

杂波中信号检测的分形方法研究¹

谢文录 章倩苓 陈彦辉* 谢维信*

(复旦大学电子工程系 上海 200433)

*(西安电子科技大学 202 教研室 西安 710071)

摘 要 本文针对实测的雷达地杂波数据, 利用其分形特性, 提出基于分形各种特征的信号检测方法, 并进一步利用多重分形的概念来提取杂波的多层次分形特征, 均取得较好的检测性能。

关键词 分形, 信号检测, 雷达杂波建模

中图分类号 TN911.23

1 引 言

雷达回波中的杂散回波是降低雷达检测性能的主要原因之一。深入地研究电磁波与雷达照射背景间的相互作用, 充分利用包含在雷达回波中的各种信息, 建立准确、合理的杂波模型, 有助于采取合适的信号检测方法。雷达杂波建模的传统方法多采用随机瑞利分布、 K 分布、对数正态、韦伯尔分布等模型。但是越来越多的研究发现, 随机模型也许并不是最合适的, 利用随机模型有时是出于经验和数据的拟合, 有时是出于数学上的方便, 因为线性的随机模型和方法比其它非线性的模型和方法在数学上要简单得多。而相反地非线性域中的分形和混沌则较好地反映了杂波更为本质的特性, 地表的电磁散射研究^[1,2]及实测数据分析^[3,4]都可以证实这一点, 即雷达杂波具有很强的分形特性, 用分形可以较好地描述杂波的行为特征。另一方面众多研究已经表明, 分形对于人造物体等光滑和规则对象的描绘是“失配”的, 利用这种差异可以用来进行目标的检测, 国内外在这方面的研究尚处于起步阶段^[5,6]。

迄今为止, 还极少有人对陆地杂波进行类似的研究。地表面的空间变化、地表构造、表面的粗糙度、离散反射源、地质的含水量、附着物的面积、雷达照射区域等都会影响雷达散射能量的分布, 而描述它们的定量影响又几乎是不可能的, 甚至对这些量本身的精确度量都是不确定的, 因此此类杂波的传统散射模型通常难以精确, 致使陆地杂波的特性也不稳定, 缺乏一致性, 这是陆地杂波研究的困难之处, 这就局限了由地物表面散射来定量研究雷达杂波, 因而也就引发了基于采集数据的实验方法, 来研究杂波的某种共性, 使之对散射模型所做的近似或忽略并不敏感, 实验结果得出, 杂波具有较好的分形特性^[3], 以此也提示了一种新的基于分形模型的信号检测方法, 这正是本文的出发点。下面我们对此作了一些探索性的工作和实验。

本文首先基于我们采集的雷达数据, 利用雷达回波中目标和背景噪声分形特性的差异来区分和检测目标, 提出分别基于分形基本参数和多重分形特征的目标检测方法。

2 基于分形基本参数的信号检测方法

分形基本参数集中包括分维数、分形模型拟合误差、无标度区间、分布函数等, 这些参数的意义和提取方法, 可参见相应的分形文献或作者另外的文章^[7,8]。

¹ 1998-01-15 收到, 1998-11-16 定稿
博士点基金和国防预研基金资助课题

2.1 无标度区间的选取

分形的一个不严格定义是指它具有尺度变换下的自相似性, 自相似的一个量化表示是分数维。由于实际存在的分形没有无穷嵌套的层次, 只是在一定的尺度范围内满足相似性, 就是说在这个尺度范围内的任意放大或缩小, 对象体的性态、不规则性等不会发生变化, 所以这类物体在这个尺度范围内具有标度不变性, 这个区间也称无标度区间。假设分形对象体的某个测度为 $f(r)$, r 为测量的尺度, 那么分形体在无标度区间内存在

$$\log f(r) = D_s \log r + C \quad (1)$$

的双对数线性关系。这里的测度 $f(r)$ 可以是广义长度、面积、能量、质量、方差等等, 由具体问题和具体方法而定。 D_s 与分维数有关。满足 (1) 式线性关系的尺度 r 区间就是无标度区间, 在此区间上, 对象体呈现着相似性。只有在无标度区间上求得的分形参数才是稳定和有意义的。因此在进行分形分析前必须首先确定研究对象在什么尺度上存在尺度不变区间。

