

基于分形可变步长 LMS 算法的海杂波中微弱目标检测

刘宁波 关 键 张 建

(海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)

摘 要: 该文主要研究了基于 Hurst 指数与可变步长 LMS 算法相结合的分析方法在海杂波微弱目标检测中的应用。一直以来, 分形理论与统计理论是分别应用到目标检测中的, 该文将分形可变步长 LMS 算法引入到海杂波微弱目标检测中, 并在此基础上提出一个海杂波中的微弱目标检测模型, 初步实现了基于 LMS 算法的检测方法与基于单一分形特征的检测方法的结合。最后, 采用 X 波段雷达实测海杂波数据进行验证, 结果表明该检测模型具有良好的检测海杂波中微弱目标的能力。

关键词: 目标检测; 分形; 可变步长 LMS; 海杂波

中图分类号: TN959.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)02-0371-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00017

Low-Observable Target Detection in Sea Clutter Based on Fractal-based Variable Step-Size LMS Algorithm

Liu Ning-bo Guan Jian Zhang Jian

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

Abstract: This paper mainly studies the application of the combination of Hurst exponent and variable step-size LMS algorithm in low-observable target detection in sea clutter. Up to now, fractal theory and statistic theory are applied to target detection respectively. In this paper, the fractal-based variable step-size Least Mean Square (LMS) algorithm is introduced and a novel low-observable target detection model is proposed based on the algorithm. And the combination of LMS algorithm and single fractal characteristic in target detection is elementarily realized. Finally, X-band real sea clutter is used for verification and the results indicate that the proposed model has a good performance of detecting low-observable target in sea clutter.

Key words: Target detection; Fractal; Variable step-size LMS; Sea clutter

1 引言

对于各种对海警戒和预警雷达而言, 海杂波研究的主要目标是提高海杂波中目标的检测能力, 迄今为止, 这方面的研究已有很多经典方法, 如时频分析^[1]、小波分解^[2]、神经网络^[3,4]、神经网络与小波分解相结合的方法^[5,6]以及分形维数^[7,8]的利用、分形误差^[9]以及多重分形分析^[10,11], 等等。这一领域的研究需要首先从理论上研究海杂波与目标特征的差异, 并对大量实测数据进行实验, 找到可以计算的比较稳定的参数将目标从海杂波中检测出来。

实际上, 上述方法主要可以分成两大类: 基于统计理论的方法和基于分形理论的方法。目前在应用中, 统计理论和分形理论一直是分别应用到海杂波中的目标检测中的。最小二乘(LMS)算法和 Hurst

指数分别属于统计理论和分形理论范畴。LMS 算法是自适应算法中应用比较广泛的一种, 其跟踪平稳信号十分有效。传统的基于 LMS 的自适应算法有着需要小步长以降低失配和需要大步长来达到快速收敛的矛盾, 且在时变环境中是依赖于数据的。因此, 可变步长 LMS 算法得以提出来解决这些问题。然而, 目前所提出的各种自适应算法并不能很好地建模或者跟踪非平稳信号; 分形理论在海杂波目标检测中应用已有三十年左右, 其为非平稳信号的研究提供了一种重要手段, 且单一的分形参数(如分形维数、Hurst 指数等)已可以准确地计算, 且计算方法简单, 但由于所需采样点数较多, 往往在工程上不易实现。因此, 二者的优点若能进行结合, 必然为海杂波中目标检测性能的提升打下良好的基础。

本文基于上述考虑, 将一种基于分形参数估计的可变步长最小二乘(Fractal-Based Variable Step-size Least Mean Square, FB-VSLMS)算法^[12]引入到海杂波目标检测中来, 提出一个新的目标检测模型,

2009-01-08 收到, 2009-11-03 改回

国家自然科学基金(60672140, 60802088)和教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0912)资助课题

