

基于频域多尺度 Hurst 指数的 海杂波中目标检测方法

刘宁波, 关 键, 黄 勇, 何 友

(海军航空工程学院电子信息工程系, 山东烟台 264001)

摘 要: 本文主要研究海杂波频谱的扩展自相似特性及多尺度 Hurst 指数在海杂波目标检测中的应用. 作为分数布朗运动的一种推广, 扩展自相似过程采用多尺度 Hurst 指数来描述分形信号. 多尺度 Hurst 指数可以描述分形信号在各尺度下的细节信息, 弥补了单一 Hurst 指数只能从整体上描述分形信号粗糙度的不足. 首先, 本文在实测雷达数据基础上研究了海杂波频谱的扩展自相似性以及影响参数; 然后, 利用在最优频域尺度下海杂波频谱的多尺度 Hurst 指数对目标相对较敏感的特点设计恒虚警检测方法, 实现海杂波中的目标检测. 实测数据分析表明, 海杂波频谱的多尺度 Hurst 指数比时域单一 Hurst 指数、时域多尺度 Hurst 指数具有更好的海杂波与目标区分能力, 且由于 Fourier 变换可以有效提升信杂比, 该检测方法具有检测海杂波中微弱运动目标的潜力.

关键词: 目标检测; 海杂波; 频谱; 分形; 多尺度 Hurst 指数

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)03-0424-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.002

Target Detection Within Sea Clutter Based on Multi-Scale Hurst Exponent in Frequency Domain

LIU Ning-bo, GUAN Jian, HUANG Yong, HE You

(Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: This paper mainly studies the extended self-similarity of sea clutter frequency spectrum and the application of multi-scale Hurst exponent to target detection within sea clutter. As a generalization of the fractional Brownian motion, the extended self-similar process uses the multi-scale Hurst exponent to describe fractal signals. The multi-scale Hurst exponent can characterize the details of fractal signals in different scales, which makes up for the deficiency of the mono-Hurst exponent that can only describe the whole roughness of fractal signals. Based on real radar data, this paper first studies the extended self-similarity of real sea clutter frequency spectrum and the influencing parameters. Then, the characteristic that the multi-scale Hurst exponent in the optimal frequency scale is relatively sensitive to the target is utilized for designing CFAR detection algorithm for target detection within sea clutter. The analytic results of real data show that the multi-scale Hurst exponent of sea clutter frequency spectrum performs better in separating target from sea clutter than the mono-Hurst exponent and the multi-scale Hurst exponent in time domain. Additionally, because Fourier transform can promote the signal-to-clutter ratio effectively, the proposed detection method has the potential for detecting weak moving targets within sea clutter.

Key words: target detection; sea clutter; frequency spectrum; fractal; multi-scale Hurst exponent

1 引言

由于海面上海浪的大量存在以及海浪的不规则性所导致的大量反射角, 海杂波通常呈现非高斯性、长时相关性, 且在高分辨率雷达、高海况条件下尤为明显. 因此, 海杂波建模与海杂波中的目标检测问题, 尤其是海

杂波中的微弱目标检测问题, 一直以来都是一个难题, 也是国内外研究的一个热点问题. 传统上, 统计模型通常用于研究海杂波幅度的统计特性, 如 Weibull 分布、对数正态分布、K 分布、Alpha 稳定分布等^[1-6], 并基于各种统计分布模型推导出了许多恒虚警 (CFAR, Constant False Alarm Rate) 检测器^[7,8]. 然而, 统计建模方法作为一

种经验方法,难以反映海杂波产生机理及其内部动态特性,而且各种 CFAR 检测器均假设杂波(或噪声)背景服从某种统计分布模型,一旦实际海杂波幅度偏离了假设的统计分布模型,CFAR 检测器的检测性能必然下降,甚至其 CFAR 特性可能也难以保证.另外,由于统计建模是针对海杂波幅度的,因此,所设计检测器的性能很大程度上取决于信杂比(SCR, Signal to Clutter Ratio),在 SCR 较低时,检测器的性能必然下降,甚至可能完全无法发现目标.

分形理论作为非线性科学的三大分支之一,是从研究对象的结构角度研究其不规则性.分形理论可以对海杂波进行机理性描述,并可以刻画海杂波内部所包含的非线性动态特性.最早在雷达目标检测领域中应用的是利用单一分形特征的检测方法^[9~12],其能很好地弥补经典统计目标检测方法的不足,成为一种计算简便、通用性较强的检测方法.然而,利用单一分形特征的检测方法虽然可以在一定程度上摆脱 SCR 的束缚,但在强海杂波背景(SCR 很低时)下仍难以很好地区分海杂波与目标.随着分形理论应用的不断深入,人们发现单一分形参数难以刻画分形对象的局部粗糙度,因此, Kaplan 等人将 Hurst 指数与尺度相关联,提出了由多尺度 Hurst 指数决定的扩展自相似过程^[13],并在图像处理领域取得了较为广泛的应用^[14~16].文献^[17]将扩展分形特征作为特征矢量用于区分海杂波与目标,取得了比单一分形维数更好的检测性能,但其仅对海杂波时域序列进行了分析,并未利用相参雷达中相参积累所能带来的 SCR 优势.针对这一不足,本文利用 Fourier 变换可以有效提升 SCR 和保持时域序列自相似性的特点,并考虑到实际序列一般难以表现出数学上的完美分形结构且在各个尺度下粗糙度一般是不相同的,将扩展自相似过程引入到频谱序列分析中,即采用扩展分形分析方法直接分析频谱序列的局部粗糙度.下文将首先介绍 Fourier 变换保持原序列自相似性的特性,并简单介绍扩展自相似过程;然后,将扩展自相似过程的决定参数——多尺度 Hurst 指数引入到实测海杂波数据的分析中,并研究各个尺度下海杂波单元与目标单元多尺度 Hurst 指数的特性,寻找差异特征;最后,利用海杂波与目标回波多尺度 Hurst 指数的差异设计目标 CFAR 检测方法,并基于实测数据验证与分析该目标检测方法的检测性能.

