = \\ &= \frac{1}{\alpha^{H+1}} \int_0^{aT} B_H(at) e^{-j2\pi (\frac{t}{\alpha}) at} dat = \frac{1}{\alpha^{H+1}} F_B\left(\frac{f}{\alpha}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

通过式(6)的推导,本文可以证明 FBM 过程的频谱在统计意义上仍具有自相似性。自相似性是分形理论的基本特征,因此可以推断 FBM 过程的频谱仍然具有分形特征。上述对 FBM 模型的分析证明了雨杂波信号在频域上具有分形特征,为后续章节对雨杂波频域分形特征的研究奠定了理论基础。

2.2 分形模型的模型拟合误差

研究发现自然背景与人造物体在几何和分形特征上存在显著差异,这种差异会导致它们与分形模型的拟合程度不同,利用目标与杂波对分形模型拟合程度上的差异,可以提取该特征用于目标检测^[11]。理想状态下,图像的分形特征取决于图像局部与整体之间的自相似性,其分形维数是一个定值,与测量尺度 δ 无关。根据分形理论,二维分形表面的表面积 A_δ 与测量尺度 δ 、分形维数 FD_δ 的关系式如下:

$$A_\delta \approx A_0 \delta^{2-FD_\delta} \quad (7)$$

对式(7)两边同时取对数,得:

$$\log A_\delta = (2 - FD_\delta) \log \delta + \log A_0 \quad (8)$$

由式(8)通过最小二乘法求得的分形维数 FD_δ 具有拟合误差 E :

$$E = \sum_{k=1}^B | \log A_k - (2 - FD_k) \log k - \log A_0 | \quad (9)$$

其中, A_k 表示测量尺度为 k 时的二维表面的面积, A_0 表示二维分形表面直观面积。

拟合误差 E 是衡量数据与分形模型之间一致性的度量,代表分形维数 FD_δ 和测量尺度 δ 之间偏离幂指数率的程度,因而可以用拟合误差 E 代表分形模型的模型拟合误差,用于评估检测区域与分形模型的拟合程度。

实验结果表明,在雨杂波环境下,距离多普勒域的分形特性受到雨杂波的不规则几何特征的影响,导致其与分形模型的拟合程度较差,与目标的模型拟合误差存在明显差异,这使得拟合误差 E 成为一个优越的特征,能够有效区分目标与雨杂波。

2.3 联合特征检测器的设计

根据上述的两种目标特征检测统计值:二维表面的分形维数 FD_δ 和分形模型拟合误差 E ,它们分别反映了雨杂波与主要目标前者在几何特征上的总体分形差异,与分形模型拟合程度上的差异。通过结合两种分形特征,形成的联合特征检测方法能够进一步提高检测器的检测精度。

基于上述想法,本文提出了一种基于距离多普勒域的

联合分形特征检测方法,检测器的框图如图1所示。联合分形特征检测方法的框图分为训练和测试两个主要部分。其中,上半部分是训练部分,包括通过雷达采集雨杂波数据,杂波峰值检测,提取杂波数据的FD、E特征并计算特征统计量,然后根据设定的虚警率得到阈值T。下半部分是

测试部分,包括对CUTs进行峰值检测,提取FD、E特征并计算特征统计量。由图1可以看出,检测器的训练部分独立于测试测试,确保检测器能够在不同环境和目标情境下具有良好的泛化能力。因此,通过联合分形特征,检测器能够更准确地识别目标,特别是在复杂的雨杂波环境中。