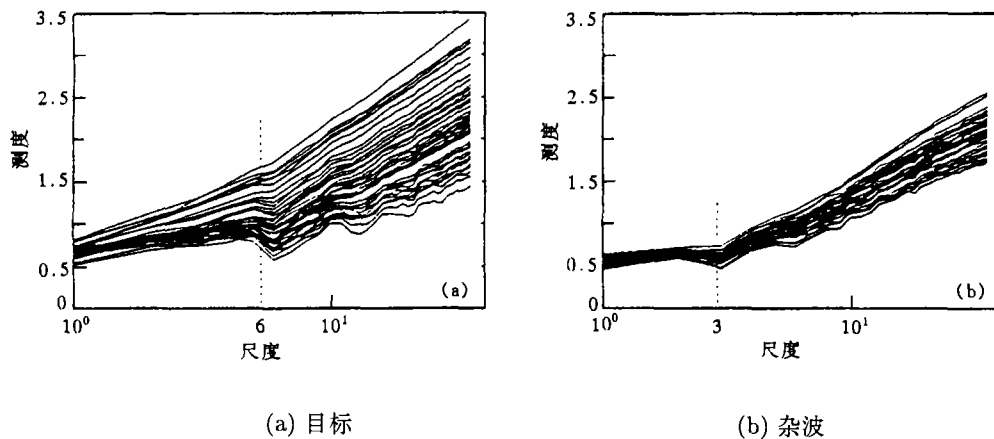


图 1 杂波、目标数据的测度-尺度关系曲线

图 1 给出了部分杂波和目标序列的测度-尺度关系曲线, 图中可以看出: (1) 杂波和目标存在着两段线性区间, 小尺度线性区间称为纹理分形区间 (texture fractal), 大尺度区间称为结构分形区间 (structure fractal)。纹理分形反映着序列小尺度上的细节信息, 目标的纹理分形, 体现着目标的细节信息。结构分形与大尺度序列结构有关, 杂波的结构分形区间为 $[3, 20]$, 目标为 $[6, 20]$, 说明杂波的结构信息表现出一致的尺度范围比目标要宽, 也就是在一个较大的范围内表现出稳定的分形特性。(2) 杂波的测度-尺度关系的稳定性比目标要好得多, 由此计算出来的分形参数的一致性也要好得多。说明不同种类间的杂波具有相似的分形特性, 而不同情况下目标分形特性的离散性是很大的。这是因为它们本身与分形模型不匹配的缘故。

2.2 基于分形维数的目标检测

在上面确定的两个线性区间上分别计算目标和杂波的分维值, 图 2(a) 给出了 160 组数据列纹理分维值的计算结果。图中的纵坐标为余维数 H (分维值 $D = 2 - H$), 横坐标为样本序号, 由图可以看出, 杂波的纹理余维数比目标要小, 分维值要大, 说明杂波的细节不规则度要比目标大, 这和直观上的意义是吻合的。图中还可见, 目标和杂波的分维值有一定的差别, 由此可以形成对目标的检测和判决。图 2(b) 给出了基于纹理分维值的检测概率与虚警