2 Fourier 变换的自相似特性

本节以经典自相似过程——分数布朗运动(FBM)为例说明 Fourier 变换可以保持原序列自相似性的特性.FBM 是由 Mandelbrot 从布朗运动推广而来的,由其定义^[18,19]可知, $B_H(t)$ 的概率密度函数可表示为

$$P_{B_H(t)}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t^{2H}}} \exp\left\{-\frac{x^2}{2t^{2H}}\right\} \quad (1)$$

其中, x 代表 FBM 序列的幅度.将式(1)作尺度变换 $t \rightarrow \kappa t$, $x \rightarrow \kappa^H x$ (κ 称为尺度因子),则有如下幂规律

$$\begin{aligned} P_{B_H(\kappa t)}(\kappa^H x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi(\kappa t)^{2H}}} \exp\left\{-\frac{(\kappa^H x)^2}{2(\kappa t)^{2H}}\right\} \\ &= \kappa^{-H} P_{B_H(t)}(x) \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)在尺度变换前后,总分布概率保持不变,即

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} P_{B_H(\kappa t)}(\kappa^H x) d(\kappa^H x) &= \int_{-\infty}^{\infty} \kappa^{-H} P_{B_H(t)}(x) d(\kappa^H x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} P_{B_H(t)}(x) dx = 1 \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)表明, $B_H(t)$ 与 $\kappa^{-H} B_H(\kappa t)$ 具有相同的概率分布,即在统计意义下 $B_H(t)$ 是自相似的,可采用如下形式表达

$$B_H(t) \stackrel{s.t.a}{=} \kappa^{-H} B_H(\kappa t) \quad (4)$$

其中, $\stackrel{s.t.a}{=}$ 表示在统计意义下相等.

为研究 Fourier 变换保持原序列自相似性的特性,首先观察 FBM 序列的 Fourier 变换,如下式所示

$$F_B(f) = \int_0^T B_H(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (5)$$

其中, $B_H(t)$ 定义在区间 $(0, T)$ 上.在此基础上做尺度变换 $t' = \kappa t$,则由式(4)得 $B_H(t') \stackrel{s.t.a}{=} \kappa^H B_H(t)$,代入式(5)得 $F_B(f) \stackrel{s.t.a}{=} \int_0^{\kappa T} \frac{B_H(t')}{\kappa^H} e^{-j2\pi f t' / \kappa} d(t' / \kappa) = \frac{1}{\kappa^{H+1}} F_B\left(\frac{f}{\kappa}\right)$ (6) 由式(6)可知,频率变为原来的 $1/\kappa$ 后,频谱幅度变为原来的 κ^{H+1} 倍.这说明 FBM 的频谱幅度与频率尺度因子 κ 之间存在幂律关系,即 FBM 的频谱具有自相似性.可见,具有自相似性的序列经过 Fourier 变换后自相似性得以保持,因此, Fourier 变换是一种自相似变换,这一特性为将分形理论引入到频域中奠定了基础.

3 海杂波的扩展自相似特性

3.1 实测海杂波数据

本节将采用 X 波段与 S 波段海杂波数据进行扩展自相似特性分析, X 波段雷达数据(26 #),来自于“Osborn Head Database”^[20],是由加拿大 McMaster 大学利用 X 波段的 IPIX 雷达开展对海探测实验采集得到的,数据采集时雷达天线工作在驻留模式,观察目标为一漂浮于海面上包裹着金属网的塑料球体,数据包含 HH、VV 同极化和 HV、VH 交叉极化四种情况,本节仅采用 CNR 相对较高的 HH、VV 同极化数据进行分析,其信杂比(SCR)约为 0~6dB,对应的雷达脉冲重频(PRF)为 1000Hz. S 波段海杂波数据(S-1 #)是某 S 波段雷达对海照射采集得到的,采集数据时天线工作在驻留模式,极化方式为 VV 极化,观察目标为一慢速远离雷达的小渔

船,此组数据 SCR 约为 0~3dB,对应的 PRF 为 650Hz.图 1 给出了三组雷达数据的距离-时间-归一化幅度三维图形,每个距离单元的回波序列时间均为 131s 左右,图 1 上还标出了每组数据的目标单元(或运动轨迹).由于雷达照射海域、海况、雷达自身参数等均不相同,图 1 所示的两种波段海杂波数据在起伏程度上明显不同,且海杂波单元与目标单元难以直接区分.图 2 给出了三组

雷达数据海杂波单元与目标单元的频谱图形,对 X 波段雷达数据而言,海浪(Bragg 浪)的多普勒中心频率在 0~100Hz 范围内,这说明 Bragg 浪整体上是向雷达运动的;对 S 波段雷达数据而言,海浪(Bragg 浪)的多普勒中心频率在 -100~0Hz 范围内,这说明 Bragg 浪整体上是远离雷达运动的.