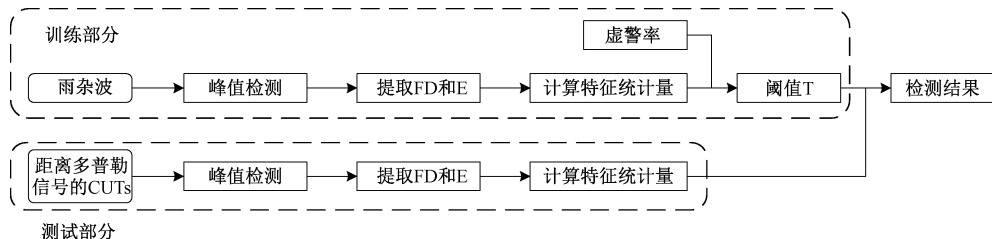


图1 所提检测器的流程图

2.4 联合特征检测流程

基于分形特征的目标检测算法往往具有很高的运算复杂度,在处理大批量的数据时,算法的实时性会大幅度下降。为了应对这种情况,本文选用定向毯子覆盖法^[22]对整个距离多普勒图进行分形特征提取,对设计的联合分形特征检测方法的算法运算流程进行优化,通过单独对每个疑似目标的单元进行处理,减少了对许多无目标信息区域的有效运算,大幅提升了算法的实时性,具体步骤如下:

步骤1)确定距离多普勒图分形特征提取的区间 ϵ ,为了突出目标在雷达回波图像上的峰值特征,以单元距离为3的区域作为分形特征提取区域,如图2所示。

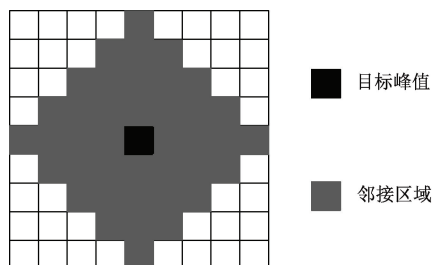


图2 检测区域示意图

步骤2)对脉冲压缩后的信号进行运动目标识别/检测处理,然后对得到的距离多普勒信号进行峰值检测,提取出信号中所有疑似目标的峰值。

步骤3)通过定向毯子覆盖法对当前帧的距离多普勒数据进行定向的双层毯子生长,计算每个测量尺度下对应的毯子体积。

步骤4)根据获取的毯子体积,针对以疑似目标峰值为中心的 ϵ 区间,进行分形维数和模型拟合误差的计算。

步骤5)通过检测阈值T对疑似目标进行分割,得到准确的检测结果。

通过使用毯子覆盖法测量距离多普勒信号中峰值的分形维数特征,具有两方面的优势。一方面,这种方式相较于通过Hurst指数通过判断时间序列数据是否具有长期依赖性(分形特征),其更关注目标的空间位置或形状而

不是数据的统计特性;另一方面,通过优化毯子覆盖法运算流程,可以先单独计算整个信号幅度图像在不同测量尺度下的对应的毯子体积,然后仅对具有峰值特征点的疑似目标数据进行特征提取。考虑到目标在距离和多普勒维度上的相关性,只纳入具有峰值特征点的数据进行检测,能够极大地降低计算复杂度。

这种毯子覆盖法的优化方式通过更专注于目标的几何特性,使得本文的方法在处理时间序列精度较低的数据时表现出色。这样的优势策略不仅提高了算法的运算效率和实时性,还有效地克服了传统方法在雨杂波环境下的性能限制。

在这个优化方式的背景下,考虑到目标在距离和多普勒维度上的相关性,通过设定合理的假设条件和参数选择,以及优化峰值数的选取策略,进一步减少了计算点数。假设数据的距离多普勒谱域数据尺度为 $N \times M$,其中 N 代表距离单元数, M 代表多普勒单元数,为了简化计算,忽略检测区域与图像边界重叠的部分,提取整个距离多普勒域的分形维数与模型拟合误差,需要计算 $N \times M$ 个点的进行分形特征。假设提取数据每个距离或多普勒单元的 X 个峰值,那么所需计算分形特征的点数将减少至 $N \times X$ 或 $M \times X$ 。考虑到每帧回波数据中含有的目标数量有限,峰值数 X 选取10~20就能稳定提取出目标峰值。相较于距离维和多普勒维的尺度,所需计算的点数能有1~2个数量级的降低。以本文测试的行人数据为例,数据距离多普勒域的尺度为 140×512 ,计算整个二维数据的分形特征需要对 $(140-3 \times 2) \times (512-3 \times 2) = 67\,804$ 个点进行运算。通过对多普勒维进行峰值特征提取,每个距离单元提取15个峰值,将所需计算的分形特征点的数量减少至 $140 \times 15 = 2\,100$ 个数据点。这一优化方法对于尺寸越大、精度越高的雷达数据,其性能提升效果越为显著。