通信作者: 刘宁波 lnbl98300@yahoo.com.cn

将基于 LMS 算法的检测方法和基于单一分形特征的检测方法的优点较好地结合起来。

2 FB-VSLMS 算法与目标检测模型

FB-VSLMS 算法可以用于在功率谱具有 $1/f^\beta$ 形式的分形信号族中检测其它信号, 其中, f 为频率, $\beta = 2H + 1$, H 为 Hurst 指数。这一类随机过程一般是非平稳的且具有统计意义上的自相似特性。FB-VSLMS 算法初步解决了目前的各种自适应算法并不能很好地建模或者跟踪非平稳信号的问题, 其步长参数的约束条件除了一个是时变的之外, 其余的均与时间无关, 且各步长参数的计算是通过估计 Hurst 指数来完成的, 具有计算简便、快捷的优点。

为深入了解 FB-VSLMS 算法, 首先考虑一个自适应线性合成器 (Adaptive Linear Combiner, ALC), 如图 1 所示, 其中, $d(n)$ 为实际测量信号, $\hat{d}(n)$ 为通过自适应合成器得到的 $d(n)$ 的估计(预测)值, 自适应合成器的目的是尽量使 $\hat{d}(n)$ 逼近真实值 $d(n)$ 。

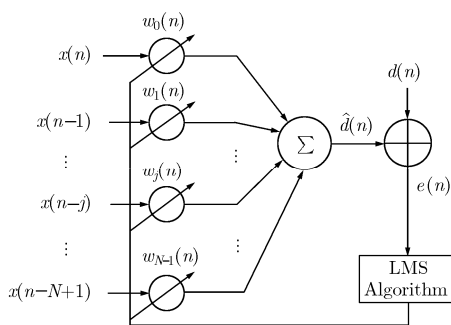


图1 自适应线性合成器

假设 ALC 的输入信号向量为 $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$, 其中, N 为向量长度。LMS 算法的权值向量可以采用如下公式进行更新:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \boldsymbol{\alpha}(n)\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \quad (1)$$

其中 $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$, 是长度为 N 的权值向量; $e(n) = d(n) - \hat{d}(n)$ 为输出误差; $\hat{d}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$ 是 ALC 的输出值; $\boldsymbol{\alpha}(n)$ 为 LMS 算法的步长矩阵。由于信号 $d(n)$ 是非平稳的, 所以步长矩阵是时间 n 的函数, 即步长矩阵是时变的。

根据文献[13]中的引理与假设, 即最小值点的权值向量(即最优权值向量)与 n 无关, 且, $\mathbf{x}(n)$, $\mathbf{v}(n)$ 和 $e_0(n)$ 相互独立, 其中, $\mathbf{v}(n)$ 表示权值向量与最优权值向量的差值, $e_0(n)$ 为最小值点处的零均值高斯噪声, 可以得到, 步长矩阵 $\boldsymbol{\alpha}(n)$ 与输入信号的自协方差矩阵 $\mathbf{R}(n)$ 可以采用同样的酉矩阵 \mathbf{Q} 进行对角

化, 即

$$\boldsymbol{\alpha}(n) = \mathbf{Q}\boldsymbol{\Lambda}_\alpha(n)\mathbf{Q}^T \quad (2)$$

$$\mathbf{R}(n) = \mathbf{Q}\boldsymbol{\Lambda}(n)\mathbf{Q}^T \quad (3)$$

其中 $\boldsymbol{\Lambda}_\alpha(n) = \text{diag}\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{N-1}, \mu_N\}$, $\boldsymbol{\Lambda}(n) = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{N-1}, \lambda_N(n)\}$ 。 $\mathbf{R}(n)$ 的特征值都依赖于 Hurst 指数, 且除了 $\lambda_N(n)$ 之外, 所有特征值均与 n 无关^[13]。时变特征值可根据式(4)计算

$$\lambda_N(n) = \frac{\sigma_H^2}{2} \left[2Nn^{2H} + 2Hn^{2H-1}N(N-1) - \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N-1} i(N-i)^{2H} \right] \quad (4)$$