概率曲线, 由图可知, 当余维值门限取 0.14 时, 可达 92% 以上的检测概率和 0.01 以下的虚警率。这种情况下的检测是比较成功的。

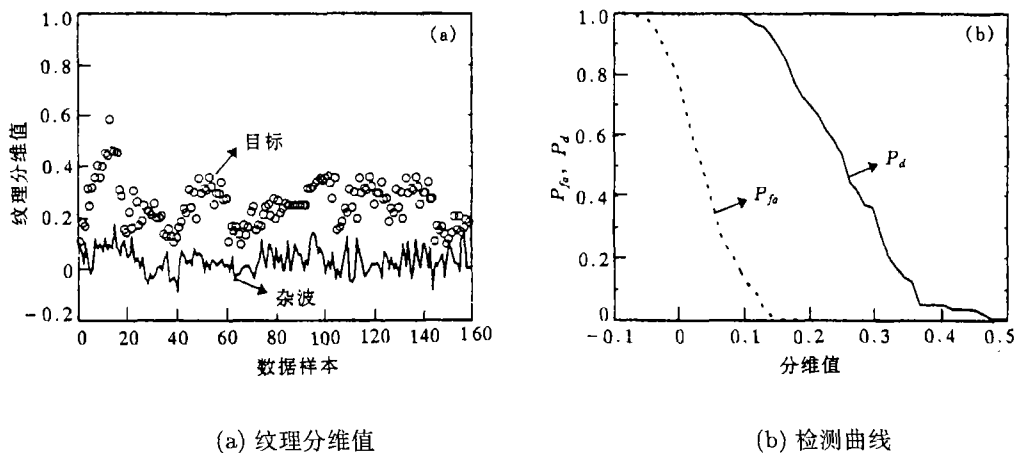


图 2 基于分维值的检测实验

2.3 基于分布函数方差和分形拟合误差的信号检测

分布函数方差可以由分形拟合直线在纵轴上的截距求出, 为了图上直观, 后面直接以“截距”来表示方差。分形拟合误差是数据对分形模型的拟合程度, 常用无标度区间上的线性度或直线拟合误差来表示, 为了简化, 在此不再区分纹理分形与结构分形。图 3 给出了“截距”的实验计算结果。图 3(a) 以直方图给出“截距”值, 图中可见, 杂波与目标的“截距”取值于不同的区域, 都呈现出较好形状分布, 作出其检测特性曲线如图 3(b)。由图可知, 当门限取 -0.26 时, 可达 90% 以上的检测概率和 0.08 以下的虚警率。图 4 给出的是杂波和目标对分形模型的拟合误差, 其特性差异也一目了然, 杂波的拟合误差小, 并且很平稳, 目标的拟合误差大而散, 说明杂波比目标更接近分形模型, 并且具有较好的一致性, 而目标信号与分形模型不匹配, 所以计算得分形特征值离散性大。基于拟合误差的检测曲线见图 4(b), 当判决门限取为 0.136 时, 可得 90% 以上的检测概率和 0.01 以下的虚警率。