在实际测试中,由于只有同时在距离和多普勒维度上具有峰值特征点的数据才被纳入检测,最终的运算峰值数远少于在单一维度上的峰值检测结果。这进一步减少了计算的复杂度,使得算法在实际应用中更具可行性。

3 性能比较与尺度选择

在本节中,本文使用采集于云雨天气下的两个数据集来评估所提出的检测器的检测性能。第 1 组数据的目标为相关实验人员,其距离雷达 1.52~1.55 km,运动方式为东西往返,运动速度约为 ± 1 m/s。在此环境中,除目标外,其他干扰目标较少;第 2 组数据的目标为实验车辆,距离雷达 1.45~1.55 km,运动方式同样为东西往返,运动速度约为 ± 2 m/s。在这环境中,除了目标车辆外,测试环境内存在较多其他车辆与行人目标。

两组数据在距离多普勒域上的表现如图 3 所示,目标回波已经完全混杂在雨杂波中。面对雨杂波引起的杂波背景分布不均匀现象,传统 CFAR 检测算法在检测性能明显下降,难以实现对目标的精准检测。基于 GO-CFAR 检测算法的尝试在两种不同的检测门限下对图 3 数据的 2 100 个峰值进行检测,结果如图 4 所示。

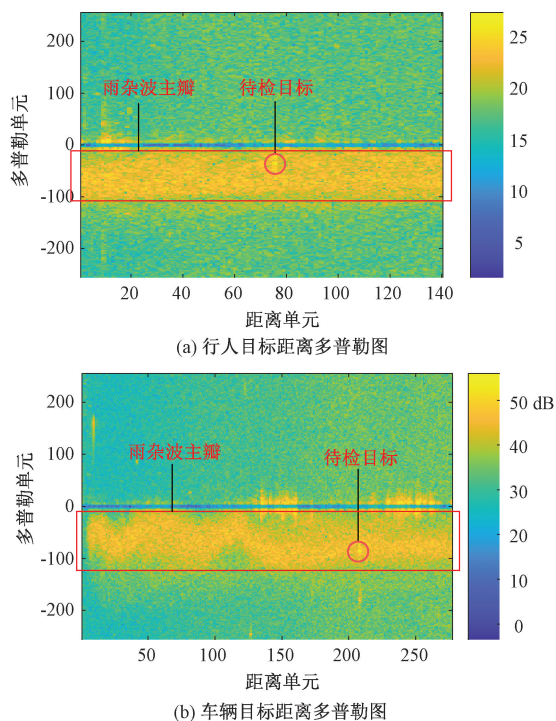
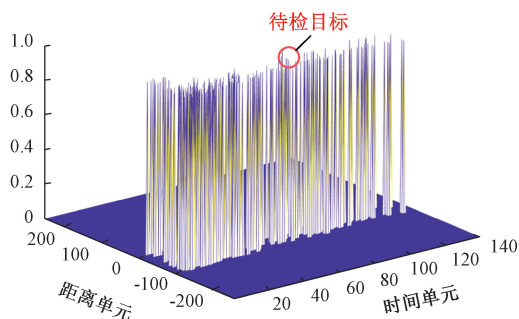
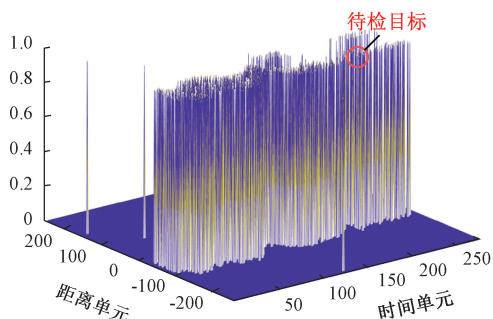