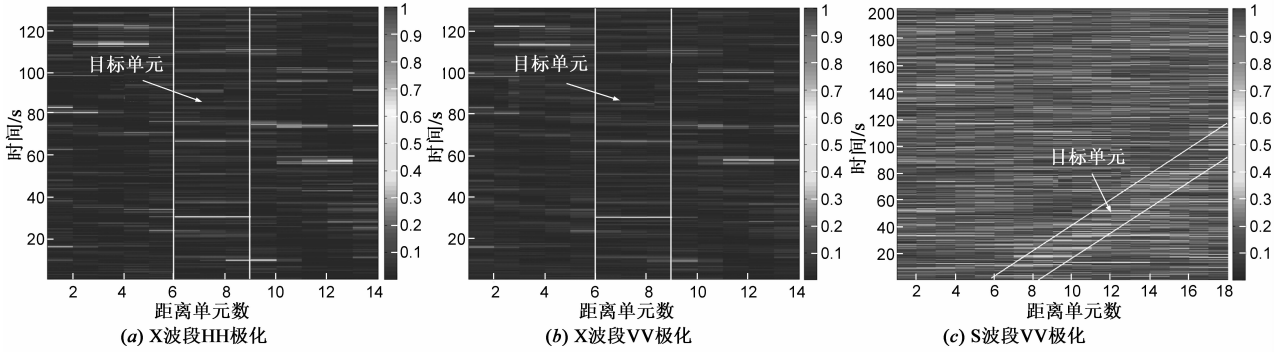


图1 雷达实测数据的归一化时域图形

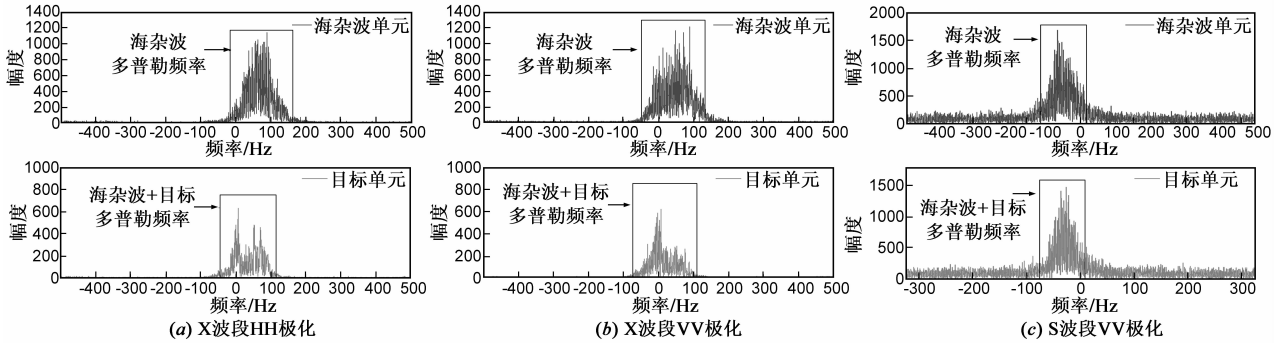


图2 海杂波单元与目标单元的频谱图形

3.2 扩展自相似特性分析

基于 Fourier 可以保持原序列自相似性的特性,本节将分析 3.1 节所示的三组雷达实测数据频谱的扩展自相似特性.扩展自相似过程采用各尺度下的幂律指数——多尺度 Hurst 指数实现对分形对象局部粗糙度的刻画^[21].多尺度 Hurst 指数可采用如下方式计算:假设对分形序列以 2^m ($m = 0, 1, 2, \dots$) 因子进行重采样,即 $r = 2^m$ ($m = 0, 1, 2, \dots$),则多尺度 Hurst 指数可由相邻尺度下的结构函数计算得到^[22],即

$$\tilde{H}(m) = \frac{1}{2} \log_2 \left[\frac{f(2^{m+1})}{f(2^m)} \right] \quad (7)$$

多尺度 Hurst 指数能够反映不同尺度下研究对象的粗糙度,若在各尺度下多尺度 Hurst 指数都相等,即 $\tilde{H}(m) = H$,扩展自相似过程即为经典的 FBM 过程.

图 3 给出了采用式(7)计算得到的海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数,其中在计算频谱时所采用的时间序列长度 L_t 为 2^{10} 和 FFT 点数 L_f 为 2^{13} .由图 3 可以观察到,无论是 X 波段还是 S 波段雷达数据,海杂波

单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数均在尺度区间 $[2^3, 2^5]$ 内呈现明显差异,且目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数均大于海杂波单元频谱的多尺度 Hurst 指数,这说明在尺度区间 $[2^3, 2^5]$ 内海杂波对目标的存在比较敏感,并且目标的出现会使海杂波频谱的粗糙度降低.由图 3(a)~(c)还可发现,在尺度区间 $(2^0, 2^3)$ 内海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数混叠在一起,难以区分,这是因为此尺度区间主要反映的是噪声频谱的扩展自相似性,而海杂波单元与目标单元的噪声频谱是十分相近的.X 波段 HH 极化和 VV 极化数据在尺度 $r = 2^2$ 时部分距离单元频谱的多尺度 Hurst 指数大于 1,与扩展自相似过程理论推导得到的多尺度 Hurst 指数均不大于 1 的结论相悖,这可能是由于数据采集、量化引入的误差以及样本本身脉动引起的,这一现象并不能在每一组数据中都观察到,不具普遍性.对于 X 波段 HH 极化与 VV 极化数据而言,除了在尺度区间 $[2^3, 2^5]$ 内海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数有明显差异外,二者在尺度区间 $[2^8, 2^{10}]$ 内也有差异,且目标单

元频谱的多尺度 Hurst 指数小于海杂波单元频谱的多尺度 Hurst 指数.这一差异在其它多组 X 波段数据中均可观察到,而在 S 波段雷达数据中这一差异只是偶尔出现,究其原因可能是雷达波段、分辨率以及目标特性

不同综合作用的结果.此外,从整体上观察图 3(a)与图 3(b)可发现二者比较相近,这说明频域多尺度 Hurst 指数对极化方式并不敏感.