其中 $\sigma_H^2 = 1/\Gamma(2H+1)|\sin(H)|$, 与特征值 $\lambda_N(n)$ 对应的特征向量 $\boldsymbol{\varphi}_N$ 为

$$\boldsymbol{\varphi}_N = \frac{1}{\sqrt{N}} [1, 1, 1, \dots, 1] \quad (5)$$

为使算法收敛^[12], 需满足条件 $|1 - \mu_j(i)\lambda_j(i)| < 1$, 当 $j = 1, 2, \dots, N-1$ 时, μ_j 和 λ_j 均与 n 无关

$$0 < \mu_j < 2/\lambda_j \quad (6)$$

而当 $j = N$ 时, 除满足条件 $|1 - \mu_j(i)\lambda_j(i)| < 1$, 还需满足下式

$$\mu_N(n)\lambda_N(n) = b \quad (b \text{ 为常数}) \quad (7)$$

由上述分析可知, $\mathbf{R}(n)$ 的时不变特征值及对应的特征向量都可采用式(3)进行计算, 实际上, 时不变特征值与 Hurst 指数之间存在着对应关系, 可预先计算存储, 后续运算直接查表即可^[12]。最后一个时变特征值与对应的特征向量可采用式(4)和式(5)求得, 从式(6)和式(7)可以看出, 步长矩阵 $\boldsymbol{\alpha}(n)$ 所有特征值的有效范围均由 $\mathbf{R}(n)$ 的特征值决定, 并在根本上由 Hurst 指数决定, μ_j ($j = 1, 2, \dots, N$) 的选取应该使 LMS 算法的估计误差 $e(n)$ 在均方意义下达到最小。

基于 FB-VSLMS 算法, 建立一个新的海杂波中微弱目标检测模型, 如图 2 所示。由于 ALC 的参数估计依赖于输入信号的 Hurst 指数, 因此, 其与直接采用分形特征进行目标检测具有相同的优点。同时, 可变步长 LMS 算法具有良好的预测能力和很快的收敛速度, 二者的优点在所建立的目标检测模型中得到了较好的结合。

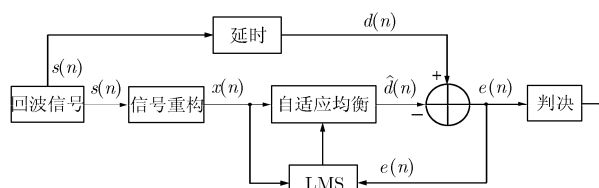


图2 海杂波中微弱目标检测模型

在图 2 中的输入端, 包含海杂波的回波信号作为输入信号, 信号重构过程是根据 N 的大小将输入的回波信号 $s(n)$ 经过延时形成向量 $\mathbf{x}(n)$, 这里的延时时间 Δt_1 由 N 决定, 若 N 为 1, 则回波信号可以无延迟地直接进行自适应处理, 但此时由采样或系统本身引起的输出误差影响程度较大, 综合考虑延迟时间(与实时性相关)以及自适应处理性能 N 取值不应太大, 一般在 3 到 7 之间^[12]。这里需要说明的是, 由 $s(n)$ 得到 $d(n)$ 的延时时间 Δt_2 与延时时间 Δt_1 不同, Δt_2 需要兼顾整个系统的延时与计算等处理所需的时间, 以保证原始回波序列可以与对应的预测值做差, 得到正确的输出误差。如果海杂波中没有目标, 则由于海杂波是分形的^[7]且 FB-VSLMS 算法对分形信号具有良好的预测能力, 输出误差较小; 而当海杂波中存在目标时, 则由于海杂波的分形特性被破坏, 模型的输出误差必将变大, 来更新 ALC 的权值向量, 以便降低由于模型失配而带来的误差。在实际情况中, 在目标在雷达视野内出现与消失时输出误差能够发生变化, 正是自适应处理过程中的 ALC 的权值向量不断更新的结果, 若不采用自适应处理的方法, 则该模型只能依赖先验信息进行目标检测, 并且只能对一次目标出现进行处理, 当目标消失或者另外再有目标出现时, 权值向量不再更新, 输出误差不再发生变化, 该模型将失效。综上所述, 输出误差 $e(n)$ 可作为检测统计量, 即

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) \begin{cases} H_1 \\ \geq T \\ H_0 \end{cases} \quad (T \text{ 为门限}) \quad (8)$$