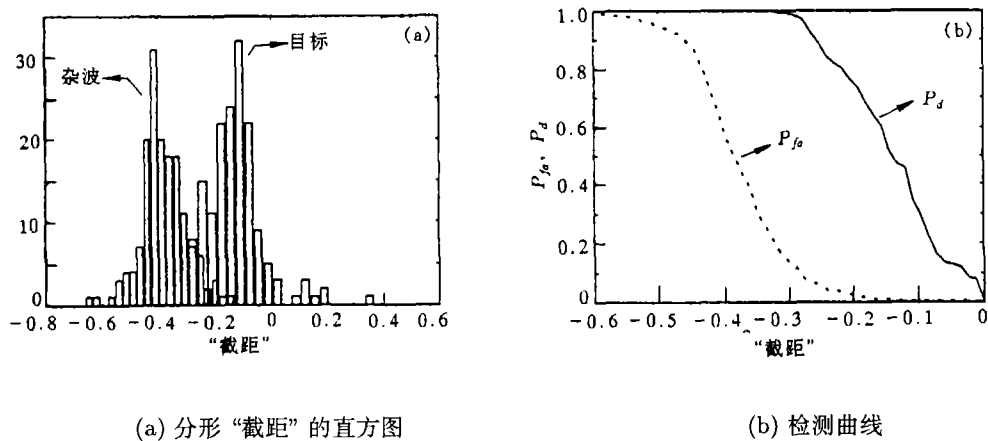


图 3 基于分形分布函数的检测实验

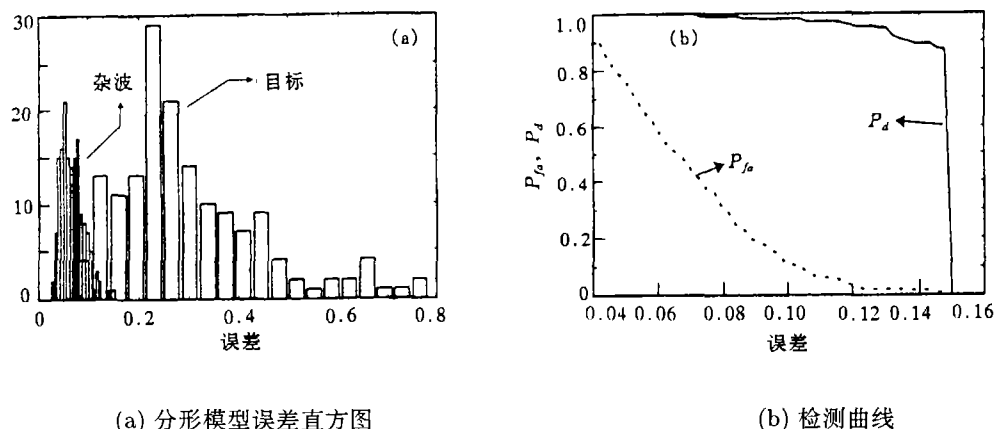


图 4 基于分形模型误差的检测实验

3 基于多重分形的特征提取和信号检测

前面所利用的参数是表述分形最基本的量, 但仅利用这些参数去刻画所有的复杂形状和现象, 无论如何是不够的, 因此就产生了扩展分形参数的必要性。一种扩展方法是在自相似成立的情况下, 重新引进另外的量, 包括高次分形维数、多重分形等等。多重分形 (multifractal) 也称多标度分形^[8], 它是用一个谱函数来描述分形体不同层次的行为特征, 从系统的局部出发来研究其最终的整体特征。在单个分形维数对所关心的问题描述失效时, 用多重分形理论描述集团的几何特征明显地表现出了特别的意义。例如, 假设某个集合的分形维数是 1.5, 仅靠这一点对集合的认识是很不够的, 甚至连这个集合是分散点集还是褶皱的曲线都不得而知。也即两个集团的分形维数在数值上可以十分地接近, 而其几何形态又具有较大的区别, 此时单标度分形的刻画显然是不完全的。多重分形理论受到普遍关注的时间还不长, 但它的应用几乎已涉及到了分形所涉及的所有领域。下面作者将对雷达杂波和目标回波数据进行多重分形分析, 提取回波数据的多重分形特征, 进行目标信号的检测。

3.1 描述多重分形的参量

在计盒法中, 设盒子边长为 δ , $N(\delta)$ 为至少包含一个点的盒子数, 分维值定义为

$$D_0 = -\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(\delta)}{\log \delta}. \quad (2)$$

这种方法的缺点是忽视了点集的空间分布, 因为它不区分包含点的盒子中点的个数, 根据多重分形的理论, 可以用 q 次信息维来描述密度性态, 定义 q 次信息维为^[8]

$$D_q = \begin{cases} \frac{1}{q-1} \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(q, \delta)}{\log \delta}, & q \neq 1; \\ \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\sum \mu_i \log \mu_i}{\log \delta}, & q = 1. \end{cases} \quad (3)$$

现在就可以对数据进行计算。典型分形函数的 D_q - q 曲线形状是反 Sigmoid 形, 如图 5, 随 q 的增大曲线单调地下降。当 q 曲线分别趋于正、负无穷时, $D(q)$ 也分别取得一个极限, 将它们定义为

$$\alpha_{\min} = \lim_{q \rightarrow \infty} D_q, \quad \alpha_{\max} = \lim_{q \rightarrow -\infty} D_q. \quad (4)$$

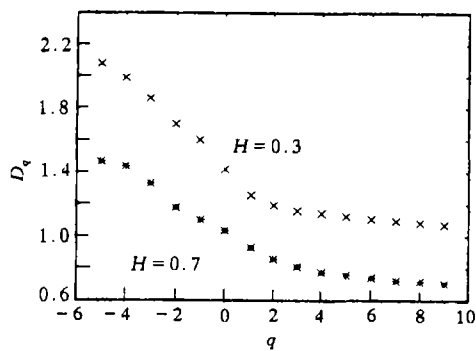


图 5 分形函数的多重分形曲线

α 值的物理意义类似于局部分维, 它的弥散范围 $\bar{\alpha} = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$, 则指出了集团的均匀性。当 q 分别取 0、1、2 时, 分别对应于分形计盒维数 D_0 、信息维数 D_1 和相关维数 $D_2^{[8]}$ 。因此通过 $\bar{\alpha}$ 、 D_0 、 D_1 、 D_2 等即可判定所研究集团形成过程中表现出来的多层次局域特征。

3.2 实测雷达数据的多重分形分析和目标检测

首先针对我们采集的雷达目标回波和杂波数据, 提取它们的多重分形特征, 作出序列的 D_q - q 广义维数谱曲线, 图 6 给出了一组杂波的多重分形实验结果, 比较图 5, 可以看出, 它们的多重分形曲线与分形函数极其相似, 并且进一步的实验可以得知, 杂波样本之间的特性曲线与参数保持着较好的一致和稳定。统计出杂波的多重分形特征参数, 实验结果见表 1。表中给出 α 的弥散范围、分形容量维 D_0 、信息维 D_1 、相关维 D_2 的平均值和它们的 95% 的置信区间 (相当于方差)。

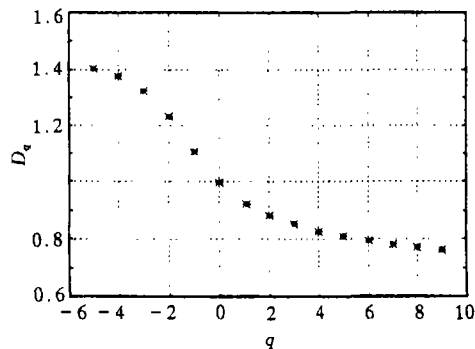


图 6 杂波的多重分形曲线

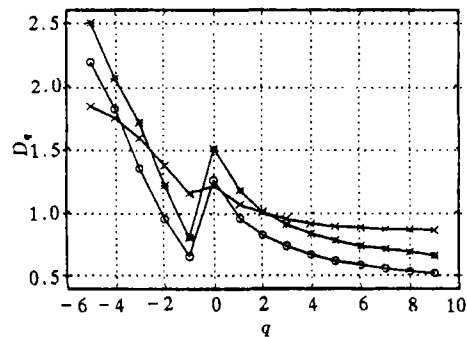


图 7 目标的多重分形实验

表 1 杂波多重分形参数实验统计结果

α 弥散范围		D_0		D_1		D_2	
平均值	95% 置信区间	平均值	95% 置信区间	平均值	95% 置信区间	平均值	95% 置信区间
0.81	± 0.05	1.06	± 0.05	0.95	± 0.03	0.88	± 0.01