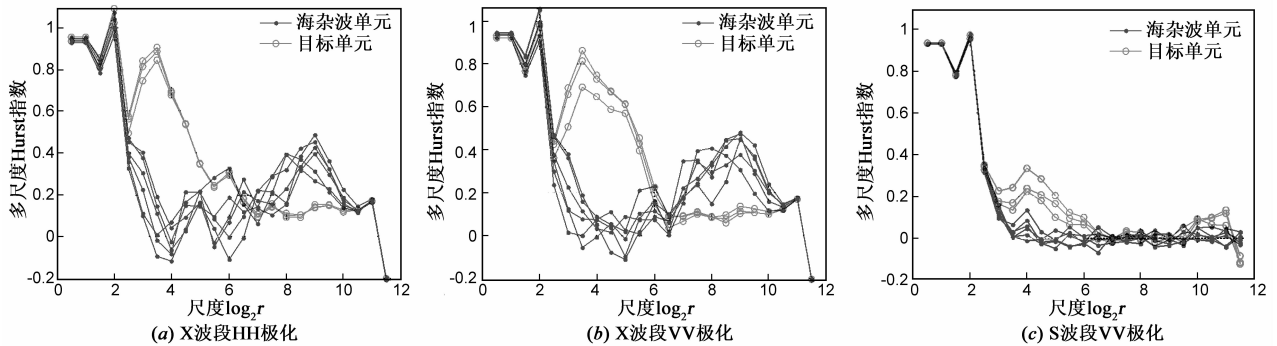


图3 海杂波与目标单元频谱的多尺度Hurst指数

为进一步说明上述结论,表 1 给出了几组典型 X 波段与 S 波段雷达数据的海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数有明显差异的尺度区间.由表 1 可明显看出,对于 X 波段雷达数据,海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数主要在 2^4 和 2^8 尺度左右表现出明显差异;而对于 S 波段雷达数据,海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数主要在 2^4 尺度左右表现出明显差异,且这种差异比较稳定,这为采用多尺度 Hurst 指数区分海杂波与目标提供了实验基础.

表 1 海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数有明显差异的尺度区间 ($L_t = 2^{10}, L_f = 2^{13}$)

实测数据		尺度区间 I	尺度区间 II
X 波段	26 #	HH 极化	$[2^{3.0}, 2^{5.0}]$
		VV 极化	$[2^{3.0}, 2^{5.5}]$
	54 #	HH 极化	$[2^{3.5}, 2^{5.5}]$
		VV 极化	$[2^{4.0}, 2^{6.0}]$
	310 #	HH 极化	$[2^{3.5}, 2^{6.5}]$
		VV 极化	$[2^{4.5}, 2^{5.5}]$
S 波段	S-1 #	VV 极化	$[2^{3.5}, 2^{5.0}]$
	S-2 #	VV 极化	$[2^{3.5}, 2^{5.0}]$
	S-3 #	VV 极化	$[2^{4.5}, 2^{5.0}]$

注:表中“—”表示尺度区间不存在.

在参数 $L_t = 2^{10}, L_f = 2^{13}$ 时,在选取频域尺度 $r = 2^4$ 条件下,图 4 给出了 3.1 节所示三组海杂波数据各个距离单元频谱的多尺度 Hurst 指数,并且为便于对比,图 4 中还给出了各个距离单元在时域采用传统的单一分形分析方法和扩展分形分析方法计算得到的 Hurst 指数,这里需说明的是,由于在序列长度为 2^{10} 时难以获得相对较稳定的时域单一 Hurst 指数和多尺度 Hurst 指数,因此在计算过程中采用了长度为 2^{14} 的时间序列.由图 4 可知,频域多尺度 Hurst 指数对海杂波与目标的区分效果明显优于时域单一 Hurst 指数和时域多尺度 Hurst 指数,在 SCR 相对较低的 S 波段雷达数据中表现尤为明显,这是因为时域回波信号经过 Fourier 变换到频域后 SCR 得到有效提升,并且选取的尺度是海杂波与目标单元频谱的粗糙度差异较明显、较稳定的尺度(本文将具有这种特性的尺度称为“最优频域尺度”).时域单一 Hurst 指数对海杂波与目标区分效果最差,一方面是因为没有进行相参积累,SCR 没有得到提升,另一方面是因为单一 Hurst 指数是在多个尺度下拟合得到的,相当于对多个尺度下的多尺度 Hurst 指数进行了加权平均,对海杂波与目标的区分效果被进一步削弱.时域多