图 3 待检目标在距离多普勒数据上的显示效果

由于 CFAR 检测通常依赖于对噪声的统计分布进行检测门限的设定,因此在处理非平稳杂波环境如雨杂波时,这种不均匀分布会导致检测门限的调整变得困难,使得算法对目标检测能力以及自适应能力会大幅度下降。对比图 4(a)和(b)可以看到,在同样的检测门限下,GO-CFAR 算法对雨杂波环境中目标的检测性能较差,算法产生了更多的虚警,且对不同数据的处理结果差异明显,无法适应不同复杂多变的杂波环境,进一步凸显了传统 CFAR 算法在复杂非平稳环境中的局限性。对行人目标数据的检测结果含目标,并检测到 243 个虚警点,虚警率



(a) 行人目标 GO-CFAR 算法检测结果



(b) 车辆目标 GO-CFAR 算法检测结果

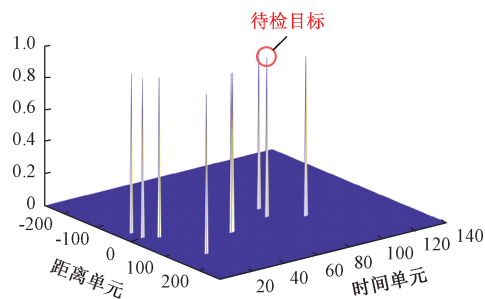
图 4 GO-CFAR 检测算法检测结果图

为 11.57%,对车辆数据的检测结果含目标,检测结果含 1 129 个虚警点,虚警率达到 53.76%。相比之下,基于联合特征的检测方法在这种情况下能够保持较稳定的检测性能,并且虚警率较低,联合特征方法对图 3 数据的检测结果如图 5 所示。用联合特征的检测方法分别对图 3 中行人与车辆数据的疑似目标峰值进行检测。其中,图 3(a)行人数据检测了 597 个峰值,检测结果含行人目标,并有 8 个虚警,虚警率为 1.34%。图 3(b)车辆数据检测了 730 个峰值,检测结果含主要目标,并有 12 个虚警,虚警率为 1.64%。随后,本文将使用相同的算法参数对这两组数据进行全面测试,以验证算法的检测性能。

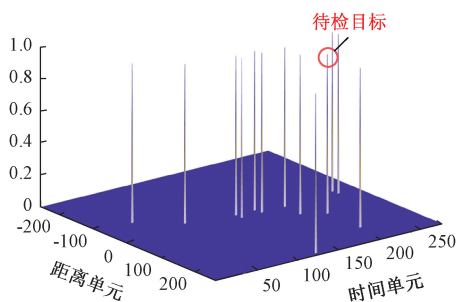
3.1 测量尺度选择

基于毯子法测量的分形特征与测量尺度相关性,测量尺度为 δ 时,分形特征主要受距离 δ 处数据变化程度的影响。对于不同特征的数据和待测目标,最优的测量尺度会有所变化。根据此原理,最优测量尺度受到所测二维曲面尺寸的限制,即最优测量尺度不能大于待测点与曲面边界的最短距离。在本文所使用的数据中,第一个脉冲重复频率的距离多普勒域尺度为 140×512 ,在这种情况下,测量尺度 δ 的取值不应超过 70,以便最大限度地合理提取目标的分形特征信息。在 1% 虚警率下,以行人作为主要目标的实测数据的检测概率随测量精度变化的趋势如图 6 所示。