当海杂波中不存在目标的时候, 随着 $n \rightarrow \infty$, 输出误差 $e(n)$ 应趋于 0, 则 n 充分大时, $e(n)$ 应该很小, 接近于 0, 而 n 较小的时候, 误差可能会比较大, 这与给定的 ALC 初始权值向量有关, 若初始权值向量给定合理, 则输出误差很快就可以收敛到很小的值, 反之, 若初始权值向量给定不合理, 则输出误差在起始的一段时间内会起伏较大, 这时的误差是由系统本身引起的, 若此时海杂波中有目标出现, 也会被系统所带来的误差淹没而难以发现。这里需要指出的是, 门限 T 可以通过预先给定虚警概率, 然后通过计算反复查找直至找到合适的值的方法得到, 当然这一过程不能只对一组数据进行, 需要对大量的实测海杂波数据进行计算与统计, 最终门限可以通过平均或者针对不同的海情进行加权平均等方法得到。

3 实测海杂波验证与分析

仿真中所用数据为采自 IPIX 雷达的低信杂比

数据, 编号为 17#^[14]。依据检测模型编制计算机程序, 迭代次数取为 10^4 , 常数 b 设为 1, 向量长度 $N = 3$, 以达到最小平均均方误差^[12]。首先, 根据文献[15]中海杂波 Hurst 指数计算方法可得, 本组海杂波数据的 Hurst 指数集中 0.09~0.12 之间, 主目标单元的 Hurst 指数集中在 0.25~0.30 之间, 则不存在目标时时不变特征值为 $\lambda_1 = 1.6745$, $\lambda_2 = 2.0243$; 存在目标时时不变特征值为 $\lambda_1 = 0.5727$, $\lambda_2 = 1.0484$ 。为研究不同极化条件以及目标的有无对检测模型输出误差的影响, 图 3 和图 4 分别给出了 HH 极化和 VV 极化条件下海杂波中不存在目标与存在目标两种情况下的模型输出误差。

对比图 3 和图 4 可知, 在不存在目标时, 模型输出误差主要集中在 0~0.015 范围内, 而存在目标时, 误差起伏比较剧烈, 主要集中在 0~0.03 的范围内, 可见, 两种极化条件下, 目标的存在都破坏了海杂波的分形特性, 使模型的输出误差变大。比较 HH 极化与 VV 极化下的输出误差可以发现, 不存在目标时, 模型输出误差 HH 极化时小于 VV 极化时, 存在目标时, 模型输出误差 HH 极化时大于 VV 极化时, 分析其原因, 雷达照射海面的过程中, 由于飘散的碎浪、涌浪、入射角等因素, 被碎浪遮挡的区域或者涌浪背向雷达的部分区域不能被完全观察到, 即“遮蔽”效应, 在 HH 和 VV 极化下这一效应影响程度有所不同。图 3(a)和 3(b)所示不存在目标的情况下, VV 极化下海杂波的“遮蔽”效应比较明显^[16], 其分形特性不如 HH 极化下明显, 因此, 模型对 VV 极化数据的建模效果较差, 最终导致输出误差整体偏大。而对于图 4(a)和 4(b)所示的存在目标的情况下, 目标的存在必然使海杂波的分形程度有所降低, 但在 HH 极化下海杂波分形度降低的程度要大于 VV 极化下降低的程度, 原因主要是, 在低信杂比条件下, 目标基本淹没在海杂波中, “遮蔽”效应影响较为显著, 并且 VV 极化下“遮蔽”效应较大, 这必然导致在 VV 极化下目标对海杂波分形特性影响较弱, 即在 VV 极化下目标使海杂波的分形特性降低的程度比在 HH 极化下降低的程度小, 最终导致在存在目标时, VV 极化条件下海杂波的分形程度要比 HH 极化下更显著, 则模型在 HH 极化条件下失配程度更大, 从而输出误差也偏大。同时, 可以发现图 4(a)和 4(b)所示的输出误差并非一直偏大, 而是有较大起伏的, 出现这样的情况一方面原因是目标是起伏的, 其对海杂波不规则程度的影响不是持续不变的, 另一方面原因是目标的存在并不是使海杂波失去了分形特性, 而是使分形程度有所降低, 从而使模型的失配程度变大, 由于该模型具