对目标回波数据进行同样的实验, 部分结果示于图 7, 从实验结果明显可以看出, 目标回波数据的多重分形特性曲线严重偏离分形函数的特性曲线, 特别是在 $q=0$ 值附近, 表现出不规则的变动。这一点与杂波特性形成了鲜明的对比, 也体现了杂波的分形拟合性和目标的分形“失配”性, 杂波与目标回波间的这种巨大差异可以用来构成判别器, 判别器的构造原理和规则与第 2 节中基于分形基本参数的检测器是类推的, 在这里就不再详细描述, 只给出最终的实验结果: 基于多重分形检测器的性能优于基于分形基本参数的检测性能, 统计结果可达 94% 以上的检测概率和 0.01 以下的虚警率。最后, 需要指出的是, 本节中利用不同回波数值所表现出的多重分形特性的差异进行信号检测, 取得了较好的结果, 可以认为其潜

力是很大的,但多重分形在雷达环境中物理机制和意义尚不是太明确的,如何恰当地利用它们还需更深入的研究。

4 结 论

杂波和目标的雷达回波动态过程分别受不同的物理规律控制,一个来自于地面、海面等背景的动态变化以及与电磁波的相互作用,另一个则来自目标对电磁波的散射,不同成份占主时,最终所表现出的分形特性会发生变化,而利用这些变化可以判断是否有目标存在,这就提供了一种从杂波中分辨目标的实验方法。本文的分形检测技术是建立在背景(即杂波)具有较好的分形模型,而目标与分形模型不匹配的基础上的,这种背景匹配检测方法与传统的目标匹配检测方法形成了鲜明的对比,分形方法的出发点是背景,判别的结果仅取决于背景的自相似性,并不太注重目标个体的差异,因此它适合于广泛的非分形目标情况和海、陆、空等多种背景情况,也包含了通讯信道中 $1/f$ 干扰等情况。但是也应该看到,本文研究的基于分形特征的检测方法的检测性能离实际应用还有一定的差距,这是需要进一步研究的地方。

参 考 文 献

- [1] Jaggard D L, *et al.* Scattering from fractally corrugated surfaces, J. Opt. Soc. Am., 1990, A7(6): 1131-1139.
- [2] 谢文录, 谢维信. 动态分形表面的电磁散射. 电子学报, 1998, 26(12): 49-51.
- [3] 谢文录, 谢维信. 雷达杂波的分形特性研究. 系统工程与电子技术, 1999, 21(1): 41-44.
- [4] Haykin S. Detection of signals in chaos, Proc. IEEE, 1995, 83(1): 95-122.
- [5] Lo T, Leung H, *et al.* Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets, IEE Proc-F, 1993, 140(4): 243-250.
- [6] Kirk J C, *et al.* Using the fractal dimension to discrimination between targets and clutter. IEEE National Radar Conference, America: 1993, 76-78.
- [7] 谢文录, 谢维信. 时间序列中的分形分析和参数提取. 信号处理, 1996, 13(2): 97-104.
- [8] 黄立基, 丁菊仁. 多标度分形理论及进展. 物理学进展, 1991, 11(3): 269-325.

THE STUDY OF SIGNAL DETECTION IN CLUTTER BY FRACTAL METHOD

Xie Wenlu Zhang Qianling Chen Yanhui* Xie Weixin*

(Department of EE, Fudan University, Shanghai 200433)

*(Department of EE, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract Real clutter data collected from land radar are fractally processed. Fractal-based methods for signal detection are presented, and the detector performances are given experimentally. Multifractal is also used to extract multilevel fractal features and further to signal detection. All the methods have better detecting performance.

Key words Fractal, Signal detection, Radar clutter modeling

谢文录: 男, 1968 年生, 博士, 主要从事非线性信号处理、雷达信号处理、VLSI 设计等研究。

章倩苓: 女, 1943 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事 VLSI 设计、信号处理等研究。

陈彦辉: 男, 1972 年生, 博士生, 主要从事雷达信号处理、图像处理等研究。

谢维信: 男, 1941 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事雷达信号处理、智能信息处理等研究。