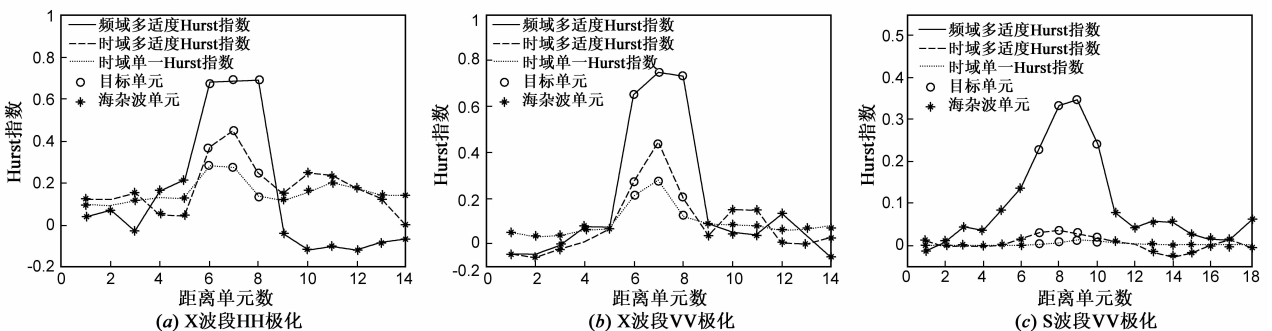


图4 设定参数下各距离单元的多尺度Hurst指数

尺度 Hurst 指数对海杂波和目标的区分效果处于频域多尺度 Hurst 指数和时域单一 Hurst 指数之间,其相对于频域多尺度 Hurst 指数少了 Fourier 变换的环节,从而没有 SCR 的提升,因此其区分效果劣于频域多尺度 Hurst 指数,而其相对于单一 Hurst 指数多了选取最优尺度环节,从而区分效果优于时域单一 Hurst 指数。

3.3 扩展自相似性的影响参数

本节将详细分析多尺度 Hurst 指数在不同时间序列长度 L_t 和 FFT 点数 L_f 条件下的变化情况。

图 5 给出了时间序列长度 L_t 分别为 2^9 和 2^{12} 时海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数 ($L_f = 2^{13}$ 保持不变)。比较图 5 与图 3 可以发现,在 FFT 点数 L_f 保持不变的条件下,无论用于 Fourier 变换的时间序列长度 L_t 是增加还是减少,海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数差异比较明显的尺度(即最优频域尺度)范围仍主要在 2^4 左右;此外,当 $L_t = 2^{12}$ 时,频域尺度区间 ($2^0, 2^3$) 内海杂波与目标的多尺度 Hurst 指数虽仍混叠在一起,但混叠程度弱于 L_t 为 2^9 和 2^{10} 时,这主要是因为当 $L_t = 2^{12}$ 时 SCR 相对前两种情况而言提升得较高,即目标多普勒谱的幅度值已足够大,影响到了尺度 $2^0 \sim 2^3$ 下的海杂波频谱的扩展自相似性。对 X 波段数据而言,在尺度 2^4 左右,在各个 L_t 下海杂波与目标的区

分程度差异不大, L_t 增加带来的 Fourier 变换后 SCR 的提升在频域多尺度 Hurst 指数上体现不明显,这是因为此组 X 波段数据 SCR 相对较高,在 $L_t = 2^9$ 时 Fourier 变换后 SCR 已经足够高,而频谱的扩展分形分析主要关心的是序列粗糙度的变化,从而 L_t 增加带来的 SCR 进一步升高并不能扩大海杂波与目标频谱粗糙度的差异,但随着 L_t 增加,在各个尺度下所有海杂波单元频谱的多尺度 Hurst 指数相对更“聚拢”,这说明 L_t 增加带来的 SCR 进一步升高使得估计到的多尺度 Hurst 指数更稳定;对 S 波段数据而言,在尺度 2^4 左右,当 $L_t = 2^9$ 时海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数混叠在一起,随着 L_t 增加二者的区别才得以显现,这是因为此组 S 波段数据 SCR 相对较低,比 X 波段雷达数据需要更长时间的相参积累才能有效提升 SCR,才能达到 X 波段数据在 $L_t = 2^9$ 时的 SCR 水平。此外,在尺度 2^8 左右,对于 X 波段数据而言,海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数仍有明显差异,且海杂波频谱的尺度 Hurst 指数要大于目标频谱的多尺度 Hurst 指数,与上文中图 3 所示结果相一致;而对于 S 波段数据而言,在图 3 与图 5 中给出的三种 L_t 条件下,海杂波与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数混叠在一起难以区分。

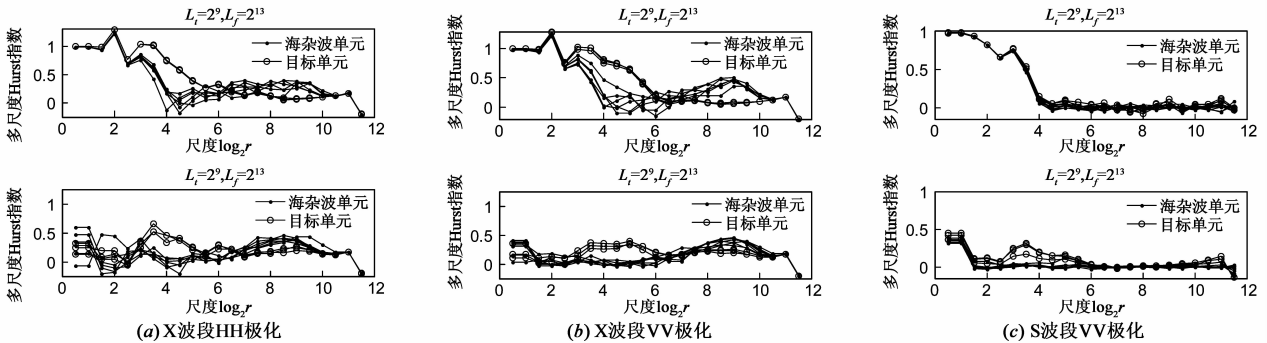


图 5 不同 L_t 条件下频谱的多尺度 Hurst 指数 ($L_f = 2^{13}$ 保持不变)