有自适应的特点, 因此经过一段时间之后, 误差又重新变小。因此, 下文计算中均采用 HH 极化数据。

另外, ALC 的权值向量的初始化值也会影响到输出误差, 导致起始时输出误差变大, 并随着权值向量的更新而很快收敛。这里, “收敛”指的是输出误差减小到与只由海杂波引起的输出误差相比拟的程度, 一般情况下达到 0.01 以下即可认为已“收敛”。图 5 和图 6 分别给出了初始权值向量为 $[1, 1, 1]^T$ 时不存在目标和存在目标情况下的输出误差。可以看到, 由于系统初始化不当而带来的系统误差要远远大于模型对海杂波失配而带来的误差。同时, 也可以看到输出误差的收敛速度较快, 收敛时间在 1 s 左右。经过 10^4 次的迭代更新, 最终权值向量的最小值点

(不动点)大约在 $[0.3, 0.3, 0.3]^T$ 位置处, $[0.3, 0.3, 0.3]^T$ 即为最优权值向量。在初始权值向量为其它值时存在类似的结果。

为避免在起始时间段内由权值向量初始化不当带来的系统误差影响目标检测, 后续仿真中采用上述分析给出的最优权值向量。由图 7 可看出, 该模型对目标具有很高的敏感性, 当目标在某一时刻出现, 则对应的输出误差会急剧增大, 仿真中假设目标分别在第 1 s 和在第 5 s 开始出现, 并持续较短时间。从图 7 可知, 目标一旦出现, 检测模型便可准确捕捉到, 此时, 门限若设在 0.02 以上, 可在无虚警情况下检测出目标。这里需要指出的是, 由于目