观察图 6 可以发现,当测量精度 δ 小于 12 时,随着测量精度的增加,联合特征方法能够更有效地提取目标特征信息,检测概率随着测量精度的增加明显提升。然而,当



(a) 行人目标联合特征检测方法检测结果



(b) 车辆目标联合特征检测方法检测结果

图5 联合特征检测方法检测结果图

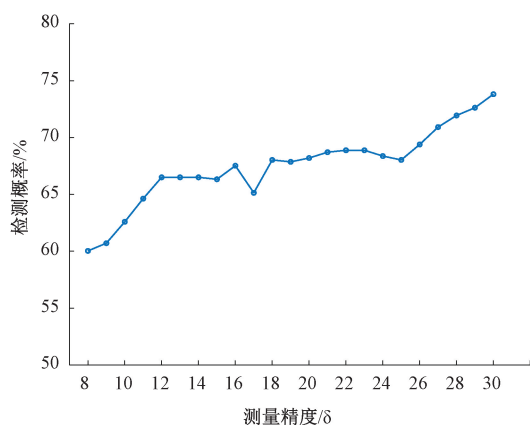


图6 1%虚警率下行人目标的检测概率随测量精度变化示意图

测量精度在12~25之间时,测量精度的增加对检测概率的提升效果减弱,这是由于目标信息提取区间逐渐接近多普勒域上的低频地杂波区域,并受到图像边界的影响,检测区域内的部分信息丢失。当测量精度超过25时,由于信息提取区间涵盖了已被滤除的地杂波区域,地杂波被滤除后,能量幅值显著下降,导致目标的分形特征明显提升。然而,对于其他速度不同的待测目标,这种性能提升显得不稳定且不够精确。

综上所述,基于距离多普勒域的分形特征算法处理总脉冲数和距离单元较少、分辨率较低的回波数据时,受制于数据尺度,算法在测量精度较低时即可得到较优的检测性能,这导致算法所需的迭代次数相对较少,进而提高了算法的实时性。这一特性使得该算法在应对具有较低分

辨率和较少回波数据的情境下表现出色,为实时目标检测提供了有效的解决方案。

3.2 截距参数的局限性

传统的联合特征检测方法通常采用分形维数和截距参数作为联合特征进行目标检测^[19-20],尽管截距参数是一种被广泛使用的特征,但其在反映数据点相对位置以及拟合模型的表现方面存在一定局限性,在模型拟合中,截距代表了数据点与拟合模型之间的相对位置,因此其数值受环境条件的影响较大。特定环境条件下的数据点分布、噪声特性以及采集系统的性能差异等因素都会对截距参数产生影响。在雨杂波环境中,数据点的分布可能更加离散或受到干扰,这可能使得拟合曲线的截距参数受到较大影响,难以准确反映目标的真实特征。此外,由于截距参数与测量目标所占表面积相关,更容易受雨杂波环境中大量的地杂波的干扰,严重影响检测性能。

相比之下,模型拟合误差更多地关注于拟合曲线与实际数据之间的差异,是更直接地衡量拟合模型质量的指标。对图4(b)杂波中车辆目标的部分数据进行检测性能比较,如图7所示,观察受试者工作特征曲线(receiver operation characteristic, ROC)可以发现,在处理含有大量地杂波的数据时,单纯采用截距参数的联合特征检测方法表现出了明显的性能受限。虽然联合了分形维数特征的联合检测方法在性能上有所提升,但其提升并不十分显著。相比之下,基于模型拟合误差与分形维数的联合检测方法在不同阈值下呈现出更为优越的性能表现。这种方法更直接地关注于拟合曲线与实际数据之间的差异,因此在雨杂波环境下的检测任务中表现出更强的稳健性和适应性。

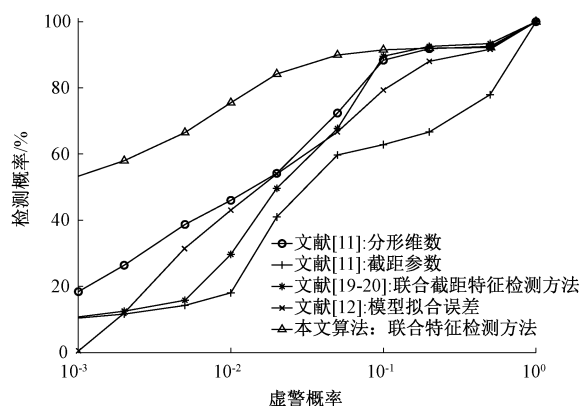


图7 截距参数与模型拟合误差的联合检测性能比较

3.3 检测性能比较

为了评估所提方法的检测性能,本文在车辆和人两组数据上分别进行了联合特征特征检测方法、分形维数^[10]、模型拟合误差^[17]以及全维度Hurst指数方法^[18]的ROC曲线分析,如图8所示。ROC曲线下方面积(area under the curve, AUC),如表1所示。当虚警率为1%时,对应的