图 6 给出了 FFT 点数 L_f 分别为 2^{11} 和 2^{15} 时海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数 ($L_t = 2^{10}$ 保持不变)。由图 6 首先可以观察到,时间序列长度不变时,仅增加 FFT 的点数并不能增大海杂波与目标单元频谱多尺度 Hurst 指数差异,但 FFT 点数变化时,最优频域尺度也随之发生变化,不再保持在 2^4 左右,当 FFT 点数减少时,最优频域尺度区间在尺度坐标轴上会相应的向左“滑动”,从而最优频域尺度的值变小;当 FFT 点数增多时,最优频域尺度区间在尺度坐标轴上会相应的向右“滑动”,从而最优频域尺度的值变大。最优频域尺度的这种变化方式与式 (7) 所示的多尺度 Hurst 指数计算方法有关,即计算过程中需对频谱序列以 2^m ($m = 0, 1, 2, \dots$) 因子进行重采样。假设 L_t 保持不变且不考虑频谱

幅度值的相对大小,则 $L_f = 2^{13}$ 时频谱可近似认为是对 $L_f = 2^{15}$ 时的频谱以因子 2^2 进行重采样得到的(由于噪声和外界其它干扰因素等的影响二者之间的重采样关系并不严格),而 $L_f = 2^{13}$ 时的最优频域尺度为 2^4 意味着此条件下频谱的最佳重采样因子是 2^4 ,因此,当 $L_f = 2^{15}$ 时,需以因子 2^6 对频谱进行重采样才能抽取到与 $L_f = 2^{13}$ 时的频谱以因子 2^4 进行重采样所得到的频率成分,即 $L_f = 2^{15}$ 时的最佳重采样因子(最优频域尺度)是 2^6 ,以此类推,则当 $L_f = 2^{11}$ 时,最优频域尺度应在是 2^2 左右。由于噪声、外界其它干扰因素以及样本自身脉动的影响,最优频域尺度随 L_f 的变化左右移动的数量达不到 2^2 ,大约在 $2^{1.5}$ 左右。

综上所述,时间序列长度 L_t 主要影响最优频域尺度下海杂波与目标的差异程度,而 FFT 点数 L_f 则直接影响最优频域尺度的取值,因此,在选取最优频域尺度

前应确定 FFT 的点数.此外,综合考虑计算量及区分效果,建议时间序列长度 L_t 可在区间 $[2^9, 2^{11}]$ 内取值,FFT 点数 L_f 可在区间 $[2^{12}, 2^{14}]$ 内取值.

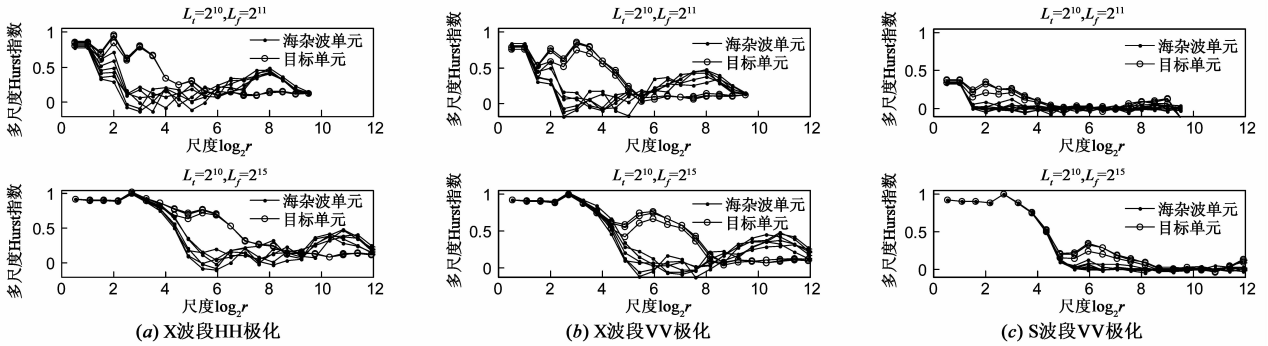


图6 不同 L_f 条件下频谱的多尺度Hurst指数($L_t=2^{10}$ 保持不变)

4 频域多尺度 Hurst 指数目标检测方法

本节将以频域多尺度 Hurst 指数为特征设计海杂波中的目标 CFAR 检测方法并分析其检测性能.目标检测流程图如图 7 所示,其中,相参积累是通过 Fourier 变换实现的,最优频域尺度是通过将雷达实验数据频谱进行扩展自相似分析得来的,下文分析中参数设定与前文一致,即在计算多尺度 Hurst 指数过程中 L_t 设为 2^{10} , L_f 设为 2^{13} ,选取 2^4 为最优频域尺度.在获得最优频域尺度下的多尺度 Hurst 指数后,便可与检测门限 T 进行比较,若多尺度 Hurst 指数大于 T ,则判定为有目标,反之若多尺度 Hurst 指数小于 T ,则判定为纯海杂波.检测门限 T 可采用 CFAR 方法产生,由于在最优尺度下海杂波单元与目标单元频谱的多尺度 Hurst 指数的分布难以准确判定,因此这里采用双参数 CFAR 方法,其 CFAR 特性与初始样本具体分布类型无关^[7,8,23].在实际应用中,最优频域尺度可能会随着雷达参数或者海情的变化而有轻微变化,这可以通过实时收集雷达实验数据进行分析并进行修正,因此,本文所设计的检测方法比较适用于观察海域相对较固定的雷达,如岸基对海侦察或监视雷达等.