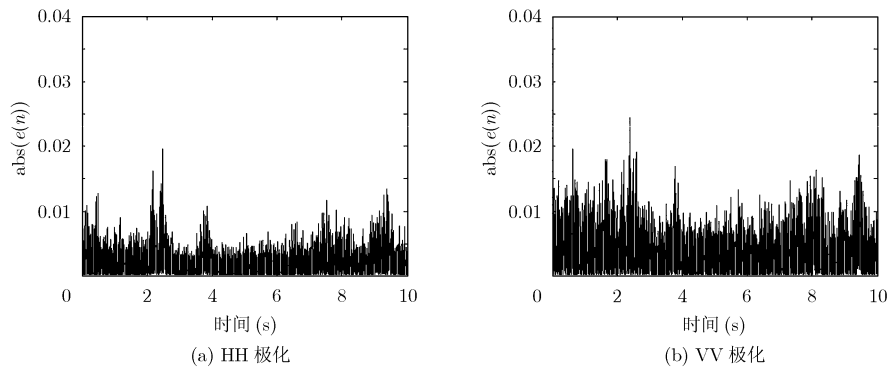


图 3 不存在目标情况下模型的输出误差

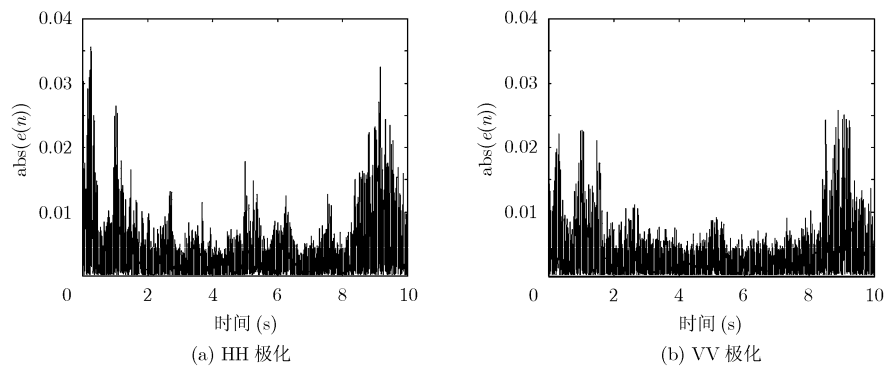


图 4 存在目标情况下模型的输出误差

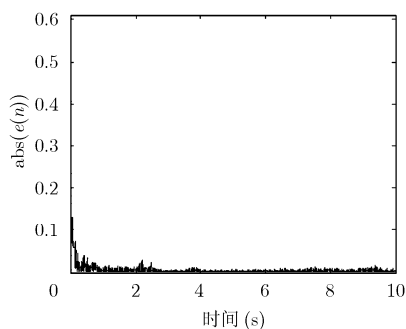


图 5 不存在目标时模型的输出误差

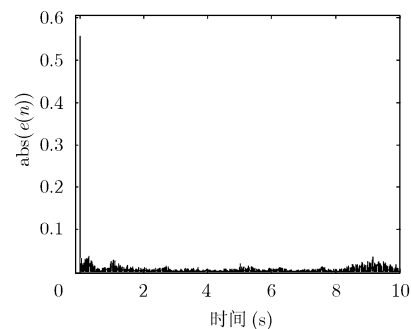


图 6 存在目标时模型的输出误差

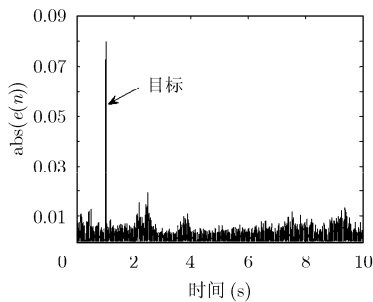
标出现时间较短, 其对海杂波的影响程度也较小, 因此, 模型的自适应过程很快便将这种影响降到很低, 与海杂波带来的误差混叠在一起, 无法区分, 从而也就无法判断目标何时离开雷达视野范围。不过, 对雷达信号处理而言, 检测模型对目标的敏感程度更为重要, 而且这种由无法知晓目标何时消失带来的不足也可以由雷达的不断扫描而在一定程度上得到解决。

图 8(a)和 8(b)给出了在海杂波中存在两个目标时模型的输出误差, 可以看到目标均十分明显, 图 8(a)在 1.5 s 处出现的目标所带来的误差较小, 这表明在时间上靠得很近的两个目标连续出现在雷达同一方位同一距离上, 雷达将难以区分。可能原因如下, 一为雷达距离分辨力的影响; 二为目标回波信号起伏的影响; 三为当第一个目标出现时, 模型必然根据误差调整权值向量使其收敛, 若目标靠得比较近, 则模型将会对目标具有一定抑制能力, 最终导致输出误差减小。实际上, 对低速运动的目标而言, 两目标在时间上靠得很近则其在距离上也很近, 以雷达驻留模式为例, 只要二者不是沿雷达径向运动, 其必然在雷达视野内按先后顺序出现, 从此角度分析, 并不是距离分辨力导致两目标无法区分的, 另外, 对多组海杂波数据进行同样的运算, 可得到类似的结果, 这说明目标起伏的影响也并非主要原因。综上所述可知, 在时间上靠得很近的两个目标难以区分主要是由模型本身引起的, 模型的自适应性使得在存在多目标时该模型在短时间内对后出现

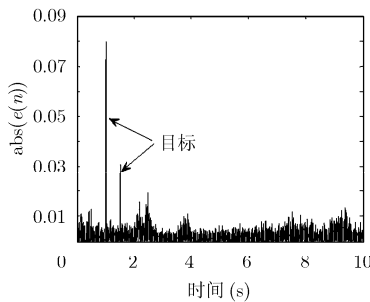
的目标具有一定的抑制能力, 若目标间隔一定的时间出现, 在时间间隔内通过纯海杂波信号的迭代更新 ALC 权值向量, 这种对目标的抑制能力可被降至低水平, 基本不影响后出现的目标引起的输出误差。从仿真结果来看, 在信杂比不太低的情况下, 只要目标间隔 1 s 左右进入雷达同一个扫描方位, 基本都可以区分开。