检测概率如表 2 所示。低虚警率下两组数据的 ROC 曲线如图 9 所示。

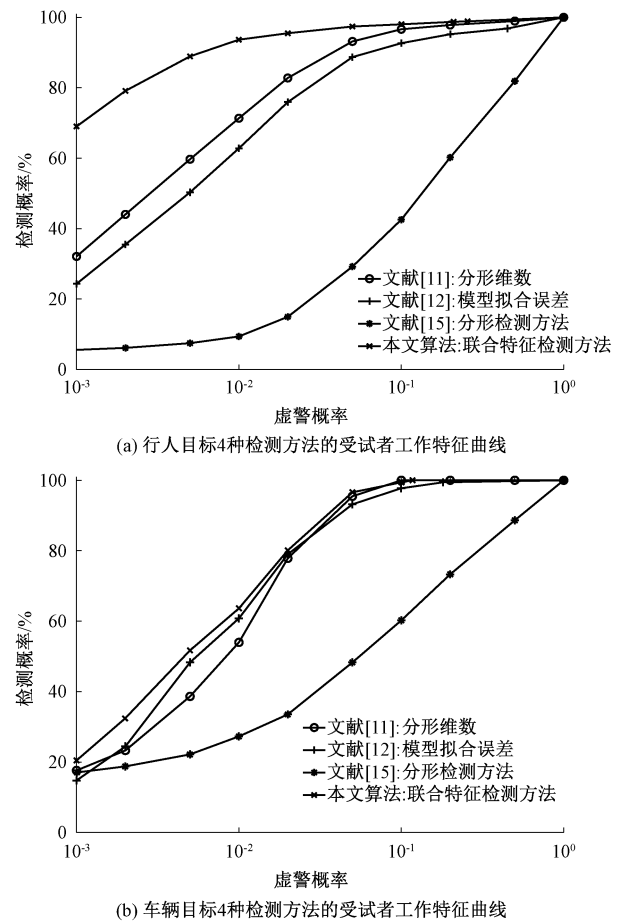


图 8 4 种检测方法的受试者工作特征曲线

表 1 4 种方法对车辆与人目标数据的检测概率表

主要目标	分形维数	模型拟合误差	联合特征检测方法	全维度 Hurst 指数
人	0.986 4	0.981 8	0.988 5	0.842 3
车辆	0.978 4	0.958 6	0.979 3	0.749 5

表 2 虚警率 1% 时 4 种方法的检测概率表

主要目标	分形维数	模型拟合误差	联合特征检测方法	全维度 Hurst 指数
人	71.35	62.81	93.65	9.39
车辆	53.98	60.80	63.64	27.27

由图 8 和表 1 可知,单一的分形维数和模型拟合误差的检测性能相近,这说明在雨杂波环境下,单一分形特征对目标的检测性能是有限的。同时,通过对比图 8(a)中行人数据的 4 种方法的检测性能,可以发现联合特征检测方法的检测性能优于两种单一方法的性能,与全维度 Hurst