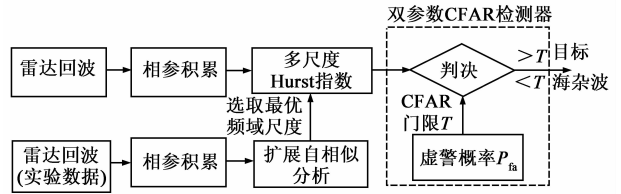


图7 利用频域多尺度Hurst指数的目标检测方法流程图

图 8 给出了采用图 7 所示流程对图 1 所示数据的检测结果,其中虚警概率为 10^{-4} .由图 8 可以看到,三组雷达数据中的目标单元基本都被检测出来,具有较高的检测概率,但同时可以发现,在海杂波单元中有虚警出现并且部分目标单元存在漏检现象,这可能与海面和目标的起伏特性有关.为定量分析所设计检测方法的检测性能,表 2 列出了图 8 所示 CFAR 处理结果对应的检测概率, P_d ,且为便于对比,表 2 同时给出了传统的以时域单一 Hurst 指数和时域多尺度 Hurst 指数为特征进行双参数 CFAR 检测的检测概率,对比可知,得益于相参积累带来的 SCR 优势以及所选取的最优频域尺度,图 7 所示检测方法优于其它两种分形检测方法,尤其在 S 波段雷达的低 SCR 数据下,本文所设计的检测方法性能提升最为明显.这里需注明的是,本文所提检测方法要达到良好的检测概率需时间序列长度达到 2^9 点以上,对应于雷达在某一方位的持续观测时间分别

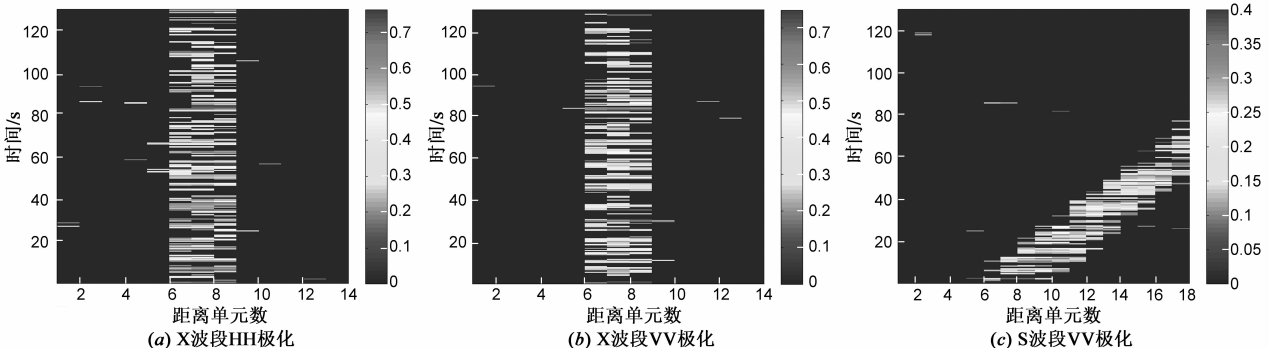


图8 频域多尺度Hurst指数+双参数CFAR处理结果

为 0.512s(X 波段)和 0.788s(S 波段)以上,这限制了本文所提方法在大范围海域快速搜索目标的能力,然而对于在小范围海域内搜索较微弱的慢速运动目标等可以满足算法采样点要求的情况下,本文所提方法在性能上却具有一定的优势。

表 2 利用频域多尺度 Hurst 指数和时域单一 Hurst 指数 CFAR 检测方法的检测概率 P_d

目标检测方法	X 波段	X 波段	S 波段
	HH 极化	VV 极化	VV 极化
频域多尺度 Hurst 指数 + 双参数 CFAR	78.88%	80.08%	85.66%
时域多尺度 Hurst 指数 + 双参数 CFAR	65.34%	69.32%	51.00%
时域单一 Hurst 指数 + 双参数 CFAR	58.96%	61.35%	41.04%

5 总结

本文主要研究了在频域中海杂波的扩展自相似特性,将多尺度 Hurst 指数作为特征区分海杂波与目标,并设计了 CFAR 检测方法.首先,通过理论推导说明了 Fourier 变换所具有的保持原时间序列自相似性的特性;然后,将扩展自相似过程引入到对海杂波频谱的分析中,估计了各尺度下海杂波与目标单元的多尺度 Hurst 指数,发现二者在“最优频域尺度”下的差异较稳定,并分析了时间序列长度以及 FFT 点数对频域多尺度 Hurst 指数的影响;最后,结合频域多尺度 Hurst 指数和双参数 CFAR 算法设计了海杂波中目标的检测方法,并基于实测数据进行性能分析.结果表明,得益于相参积累带来的 SCR 优势以及所选取的最优频域尺度,本文所设计的检测方法比传统的基于时域分形参数的检测方法具有更优良的性能。

参考文献

[1] Vicen-Bueno R, et al. Coherent detection of Swerling 0 targets in sea-ice Weibull-distributed clutter using neural networks [J]. IEEE Trans on IM, 2010, 59(12): 3139 – 3151.