该检测模型的检测结果与信杂比(SCR)也有较大联系, 图 9-图 11 分别给出了 3 种不同信杂比情况下检测模型的输出误差, 可以看出, 信杂比较高时, 目标所引起的输出误差较大, 很容易区分目标与杂波, 如图 9 所示的 SCR=3 dB 的情况。当 SCR=0 dB 时, 目标淹没在海杂波中基本不可见, 此时该模型仍可较好地地区分海杂波与目标, 但效果明显比高信杂比时差, 考虑到目标本身的起伏及数据自身误差的影响, 此时进行目标检测必然产生虚警。随着信杂比降低, 目标与杂波所引起的输出误差的差异也减小, 当 SCR=-3 dB 时, 目标与杂波引起的误差混叠在一起, 此时若采用固定门限检测, 会产生较高的虚警概率, 导致检测方法失效。

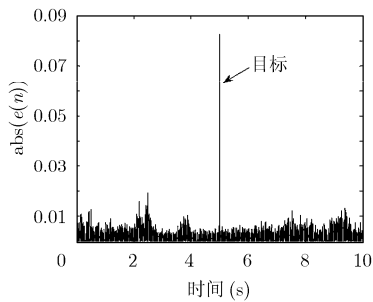
本文采用蒙特卡罗仿真方法对该检测模型的检测性能进行分析。图 12 给出了该检测模型发现概率与信杂比的关系曲线, 仿真中采用实测海杂波, 目标信号由仿真产生, 目标模型设为 Swerling II, 即脉冲间起伏, 幅度服从瑞利分布。虚警概率设为 0.01, 每种信杂比条件下仿真 10^4 次。可以看到, 该模型在信杂比低于 -3 dB 时, 检测概率急剧下降,



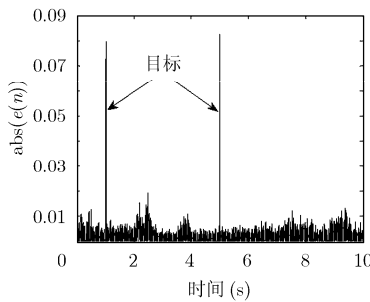
(a) 目标在第 1s 处出现



(a) 目标在第 1s 和第 1.5s 处出现



(b) 目标在第 5s 处出现



(b) 目标在第 1s 和第 5s 处出现

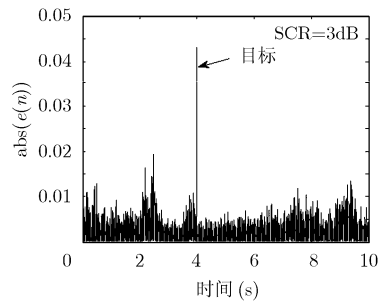


图 9 SCR 为 3 dB 时模型的输出误差

图 7 出现一个目标时模型的输出误差

图 8 出现两个目标时模型的输出误差

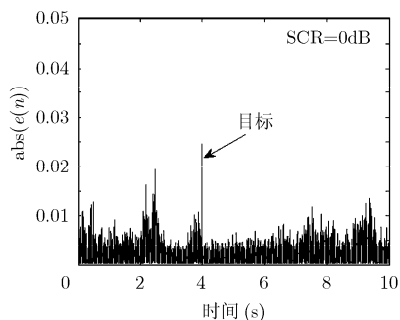


图 10 SCR 为 0 dB 时模型的输出误差

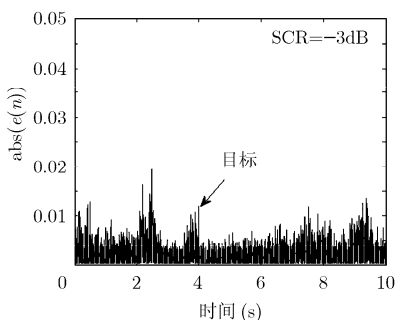


图 11 SCR 为 -3 dB 时模型的输出误差

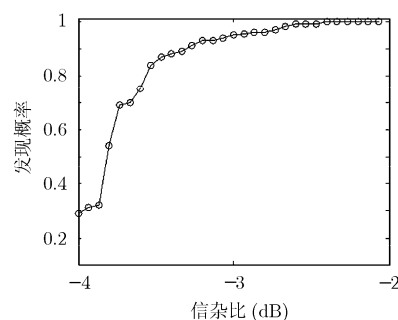


图 12 发现概率与信杂比关系曲线

此时目标与杂波已无法区分，而在信杂比不太低 ($SCR > -3$ dB) 的情况下该检测方法具有较高的检测概率，基本在 70% 以上，可以较准确地检测到目标。从图 12 中可以看出，当信杂比 $SCR=0$ dB 时，检测概率可达到 90%，表现出良好的微弱目标检测能力。