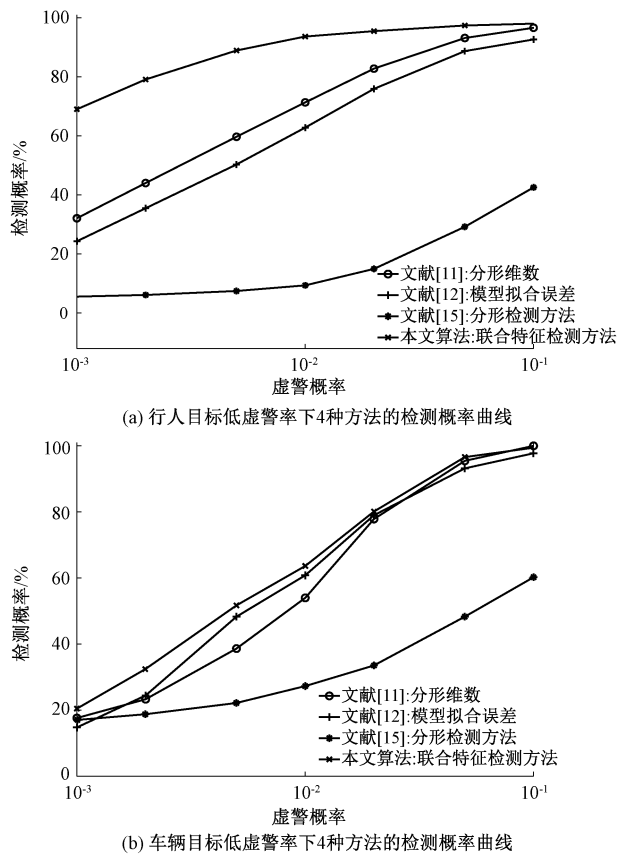


图 9 低虚警率下 4 种方法的检测概率

指数方法相比有显著的性能提升。因为数据的回波脉冲数量较少,时间序列的分辨率较低,基于时间序列所提取的复时间序列、幅度时间序列和相位时间序列能提取分形特征的信息量不足,导致全维度 Hurst 指数方法的检测性能大幅下降。观察图 8(b)车辆数据的测试结果可以发现,虽然联合特征检测方法相比两种单一特征的方法性能提升不明显,但联合特征检测方法相比全维度 Hurst 指数方法同样表现出明显的性能提升。考虑到车辆数据中存在较多非关键目标的干扰,结合表 1 数据可以发现,联合特征检测方法的检测性能相较两种单一方法的性能也有一定的提升。实验结果表明,两种方法提取的目标和雨杂波信息具有一定的互补性,联合特征检测方法能够充分利用这两种方法的优势,有效提升检测性能。

由表 2 可以看出,在虚警率为 1% 的情况下,联合特征检测方法仍然能够很好的检测出雨杂波中的目标,并且相较于其他 3 种方法具有明显的优势。从图 9 中行人和车辆数据 4 种方法的检测性能对比可以发现,联合特征检测方法和单一特征方法的检测率随虚警率的增长速度要明显高于全维度 Hurst 指数方法。观察图 9(b)中车辆数据可以发现,在较多干扰的环境下,联合特征方法相较于单一特征方法和全维度 Hurst 指数方法的性能优势并不明显,但在低虚警率情况下,联合特征方法的性能提升速度明显

高于全维度 Hurst 指数方法。

实验结果表明,联合特征检测方法相较于传统的单一分形特征方法以及全维度 Hurst 指数方法在雨杂波环境下表现出更好的检测性能。在低虚警率情况下,联合特征方法不仅能够更敏锐地响应目标特征,而且相对于其他方法在性能提升速度上表现更为明显。这表明本文的方法能够有效地结合两种单一特征方法的优势,更好地适应数据的特点,提高了目标检测的精度和鲁棒性。

4 结 论

本文基于雷达回波信号的频域的分形特征,提出了一种结合定向毯子覆盖法的联合特征检测方法。与其他联合特征检测方法相比,本文提出的方法具有更广泛的适用性,并在当前环境下展现出更优异的性能。该方法充分利用了雨杂波在频谱上的分形特征,扩展了特征提取的范围,将特征提取区间从一个距离单元内提升到多个距离单元之间,通过优化后的定向毯子覆盖法在距离多普勒维度上对目标的分形特征进行提取,在提升了检测性能的同时,兼具了很好的实时性。最后通过在实测数据人与车辆两种目标上的实验结果,证明了在雨杂波的环境下,文本方法不仅比基于截距参数的联合特征检测方法,表现更为优越,同时,展现出比全维度 Hurst 指数方法更高的检测效率,在引入毯子法的情况下,还大幅提升了计算性能。因此,本文的方法在提升检测性能的同时,兼具了出色的计算效率。