[2] Carretero-Moya J, et al. Statistical analysis of a high-resolution sea-clutter database [J]. IEEE Trans on GRS, 2010, 48(4): 2024 – 2037.

[3] Brekke E, et al. Tracking small targets in heavy-tailed clutter using amplitude information [J]. IEEE J Oceanic Engineering, 2010, 35(2): 314 – 329.

[4] Ward K D, et al. Sea Clutter: Scattering, The K Distribution and Radar Performance [M]. London: Institution of Engineering & Technology, 2006: 109 – 307.

[5] Liao M S, et al. Using SAR Images to Detect Ships From Sea Clutter [J]. IEEE GRSL, 2008, 5(2): 194 – 198.

[6] 陈多芳, 陈伯孝, 等. 岸-舰双基地波超视距雷达图像域海杂波抑制方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(2): 387 – 392.

Chen Duofang, Chen Baixiao, et al. Sea Clutter Suppression in

image domain for coast-ship bistatic SWOTHR [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 387 – 392. (in Chinese)

[7] 何友, 关键, 等. 雷达目标检测与恒虚警处理(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2011. 36 – 263.

[8] 陈建军, 黄孟俊, 等. 海杂波下的双门限恒虚警目标检测新方法 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2135 – 2141.

Chen Jianjun, Huang Mengjun, et al. A novel method for CFAR detector with bi-thresholds in sea clutter [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2135 – 2141. (in Chinese)

[9] 关键, 刘宁波, 等. 雷达目标检测的分形理论及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2011. 1 – 11.

[10] Savaidis S, Frangos Y. Scattering from fractally corrugated surface: An exact approach [J]. Optics Letters, 1995, 20(23): 2357 – 2359.

[11] Lo T, Leung H, et al. Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets [J]. IEE Proc-F, 1993, 140(4): 243 – 250.

[12] Salmasi M, et al. Design and analysis of fractal detector for high resolution radars [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2009, 40(5): 2133 – 2145.

[13] Kaplan L M, et al. Extending self-similarity for fractional brownian motion [J]. IEEE Trans on SP, 1994, 42(12): 3526 – 3530.

[14] Kaplan L M. Extended fractal analysis for texture classification and segmentation [J]. IEEE Trans on IP, 1999, 8(11): 1572 – 1585.

[15] Kaplan L M. Improved SAR target detection via extended fractal features [J]. IEEE Trans on AES, 2001, 37(2): 436 – 451.

[16] 袁湛, 何友, 等. 基于改进扩展分形特征的 SAR 图像目标检测方法 [J]. 宇航学报, 2011, 32(6): 1379 – 1384.

Yuan Zhan, He You, et al. Improved extended fractal feature-based target detection in SAR imagery [J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(6): 1379 – 1384.

[17] 李秀友, 关键, 等. 海杂波中基于扩展分形的目标检测方法 [J]. 火控雷达技术, 2008, 37(2): 10 – 13, 38.

Li Xiuyou, Guan Jian, et al. Methods for detecting targets in sea clutter based on extended fractal [J]. Fire Control Radar Technology, 2008, 37(2): 10 – 13, 38. (in Chinese)

[18] Mandelbrot B B. The Fractal Geometry of Nature [M]. New York: WH Freeman, 1982. 1 – 63.

[19] Decreusefond L, et al. Stochastic analysis of the fractional Brownian motion [R]. America: American Mathematical Society 1991 subject classifications, 2007: 1 – 12.

[20] Drosopoulos A. Description of the OHGR database [R]. Ottawa: Defence Research Establishment, Tech. Note No. 94 – 14, 1994.

[21] Kaplan L M. Fractal Signal Modeling: Theory, Algorithms, and Applications [D]. California: University of Southern Californi-

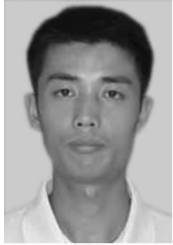
a, 1994: 12 – 38.

- [22] Kaplan L M, et al. Texture roughness analysis and synthesis via extended self-similar (ESS) model [J]. IEEE Trans on PAMI, 1995, 17(11): 1043 – 1056.
- [23] 孟华东, 等. 与初始噪声分布无关的恒虚警处理器[J].

清华大学学报(自然科学版), 2001, 41(7): 51 – 53, 68.

Meng Huadong, Wang Xiqin, et al. CFAR processor independent of original noise distribution[J]. J Tsinghua Univ (Sci & Tech), 2001, 41(7): 51 – 53, 68. (in Chinese)

作者简介



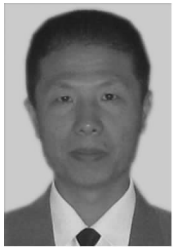
刘宁波 男, 1983 年生于山东烟台. 博士, 讲师. 研究方向包括雷达信号处理、海杂波中微弱目标检测.

E-mail: lmb198300@yahoo.com.cn



黄勇 男, 1979 年生于湖南汨罗, 博士, 讲师. 研究方向包括雷达目标检测、阵列信号处理.

E-mail: huangyong2003@163.com



关键 男, 1968 年生于辽宁锦州. 教授, 博士生导师. 研究方向包括雷达目标检测与跟踪、侦察图像处理和信息融合. 获全国优秀博士学位论文奖, 新世纪百千万人才工程国家级人选.

E-mail: guanjian96@tsinghua.org.cn



何友 男, 1956 年生于吉林磐石, 教授, 博士生导师. 研究方向包括雷达数据处理, 信息融合.

E-mail: heyoumail@sohu.com