4 结束语

本文将 FB-VSLMS 算法引入到海杂波微弱目标检测中，在所引入算法基础上建立起一个海杂波中的微弱目标检测模型，实现了基于 LMS 算法的检测方法与基于单一分形特征的检测方法的初步结合。最后，基于 X 波段实测海杂波数据，研究了不同极化方式和各模型参数对目标检测模型输出误差的影响，并分析了该模型的检测性能，给出了 SCR 与发现概率曲线，结果表明，该模型具有良好的微弱目标检测性能。

参考文献

- [1] Thayaparan T and Kennedy S. Detection of a manoeuvring air target in sea-clutter using joint time-frequency analysis techniques[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2004, 151(1): 19-30.
- [2] Davidson G and Griffiths H D. Wavelet detection scheme for small targets in sea clutter[J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(19): 1128-1130.
- [3] Leung H, Dubash N, and Xie N. Detection of small objects in clutter using a GA-RBF neural network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 98-118.
- [4] 严颂华, 吴世才, 吴雄斌. 基于神经网络的高频地波雷达目标到达角估计[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(2): 339-342.
- Yan Song-hua, Wu Shi-cai, and Wu Xiong-bin. DOA estimation based on neural network for HFGWR[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(2): 339-342.
- [5] Lin C P, Sano M, and Sayama S, et al. Detection of radar targets embedded in sea ice and sea clutter using fractals, wavelets, and neural networks[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2000, E83-B(9): 1916-1929.
- [6] 田妮莉, 喻莉. 一种基于小波变换和 FIR 神经网络的广域网网络流量预测模型[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(10): 2499-2502.

- Tian Ni-li and Yu Li. A WAN network traffic prediction model based on wavelet transform and FIR neural networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(10): 2499-2502.
- [7] Lo T, Leung H, and Haykin S. Fractal characterization of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets[J]. *IEE Proceedings-F*, 1993, 140(4): 243-250.
- [8] Zhao Min, Fan Yin-hai, and Lv Jin. Chaotic time series gray correlation local forecasting method based on fractal theory[C]. 2007 3rd International Workshop on Signal Design and Its Applications in Communications, 2007: 39-43.
- [9] Lin C P, Sano M, and Sekine M. Detection of radar targets by means of fractal error[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 1997, E80-B(11): 1741-1748.
- [10] 高远. 海杂波特性分析与基于多重分形理论的目标检测方法研究. [硕士学位论文], 西安: 电子科技大学, 2007.
- Gao Yuan. Research on sea clutter characteristic and target detection based on multifractal theory[D]. [MA.dissertation], Xi'an: Xidian University, 2007.
- [11] 陈双平, 郑浩然, 刘金霞, 等. 离散稳恒信号的多重分形谱的计算及其应用[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(5): 1054-1057.
- Chen Shuang-ping, Zheng Hao-ran, and Liu Jin-xia, et al. Computation and applications of multi-fractal to discrete stationary signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(5): 1054-1057.
- [12] Gupta A and Joshi S D. Variable step-size LMS algorithm for fractal signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(4): 1411-1419.
- [13] Gupta A and Joshi S D. Characterization of discrete-time fractional brownian motion[C]. IEEE Annual India Conference, New Delhi, India, 2006: 1-6.
- [14] Drosopoulos A. Description of the OHGR database[R]. Tech. Note No. 94-14, Defence Research Establishment Ottawa, 1994: 1-30.
- [15] Hu Jing, Tung Wen-Wen, and Gao Jian-bo, et al. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2006, 54(1): 136-143.
- [16] Hsieh Chin-Yuan, Fung A K, and Nesti G, et al. A further study of the IEM surface scattering model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(4): 901-908.

刘宁波: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理。

关键: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理、恒虚警目标检测、侦察图像处理等。

张建: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理。