参考文献

- [1] 何友,关键,孟祥伟. 雷达目标检测与恒虚警处理[M]. 北京:清华大学出版社,2011.
- [2] ZANG S, DING M, SMITH D, et al. The impact of adverse weather conditions on autonomous vehicles: How rain, snow, fog, and hail affect the performance of a self-driving car[J]. IEEE vehicular technology magazine, 2019, 14(2): 103-111.
- [3] LIM T H, CHOO H. Prediction of target detection probability based on air-to-air long-range scenarios in anomalous atmospheric environments [J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3943.
- [4] HÜPPOP O, CIACH M, DIEHL R, et al. Perspectives and challenges for the use of radar in biological conservation[J]. Ecography, 2019, 42(5): 912-930.
- [5] 许述文,石星宇,水鹏朗. 复合高斯杂波下抑制失配信号的自适应检测器[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 326-334.
- [6] 常佳慧,赵建辉,李宁. 一种改进的 2P-CFAR SAR 舰船检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(11): 7-12.
- [7] GRECO M, GINI F, YOUNSI A, et al. Non-stationary sea clutter: Impact on disturbance covariance matrix estimate and detector CFAR[C]. 2008 International Conference on Radar. IEEE, 2008: 558-562.
- [8] 牟效乾,陈小龙,关键,等. 基于 INet 的雷达图像杂波抑制和目标检测方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 640-653.
- [9] MANDELBROT B B, VAN NESS J W. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications[J].

SIAM review, 1968, 10(4): 422-437.

- [10] LO T, LEUNG H, LITVA J, et al. Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets[C]. IEEE Proceedings F(Radar and Signal Processing). IET Digital Library, 1993, 140(4): 243-250.
- [11] LI J, DU Q, SUN C. An improved box-counting method for image fractal dimension estimation[J]. Pattern recognition, 2009, 42(11): 2460-2469.
- [12] MARTORELLA M, BERIZZI F, MESE E D. On the fractal dimension of sea surface backscattered signal at low grazing angle[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2004, 52(5): 1193-1204.
- [13] LI Y, YANG Y, ZHU X. Target detection in sea clutter based on multifractal characteristics after empirical mode decomposition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(9): 1547-1551.
- [14] LI D, SHUI P. Floating small target detection in sea clutter via normalised Hurst exponent[J]. Electronics Letters, 2014, 50(17): 1240-1242.
- [15] GUO Z X, SHUI P L, BAI X H. Small target detection in sea clutter using all-dimensional Hurst exponents of complex time sequence[J]. Digital Signal Processing, 2020, 101: 102707.
- [16] 俞一鸣. 时频分析简介及应用[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(6): 12-15.
- [17] FENG L U O, CHONG H U. Small target detection in sea clutter background based on Tsallis entropy of Doppler spectrum[J]. Journal of Radars, 2019, 8(3): 344-354.
- [18] FAN Y, TAO M, SU J. Multifractal correlation analysis of autoregressive spectrum-based feature learning for target detection within sea clutter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-11.
- [19] XU X K. Low observable targets detection by joint fractal properties of sea clutter: An experimental study of IPIX OHGR datasets[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, 58(4): 1425-1429.
- [20] FAN Y, TAO M, SU J, et al. Weak target detection based on joint fractal characteristics of autoregressive spectrum in sea clutter background [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(12): 1824-1828.
- [21] GUAN J, LIU N B, HUANG Y, et al. Fractal characteristic in frequency domain for target detection within sea clutter [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2012, 6(5): 293-306.
- [22] WOLSKI M, PODSIADLO P, STACHOWIAK G W, et al. Multiscale characterisation of 3D surface topography of DLC coated and uncoated surfaces by directional blanket covering(DBC) method[J]. Wear, 2017, 388: 47-56.

作者简介

钟林茂,硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail:1035450899@qq.com

尤鹏杰,博士,主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail:ypjaus@163.com

王琳,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail:249719665@qq.com

王海涛(通信作者),博士,高级工程师,主要研究方向为外辐射源雷达信号处理,雷达系统等。

E-mail:wanghaitao@mails.guet.edu.cn